



FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL
FACULDADE DE ENGENHARIAS, ARQUITETURA E URBANISMO E GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SUSTENTABILIDADE
CURSO DE MESTRADO PROFISSIONAL EM EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SUSTENTABILIDADE

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE UM PROJETO DE *RETROFIT* PARA
MELHORAR O DESEMPENHO TÉRMICO E ENERGÉTICO DE UM EDIFÍCIO
PÚBLICO**

Grayce Moreira Marques

FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL
FACULDADE DE ENGENHARIAS, ARQUITETURA E URBANISMO E GEOGRAFIA
MESTRADO PROFISSIONAL EM EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SUSTENTABILIDADE

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE UM PROJETO DE *RETROFIT* PARA
MELHORAR O DESEMPENHO TÉRMICO E ENERGÉTICO DE UM EDIFÍCIO
PÚBLICO**

GRAYCE MOREIRA MARQUES

Trabalho de Conclusão de Curso de Mestrado Profissional apresentado na Faculdade de Engenharias, Arquitetura e Urbanismo e Geografia da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, para obtenção do título de Mestre em Eficiência Energética e Sustentabilidade, na área de concentração Eficiência Energética.

Orientador: Prof. Dr. Arthur Santos Silva

CAMPO GRANDE

OUTUBRO / 2022



Serviço Público Federal
Ministério da Educação
Fundação Universidade Federal de Mato Grosso do Sul



FOLHA DE APROVAÇÃO

GRAYCE MOREIRA MARQUES

OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE UM PROJETO DE RETROFIT PARA MELHORAR O DESEMPENHO TÉRMICO E ENERGÉTICO DE UM EDIFÍCIO PÚBLICO

Redação final do Trabalho de Conclusão de Curso, aprovada pela Banca Examinadora em 27 de abril de 2022, na Faculdade de Engenharias, Arquitetura e Urbanismo e Geografia da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul para obtenção do título de Mestre em Eficiência Energética e Sustentabilidade.

Banca examinadora:

Dr. Arthur Santos Silva - (Orientador)

Dra. Ana Paula da Silva Milani

Dra. Helena Rodi Neumann

Dr. Marcio José Sorgato

Dr. Vinícius Cesar Cadena Linczuk



Documento assinado eletronicamente por **Marcio Jose Sorgato, Professor Permanente**, em 10/10/2022, às 13:05, conforme horário oficial de Mato Grosso do Sul, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Vinícius Cesar Cadena Linczuk, Usuário Externo**, em 11/10/2022, às 08:28, conforme horário oficial de Mato Grosso do Sul, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).

Documento assinado eletronicamente por **Arthur Santos Silva, Professor do Magisterio Superior**, em 12/10/2022, às



11:34, conforme horário oficial de Mato Grosso do Sul, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufms.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3602880** e o código CRC **54605F54**.

COLEGIADO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SUSTENTABILIDADE

Av Costa e Silva, s/nº - Cidade Universitária

Fone:

CEP 79070-900 - Campo Grande - MS

Referência: Processo nº 23104.010732/2022-69

SEI nº 3602880

AGRADECIMENTOS

Os resultados obtidos deste trabalho, muito além de conhecimentos técnicos que podem contribuir de alguma forma com a comunidade científica, só foram possíveis devido a um conjunto de esforços de pessoas que compuseram uma rede de apoio para se chegasse até o fim. Sendo assim, começo agradecendo pelo o apoio e incentivo dos meus familiares, em especial ao meu esposo Luiz Cosme Reis da Silva que me acompanhou pacientemente nesta trajetória e não mediu esforços para que concluíssemos mais esta etapa de vitória em nossas vidas. Agradeço aos meus filhos, Mateus Marques Strobl e Vinicius Moreira Reis, que enfrentaram em suas vidas com sabedoria as questões que envolvem ter uma mãe trabalhadora e pesquisadora. Agradeço aos meus pais, Selma Moreira de Andrade e Jorge da Costa Marques, que mesmo dentro de suas limitações e enfrentado diversos problemas, sempre estiveram com as mãos estendidas fazer esta história dar certo.

Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Eficiência Energética e Sustentabilidade da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, em especial ao meu orientador, Dr. Arthur Santos Silva, que me acompanha desde a graduação e sempre acreditou no meu potencial de forma que eu nem acreditava que teria. Agradeço aos professores do programa com quem tive a oportunidade de ter aulas, Dr^a. Ana Paula da Silva Milani, Dr^a. Andrea Naguissa Yuba, Dr. Arthur Santos Silva, Dr. Julio Alberto Peres Ferencz Junior, Dr. Marcio José Sorgato e Dr. Willy Alves de Oliveira Soler; estas que agregaram o conhecimento e contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho. Por fim, agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) – Código de Financiamento 001.

RESUMO

O consumo de energia final pelo setor de edificações representou aproximadamente um terço do consumo global em 2020, sendo os edifícios existentes (construídas há mais de 10 anos) uma parcela significativa, já que representam mais de dois terços de todo o parque imobiliário. Considerando a importância de diminuir o impacto energético das edificações existentes, este trabalho realizou um estudo de otimização multiobjetivo para um projeto de *retrofit* de um edifício público. A análise foi realizada por meio de simulação computacional utilizando-se o programa *EnergyPlus*, para as análises termoenergéticas, e o programa *jEPlus+EA*, que utiliza o algoritmo genético *NSGA-II* para otimização multiobjetivo. Os objetivos do problema foram minimizar o consumo de energia e o desconforto térmico dos usuários da edificação. As variáveis de projeto foram: tipo de cobertura, tipo de parede externa, tipo de vidro externo, taxa de abertura, absorvância solar da cobertura, absorvância solar da parede externa, ventilação noturna, *set point* de ventilação noturna e *set point* de resfriamento. A otimização forneceu um conjunto de 51 soluções ótimas que, comparadas ao caso base, apresentaram um potencial de diminuição do consumo de energia de até 19,58% e do desconforto térmico de até 20,87%. Dentre as soluções ótimas foi selecionada uma única solução, que apresentou uma economia do consumo de energia de 19,51% e um aumento do desconforto térmico de 2,03%, comparada ao caso base. As opções de variáveis de projeto que mais se destacaram nas soluções ótimas, ocorrendo de forma absoluta ou quase absoluta, foram a menor taxa de abertura de 0,45, o menor valor de absorvância solar da cobertura de 0,2 e o tipo de vidro externo com menor fator solar. Para algumas variáveis de projeto foi possível observar uma relação direta com o desconforto térmico, sendo elas: a ventilação noturna, o *set point* de ventilação noturna e o *set point* de resfriamento. A otimização multiobjetivo demonstrou ser uma ferramenta adequada para análises que auxiliam na tomada de decisões em casos de um projeto de *retrofit* de edificação. Por meio dela foi possível observar o comportamento das variáveis de projeto, assim permitindo que se dê atenção para parâmetros que importam mais que outros.

Palavras-chave: otimização multiobjetivo, consumo de energia, conforto térmico, algoritmo genético, *retrofit* de edifício.

ABSTRACT

Final energy consumption by the buildings sector accounted for about a third of global consumption in 2020, with existing buildings (built more than ten years ago) being a significant portion, as they represent more than two-thirds of the entire building stock. Considering the importance of reducing the energy impact of existing buildings, this work carried out a multi-objective optimization study for a retrofit project of a public building. The analysis was performed through computer simulation using the EnergyPlus program, for thermoenergetic analysis, and the jEPlus+EA program, which uses the NSGA-II genetic algorithm for multi-objective optimization. The objectives of the problem were to minimize the energy consumption and the thermal discomfort of the occupants of the building. The design variables were: type of roof, type of external wall, type of external glass, window-to-wall ratio, solar absorptance of the roof, solar absorptance of the external wall, night ventilation, night ventilation setpoint and cooling set point. The optimization reaches a set of 51 optimal solutions that, compared to the base case, presented a potential for 19.58% of energy consumption reduction and up to 20.87% of thermal discomfort reduction. Among the optimal solutions, a single solution was selected, which showed an energy consumption reduction of 19.51% and an increase in thermal discomfort of 2.03%, compared to the base case. The highlighted design variables in the optimal solutions, occurring in an absolute or almost absolute way, were the lowest window-to-wall ratio of 0.45, the lowest solar absorptance of the roof of 0.2 and the type of external glass with the lowest solar heat gain coefficient. For some design variables, it was possible to observe a direct relationship with thermal discomfort, namely: night ventilation, night ventilation setpoint and cooling setpoint. Multi-objective optimization proved to be a suitable tool for analysis that helps decision-making in cases of a building retrofit. Through it, it was possible to observe the behavior of design variables, thus allowing attention to variables that matter more than others.

Keywords: multi-objective optimization, energy consumption, thermal comfort, genetic algorithm, building retrofit.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	5
1.1 OBJETIVO	8
1.2 JUSTIFICATIVA	9
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO	11
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	12
2.1 ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA	13
2.2 ANÁLISES POSSÍVEIS COM A OTIMIZAÇÃO	18
2.3 VARIÁVEIS DE PROJETO	21
2.4 FUNÇÕES OBJETIVO E RESTRIÇÕES	24
2.5 ALGORITMO GENÉTICO DE CLASSIFICAÇÃO NÃO DOMINADA – NSGA-II	28
3 MÉTODO	36
3.1 VARIÁVEIS CLIMÁTICAS	38
3.2 CONFIGURAÇÃO DAS CARGAS, ROTINAS E SISTEMA DE AR-CONDICIONADO	39
3.3 PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	40
3.4 CONFIGURAÇÃO DOS COMPONENTES CONSTRUTIVOS	42
3.5 CONFIGURAÇÃO DO SOMBREAMENTO DAS JANELAS	46
3.6 CONFIGURAÇÃO DA VENTILAÇÃO NATURAL	49
3.7 CONFIGURAÇÃO DAS VARIÁVEIS DE PROJETO E DAS FUNÇÕES OBJETIVOS	52
3.8 CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	54
4 RESULTADOS	57
4.1 VENTILAÇÃO HÍBRIDA	57
4.1 CONVERGÊNCIA DA OTIMIZAÇÃO	60
4.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS DAS FUNÇÕES OBJETIVOS	63
4.3 ANÁLISE DAS VARIÁVEIS DE PROJETO	66
4.4 ANÁLISE DA SOLUÇÃO ÓTIMA	80
4.5 ANÁLISE DO CONFORTO TÉRMICO	81
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	85
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	88
ANEXOS	94
ANEXO A-I – INFORMAÇÃO DOS VALORES DE C_p PARA DIVERSOS ÂNGULOS DAS JANELAS DOS AMBIENTES DO PAVIMENTO TÉRREO (A) E DO 1° PAVIMENTO (B) EM QUE OCORREU A VENTILAÇÃO NATURAL	94
ANEXO A-II – VALORES DE C_p PARA DIVERSOS ÂNGULOS DAS JANELAS DOS AMBIENTES DAS FACHADAS LESTE (A) E OESTE (B) DO PAVIMENTO TÉRREO E DOS AMBIENTES DAS FACHADAS LESTE (C) E OESTE (D) DO 1° PAVIMENTO	95

1 INTRODUÇÃO

A energia é considerada um dos principais motores para o desenvolvimento econômico e social de um país, afetando o setor empresarial, de investimentos, famílias e governo (LI *et al.*, 2021). De acordo com a Agência Internacional de Energia - IEA, o consumo de energia mundial em 2018 aumentou quase o dobro da taxa média de crescimento desde 2010, fato que foi impulsionado pelas grandes economias e pelo aumento da necessidade de aquecimento e resfriamento em algumas regiões (IEA, 2019). Nesse sentido, um desafio que vem sendo enfrentado é o aumento da escassez dos recursos naturais, bem como das emissões de CO₂ para produção de energia. Com isso, é importante o esforço das sociedades no sentido de se desenvolverem considerando a eficiência energética, ou seja, produzindo as mesmas quantidades de energia com menos recursos naturais ou obtendo os mesmos serviços com menos energia (EPE, 2022).

Diante deste cenário, a IEA desenvolveu 25 recomendações de políticas de eficiência energética para serem implementadas pelos países membros, sendo elas direcionadas para alguns principais setores: intersetorial, transporte, edifícios, indústria, eletrodomésticos e equipamentos, utilitários de energia e iluminação (LOPES *et al.*, 2016). No âmbito das edificações, as medidas de eficiência energética são aquelas capazes de proporcionar conforto ambiental (térmico, visual e acústico) adequado aos usuários com baixo consumo energético (GARCIA *et al.*, 2019). Para este setor, a IEA indica algumas principais recomendações de eficiência energética, sendo elas, a implementação de regulamentos de construção obrigatórios e exigência de padrões mínimos de desempenho energético, construção de edificações com energia líquida zero, melhorar a eficiência energética de edifícios existentes, certificação ou etiquetagem das edificações e melhorar o desempenho energético de componentes e sistemas das edificações (LOPES *et al.*, 2016).

A área construída em todo mundo aumentou 65% de 2000 a 2019. No entanto, o uso médio de energia diminuiu 25%, significando que os avanços da eficiência energética compensaram em parte o aumento da área construída (IEA, 2020a). O setor de edifícios e da construção juntos são responsáveis por mais de um terço do consumo global de energia final e quase 40% do total de emissões de CO₂ diretas e indiretas. As emissões de CO₂ relacionadas ao consumo de energia por edificações passou por uma estabilização entre os anos de 2013 e 2016. O que se deve em grande parte ao progresso da redução da intensidade do uso de carbono no setor de energia. No entanto,

a partir de 2016 os níveis destas emissões são crescentes, alcançando o seu pico em 2019 devido ao consumo de eletricidade para resfriamento, equipamentos e dispositivos conectados (IEA, 2020c).

No cenário mundial o Brasil se destaca pelo alto percentual de fontes renováveis de energia, com participação acima dos 40% da matriz energética. Apesar da queda de oferta de energia por usinas hidrelétricas no período de 2011 e 2014 devido a diminuição das chuvas, houve um aumento da oferta por derivados de cana, eólica e biodiesel, fazendo com que as fontes renováveis de energia representassem 46,1% em 2019. No setor de edificações a principal fonte de energia utilizada é a eletricidade, correspondendo a 46% nos edifícios residências e 92% nos edifícios comerciais e públicos. Com isso, a contribuição das edificações no consumo de eletricidade é de 52%, sendo este segmento considerado com grande potencial de eficiência elétrica (EPE, 2021).

Considerando o total de energia consumida por edificações, alguns usos finais são mais representativos, como o consumo de energia com equipamentos de ar-condicionado e ventiladores, que representam cerca de 20% do consumo mundial (EPE, 2018). No Brasil, de acordo com a Empresa de Pesquisa Energética – EPE, o consumo de energia deve crescer cerca de 16% entre 2019 e 2023 (EPE, 2019), e o consumo de energia para resfriamento dos ambientes será o principal responsável pelo uso no futuro, com previsão de que esta demanda quadruplica até 2040 (IEA, 2021a).

No sentido de contribuir com a racionalização do consumo de energia, o setor de edifícios possui um enorme potencial de eficiência energética a ser explorado. No mesmo sentido, diminuir o consumo de energia nas edificações a partir da eficiência energética colabora para alcançar alguns dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável - ODS da Organização das Nações Unidas - ONU relacionados à energia, tais como: melhorar a saúde e o bem-estar, acesso à energia limpa, tornar cidades e comunidades sustentáveis, enfrentamento das mudanças climáticas, dentre outros (IEA, 2020d).

Com a finalidade de melhorar o desempenho energético das edificações, pesquisas têm sido desenvolvidas e regulamentos implementados em vários países. Nesse sentido, se faz necessária a análise de diversas alternativas e estratégias ao se projetar edifícios eficientes energeticamente. Da mesma forma, também é possível alcançar esta eficiência para as edificações existentes por meio de projetos de *retrofit* (YANG *et al.*, 2016).

Os edifícios existentes são considerados aqueles construídos há mais de dez anos (SON; KIM, 2018). Na área do ambiente construído, *retrofit* significa a renovação de um edifício existente para diminuir o seu consumo de energia e as emissões de gases do efeito estufa por meio da melhoria da envoltória e da modernização de sistemas mecânicos, mantendo o conforto ambiental dos ocupantes. De forma ampla, pequenas medidas de modificações em uma edificação, como a troca de um equipamento eletrônico por outro de melhor eficiência energética, também são consideradas medidas de *retrofit*. Nesse sentido, o *retrofit* de edifícios existentes pode ser considerado a opção mais viável e econômica ao invés de demolição e construção de novos edifícios. Considerando as vantagens do *retrofit*, alguns países possuem iniciativas de incentivos para os proprietários adotarem-no em suas edificações, como nos Estados Unidos que oferece isenção de alguns impostos, o apoio com parte das despesas na União Europeia, e subsídios e isenção de juros do governo Chinês para projetos de *retrofit* de edifícios públicos (SON; KIM, 2018).

As edificações, em geral, possuem como característica uma longa vida útil, de 50 a 100 anos, sendo os edifícios existentes uma parcela significativa do total de edifícios (YUAN *et al.*, 2017), representando mais de dois terços do todo parque imobiliário (SON; KIM, 2018). Medidas de *retrofit* realizadas nas edificações existentes alcançaram cerca de 50 a 90% de economia de energia nas edificações por todo o mundo, torna-se importante explorar este potencial de aprimorar o desempenho energético das edificações existentes (YUAN *et al.*, 2017).

No âmbito mundial, cerca de 15% das edificações existentes passaram por *retrofit* energético até 2019 (IEA, 2020a). No entanto, considerando o alcance do Cenário de Desenvolvimento Sustentável da IEA, que propõe uma transformação do sistema de energia global para alcançar as ODS relacionadas à energia (IEA, 2020d), ainda é necessário que todos os países tenham regulamentos de energia para as edificações de caráter obrigatório, e a renovação da eficiência energética dos edifícios existentes deve aumentar para pelo menos 30 a 50% (IEA, 2020a).

A quantidade de incertezas que envolve o *retrofit* de uma edificação é grande, e alguns exemplos podem ser citados, tais como as mudanças climáticas e o comportamento humano. Essas incertezas afetam diretamente a tomada de decisões de um problema de projeto ou de *retrofit*, fazendo com que a busca de soluções para aumentar o desempenho seja uma tarefa difícil (MA *et al.*, 2012).

As análises que resultam na previsão do desempenho energético de uma edificação são consideradas multidisciplinares por envolverem muitas variáveis, tais como as variáveis climáticas,

as propriedades térmicas dos elementos construtivos, as informações de consumo dos sistemas (equipamentos, iluminação, ar-condicionado, etc.) e as rotinas de ocupação e operação. Uma ferramenta que tem colaborado neste tipo de análise é a simulação computacional de edificações. No entanto, a simulação enfrenta alguns desafios como a dificuldade dos profissionais em dominarem a ferramenta, pois exige conhecimentos específicos e uma longa curva de aprendizado (KOULAMAS *et al.*, 2018).

A simulação computacional de edificações, quando utilizada na fase de projeto, permite comparar e quantificar atributos concorrentes em relação aos diferentes critérios de desempenho, com custos e esforços considerados baixos. Além disso, durante a fase de operação, a simulação também permite comparar o desempenho real com o projetado (CLARK, 2015). Da mesma forma, a simulação também possibilita a busca de soluções robustas, pois permite simular sistemas complexos e identificar deficiências por meio de uma variedade de indicadores de desempenho que auxiliam na formulação de políticas (CLARK; HENSEN, 2015). Por fim, a simulação permite a avaliação das condições passivas de condicionamento ambiental, como as estratégias bioclimáticas envolvendo a ventilação natural ou forçada e a inércia térmica para aquecimento ou resfriamento (CARLO; LAMBERTS, 2010).

1.1 Objetivo

Dentro do contexto da necessidade de diminuir o impacto energético de edificações existentes. O objetivo geral deste trabalho foi identificar um conjunto de projetos de *retrofit* considerados ótimos, que possuem diversas combinações de variáveis de projeto que entregaram os menores valores de consumo de energia e de desconforto térmico dos usuários de uma edificação. A edificação do estudo de caso foi um edifício público localizado na cidade de Campo Grande, MS. Para obtenção do conjunto de projetos ótimos foi realizado um processo de otimização multiobjetivo por meio de simulação computacional.

Os objetivos específicos do trabalho foram:

- A seleção de um único projeto ótimo do conjunto de projetos ótimos a partir da utilização de um método de auxílio a tomada de decisão;

- Realização da modelagem e avaliação do edifício escolhido considerando algumas configurações da Instrução Normativa para a Classificação de Eficiência Energética de Edificações Comerciais, de Serviços e Públicas (INI-C) (INMETRO, 2021).

1.2 Justificativa

Como já visto, as edificações possuem como característica uma longa vida útil, sendo os edifícios existentes uma parcela significativa do total de edifícios (YUAN *et al.*, 2017), representando mais de dois terços do todo parque imobiliário. Nesse sentido, o *retrofit* de edifícios existentes pode ser considerado a opção mais viável e econômica ao invés de demolição e construção de novos edifícios (SON; KIM, 2018).

A tomada de decisões para um projeto de *retrofit* geralmente envolve muitas variáveis, tornando-se um problema não trivial. No sentido de contribuir com essa questão, a otimização multiobjetivo aplicada à simulação computacional é uma abordagem robusta que tem sido utilizada em pesquisas referente ao melhoramento do desempenho de edifícios. Ela permite determinar as melhores alternativas de projetos diante de uma variedade de opções (ZHANG, 2012). Da mesma forma, permite analisar a eficácia de medidas descritas por normas e regulamentações que nem sempre são as que resultam em maior eficiência energética de uma edificação (LEE; TRCKA; HENSEN, 2014). Como observado no trabalho de Gossard, Lartigue e Thellier (2013), que a partir de uma análise de otimização indicou-se que as variáveis termofísicas da envoltória de uma edificação apresentaram grande diferença dependendo do clima, sendo uma questão negligenciada na norma de edificação vigente do país onde ocorreu a análise.

De acordo com os objetivos de análise que se deseja alcançar, seja com um projeto inicial ou de *retrofit* de uma edificação, a otimização do desempenho de edifícios permite obter uma ou várias soluções de projeto consideradas ótimas de acordo com os objetivos e restrições estipulados. Esta ferramenta é considerada uma medida promissora para atender a vários critérios conflitantes de desempenho simultaneamente, tais como: edifícios de baixo consumo de energia que atendam a critérios de conforto do ambiente adequados, edifícios de energia líquida zero com baixo custo, etc. Da mesma forma, a otimização abre uma nova era para os profissionais da construção permitindo lidar com problemas considerados complexos e multidisciplinares (NGUYEN; REITER; RIGO, 2014).

A aplicação do processo de otimização multiobjetivo para analisar o potencial de melhoramento do desempenho de edifícios pode ser visto em alguns trabalhos, como no estudo de

Naderi *et al.* (2020) que teve como objetivos a redução do consumo de energia, do desconforto térmico e do desconforto visual em uma sala de escritório. Comparando com um caso base, o conjunto de soluções ótimas dos projetos obteve a redução dos critérios de consumo de energia, do desconforto térmico e do desconforto visual de até 47,8%, 56,3% e 69,9%, respectivamente.

No mesmo sentido, a otimização multiobjetivo também pode ser utilizada nos casos em que se deseja alcançar o consumo de energia líquida zero, ou quase zero, de um edifício (edifícios conhecidos como *Net/Near Zero Energy Building* (NZEB)). Esse padrão de edificação utiliza as estratégias passivas para alcançar o conforto ambiental, como ventilação e iluminação natural, e energia de fontes renováveis, como aquecimento solar de água térmica e energia solar fotovoltaica. Da mesma forma, a otimização multiobjetivo pode contribuir para evitar o superdimensionamento de sistemas de edifícios NZEB, como pode ser visto no trabalho de Harkouss, Fardoum e Biwolé (2018) que teve quatro objetivos: minimizar o consumo de energia pelo sistema auxiliar de aquecimento de água, a demanda térmica para aquecimento e resfriamento, a exportação de energia excedente para rede elétrica e o custo das estratégias passivas. Os resultados do estudo mostraram que a demanda térmica para aquecimento e resfriamento dos projetos ótimos diminuiu de 6,7% até 33,1% comparados a um projeto base. O consumo de energia com sistema auxiliar de aquecimento de água e o custo das estratégias passivas reduziram em até 26,7% e 31% respectivamente, indicando que existe um potencial significativo para melhorar o desempenho energético utilizando estratégias passivas.

O estudo de Zhang e Jankovic (2017) teve três objetivos: minimizar as emissões de CO₂, o desconforto térmico e o custo de um projeto de *retrofit*. Os resultados mostraram que o conjunto de projetos ótimos alcançou zero de emissões de CO₂ em todas as soluções, atendeu ao critério de conforto em 90% das soluções e obteve uma redução de 14% do custo do projeto de *retrofit*. No mesmo sentido, há o estudo de Penna *et al.* (2014) com três objetivos: minimizar o desconforto térmico, o custo com projeto de *retrofit* e maximizar o desempenho de aquecimento. Os autores alcançaram 57% de economia de energia com aquecimento.

Para este trabalho foi realizada uma análise da otimização multiobjetivo de um projeto de *retrofit* de um edifício público, cujos objetivos a serem alcançados foram minimizar o consumo de energia da edificação e o desconforto térmico dos usuários. Para o problema foram selecionadas nove variáveis de projeto, sendo elas: tipo de cobertura, tipo de parede externa, tipo de vidro

externo, área de janela, absorvância solar da parede externa, absorvância solar da cobertura, ventilação noturna, *set point* de ventilação noturna, *set point* de resfriamento.

1.3 Estrutura do trabalho

Este trabalho está dividido nos seguintes tópicos:

- Introdução, em que constam o resumo do cenário energético no âmbito das edificações, objetivo e justificativa;
- Revisão bibliográfica, em que constam: análise bibliométrica, identificação de algumas aplicabilidades da otimização multiobjetivo em análises de desempenho de edifícios, identificação de algumas variáveis de projeto e de funções objetivo mais utilizadas e identificação dos parâmetros do algoritmo da otimização;
- Método, em que constam: configuração do modelo da edificação para simulação e configuração do problema de otimização multiobjetivo;
- Resultados, em que constam as seguintes análises: da ventilação natural, de convergência da otimização multiobjetivo, do conjunto de soluções ótimas e da solução ótima obtidas com a otimização, da influência das variáveis de projeto nos resultados das soluções ótimas e do conforto térmico;
- Conclusão, em que consta o resumo dos principais pontos observados na análise dos resultados.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Para abordar um problema de otimização multiobjetivo do desempenho de uma edificação é necessário definir alguns pontos. Um deles é a escolha de quais variáveis de projeto serão selecionadas para o problema de otimização (consideradas como variáveis independentes). As variáveis de projeto de uma edificação podem ser inúmeras, tais como propriedades geográficas (localização e orientação do edifício), propriedades geométricas, propriedades térmicas dos elementos construtivos, propriedades dos sistemas (iluminação, condicionamento, geração de energia, etc.), comportamento dos usuários, dentre outras.

Outra questão é a escolha dos objetivos a serem alcançados no problema de otimização, também chamados de funções objetivo e considerados como variáveis dependentes do problema. Os objetivos (ou funções objetivo) podem ser inúmeros, tais como, reduzir o consumo de energia, melhorar os índices de conforto térmico, reduzir os custos do projeto, reduzir indicadores de impacto ambiental, dentre outros. Há também as restrições que podem ser impostas ao problema, o que possibilita limitar o campo de busca das soluções, evitando, desta forma, a seleção de soluções indesejadas ao longo do processo de otimização. Para realização do processo de otimização multiobjetivo é necessário escolher as ferramentas computacionais que serão utilizadas nas análises, pois nelas estará incluso algum algoritmo computacional que trabalhará para convergência e obtenção dos resultados/soluções ótimas.

Em termos de nomenclatura, os problemas de otimização em que se define apenas um objetivo a ser alcançado são chamados de problemas de otimização de objetivo único ou simples, enquanto os problemas em que se definem dois ou mais objetivos são chamados de problemas de otimização multiobjetivo, sendo este o tipo abordado neste trabalho. Alguns estudos de otimização do desempenho de edifícios têm mostrado as vantagens da utilização da otimização multiobjetivo sobre a otimização de objetivo único, como no estudo de Gossard *et al.* (2013): a otimização multiobjetivo fornece várias alternativas de projeto ao invés de apenas uma, e seus resultados não tendem a uma direção privilegiada, o que ocorre na otimização de objetivo único.

A revisão bibliográfica foi realizada por meio de busca por trabalhos nas bases de pesquisas *Scopus* e *Web of Science*. A busca foi limitada aos trabalhos publicados a partir do ano de 2010 até atualmente e foram utilizadas as seguintes palavras-chaves simultaneamente: *optimization*, *multi-*

objective, building, performance e NSGA-II (nome do algoritmo utilizado neste estudo que será abordado adiante).

2.1 Análise bibliométrica

Os trabalhos selecionados abordam o tema de otimização multiobjetivo em análises do desempenho térmico e energético de edificações, ou seja, são análises referente ao melhoramento do desempenho de edificações visando alcançar mais de um objetivo simultaneamente. Os trabalhos podem ser estudos de revisão ou estudos de caso.

Considerando os trabalhos consultados que realizaram estudo de caso de otimização multiobjetivo, foram relacionados na Tabela 1 os autores principais, as instituições e os países em que se localizam. Na Tabela 2 consta a relação de países, número e a porcentagem de instituições por país, e a porcentagem de instituições envolvidas nos trabalhos por país está representada na Figura 1.

Tabela 1. Relação dos autores principais dos trabalhos consultados de estudo de caso, das instituições envolvidas e dos países onde se localizam (continua)

Autor	Instituição	País
Asadi <i>et al.</i> (2014)	Universidade de Coimbra	Portugal
	Instituto de Tecnologia de Massachusetts	Estados Unidos
Azari <i>et al.</i> (2016)	Universidade do Texas em San Antonio	Estados Unidos
	Universidade Islâmica Azad	Irã
	Companhia Petroquímica Nacional	Irã
Bre <i>et al.</i> (2020)	Centro de Pesquisa de Métodos Computacionais	Argentina
	Universidade de Tecnológica Nacional	Argentina
Carlucci <i>et al.</i> (2015)	Universidade Norueguesa de Ciência e Tecnologia	Noruega
	Politecnico de Milão	Itália
Chegari <i>et al.</i> (2021)	Universidade Hassan II	Marrocos
	Universidade Grenoble Alpes	França
Chen <i>et al.</i> (2016)	Universidade Politécnica de Hong Kong	China
	Universidade de Ciência e Tecnologia de Wuhan	China
Delgarm <i>et al.</i> (2016)	Universidade de Teerã	Irã
Echenagucia <i>et al.</i> (2015)	Politecnico de Torino	Itália
Gognon <i>et al.</i> (2019)	Universidade Laval	Canadá
Gossard <i>et al.</i> (2013)	Universidade Toulouse III	França
	Universidade Tongji	China
Gou <i>et al.</i> (2018)	Universidade Lund	Suécia
	Universidade de Tecnologia Chalmers	Suécia
	Instituto Federal de Tecnologia de Lausanne	Suíça
Grygierek e Grygierek (2018)	Universidade de Tecnologia da Silésia	Polônia
	Universidade Libanesa	Líbano
Harkouss <i>et al.</i> (2018)	Universidade Cote d'Azur	França
	Universidade Clermont Auvergne	França

Fonte: O autor (2022)

Tabela 1. Relação dos autores principais dos trabalhos consultados de estudo de caso, das instituições envolvidas e dos países onde se localizam (conclusão)

Autor	Instituição	País
Jung <i>et al.</i> (2021)	Universidade da Coreia	Coreia do Sul
Kirimtat <i>et al.</i> (2019)	Universidade de Hradec Kralove	República Checa
	Universidade de Tecnologia Delft	Países Baixos
Lapisa <i>et al.</i> (2018)	Universidade de La Rochelle	França
	Universidade Estado Padang	Indonésia
Lee <i>et al.</i> (2014)	Instituto de Inovações de Materiais	Países Baixos
	Universidade de Tecnologia de Eindhoven	Países Baixos
	Universidade Tsinghua	China
Lin <i>et al.</i> (2021)	Universidade Guangzhou	China
	Universidade de Tecnologia de Pequim	China
Linczuk e Bastos (2020)	Universidade Federal da Fronteira Sul	Brasil
Merlet <i>et al.</i> (2021)	Universidade Savoie Mont Blanc	França
	Universidade Grenoble Alpes	França
Naderi <i>et al.</i> (2020)	Universidade de Teerã	Irã
	Universidade de Tecnologia K.N. Toosi	Irã
Penna <i>et al.</i> (2015)	Universidade Livre de Bozen-Bolzano	Itália
	Universidade IUAV de Veneza	Itália
Si <i>et al.</i> (2019)	Universidade do Sudeste	China
Son e Kim (2016)	Universidade Chung-Aug	Coreia do Sul
	Universidade Chung-Aug	Coreia do Sul
Wang <i>et al.</i> (2020)	Universidade Tianjin	China
	Laboratório Nacional Lawrence Berkeley	Estados Unidos
Wang <i>et al.</i> (2021)	Universidade Tsinghua	China
	Universidade de Illinois em Urbana-Champaign	Estados Unidos
Xue <i>et al.</i> (2021)	Instituto de Tecnologia de Harbin	China
	Universidade Purdue	Estados Unidos
Yang <i>et al.</i> (2017)	Universidade Nacional Chung Hsing	Taiwan
Yu <i>et al.</i> (2015)	Universidade Chongqing	China
Zhai <i>et al.</i> (2019)	Universidade de Arquitetura e Tecnologia de Xi'na	China
Zhang <i>et al.</i> (2017)	Universidade Tianjin	China
	Universidade de Tecnologia Delf	Países Baixos
Zhao e Du (2020)	Universidade Tianjin	China

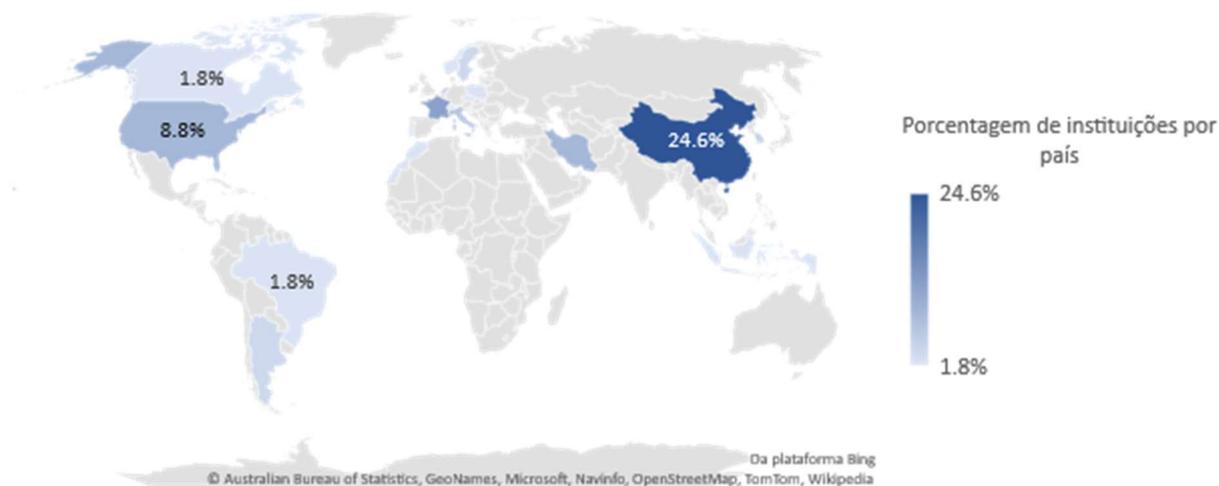
Fonte: A autora (2022)

Tabela 2. Relação de países, número e a porcentagem de instituições por país dos trabalhos consultados de estudo de caso

País	Número de instituições por país	Porcentagem de instituições por país
China	14	24,6%
França	7	12,3%
Irã	5	8,8%
Estados Unidos	5	8,8%
Países Baixos	4	7,0%
Itália	4	7,0%
Coreia do Sul	3	5,3%
Argentina	2	3,5%
Suécia	2	3,5%
Canadá	1	1,8%
Polônia	1	1,8%
Brasil	1	1,8%
República Checa	1	1,8%
Portugal	1	1,8%
Suíça	1	1,8%
Indonésia	1	1,8%
Líbano	1	1,8%
Taiwan	1	1,8%
Marrocos	1	1,8%
Noruega	1	1,8%

Fonte: A autora (2022)

Figura 1. Porcentagem de instituições envolvidas nos trabalhos consultados que realizaram estudo de caso por país



Fonte: A autora (2022)

Como pode ser observado, a China é claramente o país com mais instituições envolvidas nos trabalhos consultados. Como a maior consumidora de energia no mundo, a China tem se esforçado para melhorar sua eficiência energética fazendo com que a cobertura de suas políticas de eficiência energética se destaque, ficando acima da média global (IEA, 2021b). Certamente isso se reflete nos incentivos às pesquisas relacionadas com o melhoramento do desempenho de edifícios.

