



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

TIAGO DE CASTRO QUEVEDO

**Desenvolvimento de benchmark de edificações  
educacionais de ensino superior**

FLORIANÓPOLIS

2021

TIAGO DE CASTRO QUEVEDO

**Desenvolvimento de benchmark de edificações educacionais de ensino superior**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil (PPGEC) da Universidade Federal de Santa Catarina para obtenção do título em mestrado.

Orientadora: Profa. Ana Paula Melo Dra.

FLORIANÓPOLIS

2021

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

Quevedo, Tiago de Castro  
Desenvolvimento de benchmark de edificações educacionais  
de ensino superior / Tiago de Castro Quevedo ;  
orientadora, Ana Paula Melo, 2022.  
98 p.

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

Inclui referências.

1. Engenharia Civil. 2. Benchmark. 3. Programa Energy  
Plus. 4. Metamodelos. 5. Edificações de ensino superior. I.  
Melo, Ana Paula. II. Universidade Federal de Santa  
Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil.  
III. Título.

Tiago de Castro Quevedo

**Desenvolvimento de benchmark de edificações educacionais de ensino superior**

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

Prof. Antonio Cesar Baptista da Silva, Dr.

Universidade Federal de Pelotas

Maria Andrea Triana Montes, Dra.

DUX Arquitetura

Prof. Roberto Lamberts, Dr

Universidade Federal de Santa Catarina

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.

---

Coordenação do Programa de Pós-Graduação

---

Prof. Ana Paula Melo, Dra.

Orientadora

Florianópolis, 2022.

## **AGRADECIMENTOS**

Gostaria de agradecer aos meus pais que proporcionaram todas as condições que tive durante a minha vida para poder cursar engenharia civil e a pós graduação em engenharia civil. Gostaria de agradecer a minha esposa, Hellen, que me incentiva, me apoia e me motiva a seguir na área acadêmica e da pesquisa.

Agradeço também aos meus professores da faculdade, Rogério e Ana Ligia que me incentivaram a seguir a pesquisa em eficiência energética em edificações. E também agradeço a minha orientadora Ana Paula, por todo o auxílio, contribuição e incentivo durante todo o desenvolvimento deste trabalho. Quero agradecer também aos meus amigos e colegas do laboratório, que durante esse período contribuíram de alguma forma para a elaboração deste trabalho.

Agradeço também a Deus, por ter colocado na minha vida as pessoas certas, e mostrado o caminho a seguir, permitindo atingir os objetivos.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Estado de Santa Catarina (FAPESC) – Edital N° 5/2019.

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

## RESUMO

Dentre as diversas tipologias existentes, as edificações escolares representam uma parte significativa no consumo de energia. Considerando que as instituições de ensino superior desempenham um papel fundamental em desenvolver um futuro mais sustentável e auxiliam nas políticas de redução de emissões de carbono destaca-se a importância do desenvolvimento de *benchmark* para essas tipologias. Frente a isso, este estudo tem como objetivo elaborar um *benchmark* de consumo de energia para edificações educacionais de ensino superior. O estudo adotou um arquétipo de edificações educacionais de ensino superior elaborado pelo Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, criando um banco de dados por meio de simulações computacionais, variando as características da envoltória como transmitância, ocupação e padrões de uso. Inicialmente, foi realizada uma análise de sensibilidade, identificando quais parâmetros apresentavam maior influência no consumo de energia dos casos analisados. Foram selecionados 11 dados de entrada para o desenvolvimento do *benchmark*: Turno, ocupação, transmitância térmica da cobertura e paredes, absorvância térmica das paredes e coberturas, transmitância térmica dos vidros, fator solar, sombreamento, densidade de iluminação (DPI) e orientação solar. Também foram considerados o sistema de climatização com compressor do tipo Split e Inverter, variando o COP e IDRS de cada sistema. Os dados de entrada foram variados parametricamente, para a elaboração do banco de dados. Foram considerados 9 climas brasileiros. Com base nos dados de entrada e saída das simulações (consumo de energia), observou-se que as variáveis como turno, clima, sistema de climatização e DPI apresentaram a maior influência no consumo de energia dos casos. As simulações foram realizadas por meio do programa EnergyPlus. Foram elaborados 2 metamodelos com técnicas de Máquinas de Vetores de Suporte e Redes Neurais Artificiais, e uma regressão linear com o objetivo de prever o consumo das edificações de ensino superior. Foram avaliados os valores da raiz quadrada do erro médio (RMSE) e erro absoluto médio (MAE) para cada metamodelo. O metamodelo de Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) apresentou os menores valores de RMSE e MAE, 2,57 e 1,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano, respectivamente. Já o modelo de Redes Neurais Artificiais (ANN) apresentou valores de 2,61 e 1,8 kWh/m<sup>2</sup>.ano para RMSE e MAE, indicando que o metamodelo de SVM é mais robusto e preciso que o modelo de ANN. O consumo predito pelos metamodelos foi comparado com o consumo real de universidades públicas, onde as diferenças variaram entre 1% e 20% para o metamodelo de SVM, 10% e 27% para o metamodelo de ANN e 15% e 32% para a regressão linear. Ainda, foi realizada uma comparação entre o consumo predito com simulado, para casos não vistos pelo metamodelo, apresentando diferenças entre 0% e 32%. Estabeleceu-se uma escala de eficiência energética para classificar o banco de dados estabelecido e as edificações reais de universidades. O banco de dados desenvolvido apresentou 34% das edificações classificadas como eficientes, 34% como típicas e 31% como ineficientes.

**Palavras-chave:** Benchmark, Programa EnergyPlus, Máquinas de Vetores de Suporte, Metamodelo, Edificações de Ensino Superior

## ABSTRACT

School buildings represent a significant part of energy consumption among the various existing typologies. Considering that higher education institutions play a fundamental role in developing a more sustainable future and assisting in carbon emission reduction policies, the importance of developing a benchmark for these types is highlighted. This study aims to develop an energy consumption benchmark for higher education buildings. The study adopted an archetype of higher education buildings developed by the Brazilian Council for Sustainable Construction, creating a database through computer simulations, varying the characteristics of the envelope, occupation, and users' patterns. Initially, a sensitivity analysis was performed to identify which parameters present the most significant influence on the energy consumption of the cases. Eleven parameters were selected: period of the day, occupation, thermal transmittance of the roof and walls, thermal absorptance of walls and roofs, thermal transmittance of glass, solar factor, shading, light density (DPI), and solar orientation. Furthermore, air conditioning systems (Split and Inverter) were also considered, varying the COP and IDRS of each system. All parameters were parametrically varied to establish the database. Nine Brazilian climates were considered. Based on the inputs and output data of the simulations (energy consumption), it was observed that parameters such as period of the day, climate, air conditioning system, and DPI had the most significant influence on the energy consumption of the cases. The building energy simulation analysis were with EnergyPlus program. With the database, three predictive models were elaborated with techniques of Support Vector Machines (SVM) and Artificial Neural Networks (ANN), and multiple linear regression (MLR) to predict the consumption of higher education buildings. For each model, the root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) were evaluated. The SVM predictive model presented the lowest values of RMSE and MAE, 2.57 and 1.6 kWh/m<sup>2</sup>.year, respectively. The ANN presented 2.61 and 1.8 kWh/m<sup>2</sup>.year for RMSE and MAE, indicating that the SVM predictive model is more robust and accurate than ANN model. The energy consumption predicted by the predictive model was compared with actual energy consumption of public universities. The differences varied between 1% and 20% for SVM, 10% and 27% to ANN model and 15% and 32% for MLR model. In addition, a comparison between predicted energy and simulated energy for cases not seen by the predictive models before were carried out, showing differences between 0% and 32%. An energy efficiency scale was developed to classify universities' database and real buildings. The database presented a 34% of the buildings classified as efficient, 34% as typical, and 31% as inefficient.



**Key-Words:** Benchmark, EnergyPlus program, Support Vector Machine.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxograma para desenvolvimento do método .....	47
Figura 2 - Planta esquemática .....	48
Figura 3 - Arquétipo em 3D .....	48
Figura 4 – Arquétipo com sombreamento nas janelas .....	55
Figura 5 – Edificações do CMD02 UFSC.....	60
Figura 6 – Edificações IFSC campus Florianópolis.....	62
Figura 7 – Consumo de energia do banco de dados .....	68
Figura 8 – Consumo por usos finais.....	69
Figura 9 – Percentual do consumo por uso final .....	70
Figura 10 – Correlação entre consumo e variáveis adotadas .....	71
Figura 11 – Matriz de correlação em relação ao sistema de climatização .....	72
Figura 12 – Consumo predito e real para os metamodelos. ....	75
Figura 13 – Comparativo entre simulado e predito pelo metamodelo .....	78
Figura 14 – Consumo simulado e predito por cidades .....	79
Figura 15 – Distribuição do consumo de energia por classificação .....	83
Figura 16 – Divisão da classificação da amostra .....	84
Figura 17 – Valores de PHOCT para cada cidade.....	88
Figura 18 – Consumo por uso final caso de São Paulo.....	91

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Ambientes do arquétipo base .....	49
Tabela 2 - Composição da envoltória do arquétipo.....	50
Tabela 3 - Ocupação por ambiente.....	51
Tabela 4 - Equipamentos por ambiente .....	52
Tabela 5 - Características adotadas para a análise de sensibilidade.....	54
Tabela 6 – Climas adotados para simulação .....	56
Tabela 7 – Variação para os sistemas de climatização.....	57
Tabela 8 – Parâmetros para otimização do Máquinas de Vetores de Suporte .....	58
Tabela 9 – Parâmetros para otimização de Redes Neurais Artificiais .....	59
Tabela 10 – Características das edificações atendidas pelo CMD02 da Universidade Federal de Santa Catarina .....	61
Tabela 11 – Características do Instituto Federal de Santa Catarina .....	62
Tabela 12 – Escala de Eficiência.....	63
Tabela 13 – Variação no consumo de energia para cada variável.....	65
Tabela 14 – Variáveis adotadas para o metamodelo. ....	67
Tabela 15 – Parâmetros para a elaboração dos metamodelos .....	73
Tabela 16 – Métricas de erros dos metamodelos .....	73
Tabela 17 - Valores de $R^2$ para os modelos desenvolvidos e modelos do CBCS .....	74
Tabela 18 – Casos não visto pelo metamodelo. ....	77
Tabela 19 – características do caso 9 .....	80
Tabela 20 – Características caso 2 .....	81
Tabela 21 – Variações das características para elaboração da escala de eficiência... ..	82
Tabela 22 – Parâmetros para os consumos da UFSC.....	85
Tabela 23 – Escala de Eficiência para a Universidade Federal de Santa Catarina ....	85
Tabela 24 – Características Universidade Federal de Santa Catarina com <i>retrofit</i> ....	86
Tabela 25 – Casos com maior e menor consumo de energia para análise do PHOCT .....	87
.....	87
Tabela 26 – Consumos reduzidos para os casos com maior consumo.....	90

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>14</b>
1.1	OBJETIVOS.....	17
1.1.1	<b>Objetivo geral .....</b>	<b>17</b>
1.1.2	<b>Objetivos específicos.....</b>	<b>17</b>
1.1.3	<b>Estrutura do trabalho .....</b>	<b>17</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>18</b>
2.1	CONSUMO DE ENERGIA EM EDIFICAÇÕES EDUCACIONAIS .....	18
2.2	POLITICAS DE <i>BENCHMARK</i> E CERTIFICAÇÕES .....	24
2.3	DESENVOLVIMENTO DE BENCHMARKS .....	30
2.4	MÉTODOS DE BENCHMARK.....	35
2.5	CONSIDERAÇÕES SOBRE O REFERENCIAL TEÓRICO.....	45
<b>3</b>	<b>MÉTODO.....</b>	<b>46</b>
3.1	ARQUÉTIPO DE INSTITUIÇÕES DE ENSINOS SUPERIOR .....	47
3.1.1	<b>Características da envoltória do arquétipo.....</b>	<b>49</b>
3.1.2	<b>Padrões de uso do arquétipo.....</b>	<b>51</b>
3.2	ANÁLISE DA INFLUÊNCIA DAS VARIÁVEIS NO CONSUMO DE ENERGIA.....	53
3.3	DESENVOLVIMENTO DO BENCHMARK .....	56
3.3.1	<b>Metamodelos .....</b>	<b>58</b>
3.3.2	<b>Validação do Metamodelo .....</b>	<b>Erro! Indicador não definido.</b>
3.4	ESCALAS DE EFICIÊNCIA.....	63
3.5	ANÁLISE DO PERCENTUAL DE HORAS EM CONFORTO.....	63
<b>4</b>	<b>RESULTADOS.....</b>	<b>65</b>
4.1.1	<b>Análise da influência das variáveis no consumo de energia .....</b>	<b>65</b>
4.1.2	<b>Consumo do banco de dados e matrizes de correlação.....</b>	<b>67</b>
4.1.3	<b>Elaboração do metamodelo .....</b>	<b>72</b>
4.1.4	<b>Validação do metamodelo.....</b>	<b>Erro! Indicador não definido.</b>
4.1.5	<b>Escala de eficiência.....</b>	<b>82</b>
4.1.1	<b>Avaliação de horas em conforto .....</b>	<b>86</b>

<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES .....</b>	<b>92</b>
<b>6</b>	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>95</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O consumo das edificações e a emissão de gases do efeito estufa na atmosfera, é uma preocupação internacional, uma vez que diversos países pelo mundo identificam as edificações como responsáveis por consumir grande parte da energia produzida. Assim, estudos que visam identificar a demanda energética das edificações, bem como soluções que possam ser aplicadas a fim de reduzir essa demanda, são importantes para a possível redução do consumo energético.

O uso final de energia nas edificações vem crescendo, porém no ano de 2018 houve um aumento significativo, conforme apresentado pelo relatório da Agência Internacional de Energia (IEA, 2020). De acordo com a IEA, desde 2013, países como os Estados Unidos, Alemanha, Inglaterra, entre outros, passaram a optar por fontes renováveis de energia, reduzindo assim a emissão de gases de efeito estufa entre os anos de 2013 e 2018. Contudo, em 2018 observou-se um aumento nas emissões de gases de efeito estufa devido ao consumo energético das edificações, uma vez que equipamentos com maior potência e menor eficiência ganharam mais espaço nas edificações. O relatório destaca que as reduções no consumo energético em 2015 foram de 2%, e em 2018 passou para 0,6%. Esse fato deixa claro que políticas de eficiência energética devem ser aplicadas com maior rigor, visando refletir nas reduções no consumo de energia das edificações.

É importante salientar que o consumo das edificações é representativo na maioria dos países, classificando as edificações como o terceiro maior consumidor de energia do mundo (IEA, 2019). Na Coreia do Sul, as edificações são responsáveis por 21,2% do consumo de energia (CHUNG, M. H.; RHEE, 2014). Nos Estados Unidos, o consumo de edificações residenciais e comerciais e públicas foi responsável por 39% do total de energia consumido no país em 2019 (IEA, 2019). No Brasil, a indústria é responsável por 32,1% do consumo total de energia, enquanto as edificações residenciais e de serviços são responsáveis por 15,5%. (EPE, 2021). Em Hong Kong, esse consumo pode chegar a 90%, forçando o governo a focar no desenvolvimento de políticas de eficiência energética para edificações (YEO *et al.*, 2019).

Os dados atuais, como o publicado pela Agência Internacional de Energia (IEA, 2019) e pelo Balanço Energético Nacional (EPE, 2021), mostram que estudos envolvendo eficiência energética em edificações possuem grande relevância, a fim de procurar alternativas para reduzir o consumo das edificações e registrar os dados de consumo. Dessa forma, destaca-se a intensificação destes estudos, principalmente, os que buscam identificar o consumo das edificações, como o desenvolvimento de *benchmarks*.

Monts e Blisset (1982) foram uns dos pioneiros no desenvolvimento de *benchmarks* energéticos. Porém, o termo *benchmark* somente passou a ser associado ao consumo de edificações a partir de 1990 (PÉREZ-LOMBARD; ORTIZ; POUT, 2008). Desde então, países desenvolvidos, como os Estados Unidos, passaram a desenvolver estudos que resultaram em uma base de dados de consumo de edificações. Atualmente, os resultados da base de dados de edificações dos Estados Unidos estão disponíveis no portal *Energy Star Portfolio Manager* (ENERGY STAR®, 2021)

Chung (2011) e Ahmad et al. (2018), ao realizarem revisões sobre os métodos de desenvolvimento de *benchmark*, levantaram pesquisas ao redor do mundo, incluindo Reino Unido, China, União Europeia e Brasil. O estudo evidencia como os estudos relativos ao tópico *benchmark* estão sendo desenvolvidos, abordando as metodologias possíveis. Além disso, os autores mostram a importância da qualidade dos dados de entrada da base de dados para o desenvolvimento de *benchmarks*, destacando a maior facilidade de desenvolver *benchmarks* em locais como Estados Unidos, que apresenta um vasto banco de dados no portal do Energy Stars ou no Reino Unido, um vez que possuem um banco de dados disponível para consulta como o *Energy Star Portfolio Manager* e no portal do Instituto de Engenheiros de Sistemas Prediais (CIBSE), no Reino Unido (CBISE, 2021).

Para evidenciar como o desenvolvimento dos *benchmarks* realmente impacta no consumo de energia das edificações, foi desenvolvido em 2017 um estudo avaliando o impacto das políticas de *benchmark* na cidade de Nova Iorque, localizada nos Estados Unidos. Os autores concluíram que os efeitos das políticas de *benchmark* e de classificação das edificações só conseguem ter início após quatro anos de existência (MENG; HSU; HAN, 2017).

O desenvolvimento de *benchmark* não impacta somente o consumo das edificações para as quais foi desenvolvido, podendo ser utilizado como ferramenta de incentivo e divulgação, quando aplicado em tipologias específicas, como o caso de edificações escolares. As edificações escolares funcionam como um modelo para a sociedade, apresentando inovações e ideias, desempenhando um papel fundamental para o desenvolvimento de um futuro sustentável (WRIGHT, 2002).

Desenvolver pesquisas que visam reduzir o consumo energético de edifícios de ensino é fundamental para a conscientização da sociedade a respeito do consumo energético das edificações. O estudo de Wang (2016) abordou o consumo de edificações escolares, destacando que nos Estados Unidos, o consumo dessa tipologia corresponde a 10,8% do total de energia consumido por todas as edificações. Já no Reino Unido, os edifícios educacionais são o terceiro maior consumidor de energia, ficando atrás apenas dos edifícios de escritórios e comerciais. O

autor ainda destaca que em Taiwan, as edificações escolares são responsáveis pelo consumo de energia elétrica de 14,4%, sendo o segundo maior consumo das edificações de Taiwan. Observa-se que as edificações escolares, além do seu papel como modelo para a sociedade, representam um consumo energético considerável em relação à outras tipologias.

Atualmente, no Brasil, a política do uso de *benchmark* ainda está em desenvolvimento, mostrando um atraso em relação a outros países, como os Estados Unidos, por exemplo. Westphal e Lamberts (2001) apresentaram um estudo estatístico para prédios comerciais, apresentando equações como ferramentas simplificadas para auxiliar no entendimento do consumo de energia das edificações. Carlo e Lamberts (2006) desenvolveram um método para classificação da envoltória de edificações, por meio de regressões lineares. O método considera um *benchmark* de uma edificação real frente a edificação de referência, classificando a envoltória em 5 níveis diferentes, de A até E, sendo o A mais eficiente e o E menos eficiente. Borgstein e Lamberts (2016) apresentaram o desenvolvimento de um *benchmark* para prédios de agências bancárias. O estudo levou ao desenvolvimento de *benchmark* para agências bancárias, por meio da parceria com o Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS). O método de regressão linear, adotado pelos autores, serviu como base para a metodologia oficial do CBCS para a elaboração de *benchmarks*. Nesse contexto, foram desenvolvidos *benchmarks* para diversas tipologias, dentre estas edificações educacionais de ensino superior.

Mais recentemente, com o objetivo de aprimorar o *benchmark* desenvolvido por Borgstein e Lamberts (2016), foi desenvolvido um estudo aplicando técnicas de aprendizado de máquinas para a elaboração de um *benchmark* (VEIGA *et al.*, 2021). O estudo mostrou como as técnicas de aprendizado de máquinas são métodos mais robustos, com menores erros e com resultados preditos mais próximos do real.

Considerando que as instituições de ensino superior desempenham um papel fundamental em desenvolver um futuro mais sustentável (WRIGHT, 2002), e auxiliam nas políticas de redução de emissões de carbono (ALTAN *et al.* 2014), destaca-se a importância do desenvolvimento de *benchmark* para essas tipologias. Frente a isso, este trabalho tem como objetivo elaborar um *benchmark* de consumo energético para edificações educacionais de ensino superior, adotando técnicas de aprendizado de máquinas.



## 1.1 OBJETIVOS

### 1.1.1 Objetivo geral

O objetivo deste trabalho é elaborar um modelo preditivo de consumo de energia para o desenvolvimento de *benchmark* de consumo de energia para edificações educacionais de ensino superior, por meio de técnicas de aprendizado de máquinas.

### 1.1.2 Objetivos específicos

Para atingir o objetivo geral deste trabalho, foram necessários desenvolver os seguintes objetivos específicos:

- I. Adotar um arquétipo para as instituições de ensino superior;
- II. Entender o comportamento dos dados de entrada no consumo de energia da edificação;
- III. Comparar os resultados do consumo de energia da edificação, obtidos por meio de simulações computacionais, frente aos dados de consumo reais de universidades.

### 1.1.3 Estrutura do trabalho

Este trabalho apresenta os seguintes capítulos: Introdução, objetivos, referencial teórico, método, resultados e conclusões. Na introdução o tema é contextualizado, abordando a justificativa para o trabalho. Em seguida são apresentados os objetivos a serem atingidos com o desenvolvimento do trabalho. No referencial teórico são abordados os tópicos de consumo de energia em edificações educacionais, políticas de benchmark e certificações, desenvolvimentos e métodos de benchmark, que darão sustentação para o desenvolvimento do método. O método apresenta o arquétipo adotado para o desenvolvimento do estudo, a análise de influência das variáveis no consumo de energia, o método utilizado para o desenvolvimento do metamodelo, das escalas de eficiência energética e análise do percentual das horas de conforto. Por fim, são apresentados os resultados obtidos e as discussões. Na conclusão são apresentados os principais resultados, discussões e recomendações para trabalhos futuros.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

O referencial teórico foi elaborado a fim de estabelecer uma base de conhecimento para o desenvolvimento e execução deste trabalho. Em um primeiro momento, são apresentados os levantamentos do consumo de energia em edificações, com foco nas edificações escolares. Em seguida, são apresentadas e discutidas as políticas envolvendo o desenvolvimento de *benchmark*. São também apresentados estudos que desenvolveram *benchmarks* para edificações escolares, e os métodos adotados para o desenvolvimento de *benchmarks*, como os métodos estatísticos e métodos de simulação.

### 2.1 CONSUMO DE ENERGIA EM EDIFICAÇÕES EDUCACIONAIS

O consumo de energia de edificações educacionais é o foco de diversos estudos como Santamouris et al.(1994), Butala e Novak (1999), Desideri e Proietti (2002), Dias et al. (2014), Dimoudi (2013), Ocampo Batlle et al.( 2020), Wang (2019) e Ruijiang et al.(2017).

No estudo realizado por Santamouris et al. (1994) foram avaliadas um total de 238 escolas na Grécia, por meio de auditorias e questionários, com o objetivo de determinar e analisar o consumo das edificações escolares. Primeiramente, os autores identificaram que as edificações ventiladas naturalmente apresentaram um consumo inferior (119 kWh/m<sup>2</sup>.ano) em comparação com as escolas com o uso de sistemas de ar condicionado (180 kWh/m<sup>2</sup>.ano). Em seguida, os autores investigaram o efeito do isolamento térmico na envoltória das edificações, observando que as escolas com isolamento na envoltória consumiam até 40% menos energia do que as escolas sem isolamento. Além disso, os autores concluíram que proteger a edificação de ganhos de carga térmica devido a radiação solar poderia economizar até 30% de energia, e que a modernização dos sistemas de refrigeração poderia reduzir até 60% do consumo.

O trabalho de Butala e Novak (1999) foi desenvolvido na Eslovênia, com base na análise de 24 escolas construídas desde 1885, passando por adaptações até o ano de 1998. O estudo tem como objetivo observar o consumo médio das escolas, com base na sua área (kWh/m<sup>2</sup>), no volume (kWh/m<sup>3</sup>) e no número de alunos (kWh/aluno), identificando os responsáveis pelos consumos. Os autores concluíram que as escolas avaliadas tinham uma média de consumo de 267 kWh/m<sup>2</sup>, 74 kWh/ m<sup>3</sup> e 1646 kWh/aluno. As edificações mais eficientes apresentaram consumo variando entre 112 kWh/m<sup>2</sup>.ano e 196 kWh/m<sup>2</sup> ano. Segundo os autores, o consumo era elevado quando comparado com países vizinhos, sendo o baixo desempenho da envoltória o principal motivo pelo alto consumo. De acordo com as auditorias realizadas, os autores constataram o elevado funcionamento dos sistemas de aquecimento, a

falha nos controles do sistema de ventilação natural e a ineficiência do sistema de janelas, permitindo maior infiltração de ar. Os autores concluíram que 83% das edificações avaliadas necessitavam de intervenção, tanto no isolamento da envoltória quanto na modernização das janelas.

A revisão de literatura desenvolvida por Dias et al. (2014) permitiu identificar o consumo de edificações escolares em diferentes países, abordando um panorama dos programas e políticas de *benchmark*, permitindo compreender o funcionamento das edificações escolares de uma forma ampla. Na Grécia, o clima é predominantemente moderado e úmido classificado como (3A) pela ASHRAE 169 – *Climate Data for Building Design Standards* (ASHRAE, 2020) o consumo médio anual das edificações escolares foi de 57 a 69 kWh/m<sup>2</sup>, para um banco de dados composto por 500 escolas de diferentes níveis de ensino. No Japão, com o clima variando entre moderado a frio (3A a 6A) (ASHRAE, 2020) o consumo médio foi de 277 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Já em Paris, um clima misto e úmido (4A), o consumo foi de 224 kWh/m<sup>2</sup>. No Canadá, com predominância de climas frios (7 e 8) (ASHRAE, 2020) o valor chegou a 283 kWh/m<sup>2</sup>. O estudo ainda mostrou como o consumo é influenciado de acordo com o nível de ensino, como por exemplo nos Estados Unidos, onde as escolas primárias consomem em média 173 kWh/m<sup>2</sup>.ano enquanto as escolas de ensino médio consomem 257 kWh/m<sup>2</sup>. Contudo, os autores apontam que a comparação do consumo de energia entre diferentes países é algo que deve ser evitado, pois pode levar a interpretações equivocadas, uma vez que o consumo varia muito de acordo com o tipo de ensino, idade das construções, o clima e também o tipo de energia que se está considerando para os valores médios, como energia primária, somente energia elétrica, entre outros.

O trabalho de Dimoudi (2013) utilizou um bando de dados de escolas na Grécia distribuídas em duas zonas climáticas diferentes, sendo uma predominantemente fria com 2437 graus dia de aquecimento, e outra com clima continental com 1865 graus dia de aquecimento, de acordo com a classificação local. Para compor a base de dados das escolas analisadas, foram levantados durante cinco anos os dados de consumo, número de alunos e sistemas de aquecimento. Para as escolas de ensino fundamental, os autores observaram que o consumo mais alto foi de 125 kWh/m<sup>2</sup> para a zona climática mais fria, e de 35 kWh/m<sup>2</sup> na zona climática com clima continental. Essa diferença está relacionada, principalmente, as edificações da amostra, onde as edificações com menores consumos haviam passado por modernização atualizando as envoltórias, sistemas de sombreamentos e utilizando vidros duplos nas janelas. Uma vez determinado o consumo médio das edificações, foram analisadas estratégias de eficiência energética e sua influência no consumo das edificações. Após o levantamento do

consumo das edificações, foram avaliadas duas principais estratégias para reduzir o consumo, a melhoria da envoltória, sombreamento, troca de cores da envoltória e modernização dos sistemas de climatização. O isolamento das paredes externas permitiu uma redução média de 12% no consumo de energia, chegando até 25%. A melhoria das janelas, reduzindo a transmitância térmica de 5,2 W/m<sup>2</sup>K para 2,6 W/m<sup>2</sup>K reduziu somente 3% do consumo energético. A troca das cores da envoltória apresentaram um potencial de redução do consumo energético de 3%, o sombreamento de 61% e a troca do sistema de climatização 52%. Os resultados mostram que o clima influencia no consumo das edificações educacionais, mas não de forma isolada, uma vez que as características da envoltória e o uso também influenciam significativamente. Também observou-se a influência de cada estratégia no consumo de energia das edificações estudadas, para cada zona climática. É interessante notar que as edificações mais antigas apresentam maior potencial de redução, uma vez que possuem maior margem para a modernização dos seus sistemas. Mais uma vez, destaca-se a importância de obter dados de consumo das edificações, para que possam ser identificados os potenciais de melhoria. Ainda, destaca-se que o potencial na redução do consumo de energia depende de inúmeros fatores, como clima, uso, os sistemas de envoltória, equipamentos, entre outros.

