

Simplificação de modelo de alta fidelidade para geração de metamodelos termoenergéticos em uma edificação educacional universitária

Simplification of a high-fidelity model for generating thermoenergetic metamodels in a university educational building

Simplificación de un modelo de alta fidelidad para la generación de metamodelos termoenergéticos en un edificio educativo universitario

Kahena Marx Silva

Universidade Federal de Viçosa; Centro de Ciências Exatas; Departamento de Arquitetura e Urbanismo.
Viçosa (MG), Brasil.

Rafael de Paula Garcia*

Universidade Federal de Viçosa; Centro de Ciências Exatas; Departamento de Arquitetura e Urbanismo.
Viçosa (MG), Brasil.
rafael.pgarcia@ufv.br

Ligiana Pricila G. Fonseca

Universidade Federal de Viçosa; Centro de Ciências Exatas; Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo.
Viçosa (MG), Brasil.

Joyce Correna Carlo

Universidade Federal de Viçosa; Centro de Ciências Exatas; Departamento de Arquitetura e Urbanismo.
Viçosa (MG), Brasil.

* Autor correspondente.

CRediT

Contribuição de autoria: Análise; Metodologia; Redação - revisão e edição: SILVA, K.M.; GARCIA, R.P.; FONSECA, L.P.G.; CARLO, J.C.; Concepção: GARCIA, R.P.; CARLO, J.C.; Curadoria de dados; Coleta de dados; Software; Validação; Visualização; Redação – rascunho original: SILVA, K.M.; Supervisão: GARCIA, R.P.; Software: FONSECA, L.P.G.

Conflitos de interesse: Os autores certificam que não há conflito de interesse.

Financiamento: Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) - Projeto Processo 406426/2022-8; Programa Iberoamericano de Ciência e Tecnologia para o Desenvolvimento – CYTED por meio da Rede TRAPECIO; Capes Brasil (código de financiamento 001) por meio do Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo PPG.au/UFV e pela mobilidade internacional; CNPq no âmbito do Programa Institucional de Iniciação Científica PIBIC/CNPq 2023-2024 e 2024-2025.

Aprovação de ética: Os autores certificam que não houve necessidade de aprovação de Comitê de Ética.

Uso de IA: Os autores certificam que não houve uso de inteligência artificial na elaboração do trabalho

Editores responsáveis: Daniel Sant'Ana (Editor-Chefe); Gustavo de Luna Sales (Editor Associado); Pedro G. Cardoso (Assistente editorial).

Resumo

Com as mudanças climáticas e o aumento da demanda por refrigeração, a modelagem computacional termoenergética torna-se essencial para estudar e adaptar edificações. No entanto, a construção de modelos que representem fielmente a realidade, especialmente para edificações complexas, tem alto custo de tempo e processamento computacional. Este estudo investiga o uso de metamodelos para reduzir o tempo de simulação de edificações sem comprometer a precisão dos resultados. Utilizando o Pavilhão de Aulas II (PVB) da Universidade Federal de Viçosa como estudo de caso, três metamodelos foram desenvolvidos, via EnergyPlus, a partir de simplificações do modelo original calibrado. A validação foi realizada com base na ASHRAE Guideline 14, considerando os índices Normalized Mean Bias Error (NMBE) e Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error (CV(RMSE)), e estatísticas complementares. Dentre os três metamodelos comparados, o mais simples obteve o melhor desempenho e menor tempo de simulação. Os resultados indicam que a redução do número de zonas térmicas permite diminuir o tempo computacional, mantendo os erros dentro dos limites aceitáveis.

Palavras-chave: Metamodelos; Simulação termoenergética; Zonas térmicas; Calibração.

Abstract

With climate change and the increased demand for cooling, computational thermo-energetic modeling becomes essential for studying and adapting buildings. However, developing models that accurately represent complex buildings can be highly time-consuming and computationally intensive. This study investigates the use of metamodels to reduce building simulation time without compromising result accuracy. Using the Pavilhão de Aulas II (PVB) at the Federal University of Viçosa as a case study, three metamodels were developed, via EnergyPlus, based on simplifications of the original calibrated model. Validation was performed using ASHRAE Guideline 14, considering the Normalized Mean Bias Error (NMBE) and Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error (CV(RMSE)) indices, as well as statistical approaches. Among the three metamodels compared, the simplest achieved the best performance and the shortest simulation time. The results indicate that reducing the number of thermal zones allows decreasing computational time, while keeping errors within acceptable limits.

Key-words: Metamodels; Thermal-energy simulation; Thermal zones; Calibration.

Resumen

Con el cambio climático y el aumento de la demanda de refrigeración, la modelización termoenergética computacional se vuelve esencial para el estudio y la adaptación de los edificios. Sin embargo, la construcción de modelos que representen fielmente la realidad, especialmente en edificaciones complejas, implica un alto costo en tiempo y procesamiento computacional. Este estudio investiga el uso de metamodelos para reducir el tiempo de simulación de edificaciones sin comprometer la precisión de los resultados. Utilizando el Pabellón de Aulas II (PVB) de la Universidad Federal de Viçosa como estudio de caso, se desarrollaron tres metamodelos en EnergyPlus, a partir de simplificaciones del modelo original calibrado. La validación se realizó conforme a la Guía 14 de ASHRAE, considerando los índices Normalized Mean Bias Error (NMBE) y Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error (CV(RMSE)), y estadísticas complementarias. Entre los tres metamodelos comparados, el más simple obtuvo el mejor desempeño y el menor tiempo de simulación. Los resultados indican que la reducción del número de zonas térmicas permite disminuir significativamente el tiempo computacional, manteniendo los errores dentro de los límites aceptables.

Palabras-clave: Metamodelos; Simulación termoenergética; Zonas térmicas; Calibración.

1 Introdução

As mudanças climáticas têm resultado no aumento da temperatura média da superfície da Terra, bem como na intensificação e maior frequência de eventos extremos, como ondas de calor, chuvas torrenciais e secas severas (IPCC, 2022). Diante desse cenário e do consequente aumento da demanda por sistemas de refrigeração (WMO, 2022), um dos métodos mais avançados para a investigação de estratégias de adaptação de edificações às mudanças climáticas, estimando sua performance térmica, é a simulação computacional de cenários (Olinger et al., 2023). Contudo, embora a modelagem e a simulação computacional de edifícios apresentem inúmeros benefícios, seu alto custo, tanto em termos de tempo quanto de processamento, ainda é um obstáculo à sua aplicação integral na produção arquitetônica (Cui et al., 2016; Touloupaki e Theodosiou, 2017; Olinger et al., 2019; Veiga et al., 2021). Este obstáculo se agrava quando a simulação é aplicada a edifícios complexos de grande escala como os universitários, e quando o objetivo do estudo é investigar um número elevado de alternativas de projeto. Apesar dessa complexidade, a modelagem termoenergética tem se mostrado um investimento fundamental para estudar e melhorar a qualidade dos ambientes educacionais em diversos países, inclusive no Brasil, por possibilitar a simulação de alternativas de retrofit ou a criação de novos edifícios de comprovada eficiência energética (Maciel et al., 2021; Lopes et al., 2023).

A simplificação dos processos de modelagem e simulação computacional é uma estratégia indispensável para ampliar a viabilidade de estudos energéticos no Brasil. A fim de promover tal simplificação, a adoção de metamodelos, ou surrogate models, tem emergido como uma alternativa viável para superar as limitações do alto tempo gasto em modelagens computacionais complexas, bem como sua simulação e pós-processamento (Olinger et al., 2019; Veiga et al., 2021). Esses modelos simplificados, também chamados de modelos substitutos, são representações aproximadas de modelos complexos, mas com uma estrutura computacional menos exigente. Eles são capazes de preservar e reproduzir com precisão, porém com menor custo computacional, os fenômenos que os modelos complexos simulam (Hensen e Lamberts, 2011; Westermann e Evins, 2019).

Técnicas como a análise de sensibilidade têm se mostrado fundamentais para identificar e priorizar variáveis de maior relevância, auxiliando na simplificação de parâmetros e possibilitando a construção destes modelos representativos (Yang et al., 2016). Pesquisas como as de Coakley, Raftery e Keane (2014), destacam o potencial dos metamodelos em contextos de alta complexidade computacional, apontando que sua aplicação pode facilitar as análises, reduzir custos operacionais e tornar mais democrático o uso de simulações avançadas.

Nesse cenário, o desenvolvimento de metamodelos energéticos de edifícios não apenas se apresenta como uma solução técnica, mas também como uma ferramenta estratégica para integrar eficiência energética e sustentabilidade ao processo de projeto arquitetônico. Seus resultados podem promover um impacto significativo na qualidade dos ambientes educacionais e na adaptação às mudanças climáticas de forma mais dinâmica.

O presente estudo busca desenvolver e validar um metamodelo termoenergético que represente o desempenho térmico de um edifício educacional universitário. O edifício

selecionado como estudo de caso foi o Pavilhão de Aulas II (popularmente conhecido como PVB), localizado na Universidade Federal de Viçosa, Viçosa – MG, Brasil. Por ser um edifício público de alta relevância no contexto acadêmico da cidade e devido à sua alta densidade ocupacional, típica dos ambientes de ensino, ele tem sido tema de investigação em trabalhos acadêmicos. Como exemplo, buscou-se averiguar o efeito da ventilação natural e de distintas densidades de ocupação sobre o risco de infecção por doenças transmitidas pelo ar (Souza, 2024). Ainda no contexto da investigação das estratégias para adaptação climática, o desenvolvimento de um metamodelo pode viabilizar simulações computacionais mais rápidas e, assim, possibilitar um maior número de avaliações de soluções dentro de um intervalo de tempo reduzido.

Esse trabalho busca, portanto, responder às seguintes perguntas: “Um metamodelo pode representar com precisão o desempenho térmico de um modelo computacional existente e previamente validado?”; “Quais simplificações podem ser aplicadas ao modelo sem comprometer sua fidelidade e a qualidade da previsão dos fenômenos físicos sob avaliação?”. As respostas estão direcionadas ao edifício supracitado, a fim de tornar mais viável sua modelagem e as simulações computacionais que embasam a tomada de decisão. Por consequência, facilitar a simulação de desempenho contribui para a promoção de edificações mais resilientes e sustentáveis, necessidade agravada nos últimos anos devido às mudanças climáticas.