Além dos trabalhos reunidos para esta análise bibliométrica, também foram encontrados trabalhos de autores brasileiros citados em Linczuk e Bastos (2020) que abordam o tema da otimização multiobjetivo do desempenho de edifícios, sendo eles: Martins (2014), Santana (2016), Fonseca *et al.* (2017), Barros e Carlo (2017), Lopes *et al.* (2017), Dalbem (2018) e Zenero *et al.* (2019).

Como dito anteriormente, a busca dos trabalhos foi limitada para publicações de 2010 até atualmente. Considerando os trabalhos relacionados na Tabela 1, contagem de publicação por ano pode ser vista na Figura 2. Pode-se considerar que o assunto de otimização multiobjetivo do desempenho de edificações é recente. Nesse sentido, pode ser observado o crescente número de publicações que tratam do tema.



Fonte: A autora (2022)

A tomada de decisões que implicam na obtenção de um projeto de edifício o mais eficiente possível, ou no melhoramento do desempenho de edifícios existentes, não é algo trivial. Pois nem sempre as decisões tomadas que implicam, por exemplo, no melhor desempenho energético de um edifício são aquelas que ao mesmo tempo implicam no melhor conforto térmico, visual ou acústico dos usuários da edificação. Diante disso, temos um clássico um problema a ser resolvido com interesses conflitantes, sendo a otimização multiobjetivo uma ferramenta que colabora para solucionar este tipo de problema. Nesse sentido, o uso da otimização multiobjetivo também apresenta várias vantagens, como código aberto, computação paralela, genérica para programas de simulação do desempenho de edifícios, diversos tipos de algoritmos, interface gráfica para o usuário, flexibilidade da função custo, flexibilidade dos parâmetros, extensibilidade de algoritmo e independência do sistema operacional do computador (NGUYEN *et al.*, 2014).

Considerando os trabalhos de estudo de caso consultados, observou-se algumas tendências de tipologias das edificações e de algumas aplicabilidades da otimização multiobjetivo. Quanto a

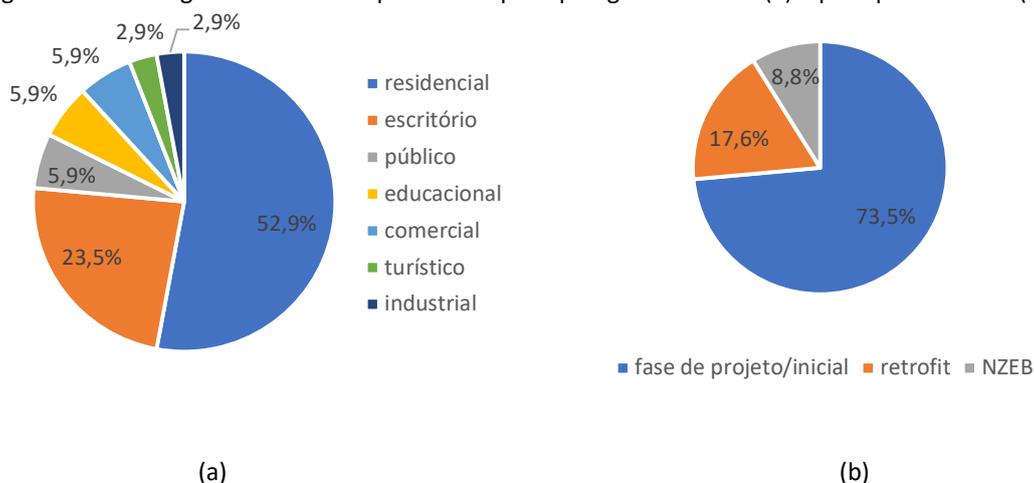
tipologia do edifício, os trabalhos foram realizados para os seguintes tipos: residencial, de escritório, público, educacional, comercial, turístico e industrial. Quanto a aplicabilidade, os trabalhos foram realizados em fase de projeto ou inicial, para o alcance de energia líquida zero ou quase zero da edificação (edifícios NZEB) e para *retrofit* de edificação. A relação dos autores principais com as tipologias de edifícios e as aplicabilidades pode ser visto na Tabela 3, e a porcentagem de trabalhos por tipologia de edifício e por aplicabilidade pode ser visto na Figura 3 (a) e 4 (b) respectivamente.

Tabela 3. Relação dos autores principais dos trabalhos de estudo de caso, tipologias de edifícios e aplicabilidades

Autor	Tipologia	Aplicabilidade
Asadi <i>et al.</i> (2014)	educacional	<i>retrofit</i>
Azari <i>et al.</i> (2016)	escritório	fase de projeto/inicial
Bre <i>et al.</i> (2020)	residencial	fase de projeto/inicial
Carlucci <i>et al.</i> (2015)	residencial	fase de projeto/inicial
Chegari <i>et al.</i> (2021)	residencial	fase de projeto/inicial
Chen <i>et al.</i> (2016)	residencial	fase de projeto/inicial
Delagarm <i>et al.</i> (2016)	escritório	fase de projeto/inicial
Echenagucia <i>et al.</i> (2015)	escritório	fase de projeto/inicial
Gognon <i>et al.</i> (2019)	residencial	fase de projeto/inicial
Gossard <i>et al.</i> (2013)	residencial	fase de projeto/inicial
Gou <i>et al.</i> (2018)	residencial	fase de projeto/inicial
Grygierek e Grygierek (2018)	residencial	fase de projeto/inicial
Harkouss <i>et al.</i> (2018)	residencial	NZEB
Jung <i>et al.</i> (2021)	residencial	fase de projeto/inicial
Kirimtat <i>et al.</i> (2019)	escritório	fase de projeto/inicial
Lapisa <i>et al.</i> (2018)	comercial	fase de projeto/inicial
Lee <i>et al.</i> (2014)	industrial	fase de projeto/inicial
Lin <i>et al.</i> (2021)	escritório	fase de projeto/inicial
Linczuk e Bastos (2020)	residencial	fase de projeto/inicial
Merlet <i>et al.</i> (2021)	residencial	<i>retrofit</i>
Naderi <i>et al.</i> (2020)	escritório	fase de projeto/inicial
Penna <i>et al.</i> (2015)	residencial	<i>retrofit</i>
Si <i>et al.</i> (2019)	turístico	fase de projeto/inicial
Son e Kim (2016)	público	<i>retrofit</i>
Son e Kim (2018)	público	<i>retrofit</i>
Xue <i>et al.</i> (2021)	residencial	NZEB
Wang <i>et al.</i> (2020)	residencial	fase de projeto/inicial
Wang <i>et al.</i> (2021)	residencial	fase de projeto/inicial
Yang <i>et al.</i> (2017)	escritório	NZEB
Yu <i>et al.</i> (2015)	residencial	fase de projeto/inicial
Zhai <i>et al.</i> (2019)	comercial	fase de projeto/inicial
Zhang e Jankovic (2017)	residencial	<i>retrofit</i>
Zhang <i>et al.</i> (2017)	educacional	fase de projeto/inicial
Zhao e Du (2020)	escritório	fase de projeto/inicial

Fonte: A autora (2022)

Figura 3. Porcentagem de trabalhos publicados por tipologia de edifício (a) e por aplicabilidade (b)



Fonte: A autora (2022)

Como pode ser observado na Figura 3 (a), referente a tipologia dos edifícios, as análises em edifícios residenciais se destacam estando presente em mais da metade dos trabalhos, 52,9%. Esta preferência pode ter relação com a necessidade de melhorar o desempenho de edifícios residenciais, considerando que, por exemplo, no Brasil o consumo de energia por eles representou 59% do consumo de energia total pelas edificações em 2019 (ATLAS, 2021).

Com relação a aplicabilidade das análises, na Figura 3 (b) pode ser observado que a aplicação na fase de projeto/inicial se destaca representando 73,5% nos trabalhos consultados. Esta preferência pode ter relação com a existência de maior flexibilidade para seleção das variáveis de projeto nos casos de análises de otimização multiobjetivo na fase de projeto/inicial, dando maior possibilidades de escolhas, como por exemplo, analisar diversas orientações e/ou diversas localidades no processo de otimização do desempenho de um edifício.

2.2 Análises possíveis com a otimização

De forma geral, os problemas de otimização multiobjetivo são considerados complexos e as análises envolvidas demandam um alto tempo computacional. No intuito de diminuir a complexidade do problema, alguns trabalhos realizam análise de sensibilidade, podendo ser realizada antes ou posterior à otimização. A análise de sensibilidade permite observar, dentro de um conjunto de variáveis de projetos, qual o grau de influência delas nas funções objetivos. Quando realizada antes da otimização e dependendo dos resultados, ela permite eliminar algumas variáveis de projeto consideradas de baixa influência da análise de otimização, colaborando para diminuir a complexidade do problema de otimização. A utilização da análise de sensibilidade em estudos de

otimização multiobjetivo pode ser vista em Chen *et al.* (2016), Gou *et al.* (2018), Harkouss *et al.* (2018), Lee *et al.* (2014), Echenagucia *et al.* (2015), Wang *et al.* (2020) e Jung, Heo e Lee (2021).

A modelagem de edifícios para previsão do desempenho térmico e energético é classificada em três tipos: modelagem de caixa branca, de caixa preta e de caixa cinza. A modelagem de caixa branca é baseada em fenômenos físicos (conservação da massa, energia e momento), costuma ser demorada devido a necessidade de diversos parâmetros físicos, e os resultados das simulações são mais precisos que de outros modelos. A modelagem de caixa preta é baseada no mapeamento de dados de entrada e dados de saída, sendo modelos estatísticos que utilizam algoritmos típicos de regressão linear, como redes neurais artificiais e máquinas de vetor suporte. Estas demandam baixo custo computacional, mas, para obter bons resultados, são necessários dados de alta qualidade. Já a modelagem de caixa cinza é uma modelagem híbrida, consistindo em simplificações de fenômenos físicos, mas calibrados com dados empíricos (LI *et al.*, 2021).

Outra abordagem encontrada nos trabalhos, que também colabora para diminuir a complexidade e o tempo computacional da otimização multiobjetivo, é a utilização de modelos substitutos, chamados de metamodelos, que se classificam na modelagem de caixa preta. Os metamodelos são modelos aproximados que estudam a relação entre as entradas e saídas de modelos mais complexos (BRE *et al.*, 2020), passando por treinamento para imitar o comportamento de um modelo original (SI *et al.*, 2019). Dentre os diversos tipos de metamodelos existentes, a rede neural artificial (RNA), que imita o comportamento da rede neural biológica, é o tipo comumente mais utilizado nos estudos de otimização multiobjetivo do desempenho de edifícios, como foi observado nos trabalhos consultados (GOSSARD *et al.*, 2013; YU *et al.*, 2015; AZARI *et al.*, 2016; GOU *et al.*, 2018; ASADI *et al.*, 2014; BRE *et al.*, 2020); SI *et al.*, 2019; CHEGARI *et al.*, 2021; JUNG; HEO; LEE, 2021; WANG; YI; LIU, 2021).

A otimização multiobjetivo também é utilizada para análises de melhoramento de projetos passivos, que não são necessariamente projetos de NZEB, mas também utilizam de estratégias passivas, como iluminação e ventilação natural, para proporcionar conforto ambiental. Esta aplicação pode ser vista no estudo de Chen, Yang e Sun (2016), em que os objetivos foram melhorar o conforto térmico e visual utilizando as estratégias passivas de ventilação e iluminação natural respectivamente. Os resultados da otimização mostraram que a solução ótima do projeto passivo obteve 9,59% de redução na satisfação com a iluminação natural e 31,95% de aumento do desempenho do conforto térmico, comparando com um caso base. É interessante observar que,

devido aos interesses conflitantes dos objetivos de uma otimização multiobjetivo, a solução ótima pode não atender de forma positiva alguns dos objetivos, como o que ocorreu no estudo citado, em que houve uma redução do conforto visual junto com o aumento do conforto térmico. Ainda assim, são resultados são considerados bons.

Ainda tratando de projetos passivos, o trabalho de Gou *et al.* (2018) realizou uma otimização multiobjetivo para melhorar o conforto térmico e diminuir a demanda de energia da edificação. Comparado com um caso base, a otimização melhorou significativamente os dois objetivos, sendo que as horas de conforto tiveram aumento de 5,9 a 6,4%, e a demanda de energia diminuiu de 27,83 a 33,29%. A partir dos resultados, os autores elaboraram uma lista de estratégias a serem observadas por profissionais para auxiliar na tomada de decisões de projetos passivos.

Uma análise levada em consideração em alguns trabalhos de otimização multiobjetivo do desempenho de edifícios é a análise do ciclo de vida (ACV) geralmente relacionada com as variáveis de projeto. Dessa forma, com a utilização da ACV é possível obter as soluções ótimas com o desempenho melhorado e que ao mesmo tempo apresentam os menores impactos ambientais. Este tipo de análise pode ser visto em Azari *et al.* (2016) que levaram em consideração a ACV dos elementos construtivos da envoltória de uma edificação com objetivo de minimizar os impactos ambientais causados por eles. O projeto ótimo resultante da otimização, além de implicar em menor impacto ambiental, coincidentemente apresentou o menor consumo de energia. Os autores afirmaram a importância de projetistas passarem a levar em consideração o impacto ambiental decorrente das escolhas de projeto, além de se preocuparem com a diminuição do consumo de energia das edificações, o que é mais comum.

A otimização ou melhoramento do desempenho de um edifício geralmente implica em custos, principalmente no caso da realização de um *retrofit* em que os custos geralmente são considerados maiores do que os custos de intervenções planejadas em fase de projeto para uma edificação nova. Considerando a necessidade de se obter soluções economicamente viáveis alguns estudos consideram os custos relacionados às variáveis de projeto em suas análises de otimização multiobjetivo. Dessa forma, o conjunto de soluções ótimas fornece projetos com desempenho melhorado e com os menores custos. Os estudos consultados que levaram em consideração dos custos do *retrofit* foram de Asadi *et al.* (2014), Penna *et al.* (2015), Son e Kim (2016) e Zhang e Jankovic (2017); os que consideraram os custos do ciclo de vida foram Harkouss *et al.* (2018),

Grygierek e Grygierek (2018), Gognon *et al.* (2019) e Xue *et al.* (2021); e o que considerou os custos com elementos da envoltória foi Lin *et al.* (2021).

2.3 Variáveis de projeto

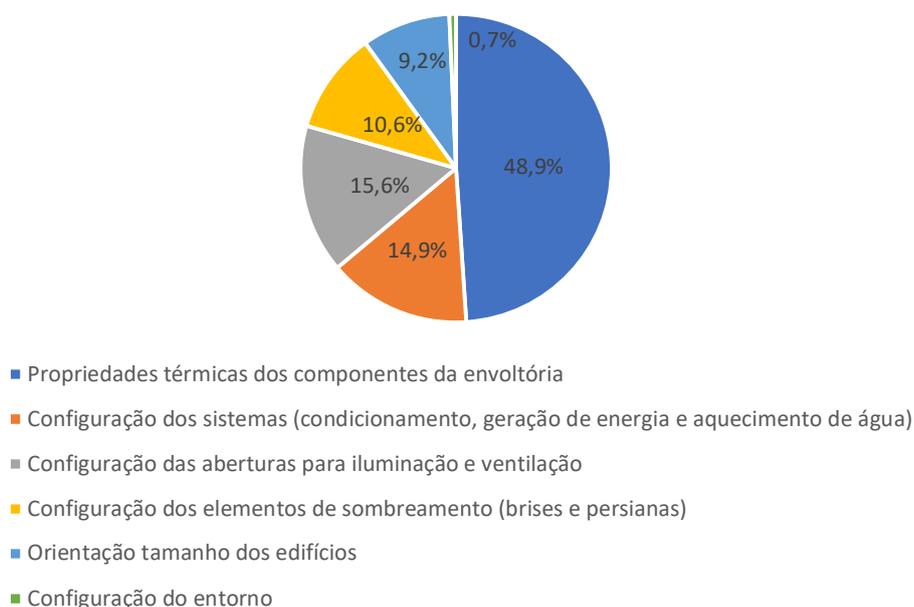
Como já visto, dentro de um problema de otimização multiobjetivo as variáveis de projeto são variáveis independentes e podem ser inúmeras. A partir dos trabalhos consultados, foram relacionadas na Tabela 5 as variáveis de projeto utilizadas, e a partir desta relação foram identificados seis principais grupos relacionados na Tabela 4. A porcentagem de variáveis de projeto por grupo identificado pode ser vista na Figura 4. Para relacionar as variáveis de projeto da Tabela 5 foram realizadas algumas simplificações, por exemplo, para trabalhos que utilizaram como variáveis de projeto as absorptâncias da parede e da cobertura, foi considerado como variável de projeto de forma genérica a absorptância solar de elementos da envoltória.

Tabela 4. Grupos de variáveis de projeto identificados nos trabalhos consultados

Grupos de variáveis de projeto	
1	Propriedades térmicas dos componentes da envoltória
2	Configuração de sistemas (condicionamento, geração de energia e aquecimento de água)
3	Configuração das aberturas translúcidas para iluminação e ventilação
4	Configuração dos elementos de sombreamento (brises e persianas)
5	Orientação e tamanho dos edifícios
6	Configuração do entorno

Fonte: A autora (2022)

Figura 4. Porcentagem das variáveis de projeto dos trabalhos consultados por grupo identificado



Fonte: A autora (2022)

Tabela 5. Relação dos principais autores dos trabalhos consultados com as variáveis de projeto (seguida do número do grupo a qual pertencem) utilizadas (continua)

	Asadi et al. (2014)	Azari et al. (2016)	Bre et al. (2020)	Carlucci et al. (2015)	Chegari et al. (2021)	Chen et al. (2016)	Delgarm et al. (2016)	Echenagucia et al. (2015)	Gognon et al. (2019)	Gossard et al. (2013)	Gou et al. (2018)	Grygierek e Grygierek	Harkouss et al. (2018)	Jung et al. (2021)	Kirimtat et al. (2019)	Lapisa et al. (2018)	Lee et al. (2014)	Lin et al. (2021)	Linczuk e Bastos (2020)	Merlet et al. (2021)	Naderi et al. (2020)	Penna et al. (2015)	Si et al. (2019)	Son e Kim (2016)	Xue et al. (2021)	Wang et al. (2020)	Wang et al. (2021)	Yu et al. (2015)	Zhai et al. (2019)	Zhang et al. (2017)	Zhao e Du (2020)					
Absortância solar de elementos da envoltória (1)			X	X		X				X									X						X											
Calor específico de elementos da envoltória (1)						X			X																	X										
Coefficiente de ganho de calor da janela (1)					X					X			X													X										
Coefficiente linear de pontes térmicas (1)				X																																
Condutividade de térmica de elementos da envoltória (1)						X			X																											
Espessura do isolamento de elementos da envoltória (1)										X	X	X			X										X											
Índice de inércia térmica dos elementos da envoltória (1)																											X									
Refletância de elementos da envoltória (1)	X															X																				
Resistência térmica de isolantes de elementos da envoltória (1)																	X																			
Resistência térmica de elementos da envoltória (1)	X				X									X																						
Tipo de janela (1)	X	X	X	X			X	X											X		X	X	X	X	X			X	X	X						
Tipo de cobertura (1)			X																X			X			X											
Tipo de material isolante da envoltória (1)	X	X					X														X		X													
Tipo de parede (1)			X					X							X				X						X											
Tipo de piso (1)		X																	X																	
Transmitância da janela (1)				X	X	X				X		X														X	X									
Transmitância térmica de elementos da envoltória (1)				X	X											X			X							X	X						X			
Área de coletor solar (2)												X																								
Configuração do sistema de ventilação mecânica (2)																					X															
Configurações do sistema de aquecimento (2)			X																																	
Set point de carga (2)																					X															
Set point de condicionamento do ambiente (2)								X				X								X																
Set point de infiltração (2)								X			X																									
Set point de ventilação natural (2)								X																												

Fonte: A autora (2022)

Tabela 5. Relação dos principais autores dos trabalhos consultados com as variáveis de projeto (seguida do número do grupo a qual pertencem) utilizadas (conclusão)

	Asadi et al. (2014)	Azari et al. (2016)	Bre et al. (2020)	Carlucci et al. (2015)	Chegari et al. (2021)	Chen et al. (2016)	Delgarm et al. (2016)	Echenagucia et al. (2015)	Gognon et al. (2019)	Gossard et al. (2013)	Gou et al. (2018)	Grygierek e Grygierek	Harkouss et al. (2018)	Jung et al. (2021)	Kirimtat et al. (2019)	Lapisa et al. (2018)	Lee et al. (2014)	Lin et al. (2021)	Linczuk e Bastos (2020)	Merlet et al. (2021)	Naderi et al. (2020)	Penna et al. (2015)	Si et al. (2019)	Son e Kim (2016)	Xue et al. (2021)	Wang et al. (2020)	Wang et al. (2021)	Yu et al. (2015)	Zhai et al. (2019)	Zhang et al. (2017)	Zhao e Du (2020)		
Taxa de infiltração de ar das aberturas (2)			X								X																						
Taxa de troca de ar (2)					X	X						X	X	X			X									X							
Tipo de boiler (2)																					X												
Tipo de coletor solar (2)	X																																
Tipo de sistema AVAC (2)	X																								X								
Área de abertura para ventilação (3)			X	X																													
Área de iluminação zenital (3)																X	X																
Área de janela (3)		X	X			X	X	X	X	X	X	X	X					X	X						X	X		X	X	X			
Número de janelas (3)								X																									
Área de proteção solar (4)					X	X		X		X									X			X		X	X							X	
Configuração da persiana (4)																					X												
Estratégia de sombreamento (4)				X																													
Set point de abertura zenital (4)																X																	
Set point de irradiação solar (4)																					X												
Tipo de controle de sombreamento (4)					X																												
Tipo de elemento de sombreamento (4)																																	X
Geometria do pavimento/edifício (5)																						X				X						X	
Orientação (5)							X				X	X				X		X	X		X		X		X	X						X	
Ângulo de obstrução externa (6)						X																											

Fonte: A autora (2022)

As propriedades térmicas dos componentes da envoltória são frequentemente selecionadas como algumas das variáveis de projeto, sendo o maior grupo de variáveis de projeto representando 48,9%, como observado na Figura 5. Ainda relacionados com a envoltória existem os grupos de configuração das aberturas translúcidas para iluminação e ventilação e de configuração dos elementos de sombreamento, representados por 15,6% e 10,6% das variáveis de projeto respectivamente. Somados os grupos de variáveis de projeto relacionados com elementos da envoltória representam 75,1%, isso mostra como estes elementos são bastante explorados neste tipo de análise, certamente devido à grande influência da envoltória no ganho ou perda de carga térmica de uma edificação.

As variáveis de projeto dentro do problema de otimização podem ser abordadas todas em uma etapa apenas, ou podem ser divididas e abordadas em duas ou mais etapas. Gagnon *et al.* (2019) observaram as duas abordagens de otimização em um mesmo estudo de caso, sendo que a primeira abordagem consistiu na otimização holística de uma etapa, em que as variáveis de projeto foram consideradas de uma única vez. Já a segunda abordagem consistiu em uma otimização de duas etapas, a primeira etapa realizou uma otimização com as variáveis arquitetônicas, e com os resultados da primeira etapa foi realizado uma segunda otimização com as variáveis do sistema AVAC (aquecimento, ventilação e ar-condicionado). Eles concluíram que a otimização em duas etapas não foi tão eficaz quanto a abordagem holística, tanto para o esforço computacional, como para os valores das funções objetivos e a para diversidade das soluções ótimas.

2.4 Funções objetivo e restrições

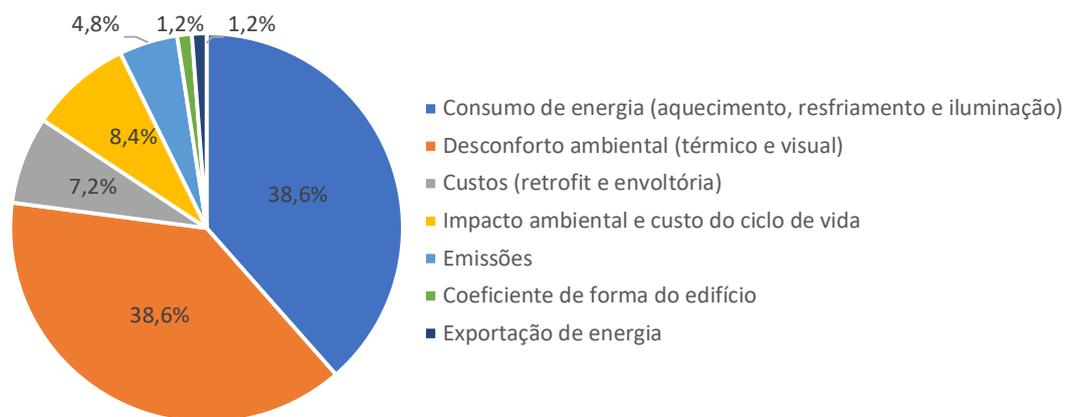
Outro elemento dos problemas de otimização multiobjetivo são as funções objetivo, que dizem respeito aos objetivos que se deseja alcançar e são consideradas as variáveis dependentes do problema. Para os trabalhos consultados, as funções objetivo foram relacionadas na Tabela 7, e a partir desta relação foram identificados sete principais grupos relacionados na Tabela 6. A porcentagem de funções objetivo por grupo identificado pode ser vista na Figura 5.

Tabela 6. Grupos de funções objetivo identificadas nos trabalhos consultados

Grupos de funções objetivos	
1	Consumo de energia (aquecimento, resfriamento e iluminação)
2	Desconforto ambiental (térmico e visual)
3	Custos (<i>retrofit</i> e <i>envoltória</i>)
4	Impacto ambiental e custo do ciclo de vida
5	Emissões
6	Coeficiente de forma
7	Exportação de energia

Fonte: A autora (2022)

Figura 5. Porcentagem das funções objetivo dos trabalhos consultados por grupo identificado



Fonte: A autora (2022)

Tabela 7. Relação dos principais autores dos trabalhos consultados com as funções objetivo (seguida do número do grupo a qual pertencem) utilizadas

	Asadi et al. (2014)	Azari et al. (2016)	Bre et al. (2020)	Carlucci et al. (2015)	Chegari et al. (2021)	Chen et al. (2016)	Delgarm et al. (2016)	Echenagucia et al. (2015)	Gognon et al. (2019)	Gossard et al. (2013)	Gou et al. (2018)	Grygierek e Grygierek	Harkouss et al. (2018)	Jung et al. (2021)	Kirimtat et al. (2019)	Lapisa et al. (2018)	Lee et al. (2014)	Lin et al. (2021)	Linczuk e Bastos (2020)	Merlet et al. (2021)	Naderi et al. (2020)	Penna et al. (2015)	Si et al. (2019)	Son e Kim (2016)	Xue et al. (2021)	Wang et al. (2020)	Wang et al. (2021)	Yu et al. (2015)	Zhai et al. (2019)	Zhang e Jankovic (2017)	Zhang et al. (2017)	Zhao e Du (2020)		
Consumo de energia (1)	X	X		X					X	X		X	X	X	X					X		X	X			X			X		X			
Consumo com aquecimento (1)			X				X	X								X			X														X	
Consumo com resfriamento (1)			X				X	X								X												X					X	
Consumo com iluminação (1)							X	X								X																	X	
Consumo com aquecimento auxiliar (1)												X																						
Desempenho para aquecimento (maximizar) (1)																					X													
Aproveitamento da luz do dia (maximizar) (2)																										X								
Desconforto térmico (2)	X			X	X				X	X	X	X								X	X	X	X			X	X	X	X	X	X		X	
Desconforto térmico no inverno (2)			X																X															
Desconforto térmico no verão (2)			X												X				X													X		
Desconforto visual (2)						X																						X						
Desconforto visual por iluminância (2)			X											X																	X			
Desconforto visual por ofuscamento (2)			X																	X														
Custo da envoltória (3)																		X																
Custo do retrofit (3)	X																		X		X		X							X				
Custo do ciclo de vida (4)								X			X	X	X							X					X									
Impacto ambiental (4)		X											X																					
Emissões (5)								X																										
Emissões de CO2 (5)																							X	X						X				
Coeficiente de forma (6)																	X																	
Exportação de energia (7)												X																						

Fonte: A autora (2022)

A partir de análise da Figuras 6 observou-se que as funções objetivo mais utilizadas foram as relacionadas com consumo de energia e conforto do ambiente representado 38,6% cada uma. Em seguida as relacionadas com impacto ambiental e custo do ciclo de vida com 8,4%, com 7,2% as relacionadas com custos e 4,8% as relacionadas com emissões. As funções objetivo menos utilizadas foram as relacionadas com exportação de energia e com o coeficiente de forma do edifício, com 1,2% de representatividade cada.

A função objetivo “exportação de energia” foi abordada por Hakouss *et al.* (2018), que considerou um sistema fotovoltaico para geração de energia de uma edificação, sendo um sistema que exporta energia para rede elétrica quando há excedente de produção e importa energia da rede elétrica quando há falta de energia por parte do sistema; no caso, um dos objetivos foi a minimização da exportação de energia excedente para rede elétrica. Já a função objetivo “coeficiente de forma” foi tratada por Lin *et al.* (2021), sendo o coeficiente de forma um valor resultante da divisão da área da envoltória de um edifício pelo seu volume. Quanto menor o coeficiente de forma de um edifício, menor será sua área de superfície para troca de calor com o ambiente externo.

Dentro do problema de otimização multiobjetivo o campo de busca de soluções costuma ser amplo podendo abranger soluções que tenham configurações que não atendam aos interesses da análise. Para impedir a seleção de soluções indesejadas ao longo do processo de otimização em alguns casos é necessário impor funções de restrições ao problema. As restrições podem estar relacionadas com questões normativas, restrições impostas pelos códigos de obras, área construída, aspectos visuais, desníveis no terreno, questões estéticas, aspectos técnicos, requisitos de estrutura e outros tantos (LINCZUK; BASTOS, 2020).

Dos trabalhos consultados que utilizaram restrições em seus problemas, três deles utilizaram como restrição o critério da qualidade do ar dos ambientes, em que as soluções viáveis devem atender a um valor mínimo de troca de ar por hora (ACH) (CARLUCCI *et al.*, 2015; CHEN *et al.*, 2016; HARKOUSS *et al.*, 2018). Esta preocupação se dá principalmente nas análises com edificações que se encontram em clima frio devido a elevada estanqueidade da envoltória. O trabalho de Kiritat *et al.* (2019) considerou como variáveis de projeto os elementos geométricos de brises amorfos, e como restrição impuseram que não houvesse interseção entre os brises (que assumem formas irregulares) para as soluções viáveis. Por fim, no trabalho de Wang *et al.* (2020), que utilizaram como objetivos da análise minimizar o consumo de energia com aquecimento e resfriamento e maximizar

o conforto térmico dos usuários, os autores impuseram como restrição para a seleção de soluções viáveis os valores máximos para o consumo de energia com aquecimento e com resfriamento.

2.5 Algoritmo genético de classificação não dominada – NSGA-II

Para um problema de otimização multiobjetivo são definidas as funções objetivo, restrições e as variáveis de projeto. De forma genérica, ele pode ser expresso matematicamente pela equação (1), onde n é o número de funções objetivos $f(x)$, m é o número de variáveis de projeto x , k é o número de inequações de restrição $g(x)$, q é o número de equações de restrição $h(x)$, x representa o vetor de decisão, y representa o vetor objetivo e X e Y são os campos de busca das variáveis de projeto e das funções objetivo respectivamente (SON; KIM, 2018, DELGARM *et al.*, 2016).

$$\text{Minimizar } y = f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \quad (1)$$

$$\text{sujeito a } \begin{cases} g_k(x) \leq 0, & k = 1, 2, 3, \dots, k \\ h_q(x) = 0, & q = 1, 2, 3, \dots, q \end{cases}$$

$$\begin{cases} x = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in X \\ y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in Y \end{cases}$$

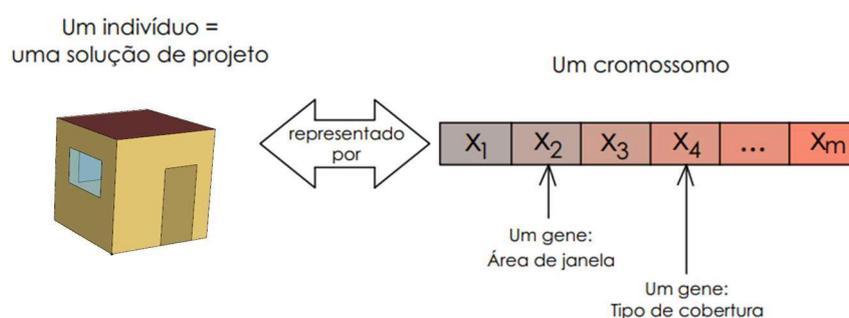
Para realizar uma otimização multiobjetivo do desempenho de um edifício também é necessário escolher um algoritmo computacional que trabalha acoplado em um programa computacional para convergência das soluções ótimas. Para tratar de problemas complexos com vários objetivos o algoritmo genético é indicado (WEI *et al.*, 2018).

O algoritmo genético foi introduzido por Holland na década de 1970 inspirado na teoria da seleção natural de Darwin e na teoria genética de Mendel, baseado na seleção natural e na sobrevivência dos mais aptos. O conjunto de soluções iniciais, também chamado de população inicial, é obtida a partir de uma amostra aleatória, e as novas gerações de soluções são obtidas por meio de seleção, cruzamento e operadores de mutação. O algoritmo genético possui classes específicas sendo uma delas o algoritmo evolutivo de otimização multiobjetivo, que é baseado na dominância de Pareto e permite analisar vários objetivos simultaneamente (YU *et al.*, 2015). A principal razão para o surgimento dos algoritmos evolutivos multiobjetivo é a capacidade de encontrar várias soluções ótimas de Pareto em uma única simulação (DEB *et al.*, 2002).

