



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL – PPGEC

Antonio Barzan Neto

**Desenvolvimento de benchmarks energéticos para edificações de ensino fundamental e
médio**

Florianópolis

2022

Antonio Barzan Neto

Desenvolvimento de benchmarks energéticos para edificações de ensino fundamental e médio

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de mestre em Engenharia Civil.
Orientadora: Prof^ª. Ana Paula Melo, Dr^ª.

Florianópolis

2022

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

Barzan Neto, Antonio
Desenvolvimento de benchmarks energéticos para
edificações de ensino fundamental e médio / Antonio Barzan
Neto ; orientadora, Ana Paula Melo, 2022.
106 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Civil, Florianópolis, 2022.

Inclui referências.

1. Engenharia Civil. 2. Eficiência energética em
edificações. 3. Benchmarking. 4. Simulação computacional. 5.
Edificações escolares. I. Melo, Ana Paula. II. Universidade
Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Civil. III. Título.

Antonio Barzan Neto

Desenvolvimento de benchmarks energéticos para edificações de ensino fundamental e médio

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Antonio Cesar Silveira Baptista da Silva, Dr.
Universidade Federal de Pelotas

Prof. Roberto Lamberts, PhD.
Universidade Federal de Santa Catarina

Maria Andrea Triana Montes, Dra.
DUX Arquitetura e Engenharia Bioclimática

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Engenharia Civil.

Prof. Philippe Jean Paul Gleize, Dr.
Coordenador do Programa de Pós-Graduação

Prof^a. Ana Paula Melo, Dr^a.
Orientadora

Florianópolis, 2022.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meus pais, Ivete e Gilberto, pelo amor e amparo ao longo de toda minha vida e pelo incentivo na minha vida acadêmica. Aos meus amigos, pelo carinho e atenção ao longo dos anos, alegrando minha jornada.

À Prof^a. Ana Paula, pela dedicação à minha orientação e auxílio ao longo de todo o mestrado. Aos professores das disciplinas que cursei, pelos ensinamentos e apoio despendido, mesmo quando ainda era aluno em disciplina isolada. Aos professores Antonio Cesar, Roberto Lamberts e à arquiteta Maria Andrea, por terem aceitado o convite para fazer parte da banca examinadora.

Agradeço também aos meus colegas do LabEEE, em especial Tiago e Michel, por terem feito parte da minha jornada no desenvolvimento da dissertação sobre benchmarks, me ajudando em diversos momentos. À Matheus Geraldi, Verônica e Bárbara pela parceria na elaboração de estudos sobre benchmarking em edificações escolares.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

RESUMO

O impacto causado pelo consumo energético de edificações é considerável. Para isto, existem normas e requisitos mínimos a serem atingidos. Entretanto, estas ferramentas abrangem apenas edificações novas. Assim, para edificações existentes, já em fase de operação, se destaca o uso de benchmarking energético de edificações. Baseado neste contexto, o objetivo deste trabalho é desenvolver um benchmarking energético, através de uma amostra simulada, para edificações de escolas de ensino fundamental e médio no Brasil. Para isto, o trabalho foi dividido em 4 etapas: desenvolvimento de uma edificação de referência, análise de sensibilidade, criação de uma amostra constituída por casos simulados e desenvolvimento de equações de benchmarking. Na etapa de desenvolvimento do arquétipo, são demonstrados os procedimentos relacionados a obtenção da edificação de referência adotada. Na análise de sensibilidade foi verificado o impacto de cada parâmetro no consumo do caso base, localizado em Florianópolis. Para um dado de entrada de cada vez, foram atribuídos valores extremos. Assim, analisou-se 12 variáveis: clima, DPI das salas de aula, taxa de ocupação das salas de aula, eficiência dos aparelhos de ar-condicionado, cenários com diferentes ambientes condicionados, presença de brises para sombreamento, transmitância térmica e absorvância das paredes e cobertura, fator solar do vidro e a consideração de renovação de ar. Destas, apenas as 5 primeiras resultaram em um impacto maior do que 10% no EUI. Em seguida foi construída a amostra com casos simulados, utilizando a técnica de amostragem de Saltelli, variando de maneira granular 10 variáveis, incluindo as 5 de maior impacto. Com isto a amostra construída resultou em 1128 casos. Nesta etapa, os 3 casos de menor e maior consumo, para cada um dos 9 climas avaliados, também tiveram o potencial relativo ao uso de ventilação natural avaliado através da ferramenta Natural Comfort, utilizada pela INI-C. Em seguida, foi realizada a classificação do consumo dos casos da amostra. Para isto a amostra foi dividida em 4 partes considerando o clima e o cenários com diferentes ambientes condicionados. Com isto, para cada uma das partes foram estabelecidos valores limites de forma a classificar o consumo dos casos como eficiente, típico ou ineficiente. Desta forma, foi possível verificar a grande importância das variáveis relacionadas ao condicionamento de ar dos ambientes. Em seguida foram desenvolvidas as equações de benchmarking, para cada parte da amostra, com a principal função de inferir o EUI de um caso, com base em poucas variáveis. Ambos os métodos testados (Regressão Linear Multivariada e *Support Vector Machine*) obtiveram valores de R^2 acima de 0,90, sendo os modelos com SVM com valores um pouco melhores. Além disso, também foram testadas regressões com as 10 variáveis utilizadas na construção da amostra e apenas com as 5 de maior impacto, verificando a possibilidade do uso de modelos mais simples. Por fim, os modelos desenvolvidos nesta dissertação, assim como o modelo desenvolvido para a plataforma DEO, foram aplicados em três casos reais. Em dois deles os modelos deste trabalho obtiveram melhores resultados que os modelos da plataforma DEO.

Palavras-chave: Eficiência energética em edificações. Benchmarking. Simulação computacional. Edificações escolares.

ABSTRACT

The impact caused by energy consumption in buildings is considerable. For this, there are standards and minimum requirements to be met. However, these tools only cover new buildings. Thus, for existing buildings, which are already in the operation phase, the use of energy benchmarking of buildings stands out. Based on this context, the objective of this work is to develop an energy benchmark, through a sample made out of simulated cases, for elementary and high school buildings in Brazil. For this, the method was divided into 4 steps: development of a reference building, sensitivity analysis, creation of a sample consisting of simulated cases and development of benchmarking equations. In the archetype development stage, the procedures related to obtaining the adopted reference building are demonstrated. In the sensitivity analysis the impact of each parameter on the consumption of the base case, located in Florianópolis, was verified. For this, extreme values were assigned to each input data at a time. Thus, 12 variables were analysed: climate, LPD of the classrooms, occupancy rate of classrooms, efficiency of air conditioning units, scenarios with different conditioned rooms, presence of shading louvers, thermal transmittance and absorptance of the walls and roof, solar factor of the glass and air renewal consideration. Of these, only the first 5 resulted in an impact greater than 10% on the EUI. Then the sample was built with simulated cases, using the Saltelli sampling technique, varying 10 variables in a granular way, including the 5 with the highest impact. This resulted in a sample of 1128 cases. In this step, the 3 cases with the lowest and highest consumption, for each of the 9 climates evaluated, also had their potential relative to the use of natural ventilation evaluated through the Natural Comfort tool, used by INI-C. After this, the classification of the consumption of the sample cases was performed. For this, the sample was divided into 4 parts considering the climate and the scenarios with different conditioned rooms. With that, for each one of the parts, the limit values were established as to classify the consumption of the cases as efficient, typical, or inefficient. Thus, it was possible to verify the importance of the variables related to the air conditioning. Next, the benchmarking equations were developed, for each part of the sample, with the main function of predicting the EUI of a case, based on a few variables. Both tested methods (Multivariate Linear Regression and Support Vector Machine) obtained R^2 values higher than 0,90, with the SVM models having slightly better values. In addition, regressions were also tested with the 10 variables used in the sample construction and only the 5 with the greatest impact, verifying the possibility of using simpler models. Finally, the models developed in this dissertation, as well as the model developed for the DEO platform, were applied to three real cases. In two of them, the models of this work obtained better results than the models of the DEO platform.

Keywords: Energy efficiency in buildings. Benchmarking. Computer simulation. School buildings.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Formação de clusters e seus centroides	22
Figura 2 - Arquétipos 1 e 2 para edifícios de escritórios.....	27
Figura 3 - Exemplo de comparação entre o padrão de ocupação para um dia de semana indicado pela ASHRAE Standard 90.1 – 2004 e o padrão estocástico desenvolvido pelo <i>Occupancy Simulator</i> do LBNL.....	31
Figura 4 - Consumo de água gelada para refrigeração de um edifício que conta majoritariamente com laboratórios para dias de semana e finais de semana.	32
Figura 5 - Consumo de água gelada para refrigeração de um edifício que conta com salas de aula e escritórios para dois períodos distintos, em julho e em agosto.	32
Figura 6 - Valores de CDH para um <i>setpoint</i> fixo em 26°C e para os modelos adaptativos da ASHRAE e EN.....	33
Figura 7 - Impacto do tempo de abertura de janelas no desempenho da edificação e na qualidade interna do ar.	35
Figura 8 - Fluxograma do método adotado em Geraldí et al. (2021).	38
Figura 9 - Composições analisadas para as paredes.....	43
Figura 10 - Composições analisadas para a cobertura.....	43
Figura 11 - Escala de classificação do consumo	49
Figura 12 - Arquétipos obtidos para cada formato de edificação.....	55
Figura 13 - Arquétipo adotado para próximas etapas deste trabalho.	56
Figura 14 - Usos finais do arquétipo no caso base	59
Figura 15 - Análise de sensibilidade da variável clima.....	60
Figura 16 - Análise de sensibilidade da DPI nas salas de aula.....	61
Figura 17 - Análise de sensibilidade da transmitância das paredes.....	61
Figura 18 - Análise de sensibilidade da transmitância da cobertura	62
Figura 19 - Análise de sensibilidade da absortância das paredes	62
Figura 20 - Análise de sensibilidade da absortância da cobertura.....	63
Figura 21 - Somatório de trocas de calor sensível ao longo do ano nos ambientes condicionados	64
Figura 22 - Análise de sensibilidade do fator solar dos vidros.....	64
Figura 23 - Somatório das trocas de calor sensível através dos vidros ao longo do ano nos ambientes condicionados.....	65

Figura 24 - Análise de sensibilidade da ocupação das salas de aula	66
Figura 25 - Análise de sensibilidade da ocupação das salas de aula no cenário B.....	66
Figura 26 - Análise de sensibilidade da eficiência do sistema de condicionamento de ar	67
Figura 27 - Análise de sensibilidade da eficiência do sistema de condicionamento de ar para o cenário B.....	68
Figura 28 - Análise de sensibilidade do sombreamento das janelas.....	68
Figura 29 - Análise de sensibilidade da implementação de renovação de ar nos ambientes condicionados	69
Figura 30 – Variação da taxa de troca de ar média dos ambientes condicionados com ou sem a implementação da renovação de ar.....	70
Figura 31 - Análise de sensibilidade dos cenários com diferentes áreas condicionadas.....	70
Figura 32 - Análise da amostra de casos em relação ao clima	73
Figura 33 - Análise da amostra de casos em relação à DPI das salas de aula	74
Figura 34 - Análise da amostra de casos em relação à transmitância das paredes	75
Figura 35 - Análise da amostra de casos em relação à transmitância da cobertura.....	76
Figura 36 - Análise da amostra de casos em relação à absorvância das paredes	77
Figura 37 - Análise da amostra de casos em relação à absorvância da cobertura	78
Figura 38 - Análise da amostra de casos em relação à ocupação das salas de aula	79
Figura 39 - Análise da amostra de casos em relação ao sombreamento com brise.....	80
Figura 40 - Análise da amostra de casos em relação à eficiência do sistema de condicionamento de ar.....	81
Figura 41 - Análise da amostra de casos em relação aos cenários com diferentes áreas condicionadas	82
Figura 42 - Classificação do consumo dos casos da amostra.....	88
Figura 43 - Classificação do consumo dos casos da amostra, detalhados de acordo com a eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar, cenário de climatização e clima dos casos	89

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Percentuais de redução estimados e obtidos.....	28
Tabela 2 - Cidades adotadas para este trabalho.....	42
Tabela 3 - Cenários avaliados na análise de sensibilidade.....	47
Tabela 4 - Características referentes aos diferentes formatos de edificação.....	53
Tabela 5 - Resumo do teste ANOVA para relação entre formatos e EUI (kWh/aluno).....	54
Tabela 6 - Valores dos parâmetros adotados considerando o arquétipo retangular.....	56
Tabela 7 - Casos desenvolvidos para a análise de sensibilidade, com valores ajustados.....	58
Tabela 8 - Lista dos casos selecionados para a análise com Natural Comfort.....	84
Tabela 9 - Lista das variáveis fixas selecionadas para o Natural Comfort.....	85
Tabela 10 - Lista das variáveis de cada caso selecionado para o Natural Comfort e seus resultados.....	86
Tabela 11 - Limites para as 4 partes da amostra.....	88
Tabela 12 - Métricas de erro das regressões.....	92
Tabela 13 - Parâmetros de entrada para diferentes regressões.....	95
Tabela 14 - Resultados da aplicação dos modelos deste trabalho e do modelo do CBCS.....	96

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	OBJETIVOS	17
1.1.1	Objetivo Geral.....	17
1.1.2	Objetivos Específicos	17
1.2	ESTRUTURA DO TRABALHO	17
2	REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1	MÉTODOS DE DESENVOLVIMENTO DE BENCHMARKS.....	19
2.1.1	Desenvolvimento de arquétipos e uso em simulações.....	21
2.2	ESTUDOS DE CASO	24
2.2.1	Aplicações em edificações de ensino básico	26
2.3	FATORES QUE INFLUENCIAM NO DESEMPENHO ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES	29
2.3.1	Padrões de ocupação.....	30
2.3.2	Climatização.....	32
2.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	35
3	MÉTODO	37
3.1	DESENVOLVIMENTO DO ARQUÉTIPO	38
3.2	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE.....	41
3.3	CRIAÇÃO DA AMOSTRA DE CASOS SIMULADOS	47
3.4	DESENVOLVIMENTO DAS EQUAÇÕES DE BENCHMARKING	50
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	53
4.1	DESENVOLVIMENTO DO ARQUÉTIPO	53
4.2	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE.....	57
4.3	CRIAÇÃO DA AMOSTRA DE CASOS SIMULADOS	71
4.3.1	Análise relativa à ventilação natural para casos extremos	82
4.3.2	Classificação do consumo dos casos da amostra.....	87

4.4	DESENVOLVIMENTO DAS EQUAÇÕES DE BENCHMARK.....	92
4.4.1	Aplicação dos modelos em casos reais	95
5	CONCLUSÃO.....	98
	REFERÊNCIAS.....	103

1 INTRODUÇÃO

De acordo com o Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC, 2014), a influência da humanidade sobre as mudanças climáticas é evidente. A emissão antropogênica de gases de efeito estufa apresenta um crescimento desde a era pré-industrial, chegando atualmente aos níveis mais elevados da história. Isto se deve, principalmente, pelo aumento da população mundial e pelo desenvolvimento econômico. Desta forma, nas últimas décadas, as mudanças climáticas causaram impactos tanto para sociedades quanto para ecossistemas no mundo todo. Além disso, tais impactos evidenciaram a vulnerabilidade da humanidade frente às mudanças climáticas.

Dentre os setores que apresentam considerável impacto neste cenário pode ser destacada a participação das edificações, principalmente na sua fase de operação. Em 2010, no cenário mundial, o setor de edificações foi responsável por cerca de 32% do consumo de energia e cerca de 18% do total de emissões de gases equivalentes a CO₂. Porém, recentes avanços em tecnologia, experiência e políticas proporcionam à humanidade a capacidade de reduzir o aumento deste impacto e até mesmo estabilizar o consumo energético de edificações até a metade deste século (IPCC,2014).

Segundo a Agência Internacional de Energia (IEA, 2014), a consideração da eficiência energética passou a ser um recurso energético essencial. Porém, quantificar a redução de consumo, medindo a energia que deixou de ser consumida, pode ser considerado relativamente intangível, fazendo com que a eficiência energética seja um “combustível esquecido”. Desta forma, sem mudanças nas políticas vigentes, mas de 80% do potencial de redução de consumo de edificações não será alcançado.

Porém, de acordo com um estudo realizado por Cullen, Allwood e Borgstein (2011), o setor de edificações possui um alto potencial de redução de consumo. Através da adoção de padrões eficientes de design, por exemplo, o setor de edificações apresentaria o maior potencial de redução de consumo, comparado aos setores de transportes e indústria.

No que diz respeito aos edifícios comerciais, seu impacto no cenário nacional também é considerável. Em se tratando de energia primária, o setor comercial representou em 2017, de acordo com o Balanço Energético Nacional de 2018, cerca de 3,3% do consumo nacional. Porém, ao focarmos no consumo de energia elétrica, o setor comercial representa cerca de 17,1% do consumo total, ficando atrás apenas do setor industrial e residencial (EPE,

2018). Outro fato que chama a atenção é o crescimento do consumo final de energia. O setor de serviços, que inclui os setores comercial e público, foi o setor que apresentou o maior aumento de consumo nas últimas duas décadas (EPE, 2017).

Ainda no que diz respeito ao aumento de consumo energético, a tendência deste é seguir crescendo. De acordo com projeções realizadas no Plano Nacional de Energia (PNE 2050), espera-se que o consumo de energia primária do setor de serviços represente um crescimento de 2,3% a 3,3% ao ano até 2050. Desta forma, em 2050 espera-se que o setor de serviços represente cerca de 7% do consumo final nacional de energia primária (EPE, 2018).

Nos cenários avaliados pelo PNE 2050, a presença de mecanismos de eficiência energética, como a aplicação de etiquetagem, foi citada no que diz respeito ao setor de serviços (EPE, 2018). De acordo com o Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS, 2014), o Programa Brasileiro de Etiquetagem em Edificações (PBE-Edifica), do mesmo modo que normas como a NBR 15220, apresentam níveis mínimos aos quais construções novas devem se sujeitar. Porém, ressalta-se a existência do potencial de redução de consumo em edifícios já existentes, que não é atingido através destas ferramentas.

Neste contexto, surgem os princípios relacionados ao processo de benchmarking. De acordo com Hong et al. (2014), o processo de benchmarking é geralmente empregado como uma prática de gestão de energia de prédios já existentes, permitindo a avaliação e comparação de seus níveis de eficiência energética. Desta forma, o consumo de energia na fase operacional de um edifício pode ser comparado com séries históricas e até mesmo níveis mínimos de eficiência.

Além disso, benchmarks permitem uma rápida comparação e identificação de potencial de melhoria do desempenho energético de edificações. Assim, além de funcionarem como ponto de partida para programas de eficiência energética, benchmarks também podem ser utilizados como ponto de referência para projetistas e para a valorização de imóveis que apresentam um bom desempenho (CBCS,2014).

Com base nesses preceitos, em se tratando do cenário nacional, surgiu o projeto DEO (Desempenho Energético Operacional em Edificações – CBCS, 2021). Neste projeto, amostras de casos simulados, baseado no levantamento de informações de edificações reais, serviam como base para o desenvolvimento dos benchmarks. Em seu início, o projeto desenvolveu uma metodologia de benchmarking para agências bancárias, edifícios de escritórios corporativos e edifícios públicos administrativos. Entretanto, em 2018, através de

um convênio com a Eletrobras, o projeto passou a desenvolver benchmarks para 15 tipologias de edificações, públicas e privadas, incluindo edifícios de escolas de ensino fundamental e médio.

Tal forma de informação tem um papel muito importante, envolvendo questões desde o acesso em si e a importância dada a estas informações, até a qualidade e efetividade destas. Além disso, tais questões estão relacionadas às mais diversas partes atuantes no mercado de construção civil. Assim, a falta de informações compõe parte das barreiras à eficiência energética, estabelecendo incertezas que dificultam o investimento nesta área (HSU, 2013).

Portanto, em se tratando do desenvolvimento de benchmarks de edificações, existem uma série de limitações que interferem no processo de análise de eficiência energética. Uma destas, que pode ser citada como a principal, é a dificuldade na obtenção de dados para as avaliações. De acordo com Pérez-Lombard, Ortiz e Pout (2007), apesar do grande impacto do consumo de edificações no cenário energético de diversos países, as informações referentes a estes são insuficientes e não proporcionais à sua importância. Desta forma, os autores indicam que é essencial, para possibilitar as análises devidas dos fatores que afetam a eficiência energética do setor, a apresentação clara e compreensiva dos dados relativos ao consumo.

Além disso, cada método aplicado possui suas características e limitações próprias. Métodos que inferem o consumo de edificações com base em poucas variáveis, através de bases de dados, como métodos estatísticos e redes neurais, por exemplo, podem ser considerados benéficos na fase inicial de projeto. Isto se deve principalmente aos seus princípios simples de entrada de dados. Porém, tais métodos necessitam bases extensas de dados para que possam inferir o consumo de edificações e seus subsistemas com precisão. Com isso, a construção da base de dados também deve ser desenvolvida com cuidado para que não haja desvios ou tendências que não condizem com a realidade do mercado. Já no que diz respeito a métodos que estimam o consumo de edificações a partir de diversos dados reais dos seus subsistemas, a obtenção de dados de entrada, devidamente precisos, pode ser demorada e complicada, devido ao grande número de informações iniciais necessárias. Entretanto, a partir destes dados reais, métodos como o de simulação podem apresentar resultados muito precisos, além de possibilitar um melhor entendimento da participação de cada uso final dentro do consumo total da edificação. Desta forma, estas diferentes abordagens podem se complementar, permitindo, por exemplo, a avaliação continuada do consumo de edificações, propostas de retrofit e a possibilidade de usuários e empresas

compararem o consumo de suas edificações aos consumos das edificações semelhantes disponíveis no mercado (BORGSTEIN, LAMBERTS, HENSEN, 2016; BURMAN ET AL., 2014; LI, HAN, XU, 2014).

Desta forma, é importante lembrar que os resultados das classificações dependem, significativamente, do método escolhido, assim como a exposição aos erros. Com isso, é necessário salientar que parte das ineficiências verificadas no processo de benchmarking de um edifício podem estar relacionadas às ineficiências específicas do método (CHUNG, 2010).

Assim, o desenvolvimento de pesquisas nesta área pode estimular a busca pela redução do consumo energético de edifícios. Tal processo não levaria apenas a benefícios ambientais. O avanço em eficiência energética pode trazer diversos tipos de benefícios, desde o aumento do nível de conforto dos usuários, produtividade e bem-estar, segurança energética e até mesmo benefícios econômicos (IPCC, 2014; IEA, 2014). Levando estes princípios em conta, este trabalho busca aprofundar alguns dos conceitos relacionados à aplicação de benchmarks, considerando no estudo os seus respectivos benefícios e limitações.

Para que tal pesquisa possa ser realizada, se faz interessante a escolha de uma tipologia de edificação específica. Com isto, diversos detalhes intrínsecos à tipologia podem ser investigados, avaliando os efeitos destes tanto na eficiência energética do edifício, quanto no desenvolvimento dos benchmarks em si.

Levando em conta tal premissa, uma tipologia que pode demonstrar ser interessante é a de escolas de ensino fundamental e médio. Além de ser uma das tipologias abrangidas pelo Projeto DEO (CBCS, 2021), o que permitiria a comparação de métodos e resultados, existem outras características que destacam esta tipologia.

Na Europa, ocorreu um maior interesse em reformas nesta tipologia, na última década, por dois fatores: o alto consumo de energia do setor e os níveis inadequados de conforto térmico e qualidade do ar (ARAMBULA LARA ET AL., 2015). Além disso, em se tratando do estoque de escolas, sua respectiva reforma representa uma importante questão não só educacional, mas também social (MARRONE ET AL., 2018).

Por fim, no cenário nacional, edificações escolares podem representar uma parte do consumo de edificações públicas, em um contexto municipal. Em Florianópolis, por exemplo, edificações de escolas básicas representaram, em 2018, cerca de 19% do total de consumo de energia em edificações municipais. Ademais, no que diz ao gasto com energia, escolas básicas representaram aproximadamente 5% do total de custo com energia da prefeitura, totalizando

mais de R\$1.200.000,00 (CBCS, 2020). Desta forma, além da questão social relacionada à operação de escolas básicas, também há um potencial de redução não só do impacto ambiental, mas também de gastos públicos, permitindo melhores investimentos às prefeituras.

1.1 OBJETIVOS

Com base nas justificativas expostas, assim como na relevância do tema abordado, são apresentados a seguir os objetivos deste trabalho:

1.1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é o desenvolvimento de benchmarks, com o uso de modelos de simulação, para edificações de escolas de ensino fundamental e médio no cenário nacional.

1.1.2 Objetivos Específicos

São objetivos específicos deste trabalho:

- Desenvolver um arquétipo para escolas de ensino fundamental e médio, para que este possa ser empregado nas demais etapas do trabalho, assim como em trabalhos futuros;
- Desenvolver uma análise de sensibilidade frente aos dados de entrada aplicados nas simulações, verificando os parâmetros mais influentes no desempenho do arquétipo;
- Examinar a influência dos diversos usos finais de energia no consumo total das edificações, analisando principalmente o impacto dos aparelhos relacionados à climatização dos ambientes;
- Aplicar os modelos de benchmark em edificações reais, comparando os resultados com os da plataforma DEO (CBCS,2021).

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho é dividido em 5 capítulos: introdução, referencial teórico, método, resultados e discussões, e conclusão. O Capítulo 1 introduz brevemente o assunto abordado, apresentando a justificativa e a relevância deste tema. Além disso, este capítulo também apresenta os objetivos deste trabalho.

O Capítulo 2 busca realizar uma revisão teórica sobre o tema, referenciando estudos já realizados. Desta forma, são abordados tanto as diversas metodologias utilizadas na elaboração de benchmarks, como estudos de caso, além de alguns dos fatores que influenciam no consumo de edificações.

No Capítulo 3 é apresentada a metodologia adotada na elaboração deste trabalho. Assim, todas as etapas desenvolvidas são demonstradas, identificando não só os procedimentos em si, mas também as justificativas atreladas a estes.

Já no Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos através da aplicação da metodologia descrita no capítulo anterior. Para isto, os resultados e as discussões decorrentes destes são expostos para cada uma das etapas do método.

Por fim, no Capítulo 5, são realizadas as considerações finais do trabalho. Os pontos mais importantes são sintetizados, as limitações do trabalho são expostas e sugestões de possíveis trabalhos futuros são apresentadas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Com base nas motivações apresentadas no Capítulo 1, este capítulo realiza uma revisão da literatura sobre o tema deste trabalho. Inicialmente, serão apresentadas brevemente algumas das metodologias, assim como as classificações destas realizadas por autores, utilizadas no desenvolvimento de benchmarks.

Após isto, alguns estudos de caso são apresentados, mostrando as aplicações de benchmarking em casos reais. Neste tópico, são demonstrados estudos com base em diversas tipologias. Porém, como a base deste trabalho está relacionada às edificações de ensino básico, são apresentados estudos com maior foco nesta tipologia.

Em seguida, são retratados, brevemente, fatores relacionados ao desempenho de edificações em geral. Como exemplo é apresentada a influência de padrões de ocupação, operação e de estratégias de climatização.

E por fim, as considerações finais relativas ao referencial teórico como um todo são apresentadas sucintamente.

2.1 MÉTODOS DE DESENVOLVIMENTO DE BENCHMARKS

Ao longo das últimas décadas, diversos autores elaboraram classificações para os diferentes métodos de desenvolvimento de benchmarks. Tais classificações foram elaboradas a partir das relações entre os dados de entrada utilizados pelos métodos e pela maneira com a qual os resultados esperados, como intensidade de consumo (EUI – *Energy Use Intensity*) por metro quadrado (kWh/m²), são alcançados.

Borgstein, Lamberts e Hensen (2016) classificaram os métodos de benchmark de acordo com o princípio utilizado por cada um deles, separando os métodos em quatro categorias: cálculos de engenharia, simulação, métodos estatísticos e métodos com aprendizagem de máquina. Nos cálculos de engenharia, cálculos simplificados, baseados em princípios físicos, são utilizados para determinar o consumo de subsistemas da edificação, como sistemas de ar-condicionado. Após cada sistema ser verificado, seus respectivos consumos são somados para obtenção do consumo total da edificação. Nos métodos de simulação, um modelo da edificação é desenvolvido com dados de entrada reais de cada subsistema e a eficiência energética do edifício é verificada. Nos métodos estatísticos,

regressões lineares, por exemplo, são desenvolvidas a partir da obtenção de dados de diversos edifícios de uma tipologia. A partir destas regressões, o consumo total de uma edificação é inferido. Já nos métodos de aprendizagem de máquina, dados coletados de edifícios semelhantes são utilizados para treinar um algoritmo, para que este possa inferir o consumo de uma edificação a partir de alguns dados de entrada considerados importantes.

Li, Han e Xu (2014), ordenaram os métodos de benchmark de acordo com o nível de detalhamento dos dados de entrada, separando-os em métodos *black box*, *gray box* e *white box*. Métodos do tipo *black box* requerem relativamente poucos dados de entrada da edificação a ser avaliada, porém necessitam de uma grande base de dados, com edificações de tipologia similar, para poderem inferir o consumo total da edificação. Desta forma, os sistemas desenvolvidos não levam em conta princípios físicos em si, mas tendências e correlações entre variáveis. São exemplos de métodos de *black box* os métodos de regressão e sistemas de redes neurais. Métodos do tipo *white box* são métodos que necessitam de vários dados de entrada do edifício a ser avaliado, e geralmente são consideravelmente transparentes nos cálculos desenvolvidos. Métodos de simulação podem ser citados como um dos exemplos de métodos *white box*. Já os métodos *gray box*, são um meio termo entre os métodos *white box* e *black box*. Redes bayesianas e sistemas RC (Resistência-Capacitor), para cálculo de cargas térmicas, são exemplos de métodos *gray box*.

Bruman et al. (2014) e Hong et al. (2014), em um trabalho desenvolvido em duas partes, classificaram os métodos de benchmarking, a partir da origem dos dados de entrada, em dois tipos: *top-down* e *bottom-up*. Nos métodos *top-down*, a determinação do nível de consumo de um edifício é estimada a partir de uma análise de dados de edifícios similares, preferencialmente da mesma tipologia. Nesta categoria entram os métodos estatísticos assim como os métodos com aprendizagem de máquina. Já em métodos *bottom-up* a determinação do consumo de um edifício é realizada através da análise do consumo dos subsistemas da própria edificação avaliada, como iluminação, climatização, entre outros. São alocados nesta categoria os cálculos de engenharia e os métodos de simulação.

Outra classificação interessante a ser mencionada é a desenvolvida por Chung (2010). O autor classifica os métodos de acordo com a possibilidade da aplicação em uma esfera pública, liberando os dados utilizados no desenvolvimento do benchmark, ou se o método foca em desenvolver uma avaliação para casos particulares. Desta forma, um dos questionamentos que pode ser levantado a partir desta classificação, principalmente no que

diz respeito aos benchmarks públicos, é a forma como os métodos responderão às classificações realizadas por terceiros. Ou seja, se existe a possibilidade dos modelos se adaptarem aos novos dados, adequando cada vez mais análise aos edifícios presentes no mercado, ou se estes possuem, de certa forma, um prazo de validade. Esta questão também pode ser verificada no estudo de caso desenvolvido por Borgstein e Lamberts (2014), no qual os autores buscaram desenvolver uma metodologia robusta, que pudesse evoluir e englobar futuras correções, enquanto novos dados são disponibilizados e mais pesquisas são realizadas.

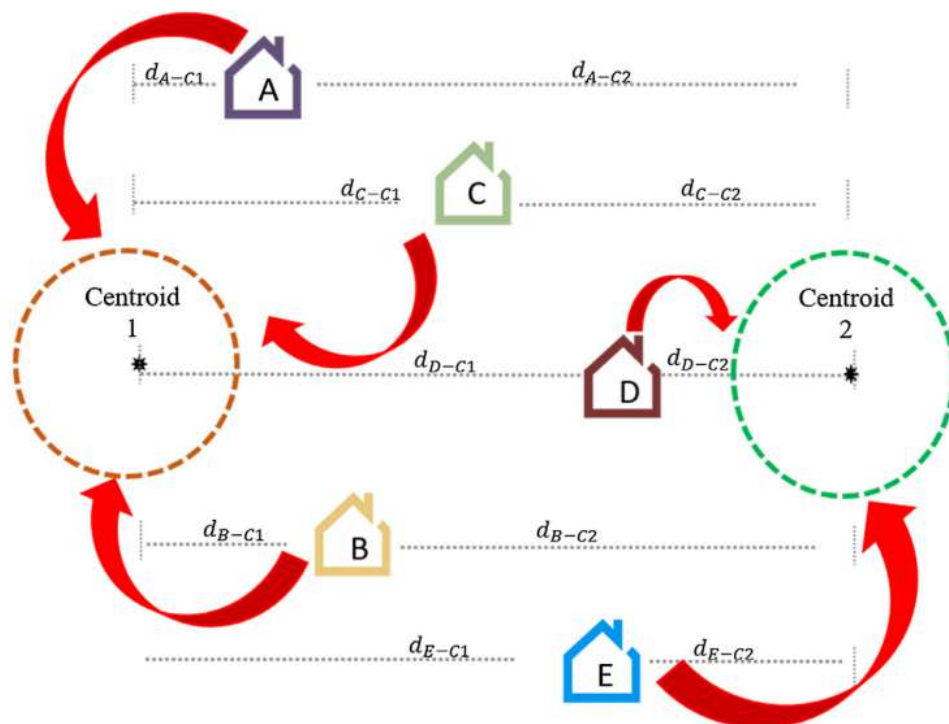
2.1.1 Desenvolvimento de arquétipos e uso em simulações

Em se tratando de benchmarks, quando o estoque de edificações é muito grande, faz-se necessário a separação dos edifícios em grupos com características similares, através de processos estatísticos. Desta forma, as investigações propostas podem ser realizadas em um pequeno grupo de edificações representativas (ARAMBULA LARA ET AL., 2015). Assim, através da utilização destas edificações de referência, análises de medidas de eficiência energética podem ser desenvolvidas, não somente para uma só edificação, mas para o estoque como um todo (SCHAEFER, GHISI, 2016).