2 Uma breve discussão sobre metamodelos e simplificações

A aplicação de processos de simulações computacionais e otimização para a análise da performance de edificações não é nova. Bouchlaghem e Letherman (1990) desenvolveram um modelo computacional de otimização numérica aplicada ao projeto térmico de edifícios, propondo um sistema capaz de ajustar parâmetros arquitetônicos para melhorar o desempenho térmico passivo das edificações. Em revisões mais recentes como as de Westermann e Evins (2019) e Worthmann, Cichocka e Waibel (2022), nota-se que existe uma extensa literatura acadêmica sobre a incorporação de simulações computacionais, processos de otimização e metamodelagem como ferramentas de projeto, principalmente para resolver questões energéticas em edificações.

Existem duas principais abordagens para a construção de modelos computacionais de edificações: modelos baseados em física (physics-driven ou white-box) e modelos estatísticos (data-driven ou black-box) (Fouquier et al., 2013). Os modelos do tipo caixa branca (White-box) por exemplo, são modelos baseados integralmente em princípios físicos termodinâmicos, oferecendo alta precisão e interpretabilidade, mas com elevado esforço de modelagem e de calibração (Arendt et al., 2018). Os caixa preta (black-box), por outro lado, são empíricos e se ancoram em métodos estatísticos, também de aprendizagem de máquina, a fim de prever padrões a partir de dados de entrada e de saída. São numericamente mais complexos (Sun; Burton; Huang, 2020), o que confere maior rapidez ao processo uma vez que eles não consideram explicitamente mecanismos termodinâmicos em si (Arendt et al., 2018). Um meio termo entre esses dois são os modelos grey-box que combinam abordagens físicas simplificadas e calibração estatística, com o objetivo de equilibrar precisão e custo computacional (Fouquier et al., 2013; Arendt et al., 2018; Yu et al., 2019).

Outros métodos presentes na literatura são os modelos Bottom-up e Top-down. Modelos construídos sob ótica Bottom-up partem de uma lógica acumulativa, onde há uma

caracterização detalhada de componentes individuais que, quando agregados, conseguem estimar resultados globais, como consumo energético, temperatura e outros (Kavgic et al., 2010). Xia, Wu e Zou (2025) desenvolveram um modelo bottom-up para avaliar o consumo energético de edifícios residenciais urbanos na China, utilizando unidades protótípicas simuladas no EnergyPlus associadas a técnicas de aprendizado de máquina. Nesse caso, em vez de analisar o consumo energético de toda a cidade a partir de dados já agregados (top-down), os autores simularam o comportamento energético de unidades residenciais típicas, chamadas de protótipos, e depois ampliaram de forma progressiva esses resultados para representar o conjunto dos edifícios urbanos de Guangzhou. Nos Top-down, a lógica se inverte: é de decomposição. Parte de um sistema global menos robusto e realiza-se uma decomposição a partir de dados estatísticos agregados. Tipicamente, esses modelos funcionam para macro indicadores econômicos, preços de combustível, estimativa urbana de demanda energética etc. (Wong et al., 2021; Ali et al., 2021).

Além dos métodos de construção apresentados, a concepção de metamodelos energéticos para simulação é possível com o auxílio de diferentes programas, metodologias de análise, graus de complexidade e abordagens numéricas (algoritmos), a depender do contexto e seu objetivo (Ostergard, 2017). Essas abordagens podem empregar técnicas como modelos de regressão linear múltipla, regressão polinomial, regressão por processo gaussiano e aprendizado de máquina, como sistematizado por Westermann e Evins (2019) e Sánchez-Zabala e Gómez-Acebo (2024).

Olinger et al. (2019) apresentaram um metamodelo baseado em redes neurais artificiais (ANN) para edifícios de escritórios naturalmente ventilados. O objetivo foi estimar o Exceedance Hour Fraction (EHF), indicador de conforto térmico, a partir de 12 parâmetros de entrada representando características construtivas e operacionais. O metamodelo atingiu um erro médio absoluto de apenas 0,04, demonstrando alta acurácia e viabilidade de uso em fases iniciais de projeto. A pesquisa consolidou a aplicação de aprendizado de máquina como ferramenta para reduzir a complexidade das simulações termoenergéticas e forneceu suporte rápido a arquitetos e engenheiros. Mais tarde, os mesmos autores, Olinger et al. (2023), desenvolveram um metamodelo para estimar o desempenho térmico de escritórios naturalmente ventilados, com base em simulações realizadas no EnergyPlus e em um banco de dados de edifícios reais de São Paulo. O modelo previu a fração de horas de desconforto térmico (EHF) segundo o método adaptativo da ASHRAE 55, considerando duas abordagens, single-zone e multi-zone. As análises de sensibilidade mostraram que fatores como abertura das janelas, transmitância das paredes e exposição de fachadas influenciam fortemente o desempenho. O estudo demonstrou que o metamodelo pode auxiliar projetistas a prever o conforto térmico em etapas iniciais do projeto arquitetônico.

Veiga et al. (2021), por sua vez, propuseram um metamodelo utilizando aprendizado de máquina para prever o percentual de horas ocupadas dentro da faixa de temperatura operativa (PHFT) em apartamentos naturalmente ventilados, conforme a norma brasileira NBR 15575. O modelo foi desenvolvido a partir de simulações paramétricas no EnergyPlus, com simplificações geométricas e parâmetros baseados em tipologias habitacionais brasileiras. O resultado foi um modelo robusto, de baixo custo computacional e aplicável a diferentes climas do Brasil, com potencial de integração direta às avaliações de desempenho térmico da norma.

Observando metamodelagens de caráter mais manual, via tentativa e erro, Gil (2017) e Silva e Ghisi (2014) aplicaram a redução do número de zonas térmicas utilizando o programa EnergyPlus com base no que Coakley, Raftery e Keane (2014) definem como o desenvolvimento de modelos baseados em evidência. Zonas térmicas são unidades de modelagem dentro do EnergyPlus definidas por critérios térmicos e calculadas por equações de balanço térmico. São usadas para representar o comportamento térmico médio de um espaço, considerando que o ar e as superfícies dentro dessa zona trocam calor de maneira uniforme, uma vez que são tratadas como um único volume de controle (U.S. Department of Energy, 2025). Essas zonas não necessariamente correspondem a um ambiente físico delimitado na modelagem, mas uma região de comportamento térmico semelhante.

Gil (2017) avaliou a simplificação manual de zonas térmicas no EnergyPlus para habitações de interesse social, térreas e isoladas, simuladas no programa como modelos multizona (MuZ) e monozona (MoZ). Para validar a simplificação, o autor utilizou indicadores baseados na temperatura interna do ar, temperatura operativa e graus-hora de desconforto (°Ch), comparando as saídas dos modelos simplificados com as do modelo mais complexo. A análise mostrou que a média anual das diferenças entre os modelos foi baixa o suficiente para justificar o uso de um modelo simplificado nas fases iniciais de projeto. Silva e Ghisi (2014) aplicaram metodologia semelhante para avaliar 15 variações geométricas simplificadas de um edifício educacional multifamiliar com geometria complexa, sendo a simplificação geométrica o foco central do estudo. Os autores modelaram uma edificação educacional real da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), criando 15 variações de modelos no EnergyPlus, divididas de acordo com três níveis de simplificação. Os modelos simplificados foram criados de forma manual e sua validação aconteceu por meio da comparação do consumo energético anual e tempo de simulação. Os critérios de aceitação consideraram a redução do tempo de simulação e uma diferença máxima de 10% no consumo de energia em relação ao modelo base. Tanto Silva e Ghisi (2014) quanto Gil (2017) concluíram que a simplificação na modelagem de edifícios para simulações energéticas, mesmo com uma abordagem manual, diminui custos computacionais e de tempo, sem comprometer a precisão dos resultados, sendo capazes de substituir modelos calibrados completos com desempenho satisfatório.

Essas abordagens voltadas à economia de tempo e à otimização têm sido amplamente exploradas em estudos e práticas profissionais que utilizam uma variedade de ferramentas de simulação e otimização voltadas à simplificação e integração de modelos computacionais. Entre os programas de simulação energética mais empregados, destacam-se o EnergyPlus, o TRNSYS, o DOE-2, o ESP-r e o IDA ICE, sendo o primeiro o mais utilizado na literatura, responsável por cerca de 40% dos estudos revisados por Shi et al. (2016). Sua grande aceitação é devido à sua precisão, confiabilidade e integração com plataformas externas. Paralelamente, ferramentas como GenOpt, MATLAB, modeFRONTIER e ModelCenter vêm sendo aplicadas para conectar os programas de simulação a algoritmos de otimização, favorecendo a busca automatizada por soluções de projeto energeticamente eficientes (Shi et al., 2016). Nos contextos de modelagem paramétrica e metamodelagem, interfaces gráficas como Rhino/Grasshopper, associadas a extensões como Ladybug Tools e Dragonfly, têm ampliado a interação entre projeto arquitetônico e simulação energética, permitindo representações mais ágeis e interativas. Essa diversidade de programas e metodologias representa um conjunto de possibilidades complementares que vêm sendo aplicadas para facilitar e acelerar o processo de

simulação energética frente à crescente demanda por edificações mais eficientes e sustentáveis. A busca por certificações LEED, BREEAM do Reino Unido e o Green Building Label da China evidenciam isso (Shi et al., 2016).

3 Materiais e métodos

O Pavilhão de Aulas II (PVB) é uma edificação em estrutura metálica (Figura 1), naturalmente ventilada, projetada para atender às necessidades educacionais de diversos cursos da Universidade Federal de Viçosa (UFV). Com uma área construída de 6.705 m² distribuída em três pavimentos, o edifício abriga 30 salas de aula, além de espaços complementares, como salas de monitoria, dois auditórios, um laboratório de informática, uma lanchonete, salas de apoio técnico e sanitários em todos os pavimentos. A disposição espacial do PVB segue um formato de “oito quadrado” (Figura 1), estruturado em torno de dois pátios internos abertos. Esses pátios desempenham um papel essencial na ventilação e no conforto térmico do ambiente, uma vez que a edificação não possui um sistema ativo de climatização, baseando seu desempenho térmico predominantemente em estratégias passivas de ventilação natural. Para potencializar essa ventilação, cada uma das 30 salas de aula conta com chaminés térmicas, janelas do tipo maxim-ar, portas conectadas a varandas externas e ventiladores.

