

FERNANDO SIMON WESTPHAL

**ANÁLISE DE INCERTEZAS E DE SENSIBILIDADE APLICADAS À SIMULAÇÃO DE
DESEMPENHO ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES COMERCIAIS**

**Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa
Catarina, como parte dos requisitos para obtenção do
título de Doutor em Engenharia Civil.**

Área de concentração: Construção Civil

Orientador: Prof. Roberto Lamberts, PhD.

FLORIANÓPOLIS

2007

TERMO DE APROVAÇÃO

FERNANDO SIMON WESTPHAL

ANÁLISE DE INCERTEZAS E DE SENSIBILIDADE APLICADAS À SIMULAÇÃO DE DESEMPENHO ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES COMERCIAIS

Tese aprovada no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa Catarina, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil, pela seguinte banca examinadora:

Orientador: _____
Prof. Roberto Lamberts, PhD.
Departamento de Engenharia Civil, UFSC.

Banca: _____
Prof. Nathan Mendes, Dr.
Departamento de Engenharia Mecânica, PUC-PR.

Prof. Aldomar Pedrini, PhD.
Departamento de Arquitetura e Urbanismo, UFRN.

Prof. José Antônio Bellini da Cunha Neto, Dr.
Departamento de Engenharia Mecânica, UFSC.

Prof. Fernando Oscar Ruttkay Pereira, PhD.
Departamento de Arquitetura e Urbanismo, UFSC.

Profa. Solange V. G. Goulart, PhD.
Pós-Doc/PPGEC, UFSC

Coordenador: _____
Prof. Glicério Trichês, Dr.
Coordenador do PPGEC

Florianópolis, 27 de fevereiro de 2007

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Roberto Lamberts pela orientação e amizade durante esses anos de pesquisa no LabEEE. Agradeço a confiança depositada e toda a experiência repassada.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela bolsa de estudos concedida durante o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores Nathan Mendes, da PUC-PR; Aldomar Pedrini, da UFRN; José Antônio Bellini da Cunha Neto, Fernando Oscar Ruttkay Pereira e Solange Goulart, da UFSC, por aceitarem o convite para participarem da banca de avaliação deste trabalho. Em especial aos professores Bellini e Nathan Mendes, pelas críticas e sugestões durante a defesa de qualificação.

Ao professor Jan Hensen, da Technische Universiteit Eindhoven, pelas sugestões durante o exame de qualificação.

Aos meus “alunos” Alexandre Simon Lee, Devis Luis Marinoski, Michele Matos, Gladson Hoffmann da Silva, Rhafael de Souza Moretti, Marcelo Richard Valverde, Eloir Carlos Gugel, Gisele Toccolini, Daniel Eduardo Bet, Samuel Ribeiro Gosch e Ana Paula Melo, pelo respeito retribuído e por transformar a rotina do laboratório ainda mais gratificante.

Aos demais colegas do Laboratório de Eficiência Energética em Edificações (LabEEE), pela amizade e incentivo, e a todos aqueles que direta ou indiretamente contribuíram para que esta tese de doutorado fosse concluída dentro do prazo planejado.

À minha família, pelo conforto e segurança proporcionados durante toda a minha vida.

E finalmente, agradeço à minha esposa e amiga Roseli Alves Madeira Westphal, pelo apoio e compreensão ao longo de todo esse trabalho. Seu amparo nas horas difíceis foi essencial nessa jornada.

(...) uma ferramenta de simulação inferior nas mãos de um engenheiro bem consciente das suas características e capacidades é superior à melhor ferramenta de simulação nas mãos de um engenheiro pouco familiarizado com ela.

(J. P. Waltz)

Isso é o que fazemos para ganhar dinheiro:
vendemos certeza num mundo incerto.

(Al Pacino, *Two for the Money*, EUA, 2005)

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA.....	2
1.2 CALIBRAÇÃO: DEFINIÇÃO	5
1.3 OBJETIVOS	5
1.3.1 Objetivo geral	5
1.3.2 Objetivos específicos	5
1.4 ESTRUTURA DA TESE.....	6
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	7
2.1 INTRODUÇÃO	8
2.2 SIMULAÇÃO ENERGÉTICA DE EDIFICAÇÕES.....	8
2.3 CALIBRAÇÃO DE MODELOS DE SIMULAÇÃO.....	13
2.4 ANÁLISE DE INCERTEZAS E DE SENSIBILIDADE	18
2.5 ANÁLISE DE REGRESSÃO DO CONSUMO	27
2.6 TÉCNICAS DE AMOSTRAGEM ALEATÓRIA.....	33
2.7 RESUMO DO CAPÍTULO.....	37
3 DESENVOLVIMENTO DO MÉTODO.....	39
3.1 INTRODUÇÃO	40
3.2 DETERMINAÇÃO DO MODELO BASE.....	40
3.3 SIMULAÇÕES PARAMÉTRICAS	45
3.3.1 Tipologias arquitetônicas.....	47
3.3.1.1 Tipologia 1	47
3.3.1.2 Tipologia 2	48
3.3.2 Clima.....	49
3.3.3 Coeficiente de Performance (COP)	50
3.3.4 Densidade de carga interna (ILD).....	50
3.3.5 Padrão de uso	50
3.3.6 Capacidade e transmitância térmica das paredes e cobertura.....	51
3.3.7 Absortância à radiação solar de superfícies externas	52
3.3.8 Percentual de área de janela nas fachadas (WWR)	52

3.3.9	Fator de projeção dos brises	53
3.3.10	Coeficiente de Ganho de Calor Solar (SHGC) dos vidros	53
3.3.11	Orientação da edificação e infiltração de ar externo	54
3.4	RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES PARAMÉTRICAS	54
3.4.1	Efeitos do COP, da densidade de carga interna e do padrão de uso	55
3.4.2	Efeitos da transmitância térmica e da absorvância de superfícies opacas.....	56
3.4.2.1	Tipologia 1 e padrão de uso de 8 h/dia.....	56
3.4.2.2	Tipologia 1 e padrão de uso de 24 h/dia.....	57
3.4.2.3	Tipologia 2 e padrão de uso de 8 h/dia.....	59
3.4.2.4	Tipologia 2 e padrão de uso de 24 h/dia.....	60
3.4.3	Efeitos do WWR e do SHGC	61
3.4.4	Efeitos do sombreamento externo das janelas	62
3.4.5	Comentários gerais sobre a influência de cada parâmetro no consumo de energia.....	63
3.5	EQUAÇÕES DE REGRESSÃO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	66
3.6	AMOSTRAGEM ALEATÓRIA PARA OBTENÇÃO DAS EQUAÇÕES.....	70
3.7	EQUAÇÕES OBTIDAS APÓS AMOSTRAGEM ALEATÓRIA.....	73
3.7.1	Consumo de energia elétrica do sistema de ventilação	73
3.7.2	Consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar	73
3.7.2.1	Equações para a Tipologia 1	73
3.7.2.2	Equações para a Tipologia 2	79
3.7.2.3	Equação geral	81
3.8	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE PELAS EQUAÇÕES.....	82
3.9	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE SOBRE O MODELO DETALHADO.....	85
3.10	PERÍODO DE SIMULAÇÃO PARA A ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	86
3.11	PROPAGAÇÃO DE INCERTEZAS AO RESULTADO FINAL.....	88
3.12	ESTRUTURA DA METODOLOGIA DE APOIO À CALIBRAÇÃO	89
3.12.1	Primeira etapa da metodologia	91
3.12.2	Segunda etapa da metodologia	91
3.13	RESUMO DO CAPÍTULO.....	91
4	APLICAÇÃO DO MÉTODO.....	93
4.1	INTRODUÇÃO	94
4.2	DESCRIÇÃO DO ESTUDO DE CASO.....	94

4.3	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE PELAS EQUAÇÕES DE REGRESSÃO	96
4.3.1	Primeira rodada de cálculos – modelo base.....	96
4.3.2	Primeira iteração (It 1).....	98
4.3.3	Segunda iteração (It 2).....	100
4.3.4	Terceira iteração (It 3)	102
4.4	PERÍODO DE SIMULAÇÃO PARA A ANÁLISE DE SENSIBILIDADE SOBRE O MODELO DETALHADO	105
4.5	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE SOBRE O MODELO DETALHADO.....	107
4.6	PROPAGAÇÃO DE INCERTEZAS AO RESULTADO FINAL.....	112
4.7	RESUMO DO CAPÍTULO.....	117
5	CONCLUSÕES.....	119
5.1	INTRODUÇÃO	120
5.2	CONCLUSÕES SOBRE AS SIMULAÇÕES PARAMÉTRICAS	121
5.3	CONCLUSÕES SOBRE AS EQUAÇÕES DE REGRESSÃO DO CONSUMO.....	122
5.4	CONCLUSÕES GERAIS	123
5.5	LIMITAÇÕES DO MÉTODO.....	124
5.6	SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS	125
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	127

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – FLUXOGRAMA GERAL DO MÉTODO PROPOSTO.	40
FIGURA 2 – VISTA EM 3D DO MODELO GEOMÉTRICO DA TIPOLOGIA 1.	48
FIGURA 3 – VISTA EM 3D DO MODELO GEOMÉTRICO DA TIPOLOGIA 2.	49
FIGURA 4 – ROTINA DIÁRIA ADOTADA NO PADRÃO DE USO DE 8 H/DIA.	51
FIGURA 5 – EFEITOS DO COP, CARGAS INTERNAS E PADRÕES DE USO NO CONSUMO DE ENERGIA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 1, COM O CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.	55
FIGURA 6 – EFEITOS DA TRANSMITÂNCIA TÉRMICA NO CONSUMO DE ENERGIA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 1, COM PADRÃO DE USO DE 8H/DIA E PARA DIFERENTES CONDIÇÕES DE DENSIDADE DE CARGA INTERNA E ABSORTÂNCIA.	57
FIGURA 7 – EFEITOS DA TRANSMITÂNCIA TÉRMICA NO CONSUMO DE ENERGIA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 1, COM PADRÃO DE USO DE 24H/DIA E PARA DIFERENTES CONDIÇÕES DE DENSIDADE DE CARGA INTERNA E ABSORTÂNCIA.	58
FIGURA 8 – EFEITOS DA TRANSMITÂNCIA TÉRMICA NO CONSUMO DE ENERGIA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 2 COM PADRÃO DE USO DE 8H/DIA E PARA DIFERENTES CONDIÇÕES DE DENSIDADE DE CARGA INTERNA E ABSORTÂNCIA.	59
FIGURA 9 – EFEITOS DA TRANSMITÂNCIA TÉRMICA NO CONSUMO DE ENERGIA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 2, COM PADRÃO DE USO DE 24H/DIA E PARA DIFERENTES CONDIÇÕES DE DENSIDADE DE CARGA INTERNA E ABSORTÂNCIA.	60
FIGURA 10 – CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR PARA MODELOS COM DIFERENTES TIPOS DE VIDRO E ÁREA DE JANELAS NAS FACHADAS.	61
FIGURA 11 – EFEITOS DO SOMBREAMENTO EXTERNO NO CONSUMO DE ENERGIA EM CONDICIONAMENTO DE AR PARA O CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.	62
FIGURA 12 – CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 1 PARA O CLIMA DE CURITIBA.	64
FIGURA 13 – CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 1 PARA O CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.	64

FIGURA 14 – CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 1 PARA O CLIMA DE SALVADOR.....	64
FIGURA 15 – CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 2 PARA O CLIMA DE CURITIBA.....	65
FIGURA 16 – CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 2 PARA O CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.	65
FIGURA 17 – CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR DA TIPOLOGIA 2 PARA O CLIMA DE SALVADOR.....	65
FIGURA 18 – CORRELAÇÃO ENTRE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR SIMULADO E ESTIMADO PELA PRIMEIRA EQUAÇÃO (EQ. 6) PARA A TIPOLOGIA 1 E CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.	67
FIGURA 19 – CORRELAÇÃO ENTRE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR SIMULADO E ESTIMADO PELA SEGUNDA EQUAÇÃO (EQ. 6) PROPOSTA PARA A TIPOLOGIA 1 E CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.....	69
FIGURA 20 – CORRELAÇÃO ENTRE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR SIMULADO E ESTIMADO PELA PRIMEIRA EQUAÇÃO (EQ. 9) OBTIDA APÓS AMOSTRAGEM ALEATÓRIA PARA A TIPOLOGIA 1 E CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.	74
FIGURA 21 - CORRELAÇÃO ENTRE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR SIMULADO E ESTIMADO PELA SEGUNDA EQUAÇÃO (EQ. 10) OBTIDA APÓS AMOSTRAGEM ALEATÓRIA PARA A TIPOLOGIA 1 E CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.	75
FIGURA 22 - CORRELAÇÃO ENTRE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR SIMULADO E ESTIMADO PELAS EQUAÇÕES 8 E 10 PARA OS CASOS DO PRIMEIRO LOTE DE SIMULAÇÕES DA TIPOLOGIA 1 E CLIMA DE FLORIANÓPOLIS.....	76
FIGURA 23 - CORRELAÇÃO ENTRE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA SIMULADO E ESTIMADO PELA EQUAÇÃO 10 PARA A TIPOLOGIA 1 E CLIMAS DE CURITIBA E SALVADOR.....	79
FIGURA 24 – CORRELAÇÃO ENTRE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA SIMULADO E ESTIMADO PELA EQUAÇÃO 11 PARA AS 2 TIPOLOGIAS E OS 3 CLIMAS SIMULADOS.....	82
FIGURA 25 – FLUXOGRAMA DO PROCESSO ITERATIVO A SER APLICADO NA SEGUNDA ETAPA DA METODOLOGIA DE APOIO À CALIBRAÇÃO.....	89
FIGURA 26 – FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA DE APOIO À CALIBRAÇÃO.	90

FIGURA 27 – EDIFÍCIO SIMULADO.....	95
FIGURA 28 – QUANTIDADE DE CASOS POR FAIXA DE VALORES DE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA OBTIDOS NA PRIMEIRA RODADA DE CÁLCULOS.....	97
FIGURA 29 – EQUIPAMENTO DE MEDIÇÃO DA CURVA DE CARGA INSTALADO NO CIRCUITO PRINCIPAL DE ALIMENTAÇÃO DO PRÉDIO.....	99
FIGURA 30 – INTERVALO DE CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA ESTIMADO PARA CADA ITERAÇÃO COM A EQUAÇÃO DE REGRESSÃO.....	102
FIGURA 31 – CURVAS DE CARGA OBTIDAS COM A MEDIÇÃO NO QUADRO GERAL DA EDIFICAÇÃO ENTRE O PERÍODO DO DIA 4 AO DIA 12 DE JULHO DE 2005.	103
FIGURA 32 – INTERVALO DE CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA ESTIMADO PARA CADA ITERAÇÃO, APÓS A CORREÇÃO DO PADRÃO DE USO E DA DENSIDADE DE CARGA INTERNA DO MODELO.....	104
FIGURA 33 - QUANTIDADE DE CASOS ENTRE A FAIXA DE VALORES DE CONSUMO OBTIDA APÓS A TERCEIRA RODADA DE CÁLCULOS.	105
FIGURA 34 – TEMPERATURAS MÉDIAS DIÁRIAS PARA O MÊS DE JANEIRO, CALCULADAS A PARTIR DO ARQUIVO CLIMÁTICO TRY DA CIDADE DE FLORIANÓPOLIS.	107
FIGURA 35 – MÉDIA E DESVIO-PADRÃO DOS EFEITOS ELEMENTARES PROVOCADOS POR CADA PARÂMETRO COM INCERTEZAS.....	110
FIGURA 36 – REPRESENTAÇÃO ALTERNATIVA DA MÉDIA E DESVIO-PADRÃO DOS EFEITOS ELEMENTARES PROVOCADOS POR CADA PARÂMETRO COM INCERTEZAS.....	111
FIGURA 37 – DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIA DE CASOS SIMULADOS POR FAIXA DE CONSUMO ANUAL DE ENERGIA ELÉTRICA.	113
FIGURA 38 – DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIA DE CASOS SIMULADOS POR FAIXA DE USO FINAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM CONDICIONAMENTO DE AR.	115
FIGURA 39 – COMPARAÇÃO ENTRE CONSUMO MENSAL DE ENERGIA ELÉTRICA REAL E SIMULADO.	116
FIGURA 40 – COMPARAÇÃO ENTRE A TEMPERATURA DE BULBO SECO MÉDIA MENSAL DO PERÍODO DE CONSUMO REGISTRADO E DO ARQUIVO CLIMÁTICO UTILIZADO NA SIMULAÇÃO.	117

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – VARIÁVEIS RELACIONADAS A CADA FONTE DE CALOR EM UMA EDIFICAÇÃO.....	42
TABELA 2 – LISTA DE PARÂMETROS DO MODELO BÁSICO.....	44
TABELA 3 – LISTA DE PARÂMETROS UTILIZADOS PARA OBTENÇÃO DA EQUAÇÃO DE ESTIMATIVA DO CONSUMO POR REGRESSÃO MULTIVARIADA.....	46
TABELA 4 – CIDADES ADOTADAS PARA A REALIZAÇÃO DAS SIMULAÇÕES.....	49
TABELA 5 – COMPOSIÇÃO DAS DENSIDADES DE CARGA INTERNA ADOTADAS.....	50
TABELA 6 – TIPOS DE PAREDES E COBERTURAS “PESADAS” ADOTADOS NAS SIMULAÇÕES.....	52
TABELA 7 – PROPRIEDADES FÍSICAS DOS TIPOS DE VIDROS EM RELAÇÃO À RADIAÇÃO SOLAR.....	54
TABELA 8 – VALORES ADOTADOS PARA OS PARÂMETROS DO MODELO NO LHS.....	71
TABELA 9 – TIPOS DE PISO ADOTADOS NO SEGUNDO LOTE DE SIMULAÇÕES.....	72
TABELA 10 – PROPRIEDADES FÍSICAS DOS TIPOS DE VIDROS EM RELAÇÃO À RADIAÇÃO SOLAR.....	72
TABELA 11 – COEFICIENTES DE REGRESSÃO LINEAR E COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO (R^2) DAS EQUAÇÕES OBTIDAS PARA A TIPOLOGIA 1 E PARA AS TRÊS CIDADES ANALISADAS.....	77
TABELA 12 – COEFICIENTES DE REGRESSÃO LINEAR E COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO (R^2) DAS EQUAÇÕES OBTIDAS PARA A TIPOLOGIA 2 E PARA AS TRÊS CIDADES ANALISADAS.....	80
TABELA 13 – EXEMPLO DE CÁLCULO DOS COEFICIENTES DE INFLUÊNCIA A PARTIR DAS EQUAÇÕES.....	83
TABELA 14 – CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA ENTRE O PERÍODO DE DEZEMBRO DE 2003 A NOVEMBRO DE 2004.....	95
TABELA 15 – VALORES ADOTADOS NA PRIMEIRA RODADA DE CÁLCULO DE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA USANDO AS EQUAÇÕES.....	96
TABELA 16 – DIFERENÇAS MÁXIMAS NO CONSUMO PROVOCADAS PELOS PARÂMETROS COM INCERTEZAS NO MODELO BASE.....	98
TABELA 17 – DIFERENÇAS MÁXIMAS NO CONSUMO PROVOCADAS PELOS PARÂMETROS COM INCERTEZAS APÓS A PRIMEIRA ITERAÇÃO.....	100
TABELA 18 – DIFERENÇAS MÁXIMAS NO CONSUMO PROVOCADAS PELOS PARÂMETROS COM INCERTEZAS APÓS A SEGUNDA ITERAÇÃO.....	101

TABELA 19 – RESUMO ESTATÍSTICO SOBRE A TEMPERATURA DO AR EXTERNO REGISTRADA NO ARQUIVO CLIMÁTICO TRY DA CIDADE DE FLORIANÓPOLIS.....	106
TABELA 20 – LISTA DE PARÂMETROS PARA APLICAÇÃO DA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE.....	108
TABELA 21 – LISTA DE PARÂMETROS IDENTIFICADOS COM INFLUÊNCIA SIGNIFICATIVA SOBRE O CONSUMO DO SISTEMA DE CONDICIONAMENTO DE AR DO MODELO DETALHADO.....	112
TABELA 22 – RESUMO DE INDUÇÕES ESTATÍSTICAS SOBRE A AMOSTRA REPRESENTANDO O MODELO CALIBRADO.....	114

LISTA DE SIGLAS

$(\alpha+\tau)_{\text{vidro}}$	-	Soma da absorptância e transmitância de vidros à radiação solar
A_{cob}	-	Área de cobertura da edificação, em m ²
A_{fach}	-	Área total de fachadas da edificação, em m ²
ÁreaCond	-	Área condicionada da edificação, em m ²
ÁreaTotal	-	Área total construída da edificação, em m ²
A_{total}	-	Área total construída da edificação, em m ²
α_{cob}	-	Absortância da cobertura à radiação solar
α_{par}	-	Absortância das paredes à radiação solar
BriseH	-	Fator de projeção de brises horizontais instalados nas janelas
BriseV	-	Fator de projeção de brises verticais instalados nas janelas
ConsAC	-	Consumo anual de energia elétrica dos compressores do sistema de condicionamento de ar da edificação, em kWh/m ² de área construída
ConsNãoDepClima	-	Consumo anual de energia elétrica das cargas não dependentes do clima (iluminação e equipamentos), em kWh/m ²
ConsTotal	-	Consumo total anual de energia elétrica da edificação, em kWh
ConsVent	-	Consumo anual de energia elétrica do sistema de ventilação da edificação, em kWh/m ² de área construída
COP	-	Coefficiente de performance do sistema de condicionamento de ar, $W_{\text{térmico}}/W_{\text{elétrico}}$
CT	-	Capacidade térmica de componentes construtivos, kJ/m ² .K
GHresfr	-	Graus-hora de resfriamento do clima em questão, para a temperatura base de 24°C
ILD	-	<i>Internal Load Density</i> : densidade de carga interna, igual a soma das cargas de iluminação, equipamentos elétricos e pessoas
Inf	-	Infiltração de ar externo na edificação, em trocas/h
Orient	-	Orientação da edificação (azimute da fachada principal), em graus
PF	-	<i>Projection Factor</i> : fator de projeção de brises horizontais (PF,);

PU	- Padrão de uso e ocupação do prédio, em h/dia
SC	- <i>Shading Coefficient</i> : coeficiente de sombreamento dos vidros
SHGC	- <i>Solar Heat Gain Coefficient</i> : coeficiente de ganho de calor solar dos vidros
U_{cob}	- Transmitância térmica da cobertura, em $\text{W}/\text{m}^2.\text{K}$
U_{par}	- Transmitância térmica das paredes, em $\text{W}/\text{m}^2.\text{K}$
U_{piso}	- Transmitância térmica do piso, em $\text{W}/\text{m}^2.\text{K}$
Vol	- Volume do espaço artificialmente climatizado na edificação, em m^3
WWR	- <i>Window-to-Wall Ratio</i> : percentual de área de janelas em relação a área de fachadas da edificação

RESUMO

O objetivo principal desta tese de doutorado é desenvolver uma metodologia de apoio à calibração de modelos de simulação do desempenho térmico e energético de edificações. Atualmente, existem diversas ferramentas computacionais destinadas à análise energética de edificações. Através de simulação computacional, engenheiros e arquitetos podem avaliar o impacto de determinadas alternativas de projeto no consumo de energia de edificações novas ou existentes. Porém, o uso de tais ferramentas nos escritórios de projeto ainda é pouco expressivo. Um dos principais fatores que contribuem para este cenário é a alta complexidade dos programas existentes, que acabam exigindo muitas horas de dedicação do usuário para sua utilização com precisão. Para minimizar esse problema, metodologias de calibração de modelos computacionais têm sido desenvolvidas nas últimas décadas. De maneira geral, a calibração consiste no processo iterativo no qual o usuário procura ajustar os dados de entrada do seu modelo para obter uma representação adequada do comportamento energético da edificação em análise. Esta tarefa envolve a manipulação de centenas de variáveis de entrada em uma ferramenta de simulação detalhada. No presente trabalho, técnicas de análise de incertezas e sensibilidade sobre modelos computacionais são utilizadas para estabelecer uma metodologia de apoio ao processo de calibração. A estrutura geral da metodologia foi estabelecida em duas etapas. Na primeira etapa é feita uma análise de sensibilidade sobre o modelo básico da edificação. Nessa análise, equações obtidas por meio de regressão do consumo de energia de modelos simulados são utilizadas como um método de cálculo expedito. Identificados e ajustados os parâmetros mais influentes do modelo, por meio de iterações, parte-se para a segunda etapa da metodologia na qual a análise de sensibilidade é aplicada sobre o modelo de simulação detalhada, representado na ferramenta de simulação em uso. Ferramentas estatísticas de amostragem aleatória foram utilizadas na obtenção das equações de regressão do consumo e na metodologia de análise de sensibilidade. O método foi aplicado na simulação de um edifício de escritórios no programa EnergyPlus. Sobre o modelo base do edifício identificou-se que a densidade de cargas internas, os padrões de uso e o Coeficiente de Performance do sistema de condicionamento de ar seriam os parâmetros de maior impacto no consumo. A análise de sensibilidade sobre o modelo detalhado revelou características do sistema de condicionamento de ar como as mais significativas. Com as incertezas remanescentes sobre esses parâmetros, obteve-se um modelo com consumo anual médio de 145 MWh \pm 11%, ao nível de 95% de confiabilidade, quando o consumo real da edificação é de 149 MWh.

ABSTRACT

The main objective of this thesis is the development of a methodology to support the calibration procedure of building models, for thermal and energy performance simulation. Nowadays, several computational tools are available to analyze the energy consumption of buildings. Through computer simulation, engineers and architects can evaluate the impact of design alternatives on the energy consumption of existing or new buildings. Nevertheless, the use of such tools in design offices is not expressive. One of the main factors, which contribute to this scenario, is the high level of complexity detected in these programmes. As a result, a lot of hours are spent by users to manipulate this kind of tools accurately. In the last decades, this issue has been mitigated through the development of methodologies for calibration of building models. Generally, the calibration task consists of an iterative process where the user adjusts input data, in order to achieve an adequate representation of the building performance. This task implies on the manipulation of hundreds of input variables in a detailed simulation tool. In the present work, uncertainty and sensitivity analyses over computer models are used to establish a methodology to support the calibration procedure. Such a method was divided into parts. In the first one, a sensitivity analysis is carried out over the basic building model. In this analysis, equations obtained by regression analysis are used to speed up the calculation. After identification and adjustment of the most predominant parameters, using an iterative procedure, the second part of the method is evaluated, and a new sensitivity analysis is carried out, but over the detailed model, constructed in the simulation programme. Statistical tools for random sampling were used to obtain regression equations of the energy consumption and in the sensitivity analysis. The method was applied to the simulation of an office building in the EnergyPlus programme. Over the base model of the building, the internal load density, schedules and the Coefficient of Performance (COP) of the air conditioning system were identified as significant parameters. The sensitivity analysis over the detailed building revealed that some characteristics of the air conditioning system were the most significant. With the uncertainties remained about these parameters, a virtual model was established, with an estimated annual energy consumption of $145 \text{ MWh} \pm 11\%$, at the 95% of confidence level, while the real consumption of the building was about 149 MWh.

Capítulo 1

Introdução

1.1 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA

Nas últimas três décadas, diversas ferramentas de simulação computacional foram desenvolvidas para analisar o desempenho térmico e energético de edificações e seus sistemas. Atualmente, existem programas que permitem desde a manipulação de bases de dados de propriedades térmicas de componentes construtivos até a simulação integrada do comportamento energético de edificações, incluindo todos os seus sistemas elétricos e considerando sua interação com o meio ambiente.

Atráves da simulação computacional engenheiros e arquitetos podem quantificar os benefícios de determinada alternativa de projeto de uma edificação, antes mesmo de sua implementação, evitando os custos de execução de uma proposta que possa não ter o retorno econômico desejado. Apesar de reduzir o custo da obra, evitando a construção de opções de projeto menos vantajosas, o uso de simulação computacional gera um custo adicional na fase de projeto, envolvendo profissionais capacitados na manipulação de programas que, na maioria das vezes, requerem muitas horas de dedicação para o alcance dos resultados com a precisão desejada.

A complexidade dos fenômenos físicos que descrevem o comportamento térmico de edificações requer o conhecimento multidisciplinar do usuário e exige grande quantidade de dados de entrada para a realização da simulação computacional. Esses requisitos acabam restringindo os programas de simulação às universidades e aos centros de pesquisa, que são as poucas instituições capazes de agrupar profissionais e especialistas de diferentes áreas. Porém, a transferência desse tipo de tecnologia para o mercado da construção civil é pouco expressiva, e a maioria dos conceitos de projetos energeticamente eficientes fica restrita ao meio científico e acadêmico.

O tempo gasto na caracterização do modelo virtual da edificação é uma das razões que implica em inexpressivo uso dos programas de simulação em escritórios de projeto. Esse quadro pode ser revertido através de procedimentos que resultem em uma etapa de calibração dos modelos mais rápida e precisa e na aplicação de análise de incertezas sobre os dados de entrada inseridos no programa. A etapa de calibração consiste no processo interativo no qual o usuário ajusta os parâmetros de seu modelo para que o programa simule adequadamente o desempenho térmico e energético da edificação. A calibração do modelo deve ser conduzida para garantir a representatividade com precisão adequada do consumo mensal e anual de energia elétrica, além

da distribuição dos usos finais de energia no prédio. Em geral, os dados de saída utilizados para aferição do modelo são o consumo de energia elétrica (horário, mensal e anual) e a temperatura interna. Os ajustes nos parâmetros de entrada são feitos sobre as variáveis que o usuário possui maior incerteza quanto ao seu valor real ou sobre aquelas que não foram definidas inicialmente no modelo. Nesse último caso, geralmente o simulador adota valores pré-definidos pelo programa (*defaults*) para que o modelo fique completo e a simulação possa ser efetuada pela primeira vez. Na prática, a calibração é um processo subjetivo, dependendo muito da experiência do simulador para o alcance da precisão desejada em tempo hábil. Ocorre que muitas vezes esse processo exige diversas visitas à edificação simulada (no caso de prédios existentes) ou consultas à literatura para verificação de dados, tais como: propriedades termofísicas de materiais construtivos, desempenho energético de equipamentos elétricos, componentes de sistemas de iluminação e condicionamento de ar, padrões de uso e ocupação do edifício. Toda essa necessidade acaba ampliando demasiadamente o tempo dispensado na manipulação do programa de simulação, desestimulando o projetista.

O modelo virtual de uma edificação pode gerar diversas dúvidas quanto à caracterização de seus dados de entrada. Refere-se a “dados de entrada” os valores que representam, por exemplo, a geometria da edificação, as propriedades térmicas de seus materiais construtivos, a eficiência energética de equipamentos elétricos, a capacidade do sistema de condicionamento de ar, os padrões de uso e ocupação do prédio, etc. Esse tipo de informação é utilizado pelos algoritmos do programa para estimar as trocas de calor do edifício com o meio externo, os ganhos de calor interno, a temperatura interna resultante em cada zona térmica e o consumo de energia elétrica de cada sistema do edifício, incluindo o condicionamento de ar, que depende de todos os parâmetros anteriores.

Raramente, o analista que está realizando a simulação terá acesso, com absoluta certeza, à todos esses parâmetros que caracterizam o modelo. Boa parte dessas informações será deixada em segundo plano durante o início da modelagem. Quando os primeiros resultados diferem muito dos dados de desempenho real do edifício, o usuário tende a ajustar parâmetros que ele acha ser mais influente e ter maior incerteza quanto à sua definição. Isso ocorre, principalmente, em relação aos padrões de uso dos sistemas elétricos e propriedades térmicas dos componentes construtivos da edificação. Essa etapa da calibração pode atrair a atenção do simulador a parâmetros que exercem pouca influência sobre o desempenho global da edificação. Neste sentido, alguns programas já possuem ferramentas de análise de sensibilidade em seus códigos,

auxiliando o usuário na identificação daqueles parâmetros que merecem maior atenção, por serem mais significativos no comportamento energético do modelo.

A análise de sensibilidade consiste em perturbar o modelo, variando alguns de seus parâmetros de entrada, e identificando a variação ocorrida nos resultados de interesse. Esse processo geralmente requer um elevado número de simulações. Por exemplo, na análise de sensibilidade sobre 10 parâmetros de entrada, se cada um deles tiver 2 valores simulados, a combinação entre eles irá gerar 2^{10} casos, ou seja, 1.024 simulações. Considerando que determinado programa realize a simulação horária do modelo para um ano completo em 1 minuto, a execução dos 1.024 casos levaria 17 horas para ser concluída. Esse tempo excede em muito o esperado por projetistas para terem suas dúvidas respondidas através da simulação. A equipe do escritório de projeto deseja respostas rápidas, em poucas horas ou em menos de uma hora.

Mesmo que o tempo total dessas simulações pudesse ser reduzido para poucas horas, ainda resta a dúvida sobre o nível de detalhamento desejado no modelo para a realização da análise de sensibilidade. Em que ponto da modelagem o teste sobre a sensibilidade dos parâmetros pode ser realizado com precisão? Quais informações o usuário precisa ter bem definidas para que o programa indique as corretas tendências sobre o desempenho térmico da edificação?

Identificando as tendências ou a sensibilidade do modelo talvez o usuário conclua que a simulação horária seja inviável para o estudo de caso em questão. Ou porque ele possui poucas informações sobre o edifício, e que isso acarretará em um grau de imprecisão muito grande para o modelo calibrado; ou porque a análise de sensibilidade indicou que o consumo de energia elétrica do edifício é muito mais sensível a alterações de potência instalada em iluminação artificial, por exemplo, do que em modificações arquitetônicas e construtivas. Neste caso, se o projetista deseja analisar apenas a alternativa de reforma no sistema de iluminação, talvez não seja necessário realizar a simulação horária integrada, mesmo sabendo que haverá redução também no consumo de energia do sistema de condicionamento de ar, uma vez que a carga térmica será reduzida com a reforma.

Caso a simulação do desempenho fosse utilizada como ferramenta de apoio ao projeto de edificações, a análise de sensibilidade sobre o modelo virtual deveria ser aplicada desde os estágios iniciais do projeto. Tal análise deve servir de apoio ao projetista na interpretação do comportamento térmico e energético do seu modelo. Alternativas de projeto ou parâmetros mais

influentes podem ser identificados com maior segurança a partir da análise de sensibilidade. Incorporando o nível de incerteza sobre determinados parâmetros pode-se também determinar o grau de precisão dos resultados fornecidos pela simulação energética. Tais medidas devem aumentar a confiabilidade dos escritórios de projeto no uso de ferramentas de simulações.

1.2 CALIBRAÇÃO: DEFINIÇÃO

Segundo o dicionário Aurélio (FERREIRA, 1999), o termo *calibrar* significa “comparar as indicações de (um instrumento padrão), a fim de corrigir-lhe os erros de graduação”. O foco principal deste trabalho é oferecer meios para garantir a *calibração* de modelos para a simulação computacional do desempenho térmico e energético de edificações. Neste caso, a calibração consiste em comparar os resultados da simulação com valores de referência, a fim de corrigir os erros e diminuir as incertezas sobre o modelo.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo geral

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver uma metodologia para auxiliar na calibração de modelos de simulação computacional do desempenho térmico e energético de edificações através de análise de incertezas e sensibilidade sobre os dados de entrada do modelo.

1.3.2 Objetivos específicos

Atrelado ao objetivo geral deste trabalho, pretende-se como objetivos específicos:

- a) determinar quais os parâmetros básicos que definem o modelo virtual de uma edificação, para que se possa desenvolver a análise de sensibilidade com precisão sobre a ferramenta de simulação utilizada;
 - b) estabelecer um método expedito para análise de sensibilidade do consumo de energia elétrica de edificações a parâmetros de um modelo simplificado;
 - c) definir um método para a redução do número de simulações necessárias na identificação dos parâmetros significativos nos modelos;
-

- d) estabelecer os métodos estatísticos que podem ser utilizados para definir o grau de precisão da calibração de um modelo virtual para simulação energética da edificação;
- e) definir estatisticamente, um método para a propagação do nível de incerteza dos parâmetros de entrada aos dados de saída do modelo de simulação.

1.4 ESTRUTURA DA TESE

O texto desta tese está dividido em cinco capítulos. O primeiro capítulo apresentou uma introdução sobre o assunto, contextualizando o problema a ser explorado e os objetivos almejados.

O segundo capítulo apresenta uma revisão bibliográfica sobre o uso de programas para simulação computacional do comportamento térmico e energético de edificações. São apresentadas tendências no desenvolvimento das ferramentas de simulação neste século e a aplicação de algumas metodologias de calibração. As técnicas de análise de incertezas e sensibilidade mais comuns em simulação energética são descritas, incluindo o uso de equações de regressão do consumo e métodos de amostragem aleatória.

O terceiro capítulo relata o desenvolvimento do método, proposto como ferramenta de apoio à calibração. Inicialmente, são estabelecidos os parâmetros básicos que descrevem as principais fontes de calor em uma edificação. Simulações paramétricas foram realizadas para a obtenção de um método expedito para análise de sensibilidade dos modelos. Equações de regressão do consumo de energia elétrica foram utilizadas nessa etapa. Técnicas estatísticas para amostragem aleatória foram selecionadas para o desenvolvimento da segunda análise de sensibilidade, sobre o modelo detalhado, e para propagação de incertezas ao resultado final da simulação.

O quarto capítulo apresenta uma aplicação prática do método proposto, contendo todas as etapas de análise de sensibilidade do modelo computacional de uma edificação. Sobre uma amostra de casos, gerada em torno do modelo calibrado, são feitas inferências estatísticas para descrever o grau de precisão obtido na calibração.

O quinto e último capítulo apresenta as conclusões sobre o desenvolvimento e aplicação do método, incluindo as limitações e sugestões para futuros trabalhos.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

2.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica abrangendo trabalhos recentes sobre a integração de ferramentas de simulação no desenvolvimento de projetos de edificações. São explorados alguns métodos de calibração de modelos virtuais, onde a aplicação de análise de incertezas e sensibilidade é fundamental. Faz-se uma abordagem sobre o uso de equações de regressão na análise do desempenho de edificações. Métodos estatísticos são apresentados como ferramentas na análise de sensibilidade e propagação de incertezas de modelos ao resultado final da simulação.

2.2 SIMULAÇÃO ENERGÉTICA DE EDIFICAÇÕES

Medidas de redução do consumo de energia em edificações podem proporcionar não apenas economia de gastos para seus proprietários, como também evitam a necessidade de investimentos para ampliação do parque gerador e do sistema de distribuição de energia elétrica. Dessa forma, reduzem-se também os impactos ao meio ambiente, ocasionados pela construção de novas usinas, sejam elas termelétricas, hidrelétricas, nucleares, entre outras.

No caso de edificações artificialmente condicionadas, o projeto arquitetônico pode ter impacto significativo no consumo de eletricidade. Pedrini e Szokolay (2005) analisaram esse impacto através de simulação computacional do desempenho térmico e energético de edificações. Na análise energética de mais de 38.000 modelos de salas comerciais, constatou-se que até 70% de economia de energia poderia ser obtido através da definição adequada do desenho geométrico e escolha de materiais e componentes construtivos da edificação em função do clima.

Os primeiros programas computacionais para simulação do desempenho térmico de edificações e estimativa do consumo de energia surgiram na década de 70. De lá para cá, diversas ferramentas têm sido desenvolvidas para auxiliar projetistas na análise de alternativas mais eficientes, do ponto de vista energético. O Diretório de Ferramentas de Energia, mantido pelo Departamento de Energia dos Estados Unidos (DOE, 2006) apresenta uma lista de mais de 300 programas, que permitem desde a análise do desempenho térmico de um componente construtivo até a simulação integrada do comportamento energético da edificação e seus sistemas.

As ferramentas computacionais para análise térmica e energética disponíveis no mercado são muitas, mas a aplicação desses programas por engenheiros e arquitetos no projeto de edificações ainda é pouco expressiva, devido a uma série de fatores que serão tratados neste texto. No Brasil, o uso de tais ferramentas ainda está concentrado no meio acadêmico e de pesquisas, com pouca transferência da tecnologia para o setor privado (MENDES et al., 2005).

Procurando identificar as experiências com simulação e necessidades em termos de aprimoramento das ferramentas existentes, Donn (1997) realizou um levantamento junto a usuários de programas de simulação energética na Nova Zelândia e nos Estados Unidos. Dos 44 entrevistados, mais da metade (58%) ainda considera os programas difíceis de serem utilizados, sendo que a maioria dos usuários afirma que grande parcela do tempo gasto com o uso das ferramentas está no processo de modelagem da edificação. Como sugestões na melhoria dos programas existentes, 40% dos usuários indicam a necessidade de aperfeiçoamento nas interfaces. Entre as prioridades, salienta-se a falta de valores pré-definidos para dados de entrada, principalmente para caracterizar os padrões de uso e ocupação. Verificou-se também uma necessidade de se desenvolver diferentes níveis de simulação para os diferentes estágios do projeto, além de meios para garantir o controle de qualidade na simulação em cada uma dessas etapas. Visando disseminar o uso das ferramentas de simulação – da mesma forma como os editores de texto são comuns atualmente – Donn (1997) salienta a falta de recursos para garantir que:

- a) a modelagem da edificação seja rápida e expedita;
- b) o modelo climático utilizado seja apropriado para a condição de projeto em que a simulação está sendo empregada;
- c) o modelo da edificação seja compatível com a realidade;
- d) a relação entre os dados de entrada e saída possam ser analisados sistematicamente;
- e) os resultados práticos da simulação sejam repassados ao cliente.

Wilde e Voorden (2004) também exploraram a integração de ferramentas de simulação computacional durante o projeto de edificações. Como principais barreiras à aplicação dos programas nos escritórios de projeto foram encontradas: a falta de confiança dos projetistas nos

resultados, talvez até por falta de clareza nos dados de saída apresentados pela maioria dos programas; o alto grau de experiência exigido para execução de uma simulação e, conseqüentemente, os custos envolvidos no processo. Este último fator está atrelado ao nível de complexidade dos programas, exigindo muito tempo de dedicação por profissionais altamente capacitados.

