

UNIVERSIDADE DO ESTADO DE SANTA CATARINA – UDESC
CENTRO DE CIÊNCIA E TECNOLOGIA – CCT
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA CIVIL – PPGEC

DILSON MACHADO CUNHA

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PARÂMETROS TERMOFÍSICOS VISANDO
A REDUÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM EDIFICAÇÕES EM DIFERENTES
CENÁRIOS CLIMÁTICOS**

JOINVILLE
2025

DILSON MACHADO CUNHA

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PARÂMETROS TERMOFÍSICOS VISANDO
A REDUÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM EDIFICAÇÕES EM DIFERENTES
CENÁRIOS CLIMÁTICOS**

Dissertação apresentado como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia Civil pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil do Centro de Ciências Tecnológicas – CCT, da Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC.

Orientador: Prof. Dra. Fernanda Perazzolo Disconzi

JOINVILLE

2025

**Ficha catalográfica elaborada pelo programa de geração automática da
Biblioteca Universitária Udesc,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

Cunha, Dilson Machado
**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PARÂMETROS
TERMOFÍSICOS VISANDO A REDUÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA EM EDIFICAÇÕES EM DIFERENTES CENÁRIOS
CLIMÁTICOS / Dilson Machado Cunha. -- 2025.**
157 p.

Orientadora: Fernanda Perazzolo Disconzi
Dissertação (mestrado) -- Universidade do Estado de Santa
Catarina, Centro de Ciências Tecnológicas, Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Civil, Joinville, 2025.

1. Otimização multiobjetivo. 2. Parâmetros termofísicos. 3.
Desempenho energético. 4. Simulação computacional paramétrica.
5. Cenários climáticos futuros. I. Disconzi, Fernanda Perazzolo. II.
Universidade do Estado de Santa Catarina, Centro de Ciências
Tecnológicas, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. III.
Título.

DILSON MACHADO CUNHA

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PARÂMETROS TERMOFÍSICOS VISANDO
A REDUÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM EDIFICAÇÕES EM DIFERENTES
CENÁRIOS CLIMÁTICOS**

Dissertação apresentado como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia Civil pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil do Centro de Ciências Tecnológicas – CCT, da Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC.

Orientador: Prof. Dra. Fernanda Perazzolo Disconzi

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Fernanda Perazzolo Disconzi
Universidade do Estado de Santa Catarina

Membros:

Prof^a. Dr^a. Giane de Campos Grigoletti
Universidade Federal de Santa Maria

Prof^a. Dr^a. Elisa Henning
Universidade do Estado de Santa Catarina

Joinville, 30 de julho de 2025.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a minha família, pelo suporte emocional incondicional. Sem o apoio de vocês esta conquista não seria possível.

Aos meus amigos, amigas e amigues, que foram uma fonte constante de inspiração e motivação. Obrigado pelas palavras de incentivo, por cada momento de descontração e por me lembarem da importância de seguir em frente, mesmo nos momentos mais difíceis. A amizade de vocês foi muito importante.

A minha orientadora Fernanda P. Disconzi pelos ensinamentos, pela empatia e principalmente pela paciência que foram fundamentais para a realização desta dissertação. Você entendeu como funciono e ajudou a me aprimorar.

Aos professores e professoras que me incentivaram a fazer mestrado e viram um potencial pesquisador em mim. Vocês despertaram em mim a vontade necessária para dar o primeiro passo.

Agradeço o apoio financeiro recebido da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e da Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Estado de Santa Catarina (FAPESC). Tais recursos, na forma de bolsa de mestrado, foram essenciais para o desenvolvimento da pesquisa.

RESUMO

As mudanças climáticas afetam diretamente o desempenho térmico e energético das edificações. Destaca-se a importância de otimizar os parâmetros termofísicos dos materiais da envoltória das edificações de acordo com as condições climáticas locais para melhorar a eficiência energética. Esta dissertação teve como objetivo a otimização dos parâmetros termofísicos da envoltória de edificações para redução do consumo de energia elétrica para aquecimento (EAq) e para resfriamento (ERe) para a cidade de Curitiba – PR. Para as simulações, foram considerados os impactos das mudanças climáticas em três cenários climáticos distintos para verão e inverno, considerando arquivos climáticos otimistas (RCP 2,6 do IPCC) dos anos típicos meteorológicos de 2023, 2050 e 2090. O método adotado integrou simulações energéticas no software EnergyPlus com otimização evolutiva do algoritmo NSGA-II, operado por meio do jEPlus+EA. Para a seleção dos melhores casos, aplicou-se o método de soma ponderada com pesos iguais para as funções objetivo. A análise dos resultados mostrou que, em comparação com o caso base, o cenário de 2023 reduziu ERe em mais de 92% com um pequeno aumento em EAq, enquanto para o cenário climático de 2050 a redução de ERe ultrapassou 96%, acompanhada de um aumento mais expressivo no aquecimento. Para o cenário climático de 2090, houve redução simultânea nas duas funções objetivo, o que indica uma adaptação da envoltória mesmo em condições climáticas críticas. A combinação entre materiais com alta capacidade de armazenamento térmico e baixa condutividade nas superfícies voltadas ao interior, associada a um bloqueio da radiação solar direta pelos vidros e fachadas, mostrou-se eficaz na mitigação de ganhos térmicos indesejados. Adicionalmente, a análise dos resultados numéricos dos algoritmos de convecção contribuiu para entender o comportamento térmico da edificação em função das condições de vento e temperatura externas. Os resultados confirmam a relevância de uma abordagem paramétrica detalhada para a modelagem do desempenho térmico em relação a abordagem tradicional. Ao tratar explicitamente os parâmetros termofísicos envolvidos na transferência de calor, a pesquisa permitiu maior controle sobre os mecanismos de troca térmica e forneceu subsídios para o desenvolvimento de soluções projetuais. A dissertação contribui, assim, para a compreensão da influência dos parâmetros termofísicos sobre a demanda energética de edificações e para a ampliação das ferramentas metodológicas aplicadas à simulação e otimização multicritério.

Palavras-chave: Otimização multiobjetivo; Parâmetros termofísicos; Desempenho energético; Simulação computacional paramétrica; Cenários climáticos futuros.

ABSTRACT

Climate change directly affects the thermal and energy performance of buildings. The importance of optimizing the thermophysical parameters of the materials of the building envelope according to the local climatic conditions to improve energy efficiency is highlighted. This dissertation aimed to optimize the thermophysical parameters of the building envelope to reduce the consumption of electricity for heating (EAq) and cooling (ERe) for the city of Curitiba – PR. For the simulations, the impacts of climate change were considered in three different climate scenarios for summer and winter, considering optimistic climate files (IPCC RCP 2.6) of the typical meteorological years of 2023, 2050 and 2090. The adopted method integrated energy simulations in the EnergyPlus software with evolutionary optimization of the NSGA-II algorithm, operated through jEPplus+EA. For the selection of the best cases, the weighted sum method with equal weights was applied to the objective functions. The analysis of the results showed that, compared to the base case, the 2023 scenario reduced ERe by more than 92% with a small increase in EAq, while in 2050 the reduction in ERe exceeded 96%, accompanied by a more significant increase in warming. In 2090, a more balanced configuration was observed, with a simultaneous reduction in both consumptions, which indicates an adaptation of the envelope even in critical climatic conditions. The combination of materials with high thermal storage capacity and low conductivity on surfaces facing the interior, associated with a blocking of direct solar radiation by the glass and facades, proved to be effective in mitigating unwanted thermal gains. Additionally, the analysis of the numerical results of the convection algorithms contributed to understand the thermal behavior of the building as a function of the external wind and temperature conditions. The results confirm the relevance of a detailed parametric approach to thermal performance modeling in relation to the traditional approach. By explicitly addressing the thermophysical parameters involved in heat transfer, the research allowed greater control over the thermal exchange mechanisms and provided subsidies for the development of design solutions. The dissertation thus contributes to the in-depth understanding of the influence of thermophysical parameters on the energy demand of buildings and to the expansion of the methodological tools applied to simulation and multicriteria optimization.

Keywords: Multi-objective optimization; Thermophysical parameters; Energy performance; Parametric computational simulation; Future climate scenarios.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	OBJETIVO GERAL.....	12
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	12
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO	12
2	REFERENCIAL TEÓRICO	14
2.1	PARÂMETROS TERMOFÍSICOS	14
2.1.1	Densidade	15
2.1.2	Calor específico	16
2.1.3	Condutividade térmica	16
2.1.4	Emissividade.....	18
2.1.5	Absortividade, refletividade e transmissividade.....	20
2.1.6	Coeficiente de calor por convecção	24
2.1.6.1	<i>Algorítmos para cálculo de coeficiente convectivo</i>	25
2.1.6.1.1	TARP	25
2.1.6.1.2	Simple Natural Convection Algorithm	27
2.1.6.1.3	Ceiling Diffuser.....	27
2.1.6.1.4	ASTMC1340.....	28
2.1.6.1.5	Simple Combined.....	28
2.1.6.1.6	MoWiTT	29
2.1.6.1.7	DOE-2	30
2.1.6.1.8	Adaptive Convection Algorithm	30
2.2	INDICADORES DE DESEMPENHO TÉRMOENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES	34
2.3	SIMULAÇÕES ENERGÉTICAS E PARAMETRIZAÇÃO	37
2.4	OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	37
2.4.1	Algoritmos Genéticos.....	39
2.4.2	Tomada de Decisão Multiobjetivo.....	40
2.5	REVISÃO DE ESTUDOS SOBRE ANÁLISE PARAMÉTRICA E OTIMIZAÇÃO	41
3	MÉTODO	46
3.1	ESCOLHA DA CIDADE E CARACTERIZAÇÃO CLIMÁTICA	47
3.1.1	Cenários climáticos.....	48

3.1.2	Arquivos climáticos	49
3.2	SIMULAÇÕES ENERGÉTICAS	56
3.2.1	Modelo geométrico.....	56
3.2.2	Parâmetros termofísicos.....	58
3.2.3	Ocupação, uso e cargas internas.....	59
3.2.4	Variação e limites dos parâmetros termofísicos	60
3.2.5	Funções objetivo.....	62
3.2.6	Otimização multiobjetivo	63
3.2.7	Análises das soluções e tomada de decisão multiobjetivo	63
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	66
4.1	CENÁRIO CLIMÁTICO RECENTE – 2023	66
4.1.1	Convergência das soluções	66
4.1.2	Soluções otimizadas	68
4.1.3	Parâmetros termofísicos.....	70
4.1.3.1	<i>Densidade</i>	70
4.1.3.2	<i>Calor específico.....</i>	71
4.1.3.3	<i>Condutividade térmica.....</i>	72
4.1.3.4	<i>Emissividade</i>	73
4.1.3.5	<i>Absortividade solar.....</i>	74
4.1.3.6	<i>Transmissividade solar e refletividade solar.....</i>	75
4.1.3.7	<i>Coeficientes de calor por convecção</i>	75
4.1.4	Melhor caso para 2023 e comparação com caso base.....	76
4.2	CENÁRIOS CLIMÁTICOS FUTUROS – 2050 E 2090	80
4.2.1	Convergência das soluções	80
4.2.2	Soluções otimizadas	82
4.2.3	Parâmetros termofísicos.....	86
4.2.3.1	<i>Cenário climático de 2050.....</i>	87
4.2.3.1.1	<i>Densidade</i>	87
4.2.3.1.2	<i>Calor específico.....</i>	88
4.2.3.1.3	<i>Condutividade térmica</i>	88
4.2.3.1.4	<i>Emissividade</i>	89
4.2.3.1.5	<i>Absortividade solar</i>	90
4.2.3.1.6	<i>Transmissividade solar e refletividade solar</i>	91
4.2.3.1.7	<i>Coeficientes de calor por convecção</i>	91

4.2.3.2	<i>Cenário climático de 2090</i>	92
4.2.3.2.1	Densidade.....	92
4.2.3.2.2	Calor específico.....	92
4.2.3.2.3	Condutividade térmica	93
4.2.3.2.4	Emissividade	94
4.2.3.2.5	Absortividade solar	95
4.2.3.2.6	Transmissividade solar e refletividade solar	96
4.2.3.2.7	Coeficientes de calor por convecção.....	96
4.2.4	Melhores casos para 2050 e 2090 e comparações com caso base.....	97
4.2.4.1	<i>Cenário climático de 2050</i>	98
4.2.4.2	<i>Cenário climático de 2090</i>	100
4.3	COMPARAÇÃO ENTRE AS SOLUÇÕES DOS CENÁRIOS CLIMÁTICOS	101
4.4	SÍNTSEZ DOS RESULTADOS	108
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	110
	REFERÊNCIAS	114
	APÊNDICE A – HISTOGRAMAS PARA TODAS AS SOLUÇÕES DO CENÁRIO CLIMÁTICO RECENTE – 2023.....	121
	APÊNDICE B – HISTOGRAMAS PARA TODAS AS SOLUÇÕES DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO – 2050.	127
	APÊNDICE C – HISTOGRAMAS PARA TODAS AS SOLUÇÕES DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO– 2090	133
	APÊNDICE D – HISTOGRAMAS PARA A FRENTE DE PARETO DO CENÁRIO CLIMÁTICO RECENTE – 2023.....	139
	APÊNDICE E – HISTOGRAMAS PARA A FRENTE DE PARETO DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO – 2050	145
	APÊNDICE F – HISTOGRAMAS PARA A FRENTE DE PARETO DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO – 2090	151
	APÊNDICE G – GRÁFICOS DE COORDENADAS PARALELAS	157

1 INTRODUÇÃO

O Ministério da Ciência e Tecnologia (2016) alerta que o aumento de 4°C na temperatura média global pode fazer com que algumas regiões do mundo, incluindo o Brasil, ultrapassem o limite de habitabilidade humana em termos de temperatura e umidade. Esse fenômeno ocorre quando a temperatura e a umidade combinadas tornam o resfriamento corporal ineficaz, representando uma ameaça direta à saúde humana.

Essa crescente preocupação com as mudanças climáticas e seus impactos no ambiente construído tem gerado uma série de estudos voltados para entender como fatores climáticos e termofísicos influenciam o desempenho energético das edificações. Esse tema se torna especialmente relevante com o avanço do aquecimento global, que, impulsionado por ações humanas, altera os padrões climáticos e traz novos desafios para o planejamento urbano e arquitetônico.

O relatório do *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC) em 2023, ressalta que são necessárias ações rápidas e contínuas para mitigar as mudanças climáticas, além de implementar adaptações que possam reduzir os danos aos ecossistemas e à humanidade. Por outro lado, a falta de medidas imediatas pode resultar em maiores custos e perdas no futuro, o que destaca a importância de intervenções no ambiente construído (IPCC, 2023). O desempenho energético das edificações pode ser aprimorado por meio do estudo dos parâmetros termofísicos dos materiais de construção que compõe a envoltória, impactando diretamente o consumo de energia elétrica das edificações (Guarda; Durante; Callejas, 2020).

Diversos estudos têm investigado a influência de parâmetros, no desempenho energético de edificações. Silva e Ghisi (2020) examinaram a eficiência energética das edificações em diferentes zonas climáticas brasileiras, destacando que a escolha correta de materiais de construção pode reduzir substancialmente a demanda por energia destinada à climatização, especialmente em regiões mais quentes. Triana, Lamberts e Sassi (2018) reforçam a importância de otimizar os parâmetros termofísicos dos materiais de construção, considerando a variabilidade climática nas diferentes regiões brasileiras. Nunes e Giglio (2022) também analisaram os impactos das mudanças climáticas no desempenho energético das edificações em diversas regiões do Brasil.

Esse estudos evidenciam que parâmetros termofísicos dos materiais de construção que compõe a envoltória das residências – como condutividade térmica, calor específico, densidade ou mesmo a forma de determinar coeficientes convectivos – são importantes para o desempenho energético das edificações.

Ajustar esses parâmetros às condições climáticas locais pode contribuir para um melhor desempenho energético e possivelmente reduzir o consumo de energia com climatização. Assim, o estudo dos parâmetros termofísicos pode ser relevante para o desenvolvimento de estratégias de adaptação às variações climáticas futuras. Além disso, há uma crescente necessidade de desenvolver soluções sustentáveis para o ambiente construído, a fim de mitigar os impactos das mudanças climáticas e adaptar as edificações às novas condições climáticas. A escolha adequada dos materiais de construção da envoltória pode reduzir o consumo de energia para aquecimento e resfriamento. (Baba et al., 2022; Nunes e Giglio, 2022; Silva e Ghisi 2020; Guarda et al., 2020).

Logo desenvolver edificações mais eficientes e resilientes às mudanças climáticas, especialmente em países com grande diversidade climática, como o Brasil se torna algo importante. A otimização dos parâmetros termofísicos dos materiais da envoltória pode contribuir para a melhoria do desempenho energético das edificações e tender a reduzir a demanda por energia. Isso não apenas contribui para a sustentabilidade ambiental, mas também para o bem-estar das populações, em especial nas regiões mais vulneráveis. Para minimizar os impactos das mudanças climáticas na construção civil, é importante desenvolver estratégias que considerem a variabilidade climática e os parâmetros termofísicos dos materiais de construção da envoltória. Essas abordagens podem promover o uso consciente de energia para geração de benefícios econômicos, ambientais e sociais.

Embora a otimização de envoltórias de edifícios seja um campo já explorado na literatura, alguns estudos parecem adotar abordagens que envolvem a simplificação dos parâmetros termofísicos. Por exemplo, o coeficiente de transmitância térmica (valor U, ou coeficiente global de transferência de calor) é frequentemente adotado como métrica única, por integrar de forma agregada os efeitos de condução, radiação e convecção. No entanto, essa abordagem não permite isolar a influência de cada mecanismo térmico individualmente — especialmente a da convecção, cujos coeficientes internos e externos (h_c) exercem papel importante nas trocas de calor entre as superfícies da envoltória e o ambiente.

Mesmo em ferramentas avançadas como o EnergyPlus, que possuem modelos específicos para o cálculo do h_c , esse parâmetro raramente é tratado como variável de entrada ou objeto de análise detalhada. Como consequência, sua contribuição específica para o desempenho térmico da envoltória permanece pouco discutida na literatura.

Neste contexto, a presente pesquisa propõe uma abordagem mais abrangente, baseada na modelagem explícita dos principais parâmetros termofísicos — condutividade térmica, calor específico, densidade, emissividade, absorvidade, refletividade, transmissividade e

coeficiente de convecção — considerando tanto superfícies internas quanto externas. Esses parâmetros, nesta dissertação, foram tratados como variáveis independentes em uma otimização multiobjetivo, permitindo uma análise refinada de suas interações e de seus efeitos sobre o consumo de eletricidade para aquecimento (EAq) e resfriamento (ERe).

As simulações foram realizadas considerando diferentes cenários climáticos, construídos utilizando arquivos de anos típicos meteorológicos (TMY) do ano recente de 2023 e projeções futuras para 2050 e 2090, com base na trajetória RCP 2.6 — um caminho representativo de concentração de gases de efeito estufa que projeta um forçamento radiativo de 2,6 W/m² até 2100. Trata-se de uma trajetória de referência considerada otimista, por pressupor a adoção de medidas rigorosas de mitigação para limitar o aquecimento global (IPCC, 2023). O objetivo é identificar estratégias de projeto adaptáveis às mudanças climáticas, capazes de reduzir o consumo de eletricidade tanto para aquecimento quanto para resfriamento.

1.1 OBJETIVO GERAL

Otimizar os parâmetros termofísicos da envoltória de edificações para reduzir o consumo de energia elétrica de aquecimento e resfriamento, para diferentes cenários climáticos.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para atingir o objetivo geral foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- a) definir valores dos principais parâmetros termofísicos que afetam o desempenho energético de edificações;
- b) estabelecer os cenários climáticos futuros a serem aplicados na otimização;
- c) analisar o impacto das variações dos parâmetros termofísicos sobre o desempenho energético das edificações no cenário climático atual e em cenários climáticos futuros;
- d) comparar os parâmetros termofísicos e energia consumida da melhor solução com o caso base.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

O Capítulo 1 apresenta a contextualização, motivação e principais conceitos para a pesquisa. O Capítulo 2 aborda o referencial teórico focando em temas e pesquisas que analisaram os parâmetros termofísicos, simulações energéticas e otimização. O Capítulo 3 apresenta a escolha da cidade e caracterização do clima para os cenários climáticos analisados,

a construção do modelo de simulação, as especificações dos parâmetros de entrada e saída e como serão feitas as análises. No Capítulo 4 são apresentados os resultados das otimizações para cada cenário climático, a comparação do melhor caso ao seu respectivo caso base para cada cenário climático, além da comparação entre os melhores casos de cada cenário climático. O Capítulo 5 propõe considerações finais e sugestões para estudos futuros. No fim, estão presentes as Referências Bibliográficas e os Apêndices.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este estudo quantitativo inicia com uma revisão de conceitos, organizada em quatro seções principais, além de uma revisão sobre otimização, parametrização e avaliação de parâmetros termofísicos. Na primeira seção, são discutidos os principais parâmetros termofísicos, incluindo suas definições e modos de determinação. Na segunda seção, são abordados os indicadores de desempenho energético, com ênfase no consumo de eletricidade para aquecimento e resfriamento, calculado a partir das cargas térmicas, conforme a NBR 15575 e a INI-R (ABNT, 2024; INMETRO, 2022). A terceira seção apresenta uma análise dos softwares de cálculo e simulação energética, destacando o EnergyPlus, jEPlus e jEPlus+EA. A quarta seção explora métodos de otimização multiobjetivo, com foco na otimização através de algoritmos evolutivos como o NSGA-II. Por fim, a última seção, aborda uma revisão de pesquisas anteriores que compila estudos recentes sobre parametrização, otimização e avaliação de parâmetros termofísicos no desempenho energético de edificações em diferentes climas e cenários climáticos futuros.

2.1 PARÂMETROS TERMOFÍSICOS

Uma variável pode mudar de valor durante a execução de um programa ou função matemática. Em sistemas físicos, uma variável de estado determina o estado do sistema, enquanto uma variável termodinâmica traduz uma propriedade observável. Uma propriedade é uma característica do sistema. Lamberts *et al.* (2014) dizem que o desempenho térmico de edificações envolve uma complexa combinação e interrelação entre várias propriedades termofísicas. Silva (2016) chama as propriedades termofísicas de parâmetros termofísicos possivelmente por esta nomenclatura ser mais abrangente, não dependendo exclusivamente do material.

Em qualquer edificação, o fluxo de calor ocorre por meio de três mecanismos fundamentais: condução, convecção e radiação. A condução acontece através da matéria, sendo especialmente importante no contexto das propriedades dos materiais que compõem as superfícies construtivas, como paredes, telhados e pisos. A convecção envolve o transporte de calor entre uma superfície sólida e um fluido adjacente, como o ar, influenciando o comportamento térmico do ambiente interno em função das correntes de ar. Já a radiação se refere à transferência de calor na forma de ondas eletromagnéticas, sem a necessidade de contato direto entre os corpos, desempenhando um papel importante no ganho ou perda de calor das superfícies expostas ao sol (Çengel e Ghajar, 2012; Holman, 1983; Incopera e DeWitt, 1998).

Entender como o calor se propaga nesses três modos de transferência é essencial para compreender o impacto dos principais parâmetros termofísicos. Esses parâmetros, desempenham papéis indispensáveis no desempenho energético das edificações, sendo eles que definirão a eficiência da construção em manter condições internas confortáveis, independentemente das variações climáticas externas.

Os principais parâmetros termofísicos são a densidade, o calor específico, a condutividade térmica, a emissividade, a absorvidade, a refletividade, a transmissividade e o coeficiente de calor por convecção (Young e Freedman, 2016; Billings e Dwight, 1972; Çengel e Guajar, 2012; Halliday e Resnick, 2012; Holman, 1983; Incorpera e DeWitt, 1998). Nas próximas subseções cada um destes parâmetros é explicado.

2.1.1 Densidade

Para um material homogêneo, a densidade (ρ) é definida como a massa por unidade de volume da substância, ρ [kg/m^3]. Portanto, a densidade é uma medida da concentração de massa em um determinado volume. Em geral, a densidade depende de fatores ambientais, como temperatura e pressão (Young e Freedman, 2016; Billings e Dwight, 1972).

A densidade dos materiais de construção civil influencia no desempenho energético das edificações. (Strzałkowski *et al.*, 2021) ao comparar o concreto com agregado leve e o concreto leve com densidades de 500 kg/m³, 750 kg/m³ e 1000 kg/m³, observaram que este parâmetro afeta diretamente a capacidade de calor interna e eficiência energética das paredes. Concluindo que paredes de concreto mais densas de concreto de agregado leve são melhores para conter calor em climas frios, enquanto o concreto celular com densidade semelhante foi mais eficiente em climas quentes pois transmitem menos calor para o ambiente interno, devido sua menor condutividade térmica.

Ferretti e Michelini (2021) utilizaram blocos de concreto celular autoclavado com densidades variando de 300 kg/m³ a 580 kg/m³ para realizar ensaios e avaliar a relação entre densidade, propriedades mecânicas e condutividade térmica. Seus ensaios resultaram em que, à medida que a densidade aumenta, há também um aumento da resistência à compressão e condutividade térmica. Concluindo que blocos desse tipo devem equilibrar os requisitos térmicos e mecânicos, para garantir resistência estrutural sem comprometer o isolamento térmico.

O estudo de Cojocaru et al. (2023) mostrou que a substituição parcial de agregados por borracha triturada pode melhorar o desempenho energético ao reduzir a densidade do concreto de 2.295,92 kg/m³ do corpo de prova de controle para 2.224 kg/m³ com 30% de substituição,

representando uma redução de 3,13%. Sugerindo que a substituição pode ser uma alternativa possível para ajudar a melhorar a eficiência energética de forma sustentável, com o desafio de equilibrar este incremento no isolamento com a resistência do concreto.

2.1.2 Calor específico

O calor específico, c_p [J/kg.K], é definido como a quantidade de energia necessária para elevar a temperatura de uma unidade de massa de uma substância em um grau Celsius. O calor específico ainda pode ser definido como a capacidade térmica por unidade de massa, referindo-se à quantidade de calor necessária para alterar a temperatura de uma massa unitária de uma substância ou objeto (Çengel e Ghajar 2012; Halliday e Resnick, 2012).

O calor específico não é uma propriedade estática de um material, ele pode variar com a temperatura. Essa variação tem um impacto direto na forma como um material interage com a energia térmica, seja armazenando ou liberando calor. Compreender como essa propriedade se altera sob diferentes condições térmicas é fundamental para o desenvolvimento e aperfeiçoamento de sistemas que dependem da transferência e do armazenamento de calor (Pan; Zou; Jin, 2016; De Schutter; Taerwe, 1995). Dessa forma, o calor específico se estabelece como um bom parâmetro para entender o comportamento térmico geral dos materiais de construção que compõe a envoltória de residências, principalmente em relação a inércia térmica.

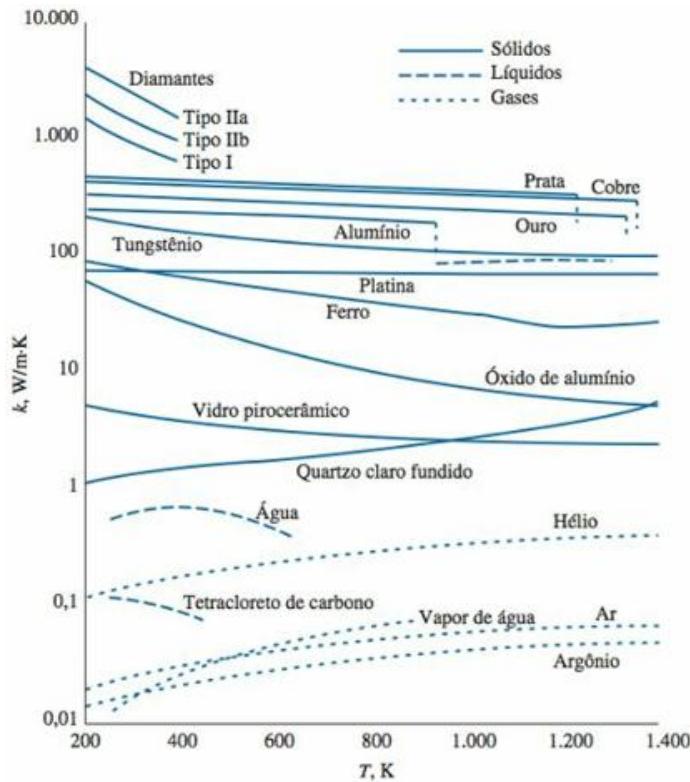
2.1.3 Condutividade térmica

A condutividade térmica, k [W/mK] é a capacidade de um material ou substância conduzir calor. Na lei de Fourier expressa, na Equação 1, a dependência da taxa de transferência de calor por condução é expressa por \dot{Q}_{cond} [W], A a área normal à taxa de transferência de calor e $\vec{\nabla}T$ o gradiente de temperatura (Çengel e Ghajar, 2012).

$$\dot{Q}_{cond} = -kA \vec{\nabla}T \quad (1)$$

Materiais com alta condutividade térmica são bons condutores de calor, enquanto aqueles com baixa condutividade são isolantes. A condutividade térmica varia com a temperatura e indica a rapidez com que o calor é transferido em um material (Çengel e Ghajar, 2012; Holman, 1983). A Figura 1 mostra a relação da condutividade térmica com a temperatura.

Figura 1 – Relação entre condutividade e temperatura



Fonte: Çengel e Guajar, 2012.

Usar valores constantes de condutividade térmica pode causar discrepâncias entre o desempenho energético previsto e o real, especialmente em condições extremas. Materiais como fibra de vidro e lã de rocha têm melhor desempenho em baixas temperaturas, enquanto o Poliisocianurato (PIR) apresentou aumento na condutividade térmica para temperaturas abaixo de 10° C em função da condensação do agente de expansão do PIR. Em climas frios, a condutividade térmica variável pode aumentar o fluxo de calor em até 70% em telhados planos, destacando a importância de considerar essas variações no design de sistemas de isolamento (Berardi; Naldi, 2017).

Hung Anh e Pásztor (2021) também destacam que materiais fibrosos são particularmente sensíveis aos mesmos parâmetros termofísicos estudados por Berardi e Naldi (2017), o que pode comprometer o desempenho energético. Portanto, é fundamental considerar as condições ambientais ao avaliar a eficiência energética dos materiais de isolamento para otimizar o desempenho energético e o conforto dos ocupantes.

Em edificações de alvenaria, a condutividade térmica do concreto é decisiva para a eficiência energética das edificações. O uso de agregados leves em concreto, como o Stalite, pode reduzir a condutividade térmica para cerca de 1,25 W/m/K, melhorando o desempenho

térmico das edificações e contribuindo para a eficiência energética e sustentabilidade (Yun et al., 2013).

O estudo de (Asadi *et al.*, 2018) mostra que fatores, além da temperatura, como umidade e tipos de agregados afetam suas propriedades termofísicas. A umidade elevada aumenta a condutividade térmica, especialmente em condições de saturação, comprometendo o desempenho térmico. Diferentes agregados e suas proporções também influenciam a condutividade, logo, a escolha cuidadosa dos materiais é essencial para otimizar o desempenho térmico e promover a sustentabilidade e a redução do consumo de energia.

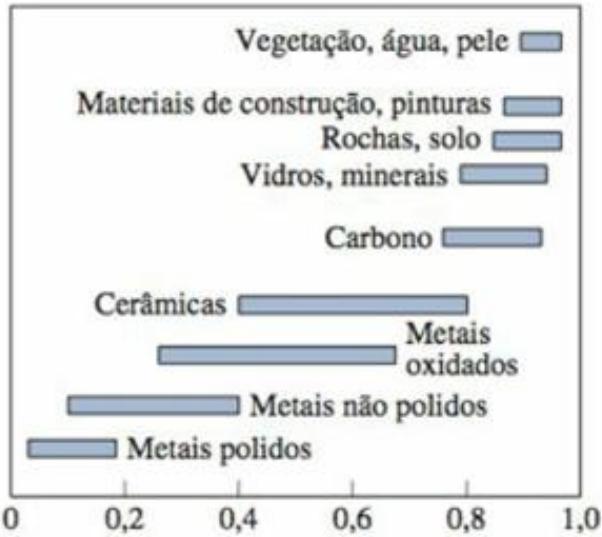
2.1.4 Emissividade

A emissividade, ε , de uma superfície varia de 0 a 1 e mede o quanto uma superfície se aproxima do comportamento ideal de um corpo negro ($\varepsilon = 1$). Ela é a razão entre a radiação emitida pela superfície e a radiação emitida por um corpo negro na mesma temperatura, T_s . Desta forma, o calor transferido por radiação, \dot{Q}_{rad} [W], a partir de uma superfície real é menor que àquele emitido por um corpo negro, conforme a lei de Stefan-Boltzmann, na Equação 2, na qual σ é a constante de Stefan-Boltzmann que vale $\sigma = 5,669 \times 10^{-8} \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^4)$ e A_s [m^2] a área da superfície emissora. (Holman, 1983).

$$\dot{Q}_{rad} = \varepsilon \sigma A_s T_s^4 \quad (2)$$

A emissividade dos materiais depende de outros parâmetros como a temperatura, o comprimento de onda e a direção das radiações emitidas (Çengel e Guajar, 2012; Holman, 1983; Incorpora e DeWitt, 1998). A Figura 2 mostra algumas faixas típicas de emissividade de alguns materiais.

Figura 2 – Emissividades típicas de materiais



Fonte: Çengel e Ghajar, 2012.

A emissividade pode reduzir a transferência de calor por radiação em edifícios, (Jelle; Kalnæs; Gao, 2015) destacam que materiais com baixa emissividade (*low-e*) podem ser aplicados em superfícies transparentes e opacas, melhorando o desempenho térmico e minimizando perdas de calor, essenciais para controlar a temperatura interna e aumentar a eficiência energética. Apesar do potencial dos materiais *low-e*, sua aplicação em superfícies opacas enfrenta desafios técnicos e de cálculo, que precisam ser mais aprofundadas para garantir sua eficácia a longo prazo.

Este parâmetro é determinante nas medições termográficas de edifícios, influenciando a precisão das leituras de temperatura. Avdelidis e Moropoulou (2003) e Barreira, Almeida e Simões (2021) concordam que variações na emissividade podem causar erros nas inspeções térmicas, resultando em interpretações incorretas do desempenho energético. Ambos destacam a importância de medições precisas para garantir resultados confiáveis.

Os autores concordam na importância de medições precisas de emissividade para avaliar o desempenho energético dos edifícios, mas destacam diferentes fatores críticos que influenciam essas medições. Avdelidis e Moropoulou (2003) enfatizam a temperatura, o comprimento de onda e a condição da superfície dos materiais. Enquanto Barreira, Almeida e Simões (2021) apontam para a umidade, que pode causar variações superiores a 10% nos valores medidos e afetar a precisão das medições térmicas em até 7°C.

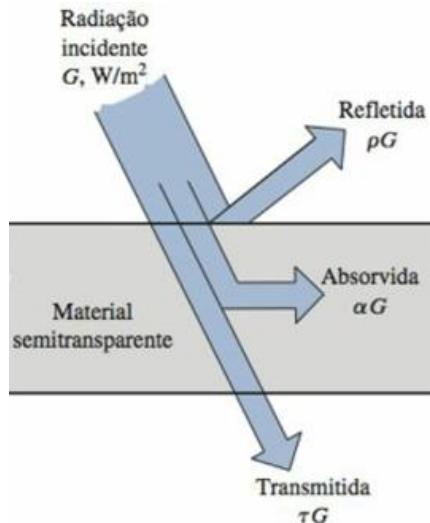
2.1.5 Absortividade, refletividade e transmissividade

A irradiação (G) sobre uma superfície pode ser absorvida (G_{abs}), refletida (G_{refl}) ou transmitida (G_{trans}). Assim, a relação é dada pela Equação 3 (Incorpera e DeWitt, 1998).

$$G = G_{abs} + G_{refl} + G_{trans} \quad (3)$$

A fração da irradiação absorvida pela superfície é chamada de absortividade, α , a fração refletida é a refletividade, r , e a fração transmitida é a transmissividade, τ . Dessa forma, a soma dessas frações deve resultar em 1 ($\alpha + r + \tau = 1$), como mostra a Figura 3.