Figura 1: Foto PVB, 2023. Viçosa, MG.



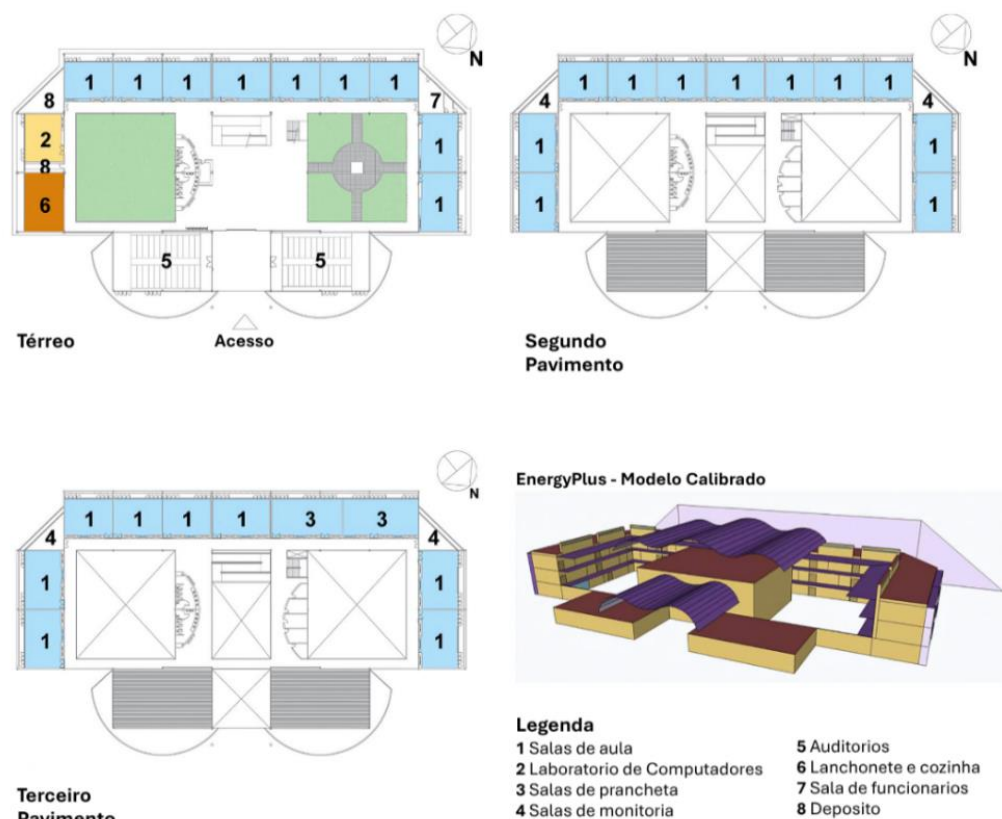
Fonte: à esquerda, os autores; à direita, Google Earth.

O edifício foi implantado de modo que as fachadas com salas de aula estejam orientadas para noroeste, sudeste e sudoeste, resultando em diferentes variações de exposição solar ao longo do dia (Figura 1).

3.1 Modelo Computacional Original

A fim de compreender o desempenho termoenergético do PVB, Souza (2024) (*retirado para preservar o anonimato*) desenvolveu um modelo computacional detalhado da edificação (Figura 2) no programa *EnergyPlus* versão 22.1. Trata-se de um programa de código aberto distribuído pelo Departamento de Energia dos Estados Unidos (*U.S. Department of Energy* – DOE) e desenvolvido para execução de simulações de desempenho energético em edificações e seus sistemas. O programa é capaz de simular e calcular computacionalmente comportamentos de cargas térmicas e de sistemas prediais como aquecimento, resfriamento, ventilação, iluminação interna e externa, sombreamento, qualidade do ar, geração de energia, emissões ambientais, desempenho de fachadas, entre outros. Ele é amplamente adotado em pesquisas acadêmicas e projetos de arquitetura e engenharia por sua capacidade de reproduzir comportamentos energéticos em edificações (*ASHRAE Standard 140*, 2023).

Figura 2: PVB, plantas baixas e modelo computacional desenvolvido por Souza (2024).



O modelo conta com 55 zonas térmicas que descrevem termicamente salas de aula, chaminés térmicas e espaços adjacentes, garantindo uma representação fiel da sua compartimentação térmica. As chaminés térmicas, são elementos que desempenham um papel fundamental no comportamento termoenergético, tanto no edifício real, quanto no modelo computacional. Cada sala de aula possui uma abertura superior conectada a uma chaminé térmica, que é responsável por promover a ventilação cruzada entre as janelas e a saída de ar superior da chaminé a qual está conectada (Figura 3). Elas variam em altura conforme cada pavimento, o que acaba influenciando diretamente as taxas de renovação de ar de cada sala de aula (Souza, 2024).

Figura 3: Modelagem e localização das chaminés térmicas no modelo calibrado.



Os espaços pertencentes ao átrio central da edificação, foram modelados como uma única zona térmica. Essa simplificação espacial foi realizada por causa do objetivo de simulação para o qual foi concebido: a avaliação do desempenho das salas de aula. Cada sala de aula foi modelada com cinco aberturas: uma porta de acesso, uma fileira de

janelas voltadas para a varanda externa, duas portas para a mesma varanda e uma entrada para a chaminé térmica dentro da sala. As aberturas voltadas para as varandas foram simplificadas apenas quanto ao número, mantendo-se, contudo, a equivalência de área em relação ao edifício real. Assim, em vez das 12 janelas do tipo maxim-ar posicionadas na parte superior da parede voltada para a varanda, a simulação considerou uma única abertura equivalente em área e localizada na mesma posição presente no edifício real. As varandas externas, os corredores de circulação que dão acesso às salas de aula, e a cobertura sobre os corredores e varandas foram modelados como elementos de sombreamento. A ventilação natural foi simulada pelo módulo *AirflowNetwork* do *EnergyPlus*, que permite uma análise dinâmica dos fluxos de ar internos e externos em função da interação entre as aberturas presentes no modelo e as condições climáticas de Viçosa – MG. A Tabela 1 apresenta alguns parâmetros definidos no modelo original.

Tabela 1: Parâmetros do modelo original.

Versão do EnergyPlus	22.1.0
Orientação	39,5°
Latitude	-20.753889°
Longitude	-42.881944°
Elevação	648m
Terreno	Subúrbio
modelo de distribuição solar	Completo Interior e Exterior
Passo de tempo (timestep)	6
Período de Simulação	01/01 a 31/12
Modelo de Cálculo de Temperaturas do Solo	Xing
Módulo de Ventilação	Airflow Network
Operação da ventilação	- 50% das janelas maxim-ar estão abertas 24h durante os semestres letivos e fechadas nas férias; - Portas fechadas - sejam das varandas ou de entrada pelo corredor interno de circulação; - Chaminés térmicas 100% do tempo disponível.
Coeficiente de fresta	Janelas maxim-ar = 0,5
Localização	Viçosa - MG
Ocupação	Não modelado
Iluminação	Não modelado
Equipamentos	Não modelado
Arquivo Climático	Vicoso_1985-2014_TMY_ISO15927-4
Saídas solicitadas (Outputs)	Site Outdoor Air Drybulb Temperature [°C] (Hourly) Zone Mean Air Temperature [°C] (Hourly)

O modelo completo foi calibrado manualmente conforme a metodologia descrita por Souza (2024), comparando as temperaturas internas das salas de aula, aferidas em campo nos anos de 2022 e 2023, com as temperaturas obtidas por simulação. As medições foram realizadas com registradores de dados do tipo *Onset* HOB0 U-12, configurados para registros horários a cada 5 minutos, posicionados no centro das salas, nos corredores internos e nas varandas, sendo eles protegidos por envoltórios ventilados para evitar interferências radiativas. As coletas ocorreram durante quatro dias de inverno (agosto de 2022) e dez dias de verão (fevereiro e março de 2023), em salas vazias, sem iluminação ou equipamentos ligados, garantindo condições térmicas equivalentes às simuladas. As janelas permaneceram abertas entre 8h e 16h, e temperaturas superficiais de paredes, pisos e tetos foram verificadas periodicamente com uma câmera termográfica FLIR TG-165X, assegurando a coerência dos parâmetros construtivos do modelo.

As simulações levaram em conta a caracterização climática da cidade de Viçosa, em Minas Gerais. Segundo Lucarelli, Oliveira e Carlo (2022), o município apresenta clima Cwa

de acordo com a classificação de Köppen, caracterizado por verões quentes e úmidos e invernos amenos a secos, condição típica da Zona da Mata mineira. As temperaturas médias anuais encontram-se próximas de 21 °C, máximas podem chegar a 30 °C e mínimas ficam em torno de 13 e 14° no inverno. A precipitação média anual é da ordem de 1300 mm, concentrada entre novembro e março, e a umidade relativa média situa-se próxima de 78%. Para as simulações, empregou-se o arquivo climático Viçosa_1985-2014_TMY_ISO15927-4, que representa um ano meteorológico típico (*Typical Meteorological Year* - TMY) de Viçosa, permitindo avaliar o desempenho térmico sob condições médias representativas do clima local.

Os indicadores para validação e aceitação do modelo computacional foram o Erro de Viés Médio Normalizado (NMBE - *Normalized mean bias error*) e o Coeficiente de Variação do Erro Quadrático Médio (CV(RMSE) - *Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error*), da ASHRAE *Guideline* 14 (ASHRAE, 2018). Estabeleceu-se como limites para aceite do modelo calibrado o máximo de $\pm 10\%$ para o NMBE e 30% para o CV(RMSE), como definido na norma para dados horários.

Os resultados das simulações foram ancorados em duas saídas (*outputs*) do *EnergyPlus*:

1. *Site Outdoor Air Drybulb Temperature [°C] (Hourly)* - temperatura do ar externo de bulbo seco, que fornece a condição climática do entorno;
2. *Zone Mean Air Temperature [°C] (Hourly)* - temperatura média do ar interno em cada zona térmica, adotada como variável de análise e calibração.