Ocampo Batlle et al. (2020) realizaram um estudo na Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), em Minas Gerais. Os autores levantaram o consumo de energia de três edificações representativas do campus, encontrando consumos médios de 554 kWh/ano, 243 kWh/ano e 417 kWh/ano. As edificações são utilizadas para diversas atividades do campus, como salas de aula, atividades de extensão, laboratórios, entre outros. Os autores identificaram que o maior consumo e potência instalada é proveniente dos sistemas de ar condicionado, com 200 kW de demanda média entre as edificações, seguido pelo uso de iluminação.

Hax et al. (2022) avaliaram como o usuário influencia o consumo de uma edificação universitária, avaliando três casos com diferentes tipos de usuários. Os usuários foram divididos em três comportamentos: ativo, intermediário e passivo. O usuário ativo procura ventilar a edificação de forma natural, procurando também o uso de iluminação natural. Já o intermediário procura equilibrar entre ventilação natural e sistemas artificiais. Por fim o usuário passivo utiliza somente estratégias artificiais, como iluminação artificial e sistemas de ar condicionado. Os autores identificaram que o comportamento do usuário influencia no consumo de energia da edificação, sendo responsável por uma variação de 84% no consumo de ar condicionado, 35% no consumo do sistema de iluminação e 30% no consumo total da edificação.

Já Ruijiang Luo et al. (2017), avaliaram o consumo da *North China University of Science and Technology*, localizada em Tangshan. Os autores encontraram um consumo médio

anual de 174 kWh/m<sup>2</sup>, separando o consumo por uso final. De acordo com o estudo, 39% do consumo é proveniente do sistema de iluminação, 20% do sistema aquecimento e 19% do sistema de refrigeração. Os demais usos são para usos diversos, como equipamentos, sistema de ventilação e recuperação de calor

Wang (2019) avaliou o consumo de edificações de ensino superior em Taiwan, com clima quente e úmido (2A) (ASHRAE 169) identificando uma variação do consumo das universidades. O autor avaliou um banco de dados composto por 72 universidades, com dados de consumo entre 2015 e 2017. A média de consumo do banco de dados variou entre 56 kWh/m<sup>2</sup> e 93 kWh/m<sup>2</sup>

Estudos desenvolvidos por Desideri e Prioetti (2002), Chung e Rhee (2014) e Yeo et al. (2019) determinaram a possibilidade de economizar e reduzir o uso de energia em edificações escolares. Porém, o foco dos autores foi voltado para edificações de ensino superior, que apresentam características particulares e distintas dos demais níveis de ensino como a presença de laboratórios, bibliotecas, refeitórios e alojamentos. O estudo de Desideri e Prioetti (2002) quantificou o consumo de energia de edificações escolares e potenciais reduções. As escolas avaliadas foram as edificações de ensino médio na região central da Itália, que teve como banco de dados o consumo de 29 escolas de ensino médio da província de Perugia. Para realizar a análise, os autores utilizaram três indicadores de consumo: volume da edificação; número de alunos e; números de salas de aula. Além disso, os autores avaliaram o consumo de energia térmica e energia elétrica. Com base nos resultados, os autores observaram que o consumo de energia elétrica das edificações representam entre 15% e 25% do consumo total de energia, enquanto o aquecimento representa até 80%. Os autores propuseram diferentes indicadores de desempenho, abrangendo desde consumo elétrico até consumo térmico, permitindo a comparação das edificações entre si, como uma espécie de *benchmark*. Contudo, os autores não identificaram o uso final dos consumos das edificações, nem sugeriram estratégias de eficiência energética. Porém, o estudo permitiu identificar as edificações com consumos elevados, permitindo desenvolver uma ferramenta de comparação identificando os pontos críticos de consumo de energia e como corrigi-los.

Chung e Rhee (2014) desenvolveram um estudo de caso na Coreia do Sul, avaliando o consumo de energia atual das edificações de um campus universitário, e a possibilidade da aplicação de estratégias de eficiência energética. Foram avaliadas 11 edificações em um campus universitário localizado em Seul, na Coreia do Sul. Os parâmetros utilizados para classificar as edificações foram: utilização do espaço; ano de construção; orientação; fator de forma; área envidraçada, dispositivos de sombreamento; sistema de iluminação; e sistemas de climatização.

Dessa forma, os autores puderam identificar a influência destes fatores no uso final das edificações. Foram selecionadas seis estratégias de eficiência energética: utilização de interruptores automáticos para desligar equipamentos; substituição dos sistemas de vedação translúcidos para sistemas com vidros duplos de controle solar e esquadrias de PVC; padronização da potência de instalação de iluminação para  $0,56 \text{ W/m}^2$ ; controle da temperatura interna; redução da transmitância térmica das paredes para  $0,58 \text{ W/m}^2\text{K}$  com o uso de isolamento térmico; redução da transmitância térmica das coberturas para  $0,47 \text{ W/m}^2\text{K}$ . Tanto para as edificações novas quanto antigas com consumo elevado, foi proposta a alteração do controle de temperatura utilizando um sistema automatizado, com temperaturas de  $18^\circ\text{C}$  para aquecimento e  $28^\circ\text{C}$  para resfriamento, e a modernização do sistema de iluminação com potência instalada de  $0,56 \text{ W/m}^2$ . Já para as edificações antigas com baixo consumo de energia, as alterações sugeridas foram a redução dos valores de transmitância térmica da cobertura e paredes da edificação, para  $0,47 \text{ W/m}^2\text{K}$  e  $0,58 \text{ W/m}^2\text{K}$ , respectivamente, e a troca para vidros duplos nas janelas e esquadrias de PVC. Para calcular o consumo real das edificações os autores utilizaram medições in loco, e para estimar os percentuais de redução os autores utilizaram simulações computacionais. Os autores observaram que, para as edificações novas, nas quais o sistema da envoltória já apresentava isolamento térmico, a alteração nas temperaturas do sistema de climatização reduziu o consumo de energia em 6%. Já a alteração na potência instalada do sistema de iluminação reduziu o consumo de energia em 16%. Para as edificações antigas, construídas a partir de 1970, as reduções foram mais significativas, reduzindo de 10% a 22% no consumo de energia com a substituição dos vidros simples por vidros duplos e novos sistemas de esquadrias, além do uso de isolamento térmico na cobertura e paredes. Os autores ressaltam que as edificações universitárias são um desafio, em razão da dificuldade do controle da ocupação e dos equipamentos utilizados. Vale ressaltar que apesar das auditorias realizadas para levantar questões quanto a envoltória, sistemas de iluminação, sistemas de janelas, entre outros, os autores não informaram os valores destes sistemas, impossibilitando identificar se as reduções são significativas ou não. Contudo, o estudo demonstra as dificuldades e possibilidades ao desenvolver estudos em um campus universitário, principalmente com edificações construídas em diferentes épocas, com diferentes exigências mínimas para a sua envoltória e sistemas.

O trabalho de Yeo et al. (2018) foi desenvolvido com base na análise de um banco de dados contendo informações de universidades localizadas em Hong Kong, no período de 2011 a 2015. O trabalho procurou identificar o consumo das edificações de ensino superior, observando os sistemas que influenciam no consumo, e a possível economia com a utilização

de estratégias de eficiência energética. O estudo foi motivado, principalmente, devido ao elevado consumo de energia das edificações em Hong Kong, que demandam 90% da energia elétrica produzida. Outro fator de destaque, identificado pelos autores, é que a universidade consome uma média anual de 57,3 GWh. Porém, a universidade possui uma política de atualização e modernização dos sistemas, que consiste em trocar os sistemas de iluminação, atualizar os sistemas de ar condicionado e aplicar políticas de operação da edificação. Essa política permite que a universidade reduza o seu consumo anual em 1,6 GWh. Contudo, essa redução ocorre em cima do consumo total anual, que vêm aumentando ao longo dos anos. Dessa forma, observou-se que as medidas de atualização são insuficientes para estabilizar o consumo de energia e, portanto, um estudo identificando os motivos se fez necessário. Os autores observaram que o aumento na tarifa de energia pouco influencia no consumo, um aumento de 1% no preço da energia levaram a reduções entre 1,32 e 2,5% no consumo energético. Os autores avaliaram o impacto de três usos finais de energia: sistemas de iluminação e ar condicionado com *chillers* como um único sistema; somente o sistema de ar condicionado com *chiller*; e instrumentos de laboratórios. A análise permitiu identificar o aumento ou a redução no consumo de energia para cada uso final durante o período avaliado. Os autores observaram que os sistemas de ar condicionado e iluminação apresentaram um aumento na demanda durante os quatro anos avaliados. No período entre 2012 e 2013 o sistema de ar condicionado foi responsável por aumentar o consumo de energia em até 4 MWh, uma vez que foi inaugurado um novo prédio no campus aumentando o uso deste sistema. Já entre 2013 e 2015 esse aumento foi menor, entre 1 e 2 MWh, indicando o funcionamento das medidas de controle de iluminação e do uso de ar condicionado. Já os instrumentos de laboratório apresentaram um aumento no consumo entre 2011 e 2014 de até 1,5 MWh. A análise do sistema de ar condicionado permitiu identificar que durante os anos, a demanda de energia desse sistema foi reduzida. Segundo os autores, esse fato ocorre porque a cada ano a universidade atualiza os sistemas antigos, substituindo os sistemas refrigerados a ar para sistemas refrigerados por água. Por fim, os autores concluíram que é possível economizar até 13% de energia com a modernização das edificações, ao optar por melhores sistemas de iluminação e ar condicionado.

É possível observar, portanto, os desafios pela busca da redução do consumo de edificações escolares, desde os estudos publicados por Santamouris et al. (1994), e Butala e Novak (1999) até os mais atuais como Yeo et al. (2018). A utilização de medidas de eficiência energética depende do tipo de edificação, clima, uso, entre outros e devem ser levadas em consideração até nos dias atuais. Além disso, fica evidente que o comportamento do usuário,

principalmente quanto aos sistemas de refrigeração/aquecimento influenciam diretamente no consumo de energia das edificações.

Portanto, a compreensão do consumo de energia nas edificações permite que estas sejam avaliadas e sejam traçados planos para reduzir o consumo, tornando-as mais eficientes. O entendimento do consumo das edificações pode ser realizado por meio de benchmarks e para isso, inúmeras políticas de eficiência energética foram elaboradas tanto no cenário internacional quanto nacional, a fim de auxiliar no processo de identificação do consumo das edificações.

## 2.2 POLITICAS DE *BENCHMARK* E CERTIFICAÇÕES

Compreender o impacto das políticas de *benchmark* e o papel que estas desenvolvem junto aos processos de certificação destaca a importância para o desenvolvimento de *benchmarks*, independentemente da tipologia para qual é desenvolvido. Portanto, este item visa abordar como as políticas desenvolvidas no cenário internacional e nacional impactaram os diferentes mercados imobiliários, reduzindo o consumo, aumentando a procura por edificações mais eficientes e tornando os consumidores mais conscientes sobre o uso eficiente da energia.

Para atingir os objetivos deste capítulo é preciso, em um primeiro momento, definir o que é *benchmark*. Para isso, é possível utilizar as definições introduzidas por Djuric e Novakovic (2009), Chung (2011), e Zhao et al. (2019) que apresentam definições semelhantes para o termo.

Para Djuric e Novakovic (2009) o termo *benchmark* pode ser definido como uma avaliação em escala macroscópica, que utiliza métricas para medir o desempenho da edificação em relação a outra, ou com o seu passado. Essa definição, portanto, esclarece que o *benchmark* é utilizado para comparação entre edificações de mesmo tipo, ou semelhantes entre si, a fim de determinar ou medir o seu desempenho.

Chung (2011) vai ao encontro de Djuric e Novakovic (2009), ressaltando que o *benchmark* é utilizado para determinar se uma edificação utiliza energia de uma forma mais eficiente do que a outra. Além disso, o autor destaca que para isso, é preciso desenvolver um modelo com base em amostras de referência, representando as diversas construções similares.

Porém, alguns autores defendem que o *benchmark* vai além de comparar uma edificação com a outra; se destacando como uma ferramenta que procura identificar as melhores práticas nas edificações, a fim de propiciar uma melhora no desempenho de novos projetos (ZHAO *et al.*, 2019).



Observa-se, portanto, que *benchmark* é uma ferramenta de comparação, que permite que se identifique a edificação com o menor consumo em relação a outra, além de encontrar as melhores práticas responsáveis pela diferença entre o consumo das edificações. Uma vez compreendido o termo *benchmark*, é possível entender como as políticas públicas de *benchmark* e de certificações funcionam, tanto no cenário internacional quanto nacional.

Dias et al. (2014) desenvolveram um estudo de revisão de literatura, com o foco em determinar o consumo de edificações escolares, e revisaram as políticas de *benchmarks* em diferentes países. O estudo colocou em evidência a diferença do desenvolvimento de políticas em cada país ou região. Um exemplo dessa diferença é o caso da Grécia e de Portugal, enquanto o primeiro apresenta diversos estudos a respeito do consumo de energia de edificações, o segundo possui poucos trabalhos desenvolvidos, com uma política pública menos desenvolvida, que apresentou atualizações somente a partir de 2013. Já outros locais, como Estados Unidos e Reino Unido, apresentam políticas públicas desenvolvidas, com bancos de dados contendo informações de consumo de edificações escolares e *benchmarks* dessas tipologias. Os autores destacam que o *benchmark* para edificações escolares no Reino Unido é elaborado de duas maneiras distintas, a primeira considerando o consumo de eletricidade, e a segunda o consumo de combustíveis fósseis. Devido as políticas de *benchmark* desenvolvidas no Reino Unido, atualmente, existe um banco de dados (CBISE, 2021) com o consumo de mais de quinze mil escolas do nível básico ao médio. Nos Estados Unidos também existe uma cultura e uma política bem desenvolvida a respeito de *benchmarks*, independente da tipologia da edificação. Os autores ressaltam que, diferentemente do Reino Unido, o *benchmark* para escolas utiliza outras métricas para mensurar a eficiência, que são o preço por metro quadrado ou custo anual por estudante. Nos Estados Unidos, destaca-se a existência da base de dados do Departamento de Energia (DOE, 2021) , que possui um banco de dados de *benchmark* de diferentes tipologias, incluindo escolares.

Porém, apesar do desenvolvimento de políticas nacionais, ainda é preciso determinar como a aplicação e o desenvolvimento de *benchmark* impactam na sociedade e no consumo das edificações. Visando responder essa pergunta, os estudos de Hsu (2014), Meng et al. (2017) e Shang et al. (2020) foram desenvolvidos avaliando o impacto do desenvolvimento de *benchmarks* para edificações comerciais localizadas nos Estados Unidos. Hsu (2014) desenvolveu um estudo com o objetivo de responder uma pergunta: Quais são e como devem ser disponibilizadas as informações a respeito do desempenho energético das edificações? A pergunta visa esclarecer as diferenças entre a realização de auditorias nas edificações e o desenvolvimento de *benchmarks*, e como cada um contribui para a economia de energia em

edificações. Para o autor, os dois processos são diferentes, sendo que as auditorias trazem informações mais precisas, permitindo uma análise crítica do consumo de energia, enquanto o *benchmark* apresenta uma visão geral, mostrando o quanto é consumido de energia. O autor avaliou os dados de 361 edificações residenciais da cidade de Nova Iorque, utilizando dados mensais de consumo, informações sobre os sistemas de climatização e ocupação. Para isso, o banco de dados foi avaliado utilizando três modelos diferentes para prever o consumo de uma edificação: um com todos os dados disponíveis quanto ao consumo e características das edificações; o segundo somente com os dados de consumo corrigidos pelo clima e; o terceiro somente com dados das características da edificação, obtidos por meio de auditorias. Assim, o autor pode comparar os três modelos, avaliando qual apresentava os resultados mais próximos dos consumos reais e, por fim, comparando os métodos de *benchmark* (modelo 1 e 2) com as auditorias (modelo 3). A primeira observação realizada pelo autor foi que o modelo 2, que continha somente dados de consumo e normalizado pelo clima, apresentou o mesmo nível de confiança nos resultados quando comparado com os resultados do modelo 1, que consiste nas políticas de *benchmark* que levam em consideração as contas de energia e informações a respeito da edificação. Portanto, foi possível estimar o uso de energia de uma edificação para o ano seguinte somente com os dados de 3 anos de consumo e dados climáticos. O terceiro modelo não apresentou maior precisão nos resultados, evidenciando que o objetivo das auditorias não é prever o consumo da edificação, mas sim identificar onde estão os pontos críticos e de maior consumo. Uma vez definida a diferença entre os *benchmarks* desenvolvidos por métodos tradicionais ou por métodos como o uso de auditorias, o autor aponta que, independentemente do método, os investidores e consumidores devem estar atentos ao consumo final da edificação e que os desenvolvedores das políticas devem considerar a eficiência da edificação quanto ao consumo e não aos sistemas presentes na edificação. Assim, essas mudanças vão chamar a atenção para a eficiência operacional da edificação e do comportamento do usuário, mais do que para o desempenho dos sistemas. Portanto, o autor responde à pergunta inicial afirmando que as políticas devem focar em informar o consumo da edificação, para que os investidores possam comparar as edificações de mesma tipologia, como mais um fator a ser acrescentado na tomada de decisão. Além disso, as informações obtidas por meio de auditorias são essenciais para determinar onde deve ser realizado o investimento para a melhoria da eficiência energética das edificações já existentes, podendo estimar o retorno a curto e longo prazo com a utilização destas melhorias para o proprietário. Este trabalho permite observar como é importante ter a divulgação dos dados de consumo de uma edificação levando o investidor a optar por edificações mais eficientes. Os autores destacam a importância de

auditorias para os proprietários identificarem os pontos críticos da edificação, permitindo a realização de melhorias e atualizações. Além disso, os autores destacam a importância de auditorias como uma ferramenta no desenvolvimento de um benchmark. Assim, a utilização das duas ferramentas, permite ter o conhecimento do investimento necessário para atingir menores níveis de consumo de energia e o respectivo retorno financeiro. Porém, o estudo não aborda o quanto a divulgação dessas informações permite reduzir o consumo das edificações no curto e longo prazo.

Meng et al. (2017) desenvolveram um estudo com o objetivo de responder duas perguntas: Quanto de energia é economizado por conta das políticas de *benchmark*? e; Quais os aspectos particulares dessas políticas que permitiram essa economia? Para responder a essa pergunta, os autores avaliaram as políticas de *benchmark* dos Estados Unidos, principalmente as da cidade de Nova Iorque, estudando os impactos no consumo energético de edificações de escritórios. Este estudo avaliou o impacto da política de *benchmark* para edificações em Nova Iorque, estudando os dados dos 4 primeiros anos após a lei 84 entrar em vigor em 2009 (YORK, 2014). De acordo com os autores, as políticas de *benchmark* nos Estados Unidos, geralmente requerem que as edificações monitorem e divulguem os dados de consumo. Desta forma, para desenvolver a análise, os autores utilizaram o banco de dados da ferramenta *Portfolio Manager*, além os dados fornecidos pelo escritório de sustentabilidade e planejamento de longo prazo da cidade de Nova Iorque. Esses dados permitiram identificar o consumo das edificações de escritórios durante o período de 2011 a 2014, podendo excluir os efeitos que crises econômicas possam ter sobre o consumo das edificações. Foi possível observar que existem três principais fatores que influenciaram o consumo das edificações que participam da política de *benchmark*: o primeiro, ao coletar os dados a respeito do consumo das edificações, os proprietários podem observar como estão consumindo mais energia, com a possibilidade de redução por conta própria ao longo do tempo; o segundo é que com a publicação desses dados, os investidores optem por edificações mais eficientes; o terceiro e último é a classificação da edificação pelo *Energy Star* que também influencia na tomada de decisão dos investidores. Com base nesses três pontos, os autores observaram que as decisões dos investidores possuem efeitos diferentes conforme o tempo. No período de 3 anos, após o lançamento das políticas, chamado de curto prazo, as informações começam a chamar a atenção dos investidores. Já entre quatro e sete anos, após a implementação das políticas, ou médio prazo, as informações já são associadas, mas não totalmente aplicadas na hora da tomada de decisão. Por fim, após oito anos de implementação, as informações já fazem parte das tomadas de decisão e, portanto, o consumo deve apresentar reduções mais significativas. Assim, ao comparar os dados de consumo das

edificações antes da implementação das políticas de *benchmark* com os dados após a implementação, os autores concluem que a redução no consumo de energia é mais significativa a longo prazo. Os autores observaram que a política de *benchmark* e a divulgação das informações possibilitaram uma redução de 6% no consumo das edificações, representando 14% no último ano avaliado. Assim, fica evidente que as políticas necessitam de tempo para serem assimiladas pelos usuários e investidores, com a capacidade de reduzir o consumo de edificações em um curto período de tempo.

Já Shang et al. (2020) avaliaram como as políticas de *benchmark* impactaram o setor imobiliário da cidade de Chicago, nos Estados Unidos, avaliando a vacância das edificações antes e após a sua implementação. A cidade de Chicago implementou uma política de *benchmark* em 2013, três anos após a cidade de Nova Iorque, mas mesmo antes de 2013 as edificações da cidade já tinham a possibilidade de ser certificadas pelo *Energy Star*. Portanto, os autores conseguiram avaliar, além da vacância dos imóveis, o aumento no número de certificações obtidas pelas certificações. O estudo, contudo, avaliou somente um período de 3 anos de implementação das políticas (2013 a 2016). Para realizar a análise, foi adotado um banco de dados com 292 edificações comerciais, sendo 145 certificadas e outras 147 não. Os autores observaram que as políticas de *benchmark* não refletiram no aumento do número de edificações certificadas, ou seja, apesar da divulgação dos dados de consumo, atitudes precisam ser realizadas para melhorar o desempenho das edificações, tornando-as mais eficientes e passíveis de uma certificação. Quanto a vacância, os autores perceberam que as edificações mais eficientes da amostra apresentaram uma redução na vacância em relação as demais, com uma redução de 6,7% ao ano. Isso evidencia a opção por edificações mais sustentáveis pelos investidores.

Observa-se, portanto, que a divulgação dos dados de consumo de cada edificação faz com que os investidores optem por construções mais eficientes e conseqüentemente, reduzindo o consumo de energia. Porém, é preciso que essas informações sejam assimiladas pela população.

Apesar das vantagens das políticas de *benchmark*, observa-se uma discrepância entre a realidade brasileira da realidade internacional, uma vez que as políticas de eficiência energética só tiveram início em 2001, com a crise energética brasileira.

Porém, somente em 2013 as políticas de *benchmark* tiveram início no Brasil, com o Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS) e o lançamento do projeto Desempenho Energético Operacional (DEO). O projeto visa desenvolver indicadores e técnicas para avaliar e melhorar o desempenho energético de edificações. Por meio de parcerias, o DEO promoveu

o desenvolvimento de *benchmarks* de prédios de escritórios e de agências bancárias, lançando em 2014, uma metodologia e uma política de desenvolvimento de *benchmark* no Brasil. Em 2014 o CBCS apresentou uma lista preliminar de tipologias que seriam abordadas em futuros *benchmarks*, entre elas destaca-se as instituições de ensino, tanto ensino fundamental, médio, técnico e superior (CBCS, 2014). O trabalho foi concluído em 2021, com o desenvolvimento de uma plataforma onde é possível classificar 15 tipologias diferentes.

Além do desenvolvimento de uma metodologia de *benchmark* para o Brasil pelo CBCS, outros trabalhos em paralelo visam mapear o consumo energético brasileiro, levando em consideração o setor de serviços. É o caso do Projeto de Assistência Técnica dos Setores de Energia e Mineral, ou Projeto Meta. O projeto surgiu por iniciativa do Ministério de Minas e Energia e foi lançado em 2009 com o objetivo de modelar uma projeção de consumo energético e a elaboração de um projeto básico para pesquisas de campo no território brasileiro (EPE, 2019). O projeto visa também o desenvolvimento de um banco de dados que contenha informações que facilite a projeção do consumo de edificações do setor de serviços no Brasil. A fase da coleta e elaboração do banco de dados foi concluída em 2015, apresentando um relatório com a avaliação do banco de dados. Nesse relatório é possível observar as maiores dificuldades e limitações para o desenvolvimento destes projetos no Brasil. Destaca-se que a coleta dos dados depende do engajamento dos empresários em responder questionários e abrir a porta das empresas para visita. De acordo com o relatório, a maior dificuldade foi a desconfiança por parte dos empresários em fornecer informações simples como cadastro Nacional de Pessoa Jurídica (CNPJ) e endereço da empresa, bem como a desconfiança no objetivo real da pesquisa. Estes obstáculos, porém, não impediram a realização da pesquisa, estabelecendo-se um banco de dados com 25 segmentos que vão desde alojamento, a educação, serviços de saúde e varejo (EPE, 2014).

Dessa forma, destaca-se que o Brasil está avançando no desenvolvimento de sua política de *benchmark*, possuindo banco de dados com informações referentes ao consumo de diversas tipologias, além de uma metodologia estabelecida pelo CBCS. Assim, a elaboração de estudos que auxiliem no desenvolvimento dessa política e no desenvolvimento de *benchmarks* são de extrema importância para o setor energético brasileiro.

### 2.3 DESENVOLVIMENTO DE BENCHMARKS

O desenvolvimento dos *benchmarks* permite que sejam traçados os perfis das edificações mais eficientes, colaborando para o desenvolvimento de edificações mais eficientes em termos de energia, refletindo na redução no consumo energético das edificações. Abordar os estudos desenvolvidos em diferentes países, favorece na compreensão dos resultados alcançados, os métodos utilizados e a finalidade dos modelos, estabelecendo uma visão macroscópica sobre o desenvolvimento de *benchmarks*. Essa visão permite uma análise crítica da realidade brasileira frente ao cenário internacional, identificando as lacunas que existem nas pesquisas nacionais e, assim, preenchê-las.

No cenário internacional existem diversos estudos, como de Federspiel et al. (2002), Wang (2016), Wang (2019), Khoshbakht et al. (2018) e Ding et al (2018) que visam desenvolver *benchmarks* para os mais variados tipos de edificações escolares, que vão desde salas de aula até laboratórios, bibliotecas e prédios administrativos.

O estudo de Federspiel et al. (2002) teve como objetivo desenvolver um método de *benchmark* voltado para edificações de laboratórios, na universidade de Berkeley, localizada nos Estados Unidos. A motivação para o desenvolvimento do estudo é que as edificações destinadas à pesquisa no campus, como os laboratórios, consomem até 6 vezes mais energia do que edificações destinadas ao ensino, como salas de aula. Portanto, os autores desenvolveram um *benchmark* com base em uma edificação considerada ideal, com o objetivo de consumir o mínimo de energia para o seu funcionamento. Primeiramente, foi necessário estabelecer condições especiais para a edificação ideal, envolvendo as seguintes premissas: utilização máxima da luz natural; uso de isolamento térmico nos elementos construtivos; elevadores 100% eficientes; e uso de um sistema de ar condicionado eficiente. Os autores também utilizaram métodos matemáticos e estatísticos para comparar o consumo das edificações reais com o *benchmark* da edificação ideal, calculando a razão entre o *benchmark* e o consumo real, como forma de obter um valor de eficiência, similar ao coeficiente de performance de um ar condicionado. Esse valor de eficiência pode ser comparado entre a mesma edificação após melhorias ou outras de uso similar, a fim de identificar a mais eficiente, ou com menor consumo. O método proposto pelos autores permitiu identificar as edificações com melhores índices de eficiência, assim como quais sistemas influenciam o consumo, devido a comparação das edificações reais com uma edificação ideal, com sistemas eficientes. Assim, ao relacionar as duas edificações, observou-se que as edificações com sistemas de condicionamento de ar

superdimensionados, com elevadores hidráulicos, com sistemas de iluminação ineficientes, entre outros, foram penalizadas pelo *benchmark*.