Figura 3 – Irradiação e suas porções.



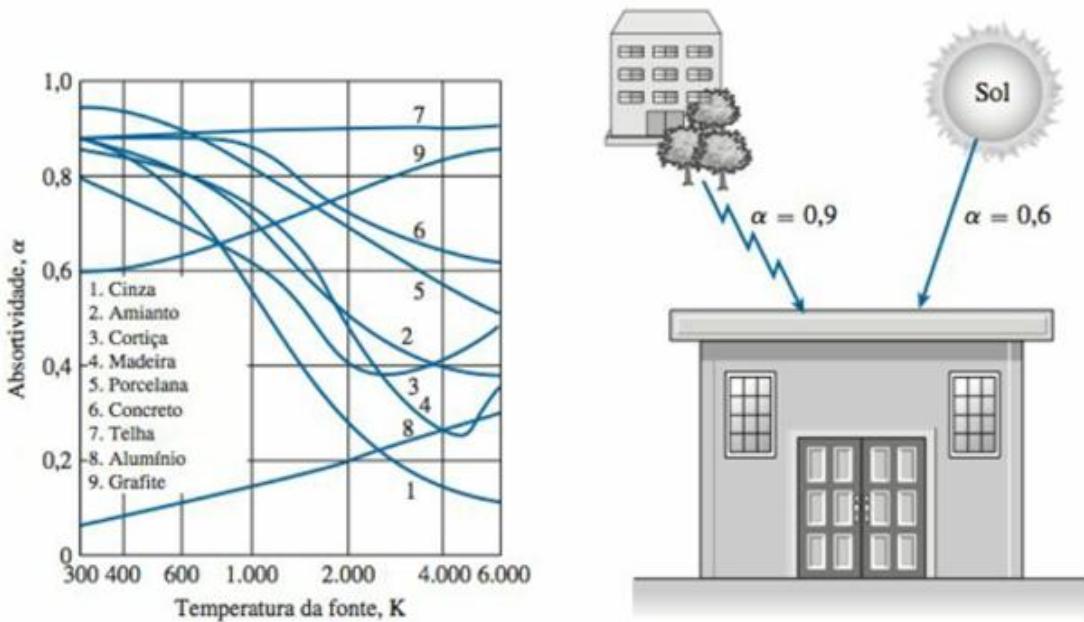
Fonte: Çengel e Ghajar, 2012.

A absortividade, α , é a fração de energia de radiação incidente, G , que uma superfície absorve, G_{abs} , podendo variar de 0 a 1 (Çengel e Ghajar, 2012), na Equação 4.

$$\alpha = \frac{G_{abs}}{G} \quad , 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (4)$$

Embora seja praticamente independente da temperatura da superfície, a absortividade depende fortemente da temperatura da fonte de radiação. Por exemplo, a absortividade de um telhado de concreto é cerca de 0,6 para radiação solar (5.780K) e 0,9 para radiação de árvores e edifícios (300K), como mostra a Figura 4 (Çengel e Ghajar, 2012).

Figura 4 – Gráfico de absorviedades e exemplo



Fonte: Çengel e Ghajar, 2012.

Metais como o alumínio aumentam sua absorviedade com a temperatura da fonte, enquanto não condutores elétricos, geralmente, diminuem. A absorviedade também varia com a direção e o comprimento de onda da radiação incidente, sendo uma propriedade complexa de determinar devido a essas dependências (Holman, 1983; Incropera e DeWitt, 1998).

A lei de Kirchhoff afirma que a emissividade de uma superfície é igual à sua absorviedade quando a temperatura da superfície e da fonte são iguais. Essa relação é válida apenas para temperaturas próximas, mas não para grandes diferenças de temperatura.

Superfícies de baixa absorviedade melhoram a eficiência energética ao reduzir o ganho de calor por radiação solar, o que diminui a demanda por climatização e gera economia. Dessa forma, a absorviedade superficial de paredes isoladas tem um impacto direto no desempenho energético. A massa térmica do edifício, quando posicionada no interior da edificação e protegida por um isolamento externo, é mais eficaz. A combinação de superfícies de baixa absorviedade com a inércia térmica interna otimiza o desempenho térmico, o que é especialmente relevante em regiões com grandes variações de temperatura diurna, resultando em economias energéticas consideráveis (Al-Sanea; Zedan; Al-Hussain, 2013).

Superfícies com alta absorviedade solar aumentam a necessidade de sistemas de resfriamento para manter o conforto térmico interno, enquanto superfícies com baixa absorviedade ajudam a reduzir a entrada de calor, contribuindo para a eficiência energética. A

espessura ideal do isolamento varia conforme a absorvividade solar da superfície externa. Superfícies que absorvem mais calor solar exigem maior espessura de isolamento para manter a eficiência energética. Já superfícies com menor absorvividade podem atingir o mesmo nível de desempenho com isolamentos mais finos, resultando em economia de energia e redução de custos (Ozel, 2012).

O controle da absorvividade solar das superfícies externas das edificações é essencial para a estabilidade da temperatura interna. Materiais com alta absorvividade absorvem mais calor, gerando maiores flutuações térmicas, enquanto os de baixa absorvividade retardam essa propagação, melhorando o conforto. A orientação das paredes também influencia esse processo, como demonstrado em um estudo na Grécia, que possui clima mediterrâneo ameno, que observou que paredes orientadas a leste, com menor exposição solar, apresentam menores variações térmicas independentemente da absorvividade, ao passo que paredes voltadas para o norte, orientação que apresenta maior irradiação, experimentam flutuações mais acentuadas. A combinação de uma orientação favorável com baixa absorvividade solar pode minimizar as variações de temperatura e otimizar a eficiência térmica das construções (Kontoleon; Eumorfopoulou, 2008).

A refletividade, r , é a fração de irradiação refletida por uma superfície e é bidirecional, dependendo tanto da direção da radiação incidente quanto da direção da reflexão, podendo variar de 0 a 1, na Equação 5 (Çengel e Ghajar, 2012).

$$r = \frac{G_{ref}}{G} \quad , \quad 0 \leq r \leq 1 \quad (5)$$

A refletividade de superfícies reais também depende do ambiente e do comprimento de onda da radiação incidente (Holman, 1983). Essa propriedade bidirecional, variando conforme a direção da radiação incidente e refletida (Incropera e DeWitt, 1998).

Materiais refletivos aplicados em superfícies externas, como telhados e paredes, reduzem os ganhos de calor em edificações. Hernández-Pérez et al. (2014) demonstram que esses materiais podem diminuir o ganho de calor em até 61% nos telhados, resultando em uma redução de até 44% no consumo de energia para sistemas de resfriamento. A eficiência dos materiais refletivos varia conforme as condições climáticas e o tipo de construção. Em climas quentes, a aplicação desses materiais pode melhorar o conforto térmico dos ocupantes e aumentar a eficiência energética das edificações, sendo especialmente benéficos em regiões de

altas temperaturas. Em resumo, os materiais refletivos são essenciais para a eficiência energética em edifícios situados em climas quentes.

Yaghoobian e Kleissl (2012) identificaram que o uso de pavimentos refletivos, uma estratégia para reduzir o efeito das ilhas de calor urbanas, pode aumentar a carga de resfriamento de edifícios em até 11%. Isso ocorre devido à reflexão da radiação solar pelas superfícies refletivas, que é redirecionada para as paredes dos edifícios, elevando a demanda por resfriamento.

Telhados claros podem reduzir o ganho de calor em até 30% em climas quentes (Suehrcke; Peterson; Selby, 2008). A cor e a refletância solar dos telhados influenciam diretamente o desempenho térmico dos edifícios, tornando-se uma solução eficaz para mitigar o aumento das temperaturas internas. Telhados com alta refletividade reduzem o calor absorvido, aumentando o conforto térmico dos ocupantes e diminuindo os custos de energia relacionados ao resfriamento (Suehrcke; Peterson; Selby, 2008). Essas observações reforçam o papel dos materiais refletivos em reduzir a demanda energética e melhorar o conforto em edifícios, principalmente em climas quentes.

A fração de irradiação transmitida, conhecida como transmissividade, τ , é nula para as superfícies sólidas opacas. Apesar da complexidade envolvida na análise de materiais semitransparentes à radiação incidente, resultados satisfatórios podem ser alcançados utilizando transmissividades hemisféricas (Incropera e DeWitt, 1998). Essa abordagem simplificada facilita a compreensão e aplicação prática em estudos de transferência de calor e radiação, destacando a importância da transmissividade na análise térmica de materiais, como mostra a Equação 6 (Çengel e Ghajar, 2012).

$$\tau = \frac{G_{trans}}{G} \quad , 0 \leq \tau \leq 1 \quad (6)$$

Pontes térmicas são áreas onde ocorrem ganhos ou perdas de calor mais acentuadas e podem aumentar as cargas de aquecimento, chegando a um aumento de até 18% em climas frios. Métodos tradicionais de avaliação de desempenho térmico tendem a subestimar esse efeito em até 17% quando comparados com a modelagem 3D mais detalhada. Essa subestimação ressalta a importância de utilizar abordagens precisas para modelar a transmissividade térmica em edificações, principalmente em regiões com variações climáticas extremas, a fim de garantir uma simulação mais realista do consumo energético (Ge e Baba, 2015).

2.1.6 Coeficiente de calor por convecção

A convecção é o processo de transferência de calor que ocorre entre uma superfície sólida e um fluido em movimento adjacente a ela. Esse fenômeno envolve dois mecanismos de transferência de energia: a difusão, que resulta do movimento molecular aleatório, e a advecção, que corresponde ao movimento macroscópico do fluido. A convecção pode ser natural, ocorrendo devido à variação de densidade causada por diferenças de temperatura no fluido, ou forçada, quando o escoamento é induzido por mecanismos externos, como bombas ou ventiladores. A Equação 7 expressa da lei de Newton do resfriamento na qual a taxa de transferência de calor por convecção, \dot{Q}_{conv} [W], é proporcional a diferença de temperatura da superfície, T_s , e a do fluido, T_∞ , h é o coeficiente de transferência de calor por convecção [W/m²K] e A é a área da superfície em contato com o fluido [m²] (Incorpera e DeWitt, 1998).

$$\dot{Q}_{conv} = hA(T_s - T_\infty) \quad (7)$$

O coeficiente de calor por convecção não é uma propriedade intrínseca do fluido ou da superfície, como são, por exemplo, a densidade ou a condutividade térmica. Em vez disso, h depende de condições de contorno e fenômenos externos que influenciam a transferência de calor, como o tipo de escoamento (laminar ou turbulento), a velocidade do fluido, as propriedades do fluido, e a geometria e orientação da superfície. Esse parâmetro pode ser determinado experimentalmente ou calculado com base em correlações empíricas para cada situação particular, levando em conta a geometria, condições de escoamento e propriedades do fluido. Essas correlações são geralmente expressas na forma de equações adimensionais, como a Equação 8 (Çengel e Ghajar, 2012).

$$Nu = \frac{hL}{k} = cRe^m Pr^n \quad (8)$$

O Número de Nusselt (Nu) está relacionado ao Número de Reynolds (Re) e ao Número de Prandtl (Pr), que descrevem, respectivamente, o regime de escoamento do fluido e as propriedades térmicas do fluido. Essas equações são obtidas ajustando-se dados experimentais a modelos matemáticos, e os parâmetros c , m e n dependem da geometria das condições de escoamento. O Número de Reynolds é uma forma de quantificar o fluxo de um fluido e prever quando esse fluxo será laminar ou turbulento, o qual utiliza a densidade do fluido ρ [kg/m³],

a velocidade do fluido V [m/s], a dimensão característica do fluido L [m] e a viscosidade dinâmica do fluido μ [Pa.s], determinada pela Equação 9 (Çengel e Ghajar, 2012).

$$R_e = \frac{\rho V L}{\mu} \quad (9)$$

O Número de Prandtl relaciona a difusividade da viscosidade à difusividade térmica em um fluido, o que pode ajudar a compreender se a condução térmica ou a difusão viscosa predomina em um fluido, esse número é determinado pela Equação 10, onde c é o calor específico [J/kgK] (Çengel e Ghajar, 2012).

$$P_r = \frac{c\mu}{k} \quad (10)$$

Foram implementadas diversas equações em ferramentas de simulação computacional para determinar os coeficientes de calor por convecção. Essas equações, que são chamadas de *algoritmos* pelos desenvolvedores do *software*, classificam-se em dois tipos: algoritmos de convecção interna e algoritmos de convecção externa (DOE, 2024).

2.1.6.1 Algoritmos para cálculo de coeficiente convectivo

2.1.6.1.1 TARP

O TARP ou “*Thermal Analysis Research Program*”, é um modelo abrangente de convecção natural, que correlaciona o coeficiente de transferência de calor convectivo com a orientação da superfície e a diferença de temperatura entre a superfície e a zona, derivado do algoritmo de Walton (1983) e da literatura ASHRAE. Esse algoritmo foi retirado diretamente do Manual ASHRAE, que fornece equações para coeficientes de convecção natural e forçada para placas grandes em diferentes orientações. Walton ajusta os valores para inclinações intermediárias, mantendo consistência com os valores do ASHRAE (DOE, 2024; ASHRAE, 2001; Walton, 1983; Walton 1981).

Para uma superfície vertical ou sem variação de temperatura, ΔT , utiliza-se a Equação 11.

$$h_n = 1,31|\Delta T|^{\frac{1}{3}} \quad (11)$$

Para uma $\Delta T < 0,0$ e uma superfície voltada para cima ou $\Delta T > 0,0$ e uma superfície voltada para baixo, a Equação 12 deve ser utilizada.

$$h_n = \frac{9,482 |\Delta T|^{\frac{1}{3}}}{7,238 - |\cos \Sigma|} \quad (12)$$

Σ é o ângulo de inclinação da superfície. Para uma $\Delta T > 0,0$ e uma superfície voltada para cima ou $\Delta T < 0,0$ uma superfície voltada para baixo, a Equação 13 deve ser utilizada.

$$h_n = \frac{1,810 |\Delta T|^{\frac{1}{3}}}{1,382 + |\cos \Sigma|} \quad (13)$$

Para a convecção forçada, além da convecção natural, deve-se calcular o coeficiente de convecção forçada (h_f) por meio da Equação 14 de Sparrow, Ramsey e Mass (1979) (DOE, 2024).

$$h_f = 2,537 W_f R_f \left(\frac{PV_z}{A} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

Para superfícies de barlavento $W_f = 1$ ou $W_f = 0,5$ para superfícies de sotavento e R_f é de acordo com o índice de rugosidade da superfície, como mostrado na Tabela 1 (ASHRAE, 1981).

Tabela 1 – Índices de rugosidade

Índice de Rugosidade	R_f
1 (Muito áspero)	2,17
2 (Áspero)	1,67
3 (Médio áspero)	1,52
4 (Médio liso)	1,13
5 (Suave)	1,11
6 (Muito liso)	1,00

Fonte: Walton (1981).

As equações 11, 12 e 13 são para o cálculo do coeficiente convectivo natural utilizado para ambientes internos ou TARP Interno (TRI), a soma dele ao coeficiente convectivo forçado (Equação 14) resulta no coeficiente convectivo utilizado para ambientes externos ou TARP Externo (TRE).

2.1.6.1.2 Simple Natural Convection Algorithm

O algoritmo de convecção natural simples (SIM) utiliza coeficientes constantes para várias configurações de transferência de calor, aplicando os mesmos critérios do modelo detalhado para convecção reduzida e aprimorada. Esses coeficientes são baseados diretamente no trabalho de Walton, como mostra a Tabela 2 (Walton, 1983; DOE, 2024).

Tabela 2 – Coeficientes convectivos

Tipo de superfície	Coeficiente de transferência de calor por convecção – h_c $\left[\frac{W}{m^2 K} \right]$
Vertical	3,076
Horizontal com convecção reduzida	0,948
Horizontal com convecção melhorada	4,040
Inclinada com convecção reduzida	2,281
Inclinada com convecção melhorada	3,870

Fonte: Walton, 1983.

2.1.6.1.3 Ceiling Diffuser

O algoritmo do difusor de teto (CLD) se baseia nas equações empíricas desenvolvidas por Fisher e Pedersen em 1997. Para sua aplicação, essa equação foi reformulada, utilizando agora a temperatura de saída do ambiente como referência. As equações são mostradas a seguir, onde ACH representa as trocas de ar por hora do ambiente (DOE, 2024).

Para pisos se utiliza a Equação 15.

$$h = 3,873 + 0,082 ACH^{0,98} \quad (15)$$

Para tetos, utiliza-se a Equação 16.

$$h = 2,234 + 4,099 ACH^{0,503} \quad (16)$$

A Equação 17 é utilizada para paredes.

$$h = 1,208 + 1,012 ACH^{0,604} \quad (17)$$

2.1.6.1.4 ASTMC1340

O algoritmo ASTMC1340 (AST) adere à norma ASTM C1340 (ASTM, 2015), que rege a simulação de fluxos de calor em sótãos. As equações utilizadas consideram variáveis como a diferença de temperatura superfície-ar, direção e comprimento do fluxo de calor, ângulo de inclinação, velocidade e orientação da superfície e são expressas pelos números de Nusselt (Equação 8), Reynolds (Equação 9), Prandtl (Equação 10), Rayleight (Equação 18) e Grashof (Equação 18) (DOE, 2024).

$$Ra = \frac{g\beta\rho c_p \Delta T L^3}{\nu k} \quad (18)$$

ρ é a densidade do ar [kg/m^3], ν é a viscosidade cinemática do ar [m^2/s], L é a dimensão característica da superfície [m], k é a condutividade térmica do ar [W/mK], g é a aceleração da gravidade [m/s^2], β é o coeficiente de expansão volumétrica do ar [$1/K$], c é o calor específico do ar [J/kgK] e ΔT é a diferença entre a superfície e o ar [K]. A razão entre o número de Rayleight e o número de Reynolds origina o número de Grashoff, na Equação 19.

$$Gr = \frac{Ra}{Pr} \quad (19)$$

2.1.6.1.5 Simple Combined

O algoritmo combinado simples exterior (SCE) fornece um coeficiente combinado de convecção e radiação, englobando a troca de calor com o céu, solo e ar. Diferentemente dos demais algoritmos, que calculam apenas a convecção, este método incorpora a radiação no coeficiente convectivo (DOE, 2024; ASHRAE, 1989). O algoritmo simples emprega a rugosidade da superfície e a velocidade do vento local da superfície para determinar o coeficiente de transferência de calor externo, conforme a Equação 20.

$$h = D + EV_z + FV_z^2 \quad (20)$$

O coeficiente de transferência de calor é h , V_z [m/s] é velocidade do vento local calculada na altura acima do solo do centroide da superfície e os coeficientes D , E e F são constantes de rugosidade do material, definido pela Tabela 3.

Tabela 3 – Constantes do algoritmo *Simple Combined*

Índice de rugosidade	D	E	F
1 – (Muito áspero)	11,58	5,894	0,000
2 – (Áspero)	12,49	4,065	0,028
3 – (Médio áspero)	10,79	4,192	0,000
4 – (Médio suave)	8,230	4,000	-0,057
5 – (Suave)	10,22	3,100	0,000
6 – (Muito suave)	8,230	3,330	-0,036

Fonte: Adaptado de ASHRAE (1989).

2.1.6.1.6 MoWiTT

O algoritmo MoWiTT (MWT), originalmente baseado em medições feitas na instalação *Mobile Window Thermal Test* (MoWiTT) criados por Yazdanian e Klems (1994), é aplicado para superfícies verticais lisas, como vidros de janela, em edifícios baixos. A equação do modelo incorpora os efeitos de convecção natural e forçada, sendo modificada no EnergyPlus para considerar a velocidade do vento da superfície local, que varia conforme a altura acima do solo. A partir da versão 7.2, o EnergyPlus utiliza os coeficientes ajustados por Booten et al. (2012), em substituição aos valores originais de Yazdanian e Klems (1994). O algoritmo MoWiTT é denotado pela Equação 21.

$$h_c = \sqrt{\left[C_t (\Delta T)^{\frac{1}{3}} \right] + [a V_z^b]^2} \quad (21)$$

h_c é o coeficiente de transferência de calor convectivo externo da superfície $[W/m^2K]$, ΔT é a diferença de temperatura entre a superfície e o ar $[K \text{ ou } ^\circ C]$, V_z velocidade do vento da superfície local, e os coeficientes de MoWitt C_t constante de convecção natural turbulenta $[W/(m^2K^{4/3})]$, a em $[W/(m^2K(m/s))^b]$ e b são determinadas pelo Tabela 4.

Tabela 4 – Constantes do algoritmo de MoWiTT

Direção do vento	$C_t \left[\frac{w}{(m^2 K^{\frac{4}{3}})} \right]$	$a \left[\frac{W}{m^2 K \left(\frac{m}{s} \right)^b} \right]$	$b [-]$
Barlavento	0,84	3,26	0,890
Sotavento	0,84	3,55	0,317

Fonte: DOE, 2024 - Adaptado de Yazdanian e Klems, 1994; Booten et al., 2012.

2.1.6.1.7 DOE-2

O algoritmo para cálculo de convecção DOE-2 (DOE) é uma combinação dos modelos de convecção MoWiTT e TARP, utilizado para cálculo de coeficientes convectivos externos. Para o cálculo do coeficiente natural (h_n) se usa as Equações 11, 12 e 13 do algoritmo TARP. O coeficiente convectivo para superfícies muito lisas, como o vidro, é calculado por meio da Equação 22, onde as constantes a e b são determinadas pela Tabela 4 (DOE, 2024).

$$h_{c,vidro} = \sqrt{h_n^2 + [aV_z^b]^2} \quad (22)$$

Para superfícies menos lisas, utiliza-se a Equação 23, onde R_f é o coeficiente de rugosidade determinado pela Tabela 1 (DOE, 2024).

$$h_c = h_n + R_f(h_{c,vidro} - h_n) \quad (23)$$

2.1.6.1.8 Adaptive Convection Algorithm

O algoritmo de convecção adaptativa, desenvolvido por Beausoleil-Morrison (2000, 2002), é uma metodologia dinâmica que seleciona o coeficiente de convecção (h_c) mais apropriado para cada superfície em um dado momento, importante para simulações de transferência de calor em edifícios. Este algoritmo é projetado para se adaptar e incorporar novos esquemas de classificação e equações de h_c . A maioria das equações de h_c utilizadas são formuladas em função da diferença de temperatura entre a superfície e o ar do ambiente, ou da velocidade do ar (DOE, 2024; Beausoleil-Morrison, 2002; Beausoleil-Morrison; Sc; Sc, 2000).

O algoritmo de convecção adaptativo interno (ACI) modela a convecção em superfícies internas, classificando-as e suas condições para selecionar a equação de h_c adequada. O algoritmo avalia a configuração do edifício e atribui um conjunto de algoritmos de h_c

apropriados. Conforme a simulação avança, um controlador monitora variáveis críticas para identificar o regime de fluxo predominante e atribui dinamicamente o algoritmo de h_c mais adequado para cada superfície em cada passo de tempo (Beausoleil-Morrison, 2002; DOE, 2024).

A classificação das superfícies internas considera características estáticas (altura da zona, proximidade a aquecedores, sistemas radiantes) e dinâmicas (tipo e status do HVAC, taxa de renovação de ar). A orientação da superfície, ângulo de inclinação e estabilidade convectiva também são avaliados. O algoritmo alterna entre regimes de fluxo forçado, misto e natural calculando o número de Richardson, utilizando a Equação 24 (Beausoleil-Morrison, 2002; DOE, 2024).

$$Ri = \frac{Gr}{Re^2} \quad (24)$$

Ri é o número de Richardson, Gr é o número de Grashoff e Re é o número de Reynolds. Valores altos indicam domínio da convecção natural e baixos, de fluxos convectivos forçados. O Quadro 1 resume as categorias e as equações para h_c .

Quadro 1 – Categorias e atribuições de convecção interna

(continua)

Regime de fluxo de ar da zona	Orientação da superfície e direção do fluxo de calor	Equações aplicáveis
Flutuabilidade simples	Paredes verticais	Fohanno Polidori Vertical Wall*
		Alamdari Hammond Vertical Wall
		ASHRAE Vertical Wall
	Horizontal estável	Alamdari Hammond Stable Horizontal*
		Walton Stable Horizontal Or Tilt
	Horizontal instável	Alamdari Hammond Unstable Horizontal*
		Walton Unstable Horizontal Or Tilt
Aquecimento de Piso ou Resfriamento de Teto	Inclinada estável	Walton Stable Horizontal Or Tilt*
	Inclinada instável	Walton Unstable Horizontal Or Tilt*
	Janela	ISO 15099 Windows*
	Paredes verticais	Khalifa Eq3 Wall Away From Heat*
		Fohanno Polidori Vertical Wall
		Alamdari Hammond VerticalWall
		ASHRAE Vertical Wall

Fonte: Adaptado de DOE (2024).

Quadro 1 – Categorias e atribuições de convecção interna

(continua)

Regime de fluxo de ar da zona	Orientação da superfície e direção do fluxo de calor	Equações aplicáveis
Aquecimento de Piso ou Resfriamento de Teto	Horizontal estável	Alamdari Hammond Stable Horizontal*
		Walton Stable Horizontal Or Tilt
	Horizontal instável	Khalifa Eq4 Ceiling Away From Heat*
		Alamdari Hammond Unstable Horizontal
	Piso aquecido	Walton Unstable Horizontal Or Tilt
		Awbi Hatton Heated Floor*
		Walton Unstable Horizontal Or Tilt
	Teto resfriado	Alamdari Hammond Unstable Horizontal
		Karadag Chilled Ceiling*
	Inclinado estável	Walton Unstable Horizontal Or Tilt
	Inclinado instável	Walton Stable Horizontal Or Tilt*
	Janelas	Walton Unstable Horizontal Or Tilt*
	ISO 15099 Windows*	
Aquecimento de Painel de Parede	Paredes verticais (não aquecidas)	Khalifa Eq6 Non Heated Walls*
		Fohanno Polidori VerticalWall
		ASHRAE Vertical Wall
	Parede aquecida	Awbi Hatton Heated Wall*
	Horizontal estável	Alamdari Hammond Stable Horizontal*
		Walton Stable Horizontal Or Tilt
	Horizontal instável	Khalifa Eq7 Ceiling*
		Alamdari Hammond UnstableHorizontal
		Walton Unstable Horizontal Or Tilt
	Inclinado estável	Walton Stable Horizontal Or Tilt*
	Instável instável	Walton Unstable Horizontal Or Tilt*
	Janelas	ISO 15099 Windows*
Aquecedor de Zona Convectivo	Paredes verticais não próximas ao aquecedor	Fohanno Polidori Vertical Wall*
		Khalifa Eq6 Non Heated Walls
		Khalifa Eq3 Wall Away From Heat
		Alamdari Hammond Vertical Wall
		ASHRAE Vertical Wall
	Paredes verticais próximas ao aquecedor	Khalifa Eq5 Wall Near Heat*
	Horizontal estável	Alamdari Hammond Stable Horizontal*
		Walton Stable Horizontal Or Tilt

Fonte: Adaptado de DOE (2024).

Quadro 1 – Categorias e atribuições de convecção interna

(conclusão)

Regime de fluxo de ar da zona	Orientação da superfície e direção do fluxo de calor	Equações aplicáveis
Aquecedor de Zona Convectivo	Horizontal instável	Khalifa Eq7 Ceiling*
		Khalifa Eq4 Ceiling Away From Heat
	Inclinado estável	Walton Unstable Horizontal Or Tilt
	Instável instável	Walton Stable Horizontal Or Tilt*
	Janelas	Walton Unstable Horizontal Or Tilt*
Difusor de Ar Central Mecânico	Paredes	ISO 15099 Windows*
		Goldstein Novoselac Ceiling Diffuser Walls*
	Teto	Fisher Pedersen Ceiling Diffuser Walls
	Piso	Fisher Pedersen Ceiling Diffuser Ceiling*
		Goldstein Novoselac Ceiling Diffuser Floor*
	Janelas	Fisher Pedersen Ceiling Diffuser Floor
		Goldstein Novoselac Ceiling Diffuser Window*
		ISO 15099 Windows
Circulação de Ventilador de Zona Mecânico	Paredes	Khalifa Eq3 Wall Away From Heat *
	Horizontal estável	Alamdari Hammond Stable Horizontal*
		Walton Stable Horizontal Or Tilt
	Horizontal instável	Khalifa Eq4 Ceiling Away From Heat*
		Walton Unstable Horizontal Or Tilt
	Inclinado estável	Walton Stable Horizontal Or Tilt*
	Instável instável	Walton Unstable Horizontal Or Tilt*
	Janelas	Goldstein Novoselac Ceiling Diffuser Window*
		ISO 15099 Windows
Misto	Paredes de Fluxo Auxiliar	Beausoleil Morrison Mixed Assisted Wall*
	Paredes de fluxo oposto	Beausoleil Morrison Mixed Opposing Wall*
	Piso estável	Beausoleil Morrison Mixed Stable Floor*
	Piso instável	Beausoleil Morrison Mixed Unstable Floor*
	Teto estável	Beausoleil Morrison Mixed Stable Ceiling*
	Teto instável	Beausoleil Morrison Mixed Unstable Ceiling*
	Janelas	Goldstein Novoselac Ceiling Diffuser Window*
		ISO 15099 Windows

Fonte: Adaptado de DOE (2024).

O algoritmo de convecção adaptativo externo (ACE) modela a convecção nas superfícies externas utilizando um sistema de classificação de superfícies externas que as separa

em quatro categorias que dependem da direção do vento e do fluxo de calor. A equação de h_c é dividida em duas partes: convecção forçada (h_f) e natural (h_n), cada uma com seleções de modelos separadas. Durante a configuração inicial, as superfícies são agrupadas e analisadas para determinar escalas geométricas, permitindo um cálculo de perímetro mais sofisticado para superfícies não retangulares (Beausoleil-Morrison, 2002; DOE, 2024). A Quadro 2 resume as classificações, direção do fluxo de calor, direção do vento e as equações para h_c e h_n .

Quadro 2 – Categorias e atribuições de convecção interna

Classificação da Superfície	Direção do Fluxo de Calor	Direção do Vento	Equações Convecção Forçada (h_f)	Equações Convecção Natural (h_n)
Telhado estável	Para baixo	Qualquer	TARP Windward MoWiTT Windward DOE2 Windward Nusselt Jurges Blocken Windward Emmel Roof Clear Roof	Walton Stable Horizontal Or Tilt Alamdari Stable Horizontal
Telhado instável	Para cima	Qualquer	TARP Windward MoWiTT Windward DOE2 Windward Nusselt Jurges Blocken Windward Emmel Roof Clear Roof	Walton Unstable Horizontal Or Tilt Alamdari Unstable Horizontal
Parede vertical a barlavento	Qualquer	Barlavento	TARP Windward DOE2 Windward MoWiTT Windward Nusselt Jurges McAdams Mitchell Blocken Windward Emmel Vertical	ASHRAE Vertical Wall Alamdari Hammond Vertical Wall Fohanno Polidori Vertical Wall ISO 15099 Windows
Parede vertical a sotavento	Qualquer	Sotavento	TARP Leeward MoWiTT Leeward DOE2 Leeward Emmel Vertical Nusselt Jurges McAdams Mitchell	ASHRAE Vertical Wall Alamdari Hammond Vertical Wall Fohanno Polidori Vertical Wall ISO 15099 Windows

Fonte: Adaptado de DOE (2024).

2.2 INDICADORES DE DESEMPENHO TÉRMOENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES

Os indicadores de desempenho térmico são métricas utilizadas para avaliar a eficiência energética e o conforto térmico de um edifício. Eles ajudam a determinar o quanto bem um

edifício regula sua temperatura interna, dependendo de fatores como isolamento, ventilação, e eficiência dos sistemas de aquecimento e resfriamento.

A norma da ASHRAE Standard 90.2 (2024) estabelece requisitos mínimos para o design eficiente em termos de energia de edifícios residenciais. A norma abrange novas unidades habitacionais e sistemas, bem como novos sistemas e equipamentos em unidades existentes. Os indicadores de desempenho térmico considerados por esta norma são a eficiência do envelope do edifício, eficiência dos sistemas de aquecimento e resfriamento, eficiência do aquecimento de água doméstica e eficiência energética geral – incluindo a utilização da energia renovável.

A norma ASHRAE Standard 55 (2023) especifica combinações de fatores ambientais térmicos e pessoais para condições aceitáveis de conforto térmico, abordando temperatura, radiação térmica, umidade e velocidade do ar, além de atividade e vestuário dos ocupantes. No Brasil a NBR 15220 (ABNT, 2024) aborda o desempenho térmico de edificações, estabelecendo requisitos para o *design* e construção de edifícios com eficiência energética. Além desta, a NBR 15575 (ABNT, 2024) estabelece indicadores específicos para a avaliação do desempenho térmico de unidades habitacionais, como o Percentual de Horas de Ocupação dentro de uma faixa de temperatura operativa (*PHFT*), temperatura operativa anual máxima e mínima, e carga térmica total ($C_g TT$).

A NBR 15575 (ABNT, 2024) regulamenta que os modelos sem ventilação natural devem usar, nos APP, um cálculo ideal da carga térmica de refrigeração, sem perdas de energia na remoção de calor. A modelagem deve considerar cargas internas, como ocupação, iluminação artificial e equipamentos. O padrão de ocupação, o calor gerado por cada ocupante e sua fração radiante devem ser constantes ao longo do ano, incluindo finais de semana. O uso da iluminação e as cargas internas de equipamentos devem seguir o mesmo padrão, considerando os APP das salas e áreas de uso misto conforme o período de uso. Para o cálculo da carga térmica total ($C_g TR_{UH}$), antes devem ser calculadas a carga térmica de refrigeração e de aquecimento, respectivamente, na Equação 25.

$$C_g TR_{UH} = \sum_{i=1}^n C_g TR_{APP,i} \quad (25)$$

$C_g TR_{UH}$ é a carga térmica de refrigeração da unidade habitacional (UH) em kWh/ano e $C_g TR_{APP,i}$ é a carga térmica de refrigeração do ambiente de permanência prolongada em kWh/ano. De forma análoga para o cálculo da carga térmica de aquecimento, na Equação 26.

$$C_gTA_{UH} = \sum_{i=1}^n C_gTA_{APP,i} \quad (26)$$

C_gTA_{UH} é a carga térmica de aquecimento da unidade habitacional (UH) em kWh/ano e $C_gTA_{APP,i}$ é a carga térmica de aquecimento do ambiente de permanência prolongada em kWh/ano. Por fim o cálculo da carga térmica total, C_gTT_{UH} em kwh/ano, é a soma das duas anteriores, na Equação 27.

$$C_gTT_{UH} = C_gTR_{UH} + C_gTA_{UH} \quad (27)$$

As cargas térmicas são o ponto de partida para o cálculo da energia elétrica consumida. O consumo de energia elétrica para aquecimento (EA_q) refere-se ao gasto anual de energia elétrica para suprir a carga térmica de aquecimento (C_gTA_{UH}), e o consumo de energia elétrica para resfriamento (ER_e) indica o consumo anual de energia elétrica para remover a carga térmica de refrigeração (C_gTR_{UH}), ambos essenciais para manter o conforto térmico desejado em um ambiente (INI-R , 2022). O método simplificado para determinação do consumo energético apresenta as equações para consumo de energia elétrica da edificação e o método de simulação da INI-R (2022) segue o mesmo procedimento descrito pela NBR 15575-1 (ABNT, 2024).