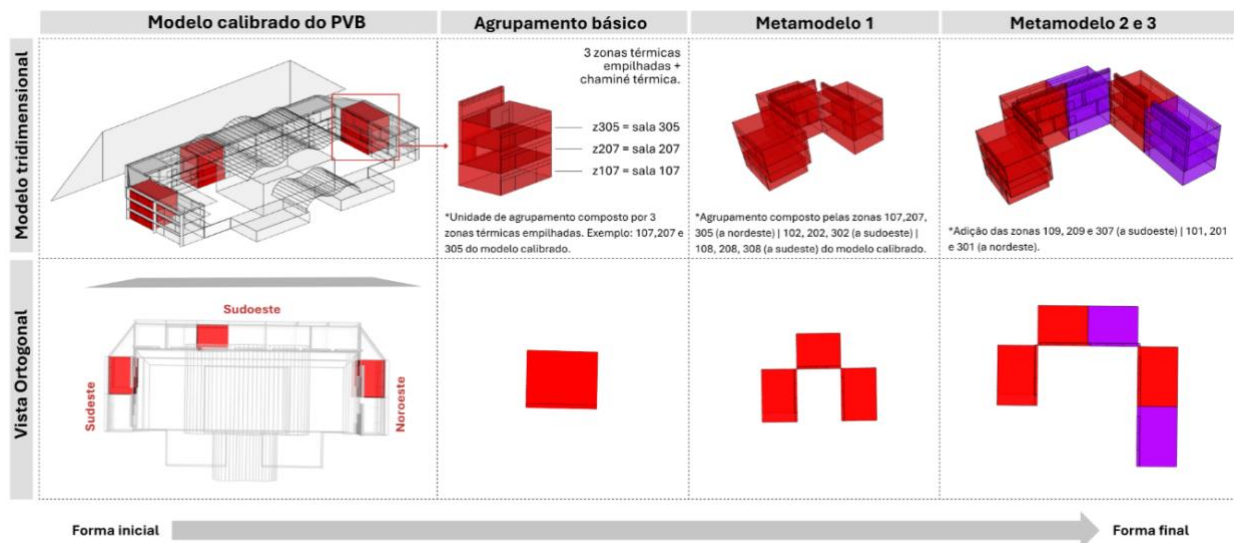
Esses dois parâmetros foram escolhidos por representarem respectivamente o comportamento térmico do ambiente externo e a resposta interna do edifício às variações térmicas externas.

3.2 Metamodelos

Neste trabalho, foram desenvolvidos três metamodelos com diferentes níveis de simplificação da geometria e número de zonas, denominados Metamodelo 1, Metamodelo 2 e Metamodelo 3 (Figura 4). Todos foram simulados diretamente no *EnergyPlus* v.22.1.0, tendo como referência de modelagem o modelo calibrado e suas configurações, a fim de assegurar a comparabilidade. Em todos os casos foi eliminada a zona central existente na versão calibrada, uma vez que o objetivo do metamodelo é representar o comportamento térmico das salas de aula, assim como no modelo calibrado. Além disso, como todos os metamodelos têm tamanho geometricamente menor quando comparados ao modelo calibrado, não há espaço para inserção de volumes na área central dos metamodelos, optando por eliminá-la. Os sombreamentos externos e chaminés térmicas foram mantidos uma vez que são elementos que poderiam impactar significativamente o comportamento térmico dos metamodelos. Ademais, a fachada sudoeste teve suas dimensões consideravelmente reduzidas.

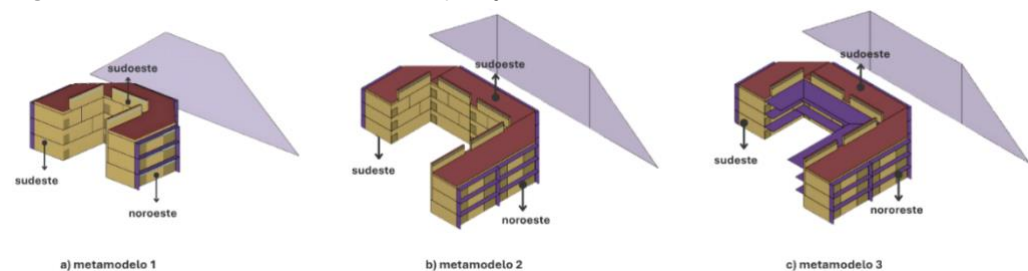
As simulações foram realizadas em um computador com processador *Intel Core* i5 de 10ª geração, 8 GB de memória RAM e unidade de armazenamento SSD de 512 GB. É importante ressaltar que os valores de tempo de simulação apresentados nos resultados estão diretamente relacionados à capacidade de processamento da máquina utilizada, podendo variar significativamente em equipamentos com configurações superiores ou inferiores.

Figura 4: Processo de concepção por integração de zonas térmicas nos metamodelos.



O metamodelo 1, foi estruturado com três zonas térmicas empilhadas em cada braço da edificação (sudeste, sudoeste e noroeste), cada uma das zonas representando uma sala em cada pavimento do modelo. As chaminés térmicas correspondentes a cada região foram mantidas e o sombreamento interno realizado pelos corredores de acesso às salas foram eliminados em relação ao modelo original. Apenas o sombreamento externo foi modelado. O modelo contou com 13 zonas. A partir dos resultados obtidos no metamodelo 1, foram tomadas decisões para criação do metamodelo 2, com o intuito de aprimorar o desempenho inicial obtido. Nesta versão, foi acrescentada uma zona térmica separada para cada pavimento das orientações noroeste e sudoeste, como observado na figura 5. Nessa versão, o número de zonas térmicas aumentou para 21. Por fim, metamodelo 3, desenvolvido a partir dos resultados do metamodelo 2 também para aprimorar seu desempenho, incorporou elementos externos de sombreamento, com o objetivo de mitigar os ganhos solares diretos. A Figura 5 complementa, visualmente, as informações de configuração de cada metamodelo.

Figura 5: Metamodelos avaliados em comparação com o modelo calibrado do PVB.



3.3 Indicadores de avaliação dos metamodelos

A validação dos metamodelos desenvolvidos neste estudo foi realizada em comparação com o modelo calibrado por meio de duas abordagens. A primeira baseou-se nos mesmos indicadores recomendados pela ASHRAE *Guideline 14* (ASHRAE, 2018), previamente utilizados por O'donovan, O'Sullivan e Murphy (2019) e Sakiyama (2021), e empregados também por Souza (2024) no processo de calibração do modelo computacional original. A segunda segue um método estatístico de ajuste de curvas polinomiais, utilizado para avaliar a similaridade estatística e visual entre os padrões térmicos obtidos.

Embora os indicadores da ASHRAE sejam tradicionalmente aplicados à calibração de modelos energéticos a partir de comparações de consumo, Souza (2024) demonstrou sua aplicabilidade também em modelos baseados em temperatura. Seguindo essa mesma lógica, o presente estudo realizou a validação dos metamodelos a partir da comparação entre as temperaturas simuladas pelo modelo calibrado do PVB e aquelas geradas pelos metamodelos, verificando se os desvios entre os dois permaneciam dentro dos limites estabelecidos pela ASHRAE, 10% para NBME e 30%, CV(RMSE).

Cabe frisar que se trata, portanto, de uma comparação entre resultados simulados: o modelo de referência, calibrado por Souza (2024), foi previamente validado com dados reais medidos, enquanto os metamodelos foram avaliados com base em sua capacidade de reproduzir o comportamento térmico obtido a partir desse modelo calibrado.

Uma vez que o número de zonas térmicas que representam as salas de aula é discrepante entre o modelo original calibrado e o metamodelo, foi necessário agregar os dados entre as zonas dos modelos. Para selecionar as zonas que seriam agregadas, levou-se em consideração a distribuição espacial do edifício, dividindo-o nas três orientações solares das fachadas das salas de aula (noroeste, sudeste e sudoeste) e seus três pavimentos (térreo, primeiro e segundo pavimento) (Figura 6). Ao todo, nove regiões distintas foram definidas de acordo com suas condições de contato ou exposição ao meio exterior (Tabela 2).

Figura 6: Distribuição das zonas térmicas agregadas por orientação solar e pavimento no PVB.

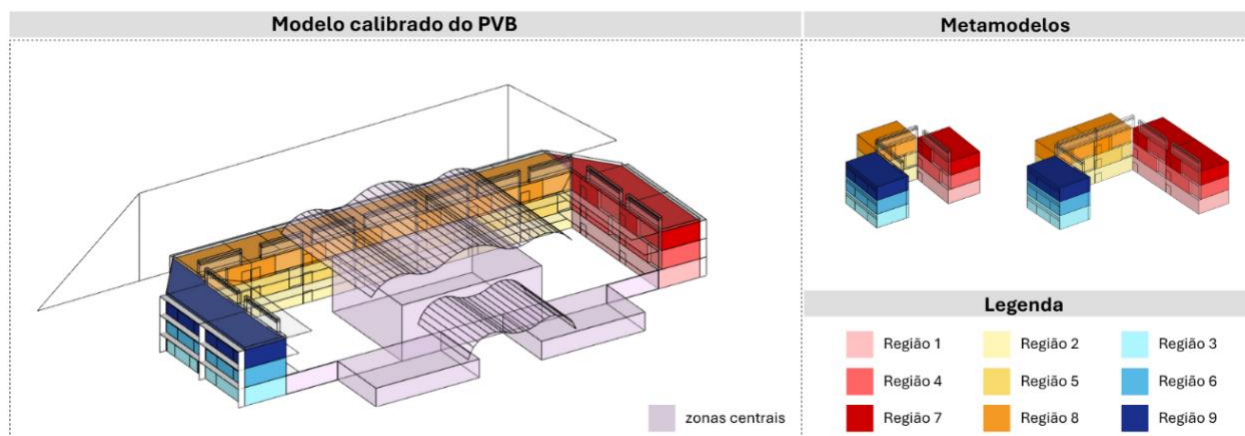


Tabela 2: Relação da divisão de regiões de análise nos modelos.

Pavimento	Orientação solar		
	Noroeste	Sudoeste	Sudeste
Térreo	Região 1	Região 2	Região 3
Primeiro Pavimento	Região 4	Região 5	Região 6
Segundo Pavimento	Região 7	Região 8	Região 9

A comparação entre os modelos foi realizada por meio das temperaturas médias horárias entre regiões correspondentes. Assim, a média das temperaturas horárias de todas as salas presentes naquela região é calculada através de um processo de agrupamento de dados, independentemente do número de salas (zonas térmicas) presentes em cada região de análise do modelo calibrado e dos metamodelos. Isso possibilita parear regiões correspondentes e avaliar se as simplificações aplicadas em cada metamodelo mantêm coerência com o comportamento real do edifício.