Os projetos de três edifícios de escritórios que adotaram conceitos de eficiência energética na Holanda foram analisados no trabalho de Wilde e Voorden (2004). Detectou-se que a maioria dos conceitos e componentes energeticamente eficientes são selecionados durante a fase conceitual do projeto. As ferramentas de simulação, quando empregadas, são adotadas apenas para a confirmação da economia de energia esperada ou para aprimorar o desenvolvimento da alternativa de projeto já concebida. A simulação não tem sido utilizada para a tomada de decisão entre diferentes alternativas.

Ao aplicar um questionário a equipes que desenvolveram outros 70 projetos de edificações, Wilde e Voorden (2004) confirmaram as constatações levantadas nos estudos de caso dos três edifícios anteriores. Cerca de 80% das medidas de conservação de energia são adotadas e elaboradas conforme a experiência e intuição dos projetistas, e sem a comparação com alternativas diferentes. A repetição de experiências bem-sucedidas prevalece nesses casos e a justificativa para a pouca aplicação dos programas de simulação é a falta de clareza nos resultados apresentados pelas ferramentas existentes. Para aumentar a aplicabilidade da simulação do desempenho térmico no projeto de edificações os autores sugerem a inclusão de módulos que forneçam ao usuário informações sobre a precisão dos resultados alcançados, e que permitam também a intervenção sobre essa precisão. O aumento na transparência no procedimento de análise, expondo suas limitações, seria outro passo importante para ampliar a confiança do projetista na ferramenta em uso.

Augenbroe (2001) apresenta algumas tendências da simulação energética para o século XXI. Devido à complexidade dos fenômenos que regem o comportamento térmico e energético de edificações, a análise através de simulação tende à descentralização. Dessa forma, “especialistas remotos” seriam acionados para atuar em cada etapa do projeto e a interoperabilidade entre as ferramentas seria uma peça fundamental para o funcionamento do processo. Como cada projeto possui diferentes estágios que solicitam diferentes tipos de avaliação, a simulação também deveria ser aplicada em etapas. Os estágios iniciais dependem, na maioria das vezes, da experiência e do conhecimento do projetista, mas a decisão por uma

determinada tecnologia geralmente é feita pelo proprietário da edificação. O projetista costuma atuar posteriormente, com pequenos ajustes. Esse processo limita o impacto das ferramentas computacionais no desempenho final da edificação.

Para aperfeiçoar e viabilizar o uso mais intenso dos programas existentes, Augenbroe (2001) salienta a necessidade de incluir: recursos para a validação de condições assumidas para cada caso em particular; rotinas para desenvolver análise de incertezas, sensibilidades e riscos; métodos de verificação dos dados de entrada adequados para cada tipo de ferramenta; e de métodos de processamento pós-simulação, gerando indicadores de desempenho da edificação. Um dos grandes desafios a esse aperfeiçoamento é a criação de interfaces construtivas, leves e que evitem o risco de deixar a engenharia de lado ao aplicar determinada ferramenta. Para isso, a equipe de projetistas deve ter boa interação com os analistas envolvidos em cada etapa da simulação do desempenho da edificação.

Visando integrar as ferramentas de simulação ao longo do processo de projeto edificações, Augenbroe et al. (2004) desenvolveram uma bancada de trabalho virtual que agrega diferentes especialistas. A bancada é separada em quatro camadas. Na camada do topo estão as informações sobre o projeto e na base estão as ferramentas de simulação. A conexão entre as duas é feita por camadas intermediárias, quais sejam, os aspectos do modelo e os cenários de análise. O protótipo de interface desenvolvido emite avisos para cada membro da equipe de projeto, incluindo consultores e especialistas, indicando quando a atuação deles é necessária. A camada com as ferramentas de simulação pode conter uma ampla variedade de programas.

Ao distribuir as atividades para cada especialista, esse tipo de bancada de trabalho permite que cada usuário seja responsável por uma etapa da simulação e por isso possa se dedicar à calibração do modelo específico de sua atuação. Porém, é necessário estabelecer uma boa conexão e interação entre os diversos modelos e garantir que os parâmetros mais influentes no desempenho térmico e energético da edificação sejam contemplados na análise do especialista apropriado.

Uma visão geral sobre as potencialidades das ferramentas existentes para simulação do desempenho térmico e energético de edificações é apresentado por Malkawi (2004), juntamente com as tendências de aperfeiçoamento dos programas no futuro. O programa EnergyPlus (CRAWLEY et al., 2001) é citado como um marco na nova era de programas, os quais permitirão a integração de módulos desenvolvidos independentemente. Por possuir estrutura de simulação orientada a objeto, o EnergyPlus possibilita o desenvolvimento de interfaces voltadas

aos usuários menos experientes sem abrir mão de um código de simulação robusto. O programa E2-AC (WESTPHAL et al., 2006) é um exemplo desse tipo de aplicação, e consiste em uma interface para a simulação de modelos simplificados, com apenas uma zona térmica, utilizando o EnergyPlus como ferramenta de simulação. Diferentes alternativas de componentes construtivos, carga instalada, eficiência de sistemas de condicionamento de ar e padrões de uso podem ser avaliados através de uma interface desse tipo sem exigir muito conhecimento do usuário sobre o algoritmo de simulação aplicado.

Em termos de aplicação dos programas em projetos de engenharia, Malkawi (2004) salienta a contribuição dos métodos de otimização, tais como os Algoritmos Genéticos, que têm sido aplicados em problemas de otimização dos desempenhos térmico e luminoso, em função de características da envoltória, sistemas instalados e padrões de uso da edificação. Porém, a obtenção de resultados a partir desses métodos ainda requer boa experiência e prática do usuário. Mesmo com os esforços aplicados no desenvolvimento e aperfeiçoamento das ferramentas e métodos de simulação nas últimas três décadas, há uma necessidade de ampliar a integração entre os programas e as diversas etapas de projeto e operação da edificação. O rápido aperfeiçoamento das ferramentas de simulação não foi acompanhado pelo desenvolvimento de métodos de validação e análise de incertezas.

Ellis e Mathews (2002) também apresentam uma série de requisitos e tendências para a evolução das ferramentas de simulação, visando ampliar sua utilização pelos escritórios de projeto. A simulação nem sempre pode ser adotada em todas as etapas do projeto. Geralmente, para simular o comportamento térmico da edificação o projetista já precisa ter o projeto pronto, o que diminui o potencial de conservação de energia. Para que as ferramentas possam ser úteis durante a fase inicial de projeto são necessárias interfaces mais amigáveis e que requeiram um mínimo de dados de entrada, permitindo a obtenção de respostas rápidas. O intercâmbio de dados com programas de simulação detalhada permitiria a análise mais apurada das estimativas realizadas durante as fases iniciais do projeto.

Segundo Ellis e Mathews (2002), enquanto pesquisadores e cientistas procuram ferramentas mais precisas e que representem bem o mundo real, arquitetos e projetistas estão mais interessados em ferramentas simples, diretas e intuitivas. A simplificação dos dados de entrada e o uso de valores pré-definidos poderiam reduzir a complexidade dos programas de simulação. Uma estrutura simples para os dados de entrada auxiliaria o projetista a fornecer os parâmetros necessários, e os valores pré-definidos poderiam ser usados quando a informação

desejada ainda não está disponível. Diretamente ligado à simplificação dos dados de entrada está o tempo necessário para aprender e usar o programa. Reduzir a precisão para economizar tempo e diminuir a complexidade parece uma solução viável, e para serem mais eficazes os programas precisam ser desenvolvidos em cooperação com os projetistas para os quais são desenvolvidos.

2.3 CALIBRAÇÃO DE MODELOS DE SIMULAÇÃO

A maioria dos pesquisadores refere-se à complexidade das ferramentas de simulação como um dos principais fatores para a dificuldade de utilização desses programas por profissionais na elaboração do projeto de edificações. Outro fator seria a falta de clareza dos resultados, ou a falta de confiança do usuário nos resultados fornecidos pela simulação.

A transposição dessas duas barreiras pode ser obtida pela adoção de ferramentas adequadas para a calibração e análise de incertezas sobre o modelo da edificação.

O processo de calibração do modelo envolve os ajustes necessários nos dados de entrada para que o programa de simulação represente adequadamente o desempenho térmico e energético da edificação, o nível de precisão necessário depende da análise para a qual a simulação é designada. No estudo de edificações existentes, a calibração geralmente é feita com base no seu histórico de consumo de energia elétrica horário, mensal e anual. Durante esse processo, o usuário ajusta os dados de entrada no modelo sobre os quais ele possui maior incerteza, visando obter resultados próximos ao desempenho da edificação real. Procura-se ajustar não só o consumo de energia elétrica global, como também sua composição por uso final. No caso de edificações em fase de projeto, como não existem dados monitorados, geralmente são utilizados indicadores de desempenho de edificações semelhantes. A análise de sensibilidade dos dados de saída fornecidos pelo programa em relação aos dados de entrada é um processo fundamental na calibração desse tipo de modelo.

Waltz (1992) salienta que um alto nível de precisão nos resultados de uma simulação computacional está relacionado com um profundo entendimento sobre a ferramenta utilizada e o comportamento da edificação a ser simulada. Além disso, uma análise cuidadosa e crítica sobre os resultados fornecidos pelo programa de simulação são imprescindíveis. Para ser considerado “preciso”, o modelo virtual deve considerar todas as fontes e uso de energia na edificação. O consumo total anual deve ser estimado muito próximo do real, com diferença máxima de 5%. A primeira análise a ser feita é uma comparação entre consumo mensal simulado e medido. A

variação sazonal do consumo ao longo do ano deve ser bem representada. Se as variações sazonais não são bem representadas há uma indicação de que o clima exerce influência no consumo mensal de energia elétrica. Neste caso, é importante comparar os valores mensais de temperatura do arquivo climático e do ano real, referente ao consumo medido. Outra análise importante é comparar o pico de consumo medido e o simulado, para as principais estações do ano. A terceira análise consiste em verificar o consumo por uso final, especialmente quando se trata da simulação de propostas de reforma visando a redução no consumo de energia.

Para alcançar esses requisitos, Waltz (1992) recomenda o levantamento de informações sobre a edificação em duas etapas. Inicialmente deve ser feito um levantamento *in-loco* no qual é realizada uma observação cuidadosa sobre o funcionamento do sistema de controle da temperatura interna da edificação. Este levantamento também inclui uma visita em horário noturno, para verificar se as condições de operação relatadas pela equipe de manutenção do prédio são realmente executadas. Um segundo tipo de levantamento trata de descrever o padrão de carga instalado no prédio, e inclui medições de potência em circuitos e equipamentos. Nesta etapa é importante comparar a soma da medição instantânea de todos os equipamentos com o valor total de demanda verificado pela concessionária de energia elétrica. Também é importante verificar se o consumo total é igual à multiplicação das cargas e suas horas de uso.

Monitorando as curvas de carga de um edifício de escritórios em períodos de 2 a 4 semanas, Soebarto (1997) desenvolveu e aplicou uma metodologia de calibração. No método, ferramentas estatísticas são adotadas para verificar se os resultados estimados por simulação estão de acordo com os dados monitorados na edificação. Um modelo inicial é montado com base nas informações contidas nas plantas do edifício, e dados obtidos em visitas técnicas e entrevistas aos ocupantes. A calibração é executada inicialmente para as cargas não dependentes da temperatura (iluminação e demais equipamentos elétricos que não fazem parte do sistema de condicionamento de ar) e posteriormente para as cargas dependentes do clima externo. Medições de curva de carga da edificação realizadas em períodos de até quatro semanas são utilizadas para ajustar as informações acerca da carga instalada em iluminação e equipamentos, e dos padrões de operação desses usos finais de energia. Testes de “liga-e-desliga” são aplicados na determinação da carga instalada em iluminação e ventilação (*fan-coils*), evitando a contagem *in-loco* do total desses equipamentos. A carga instalada em demais equipamentos elétricos é obtida pela diferença entre o total medido e as medições para os dois usos finais anteriores (iluminação e ventilação). Na aplicação do método em dois estudos de caso, após a calibração do consumo

horário da edificação, a calibração do consumo mensal ocorreu naturalmente, sem a necessidade de grandes ajustes no modelo, comprovando que medições de curto prazo são eficazes na estimativa do consumo total do modelo. A calibração das cargas dependentes do clima não foi explorada no trabalho e as diferenças obtidas no consumo de energia deste uso final foram justificadas como sendo provocadas pela incerteza quanto a eficiência dos resfriadores de líquido em uso.

A metodologia utilizada por Soebarto (1997) só pode ser aplicada em edificações existentes e com a adequada divisão dos circuitos elétricos entre os diferentes usos finais de energia elétrica. Além disso, a execução de medições de curva de carga nem sempre é possível. Na prática, a maioria das edificações possui circuitos com cargas de iluminação e equipamentos misturadas, ou os medidores não podem ser instalados por falta de espaço nos quadros de distribuição (GRASSO, 1997; WESTPHAL, 1999). Para edificações novas (ainda em fase de projeto) não é possível executar as medições, fundamentais para o sucesso da calibração do consumo horário e dos picos de carga. Neste caso, dados medidos em edificações similares poderiam ser utilizados como base de comparação.

Pedrini et al. (2002) descrevem um método de calibração de modelos que combina a análise das plantas e documentação do edifício, visitas técnicas, e medições do consumo de energia elétrica e carga térmica. Aplicando a metodologia na simulação de um edifício de escritórios no programa DOE-2.1E, o consumo anual de energia elétrica estimado por simulação foi apenas 0,2% superior ao consumo real da edificação. No consumo mensal, a diferença máxima obtida foi de 9,2%. Como sugestões para melhorias nos programas de simulação para auxiliar na etapa de calibração dos modelos, Pedrini et al. (2002) indicam a possibilidade de criação de bases de dados com valores de parâmetros de entrada ajustados para determinados tipos de edificações. A implementação de ferramentas para análise de incertezas também iria contribuir para agilizar a etapa de calibração, auxiliando o usuário na definição de parâmetros de entrada mais importantes. Neste caso, os valores pré-definidos – disponíveis na base de dados – seriam adotados para representar os parâmetros com menor impacto no desempenho da edificação.

Tamburrini et al. (2003) apresentam um outro estudo de caso onde a calibração ocorreu em três etapas de descrição dos dados de entrada do modelo. A metodologia foi aplicada na simulação de um prédio industrial, utilizando como ferramenta o programa ESP-r. Na primeira etapa foi feita a caracterização do modelo com base na documentação sobre o edifício e

entrevistas aos funcionários responsáveis pela operação dos sistemas. Após a simulação desse primeiro modelo, os dados de consumo estimados pelo programa foram comparados com os valores registrados pela concessionária de energia elétrica. Como houve discrepância entre as duas fontes de dados, executaram-se medições de temperatura e umidade relativa do ar interno, visando identificar as fontes de erro no modelo (segunda etapa da calibração). Após a execução de alguns testes sobre o modelo, uma nova visita técnica (terceira etapa do processo de calibração) foi feita à edificação para confirmar detalhes sobre o padrão de uso e operação dos sistemas do prédio, especialmente em relação ao sistema de ventilação (*fan-coils*).

Entre a primeira e a segunda visita técnica ao edifício, Tamburrini et al. (2003) obtiveram diferentes respostas para os mesmos questionamentos feitos à equipe de manutenção e operação do prédio. De acordo com os autores, existem duas barreiras consideráveis a serem transpostas no processo de simulação de edificações. Em primeiro lugar, existem incertezas importantes sobre os valores corretos para as variáveis que representam a edificação real. Em segundo lugar, é necessário saber se esses valores foram inseridos adequadamente na ferramenta de simulação. Além disso, a alteração de poucos parâmetros provoca grandes variações nos dados de saída, e no início do processo de modelagem o usuário dificilmente saberá quais variáveis têm maior impacto nos dados de saída. Apesar de algumas técnicas de análise de sensibilidade terem sido integradas às ferramentas de simulação, propondo-se a diminuição dessas dúvidas, apenas os usuários mais experientes lidam com esse tipo de análise.

Uma técnica de automatização do processo de calibração de modelos de simulação é apresentada por Carroll e Hitchcock (1993). Parâmetros que descrevem o modelo são selecionados a partir de uma lista das características da edificação classificadas como sendo de “alto nível”, ou seja, aquelas suspeitas de provocarem maiores discrepâncias entre consumo medido e simulado. O método indica automaticamente o ajuste a ser feito nas demais características (de “baixo nível”), relacionadas aos parâmetros de alto nível. O ajuste é feito com base na minimização (otimização) de uma função diferencial que relaciona, por exemplo, os parâmetros a serem ajustados e a diferença entre consumo de energia medido e simulado. Cada termo da equação é associado a um peso, que pode ser manipulado para otimizar o processo de ajuste do modelo. O ponto de partida da modelagem é um protótipo com características semelhantes à edificação em análise. O modelo da edificação é gerado automaticamente a partir de informações básicas (idade, tamanho, tipo, localidade, consumo de energia) e de uma base de dados de componentes construtivos, cargas internas e padrões de uso típicos. Para testar o

método, foram utilizados modelos existentes, alterando-se intencionalmente alguns valores do caso base. Resultados dos testes confirmaram que o método é numericamente robusto e tende a indicar os parâmetros corretos a serem ajustados pelo usuário. Porém a experiência com simulação é fundamental para a sua aplicação.

Sun e Reddy (2006) tratam de outra abordagem analítica do processo de calibração de modelos de simulação energética. Ferramentas estatísticas, análise de sensibilidade e de incertezas são aplicadas na metodologia, que consiste em quatro etapas. Na primeira etapa é realizada uma análise de sensibilidade para definir um conjunto de parâmetros influentes no modelo. Na segunda etapa é feita a análise de identificação, para definir quantos parâmetros desse subconjunto podem ser ajustados matematicamente e quais os melhores “candidatos”. A terceira etapa compreende a otimização numérica visando definir os valores mais adequados para esses parâmetros. A análise de incertezas é aplicada na quarta e última etapa para estabelecer o grau de incerteza desses parâmetros e de todo o processo de calibração.

A principal função da análise de sensibilidade aplicada na primeira etapa da metodologia apresentada por Sun e Reddy (2006) é separar os parâmetros com forte influência daqueles com fraca influência no modelo. O método foi implementado no programa DOE-2 e para a análise de incertezas sobre as variáveis mais influentes foi aplicado o método Monte Carlo. Na simulação de um edifício de escritórios, a aplicação da metodologia permitiu um ajuste do modelo com erro máximo de 0,6% no consumo mensal, após cerca de 60 iterações do processo de calibração.

Um pré-tratamento dos dados de entrada é necessário para aplicar o método de calibração descrito acima. O processo de iteração descrito por Sun e Reddy (2006) parece “sugerir” os valores mais adequados aos parâmetros mais influentes do modelo, para que os resultados da ferramenta de simulação sejam estatisticamente equivalentes aos dados de desempenho da edificação real. O método realiza as iterações necessárias até que os resultados fiquem estatisticamente próximos ao desempenho da edificação real. Parte-se do princípio de que os parâmetros mais influentes devem ser ajustados dentro de suas determinadas faixas de incertezas. O método busca automaticamente, sem a interferência e a interpretação do usuário, pelo valor mais adequado aos dados de entrada, resultando em um consumo estimado próximo ou igual ao consumo real da edificação. Esse processo pode ser arriscado, pois através de simulação computacional pode-se obter a mesma estimativa de consumo de energia com diferentes combinações para os parâmetros de entrada do modelo. Dependendo do tipo de análise

à qual a simulação se destina, algumas características do modelo podem ser importantes e outras não. A faixa de incerteza ao redor dos dados de saída deve ser conhecida pelo usuário do programa, e não substituída por um valor exato, obtido através de tentativa e erro.

A análise de sensibilidade deve auxiliar o usuário a compreender o comportamento térmico e energético da edificação em estudo e sua interpretação física do problema nunca deve ser deixada de lado.

2.4 ANÁLISE DE INCERTEZAS E DE SENSIBILIDADE

No processo de calibração de um modelo de simulação térmica e energética de edificações busca-se reduzir o grau de incertezas sobre os parâmetros de entrada da ferramenta computacional utilizada. A análise de sensibilidade do modelo a seus dados de entrada pode auxiliar o usuário na verificação do grau de precisão da simulação, diante das considerações adotadas. Geralmente, a edificação não pode ser representada no programa de simulação com todos os seus detalhes arquitetônicos e construtivos, sistemas elétricos e rotinas de operação. Na definição do modelo inicial o usuário precisa simplificar os dados de entrada, adequando-os à capacidade de representação virtual. Neste caminho, surgem diversas incertezas acerca do que pode ser simplificado ou qual detalhe do edifício precisa ser bem representado no modelo, para que os resultados alcançados sejam considerados precisos.

Para verificar a influência de certas considerações na simulação energética, Purdy e Beausoleil-Morrison (2001) analisaram uma residência em clima canadense e identificaram, por exemplo, que a adoção de uma única zona térmica ao invés de maior detalhamento das divisões internas da edificação exerce influência significativa na carga térmica estimada através de simulação – para aquele clima e condições de uso da edificação. Outros fatores também mostraram predomínio nos resultados, como a simulação do contato da edificação com o solo, das pontes térmicas em fechamentos opacos, a modelagem da infiltração de ar para dentro da residência, a temperatura externa e radiação solar refletida pelo solo. Por outro lado, a simplificação na modelagem de janelas e sombreamentos externos revelou pouca influência na carga térmica de aquecimento. Os autores salientam que a inclusão de detalhes desnecessários no modelo pode contribuir para aumentar as incertezas na simulação. Dessa forma, conhecimentos sobre os fenômenos físicos que regem a simulação e a experiência do usuário são imprescindíveis, quando uma ferramenta oferece muitos graus de liberdade. Em contrapartida, a

simplificação de informações requer muito tempo para o tratamento de dados de entrada. O projeto de interfaces amigáveis deveria indicar os fatores que realmente são importantes ao caso analisado.

De Wit (1997) aponta três fontes principais de incertezas sobre modelos para simulação térmica de edificações:

- a) as edificações não são construídas como planejadas;
- b) no caso de edificações novas, no momento da simulação, nem todos os detalhes do projeto estão definidos; e
- c) simplificações são adotadas na representação dos complexos fenômenos físicos que regem o comportamento térmico da edificação.

Uma análise de incertezas foi desenvolvida e aplicada por De Wit (1997) na simulação de uma sala de um edifício de escritórios naturalmente ventilada. Os programas ESP-r e BFEP foram utilizados como ferramentas computacionais. Uma análise de sensibilidade foi executada para determinar o impacto da incerteza acerca do valor físico de determinadas variáveis do modelo, sem questionar se a representação dos parâmetros na ferramenta de simulação estava adequada. Utilizando uma técnica de amostragem fatorial foram simulados 75 modelos desta mesma sala, combinando 5 valores para um grupo de 14 variáveis. O impacto da variação de cada parâmetro foi quantificado em relação à quantidade de graus-hora do ar interno para a temperatura de base de 25°C. Os parâmetros que apresentaram maior influência nas condições de conforto interno simuladas pelo modelo foram: a diferença entre a temperatura do ar próxima à edificação e a temperatura medida na estação meteorológica; o coeficiente de correção da velocidade do vento; o coeficiente de pressão do vento; e o coeficiente de convecção interna. O método de análise aplicado pelo autor permite identificar também se os parâmetros são interdependentes. No caso analisado, nenhum dos quatro parâmetros de maior influência no modelo mostraram dependência entre si.

Apesar de permitir a quantificação da sensibilidade e, portanto, do grau de impacto de cada parâmetro sobre modelo de simulação, o método aplicado por De Wit (1997) não resolve uma outra questão relacionada à calibração dos modelos: será que o caso base utilizado para desenvolver a análise de sensibilidade vai representar o comportamento térmico real da

edificação? Talvez a aplicação de um processo iterativo possa refinar o caso base à medida que a análise de sensibilidade avança, e as incertezas sobre o modelo são gradativamente reduzidas.

Outras fontes de incertezas na simulação térmica de edificações foram levantadas por MacDonald e Strachan (2001), mostrando como esse tipo de análise pode ser incorporado a ferramentas de simulação. Utilizando a Análise Diferencial e o método Monte Carlo no programa ESP-r, os autores demonstraram que o erro da simulação energética pode ser avaliado através da consideração das incertezas, aumentando-se a confiança do projetista sobre a ferramenta utilizada. No programa ESP-r, MacDonald e Strachan (2001) incorporaram uma base de dados de incertezas sobre alguns parâmetros de entrada do modelo de simulação. Na aplicação do método em um estudo de caso houve elevado consumo de tempo na elaboração de rotinas (*scripts*) para a execução automática das simulações necessárias para quantificar o grau de sensibilidade do modelo em função de parâmetros de entrada. Espera-se que, no futuro, a análise de incertezas e a avaliação de riscos sejam comuns nas ferramentas de simulação, reduzindo o pré-processamento de informações durante a montagem do modelo base. Os autores salientam também que uma metodologia para definição do fluxo de calor dominante poderia ser usada para auxiliar na detecção das variáveis mais influentes no modelo.

Em sua tese de doutorado, MacDonald (2002) apresenta uma revisão de métodos para avaliação de incertezas, identificando as principais fontes dessas imprecisões e seus impactos na simulação energética. Também são apresentadas as distribuições de probabilidades aplicáveis a algumas fontes de incertezas. Após implementar quatro métodos de análise em uma ferramenta de simulação energética, MacDonald (2002) destaca que esse tipo de estudo “permite o uso efetivo da simulação nos estágios iniciais de projeto”. A análise de incertezas também informa à equipe de projeto quais variáveis merecem maior atenção em termos de conforto térmico e consumo de energia. A quantificação dessas incertezas pode ser utilizada para guiar futuras pesquisas, principalmente na etapa de calibração do modelo, orientando o analista a efetuar medições sobre os parâmetros mais influentes no desempenho da edificação. As incertezas típicas para algumas variáveis poderiam ser definidas em uma base de dados para serem aplicadas a cada item, à medida que este fosse definido na interface do programa. O protótipo desse método, que foi aplicado no programa ESP-r, auxilia na caracterização de materiais de construção, baseado no tipo de material (impermeável, não-higroscópico, inorgânico-poroso e orgânico-poroso). A mesma metodologia poderia ser expandida para cobrir outras questões, como orientação, locação de paredes e uso de cada zona da edificação.

Fürbringer e Roulet (1999) aplicaram um módulo de análise de sensibilidade para validação de modelos de simulação no programa COMIS. A metodologia proposta pelos autores tende a guiar o analista na calibração dos fatores com maior peso nos dados de saída da simulação, com menor custo de interferência na edificação e com maior facilidade de calibração. Por fim, salientam que, no futuro, os programas de simulação deverão apresentar os resultados juntamente com suas tendências, o que certamente tem maior valor científico do que resultados pontuais, únicos.

Um estudo pioneiro sobre o uso de coeficientes de influência para estimar a significância de considerações assumidas na simulação de edificações é apresentado por Spitler et al. (1989). O coeficiente de influência é definido como a derivada parcial de uma variável (*output*) em relação ao parâmetro em análise (*input*). Indica a influência de um parâmetro de entrada em um resultado fornecido pela simulação do modelo. Também pode ser utilizado para estimar o erro nos resultados da simulação. Assim, o coeficiente serve para indicar parâmetros que podem ser refinados ou, através da análise de erros, determinarem a precisão da simulação.

Spitler et al. (1989) apresentam um exemplo de aplicação da metodologia, comparando a influência de cinco parâmetros na carga térmica total (aquecimento mais resfriamento) e custo de energia em dois tipos de residências, uma pré-fabricada e outra de fabricação convencional, na Califórnia. A ferramenta computacional utilizada foi o programa BLAST. Em relação à carga térmica total constatou-se que a infiltração de ar externo foi o parâmetro mais significativo no modelo, seguido pela temperatura do solo e cargas internas. Os autores apresentam algumas limitações do método, que ainda requer conhecimento avançado do usuário no assunto, e sugerem sua implementação automatizada nas ferramentas computacionais. Pesquisas futuras poderiam ser desenvolvidas para outros usos dos coeficientes de influência, tais como possibilitar a classificação de edificações em normas de eficiência energética.

Coeficientes de influência foram utilizados por Lam e Hui (1996) em uma análise de sensibilidade sobre o modelo de um edifício de escritórios, através de simulações no programa DOE-2.1D. O estudo evidenciou parâmetros que são essenciais ao projeto de edificações em Hong Kong, visando quantificar a importância e o impacto de dados de entrada nos resultados selecionados. Foram analisados, como dados de saída: consumo anual de energia elétrica, os picos de carga térmica e os padrões mensais de demanda e consumo de energia. Ao estudar o impacto de 50 parâmetros por meio de 400 simulações sobre um modelo base, os autores concluem que a sensibilidade tende a seguir os usos finais que consomem mais energia, e que os

dados de entrada que afetam esses usos finais serão os de influência significativa. O estudo confirmou o comportamento identificado por pesquisas anteriores: esses modelos (edifícios de escritórios) são menos sensíveis a medidas de alterações arquitetônicas e mais sensíveis a medidas que afetam a ocupação, clima, suprimento de ar e sistema de condicionamento.

Lomas et al. (1991) desenvolveram análise de incertezas e uma comparação entre os resultados fornecidos por três programas de simulação energética de edificações: ESP-r, HTB e SERIRES. Entre os objetivos específicos, a pesquisa pretendia identificar as questões de projeto que poderiam ser tratadas com confiabilidade através de simulação computacional, independente da ferramenta utilizada. As incertezas envolvidas em cada programa seriam estimadas, propondo-se soluções para minimizá-las, nem que fosse pelo aprimoramento dos algoritmos de cálculo. Técnicas de análise de sensibilidade, simulações paramétricas e comparação entre os resultados fornecidos por cada programa foram aplicadas na simulação de uma zona térmica (um cômodo) de uma edificação residencial. Os dados de entrada do modelo foram classificados em “seções” e cada seção possuía “aspectos” com diferentes “variantes”. Por exemplo, a seção “geometria” possuía o aspecto “área”, que possuía as variantes 12 m², 16 m² e 20 m². A combinação entre todas as variantes (no total de 29) resultou na configuração de 18.000 modelos diferentes. Para agilizar todo o processo de simulação foram adotados dados climáticos de dias típicos, ao invés da utilização de arquivos horários de um ano completo. Como dados de saída, foram analisadas a temperatura do ar interno, as temperaturas superficiais internas (das seis superfícies da zona), a capacidade e o consumo de energia do sistema de aquecimento.

Na comparação entre os resultados fornecidos pelos três programas de simulação empregados, Lomas et al. (1991) obtiveram boa concordância para os diferentes aspectos analisados. Mas foram encontradas divergências quando se tratava do dimensionamento e controle do sistema de aquecimento, e quando se tentava otimizar a área de janela com vidro simples voltada para o sul. Acredita-se que as diferenças na modelagem dos coeficientes de transferência de calor nas superfícies internas tenham provocado as diferenças na análise do sistema de aquecimento. Os autores concluem também que as discrepâncias identificadas na análise de otimização da área de janela podem ter sido causadas pelos diferentes modelos que representam o fluxo de calor nesse tipo de fechamento. A pesquisa conseguiu demonstrar que alguns programas apresentam erros e em algumas áreas o seu funcionamento é suspeito. O trabalho revelou ainda diferenças significativas entre os programas quando se analisava alternativas de temperatura de controle do sistema de aquecimento, o tipo de vidro nas janelas e a

composição de superfícies opacas. Dessa forma, a análise desses parâmetros seria fortemente influenciada pelo tipo de ferramenta computacional empregada.

Os resultados apresentados pela pesquisa de Lomas et al. (1991) coloca em xeque a aplicação prática de ferramentas de simulação computacional para o projeto de edificações residenciais mais eficientes. As diferenças significativas entre os resultados dos três programas de simulação foram encontradas durante a análise comum de alternativas de projeto, como a escolha de um determinado tipo de vidro ou tipo de parede. A pesquisa confirma o motivo de desconfiança dos escritórios de projeto nos resultados fornecidos pelos programas. Talvez, algumas dessas ferramentas não sejam indicadas para a análise ao qual foram testadas: a simulação de edificações residenciais, explorando-se alternativas de condicionamento solar passivo.

Essa é uma das questões que deve estar clara ao usuário de determinado programa de simulação, ou seja, ele deve estar ciente das limitações da ferramenta utilizada, e ter a clara noção de que os resultados fornecidos são sujeitos a erros devido às diversas fontes de incertezas supracitadas. A análise de sensibilidade sobre o modelo simulado deve contribuir para que o usuário tenha maior controle sobre os parâmetros de influência no desempenho térmico e energético da edificação.

Lomas e Eppel (1992) descrevem três técnicas de análise de sensibilidade aplicáveis a ferramentas de simulação energética: a Análise Diferencial (DSA – *Differential Sensitivity Analysis*), o método Monte Carlo (MCA – *Monte Carlo Analysis*) e a Análise Estocástica (SSA – *Stochastic Sensitivity Analysis*). Esses métodos permitem identificar graus de sensibilidade individual e global. O estudo de sensibilidade a parâmetros individuais tem como benefícios:

- a) identificar os dados de entrada para os quais os resultados estimados são particularmente sensíveis, identificando os parâmetros que devem ser caracterizados com mais cuidado;
 - b) identificar os dados de entrada para os quais os programas computacionais são mais sensíveis, mas que ainda não possuem valores medidos com precisão;
 - c) identificar parâmetros de uma edificação que interferem mais em um determinado resultado (consumo de energia, por exemplo), permitindo guiar o projetista na definição de um projeto mais eficiente; e
-

- d) identificar parâmetros que poderiam ser deixados fora do alcance do usuário, pois este não teria capacidade de definir valores adequados para eles.

O estudo da sensibilidade global permite determinar:

- a) a precisão do programa;
- b) a distribuição de probabilidade dos resultados; e
- c) a significância de incertezas devido a considerações computacionais nos dados de entrada, tais como intervalo de cálculo, modelagem e algoritmos diferentes.

A Análise Diferencial envolve a simulação sucessiva de casos, variando-se um único dado de entrada por vez, enquanto que os demais parâmetros permanecem com valores constantes. A variação em um resultado é a medida direta da alteração feita no parâmetro de entrada específico. A implementação desse método em um programa de simulação não exige interferência no código do programa. São feitas várias simulações, alterando-se cada parâmetro em um determinado número de vezes, extraindo-se as respectivas influências nos parâmetros de saída e calculando-se a influência total (LOMAS e EPEL, 1992).

No Método Monte Carlo, os valores de entrada de todos os parâmetros em análise devem aderir à curva de distribuição normal. Em cada simulação, um valor é selecionado aleatoriamente para cada parâmetro, baseado na sua probabilidade de ocorrência. A incerteza na predição de uma determinada variável pode ser expressa pelo desvio-padrão (S) obtido. A precisão dessa estimativa pode ser analisada através da distribuição qui-quadrada, gerando-se um intervalo de confiança ao redor de S. A precisão na determinação de S depende do número de simulações efetuadas e não do número de parâmetros selecionados. Todos os dados de entrada analisados são variados simultaneamente. Dessa forma, não se pode determinar a influência individual de cada dado de entrada no resultado analisado. A implementação do método é semelhante ao da Análise Diferencial, sendo que nos testes desenvolvidos por Lomas e Eppel (1992), dois algoritmos adicionais foram desenvolvidos para gerar os valores de entrada de maneira aleatória.

Na Análise Estocástica, cada parâmetro de entrada é analisado individualmente, sendo variado a cada passo de tempo da simulação (*time-step*) e não a cada simulação completa. É um

método matematicamente e computacionalmente mais complexo do que o Monte Carlo e o Diferencial. O atraso na resposta de determinados resultados em função da variação em parâmetros específicos também pode ser determinado em função desse método. Sua formulação é utilizada para calcular fatores de resposta na resolução do fluxo de calor em componentes construtivos. Sua maior vantagem é a necessidade de se desenvolver apenas uma simulação para gerar todas as sensibilidades e por isso a técnica é muito mais rápida do que as demais. Como desvantagem, o método não pode ser aplicado para análise de parâmetros com descontinuidade no tempo, como, por exemplo, a operação intermitente de um condicionador de ar. Como a sensibilidade de alguns parâmetros varia com o tempo e como todos os parâmetros de entrada analisados são variados ao mesmo tempo, a simulação estocástica deve ser executada algumas vezes (em geral, 50 vezes) para gerar uma curva de resposta confiável (LOMAS e EPPEL, 1992).

Na comparação entre os três tipos de análise de sensibilidade, Lomas e Eppel (1992) identificaram o mesmo padrão de incertezas para cada variável através do Método Monte Carlo, obtendo-se estimativas de incertezas totais mais precisas, pois é fornecida a distribuição normal dos resultados, não sendo restrita a sistemas lineares como o método Diferencial. Ambos os métodos podem ser aplicados em diversos programas, sem necessidade de alteração do código de simulação. Quando o número de parâmetros é muito grande, o Monte Carlo gera resultados mais rápidos do que os outros. Os autores sugerem que o método seja aprimorado para fornecer as sensibilidades individuais de cada parâmetro. O método Estocástico só pode ser aplicado em regimes estacionários, o que restringe seu campo de aplicação. Não pode ser utilizado em edificações com padrões de uso intermitentes ou com ganhos de calor casuais (como a radiação solar, por exemplo), ou seja, não pode ser aplicado na simulação de edificações comuns. Para efetuar a comparação com os outros métodos, tiveram que ser adotadas várias considerações, restringindo grande parte das variáveis, resultando em apenas sete parâmetros avaliados.

A análise de sensibilidade a parâmetros individuais é geralmente desenvolvida quando o número de parâmetros a avaliar é pequeno. Quando o efeito combinado de variáveis deve ser considerado e quando o número de parâmetros é alto, uma análise de sensibilidade completa pode ser impraticável, mesmo com os recursos computacionais disponíveis atualmente. Visando reduzir o número de modelos necessários para simular todas as combinações possíveis em uma análise desse tipo, Saporito et al. (2001) utilizaram o método LMGO (*Lattice Method for Global Optimization*) na análise do desempenho térmico de dois estudos de caso. No primeiro deles, o

número de testes foi reduzido de 243 para 15 e no segundo caso, o número de simulações necessárias para se encontrar a condição de menor consumo de energia foi reduzido de 5^{12} (aproximadamente 245 milhões) para 360. Através desse método, inicialmente é feita a otimização global, na qual são desenvolvidas as simulações para o número reduzido de casos, identificando-se a situação de melhor resultado (menor consumo de energia). Em torno desse “caso ótimo” é feita uma análise local em busca do melhor resultado individual, guiada pelo gradiente entre os casos com resultados mais próximos. Segundo os autores, o LMGO pode ser usado também para estudos de sensibilidade, mas em termos de número de testes simulados e tempo de processamento, a eficiência do método é muito próxima a outros métodos clássicos, como o Monte Carlo.

Uma análise de sensibilidade diferencial foi aplicada por Westphal e Lamberts (2005) na calibração do modelo de uma edificação, para simulação energética no programa EnergyPlus. Após a aferição do consumo estimado pelo programa para as cargas não dependentes do clima – iluminação e equipamentos elétricos – foi feita a simulação do modelo com dados climáticos para dias de projeto (24 horas), identificando-se as principais fontes de calor na edificação. Em seguida, a análise de sensibilidade foi aplicada sobre os parâmetros relacionados a essas fontes de calor. Os ajustes no modelo foram feitos sobre as variáveis com maior influência no consumo de energia elétrica total. Na seqüência, executou-se a simulação com o arquivo climático para um ano completo de dados (8.760 horas) e os ajustes finais no modelo foram efetuados. Seguindo essa metodologia, o modelo de um edifício de escritórios foi calibrado com diferença máxima de 20% entre o consumo de energia elétrica mensal estimado e real, e com diferença de 1% no consumo total anual. Porém detectou-se a dificuldade na caracterização do caso base antes da aplicação da análise de sensibilidade, o que poderia ser atenuado pela disponibilidade de uma base de dados, incluindo intervalos de incerteza para cada parâmetro.

Gosch (2005) aplicou a mesma metodologia na calibração de um modelo de edifício de escritórios também no programa EnergyPlus e desenvolveu a análise de sensibilidade sobre os parâmetros que caracterizavam as trocas de calor através das janelas de seu modelo. Mesmo considerando o modelo calibrado, percebeu-se que a análise de sensibilidade deveria ser aplicada em um processo iterativo para ajustar outros dados de entrada significativos para o modelo e assim obter o seu refinamento progressivo.

Na simulação de um hotel, Melo (2005) também aplicou a metodologia apresentada por Westphal e Lamberts (2005) no programa EnergyPlus, e na etapa de calibração das cargas não

dependentes do clima surgiu a primeira dificuldade. Como não foi possível monitorar o consumo de energia elétrica por uso final da edificação, a análise de sensibilidade foi aplicada sobre todas as características gerais do modelo base, incluindo o sistema de iluminação, equipamentos elétricos e seus padrões de uso. Identificou-se que as janelas e o sistema de iluminação correspondiam aos ganhos de calor mais significativos da edificação. Em paralelo à análise de sensibilidade desenvolvida pelas simulações no programa EnergyPlus, Melo (2005) desenvolveu testes de sensibilidade sobre os parâmetros relacionados às janelas, estimando o consumo de energia elétrica da edificação pela equação obtida por Signor (1999). Usando-se essa equação foram identificadas as mesmas tendências quanto ao comportamento energético do modelo simulado no EnergyPlus. Observou-se que métodos mais simplificados de simulação do consumo de energia poderiam ser aplicados para a análise de sensibilidade do modelo, resultando na identificação das mesmas tendências quanto ao desempenho térmico e energético da edificação.

2.5 ANÁLISE DE REGRESSÃO DO CONSUMO

As técnicas de análise de sensibilidade apresentadas acima exigem do usuário conhecimentos avançados em tratamentos estatísticos e familiaridade com a ferramenta de simulação em uso. Dificilmente, métodos desse tipo poderão ser utilizados por engenheiros e arquitetos na análise térmica de edificações durante a fase de projeto, pois demandaria muito tempo de estudo.