O consumo de energia elétrica para resfriamento da unidade habitacional, considerando o coeficiente de performance para resfriamento (COP_R) do aparelho de condicionamento tipo split, pode ser calculado pela Equação 28.

$$ER_e = \frac{C_gTR_{UH}}{1,062 \cdot COP_R} \quad (28)$$

O consumo de energia elétrica para aquecimento da unidade habitacional, considerando o coeficiente de performance para refrigeração (COP_R) do aparelho de condicionamento tipo split, pode ser calculado pela Equação 29.

$$EA_q = \frac{C_gTA_{UH}}{1,72 + 0,5 \cdot (1,062 \cdot COP_R)} \quad (29)$$

2.3 SIMULAÇÕES ENERGÉTICAS E PARAMETRIZAÇÃO

Existem vários *softwares* de simulação no mercado que ajudam arquitetos e engenheiros a otimizarem o desempenho energético de edificações entre eles, o EnergyPlus se destaca. Com a capacidade de realizar simulações integradas de cargas térmicas e sistemas de aquecimento, ventilação e ar-condicionado (HVAC), o *software* permite que engenheiros analisem as interações entre esses sistemas e as variações de temperatura interna de forma precisa. Sua estrutura modular oferece flexibilidade para personalizar simulações conforme as necessidades dos projetos. Essa precisão e adaptabilidade fazem do EnergyPlus uma solução valiosa para maximizar a eficiência energética e reduzir o impacto ambiental (Crawley et al., 2001; DOE, 2024).

A ferramenta jEPlus foi desenvolvida em 2009 para otimizar simulações paramétricas com o EnergyPlus, explorando o paralelismo. O projeto visou desenvolver a ferramenta em Java e usar análise paramétrica em simulações energéticas. Seus resultados indicam que o jEPlus permite simulações paramétricas complexas e desempenho variável conforme o hardware, reduzindo o tempo de execução. Considerou-se que o jEPlus é eficaz na automação e otimização de simulações paramétricas, com potencial para futuras melhorias (Zhang, 2009).

Em 2017, Yi Zhang e Lubo Jankovic apresentaram o jEPlus+EA ou JEA, um “*motor de otimização*” interativo para simulação de desempenho energético em edifícios, com controle em tempo real dos critérios de otimização e configurações. Desenvolveu-se o mecanismo JEA, implementou-se um algoritmo multiobjetivo baseado em EAs (Evolutuve Algorithms) e foi feita a integração da interação em diferentes níveis. Resultando que o JEA permite controle sobre o processo de busca e ajustes nas configurações, facilitando a modificação de critérios e espaço de busca. A comparação entre o algoritmo NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) e uma busca aleatória mostrou melhores resultados para o JEA. A partir de seus resultados, os autores concluem que o JEA representa um avanço, proporcionando um processo de otimização mais dinâmico e eficiente, além de outras análises como as de sensibilidade global (Zhang e Jankovic, 2017).

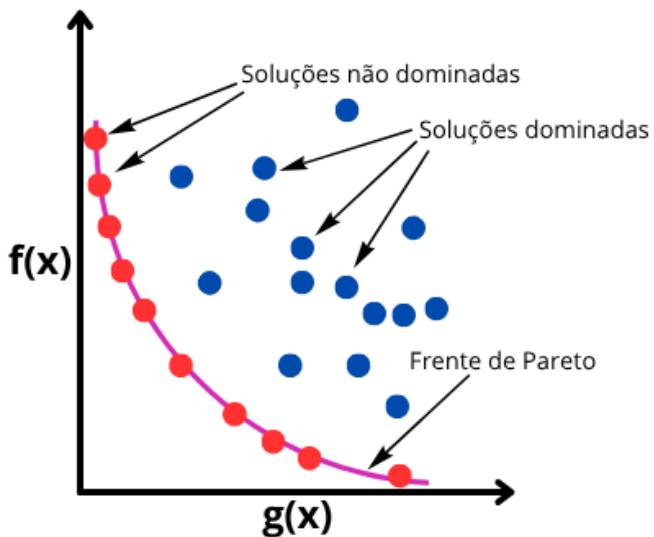
2.4 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

A Otimização Multiobjetivo (OM) envolve encontrar um vetor de variáveis de decisão que otimize uma função vetorial de funções objetivo que representam critérios de desempenho, geralmente em conflito. A noção de "ótimo" envolve encontrar compromissos (ou *trade-offs*) entre os objetivos, em vez de uma solução única. A noção mais comumente usada é a de Pareto,

generalizado por Vilfredo Pareto, na qual uma solução é ótima se não for possível melhorar algum critério sem piorar pelo menos um outro. (Coello et al., 2007).

A coleção de todas essas soluções ótimas de Pareto forma a Frente de Pareto, também conhecida como conjunto de soluções não dominadas, representando o *trade-off* ideal entre os objetivos conflitantes (Deb et al., 2002; Coello et al., 2007). Como pode ser visto na Figura 5, os objetivos $f(x)$ e $g(x)$ são representados nos eixos do gráfico, onde x são os parâmetros que serão variados durante a otimização. Os pontos azuis indicam as soluções dominadas, que são inferiores a outras. Já os pontos vermelhos representam as soluções não dominadas, que são as melhores opções, pois não há outra solução que as supere em todos os objetivos. A Frente de Pareto é a linha que conecta esses pontos vermelhos, delineando o conjunto de soluções ótimas de compromisso.

Figura 5 – Representação da Frente de Pareto e soluções em otimização multiobjetivo.



Fonte: O Autor, adaptado de Deb et al. (2002).

A otimização multiobjetivo é uma abordagem que visa identificar soluções capazes de equilibrar simultaneamente diversos critérios de desempenho, mesmo quando esses objetivos são inherentemente conflitantes. Diferentemente de métodos que se concentram na parametrização ou ajuste de uma única variável, a otimização multiobjetivo considera múltiplos fatores e interdependências do projeto de forma abrangente. O resultado dessa análise é um conjunto de soluções conhecidas como Frente de Pareto, onde cada ponto representa um compromisso ótimo; ou seja, não é possível melhorar um objetivo sem que haja uma deterioração em outro. Essa capacidade de gerar soluções equilibradas, que atendem a múltiplas

necessidades de forma eficiente, a torna uma ferramenta poderosa para a tomada de decisão em problemas complexos (Bui e Alam, 2008).

Nesse contexto, para explorar e identificar eficientemente essas soluções na Frente de Pareto em espaços de busca complexos, frequentemente são empregados algoritmos de otimização inspirados na natureza, como os algoritmos genéticos.

2.4.1 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AGs) são métodos de otimização inspirados na evolução biológica, como a seleção natural. Desenvolvidos por John Holland nas décadas de 1960 e 1970, esses algoritmos trabalham com uma população de soluções candidatas, chamadas indivíduos ou cromossomos (Holland, 1975; Goldberg, 1989). A qualidade de cada indivíduo é medida por uma função de aptidão (*fitness*), que quantifica o quanto boa essa solução é para o problema. Os indivíduos com melhor aptidão são escolhidos para se reproduzir, passando suas características para a próxima geração (Mitchel, 1996).

A evolução da população nos AGs acontece por meio de três operações principais: seleção, cruzamento (crossover) e mutação. A seleção garante que os indivíduos mais aptos tenham mais chances de gerar descendentes. O cruzamento combina partes do "material genético" de dois indivíduos para criar novas soluções. Já a mutação insere pequenas mudanças aleatórias nos genes, o que é vital para manter a diversidade e evitar que o algoritmo fique estagnado em soluções de baixa qualidade relativa. Esse ciclo de avaliação, seleção e aplicação dessas operações se repete por várias gerações, buscando encontrar soluções de alta qualidade para problemas complexos (Fogel, 1995).

O NSGA (*Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm*) original introduziu a ordenação não-dominada em Algoritmos Genéticos, classificando soluções em "frentes de Pareto" para promover diversidade. No entanto, suas limitações incluíam alta complexidade computacional, ausência de elitismo e a necessidade de um parâmetro de compartilhamento para manter a diversidade populacional (Srinivas e Deb, 1994).

O NSGA-II (*Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm - II*), introduzido por (Deb *et al.*, 2002), representa um avanço em algoritmos genéticos multiobjetivos. Ele resolve limitações presentes em seu antecessor, o NSGA, como a alta complexidade computacional e a ausência de elitismo. O NSGA-II utiliza um novo procedimento de classificação não dominada com complexidade $O(MN^2)$, além de incorporar operadores de seleção baseados em elitismo, o que melhora tanto a convergência quanto a diversidade das soluções. Em testes comparativos, o algoritmo demonstrou melhor desempenho do que que mantém as melhores soluções, ou seja,

alternativas elitistas, especialmente em problemas com restrições, tornando-o uma ferramenta eficiente para otimização multiobjetivo (Deb et al., 2002). Essa capacidade de encontrar soluções robustas e diversificadas abre caminho para a aplicação de técnicas como o hipercubo latino, que pode ser utilizada para explorar o espaço de soluções de maneira ainda mais eficaz (Montgomery, 2017).

A amostragem do hipercubo latino (HL) é uma técnica projetada para selecionar frações de um design fatorial, permitindo a exploração eficiente do espaço de soluções em otimização multiobjetivo. De acordo com o conceito, o principal objetivo da amostragem HL é assegurar que cada parâmetro seja estratificado em níveis adequados, de modo que cada nível contenha um número equilibrado de pontos. Isso proporciona uma representação mais uniforme do espaço de variáveis, permitindo capturar a variação das saídas em resposta a pequenas alterações nos parâmetros influentes. Dessa forma, a amostragem HL contribui para uma análise mais detalhada e robusta em problemas de otimização multiobjetivo, onde a identificação de soluções eficazes entre múltiplos critérios é fundamental para a tomada de decisões informadas (Saltelli et al. 2008; Montgomery, 2017).

2.4.2 Tomada de Decisão Multiobjetivo

O Modelo de Soma Ponderada (WSM – *Weighted Sum Model*), uma das técnicas mais difundidas na Tomada de Decisão Multicritério (MCDM – *Multi-Criteria Decision Making*), opera sob o princípio de agregar o desempenho de diferentes alternativas através de múltiplos critérios. Sua metodologia central envolve a atribuição de um peso a cada critério, refletindo sua importância relativa, e subsequente cálculo de uma pontuação total para cada alternativa pela soma ponderada de seus valores de desempenho. A alternativa com a pontuação global mais alta é então identificada como a mais favorável. Esta abordagem linear, embora simples, permite uma avaliação direta de opções complexas em cenários onde os critérios são considerados comensuráveis e aditivos (Hwang e Yoon, 1981).

O WSM pode auxiliar na tomada de decisão de um conjunto de soluções na Fronteira de Pareto. Assim, a sua aplicação demanda uma análise criteriosa de suas premissas e da sensibilidade dos resultados aos pesos atribuídos, a fim de garantir que as soluções derivadas sejam verdadeiramente robustas para o problema em questão. A Equação 30 descreve o método de auxílio à tomada de decisão da soma ponderada, na qual S_i^{WSM} é a solução ótima, m é o número de soluções, n é o número de funções objetivo, w_j é o peso relativo ao indicador e x_{ij} é o valor do indicador relativo à solução analisada. (Triantaphylolou, 2000 ;Linczuk e Bastos, 2020).

$$S_i^{WSM} = \min \sum_{j=1}^n x_{ij} w_j \quad , \text{para } i = 1, 2, 3, \dots, m. \quad (30)$$

A normalização na formulação do WSM é benéfica porque garante que todos os critérios contribuam para a pontuação final em uma escala comparável, independentemente de suas unidades ou magnitudes originais. Sem a normalização, critérios com valores numericamente maiores ou diferentes unidades poderiam dominar o resultado da soma ponderada, mesmo que não fossem os mais importantes do ponto de vista do decisor. Ao normalizar os objetivos para uma mesma faixa (geralmente entre 0 e 1), cada critério reflete sua contribuição relativa de forma justa, permitindo que os pesos atribuídos realmente reflitam a importância desejada. Uma das formas mais comuns de normalização de um critério é utilizando a Equação 31, na qual x_{ij}^{norm} é o valor normalizado da alternativa i para o critério j , x_{ij} é o valor original da alternativa i para o critério j , x_j^{min} é o mínimo do critério entre todas as alternativas e x_j^{max} é o valor máximo do critério entre todas as alternativas (Hwang e Yoon, 1981).

$$x_{ij}^{norm} = \frac{x_{ij} - x_j^{min}}{x_j^{max} - x_j^{min}} \quad (31)$$

2.5 REVISÃO DE ESTUDOS SOBRE ANÁLISE PARAMÉTRICA E OTIMIZAÇÃO

A relação entre clima e edificações tem motivado uma série de estudos voltados à melhoria do desempenho térmico e energético das construções. A literatura recente apresenta uma diversidade de abordagens metodológicas — desde simulações com dados climáticos futuros até o uso de algoritmos evolutivos — voltadas à identificação de estratégias capazes de tornar os edifícios mais eficientes e resilientes.

O conjunto de trabalhos aqui apresentados evidencia essa pluralidade. Parte dos estudos investiga variações no consumo energético frente a diferentes cenários climáticos, outros propõem estratégias passivas e ativas para a melhoria do conforto térmico. Há ainda pesquisas que integram simulação energética e otimização multiobjetivo com o uso de algoritmos genéticos e modelagem paramétrica, revelando avanços no apoio à tomada de decisão no projeto arquitetônico e na operação dos edifícios.

Guarda, Durante e Callejas (2020) revisaram o impacto das mudanças climáticas no desempenho energético de edificações no Brasil, destacando o aumento do consumo de energia

devido à elevação das temperaturas. O estudo mostrou uma variabilidade na demanda de energia em diferentes cenários, sugerindo que construções futuras devem adotar energias renováveis.

No mesmo caminho de análise de climas futuros, (Triana; Lamberts; Sassi, 2018) utilizaram simulações térmicas e energéticas com arquivos climáticos futuros (2020 e 2050) para avaliar o desempenho de moradias sociais no Brasil. As medidas de adaptação analisadas incluíram ventilação, sombreamento e melhorias no envelope do edifício. Os resultados indicaram uma redução de até 40% no consumo de energia, sendo o sombreamento das janelas e o isolamento térmico no telhado as medidas mais eficazes. Os autores concluem que medidas de eficiência energética são essenciais para mitigar os impactos das mudanças climáticas em moradias sociais no Brasil.

Nunes e Giglio (2022), realizaram análises de sensibilidade nos resultados das simulações com o EnergyPlus e criaram arquivos climáticos futuros das cidades de Belém (clima equatorial – Af) e São Paulo (clima subtropical – Cwa) utilizando o CCWorldWeatherGen para o cenário A2 do IPCC. Em ambas as cidades, a ventilação natural, a absorvividade solar e a transmissividade térmica da edificação se mostraram importantes e, especificamente em São Paulo, a inércia térmica também mostrou ser importante. Em outro estudo no mesmo ano, os autores ampliaram a pesquisa para outras cidades, destacando que, em Belém e Brasília (clima tropical – Aw), absorvividade solar da envoltória, a transmissividade térmica das paredes e o fator de ventilação eram os parâmetros mais importante. Já em São Paulo e Curitiba (clima temperado oceânico – Cfb), o fator de ventilação e a orientação solar foram determinantes. Ambos os estudos concluem que o controle desses parâmetros é fundamental para o desempenho térmico em cenários de mudanças climáticas (Nunes e Giglio, 2022).

Além desses, Invidiata e Ghisi (2016) investigaram o impacto das mudanças climáticas em Belém (Zona Bioclimática 8), Curitiba (Zona Bioclimática 1) e Florianópolis (Zona Bioclimática 3) por meio da criação de arquivos futuros utilizando a ferramenta CCWorldWeatherGen que posteriormente foram utilizados para simulações termoenergéticas na ferramenta EnergyPlus, considerando estratégias passivas de resfriamento. A pesquisa mostrou que, até 2080, haverá aumentos na temperatura média e na radiação solar, além de uma redução da umidade relativa. Os autores ressaltam a importância de incluir essas projeções climáticas no planejamento de edifícios, recomendando o uso de estratégias passivas para reduzir o consumo de energia e garantir o conforto térmico pois a demanda de energia elétrica para resfriamento nas três cidades aumentará.

Utilizando ferramentas como EnergyPlus e jEPlus+EA, Schwartz et al. (2017) combinaram simulação térmica paramétrica com programação espacial gerativa para otimizar o desempenho de edifícios. Por meio dessa combinação, automatizaram a criação de *layouts* de andares e otimizaram arranjos espaciais, permitindo explorar mais soluções de design. A metodologia não apenas aumentou a eficiência do processo de design, mas também ampliou a diversidade arquitetônica, contribuindo para a otimização do desempenho térmico dos edifícios.

Li, Wang e Cheung (2018) realizaram uma análise de sensibilidade e otimização com algoritmo genético para identificar parâmetros críticos no design de edifícios de energia zero/baixa em regiões subtropicais. Parâmetros como o coeficiente de ganho solar das janelas e a orientação do edifício foram identificados como fundamentais para a redução do consumo de energia. Os autores concluem que a abordagem proposta oferece melhorias tanto no desempenho energético quanto no conforto térmico de edifícios subtropicais.

Eli et al. (2021) conduziram simulações energéticas com o EnergyPlus para avaliar estratégias de resfriamento passivo e misto em edificações residenciais no Brasil. Os resultados mostraram que estratégias de ventilação natural proporcionam melhor desempenho térmico, enquanto sistemas híbridos apresentaram maiores cargas térmicas. A conclusão enfatiza que os hábitos dos ocupantes afetam diretamente o desempenho térmico, e recomenda o uso de estratégias bioclimáticas e materiais com alta capacidade térmica para melhorar o conforto térmico em edificações passivas.

Monteiro et al. (2020) desenvolveram uma metodologia de otimização multiobjetivo aplicada à eficiência energética de sistemas de iluminação e ar-condicionado em edifícios. O estudo utilizou o algoritmo SPEA2 para otimizar três funções-objetivo: custo incremental, consumo de energia e eficiência dos sistemas de ar-condicionado. Os resultados mostraram que o uso de equipamentos “iscas” (tipos de ar-condicionados propositalmente configurados com desempenho 30% melhor para capacidade de resfriamento) nos arquivos de equipamentos de ar-condicionado impactou a otimização, melhorando o desempenho geral. A conclusão sugere que a metodologia é uma ferramenta eficaz para encontrar arranjos eficientes de equipamentos e auxiliar na tomada de decisões ao longo do ciclo de vida do edifício.

Silva e Ghisi (2020) desenvolveram uma metodologia para estimar a influência das variáveis de design no desempenho térmico e energético de uma casa de baixa renda no sul do Brasil, utilizando simulações no EnergyPlus e as análises de sensibilidade local e global (Método de Morris). Descobriram que as variáveis mais influentes eram a transmissividade térmica e a absorvatividade solar do telhado e a área de ventilação das janelas. O método de análise

global revelou interações não capturadas pela análise local. A conclusão destaca a utilidade dessa metodologia para a otimização de projetos de edificações.

Leitzke et al. (2023) avaliaram o uso de materiais de mudança de fase (PCMs) em edificações leves, utilizando algoritmos evolutivos multiobjetivo. As simulações mostraram que o uso de PCMs melhorou a eficiência energética das edificações, com variações dependendo das zonas bioclimáticas. Os algoritmos multiobjetivo foram eficazes na otimização das soluções de design. O estudo conclui que os PCMs podem proporcionar melhorias no conforto térmico e eficiência energética, especialmente quando adaptados às condições climáticas locais.

Deus e Süva (2017) realizaram uma otimização da envoltória de um contêiner adaptado para melhorar o conforto térmico e a eficiência energética em Campo Grande-MS, utilizando simulações computacionais. A metodologia incluiu a modelagem do contêiner com EnergyPlus e JEPlus, juntamente com o uso do algoritmo NSGA-II para a otimização multiobjetivo. Os parâmetros analisados foram a absorvividade solar, o isolamento térmico e a inclinação de placas fotovoltaicas. Os resultados indicaram que a combinação ideal para otimização consistia em baixa absorvividade solar, 2,5 cm de isolamento nas paredes e uma inclinação de 20° das placas solares, levando a melhorias no consumo energético e no conforto térmico. O estudo concluiu que é viável melhorar o desempenho térmico e energético de contêineres adaptados em climas quentes por meio de ajustes na envoltória e da implementação de estratégias passivas e ativas.

Marques (2022) aborda a otimização multiobjetivo em um projeto de retrofit de um edifício público, buscando minimizar o consumo de energia e o desconforto térmico dos usuários da edificação. Utilizando simulação computacional e o algoritmo genético NSGA-II, o estudo identifica um conjunto de 51 soluções ótimas. Os resultados demonstram um potencial de diminuição do consumo de energia de até 19,58% e do desconforto térmico de até 20,87% em comparação com o caso base. As variáveis de projeto que mais se destacaram nas soluções ótimas foram a menor taxa de abertura, o menor valor de absorvância solar da cobertura e o tipo de vidro externo com menor fator solar. Este trabalho reforça a adequação da otimização multiobjetivo como ferramenta de apoio à decisão.

Chaturvedi, Kumar e Lamba (2024) aplicaram um modelo de otimização multiobjetivo para melhorar o desempenho visual, térmico e energético de uma residência em Jaipur, Índia. Utilizaram o *software* Rhinoceros com o plugin Octopus para otimizar as soluções, e a tomada de decisão multicritério (MCDM) para selecionar as melhores opções. Os resultados mostraram uma melhoria de seis vezes na Iluminância Útil do Dia (UDI), uma redução de 72% na demanda

de energia de resfriamento e um aumento de 34% no conforto térmico. O estudo demonstrou a eficácia da otimização no auxílio à tomada de decisões durante o design de edificações em climas compostos.

O trabalho de Magnier, Zhou e Haghishat (2008) propõe otimização de projetos de edifícios via Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos. Os autores descrevem a soma ponderada (WSM) como uma abordagem comum para agregar múltiplos objetivos. Comparando-a com algoritmos evolutivos multiobjetivo (MOEAs – *Multiobjective Evolutionary Algorithm*), o estudo mostra que os MOEAs podem gerar um conjunto de soluções mais diversificado do que a solução de ponto único frequentemente obtida pelo WSM isoladamente.

Linczuk e Bastos (2020) focam na otimização multiobjetivo para o desempenho térmico e redução do consumo de energia em edificações na Região Sul do Brasil. Utilizando simulação energética e otimização com algoritmos genéticos, os autores empregam o Método da Soma Ponderada (WSM) para combinar os objetivos de minimização de graus-hora de aquecimento e resfriamento. O WSM auxilia na identificação da solução com menor soma ponderada, convertendo o problema multiobjetivo em uma decisão mono-objetivo para facilitar a seleção de soluções na Fronteira de Pareto.

O artigo de Delgarm et al. (2016) propõe uma metodologia de otimização multiobjetivo para o desempenho energético de edifícios, acoplando o algoritmo que realiza otimização por enxame de partículas (PSO – *Particle Swarm Optimization*) ao EnergyPlus. O estudo busca soluções não-dominadas para múltiplos objetivos de consumo de eletricidade (aquecimento, resfriamento e iluminação), otimizando parâmetros arquitetônicos em diferentes climas. A abordagem visa economizar tempo na busca por soluções ótimas e facilitar a tomada de decisão no projeto. Para a seleção final, o Modelo de Soma Ponderada (WSM) foi utilizado, aplicando-o à otimização triple-objetivo com pesos iguais.

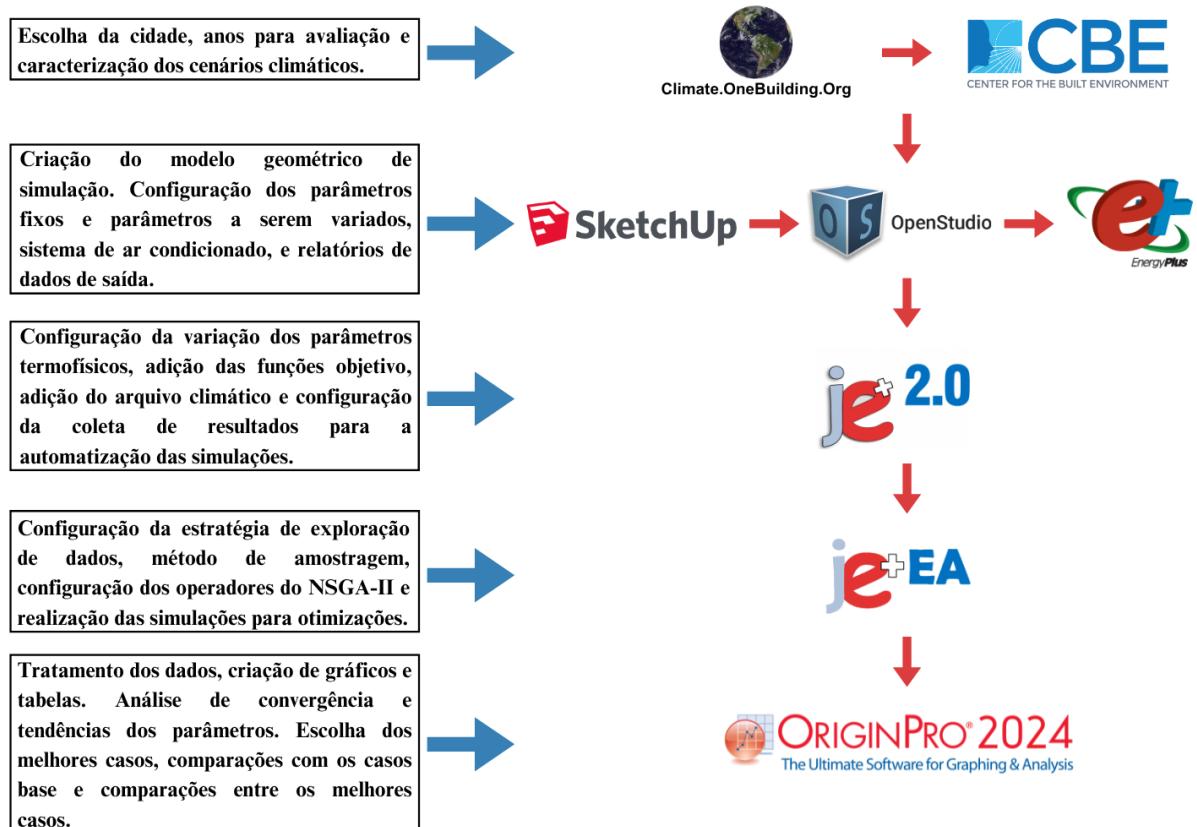
Grande parte dos estudos avaliaram os coeficientes de transferência de calor global – a transmissividade térmica – de cada elemento da envoltória, mas não determinaram como eles foram calculados, uma vez que esses valores dependem de parâmetros termofísicos como densidade, calor específico, emissividade, absorvidade, refletividade, transmissividade entre outros.

Além disso, grande maioria dos estudos avaliados não mencionou coeficientes de calor por convecção, nem mesmo os que avaliaram a ventilação nos ambientes o que pode gerar erros nos resultados. Uma vez que a convecção é a transferência de calor que ocorre quando há movimento de um fluido, podendo ser o ar, em contato com a superfície da envoltória.

3 MÉTODO

Neste capítulo é apresentado o método adotado na pesquisa para alcançar o objetivo de otimizar os parâmetros termofísicos visando a redução do consumo de energia elétrica para aquecimento e resfriamento de edificações. A Figura 6 apresenta um diagrama para melhorar o entendimento dos processos.

Figura 6 – Esquematização simplificada do método.



Fonte: O autor.

Incialmente, foi feita a escolha da cidade e realizada a caracterização climática para um ano representativo recente e dois períodos futuros. Para isso foram utilizados dados de temperatura de bulbo seco, umidade relativa e a direção e frequência dos ventos do período de verão e inverno.

O plugin OpenStudio, instalado no *software* SketchUP, foi utilizado para modelar a geometria de uma edificação genérica baseada no caso 620 da ASHRAE 140 (2017) e criar o arquivo .idf para ser modificado no EnergyPlus. Por meio do *software* EnergyPlus, o modelo geométrico foi complementado com as configurações de simulação, dados de clima e localização, camadas, parâmetros termofísicos retirados da literatura, cargas internas retiradas

da NBR 15575 (ABNT, 2024), configurações do sistema de ar-condicionado, uso, ocupação e relatório de outputs. O uso e a ocupação foram modelados de forma customizada para a pesquisa, para que não houvesse interferências externas como entrada e saída de pessoas ou incidência de ventilação natural no interior da residência além de manter todas as fontes de cargas internas ligadas o tempo todo.

As simulações foram automatizadas por meio do *software jEPlus*. Para isso, os arquivos climáticos foram integrados e diversas variações nos parâmetros termofísicos de cada camada da edificação foram aplicadas. Definiu-se como funções objetivo o consumo de eletricidade para resfriamento e aquecimento do ambiente, configurando-se o sistema para otimizar a coleta das variáveis de output.

No *jEPlus+EA*, as configurações do algoritmo NSGA-II foram definidas para a otimização. Isso incluiu a escolha do método de amostragem da população inicial, o tamanho da população inicial e tamanho da população por geração, os operadores específicos do algoritmo e o critério de conclusão. Essas configurações viabilizaram a automação das simulações, utilizando os arquivos modelados e parametrizados previamente, o que resultou na obtenção de conjuntos de dados representativos para cada cenário climático da cidade em estudo.

O OriginPro 2024b (OriginLab Corporation, 2024) foi utilizado para o tratamento e análise dos dados das simulações. Ele possibilitou a criação de histogramas para a ocorrência de valores dos parâmetros das camadas em todas as soluções e na frente de Pareto. O método da soma ponderada foi aplicado utilizando dados normalizados e foram gerados gráficos de coordenadas paralelas para o caso base e para a melhor solução (definida pelo WSM), além de gráficos de dispersão dos outputs (gráfico de Pareto). Adicionalmente, compararam-se os parâmetros das três melhores soluções para cada arquivo climático, selecionado pelo WSM.

3.1 ESCOLHA DA CIDADE E CARACTERIZAÇÃO CLIMÁTICA

A cidade de Curitiba, localizada na região leste do estado do Paraná, nas coordenadas geográficas aproximadas de latitude -25,528° S e longitude -49,176° W, a uma altitude de 910,7 metros acima do nível do mar, foi escolhida como cenário para as simulações realizadas neste estudo. Essa escolha se justifica por diversos fatores técnicos e estratégicos.

Curitiba apresenta clima temperado oceânico, com temperaturas geralmente amenas ao longo do ano e baixa amplitude térmica diária, características que influenciam diretamente no desempenho térmico e energético das edificações. De acordo com a classificação climática de Köppen-Geiger, seu clima é do tipo Cfb, conforme descrito por Bracht et al. (2024).

Além disso, segundo a Instrução Normativa para a Classificação de Eficiência Energética de Edificações Residenciais (INI-R, 2022), Curitiba está inserida na Zona Bioclimática 1. Já segundo a NBR 15220-3 (ABNT, 2024), a cidade pertence à Zona Bioclimática 1M.

Para representar adequadamente os extremos sazonais e captar os efeitos da inércia térmica nas edificações, foram selecionados os períodos correspondentes ao verão (21 de dezembro a 20 de março) e ao inverno (20 de junho a 22 de setembro). Essa abordagem permite analisar o desempenho dos parâmetros termofísicos tanto sob condições de maior demanda de resfriamento quanto sob condições de maior demanda de aquecimento.

Portanto, a escolha de Curitiba se fundamenta não apenas em sua representatividade climática para a região Sul do Brasil, mas também na complexidade de suas demandas térmicas ao longo do ano, o que proporciona uma base para a análise de parâmetros de desempenho energético.

3.1.1 Cenários climáticos

Cada “cenário climático” analisado neste estudo corresponde ao período das estações de verão e inverno de cada arquivo climático selecionado. Foram selecionados três arquivos um correspondente ao período mais recente, 2023, e dois períodos futuros 2050 e 2090. A escolha desses marcos temporais está alinhada às diretrizes adotadas nos principais relatórios do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC, 2024), que utilizam horizontes de médio e longo prazo para avaliação dos impactos das mudanças climáticas. Essa abordagem se justifica pela necessidade de compreender como as variações projetadas nas condições climáticas poderão afetar o desempenho energético das edificações nas próximas décadas. Em especial, a escolha de 2050 e 2090 permite avaliar os parâmetros termofísicos frente a cenários de aumento da temperatura, radiação solar e umidade relativa.

O ano de 2023 é utilizado como referência recente, representando as condições climáticas reais mais recentes e permitindo a comparação direta com as simulações futuras. A análise conjunta desses três cenários permite a avaliação de estratégias de seleção de materiais, com base em parâmetros que favorecem a redução progressiva do consumo de energia elétrica em edificações, contribuindo para sua adaptação climática e eficiência energética ao longo do tempo.

3.1.2 Arquivos climáticos

Os arquivos climáticos do EnergyPlus (EPW) utilizados nas simulações representam anos típicos meteorológicos (TMY) projetados, essenciais para a avaliação do desempenho das edificações em cenários climáticos futuros. A metodologia de projeção desses arquivos envolveu a consideração do modelo climático global (GCM) NorESM1, do caminho de concentração representativo (RCP) 2.6, e do modelo climático regional (RCM) REMO. A resolução espacial desses dados é de 25 km, com os valores das variáveis climáticas futuras interpolados por meio de variados métodos de correção de viés, baseados em séries históricas de cada cidade (Bracht et al., 2024).

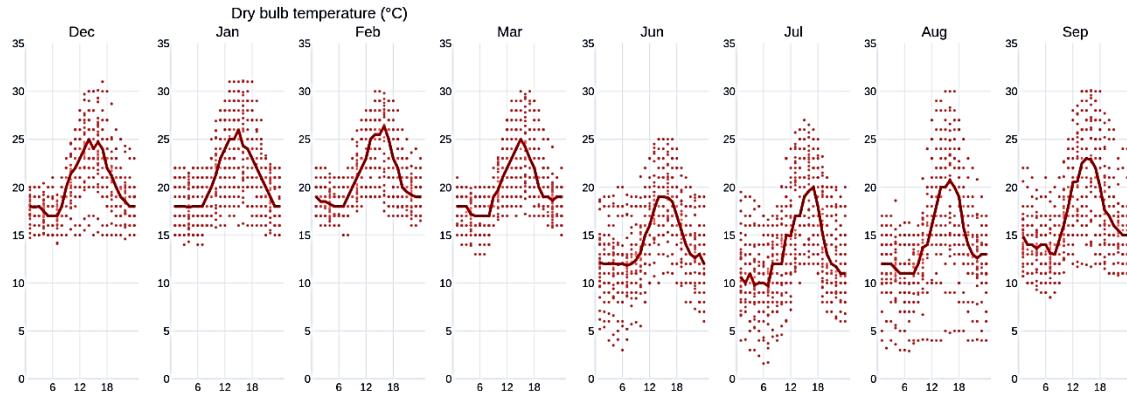
A escolha do cenário RCP 2.6 permite avaliar o desempenho das edificações em um contexto de mitigação climática otimista. Segundo o AR6 do IPCC (2023), esse cenário pressupõe a rápida redução das emissões globais por meio da transição para energias renováveis, eletrificação de setores-chave, aumento da eficiência energética e uso de tecnologias de remoção de carbono. Trata-se de um futuro com menores impactos climáticos, mas que ainda impõe desafios para o conforto e a eficiência das edificações.

Os arquivos EPW específicos empregados neste estudo correspondem aos anos de 2023, 2050 e 2090. O arquivo referente ao ano 2023 representa o período histórico recente de 2009 a 2023. Para os cenários futuros, o arquivo de 2050 abrange o período de 2041 a 2060, e o arquivo de 2090 representa o período de 2080 a 2098. Os arquivos EPW de 2023, 2050 e 2090 foram obtidos na plataforma climate.onebuilding.org, que oferece acesso a dados climáticos projetados para simulações de energia em edificações.

Para uma compreensão aprofundada do impacto das condições climáticas no desempenho energético de edificações na Região Sul do Brasil, com foco em Curitiba, as características dos anos típicos meteorológicos projetados para 2023, 2050 e 2090 serão detalhadas nas seções subsequentes.

