

Arthur Santos Silva

**DESENVOLVIMENTO DE UM MÉTODO PARA AVALIAÇÃO DO  
DESEMPENHO TÉRMICO E ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES  
APLICANDO ANÁLISE DE INCERTEZAS E SENSIBILIDADE**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação  
em Engenharia Civil da Universidade Federal  
de Santa Catarina para obtenção do Grau de  
DOUTOR em Engenharia Civil.

Grande área: Construção Civil.  
Orientador: Enedir Ghisi, PhD.

Florianópolis  
2016

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Silva, Arthur Santos

Desenvolvimento de um método para avaliação do  
desempenho térmico e energético de edificações aplicando  
análise de incertezas e sensibilidade / Arthur Santos  
Silva ; orientador, Eneid Ghisi - Florianópolis, SC, 2016.  
459 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa  
Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em  
Engenharia Civil.

Inclui referências

1. Engenharia Civil. 2. simulação computacional. 3.  
edificações. 4. consumo de energia. 5. desempenho térmico.  
I. Ghisi, Eneid. II. Universidade Federal de Santa  
Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil.  
III. Título.

Arthur Santos Silva

**DESENVOLVIMENTO DE UM MÉTODO PARA AVALIAÇÃO DO  
DESEMPENHO TÉRMICO E ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES  
APLICANDO ANÁLISE DE INCERTEZAS E SENSIBILIDADE**

Esta Tese foi julgada adequada para obtenção do Título de DOUTOR em Engenharia Civil e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, 14 de outubro de 2016

---

Prof. Glicério Trichês, Dr.

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

---

Orientador

Prof. EneDir Ghisi, PhD

Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof. Aldomar Pedrini, PhD

(videoconferência)

Universidade Federal do Rio Grande  
do Norte

---

Prof. Nathan Mendes, Dr.

(videoconferência)

Pontifícia Universidade Católica do  
Paraná

---

Prof. Roberto Lamberts, PhD

Universidade Federal de Santa  
Catarina

---

Prof. Fernando Simon Westphal,  
Dr.

Universidade Federal de Santa  
Catarina

---

Prof. Martin Ordenes Mizgier, Dr.

Universidade Federal de Santa  
Catarina

Dedico este trabalho aos meus  
pais, Ari e Nadir, e à minha  
querida esposa, Laiane.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo dom da vida, pelo seu infinito amor e por sempre conduzir os meus caminhos. Agradeço e louvo a Ele, fonte de toda a sabedoria, por me permitir passar por tantas situações e me mostrar que é possível crescer em fé e em conhecimento, seja qual for o momento, o desafio ou a provação que tenha que passar.

Agradeço à minha esposa, Laiane, e ao meu filho, João Paulo (que está sendo gerado na barriga da mãe), por todos os momentos partilhados durante essa fase de estudo, e também por todo carinho e companheirismo. Foi imprescindível para que mantivesse a perseverança, a paciência e principalmente a alegria durante esse período.

Agradeço aos meus pais, Ari e Nadir, e ao meu irmão, Ary, por me darem suporte nesse momento da minha vida, por sempre me incentivarem a prosseguir nos estudos, e por terem me dado uma educação de valores e virtudes que permitiu que eu seguisse e acreditasse no caminho de pesquisa e docência, sempre buscando ser ético, verdadeiro e prestativo, ajudando quem precisa ser instruído e aconselhado sem esperar nada em troca.

Agradeço ao meu orientador, professor Enedir Ghisi, por todo o seu trabalho, dedicação e paciência ao longo da fase de doutorado. Todas as conversas, as reuniões sobre os projetos de pesquisa, as publicações em coautoria, as correções e encaminhamentos dos artigos e da tese ajudaram e permitiram a conclusão deste trabalho. Agradeço à banca de avaliação desta tese, composta pelos professores Aldomar Pedrini, Nathan Mendes, Roberto Lamberts, Fernando S. Westphal e Martin O. Mizgier, pelas valiosas contribuições.

Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da UFSC (da gestão de 2012 a 2016) pela organização e gestão exemplares, e por estarem prontamente disponíveis para resolver questões de bolsa de estudos, matrícula, disciplinas e demais burocracias. Também agradeço ao CNPq e à CAPES pela bolsa de estudos que permitiu a realização e conclusão do doutorado.

Agradeço aos colegas de pesquisa que participaram do Projeto FINEP, por todo o esforço nas mais diversas etapas do projeto até a sua conclusão. Também agradeço aos colegas do Laboratório de Eficiência Energética em Edificações (LabEEE) da UFSC, do qual fiz parte durante o período do doutorado. Cada um possui uma pesquisa única e todos sempre trabalharam com dedicação para contribuir com a literatura científica em suas

áreas de atuação. Isso foi motivador e sempre renovou a minha vontade de pesquisar e contribuir com a ciência da mesma forma.

Por fim, agradeço a todos os colegas do Grupo de Oração Universitário (GOU) e também da Pastoral Universitária da UFSC, pela amizade, companheirismo e por propiciarem uma vivência em comunidade e em família, mesmo estando todos longe de suas cidades natais. Cada um também estuda ou pesquisa em uma área do conhecimento diferente, e todos me fizeram reafirmar que “*a fé e a razão constituem como que as duas asas pelas quais o espírito humano se eleva para a contemplação da verdade [...]*”<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Carta encíclica *Fides et ratio*. Papa São João Paulo II, 14 de setembro de 1998.

*“Conhecer não é um ato apenas material, porque o conhecido esconde sempre algo que está para além do dado empírico. Todo o nosso conhecimento, mesmo o mais simples, é sempre um pequeno prodígio, porque nunca se explica completamente com os instrumentos materiais que utilizamos. Em cada verdade, há sempre mais do que nós mesmos teríamos esperado [...]”*

*(Papa Bento XVI, Caritas in Veritate)*



## RESUMO

A literatura mostra que a melhoria do desempenho térmico e energético das edificações é um tema de pesquisa recorrente e que está alinhado com as mais importantes problemáticas globais de redução da taxa de crescimento do consumo de energia e de emissão de poluentes atmosféricos. Na área do ambiente construído, a simulação computacional de edificações é uma ferramenta importante e necessária para a realização de estudos de avaliação, entendimento e aperfeiçoamento do desempenho térmico e energético de edificações em projeto ou existentes. Nesse sentido, percebe-se que o desempenho das edificações é dependente de múltiplos critérios, muitas vezes conflitantes (*e.g.* consumo de energia, custos, impactos ambientais, conforto térmico, acústico e visual, etc.), e o ato de se estimar cada um desses critérios por meio de formulações matemáticas implica na consideração de incertezas em diferentes fontes. Por isso, o objetivo deste trabalho foi desenvolver um método de avaliação do desempenho térmico e energético de edificações aplicando análise de incertezas e sensibilidade, considerando múltiplos critérios e diferentes fontes de incertezas. O método contemplou procedimentos de experimentos computacionais, como a amostragem aleatória, funções de densidade de probabilidade, aderência e convergência, análise de sensibilidade local e global, análise de incertezas e tomada de decisão multicritério. A maior parte dos procedimentos foi elaborada em linguagem de programação R. O método foi aplicado em um estudo de caso de simulação computacional de uma edificação residencial no programa EnergyPlus™ v8.5 considerando o clima de Florianópolis, para três finalidades: determinar alternativas de desempenho, analisar diferentes fontes de incertezas e aperfeiçoar o desempenho do modelo. Foram considerados critérios de consumo de energia e desconforto térmico (ambos para aquecimento ou resfriamento). A determinação de alternativas de desempenho considerou a análise de sensibilidade local e global de variáveis de projeto com o método dos efeitos elementares de Morris, além de análise de incertezas com o método de Monte Carlo, amostragem com Hipercubo Latino, e criação de modelos com base nas probabilidades de ocorrência acumuladas. Seis modelos de alternativas de desempenho foram gerados e analisados nas fontes de incerteza de algoritmos, de modelagem, físicas e operacionais, por meio de métodos locais e globais (baseados na variância, como o projeto de experimento fatorial e o método de Sobol'). Por fim, o aperfeiçoamento de desempenho foi realizado considerando uma abordagem probabilística na qual estiveram envolvidos os diferentes critérios e modelos

de desempenho, as amplitudes de incertezas nas fontes analisadas, e diferentes cenários de preferência de tomada de decisão com o Processo Analítico Hierárquico (AHP). Utilizou-se a Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal (TOPSIS) para encontrar o melhor modelo de desempenho global. Os resultados confirmaram a eficácia do método em alcançar as finalidades descritas. O estudo de caso permitiu descobrir variáveis de projeto influentes no modelo, como as transmitâncias térmicas das paredes e cobertura, as taxas de infiltração de ar nas janelas e absorvências solares. Da mesma forma, verificou-se que em cada fonte de incerteza há poucas variáveis realmente influentes, como os algoritmos de convecção externa (na fonte de algoritmos), o modelo de cálculo da temperatura do solo (na fonte de modelagem) e as temperaturas de *set point* do ar-condicionado (na fonte operacional). No caso das incertezas físicas, diferentes variáveis foram importantes, como as taxas de infiltração de ar, fração de ventilação das aberturas e absorvências solares. O modelo de altas capacidades térmicas (384kJ/m<sup>2</sup>K nas paredes e 218kJ/m<sup>2</sup>K na cobertura), baixas transmitâncias térmicas (1,42W/m<sup>2</sup>K nas paredes e 1,07W/m<sup>2</sup>K na cobertura), baixas absorvências solares (0,29 nas paredes e 0,20 na cobertura) e baixas taxas de infiltração de ar nas janelas (0,006kg/s.m) teve maior probabilidade de ser escolhido como o melhor, com base no método proposto. O método de análise de incertezas e sensibilidade se provou eficaz para o entendimento do modelo de simulação, das suas fontes de incertezas e de suas variáveis mais importantes, além de possibilitar a tomada de decisão para a melhoria do seu desempenho global, representando uma contribuição necessária na área de simulação computacional de edificações.

**Palavras-chave:** simulação computacional, edificações, consumo de energia, desempenho térmico, análise de sensibilidade, análise de incertezas, tomada de decisão.

## ABSTRACT

The literature shows that the improvement of the thermal and energy performance of buildings is a recurrent subject of research and is aligned with the most important global issues of reducing the growth rate of energy consumption and the emission of air pollutants. In the field of built environment, the computer simulation of buildings is an important and necessary tool for conducting assessment studies, learning about and improving the thermal and energy performance of actual buildings or during design. Thus, it is clear that the building performance depends on multiple criteria often conflicting (energy consumption; costs; environmental impact; thermal; acoustic and visual comfort; etc.); and the act of estimating each criterion through mathematical formulations involves the consideration of uncertainties in different sources. Therefore, the objective of this study was to develop a method for thermal and energy performance evaluation of buildings by using sensitivity and uncertainty analyses, considering multiple criteria and different sources of uncertainty. The method included different procedures of computational experiments, such as random sampling, probability density functions, adherence and convergence, local and global sensitivity analyses, uncertainty analysis and multi-criteria decision making. Most of the procedures were developed in R programming language. The method was applied to a case study of computer simulation of a residential building using the EnergyPlus™ v8.5 computer programme considering the climate of Florianópolis for three purposes: to determine performance alternatives, to analyse different sources of uncertainty, and to improve model performance. The energy consumption and thermal discomfort (both for heating or cooling) were considered as performance criteria. The determination of performance alternatives considered local and global sensitivity analyses of design variables using the Morris elementary effects method, uncertainty analysis using the Monte Carlo method, sampling using the Latin Hypercube, and creating models based on the cumulative probabilities. Six performance alternative models were generated and analysed in the sources of uncertainty of algorithms, modelling, physical and operational through local and global methods (based on the variance, such as factorial design of experiments and Sobol' method). Finally, the performance improvement was carried out considering a probabilistic approach that took into account different criteria and performance models, the amplitudes of uncertainty in the sources analysed, and different decision-making preference scenarios using the Analytical Hierarchy Process (AHP). The Technique for

Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) was used to find the best overall performance model. The results confirmed the effectiveness of the method in achieving the purposes described. The case study allowed to find influential design variables in the model, such as the thermal transmittance of walls and roof, air infiltration rates in the windows, and solar absorptances. Likewise, it was found that in each source of uncertainty there were few really influential variables such as the external convection algorithms (in the source of algorithms), the calculation model of ground temperature (in the source of modelling) and set point temperatures for air-conditioning (in the operational source). As for the physical source of uncertainty, different variables were important, such as the air infiltration rates, fraction of ventilation of the openings and solar absorptances. The model with high thermal capacity ( $384\text{kJ/m}^2\text{K}$  in the walls and  $218\text{kJ/m}^2\text{K}$  in the roof), low thermal transmittances ( $1,42\text{W/m}^2\text{K}$  in the walls and  $1,07\text{W/m}^2\text{K}$  in the roof), low solar absorptances ( $0,29$  in the walls and  $0,20$  in the roof) and low infiltration rates ( $0,006\text{kg/s.m}$ ) was more likely to be chosen as the best, based on the method proposed herein. The uncertainty and sensitivity analysis method has proven effective for understanding the simulation model, the uncertainty sources and the most important variables, besides enabling the decision-making for improving its global performance, which represents a necessary contribution to the area of computer simulation of buildings.

**Keywords:** computer simulation; buildings; energy consumption; thermal performance; sensitivity analysis; uncertainty analysis; decision-making.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Crescimento do consumo final de energia global ao longo dos anos e a fração devida às edificações residenciais, comerciais e públicas. ....	39
Figura 2 – Dimensões da incerteza. ....	77
Figura 3 – Subdivisões da dimensão ‘local’ da incerteza. ....	78
Figura 4 – Subdivisões da dimensão ‘nível’ de incerteza. ....	80
Figura 5 – Dispersão entre duas variáveis $x_1$ e $x_2$ por meio de quatro métodos de amostragem aleatória, considerando distribuição uniforme entre $\{0,1\}$ .84	
Figura 6 – Histogramas de frequência absoluta de duas variáveis $x_1$ e $x_2$ por meio de quatro métodos de amostragem aleatória, considerando distribuição uniforme entre $\{0,1\}$ . ....	85
Figura 7 – Distribuições de probabilidades utilizadas nas variáveis de entrada; os parâmetros são apenas exemplos. ....	86
Figura 8 – Exemplos de funções de densidade de probabilidade (normal, lognormal, logístico e gama), definidas pelo histograma de frequências absolutas e pelo gráfico de probabilidade acumulada com intervalo de 95% de confiabilidade (continua). ....	91
Figura 9 – Exemplo de convergência de amostras aleatórias, para uma distribuição normal de média 10 e desvio padrão 1, com tamanho 1000. É mostrada a distribuição $Y$ e a média móvel após cada observação $i$ . ....	94
Figura 10 – Fluxograma do desenvolvimento do método. ....	101
Figura 11 – Representação do modelo de simulação do experimento de comparação entre métodos de análise de sensibilidade. ....	104
Figura 12 – Rotinas de ocupação, uso de equipamentos e iluminação do experimento de comparação entre métodos de análise de sensibilidade...	104
Figura 13 – Relação entre a diferença de temperatura e a velocidade do vento com a taxa de ventilação noturna, para $I0$ igual a $10 \text{ h}^{-1}$ para o experimento de comparação entre métodos de análise de sensibilidade. ....	105
Figura 14 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com aquecimento na fonte de incerteza projetual. ....	109
Figura 15 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com resfriamento na fonte de incerteza projetual. ....	110
Figura 16 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima de energia com aquecimento na fonte de incerteza projetual. ....	111

Figura 17 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima de energia com resfriamento na fonte de incerteza projetual. ....	112
Figura 18 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com aquecimento na fonte de incerteza física e operacional. ....	125
Figura 19 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com resfriamento na fonte de incerteza física e operacional. ....	126
Figura 20 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima com aquecimento na fonte de incerteza física e operacional. ....	127
Figura 21 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima com resfriamento na fonte de incerteza física e operacional. ....	128
Figura 22 – Legenda para os fluxogramas dos procedimentos. ....	143
Figura 23 – Procedimento: Configurar um experimento numérico. ....	144
Figura 24 – Procedimento: Realizar simulações paramétricas. ....	145
Figura 25 – Procedimento: Análise de sensibilidade Local. ....	146
Figura 26 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método de Morris. ....	148
Figura 27 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método do projeto de experimento fatorial. ....	149
Figura 28 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método de Sobol’ (2010). ....	150
Figura 29 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método de Monte Carlo. ....	151
Figura 30 – Procedimento: Análise de incertezas – geral. ....	152
Figura 31 – Processos da finalidade: determinar alternativas de desempenho. ....	157
Figura 32 – Processos da finalidade: analisar diferentes fontes de incertezas. ....	158
Figura 33 – Processos da finalidade: aperfeiçoar o desempenho do modelo. ....	160
Figura 34 – Planta-baixa do modelo de referência da habitação de interesse social utilizada no estudo de caso. ....	163
Figura 35 – Rotinas de uso de equipamentos e iluminação do modelo de referência, em termos de fração de uso em cada ambiente. ....	165

Figura 36 – Rotinas de ocupação do modelo de referência, para (a) verão para dia de semana, sábado e domingo em cada ambiente. ....	167
Figura 37 – Rotinas de ocupação do modelo de referência, para (b) inverno para dia de semana, sábado e domingo em cada ambiente. ....	168
Figura 38 – Variáveis climáticas de Florianópolis-SC. ....	169
Figura 39 – Histograma de frequência absoluta para variáveis climáticas de Florianópolis. ....	171
Figura 40 – Temperatura operativa horária em função da temperatura média mensal prevalecente conforme equações do modelo adaptativo da <i>Standard 55</i> . ....	172
Figura 41 – Temperaturas limites de conforto térmico adaptativo ao longo das horas do ano para o clima de Florianópolis, com a exibição da temperatura de bulbo seco horária e média diária. ....	173
Figura 42 – Exemplo do <i>timestep</i> igual a quatro em uma saída qualquer durante uma hora (das 7h às 8h). ....	190
Figura 43 – Opções para a simulação de dias típicos de verão na fonte de incerteza de modelagem. ....	198
Figura 44 – Opções para a simulação de dias típicos de inverno na fonte de incerteza de modelagem. ....	199
Figura 45 – Esquema para a seleção dos limites para a criação de uma amostra de combinações de valores. ....	227
Figura 46 – Histograma de frequência da temperatura de bulbo seco externa e temperatura operativa dos ambientes do modelo de referência. ....	230
Figura 47 – Histograma de frequência da renovação de ar (ventilação natural) dos ambientes do modelo de referência. ....	231
Figura 48 – Histograma de consumo de energia horário com aquecimento dos ambientes do modelo de referência. ....	231
Figura 49 – Histograma de consumo de energia horário com resfriamento dos ambientes do modelo de referência. ....	232
Figura 50 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Dormitório 1 – Q1). ....	234
Figura 51 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Dormitório 1 – Q1). ....	235
Figura 52 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Dormitório 2 – Q2). ....	236
Figura 53 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Dormitório 2 – Q2). ....	237
Figura 54 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Dormitório 3 – Q3). ....	238

Figura 55 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Dormitório 3 – Q3). .....	239
Figura 56 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Sala - SL). .....	240
Figura 57 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Sala - SL). .....	241
Figura 58 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2. ....	245
Figura 59 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2. ....	246
Figura 60 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2. ....	247
Figura 61 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2. ....	248
Figura 62 – Dispersão do consumo de energia com aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2. ...	249
Figura 63 – Dispersão do consumo de energia com aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2. ...	250
Figura 64 – Dispersão do consumo de energia com resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2. ....	251
Figura 65 – Dispersão do consumo de energia com resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2. ....	252
Figura 66 – Médias ( $\mu$ e $\mu^*$ ) e desvio padrão ( $\sigma$ ) para os graus-hora de aquecimento e resfriamento conforme análise de sensibilidade global de Morris na fonte de incerteza projetual. ....	256
Figura 67 – Médias ( $\mu$ e $\mu^*$ ) e desvio padrão ( $\sigma$ ) para o consumo de energia com aquecimento e resfriamento conforme análise de sensibilidade global de Morris na fonte de incerteza projetual. ....	257
Figura 68 – Histograma de frequência absoluta para as variáveis dependentes de graus-hora de aquecimento (GHA) e resfriamento (GHR), e consumo de energia com aquecimento (CA), resfriamento (CR) e totais (GHt e Ct) na análise de incertezas da fonte projetual. ....	260
Figura 69 – Histograma e intervalo de confiança normal e não paramétrico para o Indicador Equivalente Ieq, com 90% de confiabilidade na análise de incertezas da fonte projetual. ....	261
Figura 70 – Média móvel das simulações para as variáveis dependentes de indicadores de graus-hora de aquecimento, resfriamento e equivalente na análise de incertezas da fonte projetual. ....	263

Figura 71 – Média móvel das simulações para as variáveis dependentes de consumos de energia com aquecimento, resfriamento e total na análise de incertezas da fonte projetual. ....	263
Figura 72 – Frequência acumulada relativa do indicador equivalente ( $I_{eq}$ ) e alternativas de desempenho. ....	265
Figura 73 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos. ....	272
Figura 74 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos. ....	273
Figura 75 – Dispersão do consumo de energia com aquecimento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos. ....	274
Figura 76 – Dispersão do consumo de energia com resfriamento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos. ....	275
Figura 77 – Dispersão do Índice Equivalente ( $I_{eq}^*$ ) para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos. ....	276
Figura 78 – Histograma de frequência absoluta de ocorrência para as variáveis dependentes em cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de algoritmos. ....	280
Figura 79 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem. ....	285
Figura 80 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem. ....	286
Figura 81 – Dispersão consumo de energia com aquecimento para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem. ....	287
Figura 82 – Dispersão consumo de energia com resfriamento para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem. ....	288
Figura 83 – Dispersão consumo do Índice Equivalente ( $I_{eq}^*$ ) para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem. ....	289
Figura 84 – Intervalo de confiança (mínimo e máximo absolutos) para as variáveis dependentes em cada modelo na fonte de incerteza de modelagem. ....	292
Figura 85 – Histograma de frequência absoluta de ocorrência para as variáveis dependentes em cada modelo de alternativa de desempenho na fonte de incerteza física. ....	302
Figura 86 – Dispersão do Índice Equivalente $I_{eq}^*$ na fonte de incerteza local operacional – Parte 1 de 2. ....	307

Figura 87 – Dispersão do Índice Equivalente Ieq* na fonte de incerteza local operacional – Parte 2 de 2. ....	308
Figura 88 – Histograma de frequência absoluta de ocorrência para as variáveis dependentes em cada modelo de alternativa de desempenho na análise global da fonte de incerteza operacional. ....	314
Figura 89 – Amplitude da fonte de incerteza de algoritmos com 90% de confiabilidade, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual. ....	320
Figura 90 – Amplitude da fonte de incerteza de modelagem, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual. ....	321
Figura 91 – Amplitude da fonte de incerteza física com 90% de confiabilidade, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual. ....	322
Figura 92 – Amplitude da fonte de incerteza operacional com 90% de confiabilidade, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual. ....	323
Figura 93 – Ano e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “ <i>sensitivity analysis and uncertainty analysis</i> ”. ....	350
Figura 94 – Área e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “ <i>sensitivity analysis and uncertainty analysis</i> ”. ....	350
Figura 95 – País e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “ <i>sensitivity analysis and uncertainty analysis</i> ”. ....	351
Figura 96 – Fonte e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “ <i>sensitivity analysis and uncertainty analysis</i> ”. ....	351
Figura 97 – Palavras-chave e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “ <i>sensitivity analysis and uncertainty analysis</i> ”. ....	352
Figura 98 – Autores e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “ <i>sensitivity analysis and uncertainty analysis</i> ”. ....	353
Figura 99 – Afiliação e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “ <i>sensitivity analysis and uncertainty analysis</i> ”. ....	354
Figura 100 – Rotina de ocupação na cozinha no verão, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. ....	405
Figura 101 – Rotina de ocupação na sala no verão, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. ....	406

Figura 102 – Rotina de ocupação nos dormitórios no verão, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.....	407
Figura 103 – Rotina de ocupação na cozinha no inverno, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.....	408
Figura 104 – Rotina de ocupação na sala no inverno, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.....	409
Figura 105 – Rotina de ocupação nos dormitórios no inverno, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.....	410
Figura 106 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na cozinha no verão, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. .	411
Figura 107 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na sala no verão, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. .	411
Figura 108 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) nos dormitórios no verão, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. ....	412
Figura 109 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na cozinha no inverno, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. .	412
Figura 110 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na sala no inverno, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. .	413
Figura 111 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) nos dormitórios no inverno, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.....	413
Figura 112 – Rotina de uso de equipamentos em termos de fração de potência, para o ano todo em cada ambiente da edificação.....	417

Figura 113 – Potência média instalada para cada ambiente, relacionada às rotinas de uso, para o ano todo com o intervalo de confiança de <i>Student</i> com 90% de confiabilidade, em limite inferior (LI), limite superior (LS) e média. ....	417
Figura 114 – Rotina de uso da iluminação em cada ambiente, em termos de fração de potência com o intervalo de confiança não paramétrico com 80% de confiabilidade, em limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana. ....	418
Figura 115 – Rotina de uso da iluminação em cada ambiente, em termos de fração de potência com o intervalo de confiança de <i>Student</i> com 90% de confiabilidade, em limite inferior (LI), limite superior (LS) e média. ....	418
Figura 116 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR). .	422
Figura 117 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) na demanda máxima como aquecimento e resfriamento (CAMáx e CRMáx). ....	423
Figura 118 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(2) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR). .	424
Figura 119 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(2) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) na demanda máxima como aquecimento e resfriamento (CAMáx e CRMáx). ....	425
Figura 120 – Dispersão das dez variáveis mais influentes com os índices SRC e PCC no consumo de energia com aquecimento na análise de sensibilidade projetual. ....	426
Figura 121 – Dispersão das dez variáveis mais influentes com os índices SRC e PCC no consumo de energia com resfriamento na análise de sensibilidade projetual. ....	427
Figura 122 – Análise de sensibilidade com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) para as variáveis de entrada no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR) na fonte de incerteza física e operacional. ....	432
Figura 123 – Análise de sensibilidade com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) para as variáveis de entrada na demanda máxima com aquecimento e resfriamento (CAMáx e CRMáx) na fonte de incerteza física e operacional. ....	433

Figura 124 – Análise de sensibilidade com o método de Morris(2) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) para as variáveis de entrada no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR) na fonte de incerteza física e operacional.....	435
Figura 125 – Análise de sensibilidade com o método de Morris(2) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ , $\mu^*$ e $\sigma$ ) para as variáveis de entrada na demanda máxima com aquecimento e resfriamento (CA <sub>máx</sub> e CR <sub>máx</sub> ) na fonte de incerteza física e operacional.....	436
Figura 126 – Gráficos de dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com aquecimento com a amostragem pelo Hipercubo Latino na fonte de incerteza física e operacional. ....	438
Figura 127 – Gráficos de dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com resfriamento com a amostragem pelo Hipercubo Latino na fonte de incerteza física e operacional. ....	439
Figura 128 – Dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com aquecimento com a amostragem de Sobol’ na fonte de incerteza física e operacional.....	443
Figura 129 – Dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com resfriamento com a amostragem de Sobol’ na fonte de incerteza física e operacional. ....	444
Figura 130 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de algoritmos – Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9).....	452
Figura 131 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de algoritmos – Parte 2 de 2 (cenários de preferência 10 a 17).....	453
Figura 132 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de modelagem – Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9).....	454
Figura 133 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de modelagem – Parte 2 de 2 (cenários de preferência 10 a 17).....	455

Figura 134 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza física– Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9).....	456
Figura 135 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza física – Parte 2 de 2 (cenários de preferência 10 a 17).....	457
Figura 136 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza operacional – Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9). .....	458
Figura 137 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza operacional – Parte 2 de 2 (cenários de preferência 10 a 17). .....	459

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Variáveis independentes de incertezas projetuais na comparação de métodos de análise de sensibilidade.....	106
Tabela 2 – Variáveis independentes de incertezas físicas e operacionais na comparação de métodos de análise de sensibilidade (continua). .....	121
Tabela 3 – Informações gerais das variáveis operacionais do modelo de referência. ....	166
Tabela 4 – Algumas estatísticas descritivas para a temperatura de bulbo seco, umidade relativa e irradiação solar global de Florianópolis. ....	170
Tabela 5 – Temperatura de bulbo seco média mensal de Florianópolis-SC, e temperaturas limite inferior e superior de conforto térmico adaptativo com o método da <i>Standard 55</i> . ....	173
Tabela 6 – Propriedades térmicas de componentes de paredes, cobertura e piso para a definição de valores limites inferior e superior. ....	180
Tabela 7 – Variáveis de entrada da Etapa 1 para a análise de sensibilidade local da fonte de incertezas projetuais. ....	182
Tabela 8 – Variáveis de entrada da Etapa 1 para a análise de sensibilidade global com o método de Morris da fonte de incertezas projetuais.....	184
Tabela 9 – Informações das variáveis independentes comuns a todos os modelos na fonte de incerteza física local e global (continua). ....	206
Tabela 10 – Informações das variáveis independentes do modelo 1 na fonte de incerteza física local e global. ....	208
Tabela 11 – Informações das variáveis independentes do modelo 2 na fonte de incerteza física local e global. ....	209
Tabela 12 – Informações das variáveis independentes do modelo 3 na fonte de incerteza física local e global. ....	210
Tabela 13 – Informações das variáveis independentes do modelo 4 na fonte de incerteza física local e global. ....	211
Tabela 14 – Informações das variáveis independentes do modelo 5 na fonte de incerteza física local e global (continua).....	212
Tabela 15 – Informações das variáveis independentes do modelo 6 na fonte de incerteza física local e global (continua).....	213
Tabela 16 – Variáveis consideradas na análise local na fonte de incerteza operacional (continua). ....	217
Tabela 17 – Variáveis consideradas na análise global na fonte de incerteza operacional (continua). ....	221
Tabela 18 – Vetores de preferência para cada cenário de tomada de decisão com base no método AHP. ....	225

Tabela 19 – Variáveis dependentes oriundas da simulação do modelo de referência.....	233
Tabela 20 – Índices locais de sensibilidade para cada variável independente em cada variável dependente na fonte de incerteza projetual. ....	253
Tabela 21 – Medida da média $\mu^*$ de sensibilidade global para as variáveis independentes em todas as variáveis dependentes conforme análise de sensibilidade global de Morris na fonte de incerteza projetual. ....	259
Tabela 22 – Intervalo de confiança e distribuição de probabilidades para as variáveis dependentes na análise de incertezas da fonte projetual. ....	262
Tabela 23 – Posição que atingiu a convergência em cada variável dependente, para diferentes valores de coeficiente admissível na análise de incertezas da fonte projetual. ....	264
Tabela 24 – Alternativas de desempenho escolhidas em valores hipotéticos obtidos com a simulação e verificação das probabilidades de ocorrência. ....	266
Tabela 25 – Propriedades térmicas de componentes construtivos para as alternativas de desempenho.....	267
Tabela 26 – Valores reais das variáveis independentes escolhidas para as alternativas de desempenho.....	268
Tabela 27 – Índice de sensibilidade local em cada variável dependente e modelo de desempenho, na análise local da fonte de incerteza de algoritmos. ....	277
Tabela 28 – Valor-F (normalizado em cada variável dependente) de todos os termos da análise de sensibilidade global fonte de incerteza de algoritmos. ....	281
Tabela 29 – Valor-F (normalizado em cada variável dependente) de todos os termos e modelos de desempenho da análise de sensibilidade global fonte de incerteza de algoritmos. ....	282
Tabela 30 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa para cada modelo e variável dependente na análise global da fonte de incerteza de algoritmos.....	283
Tabela 31 – Índice de sensibilidade local das variáveis de modelagem em cada variável dependente e modelo de desempenho. ....	290
Tabela 32 – Amplitude de incerteza em cada modelo e variável dependente na fonte de incerteza de modelagem. ....	291
Tabela 33 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa para cada modelo e variável dependente na análise de incerteza local de modelagem. ....	293

Tabela 34 – Índice de sensibilidade local das vinte variáveis mais influentes em cada variável dependente na análise de sensibilidade local da fonte de incertezas físicas – Modelos 1 e 2. ....	295
Tabela 35 – Índice de sensibilidade local das vinte variáveis mais influentes em cada variável dependente na análise de sensibilidade local da fonte de incertezas físicas – Modelos 3 e 4. ....	296
Tabela 36 – Índice de sensibilidade local das vinte variáveis mais influentes em cada variável dependente na análise de sensibilidade local da fonte de incertezas físicas – Modelos 5 e 6. ....	296
Tabela 37 – Índice de sensibilidade total de Sobol’ (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza física – Modelos 1 e 2. ....	299
Tabela 38 – Índice de sensibilidade total de Sobol’ (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza física – Modelos 3 e 4. ....	299
Tabela 39 – Índice de sensibilidade total de Sobol’ (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza física – Modelos 5 e 6. ....	300
Tabela 40 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa (com 90% de confiabilidade) para cada modelo e variável dependente na análise global da fonte de incerteza física. ....	301
Tabela 41 – Índice de sensibilidade local em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 1 e 2. ....	304
Tabela 42 – Índice de sensibilidade local em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 3 e 4. ....	305
Tabela 43 – Índice de sensibilidade local em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 5 e 6. ....	306
Tabela 44 – Índice de sensibilidade total de Sobol’ (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 1 e 2. ....	310
Tabela 45 – Índice de sensibilidade total de Sobol’ (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 3 e 4. ....	311
Tabela 46 – Índice de sensibilidade total de Sobol’ (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 5 e 6. ....	313
Tabela 47 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa (com 90% de confiabilidade) para cada modelo e variável dependente na análise global da fonte de incerteza operacional. ....	315
Tabela 48 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza de algoritmos. ....	325
Tabela 49 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza de modelagem. ....	325

Tabela 50 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza física.....	326
Tabela 51 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza operacional.....	327
Tabela 52 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise probabilística em todas as fontes de incertezas.....	328
Tabela 53 – Tipos de análises realizadas pelos artigos do portfólio bibliográfico.....	359
Tabela 54 – Programas de simulação utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.....	360
Tabela 55 – Métodos de experimento numérico utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.....	361
Tabela 56 – Índices de sensibilidade utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.....	362
Tabela 57 – Ferramentas auxiliares utilizadas nos artigos do portfólio bibliográfico.....	363
Tabela 58 – Tipos de edificação utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.....	363
Tabela 59 – Critérios de desempenho utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.....	364
Tabela 60 – Variáveis de entrada dos experimentos utilizadas nos artigos do portfólio bibliográfico.....	365
Tabela 61 – Fração de uso e consumo de energia elétrica para os equipamentos para cada ambiente das habitações e para cada horário do dia.....	419
Tabela 62 – Fração de uso e consumo de energia elétrica para a iluminação para cada ambiente das habitações e para cada horário do dia.....	420
Tabela 63 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de consumo de energia com aquecimento (CA) e com resfriamento (CR).....	428
Tabela 64 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de demanda máxima de energia com aquecimento (CA <sub>máx</sub> ) e com resfriamento (CR <sub>máx</sub> ).....	428
Tabela 65 – Índice de sensibilidade de valor-F dos efeitos de primeira ordem e dos efeitos de segunda ordem mais significativos, para todas as variáveis dependentes.....	429

Tabela 66 – Índices de primeira ordem do método de Sobol’(2008) para todas as variáveis dependentes na análise de sensibilidade das variáveis projetuais. ....	430
Tabela 67 – Índices de primeira ordem do método de Sobol’(2010) para todas as variáveis dependentes na análise de sensibilidade das variáveis projetuais. ....	430
Tabela 68 – Índices de totais de sensibilidade do método de Sobol’(2010) para todas as variáveis dependentes na análise de sensibilidade das variáveis projetuais. ....	431
Tabela 69 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de consumo de energia com aquecimento (CA) e com resfriamento (CR) com amostragem pelo Hipercubo Latino na fonte de incerteza física e operacional. ....	440
Tabela 70 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de demanda máxima com aquecimento (CA <sub>máx</sub> ) e com resfriamento (CR <sub>máx</sub> ) com amostragem pelo Hipercubo Latino na fonte de incerteza física e operacional. ....	441
Tabela 71 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de consumo de energia com aquecimento (CA) e com resfriamento (CR) com amostragem de Sobol’ na fonte de incerteza física e operacional. ....	445
Tabela 72 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de demanda máxima com aquecimento (CA <sub>máx</sub> ) e com resfriamento (CR <sub>máx</sub> ) com amostragem de Sobol’ na fonte de incerteza física e operacional. ....	446
Tabela 73 – Índices totais de sensibilidade St do método eFAST para as variáveis dependentes de consumo de energia e demanda máxima na fonte de incerteza física e operacional. ....	447
Tabela 74 – Índices de primeira ordem Si do método Sobol’(2008) para as variáveis dependentes de consumo de energia e demanda máxima na fonte de incerteza física e operacional. ....	449
Tabela 75 – Índices totais de sensibilidade St do método Sobol’(2010) para as variáveis dependentes de consumo de energia e demanda máxima na fonte de incerteza física e operacional. ....	450

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Distribuições de probabilidades utilizadas para teste de aderência nas variáveis de saída.....	88
Quadro 2 - Métodos de análise de sensibilidade comparados.....	102
Quadro 3 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.....	114
Quadro 4 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.....	115
Quadro 5 – Classificação das dez variáveis mais influentes na carga térmica de pico para aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.....	116
Quadro 6 – Classificação das dez variáveis mais influentes na carga térmica de pico para resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.....	117
Quadro 7 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).....	130
Quadro 8 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).....	131
Quadro 9 – Classificação das dez variáveis mais influentes na demanda máxima com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).....	132
Quadro 10 – Classificação das dez variáveis mais influentes na demanda máxima com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).....	133
Quadro 11 – Estrutura do método desenvolvido.....	135
Quadro 12 – Funções do R utilizadas para o desenvolvimento do método.....	140
Quadro 13 – <i>Scripts</i> em linguagem R desenvolvidos para os procedimentos do método desenvolvido.....	142
Quadro 14 – Escala de importância para atribuição da importância dos critérios de desempenho do método AHP.....	153
Quadro 15 – Configurações gerais das simulações computacionais no programa <i>EnergyPlus</i> <sup>TM</sup> para todas as simulações do modelo de referência.....	164

Quadro 16 – Indicadores de desempenho da edificação utilizados no estudo de caso. ....	177
Quadro 17 – Resumo da análise de sensibilidade local da fonte de incertezas projetuais. ....	183
Quadro 18 – Resumo da análise de sensibilidade global da fonte de incertezas projetuais. ....	185
Quadro 19 – Resumo da análise de incertezas da fonte de variáveis projetuais. ....	186
Quadro 20 – Variáveis independentes da análise de incertezas de algoritmos. ....	192
Quadro 21 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis de algoritmos. ....	193
Quadro 22 – Resumo da análise de incertezas global na fonte de variáveis de algoritmos. ....	194
Quadro 23 – Variáveis independentes da análise de incerteza de modelagem para todos os modelos de alternativas de desempenho na fonte de incerteza de modelagem. ....	200
Quadro 24 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis de modelagem. ....	201
Quadro 25 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis físicas. ....	204
Quadro 26 – Resumo da análise de incertezas global na fonte de variáveis físicas. ....	205
Quadro 27 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis operacionais. ....	219
Quadro 28 – Resumo da análise de incertezas global na fonte de variáveis operacionais. ....	220
Quadro 29 – Cenários de preferência de tomador de decisão com base no método AHP (continua). ....	223
Quadro 30 – Informações necessárias para a avaliação de tomada de decisão com o método TOPSIS. ....	226
Quadro 31 – Expressão de busca nas bases de dados. ....	355
Quadro 32 – Artigos do portfólio bibliográfico (continua). ....	356
Quadro 33 – Características da análise bibliométrica. ....	358
Quadro 34 – <i>Script {morris. create}</i> em linguagem R. ....	387
Quadro 35 – <i>Script {morris. analyse}</i> em linguagem R (continua). ....	388
Quadro 36 – Exemplo das distribuições de probabilidades consideradas no <i>script {random. create}</i> . ....	390
Quadro 37 – <i>Script {random. create}</i> em linguagem R. ....	391

Quadro 38 – <i>Script {random. analyse}</i> em linguagem R (continua).....	392
Quadro 39 – <i>Script {anova. create}</i> em linguagem R.....	394
Quadro 40 – <i>Script {anova. analyse}</i> em linguagem R (continua).....	395
Quadro 41 – <i>Script {soboljansen. create}</i> em linguagem R. ....	398
Quadro 42 – <i>Script {soboljansen. analyse}</i> em linguagem R (continua). .....	399
Quadro 43 – <i>Script {proc. convergence}</i> em linguagem R (continua)...	401
Quadro 44 – Rotinas anuais de cargas internas e uso e ocupação. ....	414

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	<i>Analytical Hierarchy Process</i> (Processo Analítico Hierárquico, em português)
CA	Consumo de energia com aquecimento
CR	Consumo de energia com resfriamento
CA <sub>máx</sub>	Demanda máxima com aquecimento
CR <sub>máx</sub>	Demanda máxima com resfriamento
eFAST	<i>Extended Fourier Amplitude Sensitivity Test</i> (Teste de Amplitude de Sensibilidade de Fourier Estendido, em português)
FAST	<i>Fourier Amplitude Sensitivity Test</i> (Teste de Amplitude de Sensibilidade de Fourier, em português)
GHA	Graus-hora de aquecimento
GHR	Graus-hora de resfriamento
PCC	<i>Partial Correlation Coefficients</i> (Coeficientes de Correlação Parcial, em português)
PRCC	<i>Partial Rank Correlation Coefficients</i> (Coeficientes de Correlação Parcial Ordenados, em português)
SRC	<i>Standardized Regression Coefficients</i> (Coeficientes de Regressão Padronizados, em português)
SRRC	<i>Standardized Rank Regression Coefficients</i> (Coeficientes de Regressão Padronizados Ordenados, em português)
TOPSIS	<i>Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution</i> (Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal, em português)



## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>39</b>
1.1 JUSTIFICATIVA .....	43
1.2 OBJETIVOS .....	46
1.2.1 <i>Objetivo geral</i> .....	46
1.2.2 <i>Objetivos específicos</i> .....	46
1.3 ESTRUTURA DA TESE .....	47
<b>2 REVISÃO DE LITERATURA .....</b>	<b>49</b>
2.1 ESTUDOS PIONEIROS E DE REFERÊNCIA.....	49
2.2 ANEXO 55 DA INTERNATIONAL ENERGY AGENCY .....	54
2.3 ANÁLISES DE INCERTEZAS .....	56
2.4 ANÁLISES DE SENSIBILIDADE APLICADAS.....	58
2.5 ANÁLISES DE CALIBRAÇÃO.....	66
2.6 ANÁLISES DE TOMADA DE DECISÃO E OTIMIZAÇÃO.....	67
2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE A REVISÃO DE LITERATURA .....	70
<b>3 ABORDAGEM ESTATÍSTICA.....</b>	<b>73</b>
3.1 TERMOS E NOTAÇÕES .....	73
3.2 DEFINIÇÃO DE MODELO .....	74
3.3 ANÁLISE DE INCERTEZAS.....	76
3.3.1 <i>Aspecto teórico da incerteza</i> .....	76
3.3.2 <i>Amostragem de variáveis independentes</i> .....	80
3.3.3 <i>Distribuições de probabilidades das variáveis independentes</i> .....	85
3.3.4 <i>Aderência às distribuições de probabilidades</i> .....	87
3.3.5 <i>Convergência de amostras aleatórias</i> .....	92
3.4 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE .....	95
3.4.1 <i>Abordagens</i> .....	95
3.4.2 <i>Configurações de análise</i> .....	96
3.4.3 <i>Resumo dos métodos de análise de sensibilidade</i> .....	97
3.5 SÍNTESE DA ABORDAGEM ESTATÍSTICA .....	98
<b>4 DESENVOLVIMENTO DO MÉTODO.....</b>	<b>101</b>
4.1 APLICABILIDADE DOS MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE ...	101
4.1.1 <i>Configuração do experimento</i> .....	103
4.1.2 <i>Experimento 1 – Incertezas de variáveis projetuais</i> .....	105
4.1.2.1 <i>Método do Experimento 1</i> .....	106
4.1.2.2 <i>Resultados do Experimento 1</i> .....	107
4.1.3 <i>Experimento 2 – Incertezas físicas e operacionais</i> .....	119

4.1.3.1 Método do Experimento 2 .....	119
4.1.3.2 Resultados do Experimento 2 .....	124
4.1.4 <i>Discussão sobre a etapa de aplicabilidade dos métodos</i> .....	133
4.2 ESTRUTURA DO MÉTODO .....	134
4.2.1 <i>Informações iniciais</i> .....	135
4.2.2 <i>Fontes de Incertezas</i> .....	137
4.3 ROTINAS COMPUTACIONAIS EM LINGUAGEM R .....	139
4.3.1 <i>Funções estatísticas existentes</i> .....	139
4.3.2 <i>Scripts desenvolvidos</i> .....	140
4.4 PROCEDIMENTOS .....	143
4.4.1 <i>Configurar um experimento numérico</i> .....	143
4.4.2 <i>Realizar simulações paramétricas</i> .....	144
4.4.3 <i>Análise de sensibilidade Local</i> .....	145
4.4.4 <i>Análise de sensibilidade de Morris</i> .....	147
4.4.5 <i>Análise de sensibilidade com projeto de experimento</i> .....	148
4.4.6 <i>Análise de sensibilidade com método de Sobol'</i> .....	149
4.4.7 <i>Análise de sensibilidade com o método de Monte Carlo</i> .....	150
4.4.8 <i>Análise de incertezas geral</i> .....	151
4.4.9 <i>Cenários de tomada de decisão</i> .....	152
4.4.10 <i>Tomada de decisão multicritério</i> .....	154
4.5 FINALIDADES .....	155
4.5.1 <i>Determinar alternativas de desempenho</i> .....	156
4.5.2 <i>Analisar diferentes fontes de incertezas</i> .....	157
4.5.3 <i>Aperfeiçoar o desempenho do modelo</i> .....	159
<b>5 ESTUDO DE CASO PARA APLICAÇÃO DO MÉTODO .....</b>	<b>161</b>
5.1 DIMENSÕES DA INCERTEZA .....	161
5.2 MODELO DE REFERÊNCIA .....	162
5.2.1 <i>Parâmetros e configurações computacionais</i> .....	163
5.2.2 <i>Informações operacionais da edificação</i> .....	164
5.3 INFORMAÇÕES SOBRE O CLIMA .....	168
5.4 VARIÁVEIS DEPENDENTES .....	172
5.5 ETAPA 1 – DETERMINAÇÃO DE ALTERNATIVAS DE DESEMPENHO... ..	177
5.5.1 <i>Sensibilidade local</i> .....	181
5.5.2 <i>Sensibilidade global</i> .....	183
5.5.3 <i>Determinação de regiões críticas e alternativas de desempenho</i> .....	185
5.6 ETAPA 2 – ANÁLISE DE FONTES DE INCERTEZAS .....	186
5.6.1 <i>Incerteza de algoritmos</i> .....	186
5.6.1.1. <i>Análise local</i> .....	191

5.6.1.2. Análise global e de incertezas .....	193
5.6.2 <i>Incerteza de modelagem</i> .....	194
5.6.3 <i>Incerteza física</i> .....	201
5.6.3.1. Análise local.....	202
5.6.3.2. Análise global e de incertezas .....	204
5.6.4 <i>Incerteza operacional</i> .....	215
5.6.4.1. Análise local.....	215
5.6.4.2. Análise global e de incertezas .....	219
5.7 ETAPA 3 – APERFEIÇOAMENTO DE DESEMPENHO .....	223
5.7.1 <i>Cenários de tomada de decisão</i> .....	223
5.7.2 <i>Tomada de decisão multicritério</i> .....	225
<b>6 RESULTADOS .....</b>	<b>229</b>
6.1 DESEMPENHO DO MODELO DE REFERÊNCIA .....	229
6.2 ETAPA 1 – DETERMINAÇÃO DE ALTERNATIVAS DE DESEMPENHO ..	242
6.2.1 <i>Análise de sensibilidade local</i> .....	242
6.2.2 <i>Análise de sensibilidade global</i> .....	253
6.2.3 <i>Análise de incertezas</i> .....	259
6.2.4 <i>Alternativas de desempenho</i> .....	264
6.2.5 <i>Discussão</i> .....	268
6.3 ETAPA 2 – ANÁLISE DE FONTES DE INCERTEZAS .....	270
6.3.1 <i>Incerteza de algoritmos</i> .....	270
6.3.1.1 Análise Local .....	270
6.3.1.2 Análise global e de incertezas .....	278
6.3.2 <i>Incerteza de modelagem</i> .....	284
6.3.2.1 Análise local.....	284
6.3.2.2 Análise de incertezas.....	290
6.3.3 <i>Incerteza física</i> .....	294
6.3.3.1 Análise local.....	294
6.3.3.2 Análise global e de incertezas .....	297
6.3.4 <i>Incerteza operacional</i> .....	303
6.3.4.1 Análise local.....	303
6.3.4.2 Análise global e de incertezas .....	308
6.3.5 <i>Análise integrada e discussão</i> .....	316
6.4 ETAPA 3 – APERFEIÇOAMENTO DE DESEMPENHO .....	324
<b>7 CONCLUSÕES.....</b>	<b>329</b>
7.1 LIMITAÇÕES DO TRABALHO .....	331
7.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS .....	333
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>335</b>

<b>APÊNDICE A – REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....</b>	<b>349</b>
A.1 VISÃO GERAL DO ESTADO DA ARTE.....	349
A.2 PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO.....	354
A.2.1 <i>Obtenção do Portfólio Bibliográfico</i> .....	354
A.2.2 <i>Análise bibliométrica do Portfólio Bibliográfico</i> .....	358
<b>APÊNDICE B – MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE GLOBAL .....</b>	<b>367</b>
B.1 EFEITOS ELEMENTARES DE MORRIS.....	367
B.2 ÍNDICES DE REGRESSÃO E CORRELAÇÃO .....	369
B.3 PROJETO DE EXPERIMENTO FATORIAL .....	372
B.4 TESTE DE AMPLITUDE DE SENSIBILIDADE DE FOURIER (FAST) ....	374
B.5 FAST ESTENDIDO .....	377
B.6 ÍNDICES DE SOBOL’ .....	379
B.7 EXTENSÕES AO MÉTODO DE SOBOL’ .....	381
<b>APÊNDICE C – SCRIPTS DESENVOLVIDOS .....</b>	<b>385</b>
C.1 <i>SCRIPTS {morris.create} E {morris.analyse}</i> .....	385
C.2 <i>SCRIPTS {random.create} E {random.analyse}</i> .....	389
C.3 <i>SCRIPTS {anova.create} E {anova.analyse}</i> .....	393
C.4 <i>SCRIPTS {soboljansen.create} E {soboljansen.analyse}</i> .....	396
C.5 <i>SCRIPT {proc.convergence}</i> .....	400
<b>APÊNDICE D – VARIÁVEIS OPERACIONAIS.....</b>	<b>403</b>
D.1 ROTINAS DE OCUPAÇÃO .....	404
D.2 ROTINAS DE OPERAÇÃO DE PORTAS E JANELAS .....	410
D.3 ROTINAS ANUAIS .....	413
D.4 ROTINAS DE USO DE EQUIPAMENTOS ELETROELETRÔNICOS .....	414
<b>APÊNDICE E – DETALHAMENTO DAS ANÁLISES.....</b>	<b>421</b>
E.1 APLICABILIDADE DOS MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE – VARIÁVEIS PROJETUAIS.....	421
E.1.1 <i>Método de Morris(1)</i> .....	421
E.1.2 <i>Método de Morris(2)</i> .....	423
E.1.3 <i>Método de Monte Carlo</i> .....	425
E.1.4 <i>Método do projeto de experimento</i> .....	428
E.1.5 <i>Método de Sobol’ (2008)</i> .....	429
E.1.6 <i>Método de Sobol’ (2010)</i> .....	430
E.2 APLICABILIDADE DOS MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE – VARIÁVEIS FÍSICAS E OPERACIONAIS .....	431
E.2.1 <i>Método de Morris(1)</i> .....	431

<i>E.2.2 Método de Morris(2)</i> .....	434
<i>E.2.3 Método de Monte Carlo com Hipercubo Latino</i> .....	437
<i>E.2.4 Método de Monte Carlo com sequências de Sobol'</i> .....	441
<i>E.2.5 Método FAST estendido</i> .....	446
<i>E.2.6 Método Sobol' (2008)</i> .....	448
<i>E.2.7 Método Sobol' (2010)</i> .....	449
E.3 TOMADA DE DECISÃO EM ABORDAGEM PROBABILÍSTICA .....	451

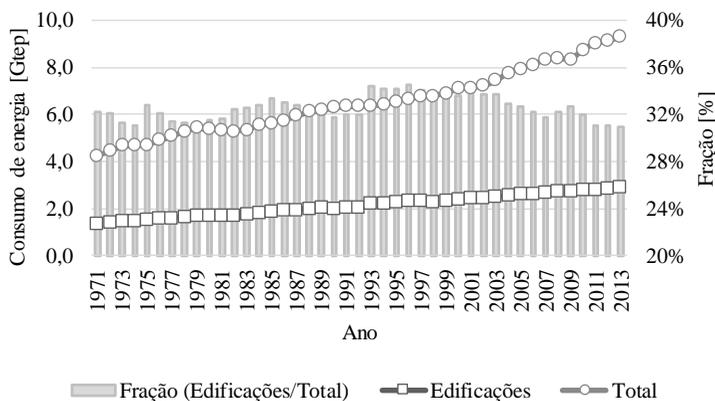


## 1 INTRODUÇÃO

Dentre as problemáticas globais mais importantes da atualidade estão o gerenciamento do uso da energia e a mitigação das emissões de poluentes e gases do efeito estufa, segundo informações do *International Institute for Applied Systems Analysis* (IIASA, 2015). Em relação ao gerenciamento do uso da energia, os dados da *International Energy Agency* (IEA, 2016) mostram o crescimento do consumo de energia global ao longo dos anos (Figura 1). Evidentemente, há a necessidade de novas abordagens que prefigurem o uso racional da energia já disponível, o desenvolvimento de novas fontes geradoras de energia e também de inovações e fomento ao uso de energias renováveis.

Na área de estudo do ‘ambiente construído’, as edificações são peças-chave para contornar os problemas globais citados em diversos aspectos. Todas as atividades envolvidas na vida útil de uma edificação como o projeto, construção, operação e manutenção são contribuintes efetivos no consumo energético e na emissão de poluentes atmosféricos. De acordo com os dados históricos da IEA (2016), as edificações residenciais, comerciais e públicas representaram um consumo energético final de aproximadamente 31% do consumo global em todos os setores em 2013 (ver Figura 1).

Figura 1 – Crescimento do consumo final de energia global ao longo dos anos e a fração devida às edificações residenciais, comerciais e públicas.



Fonte: adaptado de IEA (2016).

Obs.: A unidade ‘tep’ significa tonelada equivalente de petróleo (unidade de energia).

Anderson, Wulfhorst e Lang (2015) investigaram a análise energética no ambiente construído tanto na escala das edificações quanto na escala urbana. Constataram que o ambiente construído, que abrange o setor das edificações e dos transportes, representa 62% do consumo de energia final e 55% das emissões de gases do efeito estufa no âmbito mundial. Os autores também revisaram alguns estudos e iniciativas em escala da edificação para mitigar e investigar essa questão. Muitos estudos se basearam em analisar materiais, o projeto arquitetônico, a operação dos sistemas prediais (elétricos e de ar-condicionado), os componentes estruturais da construção e também nos próprios métodos de análise energética.

Assim como o aspecto energético é importante nas edificações residenciais, também há outras questões relacionadas à saúde, à produtividade e também à qualidade de vida das pessoas, como a qualidade do ar interno, conforto térmico, lumínico e acústico, segurança, entre outros. Isso significa que aperfeiçoar o desempenho global das edificações é uma tarefa imprescindível, pois está de acordo com os esforços atuais de diversas instituições internacionais e locais, que estão preocupadas com o desenvolvimento ambientalmente sustentável dos países bem como com a promoção da qualidade de vida do ser humano.

Todas essas questões envolvidas remetem a uma abordagem diferente de projetar ou conceber uma edificação, ou seja, uma abordagem baseada no ‘desempenho’, ao contrário da abordagem ‘prescritiva’ convencional, baseada em normas (excetuando-se as normas de desempenho, propriamente ditas), ferramentas de projeto e experiência acumulada. A abordagem baseada no desempenho é muito mais complexa e dispendiosa, pois requer a criação de um modelo de referência, a coleta de dados de entrada, a geração de alternativas de projeto e também a escolha de quais critérios de desempenho serão avaliados (IEA, 2015a). Se é sabido, de antemão, que é requisito de uma edificação ter bom desempenho (nos diversos critérios), o próprio projeto ou *retrofit* passam a necessitar de ferramentas de avaliação quantitativa e comparativa para esse fim.

Hopfe, Augenbroe e Hensen (2013) apontam que o desempenho das edificações remete, naturalmente, a uma avaliação de múltiplos critérios em conjunto. O consumo de energia, o conforto térmico e acústico, a qualidade do ar, os custos e impactos ambientais envolvidos devem ser conciliados em uma abordagem robusta para a análise ser eficaz. Nesse sentido, nasce a necessidade do uso de ferramentas e técnicas adequadas para integrar e gerenciar todas as questões envolvidas no desempenho das edificações, com a finalidade de aperfeiçoar o desempenho de uma forma integral.

A simulação computacional de edificações é uma ferramenta muito utilizada na literatura para atender a essa demanda de avaliações de múltiplos critérios de desempenho. As edificações modernas estão se tornando mais complexas e com requisitos de sustentabilidade e desempenho muito mais altos, tornando a simulação uma necessidade (IOANNOU; ITARD, 2015). Como mencionado por Wang et al. (2012), a simulação é necessária para conciliar as informações climáticas da região, o entorno, as propriedades termofísicas dos materiais, a geometria da edificação, seu uso e operação, os sistemas prediais, e o impacto da escolha de diferentes características, e como essas informações interferem na avaliação de seu desempenho e posterior aperfeiçoamento. Mara e Tarantola (2008) afirmam que o surgimento de modelos computacionais foi favorecido pelo crescimento da capacidade de processamento e também da redução dos custos dos computadores nos anos 90.

Há ferramentas de simulação de edificações denominadas ‘dinâmicas’, pois possibilitam a predição de variáveis relacionadas ao desempenho das edificações por meio de algoritmos de transferência de calor e massa e equações de balanço térmico em regime transiente. Apesar de cada ferramenta ter sua peculiaridade, a maior parte delas têm em comum o gerenciamento integrado das soluções das diversas equações envolvidas através de iterações e atualizações constantes (CRAWLEY et al., 2008). Elas possibilitam a integração de diferentes sistemas prediais de uma edificação, desde simples cargas internas de ocupação e equipamentos eletroeletrônicos, como sistemas de ventilação natural e mecânica, sistemas de aquecimento ou de água quente, sistemas de refrigeração unitários ou centrais de água gelada. Essa integração é importante, pois a demanda energética de uma edificação não depende exclusivamente do desempenho individual da envoltória ou somente dos sistemas instalados, mas de um desempenho conjunto e integrado, o que constitui uma edificação completa (HONG et al., 2000).

A simulação é muito utilizada em áreas de pesquisa e desenvolvimento, principalmente pela sua flexibilidade, ou seja, é possível desenvolver diferentes análises com quaisquer características de uma edificação. Segundo Augenbroe (2002), apesar dos programas de simulação computacional terem sido originados para auxiliar na fase de projeto de uma edificação, estão se tornando cada vez mais relevantes durante o comissionamento, e nas fases de controle e operação.

Grande parte das pesquisas em simulação computacional não está muito relacionada aos recursos e potencialidades que as ferramentas de simulação têm ao estimar o desempenho das edificações, mas sim aos

métodos utilizados para se chegar às conclusões de uma avaliação de desempenho. Há muitos estudos encontrados na literatura que abordam avaliações de desempenho de uma forma incompleta, o que gera conclusões precipitadas acerca do modelo, considerando apenas simulações determinísticas. Por simulação determinística, entende-se uma análise pontual de um modelo de edificação, o qual também gera um resultado pontual de algum critério de desempenho de interesse para o experimento (consumo de energia, temperatura interna, índice de conforto térmico, etc.).

Nesse ponto entra a importância dos métodos de análise de incerteza e sensibilidade, pois têm grande potencialidade de ajudar a melhorar o processo de projeto ou *retrofit* baseado em desempenho. Como mencionado por Burhenne et al. (2013), a análise de incerteza é mais uma exceção do que uma regra em análises de desempenho de uma edificação. Segundo De Wit e Augenbroe (2002), a avaliação do desempenho de edificações ainda em fase de projeto implica a consideração de incertezas, sendo que, como apontam Furbringer e Roulet (1999), qualquer resultado apresentado sem ‘intervalos de confiança’ não possui validade científica Furbringer; Roulet (1999). Outros autores também abordam a necessidade de apresentar essas informações de incertezas aos tomadores de decisão, porque somente assim pode-se chegar a uma decisão racional que promova o aperfeiçoamento do desempenho de uma edificação.

Desse modo, a análise de incertezas auxilia na determinação de tais ‘intervalos de confiança’ e ajuda a alcançar resultados válidos e mais realistas, que sejam aceitos pelas mais rigorosas normas ou regulamentações de desempenho. O fato de considerar incertezas no experimento computacional altera toda a sua concepção, do início ao fim do processo, e não somente atribui variações em uma ou mais variáveis de entrada específicas. Deve-se partir da comum abordagem determinística para uma abordagem probabilística (HYUN; PARK; AUGENBROE, 2008), na qual se analisam os intervalos nas variáveis de saída ocasionados pelos intervalos nas variáveis de entrada.

Assim como a medição de alguma propriedade térmica de um material em diferentes condições atmosféricas é um ‘experimento físico’, a simulação computacional de edificações também é um ‘experimento numérico’. E assim como os experimentos físicos estão suscetíveis a erros (heterogeneidade de amostra, variações ambientais, limitações de equipamento, falta de calibração, métodos inadequados, etc.) a simulação computacional também está. No entanto, as variáveis de entrada utilizadas nos modelos são os próprios causadores da incerteza que é propagada no

código computacional até resultar nas variáveis de saída (AUDE; TABARY; DEPECKER, 2000).

De uma forma simplificada, a análise de incerteza está relacionada a quantificar a variabilidade de alguma variável de saída ocasionada pelas variáveis de entrada (e suas respectivas incertezas). A análise de sensibilidade subsiste em descobrir qual a contribuição de cada variável de entrada nessa incerteza na variável de saída. Em simulação computacional de edificações, um modelo pode, facilmente, ter milhares de variáveis de entrada envolvidas no cálculo de seu desempenho (EISENHOWER et al., 2012). Essas variáveis de entrada estão relacionadas com diferentes sistemas da edificação e possuem incertezas provenientes de diferentes fontes.

Conforme o exposto até aqui, percebe-se a necessidade da investigação de métodos mais avançados para consolidar e integrar as peculiaridades de uma simulação computacional de edificações dentro da abordagem da avaliação de desempenho de edificações e seu aperfeiçoamento. A atual problemática global necessita de edificações que tenham melhor desempenho. Por sua vez, as abordagens baseadas no desempenho precisam lidar com múltiplos critérios e diferentes formas de obtê-los. Nesse sentido, a simulação computacional é imprescindível por possibilitar tais cálculos de desempenho e pode ser uma ferramenta muito útil para projetistas, pesquisadores e tomadores de decisão.

## 1.1 JUSTIFICATIVA

Há a necessidade de se desenvolver métodos mais eficazes e transparentes para o auxílio no planejamento de experimentos e processamento de dados oriundos de simulação computacional de edificações. Esses métodos devem possibilitar o entendimento da importância das variáveis de projeto, mostrar a influência da precisão das variáveis de entrada, permitir tomadas de decisão para aperfeiçoamento do desempenho global da edificação, bem como possibilitar o atendimento de regulamentações de medição e verificação de eficiência energética.

A revisão bibliográfica mostrou que há poucos estudos brasileiros sobre o tema de análise de sensibilidade global publicados em artigos de revistas. Ferretti, Saltelli e Tarantola (2016) mostraram, em uma revisão dos artigos publicados no periódico *Nature*, que uma ínfima parte utiliza a análise de sensibilidade. Dos que utilizam, a maioria considera a abordagem denominada *one-at-a-time*, em que um objeto do modelo é variado por vez, mantendo os demais fixos, e gera uma amostra pequena. O segundo grupo,

mais comum, contém artigos que mencionam a análise de sensibilidade, mas a utilizam fora do contexto, geralmente para designar uma simples quantificação de incertezas. Poucos foram os que efetivamente utilizaram análise de sensibilidade global.

O método desenvolvido apresenta uma abordagem probabilística para se conduzir experimentos na área de simulação computacional de edificações. Assim, uma união multidisciplinar se tornou necessária entre a simulação de edificações (considerando todos os fenômenos termofísicos envolvidos), a estatística (considerando o planejamento de experimentos, análise e tratamento de dados) e também a ciência da computação (de forma a tornar o processo sistemático e programável e permitir a manipulação de grande quantidade de dados rapidamente).

Como a questão da análise de incertezas também é crucial para o desenvolvimento do método, levou-se em consideração as diferentes fontes de incertezas em modelos de simulação. MacDonald e Strachan (2001) conseguiram reunir algumas fontes de incertezas comuns em simulações computacionais e que são temas de pesquisa recorrentes:

- 1) Realismo do modelo: se refere ao entendimento de “quão bem” o modelo representa a realidade da edificação;
- 2) Variáveis de entrada: qual a precisão dos valores considerados nessas variáveis, e que valor se deve adotar para os mesmos na ausência de dados precisos;
- 3) Processos estocásticos: que previsões pode-se fazer a respeito do clima futuro, da ocupação, uso e operação esperados para a edificação;
- 4) Recursos do programa de simulação: quais incertezas estão associadas às escolhas dos diferentes algoritmos para os vários processos de simulação;
- 5) Variações de projeto: quais os efeitos de se mudar um aspecto do projeto ou de um sistema.

Para os fins deste trabalho, as fontes de incertezas da simulação computacional foram definidas de forma mais simples em: a) incertezas projetuais, b) de algoritmos; c) de modelagem, d) físicas e e) operacionais. Essas fontes compreendem a maior parte dos objetos dos modelos de simulação.

As incertezas físicas estão sempre presentes, independentemente do tipo de edificação (HOPFE; HENSEN, 2011), e se referem a todo tipo de imprecisão das propriedades térmicas e físicas dos materiais e componentes

construtivos. Da mesma forma, sabe-se que a ocupação e o comportamento do usuário têm grande influência no consumo de energia da edificação (HOES et al., 2009) e são informações difíceis de se obter porque se referem à forma como a edificação é utilizada. O comportamento do usuário afeta o consumo de energia de uma edificação ao alterar as temperaturas de *set point* do ar-condicionado, as rotinas de aquecimento ou refrigeração e o uso dos equipamentos; e é algo espontâneo e irregular (RYAN; SANQUIST, 2012). Neste estudo, as variáveis envolvidas nas cargas internas, ocupação e operação dos sistemas foram denominadas ‘incertezas operacionais’.

As incertezas de modelagem são subjetivas e se referem a como o usuário do programa de simulação pretende representar a edificação termicamente e não somente geométrica ou arquitetonicamente. As incertezas de algoritmos representam a limitação técnica dos programas de simulação, uma vez que se referem ao nível de conhecimento existente acerca dos fenômenos físicos envolvidos.

A abordagem probabilística também foi considerada na fonte de incerteza projetual, que teoricamente representa as escolhas de projeto relacionadas ao seu desempenho, como envoltória com isolamento térmico, estratégia de ventilação noturna, uso de barreira radiante na cobertura, uso de sistema de ar-condicionado mais eficiente, entre outras. No entanto, para os fins deste trabalho, as variáveis de projeto foram limitadas aos aspectos da envoltória da edificação (propriedades térmicas, físicas e geométricas).

Tanto a necessidade da abordagem probabilística quanto a aplicabilidade da análise de sensibilidade foram as motivações para o desenvolvimento desta tese. O método desenvolvido possibilita a criação de diferentes alternativas de desempenho (com base na fonte de incerteza projetual), a análise da amplitude de incerteza nas diferentes fontes (física, operacional, modelagem e de algoritmos), a determinação de variáveis que causaram a maior parte da incerteza com a análise de sensibilidade global e cálculo de intervalos de confiança para os resultados. Estruturou-se as análises em diferentes propósitos, tais como priorização de variáveis, simplificação de modelos ou determinação de regiões críticas dos dados de saída (SALTELLI et al., 2008).

Uma ferramenta considerada no método desenvolvido foi a tomada de decisão multicritério na presença da incerteza. Kim e Augenbroe (2013a) atestam que a tomada de decisão deve ser um método conceitual que envolve um conjunto de informações que permitem que se possa construir e analisar um modelo de decisão. São envolvidos critérios de desempenho, objetivos conflitantes e alternativas que não são suficientemente óbvias com

desempenhos diferentes do real, e os resultados são analisados de acordo com as preferências do tomador de decisão.

## **1.2 OBJETIVOS**

### **1.2.1 Objetivo geral**

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver um método de avaliação do desempenho térmico e energético de edificações aplicando a análise de incertezas e sensibilidade, utilizando-se a simulação computacional.

### **1.2.2 Objetivos específicos**

O objetivo geral demanda uma série de análises e procedimentos, que podem ser resumidos da seguinte forma:

- a) Reunir os métodos em destaque de análise de sensibilidade global existentes na área da estatística, em diferentes abordagens, e descrever as equações e processos para a aplicação de cada um deles;
- b) Desenvolver algoritmos em linguagem de programação R para a realização dos procedimentos deste trabalho, permitindo a verificação de etapas intermediárias das análises, promovendo a transparência e incentivando a replicação das análises em outros estudos;
- c) Comparar a eficácia de diferentes métodos de análise de sensibilidade global por meio da aplicação em um experimento de simulação computacional, em diferentes tipos e finalidades de análises, possibilitando o entendimento de cada método, a verificação de seus recursos e potencialidades, e a utilidade de cada um frente ao esforço computacional demandado;
- d) Desenvolver um método teórico de avaliação do desempenho térmico e energético de edificações com base em análise de sensibilidade e incertezas, que se resume em processos e procedimentos sistemáticos para cada tipo de análise, desde a concepção do experimento até a apresentação gráfica e interpretação dos resultados;
- e) Aplicar o método de avaliação de desempenho em um estudo de caso de simulação computacional de edificações, de forma a compreender as potencialidades do método e o tipo de informação

que pode ser obtido, além de comprovar a eficácia das diferentes etapas e procedimentos propostos;

- f) Identificar, no estudo de caso, as variáveis de projeto mais influentes no desempenho integral da edificação, e também identificar as fontes de incertezas de maior contribuição na variabilidade do desempenho em diferentes modelos.

### **1.3 ESTRUTURA DA TESE**

A tese foi dividida em sete capítulos explicados nos parágrafos a seguir.

Este Capítulo 1, ‘Introdução’, contemplou o enquadramento do trabalho realizado dentro da área de pesquisa do ambiente construído, mostrou as justificativas para o estudo e a necessidade de investigar os métodos de análise de sensibilidade e incertezas nessa área do conhecimento. O objetivo geral foi explicitado, bem como os objetivos específicos e a estrutura da tese.

O Capítulo 2 se refere à revisão bibliográfica. Em posse do portfólio bibliográfico (do Apêndice A), uma revisão bibliográfica foi construída com foco nas finalidades de análise de desempenho de edificações, enfatizando-se os métodos estatísticos utilizados.

O Capítulo 3 tratou da abordagem estatística do estudo. Nele foram aprofundados alguns conceitos como ‘modelo’, ‘incerteza’ e ‘sensibilidade’, aplicados em experimentos de simulação computacional de edificações. Foram descritas as formulações teóricas e matemáticas relacionadas à análise de incertezas, tais como métodos de amostragem, funções de densidade de probabilidade, processos de aderência e convergência.

O Capítulo 4 compreende a principal etapa do trabalho, que é o ‘desenvolvimento do método’. A primeira etapa é a aplicação de alguns métodos de análise de sensibilidade global em um estudo de caso, para verificação das potencialidades de cada um. Todas as informações dessa primeira etapa, juntamente com a revisão bibliográfica, permitiram o desenvolvimento do método. Foi descrita a estrutura do método desenvolvido e as possíveis fontes de incertezas, sendo que as variáveis consideradas em cada fonte e os critérios de desempenho analisados dependem de cada experimento específico. Descreveram-se os algoritmos em linguagem R, desenvolvidos para realizar diferentes procedimentos repetitivos, principalmente para as análises de sensibilidade. Descreveram-se todos os procedimentos desenvolvidos para três finalidades específicas: (1) determinar alternativas de desempenho, (2) analisar diferentes fontes de

incertezas e (3) aperfeiçoar o desempenho do modelo (em múltiplos critérios).

O Capítulo 5 contém a descrição de um estudo de caso para a aplicação do método desenvolvido, aplicado à avaliação do desempenho térmico e energético de uma edificação residencial unifamiliar. O estudo de caso é um experimento de simulação computacional, em que é definido o modelo de edificação, todos os parâmetros e configurações computacionais, o clima e as variáveis dependentes. O estudo de caso compreendeu três etapas relacionadas às três finalidades definidas anteriormente. Cinco fontes de incertezas estiveram envolvidas no estudo de caso, *i.e.* variáveis projetuais, de algoritmos, de modelagem, físicas e operacionais.

O Capítulo 6 mostra todos os resultados deste trabalho. Mostraram-se os resultados do modelo de referência do estudo de caso e também os resultados de cada etapa de ‘determinação de alternativas de desempenho’, ‘análise de fontes de incertezas’ e ‘aperfeiçoamento de desempenho’.

O Capítulo 7 mostra as conclusões do trabalho, comprovando-se a eficácia do método desenvolvido para avaliar o desempenho térmico e energético de uma edificação em diferentes critérios, considerar diferentes fontes de incertezas e promover tomada de decisão racional e sistemática, baseada em abordagem probabilística. Também foram discutidas as limitações do trabalho, principalmente do estudo de caso, da origem dos dados e das fontes de incertezas não consideradas.

Em seguida foram apresentados as referências e os apêndices. O Apêndice A mostra os detalhes da revisão bibliográfica sistemática, contendo a visão geral do estado da arte e a etapa de criação de um Portfólio Bibliográfico de artigos relevantes. O Apêndice B mostra as equações dos métodos de análise de sensibilidade global pesquisados. O Apêndice C contém a descrição dos *scripts* (algoritmos) desenvolvidos em linguagem R e um guia de como utilizá-los com o programa *RStudio*. O Apêndice D contém um detalhamento das variáveis operacionais consideradas no estudo de caso. O Apêndice E contempla o detalhamento das análises que não foram incluídas no corpo do texto, por motivos de complexidade; ele contém os resultados completos da aplicação dos métodos de análise de sensibilidade e também contém os resultados completos da análise de tomada de decisão probabilística.

## **2 REVISÃO DE LITERATURA**

A revisão de literatura foi estruturada em três seções. A visão geral do ‘estado da arte’ é apresentada na seção A.1, contendo algumas características das publicações de todas as áreas do conhecimento acerca do tema ‘análise de sensibilidade’. Em seguida, obteve-se um portfólio bibliográfico de artigos relevantes através de uma busca sistemática na literatura, apresentado na seção A.2. Por fim, fez-se a revisão de bibliográfica aprofundada dos artigos encontrados. O foco da revisão foi a análise de sensibilidade e incerteza aplicada à simulação computacional de edificações.

As próximas seções compreendem a revisão aprofundada dos artigos do portfólio bibliográfico (cf. seção A.2) e alguns outros artigos relevantes para a área.

### **2.1 ESTUDOS PIONEIROS E DE REFERÊNCIA**

Há alguns estudos que são recorrentemente citados pelas publicações acerca de análises de sensibilidade e incertezas, seja por desenvolverem métodos, explicarem de uma maneira geral algum procedimento, ou mesmo por mostrarem dados interessantes para outras pesquisas.

Saltelli e Marivoet (1990) argumentam que a análise de sensibilidade é uma técnica crucial no entendimento dos modelos e de seus desempenhos, e se torna cada vez mais necessária quando o modelo é complexo e com muitas variáveis (como é o caso da simulação dinâmica de edificações). Apesar do estudo desses autores não ser específico da área do ambiente construído, foram elencadas muitas características que se assemelham à simulação dinâmica de edificações. Os autores descreveram o que torna uma análise de sensibilidade ‘difícil’ de ser realizada: (1) a não linearidade do modelo; (2) a não monotonicidade do modelo; (3) se as saídas são funções ‘dependentes do tempo’ das variáveis de entrada; (4) se as distribuições das variáveis de entrada variam em diferentes ordens de magnitude; (5) se há muitas descontinuidades nas distribuições de probabilidades das saídas; (6) se o código computacional onde o modelo foi implementado é demorado e custoso de ser avaliado.

Lomas e Eppel (1992) reuniram três técnicas de análise de sensibilidade aplicáveis à simulação computacional de edificações. De uma forma específica, os autores explicaram a técnica de análise diferencial, de Monte Carlo e estocástica. Esses três grupos correspondem a abordagens distintas, sendo que a análise de Monte Carlo foi a que mostrou maior

quantidade de aplicações e subdivisões. Isso também é mostrado por Saltelli e Marivoet (1990), ao descreverem diversos métodos aplicáveis à quantificação da sensibilidade quando se usa uma abordagem de Monte Carlo: Coeficiente de Correlação de Pearson; Coeficiente de Correlação Parcial (PCC); Coeficiente de Regressão Padronizado (SRC); teste de Smirnov; teste de Mann-Whitney; Coeficiente de Correlação Ordenado de Spearman; Coeficiente de Correlação Parcial Ordenado (PRCC); Coeficiente de Regressão Padronizado Ordenado (SRRC); teste de Cramer-Von Mises; teste  $t$  de duas amostras, entre outros.

De uma forma sintética, a análise ‘diferencial’ é uma abordagem *one-at-a-time*, na qual cada variável seria perturbada uma por vez e a saída resultante analisada. A análise de Monte Carlo é uma forma global, na qual todas as variáveis são perturbadas simultaneamente por meio de uma amostra aleatória (essa é a principal diferença) (LOMAS; EPEL, 1992). Essas duas análises se assemelham no sentido de que podem ser aplicadas à simulação computacional de um modelo ‘caixa-preta’ (na forma ‘entradas-modelo-saídas’), sem necessariamente intervir no código computacional (conceito que é melhor discutido na Seção 3.2). A análise ‘estocástica’ exige uma intervenção direta no código do programa de simulação para permitir que uma mesma variável mude de valor ao longo do tempo, em uma mesma simulação. É uma abordagem mais complexa e pouco utilizada na literatura.

Hamby (1994) reuniu e explicou os diferentes métodos de análise de sensibilidade existentes até então (aplicáveis a qualquer área de conhecimento). O autor demonstrou que a análise de sensibilidade tem algumas etapas básicas: (1) definir um modelo, com suas variáveis dependentes e independentes; (2) atribuir distribuições de probabilidades para as entradas; (3) gerar uma matriz de entradas com um método de amostragem apropriado, e calcular um vetor de saídas; e (4) analisar as influências e importância relativa entre entradas e saídas. Essa é uma abordagem básica e seguida por diversos autores em seus trabalhos. Furbringer e Roulet (1999) propuseram algumas outras etapas aplicadas à realidade da simulação de edificações, tais como: (1) definição do propósito (sensibilidade, estudo paramétrico, etc.); (2) seleção das variáveis; (3) definição do ‘projeto’ (Monte Carlo, fatorial, etc.); (4) definição da amplitude de variação; (5) editar arquivos de entrada e permitir múltiplas simulações; (6) pós-processamento e análise gráfica.

Hamby (1994) também cita vários métodos de experimentos numéricos, tais como: análise diferencial, projeto *one-at-a-time*, projeto fatorial, sensibilidade derivativa, índices de importância, gráficos de

dispersão, desvio relativo, coeficientes de correlação normais e parciais, transformações de ordem, coeficientes de regressão normais e padronizados, teste de Smirnov, identificação estrutural, métodos de códigos adjuntos, análise de Fourier, funções de Green, entre outros. Os métodos são separados por tipos de *one-at-a-time* e métodos globais. Saltelli e Marivoet (1990) haviam focado na lista de índices de sensibilidade de Monte Carlo (no início desta seção), enquanto Hamby (1994) mostrou apenas alguns aplicáveis ao Monte Carlo e, também, outros aplicáveis a projetos experimentais e *one-at-a-time*.

Fürbringer e Roulet (1995) apresentaram, além da análise de Monte Carlo já discutida, o ‘projeto de experimento fatorial’ aplicado à simulação computacional de edificações. O projeto de experimento é uma técnica clássica da estatística que remete ao pioneiro trabalho de Fischer (1935) apud Yates (1964). Por se chamar ‘projeto’, ele contempla uma amostra multivariada planejada na qual as variáveis têm um valor mínimo e máximo em seu domínio amostral e são combinadas fatorialmente para formar uma amostra. As variáveis precisam ser discretizadas e também podem contemplar diferentes quantidades de níveis em cada uma (dois ou mais níveis).

Rao e Haghghat (1993) também contribuíram nesse sentido, ao analisar a sensibilidade de variáveis de um modelo de ventilação natural em uma edificação com múltiplas zonas, considerando como variáveis dependentes os fluxos de ar. Compararam um coeficiente *one-at-a-time* com o método de Monte Carlo em uma matriz aleatória. Lam e Hui (1996) descreveram diferentes coeficientes de influência para serem calculados em abordagens *one-at-a-time*. Fürbringer e Roulet (1995) compararam os métodos fatorial e de Monte Carlo em um estudo de caso no programa COMVEN, considerando variáveis dos modelos de ventilação e infiltração em edificações, as temperaturas dos ambientes e as variáveis climáticas. Constataram que os métodos têm a possibilidade de mostrar as mesmas variáveis influentes. No entanto, perceberam que o método fatorial dá muita ênfase aos limites do domínio amostral de cada variável, enquanto o Monte Carlo (se usado com distribuição normal) dá maior ênfase ao centro do domínio, além de considerar de forma contínua o restante da distribuição. Essas diferenças podem afetar os resultados em situações específicas.

A tese de MacDonald (2002) também é um trabalho de referência, pois tratou de incorporar os métodos descritos na literatura (os métodos ‘externos’, como a análise diferencial, fatorial e Monte Carlo) no código computacional do programa de simulação dinâmica ESPr. Também foi

considerado um método ‘interno’ baseado em aritmética-afim, o que demandou a alteração do código computacional do programa. Além dessas contribuições, o autor mostrou algumas bases de dados de incertezas de propriedades termofísicas de materiais que foram considerados em diversos estudos posteriores (inclusive nesta tese).

Outros estudos também foram pioneiros no sentido de trabalhar a análise de incertezas em simulação de edificações de forma teórica e sistemática. De Wit (2001), em sua tese, dividiu algumas fontes de incertezas em simulação computacional em especificação, cenário, modelagem e numérica. As incertezas de especificação são oriundas da falta de informação precisa do projeto da edificação; as de cenário consideram os fatores externos à edificação, que podem não ser precisamente conhecidos. As incertezas de modelagem surgem das hipóteses e simplificações do modelo e do código computacional, enquanto a numérica tem origem na transição de um modelo físico (dos fenômenos reais em uma edificação) em um modelo numérico e computacional. Outra tentativa de reunir fontes de incertezas foi feita por MacDonald e Strachan (2001), que definiram: realismo do modelo, variáveis de entrada, processos estocásticos (*e.g.* clima, ocupação, etc.), recursos do programa (*e.g.* algoritmos) e variações de projeto.

Tanto no sentido de mostrar a importância da análise de incertezas quanto de operacionalizar a análise de sensibilidade, o estudo de Furbringer e Roulet (1999) é muito importante. Os autores afirmam que o usuário do programa de simulação deve saber das consequências da precisão dos valores que insere como ‘entradas’, e que isso só pode ser alcançado através do cálculo de intervalos de confiança para as ‘saídas’. Além de mostrar um método interessante para se conduzir uma análise de sensibilidade (pelos métodos Monte Carlo ou fatorial), os autores apresentaram uma forma de classificar as variáveis de entrada de acordo com a precisão, a dificuldade de aprimorar a precisão e a sensibilidade da variável. A sensibilidade, por sua vez, pode ser classificada em variáveis inertes (que têm pouca influência nas saídas), ativas (que têm efeito proporcional na variável de saída), ou ressonantes (onde uma pequena variação na entrada gera um grande efeito nas saídas).

Esses estudos deram uma visão geral das potencialidades da análise de sensibilidade e forneceram alguns dados interessantes. Alguns deles mostraram fontes de incertezas comuns aos experimentos computacionais e a importância desse tipo de análise na área do ‘ambiente construído’.

Há artigos que analisaram a literatura científica e apontaram algumas considerações pertinentes na área de análise de sensibilidade. Saltelli et al.

(2006) fizeram uma revisão bibliográfica na base de dados *Science Online* (de várias áreas do conhecimento) para obter artigos com a palavra-chave “*sensitivity analysis*”. Os autores criticaram a literatura, mostrando que não foram encontrados outros trabalhos a não ser os que utilizam abordagens *one-at-a-time* (considerada inadequada pelos autores), mesmo com modelos não lineares. Eles mostraram que outras abordagens, como a da variância, devem ser utilizadas para se contrapor às limitações dos métodos *one-at-a-time*.

O estudo de Tian (2013) é a mais recente revisão de literatura sobre análise de sensibilidade, dividindo os métodos aplicados em simulação computacional de edificações em ‘locais’ e ‘globais’. Os métodos locais se baseiam na influência pontual de alguma variável, mantendo-se as demais fixas. Em outras palavras, é a abordagem *one-at-a-time* já discutida, mas que pode ser aplicada a algumas variáveis específicas, investigando-as mais profundamente (considerando-as em mais níveis de variação). A análise global, entretanto, trata de investigar a influência das variáveis em todo o domínio amostral, além de combinar todas as variáveis entre si, simultaneamente, por meio de uma amostra aleatória ou multivariada planejada. A revisão contemplou estudos que consideraram alguns métodos globais, como baseados em regressão (Coeficientes de Regressão Padronizados e Ordenados, Coeficientes de Correlação Parcial e Ordenados), baseados em triagem (Morris), baseados na variância (FAST, Sobol', FAST estendido) e baseados em metamodelos (*Multivariate Adaptive Regression Splines, Adaptive Component Selection and Smoothing Operator, Support Vector Machines*, processos Gaussianos). Tian (2013) também constatou que a análise de sensibilidade tem sido utilizada para projeto de edificações, calibração de modelos energéticos, *retrofit* de edificações, estoque de edificações (no caso de avaliar um conjunto de edificações semelhantes) e também no estudo do impacto das mudanças climáticas no desempenho das edificações.

Bucking, Zmeureanu e Athienitis (2014) revisaram a literatura na área de análise de incertezas aplicada à simulação computacional de edificações. Perceberam que a análise de incertezas pode aprimorar os estudos de tomada de decisão em projeto, ser aplicada em estudos probabilísticos de simulação mostrando intervalos de confiança para os resultados, e além da possibilidade de ser usada junto com a análise de sensibilidade para resolver diferentes problemas, como o entendimento do modelo e suas variáveis. Os autores afirmam que o conhecimento do potencial de uma alteração de uma variável em mudar o comportamento de um critério de desempenho é crucial em modelagem computacional de

edificações, especialmente se o intuito é atender alguma regulamentação de ‘edificações de energia zero’.

Østergård, Jensen e Maagaard (2016) revisaram a bibliografia sobre muitas abordagens relacionadas à tomada de decisão em projeto, considerando a simulação computacional de edificações. Deram a devida atenção aos métodos estatísticos, como análise de incertezas, de sensibilidade, metamodelagem, análise multivariada e estocástica. Constataram que as análises de incertezas e sensibilidade têm sido mais consideradas nos trabalhos mais recentes, principalmente para melhorar a precisão e a confiabilidade das análises.

## **2.2 ANEXO 55 DA INTERNATIONAL ENERGY AGENCY**

O Anexo 55 da *International Energy Agency* foi um projeto de pesquisa desenvolvido pelo *Energy in Buildings and Communities Programme* (EBC) durante o período de 2010–2015. Esse anexo tem o nome de ‘*Reliability of Energy Efficient Building Retrofitting - Probability Assessment of Performance and Cost (RAP-RETRO)*’ e foi coordenado por Carl-Eric Hagentoft da *Chalmers University of Technology* (Suécia). O projeto foi desenvolvido especificamente para estudar as questões de confiabilidade e de *retrofit* de edificações, com foco em seu desempenho, nos custos e na avaliação de ciclo de vida. Os produtos do Anexo 55 foram cinco documentos:

- Relatório de dados estocásticos IEA (2015b): mostra algumas bases de dados de propriedades dos materiais das edificações e suas incertezas, para diferentes países;
- Relatório de ferramentas probabilísticas IEA (2015c): foram estudadas abordagens qualitativas, quantificação de incertezas, análise de sensibilidade, metamodelagem e otimização de desempenho. Aplicaram muitas ferramentas e desenvolveram um referencial teórico;
- Relatório de enquadramento da análise probabilística para o desempenho de *retrofit* do envelope de edificações IEA (2015a): foi desenvolvida uma abordagem probabilística passo a passo para avaliar o desempenho do envelope de edificações, com validações e aplicações em estudos de caso;
- Relatório de guias e práticas IEA (2015d): fala sobre o ‘estoque de edificações’ dos países e sobre as regulamentações existentes de desempenho;

- Relatório de guia de como utilizar a abordagem para profissionais IEA (2015e): sobre tomada de decisão, sobre os riscos envolvidos em avaliação de desempenho, sobre a implementação da abordagem desenvolvida e desenvolvimento de guias de aplicação.

O relatório de ferramentas probabilísticas (IEA, 2015d) mostra, no capítulo 4, as abordagens comuns em análise de sensibilidade, ao reunir as informações de Saltelli et al. (2008). O relatório, coordenado por Hans Janssen, também tratou de comparar alguns métodos de análise de sensibilidade em um experimento do desempenho higrotérmico de um ático frio, cuja concepção matemática foi feita em *Matlab*. Foram consideradas quinze variáveis relacionadas às propriedades térmicas e físicas do ático, e utilizaram-se os seguintes métodos: análise diferencial (com três diferentes índices *one-at-a-time*), análise local, projeto fatorial fracionado, efeitos elementares de Morris, Coeficientes de Regressão Padronizados (SRC) e Ordenados (SRRC), Coeficientes de Correlação Parcial (PCC) e Ordenados (PRCC), Coeficiente de Spearman, indicador de Kolmogorov-Smirnov, indicador de Kruskal-Wallis e o *Extended Fourier Amplitude Sensitivity Test*. Percebeu-se que somente alguns dos métodos testados foram eficazes em classificar as variáveis mais influentes em dois critérios de desempenho (perda de calor cumulativa e taxa de crescimento de mofo), como o FAST estendido, o método de Morris e os coeficientes de regressão e correlação de Pearson sem transformação de ordem. O relatório também recomendou o uso do Coeficiente de Spearman, juntamente com gráficos de dispersão para analisar a sensibilidade, julgando ser mais fácil de implementar e menos custoso computacionalmente.

Deve-se ressaltar que essa constatação do Anexo 55 foi feita com base em um ‘exercício comum’ a outras análises estatísticas realizadas no mesmo relatório (o caso do desempenho do ático frio). Como mostrado por Saltelli e Marivoet (1990), há muitas outras questões de um modelo que precisam ser levadas em consideração para se escolher o método mais adequado para a análise de sensibilidade. Uma dessas questões é a possibilidade da não linearidade do modelo, sendo um caso que demandaria o uso dos métodos baseados na variância para ser corretamente avaliado (apesar do alto custo computacional).

### 2.3 ANÁLISES DE INCERTEZAS

Os estudos da literatura podem ser apresentados, conforme verificado no portfólio bibliográfico, em termos das suas justificativas e objetivos. Há um grupo de estudos que apresentaram uma abordagem probabilística para se quantificar o desempenho das edificações de forma global, ao contrário da abordagem determinística comum criticada por Furbringer e Roulet (1999).

É o caso de Aude, Tabary e Depecker (2000), que aplicaram o método do código-adjunto, dentro do programa CA-SIS (*Conditionnement d'Air-Simulation de Systèmes*), juntamente com o programa TRNSYS, para promover análise de incertezas nas temperaturas do ar em uma célula teste. O método do código-adjunto é do tipo 'diferencial', pois requer a alteração do código computacional em termos de derivadas parciais das variáveis nas saídas. Os autores também contribuíram na quantificação das incertezas tanto dos procedimentos de medição quanto das simulações computacionais. A primeira é mais fácil de ser considerada, pois os equipamentos e métodos de medição (de consumo de energia, temperaturas, etc.) possuem intervalos de tolerância atribuídos pelos fabricantes, e podem ser aferidos via calibração. E a simulação computacional, como será discutida no Capítulo 3, necessita de um experimento numérico para descobrir as amplitudes de incertezas (que são causadas pelas entradas do modelo).

MacDonald e Strachan (2001) também contribuíram na área da análise de incertezas ao implementar a possibilidade de se criar um experimento numérico no programa de simulação ESPr. Implementaram tanto o método diferencial (interno) quanto o método de Monte Carlo (externo) para a análise de incertezas do consumo de energia em uma célula teste para o clima de Glasgow (Reino Unido). O trabalho de De Wit e Augenbroe (2002) considerou incertezas de especificação e modelagem (focada na ventilação natural) para avaliar o conforto térmico de uma edificação de escritórios na Holanda. Utilizaram o método de Monte Carlo com amostragem pelo Hipercubo Latino e, também, consideraram os resultados em um processo de tomada de decisão com duas alternativas de desempenho (ou manter a ventilação natural ou considerar a implementação de sistema de ar-condicionado).

Heijmans et al. (2008) também incentivaram a abordagem probabilística ao defenderem que as avaliações considerando incertezas são muito mais confiáveis para serem apresentadas às autoridades ou às partes interessadas; os autores realizaram o trabalho no contexto do atendimento ao *Energy Performance of Buildings Directive* (EPBD). Atualmente, esta

regulamentação está na versão de 2010 e apresenta, dentre outros pontos, a necessidade de um certificado de desempenho em ocasiões de comercialização da edificação, além de um requisito do atendimento de *nearly zero energy buildings* até 2020 nos países vinculados à União Europeia (para as edificações novas).

Chlela et al. (2009) utilizaram a análise de incertezas para obter diversos casos de variáveis térmicas, físicas, de ventilação e orientação solar em uma edificação de escritório para avaliar o consumo de energia com aquecimento e resfriamento. Os autores consideraram diversos métodos de planejamento de experimento fatorial fracionados (Taguchi, *face-centered composite design*, Box-Behnken *design*, *D-optimal design*) com o programa *SIMBAD toolbox* para criar um metamodelo polinomial para as análises posteriores. O metamodelo foi avaliado e mostrou boa precisão para a estimativa do consumo de energia com aquecimento, mas foi menos preciso no consumo com resfriamento. Os autores, no entanto, aplicaram novos termos no metamodelo polinomial com as séries de Taylor para aprimorar seus resultados.

Corrado e Mechri (2009) utilizaram o método de Monte Carlo com amostragem pelo Hipercubo Latino para analisar a incerteza da classificação de desempenho energético de uma edificação de escritório na Itália. A incerteza de projeto, decorrente de variáveis climáticas, operacionais e do envelope fez com que a faixa de classificação da edificação mudasse bastante. Houve cerca de 40% de probabilidade do modelo apresentar nível E, e 31% de apresentar nível D, de acordo com a regulamentação energética italiana, que é feita com base no consumo de energia por metro quadrado de área útil da edificação. Hopfe e Hensen (2011) analisaram as incertezas nas horas de desconforto por aquecimento e resfriamento em duas fontes de incertezas, as físicas (propriedades térmicas e físicas dos materiais) e de projeto (área de vidro e área dos ambientes). Utilizaram o Monte Carlo com Hipercubo Latino, considerando o programa VA114 de simulação de edificações para o clima da Holanda. Os resultados mostraram grande incerteza no consumo de energia, sendo que a variável mais influente foi a taxa de infiltração de ar pelas frestas nas incertezas físicas, e a área útil dos ambientes nas incertezas de projeto.

Burhenne et al. (2013) consideraram as incertezas em um modelo de aquecimento para uma edificação, considerando um sistema a gás e outro a gás com coletor solar, além de aplicar um modelo econômico para a análise de custo/benefício dos dois sistemas analisados. Avaliaram o valor presente líquido e a fração solar como critérios de desempenho. Constataram que as

variáveis do sistema de aquecimento são menos influentes do que as variáveis econômicas do modelo adotado na avaliação do valor presente líquido, e que a probabilidade de um valor presente líquido positivo é de apenas 9%, podendo ser aumentada com a redução dos custos de implementação. Silva e Ghisi (2014) analisaram a incerteza nos graus-hora de resfriamento e aquecimento e também no consumo de energia de uma edificação residencial unifamiliar em Florianópolis (Brasil). Constataram que as fontes de incertezas físicas e operacionais causam amplitudes semelhantes no modelo. No entanto, as variáveis operacionais causaram maior incerteza quando se necessita de aquecimento, enquanto as variáveis físicas causaram maior incerteza quando há alto graus-hora de resfriamento ou uso de resfriamento artificial.

Heo et al. (2015) consideraram três níveis de incertezas em auditoria energética: o primeiro nível contemplou as informações de consumo de energia da concessionária e propriedades térmicas e físicas da edificação; o segundo nível adicionou o inventário dos sistemas prediais instalados, auditorias e estratégias de uso e operação; o terceiro nível adicionou o monitoramento de dados do consumo de energia com equipamentos, iluminação e água quente. Quanto maior a precisão da auditoria, menores as amplitudes de incertezas no modelo final submetido à calibração Bayesiana. Ou seja, a auditoria mais aprofundada tornou o modelo mais preciso para ser submetido a análises de aperfeiçoamento de desempenho, possibilitando encontrar alternativas interessantes do ponto de vista do tomador de decisão.

## **2.4 ANÁLISES DE SENSIBILIDADE APLICADAS**

Há outro grupo de artigos que procuraram desenvolver ou apresentar alguns métodos de análise de sensibilidade para avaliação do desempenho das edificações.

O artigo de De Wit e Augenbroe (2002) foi o primeiro do portfólio bibliográfico (na ordem temporal) a considerar um experimento numérico complementar para analisar a sensibilidade (no caso, usaram o método de Morris). Ou seja, os autores realizaram um experimento separado para analisar as incertezas e outro experimento para a sensibilidade, visando racionalizar o esforço computacional. Os autores analisaram o conforto térmico dos usuários de uma edificação de escritório naturalmente ventilada, encontrando as variáveis influentes dos coeficientes de pressão do vento, fração de redução do vento, estratificação de temperatura no ambiente, a temperatura externa local e os coeficientes de transferência de calor externos.

Hyun, Park e Augenbroe (2008) também consideraram a mesma abordagem (incerteza com Monte Carlo e sensibilidade com Morris) para avaliar as trocas de ar e concentração de CO<sub>2</sub> em uma edificação residencial multifamiliar na Coreia do Sul. O estudo deu ênfase à ventilação natural e suas variáveis, como o expoente de fluxo de ar, o coeficiente de descarga, os coeficientes de pressão, o expoente de perfil de velocidade, a rugosidade do terreno, a velocidade do vento, a área de ventilação de porta, as variáveis do ventilador, o número de ocupantes e a área de janela.

Mara, Boyer e Garde (2002) desenvolveram um método de análise de sensibilidade baseado no método FAST para analisar as temperaturas do ar de uma célula teste em *Reunion Island*. Os autores selecionaram 120 variáveis, considerando 10% de coeficiente de variação em uma distribuição normal; as variáveis estiveram relacionadas às propriedades térmicas e físicas do envelope. Foram encontradas trinta e quatro variáveis influentes, sendo as principais as propriedades térmicas do isolamento térmico das paredes nas diferentes orientações. Miranville et al. (2003) também analisaram a mesma célula teste para avaliar as temperaturas superficiais com o método FAST, considerando 687 variáveis físicas, térmicas, de coeficientes dos algoritmos e de modelagem. O estudo foi focado no desempenho térmico de uma cobertura com barreiras radiantes, ao se analisar as temperaturas das superfícies em diversos pontos da cobertura. Na região do ático da cobertura, o azimute da parede leste, inclinação das portas, o coeficiente de convecção da face superior do forro e as propriedades térmicas do solo foram as variáveis mais influentes na variabilidade da temperatura do ar.

Heiselberg et al. (2009) utilizaram o método de Morris para criar um método sistemático de análise de sensibilidade. O método compreendeu uma análise inicial por triagem, considerando muitas variáveis do modelo, a definição das distribuições de probabilidades das variáveis, a geração de vetores de entrada, o cálculo dos vetores de saída e a análise da influência de cada variável. O método foi aplicado em um estudo de caso de uma edificação de escritório na Dinamarca para avaliar o consumo de energia com aquecimento e resfriamento, usando o programa BE06. Os resultados da análise de sensibilidade mostraram que o controle do sistema de iluminação e as taxas de ventilação durante o inverno foram as variáveis mais influentes no consumo de energia total da edificação.

Nembrini, Samberger e Labelle (2014) desenvolveram um *script* paramétrico para mudar o modo de se conceber projetos baseados no desempenho na plataforma ANAR+. O *script* permite alterar muitas variáveis de uma edificação, inclusive forma e geometria, por meio de códigos. Os

autores conciliaram o *Building Control Virtual TestBed* (BCVTB) em conjunto com o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> para melhor controlar as variáveis operacionais de forma estocástica. O experimento foi realizado em dois modelos de edificação residencial multifamiliar com o método de Morris, considerando as variáveis forma, geometria e sistemas; analisaram o consumo de energia e o conforto térmico. A temperatura de *set point* de aquecimento foi a mais influente no desempenho energético e no conforto térmico.

Mauro et al. (2015) desenvolveram uma abordagem denominada SLABE (*Simulation-based Large-scale uncertainty/sensitivity Analysis of Building Energy performance*) para dar suporte ao *retrofit* de edificações, contemplando análise de custo/benefício. O método é complexo e bem estruturado e foi aplicado em um estudo de caso de estoque de edificações de escritório para o clima do sul da Itália. Consideraram incertezas nas variáveis de projeto, inclusive no número de pavimentos da edificação. A análise de sensibilidade contemplou os Coeficientes de Regressão Padronizados Ordenados, ao se calcular o consumo de energia e o conforto térmico com o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. O isolamento térmico das paredes e cobertura foram variáveis influentes nos critérios de desempenho.

Outros estudos aplicaram alguns métodos de análise de sensibilidade para diversas finalidades, que vão desde descobrir e entender o modelo de simulação, possibilitar tomada de decisão, ou até contribuir para um processo de projeto mais racional e sistemático.

Como mostrou a seção A.2, a maior parte dos estudos aplicou o método de Morris ao analisar a sensibilidade de variáveis. Corrado e Mechri (2009) utilizaram esse método para determinar a influência de 129 variáveis (climáticas, físicas, térmicas e operacionais) na classificação de desempenho energético de uma edificação residencial unifamiliar na Itália. Foi o único trabalho que, além de utilizar a simulação para estimar o consumo de energia, também considerou a classificação de desempenho energético conforme a regulamentação italiana. McLeod, Hopfe e Kwan (2013) também aplicaram o método de Morris para encontrar variáveis influentes em uma edificação residencial no Reino Unido ao analisar o consumo de energia e a demanda máxima com aquecimento.

Silva, Almeida e Ghisi (2016) aplicaram o método de Morris em variáveis de projeto, para depois construir modelos para tomada de decisão multicritério. Analisaram o consumo de energia e graus-hora de desconforto com aquecimento e resfriamento em uma edificação residencial unifamiliar de Florianópolis (Brasil). Garcia Sanchez et al. (2014) aplicaram uma

extensão ao método de Morris para promover o cômputo dos índices de sensibilidade de primeira e segunda ordem. Os autores utilizaram o programa ESPr para analisar o consumo de energia com aquecimento e temperaturas do ar de uma edificação residencial multifamiliar na França.

Grande parte dos estudos aplicaram métodos baseados em regressão ou correlação como índices de sensibilidade, considerando amostras aleatórias (cf. seção A.2). Struck e Kotek (2009) realizaram uma análise de Monte Carlo para avaliação das demandas de pico e consumo de energia com aquecimento e resfriamento do Caso 600 do BESTEST, da norma internacional *Standard* 140, atualmente na versão 2011 (ASHRAE, 2011). Os autores consideraram variáveis térmicas e físicas do envelope e analisaram a sensibilidade com os Coeficientes de Correlação Parcial. De Wilde e Tian (2009) pretenderam identificar variáveis importantes no desempenho térmico e energético de edificações de escritório frente a alguns cenários de mudança climática do *Intergovernmental Panel on Climate Change* para o Reino Unido, denominado UKCIP02. Consideraram o método *two-dimensional* Monte Carlo para conciliar incertezas aleatórias e epistêmicas simultaneamente, ao analisar as propriedades térmicas e físicas de materiais, infiltração de ar, cargas internas de equipamentos, iluminação e ocupação. O índice de sensibilidade escolhido foi o dos Coeficientes de Regressão Padronizados, com o uso do programa *Simlab*.

Domínguez-Muñoz, Cejudo-López e Carrillo-Andrés (2010) utilizaram a abordagem de Monte Carlo com os Coeficientes de Regressão Padronizados para determinar variáveis influentes na carga térmica de pico de resfriamento em uma edificação de escritório na Espanha. Breesch e Janssens (2010) também aplicaram o método de Monte Carlo com os Coeficientes de Regressão Padronizados para determinar influência de variáveis no conforto térmico dos usuários de uma edificação com estratégia de ventilação natural noturna no clima da Bélgica. Os autores combinaram os programas COMIS e TRNSYS para a simulação dinâmica da ventilação natural.

De Wilde e Tian (2010) compararam três indicadores de sensibilidade com o método de Monte Carlo, os Coeficientes de Correlação Parcial Ordenados, os Coeficientes de Regressão Padronizados Ordenados e o *Multivariate Adaptive Regression Splines*. Utilizaram esses métodos no cálculo da influência de variáveis em uma edificação de escritórios no Reino Unido. O diferencial do trabalho foi o uso de diferentes critérios de desempenho, como as emissões de CO<sub>2</sub>, horas de desconforto térmico e a produtividade dos trabalhadores (frente às temperaturas internas). Os ganhos

com equipamentos, iluminação e as taxas de infiltração geralmente foram as variáveis mais influentes nas emissões de CO<sub>2</sub> para o cenário atual e futuro de mudanças climáticas, em todos os métodos aplicados. O trabalho de Tian e De Wilde (2011) utilizou a abordagem Monte Carlo com o método dos Coeficientes de Regressão Padronizados e o *Adaptive Component Selection and Smoothing Operator* para determinar variáveis influentes no consumo de energia e nas emissões de CO<sub>2</sub> em uma edificação de escritório no Reino Unido. Ambos os estudos consideraram o efeito das mudanças climáticas através da elaboração de cenários, conforme modelos do *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC).

Hopfe e Hensen (2011) utilizaram o método de Monte Carlo com *Stepwise Regression Coefficients* para avaliar a influência de variáveis térmicas, físicas e geométricas em uma edificação de escritório frente às horas ocupadas em conforto térmico, para o clima da Holanda. Yildiz e Arsan (2011) utilizaram os Coeficientes de Regressão Padronizados Ordenados para avaliar variáveis influentes no consumo de energia de uma edificação residencial na Turquia. Hygh et al. (2012) também utilizaram os Coeficientes de Regressão Padronizados para encontrar variáveis influentes no consumo de energia de um apartamento residencial em quatro diferentes cidades dos Estados Unidos. Silva e Ghisi (2013) consideraram tanto os Coeficientes de Regressão Padronizados quanto os Coeficientes de Correlação Parcial para avaliar variáveis térmicas, físicas e geométricas de uma edificação residencial unifamiliar para o clima de Florianópolis (Brasil), considerando os graus-hora e consumos de energia com aquecimento e resfriamento.

Encinas e De Herde (2013) avaliaram as horas de desconforto de uma edificação residencial unifamiliar no Chile, com o método de Monte Carlo, com o Coeficiente de Spearman e um coeficiente de probabilidade acumulada. Analisaram as variáveis de ventilação, infiltração e cargas internas na estratégia de resfriamento passivo da edificação. Silva e Ghisi (2014) utilizaram os índices de Coeficientes de Correlação Parcial e Coeficientes de Regressão Padronizados para avaliar variáveis térmicas, físicas e operacionais de uma edificação residencial unifamiliar em Florianópolis (Brasil) em relação ao seu desempenho térmico e energético. Ioannou e Itard (2015) utilizaram o Coeficiente de Regressão Padronizado Ordenado (SRRC) para analisar o consumo de energia e conforto térmico dos usuários de uma edificação residencial unifamiliar na Holanda. Consideraram dois modelos, um correspondendo a uma edificação de nível A e outro de nível F, conforme a regulamentação de desempenho do país.

Analisaram a incerteza das variáveis físicas, térmicas, de ventilação e pessoais, como metabolismo, vestimenta e *set points* de temperatura.

Pudleiner e Colton (2015) analisaram o consumo de energia com aquecimento e resfriamento de um armazém de vacinas em função de algumas variáveis do envelope, das janelas, de ventilação e dos sistemas prediais. Consideraram cinco diferentes climas para a análise (Tunísia, Tailândia, Quênia, Paraguai e Argentina). Aplicaram uma abordagem de termos bilineares na regressão linear dos resultados de simulação com o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Wang et al. (2016) compararam diferentes amostras para a utilização do *Stepwise Regression Coefficients* para análise de sensibilidade. Consideraram amostras aleatórias e amostras oriundas de um processo de otimização com algoritmo evolucionário NSGA-II. O estudo foi feito em uma edificação de escritórios na Inglaterra, analisando-se o consumo de energia total e o custo de capital, considerando dezesseis variáveis geométricas, operacionais e do envelope.

Poucos estudos consideraram métodos baseados na variância. Mara e Tarantola (2008) realizaram um estudo interessante ao avaliar as temperaturas superficiais e do ar de uma célula teste em *Reunion Island*, com um método aditivo generalizado e com o método de Sobol' baseado na variância. Os autores consideraram as variáveis térmicas e físicas dos componentes construtivos e os coeficientes de convecção como incertezas em uma distribuição uniforme. O método de Sobol' possibilitou o cálculo dos índices totais de sensibilidade, mostrando a importância das propriedades do piso tanto nos horários noturnos quanto nos horários diurnos; esse efeito foi atribuído à capacidade térmica do componente do piso.

Mechri, Capozzoli e Corrado (2010) realizaram a análise de sensibilidade separada da análise de incertezas. Na sensibilidade consideraram o teste de amplitude de sensibilidade de Fourier estendido (FAST estendido) para o cálculo dos índices totais de sensibilidade de variáveis climáticas, geométricas, térmicas e físicas de uma edificação de escritório em cinco cidades da Itália. Analisaram o consumo de energia com aquecimento e resfriamento usando o método analítico do regime quase permanente da norma internacional ISO 13790 (2008). A fração de área transparente no envelope e o índice de compactidade da edificação foram as variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento nas cinco cidades. Shen e Tzempelikos (2013) também consideraram o método FAST estendido para analisar o desempenho da iluminação natural em uma edificação de escritório na Philadelphia (Estados Unidos). As variáveis mais influentes na iluminância útil da luz natural foram a área da janela, a

absortância solar do sombreamento e a transmitância solar da veneziana; no consumo de energia com aquecimento, a área da janela e o tipo de vidro foram as mais influentes.

Lam, Ge e Fazio (2016) analisaram o consumo e a geração de energia de uma edificação de escritórios com fachada de vidro para o clima de Montreal (Canadá), considerando o método de Sobol' para a análise de sensibilidade. Consideraram dez variáveis relacionadas às propriedades térmicas, físicas e geométricas da fachada. Verificaram que, na orientação norte, nenhum caso mostrou balanço positivo (entre geração e consumo de energia). Na orientação sul, pode-se ter balanço positivo com menos de 40% de fração de área de janela na fachada, sendo que as variáveis mais influentes foram a fração de área de janela e a transmitância térmica dos vidros.

Jaffal et al. (2009) visaram contribuir para a racionalização do processo de projeto ao criarem um metamodelo polinomial considerando poucas variáveis provenientes de um modelo de simulação dinâmica com o TRNSYS. O metamodelo estima o consumo de energia com aquecimento e resfriamento, considerando variáveis de entrada de transmitâncias térmicas, fluxos de energia solar e fluxos de calor nos componentes construtivos e aberturas. Os índices de sensibilidade foram os próprios índices das funções polinomiais, os quais tiveram diferentes magnitudes em cada clima testado da França (Nice, Agen e Nancy). De maneira geral, o fluxo térmico de ventilação foi a variável mais influente no consumo com aquecimento, enquanto as transmitâncias térmicas das paredes e das aberturas foram mais influentes no consumo com resfriamento. Eisenhower et al. (2012) também desenvolveram um metamodelo a partir do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> para calcular o consumo e a demanda total de energia de uma edificação de escritórios para o clima de Chicago (Estados Unidos). Os autores utilizaram o *Support Vector Regression* como metamodelo e consideraram 1009 variáveis de todas as fontes de incertezas do modelo da edificação. A sensibilidade foi verificada com os coeficientes do metamodelo criado. A variável mais influente na demanda de energia foi o tipo de sistema de resfriamento, e no consumo de energia foi o circuito de ar do motor primário (dos ventiladores de fornecimento e retorno).

O trabalho de Burhenne et al. (2013) foi o único a considerar o método de Monte Carlo *Filtering* para análise de sensibilidade. Esse método aplica o teste de Kolmogorov-Smirnov nas variáveis operacionais, de sistemas e econômicas, em uma edificação residencial unifamiliar na Alemanha. Compararam dois sistemas de aquecimento, um somente com *boiler* a gás e outro conciliando aquecimento solar com o *boiler*, e analisaram

o valor presente líquido e a fração solar como critérios de desempenho. O destaque é dado para o preço do gás no futuro e para a taxa de juros esperada, que causaram incerteza de -15.000 a +20.000 Euros no valor presente líquido. Constataram que a redução do custo inicial de investimento pode ser uma medida para melhorar a probabilidade de haver valor presente líquido positivo, no entanto, recomendam que as autoridades devem focar muito mais esforços em providenciar empréstimos a juros baixos do que fornecer subsídios para os sistemas (se quiserem fomentar o uso da energia renovável).

O trabalho de Hughes et al. (2015) analisou diferentes fontes de incertezas em uma edificação residencial unifamiliar na Inglaterra, como as propriedades térmicas da edificação, as propriedades térmicas fixadas pelo *Standard Assessment Procedure* (SAP), variáveis comportamentais (*set point* de temperatura e regime de aquecimento), climáticas (irradiação, latitude, temperaturas, tipo de amostragem, velocidade do vento, etc.) e a amostra do *English Housing Survey*. Utilizaram o método de Morris e também o método de Sobol' para determinar a influência das variáveis no consumo de energia total da edificação. No entanto, consideraram uma abordagem de simulação analítica através do *Cambridge Housing Model*, especificamente para as condições climáticas da Inglaterra. As variáveis mais influentes no consumo de energia total foram as transmitâncias térmicas do SAP (de paredes, cobertura, piso e janelas) e também a temperatura de demanda, no caso do método de Sobol'. Os métodos de Morris e de Sobol' mostraram classificação semelhante.

Nguyen e Reiter (2015) realizaram um estudo interessante comparando diversos métodos de análise de sensibilidade global em cinco modelos, sendo três funções analíticas e em duas edificações residenciais (um apartamento de uma edificação multifamiliar e outra unifamiliar) no clima de Danang, Vietnam. Ao todo, aplicaram os métodos baseados em regressão e correlação (Coeficientes de Regressão Padronizados, Coeficientes de Correlação Parcial e Coeficiente de Person), com transformação de ordem (Coeficientes de Regressão Padronizados Ordenados, Coeficientes de Correlação Parcial Ordenados e Coeficiente de Spearman), baseados na variância (FAST estendido e Sobol') e também o método de Morris. No apartamento, analisaram o conforto térmico e na residência unifamiliar analisaram o consumo de energia anual, ambos com o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Constataram que os métodos FAST estendido e Sobol' mostraram resultados semelhantes na classificação das variáveis mais influentes, mas são muito custosos computacionalmente. Recomendaram o uso do método de Morris e dos métodos baseados em regressão (sem

transformação de ordem) caso o custo computacional seja um fator importante do experimento.