A principal dificuldade encontrada na aplicação da metodologia de calibração proposta por Westphal e Lamberts (2005) foi a necessidade de se montar o modelo da edificação já na ferramenta de simulação horária. Para a montagem do modelo básico, sobre o qual seria aplicada a análise de sensibilidade, é necessária a definição de uma grande quantidade de parâmetros, o que acaba inviabilizando o método como uma proposta para reduzir o tempo gasto na calibração.

Outros métodos mais simples têm sido desenvolvidos, como a aplicação de equações de regressão do consumo de energia elétrica em função de parâmetros pré-selecionados da edificação. As equações geralmente são obtidas pela simulação de diversos modelos, montados a partir da combinação de valores de entrada que representem parâmetros da edificação. Equações desse tipo permitem estimar o consumo de energia elétrica de uma edificação de maneira muito mais rápida do que o processamento da simulação de um modelo para um ano inteiro. Dessa

forma, diversos testes podem ser realizados em poucos segundos. Evidentemente, nessa simplificação pode haver uma perda significativa na precisão do cálculo.

Signor (1999) e Signor et al. (2001) obtiveram equações para a estimativa do consumo de energia elétrica em edificações de escritórios através de regressão multivariada. Foram simulados 7.168 modelos, com arquivos climáticos de 14 cidades brasileiras no programa VisualDOE. A forma final da equação (Eq. 1) relaciona o consumo de energia elétrica anual, por metro quadrado de área construída, com nove parâmetros característicos da edificação. Na equação, os valores dos coeficientes a e b dependem do clima ao qual a equação é aplicada. Para os 14 climas simulados o coeficiente de determinação (R^2) ficou entre 0,986 e 0,996. Os parâmetros envolvidos na equação são:

- a) número de pavimentos, representado pela razão entre a área da cobertura e a área total construída do edifício (A_{cob}/A_{total});
- b) formato do edifício, representado pela razão entre a área de fachadas e a área total construída (A_{fach}/A_{total});
- c) área de janela nas fachadas (WWR , *window-to-wall ratio*);
- d) fator de projeção de brises horizontais (PF , *projection factor*);
- e) coeficiente de sombreamento dos vidros (SC , *shading coefficient*);
- f) transmitância térmica da cobertura (U_{cob});
- g) absorvância da cobertura à radiação solar (α_{cob});
- h) absorvância das paredes à radiação solar (α_{par}); e
- j) densidade de carga interna: iluminação, equipamentos elétricos e pessoas (ILD , *internal load density*).

$$C = a + b_1 \cdot \frac{A_{cob}}{A_{total}} + b_2 \cdot \frac{A_{cob} \cdot U_{cob} \cdot \alpha_{cob}}{A_{total}} + b_3 \cdot \frac{A_{fach}}{A_{total}} + b_4 \cdot \frac{A_{fach} \cdot WWR \cdot SC}{A_{total}} + b_5 \cdot \frac{A_{fach} \cdot WWR \cdot SC \cdot PF}{A_{total}} + b_6 \cdot WWR + b_7 \cdot WWR \cdot SC + b_8 \cdot PF + b_9 \cdot ILD \quad [1]$$

Uma das limitações do método aplicado por Signor (1999) foi a adoção de apenas um tipo de parede para todas as simulações. Como a transmitância térmica da parede apresentou comportamento não linear em relação ao consumo de energia da edificação, seria necessário simular no mínimo três opções de parede, com a combinação de todos os outros parâmetros, para extrair conclusões acerca de sua influência no consumo de energia elétrica dos modelos. Para reduzir a quantidade de casos simulados, considerou-se uma composição de parede comum à prática construtiva brasileira, com valor de transmitância igual a $2,00 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$. Para os nove parâmetros restantes, que apresentaram comportamento linear de influência sobre o consumo de energia, foram simulados dois valores e a análise combinatória simples entre os parâmetros resultou no total de 512 casos ($n = 2^9$), que simulados para 14 climas diferentes resultaram nas 7.168 simulações.

Apesar de sua aparência complexa, a Equação 1 pode ser facilmente aplicada em uma planilha eletrônica; e com uma rotina de automatização pode-se estimar o consumo de energia de uma edificação para diversas opções arquitetônicas em poucos segundos. A partir dessas estimativas pode-se identificar tendências do modelo quanto à variação de cada um dos nove parâmetros envolvidos na equação. Dessa forma, um projetista poderia usar a equação para estudar, por exemplo, o impacto da adoção de um vidro verde ao invés de um vidro incolor no seu projeto; ou se a redução no consumo seria mais significativa alterando-se a área de janelas nas fachadas.

O programa ENVSTD (www.energycodes.gov) é um exemplo de aplicação de equações de regressão para análise térmica e energética de edificações. O programa foi montado sobre equações obtidas a partir da simulação de milhares de casos em outra ferramenta de simulação integrada, o programa DOE-2.1D. Aplicando o ENVSTD, O'Neill et al. (1991) analisaram o impacto de seis variáveis arquitetônicas na carga anual de resfriamento e aquecimento de zonas periféricas de um edifício de escritórios em diferentes climas dos Estados Unidos. As variáveis analisadas foram: transmitância e capacidade térmica das paredes, transmitância térmica dos vidros, área de janela nas fachadas, coeficiente de sombreamento dos vidros e densidade de carga interna (iluminação e equipamentos elétricos). Uma análise de sensibilidade foi aplicada sobre cada um desses parâmetros. O “coeficiente de sensibilidade” para cada parâmetro foi calculado como a razão entre a variação da carga térmica anual da edificação e a variação aplicada ao parâmetro. Esse coeficiente permite que o projetista analise imediatamente aquelas variáveis que dominarão o comportamento térmico da edificação. No estudo de caso apresentado

por O'Neill et al. (1991) foi possível detectar, por exemplo, que a variação da capacidade térmica das paredes exerce pouca influência na carga térmica da edificação. A carga anual de resfriamento também é pouco influenciada pela transmitância térmica das paredes. Em climas quentes o aumento da transmitância térmica das paredes provocou aumento da carga anual de resfriamento da edificação. Mas em climas frios e temperados o aumento da transmitância térmica das paredes provocou diminuição da carga anual de resfriamento.

Lam et al. (1997) determinaram equações para estimar o consumo de energia elétrica de edificações comerciais em Hong Kong, através de regressão linear e não-linear multivariada. A equação final emprega 12 variáveis, selecionadas como significativas de um total de 62 variáveis analisadas inicialmente. Foi utilizado o software DOE-2.1E e o arquivo climático TRY (*Test Reference Year*) de Hong Kong. Uma análise de sensibilidade foi aplicada sobre a simulação do modelo de um edifício de escritórios. Os 62 parâmetros de entrada analisados inicialmente foram classificados em 3 grupos: carga térmica (29 parâmetros), sistema primário de condicionamento de ar (17 parâmetros) e sistema secundário de condicionamento de ar (16 parâmetros). Uma equação de regressão do consumo foi obtida para cada um desses parâmetros, sendo que 28 parâmetros correlacionaram bem com o consumo anual de energia elétrica da edificação. Para as variáveis relacionadas à carga térmica da edificação, o consumo de energia elétrica era melhor representado por um modelo linear, enquanto que as variáveis relacionadas ao sistema de condicionamento de ar apresentaram melhor ajuste através de uma função quadrática. Técnicas de análise de sensibilidade foram utilizadas para selecionar as variáveis mais significativas e partir para o modelo multivariado. Foram selecionadas 12 variáveis:

- a) seis referentes à carga térmica: coeficiente de sombreamento dos vidros (SC), área de janela nas fachadas (WWR), temperatura interna, densidade de potência instalada em equipamentos elétricos, densidade de potência do sistema de iluminação artificial e ocupação;
 - b) quatro referentes ao sistema de climatização: insuflamento de ar externo, temperatura de controle do sistema, eficiência e pressão estática dos ventiladores (*fan-coils*); e
 - c) duas referentes à central de água gelada: temperatura da água gelada e coeficiente de performance (COP) do resfriador de líquido.
-

Inicialmente, equações de regressão linear multivariada foram obtidas por Lam et al. (1997) para cada um desses três grupos de variáveis de entrada do modelo da edificação. Nessa etapa foram realizadas 1.001 simulações. Na equação relacionada ao grupo de parâmetros de carga térmica, o termo (WWR x SC) apresentou maior influência no consumo anual de energia elétrica da edificação, indicando que o ganho de calor pelas janelas é dominante nesse tipo de edificação. Na equação referente ao sistema de climatização, a maior influência no consumo foi verificada para a eficiência dos ventiladores.

A união dos três grupos de variáveis em uma única equação foi feita através de dois modelos: um de regressão linear, através da soma das três equações anteriores; e outro de regressão não linear, através da multiplicação das três equações anteriores. O total de simulações necessárias para realizar essa análise de regressão multivariada ultrapassaria os 530 mil casos. Por isso, um método estatístico foi aplicado para a seleção randômica e simulação de apenas 100 casos. Por fim, o modelo de regressão linear apresentou coeficiente de determinação (R^2) igual a 0,9202, enquanto que o modelo de equação não-linear resultou em R^2 igual a 0,9880, indicando que esta equação seria a mais representativa do consumo anual de energia elétrica da edificação. Outros 20 modelos de edificação foram gerados randomicamente e simulados no programa para confrontar os resultados preditos pela equação de melhor ajuste (modelo não-linear). O coeficiente de variação obtido foi de 7,8% entre o consumo estimado pela equação e o estimado por simulação.

O modelo de regressão apresentado por Lam et al. (1997) só poderia ser aplicado àquela tipologia arquitetônica e para aquele padrão de uso e ocupação da edificação. Portanto a utilização da equação no projeto de edificações fica restrita a esse tipo de prédio de escritórios, para o qual a equação foi gerada.

Equações de regressão do consumo de energia elétrica de edificações foram aplicadas por Chan e Chow (1998) para a obtenção de um índice de transferência térmica global da edificação, o OTTV (*Overall Thermal Transfer Value*). Para representar parâmetros arquitetônicos foram empregados no cálculo do OTTV: o percentual de área de janela nas fachadas (WWR); o coeficiente de sombreamento dos vidros (SC); a transmitância térmica da parede e da janela. A partir do OTTV foram derivadas outras duas equações: uma para calcular o ganho de calor total ao longo do ano e outra para calcular a carga de resfriamento da edificação. Dessa forma, a partir do OTTV pode-se estimar o custo com energia e a capacidade da central de água gelada da edificação.

No levantamento realizado por Chan e Chow (1998) para estabelecer os parâmetros a serem simulados e definidos na equação do OTTV, observou-se que para Hong Kong o coeficiente de sombreamento dos vidros tem forte impacto no ganho de calor pelos componentes construtivos da edificação. Constatou-se que edificações com baixo WWR possuem vidros com alto SC; e edificações com alto WWR possuem baixo SC. Dessa forma, para diferentes valores de abertura solar ($WWR \times SC$) a parcela da radiação solar é significativa sobre o ganho de calor total. Através do OTTV identificou-se que diferentes tipologias arquitetônicas sofrem efeitos significativamente diferentes no ganho total de calor da edificação e na energia consumida com resfriamento do ar interno.

Equações desse tipo podem orientar o arquiteto na definição do primeiro esboço do projeto da edificação. Decisões quanto à área de janela nas fachadas, cores externas e formato da edificação podem ser tomadas em função do consumo anual de energia elétrica estimado para a edificação. O “ajuste fino” do projeto arquitetônico poderia ser aplicado em uma ferramenta de simulação detalhada, a partir da definição dos parâmetros básicos analisados na fase anterior.

Regressão linear múltipla também foi aplicada por Chung et al. (2006) para avaliar a eficiência energética de edificações comerciais e estabelecer um *ranking* de eficiência. Porém, neste caso foram analisados os dados de consumo de edificações reais de Hong Kong, e não de modelos virtuais simulados em um programa computacional. O consumo de energia das edificações por m^2 foi normalizado em função dos graus-hora de resfriamento dos 12 meses correspondentes ao consumo registrado. O modelo de regressão foi estabelecido para relacionar o consumo de energia ajustado e os fatores significantes da edificação. Para obtenção das equações os parâmetros são normalizados em função dos valores médios e desvios-padrão da amostra. Assim, além do coeficiente linear da reta, a equação possui um fator de erro chamado “*random error*”. Como os parâmetros são normalizados, cada coeficiente de regressão e seu desvio-padrão representam a significância de cada fator. O modelo final de equação obtido possui R^2 igual a 0,7082. Os fatores mais significativos para o consumo real das edificações foram: a idade da edificação, a área construída e os padrões de uso e operação. Edificações mais antigas apresentaram maior consumo de energia por terem menos isolamento térmico, equipamentos menos eficientes e estrutura com mais danos. Utilizando os valores de base de cada parâmetro, foi estabelecido o consumo normalizado e com esse obteve-se o *ranking* de eficiência. O modelo poderia ser aplicado no desenvolvimento de políticas de eficiência energética. Mantendo-se um parâmetro constante (horas de uso por ano, por exemplo), os

organismos de regulamentação poderiam estabelecer metas de consumo para um determinado grupo de edificações, determinado em função da idade, área construída, etc.

2.6 TÉCNICAS DE AMOSTRAGEM ALEATÓRIA

Nos processos de análise de sensibilidade e na obtenção de equações de regressão do consumo, diversas simulações são necessárias. Vários modelos são montados a partir da combinação de diferentes valores de entrada para os parâmetros em análise. Neste tipo de estudo, o *projeto experimental* deve ser criteriosamente conduzido para definir o *experimento* mais adequado.

Fürbringer e Roulet (1995) compararam a análise de sensibilidade em um modelo de simulação computacional por meio de dois tipos de projeto experimental: método de análise fatorial e método Monte Carlo. Na análise fatorial as simulações são realizadas considerando apenas os valores mínimos e máximos dos N parâmetros envolvidos. Quando todas as combinações são usadas, o espaço experimental terá 2^N pontos. O método Monte Carlo fornece a distribuição dos resultados a partir de um número bem menor de simulações. Os casos a serem simulados são estabelecidos a partir da seleção aleatória dos dados de entrada, de acordo com a distribuição de probabilidade para cada parâmetro. Teoricamente, pelo Monte Carlo os resultados podem ser obtidos a partir da simulação de $N > 1$ casos. Enquanto que a análise fatorial procura alcançar os limites de um domínio experimental, o método Monte Carlo permite testar a sensibilidade do modelo dentro desse domínio.

Uma simplificação do método Monte Carlo foi aplicado por Haarhoff e Mathews (2006) para estimar os dados de temperatura interna de um modelo a partir da simulação de apenas alguns dias do ano. Analisando as funções de distribuição de probabilidade dos dados climáticos de um período de 5 anos foram selecionados os valores mínimos, máximos e a moda da temperatura e da radiação solar para cada estação do ano. Para representar cada estação foram gerados nove dias de dados climáticos. A estimativa da temperatura interna foi obtida pela simulação de cada um desses dias. Como conclusão, usando apenas 4% dos dados climáticos (72 dias ao invés de 1826 dias, em um período de 5 anos) foi possível obter uma boa aproximação da média e desvio-padrão sobre os dados de saída de todo o período.

Uma outra técnica de amostragem aleatória, denominada *Latin Hypercube Sampling* (LHS), pode ser utilizada para prever a distribuição dos resultados de um modelo de simulação, em função da distribuição dos seus dados de entrada. Em modelos determinísticos, quando os parâmetros de entrada são tratados como variáveis aleatórias, os resultados da simulação – sendo uma transformação dos dados de entrada – também se tornam variáveis aleatórias. Por isso, as incertezas sobre os dados de saída podem ser caracterizadas pela sua distribuição de probabilidades.

O LHS é uma aplicação do método Monte Carlo. Sua metodologia de aplicação é descrita por McKay (1992), um dos desenvolvedores dessa técnica de amostragem. Para estabelecer a amostra aleatória, a faixa de valores possíveis para cada parâmetro (faixa de incerteza) é dividida em k intervalos de conteúdo com igual probabilidade de ocorrência. Cada elemento da amostra, ou seja, modelo de simulação, é definido a partir da seleção aleatória de um valor de entrada de cada intervalo dos parâmetros, de acordo com a sua distribuição de probabilidades. Os k valores para cada parâmetro são emparelhados de maneira aleatória, formando os k vetores v de dados de entrada dos p parâmetros do modelo. Como resultado, uma matriz M , de tamanho $k \times p$ é obtida conforme mostra a Equação 2.

Quando o número de parâmetros p a ser avaliado é muito grande em relação ao número de intervalos adotado (k), a amostragem pode ser replicada formando r grupos independentes com os mesmos valores de entrada, apenas permutando as colunas da matriz M . O total de vetores gerados (modelos) é de $n = k \times r$.

$$M = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1p} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{k1} & v_{k2} & \cdots & v_{kp} \end{bmatrix} \quad [2]$$

O tamanho de um experimento projetado conforme o LHS irá depender de sua aplicação. Bartlett et al. (2001) sugerem que para a análise de regressão multivariada envolvendo variáveis contínuas, a amostra deve ter um tamanho em torno de dez vezes o número de parâmetros em questão. No caso de variáveis discretas, a amostra pode ter cinco vezes o número de parâmetros. Para a análise sobre a distribuição dos resultados, o tamanho da amostra irá depender do tamanho da população e do grau de confiabilidade desejado.

Na análise de incertezas e sensibilidade sobre o modelo térmico de uma edificação usando o programa ESP-r, De Wit e Augenbroe (2002) aplicaram uma técnica de amostragem fatorial proposta por Morris (1991). Uma descrição detalhada do método é apresentada por De Wit (2001) em sua tese de doutorado, mostrando-se adequado a problemas de análise térmica de edificações.

A técnica de amostragem de Morris (1991) consiste na seleção aleatória de dados de entrada de maneira que a cada simulação do modelo computacional um efeito provocado por um parâmetro de entrada possa ser quantificado (processo conhecido na Estatística como “*one-factor-at-time*”). Porém, a vantagem do método é utilizar um caso já simulado para a observação dos efeitos de mais parâmetros. Assim, o número de simulações necessárias passa a ser diretamente proporcional à quantidade de parâmetros sob análise e não uma função exponencial dessa quantidade.

Segundo Morris (1991), o projeto de um experimento computacional consiste na definição dos dados de entrada (vetores \underline{x}) para a execução de n simulações. Cada vetor \underline{x} possui k dados de entrada e corresponde a uma linha da matriz $X_{n \times k}$ contendo todos os parâmetros dos n casos simulados no experimento. Uma prática comum para detectar a importância relativa de determinados parâmetros na simulação computacional é ajustar um modelo linear (polinômio de primeira ordem) aos resultados. A importância de cada parâmetro é então medida pelo coeficiente linear associado a ele. Essa prática funciona bem quando o modelo de ajuste é adequado ao fenômeno físico em estudo. Porém, efeitos não-lineares e interações entre parâmetros não podem ser detectadas através desse tipo de análise de regressão.

Na definição de suas matrizes amostrais, Morris (1991) baseia-se nos chamados “efeitos elementares” (*elementary effects*) provocados por cada parâmetro de um modelo computacional. O efeito que um dado de entrada provoca em um modelo computacional, como por exemplo, uma função y , poderá ser determinado pela diferencial dessa função em x_i , que corresponde ao parâmetro de interesse. Para um dado valor do vetor \underline{x} , o efeito elementar provocado pelo i -ésimo parâmetro é dado pela Equação 3.

$$d_i(\underline{x}) = [y(x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_i + \Delta, x_{i+1}, \dots, x_k) - y(\underline{x})] / \Delta \quad [3]$$

O resultado dessa diferencial indica o tipo de efeito que x_i pode ter em y :

- a) desprezível, quando a diferencial for igual ou aproximadamente igual a zero;
- b) linear e aditivo, quando o resultado for uma constante diferente de zero em todos os valores de \underline{x} adotados;
- c) não linear, quando o resultado for um valor variável em função de x_i ; ou
- d) em interação com outros parâmetros, quando o resultado for variável em função de um ou mais parâmetros x_j ($i \neq j$).

Para aplicação do método, cada parâmetro x_i recebe p valores regularmente espaçados no intervalo $[0, 1]$. Os valores são definidos entre $\{0, 1/(p-1), 2/(p-1), \dots, 1\}$, portanto, o intervalo de variação Δ é um múltiplo de $1/(p-1)$.

A intenção do método é descobrir informações sobre quais dados de entrada são importantes a partir de um número de simulações que seja proporcional a k parâmetros e não uma função exponencial de k . O método procura identificar uma distribuição F_i de efeitos elementares associados a cada parâmetro. Se a tendência central de F_i for alta, significa que o parâmetro i tem uma influência significativa no modelo computacional. Se há uma grande variação ao redor dessa tendência central, significa que a influência depende também de outros parâmetros do modelo. Para medir esse comportamento são calculados a média e o desvio-padrão de F_i . Um método adequado para a seleção aleatória dos dados de entrada é adotado, gerando um total de $n = r \times m$ simulações, onde r é o número de efeitos elementares calculados para cada input e m é o número de parâmetros mais 1. Um gráfico cartesiano contendo média e desvio-padrão de efeitos elementares de cada parâmetro auxilia na identificação dos dados de entrada de efeitos significativos ou que sofrem forte influência de outros parâmetros.

2.7 RESUMO DO CAPÍTULO

Esta revisão bibliográfica apresentou um breve histórico de pesquisas sobre o uso de ferramentas de simulação no projeto de edificações e maneiras de ampliar o espaço desses programas dentro dos escritórios de projeto.

A complexidade das ferramentas existentes é apontada por projetistas como uma das principais barreiras à utilização dos programas de simulação. Há uma necessidade de se melhorar a forma como os resultados são apresentados ao usuário, pois a falta de clareza inibe o uso da simulação, principalmente nas etapas iniciais do projeto. O processo de simulação precisa ser agilizado e o tempo gasto na montagem e calibração dos modelos deve ser reduzido. Para isso, ferramentas de análise de sensibilidade, incertezas e riscos podem ser implementadas às ferramentas existentes.

Na simulação de edificações existentes, o uso de medições de curva de carga mostra-se como imprescindível para permitir a calibração do modelo virtual com precisão. No caso de edificações ainda em fase de projeto ou outras edificações com impossibilidade de medições, a análise de sensibilidade sobre os parâmetros de entrada do modelo podem auxiliar o simulador a compreender melhor o comportamento térmico e energético de seu modelo.

Os coeficientes de influência obtidos pela análise de sensibilidade e incertezas podem indicar os parâmetros mais significativos do modelo da edificação. Coeficientes desse tipo têm sido utilizados para balizar a definição de critérios de normas de eficiência energética e podem também ser aplicados na etapa de calibração dos modelos de simulação, orientando o usuário na definição das variáveis mais influentes no modelo.

Equações de regressão do consumo mostram-se como ferramentas adicionais para reduzir o tempo gasto na análise de sensibilidade, permitindo a simulação de diversos cenários em poucos segundos. Equações desse tipo podem ser executadas rapidamente e apresentar ao usuário as tendências do desempenho térmico de um modelo simplificado da edificação em função da alteração de algumas de suas características.

Existem métodos analíticos que permitem a calibração automática de modelos, a partir da definição da faixa de incertezas de cada parâmetro de entrada. Porém, há o risco de diminuir a atuação do especialista sobre a caracterização virtual da edificação. A intervenção do usuário não pode ser deixada de lado, pois sua interpretação física do processo de simulação é fundamental para a elaboração de um modelo virtual adequado.

Alguns métodos de análise de sensibilidade exigem a execução de centenas ou milhares de simulações para obtenção do grau de impacto de determinados parâmetros sobre o comportamento térmico e energético da edificação. Mas ferramentas estatísticas para amostragem aleatória, como o método Monte Carlo e o *Latin Hypercube Sampling*, podem ser aplicadas nesses casos para reduzir a quantidade de simulações, com determinado grau de confiabilidade.

Capítulo 3

Desenvolvimento do Método

3.1 INTRODUÇÃO

A metodologia de apoio à calibração, desenvolvida nesta tese, consiste em fornecer subsídios para que o usuário de uma ferramenta de simulação computacional possa efetuar o refinamento progressivo de seu modelo, reduzindo as incertezas sobre os resultados calculados pelo programa, à medida que avança nas etapas de calibração.

Um fluxograma geral do método é apresentado na Figura 1. Sugere-se que a calibração do modelo seja feita em duas etapas. Na primeira, o desempenho térmico da edificação é analisado de maneira expedita, por meio de equações obtidas por análise de regressão. Na segunda etapa, uma análise de sensibilidade é desenvolvida sobre o modelo de simulação detalhada, com informações provenientes da primeira etapa.

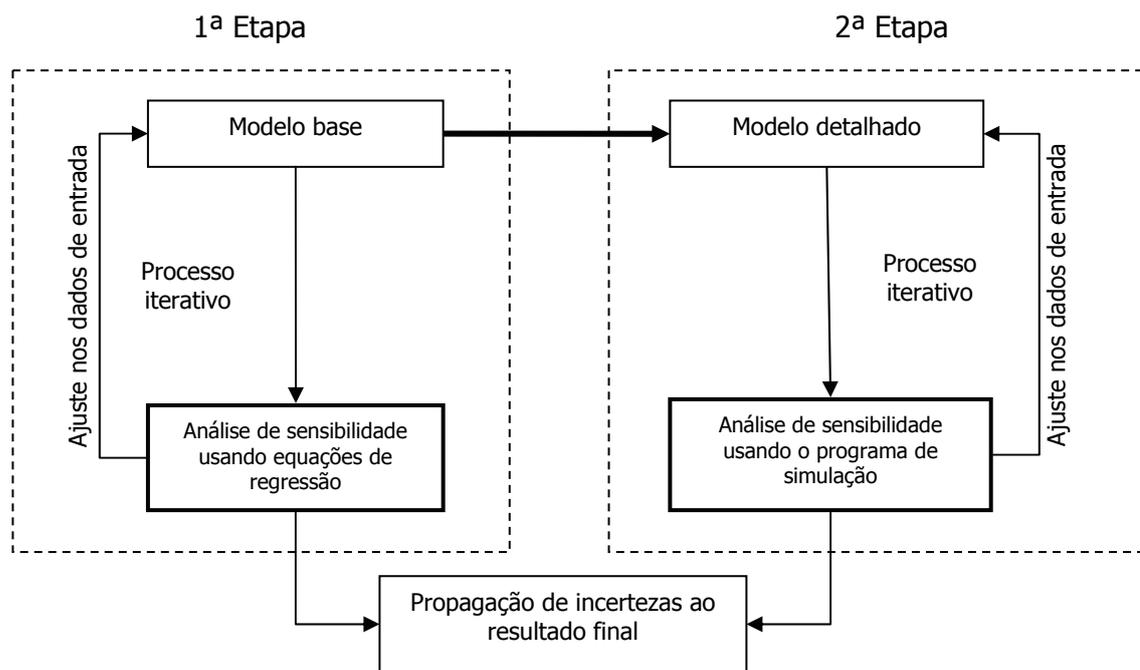


Figura 1 – Fluxograma geral do método proposto.

3.2 DETERMINAÇÃO DO MODELO BASE

Em um modelo virtual para a simulação horária do desempenho térmico e energético de uma edificação, existem oito fontes de calor:

- a) condução de calor pelas paredes;
- b) condução de calor pela cobertura;
- c) condução de calor pelo piso;
- d) condução de calor e ganho térmico por radiação solar pelas janelas (vidros);
- e) infiltração de ar externo ou perdas de ar interno;
- f) geração de calor pelo sistema de iluminação artificial;
- g) geração de calor pelos demais equipamentos elétricos; e
- h) geração de calor sensível e latente pelas pessoas.

Na representação de cada uma dessas trocas de calor, existem diversos parâmetros que irão simular a interação da edificação com o clima da região no qual ela está inserida, além da relação entre os diversos sistemas, que irão, por fim, influenciar no consumo de energia do sistema de condicionamento de ar.

Para computar cada fluxo de calor no balanço térmico total, o modelo da edificação deve possuir características que definam cada uma das trocas citadas acima e para isso existem variáveis fundamentais, conforme a lista apresentada na Tabela 1.

A lista de mais de 20 parâmetros apresentada na tabela parece simples, quando comparada à extensa lista de dados de entrada requeridos por um programa de simulação horária. Toma-se como exemplo o fluxo de calor por paredes. Para representar a transmitância e a capacidade térmica de cada parede, a maioria dos programas solicita ao usuário a definição das propriedades termofísicas de cada material que a compõe. Assim, para simular o fluxo e o armazenamento de calor por esse tipo de fechamento opaco, o usuário precisa definir, para cada material: espessura (m); condutividade térmica (W/m.K); densidade (kg/m³); e calor específico (J/kg.K). Além disso, é necessário determinar características do acabamento externo e interno dessa parede, tais como rugosidade, emissividade e cor superficial. Alguns programas de simulação consideram ainda o armazenamento e difusão de umidade nos elementos construtivos, por isso necessitam ainda de informações adicionais sobre os materiais para solucionar o problema de transferência de calor e massa.

Tabela 1 – Variáveis relacionadas a cada fonte de calor em uma edificação.

Fonte de calor	Variáveis relacionadas
Paredes e cobertura	Dimensões Orientação solar Transmitância térmica Capacidade térmica Absortância à radiação solar Emissividade
Piso	Dimensões Contato externo (com o solo ou não) Transmitância térmica Capacidade térmica Emissividade
Janelas	Dimensões Orientação solar Transmitância térmica Transmitância, absortância e refletância à radiação solar Proteções solares externas e internas
Infiltração	Taxa de infiltração horária
Iluminação e equipamentos elétricos	Potência Padrão de uso
Pessoas	Quantidade Taxa metabólica Rotina de ocupação

Considerando que uma edificação pode ter diversas paredes diferentes, a lista de dados de entrada toma proporções que dificultam a elaboração do modelo com rapidez e segurança, uma vez que, aumentando-se a quantidade de dados de entrada, aumenta a suscetibilidade a erros por parte do usuário e do próprio algoritmo de cálculo.

O modelo de um edifício de três pavimentos, por exemplo, com uma zona térmica por andar, sendo todas as paredes iguais e com uma janela por parede, irá solicitar no mínimo o preenchimento de 1.500 campos em um arquivo de entrada compatível com o programa EnergyPlus (DOE, 2006). Essa quantidade é estimada para um modelo sem sistema de condicionamento de ar e com apenas os sistemas de iluminação e equipamentos elétricos. McDonald (2002) estima que no programa ESP-r um modelo multi-zona irá solicitar mais de

4.000 dados de entrada para representar a geometria, os componentes construtivos e as rotinas de operação.

Essa expressiva quantidade de dados de entrada pode ser reduzida significativamente quando o programa dispõe de base de dados auxiliar, com biblioteca contendo características de materiais construtivos, equipamentos elétricos, padrões de uso mais comuns, sistema de condicionamento de ar, etc. Porém, na maioria das vezes, o usuário não sabe qual a importância de cada fonte de calor no balanço energético global da edificação e pode dedicar-se por muito tempo na definição de parâmetros menos relevantes. O desenvolvimento de uma análise de sensibilidade sobre os dados de entrada poderia viabilizar a identificação de tais variáveis durante as fases iniciais da modelagem. Porém, para realização dos testes de sensibilidade, é necessário que o modelo possua as condições básicas para representar adequadamente as fontes principais de calor na edificação. Portanto, se a análise de sensibilidade for executada sobre o modelo de simulação detalhada o usuário volta ao problema inicial: quais parâmetros devem ser caracterizados para compor o modelo base?

O procedimento mais adequado seria definir inicialmente as variáveis relacionadas às principais fontes de calor, conforme listados na Tabela 1. Porém, como citado anteriormente, em um programa de simulação horária, a caracterização de tais fontes envolve o preenchimento de centenas, ou milhares de campos para a entrada de dados. Valores pré-definidos pelo programa (*defaults*) poderiam ser adotados para ajudar o usuário a “completar” seu modelo. Mesmo assim, a simulação detalhada, executada para um ano completo (arquivo climático com 8.760 horas) levaria alguns minutos. Consequentemente, a simulação de diversas alternativas para a checagem da sensibilidade do modelo a alguns parâmetros de entrada atingiria várias horas de trabalho, inviabilizando tal prática.

Para a redução do tempo gasto na análise de sensibilidade, uma base de dados de consumo de energia elétrica para diversos modelos de edificação e climas poderia ser utilizada. Ao invés de executar diversas simulações de alternativas sobre o seu modelo base, o usuário poderia consultar os dados de consumo de um modelo similar e suas alternativas, já simuladas e cadastradas na base de dados. Porém, esse procedimento está sujeito a outro problema: cada edificação tem suas características próprias e para cobrir uma extensa gama de opções seriam necessárias milhares de combinações. Além disso, um determinado estudo de caso poderia não se enquadrar em nenhum dos modelos existentes na base de dados.

Para superar esta barreira, poderiam ser estabelecidas equações de regressão do consumo em função de determinadas características da edificação. Dessa forma, se o estudo de caso não se enquadra em nenhum modelo já simulado, o consumo poderia ser obtido por interpolação, ou seja, pela aplicação da equação. Para isso, a equação deve cobrir todos os casos extremos em termos de desempenho térmico e energético, ou seja, do mais eficiente para o menos eficiente.

Esse procedimento foi o adotado na primeira etapa da metodologia de apoio à calibração de modelos desenvolvida neste trabalho. Através da simulação de 23.040 casos foram obtidas equações de regressão do consumo anual de energia elétrica da edificação, em função dos parâmetros do modelo básico, atrelados a cada fonte de calor.

Para compor os casos simulados, as variáveis relacionadas na Tabela 1 foram processadas, resultando na lista de parâmetros apresentada na Tabela 2. Essa lista foi o ponto de partida para a elaboração das equações através de regressão multivariada. O detalhamento das simulações paramétricas será apresentado no próximo item deste capítulo.

Tabela 2 – Lista de parâmetros do modelo básico.

Sigla	Unidade	Descrição
U_{par}	W/m ² .K	Transmitância térmica das paredes
U_{cob}	W/m ² .K	Transmitância térmica da cobertura
α_{par}	Adim.	Absortância externa da parede à radiação em ondas curtas (radiação solar)
α_{cob}	Adim.	Absortância externa da cobertura à radiação em ondas curtas (radiação solar)
CT	kJ/m ² .K	Capacidade térmica de componentes construtivos
WWR	Adim.	<i>Window-to-Wall Ratio</i> = Percentual de área de janela nas fachadas
BriseH	Adim.	Fator de projeção do brise horizontal instalado nas janelas
BriseV	Adim.	Fator de projeção do brise vertical instalado nas janelas
SHGC	Adim.	<i>Solar Heat Gain Coefficient</i> = coeficiente de ganho de calor solar dos vidros
ILD	W/m ²	<i>Internal Load Density</i> = densidade de carga interna = iluminação + equipamentos + pessoas
PU	h/dia	Padrão de uso e ocupação do prédio
Inf	Trocas/h	Infiltração de ar
Orient	° (graus)	Orientação da edificação (azimute da fachada principal)
COP	Adim.	Coeficiente de performance do sistema de condicionamento de ar

3.3 SIMULAÇÕES PARAMÉTRICAS

Para implementação da primeira etapa da metodologia de apoio à calibração, foram obtidas equações de regressão do consumo de energia elétrica anual da edificação. Para isso, foram simulados diversos modelos no programa EnergyPlus (versão 1.2.3). Os casos foram montados a partir da combinação de dois valores extremos para cada um dos parâmetros analisados por Signor (1999) adicionando-se, como variáveis: a orientação da edificação; o coeficiente de performance do sistema de condicionamento de ar; a transmitância e a capacidade térmica das paredes; o padrão de uso do edifício; o fator de projeção de brises verticais e a taxa de infiltração de ar externo. A Tabela 3 apresenta a lista de parâmetros e os valores utilizados nas combinações para a montagem dos modelos. Para aqueles parâmetros em relação aos quais o consumo de energia elétrica da edificação apresenta comportamento linear foram adotados dois valores extremos para gerar os casos a serem simulados. Os parâmetros que representam comportamento não-linear foram simulados com três valores de dados de entrada.

Além daqueles parâmetros listados na Tabela 2, foram simuladas tipologias arquitetônicas diferentes, variando forma e tamanho da edificação; e climas diferentes, escolhidos entre cidades brasileiras com diferentes quantidades de graus-hora de resfriamento e aquecimento. Essas variáveis climáticas deverão ser incorporadas na análise de regressão multivariada, de maneira que a equação possa ser aplicada em diferentes climas brasileiros.

Cada tipologia arquitetônica corresponde a um formato e tamanho de edificação, com uma divisão específica de suas áreas internas em zonas térmicas e determinadas parcelas de área condicionada. Foram simuladas somente edificações artificialmente climatizadas e com padrões de uso semelhantes a atividades comerciais, de forma que as equações sejam aplicáveis apenas a esses tipos de edificações. Prédios residenciais e indústrias não foram abordados na equação de regressão do consumo de energia elétrica. Tais edificações possuem padrões de uso, densidades de carga interna e condições de ventilação natural muito específicas para o tipo de atividade desenvolvida, sendo inviável propor generalizações e agrupamentos em uma equação para estimativa do consumo de energia.

Rotinas de programação (*scripts*) foram escritas em linguagem BASIC para gerar todos os modelos e iniciar cada simulação automaticamente pelo EnergyPlus. Os dados de saída foram processados em planilhas eletrônicas do Excel, onde as equações de regressão foram obtidas. O

dado de saída considerado foi o consumo anual de energia elétrica, em kWh, estimado por m² de área condicionada.

Tabela 3 – Lista de parâmetros utilizados para obtenção da equação de estimativa do consumo por regressão multivariada.

Parâmetro	Siglas	Valores simulados
1- Tipologias arquitetônicas	-	Um pavimento e cinco pavimentos.
2- Clima	-	Curitiba, Florianópolis e Salvador
3- Coeficiente de performance (W/W)	COP	1,82 (ineficiente) e 3,19 (eficiente)
4- Densidade de carga interna (W/m ²)	ILD	20 (baixa) e 50 (alta)
5- Padrão de uso (h/dia)	PU	8 (pouca utilização) e 24 (muita utilização)
6- Capacidade térmica das paredes e coberturas	CT	Leves (≈ 0 kJ/m ² .K) e pesadas (>100 kJ/m ² .K)
7- Transmitância térmica das paredes e cobertura (W/m ² .K)	U	Leves: 0,50; 4,50 Pesadas: 1,00; 2,50 e 4,50
8- Absortância das paredes à radiação solar	α_{par}	0,20 (cor clara) e 0,90 (cor escura)
9- Absortância da cobertura à radiação solar	α_{cob}	0,20 (cor clara) e 0,90 (cor escura)
10- Percentual de janela nas fachadas	WWR	10% (poucas janelas) e 90% (“pele” de vidro)
11- Fator de projeção do brise horizontal	BriseH	0,0 (sem proteção) e 1,0 (proteção de comprimento igual à altura da janela)
12- Fator de projeção do brise vertical	BriseV	0,0 (sem proteção) e 1,0 (proteção de comprimento igual à largura da janela)
13- <i>Solar Heat Gain Coefficient</i> dos vidros	SHGC	0,49 (reflexivo); 0,59 (verde) e 0,81 (claro)
14- Orientação da edificação (azimute da maior fachada)	Orient	0° (eixo principal no sentido norte-sul) e 90° (eixo principal no sentido leste-oeste)
15- Infiltração de ar externo (trocas/h)	Inf	1,0 (baixa) e 5,00 (alta)

As equações foram obtidas com uso de programa específico, que calculou, através do método dos mínimos quadrados, os coeficientes da reta que melhor ajusta os dados estimados pela equação com os observados por simulação. A Equação 4 representa, de maneira genérica, a forma de ajuste dos dados.

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad [4]$$

A variável dependente y corresponde ao consumo de energia elétrica da edificação, em kWh/m². As variáveis independentes x_1, x_2, \dots, x_n representam os parâmetros listados na Tabela 3. As constantes b_1, b_2, \dots, b_n são os coeficientes de regressão linear correspondentes a cada parâmetro da edificação, ou seja, a cada variável independente. A constante “a” representa a intersecção da reta no eixo y .

No primeiro lote de simulações executadas foram montados os casos com a combinação dos valores para os 13 primeiros parâmetros da Tabela 3. Uma breve descrição sobre cada parâmetro da tabela é apresentada a seguir.

3.3.1 Tipologias arquitetônicas

O comportamento energético da edificação em função dos parâmetros listados na Tabela 3 depende também da tipologia arquitetônica, ou seja, a forma e tamanho do prédio. Por exemplo, uma edificação com apenas um pavimento sofrerá maior influência das propriedades térmicas da cobertura do que uma edificação com dez pavimentos. Duas tipologias arquitetônicas foram simuladas para avaliar esse tipo de comportamento: a primeira (Tipologia 1) representando uma edificação de cinco pavimentos, de planta retangular; e a segunda (Tipologia 2) representando uma edificação de um pavimento, com planta quadrada.

3.3.1.1 Tipologia 1

O modelo virtual correspondente à Tipologia 1 representa um edifício típico de escritórios com características estabelecidas por uma pesquisa de campo (LABEEE, 2005b). O modelo possui um formato retangular de 27,00 m x 7,50 m, com 5 pavimentos, e pé-direito de 2,50 m em cada pavimento. A área total construída compreende 1.001 m², sendo 874 m² de área artificialmente climatizada. A Figura 2 apresenta o desenho em 3D do modelo geométrico simulado. Cada pavimento foi dividido em 3 zonas, conforme mostra a figura. As zonas frontal e posterior representam os espaços de escritório e são artificialmente climatizadas. A zona central não é climatizada e representa a área de circulação e o espaço ocupado por escadas e elevadores. Para reduzir o tempo de processamento das simulações, o pavimento tipo é representado no modelo apenas uma vez e os seus dados de carga térmica e consumo de energia são multiplicados por três pela ferramenta de simulação. Visando representar uma condição média

para os coeficientes de convecção externa nas fachadas, esse pavimento foi posicionado em uma altura média entre o térreo e a cobertura.