Em 2016, Wang (2016) avaliou o consumo energético de edificações escolares, com maior foco em edificações universitárias em Taiwan. O banco de dados era composto por 74 prédios educacionais, sendo 51 universidades, 7 de ensino médio, 11 de ensino fundamental e 5 de ensino infantil, ou creches. Dentro das 51 edificações universitárias, 20 eram públicas e de ensino geral, 15 privadas de ensino geral, 4 de universidades públicas de ciência e tecnologia e 12 universidades particulares de ciência e tecnologia. Assim, ao final do estudo foi possível observar, além do consumo de edificações universitárias como um todo, a diferença entre os consumos dos diferentes tipos de ensino e entre instituições públicas e privadas. Os autores destacaram que muitas das universidades públicas apresentaram os maiores valores de consumo energético, uma vez que recebem maior investimento em ensino e pesquisa, quando comparadas as universidades privadas. Os resultados para as universidades mostraram que o tamanho do campus e a demanda por energia são diretamente proporcionais e que o tipo de ensino (geral ou de tecnologia) também influencia na demanda. Além disso, o autor encontrou uma maior correlação do consumo energético com o número de professores nas instituições destinadas a pesquisa quando correlacionado com o número de alunos. Esse fato, segundo o autor, pode ser justificado uma vez que as universidades com maior desenvolvimento de pesquisa utilizam menos sala de aula e, portanto, possuem número menor de alunos. No estudo apresentado por Wang (2019), o autor focou somente em educações escolares do ensino fundamental ao médio em Taiwan, com um banco de dados composto por 231 escolas, sendo 67 escolas de ensino médio, 62 de ensino fundamental e 102 de ensino infantil. O objetivo era determinar o consumo médio do banco de dados, bem como identificar os fatores que influenciavam os resultados, como as diferenças entre escolas públicas e privadas, idade da edificação, quantidades de alunos e área construída. Quanto a diferença entre ensino público e privado, o autor observou que, por apresentarem maior número de alunos por turma, as escolas privadas possuíam a maior intensidade de uso de energia (EUI). Já quanto a idade das edificações, o autor não encontrou uma correlação significativa com o consumo, representando pouca influência, uma vez que o método construtivo utilizado em Taiwan não sofreu alterações significativas e as edificações atuais possuem características semelhantes as antigas. Por fim, o autor concluiu, também, que as escolas de ensino técnico e ensino médio consumiram até 2,8 vezes mais energia do que as de ensino fundamental e ensino infantil, evidenciando que quanto maior o grau de ensino maior a tendência do consumo de energia.

Já o estudo de Khoshbakht et al. (2019) abordou as edificações de ensino superior, desenvolvendo um estudo para caracterizar o uso de energia e elaborar um *benchmark*. O estudo foi desenvolvido para a instituição de ensino *Griffith University*, na Austrália, separando as edificações dos diversos campi por tipo de uso. A universidade é composta por 5 campus, com 185 edificações que possuem usos acadêmicos, administrativos, pesquisa, residência estudantil, infraestrutura, entre outros. Os dados de consumo e das características das edificações foram coletados pela própria universidade, que desde 2014 mantém a coleta e publicação dos dados em uma plataforma online. Após o tratamento inicial, os autores obtiveram uma amostra com 80 edificações, excluindo as edificações de residência estudantil e de recreação, uma vez que não são representativas para a tipologia universitária, e outras com dados insuficientes. Do total de edificações avaliadas, 50 foram classificadas como uso de escritórios acadêmicos, 11 com uso para administração, 8 de salas de aula, 6 de pesquisa e 5 foram classificadas como bibliotecas. Para classificar as edificações com mais de um tipo de uso, observou-se se mais de 40% da área útil da edificação possuía um uso específico. Assim, uma edificação que apresentasse 40% da área útil para uso de pesquisa, foi classificada como edificação de pesquisa. Além do uso das edificações, os autores também levantaram dados referentes ao número de ocupantes e horas de ocupação, a fim de determinar a influência desses fatores no consumo de energia. Os autores não levaram em consideração os sistemas de ar condicionado e as características da envoltória da edificação, uma vez que o objetivo é relacionar o consumo com o uso da edificação, e não com características físicas. Contudo, avaliaram a relação entre o consumo energético e a idade das edificações, motivados pelo estudo de Sekki et al. (2015), que identificou correlações entre a idade da edificação e o consumo energético. Dessa forma, por meio de métodos estatísticos, os autores concluíram que as edificações de laboratórios e bibliotecas apresentaram o maior consumo energético, em torno de 4 vezes superior quando comparado com as edificações de outros usos, como salas de aula e administrativas. Já as edificações de salas de aula apresentaram o segundo maior consumo. Com relação a idade das edificações, ao contrário do que era esperado, não influenciou no consumo das mesmas.

Outro trabalho com a elaboração de um *benchmark* para campus universitário foi desenvolvido por Ding et al. (2018). Os autores estudaram 13 campus universitários na província de Anhui, na China, com o objetivo de determinar um *benchmark* de consumo energético para esta tipologia. O estudo encontrou, por meio de regressão linear, o consumo normalizado por área de piso das edificações. Além disso, os autores separaram os indicadores de consumo (EUI) por uso final, como iluminação, equipamentos e ar condicionado. Os autores desenvolveram uma classificação para as edificações estudadas com base nos resultados dos



indicadores de consumo. A classificação vai do nível E (maior consumo) até o nível A (menor consumo), levando em consideração tanto o consumo total da edificação como o consumo por uso final de energia. Esta classificação permitiu identificar as edificações que apresentavam o menor consumo total, e as possíveis melhoras no consumo por uso final, como no sistema de ar condicionado. Destaca-se que neste estudo, os autores não apresentaram estratégias de eficiência energética para corrigir os consumos das edificações com baixo desempenho. Entretanto, ao estabelecer um indicador de desempenho para cada uso final de energia (sistema de iluminação, sistema de equipamento, e sistema de ar condicionado), os autores identificaram os sistemas mais ineficientes de cada edificação da amostra, permitindo o estudo dos impactos das estratégias de eficiência energética em trabalhos futuros.

Os estudos relacionados ao *benchmark* de edificações escolares de ensino superior, como o de Federspiel et al. (2002) e Khoshbakht et al. (2019), evidenciaram a dificuldade em analisar um campus universitário, uma vez que dentro de um campus existem prédios com diferentes usos e, conseqüentemente, diferentes demandas de energia. Porém, mesmo com as dificuldades, foi possível observar que os métodos utilizados permitiram a elaboração do *benchmark* e a identificação dos prédios com maior consumo.

Porém, a aplicação de *benchmark* em edificações escolares não se limita somente ao ensino superior. Outras tipologias como creches, ensino médio e fundamental apresentam suas peculiaridades no consumo energético, mesmo que o principal uso destas edificações sejam as salas de aula. Conhecer os trabalhos desenvolvidos para todos os níveis de ensino permite ter uma visão geral, compreendendo as dificuldades encontradas para a elaboração de *benchmarks*.

Uma das principais dificuldades e limitações dos trabalhos que desenvolvem *benchmark*, independentemente da tipologia, é a dificuldade de acesso às informações do seu respectivo consumo energético. No cenário internacional, Hernandez et al. (2008) apresentaram um desenvolvimento de *benchmark* para edificações não residenciais, com foco em escolas de nível básico localizadas na Irlanda. O estudo teve como motivação a regulamentação europeia de 2002 (EPDB, 2002) que visa promover a melhoria da eficiência energética em edificações. No estudo, os autores avaliaram o consumo energético e desenvolveram um *benchmark* de edificações escolares. Os autores aplicaram questionários em mais de 500 escolas na Irlanda, coletando informações a respeito de ocupação, características físicas, endereço, iluminação, equipamentos, sistemas de aquecimento, entre outros. Porém, somente 67 questionários foram respondidos, evidenciando a dependência do engajamento da sociedade. Apesar de um banco de dados limitado, foram realizadas análises estatísticas para elaborar o *benchmark*. A média de consumo encontrada foi de 96 kWh/m<sup>2</sup> e o quartil superior foi de 65 kWh/m<sup>2</sup>. Os autores

ressaltaram a importância sobre os dados de entrada nos métodos de cálculos, pois discrepâncias nos dados de ocupação e atividades interferem no resultado final, podendo invalidar o *benchmark*. Por fim, a maior dificuldade e limitação do trabalho, foi obter dados referentes a tipologia e o consumo energético de cada edificação.

Vaisi et al. (2018) avaliaram o consumo das edificações educacionais em Dublin. Foram levantados os consumos de 52 edificações educacionais. Por meio de métodos estatísticos, os autores propuseram um *benchmark* considerando os consumos mensais de energia térmica. O estudo evidenciou o maior consumo de edificações voltadas para o desenvolvimento científico, como o *Science Centre Hub*, que apresentou um consumo de 623 kWh por unidade de área. Os autores ainda ressaltaram a importância de discutir a revisão do modelo de *benchmark* em vigor, mostrando que o novo método proposto atingiu diferenças menores que 21% quando analisado o consumo mensal. Em contrapartida, o método atual da *Chartered Institution of Building Services Engineers* (CBISE) apresentava diferenças de 100% nos meses de verão. Assim o estudo ressalta a importância das atualizações de *benchmarks* (VAISI et al., 2018).

Attia et al. (2020) desenvolveram dois modelos de simulação com o uso do programa *EnergyPlus* e do programa *DesignBuilder* para *benchmark* em escolas de ensino básico. O estudo foi desenvolvido com a coleta de dados de 48 escolas construídas entre 2013 e 2018 na Bélgica, levantando informações a respeito das características construtivas e o consumo da edificação. O estudo visou validar os modelos de simulação, para que pudessem ser utilizados como ferramenta de *benchmark* para futuras edificações. Com isso, os autores concluíram que os fatores que tiveram maior influência no grau de incerteza dos modelos foram o uso e ocupação dos ambientes (ATTIA et al., 2020).

O desenvolvimento de benchmark no cenário internacional é apresentado como uma importante ferramenta para avaliação e melhoria de projetos de edificações, inclusive para edificações educacionais. Os estudos precedentes buscam desenvolver ou aprimorar métodos existentes, colocando as edificações em posição de destaque.

Atualmente, existem poucos estudos referentes ao uso e desenvolvimento de *benchmarks* de consumo de energia em edificações no Brasil, como Signor et al. (2001), Borgstein e Lamberts (2016), Veiga et al. (2021) e Geraldi et al. (2021), Geraldi e Ghisi (2022a, 2022b) e Gnecco et al. (2022) Observa-se que a partir de 2021 os estudos envolvendo benchmarks, principalmente de edificações educacionais, aumentaram, evidenciando a importância do estudo desta tipologia. Os estudos desenvolvidos abrangem diversas tipologias, como edificações de escritórios, agências bancárias e escolas de ensino básico. Porém, ainda existem lacunas no desenvolvimento de *benchmarks* no Brasil, sendo os edifícios de ensino

superior uma delas. Em comparação com o cenário internacional, o Brasil ainda está muito atrasado quanto ao desenvolvimento e utilização de modelos de referência para a análise do consumo de energia das edificações. Os estudos de desenvolvimento de *benchmark* permitem observar como as edificações escolares consomem energia, bem como quais os pontos que podem influenciar o seu consumo. Além disso, é possível observar as dificuldades de avaliar edificações de ensino superior, devido as inúmeras edificações com diferentes usos em um campus universitário. Porém, os estudos aqui abordados, permitem compreender como contornar as dificuldades, bem como a relevância do tema para a realidade de cada país. A realidade brasileira contrasta com a de outros países, como a Austrália, por exemplo, que possui um banco de dados atualizados com o consumo de edificações escolares desde 2014 (KHOSHBAKHT et al; 2018). Porém, como abordado anteriormente no tópico de políticas de *benchmark*, o Brasil está desenvolvendo uma política de *benchmark*, e já conta com metodologias específicas, tipologias selecionadas e coleta de dados, permitindo estudos mais aprofundados e o desenvolvimento de novos *benchmarks*.

## 2.4 MÉTODOS DE BENCHMARK

Apesar da compreensão das dificuldades encontradas pelos autores para o desenvolvimento de *benchmarks*, principalmente para edificações de ensino superior, é preciso entender como os métodos utilizados permitiram contornar as dificuldades e quais são as limitações de cada método.

Para isso, serão apresentadas as diversas metodologias existentes para o desenvolvimento de um *benchmark*.

O trabalho apresentado por Chung (2011) fez uma extensa revisão dos métodos estatísticos e de simulação. O autor aborda as vantagens e desvantagens dos métodos estatísticos como a normalização simples, mínimos quadrados, mínimos quadrados corrigidos, análise de fronteira estocástica e análise da envoltória de dados. Para o autor, o método de normalização simples é o mais fácil de ser aplicado, normalizando o consumo de energia por unidade de área ou por horas de ocupação. Porém, justamente por ser um método simplificado, o autor salienta que é comum que os resultados sejam subestimados ou superestimados. Já o método dos mínimos quadrados consiste em estabelecer uma linha por meio de regressões que representam a linha de fronteira de eficiência, ou a média do consumo das edificações, considerando o que está acima da linha como ineficiente e o que está abaixo da linha, eficiente. O método é mais

confiável do que o de normalização simples, contudo, sua principal falha consiste no que o autor chama de energia residual, ou seja, a diferença entre a energia medida e a energia estimada. Além disso, o autor salienta que o método dos mínimos quadrados, por fornecer uma linha de fronteira sem informação qualitativa, prejudica a análise de eficiência. O método do mínimos quadrados corrigido funciona da mesma maneira, porém a linha é deslocada para interceptar a edificação mais eficiente do banco de dados. O ponto fraco do modelo é que o *benchmark* depende da edificação com menor consumo, que não necessariamente é a mais eficiente. A análise de fronteira estocástica tem uma premissa que permite identificar os erros que podem ocorrer, separando os erros aleatórios dos erros de ineficiência, ao contrário do método dos mínimos quadrados e mínimos quadrados corrigidos. Porém, essa diferenciação também é uma das principais desvantagens do método. Ao analisar um banco de dados por meio de análise de fronteira estocástica, é comum ocorrer casos nos quais a análise identifica um elevado número de erros aleatórios, considerando baixos erros de eficiência. Desta forma, o resultado final mostraria que as edificações apresentam elevado índice de eficiência, quando na verdade o banco de dados apresentou edificações com erros residuais, afetando a análise. O último método estatístico abordado pelo autor é a análise da envoltória de dados, que consiste em separar as edificações em classes estabelecendo um peso diferente para cada uma e realizando a análise de desempenho. Contudo, o modelo de análise de dados de envoltória também apresenta algumas limitações, como o fato de que este método permite que sejam adicionados pesos diferentes para as edificações, não afetando a eficiência da edificação. O autor ainda aborda o método de simulação, salientando que as simulações são pouco utilizadas para a elaboração de *benchmarks*, mas sim para entender como as edificações se comportam de acordo com as suas características físicas. Por fim, o autor aponta que o processo de *benchmarking* deve levar em consideração quatro fatores principais, que influenciam diretamente no desempenho energético das edificações: fatores aleatórios, como as condições climáticas; características físicas da edificação, como idade e número de pavimentos; incentivos dos administradores ou proprietários da edificação para reduzir o consumo de energia e; o comportamento do usuário.

Li et al. (2014) agruparam os métodos levantados por Chung (2011) em três grandes grupos: *white box*; *black box*; e *grey box*. Os métodos classificados como *white box* são baseados nas características físicas da edificação, correspondendo aos métodos de simulação. Os métodos *black box* são modelos estatísticos, e requerem poucas informações de cada construção, como, mínimos quadrados, normalização simples e análise da envoltória de dados, além também dos métodos de redes neurais. Dentre os métodos estatísticos abordados pelos

autores, vale destacar a regressão linear múltipla, regressão por vetores de suporte, regressão gaussiana e redes neurais. O método de regressão linear múltipla relaciona a variável de saída (consumo energético) com múltiplos dados de entrada, como temperatura do ambiente, ocupação, uso, área, entre outros. O modelo por vetores de suporte destaca-se pela performance em previsão do consumo energético. Assim como na regressão linear múltipla, o modelo permite relacionar as variáveis de entrada com as de saída, porém a vantagem está no fato de o modelo minimizar os erros durante a fase de treinamento do modelo. Outro modelo que permite a correlação entre os dados de entrada e de saída é a regressão gaussiana, correlacionando os dados de entrada com vetores que contenham os resultados de saída. Além dos três métodos estatísticos, o autor ainda apresenta o método de redes neurais, que consistem em várias camadas de neurônios interligadas geralmente por funções lineares. Essas camadas relacionam-se entre si e, ao final, é possível entender como cada parâmetro de entrada influenciou os resultados de saída. Os autores também abordaram os modelos *grey box*, que são uma combinação dos métodos estatísticos com os métodos de simulação, evidenciando que a escolha pelo método deve ser baseada na quantidade de dados disponíveis. Os modelos *white box*, como a simulação, são recomendados para casos em que há excelente nível de informação, uma vez que os resultados são mais fáceis de interpretar. Por outro lado, caso o nível de informação não seja tão detalhado, tanto os modelos *grey box* e *black box* são aconselhados. A escolha, nesse caso, depende do nível de experiência do usuário com cada método.

Além da classificação por tipo de método utilizado, é possível dividir os métodos de acordo com a abordagem realizada e a quantidade de dados. Hong et al. (2013) fizeram um estudo em duas partes para avaliar as vantagens e desvantagens de duas abordagens conhecidas por *bottom-up* e *top-down*. A abordagem *bottom-up* consiste na avaliação dos níveis mais baixos até o topo, podendo avaliar o uso final de energia da edificação. Essa análise geralmente é realizada por meio de modelos de simulação, que levam em consideração as características físicas da edificação, bem como dos equipamentos e ocupação. Esse tipo de análise, segundo os autores, permite que seja mapeado todo o consumo da edificação, identificando os pontos que podem ser melhorados e quais as práticas adotadas que funcionaram de acordo com o esperado. A abordagem *top-down*, por outro lado, permite partir de uma visão macroscópica, com base em informações menos detalhadas, mais em maior quantidade. Para realizar essa abordagem, geralmente são utilizados métodos estatísticos para tratar os dados das amostras, até chegar em uma equação que pode prever o consumo de cada edificação. Para fazer a comparação entre as duas abordagens, os autores analisaram quatro edificações, que chamaram de A, B, C e D. As quatro edificações são de uso escolar, mas variam o ano de construção e o

número de ocupantes. A edificação A foi construída em 2008, possui uma área de 10.418 m<sup>2</sup> e ocupação de 1250 entre alunos, professores e administradores. A edificação B foi construída em 2010, tem uma área de 2.843m<sup>2</sup> com 350 ocupantes. A edificação C foi construída em 2009 com 10.172 m<sup>2</sup> e 1200 ocupantes e a edificação D foi construída em 2010, com 14.160 m<sup>2</sup> e tinha 2000 ocupantes. Além da data de construção, área construída e quantidade de ocupantes, os autores também coletaram dados referentes aos equipamentos utilizados e sistemas de refrigeração e aquecimento. Com essa base de dados, foi possível avaliar as abordagens *top-down* e *bottom-up*, determinando quais resultados são possíveis de atingir com cada uma destas abordagens. Na parte 1 do estudo, ao utilizar a abordagem *top-down*, os autores identificaram qual edificação da amostra apresentava o maior consumo. De acordo com os autores, a edificação A apresentou maior demanda energética, sendo a mais crítica da amostra. Contudo, a abordagem *top-down* não permitiu identificar o motivo do alto consumo da edificação. Assim, na parte 2 do estudo foi realizada a abordagem *bottom-up* e observou-se que a edificação B apresentava menor consumo que a edificação A, uma vez que a edificação A apresentava sistemas de ventilação ineficientes. Essa análise foi possível com a utilização do modelo de simulação, permitindo identificar o consumo de energia por uso final. Os autores concluíram, portanto, que um *benchmark* deve ser elaborado utilizando as duas abordagens, uma vez que permite partir de uma visão macro (*top-down*) para uma visão mais detalhada (*bottom-up*). Porém, por mais que o ideal seja utilizar as duas abordagens em conjunto, nem sempre é possível, uma vez que cada abordagem demanda um nível de detalhe das informações. Portanto, a escolha do método fica restringida ao nível de informação disponível (BURMAN *et al.*, 2014; HONG *et al.*, 2013).

Como observado, os métodos de *benchmark* apresentam suas vantagens e desvantagens, e a escolha pelo método depende, tanto da experiência do desenvolvedor, quanto da quantidade e qualidade dos dados. Lombard *et al.* (2009) resumem as limitações dos métodos de simulação e de medição (estatísticos). Segundo eles, os métodos de simulação demandam a experiência do simulador, uma base de dados sólida e demanda de trabalho para inserir os dados no programa. Por outro lado, os métodos de medição, apesar de apresentar o consumo total por energia, não apresentam o consumo detalhado por uso final. Além disso, ter acesso às informações de medições e monitoramentos é um desafio enfrentado por muitos estudos, uma vez que depende de uma boa transparência dos dados.

Observa-se, portanto, que o desenvolvimento de um *benchmark* não é constituído, necessariamente, por um único método. Deve-se adotar métodos que permitam realizar uma análise completa, com base na quantidade e qualidade do banco de dados, além do tempo

disponível para o estudo e experiência do simulador. Assim, é possível mitigar erros, identificar os pontos críticos e as melhores práticas, tornando o *benchmark* mais completo e robusto.

O trabalho de Khoshbakht et al. (2018) adota essa prática, utilizando métodos estatísticos para estudar o consumo geral das edificações com base em dados de consumo de energia coletados de um banco de dados da universidade de Griffith, na Austrália. Porém, os autores utilizaram mais de um método estatístico a fim de minimizar os erros e compará-los. Os autores optaram por utilizar os métodos dos mínimos quadrados, mínimos quadrados corrigidos, análise estocástica e análise da envoltória dos dados. Os autores definem o método dos mínimos quadrados como uma linha de fronteira estabelecida pela regressão dos dados de consumo de energia que permite identificar as edificações eficientes. Já o método dos mínimos quadrados corrigidos consiste em deslocar a linha gerada pelos mínimos quadrados de modo que todas as edificações do grupo fiquem acima da linha. Essa correção é realizada com base na edificação mais eficiente, colocando a linha de fronteira no mesmo nível dessa edificação. Contudo, essa abordagem deixa os resultados com uma forte dependência do desempenho da melhor edificação. Já a análise de fronteira estocástica utiliza a análise de regressão e uma equação matemática para estabelecer a linha de fronteira, que representa a linha de *benchmark*, partindo do princípio que existe uma relação paramétrica entre os dados de entrada e os dados de saída, permitindo que o método controle tanto fatores econômicos quanto energéticos. Por fim, eles definem o modelo de análise da envoltória de dados, que consiste em separar as edificações que estão sendo analisadas por classes e avaliar qual edificação de cada classe é mais eficiente. O método tem como característica principal a análise de dados obtidos por meio de medições (auditorias e contas de energia) e o objetivo é estimar a eficiência com base nas melhores práticas encontradas na amostra. O primeiro passo foi aplicar a normalização simples, para poder utilizar os dados de consumo em intensidade de uso de energia por metro quadrado (EUI/m<sup>2</sup>). Em seguida, os autores aplicaram os quatro métodos estatísticos selecionados: mínimos quadrados, mínimos quadrados corrigidos, análise estocástica e análise da envoltória dos dados. A estratégia adotada pelos pesquisadores permitiu comparar os quatro métodos estatísticos, identificando como se comportou o *benchmark* em cada um. Observou-se, que o método dos mínimos quadrados permitiu que até 60% das edificações analisadas fossem consideradas eficientes em relação ao *benchmark*. Já o método dos mínimos quadrados corrigidos apresentou somente uma edificação eficiente. Por outro lado, o método de análise de fronteira estocástica apresentou 7% das edificações eficientes com EUI/m<sup>2</sup> mínima de 43 kWh/m<sup>2</sup> enquanto a média das edificações eficientes foi de 153 kWh/m<sup>2</sup>. O método de análise de envoltória de dados apresentou algumas discrepâncias, considerando edificações de 908

kWh/m<sup>2</sup> como eficientes. O estudo concluiu, portanto que o método de análise de fronteira estocástica foi o que apresentou menor erros com relação a amostra do estudo. Os diferentes métodos permitiram diferentes classificações das edificações. Isso evidencia a importância da escolha do método para o desenvolvimento do *benchmark*.

Além dos trabalhos utilizando métodos estatísticos, é importante destacar, também, os estudos que utilizaram métodos de simulação, muitas vezes aliados com métodos estatísticos. Nesse contexto, Fumo et al. (2010) desenvolveram um método para estimar o consumo energético de edificações comerciais utilizando o programa *EnergyPlus*. Os modelos contam com 16 tipos de edificações comerciais em 16 cidades dos Estados Unidos. Contudo, o método apresentado permite que sejam estimados os consumos energéticos em horários específicos das tipologias estudadas. O método desenvolvido pelos autores consiste em dividir o resultado da simulação pelo consumo mensal, a fim de obter o coeficiente de consumo de energia normalizado, para uma hora específica para aquele mês. Esse coeficiente, portanto, é utilizado para estimar o consumo de energia, junto com o coeficiente de energia de base. Essa abordagem permitiu que os autores identificassem como a energia era utilizada nas edificações, com base nas contas de energia, podendo identificar os maiores consumos e fazer correções necessárias para tornar a edificação mais eficiente.

Attia et al. (2020) também utilizaram de métodos de simulação para elaborar o *benchmark* de edificações escolares construídas após 2013 na Bélgica. Os autores iniciaram o estudo definindo o banco de dados com 48 escolas, localizadas em todas as zonas climáticas da Bélgica. Os autores analisaram os projetos de 30 edificações, além das contas de energia e auditorias, visitando as escolas para a coleta de dados. A auditoria permitiu que os autores identificassem o perfil de ocupação, os sistemas de ar condicionado e a temperatura que eram ligados e desligados, além dos sistemas de iluminação, equipamentos e padrões de uso. A partir disso, os autores desenvolveram dois modelos utilizando o programa *DesignBuilder*. É interessante notar que, para desenvolver os modelos de referência, foi necessário realizar uma extensa auditoria, para que fossem levantados dados com qualidade suficiente para inserir no modelo. Os modelos representativos mostraram que a maioria das escolas visitadas possuíam salas retangulares, em terrenos planos com poucas árvores ou edificações vizinhas no entorno. Uma vez elaborados os modelos de simulação, os autores realizaram a calibração dos mesmos, com simulações e conferindo os resultados com o consumo real das edificações, até que os modelos estivessem calibrados. Os autores encontraram valores de consumo energético em torno de 50 kWh/m<sup>2</sup>, evidenciando o baixo consumo das edificações escolhidas. Contudo, mesmo com um banco de dados com informações detalhadas, os autores salientaram que para



calibrar o modelo, foram utilizados dados mensais, uma vez que os dados horários necessários não estavam disponíveis. Outra limitação importante foi o fato de não avaliarem a qualidade do ar nas salas

No Brasil, o trabalho desenvolvido por Borgstein e Lamberts (2014) apresenta uma metodologia para o desenvolvimento de *benchmarks* que passou a ser adotada pelo Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS). Em 2014, os autores desenvolveram um estudo com o objetivo de desenvolver um *benchmark* para edificações não residenciais, especificamente para agências bancárias. Assim, os autores optaram por utilizar uma análise estatística por meio do método dos mínimos quadrados, para determinar o consumo médio de energia das agências bancárias, seguida de uma etapa com simulações por meio dos programas *EnergyPlus* e *DesignBuilder*. Os autores iniciaram dividindo as informações do banco de dados em três grandes grupos: dados simples; dados detalhados e dados de auditoria. Os dados simples foram as informações fornecidas pelas agências bancárias que participaram do programa voluntário, contendo informações como área das edificações, endereço e contas de energia de doze meses consecutivos. Os dados detalhados compreendem os dados simples e mais informações que podem influenciar no consumo da edificação, como quantidade de funcionários, horários de funcionamento e sistemas de refrigeração. Por fim, os dados de auditoria são aqueles coletados por meio de auditorias e visitas nos locais, com entrevistas e fotos, a fim de obter informações mais detalhadas. Assim, os autores partiram de uma base de dados com 10976 edificações e fizeram tratamentos iniciais, reduzindo para 8049 edificações selecionadas. Nos tratamentos iniciais, foram excluídas da base de dados as edificações que não apresentavam dados precisos, como aquelas que não possuíam contas de energia de dois ou mais meses. Uma vez realizado o tratamento inicial dos dados, os autores aplicaram o método dos mínimos quadrados, que permitiu obter uma média do consumo da tipologia. Em seguida, os autores utilizaram simulações computacionais para avaliar o consumo da edificação por uso final de energia. O arquétipo de simulação foi elaborado com base nas informações coletadas com as auditorias e o banco de dados fornecido pelas agências bancárias, consistindo em uma edificação de dois andares, com cobertura exposta e janelas nas quatro orientações. Contudo, esse arquétipo não consegue ser representativo, uma vez que existem edificações que possuem condições de envoltória diferentes, como uma cobertura não exposta. Porém, mesmo com as limitações, os autores calibraram o modelo comparando os resultados das simulações com o consumo médio encontrado por meio de análise estatística, validando o modelo elaborado. Além disso, outra dificuldade encontrada pelos autores foi a correção climática necessária, uma vez que o Brasil apresenta 8 zonas bioclimáticas diferentes. A dificuldade identificada foi que

uma mesma zona bioclimática apresentava graus hora de resfriamento distintos, como o caso da cidade do Rio de Janeiro com 45.016 e da cidade de Manaus com 82.005 graus hora de resfriamento. Dessa forma, foi necessário aplicar uma regressão linear no banco de dados utilizando diferentes bases de temperatura, a fim de encontrar qual das temperaturas apresentava valores de EUI mais próximos dos valores encontrados pelo modelo de simulação. Concluiu-se, portanto, que para as análises e desenvolvimento da equação de *benchmark* deveria ser considerado uma temperatura de bulbo úmido de 15°C, uma vez que para essa temperatura encontrou-se o consumo de 136,5 kWh/m<sup>2</sup>/ano enquanto o modelo de simulação estimou uma EUI de 137,6 kWh/m<sup>2</sup>/ano. Os autores ressaltam, contudo, que o modelo aplicado não possibilitou identificar as melhores práticas e os problemas de consumo nas edificações, sugerindo que sejam adotados métodos em trabalhos futuros que permitam esse estudo. Por fim, os autores concluíram que a metodologia utilizada para o desenvolvimento do *benchmark* para as agências bancárias no Brasil pode ser aplicada para qualquer tipologia não comercial brasileira.