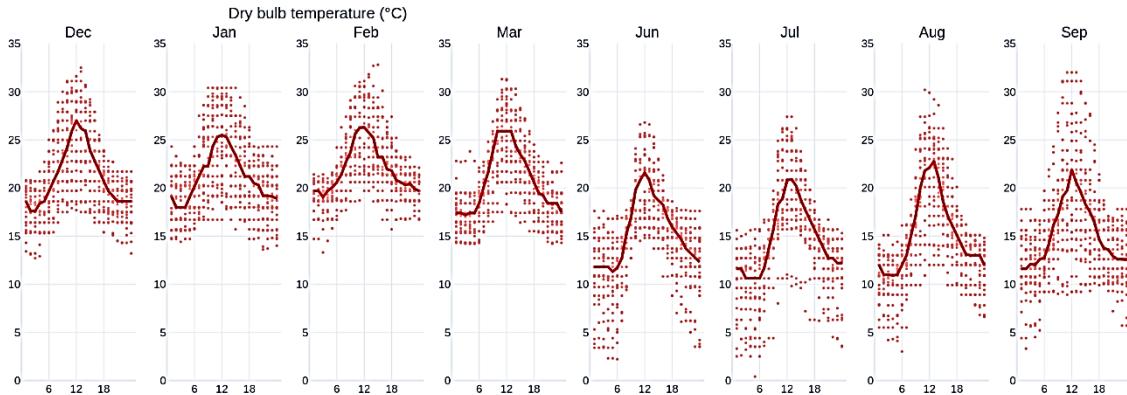
A Figura 7, a Figura 8 e a Figura 9 mostram as médias das temperaturas de bulbo seco diárias para o verão (Dez-Mar) e inverno (Jun-Set) de cada arquivo climático estudado.

Figura 7 – Temperatura de bulbo seco para 2023



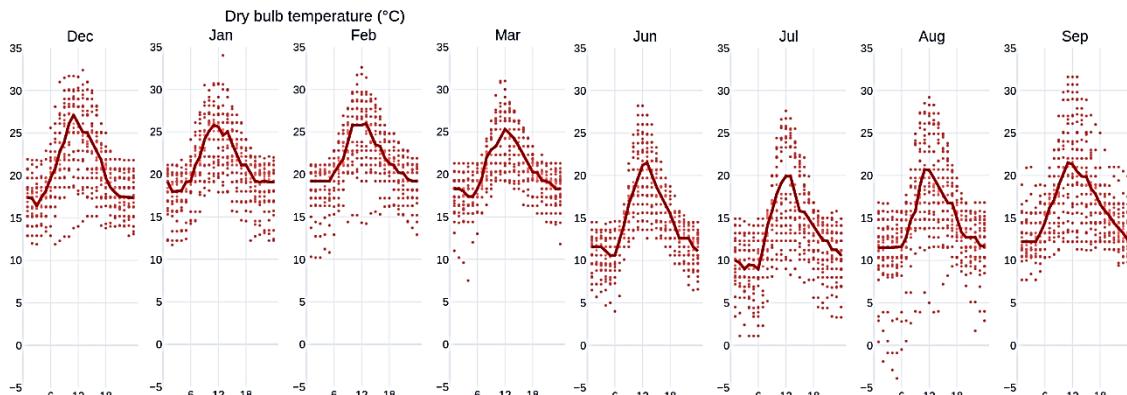
Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 8 – Temperatura de bulbo seco para 2050



Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 9 – Temperatura de bulbo seco para 2090

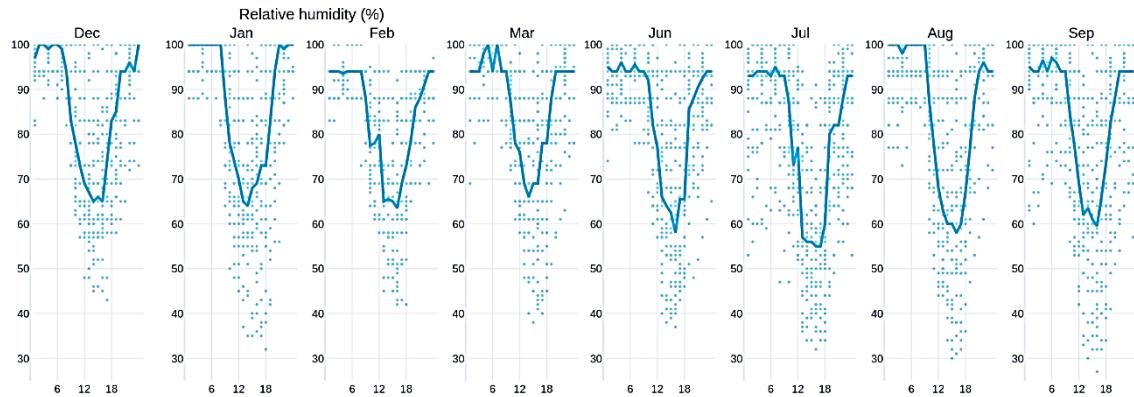


Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

É possível observar uma tendência de aumento das temperaturas médias em todos os meses nos cenários futuros (2050 e 2090) em comparação com o ano de 2023. Essa elevação pode ser percebida nos meses de verão, com os picos diários se deslocando para valores mais altos. Esse aquecimento gradual pode impactar diretamente a carga térmica de resfriamento das edificações, indicando uma crescente demanda por sistemas de climatização e, consequentemente, por energia elétrica, o que reforça a necessidade de otimizar a envoltória para mitigar esses efeitos.

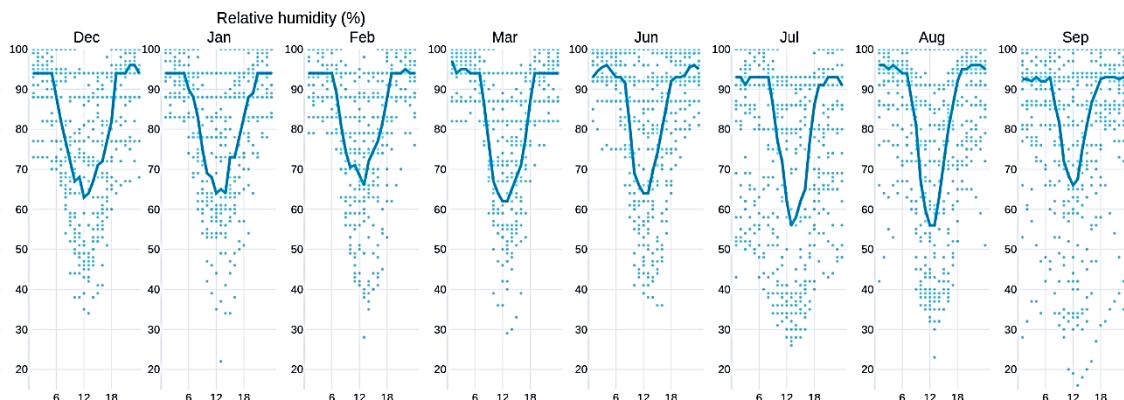
A Figura 10, a Figura 11 e a Figura 12 mostram as médias das umidades relativas diárias para o verão (Dez-Mar) e inverno (Jun-Set) de cada arquivo climático estudado.

Figura 10 – Umidade relativa para 2023



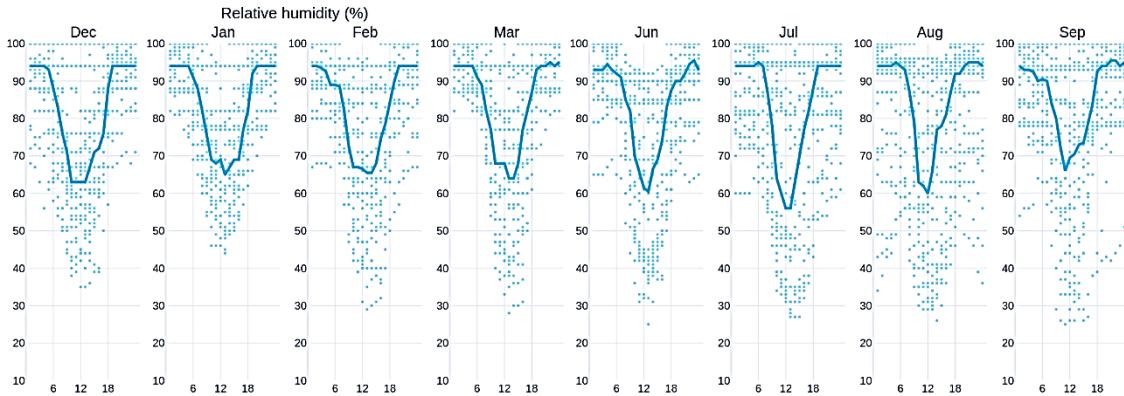
Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 11 – Umidade relativa para 2050



Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 12 – Umidade relativa para 2090.

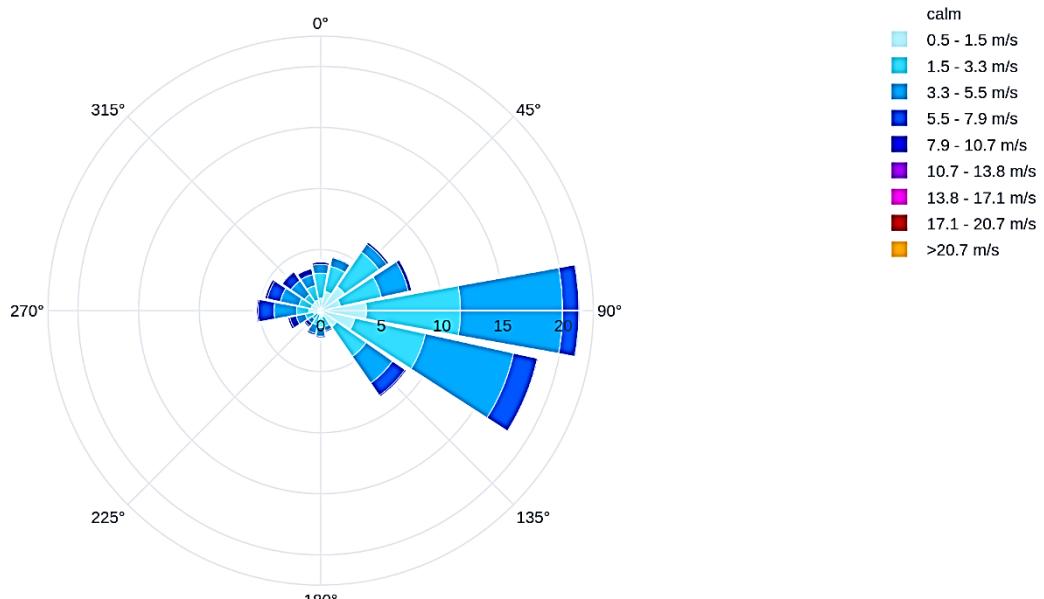


Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Percebe-se que a umidade relativa de Curitiba se mantém majoritariamente elevada, característica do clima temperado oceânico. Nos cenários futuros, pode-se identificar um aumento da umidade relativa mesmo nas horas mais quentes do dia. A umidade é um fator importante para o conforto térmico e para a carga térmica de resfriamento, pois contribui para a carga de calor latente dos sistemas de climatização. Sua análise ajuda no entendimento da demanda total de energia dos sistemas de HVAC.

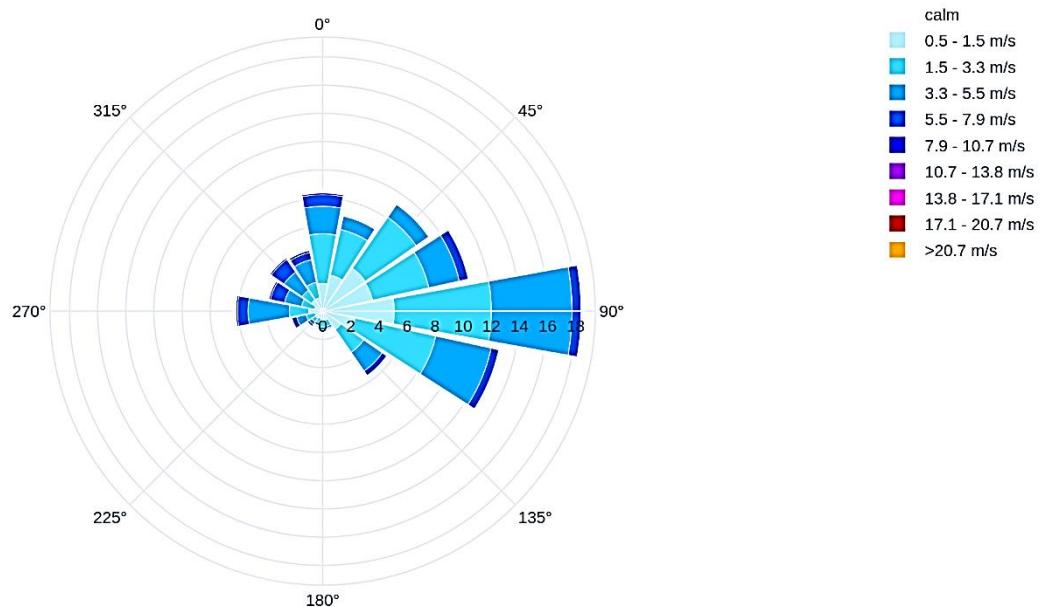
A Figura 13, a Figura 14, a Figura 15, a Figura 16, a Figura 17 e a Figura 18 mostram as rosas dos ventos para o verão (Dez-Mar) e inverno (Jun-Set) de cada arquivo climático estudado.

Figura 13 – Rosa dos ventos para o verão (Dez-Mar) de 2023



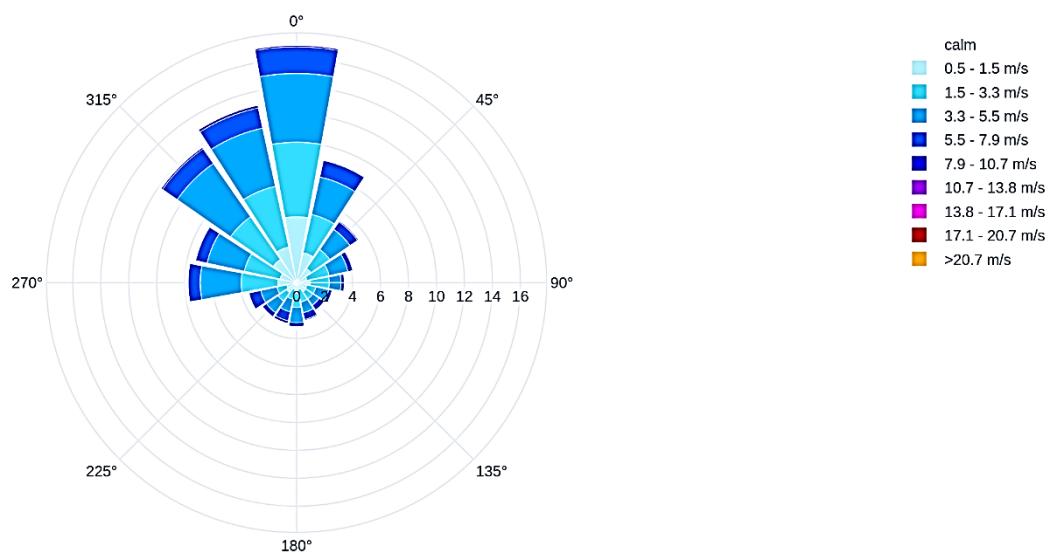
Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 14 – Rosa dos ventos para o inverno (Jun-Set) de 2023



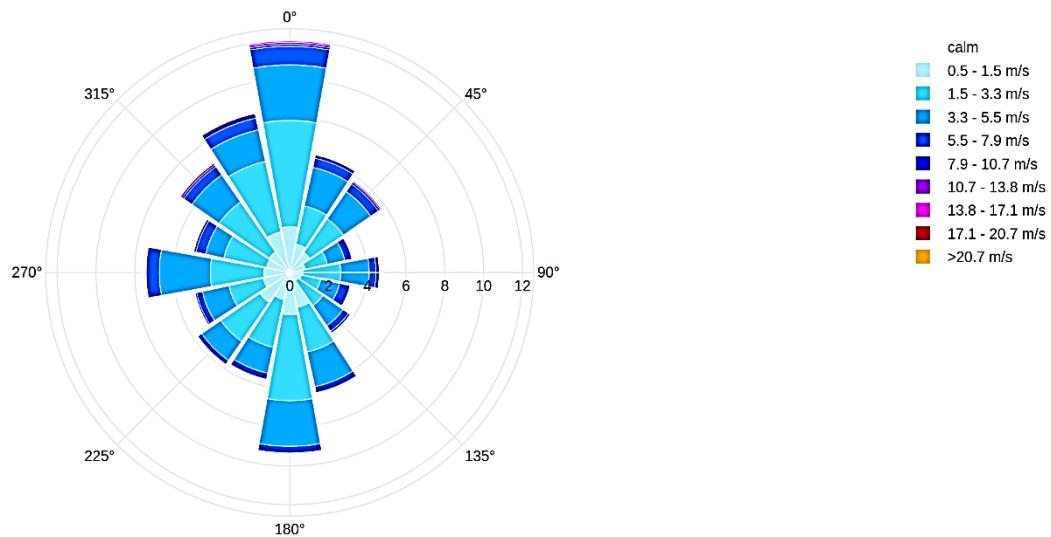
Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 15 – Rosa dos ventos para o verão (Dez-Mar) de 2050



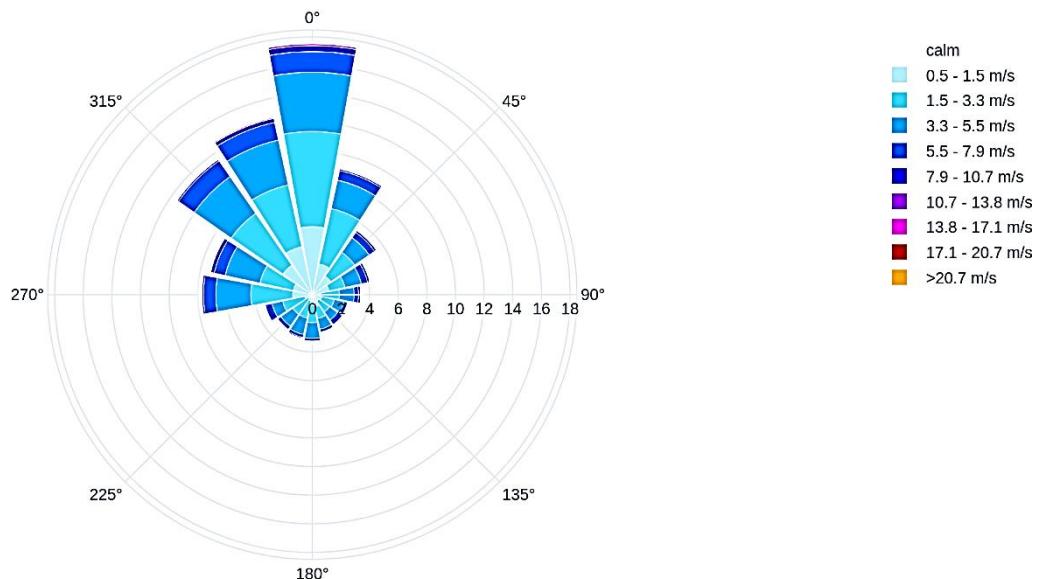
Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 16 – Rosa dos ventos para o inverno (Jun-Set) de 2050



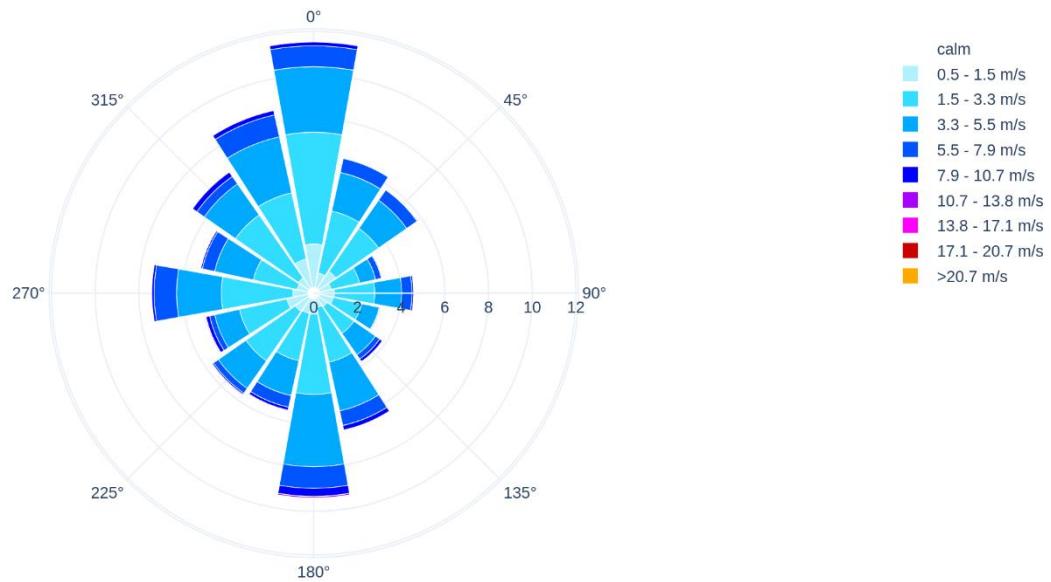
Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 17 – Rosa dos ventos para o verão (Dez-Mar) de 2090



Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

Figura 18 – Rosa dos ventos para o inverno (Jun-Set) de 2090



Fonte: Adaptado de CBE Clima Tool.

As Rosas dos Ventos, apresentadas nas Figuras 13 até Figura 18, ilustram a frequência e a intensidade dos ventos predominantes em Curitiba para os anos de 2023, 2050 e 2090 nos períodos de verão (Dez-Mar) e inverno (Jun-Set). É possível notar na Figura 13 e Figura 14 que o verão e o inverno de 2023 são marcados pela incidência maior de ventos vindos do leste, onde fica localizado o litoral paranaense, com poucas variações direcionais do vento vindos do sudeste e nordeste.

Percebe-se uma grande semelhança entre a Figura 15 e Figura 17, e entre a Figura 16 e Figura 18, que denotam o verão e inverno de 2050 e 2090, respectivamente. Para o verão em ambos os anos, os ventos incidentes são em sua maioria vindos do norte e noroeste, e para o inverno a incidência dos ventos vindos do sul e oeste aumenta.

O padrão dos ventos pode ser fundamental para o cálculo dos coeficientes de convecção externos, impactando diretamente as trocas de calor da envoltória. Alterações nesse padrão podem afetar a carga de calor por convecção adicionada ou retirada das superfícies da edificação, influenciando o desempenho energético.

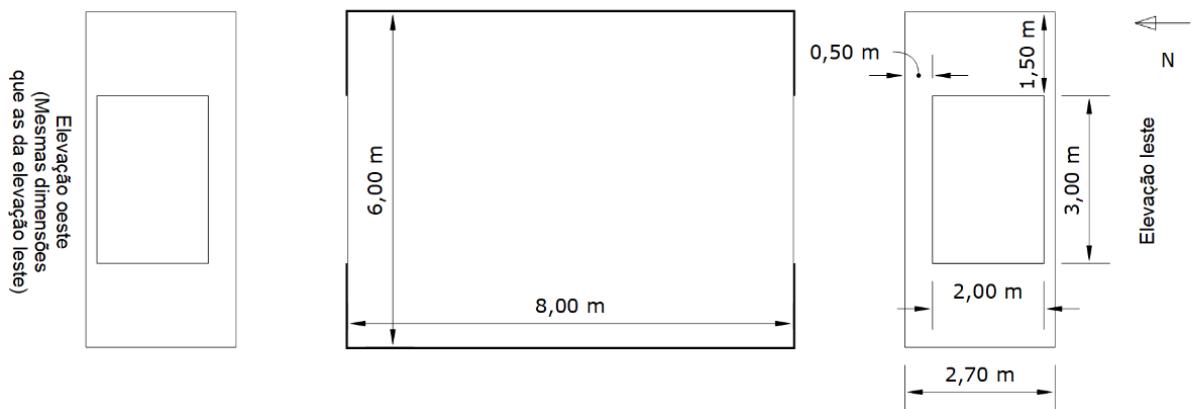
3.2 SIMULAÇÕES ENERGÉTICAS

3.2.1 Modelo geométrico

O *software* utilizado para a criação da representação tridimensional foi o SketchUP com o plugin OpenStudio, para que fossem feitas as simulações energéticas no EnergyPlus, uma vez que é amplamente aceito por atender aos critérios de normas brasileiras e internacionais.

A tipologia da edificação foi definida de acordo com o caso 620 da norma ASHRAE 140 (2017): *Standard Method of Test for the Evaluation Building Energy*, que regulamenta métodos de teste padronizados para avaliar o desempenho e a precisão de programas de simulação energética de edifícios. Tendo como principal objetivo fornecer uma metodologia rigorosa e comparável para verificar a exatidão e confiabilidade de *softwares* que simulam o desempenho térmico de edifícios, o caso utilizado está representado na Figura 19.

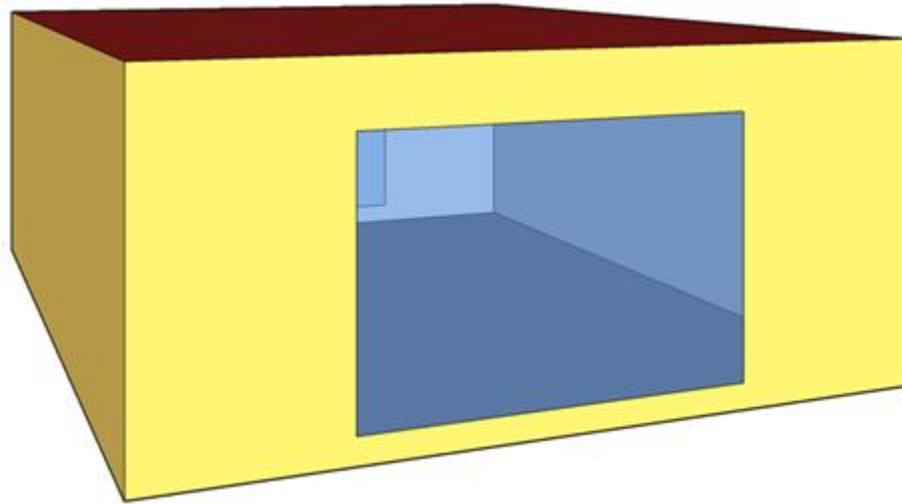
Figura 19 – Planta baixa e elevações da geometria genérica



Fonte: Adaptado de ASHRAE 140 (2017).

O caso 620 possui 6 metros de largura, 8 metros de comprimento, 2,7 metros de pé direito e duas janelas de 6 metros quadrados na face leste e oeste como mostra a planta baixa e elevações na Figura 19 e, na Figura 20, está a representação tridimensional.

Figura 20 – Modelo tridimensional do Case 620.



Fonte: O autor.

Essa mesma tipologia possui três camadas na parede, duas camadas no piso e vidro duplo nas duas janelas. Entretanto, essa configuração original foi modificada para duas camadas na parede e no telhado, uma camada no piso e vidro simples nas janelas. As espessuras das camadas retiradas somadas às espessuras das camadas adjacentes. Dessa forma, as espessuras interna e externa foram aumentadas em relação à configuração original, e permaneceram assim para todas as simulações. Tais medidas e sua localização estão especificadas na Tabela 5.

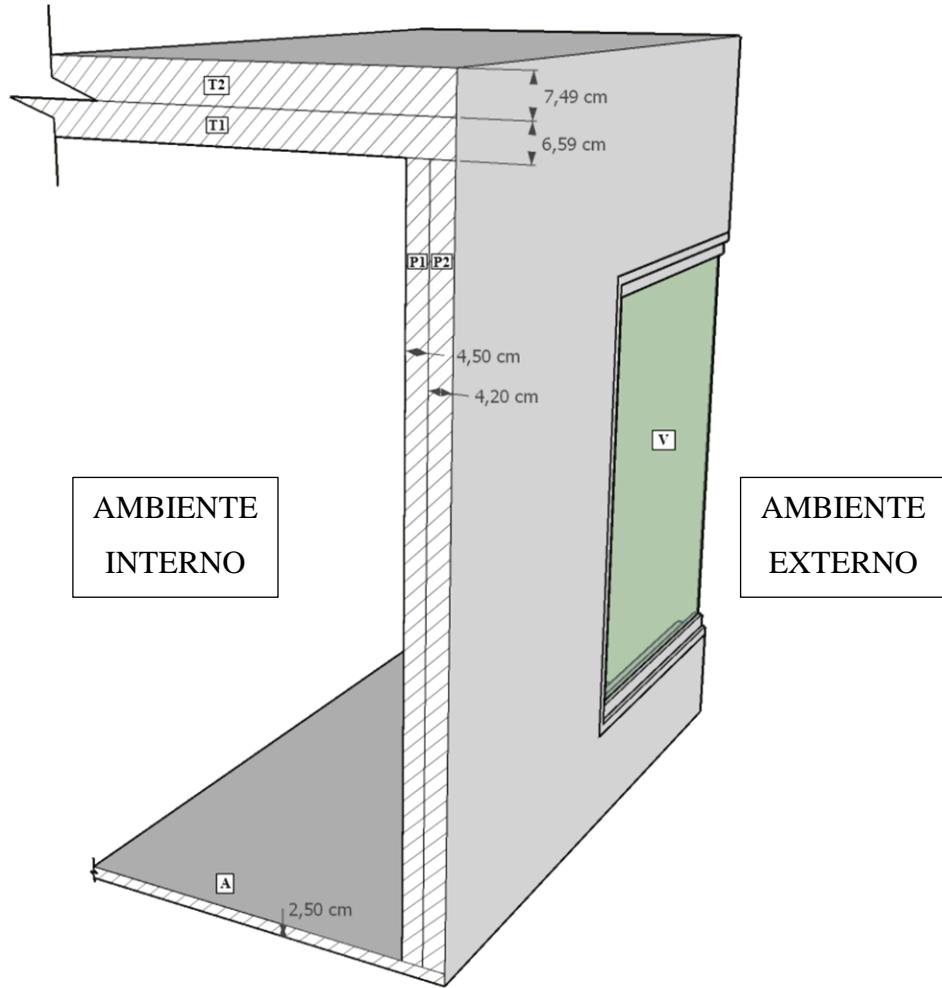
Tabela 5 – Espessuras da envoltória

Camadas	Espessura (cm)			
	Paredes	Assoalho	Telhado	Vidros
Dentro	4,5	2,5	6,59	0,4
Fora	4,2	-	7,49	-

Fonte: ASHRAE 140 (2017) adaptado.

No EnergyPlus, construir as camadas de fora para dentro reflete a maneira como o calor e a energia se movem através das diferentes camadas dos materiais. Por este motivo é importante a “construção” das camadas de fora para dentro, no *software*, como mostra a Figura 21.

Figura 21 – Detalhes das camadas do modelo (fora de escala)



Fonte: O Autor.

3.2.2 Parâmetros termofísicos

A simulação termofísica no EnergyPlus exigiu a inserção de diversos parâmetros, extraídos da revisão bibliográfica, para garantir a precisão da modelagem do comportamento térmico do modelo.

Para superfícies opacas como paredes, telhado e assoalho, as propriedades termofísicas foram configuradas usando o algoritmo “*Surface Construction Elements: Material*”. Foram incluídas o nome do material, sua espessura, condutividade térmica (k), densidade (ρ), calor específico (c_p), emissividade (ε), e absorvidade solar (α_s). Para superfícies translúcidas como os vidros das duas janelas, o algoritmo “*Surface Construction Elements: Window Material Glazing*” foi utilizado. Foram definidas a espessura, transmissividade solar (τ_s), refletividade solar (r_s), emissividade (ε), e condutividade térmica (k) do vidro.

Os coeficientes de calor por convecção internos e coeficientes de calor por convecção externos foram calculados pelas equações implementadas nos algoritmos “*Simulation Parameters: Surface Convection Algorithm: Inside*” e “*Simulation Parameters: Surface Convection Algorithm: Outside*”, respectivamente. Para assegurar a estabilidade e o realismo da simulação, os valores máximos e mínimos desses coeficientes foram limitados via o algoritmo “*Simulation Parameters: Heat Balance Algorithm*”.

A modelagem da transmissão de calor entre o solo e o assoalho foi importante para uma representação completa do balanço térmico. Essa interação foi simulada por meio da combinação dos algoritmos “*Site: Ground Domain Temperature: Undisturbed Finite Difference*” e “*Site: Ground Domain Slab*”.

O sistema HVAC foi definido utilizando os algoritmos “*HVAC Template: Zone Unitary*”, “*HVAC Template: System: Unitary System*” e “*HVAC Template: Thermostat*”. Para o resfriamento foi aplicado um COP de 3,6 e para o aquecimento um COP de 3,6. Os setpoint de aquecimento e resfriamento do HVAC foram determinados em 21 °C e 23 °C, respectivamente. Esse conjunto de configurações permitiu que o próprio *software* autocálculasse os demais componentes do sistema de aquecimento e resfriamento.

Por fim, foram configurados os outputs necessários a pesquisa por meio dos algoritmos “*Output: Table: Summary Reports*” e “*Output: Variable*”. Nestes algoritmos foram selecionados os dados necessários para a pesquisa como consumo de eletricidade para resfriamento e resfriamento, além dos coeficientes de convecção para as superfícies internas e externas da envoltória.

3.2.3 Ocupação, uso e cargas internas

As cargas internas foram definidas de acordo com a NBR 15575 (ABNT, 2024) referente ao calor produzido pelo usuário, equipamentos elétricos e fontes de iluminação. Para isto, a residência genérica foi considerada um ambiente misto com um usuário sentado assistindo televisão, com essas fontes ligadas durante os períodos analisados. Os valores dos parâmetros das fontes de calor estão retratados no Tabela 6.

Tabela 6 – Fontes de calor

Fonte de Calor	Parâmetro	Valor
Usuário	Calor produzido por área de superfície corporal $\left[\frac{W}{m^2}\right]$	60,0
	Fração radiante [-]	0,30
	Calor produzido por uma pessoa com $1,8m^2$ de superfície corporal [W]	108
Iluminação	Densidade de potência instalada $\left[\frac{W}{m^2}\right]$	5,00
	Fração radiante [-]	0,32
	Fração visível [-]	0,23
Equipamentos	Potência [W]	120
	Fração radiante [-]	0,30

Fonte: Adaptado de NBR 15575 (2024).

3.2.4 Variação e limites dos parâmetros termofísicos

Com os parâmetros termofísicos já inseridos no arquivo *.idf*, do *software EnergyPlus*, no jEPlus foi necessário determinar a variação e o limite máximo e mínimo desses parâmetros. Com a revisão bibliográfica, foi possível determinar valores comuns para os parâmetros das superfícies da envoltória, podendo extrapolar esses valores quando possível para verificar quais combinações podem resultar.

O levantamento bibliográfico resultou na Tabela 7, que apresenta os valores mínimos e máximos adotados para cada parâmetro, além da faixa de variação e do incremento (δ) utilizado entre os níveis. Também são indicados eventuais valores extras, a quantidade de níveis, as respectivas referências e os valores do caso base, definidos com base na ASHRAE 140 (2017).