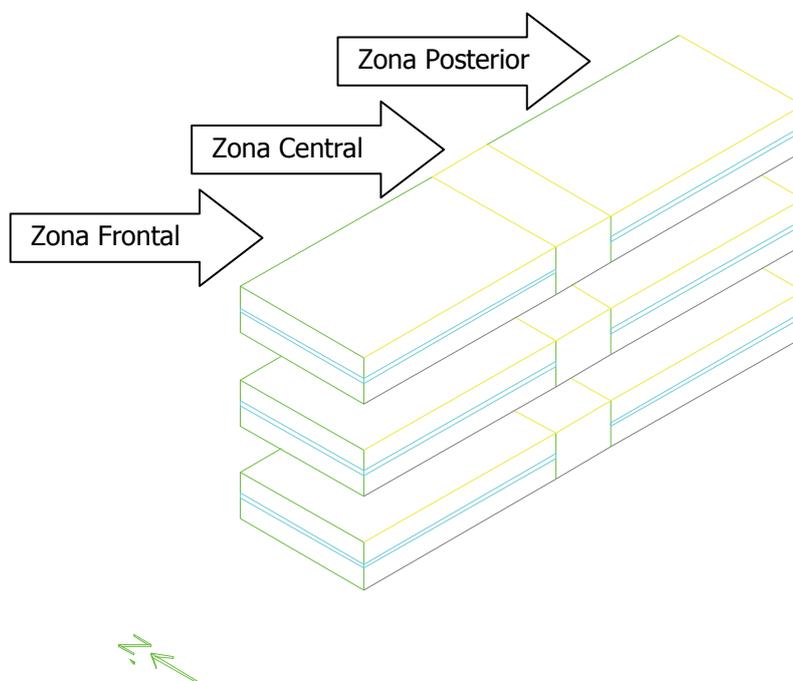


Figura 2 – Vista em 3D do modelo geométrico da Tipologia 1.

3.3.1.2 Tipologia 2

A Tipologia 2 corresponde a um prédio de um único pavimento, com área total construída de 2.500 m², totalmente condicionada. O desenho geométrico em perspectiva é apresentado na Figura 3. O modelo possui formato quadrado com 50,00 m de lado e 5,00 m de pé-direito. Um modelo desse tipo pode ser utilizado para representar uma loja de departamentos com poucas divisórias internas. Haveria apenas uma pequena área para sala de gerência e de funcionários, que foi desconsiderada no modelo. Porém, para representar melhor a influência de cada fachada e das janelas no comportamento térmico da região próxima a elas, dividiu-se o modelo em 5 zonas: 1 central e 4 zonas periféricas, com 6 m de profundidade cada uma.

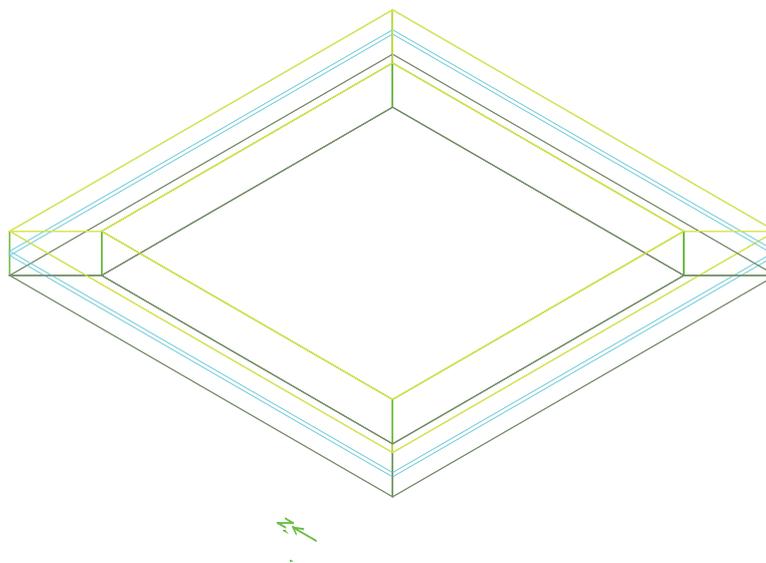


Figura 3 – Vista em 3D do modelo geométrico da Tipologia 2.

3.3.2 Clima

Além de variar parâmetros da edificação, as simulações consideraram diferentes climas. Para isso, os arquivos climáticos de três cidades brasileiras foram selecionados com diferentes níveis de graus-hora de resfriamento e aquecimento.

A cidade de Curitiba foi escolhida para representar um clima com alta necessidade de aquecimento artificial. Salvador foi a cidade escolhida para representar o clima com elevado índice de graus-hora de resfriamento e o clima de Florianópolis foi selecionado como o intermediário entre esses dois. A Tabela 4 apresenta as coordenadas geográficas dessas três cidades e as quantidades de graus-hora de resfriamento e aquecimento, para as temperaturas-base de 24°C e 18°C, respectivamente. Essas informações foram extraídas dos arquivos climáticos no padrão TRY, disponíveis na página da internet do Laboratório de Eficiência Energética em Edificações (LABEEE, 2005a).

Tabela 4 – Cidades adotadas para a realização das simulações.

Cidade	Coordenadas geográficas			Graus-hora	
	Latitude	Longitude	Altitude	Aquec. (tb=18°C)	Resfr. (tb=24°C)
Curitiba	25°31'S	49°10'W	910 m	25.965	1.491
Florianópolis	27°40'S	48°32'W	7 m	6.030	4.542
Salvador	12°53'S	38°19'W	13 m	102	15.904

3.3.3 Coeficiente de Performance (COP)

O sistema de climatização adotado em todas as simulações corresponde a um modelo de aparelho de expansão direta, com ciclo reverso para aquecimento, representando aparelhos de janela ou *splits*. A capacidade do sistema foi determinada automaticamente para cada caso, a partir da simulação dos dias de projeto referentes a cada clima. Um sistema independente foi adicionado em cada zona condicionada dos modelos simulados. A temperatura de controle adotada foi de 24°C para a função de resfriamento e de 18°C para aquecimento. A eficiência dos aparelhos (COP) foi um dos parâmetros variados nas simulações e os valores apresentados na Tabela 3 representam as categorias “A” e “E” dos aparelhos avaliados pelo INMETRO (2006), com COP igual a 3,19 e 1,82, respectivamente.

3.3.4 Densidade de carga interna (ILD)

A densidade de carga interna representa a soma das três principais fontes de calor internas: iluminação, equipamentos elétricos e pessoas. Considerou-se atividade metabólica com calor gerado de 130 W por pessoa, representando o desenvolvimento de atividades de escritório. As taxas de ILD iguais a 20 e 50 W/m² foram compostas conforme mostra a Tabela 5.

A parcela de calor latente gerado pelas pessoas é calculada pelo programa EnergyPlus, durante a simulação, usando uma equação polinomial em função da taxa metabólica e temperatura do ar interno.

Tabela 5 – Composição das densidades de carga interna adotadas.

Carga interna	ILD = 20 W/m²	ILD = 50 W/m²
Iluminação	8 W/m ²	20 W/m ²
Equipamentos	6 W/m ²	15 W/m ²
Pessoas (m ² /pessoa)	6 W/m ² (21,7 m ² /pes)	15 W/m ² (8,7 m ² /pes)

3.3.5 Padrão de uso

As duas opções de padrão de uso simuladas regem o acionamento dos sistemas de iluminação, equipamentos, condicionamento de ar e a ocupação do prédio. Foi considerada apenas a utilização e ocupação nos dias úteis (de segunda-feira a sexta-feira). Aos sábados e domingos considera-se a edificação desocupada e com seus sistemas desligados.

No padrão de uso de 8 h/dia considerou-se o início das atividades no prédio às 8h da manhã, com intervalo ao meio-dia e reinício das atividades às 14h, com término às 18h. Essa rotina de uso é apresentada esquematicamente na Figura 4. O valor no eixo das ordenadas representa a fração de utilização do sistema no qual o padrão de uso é adotado. Valor igual a 1,0 em uma determinada hora indica que o sistema esteve 100% ligado desde a hora anterior até àquela hora.

No padrão de uso de 24h/dia considerou-se valor igual a 1,0 para todas as horas dos dias úteis.

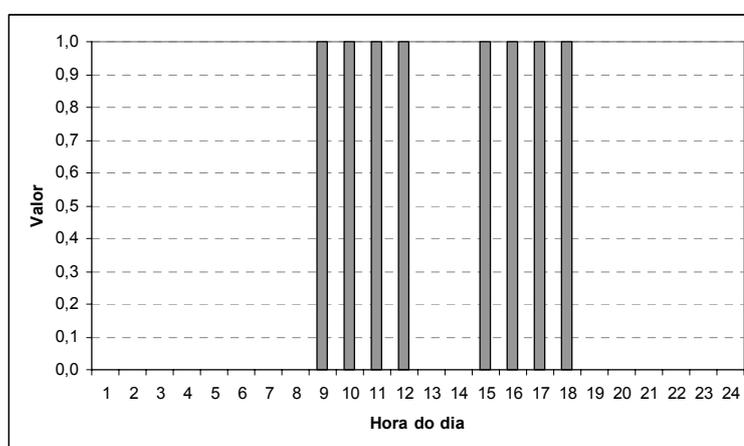


Figura 4 – Rotina diária adotada no padrão de uso de 8 h/dia.

3.3.6 Capacidade e transmitância térmica das paredes e cobertura

Na Tabela 3, as paredes e cobertura são classificadas como “leves” e “pesadas” de acordo com a capacidade térmica (C_T) simulada. As paredes e coberturas leves foram consideradas apenas com transmitância térmica ($U = 0,50$ e $4,50$ $W/m^2.K$) e sem capacidade térmica. Para isso, utilizou-se o objeto MATERIAL:REGULAR-R na simulação no programa EnergyPlus. Esse objeto simula um material representado apenas pela sua resistência térmica, e com capacidade térmica igual a zero.

Para compor as paredes e coberturas pesadas foram utilizados objetos do tipo MATERIAL:REGULAR no EnergyPlus. Neste caso, o programa considera a densidade e o calor específico dos materiais no cálculo de transferência de calor através do componente construtivo.

Para os componentes construtivos do tipo pesado foram considerados três valores de transmitância térmica, apresentados na Tabela 6, pois o comportamento do consumo frente a

variações na composição desse tipo de fechamento opaco tenderia à não-linearidade, conforme identificado por Signor (1999). Procurou-se representar componentes construtivos geralmente utilizados em edificações brasileiras, por isso as coberturas de alta transmitância térmica resultaram em baixos valores de capacidade térmica.

Tabela 6 – Tipos de paredes e coberturas “pesadas” adotados nas simulações.

Descrição do componente	U (W/m².K)	C_T (kJ/m².K)
PAREDES		
Parede dupla de tijolos de 8 furos circulares, assentados na maior face	1,00	328
Parede de tijolos de 8 furos quadrados, assentados na menor dimensão	2,50	146
Parede de concreto maciço de 10 cm de espessura	4,50	240
COBERTURAS		
Cobertura de telha de fibro-cimento, lâmina de alumínio polido e laje de concreto de 12 cm de espessura	1,00	275
Cobertura de telha de fibro-cimento com forro de gesso	2,50	20
Cobertura de telha cerâmica sem forro	4,50	24

3.3.7 Absortância à radiação solar de superfícies externas

Os valores de absortância da superfície externa das paredes e da cobertura correspondem à cor do acabamento dessas superfícies. O valor de absortância 0,20 representa uma cor clara (branco, por exemplo), e o valor 0,90 representa uma cor escura (marrom ou preto, por exemplo).

3.3.8 Percentual de área de janela nas fachadas (WWR)

O WWR (do inglês: *Window-to-Wall Ratio*) representa o percentual da área das fachadas de cada modelo que é preenchido por janelas, com um dos três tipos de vidro considerados. Para simplificar a modelagem geométrica, as janelas foram consideradas com largura igual à largura da parede na qual estão inseridas, e com altura igual ao WWR multiplicado pelo pé-direito do pavimento correspondente. As janelas foram posicionadas no centro da parede. Como não foi avaliada a contribuição de luz natural nos modelos, a posição e a

geometria das aberturas não irão exercer influência significativa no desempenho energético do modelo. Dois valores extremos de WWR foram simulados: 10%, representando edificações com poucas janelas; e 90%, representando edificações com fachadas totalmente envidraçadas.

3.3.9 Fator de projeção dos brises

As proteções solares externas às janelas foram simuladas como sendo brises opacos posicionados horizontalmente sobre a parte superior da janela (brises horizontais) e verticalmente com a mesma altura da janela (brises verticais).

O fator de projeção dos brises horizontais representa a relação entre a largura do brise e a altura da janela. Para os brises verticais o fator de projeção representa a relação entre a largura do brise e a largura da janela. Nesse caso, como todos os modelos possuem janelas muito largas, foram inseridos mais de um brise vertical em cada janela para alcançar os fatores de projeção desejados. Dois valores de fator de projeção foram simulados: 0,0, para representar janelas sem proteções solares; e 1,0, representando proteções solares de projeção igual à altura ou à largura das janelas.

3.3.10 Coeficiente de Ganho de Calor Solar (SHGC) dos vidros

Os três tipos de vidro simulados foram escolhidos em função do valor do Coeficiente de Ganho de Calor Solar (SHGC – *Solar Heat Gain Coefficient*), que representa a parcela de calor da radiação solar incidente no vidro que é transferida para o interior da edificação. O SHGC inclui a fração de radiação solar transmitida diretamente ao ambiente através do vidro e a fração que é absorvida pelo vidro e depois emitida para o ambiente interno.

Os vidros possuem a mesma espessura (6 mm) e mesma condutividade térmica (0,90 W/m.K). O maior valor de SHGC (0,81) selecionado corresponde a um vidro incolor. O valor de SHGC intermediário (0,59) corresponde a um vidro verde e o SHGC mais baixo (0,49) equivale a um vidro refletivo.

As propriedades físicas dos vidros em relação à radiação solar são apresentadas na Tabela 7. Esses valores foram extraídos da base de dados de componentes construtivos distribuída junto com o programa EnergyPlus (DOE, 2006).

Tabela 7 – Propriedades físicas dos tipos de vidros em relação à radiação solar.

Tipo de vidro	Transmitância	Refletância	Absortância	SHGC
Incolor – 6 mm	0,775	0,071	0,154	0,81
Verde – 6 mm	0,487	0,056	0,457	0,59
Refletivo claro – 6 mm	0,429	0,308	0,263	0,49

3.3.11 Orientação da edificação e infiltração de ar externo

No primeiro lote de simulações, a posição do modelo em relação ao norte verdadeiro foi mantida constante, assim como a taxa de infiltração de ar externo em cada zona térmica (parâmetros 14 e 15 da Tabela 3).

A orientação da Tipologia 1 foi mantida a 90°, com a fachada maior voltada para o norte (Figura 2) e a Tipologia 2 foi mantida com uma de suas fachadas voltadas ao norte, conforme mostra a Figura 3. A taxa de infiltração de ar externo foi mantida a 1 troca/h em todas as zonas térmicas de cada modelo simulado.

Nas simulações subseqüentes, aplicando uma amostragem aleatória, esses dois parâmetros foram variados.

3.4 RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES PARAMÉTRICAS

Uma análise da influência de cada parâmetro no consumo anual de energia elétrica dos modelos simulados é apresentada neste item. De todas as combinações possíveis entre as variações de cada parâmetro de entrada, apenas alguns casos simulados foram selecionados para discutir o comportamento energético da edificação.

Os dados de consumo de energia elétrica por metro quadrado apresentados neste item referem-se apenas ao consumo do sistema de condicionamento de ar por área condicionada. Foi considerado o consumo global do sistema, incluindo a energia elétrica solicitada para aquecimento e resfriamento dos ambientes, assim como o consumo do sistema de insuflamento de ar (ventiladores). O consumo das cargas não dependentes do clima não foi inserido nos gráficos, pois depende apenas das horas de uso e potência instalada, e não sofre influência de parâmetros arquitetônicos.

3.4.1 Efeitos do COP, da densidade de carga interna e do padrão de uso

A densidade de carga interna (ILD) e o padrão de uso (PU) exercem forte impacto no consumo anual de energia elétrica de edificações comerciais no Brasil, já que o uso final de cargas não dependentes do clima chega a 50% nessas edificações (GELLER, 1991). Além disso, essas cargas afetam diretamente o consumo de energia elétrica de sistemas de condicionamento de ar, pois representam carga térmica a ser retirada pelo sistema de resfriamento. Enquanto o condicionamento de ar responde pelos 50% restantes do consumo de energia anual dessas edificações, o Coeficiente de Performance (COP) também tem impacto significativo no desempenho energético do modelo.

O efeito destes três parâmetros no consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar de oito casos referentes à Tipologia 1, simulados com o clima de Florianópolis pode ser visualizado na Figura 5. O maior aumento no consumo de energia é observado quando o padrão de uso é alterado de 8 para 24 h/dia. A ILD é o segundo parâmetro de maior influência no consumo e o COP seria o terceiro. O mesmo comportamento foi observado na simulação com os outros dois arquivos climáticos e com a outra tipologia. A importância significativa desses parâmetros no consumo de energia elétrica anual em condicionamento de ar da edificação será melhor explorada durante a discussão sobre as equações de regressão.

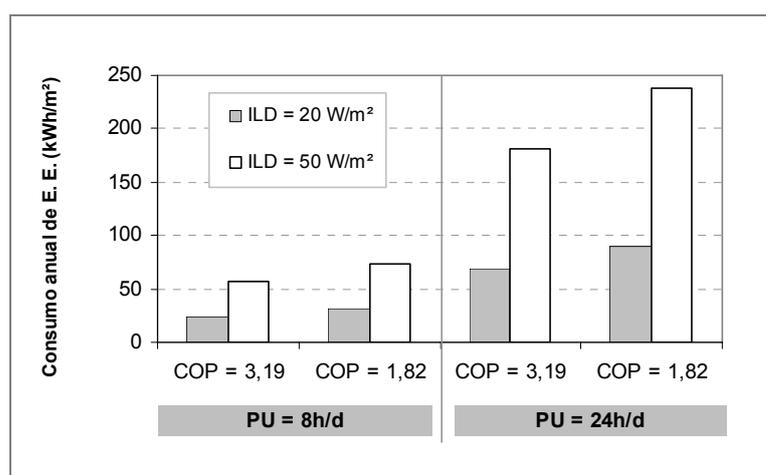


Figura 5 – Efeitos do COP, cargas internas e padrões de uso no consumo de energia em condicionamento de ar da Tipologia 1, com o clima de Florianópolis.

3.4.2 Efeitos da transmitância térmica e da absorvância de superfícies opacas

Através das simulações paramétricas, detectou-se que o impacto da transmitância térmica de paredes e cobertura no consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar depende da absorvância à radiação solar das superfícies externas; da densidade de carga interna da edificação e de seus padrões de uso. Evidentemente, para tipologias arquitetônicas diferentes, a influência da transmitância térmica também será diferenciada.

Para explorar os efeitos das características dos fechamentos opacos foram selecionados, neste subitem, os casos com menor área de janela nas fachadas, ou seja, com WWR igual a 10%.

3.4.2.1 Tipologia 1 e padrão de uso de 8 h/dia

Para a Tipologia 1, a variação do consumo anual de energia elétrica em condicionamento de ar do modelo, frente a diferentes valores de transmitância térmica (U) dos fechamentos opacos, dependem do clima no qual a edificação está inserida.

Para aqueles casos com a densidade de carga interna mais baixa (20 W/m^2), padrão de uso de 8h/dia, e baixa absorvância superficial externa (20%), aumentando a transmitância térmica aumenta o consumo de energia elétrica em climatização dos modelos simulados para Curitiba (menor quantidade de graus-hora de resfriamento), mas diminui o consumo de energia em condicionamento de ar para Florianópolis (Figura 6a). No caso de Salvador, a variação no consumo é bem menor do que nas demais cidades, mostrando que neste clima, as paredes provocam pouca influência na carga térmica dessa tipologia arquitetônica, com baixa densidade de carga interna, poucas horas de uso e cores claras nas superfícies externas.

O consumo de energia elétrica estimado para aqueles casos com maior absorvância (90%) mostrou o comportamento esperado: aumentando o valor de U , aumenta-se o consumo anual do sistema de condicionamento de ar. A mesma correlação foi verificada com a simulação dos casos para os três arquivos climáticos (Figura 6b).

Com alta densidade de cargas internas (50 W/m^2) e baixo padrão de uso (8 h/dia), a redução no consumo de energia elétrica em climatização proporcionada por paredes e cobertura com menor resistência térmica tornou-se evidente. Neste caso, a maior transmitância térmica colabora com a dissipação do calor gerado internamente, reduzindo o consumo do sistema de condicionamento de ar para resfriamento dos ambientes internos (Figura 6c).

Mas para uma edificação com alta absortância à radiação solar (90%), uma maior transmitância térmica de seus componentes construtivos irá aumentar o consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar do modelo, mesmo para edificações com alta densidade de cargas internas, conforme mostra a Figura 6d. Neste caso, a influência da radiação solar no ganho total de calor da edificação é significativo, mesmo com altos níveis de densidade de ocupação e potência instalada em iluminação e equipamentos elétricos.

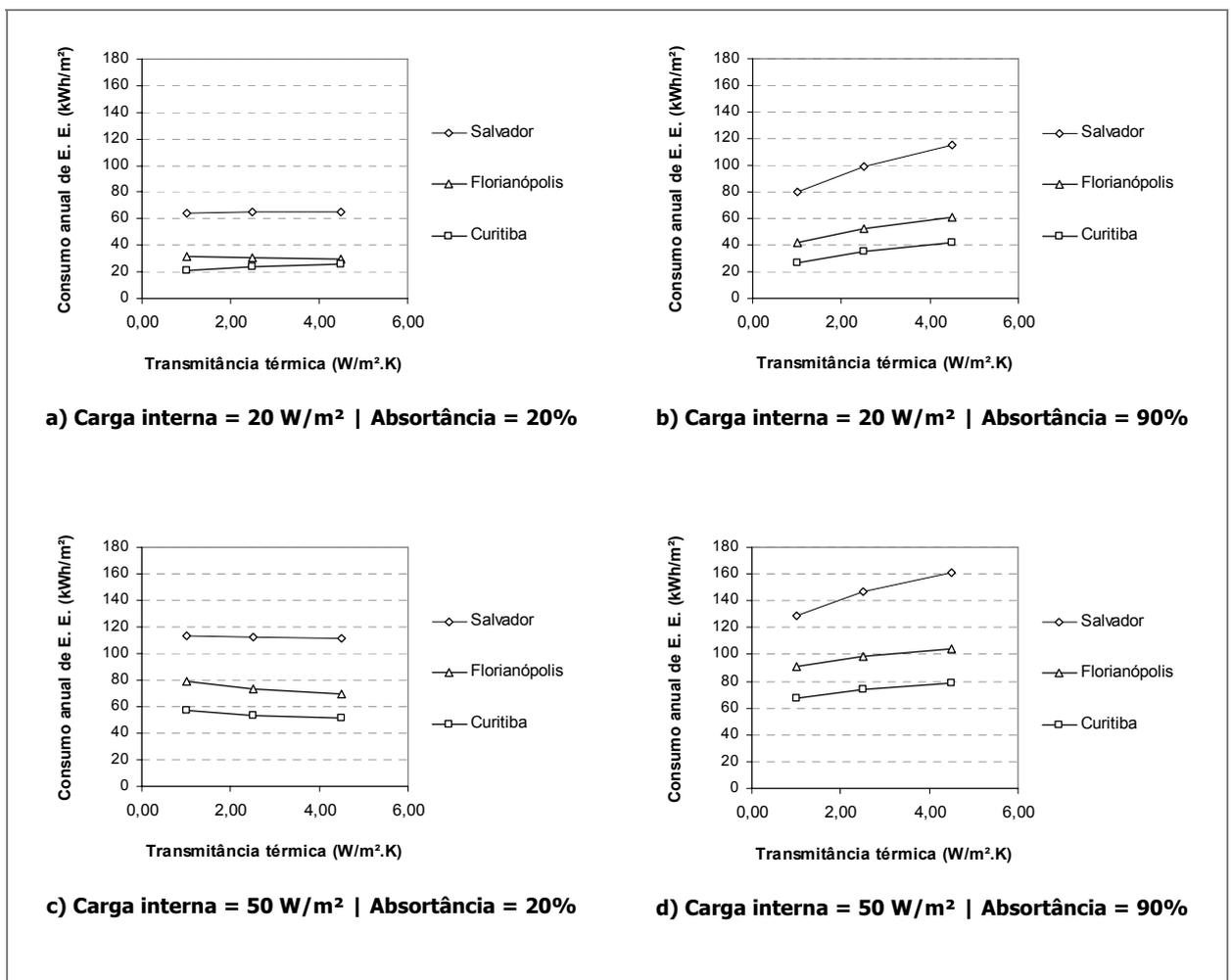


Figura 6 – Efeitos da transmitância térmica no consumo de energia em condicionamento de ar da Tipologia 1, com padrão de uso de 8h/dia e para diferentes condições de densidade de carga interna e absortância.

3.4.2.2 Tipologia 1 e padrão de uso de 24 h/dia

Para os casos simulados com padrão de uso de 24 horas por dia, o aumento na transmitância térmica provocou redução no consumo anual de energia elétrica em climatização

daqueles modelos com baixa absorvância (20%), tanto para o nível de carga interna baixo quanto para o elevado, conforme mostra a Figura 7 (gráficos *a* e *c*). Apenas para o clima de Curitiba, os modelos com baixa densidade de carga interna e baixa absorvância tiveram o consumo de energia ligeiramente incrementado em função do aumento da transmitância térmica.

Também pode ser observado na figura, que componentes construtivos com maior transmitância térmica só proporcionam maior consumo de energia para os casos com alta absorvância das superfícies externas (90%) e baixa ILD (Figura 7b). Apenas no clima de Salvador detectou-se aumento de consumo com o aumento da transmitância térmica, com cor escura na fachada e alta densidade de cargas internas (Figura 7d).

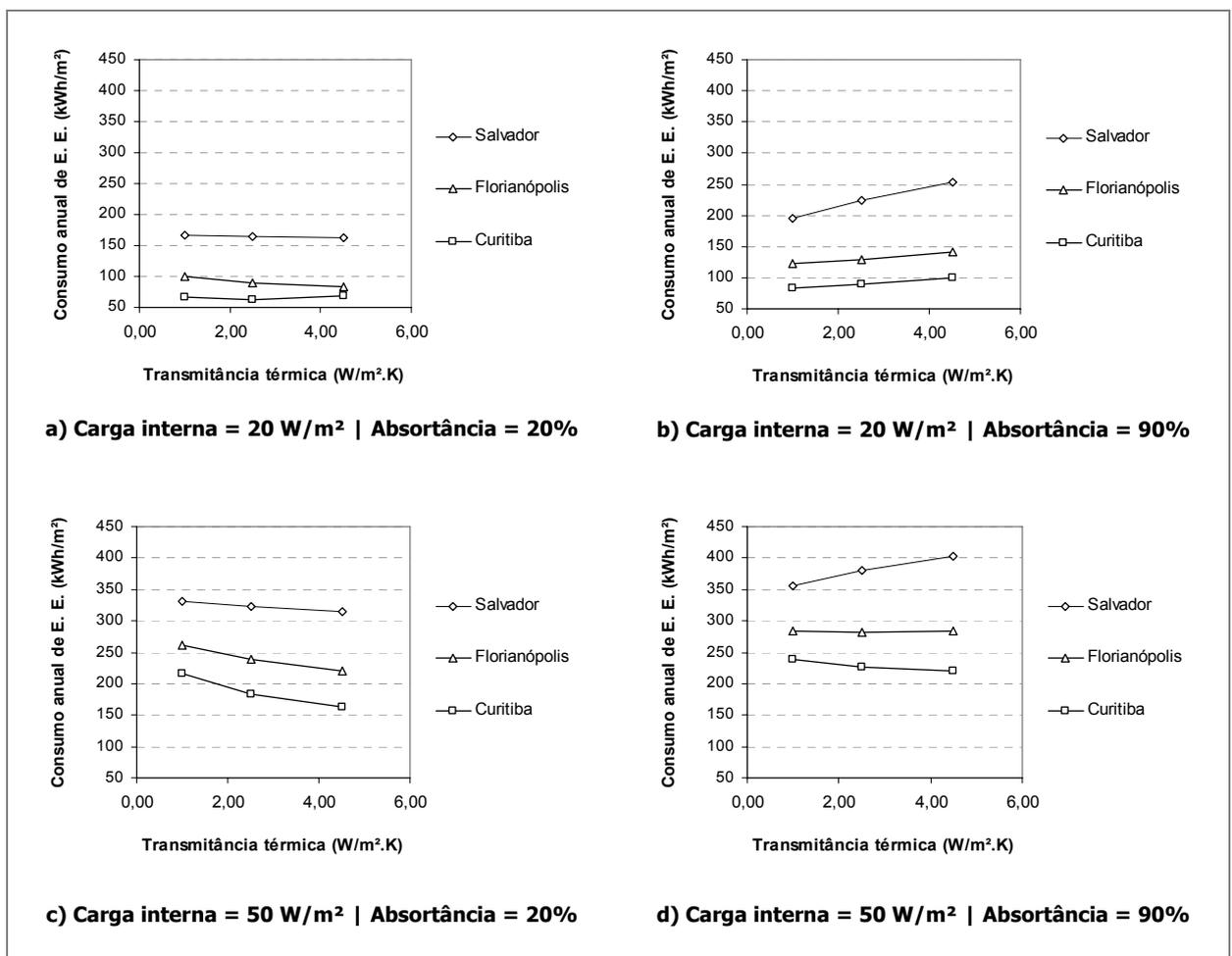


Figura 7 – Efeitos da transmitância térmica no consumo de energia em condicionamento de ar da Tipologia 1, com padrão de uso de 24h/dia e para diferentes condições de densidade de carga interna e absorvância.

3.4.2.3 Tipologia 2 e padrão de uso de 8 h/dia

Para a Tipologia 2 com padrões de uso de 8 horas por dia, o aumento na transmitância térmica proporciona maior consumo de energia para qualquer condição de absorvância térmica e em qualquer clima, entre os três simulados (Figura 8). Para os casos com alta absorvância na cobertura (90%), o aumento no consumo de energia com climatização, provocado por componentes com U mais elevado é ainda maior nesta tipologia, já que a cobertura representa um fluxo de calor significativo do desempenho térmico da edificação. Observa-se que os aumentos significativos de consumo são verificados para os casos com alta absorvância das superfícies externas (gráficos *b* e *d*).

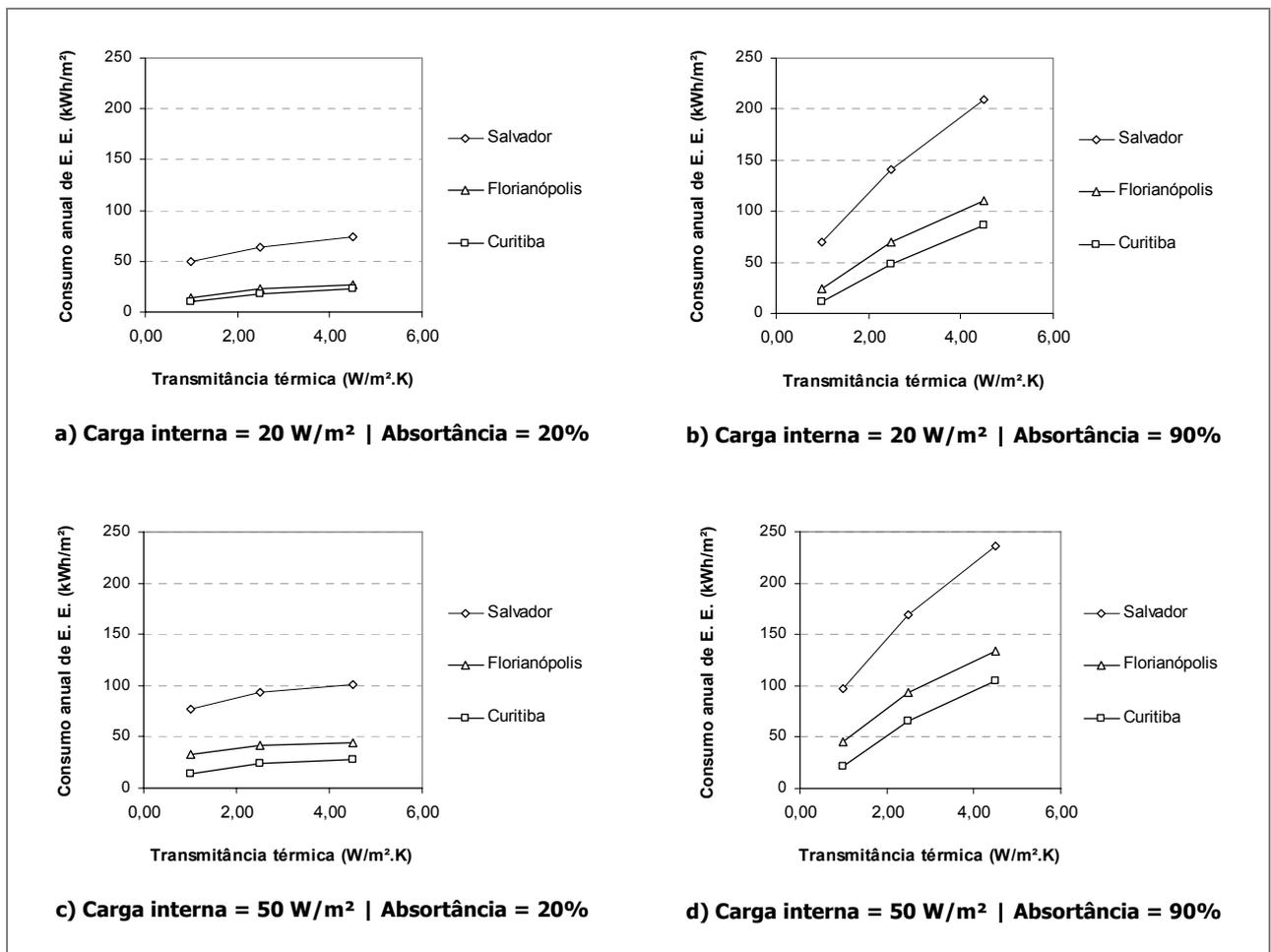


Figura 8 – Efeitos da transmitância térmica no consumo de energia em condicionamento de ar da Tipologia 2 com padrão de uso de 8h/dia e para diferentes condições de densidade de carga interna e absorvância.

3.4.2.4 Tipologia 2 e padrão de uso de 24 h/dia

Para os casos da Tipologia 2, simulados com padrão de uso de 24 horas por dia, o aumento na transmitância térmica provocou aumento no consumo anual de energia elétrica em climatização para os três climas analisados e para todas as condições de carga interna e absorvância externa (Figura 9). A única exceção foi observada para Florianópolis, com carga interna alta (50 W/m²) e absorvância baixa (20%), mostrado no gráfico *c*, quando o aumento na transmitância proporcionou redução no consumo anual de energia para condicionamento de ar. Para o clima de Curitiba, o aumento do consumo de energia elétrica em função do aumento da transmitância térmica foi mais significativo do que o verificado para os outros climas nos casos com baixa ILD e baixa absorvância (gráfico *a*). Nesse clima, o aumento da transmitância desses modelos provoca maior consumo de energia elétrica do sistema de aquecimento, pois as perdas de calor pelas paredes e cobertura são maiores, proporcionando aumento no consumo global do sistema de condicionamento de ar.

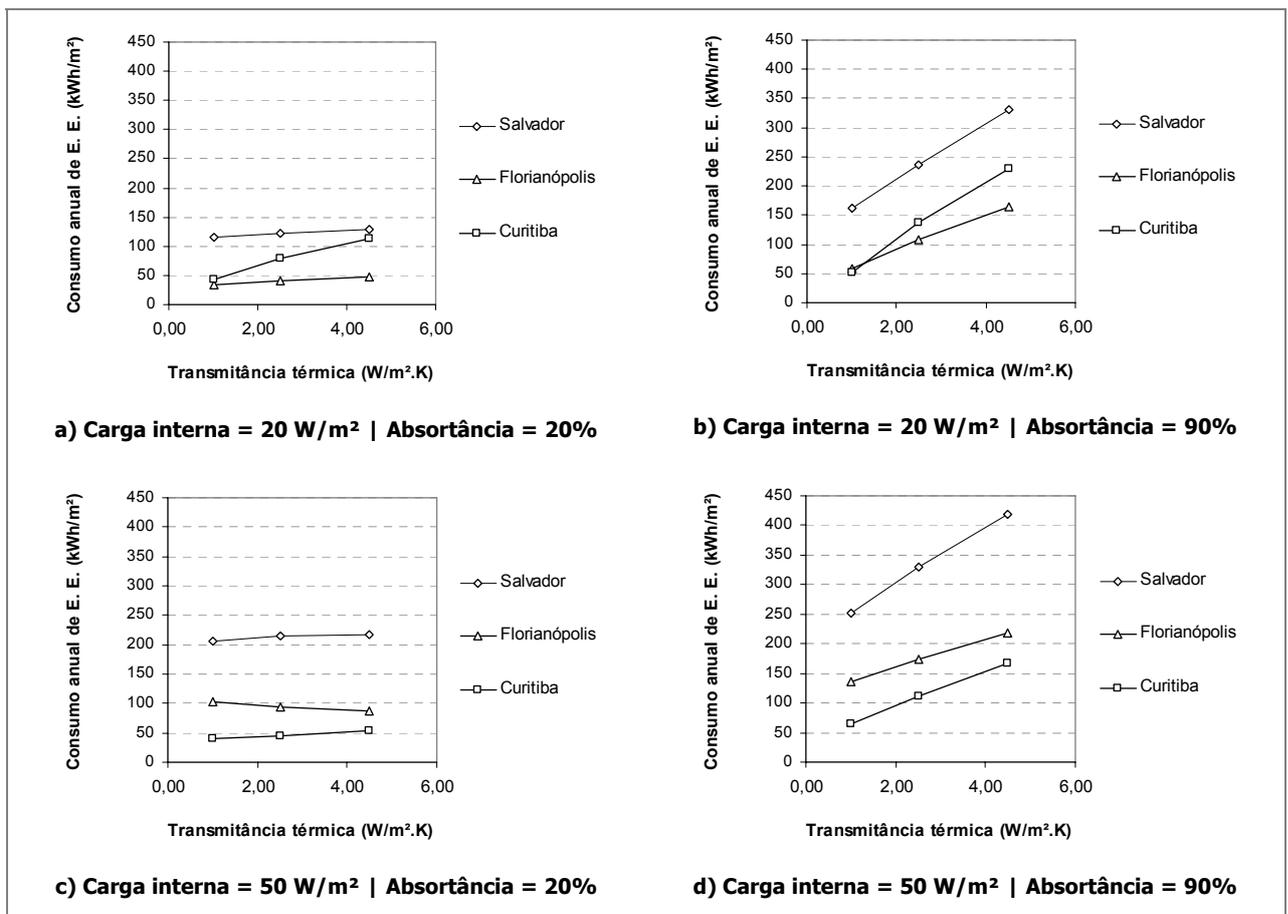


Figura 9 – Efeitos da transmitância térmica no consumo de energia em condicionamento de ar da Tipologia 2, com padrão de uso de 24h/dia e para diferentes condições de densidade de carga interna e absorvância.

3.4.3 Efeitos do WWR e do SHGC

A Figura 10 mostra o consumo de energia de 18 modelos com diferentes valores de WWR e SHGC, gerados sobre a Tipologia 1 e simulados para os três climas. Estes modelos têm as mesmas características para: COP (1,82 W/W); ILD (20 W/m²); padrões de uso (8h/dia); transmitância térmica (componentes pesados, com $U = 1,00 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$); absorptância das superfícies externas (20%) e sem sombreamento externo nas janelas.

Pode ser visto, pela figura, que o efeito do SHGC sobre o consumo de energia elétrica em climatização da edificação com o menor WWR (10%) é muito pequeno. Mas com a maior área envidraçada nas fachadas, há uma influência não linear do tipo de vidro no consumo de energia elétrica do modelo.

Este comportamento pode ser entendido através da análise de duas propriedades físicas do vidro frente à radiação solar: absorptância (α) e transmitância (τ). O tipo de vidro escolhido para representar o SHGC de valor intermediário (0,59) apresenta absorptância à radiação solar mais alta do que os outros dois tipos de vidro adotados nas simulações (Tabela 7 do item 3.3.10). Durante o verão, a temperatura média das zonas condicionadas é cerca de 8 a 10°C mais baixa do que a temperatura externa durante o período de operação do sistema de climatização artificial. Como resultado, uma grande parcela do calor absorvido pelo painel de vidro tende a ser transferido por convecção e radiação em ondas longas para o ambiente interno, com temperatura mais baixa, ao invés de ser re-emitada para o exterior, com temperatura muito mais alta do que o interior. Este efeito foi identificado mesmo para casos com alta densidade de carga interna e simulados para diferentes arquivos climáticos, e conseqüentemente, diferentes quantidades de graus-hora de resfriamento.