Porém, a obtenção ou desenvolvimento destes arquétipos deve ser um ponto de atenção, para que análises elaboradas sejam devidamente representativas. Um dos estudos que analisaram esse processo é o de Schaefer e Ghisi (2016). Nele os autores buscaram obter modelos de referência para casas de famílias de baixa renda, para a cidade de Florianópolis. Para isto, foi adotada uma metodologia com três etapas: obtenção de dados, análise de clusters e simulação computacional. Na primeira etapa os dados utilizados no estudo foram obtidos através de visitas in loco e de questionários. Para esta etapa, as variáveis coletadas foram selecionadas através de uma revisão bibliográfica, de modo a representarem variáveis significativas para o desempenho da edificação. Na segunda etapa foi realizado o desenvolvimento de um processo de clusterização. Neste tipo de análise o objetivo é, justamente, dividir a amostra, através de análises estatísticas, em subgrupos com elementos de características semelhantes, chamados de clusters. Com estes subgrupos estabelecidos, o estudo selecionou as edificações representativas de cada cluster, adotando a edificação mais próxima do centroide do cluster, como pode ser verificado na Figura 1. Por fim, todas as edificações estudadas, assim como as edificações de referência, foram submetidas à simulação

computacional. Nesta simulação todos os modelos foram configurados com os mesmos parâmetros de propriedades térmicas, de operação e cargas internas. Porém, cada modelo seguia a geometria real da edificação analisada. Assim foi possível não só verificar o impacto da geometria nos modelos, mas também verificar o quão representativas eram as edificações de referência frente aos clusters que elas deveriam representar. Desta forma, os autores conseguiram identificar que os valores de graus hora de resfriamento e aquecimento das edificações de referência se situam entre os primeiros e terceiros quartis dos seus respectivos clusters, indicando sua boa representatividade. Entretanto, apesar dos resultados satisfatórios, os autores também destacaram o cuidado que deve ser levado em conta na hora de seleccionar as variáveis abordadas pelo estudo.

Figura 1 - Formação de clusters e seus centroides



Fonte: Schaefer e Ghisi (2016)

Outro ponto importante no que diz respeito a arquétipos é sua versatilidade para uso em diversos tipos de análise. Um exemplo é a aplicação no estudo de Mazzaferro, et al. (2020). Neste estudo os autores buscaram identificar se a utilização de dados de desempenho energético de edifícios é necessária no processo de zoneamento de climas, utilizado em regulamentações de eficiência energética de edificações. Para isto foi utilizado um arquétipo

padrão para edifícios de escritórios, com 5 andares, no formato retangular de 30 x 30 m, sendo cada andar dividido em 4 zonas perimetrais de 4,5 m de profundidade e 1 zona central. Com este único modelo computacional, os autores puderam obter dados de consumo para mais de 400 cidades brasileiras com dados climáticos disponíveis e, desta forma, comparar o uso destes dados em processos de zonamento propostos com zoneamentos já estabelecidos, que não utilizam dados de desempenho. A partir destas simulações foi possível realizar uma análise de correlação do desempenho do edifício com os dados climáticos, possibilitando a verificação de quais variáveis climáticas poderiam ter mais influência na carga térmica de resfriamento. Além disso, os autores também conseguiram ampliar sua base de dados de consumo realizando mudanças no arquétipo. Para isto foram realizadas alterações, como o aumento e a redução na área dos andares, até mudanças nas características construtivas como isolamento das paredes e tetos e no WWR (*Window to Wall Ratio* – Relação de Área Envidraçada por parede), assim como mudanças na densidade de equipamentos. Com estes dados os autores conseguiram propor métodos de zoneamento com resultados mais eficientes do que os métodos de zoneamento existentes.

Outro exemplo do uso de arquétipos pode ser verificado no trabalho de Lima, Scalco e Lamberts (2018). O objetivo principal deste estudo era verificar a influência do contexto urbano no desempenho térmico de edifícios em simulações. Para as simulações, assim como no estudo de Mazzaferro, et al. (2020), foi utilizado um arquétipo padrão de edifícios de escritórios. Neste caso foram utilizados dois arquétipos, com dimensões diferentes, mas com o mesmo princípio de separação de zonas perimetrais e centrais. Outra diferença diz respeito ao clima considerado, já que no caso deste estudo as simulações foram realizadas unicamente para a cidade de Maceió. Além disso, para o desenvolvimento do estudo os autores trabalharam em duas frentes: dados climáticos e geometria urbana. No que diz respeito aos dados climáticos, uma metodologia foi aplicada de modo a alterar os dados climáticos comumente usados, obtidos em estações localizadas em áreas rurais. Desta forma, os novos dados climáticos passaram a representar melhor uma realidade urbana, levando em conta inclusive os efeitos relacionados às ilhas de calor. Já no que diz respeito à geometria urbana, os autores adotaram um padrão também semelhante ao de Mazzaferro, et al. (2020), onde a geometria do edifício analisado é replicada como elementos de sombreamento com determinada reflectância, ao longo de uma grade. Porém, no estudo de Lima, Scalco e Lamberts (2018) esta grade seguia um padrão mais parecido com a disposição de lotes e ruas.

Outra análise interessante realizada pelos autores foi a variação paramétrica dos valores de reflectância e WWR das edificações vizinhas. Desta forma, os autores conseguiram verificar a importância da modelagem de contexto urbano, encontrando uma redução na carga térmica de até 18% em relação a simulação do arquétipo estudado de forma isolada. De acordo com as análises dos autores, boa parte da redução se deve ao sombreamento oferecido pelas edificações que circundam o edifício estudado, sendo o efeito das ilhas de calor relativamente baixo, pelo menos para o contexto de operação da tipologia analisada. Além disso, os autores verificaram que quanto maior o WWR e menor a reflectância dos prédios vizinhos, menor era a carga de resfriamento do edifício estudado.

A partir destes exemplos citados é possível verificar a versatilidade que a utilização de arquétipos pode trazer para análises de eficiência energética. As variações de padrões construtivos, operação, ocupação, entre outros, permitem uma enorme gama de diagnósticos. Além disso, quando o processo de desenvolvimento da edificação de referência em si leva em conta padrões do estoque da tipologia analisada, considerando uma boa representatividade e posterior inferência, observações relacionadas à benchmarks também podem ser realizadas.

2.2 ESTUDOS DE CASO

Com base nos diversos métodos citados no item anterior, observa-se as avaliações de eficiência energética em prédios comerciais, permitindo a avaliação da composição dos usos finais de energia em uma edificação, e a comparação do seu consumo à benchmarks relativos a edificações disponíveis no mercado atual e a séries históricas.

Um dos primeiros exemplos que pode ser apresentado diz respeito ao trabalho executado por Borgstein e Lamberts (2014), citado anteriormente. Neste estudo os autores tinham como objetivo desenvolver benchmarks para agências bancárias brasileiras. Para isto, os autores aplicaram uma metodologia em duas partes: inicialmente uma análise dos dados de entrada, fornecidos voluntariamente por agências bancárias ao CBCS (Centro Brasileiro de Construção Sustentável), foi realizada e, posteriormente, simulações, com base em um arquétipo, foram desenvolvidas para a realização de um estudo paramétrico. Através dos dados fornecidos pelos bancos, milhares de agências foram analisadas em todo o país. Dentre estes dados havia, entre outros itens, os consumos mensais para um período de 12 meses. Além disso, os autores também realizaram algumas visitas técnicas para a realização da

medição de alguns fatores importantes, como o consumo energético de caixas eletrônicas. No que diz respeito às simulações, os autores também realizaram correções climáticas para possibilitar a verificação do consumo de sistemas de condicionamento de ar para diferentes climas brasileiros. Desta forma, os autores conseguiram verificar o EUI (em kWh/m².ano) da tipologia, assim como a composição do uso final de energia.

Chung e Rhee (2014) estudaram o potencial de economia de energia em um campus universitário na Coreia do Sul. Para isto, os autores iniciaram o processo realizando um levantamento em campo de 11 edificações com dados individuais disponíveis, levantando variáveis como área construída, idade da edificação, tipo de sistema de condicionamento de ar, assim como o consumo de gás e eletricidade. Em seguida os autores classificaram os edifícios em quatro categorias: novos e eficientes, novos e pouco eficientes, antigos e eficientes e antigos e pouco eficiente. Assim os autores focaram em 8 edificações, excluindo aquelas novas e eficientes, nas quais foram realizados levantamentos mais detalhados. Com estes dados, propostas de eficiência energética foram verificadas através do uso de simulações computacionais. Estas propostas analisadas focam na redução da carga térmica a partir de alterações nos padrões de operação, como o uso de sensores de presença para iluminação e mudança nas temperaturas de *setpoint*, e na envoltória, aumentando o isolamento das paredes e do telhado. A partir destas propostas os autores obtiveram reduções estimadas no consumo entre 6 e 28%.

Yang et al. (2015) desenvolveram uma análise de eficiência energética em 3 edificações de uso educacional em Singapura. Inicialmente os autores realizaram o levantamento dos dados iniciais das edificações, verificando desde as características da envoltória até números aproximados de usuários e consumo total de energia durante um ano. O consumo das edificações foi reportado aos autores separando o consumo do sistema de condicionamento de ar e das demais cargas da edificação. Além disso, os autores também separam o consumo total de energia em consumo relacionado à ocupação e aos consumos constantes, como iluminação em áreas comuns e sistemas de exaustão. Desta forma, os autores iniciaram a análise a partir do desenvolvimento de um modelo estatístico para prever o consumo total das edificações a partir de poucos dados, como temperatura externa e ocupação. Em seguida, através do sistema de equação possibilitado pela separação das variáveis de consumo, os autores conseguiram estimar valores relacionados à ocupação de maneira precisa. A partir destes dados de ocupação obtidos pelo método estatístico, modelos

de simulação foram desenvolvidos. Desta forma, os autores conseguiram obter resultados de consumo estimados próximos aos reais.

Já Jing et al. (2017) analisaram o desempenho energético de 30 edifícios de escritórios em Hong Kong. Para isto, os autores realizaram uma auditoria intensiva nos edifícios, coletando dados como idade do edifício, área útil, consumo das edificações separados pelos seus diversos subsistemas, entre outros. Com isso, foi possível comparar a intensidade de consumo dos edifícios com benchmarks de outros países e com dados de um estudo mais antigo realizado em Hong Kong. Em seguida, os autores desmembraram a participação de cada subsistema dentro do consumo total das edificações, verificando que o sistema de condicionamento de ar era responsável, em média, por 68% do total consumido. Por fim, os autores realizaram uma análise mais profunda dos sistemas de ar-condicionado dos edifícios selecionados, comparando os dados de projeto com os dados medidos in loco. Desta forma, os autores conseguiram verificar que mais de 50% dos projetos dos sistemas avaliados respeitavam os valores mínimos de eficiência estabelecidos pela legislação local. Porém, ao analisar os sistemas a partir dos valores medidos em campo, nenhuma das 30 edificações alcançou os valores requeridos. Por fim, os autores também desenvolveram um modelo de predição de consumo com base em regressões, separando 5 variáveis com maior impacto no consumo da edificação, assim como um modelo a partir de redes neurais. Ambos os modelos utilizaram como base de dados 25 edifícios, usando os 5 restantes para validação. Segundo os autores, embora ambos os modelos obtiveram resultados precisos, o modelo que obteve resultados mais precisos foi o de redes neurais.

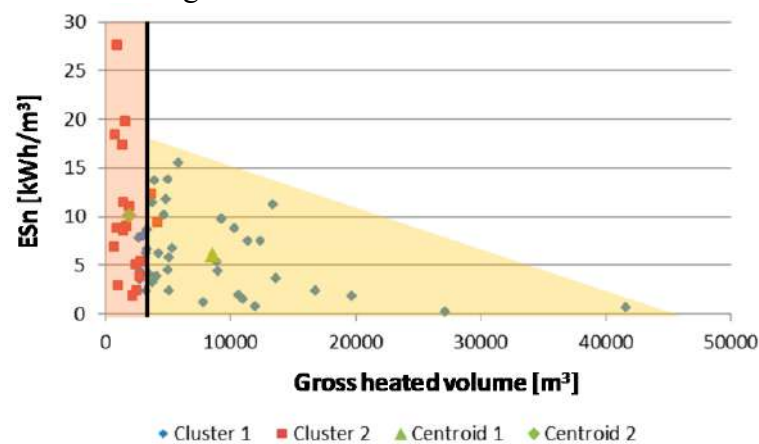
2.2.1 Aplicações em edificações de ensino básico

Em se tratando de edificações escolares, certas especificidades podem ser verificadas. A partir dos conceitos levantados, verifica-se alguns exemplos de estudos baseados nesta tipologia.

Marrone et al. (2018) desenvolveram um estudo interessante envolvendo edificações escolares, de ensino infantil, fundamental e médio. O foco da análise eram escolas, localizadas na região de Lazio, Itália, que já haviam passado por retrofits. Assim, o objetivo principal era verificar a eficiência das intervenções realizadas nas edificações, sob uma perspectiva de custo-benefício. Após a exclusão de elementos com dados incompletos, a

amostra utilizada pelo estudo passou a contar com 57 edificações, que possuíam tanto informações relacionadas às edificações em si, quanto informações relacionadas ao processo de retrofit como: custo de implantação das medidas, redução de consumo obtidas. Depois dessa primeira limpeza de dados, os autores partiram para a clusterização da amostra a partir de um conjunto de variáveis. Com isso foi possível obter dois clusters, com diferentes características. Uma das diferenças que pode ser ressaltada diz respeito à relação entre o volume total climatizado e a redução de consumo de energia por volume (declarada pelos projetistas do retrofit), que pode ser verificada na Figura 2. Com isto, os autores verificaram que em edificações menores há possibilidade de desenvolver um número maior de medidas de eficiência energética. Além disso, em edificações de maior porte, intervenções tendem a ser mais complexas devido à própria geometria da edificação, assim como à complexidade de seus sistemas. Em seguida, com os clusters definidos, os autores selecionaram as edificações de referência, identificando o elemento mais próximo do centroide de cada cluster. Com as edificações selecionadas os autores partiram para simulação computacional, para comparar três diferentes métricas de redução de consumo: a redução declarada pelos projetistas no processo de retrofit, a redução verificada através de simulação e a redução de fato obtida após o retrofit. Tais reduções podem ser verificadas na Tabela 1. De maneira geral, verifica-se que as simulações se aproximaram mais dos valores realmente obtidos. Assim, os autores demonstram que a metodologia pode ser de grande serventia para avaliar o impacto de processos de retrofit no desempenho do estoque de edificações como um todo.

Figura 2 - Clusters e seus centroides



Fonte: Marrone et al. (2018)

Tabela 1 - Percentuais de redução estimados e obtidos

Percentual de redução de consumo [%]	Estimado pelos projetistas do retrofit	Estimada pelos autores através de simulação	Realmente obtidas depois dos retrofits
Edificação de referência 1	30	24	20
Edificação de referência 2	40	35	33

Adaptado de: Marrone et al. (2018)

Já Arambula Lara et al. (2015) desenvolveram uma análise interessante para obter edificações representativas dentro de uma amostra de escolas na região de Treviso, Itália. Na base de dados inicial obtida pelos autores constavam dados relacionados a geometria das edificações, assim como propriedades térmicas do envelope e dados de consumo de 5 anos. Após uma limpeza da base de dados, foi obtida uma amostra de 60 escolas. Com essa amostra em mãos, os autores partiram para o processo de clusterização, através de um método que pode ser destacado, e sua posterior validação. Para a seleção de variáveis, a serem utilizadas no processo de formação dos clusters, os autores fizeram centenas de combinações com as variáveis disponíveis. Desta forma, inicialmente os autores fizeram a clusterização com o conjunto de variáveis com o melhor R^2 de equações lineares multivariadas. Com os clusters estabelecidos os autores fizeram uma nova análise para selecionar o melhor conjunto de variáveis, que descrevia equações com melhores R^2 , para cada clusters. Assim, depois de algumas iterações, e dividindo um dos 3 clusters iniciais em dois subgrupos, os autores conseguiram obter 4 clusters de forma que os R^2 das equações de cada cluster havia melhorado significativamente frente à construção de uma equação com apenas um grupo único. Porém, os autores encontraram problemas relacionados à multicolinearidade em dois dos clusters. Desta forma, as equações destes clusters, por mais que apresentem R^2 consideravelmente altos, a aplicação destas para predição de consumo implicaria em erros. Entretanto, o processo como um todo permitiu a definição de edificações de referência. Para isso, em cada cluster, os autores selecionaram as edificações mais próximas do centroide. Assim, com a identificação dessas edificações de referência os autores possibilitaram o uso desses arquétipos na avaliação de retrofits.

Como apresentado no item anterior, o processo de clusterização foi utilizado nestes estudos justamente para dividir a amostras com grandes números de elementos, possibilitando a análise do estoque a partir de edificações de referência. Além disso, também pode ser mais uma vez destacado o impacto da seleção das variáveis utilizadas nos processos de

clusterização em si, mas também nas posteriores análises. Dentre as mais comumente utilizadas podem ser citadas: Área construída (ou climatizada), transmitância dos elementos constitutivos, fatores relacionados a geometria da edificação, como área de paredes, coberturas e janelas, assim como a capacidade dos aparelhos de climatização, entre outros. Por fim, também pode ser destacado a importância dos padrões de ocupação e principalmente operação, que pode ser considerado como o principal problema relacionado ao desempenho de edificações escolares (ARAMBULA LARA ET AL., 2015).

2.3 FATORES QUE INFLUENCIAM NO DESEMPENHO ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES

De acordo com Chung (2010), as metodologias aplicadas no desenvolvimento de *benchmarks* devem levar em conta diversos fatores, já que o desempenho energético de uma edificação depende de variáveis como: fatores aleatórios (como variações climáticas), características físicas da construção (como área, idade, isolamento térmico), possíveis incentivos destinados à gerência ou aos donos da edificação e as diferentes formas como os ocupantes se utilizam dos sistemas prediais.

Além disso, é válido ressaltar a importância da fase de operação frente ao ciclo de vida total do edifício. Inicialmente, pode-se apresentar o estudo desenvolvido por Sartori e Hestnes (2007), com base em 60 casos, incluindo tipologias residenciais e não residenciais. Neste trabalho os autores compararam edificações de baixo consumo energético (*low-energy buildings*) com edificações convencionais. Com isso, os autores puderam observar que o investimento em envoltórias mais isolantes e em sistemas de condicionamento mais eficientes, tendem a diminuir o consumo despendido pela edificação, mas também tendem a aumentar a energia embutida na fase de construção. Entretanto, esta redução da energia operacional tende a ser consideravelmente maior quando comparada ao aumento da energia embutida. Isto faz com que, apesar da energia embutida passe a representar valores mais altos dentro do ciclo de vida da edificação, a energia total do ciclo de vida passe a ser menor, reduzindo o impacto da construção do edifício.

Tal conclusão também foi observada em um estudo de caso, desenvolvido por Kylili, Ilic e Fokaides (2017), para uma residência unifamiliar localizada em Chipre. Neste artigo, os autores examinaram o ciclo de vida da edificação em relação à diversas espessuras de

isolamento térmico. Desta forma, foi possível verificar que o aumento da camada de isolamento aumentou a energia embutida da edificação, mas em compensação diminuiu em uma taxa muito maior a energia de operação da residência, diminuindo, portanto, a energia total despendida no ciclo de vida.

Com base em alguns destes princípios, os tópicos seguintes tratam de dois fatores que podem ter grande influência no desempenho energético de edificações: os padrões ou fases de ocupação da edificação e as estratégias utilizadas para a climatização dos ambientes.

2.3.1 Padrões de ocupação

De acordo com o Programa de Energia em Edificações e Comunidades da Agência Internacional de Energia (EBC-IEA, 2016; EBC-IEA, 2013), há frequentemente uma discrepância entre o consumo esperado para uma edificação em sua fase de projeto e o consumo real despendido durante sua fase de operação. Além disso, as origens destas discrepâncias são pouco conhecidas e muitas vezes estão mais associadas às questões relativas ao comportamento humano do que com às características da edificação em si. Desta forma, a identificação de fatores relacionados à origem do comportamento dos ocupantes, assim como a sua devida modelagem, é fundamental para que um melhor entendimento do uso total de energia em edificações seja alcançado.

Segundo Hong et al. (2016), modelos de ocupação estáticos e determinísticos são, usualmente, empregados como dados de entrada em modelos de simulação. Isto ocorre principalmente pelo fato de que estes padrões são facilmente aplicados e replicados, além de terem bases consideravelmente fundamentadas em dados experimentais e de serem utilizados em instruções normativas como as dispostas pela Sociedade Americana de Engenheiros de Aquecimento, Refrigeração e Ar-Condicionado (ASHRAE). Entretanto, não é possível ter certeza de que ocupantes estariam presentes em um ambiente de acordo com horários fixos, nem que estes ocupantes reagiriam da mesma forma aos mesmos estímulos. Desta forma, modelos estocásticos de ocupação poderiam representar melhor os usuários de uma edificação. Um dos exemplos destes modelos é o desenvolvido pelo Laboratório Nacional de Lawrence Berkeley (LBNL), apresentado na Figura 3, que utiliza Cadeias de Markov para simular presença e movimentação em edificações. Assim, ao introduzir tais padrões na

simulação energética, os modelos resultantes poderiam se tornar mais robustos, apresentando resultados coerentes mesmo com variações no padrão de ocupação.

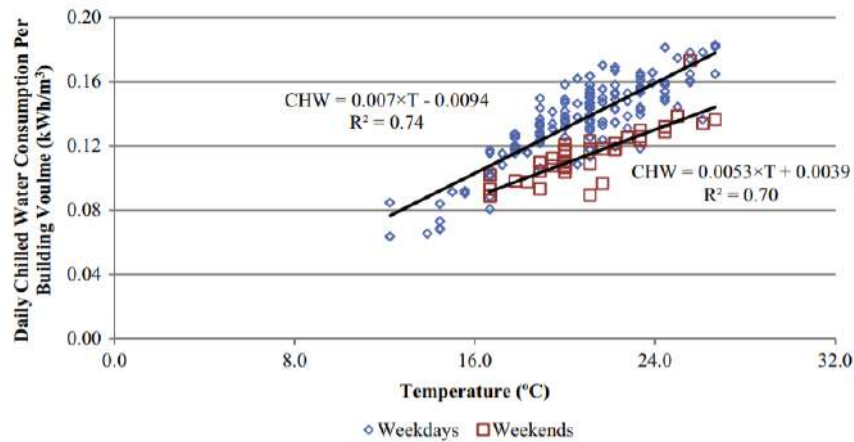
Figura 3 - Exemplo de comparação entre o padrão de ocupação para um dia de semana indicado pela ASHRAE Standard 90.1 – 2004 e o padrão estocástico desenvolvido pelo *Occupancy Simulator* do LBNL



Fonte: Hong et al. (2016)

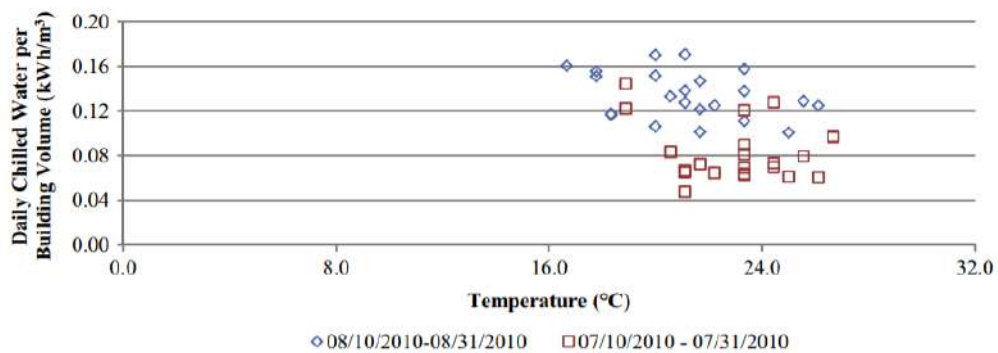
Outro exemplo de cuidado com questões relacionadas à ocupação de edificações pode ser verificado em Heidarinejad et al. (2017). Em seu estudo de caso os autores desenvolveram indicadores de *benchmark* para edificações de duas universidades americanas, Penn State e Harvard. Ao comparar o consumo diário de água gelada utilizada para refrigeração no verão, em um dos edifícios que conta majoritariamente com laboratórios, apresentado na Figura 4, os autores perceberam que os modelos de regressão aderiam melhor aos dados diários quando estes eram separados em dias de semana e finais de semana. Outra questão, também apontada pelos autores, está relacionada à análise do consumo de energia associado a volta às aulas. Como demonstrado na Figura 5, que apresenta o consumo diário de água gelada para refrigeração em um edifício que conta com salas de aula e escritórios, é possível verificar um considerável aumento no consumo comparando os períodos entre os dias 10 e 31 de julho e 10 e 31 de agosto. Tal processo tem origem no retorno dos estudantes à universidade, que para este exemplo ocorreu no dia 11 de agosto. Por isso, apesar de não terem ocorrido grandes mudanças no clima, a alteração no padrão de ocupação, por si só, gerou considerável impacto no desempenho do edifício. Desta forma, fica evidente a necessidade de levar em conta os períodos letivos na avaliação de eficiência energética de edifícios educacionais.

Figura 4 - Consumo de água gelada para refrigeração de um edifício que conta majoritariamente com laboratórios para dias de semana e finais de semana



Fonte: Heidarinejad et al. (2017)

Figura 5 - Consumo de água gelada para refrigeração de um edifício que conta com salas de aula e escritórios para dois períodos distintos, em julho e em agosto



Fonte: Heidarinejad et al. (2017)

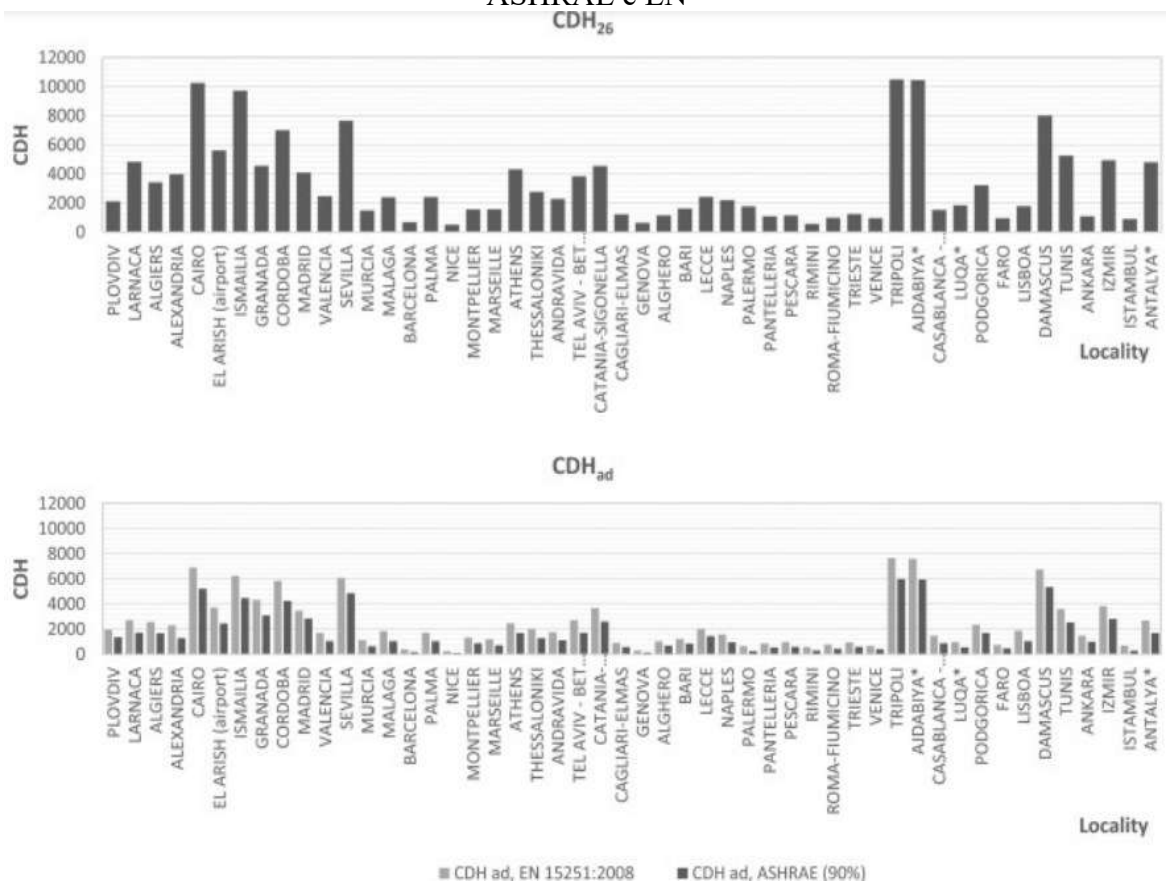
2.3.2 Climatização

Como citado anteriormente, um dos usos finais que pode ter grande impacto no desempenho energético de edificações diz respeito à climatização. Uma maneira de minimizar este impacto pode ser relacionada à ventilação desses ambientes, principalmente, com o uso de ventilação natural.

Um dos estudos que abordam esta temática, foi desenvolvido por Chiesa e Grosso (2015). Neste estudo, os autores verificaram o potencial do uso de ventilação, através de dados climáticos e simulações, em um edifício de escritórios, para diversas cidades do mediterrâneo. Em sua primeira parte, os autores desenvolveram uma análise muito interessante no que diz respeito aos grau-horas de resfriamento (GHR). Esta avaliação foi

realizada a partir de três diferentes modelos: *setpoint* fixo em 26°C, modelo adaptativo da ASHRAE e modelo adaptativo da EN (Comité Europeu de Normalização). Como apresentado na Figura 6, apenas esta troca dos modelos de avaliação de conforto, focando no uso de modelos que se ajustem melhor à capacidade de adaptação ao clima e às edificações que operem em modo misto, tendem a implicar em valores menores de CDH (*Cooling Degree Hours* – Grau-horas de resfriamento), o que por consequência geram valores de consumo menores. Partindo desta análise, os autores optaram por seguir o estudo com o modelo adaptativo da EN, por apresentar valores mais conservadores. Assim, junto com uma avaliação através de dados climáticos das diversas cidades, os autores conseguiram obter o potencial de redução de consumo de climatização. Comparando sistemas de condicionamento comum e *setpoints* fixos com sistemas que utilizavam modelos adaptativos e permitiam ventilação natural quando o clima era favorável, os autores conseguiram estimativas de redução que variavam entre 24 e 91%, dependendo da cidade analisada.

Figura 6 - Valores de CDH para um *setpoint* fixo em 26°C e para os modelos adaptativos da ASHRAE e EN

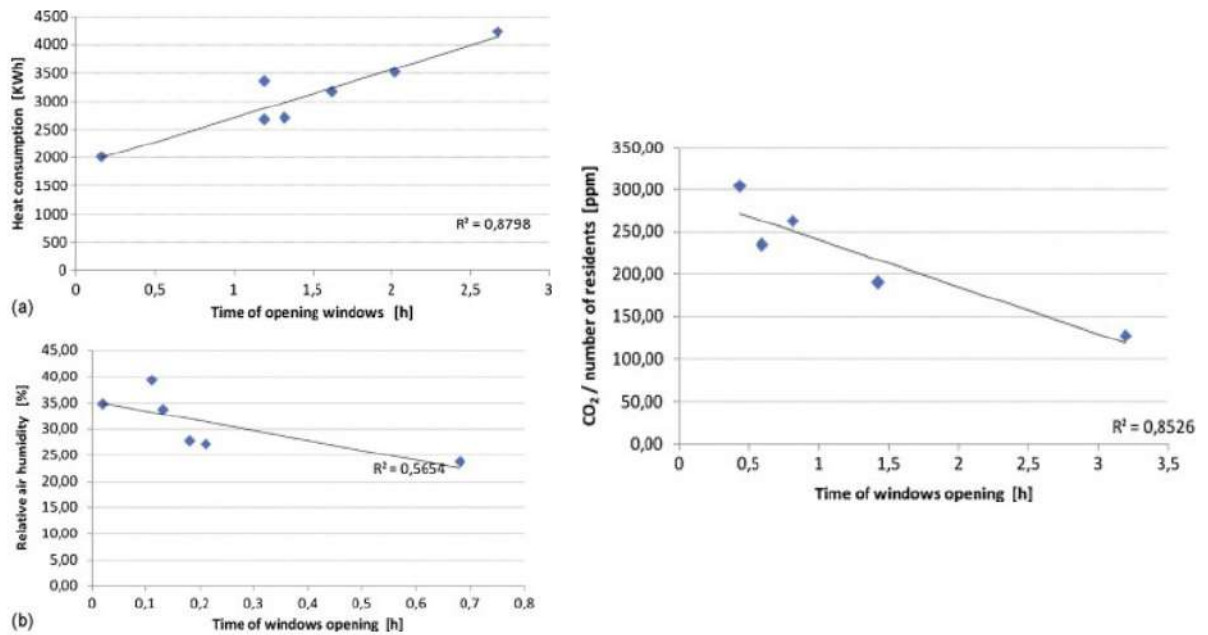


Fonte: Chiesa e Grosso (2015)

Outro estudo interessante que pode ser citado sobre o assunto, também envolvendo edificação de escritórios, foi desenvolvido por Sánchez-García et al. (2019). Nele os autores avaliaram o potencial de economia, através de simulações calibradas com dados reais, baseados em uma edificação situada em Sevilha, gerada pela implantação de um sistema de modo misto de resfriamento, do tipo *change-over*. Neste tipo de sistema, ocorre a variação entre o condicionamento de ar artificial e a ventilação com ar externo. Além disso, os autores também compararam o comportamento do sistema frente ao aquecimento global, através do modelo HadCM3, para os *timeslices* (fatias temporais) de 2020, 2050 e 2080. Com base nestes dados e modelos, os autores verificaram que a adoção do sistema proposto gerava redução de consumo de energia tanto em períodos de resfriamento (74,6%) quanto em períodos de aquecimento (54,1%), chegando a uma redução total de 69,0% no consumo, para valores presentes. Tal comportamento mostra a possível versatilidade desse sistema ao longo do ano todo, ajudando também no período de inverno. Além disso, os autores concluíram que este sistema proposto seria o mais resiliente às mudanças climáticas. Isto pode ser verificado comparando os resultados dos diferentes sistemas para diferentes *timeslices*. Para o cenário atual, o sistema original consome cerca de 19 kWh/m².ano. Já o sistema com modo misto, já no cenário do *timeslice* de 2080, consome cerca de 16 kWh/m².ano.