O algoritmo evolutivo de otimização multiobjetivo considera cada solução como um cromossomo e cada variável de projeto como um gene, como demonstrado na Figura 6. Sua

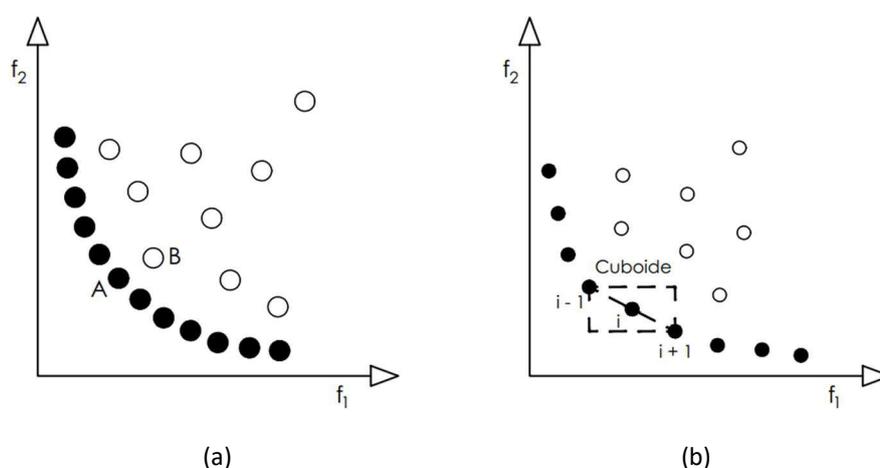
convergência resulta em um conjunto de soluções ótimas que se apresentam em uma frente de Pareto de um gráfico, em que cada eixo representa os valores de cada função objetivo, como esquematizado na Figura 7 (a). O conceito de dominância pela abordagem de Pareto pode ser resumido da seguinte forma. Se uma solução A supera a solução B em pelo menos um objetivo, e ao mesmo tempo se iguala ou supera a solução B nos demais objetivos, então a solução A domina a solução B. Se a solução A supera a solução B em um ou mais objetivos, e ao mesmo tempo a solução B supera a solução A em um ou mais objetivos, então as soluções A e B não se dominam (ZHAI *et al.*, 2019). Na figura 7 (a) cada ponto representa uma solução, sendo as soluções não dominadas (soluções ótimas que se apresentam como frente de Pareto) representadas pelos pontos preenchidos, e as soluções dominadas representadas pelos pontos não preenchidos.

Figura 6. Uma solução do problema de otimização representada por um cromossomo



Fonte: Adaptado de Zhai *et al.* (2019)

Figura 7. Soluções de uma otimização multiobjetivo em uma frente de Pareto (a) e esquema do cuboide para o cálculo da distância de aglomeração de um indivíduo (b)



Fonte: Adaptado de Deb *et al.* (2002)

Como visto anteriormente, o estudo de caso deste trabalho abordará um problema de otimização multiobjetivo de um projeto de *retrofit* de um edifício público, com objetivos de minimizar simultaneamente o consumo de energia e o desconforto térmico dos usuários. Para tanto, foi selecionado um algoritmo evolutivo de otimização multiobjetivo, o Algoritmo Genético de Classificação Não Dominada II, conhecido como NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*), comumente utilizado em análises do desempenho de edifícios, que será detalhado a seguir.

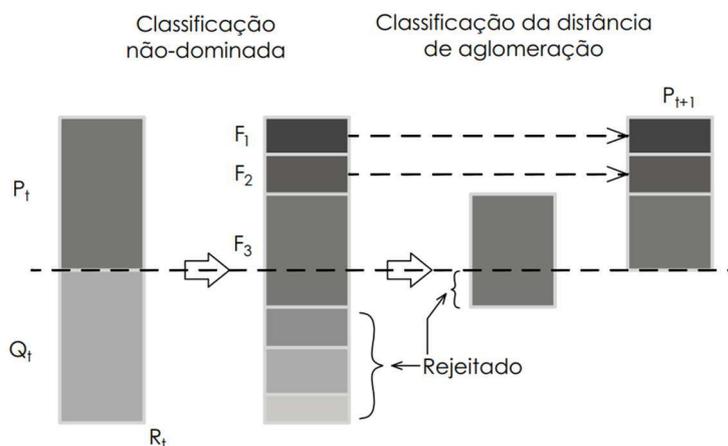
O primeiro NSGA foi proposto por Srinivas e Deb (1994) como uma ferramenta poderosa para resolver problemas de otimização multiobjetivo (SON; KIM, 2018). No entanto, suas principais limitações apontadas foram: a alta complexidade computacional, que tem relação direta com o número de objetivos e o tamanho da população; a falta de elitismo, que é responsável por prevenir a perda de boas soluções encontradas; e a falta de mecanismo que garante a diversidade da população e uma ampla variedade de soluções (DEB *et al.*, 2002). O NSGA-II se diferencia do NSGA pelo mecanismo de seleção (SON; KIM, 2018).

O processo do NSGA-II se dá da seguinte forma. Inicia-se pela obtenção de uma população inicial P_0 por amostra aleatória de tamanho N , sendo os seus indivíduos classificados por níveis de não-dominância. O nível 1 é considerado o melhor nível com indivíduos mais aptos, o nível 2 é o segundo melhor nível e assim por diante. Uma população parental Q_0 de tamanho N é criada a partir de P_0 utilizando-se seleção de torneio binário, recombinação e mutação. Dessa forma, a população atual é criada das melhores soluções não-dominadas encontradas anteriormente, garantindo o elitismo (DEB *et al.*, 2002).

Com a primeira geração criada, a n ésima geração R_t surgirá da combinação de P_t e Q_t , tendo como tamanho $2N$. Os indivíduos de R_t recebem uma classificação de não-dominância, sendo F_1 o melhor nível, F_2 o segundo melhor nível e assim por diante. Os indivíduos dos melhores níveis, de F_1 até F_l , são selecionados para a população P_{t+1} de tamanho N da nova geração. O esquema pode ser visto na Figura 8. Considerando que geralmente a quantidade total de indivíduos pertencentes aos níveis de não-dominância, de F_1 até F_l , ultrapassa o tamanho N da população P_{t+1} , não é possível selecionar todos os indivíduos do nível F_l . Para a escolha de quais indivíduos de F_l serão selecionados para preencher a população P_{t+1} se utiliza o atributo distância de aglomeração, sendo os indivíduos escolhidos os que possuem os maiores valores de distância de aglomeração. A população P_{t+1} criada com tamanho N é utilizada para criação da população Q_{t+1} de tamanho N por meio de seleção, cruzamento e mutação dos indivíduos (DEB *et al.*, 2002). Esse processo se repete até que não seja

mais possível que os indivíduos de uma geração anterior dominem os indivíduos de uma geração atual, considerando que houve convergência do algoritmo.

Figura 8. Processo de criação de população e geração do NSGA-II



Fonte: Adaptado de Deb *et al.* (2002)

A distância de aglomeração, representada na Figura 7 (b), é atribuída para cada indivíduo dentro de um mesmo nível de não-dominância, e é calculada da seguinte forma. Considere cada indivíduo como um ponto, e em torno de um indivíduo é formado um cuboide que em dois de seus vértices que formam uma diagonal ficam posicionados os indivíduos vizinhos próximos. O comprimento da diagonal do cuboide em torno de um indivíduo é obtido a partir do cálculo do perímetro do cuboide, sendo considerado como a distância de aglomeração de um indivíduo (DEB *et al.*, 2002).

Alguns estudos analisam o desempenho de algoritmos por meio de comparação entre os algoritmos mais utilizados em problemas de otimização multiobjetivo do desempenho de edifícios. Como no estudo de Deb *et al.* (2002) que comparou o desempenho de três algoritmos de otimização multiobjetivo em nove problemas testes, sendo eles: NSGA-II, estratégia de evolução Pareto-arquivada (*Pareto-archived volution strategy* (PAES)) e algoritmo evolutivo força-Pareto (*strength-Pareto evolutionary algorithm* (SPEA)). O NSGA-II apresentou a melhor disseminação de soluções, a melhor convergência para obtenção da frente não-dominada e o melhor mecanismo de preservação da diversidade comparado ao PAES e SPEA.

O estudo de Si *et al.* (2019) também comparou o desempenho de quatro algoritmos de otimização multiobjetivo: NSGA-II, otimização multiobjetivo de enxame de partículas (*multi-objective particle swarm* (MOPSO)), otimização multiobjetivo simulado recozimento (*multi-objective simulated annealing* (MOSA)) e estratégia de evolução (*volution strategy* (ES)). O NSGA-II

apresentou melhor desempenho nos aspectos avaliados, a convergência da otimização ocorreu com um número de população e de geração de 40 e 45, respectivamente, e obteve os melhores valores das funções objetivos.

Como nos dois estudos citados anteriormente, Chegari *et al.* (2021) avaliou o desempenho de três algoritmos genéticos, sendo eles: NSGA-II, MOPSO e algoritmo genético multiobjetivo (*multi-objective genetic algorithm* (MOGA)). Os critérios de avaliação do desempenho dos algoritmos foram: tempo de cálculo, qualidade das soluções ótimas e a diversidade das soluções. Os resultados mostraram que o algoritmo MOPSO obteve o melhor desempenho, se destacando do NSGA-II apenas pelo menor tempo de cálculo, seguido do NSGA-II e o MOGA.

Tratando de algumas limitações do NSGA-II, alguns estudos têm indicado que ele apresenta bom desempenho para problemas de otimização multiobjetivo com até três objetivos, e indicam o NSGA-III para resolver os problemas com quatro ou mais objetivos (SON; KIM, 2016). Como no trabalho de Son e Kim (2018) que avaliou o desempenho de quatro algoritmos genéticos: NSGA-II, MOPSO, algoritmo evolutivo multiobjetivo baseado na decomposição (*multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition* (MOEA/D)) e NSGA-III (baseado em conjunto de pontos de referência para selecionar um conjunto de pontos que estão bem distribuídos, ao contrário do NSGA-II); em um estudo com quatro objetivos. Concluíram que o NSGA-III apresentou melhor desempenho em termos de diversidade da população e convergência para o problema de quatro objetivos. Da mesma forma, o NSGA-III foi avaliado no estudo de Son e Kim (2016) em que apresentou bom desempenho para solucionar um problema de otimização multiobjetivo com quatro objetivos.

Como já visto anteriormente, uma das vantagens da otimização multiobjetivo é a entrega de várias soluções de projetos considerados ótimos conforme a formulação do problema com suas funções objetivos e restrições. No entanto, isso torna-se uma limitação quando se é necessário obter apenas uma solução de projeto ótimo dentre o conjunto de soluções (WEI Y. *et al.*, 2018). Daí surge a necessidade de transformar um problema de otimização multiobjetivo em um problema de objetivo único (que entrega apenas uma solução ótima). Nesses casos há a necessidade de se utilizar algum método de tomada de decisão.

Linczuk e Bastos (2020) citam alguns métodos de tomada de decisão mais utilizados, são eles: método da soma ponderada (*WSM-Weighted Sum Method*), método ϵ -restrito (*ϵ -Constraint Method*) e método da distância ponderada (*Weight Metric Method*). Da mesma forma, em Si *et al.*

(2019) podemos ver a citação de alguns métodos de tomada de decisão: método da soma ponderada, teoria utilitário multi-atributo, processo de hierarquia analítica, eliminação e escolha traduzindo a realidade, técnica de ordem de preferência por similaridade à solução ideal. Alguns trabalhos que utilizaram algum método de tomada de decisão em problemas de otimização são Naderi *et al.* (2020), Zhao e Du (2020), Harkouss *et al.* (2018), Zhang *et al.* (2017) e Chen *et al.* (2016).

A falta de correlação entre os métodos de tomada de decisão em problemas de otimização multiobjetivo recebe críticas, pois pode acarretar prejuízo nas escolhas da fase inicial de projeto, e no equilíbrio entre eficiência, satisfação e diversidade da otimização (LIN *et al.*, 2021). E considerando essa lacuna, o estudo de Lin *et al.* (2021) propôs um novo método de otimização multiobjetivo em que ocorre a interação do processo de tomada de decisão com a otimização. O estudo também comparou o desempenho do método proposto com o método mais usual (NSGA-II) concluindo que o método proposto convergiu mais rapidamente, atingiu maior taxa de satisfação e diversidade, compensou a falta de correlação melhorando a aplicabilidade da otimização na fase inicial do projeto.

Para um problema de otimização multiobjetivo, além da escolha das variáveis de projeto e das funções objetivos, também é necessário definir outros parâmetros do algoritmo. Estes parâmetros são: tamanho da população, número máximo de gerações, taxa de cruzamento e taxa de mutação. Na Tabela 8, para os trabalhos consultados em que foi possível obter as informações, constam as informações dos programas que foram utilizados, se utilizaram metamodelos, qual algoritmo utilizado. As informações relativas aos parâmetros do algoritmo utilizados constam na Tabela 9.

Tabela 8. Informações dos programas, metamodelos e algoritmos utilizados nos trabalhos consultados

Autor	Programas	Utilizou metamodelo? (RNA, etc.)	Algoritmo
Asadi <i>et al.</i> (2014)	Transys/GenOpt/Matlab/Model-Calibration Toolbox	sim (RNA)	NSGA-II
Azari <i>et al.</i> (2016)	-	sim (RNA)	NSGA-II
Bre <i>et al.</i> (2020)	EnergyPlus	sim (RNA)	NSGA-II
Carlucci <i>et al.</i> (2015)	EnergyPlus/GenOpt	não	NSGA-II
Chegari <i>et al.</i> 2021	Transys/TRNBuild	sim (RNA)	MOPSO
Chen <i>et al.</i> (2016)	EnergyPlus/jEPlus/jEPlus+EA	não	NSGA-II
Delagarm <i>et al.</i> (2016)	EnergyPlus/Matlab/jEPlus	não	NSGA-II
Echenagucia <i>et al.</i> (2015)	EnergyPlus	não	NSGA-II
Gognon <i>et al.</i> (2019)	Transys	não	NSGA-II
Gossard <i>et al.</i> (2013)	Transys/GenOpt	sim (RNA)	NSGA-II
Gou <i>et al.</i> (2018)	EnergyPlus/Matlab/jEPlus/SimLab	sim (RNA)	NSGA-II
Grygierek e Grygierek (2018)	EnergyPlus/Matlab	não	NSGA-II
Harkouss <i>et al.</i> (2018)	Transys/MOBO	não	NSGA-II
Jung <i>et al.</i> (2021)	Sketchup/TRNBuild/Transys/Matlab	sim (RNA)	NSGA-II
Kirimtati <i>et al.</i> (2019)	EnergyPlus/Radiance	não	NSGA-II/JcGA-DE**
Lapisa <i>et al.</i> (2018)	Transys/Contam	não	NSGA-II
Lee <i>et al.</i> (2014)	Transys/Daysim/Matlab/Modefrontier	não	MOGA
Lin <i>et al.</i> (2021)	Moosas/SketchUp	não	NSGA-II
Linczuk e Bastos (2020)	EnergyPlus/jEPlus/jEPlus+EA	não	NSGA-II
Merlet <i>et al.</i> (2021)	EnergyPlus/Design Builder/DEAP Python	não	NSGA-II
Naderi <i>et al.</i> (2020)	EnergyPlus/jEPlus/jEPlus+EA	não	NSGA-II
Penna <i>et al.</i> (2015)	Transys/Matlab	não	NSGA-II
Si <i>et al.</i> (2019)	EnergyPlus/OpenStudio/SketchUp/Matlab/Modefrontier	sim (RNA)	NSGA-II/MOPSO/MOSA/ES
Son e Kim (2016)	EnergyPlus	não	NSGA-III
Xue <i>et al.</i> (2021)	EnergyPlus/jEPlus	sim (RNA)	NSGA-II
Wang <i>et al.</i> (2020)	EnergyPlus/Python	sim (GBDT)*	NSGA-II
Wang <i>et al.</i> (2021)	Matlab/Grasshopper/Eddy3d/OpenFOAM	sim (RNA)	NSGA-II
Yu <i>et al.</i> (2015)	EnergyPlus/Matlab	sim (RNA)	NSGA-II
Zhai <i>et al.</i> (2019)	EnergyPlus/Matlab	não	NSGA-II
Zhang <i>et al.</i> (2017)	Rhinoceros/Grasshopper/Ladybug/EnergyPlus/Radiance/Octplus	não	NSGA-II
Zhao e Du (2020)	DesignBuilder/EnergyPlus/jEPlus/jEPlus+EA	não	NSGA-II

Fonte: A autora (2022)

Tabela 9. Informações dos parâmetros dos algoritmos utilizados nos trabalhos consultados

Autor	Nº de variáveis de projeto	Nº de funções objetivo	Tamanho da população	Nº máximo de gerações	Taxa de cruzamento (%)	Taxa de mutação (%)
Asadi <i>et al.</i> (2014)	5	3	-	-	-	-
Azari <i>et al.</i> (2016)	6	2	50	-	-	5
Bre <i>et al.</i> (2020)	12	2	64	100	95	0,5
Carlucci <i>et al.</i> (2015)	10	4	24	25	90	35,5
Chegari <i>et al.</i> 2021	11	2	25 - 100	50	75	50
Chen <i>et al.</i> (2016)	9	2	32	100	90	35,5
Delagarm <i>et al.</i> (2016)	5	2	40	25	70	40
Echenagucia <i>et al.</i> (2015)	21	3	50	100	-	20
Gognon <i>et al.</i> (2019)	39	3	192	50	90	5
Gossard <i>et al.</i> (2013)	2	2	-	500	90	25
Gou <i>et al.</i> (2018)	20	2	100	500	90	-
Grygierek e Grygierek (2018)	8	2	80	-	-	-
Harkouss <i>et al.</i> (2018)	14	4	40	25	70	2
Jung <i>et al.</i> (2021)	12	3	200	1200	1	0,01
Kirimtat <i>et al.</i> (2019)	25	2	-	-	-	-
Lapisa <i>et al.</i> (2018)	8	2	200	10	90	4
Lee <i>et al.</i> (2014)	4	3	40	15	-	-
Lin <i>et al.</i> (2021)	10	2	200	-	100	-
Linczuk e Bastos (2020)	7	2	50	100	100	20
Merlet <i>et al.</i> (2021)	4	3	96	100	80	20
Naderi <i>et al.</i> (2020)	11	3	40	80	100	20
Penna <i>et al.</i> (2015)	6	3	128	-	80	-
Si <i>et al.</i> (2019)	17	2	40	45	-	-
Son e Kim (2016)	8	3	100	20	-	-
Xue <i>et al.</i> (2021)	8	2	200	100	90	10
Wang <i>et al.</i> (2020)	20	2	100	500	80	60
Wang <i>et al.</i> (2021)	3	5	150	106	80	-
Yu <i>et al.</i> (2015)	9	2	100	700	90	5
Zhai <i>et al.</i> (2019)	6	3	20	200	100	20
Zhang <i>et al.</i> (2017)	14	3	50	50	90	50
Zhao e Du (2020)	6	4	25	50	80	10

Fonte: A autora (2022)

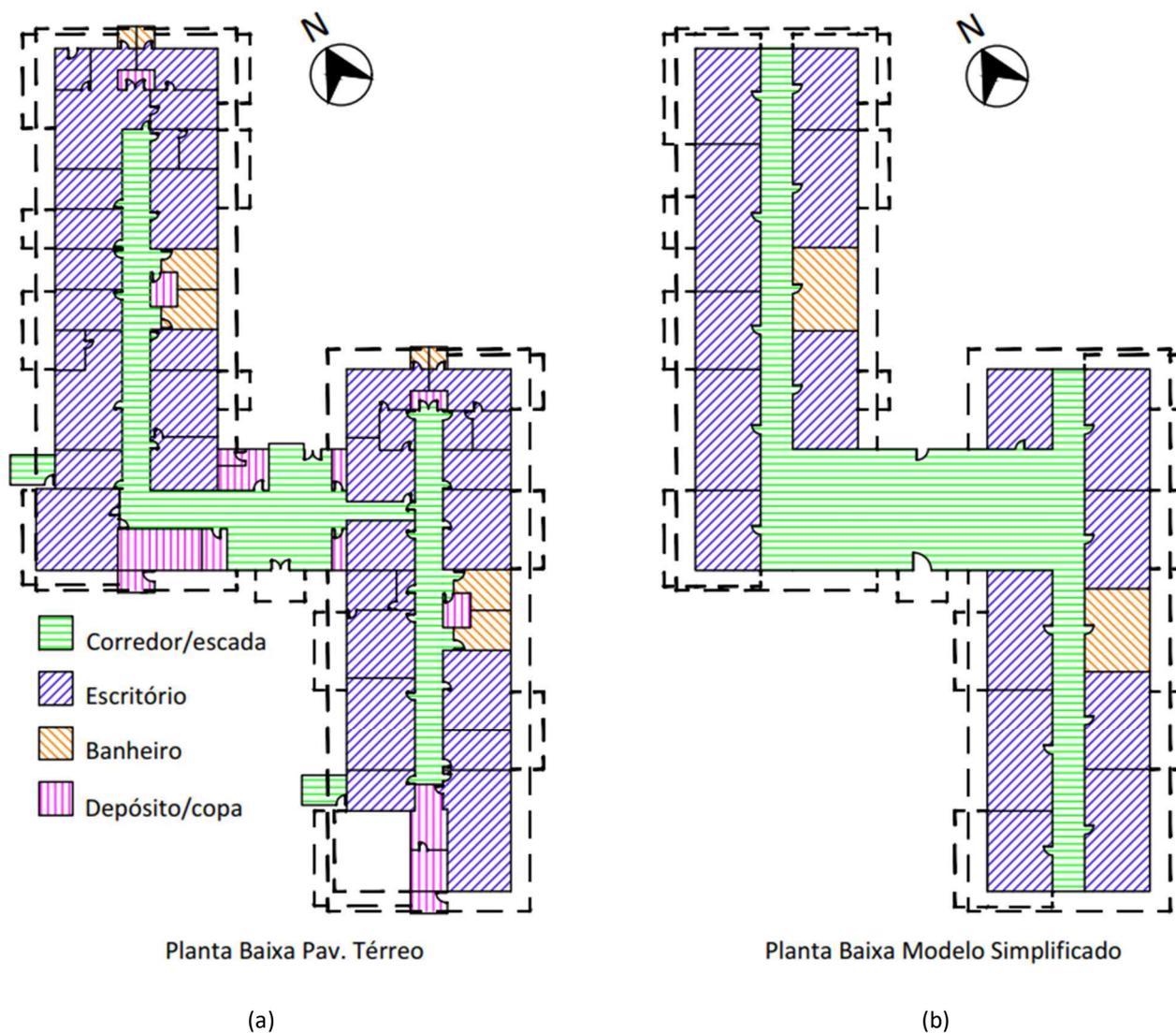
3 MÉTODO

Para a análise do processo de otimização multiobjetivo do desempenho de edifícios, além das definições já vistas, também é necessário definir um caso base como referência para comparação dos demais casos resultantes da otimização. No caso deste estudo que trata de um projeto de *retrofit*, a edificação existente com suas características adaptadas para modelagem foi considerada como o caso base.

A edificação do estudo de caso é um edifício público que abriga a Secretaria de Estado de Saúde, onde se desenvolvem atividades administrativas. Está situado na latitude 20° 27' 07" S e longitude 54° 33' 23" O, estando com sua fachada principal a 119° do Norte no sentido horário, localizado na cidade de Campo Grande, capital do estado de Mato Grosso do Sul. Possui dois pavimentos de 1.742,04m², totalizando uma área construída de 3.484,07 m².

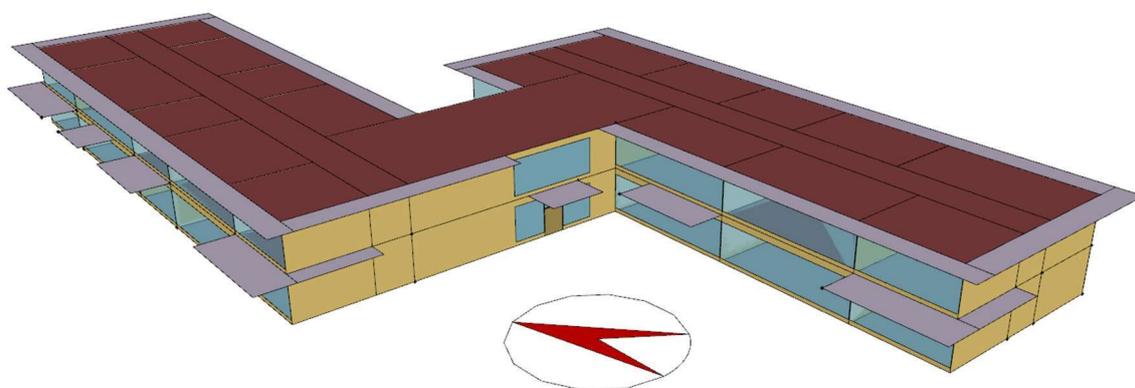
A primeira etapa consistiu na modelagem geométrica da edificação. Nessa etapa foram realizadas simplificações referentes ao *layout* dos ambientes do edifício para evitar problemas na simulação, especialmente incoerências geométricas (comuns em edificações complexas) e o alto tempo de simulação. Nas Figuras 9 (a) e 9 (b) podem ser vistas as plantas do pavimento térreo e do modelo simplificada para simulação respectivamente. O modelo do edifício real resultou em 42 zonas térmicas, como pode ser visto na Figura 10, das quais 32 possuem ar-condicionado.

Figura 9. Planta baixa do pavimento térreo (a) e planta baixa do modelo simplificado para simulação (b)



Fonte: A autora (2022)

Figura 10. Modelo simplificado da edificação

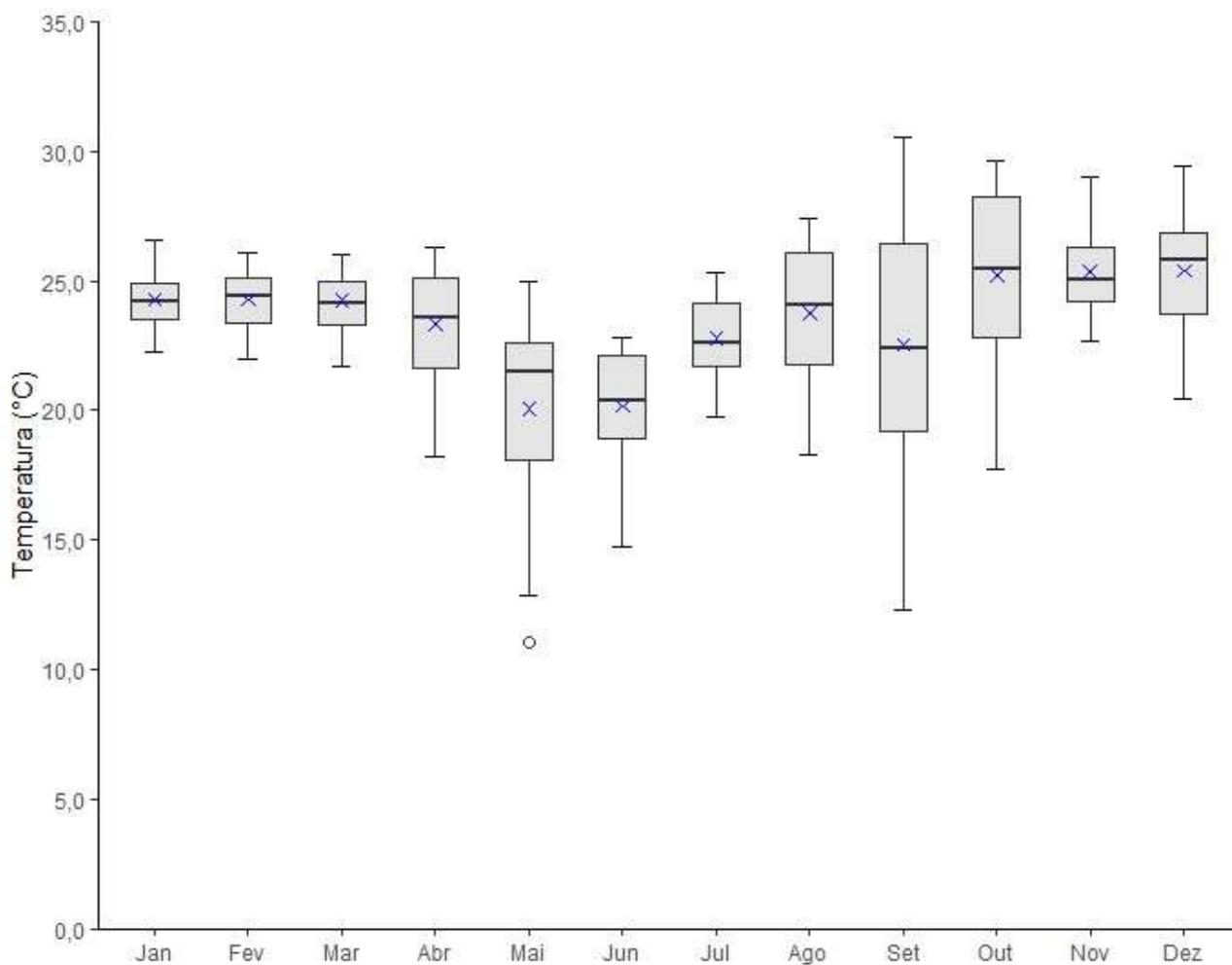


Fonte: A autora (2022)

3.1 Variáveis climáticas

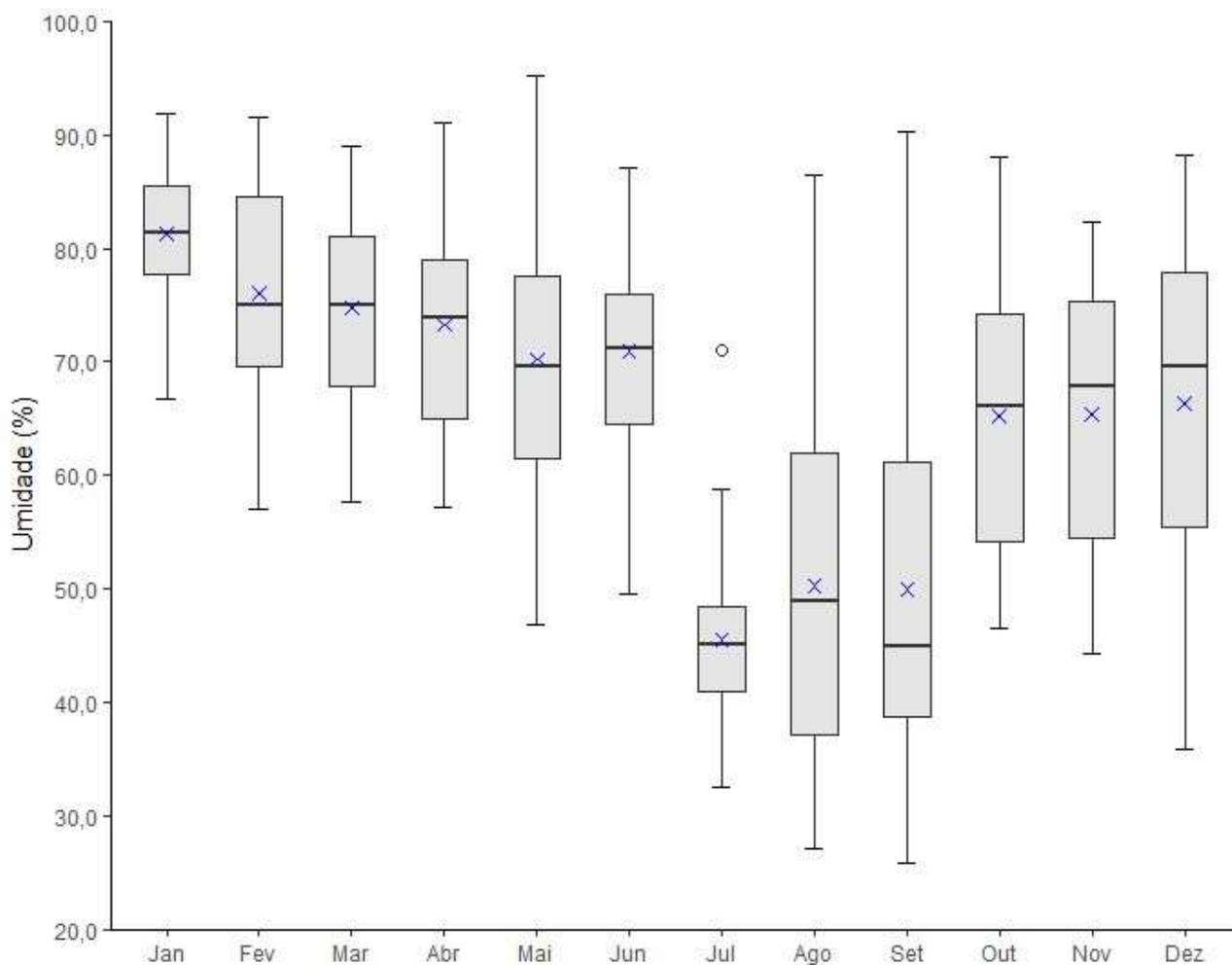
O clima da cidade de Campo Grande é classificado como tropical de savana de acordo com a classificação climática de Köppen-Geiger, com inverno seco e verão úmido. De acordo com a classificação climática da INI-C (INMETRO, 2021), que divide o território brasileiro em 24 grupos climáticos, a cidade de Campo Grande pertence ao grupo 10. Para a simulação, utilizou-se um arquivo climático INMET, obtido no sítio eletrônico do programa EnergyPlus¹ (E+). A partir de dados diários de temperatura do bulbo seco do ar externo e de umidade relativa do ar externo, obtidos por simulação do arquivo climático, elaborou-se os gráficos boxplot mensal que estão representados nas Figuras 11 (a) e (b) respectivamente.

Figura 11. Dados climáticos de temperatura do bulbo seco do ar externo (a) e de umidade relativa do ar externo (b) da cidade de Campo Grande/MS



(a)

¹ EnergyPlus é um programa de simulação do desempenho energético de edificações <<https://energyplus.net/>>.



(b)

Fonte: Programa RStudio (2022)

3.2 Configuração das cargas, rotinas e sistema de ar-condicionado

Para configuração do modelo da edificação foram consideradas as seguintes cargas: de ocupação, do sistema de iluminação e de equipamentos. A rotina considerada para o acionamento destas cargas foi de 260 dias por ano, sendo 10 horas diárias de funcionamento, de 7 às 17 horas. O sistema de ar-condicionado foi considerado como *split* unitário, configurado por meio do objeto *HVACTemplate:Zone:PTHP* do E+ para as 32 zonas condicionadas. Os valores das cargas e rotinas foram considerados de acordo com a INI-C (INMETRO, 2021) e constam na Tabela 10.

Tabela 10. Configuração das cargas, rotina e ar-condicionado conforme a INI-C

Iluminação e ganhos	
DPI - densidade de potência de iluminação (W/m ²)	14,1
Ocupação (m ² /pessoa)	10
DPE - Densidade de potência de equipamentos (W/m ²)	9,7
Horas de ocupação (hr)	10
Dias de ocupação	260

Fonte: A autora (2022)

Tabela 11. Configuração do sistema de ar-condicionado

Ar-condicionado	
<i>Set point</i> de resfriamento (caso base) (°C)	24
Taxa de fluxo de ar de suprimento de resfriamento	automático
Taxa de fluxo de ar de suprimento sem carga	automático
Método do ar externo	fluxo/pessoa
Taxa de fluxo de ar externo por pessoa (m ³ /s)	0,0038
Eficiência total do ventilador	0,65
Pressão delta do ventilador (Pa)	250
Eficiência do motor do ventilador	0,9
Capacidade total nominal bruta da bobina de resfriamento (W)	automático
Relação de calor sensível nominal bruto da bobina de resfriamento	automático
COP nominal bruto da bobina de resfriamento	3,23
Temperatura do ar de suprimento do projeto de resfriamento (°C)	11

Fonte: A autora (2022)

A configuração do sistema de ar-condicionado consta na Tabela 11, e o valor da taxa de fluxo de ar externo por pessoa foi definido conforme NBR 16401 parte 3 (ABNT, 2008). Algumas limitações podem ser apontadas referente a configuração do sistema de ar-condicionado. Uma delas foi a adoção do valor da pressão delta do ventilador de 250 Pa, valor padrão do programa E+, sendo que os sistemas *split* unitário trabalham com valores geralmente entre 75 e 90 Pa. Outra foi a adoção de um valor de COP nominal bruto da bobina de resfriamento de 3,23, valor mínimo do coeficiente de eficiência energética da classe A conforme os Requisitos de Avaliação da Conformidade para Condicionadores de Ar (INMETRO, 2021). No entanto, deveria ter sido utilizado o valor do coeficiente de performance para refrigeração.