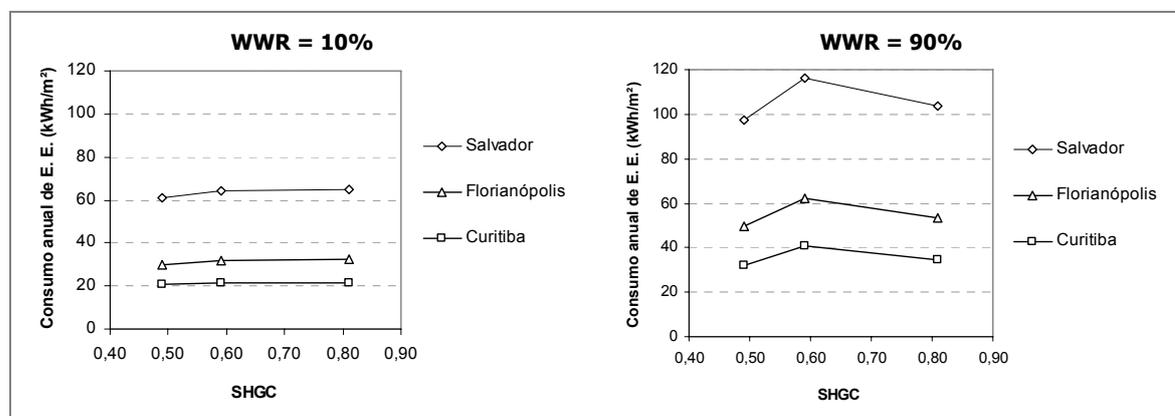


Figura 10 – Consumo de energia elétrica em condicionamento de ar para modelos com diferentes tipos de vidro e área de janelas nas fachadas.

As simulações desenvolvidas neste trabalho mostraram que a adoção do valor do Coeficiente de Ganho de Calor Solar como parâmetro de escolha entre diferentes tipos de vidro – quanto menor o SHGC, menor seria o consumo de energia – pode levar a um pior desempenho térmico e energético de edificações com ampla área envidraçada, conforme observa-se na Figura 10. Os gráficos da figura também comprovam que, evidentemente, o tipo de vidro escolhido exerce pouca influência nos modelos com menor área de janela do que nos modelos com fachada totalmente envidraçada.

3.4.4 Efeitos do sombreamento externo das janelas

Modelos com brises horizontais e verticais também foram simulados. A Figura 11a mostra os efeitos dessas proteções solares no consumo anual de energia elétrica de 12 casos correspondentes à Tipologia 1, simulados com o clima de Florianópolis. Esses casos possuem baixa densidade de carga interna (20 W/m^2), sistema de condicionamento de ar com baixo coeficiente de performance ($1,82 \text{ W/W}$), baixo padrão de uso (8 h/dia), baixa absorvância (20%), alto índice de área envidraçada nas fachadas (90%) e transmitância térmica igual a $2,50 \text{ W/m}^2$. Casos com três tipos de vidros diferentes podem ser visualizados na figura. Como esperado, as proteções solares provocam menor impacto nos modelos com vidros de melhor desempenho térmico. O brise horizontal proporciona melhor desempenho energético para esta tipologia porque ela foi orientada com as maiores fachadas para o norte e sul, consequentemente, a maior área de janela ficou voltada para o norte e recebe melhor proteção do brise horizontal.

O mesmo comportamento foi obtido para a Tipologia 2 (Figura 11b), porém para esse tipo de edificação os brises exercem menor influência no desempenho térmico e energético, pois o principal ganho de calor por componentes construtivos ocorre pela cobertura.

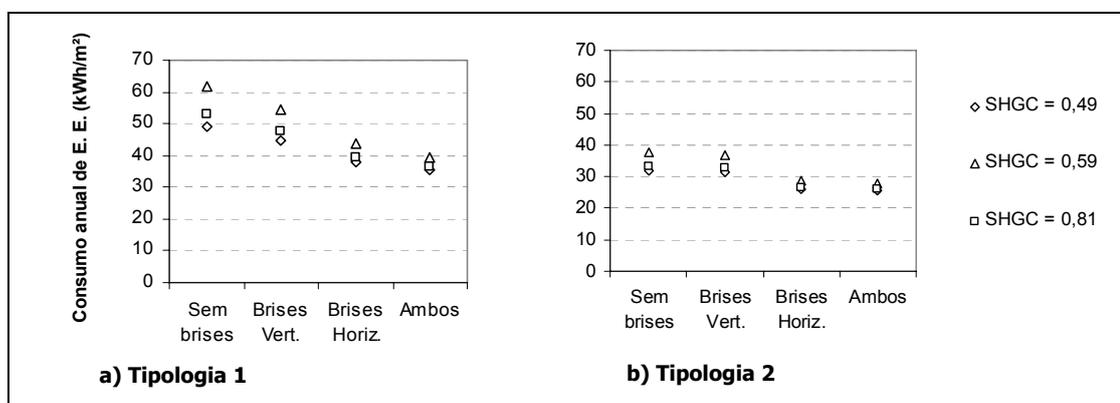


Figura 11 – Efeitos do sombreamento externo no consumo de energia em condicionamento de ar para o clima de Florianópolis.

3.4.5 Comentários gerais sobre a influência de cada parâmetro no consumo de energia

O consumo anual de energia elétrica em climatização, estimado por simulação para os 3.840 casos da Tipologia 1 é apresentado na Figura 12. A figura mostra os resultados em kWh por m² de área condicionada, dos casos simulados apenas para Curitiba. O mesmo padrão de distribuição dos dados é obtido para as outras duas cidades analisadas. Como esperado, a simulação com o arquivo climático de Salvador (Figura 14) apresentou maior nível de consumo de energia; e Florianópolis (Figura 13) apresentou os valores intermediários.

Nos três gráficos, cada “nuvem” de pontos corresponde a uma combinação de valores de densidade de carga interna (ILD) e padrões de uso (PU). O lado esquerdo do gráfico apresenta os casos com o COP mais baixo (1,82 W/W) e o lado direito apresenta os casos com o COP mais alto (3,19 W/W). Observa-se que, aqueles grupos de modelos com o sistema de condicionamento de ar mais eficiente (lado direito do gráfico) apresentam uma menor dispersão dos valores de consumo anual de energia, do que aqueles casos com sistema de climatização menos eficiente (lado esquerdo do gráfico). Para este último grupo, a influência dos parâmetros arquitetônicos será mais significativa no consumo de energia em condicionamento de ar e a nuvem de pontos tem aspecto mais esparso. Como esperado, analisando os resultados das três cidades, Salvador apresentou maior dispersão dos valores de consumo em cada nuvem de pontos, já que os parâmetros arquitetônicos têm maior impacto no consumo de energia de edificações nesse clima. Das três cidades analisadas, Salvador apresenta maior quantidade de graus-hora de resfriamento e maior incidência de radiação solar anual, resultando em um ambiente com maior influência no consumo de energia em climatização do que nas outras duas cidades.

Para a Tipologia 2, com resultados apresentados nas Figuras 15, 16 e 17, as nuvens de pontos não ficam bem definidas, pois os casos com transmitância e absorvância térmica alta apresentam consumo muito mais elevado do que os demais casos, em uma mesma nuvem. Esse comportamento já revela a dificuldade de se obter uma mesma equação de regressão do consumo para tipologias diferentes.

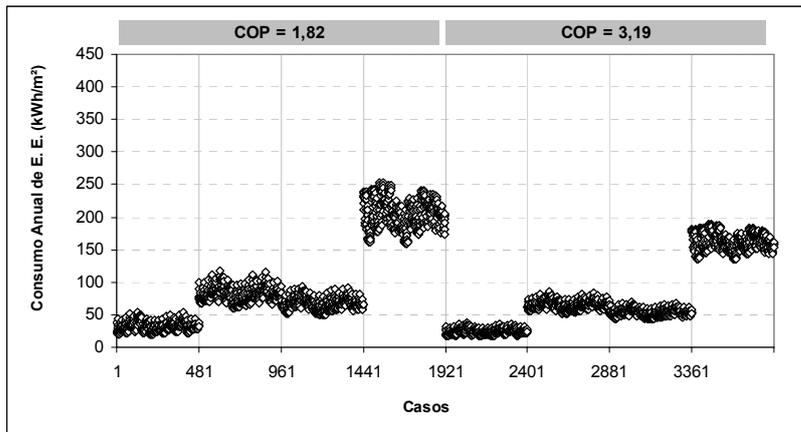


Figura 12 – Consumo anual de energia elétrica em condicionamento de ar da Tipologia 1 para o clima de Curitiba.

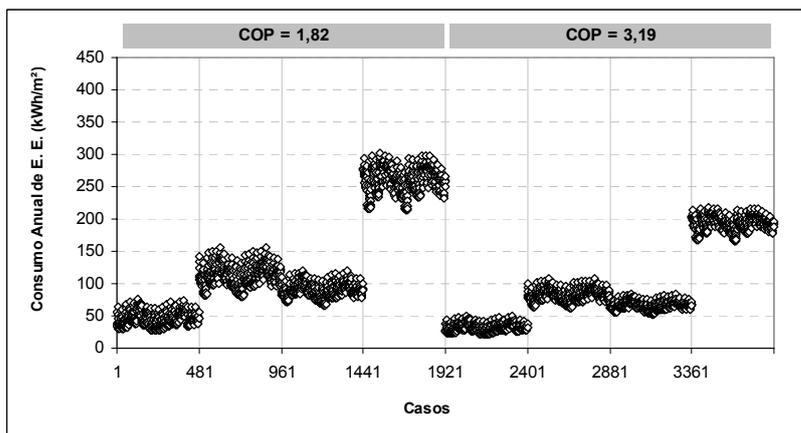


Figura 13 – Consumo anual de energia elétrica em condicionamento de ar da Tipologia 1 para o clima de Florianópolis.

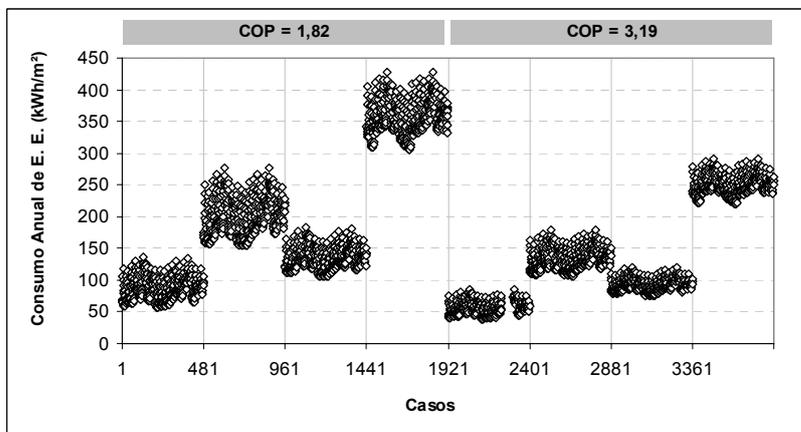


Figura 14 – Consumo anual de energia elétrica em condicionamento de ar da Tipologia 1 para o clima de Salvador.

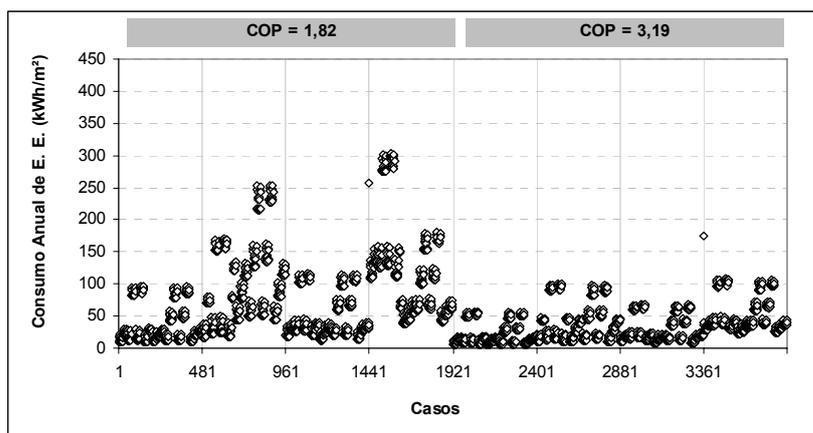


Figura 15 – Consumo anual de energia elétrica em condicionamento de ar da Tipologia 2 para o clima de Curitiba.

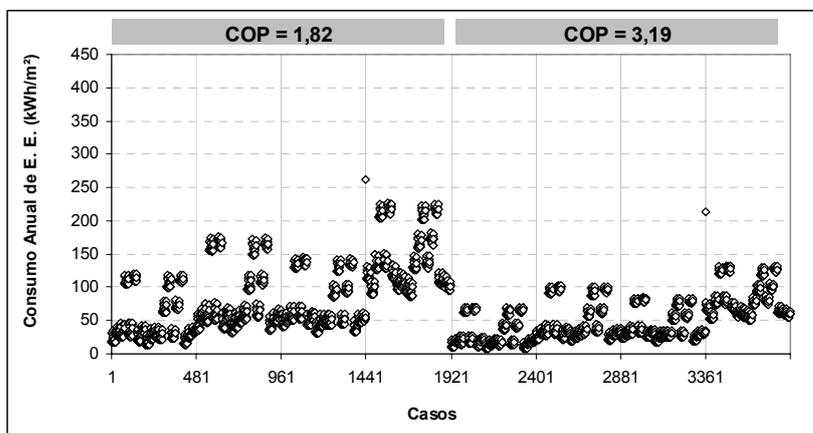


Figura 16 – Consumo anual de energia elétrica em condicionamento de ar da Tipologia 2 para o clima de Florianópolis.

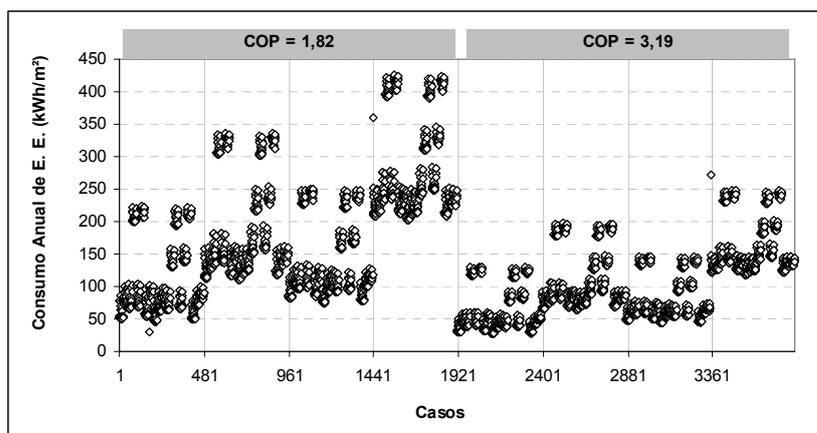


Figura 17 – Consumo anual de energia elétrica em condicionamento de ar da Tipologia 2 para o clima de Salvador.

3.5 EQUAÇÕES DE REGRESSÃO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA

Após a simulação do primeiro lote de modelos foi possível testar uma forma de equação de regressão do consumo de energia elétrica da edificação em função dos parâmetros variados.

Inicialmente, uma equação para a Tipologia 1 e arquivo climático de Florianópolis foi obtida. Essa tipologia e cidade correspondem ao estudo de caso adotado que permitiu o ajuste do método, paralelamente ao seu desenvolvimento. As equações para a outra tipologia e os demais climas foram obtidas após a comprovação da funcionalidade da primeira fórmula e do método de análise de sensibilidade.

A equação foi dividida em duas partes. Uma primeira parte representa a energia consumida pelas cargas não dependentes do clima e é calculada em função da densidade de carga interna e do padrão de uso da edificação (Equação 5). Esse consumo foi normalizado por m² de área construída da edificação. A correlação entre essas variáveis resultou em um coeficiente de determinação (R²) igual a 1,00, visto que o consumo dessas cargas é linear e diretamente proporcional à potência instalada e horas de uso. Lembrando que, nessas simulações, a contribuição de luz natural nos ambientes internos não foi considerada.

$$\text{ConsN\~{a}oDepClima} = 0,182 \times \text{ILD} \times \text{PU} \quad [5]$$

A segunda parte da equação relaciona todos os parâmetros com o consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar, normalizado por m² de área condicionada da edificação.

Para a obtenção da equação de consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar considerou-se inicialmente cada parâmetro como uma variável independente. A Equação 6 mostra a primeira relação obtida, com R² igual a 0,8350. Salienta-se que para gerar essa equação os dados de entrada de cada parâmetro foram normalizados para adotarem valores de 0 a 1. Essa normalização foi feita dividindo-se cada valor de entrada do modelo pelo máximo valor simulado em cada parâmetro. Assim, o parâmetro Padrão de Uso, por exemplo, possui: valor 1,00 correspondente a 24 horas e valor 0,33 correspondente a 8 horas de utilização por dia. Com os valores normalizados é possível comparar a importância de cada parâmetro (dentro da faixa de valores simulados) pela análise direta de seus coeficientes lineares.

A variável CT, que representa a consideração ou não da capacidade térmica dos componentes construtivos é uma variável binária, ou seja, adota-se valor 0 para não considerar a capacidade térmica (componentes leves) e adota-se valor 1 para considerar a capacidade térmica (componentes pesado) no desempenho energético da edificação.

O gráfico da Figura 18 mostra a correlação entre os dados estimados pela equação e os valores obtidos pelas simulações. A frequência acumulada do erro absoluto calculado entre os valores preditos e simulados é apresentada no gráfico do lado direito da figura. Observa-se que para 45% dos casos o erro foi inferior a 20%. Considera-se essa margem de erro de 20% aceitável para esse tipo de método de cálculo, porém é o tipo de análise a ser feita e a própria interpretação do usuário que irão indicar se a precisão alcançada com a equação é satisfatória. O usuário deve estar ciente das limitações do método, e que a equação não conseguirá explicar com precisão todos os pontos da amostra. Nota-se pelo gráfico, que cerca de 20% dos pontos registraram diferença superior a 50%, o que significa uma imprecisão notável.

$$\begin{aligned} \text{ConsAC} = & -78,29 \times \text{COP} + 78,83 \times \text{ILD} + 86,41 \times \text{PU} - 2,879 \times \text{CT} \\ & + 12,32 \times \alpha_{\text{par}} + 9,670 \times \alpha_{\text{cob}} - 1,186 \times \text{U} + 6,192 \times \text{WWR} \\ & - 9,619 \times \text{BriseH} - 2,828 \times \text{BriseV} + 4,815 \times \text{SHGC} + 4,097 \end{aligned} \quad [6]$$

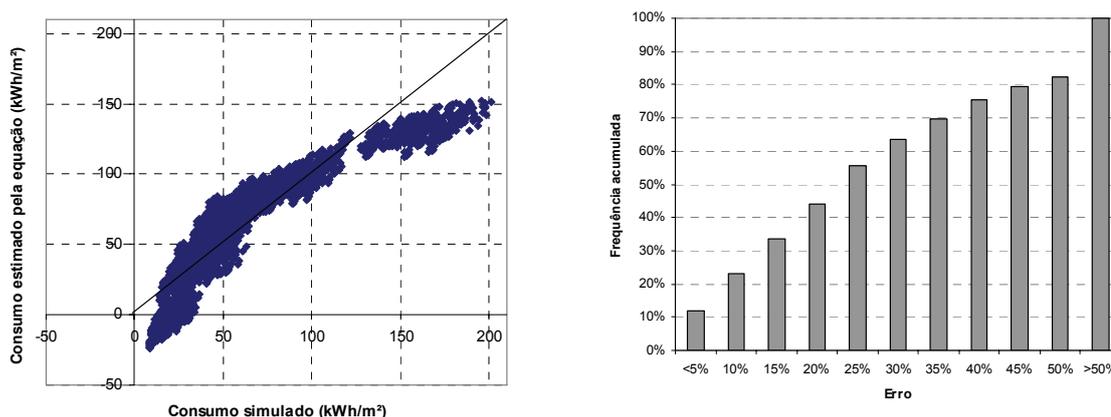


Figura 18 – Correlação entre consumo de energia elétrica em condicionamento de ar simulado e estimado pela primeira equação (Eq. 6) para a Tipologia 1 e clima de Florianópolis.

A análise dos efeitos de cada parâmetro no consumo de energia elétrica da edificação, apresentada no item anterior, mostrava que a interferência de algumas variáveis no consumo do

sistema de condicionamento de ar ocorre em conjunto com outras variáveis. Existe interrelação entre os parâmetros. Seguindo essas tendências, alguns termos da Equação 6 foram agrupados, buscando-se uma equação com melhor coeficiente de determinação.

A diferença no consumo provocada pela variação da eficiência do sistema de condicionamento de ar depende das horas de uso do sistema. Quanto maior a utilização, maior será a economia de energia obtida, caso seja escolhido um sistema com maior COP. O mesmo ocorre com a densidade de carga interna. O impacto de uma maior ou menor carga interna na edificação irá depender diretamente da sua utilização diária. Por isso, os parâmetros COP e ILD foram agrupados (multiplicados) com o parâmetro PU, melhorando a representatividade da equação.

Para representar o tipo de vidro, o SHGC foi substituído pela soma da absorptância e da transmitância à radiação solar $((\alpha+\tau)_{\text{vidro}})$, pois identificou-se que o SHGC não representa linearmente a influência do tipo de vidro no consumo de energia elétrica. Além disso, a influência do vidro depende diretamente da área de janelas nas fachadas. Quanto maior a área envidraçada, maior será a economia de energia em condicionamento de ar devido à utilização de um vidro com baixa absorptância e baixa transmitância. Portanto, agrupando os parâmetros WWR e $(\alpha+\tau)_{\text{vidro}}$ obtém-se uma equação que garante melhor reprodução do desempenho energético da edificação. O mesmo procedimento foi aplicado aos demais parâmetros relacionados às propriedades das janelas: BriseH (proteções solares horizontais) e BriseV (proteções solares verticais).

Seguindo o mesmo raciocínio adotado para as janelas, a absorptância das paredes à radiação solar foi agrupada com o percentual de fechamento opaco nas fachadas, ou seja, com a diferença $1-\text{WWR}$.

Verificou-se também que o impacto da absorptância da cobertura (α_{cob}) depende da transmitância térmica desse componente. O uso de uma cor escura na cobertura da edificação terá maior importância no consumo de energia elétrica em condicionamento de ar se esta cobertura tiver baixa resistência térmica. Um telhado bem isolado termicamente exercerá pouca influência no consumo de energia devido à alteração de sua cor externa.

Considerando esses novos parâmetros em grupos, obteve-se a Equação 7, com R^2 igual a 0,9546. A correlação entre os dados preditos e simulados é apresentada na Figura 19. Observa-se que a representação do consumo pela equação foi melhorada, e que a ocorrência de pontos

com erros de até 20% subiu de 45% para 70% do total de casos simulados. Erros acima de 50% foram registrados para apenas 5% dos pontos da amostra. As maiores diferenças podem ser observadas para os casos extremos de consumo, abaixo de 25 kWh/m² e acima de 150 kWh/m².

$$\begin{aligned} \text{ConsAC} = & -115,1 \times \text{COP} \times \text{PU} + 113,5 \times \text{ILD} \times \text{PU} + 97,34 \times \text{PU} - 2,879 \times \text{CT} \\ & + 21,43 \times \alpha_{\text{par}} \times (1 - \text{WWR}) + 15,73 \times \alpha_{\text{cob}} \times \text{U} - 10,80 \times \text{U} \\ & + 7,892 \times \text{WWR} - 15,77 \times \text{WWR} \times \text{BriseH} - 5,306 \times \text{WWR} \times \text{BriseV} \\ & + 24,21 \times (\alpha + \tau)_{\text{vidro}} \times \text{WWR} - 9,287 \end{aligned} \quad [7]$$

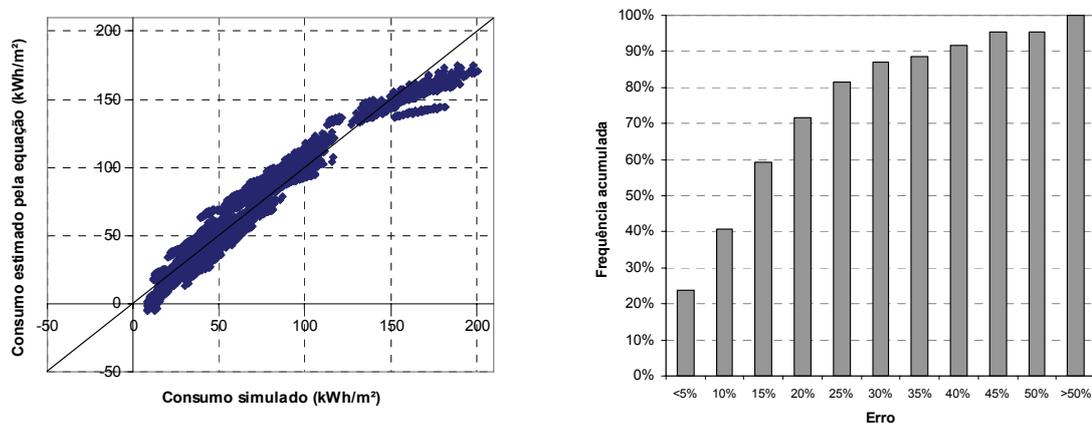


Figura 19 – Correlação entre consumo de energia elétrica em condicionamento de ar simulado e estimado pela segunda equação (Eq. 6) proposta para a Tipologia 1 e clima de Florianópolis.

Utilizando as equações obtidas até aqui, o consumo total de energia elétrica da Tipologia 1, com clima da cidade de Florianópolis pode ser estimado conforme a Equação 8, que agrupa as Equações 5 e 7, apresentadas acima.

$$\text{ConsTotal} = \text{ConsNãoDepClima} \times \text{ÁreaTotal} + \text{ConsAC} \times \text{ÁreaCond} \quad [8]$$

Onde, o termo “ÁreaTotal” representa toda a área construída da edificação e “ÁreaCond” corresponde apenas à área artificialmente climatizada.

Essa equação foi introduzida em uma planilha eletrônica do Excel, onde uma rotina de programação foi desenvolvida para possibilitar a análise de sensibilidade do modelo. Após a

execução dos primeiros testes, sobre o estudo de caso selecionado, foram definidas as novas simulações a partir de um procedimento adequado de amostragem aleatória. Novas equações foram obtidas, incluindo a outra tipologia e os demais climas adotados nas simulações.

3.6 AMOSTRAGEM ALEATÓRIA PARA OBTENÇÃO DAS EQUAÇÕES

O primeiro lote de simulações que permitiu a obtenção das equações acima possuía 23.040 casos, montados a partir da análise combinatória envolvendo os parâmetros 1 a 13 da Tabela 3. Cada simulação levou em média 3,5 minutos para ser concluída em um microcomputador com processador Pentium IV 2,8 GHz e 512 MB de memória RAM. Para a simulação de todos os casos seriam necessários 48 dias de processamento. Mas para acelerar o processo, em alguns momentos foram utilizados até cinco microcomputadores rodando as simulações em paralelo, de acordo com a disponibilidade das máquinas no laboratório de pesquisa.

Incluindo a variação dos parâmetros 14 e 15 da Tabela 3, mais a variação da transmitância térmica de paredes independente do tipo de cobertura, e a alteração também do tipo de piso, o total de simulações remanescentes ultrapassaria a faixa dos 460 mil. O período de processamento utilizando apenas um microcomputador iria além de três anos. Evidentemente, esse tempo é impraticável para o tipo de pesquisa a que se destina. Além disso, a quantidade de dados de saída ultrapassaria os limites do programa usado para a análise de regressão. Por isso, a redução na quantidade de casos simulados era necessária. Métodos estatísticos foram procurados para que uma amostra de modelos pudesse ser adequadamente selecionada, representando o consumo de energia elétrica das tipologias em função dos parâmetros em análise.

Entre os métodos de amostragem aleatória encontrados, o *Latin Hypercube Sampling* (LHS) foi identificado como o mais adequado a esse tipo de análise, tendo sido aplicado em estudos semelhantes.

Como a aplicação do LHS requer a divisão dos valores de entrada em um mesmo número de intervalos para cada parâmetro, a Tabela 3 foi ajustada. Cada parâmetro foi dividido em três intervalos iguais. Para simplificar a modelagem dos casos e possibilitar o desenvolvimento de uma rotina para automatização das simulações, três valores de entrada foram pré-definidos para cada parâmetro, conforme mostra a Tabela 8. O terceiro valor foi definido como a média aritmética entre os limites mínimo e máximo.

Tabela 8 – Valores adotados para os parâmetros do modelo no LHS.

Parâmetro	Sigla	Valores simulados
1- Coeficiente de performance (W/W)	COP	2,50
2- Densidade de carga interna (W/m ²)	ILD	20; 35; 50
3- Padrão de uso (h/dia)	PU	8; 16; 24
4- Capacidade térmica das paredes, cobertura e piso	CT	Pesado (>100 kJ/m ² .K)
5- Transmitância térmica das paredes (W/m ² .K)	U _{par}	0,50; 2,50; 4,50
6- Transmitância térmica da cobertura (W/m ² .K)	U _{cob}	0,50; 2,50; 4,50
7- Transmitância térmica do piso (W/m ² .K)	U _{piso}	0,50; 2,50; 4,50
8- Absortância das paredes à radiação solar	α_{par}	0,20; 0,55; 0,90
9- Absortância da cobertura à radiação solar	α_{cob}	0,20; 0,55; 0,90
10- Percentual de área de janela nas fachadas	WWR	10%; 50%; 90%
11- Fator de projeção do brise horizontal	BriseH	0,0; 0,5; 1,0
12- Fator de projeção do brise vertical	BriseV	0,0; 0,5; 1,0
13- Tipo de vidro (absortância + transmitância)	$(\alpha+t)_{vidro}$	0,692; 0,832; 0,950
14- Orientação da edificação (azimute da maior fachada)	Orient	0°; 45°; 90°
15- Infiltração de ar externo (trocas/h)	Inf	1; 3; 5

Após o primeiro lote de simulações verificou-se que dois parâmetros da lista inicial poderiam ser simulados com valor constante: o coeficiente de performance (COP) e a capacidade térmica das paredes e cobertura.

Não há necessidade de variação do COP para avaliar o seu impacto no consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar, pois a sua influência é linear e sem dependência de outros fatores. Para obter o consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar com um COP diferente do simulado, basta multiplicar o consumo obtido por simulação pela razão entre o COP simulado e o COP de interesse.

Na caracterização do valor intermediário de padrão de uso, de 16 horas por dia, considerou-se início de utilização do prédio às 6h e término às 22h.

Nesta nova série de simulações, foram consideradas apenas paredes, coberturas e piso com alta capacidade térmica, já que a diferença de consumo entre o consumo de energia dos modelos com alta e baixa capacidade foi muito pequena. Além disso, nos padrões construtivos brasileiros dificilmente adota-se paredes de baixa capacidade térmica.

O parâmetro transmitância térmica do piso (U_{piso}) foi inserido nesta nova série de simulações, pois sua influência no consumo de energia da Tipologia 2 é alta, devido a grande área de transferência de calor que ele representa em relação à área total de fechamentos da edificação. Os três tipos de piso simulados são descritos na Tabela 9. A simulação do fluxo de calor através do piso feita pelo programa EnergyPlus considera o solo a uma temperatura constante ao longo do mês. Um algoritmo distribuído junto com o programa calcula esse valor de temperatura em função da média mensal do ar externo (ambiente) e interno (edificação).

Tabela 9 – Tipos de piso adotados no segundo lote de simulações.

Descrição do piso	U (W/m².K)	C_T (kJ/m².K)
Laje de concreto (15 cm), isolante térmico (6,8 cm), argamassa (2,5 cm) e piso cerâmico (1 cm)	0,50	395
Laje de concreto (15 cm), isolante térmico (3,4 cm), argamassa (2,5 cm) e piso cerâmico (1 cm)	2,50	404
Laje de concreto (5 cm), argamassa (1,8 cm) e piso cerâmico (0,7 cm)	4,50	146

Os tipos de vidro simulados anteriormente foram substituídos, procurando-se distanciar em intervalos iguais os valores da soma das duas propriedades de interesse: absorvância (α) e transmitância à radiação solar (τ). As propriedades físicas dos novos vidros são apresentadas na Tabela 10.

Tabela 10 – Propriedades físicas dos tipos de vidros em relação à radiação solar.

Tipo de vidro	Transmitância (τ)	Refletância (ρ)	Absortância (α)	SHGC	$\alpha+\tau$
Refletivo – 6 mm	0,429	0,308	0,263	0,490	0,692
Fumê – 6 mm	0,694	0,168	0,138	0,726	0,832
Azul – 6 mm	0,48	0,050	0,47	0,587	0,950

Uma rotina de programação em BASIC foi desenvolvida e aplicada em planilha eletrônica para gerar todos os vetores de dados de entrada, conforme a amostragem pelo método LHS. Considerou-se distribuição de probabilidades uniforme para os dados de entrada em cada parâmetro, ou seja, existe a mesma probabilidade de cada intervalo ser selecionado em cada vetor de dados de entrada.

O tamanho da amostra seguiu as recomendações de Bartlett et al. (2001), que sugerem em torno de 10 vezes o número de parâmetros envolvidos na análise para a obtenção de uma

equação de regressão. Seguindo esta indicação seriam necessárias 130 simulações. Como o número de parâmetros ($p = 13$) é muito superior à quantidade de intervalos adotados ($k = 3$), a amostragem foi replicada até atingir o número de casos desejado. Ao todo, foram necessárias 44 replicações pelo método LHS, atingindo um total de 132 casos. Essa amostra de 132 casos foi gerada para cada tipologia e clima, totalizando 792 simulações ($n = 132 \text{ casos} \times 2 \text{ tipologias} \times 3 \text{ climas}$).

3.7 EQUAÇÕES OBTIDAS APÓS AMOSTRAGEM ALEATÓRIA

3.7.1 Consumo de energia elétrica do sistema de ventilação

Neste segundo lote de simulações, o cálculo do consumo de energia elétrica dos ventiladores foi separado do cálculo do consumo em condicionamento de ar (compressores).

Como o dimensionamento do sistema de condicionamento de ar foi feito automaticamente pelo programa para cada caso simulado, o consumo de energia com ventilação é diretamente proporcional à capacidade total do sistema. Como apenas um valor de COP foi simulado nesta etapa, o consumo dos ventiladores será também diretamente proporcional ao consumo de energia em condicionamento de ar (compressores). A Equação 9 apresenta esta relação, com coeficiente de determinação igual a 1,00. Na equação, o consumo de energia dos ventiladores (ConsVent) é dado em kWh por m² de área condicionada da edificação.

$$\text{ConsVent} = 0,04942 \times \text{ConsAC} \quad [9]$$

3.7.2 Consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar

Foram estabelecidas equações para cada tipologia e clima. Por fim, testou-se uma forma de equação geral, envolvendo todas as amostras simuladas. Cada equação obtida será discutida a seguir.

3.7.2.1 Equações para a Tipologia 1

Após a simulação da amostra aleatória de 132 casos para a Tipologia 1 e clima de Florianópolis, obteve-se a primeira equação (Equação 10) para estimativa do consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar envolvendo todos os parâmetros. O coeficiente de

determinação (R^2) para esta equação foi de 0,9753. Destaca-se que cada parâmetro foi novamente normalizado para assumir valores entre 0 e 1.

Representando graficamente os valores preditos pela equação e os valores de consumo simulados, obteve-se a Figura 20 (lado esquerdo). Observa-se pelo gráfico que para valores extremos de consumo, tanto baixos quanto altos, a equação subestima o consumo de energia elétrica. O gráfico do lado direito da figura mostra a frequência acumulada do erro absoluto calculado entre os valores preditos e simulados. Para cerca de 70% dos casos a equação estima o consumo com uma margem de erro igual ou inferior a 20% do consumo simulado.

$$\begin{aligned} \text{ConsAC} = & 46,40 \times \text{ILD} + 73,38 \times \text{PU} + 6,943 \times \alpha_{\text{par}} + 5,041 \times \alpha_{\text{cob}} - 1,629 \times U_{\text{par}} \\ & - 8,301 \times U_{\text{piso}} + 0,9440 \times U_{\text{cob}} + 5,591 \times \text{WWR} - 10,85 \times \text{BriseH} \\ & - 4,604 \times \text{BriseV} - 16,80 \times (\alpha + \tau)_{\text{vidro}} - 4,517 \times \text{Inf} - 7,718 \times \text{Orient} \end{aligned} \quad [10]$$

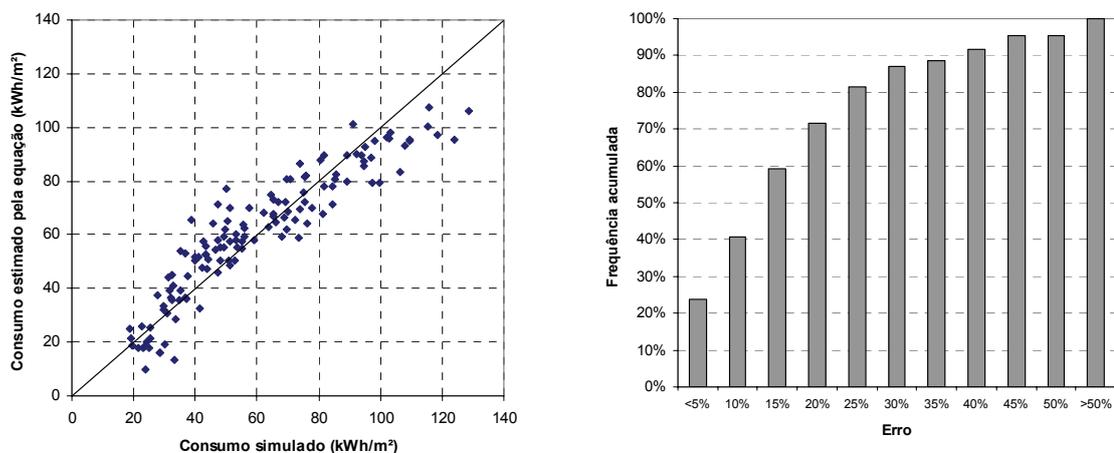


Figura 20 – Correlação entre consumo de energia elétrica em condicionamento de ar simulado e estimado pela primeira equação (Eq. 10) obtida após amostragem aleatória para a Tipologia 1 e clima de Florianópolis.

Com base no resultado observado na Figura 20, procurou-se novamente agrupar termos que possuem forte interdependência para buscar uma equação com melhor coeficiente de determinação.

Como na equação obtida após o primeiro lote de simulações (Equação 7), o parâmetro densidade de carga interna (ILD) foi agrupado com o padrão de uso (PU) e o parâmetro área de janelas nas fachadas (WWR) foi agrupado com as propriedades do vidro ($(\alpha + \tau)_{\text{vidro}}$). Como o

grau de influência da transmitância térmica das paredes e da cobertura depende também da cor dessas superfícies, dois novos termos foram inseridos na equação, multiplicando-se a absorvância à radiação solar pela transmitância térmica desses componentes ($U_{par} \times \alpha_{par}$ e $U_{cob} \times \alpha_{cob}$).

Com esses agrupamentos, uma nova equação foi gerada (Equação 11), com R^2 de 0,9916. A nova equação proporciona uma representação bem melhor do consumo de energia elétrica do que a equação anterior para aqueles casos extremos, abaixo de 30 kWh/m² e acima de 90 kWh/m² (Figura 21). A quantidade de casos com erro abaixo de 20% subiu de 70% para 90%.

$$\begin{aligned} \text{ConsAC} = & 7,019 \times \text{ILD} + 55,27 \times \text{ILD}^2 \times \text{PU} + 46,60 \times \text{PU} + 6,188 \times \alpha_{par} \\ & - 0,2625 \times \alpha_{cob} - 8,201 \times U_{par} + 12,42 \times U_{par} \times \alpha_{par} - 3,644 \times U_{piso} \\ & - 3,171 \times U_{cob} + 14,72 \times U_{cob} \times \alpha_{cob} - 10,80 \times \text{BriseH} - 2,367 \times \text{BriseV} \\ & + 12,79 \times (\alpha + \tau)_{vidro} \times \text{WWR} - 0,1237 \times \text{Inf} - 5,305 \times \text{Orient} \end{aligned} \quad [11]$$

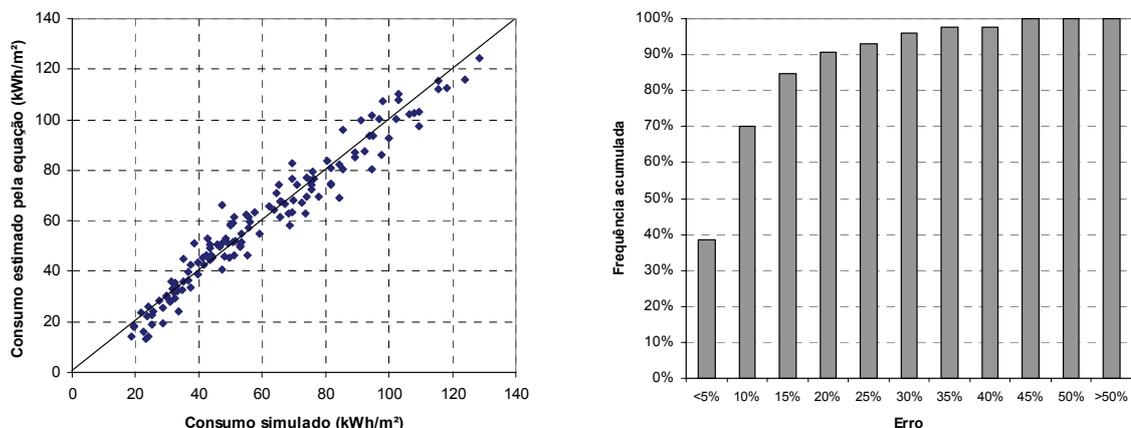


Figura 21 - Correlação entre consumo de energia elétrica em condicionamento de ar simulado e estimado pela segunda equação (Eq. 11) obtida após amostragem aleatória para a Tipologia 1 e clima de Florianópolis.

Para verificar a eficácia da amostra selecionada na representação do consumo de energia elétrica de toda a “população de casos”, aplicou-se a equação para estimar o consumo dos modelos do primeiro lote de simulações. O consumo dos ventiladores foi calculado pela Equação 8 e adicionado ao valor de consumo dos compressores, estimado pela Equação 10. Observa-se no gráfico da Figura 22 que a representação do consumo pela equação é razoável, exceto pelos casos com consumo acima de 120 kWh/m², para os quais a equação tende a subestimar o

resultado. Certamente a amostra não incluiu muitos casos de consumo elevado, e a equação não refletiu esses extremos. Porém, ao ser aplicada na representação de toda a população, para cerca de 70% dos casos o erro obtido é de até 20%. Essa representatividade pode ser considerada razoável, levando-se em conta que a equação envolve 13 parâmetros relacionados à edificação e os casos simulados no primeiro lote adotaram apenas os valores extremos para cada parâmetro.