O método de regressão linear adotado por Borgstein e Lamberts é amplamente difundido e com baixa complexidade, permitindo sua aplicação em diversas tipologias. Porém, outros métodos mais complexos, que permitem atingir uma precisão maior, -vêm sendo adotados como Redes Neurais Artificiais (ANN) e Vetores de Máquinas de Suporte (SVM).

Os modelos de ANN são baseados no cérebro humano, com camadas de neurônios onde os dados de entrada são processados (VEIGA *et al.*, 2021). Os modelos de ANN, tentam simular o cérebro humano, identificando padrões e manipulando dados a fim de determinar o dado de saída (*output*). Segundo Kalogirou (2006), as variáveis responsáveis pelo consumo das edificações se encaixam perfeitamente no escopo das redes neurais, tornando o método altamente aplicável para o desenvolvimento de *benchmark*.

Yalcintas (2006) desenvolveu um *benchmark* para edificações não residenciais localizadas no Hawaii utilizando o método de ANN, com base em banco de dados e questionário de mais de 60 edificações. O autor adotou diversas variáveis envolvendo potências de equipamentos, coifas, computadores, utilização de iluminação e sistemas de refrigeração. O modelo resultou em um valor de R<sup>2</sup> de 0,92, mas ainda poderia ser mais preciso, caso as respostas dos questionários fossem mais completas e detalhadas. Destaca-se que o valor de R<sup>2</sup> apresenta a precisão do modelo, porém, não é suficiente para determinar o desempenho do modelo. É preciso considerar, ainda, métricas de erros como Erro Quadrado Médio (RMSE) e Erro Médio Absoluto (MAE).

Yalcintas e Oztruk (2012) também utilizaram ANN para o desenvolvimento de *benchmark* de edificações localizadas nos Estados Unidos. Os autores utilizaram o banco de dados do *Commercial Buildings Consumption Survey* (CBECS), chegando a valores de  $R^2$  de 0.75. Os autores também compararam o Erro Quadrado Médio (RMSE) dos modelos com ANN e modelos de regressão, utilizando o mesmo banco de dados, encontrando erros até quatro vezes menores para os modelos desenvolvidos com a ANN.

Outro método adotado para o desenvolvimento de *benchmark* é o Vetores de Máquinas de Suporte (SVM). O SVM foi desenvolvido, inicialmente, em 1996 com o objetivo de classificar o banco de dados por meio de hiperplanos. O método foi adaptado para trabalhar com regressões, mapeando os dados não lineares com funções chamadas de Kernel (MASSANA *et al.*, 2015). Além disso, o método foca em reduzir dois tipos de riscos, o de erro e o de confiança, permitindo atingir resultados com maior grau de generalização (DONG *et al.*, 2005).

Dong et al. (2005) aplicaram pela primeira vez o SVM para prever o consumo de edificações, testando a influência dos parâmetros nos resultados. Os autores evidenciaram a importância de realizar a escala dos modelos de teste e de treino, além da importância da seleção das características específicas necessárias para o desenvolvimento da técnica. O SVM utiliza uma constante (C), e parâmetros específicos para as funções (Kernels), chamados de  $\gamma$  e  $\epsilon$ . As diferenças entre os modelos preditos e o consumo real foi de 0,68% indicando como o SVM pode encontrar resultados próximos da realidade. Contudo, é importante salientar que os modelos foram desenvolvidos e aplicados para um banco de dados limitados. Desta forma, há o risco de o modelo funcionar somente para as quatro edificações do banco de dados, não prevendo o consumo de forma precisa para outras edificações.

Massana et al. (2015) aplicaram tanto métodos de ANN quanto de SVM para prever o consumo de edificações não residenciais. O trabalho foi desenvolvido para uma edificação universitária administrativa, considerando 28 variáveis, das quais 24 são numéricas e 4 nominais. Foram utilizados 66% das amostras para treino e 33% para testes, realizando testes de *grid search* (validação cruzada) para encontrar os melhores valores das características necessárias para o método de SVM e ANN. Os autores encontraram no SVM o modelo com os menores erros, apesar do maior esforço computacional. Os modelos com SVM foram testados em diferentes cenários, alterando as variáveis utilizadas para gerar o metamodelo. No cenário inicial, sem filtro, os erros foram maiores, chegando a 14%, para os cenários filtrados os erros reduziram, com valor máximo de 3%. Isso evidencia que o método de SVM não consegue

identificar e trabalhar com variáveis nominais de forma satisfatória. Portanto, é importante transformá-las em numéricas durante o processo.

Veiga et al. (2020) aprimoraram o benchmark desenvolvido por Borgstein e Lamberts, e pelo CBCS para agências bancárias, comparando os modelos de ANN e SVM com o modelo de regressão obtido por Borgstein e Lamberts (2016) e o consumo real das agências. Foram criadas 48.000 amostras, geradas por meio de Sobol, variando diversas características, como ocupação, renovação de ar, densidade de iluminação, características da envoltória, uso de equipamentos, geometria, entre outros. Os resultados de consumo energético, obtidos por meio de simulações com o programa EnergyPlus, foram utilizados para o treinamento dos modelos de ANN e SVM. Do total das amostras, 80% foram consideradas para treino e 20% para testes, e os parâmetros foram otimizados por meio de validação cruzada. Por fim, foi determinada a performance de cada modelo, avaliando os valores do Erro Quadrado Médio (RMSE), o Erro médio absoluto (MAE) e o valor de  $R^2$ . O modelo com os menores erros foi o de Máquinas de Vetores de Suporte, com MAE de 3,16, RMSE de 4,45 e  $R^2$  de 0.97. Ao comparar a previsão do consumo dos modelos com o consumo de agências bancárias reais, os modelos de ANN e SVM apresentaram diferença máxima de 5,4% entre consumo real e predito. Por fim, os autores compararam os modelos propostos, com o desenvolvido por Borgstein e Lamberts (2016). Os modelos com ANN e SVM, superestimaram no máximo 5.4% o consumo das edificações, enquanto o modelo proposto por Borgstein e Lamberts (2016), superestimou até 99% o consumo de energia.

Geraldi e Ghisi (2022) propuseram um método utilizando Redes Neurais Artificiais para a elaboração de benchmarks. O método proposto é composto por 7 etapas distintas. A primeira é a escolha da tipologia da edificação. Em seguida é proposto uma estrutura para coletar os dados da tipologia, criando um inventário com as características das edificações estudadas. Com esse inventário é realizada uma análise de entropia, para auxiliar na decisão de quais parâmetros devem ser variados ou mantidos fixos na etapa de simulação. A quarta etapa consiste em uma análise de *cluster* para os parâmetros variados. Em seguida, é realizada uma simulação paramétrica com EnergyPlus, adotando os parâmetros selecionados. Os resultados são utilizados para desenvolver o metamodelo utilizando Redes Neurais Artificiais. Os autores aplicaram o método proposto em edificações educacionais, identificando que 62.2% das edificações avaliadas apresentaram consumo maior do que o benchmark.

## 2.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE O REFERENCIAL TEÓRICO

Os tópicos abordados permitiram ter uma visão macroscópica do desenvolvimento de *benchmarks* no mundo, compreendendo a importância de manter o controle do consumo energético das edificações. Assim, foi possível identificar dados de entrada que influenciam no consumo de edificações escolares, quais são as políticas de *benchmark* ao redor do mundo e no Brasil, os desafios no desenvolvimento de um *benchmark* e quais os métodos mais utilizados.

Observou-se, portanto, que o consumo de uma edificação escolar é influenciado, principalmente, pelo número de alunos e tipo de ensino. O número de alunos influencia na demanda energética uma vez que é a quantidade de alunos que determina o uso de equipamentos, iluminação e a carga térmica interna das salas de aula. O clima também influencia no consumo das edificações educacionais, influenciando o consumo dos sistemas de climatização, tanto para aquecimento quanto resfriamento. Além disso, a envoltória da edificação também representa uma grande influência, bem como os sistemas de refrigeração e aquecimento. Portanto, as estratégias de eficiência energética devem ser voltadas para melhorias na envoltória e na atualização dos sistemas e equipamentos presentes na edificação.

Destaca-se a necessidade da identificação do consumo das edificações para mapear os pontos críticos e realizar as melhorias necessárias, assim, é fundamental que sejam desenvolvidas as políticas de *benchmark*, que vão garantir o monitoramento e a identificação desses pontos. Durante o estudo sobre políticas de *benchmark* foi possível observar que as políticas de *benchmark* estão em diferentes estágios de desenvolvimento no cenário internacional e nacional.

Além disso, observou-se também que a efetividade dessas políticas está diretamente relacionada com o tempo que foram implementadas, uma vez que estas informações precisam ser aceitas pelos investidores. Dessa forma, destaca-se a importância da avaliação do consumo destas edificações após alguns anos de implementação destas políticas, observando o impacto no consumo de energia.

Por outro lado, o Brasil ainda está iniciando o desenvolvimento de suas políticas, e ainda não é possível determinar o quanto de energia será economizado com o desenvolvimento de *benchmarks*. Porém, o país já possui uma metodologia para o desenvolvimento de *benchmarks*, elaborada pelo Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS). Dessa forma, o Brasil começa a apresentar ferramentas que facilitam o desenvolvimento de estudos que visam a elaboração de *benchmarks* e, portanto, é evidente que o desenvolvimento de pesquisas na área de eficiência energética, principalmente com o foco em *benchmarks* de edificações, é

fundamental para acelerar esse processo e fazer com que as políticas de *benchmark* sejam estabelecidas e implementadas no Brasil.

Quanto as dificuldades e desafios para a elaboração de *benchmarks*, destaca-se a falta de transparência e dificuldade para obter os dados de consumo das edificações, independentemente da tipologia. Dessa forma, em alguns países, como no Brasil, a elaboração de *benchmarks* depende do engajamento e disponibilidade das instituições de coletar e fornecer os dados necessários. Portanto, o desenvolvimento das políticas de *benchmark* é um ponto chave, que auxiliará a ter maior transparência nos dados, incentivando a elaboração de *benchmarks*.

Por fim, observou-se, que existem inúmeros métodos e classificações para o desenvolvimento de benchmarks que vão desde os métodos estatísticos até os de simulação. Os métodos estatísticos, em sua maioria, são aconselhados quando a informação disponível é mais genérica, ou de menor nível de detalhe. Contudo, é ideal que a quantidade de dados disponíveis represente de maneira fiel a tipologia a ser estudada, a fim de minimizar os erros dos métodos.

Já os métodos de simulação são menos utilizados, porém permitem que sejam realizadas análises mais específicas, focando no uso final de energia e, assim, permitem que sejam identificados as melhores práticas e os problemas de consumo de cada edificação.

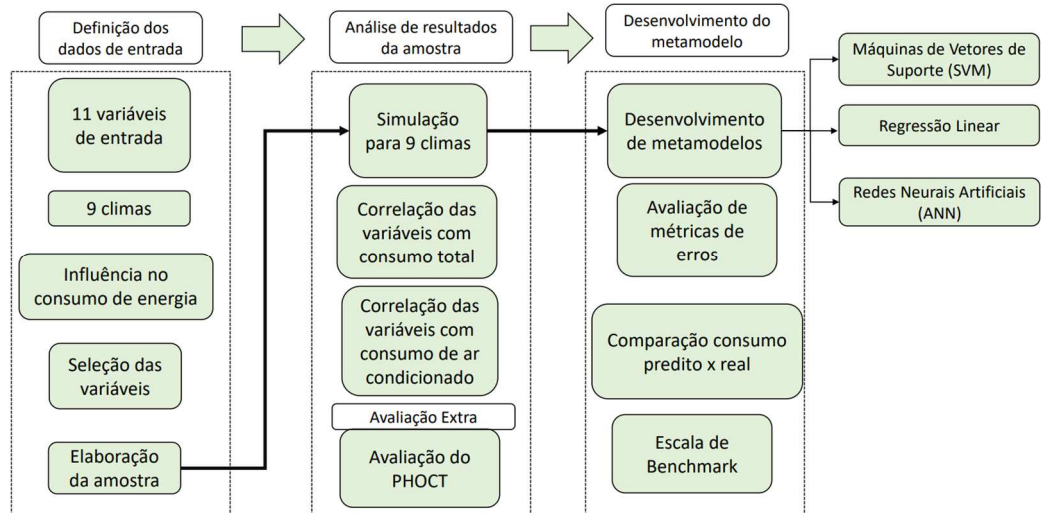
Dessa forma, observou-se que a utilização das abordagens *top-down* e *bottom-up* em conjunto, permitem que seja desenvolvido um *benchmark* mais robusto, com análises do consumo das edificações como um todo, bem como o consumo específico de cada caso.

### 3 MÉTODO

O método deste trabalho é dividido em 3 grandes etapas, conforme apresentado na Figura 1. A primeira tem como objetivo a definição dos dados de entrada. Nesta etapa será apresentado o arquétipo adotado, que representa as instituições de ensino superior localizadas no Brasil. Serão avaliados diferentes dados de entrada, que permitirão a elaboração de um banco de dados que será utilizado na elaboração dos metamodelos. Na segunda etapa será desenvolvida a análise dos resultados da amostra gerada na etapa 1. Serão avaliadas as correlações entre os dados de entrada e o consumo de energia dos diferentes casos simulados. Ainda, será desenvolvida uma análise extra, do percentual de hora em conforto térmico (PHOCT), a fim de compreender o funcionamento da edificação com ventilação natural. Por fim, na terceira etapa, são desenvolvidos os metamodelos e escalas de eficiência energética. Os

modelos terão sua eficiência avaliada por diferentes métricas de erros, e os resultados previstos pelos modelos preditivos serão comparados com o consumo real de universidades. Por fim, serão elaboradas as escalas de eficiência energética, classificando todo o banco de dados e aplicando a escala em edificações reais.

Figura 1 – Fluxograma para desenvolvimento do método

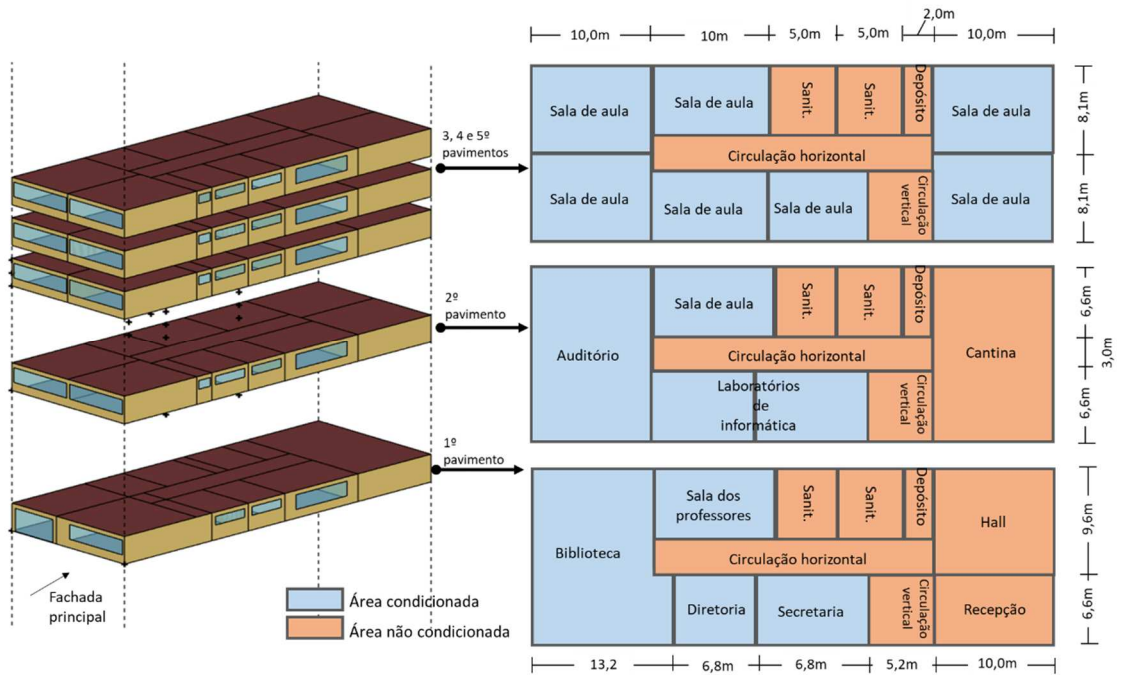


### 3.1 ARQUÉTIPO DE INSTITUIÇÕES DE ENSINOS SUPERIOR

O Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS), vêm trabalhando no desenvolvimento de arquétipos que representem as tipologias presentes na Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE), dentre as quais encontram-se as de ensino superior. Dessa forma, com base na análise do banco de dados do projeto META e da EPE (Empresa de Pesquisa em Energia Elétrica), além de auditorias energéticas, o CBCS desenvolveu um arquétipo que representa a tipologia de ensino superior e que será adotado para o desenvolvimento deste trabalho.

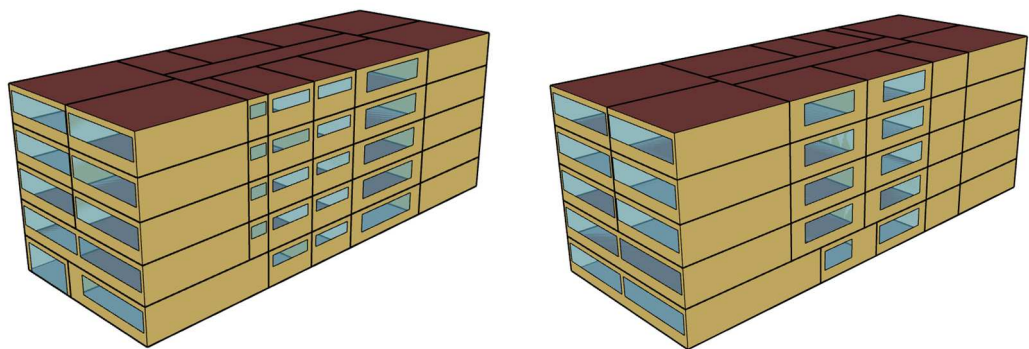
As instituições de ensino superior apresentam desafios particulares, uma vez que são constituídas de diversas edificações com usos variados. O arquétipo desenvolvido pelo CBCS representa um modelo em planta retangular com 42,00 m por 16,20 m, com pé direito de 3,20 m e fachada principal orientada para sul. A Figura 2 apresenta a planta esquemática, contendo a divisão dos ambientes conforme o uso. Os pavimentos estão separados entre si a fim de destacar os usos em cada um, porém destaca-se que o modelo de simulação foi configurado conforme apresentado na Figura 3.

Figura 2 - Planta esquemática



Fonte: Adaptado de Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, Arquétipo de Instituições de Ensino Superior, relatório interno, 2021.

Figura 3 - Arquétipo em 3D



Fonte: Adaptado de Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, Arquétipo de Instituições de Ensino Superior, relatório interno, 2021.



O modelo apresenta uma área total de 3402,00 m<sup>2</sup>. As áreas de cada ambiente são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 - Ambientes do arquétipo base

<b>Ambiente</b>	<b>Quantidade</b>	<b>Área total (m<sup>2</sup>)</b>	<b>Percentual na área total</b>
Salas de aula	10	1860	55%
Laboratório de informática	1	160	5%
Biblioteca	1	180	5%
Auditório	1	160	5%
Diretoria	1	44	1%
Secretaria	1	44	1%
Sala de professores	1	65	2%
Depósito	1	65	2%
Instalações sanitárias	6	329	10%
Circulação horizontal	5	329	10%
Circulação vertical (escadas)	5	166	5%

Fonte: Adaptado de Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, Arquétipo de Instituições de Ensino Superior, relatório interno, 2021.

O modelo foi desenvolvido utilizando o programa *EnergyPlus*, na versão 9.2, desenvolvido pelo Departamento de Energia do governo dos Estados Unidos (*EnergyPlus*, 2020). O programa permite que sejam realizados cálculos de troca de calor entre as superfícies, ambientes, e outros elementos, além de cálculos de consumo de energia, permitindo estimar a quantidade de energia consumida pela edificação durante seu funcionamento.

### 3.1.1 Características da envoltória do arquétipo

As paredes externas do arquétipo são constituídas de tijolo cerâmico, reboco e gesso, totalizando uma transmitância térmica de 2,49 W/m<sup>2</sup>K. Já as paredes internas são compostas por tijolo cerâmico com reboco em ambos os lados com 2,5 cm de espessura, totalizando uma transmitância térmica de 2,40 W/m<sup>2</sup>K. A absorvância da parede externa é de 0,7, e a da parede interna é de 0,3.

Para o pavimento térreo, foi considerado o contato com o solo. O programa *EnergyPlus* permite que o contato com o solo seja configurado de diferentes formas, dependendo do nível de detalhamento e exigência de cada simulação (*ELI et al.*, 2019). Para este estudo, será adotada a configuração que utiliza o objeto *Ground Domain* do programa, que calcula as temperaturas do solo de maneira interativa utilizando os dados do arquivo climático para obter as condições de contorno das superfícies. O modelo adotado para o método foi o de diferenças finitas,

conforme o Manual *Ground Domain* do Laboratório de Eficiência Energética em Edificações (LABEEE, 2019). O piso é composto de laje de concreto de 20 cm de espessura. Já a laje entre pisos é composta por forro mineral, câmara de ar e laje nervurada com poliestireno expansível (EPS). Por fim, a cobertura é composta de telha de fibrocimento, câmara de ar, laje nervurada em EPS, câmara de ar e forro mineral, com transmitância térmica de  $1,00 \text{ W/m}^2\text{K}$ ., com absorvância 0,7.

O arquétipo apresenta um percentual de abertura das fachadas (PAF) diferente para cada orientação solar. A fachada norte tem um percentual de abertura de fachada de 49,7%, já a fachada sul tem 50,3%, a fachada leste com 15,7% e a fachada oeste com 13,1%. As janelas do modelo são constituídas por vidros simples, com transmitância de  $5,7 \text{ W/m}^2\text{K}$  e fator solar de 0,87, sem o uso de sombreamento. As características da envoltória são apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2 - Composição da envoltória do arquétipo

	<b>Composição</b>	<b>Características Térmicas</b>
<b>Piso em contato com o solo</b>	Concreto (20 cm)	U: $3,5 \text{ W/m}^2\text{K}$ CT: $580 \text{ kJ/m}^2\text{K}$
<b>Laje entre pisos</b>	Laje nervurada com EPS + Câmara de ar (>0,05 cm) + Forro mineral	U: $1,05 \text{ W/m}^2\text{K}$ CT: $56 \text{ kJ/m}^2\text{K}$
<b>Cobertura</b>	Telha de fibrocimento + Câmara de ar (>0,05 cm) + Laje nervurada com EPS + Câmara de ar (>0,05 cm) + Forro mineral	U: $0,83 \text{ W/m}^2\text{K}$ CT: $183 \text{ kJ/m}^2\text{K}$
<b>Parede Externa</b>	Argamassa (absortancia 0,3) Tijolo Cerâmico Gesso	U: $2,49 \text{ W/m}^2\text{K}$ CT: $140 \text{ kJ/m}^2\text{K}$
<b>Parede Interna</b>	Argamassa (absortância 0,7) + Tijolo cerâmico + Argamassa (absortância 0,3)	U: $2,40 \text{ W/m}^2\text{K}$ CT: $100 \text{ kJ/m}^2\text{K}$
<b>Janelas</b>	Vidro Simples (2,5 mm)	U: $5,7 \text{ W/m}^2\text{K}$ FS: 0,87

Fonte: Adaptado de Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, Arquétipo de Instituições de Ensino Superior, relatório interno, 2021.

### 3.1.2 Padrões de uso do arquétipo

Cada ambiente do arquétipo possui uma ocupação e um uso específico, que serão adotados em todas as etapas deste trabalho. A ocupação dos ambientes varia de acordo com o dia da semana e o mês do ano. Os padrões de uso e ocupação foram definidos por meio de auditorias em universidades particulares realizadas pelo CBCS. Assim, foram estipulados os períodos de recessos, nos meses de dezembro a fevereiro, e entre junho e julho, onde não há ocupação nas salas de aulas e laboratórios. Contudo, ambientes administrativos e a biblioteca, possuem um período de recesso diferente, mais curto que os demais, conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 - Ocupação por ambiente

Ambientes	Ocupação	Horário de uso			Recesso
		Dias de semana	Sábado	Domingos	
Sala de Aula	1,2 m <sup>2</sup> /pessoa	8:00 às 12:00		Sem ocupação	15/12 a 31/01 e 15/06 a 15/07
		14:00 às 17:30			
		18:00 às 23:00	Sem ocupação		
Laboratório	1,5 m <sup>2</sup> /pessoa	11:00 às 12:00			
		14:00 às 18:00	14:00 às 15:00		
		19:00 às 20:00	Sem ocupação		
Auditório	160 pessoas	12:00 às 18:00	Sem ocupação		
Biblioteca	21 pessoas	8:00 às 22:30	8:00 às 17:30	15/12 a 15/01	
Secretaria	6 pessoas				
Direção	2 pessoas				
Sala dos professores	1 pessoa				

Fonte: Adaptado de Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, Arquétipo de Instituições de Ensino Superior, relatório interno, 2021.

Os ambientes ocupados como salas de aula, laboratórios, auditório, biblioteca, secretaria direção e sala dos professores apresentam a mesma taxa metabólica de 126 W/pessoa, conforme ISO 7730 2005 (ISO, 2005), considerando uma atividade sedentária. Cada ambiente apresenta diferentes equipamentos, com o uso funcionando conforme ocupação. Os equipamentos e a potência instalada por ambientes são apresentados conforme a Tabela 4.

Tabela 4 - Equipamentos por ambiente

<b>Ambientes</b>	<b>Equipamentos</b>	<b>Potência</b>
<b>Sala de Aula</b>	Projektor	350 W
	Computador	65 W
<b>Laboratório</b>	Projektor	350 W
	Computador	103 W/pessoa
<b>Auditório</b>	Projektor	350 W
	Computador	103
<b>Biblioteca</b>	Computadores	927 W
<b>Secretaria</b>	Computadores	618 W
	Mulfuncional	15 W
	Cafeteira	30 W
<b>Direção</b>	Computadores	206 W
	Mulfuncional	15 W
<b>Sala dos professores</b>	Computadores	412 W
	Mulfuncional	15 W
	Cafeteira	30 W

Fonte: Adaptado de Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, Arquétipo de Instituições de Ensino Superior, relatório interno, 2021.

O arquétipo desenvolvido pelo CBCS considera a utilização de um elevador durante as simulações. Desta forma, adotou-se as mesmas condições utilizadas pelo CBCS, em todos os modelos de simulação. O elevador foi modelado como um equipamento com 8300 W de potência, funcionando a 30% da sua potência de acordo com uma escala de uso. O elevador funciona durante o período letivo, das 8:00 ao 12:00, das 13:00 às 17:30 e das 19:00 às 22:30

durante a semana. Já aos sábados funciona das 8:00 ao 12:00 e das 13:00 às 17:30, para atender a ocupação das salas de aula e laboratórios.

O arquétipo do CBCS considera diferentes níveis de iluminação para o modelo, variando entre  $8,8 \text{ W/m}^2$  e  $19,0 \text{ W/m}^2$ . Contudo, a fim de permitir uma comparação equivalente para todos os casos, considerou-se a mesma densidade de potência para todos os ambientes, no valor de  $16,6 \text{ W/m}^2$ , correspondendo a um nível PROCEL D para ambientes de sala de aula, segundo Instrução Normativa do Inmetro para a Classificação de Eficiência Energética em Edificações Comerciais, de Serviços e Públicas (INI-C) para edificações de ensino superior (INMETRO, 2021).