3.3 Problema de otimização multiobjetivo

Para a otimização multiobjetivo do estudo de caso, as funções objetivo foram minimizar o consumo de energia total da edificação e minimizar o desconforto térmico dos usuários. As variáveis de projeto selecionadas estão listadas na Tabela 12, em que também constam os valores utilizados no caso base. Os valores das variáveis de projeto contínuas, como da absorvância solar, na Tabela 12 significa que o limite inferior é de 0,2 e com incremento de 0,1 o limite superior é de 0,7. Para

este problema não foram consideradas restrições além daquelas que limitam os intervalos das variáveis de projeto.

Tabela 12. Variáveis de projeto

	Variável de projeto	Tipo	Intervalo	Nº de níveis	Caso base
P1	Tipo de cobertura	Discreta	3 tipos	3	COB 1
P2	Tipo de parede externa	Discreta	3 tipos	3	PAR 1
P3	Tipo de vidro externo	Discreta	11 tipos	11	V1
P4	Taxa de abertura	Discreta	0,78; 0,45	2	0,78
P5	Absortância solar da parede externa	Contínua	0,2: 0,1: 0,7	6	0,7
P6	Absortância solar da cobertura	Contínua	0,2: 0,1: 0,7	6	0,7
P7	Ventilação noturna	Discreta	sim, não	2	não
P8	Set point de ventilação noturna (°C)	Contínua	18: 0,5: 20	5	-
P9	Set point de resfriamento (°C)	Contínua	23: 0,5: 25	5	24

Fonte: A autora (2022)

Ao término da simulação do problema de otimização obtêm-se um conjunto de dados de saída com os valores do consumo de energia e do índice de desconforto térmico de diversos modelos da edificação, sendo as análises realizadas para o período de um ano. A primeira função objetivo é o consumo de energia da edificação, que consiste na soma das cargas de iluminação, ocupação, equipamentos e resfriamento. A minimização da função objetivo que representa o consumo de energia da edificação (CE) pode ser expresso no somatório da equação (2), em que i e j são os índices da zona térmica e do tempo em horas respectivamente, e CE_{ij} é o consumo de energia em kWh da zona térmica i na hora j .

$$\sum_{i=1}^{32} \sum_{j=1}^{8760} CE_{ij} \quad (2)$$

Para o cálculo do índice de desconforto térmico foi considerado o voto médio predito (PMV) e a previsão da porcentagem de insatisfeitos (PPD) da teoria de Fanger, que consta nas normas ISO 7730 (2005) e na ASHRAE Standard 55 (2020). A função do PMV pode ser definida na equação (3), e depende de algumas variáveis, sendo elas, o nível de isolamento das roupas (I_{cl}) expresso em clo, a taxa de metabolismo (M), temperatura radiante média (t_{rm}) em °C, temperatura do ambiente (t_a) em °C, umidade relativa (p_a) e velocidade do ar (v) em m/s. As duas primeiras variáveis têm relação com os ocupantes e as demais com as condições do ambiente (NADERI *et al.*, 2020).

$$PMV = f(I_{cl}, M, t_a, t_{rm}, p_a, v) \quad (3)$$

O PMV avalia o conforto térmico dentro de uma escala de sete pontos, que varia de -3 a 3, sendo adequado que os valores fiquem entre -0,5 e 0,5, o que implica em valores de PPD menores

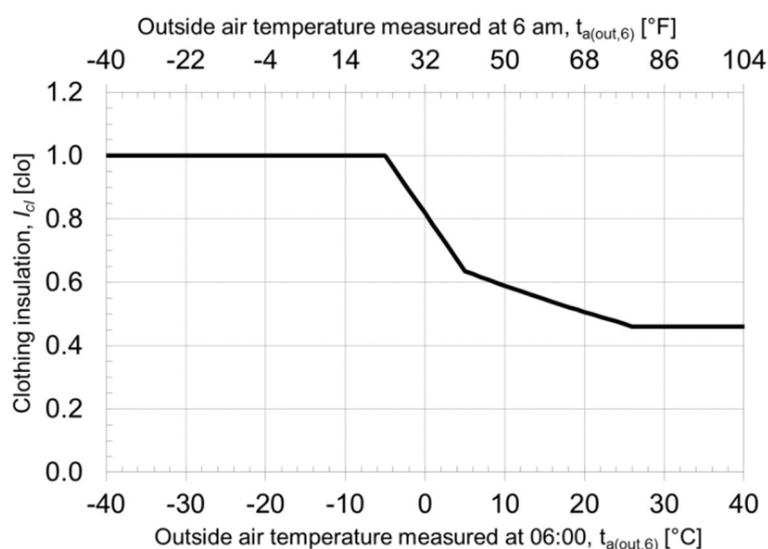
que 10%. A relação entre o PMV e o PPD pode ser expressa na equação (4). A segunda função objetivo foi minimizar a PPD anual médio (PPD_{mai}) dos ambientes condicionados da edificação, em que i é o índice da zona térmica, e pode ser expresso no somatório da equação (5).

$$PPD = 100 - 95 \cdot e^{-(0,03353 \cdot PMV^4 + 0,2179 \cdot PMV^2)} \quad (4)$$

$$\frac{1}{32} \sum_{i=1}^{32} PPD_{mai} \quad (5)$$

Foram utilizadas as seguintes configurações para o cálculo do PMV. Para eficiência do trabalho foi atribuído o valor 0, o que significa que toda energia produzida pelo corpo humano é convertida em calor. O método de cálculo do isolamento da roupa foi definido conforme o modelo dinâmico de isolamento de vestuário desenvolvido por Lee e Schiavon (2014) com base no banco de dados da ASHRAE RP-884 e RP-921. Neste método o isolamento do vestuário varia em função da temperatura externa medida às 6h, como pode ser observado na Figura 12. A velocidade do ar utilizada foi de 0 m/s.

Figura 12. Variação do isolamento do vestuário em função da temperatura externa



Fonte: *Input Output Reference EnergyPlus* (2022)

3.4 Configuração dos componentes construtivos

Para a variável de projeto P1 “tipo de cobertura” foram selecionados três tipos. As coberturas com suas camadas como foram configuradas no programa E+ estão listadas na Tabela 13. A cobertura 1 é a cobertura do caso base com a camada exterior composta com telha de

fibrocimento simples, a cobertura 2 se diferencia da cobertura 1 apenas pela telha que é metálica, e a cobertura 3 é composta por telha metálica do tipo sanduíche com material isolante de poliuretano. A câmara de ar que compõe as coberturas tem o valor de resistência de $0,21 \text{ m}^2\text{K/W}$.

Tabela 13. Camadas das coberturas selecionadas como variáveis de projeto

Camada	COB 1 ($U_{c1}=1,90 \text{ W/m}^2\text{K}$)	COB 2 ($U_{c2}=1,94 \text{ W/m}^2\text{K}$)	COB 3 ($U_{c3}=0,54 \text{ W/m}^2\text{K}$)
Camada exterior	fibrocimento	metal	metal
Camada 2	câmara de ar	câmara de ar	poliuretano
Camada 3	membrana betuminosa	membrana betuminosa	metal
Camada 4	concreto	concreto	câmara de ar
Camada 5			membrana betuminosa
Camada 6			concreto

Fonte: A autora (2022)

Para a variável de projeto P2 “tipo de parede externa”, que implica nas paredes externas da edificação, também foram selecionados três tipos. As informações das paredes com suas camadas como foram configuradas no programa E+ constam na Tabela 14. A parede 1 é a parede do caso base composta apenas por uma camada de concreto, a parede 2 se diferencia da parede 1 pelo acréscimo uma placa de alumínio composto externa e uma camada de isolante de polietileno, a parede 3 possui uma placa cimentícia externa com isolante de lã de rocha. A câmara de ar que compõe as paredes PAR 2 e PAR 3 tem o valor de resistência de $0,15 \text{ m}^2\text{K/W}$.

As propriedades térmicas dos materiais dos componentes construtivos utilizados para configuração do programa E+ constam na Tabela 15 e foram obtidas das tabelas B.2 e B.3 da NBR 15220-2 (ABNT, 2008). Para a emissividade da membrana betuminosa reflexiva e do alumínio foi adotado o valor de 0,5 da pintura de alumínio da tabela B.2; para a emissividade e as absortâncias solar e visível do metal foi adotado o valor de 0,25 da chapa de aço galvanizada (nova e brilhante) da tabela B.2; e para o valor da absortância solar e visível da membrana betuminosa reflexiva foi adotado um valor de 0,1, que é o valor intermediário entre os valores da chapa de alumínio (nova e brilhante) e da chapa de alumínio (oxidada) da tabela B.2 da NBR 15220-2 (ABNT, 2008).

A escolha dos tipos de coberturas e dos tipos de paredes foi realizada a partir de consultado o Anexo V-RAC (INMETRO, 2013). Os materiais compensado e madeira foram utilizados para as divisórias internas, que são de compensado naval, e algumas portas internas da edificação respectivamente.

Tabela 14. Camadas das paredes selecionadas como variáveis de decisão do projeto

Camada	PAR 1 ($U_{p1}=3,38 \text{ W/m}^2\text{K}$)	PAR 2 ($U_{p2}=0,36 \text{ W/m}^2\text{K}$)	PAR 3 ($U_{p3}=0,75 \text{ W/m}^2\text{K}$)
Camada exterior	concreto	alumínio	placa cimentícia
Camada 2		polietileno	lã de rocha
Camada 3		alumínio	câmara de ar
Camada 4		polietileno	concreto
Camada 5		câmara de ar	
Camada 6		concreto	

Fonte: A autora (2022)

Tabela 15. Propriedades térmicas dos materiais dos componentes construtivos

Material	Esp. (m)	λ (W/m.K)	ρ (kg/m ³)	c (J/kg.K)	Emissivi- dade	Abs. solar	Abs. visível
Compensado	0,035	0,12	450	2300	0,9	0,5	0,5
Madeira	0,025	0,15	600	1340	0,9	0,5	0,5
Concreto	0,15	1,75	2400	1000	0,9	0,7	0,7
Membrana betuminosa reflexiva	0,002	0,23	1100	1460	0,5	0,1	0,1
Metal	0,0008	55	7800	460	0,25	0,25	0,25
Fibrocimento	0,008	0,65	1600	840	0,9	0,7	0,7
Alumínio	0,00025	230	2700	880	0,5	0,7	0,7
Poliuretano	0,04	0,03	35	1670	0,9	0,7	0,7
Polietileno	0,0025	0,035	30	1420	0,9	0,7	0,7

Fonte: A autora (2022)

Para a variável de projeto P3 “tipo de vidro externo”, que implica nos vidros das janelas da fachada da edificação, foram selecionados onze tipos. Um dos vidros é o vidro existente na edificação, e os demais vidros são vidros de controle solar selecionados a partir de consulta do Anexo V-RAC (INMETRO, 2013) com os menores valores de Fator Solar. Na Tabela 16 estão listados os vidros com seus respectivos nomes e na Tabela 17 constam as informações das propriedades térmicas e visuais dos vidros.

Para definição do vidro V1, que representa o vidro existente na edificação, utilizou-se um vidro com película da biblioteca do programa E+. Alguns dos vidros foram configurados como insulados, sendo eles, V2, V3, V7, V8, V9 e V10. A composição das camadas destes vidros considerou o vidro de controle solar do lado externo, uma câmara de ar comum intermediária de 6 mm e um vidro claro comum de 6 mm do lado interno. As transmitâncias térmicas (U) e os Fatores Solar (FS) dos vidros que constam na Tabela 17 foram calculados no programa E+.

Tabela 16. Nomenclatura dos vidros selecionadas como variáveis de projeto de acordo com o Anexo V-RAC

Cod.	Nome do vidro
V1	Vidro cinza
V2	Cebrace Cool-Lite SKN 144 II
V3	Cebrace Cool-Lite ST 108
V4	Cebrace Cool-Lite STB 420
V5	Cebrace Eco Lite Verde
V6	Cebrace Reflecta Verde
V7	Guardian Neutral 14 Clear
V8	Guardian Neutral 14 Green
V9	Guardian Silver 20 Clear
V10	Guardian Silver 20 Green
V11	Guardian SNL 37 Clear

Fonte: A autora (2022)

Tabela 17. Propriedades dos vidros selecionadas para a variável de projeto tipo de vidro externo

Cod.	Esp. (mm)	T _{sol}	R _{sol1}	R _{sol2}	T _{vis}	R _{vis1}	R _{vis2}	Emis1	Emis2	λ (W/m.K)	U (W/m ²)	FS
Claro comum	6,0	0,775	0,071	0,071	0,881	0,080	0,080	0,840	0,840	0,900	5,778	0,819
V1	6,0	0,060	0,130	0,420	0,090	0,140	0,350	0,840	0,470	0,900	4,664	0,261
V2	6,0	0,196	0,323	0,465	0,446	0,184	0,049	0,837	0,037	1,000	2,285	0,240
V3	6,0	0,064	0,381	0,485	0,078	0,444	0,377	0,837	0,147	1,000	2,437	0,134
V4	8,0	0,079	0,085	0,385	0,165	0,146	0,285	0,837	0,672	1,000	5,246	0,318
V5	8,0	0,300	0,080	0,140	0,530	0,120	0,170	0,840	0,840	1,000	5,733	0,489
V6	8,0	0,240	0,220	0,340	0,290	0,400	0,510	0,840	0,840	1,000	5,733	0,403
V7	6,0	0,120	0,290	0,430	0,140	0,320	0,400	0,840	0,340	1,000	2,659	0,199
V8	6,0	0,070	0,140	0,430	0,120	0,240	0,400	0,840	0,340	1,000	2,659	0,185
V9	6,0	0,160	0,290	0,320	0,190	0,330	0,260	0,840	0,390	1,000	2,709	0,229
V10	6,0	0,090	0,140	0,320	0,160	0,250	0,260	0,840	0,390	1,000	2,709	0,202
V11	8,0	0,150	0,400	0,140	0,330	0,260	0,190	0,840	0,840	1,000	5,733	0,285

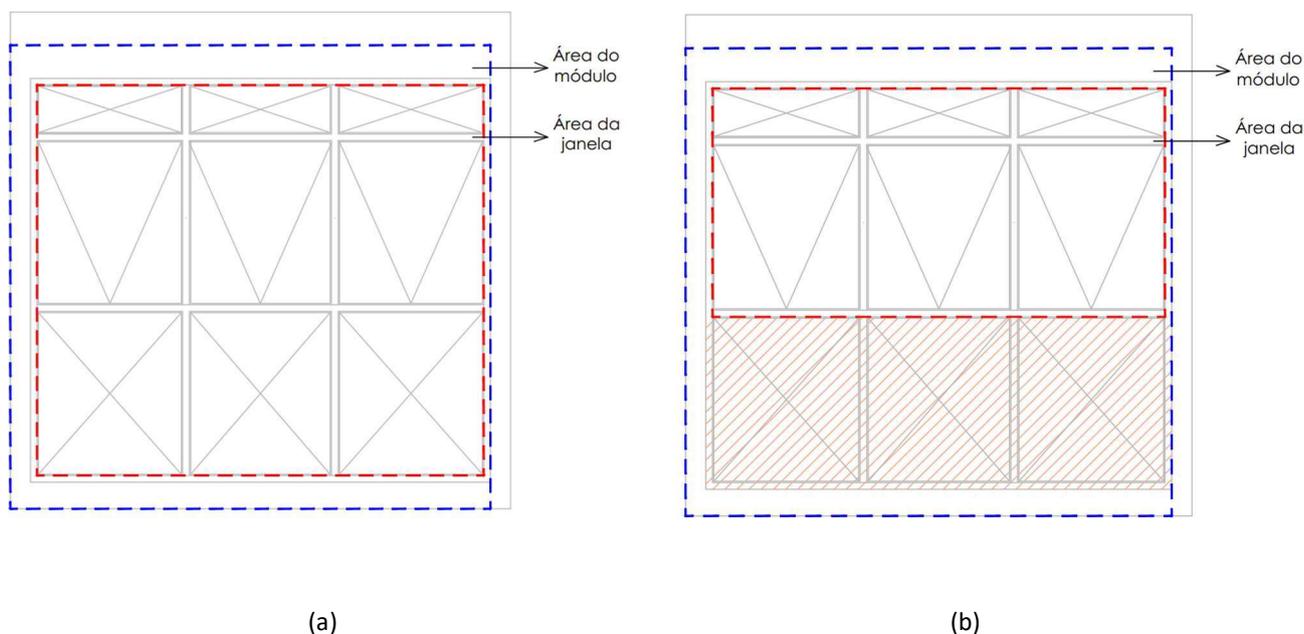
Fonte: Adaptado de Anexo V RAC (2015)

As fachadas leste e oeste do edifício analisado são compostas por grandes áreas de janela, e de forma simplificada a taxa de abertura, que correspondente a área de janela, foi calculada a partir das medidas de um módulo da fachada composto por estruturas e janelas. Considerando que taxa de abertura é uma das variáveis de projeto, P4, na Figura 13 (a) pode ser visto o módulo da fachada considerado para o caso base, sendo a área dentro do tracejado vermelho representada pela área da janela e a área dentro do tracejado azul representada a área do módulo. A taxa de abertura considerada nas fachadas leste e oeste foi de 78% e o cálculo foi realizado com a equação (6). As janelas são do tipo pivotante e a área de abertura para ventilação corresponde a 43,74% da área da janela no caso base, e o ângulo de abertura é de aproximadamente 29°.

A segunda opção da variável de projeto em questão considerou uma taxa de abertura de 45%. Neste caso, considerou-se a retirada da parte inferior do módulo (hachurado) como

representado na Figura 13 (b). A área de abertura para ventilação neste caso corresponde a 76,19% da área de janela, e o ângulo de abertura continua sendo de aproximadamente 29°.

Figura 13. Módulo das fachadas leste e oeste da edificação considerado para o cálculo da variável de projeto taxa de abertura do caso base (a) e da segunda opção (b)



Fonte: A autora (2022)

$$Taxa\ de\ abertura = \frac{Área\ de\ janela}{Área\ do\ módulo} = \frac{9,88m^2}{12,60m^2} = 78\% \quad (6)$$

3.5 Configuração do sombreamento das janelas

Para esta análise foi considerado o sombreamento das janelas externas da edificação por persianas. Na Tabela 18 constam as informações referente a persiana considerada para todas as janelas externas. O sombreamento por persianas foi configurado para ser ativado quando a incidência solar na janela for maior que 100 W/m².

Tabela 18. Informações geométricas e propriedades térmicas da persiana

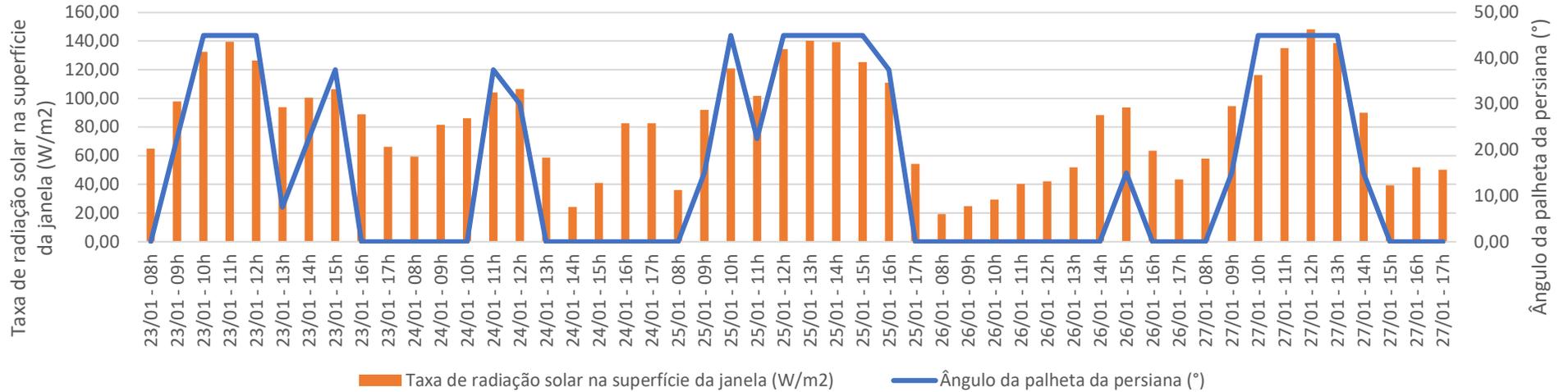
Comprimento da aleta (<i>Slat Width</i>) (m)	0,025
Distância entre aletas (<i>Slat Separation</i>) (m)	0,01875
Espessura da aleta (<i>Slat Thickness</i>) (m)	0,001
Ângulo da aleta (<i>Slat Angle</i>) (°)	45
Distância entre persiana e janela (<i>Blind to Glass Distance</i>) (m)	0,05
Condutividade (W/mK)	221
Refletância solar	0,5
Emissividade	0,9

Fonte: A autora (2022)

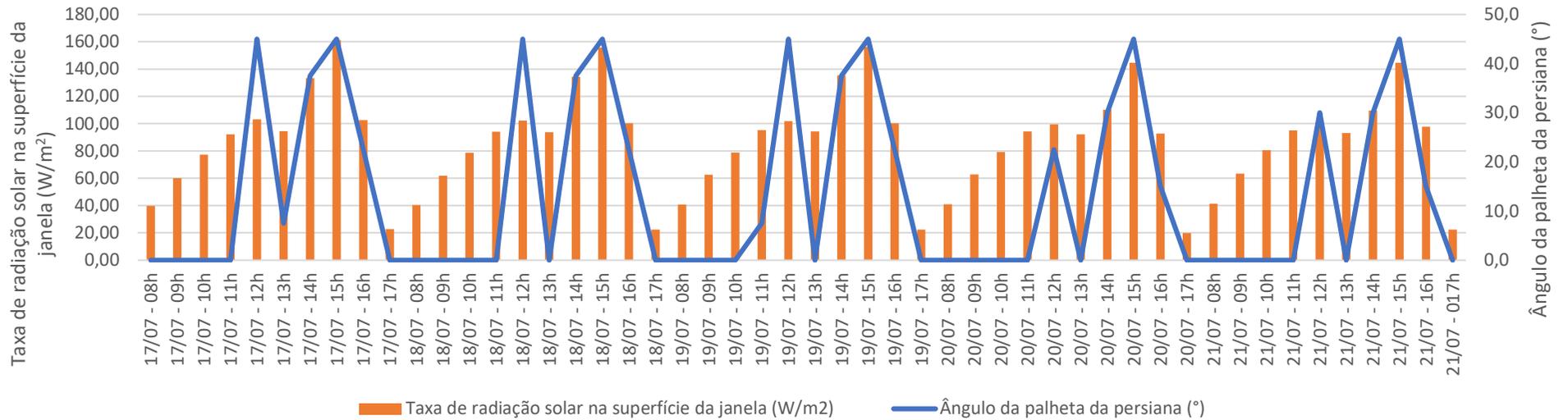
O valor de 100 W/m^2 foi atribuído após uma análise dos valores da taxa de radiação solar incidente na superfície junto com o acionamento da persiana de uma das janelas da edificação posicionada na fachada oeste durante o período de ocupação de um ano (2.600 horas). Com este valor o sombreamento da janela analisada ocorreu em 61,15% das horas de ocupação, desta forma garantindo que haja entrada da luz natural nos ambientes em algumas horas do dia. Como demonstração, na Figura 14 (a) e (b) constam os dados horários do período de ocupação, durante cinco dias no verão (23 a 27 de janeiro) e no inverno (17 a 21 de julho), da taxa de radiação solar incidente na superfície da janela e do ângulo da aleta da persiana da janela analisada, em que pode ser observado que para algumas horas de ocupação ocorre a entrada da luz natural no ambiente analisado.

Como já visto, para esta análise considerou-se uma variável de projeto com diversos tipos de vidros externos, em que dos onze vidros, dez são de controle solar e seis foram considerados como insulados. A utilização de vidros de controle solar e insulados é considerada uma medida que pode implicar e altos custos. Nesse sentido, para os modelos que possuem janelas com vidros de controle solar, a utilização de sombreamento nas janelas por persianas foi considerada uma limitação deste trabalho.

Figura 14. Dados horários do período de ocupação da incidência solar e do ângulo da palheta da persiana da janela na fachada oeste durante cinco dias no verão (23 a 27 de janeiro) (a) e no inverno (17 a 21 de julho) (b)



(a)



(b)

Fonte: A autora (2022)

3.6 Configuração da ventilação natural

Para considerar a ventilação natural na análise foi necessário configurar a rede de fluxo de ar para as portas externas e internas e as janelas externas no modelo da edificação. O controle da ventilação natural realizado foi por meio da temperatura, em que a ventilação natural é acionada quando a temperatura da zona (T_{int}) for maior que a temperatura externa (T_{ext}) e ao mesmo tempo for maior que a temperatura de *set point* de ventilação ($T_{set, vent}$), resumindo, se $T_{int} > T_{ext}$ e $T_{int} > T_{set, vent}$. A ocorrência de ventilação natural através das aberturas entre zonas foi configurada para ocorrer simultaneamente com as aberturas voltadas para o exterior, sendo estas aberturas entre zonas e externas pertencentes a um mesmo ambiente.

Uma das variáveis de projeto relacionada com a ventilação natural é a P7 “ventilação noturna”, que consiste na permissão ou não da ocorrência de ventilação noturna nas soluções. Assim sendo, há soluções que permitem a ventilação natural durante o dia e a noite, e outras que permitem apenas nos horários de ocupação (de 7 às 17 horas). Outra variável de projeto relacionada com a ventilação natural é a P8 “*set point* de ventilação noturna”. Assim sendo, para as soluções que permitem ventilação noturna, elas podem assumir diferentes valores de *set point* de ventilação noturna, conforme intervalo da Tabela 12.

Nos horários de ocupação (de 7 às 17 horas) a temperatura de *set point* de ventilação ($T_{set, vent}$) foi considerada como fixa de 20°C para todas as aberturas. Nos horários de 17 às 7 horas, para as soluções que permitem ventilação noturna, e para as aberturas janelas externas e portas internas, a temperatura de *set point* de ventilação ($T_{set, vent}$) é a variável de projeto *set point* de ventilação noturna.

Para cada abertura da rede de fluxo de ar, janelas e portas, atribuiu-se um detalhamento de abertura. Foram considerados dois tipos de detalhamento de abertura: para janelas de escritório e para portas. Para cada um definiu-se valores de coeficiente de fluxo de massa de ar quando a abertura está fechada, coeficiente de descarga e de alguns fatores que dependem da geometria da abertura, que constam nas Tabelas 19 e 20. Os valores de coeficiente de fluxo de massa de ar quando a abertura está fechada foram consultados no manual do LABEEE (2020), os fatores foram calculados utilizando-se as equações 7 a 10 e observando-se a Figura 15 (a), na Figura 15 (b) consta a geometria das janelas consideradas.

Para as aberturas da rede fluxo de ar que estão em contato com o exterior, janelas e portas externas, foi necessário inserir os dados dos coeficientes de pressão do vento (C_p). Por meio do programa E+ é possível determinar o C_p com boa precisão apenas para edifícios retangulares. Com isso, neste estudo utilizou-se uma ferramenta online para determinação dos C_p s, chamada CpSimulator². Esta ferramenta funciona da seguinte forma: a partir da submissão de um arquivo na plataforma, no caso um arquivo IDF do modelo da edificação, o CpSimulator faz uma análise baseada em Dinâmica de Flúidos Computacional (CFD) e fornece dados de C_p de edificações com diversos tipos de geometria (CPSIMULATOR, 2021). As informações dos valores de C_p para diversos ângulos, de cada janela dos ambientes em que ocorreu a ventilação natural constam na tabela do Anexo A-I, que também estão representados nos gráficos do Anexo A-II.

Tabela 19. Valores dos coeficientes de fluxo de massa de ar quando a abertura está fechada

Tipo de abertura	Coefficiente de fluxo de massa de ar quando a abertura está fechada (kg/m.s)	Expoente do fluxo da massa de ar quando a abertura está fechada
Janela de escritório	0,00041	0,65
Porta de metal externa	0,00005	0,65
Porta de madeira interna	0,0024	0,65

Fonte: LABEEE (2020)

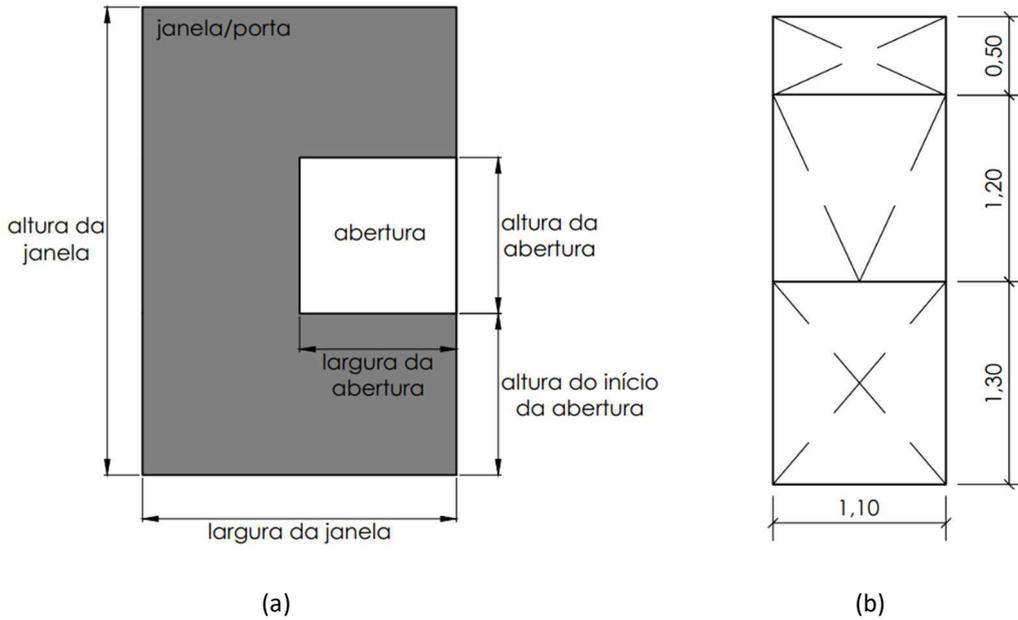
Tabela 20. Valores do coeficiente de descarga, fator de largura, fator de altura e fator de altura do início de abertura de acordo com o fator de abertura

	Janela de escritório		Porta	
Fator de abertura	0	0,32	0	1
Coefficiente de descarga	0,001	0,6	0,001	0,6
Fator de largura	0	1	0	1
Fator de altura	0	0,4	0	1
Fator de altura do início da abertura	0	0,43	0	0

Fonte: A autora (2022)

² CpSimulator é uma ferramenta baseada em Dinâmica Computacional dos Flúidos que fornece dados de coeficientes de pressão de superfícies de edificações <<https://cpsimulator.cimec.org.ar/home.html>>.

Figura 15. Frações de aberturas consideradas para o cálculo dos fatores (a) e geometria da janela de escritório considerada para os cálculos dos fatores (b)



Fonte: A autora (2022)

$$\text{Fator de abertura} = \frac{\text{ângulo de abertura}}{90^\circ} \quad (\text{Para aberturas pivotantes}) \quad (7)$$

$$\text{Fator de largura} = \frac{\text{largura da abertura}}{\text{largura da janela}} \quad (8)$$

$$\text{Fator de altura} = \frac{\text{altura da abertura}}{\text{altura da janela}} \quad (9)$$

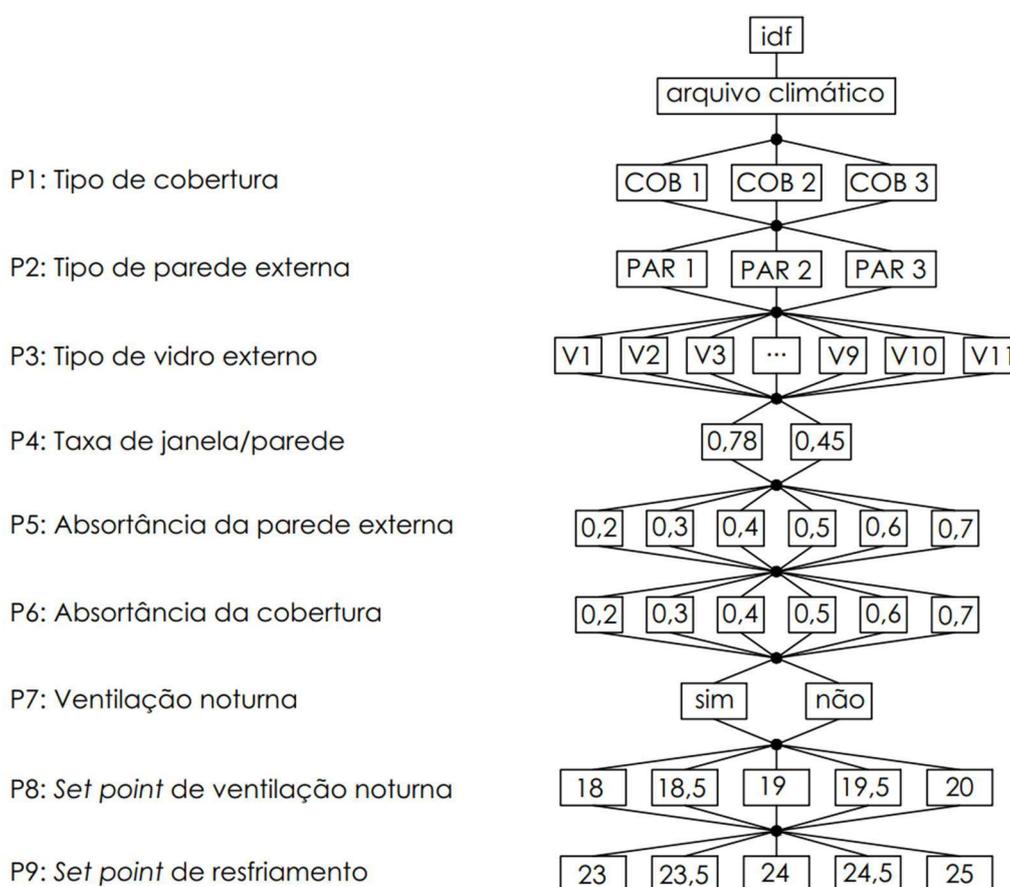
$$\text{Fator de início da abertura} = \frac{\text{altura do início da abertura}}{\text{altura da janela}} \quad (10)$$

Para garantir que a ventilação híbrida ocorresse corretamente foi configurado no programa E+ o objeto *AvailabilityManager:HybridVentilation*, que impede a ocorrência da ventilação natural junto com resfriamento por ar-condicionado dos ambientes. O modo de controle da ventilação híbrida foi configurado para ocorrer por meio da temperatura de *set point* de resfriamento ou aquecimento, durante os horários de ocupação, ficando também limitada entre as temperaturas externas de 20 °C e 30°C.