Tabela 7 – Informações sobre os parâmetros termofísicos selecionados

Parâmetros	Sigla Camada	Valores ou equações para cálculo					Referências		
		Caso base	Casos analisados						
			Mín.	δ	Máx.	Extra			
k [W/m.K]	CP1 Parede de dentro CP2 Parede de fora CT1 Telhado de dentro CT2 Telhado de fora CA Assoalho CV Vidro	0,16 0,14 0,16 0,14 0,14 0,70	0,02	0,198	2,00	-	11		
c_p [J/kg.K]	CEP1 Parede de dentro CEP2 Parede de fora CET1 Telhado de dentro CET2 Telhado de fora CEA Assoalho	840,0 900,0 840,0 900,0 1200,0	500,0	150,0	2000,0	-	11		
ρ [kg/m³]	DP1 Parede de dentro DP2 Parede de fora DT1 Telhado de dentro DT2 Telhado de fora DA Assoalho	950,0 530,0 950,0 530,0 650,0	100,0	240,0	2500,0	-	11		
ε [-]	EP1 Parede de dentro EP2 Parede de fora ET1 Telhado de dentro ET2 Telhado de fora EA Assoalho EV Vidro	0,93 0,90 0,93 0,96 0,90 0,84	0,10	0,10	0,90	0,05 e 0,95	11		
α_s [-]	ASP1 Parede de dentro ASP2 Parede de fora ASA Telhado de dentro AST1 Telhado de fora AST2 Assoalho	0,60 0,60 0,60 0,60 0,60 0,60							
τ_s [-]	TSV Vidro	0,85							
r_s [-]	RSV Vidro	0,08							
h_{int} [W/m².K]	AC1 Algoritmo de convecção interna	TARP	<i>TARP, Simple Natural Convection Algorithm, Ceiling Diffuser, Adaptive Convection Algorithm, ASTM C1340 Algorithm</i>			5	Beausoleil-Morrison, 2000; Beausoleil-Morrison, 2002; ASHRAE, 2001; ASHRAE, 1985; Walton, 1983; Fisher e Pedersen, 1997; ASTM International, 2015; DOE, 2024.		
h_{ext} [W/m².K]	AC2 Algoritmo de convecção externa	DOE-2	<i>Simple Combined, MoWiTT, DOE-2, TARP, Adaptive Convection Algorithm</i>			5	ASHRAE 1989; Walton, 1983; Walton, 1981; Yazdanian e Klems, 1994; DOE, 2024; Beausoleil-Morrison, 2000; Beausoleil-Morrison, 2002.		

Fonte: O Autor.

O caso base foi estabelecido como referência para a comparação dos resultados otimizados, fundamentando-se em parâmetros da literatura e em normas técnicas reconhecidas. Os parâmetros termofísicos da envoltória — como condutividades térmicas, calor específico, densidades e absorvividades solares — foram definidas conforme as diretrizes da norma ASHRAE 140 (2017), utilizada em validações de desempenho térmico de edificações. As emissividades dos materiais opacos e a condutividade térmica do vidro foram extraídas de Çengel e Ghajar (2012). Já os valores de transmissividade e refletividade solar do vidro foram obtidos a partir de Rivero (1985). Por fim, os algoritmos de convecção interna e externa mantiveram as configurações padrão do EnergyPlus.

3.2.5 Funções objetivo

Os parâmetros determinados em 3.2.4 são considerados parâmetros de entrada/independentes ou *inputs* que após as simulações, utilizando as funções objetivo, resultarão em *outputs* ou parâmetros de saída/dependentes. Ainda no jEPlus, as funções objetivo foram inseridas juntamente com as configurações de coleta dos outputs e os arquivos climáticos para assim automatizar as simulações.

As funções objetivo estabelecidas visam minimizar o consumo de energia elétrica para refrigeração (ER_e) e para aquecimento (EA_q) da unidade habitacional, para os períodos de verão (21 de dezembro a 20 de março) e inverno (20 de junho até 22 de setembro). Essas funções são expressas pela Equação 32 e Equação 33, respectivamente, nas quais x representa as variáveis independentes, que são os parâmetros detalhados na Tabela 7, o índice i refere-se à zona térmica, enquanto j representa o tempo em horas, por sua vez $ER_{e,ij}$ e $EA_{q,ij}$ denotam o consumo de energia elétrica em kWh da zona térmica i na hora j para resfriamento ou aquecimento, respectivamente.

$$f(x) = \min \left(\sum_{i=1}^1 \sum_{j=1}^{4392} ER_{e,ij} \right) \quad (32)$$

$$g(x) = \min \left(\sum_{i=1}^1 \sum_{j=1}^{4392} EA_{q,ij} \right) \quad (33)$$

3.2.6 Otimização multiobjetivo

Para a otimização multiobjetivo, as configurações do algoritmo NSGA-II foram ajustadas no *software* jEPlus+EA. Primeiramente, o arquivo *.json* de cada arquivo climático, contendo todas as informações de configuração previamente detalhadas no método, foi carregado na ferramenta de otimização.

Em seguida, foram selecionadas a estratégia de exploração de dados utilizando o algoritmo NSGA-II e o método de amostragem de dados Hipercubo Latino. A definição dos operadores do NSGA-II como tamanho da população inicial, por meio do Hipercubo Latino, observou a recomendação de ser de duas a quatro vezes a quantidade de parâmetros considerados. Adicionalmente, para garantir a convergência das respostas otimizadas, o número mínimo de simulações deveria ser no mínimo 1.400, conforme a orientação de Linczuk e Bastos (2020). É importante notar que, embora uma população inicial maior possa favorecer a diversidade das soluções, ela pode, por outro lado, retardar a convergência do algoritmo e aumentar o custo computacional (Fogel, 1995).

Os outros operadores como as taxas de cruzamento e mutação, bem como o número de gerações, foram determinados com base nos achados de um estudo bibliométrico conduzido por Marques (2022). Após a realização de testes preliminares, que visavam verificar a convergência das soluções, concluiu-se que os valores ideais para esses parâmetros do algoritmo genético deveriam ser conforme apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Operadores do NSGA-II

Operador	Valor
Tamanho da população inicial	50
Tamanho da população por geração	50
Número máximo de gerações	100
Taxa de cruzamento (%)	90
Taxa de mutação (%)	20

Fonte: O Autor.

3.2.7 Análises das soluções e tomada de decisão multiobjetivo

Com base nos dados gerados pelas simulações, foi conduzida uma análise sistemática do comportamento dos parâmetros termofísicos em relação à demanda de energia elétrica para aquecimento (EAq) e para resfriamento (ERe), considerando diferentes cenários climáticos. A investigação foi estruturada em duas frentes principais: uma análise de cada cenário, com foco na evolução e distribuição dos parâmetros dentro de cada período temporal (2023, 2050 e 2090)

e uma análise entre os cenários climáticos, voltada à comparação entre as melhores soluções identificadas para os distintos contextos climáticos.

Inicialmente, avaliou-se a convergência das simulações e, em seguida, realizou-se a análise do conjunto completo de soluções geradas pelo algoritmo evolutivo NSGA-II. Com o suporte de histogramas e gráficos de dispersão, foram examinados os padrões de ocorrência e a distribuição dos parâmetros, possibilitando observar sua influência relativa sobre os objetivos de minimização de eletricidade para aquecimento e resfriamento. Posteriormente, a atenção foi direcionada exclusivamente às soluções não dominadas — as frentes de Pareto — a fim de identificar as melhores combinações de parâmetros termofísicos.

Para cada cenário, procedeu-se à comparação entre os histogramas do conjunto completo de simulações e os histogramas da frente de Pareto, permitindo verificar a coerência ou divergência nas tendências de seleção de parâmetros. Em sequência, as soluções ótimas foram confrontadas com o modelo base não otimizado, com o objetivo de avaliar os ganhos obtidos com o processo de otimização em relação ao modelo base não otimizado.

A seleção final da solução representativa de cada frente de Pareto foi realizada por meio do WSM, uma abordagem de tomada de decisão multiobjetivo. Para garantir justiça na ponderação entre os objetivos EAq e ERe — cujas magnitudes diferem consideravelmente —, os dados foram previamente normalizados. Essa normalização foi essencial para que os objetivos atuassem em escalas comparáveis, evitando que valores absolutos mais elevados dominassem o processo de decisão. Os pesos atribuídos a cada função objetivo foram iguais, de forma a garantir que ambas tivessem a mesma influência na escolha da melhor solução.

Por fim, a análise entre os anos permitiu a comparação direta entre os parâmetros das melhores soluções nos três cenários climáticos. De forma complementar, foi aprofundada a avaliação dos coeficientes de convecção interna e externa, por sua relevância direta na modelagem do fluxo de calor convectivo entre superfícies e ambiente, especialmente em contextos climáticos futuros que demandam maior refinamento no desempenho energético das edificações.

A estratégia analítica contemplou comparações detalhadas entre o caso base e as melhores soluções das frentes de Pareto em cada cenário climático, bem como entre os próprios cenários, com ênfase especial nos coeficientes de convecção interna e externa. Tal abordagem permitiu não apenas a identificação de soluções eficientes, mas também a compreensão do comportamento dos parâmetros ao longo dos diferentes contextos climáticos simulados. As análises aqui apresentadas forneceram as bases para a compreensão das implicações dos

parâmetros termofísicos otimizados no desempenho energético das edificações, nos distintos contextos climáticos simulados. A seguir, detalham-se os resultados obtidos para cada cenário.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta sessão são apresentados e discutidos os resultados obtidos a partir das simulações realizadas para a cidade de Curitiba - PR, considerando o cenário climático recente (2023) e os cenários climáticos futuros (2050 e 2090). Para cada cenário climático o número de combinações paramétricas resultou em 10^{30} . Utilizando o método do hipercubo latino, foram inicialmente selecionadas 50 combinações, a partir das quais o algoritmo evolutivo expandiu a busca, resultando em aproximadamente 4.300 – 4.500 casos simulados. A otimização dos parâmetros termofísicos foi realizada por meio do algoritmo evolutivo NSGA-II implementado no software jEPlus+EA, com o objetivo de minimizar o consumo de energia elétrica para resfriamento (E_{Re}) e o consumo de energia elétrica para aquecimento (E_{Aq}), configurando uma abordagem de otimização multiobjetivo.

As simulações foram conduzidas apenas para os períodos representativos do verão (21 de dezembro a 20 de março) e do inverno (20 de junho a 22 de setembro), com o intuito de captar os extremos sazonais de demanda térmica, considerando-se os efeitos mais críticos sobre o desempenho energético da edificação.

As soluções geradas pelo algoritmo evolutivo foram examinadas quanto à distribuição dos parâmetros nas simulações otimizadas, com ênfase na identificação de padrões de variação e sua relação com o desempenho termoenergético das edificações. Para essa análise, foram utilizados histogramas e gráficos de dispersão, os quais possibilitaram a visualização da influência relativa dos parâmetros de entrada na redução do consumo de energia elétrica para aquecimento e resfriamento.

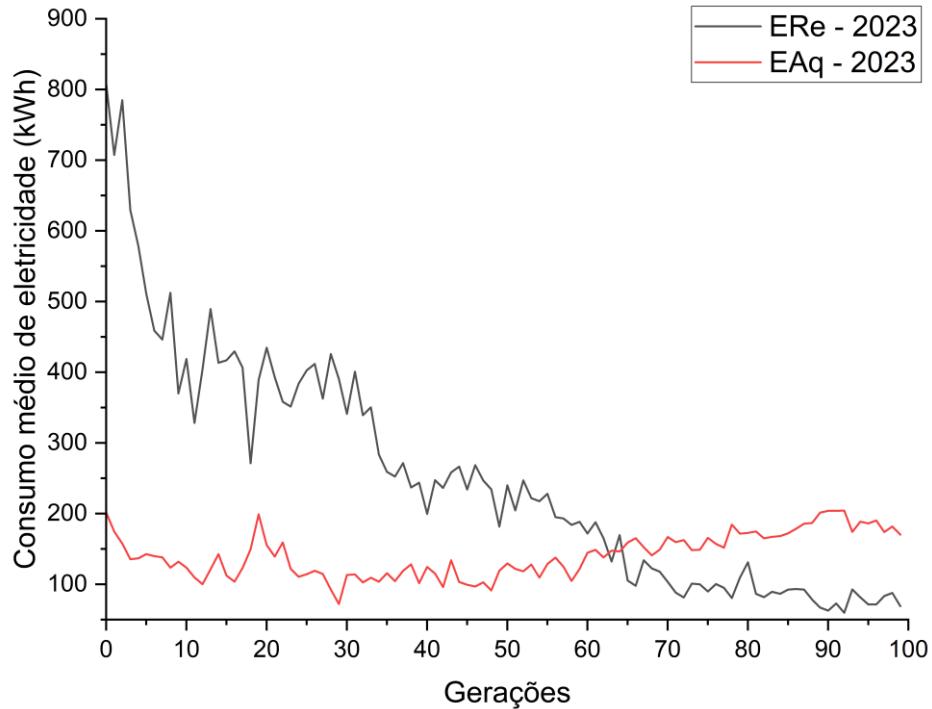
Além disso, as soluções não dominadas, correspondentes à frente de Pareto, foram analisadas de forma mais aprofundada, com o objetivo de identificar as combinações mais eficientes de parâmetros. Por fim, empregou-se o método da soma ponderada (WSM) para selecionar uma solução representativa em cada cenário climático, permitindo a comparação direta tanto com o modelo base não otimizado quanto entre as soluções obtidas para os distintos horizontes temporais considerados.

4.1 CENÁRIO CLIMÁTICO RECENTE – 2023

4.1.1 *Convergência das soluções*

A Figura 22 apresenta o gráfico de convergência do algoritmo NSGA-II aplicado ao ano de 2023, com foco na minimização do consumo de eletricidade para resfriamento (E_{Re}) e aquecimento (E_{Aq}). A análise da média das soluções ao longo das gerações revela um comportamento distinto entre os dois objetivos.

Figura 22 – Convergência das simulações para o cenário climático recente – 2023.



Para o resfriamento, observa-se uma trajetória clara de melhoria, os valores médios de ERe caem de aproximadamente 800 kWh para menos de 100 kWh nas gerações finais, com oscilações cada vez menores a partir da geração 70. Esse padrão indica que o algoritmo conseguiu encontrar e manter soluções eficientes ao longo do processo evolutivo, caracterizando uma convergência satisfatória para esse objetivo.

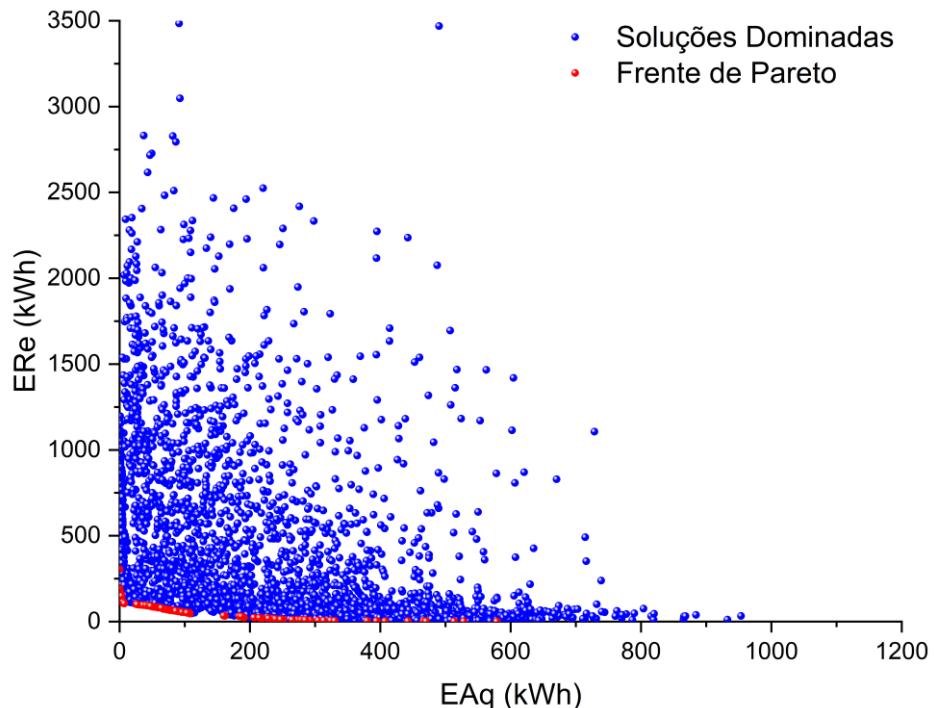
Em contrapartida, o comportamento do consumo médio para aquecimento foi mais instável. Embora tenha havido uma redução inicial, os valores voltam a oscilar com maior intensidade a partir da geração 50, sem indicar uma tendência clara de estabilização. Esse resultado sugere que, para o objetivo de aquecimento, o algoritmo não apresentou convergência evidente, o que pode estar relacionado à existência de conflitos entre os objetivos, algo comum em análises multicritério em que as estratégias para aquecer e resfriar um ambiente competem entre si.

Dessa forma, conclui-se que houve uma convergência parcial, a otimização foi bem-sucedida no aprimoramento das soluções voltadas ao resfriamento, enquanto o aquecimento permaneceu com maior variabilidade, exigindo atenção especial na interpretação da Frente de Pareto resultante.

4.1.2 Soluções otimizadas

A Figura 23 apresenta o gráfico de dispersão das soluções otimizadas, considerando como funções objetivo a minimização do consumo de energia elétrica para resfriamento (ERe) e a minimização do consumo de energia elétrica para aquecimento (EAq), respectivamente determinadas pela Equação 32 e Equação 33, em cada eixo. O gráfico contém todas as 4.608 soluções simuladas ao longo da otimização, representadas por pontos. O tempo de simulação para resolver esses casos foi de aproximadamente 15h. Os pontos de cor azul são as soluções dominadas, ou seja, aquelas que podem ser superadas por outras em ambas as funções objetivo simultaneamente. Os pontos de cor vermelha representam as soluções não dominadas, em que não é possível melhorar uma das funções objetivo sem piorar a outra. A curva que conecta esses pontos vermelhos forma a Frente de Pareto. Percebe-se que há uma grande densidade de pontos entre 0 kWh e 600 kWh para o consumo de EAq e entre 0 kWh e 500 kWh para o consumo de ERe, dentro dessa faixa de dados encontra-se a frente de Pareto, composta por 115 soluções ótimas.

Figura 23 – Resultados da otimização multiobjetivo para o cenário climático de 2023.



Além disso, a Figura 23 mostra que muitas das soluções dominadas apresentam baixo consumo de EAq, mas alto consumo de ERe. Isso pode indicar que essas combinações favorecem o desempenho energético no inverno, mantendo a edificação aquecida, mas acabam

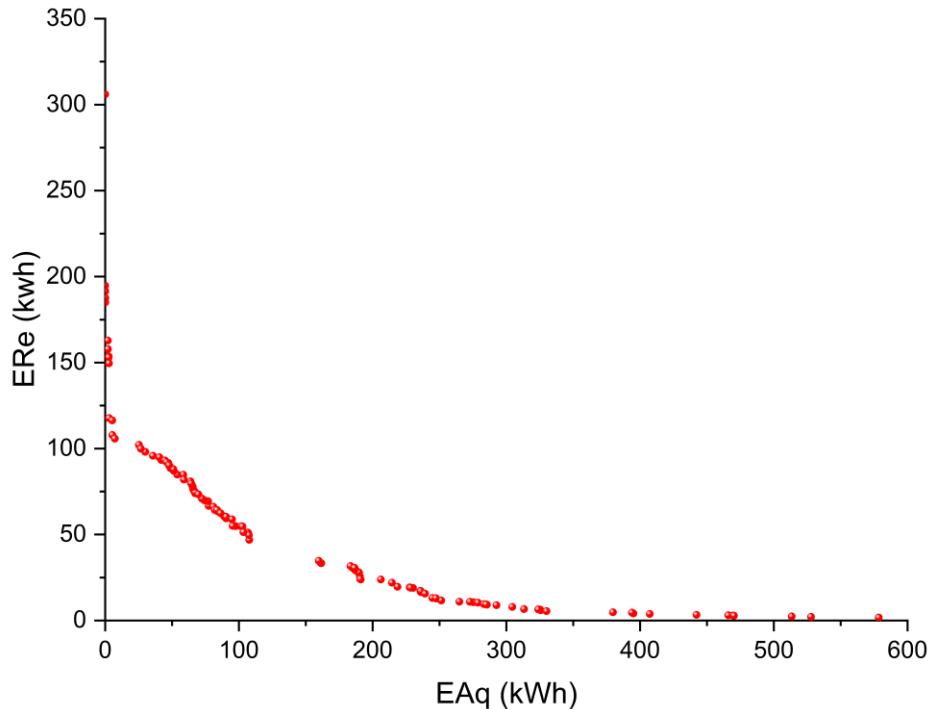
provocando superaquecimento nos períodos mais quentes, o que leva a uma maior demanda por resfriamento. Esse tipo de desequilíbrio entre os objetivos é característico de soluções que não atendem os dois critérios de aquecimento e resfriamento simultaneamente, sendo, portanto, superadas por outras mais eficientes. Também se destaca a presença de pontos isolados com valores muito elevados tanto de EAq quanto de ERe, indicando simulações com desempenho térmico bastante ineficiente. Esses outliers reforçam a importância do processo de otimização, que permite identificar, dentro de um universo de milhares de simulações, aquelas combinações que de fato apresentam bom equilíbrio entre aquecimento e resfriamento.

Por fim, observa-se que, a partir de certo ponto, mesmo que o consumo de EAq continue aumentando, o consumo de ERe permanece praticamente constante em valores muito baixos. Isso indica que essas soluções tornam a edificação pouco eficiente no inverno, exigindo muito aquecimento, mas ao mesmo tempo já garantem um bom desempenho no verão, sem necessidade de resfriamento. Nesse caso, mesmo que o desempenho no inverno piore, o comportamento no verão já está estabilizado, sem provocar mais variações no consumo de ERe — um efeito que pode ser interpretado como saturação na resposta térmica da edificação durante o verão.

A Figura 24 apresenta apenas a frente de Pareto obtida para o ano de 2023. Observa-se uma relação de atendimento claro entre os dois objetivos, soluções que apresentam baixos valores de EAq tendem a demandar altos valores de ERe, enquanto aquelas com baixo consumo de ERe, por sua vez, estão associadas a maiores demandas de EAq. Esse comportamento evidencia a natureza conflitante entre as estratégias de minimização de EAq e minimização de ERe para o inverno e para o verão.

A distribuição dos pontos ao longo da frente é contínua e bem definida, com maior densidade na região de EAq entre 0 e 150 kWh, indicando preferência do algoritmo por soluções com menor demanda de aquecimento. Já as soluções com EAq superior a 300 kWh tendem a apresentar consumo de resfriamento próximo de zero, o que sugere combinações de parâmetros voltadas ao desempenho térmico para climas frios.

Figura 24 – Frente de Pareto para o cenário climático recente – 2023



4.1.3 Parâmetros termofísicos

Os histogramas e gráficos de barras apresentados no APÊNDICE A ilustram o comportamento do algoritmo NSGA-II ao longo de todas as simulações, evidenciando as tendências de seleção dos valores dos parâmetros de entrada, incluindo tanto as soluções dominadas quanto as pertencentes à Frente de Pareto. Já os gráficos do APÊNDICE D destacam exclusivamente as tendências de escolha dos valores dos parâmetros adotados pelo NSGA-II nas soluções não dominadas, ou seja, aquelas que compõem a Frente de Pareto.

4.1.3.1 Densidade

No conjunto total de simulações, observa-se que a densidade da parede interna (DP1) apresenta pico em 820 kg/m^3 , com leve assimetria, enquanto o pico da parede externa (DP2) se concentra em 1.540 kg/m^3 . A camada interna do teto (DT1) mostra forte assimetria à esquerda com pico em 2.020 kg/m^3 , assim como DT1 a camada externa do teto (DT2) possui assimetria à esquerda, mas com pico em 1.540 kg/m^3 . Já o assoalho (DA) apresenta distribuição aproximadamente simétrica com pico em 820 kg/m^3 .

Na frente de Pareto, a distribuição para a DP1 revela pico em 1.540 kg/m^3 , com distribuição normal de valores em torno deste valor, revelando a adoção de estratégias híbridas tanto com densidades médias quanto mais elevadas, favorecendo a combinação entre leveza e

inércia térmica. Para a DP2, também se observa uma distribuição normal, com pico em 1.540 kg/m³.

A escolha por valores máximos de densidade se acentua na camada interna do teto (DT1), cuja distribuição é fortemente assimétrica à esquerda, com um pico dominante em 2.020 kg/m³, indicando uma escolha quase unânime por esse valor como ideal. A camada externa do teto (DT2) segue padrão semelhante, também com pico em 2.020 kg/m³, embora com maior dispersão, sugerindo ajustes do algoritmo para lidar com diferentes demandas de trocas térmicas conforme a exposição solar.

No caso do assoalho (DA), a frente de Pareto diverge do padrão mais centrado observado nas soluções gerais. Aqui, há um pico principal em 340 kg/m³, com ocorrências adicionais em 580 kg/m³ e 820 kg/m³, revelando uma tendência clara a reduzir a densidade para evitar acúmulo de calor excessivo em uma superfície em contato com o solo, o que pode ser utilizado como estratégia para manter o equilíbrio térmico durante os períodos de verão e inverno estudados.

Em síntese, enquanto o conjunto total já apontava a influência da densidade na dinâmica térmica da edificação, a frente de Pareto refina essa seleção, favorecendo valores elevados nas camadas do teto, densidades médias a altas nas paredes externas, flexibilidade nas paredes internas e valores mais baixos no assoalho. Essas escolhas indicam um uso estratégico da densidade para potencializar a inércia térmica onde ela é mais eficaz e evitá-la onde pode ser prejudicial ao desempenho energético, ajudando assim a minimizar o consumo de ERe e o consumo de EAq.

4.1.3.2 Calor específico

No total de casos simulados, as camadas internas da envoltória (CEP1 e CET1) apresentaram picos em 1.250 J/kgK e 1.700 J/kgK, sugerindo preferência por maior capacidade térmica interna, capaz de suavizar variações térmicas ao longo do dia. Já nas camadas externas (CEP2, CET2) e no assoalho (CEA), os picos ficaram entre 800 e 950 J/kgK, com foco em evitar o acúmulo de calor do ambiente externo, o que contribuiria no aumento do consumo de ERe.

Na frente de Pareto, observa-se uma estabilização em torno de valores intermediários. Tanto a CEP1 quanto a CEP2 convergem para um pico em 1.400 J/kgK, indicando uma busca por equilíbrio entre armazenamento e liberação de calor nas paredes, sem comprometer a resposta dinâmica da envoltória. Essa escolha por valores médios, em vez de extremos,

representa uma estratégia mais controlada para manter a estabilidade térmica interna com menor risco de sobreaquecimento ou lentidão na resposta térmica.

A CET1, apresenta um novo pico em 1.100 J/kgK, levemente abaixo da média das 4.608 simulações. Esse valor parece estar relacionado à necessidade de um comportamento mais reativo da cobertura, permitindo a absorção durante o dia e a liberação noturna de calor acumulado. A CET2 exibe um comportamento normal, com pico em 1.250 J/kgK e valores acima deste, refletindo a flexibilidade do algoritmo em aceitar múltiplas configurações eficazes para a camada interna do teto.

Por fim, o CEA, que o total de casos simulados tendia a valores mais baixos, apresenta agora um pico claro em 1.100 J/kgK. Essa mudança pode indicar uma reavaliação estratégica, ao invés de minimizar a capacidade térmica, o NSGA-II parece favorecer um nível moderado, talvez para permitir uma troca de calor mais estável com o solo.

Em resumo, enquanto as simulações gerais exploraram tanto valores baixos quanto altos, a frente de Pareto refina as escolhas com preferência por capacidades térmicas intermediárias. Essa seleção equilibrada sugere uma estratégia que combina resiliência térmica com flexibilidade de resposta, ajustando o armazenamento de calor em cada componente conforme sua função e exposição.

4.1.3.3 Condutovidade térmica

Nas 4.608 simulações, há uma forte assimetria com picos em 0,020 W/mK para as camadas interna e externa das paredes (CP1 e CP2) e do teto (CT1 e CT2), evidenciando uma preferência generalizada por materiais com baixa condutividade térmica. Os histogramas do assoalho (CA) e do vidro (CV) apresentam distribuições mais equilibradas, onde CA possui maior ocorrência em valores abaixo de 1,010 W/mK e CV com predominância acima desse mesmo valor, indicando maior diversidade de estratégias nessas duas componentes.

Na frente de Pareto, essa preferência por baixos valores se acentua. As variáveis CP2 e CT2 apresentam picos bem definidos em 0,02 W/mK, com distribuições fortemente assimétricas à direita. A CP1 e CT1 possuem assimetria à direita, mas com dispersão maior e ocorrências em faixas baixas a médias, sugerindo que o NSGA-II permite maior variação na condutividade da camada externa do teto, possivelmente para modular a inércia térmica frente à radiação solar direta. Esse padrão reflete uma priorização clara do isolamento térmico, tanto nas paredes quanto no teto, com o objetivo de minimizar trocas de calor indesejadas e, assim, minimizar o consumo de energia elétrica para aquecimento (EAq) e resfriamento (ERe).

Já o assoalho (CA) mantém uma distribuição mais ampla, com maiores valores entre 1,406 W/mK e 2,000 W/mK, indicando que o algoritmo favorece condutividades intermediárias a altas nessa camada, provavelmente por se tratar de uma superfície em contato com o solo, onde o equilíbrio térmico é mais complexo.

No caso do vidro (CV), a distribuição na frente de Pareto permanece quase simétrica, com concentração na faixa entre 0,416 W/mK e 1,010 W/mK, semelhante ao conjunto total de simulações. Isso aponta para uma manutenção da preferência por valores médios.

Em síntese, embora todas as soluções simuladas já tendam a valores baixos de condutividade nas paredes e tetos, a frente de Pareto refina essa escolha, reforçando o isolamento nas camadas críticas e adotando maior flexibilidade apenas nos elementos com funções térmicas mais específicas, como o piso e o vidro das janelas.

4.1.3.4 Emissividade

Nos histogramas do conjunto completo de simulações, as camadas internas (EP1, ET1 e EA) e do vidro (EV) são relativamente homogêneos, apresentam tendência a emissividades baixas e médias, com picos variando entre 0,05 e 0,5. Já as camadas externas (EP2 e ET2) destacam-se por concentrações em valores elevados, com picos bem definidos em 0,9 e 0,95, especialmente para ET2, que já demonstra assimetria forte mesmo fora da frente de Pareto.

Nos histogramas para as soluções ótimas que formam a frente de Pareto, surgem novas dinâmicas. A EP1 passa a exibir uma distribuição bimodal, com picos em 0,4 e 0,7, indicando maior diversidade de combinações de parâmetros para diminuição do consumo de EAq e ERe — algo ausente no histograma mais homogêneo de todas as simulações. A EP2 mantém seu pico em 0,9, reafirmando a preferência por altas emissividades externas, mas agora com reforço de sua eficácia entre as melhores soluções.

A ET1, que anteriormente apresentava pico em valores mais baixos, evolui na frente de Pareto para uma distribuição assimétrica crescente, com predomínio de 0,4 até 0,7, mostrando a valorização de valores médios para uniformidade térmica. Já a ET2 conserva sua assimetria e pico dominante em 0,95, comportamento já visível no conjunto total, mas agora com papel mais estratégico na dissipação de calor em soluções otimizadas.

O EA passa de uma distribuição com valores concentrados até 0,5, para uma distribuição assimétrica a esquerda na frente de Pareto, com pico em 0,95, mas com altas ocorrências em 0,6 o que pode revelar abordagens de desempenho para retenção de calor no inverno e emissão no verão. Por fim, a EV, antes limitada a valores baixos, ganha destaque com acúmulo

acentuado entre 0,8 e 0,95, sugerindo uma clara preferência por vidros com alta capacidade de emissão de radiação térmica.

Assim, percebe-se que, embora algumas tendências gerais (como ET2 e EP2) se mantenham entre todos os cenários, a frente de Pareto refina e diversifica a escolha dos valores, evidenciando um ajuste estratégico dos parâmetros de emissividade conforme as demandas específicas de aquecimento e resfriamento.

4.1.3.5 Absortividade solar

No conjunto total de simulações, a distribuição é consistentemente assimétrica para todos os componentes, com predominância de valores baixos. Para as camadas internas (ASP1, AST1 e ASA), os picos se concentram entre 0,1 e 0,2, refletindo uma tendência de evitar o acúmulo de calor solar nos elementos internos da envoltória. Já nas camadas externas (ASP2 e AST2), observam-se picos ainda mais baixos, em torno de 0,05, o que sugere uma estratégia ampla para limitar o ganho solar direto nas superfícies mais expostas.

Na frente de Pareto, essa lógica é levada ao extremo. A ASP1 mantém o pico em 0,1, indicando a preferência por paredes internas pouco absorventes. A ASP2, por sua vez, concentra praticamente todas as ocorrências em 0,1, um leve aumento em relação ao pico em 0,05 das soluções gerais, mas ainda indicando forte preferência por fachadas externas de baixa absorvidade solar.

A ASA mantém a distribuição assimétrica com maioria das soluções em 0,1 e 0,2, o que sinaliza uma continuidade da estratégia de minimizar a absorção solar em superfícies horizontais inferiores. A AST1 também mantém esse padrão, com concentração entre 0,1 e 0,2, reforçando a lógica de controle da estratificação térmica interna através da limitação da absorção nas superfícies superiores.

Já a AST2, reforça o comportamento mais extremo do NSGA-II, o histograma apresenta concentração quase absoluta em 0,05, confirmando uma escolha sistemática por valores mínimos de absorvidade solar nas coberturas — uma superfície crítica para o desempenho térmico.

De forma geral, enquanto o conjunto de todas as soluções já indicava uma tendência por valores baixos de absorvidade, a frente de Pareto reforça essa escolha, revelando uma seleção ainda mais rigorosa e concentrada em valores mínimos. Isso evidencia a importância desse parâmetro para a redução do consumo de ERe, especialmente em elementos externos da envoltória, como coberturas e fachadas expostas à radiação solar direta.

4.1.3.6 Transmissividade solar e refletividade solar

A TSV apresenta distribuição fortemente assimétrica com pico em 0,05, enquanto a RSV concentra-se em 0,95. Esses extremos revelam uma busca por janelas com parâmetros capazes de restringir a entrada de radiação e, ao mesmo tempo, refletir grande parte da irradiação solar incidente.

Na frente de Pareto, essa estratégia não apenas se mantém, como se torna ainda mais definida e restrita. O histograma da RSV mostra todas as ocorrências concentradas em 0,95, enquanto a TSV tem todas as ocorrências com valor em 0,05. Esse comportamento evidencia a escolha sistemática por vidros com alta refletividade solar e baixa transmissividade solar.

Essa combinação confirma a priorização de estratégias passivas de controle solar pelo NSGA-II nas soluções mais eficientes, a refletividade elevada atua como barreira contra o ganho térmico por radiação direta, e a baixa transmissividade impede a entrada de calor solar, contribuindo diretamente para a redução do consumo de ERe.

4.1.3.7 Coeficientes de calor por convecção

Para o ambiente interno (AC1), o algoritmo TRI (TARP) lidera com ampla vantagem em ambos os conjuntos, consolidando-se como o mais eficaz. Na base composta por 4.608 simulações efetivadas, este algoritmo ultrapassa 1.500 ocorrências, enquanto na frente de Pareto mantém-se como a opção predominante. Esse modelo, ao considerar a variação de temperatura e ângulo de inclinação da superfície, oferece uma boa representação das trocas convectivas internas. O modelo SIM (Algoritmo Simples de Convecção Natural) também aparece com frequência razoável nos dois casos, mas com frequência intermediária na frente de Pareto, sugerindo que sua simplicidade foi vantajosa em algumas situações.

No caso da convecção externa (AC2), a distribuição muda. Enquanto o modelo SCE (Simple Combined) domina os histogramas de todos os casos simulados com cerca de 1.000 ocorrências, na frente de Pareto ele praticamente desaparece, com pouquíssimas ocorrências. Isso pode indicar que sua representação simplificada da interação entre convecção natural e forçada não foi eficiente para compor soluções energeticamente otimizadas. Em contrapartida, os algoritmos DOE (DOE-2) e TRE (TARP externo) lideram na frente de Pareto com cerca 30 ocorrências cada. Sugerindo uma forte preferência por modelos baseados em diferença de temperatura e velocidade do ar. Ambos apresentam altas frequências também no conjunto geral, mas sua consolidação na frente de Pareto mostra que foram determinantes para alcançar menor consumo energético.