Além deste possível potencial na redução de consumo de energia, também é interessante citar outro benefício relacionado ao maior aproveitamento de uso da ventilação natural. No que diz respeito a climatização de ambientes, a qualidade do ar também deve ser levada em conta como fator importante para conforto, e até mesmo saúde, dos ocupantes. Como exemplo desta perspectiva, pode-se analisar o estudo desenvolvido por Maier, Krzaczek e Tejchman (2009). Neste trabalho realizado a partir de medições *in loco* em casas idênticas, localizadas em um complexo residencial na Alemanha, os autores comparam o desempenho de diferentes sistemas de climatização frente aos impactos gerados pela abertura de janelas. Uma das observações interessantes, apresentada na Figura 7, diz respeito ao impacto do tempo de abertura das janelas. Apesar do aumento do consumo de aquecimento, foco do estudo devido ao clima, a maior circulação de ar natural resultou em uma diminuição da umidade e principalmente uma diminuição da concentração do CO₂ no ambiente, melhorando a qualidade interna do ar.

Figura 7 - Impacto do tempo de abertura de janelas no desempenho da edificação e na qualidade interna do ar



Fonte: Maier, Krzaczek e Tejchman (2009)

Assim, pode-se verificar que um estudo apropriado sobre o uso da ventilação natural, buscando, por exemplo, uma boa integração com sistemas de ar-condicionado, pode trazer diversos benefícios. Além da redução do consumo de energia, implicando em um ciclo de vida da edificação com menor impacto, aspectos relacionados à qualidade do ambiente interno e ao conforto dos usuários também podem ser melhorados.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo do consumo de edificações em operação vem se consolidando significativamente nas últimas décadas como forma de analisar e, inclusive, mitigar os problemas relacionados às mudanças climáticas. Neste cenário, o desenvolvimento e a aplicação de metodologias de *benchmark* à edifícios se apresenta como uma ferramenta interessante para estabelecer princípios de eficiência energética.

Embora a obtenção de dados reais, em grande escala, ainda seja um problema a ser considerado, existem alternativas interessantes no processo de *benchmarking*. O uso de arquétipos, construídos com base em dados reais, para a utilização na criação de amostras de casos simulados, pode ser uma possibilidade com considerável versatilidade. O exemplo do

desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021), mostra como tal abordagem tem robustez para a produção de análises interessantes.

Neste caso, surge outra necessidade a ser superada. Como demonstrado no referencial, além da definição de *benchmarks* em si, há também a necessidade de inferência do consumo das edificações a serem avaliadas. Neste ponto, métodos de regressão se fazem necessários, sendo que o uso de *machine learning* (aprendizado de máquinas) se apresenta como uma alternativa considerável.

No que diz respeito a tipologia, edificações escolares apresentam parâmetros específicos relevantes. Padrões de ocupação, em se tratando de férias escolares e afins, por exemplo, podem ter impacto no desempenho energético. Além disso, diferentes características do sistema de condicionamento de ar, e do potencial de uso da ventilação natural, também são elementos que devem ser analisados. Desta forma, estas análises possibilitam a verificação das características de consumo das escolas, mas também podem apresentar orientações para edificações mais eficientes e confortáveis.

Deste modo, tais estudos conferem a empresas e governos um maior potencial de redução de seus consumos de energia. Assim, benefícios econômicos podem ser mais facilmente alcançados e impactos ambientais podem ser efetivamente reduzidos.

3 MÉTODO

A metodologia deste trabalho é dividida em 4 etapas: desenvolvimento do arquétipo, análise de sensibilidade, criação da amostra de casos simulados e desenvolvimento das equações de benchmarking. Além disso, parte do desenvolvimento deste trabalho tem como base um artigo no qual o autor desta dissertação participou como coautor: Geraldi et al. (2021). Somado a isso, também foram realizadas auditorias em edificações escolares. Estas auditorias ocorreram ao longo da participação do autor no Programa Floripa Cidade Eficiente, desenvolvido pelo CBCS (Conselho Brasileiro de Construção Sustentável) em parceria com a Prefeitura Municipal de Florianópolis. Desta forma, parte dos resultados desenvolvidos ao longo destes estudos são apresentados ao longo da metodologia.

Na etapa de desenvolvimento do arquétipo ocorrem os processos relacionados à elaboração da edificação de referência, que foi adotada para a realização desta dissertação. Esta etapa baseia-se no trabalho desenvolvido para o estudo de Geraldi et al. (2021) e está dividida em 3 partes: caracterização do estoque, desenvolvimento dos arquétipos e calibração dos modelos.

No tópico referente às análises de sensibilidade, são desenvolvidas as análises com o objetivo de verificar as relações entre diferentes parâmetros de entrada e o consumo do arquétipo. Desta forma são apresentados os parâmetros utilizados, assim como os diferentes cenários e valores que foram adotados.

Com relação à criação da amostra de casos simulados, neste ponto são apresentadas as especificidades do processo de desenvolvimento das simulações computacionais. Assim, os métodos adotados e os fatores relacionados são evidenciados.

Já na última etapa do método, o processo relacionado ao desenvolvimento das equações de benchmarking é apresentado. Para isto, tanto o método adotado para o desenvolvimento das equações em si quanto os parâmetros relacionados à precisão destas equações são discutidos.

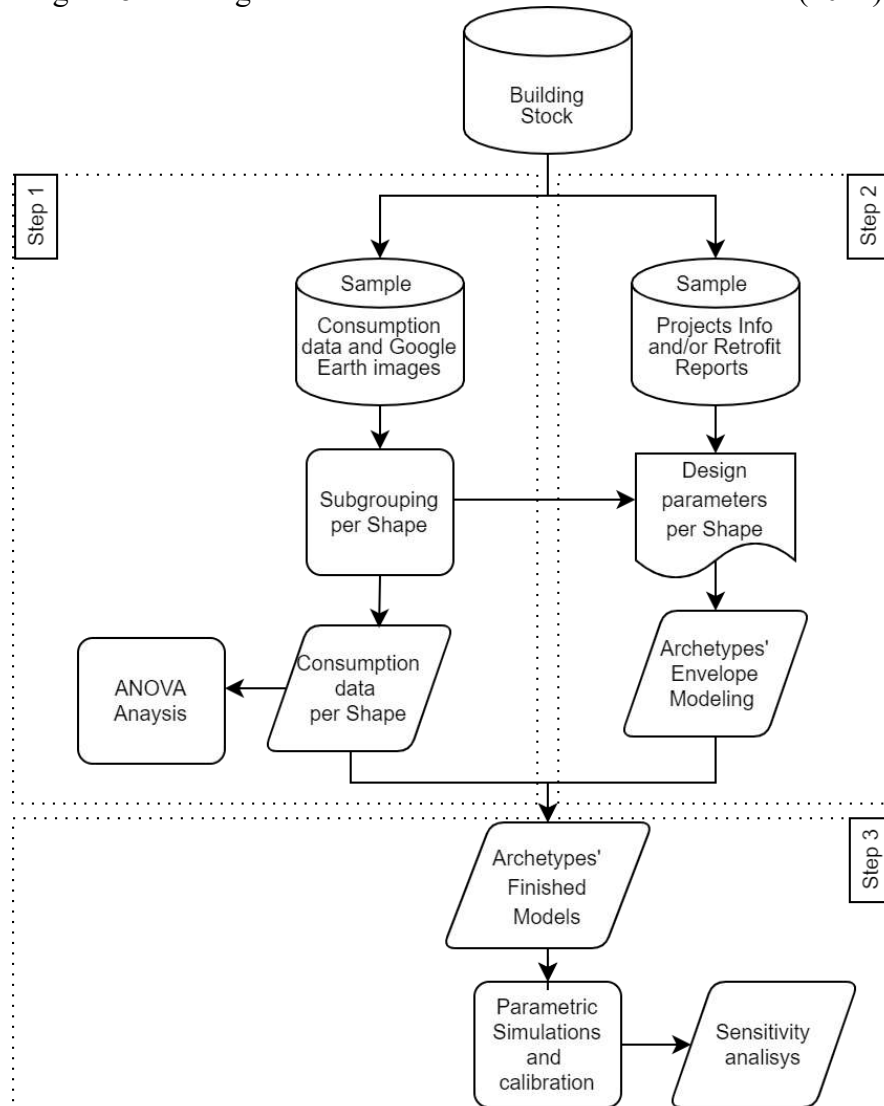
Para este trabalho, as simulações foram desenvolvidas com o uso do programa EnergyPlus versão 9.2, adotando o plugin Euclid versão 0.9.4.2 com o programa SketchUp versão Make 2017, para auxiliar no desenvolvimento dos modelos. Além disso, algoritmos em Python foram utilizados para facilitar a geração dos arquivos para simulação, assim como

para a geração de amostras. Já para o desenvolvimento das análises estatísticas foram utilizados tanto planilhas eletrônicas quanto algoritmos em Python.

3.1 DESENVOLVIMENTO DO ARQUÉTIPO

Seguindo o trabalho de Geraldi et al. (2021), o desenvolvimento dos arquétipos ocorre conforme parte do fluxograma apresentado na Figura 8. Como o foco desta etapa está relacionado à elaboração dos arquétipos, a fim de selecionar um deles para o desenvolvimento deste trabalho, as etapas evidenciadas são as 3 primeiras.

Figura 8 - Fluxograma do método adotado em Geraldi et al. (2021)



Fonte: Geraldi et al. (2021)

Na etapa de caracterização do estoque, uma base de dados contendo 298 escolas de ensino fundamental e médio do estado de Santa Catarina foi analisada. Para cada escola os seguintes dados foram foco de análise: consumo anual de energia (kWh/ano), área construída (m²), número de estudantes e forma da edificação. Para a classificação da forma, foi adotado uma metodologia de classificação visual, através de imagens do *Google Maps* e *Google Street View*, do formato da edificação. Desta forma, as edificações foram classificadas em 7 formatos diferentes, considerados mais representativos dentro do estoque: Retangular, formato E, formato H, formato L, formato O, formato U e Múltiplas Edificações. Por fim, uma análise de variância (ANOVA) foi empregada para verificar se havia uma diferença estatística entre o EUI (*Energy Use Intensity* – Intensidade de Uso de Energia), neste caso dado em kWh/aluno, das edificações frente aos seus diferentes formatos.

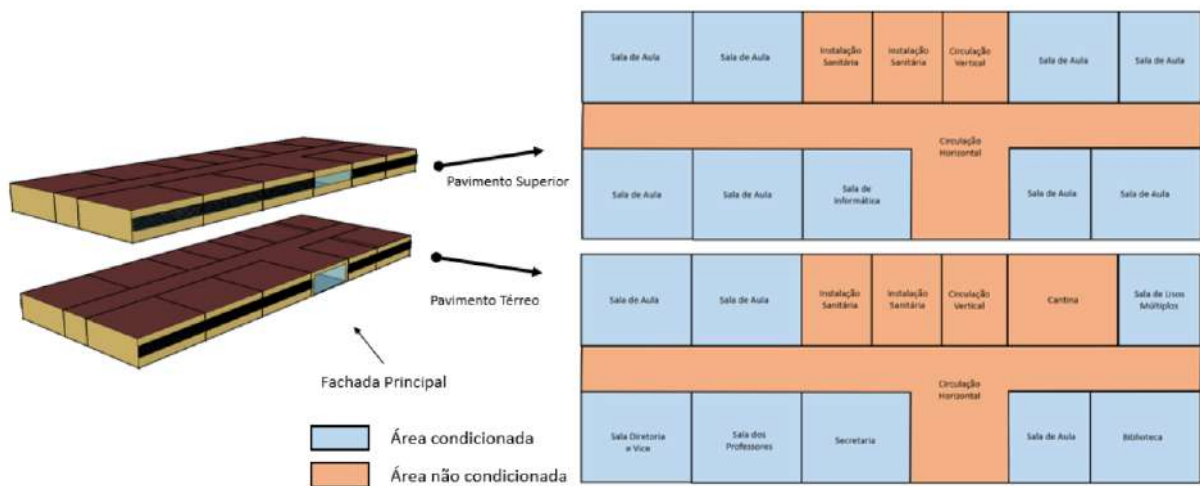
Em seguida, para o desenvolvimento dos arquétipos, uma base de dados contendo 31 projetos de edificações de ensino básico, dentro das 298 escolas avaliadas inicialmente, foi analisada. Desta forma, tanto as plantas das edificações como dados relacionados a elementos construtivos, equipamentos e afins, foram levantados. Além disso, também foi considerada a experiência dos autores, baseadas nas auditorias realizadas. Assim, para cada arquétipo de forma diferente, foram obtidos parâmetros relacionados a número e disposição dos diferentes ambientes, como sala de aula, escritórios, corredores, banheiros, entre outros. Além disso, parâmetros relacionados a materiais empregados, WWR (*Window to Wall Ratio* – Relação de Área Envidraçada por parede), densidade de equipamentos e iluminação, também foram obtidos. Em casos em que algum parâmetro de projeto não estivesse disponível, dados padrões eram adotados com base em projetos padrões desenvolvidos pelo Fundo de Nacional de Desenvolvimento (FNDE, 2017). Desta forma, foi possível construir o arquétipo para cada formato analisado.

Por fim, uma etapa de calibração foi realizada. Nela, o arquétipo construído para o formato Retangular foi simulado. Com isso, o resultado obtido para o EUI do arquétipo foi comparado com as edificações de mesmo formato, com área construída e características construtivas semelhantes às do arquétipo, dentro da base de dados das 31 escolas com projetos. Desta forma, pequenos ajustes nos horários e valores de ocupação foram realizados, de forma a tornar o valor do EUI mais representativo. Em seguida, estes ajustes realizados para o formato Retangular foram aplicados nos demais arquétipos dos diferentes formatos. Entretanto, faz-se necessário destacar que esses parâmetros ajustados têm como objetivo

descrever edificações típicas. Desta forma, os arquétipos produzidos demonstram padrões de consumo usuais para escolas, tentando-se aproximar de valores médios.

O resultado destas etapas, neste estudo desenvolvido por Geraldi et al. (2021), são sete arquétipos diferentes, um para cada formato estudado. Porém, para o desenvolvimento deste trabalho, apenas um dos arquétipos será adotado. Desta forma, o arquétipo selecionado foi o Retangular. Além de ter sido utilizado no processo de calibração, ele também permite uma melhor comparação com os benchmarks produzidos para a plataforma DEO (CBCS, 2021), já que o arquétipo utilizado pelo CBCS, apresentado na Figura 9, também é retangular. Por fim, o formato retangular também é requerido para o uso da ferramenta Natural Comfort (RACKES et al., 2016), para avaliação da ventilação natural que foi realizada neste trabalho.

Figura 9 - Arquétipo utilizado no desenvolvimento da Plataforma DEO, para escolas de ensino fundamental e médio



Fonte: CBCS (2021)

Esta simplificação também se faz necessária para que as próximas etapas deste trabalho possam ser desenvolvidas de maneira mais aprofundada. Desta forma, os métodos aplicados podem ser melhor avaliados no que diz respeito aos valores de entrada, variáveis adotadas, testes realizados, entre outros parâmetros. Assim, caso a metodologia se mostre de fato efetiva, os próximos passos podem ser aplicados para os diferentes arquétipos em trabalhos futuros.

3.2 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

No processo de análise de sensibilidade foi avaliado, essencialmente, quais variáveis têm maior impacto frente ao consumo de energia das edificações de ensino fundamental e médio. Para isto, diferentes cenários foram desenvolvidos, aplicando diferentes valores a certas variáveis. Estes valores, para este tipo de análise, tendem a valores mais extremos, de modo a aumentar ou reduzir o consumo do arquétipo. Assim, uma variável será alterada de cada vez, observando o seu impacto frente ao caso base, determinado através do procedimento descrito no tópico anterior.

No que diz respeito às variáveis, estas foram selecionadas a partir da ficha técnica sobre o desenvolvimento de benchmarkings para edificações de ensino fundamental e médio da plataforma DEO (CBCS, 2021), além da análise dos artigos apontados no referencial teórico. Desta forma, as variáveis selecionadas foram: clima, densidade de potência de iluminação (DPI) das salas de aula, transmitância e absortância das paredes e cobertura, fator solar do vidro, taxa de ocupação das salas de aula, eficiência dos aparelhos de ar-condicionado, presença de brises para sombreamento, consideração de renovação de ar e cenários com diferentes ambientes condicionados.

Para a variável clima, selecionou-se para este trabalho as 8 cidades consideradas no desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021), com a inclusão de Florianópolis, cidade do caso base. Com isso, os climas adotados para este estudo são apresentados na Tabela 2. Assim, os climas foram classificados conforme o GHR (Grau-horas de resfriamento), que é o indicador obtido através da somatória da diferença entre a temperatura operativa horária e uma temperatura de referência. Neste caso, de forma a permitir comparações, foi adotada a temperatura base, de bulbo úmido, de 15°C, utilizada na plataforma DEO (CBCS, 2021).

Desta forma, com o objetivo de testar casos extremos, duas cidades brasileiras foram selecionadas: Campos do Jordão representando uma cidade mais fria, contando com 3.495 graus-hora de resfriamento; e Fortaleza representando uma cidade mais quente, com 71.394 graus-hora de resfriamento.

Tabela 2 - Cidades adotadas para este trabalho.

Faixa de GHR	Cidade	GHR
entre 0 e 10.000	Campos do Jordão	3.495
entre 10.001 e 20.000	São Paulo	14.172
entre 20.001 e 30.000	Porto Alegre	23.954
	Florianópolis	28.602
entre 30.001 e 40.000	Campinas	31.412
entre 40.001 e 50.000	Rio de Janeiro	45.016
entre 50.001 e 60.000	Vitória	54.061
entre 60.001 e 70.000	Recife	63.550
entre 70.001 e 80.000	Fortaleza	71.394

Adaptado de: CBCS (2021).

Em se tratando da DPI das salas de aula, o valor de 9,90 W/m² representa uma iluminação mais eficiente, contando com lâmpadas tipo LED. Já o valor de 16,32 W/m² caracteriza um cenário menos eficiente, com a adoção de lâmpadas fluorescentes. Estes valores foram escolhidos por representar, respectivamente, a classificação A e D, para salas de aula, segundo a Instrução Normativa Inmetro para a Classificação de Eficiência Energética de Edificações Comerciais, de Serviços e Públicas - INI-C (INMETRO, 2021).

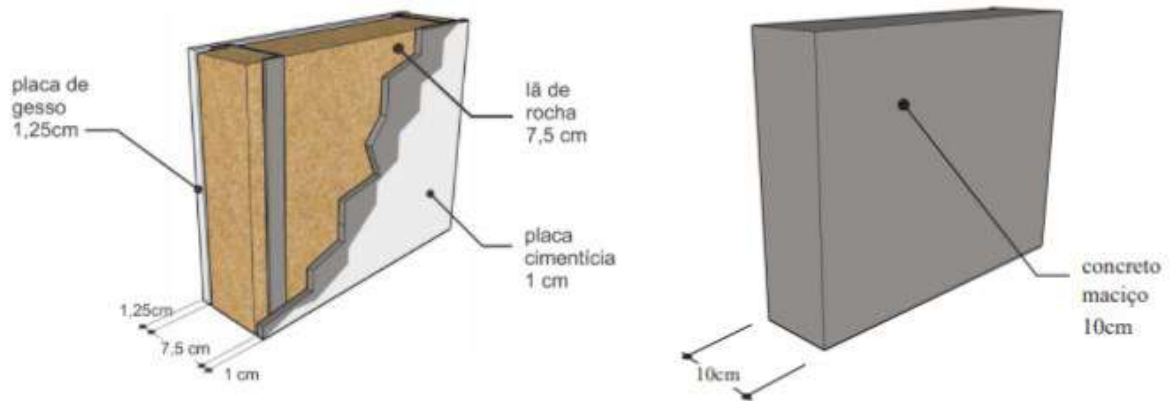
No que diz respeito a envoltória, a transmitância térmica pode influenciar significativamente a carga térmica dos ambientes. Além da questão do conforto térmico, o consumo dos aparelhos de climatização é um dos fatores que tendem a ser influenciados. Por isso, foram analisadas variações tanto na transmitância térmica das paredes, quanto da cobertura. Para isto, diferentes composições de materiais foram utilizadas, adotando certos padrões construtivos apresentados no Anexo V dos Requisitos de Avaliação da Conformidade para Eficiência Energética de Edificações (RAC) (CB3E, 2013). Já em se tratando dos valores de transmitância e capacidade térmica dos materiais adotados, estes foram selecionados conforme a biblioteca de componentes construtivos brasileiros para o uso no programa EnergyPlus, desenvolvido por Weber et al. (2017).

Para as paredes, o valor de transmitância térmica de 0,53 W/m²K corresponde a um sistema mais leve, utilizando uma camada de lã de rocha de 7,5 cm. Neste caso, em particular, como não havia valores específicos para a placa cimentícia na biblioteca de Weber et al. (2017), foram adotados para a placa valores correspondentes a argamassa, presentes na mesma biblioteca. Em se tratando do valor de 4,40 W/m²K, este equivale a uma parede

maciça de concreto de 10 cm. Suas composições são apresentadas, respectivamente, na Figura 10.

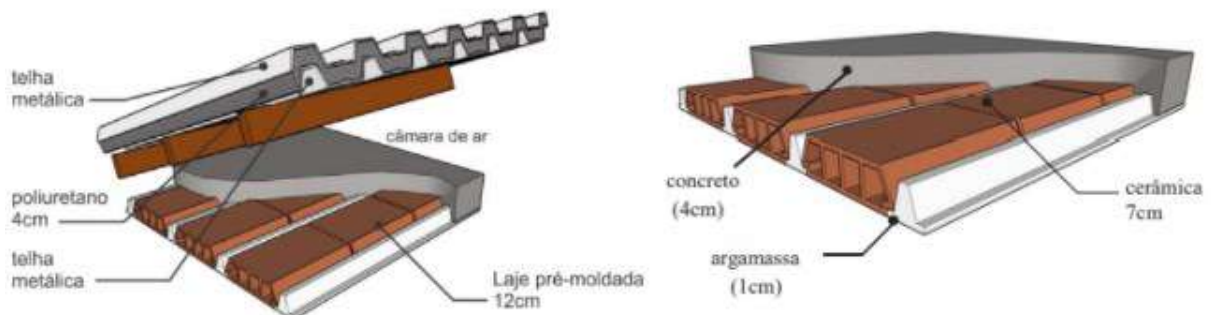
Já no que diz respeito à cobertura, o valor de transmitância térmica de $0,53 \text{ W/m}^2\text{K}$ representa um sistema com o uso de telhas metálicas do tipo sanduíche, com uma camada de 4 cm de poliuretano, e uma laje pré-moldada de 12 cm. Já o valor de $2,95 \text{ W/m}^2\text{K}$ corresponde a apenas uma laje pré-moldada de 12 cm. Ambas as composições são demonstradas, respectivamente, na Figura 11.

Figura 10 - Composições analisadas para as paredes.



Fonte: CB3E (2013)

Figura 11 - Composições analisadas para a cobertura.



Fonte: CB3E (2013)

Entretanto, em se tratando da transmitância térmica da laje que fica em contato com solo, esta variável não foi analisada. Assim, para todas as condições analisadas, o valor

adotado para transmitância térmica da laje, fixado para todos os casos, será o mesmo definido no caso base.

Em se tratando das absorptâncias da envoltória testadas, estas representam valores para cores mais claras (0,30) e para cores mais escuras (0,70). Tais valores foram selecionados com base nas análises elaboradas para o desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021).

Já para verificar o efeito de possíveis medidas de eficiência relacionadas às janelas, optou-se pela representação de películas nos vidros. Isso se deve ao fato de que a adoção de vidros com mais camadas é pouco comum no contexto nacional, devido ao custo de implantação. Além disso, em pelo menos uma das auditorias realizadas em edificações de ensino básico, foi possível verificar a presença desta medida de eficiência energética. Por este motivo, decidiu-se explorar apenas a alteração no fator solar (FS) do vidro. Assim, o valor de 0,30 apresentado corresponde a um vidro com uma película de controle solar. Já o valor 0,87 representa um vidro simples, sem nenhum tipo de película.

Quanto à taxa de ocupação, ambientes com uma maior concentração de pessoas tendem a possuir cargas de calor interno superiores, o que tende a influenciar no condicionamento do ambiente. Desta forma, foi analisado um cenário com maior taxa de ocupação das salas de aula, com 1 m²/aluno, e um cenário com uma menor ocupação, com 4 m²/aluno.

Com relação ao sistema de condicionamento de ar, foi analisada a eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar. Para ambos os cenários testados foram adotados os mesmos modelos utilizados no desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021). Para o primeiro cenário foram considerados aparelhos do tipo split, com COP entre 3.24 W/W e 3.37 W/W, correspondendo à aparelhos de classe A, de acordo com a tabela dos índices antigos de eficiência energética (INMETRO, 2022). Já para o segundo cenário foi considerado um sistema com aparelhos do tipo inverter, considerando aparelhos de potência total semelhante à dos aparelhos do tipo split do caso base, mas considerando um COP de 5.5 W/W.

No que diz respeito à modelagem do sistema de ar-condicionado, sua operação e relação com a abertura de janelas, estes foram desenvolvidos considerando ambientes condicionados artificialmente. Desta forma, para todos os cenários avaliados na análise de sensibilidade os ambientes foram considerados fechados. Isto significa que as esquadrias foram consideradas, constantemente, fechadas, sendo a infiltração por frestas a única forma de

entrada de ar nos ambientes. Tal infiltração, em todos os cenários, para todos os ambientes, foi modelada como uma taxa constante de 0,5 ACH (trocas de ar por hora).

Já, em se tratando dos *setpoints* dos sistemas, também foram considerados os mesmos utilizados no desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021), sendo 24°C para resfriamento e 21°C para aquecimento. Desta forma, tanto o consumo relacionado ao resfriamento, quanto o relacionado ao aquecimento, fazem parte da composição do consumo do sistema de condicionamento de ar. Assim, o desempenho do arquétipo pode ser modelado de maneira mais representativa tanto para cidades mais frias, que fazem uso do aquecimento durante o inverno, quanto para cidades mais quentes, onde não há essa necessidade.

Em relação ao desempenho dos arquétipos frente ao modo de operação misto, com auxílio da ventilação natural, este foi avaliado na próxima etapa. Para isto, foi utilizada uma ferramenta à parte, não incluída na simulação em si.

Outra análise interessante diz respeito a renovação de ar. De acordo com a NBR 16401 (ABNT, 2008), faz-se necessário, em ambientes condicionados artificialmente, o uso de aparelhos que garantam uma taxa de renovação de ar mínima. Entretanto, na maioria dos casos, esta renovação é desprezada. Desta forma foram analisados cenários com e sem a adoção desta taxa. Assim, no cenário com renovação de ar, a mesma foi modelada de forma a representar a condição mínima de renovação de ar indicada pela Associação Brasileira de Refrigeração, Ar-Condicionado, Ventilação e Aquecimento de 27 m³/h.pessoa (ABRAVA, 2021). Para isto, a renovação de ar foi modelada de forma a garantir a renovação mínima, mesmo quando o sistema de ar-condicionado não estivesse ligado, fazendo com que a renovação fosse constante nos momentos em que os ambientes condicionados estavam ocupados.

Em se tratando do sombreamento com brise, esta medida de eficiência energética pode trazer tanto uma redução da carga térmica do ambiente, reduzindo a incidência solar direta, assim como uma melhora no conforto lumínico, solucionando problemas relacionados ao ofuscamento externo. Além disso, esta medida de eficiência foi verificada em mais de uma auditoria. Por isso, a presença do sombreamento no arquétipo também é analisada através da modelagem de brises, projetados ao longo de todo o vão das esquadrias, que apresentam uma taxa de transmitância de 0,5. Desta forma, durante todo o ano e para todos os climas, apenas 50% da radiação total, de onda curta e longa, chegaria até a janela. Entretanto, tais brises

foram considerados apenas para as áreas ocupadas, ou seja, salas de aula, biblioteca, laboratórios e salas administrativas.

Por fim, a última variação a ser verificada diz respeito à área condicionada da edificação. De acordo com Geraldi et al. (2021), durante o processo de análise do estoque de edificações, parte das escolas possuíam aparelhos de ar-condicionado apenas nas bibliotecas, laboratórios e áreas administrativas, sendo esta parte do estoque representada pelo Cenário A. Já outra parte, além de ter estas áreas condicionadas, possuíam aparelhos de condicionamento de ar também nas salas de aula, correspondendo ao Cenário B. Além disso, de acordo com os testes realizados neste estudo, essa variação da área de condicionamento também representou um dos pontos de maior influência no consumo das edificações de ensino fundamental e médio. Tal aspecto, de diferentes cenários de condicionamento em edificações de ensino, também foi verificado por meio das auditorias realizadas. Por isso, esta análise pode se mostrar importante no desenvolvimento de benchmarks.

Outro ponto que pode ser levantado diz respeito à orientação solar do arquétipo. Entretanto, de acordo com que foi verificado por Geraldi et al. (2021), tal variável não apresentou um impacto expressivo no consumo dos arquétipos. Desta forma, esta variável não foi analisada por este trabalho, diferente do que foi feito para o desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021).

Por fim, são apresentados na Tabela 3 os valores mínimos e máximos adotados para cada variável. Para esta etapa do método, assim como na etapa seguinte, os arquivos idf utilizados pelo programa EnergyPlus foram gerados com auxílio da biblioteca Eppy (PHILIP, 2022) para Python, adotada no trabalho de Quevedo (2021) e Silva (2022). Desta forma foi possível garantir que as variações analisadas ocorressem apenas nos devidos objetos dentro dos modelos no EnergyPlus, mantendo o restante do idf inalterado para todos os casos.

Com as variações destes dados de entrada, foi possível verificar quais destas variáveis implicam em consideráveis impactos no consumo de energia do arquétipo. Com base nos resultados, foram consideradas como influentes as variáveis cuja variação resultou em uma modificação de aproximadamente 10% no consumo de energia da edificação. Estas variáveis mais influentes serão importantes não só para o desenvolvimento dos casos simulados, mas principalmente para o desenvolvimento das regressões e equações de *benchmarking*.

Tabela 3 - Cenários avaliados na análise de sensibilidade.

Variável analisada	Valores adotados		Unidade
	Valor mínimo	Valor máximo	
Clima	3,495	71,394	GHR
DPI das salas de aula	9,90	16,32	W/m ²
Transmitância da parede	0,53	4,40	W/m ² K
Transmitância da cobertura	0,53	2,95	W/m ² K
Absortância das paredes	0,30	0,70	-
Absortância da cobertura	0,30	0,70	-
FS do vidro	0,30	0,87	-
Taxa de ocupação das salas de aula	4,00	1,00	m ² /aluno
Eficiência do ar condicionado	Inverter	Split	-
Sombreamento com brise	Com	Sem	-
Renovação	Sem	Com	-
Área condicionada	Cenário A	Cenário B	-

Fonte: Autor (2022)

3.3 CRIAÇÃO DA AMOSTRA DE CASOS SIMULADOS

Com base nas observações desenvolvidas na análise de sensibilidade, partiu-se para as simulações computacionais, de modo a criar uma amostra de diversos casos de simulação do arquétipo. Para isto, diversos fatores, incluindo tanto as variáveis de maior influência quanto algumas de menor impacto, foram variados de maneira mais granular.

Esta variação dos dados de entrada, de forma mais sensível, foi desenvolvida com base no método de amostragem de Saltelli (2002). Para auxiliar neste processo, adotou-se a biblioteca SALib (HERMAN E USHER, 2017) para Python, também utilizada nos estudos de Veiga (2021), Quevedo (2021) e Silva (2022).

No método de amostragem Saltelli o tamanho da amostra a ser criada pode ser verificado a partir da Equação 1. Desta forma, para cada parâmetro de entrada considerado são criadas N amostras. Entretanto, este método tende a ter um melhor funcionamento quando N é uma potência de 2. Desta forma, para este trabalho, assim como no trabalho de Silva (2022), será adotado um N igual a 64, que corresponde a 2 elevado à sexta potência.

$$S = N \times (2D + 2) \quad (1)$$

Onde:

S é o tamanho da amostra;

N é o número de amostras para cada variável;

D é o número de variáveis.

Desta forma, a partir da interação de diversas variáveis com diferentes valores, desenvolveu-se uma extensa amostra de casos simulados. Assim, estes diversos casos foram desenvolvidos de modo a representar um estoque diverso de edificações.

No que diz respeito ao comportamento do arquétipo frente a ventilação, estas análises serão desenvolvidas a parte, já que para a construção da amostra os casos foram simulados como condicionados. Desta forma, ao longo desta etapa, em alguns casos, análises relacionadas à ventilação natural serão desenvolvidas para analisar o percentual de horas ocupadas em desconforto térmico por calor. Assim, para cada clima analisado, os 3 casos de maior consumo, assim como os 3 de menor consumo, serão analisados a partir da ferramenta Natural Comfort (RACKES et al., 2016).