Os resultados também foram segmentados em dois períodos sazonais: verão (24 de setembro a 03 de abril) e inverno (04 de abril a 23 de setembro). Essa divisão considera as condições extremas do arquivo climático utilizado para a calibração dos metamodelos. Calibrar os modelos pelos extremos permite abranger todo o espectro de desempenho do edifício em resposta a diferentes variações ambientais externas e reduzir incertezas.

3.3.1 Indicadores da ASHRAE Guideline 14: CV(RMSE) e NMBE

A ASHRAE Guideline 14 (2018) define critérios para a calibração de modelos energéticos modelados em programas de simulação de edifícios - como o *EnergyPlus*, estabelecendo um NMBE menor ou igual ao módulo de 10% para dados horários, e um CV(RMSE) menor ou igual a 30% também para dados horários. Os indicadores são calculados a partir das equações 1 e 2.

$$NMBE = \frac{1}{\bar{m}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n (mi - Si)}{n - p} \cdot 100(\%) \quad (1)$$

$$CV(RMSE) = \frac{1}{\bar{m}} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (mi - Si)^2}{n - p}} \cdot 100(\%) \quad (2)$$

Onde:

NMBE = Erro de Viés Médio Normalizado (*Normalized mean bias error*)

CV(RMSE) = Coeficiente de Variação do Erro Quadrático Médio (*Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error*);

$\bar{m}$ = Média dos valores medidos

mi = Valor medido da temperatura

Si = Valor simulado pelo modelo

n = Número de amostras

p = Número de parâmetros ajustáveis do modelo

Ao contrário do CV(RMSE), que assume apenas valores positivos, o NMBE pode assumir tanto valores positivos como negativos. Isso porque ele indica a direção do erro médio entre dados simulados e os dados de referência. Neste estudo, os dados dos metamodelos foram tratados como valores simulados a serem calibrados, enquanto os dados do modelo calibrado do PVB atuaram como dados referência. Valores positivos indicam que o modelo tende a subestimar os dados reais (ou seja, os valores simulados são menores que os medidos), enquanto valores negativos demonstram superestimação (os valores simulados são maiores que os medidos) (ASHRAE, 2018). Dessa forma, é possível não apenas quantificar o erro médio entre o conjunto de dados, mas também identificar tendências no comportamento do modelo, o que é relevante para direcionar ajustes nos parâmetros de entrada com base na direção do desvio observado pelos indicadores.

3.3.2 Semelhança Estatística por Curvas Polinomiais

Além das métricas tradicionais, foi realizada uma análise estatística baseada no ajuste de curvas polinomiais para comparar os padrões térmicos dos metamodelos em relação ao modelo calibrado. Esse método permite verificar a precisão pontual das temperaturas simuladas e o comportamento global das curvas térmicas ao longo do tempo. A metodologia adotada consiste nos seguintes passos:

- Ajuste de curvas polinomiais de grau 4 (Equação 3) para representar a variação da temperatura ao longo do tempo nos metamodelos e no modelo complexo validado;
- Cálculo do erro médio quadrático (MSE) entre os valores ajustados e os valores simulados para cada modelo.

A equação geral utilizada para ajustar as curvas é expressa pela equação 3.

$$T(x) = a_0 + a_1x^1 + a_2x^2 + a_3x^3 + a_4x^4 \quad (3)$$

Onde:

$T(x)$ = Temperatura em função do tempo x

$a_0, a_1, \dots, a_4$ são os coeficientes da regressão polinomial, determinados por mínimos quadrados para minimizar o erro do ajuste.

Para o ajuste da curva aos dados, utilizou-se a função *polyfit* da sub-biblioteca *numpy.polynomial.polynomial* de biblioteca *Python*. Essa função faz um ajuste polinomial por meio do método dos mínimos quadrados, estimando os coeficientes do polinômio que minimizam a soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e os previstos pelo modelo. A escolha pelo polinômio de grau 4 foi feita segundo testes preliminares, observando a sua capacidade de capturar variações complexas no comportamento dos dados sem recorrer a modelos excessivamente sofisticados.

3.3.3 Refinamento via *timesteps*

Ao final do processo, após resultados obtidos e validados, buscou-se refiná-los através da alteração do valor do *timestep* (passo de tempo) nas simulações, verificando seu impacto.

Um ponto de atenção é a escolha inicial do valor 6 para o *timestep* da simulação tanto do modelo calibrado, quanto dos metamodelos. O *timestep*, ou *Number of Timesteps per Hour*, define quantas vezes por hora o programa faz a atualização dos cálculos de balanço de energia no intervalo de tempo de uma hora (caso a simulação esteja sendo feita de forma horária). Seu valor pode variar de 1 a 60, sendo recomendado pelo próprio *EnergyPlus* que o valor escolhido seja no mínimo 6, a fim de evitar imprecisões nos resultados. Isso significa que o programa faz seis cálculos de balanço de energia para obter cada valor horário simulado. Assim, quanto maior é o *timestep* escolhido, maior é o número de vezes que o programa fará cálculos para gerar um resultado. O resultado, por sua vez, será detalhado, no entanto esse refinamento aumenta o tempo de simulação dos modelos, sendo mais custoso computacionalmente. Logo, o valor 6 para o *timestep* foi o escolhido por ser um bom equilíbrio entre precisão e custo computacional, atendendo ao objetivo de um metamodelo.

Para o processo de refinamento final, o metamodelo que obteve melhor desempenho foi submetido a duas novas simulações com diferentes *timesteps*, 30 (refinamento intermediário) e 60 (máximo refinamento), a fim de observar o impacto dessa alteração nos resultados.

4 Resultados e Discussões

A Tabela 3 apresenta as características do modelo calibrado e dos metamodelos quanto ao número de zonas térmicas, de superfícies e o tempo de simulação. Observa-se que a simplificação do modelo calibrado via redução de zonas térmicas impactou diretamente

o tempo de simulação: à medida que o número de zonas e superfícies diminui, o tempo total de processamento se reduz de forma quase proporcional. O Metamodelo 1, composto por apenas 13 zonas térmicas, registrou um tempo médio de simulação 77% inferior ao modelo original, demonstrando o efeito positivo da simplificação controlada de variáveis sobre o desempenho computacional de um modelo energético. Tal comportamento mostra-se alinhado com um dos propósitos de um metamodelo: tornar o processo de simulação mais ágil e acessível.

Tabela 3: Tempos de simulação conforme as características mais impactantes dos modelos.

Metamodelos	Modelo Original	Metamodelo 1	Metamodelo 2	Metamodelo 3
Número de zonas	55	13	21	21
Nº superfícies	844	213	300	349
Tempo de simulação (s)	513	116	229	267

Além da redução de zonas térmicas e consequente simplificação geométrica, é válido enfatizar que o tempo de simulação também está atrelado a quantidade de variáveis de saída (*outputs*). Nesse caso, as simulações tanto do modelo calibrado, quanto dos metamodelos foram realizadas considerando apenas o *Site Outdoor Air Drybulb Temperature [°C] (Hourly)* e o *Zone Mean Air Temperature [°C] (Hourly)*, citados anteriormente neste estudo. Dessa forma é possível avaliar o desempenho de todos os modelos utilizando a *ASHRAE Guideline 14*, bem como o ajuste estatístico de curvas polinomiais a seguir.

4.1 Desempenho segundo a *ASHRAE Guideline 14*

Os indicadores da *ASHRAE Guideline 14* (2018) são apresentados na Tabela 4 com uso da de temperatura horária de cada modelo para as nove regiões de análise, resultantes da combinação entre os três pavimentos e as três principais orientações solares do edifício: sudeste, sudoeste e noroeste. Eles estão separados para os períodos de inverno (inv.) e verão (ver.) de acordo com a Tabela 4.

Tabela 4: Resultados dos indicadores ASHRAE *Guideline* 14 obtidos para cada metamodelo.

Pavimento	Térreo			Primeiro Pavimento			Segundo Pavimento		
Orientação	sudeste	sudoeste	noroeste	sudeste	sudoeste	noroeste	sudeste	sudoeste	noroeste
Metamodelo 1									
CV(RMSE) - inv.	2,19%	4,86%	4,30%	3,99%	5,35%	4,72%	3,48%	5,14%	6,77%
NMBE - inv.	-0,68%	-3,25%	-1,80%	-2,11%	-4,04%	-3,05%	-2,07%	-4,11%	-4,46%
CV(RMSE) - ver.	2,10%	2,91%	3,00%	2,93%	2,91%	3,19%	2,74%	2,60%	5,13%
NMBE - ver.	-0,69%	-1,22%	-1,68%	-1,46%	-1,36%	-1,86%	-1,50%	-1,25%	-3,77%
Metamodelo 2									
CV(RMSE) - inv.	2,48%	8,80%	8,55%	4,23%	5,55%	9,01%	3,71%	9,05%	10,64%
NMBE - inv.	-1,14%	-6,31%	-5,30%	-2,38%	-4,15%	-6,65%	-2,33%	-7,52%	-7,63%
CV(RMSE) - ver.	2,27%	4,89%	5,79%	3,09%	2,97%	6,25%	2,88%	4,42%	8,30%
NMBE - ver.	-0,94%	-2,02%	-3,94%	-1,63%	-1,34%	-4,83%	-1,65%	-2,51%	-6,74%
Metamodelo 3									
CV(RMSE) - inv.	2,97%	9,19%	8,36%	4,66%	5,91%	8,76%	4,12%	9,53%	10,42%
NMBE - inv.	-1,62%	-6,79%	-5,21%	-2,82%	-4,56%	-6,43%	-2,71%	-8,05%	-7,43%
CV(RMSE) - ver.	2,50%	4,99%	5,50%	3,32%	3,07%	5,86%	3,14%	4,60%	7,95%
NMBE - ver.	-1,10%	-2,20%	-3,58%	-1,82%	-1,50%	-4,38%	-1,84%	-2,73%	-6,35%

* inv. = Inverno, ver. = Verão.