4.1.4 Melhor caso para 2023 e comparação com caso base

O WSM foi aplicado para auxiliar na escolha de uma única solução ótima, que representa o melhor caso. Para a aplicação deste método primeiramente os dados foram normalizados por meio da Equação 31 e em seguida utilizou-se a Equação 30 para a aplicação do WSM, com pesos iguais para as funções objetivo, calculando assim S_{115}^{WSM} com a menor pontuação, uma vez que o objetivo é a minimização de ERe e EAq. Na Tabela 9 constam os valores dos parâmetros e consumos de ERe e EAq para o caso base e a solução ótima S_{115}^{WSM} .

Tabela 9 – Comparação entre caso base e solução ótima do cenário climático recente (2023)

(continua)

Parâmetros e objetivos	Caso base	Melhor caso
CP1 (W/mK)	0,16	1,208
CP2 (W/mK)	0,14	0,020
CT1 (W/mK)	0,16	1,802
CT2 (W/mK)	0,14	0,020
CA (W/mK)	0,14	1,802
CV (W/mK)	0,70	1,604
CEP1 (J/kgK)	840	1.550
CEP2 (J/kgK)	900	2.000
CET1 (J/kgK)	840	950
CET2 (J/kgK)	900	2.000
CEA (J/kgK)	1.200	1.850
DP1 (kg/m ³)	950	2.500
DP2 (kg/m ³)	530	2.260
DT1 (kg/m ³)	950	2.020
DT2 (kg/m ³)	530	2.500
DA (kg/m ³)	650	100
EP1 (-)	0,93	0,10
EP2 (-)	0,90	0,90
ET1 (-)	0,93	0,70
ET2 (-)	0,96	0,95
EA (-)	0,90	0,20
EV (-)	0,84	0,95
ASP1 (-)	0,60	0,20
ASP2 (-)	0,60	0,05
ASA (-)	0,60	0,10
AST1 (-)	0,60	0,10
AST2 (-)	0,60	0,05
TSV (-)	0,85	0,05
RSV (-)	0,08	0,95

Tabela 9 – Comparação entre caso base e solução ótima do cenário climático recente (2023) (conclusão)

Parâmetros e objetivos	Caso base	Melhor caso
AC1 (-)	TRI	ACI
AC2 (-)	DOE	ACE
EAq (kWh)	104,04	107,75
ERe (kWh)	594,38	46,91

A comparação entre o modelo base de 2023 e a solução ótima selecionada pelo método WSM, a partir de um conjunto de 115 soluções, mostra alterações expressivas nos parâmetros da envoltória, resultando em redução do consumo de ERe, de 594,38 kWh para 46,91 kWh, com um leve aumento no consumo de EAq que passou de 104,04 kWh para 107,75 kWh.

No que se refere à condutividade térmica (k), houve aumento considerável em CP1 e CT1 as quais ambas passaram de 0,16 W/mK para 1,208 W/mK e 0,16 W/mK para 1,802 W/mK, respectivamente. Assim como CA e CV que passaram de 0,14 W/mK para 1,802 W/mK e 0,7 W/mK para 1,604 W/mK, respectivamente. O contrário ocorre com CP2 e CT2 que foram reduzidas a valores mínimos, ambas diminuindo de 0,14 W/mK para 0,020 W/mK. Essa configuração pode indicar o uso de materiais condutivos voltados para o interior e isolantes voltados para o exterior, reduzindo a transferência de calor da parte externa para o interior da residência, o que pode ajudar a explicar a redução do consumo de ERe.

Os valores de calor específico (c_p) foram aumentados em todos os componentes. Em camadas internas, CEP1 e CET1 passaram de 840 J/kgK para 1.550 J/kgK e 950 J/kgK, respectivamente. Em camadas externas, CEP2 e CET2 passaram de 900 J/kgK para 2.000 J/kgK, e CEA passou de 1.200 J/kgK para 1.850 J/kgK. Isso pode indicar que os materiais passaram a ter maior capacidade de armazenar energia térmica, o que pode retardar as variações de temperatura ao longo do dia, podendo assim contribuir para a redução do consumo de ERe.

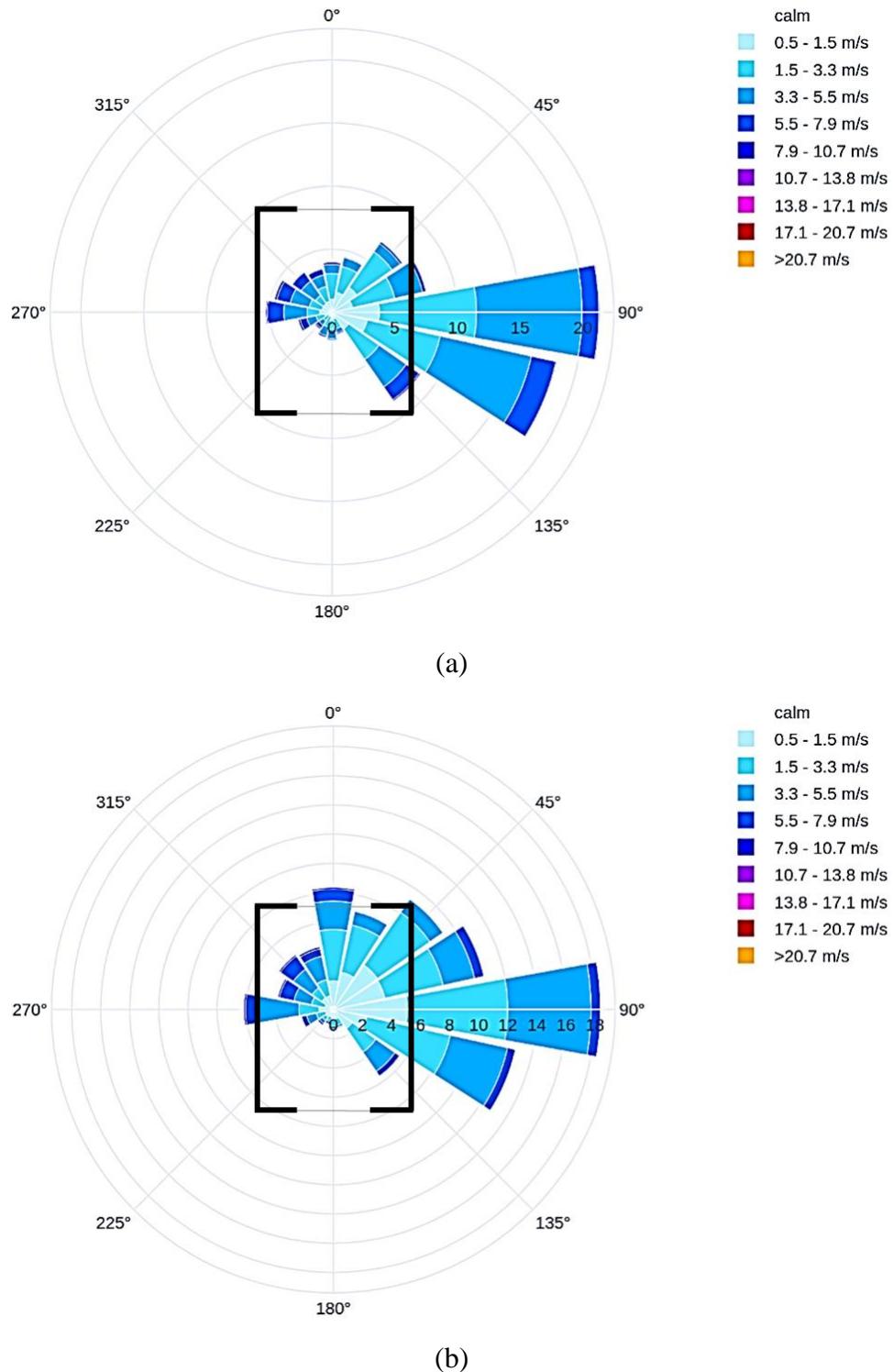
Houve também um aumento da densidade (ρ) de DP1 e DT1 que passaram de 950 kg/m³ para 2.500 kg/m³ e de DP2 e DT2 que passaram, respectivamente, de 530 kg/m³ para 2.260 kg/m³ e 530kg/m³ para 2.500 kg/m³. Entretanto, a DA foi reduzida de 650 kg/m³ para 100 kg/m³. Essas mudanças podem indicar que a utilização conjunta de materiais mais leves e menos densos para o assoalho em contato com o solo, e paredes e tetos com materiais mais pesados e densos em contato com a atmosfera, pode reduzir a troca de calor indesejada reduzindo o consumo de ERe.

As emissividades (ε) da camada interna diminuíram, EP1 antes era 0,93 e diminuiu para 0,10, ET1 de 0,93 foi para 0,70 e EA de 0,90 para 0,20, o que pode ter limitado a troca de calor por radiação no interior do ambiente. As camadas internas mantiveram ou aumentaram sua emissividade, como EV que foi aumentada de 0,84 para 0,95, o que pode estar associado à facilitação da liberação de calor acumulado para o ambiente externo.

As absorviedades solares (α_s) foram drasticamente reduzidas em todas as superfícies da envoltória (ASP1, ASP2, ASA, AST1, AST2), passando de 0,60 para valores entre 0,05 e 0,20, o que reduz a quantidade de radiação solar absorvida pelas superfícies externas e internas da casa. Complementando essa estratégia, a transmissividade solar (τ_s) TSV caiu de 0,85 para 0,05, enquanto a refletividade solar (r_s) RSV foi elevada de 0,08 para 0,95. Essas alterações indicam forte bloqueio da entrada de radiação solar pela janela e intensa reflexão da radiação incidente, minimizando os ganhos solares diretos e podendo assim contribuir para a redução do consumo de ERe.

Por fim, o AC1 mudou do algoritmo TARP (TRI) para o algoritmo de convecção adaptativo interno (ACI) e o AC2 mudou de DOE-2 (DOE) para o algoritmo de convecção adaptativa externo (ACE), indicando a seleção de métodos de cálculo distintos para o coeficiente de transferência de calor por convecção (h_c), em função da diferença de temperatura entre a superfície e o ar do ambiente ou da velocidade do ar, o que pode ter influenciado a estimativa do desempenho térmico da envoltória no modelo. A incidência dos ventos para o verão e para o inverno podem ser vistas na Figura 25(a) e Figura 25(b) respectivamente.

Figura 25 – Incidência dos ventos na residência para 2023 para: (a) verão; e (b) inverno.



A Figura 25(a) mostra uma incidência maior de ventos na residência vindos do leste e sudeste durante o verão e poucas variações nas outras direções. Enquanto a Figura 24(b) mostra que no inverno a predominância dos ventos do leste e sudeste ainda são predominantes, mas com incidências de ventos de outras direções como norte e nordeste um pouco mais presentes.

Essas variações de incidência dos ventos na edificação podem ter afetado diretamente a escolha dos métodos para o cálculo do h_c pelo NSGA-II.

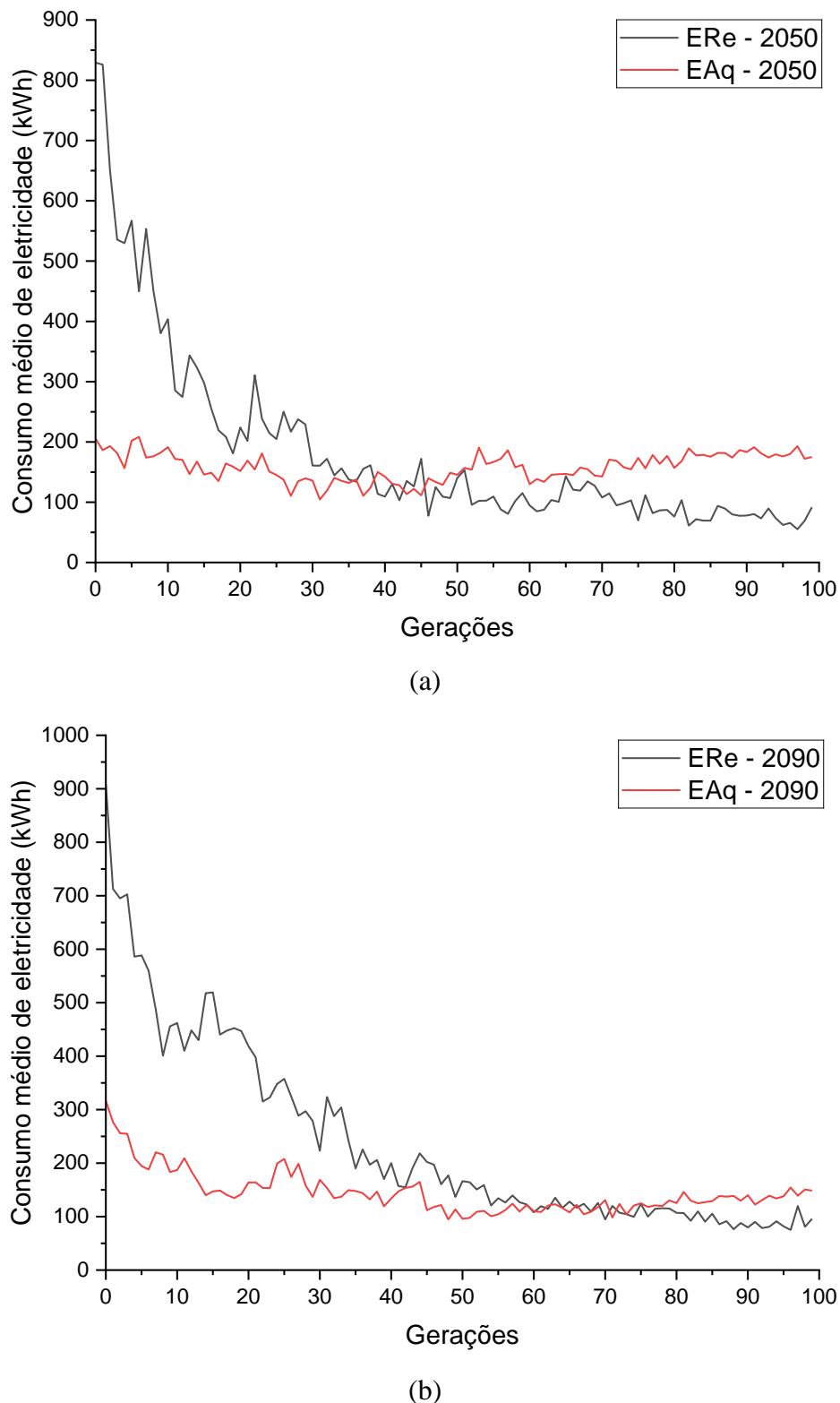
Em resumo, para o cenário climático de 2023, a solução ótima caracteriza-se pela aplicação combinada de materiais com alta condutividade e capacidade térmica voltados para o interior e isolamento intenso nas superfícies externas, resultando em uma redução expressiva do consumo de energia elétrica para resfriamento, mesmo com uma leve elevação na energia para aquecimento. Mesmo com um leve aumento do consumo de energia elétrica para aquecimento (EAq), que passou de 104,04 para 107,75 kWh, a redução expressiva do ERe que diminuiu de 594,38 kWh para 46,91 kWh, equivalente a uma redução de mais de 90%, demonstra que as mudanças foram direcionadas a mitigar os efeitos das altas temperaturas em climas quentes e úmidos. A solução ótima, portanto, representa uma estratégia eficaz de reconfiguração da envoltória para minimizar o consumo de energia elétrica, sobretudo para resfriamento.

4.2 CENÁRIOS CLIMÁTICOS FUTUROS – 2050 E 2090

4.2.1 *Convergência das soluções*

As Figuras 26(a) e 26(b) apresentam os gráficos de convergência do algoritmo NSGA-II para os cenários climáticos de 2050 e 2090, respectivamente, considerando o consumo médio de eletricidade das populações simuladas ao longo das gerações, tanto para resfriamento (ERe) quanto para aquecimento (EAq).

Figura 26 – Convergência das simulações para os cenários climáticos futuros: (a) 2050; (b) 2090



No cenário climático de 2050, Figura 27(a), o consumo de eletricidade para resfriamento apresentou uma redução expressiva ao longo das gerações, partindo de valores superiores a 800

kWh e estabilizando-se abaixo de 100 kWh a partir da geração 70. Essa trajetória indica convergência, com oscilações mínimas nas iterações finais, o que demonstra a capacidade do algoritmo em identificar soluções otimizadas para o resfriamento neste contexto climático futuro. Por outro lado, o consumo médio para aquecimento (EAq) manteve-se relativamente estável durante todo o processo, oscilando em torno de 180 kWh e sem apresentar uma tendência clara de redução. Tal comportamento sugere ausência de convergência efetiva para esse objetivo, possivelmente em razão do conflito entre as estratégias de aquecimento e resfriamento.

No cenário climático projetado para 2090, Figura 27(b), observa-se novamente uma trajetória consistente de convergência para o resfriamento. A média de ERe caiu progressivamente de cerca de 850 kWh para valores próximos de 100 kWh, estabilizando-se com flutuações mínimas após a geração 70. A atuação eficiente do algoritmo nesse caso reflete a intensificação das demandas de resfriamento prevista para esse cenário mais extremo de aquecimento global. Já o comportamento do aquecimento apresenta uma particularidade relevante, embora não haja grandes oscilações nas últimas gerações, observa-se uma tendência de aumento do consumo médio de EAq a partir da geração 70. Esse padrão sugere que as soluções mais recentes priorizaram o desempenho para resfriamento em detrimento do aquecimento, indicando um possível desequilíbrio na evolução das soluções. Tal priorização é um reflexo esperado em problemas multicritério com forte antagonismo térmico, nos quais a busca por soluções eficientes para uma das funções objetivo pode comprometer o desempenho da outra.

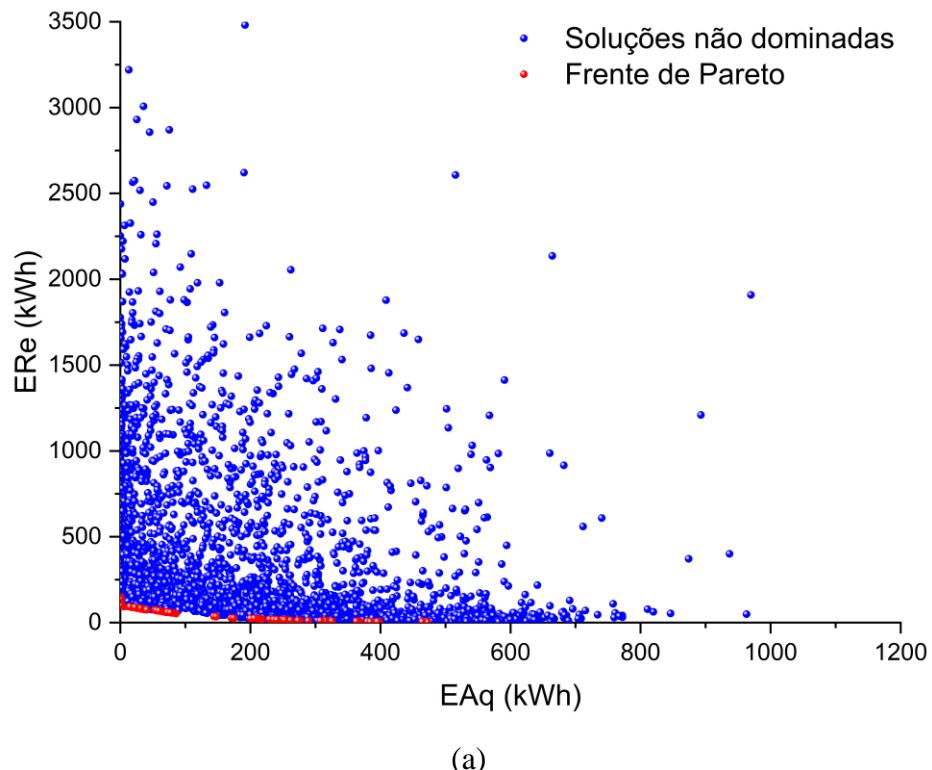
Com base nesses resultados, conclui-se que, em ambos os cenários futuros, houve convergência parcial, o algoritmo foi bem-sucedido na minimização do consumo para resfriamento, mas encontrou maior dificuldade em estabilizar soluções para o aquecimento, evidenciando os desafios inerentes à otimização de estratégias conflitantes em ambientes com exigências térmicas contrastantes.

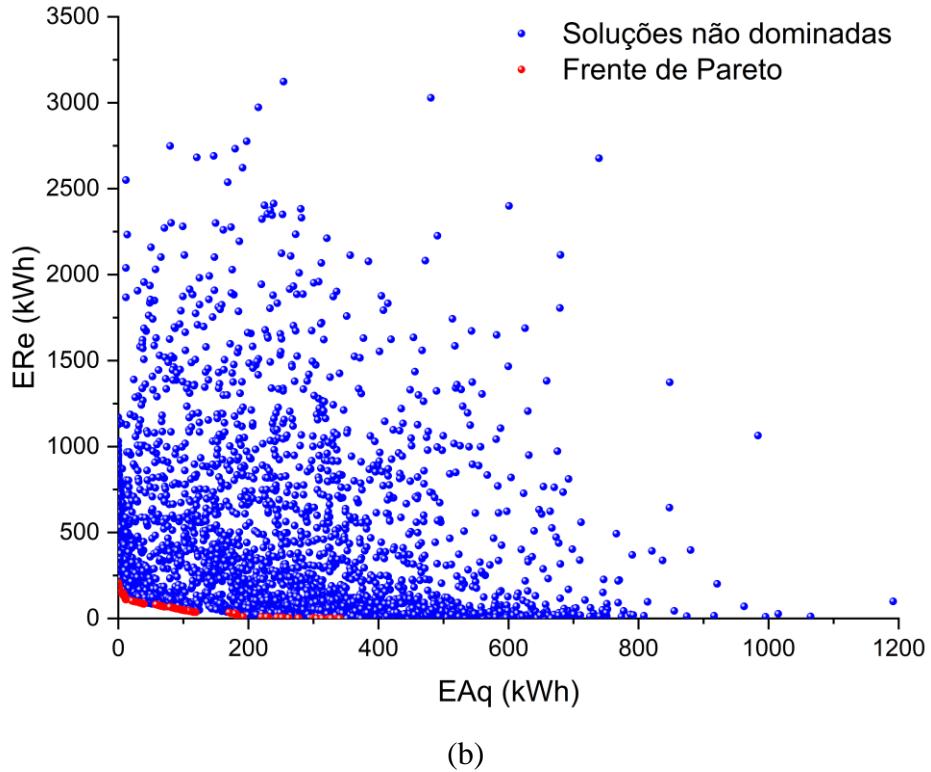
4.2.2 Soluções otimizadas

A Figura 28(a) apresenta o gráfico de dispersão das soluções encontradas pelo NSGA-II para o cenário climático de 2050, enquanto a Figura 28(b) exibe os resultados obtidos para o cenário climático de 2090. Em ambos os casos, foram consideradas como funções objetivo a minimização do consumo de energia elétrica para aquecimento (EAq) e a minimização do consumo de energia elétrica para resfriamento (ERe), representadas nos eixos horizontal e vertical, respectivamente, conforme definido na Equação 32 e Equação 33.

Cada ponto nos gráficos representa uma simulação realizada ao longo da otimização, totalizando 4.577 soluções no cenário de 2050 e 4.608 soluções no cenário de 2090, resultando em tempos de simulação de aproximadamente 12h e 13h, respectivamente. Novamente, os pontos azuis indicam as soluções dominadas, ou seja, aquelas que podem ser superadas simultaneamente em ambas as funções objetivo. Já os pontos vermelhos representam as soluções não dominadas, que compõem a Frente de Pareto, em que não é possível melhorar uma função sem comprometer a outra.

Figura 28 – Resultados da otimização multiobjetivo para os cenários climáticos futuros: (a) 2050; (b) 2090



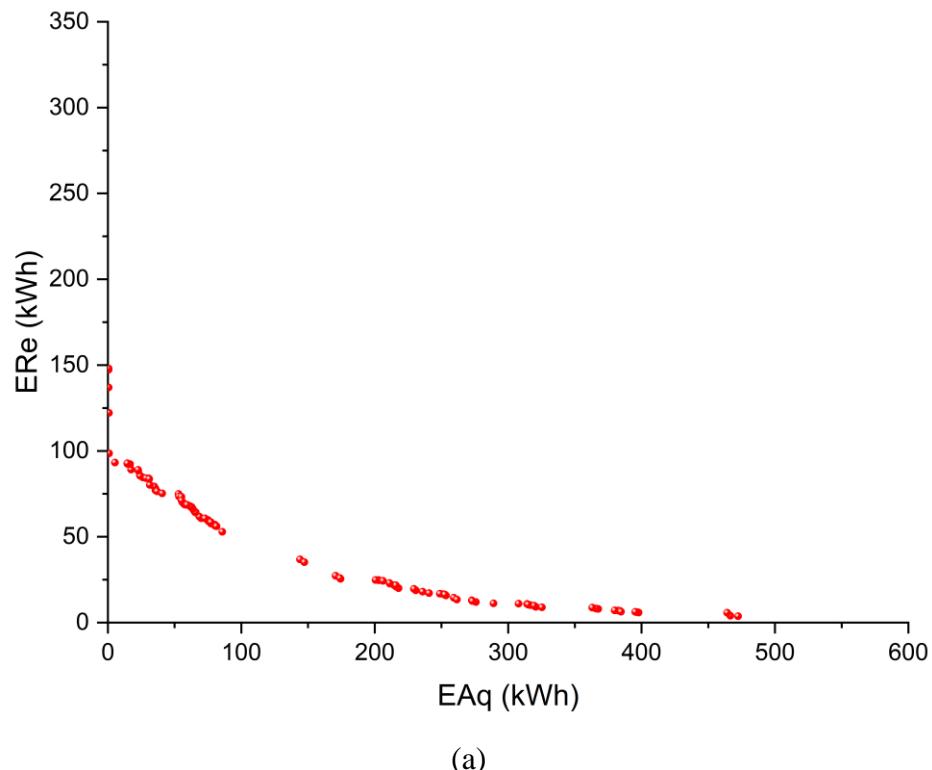


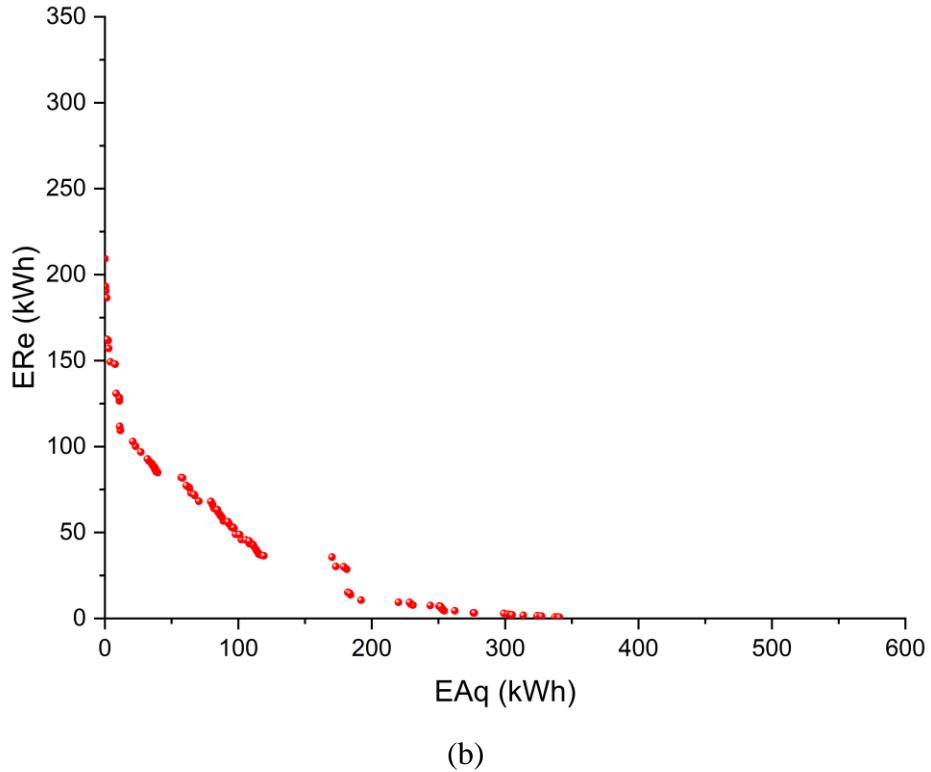
Observa-se, na Figura 26(a), que a maior concentração de soluções se dá entre 0 kWh e 500 kWh para EAq e entre 0 kWh e 250 kWh para ERe. É nesse intervalo que se localiza a maior parte das 110 soluções da Frente de Pareto. De modo semelhante, a Figura 26(b) também apresenta elevada densidade de pontos entre 0 kWh e 400 kWh para EAq e 0 kWh e 250 kWh para ERe, evidenciando um comportamento próximo ao do cenário de 2050, ainda que com leve deslocamento da concentração das soluções.

Em ambos os cenários, a Frente de Pareto evidencia o típico comportamento de conflito entre os objetivos de minimização da energia elétrica para aquecimento e minimização da energia elétrica para resfriamento. Indicando que a redução expressiva de uma das demandas tende a acarretar aumento na outra, o que reforça a necessidade de equilíbrio na seleção das soluções ótimas. Nota-se ainda uma leve redução na densidade de soluções com baixos valores de EAq no cenário de 2090 em relação ao de 2050, o que pode refletir o aumento gradual das temperaturas mínimas projetadas para o futuro, resultando em menores gastos de energia elétrica para aquecimento. Além disso, observa-se uma dispersão vertical acentuada das soluções dominadas, indicando que, mesmo para valores semelhantes de EAq, os consumos de ERe variam consideravelmente. Isso sugere que os parâmetros termofísicos têm impacto mais sensível sobre o comportamento do resfriamento, especialmente diante das particularidades climáticas projetadas para os cenários climáticos de 2050 e 2090.

A Figura 29(a) apresenta a frente de Pareto obtida para o cenário climático de 2050 e a Figura 29(b) para o cenário climático de 2090, considerando como objetivos a minimização do consumo de energia elétrica para aquecimento (EAq) e minimização do consumo de energia elétrica para resfriamento (ERe). Observa-se uma relação de compromisso claro entre os dois objetivos, soluções que apresentam baixos valores de EAq tendem a demandar altos valores de ERe, enquanto aquelas com baixo consumo de ERe, por sua vez, estão associadas a maiores demandas de EAq. Esse comportamento evidencia a natureza conflitante entre as estratégias de minimização de EAq e minimização de ERe para o inverno e para o verão.

Figura 29 – Frentes de Pareto para os cenários climáticos futuros: (a) 2050; (b) 2090





A distribuição dos pontos ao longo da frente é contínua e bem definida, com maior densidade na região de EAq entre 0 e 150 kWh, indicando preferência do algoritmo por soluções com menor demanda de aquecimento. Já as soluções com EAq superior a 300 kWh tendem a apresentar consumo de resfriamento próximo de zero. Observa-se que, no cenário de 2050, na Figura 29(a), a distribuição dos pontos ao longo da frente de Pareto é contínua e bem definida, com maior concentração de soluções na faixa de EAq entre 0 e 100 kWh e as soluções com EAq acima de 350 kWh apresentam, em geral, consumo de ERe bastante reduzido

No cenário de 2090, na Figura 29(b), a frente de Pareto apresenta maior concentração de soluções com EAq inferior a 150 kWh, o que reforça a tendência de redução da demanda por aquecimento em contextos climáticos mais quentes. Em contrapartida, os valores de ERe são mais variados e atingem patamares mais elevados que em 2050, evidenciando a intensificação do consumo de energia para resfriamento.

4.2.3 Parâmetros termofísicos

Os histogramas e gráficos de barras apresentados nos APÊNDICES B e C ilustram o comportamento do algoritmo NSGA-II ao longo de todas as simulações realizadas para os cenários futuros de 2050 e 2090, respectivamente. Esses gráficos evidenciam as tendências de seleção dos valores dos parâmetros de entrada (*inputs*), considerando tanto as soluções

dominadas quanto as pertencentes à Frente de Pareto. Por sua vez, os histogramas dos APÊNDICES E e F destacam exclusivamente as tendências de escolha dos valores dos parâmetros adotados pelo NSGA-II nas soluções não dominadas, ou seja, aquelas que compõem a Frente de Pareto dos cenários climáticos de 2050 e 2090, respectivamente.

4.2.3.1 Cenário climático de 2050

4.2.3.1.1 Densidade

No total de casos simulados, as camadas internas da parede e do teto (DP1 e DT1) mostraram preferência por densidades médias-altas, com picos em 1.780 kg/m^3 e 1.540 kg/m^3 , respectivamente, refletindo a intenção de suavizar variações térmicas internas sem sobrecarregar estruturalmente a edificação. Já nas camadas externas, a DP2 se destacou por adotar densidades baixas (pico em 580 kg/m^3), sugerindo uma estratégia de leveza e rápida resposta térmica, enquanto DT2 e o assoalho (DA) adotaram densidades muito elevadas, ambas com pico em 2.500 kg/m^3 , visando estabilização térmica frente à radiação intensa ou à troca com o solo.

Na frente de Pareto, essas escolhas tornam-se mais concentradas e extremas. A DP1 passa a ter pico em 2.500 kg/m^3 , indicando uma priorização clara de alta inércia térmica nas superfícies internas, com o objetivo de retardar o fluxo de calor e manter o conforto térmico diante de condições externas severas. A DP2, por outro lado, mantém a lógica de leveza, com distribuição entre 340 e 820 kg/m^3 , favorecendo respostas rápidas e evitando acúmulo térmico nas superfícies verticais externas.

As camadas do teto reforçam essa separação funcional. A DT1 apresenta pico em 1.780 kg/m^3 , valor intermediário que promove equilíbrio entre capacidade de armazenamento e adaptação às trocas com o forro. Já a DT2, assim como o assoalho (DA), concentra-se novamente em 2.500 kg/m^3 , demonstrando a estratégia de usar componentes com elevada massa térmica como barreiras ou dissipadores passivos, absorvendo calor excessivo durante o dia e liberando-o de forma controlada.

Portanto, embora a distribuição geral das soluções já apontasse tendências climáticas adaptativas, a frente de Pareto evidencia escolhas mais focadas: densidades máximas (2.500 kg/m^3) para DP1, DT2 e DA valores acima da média (1.780 kg/m^3) para DT1, e densidades leves (até 820 kg/m^3) para DP2. Essa configuração revela uma lógica de contenção térmica nas superfícies horizontais e internas, combinada com leveza estratégica nas verticais externas — uma adaptação sofisticada às exigências do clima futuro.

4.2.3.1.2 *Calor específico*

Nas simulações gerais, a parede interna (CEP1) apresentou pico em 2.000 J/kgK, e o teto interno (CET1) em 1.700 J/kgK, evidenciando a preferência por materiais com alta inércia térmica em superfícies em contato direto com o ambiente condicionado. As camadas externas também tenderam a valores elevados, com CEP2 e CET2 tendo picos em 1.400 J/kgK e 1.850 J/kgK, respectivamente. O assoalho (CEA) mostrou comportamento normal, com pico em 2.000 J/kgK, refletindo estratégias diversas para a interface inferior da edificação.

Na frente de Pareto, a estratégia se torna mais nítida e focada. A CEP1 concentra-se fortemente em 1.850 J/kgK, demonstrando priorização de alta capacidade térmica para atenuar flutuações internas de temperatura. A CEP2, por outro lado, mantém o pico em 1.400 J/kgK, com distribuição mais equilibrada, o que sugere uma abordagem intermediária, capaz de retardar o avanço do calor sem comprometer a dissipação em períodos prolongados de insolação.