Esta ferramenta tem como base o metamodelo apresentado no estudo de Rackes et al. (2016), sendo adotada na Instrução Normativa para a Classificação de Eficiência Energética de Edificações Comerciais, de Serviços e Públicas - INI-C (INMETRO, 2021) como modo de análise simplificado para edificações ventiladas naturalmente ou híbridas (modo-misto). Entretanto, a aplicação desta é restrita a edificações escolares e de escritórios. Além disso, as edificações devem possuir geometrias retangulares, APPs (Áreas de Permanência Prolongada) com áreas semelhantes e todas com janelas. Desta forma, com dados de entrada relacionados a geometria, propriedades térmicas e ventilação, a ferramenta apresenta como dados de saída os valores de EHFhot (percentual de horas ocupadas em desconforto térmico por calor) com base no modelo adaptativo da ASHRAE Standard 55 (2020), para 80% aceitabilidade térmica dos ocupantes.

Por fim, o banco de dados da amostra foi classificado seguindo o sistema adotado para o desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021). Inicialmente a amostra de casos foi dividida em quatro partes, levando em conta duas variáveis: clima e área condicionada. Para o clima optou-se pela mesma divisão utilizada pelo CBCS, considerando climas frios, para climas com menos de 54.000 GHR, e climas quentes, para valores acima de 54.000 GHR. Já para a área condicionada, considerou-se a divisão conforme o cenário de ambientes condicionados: cenário A, onde apenas áreas administrativas, biblioteca e laboratório de informática são condicionados, e cenário B, onde as salas de aula também são condicionadas.

Esta divisão se faz necessária para que a comparação entre os casos possa ocorrer de forma mais representativa. Caso a amostra fosse classificada como um todo, casos em climas mais quentes, por terem maior consumo do sistema de condicionamento de ar, poderiam ser

classificados como ineficientes, frente a casos em climas mais amenos e frios, onde o consumo é menor pela própria natureza do clima. Desta forma, casos em climas quentes seriam punidos por simplesmente garantir o conforto dos usuários. Tal comportamento também aconteceria em se tratando da área condicionada, onde casos no cenário B seriam punidos frente a casos no cenário A.

Com a amostra dividida, para cada uma das partes foi aplicada a Equação 2, de forma a criar uma escala de classificação separando os casos em eficiente, típico e ineficiente, conforme Figura 12, conforme. Desta forma, exemplos reais podem ser classificados com base nesta escala desenvolvida.

$$i = (\text{Caso com maior consumo} - \text{caso com menor consumo}) \div 5 \quad (2)$$

Onde:

i é o índice utilizado para classificação dos casos.

Figura 12 - Escala de classificação do consumo



Fonte: CBCS (2021)

Neste ponto é importante evidenciar uma limitação deste trabalho frente ao conforto térmico dos usuários. Por uma limitação da extensão de uma dissertação, este trabalho foca apenas desempenho energético, enquanto a qualidade do ambiente condicionado é medida apenas em relação a temperatura operativa dos ambientes. Desta forma, o conforto térmico em si não é avaliado de maneira efetiva para os ambientes condicionados. Além disso, para os ambientes não condicionados não há uma avaliação nem mesmo da temperatura operativa. Assim, as avaliações de desempenho do arquétipo levam em conta apenas o consumo energético, já que a avaliação do conforto térmico dos usuários seria uma outra demanda por si só. Entretanto, é válido enfatizar que o desempenho energético de uma edificação só pode ser considerado adequado partindo da premissa de que os ambientes construídos conseguem atender a demanda dos ocupantes, incluindo um adequado conforto térmico.

3.4 DESENVOLVIMENTO DAS EQUAÇÕES DE BENCHMARKING

Tomando como ponto de partida a amostra construída através das simulações na etapa anterior, estabeleceu-se o desenvolvimento da equação de benchmarking. Esta equação tem como objetivo principal servir como instrumento para a determinação aproximada do consumo de edificações reais, a partir de poucos dados de entrada. Em seguida, este consumo estimado pode ser utilizado para a classificação das edificações de acordo com a escala estabelecida no item anterior.

Para isto, modelos estatísticos foram empregados de forma a tentar relacionar, de maneira mais precisa possível, os dados de entrada com o consumo do arquétipo simulado. Assim, analisou-se o emprego de dois métodos: Regressão Linear Multivariada e *Support Vector Machine* (SVM). Para ambos os métodos, o desenvolvimento dos modelos foi realizado a partir da biblioteca Scikit-learn (PEDREGOSA et al, 2011) para Python, conforme apresentado por Quevedo (2021) e Silva (2022).

Para ambos os métodos, a amostra total foi dividida, de maneira aleatória, em duas para o desenvolvimento dos modelos: uma parte para o treinamento do modelo (composta por 80% da amostra) e o restante para os testes e verificação de aderência aos dados. Além disso, esta divisão da amostra foi estabelecida de maneira a se manter a mesma para ambos os métodos, de forma a garantir uma boa comparação entre eles.

O primeiro método descrito é uma forma de regressão mais simples. A aplicação deste método resulta em uma equação conforme a Equação 3, onde além do coeficiente linear, cada variável tem seu próprio coeficiente angular. Além disso, o resultado final apresentado terá sua precisão avaliada pelo coeficiente de determinação (R^2), buscando valores mais próximos de 1. Em se tratando dos erros do modelo, estes serão avaliados com o uso da raiz quadrado do erro médio (RMSE) e do erro absoluto médio (MAE).

$$EUI = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p \quad (3)$$

Onde:

EUI é o EUI da edificação analisada (kWh/m².ano);

a é o coeficiente linear da regressão;

b é o coeficiente angular relativo à variável “p” da regressão;

x é o valor atribuído à variável “p”.

Já o segundo método apresentado é baseado em *machine learning* (aprendizado de máquinas). Seu desempenho também foi avaliado com o uso das mesmas métricas, de modo a poder comparar os resultados obtidos pelos dois métodos. Além disso, parâmetros internos dos algoritmos de desenvolvimento também foram otimizados, de forma a obter um modelo com menor erro possível. Ademais, os valores de cada parâmetro foram padronizados de acordo com a distribuição normal, para que certas variáveis não desenvolvessem pesos maiores do que outras devido a suas escalas.

Por fim, buscou-se verificar a aplicabilidade dos modelos desenvolvidos. Para isto, são demonstradas aplicações dos mesmos em casos reais, levantados a partir das auditorias realizadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho. Além disso, estes mesmos casos reais são analisados através da plataforma DEO (CBCS, 2021). Com isso, torna-se possível a comparação entre os modelos desenvolvidos neste trabalho com o modelo desenvolvido pelo CBCS.

Contudo, para que esta aplicação possa ser feita de maneira mais representativa, há a necessidade de uma correção nos valores de EUI. Isto se deve ao fato de que os modelos desenvolvidos neste trabalho consideram casos com condicionamento de ar constante. Porém, para considerar a operação em modo misto, normalmente mais comum, correção apresentada na Equação 4 se faz necessária. Deste modo, os períodos nos quais o uso da ventilação natural é suficiente para garantir que não haja desconforto por calor, obtidos através do uso da ferramenta Natural Comfort (RACKES et al., 2016), serão reduzidos do total do uso final do sistema de condicionamento de ar.

$$EUI' = EUI - (1 - EHFhot) \cdot UF_HVAC \quad (4)$$

Onde:

EUI' é o EUI corrigido (kWh/m².ano);

EUI é o EUI obtido através de algum dos modelos de regressão desenvolvidos neste trabalho (kWh/m².ano);

EHFhot é o percentual de horas ocupadas em desconforto térmico por calor, obtido através da ferramenta Natural Comfort (RACKES et al., 2016);

UF_HVAC é o uso final do sistema de condicionamento de ar (kWh/m².ano).

Entretanto, para que tal correção possa ser possível, faz-se necessário a identificação do uso final do sistema de condicionamento de ar. Levando em conta a Equação 5, é possível verificar a forma como o consumo dos casos simulados pode ser descrito por três usos finais:

iluminação, equipamentos e sistema de condicionamento de ar. Desta forma, como o desenvolvimento das simulações leva em conta um consumo de equipamentos em geral constante para todos os casos, e um sistema de iluminação onde apenas a DPI das salas de aula é variada, o uso final do sistema de condicionamento de ar de cada caso pode ser verificado a partir do EUI obtido através da regressão, através da aplicação dos valores com base na Equação 5.

$$EUI = UF_Ilum + UF_Equip + UF_HVAC \quad (5)$$

Onde:

EUI é o EUI do caso analisado (kWh/m².ano);

UF_Ilum é o uso final do sistema de iluminação (kWh/m².ano);

UF_Equip é o uso final dos equipamentos em geral da edificação (kWh/m².ano);

UF_HVAC é o uso final do sistema de condicionamento de ar (kWh/m².ano).

Entretanto, tal forma de correção apresenta uma certa limitação. Isto ocorre, pois, como demonstrado na Equação 4, o EHFhot é um fator relacionado ao desconforto por calor, enquanto o UF_HVAC leva em conta o consumo do sistema de condicionamento de ar do arquétipo, que considera resfriamento e aquecimento. Desta forma, principalmente para climas mais frios, onde o consumo por aquecimento pode ser mais considerável, esta correção pode diminuir em demasia o consumo do arquétipo. Entretanto, para climas mais quentes, onde o aquecimento tem pequeno ou nenhum impacto, esta correção passa a ser mais adequada. Além disso, esta correção foi selecionada por não necessitar o desenvolvimento de outro modelo de regressão, específico para o consumo do ar-condicionado para resfriamento. Assim, esta correção pode ser feita com base nos dados das regressões que serão foco desta dissertação, possibilitando os objetivos deste trabalho.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo do trabalho busca apresentar os resultados obtidos através da aplicação metodologia descrita no capítulo anterior. Para isto, os resultados, assim como suas respectivas análises e discussões, foram apresentados de acordo com cada uma das etapas especificadas no método.

4.1 DESENVOLVIMENTO DO ARQUÉTIPO

Seguindo os resultados apresentados em Geraldi et al. (2021), na etapa de caracterização do estoque de 298 escolas, a classificação visual dos formatos das edificações resultou nas características apresentadas na Tabela 4. Em seguida foi realizado o teste ANOVA, no qual foram obtidos os resultados apresentados na Tabela 5. Desta forma, é possível verificar que o valor P foi menor do 5%, e que o valor F obtido foi maior do que o valor máximo de F, considerando um nível de significância de 5%. Com isso é possível concluir que escolas com diferentes formatos apresentam diferentes valores de EUI (kWh/aluno), considerando uma probabilidade de erro de 5%.

Tabela 4 - Características referentes aos diferentes formatos de edificação.

Formato da edificação	Número de observações	Somatório [kWh/m ² .ano]	Média [kWh/m ² .ano]	Variância [kWh/m ² .ano]
Formato E	26	1.073,1	41,3	305,7
Formato H	16	766,6	47,9	557,3
Formato L	28	1.507,4	53,8	1.157,3
Formato O	48	2.338,4	48,7	1.203,5
Formato U	52	2.508,6	48,2	755,0
Retangular	66	4.079,3	61,8	2.118,2
Múltiplas Edificações	62	3.841,5	62,0	2.061,9

Adaptado de: Geraldi et al. (2021).

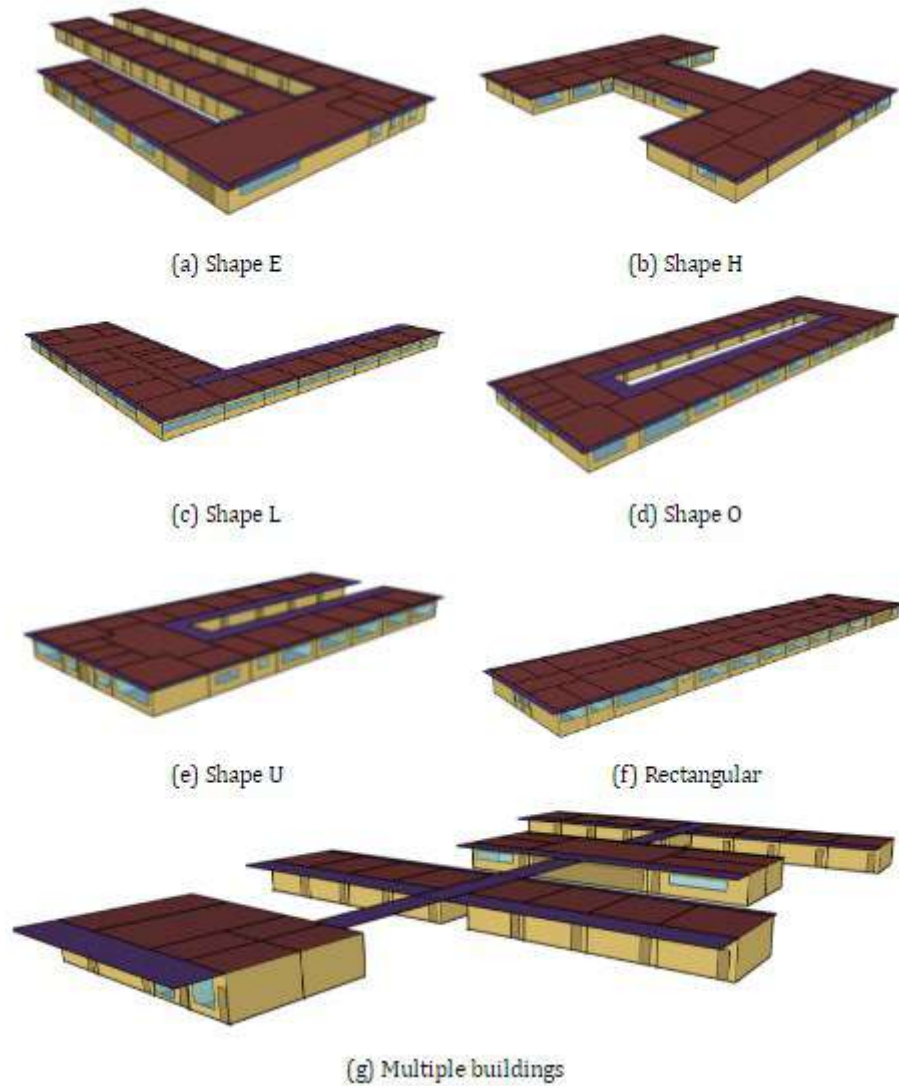
Tabela 5 - Resumo do teste ANOVA para relação entre formatos e EUI (kWh/aluno).

Fonte de variação	Soma de quadrados	Graus de liberdade	Quadrados médios	F	P-valor	F max
Entre os formatos	8.547,70	6	1.709,5	2,4	0,0	2,3
Dentro dos formatos	163.391,40	231	707,3			
Total	171.939,10	237				

Fonte: Geraldi et al. (2021)

Em seguida, a partir dos dados levantados na etapa de desenvolvimento dos arquétipos, com a análise do banco de dados de projetos de 31 escolas, os modelos de simulação das edificações de referência foram desenvolvidos. Desta forma, conforme apresentado na Figura 13, cada um dos arquétipos, teve uma geometria diferente modelada, sendo o retangular apresentado no item (f). De maneira geral o número de salas de aulas dos modelos variou entre 12 e 16, sendo que todos os arquétipos incluíam uma biblioteca, um laboratório de informática, uma cozinha, um refeitório e 5 salas administrativas. Além disso, verifica-se que as salas de aula foram posicionadas ao longo dos corredores dependendo da presença de diferentes alas.

Figura 13 - Arquétipos obtidos para cada formato de edificação



Fonte: Geraldi et al. (2021)

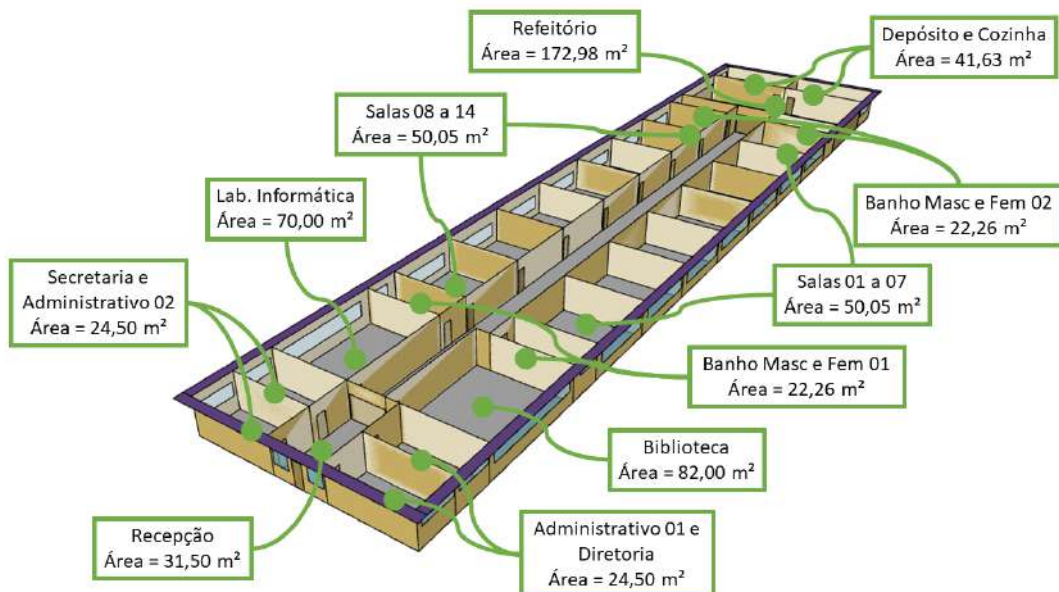
Entretanto, como descrito na metodologia, para os próximos passos deste trabalho foi considerado apenas um dos arquétipos: o retangular. Com isso, na Tabela 6, são apresentados os parâmetros adotados neste trabalho, considerando o arquétipo retangular. Na Figura 14, o arquétipo retangular é apresentado em destaque.

Tabela 6 - Valores dos parâmetros adotados considerando o arquétipo retangular

Parâmetro	Valor	Unidade
Transmitância térmica da parede	1,85	W/m ² k
Transmitância térmica da cobertura	1,79	W/m ² k
Transmitância térmica da laje térrea	3,30	W/m ² k
Transmitância térmica do vidro	5,70	W/m ² k
Fator solar do vidro	0,87	-
Absortância da parede	0,50	-
Absortância da cobertura	0,65	-
Densidade de iluminação nos escritórios	9,43	W/m ²
Densidade de iluminação na biblioteca e laboratório de informática	6,74	W/m ²
Densidade de iluminação nas salas de aula	6,74	W/m ²
Densidade de iluminação nos corredores	4,00	W/m ²
Potência instalada nos escritórios	182	W
Potência instalada na biblioteca	50	W
Potência instalada no laboratório de informática	3000	W
Potência instalada nas salas de aula	50	W
Ocupação nos escritórios	3	Pessoas
Ocupação na biblioteca	7	Pessoas
Ocupação no laboratório de informática	10	Pessoas
Ocupação nas salas de aula	18	Pessoas

Adaptado de: Geraldi et al. (2021).

Figura 14 - Arquétipo adotado para próximas etapas deste trabalho



Adaptado de: Geraldi et al. (2021).

Além disso, certas mudanças no que diz respeito a modelagem do arquétipo foram feitas, de modo a ajustar ele à metodologia deste trabalho. Como apontado no método, as análises referentes ao condicionamento dos ambientes foram desenvolvidas levando em conta ambientes fechados. Por isso, as considerações relacionadas ao funcionamento do ar-condicionado, e sua operação em modo misto, foram realizadas sem o uso do EMS, de maneira diferente do modelado nos arquétipos do estudo de Geraldi et al. (2021). As análises deste trabalho frente ao potencial de uso da ventilação natural, desenvolvidas com o uso da ferramenta Natural Comfort, foram realizadas no desenvolvimento da amostra.

No que diz respeito à modelagem do sistema de condicionamento dos ambientes, esta passou a ser realizada de acordo com a metodologia apresentada pelo CBCS para o desenvolvimento da plataforma DEO (CBCS, 2021). Desta forma, tanto os objetos utilizados para modelagem, como os valores de *setpoint* adotados para as análises (24°C para resfriamento e 21°C para aquecimento), também foram alterados com relação ao arquétipo apresentado em Geraldi et al. (2021). Entretanto, os padrões de ocupação, incluindo a definição dos dias letivos e férias escolares, assim como iluminação e operação de equipamentos, se mantiveram os mesmos.

Por fim, em se tratando da interação entre a edificação e o solo, assim como modelado nos arquétipos do estudo, as simulações realizadas neste trabalho também utilizaram o objeto *GroundDomain* no programa EnergyPlus.

4.2 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

Com o arquétipo do trabalho já estabelecido, partiu-se para o desenvolvimento das análises de sensibilidade. Levando em conta os dados adotados para o arquétipo, certos ajustes nos valores analisados foram realizados. Em alguns casos, por exemplo, alguns valores foram alterados para que pudessem gerar análises de melhor usabilidade, evitando possíveis redundâncias. Além disso, os valores referentes ao caso base deste trabalho também foram apresentados de forma a se integrar às escalas das variáveis dos casos extremos.

O primeiro ajuste diz respeito ao valor da DPI das salas de aula no cenário de menor consumo. De acordo com o que foi evidenciado em Geraldi et al. (2021), as DPIs das salas de aula das escolas analisadas no estudo tendem a uma média de 6,74 W/m². Como este valor é consideravelmente abaixo do valor de 9,90 W/m² citado na metodologia, esta média

apresentada no caso base passou a ser adotada para análise de sensibilidade, tanto pelo embasamento do artigo, quanto pelo fato de ser um cenário mais distante do caso de menor eficiência.

Outro ajuste diz respeito ao valor da absorvância da cobertura. Como o valor do caso base (0,65) está muito próximo ao valor do cenário de maior consumo (0,70), este passou a ser considerado como o caso extremo para análise.

Desta forma, estes ajustes resultaram nos casos apresentados na Tabela 7, que expõem os valores extremos testados, assim como os valores para o caso base. Assim, os impactos destes valores no consumo do arquétipo, são apresentados a seguir.

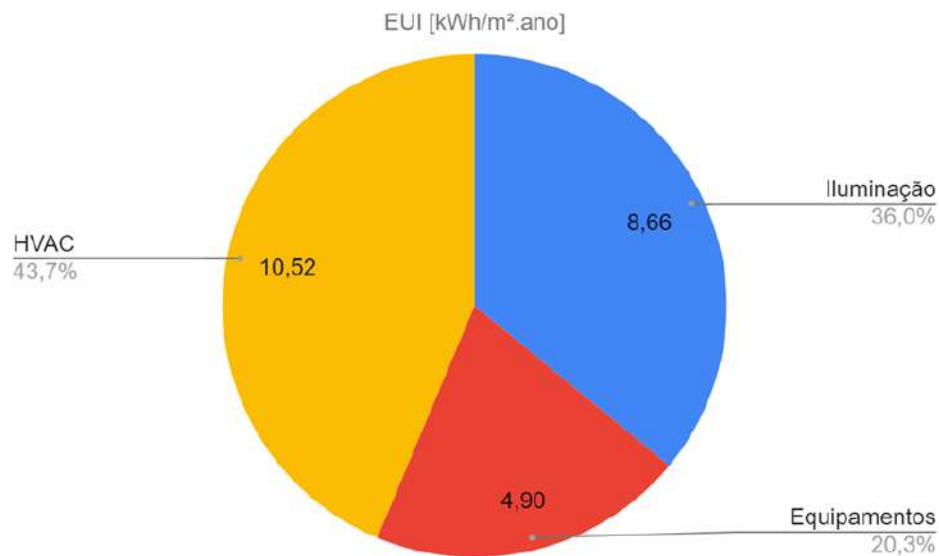
Tabela 7 - Casos desenvolvidos para a análise de sensibilidade, com valores ajustados

Variável analisada	Valores adotados			Unidade
	Valor mínimo	Caso base	Valor máximo	
Clima	3.495	28.602	71.394	GHR
DPI das salas de aula	6,74		16,32	W/m ²
Transmitância da parede	0,53	1,85	4,40	W/m ² K
Transmitância da cobertura	0,53	1,79	2,95	W/m ² K
Absortância das paredes	0,30	0,50	0,70	-
Absortância da cobertura	0,30	0,65		-
FS do vidro	0,30	0,87		-
Taxa de ocupação das salas de aula	4,00	2,78	1,00	m ² /aluno
Eficiência do ar condicionado	Inverter	Split		-
Sombreamento com brise	Com	Sem		-
Renovação	Sem		Com	-
Área condicionada	Cenário A		Cenário B	-

Fonte: Autor (2022)

Com base nestas adaptações, 18 casos diferentes foram considerados para a análise de sensibilidade. Para isto, para cada variável e seus respectivos valores testados, são apresentados os diferentes EUIs assim como a taxa de variação entre cada um dos valores. Para que tais comparações e suas posteriores análises sejam realizadas, faz-se interessante o conhecimento dos usos finais do próprio caso base. Na Figura 15 é possível verificar a composição do EUI do caso base, que totaliza 24,08 kWh/m².ano.

Figura 15 - Usos finais do arquétipo no caso base

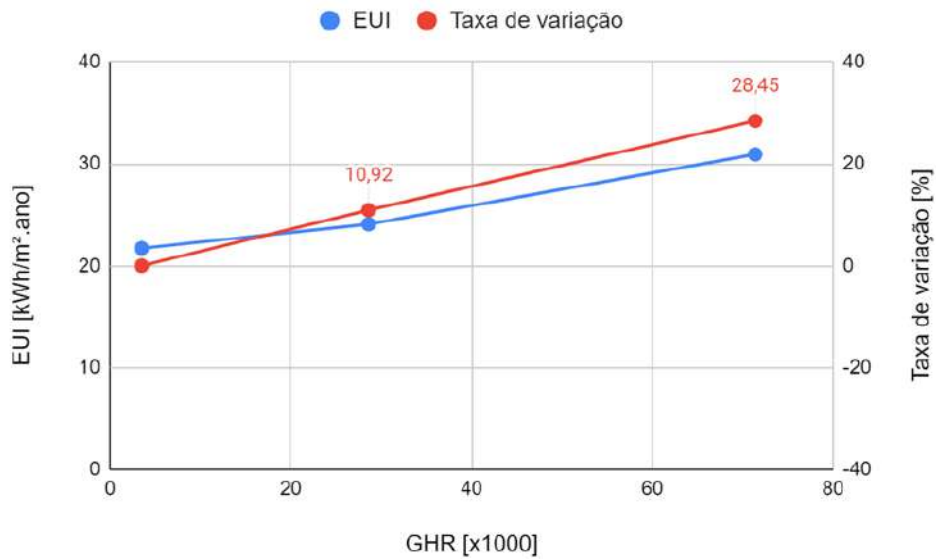


Fonte: Autor (2022)

Iniciando a análise de sensibilidade com o clima, é possível verificar através da Figura 15 o alto impacto desta variável. A mudança dos GHR, partindo do caso em Campos do Jordão para o caso base em Florianópolis, gerou um aumento de 10,92% no EUI do arquétipo. E, quando se verifica o aumento dos GHR entre o caso Base e o caso em Fortaleza, observa-se um efeito ainda maior, resultando em um aumento de 28,45% no EUI. Como o sistema de condicionamento de ar representa mais de um terço do EUI no caso base, a grande variação de climas no Brasil pode fazer com que este uso final tenha um grande impacto em cidades mais quentes. No caso de Fortaleza, por exemplo, o sistema de condicionamento de ar passa a representar mais da metade do EUI.

Neste ponto é válido enfatizar que, apesar da correlação entre o consumo do arquétipo estar sendo feita em relação aos GHR do clima, o consumo por aquecimento ainda faz parte do total do EUI. Neste caso, por exemplo, o consumo do arquétipo em Florianópolis, leva em conta uma pequena contribuição do aquecimento. Já para Fortaleza, o mesmo não acontece, pois a temperatura operativa nos ambientes condicionados não atingiu o valor do *setpoint* para aquecimento, 21°C.

Figura 16 - Análise de sensibilidade da variável clima

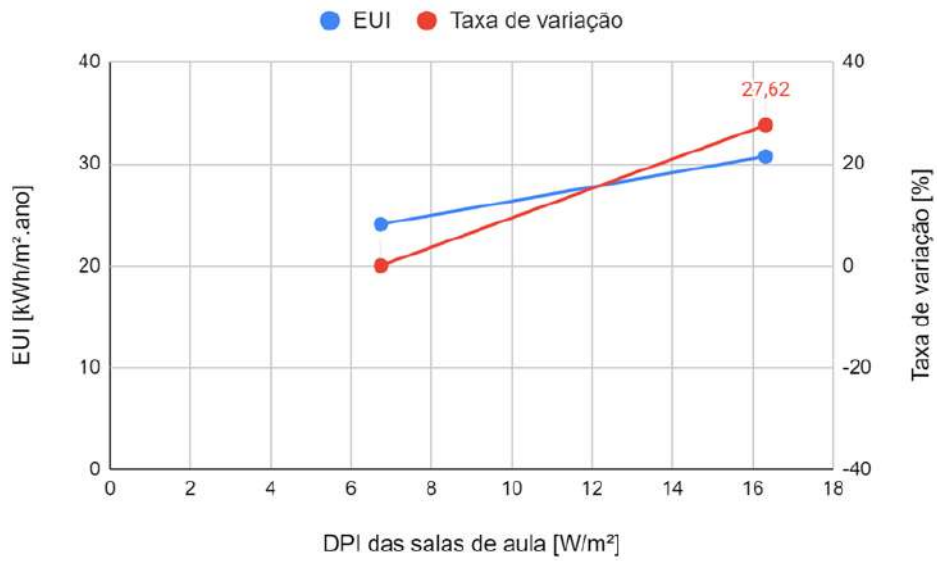


Fonte: Autor (2022)

Em se tratando da DPI das salas de aula, conforme apresentado na Figura 17, é possível verificar que esta variável também tem alto impacto no desempenho energético do arquétipo. Neste caso, a adoção de um sistema menos eficiente de iluminação para as salas de aula resultou em um aumento de 27,62% no EUI do arquétipo. Tal influência pode ser atribuída à alta contribuição do sistema de iluminação no EUI do caso base. Desta forma, qualquer mudança que tenda a gerar um maior consumo de energia para o sistema de iluminação pode apresentar um efeito considerável no consumo do arquétipo como um todo.

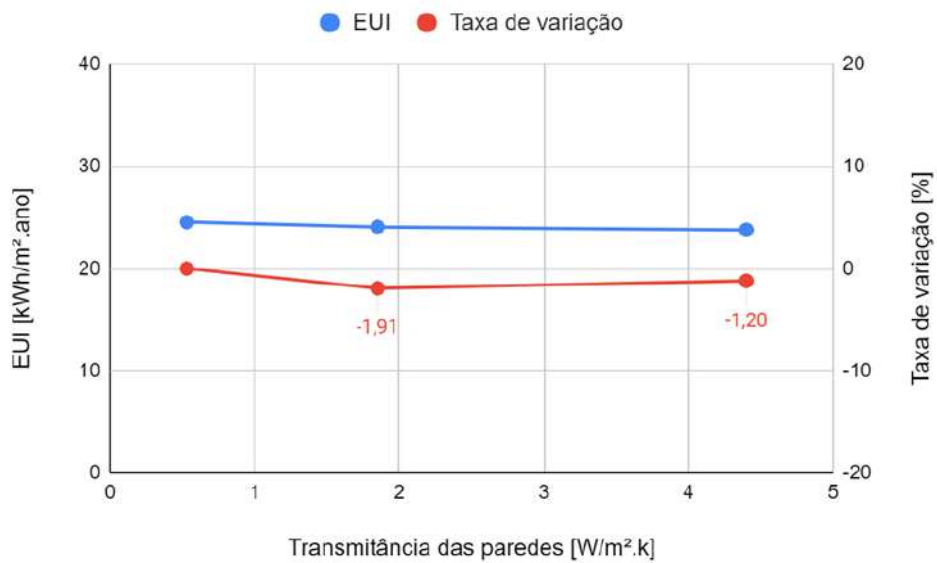
No que diz respeito aos fatores referentes ao envelope da edificação, foram testadas as variáveis relacionadas à transmitância, assim como a absortância, das paredes e da cobertura. De maneira geral, o impacto destas variáveis não foi significativo, como demonstrado nas Figura 18 a 20. No caso de maior impacto, aumentando a absortância da cobertura de 0,3 para os 0,65 do caso base, o aumento foi de pouco mais de 2,38% no EUI do arquétipo.