3.7 Configuração das variáveis de projeto e das funções objetivos

As configurações tratadas até o momento são aquelas que foram necessárias para a modelagem do edifício em um arquivo IDF no programa E+. Como próxima etapa foram configuradas as variáveis de projeto e as funções objetivos em um arquivo JSON para o programa jEPlus versão 2.1 que trabalha acoplado com o arquivo IDF do programa E+. O jEPlus foi introduzido em 2009 como uma ferramenta de simulação paramétrica para o programa E+ que permite definir parâmetros, que são as variáveis de projeto, e gerenciar as simulações das soluções paramétricas geradas (ZHANG, 2012). Ele organiza os parâmetros em uma estrutura de árvore, em que cada simulação/modelo é um caminho da raiz da árvore até um ramo (ZHANG, 2009). A árvore de parâmetros originada deste trabalho pode ser vista na Figura 16, em que as variáveis de projeto da Tabela 12 estão representadas pelos parâmetros P1 a P9. Os parâmetros foram configurados na interface do jEPlus que consta na Figura 17.

Figura 16. Árvore de parâmetros do estudo de otimização



Fonte: A autora (2022)

Figura 17. Interface da configuração dos parâmetros no programa jEPlus

Parameter Table

#	PID	Name	Search Tag	Value Type	Values	N
0	P0	Cobertura	@@cob@@	DISCRETE	{"Cob_1", "Cob_2", "Cob_3"}	3
1	P1	Parede externa	@@par@@	DISCRETE	{"Par_1", "Par_2", "Par_3"}	3
2	P2	Vidro janela	@@jan@@	DISCRETE	{"Jan_1", "Jan_2", "Jan_3", "Jan_4", "Jan..."}	11
3	P3	Taxa de janela	@@Z@@ @@fa@@ ...	DOUBLE	{0.3 0.4 0.43 1.65 5.15, 1.47 1 0 2.24 5...}	2
4	P4	Absortancia par...	@@abspar@@	DOUBLE	[0.2: 0.1: 0.7]	6
5	P5	Absortancia cob	@@abscob@@	DOUBLE	[0.2: 0.1: 0.7]	6
6	P6	Vent not	@@ventnot@@	INTEGER	{ano_ini-c, ano_vent}	2
7	P7	Set point vent not	@@setvent@@	DOUBLE	[18: 0.5: 20]	5
8	P8	Set point resf	@@setresf@@	DOUBLE	[23: 0.5: 25]	5

Parameter item

ID: Name: Type:

Description:

Search tag: Value type:

Values:

Preview:

Fonte: Programa jEPlus (2022)

Os resultados das simulações realizadas pelo programa E+ são os dados relacionados com os valores das funções objetivo. Para coleta dos dados o jEPlus utiliza-se um bloco de instruções dentro do arquivo JSON chamado de comandos RVXs que podem ser de alguns tipos, como RVIs, SQLs, Scripts e CSVs. Para este trabalho foi utilizado o comando CSV que é considerado simples por não necessitar de conhecimento de linguagem computacional para implementações. Este comando coleta os dados do arquivo CSV gerado de cada modelo simulado e os reúne em um único banco de dados.

Dentro dos comandos RVXs também é possível definir operações com os dados coletados. No caso deste trabalho, foi necessário definir uma operação para o cálculo da média do PPD anual das zonas térmicas da edificação. Ainda dentro dos comandos RVXs foram definidas as funções objetivo, que foram a minimização do consumo de energia anual e a minimização da média do PPD anual da edificação, e sua interface pode ser vista na Figura 18.

Figura 18. Interface da configuração dos comandos RVXs no programa jEPlus



Fonte: Programa jEPlus (2022)

3.8 Configuração do algoritmo de otimização multiobjetivo

Após finalização das configurações no programa jEPlus foi realizada a configuração do algoritmo NSGA-II dentro de outro programa, o jEPlus+EA (que significa jEPlus + Algoritmo Evolutivo). Mais informações a respeito dos programas jEPlus e jEPlus+EA podem ser encontradas em Zhang (2009), Zhang (2012) e Zhang e Jankovic (2017). Nesta etapa definiu-se os parâmetros já vistos do algoritmo, que são: tamanho da população, número máximo de gerações, taxa de cruzamento e taxa de mutação.

Na inicialização do processo de otimização o programa jEPlus+EA seleciona a população inicial por meio de uma amostra aleatória pelo método do Hipercubo Latino. Alguns estudos indicam a definição do tamanho da população, podemos encontrar no estudo de Linczuk e Bastos (2020) a citação de pesquisas que recomendam que o tamanho da população seja de duas a quatro vezes maior que o número de variáveis, e que para a convergência do processo de otimização são necessárias entre 1400 e 1800 avaliações. Da mesma forma, o estudo de Xue *et al.* (2021) cita que é recomendado que o tamanho da população seja de duas a seis vezes maior que o número de variáveis, estando na faixa entre 10 e 200 indivíduos.

Como já é de conhecimento, neste estudo de caso existem nove variáveis de projeto e optou-se por um tamanho de população de 50. Com base nas informações relativas aos parâmetros dos algoritmos encontradas nos trabalhos consultados (Asadi *et al.* (2014), Azari *et al.* (2016), ... Zhao e

Du (2020)), listadas na Tabela 9, decidiu-se por um número máximo de 100 gerações, uma taxa de cruzamento de 90% e taxa de mutação de 20%. As informações dos parâmetros do algoritmo constam na Tabela 21 e a interface do programa jEPlus+EA que constam as informações dos parâmetros do algoritmo pode ser vista na Figura 19.

Tabela 21. Parâmetros do algoritmo NSGA-II

Tamanho da população	50
Número máximo de geração	100
Taxa de cruzamento (%)	90
Taxa de mutação (%)	20

Fonte: A autora (2022)

Figura 19. Interface da configuração dos parâmetros do algoritmo NSGA-II no programa jEPlus+EA

The screenshot displays the 'Algorithm Settings' tab of the jEPlus+EA software. The configuration is as follows:

- Exploration strategy:** NSGA2 (dropdown), Random seed: 0 (input field)
- Sampling method:** LHS (dropdown), Sample size: 1000 (input field), Actual: 1000 (input field)
- Population:**
 - Initial sample size: 50 (input field)
 - New solutions per gen: 50 (slider and input field)
 - Feasibility Relaxation: 0 (slider and input field)
- Operators:**
 - Crossover rate (%): 90 (slider and input field)
 - Mutation rate (%): 20 (slider and input field)
 - Tournament size: 2 (slider and input field)
- Constraint handling:** Feasibility First (slider from 0 to 100, currently at 0)
- Termination criteria:**
 - Max generations: 100 (input field)
 - Max simulation cases: 10000 (input field)
 - Computing budget (CPU Hour): 100.0 (input field)
 - Max wall clock time (Hour): 72.0 (input field)

Fonte: Programa jEPlus+EA (2022)

Após a finalização das configurações tratadas até o momento, o processo de otimização multiobjetivo pôde ser iniciado no programa jEPlus+EA. Após 3.322 simulações, resultou em um

conjunto de 51 soluções/projetos ótimos na frente de Pareto. O processo foi realizado em um computador com as seguintes configurações: processador Intel (R) Core i5-9300H CPU @ 2,40 GHz, e a duração do processo foi de 119,76 horas, aproximadamente 5 dias.

A partir da obtenção dos 51 projetos ótimos, para obtenção de um único projeto ótimo utilizou-se um método de auxílio a tomada de decisão para transformar o problema otimização multiobjetivo em um problema de objetivo único. Para este trabalho optou-se pela utilização do método da soma ponderada, que é a abordagem mais conhecida para este tipo de análise (DELGARM *et al.*, 2016). Neste método utiliza-se a equação (11) para obtenção de uma única função objetivo ($F_{sp}(x)$).

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } F_{sp}(x) &= \sum_{i=1}^k \lambda_i \frac{f(x)_i - f(x)_i^{\min}}{f(x)_i^{\max} - f(x)_i^{\min}} & (11) \\ \lambda_i &\in [0, 1] \\ \sum_{i=1}^k \lambda_i &= 1 \end{aligned}$$

Em que $F_{sp}(x)$ é a função objetivo composta, k é o número de funções objetivos $f(x)_i$ e λ_i é o coeficiente de ponderação que varia de 0 a 1 atribuído à função objetivo $f(x)_i$, cujo seu somatório é igual a 1.

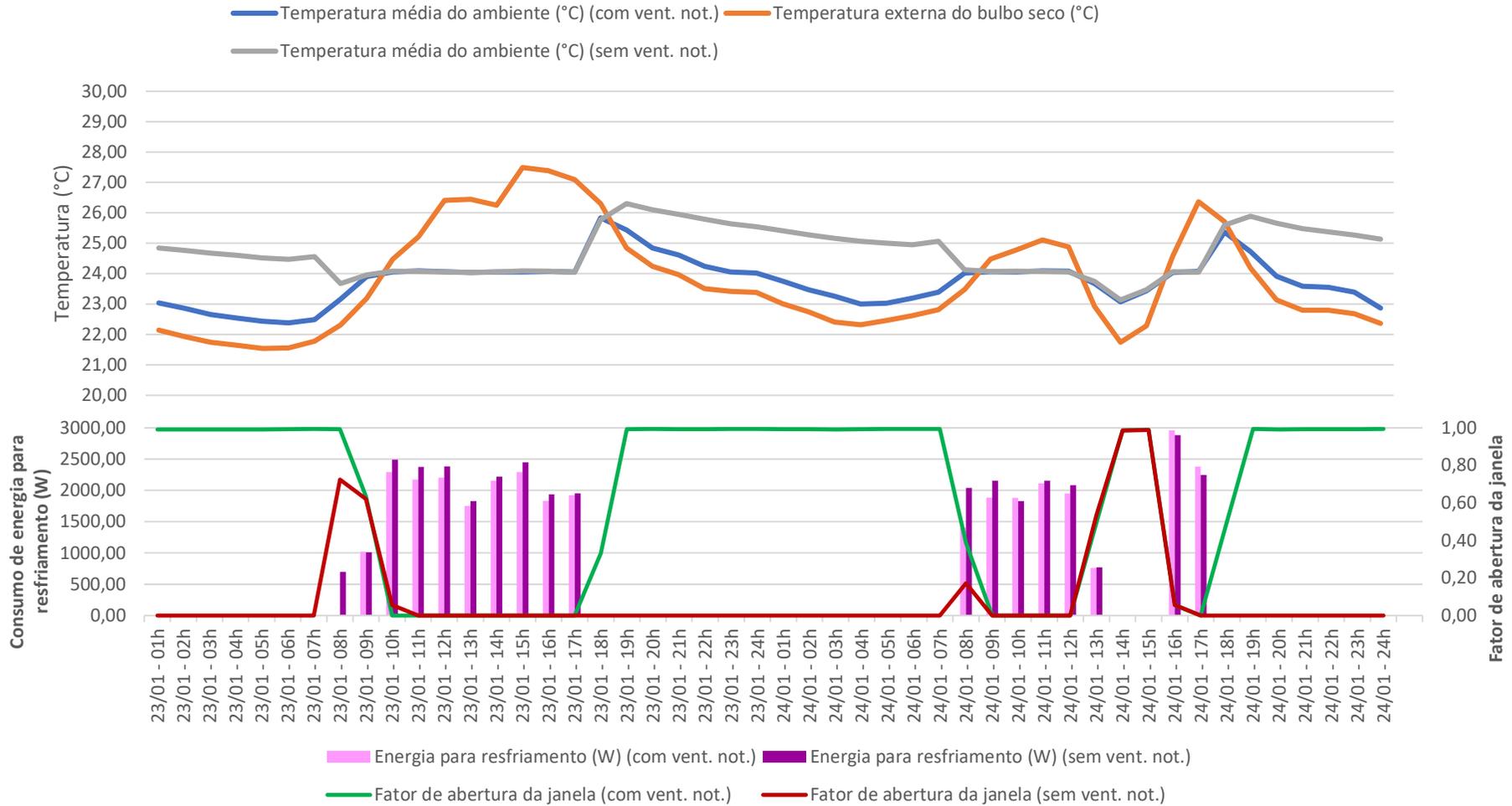
4 RESULTADOS

Ao final do processo de otimização multiobjetivo, em que os objetivos foram minimizar o consumo de energia e o desconforto térmico dos usuários da edificação do estudo de caso, obteve-se um conjunto de soluções em uma frente de Pareto consideradas soluções ótimas, que representaram um conjunto de opções de projetos de *retrofit*.

4.1 Ventilação híbrida

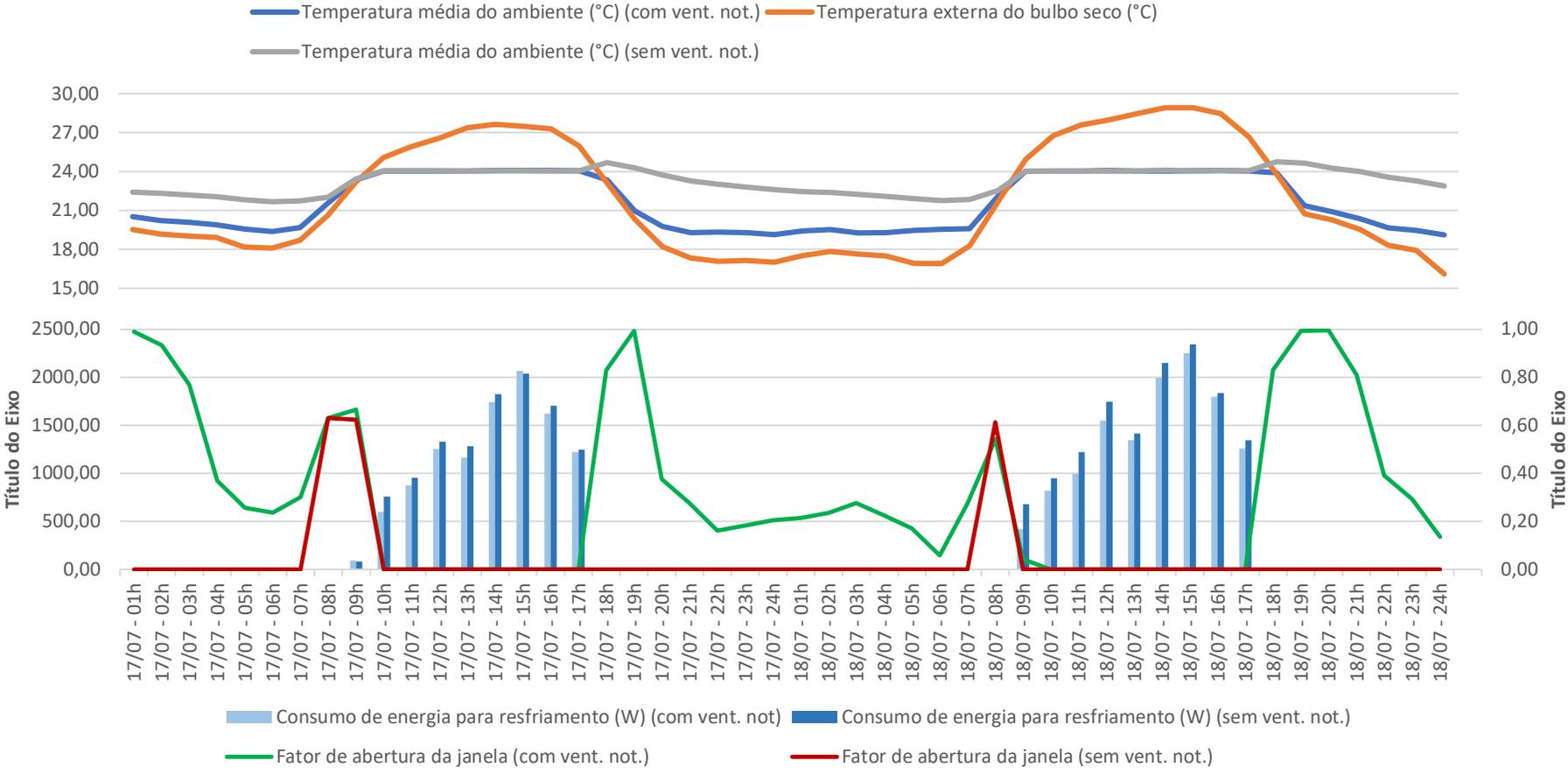
Alguns dados foram observados para verificação do correto controle da ventilação híbrida, sendo eles, a temperatura externa, a temperatura interna do ambiente, o fator de abertura da janela e o consumo de energia para resfriamento do ambiente que se encontra a janela. A janela analisada foi a mesma em que foi realizada a análise de sombreamento vista anteriormente, localizada na fachada oeste da edificação. Nas Figuras 20 e 21 constam os dados horários, para o modelo do caso base e para o modelo com as mesmas configurações que permite ventilação noturna, para um período de dois dias no verão (23 e 24 de janeiro) e dois dias no inverno (17 e 18 de julho), respectivamente. Pode ser observado o correto funcionamento do controle da ventilação híbrida.

Figura 20. Dados horários da temperatura externa, temperatura interna do ambiente, do fator de abertura da janela e do consumo de energia para resfriamento da zona da fachada oeste (para o modelo do caso base e para o modelo com as mesmas configurações que permite ventilação noturna) durante dois dias no verão (23 e 24 de janeiro)



Fonte: A autora (2022)

Figura 21. Dados horários da temperatura externa, temperatura interna do ambiente, do fator de abertura da janela e do consumo de energia para resfriamento da zona da fachada oeste (para o modelo do caso base e para o modelo com as mesmas configurações que permite ventilação noturna) durante dois dias no inverno (17 e 18 de julho)



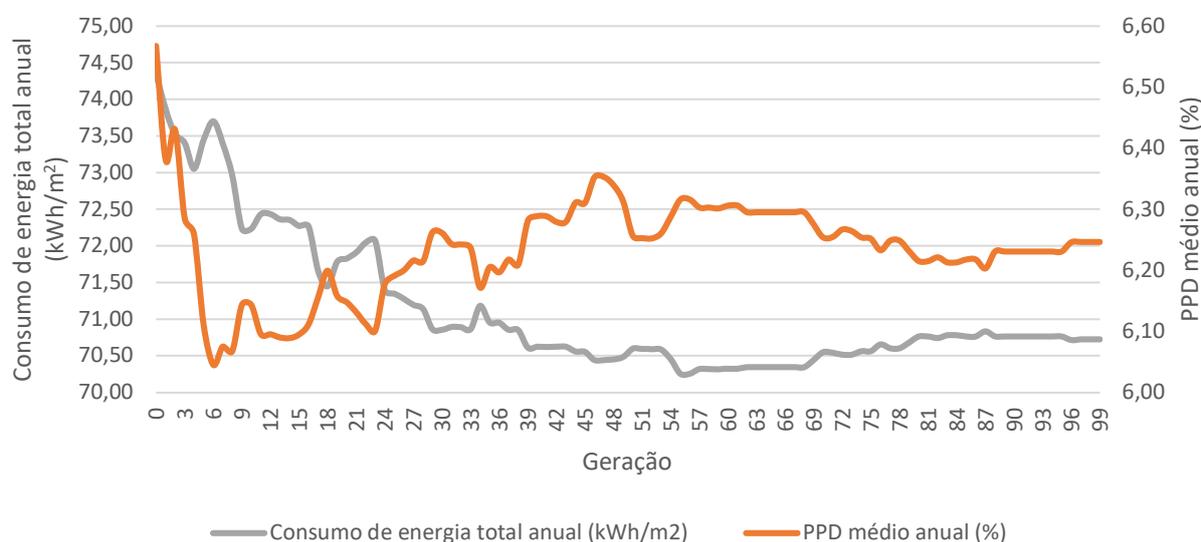
Fonte: A autora (2022)

4.1 Convergência da otimização

Considerando os valores médios das funções objetivo das melhores soluções de cada geração, a Figura 22 mostra a convergência da otimização ao longo das 100 gerações para as funções objetivo do consumo de energia e do desconforto térmico. A partir de análise da Figura 22 observa-se uma tendência de convergência da otimização a partir de aproximadamente 80 gerações para as duas funções objetivo, em que há uma variação dos valores médios do consumo de energia entre 70,72 e 70,84 kWh/m² e de PPD entre 6,20 e 6,25%.

Na Figura 22 observa-se que os valores de consumo de energia foram maiores no início da otimização e seguiu uma tendência de diminuir atingindo os menores valores entre as gerações 55 e 68, em seguida houve um pequeno aumento atingindo uma estabilidade a partir de aproximadamente 80 gerações. Com relação aos valores médios de PPD, observa-se que os maiores valores também ocorreram no início da otimização e diminuíram bruscamente atingindo os menores valores entre as gerações 5 e 23, em seguida houve um aumento até atingir uma estabilidade a partir de aproximadamente 80 gerações.

Figura 22. Valores médios das funções objetivo consumo de energia anual e PPD médio anual por geração



Fonte: A autora (2022)

Na Figura 22 pode ser observado que nas primeiras gerações o valor médio de PPD diminuiu bruscamente, enquanto o valor do consumo de energia se mantinha alto. Esta situação pode estar relacionada com a necessidade de aumentar o consumo de energia com resfriamento para proporcionar os menores valores médios de PPD. Em seguida, o valor do consumo de energia seguiu

uma tendência de diminuir enquanto que o valor médio de PPD seguiu uma tendência de aumentar, até que houvesse uma estabilização dos valores que é considerada a convergência da otimização. Este comportamento demonstra que, ao menos minimamente, ocorreu um conflito de interesses entre as funções objetivo ao longo da otimização. Nesse sentido, a otimização multiobjetivo demonstrou ser uma ferramenta robusta para obtenção de projetos que atendam a mais de um critério de forma adequada, auxiliando na tomada de decisões.

As melhores soluções de cada geração somadas corresponderam a 3.017 soluções, e as informações do número de melhores soluções por geração com os valores médios das funções objetivos por geração constam na Tabela 22. Considerando estas melhores soluções de cada geração, a partir de uma análise observou-se que apenas 4 delas assumiram o valor da variável de projeto taxa/parede de 0,78, sendo 3 de 10 soluções na primeira geração e 1 de 10 soluções na segunda geração. Como esperado, isso mostra que uma alta taxa de abertura leva a um maior consumo de energia para resfriamento da edificação para atender ao *set point* de resfriamento, sendo este o único consumo variável ao longo da otimização.

Com relação aos valores médios de PPD nas melhores soluções de cada geração. Pôde ser observado que para a variável de projeto ventilação noturna, que permite ou não a ocorrência de ventilação noturna, as soluções com os menores valores de PPD são as que não permitiram ventilação noturna, enquanto que as soluções que permitiram a ventilação noturna são as que apresentaram os maiores valores de PPD. Da mesma forma, observou-se uma relação direta entre a variável de projeto *set point* de resfriamento e os valores de PPD, ou seja, quanto maior o valor da temperatura de *set point* de resfriamento maior é o valor da PPD.

Apesar destas observações a respeito dos valores médios de PPD nas melhores soluções de cada geração (3.017 soluções), o maior valor assumido por elas foi de 8,55%, significando que todas elas obtiveram valores recomendados de PPD abaixo de 10%. Com relação a todas as soluções analisadas ao longo da otimização (3.322 soluções), apenas 9 apresentaram valores de PPD acima de 10%, ou seja, 0,27% das soluções.

Tabela 22. Informações do número de soluções ótimas por geração com os valores médios das funções objetivo

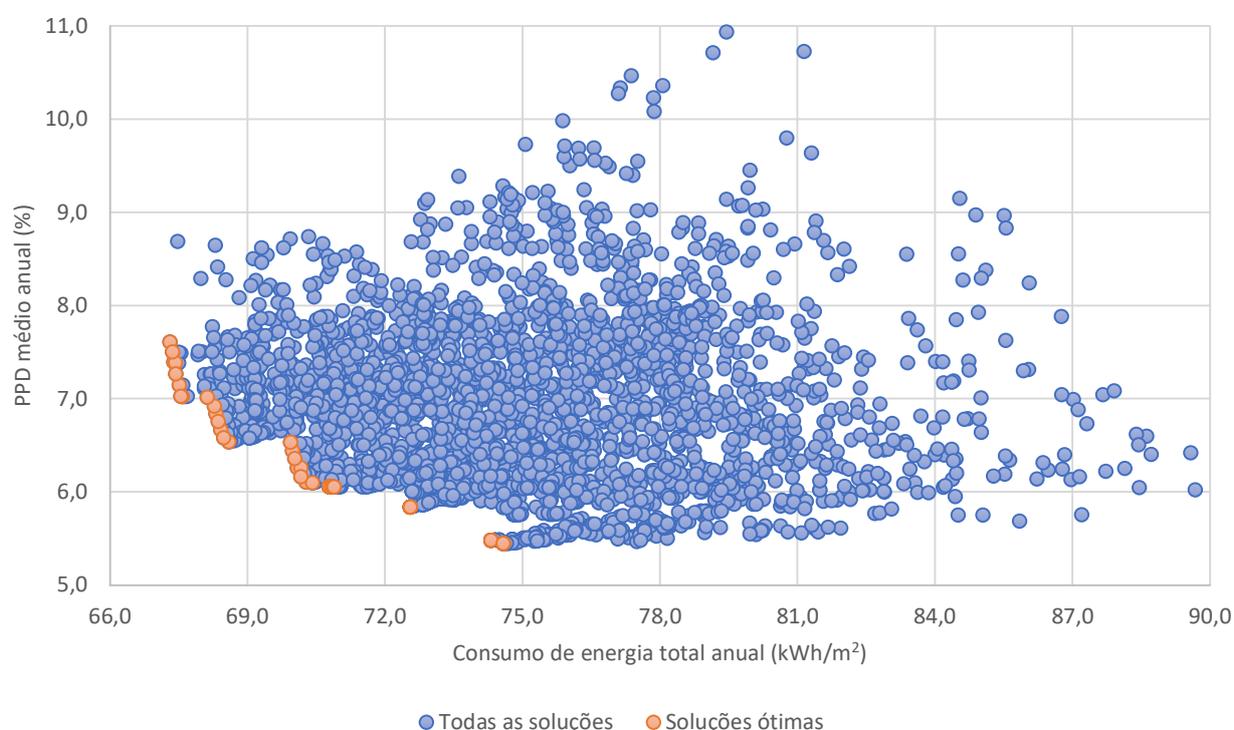
Geração	Nº de soluções ótimas	Consumo de energia anual (kWh/m ²)	PPD médio anual (%)	Geração	Nº de soluções ótimas	Consumo de energia anual (kWh/m ²)	PPD médio anual (%)
1	10	74,35	6,57	51	32	70,60	6,26
2	10	73,87	6,38	52	32	70,60	6,25
3	13	73,53	6,43	53	32	70,59	6,25
4	13	73,41	6,29	54	34	70,59	6,26
5	13	73,05	6,26	55	37	70,45	6,29
6	15	73,45	6,11	56	35	70,26	6,32
7	14	73,70	6,05	57	35	70,26	6,32
8	13	73,40	6,08	58	36	70,32	6,30
9	13	72,96	6,07	59	36	70,32	6,30
10	12	72,23	6,14	60	36	70,32	6,30
11	12	72,23	6,14	61	38	70,32	6,31
12	13	72,44	6,10	62	38	70,32	6,31
13	13	72,44	6,10	63	38	70,35	6,30
14	12	72,37	6,09	64	38	70,35	6,30
15	12	72,35	6,09	65	38	70,35	6,30
16	13	72,27	6,09	66	38	70,35	6,30
17	17	72,27	6,11	67	38	70,35	6,30
18	13	71,66	6,16	68	38	70,35	6,30
19	10	71,45	6,20	69	38	70,35	6,30
20	12	71,78	6,16	70	39	70,45	6,27
21	17	71,83	6,15	71	40	70,55	6,25
22	19	71,91	6,13	72	41	70,54	6,25
23	21	72,05	6,11	73	41	70,52	6,27
24	24	72,07	6,10	74	41	70,52	6,26
25	16	71,40	6,18	75	42	70,56	6,25
26	14	71,35	6,19	76	42	70,56	6,25
27	13	71,28	6,20	77	43	70,66	6,23
28	15	71,20	6,22	78	44	70,60	6,25
29	16	71,14	6,21	79	44	70,60	6,25
30	15	70,87	6,26	80	45	70,68	6,23
31	15	70,86	6,26	81	46	70,76	6,22
32	14	70,89	6,24	82	46	70,76	6,22
33	14	70,89	6,24	83	47	70,74	6,22
34	15	70,87	6,24	84	48	70,78	6,21
35	17	71,18	6,17	85	48	70,78	6,21
36	17	70,96	6,21	86	49	70,77	6,22
37	18	70,95	6,20	87	49	70,77	6,22
38	19	70,85	6,22	88	50	70,84	6,20
39	20	70,85	6,21	89	51	70,77	6,23
40	23	70,61	6,28	90	51	70,77	6,23
41	26	70,62	6,29	91	51	70,77	6,23
42	26	70,62	6,29	92	51	70,77	6,23
43	27	70,62	6,28	93	51	70,77	6,23
44	27	70,62	6,28	94	51	70,77	6,23
45	27	70,56	6,31	95	51	70,77	6,23
46	27	70,55	6,31	96	51	70,77	6,23
47	28	70,44	6,35	97	52	70,72	6,25
48	28	70,44	6,35	98	51	70,72	6,25
49	29	70,45	6,34	99	51	70,72	6,25
50	32	70,48	6,31	100	51	70,72	6,25

Fonte: A autora (2022)

4.2 Análise dos resultados das funções objetivos

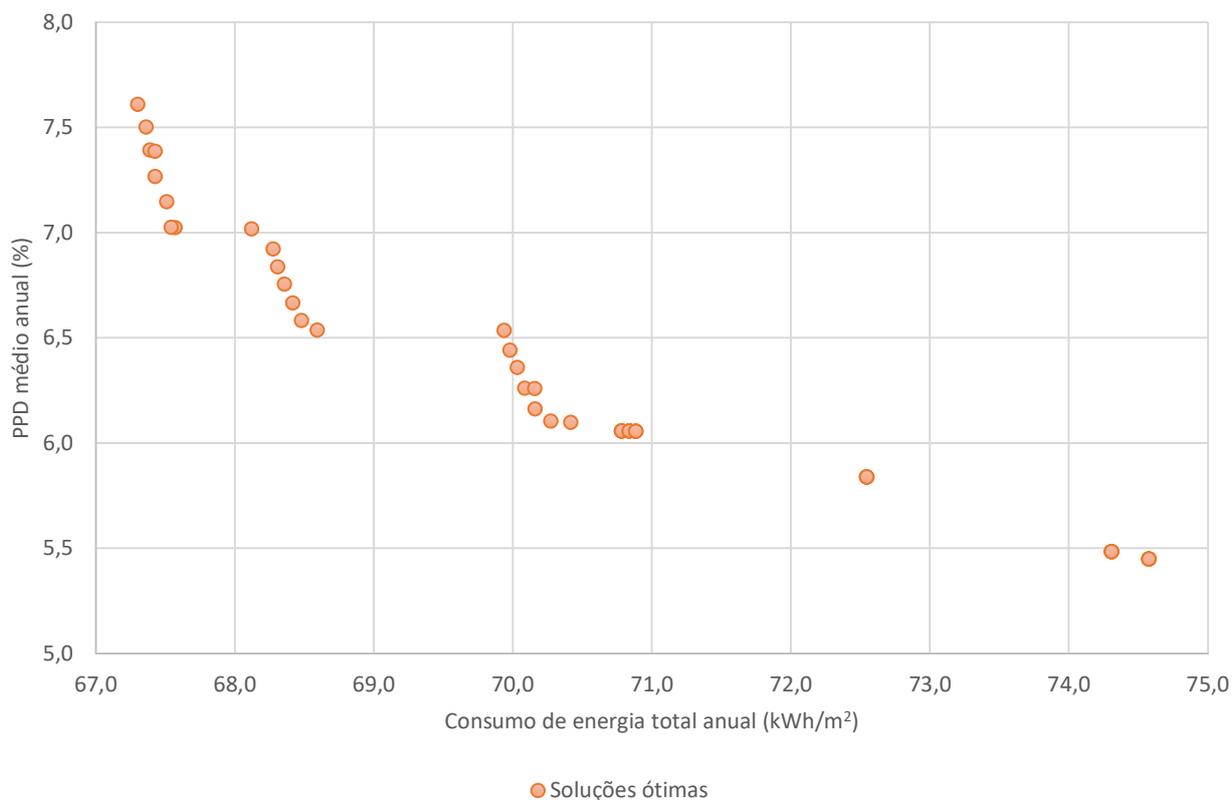
Na Figura 23 observa-se as funções objetivo em cada eixo do gráfico com todas as 3.322 soluções simuladas ao longo da otimização representadas por pontos, em que os pontos em laranja são as soluções ótimas da frente de Pareto e os pontos em azul são as demais soluções. Os valores do consumo de energia estão em termos de m^2 , considerando a área do modelo da edificação foi de 2.995,54 m^2 . A otimização entregou um conjunto com 51 soluções ótimas que podem ser vistas separadamente no gráfico da Figura 24.

Figura 23. Funções objetivo com todas soluções simuladas na otimização multiobjetivo



Fonte: A autora (2022)

Figura 24. Funções objetivo com as soluções ótimas na frente de Pareto



Fonte: A autora (2022)

O resultado do consumo de energia e da média de PPD do caso base foi 83,69 kWh/m² e 6,89% respectivamente. Na Tabela 23 constam as informações das funções objetivo do caso base e das 51 soluções ótimas organizadas de forma crescente com relação aos valores do consumo de energia. Para a análise da variável de projeto *set point* de ventilação noturna foram consideradas apenas as soluções que permitiram a ocorrência da ventilação noturna. Devido a isso, algumas soluções da Tabela 23 não apresentam a informação da variável de projeto *set point* de ventilação noturna.

Com relação aos resultados do consumo de energia das soluções ótimas, comparados ao caso base, todas apresentaram valores abaixo variando entre 10,89% e 19,58%, ou seja, todas apresentaram um potencial de diminuição do consumo de energia da edificação. Com relação aos resultados da média de PPD das soluções ótimas, comparados ao caso base, houve soluções que apresentaram valores maiores de média de PPD, sendo 10 das 51 soluções ótimas, e soluções que apresentaram valores menores de média de PPD, significando uma variação entre -10,53% e 20,87%. Apesar de algumas soluções ótimas apresentarem resultados de média de PPD maiores que

o caso base, todas elas atenderam a recomendação de apresentarem um valor de PPD abaixo de 10%.