Esse comportamento mostra as limitações desse tipo de ferramenta de cálculo e o cuidado que se deve ter ao aplicá-la. As equações não podem ser adotadas para estimar o consumo de energia elétrica de edificações com características que vão além dos limites simulados na análise de regressão.

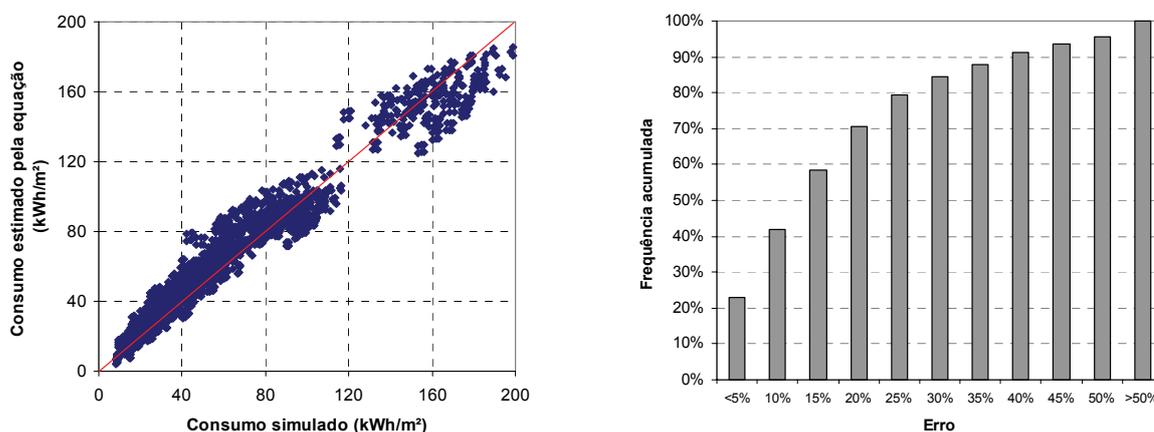


Figura 22 - Correlação entre consumo de energia elétrica em condicionamento de ar simulado e estimado pelas Equações 9 e 11 para os casos do primeiro lote de simulações da Tipologia 1 e clima de Florianópolis.

Essa mesma forma de equação foi adotada para as outras duas cidades simuladas. A Tabela 11 lista os coeficientes lineares da equação para cada cidade, bem como o R^2 obtido. A comparação entre o impacto provocado por cada parâmetro no consumo de energia em função do clima pode ser feita diretamente através dos seus coeficientes. O R^2 mais baixo foi obtido para a cidade de Curitiba e o mais alto foi obtido para Salvador. Essa pior representação da equação de Curitiba ocorre, provavelmente, porque para esse clima o consumo de energia em aquecimento é significativo, quando comparado com os demais climas simulados. Alguns parâmetros podem ter influência importante no consumo de energia tanto para aquecimento quanto para resfriamento, mas com efeitos opostos, o que não consegue ser bem representado pela equação.

Tabela 11 – Coeficientes de regressão linear e coeficiente de determinação (R^2) das equações obtidas para a Tipologia 1 e para as três cidades analisadas.

Parâmetro	Curitiba	Florianópolis	Salvador
ILD	6,428	7,019	6,838
PU	33,71	46,60	119,2
ILD ² ×PU	21,52	55,27	69,15
α_{par}	1,523	6,188	-0,06211
α_{cob}	-3,505	-0,2625	-4,779
U_{par}	-5,526	-8,201	-15,96
$U_{\text{par}} \times \alpha_{\text{par}}$	9,582	12,42	29,93
U_{piso}	-1,556	-3,644	-4,674
U_{cob}	-0,4308	-3,171	-11,25
$U_{\text{cob}} \times \alpha_{\text{cob}}$	14,86	14,72	27,08
BriseH	-9,034	-10,80	-17,37
BriseV	-1,839	-2,367	-8,128
$(\alpha + \tau)_{\text{vidro}} \times \text{WWR}$	8,421	12,79	27,95
Inf	-0,1025	-0,1237	44,79
Orient	-5,218	-5,305	-12,31
R^2	0,9779	0,9918	0,9941

Algumas observações importantes podem ser feitas sobre os coeficientes lineares de cada parâmetro apresentados na Tabela 11.

Coeficientes de valor absoluto muito baixo, menores do que a unidade, indicam que o parâmetro praticamente não exerce influência no consumo de energia dos modelos simulados para aquele clima. Este é o caso da absorvância das paredes (α_{par}), quando considerada como um termo isolado na equação para o clima de Salvador, com coeficiente igual a -0,06211. Esse termo poderia até ser descartado dessa equação, já que a influência da cor externa das paredes está sendo considerada no termo $U_{\text{par}} \times \alpha_{\text{par}}$, com coeficiente igual a 29,93. O mesmo ocorre com a absorvância da cobertura (α_{cob}) para o clima de Florianópolis. O termo isolado apresenta coeficiente igual a -0,2625, mas em conjunto com a transmitância térmica desse componente ($U_{\text{cob}} \times \alpha_{\text{cob}}$) o coeficiente é 14,72.

Os valores de taxa de infiltração de ar simulados quase não causaram efeitos no consumo de energia dos modelos simulados para Curitiba (-0,1025) e Florianópolis (-0,1237). Mas no clima de Salvador esse parâmetro exerce impacto significativo, com coeficiente igual a 44,79.

Para os três climas, os parâmetros de maior influência no consumo dos modelos simulados foram: a densidade de carga interna e o padrão de uso ($ILD^2 \times PU$ e PU). Os parâmetros arquitetônicos de maior impacto no consumo foram os relacionados às janelas e paredes ($(\alpha + \tau)_{\text{vidro}} \times WWR$ e $U_{\text{par}} \times \alpha_{\text{par}}$), por ser uma tipologia arquitetônica com área de fachadas elevada.

Deve-se salientar que esses coeficientes estão representando os efeitos de uma amostra de modelos para a referida tipologia (Tipologia 1) e dentro de uma determinada faixa de valores simulados para cada parâmetro. Casos com características muito diferentes dos modelos simulados devem ser analisados com cautela através das equações, pois elas representam uma tendência média da amostra simulada.

Ressalta-se também que a equação da reta foi estimada pelo método dos Mínimos Quadrados, no qual se procura diminuir a diferença entre o valor estimado pela equação (y previsto) e o valor simulado (y real). Dessa forma, os coeficientes relacionados a cada parâmetro procuram representar a tendência média da amostra. Em alguns casos o comportamento do modelo pode ser contrário ao indicado pelo respectivo coeficiente.

Os gráficos da Figura 23 apresentam a correlação entre os dados preditos pela equação e pelos resultados das simulações. Observa-se que para o clima de Salvador a equação fornece boa representatividade, com mais de 95% dos casos com erro inferior a 20%. Para esse clima, os parâmetros avaliados têm forte relação com o consumo de energia em condicionamento de ar e a equação consegue representar melhor esse consumo.

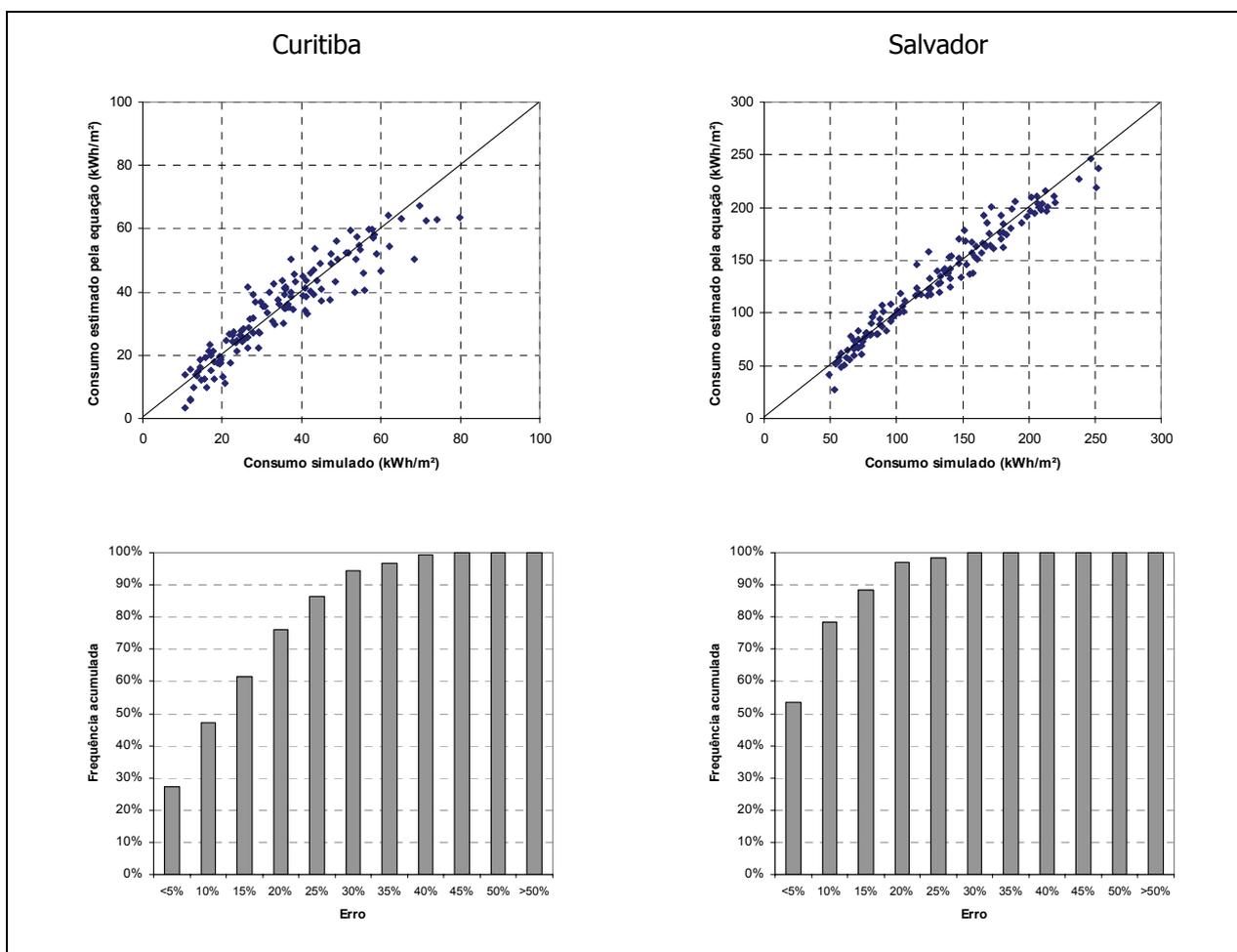


Figura 23 - Correlação entre consumo de energia elétrica simulado e estimado pela Equação 10 para a Tipologia 1 e climas de Curitiba e Salvador.

3.7.2.2 Equações para a Tipologia 2

A forma da Equação 11 foi adotada também para representar o consumo de energia elétrica da amostra simulada sobre a Tipologia 2. Os coeficientes obtidos para cada cidade são apresentados na Tabela 12.

Observa-se que como o modelo dessa tipologia possui formato quadrado, a orientação (Orient) exerce pouca influência no consumo, tendo certo efeito apenas para o clima de Salvador, com coeficiente igual a -2,593.

Novamente, os parâmetros relacionados à carga interna e aos padrões de uso tiveram impacto significativo no consumo dos modelos para os três climas. Mas o efeito significativo é,

sem dúvida, provocado pela cobertura. O parâmetro $U_{cob} \times \alpha_{cob}$ possui coeficiente igual a 95,82 para o clima de Curitiba, 106,1 para Florianópolis e 176,7 para o clima de Salvador.

A infiltração de ar externo teve, novamente, influência significativa no clima de Salvador, mas o impacto nos outros dois climas também se destaca, ao contrário do que foi verificado para a Tipologia 1.

Tabela 12 – Coeficientes de regressão linear e coeficiente de determinação (R^2) das equações obtidas para a Tipologia 2 e para as três cidades analisadas.

Parâmetro	Curitiba	Florianópolis	Salvador
ILD	19,84	13,51	9,530
PU	76,59	49,85	119,2
ILD ² ×PU	-17,47	32,04	69,12
α_{par}	-23,58	-1,821	-6,626
α_{cob}	-23,12	-5,637	-6,735
U_{par}	-18,41	-5,561	-15,36
$U_{par} \times \alpha_{par}$	28,47	8,999	21,50
U_{cob}	-8,610	-15,47	-30,00
$U_{cob} \times \alpha_{cob}$	95,82	106,1	176,7
U_{piso}	-18,11	-24,76	-41,61
BriseH	-10,69	-7,706	-10,23
BriseV	-4,636	-3,429	-8,002
$(\alpha + \tau)_{vidro} \times WWR$	2,929	8,858	16,88
Inf	28,24	15,02	76,91
Orient	-0,7090	-1,287	-2,593
R²	0,9760	0,9906	0,9926

Manteve-se a mesma forma de equação obtida para a Tipologia 1, para permitir a comparação direta entre o efeito dos parâmetros para cada tipologia. Porém, outra forma de equação, com diferentes agrupamentos entre os termos, poderia ser mais adequada a Tipologia 2.

3.7.2.3 Equação geral

Uma equação geral foi obtida (Equação 121) com R^2 igual a 0,9730, envolvendo também parâmetros relacionados ao clima e à tipologia arquitetônica. Dessa forma, a análise de sensibilidade por meio de equações de regressão poderia ser aplicada para outras tipologias e climas, com aproximação razoável. Porém, analisando a frequência acumulada de erros na Figura 24, verifica-se que para apenas 60% dos casos o erro está abaixo de 20% do consumo simulado.

A análise dos coeficientes das equações anteriores já indicava a dificuldade de se representar o consumo de energia de um mesmo modelo para diferentes climas. Alguns parâmetros exercem influência significativa em alguns climas, e podem exercer nenhuma influência em outros, como a taxa de infiltração na Tipologia 1, por exemplo.

Essa influência também é muito diferente de uma tipologia para a outra. Tomando ainda como exemplo a infiltração de ar externo, na Tipologia 2 sua influência no consumo de energia é significativa para os 3 climas simulados.

Para representar a influência do clima e das tipologias arquitetônicas, a Equação 12 possui 3 termos que não foram usados nas equações anteriores:

- a) GH_{resfr} = graus-hora de resfriamento do clima em questão, para a temperatura base de 24°C (ver Tabela 4);
- b) $A_{\text{cob}}/\text{Vol}$ = área de cobertura delimitando zonas climatizadas, dividida pelo volume de ar condicionado na edificação; e
- c) $A_{\text{fach}}/\text{Vol}$ = área de fachadas delimitando zonas climatizadas, dividida pelo volume de ar condicionado na edificação.

$$\begin{aligned}
 \text{ConsAC} = & (124,2 \times \text{PU} + 54,70 \times \text{Inf}) \times GH_{\text{resfr}} + 90,85 \times U_{\text{cob}} \times \alpha_{\text{cob}} \times A_{\text{cob}}/\text{Vol} \\
 & + [25,02 \times U_{\text{par}} \times \alpha_{\text{par}} \times (1 - \text{WWR}) - 25,09] \times A_{\text{fach}}/\text{Vol} \\
 & + [(-28,66 \times \text{BriseH} - 12,69 \times \text{BriseV} + 47,11) \times (\alpha + \tau)_{\text{vidro}} \times \text{WWR}] \times A_{\text{fach}}/\text{Vol} \\
 & + (49,80 \times \text{ILD}^2 + 10,73) \times \text{PU} - 15,27 \times U_{\text{piso}} - 4,294 \times \text{Orient}
 \end{aligned} \tag{12}$$

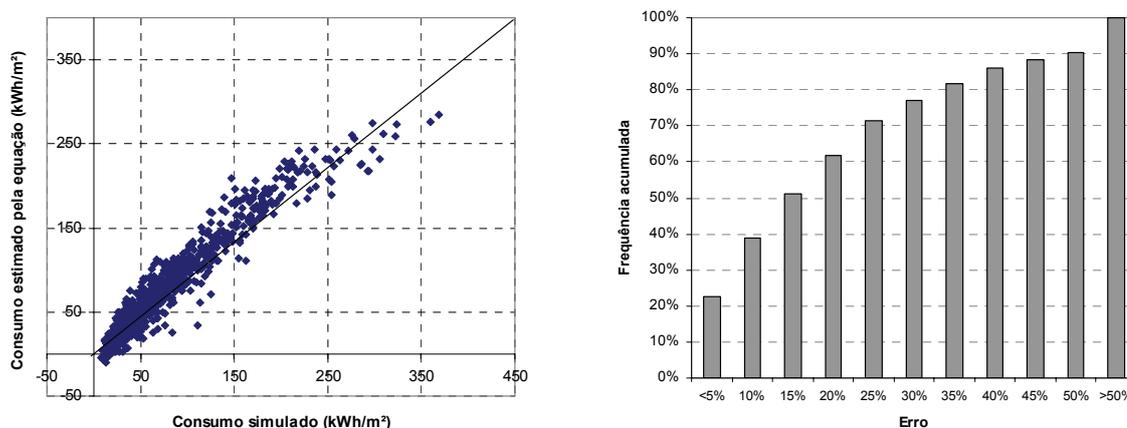


Figura 24 – Correlação entre consumo de energia elétrica simulado e estimado pela Equação 12 para as 2 tipologias e os 3 climas simulados.

3.8 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE PELAS EQUAÇÕES

Apenas a análise dos coeficientes de cada parâmetro, apresentados na Tabela 11 e na Tabela 12 já seria suficiente para identificar os fatores mais influentes no consumo de energia elétrica do modelo da edificação. Porém, algumas variáveis estão agrupadas com outras, o que dificulta a análise do impacto de cada parâmetro isoladamente. Por isso, a equação foi aplicada em planilha eletrônica, podendo-se obter também a distribuição de resultados para uma série de combinações entre os valores de entrada das variáveis.

Na planilha, os 15 parâmetros de entrada listados na Tabela 8 foram definidos como variáveis de entrada da equação. Cada parâmetro pode ser caracterizado com um valor único, ou com uma faixa de incerteza, estabelecida através de limites mínimo e máximo que podem ocorrer. Por exemplo, se o usuário tem certeza de que as paredes da sua edificação apresentam transmitância térmica igual a $2,00 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$, ele vai inserir esse valor no campo correspondente da planilha. Mas se ele não tem certeza sobre esse valor, e deseja testar seu impacto no consumo de energia elétrica do modelo, ele pode inserir, por exemplo, dois valores como limites: $1,80$ e $2,20 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$. Como as equações de regressão tratam como lineares os efeitos provocados por cada parâmetro, não há necessidade de cálculo de valores intermediários entre os limites mínimo e máximo.

Para aplicar a análise de sensibilidade, uma rotina de programação em BASIC foi desenvolvida e integrada à planilha. O programa identifica os parâmetros definidos com uma

faixa de incerteza e realiza todas as combinações possíveis, utilizando os valores mínimo e máximo de cada parâmetro. O cálculo do consumo de energia elétrica é efetuado para todas as combinações. Assim, se o simulador deseja testar a influência de quatro parâmetros no seu modelo, a planilha irá estimar o consumo de energia elétrica para 16 casos ($n = 2^4$). Uma faixa de valores de consumo prováveis para o modelo é obtida, com base nos valores de entrada de todos os parâmetros, incluindo aqueles com incertezas.

Os coeficientes de influência de cada parâmetro podem ser calculados a partir dos resultados dessas estimativas de consumo de energia. Na análise de sensibilidade de quatro parâmetros, por exemplo, a estimativa de consumo dos 16 casos iria gerar dois grupos de valores de consumo para cada parâmetro. Assim, cada um teria 8 valores de diferença de consumo de energia elétrica, conforme mostra a Tabela 13.

Tabela 13 – Exemplo de cálculo dos coeficientes de influência a partir das equações.

Caso	Dados de entrada				Variações no consumo de energia elétrica			
	COP	ILD	PU	U	COP	ILD	PU	U
1	cop1	ild1	pu1	u1				
2	cop1	ild1	pu1	u2				c2 - c1
3	cop1	ild1	pu2	u1			c3 - c1	
4	cop1	ild1	pu2	u2			c4 - c2	c4 - c3
5	cop1	ild2	pu1	u1		c5 - c1		
6	cop1	ild2	pu1	u2		c6 - c2		c6 - c5
7	cop1	ild2	pu2	u1		c7 - c3	c7 - c5	
8	cop1	ild2	pu2	u2		c8 - c4	c8 - c6	c8 - c7
9	cop2	ild1	pu1	u1	c9 - c1			
10	cop2	ild1	pu1	u2	c10 - c2			c10 - c9
11	cop2	ild1	pu2	u1	c11 - c3		c11 - c9	
12	cop2	ild1	pu2	u2	c12 - c4		c12 - c10	c12 - c11
13	cop2	ild2	pu1	u1	c13 - c5	c13 - c9		
14	cop2	ild2	pu1	u2	c14 - c6	c14 - c10		c14 - c13
15	cop2	ild2	pu2	u1	c15 - c7	c15 - c11	c15 - c13	
16	cop2	ild2	pu2	u2	c16 - c8	c16 - c12	c16 - c14	c16 - c15

Para classificar a influência relativa de cada parâmetro entre os quatro definidos com incertezas, identifica-se a maior diferença obtida no consumo de energia. A célula sombreada na

Tabela 13 representa, por exemplo, que a variação máxima no consumo foi obtida ao variar o COP do caso 4 para o caso 12. Este corresponde ao parâmetro de maior influência no desempenho energético do modelo, considerando todas as opções de valores de entrada. A influência relativa dos demais parâmetros com incertezas é definida como a razão entre a diferença no consumo provocada pelo referido parâmetro e a variação máxima identificada.

Após a obtenção dessa matriz, o usuário pode optar por quais parâmetros ele definiria o valor de entrada com maior precisão. Uma nova rodada de cálculos pode ser efetuada. Eliminando as incertezas sobre um dos parâmetros o número de casos analisados cairia de 16 para 8. Duas colunas seriam eliminadas da Tabela 13 e um novo valor de diferença máxima no consumo seria definido. Novamente, pode-se analisar quais os parâmetros mais influentes no desempenho energético do modelo. Outro parâmetro pode ser redefinido e uma nova rodada de cálculos é efetuada. Em cada etapa o simulador obtém sempre um conjunto de valores de consumo, delimitados entre um valor mínimo e máximo possível. Reduzindo as incertezas, esse intervalo tende a se estreitar e o usuário pode buscar a definição mais adequada dos parâmetros de entrada para que o consumo anual de energia elétrica esteja próximo do seu caso real.

A redução das incertezas sobre os parâmetros de entrada pode ser feita a partir de métodos tradicionais de verificação das informações sobre a edificação, ou seja, medições de campo (curva de carga, consumo de energia, temperatura, etc.), entrevistas com ocupantes do edifício, consulta à documentação do projeto e de operação da edificação. Tais métodos de verificação dos dados não serão abordados nesta pesquisa, já que o objetivo principal é guiar o usuário na busca pela melhor definição das características do modelo que mais influenciam no consumo de energia elétrica da edificação.

O exemplo de aplicação permitirá melhor compreensão do método descrito acima. Todo esse processo reduz significativamente o tempo gasto na análise de sensibilidade, quando comparada ao uso da ferramenta de simulação detalhada. Considerando, por exemplo, que a simulação do exemplo acima consumisse 5 minutos de processamento em uma ferramenta de simulação detalhada, a execução dos 16 casos iniciais levaria 90 minutos para ser concluída. Em planilha eletrônica, o cálculo de consumo dos 16 casos leva menos de 1 segundo.

3.9 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE SOBRE O MODELO DETALHADO

Após a identificação dos fatores mais influentes do modelo básico da edificação, feita a partir da análise de sensibilidade descrita acima, o simulador pode prosseguir com a caracterização do modelo na ferramenta de simulação detalhada.

No caso específico do programa utilizado neste trabalho, o EnergyPlus, o arquivo de entrada que mais se aproxima da edificação em análise poderá ser acessado a partir da redução de incertezas de seu modelo básico. Como na etapa de simulações paramétricas foram compostos mais de 20 mil modelos, essa base de dados de arquivos de entrada poderá ser utilizada, reduzindo ainda mais o tempo gasto na modelagem.

No modelo de simulação detalhada, os 15 parâmetros analisados na equação de regressão do consumo passam a ser centenas, ou milhares de valores de entrada. Novamente, o usuário passa a ter incertezas sobre o modelo. Enquanto é possível definir com maior confiança alguns dados de entrada, relacionados aos parâmetros mais influentes, outros dados serão preenchidos com valores pré-definidos pelo programa (*defaults*). Nesta etapa, uma nova análise de sensibilidade pode ser aplicada para quantificar o impacto das incertezas relacionadas às principais fontes de calor.

Caso o uso das equações indique, por exemplo, que um dos parâmetros significativos seja a transmitância térmica das paredes, a análise de sensibilidade desta segunda etapa seria desenvolvida sobre os dados de entrada: espessura, condutividade térmica, densidade e calor específico de cada material construtivo, além da rugosidade e cor superficiais da parede. Evidentemente, essas variáveis seriam consideradas de acordo com os requisitos do programa de simulação.

A análise de sensibilidade irá demandar uma quantidade elevada de simulações, e como se trata do modelo detalhado, o tempo gasto neste processo pode passar de alguns minutos. Talvez a simulação de algumas dezenas de casos exceda horas ou dias, o que desencorajaria o usuário a desenvolver tal análise. Para reduzir esse tempo o método considera a aplicação de uma técnica de amostragem adequada, executando-se a simulação de um número reduzido de casos, com dados de entrada selecionados aleatoriamente. Além disso, cada modelo será simulado com dados climáticos do período de uma semana, ao invés do processamento do ano inteiro.

O método de amostragem fatorial proposto por Morris (1991), descrito na revisão bibliográfica, foi o adotado para aplicação nesta análise de sensibilidade. Segundo esse método, os parâmetros em estudo deverão ser divididos em intervalos igualmente espaçados. A média e o desvio-padrão dos efeitos elementares provocados por cada parâmetro servirão de referência para indicar se ele exerce influência significativa no modelo.

Assim como na primeira etapa da calibração, nesta segunda etapa o usuário trabalhará sobre a redução das incertezas do modelo. Utilizando dados de consumo real da edificação ele poderia, durante o refinamento do modelo, testar estatisticamente se o consumo simulado representa o real, com determinado grau de confiabilidade. O processo de análise de sensibilidade e refinamento seria repetido até atingir o grau de precisão adequado ao estudo.

3.10 PERÍODO DE SIMULAÇÃO PARA A ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

Para reduzir o tempo gasto na análise de sensibilidade sobre o modelo detalhado, o consumo de energia elétrica de cada caso poderá ser estimado para um período de tempo de uma semana, ao invés da execução da simulação para um ano completo (total de 8.760 horas). Espera-se que o desempenho energético verificado na simulação de um período de sete dias, por exemplo, seja igual ou muito próximo do desempenho verificado na simulação de um ano completo. Para isso, deverá ser feita uma seleção adequada da semana típica, dentro do arquivo climático com dados de um ano.

O maior interesse do simulador na análise de sensibilidade é identificar as variáveis de maior impacto no desempenho energético do sistema de condicionamento de ar, já que o consumo de energia elétrica dos demais usos finais depende apenas da potência instalada e horas de uso. Não se está considerando aqui os sistemas de iluminação com controle automático, em função da disponibilidade de luz natural proveniente de componentes arquitetônicos da edificação. Neste caso, o consumo de energia elétrica dependeria também de diversos fatores, tais como capacidade de reflexão de superfícies, geometria de aberturas, tipos de fechamentos transparentes e condições climáticas.

A simulação do modelo da edificação com os dados climáticos de um ano é necessária para se estimar o consumo de energia mensal e anual. A variação no consumo de um mês para o outro ocorre, evidentemente, devido à variabilidade das condições climáticas da região onde se

localiza esta edificação. Mudanças nos padrões de uso e carga instalada do prédio de um mês para o outro são pouco comuns, e mais evidentes de uma estação para outra ou entre dias úteis e finais de semana. Por exemplo, é comum edificações comerciais terem rotinas uso de dez horas por dia de segunda a sexta-feira, meio período de ocupação no sábado, e nenhuma utilização no domingo. Esse padrão pode ser repetido em todas as semanas do ano, com poucas variações entre inverno e verão. Neste caso, o consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar em uma semana do mês de março, por exemplo, deverá ser o mesmo de uma semana de setembro, exceto pelas diferenças do clima entre esses dois meses. Seguindo essa lógica, a análise de sensibilidade poderia ser aplicada em uma semana típica de um mês mais “quente”, que terá elevado consumo de energia elétrica em condicionamento de ar. O impacto de cada parâmetro identificado nesse período de simulação seria apropriado para representar os efeitos provocados no consumo de energia do ano todo.

Porém, é necessário também representar as variações climáticas que ocorrem de um dia para o outro, já que diferentes tipos de paredes, cobertura e piso irão responder de maneira diferente a essas oscilações. Por isso, a escolha da semana típica dentro do ano climático deveria conter certa variabilidade climática entre um dia e outro.

A metodologia de seleção desta semana típica baseou-se na temperatura média diária e no seu desvio-padrão, para cada período de sete dias. Através de Análise de Variância, seleciona-se a semana com desvio-padrão equivalente ao da temperatura média diária anual. Dessa forma, busca-se uma semana com variabilidade entre as temperaturas diárias próximas da variabilidade ocorrida no ano.

Embora outras variáveis como radiação solar, velocidade e direção dos ventos não tenham sido abordadas na escolha da semana típica, a correlação apenas entre temperatura e consumo é satisfatória, pois a temperatura média do ar externo é resultante também da interação desses outros parâmetros. Pesquisas anteriores revelaram forte correlação entre temperatura média mensal e o gasto com eletricidade de edificações climatizadas artificialmente. Ghisi (1997) verificou esse comportamento ao analisar o consumo de energia elétrica do campus da Universidade Federal de Santa Catarina, em Florianópolis, no período de 1995 a 1997. Mais tarde, Westphal (1999) também identificou padrão semelhante de variação do consumo de energia do edifício sede da Federação das Indústrias do Estado de Santa Catarina, também em Florianópolis.

3.11 PROPAGAÇÃO DE INCERTEZAS AO RESULTADO FINAL

Na aplicação da primeira análise de sensibilidade, ainda sobre o modelo representado pela equação de regressão, a incerteza sobre determinados parâmetros de entrada é propagada ao resultado final da simulação, ou seja, ao consumo anual de energia elétrica. Ao invés de trabalhar sobre um único valor de consumo anual, o usuário baseia-se em um intervalo de confiança, obtido pelo cálculo de todas as combinações dos dados de entrada. À medida que as incertezas do modelo são reduzidas, certamente o intervalo de confiança é estreitado.

O mesmo procedimento pode ser aplicado durante a análise de sensibilidade sobre o modelo detalhado. Caso o simulador não tenha condições de efetuar mais ajustes no seu modelo, ele pode estimar a distribuição de resultados prováveis pela simulação a partir de uma amostra de casos gerada pelo LHS. Nessa amostra, apenas os parâmetros realmente significativos serão variados. O total de simulações necessárias neste caso deve ser de pelo menos 5 vezes o número de parâmetros envolvidos (BARTLETT et al., 2001). Como a quantidade de casos será reduzida (somente os parâmetros mais importantes serão variados), as simulações já podem ser realizadas para o ano inteiro. O processamento dessa amostra permite a obtenção da faixa de incertezas ao redor dos resultados, como o consumo mensal e o consumo anual de energia elétrica.

A faixa de precisão será utilizada como parâmetro para tomada de decisão, se a simulação detalhada pode ser aprimorada ou não. Caso a faixa de incertezas seja elevada, o usuário pode verificar e ajustar seu modelo. Inicia-se assim um processo iterativo em que os parâmetros mais influentes do modelo são ajustados, a faixa de incertezas é calculada e a amostragem fatorial indica os parâmetros significativos a terem sua representação aprimorada, conforme mostra a Figura 25.

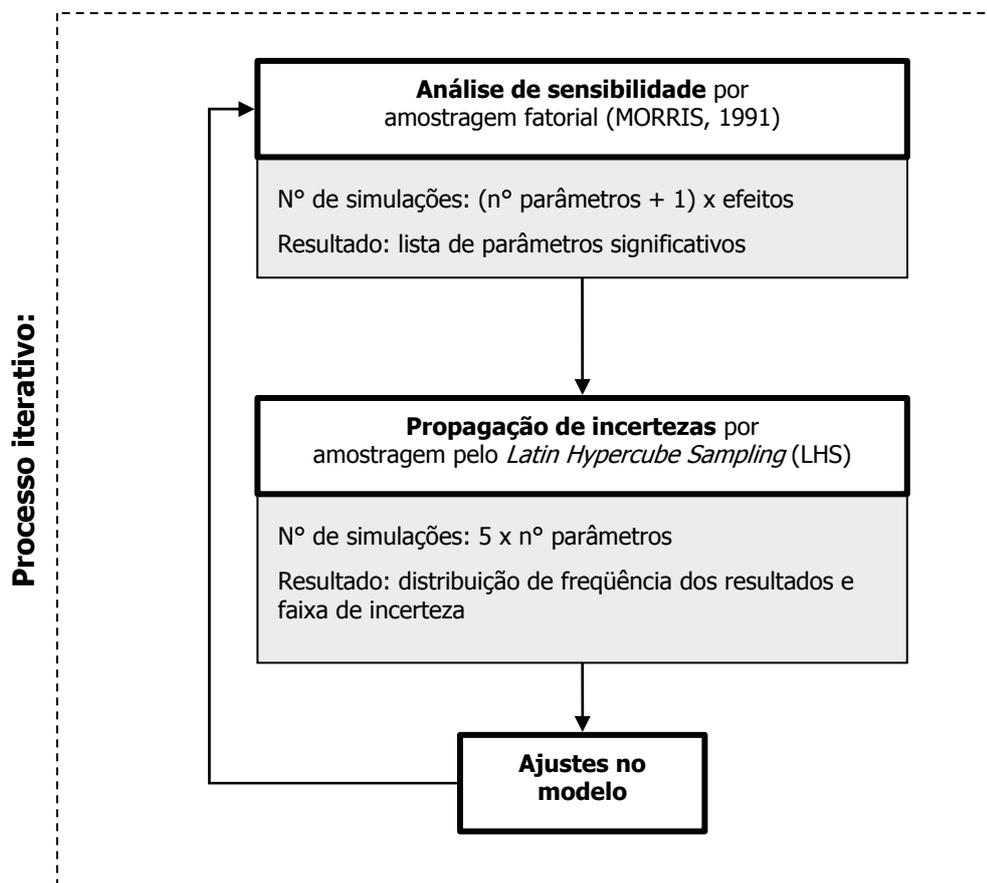


Figura 25 – Fluxograma do processo iterativo a ser aplicado na segunda etapa da metodologia de apoio à calibração.

3.12 ESTRUTURA DA METODOLOGIA DE APOIO À CALIBRAÇÃO

Todas as atividades descritas neste capítulo permitiram o desenvolvimento do método proposto. A Figura 26 apresenta o fluxograma detalhado sobre a aplicação do método. Um breve resumo das duas etapas principais é apresentado a seguir.

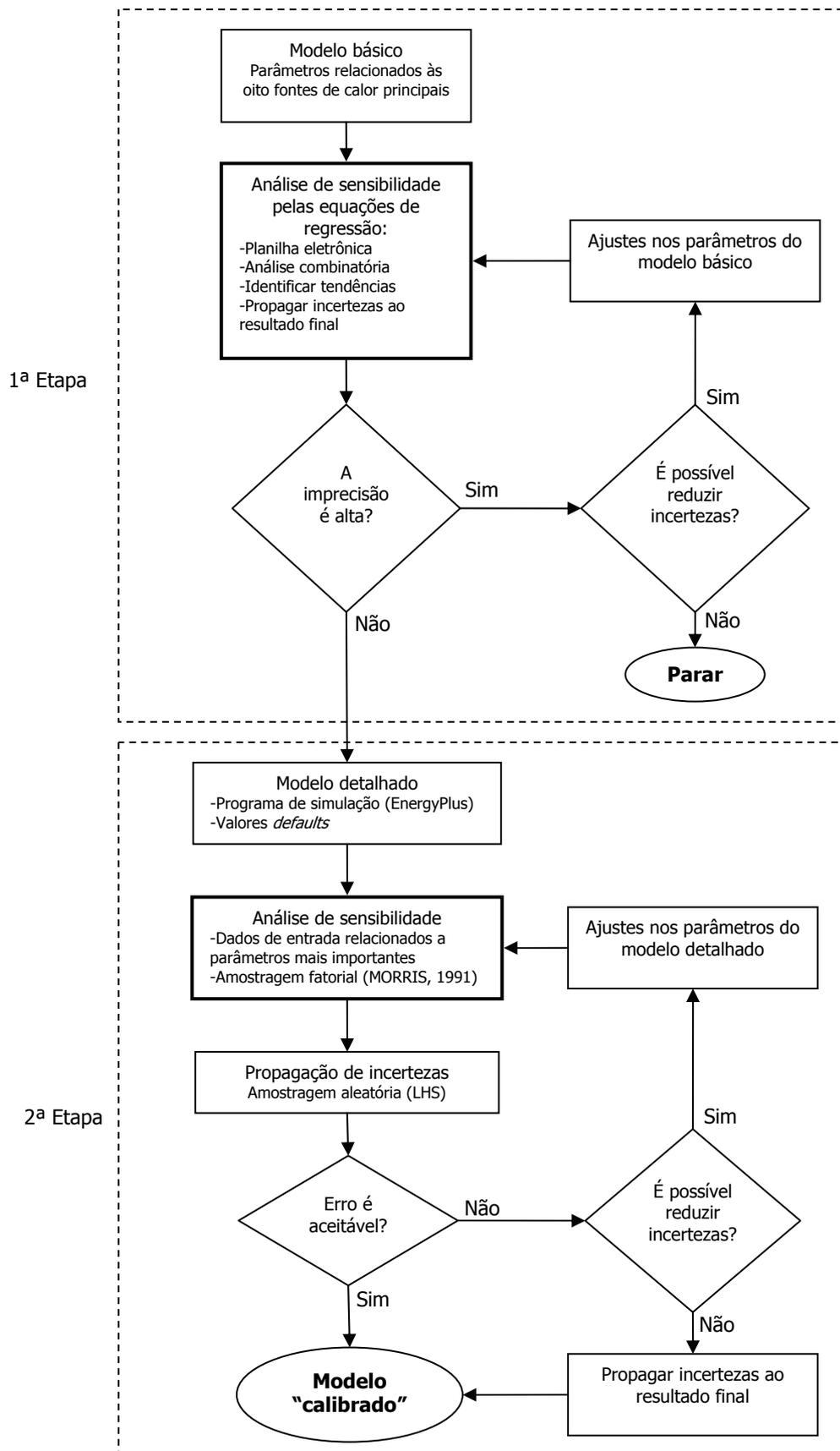


Figura 26 – Fluxograma da metodologia de apoio à calibração.

3.12.1 Primeira etapa da metodologia

A partir de um modelo básico, com informações gerais sobre a edificação, o simulador desenvolve a primeira análise de sensibilidade, utilizando apenas equações de regressão do consumo de energia elétrica. São identificadas as tendências do modelo, frente aos parâmetros com incertezas. Nesta etapa, a ferramenta de simulação detalhada ainda não é utilizada. Identificando o grau de incertezas dos parâmetros fundamentais do modelo pode-se determinar a precisão dos resultados a serem estimados por simulação. Caso a imprecisão seja significativa pode-se tentar reduzir o grau de incertezas e refazer a primeira análise de sensibilidade, aprimorando as informações do modelo básico e partindo para o modelo detalhado. Caso não seja possível reduzir o grau de incertezas, a simulação horária pode ser considerada inviável e o procedimento é interrompido.

3.12.2 Segunda etapa da metodologia

Partindo para o modelo detalhado, o usuário desenvolve a segunda análise de sensibilidade, diretamente sobre o programa de simulação adotado. Nesta etapa, ferramentas estatísticas são utilizadas para reduzir o número necessário de simulações para identificação dos parâmetros significativos. O foco da análise de sensibilidade seria o conjunto de parâmetros relacionados às fontes de calor mais influentes no modelo, identificados na primeira etapa. À medida que o usuário consegue eliminar as incertezas que mais interferem nos resultados da simulação, ele pode diminuir a margem de erro até níveis aceitáveis para declarar o seu modelo como “calibrado”, estatisticamente. Qualquer que seja o nível de calibração obtido, o método permite sempre estimar a margem de erro do resultado final, a partir da propagação de incertezas.

3.13 RESUMO DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou o desenvolvimento do método de apoio à calibração. O método baseia-se na aplicação de duas etapas de análise de sensibilidade sobre o modelo da edificação. Na primeira etapa, equações de regressão do consumo são aplicadas para estimar o consumo anual de energia elétrica da edificação a partir de apenas 15 parâmetros que descrevem a edificação. Para a obtenção das equações, um primeiro lote de 23.040 simulações paramétricas

foi desenvolvido, variando-se 13 parâmetros em 2 tipos de edificações, para 3 climas brasileiros: Curitiba, Florianópolis e Salvador. Verificou-se que o tempo gasto no processamento dessas simulações era elevado demais para o desenvolvimento do trabalho. Por isso, as simulações seguintes, envolvendo os parâmetros restantes, foram realizadas para uma amostra de casos selecionada aleatoriamente pelo método *Latin Hypercube Sampling* (LHS). As equações foram aplicadas em uma planilha eletrônica, que permite a estimativa de consumo para diversas combinações de dados de entrada em poucos segundos. Nesse procedimento são identificados os parâmetros mais influentes no desempenho energético da edificação, antes mesmo de iniciar a modelagem detalhada na ferramenta de simulação horária.