A CET1 apresenta pico em 1.700 J/kgK e CET2 em 1.850 J/kgK, evidenciando a formação de uma barreira térmica dupla que atua tanto na contenção quanto no amortecimento da carga solar incidente, algo crucial no cenário futuro. Já a camada CEA, com pico em 1.400 J/kgK, mostra-se como um elemento de compensação térmica inferior, equilibrando a troca de calor com o solo de forma moderada, mas eficiente.

Embora ambas as distribuições sigam tendências semelhantes, a frente de Pareto apresenta valores-pico mais concentrados: 1.850 J/kgK (CEP1, CET2), 1.700 J/kgK (CET1) e 1.400 J/kgK (CEP2, CEA). Isso confirma uma lógica de resistência térmica ativa por meio de alta inércia nas superfícies críticas, refletindo uma resposta otimizada às exigências de desempenho energético sob condições climáticas mais severas.

4.2.3.1.3 *Condutividade térmica*

No conjunto completo de simulações, as camadas externas, como CP2 e CT2, já apresentavam pico absoluto em 0,020 W/mK, revelando uma preferência evidente por condutividades mínimas para impedir a entrada de calor. Já CT1, CA e CV exibiram picos entre 1,010 e 1,208 W/mK, indicando um equilíbrio entre isolamento e inércia térmica. A CP1 seguiu a tendência de isolamento com pico em 0,020 W/mK, mas com maior dispersão em valores médios, sugerindo certa flexibilidade para diferentes combinações de desempenho.

Na frente de Pareto, essa lógica é consolidada com decisões ainda mais focadas. A CP2 mantém concentração total em 0,020 W/mK, reforçando a necessidade de isolamento absoluto na face externa da parede diante das condições de 2050. A CT2 também apresenta pico em

0,020 W/mK, com concentração expressiva até 0,416 W/mK, reforçando sua função como barreira térmica contra o calor solar direto. A CP1, embora com pico também em 0,020 W/mK, mantém algumas ocorrências em faixas intermediárias até 1,208 W/mK, indicando soluções de compromisso pontuais.

A CT1 se destaca com pico em 1,010 W/mK, mostrando que o telhado interno foi pensado para ter condutividade intermediária, provavelmente para atuar como elemento de moderação térmica, absorvendo e liberando calor com ritmo controlado. A camada CA tem pico em 1,208 W/mK, apontando para materiais mais condutivos que facilitam a troca térmica com o solo, ajustando o balanço térmico inferior da edificação. Já CV também apresenta pico em 1,208 W/mK, mas com distribuição mais equilibrada, sugerindo que diferentes níveis de condutividade foram testados.

Em síntese, a frente de Pareto segue as tendências gerais, mas com maior definição dos picos e menor variabilidade nas camadas críticas externas, consolidando uma estratégia de isolamento máximo nas superfícies expostas e controle térmico interno refinado para garantir conforto e eficiência energética em um clima mais severo.

4.2.3.1.4 Emissividade

Nas simulações gerais, o NSGA-II demonstra uma intenção clara de otimizar as trocas radiativas com o meio. As superfícies externas, como EP2 e ET2, apresentaram picos em 0,9 e 0,7, favorecendo a rápida emissão de calor para o ambiente externo, uma resposta típica às exigências de resfriamento passivo no clima de 2050. As camadas EP1, ET1 e EA concentraram-se entre 0,3 e 0,7, sugerindo uma escolha equilibrada que permite trocas radiativas internas sem perdas excessivas. A EV teve pico leve em 0,8, sinalizando preferência por uma emissão térmica mais alta.

Na frente de Pareto, essa lógica é intensificada. A EP1 apresenta pico em 0,3, reforçando a intenção de reduzir a emissão de calor das paredes internas, ajudando a preservar o conforto térmico. A EP2 mantém alta emissividade, mas com pico levemente inferior, em 0,7, reforçando a liberação rápida de calor nas fachadas externas. A ET1 apresenta um deslocamento importante, com pico em 0,1, ou seja, emissividade mínima no teto interno — medida que evita a radiação de calor para o espaço habitável durante períodos de maior demanda por resfriamento. Já a ET2 mostra-se extremamente concentrado entre 0,9 e 0,95, consolidando a estratégia de resfriamento passivo via emissão intensa nas superfícies mais expostas ao sol.

A camada EA mantém o padrão da população geral, mas com concentração mais evidente em 0,7, o que sugere sua participação ativa na troca térmica com as camadas internas.

Já a EV mantém o pico em 0,8, o que pode favorecer a liberação do calor acumulado em dias de alta insolação.

Em síntese, a frente de Pareto reforça as tendências da população geral, mas com valores-pico mais concentrados e coerentes com o desempenho térmico idealizado para 2050. As superfícies externas mantêm emissividades elevadas para facilitar a dissipação de calor, enquanto as internas adotam valores mais baixos ou intermediários para moderar as trocas radiativas internas, equilibrando conforto e eficiência energética.

4.2.3.1.5 Absortividade solar

Nas soluções completas, a ASP2 e a AST2 apresentam picos em 0,05, confirmando a preferência por mínima absorvidade nas superfícies externas, o que reduz o ganho térmico por insolação direta, uma medida coerente com o aumento da carga solar projetado para 2050. Já nas camadas ASP1, AST1 e ASA, os picos são mais variados sendo 0,7 para ASP1, 0,5 para AST1 e 0,1 para ASA. Isso sugere uma estratégia de controle térmico interno por absorção parcial, possivelmente visando amortecer variações térmicas e aproveitar o calor solar de forma moderada.

Na frente de Pareto, essa lógica é refinada e seletiva. A ASP2 e a AST2 mantêm concentração total em 0,05, reafirmando a estratégia de minimizar a absorção solar nas camadas externas das paredes e teto. A ASP1, por sua vez, inverte sua tendência: o pico ocorre também em 0,05, com distribuição assimétrica à direita, o que indica que até mesmo em paredes internas, a prevenção de calor indesejado por radiação difusa ou refletida passou a ser prioridade. A AST1 apresenta pico em 0,4, sinalizando uma abordagem mais moderada para o teto interno, permitindo certa absorção controlada. A ASA, com pico em 0,8, demonstra um comportamento oposto, favorecendo alta absorvidade, possivelmente para aproveitar o calor acumulado próximo ao assoalho, contribuindo para o conforto térmico em zonas menos expostas à radiação direta.

Em síntese, enquanto o conjunto geral de soluções explora maior variabilidade, a frente de Pareto foca em estratégias defensivas para as superfícies externas, com absorvidade mínima (0,05) em ASP2 e AST2, e diferenciação estratégica nas internas, adotando desde valores baixos (0,05 em ASP1) até valores altos (0,8 em ASA), conforme a função térmica de cada componente da envoltória no contexto de altas cargas solares.

4.2.3.1.6 Transmissividade solar e refletividade solar

No conjunto simulado, observa-se um comportamento fortemente assimétrico: a TSV apresenta pico absoluto em 0,05 e a RSV em 0,95, indicando a preferência por vidros com baixa transmissividade e alta refletividade, típicos de materiais seletivos ou de controle solar. Essa combinação atua como barreira à entrada de radiação, ajudando a conter o superaquecimento dos ambientes internos.

Na frente de Pareto, essa estratégia se intensifica: os histogramas mostram distribuição completamente concentrada, com TSV fixada em 0,05 e RSV em 0,95. Isso revela que, dentre todas as possibilidades testadas, o NSGA-II identificou como mais eficazes apenas as soluções com vidros altamente protetivos, que impedem a entrada de radiação solar direta e refletem quase toda a energia incidente. Tal escolha é coerente com as exigências térmicas de 2050, em que o aumento da temperatura e da radiação torna ainda mais crítica a necessidade de minimizar os ganhos solares por janelas. Assim, a frente de Pareto não apenas confirma a tendência observada no conjunto geral, mas a consolida como única estratégia válida para desempenho otimizado no contexto climático futuro de 2050.

4.2.3.1.7 Coeficientes de calor por convecção

Para o ambiente interno (AC1), os algoritmos CLD e ACI foram os mais frequentes no conjunto geral, refletindo a busca por precisão em superfícies horizontais e ambientes com fluxo convectivo variável. No entanto, na frente de Pareto, o ACI lidera com quase 60 ocorrências, evidenciando a preferência por um modelo adaptativo que ajusta dinamicamente o coeficiente convectivo conforme as condições térmicas internas. O CLD aparece com frequência menor, mantendo relevância em situações específicas.

Nas superfícies externas (AC2), os modelos MWT, SCE e TRE dominam nas simulações gerais, com destaque para o MWT, conhecido por incorporar vento e variação térmica. Já na frente de Pareto, o destaque vai para o SCE, com mais de 50 ocorrências, indicando que foi eficaz quando combinado com outros parâmetros otimizados. O MWT aparece logo em seguida, mantendo seu papel relevante.

Portanto, enquanto o NSGA-II explora uma variedade de algoritmos nas simulações gerais, na frente de Pareto ele refina suas escolhas priorizando modelos que equilibram desempenho térmico e eficiência computacional, como o ACI internamente e o SCE externamente.

4.2.3.2 Cenário climático de 2090

4.2.3.2.1 Densidade

No total de simulações, DP1 e DT1 apresentaram picos em 1.780 kg/m^3 e 1.540 kg/m^3 , priorizando a inércia térmica para suavizar variações internas de temperatura. A DP2 teve pico em 580 kg/m^3 , evidenciando a preferência por materiais leves e de resposta térmica rápida. A DT2 e a DA concentraram-se no valor máximo de 2.500 kg/m^3 , o que denota uma estratégia de acúmulo térmico e amortecimento profundo frente às intensas cargas externas projetadas para o fim do século.

Na frente de Pareto, essas tendências são ajustadas com maior refinamento. A DP1 mantém o pico em 1.780 kg/m^3 , confirmando a escolha por densidade média-alta na parede, com o objetivo de garantir estabilidade térmica em ambientes condicionados. A DP2, por outro lado, apresenta pico em 820 kg/m^3 , com variações entre 580 e 1.060 kg/m^3 , reforçando a lógica de utilizar materiais mais leves nas superfícies externas para favorecer a rápida dissipação do calor absorvido.

A DT1 tem pico em 2.020 kg/m^3 , indicando elevada massa térmica na parte interna da cobertura, ideal para amortecer os efeitos da radiação incidente ao longo do dia. Já a DT2, diferentemente da tendência anterior de densidade máxima, apresenta pico em 1.540 kg/m^3 , formando uma barreira térmica de dupla camada, mais equilibrada, capaz de bloquear a transferência de calor sem excessiva retenção superficial.

A DA apresenta pico em 1.540 kg/m^3 , indicando preferência por materiais densos, porém sem atingir o extremo de 2.500 kg/m^3 como nas soluções completas. Essa escolha sugere uma função de reserva térmica mais controlada, adequado à troca com o solo e à manutenção da estabilidade térmica inferior.

Assim, embora as soluções gerais já apontassem diretrizes climáticas adaptativas, a frente de Pareto consolida uma estratégia de densidade balanceada, com foco em desempenho térmico passivo frente às severas condições climáticas previstas para 2090.

4.2.3.2.2 Calor específico

No conjunto geral, o NSGA-II evitou extremos e concentrou as escolhas em faixas intermediárias. As camadas CEP1, CET1 e CEA apresentaram picos entre 1.250 e 1.550 J/kgK , favorecendo materiais que absorvem calor sem retardar em excesso a resposta térmica. CEP2 e CET2 mostraram maior dispersão, mas também se mantiveram dentro dessa faixa, refletindo uma busca por equilíbrio entre absorção e dissipação de calor ao longo do ciclo diário.

Na frente de Pareto, esse comportamento é mantido, mas com valores-pico mais definidos. A CEP1 e CET1 apresentam picos próximos de 1.550 J/kgK, com concentrações entre 1.250 e 1.850 J/kgK, indicando uma escolha por materiais com alta capacidade térmica, úteis para amortecer variações e manter o conforto térmico no ambiente condicionado. Já a CEP2 mostra uma inversão estratégica, com pico em 800 J/kgK e concentração entre 500 e 1.250 J/kgK, sugerindo que o NSGA-II privilegiou resposta térmica rápida nas fachadas externas, evitando o acúmulo de calor que poderia ser indesejado em climas com alta insolação.

Em CET2, o pico é em 1.400 J/kgK com distribuição ampla, importante para gerenciar o calor incidente extremo. A CEA exibe um pico bem definido em 1.250 J/kgK, confirmando seu papel como estabilizador térmico inferior, capaz de absorver calor durante o dia e liberá-lo de forma gradual à noite, modulando o balanço térmico da edificação em contato com o solo.

Em síntese, enquanto todas as soluções apontam para um uso equilibrado de calor específico, a frente de Pareto consolida esse comportamento com picos mais estratégicos. Esses valores reforçam uma estratégia de inércia térmica seletiva, com maior armazenamento nas superfícies internas e resposta rápida ou moderada nas externas, buscando o melhor desempenho passivo frente às intensas cargas térmicas projetadas para 2090.

4.2.3.2.3 *Condutividade térmica*

No total de casos simulados, já era perceptível a tendência de usar materiais com baixa condutividade em camadas como a CP1 e CT2, ambas com pico em 0,020 W/mK. Por outro lado, CP2 e CT1 mostraram maior dispersão, ainda que com destaque para valores baixos. A CA concentrou-se em 1,110 W/mK, sugerindo uma função intermediária de troca com o solo. Para a CV, a distribuição foi mais equilibrada, com leve concentração em 1,208 W/mK.

Na frente de Pareto, essas tendências se acentuam com maior definição e segmentação por função. A CP1 confirma a escolha unânime por isolamento extremo, com pico absoluto em 0,020 W/mK, sinalizando a importância de minimizar a transferência de calor para o interior. Já a CP2 apresenta pico em 0,020 W/mK e um número de ocorrências considerável em 1,604 W/mK, revelando duas possíveis estratégias entre as soluções ótimas: uma que isola totalmente já na face externa, e outra que admite alta condutividade nessa camada, desde que acompanhada por isolamento interno, compondo um sistema de parede com resposta térmica rápida e controlada.

A distribuição da CT1 é ampla, com pico em 0,218 W/mK e outras números de ocorrências em 0,812 W/mK e 1,604 W/mK, indicando que o NSGA-II explorou diversas configurações possíveis para o teto interno, ora privilegiando o isolamento, ora favorecendo o

amortecimento térmico interno com condutividades maiores. Em contrapartida, a CT2 segue o padrão das superfícies externas mais expostas, com pico dominante em 0,020 W/mK, reforçando seu papel como barreira térmica superior.

A CA com pico em 1,010 W/mK e concentração de ocorrências entre 0,812 e 1,208 W/mK, estratégia compatível com o uso do assoalho como elemento de troca térmica com o solo, equilibrando armazenamento e liberação de calor. Já a CV inverte a tendência observada nas soluções gerais, a frente de Pareto apresenta pico em 0,218 W/mK, um dos menores valores disponíveis, indicando preferência por vidros com alta resistência térmica, em resposta à necessidade de bloquear ganhos solares intensos por superfícies transparentes.

Em resumo, enquanto o conjunto geral de soluções já indicava tendências de isolamento seletivo, a frente de Pareto confirma e refina essas estratégias. As escolhas do NSGA-II refletem uma lógica adaptativa que combina barreiras térmicas extremas em superfícies críticas com respostas térmicas controladas nos elementos internos, ajustando a envoltória para maximizar o desempenho térmico passivo frente às condições severas de 2090.

4.2.3.2.4 Emissividade

Nas soluções gerais, EP1 e EP2 apresentaram picos em 0,7 e 0,9, respectivamente, sinalizando preferência por emissividades elevadas para maximizar as trocas radiativas com o ambiente interno e favorecer o resfriamento radiativo externo. O mesmo padrão foi observado com o pico de ET1 em 0,6 e o pico de ET2 em 0,8. A EA apresentou crescimento contínuo até 0,8 e a EV por outro lado, teve pico em 0,1, sugerindo uma preferência por baixa emissividade nos elementos transparentes, reduzindo a troca de calor por radiação.

Na frente de Pareto a EP1 apresenta pico em 0,6, com distribuição variada, indicando o uso de emissividade média a alta para otimizar a redistribuição de calor por radiação nas superfícies internas. A EP2 mantém o pico concentrado em 0,9, sinal de que a emissividade máxima foi a mais eficaz na fachada externa para promover a perda de calor noturna, estratégia compatível com o resfriamento passivo em ambientes urbanos sobreaquecidos.

A ET1 apresenta pico em 0,6, apontando para uma liberação térmica rápida e controlada da parte interna do teto, enquanto ET2 tem distribuição concentrada em 0,9, confirmando a priorização de emissividade elevada para promover resfriamento por radiação infravermelha em superfícies externas expostas.

A EA também apresenta pico em 0,8 sugerindo que mesmo a interface com o solo foi otimizada para atuarativamente na dissipação de calor acumulado internamente. Já o vidro (EV) mostra uma mudança expressiva, enquanto nas soluções gerais havia preferência por

valores baixos, na frente de Pareto o pico desloca-se para 0,7, com concentração entre 0,5 e 0,9, evidenciando que vidros com emissividade moderada a alta foram mais eficazes. Isso sugere um equilíbrio entre resfriamento superficial e controle de radiação térmica refletida, especialmente relevante em fachadas envidraçadas sob radiação intensa.

Assim, embora as tendências gerais sejam semelhantes, a frente de Pareto apresenta valores-pico otimizados de 0,6 para EP1, ET1, 0,9 para EP2, ET2, 0,7 a 0,9 para EA e 0,7 para EV. Essas escolhas refletem uma lógica coerente de potencializar as trocas térmicas radiativas nas superfícies opacas, enquanto o vidro assume papel ativo na regulação do calor interno.

4.2.3.2.5 Absortividade solar

Nas simulações gerais, a ASP2 e a AST2 já apresentavam picos acentuados em 0,05 e 0,1, respectivamente, demonstrando uma clara preferência por baixa absorvividade solar nas superfícies expostas diretamente à radiação. Essa estratégia visa refletir a maior parte da radiação solar incidente, reduzindo os ganhos térmicos externos. As camadas ASP1, AST1 e ASA mostraram maior dispersão, com picos em valores baixos a médios, refletindo a necessidade de modular a absorção térmica em superfícies menos expostas diretamente.

Na frente de Pareto, a ASP2 e a AST2 mantêm distribuição totalmente concentrada em 0,05, confirmando que absorvividade solar mínima foi a estratégia mais eficaz para as superfícies externas, especialmente diante do aumento da temperatura prevista para 2090. Esses valores reforçam o papel dessas superfícies como barreiras refletoras, reduzindo o impacto térmico direto sobre a envoltória.

Nas superfícies internas, a variação é mais ampla. A ASP1 apresenta pico em 0,3, e um número de ocorrências próximo para 0,6, sugerindo que o NSGA-II identificou múltiplas configurações eficientes de absorvividade para paredes internas, dependendo da proximidade com aberturas ou do tipo de ganho solar indireto. A AST1 mostra distribuição normal com pico em 0,05 e um número de ocorrências relativamente alto 0,4, apontando para uma atuação como regulador térmico intermediário, capaz de absorver parte do calor que atravessa a cobertura e contribuir com a modulação da temperatura interna.

A ASA exibe pico em 0,5, indicando que essa superfície foi otimizada para armazenar calor durante o dia e liberá-lo à noite, funcionando como reservatório térmico em estratégias de compensação energética passiva — especialmente útil em contato com o solo ou em espaços de menor ventilação.

4.2.3.2.6 Transmissividade solar e refletividade solar

Nas simulações gerais, o histograma da TSV apresenta um pico absoluto em 0,05, com baixíssima frequência nos demais valores, o que já revela uma tendência dominante por vidros com baixa transmissividade solar, altamente eficazes na redução dos ganhos térmicos por radiação direta. O histograma da RSV mostra uma distribuição assimétrica, mas com pico muito concentrado em 0,95, indicando que a preferência por alta refletividade solar é predominante. Essa dupla estratégia — vidros pouco transmissivos e altamente refletivos — aponta para a adoção de soluções de controle solar passivo, condizente com o aumento das cargas térmicas externas projetadas para 2090.

Na frente de Pareto todas as soluções ótimas convergem para valores extremos, com TSV igual a 0,05 e RSV igual a 0,95. Ou seja, não há dispersão nos dados, todos os indivíduos da frente dominante adotaram vidros com transmissividade mínima e refletividade máxima. Esse comportamento indica que, para obter os melhores desempenhos energéticos, o algoritmo NSGA-II eliminou qualquer solução que permitisse entrada de radiação solar via superfícies transparentes.

Portanto, embora ambas as distribuições apontem na mesma direção, a frente de Pareto refina e radicaliza a estratégia, confirmando que, no clima de 2090, a proteção solar dos vidros torna-se uma exigência absoluta. A combinação TSV igual a 0,05 e RSV igual a 0,95 não é apenas preferida, mas necessária para garantir a eficiência térmica das edificações, funcionando como uma barreira contra o superaquecimento não deixa entrar e reflete o que chega.

4.2.3.2.7 Coeficientes de calor por convecção

Entre todas as soluções simuladas, observa-se ampla utilização dos algoritmos CLD e ACI para AC1, ambos com aproximadamente 1.250 ocorrências, indicando preferência por métodos que consideram as complexidades do fluxo de ar interno. Já em AC2, o SCE foi o mais utilizado, seguido de MWT, reforçando a escolha por modelos que oferecem estabilidade computacional e precisão em situações de exposição ao vento e radiação.

Na frente de Pareto, o CLD aparece como o algoritmo mais selecionado para superfícies internas (AC1), com destaque absoluto nas ocorrências. Isso demonstra que o algoritmo de difusor de teto, por capturar adequadamente o comportamento do ar sobre superfícies horizontais internas, foi decisivo para as melhores soluções. O ACI ocupa a segunda posição, consolidando a relevância de modelos adaptativos ao regime de fluxo, o que é especialmente vantajoso diante de ambientes internos sob grandes variações térmicas, como previsto para 2090.

Para AC2, a liderança do SCE também se mantém na frente de Pareto, confirmando sua eficiência robusta para superfícies externas, mesmo em contextos mais extremos. Embora DOE e MWT também estejam presentes, seu uso é mais comedido, atuando como alternativas específicas de ajuste fino para certas superfícies mais expostas.

Em resumo, as tendências gerais são mantidas, mas na frente de Pareto ocorre uma refinação estratégica, onde CLD (interno) e SCE (externo) se destacam como as melhores escolhas para maximizar o desempenho térmico da envoltória em 2090, indicando uma preferência consolidada por algoritmos que aliam resolução física detalhada e confiabilidade computacional.

4.2.4 Melhores casos para 2050 e 2090 e comparações com caso base

Assim como para o cenário climático de 2023, o modelo de soma ponderada foi aplicado para auxiliar na escolha de uma única solução ótima. Os dados foram normalizados utilizando a Equação 31 e em seguida utilizou-se a Equação 30 para a aplicação do WSM, com pesos iguais para as funções objetivo, calculando assim S_{111}^{WSM} para 2050 e S_{123}^{WSM} para 2090 com a menor pontuação, uma vez que o objetivo é a minimização de ERe e EAq. Na Tabela 10 constam os valores dos parâmetros e consumos de ERe e EAq para o caso base e as soluções ótimas em cada cenário climático.

Tabela 10 – Comparação entre os casos base e soluções ótimas dos cenários climáticos futuros – 2050 e 2090

(continua)

Parâmetros e objetivos	Caso base		Melhor caso	
	2050	2090	2050	2090
CP1 (W/mK)	0,16		0,02	0,02
CP2 (W/mK)	0,14		0,02	1,406
CT1 (W/mK)	0,16		0,218	1,406
CT2 (W/mK)	0,14		0,218	0,02
CA (W/mK)	0,14		1,208	1,208
CV (W/mK)	0,7		0,02	0,812
CEP1 (J/kgK)	840		2.000	1.250
CEP2 (J/kgK)	900		1.400	1.100
CET1 (J/kgK)	840		1.850	1.250
CET2 (J/kgK)	900		1.850	1.100
CEA (J/kgK)	1.200		1.400	1.700
DP1 (kg/m ³)	950		2.020	2.260

Tabela 10 – Comparaçāo entre os casos base e soluções ótimas dos cenários climáticos futuros – 2050 e 2090
 (conclusão)

Parâmetros e objetivos	Caso base		Melhor caso	
	2050	2090	2050	2090
DP2 (kg/m ³)	530	580	580	340
DT1 (kg/m ³)	950	1.540	1.540	2.260
DT2 (kg/m ³)	530	1.540	1.540	2.020
DA (kg/m ³)	650	1.780	1.780	820
EP1 (-)	0,93	0,7	0,7	0,7
EP2 (-)	0,9	0,7	0,7	0,9
ET1 (-)	0,93	0,2	0,2	0,6
ET2 (-)	0,96	0,95	0,95	0,9
EA (-)	0,9	0,7	0,7	0,9
EV (-)	0,84	0,8	0,8	0,8
ASP1 (-)	0,6	0,05	0,05	0,05
ASP2 (-)	0,6	0,05	0,05	0,05
ASA (-)	0,6	0,8	0,8	0,1
AST1 (-)	0,6	0,5	0,5	0,05
AST2 (-)	0,6	0,05	0,05	0,05
TSV (-)	0,85	0,05	0,05	0,05
RSV (-)	0,08	0,95	0,95	0,95
AC1 (-)	TRI	CLD	CLD	AST
AC2 (-)	DOE	SCE	SCE	ACE
EAq (kWh)	121,14	185,18	174,37	115,27
ERe (kWh)	655,60	667,01	25,53	37,42

4.2.4.1 Cenário climático de 2050

A análise comparativa entre o caso base de 2050 e a solução ótima obtida pelo método WSM revela um conjunto de alterações nos parâmetros da envoltória que resultaram em uma redução expressiva do consumo de energia elétrica para resfriamento, de 655,60 kWh para apenas 25,53 kWh, enquanto o consumo de energia elétrica para aquecimento aumentou de 121,14 kWh para 174,37 kWh.

As condutividades térmicas CP1 e CP2 foram reduzidas para 0,02 W/mK, indicando uma estratégia de isolamento nas duas superfícies que compõem esse elemento da envoltória. O mesmo foi aplicado em CV, que passou de 0,70 W/mK para 0,02 W/mK, reforçando o bloqueio de troca térmica pela janela. Em CT1 e CT2, os valores das condutividades térmicas foram reduzidos de 0,16 W/mK e 0,14 W/mK para 0,218 W/mK, e em CA a condutividade aumentou de 0,14 W/mK para 1,208 W/mK, sugerindo um caminho de dissipação mais

facilitado para o solo. Essas modificações combinadas atuam diretamente na diminuição da entrada de calor na residência, reduzindo a necessidade de resfriamento artificial.

As alterações nos valores de calor específico também contribuíram para a melhoria do desempenho energético. Todos as camadas (CEP1, CEP2, CET1, CET2 e CEA) passaram a adotar materiais com valores maiores, CET1, CET2 e CEP1 aumentaram mais que o dobro, a CEP2 e CA aumentaram ambas para 1.400 J/kgK. Com isso todas as camadas passaram a ter maior capacidade de armazenar energia, o que contribui para evitar picos de demanda por resfriamento ao longo do dia, refletindo diretamente na redução do consumo de energia elétrica.

Quanto à densidade dos materiais, houve aumento em DP1 passando de 950 kg/m³ para 2020 kg/m³, DT1 e DT2 aumentaram para 1.540 kg/m³ e DA passou de 650 kg/m³ para 1.780 kg/m³, enquanto DP2 foi levemente ajustada de 530 kg/m³ para 580kg/m³. Essas alterações reforçam o desempenho da envoltória na atenuação das variações de temperatura, o que reduz o acionamento do sistema de climatização.

As emissividades das EP1 e ET1 foram levemente reduzidas de aproximadamente 0,93 para 0,7 e a EA teve uma redução de 0,9 para 0,2, enquanto a ET2 foi mantida elevada. A EV permaneceu praticamente a mesma saindo de 0,83 para 0,8. Essas configurações favorecem o controle da troca de radiação térmica na edificação, diminuindo os ganhos de calor e, consequentemente, o uso do sistema de resfriamento.

As absorvividades solares ASP2, AST2 e ASP1 foram reduzidas de 0,6 a 0,05, o que limita a absorção de radiação solar pelas superfícies da envoltória. Já em ASA, houve aumento de 0,6 para 0,8, possivelmente para permitir alguma troca com o solo sem comprometer o conforto térmico. A transmissividade solar do vidro (TSV) foi reduzida passando de 0,85 para 0,05 e a refletividade (RSV) elevada de 0,08 até 0,95, o que limita a entrada de radiação solar direta no ambiente interno, um fator importante para a redução do consumo de energia elétrica para resfriamento.

Por fim, os algoritmos de convecção foram modificados. Internamente, substituiu-se o TARP (TRI) pelo Ceiling Difuser (CLD), e externamente, o DOE-2 (DOE) foi trocado pelo algoritmo simples combinado (SCE). Essa escolha reflete uma modelagem mais ajustada ao comportamento das trocas de calor nas superfícies, reforçando as demais estratégias adotadas para reduzir a energia elétrica consumida no resfriamento do ambiente. Analogamente ao cenário climático de 2023, a incidência dos ventos pode ter influenciado a escolha dos algoritmos de convecção interna e externa pelo NSGA-II. Uma vez que para este cenário climático de 2050 a incidência dos ventos do norte e do sul são mais frequentes no inverno, enquanto no verão os ventos vindos do sul diminuem.

4.2.4.2 Cenário climático de 2090

A comparação entre o caso base de 2090 e a solução ótima obtida por meio do método WSM revela um conjunto de mudanças estratégicas nos parâmetros da envoltória, resultando em uma expressiva redução da energia elétrica para resfriamento, de 667,01 kWh para 37,42 kWh e redução da energia elétrica para aquecimento saindo de 185,18 kWh para 115,27 kWh.

Entre os parâmetros de condutividade térmica, observa-se uma inversão de comportamento entre superfícies internas e externas. A CP1 foi reduzida de 0,16 W/mK para 0,02 W/mK, enquanto a CP2 foi aumentada de 0,14 W/mK para 1,406 W/mK. O mesmo padrão se aplica ao teto, a CT2 foi reduzida de 0,14 W/mK para 0,02 W/mK, enquanto a CT1 aumentou de 0,16 W/mK para 1,406 W/mK. Essas alterações promovem o bloqueio da transferência de calor do exterior para o interior da residência, o que pode contribuir diretamente para a redução do uso de energia elétrica para resfriamento. A CA foi aumentada de 0,14 W/mK para 1,208 W/mK, o que favorece a troca com o solo, e CV sofreu um leve aumento de 0,70 W/mK para 0,812 W/mK, auxiliando no isolamento das janelas.

As mudanças nos valores de calor específico também são relevantes. Paredes e teto passaram de valores médios para mais elevados como CEP1 e CET1 que foram de 840 J/kgK para 1.250 J/kgK, CEP2 e CET2 que aumentaram de 900 J/kgK para 1.100 J/kgK), e o assoalho (CEA) aumentou de 1.200 para 1.700 J/kgK. Tais modificações podem contribuir para o melhor aproveitamento dos materiais da envoltória no controle do ambiente interno, ajudando a manter temperaturas mais estáveis e, com isso, a possibilidade de diminuir a necessidade de acionamento do sistema de climatização artificial.

Em relação à densidade, a solução ótima aumentou os valores das camadas DP1 e DT1, de 950 kg/m³ para 2.260 kg/m³. Já para as camadas DP2 e DT2 houve discrepâncias entre os valores, enquanto a camada DP2 diminuiu de 530 kg/m³ para 340 kg/m³ a DT2 quase quadruplicou seu valor aumentando de 530 kg/m³ para 2.020 kg/m³. A camada DA também teve leve aumento de 650 kg/m³ para 820 kg/m³. Essa reorganização pode contribuir para um ambiente interno menos sensível às variações externas, reforçando a redução no consumo de energia elétrica para resfriamento e redução da energia elétrica para aquecimento.

Quanto às emissividades, houve diminuição nos valores voltados para o ambiente interno. A camada EP1 foi reduzida de 0,93 para 0,7 e a ET1 de 0,93 para 0,6. Já as camadas EP2 e ET2 se mantiveram em 0,9. A EA permaneceu com o valor do caso base de 0,9, assim como a EV que teve uma leve redução, mas ainda próximo ao valor do caso base saindo de 0,84 para 0,8. Esse ajuste pode favorecer o controle do ambiente interno, ajudar a reduzir o ganho

de calor que exigiria mais uso de sistemas de climatização e assim auxiliar na redução do consumo de energia elétrica.

A solução ótima para a absorvividade solar foi bem discrepante do caso base para bloquear a entrada de radiação solar. Todas as camadas foram todas reduzidas de 0,6 para valores entre 0,05 e 0,10. Com isso, reduz-se a absorção da radiação solar pelas superfícies da envoltória, o que pode minimizar os ganhos indesejados de calor e, por consequência, a energia elétrica necessária para resfriamento artificial.

No caso do vidro da janela, a TSV foi reduzida de 0,85 para 0,05, e a RSV foi aumentada de 0,08 para 0,95. Essa combinação impede a entrada de radiação solar direta e reflete a maior parte da luz incidente, o que pode ter impacto direto na redução da temperatura interna e do consumo de energia elétrica associada ao resfriamento.

Por fim, os algoritmos de convecção utilizados também foram alterados. O ambiente interno passou a adotar o algoritmo ASTM C1340 (AST) em substituição ao TARP (TRI), e o externo passou do modelo DOE-2 (DOE) para o algoritmo adaptativo externo (ACE). Essa troca pode representar um refinamento nas estimativas do desempenho das superfícies da envoltória frente ao ambiente, reforçando os efeitos das demais alterações.

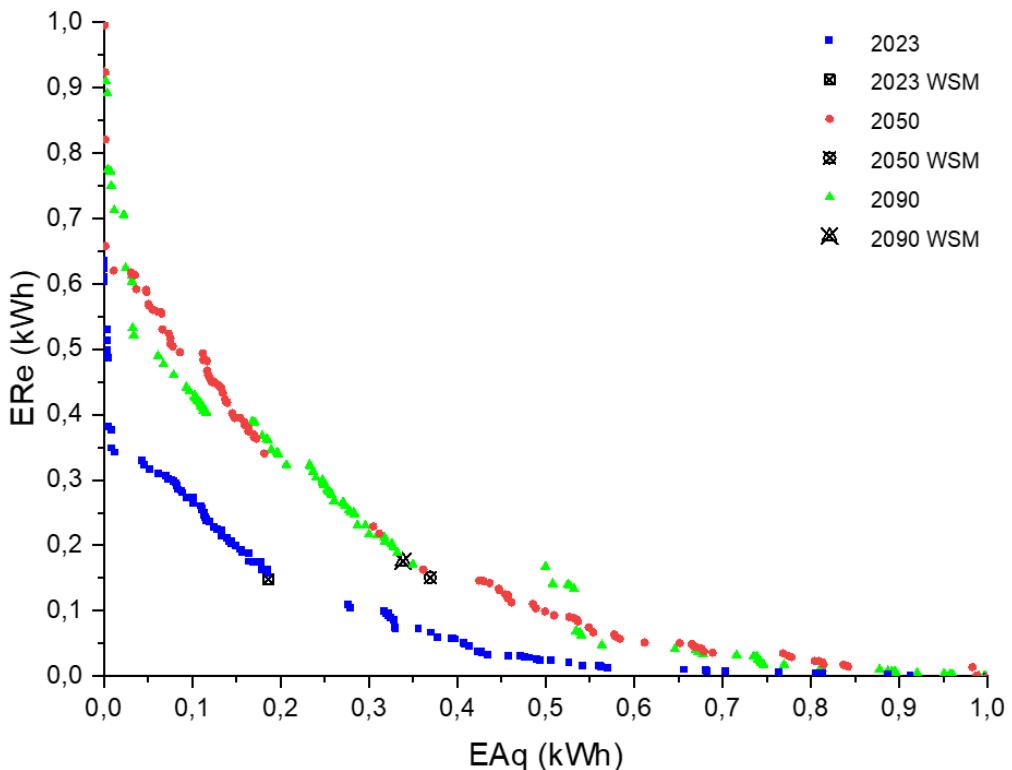
Assim como nos cenários climáticos de 2023 e 2050, a escolha dos algoritmos de convecção interna e externa pelo NSGA-II pode ter sido influenciada pela incidência dos ventos. Pode-se observar no cenário de 2090 um comportamento semelhante ao de 2050, durante o inverno, os ventos provenientes do Norte e do Sul tornam-se mais frequentes, enquanto no verão a atuação dos ventos vindos do Sul diminui.