## 2.5 ANÁLISES DE CALIBRAÇÃO

Há alguns artigos que promoveram análises de calibração de alguns critérios de desempenho da edificação simulada com dados de medições ou observações na edificação real. A calibração é a etapa principal dos métodos de “medição e verificação” mostrados no Protocolo Internacional de Medição e Verificação de Desempenho da *Efficiency Valuation Organization* (EVO, 2012). O protocolo traz o conceito de ‘medidas de eficiência energética’ para se referir às alternativas de desempenho e mostra métodos de estimativas de economia de energia, considerando a calibração dos modelos.

Aude, Tabary e Depecker (2000) consideraram a análise de calibração como uma forma interessante de conciliar a incerteza nas medições e nas simulações. As medições contemplaram variáveis ambientais externas e fluxos de calor nos componentes construtivos. A calibração foi feita de forma a adequar as variáveis medidas e simuladas, mostrando que ambos os valores estavam dentro dos intervalos de confiança admissíveis. Também verificaram que apenas dezenove das 198 variáveis consideradas como entradas foram realmente influentes nos critérios avaliados: as variáveis ambientais (*e.g.* latitude, albedo), o isolamento térmico da parede norte, as propriedades térmicas do concreto do piso e o isolamento térmico, além das propriedades das superfícies envidraçadas e das paredes internas.

Miranville et al. (2003) realizaram uma calibração das temperaturas após a análise de sensibilidade com o método FAST. Identificaram três grupos de variáveis responsáveis pela maior parte dos resíduos da simulação com os resultados medidos, sendo: os coeficientes de convecção da parte superior do forro, a inércia térmica do solo e o modelo de temperatura do céu. Fizeram as modificações necessárias nessas variáveis, ora utilizando os valores medidos, ora modificando o modelo teórico.

Em uma segunda análise do trabalho, Mara e Tarantola (2008) fizeram uma calibração na presença de incertezas, considerando trinta e cinco variáveis de entrada e dez critérios de desempenho. Consideraram o método *generalized likelihood uncertainty estimate* para identificar variáveis cujas previsões se assemelham aos resultados medidos. Eles comprovaram que se pode encontrar diversas combinações de valores para as variáveis que estejam de acordo com os intervalos das medições; é o problema da ‘equifinalidade’ que significa: não é a melhor combinação de valores que é

efetivamente encontrada na calibração, mas uma das combinações, que mostra resultados equivalentes (essa combinação pode estar adequada ou não de acordo com o modelo real, mas os resultados são o que importa, de acordo com esse critério).

Heo, Choudhary e Augenbroe (2012) promoveram uma análise de calibração Bayesiana para dar suporte a tomadas de decisão e análise de risco de investimento em *retrofit* de edificações existentes. O método contemplou três tipos de incertezas, *i.e.* incerteza das variáveis de entrada, a discrepância entre o modelo e o comportamento real da edificação e os erros de medição. Após a análise de sensibilidade com o método de Morris, selecionaram quatro variáveis mais influentes para a calibração, como *intercept c* (relacionada à probabilidade de abertura das janelas para ventilação), *set point* de temperatura interna do ar, taxa de infiltração de ar e coeficiente de descarga das janelas. A calibração se mostrou eficaz ao encontrar distribuições de probabilidades ‘posteriores’ bem distintas das distribuições escolhidas *a priori*, fazendo com que o modelo calibrado atendesse aos requisitos de precisão da *Guideline 14* (ASHRAE, 2002).

Heo et al. (2015) também fizeram uma calibração Bayesiana do consumo de energia total de uma edificação de escritório por meio de três níveis de precisão de auditoria energética. Os autores consideraram a simulação com o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> e selecionaram variáveis a serem calibradas conforme sua sensibilidade com o método de Morris. A calibração foi feita com sucesso nos três níveis de precisão da auditoria, encontrando distribuições de probabilidades posteriores para algumas variáveis, como taxa de infiltração de ar, tomada de ar externo, eficiência do sistema de aquecimento e densidade de potência de equipamentos.

## 2.6 ANÁLISES DE TOMADA DE DECISÃO E OTIMIZAÇÃO

Poucos trabalhos consideraram a tomada de decisão como ferramenta imprescindível para a melhoria do desempenho das edificações. Alguns trabalhos citam a necessidade de tomada de decisão e dizem que a análise de sensibilidade pode ajudar nas decisões de projeto ou *retrofit* (*e.g.* HOPFE; HENSEN, 2011; JAFFAL; INARD; GHIAUS, 2009; STRUCK; KOTEK, 2009; YILDIZ; ARSAN, 2011).

De Wit e Augenbroe (2002), que também fizeram análise de sensibilidade com o método de Morris, consideraram uma tomada de decisão Bayesiana em duas alternativas, ou seja, implementar ou não um sistema de condicionamento de ar. Os critérios de desempenho foram os gastos com

equipamentos e consumo de energia (a ser minimizado), e também o conforto térmico dos ocupantes (a ser maximizado), considerando um limite de 150 horas ocupadas em conforto. Os resultados mostraram que dois tomadores de decisão escolheriam diferentes alternativas na presença da incerteza; se não houvesse essa informação extra da amplitude das incertezas no consumo de energia e conforto térmico, ambos escolheriam não implementar o sistema, pois a média da distribuição seria menor do que o limite de 150 horas de desconforto definido. A tomada de decisão provou ser eficaz nesse caso.

Heo, Choudhary e Augenbroe (2012) também usaram o método de Morris na sensibilidade e fizeram uma tomada de decisão Bayesiana em três alternativas de desempenho, ou seja, a adição de isolamento térmico nas paredes, a troca do sistema de aberturas e a redução das taxas de infiltração das frestas de portas e janelas. O *payback* simples foi o critério analisado, o qual considerou o custo de implementação e a economia de energia gerada com cada medida adotada. O *payback*, quando analisado de forma probabilística, apontou condições favoráveis para a redução das taxas de infiltração como a alternativa mais viável para este estudo de caso, com maior probabilidade de retorno de investimento em torno de dez anos. Três tomadores de decisão foram considerados com diferentes preferências em relação à consciência de risco e desempenho mais provável de ser alcançado. Dois tomadores de decisão escolheriam a alternativa de adição de isolamento térmico por compreender menor risco de incerteza, em contraposição à redução da taxa de infiltração que, apesar de ser mais eficaz (ter a menor média), tem maior incerteza de *payback*.

Hopfe, Augenbroe e Hensen (2013) aplicaram um processo de tomada de decisão multicritério para definir a melhor alternativa entre dois sistemas de ar-condicionado de uma edificação comercial na Holanda. A primeira alternativa possui um sistema de aquecimento e resfriamento central (volume de ar constante), enquanto a segunda alternativa possui estocagem térmica de aquecimento e resfriamento, combinada com fachada dupla envidraçada. As simulações foram conduzidas com o programa VA114, considerando oitenta variáveis físicas na propagação das incertezas, além de utilizarem o Processo Analítico Hierárquico (AHP) para a tomada de decisão. Os resultados mostraram que a segunda alternativa seria a mais indicada em termos de desempenho térmico e energético.

Zheng et al. (2010) desenvolveram uma abordagem para selecionar um modelo otimizado de edificação com base em tomada de decisão e alternativas de desempenho. Uma edificação em Pequim (China) foi considerada no estudo de caso, por meio de quatro alternativas de projeto.

Utilizaram o *improved grey relational projection* como processo de tomada de decisão, contemplando etapas de definição de matriz de consistência, determinação de pesos com a Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal (TOPSIS) e pesquisa de preferência com dez diferentes tomadores de decisão. Kabak et al. (2014) usaram a tomada de decisão multicritério *fuzzy* para analisar o desempenho global de alternativas de edificação em relação às classificações de uma norma de desempenho da Turquia. Os autores consideraram sete diferentes critérios de desempenho, como o clima, geometria, características do envelope, cogeração e uso de energias renováveis, e a eficiência dos sistemas mecânicos, de água quente e de iluminação.

Kim, Ahn e Park (2014) também promoveram uma tomada de decisão Bayesiana em duas alternativas de desempenho para uma biblioteca na Coreia do Sul. As alternativas se diferem no sistema de condicionamento de ar com aquecimento e resfriamento, compreendendo também diferentes variáveis de entrada, escolhidas também após a análise de sensibilidade com o método de Morris. Na inferência Bayesiana, utilizaram o Markov-Chain Monte Carlo com o programa WinBUGS, que usa o algoritmo de Gibbs. Os autores consideraram dez diferentes tomadores de decisão (arquitetos, especialistas em simulação e especialistas em sistemas de ar-condicionado). A abordagem determinística mostrou que o grupo de tomadores de decisão iria preferir a alternativa 1 (menor custo de construção, mas maior consumo de energia). No entanto, a abordagem Bayesiana, considerando as incertezas de cada alternativa, mostrou que a maioria escolheria a alternativa 2 (com menor consumo de energia e maior custo) por ter uma incerteza ligeiramente menor; a alternativa 2 compreende um sistema de volume de ar variável nas zonas internas e *fan coil* nas zonas perimetrais, *boiler* a gás, *chiller* elétrico, com sistema de armazenamento de gelo.

Silva, Almeida e Ghisi (2016) utilizaram análise de sensibilidade de Morris para definir algumas alternativas de projeto baseadas em diferentes sistemas construtivos para uma edificação residencial unifamiliar na cidade de Florianópolis (Brasil). A tomada de decisão multicritério foi feita considerando os consumos de energia e os graus-hora de resfriamento e aquecimento para oito alternativas de desempenho. Os autores utilizaram o Processo Analítico Hierárquico e a Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal para encontrarem a melhor alternativa, considerando diferentes cenários de tomada de decisão. O sistema construtivo de paredes com dupla alvenaria cerâmica com isolamento

térmico, bem como cobertura leve e isolada, foi o melhor modelo para a maior parte dos cenários de tomada de decisão.

Ao final, apenas um artigo do portfólio bibliográfico considerou otimização multiobjetivo no trabalho. Wright et al. (2014) procuraram otimizar as configurações de abertura em uma fachada de uma edificação de escritórios para o clima de Chicago (Estados Unidos), considerando o algoritmo evolucionário NSGA-II. Duas funções-objetivo foram consideradas, *i.e.* uma de uso de energia (considerando consumo de energia com aquecimento, resfriamento, equipamentos e iluminação) e outra de custo de implementação (custo das paredes e das janelas). Como a otimização gera muitas alternativas ótimas na fronteira de Pareto, os autores utilizaram a análise de sensibilidade para selecionar algumas alternativas com um experimento de Monte Carlo e índice de sensibilidade *Stepwise Rank Regression Coefficient*. A sensibilidade mostrou a influência da existência de aberturas nas ‘células’ no primeiro piso da edificação.

## **2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE A REVISÃO DE LITERATURA**

A busca do estado da arte (cf. Seção A.1) em análise de incerteza e sensibilidade mostrou que o tema é muito atual, sendo que a maior parte das publicações (nas diversas áreas do conhecimento) são do ano de 2015. Muitos dos autores em destaque também são citados pelos trabalhos na área do ambiente construído, pois trataram de revisão bibliográfica ou de desenvolver e apresentar métodos estatísticos. A. Saltelli (um dos autores em destaque no estado da arte) e seus colaboradores e coautores contribuem muito para o aperfeiçoamento e propagação das técnicas estatísticas de análise de sensibilidade global.

O portfólio bibliográfico (cf. Seção A.2) possibilitou uma revisão bibliográfica completa, abordando muitas questões relativas à avaliação de desempenho, como a criação de metamodelos, uso da calibração e medição de variáveis, tomada de decisão e otimização de funções-objetivo. Da mesma forma, as principais publicações que abordaram análise de incertezas e sensibilidade foram revisadas. A revisão possibilitou o entendimento dos mais diversos tipos de análise de sensibilidade para as diferentes aplicações. Muitos autores propuseram diferentes divisões e subdivisões para os métodos, entretanto, este estudo adotou a nomenclatura simples de métodos ‘locais’ ou ‘globais’ (TIAN, 2013). Nesse sentido, as publicações e as críticas de alguns autores deixaram clara a necessidade do uso das técnicas globais

quando os modelos são complexos e envolvem muitas variáveis (como a simulação dinâmica de edificações).

O método de Morris e as abordagens de Monte Carlo baseadas em correlação e regressão foram as mais utilizadas nos artigos revisados. Percebe-se, entretanto, que os métodos baseados na variância geralmente não são abordados pelo alto custo computacional. Por esse motivo, o uso da análise de sensibilidade global baseada na variância é uma abordagem interessante e deve ser mais investigada.

Pode-se também confirmar a justificativa e o objetivo deste estudo, em que é necessário o desenvolvimento de métodos mais adequados e sistemáticos para se avaliar o desempenho das edificações. E esses métodos precisam considerar as incertezas nas variáveis de entrada nas diferentes fontes que podem ocorrer, compreender um método adequado de experimento numérico e amostragem, bem como índices apropriados para a análise de sensibilidade. Da mesma forma, os métodos precisam estar alinhados com os riscos de tomada de decisão na presença das incertezas.



### 3 ABORDAGEM ESTATÍSTICA

Neste capítulo estão definidas todas as informações relativas à abordagem estatística considerada. Contém os termos e notações que foram empregados ao longo do desenvolvimento do trabalho e o conceito de ‘modelo’ em termos de experimentos numéricos e computacionais. Também contém uma definição avançada das duas principais análises do trabalho (incertezas e sensibilidade) e os principais métodos usados em cada análise. O destaque principal é dado à análise de sensibilidade.

#### 3.1 TERMOS E NOTAÇÕES

Os seguintes termos e notações são válidos para todas as análises e considerações deste trabalho:

- a) Experimento: refere-se a uma investigação matemática, na qual se tem uma finalidade (bem definida), um modelo, parâmetros, entradas e saídas; também há etapas de planejamento, execução, tratamento de dados e interpretação. É utilizado o termo ‘experimento computacional’ para se referir à investigação feita utilizando-se um programa de simulação computacional de edificações;
- b) Parâmetro: refere-se aos ‘objetos’ envolvidos em um experimento computacional que têm valor invariável no experimento;
- c) Modelo: para os fins deste trabalho, ‘modelo’ significa uma representação térmica, física e geométrica de uma edificação real para fins computacionais de uma simulação. No entanto, seu significado é mais abrangente, conforme discutido na seção 3.2;
- d) Entradas: são os ‘objetos’ com valores variáveis em um experimento computacional, que são inseridos em um ‘modelo’ para se obter alguma ‘saída’. Em um experimento computacional são calculadas com base nas ‘variáveis independentes’;
- e) Saídas: são os resultados obtidos a partir de um ‘modelo’, ocasionado pelas entradas e parâmetros, tendo em vista uma finalidade bem definida;
- f) Critérios de desempenho: são variáveis que resultam do tratamento de dados das ‘saídas’ de um modelo e são relacionadas diretamente ao desempenho das edificações;
- g) Variável independente: é um termo relacionado às ‘entradas’ de um modelo quando fazem parte de um experimento estatístico (*e.g.*,

regressão, correlação, análise de variância, etc.). A partir do experimento estatístico são convertidas em ‘entradas’ para o modelo;

- h) Variável dependente: é um termo similar para os critérios de desempenho de um modelo quando estão envolvidos em um experimento estatístico;
- i) Finalidades: são os objetivos últimos de um experimento computacional, um ponto final da análise;
- j) Propósitos: são os objetivos intermediários de um experimento computacional ou um ponto médio da análise;
- k) Processos: são pequenas ações do método desenvolvido para a análise de incertezas e sensibilidade em um experimento computacional;
- l) Procedimentos: são conjuntos de diversos processos inter-relacionados e estruturados para atingir determinado propósito em um experimento computacional;
- m) Espaço amostral: é um conjunto de todos os valores possíveis considerados para uma variável independente. Pode ser ‘contínuo’ ou ‘discreto’; o primeiro se refere a uma função de densidade de probabilidade, enquanto o segundo se refere a um conjunto de níveis predefinidos com probabilidade de ocorrência conhecida.

### 3.2 DEFINIÇÃO DE MODELO

O termo “modelo”, de uma forma geral, significa uma representação da realidade. O entendimento de um modelo ajuda a entender o papel da análise de sensibilidade e vice-versa.

O “mundo” é um sistema que contém objetos de investigação. Esse sistema é governado por leis que a ciência tem a ambição de descobrir ou utilizar para diferentes propósitos. Para descobrir ou entender essas leis a ciência trata de codificar esses comportamentos dentro de modelos. Entretanto, mesmo com a criação de modelos, o “sistema” continua sendo governado por leis naturais, enquanto os modelos criados são governados por leis matemáticas e computacionais. Desse modo, tem-se um paradoxo no qual o modelo é conformado com o sistema, mas o sistema não é conformado com o modelo. Assim, diferentes modelos com diferentes leis internas podem chegar aos mesmos resultados de observações do sistema (mundo). Esse é um aspecto importante do significado de modelos.

No caso da área de estudo do ambiente construído, as ferramentas de simulação computacional dinâmica de edificações podem ser consideradas como “modelos”. Modelos esses que representam o “mundo”, que possui leis meteorológicas, térmicas, energéticas, de transferência de calor e massa, fenômenos comportamentais, de sistemas elétricos e mecânicos, entre outros. Essas leis foram, ao longo da história da ciência, codificadas com sucesso em modelos independentes; isto torna o modelo de simulação de edificações um aglomerado de outros modelos físicos e matemáticos que visam representar o comportamento do ‘mundo’ no que se refere a uma edificação exposta ao clima, ao uso e operação e suas vertentes.

Há diversas ferramentas de simulação de edificações que possuem diferentes leis e regras dentro de sua “caixa preta”, como é comumente chamada na literatura (LOMAS; EPEL, 1992; SALTELLI; HOMMA, 1992). Pode-se afirmar que, desde que seus códigos sejam devidamente validados e calibrados com estudos científicos, medições e observações do “mundo”, todos eles levariam às mesmas conclusões se utilizados corretamente.

Aprofundando um pouco mais a definição de modelo, a própria representação do clima para fins de simulação de edificações também é um modelo. O clima é um subsistema do “mundo” que possui suas leis e comportamentos e é traduzido em termos de variáveis climáticas e meteorológicas por meio de medições, observações e estimativas. A própria representação da edificação para o programa de simulação também é um modelo. A edificação real possui características e peculiaridades que são codificadas em um modelo de variáveis geométricas, físicas, térmicas e ópticas. A representação do entorno, de cada sistema predial (como um *boiler* de aquecimento de água ou um ar-condicionado) e demais objetos também são “modelos”, seguindo a mesma lógica.

Da mesma forma que há diferentes modelos de simulação (*i.e.*, programas computacionais), que são diferentes internamente, também há diferentes “modelos” de clima, de edificação, de uso e ocupação, de entorno, de sistemas. E o papel da análise de sensibilidade é justamente esse: gerar conhecimento acerca das leis internas da “caixa preta” do modelo e avaliar como suas incertezas corroboram com os resultados apresentados, para uma determinada finalidade de avaliação de desempenho térmico e energético de edificações.

Nas análises deste trabalho, o termo modelo será empregado, na maior parte das situações, para se referir à própria edificação em termos computacionais. Como afirmado por Kleijnen (2005), um modelo de

simulação é um modelo numérico resolvido por meio de experimentação (tendo em vista sua complexidade e aglomeração de inúmeros outros modelos matemáticos). Este conceito é importante, pois implica que os modelos de simulação só podem ser acessados (*i.e.*, analisados, entendidos, resolvidos ou investigados) por meio de experimentos numéricos.

### **3.3 ANÁLISE DE INCERTEZAS**

A análise de incertezas significa, para os fins deste trabalho, a quantificação da variabilidade das “saídas” de um modelo ocasionada pela variabilidade das “entradas”.

#### **3.3.1 Aspecto teórico da incerteza**

Saltelli et al. (2008) dizem que a incerteza não é um “acidente” em um modelo, mas sua própria “essência”. Ao trazer um conceito adaptado de Walker et al. (2003), a incerteza pode ser definida como qualquer desvio de valor em relação ao ideal inalcançável de um conhecimento determinístico completo de um modelo. Esses autores desenvolveram uma definição inovadora de “incerteza” quando aplicada à avaliação de modelos para fins de tomada de decisão. O estudo fora desenvolvido inicialmente para ser aplicado a políticas públicas e seus modelos, no entanto, foi adaptado para a área de avaliação de desempenho de edificações para os fins deste trabalho.

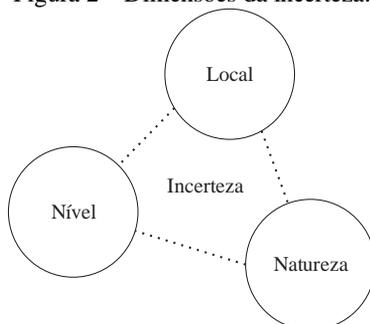
Segundo Walker et al. (2003), a incerteza possui três dimensões características, sendo (a) o local, (b) o nível e (c) a natureza, como mostra a Figura 2. Para cada dimensão, existem algumas subdivisões. De qualquer forma, a definição da incerteza nas três dimensões está diretamente relacionada à finalidade e ao objetivo da análise realizada.

A dimensão “local” permite descobrir onde se manifesta a incerteza e pode ser subdividida em: (a) contexto, (b) modelo, (c) parâmetros, (d) entradas e (e) saídas. A Figura 3 mostra essas subdivisões.

O ‘contexto’ se refere às condições e circunstâncias de contorno do modelo, *i.e.*, a porção do ‘mundo’ que está no sistema modelado. Também se refere à explicitação do que está fora do modelo. Considera-se que o modelo seja uma edificação comercial, por exemplo. As ‘saídas’ de desempenho apresentadas por esse modelo não são válidas para outro tipo de edificação (residencial, hoteleira, hospitalar, etc.), nem para outra tipologia de edificação comercial, nem mesmo para outros cenários diferentes dos

considerados. Também só são válidas para o clima descrito, bem como todas as suposições futuras de uso e operação da edificação.

Figura 2 – Dimensões da incerteza.



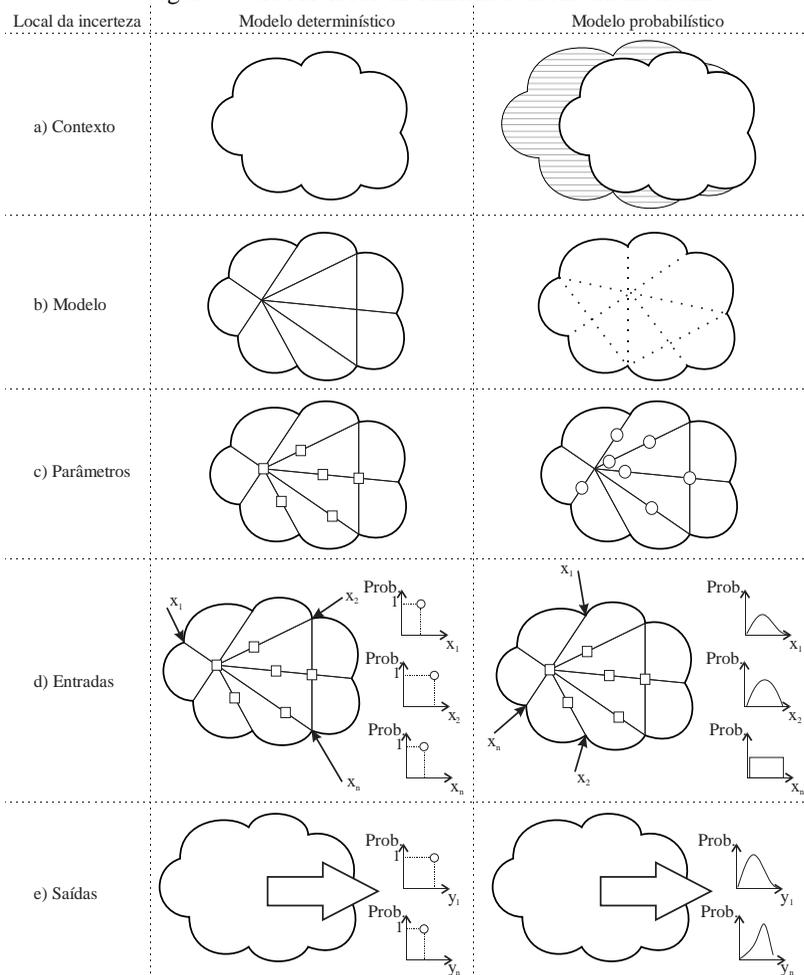
Fonte: adaptado de Walker et al. (2003).

As incertezas de ‘modelo’ podem ser subdivididas em: (a) de estrutura, e (b) de técnica. As incertezas de ‘estrutura’ se referem à própria forma do modelo. Para a edificação comercial do exemplo, seria sua representação física, geométrica, térmica, óptica e demais características. Há diversas formas de se representar o modelo de uma edificação real em termos computacionais para fins de simulação de seu desempenho, desde simplificações de geometria, de áreas de aberturas, de sombreamentos, até cenários de uso e operação. As incertezas ‘técnicas’ se referem à implementação do modelo em linguagem computacional, ou seja, seria a própria ‘caixa-preta’ da ferramenta de simulação computacional, com todos os demais modelos físicos, térmicos e de sistemas, com todas as suas equações e parâmetros.

Os ‘parâmetros’ são objetos constantes no ‘modelo’ de simulação em determinado experimento numérico. Podem ser divididos em: (a) exatos, (b) fixos, (c) escolhidos *a priori* e (d) calibrados. Os parâmetros ‘exatos’ geralmente são as constantes universais, como o número de Euler, a constante de Stefan-Boltzmann, coeficientes de conversão de unidades, entre outros. Os parâmetros ‘fixos’ são aqueles utilizados em muitos estudos e sua eficácia é comprovada pela experiência na área, como a própria aceleração da gravidade, valores de convergência das iterações na simulação, entre outros. Os parâmetros ‘escolhidos *a priori*’ são resultados da ação subjetiva do avaliador do modelo, confiando na sua especialidade ou em algum estudo científico da área. Os parâmetros ‘calibrados’ são aqueles submetidos a uma análise de calibração em condições reais, em que as ‘saídas’ do modelo são

conformadas com os dados reais ao se alterar o valor dos parâmetros (como as abordagens da seção 2.5).

Figura 3 – Subdivisões da dimensão ‘local’ da incerteza.



Fonte: adaptado e expandido de Walker et al. (2003) e Kim e Augenbroe (2013).

As ‘entradas’ podem ser divididas em: (a) forças externas e (b) dados do sistema. As ‘forças externas’ são, geralmente, as condições climáticas do local da edificação. Os ‘dados do sistema’ são todas as demais entradas que

definem e caracterizam o ‘modelo’ da edificação e dependem da finalidade e objetivo da análise.

As ‘saídas’ são todos os valores fornecidos pelo experimento computacional, considerando todas as suas configurações de contexto, modelo, parâmetros e entradas. Em análises de simulação de edificações, as ‘saídas’ geralmente são os próprios critérios de desempenho, ou são variáveis que permitem o cálculo desses critérios.

As incertezas podem se manifestar nesses diferentes ‘locais’ em diferentes ‘níveis’ de intensidade, que é a segunda dimensão a ser caracterizada (ver Figura 4). O nível de incerteza pode ser subdividido em: (a) estatística, (b) de cenário, (c) de ignorância conhecida e (d) de total ignorância.

O nível ‘estatístico’ se refere à noção comum de incerteza das ciências naturais, a qual pode ser caracterizada devidamente com as ferramentas disponíveis na estatística. Pode existir em qualquer ‘local’ descrito anteriormente. Um exemplo simples é a incerteza de alguma propriedade térmica de um material, a qual varia em função das condições ambientais, dos equipamentos de medição e dos métodos de ensaio técnico.

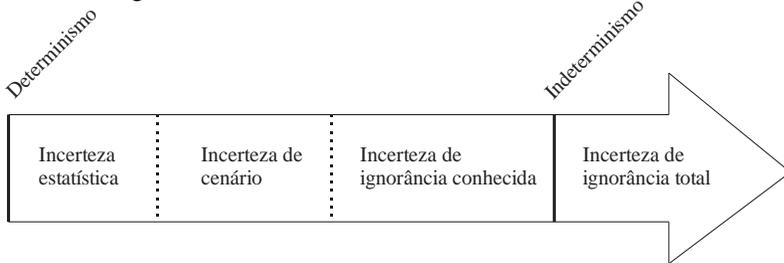
O nível ‘de cenário’ é uma incerteza que está além dos termos estatísticos, ou seja, é um valor para o objeto escolhido devidamente para contornar as incertezas das ‘forças externas’ ou dos ‘dados do sistema’ (*i.e.*, entradas). São incertezas que não podem ser definidas em termos puramente estatísticos (*i.e.*, com uma distribuição de probabilidades) ou não são interessantes para a análise proposta para o ‘modelo’. Podem ser suposições de condições futuras ou mesmo da variabilidade dos modelos.

O nível ‘de ignorância conhecida’ é aquele nível de incerteza deixado propositalmente no modelo, seja por falta de conhecimento sobre a variável, seja por acreditar que a variável seja irrelevante na ‘saída’ analisada. De qualquer forma, é um nível de incerteza para um objeto negligenciado pelo avaliador do modelo. Na literatura, esse nível de incerteza geralmente remete às pesquisas futuras recomendadas pelos estudos. Por exemplo, um estudo pode ter utilizado uma determinada curva de eficiência de um condensador para uma análise de desempenho de um sistema de ar-condicionado. Como não se considerou incerteza estatística nem de cenário nesse objeto, o autor simplesmente escolheu um conjunto de valores e recomenda análises futuras para verificar o impacto da incerteza nesse objeto.

O nível ‘de total ignorância’ vai desde um nível profundo de incerteza até algo como “sequer se sabe o que não se sabe”. Não possui um

limite predefinido por nunca ser conhecida a extensão plena dessa ignorância (no sentido de falta de conhecimento).

Figura 4 – Subdivisões da dimensão ‘nível’ de incerteza.



Fonte: adaptado de Walker et al. (2003).

A última dimensão de ‘natureza’ pode ser subdividida em: (a) epistêmica e (b) de variabilidade. A incerteza de natureza epistêmica é aquela relacionada à limitação de conhecimento de algum fenômeno ou modelo matemático (HELTON et al., 2006) e pode ser reduzida por meio de esforços empíricos (medições mais precisas, mais observações e pesquisas) ou por meio do desenvolvimento de novas técnicas e métodos de estimativa. A incerteza de variabilidade também pode ser chamada de natureza ‘aleatória’ na estatística. É oriunda de fatores desconhecidos, geralmente relacionados à própria natureza do que está sendo observado, e não pode ser reduzida por simples esforço empírico. A melhor forma de conhecer essa incerteza é por meio da repetição de ensaios de medição, pesquisas ou observações empíricas, de forma a quantificá-la, mas não reduzi-la.

### 3.3.2 Amostragem de variáveis independentes

Como a simulação computacional de edificações é considerada um modelo do tipo ‘caixa preta’, a única forma de obter conhecimento acerca de suas leis internas é a aplicação de experimentos numéricos. Esses experimentos necessitam da definição de todas as dimensões das incertezas descritas na seção anterior, principalmente dos ‘cenários’ e das ‘entradas’. São esses objetos que geram o intervalo de incertezas nas ‘saídas’ e são investigados por meio de diferentes tipos de amostras.

Esta seção discute sobre a técnica estatística de amostragem. Amostragem é o processo de explorar o domínio de interesse para o intuito de um experimento estatístico (como uma análise de incertezas ou sensibilidade).

A definição do método de amostragem mais adequado depende das seguintes informações: (a) o objetivo da análise; (b) a linearidade ou não linearidade do modelo; (c) a quantidade de variáveis envolvidas no experimento; (d) a função de densidade de probabilidade das variáveis; (e) a dimensão local da incerteza, principalmente em se tratando de cenários ou de entradas; (f) o esforço computacional necessário para avaliar o modelo computacional, considerando o tamanho da amostra.

Saltelli et al. (2008) mostram o conceito de ‘projetos experimentais’ que são, de forma simplificada, uma organização predefinida das ‘entradas’ de um modelo de forma a possibilitar uma análise sistemática e obter o máximo possível de informações das ‘saídas’. Há diferentes tipos de projetos experimentais. O mais comum é a amostra multivariada fatorial, que é definida por meio da combinação de todas as variáveis entre si, dentro de cada nível de variação. Nesse caso, as variáveis independentes precisam ser definidas por distribuição de probabilidades discreta, na qual cada nível tem a mesma probabilidade de ocorrência, em uma mesma variável.

Para um experimento cujas variáveis têm dois níveis de variação, o tamanho da amostra fatorial seria  $2^k$  (onde  $k$  é o número de variáveis independentes). Se um experimento possui 13 variáveis, o tamanho da amostra seria de 8192 observações (*i.e.*, simulações computacionais). A Eq. 1 mostra a fórmula geral para o cálculo do tamanho da amostra multivariada fatorial. Percebe-se claramente a desvantagem tanto do aumento do número de níveis quanto do número de variáveis. Caso o experimento demandasse quatro níveis de variação em cada variável, o tamanho da amostra (com 13 variáveis) aumentaria para o número computacionalmente inviável de 67.108.864 simulações.

$$\text{Amostra} = a \times b \dots \times n \quad \text{Eq. 1}$$

Onde:

- a é o número de níveis no parâmetro A;
- b é o número de níveis no parâmetro B;
- n é o número de níveis no parâmetro N.

Tratando-se de avaliação de desempenho de edificações, o número de variáveis pode ser bastante grande. Muitos trabalhos apresentados no Capítulo 2 e no Apêndice A consideraram poucas variáveis em seus experimentos, no entanto, há algumas pesquisas que consideraram até 1009 variáveis (praticamente todos os objetos de uma simulação computacional) como o estudo de Eisenhower et al. (2012). Evidentemente os autores não

utilizaram uma amostra multivariada fatorial. Escolheram, para essa tarefa, uma amostra quase aleatória de tamanho 5000, simulada em um cluster de 184 núcleos de processamento de dados (para reduzir o tempo de simulação).

As amostras aleatórias, por sua vez, podem ser realizadas de forma simples, pseudo aleatoriamente ou quase aleatoriamente (BURHENNE; JACOB; HENZE, 2011). Os experimentos numéricos com amostras aleatórias (tanto para análises de sensibilidade ou incertezas) são denominados ‘Monte Carlo’.

Segundo MacDonald (2009), a amostragem aleatória simples funciona com a geração de um número aleatório, escalando-o para a variável-alvo, conforme sua distribuição de probabilidades. Em pequenas amostras, esse método pode gerar vazios no domínio amostrado ou mesmo falhas, o que pode comprometer os resultados do experimento computacional (SALTELLI et al., 2008). No entanto, se o modelo não for complexo ou tiver poucas variáveis, essa amostra pode gerar resultados semelhantes às amostragens estratificadas (HELTON et al., 2006).

A amostragem estratificada é uma evolução da amostragem aleatória simples, pois impele a amostra a se conformar com a distribuição de probabilidades, dividindo-a em ‘estratos’ (pequenos intervalos) de igual probabilidade, em que um valor aleatório é selecionado de cada estrato (MACDONALD, 2009). Essa amostragem pode resolver o problema de vazios e falhas no domínio amostrado. As amostras simples ou estratificada geralmente são geradas por meio de algoritmos pseudo aleatórios (BURHENNE; JACOB; HENZE, 2011).

Um tipo particular de amostragem estratificada é o Hipercubo Latino. Ele é muito utilizado para modelos que exigem grande esforço computacional, devido a sua eficiente propriedade de estratificação. Seu algoritmo permite extrair grande quantidade de informações de incertezas e sensibilidade por meio de reduzido tamanho de amostra (HELTON et al., 2006). O método divide a função de densidade de probabilidade da variável de entrada em estratos de mesma probabilidade de ocorrência, de forma que se um valor é selecionado de um estrato para uma variável, em outra variável é selecionado de outro estrato (MACDONALD, 2009). Da mesma forma, o mesmo número de pontos é selecionado de cada estrato (SALTELLI et al., 2008).

A operação é feita para gerar uma amostra  $nS$ , considerando distribuições de probabilidades  $\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$  associadas às variáveis independentes  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  da seguinte maneira: a amplitude de cada  $x_j$  é exaustivamente dividida em  $nS$  intervalos deslocados (estratos) de igual

probabilidade, e um valor  $x_{ij}$  é selecionado aleatoriamente em cada estrato. Os  $nS$  valores de  $x_1$  são pareados sem reposição com os  $nS$  valores de  $x_2$  (produzindo  $nS$  pares). Os pares  $nS$  são combinados aleatoriamente com os  $nS$  valores de  $x_3$  para gerar  $nS$  trios. E assim por diante.

Existe também a amostragem quase aleatória, utilizada por alguns estudos do portfólio bibliográfico (BURHENNE et al., 2013; EISENHOWER et al., 2012). Esse tipo de amostragem pretende reduzir a medida estatística da ‘discrepância’, a qual caracteriza a distância de uma sequência de pontos em um espaço multidimensional. Segundo Saltelli et al. (2008), amostras de baixas discrepâncias são boas para análises de sensibilidade, além de ter menor probabilidade de apresentar vazios indesejáveis. A definição de discrepância de uma sequência de pontos é o máximo valor absoluto da diferença de um conjunto de regiões amostrais entre a área da fração da região e a fração de pontos que ela contém.

As denominadas ‘sequências de baixa discrepância’ são usadas para essa finalidade. Elas possuem uma propriedade tal que quando o tamanho  $N$  da amostra aumenta, a discrepância reduz até um valor teórico ótimo. Dessa forma, a média móvel de um conjunto de pontos convergirá mais rápido do que uma amostra aleatória. As amostras elaboradas por meio de uma sequência de baixa discrepância finita são chamadas de ‘quase aleatórias’. Um exemplo são as sequências de Sobol’ (BRATLEY; FOX, 1988).

Não há critérios estatísticos sobre o tamanho da amostra aleatória gerada, tendo em vista que o número de simulações independe do número de variáveis independentes do experimento (FURBRINGER; ROULET, 1999). No entanto, é comum adotarem-se valores maiores que 80 (MACDONALD; STRACHAN, 2001). Outros autores propõem que seja maior que 3/2 do número de variáveis independentes (BREESCH; JANSSENS, 2005).

Para a verificação prática dos métodos de amostragem aleatória foram comparados quatro diferentes métodos (abordagem de Monte Carlo): (a) simples aleatória, (b) estratificada simples, (c) Hipercubo Latino e (d) amostra quase-aleatória de Sobol’. O experimento contempla a amostragem de duas variáveis  $\{x_1, x_2\}$  com distribuição de probabilidades uniforme entre  $\{0,1\}$  com tamanho  $N$  igual a 30. As amostras foram geradas com os pacotes ‘stats’, ‘randtoolbox’ e ‘pse’ da linguagem de programação R (R-PROJECT, 2015).

A Figura 5 mostra a dispersão de cada par  $\{x_1, x_2\}$  para cada método de amostragem. Percebe-se que a combinação de pontos gerados com o Hipercubo Latino (Figura 5-c) e com o método de Sobol’ (Figura 5-d) apresentou maiores propriedades de estratificação, ou seja, pontos mais

distribuídos no domínio das variáveis. É possível perceber também que a amostra de Sobol' possui menor distância entre os pontos no espaço bidimensional em relação aos outros métodos (propriedade de discrepância). A Figura 6 mostra o histograma de frequência absoluta para cada variável separadamente. Percebe-se que o Hipercubo Latino gerou uma amostra com maior semelhança à distribuição uniforme entre  $\{0,1\}$  do que os demais métodos.

Figura 5 – Dispersão entre duas variáveis  $x_1$  e  $x_2$  por meio de quatro métodos de amostragem aleatória, considerando distribuição uniforme entre  $\{0,1\}$ .

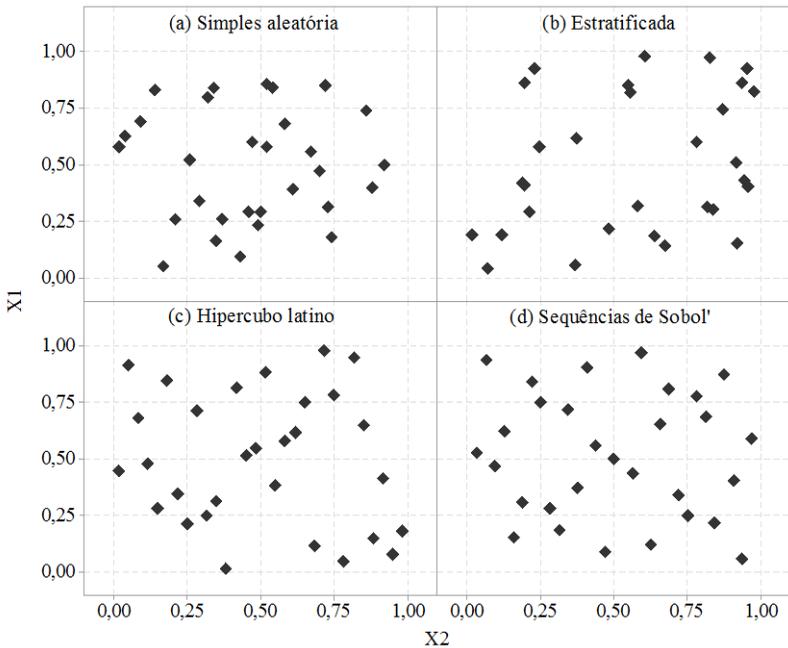
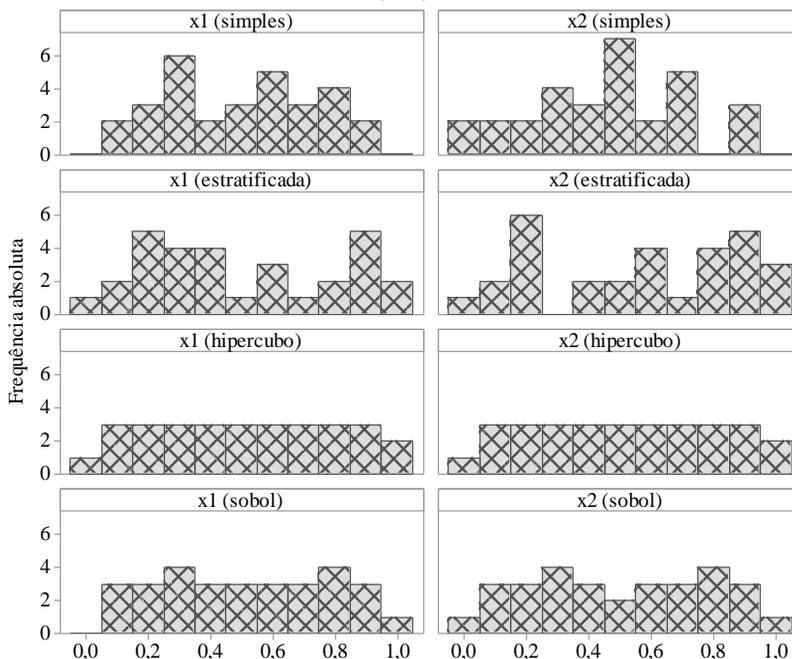


Figura 6 – Histogramas de frequência absoluta de duas variáveis  $x_1$  e  $x_2$  por meio de quatro métodos de amostragem aleatória, considerando distribuição uniforme entre  $\{0,1\}$ .



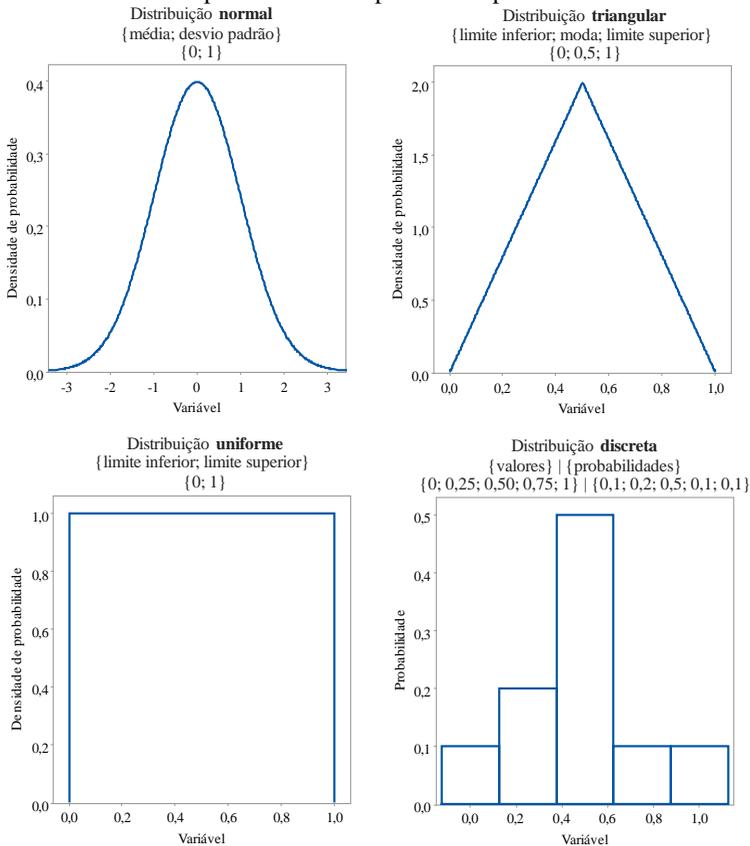
### 3.3.3 Distribuições de probabilidades das variáveis independentes

O aspecto teórico da incerteza foi discutido, bem como os métodos de amostragem fatorial e aleatórios. Outro conceito importante em análise de incertezas é a ‘função de densidade de probabilidade’ de uma variável ou somente ‘distribuição de probabilidades’. De forma simplificada, essa distribuição mostra como a variável independente ou dependente se comporta em relação à probabilidade de ocorrência de seus valores no domínio amostral.

A distribuição normal é uma das mais comuns devido à sua grande aceitabilidade para a maioria dos fenômenos naturais, em diversas áreas do conhecimento (MONTGOMERY; RUNGER, 2012). A determinação dos intervalos de confiança e testes de hipóteses são os mais conhecidos para essa distribuição. Além disso, muitos testes de hipóteses exigem a aceitabilidade da normalidade dos dados para que tenham validade. Muitos estudos da

revisão de literatura consideraram a distribuição uniforme (HUGHES et al., 2015; NGUYEN; REITER, 2015), outros a distribuição normal na maior parte das variáveis (HYUN; PARK; AUGENBROE, 2008; MAURO et al., 2015) ou outras distribuições (SILVA; ALMEIDA; GHISI, 2016).

Figura 7 – Distribuições de probabilidades utilizadas nas variáveis de entrada; os parâmetros são apenas exemplos.



Além da distribuição normal, neste estudo foram utilizadas para as variáveis independentes (entradas) a distribuição triangular, uniforme e discreta. Para essas variáveis, as distribuições são geralmente escolhidas *a priori*, tendo-se informações da natureza da variável, dados experimentais ou da literatura ou mesmo suposições. A Figura 7 mostra as distribuições de

probabilidades utilizadas nas variáveis de entrada enquanto ‘possibilidades de escolha’, ao longo desta tese. Evidentemente, em cada análise é escolhida a distribuição mais adequada para cada variável em cada contexto, bem como seus parâmetros.

### 3.3.4 Aderência às distribuições de probabilidades

Determinar a aderência às distribuições de probabilidades significa identificar uma curva de distribuição teórica que mais se assemelhe à distribuição real que está sendo analisada, conforme critérios de confiabilidade. Assim, permite-se o cálculo de intervalos de confiança e testes de hipótese com maior rigor estatístico; esse cálculo é direcionado às variáveis dependentes (saídas) de um experimento computacional. Há ao menos três formas de se determinar a aderência:

- Métodos paramétricos: no caso de distribuições de probabilidade conhecidas;
- Métodos não paramétricos baseados na mediana: no caso de distribuições de probabilidades contínuas, mas sem semelhança com as distribuições paramétricas;
- Métodos não paramétricos simples: no caso da não aderência a nenhuma das formas anteriores, sendo baseados na frequência acumulada absoluta.

Para as análises deste trabalho, sempre que foram calculadas variáveis dependentes foram testadas algumas distribuições paramétricas conhecidas, de acordo com o Quadro 1, para fins de teste de aderência.

Os testes de aderência foram realizados com o programa Minitab 17 (2013), por meio do critério de Anderson Darling (STEPHENS, 1974). O coeficiente de Anderson Darling é calculado usando-se a Eq. 2. O teste tem as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: \text{Segue a distribuição de probabilidades} \\ H_1: \text{Não segue a distribuição de probabilidades} \end{cases}$$

$$AD = -N - \left(\frac{1}{N}\right) \cdot \sum (2i - 1) \cdot [\ln F(x_i) + \ln(1 - F(x_{N+1-i}))] \quad \text{Eq. 2}$$

Onde:

$AD$  é a estatística de Anderson Darling;

$F(x)$  é a distribuição cumulativa de probabilidades considerada;

$x$  são as observações ordenadas de forma crescente;

$N$  é o tamanho da amostra.

Quadro 1 – Distribuições de probabilidades utilizadas para teste de aderência nas variáveis de saída.

Distribuição de probabilidades	Parâmetros
Normal	Média, desvio padrão
Lognormal	Escala, forma
3-parâmetros Lognormal	Escala, forma, limiar
Exponencial	Escala
Weibull	Escala, forma
3-parâmetros Weibull	Escala, forma, limiar
Maior valor extremo	Local, escala
Menor valor extremo	Local, escala
Gamma	Forma, escala
3-parâmetros gamma	Escala, forma, limiar
Logistic	Local, escala
Loglogistic	Local, escala
3-parâmetros loglogistic	Local, escala, limiar

Fonte: adaptado e expandido de Minitab 17 (2013).

Com baixos valores de  $AD$  pode-se aceitar a hipótese nula  $H_0$  de aderência à respectiva distribuição de probabilidades. No entanto, a real aceitabilidade é dada pelo valor-p que deve ser maior que o determinado nível de significância proposto (*e.g.*, 0,05). Para se determinar o intervalo de confiança, em cada distribuição de probabilidades aderida são respeitadas as equações de cada distribuição.

Caso não haja aderência a nenhuma distribuição de probabilidades conhecida (cf. Quadro 1) é utilizada a transformação de Johnson nos dados da amostra (CHOI et al., 1998) para convertê-la em uma distribuição normal de probabilidades. O método seleciona uma das distribuições  $SB$  (Eq. 3),  $SL$  (Eq. 4) ou  $SU$  (Eq. 5) de forma que a aderência à distribuição normal seja ótima. Os parâmetros das distribuições ( $\eta, \lambda, \gamma, \varepsilon$ ) são estimados iterativamente. Em cada iteração, a estatística de Anderson Darling é calculada, bem como o valor-p; o caso que gerar maior valor-p é selecionado como a transformação ótima dos dados da amostra.

$$SB = \gamma + \eta \times \ln \frac{x - \varepsilon}{\lambda + \varepsilon - x} \Rightarrow \begin{cases} \eta, \lambda > 0 \\ -\infty < \gamma, \varepsilon < +\infty \\ \varepsilon < x < \varepsilon + \lambda \end{cases} \quad \text{Eq. 3}$$

$$SL = \gamma + \eta \times \ln x - \varepsilon \Rightarrow \begin{cases} \eta > 0 \\ -\infty < \gamma, \varepsilon < +\infty \\ \varepsilon < x \end{cases} \quad \text{Eq. 4}$$

$$SU = \gamma + \eta \times \text{Sinh}^{-1} \frac{x - \varepsilon}{\lambda} \quad \text{Eq. 5}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \text{Sinh}^{-1}(x) = \ln \left[ x + (1 + x^2)^{\frac{1}{2}} \right] \\ \eta, \lambda > 0 \\ -\infty < \gamma, \varepsilon, x < +\infty \end{cases}$$

Onde:

- SB* é uma distribuição delimitada;  
*SL* é uma distribuição lognormal;  
*SU* é uma distribuição não delimitada;  
*x* são as variáveis independentes;  
*η, λ, γ, ε* são os parâmetros das distribuições, a serem calibrados iterativamente.

O teste de Wilcoxon do posto pareado é utilizado quando se quer uma distribuição não paramétrica baseada na mediana. O teste utiliza a direção (sinal) e a magnitude entre as diferenças dos dados com a mediana (SIEGEL, 2006). O intervalo de confiança é obtido a partir da determinação de todas as médias de Walsh ( $W_k$ ) da amostra, sendo  $n(n + 1)/2$  números calculados a partir da Eq. 6.

$$W_k = \frac{X_i + X_j}{2} \quad \text{Eq. 6}$$

Onde:

- $W_k$  são as médias de Walsh;  
 $X_i, X_j$  são os dados da amostra.

As médias de Walsh são ordenadas e é calculada a mediana. Quando o número de dados é ímpar, a mediana é o dado intermediário; quando o número de dados é par, se utiliza o algoritmo de Johnson e Mizoguchi (1978 apud MEGIDDO et al., 1981) para sua determinação. O nível de confiabilidade alcançado é calculado a partir da aproximação normal de Wilcoxon, com a Eq. 7.

$$Z_W = \frac{\left| W_k - \frac{n(n+1)}{4} \right| - 0,5}{\sqrt{\frac{n(n+1)(2n+1)}{24}}} \quad \text{Eq. 7}$$

Onde:

- $n$  é o tamanho da amostra aleatória;  
 $Z_W$  é o número de desvios da aproximação normal;  
 $W_k$  são as médias de *Walsh*.

Pode-se também utilizar o método não paramétrico simples, que considera os valores a serem calculados como ordenados  $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  de uma distribuição contínua  $Q$ . Os valores  $s$  e  $r$  são números inteiros que definem as proporções de dados que estão dentro dos intervalos  $X_r$  e  $X_s$ , mas independem da distribuição  $Q$  (ROBBINS, 1944). O requisito que torna essa abordagem um intervalo livre de distribuições paramétricas está na Eq. 8. Esse método é utilizado como última alternativa caso não haja aderência por nenhum dos métodos anteriores.

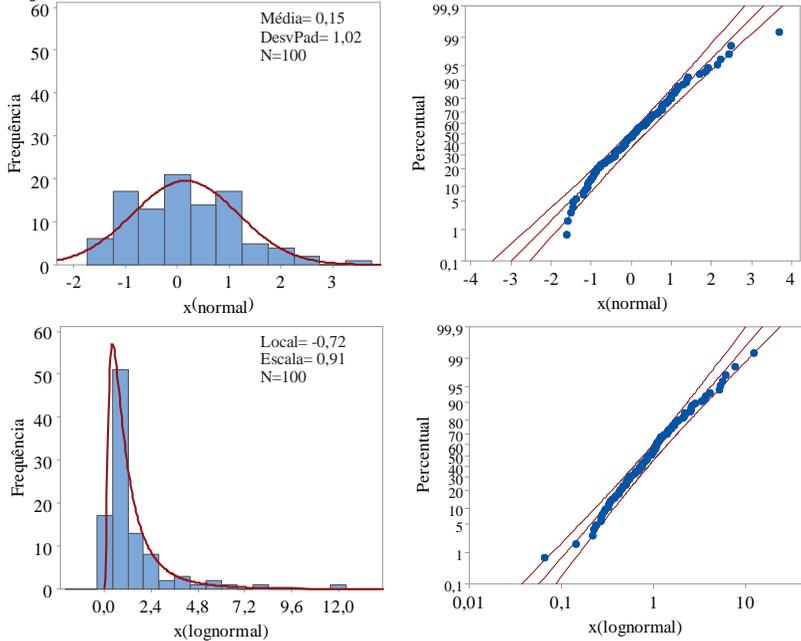
$$P(F(X_s) - F(X_r) \geq P) = 1 - B_{a,b}(P) \quad \text{Eq. 8}$$

Onde:

- $P(\dots)$  é a probabilidade;  
 $X_s$  e  $X_r$  são os intervalos denotados por inteiros  $r$  e  $s$ ;  
 $B_{a,b}(P)$  é a distribuição cumulativa da função beta com parâmetros  $a = r$  e  $b = n - s + 1$ .

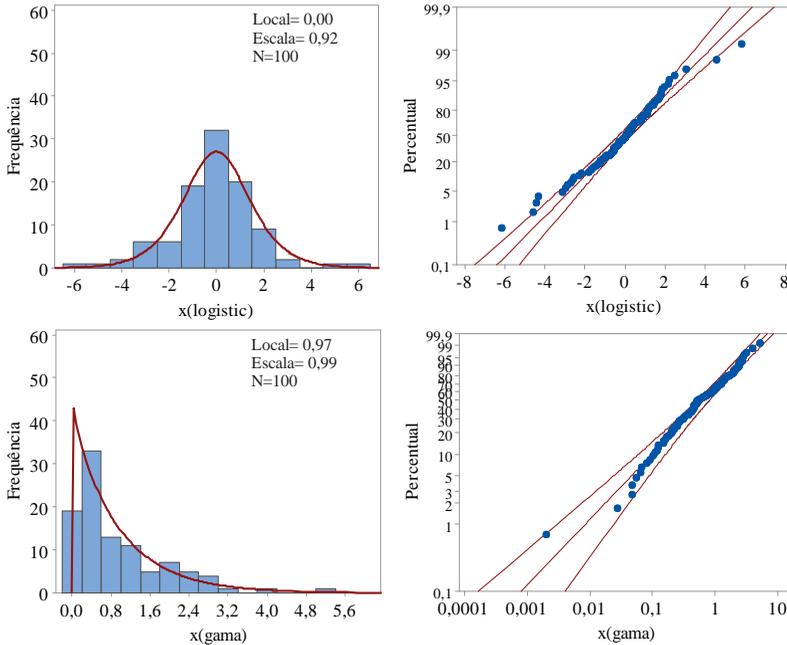
A Figura 8 mostra alguns exemplos de funções de densidade de probabilidade com alguns parâmetros representativos, de forma a observar o seu formato e o intervalo de confiança na distribuição acumulada de probabilidades.

Figura 8 – Exemplos de funções de densidade de probabilidade (normal, lognormal, logistic e gama), definidas pelo histograma de frequências absolutas e pelo gráfico de probabilidade acumulada com intervalo de 95% de confiabilidade (continua).



Obs.: cada distribuição possui uma escala diferente nos eixos x e y.

Figura 8 – Exemplos de funções de densidade de probabilidade (normal, lognormal, logistic e gama), definidas pelo histograma de frequências absolutas e pelo gráfico de probabilidade acumulada com intervalo de 95% de confiabilidade (conclusão).



Obs.: cada distribuição possui uma escala diferente nos eixos x e y.

### 3.3.5 Convergência de amostras aleatórias

Para analisar a convergência das variáveis dependentes, quando originadas de um experimento cujas entradas foram amostras aleatórias, desenvolveu-se uma abordagem simplificada específica para este trabalho.

Furbringer e Roulet (1999) propuseram uma análise de convergência para a verificação do tamanho ideal da amostra, para cada variável dependente. Com esse método, calcula-se a média e o desvio padrão a partir do tamanho de amostra 2 em diante. As diferenças entre as médias e os desvios da amostra com a população tendem a ser constantes a um determinado tamanho de amostra, o qual representa o momento de convergência. Essa verificação da convergência das amostras aleatórias é citada como forma de validação do tamanho da amostra, tendo em vista que não há critério estatístico para sua definição. A análise de convergência

também é citada por Eisenhower et al. (2012) e Burhenne et al. (2013) como uma etapa necessária da análise de incertezas.

Propõe-se, portanto, uma comparação entre as diferenças da média e do desvio padrão da amostra, com a média e o desvio padrão da população. Assume-se como a média da população a média da amostra completa de tamanho  $N$ . Toma-se uma variável dependente  $Y$ . Sendo esta variável dependente a saída de um experimento computacional cuja entrada é uma amostra aleatória, é gerado um vetor de resultados  $[y_i]$ , onde cada  $i$  é uma observação.

Calcula-se a média da amostra a cada nova observação, até serem calculadas  $n - 1$  médias, igual ao grau de liberdade da amostra (também chamada de ‘média móvel’). Essas médias são denotadas por  $\bar{y}_i$ . Para a amostra completa, calcula-se a média total que representa a média final da amostra ( $\bar{y}_n$ ). O primeiro critério a ser verificado é a fração da média da população, denotada por  $d_i$ , como mostra a Eq. 9. O segundo critério é a diferença entre a fração da média móvel até a simulação  $i$  com as frações da média móvel subjacentes ( $B_i$ ), como mostra a Eq. 10. As frações adjacentes são as cinco anteriores e as cinco posteriores à *i*ésima fração.

A Eq. 11 mostra as condições para o atendimento da convergência, a qual depende dos dois critérios citados. A convergência proposta também depende de um grau de fração admissível, denotado por  $k_{adm}$ . Esse grau pode variar de acordo com a precisão que se quer dar para o experimento numérico aleatório.

$$d_i = \frac{|\bar{y}_i - \bar{y}_n|}{\bar{y}_n} \times 100 = \frac{D_i}{\bar{y}_n} \quad \text{Eq. 9}$$

$$B_i = d_i - d_{i+k} \quad \text{onde } k \in \{-5, +5\} \quad \text{Eq. 10}$$

$$\text{se } \begin{cases} d_i < k_{adm} \\ B_i < k_{adm}/2 \end{cases}, \quad i \text{ atinge a convergência} \quad \text{Eq. 11}$$

Onde:

$i$  é cada nova simulação;

$n$  é o tamanho total da amostra;

$\bar{y}_n$  é a média de toda a amostra de tamanho  $n$ ;

$\bar{y}_i$  é a média móvel da amostra a cada nova simulação  $i$ ;

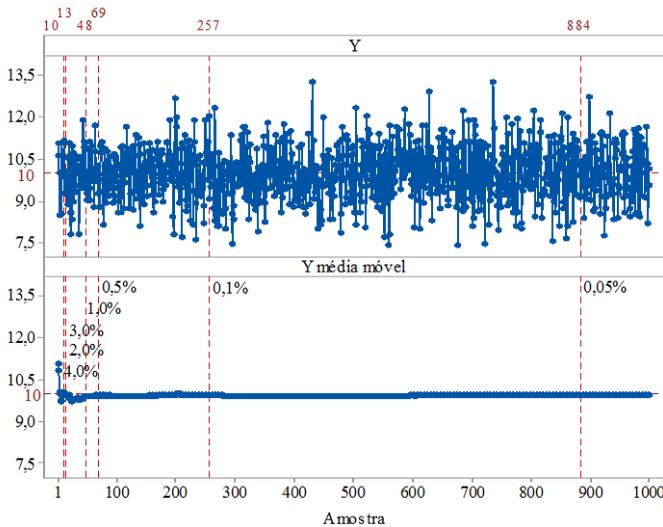
$D_i$  é a diferença entre a média até a simulação  $i$  com a média da população;

$d_i$  é a fração da média da população;

- $B_i$  é a diferença da fração da média da população com as frações adjacentes;
- $k_{adm}$  é o grau de fração admissível para a convergência.

Um exemplo é realizado para uma variável dependente  $Y$  com uma amostragem aleatória simples de tamanho 1000, proveniente de uma distribuição normal de configuração  $N(10, 1)$ , *i.e.*, média 10 e desvio padrão 1. A Figura 9 mostra o que é obtido com a análise de convergência. As 1000 observações da amostra são mostradas no primeiro gráfico, enquanto a média móvel é mostrada no segundo gráfico. Percebe-se que para diferentes graus de fração admissível ( $k_{adm}$ ) de {0,05%, 0,1%, 0,5%, 2%, 3%, 4%} obtêm-se diferentes valores de  $i$ , que atingem a convergência. Para um valor de  $k_{adm}$  igual a 0,1%, a convergência é alcançada na observação 257, em um tamanho 1000 da amostra; é um valor razoavelmente pequeno. A convergência é alcançada, para esse tamanho de amostra, até um grau admissível de 0,05% (na observação 884).

Figura 9 – Exemplo de convergência de amostras aleatórias, para uma distribuição normal de média 10 e desvio padrão 1, com tamanho 1000. É mostrada a distribuição  $Y$  e a média móvel após cada observação  $i$ .



Sabe-se que quanto menor o valor de  $k_{adm}$  mais rigorosa será a análise de convergência e mais complexo será o experimento computacional.

Deve-se escolher um valor de  $k_{adm}$  que compreenda a precisão necessária, mas que não exija demasiado esforço computacional.

### 3.4 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

Saltelli et al. (2008) propuseram uma definição de análise de sensibilidade como “*o estudo de como a incerteza nas saídas de um modelo pode ser repartida em diferentes fontes de incertezas nas entradas do modelo*”. Essa definição, por sua vez, requer a definição correta de outros termos como modelos, entradas, saídas e incertezas.

Nesta seção são definidas diferentes abordagens em análise de sensibilidade, bem como as configurações de análise e os métodos estatísticos aplicáveis.

#### 3.4.1 Abordagens

Existem duas grandes abordagens em análise de sensibilidade: interna ou externa. A análise de sensibilidade ‘interna’ é mais conhecida pelo nome de abordagem de ‘derivadas’. Essa técnica é eficiente em termos de tempo computacional de execução, no entanto, ela demanda muito tempo e esforço em fases de implementação e análise. Para implementá-la, o pesquisador deve intervir no código computacional do modelo e alterar as equações inserindo termos matemáticos de derivadas parciais. Essa técnica pode gerar erros humanos e interferir de forma indesejada nos resultados. Além disso, para cada análise deverá ser identificada a variável dependente e as variáveis independentes (a serem encontradas no corpo do código computacional e serem devidamente alteradas uma por uma). Outra limitação desse método é quando o modelo possui uma não linearidade desconhecida em algum espaço amostral das variáveis independentes.

A abordagem externa é mais adequada para modelos computacionais, pois esses geralmente contêm grande quantidade de equações e sistemas integrados em seu código, dificultando (e inviabilizando, muitas vezes) a implementação das abordagens internas. Somente dois estudos do portfólio bibliográfico consideraram essa abordagem (AUDE, TABARY; DEPECKER, 2000; MACDONALD; STRACHAN, 2001); ambos são estudos mais antigos. Os estudos mais recentes não seguiram a tendência de investigar os métodos internos, talvez pela crescente complexidade dos programas de simulação e seus diversos modelos integrados, ou por alguns programas não serem de ‘código aberto’, impedindo a visualização do código computacional integral.

A análise de sensibilidade externa pode ser dividida nas famílias de métodos local e global, conforme descreve Tian (2013). Na abordagem global, a única forma de se “acessar” a sensibilidade é por meio de experimentos numéricos em um modelo, conforme discutido na seção 3.2. O foco dos métodos de análise de sensibilidade descritos neste capítulo foi, portanto, na abordagem externa, principalmente nos métodos globais.

### 3.4.2 Configurações de análise

A definição de análise de sensibilidade foi dada no início da seção 3.4. Pode-se acrescentar que o grande intuito dessa análise é “encontrar variáveis importantes em um modelo”.

Saltelli et al. (2004) demonstram, por meio da experiência em pesquisa, que uma definição pobre do termo “importância de uma variável” pode levar a resultados confusos ou inconclusivos em uma análise de sensibilidade. Há diversos métodos de análise e diversas medidas numéricas para quantificar a importância das variáveis. No entanto, é comum que os diferentes métodos apresentem diferentes resultados para as medidas de importância, ou seja, é comum que apresentem diferentes classificações de importância para variáveis de entrada em uma saída qualquer de um modelo.

Sendo assim, a dúvida remanescente é saber se a classificação de variáveis importantes mostrado por determinado método é confiável. Para contornar esse problema, Saltelli et al. (2008) propõem a definição prévia do termo “importância” no experimento em questão. Em outras palavras, eles se referem a definir, *a priori*, qual é a ‘configuração’ de uma análise de sensibilidade antes mesmo de escolher um método e iniciar o experimento. Por ‘configuração’ entende-se o enquadramento da análise de sensibilidade de tal forma que as respostas obtidas possam ser garantidas pela medida de sensibilidade escolhida. Esses autores propuseram três possíveis configurações, sendo que as duas primeiras foram as mais consideradas no método desenvolvido:

- a) Priorização de variáveis [*Factor Priorization Setting*]: esta configuração está relacionada a descobrir quais são as variáveis de entrada mais influentes nas variáveis de saída. Essa descoberta permite identificar a variável que, ao ser fixada em seu valor “real”, reduz a maior parte da variância do modelo em relação a uma variável de saída específica. A medida de sensibilidade está relacionada aos efeitos de primeira ordem;

- b) Fixação de variáveis [*Factor Fixing Setting*]: está relacionada a descobrir quais são as variáveis de entrada menos influentes nas variáveis de saída. Estas variáveis, quando descobertas, podem ser fixadas em qualquer valor dentro de seu espaço amostral, ocasionando pouca ou nenhuma variabilidade na variância do modelo em relação a uma variável de saída. Esta configuração tem o intuito de simplificar o modelo para futuras análises, visando alguma finalidade específica. A medida de sensibilidade está relacionada aos efeitos totais (primeira ordem juntamente com os efeitos de interação de variáveis), ou à média dos efeitos elementares de Morris, como discutido nas seções seguintes;
- c) Mapeamento de variáveis [*Factor Mapping Setting*]: esta configuração está relacionada a descobrir variáveis de entrada que causam observações de modelo em determinada região da distribuição das variáveis de saída. Essa região pode ser acima ou abaixo de um limite predefinido (como um nível de eficiência) ou determinado intervalo admissível. Não está diretamente relacionado a descobrir a variável mais importante, mas qual variável produz observações dentro de determinada região da variável dependente. A medida de sensibilidade é determinada com o método estatístico de Kolmogorov-Smirnov por meio da técnica de *Monte Carlo Filtering* (SALTELLI et al., 2008).

### 3.4.3 Resumo dos métodos de análise de sensibilidade

Os métodos de análise de sensibilidade global foram apresentados no Apêndice B, contendo as formulações matemáticas e explicações de cada um. Percebeu-se que cada método de análise de sensibilidade tem sua aplicabilidade. Os métodos baseados em regressão (cf. seção B.2) são úteis quando o modelo é linear e quando o coeficiente de determinação é próximo de 1. Os coeficientes de correlação (cf. seção B.2) também são aplicáveis quando o modelo é linear. Ambos os métodos mostram efeitos de primeira ordem, apenas. Podem ser aplicáveis a variáveis de entrada de espaço amostral contínuo (discretizados em níveis ou não).

A análise de variância com a amostra fatorial completa (cf. seção B.3) é útil em grande parte dos casos, mas é limitada a poucos níveis de variação e/ou pequeno número de variáveis independentes. Geralmente, o tamanho da amostra se torna exagerado, às vezes inviabilizando o

experimento. Esse método atende à configuração de ‘priorização de variáveis’.

O método de Morris (cf. seção B.1) é útil quando o modelo é bastante complexo e inviabiliza métodos de projeto de experimento. Também é útil para modelos lineares, não lineares e não monotônicos. O método atende à configuração de ‘fixação de variáveis’ e geralmente demanda pequeno tamanho de amostra, a qual depende do número de trajetórias (escolhido *a priori*) e do número de variáveis independentes.

Os métodos FAST e FAST estendido (cf. seções B.4 e B.5) não são adequados para amostras que contêm variáveis discretas, sendo que essas interferem nas trajetórias de busca nas curvas de Fourier. Portanto, devem ser utilizadas apenas para variáveis de espaço amostral contínuo. Eles podem ser utilizados com grande quantidade de variáveis independentes, mas demandam também grande tamanho de amostra. Atendem à configuração de ‘fixação e priorização de variáveis’.

O método de Sobol’ e suas extensões são mais flexíveis (cf. seções B.6 e B.7). O método original permite atender às configurações de ‘fixação e priorização de variáveis’, enquanto as extensões visam aprimorar o método de amostragem ou algumas fórmulas intermediárias no cômputo dos índices de sensibilidade. São eficazes para variáveis de espaço amostral discreto ou contínuo.

### **3.5 SÍNTESE DA ABORDAGEM ESTATÍSTICA**

Este capítulo apresentou uma abordagem estatística aplicada a modelos de simulação em experimentos computacionais, de forma a consolidar uma base teórica para permitir a adaptação dos métodos e técnicas para a área do ambiente construído.

Foram apresentados os termos e notações adotados ao longo do trabalho, relacionados aos experimentos de simulação e aos modelos envolvidos, os quais podem diferir dos termos apresentados por outros trabalhos na literatura. Representou uma contribuição no sentido de unificar a nomenclatura para os objetos envolvidos nas diferentes fases de um experimento numérico. Da mesma forma, o ‘modelo’ de simulação foi definido como sendo uma representação da realidade, ou seja, um conjunto de equações e leis físicas para ‘traduzir’ diversos fenômenos reais em termos matemáticos e computacionais.

A análise de incertezas foi explicada em profundidade em diferentes dimensões de local, níveis e natureza, o que ajuda a entender os modelos de

experimentos numéricos e as principais fontes de incertezas envolvidas. Também foram apresentadas diversas técnicas estatísticas aplicadas à essa análise, como as amostragens multivariada e o método de Monte Carlo (com abordagem aleatória, estratificada ou quase aleatória). Mostraram-se as distribuições de probabilidades das variáveis de entrada e também as distribuições paramétricas e não paramétricas para análise de aderência nas variáveis dependentes. Desenvolveu-se, também, um critério para a verificação da convergência de amostras aleatórias com base no conceito de ‘média móvel’.

Por fim, a contribuição mais importante deste capítulo foram os métodos de análise de sensibilidade global. Diferenciou-se a análise local das análises globais, ressaltando sua importância e superioridade teórica. Discutiu-se sobre as configurações de uma análise de sensibilidade além do propósito comum de encontrar variáveis mais importantes em um modelo. Foram apresentados o método dos efeitos elementares de Morris, os índices de correlação e regressão (aplicados no método de Monte Carlo), a análise de variância com amostra fatorial, o teste de amplitude de sensibilidade de Fourier, o método de Sobol’ e algumas de suas extensões baseadas em permutações de matrizes e baseadas na variância esperada, com a utilização de amostras quase aleatórias.

Essa abordagem, juntamente com os diferentes métodos apresentados, foi adaptada para o desenvolvimento de um método sistemático de análise de incertezas e sensibilidade aplicado ao aperfeiçoamento de desempenho de edificações por simulação computacional (cf. Capítulo 4).

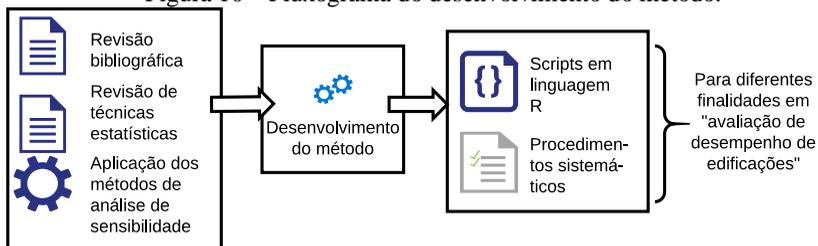


## 4 DESENVOLVIMENTO DO MÉTODO

O método compreendeu o desenvolvimento de *scripts* em linguagem R para realizar diversos procedimentos relacionados à análise de incertezas e sensibilidade. As informações da revisão bibliográfica (cf. Capítulo 2 e Apêndice A), juntamente com a aplicação dos métodos de análise de sensibilidade (cf. seção 4.1), forneceram subsídios para desenvolver diversos procedimentos sistemáticos para avaliação de desempenho das edificações. A Figura 10 mostra o fluxograma geral do desenvolvimento do método.

O método descrito neste capítulo é generalizado para qualquer experimento de simulação computacional no EnergyPlus™. O Capítulo 5 é o responsável por aplicar o método completo em um estudo de caso específico, mostrando todas as considerações referentes ao experimento.

Figura 10 – Fluxograma do desenvolvimento do método.



### 4.1 APLICABILIDADE DOS MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

Nesta seção, propôs-se um experimento de simulação computacional simplificado, visando a comparação entre alguns métodos de análise de sensibilidade, conforme mostra o Quadro 2. Utilizou-se o programa *EnergyPlus*™ v. 8.4 como o modelo para o experimento computacional.

Dez métodos ao todo foram escolhidos, com base no que foi verificado na revisão bibliográfica do Capítulo 2 e do Apêndice A. Consideraram-se as abordagens de Morris, de Monte Carlo, de projeto de experimento fatorial, de frequências de Fourier e de índices de Sobol'. Como índices de sensibilidade, consideraram-se os efeitos elementares, os coeficientes de regressão padronizados, os coeficientes de correlação parcial, o valor-F, os índices de primeira e segunda ordem e os índices totais de sensibilidade. Nguyen e Reiter (2015) também realizaram um trabalho semelhante, no qual aplicaram praticamente todos esses métodos de análise de sensibilidade em dois estudos de caso de simulação computacional: em

um apartamento residencial multifamiliar e em uma edificação residencial unifamiliar em Danang, Vietnam. No entanto, os autores consideraram apenas seis variáveis independentes em cada modelo (ligadas às propriedades físicas dos materiais). A análise de aplicabilidade desta seção pretende considerar dois experimentos que compreendem três fontes de incertezas (físicas, operacionais e projetuais), bem como a utilização de muitas variáveis independentes em cada modelo.

Quadro 2 - Métodos de análise de sensibilidade comparados.

<b>Método</b>	<b>Índice de sensibilidade</b>	<b>Amostragem</b>	<b>Referência</b>
Morris(1) Morris(2)	Efeitos Elementares (EE)	Um por vez (triagem)	Morris (1991); Campolongo, Cariboni e Saltelli (2007)
Monte Carlo(1) Monte Carlo(2)	Coefficientes de regressão padronizados (SRC) Coefficientes de correlação parcial (PCC)	Hipercubo Latino (amostra estratificada)	Saltelli et al. (2008)
Monte Carlo(3) Monte Carlo(4)	Coefficientes de regressão padronizados (SRC) Coefficientes de correlação parcial (PCC)	Sequências de Sobol' (amostra quase aleatória)	Saltelli et al. (2008)
Projeto de experimento	Valor-F de primeira e segunda ordem	Projeto de experimento fatorial	Fischer (1935) apud. Yates (1964)
eFAST	Índice total (St)	Frequências de Fourier	Saltelli, Tarantola e Chan (1999)
Sobol' (2008)	Índice de primeira ordem (Si)	Sequências de Sobol'	Mara e Joseph (2008)
Sobol' (2010)	Índice de primeira ordem e total (Si e St)	Sequências de Sobol'	Jansen (1999); Saltelli et al. (2010)

Ressalta-se que, conforme as configurações para uma análise de sensibilidade da seção 3.4.2, o intuito não é que os métodos apresentem semelhantes classificações de variáveis mais importantes. A escolha do método depende do propósito da análise. O intuito verdadeiro desta análise é verificar a 'aplicabilidade' de cada método, ou seja, seus recursos, as

informações que podem disponibilizar e a forma de interpretação do resultado mostrado por cada um. Os resultados desta análise deram subsídio para a estruturação do método desenvolvido.

#### 4.1.1 Configuração do experimento

Os métodos do Quadro 2 foram aplicados a dois experimentos computacionais diferentes, considerando diferentes fontes de incertezas que possuíssem variáveis discretas e variáveis contínuas. Escolheu-se, portanto, um experimento com variáveis projetuais (seção 4.1.2) e outro com incertezas físicas e operacionais (seção 4.1.3).

Esses experimentos foram aplicados a uma edificação comercial, de geometria simplificada e configurações de operação e cargas internas representativas. Escolheu-se uma edificação comercial por compreender apenas uma zona térmica e por possibilitar uma comparação mais rápida, sem a necessidade de se adotar métodos de agregação de desempenho entre zona ou ambientes (como acontece nas edificações residenciais). A Figura 11 mostra o modelo computacional para os dois experimentos. As paredes são de dupla camada de concreto entre câmara de ar; a cobertura é de telha cerâmica esmaltada, com laje de concreto e forro de gesso. O piso é de revestimento de cerâmica e concreto. A transferência de calor com o solo foi modelada com o objeto *Ground:Domain* do programa EnergyPlus™.

A Figura 12 mostra as rotinas de ocupação, uso de equipamentos e iluminação consideradas no modelo (também dados que representam uma ocupação e usos comuns).

As taxas de ventilação foram modeladas de forma simplificada, e são governadas pela Eq. 12 (ASHRAE, 2009). Foram adotados os coeficientes A, B, C e D como valores 0,7, 0,05, 0,12, 0,01, sendo semelhantes aos valores padrão definidos pelo BLAST (predecessor do *EnergyPlus*™). Esses coeficientes geram as taxas de ventilação mostradas na Figura 13, para diferentes valores de diferença de temperatura e velocidade do vento. Considera-se a taxa de ventilação de referência ( $I_0$ ) igual a  $10 \text{ h}^{-1}$  e fração da rotina ( $F_{rotina}$ ) definida por 0,5 das 19h às 6h, e um valor máximo de 0,1 das 7h às 18h.

Figura 11 – Representação do modelo de simulação do experimento de comparação entre métodos de análise de sensibilidade.

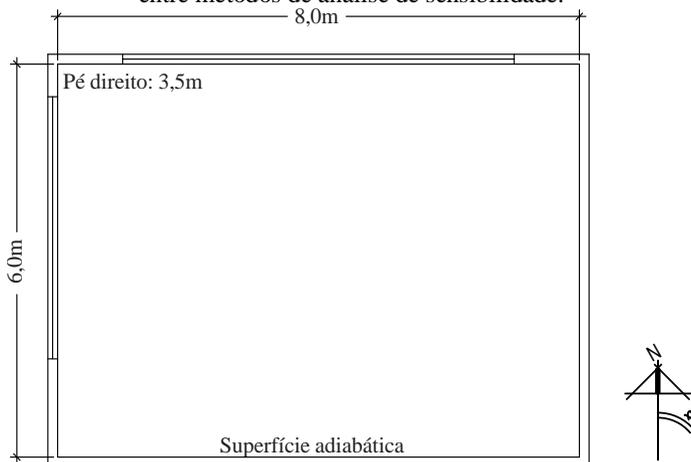
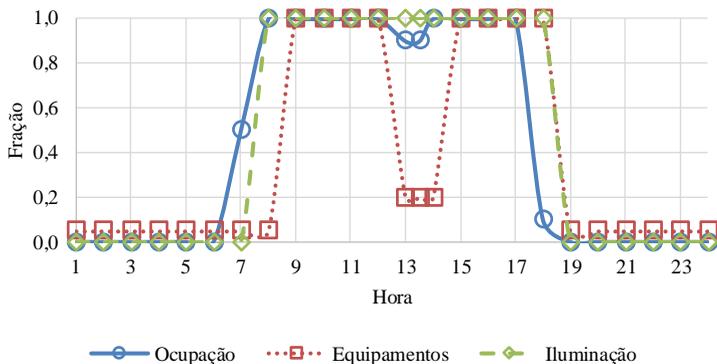


Figura 12 – Rotinas de ocupação, uso de equipamentos e iluminação do experimento de comparação entre métodos de análise de sensibilidade.



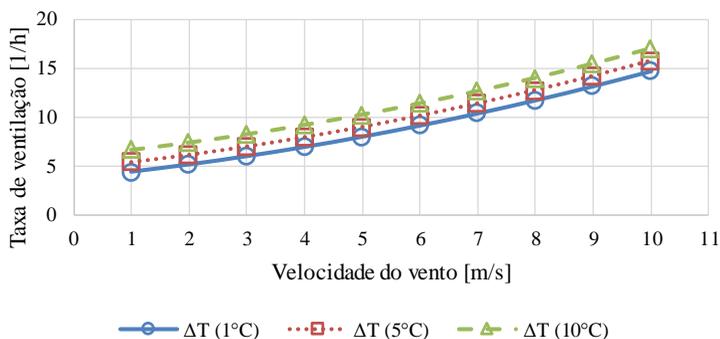
$$I = I_0 \times F_{rotina} \times [A + B \times |\Delta T| + C \times v + D \times v^2] \quad \text{Eq. 12}$$

Onde:

- $I$  é a taxa de ventilação [ $\text{h}^{-1}$ ];
- $I_0$  é a taxa de ventilação de referência da equação [ $\text{h}^{-1}$ ];
- $F_{rotina}$  é a fração da rotina de ventilação, entre 0 e 1 [adimensional];
- $\Delta T$  é a diferença de temperatura entre o ambiente e o exterior [ $^{\circ}\text{C}$ ];

$v$  é a velocidade do vento incidente na abertura [m/s];  
 $A, B, C, D$  são os coeficientes da equação, que devem ser calibrados com medições reais.

Figura 13 – Relação entre a diferença de temperatura e a velocidade do vento com a taxa de ventilação noturna, para  $I_0$  igual a  $10 \text{ h}^{-1}$  para o experimento de comparação entre métodos de análise de sensibilidade.



Considerou-se o clima de Florianópolis-SC por meio do arquivo climático *Test Reference Year* de Goulart, Lamberts e Firmino (1998), que corresponde às características climáticas do ano real de 1963.

As saídas das simulações foram as cargas térmicas para resfriamento ou aquecimento do ambiente provenientes do objeto *Ideal Loads Air System* do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. O valor da carga térmica foi transformado em consumo de energia dividindo-se por um COP (*coefficient of performance*) hipotético de 1W/W para resfriamento e aquecimento, e somado ao longo do ano. Sendo assim, as variáveis dependentes foram (1) o consumo de energia anual para aquecimento, e (2) o consumo de energia anual para resfriamento. Por meio da simulação dos dias típicos de verão e inverno, calcularam-se também (3) a demanda máxima para aquecimento, e (4) a demanda máxima para resfriamento. Essas quatro variáveis dependentes foram submetidas à análise de sensibilidade, em cada fonte de incerteza.

#### 4.1.2 Experimento 1 – Incertezas de variáveis projetuais

O primeiro experimento visa aplicar os métodos de análise de sensibilidade considerando incertezas de variáveis projetuais. Esta seção mostra o método aplicado neste experimento e também os principais resultados encontrados, que são necessários para a estruturação do método.

#### 4.1.2.1 Método do Experimento 1

A Tabela 1 mostra as variáveis projetuais consideradas e a amplitude máxima de variação em limite inferior e superior. O número total de variáveis de entrada é de 15 ( $k$ ).

Tabela 1 – Variáveis independentes de incertezas projetuais na comparação de métodos de análise de sensibilidade.

Variável	ID	Unidade	LI	LS
Transmitância térmica das paredes	Upar	W/m <sup>2</sup> K	1,1	4,4
Transmitância térmica da cobertura	Ucob	W/m <sup>2</sup> K	0,8	3,2
Transmitância térmica do piso	Upiso	W/m <sup>2</sup> K	2	5
Capacidade térmica das paredes	Ctpar	kJ/m <sup>2</sup> K	80	470
Capacidade térmica da cobertura	Ctcob	kJ/m <sup>2</sup> K	40	370
Capacidade térmica do piso	Ctpiso	kJ/m <sup>2</sup> K	80	170
Absortância solar das paredes externas	apar	-	0,2	0,8
Absortância solar da cobertura	acob	-	0,2	0,9
Emissividade interior da cobertura	ecobins	-	0,05	0,90
Fator solar da janela	Fsvid	-	0,42	0,87
Transmitância térmica dos vidros	Uvid	W/m <sup>2</sup> K	4,2	6,3
Percentual de abertura de fachada	PAF	-	0,11	0,50
Fração da altura da janela	Lsomb	-	0,2	0,5
Transmissão solar da veneziana	tvenez	-	0,2	0,8
Orientação solar da edificação	Azimuth	°	0	270

Obs.: ID é a identificação da variável, para fins gráficos. LI é o limite inferior e LS o limite superior do espaço amostral de cada variável.

Os seguintes métodos foram utilizados (de acordo com o Quadro 2):

- Morris(1): O método de Morris (cf. seção B.1), considerando quatro níveis em cada variável independente ( $l$ ) e número de trajetórias igual a 20 ( $r$ ). Calcula-se a média e o desvio padrão dos efeitos elementares de cada variável. O tamanho da amostra foi 320 ( $N$ ).
- Morris(2): O método de Morris (cf. seção B.1), considerando oito níveis em cada variável ( $l$ ) e número de trajetórias igual a 20 ( $r$ ). Calcula-se a média e o desvio padrão dos efeitos elementares de cada variável. O tamanho da amostra foi 640 ( $N$ ).
- Monte Carlo(1): O método de Monte Carlo, considerando a amostragem com Hipercubo Latino com tamanho da amostra igual a 1200 ( $N$ ) e cada variável com oito níveis ( $l$ ). Calculam-se os coeficientes de regressão padronizados (cf. seção B.2).

- d) Monte Carlo(2): O método de Monte Carlo, considerando a amostragem com Hipercubo Latino com tamanho da amostra igual a 1200 ( $N$ ) e cada variável com oito níveis ( $l$ ). Calculam-se os coeficientes de correlação parcial (cf. seção B.2).
- e) Projeto de experimento: O método de projeto de experimento com análise de variância (cf. seção B.3), considerando a amostra fatorial completa e calculando-se o valor-F de primeira e segunda ordem, com dois níveis em cada variável ( $l$ ). Como o tamanho da amostra seria muito grande, duas variáveis menos influentes foram eliminadas (com base no resultado dos demais métodos), gerando-se uma amostra de 8192 observações ( $N$ ).
- f) Sobol' (2008): Utiliza-se o método de Sobol' estendido por Mara e Joseph (2008), conforme seções B.6 e B.7. Considera-se o tamanho da primeira matriz de 4250, gerando-se 8500 observações ( $N$ ). Cada variável possui oito níveis de variação ( $l$ ).
- g) Sobol' (2010): Utiliza-se o método de Sobol' estendido por Saltelli et al. (2010), conforme seções B.6 e B.7. Considera-se o tamanho da primeira matriz de 250, gerando-se 8500 observações ( $N$ ). Cada variável possui oito níveis de variação ( $l$ ).

No primeiro experimento não foi aplicado o método FAST estendido porque a geração das amostras requer variáveis de espaço amostral contínuo, conforme a função  $\omega_i$  e seus harmônicos (ver Eq. 58). Pelo mesmo motivo não foi aplicado o método de Monte Carlo com amostragem quase aleatória, porque a sequência de Sobol' gera números em uma distribuição uniforme, e não discreta ou em outras distribuições.

#### 4.1.2.2 Resultados do Experimento 1

Esta seção mostra a comparação entre os métodos de análise de sensibilidade no experimento de 'variáveis projetuais'. A Figura 14 mostra o histograma obtido em cada método de sensibilidade analisado, para a variável dependente de consumo de energia com aquecimento. A Figura 15 mostra o mesmo para o consumo de energia com resfriamento.

O consumo de energia com aquecimento variou de 12 até 375kWh/ano, enquanto o consumo com resfriamento variou de 823 a 10.370kWh/ano. Isso indica que a necessidade de resfriamento artificial foi muito superior a de aquecimento nesse modelo, portanto, deve ser dada maior

ênfase ao consumo com resfriamento na interpretação das análises de sensibilidade.

Outra característica interessante é que as maiores amplitudes nos consumos de energia foram obtidas com o método do projeto de experimento. Isso se deve à amostra fatorial completa que foi utilizada, pois permitiu a combinação de todos os níveis entre si, mas foi limitada a apenas dois níveis em cada variável (máximo e mínimo). Ou seja, apesar da maior amostra dos métodos de Sobol' (8500 observações em relação às 8192 da amostra fatorial) e com mais níveis de variação (oito níveis), a amostra fatorial (de dois níveis) ainda apresentou maior amplitude de variação, o que significa que gerou mais observações distintas.

A Figura 16 mostra o histograma dos resultados de cada método para a demanda máxima com aquecimento, e a Figura 17 mostra o mesmo para a demanda máxima com resfriamento. Percebe-se que a amostra oriunda do método de Morris(1) (com quatro níveis de variação e tamanho de 320 observações) mostrou certa descontinuidade na distribuição. O mesmo ocorreu com o método do projeto de experimento, que apresentou três distintas distribuições; isso indica que há variáveis e/ou interações de termos muito influentes, que podem ser verificados na análise de sensibilidade adiante.

Figura 14 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com aquecimento na fonte de incerteza projetual.

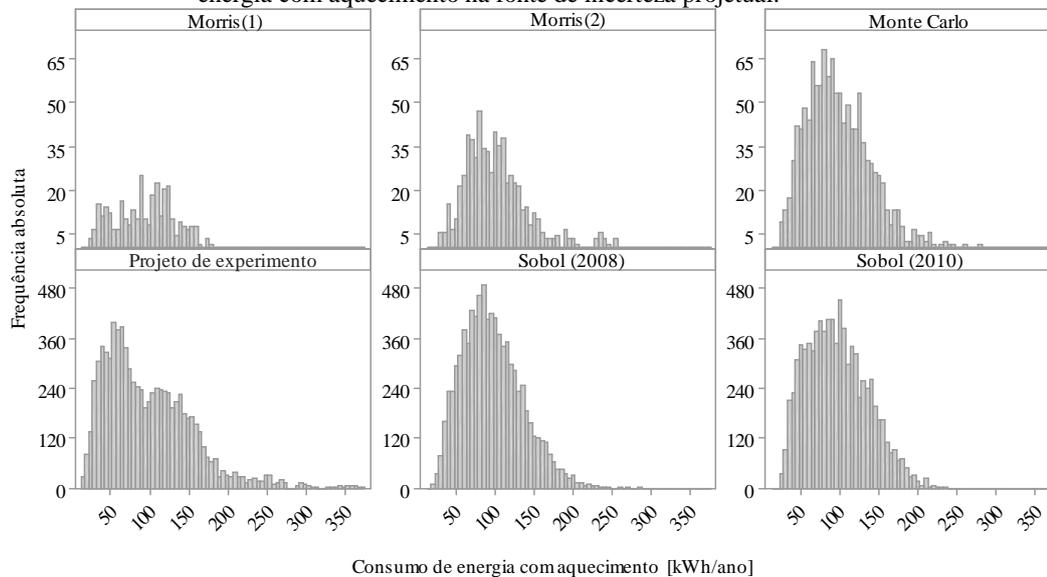


Figura 15 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com resfriamento na fonte de incerteza projetual.

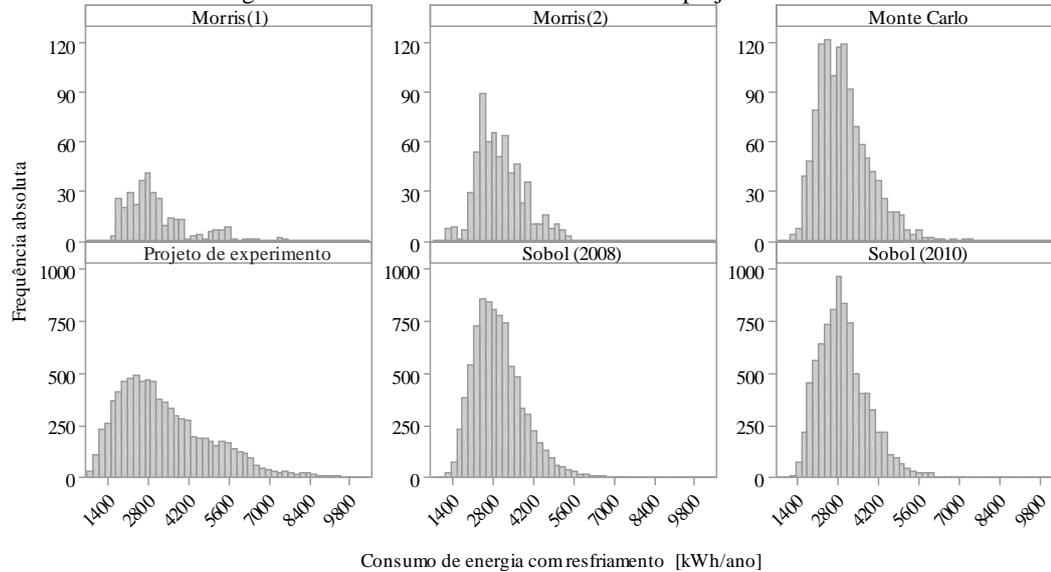


Figura 16 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima de energia com aquecimento na fonte de incerteza projetual.

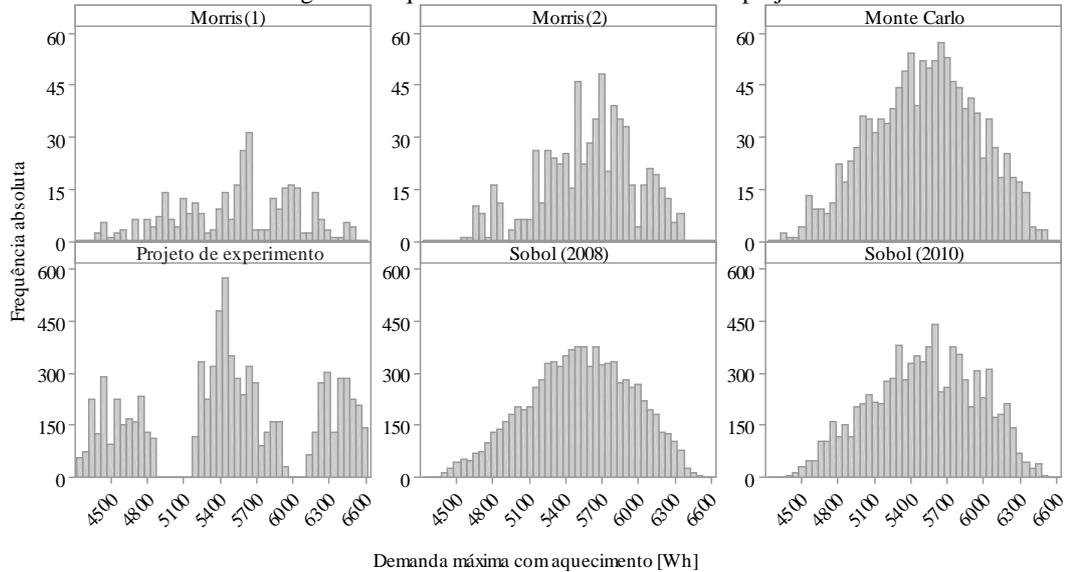
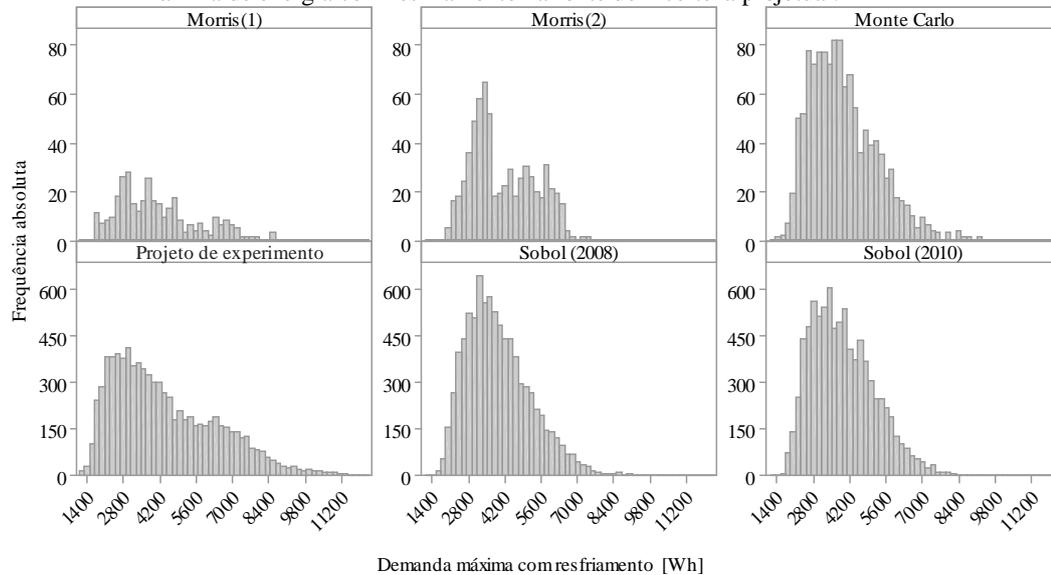


Figura 17 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima de energia com resfriamento na fonte de incerteza projetual.



Os Quadros 3 a 6 mostram apenas as dez variáveis mais influentes, por questão de espaço. O Quadro 3 mostra a classificação das variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento, para cada método de análise de sensibilidade. Percebe-se que as três variáveis mais influentes foram exatamente as mesmas entre os métodos aplicados, sendo que a primeira é a transmitância térmica da cobertura (Ucob), seguida da transmitância térmica das paredes externas (Upar) e da absorptância solar da cobertura (acob). O restante das variáveis pode mudar de ordem de importância, mas de forma geral são as mesmas.

Analizando-se os dois primeiros métodos (Morris(1) e Morris(2)) percebe-se que a capacidade térmica da cobertura (Ctcob) e a orientação solar (Azimute) se tornaram mais influentes quando há oito níveis de variação e maior tamanho da amostra, no caso do método Morris(2). Sabe-se que a variável Azimute apresenta grande não linearidade em relação ao consumo de energia da edificação; portanto, quando variada em mais níveis, seu comportamento se tornou mais aparente, e sua influência foi maior.

A classificação de variáveis independentes para os métodos de regressão (SRC) e correlação (PCC) foi praticamente a mesma. Para o projeto de experimento com amostra fatorial completa é mostrada a influência de primeira e segunda ordem juntas; percebeu-se que há uma forte interação entre a transmitância térmica da cobertura (Ucob) com a absorptância solar da cobertura (acob) (quinto termo mais influente). Para os métodos de Sobol' percebe-se pequena diferença entre os índices de primeira ordem e os índices totais.

Ressalta-se que o consumo com aquecimento, em sua própria grandeza [kWh/ano], não representa grande parte das demandas da edificação em comparação com o consumo com o resfriamento.

O Quadro 4 mostra a classificação das variáveis mais influentes no consumo de energia com resfriamento, que é a variável dependente mais representativa neste caso. Percebe-se que as variáveis são bem diferentes das obtidas no consumo com aquecimento. Neste caso, a absorptância solar da cobertura (acob) e das paredes externas (apar), a capacidade térmica da cobertura (Ucob) e das paredes externas (Upar) são as variáveis mais influentes.

Entre os métodos de Morris, a variável Azimute também foi mais influente no caso de oito níveis de variação e maior amostra do que no método de quatro níveis. Os métodos de regressão e correlação também apontaram os mesmos resultados entre si.

Quadro 3 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.

<b>Classificação</b>	<b>Morris(1)</b>	<b>Morris(2)</b>	<b>MC SRC</b>	<b>MC PCC</b>	<b>Projeto de experimento</b>	<b>Sobol' (2008)</b>	<b>Sobol' (2010) Si</b>	<b>Sobol' (2010) St</b>
1	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob
2	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar
3	acob	acob	acob	acob	acob	acob	acob	acob
4	apar	Ctcob	apar	apar	apar	apar	Azimute	apar
5	Ctcob	Azimute	Azimute	Azimute	Ucob:acob	Azimute	apar	Azimute
6	Ctpar	apar	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Ctcob	Ctpar	Ctpar
7	Azimute	Ctpar	Ctcob	Ctcob	Upar:apar	Ctpar	Ctcob	Ctcob
8	PAF	PAF	PAF	PAF	PAF	PAF	Fsvid	PAF
9	tvenez	Fsvid	tvenez	tvenez	Azimute	Fsvid	Upiso	tvenez
10 ...	Fsvid	tvenez	Fsvid	Fsvid	Upar:PAF	Upiso	PAF	Fsvid

Quadro 4 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.

<b>Classificação</b>	<b>Morris(1)</b>	<b>Morris(2)</b>	<b>MC SRC</b>	<b>MC PCC</b>	<b>Projeto de experimento</b>	<b>Sobol' (2008)</b>	<b>Sobol' (2010) Si</b>	<b>Sobol' (2010) St</b>
1	acob	acob	acob	acob	acob	acob	acob	acob
2	apar	apar	apar	apar	apar	apar	apar	apar
3	Ctcob	Ctcob	Ctcob	Ctcob	Ucob:acob	Ctpar	Ctpar	Ctcob
4	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Ctcob	Ctcob	Ctcob	Ucob
5	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ctpar	Ucob	PAF	Ctpar
6	PAF	Azimute	PAF	PAF	PAF	PAF	Upar	Upar
7	Azimute	Upar	Fsvid	Fsvid	Upar:apar	Fsvid	Fsvid	PAF
8	Fsvid	PAF	tvenez	tvenez	Ucob	Lsomb	Azimute	Fsvid
9	Upar	Fsvid	Azimute	Azimute	Ucob:Ctcob	tvenez	tvenez	Azimute
10 ...	tvenez	tvenez	Upiso	Upiso	Ctcob:acob	Azimute	Ucob	tvenez

Quadro 5 – Classificação das dez variáveis mais influentes na carga térmica de pico para aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.

<b>Classificação</b>	<b>Morris(1)</b>	<b>Morris(2)</b>	<b>MC SRC</b>	<b>MC PCC</b>	<b>Projeto de experimento</b>	<b>Sobol' (2008)</b>	<b>Sobol' (2010) Si</b>	<b>Sobol' (2010) St</b>
1	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob
2	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar	Upar
3	Upiso	Upiso	Upiso	Upiso	Upiso	Lsomb	Upiso	Upiso
4	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Upar:PAF	Uvid	Ctpar	Ctpar
5	Uvid	Uvid	Uvid	Uvid	PAF	Upiso	Uvid	PAF
6	PAF	PAF	ecobins	ecobins	Ctpar	PAF	Ctcob	Uvid
7	ecobins	ecobins	PAF	PAF	Upar:Ucob	tvenez	ecobins	ecobins
8	Lsomb	Lsomb	Ctcob	Ctcob	Upiso:ecobins	Fsvid	Azimute	Lsomb
9	Ctcob	Ctcob	Ctpiso	Ctpiso	Upar:Upiso	Ctpar	apar	Ctcob
10 ...	Ctpiso	Azimute	acob	acob	Lsomb	Azimute	acob	Ctpiso

Quadro 6 – Classificação das dez variáveis mais influentes na carga térmica de pico para resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza projetual.

<b>Classificação</b>	<b>Morris(1)</b>	<b>Morris(2)</b>	<b>MC SRC</b>	<b>MC PCC</b>	<b>Projeto de experimento</b>	<b>Sobol' (2008)</b>	<b>Sobol' (2010) Si</b>	<b>Sobol' (2010) St</b>
1	Ucob	acob	acob	acob	acob	Ucob	Ucob	acob
2	acob	Ucob	Ucob	Ucob	Ucob	acob	acob	Ucob
3	Azimute	Azimute	apar	apar	Ucob:acob	Ctpar	Ctcob	apar
4	Ctcob	apar	Ctcob	Ctcob	apar	apar	Upar	Ctcob
5	apar	Ctcob	Upar	Upar	Upar	Upar	apar	Upar
6	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Ctpar	Ctcob	Ctpar	Ctpar
7	Upar	Upar	Upiso	Upiso	Ctcob	Azimute	Azimute	Azimute
8	Upiso	Upiso	tvenez	tvenez	Upar:apar	Upiso	PAF	Upiso
9	tvenez	PAF	PAF	PAF	PAF	tvenez	Upiso	PAF
10 ...	PAF	tvenez	Fsvid	Fsvid	Upiso	PAF	tvenez	tvenez

Nos métodos de análise de variância percebe-se a diferença entre os índices totais e de primeira ordem. No método Sobol' (2010), a transmitância térmica da cobertura ( $U_{cob}$ ) é a décima variável mais influente nos índices de primeira ordem, enquanto é a quarta nos índices totais. Isso significa que há alguma interação entre variáveis que a levou a uma maior influência nos índices totais. Isso é visível no método do projeto de experimento; o termo de segunda ordem ' $U_{cob}:acob$ ' é mais influente do que a transmitância térmica da cobertura ( $U_{cob}$ ) individualmente. O projeto de experimento conseguiu captar essa importante interação, que não seria observada nos índices individuais.

O índice de Sobol' (2008), apesar de ser de primeira ordem, apresentou resultados semelhantes ao índice total de Sobol' (2010).

O Quadro 5 mostra a classificação de variáveis influentes para demanda máxima com aquecimento, enquanto o Quadro 6 mostra o mesmo para a demanda máxima com resfriamento. Na demanda máxima com aquecimento, os métodos são mais semelhantes em relação à ordem das variáveis influentes. Percebe-se que as transmitâncias térmicas da cobertura e das paredes ( $U_{cob}$  e  $U_{par}$ , respectivamente) interferem bastante nesse caso, diferentemente do que interferem no consumo de energia com aquecimento em si. A transmitância térmica do piso ( $U_{piso}$ ) foi influente nessas variáveis dependentes. Percebe-se um efeito de interação importante da transmitância térmica das paredes e do percentual de abertura na fachada ( $U_{par}:PAF$ ), detectado no método do projeto de experimento, e confirmado com o método Sobol' (2010). Nos índices de primeira ordem de Sobol' (2010) não há a variável de percentual de abertura de fachada (PAF) entre as dez primeiras, mas ela aparece nos índices totais como a quinta variável mais influente.

A descontinuidade verificada na Figura 17 com o método do projeto de experimento se deve às variáveis  $U_{cob}$  e  $U_{par}$  e suas combinações de níveis. A combinação de  $U_{cob}$  igual a  $0,8W/m^2K$  e  $U_{par}$  igual a  $1,1W/m^2K$  gerou a primeira distribuição; as combinações de  $U_{cob}$  igual a  $0,8W/m^2K$  e  $U_{par}$  igual a  $4,4W/m^2K$ , e  $U_{cob}$  igual a  $3,2W/m^2K$  e  $U_{par}$  igual a  $1,1W/m^2K$  geraram a segunda distribuição; e a combinação  $U_{cob}$  igual a  $3,2W/m^2K$  e  $U_{par}$  igual a  $4,4W/m^2K$  gerou a terceira distribuição.

Na demanda máxima com resfriamento foi notada a influência das variáveis da cobertura ( $U_{cob}$  e  $acob$ ). Nesse caso, os métodos mostraram bastante diferença entre si, provavelmente em função da grande não linearidade dessa variável dependente no modelo. Os métodos de Morris apresentaram uma classificação distinta dos métodos de regressão, que apresentam classificação também distinta dos métodos baseados na

variância. A diferença foi, na verdade, a ordem das variáveis *acob* e *Ucob*, que alternaram de posição.

Também é interessante constatar o efeito de segunda ordem que pode ser percebido entre essas mesmas duas variáveis mais influentes (*acob* e *Ucob*). Os métodos de Sobol' captaram adequadamente a influência de primeira ordem de *Ucob* e *acob*, mas não contemplaram a de segunda ordem captada pelo projeto de experimento e confirmada no método Sobol' (2010) St.

### **4.1.3 Experimento 2 – Incertezas físicas e operacionais**

Este experimento visa aplicar os métodos de análise de sensibilidade considerando incertezas físicas e operacionais da edificação.

#### *4.1.3.1 Método do Experimento 2*

As variáveis da Tabela 2 foram consideradas. Os seguintes métodos foram utilizados (de acordo com o Quadro 2):

- a) Morris(1): O método de Morris (cf. seção B.1), considerando quatro níveis em cada variável (*l*), dividindo-se o intervalo de 95% de confiança igualmente (da Tabela 2) e número de trajetórias igual a 40 (*r*). Calcula-se a média e o desvio padrão dos efeitos elementares de cada variável. O tamanho da amostra foi 1720.
- b) Morris(2): O método de Morris (cf. seção B.1), considerando oito níveis em cada variável (*l*), dividindo-se o intervalo de 95% de confiança igualmente (da Tabela 2) e número de trajetórias igual a 80 (*r*). Calcula-se a média e o desvio padrão dos efeitos elementares de cada variável. O tamanho da amostra foi 6020.
- c) Monte Carlo(1): Considerando a amostragem com método do Hipercubo Latino (cf. seção B.2) com tamanho da amostra igual a 4000 (*N*). Utilizou-se a distribuição de probabilidades contínua da Tabela 2. Calculam-se os coeficientes regressão padronizados (cf. seção 3.4.4).
- d) Monte Carlo(2): Considerando a amostragem com método do Hipercubo Latino (cf. seção B.2) com tamanho da amostra igual a 4000 (*N*). Utilizou-se a distribuição de probabilidades contínua da Tabela 2. Calculam-se os coeficientes de correlação parcial (cf. seção 3.4.4).

- e) Monte Carlo(3): Considerando a amostragem quase aleatória de Sobol' (cf. seção 3.3.2) com tamanho da amostra igual a 4000 ( $N$ ). Utilizou-se a distribuição de probabilidades uniforme considerando os limites inferior e superior com 95% de confiabilidade de cada variável (da Tabela 2). Calculam-se os coeficientes de regressão padronizados (ver seção B.2).
- f) Monte Carlo(4): Considerando a amostragem quase aleatória de Sobol' (cf. seção 3.3.2) com tamanho da amostra igual a 4000 ( $N$ ). Utilizou-se a distribuição de probabilidades uniforme considerando os limites inferior e superior com 95% de confiabilidade de cada variável (da Tabela 2). Calculam-se os coeficientes de correlação parcial (ver seção B.2).
- g) eFAST: O método FAST estendido (cf. seção B.5) considerando número de harmônicos igual a cinco e amostra base de 400 observações, resultando em tamanho de amostra de 16800 elementos. Calculam-se os índices totais de sensibilidade.
- h) Sobol' (2008): Utiliza-se o método de Sobol' estendido por Mara e Joseph (2008), conforme seções B.6 e B.7. Considera-se a primeira matriz de 4400 observações, gerando-se 8800 observações com as permutações. Calculam-se os índices de primeira ordem.
- i) Sobol' (2010): Utiliza-se o método de Sobol' estendido por Saltelli et al. (2010), conforme seções B.6 e B.7. Considera-se o tamanho de amostra base de tamanho 400, gerando-se 8800 observações. Calculam-se os índices de primeira ordem e os índices totais de sensibilidade.

Tabela 2 – Variáveis independentes de incertezas físicas e operacionais na comparação de métodos de análise de sensibilidade (continua).

Subdivisão	Variável	ID	Unidade	Distribuição	IC (95%)
Piso	Espessura do concreto	econ_piso	m	N (0,1   0,01)	{0,0836—0,1164}
	Condutividade térmica do concreto	lcon_piso	W/mK	N (1,75   0,175)	{1,46—2,04}
	Densidade do concreto	pcon_piso	kg/m <sup>3</sup>	N (2400   240)	{2005,2—2794,8}
	Calor específico do concreto	ccon_piso	J/kgK	N (1000   100)	{835,5—1164,5}
	Espessura da cerâmica	ecer_piso	m	N (0,015   0,0015)	{0,0125—0,0175}
	Condutividade térmica da cerâmica	lcer_piso	W/mK	N (0,9   0,09)	{0,75—1,05}
	Densidade da cerâmica	pcer_piso	kg/m <sup>3</sup>	N (1400   140)	{1169,7—1630,3}
	Calor específico da cerâmica	ccer_piso	J/kgK	N (920   92)	{768,7—1071,3}
Paredes	Espessura da argamassa	earg_par	m	N (0,025   0,0025)	{0,0209—0,0291}
	Condutividade térmica da argamassa	larg_par	W/mK	N (1,15   0,115)	{0,96—1,34}
	Densidade da argamassa	parg_par	kg/m <sup>3</sup>	N (2100   210)	{1754,6—2445,4}
	Calor específico da argamassa	carg_par	J/kgK	N (1000   100)	{835,5—1164,5}
	Espessura da cerâmica	ecer_par	m	N (0,0075   0,00075)	{0,0063—0,0087}
	Condutividade térmica da cerâmica	lcer_par	W/mK	N (0,9   0,09)	{0,75—1,05}
	Densidade da cerâmica	pcer_par	kg/m <sup>3</sup>	N (1400   140)	{1169,7—1630,3}
	Calor específico da cerâmica	ccer_par	J/kgK	N (920   92)	{768,7—1071,3}

Tabela 2 – Variáveis independentes de incertezas físicas e operacionais na comparação de métodos de análise de sensibilidade (continuação).