Para o sistema de climatização, é considerado um sistema do tipo Split para as zonas ocupadas: laboratórios, salas de aula, biblioteca, secretaria, direção, sala dos professores e auditórios. O coeficiente de performance destes sistemas é de 3,24, funcionando conforme o horário de ocupação de cada ambiente, com sua modelagem abordada no Item 3.2. Os modelos não consideram o uso de ventilação natural, sendo condicionados durante todo o período de ocupação.

### **3.2 ANÁLISE DA INFLUÊNCIA DAS VARIÁVEIS NO CONSUMO DE ENERGIA**

A fim de determinar as variáveis a serem adotadas no processo de amostragem para as simulações, foi realizada uma avaliação da influência de cada variável no consumo do arquétipo desenvolvido pelo CBCS.

Adotou-se o arquétipo de instituições de ensino superior apresentado no item 3.1 como caso base, a partir do qual, foram alteradas as seguintes características: absorvância das paredes e coberturas, transmitância térmica das paredes e coberturas, densidade de iluminação, renovação de ar, turnos, sombreamento, orientação, transmitância térmica do vidro, fator solar, variação do COP do sistema de ar condicionado e cidade onde a edificação está inserida, conforme apresentado na Tabela 5. Os extremos escolhidos visam abranger valores além dos usuais para edificações de ensino superior, a fim de compreender o comportamento do modelo com sistemas diferentes.

Tabela 5 - Características adotadas para a análise de sensibilidade

Número	Variável	Mínimo	Máximo	Caso Base
1	Renovação de ar (m <sup>3</sup> /h/pessoa)	0	27	27
2	Transmitância térmica da cobertura (W/m <sup>2</sup> K)	1	3,7	0,83
3	Transmitância térmica das Paredes (W/m <sup>2</sup> K)	0,7	4,4	2,7
4	Sistema de Iluminação (W/m <sup>2</sup> )	9,9	16	16
5	Turno	1	3	
6	Sombreamento	0	1	0
7	Absortância solar	0,2	0,7	
8	Coefficiente de performance	2,7	3,2	2,7
9	Orientação	Norte	Leste	Norte
10	Transmitância térmica do vidro	2,6	5,7	5,7
11	Fator solar do vidro	0,45	0,87	0,87

Para a transmitância térmica das paredes serão adotados o valor máximo de 4,44 W/m<sup>2</sup>K (paredes de concreto de 10 cm) e mínimo de 0,7 W/m<sup>2</sup>K (parede dupla de blocos de concreto de 14x19x29 cm com lã de rocha de 4 cm entre os blocos). A transmitância térmica para a cobertura segue o mesmo padrão adotado para as paredes, com valor máximo de 3,74 W/m<sup>2</sup>K, representando uma laje maciça de concreto com 10 cm de espessura e valor mínimo de 1,0 W/m<sup>2</sup>K que representa uma cobertura com telha de fibrocimento, câmara de ar e uma laje nervurada preenchida com EPS. Os componentes foram modelados adotando os materiais que compõe as camadas dos componentes.

As absortâncias da edificação foram variadas para as paredes e a cobertura, adotando valores de 0,7, que representa uma cor escura, e 0,2 representando uma cor clara.

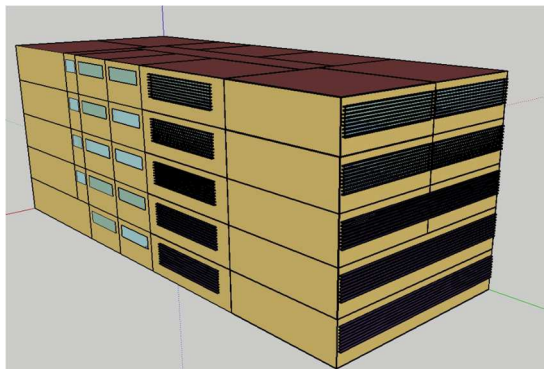
Quanto ao sistema de iluminação, será adotado o valor de referência da INI-C de 16,6 W/m<sup>2</sup> até de 9,9 W/m<sup>2</sup> para representar um nível A pelo INI-C, variando desde uma iluminação ineficiente até um sistema eficiente (INMETRO, 2021).

Para a renovação de ar foram testados dois cenários, considerando nenhuma renovação e um valor de 27 m<sup>3</sup>/h/pessoa, conforme a NBR 16401-3 Instalações de Ar Condicionado – Sistemas centrais e unitários – Qualidade do Ar (ABNT, 2008).

Para o turno foram avaliados dois valores distintos, ocupados somente durante a noite (1) e ocupado durante os três períodos (3), a fim de abranger as diferentes realidades encontradas nas universidades.

Foram considerados dois cenários para sombreamento, com e sem a presença de sombras. No cenário com sombras foram considerados sombreamentos horizontais nas janelas, conforme apresentado na Figura 4.

Figura 4 – Arquétipo com sombreamento nas janelas



Fonte: Adaptado de Conselho Brasileiro de Construção Sustentável, Arquétipo de Instituições de Ensino Superior, relatório interno, 2021.

Foram consideradas 4 orientações solares, norte, sul, leste e oeste. O sistema de vedação translúcidos (janelas) foram considerados com valores de transmitância térmica de  $5,7 \text{ W/m}^2\text{K}$  correspondendo a um vidro simples e  $2,56 \text{ W/m}^2\text{K}$ , correspondendo a vidros duplos. Para o fator solar foram considerados os valores de 0,45 (vidro verde laminado 8 mm) e 0,87 (vidro incolor 3 mm). Destaca-se que não foram consideradas as esquadrias nas simulações.

Foram adotados 8 climas diferentes, com o objetivo de abranger diferentes valores de graus hora de resfriamento (GHR), que são calculados com base na temperatura de bulbo úmido durante o dia nas cidades escolhidas, obtidas por meio dos arquivos climáticos e uma temperatura de base adotada de  $15^\circ\text{C}$ . Além dos 8 climas com diferentes faixas de GHR, foi incorporada uma nona cidade, Florianópolis, com 28.602 de GHR, uma vez que é uma cidade onde se encontram universidades e institutos federais com acesso ao consumo real de edificações, permitindo a comparação dos modelos simulados com o consumo real. As nove cidades são apresentadas na Tabela 6.

Tabela 6 – Climas adotados para simulação

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

Fonte: Adaptado do Conselho Brasileiro de Construção Sustentável

Os limites máximos e mínimos foram variados parametricamente, para cada cidade. Os dados de saída de cada simulação consideram o consumo de energia elétrica por cada equipamento, sistema de refrigeração e iluminação artificial, além do consumo total da edificação.

### 3.3 DESENVOLVIMENTO DO BENCHMARK

Os resultados obtidos pela análise da influência das variáveis no consumo de energia, foram utilizados para determinar os dados de entrada para o desenvolvimento do metamodelo. As variáveis de maior influência foram utilizadas para o desenvolvimento de uma amostra inicial, por meio de amostragem de Sobol. À esta amostra inicial, foram incorporados dados de entrada referente aos sistemas de climatização, como diferentes compressores (Split e Inverter) e eficiência (COP e IDRS). Assim, foi possível desenvolver um banco de dados contendo 23.256 casos diferentes. O objetivo de não incluir os sistemas de climatização na amostra inicial é permitir avaliar as mesmas características das edificações (envoltória, ocupação, iluminação) porém, com diferentes sistemas de ar condicionado. Ao comparar edificações idênticas, com sistemas de climatização diferentes, é possível compreender a influência do sistema de climatização no consumo de energia da edificação.

O banco de dados foi desenvolvido com amostragem por Sobol, utilizando a linguagem de programação Python com o auxílio da biblioteca Salib. Permitindo criar os casos de forma quase aleatória, combinando as variáveis entre si. A biblioteca utiliza a Equação 1 que relaciona o número de amostras (N) com a quantidade de variáveis (D), conforme equação a seguir:



$$N * (2 * D + 2) \quad (1)$$

Após a elaboração da amostra inicial, foram desenvolvidas as amostras variando o tipo de sistema de climatização e a eficiência de cada um. Para o sistema Split, foi adotado o Coeficiente de Performance (COP) em W/W, representando a eficiência do sistema. Já para o sistema Inverter, foi considerado Índice de Desempenho de Resfriamento Sazonal (IDRS), conforme portaria N° 42 de 24 de Fevereiro de 2021 (INMETRO, 2021) conforme Tabela 7.

Tabela 7 – Variação para os sistemas de climatização

Sistema de climatização	COP	IDRS
Split (PTHP)	2,7 e 3,2	-
Inverter (VRF)	-	5,5 e 7,5

O sistema do tipo Split foi modelado utilizando a classe *HVACTemplate* do *EnergyPlus*, adotando o *Packaged Terminal Heat Pump* (PTHP). O *HVACTemplate* permite que sejam modelados de maneira simplificada dentro do programa as configurações necessárias para o sistema escolhido. Dessa forma, o PTHP permite a configuração de um equipamento por ambiente, funcionando para atender a demanda de resfriamento e aquecimento de acordo com o termostato e ocupação de cada zona térmica. Para o coeficiente de performance (COP) do sistema, foram considerados dois valores distintos: 2,7, referente a um nível D, e 3,2 referente a um COP de nível A pelo INMETRO.

Para a modelagem do sistema do tipo Inverter no programa *EnergyPlus* adotou-se o uso do objeto *Variable Refrigerator Flow* (VRF). Assim como o PTHP, o *template* VRF permite criar uma máquina por ambiente, com controles separados. Para os sistemas inverter, foram consideradas máquinas com Índice de Desempenho de Resfriamento Sazonal (IDRS) de 5,5 e 7,5, conforme portaria N° 42 de 24 de Fevereiro de 2021 (INMETRO, 2021).

Para os dois sistemas será adotado, o mesmo controle de temperatura para todos os ambientes: seguindo a ocupação de cada ambiente, os sistemas manterão a temperatura em 24°C para resfriamento e 21°C para aquecimento.

A capacidade das máquinas foram adotadas conforme o dimensionamento realizado pelo CBCS. No dimensionamento do CBCS foram simulados 8 climas, selecionando a cidade que apresentou a maior carga térmica (Rio de Janeiro). Com os dados de carga térmica para a

cidade do Rio de Janeiro, as capacidades das máquinas foram determinadas conforme os modelos existentes no mercado, com capacidade superior a carga térmica. Assim, todos os modelos apresentam a mesma capacidade de máquina, estando padronizados.

### 3.3.1 Metamodelos

Foram analisados três métodos diferentes para o desenvolvimento do benchmark: Regressão linear, Máquinas de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine - SVM*) e também Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Network - ANN*).

Para desenvolver os modelos foi utilizada a linguagem de programação Python, uma vez que é uma linguagem completa e contém bibliotecas que permitem a aplicação dos métodos. A utilização de um script em Python permite realizar o treinamento e o teste necessário para o desenvolvimento da Máquina de Vetores de Suporte e Rede Neural Artificial, já separando as amostras em bases para treinos e bases para testes. Os scripts desenvolvidos estão disponíveis na plataforma online *github* (GITHUB, 2021).

Para o desenvolvimento do metamodelo com SVM e ANN foram realizadas avaliações de validação cruzada (*cross validation*), adotando também o *grid search*, que tem como objetivo determinar os melhores parâmetros necessários para cada metamodelo. Com o uso do script de programação, são avaliados os Erros Quadrados Médios (RMSE), e selecionados os parâmetros que apresentarem os menores erros quadrados.

Para o modelo de SVM, foram avaliados diferentes valores para a Constante “C”, os valores de gama ( $\gamma$ ), as funções (*kernels*) e diferentes graus das funções, conforme apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Parâmetros para otimização do Máquinas de Vetores de Suporte

Valores para C	Valores para $\gamma$	Kernels	Graus
1, 10, 100	$1e^{-9}, 1e^{-8}, 1e^{-7}, 1e^{-6}, 1e^{-5}, 1e^{-4}$	Linear, polinomial, gaussiano	1,2,3,4,5

Para o método de redes neurais artificiais os parâmetros avaliados foram o Alpha, o número de camadas ocultas e a taxa de aprendizado de máquina, conforme apresentado na Tabela 9.

Tabela 9 – Parâmetros para otimização de Redes Neurais Artificiais

Alpha	Número de camadas ocultas	Taxa de aprendizado
$1e^{-5}$ , $1e^{-4}$ , $1e^{-3}$	19, 20, 21	$1e^{-3}$ , $1e^{-2}$ , $1e^{-1}$ , 1

O modelo de regressão linear múltipla foi desenvolvido em Python, com a biblioteca *Sklearn*, utilizando o método de regressão linear. Foram utilizados os mesmos dados de entrada dos modelos de Redes Neurais Artificiais e Máquinas de Vetores de Suporte. Porém, o método não requer a etapa de validação cruzada, somente os dados de treino e teste da amostra.

Conforme abordado em literatura, adotou-se para os dois modelos 80% dos casos para treino e 20% do banco de dados para teste, a fim de garantir que a maior parte do banco de dados foi utilizado para treino do metamodelo, permitindo melhorar o desempenho. Os valores que apresentaram os melhores resultados pelas otimizações de parâmetros, foram adotados para o desenvolvimento do metamodelo.

Para identificar a eficiência da aplicação dos métodos serão utilizadas as seguintes métricas de erros: raiz do erro quadrado médio (RMSE) e erro médio absoluto (MAE), além do valor de R-quadrado ( $R^2$ ). Será adotado o metamodelo com os melhores valores de RMSE, MAE e  $R^2$ . Os valores foram obtidos com auxílio de script em Python, que compara os consumos de energia da amostra utilizada para treino, com os resultados da amostra utilizada para teste.

Os modelos serão comparados com a regressão desenvolvida pelo CBCS. Para isso, serão considerados os valores de  $R^2$ , apresentados pelo CBCS e os valores encontrados para cada metamodelo. Também, serão comparados os consumos preditos para cada modelo, incluindo o CBCS, comparando com resultados reais de edificações de ensino superior.

### 3.3.2 Comparação do consumo previsto com consumo real

A comparação do consumo predito com o real de universidades brasileiras foi desenvolvida com o objetivo de compreender a aplicação do metamodelo em universidades públicas. Desta forma, é possível compreender se o metamodelo desenvolvido superestima ou subestima o consumo real de universidades, e encontrar as diferenças entre o consumo real e o predito. Foram consideradas duas instituições públicas federais. A primeira a Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) que possui medição do consumo de energia para diferentes partes do campus Florianópolis, permitindo que o modelo seja comparado com um campus

universitário. Além da UFSC, foi considerado o consumo do Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC), que possui medição do consumo para o campus Florianópolis.

A UFSC apresenta um controle do consumo de energia de todo o campus, disponibilizando o download de uma tabela com todas as informações, por meio do Departamento de Arquitetura e Engenharia (DPAE). A edificação de ensino superior é dividida em diferentes centros de medidores (CMDs), e foi escolhido o CMD02, que contempla as edificações da Engenharia Civil, Engenharia Química, restaurante dos servidores, quadra esportiva, entre outros. Destaca-se porém, que o metamodelo desenvolvido considera um arquétipo com uma única edificação. Portanto, as características das edificações pertencentes ao CMD02 foram estimadas por meio de imagens e inseridas no metamodelo.

O consumo das edificações atendidas pelo CMD02 é de 98 kWh/m<sup>2</sup>.ano, e suas características foram estimadas por meio de imagens de satélite e in loco, conforme Figura 5. Além disso, algumas informações sobre a ocupação e as áreas das edificações foram fornecidas pelo Departamento de Arquitetura e Engenharia (DPAE) da UFSC e são apresentadas na Tabela 10.

Figura 5 – Edificações do CMD02 UFSC



Tabela 10 – Características das edificações atendidas pelo CMD02 da Universidade Federal de Santa Catarina

<b>Transmitância térmica da cobertura (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,5
<b>Transmitância térmica da Parede (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,4
<b>Absortância Coberturas</b>	0,6
<b>Absortância paredes</b>	0,45
<b>Fator Solar</b>	0,87
<b>Transmitância térmica dos vidros (W/m<sup>2</sup>K)</b>	5,7
<b>Densidade de Potência de Iluminação (W/m<sup>2</sup>)</b>	9,9
<b>Turno</b>	3
<b>Ocupação (m<sup>2</sup>/pessoa)</b>	3
<b>Sombra</b>	0,5
<b>Split</b>	Split
<b>COP</b>	2,7

Já o IFSC possui o controle do consumo real do campus Florianópolis, localizado no centro de Florianópolis. Os dados são coletados pelo projeto SmartIfsc, que tem como objetivo o monitoramento do consumo de energia da edificação de ensino superior (LABSMART IFSC, 2021). O consumo real das edificações do campus Florianópolis do IFSC é de 89 kWh/m<sup>2</sup> ano. As características da edificação foram obtidas por meio de imagens de satélite, com os valores estimados com base nas características construtivas da edificação, conforme Figura 6. Destaca-se que não foram realizadas auditorias, não sendo possível estimar com precisão as características como turno, ocupação e sistemas de climatização. Desta forma, foram adotados os valores utilizados para o desenvolvimento do metamodelo. Assim, as características adotadas são apresentadas na Tabela 11.

Figura 6 – Edificações IFSC campus Florianópolis.



Tabela 11 – Características do Instituto Federal de Santa Catarina

<b>Transmitância térmica da cobertura (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,0
<b>Transmitância térmica da Parede (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,4
<b>Absortância Coberturas</b>	0,7
<b>Absortância paredes</b>	0,6
<b>Fator Solar</b>	0,87
<b>Transmitância térmica dos vidros (W/m<sup>2</sup>K)</b>	5,7
<b>Densidade de Potência de Iluminação (W/m<sup>2</sup>)</b>	9,9
<b>Turno</b>	3
<b>Ocupação (m<sup>2</sup>/pessoa)</b>	3
<b>Sombra</b>	0
<b>Split</b>	Split
<b>COP</b>	3,0

Foram também considerados 10 novos casos que não estavam presentes na base de dados que gerou o metamodelo. Para isso, foram selecionados valores das características da envoltória, densidade e iluminação e ocupação entre os limites máximos e mínimos adotados para a elaboração do banco de dados, considerando valores dentro dos limites.

### 3.4 ESCALAS DE EFICIÊNCIA

Após a verificação das métricas de erros e comparação entre consumo predito e real do metamodelo, foram desenvolvidas as escalas de eficiência para o *benchmark*. A escala tem como objetivo permitir a classificação das edificações em Eficiente, Típica e Ineficiente.

Cada edificação possuirá uma escala própria, que levará em consideração o consumo máximo e consumo mínimo, por meio de um índice “i”, conforme Equação 2.

$$i = \frac{\text{consumo máximo da edificação} - \text{consumo mínimo da edificação}}{3} \quad (2)$$

Uma vez calculado os valores de “i” podem ser calculadas as escalas de eficiência para cada edificação, adotando os limites conforme Tabela 12.

Tabela 12 – Escala de Eficiência

Eficiente	Típico	Ineficiente
Consumo mínimo + i	Consumo mínimo + 2i	

Os consumos máximos e mínimos para o cálculo de “i” podem ser obtidos por meio do metamodelo, adotando os valores máximos e mínimos das características utilizadas para o desenvolvimento do banco de dados. Assim é possível comparar o consumo real da edificação com a escala, classificando-a conforme os limites. Para uma edificação ser classificada como eficiente é preciso que seu consumo real seja menor que o limite inferior. Já para ser ineficiente, é preciso que o consumo seja maior que o limite superior.

Esse método permite que sejam classificadas edificações reais, novas edificações e também estratégias de *retrofit*, uma vez que o consumo da edificação que passará por reformas pode ser obtido pelo metamodelo, adotando as estratégias do projeto ou *retrofit*.

### 3.5 ANÁLISE DO PERCENTUAL DE HORAS EM CONFORTO

Uma vez que o banco de dados utilizado para o desenvolvimento do *benchmark* é composto somente por casos totalmente condicionados artificialmente, optou-se em realizar uma análise do funcionamento dos melhores e piores casos sem o uso de ar condicionado.

Nesta etapa foi adotado o metamodelo para avaliação do percentual das horas em conforto (PHOCT) do INI-C. O modelo foi desenvolvido por Rackes et al. (2016), utilizando aproximadamente 50.000 simulações com diferentes arquétipos para a elaboração. O metamodelo foi desenvolvido utilizando simulações no EnergyPlus, considerando ventilação natural e o modelo adaptativo de conforto térmico (RACKES; MELO; LAMBERTS, 2016). O modelo considera diferentes informações referentes à edificação, como localização, tipologia, características geométricas, propriedades térmicas e ventilação. Dentro das características geométricas é considerada a relação comprimento e largura, percentual de abertura da fachada (PAF), número de pavimentos, pé direito, áreas ocupadas e ângulo vertical de sombreamento. Para as características térmicas são levadas em consideração a absorvância solar, transmitância e capacidade térmica de paredes e coberturas, bem como fator solar e transmitância térmica dos vidros. Já a ventilação leva em consideração o fator de correção do vento (centros urbanos, áreas industriais, áreas rurais, regiões expostas ao vento vindo do oceano), os obstáculos do entorno, as formas das janelas, o fator de abertura e presença ou não de ventiladores. Por fim, o modelo considera ainda uma ocupação, iluminação e equipamentos constantes. Destaca-se que para edificações escolares, o modelo considera o período letivo para ocupação, com férias no mês de janeiro e entre 1 e 14 de julho, e não considera ocupações durante o final de semana.

Como resultado, é obtido o fator de horas em desconforto (FHDesc), que considera somente o desconforto por calor. O fator pode ser convertido para o percentual de horas em conforto térmico (PHOCT), reduzindo o valor encontrado de 1, conforme Equação 3.

$$PHOCT = FHDesc - 1 \quad (3)$$

Onde:

PHOCT = Percentual das horas em conforto térmico

FHDesc = Fator de horas em desconforto térmico

A avaliação pela INI-C considera a redução na carga térmica da edificação, porém nos modelos simulados neste trabalho, é avaliado o consumo de energia. Desta forma, ressalta-se que o objetivo de avaliar o PHOCT neste trabalho é compreender o funcionamento dos casos analisados com o uso da ventilação natural, sem classificar os modelos de acordo com a INI-C.

Serão avaliados 2 casos que apresentaram o maior consumo de energia e 2 casos com o menor consumo de energia para cada cidade analisada. Em seguida serão avaliadas as reduções no consumo de energia do sistema de climatização, reduzindo o PHOCT do consumo de ar condicionado. Assim, uma edificação com consumo do sistema de climatização de 10 kWh/m<sup>2</sup>



e um PHOCT de 50%, apresentará um novo consumo de 5 kWh/m<sup>2</sup>. Destaca-se que essa abordagem é uma aproximação para estimar o percentual de horas em conforto térmico e evidenciar a importância da ventilação natural nas edificações. Além do PHOCT, a redução do consumo do sistema de climatização também é uma aproximação, apresentando diversas limitações. Para uma análise mais aprofundada da influência da ventilação natural, seria importante o desenvolvimento de um novo banco de dados, contendo simulações com e sem ventilação natural, elaborando um novo metamodelo. Porém, a avaliação do PHOCT permite a compreensão do modelo funcionando com ventilação natural, evidenciando como é possível economizar energia por meio de estratégias passivas.

## 4 RESULTADOS

### 4.1.1 Análise da influência das variáveis no consumo de energia

O consumo de energia de cada caso para cada cidade foi comparado com o consumo do caso base, obtendo o percentual na variação do consumo de energia considerando todas as cidades, conforme apresentado na Tabela 13.

Tabela 13 – Variação no consumo de energia para cada variável

Número	Variável	Mínimo	Máximo	Percentual da variação do consumo de energia
1	Renovação de ar (m <sup>3</sup> h/pessoa)	0	27	1 e 25%
2	Transmitância térmica da cobertura (W/m <sup>2</sup> K)	1	3.7	1 e 3%
3	Transmitância térmica das Paredes (W/m <sup>2</sup> K)	0.7	4.4	1 e 9%
4	Sistema de Iluminação (W/m <sup>2</sup> )	9.9	16	1 e 6%
5	Turno	1	3	Até 150%
6	Sombreamento	0	1	5 e 14%
7	Absortância solar	0.2	0.7	3 e 9%
8	Coefficiente de performance	2.7	3.2	9 e 15%
9	Orientação	Norte	Leste	0 e 1%
10	Transmitância térmica do vidro	2.6	5.7	1 a 6%
11	Fator solar do vidro	0.45	0.87	5 e 10%

Dentre as variáveis analisadas, o Turno foi a que apresentou maior influência no dado de saída considerado, chegando a 150% de variação no consumo de energia. A variável Turno influencia diretamente na carga térmica interna dos ambientes, alterando a permanência nos ambientes, uso de iluminação e no uso do sistema de climatização. A variável coeficiente de

performance e Sombreamento foram duas características que apresentaram variações significativas, atingindo até 15% no consumo da edificação.

As características da envoltória apresentaram variações no consumo 1% e 9%, dependendo do clima adotado. As variações menores que 10% podem ocorrer em função da avaliação de um pequeno banco de dados, onde as variáveis foram alteradas parametricamente, ou seja, uma por vez. Na cobertura, por exemplo, a variação foi entre 1% e 3%, isso ocorre devido à pouca área de cobertura em relação ao envelope como um todo. As combinações da envoltória podem originar desde edificações bem isoladas a pouco isoladas, influenciando no consumo de energia. Assim, para trabalhar com diferentes tipos de edificações e seguir uma metodologia semelhante ao adotado pelo CBCS, foram mantidas as características da envoltória para o desenvolvimento do banco de dados.

As variáveis que não foram consideradas para a elaboração do metamodelo foram: Renovação de ar e orientação solar. A renovação de ar apresentou uma influência de até 25% no consumo de energia. A influência no consumo de energia ocorre devido a necessidade de exaustão do ar interno e da adição do ar externo no ambiente. Essa troca de ar pode adicionar o calor do exterior para o interior, além de retirar o ar refrigerado do ambiente interno. As cidades onde a renovação de ar apresentaram maior influência foi em Campos do Jordão (-25%), Fortaleza (18%), Vitória (11%) e Recife (17%). Para Campos do Jordão, cidade mais fria analisada, a renovação de ar auxilia a reduzir a carga térmica, adicionando o ar mais frio do exterior para o interior da edificação. Já para Vitória, Recife e Fortaleza, a renovação de ar prejudica o desempenho, adicionando calor ao ambiente. Contudo, como a renovação de ar deve ser levada em consideração em edificações públicas, todos os modelos foram adotados considerando uma renovação de ar mínima de 27 m<sup>3</sup>h/pessoa, conforme NBR 16401-3 Instalações de ar-condicionado – Sistemas centrais e unitários, Parte 3: Qualidade do ar interior (ABNT, 2008). Já a orientação solar foi descartada devido à baixa influencia no consumo de energia, uma vez que apresentou variações entre 0% e 1%. A baixa influência do consumo corre uma vez que os ambientes ocupados e condicionados apresentam uma distribuição aproximadamente homogênea em todas as orientações. Desta forma, a variação da orientação solar, pouco influencia no consumo de energia.

Assim, das 11 variáveis inicialmente adotadas, apenas 9 permaneceram para a elaboração do banco de dados: Transmitância térmica de paredes e coberturas, absorvância de paredes e coberturas, transmitância térmica dos vidros, fator solar, turno, sombreamento e densidade de iluminação. Foi incorporada uma décima variável, considerando a variação da

densidade de ocupação dos ambientes. As variáveis consideradas para a elaboração do banco de dados, são apresentadas conforme apresentado na Tabela 14.

Tabela 14 – Variáveis adotadas para o metamodelo.