O Metamodelo 1 apresentou o melhor desempenho entre os três avaliados, mantendo os valores de NMBE e CV(RMSE) a máximos de 4,46% e 6,77%, respectivamente, ambos no segundo pavimento a noroeste. São máximos inferiores aos limites estabelecidos pela ASHRAE, $\pm 10\%$ e 30%. Isso sugere que, mesmo com geometria reduzida e mais simplificada quando comparada aos outros dois metamodelos, o modelo foi capaz de representar adequadamente e de forma melhor os padrões médios de temperatura do modelo calibrado. Tal comportamento não é incomum, como demonstra Gil (2017), um modelo monozona (modelo com simplificações radicais de zonas térmicas no programa *EnergyPlus*) simula temperatura com diferenças quase irrisórias quando comparadas ao modelo multizona de referência, com tempo de simulação 70% inferior. Westermann e Evins (2019), já concluíram que modelos simples (de baixa ordem), ou metamodelos, são frequentemente mais estáveis e reproduzem com fidelidade padrões de comportamento de modelos mais complexos, desde que calibrados adequadamente. Veiga *et al.* (2021) também observaram em sua pesquisa que o seu modelo simplificado desenvolvido para residências naturalmente ventiladas tinha 10% menores CV(RMSE) em relação ao modelo complexo, concluindo que as simplificações conseguiram melhorar a estabilidade térmica das curvas. Ou seja, complexidade em modelos computacionais de edificações não necessariamente significam refinamento de resultados.

Ainda no Metamodelo 1, as maiores superestimções ocorreram nas fachadas noroeste e sudoeste, sobretudo no segundo pavimento, regiões mais expostas à radiação solar vespertina e menos protegidas por sombreamentos laterais. Observa-se que, no verão, as zonas voltadas para o noroeste e localizadas no segundo pavimento apresentaram os maiores valores para o CV(RMSE) (até 6,77%), e o NMBE indicou maior superestimção das temperaturas nessas áreas. Tal comportamento se deve à maior exposição à radiação da fachada externa à noroeste ao longo do dia, que recebe as maiores cargas térmicas por incidência solar. Já no pavimento térreo, embora ainda apresente valores superestimados que são indicados pelo sinal negativo no NMBE, a superestimção foi menor, chegando a valores máximos de 4,86% e 3,25% para CV(RMSE) e NMBE, respectivamente. Isso reflete a maior estabilidade térmica devido à inércia do solo e ao possível autossombreamento provocado pela própria volumetria do edifício.

A orientação sudeste apresentou os menores desvios, com NMBE e CV(RMSE) mais homogêneos ao longo dos pavimentos, variando de 2,10% a 6,77% para CV(RMSE) e |0,68|% e |4,43|% para RMSE. Afinal, ela tende a receber radiação solar no início do dia, horário em que as temperaturas estão mais baixas, o que reduz os picos térmicos e proporciona uma distribuição mais estável da temperatura ao longo das horas. Além disso, essa orientação sofre maior influência do elemento de sombreamento externo ao edifício, o que justifica as temperaturas mais amenas. Em todos os três metamodelos analisados, essa orientação solar foi a que gerou desempenhos mais satisfatórios e representativos.

O Metamodelo 2 foi criado a fim de resolver a superestimação térmica do primeiro modelo e otimizá-lo através da adição de zonas térmicas. Como resultado, os valores máximos e mínimos do NMBE e do CV(RMSE) aumentaram levemente, sendo mínimos indo de 2,10% para 2,27% (CV(RMSE)) e |0,68|% para |0,94|% (NMBE), e máximos indo de 6,77% para 10,64% (CV(RMSE)) e |4,46|% para |7,63|% (NMBE). Embora ainda estivessem dentro dos limites da ASHRAE, notou-se que a complexidade adicionada ao metamodelo não proporcionou melhores resultados. O aumento do desvio em comparação com o Metamodelo 1 deve-se à maior exposição solar das superfícies do edifício que, agora com mais zonas, apresenta maior área de superfícies expostas à radiação ao longo do dia. Além disso, o autossombreamento interno que antes era projetado pelas salas de aula orientadas a sudoeste do modelo durante o período da manhã foi comprometido pelo aumento geométrico do modelo. Isso impacta diretamente a quantidade de horas de exposição solar das superfícies do metamodelo 2, principalmente aquelas voltadas para o pátio interno do PVB, que era o local onde o sombreamento mencionado incidia.

O Metamodelo 3 introduziu elementos internos de sombreamento com o objetivo de reduzir os ganhos térmicos por radiação solar direta no período da manhã, causados pelo aumento geométrico do Metamodelo 2, e solucionar a superestimação da temperatura média das zonas sudoeste e noroeste já descritas. Observou-se uma leve redução no CV(RMSE) e NMBE máximos do segundo pavimento à noroeste (região mais crítica), indo de 10,64% para 10,42% (CV(RMSE)) e |7,63|% para |7,43|% (NMBE). Contudo, os valores mínimos aumentaram ligeiramente, indo de 2,27% para 2,50% (CV(RMSE)) e |0,94|% para |1,10|% (NMBE) no pavimento térreo à sudeste. Isso sugere que os elementos de sombreamento adicionados, embora tenham gerado resultados positivos em orientações e pavimentos com maior tendência a desconforto térmico por calor, não foram suficientes para contrabalançar os ganhos térmicos causados pela adição de zonas térmicas no modelo. O metamodelo 3 não foi melhorado em sua integralidade, mas parcialmente.

Todos os metamodelos tiveram resultados superestimados, ou seja, médias de temperatura maiores quando comparados com o modelo calibrado. As orientações sudoeste e noroeste mostraram ter desempenho térmico mais crítico, devido à área de exposição solar que, além de ser maior nos metamodelos 2 e 3, é afetada pela radiação solar no período da tarde, quando as temperaturas são mais altas. Tal efeito reflete em CV(RMSE) mais elevados como já apresentado. As salas de aula orientadas a sudeste apresentaram os menores erros devido a sua área de superfície que, além de ser menor nos metamodelos 2 e 3, quando comparada a outras orientações, recebe radiação solar apenas durante o período da manhã, quando as temperaturas são mais amenas. No período da tarde, a região é autossombreada pela própria volumetria do edifício, atenuando cargas térmicas acumuladas pela edificação nessa orientação.

Um ponto interessante de se avaliar é a tendência a superestimação dos metamodelos, indicada pelo NMBE negativo em todos os casos. Tal tendência também foi observada nas calibrações do modelo original calibrado por Souza (2024), não tendo um motivo exato para justificar esse comportamento, podendo ele ser de origem dos próprios arquivos climáticos utilizados nas simulações. Souza (2024) conclui em seus estudos que a fidelidade das simulações está diretamente relacionada a dados climáticos de qualidade, bem como a posição das salas de aula e suas exposições a radiação e ao vento. Além disso, condições do solo (salas localizadas no pavimento térreo ou terceiro pavimento), também influenciam a precisão do modelo em questão.

Outra tendência também compatível com os estudos de Souza (2024), são os resultados do período invernal serem menos consistentes quando comparamos com os resultados obtidos no período do verão, embora não discorra sobre os possíveis motivos para isso. Nota-se, entretanto, algumas divergências nos padrões de comportamento térmico quando se comparam os resultados obtidos nas simulações dos metamodelos com aqueles apresentados por Souza (2024) para as salas e regiões equivalentes. Nos estudos de Souza (2024), a sala 307 do modelo calibrado, equivalente à Região 7 deste trabalho (segundo pavimento, orientação noroeste), apresentou o melhor desempenho de calibração em relação aos dados medidos em campo. Em contrapartida, nessa mesma região, os metamodelos mostraram os maiores desvios em relação ao modelo calibrado. O motivo dessa divergência não foi comprovado, mas é importante ressaltar que os metamodelos foram calibrados mediante dados médios, e que, portanto, podem interferir nos resultados obtidos por cada região analisada. Mesmo assim, os desvios de ambos os estudos, este e o de Souza (2024), apresentaram a mesma ordem de grandeza, sendo muito parecidos: CV(RMSE) com máximas de 12,68% e NMBE variando de +4,5% a -10,90%.

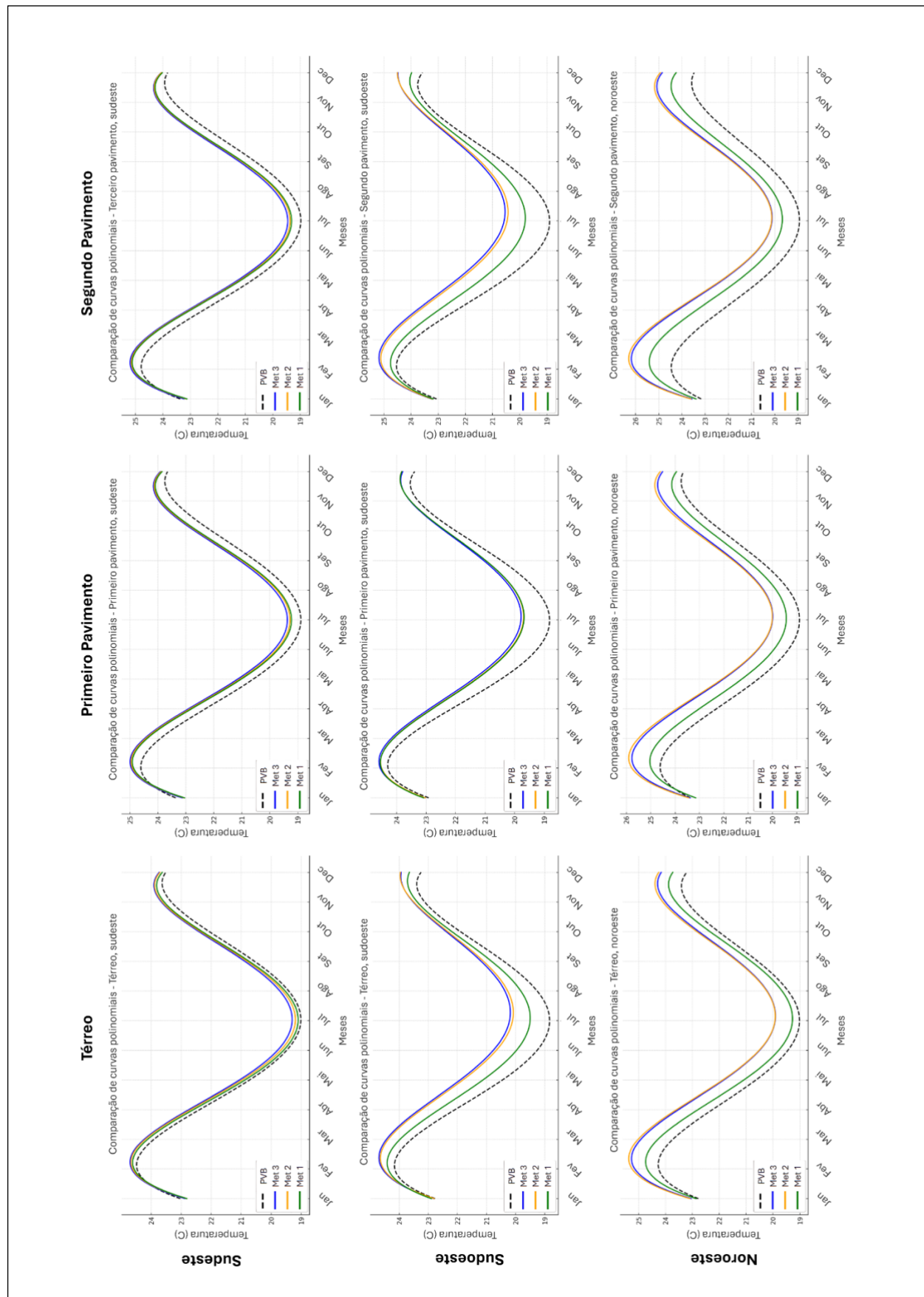
4.2 Desempenho segundo às curvas Polinomiais