Uma análise sobre o impacto de cada parâmetro no consumo de energia em condicionamento de ar foi apresentada antes da obtenção das equações de regressão. Em seguida, uma equação de estimativa do consumo de energia elétrica foi obtida para cada tipologia e clima, totalizando 6 equações, com coeficiente de determinação (R^2) variando entre 0,9760 e 0,9941. A análise dos coeficientes lineares de regressão em cada equação confirmou que o impacto de parâmetros arquitetônicos no consumo de energia é muito diferente de um clima para outro e entre as duas tipologias simuladas. Esse comportamento dificulta a obtenção de uma equação genérica para estimativa de consumo. Porém, apresentou-se uma proposta de equação geral, com R^2 igual a 0,9730, que pudesse ser aplicada a cada clima e tipologia arquitetônica.

A segunda etapa do método de apoio à calibração prevê uma análise de sensibilidade sobre o modelo de simulação detalhada, utilizando para isso uma técnica de amostragem fatorial. As simulações são executadas para um período de sete dias, ao invés do processamento do ano inteiro, reduzindo o tempo gasto na análise. As incertezas sobre o modelo são propagadas ao resultado final (consumo de energia elétrica estimado) por meio de simulação de uma amostra de casos definida de acordo com o método LHS.

Por fim, o capítulo apresenta um fluxograma detalhado para aplicação do método na calibração de modelos de simulação energética de edificações.

Capítulo 4

Aplicação do Método

4.1 INTRODUÇÃO

Para testar a eficácia do método desenvolvido, o modelo de um edifício de escritórios foi simulado no programa EnergyPlus. Dados de levantamento de campo realizado por outros pesquisadores (LABEEE, 2005b) foram utilizados para compor o modelo básico e permitir a aplicação da análise de sensibilidade pelas equações de regressão do consumo de energia elétrica. Para ajustar os parâmetros com maior incerteza e influência no desempenho do modelo foram realizadas visitas técnicas e medições de curva de carga na edificação. Nem todos os parâmetros puderam ser adequadamente ajustados, por isso as incertezas remanescentes sobre eles foram propagadas ao resultado final fornecido pelo modelo calibrado.

4.2 DESCRIÇÃO DO ESTUDO DE CASO

O estudo de caso apresentado é um edifício de escritórios localizado em Florianópolis. O prédio possui mesmo formato da Tipologia 1, com comprimento de 26,7 m, largura de 7,5 m e pé-direito de 2,5 m no pavimento tipo. Ao todo, são sete pavimentos: um subsolo, no qual se localiza a garagem e o almoxarifado; um pavimento térreo, quatro pavimentos-tipo e um ático, ocupado por uma copa. A área total construída é de 1.201,5 m².

O condicionamento de ar é realizado por um sistema do tipo *self-contained*, com dutos para distribuição do ar refrigerado. O térreo e os quatro pavimentos de escritórios possuem um *self* de condensação à água, de capacidade nominal de 7,5 TR cada um. A torre de resfriamento localiza-se na cobertura do prédio.

Um levantamento *in-loco* foi feito para determinar a quantidade de lâmpadas e equipamentos elétricos instalados no prédio, permitindo uma estimativa de carga instalada. Os padrões de uso e ocupação foram obtidos através de entrevistas com os usuários. Segundo informações prestadas por pessoas que trabalham no prédio, o horário de ocupação regular ocorre das 8h às 18h, com intervalo de duas horas para almoço (das 12h às 14h).

A Figura 27 mostra o prédio em destaque e suas fachadas oeste (principal) e norte. Observa-se que os vidros da fachada principal são escuros (fumê), enquanto que os vidros das fachadas laterais são incolores. O edifício possui suas paredes externas pintadas na cor branca.



Figura 27 – Edifício simulado.

Dados de consumo de energia elétrica do prédio foram fornecidos pela equipe de manutenção e são apresentados na Tabela 14. Para calibrar o modelo foram considerados os valores registrados de dezembro de 2003 a novembro de 2004, correspondente a um período completo de 12 meses. O consumo total desse período foi de 148.953 kWh.

Tabela 14 – Consumo de energia elétrica entre o período de dezembro de 2003 a novembro de 2004.

Mês	Ano	Consumo (kWh)
dez.	2003	15.129
jan.	2004	14.514
fev.	2004	17.712
mar.	2004	17.712
abr.	2004	14.760
maio	2004	11.316
jun.	2004	8.733
jul.	2004	9.348
ago.	2004	9.471
set.	2004	9.594
out.	2004	9.963
nov.	2004	10.701
TOTAL		148.953

4.3 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE PELAS EQUAÇÕES DE REGRESSÃO

4.3.1 Primeira rodada de cálculos – modelo base

A partir do levantamento *in-loco* e análise das plantas do projeto arquitetônico foi possível determinar alguns dos parâmetros a serem inseridos na equação de estimativa de consumo de energia elétrica. Os valores estabelecidos para a primeira rodada de cálculos são apresentados na Tabela 15. Nove parâmetros foram identificados como tendo incertezas sobre a definição de seus valores. Para cada um foi estabelecido, de acordo com a experiência do simulador, intervalos com valores mínimo e máximo que poderiam corresponder à situação real.

Tabela 15 – Valores adotados na primeira rodada de cálculo de consumo de energia elétrica usando as equações.

Parâmetro	Valor Adotado	Valor Mínimo	Valor Máximo
COP	incerteza	2,5	3,5
ILD	incerteza	25	50
PU	incerteza	8	15
CT	1		
α_{par}	0,30		
α_{cob}	Incerteza	0,3	0,7
U_{par}	Incerteza	1,80	2,50
U_{cob}	Incerteza	1,80	2,50
U_{piso}	Incerteza	3,10	4,10
WWR	44%		
BriseH	0,0		
BriseV	0,0		
$(\alpha+\tau)_{vidro}$	Incerteza	0,60	0,95
Inf	Incerteza	1	3
Orient	0°		

Utilizando os dados da Tabela 15, efetuou-se a primeira rodada de cálculos. Como havia nove parâmetros com incertezas, a rotina de cálculo estimou o consumo para 512 casos ($n = 2^9$). O menor valor de consumo anual calculado foi de 53.145 kWh e o maior valor foi de 206.252 kWh. A razão entre o maior e o menor valor é igual a 3,89, ou seja, com as incertezas apresentadas acima, pode-se estar errando em quase quatro vezes o valor do consumo de energia elétrica da edificação em análise através de simulação computacional.

Analisando o histograma de casos por faixa de consumo de energia elétrica anual, apresentado na Figura 28, observa-se que nenhum caso ficou com consumo próximo ao valor real da edificação, de 149 MWh. A existência de vários casos dentro de uma mesma faixa de consumo mostra como é possível obter o mesmo resultado com uma combinação de parâmetros de entrada diferentes. Esse comportamento prova que a interferência do usuário é fundamental na definição adequada dos parâmetros de entrada do seu modelo, pois é a sua interpretação que irá definir qual o modelo mais adequado para representar a edificação.

Rotinas e otimização dos valores de entrada podem até proporcionar um modelo com consumo idêntico ao consumo real da edificação, mas a distribuição de uso final de energia elétrica pode ter imprecisões significativas. Tomando-se a faixa de consumo entre 101 e 110 MWh, por exemplo, observou-se que o sistema de condicionamento de ar desses modelos representa entre 28% e 38% do consumo anual de energia elétrica. Portanto, em função das incertezas declaradas no modelo, há uma imprecisão de 10 pontos percentuais na estimativa de uso final de energia em condicionamento de ar da edificação, nesta faixa de consumo.

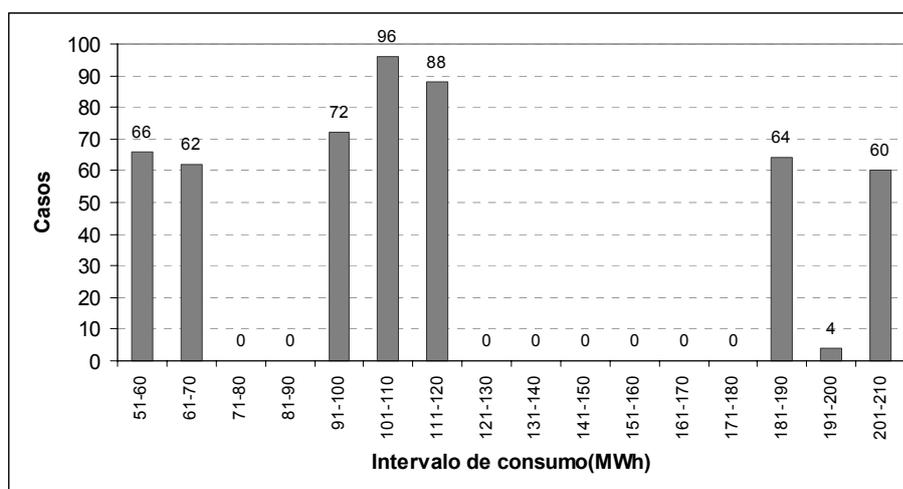


Figura 28 – Quantidade de casos por faixa de valores de consumo de energia elétrica obtidos na primeira rodada de cálculos.

O cálculo das diferenças no consumo para cada grupo de parâmetros (Tabela 16) mostrou que a ILD é o fator mais influente no modelo, provocando uma diferença de até 93.163 kWh ao ser variado de 25 para 50 W/m². O segundo parâmetro de maior influência seria o padrão de uso (PU), com variação máxima de 90.064 kWh, provocada pela alteração de 8 para 15 horas de uso diário das instalações do prédio. Todas as demais diferenças observadas para os parâmetros com incertezas são apresentadas na Tabela 16. A coluna da direita apresenta o percentual da diferença máxima obtida para cada parâmetro em relação à maior diferença verificada, que neste caso foi para o parâmetro ILD.

Tabela 16 – Diferenças máximas no consumo provocadas pelos parâmetros com incertezas no modelo base.

Parâmetro	Maior diferença (kWh)	% em relação à maior diferença
COP	19.809	21,2%
ILD	93.261	100,0%
PU	90.168	96,7%
α_{cob}	2.852	3,1%
$(\alpha+\tau)_{vidro}$	2.009	2,2%
U_{par}	124	0,1%
U_{piso}	840	0,9%
U_{cob}	678	0,7%
Inf	256	0,3%

4.3.2 Primeira iteração (It 1)

Os dados do primeiro levantamento de carga instalada no prédio foram revisados e fotografias dos ambientes internos colaboraram para a conferência das informações obtidas. Paralelamente a esta revisão do levantamento de carga instalada, providenciou-se a instalação de um equipamento para medição da curva de carga de todo o edifício. O equipamento, um *datalogger* modelo RUSTRAK RANGER 1232, foi instalado no circuito de alimentação do prédio entre o período de 4 a 12 de julho de 2005. O equipamento foi configurado para registrar os dados de corrente elétrica (A), tensão (V) e potência ativa (kW) em intervalos de 15 min.

Os dados obtidos pelas medições seriam utilizados para conferir o valor de carga instalada, a partir do pico de demanda verificado no período de medição; e para conferir o padrão de uso informado pelos usuários do prédio.

Paralelamente à instalação do equipamento de medição no prédio, prosseguiu-se com a análise de sensibilidade, pesquisando-se os demais parâmetros com influência significativa no desempenho energético do modelo.



Figura 29 – Equipamento de medição da curva de carga instalado no circuito principal de alimentação do prédio.

A revisão de carga instalada e da taxa de ocupação do prédio forneceu um novo valor de ILD, igual a 43,4 W/m², que ainda seria conferido a partir das medições de curva de carga. Novos cálculos com a equação de regressão do consumo foram efetuados com esse valor de densidade de carga interna para identificar os demais parâmetros influentes no modelo.

Após essa primeira iteração, o intervalo de consumo estimado ficou entre 86.445 kWh e 180.310 kWh, sendo que o maior valor é praticamente o dobro do menor. Mas observa-se que a diferença entre os dois valores reduziu significativamente apenas ajustando o parâmetro ILD. Agora, o parâmetro de maior influência passou a ser o padrão de uso (PU), com diferença máxima registrada de 77.933 kWh entre dois casos com padrões de uso diferentes, de 8 h para 15 h por dia. A Tabela 17 mostra as diferenças máximas proporcionadas por cada parâmetro com incertezas, após a primeira iteração.

Tabela 17 – Diferenças máximas no consumo provocadas pelos parâmetros com incertezas após a primeira iteração.

Parâmetro	Maior diferença (kWh)	% em relação à maior diferença
COP	17.492	22,4%
PU	77.933	100,0%
α_{cob}	2.852	3,7%
$(\alpha+\tau)_{\text{vidro}}$	2.009	2,6%
U_{par}	124	0,2%
U_{piso}	840	1,1%
U_{cob}	678	0,9%
Inf	256	0,3%

As medições de curva de carga prosseguiram e, enquanto isso, novas entrevistas foram feitas com a equipe de manutenção do prédio sobre o padrão de uso e ocupação. Constatou-se que apesar de o período de almoço ser das 12h às 14h, os sistemas de iluminação e condicionamento de ar permanecem em funcionamento, enquanto que o prédio está parcialmente desocupado, pois nem todas as pessoas saem e retornam ao mesmo tempo. Além disso, após o expediente normal do prédio, a equipe de manutenção realiza a faxina durante um período que vai de 2 a 3 horas.

4.3.3 Segunda iteração (It 2)

Com base nessas informações, realizou-se uma nova iteração, agora com o valor de PU fixado em 12 horas. O intervalo de consumo de energia elétrica anual estimado ficou entre 127.328 e 142.910 kWh, com diferença de 15,4% do maior para o menor valor. O parâmetro de maior influência passa a ser o Coeficiente de Performance (COP) do sistema de condicionamento de ar, provocando diferença máxima de 14.754 kWh entre dois casos com variação do COP de 2,5 para 3,5 W/W (Tabela 18).

Tabela 18 – Diferenças máximas no consumo provocadas pelos parâmetros com incertezas após a segunda iteração.

Parâmetro	Maior diferença (kWh)	% em relação à maior diferença
COP	14.754	100,0%
α_{cob}	2.852	19,3%
$(\alpha+\tau)_{\text{vidro}}$	2.009	13,6%
U_{par}	124	0,8%
U_{piso}	840	5,7%
U_{cob}	678	4,6%
Inf	256	1,7%

O valor real do COP do sistema de condicionamento de ar em uso é um dos parâmetros mais difíceis de serem obtidos. Seria necessária a medição simultânea do consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar, da carga térmica retirada pelo sistema e das condições de temperatura e umidade relativa do ambiente interno e do clima externo. Para medir a carga térmica seria necessário monitorar a vazão de água gelada na tubulação. O monitoramento desse tipo de parâmetro exige equipamentos de alto custo e muitas vezes é comprometido pela alteração nas paredes da tubulação, o que é difícil de ser verificado por métodos não invasivos. Além disso, o modelo de sistema simulado para obtenção da equação de regressão corresponde a um aparelho de janela ou *split*. No prédio em estudo, estão instalados aparelhos do tipo *self-contained*, com sistema de ventilação e condensação diferentes e, certamente, com curvas de desempenho que diferem daquelas utilizadas para simular o funcionamento do aparelho de janela. No entanto, a aplicação de um intervalo de valores de COP na equação é útil na determinação do impacto da eficiência global do sistema de condicionamento de ar no consumo de energia. O ajuste adequado desse parâmetro poderá ser feito na próxima etapa de calibração, no modelo de simulação detalhada.

Os resultados apresentados na Tabela 18 indicam que, com as incertezas remanescentes sobre o COP, a variação da absorvância da cobertura (α_{cob}) entre 30% e 70% provoca uma diferença de 2.852 kWh no consumo anual de energia elétrica do modelo. Essa diferença corresponde a apenas 1,9% do consumo real do edifício, ou seja, a influência desse parâmetro no desempenho do modelo tem pouca representatividade, considerando-se a faixa de valores adotada como dados de entrada.

Além da absorvência da cobertura, os demais parâmetros listados na tabela representam pouca influência no consumo total de energia elétrica da edificação, provocando variações desde 256 kWh (0,2%) até 2.009 kWh (1,3%) anuais. Esses resultados mostram que, considerando as incertezas sobre esses parâmetros de entrada, o consumo anual de energia do modelo pode ser razoavelmente estimado, com pequenas distorções do valor real.

A Figura 30 apresenta os intervalos de valores de consumo estimados para cada iteração realizada com a equação. As linhas e pontos representam os valores máximos e mínimos de consumo obtidos em cada iteração, enquanto que as colunas correspondem aos valores medianos. A área cinza representa o consumo anual real da edificação, tomado como referência para a calibração do modelo (149 MWh).

A primeira coluna representa a mediana dos valores de consumo estimados para os 64 casos que consideram as incertezas iniciais sobre o modelo. A primeira iteração (It 1) foi realizada após a definição de um valor mais adequado para representar a densidade de carga interna no modelo e a segunda iteração (It 2) representa os resultados conseguidos em seguida, com o ajuste do padrão de uso. Pode-se verificar que a cada iteração a redução das incertezas diminui o intervalo de consumo estimado pela equação. Mas a mediana da segunda iteração ainda está abaixo do valor real de consumo e o valor máximo muito próximo do real.

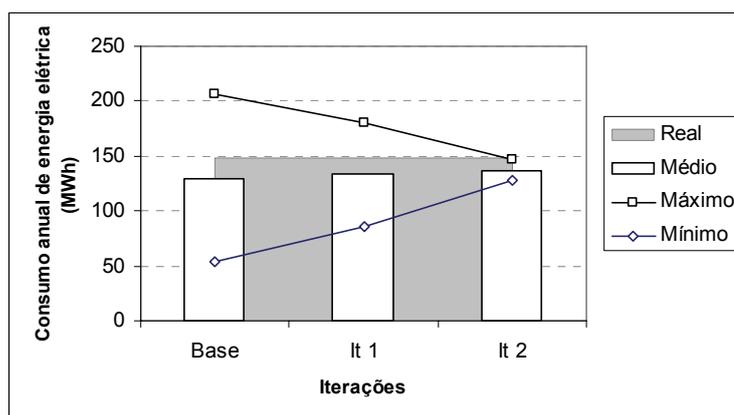


Figura 30 – Intervalo de consumo anual de energia elétrica estimado para cada iteração com a equação de regressão.

4.3.4 Terceira iteração (It 3)

Com os resultados das medições da curva de carga foi possível reavaliar os dados utilizados para representar a carga interna instalada na edificação e seus padrões de uso. A

Figura 31 apresenta as curvas de carga organizadas por dia da semana do período monitorado. Observa-se um comportamento uniforme entre os dias úteis, com diferença marcante para os finais de semana.

Nos dias úteis, as principais cargas elétricas do edifício são acionadas a partir das 8h e desligadas gradativamente a partir das 19h, até as 22h, quando encerra a faxina dos ambientes internos do prédio. Entre as 12h e 14h há uma queda de cerca de 5 kW na demanda solicitada pelo edifício, provocada certamente pelo desligamento de parte dos microcomputadores e do sistema de iluminação de algumas salas durante o intervalo de almoço. Verifica-se também uma carga residual entre 6 e 9 kW no período em que o prédio é desocupado, à noite e nos finais de semana. Essa carga corresponde aos microcomputadores (servidores da central de processamento de dados) e de algumas lâmpadas que ficam acesas por questões de segurança, incluindo a iluminação externa.

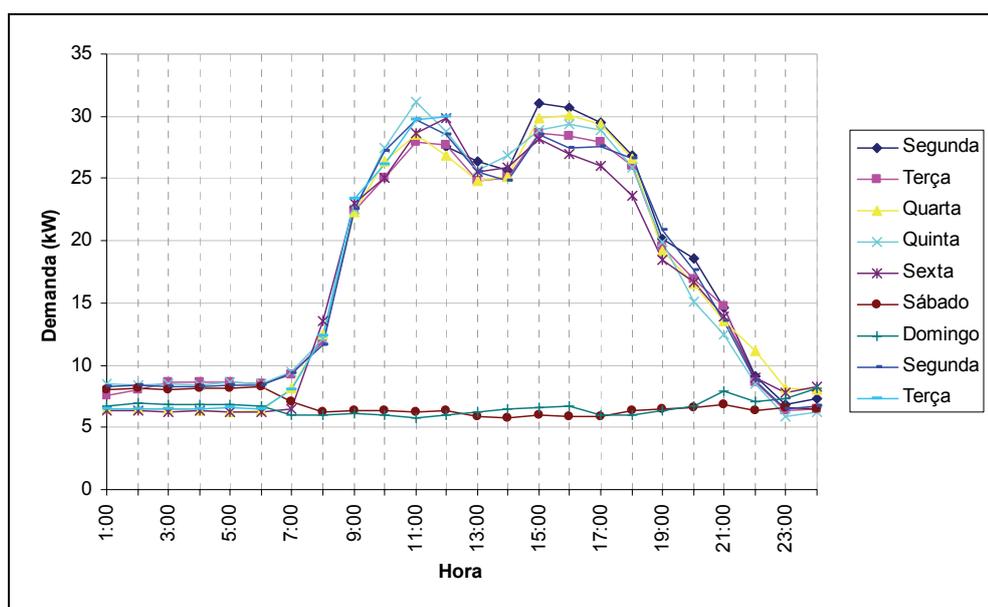


Figura 31 – Curvas de carga obtidas com a medição no quadro geral da edificação entre o período do dia 4 ao dia 12 de julho de 2005.

A partir das curvas de carga da Figura 31 estimou-se uma nova densidade de carga instalada e um novo padrão de uso. A utilização do prédio é mais significativa durante um período de 10 horas, entre as 8h e 18h. Mas como o padrão de uso adotado nas equações de regressão não considera utilização do prédio à noite e finais de semana, adotou-se um valor de 12 horas para o parâmetro PU e um valor de ILD que forneça o consumo médio diário verificado

pelas medições. O consumo diário de energia elétrica do prédio foi calculado pela integração das curvas de carga. Dividindo-se esse consumo por 12 horas a potência média obtida é de 28,1 kW, o que representa uma carga instalada de 32,1 W/m², correspondente apenas ao sistema de iluminação e equipamentos. Incluindo a estimativa de contribuição de carga térmica de cada pessoa do prédio o valor de ILD a ser adotada passa para 45,9 W/m².

Uma nova iteração (It 3) foi feita com os valores ajustados de PU e ILD e os dados de consumo anual de energia estimados ficaram entre 134.494 kWh e 154.747 kWh, com uma diferença de 15,1% do maior para o menor valor. Um novo gráfico com as tendências do consumo anual estimado foi gerado e é apresentado na Figura 32. Observa-se que, com a correção dos parâmetros acima, o valor mediano de consumo estimado na terceira iteração ficou mais próximo do valor de consumo de energia elétrica real.

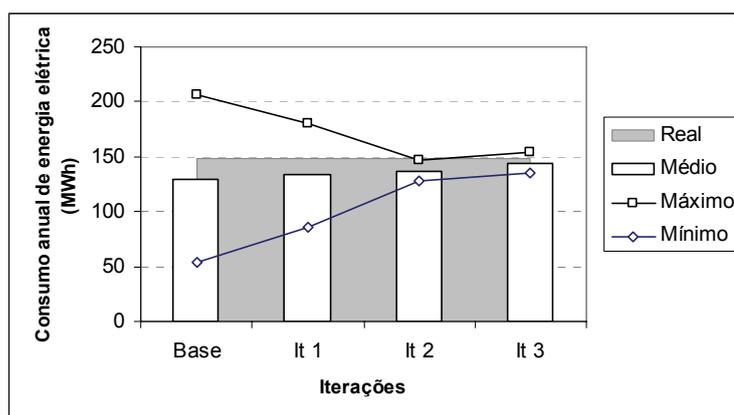


Figura 32 – Intervalo de consumo anual de energia elétrica estimado para cada iteração, após a correção do padrão de uso e da densidade de carga interna do modelo.

A aplicação das três iterações permitiu a redução do intervalo de incerteza de 389% para 15,1% do menor valor de consumo de energia elétrica estimado para o modelo. O método mostrou-se eficaz ao apresentar ao usuário os parâmetros que mais influenciam no consumo de energia elétrica do modelo. Entretanto, como não é objetivo deste trabalho, o ajuste dos dados de entrada do modelo deve ser realizado conforme a competência e possibilidades do usuário.

Com as incertezas remanescentes sobre 6 parâmetros, existem 128 combinações de cálculo de consumo possíveis. O histograma da Figura 33 mostra a quantidade de casos por faixa de consumo estimado para todas essas combinações após a última iteração. Observa-se dois grupos, ou estratificações, nitidamente definidos pelos casos com os dois valores de COP. O

grupo de 64 casos representados pelas três colunas da esquerda correspondem aos modelos com COP igual a 3,5 W/W e o grupo de 64 casos das cinco últimas colunas representam os modelos com COP igual a 2,5 W/W.

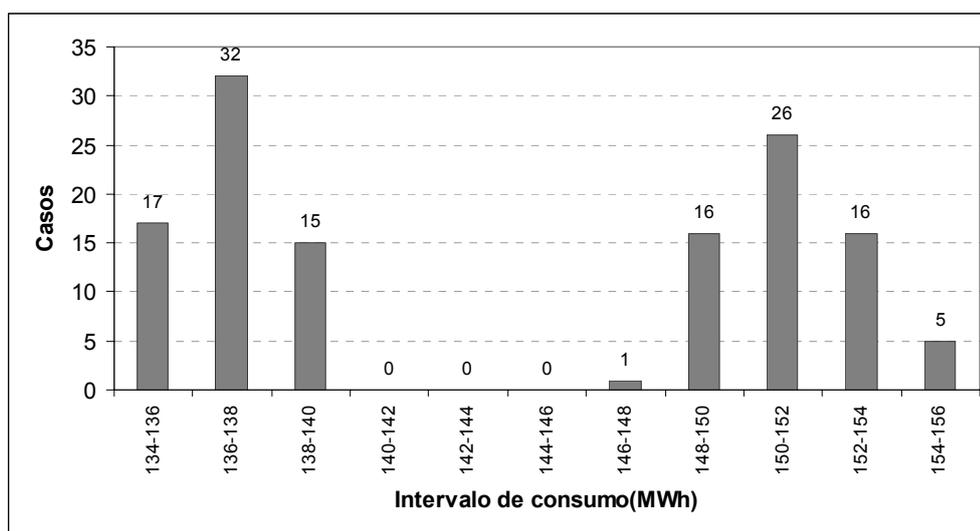


Figura 33 - Quantidade de casos entre a faixa de valores de consumo obtida após a terceira rodada de cálculos.

Identificados os principais parâmetros que exercem influência no consumo de energia elétrica do modelo e ajustados os valores de entrada desses parâmetros, pode-se prosseguir para a caracterização do modelo de simulação detalhada.

4.4 PERÍODO DE SIMULAÇÃO PARA A ANÁLISE DE SENSIBILIDADE SOBRE O MODELO DETALHADO

Seguindo a metodologia apresentada no item 3.10, uma semana típica foi selecionada a partir do arquivo climático TRY de Florianópolis. A Tabela 19 apresenta um resumo estatístico com as temperaturas médias diárias e seus desvios-padrão para cada mês ano. Observa-se que janeiro possui a maior temperatura média (24,8°C) e o desvio-padrão da temperatura média dos 365 dias do ano é de 3,46 °C.

Tabela 19 – Resumo estatístico sobre a temperatura do ar externo registrada no arquivo climático TRY da cidade de Florianópolis.

Mês	Temperatura média diária(°C)	Desvio-padrão (°C)
jan.	24,8	2,11
fev.	24,3	1,59
mar.	24,3	2,15
abr.	21,5	1,42
maio	19,0	1,75
jun.	17,0	2,79
jul.	17,5	2,60
ago.	17,1	2,85
set.	19,1	1,63
out.	19,7	2,08
nov.	21,3	1,79
dez.	22,6	1,99
ANO	20,7	3,46

Aplicando-se a Análise de Variância para cada sete dias subseqüentes de janeiro, verificou-se, com 5% de significância, que as temperaturas médias diárias do dia 5 ao dia 11 possuem o mesmo grau de dispersão do que as temperaturas médias diárias do ano inteiro. Aplicando-se o teste da distribuição F de Fischer (COSTA NETO, 1977), pode-se dizer ainda que há uma probabilidade de 89,1% de que as variâncias entre as duas amostras (semana de 5 a 11 de janeiro e o ano inteiro) não sejam significativamente diferentes.

No gráfico da Figura 34 pode-se visualizar essa variabilidade. A semana típica em destaque é um dos ciclos de sete dias que possui maior variação de temperatura média diária no mês de janeiro. Esta porção do arquivo climático será a utilizada para conduzir as simulações para análise de sensibilidade sobre o modelo detalhado. Nesta semana, a menor temperatura média registrada foi no dia 11, com 21,2 °C e a máxima foi de 28,1 °C no dia 8. A média do período foi de 26 °C.

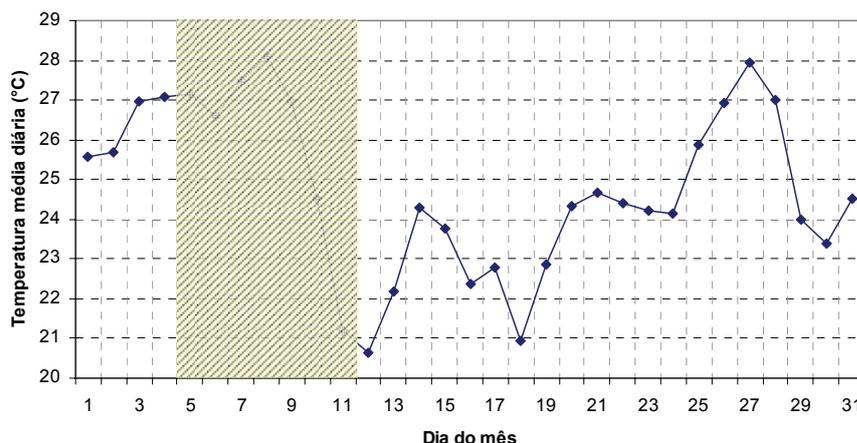


Figura 34 – Temperaturas médias diárias para o mês de janeiro, calculadas a partir do arquivo climático TRY da cidade de Florianópolis.

4.5 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE SOBRE O MODELO DETALHADO

Com as informações obtidas na etapa anterior, o simulador pode iniciar o modelo da edificação no programa de simulação detalhada. No presente estudo de caso, iniciou-se com um dos modelos já montado para as simulações paramétricas, fazendo-se as alterações necessárias. A primeira alteração foi a inclusão do pavimento subsolo. Em seguida, alterou-se a área de janelas em cada fachada, para representar as condições reais da edificação. O modelo do sistema de condicionamento de ar foi modificado para representar os aparelhos em operação no prédio. Nessa etapa, um modelo de *self-contained* disponível nos arquivos de exemplo do programa EnergyPlus foi adotado.

Os parâmetros relacionados aos dois principais fatores de impacto no consumo de energia da edificação (densidade de carga interna e padrões de uso) foram definidos com cuidado no modelo detalhado, após as medições de curva de carga e visitas ao prédio, durante a primeira etapa da calibração.

O terceiro parâmetro de influência significativa no consumo foi detectado como sendo o Coeficiente de Performance (COP) do sistema de condicionamento de ar do prédio. No EnergyPlus, o desempenho de um equipamento tipo *self-contained* (bomba de calor de condensação a água) é governado por uma equação de nove parâmetros, sendo que o COP não é explicitamente caracterizado por um único valor. Por isso, esses parâmetros e outros relacionados ao sistema de condicionamento de ar foram os selecionados para a análise de sensibilidade.

Ao todo, foram identificados 18 parâmetros com incertezas sobre seus dados de entrada. Para cada parâmetro foram definidos 4 valores de entrada. Cinco matrizes de dados de entrada foram geradas aleatoriamente para permitir a quantificação de 5 efeitos elementares para cada parâmetro. Como cada matriz possui 19 vetores de dados de entrada (18 parâmetros mais 1), ao todo foram executadas 95 simulações para desenvolver a análise de sensibilidade. A Tabela 20 apresenta a lista dos parâmetros envolvidos na análise, bem como os dados de entrada simulados.

Tabela 20 – Lista de parâmetros para aplicação da análise de sensibilidade.

Parâmetro	Valor 1	Valor 2	Valor 3	Valor 4
1 - Capacidade da torre (TR)	37,5	50	62,5	75
2 - Capacidade de resfriamento do <i>self</i> (TR)	5	7,5	10	12,5
3 - Eficiência total do ventilador	0,50	0,65	0,80	0,95
4 - Pressão estática no ventilador (Pa)	200	900	1.600	2.300
5 - Eficiência do motor do ventilador	0,50	0,65	0,80	0,95
6 - Pressão na bomba de água de condensação (Pa)	50.000	100.000	150.000	200.000
7 - <i>Parameter 1</i>	3.402,17	3.780,19	4.158,21	4.536,23
8 - <i>Parameter 2</i>	3.069,93	3.411,03	3.752,13	4.093,24
9 - <i>Parameter 3</i>	1,41359	1,57066	1,72773	1,88479
10 - <i>Parameter 4</i>	2.011,76	2.235,29	2.458,82	2.682,35
11 - <i>Parameter 5</i>	1,21162	1,34624	1,48086	1,61549
12 - <i>Parameter 6</i>	0,00876982	0,00974424	0,01071866	0,01169309
13 - <i>Parameter 7</i>	2,07723	2,30803	2,53883	2,76964
14 - <i>Parameter 8</i>	0,018588	0,020653	0,022718	0,024784
15 - <i>Parameter 9</i>	1.734,81	1.927,57	2.120,33	2.313,08
16 - Pessoas - parcela radiante	0,350	0,433	0,517	0,600
17 - Iluminação - parcela radiante	0,370	0,487	0,604	0,720
18 - Equipamentos - parcela radiante	0,350	0,433	0,517	0,600

Não havia informações sobre a capacidade da torre de resfriamento do prédio, por isso foram testados valores entre 37,5 TR e 75,0 TR. O valor de 37,5 TR corresponde a 5 vezes 7,5 TR, que seria a capacidade de cada um dos 5 *selfs*. Para a capacidade de resfriamento de cada *self*, embora tenha sido informado pela equipe de manutenção do prédio como igual a 7,5 TR,

decidiu-se testar outros valores, já que essa informação não foi obtida com exatidão. Outras características do sistema de condicionamento de ar não puderam ser obtidas para completar o modelo no programa de simulação, por isso os parâmetros foram incluídos na análise de sensibilidade, tais como: eficiência e pressão estática dos ventiladores, e pressão nas bombas. Valores de entrada para esses parâmetros foram estimados de acordo com a experiência do simulador e consultas à literatura.

A Tabela 20 mostra também os nove parâmetros (denominados pelo EnergyPlus como “*Parameter*” 1 a 9) que definem o desempenho de cada *self*. Como também não havia qualquer informação sobre a faixa de incertezas para esses parâmetros variou-se o valor pré-definido pelo programa em 10% para baixo e até 20% para cima, resultando em 4 valores. A tabela destaca em negrito os valores pré-definidos pelo programa.

Além dos parâmetros relacionados ao sistema de climatização do prédio, foram testados outros três fatores (últimas linhas da tabela), que não tinham sido avaliados na análise de sensibilidade pela equação de regressão. Esses três coeficientes representam a parcela de calor radiante emitido por cada fonte geradora de calor no interior na edificação: pessoas, iluminação artificial e equipamentos elétricos. Limites mínimos e máximos de parcela radiante emitida por cada uma dessas fontes foram obtidos em ASHRAE (2005), e dois valores intermediários foram definidos entre esses limites.

As simulações foram executadas para o período de uma semana típica, definida no item 4.4 e cinco efeitos elementares provocados por cada parâmetro foram calculados. A média e o desvio-padrão dos efeitos foram representados em um gráfico de coordenadas cartesianas (Figura 35). Morris (1991) salienta que um parâmetro de efeitos elementares com média elevada pode ser interpretado como um dado de entrada que exerce influência significativa no modelo computacional. Parâmetros com alto desvio-padrão dos seus efeitos elementares indicam influência não-linear no modelo ou possível dependência de outros parâmetros, pois de uma região para outra da amostra a variabilidade dos seus efeitos foi alta.

O número ao lado de cada ponto do gráfico corresponde à identificação do parâmetro, conforme a lista da Tabela 20. Foram identificados apenas os pontos mais afastados daquele grupo de média e desvio-padrão nulos. O primeiro parâmetro a chamar a atenção é o de número 4, que corresponde à pressão estática no ventilador. A variação entre 200 e 2.300 Pa gerou um efeito médio de 589 kWh no consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar na semana simulada. O desvio-padrão dessa média foi de 206 kWh, o que significa um

coeficiente de variação de 35%. Esse resultado indica que a influência do parâmetro depende também da combinação de outros fatores. Apenas para efeito de comparação, salienta-se que a média de consumo do sistema de condicionamento de ar obtida para os 95 casos simulados foi de 1.973 kWh, no período de 7 dias. Portanto, o efeito médio do parâmetro 4 equivale a 30% do consumo médio da amostra.

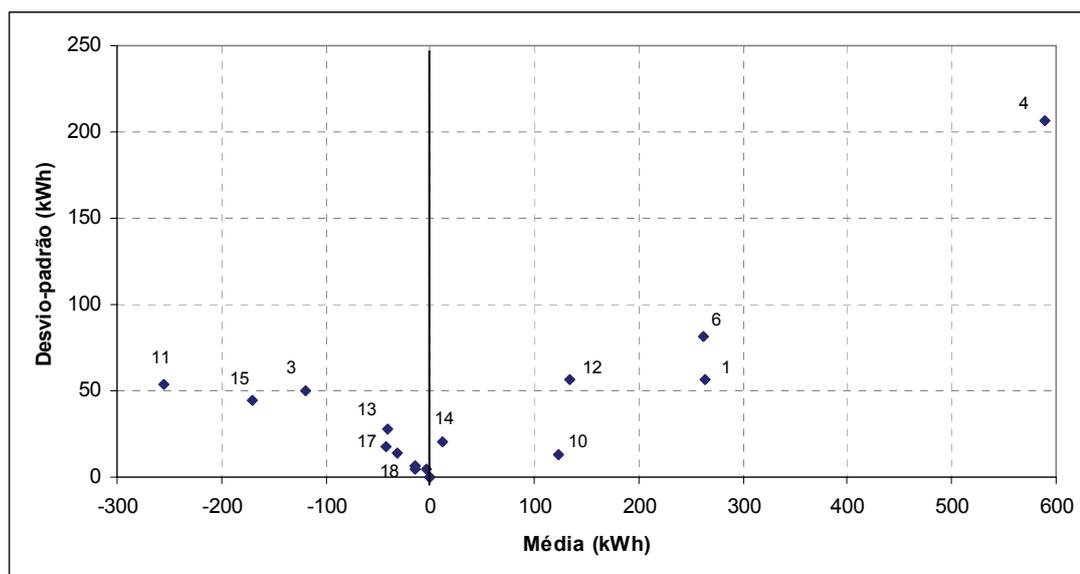


Figura 35 – Média e desvio-padrão dos efeitos elementares provocados por cada parâmetro com incertezas.

A pressão da bomba de água de condensação, parâmetro identificado com número 6 no gráfico, também tem um impacto significativo no consumo de energia elétrica do sistema dentro da faixa de incerteza simulada. A capacidade da torre de resfriamento (número 1), a eficiência dos ventiladores (número 3) e parâmetros da curva de desempenho dos *sells* (números 10, 11, 12 e 15) também se destacam do grupo com influência praticamente nula. A curva de desempenho do sistema de resfriamento de ar mostra-se, conforme o esperado, como um fator determinante na estimativa do consumo de energia elétrica do modelo computacional.

Um outro grupo de fatores gerou efeitos elementares quase nulos, que correspondem aos pontos próximos da média e do desvio-padrão igual à zero. Esses parâmetros poderiam ser deixados em segundo plano na caracterização do modelo, pois a incerteza sobre eles exerce pouca influência no consumo de energia elétrica do sistema de condicionamento de ar.

A interpretação do gráfico da Figura 35 não deve ser simplesmente estatística. A faixa de incerteza adotada para cada parâmetro é preponderante no efeito médio provocado. O parâmetro 4, por exemplo, foi simulado com valores que variam até 11,5 vezes do menor para o maior e seu efeito destacou-se dos demais, que foram simulados com variação entre 1,3 a 4 vezes do limite inferior para o superior. O método permite identificar claramente que quanto maior a incerteza, maior será o impacto daquele parâmetro no modelo. Consequentemente, diminuindo a faixa de incertezas sobre o parâmetro o simulador aumenta a confiança no modelo.

Embora não indique os valores de entrada adequados para cada parâmetro avaliado, o gráfico da Figura 35 auxilia o simulador na identificação dos parâmetros que exercem maior influência no modelo, em função da faixa de incertezas simulada. Além disso, o gráfico indica parâmetros que exercem efeitos não-lineares ou sofrem interferência de outros parâmetros, o que não seriam facilmente identificados em uma análise de sensibilidade mais simplificada.

O gráfico de bolhas mostrado na Figura 36 é apresentado como uma alternativa para visualização dos dados sobre o impacto de cada parâmetro no modelo. Neste gráfico, cada bolha corresponde a um parâmetro analisado e seu centro está posicionado na linha horizontal correspondente à média de seus efeitos elementares. Na direção do eixo x , os parâmetros foram organizados em ordem crescente de numeração, conforme a identificação de cada um. O diâmetro de cada bolha representa o desvio-padrão ao redor da média. Este tipo de gráfico permite a identificação direta dos parâmetros que merecem maior atenção, ou seja, aqueles com bolhas maiores e mais afastadas do eixo $y = 0$.