Subdivisão	Variável	ID	Unidade	Distribuição	IC (95%)
Paredes	Espessura do material equivalente	eeqv_par	m	N (0,0909   0,00909)	{0,0759—0,1059}
	Condutividade térmica do material equivalente	leqv_par	W/mK	N (0,8   0,08)	{0,67—0,93}
	Densidade do material equivalente	peqv_par	kg/m <sup>3</sup>	N (935,97   93,597)	{782—1089,9}
	Calor específico do material equivalente	ceqv_par	J/kgK	N (920   92)	{768,7—1071,3}
	Absortância solar	a_par	-	N (0,4   0,05)	{0,32—0,48}
Cobertura	Espessura da cerâmica	ecer_cob	m	N (0,015   0,0015)	{0,0125—0,0175}
	Condutividade térmica da cerâmica	lcer_cob	W/mK	N (1   0,1)	{0,84—1,16}
	Densidade da cerâmica	pcer_cob	kg/m <sup>3</sup>	N (1800   180)	{1503,9—2096,1}
	Calor específico da cerâmica	ccer_cob	J/kgK	N (920   92)	{768,7—1071,3}
	Espessura do concreto	econ_cob	m	N (0,08   0,008)	{0,0668—0,0932}
	Condutividade térmica do concreto	lcon_cob	W/mK	N (1,75   0,175)	{1,46—2,04}
	Densidade do concreto	pcon_cob	kg/m <sup>3</sup>	N (2400   240)	{2005,2—2794,8}
	Calor específico do concreto	ccon_cob	J/kgK	N (1000   100)	{835,5—1164,5}
	Espessura do gesso	eges_cob	m	N (0,01   0,001)	{0,0084—0,0116}
	Condutividade térmica do gesso	lges_cob	W/mK	N (0,35   0,035)	{0,29—0,41}
Densidade do gesso	pges_cob	kg/m <sup>3</sup>	N (800   80)	{668,4—931,6}	

Tabela 2 – Variáveis independentes de incertezas físicas e operacionais na comparação de métodos de análise de sensibilidade (conclusão).

<b>Subdivisão</b>	<b>Variável</b>	<b>ID</b>	<b>Unidade</b>	<b>Distribuição</b>	<b>IC (95%)</b>
Cobertura	Calor específico do gesso	cges_cob	J/kgK	N (840   84)	{701,8—978,2}
	Absortância solar	a_cob	-	N (0,6   0,05)	{0,52—0,68}
Ocupação	Densidade	d_ocup	pessoas/m <sup>2</sup>	N (0,2   0,02)	{0,17—0,23}
	Fração radiante	frad_ocup	-	T (0,4   0,6   0,8)	{0,4—0,8}
	Rotina	rot_ocup	-	T (0,7   0,85   1)	{0,7—1}
Iluminação	Densidade de potência instalada	pot_ilum	W/m <sup>2</sup>	N (12   1,2)	{10,03—13,97}
	Fração radiante	frad_ilum	-	T (0,6   0,72   0,84)	{0,6—0,84}
Equipamentos	Densidade de potência instalada	pot equip	W/m <sup>2</sup>	N (10,7   1,07)	{8,94—12,46}
	Fração radiante	frad equip	-	T (0,3   0,5   0,7)	{0,3—0,7}
Janelas	Taxa de infiltração noturna	tinf	trocas/h	T (1   5   9)	{1—9}

#### 4.1.3.2 Resultados do Experimento 2

As Figuras 18 e 19 mostram o histograma das variáveis de consumo de energia com aquecimento e resfriamento para cada método, respectivamente. O consumo de energia com aquecimento variou de 34 a 137kWh/ano, enquanto o consumo com resfriamento variou de 1486 a 3078kWh/ano em diferentes métodos. Percebeu-se distribuições irregulares no método Morris(1) e eFAST. O Morris(1) possui uma amostra pequena, enquanto o eFAST é uma amostra diferenciada baseada em frequências de Fourier. Foi possível notar as diferentes amostras obtidas para os diferentes métodos aplicados.

As Figuras 20 e 21 mostram o histograma para as variáveis de demanda máxima com aquecimento e resfriamento, respectivamente. Um fato interessante é a descontinuidade notada em todos os métodos para a demanda máxima com aquecimento; essa variável dependente se comportou praticamente como uma distribuição discreta. Seus valores variaram de 2294 a 8080Wh.

A demanda máxima com resfriamento apresentou comportamento diferente, com distribuições notadamente distintas. Seus valores variaram de 2704 a 4512Wh. Percebe-se que a demanda máxima com aquecimento foi bem mais afetada pelas incertezas físicas e operacionais do que a demanda máxima com resfriamento, ao se observar a amplitude de variação.

Os Quadros 7 a 10 mostram a classificação das variáveis independentes mais influentes no consumo de energia com aquecimento e resfriamento em todos os métodos aplicados. Nota-se que há certa divergência na ordem mostrada. No consumo de energia com aquecimento os métodos concordaram em indicar a taxa de infiltração de ar pelas janelas (*tin*) como a variável mais influente. No entanto, a partir do segundo colocado a ordem é diferente. Ora é a fração radiante dos ocupantes (*frac\_ocup*), ora a densidade de ocupação (*d\_ocup*), ora a rotina de ocupação (*rot\_ocup*). No consumo de energia com resfriamento também se encontra muita diferença, inclusive na primeira variável. A maior parte dos métodos aponta como mais influente a absorvância solar das paredes (*a\_par*), enquanto o método eFAST aponta a potência instalada com equipamentos (*pot\_equip*). As demais colocações também diferem, variando entre a taxa de infiltração de ar pelas janelas (*tin*), a densidade de ocupação (*d\_ocup*) e a absorvância solar da cobertura (*a\_cob*).

Figura 18 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com aquecimento na fonte de incerteza física e operacional.

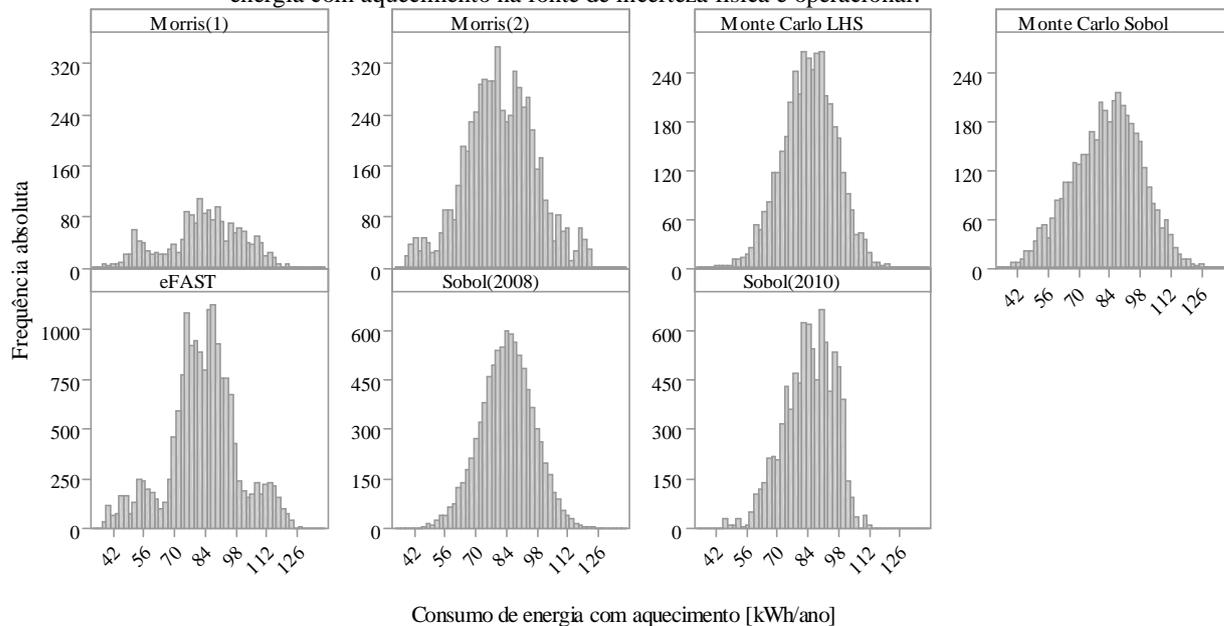


Figura 19 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para o consumo de energia com resfriamento na fonte de incerteza física e operacional.

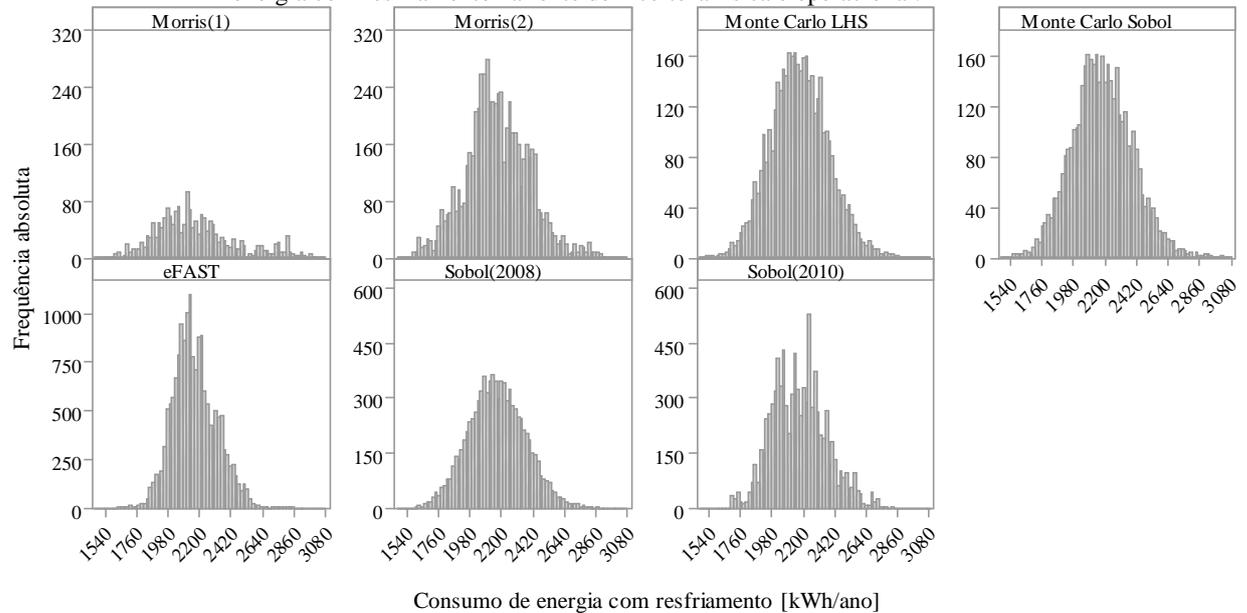


Figura 20 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima com aquecimento na fonte de incerteza física e operacional.

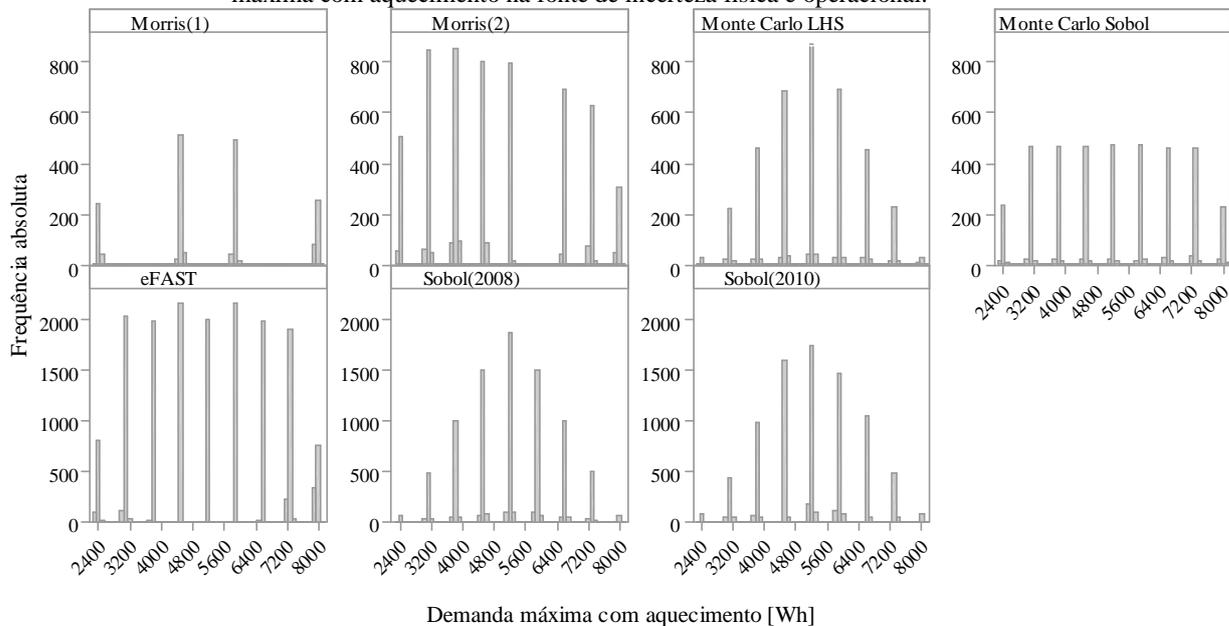
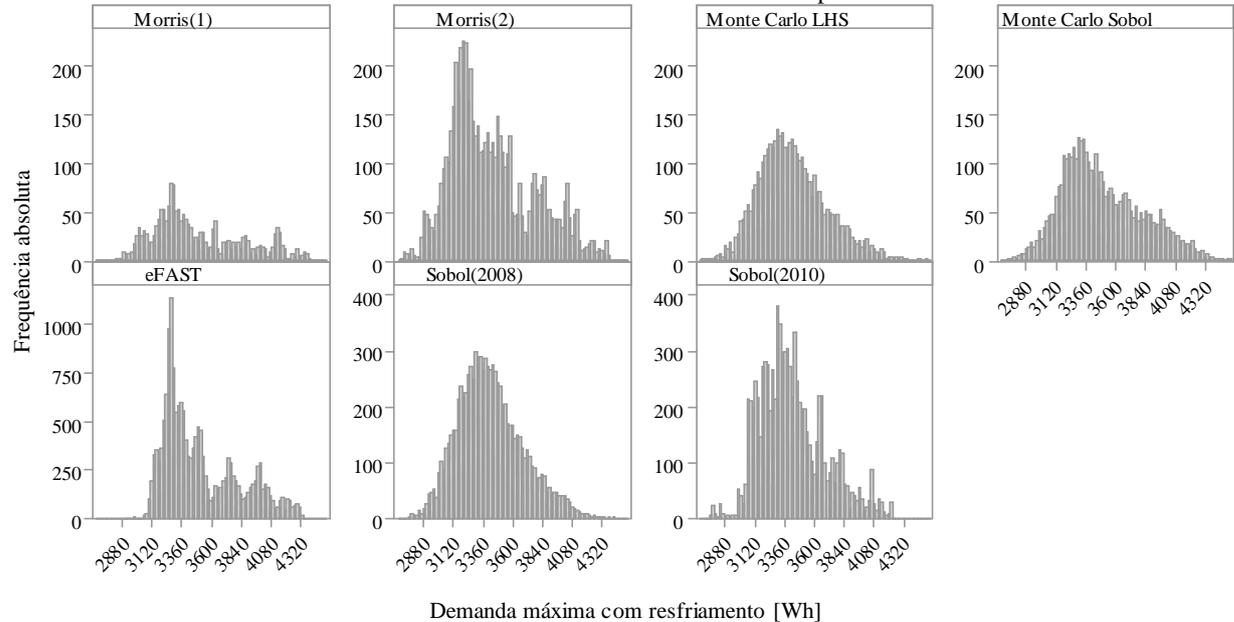


Figura 21 – Histograma de frequência absoluta de cada amostra com os métodos de análise de sensibilidade para a demanda máxima com resfriamento na fonte de incerteza física e operacional.



As Quadros 9 e 10 também mostram a classificação das variáveis independentes na demanda máxima com aquecimento e resfriamento, realizada com simulações dos dias típicos de projeto do sistema de ar-condicionado. Em ambas variáveis dependentes todos os métodos concordaram em apontar a mesma primeira variável mais influente. Na demanda com resfriamento todos os métodos mostraram a mesma ordem até a terceira colocada.

Discutindo-se o próprio experimento dessa análise, pode-se perceber que a incerteza na taxa de infiltração das janelas (*tin*) foi a variável mais influente tanto no consumo de energia quanto na demanda máxima com aquecimento. Apesar de serem em climas frios, alguns estudos (*e.g.*, CORRADO; MECHRI, 2009; DE WILDE; TIAN, 2009) confirmam que o ‘fluxo de ar indesejado’ é bastante prejudicial para o desempenho energético quando o ambiente possui sistema de aquecimento. Essa variável geralmente é menos influente no resfriamento.

Da mesma forma, no consumo de energia com resfriamento preponderou como influente a absorvância solar das paredes externas (*a<sub>par</sub>*), que se refere à quantidade de irradiação solar absorvida efetivamente pelas paredes, sendo uma variável física. Também foi importante a densidade de ocupação (*d<sub>ocup</sub>*), que mesmo sendo uma variável operacional, influencia na carga térmica a ser removida pelo sistema de resfriamento artificial.

As variáveis de demanda máxima foram mais influenciadas pela taxa de infiltração de ar pela janela (*tin*). Em parte, por se tratar de uma variável ‘imediate’, é capaz de retirar ou incluir grande quantidade de carga térmica no ambiente em pequeno espaço de tempo. E isso influencia nos consumos de energia instantâneos e, conseqüentemente, nas demandas máximas calculadas.

Quadro 7 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).

Classificação	Morris(1)	Morris(2)	MC LHS SRC	MC LHS PCC	MC Sobol' SRC	MC Sobol' PCC
1	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf
2	frad_ocup	frad_ocup	d_ocup	d_ocup	frad_ocup	frad_ocup
3	rot_ocup	rot_ocup	frad_ocup	frad_ocup	rot_ocup	rot_ocup
4	d_ocup	d_ocup	a_par	a_par	d_ocup	d_ocup
5	a_par	a_par	a_cob	a_cob	a_par	a_par
6	a_cob	a_cob	rot_ocup	rot_ocup	a_cob	a_cob
7	pot_ilum	frad_equip	pot_equip	pot_equip	frad_equip	frad_equip
8	pot_equip	pot_ilum	pot_ilum	pot_ilum	pot_ilum	pot_ilum
9	frad_equip	econ_piso	eeqv_par	eeqv_par	pot_equip	pot_equip
10	eeqv_par	pot_equip	econ_cob	econ_cob	eeqv_par	eeqv_par

Quadro 7 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (conclusão).

Classificação	eFAST Si	eFAST St	Sobol(2008) Si	Sobol(2010) Si	Sobol(2010) St
1	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf
2	rot_ocup	rot_ocup	d_ocup	d_ocup	frad_ocup
3	frad_ocup	frad_ocup	a_par	a_cob	d_ocup
4	pot_equip	pot_equip	frad_ocup	frad_ocup	a_par
5	pot_ilum	pot_ilum	pot_ilum	a_par	a_cob
6	d_ocup	frad_ilum	econ_cob	leqv_par	rot_ocup
7	a_par	frad_equip	leqv_par	rot_ocup	pot_ilum
8	frad_equip	d_ocup	ccer_piso	pot_ilum	pot_equip
9	a_cob	a_par	ccon_cob	eeqv_par	eeqv_par
10	econ_cob	econ_cob	pot_equip	pcon_cob	econ_cob

Quadro 8 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).

Classificação			MC LHS	MC LHS	MC	MC
	Morris(1)	Morris(2)	SRC	PCC	Sobol' SRC	Sobol' PCC
1	a_par	a_par	a_par	a_par	a_par	a_par
2	tinf	tinf	d_ocup	d_ocup	tinf	tinf
3	d_ocup	d_ocup	a_cob	a_cob	d_ocup	d_ocup
4	frad_ocup	a_cob	pot_equip	pot_equip	a_cob	a_cob
5	a_cob	frad_ocup	tinf	tinf	frad_ocup	frad_ocup
6	frad_equip	frad_equip	frad_ocup	frad_ocup	frad_equip	frad_equip
7	pot_equip	rot_ocup	pot_ilum	pot_ilum	pot_equip	pot_equip
8	rot_ocup	pot_equip	eeqv_par	eeqv_par	rot_ocup	rot_ocup
9	pot_ilum	pot_ilum	frad_equip	frad_equip	pot_ilum	pot_ilum
10	eeqv_par	econ_piso	eeqv_par	eeqv_par	eeqv_par	eeqv_par

Quadro 8 – Classificação das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (conclusão).

Classificação			Sobol(2008)	Sobol(2010)	Sobol(2010)
	eFAST Si	eFAST St	Si	Si	St
1	pot_equip	pot_equip	a_par	a_par	a_par
2	tinf	tinf	d_ocup	a_cob	d_ocup
3	frad_equip	frad_equip	a_cob	tinf	a_cob
4	rot_ocup	rot_ocup	pot_equip	d_ocup	pot_equip
5	pot_ilum	pot_ilum	eeqv_par	eeqv_par	tinf
6	a_par	a_par	pot_ilum	pot_equip	frad_ocup
7	eeqv_par	eeqv_par	frad_equip	frad_ocup	pot_ilum
8	frad_ocup	frad_ocup	eeqv_par	pot_ilum	eeqv_par
9	d_ocup	d_ocup	tinf	eeqv_par	eeqv_par
10	a_cob	frad_ilum	pcer_cob	rot_ocup	frad_equip

Quadro 9 – Classificação das dez variáveis mais influentes na demanda máxima com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).

<b>Classificação</b>	<b>Morris(1)</b>	<b>Morris(2)</b>	<b>MC LHS SRC</b>	<b>MC LHS PCC</b>	<b>MC Sobol' SRC</b>	<b>MC Sobol' PCC</b>
1	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf
2	eeqv_par	eeqv_par	leqv_par	leqv_par	eeqv_par	eeqv_par
3	leqv_par	leqv_par	eeqv_par	eeqv_par	leqv_par	leqv_par
4	frad_ocup	econ_piso	lcer_par	lcer_par	frad_ocup	frad_ocup
5	econ_cob	lcon_piso	econ_piso	econ_piso	econ_cob	econ_cob
6	lcon_cob	pcon_piso	frad_ocup	frad_ocup	lcon_cob	lcon_cob
7	lcon_piso	frad_ocup	lcer_cob	lcer_cob	pot_ilum	pot_ilum
8	pot_ilum	ccon_piso	larg_par	larg_par	pot_equip	pot_equip
9	earg_par	econ_cob	earg_par	earg_par	earg_par	earg_par
10	pot_equip	ecer_piso	ecer_par	ecer_par	lcon_piso	lcon_piso

Quadro 9 – Classificação das dez variáveis mais influentes na demanda máxima com aquecimento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (conclusão).

<b>Classificação</b>	<b>eFAST Si</b>	<b>eFAST St</b>	<b>Sobol(2008) Si</b>	<b>Sobol(2010) Si</b>	<b>Sobol(2010) St</b>
1	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf
2	eeqv_par	leqv_par	ccer_cob	leqv_par	eeqv_par
3	leqv_par	pot_equip	econ_cob	lcon_cob	leqv_par
4	frad_ocup	frad_equip	cges_cob	earg_par	lcon_piso
5	econ_cob	frad_ilum	pot_equip	pcer_piso	econ_cob
6	lcon_cob	econ_cob	pcer_cob	frad_ocup	lcon_cob
7	lcon_piso	lcon_cob	leqv_par	econ_piso	econ_piso
8	pot_ilum	lges_cob	carg_par	frad_equip	pot_ilum
9	earg_par	a_par	ccon_cob	lcer_piso	frad_ocup
10	pot_equip	ecer_cob	frad_ilum	pcon_cob	pot_equip

Quadro 10 – Classificação das dez variáveis mais influentes na demanda máxima com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (continua).

Classificação	Morris(1)	Morris(2)	MC LHS SRC	MC LHS PCC	MC Sobol' SRC	MC Sobol' PCC
1	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf
2	a_par	a_par	a_par	a_par	a_par	a_par
3	a_cob	a_cob	a_cob	a_cob	a_cob	a_cob
4	eeqv_par	eeqv_par	eeqv_par	eeqv_par	eeqv_par	eeqv_par
5	econ_cob	econ_cob	ceqv_par	ceqv_par	econ_cob	econ_cob
6	peqv_par	peqv_par	peqv_par	peqv_par	peqv_par	peqv_par
7	ceqv_par	ceqv_par	econ_cob	econ_cob	ceqv_par	ceqv_par
8	pcon_cob	pcon_cob	pcon_cob	pcon_cob	ccon_cob	ccon_cob
9	ccon_cob	ccon_cob	ccon_cob	ccon_cob	pcon_cob	pcon_cob
10	frad_equip	frad_equip	pot_equip	pot_equip	pot_ilum	pot_ilum

Quadro 10 – Classificação das dez variáveis mais influentes na demanda máxima com resfriamento, entre os métodos de análise de sensibilidade na fonte de incerteza física e operacional (conclusão).

Classificação	eFAST Si	eFAST St	Sobol(2008) Si	Sobol(2010) Si	Sobol(2010) St
1	tinf	tinf	tinf	tinf	tinf
2	a_par	a_par	a_par	a_par	a_par
3	a_cob	a_cob	a_cob	a_cob	a_cob
4	eeqv_par	d_ocup	eeqv_par	eeqv_par	eeqv_par
5	econ_cob	pot_ilum	peqv_par	pcon_cob	peqv_par
6	pot_ilum	rot_ocup	leqv_par	econ_cob	econ_cob
7	peqv_par	pot_equip	econ_cob	pot_equip	ceqv_par
8	ceqv_par	frad_equip	ceqv_par	peqv_par	pcon_cob
9	d_ocup	frad_ocup	ccon_cob	pot_ilum	ccon_cob
10	pot_equip	econ_cob	lcer_par	earg_par	pot_equip

#### 4.1.4 Discussão sobre a etapa de aplicabilidade dos métodos

Como apontado por Saltelli et al. (2008), é natural que os métodos de análise de sensibilidade apresentem diferentes classificações de importância, justamente por causa da definição prévia de ‘importância’ em cada experimento. Na seção 3.4.2 discutiram-se as configurações para uma análise de sensibilidade que ajudam a entender qual método seria o mais adequado em cada caso.

Em função dos resultados desta seção, para o método desenvolvido neste trabalho escolheu-se principalmente a configuração de ‘fixação de variáveis’, responsável por determinar variáveis pouco influentes para simplificar o modelo.

Dessa forma, escolheu-se o método de Morris com oito níveis de variação para as análises de variáveis projetuais. É um método global, que consegue captar a influência das variáveis quando estão em níveis bem distantes (como no caso dessa fonte de incerteza projetual), além de ser computacionalmente mais simples ao exigir uma amostra bem menor do que as baseadas em experimentos Monte Carlo ou amostras multivariadas fatoriais. Ela também é aplicável a variáveis de domínio amostral contínuo, o que também é o caso dessa fonte de incerteza.

Nas incertezas físicas e operacionais, que também são de espaço amostral contínuo, optou-se pelo método de Sobol’ (2010) com o índice total de sensibilidade. Escolheu-se esse método por ser teoricamente mais completo, por exigir uma amostra maior e por ser baseado na variância. Da mesma forma, percebe-se que nessas fontes de incertezas as amplitudes de variação das variáveis independentes tendem a ser bem menores do que nas variáveis projetuais; isso pode dificultar a correta ‘captação’ da influência das mesmas pelos métodos mais simples.

Também se percebeu que os outros métodos testados diferem de alguma forma do método de Sobol’ (2010), principalmente o FAST estendido. Nesse caso testado, o FAST estendido pode não ter sido capaz de captar adequadamente a influência das variáveis, em parte pela dificuldade de se selecionar frequências harmônicas adequadas, como descrito nas seções B.4 e B.5. Isso torna o método difícil de ser implementado sem testes prévios no próprio modelo. Além disso, o eFAST exige que todas as variáveis sejam consideradas no experimento como contínuas, o que não seria adequado para algumas situações que exigiriam uma abordagem discretizada.

Para outras fontes de incerteza, pode-se escolher os métodos baseados na variância, como mostrado no Capítulo 3 e no Apêndice B.

## **4.2 ESTRUTURA DO MÉTODO**

O método desenvolvido está organizado em (1) processos, (2) procedimentos e (3) finalidades, conforme mostra o Quadro 11. Os processos constituem ações (verbos); os procedimentos são conjuntos de processos visando atingir algum propósito. As três finalidades são conjuntos de procedimentos e representam as possíveis abordagens em ‘avaliação de desempenho de

edificações’, na qual a finalidade última deve ser o aperfeiçoamento do desempenho da edificação. Da mesma forma, as finalidades estão relacionadas aos objetivos deste trabalho.

Quadro 11 – Estrutura do método desenvolvido.

Processos	Procedimentos	Finalidades
Criar; Calcular; Analisar; Definir; Realizar; Interpretar; Etc.	(1) Configurar um experimento numérico; (2) Realizar simulações paramétricas; (3) Análise de sensibilidade local; (4) Análise de sensibilidade global de Morris; (5) Análise de sensibilidade global de Sobol’; (6) Análise de sensibilidade global de Monte Carlo; (7) Análise de incertezas geral; (8) Criar cenários de tomada de decisão; (9) Tomada de decisão multicritério.	(1) Determinar alternativas de desempenho; (2) Analisar diferentes fontes de incertezas; (3) Aperfeiçoar o desempenho do modelo.

#### 4.2.1 Informações iniciais

Esta seção contempla algumas informações iniciais a respeito do método desenvolvido, explicitando melhor alguns pontos que podem parecer controversos:

- a) A rigor teórico, o método pode ser adaptado para ser utilizado em qualquer área do conhecimento, desde que seja dada devida atenção para os tipos de variáveis utilizadas, seu espaço amostral, bem como as fontes de incertezas consideradas. No entanto, todas as considerações e detalhamentos foram feitos para as situações de simulação computacional de edificações;
- b) Nesse sentido, o método também pode ser aplicado a outros programas de simulação computacional de edificações (além do *EnergyPlus*<sup>TM</sup>), com outros modelos de referência, outros climas e considerando outros objetos no contexto da incerteza. O requisito é que o programa permita a edição das ‘entradas’ do modelo em forma de texto ASCII, a criação e simulação de diversos modelos

- simultaneamente, e a obtenção das saídas em formato que possa ser facilmente acessado por linguagens de programação (no caso, o R);
- c) Todas as análises de incerteza e sensibilidade deste trabalho foram sempre realizadas com base em intervalos de variação predefinidos para as variáveis independentes dos modelos. Ou seja, a influência das variáveis independentes (*i.e.*, o valor da medida de sensibilidade) e sua amplitude de variação nas variáveis dependentes estão diretamente relacionadas ao intervalo considerado *a priori*. Ressalta-se que diferentes intervalos de variação foram considerados para cada variável independente, em cada finalidade analisada; portanto, são de diferentes ordens de grandeza. Isso quer dizer que, em um mesmo experimento, as incertezas das variáveis independentes não são ‘iguais nem equivalentes entre si’; elas foram escolhidas com base nos dados disponíveis e em sua própria natureza;
  - d) Os resultados das análises de sensibilidade com os métodos baseados na variância independem da diferença de grandeza entre variáveis. Por exemplo, supõe-se que a amplitude de variação da absortância solar da superfície de algum componente pode variar de 0,1 a 0,9 (o que corresponde a uma variação de 800% em relação ao nível inicial); enquanto para a capacidade térmica pode variar de 50 a 300 kJ/m<sup>2</sup>K (variação de 500% em relação ao nível inicial). Essa diferença de amplitudes de variação (percentual) entre variáveis não compromete a confiabilidade do índice de sensibilidade calculado. No entanto, no caso do método de Morris (cf. seção B.1) a diferença é sim notada. Por esse motivo, sempre que se usou o método de Morris neste trabalho os níveis das variáveis independentes foram normalizados entre {0 – 1}. Depois do experimento, as variáveis são convertidas do hiper-cubo unitário para suas grandezas originais através de proporções;
  - e) O método desenvolvido não pode ser interpretado somente pelo entendimento do estudo de caso proposto por este trabalho. O estudo de caso, a ser definido no Capítulo 5, é somente um exemplo, mesmo que tenha sido corretamente elaborado utilizando-se de informações da literatura (dados secundários) e também dados primários de auditorias em edificações;
  - f) Todos os procedimentos e processos foram descritos sempre se fazendo referência às outras seções do trabalho que contêm informações teóricas ou mesmo outros procedimentos. Foi uma

forma de escrita adotada para facilitar o entendimento do método. Em uma leitura única, pode parecer que há informação repetida, no entanto, como as leituras do trabalho serão feitas geralmente por capítulos, considera-se essa abordagem válida e importante.

#### **4.2.2 Fontes de Incertezas**

A fonte de incerteza se refere aos ‘objetos’ de um modelo que são agrupados em função de sua similaridade no que se refere à sua atuação no desempenho da edificação. Conforme observação dos artigos do Capítulo 2, os objetos de um modelo de simulação foram agrupados em cinco fontes de incertezas para os fins deste trabalho. Ressalta-se que os termos ‘dimensão da incerteza’, ‘local’, ‘nível’ e ‘natureza’ remetem ao definido na seção 3.3.1:

- a) **Projetual:** está relacionada ao local de ‘modelo’ no contexto da incerteza e se refere às variáveis que são levadas em consideração em projetos de edificações, visando aperfeiçoar seu desempenho. Implica a geometria, tamanho de elementos geométricos e estruturais, além de componentes construtivos e sua composição, e dos sistemas prediais considerados;
- b) **Física:** está relacionada ao local de ‘entradas’ no contexto da incerteza. Se refere às propriedades térmicas e físicas dos materiais e componentes construtivos envolvidos no desempenho da edificação;
- c) **Operacional:** está relacionada ao local de ‘entradas’ e define o modo com que a edificação é operada e todos os processos que ocorrem internamente na edificação. Os objetos que definem as cargas internas, o comportamento do usuário e os controles dos sistemas prediais fazem parte desta fonte de incerteza;
- d) **Algoritmos:** está relacionada ao local de ‘modelo’ e de ‘parâmetros’ por envolver os algoritmos que regem os fenômenos de transferência de calor e massa, e o balanço térmico e energético da edificação. Consideram-se também as configurações computacionais como parâmetros de controle, de precisão e de tolerância;
- e) **Modelagem:** está relacionada ao local de ‘modelo’ e define o modo com que a edificação é representada para fins de simulação computacional. Implica a consideração de simplificações de geometria, de composição dos materiais e considerações sobre os dados disponíveis para a simulação.

Como afirmado por Kleijnen (1997), uma análise de sensibilidade pretende investigar sistematicamente uma saída de uma simulação devido aos valores extremos de suas variáveis quantitativas ou a mudanças drásticas em variáveis qualitativas do modelo. Sendo assim, uma consideração inicial deste trabalho é que a fonte de incertezas projetuais representaria essas ‘mudanças’ drásticas no modelo, por atuar justamente nos objetos de uma simulação, que definem grande parte do desempenho da edificação (tipo de envelope, geometria, tipo de sistemas). Por esse motivo, a fonte de incerteza projetual foi avaliada separadamente em uma finalidade distinta, como mostra a seção 4.5.

As cinco fontes de incertezas compreendem cinco grupos de objetos muito distintos; a origem das incertezas é diferente em cada um. Os valores das variáveis termofísicas, por exemplo, são obtidos por meio de experimentos normatizados em laboratório e válidos para determinadas condições ambientais e de amostra. As incertezas são de fonte ‘física’, nesse caso, e são decorrentes dos métodos de medição, da variabilidade das propriedades da amostra e das diferentes condições de ensaio (de natureza ‘de variabilidade’, cf. seção 3.3.1).

As incertezas de algoritmos, no caso de simulação computacional de edificações, podem ser consideradas como incerteza de natureza ‘epistêmica’ e seu nível de incerteza é difícil de ser definido, podendo ser adotado o critério ‘de ignorância conhecida’. Na área de estudo do ambiente construído, dificilmente há algum trabalho que trate de medir os coeficientes de pressão do vento, ou mesmo de estimar os coeficientes de convecção de superfícies na edificação real, se o objetivo for somente a simulação de desempenho.

Sabe-se que também há a fonte de incerteza de ‘clima’, que estaria relacionada ao local de ‘entradas’, considerando diferentes tipos e formatos de arquivos climáticos existentes para a realização de uma simulação computacional, e diferentes séries de dados para uma mesma localidade. Ela seria considerada também uma “mudança drástica” qualitativa, como argumentado por Kleijnen (1997). No entanto, a fonte de incerteza de clima não foi investigada neste trabalho.

Como apontado por Hopfe e Hensen (2011), diferentes fontes de incertezas provêm de diferentes locais, de diferentes naturezas e níveis, e podem causar muitas interações de variáveis que não são interessantes em uma avaliação de desempenho. Essas interações podem aumentar demasiadamente a amplitude de incerteza nas saídas do modelo. Por esse

motivo é conveniente que sejam analisadas separadamente em diferentes experimentos (ao menos para os objetivos deste trabalho).

### 4.3 ROTINAS COMPUTACIONAIS EM LINGUAGEM R

R é primordialmente uma linguagem de programação e um ambiente para análises estatísticas e criação de gráficos. É uma linguagem baseada em “*software livre*”, inspirada na linguagem S desenvolvida por *Bell Laboratories (Lucent Technologies)* por John Chambers e colaboradores. A linguagem R é dinâmica e está sempre em desenvolvimento e atualização constante, porque possui diversos colaboradores por todo o mundo, os quais contribuem com diferentes pacotes de funções para vários tipos de análises estatísticas.

A linguagem R também permite o gerenciamento de dados e informações, operações e cálculos em vetores e matrizes, ampla e integrada coleção de ferramentas de análise estatística, recursos para criação de diversos tipos de gráficos, possibilidade de criação de funções, de operações vetoriais e *loops* (R-Project, 2015). Tendo em vista a disponibilidade de pacotes estatísticos preexistentes, a importância da linguagem no âmbito estatístico e a experiência de uso por alguns artigos do portfólio bibliográfico (cf. Capítulo 2), ela foi a escolhida para a elaboração de diferentes *scripts* para a maior parte dos procedimentos envolvidos no método desenvolvido.

#### 4.3.1 Funções estatísticas existentes

Os recursos estatísticos do R podem ser facilmente expandidos por meio de pacotes de funções. Um dos principais pacotes utilizados neste trabalho foi o *sensitivity*, desenvolvido por Pujol et al. (2015). O Quadro 12 mostra todos os pacotes utilizados para o desenvolvimento dos *scripts*, os quais já existem no diretório CRAN da comunidade R.

A função *fast99* foi utilizada para implementar o método FAST estendido (cf. seção B.5). A função *morris* foi utilizada para implementar o método dos Efeitos Elementares de Morris (cf. seção B.1). As funções *src*, *pcc* e *lm* implementam os métodos dos coeficientes de regressão padronizados e coeficientes de correlação parcial (cf. seção B.2). As funções *sobolmara* e *soboljansen* contemplam as extensões do método de Sobol’ (cf. seção B.7). As funções *sobol* e *LHS* implementam os métodos de amostragem aleatórios descritos na seção 3.3.2. As funções *fac.design* e

*aov* implementam o projeto de experimento fatorial com análise de variância (cf. seção B.3).

Quadro 12 – Funções do R utilizadas para o desenvolvimento do método.

Função	Pacote	Autor	Referências
<i>fast99(...)</i>	sensitivity	Gilles Pujol	Saltelli, Tarantola e Chan. (1999); Cukier et al. (1978)
<i>morris(...)</i>	sensitivity	Gilles Pujol	Morris (1991); Campolongo, Cariboni e Saltelli (2007); Pujol (2009)
<i>pcc(...)</i>	sensitivity	Gilles Pujol	Saltelli et al. (2008)
<i>src(...)</i>	sensitivity	Gilles Pujol	Saltelli et al. (2008)
<i>sobolmara(...)</i>	sensitivity	Bertrand Iooss	Mara e Joseph (2008)
<i>soboljansen(...)</i>	sensitivity	Bertrand Iooss	Jansen (1999); Saltelli et al. (2010)
<i>LHS(...)</i>	pse	Andre Chalom	McKay et al. (1979)
<i>sobol(...)</i>	randtoolbox	Christophe Dutang and Diethelm Wuertz	Bratley e Fox (1988)
<i>lm(...)</i>	stats	Ross Ihaka	Wilkinson e Rogers (1973)
<i>aov(...)</i>	stats	J.M. Chambers	Montgomery e Runger (2012)
<i>fac.design(...)</i>	DoE.base	Ulrike Groemping	Collings (2016)

Obs.: A coluna ‘Autor’ representa quem implementou o código em linguagem R; a coluna ‘Referências’ indica o artigo científico que contém a teoria que foi implementada.

### 4.3.2 Scripts desenvolvidos

As funções estatísticas dos pacotes do R (Quadro 12) são gerais e podem ser incorporadas em outros *scripts* e algoritmos. Neste trabalho foram desenvolvidos alguns *scripts* para sistematizar as análises, facilitar o uso, para evitar erros humanos e diminuir o tempo de planejamento, implementação e execução das análises.

O Quadro 13 mostra os *scripts* desenvolvidos para os diversos procedimentos do método. Os *scripts* precisam de ‘argumentos’ para retornarem ‘saídas’. Os argumentos foram devidamente configurados para receberem arquivos em lote, ou seja, para trabalhar com diversos arquivos e grande quantidade de informações.

Um fato importante: as funções do Quadro 12 foram desenvolvidas por seus autores originalmente para experimentos numéricos, ou seja, para serem aplicadas a equações ou modelos que podem facilmente ser incorporados no próprio R. No entanto, a simulação computacional é um modelo ‘externo’ ao R. Da mesma forma a avaliação de cada observação de modelo não é ‘instantânea’, pois demanda certo tempo de execução de cada simulação computacional (que pode durar alguns dias).

Por esse motivo, os *scripts* que tratam das análises de sensibilidade precisaram ser ‘quebrados’. A primeira parte dos *scripts* ‘quebrados’ se refere à criação da amostra de variáveis independentes de acordo com cada método (são os *scripts* com o sufixo *.create*); a amostra é gravada em um arquivo no computador. Após a amostra estar gravada, pode-se incorporá-la como variáveis de entrada no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> para a simulação. A simulação pode ser realizada em outro momento ou mesmo dividida em várias etapas em razão do tempo computacional. Após a realização das simulações, as saídas e variáveis dependentes são calculadas e registradas em outro arquivo, no computador, para serem calculados os índices de sensibilidade com a segunda parte do *script* (com o sufixo *.analyse*). Essa é a lógica dos *scripts* desenvolvidos.

Dois *scripts* foram desenvolvidos para lidar com os formatos de arquivos de entrada e saída do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. O *script doParametric* tratou de criar vários arquivos de extensão IDF (em formato de texto ASCII) para a simulação. Ele recebe como argumento um arquivo ‘mestre’ em formato IDF que contém todo o modelo, parâmetros e saídas devidamente configuradas; os objetos que correspondem às variáveis de entrada são alterados para um nome de referência (@ + nome da variável). Outro argumento é um arquivo CSV contendo a amostra já criada com o nome da variável de entrada nas colunas, para cada uma das observações nas linhas. O *script* gera  $N$  modelos IDF com todas as variáveis de entrada alteradas. Os arquivos são simulados em forma de grupo com o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>.

Outro *script* é o *dep.variables*, que trata de calcular as variáveis dependentes. O argumento do *script* são as saídas das simulações dos  $N$  modelos em formato CSV. As operações são realizadas em cada arquivo CSV e gravadas em um arquivo separado, de acordo com um *loop*. Ao final, apenas um arquivo CSV é gerado contendo todas as variáveis dependentes calculadas para cada observação. As operações dependem de cada análise, sendo que as variáveis dependentes do experimento de aplicação dos métodos

de análise de sensibilidade (cf. seção 4.1) são diferentes dos experimentos do estudo de caso (cf. Capítulo 5).

O Apêndice C mostra mais detalhes acerca dos *scripts*.

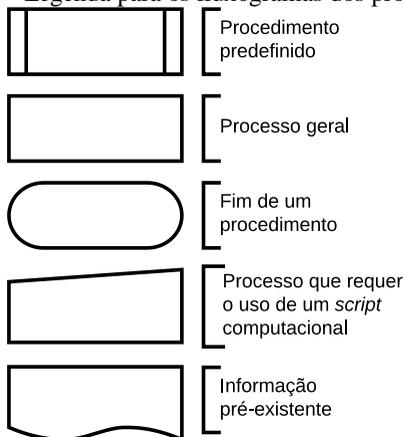
Quadro 13 – *Scripts* em linguagem R desenvolvidos para os procedimentos do método desenvolvido.

<i>Script</i>	<b>Propósito</b>	<b>Seção</b>
<i>doParametric</i>	Criar vários arquivos (de extensão IDF) a partir de um arquivo base e uma amostra de variáveis independentes geradas com cada método.	Depende do experimento
<i>morris.create</i>	Criar amostra para o método de Morris.	Seção B.1 e Seção 4.3.1
<i>morris.analyse</i>	Calcular os índices de sensibilidade de Morris.	Seção B.1 e Seção 4.3.1
<i>anova.create</i>	Criar amostra multivariada fatorial completa.	Seção B.3 e Seção 4.3.1
<i>anova.analyse</i>	Calcular os índices de sensibilidade do valor-F.	Seção B.3 e Seção 4.3.1
<i>soboljansen.create</i>	Criar amostra para o método de Sobol'.	Seção B.7 e Seção 4.3.1
<i>soboljansen.analyse</i>	Calcular índices de sensibilidade do método de Sobol'.	Seção B.7 e Seção 4.3.1
<i>efast.create</i>	Criar amostra para o FAST estendido.	Seção B.6 e Seção 4.3.1
<i>efast.analyse</i>	Calcular os índices de sensibilidade com o FAST estendido.	Seção B.6 e Seção 4.3.1
<i>random.create</i>	Criar amostra aleatória com Hipercubo Latino para diversos fins.	Seção 3.3.2
<i>random.analyse</i>	Calcular índices de sensibilidade de regressão e correlação.	Seção B.2 e Seção 4.3.1
<i>proc.convergence</i>	Determinar a convergência de amostras aleatórias.	Seção 3.3.5
<i>dep.variables</i>	Calcular as variáveis dependentes a partir de um lote de saídas de uma simulação (de extensão CSV), de acordo com a finalidade de cada experimento.	Depende do experimento
<i>proc.topsis</i>	Aplicar a tomada de decisão multicritério com método TOPSIS.	Seção 4.4.10

#### 4.4 PROCEDIMENTOS

Todas as ações realizadas para as análises deste trabalho foram resumidas em procedimentos e processos. A Figura 22 mostra a legenda utilizada para a construção dos fluxogramas dos procedimentos do método desenvolvido. A maior parte das ações é composta por processos gerais; há ações de ‘fim de procedimento’ e processos que requerem o uso dos *scripts* computacionais desenvolvidos (definidos no Quadro 13). Esses *scripts* representam ações sistemáticas e repetitivas, que são inviáveis ou complexas de se fazer manualmente.

Figura 22 – Legenda para os fluxogramas dos procedimentos.



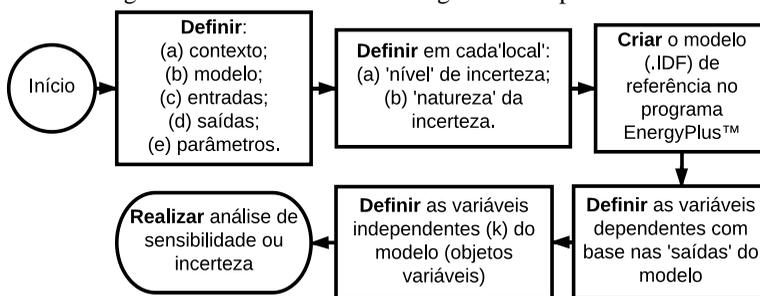
##### 4.4.1 Configurar um experimento numérico

A Figura 23 mostra o fluxograma do procedimento de ‘configurar um experimento numérico’. Esse procedimento é o ponto de partida para qualquer análise de sensibilidade ou incerteza deste trabalho, sendo comum a todas elas. As ações deste procedimento estão descritas abaixo:

- 1) Definem-se os locais de incerteza (contexto, modelo, entradas, saídas e parâmetros, com base na seção 3.3.1) e descreve-se o que se considera no experimento;
- 2) Em cada ‘local’ da dimensão da incerteza definem-se o seu ‘nível’ e a ‘natureza’;

- 3) Cria-se um modelo (arquivo de extensão IDF) no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> que compreende o modelo de referência. Todos os seus aspectos são definidos (modelo, entradas, saídas, parâmetros);
- 4) São definidas as variáveis dependentes do experimento; são calculadas com base nas ‘saídas’ do modelo;
- 5) Definem-se as variáveis independentes ( $k$ ), ou seja, os objetos do modelo que terão seus valores ‘perturbados’ no experimento numérico. A escolha dessas variáveis depende diretamente da fonte de incerteza analisada (cf. seção 4.2.2);
- 6) Em seguida, tem-se o experimento configurado para a realização de uma análise de sensibilidade ou incerteza, ou para qualquer outra avaliação.

Figura 23 – Procedimento: Configurar um experimento numérico.



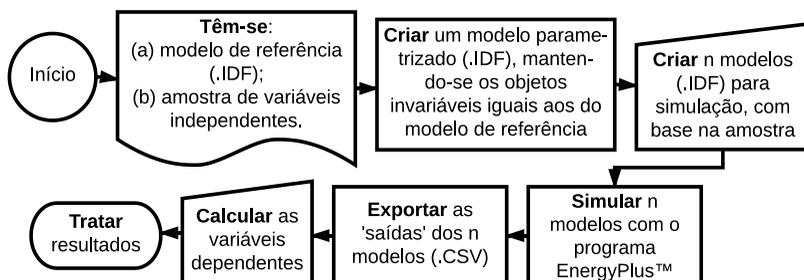
#### 4.4.2 Realizar simulações paramétricas

A Figura 24 mostra o procedimento de ‘realizar simulações paramétricas’, que contempla os processos de criação do modelo parametrizado até a simulação e o tratamento dos resultados. As ações são as seguintes:

- 1) Têm-se algumas informações prévias, como um modelo de referência no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (de extensão IDF) já configurado (cf. Figura 23), e também uma amostra de variáveis independentes já definida;
- 2) Cria-se um modelo parametrizado, ou seja, um modelo contendo objetos que podem receber diferentes valores das variáveis de entrada conforme a amostra criada, para cada observação. As variáveis independentes da amostra são convertidas adequadamente em ‘entradas’ do modelo. Os demais objetos são configurados como no modelo de referência;

- 3) Usa-se um *script* computacional { *doParametric* } (cf. seção 4.3.2) para criar  $n$  arquivos ‘IDF’ com base na amostra de variáveis independentes;
- 4) Os  $n$  arquivos são simulados no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. A simulação é um processo automático que demanda tempo computacional e capacidade de processamento. Todas as simulações deste trabalho foram realizadas em um computador pessoal (*desktop*) com processador Intel i7 e 8Gb de memória RAM;
- 5) São exportados os arquivos (de extensão CSV) que contêm as ‘saídas’ dos modelos;
- 6) As variáveis dependentes (definidas previamente conforme a Figura 23) são calculadas por meio do *script* computacional { *dep.variables* } (cf. seção 4.3.2) para cada um dos  $n$  arquivos;
- 7) Os resultados das variáveis dependentes são registrados para análises posteriores, juntamente com as informações das variáveis independentes que as geraram.

Figura 24 – Procedimento: Realizar simulações paramétricas.



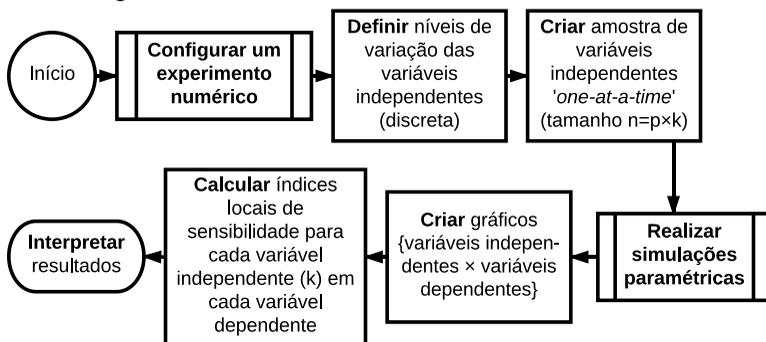
#### 4.4.3 Análise de sensibilidade Local

A abordagem local, apesar de não ser tão robusta quanto a análise global (que considera todas as variáveis combinadas simultaneamente), continua sendo muito útil para avaliação de desempenho de edificações por ser de fácil implementação, ter baixo custo computacional, além de fácil interpretação e entendimento (TIAN, 2013).

A Figura 25 mostra o fluxograma da ‘análise de sensibilidade Local’. As ações são as seguintes:

- 1) Inicia-se com o procedimento de ‘configurar um experimento numérico’ (cf. seção 4.4.1);
- 2) Definem-se os níveis de variação ( $p$ ) das variáveis independentes. Considera-se somente a distribuição discreta, sendo que o espaço amostral das variáveis deve ser originalmente contínuo;
- 3) Cria-se uma amostra na qual cada variável independente tem seus valores alterados um por vez (em todos os  $p$  níveis de variação) enquanto as demais são mantidas fixas nos valores do modelo de referência. Gera-se  $\{n = p \times k\}$  observações, onde  $p$  é a quantidade de níveis e  $k$  a quantidade de variáveis independentes;
- 4) Realizam-se as simulações paramétricas com o procedimento da seção 4.4.2, resultando nas variáveis dependentes para cada  $n$ ésima observação da amostra;
- 5) Criam-se gráficos de dispersão  $\{x \times y\}$  das variáveis independentes para cada variável dependente;
- 6) Calculam-se os índices locais de sensibilidade conforme a Eq. 13;
- 7) Interpretam-se os resultados, ou seja, analisa-se a classificação das variáveis mais importantes com base no índice de sensibilidade e também o comportamento da curva das variáveis dependentes com o gráfico criado.

Figura 25 – Procedimento: Análise de sensibilidade Local.



O índice local de sensibilidade foi calculado de uma forma simples com a Eq. 13 (cf. HAMBY, 1994). A diferença entre as amplitudes máxima e mínima na variável dependente (em cada variável de entrada) é dividida pelo valor máximo global da variável dependente (considerando todas as variáveis de entrada).

$$S_{local,i} = \frac{Y_{m\acute{a}x,i} - Y_{m\acute{i}n,i}}{Y_{m\acute{a}x,*}} \quad \text{Eq. 13}$$

Onde:

- $S_{local,i}$  é o índice de sensibilidade local da variável dependente  $i$ ;
- $Y_{m\acute{a}x,i}$  é o valor máximo da variável dependente  $Y$  na variável independente  $i$ ;
- $Y_{m\acute{i}n,i}$  é o valor mínimo da variável dependente na  $Y$  variável independente  $i$ ;
- $Y_{m\acute{a}x,*}$  é o valor máximo global da variável dependente  $Y$  dentre todas as variáveis independentes  $i$ .

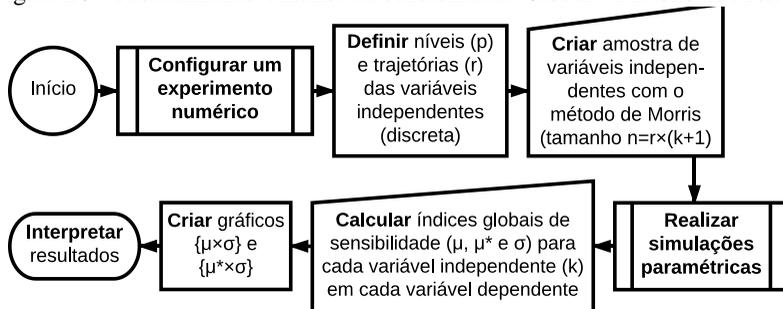
#### 4.4.4 Análise de sensibilidade de Morris

A Figura 26 mostra o procedimento de análise de sensibilidade com o método de Morris, cuja teoria foi descrita na seção B.1. As ações são explicadas a seguir:

- 1) Inicia-se com o procedimento de ‘configurar um experimento numérico’ da seção 4.4.1;
- 2) Definem-se os níveis de variação das variáveis independentes ( $p$ ), que devem ser os mesmos para todas as variáveis. Também é definido o número de trajetórias para computar os efeitos elementares ( $r$ );
- 3) Cria-se a amostra com o *script* computacional `{morris.create}` (cf. seção 4.3.2). A amostra do método de Morris tem tamanho  $n = r \times (k + 1)$ , onde  $k$  é a quantidade de variáveis e  $r$  a quantidade de trajetórias;
- 4) Realizam-se as simulações paramétricas com o procedimento da seção 4.4.2, resultando nas variáveis dependentes para cada observação  $n$  da amostra;
- 5) Calculam-se os índices de sensibilidade globais ( $\mu, \mu^*, \sigma$ ) com o *script* computacional `{morris.analyse}` (cf. seção 4.3.2);
- 6) Criam-se gráficos dos índices de sensibilidade, onde cada ponto  $\{\mu \times \sigma\}$  ou  $\{\mu^* \times \sigma\}$  se refere a uma variável independente  $k$ ;
- 7) Interpretam-se os resultados. A classificação de importância das variáveis independentes é dada pela medida  $\mu^*$ ; o sentido dos

efeitos elementares é dado pela medida  $\mu$ ; a interação de segunda ordem e efeitos não lineares são dados pela medida  $\sigma$ .

Figura 26 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método de Morris.

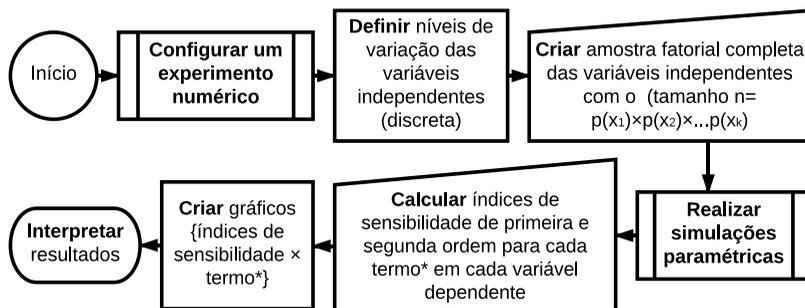


#### 4.4.5 Análise de sensibilidade com projeto de experimento

A Figura 27 mostra a ‘análise de sensibilidade com projeto de experimento’, cuja teoria foi descrita na seção B.3. As ações são as seguintes:

- 1) Inicia-se com a ‘configuração de um experimento numérico’ da seção 4.4.1;
- 2) Definem-se níveis de variação para cada variável. Os níveis podem ser diferentes e são denotados por  $\{p(x_1), p(x_2) \dots p(x_k)\}$ ;
- 3) Cria-se a amostra fatorial com o uso de um *script* computacional  $\{anova.create\}$  (cf. seção 4.3.2). A amostra tem tamanho  $n = p(x_1) \times p(x_2) \times \dots \times p(x_k)$ ;
- 4) Usa-se outro procedimento para efetuar as simulações paramétricas e calcular as variáveis dependentes (cf. seção 4.4.2);
- 5) Calculam-se os índices de sensibilidade de primeira ordem e segunda ordem para cada termo (variável individual ou interação de segunda ordem), em cada variável dependente. Usa-se um *script* computacional  $\{anova.analyse\}$  (cf. seção 4.3.2);
- 6) Criam-se gráficos com os índices de sensibilidade para cada termo;
- 7) Os resultados são interpretados pela magnitude dos índices de sensibilidade e pela existência de efeitos de interação consideráveis.

Figura 27 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método do projeto de experimento fatorial.

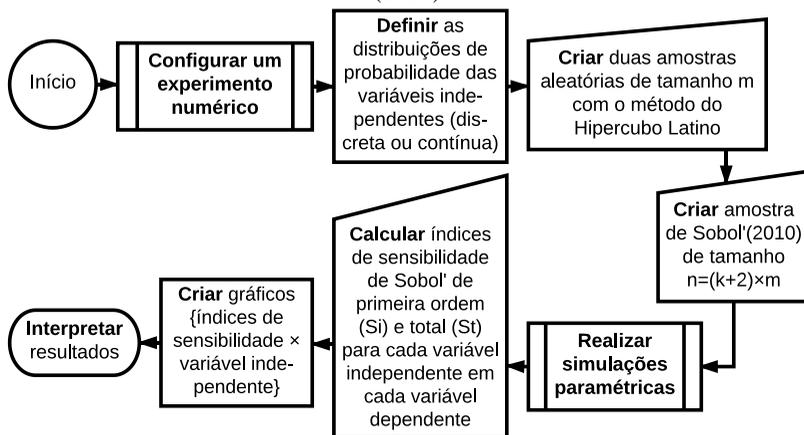


#### 4.4.6 Análise de sensibilidade com método de Sobol'

A Figura 28 mostra os processos da análise de sensibilidade com o método de Sobol'. Utilizou-se a extensão do método de Sobol' desenvolvido por Saltelli et al. (2010), descrito na seção B.7. As ações são as seguintes:

- 1) Após a configuração do experimento numérico (cf. seção 4.4.1) são definidas as distribuições de probabilidade das variáveis independentes (as quais podem ser contínuas ou discretas);
- 2) Criam-se duas amostras com o método do Hipercubo Latino de tamanho  $m$  com o *script* computacional `{soboljansen.create}` (cf. seção 4.3.2). O *script* também cria a amostra de Sobol' de tamanho  $n = (k + 2) \times m$ , com base nas duas amostras aleatórias;
- 3) Realizam-se as simulações paramétricas no *EnergyPlus*<sup>TM</sup> e calculam-se as variáveis dependentes, com o procedimento da seção 4.4.2;
- 4) Calculam-se os índices de Sobol' de primeira ordem ( $S_i$ ) e índices totais ( $S_t$ ) para cada variável independente em cada variável dependente. Usa-se o *script* computacional `{soboljansen.analyse}` (cf. seção 4.3.2);
- 5) Criam-se gráficos das variáveis independentes e seus respectivos índices de sensibilidade;
- 6) Interpretam-se os resultados com base no valor dos índices.

Figura 28 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método de Sobol' (2010).



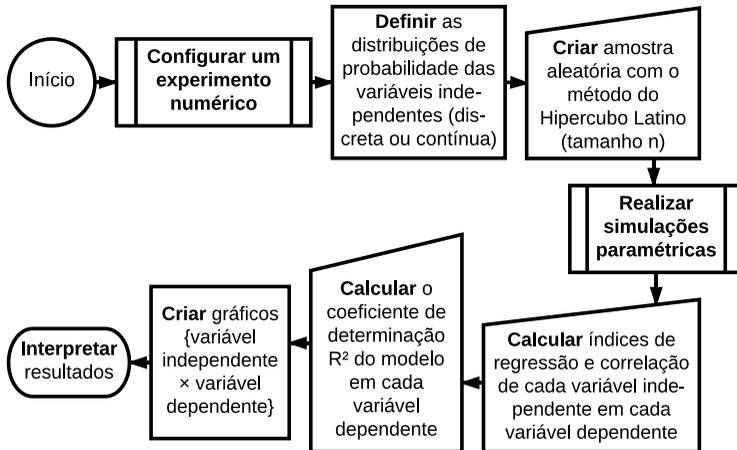
#### 4.4.7 Análise de sensibilidade com o método de Monte Carlo

A Figura 29 mostra a análise de sensibilidade com o método de Monte Carlo. A concepção teórica segue o descrito na seção 3.3.2 (amostragem com Hipercubo Latino) e seção B.2 (índices de regressão e correlação). As ações são as seguintes:

- 1) Após a configuração de um experimento numérico (cf. seção 4.4.1), definem-se as distribuições de probabilidades das variáveis independentes (discreta ou contínua);
- 2) Cria-se uma amostra aleatória de tamanho  $n$  (que independe da quantidade de variáveis independentes). Usa-se o *script* computacional `{random.create}` (cf. seção 4.3.2);
- 3) Realizam-se as simulações paramétricas e o cálculo das variáveis dependentes (cf. seção 4.4.2);
- 4) Calculam-se os coeficientes de regressão padronizados (SRC) e coeficientes de correlação parcial (PCC). Usa-se o *script* computacional `{random.analyse}` (cf. seção 4.3.2);
- 5) Calcula-se o coeficiente de determinação do modelo ( $R^2$ ) para cada variável dependente. O coeficiente representa a quantidade da variância que pode ser explicada pelo modelo de regressão. Usa-se o *script* computacional `{random.analyse}` (cf. seção 4.3.2);
- 6) Criam-se gráficos de dispersão das variáveis independentes pelas dependentes;

- 7) Os resultados são interpretados com base no coeficiente de determinação e nos índices de sensibilidade.

Figura 29 – Procedimento: Análise de sensibilidade Global – Método de Monte Carlo.



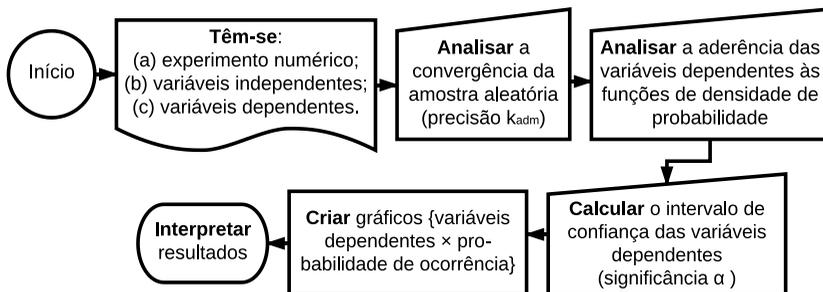
#### 4.4.8 Análise de incertezas geral

A Figura 30 mostra o procedimento para a análise de incertezas. As ações a seguir estão de acordo com o descrito na seção 3.3, principalmente em relação ao método de amostragem, identificação de distribuições de probabilidades e cálculo de intervalo de confiança.

- 1) Têm-se o experimento numérico criado com outro procedimento (seção 4.4.1), as variáveis independentes definidas, uma amostra, e as variáveis dependentes calculadas previamente com o procedimento da seção 4.4.2;
- 2) Analisa-se a convergência das variáveis dependentes ocasionadas por uma amostra aleatória, com a precisão definida por  $k_{adm}$ . Usa-se o *script* computacional *{proc.convergence}* (cf. seção 4.3.2);
- 3) Analisa-se a aderência às funções de densidade de probabilidade das variáveis dependentes com o programa Minitab, com base no descrito na seção 3.3.4;
- 4) Calcula-se o intervalo de confiança das variáveis dependentes, com um nível de significância definido ( $\alpha$ ), conforme a seção 3.3.4;

- 5) Criam-se gráficos de probabilidade de ocorrência como histogramas ou mesmo de frequência acumulada;
- 6) Os resultados são interpretados com base na amplitude dos intervalos de confiança e no comportamento das curvas dos gráficos de probabilidade.

Figura 30 – Procedimento: Análise de incertezas – geral.



#### 4.4.9 Cenários de tomada de decisão

A tomada de decisão multicritério foi realizada com base na Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal (TOPSIS) de Hwang e Yoon (1981). Esse método requer o uso de um vetor de preferências do tomador de decisão. No caso deste trabalho, utilizou-se o conceito de ‘cenários’ para se criar várias alternativas de preferências do tomador de decisão com o Processo Analítico Hierárquico (AHP) (SAATY, 1991). Os cenários representam um nível de incerteza entre o ‘estatístico’ e o de ‘ignorância conhecida’ (cf. seção 3.3.1), pois se sabe que dependeria de cada situação e contexto real para qual a análise é realizada.

O método AHP permite gerar um ‘vetor de preferência’ para os critérios de desempenho oriundo da escala mostrada no Quadro 14. Os critérios são analisados par a par em uma matriz de correlação  $\{i, j\}$  mostrada na Eq. 14. Se o critério da esquerda for mais importante do que o da direita, o valor da escala de importância é maior do que um; se for menos importante, é menor do que um.

Quadro 14 – Escala de importância para atribuição da importância dos critérios de desempenho do método AHP.

Valores numéricos	Escala verbal
1	Os dois critérios são igualmente importantes
3	O critério da esquerda é ligeiramente mais importante do que aquele do alto
5	O critério da esquerda é moderadamente mais importante do que aquele do alto
7	O critério da esquerda é muito mais importante do que aquele do alto
9	O critério da esquerda é extremamente mais importante ou absolutamente preferível àquele do alto

Fonte: Adaptado de Saaty (1991).

$$\begin{matrix}
 & C_1 & C_2 & C_{\dots} & C_k & C_{\dots} & C_n \\
 \begin{matrix} C_1 \\ C_2 \\ C_{\dots} \\ C_k \\ C_{\dots} \\ C_n \end{matrix} & \left[ \begin{array}{cccccc}
 1 & a_{1,2} & \dots & a_{1,k} & \dots & a_{1,n} \\
 1/a_{1,2} & 1 & \dots & a_{2,k} & \dots & a_{2,n} \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 1/a_{1,k} & 1/a_{2,k} & \dots & 1 & \dots & a_{k,n} \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 1/a_{1,n} & 1/a_{2,n} & \dots & 1/a_{k,n} & \dots & 1
 \end{array} \right. & \text{Eq. 14}
 \end{matrix}$$

Onde:

$C$  é cada critério de desempenho;

$a$  é o valor numérico da escala, quando se compara o critério da linha com o critério da coluna (cf. Quadro 14).

Calcula-se a matriz com os valores  $a_{i,j}$  de cada critério conforme a Eq. 15, analisando-se as preferências  $w$  da escala do Quadro 14. Calcula-se, em cada coluna  $j$  o valor normalizado  $x_{i,j}$  conforme a Eq. 16 e calcula-se o vetor de preferência em cada linha  $i$  com a Eq. 17, na qual  $l$  é o número de critérios.

$$a_{i,j} = \begin{cases} se\ i = j \rightarrow a_{i,j} = 1 \\ se\ i \neq j\ e\ a_{i,j} = w \rightarrow a_{j,i} = 1/w \end{cases} \quad \text{Eq. 15}$$

$$x_{i,j} = \frac{a_{i,j}}{\sum_{i=1}^k a_{i,j}} \quad \text{Eq. 16}$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^l x_{i,j}}{l} \quad \text{Eq. 17}$$

Onde:

- $a_{i,j}$  é o valor numérico da escala do método AHP;
- $i$  é a linha da matriz da Eq. 14;
- $j$  é a coluna da matriz da Eq. 14;
- $x_{i,j}$  é o valor normalizado da escala;
- $v_i$  é o vetor de preferência para cada critério de desempenho;
- $l$  é o número de critérios de desempenho.

#### 4.4.10 Tomada de decisão multicritério

A Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal (TOPSIS) (HWANG; YOON, 1981) foi utilizada para determinar a melhor alternativa que satisfaça os critérios de desempenho com os vetores de preferência definidos com o método AHP.

O método permite analisar diferentes alternativas e definir qual é a melhor com base em diferentes critérios e preferências do tomador de decisão. No caso deste trabalho, as alternativas são diferentes ‘modelos’ de edificação, que compreendem diferentes desempenhos. Os critérios de desempenho são as variáveis dependentes, calculadas de acordo com as saídas do modelo. E as preferências do tomador de decisão são consideradas por meio de ‘cenários’ definidos com o método AHP (cf. seção 4.4.9).

O procedimento é o seguinte: têm-se os valores dos critérios de desempenho para cada alternativa. Calcula-se a matriz normalizada com a Eq. 18, onde  $y_{i,j}$  é o resultado de cada modelo  $i$  em cada critério de desempenho  $j$ . Calcula-se outra matriz ponderada pelo vetor de preferência em cada critério, com a Eq. 19.

Determina-se a “solução ideal” ( $S_j^+$ ), ou seja, uma alternativa de desempenho que possua os menores valores ( $p_j^+$ ) em cada critério dos obtidos nos sistemas com a Eq. 20 e também a “solução não ideal” ( $S_j^-$ ), com os maiores valores ( $p_j^-$ ) com a Eq. 21. Calcula-se o vetor  $C_i^+$  com a Eq. 22, que indica qual dos modelos  $i$  é a melhor alternativa de desempenho.

A utilização dos dois métodos (AHP e TOPSIS) permite encontrar uma classificação de melhores modelos para cada cenário de preferência escolhido. Usa-se o *script* computacional `{proc.topsis}` para o procedimento (cf. seção 4.3.2).

$$r_{i,j} = y_{i,j} / \sqrt{\sum_{i=1}^n y_{i,j}^2} \quad \text{Eq. 18}$$

$$p_{i,j} = r_{i,j} \times v_j \quad \text{Eq. 19}$$

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^l (p_{i,j} - p_j^+)^2} \quad \text{Eq. 20}$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^l (p_{i,j} - p_j^-)^2} \quad \text{Eq. 21}$$

$$C_i^+ = S_i^- / (S_i^+ + S_i^-) \quad \text{Eq. 22}$$

Onde:

- $r_{i,j}$  são os valores normalizados dos critérios de desempenho  $j$ ;
- $y_{i,j}$  é o valor de cada critério de desempenho em sua grandeza original;
- $j$  é o índice que define o critério de desempenho;
- $i$  é o índice que define a alternativa de desempenho;
- $p_{i,j}$  são os valores ponderados dos critérios normalizados e o vetor de preferência;
- $p_j^+$  é o conjunto de menores valores ponderados em cada critério (melhor desempenho);
- $p_j^-$  é o conjunto de maiores valores ponderados em cada critério (pior desempenho);
- $S_j^+$  é a solução ideal com base nos melhores valores;
- $S_j^-$  é a solução não ideal com base nos piores valores;
- $C_i^+$  é o vetor da classificação das melhores alternativas.

#### 4.5 FINALIDADES

As finalidades de análise variam de acordo com a pesquisa que está sendo feita. Todos os procedimentos descritos até o momento foram generalizados, ou seja, podem ser aplicados a diferentes experimentos de simulação computacional de edificações na área do ‘ambiente construído’.

A partir desta seção, as análises das finalidades se referem à ‘avaliação de desempenho’ de edificações. O intuito de uma ‘avaliação de desempenho’ não é apenas ‘avaliar’ no sentido de quantificar o desempenho

e permitir comparações com referências, normas ou outros modelos semelhantes. Uma correta ‘avaliação’ deve permitir o entendimento do modelo (quais variáveis mais influenciam no desempenho), saber o contexto das incertezas envolvidas nas diferentes fontes, entender a precisão dos diferentes objetos envolvidos na avaliação e a consequência dessa imprecisão, fornecer informações para tomadores de decisão e permitir o aperfeiçoamento do seu desempenho.

Por esse motivo, as finalidades de análise estão de acordo com o objetivo geral do trabalho (cf. seção 1.2.1).

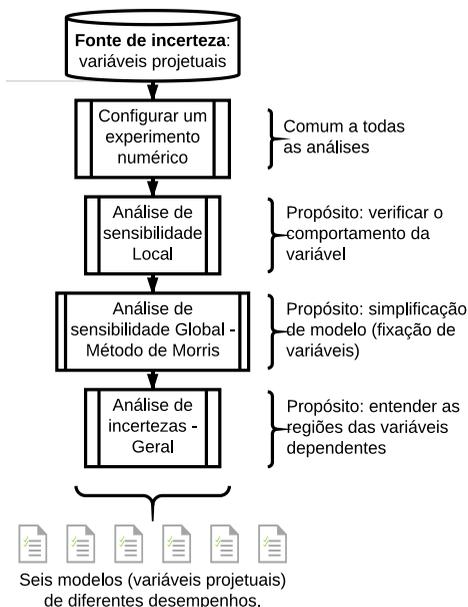
#### **4.5.1 Determinar alternativas de desempenho**

A primeira finalidade do método desenvolvido é ‘determinar alternativas de desempenho’, conforme mostrado na Figura 31. Neste momento utiliza-se a fonte de incerteza de ‘variáveis projetuais’ (cf. seção 4.2.2) de forma a se criar seis modelos de diferentes desempenhos térmico e energético.

- 1) O primeiro procedimento é configurar um experimento numérico considerando a fonte de variáveis projetuais (cf. seção 4.4.1). O experimento criado é comum para todas as análises posteriores. O que as diferencia são, basicamente, os processos seguintes à etapa de amostragem (dentro de cada procedimento);
- 2) Em seguida é realizada a análise de sensibilidade local, como definida na seção 4.4.3. O propósito geral é verificar o comportamento de cada variável independente frente a cada variável dependente (amplitude de variação e não linearidade). Essa análise também mostra uma visão geral da importância das variáveis, apesar de ser um método local (cf. discutido na seção 3.4);
- 3) Realiza-se a análise de sensibilidade global com o método de Morris. Esse método se mostrou adequado para variáveis projetuais, conforme os resultados da análise prática realizada na seção 4.1, e também foi muito utilizado em variáveis projetuais nos artigos da revisão bibliográfica do Capítulo 2 (e.g., MCLEOD; HOPFE; KWAN, 2013; NEMBRINI et al., 2014; HUGHES et al., 2015). O propósito é determinar a classificação das variáveis independentes mais importantes no desempenho, bem como retirar algumas variáveis no momento da criação das alternativas de desempenho (cf. configuração de ‘fixação de variáveis’ da seção 3.4.2);

- 4) Por fim, realiza-se a análise de incertezas definida na seção 4.4.8. O propósito é entender as regiões das variáveis dependentes e a sua amplitude de variação.

Figura 31 – Processos da finalidade: determinar alternativas de desempenho.



#### 4.5.2 Analisar diferentes fontes de incertezas

A segunda finalidade do método desenvolvido é a ‘análise das diferentes fontes de incertezas’ nos modelos de diferentes desempenhos com base nas variáveis projetuais definidos na seção anterior.

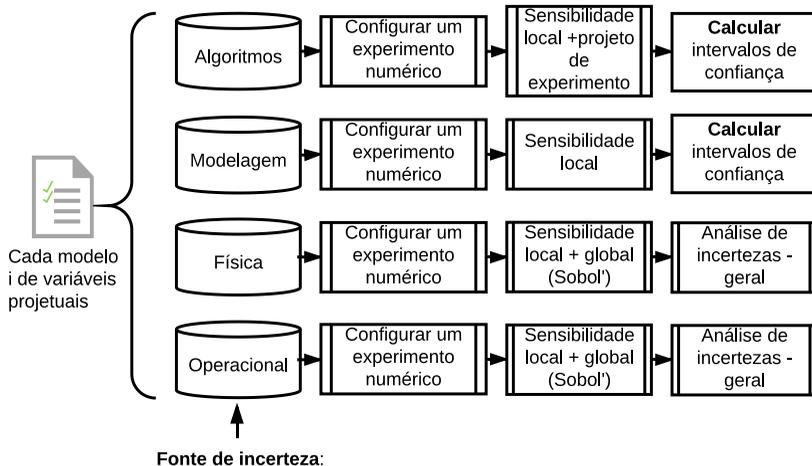
Em cada um dos seis modelos de diferentes desempenhos (denominados modelos 1 a 6) são analisadas separadamente as fontes de incertezas de algoritmos, de modelagem, física e operacional. Em cada uma delas um ciclo de processos diferentes é realizado, devido aos diferentes espaços amostrais das variáveis envolvidas. As incertezas de algoritmos e modelagem contêm predominantemente variáveis de espaço amostral discreto, o que torna complexa a utilização de análise de sensibilidade com amostras aleatórias ou que necessitam de domínio contínuo. Por outro lado,

as fontes de incertezas físicas e operacionais contêm predominantemente variáveis de espaço amostral contínuo, possibilitando maior versatilidade na escolha dos métodos aplicados.

Tendo em vista os resultados da aplicabilidade dos métodos da seção 4.1 e a natureza das incertezas nas diferentes fontes, escolheram-se os procedimentos mostrados na Figura 32. Na incerteza de algoritmos foram utilizados os métodos locais (cf. seção 4.4.3) e o método global do projeto de experimento (cf. seção 4.4.5). Na incerteza de modelagem foi utilizado o método de análise de sensibilidade local. Em ambas as fontes é realizado o cálculo dos intervalos de confiança e também a criação de gráficos de frequências de ocorrência (foram tomadas etapas parciais da análise de incertezas da seção 4.4.8).

Nas duas últimas fontes de incertezas (física e operacional) foram utilizadas as análises de sensibilidade local (cf. seção 4.4.3), juntamente com a global, com o método de Sobol' (cf. seção 4.4.6). Em seguida é realizada análise de incertezas conforme a seção 4.4.8, aproveitando-se a amostra existente.

Figura 32 – Processos da finalidade: analisar diferentes fontes de incertezas.



O propósito das análises de sensibilidade é a simplificação de modelos, ou seja, descobrir variáveis que podem ser fixadas sem interferir nos resultados, bem como a priorização das variáveis, ou seja, descobrir quais são as variáveis que devem ser estimadas com maior precisão. O propósito

das análises de incertezas é a determinação de regiões críticas nas variáveis dependentes, e também determinar a amplitude de variação.

### **4.5.3 Aperfeiçoar o desempenho do modelo**

A terceira finalidade é ‘aperfeiçoar o desempenho do modelo’. Para isso, alguns procedimentos foram realizados com base nos resultados das finalidades anteriores.

Cada intervalo de confiança (determinado com as análises de incertezas da seção anterior) é dividido por modelo, por variável dependente e por fonte de incerteza. Assim, pode-se discutir quais modelos são estatisticamente equivalentes ao se adotar um nível específico de significância. O procedimento é a simples verificação da existência de sobreposição de distribuições, ou seja, se a distribuição de probabilidades de um modelo possui valores em comum com outro modelo; se houver, eles não são estatisticamente diferentes. O grau de confiabilidade adotado é, de maneira geral, 90%. Esse procedimento possibilita identificar se a alteração de alguma variável de projeto vai ser eficaz ou não em termos de desempenho, tendo em vista as incertezas eventuais da simulação computacional nas diferentes fontes analisadas.

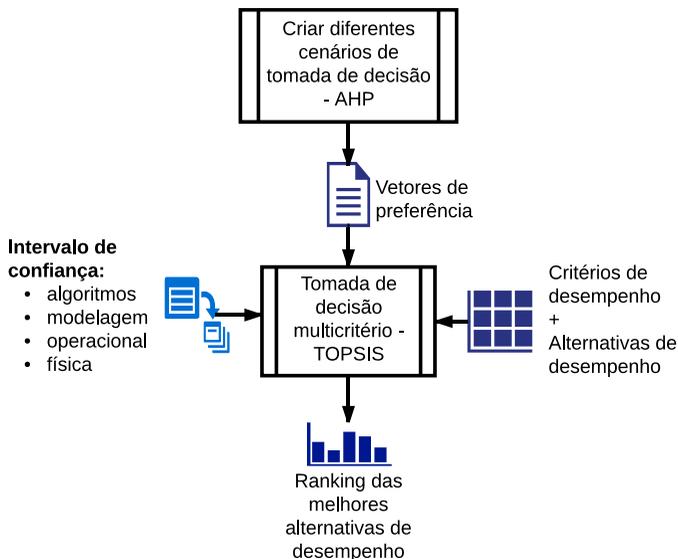
Em seguida é realizado o procedimento de tomada de decisão multicritério na presença da incerteza. É um procedimento mais racional e sistemático para se determinar qual das alternativas de desempenho é realmente a melhor para este modelo.

Inicia-se com a criação de ‘cenários’ de preferências do tomador de decisão com base no Processo Analítico Hierárquico (AHP) descrito na seção 4.4.9. O uso de cenários de tomada de decisão visa conhecer, de certa forma, a incerteza da preferência do tomador de decisão (cf. discutido na seção 3.3.1) em seu ‘nível’ de incerteza. No entanto, também há a incerteza nos próprios valores obtidos para o desempenho dos modelos de acordo com a análise das fontes de incertezas da seção 4.5.2. Portanto, essa dupla consideração de incertezas (tanto no tomador de decisão quanto nos critérios de desempenho) necessitou de uma abordagem diferente.

Utilizou-se a Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal (TOPSIS) (cf. seção 4.4.10) para determinar qual é a melhor solução dentre os modelos de desempenho. Nessa análise, as variáveis dependentes do experimento passam a se chamar ‘critérios de desempenho’; os modelos de desempenho (1 a 6) passam a se chamar

‘alternativas de desempenho’. Uma análise com o TOPSIS requer: único vetor de preferência do tomador de decisão, várias alternativas de desempenho a serem verificadas e único conjunto determinístico de valores para cada critério de desempenho em cada alternativa. A Figura 33 mostra todos os processos da finalidade de ‘aperfeiçoar o desempenho do modelo’.

Figura 33 – Processos da finalidade: aperfeiçoar o desempenho do modelo.



## 5 ESTUDO DE CASO PARA APLICAÇÃO DO MÉTODO

O método desenvolvido no Capítulo 4 foi aplicado em um estudo de caso de uma edificação residencial, que é adequadamente detalhado neste capítulo. Cada etapa do estudo de caso é a aplicação efetiva dos procedimentos que compõem as finalidades da seção 4.5.

### 5.1 DIMENSÕES DA INCERTEZA

Todas as ‘finalidades’ requerem a definição das dimensões das incertezas envolvidas no experimento numérico.

O ‘contexto’ de todas as análises é a avaliação do desempenho térmico e energético de edificações. Há uma realidade que é o comportamento das edificações frente ao clima (condições externas) e outra que é frente à operação (condições internas). Esse contexto foi reduzido para considerar a avaliação de desempenho apenas para a simulação computacional de edificações, por meio de uma ferramenta específica que é o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. O programa é um ‘modelo’ que contém todas as formulações físicas, térmicas, mecânicas, ópticas e matemáticas para ‘simular’ o desempenho de uma edificação submetida às condições externas e internas descritas.

A incerteza do ‘local’ no contexto se refere, portanto, a toda a extensão possível que não foi considerada neste trabalho, como o uso de outra ferramenta de simulação computacional, uso de metamodelos alternativos, uso de medições *in loco* de variáveis de desempenho, auditorias ou observações. O ‘nível’ de incerteza pode ser caracterizado como ‘de ignorância conhecida’ (cf. Figura 4). Adicionalmente, considera-se a ‘natureza’ da incerteza como epistêmica. Sabe-se, portanto, que todos os resultados apresentados aqui são válidos para este contexto definido somente, não podendo ser extrapolados.

O ‘modelo’ criado dentro desse contexto é uma edificação residencial de tipologia e geometria fixas, a ser detalhada na seção 5.2. A incerteza de ‘modelo’ pode ser definida como qualquer outro tipo de edificação que poderia ser considerada na análise (outra tipologia de edificação residencial, edificação comercial, pública ou industrial), bem como as decisões tomadas no momento da configuração numérica da edificação real em termos computacionais, de acordo com as limitações das ferramentas existentes. No modelo de referência o ‘nível’ de incerteza de

modelo é ‘de ignorância conhecida’. No entanto, uma das análises pretende considerar as fontes de incertezas de modelagem (cf. seção 5.6.2); o nível torna-se, portanto, ‘de cenário’. A natureza da incerteza é ‘epistêmica’. Os resultados apresentados aqui são válidos somente para este modelo, podendo ser extrapolados somente quando da análise das fontes de incerteza de modelagem.

O local de ‘parâmetros’ nas dimensões de incerteza se refere a todas as configurações computacionais fixadas, aos coeficientes das equações físicas, matemáticas e de convergência de uma simulação. O nível de incerteza, no caso do modelo de referência, varia de ‘ignorância conhecida’ a ‘ignorância total’. Na análise da fonte de incerteza de algoritmos, o nível de incerteza se reduz para ‘de cenário’, onde avaliar-se-ão a influência desses parâmetros. A natureza da incerteza é ‘epistêmica’ por estar relacionada à limitação de conhecimento acerca dos fenômenos físicos envolvidos.

O local de ‘entradas’ possui nível de incerteza ‘de cenário’ no modelo de referência. No entanto, as análises de incertezas nas fontes projetuais, físicas e operacionais reduzem o nível para ‘estatístico’, já que foram consideradas suas possibilidades de ocorrência no modelo. A natureza da incerteza depende de cada variável; nas variáveis projetuais e físicas, a incerteza é ‘de variabilidade’ ou aleatória. O mesmo ocorre nas incertezas operacionais relacionadas às cargas internas de ocupação, equipamentos e iluminação. Nas incertezas operacionais relacionadas ao comportamento dos ocupantes ou dos sistemas, a incerteza é ‘epistêmica’.

O local de ‘saídas’ também possui um nível de incerteza ‘estatístico’, apesar da qualidade dos resultados depender das considerações de todos os ‘locais’ anteriores (contexto, modelo, parâmetros e entradas). A natureza é, da mesma forma, de ‘variabilidade’; seus valores podem ser interpretados por meio de probabilidades de ocorrência em distribuições estatísticas.

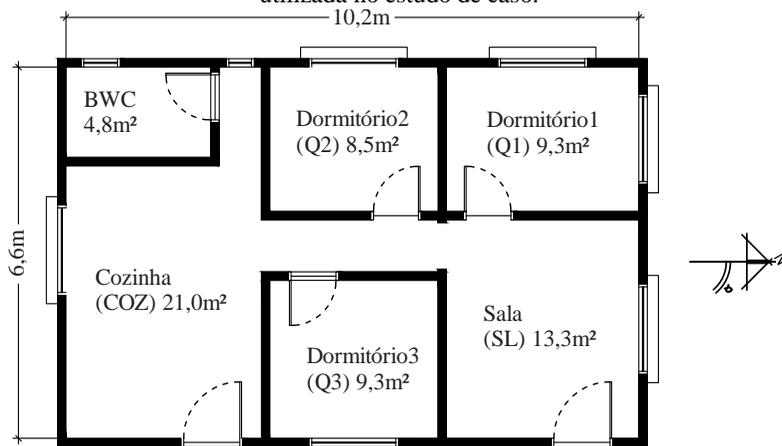
## **5.2 MODELO DE REFERÊNCIA**

A edificação escolhida para o estudo de caso é uma habitação de interesse social cuja tipologia foi obtida por Schaefer e Ghisi (2016) por meio de pesquisa de campo. O referido estudo utilizou a análise estatística de agrupamento por meio do cálculo da distância euclidiana entre grupos, com métodos hierárquico e não-hierárquico. Como variáveis, consideraram o tipo de ambiente, as dimensões do ambiente, as configurações espaciais e a orientação solar, em uma amostra de 103 habitações de interesse social da região de Florianópolis, Santa Catarina. Duas tipologias representativas

foram obtidas com a pesquisa, sendo que o primeiro modelo (de três dormitórios) foi escolhido para ser utilizado neste trabalho (SCHAEFER; GHISI, 2016).

O modelo da edificação é mostrado na Figura 34. Possui sala e cozinha separadas, três dormitórios e banheiro. As dimensões são pequenas por ter um padrão de habitação de interesse social, com pé direito de 2,4m.

Figura 34 – Planta-baixa do modelo de referência da habitação de interesse social utilizada no estudo de caso.



Fonte: adaptado de Schaefer e Ghisi (2016).

### 5.2.1 Parâmetros e configurações computacionais

Definiram-se os valores dos parâmetros relacionados às configurações das simulações computacionais conforme o resumo do Quadro 15. Ressalta-se que todas as simulações foram realizadas com o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> em sua versão 8.5 e o período de simulação é o ano todo. Os coeficientes de pressão do vento foram calculados pelo programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>, o qual utiliza a equação de Swami e Chandra (1988) para edificações baixas. Utilizou-se, também, o objeto para o cálculo da transferência de calor com o solo denominado *SiteGround:Domain*.

Os valores definidos para o expoente e espessura da camada limite para o entorno da edificação correspondem a um terreno no qual ao menos

50% das edificações são maiores do que 21,3m em uma distância de ao menos 0,8km ou 10 vezes a altura do obstáculo mais próximo.

Quadro 15 – Configurações gerais das simulações computacionais no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> para todas as simulações do modelo de referência.

Versão do *EnergyPlus* = 8.5.  
Distribuição dos raios solares = *FullExterior*.  
 $\alpha$  (expoente de perfil de velocidade do vento no entorno da edificação) = 0,33.  
 $\delta$  (espessura da camada limite do perfil de velocidade do vento no entorno da edificação) = 460m.  
Algoritmo de convecção externa = DOE-2.  
Algoritmo de convecção interna = TARP (*Thermal Analysis Research Program*).  
Algoritmo de balanço térmico das superfícies = CTF (*Conduction Transfer Function*).  
Algoritmo de balanço térmico do ar = *ThirdOrderBackwardDifference*.  
*Timestep* = 10  
Número mínimo de *warmup days* = 6  
Convergência de carga = 0,04  
Convergência de temperatura = 0,40  
Período de simulação = 1º de janeiro a 31 de dezembro (ano inteiro).  
Modelo de transferência de calor com o solo = *SiteGround:Domain*  
Coeficientes de pressão do vento = Equação de Swami e Chandra (1988) para edificações baixas.

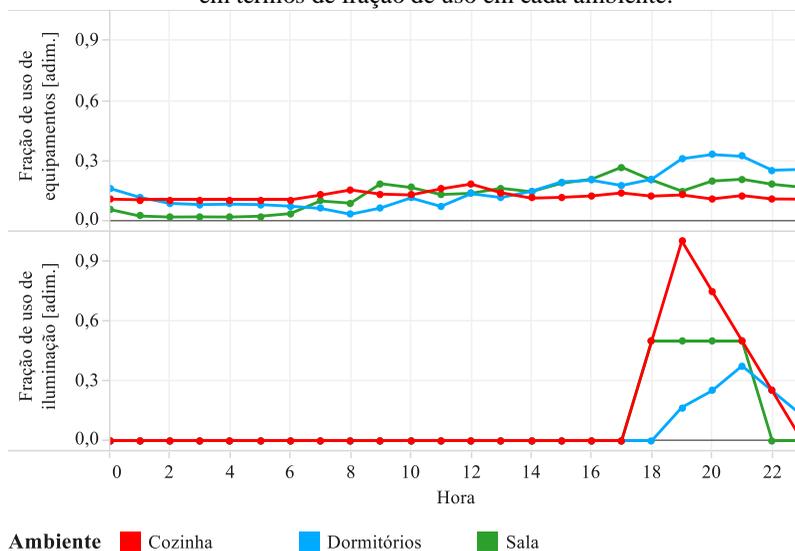
### 5.2.2 Informações operacionais da edificação

Foram utilizadas informações operacionais da edificação de acordo com o estudo de Ghisi et al. (2015). Mais informações sobre o tratamento estão na seção 5.6.4 (quando se discute a fonte de incerteza operacional) e de forma mais completa no Apêndice D. Para o modelo de referência foram consideradas informações operacionais medianas dos intervalos de confiança obtidos na pesquisa citada.

A Figura 35 mostra as rotinas de uso de equipamentos e iluminação em termos de fração de uso, para cada ambiente da edificação no modelo de referência. As frações de uso estão diretamente relacionadas às potências instaladas mostradas na Tabela 3, que também registra as frações radiantes de luminárias e equipamentos.

A Figura 36 mostra as rotinas de ocupação consideradas no modelo de referência, em termos de taxa de ocupação para dia de semana, sábado e domingo, para verão, enquanto a Figura 37 mostra o mesmo para o inverno.

Figura 35 – Rotinas de uso de equipamentos e iluminação do modelo de referência, em termos de fração de uso em cada ambiente.



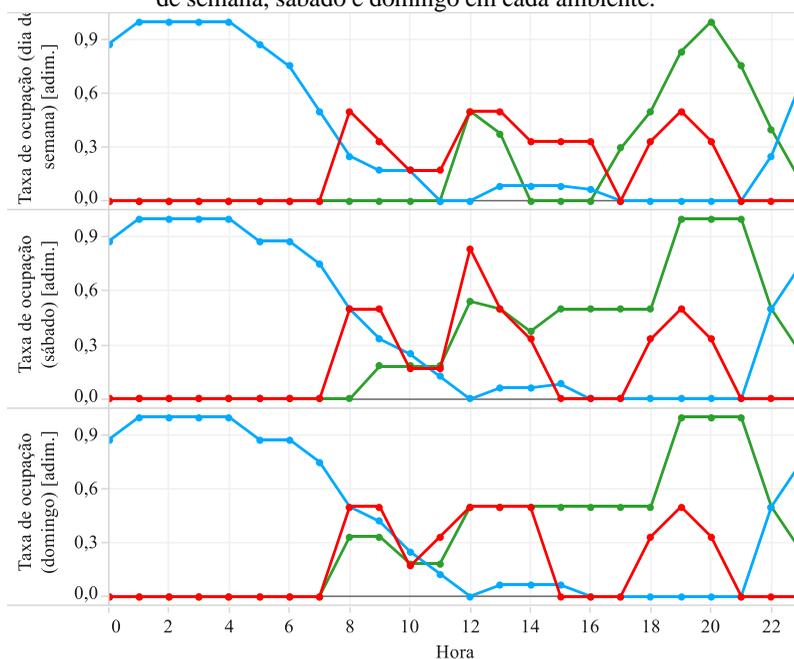
Fonte: adaptado de Ghisi et al. (2015).

Tabela 3 – Informações gerais das variáveis operacionais do modelo de referência.

Variável	Descrição
Potência instalada com iluminação na cozinha	2,60 W/m <sup>2</sup>
Potência instalada com iluminação na sala	2,02 W/m <sup>2</sup>
Potência instalada com iluminação nos dormitórios	3,82 W/m <sup>2</sup>
Potência instalada com equipamentos na cozinha	71,9 W/m <sup>2</sup>
Potência instalada com equipamentos na sala	19,3 W/m <sup>2</sup>
Potência instalada com equipamentos nos dormitórios	18,3 W/m <sup>2</sup>
Fração radiante das luminárias	0,72
Fração visível das luminárias	0,18
Fração radiante dos equipamentos	0,50
Taxa de metabolismo e número de ocupantes na cozinha	126W/ocupante   6 ocupantes (pico)
Taxa de metabolismo e número de ocupantes na sala	108W/ocupante   6 ocupantes (pico)
Taxa de metabolismo e número de ocupantes nos dormitórios	81W/ocupante   2 ocupantes (pico) por dormitório
Fração radiante dos ocupantes	0,60

Fonte: do autor, e também adaptado de Ghisi et al. (2015).

Figura 36 – Rotinas de ocupação do modelo de referência, para (a) verão para dia de semana, sábado e domingo em cada ambiente.



a) Verão

**Ambiente**

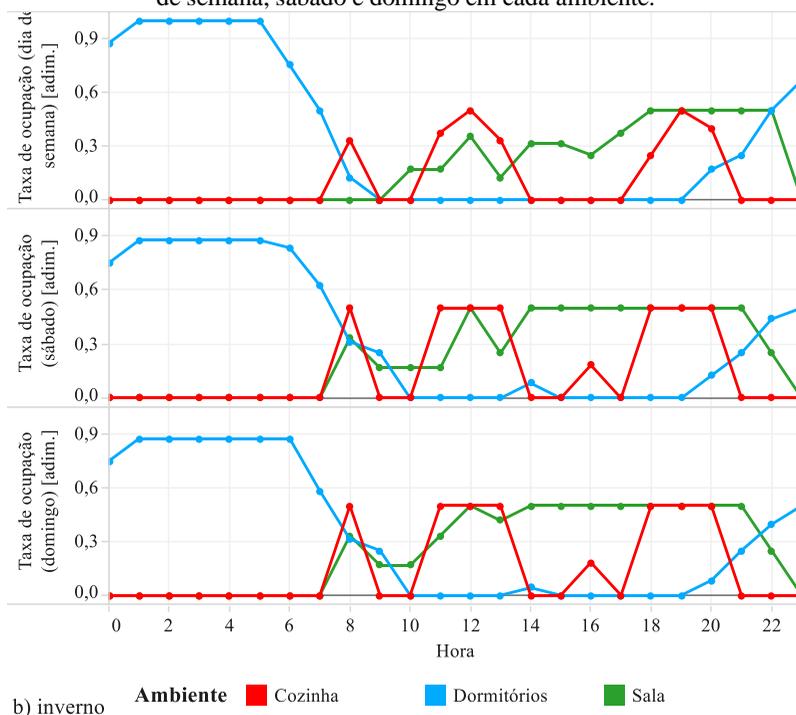
■ Cozinha

■ Dormitórios

■ Sala

Fonte: adaptado de Ghisi et al. (2015).

Figura 37 – Rotinas de ocupação do modelo de referência, para (b) inverno para dia de semana, sábado e domingo em cada ambiente.



b) inverno

Fonte: adaptado de Ghisi et al. (2015).

### 5.3 INFORMAÇÕES SOBRE O CLIMA

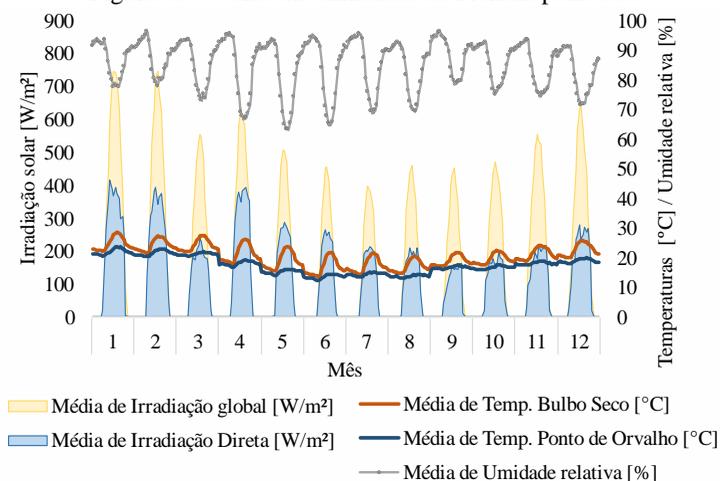
Para todas as análises deste trabalho foi considerado o clima de Florianópolis (Santa Catarina); as principais variáveis climáticas são mostradas na Figura 38. De acordo com a classificação de Köppen-Geiger, o clima de Florianópolis é definido como *Cfa* (KOTTEK et al., 2006), correspondendo a um clima subtropical úmido. É um clima tipicamente litorâneo da região sul do Brasil, sem existência de estação seca. Há estações de verão e inverno bem definidas. A Figura 38 mostra temperaturas mais baixas nos meses de junho a agosto, bem como temperaturas mais altas em janeiro e fevereiro.

Algumas características do clima podem ser apontadas. De agosto a dezembro e em março a irradiação solar difusa média é maior que a irradiação solar direta. O mês mais quente é janeiro, enquanto o mais frio é junho (em

termos de temperatura de bulbo seco). No entanto, em agosto há temperaturas horárias menores do que em junho.

De acordo com o zoneamento bioclimático da norma brasileira NBR 15220-3 (ABNT, 2005b), a cidade de Florianópolis está localizada na zona bioclimática 3, a qual corresponde a 6,5% do território brasileiro. A Tabela 4 mostra algumas informações das variáveis climáticas mensais conforme o arquivo TRY de Florianópolis (ano real de 1963), enquanto a Figura 39 mostra os histogramas de frequência absoluta das temperaturas, umidade relativa, velocidade e direção do vento e irradiação solar.

Figura 38 – Variáveis climáticas de Florianópolis-SC.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Goulart, Lamberts e Firmino (1998).

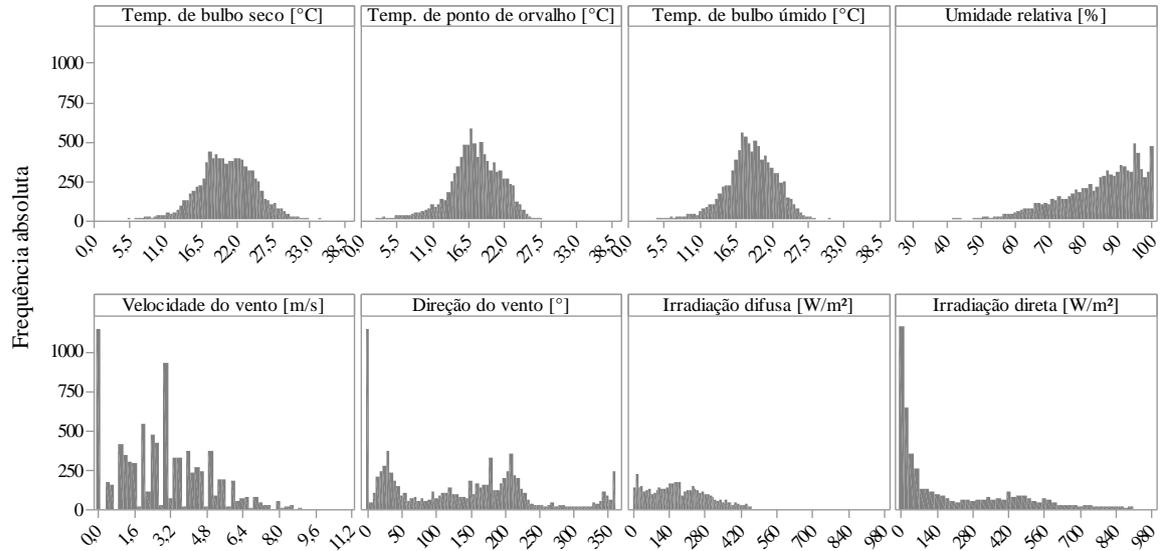
Tabela 4 – Algumas estatísticas descritivas para a temperatura de bulbo seco, umidade relativa e irradiação solar global de Florianópolis.

Mês	Temperatura de bulbo seco [°C]					Umidade relativa [%]			Irradiação solar global [W/m <sup>2</sup> ]		
	Média	Média das máximas	Média das mínimas	Máxima	Mínima	Média	Média das máximas	Média das mínimas	Média*	Média das máximas	Máxima
Janeiro	24,8	29,3	21,7	36,0	18,5	87,0	96,9	72,5	422	799	1062
Fevereiro	24,3	28,2	21,2	34,5	16,7	87,7	97,7	73,2	437	781	1029
Março	24,3	28,2	21,5	35,3	17,8	85,5	96,9	69,0	324	594	869
Abril	21,5	27,0	17,2	29,5	12,5	84,2	98,2	61,4	377	655	782
Maiο	19,0	24,3	14,8	29,5	10,2	82,1	96,5	60,0	298	524	674
Junho	17,0	22,5	12,6	29,5	4,0	83,7	98,0	60,9	275	482	582
Julho	17,5	22,2	13,8	28,2	5,0	85,4	98,7	64,8	248	445	630
Agosto	17,1	21,2	13,8	26,0	2,0	83,8	96,8	65,0	266	474	737
Setembro	19,1	22,7	16,4	28,0	12,3	88,7	98,9	72,0	260	465	807
Outubro	19,7	23,3	17,0	28,3	12,0	85,6	97,5	70,1	266	512	932
Novembro	21,3	25,2	18,0	30,8	13,0	84,7	96,7	69,1	326	586	950
Dezembro	22,6	26,7	19,1	32,9	14,0	82,4	95,2	65,2	367	707	1018

Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Goulart, Lamberts e Firmino (1998).

\*Média da irradiação solar global desconsiderando-se os horários noturnos.

Figura 39 – Histograma de frequência absoluta para variáveis climáticas de Florianópolis.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Goulart, Lamberts e Firmino (1998).

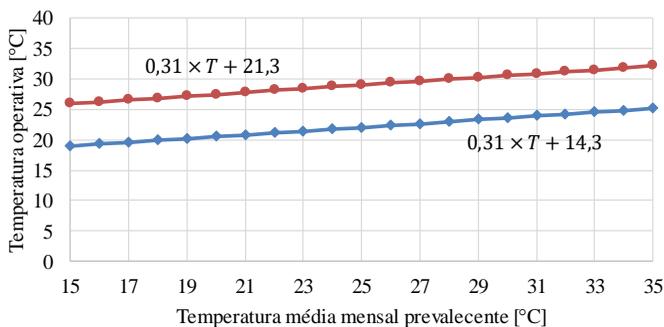
## 5.4 VARIÁVEIS DEPENDENTES

Foram escolhidas variáveis dependentes que representassem o desempenho da edificação quando essa é operada de uma forma híbrida de condicionamento ambiental, sendo ora naturalmente ventilada, ora artificialmente condicionada. Essa configuração é feita com o objeto *AvailabilityManager:HybridVentilation* do programa *EnergyPlus™* v8.5.

Cada ambiente de permanência prolongada teve seu desempenho avaliado em termos de índices de conforto térmico e consumo de energia. O conforto térmico foi avaliado somente nos horários em que cada ambiente é naturalmente ventilado; utilizou-se, para isso, o método adaptativo da *ASHRAE Standard 55* (2013). Esse método define limites de conforto térmico para 80% ou 90% de aceitabilidade.

O cálculo dos limites é feito tendo-se o valor de uma temperatura “média mensal prevalectente”, usando os limites mostrados na Figura 40 (para 80% de aceitabilidade). O intervalo de conforto térmico admite que os ocupantes podem ter o metabolismo alternado entre 1,0 e 1,3met, bem como a adaptação da vestimenta no mínimo de 0,5 e 1,0clo.

Figura 40 – Temperatura operativa horária em função da temperatura média mensal prevalectente conforme equações do modelo adaptativo da *Standard 55*.



— Temperatura limite inferior [°C] — Temperatura limite superior [°C]

Fonte: do autor, adaptado da norma internacional *ASHRAE Standard 55* (2013).

Figura 41 – Temperaturas limites de conforto térmico adaptativo ao longo das horas do ano para o clima de Florianópolis, com a exibição da temperatura de bulbo seco horária e média diária.

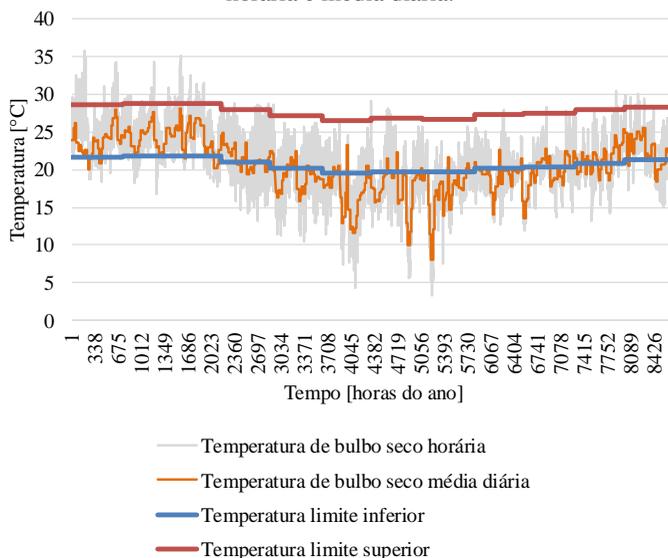


Tabela 5 – Temperatura de bulbo seco média mensal de Florianópolis-SC, e temperaturas limite inferior e superior de conforto térmico adaptativo com o método da *Standard 55*.

Mês	Média mensal [°C]	Limite inferior [°C]	Limite superior [°C]
Janeiro	23,9	21,7	28,7
Fevereiro	24,3	21,8	28,8
Março	24,4	21,9	28,9
Abril	21,6	21,0	28,0
Maiο	19,1	20,2	27,2
Junho	17,2	19,6	26,6
Julho	17,6	19,8	26,8
Agosto	17,3	19,7	26,7
Setembro	19,2	20,3	27,3
Outubro	19,7	20,4	27,4
Novembro	21,4	20,9	27,9
Dezembro	22,6	21,3	28,3

A Figura 41 mostra os intervalos admissíveis de conforto térmico aplicado ao clima de Florianópolis, com o arquivo TRY descrito na seção 5.3. Percebe-se a mudança dos limites nos períodos de verão e inverno. A Tabela 5 mostra, quantitativamente, os valores da temperatura mensal prevalente e os limites de aceitabilidade de conforto térmico para os diferentes meses do ano em Florianópolis, calculados com esse modelo adaptativo.

Após a definição dos limites de conforto térmico deve-se definir um indicador que possa reunir as informações de desconforto em cada ambiente e em toda a edificação ao longo do ano. Escolheu-se o indicador de graus-hora de resfriamento e aquecimento pelas propriedades de considerarem tanto o tempo fora do intervalo de conforto quanto a severidade do desconforto com o acúmulo de temperatura excedente (CARLUCCI; PAGLIANO, 2012; SILVA; GHISI; LAMBERTS, 2016). As Eqs. 23 a 26 mostram o cálculo dos graus-hora de aquecimento e resfriamento com base nos limites de aceitabilidade de conforto térmico.

$$GHA_{amb} = \sum_{i=1}^n (T_{li,mês} - T_{op,i}) \text{ se } T_{op,i} < T_{li,mês} \quad \text{Eq. 23}$$

$$GHR_{amb} = \sum_{i=1}^n (T_{op,i} - T_{ls,mês}) \text{ se } T_{op,i} > T_{ls,mês} \quad \text{Eq. 24}$$

$$GHA_{eq} = \frac{\sum GHA_{amb} \times AU_{amb}}{\sum AU_{amb}} \quad \text{Eq. 25}$$

$$GHR_{eq} = \frac{\sum GHR_{amb} \times AU_{amb}}{\sum AU_{amb}} \quad \text{Eq. 26}$$

Onde:

$GHA_{amb}$  é o indicador de graus-hora de aquecimento em cada ambiente de permanência prolongada [°Ch];

$GHR_{amb}$  é o indicador de graus-hora de resfriamento em cada ambiente de permanência prolongada [°Ch];

$GHA_{eq}$  é o indicador de graus-hora de aquecimento equivalente da edificação [°Ch];

$GHR_{eq}$  é o indicador de graus-hora de resfriamento equivalente da edificação [°Ch];

$T_{op,i}$  é a temperatura operativa horária em cada ambiente de permanência prolongada [°C];

$T_{li,mês}$	é a temperatura limite inferior (mensal) de conforto térmico adaptativo [°C];
$T_{ls,mês}$	é a temperatura limite superior (mensal) de conforto térmico adaptativo [°C];
$AU_{amb,j}$	é a área útil de cada ambiente de permanência prolongada [m <sup>2</sup> ].
$i$	é o indicador de cada hora do ano (até o máximo de 8760) [h];
$n$	é o número de horas contabilizadas para o cálculo dos indicadores de graus-hora.

É importante ressaltar que os indicadores de graus-hora foram calculados somente para os dormitórios, sala e cozinha nos horários em que não há condicionamento artificial de ar. Da mesma forma, o desempenho térmico com esse indicador somente foi calculado para os dormitórios no período das 21h às 8h; para a sala e cozinha, o período foi das 7h às 23h. Esse período foi escolhido para calcular o desempenho térmico com os indicadores de graus-hora por representarem ‘possíveis períodos de ocupação’ nesses ambientes; no entanto, não se referem à ocupação efetiva de cada ambiente, a qual é definida adequadamente com as rotinas de ocupação (conforme a seção 5.2.1 no caso do modelo de referência, ou com mais variações, no caso das fontes de incertezas operacionais da seção 5.6.4).

O consumo de energia com aquecimento foi avaliado para cada ambiente (dormitórios e sala), enquanto o consumo de energia com resfriamento foi avaliado somente nos dormitórios. O consumo de energia total da edificação para resfriamento ou aquecimento se refere à soma dos consumos nos ambientes. Considerou-se o sistema *Package Terminal Heat Pump* do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>, com  $9,44 \times 10^{-3}$  m<sup>3</sup>/s de renovação de ar por ocupante, 90% de eficiência do ventilador, COP (*coefficient of performance*) de 3,00W/W e 2,75W/W para resfriamento e aquecimento, respectivamente. Adotou-se 1,2 de coeficiente de dimensionamento da potência nominal do sistema, dimensionada por meio da simulação de dias típicos de projeto.

Nas análises da Etapa 1 (descrita na seção 5.5) foi utilizado um indicador equivalente de desempenho conforme a Eq. 27. O indicador é calculado em função de todos os indicadores de graus-hora e consumo de energia e é normalizado entre 0 e 1. A normalização depende de cada amostra, pois é feita com base no valor máximo de cada variável dependente. Nas análises da Etapa 2 (descrita na seção 5.6) considerou-se o indicador equivalente descrito na Eq. 28. Dessa forma, a normalização não depende

mais da amostra de cada análise, mas somente do valor de desempenho do modelo de referência. Na Etapa 3 não é mais necessária a existência de um indicador equivalente, tendo em vista que a finalidade é justamente apresentar e aplicar um método mais robusto para a análise global de desempenho com a abordagem de múltiplos critérios.

$$I_{eq} = \left[ \frac{(GHA_{eq} + GHR_{eq})}{(GHA_{eq} + GHR_{eq})_{m\acute{a}x}} + \frac{(CA_t + CR_t)}{(CA_t + CR_t)_{m\acute{a}x}} \right] \times 0,5 \quad \text{Eq. 27}$$

$$I_{eq}^* = \left[ \frac{(GHA_{eq} + GHR_{eq})}{(GHA_{eq} + GHR_{eq})_{ref}} + \frac{(CA_t + CR_t)}{(CA_t + CR_t)_{ref}} \right] \times 0,5 \quad \text{Eq. 28}$$

Onde:

$(GHA_{eq} + GHR_{eq})$  é a soma dos graus-hora equivalentes de aquecimento e resfriamento da edificação, em cada observação;

$(GHA_{eq} + GHR_{eq})_{m\acute{a}x}$  é o máximo valor da soma dos graus-hora equivalentes de aquecimento e resfriamento da edificação na amostra;

$(GHA_{eq} + GHR_{eq})_{ref}$  é o valor da soma dos graus-hora equivalentes de aquecimento e resfriamento da edificação do modelo de referência;

$(CA_t + CR_t)$  é a soma do consumo de energia total com aquecimento e resfriamento da edificação;

$(CA_t + CR_t)_{m\acute{a}x}$  é o máximo valor da soma do consumo de energia total com aquecimento e resfriamento da edificação na amostra;

$(CA_t + CR_t)_{ref}$  é o valor da soma do consumo de energia total com aquecimento e resfriamento da edificação do modelo de referência;

$I_{eq}$  é o indicador equivalente de desempenho da edificação, em cada observação, para as análises da Etapa 1.