Figura 17 - Análise de sensibilidade da DPI nas salas de aula



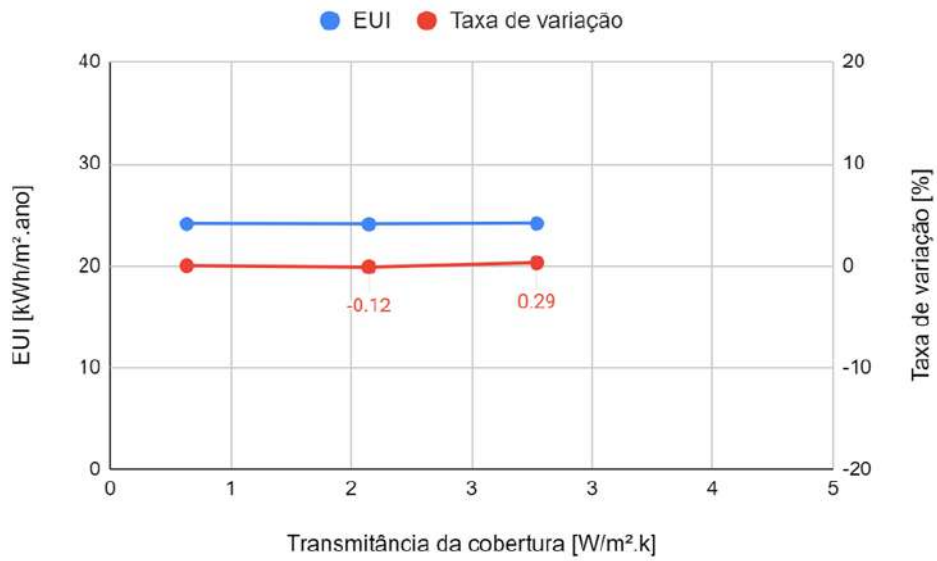
Fonte: Autor (2022)

Figura 18 - Análise de sensibilidade da transmitância das paredes



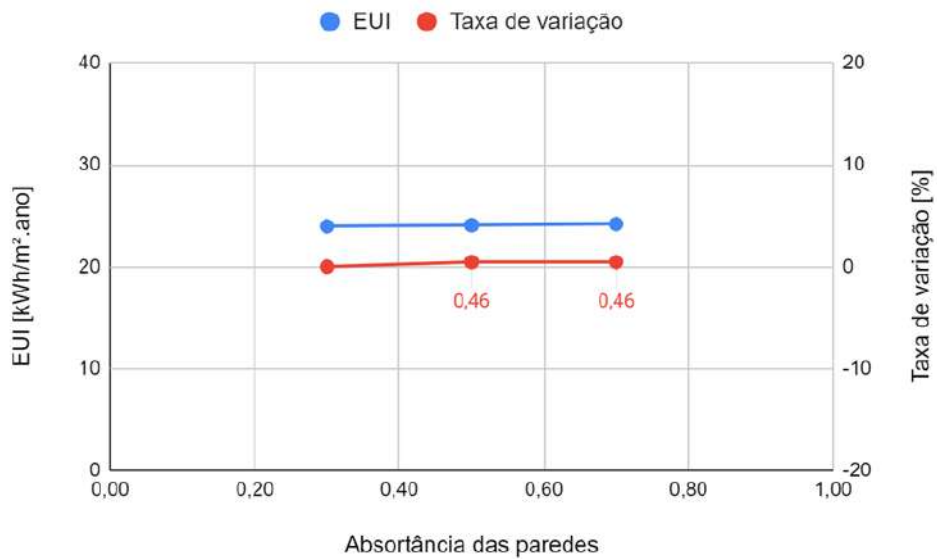
Fonte: Autor (2022)

Figura 19 - Análise de sensibilidade da transmitância da cobertura



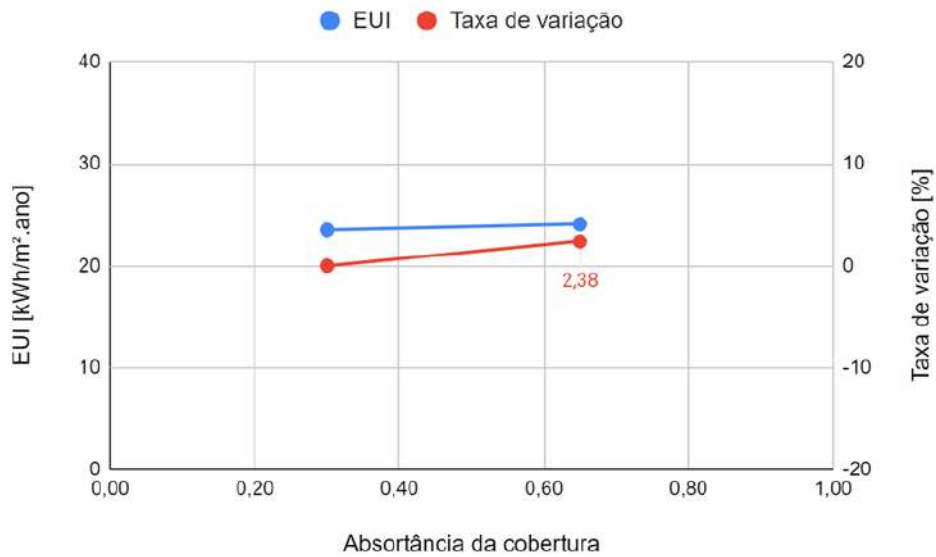
Fonte: Autor (2022)

Figura 20 - Análise de sensibilidade da absortância das paredes



Fonte: Autor (2022)

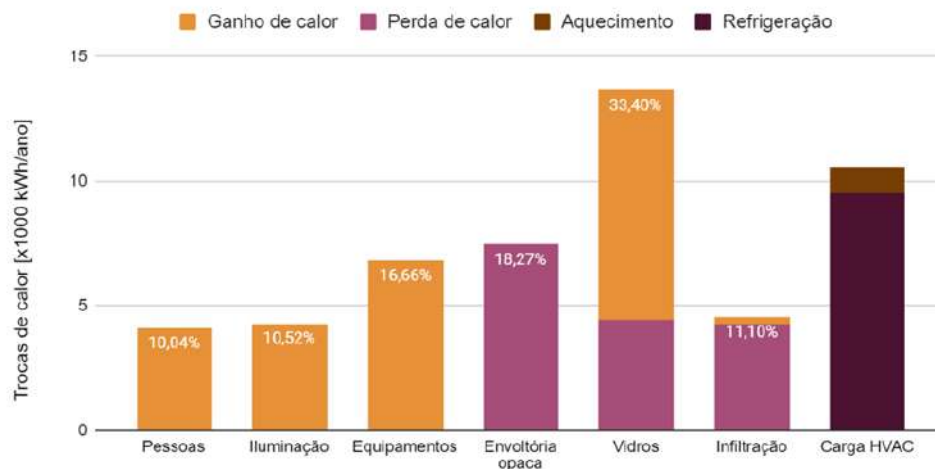
Figura 21 - Análise de sensibilidade da absortância da cobertura



Fonte: Autor (2022)

O baixo impacto destas variáveis pode estar relacionado à composição do ganho de calor sensível dos ambientes condicionados. Estes dados, retirados do *Sensible Heat Gain Summary* do relatório de saída *Table* do programa EnergyPlus, são demonstrados na Figura 22. No caso base, a troca de calor que acontece através da porção opaca da envoltória corresponde a apenas 18,27% do total da somatória de trocas de calor sensível ao longo do ano. Já as cargas internas, compostas pelo calor gerado pelos ocupantes, luminárias e equipamentos, correspondem a mais de 37%.

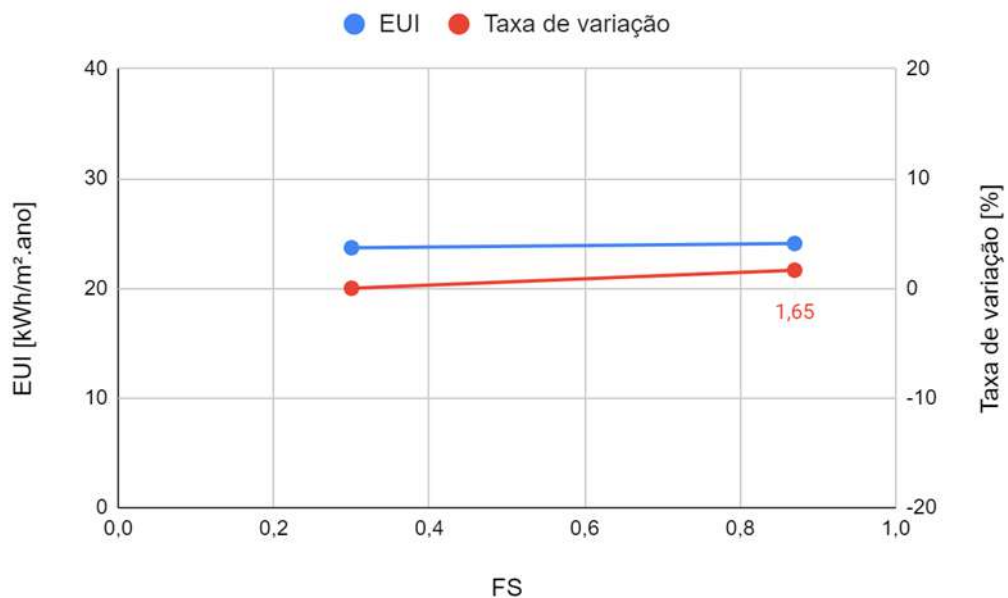
Figura 22 - Somatório de trocas de calor sensível ao longo do ano nos ambientes condicionados



Fonte: Autor (2022)

Outra variável analisada que também faz parte da envoltória diz respeito ao fator solar dos vidros. Como apresentado na Figura 23, esta variável apresentou um baixo impacto no EUI do arquétipo.

Figura 23 - Análise de sensibilidade do fator solar dos vidros



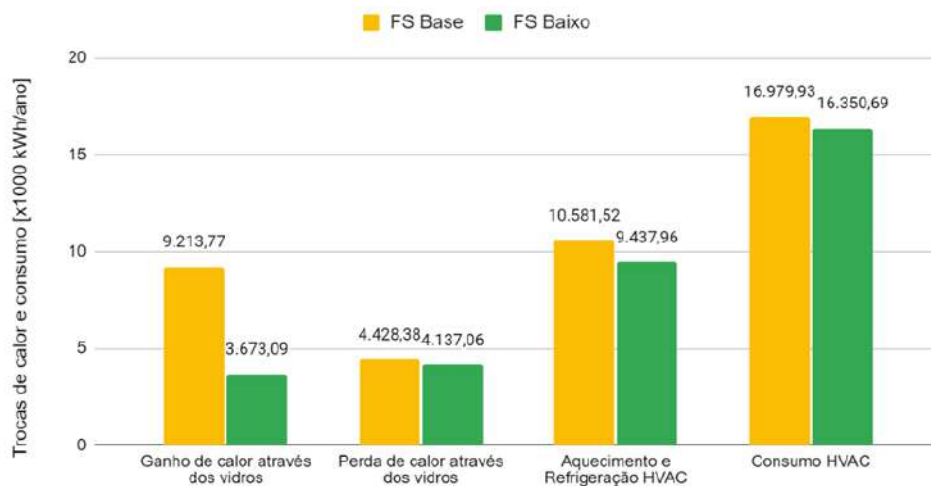
Fonte: Autor (2022)

Como pode ser verificado na Figura 24, a mudança do fator solar dos vidros resulta em uma queda considerável no somatório do ganho de calor sensível dos ambientes

condicionados artificialmente ao longo do ano. Além disso, como demonstrado na Figura 22, os vidros representam cerca de um terço do total dessas trocas de calor. Entretanto, como verificado na Figura 24, esta mudança se traduz em uma pequena redução nas cargas do sistema de condicionamento de ar e, por consequência, uma pequena alteração de consumo neste uso final.

Tal comportamento pode estar relacionado aos dias e horários em que estas trocas ocorrem. Tanto na Figura 22, quanto na Figura 24, os números relacionados à troca de calor sensível são resultados de somatórios para um ano completo. Entretanto, os valores relacionados ao sistema de condicionamento de ar dizem respeito apenas aos horários no qual o sistema está funcionando. Ou seja, partes destas trocas de calor através dos vidros ocorrem em períodos em que a edificação não está ocupada, como no período de férias escolares ou fora do horário de funcionamento da escola. Além disso, estas trocas de calor também podem acontecer em condições em que o sistema de condicionamento de ar pode não ser necessário, o que também pode explicar esta relação entre o somatório das trocas de calor sensível e consumo do sistema de ar-condicionado.

Figura 24 - Somatório das trocas de calor sensível através dos vidros ao longo do ano nos ambientes condicionados

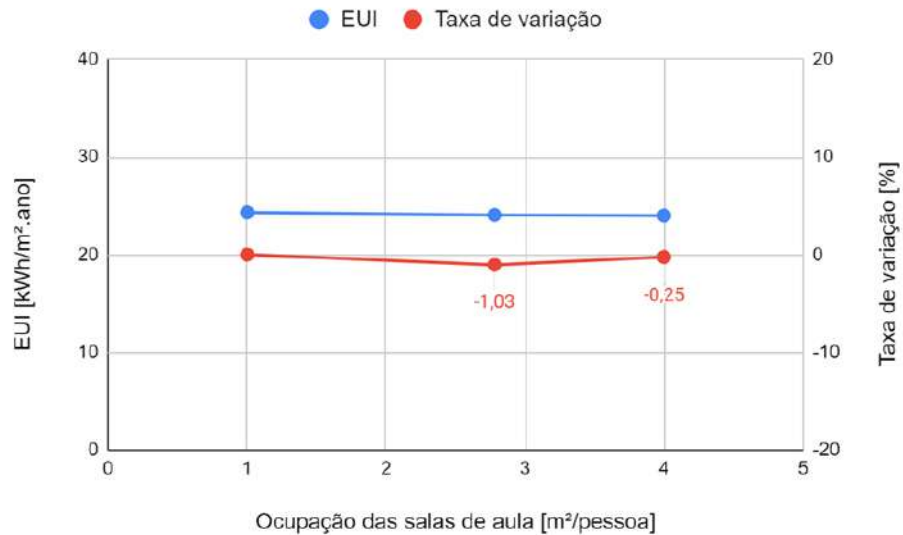


Fonte: Autor (2022)

No que diz respeito à ocupação nas salas de aula, esta variável também produz pouco efeito no EUI do arquetipo no caso base. Conforme demonstrado na Figura 25, a maior variação observada foi de aproximadamente 1%. Entretanto, é válido lembrar que nestes casos

avaliados, onde apenas a ocupação foi alterada, as salas de aula continuaram sem a presença de um sistema de ar-condicionado.

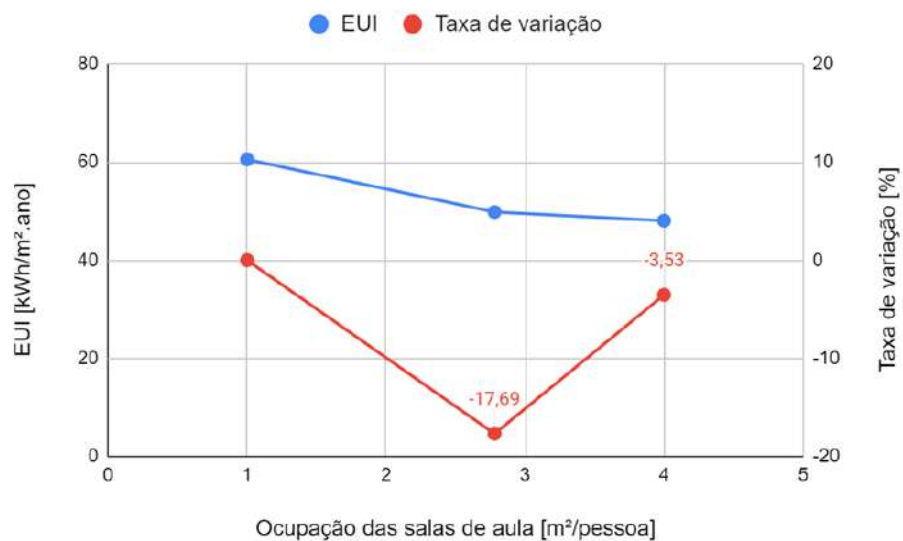
Figura 25 - Análise de sensibilidade da ocupação das salas de aula



Fonte: Autor (2022)

Desta forma, no entanto, ao fazermos a mesma análise no cenário B, onde as salas de aula são condicionadas, o impacto é considerável. Como demonstrado na Figura 26, a redução da ocupação, do cenário de maior ocupação para a menor, resulta em uma redução de mais de 20% no EUI do arquétipo.

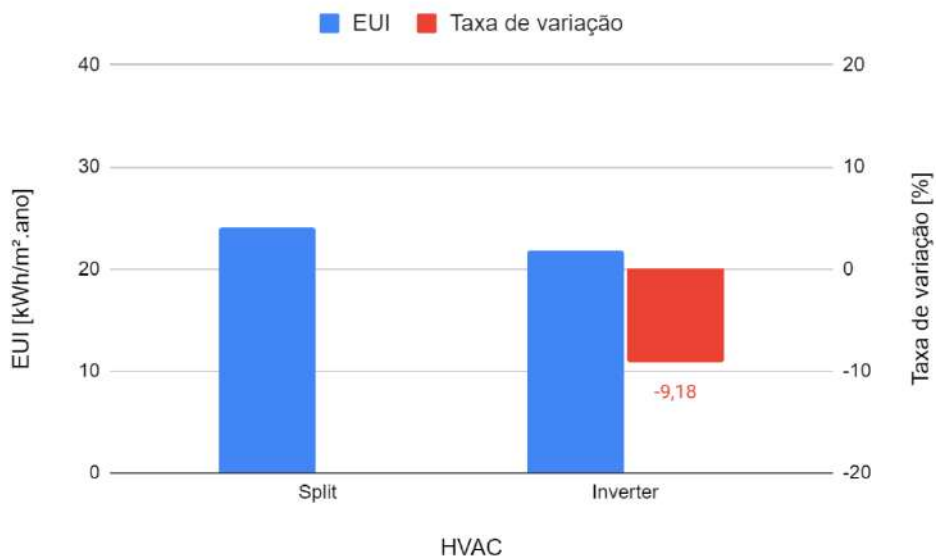
Figura 26 - Análise de sensibilidade da ocupação das salas de aula no cenário B



Fonte: Autor (2022)

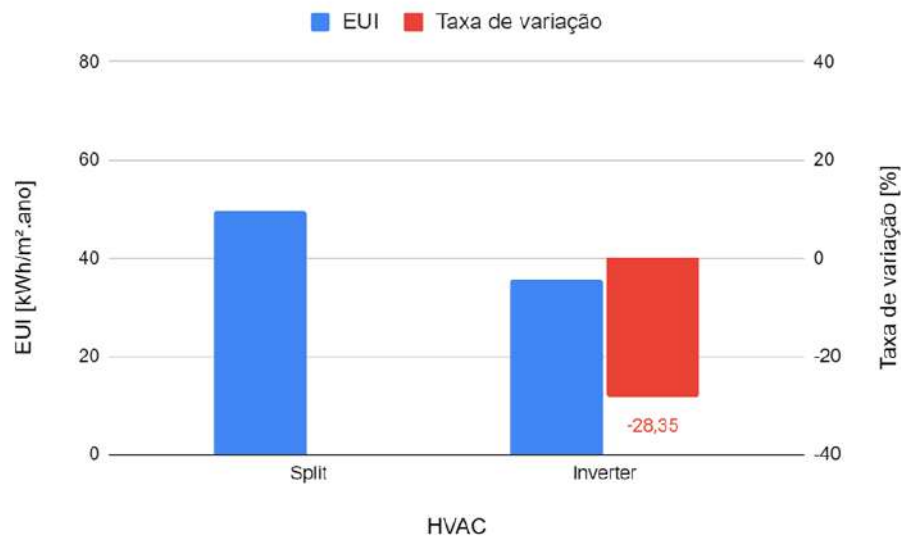
Em se tratando da influência da eficiência dos aparelhos de ar-condicionado, verifica-se para o caso base um impacto de cerca de 9% no desempenho do arquétipo, que pode ser verificado na Figura 27. Porém, ao levarmos em conta o cenário B, onde o consumo do sistema de condicionamento de ar, assim como sua importância no EUI do arquétipo, é ainda maior, o impacto da eficiência dos aparelhos aumenta, consideravelmente. Como demonstrado na Figura 28, a adoção de sistema com aparelhos do tipo inverter possibilita uma redução no EUI de mais de 28%.

Figura 27 - Análise de sensibilidade da eficiência do sistema de condicionamento de ar



Fonte: Autor (2022)

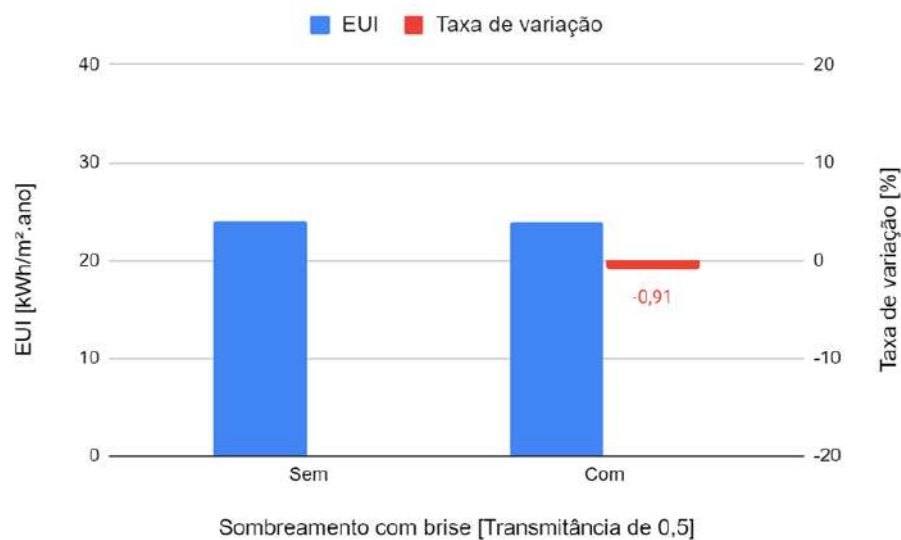
Figura 28 - Análise de sensibilidade da eficiência do sistema de condicionamento de ar para o cenário B



Fonte: Autor (2022)

No que diz respeito ao sombreamento das janelas dos ambientes ocupados, seu impacto para o caso base foi reduzido. Tal característica é verificada tanto para o caso base, demonstrado na Figura 29, representando uma redução de 0,91% no EUI, quanto para o cenário B, onde a redução chega a um pouco mais de 1,57%. Este comportamento pode ter a mesma origem dos fatores da análise de sensibilidade do fator solar dos vidros.

Figura 29 - Análise de sensibilidade do sombreamento das janelas

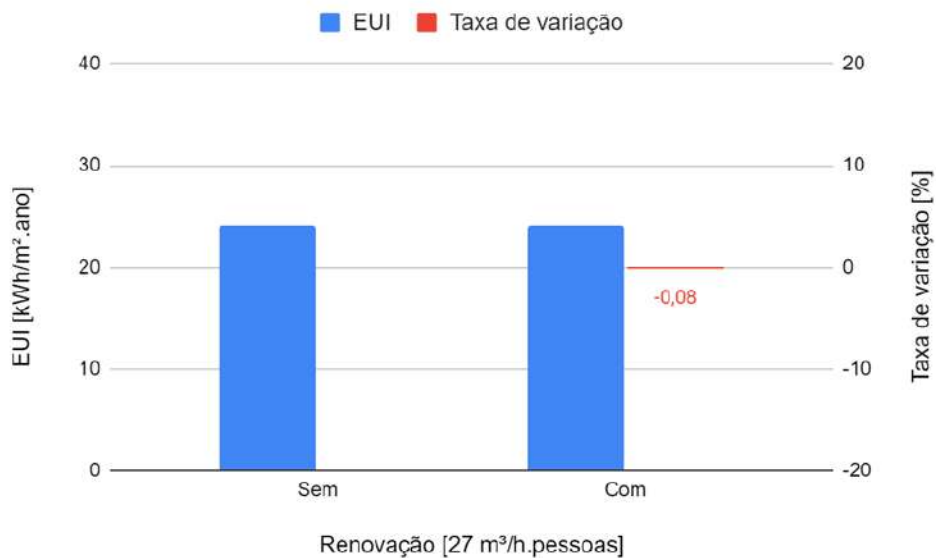


Fonte: Autor (2022)

Outra variável que também apresentou um baixo impacto foi a renovação de ar nos ambientes condicionados. Como pode ser verificado na Figura 30, o impacto é praticamente nulo no EUI, sendo que tal característica também é observada para o cenário B, onde o impacto é menor do que 3%. Este baixo impacto pode estar atrelado à pequena influência da infiltração de ar na carga do sistema de condicionamento de ar. Ao longo do ano todo, mesmo em períodos não ocupados, a infiltração representa menos de 15% do total de trocas de calor sensível para o caso base, conforme demonstrado na Figura 21.

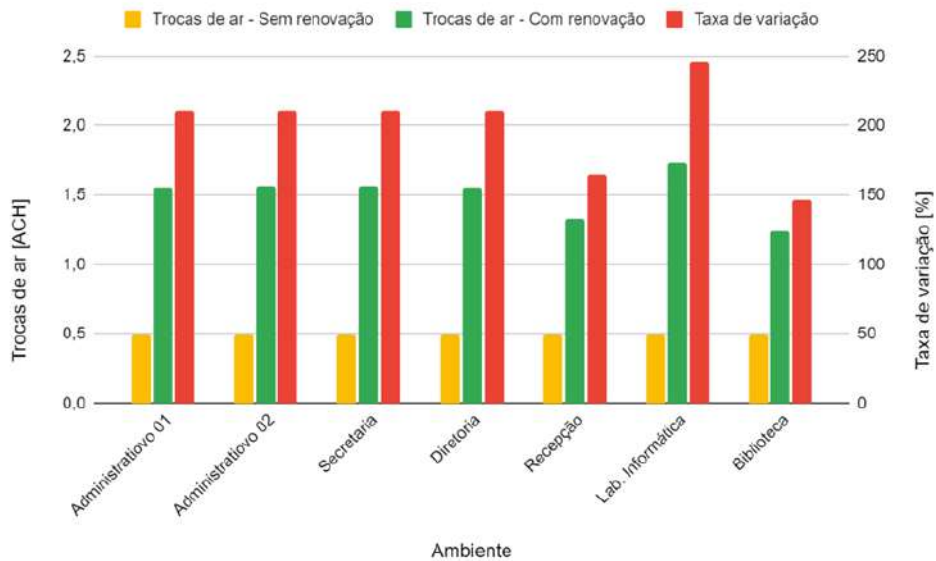
Entretanto, através da Figura 31, baseada no *Outdoor Air Summary* do relatório de saída *Table* do programa EnergyPlus, observa-se que, a inclusão da renovação mínima de ar representou um aumento maior do que 140% na média das trocas de ar dos ambientes condicionados. Desta forma, a inclusão da renovação de ar pode ser uma consideração interessante do ponto de vista da qualidade interna do ar.

Figura 30 - Análise de sensibilidade da implementação de renovação de ar nos ambientes condicionados



Fonte: Autor (2022)

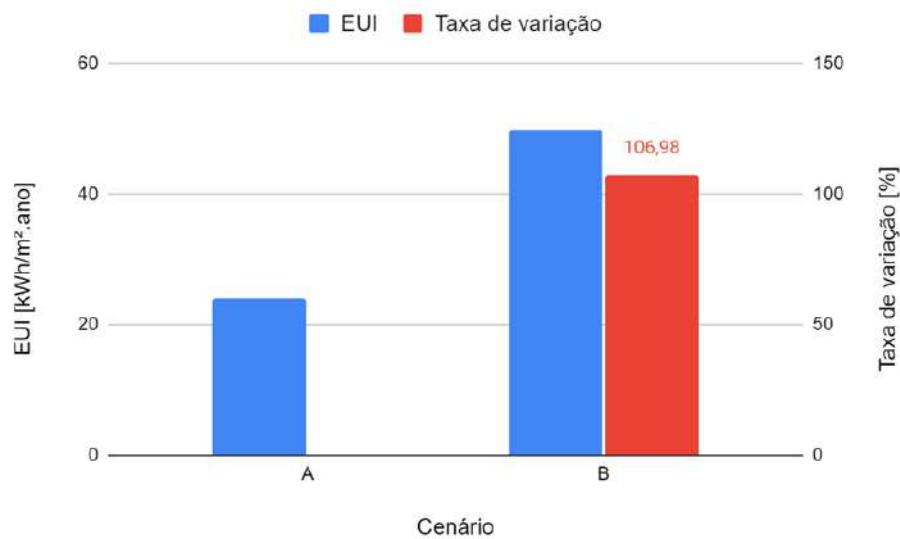
Figura 31 – Variação da taxa de troca de ar média dos ambientes condicionados com ou sem a implementação da renovação de ar



Fonte: Autor (2022)

A última variável analisada diz respeito à área total condicionada do arquétipo. Como demonstrado na Figura 32, a adoção do cenário B, com as salas de aula também condicionadas, implica em um aumento de mais de 100% no EUI. Além disso, conforme visto em outras variáveis, como a ocupação da sala de aula e a eficiência do sistema de condicionamento de ar, o impacto do aumento da área condicionada combinadas a essas variáveis pode ser um fator importante para o desempenho do arquétipo.

Figura 32 - Análise de sensibilidade dos cenários com diferentes áreas condicionadas



Fonte: Autor (2022)

Entretanto, mesmo levando em conta o cenário B, as variáveis relacionadas à envoltória, tanto opaca quanto transparente, continuaram representando um impacto não significativo no EUI do arquétipo.

Em conclusão, levando em conta as análises apresentadas anteriormente, cinco variáveis apresentaram, por si só ou em alguma combinação específica, impactos de mais de 10%. Desta forma, foram classificadas como variáveis de maior impacto cinco variáveis: clima, DPI das salas de aula, taxa de ocupação das salas de aula, eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar e cenários com diferentes ambientes condicionados. Desta forma, estas variáveis foram levadas em conta na criação da amostra e principalmente no desenvolvimento das equações de benchmarking.

4.3 CRIAÇÃO DA AMOSTRA DE CASOS SIMULADOS

Levando em conta os dados da análise de sensibilidade, a criação do banco de dados com edificações simuladas foi desenvolvida. Além de variar apenas os parâmetros de maior impacto, outras variáveis também foram incluídas no processo. Desta forma, além dos 5 parâmetros de maior impacto, outros 5 fatores, relacionados a envoltória, também foram adicionados: transmitância e absorvância das paredes e cobertura, assim como a presença de sombreamento por brises. Com isso, a amostra de casos simulados passou a ter uma maior variedade, tornando-a possivelmente mais representativa.

Em se tratando do fator solar dos vidros, o mesmo foi mantido em 0,87, com o objetivo de reproduzir um vidro comum. Já para a renovação de ar dos ambientes condicionados, todos os casos da amostra foram modelados considerando a renovação mínima, de modo a retratar cenários com maior consumo de energia.

No que diz respeito à amostragem de Saltelli, estas considerações resultaram em uma amostra maior, passando de $D=5$ para $D=10$ variáveis. Desta forma, aplicando a Equação 1, obtém-se uma amostra com 1408 casos.

$$S = N \times (2D + 2) = 64 \times (2 \times 10 + 2) = 1408$$

Entretanto, o método de Saltelli foi desenvolvido pensando em variáveis contínuas, limitadas apenas por limites inferiores e superiores. Contudo, neste trabalho há a presença de

variáveis discretas, como no caso do cenário de ambientes com condicionamento de ar, que pode ser apenas A ou B. Desta forma, ocorreram adaptações para estas variáveis, que foram arredondadas de forma a representar opções discretas. Este ajuste resultou na duplicidade de alguns casos, levando a uma amostra de 1128 casos.

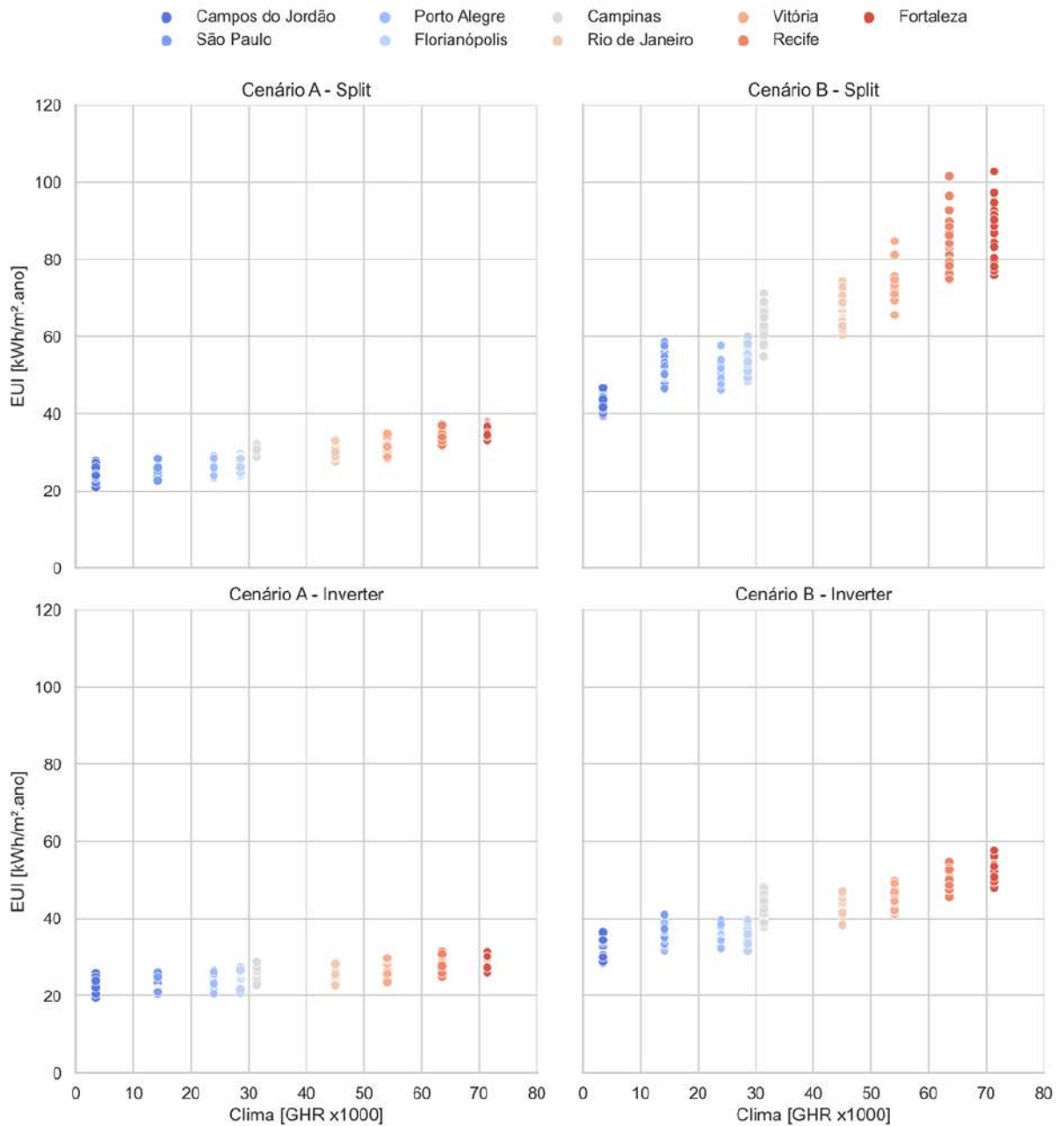
Como as variáveis de maior impacto foram o cenário de condicionamento de ar, a eficiência dos aparelhos do sistema de condicionamento e o clima adotado, os resultados obtidos foram apresentados de forma a demonstrar o impacto destas variáveis.