Tabela 23. Dados de variáveis de projeto, consumo de energia anual e PPD médio anual do caso base e das 51 soluções ótimas (continua)

	P1 - Tipo de cobertura (W/m ² k)	P2 - Tipo de parede externa (W/m ² k)	P3 - Tipo de vidro externo	P4 - Taxa de abertura	P5 - Absortância solar da parede externa	P6 - Absortância solar da cobertura	P7 - Ventilação noturna	P8 - <i>Set point</i> de ventilação noturna (°C)	P9 - <i>Set point</i> de resfriamento (°C)	Consumo de energia anual (kWh/m ²)	PPD médio anual (%)
caso base	U _{c1} =1,90	U _{p1} =3,38	V1	0,78	0,7	0,7	não	-	24	83,69	6,89
1	U _{c1} =1,90	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	18,0	25,0	67,30	7,61
2	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	sim	18,0	25,0	67,36	7,50
3	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	sim	18,5	25,0	67,39	7,39
4	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,3	0,2	sim	18,5	25,0	67,42	7,39
5	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	sim	19,0	25,0	67,43	7,27
6	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,3	0,2	sim	19,5	25,0	67,51	7,15
7	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	sim	20,0	25,0	67,54	7,03
8	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,3	0,2	sim	20,0	25,0	67,57	7,03
9	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V2	0,45	0,2	0,2	sim	20,0	25,0	68,12	7,02
10	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	18,0	25,0	68,27	6,92
11	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	18,5	25,0	68,31	6,84
12	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	19,0	25,0	68,36	6,76
13	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	19,5	25,0	68,41	6,67
14	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	20	25,0	68,48	6,58
15	U _{c3} =0,54	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	sim	20	25,0	68,59	6,54
16	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	18	24,5	69,94	6,54
17	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	18,5	24,5	69,98	6,44
18	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	19	24,5	70,03	6,36
19	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	19,5	24,5	70,08	6,26
20	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,3	0,2	sim	19,5	24,5	70,16	6,26
21	U _{c3} =0,54	U _{p3} =0,75	V3	0,45	0,2	0,2	sim	20	24,5	70,16	6,16
22	U _{c3} =0,54	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	sim	20	24,5	70,27	6,11
23	U _{c3} =0,54	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,5	0,2	sim	20	24,5	70,41	6,10
24	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	70,78	6,06
25	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	70,78	6,06
26	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	70,78	6,06
27	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	70,78	6,06
28	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	70,78	6,06
29	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,3	0,2	não	-	24,5	70,84	6,06
30	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,3	0,2	não	-	24,5	70,84	6,06
31	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,3	0,2	não	-	24,5	70,84	6,06
32	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,3	0,2	não	-	24,5	70,84	6,06
33	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,4	0,2	não	-	24,5	70,88	6,06
34	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,4	0,2	não	-	24,5	70,88	6,06
35	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,4	0,2	não	-	24,5	70,88	6,06
36	U _{c1} =1,90	U _{p2} =0,36	V3	0,45	0,4	0,2	não	-	24,5	70,88	6,06

Fonte: A autora (2022)

Tabela 23. Dados de variáveis de projeto, consumo de energia anual e PPD médio anual do caso base e das 51 soluções ótimas (conclusão)

	P1 - Tipo de cobertura	P2 - Tipo de parede externa	P3 - Tipo de vidro externo	P4 - Taxa de abertura	P5 - Absortância solar da parede externa	P6 - Absortância solar da cobertura	P7 - Ventilação noturna	P8 - Set point de ventilação noturna (°C)	P9 - Set point de resfriamento (°C)	Consumo de energia anual (kWh/m ²)	PPD médio anual (%)
37	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	72,54	5,84
38	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	72,54	5,84
39	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	72,54	5,84
40	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	72,54	5,84
41	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,5	72,54	5,84
42	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,31	5,49
43	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,31	5,49
44	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,31	5,49
45	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,31	5,49
46	$U_{c3}=0,54$	$U_{p3}=0,75$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,31	5,49
47	$U_{c3}=0,54$	$U_{p2}=0,36$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,57	5,45
48	$U_{c3}=0,54$	$U_{p2}=0,36$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,57	5,45
49	$U_{c3}=0,54$	$U_{p2}=0,36$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,57	5,45
50	$U_{c3}=0,54$	$U_{p2}=0,36$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,57	5,45
51	$U_{c3}=0,54$	$U_{p2}=0,36$	V3	0,45	0,2	0,2	não	-	24,0	74,57	5,45

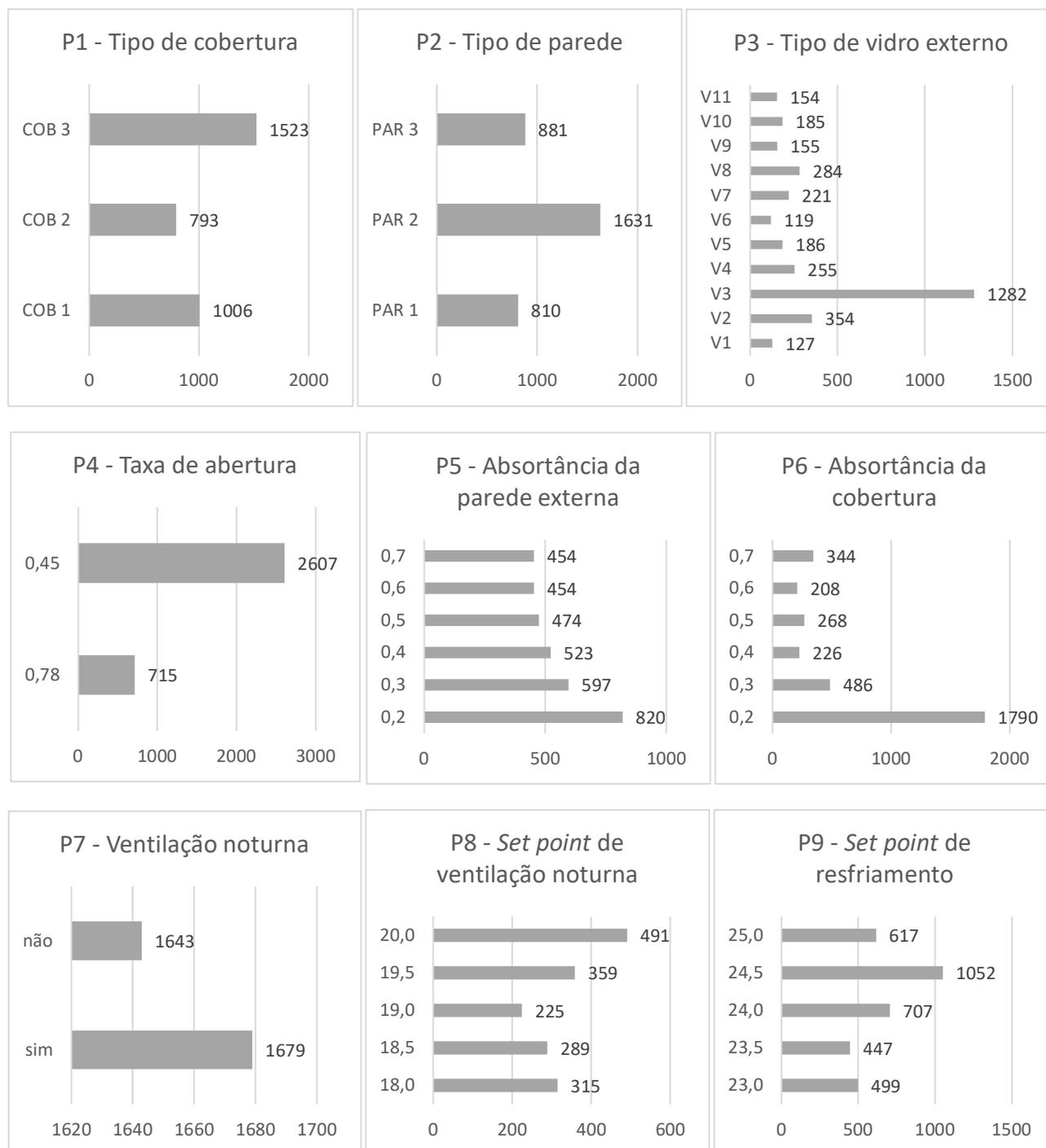
Fonte: A autora (2022)

4.3 Análise das variáveis de projeto

A ocorrência de cada uma das opções das variáveis de projeto em todas as soluções analisadas ao longo da otimização e nas soluções ótimas pode ser vista nas Figuras 25 e 26, respectivamente. A partir de análises destes Figuras foi possível observar uma clara preferência por algumas opções de variáveis de projeto em todas as soluções da otimização, e que se apresentam como opções absolutas ou quase absolutas no conjunto de soluções ótimas. Sendo elas, o tipo de vidro externo, a taxa de abertura e a absortância solar da cobertura.

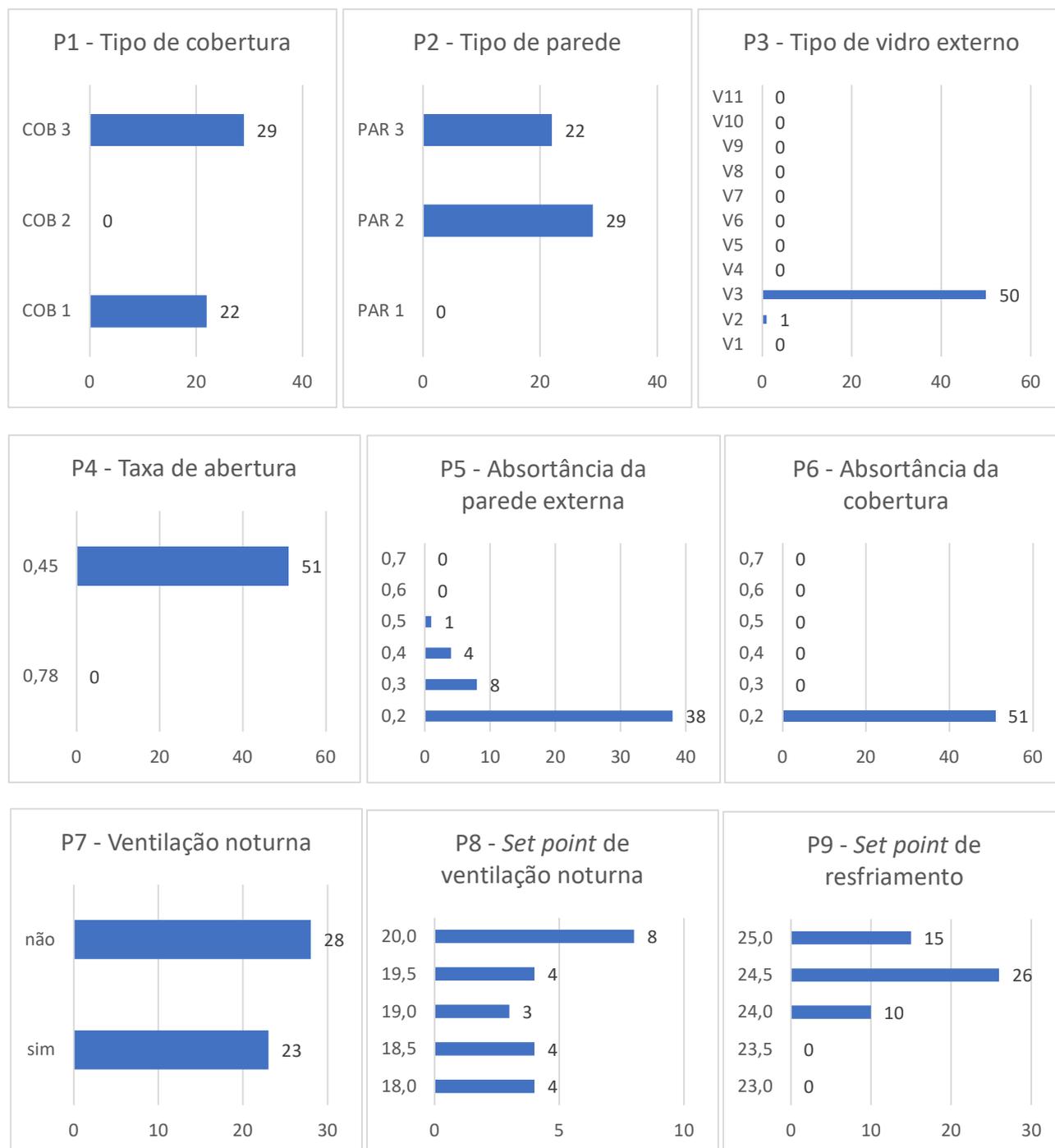
Na Tabela 24 constam as informações do percentual de ocorrência de cada opção das variáveis de projeto nas soluções ótimas. Já nas Figuras 27 até 35 constam as funções objetivo com todas as soluções diferenciadas por cada opção de cada variável de projeto respectivamente.

Figura 25. Ocorrência dos valores das variáveis de projeto em todas as soluções analisadas



Fonte: A autora (2022)

Figura 26. Ocorrência dos valores das variáveis de projeto nas soluções ótimas



Fonte: Os autores (2021)

Tabela 24. Informações das porcentagens das variáveis de projeto relativas as ocorrências nas soluções ótimas

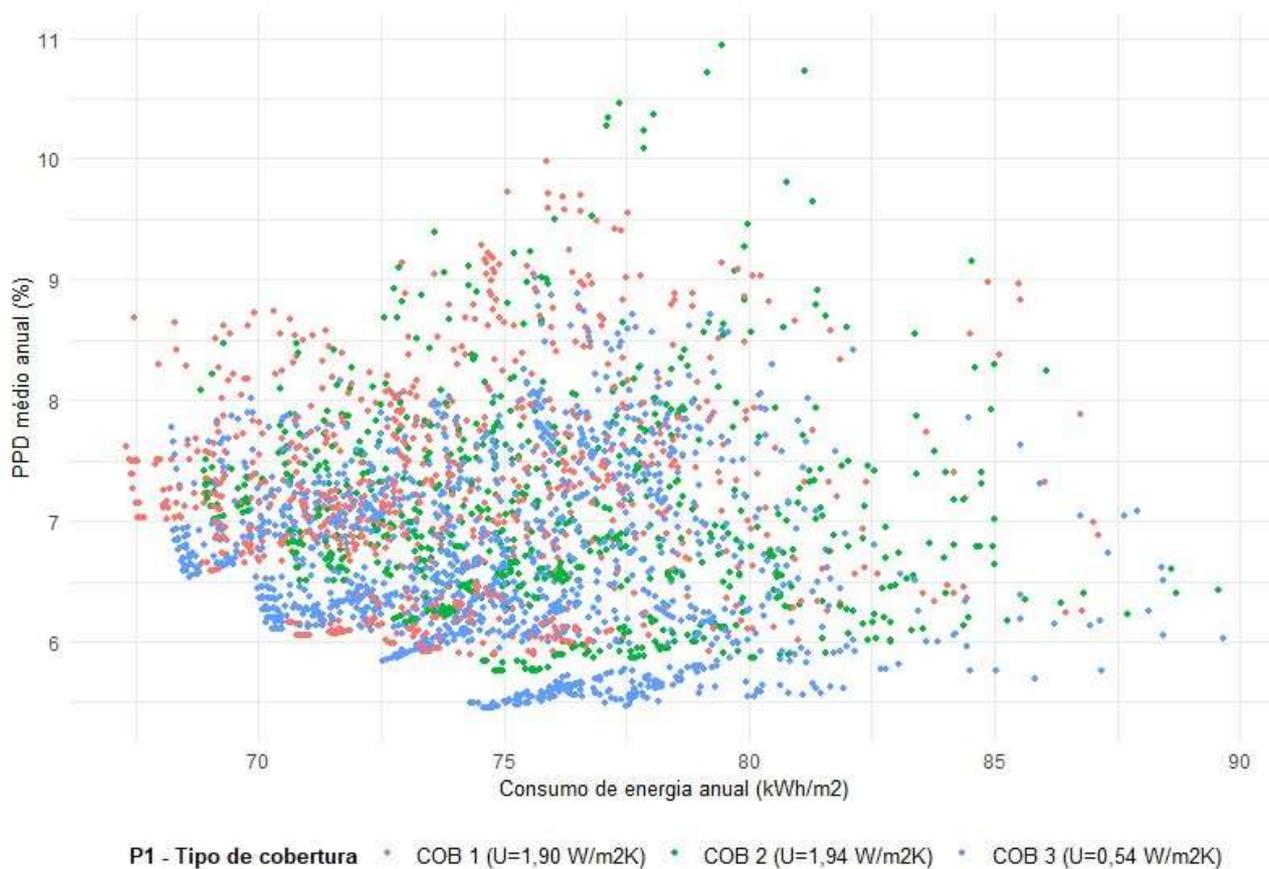
P1 - Tipo de cobertura (W/m²K)	COB1 (U _{c1} =1,90)	43,14%
	COB 2 (U _{c2} =1,94)	0,00%
	COB 3 (U _{c3} =0,54)	56,86%
P2 - Tipo de parede (W/m²K)	PAR 1 (U _{p1} =3,38)	0,00%
	PAR 2 (U _{p2} =0,36)	56,86%
	PAR 3 (U _{p3} =0,75)	43,14%
P3 - Tipo de vidro externo	V1	0,00%
	V2	1,96%
	V3	98,04%
	V4	0,00%
	V5	0,00%
	V6	0,00%
	V7	0,00%
	V8	0,00%
	V9	0,00%
	V10	0,00%
	V11	0,00%
P4 - Taxa de abertura	0,78	0,00%
	0,45	100,00%
	0,2	74,51%
P5 - Absortância solar da parede externa	0,3	15,69%
	0,4	7,84%
	0,5	1,96%
	0,6	0,00%
	0,7	0,00%
P6 - Absortância solar da cobertura	0,2	100,00%
	0,3	0,00%
	0,4	0,00%
	0,5	0,00%
	0,6	0,00%
P7 - Ventilação noturna	sim	45,10%
	não	54,90%
P8 - Set point de ventilação noturna (°C)	18,0	17,39%
	18,5	17,39%
	19,0	13,04%
	19,5	17,39%
	20,0	34,78%
P9 - Set point de resfriamento (°C)	23,0	0,00%
	23,5	0,00%
	24,0	19,61%
	24,5	50,98%
	25,0	29,41%

Fonte: A autora (2022)

Para a variável de projeto P1 (tipo de cobertura), apesar de elas não terem sido organizadas de forma crescente com relação aos valores de suas transmitâncias térmica, observou-se a preferência nas soluções ótimas por coberturas com menores valores de transmitância térmica, como consta nas Figuras 25 e 26. O tipo de cobertura mais presente nas soluções ótimas foi a COB 3, estando em 56,86% das soluções (Tab. 24). A cobertura COB 3 se diferencia das demais por ser de telha metálica tipo sanduíche com isolante de poliuretano, possuindo o menor valor de transmitância térmica, de $0,54 \text{ W/m}^2\text{K}$. A cobertura COB 1 (do caso base), com telha de fibrocimento, foi a segunda mais presente nas soluções ótimas, estando presente em 43,14% das soluções (Tab. 24), possuindo o segundo menor valor de transmitância térmica, de $1,90 \text{ W/m}^2\text{K}$. Já a cobertura COB 2, com telha metálica, não esteve presente em nenhuma das soluções ótimas, sendo a cobertura de maior valor de transmitância térmica, de $1,94 \text{ W/m}^2\text{K}$.

Na Figura 27 pode ser observado que as coberturas COB 3 e COB 1 são as que constam nas soluções mais próximas da frente de Pareto. Apesar das coberturas COB 1 e COB 2 apresentarem valores próximos de transmitância térmica, entre elas apenas a cobertura COB 1 ocorreu nas soluções ótimas, o que foi considerada uma situação inesperada. Em caso de um *retrofit* real, o conjunto de soluções ótimas apresentaria diversas opções de soluções para que não fosse necessário alterar o tipo de cobertura da edificação existente, considerando que a cobertura do caso base é a COB 1. O que certamente implicaria em economia de recursos. No entanto, ainda seria necessário que o valor da absorvância solar se alterasse de 0,7, valor do caso base, para 0,2, valor presente em todas as soluções ótimas.

Figura 27 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P1 tipo de cobertura



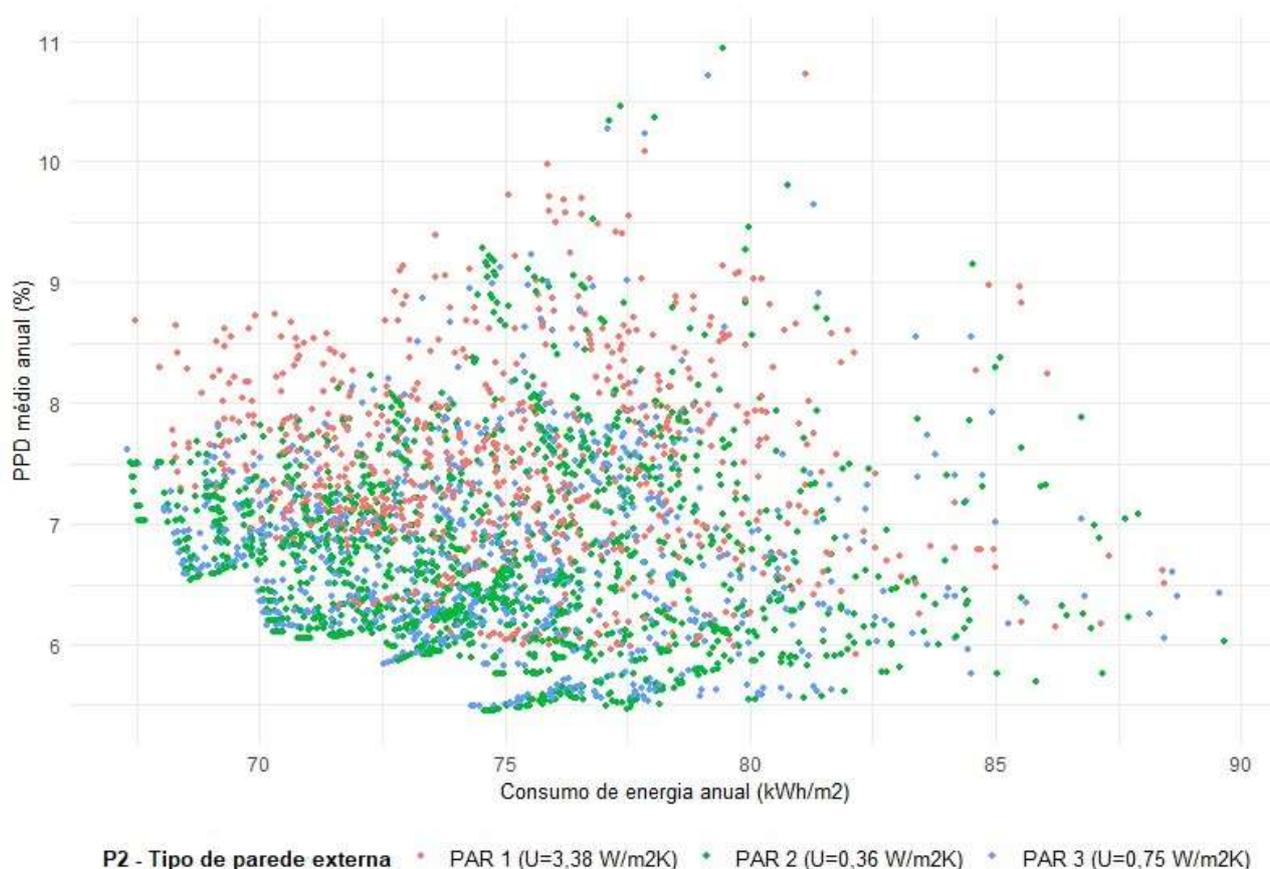
Fonte: Programa RStudio (2022)

Para a variável de projeto P2 (tipo de parede externa), parecido com o ocorrido com a variável de projeto tipo de cobertura, nas soluções ótimas também houve uma preferência pelas paredes com menores valores de transmitância térmica, como consta nas Figuras 27 e 28. Outra observação é com relação a variável de projeto P5 (absortância solar da parede externa) que pode ser encontrado valores entre 0,2 e 0,5 nas soluções ótimas, enquanto para a variável de projeto P6 (absortância solar da cobertura) o único valor presente nas soluções ótimas foi de 0,2. Nesse sentido, pode-se dizer que cores mais claras nas superfícies são mais significantes para a cobertura do que para as paredes externas. A diferença do comportamento das variáveis de projeto absortância solar da parede externa e absortância solar da cobertura em todas as soluções pode ser vista nas Figuras 31 e 32.

Na Figura 28 observa-se que as paredes PAR 2 e PAR 3 são as que constam nas soluções mais próximas da frente de Pareto. A parede PAR 2 (composta de concreto, placa de alumínio composto externa e uma camada de isolante de poliestireno), com o menor valor de transmitância térmica, de 0,36 W/m²K, esteve presente em 56,86% das soluções ótimas. Já a parede PAR 3 (composta de

concreto, placa cimentícia externa e uma camada de isolante de lã de rocha), com o segundo menor valor de transmitância térmica, de $0,75 \text{ W/m}^2\text{K}$, esteve presente em 43,14% das soluções ótimas. A parede PAR 1 (composta apenas de concreto), que é a parede do caso base e apresenta o maior valor de transmitância térmica, de $3,38 \text{ W/m}^2\text{K}$, não esteve presente em nenhuma das soluções ótimas.

Figura 28 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P2 tipo de parede externa

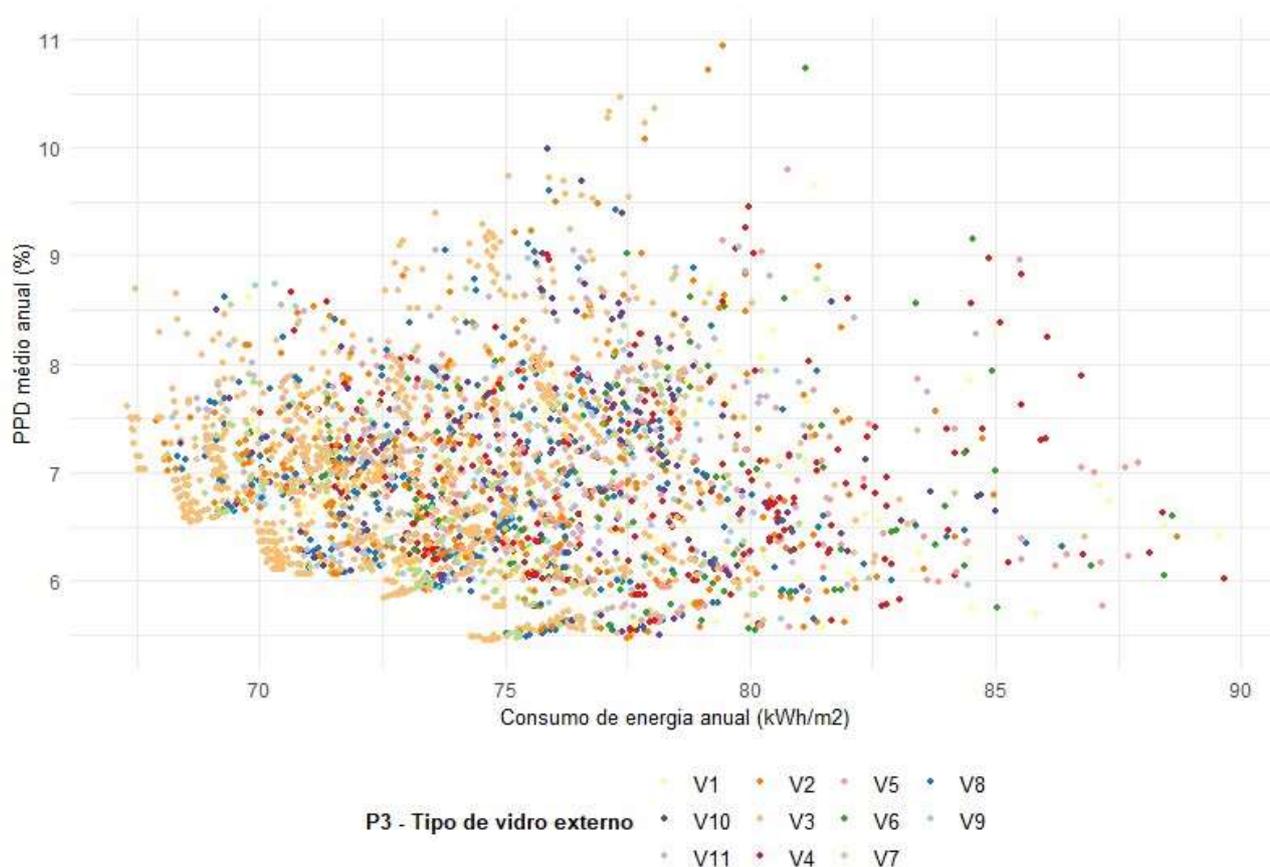


Fonte: Programa RStudio (2022)

Com relação a variável de projeto P3 (tipo de vidro externo), que possui 11 opções, a opção que mais se destacou foi o vidro V3, estando presente em 38,59% de todas as soluções (Fig. 27) e em 98,04% das soluções ótimas (Fig. 26 e Tab. 24). O vidro V3 é um dos vidros de controle solar e foi configurado como insulado. Comparado aos demais vidros, ele apresenta o menor valor de transmitância solar ($0,064$) e visível ($0,078$), o segundo menor valor de emissividade na face 2 ($0,147$) e o menor valor de fator solar ($0,160$). Esta configuração certamente contribuiu para menores ganhos de carga térmica devido a incidência solar nos vidros dos ambientes, conseqüentemente para o menor consumo de energia com resfriamento.

Considerando que na análise haviam dez vidros de controle solar e seis deles configurados como insulados, esperava-se que houvesse mais opções de vidros nas soluções ótimas. Sendo assim, a ocorrência quase que absoluta do vidro V3 nas soluções ótimas foi considerada uma situação inesperada. Na Figura 29 pode ser observada uma ligação do consumo de energia com os tipos de vidro externo, estando o vidro V3 concentrado nas soluções que apresentam os menores valores de consumo de energia, o mesmo comportamento não pode ser observado para a média de PPD.

Figura 29 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P3 tipo de vidro externo

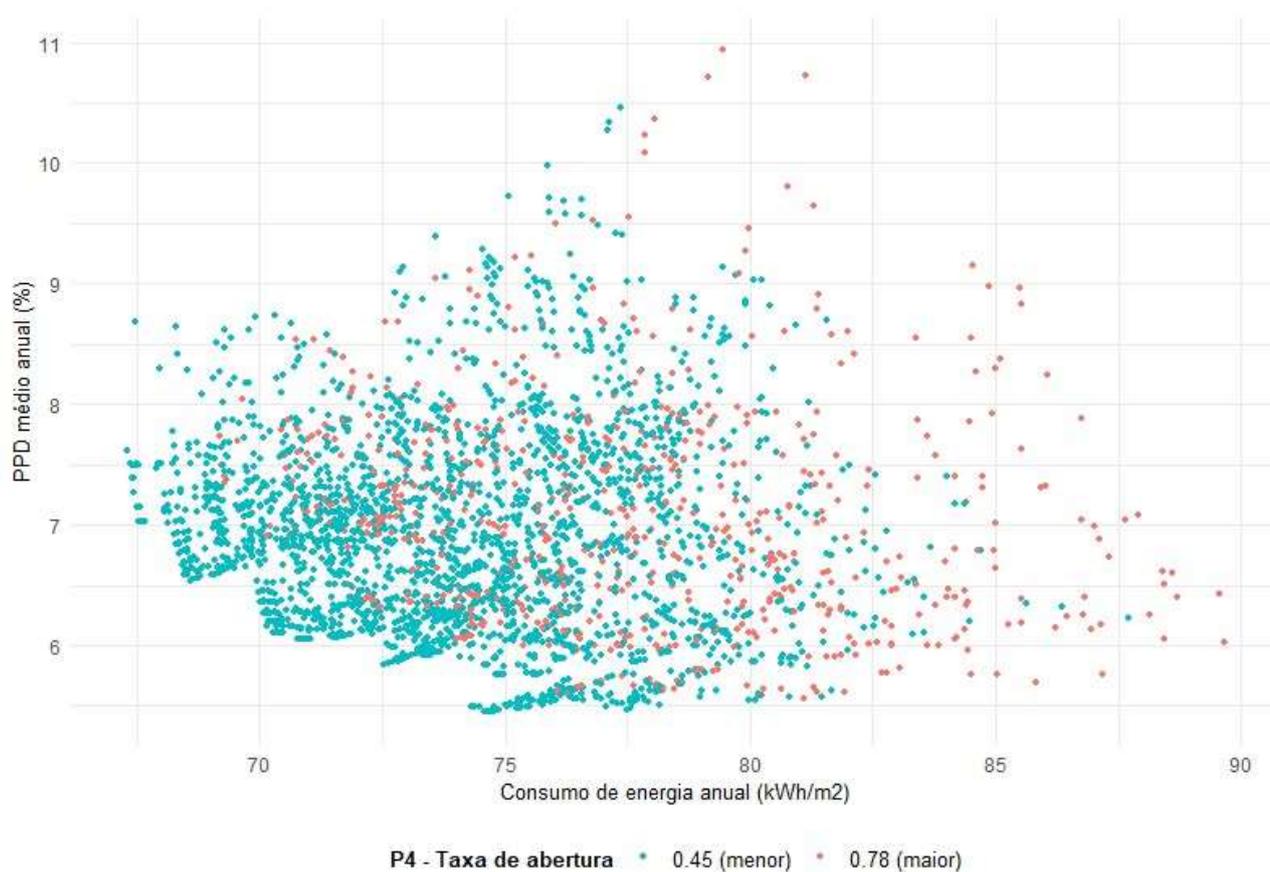


Fonte: Programa RStudio (2022)

Com relação a variável de projeto P4 (taxa de abertura), como dito anteriormente nos comentários sobre a convergência da otimização, houve uma clara preferência por soluções com menor valor de taxa de abertura de 0,45. Em todas as soluções elas representaram 78,48% (Fig. 25) e nas soluções ótimas representaram 100% (Fig. 26 e Tab. 24). Na Figura 30 pode ser observado uma relação direta do valor do consumo de energia com o valor da taxa de abertura, o mesmo comportamento não pode ser observado para os valores médios de PPD. Nesse sentido, como já

comentado, a área de janela exerce influência considerável no consumo de energia para resfriamento.

Figura 30 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P4 taxa de abertura



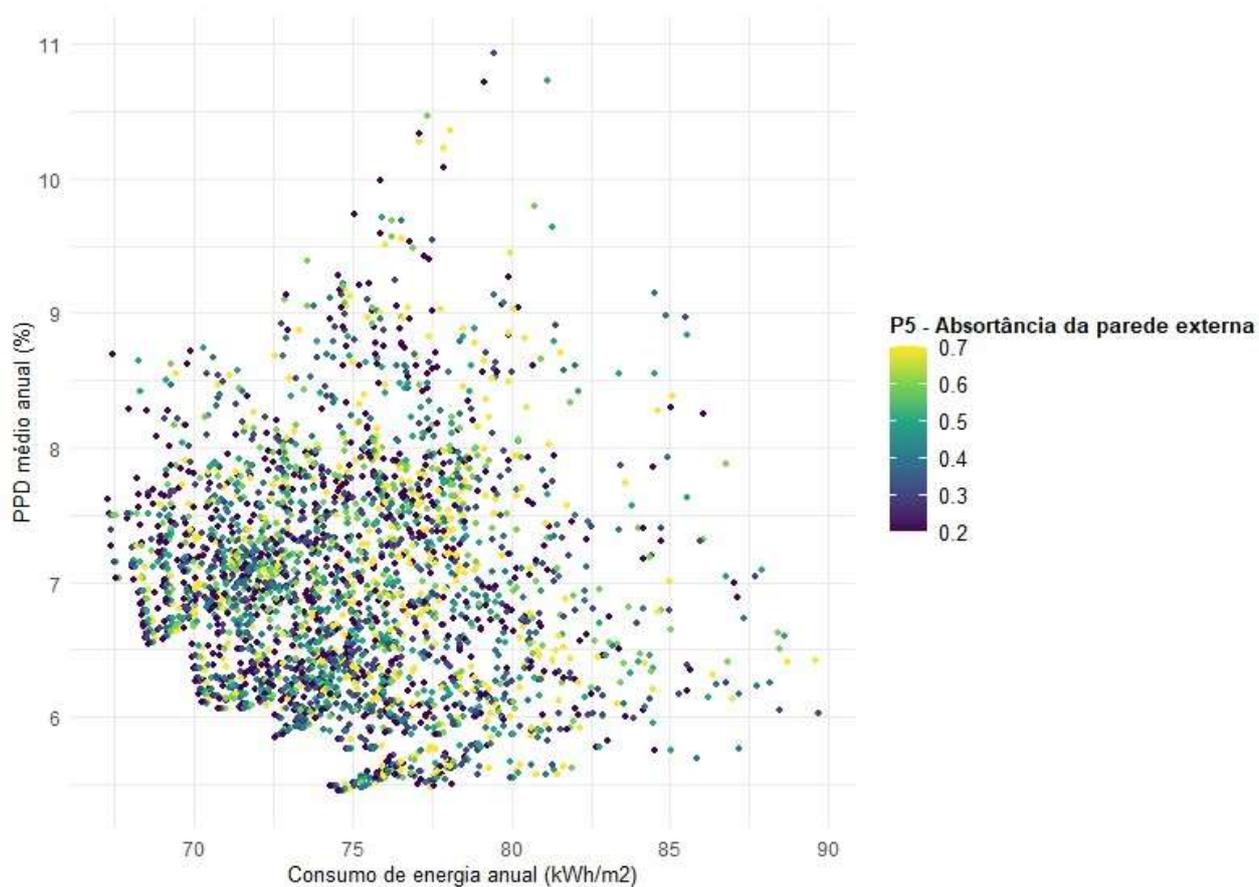
Fonte: Programa RStudio (2022)

Com relação as variáveis de projeto P5 (absortância solar da parede externa) e P6 (absortância solar da cobertura), que variam no intervalo entre 0,2 a 0,7 com incremento de 0,1, a opção que mais se destacou foi o valor de 0,2, como já era esperado por ser o menor valor. A absortância solar da parede externa de 0,2 ocorreu em 24,68% de todas as soluções (Fig. 25), e em 74,51% das soluções ótimas (Fig. 26 e Tab. 24). Já a absortância solar da cobertura de 0,2 ocorreu em 53,88% de todas as soluções (Fig. 25), e em 100% das soluções ótimas (Fig. 26 e Tab. 24).