$I_{eq}^*$  é o indicador equivalente de desempenho da edificação, em cada observação, para as análises da Etapa 2.

O Quadro 16 mostra um resumo dos indicadores de desempenho utilizados no trabalho.

Quadro 16 – Indicadores de desempenho da edificação utilizados no estudo de caso.

<b>Índice</b>	<b>Descrição</b>
$GHA_{amb}$	Graus-hora de aquecimento de cada ambiente
$GHA_{eq}$	Graus-hora equivalente de aquecimento da edificação
$GHR_{amb}$	Graus-hora de resfriamento de cada ambiente
$GHR_{eq}$	Graus-hora equivalente de resfriamento da edificação
$CA_{amb}$	Consumo de energia com aquecimento de cada ambiente
$CA_t$	Consumo de energia com aquecimento da edificação
$CR_{amb}$	Consumo de energia com resfriamento de cada ambiente
$CR_t$	Consumo de energia com resfriamento da edificação
$I_{eq}$ e $I_{eq}^*$	Índices equivalentes de desempenho da edificação

### 5.5 ETAPA 1 – DETERMINAÇÃO DE ALTERNATIVAS DE DESEMPENHO

A finalidade da Etapa 1 do estudo de caso é ‘determinar alternativas de desempenho’. As ‘configurações’ de priorização de variáveis, determinação de regiões críticas e fixação de variáveis foram utilizadas (cf. definidas na seção 3.4.2). Esta etapa seguiu todos os procedimentos da seção 4.5.1.

Nesta análise foram utilizadas as incertezas de ‘variáveis projetuais’. Escolheu-se vinte e uma variáveis de projetos de edificações que são envolvidas com os conceitos de arquitetura bioclimática, de transferência de calor e massa, além de influenciarem o desempenho energético e o conforto ambiental. Todas essas variáveis estão relacionadas ao envelope da edificação, ou seja, seus componentes construtivos, geometria e orientação solar.

A transmitância térmica (ou coeficiente global de transferência de calor) dos componentes construtivos se refere à propriedade de transferência de calor por condução de um componente, em unidade de energia térmica por metro quadrado por diferença de temperatura [ $W/m^2K$ ]. A capacidade térmica se refere à quantidade de calor necessária para aumentar a temperatura de um sistema. Alta transmitância térmica representa um componente cujo fluxo de calor é alto (que depende, também, da diferença de temperatura entre as superfícies do componente), em função do tempo, no sentido da maior para menor temperatura. Alta capacidade térmica representa um componente que necessita de maior quantidade de energia para variar sua temperatura e, portanto, corresponde a um ‘atraso’ da energia térmica em fluxo. Ambas as características estão inter-relacionadas na transferência de calor em regime transiente, como é o caso dos algoritmos do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>.

A absorptância solar é uma propriedade superficial dos componentes opacos que se refere a uma fração da irradiação solar incidente que é absorvida pela superfície; seu valor complementar é a fração que é refletida para o entorno (refletância solar). Essa propriedade permite controlar os ganhos de calor com a irradiação solar direta ou difusa. A emissividade é outra propriedade superficial que controla o fenômeno de transferência de calor por radiação de ondas longas, cuja intensidade depende, principalmente, da temperatura da superfície.

As áreas de abertura foram consideradas em relação à área que permite iluminação (área envidraçada) e a área que permite a ventilação natural. Quanto maior a fração de área de abertura de um ambiente em relação à área do piso, maior será a área envidraçada. Essa área controla os ganhos solares diretos ao ambiente durante as horas de sol e controla as perdas de calor durante períodos noturnos (pois, geralmente, são elementos de baixa resistência térmica). A área de ventilação, por sua vez, controla as taxas de renovação de ar, que dependem da velocidade e direção do vento e das diferenças de pressão entre aberturas a montante e a jusante dessa direção predominante.

As taxas de infiltração de portas e janelas controlam as trocas de ar indesejáveis nos ambientes e representam frestas que permitem o fluxo de ar a qualquer momento. Essa propriedade depende do tipo e da qualidade das esquadrias e caixilhos.

Considerou-se também o fator solar das janelas, que controla o ganho solar global das mesmas. As venezianas também foram consideradas através da propriedade de transmitância solar, que representa a fração da irradiação solar que incide diretamente no ambiente. Proteção horizontal (do tipo marquise) também foi considerada; sua largura corresponde a uma fração da altura da respectiva janela.

A orientação solar também foi considerada, a qual controla os ganhos solares durante o dia, principalmente os ganhos diretos nos ambientes por meio das janelas, e também controla a ventilação natural (em função da direção do vento).

Para todas as variáveis foram selecionados limites amostrais representativos, ou seja, são valores escolhidos *a priori* que podem condizer com possíveis escolhas de projeto para uma edificação real. A Tabela 6 mostra a relação de componentes construtivos reais que foram adotados para a definição dos valores limites inferior e superior para a transmitância e capacidade térmica das variáveis independentes do experimento desta Etapa 1. Como exemplo, citam-se a transmitância térmica das paredes, que foi

considerada variando de 0,85 a 4,64W/m<sup>2</sup>K, como mostra a Tabela 6, e a capacidade térmica do piso, 43 a 428kJ/m<sup>2</sup>K.

Para as demais variáveis foram adotados valores limites conforme a possibilidade de ocorrer em uma edificação real, *e.g.* absorvância solar de 0,2 a 0,8 (superfície de cor clara e superfície de cor escura, respectivamente). Cada um dos experimentos das seções subsequentes (sensibilidade local e global) considera as diferentes variáveis descritas aqui, bem como diferentes distribuições de probabilidades para as mesmas.

Tabela 6 – Propriedades térmicas de componentes de paredes, cobertura e piso para a definição de valores limites inferior e superior.

Compo- nente	Limite	Transmi- tância térmica [W/m²K]	Capacida- de térmica [kJ/kgK]	Atraso térmico (horas)	Descrição
Parede	LS	4,64	292	1,9	Concreto moldado <i>in loco</i> (8cm)
	LI	0,85	152	6,6	Alvenaria com duas camadas de tijolo cerâmico de 6 furos (9cm) com acabamento em argamassa, e isolamento térmico no interior (2,5cm)
	LS	1,22	385	7,3	Dupla camada de concreto moldado <i>in loco</i> (8cm) com isolamento térmico (2,5cm)
	LI	3,44	47	1,5	Madeira maciça
Cober- tura	LS	4,60	10,6	0,2	Telha de fibrocimento sem forro
	LI	0,43	241,3	14,4	Telha cerâmica, compensado de madeira, ático com lâmina de alumínio, lâ de rocha em sacos (5cm), laje de concreto (8cm), câmara de ar de alta emissividade, forro de madeira.
	LS	1,44	510,2	10,1	Solo (20cm), membrana betuminosa, laje de concreto (10cm), câmara de ar de alta emissividade, forro de madeira
	LI	4,60	10,6	0,2	Telha de fibrocimento sem forro
Piso	LS	5,07	205	2,1	Piso de cerâmica e concreto (8cm)
	LI	0,87	340	10,7	Madeira, câmara de ar, lâ de rocha (3cm), concreto (10cm)
	LS	3,39	428	5,3	Piso de cerâmica, concreto (12cm), solo compactado (10cm), membrana betuminosa
	LI	2,39	43	2,0	Madeira, câmara de ar, madeira, membrana betuminosa

Onde: LI é o limite inferior da propriedade, LS é o limite superior da propriedade.

### **5.5.1 Sensibilidade local**

Aplicou-se, primeiramente, a análise de sensibilidade local conforme o método descrito na seção 4.4.3. A Tabela 7 mostra as vinte e uma variáveis de entrada (referentes às incertezas projetuais) da análise de sensibilidade local. Os seus valores foram definidos por meio de um limite inferior (LI) e superior (LS), e sua variação foi realizada em 100 níveis discretos igualmente espaçados um do outro. Considerou-se essa grande quantidade de níveis para entender melhor o comportamento de cada variável nas saídas.

Aplicou-se a abordagem por triagem, na qual uma variável é variada por vez enquanto as outras são mantidas constantes. Os valores constantes foram considerados como os do modelo de referência da seção 5.2. O tamanho da amostra resultante foi de 2100 observações.

Esta análise é melhor expressa graficamente e também fornece um indicador quantitativo para a sensibilidade da variável. O Quadro 17 mostra um resumo desta análise.

Tabela 7 – Variáveis de entrada da Etapa 1 para a análise de sensibilidade local da fonte de incertezas projetuais.

Variáveis	ID	LI   LS	Varição ( $\Delta$ )
Transmitância térmica das paredes externas	Uparext [W/m <sup>2</sup> K]	{0,85   4,64}	0,038
Transmitância térmica das paredes internas	Uparint [W/m <sup>2</sup> K]	{0,85   4,64}	0,038
Transmitância térmica da cobertura	Ucob [W/m <sup>2</sup> K]	{0,43   4,60}	0,042
Transmitância térmica do piso	Upis [W/m <sup>2</sup> K]	{0,87   5,07}	0,042
Capacidade térmica das paredes externas	Ctparext [kJ/kgK]	{47   385}	3,4
Capacidade térmica das paredes internas	Ctparint [kJ/kgK]	{47   385}	3,4
Capacidade térmica da cobertura	Ctcob [kJ/kgK]	{11   510}	5
Capacidade térmica do piso	Ctpis [kJ/kgK]	{43   428}	3,9
Absortância solar das paredes externas	apar [-]	{0,2   0,8}	0,0061
Absortância solar da cobertura	acob [-]	{0,2   0,8}	0,0061
Emissividade da face interna da cobertura	ecob [-]	{0,05   0,90}	0,0086
Fração de área de abertura em relação ao piso	Fab [-]	{0,06   0,26}	0,002
Fração de área de ventilação em relação à abertura	Fvent [-]	{0,2   1,0}	0,0081
Taxa de infiltração das janelas	TinfJ [kg/s.m]	{0,00001   0,04}	0,0004
Taxa de infiltração das portas externas	TinfPext [kg/s.m]	{0,00001   0,04}	0,0004
Taxa de infiltração das portas internas	TinfPint [kg/s.m]	{0,00001   0,04}	0,0004
Transmitância solar e visível das venezianas	tvnez [-]	{0,2   0,9}	0,007
Fator solar das janelas	FS [-]	{0,36   0,87}	0,005
Transmitância térmica dos vidros das janelas	Uvid [W/m <sup>2</sup> K]	{4,2   6,3}	0,021
Orientação solar	Az [°]	{0   360}	4
Fração da altura da janela do sombreamento	Fsomb [m]	{0,05   0,80}	0,0076

Obs.:  $\Delta$  significa a amplitude de variação dividida em 100 níveis em cada variável de entrada, LI significa limite inferior e LS limite superior.

Quadro 17 – Resumo da análise de sensibilidade local da fonte de incertezas projetuais.

- Fonte de incertezas: Projetual.
- Análise de sensibilidade Local {seção 4.4.3}.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidos na seção 5.1}.
- Quantidade de variáveis independentes = 21 {cf. Tabela 7}.
- Amostra *one-at-a-time*.
- Tamanho da amostra = 2100 observações por modelo.
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade local {seção 4.4.3}.

### 5.5.2 Sensibilidade global

A sensibilidade global permite estimar com maior precisão a influência de cada variável independente nas variáveis dependentes. Esta análise visa a ‘fixação de variáveis’, ou seja, determinar quais são as variáveis menos influentes nas variáveis dependentes de forma a simplificar o modelo para etapas posteriores. Também visa a ‘priorização de variáveis’, na qual se definem aquelas responsáveis pela maior parte da variabilidade do modelo.

A Tabela 8 mostra as variáveis independentes utilizadas na análise global pelo método de Morris. O intervalo de variação foi dividido em oito níveis ( $p$ ) iguais compreendendo uma distribuição de probabilidades discreta. A amplitude de variação entre um nível e outro é definida na mesma Tabela 8 para cada variável.

Criou-se uma amostra com o método de Morris considerando  $r$  igual a 80 (número de trajetórias), e  $k$  igual a 21 (número de variáveis), gerando-se um tamanho de amostra igual a 1760. Ressalta-se que os valores dos níveis de cada variável foram normalizados, de forma que os níveis limites corresponderem aos valores de  $\{0 - 1\}$ . Foram calculados os índices de sensibilidade  $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$  (cf. seção B.1). O Quadro 18 mostra um resumo da análise global de variáveis projetuais.

Tabela 8 – Variáveis de entrada da Etapa 1 para a análise de sensibilidade global com o método de Morris da fonte de incertezas projetuais.

Variáveis	ID	LI   LS	Varição ( <i>p</i> )
Transmitância térmica das paredes externas	Uparext [W/m <sup>2</sup> K]	{0,85   4,64}	0,541
Transmitância térmica das paredes internas	Uparint [W/m <sup>2</sup> K]	{0,85   4,64}	0,541
Transmitância térmica da cobertura	Ucob [W/m <sup>2</sup> K]	{0,43   4,60}	0,596
Transmitância térmica do piso	Upis [W/m <sup>2</sup> K]	{0,87   5,07}	0,6
Capacidade térmica das paredes externas	Ctparext [kJ/kgK]	{47   385}	48,3
Capacidade térmica das paredes internas	Ctparint [kJ/kgK]	{47   385}	48,3
Capacidade térmica da cobertura	Ctcob [kJ/kgK]	{11   510}	71,3
Capacidade térmica do piso	Ctpis [kJ/kgK]	{43   428}	55
Absortância solar das paredes externas	apar [-]	{0,2   0,8}	0,086
Absortância solar da cobertura	acob [-]	{0,2   0,8}	0,086
Emissividade da face interna da cobertura	ecob [-]	{0,05   0,90}	0,121
Fração de área de abertura em relação ao piso	Fab [-]	{0,06   0,26}	0,029
Fração de área de ventilação em relação à abertura	Fvent [-]	{0,2   1,0}	0,114
Taxa de infiltração das janelas	TinfJ [kg/s.m]	{0,00001   0,04}	0,00571
Taxa de infiltração das portas externas	TinfPext [kg/s.m]	{0,00001   0,04}	0,00571
Taxa de infiltração das portas internas	TinfPint [kg/s.m]	{0,00001   0,04}	0,00571
Transmitância solar e visível das venezianas	tvnez [-]	{0,2   0,9}	0,100
Fator solar das janelas	FS [-]	{0,36   0,87}	0,073
Transmitância térmica dos vidros das janelas	Uvid [W/m <sup>2</sup> K]	{4,2   6,3}	0,3
Orientação solar	Az [°]	{0   360}	51
Fração da altura da janela do sombreamento	Fsomb [m]	{0,05   0,80}	0,107

Obs.: *p* significa a amplitude de variação dividida em oito níveis em cada variável de entrada, LI significa limite inferior e LS limite superior.

Quadro 18 – Resumo da análise de sensibilidade global da fonte de incertezas projetuais.

- Fonte de incertezas: Projetual.
- Análise de sensibilidade global {seção 4.4.4} – Método de Morris.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidos na seção 5.1}.
- Quantidade de variáveis independentes = 21 {cf. Tabela 8}.
- Amostragem de Morris.
- Tamanho da amostra = 1760 observações.
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade de Morris {seção B.1}.

### 5.5.3 Determinação de regiões críticas e alternativas de desempenho

Na análise de ‘determinação de regiões críticas’, utilizou-se as mesmas variáveis da Tabela 8 em oito níveis de variação para um experimento de Monte Carlo. O intuito foi determinar a amplitude de incertezas projetuais com a amostragem pelo Hipercubo Latino de 10.000 observações. Seguiu-se o procedimento da seção 4.4.8. Realizou-se a análise de convergência, de aderência a distribuições de probabilidades e determinação de intervalo de confiança.

Tendo-se a distribuição de probabilidades acumulada do Indicador Equivalente ( $I_{eq}$ ), determinaram-se as configurações das variáveis mais influentes para seis casos de diferentes desempenhos. Os casos foram definidos através das probabilidades de ocorrência de 0, 20, 40, 60, 80 e 100% na distribuição acumulada de  $I_{eq}$ .

Seis modelos de edificações foram construídos com base nesses seis casos de diferentes desempenhos. A partir dos valores encontrados para cada uma das variáveis independentes mais influentes no Indicador Equivalente, criaram-se componentes construtivos com propriedades térmicas similares às obtidas nos experimentos de simulação. Esses seis modelos correspondem às alternativas de desempenho e foram considerados nas etapas posteriores deste estudo de caso. Seis arquivos de extensão IDF (do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>) foram criados e configurados nesta etapa.

O Quadro 19 apresenta um resumo da análise de incertezas para determinação de regiões críticas e alternativas de desempenho.

**Quadro 19 – Resumo da análise de incertezas da fonte de variáveis projetuais.**

- Fonte de incertezas: Projetual.
- Análise de incertezas geral {cf. seção 4.4.8}
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidos na seção 5.1}.
- Quantidade de variáveis independentes = 21 {cf. Tabela 8}.
- Amostra aleatória estratificada com Hipercubo Latino.
- Tamanho da amostra = 10.000 observações.
- Tratamento de dados: análise de convergência, aderência às funções de densidade de probabilidade, cálculo de intervalos de confiança, geração de gráficos de frequência de ocorrência {cf. seção 4.4.8}; determinação de alternativas de desempenho com distribuição cumulativa de probabilidades.

**5.6 ETAPA 2 – ANÁLISE DE FONTES DE INCERTEZAS**

Das fontes de incertezas definidas na seção 4.2.2, a incerteza projetual foi avaliada na Etapa 1 deste estudo de caso. Nas etapas subsequentes, as demais fontes foram analisadas em diferentes modelos de desempenho obtidos com a Etapa 1. Esta seção explica todos os processos relacionados às análises nas fontes de incertezas de algoritmos, de modelagem, física e operacional. Foram seguidos os procedimentos descritos na seção 4.5.2.

**5.6.1 Incerteza de algoritmos**

Avalia-se primeiramente a incerteza de algoritmos. Essa fonte de incerteza compreende todos os objetos de uma simulação computacional que caracterizam os cálculos dos fenômenos térmicos e energéticos envolvidos no desempenho da edificação, bem como alguns parâmetros computacionais.

Sabe-se que assim como outros programas de simulação dinâmica de edificações (denominados *whole building simulation programmes*), o *EnergyPlus*<sup>TM</sup> também tem algumas limitações intrínsecas. Todas as saídas do modelo são calculadas por zona térmica. Em cada zona térmica somente um ponto central é considerado em cada zona térmica para esse cálculo, ou seja, não há consideração de efeitos de estratificação de temperatura ou posição na zona térmica para o cálculo das saídas. O mesmo se aplica para todos os algoritmos e processos envolvidos em uma simulação. Há algoritmos e processos predefinidos que possibilitam a escolha do usuário em relação às transferências de calor nos diferentes fenômenos, o comportamento dos equipamentos térmicos, mecânicos e elétricos, os efeitos da luz solar direta e difusa, fluxo de massa, ventilação e infiltração. Todas

essas considerações dependem de modelos matemáticos já desenvolvidos por especialistas na área, e correspondem, de certa forma, a uma limitação da própria ciência.

Sendo assim, a primeira variável considerada é o algoritmo que controla a transferência de calor por condução através dos elementos construtivos da edificação. Há o método do *Conduction Transfer Function* (CTF), que é a opção padrão do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Esse algoritmo é uma forma eficaz de se analisar a transferência de calor por condução, por independe do conhecimento do fluxo e das temperaturas das superfícies em determinados períodos de tempo. Como explicado no manual de utilização do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (ENERGYPLUS, 2015), o algoritmo CTF utiliza o chamado ‘histórico mestre com interpolação’ como modelo para conduzir os cálculos. Um histórico mestre é mantido e atualizado a cada *timestep*, o que resolve o problema de eventos simultâneos propagando informações no sentido contrário do tempo. Quando um fluxo da superfície precisa ser calculado em tempos fora da fase atual, o valor é interpolado do histórico mestre registrado. O método requer apenas ‘memória física’ para dois conjuntos de valores de temperaturas e fluxos de calor do histórico mestre. No entanto, sua formulação pode se tornar instável em baixos *timesteps* de simulação, especialmente em componentes construtivos de alta inércia térmica.

O algoritmo *Conduction Finite Difference* (CondFD) é um método mais avançado para o cálculo da transferência de calor por condução. O mesmo difere dos princípios do CTF na constância dos parâmetros e nas propriedades físicas dos materiais. Ele é recomendado em análises de materiais que mudam de fase (*phase change materials* – PCM) e em materiais de propriedades variáveis, como a condutividade térmica. Esse método divide o componente construtivo em quatro tipos de ‘nós’: (1) nó da superfície interior (meio-nó); (2) nó interior; (3) nó da interface entre materiais (meio-nó); e (4) nó da superfície exterior (meio-nó). Como a solução é implícita, a iteração de Gauss-Seidell é utilizada para atualizar a temperatura do novo nó (ENERGYPLUS, 2015). O programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> utiliza um método de interpolação linear nos pontos dos nós.

Quando se utiliza o algoritmo *Conduction Finite Difference* para calcular a transferência de calor por condução, foi considerada outra variável independente denominada ‘constante de discretização do espaço’ (ConstDE). Essa variável é usada para calcular a quantidade de nós em cada camada do material, ou seja, ela permite calcular uma distância nominal entre nós. As

opções dessa variável são 1, 2 ou 3, sendo que quanto menor o valor maior é a quantidade de nós e o detalhamento da análise.

A respeito da variável de algoritmos de convecção externa, o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> utiliza uma abordagem simples especificada na Eq. 29.

$$Q_c = h_{c,ext}A(T_{sup,ext} - T_{ar,ext}) \quad \text{Eq. 29}$$

Onde:

- $Q_c$  é a taxa de transferência de calor por convecção externa (W);
- $h_{c,ext}$  é o coeficiente de convecção externo (W/m<sup>2</sup>K);
- $A$  é a área da superfície (m<sup>2</sup>);
- $T_{sup,ext}$  é a temperatura da superfície externa (°C);
- $T_{ar,ext}$  é a temperatura do ar externo (°C).

O que é efetivamente considerado nessa variável são os diferentes métodos para o cálculo do coeficiente de convecção externa ( $h_{c,ext}$ ) da Eq. 29, o qual é determinado por meio de cinco possíveis algoritmos. O algoritmo *Simple* utiliza a rugosidade superficial dos materiais e a velocidade do vento para calcular o coeficiente de convecção. O algoritmo *TARP* (de *Thermal Analysis Research Programme*) utiliza correlações empíricas que separam os coeficientes de convecção natural dos coeficientes de convecção forçada. A convecção forçada é calculada conforme as correlações de Sparrow, Ramsey e Mass (1979), enquanto a convecção natural é calculada com o modelo de Walton (1983). O algoritmo *MoWiTT* é baseado em medições da *Mobile Window Thermal Test Facility*, realizadas por Yazdanian e Klems (1994); é aplicado principalmente em superfícies verticais muito lisas, como os vidros. O algoritmo efetivamente utilizado no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> tem uma modificação em relação a um dos coeficientes, adotado conforme Booten, Kruis e Christensen (2012) em substituição aos originais de Yazdanian e Klems.

O algoritmo *DOE-2* é uma combinação do *MoWiTT* com o *BLAST*, separando as superfícies muito lisas das demais superfícies. O algoritmo *Adaptive Convection* para a face externa é mais simples do que para a face interna. Na face externa as superfícies são classificadas em quatro categorias que dependem da direção do vento e da direção do fluxo de calor. O algoritmo utiliza outros métodos para calcular os coeficientes de convecção em cada superfície e em cada categoria, e foi desenvolvido para o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> com conceitos do trabalho de Beausoleil-Morrison (2000).

Em relação aos coeficientes de convecção interna, o cálculo é mais complexo devido aos muitos tipos de superfícies que podem haver. Para o algoritmo *TARP* e *Simple*, as mesmas explicações dadas para a convecção externa continuam válidas, ambos obtidos de Walton (1983). O algoritmo *Ceiling Diffuser* é baseado em correlações empíricas de Fischer e Pedersen (1997), separando as equações por tipo de superfície em piso, forro e paredes.

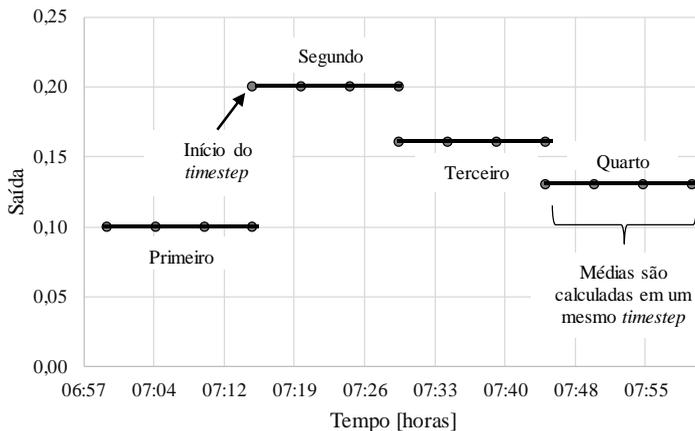
Na convecção interna, o algoritmo *Adaptative Convection* possui diversas possibilidades de superfícies com equações diferenciadas. O algoritmo para as superfícies internas foi desenvolvido por Beausoleil-Morrison (2000). Os coeficientes escolhidos são os mais apropriados para uma dada superfície a um certo intervalo de tempo. No entanto, muitas adaptações são realizadas pelo programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> para a implementação do método referente às superfícies inclinadas, que se comportam de forma diferente das verticais ou horizontais no que diz respeito ao empuxo do ar. Para isso, as correlações de Walton (1983) são previstas, pois dependem do ângulo de inclinação. No total, o algoritmo divide as superfícies em 45 categorias, e em 29 diferentes opções para a seleção do coeficiente de convecção.

Mais detalhes a respeito dos métodos de convecção podem ser obtidos no documento *Engineering Reference* (ENERGYPLUS, 2015).

A próxima variável de entrada considerada é a opção do algoritmo de balanço térmico do ar, no sentido da previsão e estimativa da umidade. O algoritmo padrão do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> é o *Third Order Backward Difference*, o qual usa diferenças finitas para resolver o balanço térmico energético e de umidade do ar. O algoritmo *Euler Method* usa aproximações de primeira ordem das diferenças finitas do algoritmo anterior, enquanto o algoritmo *Analytical Solution* utiliza uma integração para resolver o balanço térmico.

Em relação à variável *timestep*, todas as simulações conduzidas no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> são realizadas em um certo período de tempo (de um dia típico até um ano inteiro). As subdivisões de tempo nesse período são denominadas ‘passos de tempo’ ou *timesteps*. A maior parte dos cálculos do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> é baseada em balanço energético *quasi-steady state*, que apresenta os resultados para cada *timestep*. Para algumas variáveis que dependem do estado (como as temperaturas), uma média é calculada em um mesmo *timestep*. Para outras variáveis, como o consumo de energia, o resultado é somado em um mesmo *timestep*. A Figura 42 mostra um exemplo de um *timestep* igual a quatro durante uma hora de simulação.

Figura 42 – Exemplo do *timestep* igual a quatro em uma saída qualquer durante uma hora (das 7h às 8h).



Fonte: adaptado de Energypus (2015).

A variável *timestep* está diretamente relacionada à precisão das saídas de uma simulação. Diferentes tipos de algoritmos requerem valores mínimos para o *timestep* para que funcionem adequadamente. Como exemplo, o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> sugere um *timestep* padrão igual a 6, no qual a cada 10 minutos uma nova saída é calculada (média ou soma). Para o algoritmo de transferência de calor por condução *Conduction Finite Difference* é necessário *timestep* mínimo de 20 (saídas calculadas a cada 3 minutos).

Em relação aos parâmetros de convergência de *warmup*, o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> prevê esse objeto devido à imprecisão que pode ocorrer se a simulação não atingir a convergência antes de iniciar efetivamente os cálculos. É importante destacar que há grande diferença entre simulações de dias típicos e simulações anuais. Em simulações de curtos períodos, como os dias típicos para o dimensionamento de sistemas de ar-condicionado, podem ser gerados muitos erros de convergência. O processo de verificação da convergência inicia com quatro parâmetros: (1) temperatura máxima do ar da zona térmica; (2) temperatura mínima do ar da zona térmica; (3) a máxima carga térmica de aquecimento e (4) a máxima carga térmica de resfriamento. As diferenças nesses parâmetros em dois dias consecutivos são comparadas com a tolerância, durante o período de *warmup*.

Os três parâmetros de *Warmup days*, convergência de carga e convergência de temperatura são relacionados nesse processo. O número mínimo de dias de *warmup* padrão é de 6, e o máximo padrão é de 25 (recomendado pelo *EnergyPlus*<sup>TM</sup>). Em algumas situações complexas ou quando o programa avisa em um *log* de erros que não foi atingida a convergência, esses parâmetros podem ser modificados e a simulação pode ser refeita. Quanto maior o número de dias de *warmup* e maior a precisão de convergência, maior será o esforço computacional da simulação.

A convergência de carga representa uma fração de carga que os valores devem atingir para convergir. A convergência de temperatura representa um número admissível em que as temperaturas das zonas térmicas devem convergir em uma série de simulações em relação às anteriores.

#### 5.6.1.1. Análise local

A análise local seguiu o procedimento descrito na seção 4.4.3. Tendo-se a explicação das possíveis variáveis de incertezas de algoritmos, o Quadro 20 mostra as variáveis independentes escolhidas para a análise de sensibilidade local. As opções dessas variáveis são preexistentes no programa de simulação utilizado (*EnergyPlus*<sup>TM</sup>) e podem ser diferentes para outros programas de simulação computacional de edificações.

Como a amostra é por triagem, cada variável é perturbada uma por vez enquanto as demais permanecem invariáveis. O valor base de cada variável é o mesmo escolhido para o modelo de referência (cf. seção 5.2).

Para a escolha dos algoritmos foram consideradas todas as opções disponíveis no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>, bem como para a constante de discretização do espaço, que só afeta as variáveis dependentes quando o algoritmo de condução escolhido é a opção *Conduction Finite Difference*.

A variável *timestep* foi variada de 1 a 60, em treze níveis de variação, representando o mínimo e máximo possíveis. No entanto, para o algoritmo *Conduction Finite Difference* foi respeitado o valor mínimo de 20. A variável *warmup* foi variada de 6 a 25 dias, em dez níveis. A variável *ConvCarga* foi variada de 0,04 a 0,5 em nove níveis, e a variável *ConvTemp* foi variada de 0,10 a 0,05 em nove níveis.

Quadro 20 – Variáveis independentes da análise de incertezas de algoritmos.

<b>Descrição</b>	<b>ID</b>	<b>Níveis</b>	<b>Valores</b>
Algoritmos de condução	AlgCond	2	{Conduction Transfer Function   Conduction Finite Difference}
Algoritmos de convecção interna	AlgConvInt	4	{TARP   Simple   Ceiling Diffuser   Adaptive Convection Algorithm}
Algoritmos de convecção externa	AlgConvExt	5	{DOE-2   TARP   Simple Combined   MoWiTT   Adaptive Convection Algorithm}
Algoritmos de balanço térmico	AlgBal	3	{Third Order Backward Difference   Analytical Solution   Euler Method}
Constante de discretização de espaço	ConstDE	2	{1   2   3}
Timestep	Time	3	{1 a 60} n=13 níveis
Número mínimo de dias simulados (warmup)	Warmup	2	{6 a 25} n=10 níveis
Convergência de carga	ConvCarga	2	{0,04 a 0,50} n=9 níveis
Convergência de temperatura	ConvTemp	2	{0,10 a 0,50} n=9 níveis

Obs.: n é a quantidade de níveis de igual amplitude nas variáveis contínuas.

O tamanho da amostra foi de 58 observações. Os seis modelos de desempenho (obtidos com a seção 5.5) foram analisados, totalizando 348 observações no total. O Quadro 21 mostra um resumo das informações desta análise.

Quadro 21 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis de algoritmos.

- Fonte de incertezas: Algoritmos.
- Análise de sensibilidade Local {cf. seção 4.4.3}.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidas na seção 5.1}.
- Aplicada a seis modelos de desempenho {definidos no seção 5.5}.
- Quantidade de variáveis independentes = 9 {cf. Quadro 20}.
- Amostra *one-at-a-time*.
- Tamanho da amostra = 58 observações por modelo (348 observações no total).
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade local {cf. seção 4.4.3}.

### 5.6.1.2. Análise global e de incertezas

Tendo-se realizado primeiramente a análise local, percebeu-se que algumas variáveis não causaram praticamente nenhuma alteração nas saídas e, conseqüentemente, nas variáveis dependentes. Dessa forma, considerando a configuração de ‘fixação de variáveis’ da seção 3.4.2, escolheram-se apenas as variáveis de algoritmos (algoritmo de condução, convecção interna e externa e de balanço térmico do ar) para a análise de sensibilidade global. As demais variáveis do Quadro 20 não foram consideradas e foram mantidas constantes no mesmo nível do modelo de referência (cf. seção 5.2).

Como essas variáveis escolhidas são discretas, adotou-se o procedimento do projeto de experimento com amostra fatorial completa, conforme descrito na seção 4.4.5. A amostra fatorial tem tamanho de 120 observações. Foi realizada para cada um dos seis modelos de desempenho, totalizando 720 observações. Realizou-se o procedimento de análise de incertezas conforme descrito na seção 4.4.8, aproveitando-se a mesma amostra fatorial. O Quadro 22 mostra um resumo das informações desta análise.

Quadro 22 – Resumo da análise de incertezas global na fonte de variáveis de algoritmos.

- Fonte de incertezas: Algoritmos.
- Análise de sensibilidade Global { cf. seção 4.4.5 } – Análise de variância com projeto de experimento fatorial.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza { definidas na seção 5.1 }.
- Aplicada a seis modelos de desempenho { definidos na seção 5.5 }.
- Quantidade de variáveis independentes = 4 { cf. Quadro 20 parcial }.
- Amostra fatorial completa.
- Tamanho da amostra = 120 observações por modelo. 720 observações no total.
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade de primeira e segunda ordem { cf. seção B.3 } e cálculo de intervalos de confiança conforme seção 4.4.8.

### 5.6.2 Incerteza de modelagem

A análise de incerteza de modelagem compreende a forma com que são feitas simplificações no modelo computacional e nos processos de cálculo de uma simulação.

Antes de mencionar os objetos considerados nessa análise deve ser ressaltado o método de consideração de componentes construtivos reais para fins de uma simulação computacional de edificações. Como é mais uma questão prática do que tema de pesquisa, dificilmente é mencionada em publicações científicas. O método descrito em seguida é baseado no trabalho de Ordenes et al. (2003).

Supõe-se que as principais propriedades térmicas de um componente construtivo (transmitância e capacidade térmicas) já estejam devidamente calculadas conforme o método da norma brasileira NBR 15220-2 (ABNT, 2005a). De acordo com a terminologia da referida norma, alguns componentes construtivos reais podem ter ‘seções’ de transferência de calor em série ou em paralelo. Os programas de simulação computacional de edificações consideram apenas componentes em série. Deve-se, portanto, converter um componente real (com seções em série e em paralelo) em um componente ‘equivalente’ em série, de forma a conservar os mesmos valores de suas principais propriedades térmicas.

Para os fins deste trabalho, o método ‘convencional’ é definir algumas seções de materiais em série semelhantes aos do componente construtivo real, e criar uma seção variável denominada ‘material

equivalente'. Esse material tem suas propriedades de espessura e massa específica calculadas em função da transmitância e capacidade térmicas, conforme mostram as Eqs. 30 e 31.

$$e_{eqv} = \left( R_t - \sum R_i \right) \times \lambda_{eqv} \quad \text{Eq. 30}$$

$$\rho_{eqv} = \left( C_t - \sum C_i \right) / e_{eqv} \times c_{eqv} \quad \text{Eq. 31}$$

Onde:

- $e_{eqv}$  é a espessura do material equivalente [m];
- $\rho_{eqv}$  é a massa específica do material equivalente [kg/m<sup>3</sup>];
- $R_t$  é a resistência térmica de superfície a superfície do componente real [m<sup>2</sup>K/W];
- $R_i$  é a resistência térmica de cada material  $i$  definido a priori [m<sup>2</sup>K/w];
- $\lambda_{eqv}$  é a condutividade térmica do material equivalente definida a priori [W/mK];
- $C_t$  é a capacidade térmica do componente real [kJ/m<sup>2</sup>K];
- $C_i$  é a capacidade térmica de cada material  $i$  definido a priori [kJ/m<sup>2</sup>K];
- $c_{eqv}$  é o calor específico do material equivalente definido a priori [kJ/kgK].

A primeira variável independente considerada é a modelagem das paredes externas. Considera-se a criação de um componente equivalente, conforme definido anteriormente, sendo que foram definidas seções *a priori*, e calculada uma seção de um material equivalente na face interna do componente construtivo. Essa é a primeira opção dessa variável. A segunda opção é definir somente uma seção única de um material equivalente de tal forma que se mantenham as mesmas propriedades do componente real. Ambos os métodos utilizam as Eqs. 30 e 31.

Também é considerada a variável independente de modelagem da cobertura. Consideram-se três opções, sendo que a primeira é a forma convencional do componente construtivo, a segunda é a simplificação em apenas um material equivalente, e a terceira é a modelagem da cobertura como uma zona térmica (quando houver ático no modelo de desempenho).

Outra variável independente é a modelagem da transferência de calor através do solo. Consideram-se três opções, sendo a média das temperaturas mensais do arquivo climático, o uso do método do *Slab* e o uso do método do *Ground Domain*. O método do *Slab* requer uma simulação prévia do

modelo para o cálculo das temperaturas mensais médias do ar no interior da edificação; depois é realizada a simulação efetiva com as devidas iterações para a convergência da temperatura do solo. O método do *Ground Domain* faz uma iteração implícita das temperaturas do solo em função das temperaturas do ar internas dentro da mesma simulação. Ambos os métodos dependem das propriedades térmicas do solo e do componente do piso, bem como de alguma temperatura auxiliar. No caso do *Ground Domain*, utilizou-se a correlação de Kusuda e Achenbach (1965), com a referência da temperatura da superfície do solo do arquivo climático de Florianópolis.

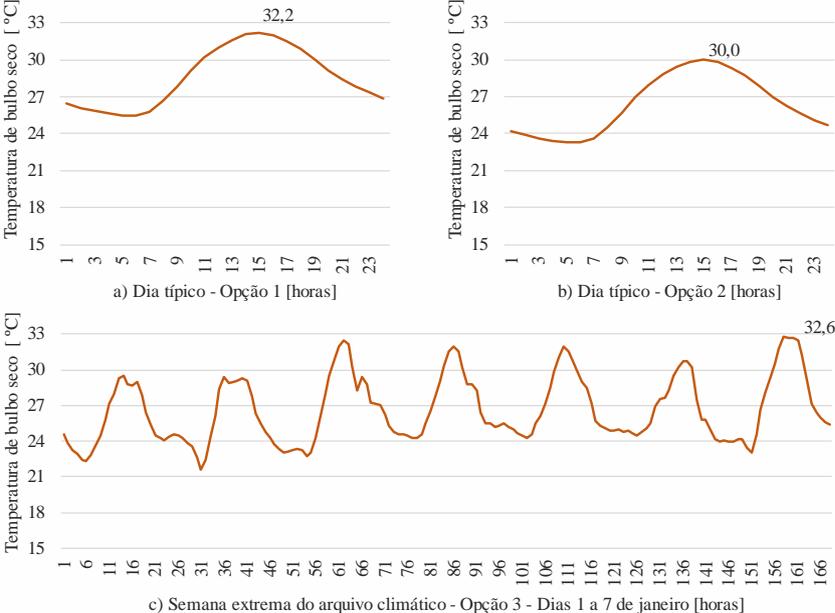
Outra variável independente é a distribuição solar, que controla como são considerados os raios solares incidentes pelas aberturas na edificação. A opção *Minimal Shadowing* não considera sombreamento externo, sendo que todos os raios solares que entram no ambiente incidem diretamente no piso. A quantidade de irradiação solar que é efetivamente absorvida depende da absortância solar da superfície do piso. Qualquer fração refletida é adicionada à radiação difusa transmitida, distribuída uniformemente entre as superfícies interiores da zona. A opção *Full Exterior* considera os sombreamentos externos, como marquises, auto sombreamento e qualquer obstáculo aos raios solares. O cálculo é o mesmo do *Minimal Shadowing*. A opção *Full Exterior With Reflections* é calculada da mesma forma que o caso anterior, mas considera a reflexão das superfícies externas. A opção *Full Interior and Exterior* é o mesmo caso do *Full Exterior*, exceto pelo fato de que os raios solares incidentes na janela não são computados somente para o piso, mas para todas as demais superfícies (como paredes e outras janelas internas ou externas) de acordo com a refletância solar de cada uma. Todavia, o método funciona apenas para zonas térmicas convexas, ou seja, de planta-baixa quadrada ou retangular. A última opção é *Full Interior and Exterior with Reflections*, que é o mesmo caso do anterior, mas considera as reflexões das superfícies externas.

A distribuição solar interna consiste nas irradiações de onda curta provenientes dos raios solares e da radiação solar difusa, ambas somadas com as irradiações da iluminação dentro da zona térmica. O programa *EnergyPlus™* determina quanta radiação é (1) absorvida pela face interna das superfícies internas; (2) absorvida pelo vidro e pelos elementos de sombreamento; (3) transmitida pelas janelas internas para outras zonas; e (4) transmitida de volta para as janelas externas. Sobre a irradiação solar refletida pelas superfícies externas à edificação, há três itens considerados quando qualquer método “*With Reflections*” é escolhido: (1) as superfícies externas, como beirais, edificações vizinhas, muros ou outros obstáculos; (2) o efeito

da própria edificação em si mesma, sombreando e/ou refletindo a irradiação; e (3) o efeito do sombreamento do solo pela edificação. Nesse último item, a reflexão dos raios solares pelo solo já é considerada mesmo no método mais simples de distribuição solar (o *Minimal Shadowing*), mas sem considerar o sombreamento da edificação no solo. Esse efeito de sombreamento é considerado apenas nos casos *With Reflections*.

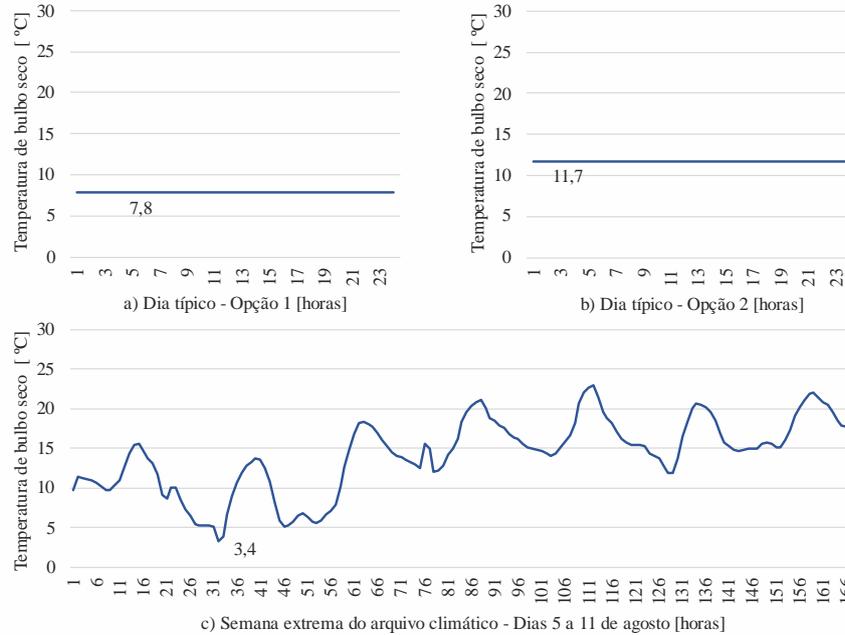
A última variável considerada é a escolha do dia típico de verão ou inverno para o dimensionamento do sistema de condicionamento de ar da edificação, sendo um pré-processamento da simulação anual. Consideraram-se duas opções entre os dias típicos do arquivo TMY SWERA (ENERGYPLUS, 2015), bem como a opção de se calcular por uma semana extrema de verão ou inverno, definida pelo arquivo climático. A Figura 43 mostra as opções para a simulação do dia típico de verão, enquanto a Figura 44 mostra o mesmo para o dia típico de inverno.

Figura 43 – Opções para a simulação de dias típicos de verão na fonte de incerteza de modelagem.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de EnergyPlus (2015) e Goulart, Lamberts e Firmino (1998).

Figura 44 – Opções para a simulação de dias típicos de inverno na fonte de incerteza de modelagem.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de EnergyPlus (2015) e Goulart, Lamberts e Firmino (1998).

Para a incerteza de modelagem foi considerada somente a análise de sensibilidade local, conforme a seção 4.4.3. O Quadro 23 mostra a relação das variáveis independentes consideradas nos modelos de alternativas de desempenho. Ressalta-se que, para a modelagem das paredes e cobertura, o ‘componente 1’ se refere ao componente convencional inserido na simulação, enquanto o ‘componente 2’ se refere à simplificação em uma única seção. A modelagem da cobertura não é considerada nos modelos de desempenho 1 a 3, tendo em vista que eles já possuem cobertura com uma única seção em série, sem ático. No modelo 4, considera-se a simplificação da cobertura, mas sem a opção de zona térmica por não haver ático. Nos modelos 5 e 6 consideram-se todas as opções, inclusive a modelagem do ático como uma zona térmica (ver propriedades térmicas dos materiais das alternativas de desempenho na seção 6.3.4). Cada modelo tem amostra com 14 a 17 observações, totalizando 92 observações no total.

O Quadro 24 mostra um resumo de análise local de incerteza de modelagem.

Quadro 23 – Variáveis independentes da análise de incerteza de modelagem para todos os modelos de alternativas de desempenho na fonte de incerteza de modelagem.

Descrição	ID	Níveis	Valores
Modelagem das paredes	ModPar	2	Componente 1   Componente 2
Modelagem da cobertura*	ModCob	3	Componente 1   Componente 2   Zona térmica
Modelagem do solo	ModSolo	3	Média   Slab   Ground Domain
Distribuição solar	DBSolar	5	FullExterior   MinimalShadowing   FullInteriorandExterior   FullExteriorWithReflections   FullInteriorandExteriorWithReflections
Escolha do dia típico	ModDT	3	Opção 1   Opção 2   Opção 3

\*Inexistente nos modelos 1 a 3. No modelo 4 considera-se apenas os componentes 1 e 2. Nos modelos 5 e 6 consideram-se todos os valores.

Quadro 24 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis de modelagem.

- Fonte de incertezas: Modelagem.
- Análise de sensibilidade Local {cf. seção 4.4.3}.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidas na seção 5.1}.
- Aplicada a seis modelos de desempenho {definidos na seção 5.5}.
- Quantidade de variáveis independentes = 5 {cf. Quadro 23}.
- Amostra *one-at-a-time*.
- Tamanho da amostra = 14 a 17 observações por modelo (92 observações no total).
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade local {cf. seção 4.4.3}.

### 5.6.3 Incerteza física

Na análise das variáveis físicas da edificação escolheram-se as propriedades térmicas e físicas dos materiais dos componentes construtivos de piso, paredes, cobertura, das portas, janelas e do solo.

A maior parte da incerteza das propriedades térmicas foi adotada com base no trabalho de MacDonald (2002), que realizou uma compilação de incertezas relacionadas à diferença de temperatura e umidade em ensaios técnicos de determinação das propriedades dos materiais. As incertezas descritas abaixo se referem à diferença de umidade das amostras de materiais, diferenças de flutuações de temperatura durante o ensaio, bem como diferenças de idade e heterogeneidade de amostras (considerando que cada propriedade é obtida de acordo com seu ensaio técnico de laboratório específico).

Para a massa específica dos materiais foram consideradas incerteza total de 13% para materiais não higroscópicos, 4% para materiais inorgânicos porosos e 11% para materiais orgânicos porosos. Para a condutividade térmica foram consideradas incertezas de 9% para materiais não higroscópicos, 19% para materiais inorgânicos porosos e 29% para materiais orgânicos porosos. Para o calor específico foram consideradas incertezas de 4% para materiais não higroscópicos, 19% para materiais inorgânicos porosos e 8% para materiais orgânicos porosos. Esses percentuais se referem ao coeficiente de variação em uma distribuição normal de probabilidades.

Para as propriedades superficiais de absortância solar e de emissividade a ondas longas, foram utilizados 4% de coeficiente de variação para superfícies de concreto, cerâmicas e madeira (na falta de dados mais

precisos) e 2% de coeficiente de variação para a emissividade (MACDONALD, 2002). O desvio padrão também pressupõe uma distribuição normal de probabilidades. Para as espessuras dos materiais adotou-se 10% de coeficiente de variação em uma distribuição normal. Para o albedo (refletância do solo) foi utilizado o intervalo de 0,13 a 0,26, conforme estudo de Thevenard e Haddad (2006), sendo que a maior probabilidade de ocorrência é de 0,20, conforme o valor padrão do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Na falta de dados mais precisos do albedo no local, o intervalo se refere a um entorno generalizado que não tem incidência de neve. De Wit (1997) também analisou incertezas de modelagem em simulação computacional, adotando um intervalo de 0,15 a 0,30 para o albedo, para um entorno convencional.

Duas análises foram realizadas, sendo elas: a análise de sensibilidade local e a análise de sensibilidade global com cálculo das incertezas.

#### 5.6.3.1. *Análise local*

Para a análise local seguiu-se o procedimento definido na seção 4.4.3. Sabe-se que os seis modelos de alternativas de desempenho possuem diferentes configurações do envelope. Desta forma, cada modelo também possui diferentes materiais e configurações de suas variáveis, o que torna a análise de incertezas físicas um pouco mais complexa do que as demais análises da Etapa 2.

Há algumas variáveis que são semelhantes entre os seis modelos de desempenho, e são mostradas na Tabela 9. Essas variáveis se referem às propriedades do solo, das portas e janelas, do piso e das paredes internas (todas elas comuns a todos os modelos).

Em relação ao solo, foi explicado nas seções 5.2 e 5.6.2 que o modelo de referência considerou o modelo de cálculo do *Ground Domain* para as temperaturas do solo. Sendo assim, além das propriedades térmicas já definidas anteriormente, considera-se também uma diferença de temperatura (variável 'solo\_temp'). Essa diferença é aplicável às temperaturas mensais da superfície do solo necessárias para se fazer as iterações internas do modelo do *Ground Domain* com o método de Kusuda e Achenbach (1965).

Para a taxa de infiltração das portas considerou-se 20% de coeficiente de variação. Em relação aos vidros, a incerteza da espessura foi menor do que nos demais materiais, considerando-se mais precisa (em uma distribuição triangular de probabilidades de 2,7mm a 3,3mm). Na transmissão visível e solar considerou-se um desvio padrão de 0,005. As

venezianas também foram consideradas; a transmissão solar e visível e a reflexão solar e visível tiveram 0,05 de desvio padrão. A distância entre a veneziana e o vidro teve amplitude de incerteza de 4 a 6cm em uma distribuição triangular. A permeabilidade ao ar da veneziana variou de 0,01 a 0,15 em uma distribuição triangular.

Foi considerada uma diferença na largura das janelas, sendo de 1,48 a 1,52m em uma distribuição uniforme. Essa diferença corresponde aos possíveis erros de quantificação (para fins de simulação computacional) ou mesmo a erros de projeto e execução. A fração de sombreamento horizontal das janelas também teve sua dimensão perturbada, sendo de 0,18 a 0,22 em uma distribuição uniforme (o valor é uma fração da altura da janela).

Todos os demais objetos compreendem a massa específica, condutividade térmica, calor específico, emissividade e absorvância solar, cuja incerteza já foi definida.

As Tabelas 9 a 15 mostram as variáveis exclusivas de cada modelo de desempenho de 1 a 6. As informações dessas tabelas se referem às distribuições de probabilidades consideradas na análise local e na análise global. A coluna 'valor base' é o valor determinístico do objeto no respectivo modelo, obtido como resultado da seção 5.5, ao se criarem as alternativas de desempenho.

Na análise local considera-se o intervalo de LI (limite inferior) e LS (limite superior) das Tabelas 9 a 15. Esse intervalo é subdividido em 10 níveis igualmente espaçados para todas as variáveis, calculados conforme a respectiva distribuição de probabilidades. Na distribuição normal calcularam-se os limites com 95% de confiabilidade.

No modelo 1, a amostra teve tamanho de 680 observações; nos modelos 2 a 4 a amostra teve 720 observações; os modelos 5 e 6 tiveram 760 observações. O total de simulações realizadas nesta análise foi de 4360. O Quadro 25 mostra um resumo da análise local.

Quadro 25 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis físicas.

- Fonte de incertezas: Física.
- Análise de sensibilidade Local {cf. seção 4.4.3}.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidas na seção 5.1}.
- Aplicada a seis modelos de desempenho {definidos na seção 5.7}.
- Quantidade de variáveis independentes = 68 a 76 entre modelos {cf. Tabelas 9 a 15}.
- Amostra *one-at-a-time* com 10 níveis em cada variável.
- Tamanho da amostra = 680 a 760 observações por modelo (4360 observações no total).
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade local {cf. seção 4.4.3}

### 5.6.3.2. Análise global e de incertezas

Na análise global consideram-se as distribuições de probabilidades definidas na respectiva coluna ‘distribuição’ das Tabelas 9 a 15. Há distribuição normal, definida por uma média e um desvio padrão; há a distribuição uniforme, definida por um limite inferior e superior; há também a distribuição triangular, definida por um limite inferior, superior e a moda (cf. seção 3.3.3). Considera-se o procedimento da análise de Sobol’ definido na seção 4.4.6.

Em cada modelo de desempenho gerou-se uma amostra aleatória com o Hipercubo Latino de tamanho 120 observações. O tamanho total da amostra foi diferente em cada modelo, sendo que no método de Sobol’ o tamanho depende do número de variáveis. No modelo 1 a amostra teve tamanho de 8400 observações; nos modelos 2 a 4 a amostra teve 8800 observações; os modelos 5 e 6 tiveram 9360 observações. O total de simulações realizadas nesta análise foi 53.520. O Quadro 26 mostra um resumo da análise global.

Quadro 26 – Resumo da análise de incertezas global na fonte de variáveis físicas.

- Fonte de incertezas: Física.
- Análise de sensibilidade global {cf. seção 4.4.6} – método de Sobol’.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidas na seção 5.1}.
- Aplicada a seis modelos de desempenho {definidos na seção 5.7}.
- Quantidade de variáveis independentes = 68 a 76 entre modelos {cf. Tabelas 9 a 15}.
- Amostra inicial com Hipercubo Latino (n=120) e criação de matrizes com o método de Sobol’.
- Tamanho da amostra = 8400 a 9360 observações por modelo (53.520 observações no total).
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade totais {cf. seção B.7}.

Tabela 9 – Informações das variáveis independentes comuns a todos os modelos na fonte de incerteza física local e global (continua).

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Solo	Condutividade térmica	solo_l	W/mK	1,33	T(1,1   1,33   1,5)	1,1	1,5
	Massa específica	solo_p	kg/m <sup>3</sup>	1500	N(1500   165)	1176,6	1823,4
	Calor específico	solo_c	J/mK	850	N(850   68)	716,72	983,28
	Diferença de temperatura	solo_temp	°C	0	U(-0,2   0,2)	-0,2	0,2
	Refletância	albedo	-	0,2	T(0,13   0,2   0,26)	0,13	0,26
Porta de madeira	Espessura	por_e	m	0,03	N(0,03   0,003)	0,0241	0,0359
	Condutividade térmica	por_l	W/mK	0,29	N(0,29   0,0551)	0,182	0,398
	Massa específica	por_p	kg/m <sup>3</sup>	800	N(800   88)	627,5	972,5
	Calor específico	por_c	J/mK	1340	N(1340   107,2)	1130	1550
	Absortância solar	por_abs	-	0,7	N(0,7   0,04)	0,622	0,778
	Emissividade	por_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Taxa de infiltração	por_inf	kg/s.m	0,02	N(0,02   0,004)	0,01216	0,02784
Vidro da janela	Espessura	vid_e	m	0,003	T(0,0027   0,003   0,0033)	0,0027	0,0033
	Transmissão solar	vid_tsol	-	0,837	N(0,837   0,005)	0,827	0,847
	Transmissão visível	vid_tvis	-	0,898	N(0,898   0,005)	0,888	0,908
	Emissividade	vid_em	-	0,84	N(0,84   0,04)	0,762	0,918
	Condutividade térmica	vid_l	W/mK	0,9	N(0,9   0,018)	0,865	0,935
Veneziana da janela	Transmissão solar e visível	venz_trans	-	0,4	N(0,4   0,05)	0,302	0,498
	Reflexão solar e visível	venz_refl	-	0,2	N(0,2   0,05)	0,102	0,298
	Emissividade	venz_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Espessura	venz_e	m	0,01	N(0,01   0,001)	0,00804	0,01196
	Condutividade térmica	venz_l	W/mK	0,15	N(0,15   0,0135)	0,124	0,176
	Distância do vidro	venz_dist	m	0,05	T(0,04   0,05   0,06)	0,04	0,06
	Permeabilidade	venz_perm	-	0,1	T(0,01   0,1   0,15)	0,01	0,15

Tabela 9 – Informações das variáveis independentes comuns a todos os modelos na fonte de incerteza física local e global (conclusão).

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Abertura	Largura da janela	jan_larg	m	1,5	U(1,48   1,52)	1,48	1,52
Sombreamento da janela	Fração de sombreamento	somb_frac	-	0,2	U(0,18   0,22)	0,18	0,22
Concreto do piso	Espessura	piso_econ	m	0,1	N(0,1   0,01)	0,0804	0,1196
	Condutividade térmica	piso_lcon	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	piso_pcon	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	piso_ccon	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
Cerâmica do piso	Espessura	piso_ecer	m	0,01	N(0,01   0,001)	0,00804	0,01196
	Condutividade térmica	piso_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	piso_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1800	N(1800   72)	1658,9	1941,1
	Calor específico	piso_ccer	J/mK	840	N(840   159,6)	527	1153
Argamassa da parede interna	Espessura	parint_earg	m	0,025	N(0,025   0,0025)	0,0201	0,0299
	Condutividade térmica	parint_larg	W/mK	1,15	N(1,15   0,2185)	0,722	1,578
	Massa específica	parint_parg	kg/m <sup>3</sup>	2100	N(2100   84)	1935,4	2264,6
	Calor específico	parint_carg	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
Cerâmica da parede interna	Espessura	parint_ecer	m	0,007	N(0,007   0,0007)	0,00563	0,00837
	Condutividade térmica	parint_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	parint_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	parint_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
Material equivalente da parede interna	Espessura	parint_eeqv	m	0,0538	N(0,0538   0,00538)	0,04326	0,06434
	Condutividade térmica	parint_leqv	W/mK	1	N(1   0,19)	0,628	1,372
	Massa específica	parint_peqv	kg/m <sup>3</sup>	1277,76	N(1277,76   51,1104)	1177,6	1377,9
	Calor específico	parint_ceqv	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372

Tabela 10 – Informações das variáveis independentes do modelo 1 na fonte de incerteza física local e global.

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Argamassa da parede externa	Espessura	parext_earg	m	0,025	N(0,025   0,0025)	0,0201	0,0299
	Condutividade térmica	parext_larg	W/mK	1,15	N(1,15   0,2185)	0,722	1,578
	Massa específica	parext_parg	kg/m <sup>3</sup>	2100	N(2100   84)	1935,4	2264,6
	Calor específico	parext_carg	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	parext_abs	-	0,72	N(0,72   0,04)	0,642	0,798
	Emissividade	parext_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
Cerâmica da parede externa	Espessura	parext_ecer	m	0,007	N(0,007   0,0007)	0,00563	0,00837
	Condutividade térmica	parext_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	parext_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	parext_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
Material equivalente da parede externa	Espessura	parext_eeqv	m	0,1592	N(0,1592   0,01592)	0,12800	0,19040
	Condutividade térmica	parext_leqv	W/mK	0,2	N(0,2   0,038)	0,126	0,274
	Massa específica	parext_peqv	kg/m <sup>3</sup>	446,45	N(446,45   17,858)	411,4	481,5
	Calor específico	parext_ceqv	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
Amianto da cobertura	Espessura	cob_eami	m	0,007	N(0,007   0,0007)	0,00563	0,00837
	Condutividade térmica	cob_lami	W/mK	0,95	N(0,95   0,1805)	0,596	1,304
	Massa específica	cob_pami	kg/m <sup>3</sup>	1800	N(1800   72)	1658,9	1941,1
	Calor específico	cob_cami	J/mK	840	N(840   159,6)	527	1153
	Absortância solar	cob_abs	-	0,8	N(0,8   0,04)	0,722	0,878
	Emissividade	cob_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Janela	Fração de ventilação	jan_fvent	-	0,32	N(0,32   0,032)	0,2573
Taxa de infiltração		jan_inf	kg/m.s	0,00001	N(0,00001   0,000002)	0,00000608	0,00001392

Tabela 11 – Informações das variáveis independentes do modelo 2 na fonte de incerteza física local e global.

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Argamassa da parede externa	Espessura	parext_earg	m	0,015	N(0,015   0,0015)	0,01206	0,01794
	Condutividade térmica	parext_larg	W/mK	1,15	N(1,15   0,2185)	0,722	1,578
	Massa específica	parext_parg	kg/m <sup>3</sup>	2100	N(2100   84)	1935,4	2264,6
	Calor específico	parext_carg	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	parext_abs	-	0,72	N(0,72   0,04)	0,642	0,798
Cerâmica da parede externa	Emissividade	parext_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Espessura	parext_ecer	m	0,1	N(0,1   0,01)	0,08040	0,11960
	Condutividade térmica	parext_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	parext_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	parext_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
Argamassa de gesso da parede externa	Espessura	parext_eges	m	0,015	N(0,015   0,0015)	0,01206	0,01794
	Condutividade térmica	parext_lges	W/mK	0,7	N(0,7   0,133)	0,439	0,961
	Massa específica	parext_pges	kg/m <sup>3</sup>	1200	N(1200   48)	1105,9	1294,1
	Calor específico	parext_cges	J/mK	840	N(840   159,6)	527	1153
Concreto exterior da cobertura	Espessura	cobext_econ	m	0,04	N(0,04   0,004)	0,03216	0,04784
	Condutividade térmica	cobext_lcon	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	cobext_pcon	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	cobext_ccon	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	cob_abs	-	0,54	N(0,54   0,04)	0,462	0,618
	Emissividade	cob_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
Concreto interior da cobertura	Espessura	cobint_econ	m	0,04	N(0,04   0,004)	0,03216	0,04784
	Condutividade térmica	cobint_lcon	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	cobint_pcon	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	cobint_ccon	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
Janela	Fração de ventilação	jan_fvent	-	0,54	N(0,54   0,054)	0,4342	0,6458
	Taxa de infiltração	jan_inf	kg/m.s	0,017	N(0,017   0,0034)	0,01034	0,02366

Tabela 12 – Informações das variáveis independentes do modelo 3 na fonte de incerteza física local e global.

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Argamassa da parede externa	Espessura	parext_earg	m	0,015	N(0,015   0,0015)	0,01206	0,01794
	Condutividade térmica	parext_larg	W/mK	1,15	N(1,15   0,2185)	0,722	1,578
	Massa específica	parext_parg	kg/m <sup>3</sup>	2100	N(2100   84)	1935,4	2264,6
	Calor específico	parext_carg	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	parext_abs	-	0,37	N(0,37   0,04)	0,292	0,448
Cerâmica da parede externa	Emissividade	parext_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Espessura	parext_ecer	m	0,1	N(0,1   0,01)	0,08040	0,11960
	Condutividade térmica	parext_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	parext_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	parext_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
Argamassa de gesso da parede externa	Espessura	parext_eges	m	0,015	N(0,015   0,0015)	0,01206	0,01794
	Condutividade térmica	parext_lges	W/mK	0,7	N(0,7   0,133)	0,439	0,961
	Massa específica	parext_pges	kg/m <sup>3</sup>	1200	N(1200   48)	1105,9	1294,1
	Calor específico	parext_cges	J/mK	840	N(840   159,6)	527	1153
Concreto exterior da cobertura	Espessura	cobext_econ	m	0,04	N(0,04   0,004)	0,03216	0,04784
	Condutividade térmica	cobext_lcon	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	cobext_pcon	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	cobext_ccon	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	cob_abs	-	0,63	N(0,63   0,04)	0,552	0,708
	Emissividade	cob_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
Concreto interior da cobertura	Espessura	cobint_econ	m	0,04	N(0,04   0,004)	0,03216	0,04784
	Condutividade térmica	cobint_lcon	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	cobint_pcon	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	cobint_ccon	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
Janela	Fração de ventilação	jan_fvent	-	1	T(0,61   0,99   1,00)	0,6080	1,0000
	Taxa de infiltração	jan_inf	kg/m.s	0,023	N(0,023   0,0046)	0,01398	0,03202

Tabela 13 – Informações das variáveis independentes do modelo 4 na fonte de incerteza física local e global.

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Argamassa da parede externa	Espessura	parext_earg	m	0,02	N(0,02   0,002)	0,01608	0,02392
	Condutividade térmica	parext_larg	W/mK	1,15	N(1,15   0,2185)	0,722	1,578
	Massa específica	parext_parg	kg/m <sup>3</sup>	2100	N(2100   84)	1935,4	2264,6
	Calor específico	parext_carg	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	parext_abs	-	0,8	N(0,8   0,04)	0,722	0,878
Cerâmica da parede externa	Emissividade	parext_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Espessura	parext_ecer	m	0,007	N(0,007   0,0007)	0,00563	0,00837
	Condutividade térmica	parext_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	parext_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	parext_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
Material equivalente da parede externa	Espessura	parext_eeqv	m	0,1016	N(0,1016   0,01016)	0,08169	0,12151
	Condutividade térmica	parext_leqv	W/mK	0,5	N(0,5   0,095)	0,314	0,686
	Massa específica	parext_peqv	kg/m <sup>3</sup>	702,17	N(702,17   28,0868)	647,1	757,2
	Calor específico	parext_ceqv	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
Cerâmica da cobertura	Espessura	cob_ecer	m	0,02	N(0,02   0,002)	0,01608	0,02392
	Condutividade térmica	cob_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	cob_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	cob_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
	Absortância solar	cob_abs	-	0,2	N(0,2   0,04)	0,122	0,278
	Emissividade	cob_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
Madeira da cobertura	Espessura	cob_emad	m	0,015	N(0,015   0,0015)	0,01206	0,01794
	Condutividade térmica	cob_lmاد	W/mK	0,23	N(0,23   0,0437)	0,144	0,316
	Massa específica	cob_pmad	kg/m <sup>3</sup>	750	N(750   30)	588,3	911,7
	Calor específico	cob_cmad	J/mK	1340	N(1340   254,6)	1130	1550
Janela	Fração de ventilação	jan_fvent	-	0,43	N(0,43   0,043)	0,3457	0,5143
	Taxa de infiltração	jan_inf	kg/m.s	0,023	N(0,023   0,0046)	0,01398	0,03202

Tabela 14 – Informações das variáveis independentes do modelo 5 na fonte de incerteza física local e global (continua).

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Argamassa da parede externa	Espessura	parext_earg	m	0,025	N(0,025   0,0025)	0,0201	0,0299
	Condutividade térmica	parext_larg	W/mK	1,15	N(1,15   0,2185)	0,722	1,578
	Massa específica	parext_parg	kg/m <sup>3</sup>	2100	N(2100   84)	1935,4	2264,6
	Calor específico	parext_carg	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	parext_abs	-	0,72	N(0,72   0,04)	0,642	0,798
Cerâmica da parede externa	Emissividade	parext_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Espessura	parext_eceer	m	0,007	N(0,007   0,0007)	0,00563	0,00837
	Condutividade térmica	parext_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	parext_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	parext_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
Material equivalente da parede externa	Espessura	parext_eeqv	m	0,1592	N(0,1592   0,01592)	0,12800	0,19040
	Condutividade térmica	parext_leqv	W/mK	0,2	N(0,2   0,038)	0,126	0,274
	Massa específica	parext_peqv	kg/m <sup>3</sup>	446,45	N(446,45   17,858)	411,4	481,5
	Calor específico	parext_ceqv	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
Cerâmica exterior da cobertura	Espessura	cobext_eceer	m	0,01	N(0,01   0,001)	0,00804	0,01196
	Condutividade térmica	cobext_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	cobext_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	cobext_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
	Absortância solar	cob_abs	-	0,37	N(0,37   0,04)	0,292	0,448
Cerâmica interior da cobertura	Emissividade	cob_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
	Espessura	cobint_eceer	m	0,01	N(0,01   0,001)	0,00804	0,01196
	Condutividade térmica	cobint_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	cobint_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	cobint_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263

Tabela 14 - Informações das variáveis independentes do modelo 5 na fonte de incerteza física local e global (conclusão).

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Madeira da cobertura	Espessura	cob_emad	m	0,02	N(0,02   0,002)	0,01608	0,02392
	Condutividade térmica	cob_lmاد	W/mK	0,23	N(0,23   0,0437)	0,144	0,316
	Massa específica	cob_pmad	kg/m <sup>3</sup>	750	N(750   60)	632,4	867,6
	Calor específico	cob_cmاد	J/mK	1340	N(1340   147,4)	1051	1629
Janela	Fração de ventilação	jan_fvent	-	0,54	N(0,54   0,054)	0,434	0,646
	Taxa de infiltração	jan_inf	kg/m.s	0,00001	N(0,00001   0,000002)	0,0000061	0,0000139

Tabela 15 – Informações das variáveis independentes do modelo 6 na fonte de incerteza física local e global (continua).

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Concreto exterior da parede externa	Espessura	parext_econext	m	0,08	N(0,08   0,008)	0,0643	0,0957
	Condutividade térmica	parext_lconext	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	parext_pconext	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	parext_cconext	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
	Absortância solar	parext_abs	-	0,29	N(0,29   0,04)	0,212	0,368
	Emissividade	parext_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
Isolamento térmico da parede externa	Espessura	parext_eter	m	0,02	N(0,02   0,002)	0,01608	0,02392
	Condutividade térmica	parext_lter	W/mK	0,045	N(0,045   0,00405)	0,037	0,053
	Massa específica	parext_pter	kg/m <sup>3</sup>	45	N(45   5,85)	33,5	56,5
	Calor específico	parext_cter	J/mK	750	N(750   30)	691	809
Concreto interior da parede externa	Espessura	parext_econint	m	0,08	N(0,08   0,008)	0,0643	0,0957
	Condutividade térmica	parext_lconint	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	parext_pconint	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	parext_cconint	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372

Tabela 15 - Informações das variáveis independentes do modelo 6 na fonte de incerteza física local e global (conclusão).

Local	Variável	ID	Unidade	Valor base	Distribuição	LI	LS
Cerâmica da cobertura	Espessura	cob_ecer	m	0,02	N(0,02   0,002)	0,0161	0,0239
	Condutividade térmica	cob_lcer	W/mK	0,9	N(0,9   0,171)	0,565	1,235
	Massa específica	cob_pcer	kg/m <sup>3</sup>	1400	N(1400   56)	1290,2	1509,8
	Calor específico	cob_ccer	J/mK	920	N(920   174,8)	577	1263
	Absortância solar	cob_abs	-	0,2	N(0,2   0,04)	0,122	0,278
	Emissividade	cob_em	-	0,9	N(0,9   0,02)	0,861	0,939
Isolamento térmico da cobertura	Espessura	cob_eter	m	0,02	N(0,02   0,002)	0,01608	0,02392
	Condutividade térmica	cob_lter	W/mK	0,045	N(0,045   0,00405)	0,037	0,053
	Massa específica	cob_pter	kg/m <sup>3</sup>	45	N(45   5,85)	33,5	56,5
	Calor específico	cob_cter	J/mK	750	N(750   30)	691	809
Concreto da cobertura	Espessura	cob_econ	m	0,08	N(0,08   0,008)	0,0643	0,0957
	Condutividade térmica	cob_lcon	W/mK	1,75	N(1,75   0,3325)	1,098	2,402
	Massa específica	cob_pcon	kg/m <sup>3</sup>	2400	N(2400   96)	2211,8	2588,2
	Calor específico	cob_ccon	J/mK	1000	N(1000   190)	628	1372
Janela	Fração de ventilação	jan_fvent	-	0,89	T(0,65   0,89   1,00)	0,650	1,000
	Taxa de infiltração	jan_inf	kg/m.s	0,006	N(0,006   0,0012)	0,003648	0,008352

### 5.6.4 Incerteza operacional

As incertezas operacionais compreendem os objetos de uma simulação computacional que tratam do comportamento dos ocupantes da edificação, da operação de equipamentos eletroeletrônicos, da operação dos sistemas de ventilação natural e condicionamento artificial e das cargas internas.

Nesta análise foram considerados dados primários obtidos por pesquisa em campo, alguns dados de bibliografia e dados adotados conhecendo-se o contexto da incerteza.

Foram pesquisadas informações acerca do uso e ocupação de habitações de interesse social na cidade de Florianópolis/SC ao longo do ano de 2012. Optou-se por utilizar resultados de uma pesquisa específica para que a análise realizada neste trabalho resulte em conclusões mais próximas da realidade, e não seja somente uma aplicação hipotética do método desenvolvido. De qualquer maneira, a incerteza operacional em edificações é uma informação muito útil, mas difícil de ser encontrada na literatura.

O tratamento dos dados referentes às variáveis operacionais e às cargas internas está disponível em diferentes fontes: Silva et al. (2012), Silva et al. (2013), Silva e Ghisi (2013), Silva et al. (2014), Silva; Ghisi (2014) e em Ghisi et al. (2015). No Apêndice D é apresentada uma síntese de tais resultados.

#### 5.6.4.1. Análise local

A análise de sensibilidade local das variáveis operacionais seguiu o procedimento descrito na seção 4.4.3. Criou-se uma amostra *one-at-a-time* com as variáveis da Tabela 16, sendo que na ocasião de perturbação de uma variável, as demais são mantidas constantes no mesmo nível do modelo de referência. A mesma amostra foi utilizada para os seis modelos de alternativas de desempenho.

A Tabela 16 contém todas as variáveis operacionais, as quais estão descritas detalhadamente no Apêndice D, além de algumas variáveis adicionais. As rotinas de ocupação foram separadas por ambiente (sala, cozinha e dormitórios). Cada rotina possui três níveis de variação (inferior, mediana e superior), conforme a seção D.1. A unidade escolhida para representar essa variável foi horas/ano, ou seja, a quantidade de horas que cada ambiente é efetivamente ocupado durante o ano; é um valor crescente no qual o nível inferior tem menor número de horas ocupadas e o superior tem maior número.

As rotinas de operação de portas e janelas também foram consideradas separadamente por ambiente e em níveis inferior, mediana e superior (cf. seção D.2). A unidade dessas rotinas é horas/ano, ou seja, o número de horas em que a abertura está totalmente disponível para ser aberta durante o ano. Além do critério da disponibilidade é importante ressaltar que as aberturas são operadas pela temperatura interna e por uma temperatura de *set point*. Sempre que a temperatura interna for maior que a externa, e sempre que a temperatura externa for maior do que a do *set point*, a abertura é operada se a disponibilidade permitir.

O *set point* também foi considerado como uma variável independente nessa análise, através das variáveis ‘SetpointVer’ e ‘SetpointInv’ da Tabela 16, que representam o *set point* de operação das janelas no verão e no inverno, respectivamente. Cada uma foi considerada em três valores, de tal forma que no inverno a probabilidade de abertura das janelas seja menor em função do desconforto pelo frio.

Sabe-se que as rotinas não são inseridas com essa unidade (horas/ano) no programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>; tendo sido ‘simplificadas’ para serem consideradas como variáveis independentes, para fins estatísticos. O que foi efetivamente inserido na simulação foi uma série de informações horárias em formato de texto ASCII (de tamanho 8760 observações), que foram criadas externamente ao arquivo ‘IDF’ dos modelos de simulação. No momento de cada simulação, o programa faz referência aos arquivos externos que contêm as rotinas (pelo objeto *Schedule:File* do *EnergyPlus*<sup>TM</sup>).

As rotinas de uso da iluminação foram consideradas com a unidade horas/dia, ou seja, o tempo total de uso em cada dia. Também foram utilizadas as rotinas descritas na seção D.4. Foram consideradas em três níveis, ou seja, inferior, mediana e superior.

A taxa de metabolismo foi considerada separadamente em cada ambiente, devido às diferentes atividades realizadas pelos ocupantes. As incertezas foram adotadas conforme especificado no *Handbook of Fundamentals* (ASHRAE, 2009). Considerou-se uma incerteza de metabolismo de 40 a 60W/m<sup>2</sup> nos dormitórios, de 60 a 80W/m<sup>2</sup> na sala e de 70 a 100W/m<sup>2</sup> na cozinha. A área de pele foi fixada em 1,8m<sup>2</sup> em todas as simulações, resultando no intervalo de valores indicado na Tabela 16. Essas variáveis foram consideradas na análise local em dez níveis discretos.

Tabela 16 – Variáveis consideradas na análise local na fonte de incerteza operacional (continua).

<b>Variável</b>	<b>ID</b>	<b>Unidade</b>	<b>Valores</b>
Rotina de ocupação nos dormitórios	RotOcupDorm	horas/ano	2681   3229   4009
Rotina de ocupação na sala	RotOcupSala	horas/ano	889   1785   2996
Rotina de ocupação na cozinha	RotOcupCoz	horas/ano	498   1623   3072
Rotina de uso da iluminação nos dormitórios	RotIllumDorm	horas/dia	0,584   1,167   1,686
Rotina de uso da iluminação na sala	RotIllumSala	horas/dia	1,5   2,0   3,208
Rotina de uso da iluminação na cozinha	RotIllumCoz	horas/dia	2,0   3,0   3,5
Rotina de operação de janelas nos dormitórios	RotJanDorm	horas/ano	2954   3683   4206
Rotina de operação de janelas na sala	RotJanSala	horas/ano	1627   2239   2739
Rotina de operação de janelas na cozinha	RotJanCoz	horas/ano	3330   4058   5200
Rotina de operação de portas nos dormitórios	RotPorDorm	horas/ano	3799   5099   5978
Rotina de operação de portas na sala	RotPorSala	horas/ano	1630   2434   3384
Rotina de operação de portas na cozinha	RotPorCoz	horas/ano	2232   3255   4510
Taxa de metabolismo dos ocupantes nos dormitórios	MetOcupDorm	W/pessoa	{72—108} em dez níveis
Taxa de metabolismo dos ocupantes na sala	MetOcupSala	W/pessoa	{108—144} em dez níveis
Taxa de metabolismo dos ocupantes na cozinha	MetOcupCoz	W/pessoa	{126—180} em dez níveis
Fração radiante dos ocupantes na edificação	FradOcup	-	{0,38—0,60} em dez níveis
Potência instalada com equipamentos nos dormitórios	PotEquipDorm	W/m <sup>2</sup>	10,21   18,28   26,36
Potência instalada com equipamentos na sala	PotEquipSala	W/m <sup>2</sup>	12,51   19,31   26,10
Potência instalada com equipamentos na cozinha	PotEquipCoz	W/m <sup>2</sup>	59,31   71,89   84,74

Obs.: (1) os limites da variável FradEquip foram definidos com base na distribuição normal de média 0,5 e desvio padrão 0,1 com 90% de confiabilidade.

Tabela 16 - Variáveis consideradas na análise local na fonte de incerteza operacional (conclusão).

Variável	ID	Unidade	Valores
Fator radiante dos equipamentos na edificação	FradEquip <sup>(1)</sup>	-	{0,335—0,664} em dez níveis
Potência instalada com iluminação nos dormitórios	PotIllumDorm	W/m <sup>2</sup>	3,36   3,82   4,29
Potência instalada com iluminação na sala	PotIllumSala	W/m <sup>2</sup>	1,63   2,01   2,40
Potência instalada com iluminação na cozinha	PotIllumCoz	W/m <sup>2</sup>	2,17   2,60   3,03
Fração radiante das luminárias na edificação	FradIllum	-	{0,74—0,95} em dez níveis
Radiação solar de operação da veneziana	OpVenez	W/m <sup>2</sup>	{100—400} em dez níveis
Set point de operação de janelas no verão na edificação	SetpointVer	°C	20   21   22
Set point de operação de janelas no inverno na edificação	SetpointInv	°C	24   25   26
Set point de temperatura para resfriamento do HVAC	SetpointRes	°C	24   25   26
Set point de temperatura para aquecimento do HVAC	SetpointAq	°C	20   21   22

Obs.: (1) os limites da variável FradEquip foram definidos com base na distribuição normal de média 0,5 e desvio padrão 0,1 com 90% de confiabilidade.

A fração radiante dos ocupantes foi considerada simultaneamente em todos os ambientes, também adotada conforme o *Handbook of Fundamentals* (ASHRAE, 2009), variando de 0,38 a 0,60. Também foi considerada em dez níveis discretos na análise local.

A potência instalada com equipamentos e iluminação foi considerada separadamente por ambiente, em níveis inferior, média e superior conforme descrito na seção D.4. A fração radiante dos equipamentos foi adotada como o intervalo de confiança de 90% de uma distribuição de média 0,5 e desvio padrão 0,1. A fração radiante das luminárias variaram de 0,74 a 0,95, representando diferentes tipos de luminárias e suas disposições no teto do ambiente. Todos esses valores foram adotados conforme o *Handbook of Fundamentals* (ASHRAE, 2009), e foram considerados nesta análise local em dez níveis discretos.

Considerou-se um *set point* para a operação da veneziana, o qual variou de 100 a 400W/m<sup>2</sup> de irradiação solar incidente na janela. Quando a irradiação for maior que o *set point*, a veneziana é operada para bloquear parte da energia incidente.

Finalmente, têm-se os *set points* de operação do sistema de ar-condicionado, sendo que para o resfriamento a incerteza foi de {24, 25 e 26°C} e para o aquecimento foi de {20, 21 e 22°C}. Ressalta-se que só há condicionamento artificial nos dormitórios e na sala.

A amostra local desta análise de incertezas operacional foi de 136 observações por modelo, totalizando 816 observações no total (nos seis modelos). O Quadro 27 mostra um resumo da análise local.

Quadro 27 – Resumo da análise de incertezas local na fonte de variáveis operacionais.

- Fonte de incertezas: Operacional.
- Análise de sensibilidade Local {cf. seção 4.4.3}.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidas na seção 5.1}.
- Aplicada a seis modelos de desempenho {definidos na seção 5.5}.
- Quantidade de variáveis independentes = 29 por modelo {cf. Tabela 16}.
- Amostra *one-at-a-time*.
- Tamanho da amostra = 136 observações por modelo (816 observações no total).
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade local {cf. seção 4.4.3}

#### 5.6.4.2. Análise global e de incertezas

A análise global considerou as mesmas variáveis da análise local, mas com diferentes distribuições de probabilidades em cada uma para condizer com o método aplicado. A Tabela 17 mostra as variáveis operacionais da análise de incerteza global e suas distribuições de probabilidade.

As rotinas de ocupação, operação de portas e janelas e iluminação continuaram como distribuição discreta. No entanto, o valor mediano tem 60% de probabilidade, enquanto os limites têm 20% de probabilidade de ocorrência. O mesmo foi feito para as potências instaladas com equipamentos e iluminação.

As taxas de metabolismo foram consideradas como distribuições triangulares de probabilidades, nas quais o valor central é a moda. A fração

radiante das luminárias e o *set point* de operação da veneziana também foram considerados como distribuições triangulares.

A fração radiante dos equipamentos foi considerada como distribuição normal. Os *set points* de operação das janelas no verão e inverno, bem como o *set point* do sistema de aquecimento e resfriamento, foram considerados como distribuições discretas, com distintas probabilidades de ocorrência de cada valor. O valor selecionado para o modelo de referência foi considerado como maior probabilidade de ocorrência.

O método utilizado foi o de Sobol', descrito na seção 4.4.6. Considerou-se uma matriz inicial de 200 observações com o Hipercubo Latino. O método de Sobol' construiu 6200 observações para cada modelo, totalizando 37.200 observações no total. O Quadro 28 mostra um resumo da análise global.

Quadro 28 – Resumo da análise de incertezas global na fonte de variáveis operacionais.

- Fonte de incertezas: Operacional.
- Análise de sensibilidade global {cf. seção 4.4.6} – método de Sobol'.
- Dimensões da incerteza, nível e natureza {definidas na seção 5.1}.
- Aplicada a seis modelos de desempenho {definidos na seção 5.5}.
- Quantidade de variáveis independentes = 29 por modelo {cf. Tabela 17}.
- Amostra inicial com Hipercubo Latino (n=200) e criação de matrizes com o método de Sobol'.
- Tamanho da amostra = 6200 observações por modelo (37.200 observações no total).
- Tratamento de dados: cálculo de índices de sensibilidade totais {cf. seção B.7}.

Tabela 17 – Variáveis consideradas na análise global na fonte de incerteza operacional (continua).

Variável	ID	Unidade	Valores
Rotina de ocupação nos dormitórios	RotOcupDorm	horas/ano	D{2681   3229   4009} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de ocupação na sala	RotOcupSala	horas/ano	D{889   1785   2996} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de ocupação na cozinha	RotOcupCoz	horas/ano	D{498   1623   3072} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de uso da iluminação nos dormitórios	RotIllumDorm	horas/dia	D{0,584   1,167   1,686} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de uso da iluminação na sala	RotIllumSala	horas/dia	D{1,5   2,0   3,208} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de uso da iluminação na cozinha	RotIllumCoz	horas/dia	D{2,0   3,0   3,5} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de operação de janelas nos dormitórios	RotJanDorm	horas/ano	D{2954   3683   4206} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de operação de janelas na sala	RotJanSala	horas/ano	D{1627   2239   2739} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de operação de janelas na cozinha	RotJanCoz	horas/ano	D{3330   4058   5200} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de operação de portas nos dormitórios	RotPorDorm	horas/ano	D{3799   5099   5978} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de operação de portas na sala	RotPorSala	horas/ano	D{1630   2434   3384} {0,2 0,6 0,2}
Rotina de operação de portas na cozinha	RotPorCoz	horas/ano	D{2232   3255   4510} {0,2 0,6 0,2}
Taxa de metabolismo dos ocupantes nos dormitórios	MetOcupDorm	W/pessoa	T{72   81   108}
Taxa de metabolismo dos ocupantes na sala	MetOcupSala	W/pessoa	T{108   117   144}
Taxa de metabolismo dos ocupantes na cozinha	MetOcupCoz	W/pessoa	T{126   167   180}
Fração radiante dos ocupantes na edificação	FradOcup	-	T{0,38   0,58   0,60}

Obs.: Distribuição discreta é denotada por D{níveis}{probabilidades}; Distribuição triangular é denotada por T{mínimo | moda | máximo}; Distribuição normal é denotada por N{média | desvio padrão}.

Tabela 17 – Variáveis consideradas na análise global na fonte de incerteza operacional (conclusão).

<b>Variável</b>	<b>ID</b>	<b>Unidade</b>	<b>Valores</b>
Potência instalada com equipamentos nos dormitórios	PotEquipDorm	W/m <sup>2</sup>	D{10,21   18,28   26,36}{0,2 0,6 0,2}
Potência instalada com equipamentos na sala	PotEquipSala	W/m <sup>2</sup>	D{12,51   19,31   26,10}{0,2 0,6 0,2}
Potência instalada com equipamentos na cozinha	PotEquipCoz	W/m <sup>2</sup>	D{59,31   71,89   84,74}{0,2 0,6 0,2}
Fator radiante dos equipamentos na edificação	FradEquip	-	N{0,5   0,1}
Potência instalada com iluminação nos dormitórios	PotIllumDorm	W/m <sup>2</sup>	D{3,36   3,82   4,29}{0,2 0,6 0,2}
Potência instalada com iluminação na sala	PotIllumSala	W/m <sup>2</sup>	D{1,63   2,01   2,40}{0,2 0,6 0,2}
Potência instalada com iluminação na cozinha	PotIllumCoz	W/m <sup>2</sup>	D{2,17   2,60   3,03}{0,2 0,6 0,2}
Fração radiante das luminárias na edificação	FradIllum	-	T{0,74   0,85   0,95}
Radiação solar de operação da veneziana	OpVenez	W/m <sup>2</sup>	T{100   200   400}
<i>Set point</i> de operação de janelas no verão na edificação	SetpointVer	°C	D{20   21   22}{0,4 0,3 0,3}
<i>Set point</i> de operação de janelas no inverno na edificação	SetpointInv	°C	D{24   25   26}{0,3 0,3 0,4}
<i>Set point</i> de temperatura para resfriamento do HVAC	SetpointRes	°C	D{24   25   26}{0,4 0,3 0,3}
<i>Set point</i> de temperatura para aquecimento do HVAC	SetpointAq	°C	D{20   21   22}{0,4 0,3 0,3}

Obs.: Distribuição discreta é denotada por D{níveis}{probabilidades}; Distribuição triangular é denotada por T{mínimo | moda | máximo}; Distribuição normal é denotada por N{média | desvio padrão}.

## 5.7 ETAPA 3 – APERFEIÇOAMENTO DE DESEMPENHO

Esta última finalidade seguiu o procedimento definido na seção 4.5.3.

### 5.7.1 Cenários de tomada de decisão

Definiram-se, ao todo, dezessete cenários de tomada de decisão, que podem ser interpretados como dezessete pessoas com preferências diferentes. As preferências são relacionadas ao grau de importância que se dá para cada uma das variáveis dependentes (agora denominadas critérios de desempenho): graus-hora de aquecimento, graus-hora de resfriamento, consumo de energia com aquecimento e consumo de energia com resfriamento. O indicador equivalente (*Ieq*) não foi considerado nessa análise, pois se trata de uma forma de agregação de variáveis; justamente o que essa análise se propõe a fazer.

O Quadro 29 mostra os cenários de tomada de decisão considerados para este estudo de caso. A Tabela 18 mostra os vetores de preferência calculados com o Processo Analítico Hierárquico (AHP).

Quadro 29 – Cenários de preferência de tomador de decisão com base no método AHP (continua).

Cenário	Descrição
Pref1	Todos os critérios são igualmente importantes
Pref2	Os critérios de graus-hora são moderadamente mais importantes do que os critérios de consumo de energia
Pref3	Os critérios de consumo de energia são moderadamente mais importantes do que os critérios de graus-hora
Pref4	Os critérios de aquecimento (graus-hora e consumo de energia) são moderadamente mais importante que os critérios de resfriamento (graus-hora e consumo de energia)
Pref5	Os critérios de resfriamento (graus-hora e consumo de energia) são moderadamente mais importante que os critérios de aquecimento (graus-hora e consumo de energia)
Pref6	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): graus-hora de aquecimento, graus-hora de resfriamento, consumo com aquecimento e consumo com resfriamento
Pref7	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): graus-hora de aquecimento, consumo com aquecimento, graus-hora de resfriamento e consumo com resfriamento

Quadro 24 – Cenários de preferência de tomador de decisão com base no método AHP (conclusão).

<b>Cenário</b>	<b>Descrição</b>
Pref8	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): graus-hora de aquecimento, consumo com aquecimento, consumo com resfriamento e graus-hora de resfriamento
Pref9	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): graus-hora de resfriamento, graus-hora de aquecimento, consumo com aquecimento e consumo com resfriamento
Pref10	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): graus-hora de resfriamento, consumo com resfriamento, consumo com aquecimento e graus-hora de aquecimento
Pref11	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): graus-hora de resfriamento, consumo com resfriamento, graus-hora de aquecimento e consumo com aquecimento
Pref12	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): consumo com aquecimento, consumo com resfriamento, graus-hora de resfriamento e graus-hora de aquecimento
Pref13	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): consumo com aquecimento, graus-hora de aquecimento, consumo com resfriamento e graus-hora de resfriamento
Pref14	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): consumo com aquecimento, graus-hora de aquecimento, graus-hora de resfriamento e consumo com resfriamento
Pref15	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): consumo com resfriamento, consumo com aquecimento, graus-hora de resfriamento e graus-hora de resfriamento
Pref16	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): consumo com resfriamento, graus-hora de resfriamento, consumo com aquecimento e graus-hora de aquecimento
Pref17	Um critério é ligeiramente mais importante do que o outro na seguinte ordem (descrescente): consumo com resfriamento, graus-hora de resfriamento, graus-hora de aquecimento e consumo com aquecimento

Tabela 18 – Vetores de preferência para cada cenário de tomada de decisão com base no método AHP.

<b>Cenário</b>	<b>GHA</b>	<b>GHR</b>	<b>CA</b>	<b>CR</b>
Pref1	0,250	0,250	0,250	0,250
Pref2	0,420	0,420	0,080	0,080
Pref3	0,080	0,080	0,420	0,420
Pref4	0,420	0,080	0,420	0,080
Pref5	0,080	0,420	0,080	0,420
Pref6	0,519	0,187	0,167	0,127
Pref7	0,519	0,167	0,187	0,127
Pref8	0,519	0,127	0,187	0,167
Pref9	0,187	0,519	0,167	0,127
Pref10	0,127	0,519	0,167	0,187
Pref11	0,167	0,519	0,127	0,187
Pref12	0,167	0,127	0,519	0,187
Pref13	0,187	0,127	0,519	0,167
Pref14	0,187	0,167	0,519	0,127
Pref15	0,127	0,167	0,187	0,519
Pref16	0,127	0,187	0,167	0,519
Pref17	0,167	0,187	0,127	0,519

### 5.7.2 Tomada de decisão multicritério

Cada avaliação individual de tomada de decisão com a Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal (TOPSIS) requer as informações mostradas no Quadro 30, ou seja, um vetor de preferência e um conjunto de valores de desempenho de cada alternativa em cada critério. Ressalta-se que as alternativas de desempenho são os modelos 1 a 6 (definidos na seção 5.5) e os critérios de desempenho são as variáveis dependentes (cf. seção 5.4).

Primeiramente realiza-se a análise TOPSIS determinística, considerando o conjunto de valores como sendo o valor central do intervalo de confiança, em cada fonte de incerteza (já determinado na Etapa 2 da seção 5.6). Aplica-se o método TOPSIS (cf. seção 4.4.10) e obtém-se a classificação das melhores alternativas de desempenho.

Depois de efetuada a análise determinística, parte-se para uma análise probabilística, na qual a seleção dos conjuntos de valores considera os intervalos de confiança completos obtidos com cada fonte de incerteza (cf. seção 5.6). A Figura 45 mostra um esquema para se entender os valores limites empregados nessa análise probabilística. Em cada fonte de incerteza (algoritmos, modelagem, operacional e física) toma-se três valores de cada

distribuição de probabilidades (limite inferior, valor central e limite superior) para a construção de uma amostra de combinações de valores.

Quadro 30 – Informações necessárias para a avaliação de tomada de decisão com o método TOPSIS.

	Critério 1	Critério 2	Critério 3	Critério 4
Vetor de preferência				
Alternativa 1	Conjuntos de valores determinísticos de desempenho			
Alternativa 2				
Alternativa 3				
Alternativa 4				
Alternativa 5				
Alternativa 6				

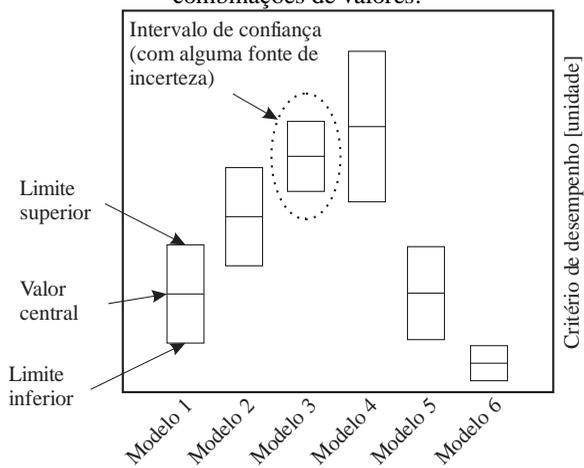
Essa combinação é feita em cada fonte de incerteza. Portanto, três valores são tomados para cada distribuição de modelo de desempenho (6) e critério de desempenho (4), o que demandaria uma amostra fatorial de  $3^{24}$  combinações ( $\sim 2,82 \times 10^{11}$  cálculos de TOPSIS). Além de ser uma abordagem inviável, é desnecessária para o propósito desta análise. Criou-se, portanto, uma amostra do método do Hipercubo Latino (cf. seção 3.3.2) com 100 observações aleatórias estratificadas. Essas 100 observações são os 100 conjuntos de valores a serem considerados em cada análise TOPSIS para a tomada de decisão (ver Quadro 30).

Como há dezessete cenários de preferência de tomador de decisão, foram realizadas 1700 avaliações TOPSIS em cada fonte de incerteza, totalizando 6800 avaliações no total.

A interpretação dos resultados é realizada por meio das probabilidades de ocorrência. Em cada fonte de incerteza, analisa-se a probabilidade de que cada modelo de desempenho seja o primeiro melhor modelo, o segundo melhor modelo, e assim por diante em toda a amostra.

Deve-se ressaltar a necessidade da normalização dos valores para serem utilizados no método TOPSIS. A amostra de 100 observações foi normalizada em cada critério de desempenho através de uma abordagem vetorial de acordo com a Eq. 18 da seção 4.4.10.

Figura 45 – Esquema para a seleção dos limites para a criação de uma amostra de combinações de valores.





## 6 RESULTADOS

Este capítulo mostra os resultados de todas as análises deste trabalho. Há a discussão sobre o desempenho térmico do modelo de referência (edificação residencial unifamiliar) e as três etapas do método desenvolvido aplicadas a esse modelo de referência.

### 6.1 DESEMPENHO DO MODELO DE REFERÊNCIA

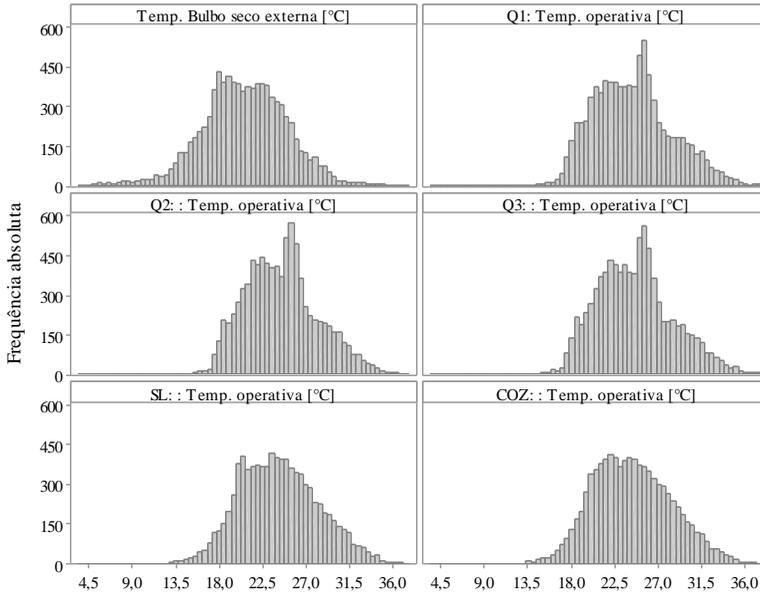
Esta seção mostra os resultados do modelo de referência (definido na seção 5.2). São mostradas e discutidas as saídas da simulação computacional para comprovar que os valores estão de acordo com os limites da realidade.

A Figura 46 mostra o histograma das temperaturas horárias obtidas na simulação do modelo de referência, ao longo das 8760 horas do ano do arquivo climático. O maior valor anual de temperatura operativa horária foi obtido no dormitório 3 ( $37,7^{\circ}\text{C}$ ), mas é pouco representativo, como mostrado no histograma.

A Figura 47 mostra o histograma da renovação de ar por hora nos ambientes do modelo de referência. Há valores altos de renovação de ar, como  $23,5\text{ h}^{-1}$  no dormitório 3 (de baixa probabilidade de ocorrência). No entanto, a média das renovações de ar está entre 1,2 e  $2,6\text{ h}^{-1}$  (valores entre os ambientes).

A Figura 48 mostra o histograma de consumo horário de energia com aquecimento para os ambientes. A Figura 49 mostra o mesmo para o consumo horário de energia com resfriamento. Há valores extremos de consumo horário de energia, mas as médias estão entre 156,8 e  $178,6\text{Wh}$  para resfriamento e entre 141,3 e  $399,6\text{Wh}$  para aquecimento.

Figura 46 – Histograma de frequência da temperatura de bulbo seco externa e temperatura operativa dos ambientes do modelo de referência.



A Tabela 19 mostra as variáveis dependentes calculadas a partir das saídas do modelo de referência (temperaturas e consumos de energia horários). Percebe-se que há maior desconforto térmico no período quente do que no período frio, representado pelo maior valor nos graus-hora de resfriamento. A sala apresentou graus-hora de resfriamento muito superior ao dos dormitórios; em parte é devido ao desconforto ser avaliado em horários diurnos na sala e em horários noturnos nos dormitórios.

Nos dormitórios o consumo com resfriamento é superior ao consumo com aquecimento; o contrário acontece na sala. Ressalta-se que, na existência de tantas variáveis dependentes a serem analisadas, optou-se por considerar somente as variáveis equivalentes e totais nas análises deste trabalho. São elas os graus-hora de aquecimento e resfriamento (equivalentes de toda a edificação) e os consumos de energia com aquecimento e resfriamento (totais da edificação).

Figura 47 – Histograma de frequência da renovação de ar (ventilação natural) dos ambientes do modelo de referência.

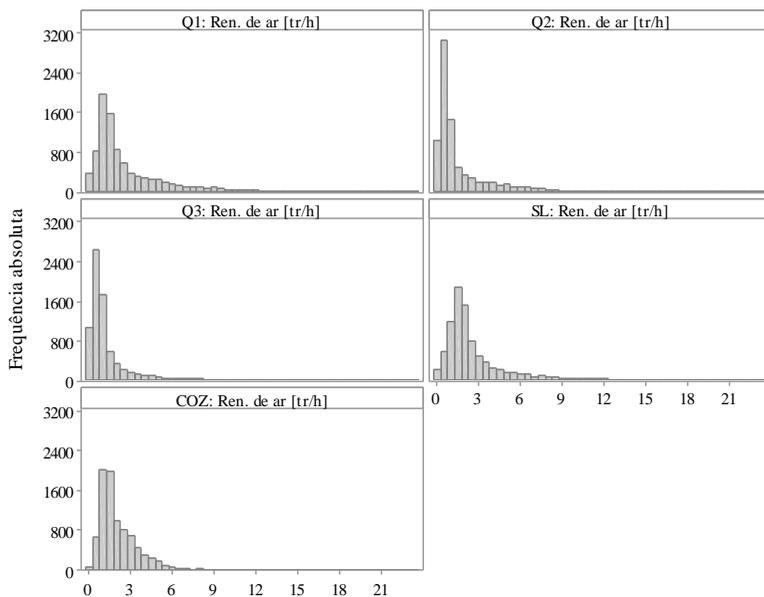


Figura 48 – Histograma de consumo de energia horário com aquecimento dos ambientes do modelo de referência.

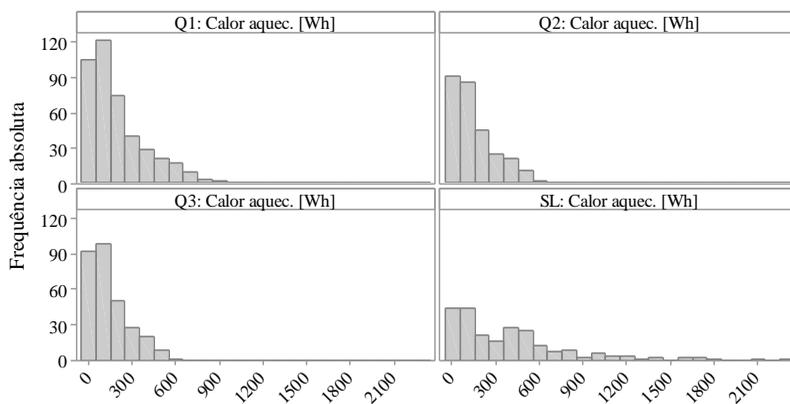
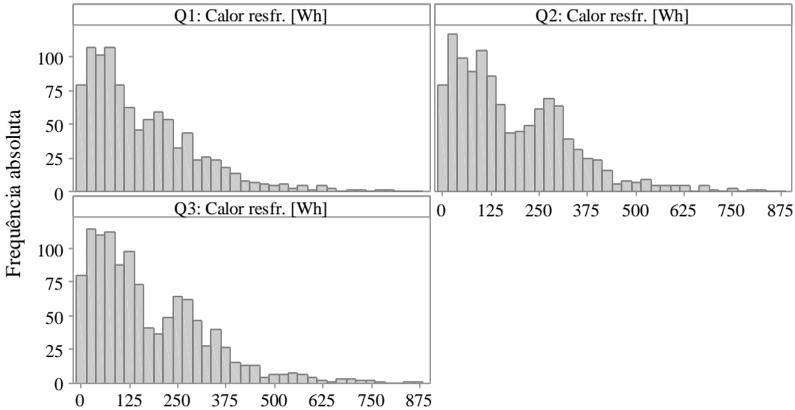


Figura 49 – Histograma de consumo de energia horário com resfriamento dos ambientes do modelo de referência.



As Figuras 50 a 57 mostram algumas saídas horárias para dias específicos de verão e inverno do modelo de referência. O intuito foi verificar o funcionamento dos mecanismos de condicionamento ambiental híbrido, operado de tal forma que durante os períodos em que há ventilação natural não pode haver condicionamento artificial da temperatura do ar.

A Figura 50, por exemplo, mostra as saídas de calor sensível para resfriamento, fração de abertura para ventilação da janela e da porta, a taxa de renovação de ar, a temperatura de bulbo seco e a temperatura operativa para o dormitório 1. Escolheu-se três dias de verão para mostrar os dados horários. Percebe-se que há alguns picos de consumo de energia com resfriamento quando não há taxa de renovação de ar, ou seja, quando as portas e janelas não estão abertas (representados pela fração de abertura igual a zero). Da mesma forma, quando a fração de abertura é diferente de zero (para janela e porta) há a possibilidade de haver renovação de ar, a qual também depende de outros parâmetros da simulação, como velocidade do vento, direção e coeficientes de pressão das superfícies externas. É mostrada a temperatura de bulbo seco e a temperatura operativa.

Tabela 19 – Variáveis dependentes oriundas da simulação do modelo de referência.

<b>ID</b>	<b>Descrição</b>	<b>Unidade</b>	<b>Valor</b>
GHA Q1	Graus-hora de aquecimento - Dormitório 1	°Ch	227
GHA Q2	Graus-hora de aquecimento - Dormitório 2	°Ch	202
GHA Q3	Graus-hora de aquecimento - Dormitório 3	°Ch	191
GHA SL	Graus-hora de aquecimento - Sala	°Ch	465
GHA CZ	Graus-hora de aquecimento - Cozinha	°Ch	530
GHR Q1	Graus-hora de resfriamento - Dormitório 1	°Ch	185
GHR Q2	Graus-hora de resfriamento - Dormitório 2	°Ch	181
GHR Q3	Graus-hora de resfriamento - Dormitório 3	°Ch	271
GHR SL	Graus-hora de resfriamento - Sala	°Ch	3059
GHR CZ	Graus-hora de resfriamento - Cozinha	°Ch	2874
CA Q1	Consumo de energia com aquecimento - Dormitório 1	kWh/ano	80,22
CR Q1	Consumo de energia com resfriamento - Dormitório 1	kWh/ano	152,57
CA Q2	Consumo de energia com aquecimento - Dormitório 2	kWh/ano	40,43
CR Q2	Consumo de energia com resfriamento - Dormitório 2	kWh/ano	207,15
CA Q3	Consumo de energia com aquecimento - Dormitório 3	kWh/ano	42,55
CR Q3	Consumo de energia com resfriamento - Dormitório 3	kWh/ano	206,39
CA SL	Consumo de energia com aquecimento - Sala	kWh/ano	95,51
GHAeq	Graus-hora de aquecimento - Equivalente	°Ch	361,7
GHReq	Graus-hora de resfriamento - Equivalente	°Ch	1653,6
CAt	Consumo de energia com aquecimento - Total	kWh/ano	248,12
CRt	Consumo de energia com resfriamento - Total	kWh/ano	217,64
GHt	Graus-hora total	°Ch	1193,9
Ct	Consumo de energia total	kWh/ano	465,76

O comportamento se repete nos demais ambientes (das Figuras 51 a 57) para os dias de verão e inverno. Isso comprova que a simulação computacional está se comportando como o esperado, dentro dos limites de valores reais e com os mecanismos de ventilação natural e ar-condicionado funcionando corretamente.

Após a simulação do modelo de referência, a verificação das saídas e o cálculo das variáveis dependentes equivalentes e totais, pode-se proceder com as demais análises do trabalho.

Figura 50 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Dormitório 1 – Q1).

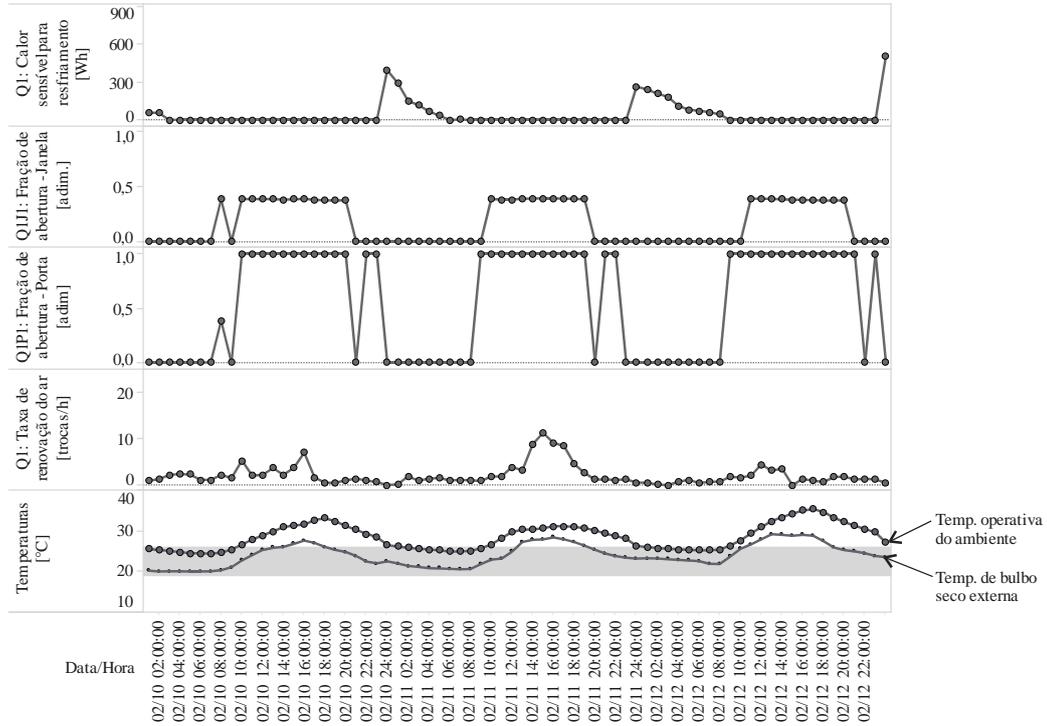


Figura 51 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Dormitório 1 – Q1).

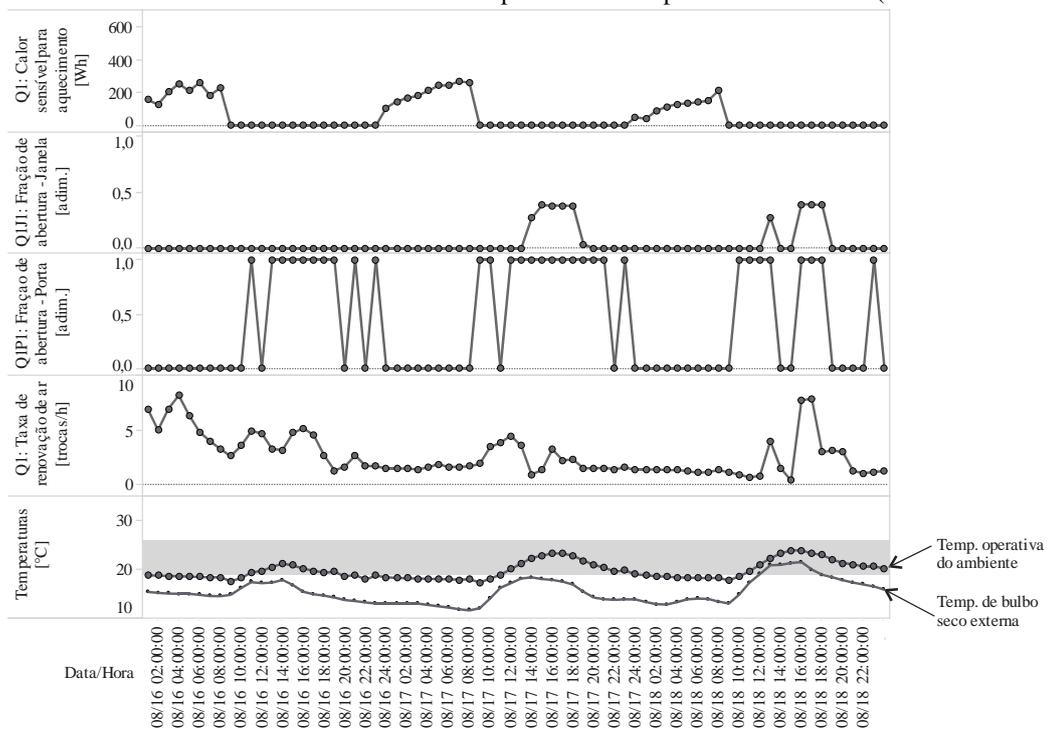


Figura 52 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Dormitório 2 – Q2).

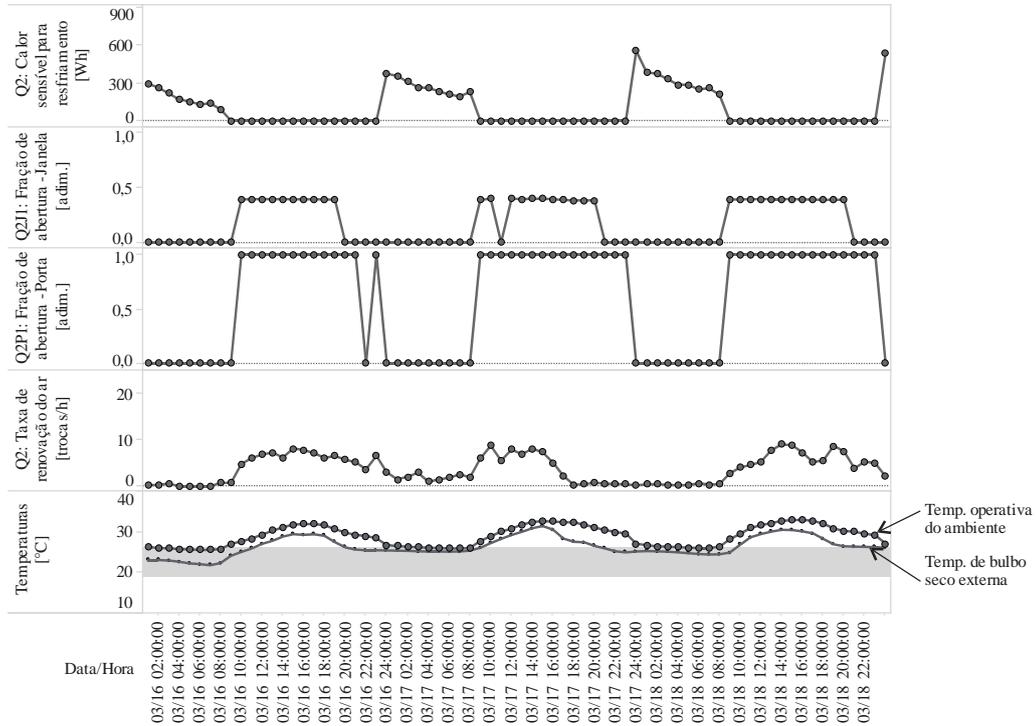


Figura 53 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Dormitório 2 – Q2).