Iniciando as análises pela variável clima, conforme apresentado na Figura 33, é possível verificar o considerável impacto deste fator no EUI. Mesmo no cenário A com condicionamento do tipo inverter, verifica-se que o EUI tende a aumentar conforme o aumento dos valores de GHR. Tal comportamento fica ainda mais acentuado nos casos com cenário B e splits.

Outro ponto interessante é o fato de que em casos com cenário B e splits a variação entre os casos é maior. Tal comportamento pode ser verificado para análise de outras variáveis. Isto indica que estes casos são os mais sensíveis a mudanças não somente de variáveis específicas, mas também de conjuntos de variáveis.

Neste ponto é válido lembrar que o consumo dos casos simulados leva em conta o consumo por aquecimento, quando o mesmo se faz necessário. Desta forma, mesmo as correlações sendo apresentadas em relação aos GHR dos climas, o EUI dos casos ainda tem a contribuição do aquecimento para os climas mais frios.

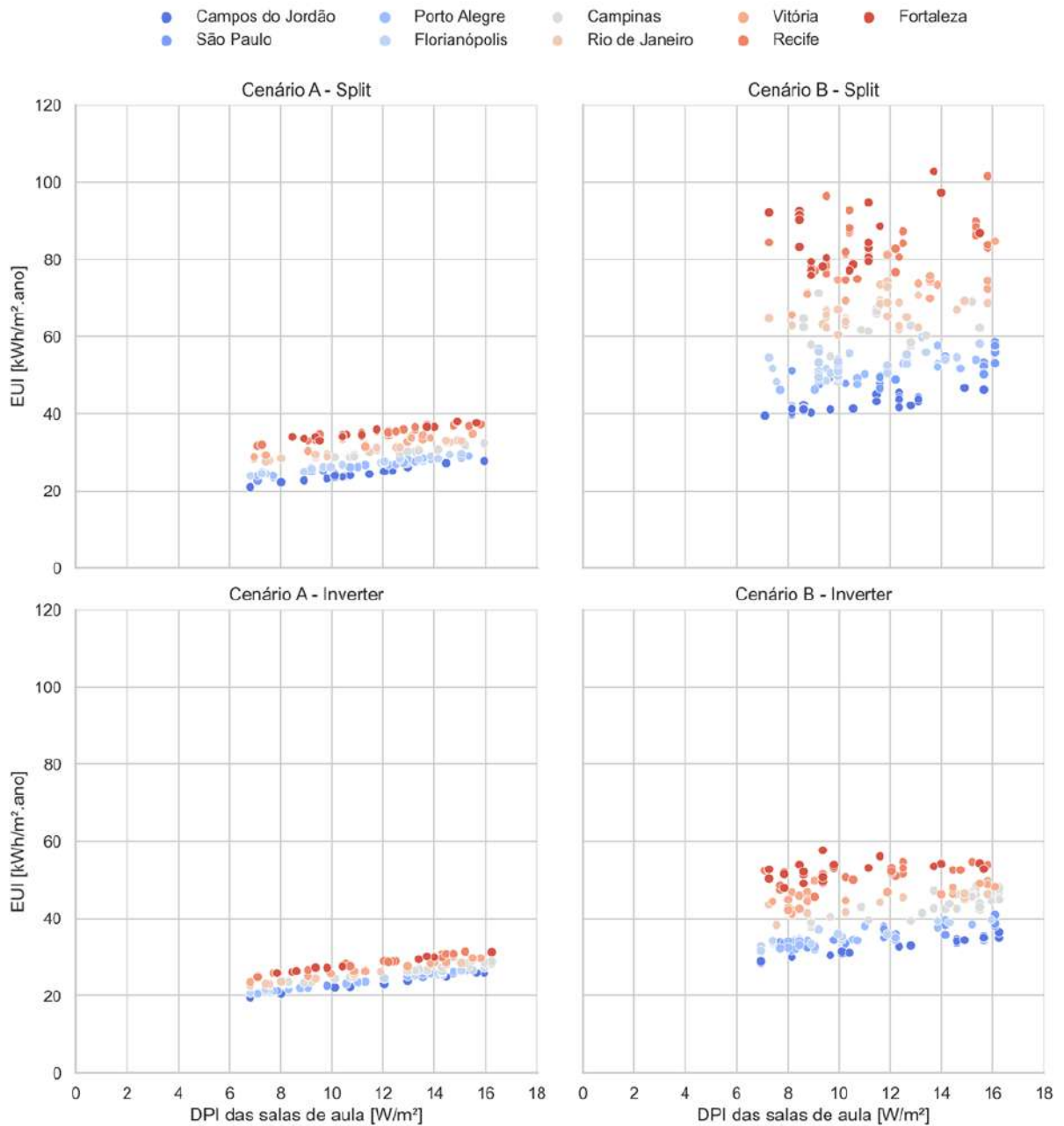
Figura 33 - Análise da amostra de casos em relação ao clima



Fonte: Autor (2022)

No caso da DPI das salas de aula, como demonstrado na Figura 34, também é possível verificar o aumento do EUJ com o aumento da DPI. Entretanto, este impacto tende a ser menor do que o impacto do clima, principalmente para os casos com cenário B e splits, onde o clima tem uma influência muito maior do que a da DPI.

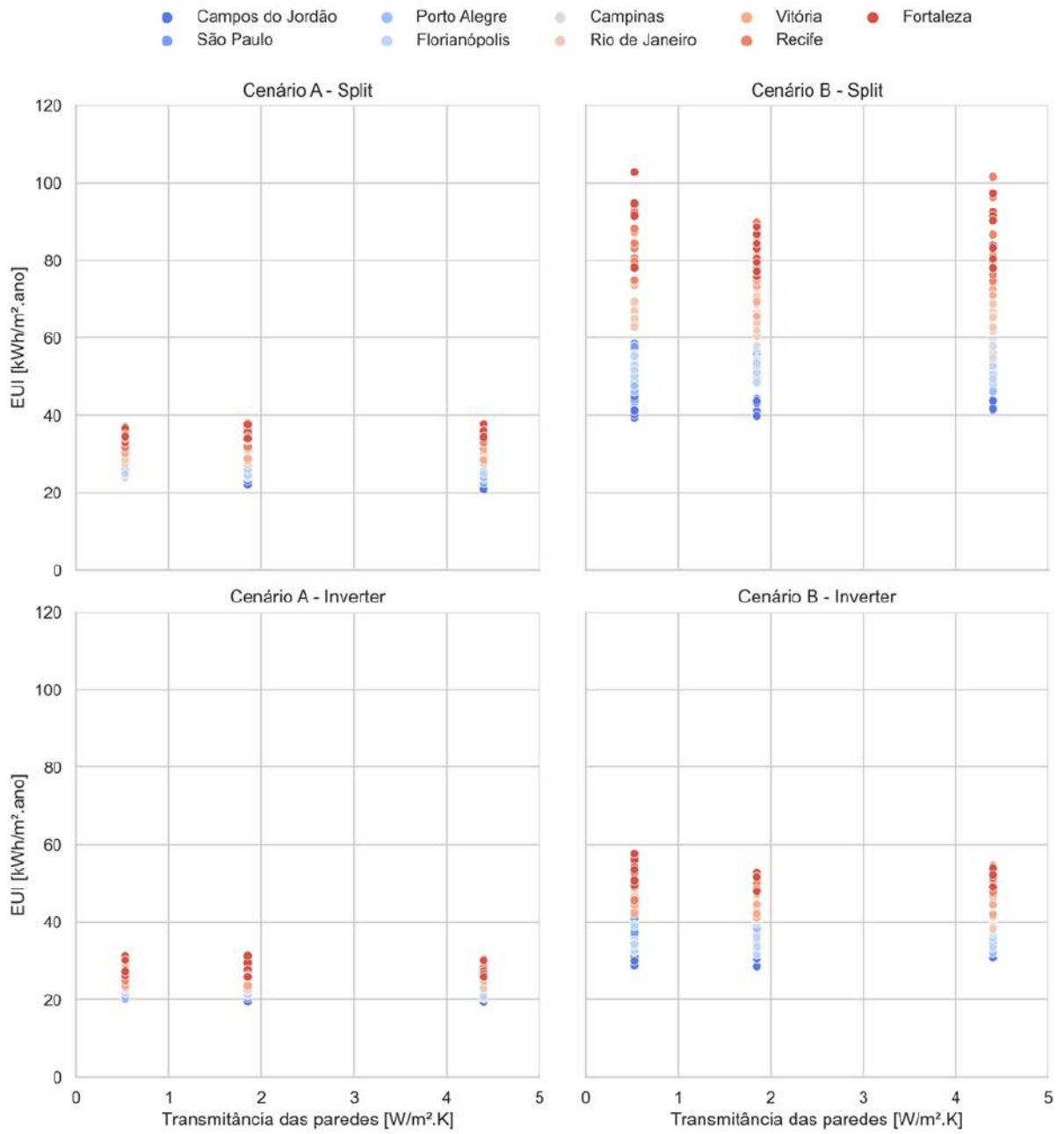
Figura 34 - Análise da amostra de casos em relação à DPI das salas de aula



Fonte: Autor (2022)

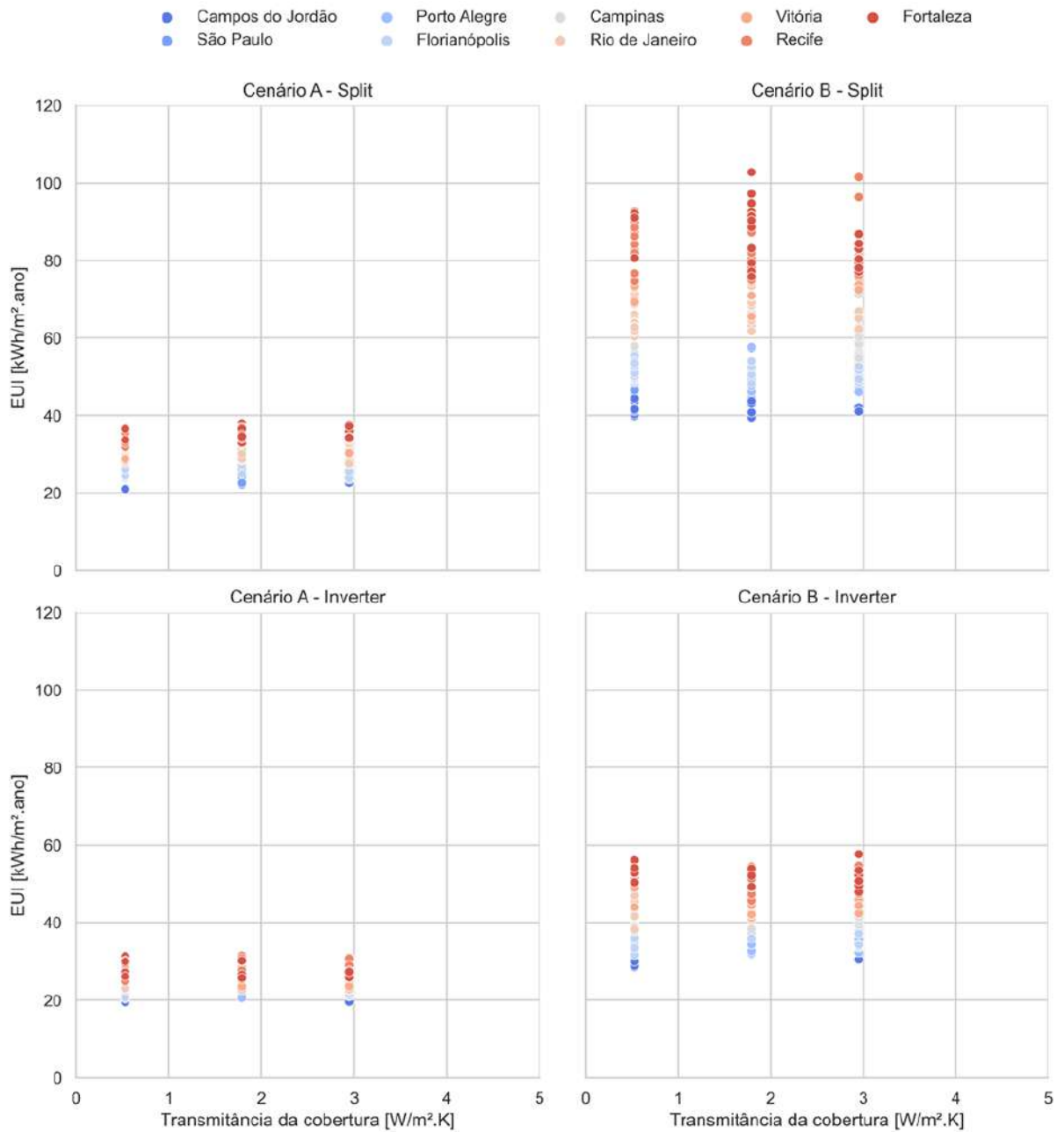
Em relação às transmitâncias e absorvâncias das paredes e da cobertura, assim como na análise de sensibilidade, não se verifica um impacto efetivo destas variáveis no EUI. Como demonstrado nas Figura 35 a 37, não é possível identificar algum padrão específico relacionado a esses fatores.

Figura 35 - Análise da amostra de casos em relação à transmitância das paredes



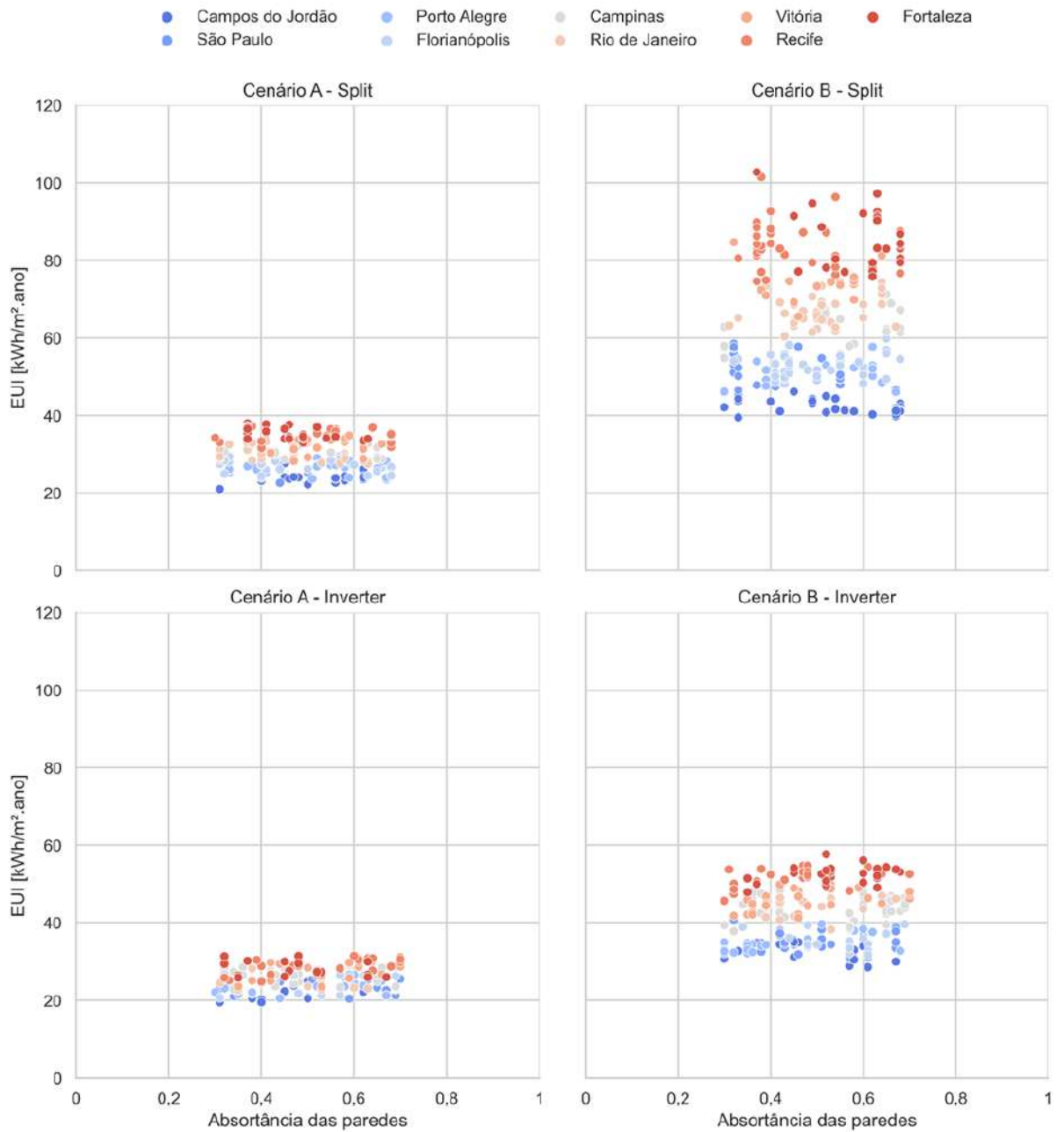
Fonte: Autor (2022)

Figura 36 - Análise da amostra de casos em relação à transmitância da cobertura



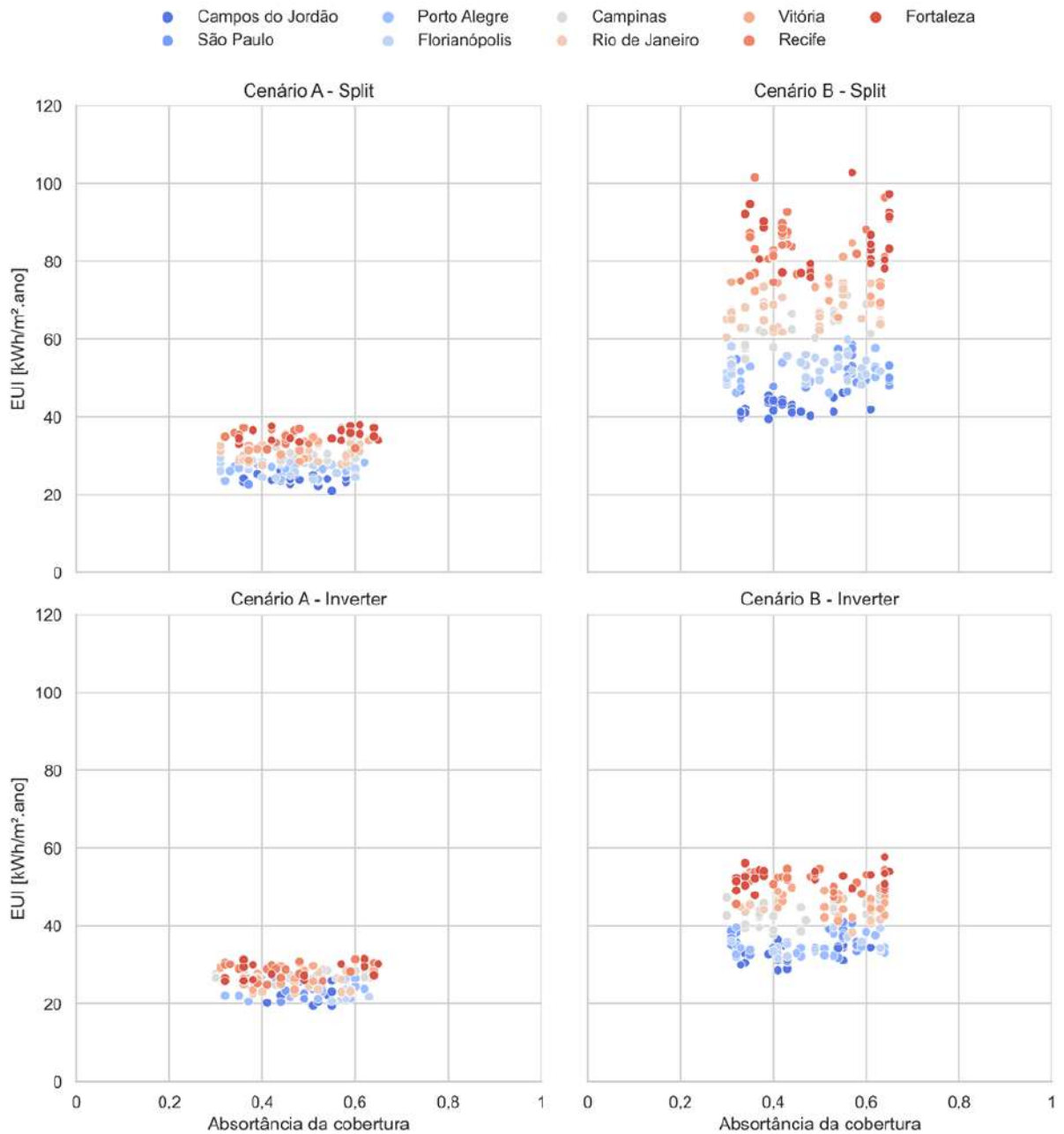
Fonte: Autor (2022)

Figura 37 - Análise da amostra de casos em relação à absorvância das paredes



Fonte: Autor (2022)

Figura 38 - Análise da amostra de casos em relação à absortância da cobertura

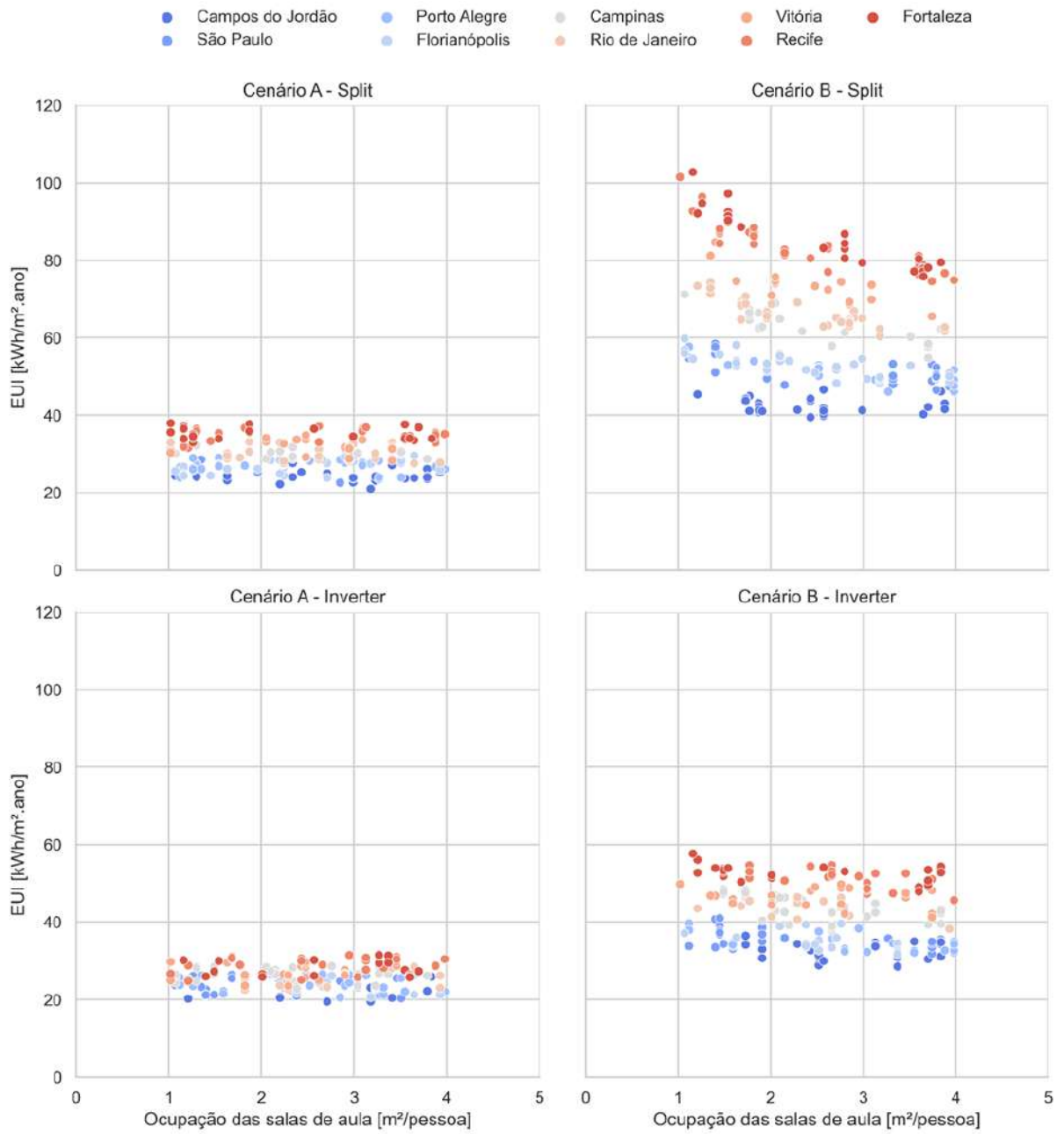


Fonte: Autor (2022)

No que diz respeito à ocupação das salas de aula, conforme apresentado na Figura 39, o maior impacto deste fator pode ser verificado, principalmente, nos casos com climas mais quentes, com cenário B e split. Nos demais casos, não é tão significativo.

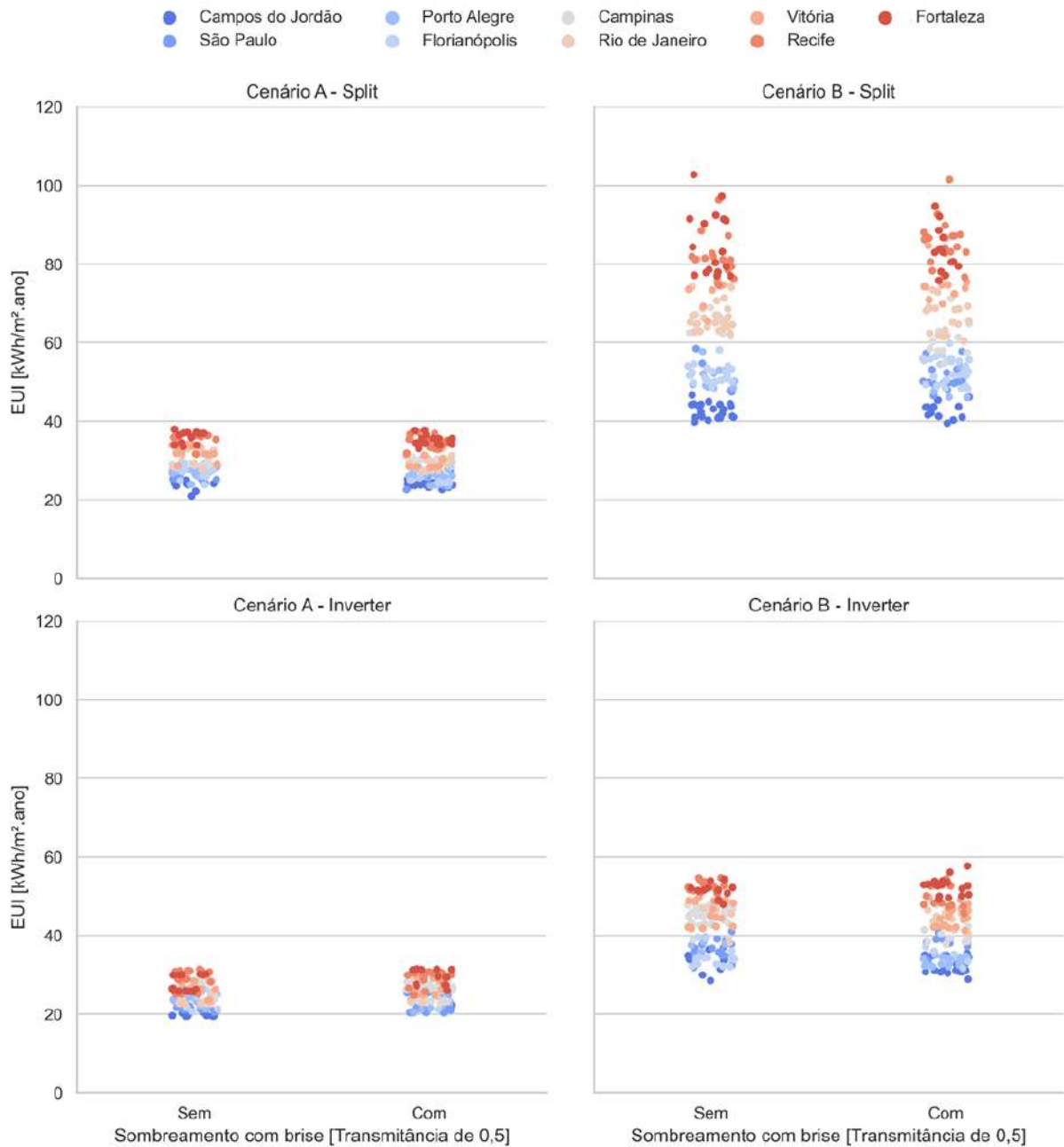
Já em se tratando da adoção de sombreamento com brise, cujos resultados são apresentados na Figura 40, assim como na análise de sensibilidade, não foi possível verificar algum padrão específico.

Figura 39 - Análise da amostra de casos em relação à ocupação das salas de aula



Fonte: Autor (2022)

Figura 40 - Análise da amostra de casos em relação ao sombreamento com brise

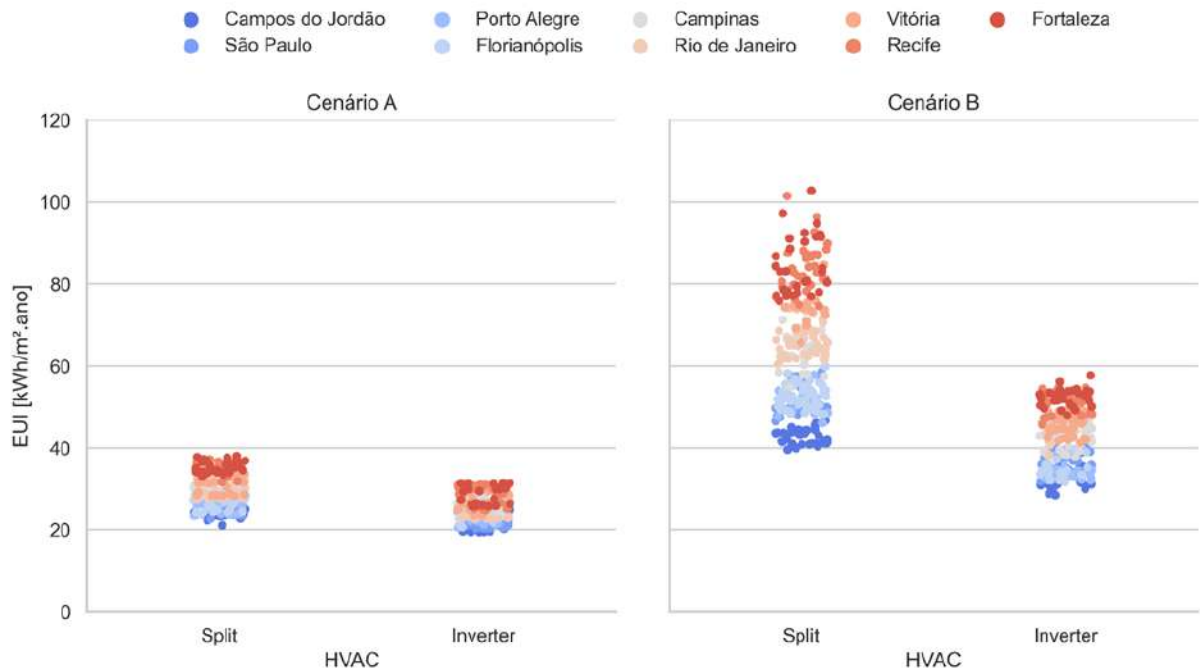


Fonte: Autor (2022)

Em se tratando da eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar e dos cenários analisados, seus resultados são apresentados nas Figura 40 e 40, respectivamente. É possível verificar que mesmo no cenário A, a adoção de aparelhos de condicionamento de ar mais eficiente já possibilita uma redução considerável do EUI do arquétipo. Esse efeito é ainda maior para os casos no cenário B. Já em relação aos cenários, o aumento no EUI relacionado ao aumento da área condicionada é considerável mesmo nos casos com aparelhos tipo

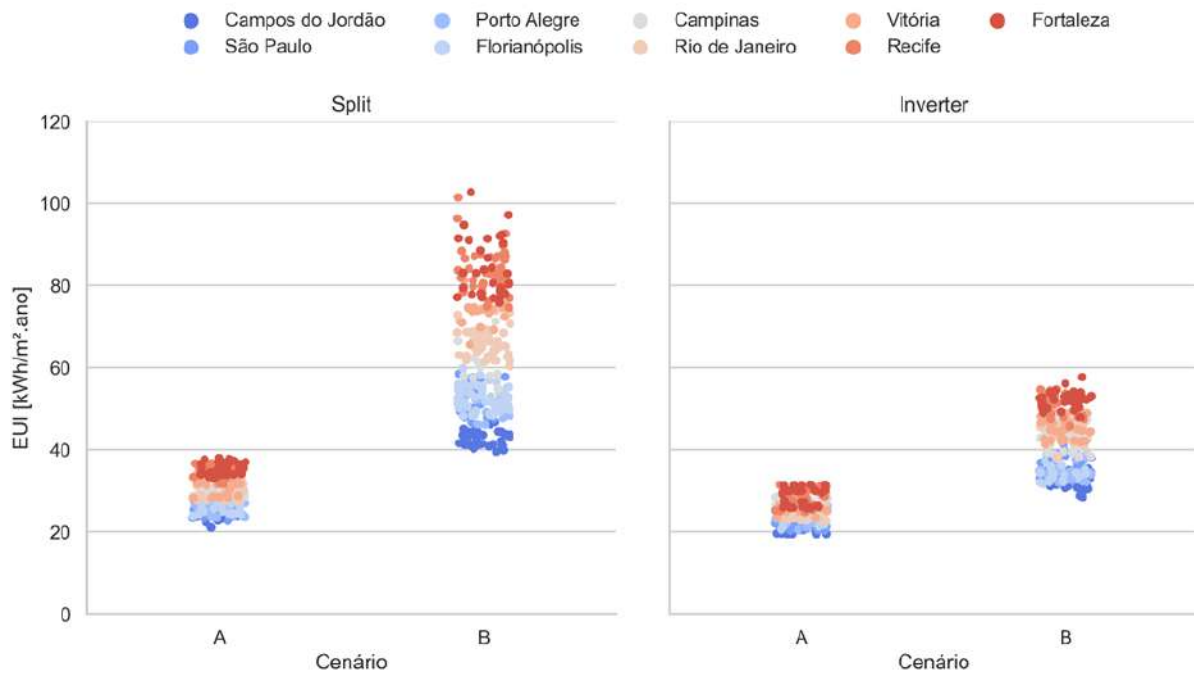
inverter. Para os casos com aparelhos split comuns, menos eficientes, esse impacto é ainda maior.