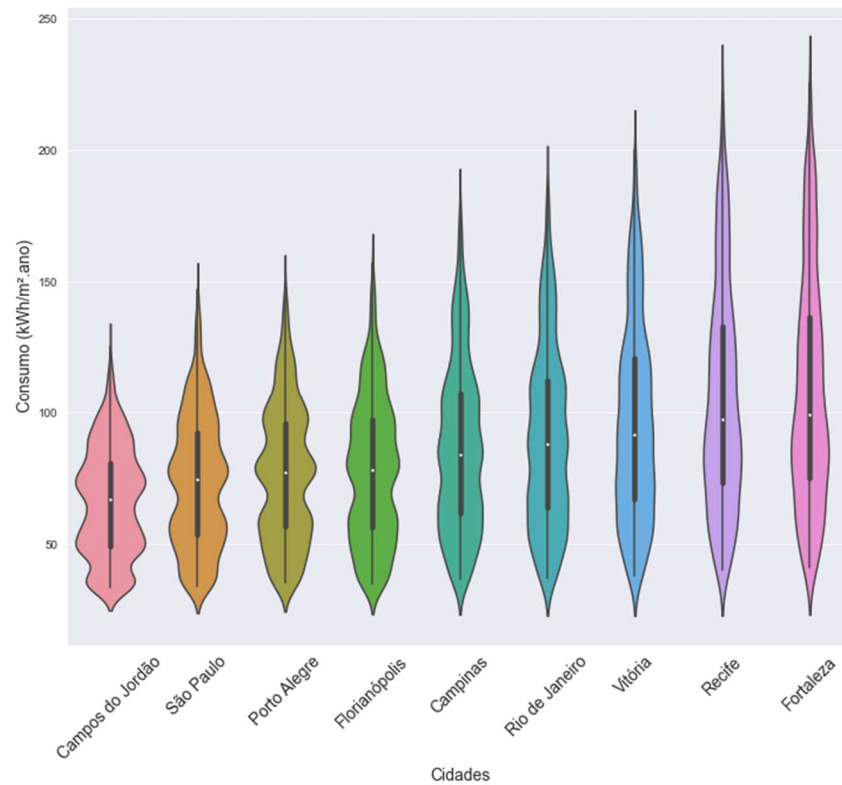
Característica	Valores adotados
Turno	Noturno (1), Matutino e vespertino (2), Matutino vespertino e noturno (3)
Ocupação (m <sup>2</sup> /pessoa)	1,2 e 3,0
Transmitância térmica da cobertura (W/m <sup>2</sup> K)	1,0 e 3,7
Transmitância térmica das paredes (W/m <sup>2</sup> K)	0,7 - 2,5 - 4,4
Absortância da cobertura	0,2 - 0,5 - 0,8
Absortância das paredes	0,2 - 0,5 - 0,8
Transmitância térmica dos vidros (W/m <sup>2</sup> K)	2,6 e 5,7
Fator solar	0,45 e 0,87
Sombreamento	Sem (0) e com (1)
DPI (W/m <sup>2</sup> )	9,9 e 16,6

Com as variáveis selecionadas, foi possível desenvolver o banco de dados simulando os casos para os 9 climas selecionados, obtendo o consumo de energia de cada modelo.

#### 4.1.2 Consumo do banco de dados e matrizes de correlação

O consumo dos modelos variou de acordo com os climas e características, apresentando uma ampla faixa de consumo, conforme apresentado na Figura 7.

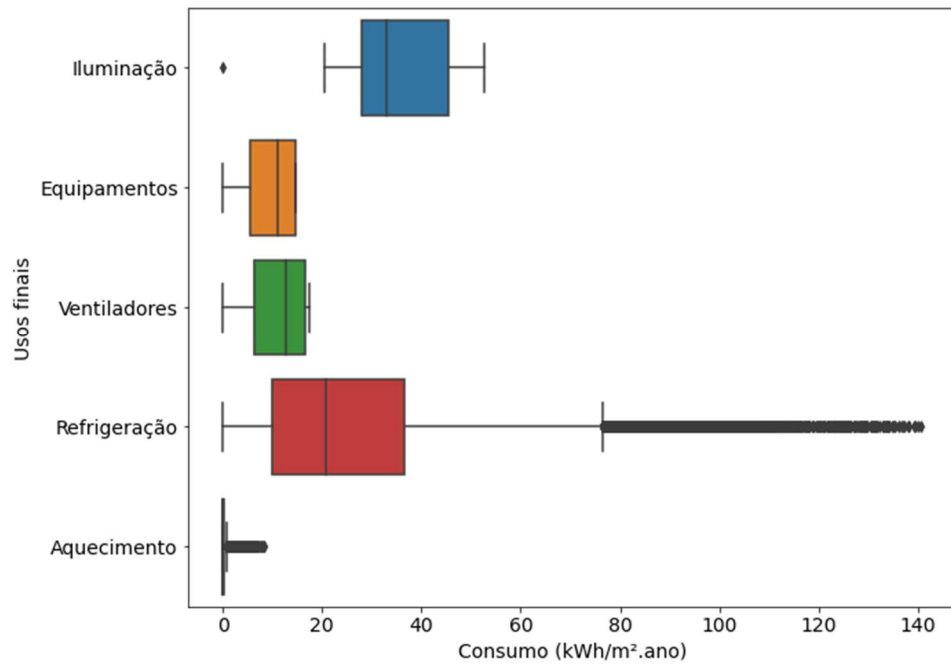
Figura 7 – Consumo de energia do banco de dados



Observa-se que o consumo da amostra varia entre 30 kWh/m<sup>2</sup>.ano até 225 kWh/m<sup>2</sup>.ano indicando que a amostra é ampla e pode conter desde edificações eficientes até ineficientes. Observa-se que a maior densidade de casos ocorre entre 50 kWh/m<sup>2</sup>.ano e 100 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Assim, o objetivo de obter uma amostra abrangendo diferentes tipos de edificações foi atingido com as diferentes variáveis adotadas para a elaboração do banco de dados.

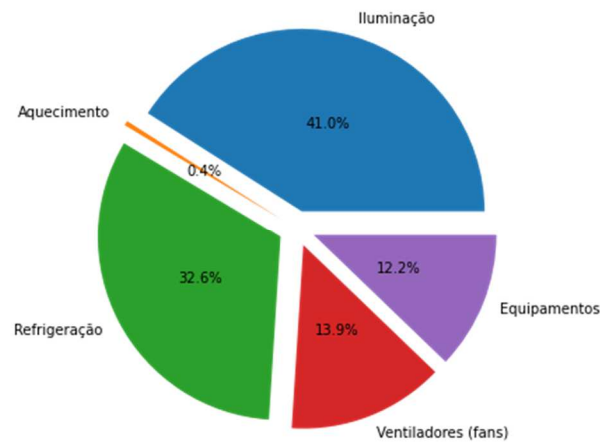
O consumo total da amostra pode ser dividido por uso final de energia, determinando quanto é consumido pelos sistemas de iluminação, equipamento e refrigeração, conforme apresentado na Figura 8.

Figura 8 – Consumo por usos finais



O consumo para refrigeração atinge valores acima de 140 kWh/m<sup>2</sup>.ano, sendo o mais relevante. A edificação não utiliza ventilação natural, portanto para manter a temperatura dentro do limite de 24°C é necessário refrigerar artificialmente. Isso indica que as edificações que compõem o banco de dados poderiam apresentar um consumo menor, caso adotassem ventilação natural. O segundo maior consumo é do sistema de iluminação, podendo atingir até 60 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Em termos percentuais, os consumos por uso final do banco de dados são apresentados na Figura 9.

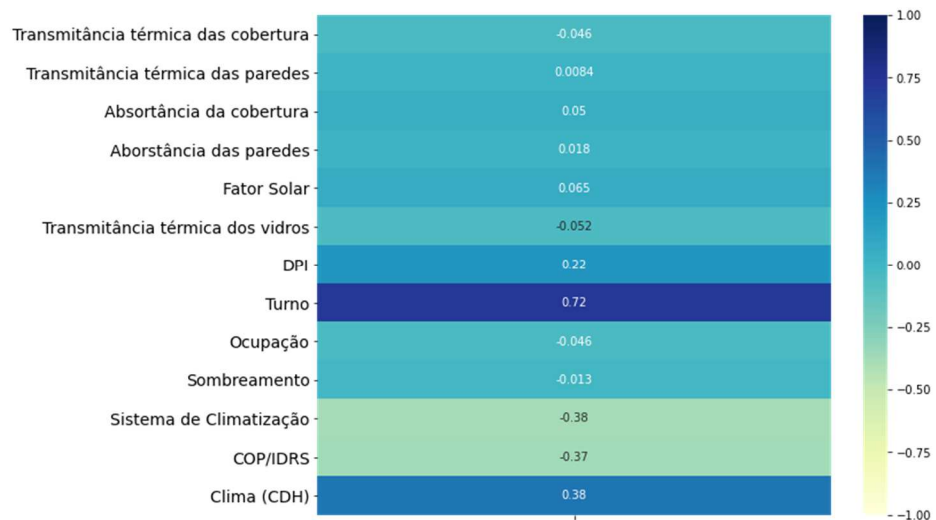
Figura 9 – Percentual do consumo por uso final



O consumo por iluminação do banco de dados, corresponde a 41% do total. Ressalta-se que a iluminação considera todos os ambientes. Já o resfriamento representa 32,6%, sendo o segundo maior consumo por uso final. Como observado na literatura por Luo et al (2020), os sistemas de iluminação e climatização são os mais representativos. O consumo de equipamentos, que tende a ser elevado em laboratórios, acaba sendo menos significativo, uma vez que as áreas de salas de aula são maiores que as áreas destinadas a laboratório.

Com os resultados de consumo, foram desenvolvidas matrizes de correlação, a fim de verificar a influência de cada variável no consumo, considerando todo o banco de dados, conforme apresentado na Figura 10. Com a análise das matrizes de correlação é possível identificar a importância de incluir as diferentes variáveis dos casos que compõe o banco de dados. É possível observar quais variáveis devem receber maior atenção na hora de realizar um levantamento de dados para prever o consumo com os metamodelos desenvolvidos.

Figura 10 – Correlação entre consumo e variáveis adotadas

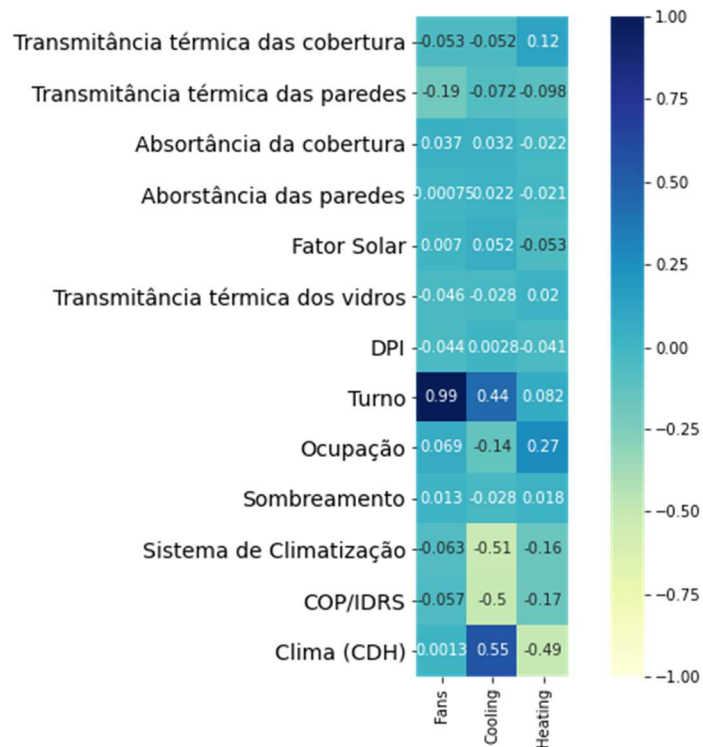


A matriz de correlação encontrada para o banco de dados vai ao encontro do obtido na análise inicial, com a variável turno apresentando a maior correlação (0,72), seguido sistema de climatização (-0,38) e o COP/IDRS (-0,37). O clima (CDH), apresentou uma correlação positiva de 0,38, indicando que sua incorporação no desenvolvimento do metamodelo é essencial.

Assim como na análise inicial, as características da envoltória apresentaram baixos valores de correlação. A transmitância térmica das paredes apresentou valor de correlação (0,008), e a absortância térmica das paredes (0,018). Isso indica que a variação dessas características tende a influenciar pouco no consumo de energia da amostra avaliada.

Uma vez que o modelo foi considerado somente climatizado artificialmente, foi elaborada também uma matriz de correlação para avaliar a influência de cada variável no consumo dos sistemas de climatização, observando o consumo dos ventiladores, do aquecimento e resfriamento, conforme Figura 11.

Figura 11 – Matriz de correlação em relação ao sistema de climatização



Observa-se que a variável Turno e Clima (CDH) continuam apresentando os maiores graus de influência no consumo, seguidas pelo COP/IDRS. A variável de ocupação, que em relação ao consumo geral apresentou baixa correlação (-0,046) apresenta valores mais significativos quando analisada sua influência no consumo de refrigeração (-0,14) e de aquecimento (0.27). A ocupação, de fato, é responsável por parte da carga térmica do modelo. A carga térmica é influenciada por todo o conjunto da edificação, como transmitância térmica da cobertura e paredes, ocupação e cargas internas. Porém, observou-se que quanto menor a ocupação, menor a demanda por refrigeração em climas quentes e maior a demanda por aquecimento em climas frios.

Os ventiladores (*fans*) são influenciados praticamente pelo turno, pois seu acionamento depende, exclusivamente, do turno e da ocupação. Quanto mais ocupada a universidade, funcionando em três turnos por exemplo, maior o consumo dos ventiladores.

#### 4.1.3 Elaboração do metamodelo

Com os dados das variáveis e consumo de cada caso, foram obtidos os parâmetros ótimos para os modelos de Redes Neurais Artificiais (ANN) e Máquinas de Vetores de Suporte



(SVM), por meio da otimização de parâmetros e *grid search*. Os valores obtidos de RMSE pela otimização de parâmetros, bem como os parâmetros adotados são apresentados na Tabela 15.

Tabela 15 – Parâmetros para a elaboração dos metamodelos

MODELO	RMSE obtido pela otimização de parâmetros	Parâmetro C	Função (Kernel)	Grau da função	Epsilon
Máquinas de Vetores de Suporte (SVM)	2,7	100	Polinomial	5	$1e^{-5}$
		Taxa de aprendizado	Layers	Alpha	-
Rede Neural Artificial (ANN)	2,7	0.01	21	$1e^{-4}$	-

Tanto para o modelo SVM quanto para ANN, os valores de RMSE obtidos pela otimização de parâmetros foram de 2,7. Com os parâmetros selecionados pela validação cruzada, foram desenvolvidos os modelos de ANN e SVM. Além dos metamodelos, também foi desenvolvida uma regressão linear, utilizando o mesmo banco de dados. Os três modelos foram avaliados quanto aos erros, a fim de determinar a sua eficiência, conforme apresentado na Tabela 16.

Tabela 16 – Métricas de erros dos metamodelos

MODELO	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
	(kWh/m <sup>2</sup> .ano)	(kWh/m <sup>2</sup> .ano)	
Máquinas de Vetores de Suporte (SVM)	2,57	1,6	0,99
Rede Neural Artificial (ANN)	2,61	1,8	0,99
Regressão linear atual	11,69	8,9	0,89

O modelo de Máquinas de Vetores de Suporte apresentou um RMSE de 2,57 kWh/m<sup>2</sup>.ano e um MAE de 1,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano. O modelo de Rede Neural Artificial apresentou valores próximos, com RMSE de 2,61 kWh/m<sup>2</sup>.ano e MAE de 1,8 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Já o modelo de regressão apresentou RMSE de 11,69 kWh/m<sup>2</sup>.ano e MAE de 8,9 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Desta forma, o modelo SVM foi o que apresentou os menores erros, seguido pelo modelo de ANN. Desta forma, observa-se que os metamodelos desenvolvidos com técnicas mais robustas (SVM e ANN) apresentaram os menores erros, indicando maior eficiência em relação a regressão linear.

O modelo desenvolvido pelo CBCS apresenta 2 diferentes equações para previsão do consumo, variando conforme a faixa de graus hora de resfriamento. Para comparar os modelos, serão utilizados os valores de R<sup>2</sup>, conforme apresentado na Tabela 17.

Tabela 17 - Valores de  $R^2$  para os modelos desenvolvidos e modelos do CBCS

MODELO	$R^2$
Máquinas de Vetores de Suporte (SVM)	0,99
Rede Neural Artificial (ANN)	0,99
Regressão linear atual	0,89
Regressão CBCS	0,90

O modelo de regressão do CBCS apresentou um valor de  $R^2$  de 0,90, maior do que o da regressão atual de 0,89. A regressão atual foi desenvolvida com um banco de dados maior do que o adotado pelo CBCS, variando mais parâmetros de entrada. Muitos dos dados utilizados para o desenvolvimento da regressão atual podem apresentar comportamentos não linear, assim, a precisão da regressão linear pode ser prejudicada, apresentando um valor de  $R^2$  menor. Contudo, os valores são próximos, indicando que tanto o modelo do CBCS quanto o atual apresentam precisão semelhante. Já as técnicas mais robustas (SVM e ANN), apresentaram um  $R^2$  de 0,99, maior do que o do CBCS e a regressão atual. Isso indica que estes metamodelos tendem a ser mais precisos, aproximando mais o resultado predito do real. Contudo, é importante salientar que somente o valor de  $R^2$ , não é suficiente para determinar a eficiência de um metamodelo. É preciso analisar também os erros médios, os desvios e outras métricas de erros.

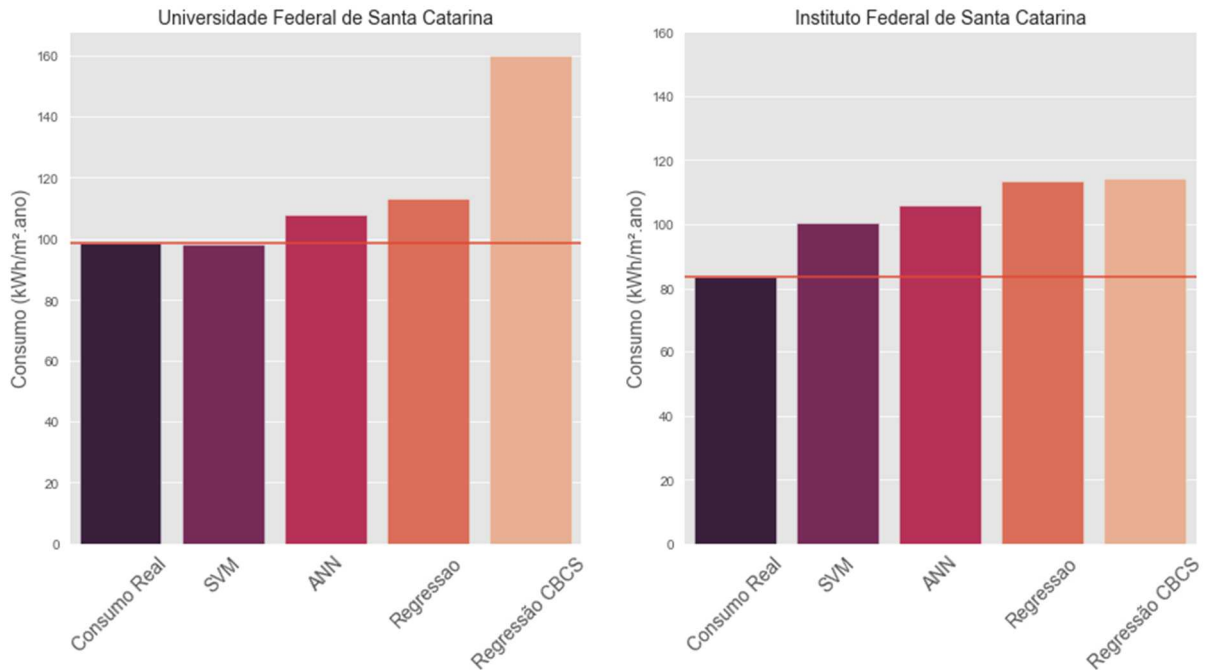
Dentre os metamodelos apresentados, considerando os erros e os valores de  $R^2$ , o metamodelo de Máquinas de Vetores de Suporte apresentou os melhores resultados, com menores indicadores de erros e maior valor de  $R^2$ . De acordo com a literatura, o método tende a compreender melhor os dados de entrada necessários para uma edificação, apresentando resultados mais precisos. Contudo, o método de Redes Neurais Artificiais também apresentou resultados satisfatórios, com baixos índices de erros e altos valores de  $R^2$ . Desta forma, é preciso realizar validações, comparando os resultados preditos pelos metamodelos, com o consumo real de instituições de ensino.

#### 4.1.4 Comparação do consumo previsto com consumo real

Com o intuito de definir qual metamodelo será adotado para o desenvolvimento do benchmark, nesta etapa foram comparados o consumo previsto pelos modelos de Máquinas de Vetores de Suporte (SVM), Redes Neurais Artificiais (ANN), regressão atual e regressão

proposta pelo CBCS, com o consumo real estimado de instituições de ensino. Os casos analisados foram para a Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e o Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC), ambos localizados em Florianópolis, conforme apresentado na Figura 12.

Figura 12 – Consumo predito e real para os metamodelos.



Quanto a Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), o consumo real é de 98,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano. O modelo de regressão do CBCS apresentou o valor mais distante, de 159,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Em seguida, a regressão atual apresentou um consumo de 113,2 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Essa diferença ocorre principalmente pelo modelo do CBCS considerar a separação entre os usos das salas de aula, laboratórios e outros. No caso da UFSC, os dados de entrada foram imprecisos por não conterem a distinção entre as áreas, entrando somente com os dados como salas de aula, não apresentando a diferença entre laboratórios, salas de aula e outros conforme solicitado pelo modelo. Desta forma, para este caso, há uma maior imprecisão, quando comparado os dois modelos de regressão. Já o modelo de ANN (107,7 kWh/m<sup>2</sup>.ano) e SVM (98,26 kWh/m<sup>2</sup>.ano) os consumos foram mais próximos do consumo real. A diferença entre o SVM e o estimado real para a Universidade Federal de Santa Catarina foi de apenas 1%, enquanto os modelos de ANN e Regressão apresentaram 10% e 14% respectivamente. Nota-se que apesar dos modelos mais robustos e de regressão terem os mesmos dados de entrada, os valores são distintos. O valor de R<sup>2</sup> dos modelos de ANN (0,99) e SVM (0,99) é mais alto que o modelo de regressão (0,89), isso justifica a maior precisão dos modelos mais robustos.

Para o Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC), que tem um consumo real de 83,5 kWh/m<sup>2</sup>.ano, há uma maior aproximação dos modelos de regressão (114,4 kWh/m<sup>2</sup>.ano). Observa-se que tanto a regressão desenvolvida pelo CBCS, quanto a regressão atual, apresentaram os mesmos resultados. No caso do IFSC, as áreas foram obtidas referentes às salas de aula, laboratórios e outros, permitindo o uso da equação de regressão do CBCS de maneira completa. Desta forma, os valores foram mais próximos do caso real, embora ainda apresentem uma diferença de 37%. Destaca-se, porém que para o IFSC, o modelo de ANN apresentou uma diferença de 26% do consumo previsto par ao real, enquanto o modelo de SVM a diferença foi de 20%.

De forma geral, os modelos de SVM e ANN apresentaram resultados mais próximos dos casos reais, indicando que são modelos mais robustos e, portanto, tendem a ser mais precisos. Porém, o método de regressão linear, tanto atual quanto do CBCS, apresentaram diferenças menores que 50%, principalmente para o caso do IFSC. Essas diferenças ocorrem devido as incertezas relacionadas, tanto ao desenvolvimento do metamodelo, quanto aos dados de entrada para a previsão do consumo. Tanto o IFSC quanto a UFSC tiveram dados estimados para as características da envoltória, ocupação e sistemas de ar condicionado. Para calibrar de forma mais precisa, seria necessário o desenvolvimento de auditorias, levantando informações de ocupação, ar condicionado, sistemas de iluminação, entre outros. Contudo, ainda que fossem realizadas auditorias, algumas informações inerentes de universidades não são possíveis de entrar nos metamodelos, como a variação da ocupação e turno, uma vez que as turmas variam de tamanho ao longo do curso.

Assim, por apresentar as menores métricas de erros e os resultados mais próximos da realidade, o modelo utilizando SVM foi o adotado para o desenvolvimento do *benchmark* e das etapas seguintes.

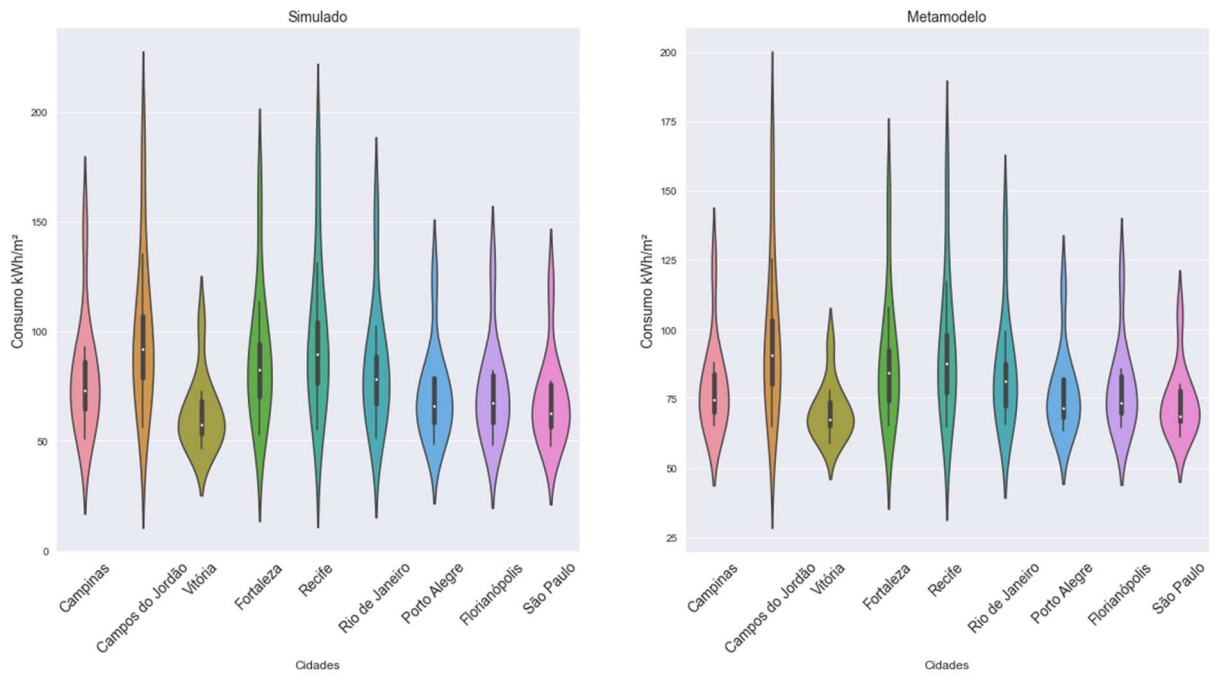
Após a escolha do metamodelo, foi realizada uma segunda etapa de validação, comparando o consumo obtido por meio de simulações com o consumo predito pelo metamodelo. Para isso, foram considerados 10 casos que não estavam na amostra inicial, com o objetivo de avaliar o desempenho do metamodelo com casos não observados anteriormente. As características dos 10 casos extras são apresentadas na Tabela 18.

Tabela 18 – Casos não visto pelo metamodelo.

Características/Casos	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Transmitância térmica da cobertura (W/m<sup>2</sup>K)</b>	1,3	1,3	1,3	1,3	1,3	1,3	2,7	2,7	2,7	2,7
<b>Transmitância térmica da Parede (W/m<sup>2</sup>K)</b>	1,8	1,8	1,8	1,8	2,7	2,7	1,8	2,7	2,7	2,7
<b>Absortância Coberturas</b>	0,3	0,3	0,45	0,45	0,45	0,7	0,45	0,45	0,7	0,7
<b>Absortância paredes</b>	0,7	0,7	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45
<b>Fator Solar</b>	0,55	0,75	0,55	0,55	0,75	0,55	0,75	0,55	0,55	0,55
<b>Transmitância térmica dos vidros (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,6	2,6	5,7	5,7	5,7	5,7	5,7	5,7	5,7	5,7
<b>Densidade de Potência de Iluminação (W/m<sup>2</sup>)</b>	9,9	16	9,9	9,9	9,9	16	9,9	16	16	16
<b>Turno</b>	3	3	2	2	2	1	2	1	1	2
<b>Ocupação (m<sup>2</sup>/pessoa)</b>	1,5	1,5	2,5	2,5	2,5	2,0	2,5	2,0	2,5	2,0
<b>Sombra</b>	Não	Não	Não	Não	Não	Sim	Não	Sim	Sim	Sim
<b>Split/Inverter</b>	Inverter	Split	Split	Inverter	Inverter	Split	Split	Split	Inverter	Inverter
<b>COP/IDRS</b>	6,5	3,5	3,5	5,5	6,5	2,5	2,5	3,5	6,5	5,5

A comparação entre o consumo predito e simulado é apresentada conforme Figura 13.