As curvas polinomiais de regressão (Figura 7) descrevem o comportamento sazonal das temperaturas médias horárias simuladas para cada uma das nove regiões analisadas. Observa-se que as curvas dos metamodelos, especialmente do Metamodelo 1, reproduzem adequadamente a forma e a tendência das curvas do modelo calibrado, com discrepâncias inferiores a 2 °C ao longo do período anual.

A análise polinomial complementa os indicadores da ASHRAE *Guideline* 14 (2018) ao permitir uma leitura temporal contínua das variações térmicas. Diferente de métricas pontuais como o NMBE e o CV(RMSE), o ajuste polinomial evidencia a coerência da resposta dinâmica do edifício, identificando defasagens, amplitudes e padrões sazonais que indicam estabilidade térmica e boa representação do comportamento físico dos modelos.

Percebe-se que as curvas que melhor se ajustaram à curva do modelo calibrado (PVB) são as do pavimento térreo, sobretudo aqueles referentes à região voltada a sudeste, comportamento apontado pelas métricas da ASHRAE com menores desvios. Também é possível perceber a acentuada superestimação dos dados de saída nos modelos avaliados em comparação com o calibrado, o que condiz com os NMBE negativos em todos os metamodelos (Tabela 4).

Figura 7: Curvas polinomiais de desempenho dos metamodelos e do modelo calibrado.



De modo geral, as curvas obtidas mostraram boa similaridade entre os metamodelos e o PVB, já que a maior discrepância entre metamodelo e modelo calibrado não chegou a 2°C. Isso evidencia que os padrões térmicos ao longo do tempo foram mantidos. Essa análise estatística de ajuste de curvas reforça os achados obtidos por meio da ASHRAE *Guideline* 14, validando visualmente os metamodelos e demonstrando que, mesmo com simplificações geométricas, é possível manter a coerência dos resultados nas simulações computacionais.

4.3 Refinamento via *timesteps*

Com o objetivo de refinar os resultados, o Metamodelo 1 foi submetido a duas novas simulações com *timesteps* ajustados para 30 e 60. Os resultados podem ser observados na Tabela 5. As variações dos indicadores entre os diferentes *timesteps* foram marginais, apenas na segunda casa decimal, sem ganhos estatisticamente relevantes de acurácia.

Tabela 5: Resultados da comparação de *timesteps* (6, 30, e 60) obtidos para o Metamodelo 1.

Pavimento Orientação	Térreo			Primeiro Pavimento			Segundo Pavimento		
	sudeste	sudoeste	noroeste	sudeste	sudoeste	noroeste	sudeste	sudoeste	noroeste
<i>Timestep 6</i>									
CV(RMSE) - inv.	2,19%	4,86%	4,30%	3,99%	5,35%	4,72%	3,48%	5,14%	6,77%
NMBE - inv.	-0,68%	-3,25%	-1,80%	-2,11%	-4,04%	-3,05%	-2,07%	-4,11%	-4,46%
CV(RMSE) - ver.	2,10%	2,91%	3,00%	2,93%	2,91%	3,19%	2,74%	2,60%	5,13%
NMBE - ver.	-0,69%	-1,22%	-1,68%	-1,46%	-1,36%	-1,86%	-1,50%	-1,25%	-3,77%
<i>Timestep 30</i>									
CV(RMSE) - inv.	2,15%	4,79%	4,26%	3,93%	5,29%	4,67%	3,41%	5,07%	6,70%
NMBE - inv.	-0,63%	-3,18%	-1,72%	-2,05%	-3,98%	-2,95%	-1,96%	-4,04%	-4,34%
CV(RMSE) - ver.	2,08%	2,86%	2,97%	2,91%	2,87%	3,16%	2,69%	2,55%	5,07%
NMBE - ver.	-0,64%	-1,16%	-1,63%	-1,40%	-1,29%	-1,79%	-1,42%	-1,18%	-3,69%
<i>Timestep 60</i>									
CV(RMSE) - inv.	2,14	4,78	4,27	3,92	5,28	4,67	3,40	5,06	6,70
NMBE - inv.	-0,63	-3,18	-1,73	-2,04	-3,97	-2,95	-1,95	-4,04	-4,34
CV(RMSE) - ver.	2,08	2,85	2,97	2,90	2,86	3,15	2,68	2,55	5,06
NMBE - ver.	-0,64	-1,15	-1,62	-1,39	-1,29	-1,79	-1,41	-1,17	-3,68

* inv. = Inverno, ver. = Verão.

Em contrapartida, o tempo de simulação aumentou de 116 segundos (6 *timesteps*/h) para 870 segundos (60 *timesteps*/h), sendo o *timestep* 30 o valor intermediário entre os dois com tempo de simulação igual a 446 segundo. Dado o ganho de precisão desprezível frente ao acréscimo de custo computacional ocasionado pelo aumento do tempo de simulação em 650%, adotou-se 6 *timesteps*/h como padrão. É conclusivo, portanto, que o *timestep* de valor igual a 6 é suficiente para resultados consistentes em análises de desempenho termoenergético com o *EnergyPlus*, sobretudo quando se trata de modelagem.

Tabela 6: Impacto do *timestep* (passo de tempo) no refinamento de resultados do Metamodelo 1.

Nº de <i>timesteps</i> /h	Tempo de simulação (s)	Aumento percentual (%)
6	116	0*
30	446	284
60	870	650

*valor referência.

5 Conclusão

O presente estudo teve como objetivo desenvolver e validar um metamodelo termoenergético capaz de representar o comportamento térmico de um modelo computacional existente e previamente validado, com menor custo computacional e sem

comprometer a precisão dos resultados. Além de avaliar quais simplificações podem ser implementadas ao modelo durante o processo.

Os resultados obtidos demonstram que os três metamodelos avaliados foram capazes de representar adequadamente o comportamento térmico do modelo original calibrado, respeitando os limites de erro estabelecidos pela ASHRAE, máximo de $\pm 10\%$ para o NMBE e máximo de 30% para no CV(RMSE). No entanto, o Metamodelo 1, modelo mais simplificado dentre os três, foi o que obteve os melhores resultados com NMBE máximo de 4,46% e CV(RMSE) máximo de 6,77%, ambos abaixo dos limites da ASHRAE *Guideline* 14 (2018), sendo este modelo o escolhido para validação. Mesmo sendo o modelo mais simplificado e com menor tempo de simulação (cerca de 77% menor em relação ao modelo calibrado), manteve os padrões térmicos dentro dos critérios técnicos e com devida aderência visual às curvas do modelo calibrado.

Isso evidencia que a redução estratégica do número de zonas térmicas foi uma solução eficiente para viabilizar simulações mais rápidas sem comprometer a qualidade dos resultados de temperatura para o caso do Pavilhão de Aulas II, em que existe uma grande similaridade geométrica e física entre os ambientes modelados. Esses resultados confirmam que metamodelos com representações volumétricas, tal qual neste estudo, podem ser simplificados em sua forma através de redução de zonas térmicas ou processos equivalentes. Além disso, podem reproduzir com alta fidelidade os padrões médios de temperatura de modelos complexos, desde que mantida a coerência das zonas térmicas e o controle sobre as variáveis.

A análise cruzada dos resultados a partir dos indicadores quantitativos (NMBE e CV(RMSE)) e os ajustes por curvas polinomiais adicionam robustez na validação dos metamodelos propostos e se apresentam como contribuição metodológica para estudos futuros. Os índices da ASHRAE permitiram avaliar a variabilidade entre os modelos, enquanto as curvas polinomiais possibilitaram a visualização do comportamento térmico ao longo do tempo, destacando padrões sazonais e distorções que poderiam passar despercebidas em análises puramente numéricas.

A utilização de médias por região do edifício, definidas por pavimento e orientação, foi uma estratégia possível para viabilizar a comparação entre o modelo original e os metamodelos, diante da diferença no número de zonas térmicas. Além disso, ela pode servir como base para uma futura reintegração de zonas a partir dos metamodelos, possibilitando, por exemplo, aprofundar o detalhamento apenas em áreas críticas identificadas. No entanto, destaca-se que essa estratégia se apresenta como uma simplificação adicional no modelo e, como tal, pode atenuar variações internas relevantes que ocorreriam entre zonas individuais.

A hipótese de que o refinamento do parâmetro *timestep* pudesse adicionar robustez ao metamodelo de melhor desempenho foi descartada. Isso porque as melhorias nos resultados foram desprezíveis frente ao acréscimo de tempo computacional necessário para as simulações.

Entretanto, algumas limitações devem ser reconhecidas. A ausência de modelagem de ocupação, iluminação e cargas internas restringe a extrapolação dos resultados para análises de conforto térmico e consumo energético absolutos. Apesar de ser naturalmente ventilado e contar com a modelagem da ventilação via *AirflowNetwork*, a calibração foi conduzida apenas com base em análises das temperaturas do ar. Além

disso, a comparação foi feita utilizando dados de referência simulados e não diretamente medidos, o que impacta diretamente na sua confiabilidade quando comparado ao comportamento real do edifício. Para futuros trabalhos, recomenda-se além de analisar as trocas de ar dos modelos, fazer comparações com os dados medidos, caso disponíveis, aumentando o nível de fidelidade do metamodelo e explorando seu potencial frente a questionamentos de ordem energética.