Figura 41 - Análise da amostra de casos em relação à eficiência do sistema de condicionamento de ar



Fonte: Autor (2022)

Figura 42 - Análise da amostra de casos em relação aos cenários com diferentes áreas condicionadas



Fonte: Autor (2022)

4.3.1 Análise relativa à ventilação natural para casos extremos

Como demonstrado na análise de sensibilidade, o sistema de condicionamento de ar, mesmo no caso base, representa quase metade do consumo total do arquétipo. Além disso, através das análises da amostra de casos simulados, verifica-se o quão impactante podem ser a eficiência dos aparelhos de ar-condicionado e a área a ser condicionada frente ao desempenho da edificação. Desta forma, o estudo do potencial de utilização da ventilação natural se mostra uma proposta interessante de redução de consumo.

No que diz respeito ao desempenho do arquétipo frente ao uso de ventilação natural, a seguir são apresentadas as análises relativas a este tema, utilizando a ferramenta Natural Comfort. Para isso, os 3 casos com maior e os 3 casos com menor consumo, para cada clima, foram selecionados.

Desta forma, os casos, assim como algumas de suas características, são apresentados na Tabela 8. Mais uma vez é válido destacar o impacto da eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar e dos cenários analisados. Todos os casos de maior consumo são casos com splits comuns e com o cenário B. Já os casos de menor consumo são todos com splits do tipo inverter e com o cenário A. No que diz respeito à ocupação e a DPI, também é possível

verificar uma certa influência. De maneira geral, os casos de menor consumo tendem a ter DPIs e ocupações menores (valores de área/pessoa maiores), enquanto para os casos de maior consumo ocorre o contrário. Já no que diz respeito ao sombreamento com brise, não é possível verificar um padrão específico.

Em se tratando dos dados de entrada, estes foram divididos em dois grupos: variáveis fixas, utilizadas para todos os casos, e variáveis específicas, referente aos respectivos casos. Para ambos os casos, certas adaptações foram realizadas de modo a adequar os casos frente aos limites da ferramenta.

Na Tabela 9 são apresentados os parâmetros fixados para todos os casos. Nestes parâmetros duas alterações foram realizadas. Em se tratando do comprimento total da edificação, o valor do arquetipo deste trabalho é de 87,30 m. Entretanto, para a ferramenta Natural Comfort, é necessário adotar uma razão de no máximo 4 para o comprimento em relação a profundidade. Desta forma, o comprimento adotado foi de 74 m. Já para o fator solar dos vidros, o valor de 0,80 foi adotado também por ser o limite máximo dos dados de entrada.

Tabela 8 - Lista dos casos selecionados para a análise com Natural Comfort

Clima	ID	DPI	Ocupação das salas de aula [m ² /pessoa]	HVAC	Sombreamento com brise [Transmitância de 0,5]	Cenário	EUI [kWh/m ² .ano]
Campos do Jordão	489	6,81	3,18	Split inverter	Sem	A	19,44
	490	6,81	2,71	Split inverter	Sem	A	19,45
	492	6,81	3,18	Split inverter	Sem	A	19,45
	860	14,9	2,57	Split comum	Sem	B	46,62
	551	15,65	3,84	Split comum	Com	B	46,12
	285	12,35	1,21	Split comum	Com	B	45,38
São Paulo	980	7,11	3,51	Split inverter	Com	A	20,31
	973	7,11	2,85	Split inverter	Com	A	20,32
	977	7,11	2,85	Split inverter	Com	A	20,38
	57	16,1	1,40	Split comum	Sem	B	58,49
	53	16,1	1,40	Split comum	Com	B	57,74
	58	16,1	1,40	Split comum	Com	B	57,66
Porto Alegre	974	7,11	2,85	Split inverter	Com	A	20,51
	144	7,71	3,27	Split inverter	Com	A	21,19
	880	7,71	3,32	Split inverter	Sem	A	21,22
	413	13,85	1,12	Split comum	Sem	B	57,70
	898	15,35	1,82	Split comum	Com	B	53,93
	897	12,5	1,54	Split comum	Sem	B	52,96
Florianópolis	484	6,81	3,18	Split inverter	Sem	A	20,62
	347	7,41	3,65	Split inverter	Com	A	21,22
	260	7,56	3,93	Split inverter	Sem	A	21,27
	627	13,25	1,07	Split comum	Com	B	59,81
	1083	15,5	1,63	Split comum	Sem	B	58,16
	628	9,21	1,07	Split comum	Com	B	56,89
Campinas	1095	7,56	3,23	Split inverter	Com	A	22,76
	1102	7,56	2,38	Split inverter	Sem	A	22,76
	1096	8,31	3,23	Split inverter	Com	A	23,13
	626	9,21	1,07	Split comum	Com	B	71,19
	541	15,2	2,05	Split comum	Sem	B	68,90
	365	11,46	1,77	Split comum	Sem	B	67,19
Rio de Janeiro	667	6,81	1,82	Split inverter	Sem	A	22,54
	665	6,81	1,82	Split inverter	Sem	A	22,65
	668	6,81	2,29	Split inverter	Sem	A	22,67
	997	11,9	1,35	Split comum	Sem	B	74,40
	999	11,9	1,35	Split comum	Sem	B	74,27
	993	11,9	1,35	Split comum	Sem	B	74,06
Vitória	670	6,81	2,29	Split inverter	Sem	A	23,47
	662	6,81	1,82	Split inverter	Sem	A	23,55
	392	9,06	1,02	Split inverter	Com	A	24,88
	49	16,1	1,40	Split comum	Com	B	84,66
	994	11,9	1,35	Split comum	Sem	B	81,17
	172	13,55	2,05	Split comum	Sem	B	75,66
Recife	297	7,11	1,21	Split inverter	Com	A	24,80
	295	7,11	2,43	Split inverter	Sem	A	25,10
	293	7,11	1,21	Split inverter	Sem	A	25,14
	404	15,8	1,02	Split comum	Com	B	101,47
	1020	9,51	1,26	Split comum	Sem	B	96,34
	597	10,41	1,16	Split comum	Com	B	92,64
Fortaleza	738	7,86	3,60	Split inverter	Sem	A	25,71
	740	7,86	3,60	Split inverter	Sem	A	25,74
	735	7,86	3,60	Split inverter	Sem	A	25,81
	935	13,7	1,16	Split comum	Sem	B	102,76
	653	14	1,54	Split comum	Sem	B	97,19
	1032	11,16	1,26	Split comum	Com	B	94,74

Fonte: Autor (2022)

Tabela 9 - Lista das variáveis fixas selecionadas para o Natural Comfort

Variáveis fixas	Valores adotados	Valores reais
Comprimento total [m]	74,00	87,30
Profundidade total [m]	18,50	-
Pé-direito [m]	3,20	-
Número de pavimentos	1 andar	-
Área das salas ocupadas [m ²]	46,80	-
Fator da área da escada	0,00	-
Percentual de área de abertura da fachada (PAF)	0,29	-
Ângulo vertical de sombreamento (°)	30	-
Fator solar	0,80	0,87
Transmitância térmica do vidro [W/m ² .k]	5,70	-
Fator de correção do vento	Centros urbanos	-
Obstáculos do entorno	Proteção local leve com poucas obstruções	-
Forma das janelas	4,60	-
Fator de abertura	Janela de correr	-
Ventilador	Com ventilador	-

Fonte: Autor (2022)

Já na Tabela 10 são apresentados os valores das variáveis adotados para cada caso, assim como os resultados obtidos. Para estas variáveis, apenas uma adaptação foi necessária. O valor da capacidade térmica da parede mais isolada é de 32 kJ/m².k, porém o limite mínimo aceito pelo modelo do Natural Comfort é de 40 kJ/m².k.

Com relação aos resultados, apresentados na Tabela 10, algumas observações interessantes podem ser feitas. Primeiramente podemos verificar o quão importante é o fator clima para a análise, tendo em vista que o valor de EHF_{hot} tende a subir conforme o valor de GHR do clima. Em se tratando da relação entre as variáveis da envoltória e o conforto térmico, em alguns casos é possível verificar uma certa relação, embora não muito forte.

Tabela 10 - Lista das variáveis de cada caso selecionado para o Natural Comfort e seus resultados

Clima	Absortância das paredes	Transmitância das paredes [W/m ² .k]	Capacidade das paredes [kJ/m ² .k]	Absortância da cobertura	Transmitância da cobertura [W/m ² .k]	Capacidade da cobertura [kJ/m ² .k]	EHFhot [%]	FHDdesc	EUI [kWh/m ² .ano]
Campos do Jordão	0.31	4.40	240	0.51	0.53	176	4%	0.04	19.44
	0.31	4.40	240	0.55	0.53	176	4%	0.04	19.45
	0.31	4.40	240	0.55	0.53	176	4%	0.04	19.45
	0.67	0.53	40	0.33	0.53	176	8%	0.08	46.62
	0.45	0.53	40	0.55	0.53	176	10%	0.10	46.12
São Paulo	0.33	0.53	40	0.39	1.79	185	5%	0.05	45.38
	0.44	4.40	240	0.37	1.79	185	9%	0.09	20.31
	0.44	4.40	240	0.37	1.79	185	9%	0.09	20.32
	0.44	4.40	240	0.37	0.53	176	13%	0.13	20.38
	0.32	0.53	40	0.57	2.95	167	21%	0.21	58.49
Porto Alegre	0.46	0.53	40	0.57	2.95	167	21%	0.21	57.74
	0.32	0.53	40	0.57	2.95	167	21%	0.21	57.66
	0.44	4.40	240	0.37	1.79	185	17%	0.17	20.51
	0.67	4.40	240	0.52	2.95	167	26%	0.26	21.19
	0.57	4.40	240	0.59	1.79	185	30%	0.30	21.22
Florianópolis	0.62	4.40	240	0.62	1.79	185	32%	0.32	57.70
	0.37	1.85	161	0.42	0.53	176	24%	0.24	53.93
	0.52	4.40	240	0.35	0.53	176	24%	0.24	52.96
	0.31	4.40	240	0.55	0.53	176	20%	0.20	20.62
	0.57	1.85	161	0.58	2.95	167	25%	0.25	21.22
Campinas	0.53	4.40	240	0.57	0.53	176	28%	0.28	21.27
	0.65	4.40	240	0.56	2.95	167	25%	0.25	59.81
	0.44	1.85	161	0.31	0.53	176	18%	0.18	58.16
	0.65	1.85	161	0.56	2.95	167	24%	0.24	56.89
	0.69	0.53	40	0.59	0.53	176	59%	0.59	22.76
Rio de Janeiro	0.34	1.85	161	0.57	2.95	167	40%	0.40	22.76
	0.69	1.85	161	0.59	0.53	176	54%	0.54	23.13
	0.65	4.40	240	0.56	2.95	167	44%	0.44	71.19
	0.66	0.53	40	0.60	0.53	176	59%	0.59	68.90
	0.68	0.53	40	0.53	1.79	185	45%	0.45	67.19
Vitória	0.35	1.85	161	0.38	2.95	167	31%	0.31	22.54
	0.35	1.85	161	0.47	1.79	185	45%	0.45	22.65
	0.35	1.85	161	0.47	2.95	167	40%	0.40	22.67
	0.64	1.85	161	0.55	1.79	185	57%	0.57	74.40
	0.64	1.85	161	0.61	0.53	176	70%	0.70	74.27
Recife	0.64	1.85	161	0.55	0.53	176	67%	0.67	74.06
	0.53	0.53	40	0.38	1.79	185	66%	0.66	23.47
	0.35	1.85	161	0.47	2.95	167	59%	0.59	23.55
	0.42	4.40	240	0.44	2.95	167	56%	0.56	24.88
	0.32	0.53	40	0.57	2.95	167	76%	0.76	84.66
Fortaleza	0.64	1.85	161	0.55	0.53	176	83%	0.83	81.17
	0.58	1.85	161	0.52	0.53	176	81%	0.81	75.66
	0.40	0.53	40	0.41	0.53	176	96%	0.96	24.80
	0.40	0.53	40	0.41	0.53	176	96%	0.96	25.10
	0.33	0.53	40	0.41	0.53	176	96%	0.96	25.14
	0.38	4.40	240	0.36	2.95	167	77%	0.77	101.47
	0.54	4.40	240	0.64	2.95	167	95%	0.95	96.34
	0.40	0.53	40	0.43	0.53	176	96%	0.96	92.64
	0.35	1.85	161	0.36	1.79	185	78%	0.78	25.71
	0.35	1.85	161	0.32	2.95	167	65%	0.65	25.74
	0.35	1.85	161	0.36	2.95	167	70%	0.70	25.81
	0.37	0.53	40	0.57	1.79	185	93%	0.93	102.76
	0.63	4.40	240	0.65	1.79	185	93%	0.93	97.19
	0.49	0.53	40	0.35	1.79	185	85%	0.85	94.74

Fonte: Autor (2022)

No que diz respeito à relação entre desconforto e EUI, as variáveis tendem a ser proporcionais para os casos de maior consumo. Entretanto, para os casos de menor consumo, há uma maior discrepância entre as duas variáveis. Tal comportamento deriva do consumo relacionado ao ar-condicionado, já que nos casos de maior consumo temos uma área maior condicionada e o uso de um sistema de condicionamento de ar menos eficiente. Já nos casos de menor consumo temos uma área condicionada menor e condicionadores de ar mais eficientes.

Isto demonstra o potencial de redução relacionado ao uso da ventilação natural, principalmente nos climas mais frios e amenos. Por exemplo, nos casos de maior consumo de Florianópolis, em cerca de pelo menos 75% do período ocupado, não haveria desconforto por calor caso os ambientes fossem ventilados naturalmente. Desta forma, uma parte considerável do consumo gerado pelo sistema de condicionamento de ar poderia ser reduzido. Já para os climas mais quentes, mesmo sendo menor, esse potencial da ventilação natural ainda existe.

Além disso, estas análises reforçam a ideia de que nem toda edificação que tem um baixo consumo, por si só, está tendo uma boa performance. Nos casos de menor consumo, por exemplo, as salas de aula não são condicionadas. Desta forma, o consumo baixo, principalmente em climas quentes, está atrelado ao desconforto térmico sentido pelos ocupantes destes ambientes.

4.3.2 Classificação do consumo dos casos da amostra

Por fim, realizou-se classificação do desempenho dos casos da amostra. Para isto, a amostra foi dividida conforme o clima e o cenário de ambientes condicionados. Com isso, os limites de desempenho foram calculados para cada uma das quatro partes da amostra. Desta forma, os limites para cada uma das partes são apresentados na Tabela 11.

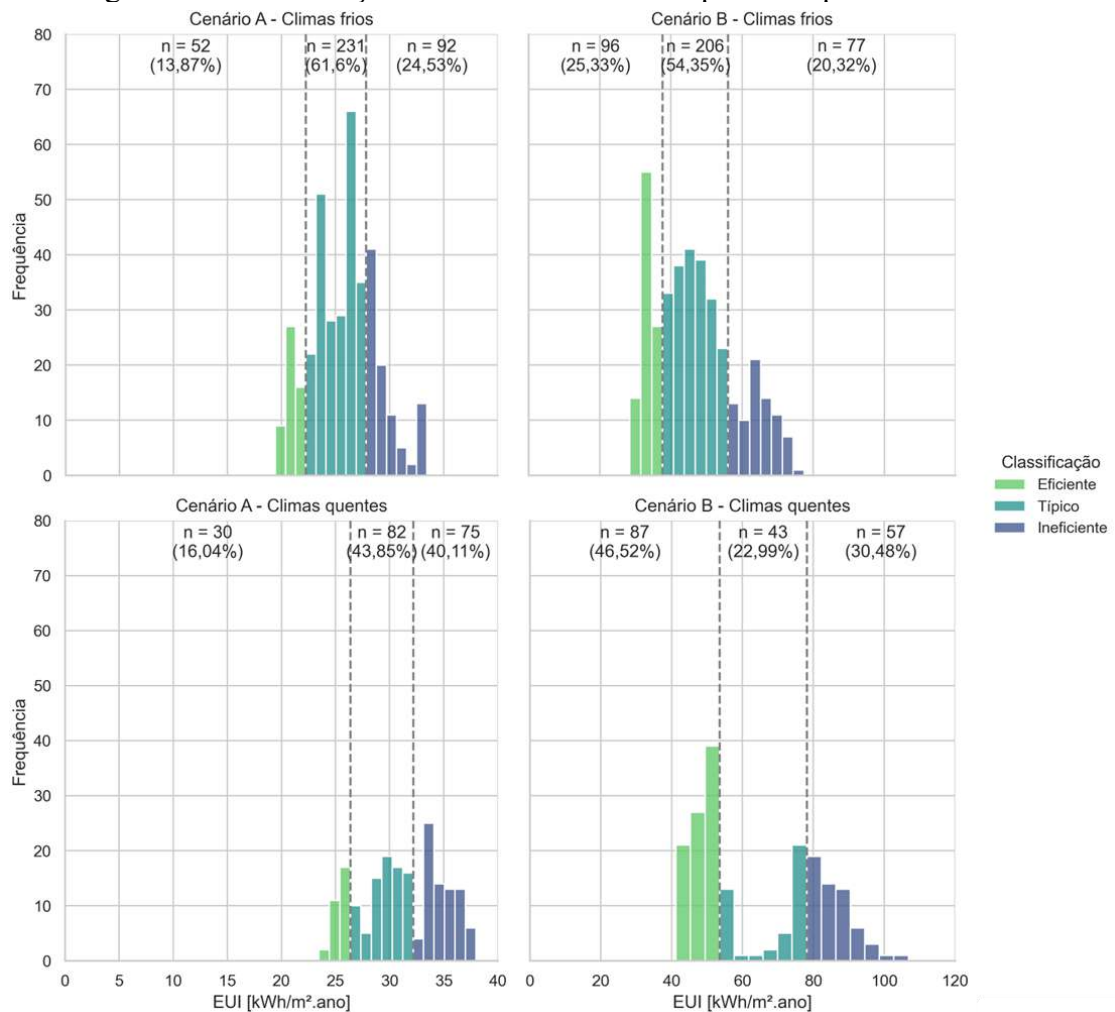
Com estes limites estabelecidos, as classificações obtidas podem ser verificadas na Figura 43. Através destes gráficos, evidencia-se a diferença de comportamento entre as diferentes partes da amostra. Por exemplo, enquanto os casos no cenário A tendem a se concentrar entre valores de 20 a 35 kWh/m².ano, os casos no cenário B tem uma amplitude muito maior.

Tabela 11 - Limites para as 4 partes da amostra

Climas	Cenário	Limites [kWh/m ² .ano]	
		Eficiente	Típico
Climas frios	A	22,24	27,84
	B	37,68	56,04
Climas quentes	A	26,37	32,17
	B	53,55	78,15

Fonte: Autor (2022)

Figura 43 - Classificação do consumo dos casos para as 4 partes da amostra



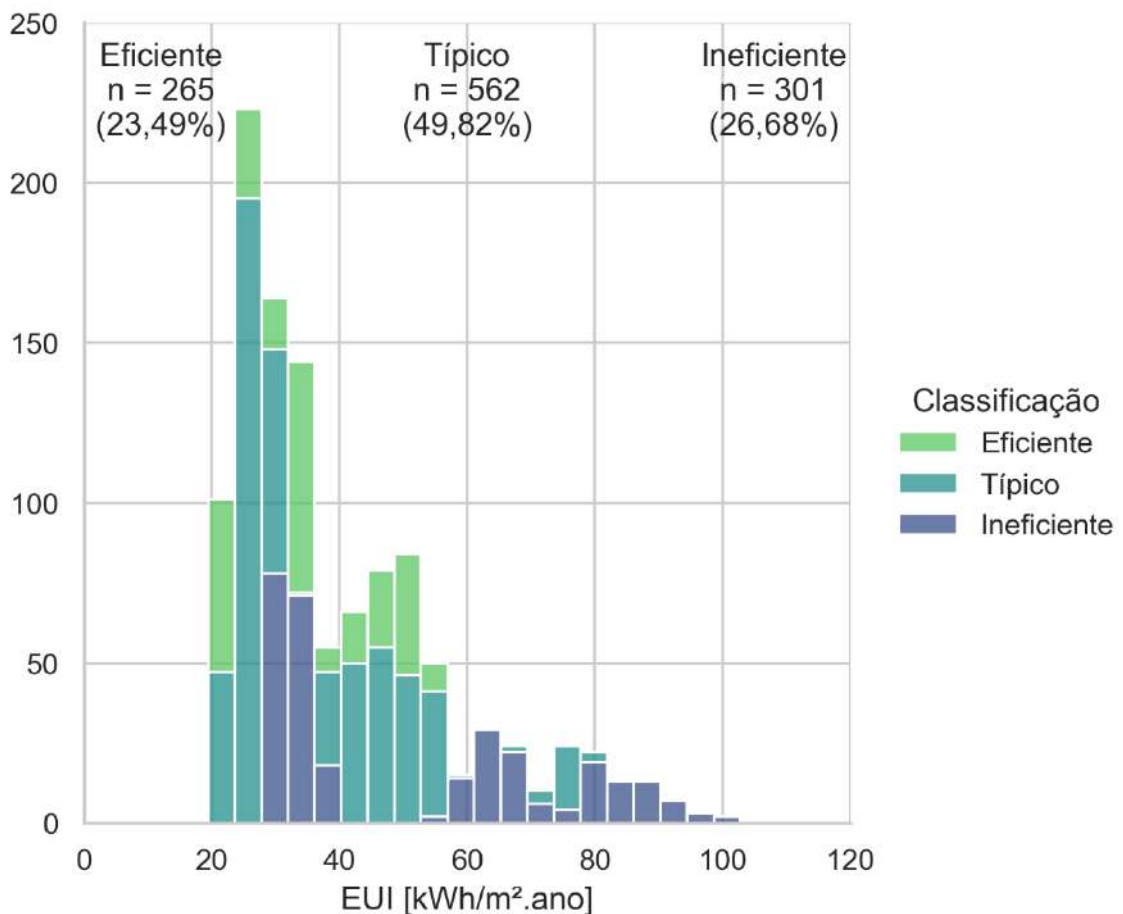
Fonte: Autor (2022)

Desta forma, destaca-se a necessidade da separação da amostra. Um exemplo disso, são os casos classificados como eficientes no cenário B para climas quentes, que possuem EUIs maiores do que 40 kWh/m².ano, superando os todos os casos no cenário A. Caso a amostra fosse classificada como um todo, estes casos poderiam ser penalizados, sendo

classificados como típicos ou ineficientes, simplesmente por terem a presença de ar-condicionado nas salas de aula e serem localizados em climas quentes.

Ao considerarmos todos os casos da amostra, verifica-se a seguinte distribuição, apresentada pela Figura 44. Apesar de uma maior concentração de casos com EUI entre 20 e 40 kWh/m².ano, a classificação dos casos foi bem distribuída. Desta forma, o consumo da maior parte dos casos foi considerado como típico, evitando que haja algum tipo de desvio na classificação de casos causada por uma concentração de casos sendo considerados como eficientes ou ineficientes.

Figura 44 - Classificação do consumo dos casos da amostra como um todo

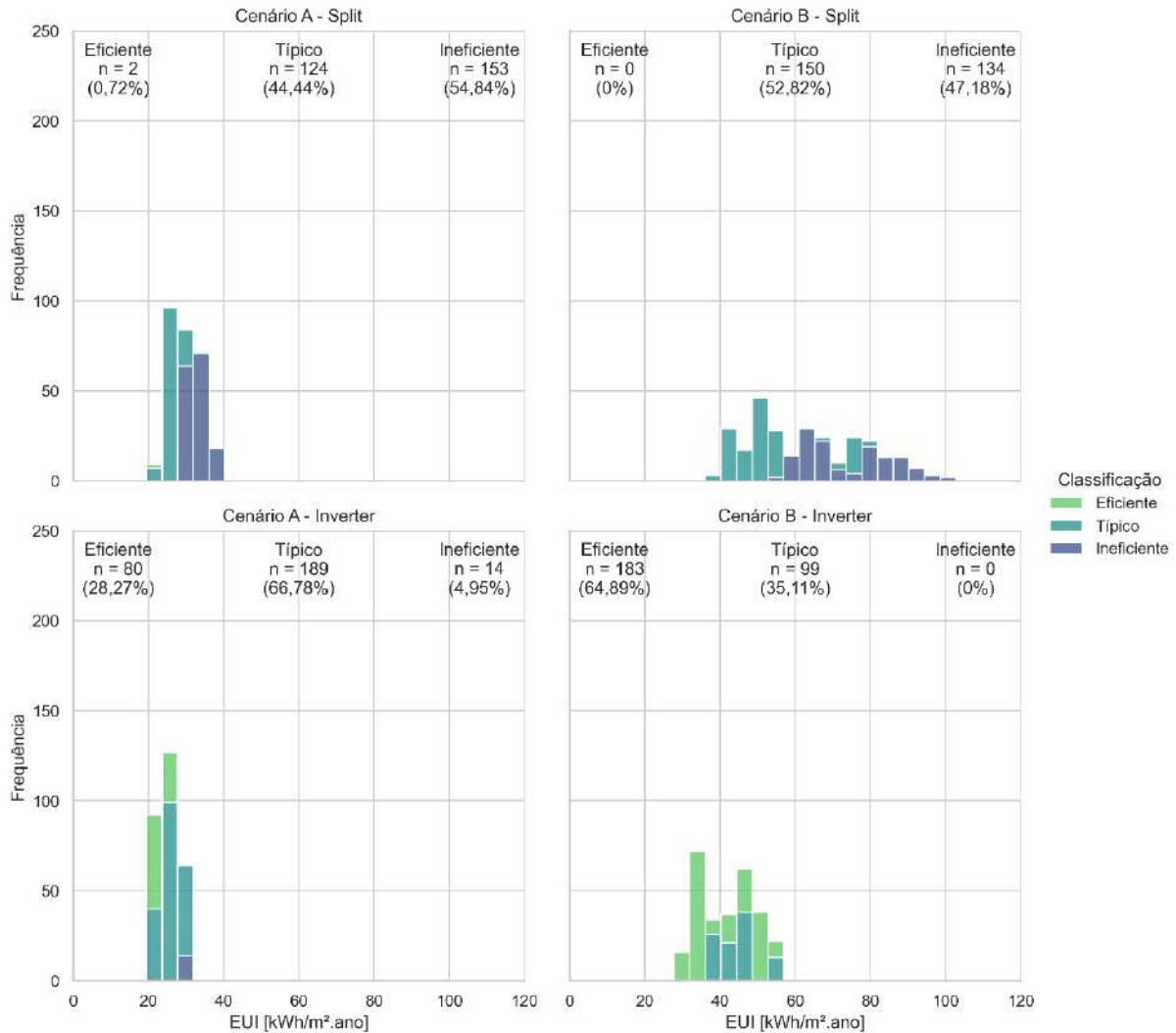


Fonte: Autor (2022)

Na Figura 45 podemos verificar a classificação dos casos frente à eficiência do sistema de ar-condicionado. Tanto para o cenário A quanto para o cenário B, a presença de casos classificados como eficiente ocorre apenas em casos com ar-condicionado inverter. Já os casos com split são todos classificados como típico ou ineficiente. Isto demonstra como

não há a penalização pela área condicionada, mas há para sistemas de condicionamento de ar menos eficientes.

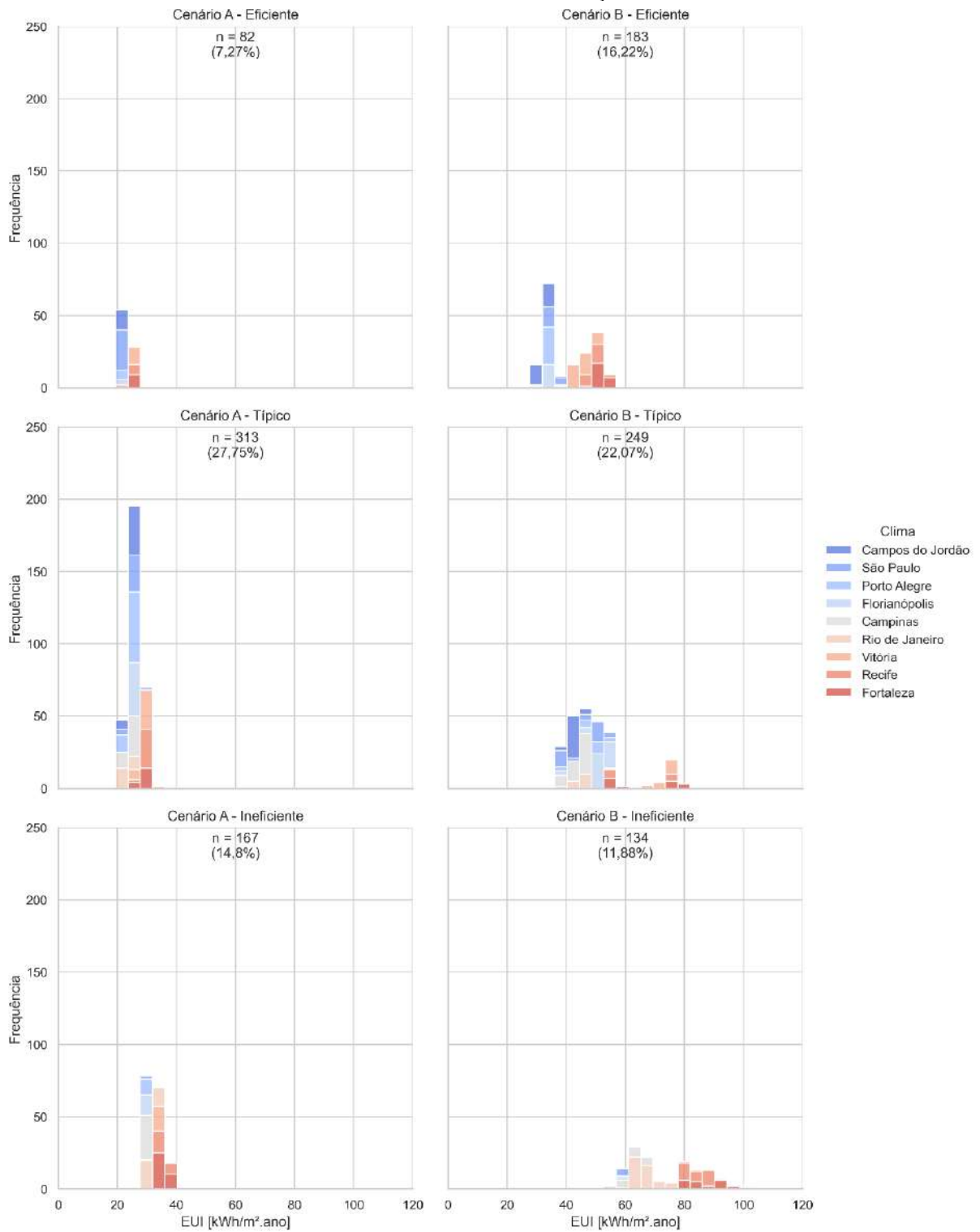
Figura 45 - Classificação do consumo dos casos da amostra detalhados de acordo com a eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar e o cenário de climatização



Fonte: Autor (2022)

Em se tratando da influência do clima em relação à classificação do consumo, a Figura 46 demonstra a relação entre estes fatores. Para os casos classificados como eficientes ou típicos, verifica-se a presença de casos com os mais diversos climas. Entretanto, em relação aos casos ineficientes, observa-se que há uma baixa presença dos casos em climas mais frios. Isto pode indicar que ainda há uma certa inclinação, por mais que pequena, que tende a classificar de maneira mais favorável os casos com climas mais frios.

Figura 46 - Classificação do consumo dos casos da amostra detalhados de acordo com o clima e o cenário de climatização



Fonte: Autor (2022)

4.4 DESENVOLVIMENTO DAS EQUAÇÕES DE BENCHMARK

Como apresentado no tópico anterior, a amostra de casos simulados foi gerada com base em 10 variáveis: clima, DPI das salas de aula, taxa de ocupação das salas de aula, eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar, cenários com diferentes ambientes condicionados, transmitância e absorvância das paredes e cobertura e a presença de sombreamento por brises. Entretanto, apenas as cinco primeiras foram destacadas na etapa de análise de sensibilidade. Desta forma, para ambos os métodos de regressão, são apresentados os resultados considerando todas as variáveis, assim como o resultado obtido considerando apenas as cinco variáveis de maior impacto.