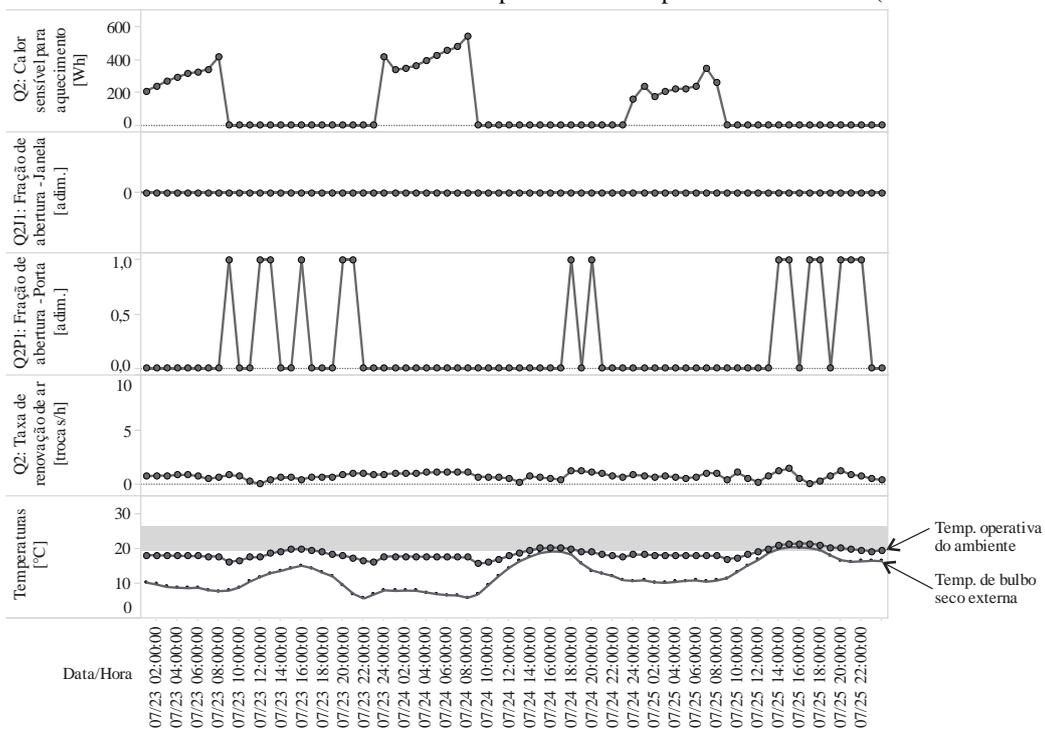


Figura 54 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Dormitório 3 – Q3).

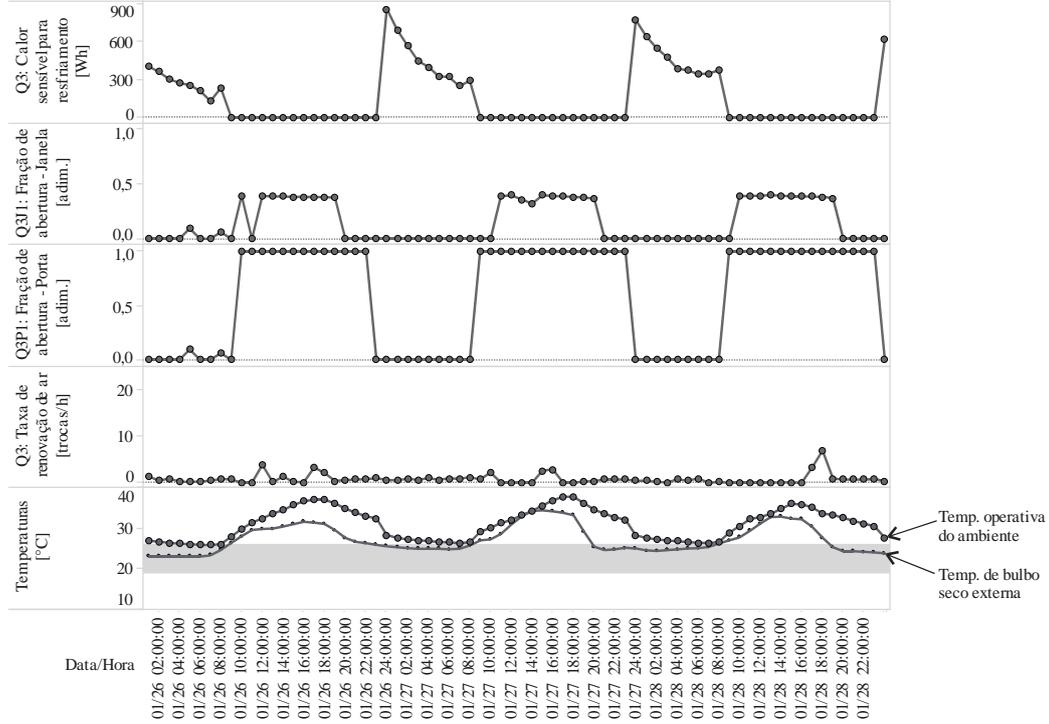


Figura 55 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Dormitório 3 – Q3).

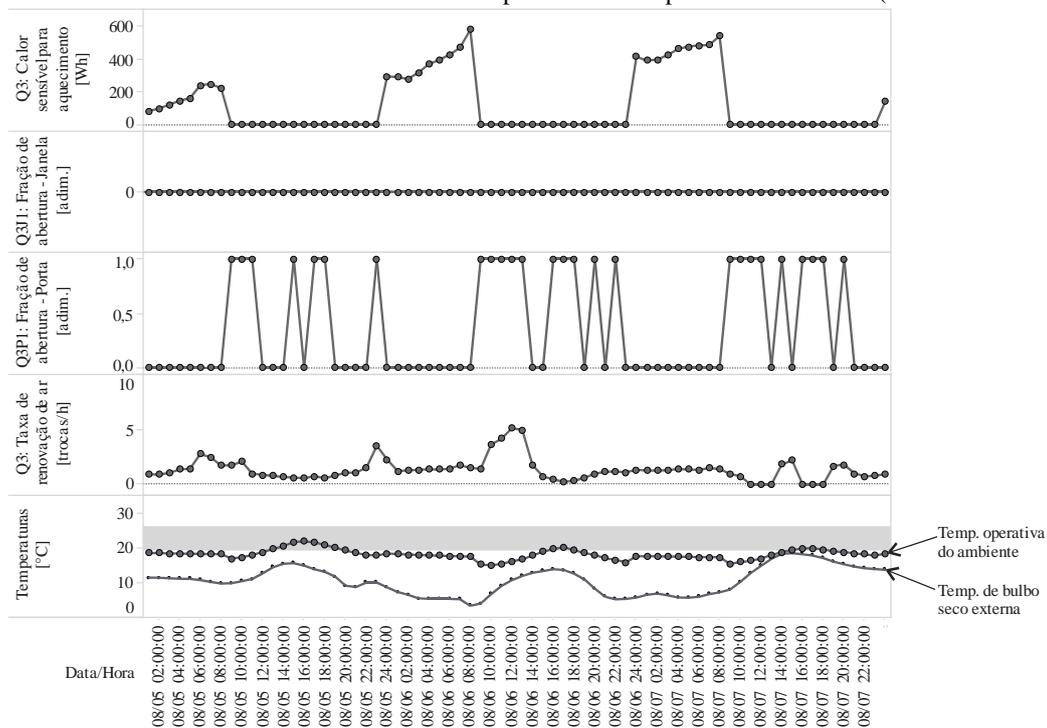


Figura 56 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de verão (Sala - SL).

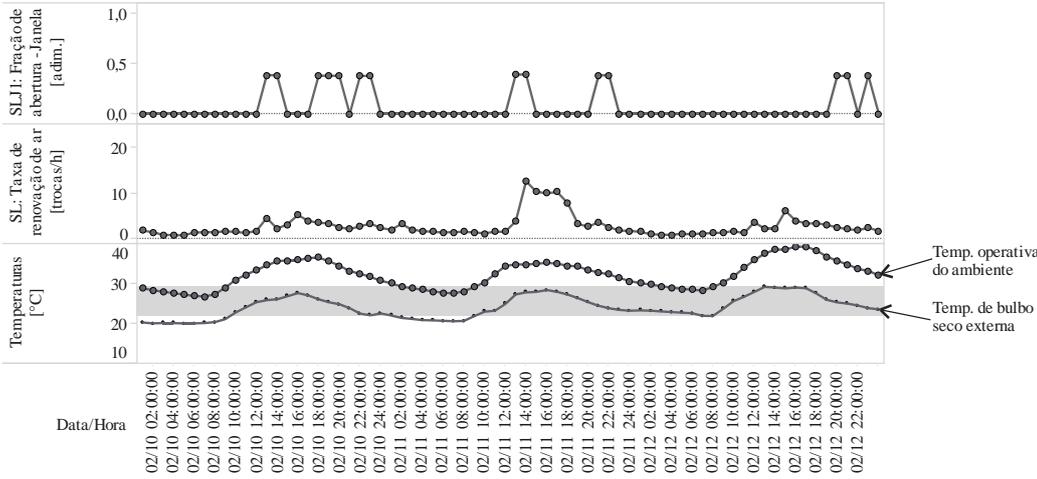
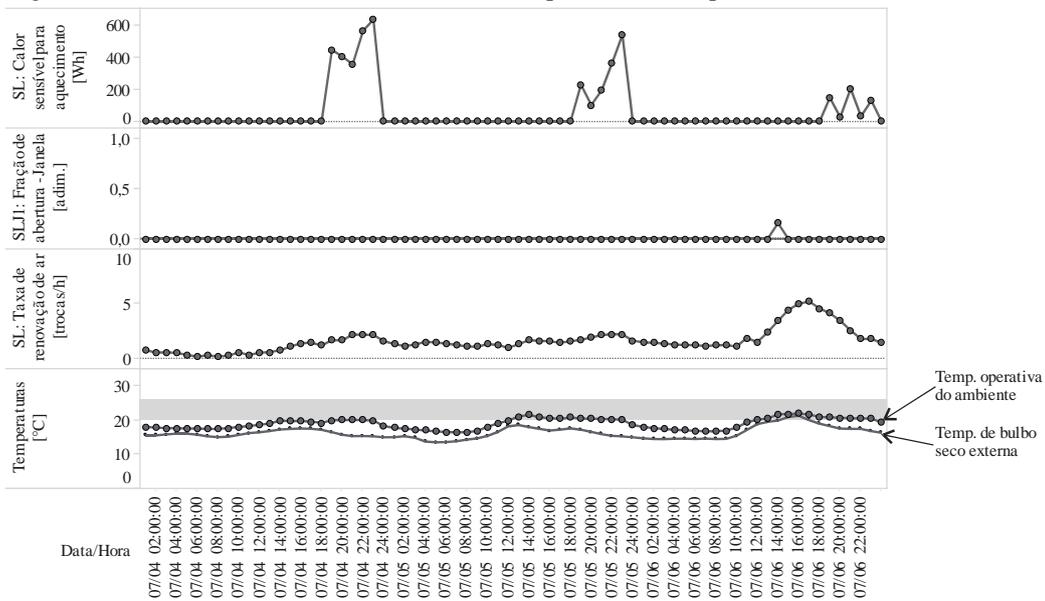


Figura 57 – Saídas horárias do modelo de referência para três dias específicos de inverno (Sala - SL).



## 6.2 ETAPA 1 – DETERMINAÇÃO DE ALTERNATIVAS DE DESEMPENHO

Seguiu-se os procedimentos da seção 5.5 para esta finalidade de ‘determinar alternativas de desempenho’. Os resultados são mostrados separadamente para cada análise realizada.

### 6.2.1 Análise de sensibilidade local

As Figuras 58 a 65 mostram a dispersão das variáveis independentes nas quatro principais variáveis dependentes (graus-hora de aquecimento e resfriamento, e consumo de energia com aquecimento e resfriamento). Pode-se perceber o comportamento da variável independente, seja ele linear, não linear, oscilante, crescente ou decrescente.

Percebe-se que duas variáveis projetuais causaram grande variação nos graus-hora de aquecimento (cf. Figuras 58 e 59), como a absorvância solar ( $a_{cob}$ ) e a transmitância térmica da cobertura ( $U_{cob}$ ). No entanto, a absorvância solar tem uma influência inversamente proporcional ao indicador de graus-hora de aquecimento, além de mostrar um comportamento não linear (com formato semelhante a uma hipérbole). A transmitância térmica da cobertura apresentou comportamento linear e é diretamente proporcional a essa variável dependente.

Em relação à capacidade térmica da cobertura ( $CT_{cob}$ ) percebeu-se um ponto de inflexão (ver Figura 59), ou seja, em dado momento a curva deixa de ser crescente e passa a ser decrescente (aproximadamente em 96,7 kJ/m<sup>2</sup>K), caracterizando uma pequena não monotonicidade. Percebe-se o comportamento não linear da orientação solar ( $A_z$ ), que oscilou em máximos e mínimos ao longo do intervalo de variação. Variáveis pouco influentes foram detectadas, como a taxa de infiltração de ar das portas internas ( $T_{infPint}$ ) e a transmitância térmica dos vidros ( $U_{vid}$ ).

Nos graus-hora de resfriamento das Figuras 60 e 61 percebe-se que três variáveis se mostraram mais influentes do que as demais: a fração de área de ventilação ( $F_{vent}$ ), a transmitância térmica ( $U_{cob}$ ) e a absorvância solar da cobertura ( $a_{cob}$ ). Estas duas últimas apresentaram variação diretamente proporcional à variável dependente, enquanto a fração de área de ventilação apresentou variação inversamente proporcional. Ou seja, quanto maior a absorvância solar ou transmitância térmica da cobertura, maior é o indicador de graus-hora de resfriamento; quanto maior a fração de área de abertura, menor o indicador de graus-hora de resfriamento. De maneira geral, todas as

variáveis apresentaram certo grau de não linearidade (por avaliação visual) ao apresentarem alguma concavidade na curva.

A orientação solar ( $Az$ ) mostrou novamente uma grande oscilação entre máximos e mínimos ao longo do seu intervalo de variação, da mesma forma que nos graus-hora de aquecimento. A transmitância térmica dos vidros ( $U_{vid}$ ) e a taxa de infiltração de ar das portas internas ( $T_{infPint}$ ) apresentaram influência mínima nos graus-hora de resfriamento.

No consumo de energia com aquecimento (cf. Figuras 62 e 63), a transmitância térmica da cobertura ( $U_{cob}$ ) e das paredes externas ( $U_{parext}$ ), e a taxa de infiltração de ar das janelas ( $T_{infJ}$ ) mostraram a maior influência. Todas elas são diretamente proporcionais, ou seja, um aumento no valor delas gera um aumento no consumo de energia com aquecimento.

Notou-se uma não linearidade representativa na capacidade térmica da cobertura ( $CT_{cob}$ ), sendo que em baixos valores a influência é maior, enquanto nos maiores valores (a partir de  $200 \text{ kJ/m}^2\text{K}$ ) a influência tende a ser menor. Essas variáveis com grande não linearidade poderiam ser utilizadas em análises de custo/benefício, levando-se em consideração que um acréscimo exagerado de capacidade térmica pode gerar muitos custos e contribuir pouco para a redução no consumo de energia (por exemplo). A fração de sombreamento ( $F_{somb}$ ) apresentou influência mínima no consumo de energia com aquecimento.

O consumo de energia com resfriamento (cf. Figuras 64 e 65) foi afetado principalmente pela capacidade térmica da cobertura ( $CT_{cob}$ ), sendo de variação diretamente proporcional à variável dependente. Notou-se novamente o comportamento oscilante da orientação solar ( $Az$ ).

Outra forma de interpretar os resultados é por meio do limite inferior obtido com a variação de cada variável independente. Tomam-se duas variáveis influentes nos graus-hora de resfriamento, como a absorptância solar da cobertura ( $a_{cob}$ ) e a fração de área de ventilação ( $F_{vent}$ ). A fração de área de ventilação causa bastante variabilidade nos graus-hora de resfriamento, mas sempre 'piorando' o desempenho, ou seja, aumentando o valor da variável dependente. O melhor valor obtido é próximo de  $1000^\circ\text{Ch}$ . No caso da absorptância solar da cobertura, o melhor valor é próximo de  $200^\circ\text{Ch}$ . Ou seja, a influência destas variáveis independentes pode ser semelhante nos graus-hora de resfriamento, mas a absorptância solar da cobertura tem uma maior capacidade de reduzir o valor da variável dependente (ou seja, melhorar o desempenho).

Ressalta-se que as variáveis dependentes foram calculadas em horários distintos do dia para cada ambiente (cf. seção 5.4). Portanto, o

desempenho de toda a edificação não se assemelha a um ambiente específico (dormitórios, sala ou cozinha), mas sim ao desempenho equivalente da edificação.

Figura 58 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2.

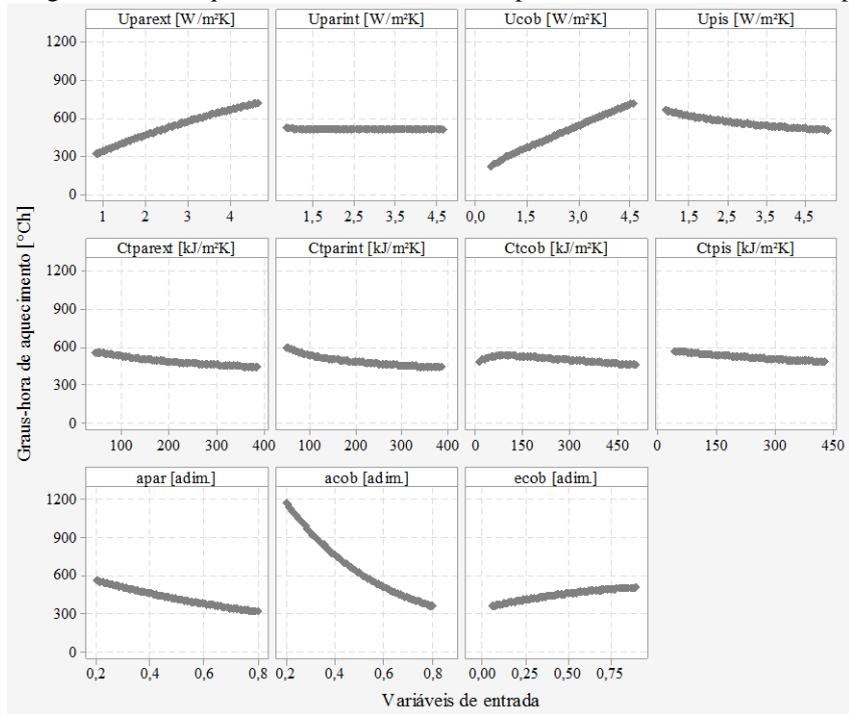


Figura 59 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2.

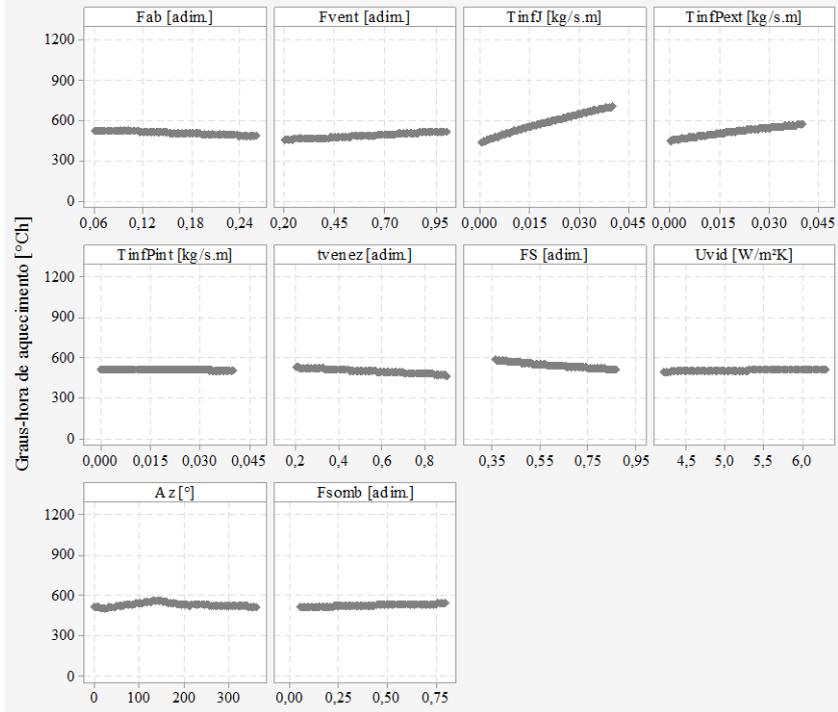


Figura 60 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2.

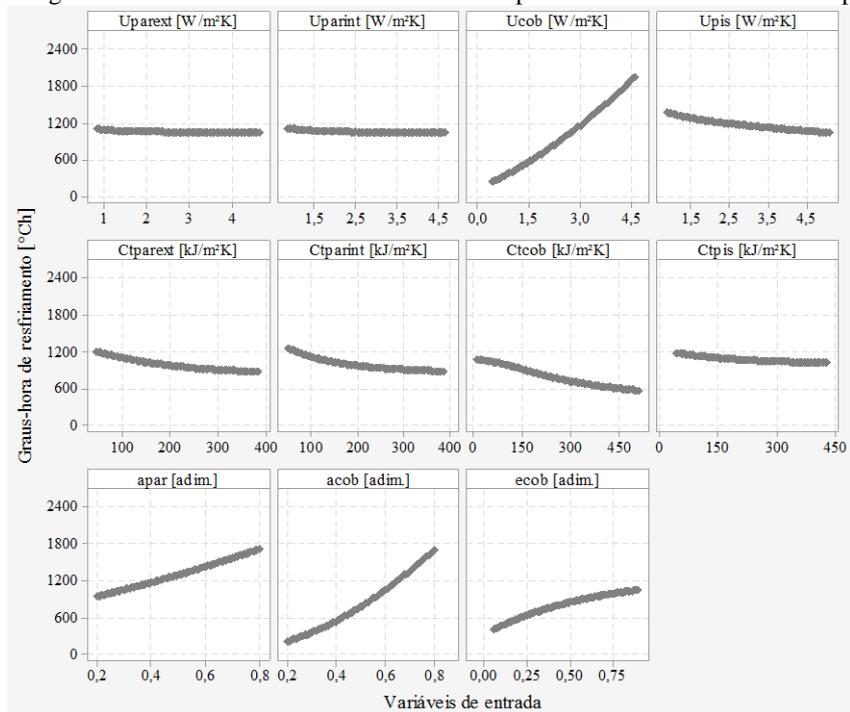


Figura 61 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2.

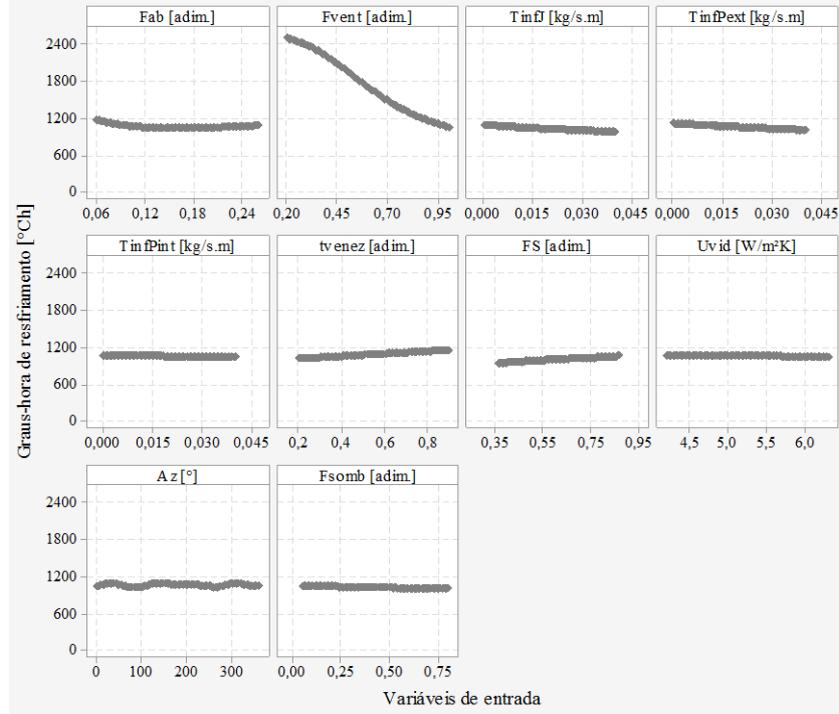


Figura 62 – Dispersão do consumo de energia com aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2.

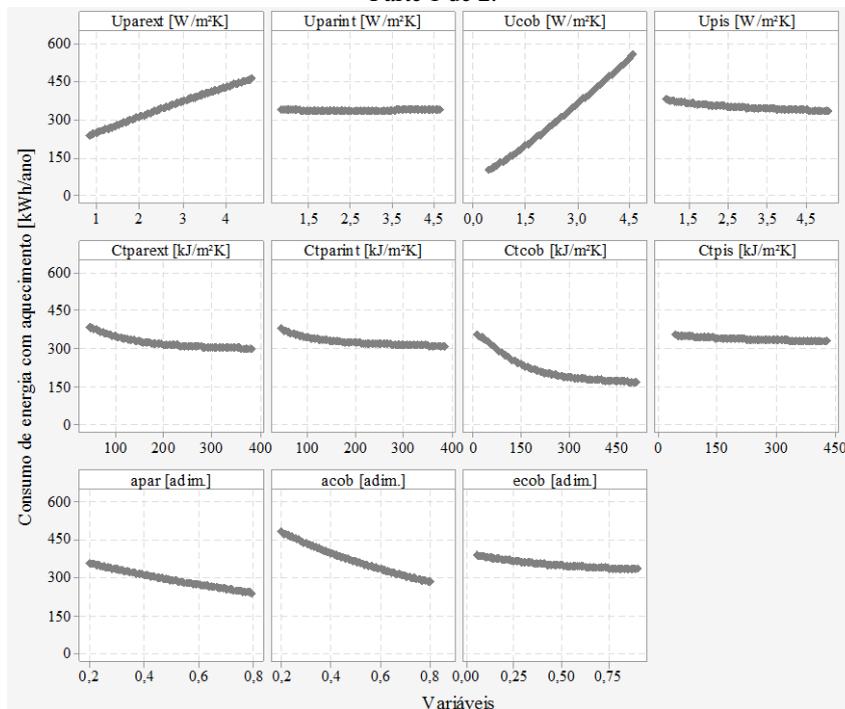


Figura 63 – Dispersão do consumo de energia com aquecimento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2.

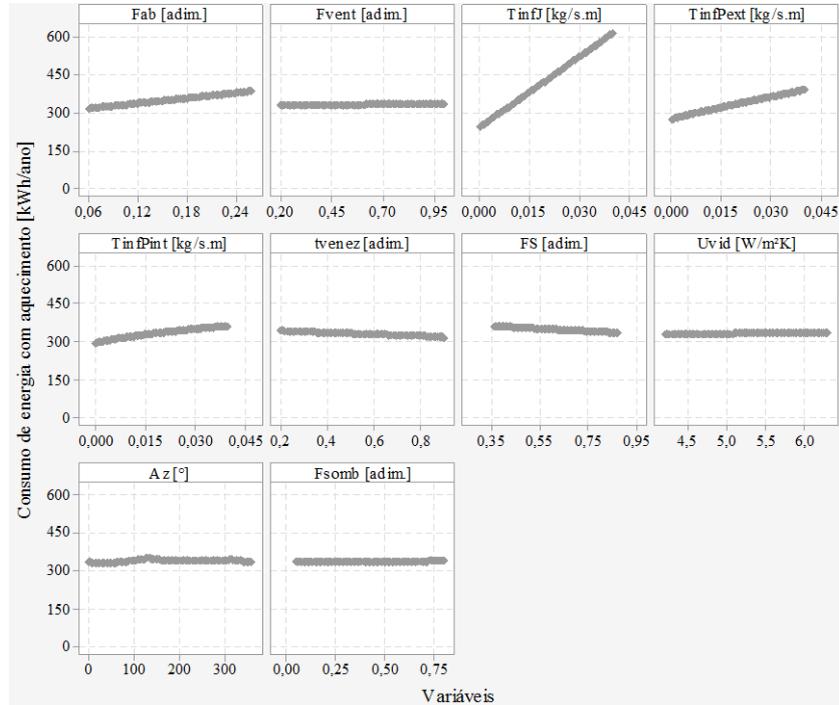


Figura 64 – Dispersão do consumo de energia com resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 1 de 2.

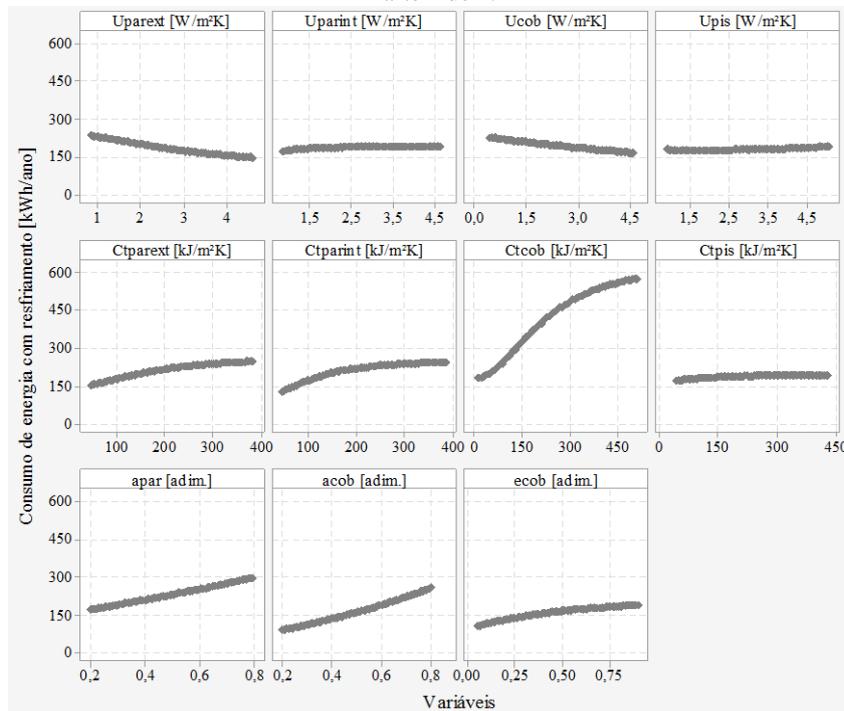
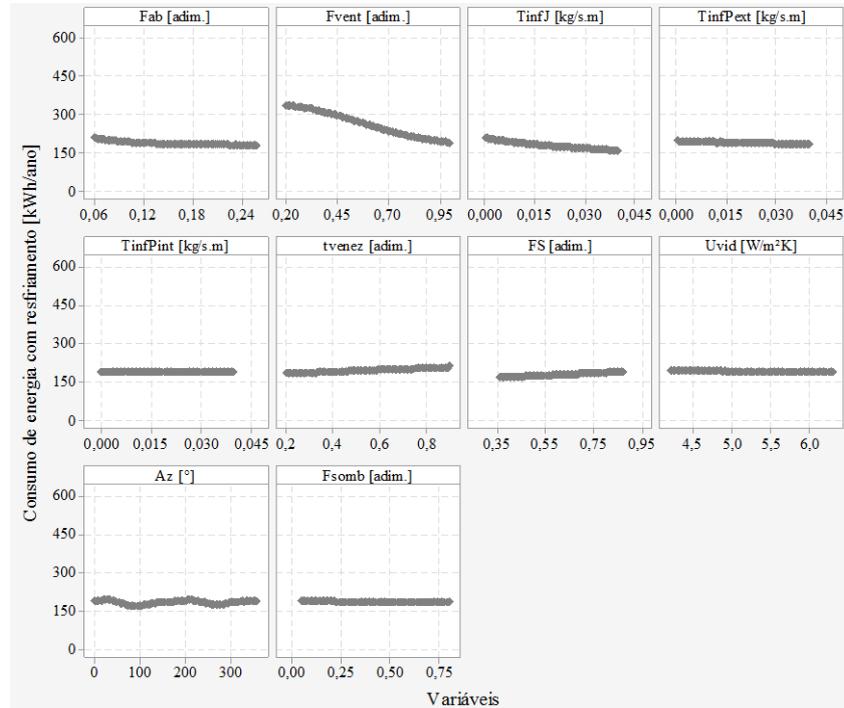


Figura 65 – Dispersão do consumo de energia com resfriamento e as variáveis independentes na fonte de incerteza projetual – Parte 2 de 2.



A Tabela 20 mostra o índice de sensibilidade local ( $S_{local,i}$ ). Percebe-se que a absorvância solar da cobertura (acob) é mais influente nos graus-hora de aquecimento do que no resfriamento, enquanto a transmitância térmica da cobertura (Ucob) é mais influente no resfriamento do que no aquecimento. Nos consumos de energia, a transmitância térmica da cobertura (Ucob) é mais influente no aquecimento do que no resfriamento, enquanto a capacidade térmica da cobertura (CTcob) influencia mais no resfriamento do que no aquecimento.

Neste momento é interessante analisar o Indicador Equivalente (Ieq), cujo propósito é resumir o desempenho da edificação de uma forma simplificada, considerando todas as variáveis em conjunto. Com essa consideração, a variável mais influente no desempenho da edificação é a transmitância térmica da cobertura (Ucob), muito superior às demais variáveis, seguida somente pela fração de área de ventilação (Fvent).

Tabela 20 – Índices locais de sensibilidade para cada variável independente em cada variável dependente na fonte de incerteza projetual.

Variável	GHA	GHR	CA	CR	Ieq
Uparext	0,3344	0,0215	0,3630	0,1537	0,1565
Uparint	0,0083	0,0293	0,0105	0,0361	0,0055
Ucob	0,4145	0,6772	0,7357	0,1089	0,6684
Upis	0,1297	0,1325	0,0733	0,0255	0,1110
Ctparext	0,0976	0,1283	0,1354	0,1621	0,0725
Ctparint	0,1332	0,1534	0,1111	0,2002	0,0663
CTcob	0,0620	0,1969	0,3026	0,6842	0,0599
CTpis	0,0712	0,0650	0,0397	0,0368	0,0477
apar	0,2104	0,3103	0,1911	0,2192	0,1022
acob	0,6944	0,5998	0,3223	0,2892	0,1448
ecob	0,1269	0,2577	0,0919	0,1444	0,1632
Fab	0,0351	0,0562	0,1107	0,0475	0,0274
Fvent	0,0498	0,5768	0,0135	0,2522	0,3472
Tinff	0,2245	0,0440	0,6024	0,0856	0,2513
Tinfpext	0,1038	0,0446	0,1883	0,0217	0,0738
Tinfpint	0,0082	0,0067	0,1094	0,0071	0,0441
tvenez	0,0533	0,0560	0,0493	0,0583	0,0169
FS	0,0627	0,0458	0,0425	0,0384	0,0050
Uvid	0,0123	0,0044	0,0138	0,0087	0,0043
Az	0,0459	0,0326	0,0292	0,0444	0,0371
Fsomb	0,0218	0,0190	0,0071	0,0105	0,0052

## 6.2.2 Análise de sensibilidade global

As Figuras 66 e 67 mostram os resultados da análise de sensibilidade global com o método de Morris, de forma gráfica, com as medidas da média e desvio padrão dos efeitos elementares. Ressalta-se que o valor numérico da média

não é útil em termos quantitativos, mas apenas qualitativos (MORRIS, 1991). Ou seja, o que importa é que uma variável é mais ou menos influente do que a outra, e não o quanto é mais ou menos influente que a outra.

Por se tratar de uma análise global, estes indicadores são mais precisos do que os obtidos na análise local da seção anterior. Na Figura 66(a), nos graus-hora de aquecimento (GHA), percebe-se que a absorvância solar da cobertura (acob) é mais influente conforme o critério  $\mu^*$ , seguido da transmitância térmica da cobertura (Ucob). Com o critério  $\mu$ , confirma-se a relação inversamente proporcional da variável acob e da absorvância solar das paredes externas (apar), principalmente. A absorvância solar (apar), transmitância térmica das paredes (Upar) e a fração de área de ventilação (Fvent) têm influência semelhante de acordo com o critério  $\mu^*$ , mas diferentes graus de não-linearidade e interações entre variáveis com o critério  $\sigma$ .

Na Figura 66(b) percebe-se que a absorvância solar da cobertura também é mais influente do que a sua transmitância térmica com o critério  $\mu^*$ . Verificou-se que a fração de área de ventilação e a capacidade térmica da cobertura (CTcob) são inversamente proporcionais a essa variável dependente, pelo critério  $\mu$ .

A Figura 67(a) mostra os resultados para o consumo de energia com aquecimento, no qual as variáveis mais influentes foram a taxa de infiltração de ar das janelas (TinfJ) e a transmitância térmica da cobertura. A capacidade térmica da cobertura apresentou grande não linearidade e, juntamente com a absorvância solar da cobertura, é inversamente proporcional à variável dependente. Em relação ao consumo de energia com resfriamento da Figura 67(b), a absorvância solar e capacidade térmica da cobertura foram as variáveis mais influentes (cf. critério  $\mu^*$ ); a transmitância térmica da cobertura mostrou o maior grau de não linearidade (cf. critério  $\sigma$ ).

Ao comparar os resultados de sensibilidade da análise global com a análise local da seção anterior percebem-se algumas semelhanças e divergências. Na análise dos graus-hora de aquecimento, as duas variáveis mais influentes foram as mesmas (absorvância solar da cobertura, seguida da transmitância térmica da cobertura). A ordem das demais variáveis foi diferente; a análise global mostrou a absorvância solar das paredes externas e taxa de infiltração de ar das janelas como a terceira e a quarta variáveis mais influentes, enquanto a análise local mostrou a transmitância térmica das paredes externas e a taxa de infiltração de ar das janelas.

A comparação dos graus-hora de resfriamento entre a análise local e global mostrou divergência nas primeiras variáveis mais influentes. A análise

global aponta que a absorvância solar da cobertura é mais influente que a transmitância térmica da cobertura, enquanto a análise local aponta o contrário. Eis uma vantagem dos métodos globais, que consideram a combinação de todas as variáveis em seus níveis ao mesmo tempo. A mesma divergência ocorreu no consumo de energia com aquecimento, em que a análise global mostrou a maior influência da taxa de infiltração de ar nas janelas, seguida da transmitância térmica da cobertura, enquanto a análise local mostrou o contrário. O mesmo ocorreu também no consumo de energia com resfriamento, no qual a absorvância solar da cobertura é mais influente que a capacidade térmica da cobertura na análise global, e o contrário ocorreu na análise local.

Figura 66 – Médias ( $\mu$  e  $\mu^*$ ) e desvio padrão ( $\sigma$ ) para os graus-hora de aquecimento e resfriamento conforme análise de sensibilidade global de Morris na fonte de incerteza projetual.

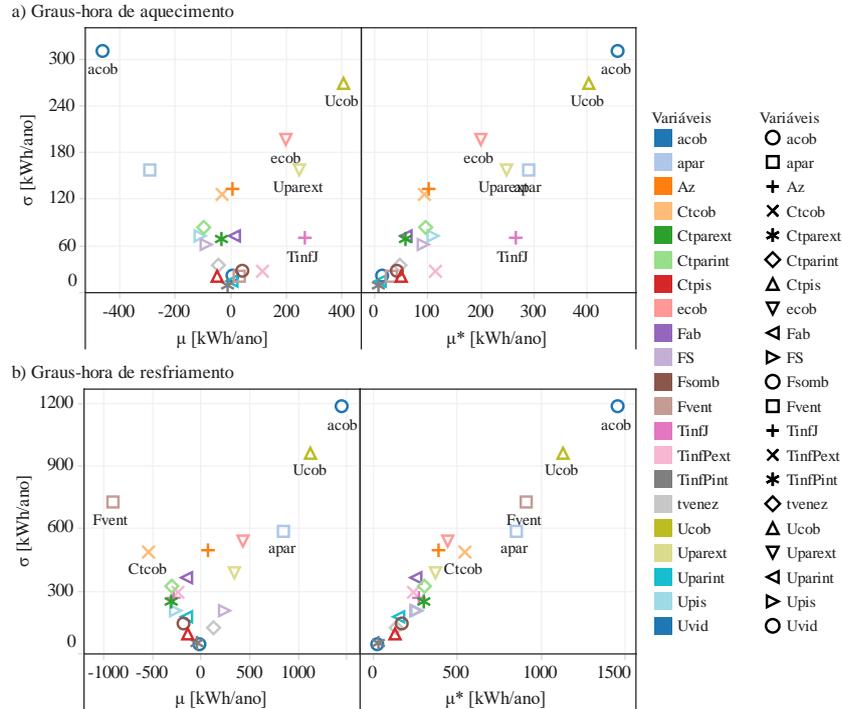
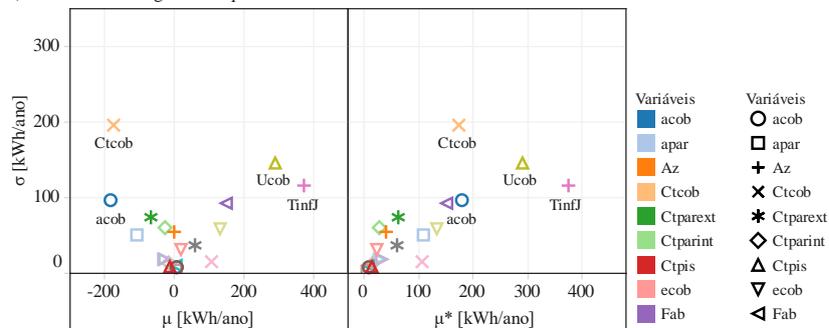
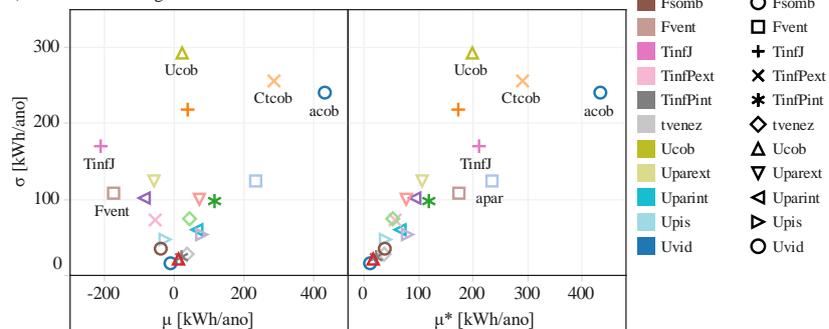


Figura 67 – Médias ( $\mu$  e  $\mu^*$ ) e desvio padrão ( $\sigma$ ) para o consumo de energia com aquecimento e resfriamento conforme análise de sensibilidade global de Morris na fonte de incerteza projetual.

a) Consumo de energia com aquecimento



b) Consumo de energia com resfriamento



A Tabela 21 mostra quantitativamente os resultados obtidos com a medida de sensibilidade  $\mu^*$ . Além do que já foi discutido através da análise gráfica, pode-se também constatar a diferença de importância de cada variável dependente na análise. Percebe-se que a máxima média dos efeitos elementares foi maior nos graus-hora de resfriamento ( $1458^\circ\text{Ch}$ ) do que no aquecimento ( $458^\circ\text{Ch}$ ); isto significa que a perturbação das variáveis projetuais afetou mais o desempenho da edificação no resfriamento do que no aquecimento (quando naturalmente ventilada). A influência no consumo de energia foi, de certa forma, semelhante. No entanto, o consumo com resfriamento foi o mais afetado pela perturbação das variáveis projetuais.

O Indicador Equivalente ( $I_{eq}$ ) procurou resumir o desempenho global da edificação, no qual a variável mais influente foi a transmitância térmica da cobertura ( $U_{cob}$ ), seguida da sua absorvância solar ( $a_{cob}$ ) e da fração de área de ventilação ( $F_{vent}$ ). Esta ordem também foi divergente da obtida na análise local.

Com essa análise, percebeu-se que o método de análise de sensibilidade global, por ser teoricamente mais preciso, mostrou algumas divergências em relação aos índices de sensibilidade locais. Comprova-se a necessidade do uso de métodos globais quando se analisam incertezas de variáveis projetuais; há muita não linearidade envolvida no domínio de algumas variáveis e interações de segunda ordem entre algumas. Somente a análise gráfica, ou mesmo analítica da análise local (mesmo com cem níveis de variação), não foi suficiente para captar os efeitos globais envolvidos.

A classificação das variáveis mais influentes adotada para as análises posteriores é mostrada na Tabela 21.

Tabela 21 – Medida da média  $\mu^*$  de sensibilidade global para as variáveis independentes em todas as variáveis dependentes conforme análise de sensibilidade global de Morris na fonte de incerteza projetual.

Variável	GHA	GHR	CA	CR	Ieq
Uparext	248	370	133,0	106,0	0,0905
Uparint	10	146	8,1	66,3	0,0123
Ucob	403	1131	289,6	198,7	0,2714
Upis	109	259	26,7	38,2	0,0580
Ctparext	59	305	64,0	118,8	0,0257
Ctparint	96	301	28,0	52,8	0,0359
Ctcob	93	541	173,8	289,0	0,0487
Ctpis	49	130	13,1	16,4	0,0193
apar	291	848	109,1	233,8	0,1094
acob	458	1458	180,9	433,7	0,2049
ecob	199	441	23,3	77,1	0,0993
Fab	59	252	149,8	92,8	0,0533
Fvent	30	910	4,7	173,2	0,1522
TinfJ	266	275	374,8	210,6	0,0961
TinfPext	114	233	106,4	55,5	0,0363
TinfPint	9	35	60,6	23,8	0,0253
tvenez	47	135	16,4	36,3	0,0184
FS	91	250	31,0	78,4	0,0372
Uvid	15	26	8,3	10,5	0,0045
Az	103	393	41,7	174,4	0,0905
Fsomb	42	168	8,2	38,8	0,0245

Obs.: as unidades das variáveis dependentes são °Ch para GHA (graus-hora de aquecimento) e GHR (graus-hora de resfriamento), e kWh/ano para CA (consumo de energia com aquecimento) e CR (consumo de energia com resfriamento).

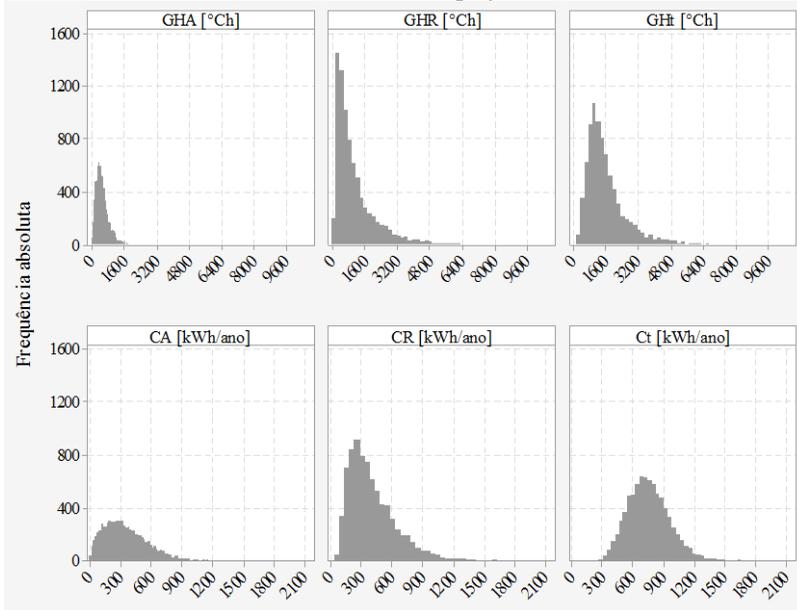
### 6.2.3 Análise de incertezas

Finalizada a análise de sensibilidade global, analisaram-se as variáveis dependentes e seu comportamento em sua região de variação. Esta seção contempla a análise de incertezas projetuais.

A Figura 68 mostra o histograma das variáveis dependentes. Os eixos foram padronizados para os graus-hora e para os consumos de energia. Percebe-se que os graus-hora de aquecimento foram menores do que os de resfriamento. A amplitude dos graus-hora de resfriamento também foi maior. Da mesma forma, o consumo de energia com resfriamento foi maior do que o obtido com aquecimento, com amplitude também maior.

Ressalta-se que para o cálculo do consumo de energia com aquecimento da sala foi desconsiderado o horário da madrugada. Da mesma forma, o consumo de energia dos dormitórios foi considerado somente no período noturno e de madrugada (cf. seção 5.4).

Figura 68 – Histograma de frequência absoluta para as variáveis dependentes de graus-hora de aquecimento (GHA) e resfriamento (GHR), e consumo de energia com aquecimento (CA), resfriamento (CR) e totais (GHt e Ct) na análise de incertezas da fonte projetual.



A Figura 69 mostra o histograma e as probabilidades acumuladas para o Indicador Equivalente (Ieq); é com base neste indicador que foram determinadas as alternativas de desempenho. A Tabela 22 mostra as distribuições de probabilidades obtidas com a análise dos histogramas de cada variável dependente. Essa dupla constatação (gráfica e quantitativa) mostra que não foi possível obter uma aderência à distribuição normal (ou a alguma outra conhecida) para a maior parte das variáveis, inclusive no indicador Ieq. Dessa forma, adotou-se o cálculo não paramétrico simples (cf. seção 3.3.4), que se mostrou mais adequado à realidade da distribuição. Este fato pode ser verificado visualmente na Figura 69 (comparando-se o intervalo normal com o não paramétrico).

Como o intervalo de confiança não paramétrico não obtém uma confiabilidade exata, o valor efetivamente obtido foi de 90,6% (próximo do valor de 90% requerido). Para o consumo de energia com resfriamento e o consumo de energia total obteve-se aderência à distribuição normal de

probabilidades, desde que seus valores originais fossem transformados com o método de Johnson (cf. seção 3.3.4). As equações de transformação se encontram no rodapé da Tabela 22. O intervalo de confiança é de 90%, e os valores da estatística de Anderson Darling, bem como o valor-p, estão devidamente definidos (ambos aceitando a hipótese nula e rejeitando a hipótese alternativa de que a distribuição não seja normal, com mais de 95% de confiabilidade).

Após atender aos requisitos estatísticos, têm-se os intervalos de confiança LI e LS (limite inferior e limite superior, respectivamente) na Tabela 22, com 90% de confiabilidade (ou aproximadamente, no caso não paramétrico). O valor do indicador de graus-hora de aquecimento é, portanto, um intervalo de confiança de 68 a 1334°C<sub>h</sub>, com 90% de confiabilidade. O intervalo de confiança pode ser definido analogamente para as demais variáveis dependentes (limite inferior até o limite superior com 90% de confiabilidade).

Figura 69 – Histograma e intervalo de confiança normal e não paramétrico para o Indicador Equivalente Ieq, com 90% de confiabilidade na análise de incertezas da fonte projetual.

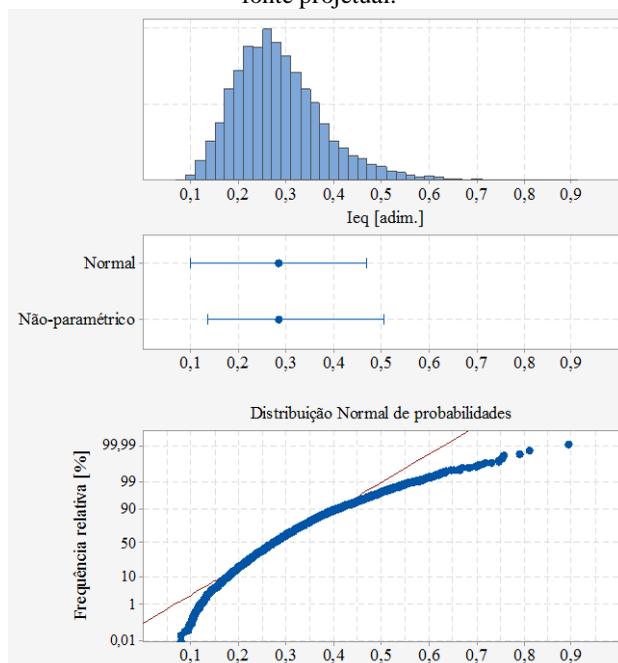


Tabela 22 – Intervalo de confiança e distribuição de probabilidades para as variáveis dependentes na análise de incertezas da fonte projetual.

Variável	Distribuição	LI	LS	IC	AD	Valor-p
GHA [°Ch]	Não-paramétrica	68	1334	90,6%	-	-
GHR [°Ch]	Não-paramétrica	97	3995	90,6%	-	-
CA						
[kWh/ano]	Não-paramétrica	34,11	777,06	90,6%	-	-
CR	Transformação					
[kWh/ano]	de Johnson <sup>(1)</sup>	124,49	880,54	90%	0,199	0,886
GHt [°Ch]	Não-paramétrica	386	4396	90,6%	-	-
Ct	Transformação					
[kWh/ano]	de Johnson <sup>(2)</sup>	446,07	1120,52	90%	0,512	0,195
Ieq [adim.]	Não-paramétrica	0,135	0,506	90,6%	-	-

Obs.: (1) Equação:  $Y' = 2,63747 + 1,33984 \times \ln((Y - 18,51)/(2686,03 - Y))$ .

(2) Equação:  $Y' = -44,5164 + 6,23538 \times \ln(Y + 522,19)$ .

LI significa limite inferior; LS, limite superior; IC, intervalo de confiança; AD, a estatística de Anderson Darling (cf. seção 3.3.4).

As Figuras 70 e 71 mostram as ‘médias móveis’ das simulações para as variáveis dependentes de graus-hora e consumos de energia. A Tabela 23 mostra a posição da simulação que atingiu a convergência para diferentes valores de coeficiente admissível ( $k_{adm}$ ). Em todas as suposições, a convergência foi atingida com sucesso com a amostra adotada de 8000 simulações aleatórias. Com 1% de  $k_{adm}$ , a amostra mostrou convergência em 879 simulações (que corresponde ao valor obtido para a variável de consumo com aquecimento).

A análise de incerteza mostrou o intervalo de confiança das variáveis dependentes, comprovando-se as aderências às funções paramétricas ou não paramétricas e, também, a convergência da amostra.

Figura 70 – Média móvel das simulações para as variáveis dependentes de indicadores de graus-hora de aquecimento, resfriamento e equivalente na análise de incertezas da fonte projetual.

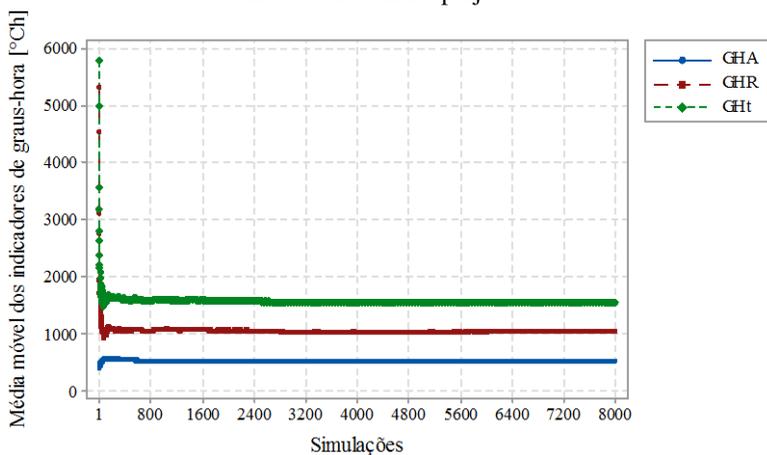


Figura 71 – Média móvel das simulações para as variáveis dependentes de consumos de energia com aquecimento, resfriamento e total na análise de incertezas da fonte projetual.

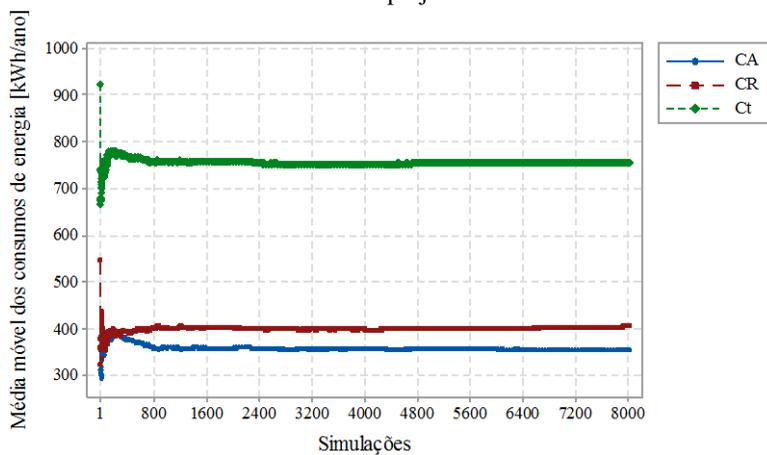


Tabela 23 – Posição que atingiu a convergência em cada variável dependente, para diferentes valores de coeficiente admissível na análise de incertezas da fonte projetual.

$k_{adm}$	GHA	GHR	CA	CR	GHt	Ct	Ieq
4%	30	198	33	143	53	33	39
3%	553	230	33	149	56	72	39
2%	642	352	782	551	79	82	41
1%	799	477	879	794	100	85	85
0,50%	845	712	2818	841	2481	737	741
0,10%	1110	2534	7044	849	2535	1322	2380
0,05%	3008	7164	7105	7898	2548	2312	2391

Obs.: GHA são os graus-hora de aquecimento, GHR são os graus-hora de resfriamento, CA é o consumo de energia com aquecimento, CR é o consumo de energia com resfriamento, GHt são os graus-hora totais, Ct é o consumo de energia total, Ieq é o indicador equivalente.

#### 6.2.4 Alternativas de desempenho

A Figura 72 mostra a escolha das alternativas de desempenho com os resultados da análise de incertezas projetuais, de forma gráfica, por meio da frequência acumulada relativa do Indicador Equivalente. Escolheram-se as alternativas com probabilidades de ocorrência próximas de 0, 20, 40, 60, 80 e 100%. Esses percentuais se referem a probabilidades de que haja valores ‘maiores’ do que o ponto escolhido. Assim, o modelo 2 tem 20% de probabilidade de ter casos com Ieq maiores do que o valor dele, ou seja, 20% de ter casos de pior desempenho do que o dele (em termos de indicador equivalente).

A Tabela 24 mostra o valor do Indicador Equivalente e os valores obtidos para cada variável independente em cada uma das seis alternativas de desempenho. As variáveis independentes mais influentes em Ieq foram destacadas em fundo cinza. São elas: Uparext, Ucob, apar, acob, epar, Fvent, TinfJ e Az (cf. resultados da análise de sensibilidade global).

Alguns valores são hipotéticos, ou seja, foram oriundos do experimento numérico, cuja modelagem dos componentes construtivos foi simplificada para gerar diversos valores de suas propriedades térmicas. É o caso das transmitâncias térmicas e capacidades térmicas, que são calculadas por meio de um mesmo componente construtivo; não podem, entretanto, ser computadas separadamente.

Os modelos das alternativas de desempenho precisam corresponder a componentes construtivos reais, com base nessas propriedades obtidas.

Dessa forma, a Tabela 25 mostra os componentes construtivos de paredes e coberturas que foram definidos e calculados especificamente visando atender aos valores hipotéticos obtidos. Como a transmitância térmica foi muito mais influente que a capacidade térmica dos componentes (ao menos no Indicador Equivalente), os componentes foram construídos visando apenas diferentes transmitâncias térmicas. A Tabela 25 também mostra qual seria o ‘valor-alvo’ da transmitância com base no valor hipotético da Tabela 24. Foi possível obter muitos valores semelhantes, como a Parede C, que foi definida com uma dupla camada de concreto moldado *in loco* com isolamento térmico. Nesse caso, foi obtido um valor de  $1,42\text{W/m}^2\text{K}$  de transmitância térmica enquanto o valor-alvo era de  $1,39\text{W/m}^2\text{K}$ ; considera-se uma boa aproximação.

Figura 72 – Frequência acumulada relativa do indicador equivalente ( $I_{eq}$ ) e alternativas de desempenho.

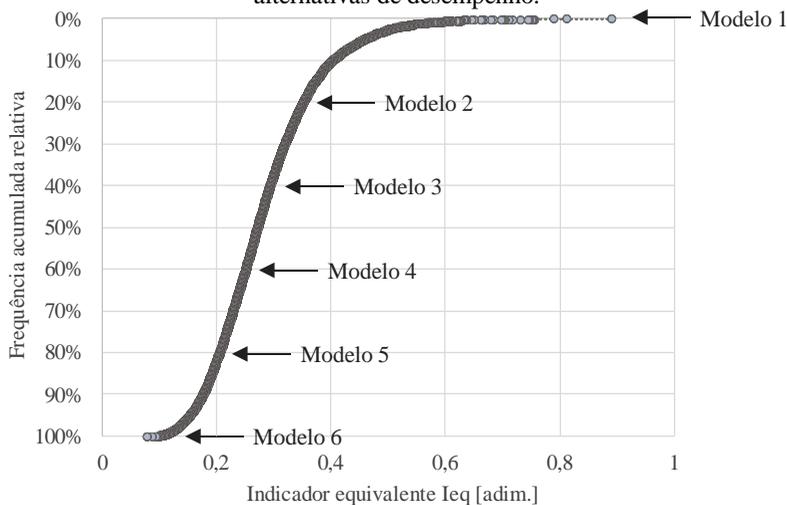


Tabela 24 – Alternativas de desempenho escolhidas em valores hipotéticos obtidos com a simulação e verificação das probabilidades de ocorrência.

<b>Modelo</b>	1	2	3	4	5	6
<b>Probabilidade</b>	0%	20%	40%	60%	80%	100%
<b>Ieq</b>	0,8914	0,3525	0,2944	0,2523	0,2067	0,0784
<b>Uparext [W/m²K]</b>	0,85	3,02	3,02	1,93	0,85	1,39
<b>Uparint [W/m²K]</b>	1,39	2,47	4,10	1,39	2,47	1,93
<b>Ucob [W/m²K]</b>	4,60	4,00	4,00	3,41	1,62	1,03
<b>Upis [W/m²K]</b>	2,67	1,47	2,67	3,27	3,87	4,47
<b>Ctparext</b>						
<b>[kJ/m²K]</b>	288	337	192	240	144	288
<b>Ctparint [kJ/m²K]</b>	95	144	385	144	240	385
<b>Ctcob [kJ/m²K]</b>	510	367	154	367	510	367
<b>Ctpis [kJ/m²K]</b>	318	428	208	373	263	153
<b>apar [adim.]</b>	0,71	0,71	0,37	0,80	0,71	0,29
<b>acob [adim.]</b>	0,80	0,54	0,63	0,20	0,37	0,20
<b>ecob [adim.]</b>	0,78	0,05	0,41	0,54	0,05	0,29
<b>Fab [adim.]</b>	0,060	0,231	0,089	0,231	0,146	0,089
<b>Fvent [adim.]</b>	0,314	0,543	1,000	0,429	0,543	0,886
	0,0000	0,0171	0,0228	0,0228	0,0000	0,0057
<b>TinfJ [kg/s.m]</b>	1	5	6	6	1	2
	0,0171	0,0114	0,0400	0,0057	0,0114	0,0057
<b>TinfPext [kg/s.m]</b>	5	4	0	2	4	2
	0,0400	0,0285	0,0285	0,0000	0,0342	0,0057
<b>TinfPint [kg/s.m]</b>	0	7	7	1	9	2
<b>tvenez [adim.]</b>	0,60	0,50	0,80	0,40	0,50	0,90
<b>FS [adim.]</b>	0,65	0,87	0,51	0,65	0,58	0,36
<b>Uvid [W/m²K]</b>	5,70	5,70	6,30	4,80	5,70	5,40
<b>Az [°]</b>	360	51	257	309	206	103
<b>Fsomb [adim.]</b>	0,16	0,05	0,05	0,16	0,37	0,48

A determinação das alternativas de desempenho não foi realizada com maior rigor matemático, sendo que a finalidade é apenas criar modelos cujos desempenhos sejam estatisticamente diferentes no indicador equivalente.

Tabela 25 – Propriedades térmicas de componentes construtivos para as alternativas de desempenho.

Componente	Descrição	U [W//m <sup>2</sup> K]	Ct [kJ/m <sup>2</sup> K]	Θ [h]	U* [W//m <sup>2</sup> K]
Parede A	Alvenaria de cerâmica maciça e revestimento de argamassa	3,17	175,4	3,01	3,02
Parede B	Alvenaria de tijolo cerâmico furado (deitado) e revestimento de argamassa	1,76	116,7	3,58	1,93
Parede C	Dupla camada de concreto moldado in loco com isolamento térmico	1,42	384,7	6,68	1,39
Parede D	Alvenaria dupla de tijolo cerâmico furado com isolamento térmico	0,85	152,5	6,60	0,85
Cobertura A	Telha de fibrocimento	4,60	10,6	0,18	4,60
Cobertura B	Laje de concreto	3,91	192,0	1,85	4,00
Cobertura C	Telha cerâmica com revestimento interno de madeira	3,36	40,8	1,09	3,40
Cobertura D	Telha cerâmica, câmara de ar, forro de madeira	1,89	45,9	1,66	1,62
Cobertura E	Telha cerâmica, câmara de ar, isolamento térmico, laje de concreto	1,07	218,4	7,75	1,03

Obs.: U\* corresponde ao valor da transmitância térmica-alvo (da parede ou cobertura), conforme os valores hipotéticos da Tabela 24.

A Tabela 26 mostra, finalmente, a configuração real dos seis modelos de alternativas de desempenho considerada na simulação computacional. Foram mostradas as variáveis independentes mais influentes e o componente construtivo de parede externa e cobertura, com as propriedades definidas na Tabela 25. As demais variáveis independentes menos influentes foram fixadas como no modelo de referência, exceto as capacidades térmicas das paredes externas e da cobertura, que seguiram o respectivo componente construtivo.

Tabela 26 – Valores reais das variáveis independentes escolhidas para as alternativas de desempenho.

<b>Modelo</b>	1	2	3	4	5	6
<b>Probabilidade</b>	~0%	~20%	~40%	~60%	~80%	~100%
<b>Parede</b>	D	A	A	B	D	C
<b>Cobertura</b>	A	B	B	C	D	E
<b>Uparext</b>						
<b>[W/m<sup>2</sup>K]</b>	0,85	3,17	3,17	1,76	0,85	1,42
<b>Ucob [W/m<sup>2</sup>K]</b>	4,60	3,91	3,91	3,36	1,89	1,07
<b>apar [adim.]</b>	0,72	0,72	0,37	0,80	0,72	0,29
<b>acob [adim.]</b>	0,80	0,54	0,63	0,20	0,37	0,20
<b>ecob [adim.]</b>	0,90	0,05	0,90	0,90	0,05	0,90
<b>Fvent [adim.]</b>	0,32	0,54	1,00	0,43	0,54	0,89
	0,0000	0,0170	0,0230	0,0230	0,0000	0,0060
<b>TinfJ [kg/s.m]</b>	1	0	0	0	1	0
<b>Az [°]</b>	0	50	260	310	210	100

### 6.2.5 Discussão

Os resultados desta Etapa 1 de ‘determinação de alternativas de desempenho’ foram utilizados nas etapas posteriores; ou seja, esta é uma etapa intermediária, não final. No entanto, pode-se discutir e concluir algumas coisas interessantes no que diz respeito aos métodos aplicados.

- A classificação de influência das variáveis independentes da análise de sensibilidade global diferiu, de certa forma, da classificação da análise local. Este fato comprova que há considerável não linearidade e interações entre variáveis no experimento, que não seriam identificadas somente com abordagens locais;
- Apesar disso, a análise local foi importante para que fosse conhecido o comportamento das variáveis independentes em cada variável dependente, pois foram amostradas em muitos níveis de variação. Notou-se diferentes formatos de curva, como lineares, oscilantes, hiperbólicas, etc., que ajudam a entender o desempenho da edificação;
- Foi verificado, também, que em cada variável dependente existe uma classificação diferente de variáveis independentes mais influentes. Ou seja, nota-se que é difícil conceber uma edificação de bom desempenho global considerando apenas algumas variáveis isoladamente, pois em cada critério de desempenho há configurações ótimas conflitantes para algumas variáveis.

Confirma-se a necessidade de uma abordagem multicritério para consolidar todas essas informações;

- O método de análise de sensibilidade global de Morris se mostrou adequado para a avaliação de variáveis projetuais. A peculiaridade dessas variáveis é que elas compreendem variações de maior amplitude no espaço amostral. Assim, o método conseguiu captar de forma satisfatória os efeitos globais de cada variável, além de ser um método muito mais econômico computacionalmente do que os outros baseados na variância;
- A análise de incertezas projetuais mostrou grandes amplitudes de variação nas variáveis dependentes, sendo maior nas variáveis de resfriamento do que de aquecimento. A amostra aleatória mostrou convergência em uma quantidade bem menor de simulações (879) do que a efetivamente considerada (8000). Lembrando-se que a convergência é um requisito para a amostra, mas não garante (por si só) a confiabilidade da análise;
- As distribuições de probabilidades das variáveis dependentes oriundas da amostra aleatória não mostraram aderência direta às distribuições paramétricas. Algumas necessitaram da transformação de valores com o método de Johnson, e a maioria requereu um cálculo não paramétrico simples do intervalo de confiança com 90% de confiabilidade;
- Obtiveram-se, com sucesso, seis modelos de edificação que compreendem as alternativas de desempenho através da distribuição de probabilidades acumulada do Indicador Equivalente (Ieq) na análise de incertezas. Nesse caso, a criação dos componentes construtivos demandou casos reais de paredes e coberturas, que foram semelhantes aos valores numéricos considerados no experimento;
- A combinação de análise de sensibilidade local, global e de incertezas se mostrou interessante e capaz de gerar muita informação acerca do desempenho de um modelo de edificação. Muita informação valiosa foi obtida relacionada aos resultados de milhares de simulações. Essas informações podem, por si só, ajudar de forma subjetiva os tomadores de decisão a aprimorarem projetos ou readequar o envelope de edificações, ao focarem esforços em algumas variáveis do envelope que mais influenciam no desempenho.

## 6.3 ETAPA 2 – ANÁLISE DE FONTES DE INCERTEZAS

Nesta seção foram seguidos os procedimentos da seção 5.6 para a finalidade de ‘análise de fontes de incertezas’. Os resultados foram apresentados separadamente para cada fonte de incerteza, seguidos de uma análise integrada das mesmas.

### 6.3.1 Incerteza de algoritmos

A análise de incertezas de algoritmos seguiu o descrito na seção 5.6.1, e seus resultados são separados em ‘análise local’ e ‘análise global e de incertezas’.

#### 6.3.1.1 Análise Local

A Figura 73 mostra a dispersão dos graus-hora de aquecimento por cada variável independente da incerteza de algoritmos. As Figuras 74, 77 e 76 mostram o mesmo para as variáveis dependentes de graus-hora de resfriamento, consumo de energia com aquecimento e com resfriamento. Finalmente, a Figura 77 mostra as incertezas locais de algoritmos para o Indicador Equivalente (Ieq\*).

Em todas as variáveis dependentes, percebe-se que a influência das variáveis ‘Warmup’ (número mínimo de dias simulados), ‘ConvCarga’ (critério de convergência das cargas) e ‘ConvTemp’ (critério de convergência das temperaturas) é muito pequena ou mesmo nula. A variável ConstDE (constante de discretização de espaço) também mostrou mínima influência, a qual é não nula somente quando o algoritmo de condução escolhido é o *Finite Difference*; mesmo assim mostrou baixa influência em todas as variáveis dependentes.

As variáveis relevantes foram, então, os algoritmos dos processos físicos envolvidos na simulação. E a influência foi diferente em relação a cada modelo de alternativa de desempenho.

Nos graus-hora de aquecimento da Figura 73 percebe-se que o algoritmo de convecção externa (AlgConvExt) foi mais influente do que as demais variáveis, sendo que o efeito foi maior no modelo 4. O nível do algoritmo de convecção externa que apresentou maior diferença para com os demais foi a opção *Simple Combined*, a qual apresentou sempre valores mais baixos que os demais níveis.

Há alguns casos em que a amplitude da incerteza prejudicou a avaliação de desempenho, principalmente no algoritmo de convecção interna

(AlgConvInt) no nível 2 (opção ‘*Simple*’). Nesse caso, o desempenho do modelo 2 foi pior do que do modelo 6, enquanto os outros níveis mostram mais semelhança. Também se percebe isso no algoritmo de convecção externa no nível 4 (opção *MoWiTT*), em que o modelo 6 também apresentou desempenho pior do que no modelo 2.

Nos graus-hora de resfriamento (Figura 74) percebe-se, primeiramente, a grande diferença no desempenho do modelo 1 para os demais, que foi muito pior. Essa discrepância compromete uma comparação visual mais eficaz. Percebe-se maior influência no algoritmo de convecção externa no modelo 1 do que nos demais. Nesse caso, o nível 5 dessa variável (opção *Adaptive*) mostrou o menor valor, enquanto o nível 4 (opção *MoWiTT*) mostrou o maior valor, ambos distantes do valor médio.

No consumo de energia com aquecimento (Figura 75), o comportamento foi diferente do obtido nos graus-hora. As variáveis mais influentes foram os dois algoritmos de convecção (interna e externa). O nível 3 do algoritmo de convecção interna (opção *Ceiling Difuser*) mostrou o maior valor, enquanto o nível 4 (opção *Adaptive*) mostrou o menor valor. O nível 3 do algoritmo de convecção externa (opção *Simple Combined*) mostrou o menor valor, estando distante da média e dos demais algoritmos. Nesse caso, o modelo 4 sempre obteve o pior desempenho dentre os demais, e a ordem de desempenho sempre foi a mesma entre os modelos, independentemente da variável e de seus níveis.

No consumo de energia com resfriamento (Figura 76), as variáveis mais influentes também foram os coeficientes de convecção externa e interna. Todos os níveis do algoritmo de convecção externa mostraram resultados distintos um do outro. A variável *Timestep* mostrou um pouco de influência, principalmente quando se escolheu valor igual a 1 frente aos demais.

Figura 73 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos.

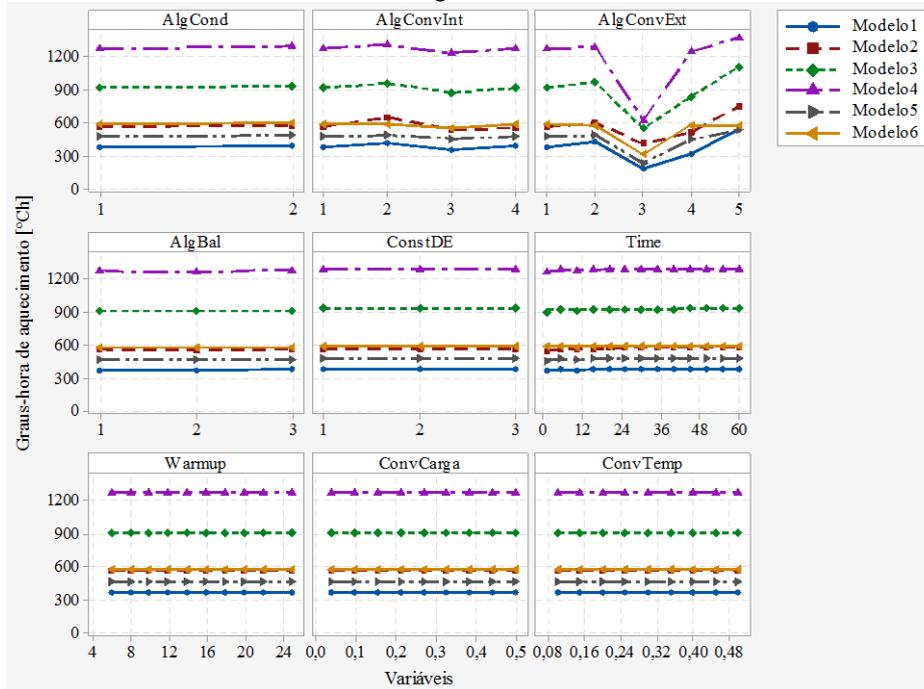


Figura 74 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos.



Figura 75 – Dispersão do consumo de energia com aquecimento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos.

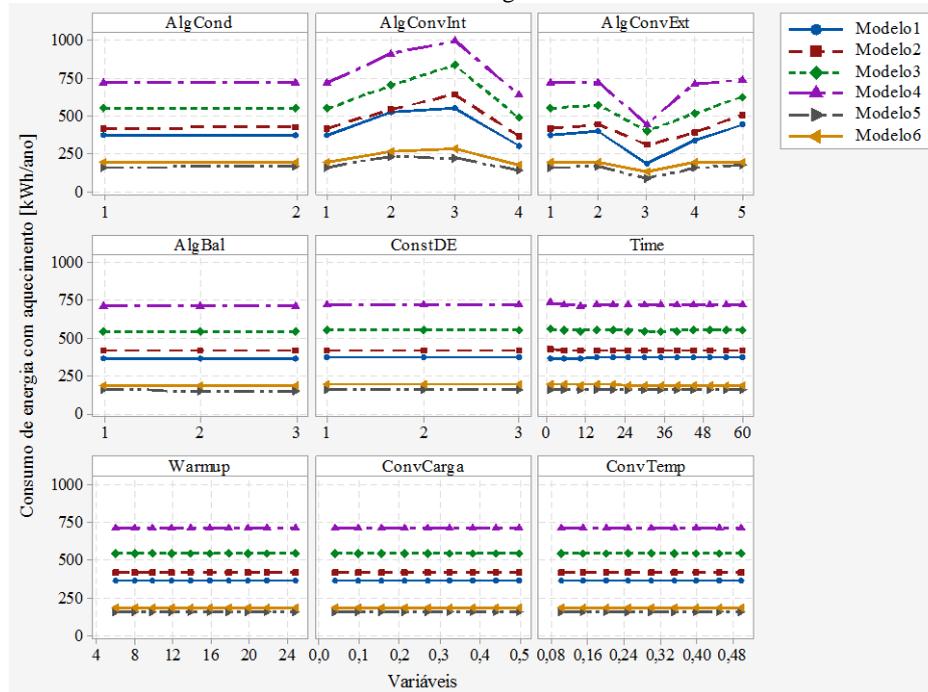


Figura 76 – Dispersão do consumo de energia com resfriamento para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos.

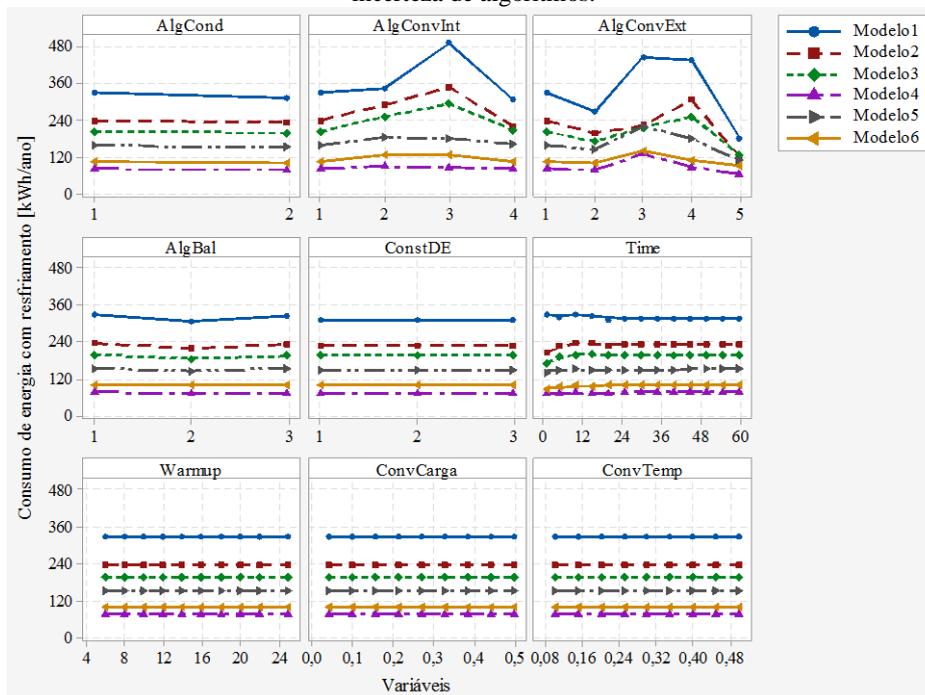
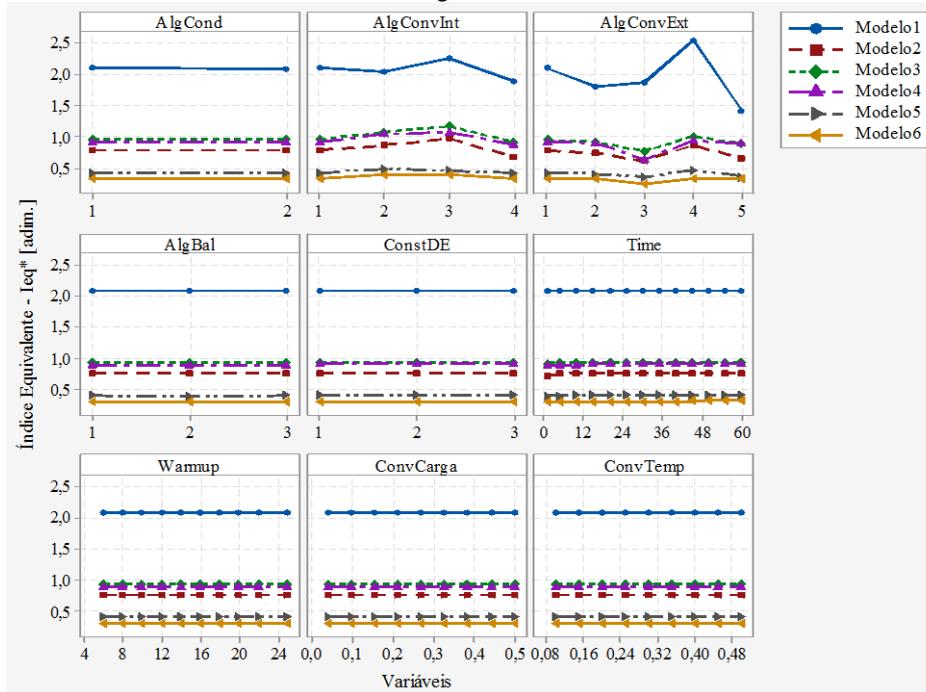


Figura 77 – Dispersão do Índice Equivalente (Ieq\*) para cada modelo de desempenho na análise local da fonte de incerteza de algoritmos.





### 6.3.1.2 *Análise global e de incertezas*

A análise global de incerteza de algoritmos é mostrada na Figura 78, por meio de histogramas de frequência absoluta de ocorrência em cada variável dependente e modelo de desempenho. Aproveitou-se a amostra multivariada fatorial para esta análise de incertezas. Por esse motivo, o formato das distribuições de probabilidades foi irregular, impossibilitando a aderência às distribuições paramétricas.

A amplitude de incertezas foi maior nos graus-hora de aquecimento do que no de resfriamento, da mesma forma que a amplitude no consumo de energia com aquecimento foi maior do que no resfriamento.

Em alguns casos, percebe-se um comportamento diferente nas distribuições, como nos graus-hora de aquecimento nos modelos 3 e 4, onde há, pelo menos, duas distribuições distintas. O mesmo é visível no consumo de energia com aquecimento do modelo 4. Isso ocorre quando há alguma variável independente muito influente, o que pode ser conferido em uma análise quantitativa de sensibilidade.

Como o método utilizado foi a análise de variância com amostra fatorial completa, há maior possibilidade de analisar a sensibilidade por grupos. Dessa forma, a Tabela 28 mostra, primeiramente, as medidas de sensibilidade de todos os termos envolvidos no experimento (variáveis independentes e interações de segunda ordem), incluindo o próprio ‘modelo’ de desempenho como uma variável independente. O valor-F mostrou que o modelo de desempenho, de fato, foi muito mais influente do que as variáveis da incerteza de algoritmos em todas as variáveis dependentes. No entanto, nos graus-hora de aquecimento a variável ‘AlgConvExt’ foi consideravelmente influente também. Com isso, justifica-se a separação da análise de variância por modelo de desempenho.

A Tabela 29 mostra o valor-F de cada termo, em cada modelo, para cada variável dependente dessa análise de incerteza de algoritmo. A classificação de variáveis mais influentes foi diferente da análise local, mas sempre alternando entre o algoritmo de convecção interna e o externa.

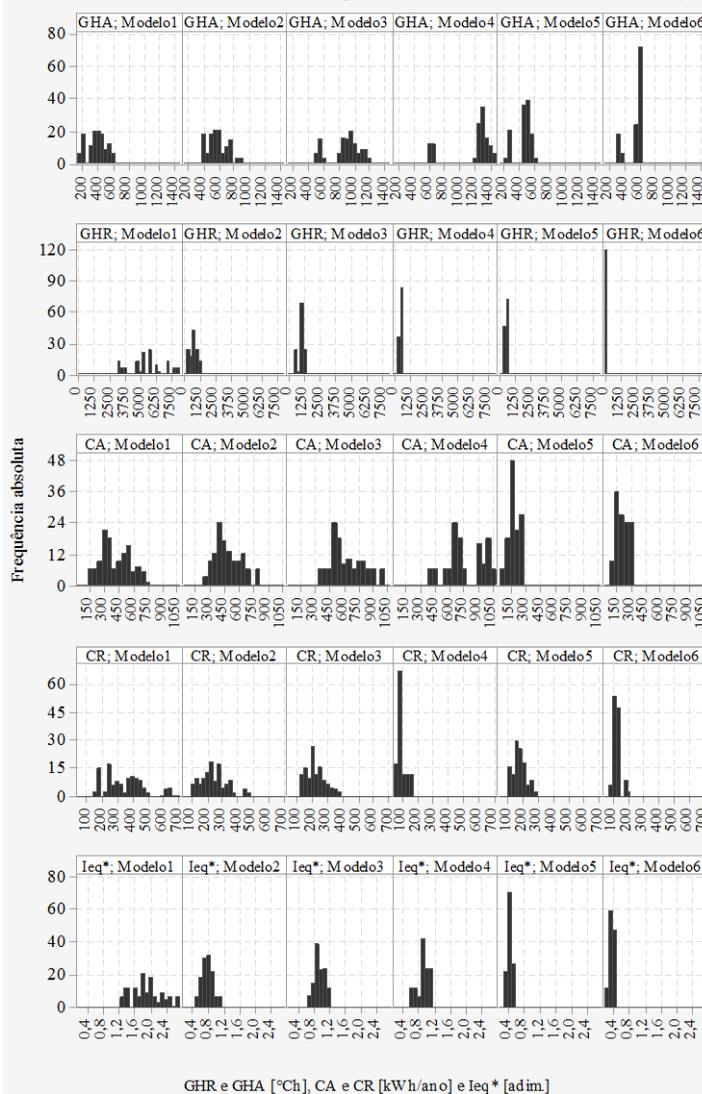
Nos graus-hora de aquecimento, a variável mais influente nos modelos foi o algoritmo de convecção externa (AlgConvExt), exceto no modelo 6, que foi o algoritmo de condução (AlgCond). Nos graus-hora de resfriamento, em todos os modelos, o algoritmo de convecção externa também foi o mais influente, exceto no modelo 6, que foi o algoritmo de convecção interna (AlgConvInt).

Nos consumos de energia, a variável mais influente também foi, geralmente, o algoritmo de convecção externa. As exceções estão no consumo com aquecimento dos modelos 4, 5 e 6, que apresentaram o algoritmo de convecção interna como mais influente.

De fato, quando se trata da condição naturalmente ventilada e também do consumo de energia com resfriamento, a variável mais influente na incerteza é o algoritmo de convecção externa, provavelmente por controlar as perdas e ganhos de calor externos que acabam por afetar mais o modelo de simulação. No caso do consumo com aquecimento, por depender mais das condições internas da edificação (já que possuem melhores desempenhos e/ou também menores valores de transmitância térmica das paredes), a variável mais influente foi o algoritmo de convecção interna.

A Tabela 30 mostra, finalmente, a estatística descritiva da análise de incerteza de algoritmos, sendo que os intervalos de confiança foram calculados com o método não paramétrico simples e 90% de confiabilidade. A amplitude nos graus-hora de aquecimento foi maior no modelo 4, enquanto nos graus-hora de resfriamento foi maior no modelo 1. No consumo de energia com aquecimento, a amplitude de incertezas foi maior no modelo 4; no consumo com resfriamento, a amplitude foi maior no modelo 1.

Figura 78 – Histograma de frequência absoluta de ocorrência para as variáveis dependentes em cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de algoritmos.



GHR e GHA [°Ch], CA e CR [kWh/ano] e Ieq\* [adim.]

Obs.: Os eixos x e y foram padronizados com base em cada variável dependente para melhor visualização.

Tabela 28 – Valor-F (normalizado em cada variável dependente) de todos os termos da análise de sensibilidade global fonte de incerteza de algoritmos.

<b>Termo</b>	<b>GHA</b>	<b>GHR</b>	<b>CA</b>	<b>CR</b>	<b>Ieq*</b>
Modelo	0,8117	1,0000	0,9998	0,9997	1,0000
AlgCond	0,0577	0,0000	0,0011	0,0011	0,0000
AlgConvInt	0,0561	0,0006	0,0090	0,0014	0,0010
AlgConvExt	0,5616	0,0046	0,0158	0,0226	0,0016
AlgBal	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000
Modelo:AlgCond	0,0008	0,0000	0,0000	0,0003	0,0000
Modelo:AlgConvInt	0,0022	0,0009	0,0005	0,0009	0,0006
Modelo:AlgConvExt	0,1384	0,0044	0,0068	0,0069	0,0020
Modelo:AlgBal	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
AlgCond:AlgConvInt	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
AlgCond:AlgConvExt	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
AlgCond:AlgBal	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
AlgConvInt:AlgConvExt	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
AlgConvInt:AlgBal	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
AlgConvExt:AlgBal	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Tanto o algoritmo de balanço térmico quanto as interações de segunda ordem foram irrelevantes em termos de influência nas variáveis dependentes.



Tabela 30 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa para cada modelo e variável dependente na análise global da fonte de incerteza de algoritmos.

Variável	Modelo 1				Modelo 2			
	LI	LS	Amplitude	AmpRel	LI	LS	Amplitude	AmpRel
GHA [°Ch]	172	601	429	111%	392	864	471	75%
GHR [°Ch]	3221	8063	4842	86%	283	1247	965	126%
CA [kWh/ano]	148,8	706,3	557,6	130%	276,8	811,5	534,6	98%
CR [kWh/ano]	164,6	658,0	493,4	120%	111,3	455,0	343,7	121%
Ieq* [adim.]	1,259	2,694	1,435	73%	0,528	1,058	0,530	67%
Variável	Modelo 3				Modelo 4			
	LI	LS	Amplitude	AmpRel	LI	LS	Amplitude	AmpRel
GHA [°Ch]	522	1172	650	77%	603	1430	828	81%
GHR [°Ch]	593	1345	752	78%	195	578	383	99%
CA [kWh/ano]	365,1	983,2	618,1	92%	411,4	1038,3	626,9	86%
CR [kWh/ano]	121,4	361,4	240,0	99%	60,3	156,6	96,4	89%
Ieq* [adim.]	0,727	1,223	0,496	51%	0,615	1,074	0,458	54%
Variável	Modelo 5				Modelo 6			
	LI	LS	Amplitude	AmpRel	LI	LS	Amplitude	AmpRel
GHA [°Ch]	227	555	328	84%	300	608	308	68%
GHR [°Ch]	171	599	428	111%	1	18	17	177%
CA [kWh/ano]	74,2	251,0	176,8	109%	114,1	287,4	173,3	86%
CR [kWh/ano]	103,8	261,6	157,8	86%	87,1	186,1	99,0	72%
Ieq* [adim.]	0,339	0,515	0,176	41%	0,232	0,390	0,158	51%

Onde: LI é o limite inferior, LS é o limite superior, AmpRel é a amplitude relativa à média, todas com 90% de confiabilidade em uma distribuição não-paramétrica.

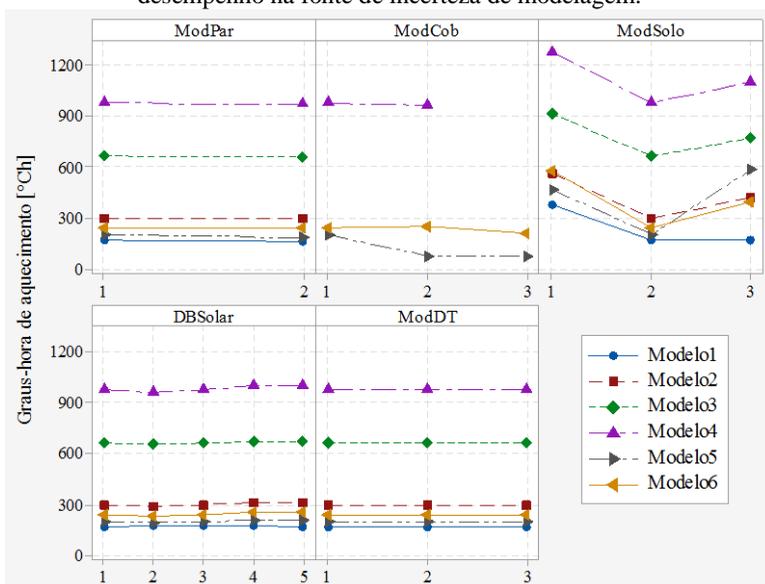
### 6.3.2 Incerteza de modelagem

A incerteza de modelagem foi analisada com o método descrito na seção 5.6.2.

#### 6.3.2.1 *Análise local*

A Figura 79 mostra a dispersão das variáveis independentes nos graus-hora de aquecimento, para cada um dos seis modelos de desempenho. Percebe-se que a variável de modelagem do solo (ModSolo) foi a que mais influenciou nessa variável dependente. O nível 2 dessa variável (opção *Ground Domain*) obteve sempre o menor valor, independentemente do modelo. O nível 3 (opção *Slab*) obteve um valor ligeiramente maior, enquanto o nível 1 (opção de ‘temperatura média’) obteve o maior valor. O fato de se escolher a opção de temperatura média (abordagem mais simplificada) sempre majora o indicador de graus-hora de aquecimento, ou seja, a edificação perdeu mais calor através do solo do que quando modelada com os demais métodos mais avançados. Em relação à variável de modelagem da cobertura (ModCob), percebe-se que a influência foi maior no modelo 5, no qual os níveis 2 e 3 (opções ‘simplificado’ e ‘zona térmica’, respectivamente) obtiveram menores valores. As demais variáveis influenciaram menos em todos os casos.

Figura 79 – Dispersão dos graus-hora de aquecimento para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem.



Nas outras variáveis dependentes, o mesmo comportamento é observado, de maneira geral. A Figura 80 mostra as variáveis independentes nos graus-hora de resfriamento. A Figura 81 mostra o mesmo no consumo de energia com aquecimento, enquanto a Figura 82 mostra o mesmo no consumo de energia com resfriamento. Em todas as variáveis dependentes percebe-se a influência maior da variável de modelagem do solo (ModSolo). Nessa variável independente, as opções do *Slab* e *Ground Domain* sempre apresentaram resultados mais próximos do que a opção simplificada da média.

A Figura 83 mostra a dispersão das variáveis independentes no índice equivalente ( $I_{eq}^*$ ). Nesse indicador, a variável de modelagem do solo (ModSolo) foi a mais influente, enquanto as demais variáveis exercem pouca influência.

A Tabela 31 mostra o índice de sensibilidade local das variáveis de modelagem. Comprova-se a maior influência da variável de modelagem do solo (ModSolo) em praticamente todos os modelos e variáveis dependentes. A única variável que mostrou influência próxima de ModSolo foi a modelagem da cobertura (ModCob) no modelo 5.

Figura 80 – Dispersão dos graus-hora de resfriamento para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem.

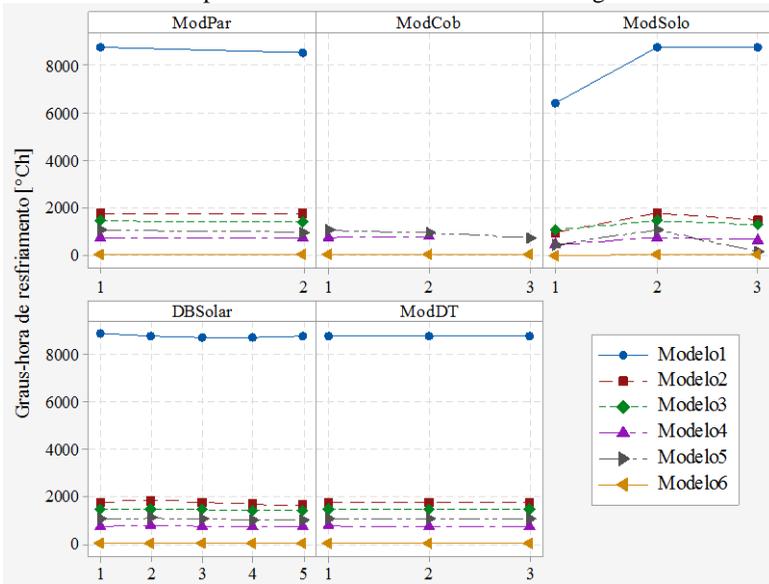




Figura 82 – Dispersão consumo de energia com resfriamento para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem.

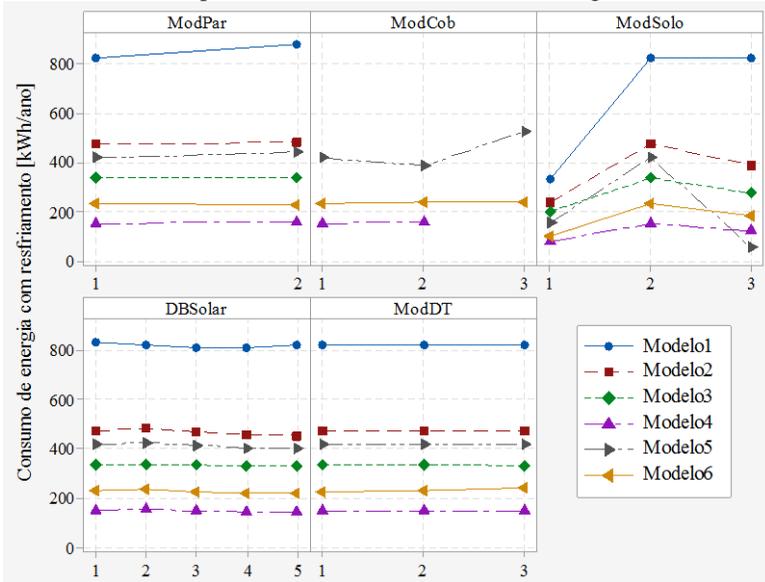


Figura 83 – Dispersão consumo do Índice Equivalente (Ieq\*) para cada modelo de desempenho na fonte de incerteza de modelagem.

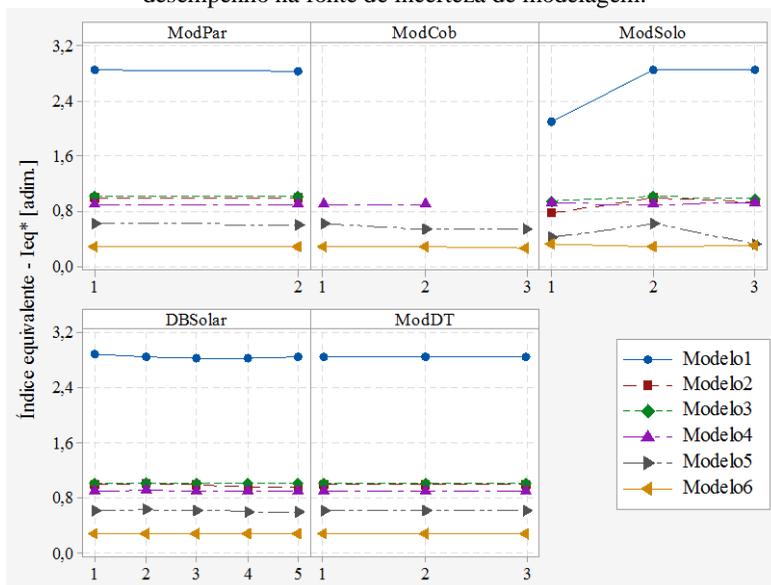


Tabela 31 – Índice de sensibilidade local das variáveis de modelagem em cada variável dependente e modelo de desempenho.

Variáveis	Modelo 1					Modelo 2				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
ModPar	0,0221	0,0267	0,0263	0,0628	0,0115	0,0057	0,0136	0,0028	0,0102	0,0047
ModCob	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ModSolo	0,5429	0,2664	0,3617	0,5615	0,2610	0,4703	0,4445	0,2521	0,4905	0,2159
DBSolar	0,0191	0,0192	0,0138	0,0265	0,0178	0,0367	0,0918	0,0214	0,0596	0,0485
ModDT	0,0000	0,0000	0,0002	0,0017	0,0003	0,0007	0,0008	0,0001	0,0001	0,0003
Variáveis	Modelo 3					Modelo 4				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
ModPar	0,0080	0,0092	0,0023	0,0075	0,0044	0,0070	0,0400	0,0109	0,0412	0,0121
ModCob	-	-	-	-	-	0,0107	0,0187	0,0092	0,0339	0,0005
ModSolo	0,2762	0,2561	0,1404	0,4009	0,0657	0,2352	0,4019	0,1236	0,4617	0,0110
DBSolar	0,0190	0,0322	0,0088	0,0194	0,0084	0,0328	0,0949	0,0147	0,0609	0,0085
ModDT	0,0004	0,0012	0,0002	0,0064	0,0018	0,0002	0,0026	0,0013	0,0204	0,0020
Variáveis	Modelo 5					Modelo 6				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
ModPar	0,0281	0,0878	0,0072	0,0443	0,0238	0,0047	0,0048	0,0055	0,0115	0,0091
ModCob	0,2261	0,2808	0,3124	0,2664	0,1371	0,0758	0,2317	0,0401	0,0431	0,0637
ModSolo	0,6567	0,8252	0,5100	0,6927	0,4778	0,5822	0,7968	0,4157	0,5346	0,1271
DBSolar	0,0225	0,0744	0,0238	0,0435	0,0455	0,0363	0,1698	0,0302	0,0548	0,0081
ModDT	0,0000	0,0005	0,0008	0,0072	0,0035	0,0014	0,0190	0,0005	0,0554	0,0253

### 6.3.2.2 Análise de incertezas

A Tabela 32 mostra a amplitude de variação na unidade de cada variável dependente (graus-hora em °Ch e consumos de energia em kWh/ano). Em termos absolutos, a maior influência da modelagem do solo ocorreu no modelo 1, causando incerteza de 2357,6°Ch no indicador de graus-hora de resfriamento; nos graus-hora de aquecimento a influência foi maior no modelo 5 (382,6°Ch). Nos consumos de energia, a influência também foi maior no modelo 1. Isso era esperado, tendo em vista que o modelo 1 sempre mostrou o pior desempenho em todas as variáveis dependentes, *i.e.*, o maior valor absoluto. A opção de dia típico para o dimensionamento do sistema de ar-condicionado (ModDT) sempre mostrou influência quase nula nas variáveis dependentes.

É interessante notar que, quando a edificação mostra melhor desempenho, *i.e.*, com valores menores nas variáveis dependentes, a incerteza absoluta tende a se reduzir. No modelo 6, a incerteza devido às variáveis ‘ModPar’, ‘DBSolar’ e ‘ModDT’ é quase imperceptível.

A Figura 84 mostra, de uma forma mais visual, o intervalo de confiança (em máximo e mínimo da amostra local) da análise de incerteza de modelagem. Pode-se dizer que a incerteza no consumo de energia com

resfriamento é a mais notada porque torna difícil verificar qual dos modelos possui um comportamento melhor do que o outro (tendo em vista a quantidade de sobreposições de distribuição).

A Tabela 33 mostra, finalmente, a estatística descritiva desta análise de incerteza de modelagem. O intervalo de confiança calculado foi relacionado ao mínimo e máximo absolutos. Nos graus-hora de aquecimento a amplitude é maior no modelo 5, e nos graus-hora de resfriamento a amplitude é maior no modelo 1. Nos consumos de energia com aquecimento e resfriamento, a amplitude também foi maior no modelo 1.

Tabela 32 – Amplitude de incerteza em cada modelo e variável dependente na fonte de incerteza de modelagem.

Variáveis	Modelo 1					Modelo 2				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
ModPar	8,3	236,5	9,63	55,18	0,0332	3,2	25,1	1,15	4,96	0,0047
ModCob	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ModSolo	204,2	2357,6	132,33	493,06	0,7522	264,1	819,6	105,09	237,61	0,2179
DBSolar	7,2	170,1	5,05	23,27	0,0514	20,6	169,3	8,90	28,89	0,0490
ModDT	0,0	0,1	0,06	1,52	0,0009	0,4	1,4	0,04	0,04	0,0003
Variáveis	Modelo 3					Modelo 4				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
ModPar	7,3	13,6	1,28	2,52	0,0045	8,9	31,9	7,79	6,46	0,0110
ModCob	-	-	-	-	-	13,6	14,9	6,59	5,32	0,0005
ModSolo	252,5	377,5	76,58	135,57	0,0667	300,1	320,6	88,63	72,42	0,0100
DBSolar	17,4	47,4	4,80	6,56	0,0085	41,9	75,7	10,57	9,55	0,0078
ModDT	0,4	1,8	0,13	2,17	0,0018	0,3	2,1	0,92	3,20	0,0018
Variáveis	Modelo 5					Modelo 6				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
ModPar	16,4	97,8	1,19	23,24	0,0150	2,7	0,3	1,04	2,77	0,0029
ModCob	131,7	312,7	51,94	139,77	0,0865	43,9	14,6	7,55	10,36	0,0204
ModSolo	382,6	919,1	84,80	363,49	0,3015	337,2	50,2	78,27	128,65	0,0407
DBSolar	13,1	82,9	3,96	22,81	0,0287	21,0	10,7	5,68	13,19	0,0026
ModDT	0,0	0,6	0,13	3,78	0,0022	0,8	1,2	0,10	13,33	0,0081

Figura 84 – Intervalo de confiança (mínimo e máximo absolutos) para as variáveis dependentes em cada modelo na fonte de incerteza de modelagem.

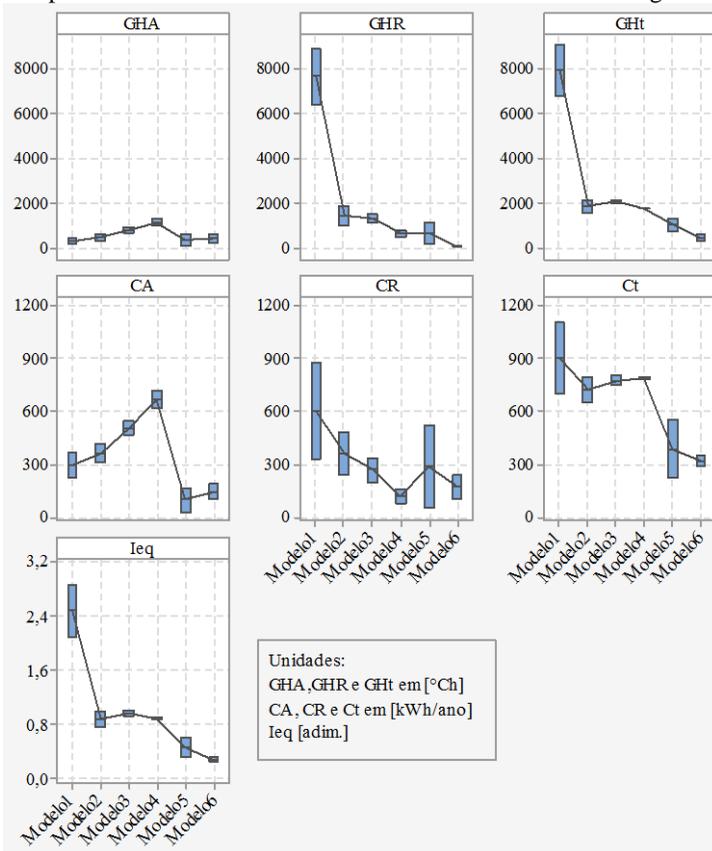


Tabela 33 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa para cada modelo e variável dependente na análise de incerteza local de modelagem.

Variável	Modelo 1				Modelo 2			
	LI	LS	Amplitude	AmpRel	LI	LS	Amplitude	AmpRel
GHA [°Ch]	163,6	376,1	213	79%	291	562	271	63%
GHR [°Ch]	6400,5	8851	2451	32%	957	1844	887	63%
CA [kWh/ano]	223,9	365,86	142,0	48%	309,3	416,8	107,5	30%
CR [kWh/ano]	329,89	878,13	548,2	91%	236,8	484,4	247,6	69%
Ieq* [adim.]	2,1018	2,8816	0,780	31%	0,772	1,009	0,238	27%
Variável	Modelo 3				Modelo 4			
	LI	LS	Amplitude	AmpRel	LI	LS	Amplitude	AmpRel
GHA [°Ch]	654	914	260	33%	959	1276	317	28%
GHR [°Ch]	1077	1474	397	31%	444	798	354	57%
CA [kWh/ano]	467,7	545,6	77,9	15%	620,8	717,2	96,4	14%
CR [kWh/ano]	200,1	338,2	138,1	51%	78,0	156,9	78,9	67%
Ieq* [adim.]	0,945	1,016	0,071	7%	0,892	0,913	0,021	2%
Variável	Modelo 5				Modelo 6			
	LI	LS	Amplitude	AmpRel	LI	LS	Amplitude	AmpRel
GHA [°Ch]	68	583	514	158%	207	579	372	95%
GHR [°Ch]	158	1114	956	150%	7	63	56	159%
CA [kWh/ano]	29,5	166,3	136,7	140%	102,5	188,3	85,8	59%
CR [kWh/ano]	54,4	524,7	470,3	162%	100,7	240,6	140,0	82%
Ieq* [adim.]	0,317	0,631	0,314	66%	0,267	0,320	0,054	18%

Onde: LI é o limite inferior, LS é o limite superior, AmpRel é a amplitude relativa à média, todas com 90% de confiabilidade em uma distribuição não-paramétrica.

### 6.3.3 Incerteza física

A análise de incerteza física seguiu o procedimento descrito na seção 5.6.3. É dividida em análise local, e análise global e de incertezas.

#### 6.3.3.1 *Análise local*

Como há muitas variáveis independentes nesta análise, optou-se por mostrar somente algumas variáveis mais influentes e ocultar as demais. Sendo assim, as Tabelas 34 a 36 mostram o índice de sensibilidade local das vinte variáveis físicas mais influentes em cada modelo e em cada variável dependente. A ordem da classificação foi baseada no índice de sensibilidade obtido no indicador equivalente ( $I_{eq}^*$ ); ou seja, a influência em alguma outra variável dependente pode não seguir o mesmo comportamento.

De maneira geral, percebe-se que no modelo 1 (Tabela 34) a absorvância solar da cobertura ( $cob\_abs$ ) é a variável mais influente na incerteza, seguida da taxa de infiltração das portas ( $por\_inf$ ), fator de ventilação das janelas ( $jan\_fvent$ ) e da emissividade da superfície externa da cobertura ( $cob\_em$ ). No entanto, outras variáveis são notadamente influentes em uma ou outra variável dependente. É o caso do calor específico do material equivalente das paredes internas ( $parint\_ceqv$ ), que foi o mais influente no consumo de energia com resfriamento, e também foi representativo no consumo com aquecimento e nos graus-hora de aquecimento.

O modelo 2 (Tabela 34) apresentou variáveis diferentes, sendo que a mais influente foi a fração de ventilação das janelas ( $jan\_fvent$ ), seguida da absorvância solar da cobertura ( $cob\_abs$ ) e das paredes externas ( $par\_abs$ ), depois a refletância do solo ( $albedo$ ). No entanto, a taxa de infiltração das janelas ( $jan\_inf$ ) é a variável mais influente no consumo de energia com aquecimento.

Os demais modelos também apresentaram diferentes classificações de variáveis mais influentes. O modelo 3 mostrou maior destaque nas janelas (na fração de ventilação e taxa de infiltração). O modelo 4 mostrou como influentes a taxa de infiltração das janelas, o calor específico da madeira da cobertura e a absorvância solar da cobertura (nos graus-hora de resfriamento). O modelo 5 deu destaque para a absorvância solar da cobertura e a taxa de infiltração das janelas e portas (no consumo de energia com aquecimento); o modelo 6 mostrou influência da condutividade térmica do isolamento da

cobertura, da taxa de infiltração das portas e da absorvância solar da cobertura (nos graus-hora de aquecimento).

Tabela 34 – Índice de sensibilidade local das vinte variáveis mais influentes em cada variável dependente na análise de sensibilidade local da fonte de incertezas físicas – Modelos 1 e 2.

Variáveis	Modelo 1					Variáveis	Modelo 2				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*		GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
cob_abs	0,3453	0,2874	0,1923	0,2977	0,2577	jan_fvent	0,0227	0,3074	0,0082	0,1590	0,1841
por_inf	0,1200	0,1052	0,2298	0,0604	0,0777	cob_abs	0,1833	0,2608	0,1149	0,1877	0,1333
jan_fvent	0,0249	0,0651	0,0182	0,0676	0,0607	parext_abs	0,1688	0,2314	0,0788	0,1598	0,1210
cob_em	0,2130	0,0501	0,1507	0,1062	0,0455	albedo	0,1360	0,2035	0,0547	0,1321	0,1084
albedo	0,0572	0,0346	0,0390	0,0493	0,0323	parext_lcer	0,0803	0,1184	0,0779	0,0231	0,0727
piso_lcon	0,1008	0,0372	0,0817	0,0863	0,0318	piso_ccon	0,0966	0,0698	0,0374	0,0610	0,0480
parint_ceil	0,1955	0,0919	0,1823	0,3152	0,0295	parext_ccer	0,0420	0,1061	0,0822	0,0989	0,0436
piso_ccon	0,0799	0,0362	0,0636	0,0652	0,0263	piso_lcon	0,1164	0,0770	0,0498	0,0760	0,0416
piso_ccer	0,0698	0,0263	0,0601	0,0581	0,0256	parint_ceil	0,0702	0,1214	0,0353	0,1084	0,0399
piso_econ	0,0637	0,0198	0,0547	0,0520	0,0204	piso_ccer	0,0865	0,0623	0,0415	0,0704	0,0328
parext_abs	0,0445	0,0198	0,0396	0,0348	0,0185	parext_em	0,0635	0,0520	0,0317	0,0514	0,0263
piso_ccer	0,0559	0,0175	0,0485	0,0500	0,0181	piso_econ	0,0826	0,0489	0,0373	0,0596	0,0261
parext_ceil	0,0716	0,0371	0,0701	0,0946	0,0173	cob_em	0,0686	0,0485	0,0637	0,0690	0,0220
cob_lami	0,0205	0,0185	0,0444	0,0093	0,0154	parext_ccer	0,0112	0,0978	0,0826	0,1521	0,0220
piso_lcer	0,0493	0,0153	0,0497	0,0592	0,0148	piso_ccer	0,0666	0,0410	0,0316	0,0532	0,0212
parext_leqv	0,0589	0,0155	0,0457	0,0297	0,0137	jan_inf	0,1758	0,0764	0,3339	0,1308	0,0205
parint_ceil	0,0829	0,0423	0,0822	0,1531	0,0120	venz_trans	0,0316	0,0362	0,0162	0,0321	0,0198
venz_trans	0,0227	0,0119	0,0231	0,0203	0,0111	por_inf	0,0940	0,0947	0,1570	0,0296	0,0116
parint_ceil	0,0314	0,0192	0,0367	0,0686	0,0054	cobint_ccon	0,0227	0,0556	0,1369	0,1968	0,0074
parext_ceil	0,0725	0,0121	0,0611	0,0656	0,0030	cobext_ccon	0,0174	0,0486	0,1219	0,1609	0,0061

Tabela 35 – Índice de sensibilidade local das vinte variáveis mais influentes em cada variável dependente na análise de sensibilidade local da fonte de incertezas físicas – Modelos 3 e 4.