Assim, além de apresentar um metamodelo validado para a representação do PVB, este estudo contribui, também, com uma estratégia metodológica para o avanço das simulações energéticas no campo da arquitetura, promovendo soluções mais acessíveis e replicáveis em ambientes acadêmicos e profissionais.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) - Projeto Processo 406426/2022-8, e com apoio parcial do Programa Iberoamericano de Ciência e Tecnologia para o Desenvolvimento – CYTED por meio da Rede TRAPÉCIO. Além disso, os recursos financeiros de outras fontes incluem a bolsa de doutorado de Ligiana Pricila Guimarães Fonseca, concedida pela Capes Brasil (código de financiamento 001) por meio do Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo PPG.au/UFV e pela mobilidade internacional. Por fim, agradecemos ao CNPq no âmbito do Programa Institucional de Iniciação Científica PIBIC/CNPq 2023-2024 e 2024-2025.

Referências

- ALI, Usman; SHAMSI, Mohammad Haris; HOARE, Cathal; MANGINA, Eleni; O'DONNELL, James. Review of urban building energy modeling (UBEM) approaches, methods and tools using qualitative and quantitative analysis. **Energy and Buildings**, v. 246, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111073>.
- ARENDT, Krzysztof, *et al.* "Comparative analysis of white-, gray-and black-box models for thermal simulation of indoor environment: Teaching building case study." *In*: Building Performance Analysis Conference and SimBuild: Co-organized by ASHRAE and IBPSA-USA. ASHRAE, 2018.
- ASHRAE. **ASHRAE Guideline 14-2014** (Reaffirmed 2018): Measurement of Energy, Demand, and Water Savings. Atlanta: ASHRAE, 2018.
- ASHRAE – American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers. **ASHRAE Guideline 14-2023**: Measurement of Energy, Demand, and Water Savings. Atlanta: ASHRAE, 2023.
- BOUCHLAGHEM, N. M.; LETHERMAN, K. M. Numerical optimization applied to the thermal design of buildings. **Building and environment**, v. 25, n. 2, p. 117-124, 1990.
- COAKLEY, Daniel; RAFTERY, Paul; KEANE, Marcus. A review of methods to match building energy simulation models to measured data. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 37, p. 123-141, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.007>.

- CUI, C.; HU, M.; WEIR, J. D.; WU, T. A recommendation system for meta-modeling: a meta-learning based approach. **Expert Systems with Applications**, v. 46, p. 33–44, 2016. DOI: 10.1016/j.eswa.2015.10.021.
- DONOVAN, O.; PAUL; MURPHY, M. D. Predicting air temperatures in a naturally ventilated nearly zero energy building: Calibration, validation, analysis and approaches. **Applied Energy**, v. 250, p. 991–1010, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.04.082>>.
- FOUCQUIER, A.; *et al.* State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 23, p. 272–288, 2013.
- GIL, María del Pilar Casatejada. **Simplificações na modelagem de habitações de interesse social no programa de simulação de desempenho térmico EnergyPlus**. 2017. Dissertação (Mestrado em Arquitetura, Urbanismo e Tecnologia) - Instituto de Arquitetura e Urbanismo, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2017. DOI:10.11606/D.102.2018.tde-12012018-103257. Acesso em: 04 abr. 2025.
- IPCC, Working Group II. Technical Summary. *In*: Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Climate Change and Land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems. Cambridge; New York. DOI: 10.1017/9781009325844.002.
- KAVGIC, Miroslava *et al.* A review of bottom-up building stock models for energy consumption in the residential sector. **Building and environment**, v. 45, n. 7, p. 1683–1697, 2010.
- LOPES, Adriano Felipe Oliveira; SILVA, Caio Frederico e; AMORIM, Cláudia Naves David; BATISTA, Juliana Oliveira. Avaliação do desempenho térmico de ambiente escolar padronizado, em contexto climático brasileiro, por meio de simulação termoenergética. **PARC: Pesquisa em Arquitetura e Construção**, Campinas, SP, v. 14, n. 00, e023030, 2023. DOI: 10.20396/parc.v14i00.8670652. Disponível em: <https://periodicos.sbu.unicamp.br/ojs/index.php/parc/article/view/8670652>. Acesso em: 17 out. 2025.
- LUCARELLI, Caio de Carvalho; OLIVEIRA, Matheus Menezes; CARLO, Joyce Correna. Comparative analysis of Viçosa’s weather files: simulation adequacy for urban microclimate. *In*: PASSIVE AND LOW ENERGY ARCHITECTURE CONFERENCE – PLEA, 37., 2022, Santiago. **Proceedings of the Passive and Low Energy Architecture Conference 2022**. Santiago: PLEA, 2022. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/371444251>.
- MACIEL, Thalita dos Santos; LEITZKE, Rodrigo Karini; DUARTE, Carolina de Mesquita; SCHRAMM, Fábio Kellermann; CUNHA, Eduardo Grala da. Otimização termoenergética de uma edificação escolar: discussão sobre o desempenho de quatro algoritmos evolutivos multiobjetivo. **Ambiente Construído**, Porto Alegre, v. 21, n. 4, p. 67–86, out./dez. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1590/s1678-86212021000400567>.

- OLINGER, M. S.; MELO, A. P.; NEVES, L. O.; LAMBERTS, R. Surrogate model development for naturally ventilated office buildings. *In: BUILDING SIMULATION 2019: 16th International Conference of the International Building Performance Simulation Association (IBPSA), Roma, Itália, 2–4 set. 2019. Proceedings of Building Simulation 2019*. Roma: International Building Performance Simulation Association, 2019. p. 1396–1403. DOI: <https://doi.org/10.26868/25222708.2019.210542.SILVA>,
- OLINGER, Marcelo Salles; MELO, Ana Paula; LAMBERTS, Roberto. Developing a surrogate model for naturally ventilated cellular offices in Brazil. **Building and Environment**, v. 233, p. 110075, 2023.
- ØSTERGÅRD, Torben; JENSEN, Rasmus L.; MAAGAARD, Steffen E. Early Building Design: Informed decision-making by exploring multidimensional design space using sensitivity analysis. **Energy and Buildings**, v. 142, p. 8-22, 2017.
- SAKIYAMA, N. R. M.; MAZZAFERRO, L.; CARLO, J. C.; BEJAT, T.; GARRECHT, H. Natural ventilation potential from weather analyses and building simulation. **Energy and Buildings**, v. 231, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110596>.
- SÁNCHEZ-ZABALA, Víctor F.; GÓMEZ-ACEBO, Tomás. Building energy performance metamodels for district energy management optimisation platforms. **Energy Conversion and Management**: X, v. 21, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2023.100512>.
- SHI, Xing; TIAN, Zhichao; CHEN, Wenqiang; SI, Binghui; JIN, Xing. A review on building energy efficient design optimization from the perspective of architects. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 65, p. 872-884, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.07.050>.
- SILVA, Arthur Santos; GHISI, Enedir. Uncertainty analysis of the computer model in building performance simulation. **Energy and Buildings**, v. 76, p. 258-269, 2014.
- SOUZA, Pedro Carmo e. **Effect of natural ventilation on airborne disease infection risk in lecture halls**. 2024. 111 f. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 2024.
- SUN, Han; BURTON, Henry; HUANG, Honglan. Machine learning applications for building structural design and performance assessment: state-of-the-art review. **Journal of Building Engineering**, v. 33, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2020.101816>.
- TOULOUPAKI, Eleftheria; THEODOSIOU, Theodoros. Optimization of building form to minimize energy consumption through parametric modelling. **Procedia Environmental Sciences**, v. 38, p. 509–514, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2017.03.114>.
- U.S. DEPARTMENT OF ENERGY. **EnergyPlus Engineering Reference: The Reference to EnergyPlus Calculations**. Version 25.1.0. Washington, D.C.: U.S. Department of Energy, 2025. Disponível em: <https://energyplus.net/documentation>. Acesso em: 4 abr. 2025.
- VEIGA, Rodolfo Kirch; ELI, Letícia Gabriela; KRELLING, Amanda F.; OLINGER, Marcelo Salles; outros. Development of a metamodel to assess building thermal performance

for naturally ventilated residential buildings. **Proceedings of Building Simulation 2021**, 2021.

WESTERMANN, Paul; EVINS, Ralph. Surrogate modelling for sustainable building design– A review. **Energy and buildings**, v. 198, p. 170-186, 2019.

WMO - World Meteorological Organization. **State of the Global Climate 2022**. Geneva, Switzerland: WMO.

WONG, Cyrus Ho Hin; CAI, Meng; REN, Chao; HUANG, Ying; LIAO, Cuiping; YIN, Shi. Modelling building energy use at urban scale: a review on their account for the urban environment. **Building and Environment**, v. 205, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108235>.

WORTMANN, Thomas; CICHOCKA, Judyta; WAIBEL, Christoph. Simulation-based optimization in architecture and building engineering - Results from an international user survey in practice and research. **Energy and Buildings**, v. 259, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.111863>.

XIA, D.; WU, Z.; ZOU, Y. Developing a bottom-up approach to assess energy challenges in urban residential buildings of China. **Frontiers of Architectural Research**, [S.l.]: Elsevier/KeAi, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foar.2025.03.006>.

YANG, Song; TIAN, Wei; CUBI, Eduard; MENG, QingXin; LIU, YunLiang; WEI, Lai. Comparison of sensitivity analysis methods in building energy assessment. **Procedia Engineering**, v. 146, p. 174–181, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.06.369>.

YU, Xingji; GEORGES, Laurent; KNUDSEN, Michael D.; SARTORI, Igor; IMSLAND, Lars. Investigation of the model structure for low-order grey-box modeling of residential buildings. *In*: INTERNATIONAL BUILDING PERFORMANCE SIMULATION ASSOCIATION CONFERENCE, 16., 2019, Rome. **Proceedings of the International Building Performance Simulation Association Conference**. Rome: IBPSA, 2019. DOI: <https://doi.org/10.26868/25222708.2019.211209>.