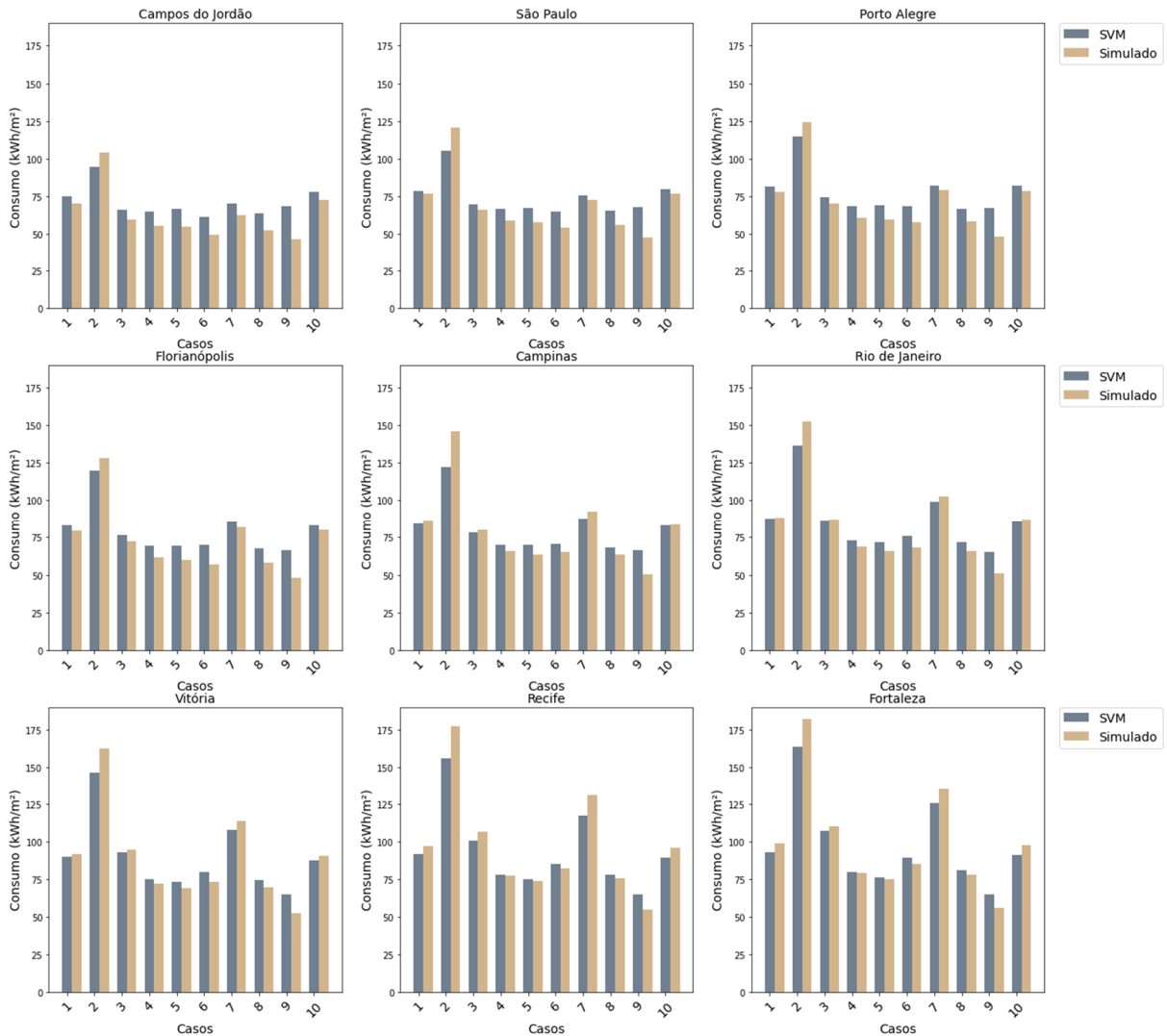
Figura 13 – Comparativo entre simulado e predito pelo metamodelo



Observa-se que o consumo variou conforme as cidades, com pouca variação na densidade dos casos. A média de consumo dos casos simulados foi de 80,5 kWh/m<sup>2</sup>.ano, enquanto do metamodelo foi de 82,9 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Assim, destaca-se como os modelos simulados e preditos ficam próximos.

Para compreender melhor as diferenças entre os modelos, foi desenvolvida uma análise para cada cidade, conforme apresentado na Figura 14.

Figura 14 – Consumo simulado e predito por cidades



Na análise isolada para cada cidade é possível observar como alguns casos ficam mais próximos entre si, enquanto outros se distanciam. A menor diferença foi de 0,04% para o caso 10 em Campinas. A maior diferença, de 32%, foi para o caso 9 na cidade de Campos do Jordão.

Dos 90 casos avaliados, 69 apresentaram variações menores que 10%, um percentual de 76%. Isso indica que o modelo consegue prever o consumo de casos fora da amostra inicial. O maior destaque, fica para o caso 9, onde todos os resultados foram acima dos 10% de diferença, variando entre 13% e 32%. Observa-se que as diferenças entre predito e simulado para o caso 9 são maiores nas cidades com climas mais amenos, como Campos do Jordão (32%), São Paulo (30%), Florianópolis e Porto Alegre (27%). Já para as cidades com climas mais quentes a diferença foi menor, como em Fortaleza (13%) e Recife (15%), com o consumo predito sendo maior que o simulado. As características do caso 9 são apresentadas na Tabela 19.

Tabela 19 – características do caso 9

<b>Transmitância térmica da cobertura (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,7
<b>Transmitância térmica da parede (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,7
<b>Absortância Coberturas</b>	0,7
<b>Absortância paredes</b>	0,45
<b>Fator Solar</b>	0,55
<b>Transmitância térmica dos vidros (W/m<sup>2</sup>K)</b>	5,7
<b>Densidade de Potência de Iluminação (W/m<sup>2</sup>)</b>	16
<b>Turno</b>	1
<b>Ocupação (m<sup>2</sup>/pessoa)</b>	2,5
<b>Sombra</b>	1
<b>Split/Inverter</b>	Inverter
<b>COP/IDRS</b>	6,5

O consumo médio simulado do caso 9, para os 9 climas diferentes, foi de 50,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano enquanto o consumo médio predito foi de 60,0 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Comparado ao consumo médio simulado de todos os 90 casos (80,5 kWh/m<sup>2</sup>.ano), observa-se que o caso 9 apresenta um consumo abaixo da média. Conforme observado nas matrizes de correlação, as variáveis que influenciam mais o consumo são o sistema de climatização, o turno e a DPI. Observa-se que o caso 9 apresenta o turno 1, funcionando somente no período noturno, bem como sistema de climatização do tipo Inverter com IDRS de 6,5. Ainda, por mais que a influência apontada pela matriz de correlação seja pequena, as absortâncias das paredes são mais baixas que os demais, bem como o fator solar dos vidros. Portanto, o caso 9 apresenta características que levam a consumir menos que a média dos demais casos. As maiores diferenças entre o modelo predito e o simulado podem ocorrer porque o modelo de SVM tende a superestimar o efeito das variáveis, enquanto o modelo de simulação consegue ser mais preciso. De acordo com o observado na matriz de correlação, a DPI apresenta uma correlação de 0,22 com o consumo de energia, sendo um dos principais influenciadores junto com o turno e sistema de ar condicionado. O caso 9 apresenta uma DPI de 16,0 W/m<sup>2</sup>, influenciando em um maior consumo de energia. Contudo, o caso apresenta funcionamento em turno único (noturno), e sistema de climatização do tipo Inverter com IDRS de 6,5, favorecendo o menor consumo. O metamodelo interpreta esses dados dando como resposta um consumo de energia maior do que o simulado. No modelo de simulação, porém, o programa permite estabelecer melhor as relações de trocas de calor que existem na edificação. É importante ressaltar que o caso 9, além



de apresentar turno único e sistema mais eficiente, apresenta também as paredes e coberturas menos isoladas. Desta forma, o programa de simulação consegue representar as trocas de calor entre o ambiente interno e externo. Ressalta-se que o metamodelo foi desenvolvido com base em resultados de simulação, estabelecendo relações entre os dados de entrada com o consumo de energia obtido pela simulação, sendo mais limitado e com maior grau de incerteza que o modelo de simulação.

Destaca-se também o caso 2, que apresenta o maior consumo de energia para todas as cidades, sendo o único caso em que o consumo simulado foi maior que o predito em todas as cidades. As diferenças entre o predito e simulado variam entre 4% e 13%. As características do caso 2 são apresentadas conforme Tabela 20.

Tabela 20 – Características caso 2

<b>Transmitância térmica da cobertura (W/m<sup>2</sup>K)</b>	1,3
<b>Transmitância térmica da parede (W/m<sup>2</sup>K)</b>	1,8
<b>Absortância Coberturas</b>	0,3
<b>Absortância paredes</b>	0,7
<b>Fator Solar</b>	0,75
<b>Transmitância térmica dos vidros (W/m<sup>2</sup>K)</b>	2,6
<b>Densidade de Potência de Iluminação (W/m<sup>2</sup>)</b>	16
<b>Turno</b>	3
<b>Ocupação (m<sup>2</sup>/pessoa)</b>	1,5
<b>Sombra</b>	0
<b>Split/Inverter</b>	Split
<b>COP/IDRS</b>	3,5

Observa-se que o caso 2 apresenta tanto as paredes quanto as coberturas mais isoladas, com transmitâncias térmicas menores que 2,0 W/m<sup>2</sup>K. Ainda, apresenta fator solar dos vidros mais altos, alta densidade de iluminação (16 W/m<sup>2</sup>), turno triplo, sem sombreamento e com sistema de refrigeração Split com COP de 3,5. O turno triplo, aliado a alta densidade de potência e alto fator solar dos vidros, favorece o aumento na carga térmica de refrigeração, soma-se o fato de paredes e coberturas serem as mais isoladas, tem-se o maior consumo dos casos testados.

Assim como ocorre no caso 9, os modelos simulados permitem uma melhor correlação entre as características do modelo e o consumo de energia. O modelo simulado apresentou maior consumo por estabelecer as relações de trocas de calor de um caso mais isolado, com alta densidade de iluminação e carga térmica da ocupação. O metamodelo conseguiu estabelecer a

relação entre o turno triplo, o sistema de climatização menos eficiente (Split, ao invés de Inverter) e a densidade de potência, dando como resultados os maiores consumos de energia.

Os casos 3, 4 e 5 apresentaram as menores diferenças entre o consumo predito e simulado, principalmente para climas mais quentes onde as variações foram de 0% a 8% nas cidades do Rio de Janeiro, Vitória, Recife e Fortaleza. Para as cidades com climas mais amenos as diferenças foram de 9% a 18%, evidenciando que o consumo previsto tende a ficar mais próximo do simulado para climas mais quentes.

#### 4.1.5 Escala de eficiência

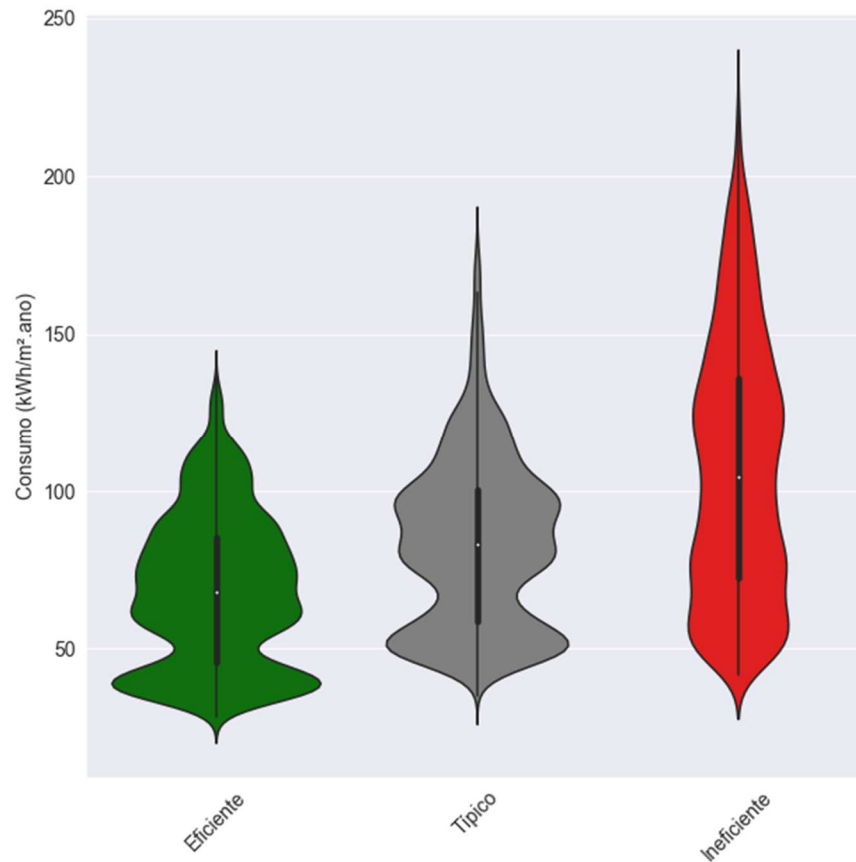
Com o objetivo de classificar todo o banco de dados, foi desenvolvida uma escala de eficiência energética para cada caso analisado. Para o cálculo dos limites máximos e mínimos, as características da envoltória e de ocupação de cada edificação foram mantidas, variando somente a densidade de iluminação, sistema de climatização e eficiência do sistema de climatização, conforme apresentado na Tabela 21.

Tabela 21 – Variações das características para elaboração da escala de eficiência

Condição	DPI (W/m <sup>2</sup> )	Split/Inverter	COP/ IDRS
Real	Conforme característica real da edificação		
Máximo	16	Split	2.7
Mínimo	9.9	Inverter	7

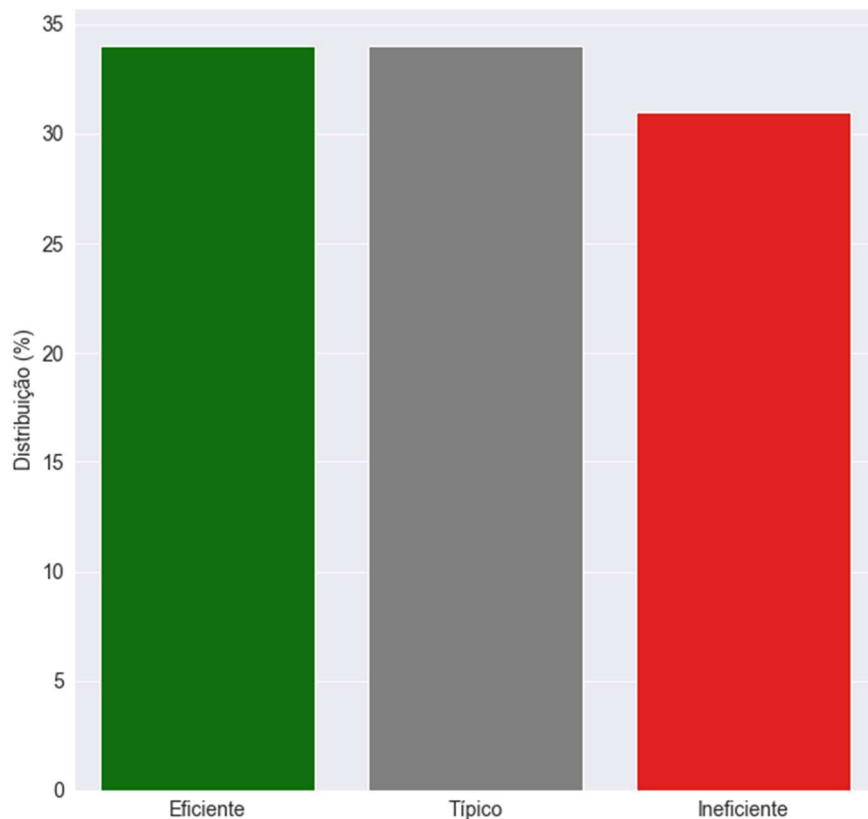
Para cada um dos 23.256 casos do banco de dados, foram encontrados diferentes valores do coeficiente “i” e diferentes limites máximos e mínimos para classificar as edificações. A distribuição do consumo, de acordo com o nível de eficiência energética, é apresentada na Figura 15.

Figura 15 – Distribuição do consumo de energia por classificação



Observa-se que as edificações eficientes apresentam consumos máximos abaixo de 150 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Os resultados concentram-se na faixa entre 50 kWh/m<sup>2</sup>.ano e 100 kWh/m<sup>2</sup>.ano e também uma pequena faixa abaixo dos 50kWh/m<sup>2</sup>.ano. Assim, as edificações nessa faixa de consumo tendem a ser eficientes. Já os casos ineficientes apresentaram consumos máximos próximos de 250 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Observa-se também, que existem edificações classificadas como ineficientes com consumo inferior a 50kWh/m<sup>2</sup>.ano. Isso ocorre porque essas edificações já apresentam baixos consumos, por apresentarem características da envoltória, de ocupação e turno, que permitam um consumo mais baixo. Assim, para essas edificações serem classificadas como eficientes, seria necessário realizar melhorias nos sistemas de condicionamento de ar e iluminação. O banco de dados apresentou uma distribuição de classificação conforme apresentado na Figura 16.

Figura 16 – Divisão da classificação da amostra



Foram classificados 7.973 casos como eficientes, correspondendo a 34% da amostra. Os casos típicos representaram 34% da amostra com 7.934 casos, e os 7.385 casos classificados como ineficientes representam 31%. Assim observa-se que o banco de dados adotado para o desenvolvimento do *benchmark* contém edificações de diferentes classificações, com uma distribuição similar entre os níveis.

Como o cálculo do coeficiente “i” considera o consumo máximo e mínimo, dividindo por 3, estima-se uma divisão em 33% para caso ineficiente, 33% para casos típicos e 33% para eficientes. A distribuição encontrada ficou próxima do estimado, validando a escala de eficiência energética.

Para exemplificar a aplicação do método em uma única edificação de ensino superior, foram adotadas as edificações atendidas pelo CMD02 da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). O consumo real das edificações atendidas pelo CMD02 é de 98,3 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Para o cálculo do consumo máximo e mínimo, foram variadas as características de densidade de iluminação, sistema de climatização e eficiência do sistema, adotando os valores máximos e mínimos utilizados para a elaboração do banco de dados, conforme apresentado na Tabela 22.

Tabela 22 – Parâmetros para os consumos da UFSC

Condição	DPI (W/m <sup>2</sup> )	Split/Inverter	COP/ IDRS
Real	10	Split	2.7
Máximo	16	Split	2.7
Mínimo	9.9	Inverter	7

As características da envoltória permaneceram as mesmas para os três modelos. Assim, foi possível calcular os valores do coeficiente “i” para a Universidade Federal de Santa Catarina, conforme Equações 1 e 2 apresentadas anteriormente. O valor de “i” encontrado foi de 11,32.

Com os valores de “i” calculados é possível obter a escala de eficiência para a edificação em questão, conforme apresentado na Tabela 23.

Tabela 23 – Escala de Eficiência para a Universidade Federal de Santa Catarina

Eficiente	Típico	Ineficiente
Limite eficiente 90,71	Limite ineficiente 102,03	
Consumo UFSC: 98,3 kWh/m <sup>2</sup>		

Assim, como o consumo da Universidade Federal de Santa Catarina é de 98,3 kWh/m<sup>2</sup> a sua classificação de acordo com a escala seria Típico. Para a edificação ser classificada como eficiente, seria necessário adotar estratégias de eficiência, como alterações na envoltória e melhorias no sistema de climatização e iluminação. A escala de eficiência, permite identificar o nível da edificação, mas não quais as características da edificação que poderiam ser alteradas a fim de melhorar o desempenho. Porém, ressalta-se que, uma vez calculada a escala para a edificação é possível avaliar estratégias de *retrofit*, comparando o consumo das edificações com as novas estratégias com a escala já elaborada.

Para considerar estratégias de *retrofit* e como elas podem alterar a classificação da edificação, foi considerado um novo cenário para a edificação da Universidade Federal de Santa Catarina. Foram alteradas as características do sistema de climatização, trocando o sistema Split por um Inverter com IDRS de 6,5, conforme apresentado na Tabela 24.

Tabela 24 – Características Universidade Federal de Santa Catarina com *retrofit*

Condição	DPI (W/m <sup>2</sup> )	Split/Inverter	COP/ IDRS
Real	10	Inverter	6,5

Os novos dados foram inseridos no metamodelo de Máquinas de Vetores de Suporte, para prever o consumo da nova edificação. O consumo previsto foi de 80,48 kWh/m<sup>2</sup>.ano, sendo menor que o limite de edificação eficiente. Desta forma, a atualização dos sistemas de ar condicionado da UFSC permitiu melhorar a eficiência, alterando a classificação de Típica para Eficiente. Destaca-se que o metamodelo permite que sejam avaliadas estratégias na envoltória também, alterando as características da envoltória como transmitância térmica, absorvância, entre outros, uma vez que estes são dados de entrada para a previsão do consumo de energia. Assim, o modelo não fica limitado a avaliações das edificações somente devido aos sistemas de iluminação e sistemas de climatização. Portanto, o *benchmark* desenvolvido permite não somente classificar a edificação, como também testar diferentes estratégias de eficiência energética, podendo observar as alterações no consumo e no nível da edificação em estudo.

#### 4.1.1 Avaliação de horas em conforto

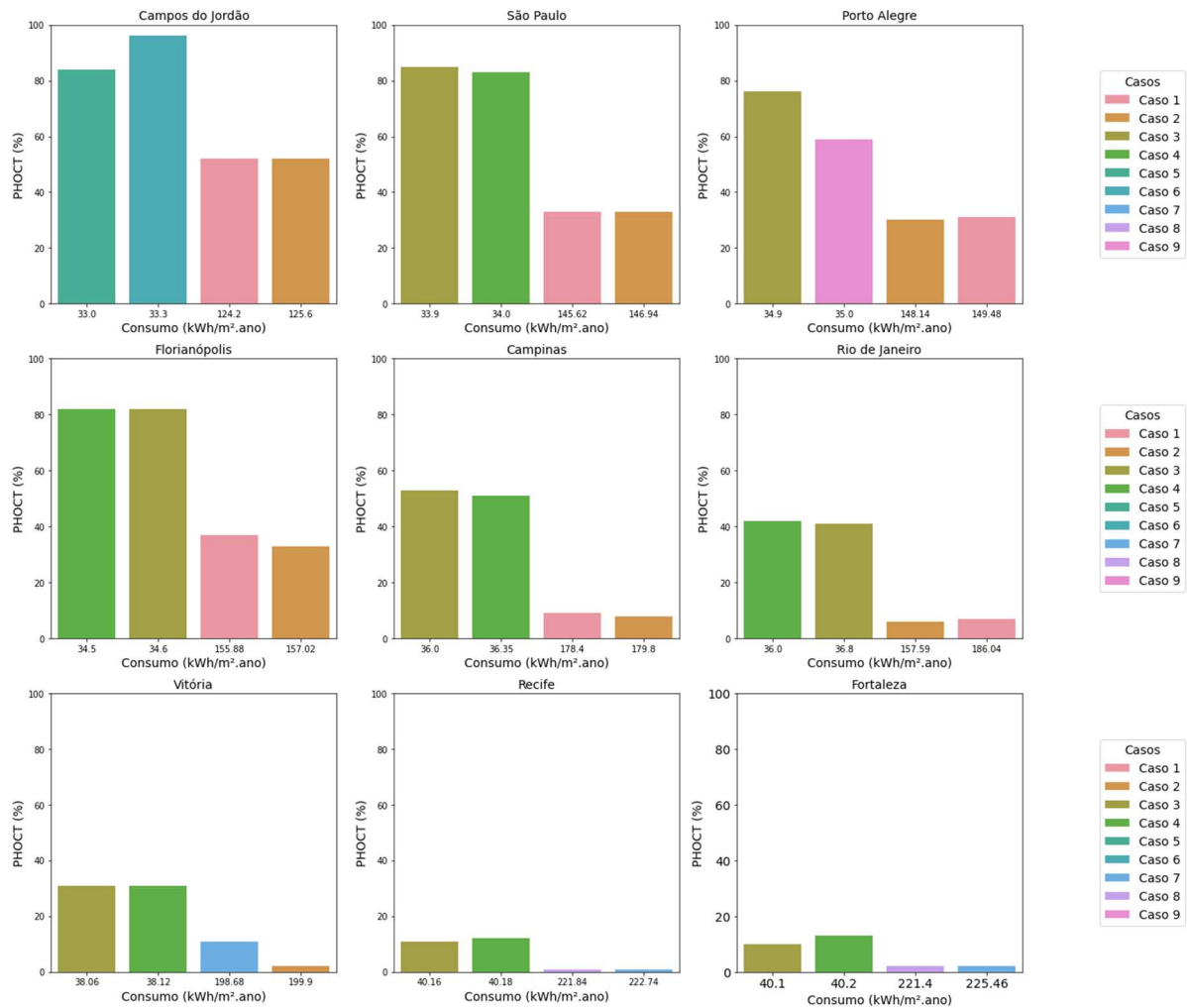
Para a avaliação do PHOCT foram escolhidos 2 casos que apresentaram maior consumo de energia e 2 casos que apresentaram o menor consumo de energia para cada cidade. Alguns dos casos se repetiram entre as cidades, resultando um total de 9 casos avaliados, conforme apresentados na Tabela 25.

Tabela 25 – Casos com maior e menor consumo de energia para análise do PHOCT

Características/Casos	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Transmitância térmica da cobertura (W/m <sup>2</sup> K)	1,0	1,0	1,0	3,7	1,0	1,0	3,7	3,7	1,0
Transmitância térmica da Parede (W/m <sup>2</sup> K)	0,7	0,7	4,4	2,5	2,5	2,5	2,5	4,4	0,7
Absortância Coberturas	0,5	0,8	0,5	0,2	0,2	0,5	0,8	0,8	0,2
Absortância paredes	0,2	0,5	0,2	0,2	0,2	0,2	0,8	0,8	0,8
Fator Solar	0,87	0,87	0,45	0,45	0,45	0,45	0,87	0,87	0,45
Transmitância térmica dos vidros (W/m <sup>2</sup> K)	2,6	2,6	2,7	5,7	2,6	5,7	5,7	5,7	5,7
Densidade de Potência de Iluminação (W/m <sup>2</sup> )	16	16	9,9	9,9	9,9	9,9	16	16	9,9
Turno	3	3	1	1	1	1	3	3	1
Ocupação (m <sup>2</sup> /pessoa)	1,2	1,2	3,0	3,0	1,2	1,2	1,2	1,2	3,0
Sombra	Não	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Não	Sim
Split/Inverter	Split	Split	Inverter	Inverter	Inverter	Inverter	Split	Split	Inverter
COP/IDRS	2,7	2,7	-	-	-	-	2,7	2,7	-
IDRS	-	-	7,0	7,0	7,0	7,0	-	-	7,0

Os dados referentes a geometria e características térmicas foram inseridos no metamodelo de ventilação natural do INI-C, para cada caso de cada cidade. Os valores de PHOCT foram calculados e são apresentados conforme Figura 17.

Figura 17 – Valores de PHOCT para cada cidade



Em todas as cidades, os maiores resultados de PHOCT foram para os casos com menor consumo. Para as cidades com graus hora de resfriamento (GHR) inferior a 54.000 (Campos do Jordão, Campinas, São Paulo, Florianópolis e Porto Alegre), foi possível encontrar valores de PHOCT acima de 50%. Para a cidade de Campos do Jordão, cidade com menor GHR, foi possível obter PHOCT próximo de 100%. Já para as demais cidades, com GHR superior a 54.000, o PHOCT não ultrapassou 40%. Observa-se que os modelos podem funcionar com ventilação natural, porém o melhor desempenho ocorre em climas mais amenos. É importante destacar que o cálculo do PHOCT não considera o desconforto por frio, como apontado por Rackes et al. (2016). Desta forma, cidades com baixos GHR tendem a apresentar elevados valores de PHOCT, como Campos do Jordão e Porto Alegre, onde foi possível atingir valores de PHOCT próximos de 100%. Assim, os valores elevados de PHOCT podem estar distorcidos, uma vez que em climas mais frios pode haver desconforto por frio, o que reduziria o percentual de horas em conforto, aumentando a necessidade de utilização do sistema de climatização.



Os maiores valores de PHOCT foram obtidos nos casos 5 e 6 para a cidade de Campos do Jordão, nos casos 3 e 9 para Porto Alegre e nos casos 3 e 4 para as demais cidades. Como característica comum dos casos, está a baixa absorvância para paredes e coberturas, exceto para o caso 9, que apresenta absorvância das paredes de 0,8. Contudo, apesar da alta absorvância solar, as paredes do caso 9 apresentam baixa transmitância térmica, de 0,7 W/m<sup>2</sup>K, reduzindo o efeito da alta absorvância solar por serem mais isoladas. O caso 3 e 4, que apareceram em 7 das 9 cidades, apresentam ainda fator solar de 0,45, além da baixa absorvância térmica e sombreamento. Isso indica, que o modelo apresenta melhor desempenho com ventilação natural, quanto mais clara for a envoltória e mais baixo o fator solar. Porém, é importante ressaltar que essas estratégias apresentaram maiores valores de PHOCT para climas mais amenos. Em São Paulo e Florianópolis, foi possível atingir valores de PHOCT superiores a 80%, já para Recife e Fortaleza, os valores não ultrapassaram 12%. Desta forma, mesmo com paredes mais claras, vidros com controle solar e sombreamento, o modelo não apresentou um PHOCT elevado em Recife e Fortaleza, evidenciando que o comportamento de cada estratégia depende do clima analisado. Assim, cada clima necessita de estratégias pensadas e planejadas para aquela situação, a fim de obter o melhor desempenho possível.