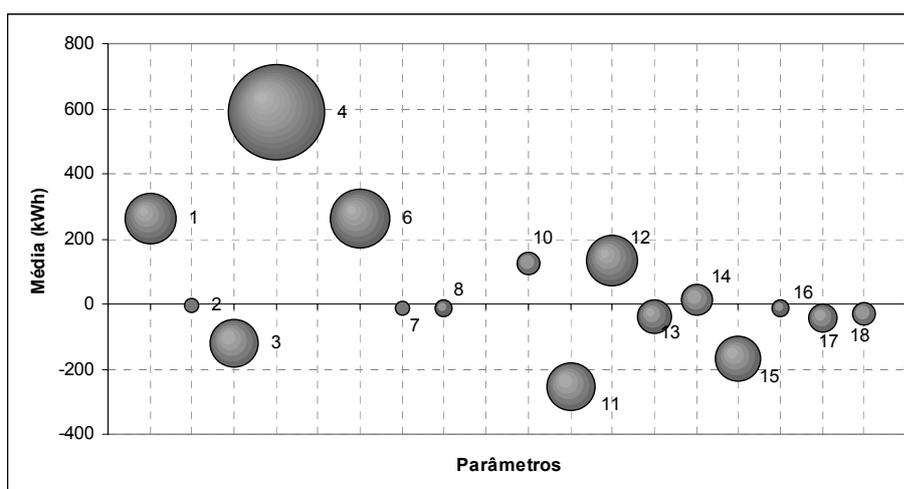


Figura 36 – Representação alternativa da média e desvio-padrão dos efeitos elementares provocados por cada parâmetro com incertezas.

4.6 PROPAGAÇÃO DE INCERTEZAS AO RESULTADO FINAL

Os parâmetros com maior influência no modelo estão relacionados ao sistema de condicionamento de ar. Não é objetivo deste trabalho a obtenção de um modelo que forneça o consumo de energia igual ao da edificação real. Porém é importante ressaltar o nível de imprecisão da simulação em função das incertezas sobre os dados de entrada, tratadas no item anterior.

A amostragem aleatória para propagação de incertezas ao resultado final da simulação não precisa envolver a variação de todos os 18 parâmetros com incertezas. Apenas os oito parâmetros identificados como fatores de forte impacto no modelo (Tabela 21) irão provocar variação significativa nos resultados.

Tabela 21 – Lista de parâmetros identificados com influência significativa sobre o consumo do sistema de condicionamento de ar do modelo detalhado.

Código	Parâmetro
1 -	Capacidade da torre (TR)
3 -	Eficiência total do ventilador
4 -	Pressão estática no ventilador (Pa)
6 -	Pressão na bomba de água de condensação (Pa)
10 -	<i>Parameter 4</i>
11 -	<i>Parameter 5</i>
12 -	<i>Parameter 6</i>
15 -	<i>Parameter 9</i>

Uma amostra de 40 casos foi adequadamente gerada pelo método LHS, com a variação aleatória dos dados de entrada para esses parâmetros. O consumo anual de energia elétrica foi o resultado da simulação adotado para avaliação do grau de incerteza no modelo, porém nada impede que outros dados de saída possam ser analisados de maneira similar.

O histograma da Figura 37 mostra a quantidade de casos por faixa de consumo anual de energia elétrica obtida por simulação da amostra. Ao todo, a figura mostra o resultado de 39 casos, pois um dos modelos gerados aleatoriamente não teve sua simulação concluída, pois a combinação de valores de entrada para os parâmetros dos condicionadores de ar ocasionou erro grave no modelo e os cálculos não convergiram.

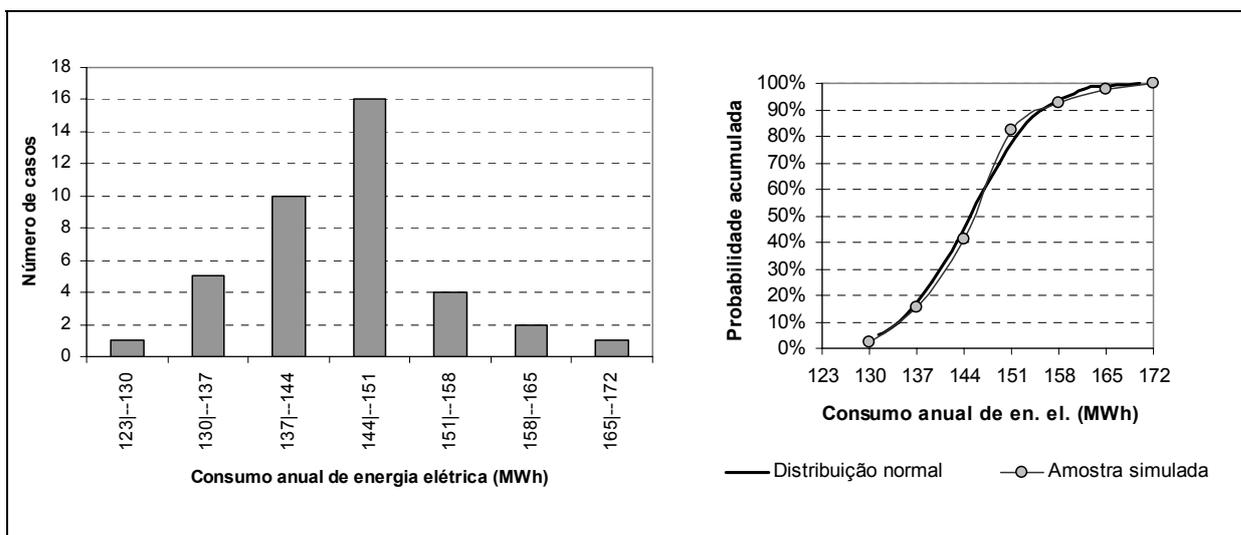


Figura 37 – Distribuição de frequência de casos simulados por faixa de consumo anual de energia elétrica.

Nota-se que a maior quantidade de casos está concentrada na faixa de valores entre 144 e 151 MWh de consumo anual de energia elétrica. Nesta faixa enquadra-se o valor de consumo real da edificação, 149 MWh. Porém observa-se que o nível de incertezas sobre os parâmetros analisados ainda gera uma imprecisão relativamente alta no modelo.

O consumo médio da amostra foi de 145 MWh, com desvio-padrão de 8,15 MWh. O coeficiente de variação é de apenas 5,6%, mas 35 casos (cerca de 90% do total) situam-se entre uma larga faixa de consumo que vai de 130 a 158 MWh.

O histograma da Figura 37 sugere que a distribuição de frequências dentro da amostra simulada segue uma distribuição Normal. De fato, comparando-se a curva de probabilidades acumuladas da amostra com a curva Normal (Figura 37 à direita), pode-se aceitar a hipótese de normalidade da amostra. Outros tipos de teste de aderência poderiam ser aplicados para comprovar essa hipótese.

O exercício de calibração executado até aqui não apresentou um modelo “calibrado”, mas sim uma amostra de possíveis modelos que permitem estimar o consumo anual de energia elétrica da edificação, com uma determinada precisão. Inferências estatísticas podem ser desenvolvidas visando maior entendimento do nível de calibração do modelo. Considerando-se a amostra normalmente distribuída, pode-se afirmar, por exemplo, que com base nas incertezas remanescentes, há 95% de chance do consumo estimado por esse modelo ser de $145 \pm 8,2$ MWh, ou 145 MWh $\pm 11\%$.

Como apenas uma amostra foi simulada, dentro da infinidade de opções em função das incertezas sobre os parâmetros, a média estimada também possui um intervalo de confiança. Aplicando-se a estatística t de Student, pode-se afirmar, com 95% de certeza, que a média de consumo anual estimado pela simulação de várias amostras ficará em $145 \pm 2,6$ MWh ou $145 \pm 2\%$. Tratamento semelhante pode ser feito ao desvio-padrão, considerando-se que a variância da amostra segue uma distribuição do tipo chi-quadrada (χ^2). Dessa forma, o desvio-padrão da população de casos possíveis pode ser estimado em $8,2 \pm 1,8$ MWh. A Tabela 22 apresenta um resumo das induções estatísticas feitas sobre a amostra simulada, para representar a precisão sobre o modelo.

Tabela 22 – Resumo de induções estatísticas sobre a amostra representando o modelo calibrado.

Parâmetro	Valor	Intervalo de confiança*
Média do consumo anual de energia elétrica estimado pelo modelo	145 MWh	$\pm 2,6$ MWh
Desvio padrão da média	8,2 MWh	$\pm 1,8$ MWh
Conclusão geral	<i>pode-se afirmar com 95% de certeza, que o consumo anual de energia elétrica da edificação estimado pelo modelo será de 145 MWh $\pm 11\%$</i>	

(*) Ao nível de 95% de certeza.

O nível de incerteza existente sobre esse modelo ainda é alto, dependendo do objetivo ao qual se destina a simulação. Caso a simulação fosse executada para análise de alternativas de reforma visando redução do consumo de energia, certamente a precisão alcançada ainda é inaceitável. A composição do uso final de energia elétrica na edificação é de extrema importância nesse tipo de análise. Por isso, a distribuição de frequências para a fração de uso final de energia elétrica em condicionamento de ar para os modelos simulados também foi representada em um histograma (Figura 38). Nota-se que 87% dos casos apresentam uso final entre 23% e 35%. A imprecisão é de 12 pontos percentuais, que podem facilmente encobrir a economia obtida com determinada reforma, dependendo do modelo adotado como caso base. Caberia ao simulador decidir se essa margem de erro é suficiente para desenvolver os estudos de interesse. Caso contrário, será necessário obter informações mais precisas sobre a edificação, em particular, sobre o sistema de condicionamento de ar.

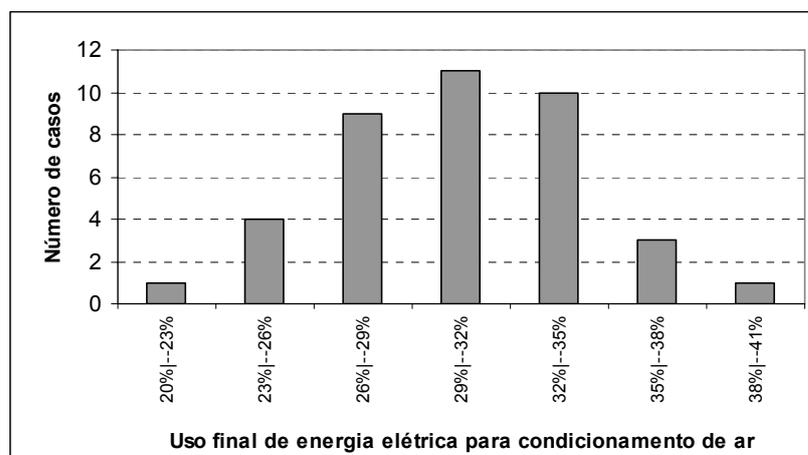


Figura 38 – Distribuição de frequência de casos simulados por faixa de uso final de energia elétrica em condicionamento de ar.

Observa-se que, assim como o gráfico anterior, a Figura 37 também sugere uma distribuição Normal de frequências para a amostra simulada. As mesmas inferências estatísticas feitas sobre o consumo anual de energia podem, também, serem feitas sobre o uso final em condicionamento de ar.

Até aqui, foram analisadas apenas as estimativas de consumo anual de energia elétrica. A comparação entre o consumo mensal real e o estimado por simulação é apresentada na Figura 39. A curva de consumo de cada um dos 39 casos foi desenhada no gráfico, para visualização da faixa de valores fornecidos pelo modelo ao nível de calibração alcançado. Em alguns meses a faixa de consumo estimada por simulação não engloba o consumo real registrado na edificação naquele ano. Em fevereiro e março o consumo estimado esteve aquém do registrado, e em junho e novembro o consumo simulado foi superior ao real. Para melhorar a interpretação desse gráfico seria necessário conhecer também o número de dias envolvidos no registro do consumo de cada mês, pois a diferença de três dias, por exemplo, pode gerar até uma variação de 10% no consumo de um mês para outro. Esses dados não foram disponibilizados pela administração do edifício e essa análise não pôde ser feita.

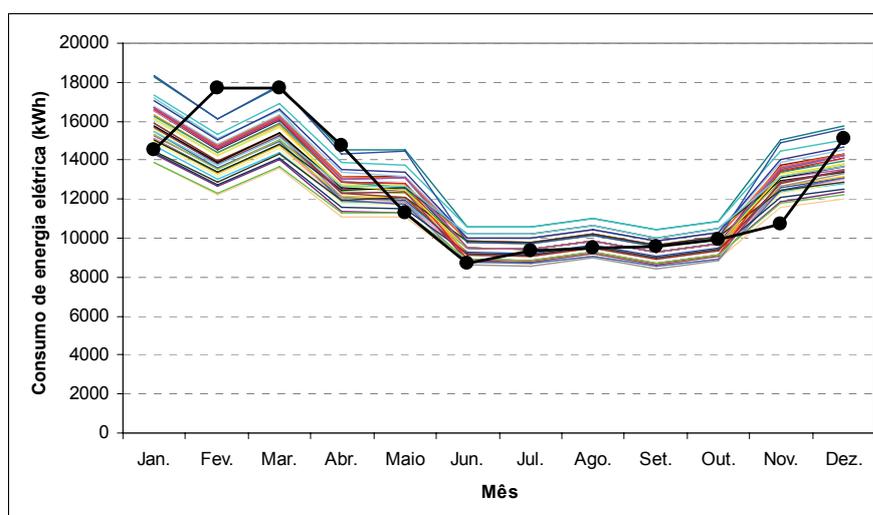


Figura 39 – Comparação entre consumo mensal de energia elétrica real (linha com um ponto em cada mês) e simulado para cada um dos 39 casos (linhas contínuas).

O arquivo climático utilizado na simulação seria outro fator a ser considerado na análise de consumo mensal. Há uma grande chance de os dados climáticos do período de consumo analisado serem diferentes dos dados utilizados na simulação (arquivo TRY). Uma comparação entre temperatura média de bulbo seco, registrada no período e no arquivo climático, é apresentada na Figura 40. De modo geral, as diferenças entre as duas fontes de dados são baixas. A maior variação ($1,7^{\circ}\text{C}$) ocorreu no mês de abril, com temperatura média observada de $23,2^{\circ}\text{C}$, contra $21,5^{\circ}\text{C}$ do arquivo TRY. Porém, as diferenças não acompanham as discrepâncias verificadas no consumo mensal. Nos meses de fevereiro e março a temperatura do arquivo TRY é superior à observada e mesmo assim o consumo simulado foi inferior ao real.

Não se pode tirar nenhuma conclusão exata sobre a influência dos dados climáticos no modelo, sem analisar também o número de dias envolvidos na medição de consumo. Além disso, não só a temperatura média exerce influência no desempenho energético da edificação. Outras variáveis climáticas deveriam ser analisadas, como a radiação solar e a velocidade e direção dos ventos. Uma análise de sensibilidade às variáveis climáticas seria mais adequada, para enquadrar também esses parâmetros na margem de erro do consumo estimado pelo modelo calibrado, assim como a influência do entorno sobre esses parâmetros, tais como obstruções geradas por edificações vizinhas.

A propagação de incertezas pode ser aplicada também a outros dados de desempenho do modelo, tais como picos de demanda de energia e temperatura interna. No entanto, a avaliação

desses parâmetros não será abordada neste trabalho, pois seria mais uma repetição do mesmo tipo de análise feita sobre o consumo anual de energia elétrica.

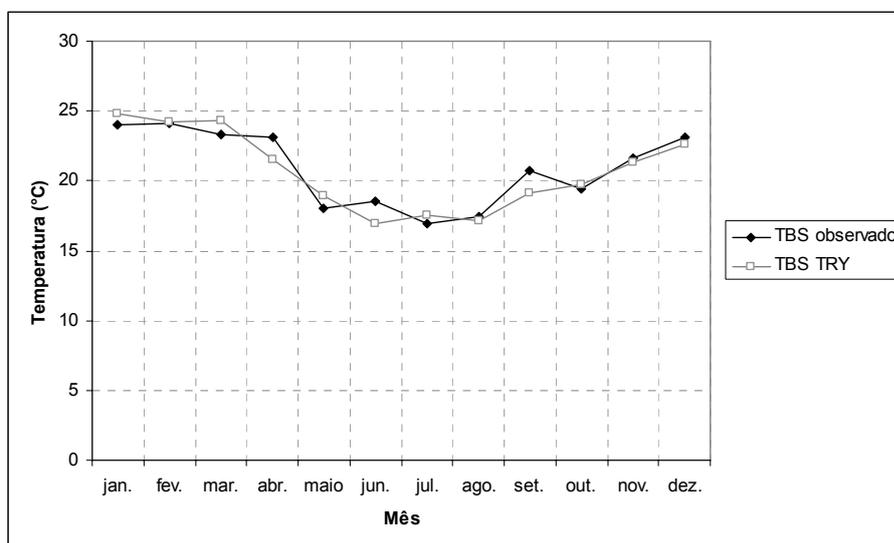


Figura 40 – Comparação entre a temperatura de bulbo seco média mensal do período de consumo registrado e do arquivo climático utilizado na simulação.

Não havendo possibilidades de redução do nível de incertezas sobre o modelo, o simulador poderia utilizar a média e o desvio-padrão da amostra na análise sobre o desempenho energético do seu modelo. No caso da simulação de uma alternativa de reforma, por exemplo, poderiam ser geradas duas amostras pelo método LHS: uma representando o caso base e outra representando o prédio com a reforma. O impacto da reforma no modelo poderia ser estatisticamente determinado aplicando-se um teste de hipótese de igualdade da média e desvio-padrão das duas amostras.

4.7 RESUMO DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou uma aplicação do método desenvolvido para apoio à calibração de modelos computacionais para simulação energética de edificações. Um edifício de escritórios localizado na cidade de Florianópolis, com 7 pavimentos e 1.201,5 m² de área construída, foi utilizado como objeto de estudo.

A análise de sensibilidade feita com uso das equações de regressão indicou que a densidade de carga interna, os padrões de uso e o coeficiente de performance do sistema de condicionamento de ar são os parâmetros de maior impacto no consumo de energia elétrica dessa edificação. Ajustes nos valores representativos das cargas internas e padrões de uso foram feitos após medições da curva de carga em uma semana no prédio.

Após os ajustes sobre esses parâmetros do modelo básico, ainda restaram incertezas sobre o Coeficiente de Performance do sistema de condicionamento de ar. O modelo detalhado do edifício foi montado no programa EnergyPlus e a análise de sensibilidade foi feita sobre 18 dados de entrada, incluindo a caracterização dos condicionadores de ar. Ao todo foram executadas 95 simulações após amostragem aleatória feita pelo método *Latin Hypercube Sampling* e 8 parâmetros foram identificados como fatores de impacto significativo no modelo. Na impossibilidade de definir com maior precisão os valores de entrada para esses parâmetros, as incertezas foram propagadas à estimativa de consumo de energia elétrica da edificação, após nova simulação de uma amostra de 40 casos (variações) do modelo. Constatou-se que a precisão obtida com o nível de incertezas remanescentes sobre o modelo é alta, dependendo da aplicação desejada para a simulação. Da distribuição de resultados obtida, pode-se afirmar, com 95% de certeza, que o consumo estimado por simulação do modelo será de 145 MWh \pm 11%. O uso final de energia elétrica em condicionamento de ar pode estar sendo estimado com um erro de até 12 pontos percentuais.

O método mostrou-se satisfatório à medida que permite identificar os parâmetros que merecem maior atenção na modelagem da edificação e quantifica o grau de imprecisão em função das incertezas existentes.

Capítulo 5

Conclusões

5.1 INTRODUÇÃO

O objetivo principal deste trabalho era desenvolver um método de apoio à calibração de modelos de simulação do desempenho energético de edificações, por meio de análise de incertezas e sensibilidade sobre os dados de entrada. Um método expedito para análise de sensibilidade sobre modelos simplificados deveria ser desenvolvido para que o simulador obtivesse informações suficientes sobre sua edificação, antes de iniciar o modelo detalhado na ferramenta de simulação horária. Métodos estatísticos deveriam ser estabelecidos para reduzir o número de simulações necessárias à identificação de parâmetros significativos do modelo detalhado. Como resultado final de todo o processo de calibração, o simulador teria condições de propagar as incertezas do modelo para o resultado final da simulação. Com um método desse tipo, espera-se que a simulação seja sempre considerada com uma faixa de precisão atrelada ao modelo, ao invés da utilização de valores únicos para representar dados de consumo de energia elétrica mensal e anual.

Para alcançar esses objetivos, simulações paramétricas foram desenvolvidas e equações de regressão do consumo de energia elétrica em função de características da edificação foram definidas. Um método de análise de sensibilidade do modelo pelas equações foi elaborado como um processo expedito para interpretação do desempenho energético da edificação. Métodos estatísticos foram pesquisados e aplicados à análise de sensibilidade de modelos de simulação detalhada. Uma técnica de amostragem aleatória foi utilizada para propagar incertezas do modelo ao resultado final da simulação.

O método completo consiste de duas etapas: uma na qual é desenvolvida uma análise de sensibilidade sobre os parâmetros do modelo através de equações de regressão do consumo de energia elétrica, e outra na qual a análise de sensibilidade é aplicada sobre o modelo detalhado.

Uma aplicação foi feita na calibração do modelo virtual de um edifício de escritórios de Florianópolis no programa EnergyPlus. Os principais fatores de influência no desempenho energético do modelo foram identificados pela análise de sensibilidade com as equações. Os parâmetros de maior influência no modelo detalhado foram identificados e a imprecisão do modelo pôde ser quantificada através da propagação de incertezas ao resultado final da simulação.

5.2 CONCLUSÕES SOBRE AS SIMULAÇÕES PARAMÉTRICAS

Mais de 23 mil simulações paramétricas foram realizadas para estimar o consumo anual de energia elétrica para as duas tipologias arquitetônicas e três climas brasileiros. Na montagem desses modelos foram variados 13 parâmetros relacionados às principais fontes de calor na edificação.

Os resultados dessas simulações permitiram analisar o impacto isolado dos parâmetros variados caso a caso. O desempenho energético dos modelos mostrou forte dependência a alguns parâmetros, tais como densidade de cargas internas, padrões de uso e coeficiente de performance do sistema de condicionamento de ar. Outros parâmetros revelaram pouca influência do consumo de energia do modelo, sendo que em muitos casos o comportamento de determinado fator depende da combinação de outros fatores. Pode-se citar o exemplo da transmitância térmica, que à medida que tem seu valor aumentado, pode provocar aumento ou diminuição do consumo anual de energia, dependendo do clima da região. Foi identificado que esse resultado irá depender do nível de carga instalada na edificação, do seu padrão de uso e das cores externas de seus componentes construtivos. Com alta densidade de carga interna e elevado padrão de uso, o modelo do edifício de cinco pavimentos, quando simulado com cores claras no exterior, teve melhor desempenho energético com componentes construtivos de transmitância térmica mais elevada. Neste caso, a menor resistência térmica dos fechamentos opacos possibilitou maior dissipação da carga térmica gerada internamente, diminuindo o consumo de energia com condicionamento de ar.

Deve-se salientar que a análise apresentada sobre as simulações paramétricas refere-se apenas aos modelos utilizados neste trabalho, e não podem ser generalizadas a qualquer tipo de edificação. Os resultados refletem as tendências de uma amostra de casos, que tiveram suas características variadas dentro de determinados limites. Edificações com características muito além ou abaixo desses limites podem apresentar comportamento diferenciado e, neste caso, uma análise aprofundada de seu desempenho energético pode ser feita através de simulação do modelo detalhado.

5.3 CONCLUSÕES SOBRE AS EQUAÇÕES DE REGRESSÃO DO CONSUMO

Equações para estimativa do consumo anual de energia elétrica de edificações foram obtidas a partir dos resultados das simulações paramétricas. Os parâmetros variados nos modelos foram relacionados linearmente com o consumo de energia, por meio de uma análise de regressão multivariada.

As 6 equações geradas para estimar o consumo de energia em condicionamento de ar das 2 tipologias e 3 climas simulados apresentaram diferenças significativas entre os coeficientes lineares de alguns parâmetros. Esse comportamento mostra que métodos simplificados têm, evidentemente, suas limitações e que uma equação genérica, para qualquer tipo de clima e tipologia arquitetônica, dificilmente conseguirá explicar o comportamento energético de edificações com boa precisão. Apesar dessas limitações reconhecidas, estimou-se uma equação geral, obtendo-se um coeficiente de determinação (R^2) satisfatório, igual a 0,9730.

A análise dos coeficientes lineares das equações permite uma avaliação direta da influência de cada parâmetro no desempenho da edificação. Quanto maior o valor absoluto do coeficiente, maior o impacto no consumo de energia do modelo. Para as duas tipologias analisadas, de acordo com as faixas de valores simulados, os parâmetros de coeficientes mais elevados foram a densidade de carga interna, o padrão de uso e o coeficiente de performance do sistema de condicionamento de ar.

Ressalta-se que toda a análise de regressão foi feita apenas sobre o valor de consumo anual de energia elétrica da edificação. Embora os parâmetros arquitetônicos exerçam pouca influência do consumo nos modelos analisados, pode haver forte impacto nas condições de conforto interno da edificação, pois nem todos os parâmetros que interferem no nível de conforto interno foram abordados no estudo. O foco principal era o consumo de energia da edificação, considerando temperatura de controle de 24°C para o sistema de condicionamento de ar.

A amostragem aleatória de dados de entrada para a redução de casos simulados mostrou-se eficaz para a obtenção dessas equações, diminuindo substancialmente o tempo gasto no processamento de dados. A amostra gerou uma equação com boa representatividade dos casos simulados no primeiro lote, com 70% de ocorrência de erros abaixo de 20%.

5.4 CONCLUSÕES GERAIS

O método desenvolvido neste trabalho fornece ao simulador uma ferramenta de apoio à elaboração e interpretação do seu modelo. Meios para garantir a identificação dos parâmetros mais influentes no modelo são oferecidos, de forma que o simulador possa seguir uma seqüência de modelagem adequada, garantindo o refinamento progressivo do modelo em menor espaço de tempo.

Na análise de sensibilidade a partir das equações pode-se quantificar se a simulação detalhada será viável ou não, devido ao grau de incerteza sobre características básicas da edificação. Muitas vezes o simulador não possui dados suficientes sobre o prédio em estudo e a calibração do modelo detalhado pode envolver muitos parâmetros de entrada, dificultando a obtenção de uma boa precisão.

Existem métodos analíticos que permitem a calibração de modelos de simulação através de processo automáticos de otimização, definindo-se os valores mais adequados de dados de entrada do modelo dentro de suas faixas de incerteza. O conceito principal do método proposto neste trabalho é permitir, antes de iniciar o modelo detalhado, a interpretação do desempenho energético da edificação com base nos fatores que influenciam as suas fontes de calor. Mas os processos não pretendem, de maneira alguma, indicar os valores mais adequados para que o modelo represente o comportamento térmico e energético da edificação. Ao contrário, a etapa final do método permite que o simulador quantifique o grau de precisão do seu modelo com base nas incertezas sobre os parâmetros significativos.

Na aplicação do método em um estudo de caso, a eficiência do sistema de condicionamento de ar mostrou-se como um dos parâmetros de influência significativa no desempenho energético do modelo. Embora a edificação simulada possua sistema diferente do utilizado nas simulações paramétricas, a análise a partir das equações permitiu identificar o impacto da eficiência global do sistema, em relação aos demais parâmetros da edificação. A influência de cada parâmetro foi testada na análise de sensibilidade sobre o modelo de simulação detalhada. Por falta de informações precisas relacionadas ao sistema em uso na edificação, a calibração do modelo não pode prosseguir para um nível mais preciso, porém o método mostrou-se funcional. A precisão final do modelo, com base nas incertezas remanescentes, gerou casos com uma faixa de consumo variando em $\pm 11\%$ da média do consumo anual de energia elétrica estimado.

Todo esse processo foi descrito com a função principal de calibrar modelos de edificações existentes, visando à análise de alternativas de reforma para redução do consumo de energia elétrica. Porém, a metodologia pode ser aplicada à simulação de edificações em fase de projeto, para quantificar com maior precisão o impacto de determinadas alternativas no consumo final de energia do modelo. O método pode ser utilizado para orientar o projetista na definição das características mais significativas em relação ao consumo de energia da edificação.

5.5 LIMITAÇÕES DO MÉTODO

As limitações do método estão atreladas principalmente às considerações adotadas para a obtenção das equações de regressão do consumo de energia elétrica. O uso dessas equações é válido dentro dos cenários simulados, principalmente em relação à representação dos padrões de uso. Outras considerações importantes devem ser salientadas sobre as simulações paramétricas e obtenção das equações:

- a) as simulações paramétricas foram realizadas com arquivos climáticos do tipo TRY, que representam anos climáticos de referência, dentro de uma série histórica de registros de 10 anos. A análise de sensibilidade do modelo de simulação deveria incorporar também o estudo sobre a influência das variáveis climáticas no modelo;
 - b) as condições do entorno também não foram analisadas, tais como a influência de edificações vizinhas na direção e velocidade dos ventos e na radiação solar incidente no edifício em análise;
 - c) as cargas internas foram agrupadas em um único termo (ILD), no qual 70% correspondem às cargas de iluminação e equipamentos elétricos e os 30% restantes correspondem aos ganhos internos gerados pela ocupação de pessoas no prédio;
 - d) não foram simuladas proteções solares internas;
 - e) o consumo do sistema de ventilação foi estimado como uma função da carga instalada em condicionamento de ar, porém sabe-se que o dimensionamento desses sistemas depende de características específicas da edificação e de suas condições de ocupação, podendo variar muito de um prédio para outro;
-

- f) o sistema de condicionamento de ar representado nas simulações paramétricas corresponde a aparelhos de expansão direta, mesmo assim é possível obter uma estimativa de influência do coeficiente de performance global do sistema no consumo da edificação, mas as curvas de desempenho não são adequadas para representar qualquer tipo de sistema.

A equação geral proposta para estimar o consumo de energia elétrica de edificações em qualquer tipo de clima deve ser usada com cautela, especialmente para cidades em latitudes muito diferentes das simuladas neste trabalho. Mesmo assim, a equação não engloba parâmetros relacionados à radiação solar ou nebulosidade da região, ou seja, mesmo para cidades em latitudes próximas às simuladas, podem ser detectados comportamentos muito diferentes dos representados pela equação.

O método proposto reduz o número de simulações necessárias para a análise de sensibilidade, porém a montagem das amostras exige do usuário um conhecimento avançado em métodos estatísticos.

5.6 SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS

Dando continuidade a esta pesquisa, sugere-se o desenvolvimento de outras atividades, buscando sempre o aperfeiçoamento e prováveis correções no método proposto. Para isso, salienta-se a necessidade de:

- a) simulações paramétricas para outras cidades brasileiras, procurando-se cobrir as principais regiões bioclimáticas (com maior quantidade de cidades e população);
 - b) simulações paramétricas com outros tipos de sistema de condicionamento de ar, como centrais de água gelada, por exemplo;
 - c) incorporação de mais dados climáticos, arquitetônicos e características do sistema de condicionamento de ar nas equações de estimativa do consumo;
-

-
- d) tentativa de obtenção de melhores formas de equações, com melhor coeficiente de determinação e menores níveis de erro entre valores previstos e simulados;
 - e) validar as equações através da simulação de casos diferentes dos utilizados neste trabalho;
 - f) desenvolvimento de uma base de dados de incertezas relacionadas aos parâmetros do modelo básico para diferentes tipos de edificações, em função de características arquitetônicas e atividade comercial desenvolvida;
 - g) aplicação do método a outros estudos de casos.
-

Referências Bibliográficas

ASHRAE - AMERICAN SOCIETY OF HEATING, REFRIGERATING AND AIR-CONDITIONING ENGINEERS. **Handbook of Fundamentals**, 2005. Atlanta, 2005.

AUGENBROE, G. Building simulation trends going into the new millenium. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 7th, 2001, Rio de Janeiro. **Proceedings...** Rio de Janeiro: IBPSA. 2001. v. 1, p.15-28. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

AUGENBROE, G. et al. An interoperability workbench for design analysis integration. **Energy and Buildings**. [S.l.]: Elsevier, 2004, v. 36, p. 737-748.

BARTLETT, J.E.; KOTRLIK, J.W.; HIGGINS, C.C.. Organizational Research: Determining Appropriate Sample Size in Survey Research. **Information Technology, Learning, and Performance Journal**. Vol. 19, No. 1, p. 43-50. Spring 2001.

CARROLL, W. L. HITCHCOCK, R. J. Tuning simulated building descriptions to match actual utility data: methods and implementation. **ASHRAE Transactions**. v. 93, p. 928-934, 1993.

CHAN, K. T.; CHOW, W. K. Energy impact of commercial-building envelopes in the sub-tropical climate. **Applied Energy**. 1998. v. 60, p. 21-39.

CHUNG, W.; HUI, Y.V.; LAM, Y.M. Benchmarking the energy efficiency of commercial buildings. **Applied Energy**. 2006. v. 83, p. 1-14.

COSTA NETO, P. L. O. **Estatística**. São Paulo: Edgar Blücher, 1977. 258 p.

CRAWLEY, D. B. et al. EnergyPlus: Creating a New-Generation Building Energy Simulation Program. **Energy and Buildings**, v.33, n.4, p. 319-331. 2001.

De WIT, S. Influence of modeling uncertainties on the simulation of building thermal comfort performance. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 5th, 1997, Prague. **Proceedings...** Czech Republic, Prague: IBPSA. 1997. CD-ROM. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

De WIT, S. Uncertainty in predictions of thermal comfort in buildings. Doctoral Dissertation, Delft University of Technology, Delft, Netherlands, June 2001.

De WIT, S.; AUGENBROE, G. Analysis of uncertainty in building design evaluations and its implications. **Energy and Buildings**. [S.l.]: Elsevier, 2002, v. 34, p. 951-958.

DEPARTMENT OF ENERGY – DOE. **Building Energy Tools Simulation Directory**. <http://www.eere.energy.gov/buildings/tools_directory/> Acessado em: 10 fev. 2006.

_____. **EnergyPlus**: version 1.2.3 . Available at: < <http://www.energyplus.gov/>> Accessed: 10 nov. 2005.

DONN, M. R. A survey of users of thermal simulation programas. In: BUILDING SIMULATION, 5th, 1997, Prague. **Proceedings...** Prague – Czech Republic: IBPSA, 1997. CD-ROM. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

ELLIS, M. W.; MATHEWS, E. H. Needs and trends in building and HVAC system design tools. **Building and Environment**, [S.l.]: Elsevier, v. 37, p. 461-470, 2002.

FERREIRA, A. B. H. **Novo Dicionário Aurélio: Século XXI**. Editora Nova Fronteira. 1999

FÜRBRINGER, J. M.; ROULET, C. A. Confidence of simulation results: put a sensitivity analysis module in your model. **Energy and Buildings**, [S.l.]: Elsevier, v. 30, p. 61-71. 1999.

GHISI, E (1997). **Desenvolvimento de uma metodologia para retrofit em sistemas de iluminação: estudo de caso na Universidade Federal de Santa Catarina**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil. Curso de Pós-Graduação em Engenharia Civil. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, agosto/97, 246 f.

GOSCH, S. **Aplicação de uma Metodologia para Calibração de um Modelo Simplificado de Edifício de Escritórios no Programa Energyplus**. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, jul. 2005.

GRASSO, P. A. **Avaliação energética de um edifício comercial da cidade de Florianópolis**. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, dez. 1997.

HAARHOFF, J.; MATHEWS, E.H. A Monte Carlo method for thermal building simulation. **Energy and Buildings**. Vol 38. p. 1395-1399, 2006.

INSTITUTO NACIONAL DE METROLOGIA, NORMALIZAÇÃO E QUALIDADE INDUSTRIAL – INMETRO. **Programa Brasileiro de Etiquetagem (PBE): Tabelas de consumo/eficiência energética**. < <http://www.inmetro.gov.br/consumidor/tabelas.asp/>> Acessado em: 10 maio 2006.

LABEEE – LABORATÓRIO DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA EM EDIFICAÇÕES. Downloads, **Arquivos climáticos**. Disponível em: <<http://www.labeee.ufsc.br/downloads/arqclim>>. Acessado: 10 mar. 2005a.

LABEEE – LABORATÓRIO DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA EM EDIFICAÇÕES. **Levantamento de dados visando a definição de protótipos de edificações brasileiras (VERSÃO: FEV 2005)**. Relatório interno. Disponível em: <<http://www.labeee.ufsc.br/>>. Acessado: 10 mar. 2005b.

LAM, J. C.; HUI, S. C. M. Sensitivity analysis of energy performance office buildings. **Building and Environment**, [S.l.]: Elsevier, v. 31, n. 1, p. 27-39. 1996.

LAM, J.C.; HUI, S.C. M.; CHAN, A.L.S. Regression analysis of high-rise fully air-conditioned office buildings. **Energy and Buildings**. v. 26, p. 189-197, 1997.

LOMAS, K. J.; BLOOMFIELD, D. P.; COLE, A.; PARAND, F.; PINNEY, A. .A Dynamic thermal models: Reliability for domestic building design. **Building Serv. Eng. Res. Technol.** v. 12, p. 115-128. 1991.

LOMAS, K. J.; EPEL H. Sensitivity analysis techniques for building thermal simulation programs. **Energy and Buildings**, v. 19, p. 21-44, 1992.

MACDONALD, I. A. Quantifying the effects of uncertainty in building simulation. Ph.D. Thesis, ESRU, University of Strathclyde. 2002. 253 pp.

MACDONALD, I.; STRACHAN, P. Practical application of uncertainty analysis. **Energy and Buildings**, [S.l.]: Elsevier, v. 33, p.219-227, 2001.

MALKAWI, Ali M. Developments in environment performance simulation. **Automation in Construction**. [S.l.]: Elsevier, v. 13, 2004, p. 437-445.

MCKAY, M. D. Latin Hypercube Sampling as a tool in uncertainty analysis of computer models. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, 1992. **Proceedings...**

MELO, A. P. **Avaliação computacional de estratégias para a redução do consumo de energia elétrica em um hotel de Florianópolis**. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, dez. 2005.

MENDES, N. et al. Uso de instrumentos computacionais para análise do desempenho térmico e energético de edificações no Brasil. **Ambiente Construído**, Porto Alegre, v. 5, n. 4, p. 47-68, out./dez. 2005.

MORRIS, M. D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. **Technometrics**. Vol. 33, No. 2, p. 161-174. May 1991.

O'NEILL, P.J.; CRAWLEY, D.B.; SCHLIESING, S. Using regression equations to determine the relative importance of inputs to energy simulation tools. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 2nd, 1991, Adelaide. **Proceedings...** Adelaide, Australia: IBPSA, 1991. p 283-289. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

PEDRINI, A.; WESTPHAL, F.S.; LAMBERTS, R. A methodology for building energy modelling and calibration in warm climates. **Building and Environment**, v. 37, 2002, p. 903-912.

PEDRINI, A.; SZOKOLAY. Recomendações para o desenvolvimento de uma ferramenta de suporte às primeiras decisões projetuais visando o desempenho energético de edificações de escritório em clima quente. **Revista Ambiente Construído**, jan./mar. 2005.

PURDY, J.; BEAUSOLEIL-MORRISON, I. The significant factors in modeling residential buildings. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 7th, 2001, Rio de Janeiro. **Proceedings...** Rio de Janeiro: IBPSA. 2001. v.1, p.207-214.

SAPORITO, A. et al. Multi-parameter building thermal analysis using the Lattice Method for Global Optimisation. **Energy and Buildings**. [S.l.]:Elsevier, v. 33, p. 267-274, 2001.

SIGNOR, R. **Análise de regressão do consumo de energia elétrica frente a variáveis arquitetônicas para edifícios comerciais climatizados em 14 capitais brasileiras**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil. Curso de Pós-graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, 1999, 122 p.

SIGNOR, R.; WESTPHAL, F. S.; LAMBERTS, R. 2001. Regression analysis of electric energy consumption and architectural variables of conditioned commercial buildings in 14 Brazilian

cities. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 7th, 2001, Rio de Janeiro. **Proceedings...** Rio de Janeiro: IBPSA. 2001. p. 1373-1379. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

SOEBARTO, V. I. Calibration of hourly energy simulations using hourly monitored data and monthly utility records for two case study buildings. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 5th, 1997, Prague. **Proceedings...** Czech Republic:IBPSA, 1997. CD-ROM. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

SPITLER, J. D.; FISHER, D. E.; ZIETLOW, D.C.; A primer on the use of influence coefficients in building simulation. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 1st, 1989, Vancouver. **Proceedings...** Vancouver, Canda: IBPSA, p. 299-304, 1989. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

SUN, J.; REDDY, A. Calibration of building energy simulation programs using the analytic optimization approach (ASHRAE RP-1051). **HVAC&R Research**. 2006. v. 12, n. 1, p. 177-196.

TAMBURRINI, M.; PALMER, D.; MACDONALD, I. A. Calibrating models for simulation use in design practices. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 8th, 2003, Eindhoven. **Proceedings...** Holanda, Eindhoven: IBPSA, 2003, p 1273 – 1278. Disponível em: <<http://www.ibpsa.org>>. Acesso em: 10 mar. 2004.

WALTZ, J. P. Practical experience in achieving high levels of accuracy in energy simulations of existing buildings. **ASHRAE Transactions**. v. 92, p. 606-617. 1992.

WESTPHAL, F. S. **Estudo de melhoria de eficiência energética de um edifício comercial:** auditoria, simulação energética e análise econômica. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, dez. 1999.

WESTPHAL, F. S.; LAMBERTS, R. Building simulation calibration using sensitivity analysis. In: INTERNATIONAL IBPSA CONFERENCE, 9th, 2005, Montréal. **Proceedings...** Canada, Montréal: IBPSA, 2005.

WESTPHAL, F. S.; LAMBERTS, R. The use of simplified weather data to estimate thermal loads of non-residential buildings. **Energy and Buildings**. [S.l.]: Elsevier, 2004, Volume 36, p. 847-854.

WESTPHAL, F. S.; ONO, E. T.; LAMBERTS, R. **E2-AC: E2-ArCondicionado**. Software. Florianópolis, 2004. Disponível em: <<http://www.labee.ufsc.br/edois/e2ac.html>> Acesso em: 20 jun. 2006.

WILDE, P.; VOORDEN, M. Providing computational support for the selection of energy saving building components. **Energy and Buildings**. [S.l.]: Elsevier, 2004, v. 36, issue 8, August 2004, p. 749-758.