Variáveis	Modelo 3					Variáveis	Modelo 4				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*		GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
jan_fvent	0,0352	0,4448	0,0050	0,2042	0,1568	jan_inf	0,0971	0,0388	0,2951	0,1029	0,1463
jan_inf	0,1777	0,0406	0,3506	0,1007	0,1523	cob_lmadv	0,1509	0,0134	0,1379	0,1405	0,0930
por_inf	0,0767	0,0294	0,1370	0,0074	0,0641	cob_abs	0,3119	0,6338	0,1111	0,3646	0,0731
parext_lcer	0,1299	0,0432	0,0762	0,0579	0,0557	parint_ceilv	0,0520	0,1627	0,0400	0,1889	0,0613
parext_ecev	0,0816	0,0679	0,0594	0,0794	0,0418	parext_ceilv	0,0156	0,1194	0,0547	0,1576	0,0477
parext_ccer	0,0352	0,0877	0,0421	0,1001	0,0269	parext_ceilv	0,0019	0,1314	0,0348	0,0626	0,0471
parint_ceilv	0,0612	0,0875	0,0219	0,0884	0,0251	cob_emadv	0,0673	0,0035	0,0734	0,0772	0,0462
pisoccon	0,0859	0,0506	0,0269	0,0514	0,0240	por_inf	0,0353	0,0691	0,1198	0,0316	0,0439
cobint_ccon	0,0312	0,0333	0,1269	0,2313	0,0203	parext_ceilv	0,0179	0,1294	0,0126	0,0285	0,0405
cobext_ccon	0,0263	0,0258	0,1131	0,1983	0,0185	cob_lcer	0,0522	0,0032	0,0502	0,0534	0,0334
cobint_econ	0,0191	0,0261	0,0802	0,1273	0,0183	jan_fvent	0,0146	0,1089	0,0017	0,0609	0,0325
cobext_econ	0,0193	0,0252	0,0807	0,1295	0,0177	parint_ceilv	0,0243	0,0743	0,0174	0,0805	0,0284
cobext_lcon	0,0122	0,0233	0,0460	0,0557	0,0167	pisoccon	0,0552	0,0667	0,0259	0,0551	0,0233
albedo	0,0966	0,1089	0,0319	0,0808	0,0161	cob_em	0,0699	0,0574	0,0481	0,0613	0,0214
pisolcon	0,1052	0,0593	0,0374	0,0722	0,0155	pisolcon	0,0729	0,0740	0,0375	0,0875	0,0203
cobint_lcon	0,0051	0,0141	0,0311	0,0140	0,0154	cob_ecev	0,0167	0,0038	0,0332	0,0371	0,0178
parext_abs	0,1886	0,1858	0,0722	0,1338	0,0145	parext_carg	0,0039	0,0259	0,0230	0,0519	0,0136
parint_ceilv	0,0323	0,0397	0,0097	0,0365	0,0130	albedo	0,0777	0,1527	0,0374	0,1021	0,0129
cob_em	0,0610	0,0314	0,0521	0,0568	0,0128	parint_ceilv	0,0105	0,0337	0,0078	0,0376	0,0125
cob_abs	0,1491	0,1645	0,0864	0,1332	0,0109	parext_abs	0,0712	0,1309	0,0401	0,0915	0,0066

Tabela 36 – Índice de sensibilidade local das vinte variáveis mais influentes em cada variável dependente na análise de sensibilidade local da fonte de incertezas físicas – Modelos 5 e 6.

Variáveis	Modelo 5					Variáveis	Modelo 6				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*		GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
cob_abs	0,3295	0,4635	0,2077	0,2748	0,2717	por_inf	0,2261	0,0472	0,3628	0,0342	0,1497
jan_fvent	0,0345	0,3195	0,0137	0,1986	0,2236	jan_inf	0,1917	0,0319	0,2972	0,0712	0,1077
albedo	0,1216	0,1483	0,0927	0,1161	0,0937	jan_fvent	0,0226	0,2566	0,0053	0,1579	0,0838
parext_ceilv	0,1374	0,0966	0,0812	0,0279	0,0788	cob_eter	0,2397	0,0139	0,1445	0,0500	0,0831
pisolcon	0,1649	0,1089	0,1170	0,1195	0,0741	cob_lter	0,2113	0,0069	0,1300	0,0413	0,0755
pisoccon	0,1314	0,0885	0,0876	0,0781	0,0626	parext_eter	0,1835	0,0125	0,1082	0,0177	0,0742
pisoccev	0,1276	0,0838	0,0971	0,1078	0,0590	parext_lter	0,1648	0,0069	0,0975	0,0168	0,0659
parext_ceilv	0,1092	0,1124	0,0656	0,0347	0,0576	cob_abs	0,2680	0,6033	0,1791	0,2719	0,0421
parext_abs	0,0800	0,0842	0,0756	0,0817	0,0558	pisoccon	0,1367	0,1914	0,0777	0,0850	0,0378
pisoccon	0,1212	0,0686	0,0881	0,0916	0,0478	parext_cconint	0,1002	0,1137	0,0166	0,0060	0,0364
pisoccev	0,1015	0,0622	0,0744	0,0852	0,0436	cob_ccon	0,0987	0,2205	0,0260	0,0320	0,0325
venz_trans	0,0359	0,0512	0,0248	0,0516	0,0380	parext_econint	0,0688	0,0583	0,0210	0,0018	0,0278
cob_em	0,0955	0,0668	0,0824	0,0612	0,0373	cob_econ	0,0733	0,1082	0,0297	0,0221	0,0245
pisolcer	0,0874	0,0506	0,0653	0,0742	0,0344	albedo	0,1401	0,3259	0,0832	0,1376	0,0229
cob_lmadv	0,1868	0,0349	0,2003	0,0709	0,0283	pisolcon	0,1796	0,2191	0,1069	0,1235	0,0219
parext_ceilv	0,0722	0,1112	0,0420	0,0969	0,0267	parext_lconex	0,0426	0,0180	0,0246	0,0059	0,0172
parint_ceilv	0,1064	0,1614	0,0685	0,1755	0,0261	cob_lcon	0,0468	0,0014	0,0349	0,0136	0,0166
parint_ceilv	0,0521	0,0751	0,0291	0,0773	0,0138	parext_lconint	0,0368	0,0069	0,0251	0,0035	0,0152
cob_emadv	0,0733	0,0236	0,1252	0,0583	0,0089	vid_em	0,0589	0,0139	0,0373	0,0252	0,0139
por_inf	0,2079	0,0913	0,4094	0,0502	0,0046	parext_abs	0,1947	0,3162	0,1399	0,1750	0,0123

### 6.3.3.2 *Análise global e de incertezas*

As Tabelas 37 a 39 mostram os índices de sensibilidade total de Sobol' para as variáveis físicas. Somente as vinte mais importantes são mostradas por questão de espaço. Levando em consideração o Indicador Equivalente (Ieq\*), percebe-se que cada modelo mostrou uma classificação diferente de variáveis mais influentes.

No modelo 1, a variável mais influente foi a absorvância solar da cobertura (cob\_abs), cuja influência em termos quantitativos foi muito superior à segunda variável de taxa de infiltração de ar nas portas externas (por\_inf). No modelo 2, a diferença entre as primeiras variáveis mais influentes foi menor. A variável de maior influência foi o fator de ventilação das janelas externas (jan\_fvent), a absorvância solar da cobertura (cob\_abs) e a absorvância solar das paredes externas (par\_abs).

No modelo 3, a taxa de infiltração das janelas (jan\_inf) foi mais influente do que o fator de ventilação das mesmas (jan\_fvent), seguida da taxa de infiltração de ar nas portas externas (de influência bem menor). Em relação ao modelo 4, a classificação se inicia com a taxa de infiltração das janelas (jan\_inf), seguida da condutividade térmica da madeira da cobertura (cob\_lmad) e da absorvância solar da cobertura (cob\_abs).

O modelo 5 mostrou a absorvância solar da cobertura (cob\_abs) e a fração de ventilação das janelas (jan\_fvent) como variáveis influentes. O modelo 6 mostrou a taxa de infiltração de ar das portas (por\_inf) e janelas (jan\_inf), e a espessura (cob\_eter) e condutividade térmica (cob\_lter) do isolamento térmico da cobertura.

De maneira geral, as primeiras variáveis mais influentes com esta análise global foram as mesmas da análise local. Em alguns casos, alguma variável sofre uma alteração de posição, mas a sequência é sempre semelhante. Essa constatação mostra que há pouca interação de segunda ordem nessas variáveis de fontes de incerteza física.

Ao se analisar cada variável dependente separadamente, algumas tendências podem ser apontadas. Nos graus-hora de aquecimento, a absorvância solar da cobertura (cob\_abs) geralmente aparece em primeiro lugar (nos modelos 1, 2, 4 e 5) ou segundo lugar (modelos 3 e 6). Nos modelos 1, 4 e 5, a absorvância solar da cobertura foi muito mais influente que as demais variáveis.

Nos graus-hora de resfriamento, percebe-se a influência da absorvância solar da cobertura em quase todos os modelos, exceto nos modelos 2 (que foi a fração de ventilação das janelas) e 3 (a taxa de infiltração

de ar nas janelas). Nos modelos 1 e 4, praticamente a totalidade da variância é devida à absorptância solar da cobertura.

Em relação ao consumo de energia com aquecimento, percebe-se que as variáveis mais influentes são, geralmente, as taxas de infiltração de ar tanto das portas (nos modelos 1, 5 e 6) quanto das janelas (nos modelos 2, 3 e 4). No consumo de energia com resfriamento não há uma tendência bem definida. A absorptância solar da cobertura foi a mais influente nos modelos 2, 4, 5 e 6, mas foi diferente nos demais modelos. No modelo 1, a variável mais influente foi o calor específico do material equivalente das paredes internas, e no modelo 3 foi o calor específico do concreto da parte interna da cobertura.

A Tabela 40 mostra a estatística descritiva dessas distribuições de probabilidades com 90% de confiabilidade. A Figura 85 mostra a frequência absoluta das variáveis dependentes em cada modelo.

Percebe-se que o modelo 4 mostrou a maior amplitude de incerteza nos graus-hora de aquecimento e no consumo de energia com aquecimento em valores absolutos. A maior incerteza nos graus-hora de resfriamento e no consumo de energia com resfriamento pertence ao modelo 1 em valores absolutos. O modelo 6 apresentou altos valores de incerteza relativa, o que não representou muito bem seu comportamento devido aos baixos valores do intervalo.

Tabela 37 – Índice de sensibilidade total de Sobol' (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza física – Modelos 1 e 2.

Variáveis	Modelo 1					Variáveis	Modelo 2				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*		GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
cob_abs	0,4892	0,1583	0,2502	0,3219	0,0785	jan_fvent	0,0035	0,2978	0,0003	0,0853	0,4274
por_inf	0,0587	0,1322	0,3500	0,0136	0,0925	cob_abs	0,2300	0,2055	0,0581	0,1151	0,2191
jan_fvent	0,0039	0,0518	0,0022	0,0166	0,0573	parext_abs	0,1978	0,1602	0,0279	0,0758	0,1714
cob_em	0,1776	0,0287	0,1425	0,0355	0,0293	albedo	0,0758	0,0781	0,0081	0,0358	0,0901
parint_ceqv	0,1430	0,1004	0,2097	0,3551	0,0136	parext_lcer	0,0419	0,0342	0,0240	0,0031	0,0501
piso_ccon	0,0262	0,0169	0,0219	0,0121	0,0123	parext_ecec	0,0157	0,0345	0,0271	0,0281	0,0252
albedo	0,0081	0,0099	0,0061	0,0062	0,0112	piso_ccon	0,0466	0,0142	0,0053	0,0157	0,0231
piso_lcon	0,0323	0,0088	0,0309	0,0184	0,0080	parint_ceqv	0,0339	0,0429	0,0055	0,0391	0,0191
piso_econ	0,0175	0,0053	0,0168	0,0078	0,0064	piso_lcon	0,0673	0,0083	0,0075	0,0127	0,0103
parext_abs	0,0082	0,0044	0,0089	0,0044	0,0050	parext_em	0,0268	0,0078	0,0045	0,0084	0,0081
parext_ceqv	0,0179	0,0148	0,0293	0,0269	0,0045	piso_econ	0,0300	0,0057	0,0045	0,0102	0,0072
piso_ecec	0,0124	0,0034	0,0126	0,0060	0,0042	parext_ecec	0,0384	0,0062	0,0056	0,0110	0,0067
piso_pcon	0,0108	0,0035	0,0113	0,0057	0,0042	parext_ccer	0,0024	0,0281	0,0286	0,0781	0,0061
cob_lami	0,0031	0,0043	0,0115	0,0002	0,0042	jan_inf	0,2023	0,0173	0,4706	0,0561	0,0060
piso_lcer	0,0105	0,0041	0,0112	0,0072	0,0039	piso_ecec	0,0226	0,0051	0,0035	0,0072	0,0056
parext_leqv	0,0144	0,0030	0,0118	0,0033	0,0029	cob_em	0,0299	0,0061	0,0165	0,0137	0,0054
parint_eceqv	0,0309	0,0218	0,0443	0,0794	0,0027	piso_lcer	0,0259	0,0050	0,0037	0,0070	0,0051
piso_ccer	0,0053	0,0021	0,0057	0,0029	0,0024	parint_eceqv	0,0086	0,0084	0,0011	0,0059	0,0048
venz_trans	0,0030	0,0018	0,0035	0,0016	0,0020	por_inf	0,0595	0,0326	0,1104	0,0036	0,0048
piso_pcer	0,0038	0,0012	0,0041	0,0020	0,0015	venz_trans	0,0055	0,0036	0,0010	0,0029	0,0044

Tabela 38 – Índice de sensibilidade total de Sobol' (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza física – Modelos 3 e 4.

Variáveis	Modelo 3					Variáveis	Modelo 4				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*		GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
jan_inf	0,2009	0,0119	0,5966	0,0457	0,4473	jan_inf	0,0637	0,0038	0,5825	0,0391	0,4588
jan_fvent	0,0071	0,5638	0,0001	0,1037	0,3568	cob_lmud	0,1527	0,0011	0,1193	0,0653	0,1773
por_inf	0,0337	0,0072	0,0814	0,0004	0,0679	cob_abs	0,6166	0,7837	0,0781	0,4755	0,1493
parext_lcer	0,1022	0,0103	0,0273	0,0138	0,0626	parint_ceqv	0,0193	0,0642	0,0119	0,1542	0,0909
parext_ecec	0,0432	0,0235	0,0171	0,0236	0,0385	parext_ceqv	0,0022	0,0314	0,0194	0,0913	0,0507
cob_abs	0,1594	0,2376	0,0398	0,0906	0,0290	cob_emud	0,0350	0,0003	0,0373	0,0234	0,0486
parext_abs	0,2074	0,1930	0,0247	0,0696	0,0179	parext_eceqv	0,0004	0,0350	0,0078	0,0181	0,0468
parint_ceqv	0,0234	0,0511	0,0023	0,0347	0,0177	por_inf	0,0082	0,0118	0,0937	0,0038	0,0395
piso_ccon	0,0481	0,0211	0,0048	0,0217	0,0168	parext_leqv	0,0023	0,0340	0,0015	0,0029	0,0386
parext_ccer	0,0056	0,0313	0,0060	0,0229	0,0148	cob_lcer	0,0237	0,0002	0,0196	0,0123	0,0293
cobint_ccon	0,0060	0,0090	0,0775	0,2014	0,0105	jan_fvent	0,0013	0,0286	0,0000	0,0160	0,0283
albedo	0,0361	0,0506	0,0031	0,0175	0,0100	piso_ccon	0,0176	0,0102	0,0045	0,0170	0,0153
cobext_ccon	0,0041	0,0053	0,0536	0,1298	0,0084	parint_eceqv	0,0036	0,0097	0,0019	0,0218	0,0151
cobext_econ	0,0023	0,0047	0,0275	0,0556	0,0073	piso_lcon	0,0316	0,0048	0,0082	0,0231	0,0145
cobint_econ	0,0026	0,0053	0,0322	0,0731	0,0070	cob_em	0,0283	0,0068	0,0129	0,0148	0,0080
cobext_lcon	0,0008	0,0041	0,0093	0,0099	0,0068	cob_ecec	0,0022	0,0001	0,0061	0,0061	0,0055
piso_lcon	0,0392	0,0125	0,0042	0,0145	0,0061	albedo	0,0240	0,0300	0,0053	0,0271	0,0051
cobint_lcon	0,0002	0,0015	0,0045	0,0007	0,0056	parext_carg	0,0002	0,0013	0,0036	0,0107	0,0041
parint_eceqv	0,0058	0,0090	0,0005	0,0053	0,0042	piso_lcer	0,0133	0,0033	0,0040	0,0118	0,0030
cob_em	0,0223	0,0068	0,0131	0,0115	0,0026	parext_abs	0,0316	0,0295	0,0090	0,0270	0,0028

Tabela 39 – Índice de sensibilidade total de Sobol' (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza física – Modelos 5 e 6.

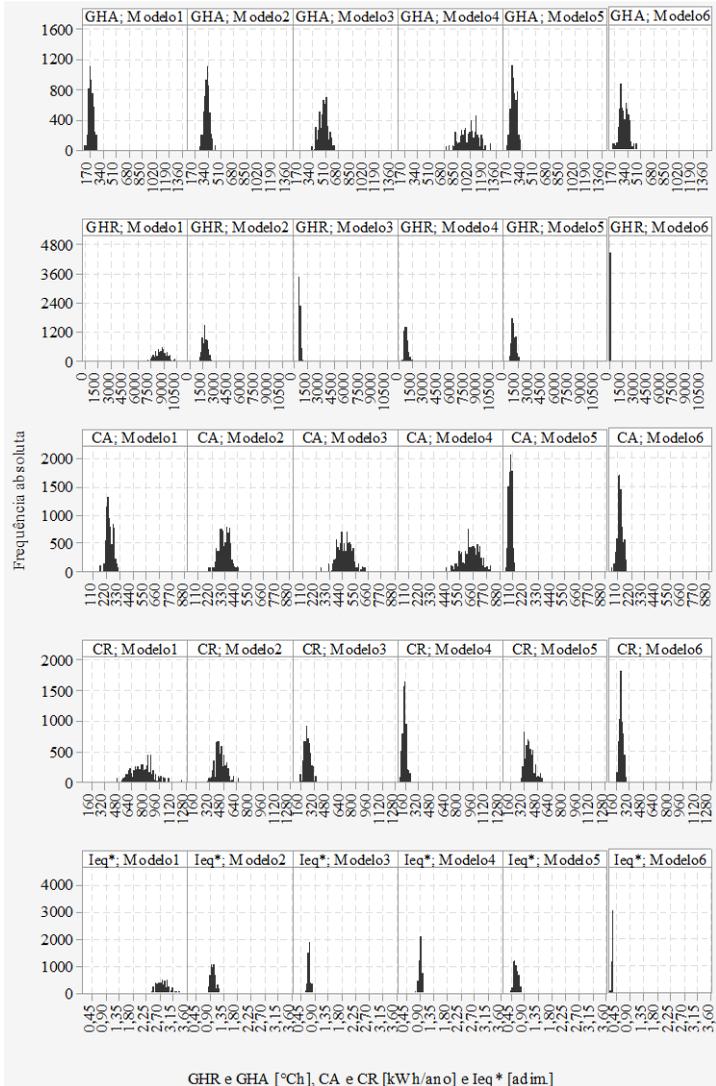
Variáveis	Modelo 5					Variáveis	Modelo 6				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*		GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
cob_abs	0,4401	0,5021	0,1539	0,3901	0,4755	por_inf	0,1049	0,0080	0,3388	0,0095	0,3363
jan_fvent	0,0045	0,2045	0,0006	0,1645	0,2632	jan_inf	0,0689	0,0013	0,2206	0,0344	0,1599
albedo	0,0386	0,0349	0,0185	0,0487	0,0395	cob_eter	0,1327	0,0011	0,0622	0,0155	0,1291
parext_leqv	0,0799	0,0220	0,0258	0,0066	0,0378	cob_lter	0,1128	0,0017	0,0537	0,0144	0,1089
piso_ccon	0,0530	0,0185	0,0226	0,0425	0,0259	jan_fvent	0,0009	0,0784	0,0001	0,1138	0,0995
parext_abs	0,0293	0,0202	0,0217	0,0370	0,0235	parext_lter	0,0667	0,0006	0,0297	0,0027	0,0802
piso_econ	0,0636	0,0143	0,0304	0,0550	0,0203	parext_eter	0,0619	0,0006	0,0259	0,0023	0,0747
piso_lcon	0,0830	0,0145	0,0364	0,0559	0,0193	cob_abs	0,1292	0,3596	0,0733	0,3741	0,0460
piso_ccer	0,0418	0,0103	0,0194	0,0381	0,0146	parext_cconint	0,0217	0,0215	0,0010	0,0011	0,0297
parext_eeqv	0,0422	0,0206	0,0138	0,0063	0,0144	piso_ccon	0,0583	0,0541	0,0242	0,0761	0,0262
piso_ccer	0,0336	0,0062	0,0158	0,0269	0,0088	albedo	0,0295	0,1269	0,0131	0,0938	0,0195
cob_em	0,0337	0,0094	0,0207	0,0168	0,0084	cob_ccon	0,0191	0,0632	0,0018	0,0083	0,0176
piso_pcon	0,0307	0,0060	0,0148	0,0240	0,0083	parext_econint	0,0109	0,0052	0,0014	0,0005	0,0151
venz_trans	0,0045	0,0048	0,0019	0,0107	0,0072	piso_lcon	0,0542	0,0414	0,0235	0,0745	0,0119
cob_lmad	0,1790	0,0028	0,1717	0,0283	0,0054	parext_abs	0,0849	0,1194	0,0544	0,1572	0,0105
parint_eeqv	0,0482	0,0557	0,0151	0,1459	0,0044	cob_econ	0,0117	0,0160	0,0026	0,0045	0,0104
piso_lcer	0,0174	0,0033	0,0081	0,0146	0,0043	parext_lconext	0,0042	0,0005	0,0017	0,0003	0,0056
parext_eeqv	0,0218	0,0249	0,0074	0,0428	0,0041	cob_lcon	0,0050	0,0002	0,0030	0,0013	0,0046
piso_pcer	0,0123	0,0027	0,0062	0,0107	0,0038	piso_econ	0,0460	0,0376	0,0203	0,0692	0,0043
por_inf	0,1817	0,0216	0,5861	0,0135	0,0028	vid_em	0,0087	0,0008	0,0041	0,0049	0,0040

Tabela 40 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa (com 90% de confiabilidade) para cada modelo e variável dependente na análise global da fonte de incerteza física.

<b>Variável</b>	<b>Modelo 1</b>				<b>Modelo 2</b>			
	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>
GHA [°Ch]	146	252	106	53%	261	378	116	36%
GHR [°Ch]	7403	10061	2657	30%	1225	2198	973	57%
CA [kWh/ano]	211,2	295,6	84,4	33%	250,1	399,0	149,0	46%
CR [kWh/ano]	566,2	1008,8	442,6	56%	325,6	585,8	260,2	57%
Ieq* [adim.]	2,479	3,233	0,754	26%	0,831	1,117	0,287	29%
<b>Variável</b>	<b>Modelo 3</b>				<b>Modelo 4</b>			
	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>
GHA [°Ch]	381	577	195	41%	827	1252	425	41%
GHR [°Ch]	409	786	377	63%	433	1120	686	88%
CA [kWh/ano]	363,6	576,6	213,0	45%	509,4	771,3	261,9	41%
CR [kWh/ano]	171,4	301,1	129,7	55%	103,3	184,5	81,3	56%
Ieq* [adim.]	0,611	0,769	0,157	23%	0,827	1,007	0,181	20%
<b>Variável</b>	<b>Modelo 5</b>				<b>Modelo 6</b>			
	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>
GHA [°Ch]	169	287	118	52%	184	370	187	67%
GHR [°Ch]	671	1487	817	76%	28	90	62	104%
CA [kWh/ano]	64,1	117,3	53,2	59%	81,6	159,7	78,1	65%
CR [kWh/ano]	302,6	486,9	184,4	47%	171,3	260,2	88,8	41%
Ieq* [adim.]	0,473	0,738	0,265	44%	0,255	0,316	0,062	22%

Onde: LI é o limite inferior, LS é o limite superior, AmpRel é a amplitude relativa à média, todas com 90% de confiabilidade em uma distribuição não-paramétrica.

Figura 85 – Histograma de frequência absoluta de ocorrência para as variáveis dependentes em cada modelo de alternativa de desempenho na fonte de incerteza física.



Obs.: Os eixos x e y foram padronizados com base em cada variável dependente para melhor visualização.

### 6.3.4 Incerteza operacional

A análise de incerteza operacional seguiu o procedimento descrito na seção 5.6.4. É dividida em análise local e análise global e de incertezas.

#### 6.3.4.1 Análise local

As Tabelas 41 a 43 mostram os índices de sensibilidade locais de cada variável independente nas variáveis dependentes de cada modelo. Como o índice de sensibilidade local é normalizado pelo valor máximo da variável dependente em cada modelo (ver Eq. 13), percebe-se que a incerteza das variáveis operacionais nos graus-hora de resfriamento é pequena, exceto no modelo 6 (Tabela 43).

A Tabela 41 mostra que as variáveis mais influentes no indicador equivalente são o *set point* de temperatura de aquecimento e resfriamento do sistema de ar-condicionado. Nos modelos 1 e 2, percebe-se que o método local captou adequadamente a influência das variáveis, atribuindo a maior parte da variabilidade do consumo de energia com resfriamento à variável *SetpointRes*, e a maior parte da variabilidade do consumo com aquecimento ao *SetpointAq*. Nos graus-hora de aquecimento também se destaca a rotina de ocupação da cozinha como variável importante.

Nos modelos 3 e 4 (Tabela 42), o mesmo comportamento é notado. Nos modelos 5 e 6 (Tabela 43), outras variáveis começam a mostrar importância, pois o valor absoluto das variáveis dependentes diminui. É o caso da operação da veneziana por nível de irradiação solar (*OpVenez*), que foi a variável mais influente nos graus-hora de resfriamento do modelo 6; no entanto, continua sendo pouco representativa no Indicador Equivalente ( $I_{eq}^*$ ) desse mesmo modelo 6.

Tabela 41 – Índice de sensibilidade local em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 1 e 2.

Variável	Modelo 1					Modelo 2				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
RotOcupDorm	0,0600	0,0068	0,0479	0,0248	0,0045	0,0587	0,0240	0,0371	0,0250	0,0035
RotOcupSala	0,1038	0,0132	0,0372	0,0057	0,0039	0,1199	0,0509	0,0274	0,0123	0,0040
RotOcupCoz	0,2010	0,0158	0,0309	0,0068	0,0055	0,2140	0,0519	0,0259	0,0110	0,0018
RotIllumDorm	0,0084	0,0010	0,0023	0,0028	0,0011	0,0034	0,0014	0,0017	0,0013	0,0009
RotIllumSala	0,0030	0,0005	0,0008	0,0004	0,0003	0,0018	0,0012	0,0005	0,0004	0,0003
RotIllumCoz	0,0072	0,0007	0,0010	0,0011	0,0006	0,0025	0,0009	0,0007	0,0009	0,0010
RotJanDorm	0,0060	0,0114	0,0021	0,0073	0,0093	0,0055	0,0417	0,0013	0,0119	0,0182
RotJanSala	0,0084	0,0230	0,0008	0,0100	0,0179	0,0040	0,0321	0,0002	0,0053	0,0124
RotJanCoz	0,0042	0,0040	0,0009	0,0023	0,0031	0,0028	0,0135	0,0005	0,0041	0,0059
RotPorDorm	0,0120	0,0007	0,0015	0,0027	0,0006	0,0043	0,0151	0,0022	0,0048	0,0065
RotPorSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotPorCoz	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupDorm	0,0114	0,0002	0,0193	0,0009	0,0028	0,0169	0,0046	0,0136	0,0031	0,0077
MetOcupSala	0,0042	0,0005	0,0020	0,0006	0,0008	0,0052	0,0023	0,0017	0,0015	0,0012
MetOcupCoz	0,0138	0,0004	0,0018	0,0003	0,0008	0,0185	0,0075	0,0021	0,0046	0,0031
FradOcup	0,0132	0,0009	0,0385	0,0286	0,0029	0,0252	0,0081	0,0307	0,0294	0,0040
PotEquipDorm	0,1002	0,0174	0,0397	0,0425	0,0175	0,0572	0,0400	0,0290	0,0389	0,0165
PotEquipSala	0,0246	0,0097	0,0085	0,0046	0,0063	0,0283	0,0195	0,0058	0,0029	0,0036
PotEquipCoz	0,0870	0,0221	0,0175	0,0135	0,0150	0,0901	0,0445	0,0125	0,0113	0,0094
FradEquip	0,0276	0,0088	0,0124	0,0088	0,0064	0,0098	0,0087	0,0066	0,0064	0,0030
PotIllumDorm	0,0042	0,0003	0,0006	0,0006	0,0002	0,0018	0,0006	0,0005	0,0006	0,0002
PotIllumSala	0,0024	0,0002	0,0004	0,0003	0,0001	0,0006	0,0007	0,0002	0,0002	0,0002
PotIllumCoz	0,0030	0,0006	0,0008	0,0008	0,0005	0,0025	0,0019	0,0006	0,0004	0,0004
FradIllum	0,0000	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000	0,0012	0,0003	0,0001	0,0002	0,0001
OpVenez	0,0900	0,0355	0,0298	0,0367	0,0291	0,0763	0,1172	0,0191	0,0471	0,0480
SetpointVer	0,0060	0,0011	0,0002	0,0002	0,0007	0,0046	0,0017	0,0002	0,0002	0,0003
SetpointInv	0,0144	0,0014	0,0044	0,0001	0,0002	0,0037	0,0001	0,0012	0,0002	0,0006
SetpointRes	0,0042	0,0263	0,0010	0,4715	0,1260	0,0022	0,0633	0,0006	0,5758	0,2655
SetpointAq	0,2753	0,0014	0,5901	0,0307	0,0892	0,1639	0,0001	0,5826	0,0577	0,2666

Tabela 42 – Índice de sensibilidade local em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 3 e 4.

Variável	Modelo 3					Modelo 4				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq <sup>#</sup>	GHA	GHR	CA	CR	Ieq <sup>#</sup>
RotOcupDorm	0,0370	0,0104	0,0330	0,0173	0,0123	0,0450	0,0310	0,0374	0,0186	0,0237
RotOcupSala	0,0864	0,0304	0,0226	0,0067	0,0106	0,0966	0,0657	0,0320	0,0102	0,0253
RotOcupCoz	0,1408	0,0333	0,0189	0,0072	0,0133	0,1738	0,0752	0,0287	0,0114	0,0336
RotIllumDorm	0,0037	0,0024	0,0016	0,0028	0,0004	0,0050	0,0045	0,0019	0,0040	0,0006
RotIllumSala	0,0012	0,0006	0,0004	0,0004	0,0000	0,0011	0,0011	0,0006	0,0003	0,0004
RotIllumCoz	0,0022	0,0011	0,0005	0,0008	0,0000	0,0030	0,0021	0,0008	0,0007	0,0006
RotJanDorm	0,0094	0,0813	0,0014	0,0220	0,0260	0,0001	0,0010	0,0000	0,0002	0,0001
RotJanSala	0,0065	0,0347	0,0002	0,0074	0,0104	0,0060	0,0147	0,0003	0,0021	0,0013
RotJanCoz	0,0118	0,0572	0,0011	0,0147	0,0174	0,0001	0,0001	0,0000	0,0001	0,0000
RotPorDorm	0,0022	0,0209	0,0036	0,0026	0,0047	0,0019	0,0057	0,0037	0,0007	0,0013
RotPorSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotPorCoz	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupDorm	0,0101	0,0009	0,0130	0,0021	0,0085	0,0133	0,0007	0,0161	0,0014	0,0124
MetOcupSala	0,0038	0,0001	0,0016	0,0002	0,0013	0,0047	0,0002	0,0022	0,0002	0,0022
MetOcupCoz	0,0123	0,0014	0,0016	0,0004	0,0015	0,0146	0,0015	0,0023	0,0005	0,0036
FradOcup	0,0088	0,0052	0,0312	0,0284	0,0064	0,0088	0,0045	0,0316	0,0298	0,0138
PotEquipDorm	0,0390	0,0190	0,0255	0,0300	0,0020	0,0543	0,0436	0,0309	0,0398	0,0148
PotEquipSala	0,0212	0,0131	0,0049	0,0035	0,0003	0,0225	0,0292	0,0064	0,0041	0,0030
PotEquipCoz	0,0586	0,0261	0,0097	0,0087	0,0015	0,0698	0,0646	0,0137	0,0135	0,0085
FradEquip	0,0218	0,0028	0,0084	0,0074	0,0035	0,0191	0,0226	0,0093	0,0090	0,0042
PotIllumDorm	0,0011	0,0003	0,0004	0,0006	0,0000	0,0013	0,0009	0,0005	0,0005	0,0003
PotIllumSala	0,0009	0,0004	0,0002	0,0001	0,0000	0,0004	0,0005	0,0003	0,0001	0,0002
PotIllumCoz	0,0020	0,0010	0,0004	0,0005	0,0000	0,0027	0,0025	0,0007	0,0010	0,0003
FradIllum	0,0005	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0001	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000
OpVenez	0,0538	0,0641	0,0143	0,0283	0,0134	0,0635	0,1714	0,0174	0,0519	0,0164
SetpointVer	0,0189	0,0031	0,0002	0,0008	0,0015	0,0031	0,0010	0,0001	0,0001	0,0004
SetpointInv	0,0025	0,0013	0,0011	0,0012	0,0004	0,0004	0,0000	0,0001	0,0001	0,0001
SetpointRes	0,0012	0,0251	0,0003	0,5925	0,2018	0,0016	0,0571	0,0006	0,6561	0,1306
SetpointAq	0,1433	0,0003	0,5454	0,0730	0,2956	0,1689	0,0010	0,5121	0,1376	0,3408

Tabela 43 – Índice de sensibilidade local em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 5 e 6.

Variável	Modelo 5					Modelo 6				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
RotOcupDorm	0,0977	0,0346	0,0667	0,0359	0,0140	0,1115	0,0923	0,0560	0,0353	0,0059
RotOcupSala	0,1919	0,0791	0,0614	0,0168	0,0111	0,2388	0,2116	0,0683	0,0163	0,0361
RotOcupCoz	0,2951	0,0939	0,0514	0,0223	0,0160	0,3471	0,2079	0,0532	0,0197	0,0393
RotIllumDorm	0,0050	0,0025	0,0035	0,0025	0,0013	0,0090	0,0098	0,0031	0,0031	0,0005
RotIllumSala	0,0015	0,0020	0,0013	0,0005	0,0005	0,0036	0,0037	0,0011	0,0006	0,0003
RotIllumCoz	0,0050	0,0015	0,0016	0,0002	0,0001	0,0079	0,0074	0,0014	0,0011	0,0004
RotJanDorm	0,0080	0,0763	0,0024	0,0204	0,0348	0,0162	0,1156	0,0016	0,0161	0,0137
RotJanSala	0,0045	0,0558	0,0004	0,0105	0,0230	0,0079	0,0652	0,0003	0,0062	0,0059
RotJanCoz	0,0060	0,0342	0,0018	0,0088	0,0151	0,0108	0,1624	0,0013	0,0171	0,0169
RotPorDorm	0,0095	0,0108	0,0008	0,0022	0,0050	0,0090	0,0074	0,0012	0,0010	0,0011
RotPorSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotPorCoz	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupDorm	0,0135	0,0004	0,0249	0,0012	0,0059	0,0219	0,0000	0,0189	0,0027	0,0120
MetOcupSala	0,0070	0,0003	0,0031	0,0003	0,0010	0,0101	0,0012	0,0038	0,0006	0,0024
MetOcupCoz	0,0169	0,0033	0,0034	0,0005	0,0007	0,0259	0,0049	0,0045	0,0014	0,0035
FradOcup	0,0324	0,0085	0,0344	0,0419	0,0197	0,0424	0,0357	0,0312	0,0470	0,0267
PotEquipDorm	0,1087	0,0640	0,0568	0,0589	0,0394	0,1180	0,1304	0,0480	0,0481	0,0080
PotEquipSala	0,0459	0,0331	0,0130	0,0053	0,0080	0,0561	0,0824	0,0137	0,0054	0,0052
PotEquipCoz	0,1331	0,0787	0,0277	0,0201	0,0235	0,1514	0,1648	0,0260	0,0159	0,0103
FradEquip	0,0239	0,0132	0,0117	0,0040	0,0027	0,0248	0,0344	0,0128	0,0032	0,0048
PotIllumDorm	0,0020	0,0013	0,0010	0,0007	0,0005	0,0029	0,0012	0,0008	0,0009	0,0001
PotIllumSala	0,0000	0,0011	0,0006	0,0004	0,0003	0,0022	0,0012	0,0005	0,0003	0,0002
PotIllumCoz	0,0025	0,0026	0,0013	0,0007	0,0008	0,0050	0,0049	0,0011	0,0010	0,0001
FradIllum	0,0005	0,0001	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000
OpVenez	0,1147	0,2182	0,0291	0,0867	0,1088	0,2050	0,4785	0,0497	0,0809	0,0389
SetpointVer	0,0174	0,0028	0,0005	0,0017	0,0015	0,0248	0,0000	0,0009	0,0005	0,0029
SetpointInv	0,0100	0,0008	0,0022	0,0003	0,0005	0,0007	0,0000	0,0001	0,0000	0,0001
SetpointRes	0,0045	0,1093	0,0014	0,5734	0,3455	0,0058	0,3186	0,0013	0,6783	0,5169
SetpointAq	0,2308	0,0001	0,7080	0,0521	0,1789	0,2594	0,0123	0,7296	0,1170	0,3724

As Figuras 86 e 87 mostram a dispersão das variáveis independentes no Indicador Equivalente (Ieq\*) em todos os modelos de desempenho. Percebe-se que as variáveis de *set point* de temperatura de resfriamento e aquecimento são as mais influentes, enquanto as demais interferem pouco nos resultados.

Figura 86 – Dispersão do Índice Equivalente  $I_{eq}^*$  na fonte de incerteza local operacional – Parte 1 de 2.

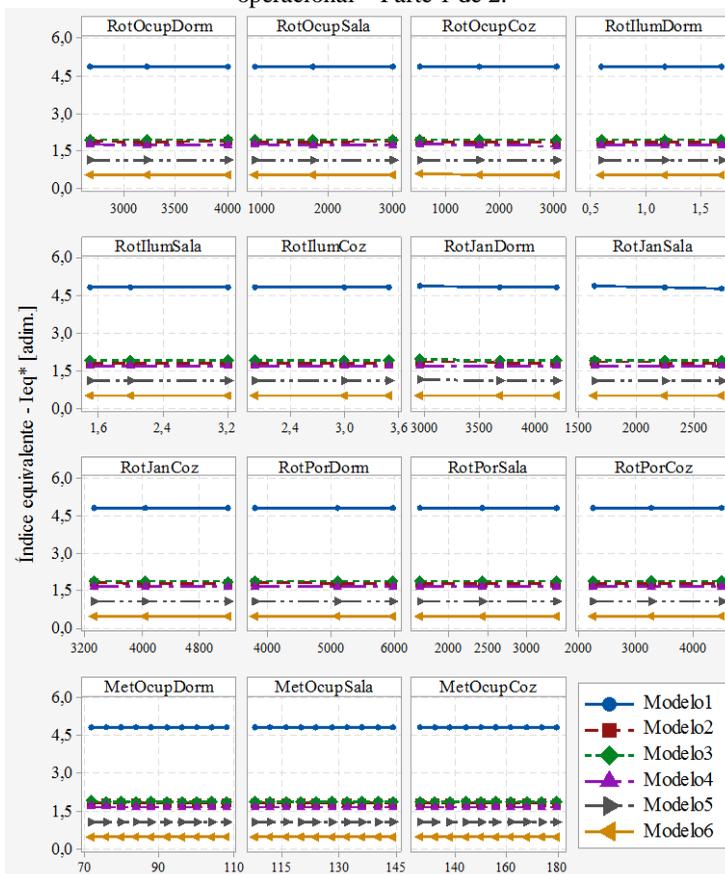
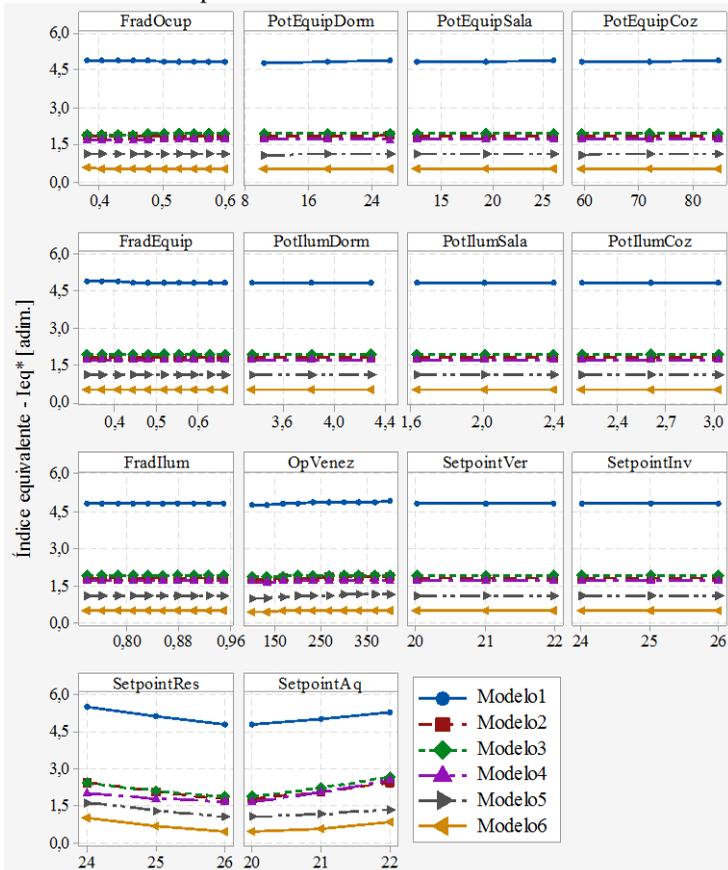


Figura 87 – Dispersão do Índice Equivalente  $I_{eq}^*$  na fonte de incerteza local operacional – Parte 2 de 2.



#### 6.3.4.2 Análise global e de incertezas

A análise global permite mais constatações do que a análise local. Percebe-se que, de maneira geral, a ordem das variáveis mais influentes na análise local foi a mesma da obtida na análise global. No entanto, a magnitude da influência é diferente por contabilizar os efeitos totais de sensibilidade com o método de Sobol'. As Tabelas 44 a 46 mostram os índices de sensibilidade totais da análise global de incerteza operacional.

O modelo 1 mostra que a incerteza no *set point* de temperatura de resfriamento é mais importante que o *set point* no aquecimento, considerando o Indicador Equivalente (Ieq\*). Como a simulação é única para verificar tanto o consumo de energia quanto os graus-hora, essas variáveis de *set point* também interferem no cálculo dessas últimas variáveis dependentes (pois as temperaturas internas são alteradas com o funcionamento do sistema de ar-condicionado). Dessa forma, essas variáveis independentes também foram as mais influentes nos graus-hora de aquecimento e resfriamento. O mesmo comportamento é observado no modelo 2.

Os modelos 3 e 4 mostram o contrário: o *set point* de temperatura de aquecimento foi mais influente que o de resfriamento no Indicador Equivalente (Ieq\*). As variáveis de consumos de energia dependem, praticamente, somente das variáveis de *set point*.

Os graus-hora de aquecimento foram muito influenciados pelo *set point* de aquecimento do sistema de condicionamento de ar em todos os modelos; no entanto, os graus-hora de resfriamento não o foram nesse caso. Nos graus-hora de resfriamento, as variáveis independentes mais influentes foram a rotina de operação de janelas dos dormitórios (RotJanDorm, no modelo 3) e a operação da veneziana pela irradiação solar (OpVenez, no modelo 4).

Os modelos 5 e 6 mostram novamente o contrário: o *set point* de resfriamento retoma o posto de variável mais influente, seguido do *set point* de aquecimento (no indicador equivalente). E influenciam também os graus-hora de resfriamento e aquecimento.

Tabela 44 – Índice de sensibilidade total de Sobol' (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 1 e 2.

Variável	Modelo 1					Modelo 2				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*	GHA	GHR	CA	CR	Ieq*
RotOcupDorm	0,0186	0,0112	0,0078	0,0037	0,0012	0,0266	0,0144	0,0048	0,0031	0,0003
RotOcupSala	0,0484	0,0424	0,0048	0,0004	0,0007	0,1192	0,0679	0,0027	0,0008	0,0002
RotOcupCoz	0,1901	0,0540	0,0034	0,0003	0,0006	0,3845	0,0977	0,0026	0,0007	0,0001
RotIllumDorm	0,0003	0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	0,0002	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000
RotIllumSala	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
RotIllumCoz	0,0001	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000
RotJanDorm	0,0001	0,0336	0,0000	0,0002	0,0026	0,0000	0,0444	0,0000	0,0002	0,0013
RotJanSala	0,0002	0,1276	0,0000	0,0003	0,0082	0,0001	0,0275	0,0000	0,0001	0,0006
RotJanCoz	0,0000	0,0037	0,0000	0,0000	0,0003	0,0000	0,0053	0,0000	0,0000	0,0002
RotPorDorm	0,0021	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,0007	0,0035	0,0000	0,0000	0,0001
RotPorSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotPorCoz	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupDorm	0,0001	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000	0,0004	0,0005	0,0000	0,0000	0,0001
MetOcupSala	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupCoz	0,0005	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0012	0,0004	0,0000	0,0000	0,0000
FradOcup	0,0003	0,0005	0,0031	0,0021	0,0003	0,0028	0,0014	0,0020	0,0017	0,0002
PotEquipDorm	0,0363	0,0604	0,0052	0,0058	0,0071	0,0206	0,0500	0,0029	0,0045	0,0018
PotEquipSala	0,0025	0,0230	0,0002	0,0001	0,0011	0,0062	0,0153	0,0001	0,0001	0,0002
PotEquipCoz	0,0351	0,1380	0,0013	0,0009	0,0071	0,0695	0,0856	0,0007	0,0008	0,0009
FradEquip	0,0031	0,0176	0,0005	0,0003	0,0010	0,0004	0,0009	0,0002	0,0001	0,0000
PotIllumDorm	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
PotIllumSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
PotIllumCoz	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000
FradIllum	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
OpVenez	0,0100	0,1219	0,0010	0,0024	0,0108	0,0116	0,2277	0,0004	0,0037	0,0078
SetpointVer	0,0004	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,0004	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000
SetpointInv	0,0015	0,0009	0,0002	0,0000	0,0000	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
SetpointRes	0,0001	0,3323	0,0000	1,1306	0,7879	0,0001	0,2948	0,0000	1,1242	0,6084
SetpointAq	0,6081	0,0008	0,8764	0,0032	0,2614	0,3692	0,0000	0,8821	0,0076	0,4170

Tabela 45 – Índice de sensibilidade total de Sobol' (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 3 e 4.

Variável	Modelo 3					Modelo 4				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq <sup>st</sup>	GHA	GHR	CA	CR	Ieq <sup>st</sup>
RotOcupDorm	0,0183	0,0046	0,0037	0,0025	0,0006	0,0208	0,0201	0,0044	0,0040	0,0020
RotOcupSala	0,1087	0,0386	0,0021	0,0005	0,0007	0,0929	0,1065	0,0038	0,0008	0,0033
RotOcupCoz	0,2830	0,0539	0,0016	0,0003	0,0017	0,3184	0,1449	0,0032	0,0008	0,0059
RotIllumDorm	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0002	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000
RotIllumSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
RotIllumCoz	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
RotJanDorm	0,0003	0,3078	0,0000	0,0017	0,0046	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotJanSala	0,0005	0,0566	0,0000	0,0002	0,0007	0,0003	0,0056	0,0000	0,0000	0,0000
RotJanCoz	0,0006	0,1371	0,0000	0,0007	0,0020	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotPorDorm	0,0002	0,0208	0,0001	0,0000	0,0001	0,0003	0,0011	0,0001	0,0000	0,0000
RotPotSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotPorCoz	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupDorm	0,0003	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0004	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001
MetOcupSala	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupCoz	0,0010	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0011	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
FradOcup	0,0004	0,0007	0,0020	0,0022	0,0002	0,0004	0,0003	0,0018	0,0027	0,0004
PotEquipDorm	0,0163	0,0166	0,0022	0,0032	0,0001	0,0223	0,0401	0,0029	0,0054	0,0007
PotEquipSala	0,0054	0,0068	0,0001	0,0000	0,0000	0,0047	0,0217	0,0001	0,0001	0,0000
PotEquipCoz	0,0474	0,0356	0,0005	0,0004	0,0000	0,0491	0,1049	0,0008	0,0008	0,0004
FradEquip	0,0060	0,0003	0,0003	0,0002	0,0001	0,0030	0,0096	0,0003	0,0002	0,0001
PotIllumDorm	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
PotIllumSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
PotIllumCoz	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
FradIllum	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
OpVenez	0,0080	0,0843	0,0002	0,0014	0,0011	0,0071	0,3240	0,0002	0,0046	0,0015
SetpointVer	0,0103	0,0009	0,0000	0,0000	0,0000	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
SetpointInv	0,0001	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
SetpointRes	0,0001	0,0634	0,0000	1,1197	0,4081	0,0000	0,1790	0,0000	1,0803	0,1611
SetpointAq	0,4432	0,0000	0,8862	0,0112	0,5754	0,4699	0,0000	0,8804	0,0322	0,7444

A Figura 88 mostra o histograma de frequências absolutas para cada modelo e variável dependente da análise de incertezas operacionais. É interessante observar o comportamento das variáveis em cada modelo, pois nenhum deles, individualmente, possui o melhor comportamento nem a menor ou maior amplitude de incerteza. Devido à forma das distribuições de probabilidades, nenhuma distribuição paramétrica conhecida retornou aderência. Utilizou-se, portanto, o intervalo de confiança não paramétrico baseado puramente nas probabilidades de ocorrência. Esse intervalo é mostrado na Tabela 47, em limite inferior e superior, com 90% de confiabilidade, mostrando também a amplitude absoluta e relativa.

Os histogramas do consumo de energia com resfriamento e aquecimento mostram claramente a influência das variáveis de *set point*. Na Figura 88, na variável CA, observa-se claramente três distribuições de probabilidades distintas, que remetem à variável ‘SetpointAq’ (nos níveis 20,

21 e 22°C), que mostrou a maior influência. Apenas no modelo 5 que a distinção não é visivelmente evidente em função do baixo valor da sua média. Da mesma forma, na variável CR também se observa três distribuições distintas em função da variável 'SetpointRes' (nos níveis 24, 25 e 26°C). Esse comportamento é observado de uma forma menos evidente no indicador equivalente, e não é observado nos graus-hora de resfriamento ou aquecimento.

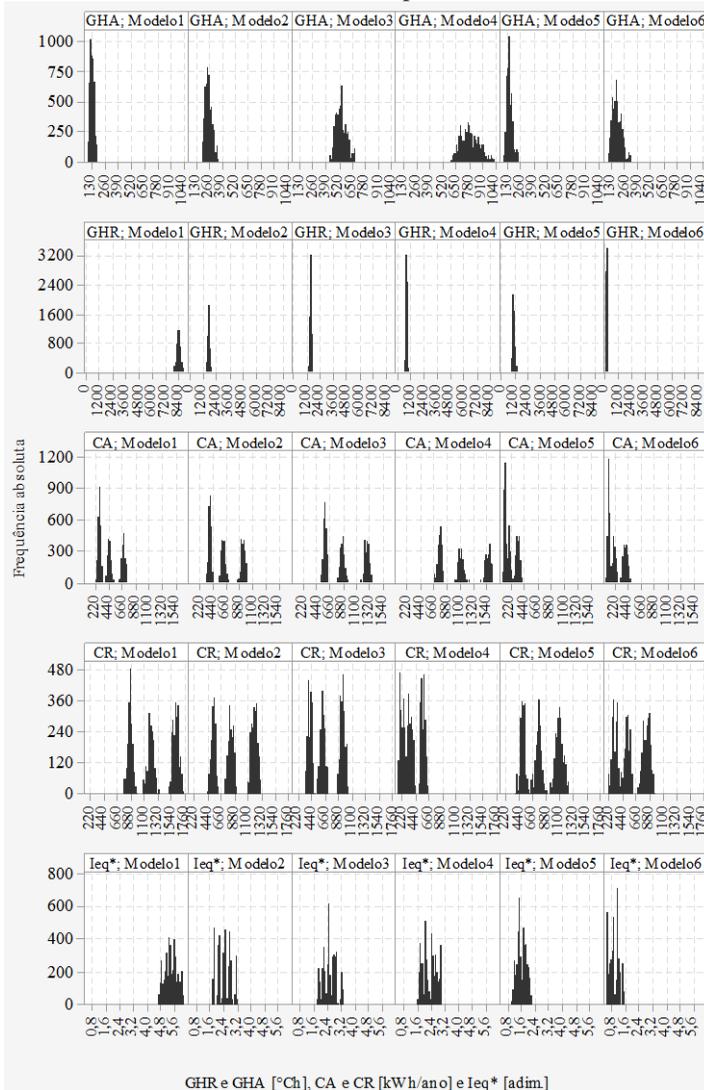
A Tabela 47 mostra que a amplitude absoluta de incerteza operacional nos graus-hora de aquecimento é maior no modelo 3 e menor no 1. A amplitude relativa é maior no modelo 6 (de menor média). A amplitude absoluta nos graus-hora de resfriamento é maior no modelo 1 e menor no modelo 6; no entanto, a amplitude relativa é maior no modelo 6.

Os consumos de energia mostraram grande incerteza, sendo que a incerteza no consumo com aquecimento é maior no modelo 4 e menor no modelo 5 (em termos de amplitude absoluta). E a incerteza no consumo com resfriamento é maior no modelo 1 e menor no modelo 4.

Tabela 46 – Índice de sensibilidade total de Sobol' (St) em cada variável dependente na fonte de incerteza operacional – Modelos 5 e 6.

Variável	Modelo 5					Modelo 6				
	GHA	GHR	CA	CR	Ieq <sup>†</sup>	GHA	GHR	CA	CR	Ieq <sup>†</sup>
RotOcupDorm	0,0386	0,0125	0,0166	0,0068	0,0029	0,0351	0,0107	0,0121	0,0057	0,0013
RotOcupSala	0,1459	0,0618	0,0137	0,0022	0,0014	0,1532	0,0760	0,0164	0,0014	0,0028
RotOcupCoz	0,3152	0,0964	0,0115	0,0024	0,0019	0,3349	0,0791	0,0133	0,0017	0,0033
RotIllumDorm	0,0003	0,0003	0,0000	0,0001	0,0001	0,0002	0,0003	0,0000	0,0000	0,0000
RotIllumSala	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
RotIllumCoz	0,0001	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000
RotJanDorm	0,0002	0,0588	0,0000	0,0013	0,0059	0,0002	0,0203	0,0000	0,0011	0,0010
RotJanSala	0,0001	0,0311	0,0000	0,0003	0,0023	0,0001	0,0070	0,0000	0,0001	0,0001
RotJanCoz	0,0001	0,0104	0,0000	0,0002	0,0010	0,0001	0,0356	0,0000	0,0007	0,0007
RotPotDorm	0,0007	0,0012	0,0000	0,0000	0,0001	0,0006	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000
RotPotSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
RotPotCoz	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupDorm	0,0001	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000	0,0002	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000
MetOcupSala	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
MetOcupCoz	0,0007	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0009	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
FradOcup	0,0014	0,0014	0,0028	0,0030	0,0013	0,0019	0,0020	0,0026	0,0032	0,0011
PotEquipDorm	0,0351	0,0393	0,0114	0,0093	0,0077	0,0289	0,0333	0,0090	0,0061	0,0014
PotEquipSala	0,0090	0,0127	0,0006	0,0002	0,0005	0,0088	0,0119	0,0006	0,0001	0,0001
PotEquipCoz	0,0707	0,0740	0,0038	0,0019	0,0034	0,0684	0,0570	0,0035	0,0012	0,0004
FradEquip	0,0035	0,0024	0,0006	0,0002	0,0002	0,0019	0,0020	0,0006	0,0001	0,0001
PotIllumDorm	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
PotIllumSala	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
PotIllumCoz	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
FradIllum	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
OpVenez	0,0088	0,2335	0,0007	0,0087	0,0267	0,0291	0,1650	0,0029	0,0087	0,0040
SetpointVer	0,0042	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0067	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002
SetpointInv	0,0006	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
SetpointRes	0,0003	0,3045	0,0000	1,1132	0,9203	0,0001	0,4830	0,0000	1,1039	0,8173
SetpointAq	0,3526	0,0000	0,8530	0,0065	0,1529	0,3233	0,0003	0,8492	0,0185	0,2494

Figura 88 – Histograma de frequência absoluta de ocorrência para as variáveis dependentes em cada modelo de alternativa de desempenho na análise global da fonte de incerteza operacional.



Obs.: Os eixos x e y foram padronizados com base em cada variável dependente para melhor visualização.

Tabela 47 – Estatística descritiva de limite inferior, superior, amplitude e amplitude relativa (com 90% de confiabilidade) para cada modelo e variável dependente na análise global da fonte de incerteza operacional.

<b>Variável</b>	<b>Modelo 1</b>				<b>Modelo 2</b>			
	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>
GHA [°Ch]	89	160	71	57%	207	318	111	42%
GHR [°Ch]	8195	8783	589	7%	1552	1903	352	20%
CA [kWh/ano]	256,5	717,4	460,9	95%	370,2	981,5	611,3	90%
CR [kWh/ano]	834,4	1699,8	865,4	68%	500,3	1280,7	780,4	88%
Ieq* [adim.]	2,842	3,525	0,683	21%	1,057	1,804	0,747	52%
<b>Variável</b>	<b>Modelo 3</b>				<b>Modelo 4</b>			
	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>
GHA [°Ch]	464	633	169	31%	649	949	300	38%
GHR [°Ch]	1378	1634	256	17%	647	823	176	24%
CA [kWh/ano]	548,8	1308,8	760,0	82%	709,8	1599,7	890,0	77%
CR [kWh/ano]	367,5	1002,2	634,7	93%	177,5	600,7	423,2	109%
Ieq* [adim.]	1,084	1,845	0,762	52%	0,958	1,660	0,702	54%
<b>Variável</b>	<b>Modelo 5</b>				<b>Modelo 6</b>			
	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>	<b>LI</b>	<b>LS</b>	<b>Amplitude</b>	<b>AmpRel</b>
GHA [°Ch]	95	189	94	66%	114	264	150	80%
GHR [°Ch]	838	1216	378	37%	27	83	55	101%
CA [kWh/ano]	77,7	348,6	270,9	127%	85,0	425,6	340,6	133%
CR [kWh/ano]	446,7	1176,5	729,9	90%	252,1	896,2	644,1	112%
Ieq* [adim.]	0,635	1,145	0,510	57%	0,282	0,809	0,527	97%

Onde: LI é o limite inferior, LS é o limite superior, AmpRel é a amplitude relativa à média, todas com 90% de confiabilidade em uma distribuição não-paramétrica.

### 6.3.5 Análise integrada e discussão

As Figuras 89 a 92 mostram as amplitudes obtidas em cada fonte de incerteza. É interessante analisar cada variável dependente por vez. Portanto:

- As médias das distribuições dos graus-hora de aquecimento foram inferiores aos dos graus-hora de resfriamento (como mostra o eixo y dessas duas variáveis); ou seja, o desconforto por calor é bem mais evidente no modelo do que o desconforto por frio;
- Os consumos de energia, de certa forma, mostraram magnitude semelhante no aquecimento e no resfriamento, não havendo uma preponderância específica.

Quanto aos graus-hora de aquecimento, percebeu-se o seguinte:

- As amplitudes de incerteza foram maiores na incerteza de algoritmos e menores na incerteza operacional. Ou seja, se for considerada somente a incerteza de algoritmos, os modelos de desempenho apresentariam resultados estatisticamente semelhantes entre si, devido à sobreposição das distribuições;
- Ainda na incerteza de algoritmos, somente há diferença estatisticamente significativa entre os modelos 1 e 4, entre os modelos 4 e 5, e entre os modelos 4 e 6. Todas as demais combinações (entre pares) mostram semelhança estatística no nível de 90% de confiabilidade;
- Nas demais fontes de incertezas, a comparação das distribuições pode mostrar mais diferenças significativas entre os modelos, devido a menor amplitude. Na fonte de modelagem, somente são significativamente equivalentes as combinações par a par dos modelos 1, 2, 3 e 4; as demais combinações são significativamente distintas;
- Pode-se afirmar que o desempenho do modelo 2 é significativamente melhor do que do modelo 3; da mesma forma, o desempenho do modelo 6 é significativamente melhor do que do modelo 4, e assim por diante;
- Nesta variável dependente não se pode afirmar que um único modelo possui um desempenho significativamente melhor do que os demais;
- A incerteza da fonte ‘projetual’ é maior que as demais fontes de incertezas em todos os modelos. Ou seja, a incerteza projetual é

maior que a incerteza de algoritmos e que as demais fontes de incertezas.

Quanto aos graus-hora de resfriamento, o comportamento é diferente da variável dependente anterior:

- As amplitudes obtidas foram semelhantes entre as fontes de incertezas; somente na incerteza operacional é que as amplitudes foram menores;
- O modelo 4 possui desempenho semelhante ao modelo 5 em todas as fontes de incertezas; o modelo 2 possui desempenho diferente do modelo 3 somente na fonte de incerteza física, e nas demais são semelhantes (ao nível de 90% de confiabilidade);
- Nesta variável dependente pode-se dizer que o modelo 1, apesar da grande amplitude de incerteza, possui o pior desempenho de todos com 90% de confiabilidade; da mesma forma o modelo 6 possui o melhor desempenho de todos;
- O modelo 1 (de maior valor absoluto) foi o destaque ao apresentar grande amplitude nas incertezas de algoritmos; a amplitude nesse modelo foi maior do que a amplitude das incertezas projetuais. Ou seja, a própria análise de incerteza projetual (que foi responsável por gerar os diferentes modelos de desempenho) foi menor do que a incerteza de algoritmos do modelo 1;
- Este fato também implica que o desempenho do modelo 1 (probabilístico, com sua amplitude definida) foi pior do que todos os possíveis modelos determinísticos representados pela amplitude de incerteza projetual com 90% de confiabilidade. Se for retomada a verificação da Figura 72 (da seção 6.3.4), pode-se perceber que o ponto referente ao modelo 1 está distante do ponto referente ao modelo 2, em termos do Indicador Equivalente. E essa diferença foi maior, inclusive, do que as amplitudes encontradas nessa análise de incertezas nos graus-hora de resfriamento;
- Percebe-se que o modelo 1, criado com o método da seção 5.5, foi na verdade um valor espúrio de desempenho (distante da distribuição corrente) nessa variável dependente.

Quanto ao consumo de energia com aquecimento, percebeu-se o seguinte:

- As amplitudes foram grandes nas incertezas de algoritmos e operacionais, e menores nas demais fontes;

- Somente na incerteza de modelagem pode-se dizer que o desempenho do modelo 4 é significativamente pior do que o dos demais modelos. Nas incertezas físicas, o desempenho do modelo 3 é semelhante ao do modelo 4;
- Nas outras fontes de incerteza há mais sobreposição das distribuições e menor confiabilidade de comparação. A maior parte das comparações dos modelos par a par mostra semelhança estatística no nível de 90% de confiabilidade;
- Nesta variável dependente, a incerteza projetual foi menor do que a dos modelos nas incertezas de algoritmos e nas operacionais. Isso mostra que a incerteza foi grande nesses casos.

Quanto ao consumo de energia com resfriamento:

- Assim como no consumo de energia com aquecimento, as maiores amplitudes de incerteza foram obtidas na fonte das variáveis operacionais, a qual depende, na maior parte, das variáveis de *set point* do sistema de aquecimento;
- Nas incertezas físicas, a amplitude de incerteza foi um pouco menor do que nas demais fontes;
- Não se pode afirmar que um único modelo é significativamente melhor ou pior que os demais, em função da sobreposição das distribuições;
- Nas incertezas operacionais, a maior parte dos modelos apresentou incerteza maior do que a fonte de variáveis projetuais, exceto o modelo 4. Comprova-se que a incerteza operacional foi significativa no consumo com resfriamento.

Sobre as fontes de incerteza separadamente, constatou-se que:

- A incerteza de algoritmos foi grande nas variáveis dependentes de aquecimento (graus-hora e consumo de energia) e um pouco menor nas demais variáveis. Ou seja, em todos os modelos parece que as variáveis independentes de algoritmos de convecção interna e externa foram influentes no aquecimento;
- A incerteza de modelagem foi mais perceptível nos graus-hora de aquecimento, seguida do consumo com resfriamento, e menos nas demais variáveis dependentes. No consumo de energia com aquecimento, a amplitude de incerteza de modelagem foi pequena em todos os modelos;

- A incerteza física mostrou amplitude semelhante em todas as variáveis dependentes;
- A amplitude da incerteza operacional foi mais destacada no consumo de energia com aquecimento e resfriamento, e menos percebida nos graus-hora de aquecimento e resfriamento. Ou seja, as variáveis independentes mais influentes (*set points* de temperatura dos sistemas) estiveram mais relacionadas ao consumo de energia dos ambientes do que com o desempenho térmico durante as horas naturalmente ventiladas.

Tomando-se o valor central da distribuição (ainda nas Figuras 89 a 92), pode-se dizer que o melhor modelo com relação aos graus-hora de aquecimento é o modelo 1. Probabilisticamente, os modelos 1, 5 e 6 seriam equivalentes (de mesmo desempenho com 90% de confiabilidade). Quanto aos graus-hora de resfriamento, pode-se afirmar que o modelo 6 mostrou o melhor desempenho, com 90% de confiabilidade. Com relação ao consumo de energia com aquecimento, o valor central mostra que o modelo 5 tem o melhor desempenho; no entanto, probabilisticamente, os modelos 5 e 6 possuem desempenhos equivalentes com 90% de confiabilidade. No consumo de energia com resfriamento, o valor central mostra que o modelo 4 é o melhor em desempenho; no entanto, probabilisticamente é difícil afirmar que há diferença significativa entre a comparação par a par dos modelos. Somente nas incertezas físicas poder-se-ia afirmar que os modelos 3 e 4 possuem desempenhos equivalentes, e seriam as melhores escolhas com 90% de confiabilidade.

Figura 89 – Amplitude da fonte de incerteza de algoritmos com 90% de confiabilidade, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual.

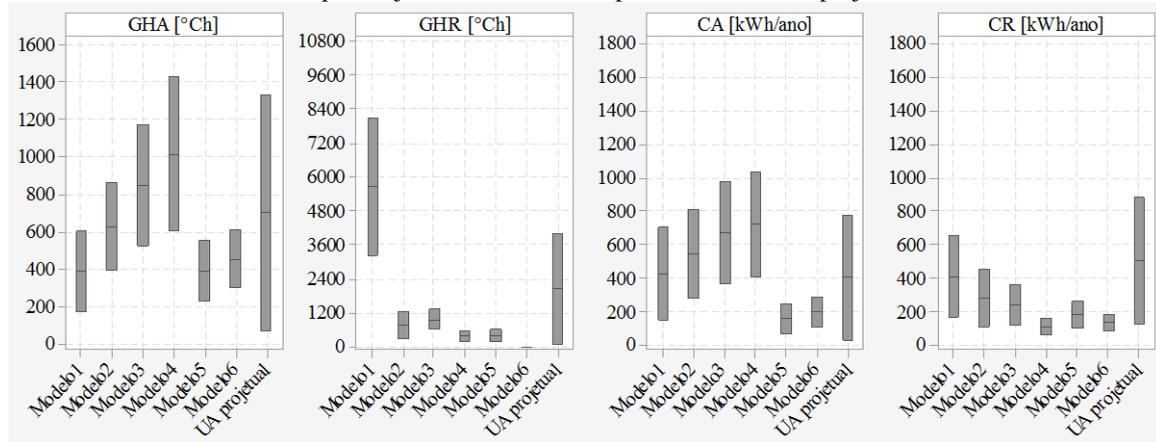


Figura 90 – Amplitude da fonte de incerteza de modelagem, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual.

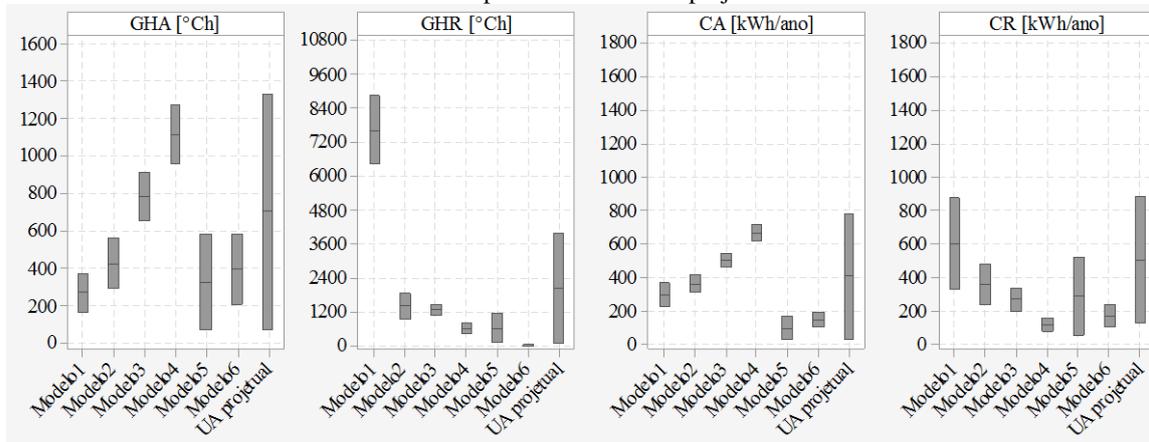


Figura 91 – Amplitude da fonte de incerteza física com 90% de confiabilidade, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual.

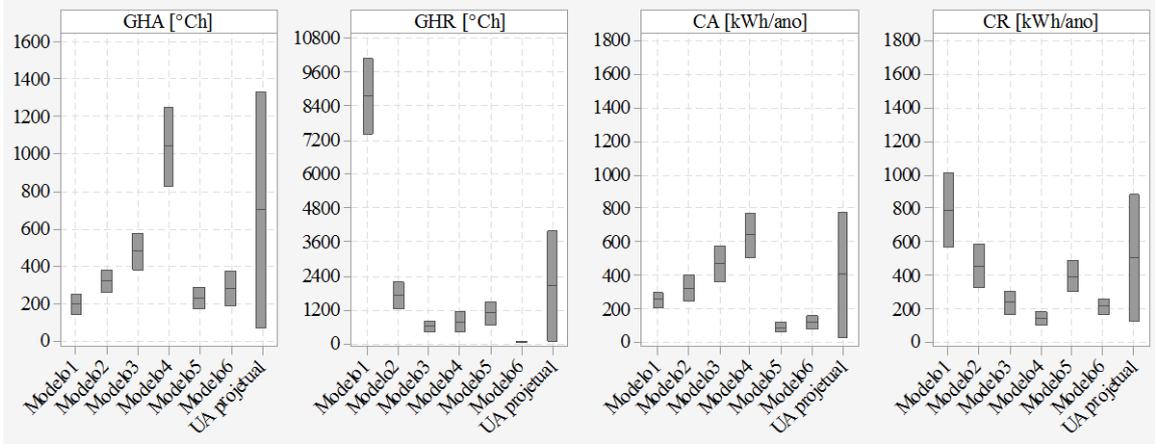
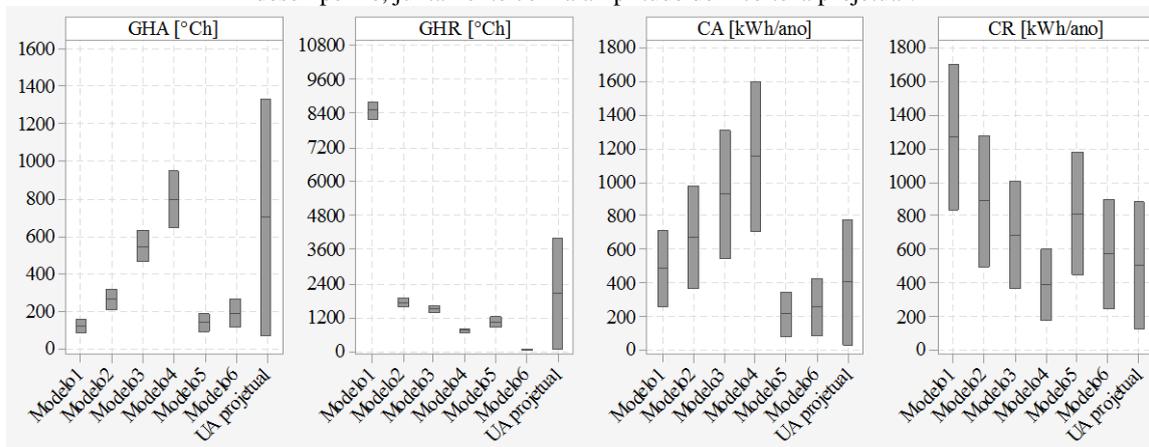


Figura 92 – Amplitude da fonte de incerteza operacional com 90% de confiabilidade, em cada variável dependente e modelo de desempenho, juntamente com a amplitude de incerteza projetual.



## 6.4 ETAPA 3 – APERFEIÇOAMENTO DE DESEMPENHO

Os resultados das etapas anteriores possibilitaram esta etapa de ‘aperfeiçoamento de desempenho’, de acordo com o procedimento descrito na seção 5.7. As informações da estatística descritiva de cada fonte de incerteza foram utilizadas para a criação de uma amostra de conjuntos de valores determinísticos de desempenho para ser analisada. Separaram-se as fontes de incertezas e utilizou-se a combinação dos limites inferior, superior e valor central de cada distribuição.

As Tabelas 48 a 51 mostram a classificação de melhor modelo com o método TOPSIS em cada fonte de incerteza e em cada cenário de preferência do tomador de decisão. Ressalta-se que, nesta avaliação determinística, utilizaram-se os valores centrais das distribuições, em cada fonte de incerteza.

A Tabela 48 mostra a tomada de decisão na fonte de incerteza de algoritmos. Percebe-se que o modelo 6 foi o melhor modelo (número 1) em quase todos os cenários de preferência do tomador de decisão. O cenário de preferência 4 (onde os critérios de aquecimento são mais importantes que os de resfriamento), os cenários 6 e 7 (onde os graus-hora de aquecimento é o critério mais importante) e o cenário 14 (consumo de energia com aquecimento é o mais importante) mostraram que o modelo 6 seria o segundo melhor, enquanto o modelo 5 seria o melhor. É importante remeter à Figura 89 para verificar que o modelo 6 não teve bom desempenho nos critérios de aquecimento. No entanto, na abordagem multicritério ele foi o melhor em quase todos os cenários. Da mesma forma, a maior parte dos cenários mostrou que o modelo 1 teve o pior desempenho global (número 6). Os demais modelos variam de posição na classificação conforme o cenário.

A Tabela 49 mostra a classificação de variáveis mais influentes para a fonte de incerteza de modelagem. O mesmo comportamento da incerteza de algoritmos foi observado. O modelo 6 apresentou o melhor desempenho na maior parte dos cenários, e segundo melhor nas demais, enquanto o modelo 1 foi o pior modelo, geralmente. O modelo 4 também se mostrou o pior modelo em grande parte dos cenários de preferência. Ao se verificar a Figura 90, percebe-se que o modelo 1 foi melhor nos graus-hora de aquecimento, enquanto o modelo 4 teve bom desempenho nos graus-hora e consumo de energia com resfriamento.

Tabela 48 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza de algoritmos.

Cenário	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Preferência 1	6	3	5	4	2	1
Preferência 2	6	3	4	5	2	1
Preferência 3	6	4	5	3	2	1
Preferência 4	3	4	5	6	1	2
Preferência 5	6	5	4	2	3	1
Preferência 6	4	3	5	6	1	2
Preferência 7	4	3	5	6	1	2
Preferência 8	4	3	5	6	1	2
Preferência 9	6	3	5	4	2	1
Preferência 10	6	4	5	3	2	1
Preferência 11	6	4	5	3	2	1
Preferência 12	4	3	6	5	2	1
Preferência 13	4	3	6	5	2	1
Preferência 14	4	3	6	5	1	2
Preferência 15	6	5	4	3	2	1
Preferência 16	6	5	4	3	2	1
Preferência 17	6	5	4	3	2	1

Tabela 49 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza de modelagem.

Cenário	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Preferência 1	6	3	4	5	2	1
Preferência 2	6	3	4	5	2	1
Preferência 3	6	3	5	4	2	1
Preferência 4	3	4	5	6	1	2
Preferência 5	6	5	4	2	3	1
Preferência 6	4	3	5	6	1	2
Preferência 7	4	3	5	6	1	2
Preferência 8	4	3	5	6	1	2
Preferência 9	6	3	4	5	2	1
Preferência 10	6	4	5	3	2	1
Preferência 11	6	4	5	3	2	1
Preferência 12	4	3	5	6	2	1
Preferência 13	4	3	5	6	2	1
Preferência 14	4	3	5	6	1	2
Preferência 15	6	5	4	3	2	1
Preferência 16	6	5	4	2	3	1
Preferência 17	6	5	4	2	3	1

A Tabela 50 mostra a tomada de decisão na incerteza física. Nesse caso, o modelo 6 obteve melhor desempenho global em todos os cenários, exceto na preferência 4 (onde os critérios de aquecimento são mais importantes que os de resfriamento). Tanto o modelo 1 quanto o modelo 4 obtiveram a pior colocação na maior parte dos cenários. Em alguns cenários, o modelo 3 obteve a segunda melhor colocação, diferentemente do observado

nas incertezas de algoritmos e de modelagem. Pela análise da Figura 91, percebe-se que o modelo 6 somente foi o melhor nos graus-hora de resfriamento; nos demais critérios ele teve um desempenho satisfatório, mas não o melhor. Mas foi o melhor modelo quase unanimemente nesta fonte de incerteza física.

Tabela 50 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza física.

Cenário	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Preferência 1	6	3	4	5	2	1
Preferência 2	6	3	4	5	2	1
Preferência 3	6	4	3	5	2	1
Preferência 4	3	4	5	6	1	2
Preferência 5	6	5	2	3	4	1
Preferência 6	5	3	4	6	2	1
Preferência 7	5	3	4	6	2	1
Preferência 8	4	3	5	6	2	1
Preferência 9	6	4	3	5	2	1
Preferência 10	6	4	3	5	2	1
Preferência 11	6	4	2	5	3	1
Preferência 12	4	3	5	6	2	1
Preferência 13	4	3	5	6	2	1
Preferência 14	4	3	5	6	2	1
Preferência 15	6	5	2	3	4	1
Preferência 16	6	5	2	3	4	1
Preferência 17	6	5	2	3	4	1

Finalmente, a Tabela 51 mostra a classificação de variáveis da tomada de decisão para a incerteza operacional. O modelo 6 também teve destaque na maior parte dos cenários de preferência.

Essa análise determinística (considerando o valor central da distribuição) mostrou que, apesar do modelo 6 não ter sido o destaque em todos os critérios de desempenho separadamente, ele foi o melhor modelo na maior parte dos cenários. Se cada cenário for interpretado como um tomador de decisão para um determinado problema de escolha, por analogia de voto o consenso seria dado ao modelo 6 em todos os casos.

Ressalta-se que o modelo 6 possui paredes de alta capacidade térmica com isolamento térmico, e as coberturas também são pesadas com isolamento térmico, as absorvâncias solares são baixas, e a fração de ventilação das janelas é alta, com baixa infiltração de ar pelas frestas.

A Tabela 52 mostra a abordagem TOPSIS de forma probabilística, considerando as incertezas envolvidas na determinação dos critérios de desempenho de cada modelo; e compreende todos os possíveis cenários de

tomada de decisão. O valor percentual é a probabilidade de o modelo ser escolhido na respectiva ordem da classificação (de primeiro a sexto).

Em todas as fontes de incerteza percebe-se que o modelo 6 tem alta probabilidade de ser escolhido como o melhor modelo, considerando todos os cenários de preferência (probabilidade sempre maior do que 50%). Da mesma forma, o modelo 1 sempre teve grande probabilidade de ser o pior modelo (sexto colocado).

A incerteza física, que mostrou sempre as menores amplitudes de incerteza (cf. análise da seção 6.4.3), apresentou a maior probabilidade do modelo 6 ser o primeiro melhor em desempenho (79,6%). Quanto à incerteza de algoritmos, de maior amplitude, a probabilidade foi a menor (56,1%).

Tabela 51 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise determinística da fonte de incerteza operacional.

Cenário	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Preferência 1	6	3	4	5	2	1
Preferência 2	6	3	4	5	2	1
Preferência 3	5	3	6	4	2	1
Preferência 4	3	4	5	6	1	2
Preferência 5	6	5	4	2	3	1
Preferência 6	4	3	5	6	1	2
Preferência 7	4	3	5	6	1	2
Preferência 8	4	3	5	6	2	1
Preferência 9	6	3	4	5	2	1
Preferência 10	6	4	5	3	2	1
Preferência 11	6	3	5	4	2	1
Preferência 12	3	4	5	6	2	1
Preferência 13	3	4	5	6	2	1
Preferência 14	4	3	5	6	2	1
Preferência 15	6	5	4	3	2	1
Preferência 16	6	5	4	2	3	1
Preferência 17	6	5	4	3	2	1

O modelo 6 dificilmente seria escolhido como terceiro, quarto, quinto ou o pior modelo (pela baixa probabilidade); mas poderia ser escolhido como segundo melhor modelo com probabilidade considerável (de 18,6 a 36,1% de probabilidade).

Como a Tabela 52 mostra a probabilidade em função de duas considerações de cenário de preferência e a amplitude de incerteza dos critérios, é interessante isolar a análise somente pela incerteza. Portanto, algumas considerações podem ser feitas para cada cenário de decisão separadamente. Os resultados dessa separação estão em Apêndice E, na seção E.3.

Tabela 52 – Classificação de melhor modelo com o método TOPSIS para cada cenário de preferência de tomador de decisão na análise probabilística em todas as fontes de incertezas.

Classificação→	Fonte de incerteza: algoritmos					
	1º	2º	3º	4º	5º	6º
<b>Modelo 1</b>	0,4%	2,9%	12,1%	15,4%	12,6%	56,6%
<b>Modelo 2</b>	1,9%	5,5%	30,1%	26,8%	28,1%	7,5%
<b>Modelo 3</b>	0,4%	1,7%	14,6%	27,4%	38,1%	17,8%
<b>Modelo 4</b>	1,4%	9,0%	27,0%	24,4%	20,2%	18,1%
<b>Modelo 5</b>	39,9%	44,7%	9,9%	4,4%	1,1%	0,0%
<b>Modelo 6</b>	56,1%	36,1%	6,3%	1,5%	0,0%	0,0%

Classificação→	Fonte de incerteza: física					
	1º	2º	3º	4º	5º	6º
<b>Modelo 1</b>	0,0%	0,0%	9,1%	20,4%	15,4%	55,1%
<b>Modelo 2</b>	0,0%	2,8%	40,8%	30,6%	25,1%	0,6%
<b>Modelo 3</b>	0,9%	22,1%	25,9%	22,6%	27,4%	1,0%
<b>Modelo 4</b>	0,0%	2,9%	11,8%	15,3%	26,7%	43,3%
<b>Modelo 5</b>	19,4%	53,6%	10,6%	11,0%	5,4%	0,0%
<b>Modelo 6</b>	79,6%	18,6%	1,8%	0,0%	0,0%	0,0%

Classificação→	Fonte de incerteza: modelagem					
	1º	2º	3º	4º	5º	6º
<b>Modelo 1</b>	0,2%	1,4%	12,2%	26,7%	3,4%	56,0%
<b>Modelo 2</b>	1,3%	11,8%	45,2%	22,2%	18,2%	1,3%
<b>Modelo 3</b>	0,0%	1,5%	9,4%	36,2%	50,2%	2,7%
<b>Modelo 4</b>	0,7%	10,2%	17,1%	10,6%	21,6%	39,8%
<b>Modelo 5</b>	38,8%	39,9%	10,5%	3,9%	6,6%	0,2%
<b>Modelo 6</b>	58,9%	35,2%	5,5%	0,4%	0,0%	0,0%

Classificação→	Fonte de incerteza: operacional					
	1º	2º	3º	4º	5º	6º
<b>Modelo 1</b>	0,0%	0,4%	14,8%	25,4%	5,9%	53,6%
<b>Modelo 2</b>	1,7%	5,9%	44,8%	24,8%	19,7%	3,1%
<b>Modelo 3</b>	1,4%	4,8%	12,2%	27,2%	45,2%	9,1%
<b>Modelo 4</b>	3,1%	7,9%	15,5%	15,5%	23,9%	34,2%
<b>Modelo 5</b>	32,3%	51,3%	6,8%	4,6%	5,1%	0,0%
<b>Modelo 6</b>	61,5%	29,8%	5,9%	2,6%	0,2%	0,0%

Para discutir melhor, escolheu-se o cenário de preferência 3 como adequado para a avaliação nesse contexto, no qual “os critérios de consumo de energia são moderadamente mais importantes que os critérios de graus-hora” (cf. Quadro 29).

Nesse cenário, considerando-se a incerteza de algoritmos, o modelo 6 teria 97% de probabilidade de ser o melhor. Na incerteza de modelagem, teria 63% de probabilidade de ser o melhor, contra 35% de chance de ser o segundo melhor. Com relação à incerteza física, teria 99% de probabilidade de ser o melhor, enquanto na incerteza operacional teria 58% de chances. Em todas as fontes de incertezas o consenso seria dado ao modelo 1.

## 7 CONCLUSÕES

Considera-se que o objetivo geral do trabalho foi atingido satisfatoriamente. O método desenvolvido contemplou um referencial teórico, comparou-o com outros já desenvolvidos na literatura, além de considerar os métodos mais avançados existentes na área da estatística. O método desenvolvido foi construído em uma abordagem sistemática com fluxogramas de procedimentos simples e unificados, e com *scripts* em linguagem de programação como suporte para o gerenciamento dos dados.

Fez-se uma análise bibliográfica abrangente dos métodos de análise de sensibilidade e incerteza, e também dos estudos mais representativos e inovadores na área do ‘ambiente construído’ que consideram tais abordagens. A análise bibliográfica permitiu identificar outras oportunidades de pesquisa em análise de sensibilidade e incertezas, em otimização, tomada de decisão, metamodelos, dentre outras questões relativas à avaliação de desempenho.

Foram descritos os métodos de análise de sensibilidade mais avançados existentes na literatura estatística, discutidos e aplicados em um estudo de caso. Essa etapa permite que futuros trabalhos sejam realizados considerando esses métodos, comparando-o com outras abordagens ou mesmo aplicando-os em diferentes contextos. Acredita-se também que o aspecto teórico percorrido sobre a análise de incertezas possa ajudar em futuros trabalhos que utilizem experimentos de simulação computacional. Os conceitos de local, nível e natureza da incerteza, bem como a necessidade de etapas de amostragem, aderência e convergência, são importantes para um bom experimento numérico.

Os *scripts* desenvolvidos foram cruciais para a elaboração do trabalho, pois permitiram que a mesma análise fosse realizada mais de uma vez para intuítos comparativos e verificações de erros. É imprescindível em estudos estatísticos que haja rotinas automatizadas para evitar retrabalhos, como facilmente ocorre em pesquisas científicas exploratórias. De qualquer forma, os *scripts* relativos à análise de sensibilidade estão disponibilizados na comunidade R (em forma de pacotes) e também são descritos no Apêndice C, para futuros trabalhos que tenham interesse em utilizá-los.

Todas essas etapas permitiram o desenvolvimento do método, que foi aplicado com sucesso em um estudo de caso de aperfeiçoamento de desempenho de uma edificação residencial para o clima de Florianópolis. Algumas conclusões específicas são apresentadas conforme segue:

- Na aplicação dos métodos de análise de sensibilidade, foi possível identificar as potencialidades individuais de cada um e como eles

apresentam a classificação de importância em cada fonte de incerteza considerada;

- No estudo de caso, a separação da fonte de incerteza projetual das demais foi crucial. Pôde-se identificar alternativas de desempenho que englobassem uma ampla variedade de situações para depois analisá-las nas demais fontes de incertezas;
- Antes das análises de sensibilidade globais sempre foi feita uma análise local (mais simplificada). Ela foi importante para mostrar, visualmente, o comportamento das variáveis independentes e serviu, de certa forma, como ‘validação’ dos resultados apresentados pelos métodos globais, pois é mais simples, intuitiva e menos suscetível a erros de formulação;
- Nesse sentido, percebeu-se que ocorreram muitos efeitos de interação na fonte de incertezas projetuais, indicando que a abordagem global é muito mais indicada do que somente uma análise local. Nas demais fontes, a análise global diferiu menos da abordagem local, em relação à fonte projetual. A semelhança entre a abordagem global e local é justificada, em partes, por haver poucas variáveis independentes realmente influentes nos critérios de desempenho analisados;
- A análise das fontes de incertezas de algoritmos, modelagem, físicas e operacionais é, certamente, um diferencial dos estudos já realizados na área do ‘ambiente construído’, por contemplar todos esses objetos em um mesmo experimento. Acredita-se ser uma grande contribuição na área de simulação computacional, pois foi possível identificar poucas variáveis, em cada fonte de incerteza, que foram responsáveis pela maior parte da variância do modelo. Essa descoberta é de grande utilidade em futuros estudos de avaliação de desempenho de edificações que se interessem por abordagens probabilísticas;
- A análise integrada das fontes de incertezas permitiu a comparação das amplitudes de uma fonte com outra, e verificar quais foram maiores ou menores nos diferentes modelos de desempenho;
- A utilização de diferentes critérios de desempenho (variáveis dependentes) foi muito importante. Pôde-se demonstrar a peculiaridade de uma tentativa de aperfeiçoamento de desempenho multicritério sem o uso de métodos adequados, a qual não é trivial e nem simples de ser realizada, demandando uma abordagem mais avançada. Os consumos de energia se comportaram de uma forma

muito diferente dos graus-hora, e as diversas variáveis independentes exercem influência em cada critério de desempenho de formas diferentes;

- O aperfeiçoamento de desempenho consolidou diferentes informações indispensáveis em uma avaliação racional, que é o uso de vários critérios de desempenho, a consideração de incertezas dos valores, e diferentes cenários de preferência de tomada de decisão. Foi um desafio unificar todas essas informações, sendo que a estratégia adotada (abordagem probabilística) se mostrou eficaz e condizente com a realidade da natureza de uma decisão;
- O modelo considerado mais adequado de acordo com o método multicritério probabilístico foi o modelo 6. Especificamente, o modelo possui paredes com dupla camada de concreto moldado *in loco* (8cm cada camada) com isolamento térmico (2cm), cobertura de telha cerâmica esmaltada, com câmara de ar, isolamento térmico (2cm), laje de concreto (8cm), as superfícies possuem baixas absorvância solares nas paredes (0,29) e na cobertura (0,20), possui alta fração de ventilação das janelas (0,89) e baixa taxa de infiltração de ar nas janelas (0,006kg/s.m).

## 7.1 LIMITAÇÕES DO TRABALHO

Pode-se apontar algumas limitações deste estudo, relacionadas às diferentes etapas desenvolvidas:

- Descreveu-se, ao longo do trabalho, um conceito de ‘fontes de incertezas’ nas quais alguns objetos envolvidos no experimento de simulação foram agrupados. No entanto, diferentes considerações acerca dos objetos poderiam resultar em diferentes agrupamentos. Da mesma forma, outros estudos poderiam desenvolver outras fontes de incertezas, ou desmembrar as utilizadas aqui em outras;
- Não foram consideradas as incertezas de clima no estudo de caso. Essa fonte de incerteza iria requerer uma abordagem diferente da utilizada, pois o clima não é somente ‘um objeto’ da simulação, mas um conjunto de outras variáveis com diversas informações horárias;
- Há muitos outros objetos de uma simulação computacional que poderiam ser incluídos nas incertezas de algoritmos, físicas e operacionais, principalmente nas incertezas de modelagem. No entanto, a finalidade foi justamente promover uma aplicação de um

método e não esgotar as possibilidades de estudos das fontes de incertezas;

- Existem outros métodos de tomada de decisão, além do TOPSIS utilizado. No entanto, como o foco do trabalho foi a utilização dos métodos de análise de incertezas e sensibilidade, essa investigação não foi realizada. Outros métodos poderiam contribuir de outras formas para aperfeiçoar o desempenho;
- O estudo de caso, apesar de abrangente em certo sentido, contemplou possibilidades limitadas. Foram consideradas somente as características de uma edificação residencial, sendo que a edificação comercial não foi abordada no método completo, somente na etapa de aplicação da análise de sensibilidade. No aspecto residencial, foi considerada somente uma tipologia de edificação, um clima específico e investigação de variáveis projetuais relacionadas ao envelope (variáveis de sistemas ativos ou passivos de condicionamento de ar não foram consideradas);
- As informações sobre as incertezas das variáveis são muito difíceis de serem obtidas. No caso das incertezas de algoritmos, foram consideradas opções preexistentes no programa de simulação *EnergyPlus™* que podem ser diferentes em outros programas. As opções das variáveis de modelagem também foram adotadas com base na experiência prévia do autor. Talvez a análise de fonte de incerteza de modelagem possa ser melhor investigada em estudos de calibração do desempenho de edificações reais, principalmente de edificações comerciais (que possibilitam simplificações de geometria externa, de disposição e geometria dos ambientes internos, de unificação de áreas de janelas externas e internas, de simplificações de cargas internas equivalentes, etc.);
- Em relação às incertezas das variáveis físicas, sabe-se que, a rigor científico, em cada localidade e em cada contexto haverá diferentes valores para serem utilizados. A maior parte dos valores efetivamente utilizados foi oriunda de uma tese de doutorado realizada no Reino Unido (dentre outras fontes de dados), bem distante da realidade dos materiais e métodos de ensaio do Brasil. Entretanto, essa consideração é justificada pela falta de dados sobre as propriedades físicas de materiais e sua incerteza aleatória e espistêmica no Brasil;
- As variáveis operacionais, em sua maioria, foram oriundas de auditorias em edificações residenciais, constituindo dados

primários. No entanto, sabe-se que os dados possuem limitações, tanto em relação à qualidade e à confiabilidade quanto em relação aos métodos utilizados em sua obtenção e tratamento. A justificativa para seu uso é a mesma das variáveis físicas, ou seja, a falta de dados.

## 7.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Considerando-se as limitações deste trabalho e as potencialidades do método desenvolvido, algumas recomendações para trabalhos futuros podem ser feitas:

- O método desenvolvido pode ser aplicado a outros contextos que compreendam outros climas, outras edificações, diferentes variáveis projetuais e, conseqüentemente, diferentes objetos nas fontes de incertezas. Os procedimentos seriam os mesmos, mas as variáveis e seus valores seriam diferentes. Essa aplicação permitiria entender o desempenho térmico de mais edificações, a influência das variáveis e as amplitudes de incertezas em outros contextos, seria uma grande contribuição para a área de pesquisa do ambiente construído;
- É importante, também, a pesquisa da fonte de incerteza de clima. Recomenda-se estudo nesse sentido, de forma a elaborar um método capaz de identificar as incertezas de clima, nos diferentes arquivos climáticos, anos típicos diferentes, e como o desempenho da edificação é alterado nesse sentido. Pode-se utilizar o método de Morris como uma análise de sensibilidade global na fonte de incerteza projetual para determinar a classificação das variáveis mais influentes para um determinado clima, em arquivos climáticos de anos distintos. Analisar-se-ia a incerteza no índice de sensibilidade em função da incerteza do clima;
- A inclusão de outros critérios de desempenho também é uma recomendação interessante. Sabe-se que há diversos outros critérios que são relacionados ao desempenho de uma edificação, como consumo de energia, conforto térmico, acústico e lumínico, qualidade do ar, qualidade da iluminação, custos, impactos ambientais, além de critérios subjetivos como inovação, sustentabilidade, *design*, etc. Os métodos de análise de incertezas e sensibilidade podem ajudar a entender o comportamento do modelo frente a esses critérios e identificar objetos que influenciam em cada um deles;

- É interessante entender como conciliar outras ferramentas avançadas com a análise de incertezas e sensibilidade, como a otimização multiobjetivo. Da mesma forma, pode-se estudar a elaboração de metamodelos para serem validados com o uso de análise de sensibilidade e incerteza em suas variáveis de entrada; ou também estudar diferentes métodos de tomada de decisão multicritério para escolher o melhor modelo global em termos de desempenho.

## REFERÊNCIAS

- ABNT. Associação Brasileira de Normas Técnicas. **NBR 15220-2 - Desempenho térmico de edificações. Parte 2: Método de cálculo da transmitância térmica, da capacidade térmica, do atraso térmico e do fator solar de elementos e componentes de edificações.** Rio de Janeiro, 2005a.
- ABNT. Associação Brasileira de Normas Técnicas. **NBR 15220-3 - Desempenho térmico de edificações. Parte 3: Zoneamento bioclimático brasileiro e diretrizes construtivas para habitações unifamiliares de interesse social.** Rio de Janeiro, 2005b.
- ANDERSON, J. E.; WULFHORST, G.; LANG, W. Energy analysis of the built environment—A review and outlook. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 44, p. 149–158, 2015.
- ASHRAE. **Guideline 14 - Measurement of Energy and Demand Savings.** AMERICAN SOCIETY OF HEATING, REFRIGERATING AND AIR-CONDITIONING ENGINEERS. Atlanta, GA, 2002.
- ASHRAE. **Handbook of Fundamentals.** AMERICAN SOCIETY OF HEATING, REFRIGERATING AND AIR-CONDITIONING ENGINEERS. Atlanta, GA, 2009.
- ASHRAE. **Standard 140 - Standard Method of Test for the Evaluation of Building Energy Analysis Computer.** AMERICAN SOCIETY OF HEATING, REFRIGERATING AND AIR-CONDITIONING ENGINEERS, Atlanta, GA, 2011.
- ASHRAE. **Standard 55 - Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy.** AMERICAN SOCIETY OF HEATING, REFRIGERATING AND AIR-CONDITIONING ENGINEERS. Atlanta, GA, 2013.
- AUDE, P.; TABARY, L.; DEPECKER, P. Sensitivity analysis and validation of buildings' thermal models using adjoint-code method. **Energy and Buildings**, v. 31, 2000.
- AUGENBROE, G. Trends in building simulation. **Building and Environment**, v. 37, n. 8–9, p. 891–902, 2002.
- BEAUSOLEIL-MORRISON, I. **The adaptive coupling of heat and air flow modeling within dynamic whole-building simulations**, 2000. University of Strathclyde, Glasgow.
- BOOTEN, C.; KRUIS, N.; CHRISTENSEN, C. **Identifying and Resolving Issues in EnergyPlus and DOE-2 Window Heat Transfer**

- Calculations.** National Renewable Energy Laboratory. NREL/TP-5500-55787. Golden, CO., 2012.
- BRATLEY, P.; FOX, B. L. ALGORITHM 659: implementing Sobol's quasirandom sequence generator. **ACM Transactions on Mathematical Software**, v. 14, n. 1, p. 88–100, 1988.
- BREESCH, H.; JANSSENS, A. Building simulation to predict the performances of natural night ventilation: uncertainty and sensitivity analysis. *Building Simulation*. **Anais...** p.115–122, 2005. Montréal, Canada.
- BREESCH, H.; JANSSENS, A. Performance evaluation of passive cooling in office buildings based on uncertainty and sensitivity analysis. **Solar Energy**, v. 84, n. 8, p. 1453–1467, 2010.
- BUCKING, S.; ZMEUREANU, R.; ATHIENITIS, A. A methodology for identifying the influence of design variations on building energy performance. **Journal of Building Performance Simulation**, v. 7, n. 6, p. 411–426, 2014.
- BURHENNE, S.; JACOB, D.; HENZE, G. P. Sampling based on Sobol' sequences for Monte Carlo techniques applied to building simulations. *Building Simulation*. **Anais...** p.14–16, 2011. Sydney, Australia.
- BURHENNE, S.; TSVETKOVA, O.; JACOB, D.; HENZE, G. P.; WAGNER, A. Uncertainty quantification for combined building performance and cost-benefit analyses. **Building and Environment**, v. 62, p. 143–154, 2013.
- CAMPOLONGO, F.; CARIBONI, J.; SALTELLI, A. An effective screening design for sensitivity analysis of large models. **Environmental Modelling & Software**, v. 22, n. 10, p. 1509–1518, 2007.
- CARLUCCI, S.; PAGLIANO, L. A review of indices for the long-term evaluation of the general thermal comfort conditions in buildings. **Energy and Buildings**, v. 53, p. 194–205, 2012.
- CHLELA, F.; HUSAUNNDEE, A.; INARD, C.; RIEDERER, P. A new methodology for the design of low energy buildings. **Energy and Buildings**, v. 41, n. 9, p. 982–990, 2009.
- CHOI, Y.-M.; POLANSKY, A. M.; MASON, R. L. Transforming non-Normal Data to Normality in Statistical Process Control. **Journal of Quality Technology**, v. 30, n. 2, p. 133–141, 1998.
- COLLINGS, B. J. Generating the Intrablock and Interblock Subgroups for Confounding in General Factorial Experiments. **The Annals of Statistics**, v. 12, n. 4, p. 1500–1509, 2016.

- CORRADO, V.; MECHRI, H. E. Uncertainty and Sensitivity Analysis for Building Energy Rating. **Journal of Building Physics**, v. 33, n. 2, p. 125–156, 2009.
- CRAWLEY, D. B.; HAND, J. W.; KUMMERT, M.; GRIFFITH, B. T. Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs. **Building and Environment**, v. 43, n. 4, p. 661–673, 2008.
- CUKIER, R.I.; LEVINE, H.; SHULER, K.E. Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model systems. **Journal of Computational Physics**, v. 26, n. 1, p. 1–42, 1978.
- CUKIER, R.I.; FORTUIN, C.M.; SHULER, K.E.; PETSCHKE, A.G.; SCHAIBLY, J. H. Study of the sensitivity of coupled reaction systems to uncertainties in rate coefficients. I Theory. **The Journal of Chemical Physics**, v. 59, n.8, p. 3873–3878, 1973.
- DOMÍNGUEZ-MUÑOZ, F.; CEJUDO-LÓPEZ, J. M.; CARRILLO-ANDRÉS, A. Uncertainty in peak cooling load calculations. **Energy and Buildings**, v. 42, n. 7, p. 1010–1018, 2010.
- EISENHOWER, B.; O'NEILL, Z.; FONOVEROV, V. A.; MEZÍČ, I. Uncertainty and sensitivity decomposition of building energy models. **Journal of Building Performance Simulation**, v. 5, n. 3, p. 171–184, 2012.
- ENCINAS, F.; DE HERDE, A. Sensitivity analysis in building performance simulation for summer comfort assessment of apartments from the real estate market. **Energy and Buildings**, v. 65, p. 55–65, 2013.
- ENERGYPLUS. **Engineerin Reference - The reference to EnergyPlus calculations**, 2015. Disponível em: <<https://energyplus.net/documentation>> Acesso em 25 de junho de 2016.
- ENERGYPLUS. **EnergyPlus weather data**. Available in: <https://energyplus.net/weather>. 2015.
- ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; LACERDA, R. T. O.; TASCA, J. E. **Proknow-C , Knowledge Development Process-Constructivist**. Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI. 2010. Brazil.
- EVO. Protocolo Internacional de Medição e Verificação de Performance. **Volume I - BR. Conceitos e Opções para a Determinação de economias de energia e de água**. EFFICIENCY VALUATION ORGANIZATION, 2012.

- FERRETTI, F.; SALTELLI, A.; TARANTOLA, S. Trends in Sensitivity Analysis practice in the last decade. **Science of the Total Environment**, v. 21027, p. 2–6, 2016.
- FISCHER, S. R. A. **The design of experiments**. Hafner Pub, 1935.
- FISHER, D. E.; PEDERSEN, C. O. Convective Heat Transfer in Building Energy and Thermal Load Calculations. **ASHRAE Transactions**, v. 103, n. 2, p. 1997, 1997.
- FURBRINGER, J.-M.; ROULET, C.-A. Confidence of simulation results : put a sensitivity analysis module in your MODEL The IEA-ECBCS Annex 23 experience of model evaluation. **Energy and Buildings**, v. 30, n. 1, p. 61–71, 1999.
- FÜRBRINGER, J.-M.; ROULET, C.-A. Comparison and combination of factorial and Monte-Carlo design in sensitivity analysis. **Building and Environment**, v. 30, n. 4, p. 505–519, 1995.
- GARCIA SANCHEZ, D.; LACARRIÈRE, B.; MUSY, M.; BOURGES, B. Application of sensitivity analysis in building energy simulations: Combining first- and second-order elementary effects methods. **Energy and Buildings**, v. 33, p. 741–750, 2014.
- GHISI, E.; VIEIRA, A. S.; ROSA, A. S.; SILVA, A.S.; BALVEDI, B.F.; ALMEIDA, L.S.S. **Uso racional de água e eficiência energética em habitações de interesse social. Volume 1 – hábitos e indicadores de consumo de água e energia**. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina. Laboratório de Eficiência Energética em Edificações. Relatório de pesquisa, 2015.
- GOULART, S.; LAMBERTS, R.; FIRMINO, S. **Dados climáticos para projeto e avaliação energética de edificações para 14 cidades brasileiras**. Florianópolis: Núcleo de Pesquisa em Construção/UFSC, 1998.
- HAMBY, D. M. A review of techniques for parameter sensitivity analysis of environmental models. **Environmental monitoring and assessment**, v. 32, n. 2, p. 135–54, 1994.
- HEIJMANS, N.; WOUTERS, P.; LONCOUR, X. Assessment of innovative ventilation in the framework of the EPBD—A probabilistic approach. **Building and Environment**, v. 43, n. 8, p. 1354–1360, 2008.
- HEISELBERG, P.; BROHUS, H.; HESSELHOLT, A.; RASMUSSEN, H.; SEINRE, E.; THOMAS, S. Application of sensitivity analysis in design of sustainable buildings. **Renewable Energy**, v. 34, n. 9, p. 2030–2036, 2009.

- HELTON, J. C.; JOHNSON, J. D.; SALLABERRY, C. J.; STORLIE, C. B. Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 91, n. 10–11, p. 1175–1209, 2006.
- HEO, Y.; CHOUDHARY, R.; AUGENBROE, G. A. Calibration of building energy models for retrofit analysis under uncertainty. **Energy and Buildings**, v. 47, p. 550–560, 2012.
- HEO, Y.; GRAZIANO, D. J.; GUZOWSKI, L.; MUEHLEISEN, R. T. Evaluation of calibration efficacy under different levels of uncertainty. **Journal of Building Performance Simulation**, v. 8, n. 3, p. 135–144, 2015.
- HOES, P.; HENSEN, J. L. M.; LOOMANS, M. G. L. C.; DE VRIES, B.; BOURGEOIS, D. User behavior in whole building simulation. **Energy and Buildings**, v. 41, n. 3, p. 295–302, 2009.
- HONG, T.; CHOU, S.; BONG, T. Building simulation: an overview of developments and information sources. **Building and Environment**, v. 35, n. 4, p. 347–361, 2000.
- HOPFE, C. J.; AUGENBROE, G. L. M.; HENSEN, J. L. M. Multi-criteria decision making under uncertainty in building performance assessment. **Building and Environment**, v. 69, p. 81–90, 2013.
- HOPFE, C. J.; HENSEN, J. L. M. Uncertainty analysis in building performance simulation for design support. **Energy and Buildings**, v. 43, n. 10, p. 2798–2805, 2011.
- HUGHES, M.; PALMER, J.; CHENG, V.; SHIPWORTH, D. Global sensitivity analysis of England’s housing energy model. **Journal of Building Performance Simulation**, v. 8, n. 5, p. 283–294, 2015.
- HWANG, C.-L.; YOON, K. **Multiple attribute decision making -Methods and applications a state-of-the-art survey**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1981.
- HYGH, J. S.; DECAROLIS, J. F.; HILL, D. B.; RANJI RANJITHAN, S. Multivariate regression as an energy assessment tool in early building design. **Building and Environment**, v. 57, p. 165–175, 2012.
- HYUN, S.; PARK, C.; AUGENBROE, G. Analysis of uncertainty in natural ventilation predictions of high-rise apartment buildings. **Building Services Engineering Research and Technology**, v. 29, n. 4, p. 311–326, 2008.
- IEA. Annex 55 - **Reliability of Energy Efficient Building Retrofitting - Probability Assessment of Performance & Cost (RAP-RETRO)**.

- Framework for probabilistic assessment of performance of retrofitted building envelopes, International Energy Agency, 2015a.
- IEA. Annex 55 - **Reliability of Energy Efficient Building Retrofitting - Probability Assessment of Performance & Cost (RAP-RETRO)**. Stochastic Data, International Energy Agency, 2015b.
- IEA. Annex 55 - **Reliability of Energy Efficient Building Retrofitting - Probability Assessment of Performance & Cost (RAP-RETRO)**. Probabilistic Tools, International Energy Agency, 2015c.
- IEA. Annex 55 - **Reliability of Energy Efficient Building Retrofitting - Probability Assessment of Performance & Cost (RAP-RETRO)**. Practice and guidelines, International Energy Agency, 2015d.
- IEA. Annex 55 - **Reliability of Energy Efficient Building Retrofitting - Probability Assessment of Performance & Cost (RAP-RETRO)**. Risk management by probabilistic assessment. Development of guidelines for practice, International Energy Agency, 2015e.
- IEA. **International Energy Agency**. Disponível em: < <http://www.iea.org/> > Acesso em 03/03/2016.
- IIASA. **International Institute for Applied Systems Analysis**. Disponível em: < <http://www.iiasa.ac.at/> > Acesso em 3 de março de 2016.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 13790 - Energy performance of buildings - Calculation of energy use for space heating and cooling**. Geneva, Switzerland, 2008.
- IOANNOU, A.; ITARD, L. C. M. Energy Performance and comfort in residential buildings: Sensitivity for building parameters and occupancy. **Energy and Buildings**, v. 92, p. 216–233, 2015.
- JAFFAL, I.; INARD, C.; GHIAUS, C. Fast method to predict building heating demand based on the design of experiments. **Energy and Buildings**, v. 41, n. 6, p. 669–677, 2009.
- JANSEN, M. J. W. Analysis of variance designs for model output. **Computer Physics Communications**, v. 117, n. 1–2, p. 35–43, 1999.
- JOHNSON, D. B.; MIZOGUCHI, T. Selecting the kth element in  $X+Y$  and  $X_1+X_2+\dots+X_m$ . **SIAM Journal on Computing**, v. 7, n. 2, p. 147–153, 1978.
- JRC. **Joint Research Centre**. European Commission. Simlab 2.2, 2013. Disponível em < [ipsc.jrc.ec.europa.eu](http://ipsc.jrc.ec.europa.eu) > Acesso em 21 de junho de 2013.

- KABAK, M.; KÖSE, E.; KIRILMAZ, O.; BURMAOĞLU, S. A fuzzy multi-criteria decision making approach to assess building energy performance. **Energy and Buildings**, v. 72, p. 382–389, 2014.
- KIM, S. H.; AUGENBROE, G. Decision support for choosing ventilation operation strategy in hospital isolation rooms: A multi-criterion assessment under uncertainty. **Building and Environment**, v. 60, p. 305–318, 2013a.
- KIM, S. H.; AUGENBROE, G. Uncertainty in developing supervisory demand-side controls in buildings: A framework and guidance. **Automation in Construction**, v. 35, p. 28–43, 2013b.
- KIM, Y.-J.; AHN, K.-U.; PARK, C.-S. Decision making of HVAC system using Bayesian Markov chain Monte Carlo method. **Energy and Buildings**, v. 72, p. 112–121, 2014.
- KLEIJNEN, J. P. C. Sensitivity analysis and related analyses: A review of some statistical techniques. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 57, n. 1–4, p. 111–142, 1997.
- KLEIJNEN, J. P. C. An overview of the design and analysis of simulation experiments for sensitivity analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 164, n. 2, p. 287–300, 2005.
- KOTTEK, M.; GRIESER, J.; BECK, C.; RUDOLF, B.; RUBEL, F. World Map of the Köppen-Geiger climate classification updated. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 15, n. 3, p. 259–263, 2006.
- KUSUDA, T.; ACHENBACH, P. R. Earth Temperatures and Thermal Diffusivity at Selected Stations in the United States. **ASHRAE Transactions**, v. 71, n. 1, 1965.
- LAM, J. C.; HUI, S. C. M. Sensitivity analysis of energy performance of office buildings. **Building and Environment**, v. 31, n. 1, p. 27–39, 1996.
- LAM, T. C.; GE, H.; FAZIO, P. Energy positive curtain wall configurations for a cold climate using the Analysis of Variance (ANOVA) approach. **Building Simulation**, v. 9, n. 3, p. 297–310, 2016.
- LOMAS, K. J.; EPPEL, H. Sensitivity analysis techniques for building thermal simulation programs. **Energy and Buildings**, v. 19, n. 1, p. 21–44, 1992.
- MACDONALD, I. A. Comparison of sampling techniques on the performance of Monte Carlo based sensitivity analysis. Building Simulation. **Anais...** p.992–999, 2009. Glasgow, Scotland.
- MACDONALD, I. A. **Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation**, 2002. University of Strathclyde.

- MACDONALD, I. A.; STRACHAN, P. Practical application of uncertainty analysis. **Energy and Buildings**, v. 33, n. 3, p. 219–227, 2001.
- MARA, T. A.; BOYER, H.; GARDE, F. Parametric Sensitivity Analysis of a Test Cell Thermal Model Using Spectral Analysis. **Journal of Solar Energy Engineering**, v. 124, n. 3, p. 237, 2002.
- MARA, T. A.; JOSEPH, O. R. Comparison of some efficient methods to evaluate the main effect of computer model factors. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 78, n. 2, p. 167–178, 2008.
- MARA, T. A.; TARANTOLA, S. Application of global sensitivity analysis of model output to building thermal simulations. **Building Simulation**, v. 1, n. 4, p. 290–302, 2008.
- MAURO, G. M.; HAMDY, M.; VANOLI, G. P.; BIANCO, N.; HENSEN, J. L. M. A new methodology for investigating the cost-optimality of energy retrofitting a building category. **Energy and Buildings**, v. 107, p. 456–478, 2015.
- MCKAY, M. D.; BECKMAN, R. J.; CONOVER, W. J. A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. **Technometrics**, v. 21, n. 2, p. 239, 1979.
- MCLEOD, R. S.; HOPFE, C. J.; KWAN, A. An investigation into future performance and overheating risks in Passivhaus dwellings. **Building and Environment**, v. 70, p. 189–209, 2013.
- MECHRI, H. E.; CAPOZZOLI, A.; CORRADO, V. Use of the ANOVA approach for sensitive building energy design. **Applied Energy**, v. 87, n. 10, p. 3073–3083, 2010.
- MEGIDDO, N.; TAMIR, A.; ZEMEL, E.; CHANDRASEKARAN, R. An  $O(n \log^2 n)$  Algorithm for the  $k$ th longest path in a tree with applications to location problems. **SIAM Journal on Computing**, v. 10, n. 2, p. 328–337, 1981.
- MINITAB. Software para o aprimoramento da qualidade, 2014. Disponível em: < <http://www.minitab.com/pt-BR> > Acesso em 15 de junho de 2013.
- MIRANVILLE, F.; BOYER, H.; MARA, T.; GARDE, F. On the thermal behaviour of roof-mounted radiant barriers under tropical and humid climatic conditions: modelling and empirical validation. **Energy and Buildings**, v. 35, n. 10, p. 997–1008, 2003.

- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. John Wiley & Sons, Inc. Edição LTC. Rio de Janeiro, 2012.
- MORRIS, M. D. Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments. **Technometrics**, v. 33, n. 2, p. 161, 1991.
- NEMBRINI, J.; SAMBERGER, S.; LABELLE, G. Parametric scripting for early design performance simulation. **Energy and Buildings**, v. 68, p. 786–798, 2014.
- NGUYEN, A.-T.; REITER, S. A performance comparison of sensitivity analysis methods for building energy models. **Building Simulation**, v. 8, n. 6, p. 651–664, 2015.
- ORDENES, M.; PEDRINI, A.; GHISI, E.; LAMBERTS, R. **Metodologia utilizada na elaboração da biblioteca de materiais e componentes construtivos brasileiros para simulações no VisualDOE-3.1**. Florianópolis: Laboratório de Eficiência Energética em Edificações. Universidade Federal de Santa Catarina, 2003.
- ØSTERGÅRD, T.; JENSEN, R. L.; MAAGAARD, S. E. Building simulations supporting decision making in early design – A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 61, p. 187–201, 2016.
- PUDLEINER, D.; COLTON, J. Using sensitivity analysis to improve the efficiency of a Net-Zero Energy vaccine warehouse design. **Building and Environment**, v. 87, p. 302–314, 2015.
- PUJOL, G. Simplex-based screening designs for estimating metamodels. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 94, n. 7, p. 1156–1160, 2009.
- PUJOL, G.; IOOSS, B.; JANON, A. **R Package “sensitivity”** - A collection of functions for factor screening, global sensitivity analysis and reliability sensitivity analysis of model output. CRAN. Disponível em: < <https://cran.r-project.org/web/packages/> > Acesso em 15 de outubro de 2015.
- RAO, J.; HAGHIGHAT, F. A Procedure for Sensitivity Analysis of Airflow in Multi-Zone Buildings. **Building and Environment**, v. 28, n. 1, p. 53–62, 1993.
- ROBBINS, H. On Distribution-free Tolerance Limits in Random Sampling. **The Annals of Mathematical Statistics**, v. 15, n. 2, p. 214–216, 1944.

- R-PROJECT. **The R Project for Statistical Computing**. Disponível em: < <http://www.r-project.org/> > Acesso em 16 de julho 2015.
- RYAN, E. M.; SANQUIST, T. F. Validation of building energy modeling tools under idealized and realistic conditions. **Energy and Buildings**, v. 47, n. April 2012, p. 375–382, 2012.
- SAATY, T. L. Some mathematical concepts of the Analytic Hierarchy Process. **Behaviormetrika**, v. 18, n. 29, p. 1–9, 1991.
- SALTELLI, A.; ANNONI, P.; AZZINI, I.; CAMPOLONGO, F.; RATTO, M.; TARANTOLA, S. Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. **Computer Physics Communications**, v. 181, n. 2, p. 259–270, 2010.
- SALTELLI, A.; HOMMA, T. Performance of black box techniques on three international benchmark exercises. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 13, p. 73–94, 1992.
- SALTELLI, A.; RATTO, M.; ANDRES, T.; et al. **Global Sensitivity Analysis: The Primer**. John Wiley and Sons, Ltd, 2008.
- SALTELLI, A.; RATTO, M.; TARANTOLA, S.; CAMPOLONGO, F. Sensitivity Analysis for Chemical Models. **Chemical Reviews**, v. 105, n. 7, p. 2811–2828, 2005.
- SALTELLI, A.; RATTO, M.; TARANTOLA, S.; CAMPOLONGO, F. Sensitivity analysis practices: Strategies for model-based inference. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 91, n. 10–11, p. 1109–1125, 2006.
- SALTELLI, A.; TARANTOLA, S.; CAMPOLONGO, F. Sensitivity Analysis as an Ingredient of Modeling. **Statistical Science**, v. 15, n. 4, p. 377–395, 2000.
- SALTELLI, A.; TARANTOLA, S.; CAMPOLONGO, F.; RATTO, M. **Sensitivity analysis in practice - A guide to assessing scientific models**. John Wiley and Sons, Ltd, 2004.
- SALTELLI, A.; TARANTOLA, S.; CHAN, K. P.-S. A Quantitative Model-Independent Method for Global Sensitivity Analysis of Model Output. **Technometrics**, v. 41, n. 1, p. 39–56, 1999.
- SALTELLI, A.; MARIVOET, J. Non-parametric statistics in sensitivity analysis for model output: A comparison of selected techniques. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 28, n. 2, p. 229–253, 1990.
- SCHAEFER, A.; GHISI, E. Method for Obtaining Reference Buildings. **Energy and Buildings**, v. 128, p. 660–672, 2016.

- SHEN, H.; TZEMPELIKOS, A. Sensitivity analysis on daylighting and energy performance of perimeter offices with automated shading. **Building and Environment**, v. 59, p. 303–314, 2013.
- SIEGEL, S. **Estatística Não-paramétrica para Ciências do Comportamento**. 2ª Edição. Editora Artmed, 2006.
- SILVA, A. S.; ALMEIDA, L. S. S.; GHISI, E. Decision-making process for improving thermal and energy performance of residential buildings: A case study of constructive systems in Brazil. **Energy and Buildings**, v. 128, p. 270–286, 2016.
- SILVA, A. S.; GHISI, E. Análise de sensibilidade global dos parâmetros termofísicos de uma edificação residencial de acordo com o método de simulação do RTQ-R. **Ambiente Construído**, v. 13, n. 4, p. 135–148, 2013.
- SILVA, A. S.; GHISI, E. Uncertainty analysis in building simulation: a case study in low-income dwellings in Brazil. 13<sup>th</sup> Conference of International Building Performance Simulation Association. **Anais...** p.1755–1762, 2013. Chambéry, France.
- SILVA, A. S.; GHISI, E. Uncertainty analysis of user behaviour and physical parameters in residential building performance simulation. **Energy and Buildings**, v. 76, p. 381–391, 2014.
- SILVA, A. S.; GHISI, E.; LAMBERTS, R. Performance evaluation of long-term thermal comfort indices in building simulation according to ASHRAE Standard 55. **Building and Environment**, v. 102, p. 95–115, 2016.
- SILVA, A. S.; GHISI, E.; LUIZ, F. Rotinas de ocupação, operação de aberturas e uso de equipamentos em habitações de interesse social da Grande Florianópolis. 4 Workshop da rede de pesquisa - Uso racional de água e eficiência energética em habitações de interesse social. **Anais...** 2012. Aracaju, SE.
- SILVA, A. S.; LUIZ, F.; MANSUR, A. C.; VIEIRA, A.S.; SCHAEFER, A.; GHISI, E. Knowing electricity end-uses to successfully promote energy efficiency in buildings : a case study in low-income houses in Southern Brazil. International Conference on Energy & Environment. **Anais...** 2013. Porto - Portugal.
- SILVA, A. S.; LUIZ, F.; MANSUR, A. C.; VIEIRA, A.S.; SCHAEFER, A.; GHISI, E. Knowing electricity end-uses to successfully promote energy efficiency in buildings : a case study in low-income houses in Southern Brazil. **International Journal of Sustainable Energy Planning and Management**, v. 2, n. 2012, p. 7–18, 2014.

- SOBOL', I. M. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. **Matem. Modelirovanie**, v. 2, n. 1, p. 112–118, 1990.
- SPARROW, E. M.; RAMSEY, J. W.; MASS, E. A. Effect of Finite Width on Heat Transfer and Fluid Flow about an Inclined Rectangular Plate. **Journal of Heat Transfer**, v. 101, p. 204, 1979.
- STEPHENS, M. A. EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons. **Journal of the American Statistical Association**, v. 69, n. 347, p. 730–737, 1974.
- STRUCK, C.; KOTEK, P. On the Application of Uncertainty and Sensitivity Analysis with Abstract Building Performance Simulation Tools. **Journal of Building Physics**, v. 33, n. 1, p. 5–27, 2009.
- SWAMI, M. V.; CHANDRA, S. Correlations for pressure distribution on buildings and calculation of natural-ventilation airflow. **ASHRAE Transactions**, v. 94, n. 1, p. 243–266, 1988.
- THEVENARD, D.; HADDAD, K. Ground reflectivity in the context of building energy simulation. **Energy and Buildings**, v. 38, n. 8, p. 972–980, 2006.
- TIAN, W. A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 20, p. 411–419, 2013.
- TIAN, W.; DE WILDE, P. Uncertainty and sensitivity analysis of building performance using probabilistic climate projections: A UK case study. **Automation in Construction**, v. 20, n. 8, p. 1096–1109, 2011.
- WALKER, W.; HARREMOËS, P.; ROTMANS, J.; et al. Defining Uncertainty: A Conceptual Basis for Uncertainty Management in Model-Based Decision Support. **Integrated Assessment**, v. 4, n. 1, p. 5–17, 2003.
- WALTON, G. N. National Bureau of Standards. **Thermal Analysis Research Program Reference Manual**. NBSSIR 83-2655, 1983.
- WANG, L.; MATHEW, P.; PANG, X. Uncertainties in energy consumption introduced by building operations and weather for a medium-size office building. **Energy and Buildings**, v. 53, p. 152–158, 2012.
- WANG, M.; WRIGHT, J.; BROWNLEE, A.; BUSWELL, R. A comparison of approaches to stepwise regression on variables sensitivities in building simulation and analysis. **Energy and Buildings**, v. 127, p. 313–326, 2016.

- WILDE, P. DE; TIAN, W. Identification of key factors for uncertainty in the prediction of the thermal performance of an office building under climate change. **Building Simulation**, v. 2, n. 3, p. 157–174, 2009.
- WILDE, P. DE; TIAN, W. Predicting the performance of an office under climate change: A study of metrics, sensitivity and zonal resolution. **Energy and Buildings**, v. 42, n. 10, p. 1674–1684, 2010.
- WILKINSON, G. N.; ROGERS, C. E. Symbolic Description of Factorial Models for Analysis of Variance. **Applied Statistics**, v. 22, n. 3, p. 392, 1973.
- WIT, S. DE. Influence of modeling uncertainties on the simulation of building thermal comfort performance. Building Simulation. **Anais...** 1997. Prague, Czech Republic.
- WIT, S. DE. **Uncertainty in predictions of thermal comfort in buildings**, 2001. Tese de doutorado em Filosofia (PhD). Technische Universiteit Delft.
- WIT, S. DE; AUGENBROE, G. Analysis of uncertainty in building design evaluations and its implications. **Energy and Buildings**, v. 34, n. 9, p. 951–958, 2002.
- WRIGHT, J. A.; BROWNLEE, A.; MOURSHED, M. M.; WANG, M. Multi-objective optimization of cellular fenestration by an evolutionary algorithm. **Journal of Building Performance Simulation**, v. 7, n. 1, p. 33–51, 2014.
- YATES, F. Sir Ronald Fisher and the Design of Experiments. **Biometrics**, v. 20, n. 2, p. 307, 1964.
- YAZDANIAN, M.; KLEMS, J. H. Measurement of the Exterior Convective Film Coefficient for Windows in Low-Rise Buildings. **ASHRAE Transactions**, v. 100, n. 1, p. 1087, 1994.
- YILDIZ, Y.; ARSAN, Z. D. Identification of the building parameters that influence heating and cooling energy loads for apartment buildings in hot-humid climates. **Energy**, v. 36, n. 7, p. 4287–4296, 2011.
- ZAJAC, Z. B. **Global sensitivity and uncertainty analysis of spatially distributes watershed models**, 2010. Tese de doutorado em Filosofia (PhD). University of Florida.
- ZHENG, G.; JING, Y.; HUANG, H.; GAO, Y. Application of improved grey relational projection method to evaluate sustainable building envelope performance. **Applied Energy**, v. 87, n. 2, p. 710–720, 2010.

## **APÊNDICES**

## APÊNDICE A – REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

### A.1 VISÃO GERAL DO ESTADO DA ARTE

Esta seção mostra uma visão geral do estado da arte do tema deste trabalho em relação a algumas características em destaque nas publicações encontradas, como ano de publicação, autores, área, revista, palavra-chave, afiliação e país.

A busca das publicações do ‘estado da arte’ foi feita na base de dados *Scopus*<sup>2</sup>, já que esta contempla publicações de muitas outras bases unificadas e representa uma referência para as publicações em geral. A busca contemplou a seguinte expressão *booleana* “*sensitivity analys\* AND uncertainty analys\**” nos campos de título, resumo e palavras-chave, para todos os anos, todas as áreas do conhecimento e todos os tipos de documentos (o indicador ‘\*’ representa um sufixo qualquer, que pode ser ‘is’ ou ‘es’).

A busca atualizada até o dia 31/07/2016 retornou 4899 publicações (de todos os tipos, como artigos, livros, trabalhos de congressos, etc.). A Figura 93 mostra o ano das publicações e a quantidade obtida em cada ano. Percebe-se que até o ano de 2005 havia menos de 100 publicações anuais; o máximo obtido foi de 670 publicações em 2015. A quantidade pode ser ainda maior em 2016, pois a busca foi realizada praticamente na metade do ano. Essa característica indica que esse tipo de pesquisa é crescente na literatura, principalmente nos últimos anos. A justificativa deste trabalho também é reforçada por essa constatação.

As Figuras 93 e 94 mostram as áreas de pesquisa do ‘estado da arte’, com destaque para a “engenharia”, “ciências ambientais”, “ciências planetárias e da terra” e “energia”. Percebe-se, também, a relevância do tema para a área da engenharia, da qual faz parte o estudo do ‘ambiente construído’ e também da área geral de pesquisa energética. Os Estados Unidos são o país destaque da origem das publicações (cf. Figura 95), seguido pela China e pelo Reino Unido.

A Figura 96 mostra a fonte das publicações, ou seja, a revista que publica esse tipo de trabalho. Os destaques são a revista “*Reliability Engineering and System Safety*” e a “*Environmental Modelling and Software*”. Ambas são revistas internacionais do grupo Elsevier©; a primeira tem fator de impacto 2,498 e a segunda de 4,207.

---

<sup>2</sup> Segundo o site < <https://www.scopus.com> >, a Scopus é a maior base de dados de resumos e citações de pesquisas científicas, livros e conferências.

Figura 93 – Ano e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “*sensitivity analysis and uncertainty analysis*”.

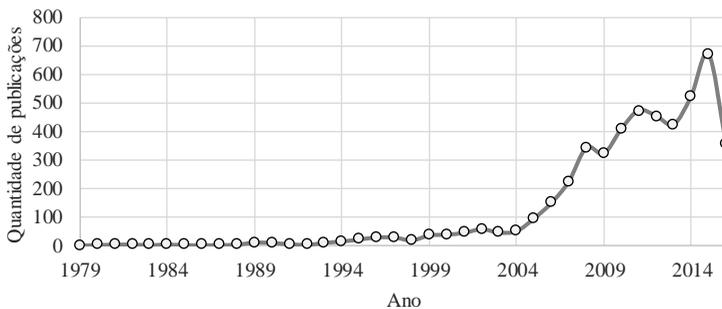
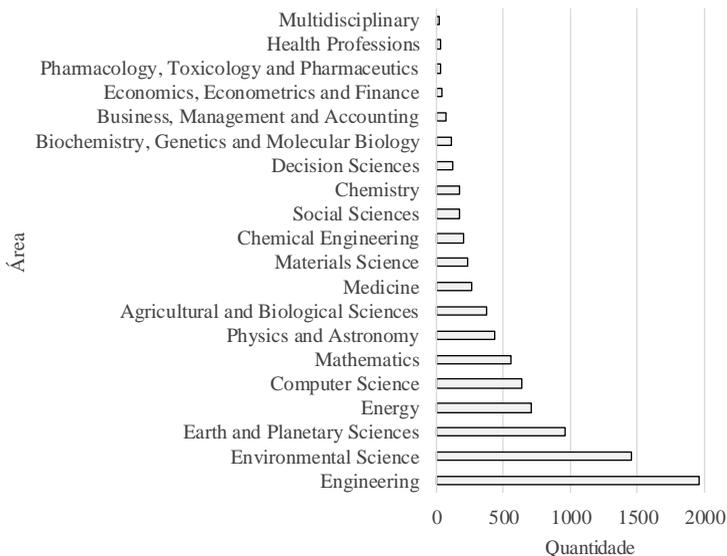


Figura 94 – Área e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “*sensitivity analysis and uncertainty analysis*”.



A Figura 97 mostra as palavras-chave em destaque do ‘estado da arte’. Os próprios eixos de busca foram os destaques, como esperado (sensibilidade e incerteza). Algumas ferramentas e métodos interessantes na área do ambiente construído também foram notados, como ‘*computer simulation*’, ‘*risk assessment*’, ‘*optimization*’ e ‘*decision making*’.

Figura 95 – País e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “*sensitivity analysis and uncertainty analysis*”.

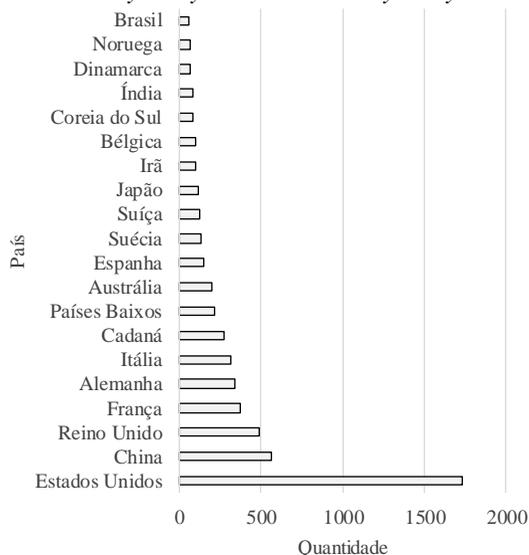
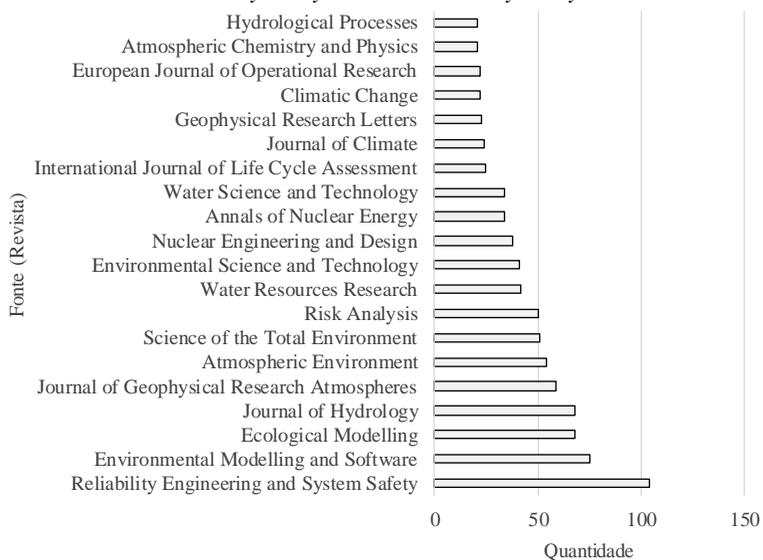
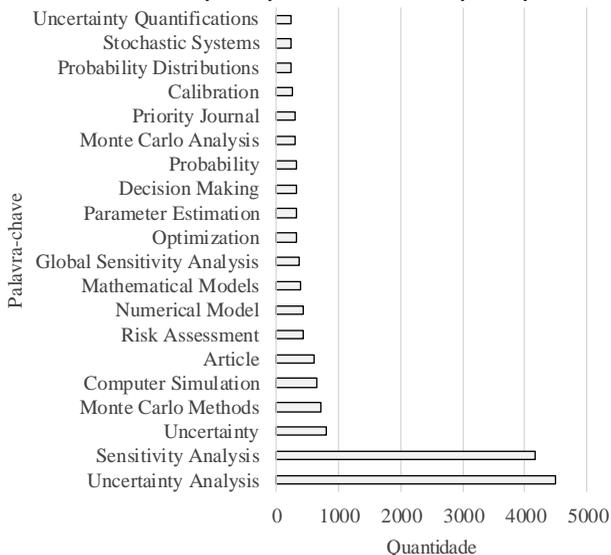


Figura 96 – Fonte e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “*sensitivity analysis and uncertainty analysis*”.



Os autores em destaque são mostrados na Figura 98. J.C. Helton é um pesquisador do *Department of Mathematics and Statistics*, da *Arizona State University*. Ele possui 147 publicações, sendo a maioria na revista “*Reliability Engineering and System Safety*” (a mais destacada no estado da arte). Tais publicações mostram que é um pesquisador experiente na área da estatística, com ênfase em análises de incertezas e sensibilidade. Possui 2929 citações em documentos. C.J. Sallaberry também foi um autor destacado, com 52 publicações e 736 citações. Ele é do *Sandia National Laboratories*, Novo México (Estados Unidos) e possui muitas pesquisas em coautoria com J.C. Helton. S. Tarantola é do *European Commission Joint Research Centre*, Itália. Possui 65 publicações e 2831 citações. Tem várias publicações com coautoria de A. Saltelli, do mesmo centro de pesquisa. Este último possui 97 publicações e 4787 citações em documentos. A Figura 99 mostra que a afiliação das pesquisas pertenceu, na maioria das vezes, ao instituto de pesquisa desses autores em destaque.

Figura 97 – Palavras-chave e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “*sensitivity analysis and uncertainty analysis*”.



Como descrito no título dessa seção, mostou-se uma visão geral do estado da arte em análise de sensibilidade e incertezas. Não se pode garantir, no entanto, que todas as publicações que utilizaram essas palavras-chave as

mencionaram dentro do contexto de experimentos físicos ou numéricos. Da mesma forma, não se sabe se os estudos consideraram abordagens simples de análise de sensibilidade (*one-at-a-time*) ou as abordagens globais. Entretanto, como mostrado na próxima seção, os artigos do portfólio bibliográfico citam os estudos dos principais autores da Figura 98.

Figura 98 – Autores e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “*sensitivity analysis and uncertainty analysis*”.

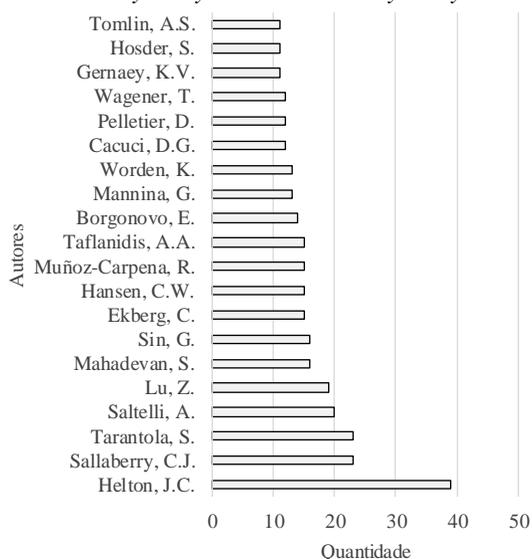
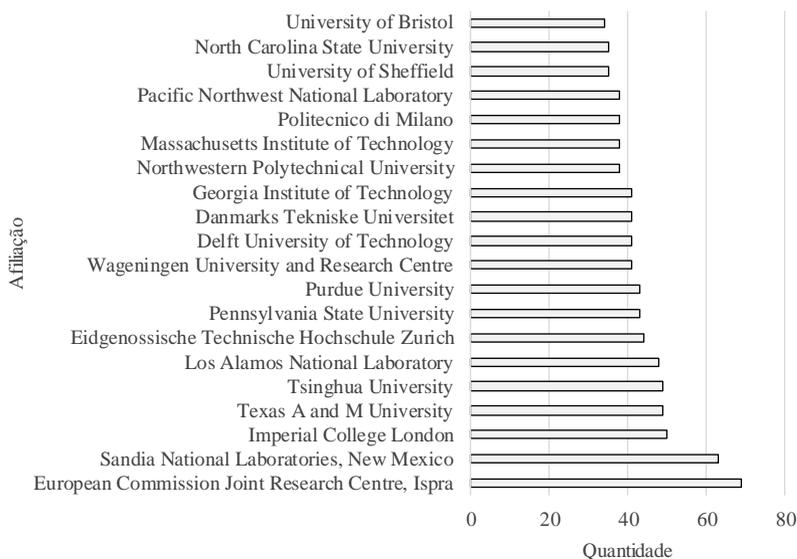


Figura 99 – Afiliação e quantidade de publicações no estado da arte com os termos “*sensitivity analysis and uncertainty analysis*”.



## A.2 PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO

Esta seção mostra o método de obtenção do portfólio bibliográfico e também da análise bibliométrica dos artigos encontrados. O portfólio bibliográfico é um conjunto de artigos científicos relevantes para a área de estudo deste trabalho, obtido por meio de uma revisão bibliográfica sistemática, descrita na próxima seção.

### A.2.1 Obtenção do Portfólio Bibliográfico

O propósito da busca é construir o portfólio bibliográfico. Buscaram-se publicações que aplicaram métodos de análise de incertezas e sensibilidade, considerando ferramentas avançadas de avaliação de desempenho de edificações (como a simulação computacional).

O portfólio bibliográfico foi obtido através de uma revisão bibliográfica sistemática, baseada, em partes, no método *Proknow-C* (*Knowledge Development Process – Constructivist*) de Ensslin et al. (2010).

Utilizou-se a expressão de busca do Quadro 31 para a pesquisa nas bases de dados de artigos científicos. A expressão é formada por três eixos

de pesquisa, sendo o eixo das análises (análise de sensibilidade e incertezas, e seus sinônimos), o tipo de ferramenta (simulação computacional e sinônimo), e a abrangência do desempenho da edificação (térmico e energético). As expressões *booleanas* ‘and’ e ‘or’ foram utilizadas para combinar as expressões entre os eixos de pesquisa e as palavras-chave.

Quadro 31 – Expressão de busca nas bases de dados.

("sensitivity analys\*" or "influence analys\*" or "uncertain\* analys\*" or "risk analys\*" or "accuracy analys\*" or "analys\* of sensitivity" or "analys\* of influence") AND ("building simulation" or "building performance simulation") AND ("energ\*" or "therm\*")

A busca foi feita em algumas bases de dados disponibilizadas pela CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) através da plataforma de ‘Periódicos’. Após a pesquisa, os resultados foram filtrados. O processo de filtragem é demorado e custoso, e remete à leitura de todos os títulos dos artigos, seguida da leitura de todos os resumos, e posterior verificação do texto completo (cada análise feita em sequência à anterior). Esse processo visa a verificação da adequação da busca ao que o pesquisador efetivamente quer encontrar.

O procedimento de busca considerou apenas artigos científicos de periódicos, publicados em inglês, a partir do ano 2000 (até o presente), desconsiderando as áreas de ciências humanas, sociais e biológicas. Ressalta-se que a busca foi feita em maio de 2015 e refeita em julho de 2016 para atualização da lista de artigos.

Abaixo são mostradas as bases de dados pesquisadas e a quantidade de artigos encontrada em cada uma (na etapa inicial de filtragem, apenas com a leitura do título):

- Scopus: 83 artigos;
- Science Direct: 60 artigos;
- Web of Science: 70 artigos;
- Springer Link: 99 artigos;
- Compendex (Enginnering Village): 90 artigos.

Essa quantidade de artigos foi exportada para o programa *EndNote* para o gerenciamento das referências. Após a leitura dos títulos e resumos, verificou-se, ainda, todas as referências bibliográficas de cada um dos artigos, a fim de resgatar algum que pudesse estar em outra base de dados. Ao final, o texto completo de todos os artigos foi lido e verificado para ver

se estava alinhado com o intuito da busca. Muitos artigos foram excluídos nessa etapa por utilizarem métodos inadequados de análise de sensibilidade, usarem a expressão fora de contexto ou por utilizaram abordagens simples (métodos *one-at-a-time*).

Após o processo de busca e filtragem, o portfólio bibliográfico final contemplou 43 artigos científicos relevantes para o intuito da pesquisa. O Quadro 32 mostra os artigos, a revista de origem e a quantidade de citações no *Google Scholar*. Escolheu-se a contagem do *Google Scholar* por conveniência (por poder ser aplicada a todas as bases e revistas), pois se sabe que cada base de dados possui um método próprio para a contabilização das citações, o que poderia tornar a comparação injusta.

Ao se analisar o Quadro 32, nota-se muitos artigos da revista *Energy and Buildings*, artigos antigos e novos com muitas citações, e alguns artigos muito recentes que não foram citados (até o momento da busca). Esse portfólio bibliográfico foi submetido à análise de contagem de características (bibliométrica), apresentada na próxima seção.

Quadro 32 – Artigos do portfólio bibliográfico (continua).

Artigo	Revista	Citações*
De Wit e Augenbroe (2002)	Energy and Buildings	221
Heo, Choudhary e Augenbroe (2012)	Energy and Buildings	191
Hopf e Hensen (2011)	Energy and Buildings	186
MacDonald e Strachan (2001)	Energy and Buildings	181
Heiselberg et al. (2009)	Renewable Energy	127
Chlela et al. (2009)	Energy and Buildings	90
Domínguez-Muñoz, Cejudo-López e Carrillo-Andrés (2010)	Energy and Buildings	84
Eisenhower et al. (2012)	Journal of Building Performance Simulation	83
Jaffal, Inard e Ghiaus (2009)	Energy and Buildings	71
Breesch e Janssens (2010)	Solar Energy	65
Mechri, Capozzoli e Corrado (2010)	Applied Energy	61
Yildiz e Arsan (2011)	Energy	61
Tian e De Wilde (2011)	Automation in Construction	60
Corrado e Mechri (2009)	Journal of Building Physics	54
De Wilde e Tian (2010)	Energy and Buildings	54
McLeod, Hopfe e Kwan (2013)	Building and Environment	54

Obs.: O número de citações\* foi verificado em 15 de agosto de 2016 com a contagem do *Google Scholar*.

Quadro 32– Artigos do portfólio bibliográfico (conclusão).

<b>Artigo</b>	<b>Revista</b>	<b>Citações*</b>
Mara e Tarantola (2008)	Building Simulation	52
Miranville et al. (2003)	Energy and Buildings	43
Hygh et al. (2012)	Building and Environment	42
Shen e Tzempelikos (2013)	Building and Environment	42
De Wilde e Tian (2009)	Building Simulation	39
Hyun, Park e Augenbroe (2008)	Building Services Engineering Research and Technology	38
Garcia Sanchez et al. (2014)	Energy and Buildings	37
Aude, Tabary e Depecker (2000)	Energy and Buildings	31
Silva e Ghisi (2014)	Energy and Buildings	29
Mara, Boyer e Garde (2002)	Journal of Solar Energy Engineering	27
Struck e Kotek (2009)	Journal of Building Physics	25
Burhenne et al. (2013)	Building and Environment	21
Ioannou e Itard (2015)	Energy and Buildings	21
Encinas e De Herde (2013)	Energy and Buildings	16
Wright et al. (2014)	Journal of Building Performance Simulation	15
Mauro et al. (2015)	Energy and Buildings	15
Nembrini, Samberger e Labelle (2014)	Energy and Buildings	13
Kim, Ahn e Park (2014)	Energy and Buildings	11
Heo et al. (2015)	Journal of Building Performance Simulation	10
Pudleiner e Colton (2015)	Building and Environment	4
Hughes et al. (2015)	Journal of Building Performance Simulation	4
Heijmans, Wouters e Loncour (2008)	Building and Environment	3
Silva e Ghisi (2013)	Ambiente Construído	3
Nguyen e Reiter (2015)	Building Simulation	3
Lam, Ge e Fazio (2016)	Building Simulation	1
Silva, Almeida e Ghisi (2016)	Energy and Buildings	0
Wang et al. (2016)	Energy and Buildings	0

Obs.: O número de citações\* foi verificado em 15 de agosto de 2016 com a contagem do *Google Scholar*.

### A.2.2 Análise bibliométrica do Portfólio Bibliográfico

As características buscadas compreenderam a análise bibliométrica e foram analisadas através da contagem de ocorrência em cada artigo do portfólio bibliográfico do Quadro 32. Em algumas características, o mesmo artigo pode estar contemplado em diferentes opções da lista. Por exemplo, o mesmo artigo pode ter feito uma análise de sensibilidade e também incertezas, sendo contabilizando nas duas opções na característica ‘análises’. O Quadro 33 mostra quais são as características consideradas nesta análise, enquanto as Tabelas 53 a 60 mostram a contagem de ocorrência de cada uma das características.

Quadro 33 – Características da análise bibliométrica.

<b>Característica</b>	<b>Descrição</b>
Programa	O programa de simulação utilizado ou a ferramenta para avaliar o desempenho da edificação
Método de experimento	O método utilizado para conduzir o experimento numérico realizado no trabalho
Índice de sensibilidade	Qual o índice de sensibilidade utilizado para a análise (apenas para os artigos que efetivamente consideraram essa análise)
Ferramenta auxiliar	A ferramenta principal do trabalho foi considerada como sendo a ferramenta de simulação ou avaliação de desempenho. Esta ferramenta auxiliar representa um programa ou método que auxiliou a alcançar os objetivos do trabalho
Crítérios de desempenho	São as variáveis dependentes (ou ‘saídas’) do experimento numérico realizado
Variáveis de entrada	São as variáveis consideradas como ‘entradas’ no experimento numérico realizado
Tipo de edificação	Qual o tipo de edificação estudado
Localização	Qual o local da edificação estudada
Tipo de análise	Quais foram os tipos de análise empreendidas pelo estudo

Como visto na Tabela 53, a ‘análise de sensibilidade’ foi a mais realizada nos artigos do portfólio bibliográfico, seguida da ‘análise de incertezas’. Apenas três artigos não realizaram uma análise de sensibilidade propriamente dita, mas consideraram interessantes experimentos numéricos globais para análise de incertezas. O trabalho de MacDonald e Strachan (2001) é um desses artigos, no qual os autores consideraram apenas análise

de incertezas com os métodos diferencial e Monte Carlo. Heijmans, Wouters e Loncour (2008) consideraram uma abordagem probabilística nas incertezas operacionais, enquanto Chlela et al. (2009) consideraram diferentes métodos de projeto de experimentos fatoriais fracionados para a criação de um metamodelo de simulação dinâmica do programa *SIMBAD toolbox*.

Tabela 53 – Tipos de análises realizadas pelos artigos do portfólio bibliográfico.

Tipos de análises	Contagem
Análise de sensibilidade	40
Análise de incertezas	32
Medições e auditorias	10
Análise de calibração	5
Tomada de decisão	4
Meta-modelagem	3
Otimização multiobjetivo	1

O programa de simulação mais utilizado nos estudos foi o *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (cf. Tabela 54), seguido do método analítico de regime quase permanente da norma internacional ISO 13790 (2008). A maior parte dos programas da lista são ferramentas de simulação dinâmica de edificações, similares ao *EnergyPlus*<sup>TM</sup>. Alguns estudos consideraram metamodelos para a avaliação do desempenho da edificação, como regressão linear ou métodos polinomiais. Metamodelos são modelos numéricos mais simples que procuram reproduzir comportamento semelhante ao da simulação computacional em um determinado critério de desempenho (e.g. consumo de energia), considerando as mesmas variáveis de entrada que seriam utilizadas na simulação dinâmica. Nesses casos, o programa de simulação dinâmica considerado para criar o metamodelo foi contabilizado na característica de ‘ferramenta auxiliar’.

Na Tabela 55, pode-se verificar que o método de Monte Carlo com amostragem pelo Hipercubo Latino (LHS, de *Latin Hypercube Sampling*) para análise de sensibilidade foi o mais utilizado, seguido do método de Morris também na análise de sensibilidade. Nessa característica, muitos estudos consideraram mais de um método. De Wit e Augenbroe (2002), por exemplo, consideraram o método de Morris para análise de sensibilidade juntamente com o Monte Carlo (LHS) para a análise de incertezas. Da mesma forma, Shen e Tzempelikos (2013) utilizaram o método eFAST (FAST estendido) para análise de sensibilidade e também o Monte Carlo (LHS) para análise de incertezas. Todos os estudos utilizaram métodos globais de análise, entretanto, dois estudos consideraram métodos locais além dos métodos globais (ENCINAS; DE HERDE, 2013; WRIGHT et al., 2014). Poucos

artigos utilizaram os métodos baseados na variância, como o método de Sobol', o FAST (normal ou estendido) e as análises fatoriais. A maior parte tratou de utilizar o método de Monte Carlo com amostragem pelo Hipercubo Latino e análise de sensibilidade com algum índice baseado em regressão ou correlação, ou mesmo o método de Morris. Os conceitos de 'análise global' e também dos métodos estatísticos específicos foram discutidos com mais detalhes no Capítulo 3.

Tabela 54 – Programas de simulação utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.

Programa	Contagem
EnergyPlus	19
Modelo analítico (ISO 13790)	4
ESPr	3
Modelo analítico (outros)	3
IES VE	2
TRNSYS	2
BE06	1
BEFEP	1
CA-SIS	1
CONTAMW	1
Design Builder	1
LEA	1
Meta-modelo (Polinomial)	1
Meta-modelo (Regressão linear)	1
Meta-modelo (Support Vector Regression)	1
Modelo analítico (CHM)	1
Modelo analítico (Matlab)	1
RESHYVENT	1
SIMBAD toolbox	1
TAS	1
VA114	1

O índice de sensibilidade mais utilizado foi o dos Efeitos Elementares (do método de Morris), seguido do *Standardized Regression Coefficient* (SRC, de Coeficientes de Regressão Padronizados), de acordo com a Tabela 56. Os métodos de regressão ou correlação baseados em amostras aleatórias foram os mais utilizados. Os índices totais de sensibilidade baseados na variância foram pouco abordados. Um trabalho interessante é o de Nguyen e Reiter (2015), que comparou vários índices de sensibilidade baseados em regressão e correlação, nos efeitos elementares e também na variância.

Tabela 55 – Métodos de experimento numérico utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.

Método de experimento	Contagem
Monte Carlo LHS (sensibilidade)	16
Morris (sensibilidade)	13
Monte Carlo LHS (incertezas)	7
Monte Carlo Sobol' (sensibilidade)	5
Monte Carlo aleatória simples (incertezas)	4
Monte Carlo FAST (sensibilidade)	3
Projeto de experimento fatorial	3
Monte Carlo amostra NSGA-II (sensibilidade)	2
Monte Carlo eFAST (sensibilidade)	2
Sensibilidade Local	2
Box-Behnken design	1
Diferencial (incertezas)	1
Diferencial Adjoint-code (sensibilidade)	1
D-optimal design	1
Face-centered composite design	1
Monte Carlo quase aleatória (sensibilidade)	1
Monte Carlo Sobol' (incertezas)	1
Taguchi design	1

O *Simlab* foi a ferramenta auxiliar mais utilizada na maior parte das pesquisas, seguido do *Matlab*, *Visual Basic* e linguagem R. O *Simlab* é um programa para análise de sensibilidade e incertezas desenvolvido pelo *Joint Research Centre* da *The European Commission's science and knowledge service*. Essa instituição obteve a maior contagem de artigos na análise do estado da arte, como mostrou a Figura 99. *Matlab*, *Visual Basic* e R são linguagens de programação que permitem realizar diversas análises estatísticas. Alguns trabalhos usaram o *Matlab* para desenvolver modelos analíticos para avaliação de desempenho de edificações (e.g. MIRANVILLE et al., 2003).

A maior parte dos estudos consideraram edificações de escritório em suas análises (cf. Tabela 58). Os critérios de desempenho mais considerados foram os consumos de energia (com aquecimento, resfriamento e total) e as horas de desconforto conforme algum modelo de conforto térmico (cf. Tabela 59).

As variáveis de entrada consideradas nos experimentos numéricos dos estudos foram diversificadas (cf. Tabela 60). A maior parte dos trabalhos considerou várias classes de variáveis no mesmo experimento, sendo que algumas são ligadas entre si. As variáveis térmicas e físicas (geralmente dos componentes construtivos) e variáveis de ventilação (coeficientes e características das aberturas) foram as mais utilizadas. O estudo de

Eisenhower et al. (2012) considerou 1009 variáveis independentes (praticamente todas as variáveis) do programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup> em um modelo de edificação de escritório para o clima de Chicago (Estados Unidos). No entanto, eles utilizaram as simulações com Monte Carlo e amostragem quase aleatória para criarem um metamodelo em *Support Vector Regression*. Outro estudo, Miranville et al. (2003), considerou 687 variáveis independentes no experimento. Entretanto, os autores desenvolveram um código computacional em *Matlab* especificamente para calcular o desempenho térmico de coberturas com barreira radiante, não utilizando a simulação dinâmica diretamente.

Tabela 56 – Índices de sensibilidade utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.

Índice de sensibilidade	Contagem
Efeitos Elementares (Morris)	12
Standardized Regression Coefficient (SRC)	8
Standardized Rank Regression Coefficient (SRRC)	6
Índice total (Sobol')	4
Partial Correlation Coefficient (PCC)	4
Índice total (FAST)	3
Índice local	2
Índice total (eFAST)	2
Partial Rank Correlation Coefficient (PRCC)	2
Spearman Coefficient (SPEA)	2
Stepwise Regression Coefficient	2
Adaptive Component Selection and Smoothing Operator (ACOSSO)	1
Efeitos Elementares (Morris estendido)	1
Índice de primeira ordem (Sobol')	1
Índice total (Função polinomial)	1
L <sup>2</sup> derivativa	1
Monte Carlo Filtering (Kolmogorov-Smirnov)	1
Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)	1
Pearson Product Moment Correlation Coefficient (PEAR)	1
Probabilidade acumulada	1
Standardized Regression Coefficients (SRC termos bilineares)	1
Stepwise Rank Regression Coefficient	1

Tabela 57 – Ferramentas auxiliares utilizadas nos artigos do portfólio bibliográfico.

<b>Ferramenta auxiliar</b>	<b>Contagem</b>
Simlab	14
Matlab	7
Visual Basic	6
R	5
Minitab	3
Calibração Bayesiana	2
EnergyPlus	2
Otimização NSGA-II	2
SPSS	2
Tomada de decisão Bayesiana	2
TRNSYS	2
AHP	1
Aimdyn GoSUM	1
BCVTB	1
COMIS	1
DesignBuilder	1
Dymola	1
JEPlus	1
Modelica	1
TOPSIS	1
Unix	1
WinBUGS	1

Tabela 58 – Tipos de edificação utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.

<b>Tipo de edificação</b>	<b>Contagem</b>
Escritório	19
Residencial unifamiliar	12
Célula teste	5
Residencial multifamiliar	5
Armazém	1
Biblioteca	1
Caso 600 BESTEST	1

Tabela 59 – Critérios de desempenho utilizados nos artigos do portfólio bibliográfico.

<b>Critérios de desempenho</b>	<b>Contagem</b>
Consumo de energia com aquecimento	21
Consumo de energia com resfriamento	16
Consumo de energia total	8
Horas de desconforto	7
Custo	5
Graus-hora de resfriamento	4
Temperatura do ar	4
Demanda de energia com aquecimento	3
Graus-hora de aquecimento	3
Demanda de energia com resfriamento	2
Emissões de CO <sub>2</sub>	2
Temperatura das superfícies	2
Concentração de CO <sub>2</sub>	1
Consumo de gás	1
Demanda de energia total	1
Desempenho do trabalho	1
Fluxo de ar	1
Fração solar	1
Geração de energia	1
Iluminância	1
Risco de superaquecimento	1
Perda de calor com ventilação	1
PMV	1
PPD weighted criterion	1
Qualidade interna do ar	1
Trocas de ar	1
Valor presente líquido	1

Tabela 60 – Variáveis de entrada dos experimentos utilizadas nos artigos do portfólio bibliográfico.

<b>Variáveis de entrada</b>	<b>Contagem</b>
Térmicas	27
Físicas	25
Ventilação	19
Geometria	16
Cargas internas	15
Sistemas	15
Infiltração	14
Operação	13
Aberturas	10
Coeficientes	10
Ocupação	10
Climáticas	9
Entorno	8
Orientação	8
Fluxo de ar	5
Modelagem	3
Algoritmos	2
Amostragem	2
Iluminação	2



## APÊNDICE B – MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE GLOBAL

### B.1 EFEITOS ELEMENTARES DE MORRIS

O primeiro método de análise de sensibilidade apresentado é denominado ‘Efeitos Elementares’ e foi desenvolvido por Morris (1991) com a motivação de deixar uma análise experimental mais eficiente. Segundo o autor, é comum haver dezenas ou centenas de variáveis envolvidas em um modelo, o que torna o experimento complexo e demanda muito tempo de planejamento e execução. Foi o método mais utilizado nos estudos da revisão de literatura apresentada no Capítulo 2.

Esse método é usado para encontrar as variáveis de um modelo que podem ser consideradas como (a) negligenciáveis ou pouco influentes, (b) lineares ou aditivas, (c) não lineares ou que causam efeitos de segunda ordem.

O método inicia com a definição de uma região experimental  $\omega$ , que é uma rede regular de  $k$  dimensões e  $p$  níveis, na qual cada variável  $x_i$  pode assumir um valor no intervalo  $\left\{0, \frac{1}{p-1}, \frac{2}{p-1}, \dots, 1\right\}$ . Esse intervalo permite que sejam consideradas variáveis com regiões amostrais de diferentes grandezas de uma maneira normalizada, e podem ser transformadas do hipercubo unitário para suas distribuições originais facilmente.

As variáveis independentes são denotadas por  $X_i$  onde  $i$  varia de  $\{1, 2, \dots, k\}$  em  $p$  níveis na região experimental  $\omega$ . Para um valor de  $X$ , o efeito elementar da  $i$ ésima variável ( $X_i$ ) é definido pela Eq. 32.

$$d_i(X) = \left[ \frac{y(X_1, \dots, X_{i-1}, X_i + \Delta, X_{i+1}, X_k) - y(X)}{\Delta} \right] \quad \text{Eq. 32}$$

Onde:

- $\Delta$  é um valor entre  $\left\{0, \frac{1}{p-1}, \frac{2}{p-1}, \dots, 1\right\}$ ;
- $p$  é o número de níveis das variáveis;
- $X$  é cada valor selecionado em  $\omega$ ;
- $y$  é a função analisada que usa  $X$  como variável de entrada;
- $d_i(X)$  é o efeito elementar da  $i$ ésima variável na função  $y$ .

A distribuição finita de efeitos elementares é obtida através de uma amostragem de diferentes  $X$  em  $\omega$  e é denotada por  $F_i$ . O número de elementos dessa distribuição  $F_i$  é  $p^{k-1} \times [p - \Delta \times (p - 1)]$ . Uma escolha conveniente de  $p$  é um número par e  $\Delta$  igual a  $p/[2 \times (p - 1)]$ .

As medidas de sensibilidade propostas por Morris (1991) são a média dos efeitos elementares da *i*ésima variável (distribuição  $F_i$ ) e o seu desvio padrão, denotadas por  $\mu_i$  e  $\sigma_i$ , respectivamente. A amostragem de Morris sugere o uso de  $r$  diferentes trajetórias de  $k + 1$  pontos no espaço amostral da variável, havendo  $k$  efeitos elementares. A quantidade total de observações para o modelo, *i.e.* o tamanho da amostra, é de  $r \times (k + 1)$ . Ou seja, se  $r$  for igual a 10 trajetórias e o número  $k$  de variáveis for igual a 15, a amostra resultará em 160 observações. É uma quantidade baixa de observações, considerando que uma amostra fatorial completa de  $p$  igual a dois níveis resultaria em  $2^{15}$  (32.769) observações.

Considerando  $r$  como o número total de trajetórias, se fazem  $k$  movimentos, um por vez, para se calcular o efeito elementar da *i*ésima variável na trajetória  $j$  denotado por  $d_i(X_j)$ . Campolongo, Cariboni e Saltelli (2007) aperfeiçoaram o método de amostragem original de Morris, bem como propuseram uma medida de sensibilidade diferente. Os autores perceberam que, quando a distribuição  $F_i$  continha valores positivos e negativos dos efeitos elementares de uma variável  $i$ , o efeito total seria erroneamente calculado por sobreposição. Desta forma, os autores desenvolveram o índice  $\mu_i^*$ , calculado como a média dos valores absolutos dos efeitos elementares de uma variável  $i$  na distribuição de  $r$  trajetórias.

A Eq. 33 mostra o cálculo da medida original de Morris, enquanto a Eq. 34 mostra o cálculo da medida proposta por Campolongo, Cariboni e Saltelli (2007). A Eq. 35 mostra o cálculo do desvio padrão dos efeitos elementares.

A avaliação conjunta dessas três medidas de sensibilidade permite encontrar muitas informações acerca da influência de uma variável  $i$  em uma função  $y$ . Variáveis negligenciáveis são descobertas com a análise de  $\mu_i^*$ , a proporcionalidade da variável com a função é encontrada com a análise de  $\mu_i$ , e a linearidade ou influências de segunda ordem são descobertas com a análise conjunta de  $\mu_i^*$  e  $\sigma_i$ .

$$\mu_i = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r d_i(X_j) \quad \text{Eq. 33}$$

$$\mu_i^* = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r |d_i(X_j)| \quad \text{Eq. 34}$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{j=1}^r \frac{[d_i(X_j) - \mu_i]^2}{R - 1}} \quad \text{Eq. 35}$$

Onde:

- $r$  é o número de trajetórias da amostra por triagem;
- $d_i(X_j)$  é o efeito elementar da  $i$ ésima variável na  $j$ ésima trajetória;
- $j$  é cada trajetória no espaço amostral de cada variável;
- $X$  é cada variável  $X$ ;
- $\mu_i$  é a média dos efeitos elementares da variável  $i$ ;
- $\mu_i^*$  é a média em valor absoluto dos efeitos elementares da variável  $i$ ;
- $\sigma_i$  é o desvio padrão dos efeitos elementares da variável  $i$ .

## B.2 ÍNDICES DE REGRESSÃO E CORRELAÇÃO

Quando o modelo em questão possui um comportamento linear, podem ser utilizadas abordagens baseadas em índices de regressão e correlação. Os métodos globais mais comuns nesse tipo de abordagem são os Coeficientes de Regressão Padronizados (*SRC Standardized Regression Coefficients*, em inglês) e os Coeficientes de Correlação Parcial (*PCC Partial Correlation Coefficients*, em inglês), como mostrou o Capítulo 2.

O SRC é baseado em regressão linear multivariada, conforme a descrição genérica da Eq. 36.

$$y_i = b_0 + \sum_j b_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 36}$$

Onde:

- $y_i$  são os valores da variável dependente  $y$ ;
- $i$  é o tamanho da amostra;
- $b_0$  é uma constante da regressão;
- $\varepsilon_i$  é o erro;
- $x_{ij}$  são os valores de cada variável independente  $j$ ;
- $b_j$  são os coeficientes de regressão de cada variável independente, determinados com o método dos mínimos quadrados;
- $j$  é a quantidade de variáveis independentes no modelo.

Os coeficientes de regressão  $b_j$  são computados com o método dos mínimos quadrados, no qual a função  $F(b) = \sum_i \varepsilon_i^2$  é o mínimo possível. É realizada uma normalização, conforme as Eqs. 37 a 42 (JRC, 2013). A Eq. 37 mostra o modelo de regressão reescrito de forma normalizada com base nos desvios  $\hat{s}$  (da Eq. 38) e  $\hat{s}_j$  (da Eq. 40). Os coeficientes de regressão padronizados são calculados conforme a Eq. 42, para cada variável independente  $j$ .

$$\frac{y - \bar{y}}{\hat{s}} = \sum_j^k \left( \frac{b_j \hat{s}_j}{\hat{s}} \right) \left( \frac{x_j - \bar{x}_j}{\hat{s}_j} \right) \quad \text{Eq. 37}$$

$$\hat{s} = \left[ \sum_i^N (y_i - \bar{y})^2 / (N - 1) \right]^{\frac{1}{2}} \quad \text{Eq. 38}$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_i^N y_i}{N} \quad \text{Eq. 39}$$

$$\hat{s}_j = \left[ \sum_i^N (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 / (N - 1) \right]^{1/2} \quad \text{Eq. 40}$$

$$\bar{x}_j = \frac{\sum_i^N x_{ij}}{N} \quad \text{Eq. 41}$$

$$SRC_j = \frac{b_j \hat{s}_j}{\hat{s}} \quad \text{Eq. 42}$$

Onde:

- $x$  são as variáveis independentes;
- $y$  são as variáveis dependentes;
- $\bar{y}$  é a média das variáveis independentes;
- $k$  é a quantidade de variáveis independentes;
- $N$  é o tamanho da amostra;
- $i$  é cada valor individual da amostra;
- $j$  é cada variável independente;
- $b_j$  são os coeficientes de regressão pelo método dos mínimos quadrados;
- $SRC_j$  são os Coeficientes de Regressão Padronizados de cada variável independente.

A principal limitação da abordagem com os Coeficientes de Regressão Padronizados é o coeficiente de determinação  $R^2$ . Se o modelo

apresenta valores de  $R^2$  próximos de 1 (unidade), a influência das variáveis pode ser estatisticamente explicada pelos coeficientes de regressão. A Eq. 43 mostra o coeficiente de determinação em função dos valores originais da variável dependente e os valores estimados com a regressão.

$$R_y^2 = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Eq. 43}$$

Onde:

- $y$  são as variáveis dependentes;
- $\bar{y}$  é a média das variáveis independentes;
- $m$  é o tamanho da amostra;
- $\hat{y}$  são as variáveis independentes estimadas pela regressão linear;
- $R_y^2$  é o coeficiente de determinação da regressão.

Os Coeficientes de Correlação Parcial (PCC) são calculados com base em correlações completas e correlações parciais de Pearson (JRC, 2013), de acordo com as Eqs. 44 a 46. As correlações parciais são obtidas por meio de duas regressões, conforme as Eqs. 47 e 48, utilizadas para se obter novas variáveis  $(Y - \hat{Y})$  e  $(X - \hat{X})$ . O Coeficiente de Correlação Parcial entre  $X$  e  $Y$  é definido como o Coeficiente de Correlação entre  $(Y - \hat{Y})$  e  $(X - \hat{X})$ .

Este coeficiente representa a medida de correlação linear entre essas duas variáveis, excluindo-se todos os efeitos das variáveis independentes entre si.

$$r_{xjy} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)(y_i - \bar{y})}{\left[ \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \right]^{1/2} \times \left[ \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2 \right]^{1/2}} \quad \text{Eq. 44}$$

$$\bar{y} = \sum_i^m \frac{y_i}{m} \quad \text{Eq. 45}$$

$$\bar{x}_j = \sum_i^m \frac{x_{ij}}{m} \quad \text{Eq. 46}$$

$$\hat{Y} = b_0 + \sum_{h \neq j}^k b_h x_h \quad \text{Eq. 47}$$

$$\hat{X} = c_0 + \sum_{h \neq j}^k c_h x_h \quad \text{Eq. 48}$$

Onde:

- $r_{xjy}$  é a correlação entre  $x$  e  $y$ ;
- $x$  são as variáveis independentes;
- $y$  são as variáveis dependentes;
- $m$  é o tamanho da amostra;
- $b_0$  e  $c_0$  são constantes da regressão;
- $b_h$  e  $c_h$  são os coeficientes de regressão pelo método dos mínimos quadrados;
- $\hat{Y}$  é a transformação de variável dependente;
- $\hat{X}$  é a transformação de variáveis independentes.

No caso de o modelo apresentar não linearidade ou se comportar como uma função não monotônica, podem ser utilizadas as transformações de ordem, como os Coeficientes de Regressão Ordenados Padronizados (SRRC *Standardized Rank Regression Coefficients*, em inglês) e os Coeficientes de Correlação Parcial Ordenados (PRCC *Partial Rank Correlation Coefficients*, em inglês). São calculados com o mesmo processo descrito anteriormente, mas não para os valores originais de  $x$ , mas para seus valores ordenados em números inteiros.

Se o coeficiente de determinação com a transformação de ordem não for maior do que o coeficiente de determinação sem a transformação, deve-se utilizar regressão não linear ou métodos de análise de variância (SALTELLI et al., 2000).

### B.3 PROJETO DE EXPERIMENTO FATORIAL

O método de Morris usa como medida de sensibilidade a média de efeitos elementares, que são pequenos desvios da variável dependente entre os níveis do hipercubo unitário. Da mesma forma, os métodos baseados em regressão e correlação utilizam outras medidas de sensibilidade, que não são médias nem desvios. A variância é uma medida de sensibilidade alternativa e é diferente das demais em alguns aspectos:

- a) Independe da linearidade ou monotonicidade do modelo (*model-free*);
- b) É capaz de capturar a influência da variável em sua amplitude de variação completa;

- c) É capaz de quantificar interações entre variáveis de entrada;
- d) É capaz de determinar influências em grupos de variáveis de entrada, ao definir tipos lógicos de variáveis e a decomposição da variância associada a cada grupo.

A primeira característica (*model-free*) é a mais importante e justifica o uso da variância quando outras medidas não são eficazes (e.g., como usar índices de regressão linear em modelos não-lineares).

Se há um modelo genérico denotado por  $Y = f(X_1, \dots, X_n)$ , a medida de sensibilidade é dada pela Eq. 49, que permite encontrar a decomposição da variância de uma variável de entrada em relação à variância total do modelo.

$$S_x = \frac{V_x[E(Y|X)]}{V(Y)} \quad \text{Eq. 49}$$

Onde:

$Y$	é a variável dependente analisada no modelo;
$X$	é uma variável de entrada;
$V(Y)$	é a variância total do modelo em $Y$ ;
$V_x[E(Y X)]$	é o valor esperado da variância condicional em $Y$ a um valor fixo de $X$ , quando $X$ varia em todos os possíveis valores.
$S_x$	é a medida de sensibilidade de $X$ baseada na variância.

A seção 3.3.2 tratou dos ‘projetos de experimento’. Esta seção trata de explicar como a análise de variância é utilizada para avaliar a influência de variáveis de entrada em um modelo, considerando um projeto de experimento fatorial completo.

A análise de variância é usada para determinar quais variáveis de entrada podem ser consideradas influentes ou irrelevantes em um modelo. Se há duas variáveis de entrada  $A$  e  $B$  em um modelo e uma variável dependente  $Y$ , pode-se calcular a soma dos quadrados (SQ) conforme as Eqs. 50 a 53.

$$SQ(A) = b \times \sum_i (\bar{y}_i - \bar{y}..)^2 \quad \text{Eq. 50}$$

$$SQ(B) = a \times \sum_j (\bar{y}.._j - \bar{y}..)^2 \quad \text{Eq. 51}$$

$$SQ(Total) = \sum_i \sum_j (y_{ij} - \bar{y}..)^2 \quad \text{Eq. 52}$$

$$SQ(AB) = SQ(Total) - SQ(Erro) - SQ(A) - SQ(B) \quad \text{Eq. 53}$$

Onde:

- a            é o número de níveis na variável A;
- b            é o número de níveis na variável B;
- $\bar{y}_i$         é a média do *i*ésimo nível da variável A;
- $\bar{y}$          é a média de todas as observações;
- $\bar{y}_j$         é a média o *j*ésimo nível da variável B;
- $y_{ij}$        é cada observação individual do *i*ésimo nível da variável A,  
e do *j*ésimo nível da variável B;
- $SQ(A)$      é a soma dos quadrados da variável A;
- $SQ(B)$      é a soma dos quadrados da variável B;
- $SQ(Total)$  é a soma dos quadrados total;
- $SQ(AB)$    é a soma dos quadrados da interação entre variáveis;
- $SQ(Erro)$  é a soma dos quadrados do erro, ou seja, dos efeitos não  
contabilizados de ordens superiores.

A média dos quadrados é calculada com a Eq. 54 e o valor-F com a Eq. 55. O valor-F é utilizado como medida de sensibilidade da variável e permite comparações quantitativas com as outras variáveis. Quanto maior o seu valor, maior é a influência da variável na saída analisada.

Essa abordagem é bastante completa e eficaz para se analisar a sensibilidade. No entanto, como discutido na seção 3.3.2, a grande desvantagem é a quantidade de observações necessárias para a avaliação (*i.e.*, o tamanho da amostra).

$$MQ(A) = \frac{SQ(A)}{a - 1} \quad \text{Eq. 54}$$

$$F(A) = \frac{MQ(A)}{MQ(Erro)} \quad \text{Eq. 55}$$

Onde:

- $MQ(A)$     é a média dos quadrados da variável A (analogamente para a  
variável B);
- $F(A)$       é o valor-F da variável A (analogamente para a variável B).

#### **B.4 TESTE DE AMPLITUDE DE SENSIBILIDADE DE FOURIER (FAST)**

Nesta seção e nas seções subsequentes, a maior parte das equações foram adotadas de Saltelli et al. (2005) e Saltelli et al. (2008).

O método geral da análise de variância apresentado na seção anterior é adequado quando o modelo não é muito complexo e quando há pouca quantidade de variáveis de entrada. Sabe-se que a amostra fatorial completa se torna inviável para alguns experimentos numéricos. Para contornar esse problema existem outros métodos mais avançados, baseados na medida da variância.

O Teste de Amplitude de Sensibilidade de Fourier (FAST, *Fourier Amplitude Sensitivity Test*, em inglês) foi desenvolvido por Cukier (1973), possuindo as mesmas propriedades da medida de variância descrita na seção anterior. Define-se  $S_i$  como o índice de sensibilidade FAST para uma variável  $X_i$ , considerando um modelo  $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_k)$  com  $k$  variáveis independentes.

Assume-se que todos os fatores são uniformemente distribuídos em  $[0,1]$ , sendo a prática comum. Desta forma, o espaço de definição de  $f$  é um hipercubo unitário de  $k$  dimensões. O método inicia com a definição do ‘valor esperado’ da variância de  $X_i$  em  $Y$ , denotado por  $E_{X_i}(V_{X_{-i}}(Y|X_i))$ . A variância de  $Y$  é denotada por  $V(Y)$  enquanto  $V_{X_{-i}}(Y|X_i = X_i^*)$  é a variância que seria obtida ao fixar  $X_i$  em algum valor qualquer, em seu intervalo. O índice  $-i$  significa que a variância é determinada a partir de todas as variáveis, exceto o  $i$ ésimo, que fora fixado (SALTELLI et al., 2005).

$X_i^*$  é um valor fixado para essa variável, arbitrariamente definido. Em caso de incertezas, pode ser um valor médio obtido por medições. Em caso de variáveis de projeto, poderia ser um valor de referência. Se fosse possível computar  $V_{X_{-i}}(Y|X_i = X_i^*)$  para todas as variáveis em todos os pontos, seria possível obter uma variável com a menor variância em  $Y$ . No entanto, antes de se conhecer  $X_i^*$  é interessante perceber o que seria obtido se fosse tomado o valor médio de  $V_{X_{-i}}(Y|X_i = X_i^*)$  para todos os valores possíveis de  $X_i^*$  em seu intervalo de variação. Esse é o valor esperado  $E_{X_i}(V_{X_{-i}}(Y|X_i))$ .

Dessa forma, a variável que gera o menor valor esperado da variância é a variável mais influente em  $Y$ , ou seja, a variável que reduz a maior parcela da variância possível em  $Y$ . Assim, o valor esperado é independente de se assumir algum valor particular na distribuição de  $X_i$ . A Eq. 56 mostra o cálculo da variância  $V(Y)$  por meio de dedução algébrica, enquanto a Eq. 57 mostra o índice de sensibilidade da variável  $X_i$ .

$$V(Y) = E_{X_i}(V_{X_{-i}}(Y|X_i)) + V_{X_i}(E_{X_{-i}}(Y|X_i)) \quad \text{Eq. 56}$$

$$S_i = \frac{V_{X_i} \left( E_{X_{-i}}(Y|X_i) \right)}{V(Y)} \quad \text{Eq. 57}$$

Onde:

- $V(Y)$  é a variância total do modelo correspondente à variável dependente  $Y$ ;
- $X_i$  é cada variável independente do modelo;
- $Y$  é uma função que define uma variável dependente;
- $E_{X_i} \left( V_{X_{-i}}(Y|X_i) \right)$  é o valor esperado da variância de  $X_i$  em  $Y$ ;
- $V_{X_i} \left( E_{X_{-i}}(Y|X_i) \right)$  é a dedução algébrica da variância de  $X_i$  em  $Y$ ;
- $S_i$  é o índice de sensibilidade de primeira ordem.

Como o método FAST funciona com a decomposição da variância, existe uma dimensionalidade crescente da variável  $X$  conforme se aumenta o tamanho da amostra. Para contornar a complexidade da função  $Y$  é necessária uma curva que explore o domínio amostral em uma decomposição de Fourier unidimensional. Para isso, uma curva definida na Eq. 58, que representa uma gama de equações paramétricas, explora o espaço  $k$  dimensional.

Quando o valor escalar  $s$  varia, todas as variáveis mudam simultaneamente na curva que explora o espaço  $k^n$  sistematicamente. Cada  $X_i$  oscila periodicamente na frequência  $\omega_i$  correspondente, qualquer que seja  $G_i$ . A variável de saída  $Y$  apresenta diferentes periodicidades com as diferentes frequências, qualquer que seja o modelo  $f$ . Se uma  $i$ ésima variável tem grande influência na função, a oscilação de  $Y$  na frequência  $\omega_i$  terá grande amplitude.

A análise de Fourier permite o cômputo da variância  $V_{X_i} \left( E_{X_{-i}}(Y|X_i) \right)$  tendo como base o sinal de  $\omega_i$  e seus harmônicos. Essa é a base do cômputo da medida de sensibilidade FAST (SALTELLI; TARANTOLA; CHAN, 1999).

$$X_i(s) = G_i(\sin(\omega_i s)) \quad \text{Eq. 58}$$

Onde:

- $X_i$  é uma variável aleatória;
- $G_i$  é a função de transformação;
- $s$  é uma variável escalar que varia de  $-\infty$  a  $+\infty$ ;
- $\omega_i$  é uma gama de frequências angulares definidas para cada parâmetro de entrada.

Cukier et al. (1978) perceberam que os índices  $S_i$  poderiam ser interpretados como termos de primeira ordem na decomposição da variância incondicional, definida pela Eq. 59. Um modelo é aditivo quando o somatório de  $S_i$  é igual a 1. A Eq. 60 mostra a variância devido a  $X_i$ , a Eq. 61 mostra a variância de segunda ordem devido à interação entre  $X_i$  e  $X_j$ , e a Eq. 62 mostra a variância de terceira ordem devida à interação entre  $X_i$ ,  $X_j$  e  $X_l$ .

$$V(Y) = \sum_i V_i + \sum_{i < j} V_{ij} + \sum_{i < j < l} V_{ijl} + \dots + V_{123\dots k} \quad \text{Eq. 59}$$

$$V_i = V_{X_i} \left( E_{X_{-i}}(Y|X_i) \right) \quad \text{Eq. 60}$$

$$V_{ij} = V_{X_i X_j} \left( E_{X_{-ij}}(Y|X_i X_j) \right) - V_i - V_j \quad \text{Eq. 61}$$

$$V_{ijl} = V_{X_i X_j X_l} \left( E_{X_{-ijl}}(Y|X_i X_j X_l) \right) - V_{ij} - V_{jl} - V_{il} - V_i - V_j - V_l \quad \text{Eq. 62}$$

Onde:

$V(Y)$  é a variância total do modelo correspondente à variável dependente Y;

$V_i$  é a variância dos termos de primeira ordem;

$V_{ij}$  é a variância dos termos de segunda ordem;

$V_{ijl}$  é a variância dos termos de terceira ordem;

$V_{123\dots k}$  é a variância do termo de  $k$ ésima ordem;

$V_{X_i} \left( E_{X_{-i}}(Y|X_i) \right)$  é a dedução algébrica da variância de  $X_i$  em Y;

$V_{X_i X_j} \left( E_{X_{-ij}}(Y|X_i X_j) \right)$  é a dedução algébrica da variância de  $X_i$  e  $X_j$  em Y.

## B.5 FAST ESTENDIDO

O método FAST estendido (SALTELLI; TARANTOLA; CHAN, 1999) permite o cômputo da variância total devido aos efeitos de primeira ordem (Eq. 57) e devido aos efeitos de interação (Eq. 63). O método precisa quantificar multi-integrais (conforme a Eq. 64 para o valor esperado e a Eq. 65 para a variância), que são inviáveis computacionalmente.

$$S_{ij} = \frac{V_{X_i X_j} \left( E_{X_{-ij}}(Y|X_i X_j) \right)}{V(Y)} - \frac{V_{X_i} \left( E_{X_{-i}}(Y|X_i) \right) + V_{X_j} \left( E_{X_{-j}}(Y|X_j) \right)}{V(Y)} \quad \text{Eq. 63}$$

$$E(Y) = \int_{D_1} \dots \int_{D_k} Y(X_1, X_2, \dots, X_k) \cdot \prod_{i=1}^k P(X_i) dX_i \quad \text{Eq. 64}$$

$$V(Y) = \int_{D_1} \dots \int_{D_k} [E(Y)Y(X_1, X_2, \dots, X_k)]^2 \cdot \prod_{i=1}^k P(X_i) dX_i \quad \text{Eq. 65}$$

Onde:

- $P(X_i)$  são as distribuições de probabilidades do parâmetro  $X_i$ ;
- $D_i$  é o domínio de variação do parâmetro  $i$ ;
- $E(Y)$  é o valor esperado da variável dependente  $Y$ ;
- $V(Y)$  é a variância da variável dependente  $Y$ ;
- $S_i$  é o índice de sensibilidade de primeira ordem;
- $S_{ij}$  é o índice de sensibilidade de segunda ordem.

Para isso, o FAST estendido converte a variância da variável dependente  $Y$  em uma integral unidimensional por meio de um escalar  $s$ , transformando cada variável de entrada na forma de uma função mostrada na Eq. 66. O tamanho da amostra necessária é dado pela Eq. 67. A escolha das frequências angulares é imprescindível para esse método. O estudo de Saltelli, Tarantola e Chan (1999) mostra uma análise de diversas frequências e sua implicação no modelo.

$$x_i = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arcsin(\sin(\omega_i s + \varphi_i)) \quad \text{Eq. 66}$$

$$N_s = (2M\omega_{max} + 1)N_r \quad \text{Eq. 67}$$

Onde:

- $x_i$  é uma variável aleatória;
- $s$  é uma variável escalar que varia de  $-\infty$  a  $+\infty$ ;
- $\omega_i$  são frequências angulares definidas para cada parâmetro de entrada;
- $\varphi_i$  é uma mudança de fase aleatória, escolhida uniformemente em  $(0; 2\pi)$ ;
- $M$  é o fator de interferência, geralmente 4 ou maior;

$\omega_{max}$  é a maior dentre as frequências utilizadas na transformação;  
 $N_r$  é o número de curvas na reamostragem;  
 $N_s$  é o tamanho mínimo da amostra.

De forma geral, o FAST estendido difere do método clássico em função de um novo conjunto de equações paramétricas para a curva de busca no domínio, na seleção de frequências para essas equações paramétricas e no próprio procedimento para se estimar o índice total de sensibilidade ( $S_{Ti}$ ). A Eq. 68 mostra um exemplo para o índice total de sensibilidade de uma variável  $x_i$ , para um experimento com  $k$  variáveis.

$$S_{T_i} = S_i + S_{ij(i<j)} + S_{ijl(i<j<l)} + \dots + S_{123\dots k} \quad \text{Eq. 68}$$

Onde:

$S_{T_i}$  é o índice total de sensibilidade da  $i$ ésima variável;  
 $S_i$  é o índice de sensibilidade de primeira ordem da variável  $i$ ;  
 $S_{ij(i<j)}$  é o índice de sensibilidade de segunda ordem entre as variáveis  $i$  e  $j$ ;  
 $S_{ijl(i<j<l)}$  é o índice de sensibilidade de terceira ordem entre as variáveis  $i$ ,  $j$  e  $l$ ;  
 $S_{123\dots k}$  é o índice de sensibilidade de  $k$ ésima ordem entre todas as variáveis.

## B.6 ÍNDICES DE SOBOLO'

O método de Sobol' (1990) considera a mesma formulação dada no início na seção B.4 do FAST. A finalidade deste método é estimar os índices de sensibilidade por meio da análise de variância com integrações aproximadas pelo método de Monte Carlo. O autor propôs a decomposição da função  $Y$  em termos de dimensionalidade crescente, conforme Eq. 69.

As funções  $f_i$ 's são conhecidas por ANOVA-HDMR (*analysis of variace-high dimensional model representation*), ou seja, um modelo de representação de grandes dimensões com a análise de variância.

$$\begin{aligned}
 Y &= f(X_1, X_2, \dots, X_n) && \text{Eq. 69} \\
 &= f_0 + \sum_i f_i(X_i) + \sum_{i<j} f_{ij}(X_i, X_j) + \dots \\
 &\quad + f_{12\dots k}
 \end{aligned}$$

Onde:

$f_i'$ s são funções ANOVA-HDMR para todos os efeitos;  
 $X_i$  são as variáveis independentes;  
 $Y$  é a função que representa o modelo.

Sobol' propôs uma estratégia de Monte Carlo para computar os índices de sensibilidade. O procedimento necessita de duas matrizes de variáveis independentes  $A(N, k)$  (conforme Eq. 70) e  $B(N, k)$  (conforme Eq. 71), com números quase aleatórios, no qual  $N$  é o tamanho da amostra e  $k$  é o número de variáveis.

$$A = \begin{pmatrix} x_{11}^a & \dots & x_{1k}^a \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{N1}^a & \dots & x_{Nk}^a \end{pmatrix} \quad \text{Eq. 70}$$

$$B = \begin{pmatrix} x_{11}^b & \dots & x_{1k}^b \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{N1}^b & \dots & x_{Nk}^b \end{pmatrix} \quad \text{Eq. 71}$$

Onde:

$A$  e  $B$  são as matrizes com as variáveis de entrada;  
 $x_{ij}^a$  e  $x_{ij}^b$  são os valores das variáveis em cada matriz;  
 $N$  é o tamanho da amostra;  
 $k$  é a quantidade de variáveis de entrada.

A estimativa da variância de cada variável  $V_i$  é feita de acordo com a Eq. 72. Para computar a variância é necessário reamostrar todas as variáveis, exceto  $X_i$ . Dessa forma,  $\tilde{V}_i$  se torna uma aproximação de  $V_{X_i}(E_{X_{-i}}(Y|X_i))$ .

$$\tilde{V}_i = \sum_{j=1}^N f(x_{j1}^a, \dots, x_{ji}^a, \dots, x_{jk}^a) \times f(x_{j1}^b, \dots, x_{ji}^b, \dots, x_{jk}^b) - f_0^2 \quad \text{Eq. 72}$$

Onde:

$a$  e  $b$  são os indicadores das matrizes A e B;  
 $\tilde{V}_i$  é o valor aproximado da variância de primeira ordem devida a variável  $i$ .

A matriz  $D_i$  é criada com a matriz  $A$ , exceto a coluna  $i$  que é tomada da matriz  $B$ ;  $i$  está entre  $\{1, 2, \dots, k\}$ . Da mesma forma, a matriz  $C_i$  é criada

a partir da matriz  $B$ , exceto a coluna  $i$  que é tomada da matriz  $A$ . Três vetores de saídas  $Y$  são tomados para cada matriz  $A$ ,  $B$  e  $C_{ij}$ . Sobol' utiliza Monte Carlo para estimar os índices de primeira ordem (ZAJAC, 2010). As Eqs. 73 a 75 mostram os procedimentos.

$$S_i = \frac{V_i}{V} = \frac{y_A \times y_{C_i} - f_0^2}{y_A \times y_A - f_0^2} = \frac{\frac{1}{N} \times \sum_{j=1}^N y_A^{(j)} \times y_{C_i}^{(j)} - f_0^2}{\frac{1}{N} \times \sum_{j=1}^N (y_A^{(j)})^2 - f_0^2} \quad \text{Eq. 73}$$

$$\hat{f}_0^2 = \left( \frac{1}{N} \times \sum_{j=1}^N y_A^{(j)} \right)^2 \quad \text{Eq. 74}$$

$$S_{T_i} = 1 - \frac{V_i}{V} = 1 - \frac{y_A \times y_{C_i} - f_0^2}{y_A \times y_A - f_0^2} \quad \text{Eq. 75}$$

$$= 1 - \frac{\frac{1}{N} \times \sum_{j=1}^N y_A^{(j)} \times y_{C_i}^{(j)} - f_0^2}{\frac{1}{N} \times \sum_{j=1}^N (y_A^{(j)})^2 - f_0^2}$$

Onde:

$S_i$  são os índices de sensibilidade de primeira ordem;

$\hat{f}_0^2$  é uma função média de  $y_A$ ;

$S_{T_i}$  são os índices totais de sensibilidade;

$y$  são as variáveis dependentes oriundas das matrizes  $A$ ,  $B$  e  $C$ .

Um tamanho total de  $(2k + 2) \times N$  observações é necessário para o cálculo do índice de primeira ordem para cada parâmetro de entrada. O valor de  $N$  depende do custo computacional do modelo, sendo que valores de 30–100 são admissíveis para modelos complexos, enquanto 500–1000 é o valor recomendado por Saltelli et al. (2005).

## B.7 EXTENSÕES AO MÉTODO DE SOBOL'

Ao longo dos anos alguns autores propuseram extensões e melhorias nos métodos básicos de análise de sensibilidade baseados na variância.

Mara e Joseph (2008) propuseram uma extensão ao método de Sobol' (da seção anterior) ao utilizarem o *random balance design* com permutações de matrizes. Os autores consideraram apenas duas amostras iniciais, sendo que a

segunda é realizada com as permutações requeridas. Essa abordagem permite o cômputo dos índices de primeira ordem, conforme a Eq. 76.

$$S_i = 1 - \frac{V\left(\frac{Y^{(1)} - RP_i(Y^{(0)})}{\sqrt{2}}\right)}{V(Y)} \quad \text{Eq. 76}$$

Onde:

- $RP_i$  é a permutação aleatória da função  $Y$  nos valores de  $X_i$ ;
- $Y$  é a função analisada, sendo que (0) é do primeiro grupo e (1) é do segundo grupo da amostra das variáveis de entrada;
- $V(Y)$  é a variância do modelo;
- $S_i$  é o índice de primeira ordem.

Outra abordagem foi realizada por Jansen (1999), que definiu diferentes fórmulas para estimar a redução da variância esperada se  $X_i$  pudesse ser fixado (através da Eq. 77), bem como para a variância esperada através da Eq. 78, se todas as variáveis, exceto  $X_i$ , pudessem ser fixadas.

$$V_{X_i}(E_{X_{-i}}(Y|X_i)) \rightarrow V(Y) - \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N \left( f(B)_j - f(A_B^{(i)})_j \right)^2 \quad \text{Eq. 77}$$

$$E_{X_i}(V_{X_{-i}}(Y|X_i)) \rightarrow \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N \left( f(A)_j - f(A_B^{(i)})_j \right)^2 \quad \text{Eq. 78}$$

Onde:

- $E_{X_i}(V_{X_{-i}}(Y|X_i))$  é a variância esperada;
- $V_{X_i}(E_{X_{-i}}(Y|X_i))$  é a redução na variância esperada ao ser fixado o valor de  $X_i$  em todos os valores possíveis;
- $N$  é o tamanho da matriz;
- $A$  é a matriz A, proveniente da amostra A;
- $B$  é a matriz B, proveniente da amostra B;
- $A_B$  é semelhante à matriz C da seção B.6.

Saltelli et al. (2010) desenvolveram formas de computar os índices de sensibilidade de primeira ordem e os índices totais com base no ‘estimador’ de Jansen (1999). O ‘estimador’ de Jansen possui foco na redução da variância esperada  $\{V_{X_i}(E_{X_{-i}}(Y|X_i))\}$ , enquanto esse método

desenvolvido foca na variância esperada em si  $\{E_{X_i}(V_{X_i}(Y|X_i))\}$ . Essa abordagem é baseada em amostras quase aleatórias de Monte Carlo. O trabalho de Saltelli et al. (2010) concluiu que o uso dessa abordagem, com uma técnica de amostragem radial sem reamostragem, foi a forma mais adequada de se computar os índices de sensibilidade. Esse método foi utilizado em um dos estudos do portfólio bibliográfico (HUGHES et al., 2015).



## APÊNDICE C – *SCRIPTS* DESENVOLVIDOS

Este apêndice contém o código fonte dos *scripts* das análises de sensibilidade adotadas no método desenvolvido e instruções básicas de como utilizá-los. Os *scripts* foram desenvolvidos especificamente para este trabalho, com base em funções preexistentes no R, conforme discutido na seção 4.3.

### C.1 *SCRIPTS* {*morris.create*} E {*morris.analyse*}

O *script* {*morris.create*} tem o propósito de criar uma amostra de acordo com o método dos efeitos elementares de Morris, descrito na seção 3.4.3. Os argumentos do *script* são:

- ‘pasta’      é o caminho para a pasta que contém o arquivo de entrada “morris-input.csv”;
- ‘input.r’    é o número de repetições  $r$  (*default* 10);
- ‘input.l’    é o número de níveis  $l$  das variáveis (*default* 4).

Dentro da ‘pasta’ deve haver um arquivo denominado “morris-input.csv”, que contém as variáveis independentes. Esse arquivo deve conter quatro colunas com as seguintes informações:

- ‘Factor’    é o nome dos fatores (variáveis independentes);
- ‘Units’     é a unidade de cada variável;
- ‘Lower’    é o valor do nível inferior de cada variável;
- ‘Upper’    é o valor do nível superior de cada variável.

O *script* usa a função *morris()* do pacote *sensitivity* de forma parcial, a qual estratifica cada variável independente conforme o valor do argumento “input.l”. A amostra criada tem tamanho  $n = r \times (k + 1)$  observações, onde  $r$  é o número de repetições e  $k$  é o número de variáveis independentes. A função gera dois arquivos na mesma ‘pasta’ dada como argumento:

- ‘morris-dput.R’    é o arquivo que contém a amostra gerada em extensão R para ser lida e integrada novamente ao console do R na ocasião do uso do *script* {*morris.analyse*};

‘morris-sample.csv’ é o arquivo que contém a amostra das observações de tamanho  $n$  em extensão CSV para ser utilizada na criação das variáveis de entrada para o programa *EnergyPlus*<sup>TM</sup>.

O *script* {*morris.analyse*} é utilizado quando já se têm os resultados das simulações computacionais do *EnergyPlus*<sup>TM</sup> (gerados com a amostra criada anteriormente), e as variáveis dependentes calculadas com as saídas das simulações. Ele tem o propósito de calcular os índices de sensibilidade com o método de Morris. O argumento do *script* é:

‘pasta’ é o caminho para a pasta que contém o arquivo de resultados “morris-results.csv”, e os arquivos “morris-dput.R” e “morris-sample.csv”; corresponde à mesma pasta anterior.

Dentro dessa pasta deve estar o arquivo de extensão CSV com as variáveis dependentes da simulação calculadas a partir das saídas. Nas colunas da tabela devem estar as variáveis dependentes (devidamente nomeadas) com a mesma quantidade de linhas da amostra “morris-sample.csv”; também deve estar o arquivo “morris-dput.R”.

O *script* usa a função *morris()* por meio das outras funções *dget()* e *tell()* para calcular os índices de sensibilidade  $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$  (cf. seção 3.4.3). São gerados três arquivos CSV para serem analisados.

morris-output-MU.csv	é o arquivo que contém todos os índices $\mu$ de cada variável independente em cada variável dependente;
morris-output-MUSTAR.csv	é o arquivo que contém todos os índices $\mu^*$ de cada variável independente em cada variável dependente;
morris-output-SIGMA.csv	é o arquivo que contém todos os índices $\sigma$ de cada variável independente em cada variável dependente.

Os Quadros 34 e 35 mostram os *scripts* completos {*morris.create*} e {*morris.analyse*} em linguagem R, respectivamente.

Quadro 34 – Script {*morris.create*} em linguagem R.

```

1. > morris.create=function (pasta,input.r=10,input.l=4){
2. >   library(sensitivity)
3. >
4. >   factors.path=c(paste(pasta,"/morris-input.csv",sep=""))
5. >   factors.classes=c("character","character","numeric","numeric")
6. >   factors=read.table(file=factors.path,header=TRUE,sep="," ,
7. > colClasses=factors.classes)
8. >
9. >   factors.names=factors[[1]]
10.>   factors.lower=factors[[3]]
11.>   factors.upper=factors[[4]]
12.>
13.>   morris.funcao=morris(model=NULL,factors=factors.names,r=input.r,
14.>     design=list(type="oat",levels=input.l,grid.jump=1),
15.>     binf=factors.lower,bsup=factors.upper,scale=FALSE)
16.>
17.>   morris.dput=dput(morris.funcao,file=c(paste(pasta,
18.> "/morris-dput.R",sep="")),control="all")
19.>
20.>   morris.amostra=morris.funcao[[8]]
21.>   morris.amostra.path=c(paste(pasta,"/morris-sample.csv",sep=""))
22.>   morris.amostra.csv=write.table(x=morris.amostra,file=morris.amostra.path,
23.> sep="," ,row.names=FALSE)
24.>
25.>   return(c("Arquivos de Morris criados com sucesso"))
26.> }

```

Quadro 35 – Script *{morris.analyse}* em linguagem R (continua).

```

1. > morris.analyse=function (pasta){
2. >   library(sensitivity)
3. >
4. >   factors.path=c(paste(pasta,"/morris-input.csv",sep=""))
5. >   factors.classes=c("character","character","numeric","numeric")
6. >   factors=read.table(file=factors.path,header=TRUE,sep="," ,
7. > colClasses=factors.classes)
8. >
9. >   factors.names=factors[[1]]
10.>   factors.lower=factors[[3]]
11.>   factors.upper=factors[[4]]
12.>
13.>   dget.folder=c(paste(pasta,"/morris-dput.R",sep=""))
14.>   morris.funcao=dget(dget.folder)
15.>
16.>   results.path=c(paste(pasta,"/morris-results.csv",sep=""))
17.>   results=read.table(file=results.path,header=TRUE,sep="," ,
18.> colClasses="numeric")
19.>   results.ncol=ncol(results)
20.>
21.>   output.mu=NULL
22.>   output.mustar=NULL
23.>   output.sigma=NULL
24.>   output.all=NULL
25.>   output.mu.names=NULL
26.>   output.mustar.names=NULL
27.>   output.sigma.names=NULL
28.>   output.all.names=NULL
29.>
30.>   for(i in 1 :results.ncol){
31.>     morris.results=tell(x=morris.funcao,y=results[[i]])
32.>     variable.name=names(results[i])
33.>
34.>     morris.mu=apply(morris.results$e,2,mean)
35.>     morris.mustar=apply(morris.results$e,2,
36.> function(morris.results) mean(abs(morris.results)))
37.>     morris.sigma=apply(morris.results$e,2,sd)
38.>
39.>     n1=c(paste(variable.name,c("_MU"),sep=""))
40.>     n2=c(paste(variable.name,c("_MU*"),sep=""))
41.>     n3=c(paste(variable.name,c("_SIGMA"),sep=""))
42.>
43.>     output.mu=cbind(output.mu,morris.mu,deparse.level=0)
44.>     output.mustar=cbind(output.mustar,morris.mustar,deparse.level=0)
45.>     output.sigma=cbind(output.sigma,morris.sigma,deparse.level=0)
46.>     output.all=cbind(output.all,morris.mu,morris.mustar,
47.> morris.sigma,deparse.level=0)
48.>

```

Quadro 35 – *Script {morris.analyse}* em linguagem R (conclusão).

```

49. > output.mu.names=rbind(output.mu.names,n1,deparse.level=0)
50. > output.mustar.names=rbind(output.mustar.names,n2,deparse.level=0)
51. > output.sigma.names=rbind(output.sigma.names,n3,deparse.level=0)
52. > output.all.names=rbind(output.all.names,n1,n2,n3,deparse.level=0)
53. >
54. > }
55. > vector.n1=as.vector(as.data.frame.matrix(output.mu.names)[[1]])
56. > vector.n2=as.vector(as.data.frame.matrix(output.mustar.names)[[1]])
57. > vector.n3=as.vector(as.data.frame.matrix(output.sigma.names)[[1]])
58. > vector.n4=as.vector(as.data.frame.matrix(output.all.names)[[1]])
59. >
60. > a1=as.data.frame.matrix(output.mu)
61. > a2=as.data.frame.matrix(output.mustar)
62. > a3=as.data.frame.matrix(output.sigma)
63. > a4=as.data.frame.matrix(output.all)
64. >
65. > names(a1)=vector.n1
66. > names(a2)=vector.n2
67. > names(a3)=vector.n3
68. > names(a4)=vector.n4
69. >
70. > output.name1=c(paste(pasta, "/morris-output-MU.csv", sep=""))
71. > output.name2=c(paste(pasta, "/morris-output-MUSTAR.csv", sep=""))
72. > output.name3=c(paste(pasta, "/morris-output-SIGMA.csv", sep=""))
73. > output.name4=c(paste(pasta, "/morris-output-ALL.csv", sep=""))
74. >
75. > o1=write.table(x=a1,file=output.name1,sep=" ",
76. > row.names=TRUE,col.names=NA)
77. > o2=write.table(x=a2,file=output.name2,sep=" ",
78. > row.names=TRUE,col.names=NA)
79. > o3=write.table(x=a3,file=output.name3,sep=" ",
80. > row.names=TRUE,col.names=NA)
81. > o4=write.table(x=a4,file=output.name4,sep=" ",
82. > row.names=TRUE,col.names=NA)
83. >
84. > return(c("Análise de sensibilidade de Morris realizada com sucesso"))
85. > }

```

## C.2 SCRIPTS {*random.create*} E {*random.analyse*}

O *script {random.create}* tem o propósito de criar uma amostra aleatória com o Hipercubo Latino. Neste trabalho, a amostra foi utilizada principalmente na análise de sensibilidade com índices de regressão e correlação (cf. seção 4.4.7), e em análise de incertezas (cf. seção 4.4.8). Os argumentos do *script* são:

‘pasta’ é o caminho para a pasta que contém os arquivos necessários;

‘nsize’ é o tamanho da amostra a ser gerada com o Hipercubo Latino.

Dentro da ‘pasta’ devem estar os arquivos “random-input-names.csv” e “random-input-variables.R”, que contêm as informações das variáveis.

O *script* foi configurado para lidar com quatro tipos de distribuição (cf. seção 3.3.3). A distribuição normal foi implementada com o pacote ‘*stats*’ e é definida por uma lista contendo a média e desvio padrão. A distribuição discreta foi implementada com o pacote ‘*e1071*’ e é definida por uma lista com as probabilidades e outra lista com os níveis considerados. A distribuição triangular foi definida com o pacote ‘*triangle*’ e é definida por uma lista com o limite inferior, o limite superior e a moda. A distribuição uniforme foi definida com o pacote ‘*stats*’ com uma lista com o limite inferior e superior.

O arquivo “random-input-names.csv” deve conter duas colunas (‘Variables’ e ‘Dist Q’). A coluna ‘Variables’ deve conter o nome da variável independente, e a coluna ‘Dist Q’ deve conter a distribuição de probabilidades (qnorm, qdiscrete, qtriangle ou qunif). O arquivo “random-input-variables.R” deve conter as informações das variáveis em forma de texto ASCII, no padrão do Quadro 36. O *script* gera um arquivo que contém a amostra “sample-random.csv”.

Quadro 36 – Exemplo das distribuições de probabilidades consideradas no *script* {*random.create*}.

```
> variables[[1]]=list(mean=x, sd=y) #distribuição normal
> variables[[2]]=list(min=x, max=y) #distribuição uniforme
> variables[[3]]=list(probs=a, values=b) #distribuição discreta, onde a é o vetor de probabilidades
e b é o vetor de níveis
> variables[[4]]=list(a=x, b=k, c=w) #distribuição triangular, onde a e b são os limites, e c é a
moda.
```

O *script* {*random.analyse*} tem o propósito de calcular os índices de sensibilidade com os métodos de regressão e correlação (cf. seção 3.4.4). O argumento de entrada é:

‘pasta’ é o caminho para a pasta que contém os arquivos necessários.

O *script* utiliza as funções ‘src’ e ‘pcc’ do pacote ‘*sensitivity*’ para calcular os respectivos índices de sensibilidade, e a função ‘lm’ do pacote

‘stats’ para calcular o coeficiente de determinação do modelo estatístico em cada variável dependente. As saídas do *script* são:

‘random-output-coefficients.csv’	é o arquivo CSV que contém os coeficientes de regressão e correlação na ordem SRC, SRRC, PCC e PRCC para cada variável independente em cada variável dependente;
‘random-output-ranking.csv’	é o arquivo CSV que contém um valor ordinal da importância da variável em cada variável dependente, de acordo com cada índice SRC, SRRC, PCC e PRCC;
‘random-output-rsqr.csv’	é o arquivo CSV que contém o coeficiente de determinação $R^2$ em cada variável dependente.

Os Quadros 37 e 38 mostram os *scripts* desta seção.

Quadro 37 – Script {*random.create*} em linguagem R.

1.	>	random.create=function (pasta,nsize){
2.	>	library(pse)
3.	>	library(triangle)
4.	>	library(e1071)
5.	>	
6.	>	names.path=c(paste(pasta,"/random-input-names.csv",sep=""))
7.	>	variables.data=read.table(file=names.path,header=TRUE,sep=","
8.	>	colClasses="character")
9.	>	
10.	>	variables.path=c(paste(pasta,"/random-input-variables.R",sep=""))
11.	>	source(variables.path)
12.	>	
13.	>	sample.lhs=LHS(model=NULL,factors=variables.data[[1]],N=nsize,
14.	>	q=variables.data[[2]],
15.	>	q.arg=variables,method="random")
16.	>	
17.	>	sample.data=data.frame(row.names=c(1:nsize))
18.	>	sample.data=get.data(sample.lhs)
19.	>	
20.	>	output.path=c(paste(pasta,"/random-sample.csv",sep=""))
21.	>	write.table(x=sample.data,file=output.path,sep=","
22.	>	return("Arquivos Random criados com sucesso")
23.	>	}

Quadro 38 – *Script {random.analyse}* em linguagem R (continua).

```

1. > random.analyse=function (pasta){
2. >   library(sensitivity)
3. >
4. >   sample.path=c(paste(pasta,"/random-sample.csv",sep=""))
5. >   sample=read.table(file=sample.path,header=TRUE,sep=";",
6. >   colClasses="numeric")
7. >
8. >   results.path=c(paste(pasta,"/random-results.csv",sep=""))
9. >   results=read.table(file=results.path,header=TRUE,sep=";",
10. >   colClasses="numeric")
11. >   results.ncol=ncol(results)
12. >
13. >   src=sensitivity::src
14. >   pcc=sensitivity::pcc
15. >   X=sample
16. >   output.coef=data.frame(row.names=names(sample))
17. >   output.rsqr=data.frame(row.names=c(1:results.ncol))
18. >
19. >   for (i in 1:results.ncol){
20. >     y=results[[i]]
21. >
22. >     sa.src=src(X,y,rank=FALSE)
23. >     sa.srrc=src(X,y,rank=TRUE)
24. >     sa.pcc=pcc(X,y,rank=FALSE)
25. >     sa.prcc=pcc(X,y,rank=TRUE)
26. >
27. >     coef.src=sa.src$SRC
28. >     coef.srrc=sa.srrc$SRRC
29. >     coef.pcc=sa.pcc$PCC
30. >     coef.prcc=sa.prcc$PRCC
31. >
32. >     names(coef.src)=c(paste("SRC ",names(results[i]),sep=""))
33. >     names(coef.srrc)=c(paste("SRRC ",names(results[i]),sep=""))
34. >     names(coef.pcc)=c(paste("PCC ",names(results[i]),sep=""))
35. >     names(coef.prcc)=c(paste("PRCC ",names(results[i]),sep=""))
36. >
37. >     regression=lm(y~.,data=sample,method="qr")
38. >     rsqr=summary(regression)$r.squared
39. >     rsqr.adj=summary(regression)$adj.r.squared
40. >
41. >     val.rsqr=c(rsqr,rsqr.adj)
42. >     output.coef=cbind(output.coef,coef.src,coef.srrc,coef.pcc,coef.prcc,
43. >   deparse.level=0)
44. >     output.rsqr=rbind(output.rsqr,val.rsqr,deparse.level=0)
45. >
46. >   }

```

Quadro 38 – *Script {random.analyse}* em linguagem R (conclusão).

```

47. > names(output.rsqr)=c("Square R","Square R Adj")
48. > output.rsqr.path=c(paste(pasta,"/random-output-rsqr.csv",sep=""))
49. > write.table(x=output.rsqr,file=output.rsqr.path,sep="," ,
50. > row.names=TRUE,col.names=NA)
51. > output.coef.path=c(paste(pasta,"/random-output-coefficients.csv",sep=""))
52. > write.table(x=output.coef,file=output.coef.path,sep="," ,row.names=TRUE,
53. > col.names=NA)
54. > absolute=abs(x=output.coef)
55. > output.order=apply(X=absolute,MARGIN=2,FUN=function (x)
56. > rank(1/rank(x)))
57. > output.order.path=c(paste(pasta,"/random-output-ranking.csv",sep=""))
58. >
59. > write.table(x=output.order,file=output.order.path,sep="," ,row.names=TRUE,
60. > col.names=NA)
61. >
62. > return("Coeficientes calculados com sucesso")
63. > }
64. >

```

### C.3 SCRIPTS *{anova.create}* E *{anova.analyse}*

O *script {anova.create}* tem o propósito de criar uma amostra multivariada fatorial completa para a análise de variância. Ele tem o seguinte argumento:

‘pasta’ é o caminho para a pasta que contém os arquivos necessários.

A ‘pasta’ deve conter o arquivo “anova-input-names.csv”, que contém duas colunas, uma com o nome da variável e outra com a quantidade de níveis de variação. Deve conter também outro arquivo “anova-input-variables.R”, que contém as informações das variáveis independentes em formato de texto ASCII. Cada variável é um vetor na linguagem R configurada com a função ‘c’ do pacote ‘base’.

O *script* usa a função ‘fac.design’ do pacote ‘DoE.base’ para a criação da amostra fatorial. Gera-se o arquivo “anova-sample.csv” para ser utilizado na simulação computacional.

O *script {anova.analyse}* analisa a amostra e os resultados das variáveis dependentes para calcular os índices de sensibilidade com a análise de variância. Tem o mesmo argumento de ‘pasta’ anterior: A ‘pasta’ deve agora o arquivo “anova-sample.csv” e outro arquivo “anova-results.csv” com as variáveis dependentes da simulação. O *script* usa a função ‘aov’ do pacote ‘stats’ para realizar a análise de variância até as interações de segunda ordem. As saídas do *script* são:

- ‘anova-output.csv’ é o arquivo CSV que contém os valores quantitativos dos índices valor-F e SQ de cada termo (variável independente e efeito de segunda ordem) em cada variável dependente;
- ‘anova-output-ranking.csv’ é o arquivo CSV que contém um valor ordinal da importância de cada termo em cada variável dependente, de acordo com os índices valor-F e SQ.

R. Os Quadros 39 e 40 mostram os *scripts* desta seção em linguagem R.

Quadro 39 – *Script {anova.create}* em linguagem R.

```

1. > anova.create=function(pasta){
2. >   library(sensitivity)
3. >   library(e1071)
4. >   library(DoE.base)
5. >
6. >   factors.path=c(paste(pasta,"/varianceFFD-input-names.csv",sep=""))
7. >   factors.classes=c("character","numeric")
8. >   factors.data=read.table(file=factors.path,header=TRUE,sep=";",
9. >   colClasses=factors.classes)
10. >
11. >   variables.path=c(paste(pasta,"/varianceFFD-input-variables.R",sep=""))
12. >   source(variables.path,local=TRUE)
13. >
14. >   factors.n=nrow(factors.data)
15. >   ffd.number=prod(factors.data[[2]])
16. >
17. >   names(variables)=factors.data[[1]]
18. >   sample.ffd=fac.design(factor.names=variables,replications=1,
19. >   randomize=FALSE)
20. >   data.ffd=data.frame(sample.ffd)
21. >
22. >   out.ffd.path=c(paste(pasta,"/varianceFFD-sample.csv",sep=""))
23. >   write.table(x=data.ffd,file=out.ffd.path,sep=";",row.names=FALSE,
24. >   quote=FALSE)
25. >
26. >   return("Amostra Full Factorial Design criada com sucesso")
27. > }

```

Quadro 40 – *Script {anova. analyse}* em linguagem R (continua).

```

1. > varianceFFD.analyse=function(pasta){
2. >   library(sensitivity)
3. >   library(DoE.base)
4. >
5. >   results.data.path=c(paste(pasta, "/varianceFFD-results.csv", sep=""))
6. >   results.data=read.table(file=results.data.path,header=TRUE,sep=",",
7. >   colClasses="numeric")
8. >   sample.ffd.path=c(paste(pasta, "/varianceFFD-sample.csv", sep=""))
9. >   sample.ffd=read.table(file=sample.ffd.path,header=TRUE,sep=",",
10. >   colClasses="numeric")
11. >   noutput=ncol(results.data)
12. >
13. >   output.ffd=NULL
14. >   for (i in 1:noutput){
15. >     anova.ffd=aov(results.data[[i]]~.*.,data=sample.ffd,
16. >   projections=FALSE,qr=TRUE)
17. >     anova.ffd.summ=summary(object=anova.ffd)
18. >
19. >     anova.ffd.F=anova.ffd.summ[[1]][4]
20. >     anova.ffd.SQ=anova.ffd.summ[[1]][2]
21. >     names(anova.ffd.F)=c(paste("F-value ",names(results.data[i]),sep=""))
22. >     names(anova.ffd.SQ)=c(paste("SQ ",names(results.data[i]),sep=""))
23. >
24. >     if(i==1){
25. >       output.ffd=data.frame(row.names=row.names(anova.ffd.F))
26. >     }
27. >     output.ffd=cbind(output.ffd,anova.ffd.F,anova.ffd.SQ,deparse.level=0)
28. >   }
29. >
30. >   output.ffd.rownumber=nrow(anova.ffd.F)
31. >   output.ffd.rownames=as.data.frame(row.names(anova.ffd.F))
32. >
33. >   for(j in 1:(noutput*2))
34. >   {
35. >     coluna.sq=output.ffd[j]^2
36. >     coluna.norm=round((output.ffd[j]/sqrt(apply(coluna.sq,
37. >   FUN=sum,MARGIN=2,na.rm=TRUE))),digits=5)
38. >     coluna.norm.data=data.frame(coluna.norm)
39. >
40. >     if(j==1){
41. >       output.ffd.norm=data.frame(row.names=row.names(anova.ffd.F))
42. >     }
43. >     output.ffd.norm=cbind(output.ffd.norm,coluna.norm,deparse.level=0)
44. >   }

```

Quadro 40 – *Script {anova.analyse}* em linguagem R (conclusão).

```

1. > temp=output.ffd
2. > temp[output.ffd.rownumber,]=0
3. > output.ffd.order=apply(X=temp,MARGIN=2,FUN=function (x)
4. > rank(1/rank(x)))
5. > output.ffd.path=c(paste(pasta, "/varianceFFD-output.csv",sep=""))
6. > output.ffd.norm.path=c(paste(pasta, "/varianceFFD-output-
7. > norm.csv",sep=""))
8. > output.ffd.order.path=c(paste(pasta, "/varianceFFD-output-
9. > ranking.csv",sep=""))
10. >
11. >
12. > write.table(x=output.ffd,file=output.ffd.path,sep="," ,row.names=TRUE,col.names=
13. > NA)
14. >
15. > write.table(x=output.ffd.norm,file=output.ffd.norm.path,sep="," ,row.names=TRUE,
16. > col.names=NA)
17. >
18. > write.table(x=output.ffd.order,file=output.ffd.order.path,sep="," ,row.names=TRUE,
19. > col.names=NA)
20. >
21. > return("Análise de variância realizada com sucesso")
22. > }

```

#### C.4 SCRIPTS {*soboljansen.create*} E {*soboljansen.analyse*}

O *script {soboljansen.create}* tem o propósito de criar uma amostra com base no método de Sobol’ (cf. seção B.7) para a análise global com índices totais de sensibilidade. Os argumentos são:

- ‘pasta’ é o caminho para a pasta que contém os arquivos necessários;
- ‘nsize’ é o tamanho da amostra a ser gerada com o Hipercubo Latino.

Dentro da ‘pasta’ devem estar os arquivos “soboljansen-input-names.csv” e “soboljansen-input-variables.R” que contêm as informações das variáveis. A criação desses arquivos segue o mesmo do *script {random.create}* da seção C.3.

O *script* utiliza a função ‘LHS’ do pacote ‘pse’ para criar uma amostra de tamanho  $m$ . Essa amostra  $m$  é usada na função ‘soboljansen’ do pacote ‘sensitivity’ para se criar uma amostra maior de tamanho  $n$  (cf. seção 4.4.6) que depende do número de variáveis de entrada. O *script* gera os seguintes arquivos:

‘soboljansen-  
sample.csv’      é a amostra de variáveis independentes de tamanho  $n$   
para ser utilizada nas simulações computacionais;  
‘soboljansen-  
sample.R’      é um objeto do R que contém as informações parciais da  
função ‘soboljansen’ para ser lido com o *script*  
{*soboljansen.analyse*}.

O *script* {*soboljansen.analyse*} tem o propósito de calcular os índices de sensibilidade de primeira ordem e totais de cada variável independente. O argumento é a mesma ‘pasta’ anterior. A ‘pasta’ deve conter, além dos arquivos já gerados, um arquivo CSV denominado “soboljansen-results.csv” com os resultados das variáveis dependentes da simulação. O *script* gera os seguintes arquivos:

‘soboljansen-  
output      indices      S.csv’      é o arquivo CSV que contém os índices de  
sensibilidade de primeira ordem de cada variável  
independente em cada variável dependente;  
‘soboljansen-  
output      indices      T.csv’      é o arquivo CSV que contém os índices de  
sensibilidade totais de cada variável independente  
em cada variável dependente.

Os Quadros 41 e 42 mostram os *scripts* em linguagem R.

Quadro 41 – Script {*soboljansen.create*} em linguagem R.

```

1. > varianceSobol.create=function(pasta,nsize){
2. >   library(sensitivity)
3. >   library(e1071)
4. >   library(DoE.base)
5. >   library(pse)
6. >   library(triangle)
7. >
8. >   factors.path=c(paste(pasta,"/varianceSobol-input-names.csv",sep=""))
9. >   factors.classes=c("character","character")
10. >   factors.data=read.table(file=factors.path,header=TRUE,sep=";",
11. > colClasses=factors.classes)
12. >
13. >   variables.path=c(paste(pasta,"/varianceSobol-input-variables.R",sep=""))
14. >   source(variables.path,local=TRUE)
15. >   factors.n=nrow(factors.data)
16. >
17. >   sample.x1=LHS(model=NULL,factors=factors.data[[1]],N=nsize,
18. > q=factors.data[[2]],
19. >   q.arg=variables,method="random")
20. >   sample.x2=LHS(model=NULL,factors=factors.data[[1]],N=nsize,
21. > q=factors.data[[2]],
22. >   q.arg=variables,method="random")
23. >
24. >   data.x1=data.frame(row.names=c(1:nsize))
25. >   data.x1=get.data(sample.x1)
26. >   data.x2=data.frame(row.names=c(1:nsize))
27. >   data.x2=get.data(sample.x2)
28. >
29. >   names(data.x1)=factors.data[[1]]
30. >   names(data.x2)=factors.data[[1]]
31. >
32. >   sample.sobol=soboljansen(model=NULL,X1=data.x1,X2=data.x2,
33. > nboot=0,conf=0.95)
34. >   data.X=sample.sobol$X
35. >   output.path.sobol1=c(paste(pasta,"/varianceSobol-sample-X.R",sep=""))
36. >   dput(x=sample.sobol,file=output.path.sobol1,control="all")
37. >
38. >   output.path.x1=c(paste(pasta,"/varianceSobol-sample-x1.csv",sep=""))
39. >   output.path.x2=c(paste(pasta,"/varianceSobol-sample-x2.csv",sep=""))
40. >   output.path.sobol2=c(paste(pasta,"/varianceSobol-sample-X.csv",sep=""))
41. >   write.table(x=data.x1,file=output.path.x1,sep=";",row.names=FALSE)
42. >   write.table(x=data.x2,file=output.path.x2,sep=";",row.names=FALSE)
43. >   write.table(x=data.X,file=output.path.sobol2,sep=";",row.names=FALSE)
44. >   return("Amostras Sobol calculadas com sucesso")
45. > }

```

Quadro 42 – *Script {soboljansen.analyse}* em linguagem R (continua).

```

1. > varianceSobolJansen.analyse=function(pasta){
2. >   library(sensitivity)
3. >   library(boot)
4. >   library(DoE.base)
5. >
6. >   results.X.path=c(paste(pasta,"/varianceSobol-results-X.csv",sep=""))
7. >   results.X=read.table(file=results.X.path,header=TRUE,sep="," ,
8. >   colClasses="numeric")
9. >   sample.x1.path=c(paste(pasta,"/varianceSobol-sample-x1.csv",sep=""))
10. >   sample.x1=read.table(file=sample.x1.path,header=TRUE,sep="," ,
11. >   colClasses="numeric")
12. >   sample.X.path=c(paste(pasta,"/varianceSobol-sample-X.csv",sep=""))
13. >   sample.X=read.table(file=sample.X.path,header=TRUE,sep="," ,
14. >   colClasses="numeric")
15. >
16. >   noutput=ncol(results.X)
17. >   sobol.data1=NULL
18. >   sobol.data2=NULL
19. >   for(i in 1:noutput){
20. >     f.results=function(lol){
21. >       return(results.X[[i]])
22. >     }
23. >     sobol.path.dget=c(paste(pasta,"/varianceSobol-sample-X.R",sep=""))
24. >     sobol.dget=dget(sobol.path.dget)
25. >     tell=sensitivity::tell
26. >     sobol.call=tell(x=sobol.dget,y=f.results(x$X))
27. >     sobol.indices.first=sobol.call$S
28. >     sobol.indices.total=sobol.call$T
29. >     names(sobol.indices.first)=
30. >     c(paste("Sobol First Indices - ",names(results.X[i]),sep=""))
31. >     names(sobol.indices.total)=
32. >     c(paste("Sobol Total Indices - ",names(results.X[i]),sep=""))
33. >
34. >     if(i==1){
35. >       sobol.data1=data.frame(row.names=row.names(sobol.indices.first))
36. >       sobol.data2=data.frame(row.names=row.names(sobol.indices.total))
37. >     }
38. >
39. >     sobol.data1=cbind(sobol.data1,sobol.indices.first,deparse.level=0)
40. >     sobol.data2=cbind(sobol.data2,sobol.indices.total,deparse.level=0)
41. >   }
42. > }

```

Quadro 42 – *Script {soboljansen.analyse}* em linguagem R (conclusão).

1.	>	
2.	>	output.path.sobol.indices.first=c(paste(pasta,
3.	>	"/varianceSobol-output-indices-S.csv",sep=""))
4.	>	write.table(x=sobol.data1,file=output.path.sobol.indices.first,
5.	>	sep=",",row.names=TRUE,col.names=NA)
6.	>	output.path.sobol.indices.total=c(paste(pasta,"/varianceSobol-
7.	>	output-indices-T.csv",sep=""))
8.	>	write.table(x=sobol.data2,file=output.path.sobol.indices.total,
9.	>	sep=",",row.names=TRUE,col.names=NA)
10.	>	return("Análise de sensibilidade Sobol' realizada com sucesso")
11.	>	}

### C.5 SCRIPT {*proc.convergence*}

O *script {proc.convergence}* tem o propósito de determinar em qual observação uma amostra de variáveis dependentes atingiu a convergência. O *script* foi desenvolvido segundo o procedimento descrito na seção 3.3.5. Os argumentos de entrada do *script* são:

‘pasta’ é a pasta que contém todos os arquivos de entrada necessários;  
 ‘kadm’ é um vetor em linguagem R que contém valores inteiros que indicam o percentual admissível para a convergência. O seguinte vetor foi utilizado nas análises deste trabalho:  $c(4, 3, 2, 1, 0,5, 1, 0,05)$  que significa que será testado para 4%, 3%, 2%, 1%, 0,5%, 0,1% e 0,05%.

A pasta deve conter o arquivo “convergence-results.csv” que são as variáveis dependentes das simulações, em diferentes colunas da tabela. O *script* gera os seguintes arquivos:

‘output-convergence-mean.csv’ é o arquivo CSV que contém as médias móveis em cada variável dependente;  
 ‘output-convergence-index.csv’ é o arquivo CSV que mostra em qual simulação se atingiu a convergência para cada variável dependente para cada um dos valores do vetor kadm. O valor ‘NA’ é mostrado se a convergência não foi atingida nesses níveis considerados.

O Quadro 43 mostra o *script*, juntamente com o vetor de ‘kadm’ utilizado no trabalho.

Quadro 43 – *Script {proc. convergencia}* em linguagem R (continua).

```

1. > kadm=c(4,3,2,1,0.5,0.1,0.05)
2. > proc.convergence=function(pasta,kadm){
3. >
4. >   file.path=c(paste(pasta,"/convergence-results.csv",sep=""))
5. >   file.test=read.table(file=file.path,header=TRUE,sep=",",
6. > colClasses="numeric")
7. >   n.col=ncol(file.test)
8. >   n.row=nrow(file.test)
9. >
10. >   for(m in 1:n.col){
11. >     mean.n=apply(X=file.test[m],MARGIN=2,FUN=mean)
12. >     mean.r=NULL
13. >     diff.r=NULL
14. >     perc.ar=NULL
15. >     perc.br=NULL
16. >
17. >     for(i in 1:n.row){
18. >       coluna=file.test[[m]]
19. >       mean.i=mean(coluna[1:i])
20. >       diff.i=abs(mean.i-mean.n)
21. >       perc.a=diff.i*100/mean.n
22. >       mean.r=rbind(mean.r,mean.i,deparse.level=0)
23. >       diff.r=rbind(diff.r,diff.i,deparse.level=0)
24. >       perc.ar=rbind(perc.ar,perc.a,deparse.level=0)
25. >
26. >       perc.b=perc.a
27. >       if(i>=5){
28. >         perc.b=abs(perc.ar[i,1]-perc.ar[i-1,1])
29. >       }
30. >       perc.br=rbind(perc.br,perc.b,deparse.level=0)
31. >     }
32. >     conv.a=NULL
33. >     conv.b=NULL
34. >     kadm.n=length(kadm)
35. >     for(p in 1:kadm.n){
36. >       perc.ar.adm=kadm[p]
37. >       perc.br.adm=perc.ar.adm/2
38. >       conv.a=NULL
39. >       conv.b=NULL
40. >       for(j in 10:(n.row-5)){
41. >         for (k in c(-5,-4,-3,-2,0,-1,1,2,3,4,5)){
42. >           #print(j)
43. >           if (perc.ar[j+k,1]<perc.ar.adm){
44. >             conv.aj=1
45. >           } else {
46. >             conv.aj=0
47. >           }
48. >       }
49. >     conv.a=rbind(conv.a,conv.aj,deparse.level=0)
49. >   }

```

Quadro 43 – Script {*proc. convergence*} em linguagem R (conclusão).

```

50. > sum.a=apply(X=conv.a,MARGIN=2,FUN=sum)
51. > for (l in c(-5,-4,-3,-2,0,-1,1,2,3,4,5)){
52. >   if (perc.br[j+1,1]<perc.br.adm){
53. >     conv.bj=1
54. >   } else {
55. >     conv.bj=0
56. >   }
57. >   conv.b=rbind(conv.b,conv.bj,deparse.level=0)
58. > }
59. > sum.b=apply(X=conv.b,MARGIN=2,FUN=sum)
60. > if(sum.a==11 && sum.b==11){
61. >   conv.final=j
62. >   break;
63. > }
64. > if(j==(n.row-5)){
65. >   conv.final=NA
66. > }
67. > conv.a=NULL
68. > conv.b=NULL
69. > }
70. > if(p==1){
71. >   conv.kadm=NULL
72. > }
73. > conv.kadm=rbind(conv.kadm,conv.final,deparse.level=0)
74. > }
75. > if(m==1){
76. >   output.mean=NULL
77. >   output.conv=NULL
78. >   output.mean=data.frame(row.names=(row.names(file.test[m])))
79. >   output.conv=data.frame(row.names=c(1:kadm.n))
80. > }
81. > mean.r.data=as.data.frame(mean.r)
82. > names(mean.r.data)=c(paste(names(file.test[m])," Mean-R",sep=""))
83. > output.mean=cbind(output.mean,mean.r.data,deparse.level=0)
84. > conv.kadm.data=as.data.frame(conv.kadm)
85. > names(conv.kadm.data)=c(paste(names(file.test[m]),
86. > " Convergência-Y",sep=""))
87. > output.conv=cbind(output.conv,conv.kadm.data,deparse.level=0)
88. > row.names(output.conv)=kadm
89. > }
90. > output.path.mean=c(paste(pasta,"/output-convergence-mean.csv",sep=""))
91. > output.path.conv=c(paste(pasta,"/output-convergence-index.csv",sep=""))
92. > write.table(x=output.mean,file=output.path.mean,sep=" ",
93. > row.names=TRUE,col.names=NA)
94. > write.table(x=output.conv,file=output.path.conv,sep=" ",
95. > row.names=TRUE,col.names=NA)
96. > return("Convergência calculada com sucesso")
97. > }

```

## APÊNDICE D – VARIÁVEIS OPERACIONAIS

Este apêndice foi elaborado com base no relatório de Ghisi et al. (2015), que contém informações sobre a obtenção, tratamento e uso das variáveis operacionais.