Os casos com maior consumo de energia apresentam o menor valor para PHOCT. Destaca-se que o caso 1 e 2 foram os com menores valores de PHOCT para 6 das 9 cidades avaliadas. Entretanto, para Campos do Jordão, Florianópolis, São Paulo e Porto Alegre, apesar do consumo ser maior que 100 kWh/m<sup>2</sup>.ano, os valores de PHOCT para os casos 1 e 2 foram acima de 30%. Já para Campinas e Rio de Janeiro, cidades com GHR maiores, os valores de PHOCT para o caso 1 e 2 ficaram abaixo de 10%. O consumo elevado dos dois casos está relacionado principalmente com o turno triplo, o sistema de climatização pouco eficiente (Split com COP de 2,7) e DPI de 16 W/m<sup>2</sup>. Porém, as características da envoltória, com baixo valor de transmitância térmica de paredes e coberturas e baixo fator solar dos vidros, permitiram atingir níveis superiores de PHOCT em climas mais amenos.

Para Vitória, Recife e Fortaleza, os casos 7 e 8 apresentaram os menores valores de PHOCT e maior consumo. O consumo elevado, ocorre pelo mesmo motivo dos casos 1 e 2, uma vez que apresentam turno triplo, sistema de climatização Split com COP de 2,7 e DPI de 16 W/m<sup>2</sup>. Porém, destaca-se que a transmitância térmica da envoltória é elevada, sendo de 3,7 W/m<sup>2</sup>K para a cobertura, com absorvância de 0,8 e de 2,5 W/m<sup>2</sup>K e 4,4 W/m<sup>2</sup>K para as paredes, com absorvâncias de 0,8. Essas características, junto ao clima quente de Recife e Fortaleza, levaram a edificação a ter um PHOCT menor que 2%, indicando que os modelos apresentam elevado consumo de energia do sistema de climatização.

A análise do PHOCT permite identificar quantas horas a edificação funcionaria com ventilação natural, sem a necessidade do uso do sistema de climatização. Assim, com os valores de PHOCT e consumo por uso final é possível estimar a redução do consumo de energia total da edificação.

Para exemplificar a redução no consumo dos casos analisados, caso funcionassem com ventilação natural além de condicionados artificialmente, foram selecionados os casos com maior consumo. Os valores do novo consumo da edificação foram obtidos reduzindo o valor do PHOCT do consumo do sistema de climatização, como uma possibilidade de redução no consumo de climatização de acordo com o resultado do PHOCT conforme apresentado na Tabela 26.

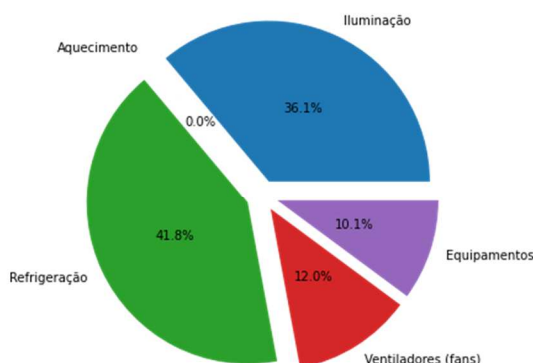
Tabela 26 – Consumos reduzidos para os casos com maior consumo

<b>Caso</b>	<b>Cidade</b>	<b>PHOCT (%)</b>	<b>Consumo Climatização (kWh/m<sup>2</sup>.ano)</b>	<b>Consumo de climatização Reduzido (kWh/m<sup>2</sup>.ano)</b>
2	Campos do Jordão	52	40,9	19,64
2	São Paulo	33	62,2	41,7
1	Porto Alegre	31	64,7	44,7
2	Florianópolis	33	72,3	48,5
2	Campinas	8	95,1	87,5
1	Rio de Janeiro	7	102,9	95,7
2	Vitória	2	115,2	112,9
7	Recife	1	138,0	136,65
7	Fortaleza	2	140,7	137,9

A redução no consumo devido ao PHOC foi maior nas cidades com climas mais amenos, como Campos do Jordão, com redução no consumo de até 52%. Já para as cidades mais quentes, como Fortaleza, Recife, Rio de Janeiro e Vitória, houve pouca redução, uma vez que os valores de PHOCT são menores.

Para uma análise mais detalhada do impacto do PHOCT no consumo total da edificação, foi selecionado o caso 1 para a cidade de São Paulo, uma vez que apresenta valores de PHOC mais próximos para outras cidades, como Florianópolis e Porto Alegre, além de ser classificada como ineficiente pela escala de eficiência energética. O caso apresenta consumo de energia de 145,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano, onde o sistema de refrigeração representa 60,9 kWh/m<sup>2</sup>.ano de consumo, com um percentual de 41,8%, conforme apresentado na Figura 18.

Figura 18 – Consumo por uso final caso de São Paulo



Considerando o uso dos sistemas de refrigeração de 41,1% e um PHOCT de 33%, estima-se que o consumo da edificação com uso de ventilação natural poderia ser reduzido de 145,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano para 125,5 kWh/m<sup>2</sup>.ano. O caso avaliado (Caso 2), foi classificado como Ineficiente no banco de dados, com limite entre ineficiente e típico de 115 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Portanto, mesmo com uma redução de 20,09 kWh/m<sup>2</sup>.ano no consumo de energia, a edificação ainda seria considerada ineficiente. Assim, evidencia-se que a ventilação natural, apesar de ser importante para reduzir o consumo de energia da edificação, não é a única estratégia viável e necessária para tornar a edificação eficiente. O caso avaliado apresenta turno triplo, sendo matutino, vespertino e noturno. Ainda, apresenta sistemas de refrigeração com baixo desempenho (Split com COP de 2,7) e sistemas de iluminação de alta potência instalada (16 W/m<sup>2</sup>). Assim, além da estratégia de ventilação natural, seriam necessários alterações nos sistemas de iluminação e climatização, permitindo que a edificação apresente menor consumo de energia durante os três turnos de funcionamento.

A avaliação do PHOCT permite destacar a importância da ventilação natural nas edificações, permitindo reduzir o consumo de energia. Foi possível observar edificações com diferentes níveis de PHOCT, identificando que quanto maior o valor de graus hora de resfriamento da cidade, menores os níveis de PHOCT encontrados. Este fato é observado para as edificações de menor consumo, como é o caso de Recife e Fortaleza, onde os valores de PHOCT não ultrapassaram 12%, mesmo com consumo inferior a 50kWh/m<sup>2</sup>.ano.

Porém, destaca-se que a utilização do PHOCT para a avaliação da redução do consumo de energia da edificação é uma aproximação, que auxilia na compreensão da importância da ventilação natural para edificações de ensino superior.

## 5 CONCLUSÕES

Este trabalho desenvolveu um *benchmark* para edificações de ensino superior, adotando um arquétipo desenvolvido pelo Conselho Brasileiro de Construção Sustentável (CBCS). Com base no arquétipo foi desenvolvido um extenso banco de dados, elaborando metamodelos preditivos de consumo de energia e escalas de eficiência energética.

O arquétipo adotado foi desenvolvido pelo CBCS considerando auditorias e imagens coletadas via satélite das edificações de ensino superior. Este arquétipo é composto por 5 andares, com área total de 3.402 m<sup>2</sup> e pé direito de 3,2 m. O modelo possui diversas áreas abrangendo usos de salas de aula, laboratórios, biblioteca, refeitório, auditório, administração, circulação, banheiros e depósitos.

A primeira etapa do desenvolvimento do *benchmark* foi uma análise inicial da influência das características do arquétipo no consumo de energia do modelo. Foram avaliadas 11 variáveis: transmitância térmica das paredes e coberturas, absorvância térmica das paredes e coberturas, fator solar e transmitância térmica dos vidros, taxa de renovação de ar, orientação solar, sombreamento, densidade de potência de iluminação (DPI) e turno. Foram considerados 9 climas brasileiros: Campos do Jordão, São Paulo, Porto Alegre, Florianópolis, Campinas, Rio de Janeiro, Vitória, Recife e Fortaleza, variando as características parametricamente para cada clima.

Dentre as 11 variáveis, o turno apresentou a maior influência, podendo influenciar em até 150% o consumo da edificação, seguido pela renovação de ar com 25% de variação no consumo de energia e o sombreamento com até 15% de variação. As características da envoltória como transmitância térmica e absorvância térmica apresentaram influências entre 1% e 9%. Já a orientação solar, influenciou entre 0% e 1%, não sendo adotada para a elaboração do banco de dados.

Para a elaboração do banco de dados foram consideradas 10 variáveis, sendo as 9 selecionadas na primeira etapa mais a densidade de ocupação dos ambientes, que não foi avaliada na etapa inicial. Com as variáveis de entrada de maior influência, foi desenvolvido um banco de dados composto por 23.256 casos, gerados por meio de duas etapas distintas. A primeira foi o desenvolvimento de uma amostra com 10 variáveis por meio de amostragem de Sobol. A segunda utilizou os casos gerados na primeira etapa, adicionando mais duas variáveis referentes ao sistema de climatização (tipo de sistema e eficiência do sistema). Considerando os 9 climas selecionados, foi desenvolvido o banco de dados, composto por 23.256 casos.

O banco de dados foi simulado com o programa EnergyPlus, obtendo como resultado o consumo de energia por uso final de cada caso. Com os resultados das simulações, foi desenvolvida uma nova análise de sensibilidade, agora contemplando também a influência do clima, sistema de refrigeração, eficiência do sistema e densidade de ocupação. As variáveis mais influentes no consumo de energia do arquétipo foram: Turno, Sistemas de Climatização, Eficiência dos sistemas (COP/IDRS) e Clima. Além dessas características, a iluminação, sombreamento, tipos de paredes e densidade ocupacional também apresentam influências significativas no consumo do arquétipo.

Com os resultados das simulações, foram desenvolvidos os metamodelos por meio de Redes Neurais Artificiais e Máquinas de Vetores de Suporte, além de uma regressão linear. Os modelos e a regressão foram desenvolvidos utilizando a linguagem de programação Python, com a biblioteca *Sklearn*.

Os modelos preditivos foram validados avaliando o Erro Quadrado Médio (RMSE) e erro médio absoluto (MAE), além do valor de  $R^2$ . Os resultados de consumo de energia previstos pelos metamodelos foram comparados com os resultados reais de edificações de ensino superior.

O metamodelo desenvolvido com a técnica de Máquinas de Vetores de Suporte apresentou um RMSE de 2,57, MAE de 1,6 e  $R^2$  de 0,99, ficando próximo do metamodelo desenvolvido com a técnica de Redes Neurais Artificiais, com 2,61 de RMSE, 1,8 de MAE e  $R^2$  de 0,99. Já o metamodelo com o uso de regressão linear apresentou um RMSE de 11,69, MAE de 8,9 e  $R^2$  de 0,89. Os metamodelos de ANN e SVM são mais robustos, conseguindo interpretar dados não lineares, obtendo menores valores para RMSE, MAE e  $R^2$ . Já a regressão linear, apesar de ser um método amplamente difundido e de fácil execução, é mais sensível a dados não lineares e pode sofrer interferência em bancos de dados muito robustos.

Na validação dos metamodelos foi comparado o consumo real e predito da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC), com os consumos previstos pelos metamodelos desenvolvidos. O modelo de SVM apresentou diferença de 1% entre consumo predito e real para a UFSC, evidenciando a precisão do modelo e o valor de  $R^2$  encontrado de 0,99. Por outro lado, em comparação com o IFSC os modelos apresentaram diferenças de até 20%. Para as regressões lineares, a diferença entre consumo real e predito foi superior a 30%.

Uma vez que o metamodelo de Máquinas de Vetores de Suporte apresentou as menores métricas de erros e os resultados mais próximos da realidade, este foi selecionado para o desenvolvimento do *benchmark* das edificações de ensino superior. A fim de compreender

como o modelo selecionado para o *benchmark* consegue interpretar dados de casos que não faziam parte do banco de dados inicial, foi realizada uma avaliação do consumo predito e simulado, comparando os resultados previstos pelo metamodelo de SVM com resultados simulados. Os resultados mostraram diferenças de até 32% entre consumo predito e simulado. Porém, 76% dos casos apresentaram diferenças menores que 10%. Foi possível observar que os modelos que apresentaram as maiores diferenças, ocorreram para as cidades com climas mais amenos e no caso com paredes e coberturas menos isoladas, mas com maior densidade de iluminação. A simulação computacional utiliza equações para determinar a troca de calor entre os ambientes, assim as características físicas da edificação influenciam mais no consumo de energia em modelos de simulação. Já o metamodelo é uma simplificação das simulações, que estabelece as correlações dos dados de entrada com o consumo e, portanto, pode não estabelecer essas relações de forma tão precisa.

O modelo de SVM foi utilizado para elaborar as escalas de eficiência energética, permitindo classificar todas as edificações do banco de dados. Aproximadamente 34% da amostra foi classificada como eficiente, 34% classificada como típica e 31% como ineficiente.

Por fim, foi realizada uma avaliação da edificação caso esta funcionasse com o uso da ventilação natural. A análise foi por meio do Percentual de Horas em Conforto Térmico (PHOCT), utilizando o metamodelo da INI-C. Foram avaliados um total de 9 casos, para as 9 cidades utilizadas no desenvolvimento do metamodelo. Os casos com maiores valores de PHOCT também apresentaram o menor consumo de energia, apresentando como característica da edificação baixa absorvância para as paredes e coberturas, baixo fator solar dos vidros e sombreamento. Observou-se que os casos que apresentaram PHOCT superiores a 80% para Florianópolis e São Paulo não apresentaram o mesmo desempenho em cidades com climas mais quentes como Recife e Fortaleza, onde o PHOCT não ultrapassou os 12%. Isso indica que para cada clima é preciso pensar estratégias diferentes.

Os valores de PHOCT também foram utilizados para estimar a redução no consumo de energia das edificações. Para a cidade de São Paulo, por exemplo, foi possível reduzir até 20 kWh/m<sup>2</sup>.ano do consumo de ar condicionado, reduzindo o consumo da edificação de 145,6 kWh/m<sup>2</sup>.ano para 125,5 kWh/m<sup>2</sup>.ano. Ainda que a redução seja expressiva, a edificação ainda é classificada como ineficiente, evidenciando que são necessárias outras estratégias de eficiência energética, como troca dos sistemas de ar condicionado e iluminação artificial para melhorar o desempenho da edificação.

Dentre as limitações do trabalho, destacam-se a não consideração da ventilação natural, que certamente influencia no consumo de energia do modelo. O arquétipo adotado foi

desenvolvido para edificações de ensino superior privadas, o que pode levar a diferentes resultados em instituições públicas. Ainda, não foram variadas as áreas de aberturas e áreas da edificação, fatores que podem ser incorporados em trabalhos futuros a fim de obter maior precisão e abrangência do *benchmark* para outras edificações. Outra limitação foi a comparação do consumo previsto com o consumo real, uma vez que não foram realizadas auditorias para obter as informações mais precisas das universidades utilizadas. Quanto a análise do PHOCT pelo metamodelo da INI-C, é importante destacar a limitação na avaliação de cada modelo, uma vez que a INI-C considera a redução da carga térmica, e foi avaliada a redução no consumo.

Para trabalhos futuros sugere-se a elaboração de um novo arquétipo, considerando as universidades públicas e privadas e o uso de ventilação natural, aumentando a precisão do *benchmark* para universidades públicas. Destaca-se também a necessidade de ampliar as análises dos dados de entrada, incluindo dados como variação do percentual de abertura, além de outras formas para o arquétipo. Uma vez que um campus universitário apresenta diversas tipologias como salas de aula, laboratórios de pesquisa, refeitórios, bibliotecas, residências estudantis, centros médicos, entre outros, é necessário desenvolver um *benchmark* que contemple todas essas tipologias de forma mais precisa. Sugere-se também a realização de auditorias em universidades públicas, levantando informações quanto ao consumo, ocupação, comportamento do usuário e características construtivas, a fim de aprimorar os dados de entrada para elaboração do metamodelo e de futuras comparações entre consumo previsto e real. Ainda, sugere-se a inclusão da análise de climas futuros para o desenvolvimento de *benchmark*.

## 6 REFERÊNCIAS

ABNT, Associação Brasileira de Normas Técnicas. **NBR\_16401-3\_2008.pdf**. [S. l.: s. n.], 2008. Disponível em: [http://www.ductbusters.com.br/normas/NBR\\_16401-3\\_2008.pdf](http://www.ductbusters.com.br/normas/NBR_16401-3_2008.pdf)

AHMAD, Tanveer *et al.* Energy & Buildings A comprehensive overview on the data driven and large scale based approaches for forecasting of building energy demand : A review. **Energy & Buildings**, [s. l.], v. 165, p. 301–320, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.01.017>

ANSI/ASHRAE. **Standard 169-2020 -- Climatic Data for Building Design Standards**. [S. l.]: American Society of Heating, Refrigeration, and Air Conditioning Engineers, 2020. v. 2020

ATTIA, Shady; SHADMANFAR, Niloufar; RICCI, Federico. Developing two benchmark models for nearly zero energy schools. **Applied Energy**, [s. l.], v. 263, n. January, p. 114614, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.114614>

BORGSTEIN, E. H.; LAMBERTS, R.; HENSEN, J. L.M. Evaluating energy performance in non-domestic buildings: A review. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 128, p. 734–755, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.07.018>

BURMAN, Esfandiar *et al.* A comparative study of benchmarking approaches for non-domestic buildings: Part 2 – Bottom-up approach. **International Journal of Sustainable Built Environment**, [s. l.], v. 3, n. 2, p. 247–261, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2014.12.001>

BUTALA, Vincenc; NOVAK, Peter. Energy consumption and potential energy savings in old school buildings. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 29, n. 3, p. 241–246, 1999. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/s0378-7788\(98\)00062-0](https://doi.org/10.1016/s0378-7788(98)00062-0)

CARLO, Joyce C; LAMBERTS, Roberto. **ELABORAÇÃO DE PROTÓTIPOS PARA SIMULAÇÃO DO DESEMPENHO TERMO-ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES**. [S. l.: s. n.], 2006. Disponível em: [http://www.infohab.org.br/entac2014/2006/artigos/ENTAC2006\\_0152\\_161.pdf](http://www.infohab.org.br/entac2014/2006/artigos/ENTAC2006_0152_161.pdf). Acesso em: 26 ago. 2018.

CBISE, CHARTERED INSTITUTION OF BUILDING SERVICES. **CBISE**. [S. l.], 2021. Disponível em: [https://www.cibse.org/knowledge/knowledge-items-\(1\)/knowledge-archive](https://www.cibse.org/knowledge/knowledge-items-(1)/knowledge-archive).

CHUNG, Min Hee; RHEE, Eon Ku. Potential opportunities for energy conservation in existing buildings on university campus : A field survey in Korea. **Energy & Buildings**, [s. l.], v. 78, p. 176–182, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.04.018>

CHUNG, William. Review of building energy-use performance benchmarking methodologies. **Applied Energy**, [s. l.], v. 88, n. 5, p. 1470–1479, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.11.022>

DESIDERI, Umberto; PROIETTI, Stefania. Analysis of energy consumption in the high schools of a province in central Italy. [s. l.], v. 34, 2002.

DIAS PEREIRA, Luísa *et al.* Energy consumption in schools - A review paper. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 40, p. 911–922, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.08.010>

DIMOUDI, Argiro. Advances in Building Energy Research Analysis of energy performance and conservation measures of school buildings in northern Greece. [s. l.], v. 2549, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/17512549.2012.740904>

DING, Yan *et al.* Benchmark analysis of electricity consumption for complex campus buildings in China. **Applied Thermal Engineering**, [s. l.], v. 131, p. 428–436, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2017.12.024>

DJURIC, Natasa; NOVAKOVIC, Vojislav. Review of possibilities and necessities for building lifetime commissioning. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 13, n. 2, p. 486–492, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2007.11.007>

DOE, Department of Energy. **DOE Energy Benchmark**. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://www.energy.gov/eere/slsc/building-energy-use-benchmarking>.

DONG, Bing; CAO, Cheng; LEE, Siew Eang. Applying support vector machines to predict building energy consumption in tropical region. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 37, n. 5, p. 545–553, 2005. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2004.09.009>

ELI, Letícia G *et al.* Análise De Sensibilidade E Incertezas Dos Parâmetros Relacionados À Modelagem Do Contato Do Piso Com O Solo No Programa Energyplus. [s. l.], n. 1, p. 1–10, 2019.

ENERGY STAR PORTFOLIO MANAGER. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://www.energystar.gov/buildings/benchmark>.

FEDERSPIEL, Clifford; ZHANG, Qiang; ARENS, Edward. Model-based benchmarking with application to laboratory buildings. [s. l.], v. 34, n. September 2000, 2002.



FUMO, Nelson; MAGO, Pedro; LUCK, Rogelio. Methodology to estimate building energy consumption using EnergyPlus Benchmark Models. **Energy & Buildings**, [s. l.], v. 42, n. 12, p. 2331–2337, 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.07.027>

GERALDI, Matheus Soares *et al.* Evaluating the impact of the shape of school reference buildings on bottom-up energy benchmarking. **Journal of Building Engineering**, [s. l.], v. 43, n. July, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103142>

GERALDI, Matheus Soares; GHISI, Enedir. Data-driven framework towards realistic bottom-up energy benchmarking using an Artificial Neural Network. **Applied Energy**, [s. l.], v. 306, n. PA, p. 117960, 2022a. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117960>

GERALDI, Matheus Soares; GHISI, Enedir. Integrating evidence-based thermal satisfaction in energy benchmarking: A data-driven approach for a whole-building evaluation. **Energy**, [s. l.], v. 244, p. 123161, 2022b. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.123161>

GITHUB. **GitHub**. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://github.com/quevedotc/EnergyBenchmark>.

GNECCO, Veronica Martins *et al.* Comparison between national and local benchmarking models: The case of public nursery schools in Southern Brazil. **Sustainable Cities and Society**, [s. l.], v. 78, n. July 2021, p. 103639, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103639>

HAX, Douglas Roschildt *et al.* Influence of user behavior on energy consumption in a university building versus automation costs. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 256, p. 111730, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111730>

HERNANDEZ, Patxi; BURKE, Kevin; LEWIS, J Owen. Development of energy performance benchmarks and building energy ratings for non-domestic buildings : An example for Irish primary schools. [s. l.], v. 40, p. 249–254, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.02.020>

HONG, Sung Min *et al.* A comparative study of benchmarking approaches for non-domestic buildings: Part 1 – Top-down approach. **International Journal of Sustainable Built Environment**, [s. l.], v. 2, n. 2, p. 119–130, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2014.04.001>

HSU, David. How much information disclosure of building energy performance is necessary? **Energy Policy**, [s. l.], v. 64, p. 263–272, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.08.094>

INMETRO, Instituto Metrologia Brasileiro. Instrução Normativa Inmetro para a Classificação de Eficiência Energética de Edificações Comerciais, de Serviços e Públicas. [s. l.], p. 139, 2021. Disponível em: <http://www.inmetro.gov.br/legislacao/rtac/pdf/RTAC002707.pdf>

ISO, International Organization for Standardization Geneva Switzerland. **BS EN ISO 7730:2005 Ergonomics of the thermal environment. Analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the PMV and PPD indices and local thermal comfort criteria**. [S. l.: s. n.], 2005.

KALOGIROU, S. A. Artificial neural networks in energy applications in buildings. **International Journal of Low-Carbon Technologies**, [s. l.], v. 1, n. 3, p. 201–216, 2006. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/ijlct/1.3.201>

KHOSHBAKHT, Maryam; GOU, Zhonghua; DUPRE, Karine. Energy use characteristics and benchmarking for higher education buildings. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 164, p. 61–76, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.01.001>

LABSMART IFSC. **LABSMART**. [S. l.], 2021. Disponível em: <http://labsmart.ifsc.edu.br/energia/index>. Acesso em: 8 nov. 2021.

LI, Zhengwei; HAN, Yanmin; XU, Peng. Methods for benchmarking building energy consumption against its past or intended performance: An overview. **Applied Energy**, [s. l.], v. 124, p. 325–334, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.03.020>

LUO, Ruijiang; HAN, Ying; ZHOU, Xuejie. Characteristics of Campus Energy Consumption in North China University of Science and Technology. **Procedia Engineering**, [s. l.], v. 205, p. 3816–3823, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.10.098>

M. SANTAMOURIS, C. A. BALARAS, E. DASCALAKI, A. ARGIRIOU, A. Gaglia. BALARAS, t E. **Energy**, [s. l.], v. 19, n. 6, p. 653–660, 1994.

MASSANA, Joaquim *et al.* Short-term load forecasting in a non-residential building contrasting models and attributes. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 92, p. 322–330, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.02.007>

MELEK, Yalcintas; AYTUN, Ozturk. An energy benchmarking model based on artificial neural network method utilizing US Commercial Buildings Energy Consumption Survey. **Archives of Thermodynamics**, [s. l.], v. 33, n. 4, p. 23–40, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/er>

MENG, Ting; HSU, David; HAN, Albert. Estimating energy savings from benchmarking policies in New York City. **Energy**, [s. l.], v. 133, p. 415–423, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.05.148>

OCAMPO BATLLE, Eric Alberto *et al.* A methodology to estimate baseline energy use and quantify savings in electrical energy consumption in higher education institution buildings: Case study, Federal University of Itajubá (UNIFEI). **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 244, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118551>

PÉREZ-LOMBARD, Luis *et al.* A review of benchmarking, rating and labelling concepts within the framework of building energy certification schemes. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 41, n. 3, p. 272–278, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.10.004>. Acesso em: 29 maio 2013.

PÉREZ-LOMBARD, Luis; ORTIZ, José; POUT, Christine. A review on buildings energy consumption information. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 40, n. 3, p. 394–398, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.03.007>

RACKES, Adams; MELO, Ana Paula; LAMBERTS, Roberto. Naturally comfortable and sustainable: Informed design guidance and performance labeling for passive commercial buildings in hot climates. **Applied Energy**, [s. l.], v. 174, p. 256–274, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.04.081>

SEKKI, Tiina; AIRAKSINEN, Miimu; SAARI, Arto. Measured energy consumption of educational buildings in a Finnish city. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 87, p. 105–115, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.11.032>

SHANG, Luming *et al.* Impact of energy benchmarking and disclosure policy on office buildings. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 250, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119500>

SIGNOR, Regis; WESTPHAL, Fernando Simon; LAMBERTS, Roberto. Regression analysis of electric energy consumption and architectural variables of conditioned commercial buildings in 14 Brazilian cities. **Seventh International IBPSA Conferencen - Building Simulation**, [s. l.], n. Figure 1, p. 1373–1380, 2001.

VAISI, Salah; PILLA, Francesco; MCCORMACK, Sarah J. Recommending a thermal energy benchmark based on CIBSE TM46 for typical college buildings and creating monthly energy models. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 176, p. 296–309, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.07.041>

VEIGA, R.K. *et al.* Application of machine learning to estimate building energy use intensities. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 249, p. 111219, 2021. Disponível em:

<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111219>

WANG, Jen Chun. A study on the energy performance of school buildings in Taiwan. **Energy & Buildings**, [s. l.], v. 133, p. 810–822, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.10.036>

WANG, Jen Chun. Analysis of energy use intensity and greenhouse gas emissions for universities in Taiwan. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 241, p. 118363, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118363>

WRIGHT, Tarah S A. Definitions and frameworks for environmental sustainability in higher education. [s. l.], v. 15, p. 105–120, 2002.

YALCINTAS, Melek. An energy benchmarking model based on artificial neural network method with a case example for tropical climates. **International Journal of Energy Research**, [s. l.], v. 30, n. 14, p. 1158–1174, 2006. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/er.1212>

YEO, Joonho *et al.* Estimation of energy efficiency for educational buildings in Hong Kong. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 235, p. 453–460, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.06.339>

YORK, City of New. **New York City Local Law 84 Benchmarking Report September 2014**. [S. l.: s. n.], 2014. *E-book*.

ZHAO, Dong *et al.* Framework for Benchmarking green building movement: A case of Brazil. **Sustainable Cities and Society**, [s. l.], v. 48, n. October 2018, p. 101545, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101545>