Além disso, o desenvolvimento das equações também levou em conta a separação da amostra em 4 partes, levando em conta o clima e o cenário de ambientes condicionados. Com isso, cada uma das partes da amostra teve suas equações desenvolvidas de maneira independente.

Desta forma, os resultados são apresentados para as regressões contendo as 10 variáveis (Linear10, SVM10) e para as regressões baseadas nas cinco variáveis de maior impacto (Linear5, SVM5). Assim, a Tabela 12 apresenta as métricas de erro de cada tipo de regressão, para cada parte da amostra.

Tabela 12 - Métricas de erro das regressões

Regressão	Métrica	Valor			
		Climas frios		Climas quentes	
		Cen A	Cen B	Cen A	Cen B
Linear10	RMSE	0,6612	2,8375	0,4406	2,8218
	MAE	0,5657	2,2631	0,3622	1,9684
	R ²	0,9293	0,9321	0,9858	0,9682
Linear5	RMSE	0,6538	2,8393	0,5751	3,1202
	MAE	0,5644	2,1920	0,4677	2,3376
	R ²	0,9309	0,9320	0,9757	0,9611
SVM10	RMSE	0,6030	1,9449	0,5154	3,0712
	MAE	0,4072	1,3631	0,4069	1,5846
	R ²	0,9412	0,9681	0,9805	0,9623
SVM5	RMSE	0,4422	2,0234	0,3403	1,5058
	MAE	0,2939	1,1732	0,2809	0,9374
	R ²	0,9684	0,9655	0,9915	0,9909

Fonte: Autor (2022)

Desta forma, para o mesmo banco de dados, considerando a mesma divisão entre casos para treino e teste, foi possível obter modelos com desempenho de predição um pouco melhores com o uso de SVM. Além disso, em ambos os modelos de regressão, verifica-se que a diminuição no número de variáveis não teve impacto nas métricas de erro. Com isso, é possível adotar um modelo de aplicação mais fácil para prever o consumo das edificações escolares, sem resultar em erros perceptíveis.

Em seguida, desenvolveu-se a correção do consumo com relação ao fator de EHFhot relativo ao uso da ventilação natural, apresentada na Equação 4. O processo se iniciou verificando a relação entre os usos finais e o EUI. Primeiramente, para o uso final relativo à iluminação natural (UF_Ilum), verificou-se uma relação linear, com R^2 igual a 1,000, entre o uso final e o DPI das salas de aula. Esta regressão é apresentada na Equação 6 e na Figura 47.

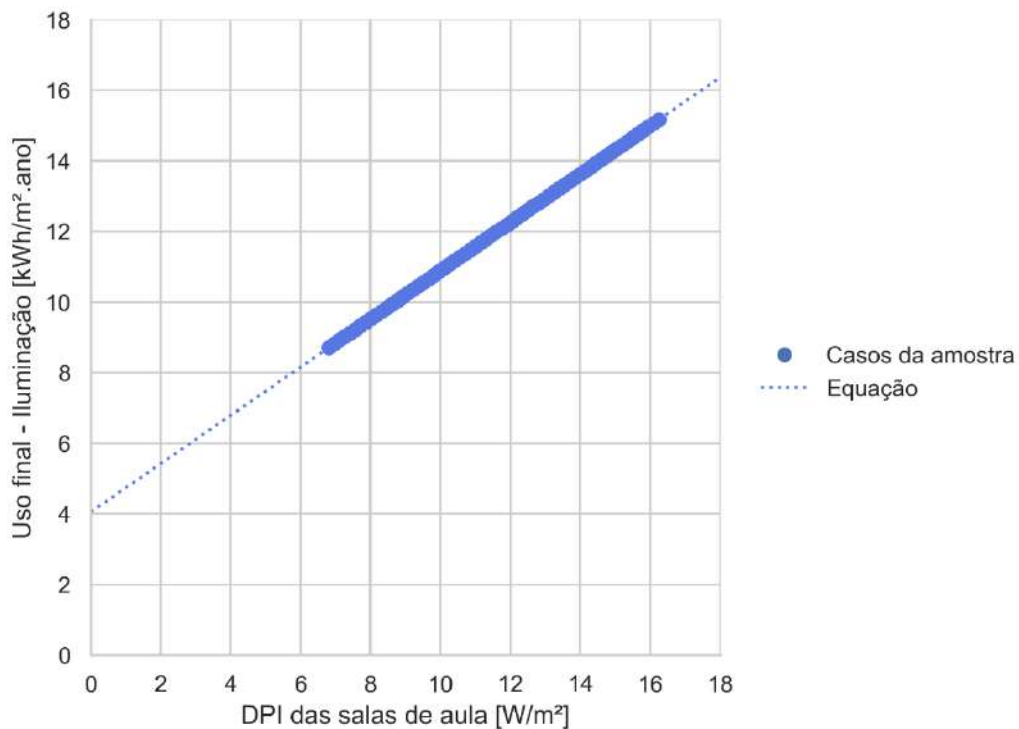
$$UF_Ilum = 0,6840 \cdot DPI + 4,0525 \quad (6)$$

Onde:

UF_Ilum é o uso final relativo à iluminação (kWh/m².ano);

DPI é o DPI das salas de aula.

Figura 47 - Relação entre o uso final relativo à iluminação e o DPI das salas de aula



Fonte: Autor (2022)

Levando em conta que o uso final relativo aos equipamentos foi constante (4,9 kWh/m².ano), e a regressão demonstrada na Equação 6, é possível obter uma relação linear multivariada, entre o uso final relativo ao sistema de condicionamento de ar, a DPI das salas de aula e o EUI obtido pela regressão, aplicando a Equação 5. A regressão obtida, que também tem R² igual a 1,000, é apresentação na Equação 7 e na Figura 48.

$$UF_{HVAC} = 1,0000 \cdot EUI - 0,6841 \cdot DPI - 8,9514 \quad (7)$$

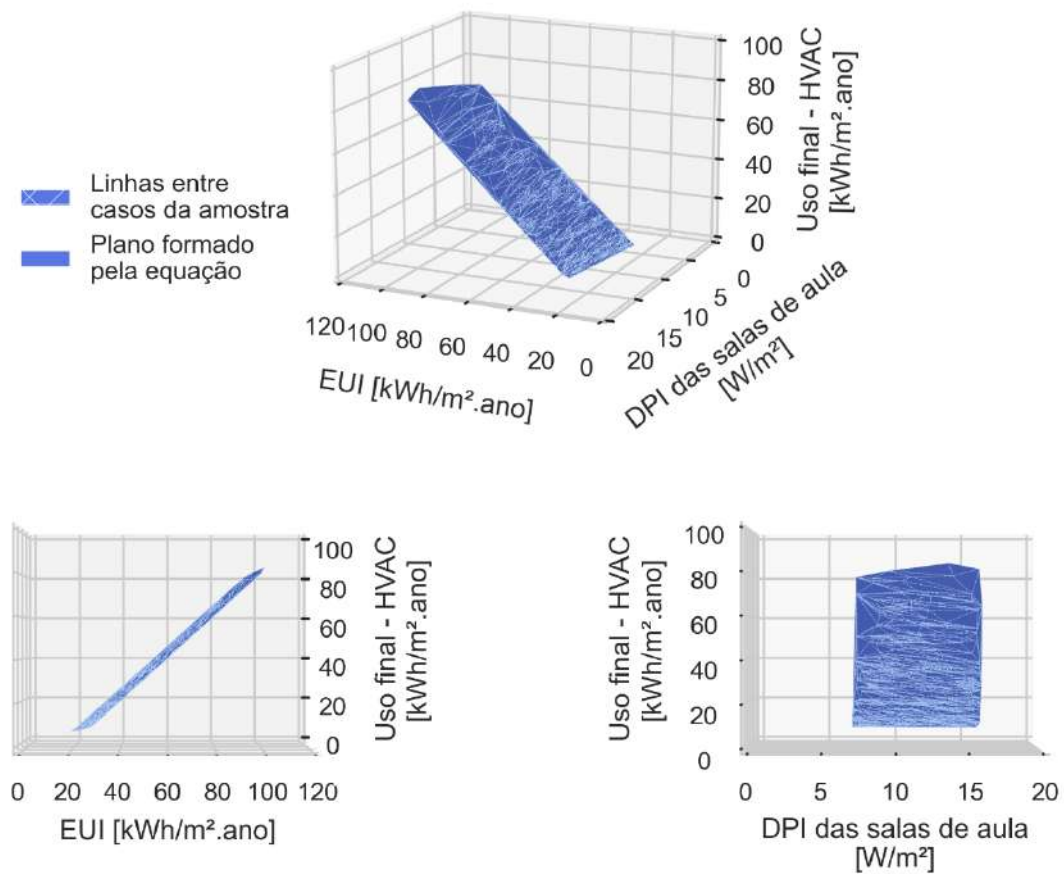
Onde:

UF_{HVAC} é o uso final relativo ao sistema de ar-condicionado (kWh/m².ano);

EUI é o EUI obtido na regressão (kWh/m².ano);

DPI é o DPI das salas de aula.

Figura 48 - Relação entre o uso final relativo ao sistema de condicionamento de ar, a DPI das salas de aula e o EUI obtido pela regressão



Fonte: Autor (2022)

4.4.1 Aplicação dos modelos em casos reais

Por fim, a seguir é apresentada a aplicação dos modelos desenvolvidos em casos reais. Estes casos reais derivam das auditorias realizadas ao longo da dissertação em três escolas municipais de Florianópolis: Almirante Carvalhal (E1), Beatriz de Souza Brito (E2) e João Alfredo Rohr (E3). Desta forma, tanto os 4 modelos de regressão desenvolvidos neste trabalho, quanto o modelo desenvolvido para a plataforma DEO (CBCS,2021), serão testados e comparados.

Os valores adotados para cada parâmetro são apresentados na Tabela 13. Entretanto, alguns destes casos podem não se enquadrar nos limites dos modelos. Por exemplo, para a escola E1, temos um valor de DPI bem abaixo dos valores mínimos testados tanto para os modelos de regressão deste trabalho (6.74 W/m^2), quanto para o modelo do CBCS ($9,90 \text{ W/m}^2$). Entretanto, apenas a título de comparação, a aplicação de dados reais pode trazer análises interessantes.

Tabela 13 - Parâmetros de entrada para diferentes regressões

Edificação	E1	E2	E3
Área total [m ²]	1.428,60	2.448,20	1.492,10
Clima [GHRx1000]	28,602		
DPI [W/m ²]	3,12	8,42	6,28
TransPar [W/m ² .K]	2,46		
TransCob [W/m ² .K]	1,79		
AbsorPar	0,5		
AbsorCob	0,65		
Ocup [m ² /pessoa]	2,57	3,60	2,69
EfiHVAC	Split comum	Split comum	Split comum
Sombreamento	Sem	Sem	Com
Cenário	B	A	A

Fonte: Autor (2022)

Além disso, é válido ressaltar outras adaptações feitas. No que diz respeito aos valores de DPI, estes correspondem à DPI de toda a escola. Desta forma, para a aplicação nas regressões desenvolvidas neste trabalho, estes valores foram considerados também como DPI das salas de aula. Para os valores de transmitância e absortância, foram adotados valores

padrões, verificados ao longo das auditorias, para todos os casos. Para os valores de ocupação nas salas de aula, foi considerado o número total de alunos dividido por dois, levando em conta o fato de as escolas tenderem a funcionar em dois turnos: matutino e vespertino.

A partir destas considerações, foram obtidos os resultados apresentados na Tabela 14. No que diz respeito aos resultados referentes aos modelos desenvolvidos neste trabalho, é válido lembrar que os resultados apresentados abaixo levam em conta a correção com base no EHFhot e no UF_HVAC, a partir da aplicação da Equação 4, com base nos resultados apresentados no item anterior. Para isto, foi considerado um EHFhot de 28%, o maior valor encontrado para Florianópolis nos casos testados através da ferramenta Natural Comfort (RACKES et al., 2016).

Tabela 14 - Resultados da aplicação dos modelos deste trabalho e do modelo do CBCS

Edificação		E1	E2	E3
Consumo Real	EUI [kWh/m ² .ano]	25,63	20,95	16,96
	EUI [kWh/m ² .ano]	21,62	17,79	16,34
Linear10	Desvio absoluto [%]	15,65	15,07	3,65
	Classificação	Eficiente	Eficiente	Eficiente
	EUI [kWh/m ² .ano]	21,36	17,77	16,32
Linear5	Desvio absoluto [%]	16,66	15,16	3,73
	Classificação	Eficiente	Eficiente	Eficiente
	EUI [kWh/m ² .ano]	21,15	17,82	16,13
SVM10	Desvio absoluto [%]	17,49	14,93	4,87
	Classificação	Eficiente	Eficiente	Eficiente
	EUI [kWh/m ² .ano]	21,63	17,62	16,08
SVM5	Desvio absoluto [%]	15,60	15,88	5,16
	Classificação	Eficiente	Eficiente	Eficiente
	EUI [kWh/m ² .ano]	27,34	30,42	24,60
CBCS	Desvio [%]	6,66	45,22	45,08
	Classificação	Eficiente	Eficiente	Eficiente

Fonte: Autor (2022)

Em relação ao modelo do CBCS, o mesmo obteve um melhor resultado para a E1, com apenas 6% de desvio em relação ao consumo real, onde os modelos deste trabalho ficaram mais distantes, com desvios maiores que 15%. Entretanto, para os casos E2 e E3, todos dos modelos deste trabalho obtiveram desvios consideravelmente menores do que o modelo da plataforma DEO. Além disso, no que diz respeito a classificação em si, todos os

casos foram classificados como eficientes, para todos os modelos deste trabalho e para o modelo do CBCS.

No que diz respeito as técnicas de regressão utilizadas no trabalho, é possível verificar o quão próximos estão os diferentes modelos no que diz respeito ao desvio. Não só os diferentes tipos de regressão (Linear Multivariada e *Support Vector Machine*) resultaram em valores próximos, como o uso de diferentes números de dados de entrada (5 e 10) também não resultou em valores distantes.

Desta forma, conforme visto anteriormente, o uso de diferentes modelos de regressão, incluindo modelos de aprendizagem de máquina, pode trazer benefícios na precisão. Além disso, um estudo mais aprofundado do impacto do uso de diferentes variáveis no modelo pode trazer mudanças no desempenho dos modelos, mas principalmente, facilitar o uso destes em aplicações reais.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho realizou o desenvolvimento de *benchmarks* energéticos para edificações de escolas de ensino fundamental e médio, para o cenário nacional. Para isto, foi inicialmente desenvolvido uma edificação de referência, com base em dados reais, que foi posteriormente utilizada na geração de uma amostra de casos simulados. Com esta amostra foi desenvolvido modelos preditivos de consumo de edificações de ensino básico, além de uma escala de classificação de desempenho energético.

A elaboração do arquétipo se deu através de uma metodologia aplicada no estudo de Geraldi et al. (2021), do qual o autor desta dissertação fez parte. Neste estudo, onde os autores verificaram o impacto do desenvolvimento de diferentes edificações de referência no estudo de uma tipologia, foram desenvolvidos 7 modelos de arquétipo. Para simplificação deste trabalho, apenas um dos arquétipos foi selecionado: o retangular. Esta decisão foi tomada para que o método em si pudesse ser efetivamente avaliado. Além disso, a escolha do arquétipo retangular se deu para possibilitar a comparação dos modelos de benchmark desenvolvidos neste trabalho, com o modelo desenvolvido pelo Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS) para a plataforma DEO (CBCS, 2021), já que o mesmo foi baseado também em um arquétipo retangular. Outro ponto desta decisão foi a possibilidade de utilizar a ferramenta Natural Comfort (RACKES et al., 2016), que aceita apenas edificações retangulares, para avaliação do potencial de uso da ventilação natural. Desta forma, os casos considerados para o desenvolvimento deste trabalho, foram considerados completamente condicionados, sendo realizadas a parte as análises relativas à ventilação natural.

A partir do arquétipo foi realizada uma análise de sensibilidade. Nesta análise, diversas variáveis foram modificadas, para verificar o impacto de cada parâmetro no consumo do caso base, localizado em Florianópolis. Para isto, para cada variável, uma de cada vez, foram adotados valores extremos. Assim foi possível analisar 12 variáveis: clima, densidade de potência de iluminação (DPI) das salas de aula, transmitância e absorvância das paredes e cobertura, fator solar do vidro, taxa de ocupação das salas de aula, eficiência dos aparelhos de ar-condicionado, presença de brises para sombreamento, consideração de renovação de ar e área total condicionada.

Desta forma, verificou-se que apenas cinco variáveis provocavam, por si só ou em eventuais combinações com outras, um impacto maior que 10% no EUI (*Energy Use Intensity*

– Intensidade de Uso de Energia) do arquétipo: clima, DPI das salas de aula, taxa de ocupação das salas de aula, eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar e cenários com diferentes ambientes condicionados. Com estas análises, principalmente com a combinação de variáveis, foi possível perceber o quão importante era o uso final relativo aos condicionadores de ar no arquétipo. Para o caso base, por exemplo, mais de 40% do consumo do arquétipo derivava do sistema de ar-condicionado.

Dentre estas cinco variáveis, a de maior impacto foram os cenários com diferentes ambientes condicionados. Neste estudo foram testados dois cenários diferentes: A e B. No cenário A, apenas os ambientes administrativos, biblioteca e laboratório de informática eram considerados condicionados. Já no cenário B, as salas de aula passavam a também ser condicionadas. Com isso, para o caso base, a adoção do cenário B representou um aumento de mais de 100% no EUI do arquétipo.

As variáveis relacionadas a envoltória, entretanto, apresentaram um impacto reduzido no desempenho energético do arquétipo. Tal relação se deve a considerável geração de carga térmica nos ambientes condicionados. Desta forma, as cargas relacionadas ao calor gerado pelos ocupantes dos ambientes, luminárias e demais equipamentos, possuíam muito mais importância no desempenho dos aparelhos de ar-condicionado do que as trocas de calor realizadas entre o ambiente externo e interno.

Outra variável que chamou a atenção foi a inclusão da renovação mínima de ar nos ambientes. Verificou-se que esta inclusão, por si só, gerava menos de 1% de aumento no consumo do EUI. Entretanto, foi verificado que através dela era possível duplicar ou até triplicar a taxa das trocas de ar dos ambientes. Deste modo, era possível obter uma qualidade interna de ar consideravelmente maior, com um baixo impacto no consumo da edificação.

Em sequência foi realizada a criação da amostra de casos simulados. Para isto, os dados de entrada selecionados foram variados, de maneira mais granular e incluindo diversas combinações de variáveis, através do método de amostragem de Saltelli (2002). Os parâmetros considerados para a geração da amostra foram 10: as 5 variáveis de maior impacto identificadas na análise de sensibilidade e mais 5 variáveis relacionadas a envoltória. Estas 5 variáveis adicionais foram: transmitância e absorvância das paredes e cobertura, assim como a presença de sombreamento por brises. Desta forma, foi possível obter uma amostra com maior variação, além de permitir mais uma análise destes fatores em outras condições. Deste modo, a amostra foi criada com 1128 casos.

Ao analisar estes casos, as observações relacionadas a análise de sensibilidade foram confirmadas. O clima se mostrou mais uma vez muito importante, assim como eficiência dos aparelhos de condicionamento de ar e cenários com diferentes ambientes condicionados. A DPI das salas de aula também demonstrou um impacto no consumo do arquétipo, embora menor do que o clima e as variáveis relacionadas ao condicionamento de ar. Para a taxa de ocupação das salas de aula, o efeito foi mais reduzido, sendo verificado em uma escala maior para os casos com cenário B e aparelhos de ar-condicionado do tipo split. Já para as variáveis relacionadas a envoltória, mais uma vez não foi evidenciado nenhuma correlação considerável em relação ao EUI do arquétipo.

Além disso, outra observação interessante diz respeito a sensibilidade dos arquétipos frente a mudança de variáveis. Ao longo das análises relativas aos parâmetros de entrada utilizado na geração da amostra, observou-se que os casos com cenário B e aparelhos splits, a variação de consumo entre os casos era maior do que para as outras combinações de cenário de condicionamento e eficiência dos aparelhos de ar-condicionado. Desta forma, edificações que se encaixam nestas características podem apresentar uma maior variação de consumo com as mudanças de características da edificação.

No que diz respeito ao potencial do uso de ventilação natural, certas características chamaram a atenção na análise realizada com a ferramenta Natural Comfort (RACKES et al., 2016). Para climas mais amenos, como em Florianópolis e Porto Alegre, a ventilação natural se mostrou capaz de manter o ambiente sem desconforto por calor em mais de 75% das horas ocupadas. Para os climas mais quentes este percentual tendia a ser menor. Entretanto, mesmo que o percentual de horas ocupadas em desconforto térmico por calor (EHFhot), considerando apenas ventilação natural, fosse mais alto em algumas cidades, tais análises mostraram um potencial considerável de redução no uso final relacionado ao condicionamento dos ambientes.

Além disso, através das análises relacionadas a ventilação natural, foi possível enfatizar conceitos relacionados ao conforto dos ocupantes. Nos casos de menor consumo em climas mais quentes, o EHFhot era elevado, embora o consumo do arquétipo fosse baixo. Entretanto, estes baixos consumos só ocorriam em casos em que as salas de aula não eram condicionadas. Isto reitera a ideia de que nem toda edificação com baixo consumo, por si só, tem uma boa performance. Para estes casos destacados, o consumo reduzido decorria do provável desconforto térmico ao qual os ocupantes das salas de aula eram sujeitados.

Em se tratando da classificação dos consumos, destaca-se a importância da divisão da amostra com base no clima e no cenário de ambientes condicionados. Com isto foi possível estabelecer uma escala para cada uma das partes, com seus próprios limites. Desta forma, as classificações foram feitas de forma a não penalizar os casos simplesmente por estarem localizados em climas quentes ou por terem salas de aula condicionadas. Isto pode ser verificado através das diferenças entre os limites obtidos.

Em seguida, as equações de benchmark foram desenvolvidas. Para isto, dois métodos de regressão foram aplicados: regressão linear multivariada e *Support Vector Machine* (SVM). No que diz respeito à capacidade de inferir o consumo de edificações, ambos os modelos obtiveram coeficientes de determinação (R^2) acima de 0,90, sendo que os modelos com SVM obtiveram valores um pouco mais altos do que os com regressão linear. Outra observação interessante nesta etapa diz respeito as variáveis utilizadas nos modelos de regressão. Para ambos os métodos de regressão, foram testados modelos utilizando as 10 variáveis empregadas na criação da amostra, assim como apenas as 5 variáveis de maior impacto. Desta forma, verificou-se que o uso dessas 5 variáveis resultou em pequenas mudanças nos coeficientes R^2 , possibilitando o uso de equações mais simples de serem aplicadas e com praticamente a mesma acurácia.

Além disso, a correção proposta no consumo frente aos valores de EHFhot também foi interessante. Através das relações entre os usos finais do arquétipo, a partir da maneira com a qual a amostra de casos simulados foi criada, foi possível estabelecer um modelo de regressão linear com R^2 igual a 1. Entretanto, é válido lembrar que esta correção tem uma limitação frente ao consumo do sistema de ar-condicionado para o aquecimento, fazendo com que a diminuição do consumo relacionada a correção possa ser maior do que seria adequado, principalmente para climas mais frios.

Em seguida, os modelos obtidos nesta dissertação foram aplicados a três edificações reais, e comparados com o modelo da plataforma DEO (CBCS, 2021). Para a primeira edificação testada, o modelo da plataforma DEO inferiu melhor o consumo real, obtendo um desvio de apenas 6%. Já para as outras duas edificações, os modelos desenvolvidos neste trabalho obtiveram os melhores resultados, com desvios de 15% e 4%. Neste ponto se destacou a proximidade dos resultados obtidos pelos diversos métodos e principalmente a proximidade entre os resultados dos modelos com diferentes números de variáveis, evidenciando a possibilidade de construção de modelos de melhor usabilidade.

Por fim, como pontos de melhoria, e eventualmente sugestões de trabalhos futuros, podem ser citados: o uso de mais de um tipo de arquétipo para a descrever o estoque de edificações; análises de sensibilidade mais robustas, com o emprego de mais variáveis e uso de outras técnicas estatísticas, como o método de Sobol; a integração da ventilação natural no desenvolvimento da amostra, possivelmente considerando-a nas próprias simulações; emprego de outros métodos de *machine learning* (aprendizado de máquinas), como artificial neural network (ANN).

REFERÊNCIAS

- ABNT. **NBR 16401 – Instalações de ar-condicionado – Sistemas centrais e unitários.** 2008.
- ABRAVA. **Perguntas e respostas covid-19: Informações ao setor AVAC-R e a sociedade.** 2021.
- ARAMBULA LARA, Rigoberto; PERNIGOTTO, Giovanni; CAPPELLETTI, Francesca; ROMAGNONI, Piercarlo; GASPARELLA, Andrea. **Energy audit of schools by means of cluster analysis.** Energy and Buildings. 2015.
- ASHRAE. **Standard 55 – Thermal environmental conditions for human occupancy.** 2020.
- BORGSTEIN, E.H.; LAMBERTS, R.; HENSEN, J.L.M. **Evaluating energy performance in non-domestic buildings: A review.** Energy and Buildings. 2016.
- BORGSTEIN, Edward H.; LAMBERTS, Roberto. Developing energy consumption benchmarks for buildings: Bank branches in Brazil.** Energy and Buildings. 2014.
- BURMAN, Esfandiar; HONG, Sung-Min; PATERSON, Greig; KIMPIAN, Judit; MUMOVIC, Dejan. **A comparative study of benchmarking approaches for non-domestic buildings: Part 2 – Bottom-up approach.** International Journal of Sustainable Built Environment. 2014.
- CB3E. **Anexo geral V do RAC – Catálogo de propriedades térmicas de paredes, coberturas e vidros.** 2013.
- CBCS. **Desenvolvimento de benchmarks nacionais de consumo energético de edificações em operação.** 2014.
- CBCS. **Programa Floripa Cidade Eficiente – Plataforma de Gestão de consumos e custos de energia e água. 2020.** Disponível em:
<<https://cidadeeficientes.shinyapps.io/florianopolis/>>.
- CBCS. **Ficha técnica - Equações de benchmark - Escola de ensino fundamental e médio.** 2021.
- CBCS. **Relatório RT2B.11: Desenvolvimento de arquétipo, modelo de simulação, análise de sensibilidade e equações de benchmark para a tipologia de Escola de Ensino Fundamental e Médio.** 2021.
- CHIESA, Giacomo; GROSSO, Mario. **Geo-climatic applicability of natural ventilative cooling in the Mediterranean area.** Energy and Buildings. 2015.
- CHUNG, Min Hee; RHEE, Eon Ku. **Potential opportunities for energy conservation in existing buildings on university campus: A field survey in Korea.** Energy and Buildings. 2014.

- CHUNG, William. **Review of building energy-use performance benchmarking methodologies.** Applied Energy. 2010.
- CULLEN, Jonathan M.; ALLWOOD, Julian M.; BORGSTEIN, Edward H. **Reducing energy demand: What are the practical limits?** Environmental Science & Technology. 2011.
- EBC-IEA. **Total Energy Use in Buildings - Analysis and Evaluation Methods (Annex 53) Final Report.** 2013.
- EBC-IEA. **Total Energy Use in Buildings - Analysis and Evaluation Methods (Annex 53) Project Summary Report.** 2016.
- EPE. **Balço energético nacional 2018 – Ano base 2017.** 2018.
- EPE. **Cenários de demanda para o PNE 2050.** 2018.
- EPE. **Monitorando o progresso da eficiência energética no Brasil.** 2017.
- FNDE. **Manual de Orientações Técnicas - Volume 03 - Elaboração de projetos de edificações escolares - Ensino Fundamental.** 2017.
- GERALDI, Matheus Soares; GNECCO, Veronica Martins; NETO, Antonio Barzan; MARTINS, Bárbara Augusta de Mafra; GHISI, Enedir; FOSSATI, Michele; MELO, Ana Paula; LAMBERTS, Roberto. **Evaluating the impact of different shapes of reference buildings on bottom-up energy benchmarking.** Journal of Building Engineering. 2021.
- HEIDARINEJAD, Mohammad; CEDEÑO-LAURENT, Jose G.; WENTZ, Joshua R.; REKSTAD, Nicholas M.; SPENGLER, John D.; SREBRIC, Jelena. **Actual building energy use patterns and their implications for predictive modeling.** Energy Conversion and Management. 2017.
- HERMAN, Jon; USHER, Will. **SALib: An open-source Python library for sensitivity analysis.** Journal of Open Source Software. 2017
- HONG, Sung-Min; PATERSON, Greig; BURMAN, Esfandiar; STEADMAN, Philip; MUMOVIC, Dejan. **A comparative study of benchmarking approaches for non-domestic buildings: Part 1 – Top-down approach.** International Journal of Sustainable Built Environment. 2014.
- HONG, Tianzhen; YAN, Da; D'OCA, Simona; CHEN, Chien-fei. **Ten questions concerning occupant behavior in buildings: The big picture.** Building and Environment. 2016.
- HSU, David. **How much information disclosure of building energy performance is necessary?** Energy Policy. 2013.
- IEA. **Capturing the multiple benefits of energy efficiency.** 2014.
- INMETRO. **Tabelas de consumo/eficiência energética - Condicionadores de ar - Índices antigos (CEE) - Versão: 01/04/2022.** 2022.

INMETRO. **Instrução Normativa para a Classificação de Eficiência Energética de Edificações Comerciais, de Serviços e Públicas - INI-C.** 2021.

IPCC. **Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change.** 2014.

IPCC. **Climate Change 2014: Synthesis Report.** 2014.

JING, Rui; WANG, Meng; ZHANG, Ruoxi; LI, Ning; ZHAO, Yingru. **A study on energy performance of 30 commercial office buildings in Hong Kong.** Energy and Buildings. 2017.

KYLILI, Angeliki; ILIC, Milos; FOKAIDES, Paris A. **Whole-building Life Cycle Assessment (LCA) of a passive house of the subtropical climatic zone.** Resources, Conservation and Recycling. 2017.

LI, Zhengwei; HAN, Yanmin; XU, Peng. **Methods for benchmarking building energy consumption against its past or intended performance: An overview.** Applied Energy. 2014.

LIMA, Izabella; SCALCO, Veridiana; LAMBERTS, Roberto. **Estimating the impact of urban densification on high-rise office building cooling loads in a hot and humid climate.** Energy and Buildings. 2019.

MAIER, T.; KRZACZEK, M.; TEJCHMAN, J. **Comparison of physical performances of the ventilation systems in low-energy residential houses.** Energy and Buildings. 2009.

MARRONE, Paola; GORI, Paola; ASDRUBALI, Francesco; EVANGELISTI, Luca; CALCAGNINI, Laura; GRAZIESCHI, Gianluca. **Energy benchmarking in educational buildings through cluster analysis of energy retrofitting.** Energies. 2018.

MAZZAFERRO, Leonardo; MACHADO, Rayner M.S.; MELO, Ana Paula; LAMBERTS, Roberto. **Do we need building performance data to propose a climatic zoning for building energy efficiency regulations?** Energy and Buildings. 2020.

PEDREGOSA, Fabian; et al. **Scikit-learn: Machine Learning in Python.** Journal of Machine Learning Research. 2011.

PÉREZ-LOMBARD, Luis; ORTIZ, José; POUT, Christine. **A review on buildings energy consumption information.** Energy and Buildings. 2007.

PHILIP, Santosh. **eppy.** 2022.

QUEVEDO, Tiago de Castro. **Desenvolvimento de benchmark de edificações educacionais de ensino superior.** Dissertação (Pós-graduação em engenharia civil). Universidade Federal de Santa Catarina, 2021.

RACKES, Adams; MELO, Ana P.; LAMBERTS, Roberto. **Naturally comfortable and sustainable: Informed design guidance and performance labeling for passive commercial buildings in hot climates.** Applied Energy. 2016.

SÁNCHEZ-GARCÍA, Daniel; RUBIO-BELLIDO, Carlos; DEL RÍO, Juan Jesús Martín; PÉREZ-FARGALLO, Alexis. **Towards the quantification of energy demand and consumption through the adaptive comfort approach in mixed mode office buildings considering climate change.** Energy and Buildings. 2019.

SALTELLI, Andrea. **Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices.** Computer Physics Communications. 2002.

SARTORI, I.; HESTNES, A.G. **Energy use in the life cycle of conventional and low-energy buildings: A review article.** Energy and Buildings. 2007.

SCHAEFER, Aline; GHISI, Enedir. **Method for obtaining reference buildings.** Energy and Buildings. 2016.

SILVA, Michel Klein Pinheiro da. **Desenvolvimento de benchmark energético em centros de saúde.** Dissertação (Pós-graduação em engenharia civil). Universidade Federal de Santa Catarina, 2022.

VEIGA, Rodolfo Kirch Sampaio. **Metamodelo para estimar o desempenho térmico de edificações residenciais multifamiliares naturalmente ventiladas.** Dissertação (Pós-graduação em engenharia civil). Universidade Federal de Santa Catarina, 2021.

WEBER, Fernando da Silva; MELO, Ana Paula; MARINOSKI, Deivis Luis; GUTHS, Saulo; LAMBERTS, Roberto. **Desenvolvimento de um modelo equivalente de avaliação de propriedades térmicas para a elaboração de uma biblioteca de componentes construtivos brasileiros para o uso no programa EnergyPlus.** 2017.

YANG, Junjing; SANTAMOURIS, Mattheos; LEE, Siew Eang; DEB, Chirag. **Energy performance model development and occupancy number identification of institutional buildings.** Energy and Buildings. 2015.