Como observado, o valor de absortância solar de 0,2 foi mais relevante para a cobertura (pois esteve presente em todas as soluções ótimas) do que para as paredes externas. Esta situação certamente ocorreu devido ao plano da cobertura estar totalmente na horizontal, fazendo com que receba maior incidência solar do que os planos das paredes que estão na vertical. Desta forma, a decisão pela cor da cobertura necessita de uma atenção maior quando comparada com a cor para

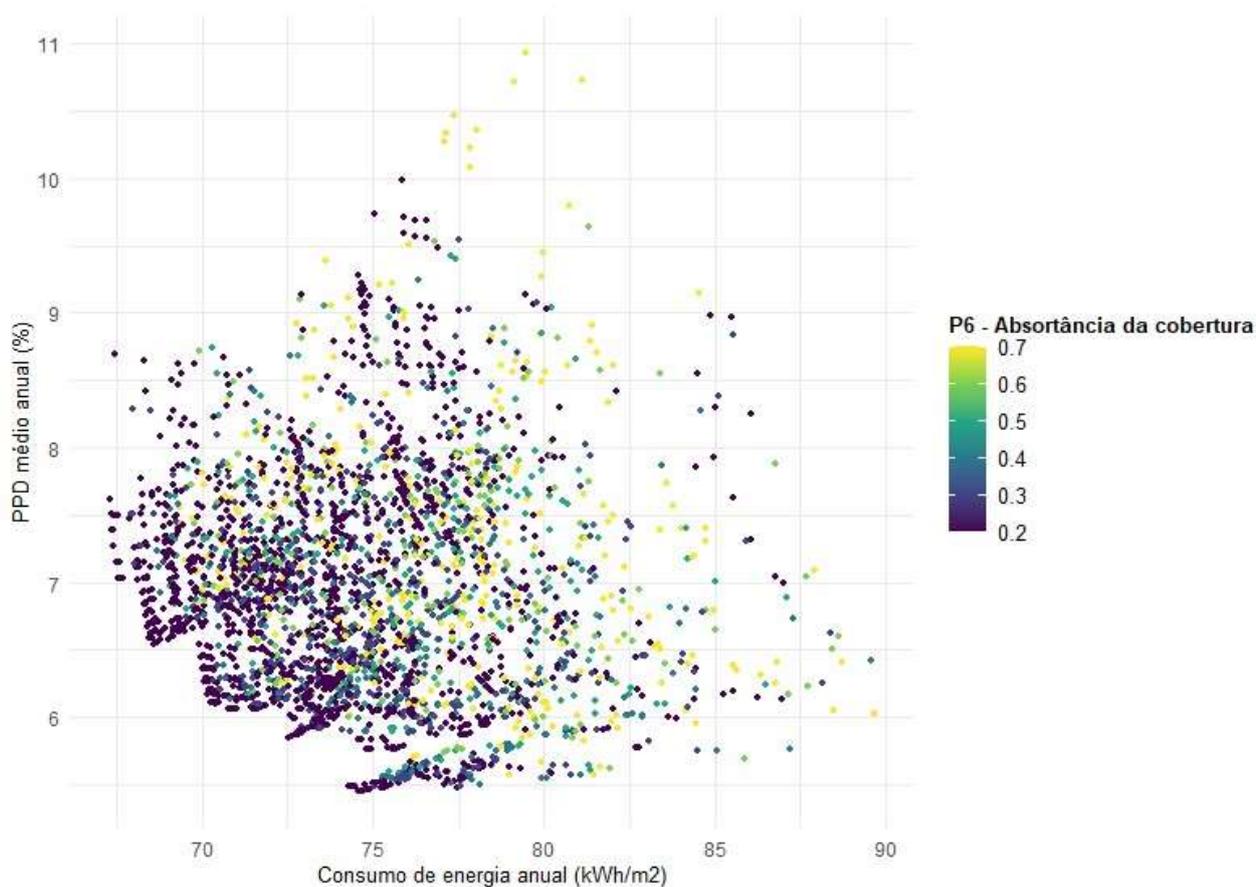
as paredes externas. Esta relação também pode ser observada ao comparar as Figuras 31 e 32, em que pode ser vista uma maior concentração dos menores valores de absorção solar próximo da frente de Pareto para a cobertura (Fig. 32) do que para a parede externa (Fig. 31).

Figura 31 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P5 absorção solar da parede externa



Fonte: Programa RStudio (2022)

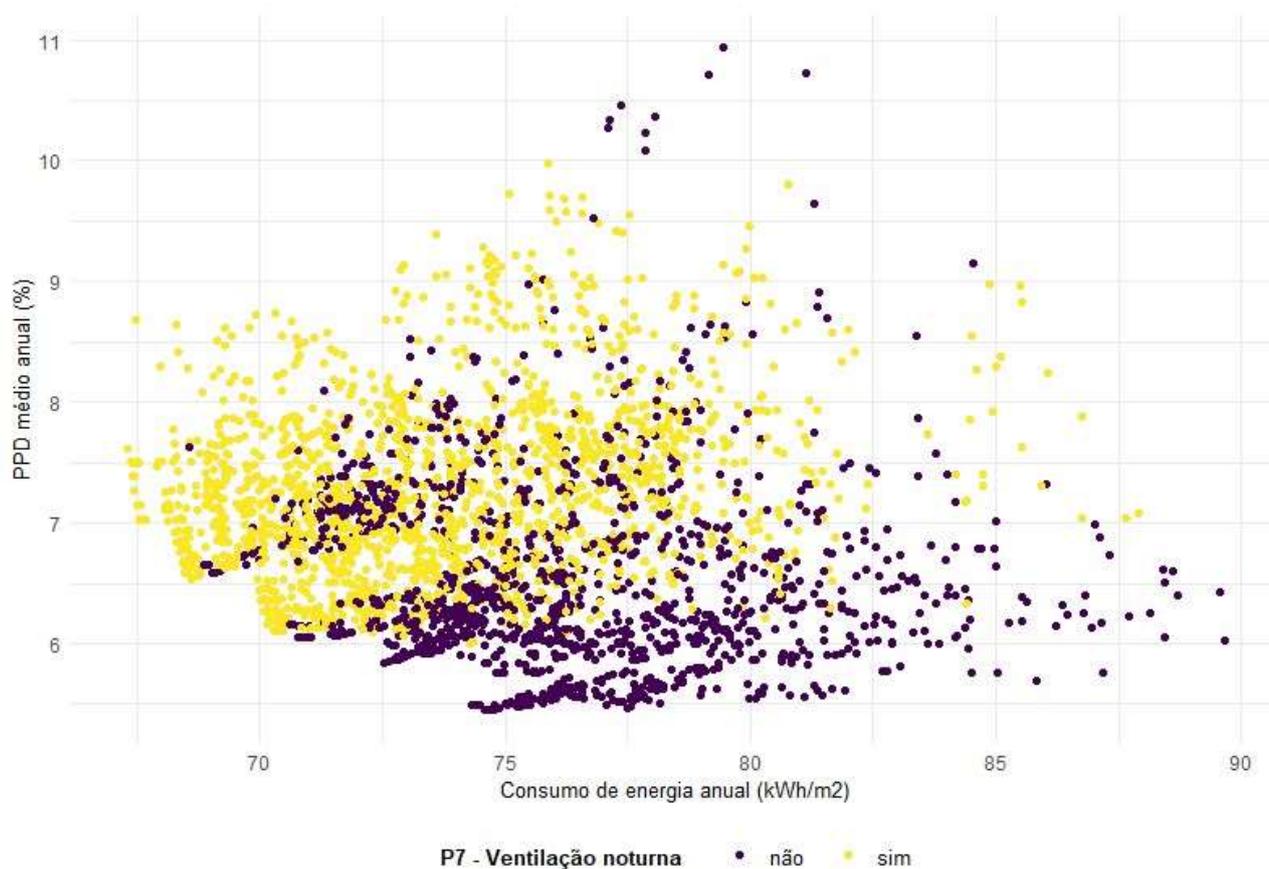
Figura 32 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P6 absorptância solar da cobertura



Fonte: Programa RStudio (2022)

Para a variável de projeto P7 (ventilação noturna), que consiste na permissão ou não da ocorrência de ventilação noturna na solução, nas soluções ótimas as opções de sim e não ocorreram de forma quase equilibrada. As soluções que permitiram a ventilação noturna corresponderam a 45,10% das soluções ótimas, e as que não permitiram corresponderam a 54,90%. Na Figura 33 é possível observar, com relação aos valores de PPD, uma clara separação entre as soluções que permitem e as que não permitem a ventilação noturna. Como comentado anteriormente, as soluções que permitiram a ventilação noturna são aquelas que apresentaram os maiores valores de PPD, enquanto que as soluções que não permitiram a ventilação noturna são as que apresentaram os menores valores de PPD.

Figura 33 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P7 ventilação noturna

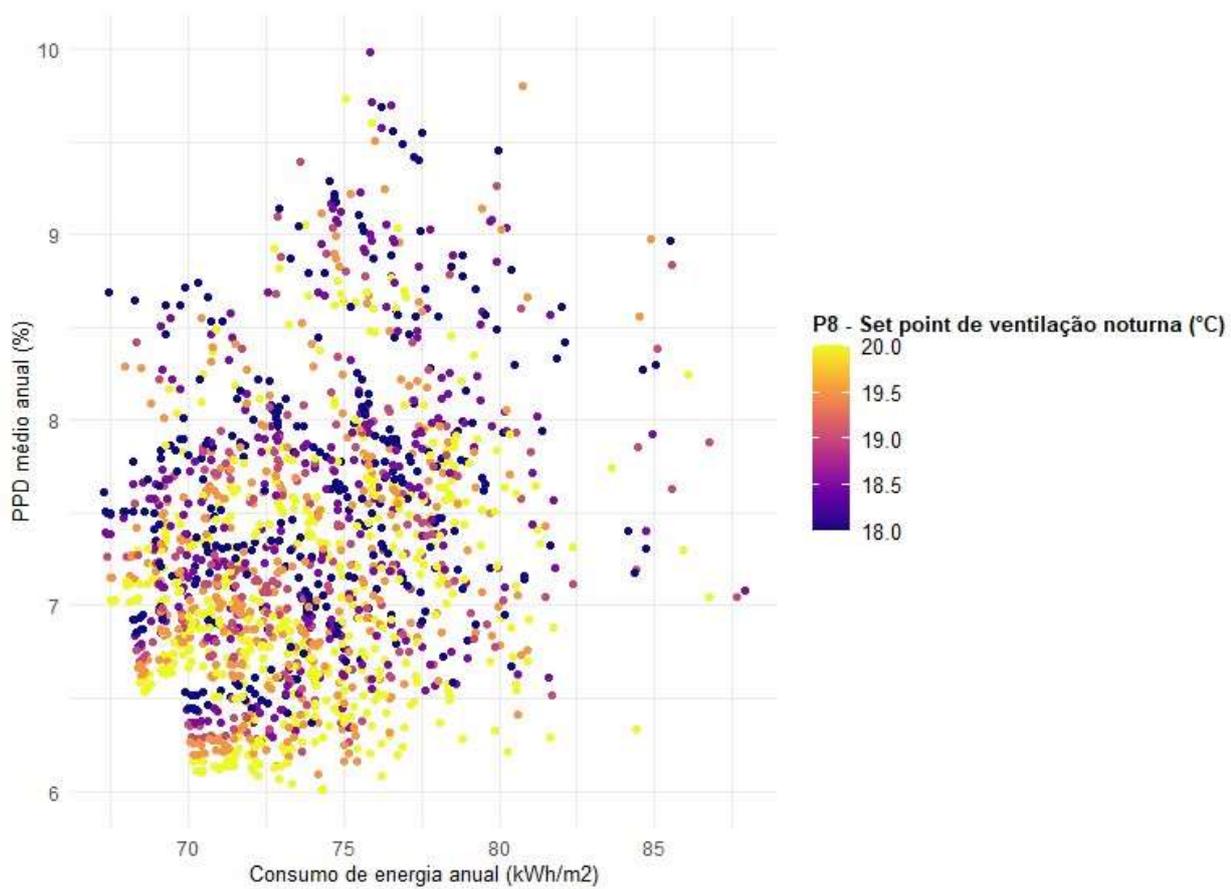


Fonte: Programa RStudio (2022)

Com relação a variável de projeto P8 (*set point* de ventilação noturna), como dito anteriormente, as soluções consideradas para análise foram apenas aquelas que permitiram a ocorrência de ventilação noturna. Para este conjunto de soluções ótimas observou-se uma preferência por valores maiores de *set point* de ventilação noturna, sendo que o maior valor (20°C) ocorreu em 34,78% das soluções (Fig. 26 e Tab. 24). Todas as demais opções de temperatura (entre 19,5 e 18°C) também estiveram presentes nas demais soluções, distribuídas entre 17,39% e 13,09% das soluções ótimas consideradas (Tab. 24).

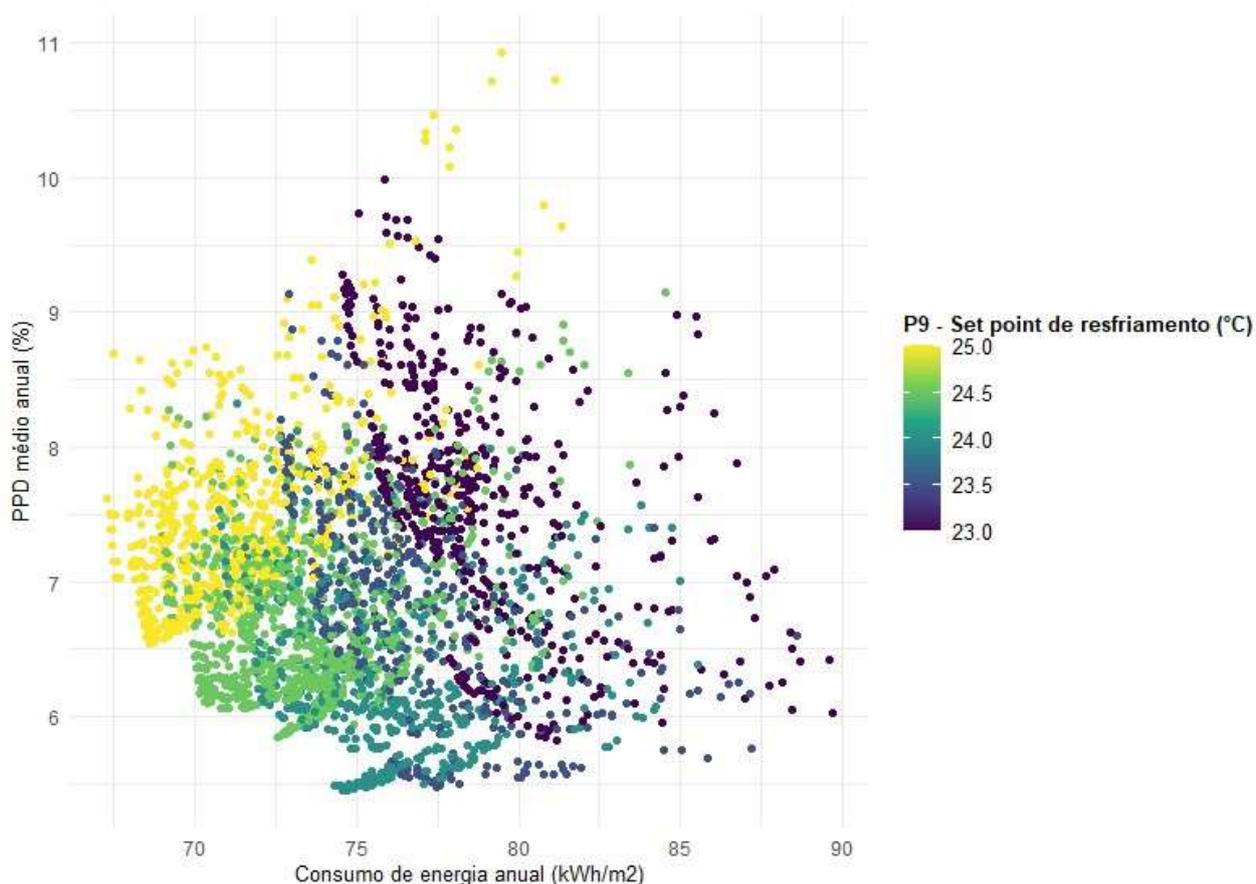
Na Figura 34 observa-se que as soluções com os maiores valores de temperatura de *set point* de ventilação noturna são aquelas que apresentaram os menores valores de PPD. Esta situação pode relação com a ocorrência de maior desconforto térmico nos instantes em que ocorre as menores temperaturas nos ambientes, o que é influenciado pelo *set point* de ventilação noturna. Com relação ao consumo de energia não pode ser observado a mesma relação.

Figura 34 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P8 *set point* de ventilação noturna



Fonte: Programa RStudio (2022)

Figura 35 - Funções objetivo com todas soluções diferenciadas pelas opções da variável de projeto P9 *set point* de resfriamento



Fonte: Programa RStudio (2022)

Para a variável de projeto P9 (*set point* de resfriamento) apenas três valores estiveram presentes nas soluções ótimas, sendo o valor de 24,5°C o mais presente, estando em 50,98% das soluções. O segundo valor mais presente foi de 25°C, estando presente em 29,41% das soluções. E o terceiro valor foi de 24°C estando presente em 19,61% das soluções (Fig. 26 e Tab. 24). Na Figura 35 é possível observar, para os valores entre 24 e 25°C, uma relação direta entre o valor da temperatura do *set point* de resfriamento com o valor de PPD, sendo que esta mesma relação também pode ser observada para o consumo de energia.

A relação direta observada entre os valores de *set point* de resfriamento e os valores de PPD pode estar relacionado com o fato de as maiores temperaturas de *set point* de resfriamento estarem próximas do limite superior da faixa de temperatura de conforto de Fanger. Para a relação inversa observada entre os valores de *set point* de resfriamento e os valores do consumo de energia, isso ocorre devido a necessidade de maior consumo de energia para manter menores valores de temperaturas *set point* de resfriamento.

4.4 Análise da solução ótima

Após as análises realizadas no conjunto de soluções da otimização e das soluções ótimas, foi utilizado o método da soma ponderada de auxílio à tomada de decisão para escolha de um único projeto/solução ótimo. A partir das análises, como já comentado, observou-se que os valores médios de PPD estiveram dentro do recomendado, abaixo de 10 %, tanto para maior parte de todas as soluções, como para todas as soluções ótimas. Diante disso, decidiu-se pela utilização dos seguintes coeficientes de ponderação para as funções objetivo, de 0,7 para o consumo de energia, com maior importância, e de 0,3 para a média de PPD, com menor importância.

A partir da aplicação da equação (11), que utiliza os valores dos resultados das funções objetivo das soluções ótimas, foi selecionada a solução com o menor valor da função de objetivo único F_{sp} como a solução ótima. A configuração da solução ótima e do caso base consta na Tabela 25.

Tabela 25. Dados das variáveis de projeto, consumo de energia anual e PPD médio anual do caso base e da solução ótima

	P1 - Tipo de cobertura	P2 - Tipo de parede externa	P3 - Tipo de vidro externo	P4 - Taxa de abertura	P5 - Absortância solar da parede externa	P6 - Absortância solar da cobertura	P7 - Ventilação noturna	P8 - Set point de ventilação noturna (°C)	P9 - Set point de resfriamento (°C)	Consumo de energia anual (kWh/m ²)	PPD médio anual (%)
caso base	$U_{c1}=1,90$	$U_{p1}=3,38$	V1	0,78	0,7	0,7	não	-	24	83,69	6,89
solução ótima	$U_{c1}=1,90$	$U_{p2}=0,36$	V3	0,45	0,2	0,2	sim	20,0	25,0	67,54	7,03

Fonte: A autora (2022)

O consumo de energia da solução ótima foi de 67,54 kWh/m², significando um potencial de economia de 19,51% comparado ao caso base. Já o valor médio de PPD da solução ótima foi de 7,03%, o que significou um aumento de apenas 2,03% comparado ao caso base. Apesar da solução ótima ter apresentado o valor de PPD maior que o do caso base, este aumento pode ser considerado pequeno, e ainda assim o valor esteve dentro do recomendável que é abaixo de 10%.

Com relação as variáveis de projeto, a solução ótima apresentou a configuração com a maioria das opções que se destacaram no conjunto de soluções ótimas, exceto para as variáveis de projeto P7 ventilação noturna e P9 set point de resfriamento. Com relação a variável de projeto P7 ventilação noturna, a solução ótima permitiu a ocorrência dela mesmo que no conjunto de soluções

ótimas pouco mais da metade das soluções foram as que não permitiram a ventilação noturna (Fig. 28 e Tab. 24). No entanto, ao observarmos esta variável de projeto em todas as soluções da otimização, o comportamento é ao contrário, sendo que a ventilação noturna ocorre em pouco mais da metade das soluções (Fig. 27).

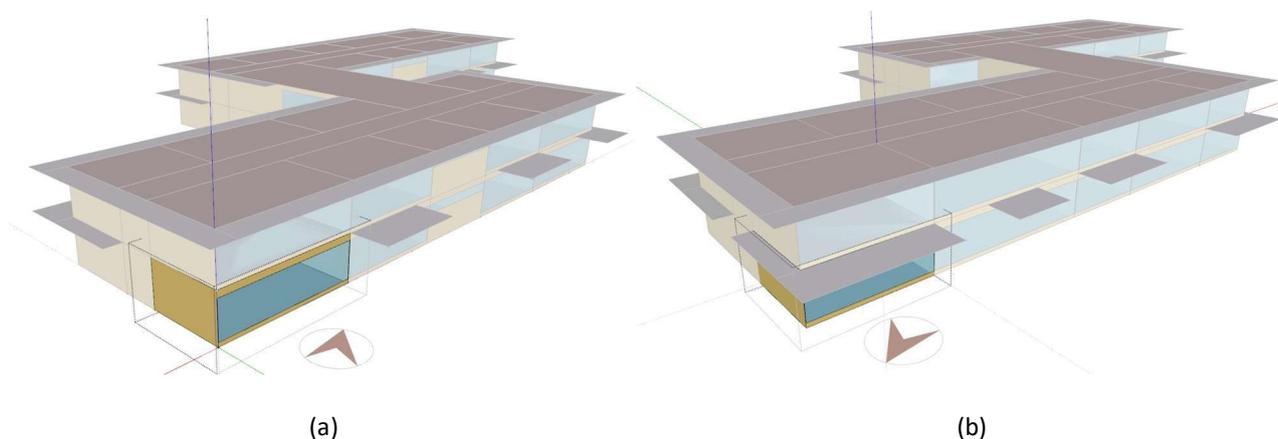
Com relação a variável de projeto P9 *set point* de ventilação noturna, na solução ótima a opção foi de 25°C, diferentemente do valor de maior ocorrência, tanto em todas as soluções como nas soluções ótimas, de 24,5°C (Fig. 25, 26 e Tab. 24). A escolha destas opções para as variáveis de projeto P7 e P9 na solução ótima pode ter sido influenciada por elas terem uma clara relação com os valores médios de PPD, como pode ser observado nas Figuras 35 e 37, e pela atribuição de um coeficiente de ponderação de menor significância na utilização do método da soma ponderada.

4.5 Análise do conforto térmico

Para a análise do PPD das soluções ao longo da otimização foi considerado o valor médio anual de cada uma. Para melhor compreensão do comportamento do PPD foi realizada uma análise horária dos dias de ocupação por ano (2.600 horas), sendo contabilizada as horas em que o PPD foi maior que 10%. Esta observação foi realizada em dois ambientes, um ambiente chamado de Z2, da fachada leste, e outro chamado de Z3, da fachada oeste, da edificação do caso base e da solução ótima. Os ambientes analisados podem ser vistos na Figura 36 (a) e (b).

Para o caso base, a quantidade de horas em que o PPD foi maior de 10% foi de 167 horas no ambiente Z2 e de 166 horas para o ambiente Z3, o que representou 6,42% e 6,38% das horas de ocupação durante o ano. Já para a solução ótima foram 175 e 160 horas nos ambientes Z2 e Z3 respectivamente, em que o PPD foi maior que 10%, o que representou 6,73% e 6,15% das horas de ocupação durante o ano. O ambiente Z2, da fachada leste, apresentou mais horas em que o PPD foi maior de 10% do que o ambiente Z3, da fachada oeste, tanto no caso base como na solução ótima. Esta situação certamente foi influenciada pelo fato de o ambiente Z3 apresentar um brise horizontal como um elemento de sombreamento, enquanto que o ambiente Z2 não possui este elemento de sombreamento, como pode ser visto na Figura 36.

Figura 36 – Ambiente Z2 da fachada leste (a) e ambiente Z3 da fachada oeste (b) selecionados para análise do PPD

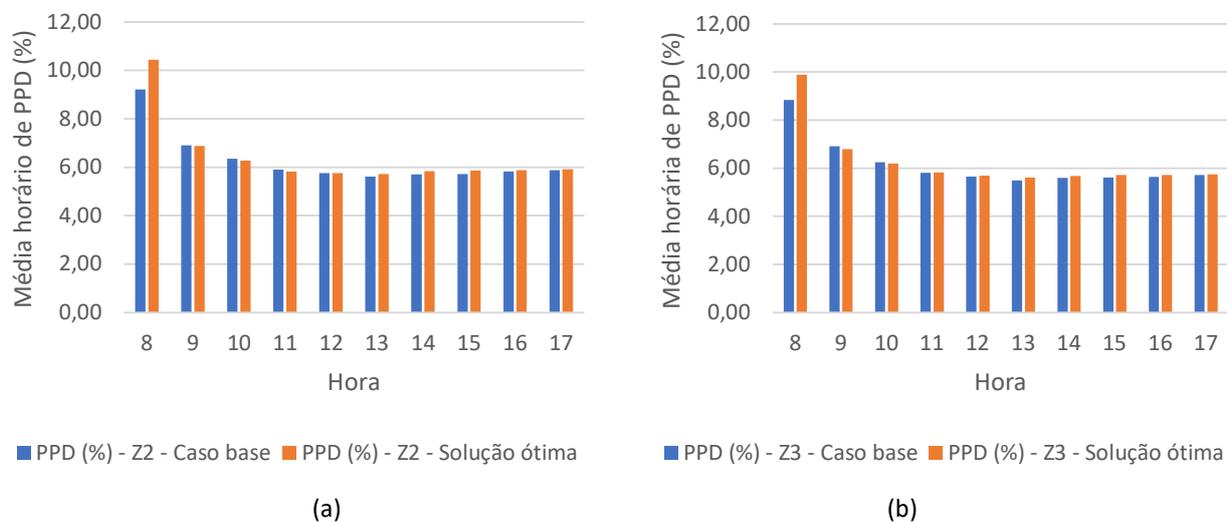


Fonte: A autora (2022)

Na Figura 37 consta o valor médio horário de PPD nas horas de ocupação para os ambientes Z2 (a) e Z3 (b). Na Figura 38, também para cada hora de ocupação, consta o valor médio da temperatura do ambiente, e o valor médio do fator de abertura da janela dos ambientes Z2 (a) e Z3 (b) do caso base e da solução ótima. Ao analisar a Figura 37 observou-se que os maiores valores de PPD ocorreram nas primeiras horas de ocupação do dia, de 8 a 10 horas, e a partir das 11 horas até as 17 horas os valores se mantiveram quase constantes. Na Figura 38 observa-se que as menores temperaturas dos ambientes e os maiores fatores de abertura das janelas ocorreram nas primeiras horas do dia. Esta observação reforça que há maior probabilidade de ocorrer desconforto térmico nos horários em que ocorrem as menores temperaturas do ambiente, o que também coincidiu com os maiores fatores de abertura das janelas dos ambientes.

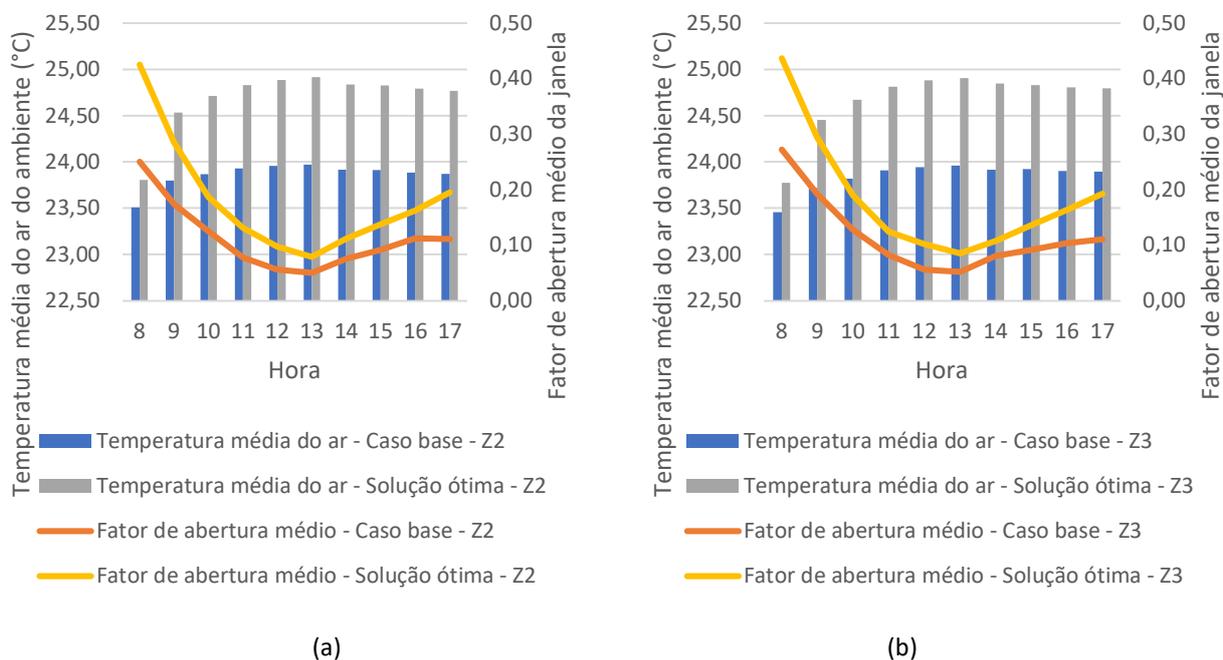
Ainda na Figura 37 é possível observar a probabilidade de a solução ótima ter apresentado maior valor de PPD que o caso base devido ao desconforto térmico na primeira hora de ocupação, instante em que também ocorreu as menores temperaturas e os maiores fatores de abertura. Na Figura 38 observa-se que a ventilação noturna que ocorre na solução ótima pode ser o fator que permitiu a ocorrência das menores temperaturas dos ambientes. Nesse sentido, observou-se que as soluções que permitiram a ventilação noturna foram as que apresentaram as menores temperaturas no início da manhã, instante em que ocorreram os maiores índices de desconforto térmico. O que pode estar relacionado com as temperaturas dos ambientes no início da manhã estarem próximas do limite inferior da faixa de temperatura de conforto térmico.

Figura 37 – Valor médio horário de PPD nas horas de ocupação dos ambientes Z2 da fachada leste (a) e Z3 da fachada oeste (b)



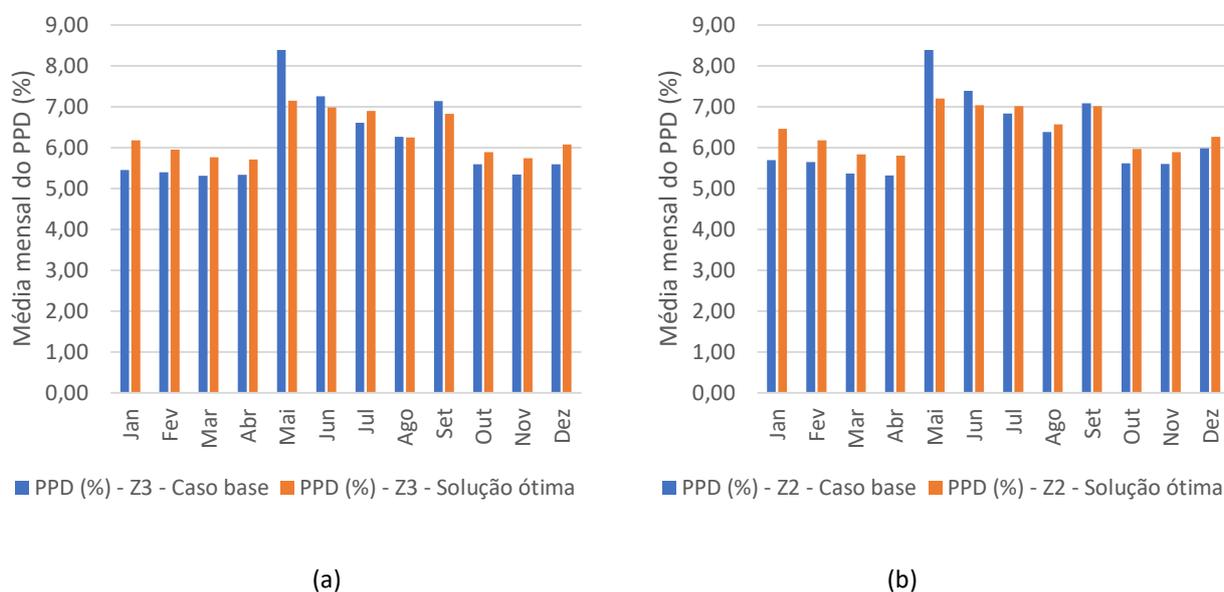
Fonte: A autora (2022)

Figura 38 – Valor médio horário da temperatura média do ambiente e do fator de abertura médios da janela dos ambientes Z2 da fachada leste (a) e Z3 da fachada oeste (b)



Fonte: A autora (2022)

Figura 39 – Valor médio horário de PPD nas horas de ocupação dos ambientes Z2 da fachada leste (a) e Z3 da fachada oeste (b)



Fonte: A autora (2022)

Na Figura 39 constam o valor médio mensal de PPD nas horas de ocupação para os ambientes Z2 (a) e Z3 (b). Nela é possível observar que os maiores valores de PPD ocorreram no intervalo entre os meses de maio e setembro, ou seja, no período do outono e inverno. Assim como observado anteriormente, o maior desconto térmico ocorreu no período do ano em que ocorrem as menores temperaturas. A partir do detalhamento sobre o desconforto térmico foi possível observar uma clara relação com a temperatura do ambiente, o que também foi influenciado pelas variáveis de projeto *set point* de ventilação noturna e *set point* de resfriamento, como visto anteriormente.