A obtenção de dados foi feita a partir da aplicação de questionários aos moradores das habitações de interesse social selecionadas da região de Florianópolis/SC, os quais respondiam conforme sua percepção de rotinas de uso e ocupação. O questionário de rotinas de ocupação continha os seguintes campos:

- Quantidade total de moradores da habitação;
- Quantidade de moradores que ocupa cada cômodo da habitação;
- Quantidade de moradores que ocupa cada um dos cômodos da habitação em uma escala horária, consolidando um dia completo. Essa informação é dividida por dias de semana e fim de semana, e para as estações de verão ou inverno.

O questionário de rotinas de operação de portas e janelas continha os seguintes campos:

- Relação das portas e janelas existentes em cada cômodo;
- Tempo que cada uma das portas e janelas fica totalmente aberta em cada um dos horários do dia, para as estações de verão ou de inverno.

Sabe-se que o questionário aplicado tem limitações, pois ele tem base na percepção do próprio morador quanto aos seus hábitos. No entanto, de forma a não aprofundar na questão do hábito de ocupação, o questionário se refere apenas a uma rotina representativa de cada habitação. O tamanho da amostra para as situações de verão foi de 17 habitações, e o tamanho da amostra para o período de inverno foi de 34 habitações (não sendo necessariamente as mesmas habitações).

As rotinas de uso dos equipamentos e iluminação foram determinadas por meio de auditoria energética nas habitações de interesse social. Ao todo, 53 habitações foram pesquisadas e monitoradas por mais de duas semanas ao longo do ano de 2012. As etapas foram:

- Catalogar todos os equipamentos eletroeletrônicos de cada habitação em todos os cômodos;
- Estimar a rotina de uso de cada equipamento de acordo com as respostas dos moradores;

- Medir o consumo de energia elétrica de cada equipamento, obtendo-se uma potência média;
- Validar o consumo de eletricidade mensal estimado com o consumo faturado pela concessionária.

As seções subsequentes mostram os dados tratados para cada variável operacional.

### D.1 ROTINAS DE OCUPAÇÃO

Com a pesquisa estruturada foram obtidas rotinas horárias de ocupação, separadas por dia da semana ou fim de semana, para cada um dos cômodos (sala, cozinha e dormitórios) de cada uma das habitações de interesse social.

Para generalizar a amostra, foram determinados intervalos de confiança de 80% com o teste de Wilcoxon do posto pareado SIEGEL (2006), mostrado na seção 3.3.4, por meio do programa Minitab 17.

A variável utilizada no tratamento estatístico é a taxa de ocupação, definida pela relação entre o número de pessoas que ocupam o cômodo em cada horário do dia pelo número de pessoas total que ocupa cada cômodo, conforme a Eq. 79.

$$Tocup_i = \frac{Nhab_i}{Nhab_{total}} \quad \text{Eq. 79}$$

Onde:

$Tocup_i$  é a taxa de ocupação no horário  $i$ , para dias de semana ou fim de semana, inverno ou verão e para cada cômodo da habitação [adim.];

$Nhab_i$  é o número de ocupantes em cada cômodo no horário  $i$  [ocupantes];

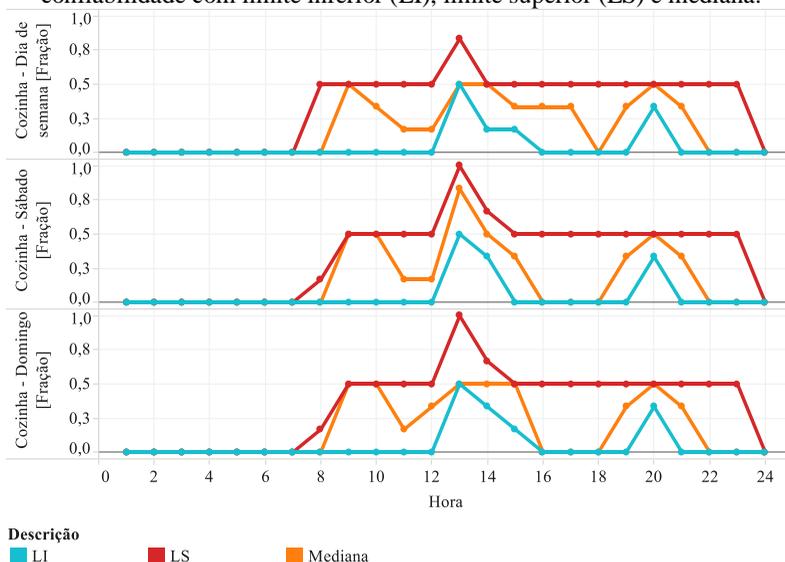
$Nhab_{total}$  é o número total ocupantes de cada cômodo [ocupantes].

A taxa de ocupação pode ser interpretada como uma fração de carga interna devido à ocupação em cada horário do dia. O programa de simulação considera o metabolismo, o número de habitantes e a fração de carga do respectivo horário para o cálculo da carga interna. Essa é a interpretação de uma simulação determinística. Para uma simulação probabilística, a taxa de ocupação pode ser interpretada como a probabilidade de haver ocupação total no respectivo horário do dia.

As rotinas de ocupação no verão são mostradas nas Figuras 100 a 102, e as rotinas de ocupação no inverno são mostradas nas Figuras 103 a 105. Cada rotina é representada pela taxa de ocupação. Na cozinha percebe-se maior representatividade de ocupantes no início da manhã, no início da tarde e no final da tarde; no entanto, se mostrou irregular entre as habitações da amostra.

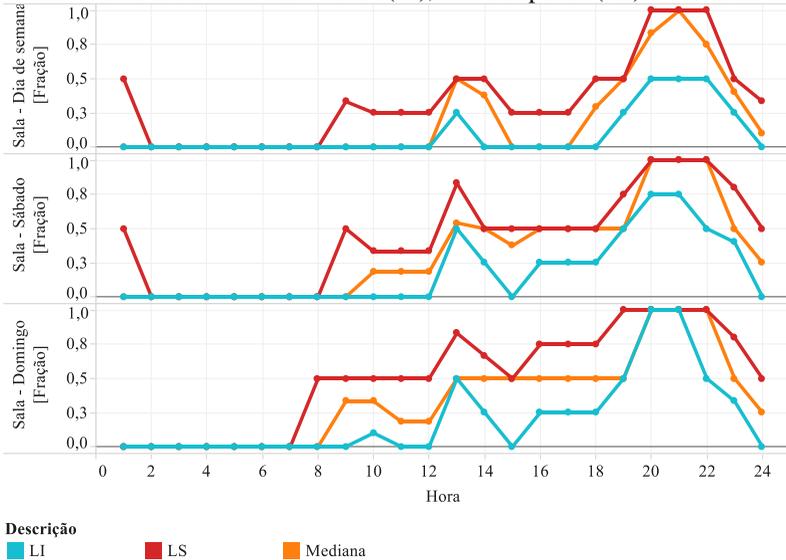
Na sala percebe-se que há maior probabilidade de ocupação no período da noite, e no restante do dia a ocupação é irregular e não bem definida. Também há a diferença entre dias de semana, com menos probabilidade de ocupação, e fim de semana, com maior ocupação. Nos dormitórios, percebe-se semelhança entre as edificações, nas quais das 0h às 6h praticamente em todos os casos há ocupação nas habitações. Nos demais horários há certa amplitude no intervalo de confiança, mas sem perda de representatividade.

Figura 100 – Rotina de ocupação na cozinha no verão, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



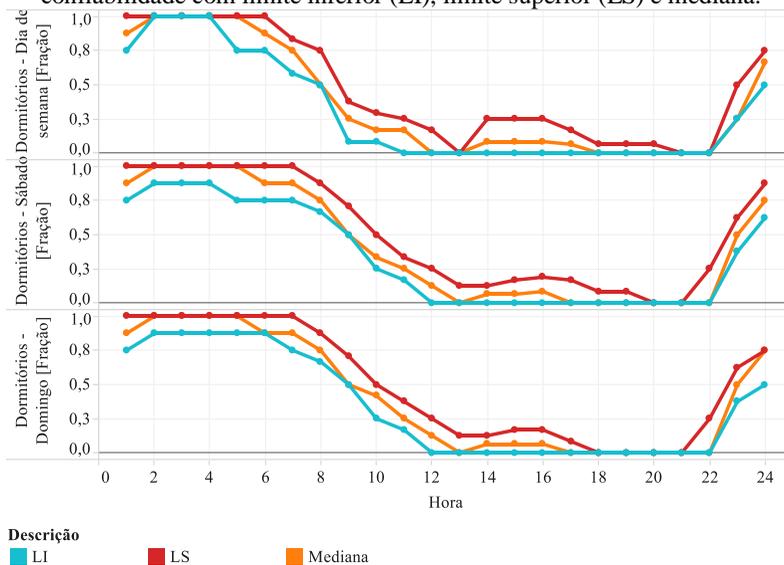
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 101 – Rotina de ocupação na sala no verão, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



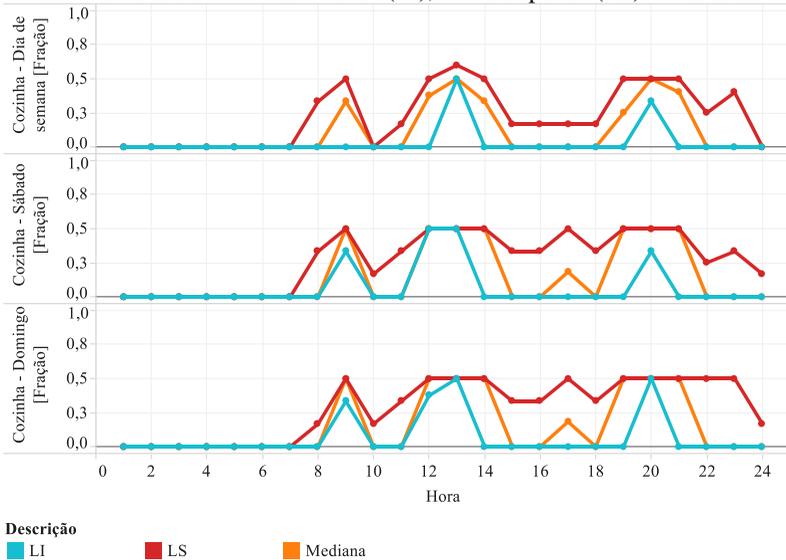
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 102 – Rotina de ocupação nos dormitórios no verão, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



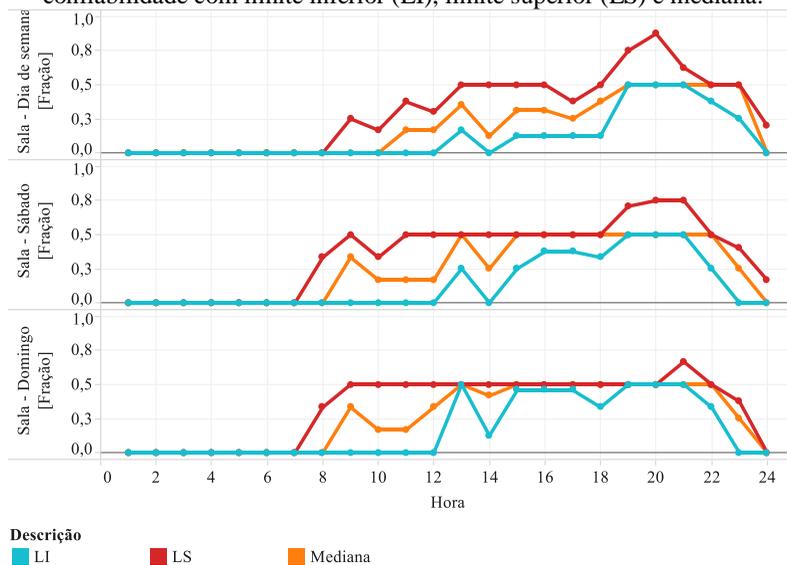
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 103 – Rotina de ocupação na cozinha no inverno, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



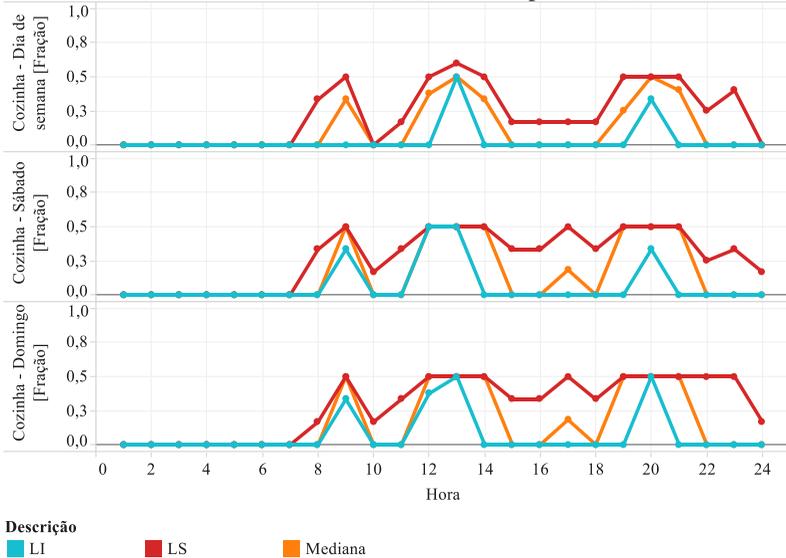
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 104 – Rotina de ocupação na sala no inverno, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 105 – Rotina de ocupação nos dormitórios no inverno, considerando dias de semana, sábado e domingo, em intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

## D.2 ROTINAS DE OPERAÇÃO DE PORTAS E JANELAS

Os dados obtidos com a pesquisa se referiram ao tempo de abertura de cada porta e janela durante cada horário do dia. Para generalizar a amostra, os dados foram tratados com o teste de *Wilcoxon* a 80% de confiabilidade, conforme mostrado na seção 3.3.4.

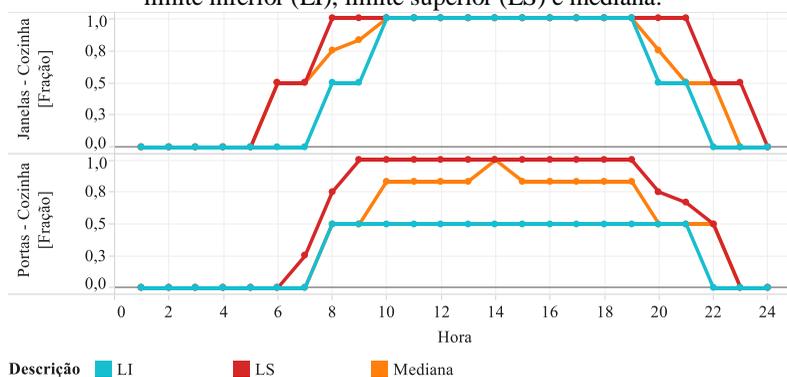
As rotinas desta seção não mostraram diferença significativa entre os dias da semana; portanto, foram separadas apenas por verão ou inverno e por cômodo. Para um experimento probabilístico, as rotinas podem ser interpretadas como a probabilidade de que a abertura (porta ou janela) esteja completamente aberta em cada horário no dia.

As rotinas de operação de portas e janelas representam uma fração do tempo em que as mesmas estão completamente abertas em relação àquela hora do dia. As Figuras 106 a 108 mostram as rotinas em condições de verão e as Figuras 109 a 111 mostram as rotinas em condições de inverno.

Na cozinha e nos dormitórios no verão as portas e janelas ficam abertas na maior parte do dia; no inverno o tempo de abertura é reduzido. Na

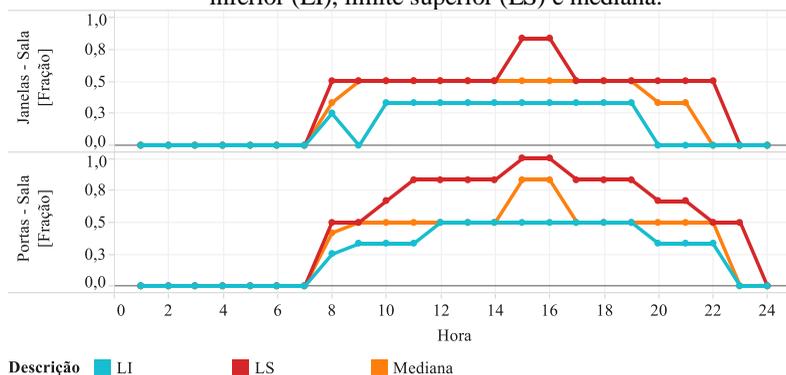
sala a rotina é bem distinta entre as habitações, representada pela maior amplitude do intervalo de confiança entre o limite inferior e superior.

Figura 106 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na cozinha no verão, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



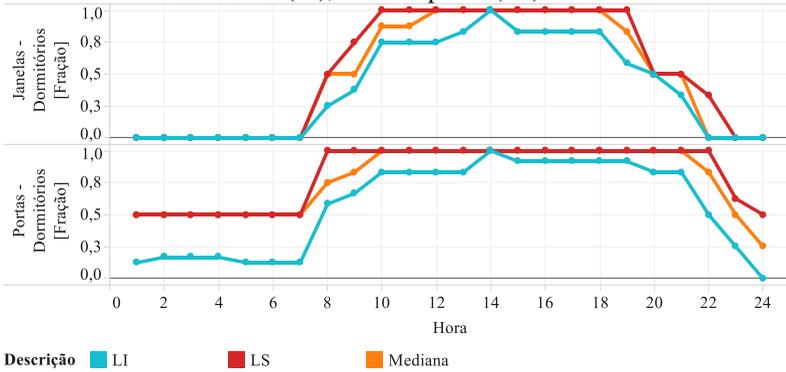
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 107 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na sala no verão, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



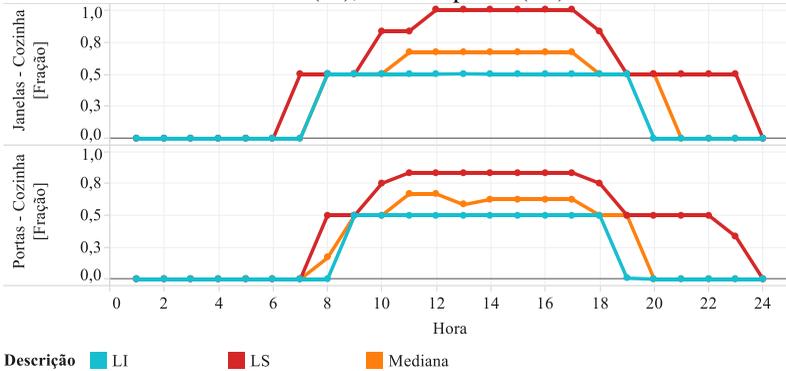
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 108 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) nos dormitórios no verão, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



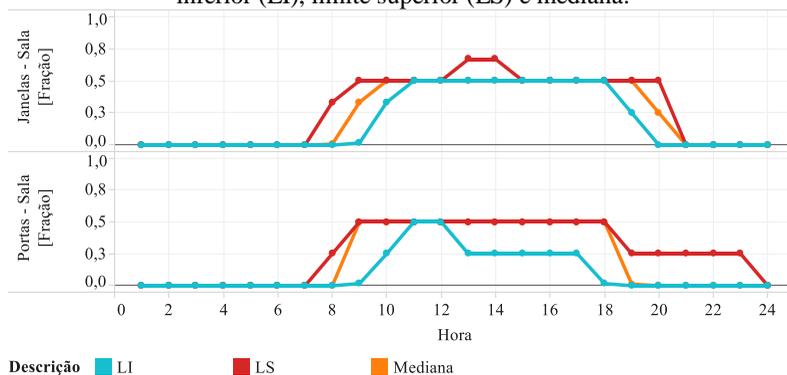
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 109 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na cozinha no inverno, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



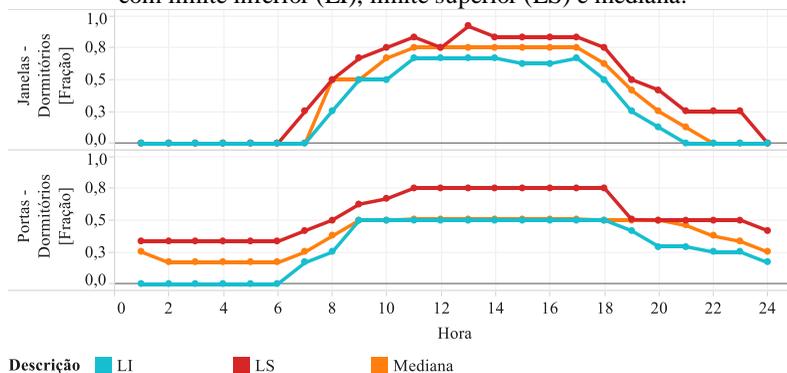
Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 110 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) na sala no inverno, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

Figura 111 – Rotina de operação das aberturas (janelas e portas) nos dormitórios no inverno, em um intervalo de confiança não paramétrico de 80% de confiabilidade com limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



Fonte: do autor, desenvolvido com dados de Ghisi et al. (2015).

### D.3 ROTINAS ANUAIS

Para a consolidação de todas as informações das rotinas de ocupação, operação de portas e janelas foram elaboradas rotinas anuais com base na probabilidade de ocorrência de cada valor. Para isso, a taxa de ocupação ou

a fração de abertura de portas e janelas foram interpretadas como probabilidades de ocorrência.

Para cada horário do dia (das 0h às 23h) foi criada uma amostra aleatória com 365 observações com o método do Hipercubo Latino (cf. seção 3.3.2). Com base em cada horário do dia, foram criados dias completos de 24 horas até a criação de um ano completo de 8760 horas. Ressalta-se que, para a elaboração das rotinas anuais, os períodos de verão e inverno foram respeitados, bem como as separações por ambiente e por dia da semana.

Foram criadas, desta forma, 27 rotinas anuais conforme o Quadro 44. As rotinas anuais não são reportadas neste trabalho por questão de espaço, uma vez que cada uma delas compreende 8760 linhas de dados, e não há outra forma de mostrá-las graficamente ou analiticamente para que sejam facilmente interpretáveis. Entretanto, o comportamento das rotinas anuais é semelhante ao comportamento das rotinas mostradas nas seções B.1 e B.2.

Quadro 44 – Rotinas anuais de cargas internas e uso e ocupação.

- |  |
|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>a) Rotina de ocupação da cozinha, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>b) Rotina de ocupação da sala, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>c) Rotina de ocupação do dormitório, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>d) Rotina de operação de portas da cozinha, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>e) Rotina de operação de portas da sala, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>f) Rotina de operação de portas do dormitório, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>g) Rotina de operação de janelas da cozinha, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>h) Rotina de operação de janelas da sala, em limite inferior, mediana e superior;</li> <li>i) Rotina de operação de janelas do dormitório, em limite inferior, mediana e superior.</li> </ul> |
|--|

#### **D.4 ROTINAS DE USO DE EQUIPAMENTOS ELETROELETRÔNICOS**

O consumo de eletricidade de cada equipamento eletroeletrônico da habitação foi medido e monitorado por um período mínimo de duas semanas em cada habitação. Para isso, dois tipos de medidores foram utilizados: (1) PowerBall T8 e (2) CEM 1000.

O medidor PowerBall T8 foi utilizado para determinar o tempo total de uso do equipamento e a eletricidade total consumida no período. O

medidor é limitado a equipamentos de potência menor ou igual a 2,2 kW, o que inclui: geladeira, refrigeradores, máquina de lavar roupa, micro-ondas, televisão, computadores, ferro de passar roupa, ventiladores, cafeteira, secador de cabelos, entre outros. O chuveiro elétrico foi caracterizado pela potência nominal fornecida pelo fabricante, sendo que nenhum chuveiro encontrado foi do tipo de potência variável.

Desta forma, foram obtidas informações de consumo de eletricidade e tempo total de uso de cada equipamento, em cada uma das habitações, possibilitando o cálculo da potência média dos equipamentos.

O medidor CEM 1000 foi utilizado para medir as características das lâmpadas, tais como: potência instantânea, fator de potência, tensão e corrente. As lâmpadas não foram monitoradas para a determinação da potência média, mas apenas da potência instantânea.

Os dados obtidos foram representados de forma que em cada uma das 24 horas do dia (para o verão e para o inverno) houvesse o tempo de uso de cada equipamento em minutos. A potência média dos equipamentos eletroeletrônicos foi obtida por meio da Eq. 80.

$$PM_i = \frac{CE_i}{T_i} \quad \text{Eq. 80}$$

Onde:

$PM_i$  é a potência média do equipamento  $i$  em cada habitação [W];

$CE_i$  é o consumo de eletricidade do equipamento  $i$  em cada habitação [Wh];

$T_i$  é o tempo total de uso do equipamento  $i$  em cada habitação [h].

A rotina de uso média por ambiente foi calculada por meio da Eq. 81, sendo que a fração de potência em cada ambiente é calculada conforme a Eq. 82.

$$PMH_i = \sum_{j=0}^n \frac{PM_{ij}}{n} \quad \text{Eq. 81}$$

Onde:

$PMH_i$  é a potência média do equipamento  $i$  em todas as habitações [W];

$PM_{ij}$  é a potência média do equipamento  $i$  em cada habitação  $j$  [W];

$n$  é o número total de habitações [adimensional].

$$FP_j = \frac{\sum_{i=0}^m FP_{ij} \times PMH_i \times n_i}{n \times \sum_{i=0}^m PMH_i} \quad \text{Eq. 82}$$

Onde:

- $FP_j$  é a fração de potência em cada horário  $j$  do dia para cada ambiente de permanência prolongada [adimensional];
- $j$  é o horário do dia, variando de 0 a 23 [horas];
- $FP_{ij}$  é a fração de potência do equipamento  $i$  no horário  $j$  do dia, em cada ambiente de permanência prolongada [adimensional];
- $m$  é o número de equipamentos [adimensional];
- $n_i$  é o número de habitações que contém o equipamento  $i$  [adimensional];
- $n$  é o número total de habitações [adimensional];
- $PMH_i$  é a potência média do equipamento  $i$  nas habitações [W].

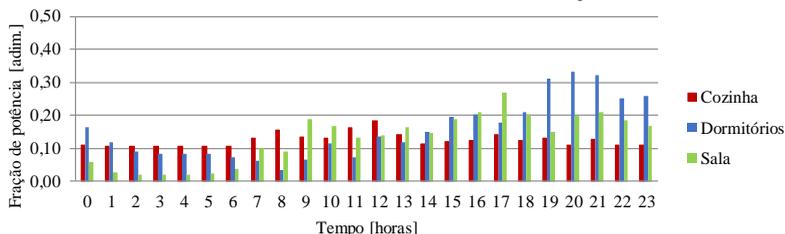
Finalmente, cada valor de  $FP_j$  de 0h a 23h representa uma rotina de uso representativa para cada ambiente da edificação, associado à soma das potências médias dos equipamentos em cada ambiente.

As rotinas de uso de equipamentos eletroeletrônicos foram generalizadas para a população por meio de intervalos de 80% de confiabilidade através do teste não paramétrico de Wilcoxon (cf. seção 3.3.4). A confiabilidade de 80% foi escolhida devido à grande variabilidade dos dados, e também devido ao reduzido tamanho da amostra. Cada valor de  $FP_j$  (Eq. 82) entre as habitações foi utilizado na análise.

A potência média instalada (em Watts) em cada ambiente em cada habitação foi convertida para densidade de potência média (em W/m<sup>2</sup>), sendo a potência absoluta de cada equipamento dividida pela área de cada ambiente. A densidade de potência foi generalizada para a amostra por meio do teste-t de *Student* com 90% de confiabilidade (cf. seção 3.3.4), assumindo-se a normalidade dos dados. Dessa forma, com a conciliação da rotina de uso com a densidade de potência média, encontra-se o consumo de energia mensal que representa a população das habitações.

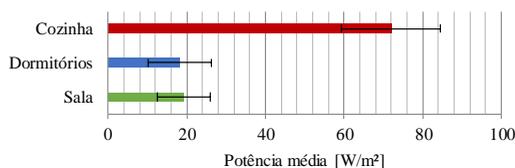
A Figura 112 mostra as rotinas de uso dos equipamentos por ambiente, onde o eixo y é a fração de potência utilizada, associadas às densidades de potência da Figura 113 para cada ambiente de permanência prolongada. Para o dormitório, por exemplo, a potência média instalada com equipamentos é de 18,28 W/m<sup>2</sup>, sendo que a média varia de 10,21 a 26,36 W/m<sup>2</sup>, com 80% de confiabilidade. Não há intervalo de confiança para as rotinas de uso; somente para as potências.

Figura 112 – Rotina de uso de equipamentos em termos de fração de potência, para o ano todo em cada ambiente da edificação.



Fonte: adaptado de Silva et al. (2014).

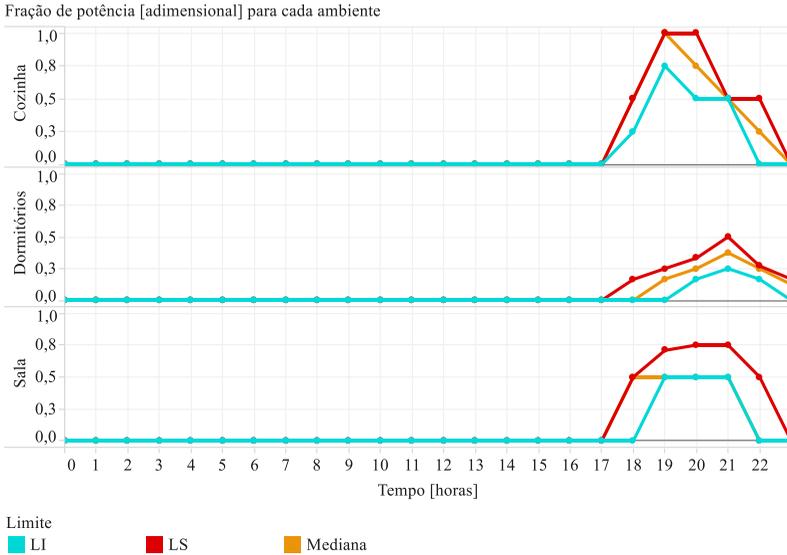
Figura 113 – Potência média instalada para cada ambiente, relacionada às rotinas de uso, para o ano todo com o intervalo de confiança de *Student* com 90% de confiabilidade, em limite inferior (LI), limite superior (LS) e média.



Fonte: adaptado de Silva et al. (2014).

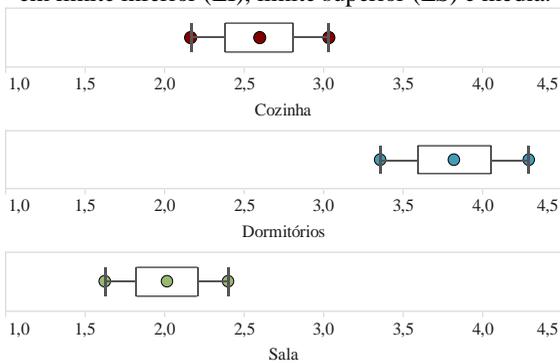
A Figura 114 mostra as rotinas de uso da iluminação, em relação à fração de potência e aos horários. Percebe-se que só há uso de iluminação artificial a partir das 17h. Nesse caso, são apresentados intervalos de confiança de 80% em nível inferior, mediana e superior. Todas as rotinas por ambiente são associadas às densidades de potência mostradas na Figura 115, com o intervalo de confiança de *Student* e 90% de confiabilidade. Para o dormitório, por exemplo, a densidade de potência média instalada com iluminação é de  $3,82 \text{ W/m}^2$ , sendo que esta média varia de  $3,35$  a  $4,29 \text{ W/m}^2$ , com 90% de confiabilidade.

Figura 114 – Rotina de uso da iluminação em cada ambiente, em termos de fração de potência com o intervalo de confiança não paramétrico com 80% de confiabilidade, em limite inferior (LI), limite superior (LS) e mediana.



Fonte: adaptado de Silva et al. (2014).

Figura 115 – Rotina de uso da iluminação em cada ambiente, em termos de fração de potência com o intervalo de confiança de *Student* com 90% de confiabilidade, em limite inferior (LI), limite superior (LS) e média.



Fonte: adaptado de Silva et al. (2014).

A Tabela 61 mostra as rotinas de uso dos equipamentos para cada ambiente e o consumo de energia médio, em termos quantitativos. A Tabela 62 mostra as rotinas de uso da iluminação para os ambientes.

Tabela 61 – Fração de uso e consumo de energia elétrica para os equipamentos para cada ambiente das habitações e para cada horário do dia.

Hora	Fração de uso			Consumo de energia médio [Wh/m <sup>2</sup> ]		
	Cozinha	Dormitório	Sala	Cozinha	Dormitório	Sala
0	0,109	0,163	0,058	7,86	2,98	1,12
1	0,106	0,118	0,025	7,62	2,16	0,49
2	0,106	0,088	0,020	7,62	1,61	0,39
3	0,106	0,082	0,021	7,62	1,50	0,40
4	0,106	0,084	0,020	7,65	1,55	0,39
5	0,106	0,082	0,024	7,62	1,50	0,47
6	0,106	0,074	0,037	7,63	1,35	0,72
7	0,129	0,063	0,100	9,30	1,15	1,94
8	0,155	0,034	0,089	11,17	0,62	1,72
9	0,134	0,065	0,186	9,65	1,19	3,60
10	0,130	0,115	0,167	9,38	2,11	3,23
11	0,160	0,073	0,132	11,53	1,34	2,54
12	0,184	0,136	0,138	13,21	2,49	2,67
13	0,141	0,117	0,163	10,11	2,14	3,15
14	0,114	0,148	0,146	8,19	2,71	2,83
15	0,118	0,195	0,188	8,49	3,57	3,63
16	0,125	0,203	0,208	8,99	3,72	4,02
17	0,140	0,177	0,268	10,07	3,23	5,17
18	0,124	0,208	0,204	8,90	3,80	3,94
19	0,130	0,310	0,149	9,36	5,67	2,87
20	0,110	0,331	0,199	7,90	6,06	3,84
21	0,127	0,322	0,208	9,12	5,89	4,01
22	0,110	0,253	0,183	7,88	4,62	3,54
23	0,109	0,257	0,168	7,86	4,70	3,25
Nível	Densidade de potência [W/m <sup>2</sup> ]			Cozinha	Dormitório	Sala
	Cozinha	Dormitório	Sala	Consumo de energia médio [Wh/m <sup>2</sup> .dia]		
Inferior	59,3	10,2	12,5	214,73	67,64	59,93
Média	Consumo de energia médio [Wh/m <sup>2</sup> .mês]			Consumo de energia médio [Wh/m <sup>2</sup> .mês]		
	Superior	84,5	26,4	26,1	6,44	2,03

Fonte: adaptado de Silva et al. (2014).

Tabela 62 – Fração de uso e consumo de energia elétrica para a iluminação para cada ambiente das habitações e para cada horário do dia.

Hora	Fração de uso								
	Cozinha			Dormitório			Sala		
	Inf.	Med.	Sup.	Inf.	Med.	Sup.	Inf.	Med.	Sup.
0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
2	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
3	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
4	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
7	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
8	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
13	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
16	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
18	0,25	0,50	0,50	0,00	0,00	0,17	0,00	0,50	0,50
19	0,75	1,00	1,00	0,00	0,17	0,25	0,50	0,50	0,71
20	0,50	0,75	1,00	0,17	0,25	0,33	0,50	0,50	0,75
21	0,50	0,50	0,50	0,25	0,38	0,50	0,50	0,50	0,75
22	0,00	0,25	0,50	0,17	0,25	0,27	0,00	0,00	0,50
23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13	0,17	0,00	0,00	0,00
Consu-mo	Densidade de potência (W/m <sup>2</sup> )								
	Cozinha			Dormitório			Sala		
	Inf.	Med.	Sup.	Inf.	Med.	Sup.	Inf.	Med.	Sup.
	2,17	2,60	3,03	3,36	3,82	4,29	1,63	2,02	2,40

Fonte: adaptado de Silva et al. (2014).

## APÊNDICE E – DETALHAMENTO DAS ANÁLISES

### E.1 APLICABILIDADE DOS MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE – VARIÁVEIS PROJETUAIS

Esta seção mostra o detalhamento da análise de sensibilidade com vários métodos apresentados na seção 4.1.2. São mostradas as principais figuras para o entendimento dos métodos com uma breve descrição do resultado.

#### E.1.1 Método de Morris(1)

O método de ‘Morris(1)’ contemplou as variáveis independentes com quatro níveis de variação. A Figura 116 mostra as médias e os desvios padrão dos efeitos elementares para cada variável de entrada, para o consumo de energia com aquecimento e resfriamento. A Figura 117 mostra o mesmo para a demanda máxima com aquecimento e resfriamento.

A média está representada no eixo x e o desvio padrão no eixo y. Médias ( $\mu^*$ ) altas significam alta influência na variável dependente, enquanto altos desvios padrão ( $\sigma$ ) significam elevado comportamento não linear da variável.

Como exemplo de interpretação cita-se que a variável mais influente no consumo de energia com aquecimento (Figura 116) foi a transmitância térmica da cobertura ( $U_{cob}$ ). Da mesma forma, quanto ao consumo de energia com resfriamento a capacidade térmica da cobertura ( $C_{cob}$ ) mostrou o maior comportamento não linear.

Figura 116 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$ ) no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR).

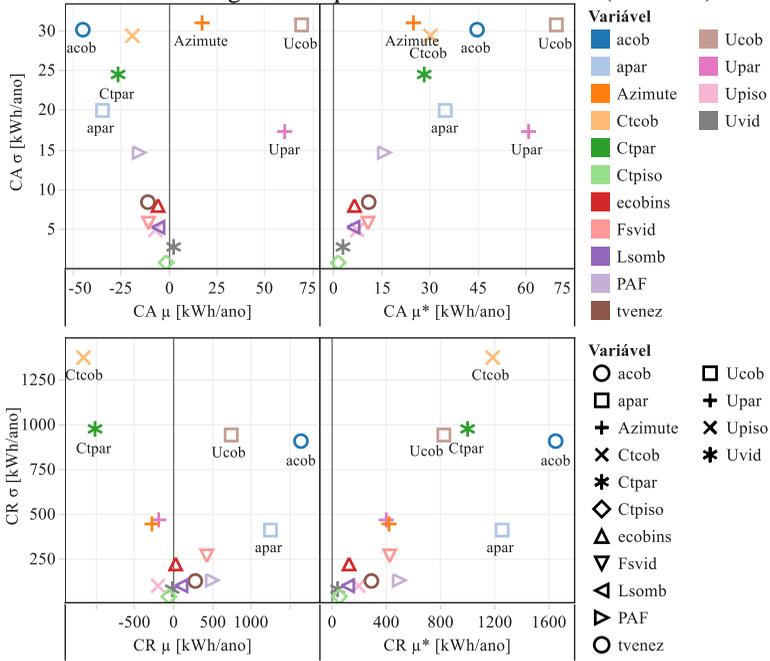
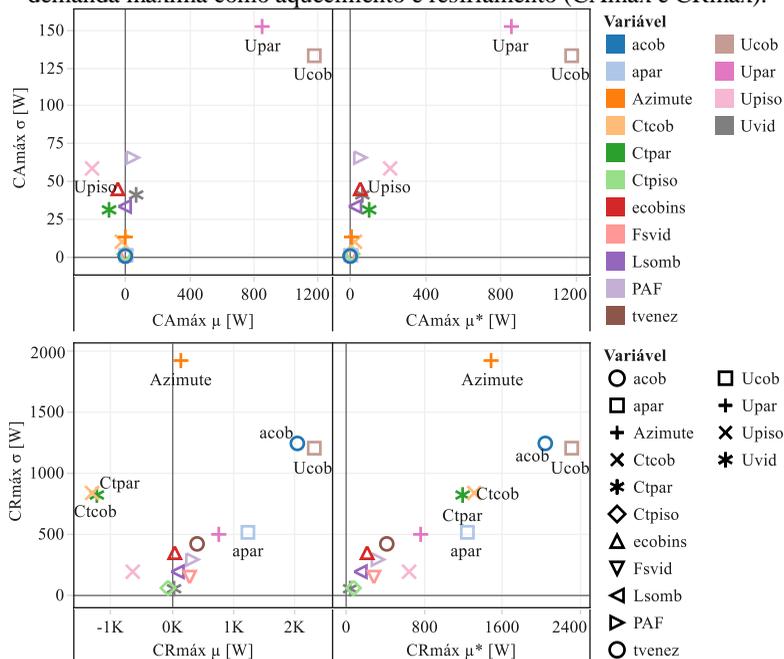


Figura 117 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$ ) na demanda máxima como aquecimento e resfriamento (CA<sub>máx</sub> e CR<sub>máx</sub>).



### E.1.2 Método de Morris(2)

As Figuras 118 e 119 mostram os resultados da análise de sensibilidade de Morris(2) em termos de médias e desvios padrão dos efeitos elementares, para cada variável dependente. Nessa análise de Morris(2) foram considerados oito níveis de variação nas variáveis independentes. Esse método mostrou resultado semelhante ao do método anterior. A diferença começa a ocorrer na quarta variável independente mais influente.

Há mais variáveis influentes nos consumos de energia do que nas demandas máximas. Na demanda máxima com aquecimento, por exemplo, a transmitância térmica da cobertura (Ucob) e das paredes externas (Upar) foram praticamente as únicas responsáveis pela totalidade da incerteza.

Figura 118 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(2) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$ ) no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR).

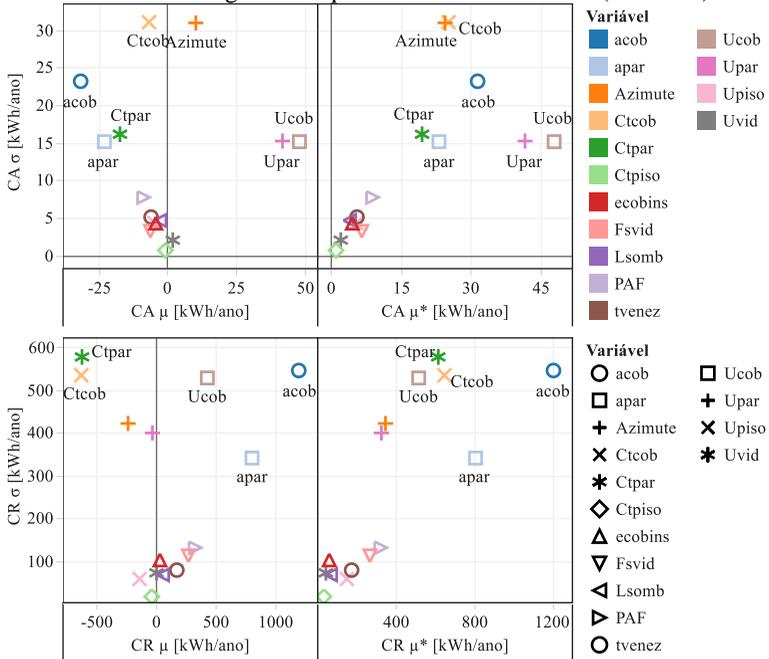
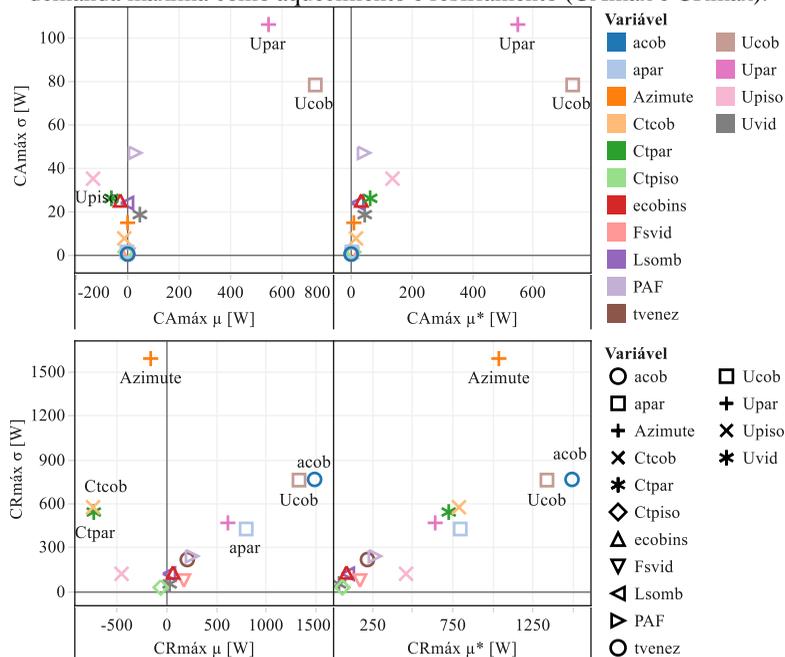


Figura 119 – Análise de sensibilidade de variáveis projetuais com o método de Morris(2) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$ ) na demanda máxima como aquecimento e resfriamento (CAMáx e CRMáx).



### E.1.3 Método de Monte Carlo

A Figura 120 mostra a dispersão das dez variáveis independentes mais influentes no consumo de energia com aquecimento, enquanto a Figura 121 mostra o mesmo para o consumo com resfriamento. É interessante notar a curva de tendência (linear), que é mais inclinada na variável mais influente. Também se nota a proporcionalidade direta ou inversa de cada variável.

As Tabelas 63 e 64 mostram os índices de regressão SRC e de correlação PCC para cada variável independente em cada variável dependente. Também é mostrado o coeficiente de determinação do modelo ( $R^2$ ), que foi satisfatório em todos os casos. O coeficiente de determinação foi menor no consumo de energia com resfriamento (igual a 0,81) e maior na demanda máxima com aquecimento (igual a 0,99).

Figura 120 – Dispersão das dez variáveis mais influentes com os índices SRC e PCC no consumo de energia com aquecimento na análise de sensibilidade projetual.

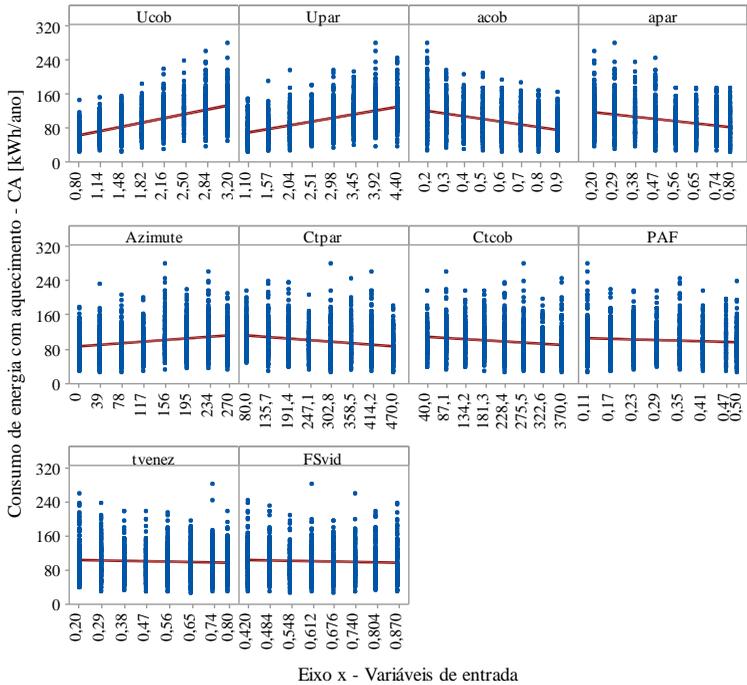


Figura 121 – Dispersão das dez variáveis mais influentes com os índices SRC e PCC no consumo de energia com resfriamento na análise de sensibilidade projetual.

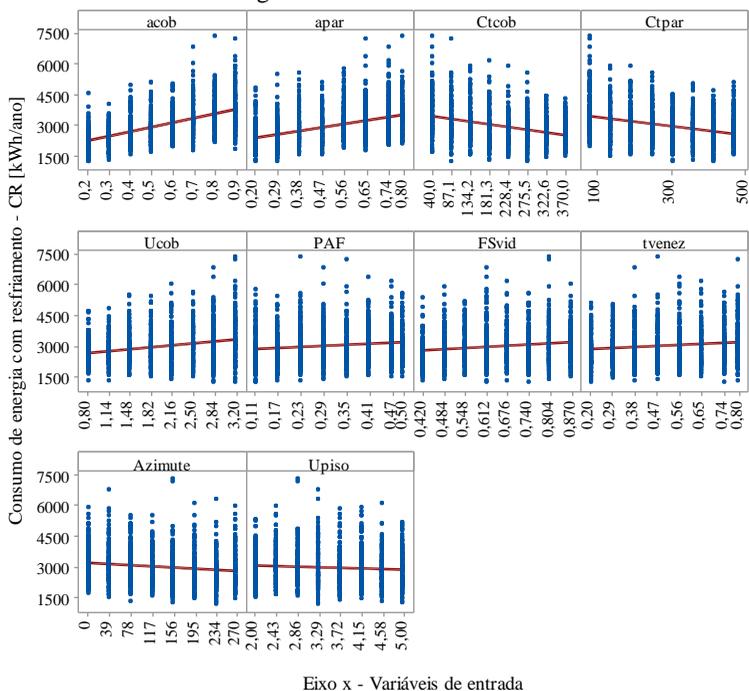


Tabela 63 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de consumo de energia com aquecimento (CA) e com resfriamento (CR).

Variáveis	SRC CA	PCC CA	SRC CR	PCC CR
Upar	0,461	0,806	0,020	0,047
Ucob	0,554	0,854	0,220	0,456
Upiso	-0,049	-0,142	-0,076	-0,173
Ctpar	-0,194	-0,496	-0,272	-0,534
Cteob	-0,145	-0,393	-0,316	-0,591
Ctpiso	-0,011	-0,033	-0,028	-0,064
apar	-0,269	-0,621	0,418	0,696
acob	-0,358	-0,726	0,565	0,795
ecobins	-0,048	-0,140	-0,001	-0,002
Fsvíd	-0,068	-0,197	0,132	0,293
Uvid	0,016	0,048	-0,006	-0,014
PAF	-0,105	-0,296	0,158	0,344
Lsomb	-0,040	-0,116	0,025	0,057
tvenez	-0,084	-0,240	0,112	0,252
Azimute	0,209	0,526	-0,108	-0,244
	$R^2_{aj} = 0,8849$		$R^2_{aj} = 0,8147$	

Tabela 64 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de demanda máxima de energia com aquecimento (CAMáx) e com resfriamento (CRMáx).

Variáveis	SRC CAMáx	PCC CAMáx	SRC CRMáx	PCC CRMáx
Upar	0,574	0,988	0,250	0,527
Ucob	0,774	0,993	0,481	0,766
Upiso	-0,136	-0,831	-0,158	-0,363
Ctpar	-0,063	-0,573	-0,249	-0,524
Cteob	-0,020	-0,215	-0,271	-0,556
Ctpiso	-0,010	-0,110	-0,048	-0,118
apar	-0,002	-0,019	0,294	0,587
acob	-0,006	-0,066	0,491	0,772
ecobins	-0,033	-0,337	0,013	0,031
Fsvíd	0,002	0,027	0,064	0,156
Uvid	0,048	0,465	0,012	0,029
PAF	0,030	0,313	0,079	0,193
Lsomb	0,003	0,037	0,002	0,006
tvenez	-0,004	-0,044	0,121	0,286
Azimute	0,001	0,007	0,010	0,024
	$R^2_{aj} = 0,9918$		$R^2_{aj} = 0,8363$	

### E.1.4 Método do projeto de experimento

A Tabela 65 mostra o valor-F dos termos (variáveis e interações) em cada variável dependente. A linha separa os efeitos de segunda ordem mais significativos dos efeitos de primeira ordem. Percebe-se que o efeito de segunda ordem de transmitância térmica da cobertura e absorvância solar da cobertura (Ucob:acob) foi notado nos consumos de energia e na demanda máxima com resfriamento. Percebe-se, também, que a demanda máxima com aquecimento foi influenciada praticamente por duas variáveis, a transmitância térmica das paredes e da cobertura (Upar e Ucob).

Tabela 65 – Índice de sensibilidade de valor-F dos efeitos de primeira ordem e dos efeitos de segunda ordem mais significativos, para todas as variáveis dependentes.

Variáveis	Valor-F CA	Valor-F CR	Valor-F	
			CAmáx	CRmáx
Upar	0,471	0,012	0,494	0,179
Ucob	0,740	0,101	0,869	0,437
Upiso	0,014	0,018	0,024	0,073
Ctpar	0,086	0,174	0,005	0,178
Ctcob	0,018	0,206	0,000	0,157
apar	0,262	0,445	0,000	0,273
acob	0,343	0,778	0,000	0,719
ecobins	0,001	0,000	0,000	0,000
FSvid	0,009	0,034	0,000	0,006
PAF	0,044	0,147	0,010	0,084
Lsomb	0,001	0,008	0,000	0,007
tvenez	0,009	0,025	0,000	0,072
Azimute	0,039	0,015	0,000	0,001
Ucob:acob	0,147	0,255	0,000	0,311
Upar:apar	0,081	0,115	0,000	0,103
Ctcob:acob	0,028	0,056	0,000	0,041
Upar:Ctpar	0,001	0,051	0,000	0,031
Upar:PAF	0,030	0,008	0,021	0,022
Ucob:Ctcob	0,008	0,064	0,000	0,010
Upar:Ucob	0,002	0,000	0,001	0,002
Upiso:ecobins	0,000	0,000	0,001	0,000
Upar:Upiso	0,000	0,000	0,000	0,000

### E.1.5 Método de Sobol' (2008)

A Tabela 66 mostra os índices de Sobol' de primeira ordem com o método de Mara e Joseph (2008). O índice de primeira ordem é quantitativo e mostra que as variáveis de transmitância térmica da cobertura e das paredes (Ucob e Upar) são muito influentes no consumo de energia com aquecimento, enquanto a asbortância solar da cobertura e paredes (acob e apar) são muito influentes no consumo com resfriamento. Mostrou-se também a classificação para o consumo de energia total (Ctotal), que seguiu a mesma tendência do consumo com resfriamento.

Tabela 66 – Índices de primeira ordem do método de Sobol'(2008) para todas as variáveis dependentes na análise de sensibilidade das variáveis projetuais.

Variáveis	Si CA	Si CR	Si CA.máx	Si CR.máx
Upar	0,217	0,009	0,391	0,062
Ucob	0,337	0,088	0,668	0,248
Upiso	0,017	0,007	0,066	0,020
Ctpar	0,045	0,110	0,053	0,080
Ctcob	0,047	0,101	0,044	0,043
Ctpiso	0,015	0,009	0,044	-0,026
apar	0,072	0,208	0,020	0,079
acob	0,131	0,329	0,046	0,240
ecobins	0,000	0,005	0,038	-0,009
Fsvíd	0,029	0,035	0,057	0,005
Uvid	-0,006	0,004	0,068	0,007
PAF	0,034	0,054	0,063	0,009
Lsomb	0,015	0,031	0,071	0,009
tvenez	0,002	0,018	0,058	0,016
Azímute	0,059	0,011	0,051	0,023

Obs.: O sinal positivo ou negativo não indica a proporcionalidade da variável independente com a variável dependente.

### E.1.6 Método de Sobol' (2010)

A Tabela 67 mostra os índices de sensibilidade de primeira ordem, enquanto a Tabela 68 mostra os índices totais de sensibilidade com o método de Saltelli et al. (2010). Considerou-se essa classificação de índices totais como o mais preciso, tendo em vista as potencialidades teóricas do método. De qualquer maneira, os resultados de Sobol' (2010) foram compatíveis com os demais métodos, com muita semelhança nas primeiras variáveis das classificações.

Tabela 67 – Índices de primeira ordem do método de Sobol'(2010) para todas as variáveis dependentes na análise de sensibilidade das variáveis projetuais.

Variáveis	Si CA	Si CR	Si CA.máx	Si CR.máx
Upar	0,211	-0,083	0,385	0,018
Ucob	0,325	-0,110	0,628	0,136
Upiso	-0,051	-0,118	0,034	-0,060
Ctpar	-0,013	0,004	0,022	0,000
Ctcob	-0,035	-0,002	0,015	0,033
Ctpiso	-0,061	-0,125	0,013	-0,083
apar	-0,004	0,061	0,014	0,007
acob	0,040	0,211	0,014	0,125
ecobins	-0,060	-0,135	0,014	-0,098
Fsvíd	-0,051	-0,098	0,014	-0,075
Uvid	-0,064	-0,122	0,018	-0,081
PAF	-0,059	-0,067	0,011	-0,054
Lsomb	-0,071	-0,121	0,009	-0,084
tvenez	-0,063	-0,108	0,014	-0,068
Azímute	0,036	-0,102	0,014	-0,017

Obs.: O sinal positivo ou negativo não indica a proporcionalidade da variável independente com a variável dependente.

Tabela 68 – Índices de totais de sensibilidade do método de Sobol'(2010) para todas as variáveis dependentes na análise de sensibilidade das variáveis projetuais.

Variáveis	St CA	St CR	St CA.máx	St CR.máx
Upar	0,254	0,047	0,349	0,103
Ucob	0,338	0,133	0,567	0,291
Upiso	0,004	0,007	0,020	0,028
Cpar	0,051	0,123	0,004	0,087
Ctcob	0,043	0,175	0,000	0,113
Ctpiso	0,000	0,000	0,000	0,001
apar	0,097	0,237	0,000	0,123
acob	0,167	0,461	0,000	0,354
ecobins	0,005	0,002	0,002	0,003
Fsvid	0,007	0,025	0,000	0,005
Uvid	0,001	0,000	0,003	0,000
PAF	0,014	0,036	0,003	0,019
Lsomb	0,003	0,002	0,001	0,002
tvenez	0,010	0,014	0,000	0,018
Azimuth	0,066	0,024	0,000	0,066

## E.2 APLICABILIDADE DOS MÉTODOS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE – VARIÁVEIS FÍSICAS E OPERACIONAIS

Esta seção mostra o detalhamento da análise de sensibilidade com os métodos descritos na seção 4.1.3, considerando as variáveis físicas e operacionais do modelo. São mostradas as principais figuras para o entendimento dos métodos.

### E.2.1 Método de Morris(1)

A Figura 122 mostra os índices de sensibilidade de Morris(1) para o consumo de energia com aquecimento e resfriamento, enquanto a Figura 123 mostra o mesmo para a demanda máxima com aquecimento e resfriamento.

Figura 122 – Análise de sensibilidade com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$ ) para as variáveis de entrada no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR) na fonte de incerteza física e operacional.

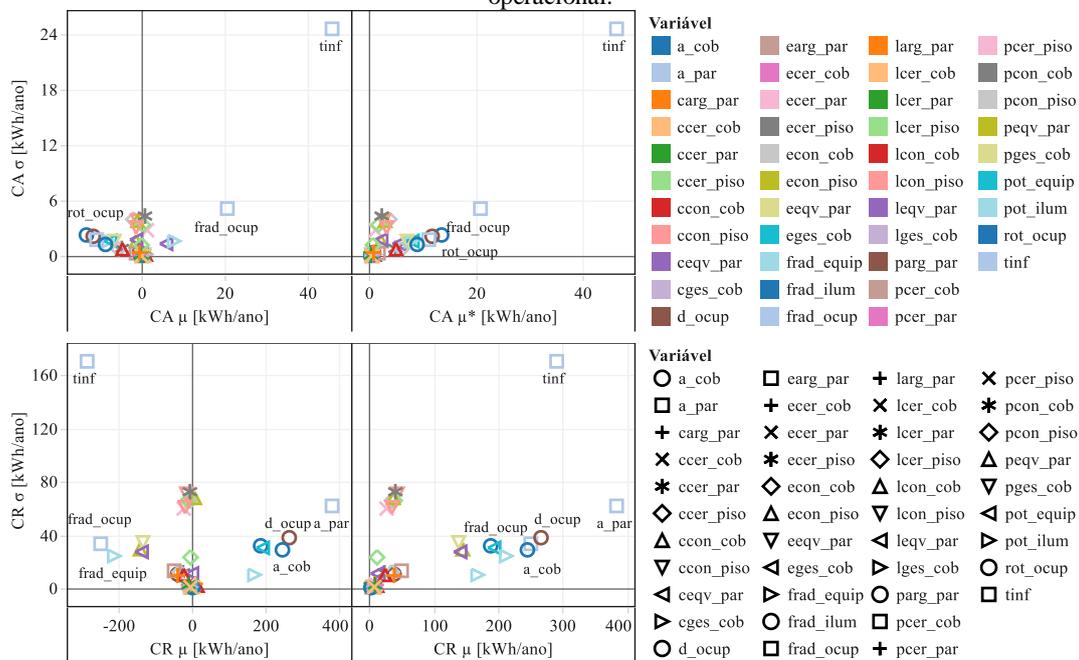
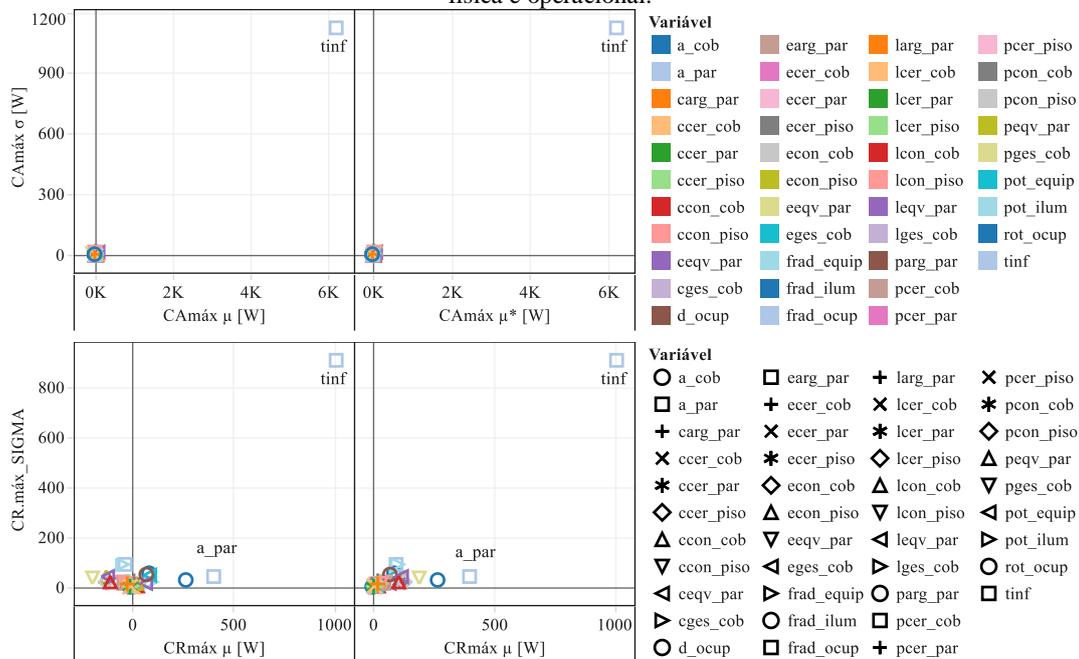


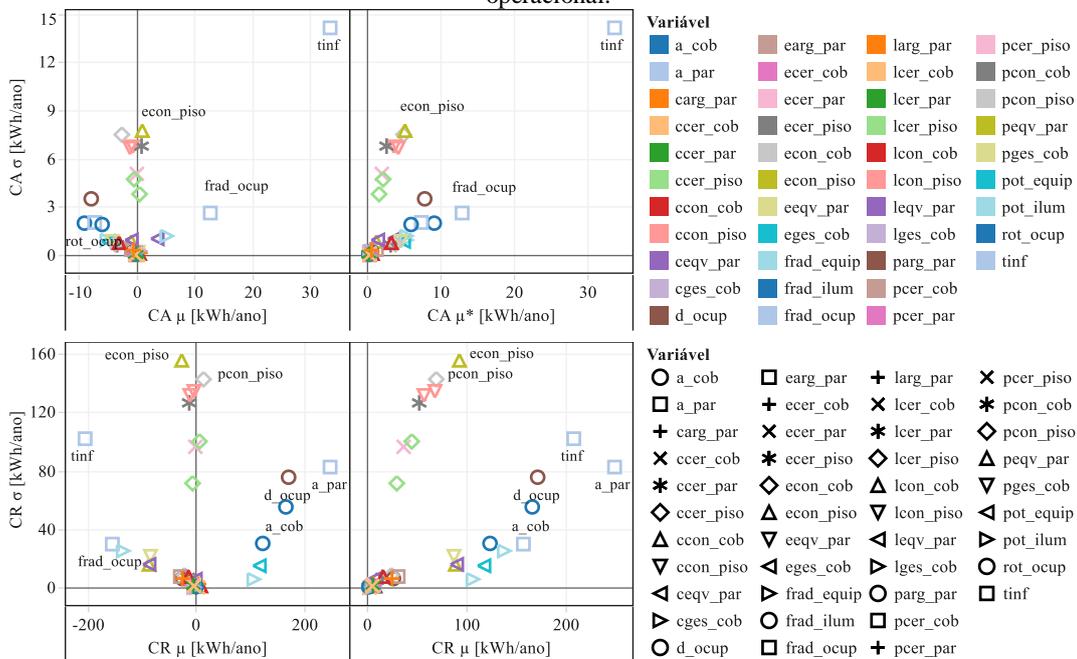
Figura 123 – Análise de sensibilidade com o método de Morris(1) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$ ) para as variáveis de entrada na demanda máxima com aquecimento e resfriamento ( $CA_{m\acute{a}x}$  e  $CR_{m\acute{a}x}$ ) na fonte de incerteza física e operacional.



### **E.2.2 Método de Morris(2)**

A Figura 124 mostra os índices de sensibilidade para o consumo de energia com aquecimento, do método Morris(2), enquanto a Figura 125 mostra os índices para a demanda máxima com aquecimento e resfriamento. Como este método contemplou mais níveis de variação do que o anterior (oito níveis), se percebe alguns efeitos de interação majorados, como no caso do consumo de energia com resfriamento com a espessura e a massa específica do concreto do piso (econ\_piso e pcon\_piso).

Figura 124 – Análise de sensibilidade com o método de Morris(2) com as médias e desvio padrão dos efeitos elementares ( $\mu$ ,  $\mu^*$  e  $\sigma$ ) para as variáveis de entrada no consumo de energia com aquecimento e resfriamento (CA e CR) na fonte de incerteza física e operacional.





### **E.2.3 Método de Monte Carlo com Hipercubo Latino**

A Figura 126 mostra a dispersão das dez variáveis mais influentes no consumo de energia com aquecimento, enquanto a Figura 127 mostra o mesmo para o consumo de energia com aquecimento.

A Tabela 69 mostra os índices de sensibilidade SRC e PCC para todas as variáveis independentes nos consumos de energia com aquecimento e resfriamento. A Tabela 70 também mostra os índices para as demandas máximas de aquecimento e resfriamento.

Figura 126 – Gráficos de dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com aquecimento com a amostragem pelo Hipercubo Latino na fonte de incerteza física e operacional.

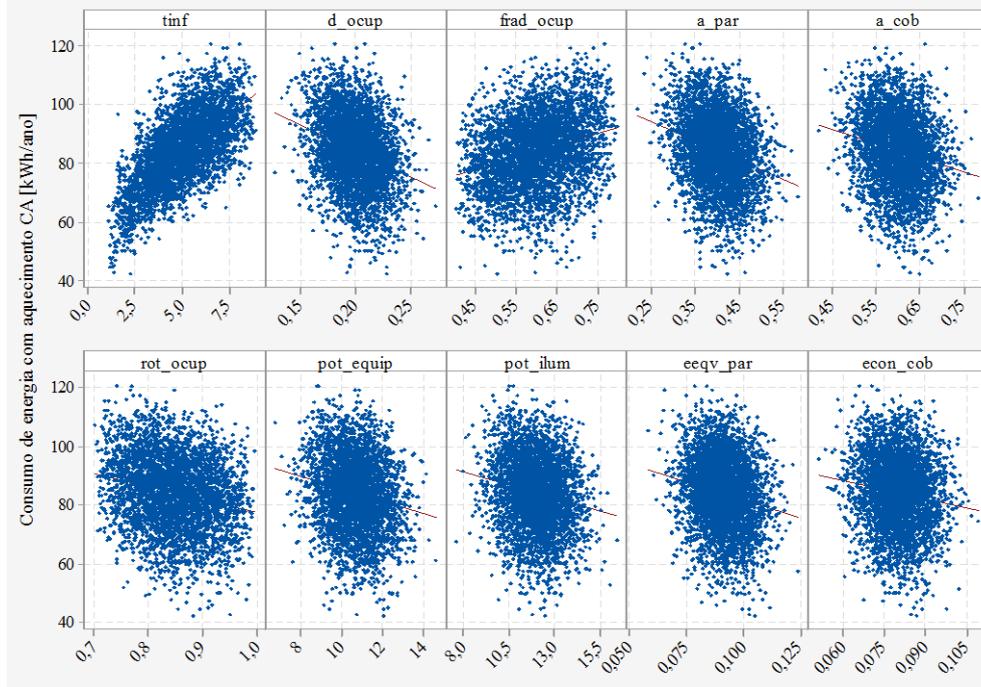


Figura 127 – Gráficos de dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com resfriamento com a amostragem pelo Hipercubo Latino na fonte de incerteza física e operacional.

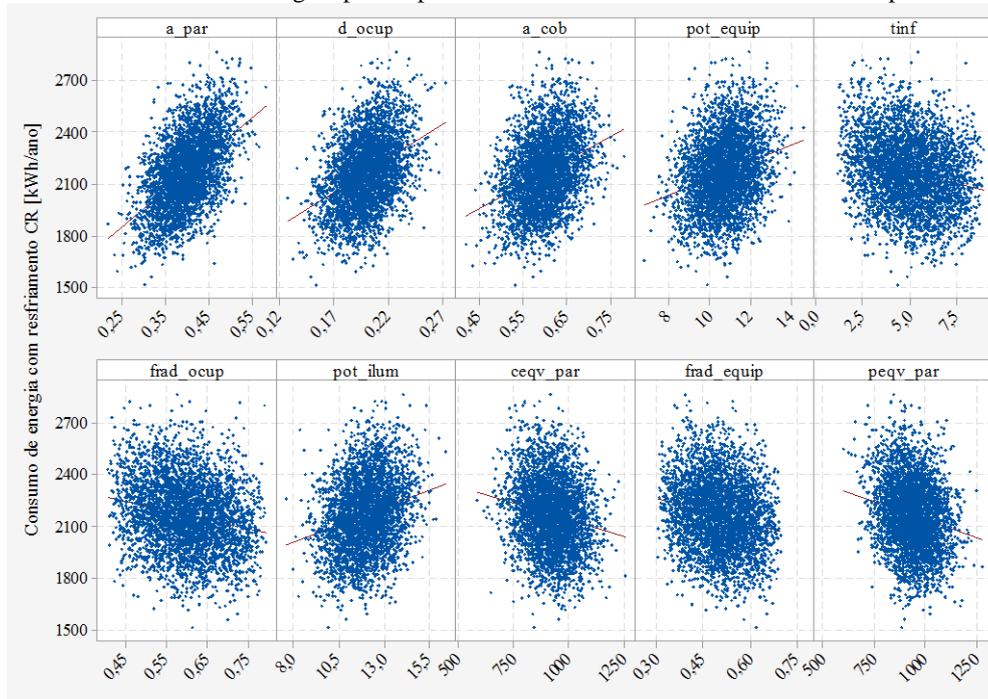


Tabela 69 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de consumo de energia com aquecimento (CA) e com resfriamento (CR) com amostragem pelo Hiperubo Latino na fonte de incerteza física e operacional.

Variáveis	SRC CA	PCC CA	SRC CR	PCC CR
econ_piso	-0,0079	-0,0332	-0,0163	-0,1006
lcon_piso	-0,0405	-0,1674	-0,0013	-0,0080
pcon_piso	-0,0490	-0,2018	-0,0156	-0,0965
ccon_piso	-0,0484	-0,1994	-0,0192	-0,1183
ecer_piso	0,0015	0,0062	0,0104	0,0645
lcer_piso	-0,0022	-0,0093	-0,0154	-0,0947
pcer_piso	0,0038	0,0160	-0,0088	-0,0546
ccer_piso	-0,0039	-0,0165	-0,0040	-0,0248
earg_par	-0,0391	-0,1620	-0,0621	-0,3591
larg_par	0,0178	0,0743	0,0152	0,0934
parg_par	-0,0145	-0,0608	-0,0552	-0,3232
carg_par	-0,0140	-0,0588	-0,0567	-0,3313
ecer_par	-0,0082	-0,0344	-0,0126	-0,0777
lcer_par	0,0063	0,0265	0,0021	0,0128
pcer_par	-0,0073	-0,0304	-0,0109	-0,0672
ccer_par	-0,0014	-0,0058	-0,0120	-0,0739
eeqv_par	-0,1589	-0,5544	-0,1912	-0,7635
leqv_par	0,1187	0,4465	0,0008	0,0049
peqv_par	-0,0344	-0,1428	-0,1966	-0,7728
ceqv_par	-0,0315	-0,1311	-0,1989	-0,7763
ecer_cob	-0,0109	-0,0456	-0,0170	-0,1044
lcer_cob	0,0092	0,0386	0,0015	0,0095
pcer_cob	0,0014	0,0058	-0,0130	-0,0803
ccer_cob	-0,0076	-0,0320	-0,0043	-0,0267
econ_cob	-0,1335	-0,4893	-0,0501	-0,2965
lcon_cob	0,0218	0,0912	0,0131	0,0809
pcon_cob	-0,1143	-0,4330	-0,0380	-0,2293
ccon_cob	-0,1199	-0,4490	-0,0334	-0,2022
eges_cob	-0,0032	-0,0135	-0,0110	-0,0682
lges_cob	0,0115	0,0481	0,0031	0,0191
pges_cob	0,0059	0,0250	-0,0105	-0,0647
cges_cob	0,0093	0,0392	-0,0090	-0,0558
a_par	-0,2631	-0,7414	0,5348	0,9574
a_cob	-0,2123	-0,6652	0,3485	0,9073
d_ocup	-0,3003	-0,7839	0,4058	0,9293
frad_ocup	0,2928	0,7763	-0,2205	-0,8074
rot_ocup	-0,2077	-0,6565	0,1655	0,7153
pot_ilum	-0,1761	-0,5941	0,2204	0,8065
frad_ilum	0,0015	0,0061	0,0014	0,0087
pot_equip	-0,1769	-0,5963	0,2603	0,8499
frad_equip	0,1226	0,4574	-0,1969	-0,7730
tinfl	0,6574	0,9399	-0,2428	-0,8321

Tabela 70 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de demanda máxima com aquecimento (CAmáx) e com resfriamento (CRmáx) com amostragem pelo Hiper cubo Latino na fonte de incerteza física e operacional.

Variáveis	SRC CAmáx	PCC CAmáx	SRC CRmáx	PCC CRmáx
econ_piso	0,0043	0,0249	0,0134	0,0332
lcon_piso	-0,0022	-0,0129	-0,0306	-0,0755
pcon_piso	0,0002	0,0010	-0,0275	-0,0680
ccon_piso	0,0020	0,0115	-0,0313	-0,0774
ecer_piso	-0,0005	-0,0030	0,0116	0,0288
lcer_piso	0,0021	0,0121	-0,0197	-0,0488
pcer_piso	0,0005	0,0026	-0,0088	-0,0219
ccer_piso	0,0011	0,0065	-0,0001	-0,0003
earg_par	-0,0035	-0,0200	-0,0431	-0,1061
larg_par	0,0035	0,0203	0,0289	0,0712
parg_par	-0,0006	-0,0033	-0,0254	-0,0627
carg_par	0,0014	0,0083	-0,0306	-0,0756
ecer_par	0,0032	0,0182	-0,0019	-0,0046
lcer_par	0,0045	0,0259	0,0104	0,0258
pcer_par	-0,0027	-0,0152	-0,0052	-0,0129
ccer_par	-0,0031	-0,0179	-0,0179	-0,0443
eeqv_par	-0,0130	-0,0742	-0,1848	-0,4159
leqv_par	0,0149	0,0856	0,0758	0,1850
peqv_par	0,0022	0,0126	-0,1260	-0,2979
ceqv_par	-0,0030	-0,0173	-0,1340	-0,3150
ecer_cob	-0,0016	-0,0091	-0,0241	-0,0596
lcer_cob	0,0036	0,0206	0,0021	0,0052
pcer_cob	-0,0009	-0,0054	-0,0189	-0,0467
ccer_cob	0,0016	0,0090	-0,0087	-0,0216
econ_cob	0,0011	0,0062	-0,1258	-0,2979
lcon_cob	0,0005	0,0030	0,0229	0,0566
pcon_cob	-0,0006	-0,0037	-0,1102	-0,2637
ccon_cob	0,0001	0,0005	-0,1080	-0,2581
eges_cob	-0,0025	-0,0142	-0,0260	-0,0643
lges_cob	0,0019	0,0111	0,0163	0,0403
pges_cob	0,0000	-0,0002	-0,0018	-0,0044
cges_cob	0,0018	0,0102	0,0012	0,0031
a_par	0,0019	0,0107	0,4241	0,7247
a_cob	-0,0018	-0,0101	0,2853	0,5773
d_ocup	0,0019	0,0108	0,0898	0,2175
frad_ocup	-0,0041	-0,0238	-0,0124	-0,0308
rot_ocup	0,0014	0,0081	0,0539	0,1322
pot_illum	-0,0019	-0,0110	0,0895	0,2164
frad_illum	0,0006	0,0034	-0,0025	-0,0061
pot_equip	0,0011	0,0062	0,1011	0,2430
frad_equip	0,0016	0,0091	-0,0223	-0,0552
tinf	0,9839	0,9846	0,6348	0,8434

## E.2.4 Método de Monte Carlo com seqüências de Sobol'

A Figura 128 mostra as dez variáveis mais influentes com o método de Monte Carlo pelas seqüências de Sobol' nos critérios de consumo de energia com

aquecimento. A Figura 129 mostra as dez variáveis mais influentes no consumo de energia com resfriamento.

A Tabela 71 mostra a lista das variáveis independentes e o índice de sensibilidade SRC e PCC para os consumos de energia, e a Tabela 72 mostra os índices para as demandas máximas (todos para aquecimento e resfriamento).

Figura 128 – Dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com aquecimento com a amostragem de Sobol' na fonte de incerteza física e operacional.

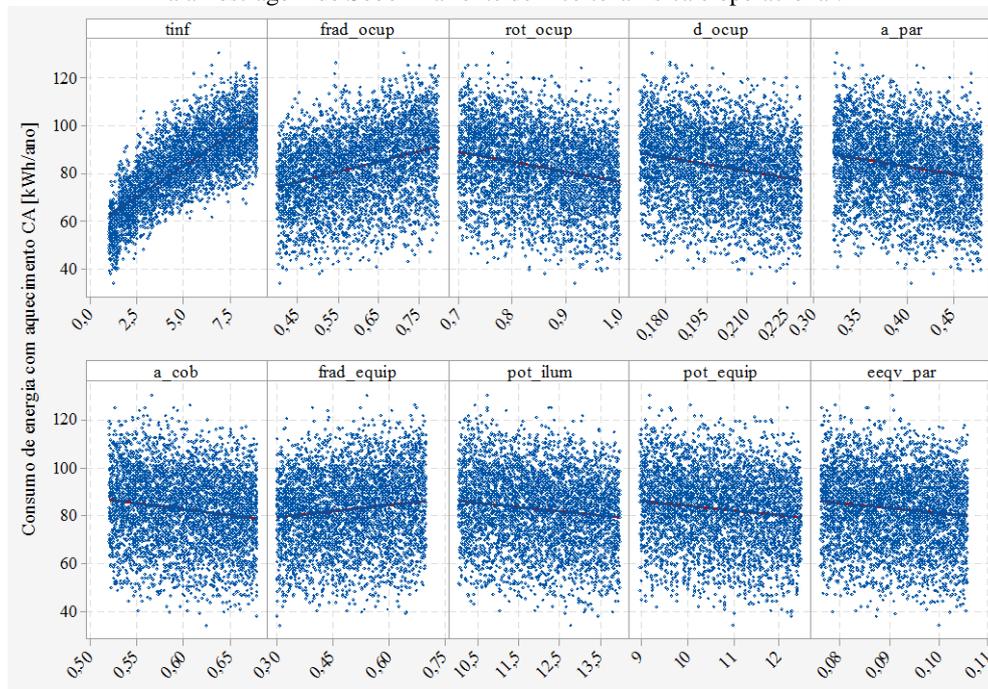


Figura 129 – Dispersão das dez variáveis mais influentes pelos índices SRC e PCC no consumo de energia com resfriamento com a amostragem de Sobol' na fonte de incerteza física e operacional.

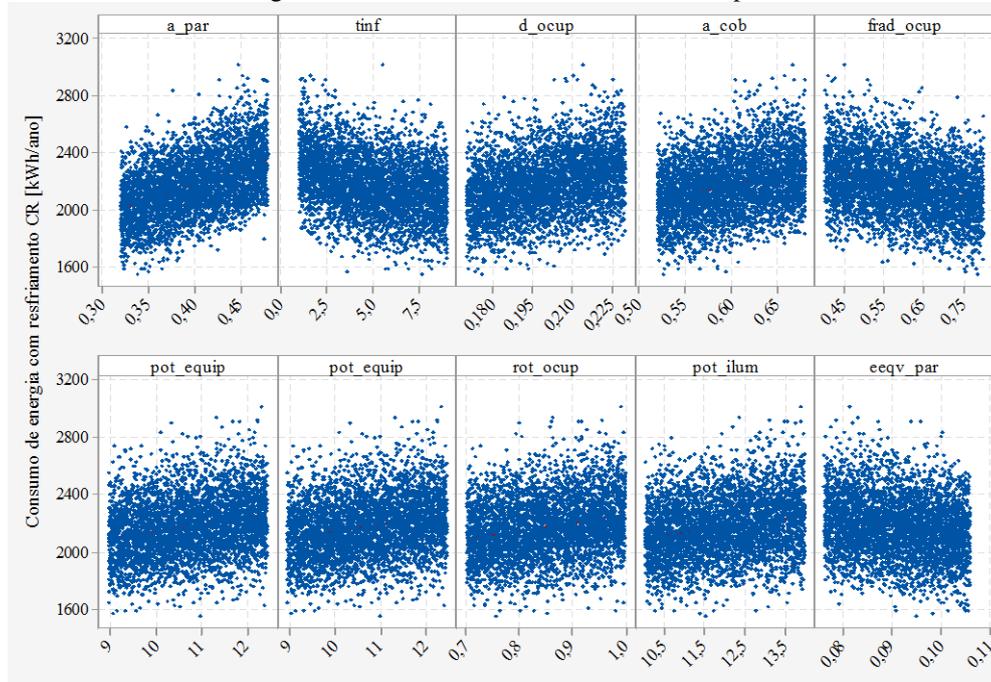


Tabela 71 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de consumo de energia com aquecimento (CA) e com resfriamento (CR) com amostragem de Sobol' na fonte de incerteza física e operacional.

Variáveis	SRC CA	PCC CA	SRC CR	PCC CR
econ_piso	-0,0060	-0,0243	-0,0138	-0,0796
lcon_piso	-0,0301	-0,1217	0,0016	0,0092
pcon_piso	-0,0333	-0,1345	-0,0174	-0,1001
ccon_piso	-0,0317	-0,1282	-0,0195	-0,1117
ecer_piso	0,0043	0,0174	0,0028	0,0163
lcer_piso	-0,0065	-0,0263	-0,0109	-0,0625
pcer_piso	-0,0006	-0,0023	-0,0061	-0,0352
ccer_piso	-0,0019	-0,0077	-0,0072	-0,0414
earg_par	-0,0253	-0,1026	-0,0622	-0,3379
larg_par	0,0130	0,0530	0,0102	0,0588
parg_par	-0,0151	-0,0614	-0,0470	-0,2616
carg_par	-0,0128	-0,0519	-0,0499	-0,2766
ecer_par	-0,0064	-0,0261	-0,0133	-0,0765
lcer_par	0,0035	0,0143	0,0027	0,0154
pcer_par	-0,0017	-0,0071	-0,0070	-0,0404
ccer_par	-0,0048	-0,0195	-0,0091	-0,0526
eeqv_par	-0,1157	-0,4261	-0,1745	-0,7094
leqv_par	0,0836	0,3223	0,0007	0,0041
peqv_par	-0,0290	-0,1173	-0,1743	-0,7089
ceqv_par	-0,0305	-0,1233	-0,1702	-0,7002
ecer_cob	-0,0115	-0,0467	-0,0142	-0,0816
lcer_cob	0,0034	0,0138	0,0056	0,0321
pcer_cob	-0,0046	-0,0186	-0,0089	-0,0515
ccer_cob	-0,0070	-0,0284	-0,0057	-0,0326
econ_cob	-0,0987	-0,3730	-0,0443	-0,2473
lcon_cob	0,0115	0,0468	0,0158	0,0908
pcon_cob	-0,0841	-0,3240	-0,0321	-0,1823
ccon_cob	-0,0868	-0,3332	-0,0350	-0,1977
eges_cob	-0,0070	-0,0283	-0,0054	-0,0312
lges_cob	0,0107	0,0437	0,0014	0,0079
pges_cob	0,0078	0,0319	-0,0101	-0,0584
cges_cob	0,0066	0,0267	-0,0065	-0,0374
a_par	-0,1888	-0,6095	0,4733	0,9390
a_cob	-0,1489	-0,5185	0,3085	0,8717
d_ocup	-0,2086	-0,6473	0,3426	0,8922
frad_ocup	0,3258	0,7985	-0,2962	-0,8630
rot_ocup	-0,2251	-0,6756	0,2272	0,7949
pot_illum	-0,1318	-0,4729	0,2032	0,7607
frad_illum	-0,0077	-0,0313	0,0035	0,0203
pot_equip	-0,1302	-0,4684	0,2345	0,8041
frad_equip	0,1324	0,4745	-0,2657	-0,8374
tinf	0,7619	0,9518	-0,3461	-0,8941

Tabela 72 – Índices SRC e PCC para as variáveis dependentes de demanda máxima com aquecimento (CAmáx) e com resfriamento (CRmáx) com amostragem de Sobol' na fonte de incerteza física e operacional.

Variáveis	SRC CA <sub>máx</sub>	PCC CA <sub>máx</sub>	SRC CR <sub>máx</sub>	PCC CR <sub>máx</sub>
econ_piso	0,0015	0,0126	0,0110	0,0265
lcon_piso	-0,0021	-0,0168	-0,0335	-0,0808
pcon_piso	-0,0009	-0,0071	-0,0222	-0,0536
ccon_piso	-0,0005	-0,0038	-0,0250	-0,0603
ecer_piso	0,0008	0,0066	0,0117	0,0283
lcer_piso	-0,0009	-0,0070	-0,0153	-0,0370
pcer_piso	-0,0001	-0,0009	-0,0027	-0,0065
ccer_piso	0,0000	-0,0003	-0,0028	-0,0068
earg_par	-0,0021	-0,0170	-0,0361	-0,0870
larg_par	0,0019	0,0158	0,0167	0,0403
parg_par	-0,0001	-0,0012	-0,0189	-0,0457
carg_par	-0,0002	-0,0019	-0,0190	-0,0459
ecer_par	-0,0011	-0,0087	-0,0086	-0,0207
lcer_par	0,0007	0,0057	0,0050	0,0120
pcer_par	-0,0002	-0,0013	-0,0031	-0,0074
ccer_par	0,0001	0,0005	-0,0027	-0,0066
eqv_par	-0,0115	-0,0934	-0,1547	-0,3502
levq_par	0,0095	0,0770	0,0560	0,1342
peqv_par	-0,0017	-0,0141	-0,1007	-0,2366
ceqv_par	-0,0017	-0,0141	-0,1002	-0,2352
ecer_cob	-0,0008	-0,0069	-0,0136	-0,0329
lcer_cob	0,0009	0,0072	0,0077	0,0186
pcer_cob	0,0000	-0,0004	-0,0046	-0,0110
ccer_cob	-0,0002	-0,0012	-0,0038	-0,0092
econ_cob	-0,0031	-0,0248	-0,1083	-0,2532
lcon_cob	0,0024	0,0198	0,0216	0,0522
pcon_cob	-0,0003	-0,0026	-0,0907	-0,2141
ccon_cob	-0,0013	-0,0109	-0,0910	-0,2148
eges_cob	-0,0017	-0,0134	-0,0099	-0,0240
lges_cob	0,0016	0,0130	0,0105	0,0253
pges_cob	0,0000	-0,0002	-0,0049	-0,0119
cges_cob	-0,0002	-0,0013	0,0014	0,0034
a_par	0,0000	0,0003	0,3218	0,6139
a_cob	-0,0001	-0,0008	0,2172	0,4646
d_ocup	-0,0018	-0,0145	0,0615	0,1469
frad_ocup	-0,0032	-0,0259	-0,0232	-0,0560
rot_ocup	-0,0015	-0,0120	0,0626	0,1494
pot_illum	-0,0022	-0,0180	0,0751	0,1786
frad_illum	-0,0002	-0,0016	-0,0034	-0,0083
pot_equip	-0,0021	-0,0174	0,0707	0,1685
frad_equip	-0,0015	-0,0120	-0,0265	-0,0640
tin <sub>f</sub>	0,9922	0,9924	0,7578	0,8777

## E.2.5 Método FAST estendido

A Tabela 73 mostra os índices de sensibilidade global do método eFAST para todas as variáveis nos critérios de consumo de energia e demanda máxima com aquecimento e resfriamento.

Tabela 73 – Índices totais de sensibilidade St do método eFAST para as variáveis dependentes de consumo de energia e demanda máxima na fonte de incerteza física e operacional.

Variáveis	St CA	St CR	St CA <sub>máx</sub>	St CR <sub>máx</sub>
econ_piso	0,0153	0,0327	0,0153	0,0165
lcon_piso	0,0171	0,0405	0,0153	0,0178
pcon_piso	0,0169	0,0400	0,0154	0,0176
ccon_piso	0,0165	0,0385	0,0154	0,0175
ecer_piso	0,0136	0,0250	0,0154	0,0170
lcer_piso	0,0136	0,0233	0,0153	0,0157
pcer_piso	0,0132	0,0238	0,0153	0,0160
ccer_piso	0,0132	0,0237	0,0153	0,0160
earg_par	0,0120	0,0272	0,0152	0,0160
larg_par	0,0109	0,0247	0,0152	0,0158
parg_par	0,0112	0,0317	0,0152	0,0155
carg_par	0,0112	0,0318	0,0152	0,0155
ecer_par	0,0110	0,0287	0,0152	0,0156
lcer_par	0,0109	0,0282	0,0152	0,0156
pcer_par	0,0109	0,0285	0,0152	0,0153
ccer_par	0,0109	0,0285	0,0152	0,0153
eeqv_par	0,0214	0,1342	0,0153	0,0339
leqv_par	0,0196	0,0230	0,0159	0,0268
peqv_par	0,0177	0,0655	0,0158	0,0340
ceqv_par	0,0177	0,0655	0,0158	0,0340
ecer_cob	0,0165	0,0120	0,0159	0,0262
lcer_cob	0,0160	0,0125	0,0159	0,0265
pcer_cob	0,0162	0,0123	0,0159	0,0262
ccer_cob	0,0162	0,0123	0,0159	0,0262
econ_cob	0,0309	0,0136	0,0159	0,0407
lcon_cob	0,0172	0,0123	0,0159	0,0253
pcon_cob	0,0230	0,0133	0,0158	0,0286
ccon_cob	0,0230	0,0133	0,0158	0,0286
eges_cob	0,0143	0,0122	0,0158	0,0198
lges_cob	0,0146	0,0122	0,0159	0,0207
pges_cob	0,0146	0,0118	0,0159	0,0203
cges_cob	0,0146	0,0118	0,0159	0,0203
a_par	0,0395	0,1445	0,0159	0,2080
a_cob	0,0284	0,0617	0,0159	0,1095
d_ocup	0,0425	0,0738	0,0159	0,0483
frad_ocup	0,1587	0,1101	0,0158	0,0424
rot_ocup	0,1915	0,2119	0,0158	0,0466
pot_illum	0,0855	0,1865	0,0158	0,0483
frad_illum	0,0534	0,0712	0,0159	0,0312
pot_equip	0,1012	0,5619	0,0159	0,0435
frad_equip	0,0517	0,2375	0,0159	0,0432
tinfl	0,4738	0,3774	0,9985	0,9249

### **E.2.6 Método Sobol' (2008)**

A Tabela 74 mostra os índices de sensibilidade de primeira ordem do método Sobol'(2008) de todas as variáveis para os critérios de consumo de energia e demanda máxima com aquecimento e resfriamento.

Tabela 74 – Índices de primeira ordem Si do método Sobol'(2008) para as variáveis dependentes de consumo de energia e demanda máxima na fonte de incerteza física e operacional.

Variáveis	Si CA	Si CR	Si CA <sub>máx</sub>	Si CR <sub>máx</sub>
econ_piso	0,0062	-0,0174	-0,0025	0,0014
lcon_piso	0,0396	-0,0129	-0,0099	0,0002
pcon_piso	0,0230	0,0026	-0,0024	0,0258
ccon_piso	0,0479	-0,0039	0,0065	0,0063
ecer_piso	0,0116	-0,0065	-0,0078	0,0177
lcer_piso	0,0172	0,0003	-0,0031	0,0238
pcer_piso	-0,0011	-0,0143	-0,0142	0,0250
ccer_piso	0,0532	0,0066	0,0122	0,0190
earg_par	0,0273	-0,0116	0,0010	-0,0008
larg_par	0,0209	-0,0129	0,0016	-0,0004
parg_par	-0,0145	-0,0145	-0,0111	0,0173
carg_par	0,0078	-0,0191	0,0182	0,0235
ecer_par	0,0176	0,0057	-0,0019	0,0064
lcer_par	-0,0123	-0,0352	-0,0161	0,0327
pcer_par	0,0250	-0,0158	0,0031	0,0038
ccer_par	0,0173	-0,0311	-0,0014	0,0035
eeqv_par	0,0429	0,0498	-0,0033	0,0605
leqv_par	0,0533	0,0130	0,0224	0,0386
peqv_par	0,0347	0,0312	0,0052	0,0556
ceqv_par	0,0100	0,0222	-0,0031	0,0367
ecer_cob	-0,0040	-0,0435	-0,0050	-0,0104
lcer_cob	0,0150	-0,0331	0,0093	0,0317
pcer_cob	0,0335	0,0231	0,0235	0,0322
ccer_cob	0,0276	-0,0256	0,0407	0,0283
econ_cob	0,0550	-0,0033	0,0313	0,0377
lcon_cob	-0,0025	-0,0303	-0,0118	0,0013
pcon_cob	0,0398	-0,0128	0,0152	0,0314
ccon_cob	0,0527	-0,0063	0,0163	0,0339
eges_cob	0,0022	-0,0437	0,0067	0,0317
lges_cob	0,0324	0,0006	0,0082	0,0102
pges_cob	-0,0007	-0,0108	-0,0164	0,0157
cges_cob	0,0250	-0,0071	0,0298	0,0321
a_par	0,0857	0,2663	-0,0037	0,1847
a_cob	0,0446	0,0879	-0,0273	0,0775
d_ocup	0,1072	0,1631	0,0072	0,0320
frad_ocup	0,0822	0,0125	-0,0089	0,0147
rot_ocup	0,0387	-0,0158	-0,0022	-0,0051
pot_illum	0,0636	0,0451	-0,0198	-0,0109
frad_illum	-0,0003	0,0038	0,0162	0,0317
pot_equip	0,0501	0,0704	0,0288	0,0308
frad_equip	0,0364	0,0367	-0,0182	0,0023
tinfl	0,4671	0,0310	1,0048	0,5538

### E.2.7 Método Sobol' (2010)

A Tabela 75 mostra os índices totais de sensibilidade do método Sobol'(2010) de todas as variáveis para os critérios de consumo de energia e demanda máxima com aquecimento e resfriamento.

Tabela 75 – Índices totais de sensibilidade St do método Sobol' (2010) para as variáveis dependentes de consumo de energia e demanda máxima na fonte de incerteza física e operacional.

Variáveis	St CA	St CR	St CA máx	St CR máx
econ_piso	0,0076	0,0086	0,0000	0,0006
lcon_piso	0,0082	0,0072	0,0000	0,0023
pcon_piso	0,0092	0,0071	0,0000	0,0014
ccon_piso	0,0093	0,0089	0,0000	0,0016
ecer_piso	0,0042	0,0048	0,0000	0,0006
lcer_piso	0,0045	0,0052	0,0000	0,0007
pcer_piso	0,0044	0,0052	0,0000	0,0002
ccer_piso	0,0026	0,0027	0,0000	0,0002
earg_par	0,0013	0,0041	0,0000	0,0017
larg_par	0,0004	0,0002	0,0000	0,0004
parg_par	0,0004	0,0038	0,0000	0,0007
carg_par	0,0005	0,0037	0,0000	0,0009
ecer_par	0,0001	0,0002	0,0000	0,0001
lcer_par	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
pcer_par	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000
ccer_par	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000
eeqv_par	0,0299	0,0438	0,0003	0,0409
leqv_par	0,0166	0,0002	0,0002	0,0050
peqv_par	0,0029	0,0465	0,0000	0,0181
ceqv_par	0,0027	0,0360	0,0000	0,0171
ecer_cob	0,0002	0,0002	0,0000	0,0003
lcer_cob	0,0001	0,0000	0,0000	0,0001
pcer_cob	0,0001	0,0001	0,0000	0,0001
ccer_cob	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000
econ_cob	0,0178	0,0027	0,0000	0,0172
lcon_cob	0,0005	0,0003	0,0000	0,0007
pcon_cob	0,0155	0,0017	0,0000	0,0142
ccon_cob	0,0160	0,0017	0,0000	0,0139
eges_cob	0,0001	0,0001	0,0000	0,0002
lges_cob	0,0003	0,0000	0,0000	0,0002
pges_cob	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000
cges_cob	0,0001	0,0001	0,0000	0,0000
a_par	0,0796	0,3147	0,0000	0,1799
a_cob	0,0537	0,1431	0,0000	0,0883
d_ocup	0,1019	0,1705	0,0000	0,0088
frad_ocup	0,1105	0,0587	0,0000	0,0039
rot_ocup	0,0530	0,0343	0,0000	0,0050
pot_ilum	0,0419	0,0574	0,0000	0,0095
frad_ilum	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
pot_equip	0,0408	0,0820	0,0000	0,0101
frad_equip	0,0161	0,0409	0,0000	0,0041
tinf	0,5614	0,0748	0,9947	0,5592

### **E.3 TOMADA DE DECISÃO EM ABORDAGEM PROBABILÍSTICA**

Esta seção mostra os resultados completos da tomada de decisão probabilística mostrada na seção 6.4. A abordagem separou cada um dos dezessete cenários de tomada de decisão, mostrando as probabilidades de ser escolhido o melhor modelo de desempenho em cada cenário. A probabilidade se refere unicamente às incertezas em cada fonte (algoritmos, modelagem, física e operacional).

As Figuras 130 e 131 mostram os histogramas de probabilidades de ocorrência para cada posição (1 a 6) de melhor a pior modelo, em cada cenário de tomada de decisão na incerteza de algoritmos. As Figuras 132 e 133 mostram o mesmo para a fonte de incerteza de modelagem; as Figuras 134 e 135 para a fonte de incerteza física e as Figuras 136 e 137, para a fonte de incerteza operacional.

Como exemplo de interpretação, na incerteza de algoritmos (Figura 130) percebe-se que, no cenário de preferência 5, o modelo 1 possui 97% de probabilidade de ser o pior modelo (ou seja, o sexto modelo). Nesse mesmo caso, o modelo 6 possui 67% de probabilidade de ser o melhor modelo (ou seja, o primeiro modelo), e 23% de probabilidade de ser o segundo melhor modelo, perdendo para o modelo 5.

Figura 130 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de algoritmos – Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9).

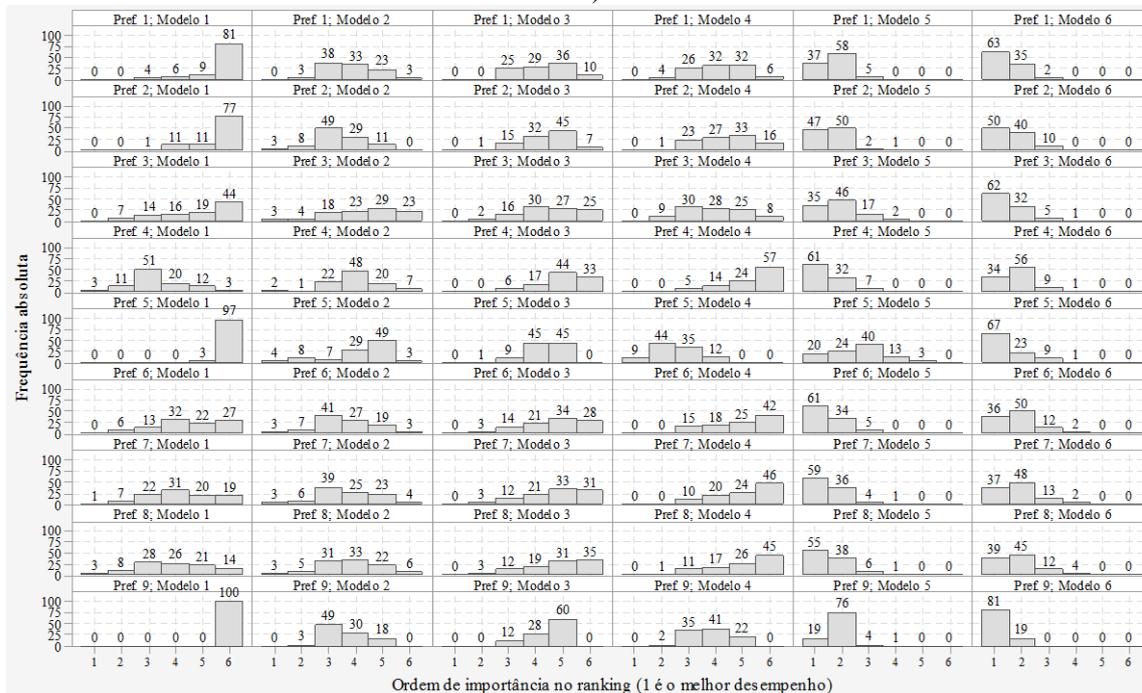


Figura 131 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de algoritmos – Parte 2 de 2 (cenários de preferência 10 a 17).

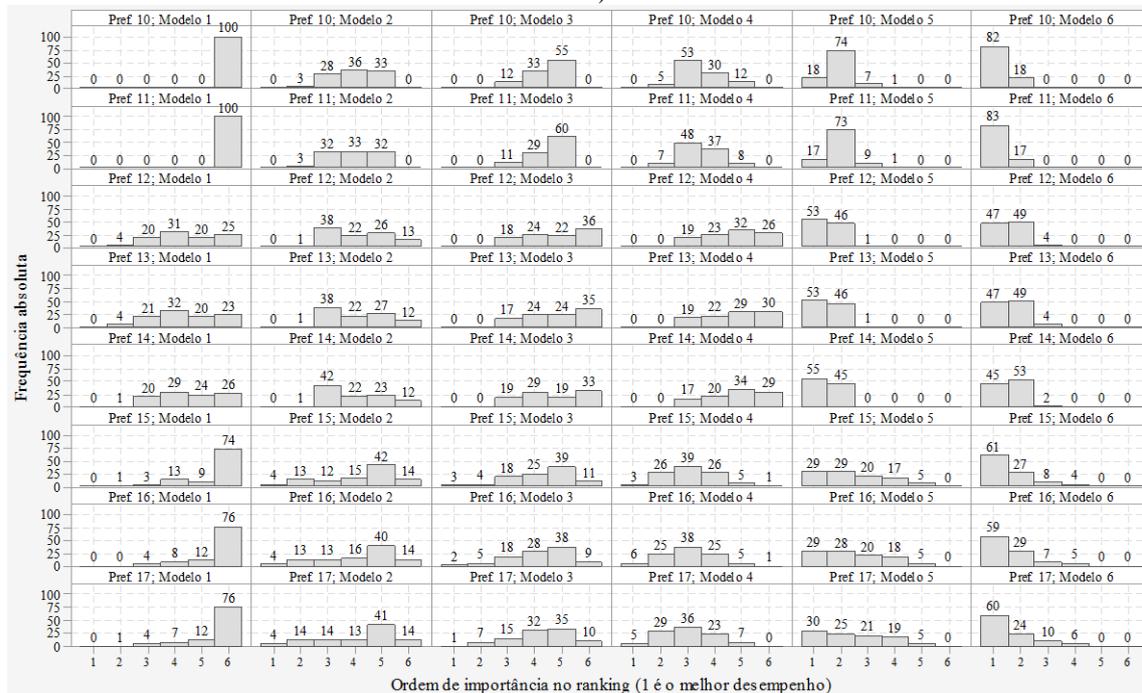


Figura 132 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de modelagem – Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9).

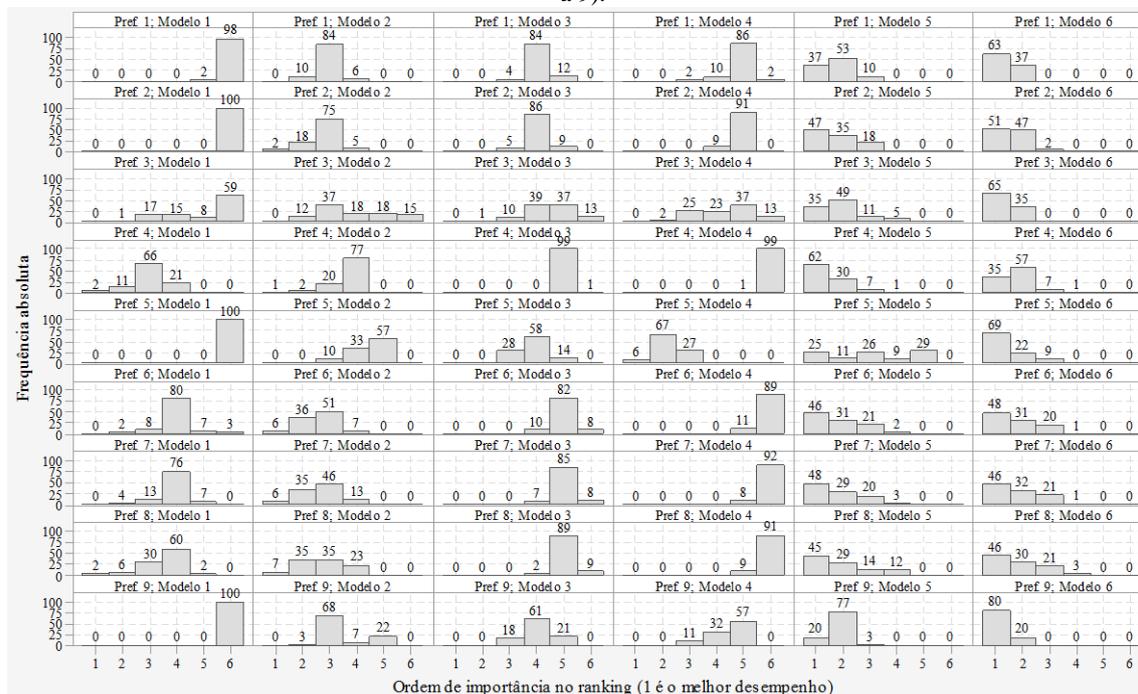


Figura 133 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza de modelagem – Parte 2 de 2 (cenários de preferência 10 a 17).

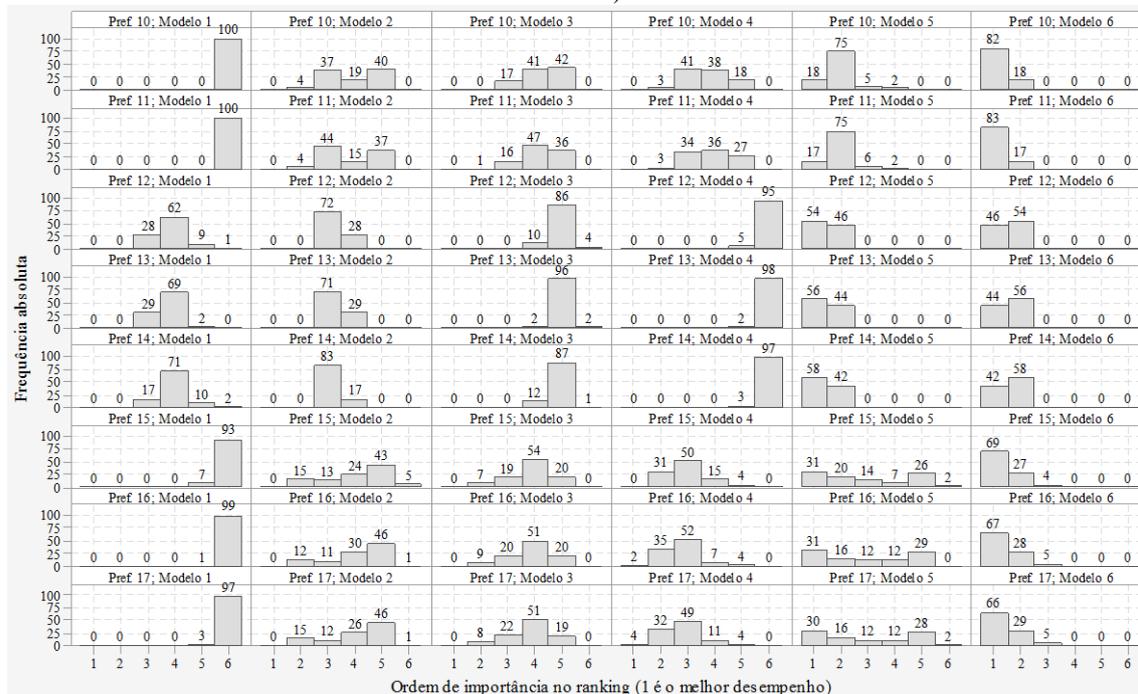


Figura 134 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza física– Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9).



Figura 135 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza física – Parte 2 de2 (cenários de preferência 10 a 17).

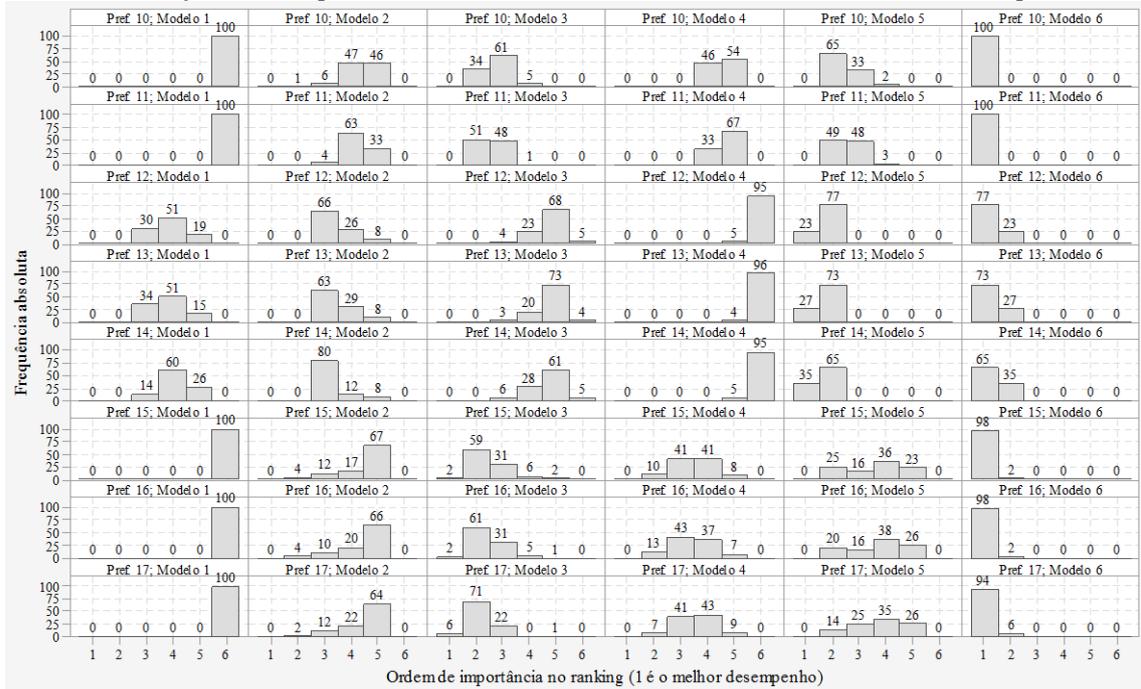


Figura 136 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza operacional – Parte 1 de 2 (cenários de preferência 1 a 9).

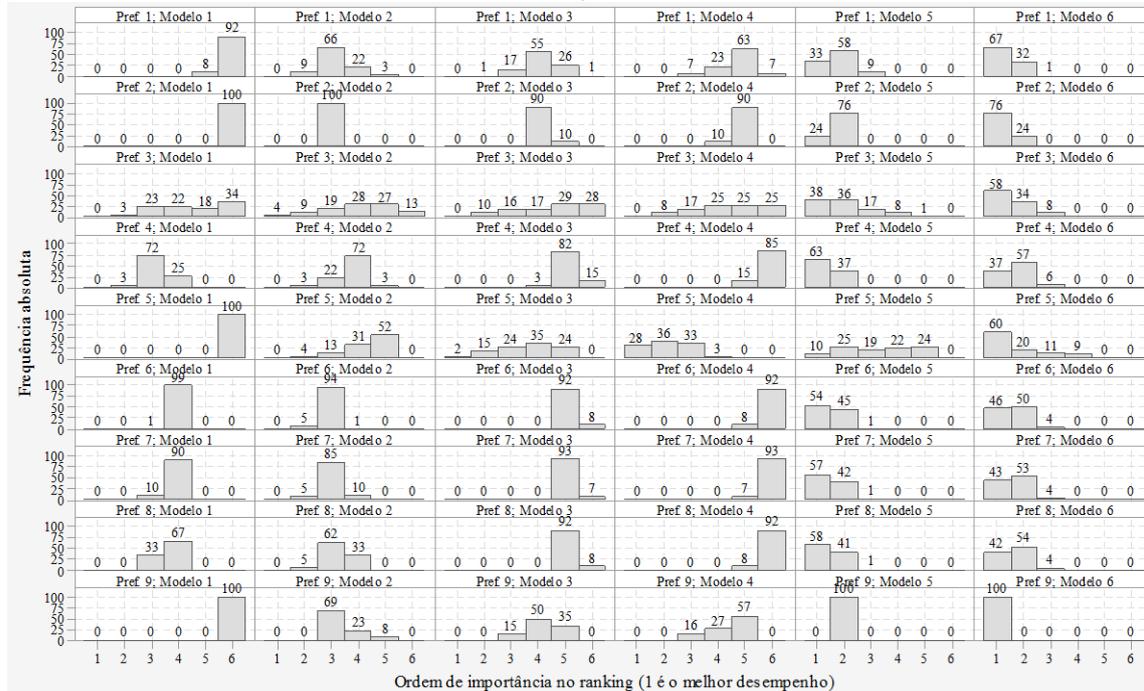


Figura 137 – Histograma com a probabilidade de cada modelo e cenário de preferência em estar em determinada ordem de importância na classificação de desempenho, conforme fonte de incerteza operacional – Parte 2 de 2 (cenários de preferência 10 a 17).