O *set point* de ventilação natural nesta análise foi considerado como fixo ao longo do ano para cada modelo. Isso foi considerado como uma limitação deste trabalho, sendo indicado para futuras análises que o *set point* de ventilação natural seja configurado para variar em função, por exemplo, da amplitude térmica ou das estações do ano.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi realizada uma otimização multiobjetivo para um projeto de *retrofit* de um edifício público, em que os objetivos foram minimizar o consumo de energia e minimizar o desconforto térmico dos usuários da edificação. Para tanto, foram selecionadas nove variáveis de projeto para o problema, sendo elas: tipo de cobertura, tipo de parede externa, tipo de vidro externo, taxa de abertura, absorvância solar da parede externa, absorvância solar da cobertura, *set point* de ventilação noturna e *set point* de resfriamento.

O processo de otimização forneceu um conjunto de 51 soluções ótimas, que foram consideradas como os projetos de *retrofit*. Comparadas ao caso base, todas as soluções ótimas apresentaram um potencial de diminuição do consumo de energia que variou entre 10,89 e 19,58%, considerando que o único consumo de energia variável da otimização foi para resfriamento. Já com relação ao valor médio de PPD das soluções ótimas, comparadas ao caso base, 10 das 51 soluções apresentaram valores maiores de média de PPD, o que significou uma variação entre -10,53 e 20,87%. Apesar de algumas soluções ótimas terem apresentado os valores médios de PPD maiores que o do caso base, todas elas apresentaram valores dentro do recomendado, abaixo de 10%.

Com relação às variáveis de projeto, algumas opções delas ocorreram de forma absoluta ou quase absoluta nas soluções ótimas, sendo uma delas a taxa de abertura de 0,45 (menor área de janela). A preferência por uma área menor de janela já era esperada, e foi observada uma clara relação entre esta variável de projeto e o consumo de energia. Outra opção de variável de projeto que ocorreu em todas as soluções ótimas foi a absorvância solar da cobertura de 0,2 (menor valor), diferentemente da variável de projeto absorvância solar da parede externa, em que podem ser encontrados valores entre 0,2 e 0,5 nas soluções ótimas. Nesse sentido, pode-se dizer que as cores mais claras exerceram maior influência na cobertura do que nas paredes externas. Já a variável de projeto tipo de vidro externo, o vidro V3 (menor fator solar) ocorreu de forma quase absoluta, em 98,04% das soluções ótimas, e demonstrou exercer maior influência no consumo de energia do que no desconforto térmico.

Nesta análise considerou-se dez vidros de controle solar, sendo seis deles configurados como insulados. Com isso, esperava-se que houvessem mais opções de vidros presentes no conjunto de soluções ótimas. A ocorrência quase absoluta do vidro V3 nas soluções ótimas é uma questão a ser

analisada considerando que este vidro, de acordo com suas características, pode apresentar um alto custo, o que pode inviabilizar sua utilização em uma edificação pública.

Para algumas variáveis de projeto foi possível observar uma relação com o desconforto térmico. Uma delas foi a variável de projeto ventilação noturna, que consiste na permissão ou não da ocorrência da ventilação noturna na edificação, em que as soluções que permitiram a ventilação noturna foram aquelas que apresentaram os maiores valores de média de PPD, ou seja, maiores índices de desconforto térmico; enquanto as soluções que não permitiram a ventilação noturna foram aquelas que apresentaram menores índices de desconforto térmico. Nesse sentido, observou-se que as soluções que permitiram ventilação noturna foram as que apresentaram as menores temperaturas no início da manhã, instante em que ocorreram os maiores índices de desconforto térmico. O que pode estar relacionado com as temperaturas dos ambientes no início da manhã estarem próximas do limite inferior da faixa de temperatura de conforto térmico.

Para a variável de projeto *set point* de ventilação noturna, as soluções com os maiores valores de temperatura foram as que apresentaram os menores índices de desconforto térmico, havendo assim uma preferência por soluções com os maiores valores de temperatura de *set point* de ventilação noturna nas soluções ótimas. Da mesma forma, para a variável de projeto *set point* de resfriamento, as soluções com as maiores temperaturas também foram as que apresentaram os menores índices de desconforto térmico, e os menores consumo de energia.

Para auxiliar na escolha de um único projeto ótimo foi utilizado o método da soma ponderada. A partir dos resultados, o projeto ótimo apresentou a seguinte configuração: tipo de cobertura COB 1 (telha metálica tipo sanduíche), tipo de parede externa PAR 2 (composta de concreto, placa de alumínio composto externa e uma camada de isolante de poliestireno), tipo de vidro externo V3 (de controle solar e menor fator solar), taxa de abertura de 0,45 (menor área), absorvância solar da parede externa de 0,2, absorvância solar da cobertura de 0,2, *set point* de ventilação noturna de 20°C e *set point* de resfriamento de 25°C. Comparada ao caso base, a solução ótima apresentou um consumo de energia de 67,54 kWh/m², significando um potencial de economia de 19,51%, e um valor médio de PPD de 7,03%, significando um aumento de apenas 2,03%.

A situação de *retrofit* de uma edificação envolve uma combinação de diversas variáveis de projeto para o alcance de diversos objetivos. Nesse sentido, para este estudo a ferramenta da otimização multiobjetivo demonstrou ser adequada para análises que auxiliam na tomada de

decisões. Por meio dela foi possível observar o comportamento das variáveis, assim permitindo que se dê atenção para parâmetros que importam mais que outros. Também permitiu a obtenção de um conjunto de projetos ótimos e de um único projeto ótimo. No entanto, indica-se para trabalhos futuros a utilização de algum índice de desempenho que considere as soluções de projeto como um todo e permita obter outras soluções boas além daquelas entregues pelo processo de otimização.

As análises para verificação de influência das variáveis de projeto nas funções objetivo neste trabalho foram realizadas a partir de simples visualização de alguns gráficos. No entanto, para o melhor entendimento desta influência, pode ser indicada a realização de uma análise de sensibilidade das variáveis de projeto, podendo ser realizada antes ou após a otimização, como visto em alguns trabalhos anteriormente (CHEN *et al.*, 2016; GOU *et al.* 201; HARKOUSS *et al.* 2018; LEE *et al.* 2014; ECHENAGUCIA *et al.* 2015; WANG *et al.* 2020; JUNG, HEO e LEE 2021). Outra questão que pode ser adicionada neste trabalho seria levar em consideração os custos vinculados aos supostos projetos de *retrofit*. Por fim, podem ser adicionadas a esta análise as seguintes considerações: aproveitamento da iluminação natural, automação do sistema de iluminação natural, sistemas geração de energia renovável. Em caso de uma análise em fase de projeto, também pode ser considerado diversas orientações e localidades para edificação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICA. **NBR 15220-2 - Desempenho térmico de edificações, Parte 2**. Rio de Janeiro, 2008.

_____. **NBR 16401-3 Instalações de ar-condicionado – Sistemas centrais e unitários, Parte 3: Qualidade do ar interior**. Rio de Janeiro, 2008.

ASHRAE AMERICAN SOCIETY OF HEATING, REFRIGERATING AND AIR-CONDITIONING ENGINEERS. ANSI/ASHRAE Standard 55: thermal environmental conditions for human occupancy. Atlanta, 2020.

ASADI, E. et al. Multi-objective optimization for building retrofit: A model using genetic algorithm and artificial neural network and an application. **Energy and Buildings**, v.81, p. 444-456, 2014.

AZARI, R. et al. Multi-objective optimization of building envelope design for life cycle environmental performance. **Energy and Buildings**, v. 126, p. 524-53, 2016.

BARROS, N. N.; CARLO, J. C. Modelagem generativa integrada à eficiência energética: estudo da otimização da forma de edificações institucionais. **Arquitetura Revista Unisinos**, v. 13, n. 2, p. 100-111, 2017.

BRE, F.; ROMAN, N.; FACHINOTTI, V. D. An efficient metamodel-based method to carry out multi-objective building performance optimizations. **Energy and Buildings**, v. 206, p. 1-15, 2020.

CARLO, J.C.; LAMBERTS, R. Parâmetros e métodos adotados no regulamento de etiquetagem da eficiência energética de edifícios – parte 2: método de simulação. **Ambiente Construído**, v. 10, p. 27-40, 2010.

CARLUCCI, S. et al. Multi-objective optimization of a nearly zero-energy building based on thermal and visual discomfort minimization using a non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II). **Energy and Buildings**, v. 104, p. 387-394, 2015.

CHEGARI, B. et al. Multi-objective optimization of building energy performance and indoor thermal comfort by combining artificial neural networks and metaheuristic algorithms. **Energy and Buildings**, v. 239, p. 110839-110858, 2021.

CHEN, X.; YANG, H.; SUN, K. A holistic passive design approach to optimize indoor environmental quality of a typical residential building in Hong Kong. **Energy**, v. 113, p. 267-281, 2016.

CLARK, J. A vision for building performance simulation: a position paper prepared on behalf of the IBPSA Board. **Journal of Building Performance Simulation**, v. 8, n. 2, p. 39-43, 2015.

CLARK, J. A.; HENSEN, J. L. M. Integrated building performance simulation: Progress, prospects and requirements. **Building and Environment**, v. 91, p. 294-306, 2015.

CPSIMULATOR. Disponível em: <<https://cpsimulator.cimec.org.ar/>>. Acesso em: 30 jun 2021.

DALBEM, R. **Desempenho de edificação residencial no Sul do Brasil sob a ótica energética e econômica**: da NBR 15575 a Passive House. Pelotas, 2018. 122 f. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Faculdade de Arquitetura e Urbanismo, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2018.

DE WILD, P. The gap between predicted and measured energy performance of buildings: A framework for investigation. **Automation in Construction**, v. 41, p. 40-49, 2014.

DEB, K. et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, p. 182-197, 2002.

DELGARM, N. et al. Multi-objective optimization of the building energy performance: A simulation-based approach by means of particle swarm optimization (PSO). **Applied Energy**, v. 170, p. 293-303, 2016.

ECHENAGUCIA, T. M. et al. The early design stage of a building envelope: Multi-objective search through heating, cooling and lighting energy performance analysis. **Applied Energy**, v. 154, p. 577-591, 2015.

ENERGYPLUS DOCUMENTATION. **Input Output Reference**. U.S. Department of Energy. 2020.

EPE EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Eficiência Energética**. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/eficiencia-energetica>>. Acesso em: 19 jan 2022.

_____. **Atlas da Eficiência Energética no Brasil - Relatório de Indicadores**. Ano base 2020. Rio de Janeiro, 2021. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-556/Atlas%20consolidado_08_03_2021.pdf>. Acesso em: 19 de jan 2022.

_____. **Balanco Energético Nacional 2019**. Relatório síntese/Ano base 2018. Rio de Janeiro, 2019. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2019>>. Acesso em: 27 abr. 2020.

_____. Nota Técnica 030/2018, **Uso de Ar Condicionado no Setor Residencial Brasileiro: Perspectivas e contribuições para o avanço em eficiência energética**. Rio de Janeiro, 2018. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/nota-tecnica-epe-030-2018>>. Acesso em: 27 abr. 2020.

FONSECA, L. *et al.* Otimização multiobjetivo das dimensões dos ambientes de uma residência unifamiliar baseada em simulação energética e estrutural. **Ambiente Construído**, Porto Alegre, v. 17, n. 1, p. 267-288, 2017.

GARCIA, J.; SOUZA, L. S.; KRETZER, M. B.; SILVA, M. R.; HACKENBERG, A. M. Assessment of the energy efficiency of a public university building in Southern Brazil. **E3S Web of Conferences**. CLIMA 2019 Congress, v. 111, 2019.

GIVONI, B. Comfort, climate analysis and building design guidelines. **Energy and Building**, v. 18, p. 11- 23, 1992.

GOGNON, R.; GOSSSELIN, L.; DECKER, S. A. Performance of a sequential versus holistic building design approach using multi-objective optimization. **Journal of Building Engineering**, v. 26, p. 1-13, 2019.

GOSSARD, D.; LARTIGUE, B.; THELLIER, F. Multi-objective optimization of a building envelope for thermal performance using genetic algorithms and artificial neural network. **Energy and Buildings**, v. 64, p. 253-260, 2013.

GOU, S. et al. Passive design optimization of newly-built residential buildings in Shanghai for improving indoor thermal comfort while reducing building energy demand. **Energy and Buildings**, v. 169, p. 484-506.

GRYGIEREK, K.; FERDYN-GRYGIEREK, J. Multi-objective optimization of the envelope of building with natural ventilation. **Energies**, v. 11, p. 1-17, 2018.

HARKOUSS, F.; FARDOUM, F.; BIWOLE, P. H. Multi-objective optimization methodology for net zero energy buildings. **Journal of Building Engineering**, v. 16, p. 57-71, 2018.

IEA. International Energy Agency. **Global Energy & CO2 Status Report 2019**, IEA, Paris, 2019. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/global-energy-co2-status-report-2019>>. Acesso em: 19 abr. 2021.

_____ **Building Envelopes**, IEA, Paris, 2020a. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/building-envelopes>>. Acesso em: 19 abr. 2021.

_____ **Cooling**, IEA, Paris, 2020b. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/cooling>>. Acesso em: 19 abr. 2021.

_____ **E4 Country Profile: Energy Efficiency in Brazil**, IEA, Paris, 2021. Disponível em: <<https://www.iea.org/articles/e4-country-profile-energy-efficiency-in-brazil>>. Acesso em: 4 ago. 2021.

_____ **E4 Country Profile: Energy Efficiency in China**, IEA, Paris, 2021. Disponível em: <<https://www.iea.org/articles/e4-country-profile-energy-efficiency-in-china>>. Acesso em: 19 abr. 2021.

_____ **Tracking Buildings 2020**, IEA, Paris, 2020c. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/tracking-buildings-2020>>. Acesso em: 19 abr. 2021.

_____ **World Energy Model**, IEA, Paris, 2020d. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/world-energy-model>>. Acesso em: 19 abr. 2021.

INMETRO INSTITUTO NACIONAL DE METROLOGIA, QUALIDADE E TECNOLOGIA. **INI-C - Instrução Normativa para a Classe de Eficiência Energética de Edificações Comerciais, de Serviços e Públicas**, Portaria Nº 42, de 24 de fevereiro de 2021. Brasília, DF, 2021. Disponível em: <<http://www.inmetro.gov.br/legislacao/rtac/pdf/RTAC002707.pdf>>.

_____ **Requisitos de Avaliação da Conformidade para Condicionadores de Ar**, Portaria Nº 269, de 22 de junho de 2021. Brasília, DF, 2021. Disponível em: <<http://www.inmetro.gov.br/legislacao/rtac/pdf/RTAC002783.pdf>>.

_____**RAC - Requisitos de Avaliação da Conformidade para Eficiência Energética das Edificações.**

Portaria Nº 50, de 01 de fevereiro de 2013. Brasília, DF. Disponível em:

<<http://www.inmetro.gov.br/consumidor/produtospbe/regulamentos/anexov.pdf>>.

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. English, 2005.

KIRIMTAT, A. et al. Multi-objective energy and daylight optimization of amorphous shading devices in buildings. **Solar Energy**, v. 185, p. 100-111, 2019.

KOULAMAS, C. et al. Suitability analysis of modeling and assessment approaches in energy efficiency in buildings. **Energy and Buildings**, v. 158, p. 1662–1682, 2018.

LABEEE LABORATÓRIO DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA EM EDIFICAÇÕES. **Manual de simulação computacional de edifícios naturalmente ventilados no programa EnergyPlus – Versão 9.0.1.** Florianópolis, 2020.

LAPISA, R. et al. Optimized design of low-rise commercial buildings under various climates – Energy performance and passive cooling strategies. **Builging and Environment**, v. 132, p. 83-95, 2018.

LBNL Lawrence Berkeley National Laboratory. Disponível em:
<<https://windows.lbl.gov/software/window>>. Acesso em: 20 de jul 2021.

LEE, B.; TRCKA, M.; HENSEN, J. L. M. Building energy simulation and optimization: A case study of industrial halls with varying process loads and occupancy patterns. **Building Simulation**, v. 7, n. 3, p. 229–236, 2014.

LEE, K. H.; SCHIAVON, S. Influence of three dynamic predictive clothing insulation models on building energy use, HVAC sizing and thermal comfort. **Energies**, v. 7, p. 1917-1934, 2014.

LI, Y. et al. Grey-box modeling and application for building energy simulations – A critical review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 146, p. 1-21, 2021.

LIN, B. et al. A preference-based multi-objective building performance optimization method for early design stage. **Building Simulation**, v. 14, p. 477-493, 2021.

LINCZUK, V. C. C.; BASTOS, L. E. G. Otimização multiobjetivo orientada ao desempenho térmico para o projeto de edificações de baixo consumo de energia na Região Sul do Brasil. **Ambiente Construído**, v. 20, n. 4, p. 509-529, 2020.

LOPES, A. C. P.; FILHO, D. O.; CARLO, J.C.; LIMA, B. B. Energy efficiency labeling program for buildings in Brazil compared to the United States' and Portugal's. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 16, p. 207-2019, 2016.

LOPES, F.; CÓSTOLA, D.; LABAKI, L. Thermal-energy performance for office buildings in Brazil using multiobjective optimization. In: PASSIVE AND LOW ENERGY ARCHITECTURE, Edinburg, 2017. **Proceedings [...]** Edinburg, 2017.

MA, Z.; COOPER, P.; DALY, D.; LADO, L. Existing building retrofits: Methodology and state-of-the-art. **Energy and Buildings**, v. 55, p. 889-902, 2012.

MARTINS, T. A. de L. **De condicionantes solares à oportunidades de desenho urbano: otimização de tipo-morfologias urbanas em contexto de clima tropical**. Rio de Janeiro, 2014. 393 f. Tese (Doutorado em Arquitetura) - Faculdade de Arquitetura e Urbanismo, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2014.

NADERI, E.; SAJADI, B.; BAHABADI, M. A.; NADERI, E. Multi-objective simulation-based optimization of controlled blind specifications to reduce energy consumption, and thermal and visual discomfort: Case studies in Iran. **Building and Environment**, v. 169, p. 1-10, 2020.

NGUYEN, A.; REITER, S.; RIGO, P. A review on simulation-based optimization methods applied to building performance analysis. **Applied Energy**, v. 113, p. 1043-1058, 2014.

PENNA, P. et al. Multi-objective optimization of energy efficiency measures in existing buildings. **Energy and Buildings**, v. 95, p. 57-69, 2015.

RSTUDIO. Disponível em <<https://www.rstudio.com/>>. Acesso em: 1 ago 2021.

SANTANA, L. O. **Otimização multiobjetivo da geometria de edificações residenciais energeticamente eficientes por meio de algoritmos genéticos**. Viçosa, 2016. 81 f. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2016.

SI, B. et al. Multi-objective optimization design of a complex building based on an artificial neural network and performance evaluation of algorithms. **Advanced Engineering Informatics**, v. 40, p. 93-109, 2019.

SON, S.; KIM, C. Evolutionary many-objective optimization for retrofit planning in public buildings: A comparative study. **Journal of Cleaner Production**, v. 190, p. 403-410, 2018.

SON, S.; KIM, C. Evolutionary multi-objective optimization in building retrofit planning problem. **Procedia Engineering**, v. 145, p. 565-570, 2016.

XUE, Q.; WNAG, Z.; CHEN, Q. Multi-objective optimization of building design for life cycle cost and CO2 emissions: A case study of a low-energy residential building in a severe cold climate. **Building Simulation**, 2021.

WANG, R.; LU, S.; FENG, W. A three-stage optimization methodology for envelope design of passive house considering energy demand, thermal comfort and cost. **Energy**, v. 192, p. 1-16, 2020.

WANG, S.; YI, Y. K.; LIU, N. Multi-objective optimization (MOO) for high-rise residential buildings' layout centered on daylight, visual, and outdoor thermal metrics in China. **Building and Environment**. v. 205, p. 1-19, 2021.

WEI, Y. et al. A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 82, p. 1027-1047, 2018.

WORLDCLIMATE. Disponível em: <<http://www.worldclimate.com/cgi-bin/data.pl?ref=S20W054+1102+83612W>>. Acesso em: 23 de jun 2021.

YANG, T. et al. An automated optimization method for calibrating building energy simulation models with measured data: Orientation and a case study. **Applied Energy**, v. 179, p. 1220-1231, 2016.

YU, W. et al. Application of multi-objective genetic algorithm to optimize energy efficiency and thermal comfort in building design. **Energy and Buildings**, v. 88, p. 135-143, 2015.

YUAN, J. et al. A simultaneous calibration and parameter ranking method for building energy models. **Applied Energy**, v. 206, p. 657-666, 2017.

ZEMERO, B. R. *et al.* Methodology for preliminary design of buildings using multi-objective optimization based on performance simulation. **Journal of Solar Energy Engineering**, v. 141, n. 4, p. 1-12, 2019.

ZHAI, Y. et al. A multi-objective optimization methodology for window design considering energy consumption, thermal environment and visual performance. **Renewable Energy**, 134, p. 1190-1199, 2019.

ZHAO, J.; DU, Y. Multi-objective optimization design for windows and shading configuration considering energy consumption and thermal comfort: A case study for office building in different climatic regions of China. **Solar Energy**, v. 206, p. 997-1017, 2020.

YANG, M. et al. Multiobjective optimization design of green building envelope material using a non-dominated sorting genetic algorithm. **Applied Thermal Engineering**, v. 111, p. 1255-1264, 2017.

ZHANG, Y. "Parallel" EnergyPlus and the development of a parametric analysis tool. **Eleventh International IBPSA Conference**, p. 1382-1388, 2009.

ZHANG, Y. Use jEPlus as an efficient building design optimization tool. **CIBSE ASHRAE Technical Symposium**, p. 1-12, 2012.

ZHANG, Y.; JANKOVIC, L. JEA, An interactive optimisation engine for building energy performance simulation. Energy Simulation Solutions Ltd, Leicester; Birmingham School of Architecture and Design, Birmingham City University. Reino Unido, 2017.

ANEXOS

ANEXO A-I – Informação dos valores de Cp para diversos ângulos das janelas dos ambientes do pavimento térreo (a) e do 1º pavimento (b) em que ocorreu a ventilação natural

Fachada	leste	leste	leste	leste	oeste	oeste	oeste	oeste	leste	leste	leste	oeste	oeste	oeste	oeste	oeste
Ambiente	Z2	Z27	Z26	Z23	Z16	Z17	Z20	Z21	Z14	Z13	Z1	Z3	Z4	Z5	Z12	Z11
Ângulo/ Janela	22	65	60	59	41	46	49	52	24	34	5	4	6	10	17	20
0	0,00	0,00	-0,20	-0,35	0,27	-0,10	0,23	0,22	0,17	-0,05	0,03	0,39	0,35	0,30	0,26	0,13
30	0,06	0,07	-0,10	-0,28	0,26	-0,13	-0,09	0,03	0,42	0,19	0,13	-0,23	-0,10	0,02	0,02	-0,03
60	0,10	0,18	0,25	0,27	0,20	-0,24	-0,23	-0,22	0,53	0,47	0,52	-0,66	-0,49	-0,31	-0,30	-0,26
90	0,25	0,41	0,52	0,62	0,24	-0,33	-0,33	-0,33	0,49	0,56	0,58	-0,43	-0,44	-0,35	-0,31	-0,26
120	0,45	0,59	0,61	0,52	0,20	-0,32	-0,37	-0,41	0,25	0,53	0,48	-0,24	-0,21	-0,20	-0,26	-0,29
150	0,67	0,58	0,50	0,36	-0,12	-0,23	-0,24	-0,25	-0,11	0,12	0,21	-0,09	-0,13	-0,19	-0,37	-0,37
180	0,41	0,35	0,28	0,19	-0,19	0,02	-0,03	-0,01	-0,16	0,29	0,27	-0,01	-0,05	-0,09	-0,23	-0,35
210	-0,33	-0,07	0,04	-0,03	-0,15	0,42	0,12	0,34	-0,15	-0,02	0,07	0,07	0,05	0,02	-0,14	-0,22
240	-0,68	-0,44	-0,28	-0,26	-0,27	0,60	0,55	0,55	-0,24	-0,25	-0,24	0,07	0,18	0,22	0,25	0,21
270	-0,39	-0,40	-0,30	-0,24	-0,37	0,53	0,58	0,57	-0,42	-0,37	-0,30	0,19	0,42	0,47	0,55	0,62
300	-0,23	-0,20	-0,23	-0,29	-0,11	0,30	0,50	0,42	-0,28	-0,34	-0,38	0,40	0,60	0,61	0,62	0,52
330	-0,09	-0,11	-0,32	-0,39	0,16	-0,08	0,15	0,23	-0,09	-0,23	-0,20	0,66	0,61	0,55	0,50	0,30

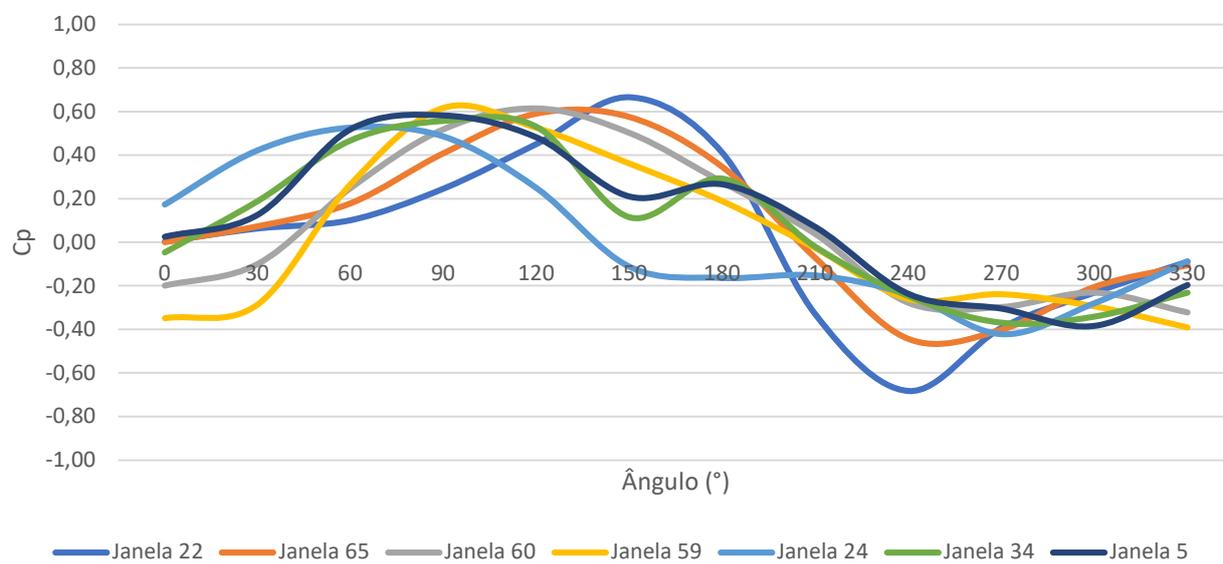
(a)

Fachada	leste	leste	leste	leste	oeste	oeste	oeste	oeste	leste	leste	leste	oeste	oeste	oeste	oeste	oeste
Ambiente	Z38	Z36	Z29	Z37	Z18	Z33	Z28	Z32	Z6	Z40	Z41	Z7	Z31	Z24	Z30	Z39
Ângulo/ Janela	191	185	153	189	187	163	142	161	196	200	202	159	157	193	155	197
0	0,00	-0,07	-0,32	-0,35	0,27	-0,05	0,30	0,46	0,06	-0,05	0,02	0,49	0,41	0,36	0,31	0,23
30	0,06	0,05	-0,14	-0,31	0,24	-0,14	-0,11	-0,04	0,40	0,18	0,06	-0,53	-0,08	0,00	0,00	-0,08
60	0,14	0,25	0,31	0,34	0,27	-0,24	-0,23	-0,22	0,47	0,50	0,63	-0,73	-0,59	-0,46	-0,29	-0,28
90	0,34	0,49	0,61	0,80	0,30	-0,35	-0,34	-0,35	0,46	0,66	0,85	-0,44	-0,44	-0,36	-0,30	-0,31
120	0,64	0,67	0,70	0,71	0,18	-0,32	-0,37	-0,43	0,22	0,72	0,74	-0,24	-0,21	-0,21	-0,27	-0,31
150	0,88	0,67	0,59	0,49	-0,12	-0,24	-0,22	-0,25	0,01	0,15	0,38	-0,11	-0,13	-0,19	-0,37	-0,41
180	0,49	0,43	0,35	0,25	-0,19	0,00	-0,03	-0,01	-0,10	0,50	0,33	-0,02	-0,07	-0,23	-0,27	-0,40
210	-0,34	-0,14	-0,01	-0,05	-0,15	0,34	0,10	0,23	-0,16	-0,07	0,03	0,06	0,05	0,03	-0,11	-0,56
240	-0,69	-0,67	-0,32	-0,26	-0,26	0,49	0,52	0,65	-0,24	-0,25	-0,23	0,15	0,23	0,28	0,30	0,30
270	-0,39	-0,41	-0,31	-0,25	-0,28	0,50	0,66	0,85	-0,44	-0,37	-0,30	0,35	0,49	0,54	0,63	0,84
300	-0,23	-0,20	-0,26	-0,31	-0,03	0,35	0,69	0,77	-0,30	-0,35	-0,40	0,66	0,68	0,68	0,69	0,72
330	-0,09	-0,10	-0,39	-0,41	0,19	0,02	0,21	0,45	-0,22	-0,23	-0,20	0,91	0,70	0,62	0,57	0,46

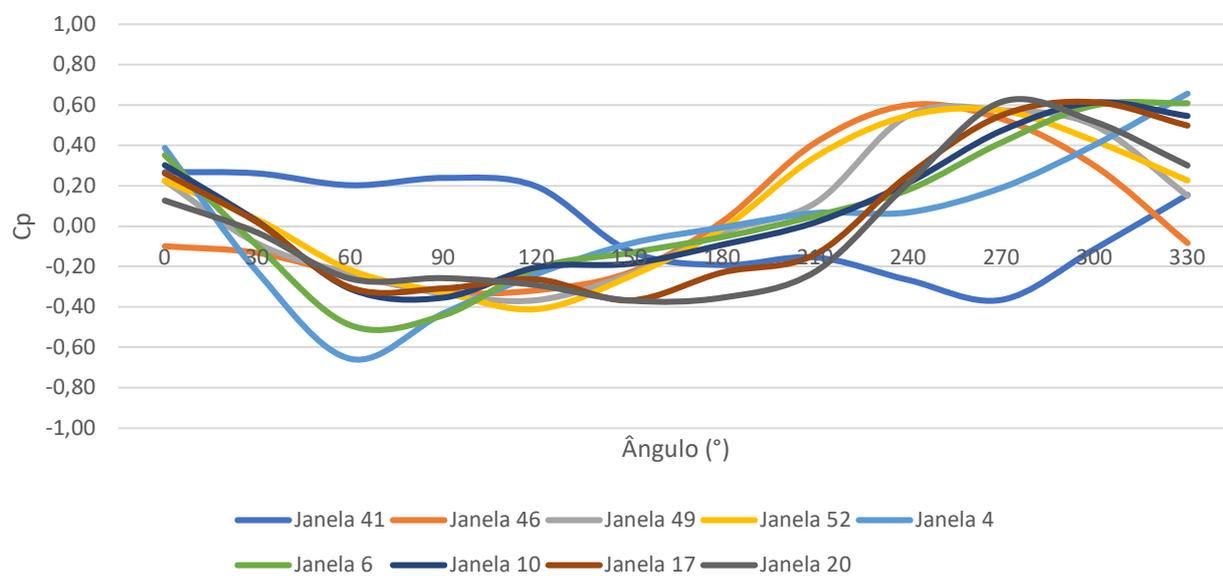
(b)

Fonte: A autora (2022)

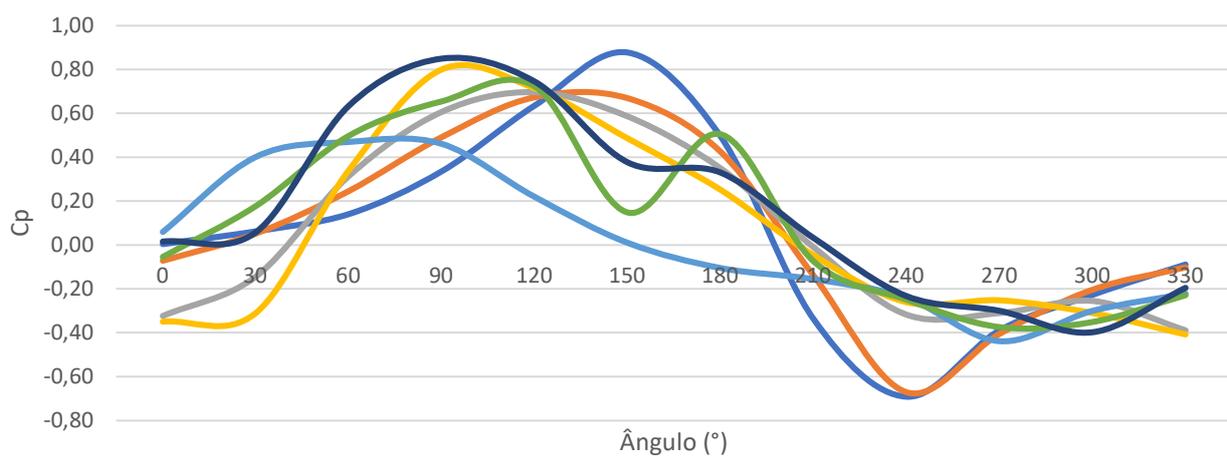
ANEXO A-II – Valores de C_p para diversos ângulos das janelas dos ambientes das fachadas leste (a) e oeste (b) do pavimento térreo e dos ambientes das fachadas leste (c) e oeste (d) do 1º pavimento



(a)

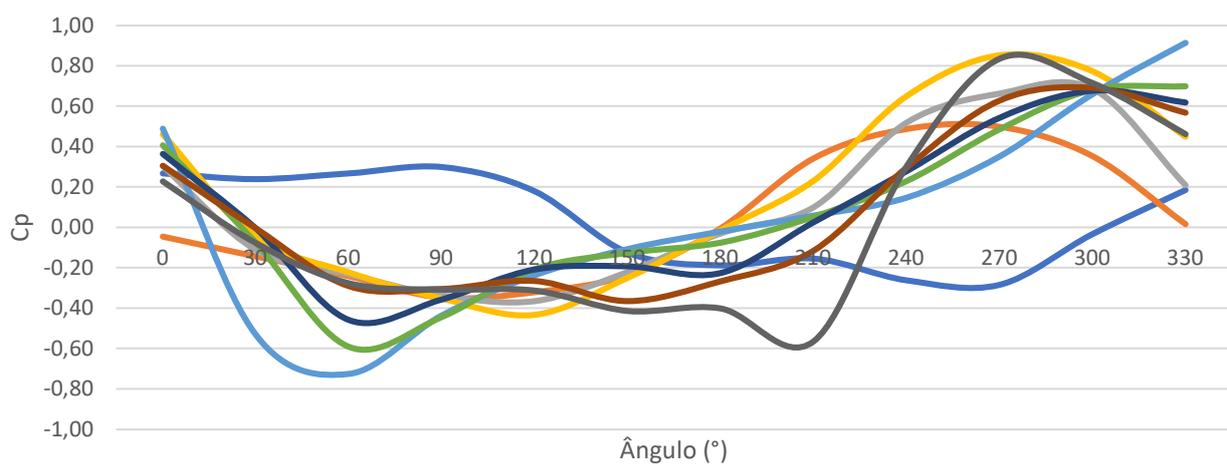


(b)



Janela 191 Janela 185 Janela 153 Janela 189 Janela 196 Janela 200 Janela 202

(c)



Janela 187 Janela 163 Janela 142 Janela 161 Janela 159
 Janela 157 Janela 193 Janela 155 Janela 197

(d)

Fonte: A autora (2022)