A combinação dessas mudanças nos elementos da envoltória revela uma estratégia altamente eficaz para o cenário climático de 2090, garantindo eficiência máxima na redução da energia elétrica necessária para resfriamento, sem comprometer o desempenho da edificação.

4.3 COMPARAÇÃO ENTRE AS SOLUÇÕES DOS CENÁRIOS CLIMÁTICOS

A Figura 27 apresenta a comparação das frentes de Pareto normalizadas para os cenários climáticos de 2023, 2050 e 2090, considerando como funções objetivo a minimização da energia elétrica para aquecimento (EAq) e para resfriamento (ERe). Cada conjunto de pontos representa as soluções não dominadas obtidas para um determinado cenário, enquanto os marcadores em destaque indicam as soluções selecionadas pelo método de decisão WSM.

Figura 30 – Frentes de Pareto normalizadas com indicação das melhores soluções (WSM) para os cenários de 2023, 2050 e 2090



Observa-se que, no cenário de 2023 (em azul), as soluções apresentam valores mais baixos tanto para EAq quanto para ERe em relação aos cenários futuros. Isso indica que, nas condições climáticas recentes, é possível alcançar um desempenho termoenergético mais eficiente, com menor necessidade de consumo elétrico para manter o conforto térmico interno. Esse comportamento pode estar associado a condições térmicas mais brandas no presente, o que favorece estratégias passivas mais eficazes.

Nos cenários de 2050 (em vermelho) e 2090 (em verde), as frentes de Pareto deslocam-se progressivamente para regiões de maior consumo relativo, distanciando-se do ponto ideal. Esse padrão revela um aumento nas exigências energéticas para climatização, coerente com as projeções de intensificação do aquecimento global. A distribuição das soluções de 2090 é mais espalhada, o que pode refletir uma maior diversidade nas combinações de parâmetros termofísicos capazes de manter a eficiência em um clima mais extremo.

As soluções selecionadas pelo WSM em cada cenário posicionam-se de forma equilibrada nas respectivas frentes de Pareto, com uma tendência de priorização do desempenho em resfriamento à medida que o clima se torna mais severo. Em 2023, a solução WSM apresenta baixos valores de EAq e ERe simultaneamente, enquanto em 2050 e 2090 há uma leve elevação

do EAq, com manutenção de ERe em patamares mais reduzidos. Tal comportamento indica uma adaptação da estratégia de otimização às mudanças climáticas futuras, com foco em reduzir o impacto do aumento das temperaturas externas. Além de que esses resultados demonstram a sensibilidade dos envelopes otimizados às condições climáticas de entrada e reforçam a importância de estratégias projetuais regionalizadas e adaptativas.

A Tabela 11 apresenta os valores dos parâmetros termofísicos correspondentes às melhores soluções encontradas para cada cenário climático (2023, 2050 e 2090), conforme os critérios de escolha baseado em WSM. Essa síntese permite observar como a configuração ótima dos materiais da envoltória varia ao longo do tempo. Para melhor visualização da variação dos parâmetros, um gráfico de coordenadas paralelas com todos os parâmetros de entrada e saída foi inserido no APÊNDICE G.

Tabela 11 – Comparação entre os valores dos parâmetros para o melhor caso de cada cenário climático.

(continua)

Parâmetros e objetivos	Melhor caso		
	2023	2050	2090
CP1 (W/mK)	1,208	0,020	0,02
CP2 (W/mK)	0,020	0,020	1,406
CT1 (W/mK)	1,802	0,218	1,406
CT2 (W/mK)	0,020	0,218	0,02
CA (W/mK)	1,802	1,208	1,208
CV (W/mK)	1,604	0,02	0,812
CEP1 (J/kgK)	1.550	2.000	1.250
CEP2 (J/kgK)	2.000	1.400	1.100
CET1 (J/kgK)	950	1.850	1.250
CET2 (J/kgK)	2.000	1.850	1.100
CEA (J/kgK)	1.850	1.400	1.700
DP1 (kg/m ³)	2.500	2.020	2.260
DP2 (kg/m ³)	2.260	580	340
DT1 (kg/m ³)	2.020	1.540	2.260
DT2 (kg/m ³)	2.500	1.540	2.020
DA (kg/m ³)	100	1.780	820
EP1 (-)	0,10	0,7	0,7
EP2 (-)	0,90	0,7	0,9
ET1 (-)	0,70	0,2	0,6
ET2 (-)	0,95	0,95	0,9
EA (-)	0,20	0,7	0,9

Tabela 11 – Comparação entre os valores dos parâmetros para o melhor caso de cada cenário climático.

(conclusão)

Parâmetros e objetivos	Melhor caso		
	2023	2050	2090
EV (-)	0,95	0,8	0,8
ASP1 (-)	0,20	0,05	0,05
ASP2 (-)	0,05	0,05	0,05
ASA (-)	0,10	0,8	0,1
AST1 (-)	0,10	0,5	0,05
AST2 (-)	0,05	0,05	0,05
TSV (-)	0,05	0,05	0,05
RSV (-)	0,95	0,95	0,95
AC1 (-)	ACI	CLD	AST
AC2 (-)	ACE	SCE	ACE
EAq (kWh)	107,75	174,37	115,27
ERe (kWh)	46,91	25,53	37,42

A comparação entre as soluções ótimas escolhidas com o auxílio do WSM para os anos de 2023, 2050 e 2090 mostra diferentes estratégias para minimizar simultaneamente o consumo de energia elétrica para aquecimento (EAq) e para resfriamento (ERe). Em 2023, o ERe foi reduzido para 46,91 kWh, o que representa uma queda de 92,11% em relação ao caso base. Em 2050, caiu ainda mais, atingindo 25,53 kWh, uma redução de 96,11%. Já em 2090, manteve-se baixa, em 37,42 kWh, com 94,39% de minimização.

Para a EAq, o comportamento foi diferente. Em 2023, houve um aumento discreto de 3,56%, chegando a 107,75 kWh. Em 2050, observou-se um aumento mais expressivo, com o consumo chegando a 174,37 kWh, valor 43,94% acima do caso base. Em 2090, por outro lado, o consumo caiu para 115,27 kWh, uma redução de 37,75%. Assim, a média de redução de ERe nos três cenários foi de 94,20%, enquanto a média de EAq ficou 3,25% acima dos valores iniciais. Mesmo diante das mudanças climáticas projetadas, os ajustes aplicados aos parâmetros da envoltória foram eficazes para atender às duas funções objetivo da otimização.

Nas condutividades térmicas, a CP1 passou de 1,208 W/mK em 2023 para 0,020 W/mK em 2050 e manteve esse valor em 2090, reforçando o isolamento da superfície voltada para o interior. A CP2 permaneceu em 0,020 W/mK nos dois primeiros anos e subiu para 1,406 W/mK em 2090, indicando uma mudança de estratégia. A CT2 foi mantida com condutividade mínima nos anos de 2023 e 2090, enquanto em 2050 o valor foi ligeiramente maior, de 0,218 W/mK. A

CT1 iniciou com 1,802 W/mK em 2023, caiu para 0,218 W/mK em 2050 e retornou a 1,406 W/mK em 2090.

A CA apresentou altos valores nos três anos otimizados, partindo de 1,802 W/mK em 2023 e estabilizando em 1,208 W/mK nos anos seguintes. A CV, inicialmente muito condutivo em 2023 com 1,604 W/mK, foi reduzido em 2050 para 0,020 W/mK e voltou a um valor intermediário de 0,812 W/mK em 2090. Essas mudanças pode ter contribuído para a redução de ERe em todos os anos e tendem a favorecer, em 2090, um desempenho mais equilibrado também para EAq.

Quanto aos valores de calor específico, os componentes da envoltória alcançaram os maiores valores em 2023 e 2050. Em 2090, os valores foram moderados, porém ainda superiores ao caso base. A CA iniciou com 1.850 J/kgK, caiu para 1.400 J/kgK em 2050 e voltou a subir para 1.700 J/kgK em 2090. Essas variações permitiram que os materiais da envoltória tivessem desempenho relativamente eficiente ao longo do tempo de simulação, podendo ter contribuído para a minimização da energia elétrica utilizada.

As densidades seguiram uma lógica complementar. Em 2023, DP1, DP2, DT1 e DT2 alcançaram valores acima de 2.000 kg/m³, enquanto a DA foi definido em 100 kg/m³. Em 2050, essa relação se inverteu, a DA passou para 1.780 kg/m³, e as DP2 e DT2 foram reduzidas para 580 e 1.540 kg/m³, respectivamente. Em 2090, DP1, DP2 e DT1 voltaram a ultrapassar 2.200 kg/m³, com a DA ficando em um nível intermediário de 820 kg/m³. Essas configurações possivelmente colaboraram para viabilizar a redução da energia elétrica nos dois objetivos da otimização.

Nas emissividades, houve um aumento ao longo dos anos em algumas superfícies. A EP1 foi de 0,10 em 2023 para 0,70 em 2050 e manteve esse valor em 2090. A EA começou em 0,20 e chegou a 0,90 em 2090. A ET1 teve uma redução em 2050, com valor de 0,20, e subiu para 0,60 no cenário de 2090. Já as ET2 e EV permaneceram elevadas, com valores variando entre 0,90 e 0,95. Esses ajustes, em conjunto com os demais parâmetros, possivelmente ajudaram a reduzir o ERe em todos os anos simulados e tenderam a favorecer a diminuição do EAq, especialmente em 2090.

Em relação aos parâmetros de transferência de calor por radiação, a TSV foi fixada em 0,05 e a RSV em 0,95 nos três cenários. As ASP2 e AST2 também foram mantidas em 0,05, limitando a absorção de radiação solar. A ASA era 0,10 em 2023, subiu para 0,80 em 2050 e retornou a 0,10 em 2090. Esse conjunto pode ter ajudado a conter os ganhos solares e, assim, reduzir a energia elétrica utilizada para climatização.

Os algoritmos de convecção também acompanharam os ajustes. Em 2023, foram utilizados ACI para o ambiente interno e ACE para o externo. Em 2050, adotaram-se CLD e SCE, e em 2090, as soluções passaram a usar AST internamente e novamente ACE externamente. A seleção desses algoritmos se combinou às demais decisões de projeto simuladas, colaborando para o bom desempenho final de cada solução.

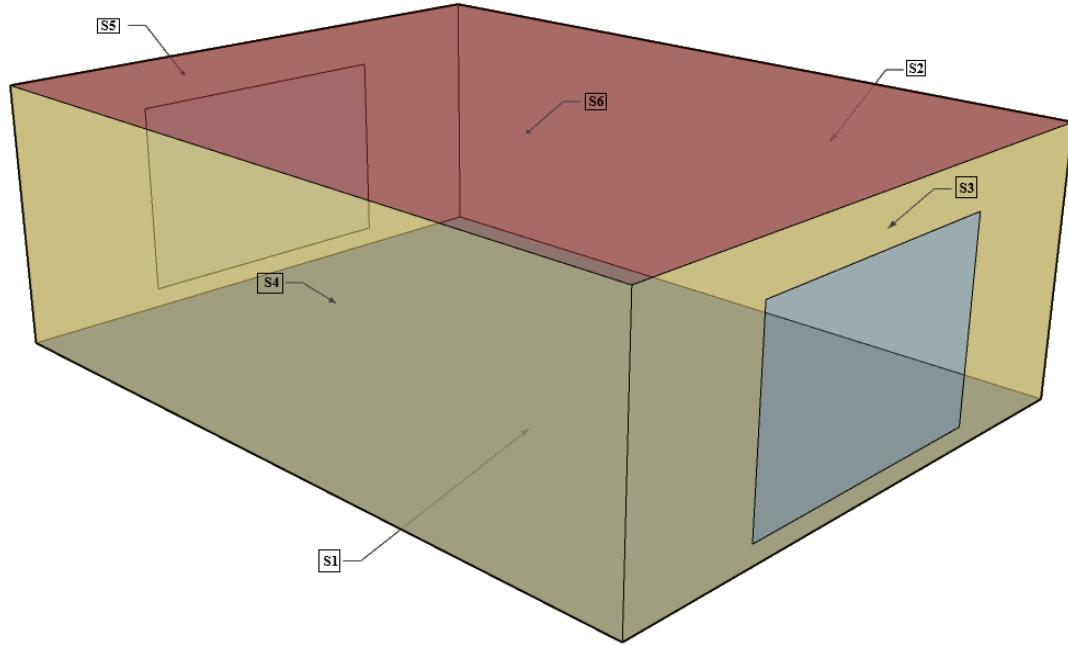
A Tabela 12 apresenta os valores médios dos coeficientes de convecção internos (\bar{h}_{in}) e externos (\bar{h}_{ex}) para as melhores soluções de cada cenário climático (2023, 2050 e 2090), em condições de verão e inverno. Esses valores são diretamente influenciados pelos algoritmos de convecção escolhidos pelo NSGA-II e pelas características climáticas sazonais, entre elas o padrão e a intensidade dos ventos predominantes apresentadas nas Figuras 13 a 18, além de uma esquematização da planta em relação à rosa dos ventos apresentada na Figura 24.

Tabela 12 – Coeficientes de convecção médios sazonais, $\bar{h} \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$, para as melhores soluções.

Cenário climático		<i>S₁</i>		<i>S₂</i>		<i>S₃</i>		<i>S₄</i>		<i>S₅</i>		<i>S₆</i>	
		\bar{h}_{in}	\bar{h}_{ex}										
2023	Ver.	0,84	-	1,06	4,10	1,08	4,25	1,06	4,42	1,08	4,27	1,39	4,90
	Inv.	0,88	-	1,37	3,66	1,38	3,89	1,37	4,03	1,35	3,77	1,71	4,30
2050	Ver.	0,67	-	1,00	4,27	1,00	4,36	1,01	4,13	1,00	4,04	1,77	4,75
	Inv.	0,78	-	1,32	3,94	1,32	3,93	1,33	3,87	1,31	3,89	2,12	4,35
2090	Ver.	0,77	-	1,20	4,13	1,20	4,21	1,21	4,00	1,20	3,93	1,43	4,60
	Inv.	0,86	-	1,46	4,21	1,44	4,23	1,46	4,16	1,44	4,15	1,67	4,80

Os resultados da Tabela 12 estão organizados por superfície da envoltória: S1 (assoalho), S2 (parede leste), S3 (parede sul), S4 (parede oeste), S5 (parede norte) e S6 (teto). Ilustradas na Figura 27.

Figura 31 – Esquematização das superfícies da envoltória em relação aos pontos cardinais



De modo geral, os \bar{h}_{in} apresentam valores entre 0,67 W/m²K e 1,71 W/m²K, o que está dentro do esperado para convecção natural em ambientes internos, uma vez que não há grandes variações da ventilação interna.

O assoalho por não ter contato com o solo na parte exterior, apresenta \bar{h}_{in} consistentemente mais baixos que as demais superfícies. A S_6 possui grandes dimensões características que, quando aplicada em equações para cálculo de convecção em regime forçado como Reynolds (Equação 9) e Prandt (Equação 10), faz com que seus valores de \bar{h}_{ex} sejam os maiores, o que faz as respostas da Tabela 12 terem sentido, mesmo que calculados com outras equações determinadas pelo NSGA-II.

As paredes (S_2 a S_5) apresentam valores intermediários e relativamente próximos entre si, sugerindo um comportamento térmico homogêneo entre as orientações. Esse comportamento pode sinalizar o modo como o NSGA-II utiliza os algoritmos de cálculo de coeficientes de convecção. Pois, para o cenário climático recente de 2023 os ventos predominantes tanto do verão quanto do inverno vêm do leste, como mostra a Figura 24, incidindo diretamente na superfície S_2 o que deveria aumentar seu valor de coeficiente convectivo médio. Entretanto isso não ocorre, possivelmente porque o NSGA-II tende a utilizar o algoritmo de convecção que reduza ao máximo este valor e assim diminuir a troca térmica. Analogamente, isso acontece com os cenários climáticos futuros de 2050 e 2090, que possuem incidência de vento norte e noroeste fortes no verão, e no inverno a incidência de ventos aumenta para norte, sul e oeste

com variações entre essas principais direções, podendo ser vistas nas Figuras 15 até a Figura 18.

4.4 SÍNTESE DOS RESULTADOS

Em 2023, o ERe reduziu 92,11% em relação ao caso base, em 2050, a redução foi ainda maior, atingindo 96,11% e em 2090, mesmo diante do agravamento climático, manteve-se uma redução de 94,39%. Para o EAq, embora tenha havido um leve aumento em 2023 (3,56%), o consumo aumentou de forma mais acentuada em 2050 (43,94%) e, em seguida, foi substancialmente reduzido em 2090 (37,75% abaixo do valor inicial), o que indica um ajuste mais refinado dos parâmetros da envoltória para lidar com a sazonalidade e o novo perfil de carga térmica previsto para esse horizonte futuro.

A análise das propriedades termofísicas demonstra que os caminhos adotados para otimizar a envoltória variam de acordo com o cenário, mas seguem uma lógica coerente. Em 2023, o enfoque foi no aumento das condutividades térmicas internas (CP1, CT1, CA) e na minimização das externas (CP2, CT2), permitindo a dissipação interna do calor com bloqueio da entrada externa. Em 2050, as condutividades foram mínimas em praticamente todos os componentes de fachada e vidros, com exceção do assoalho (CA), cuja condutividade foi elevada, provavelmente para permitir troca térmica com o solo. Nos resultados de 2090, houve uma inversão estratégica na qual a camada interna passou a ser mais isolada (CP1 e CT2 mínimos), enquanto a camada externa das paredes e teto (CP2 e CT1) tornou-se mais condutiva, favorecendo a liberação de calor acumulado para o exterior.

O calor específico dos materiais da envoltória também foi ajustado de forma estratégica. Os maiores valores foram atribuídos aos componentes em 2023 e 2050, sugerindo um esforço para elevar a capacidade de armazenamento térmico e reduzir flutuações de temperatura no ambiente interno. Em 2090, os valores mantiveram-se elevados, ainda que moderadamente mais baixos, o que pode indicar uma tentativa de equilíbrio entre tempo de resposta térmica e desempenho energético sazonal.

As densidades seguiram uma lógica complementar às condutividades e calores específicos. Em 2023, paredes e tetos foram projetados com materiais mais densos, enquanto o assoalho foi mantido extremamente leve. Em 2050 houve inversão, com o aumento da densidade do assoalho e leve redução nas camadas externas. Em 2090, a solução retornou ao uso de materiais densos para as camadas internas, especialmente parede e teto, mantendo o assoalho com densidade intermediária. Essas variações refletem ajustes finos na capacidade

térmica dos elementos, fundamentais para lidar com a dinâmica de ganhos e perdas de calor ao longo do dia e das estações.

No que tange aos parâmetros que influenciam a transferência de calor por radiação térmica, os três cenários convergiram para valores fixos de transmissividade solar de 0,05 e refletividade solar de 0,95, garantindo um bloqueio praticamente total da radiação direta pelos vidros. As absorvividades solares externas da parede e do teto (ASP2 e AST2) também foram padronizadas em 0,05, limitando os ganhos solares pelas fachadas. A absorvividade do assoalho (ASA), por outro lado, variou ao longo dos anos, atingindo 0,80 em 2050 e retornando a 0,10 em 2090, o que sugere uma tentativa pontual de aproveitar trocas térmicas com o solo.

As emissividades foram ajustadas para modular a troca de calor por radiação no interior e no exterior da edificação. Em geral, as superfícies internas apresentaram emissividade mais baixa em 2023 e aumentaram em 2050 e 2090. A parede interna, por exemplo, passou de 0,10 para 0,70 entre 2023 e os demais anos. Já as superfícies externas, como o vidro e o teto, mantiveram-se com emissividades elevadas ao longo de todo o período, favorecendo a liberação de calor para o ambiente externo.

Os algoritmos de convecção adotados também evoluíram ao longo do tempo. Em 2023, foram utilizados algoritmos adaptativos (ACI e ACE), com ajustes dinâmicos baseados na diferença de temperatura e na velocidade do ar. Em 2050, a estratégia mudou para algoritmos mais simplificados (CLD e SCE), e em 2090, adotaram-se os algoritmos mais refinados do conjunto (AST e ACE), indicando um esforço para alcançar maior precisão em um cenário com maior complexidade térmica.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta dissertação teve como objetivo principal otimizar os parâmetros termofísicos da envoltória de edificações, com vistas à redução do consumo de energia elétrica destinado ao aquecimento e resfriamento, considerando tanto as condições climáticas atuais quanto projeções futuras.

Para alcançar os objetivos propostos nesta pesquisa, foi adotada um método que integrou simulação computacional e técnicas de otimização. Inicialmente, realizou-se a caracterização climática de Curitiba, no Paraná, para os anos de 2023, 2050 e 2090. Em seguida, elaborou-se um modelo geométrico da edificação no SketchUp, exportado para o EnergyPlus via OpenStudio, onde foram configurados os parâmetros termofísicos a serem variados, além de dados fixos relativos à ocupação, uso e cargas internas e sistema de ar-condicionado. A preparação das simulações envolveu a definição dos limites de variação dos parâmetros, a formulação das funções objetivo e a estruturação dos arquivos no jEPlus. A otimização foi conduzida com o algoritmo NSGA-II, por meio do jEPlus+EA, configurado com operadores evolutivos adequados à abordagem multiobjetivo. Um modelo de referência (caso base) foi estabelecido para fins comparativos utilizando valores fixos definidos pelo referencial teórico.

A análise dos dados brutos, realizada no Origin 2024, compreendeu técnicas gráficas e estatísticas como histogramas, gráfico de barras, frentes de Pareto, análise de convergência e WSM. Essa estrutura metodológica possibilitou a identificação de soluções eficientes e o aprofundamento da compreensão sobre o comportamento dos parâmetros ao longo dos diferentes contextos climáticos simulados. Com base nesse conjunto de procedimentos, foram obtidos resultados cuja análise permitiu avaliar tanto o desempenho energético das soluções otimizadas quanto as implicações dos cenários climáticos futuros sobre a edificação modelada.

A aplicação do método de soma ponderada, com pesos iguais para os objetivos de minimização da energia elétrica para aquecimento e para resfriamento, permitiu a identificação de uma solução ótima para cada um dos três cenários climáticos analisados. A comparação entre os casos base e as soluções ótimas S_{115}^{WSM} (2023), S_{111}^{WSM} (2050) e S_{123}^{WSM} (2090) evidencia um aprimoramento progressivo das estratégias de desempenho térmico aplicadas à envoltória da edificação, conforme os cenários climáticos se tornam mais quentes.

No cenário de 2023, a solução ótima alcançou uma expressiva redução no consumo de energia elétrica para resfriamento, caindo de 594,38 kWh para 46,91 kWh (redução de aproximadamente 92%), com um pequeno aumento no consumo para aquecimento, de 104,04 kWh para 107,75 kWh. Esse desempenho foi obtido por meio de um conjunto de alterações materiais, destacando-se o aumento da condutividade térmica nas camadas internas e sua

redução para valores mínimos nas camadas externas, favorecendo a dissipação de calor interno sem permitir ganhos de calor externos. Os materiais selecionados apresentaram elevados valores de calor específico e densidade, contribuindo para o aumento da inércia térmica da edificação. Além disso, houve forte controle da radiação solar onde as absorvividades solares foram reduzidas, a transmissividade do vidro foi reduzida, e a refletividade solar do vidro aumentada, o que demonstra uma estratégia de proteção contra o aumento da temperatura proveniente da radiação solar direta. As emissividades internas também foram reduzidas, limitando as trocas radiativas no interior do ambiente, e os algoritmos de convecção foram atualizados para versões adaptativas, ampliando a precisão da estimativa dos coeficientes convectivos.

Para o cenário de 2050, as alterações se intensificaram frente ao agravamento das condições climáticas. A solução ótima resultou na redução da energia elétrica para resfriamento de 655,60 kWh para 25,53 kWh (~96%), embora com aumento 121,14 kWh para 174,37 kWh para o consumo de energia elétrica para aquecimento. Destaca-se, nesse caso, a aplicação de uma barreira térmica, com condutividades térmicas extremamente baixas em paredes e vidros (0,02 W/mK), associadas ao aumento da condutividade no assoalho (1,208 W/mK). Os calores específicos foram aumentados, bem como a densidade das camadas internas e do assoalho, o que reforçou a capacidade da envoltória de absorver e redistribuir calor ao longo do tempo. A proteção contra a radiação solar também foi reforçada, com reduções generalizadas nas absorvividades solares dos materiais opacos, redução da transmissividade e aumento da refletividade nos vidros. A escolha de novos algoritmos de convecção (CLD e SCE) permitiu simular os fluxos térmicos em função das trocas por convecção, acompanhando as alterações no regime de ventos característico desse cenário.

Já no cenário de 2090, a solução ótima apresentou desempenho mais equilibrado, com redução simultânea dos consumos de ERe (de 667,01 kWh para 37,42 kWh) e EAq (de 185,18 kWh para 115,27 kWh). Este resultado demonstra a viabilidade de manter conforto térmico com baixo consumo energético mesmo em condições climáticas críticas. As estratégias foram aprimoradas com a inversão das condutividades, onde as camadas internas da parede e teto passaram a ter baixa condutividade, enquanto as externas foram ajustadas para permitir dissipação. Houve também aumento expressivo da densidade e do calor específico nas camadas mais críticas da envoltória, reforçando a capacidade de amortecimento térmico por meio da inércia térmica. A envoltória adotou combinações de parâmetros para a proteção solar, com absorvividades próximas de zero para materiais opacos, e transmissividade solar mínima e refletividade solar máxima para os vidros. A utilização dos algoritmos de convecção (AST e

ACE) pode contribuir para que a modelagem represente de forma mais detalhada a dinâmica das trocas térmicas em superfícies expostas à ação dos ventos e às variações da temperatura do ar externo.

A comparação entre as soluções ótimas identificadas por meio do método de soma ponderada (WSM) para os três cenários climáticos avaliados — 2023, 2050 e 2090 — revela a capacidade adaptativa das estratégias energéticas frente às mudanças nas condições ambientais projetadas. Cada solução posicionou-se de forma equilibrada em suas respectivas frentes de Pareto, priorizando a minimização do consumo de energia elétrica para resfriamento (ERe), especialmente à medida que o clima se torna mais severo. Em 2023, observou-se uma solução equilibrada, com baixo valor de ERe e praticamente mantendo o valor de EAq. Já em 2050, o foco da otimização recaiu fortemente sobre a redução de ERe, ainda que com um aumento expressivo em EAq. Em 2090, por sua vez, foi possível alcançar uma solução mais harmônica, com redução de ERe e EAq em relação aos cenários climáticos anteriores.

A análise dos coeficientes de convecção médios sazonais (\bar{h}_{in} e \bar{h}_{ex}) mostra consistência com os algoritmos escolhidos e com as condições climáticas predominantes. Os valores obtidos são compatíveis com convecção natural em ambientes internos e com convecção forçada nas superfícies externas, com destaque para os maiores valores de \bar{h}_{ex} registrados no teto (S6), o que se alinha ao seu maior potencial de troca com o ambiente externo. A distribuição relativamente homogênea dos coeficientes nas fachadas (S2 a S5) sugere que o NSGA-II, ao selecionar os algoritmos de convecção, priorizou estratégias que reduzissem as trocas térmicas nas orientações com maior incidência de vento, como o leste (S2) no verão de 2023, ou o norte e noroeste em 2050 e 2090.

A partir dos resultados analisados, torna-se possível refletir criticamente sobre os limites e alcances da abordagem adotada. Apesar da consistência metodológica, é necessário reconhecer algumas limitações inerentes à presente pesquisa. A utilização de arquivos climáticos projetados envolve incertezas quanto à acurácia das previsões de longo prazo, o que pode afetar a robustez dos resultados em cenários futuros. Outro ponto relevante diz respeito à natureza estocástica do algoritmo NSGA-II, que não garante a obtenção do ótimo global. Deve ser levado em consideração a ausência do entorno da residência que pode influenciar nos resultados uma vez que não há interação entre residências, vegetação entre outros.

Outros pontos a serem levados em consideração são as escolhas de pesquisa adotadas para isolar o interior do modelo da ventilação natural para avaliar os parâmetros que reduzem o consumo de energia elétrica para aquecimento e para resfriamento do ambiente sem interferências, como: o indivíduo todo dentro da residência emitindo calor por meio de

seu metabolismo e os equipamentos, iluminação e sistema de ar-condicionado ligados durante todo o tempo de simulação, além das janelas fechadas durante o tempo todo. Por fim, vale destacar que o escopo geográfico da pesquisa foi limitado a uma única cidade, o que restringe a generalização dos resultados para outras regiões do país com características climáticas distintas.

A relevância desta pesquisa reside na proposição de uma abordagem que amplia a compreensão do papel dos parâmetros termofísicos no desempenho térmico e na demanda de energia elétrica de edificações. Ao tratar de forma explícita a condutividade térmica, o calor específico, a densidade, emissividade, absorvidade, refletividade, transmissividade e os coeficientes de convecção interna e externa, a presente investigação avança em relação à tradicional simplificação por meio do coeficiente global de transferência de calor (valor U). Os resultados obtidos podem oferecer subsídios para práticas de projeto e simulação térmica, com impactos potenciais sobre o uso racional da eletricidade.

Como continuidade para esta pesquisa, sugere-se:

- a) ampliar a metodologia para outras cidades brasileiras, a fim de avaliar a robustez e a adaptabilidade das soluções otimizadas em diferentes contextos;
- b) incorporação de estratégias passivas de climatização, como sombreamento, ampliando o escopo da análise;
- c) estabelecer relações entre os parâmetros termofísicos otimizados e materiais de construção disponíveis no mercado nacional ou propor o desenvolvimento de novos materiais e soluções construtivas que atendam às exigências de desempenho identificadas nas simulações.

REFERÊNCIAS

- _____. **NBR 15575: Edificações habitacionais – desempenho.** Rio de Janeiro, 2024.
- _____. **NBR 15220-3: Desempenho térmico de edificações - Parte 3: Zoneamento bioclimático brasileiro e diretrizes construtivas para habitações unifamiliares de interesse social.** Rio de Janeiro: ABNT, 2024
- _____. **NBR 15220: Desempenho térmico de edificações.** Rio de Janeiro: ABNT, 2024.
- _____. **NBR 15575: Edificações habitacionais — Desempenho.** Rio de Janeiro: ABNT, 2024.
- A. MONTEIRO, Suzane *et al.* Methodology for Energy Efficiency on Lighting and Air Conditioning Systems in Buildings Using a Multi-Objective Optimization Algorithm. **Energies**, [s. l.], v. 13, n. 13, p. 3303, 2020. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1996-1073/13/13/3303>. Acesso em: 1 set. 2024.
- AL-SANEA, Sami A.; ZEDAN, M. F.; AL-HUSSAIN, S. N. Effect of masonry material and surface absorptivity on critical thermal mass in insulated building walls. **Applied Energy**, [s. l.], v. 102, p. 1063–1070, 2013. Disponível em: Acesso em: 7 out. 2024.
- ASADI, Iman *et al.* Thermal conductivity of concrete – A review. **Journal of Building Engineering**, [s. l.], v. 20, p. 81–93, 2018. Disponível em: Acesso em: 30 set. 2024.
- ASHRAE. 1989. **ASHRAE Handbook: Fundamentals**. Atlanta: American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers, Inc., 1989.
- ASHRAE. 2001. **ASHRAE Handbook – Fundamentals**. Atlanta: American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers, Inc., 1989.
- ASHRAE. **ANSI/ASHRAE 140-2017: Standard Method of Test for the Evaluation of Building Energy Analysis Computer Programs.** Atlanta: ASHRAE, 2017.
- ASHRAE. **Standard 55-2023: Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy.** Atlanta: ASHRAE, 2023.
- ASHRAE. **Standard 90.2-2024: Energy Standard for Low-Rise Residential Buildings.** Atlanta: ASHRAE, 2024.
- ASTM INTERNATIONAL. **C1340/C1340M-15: Standard Practice for the Installation of Poured-in-Place Concrete Footings and Foundations.** West Conshohocken, PA: ASTM, 2015.
- AVDELIDIS, N. P.; MOROPOULOU, A. Emissivity considerations in building thermography. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 35, n. 7, p. 663–667, 2003. Disponível em: Acesso em: 2 out. 2024.
- BABA, Fuad Mutasim *et al.* Do high energy-efficient buildings increase overheating risk in cold climates? Causes and mitigation measures required under recent and future climates.

Building and Environment, [s. l.], v. 219, p. 109230, 2022. Disponível em: Acesso em: 17 jun. 2024.

BARREIRA, Eva; ALMEIDA, Ricardo M.S.F.; SIMÕES, Maria L. Emissivity of Building Materials for Infrared Measurements. **Sensors** **2021**, **Vol. 21, Page 1961**, [s. l.], v. 21, n. 6, p. 1961, 2021. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/6/1961/htm>. Acesso em: 2 out. 2024.

BEAUSOLEIL-MORRISON, I. The adaptive simulation of convective heat transfer at internal building surfaces. **Building and Environment**, [s. l.], v. 37, n. 8–9, p. 791–806, 2002. Disponível em:
https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132302000422?casa_token=y0tRpYd30WgAAAAAA:SJKI_oltiGHz2mkEZpnTnu75ZqvLjbvqYPQ8EhosSEjVCOujLd946gGs9w9FxRGAWWq4U7Ckg. Acesso em: 14 jun. 2025.

BEAUSOLEIL-MORRISON, Ian; SC, B A; SC, M A. The adaptive coupling of heat and air flow modelling within dynamic whole-building simulation. [s. l.], 2000. Disponível em:
<https://stax.strath.ac.uk/concern/theses/4q77fr43v?locale=en>. Acesso em: 14 jun. 2025.

BERARDI, Umberto; NALDI, Matteo. The impact of the temperature dependent thermal conductivity of insulating materials on the effective building envelope performance. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 144, p. 262–275, 2017. Disponível em: Acesso em: 30 set. 2024.

BILLINGS, Bruce H.; GRAY, Dwight E. **American Institute of Physics Handbook**. 3. ed. Nova Iorque: McGraw-Hill, 1972.

BRACHT, Matheus K. *et al.* Multiple regional climate model projections to assess building thermal performance in Brazil: Understanding the uncertainty. **Journal of Building Engineering**, v. 88, p. 109248, 2024. Disponível em:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352710224008167>. Acesso em: 3 jul. 2025.

BRASIL; MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, Tecnologia e Inovação; Secretaria de Políticas e Programas de Pesquisa e Desenvolvimento; Coordenação-Geral de Mudanças Globais de Clima. **Modelagem Climática e Vulnerabilidades Setoriais à Mudança do Clima no Brasil**. 2016. ISSN 14608235 (ISSN). v. 1.

BRASIL. Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia (Inmetro). *Instrução Normativa Inmetro para Classificação de Eficiência Energética de Edificações Residenciais (INI-R)*: anexo à Portaria nº 309, de 06 de setembro de 2022. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 12 de setembro de 2022. Seção 1, p. 54. Disponível em:
<https://www.gov.br/inmetro/pt-br/assuntos/avaliacao-da-conformidade/programa-brasileiro-de-etiquetagem/edificacoes/portaria-inmetro-no-309-de-06-09-2022>. Acesso em: 15 set. 2024.

BUI, Lam Thu; ALAM, Sameer. **Multi-objective optimization in computational intelligence: Theory and practice**. [S. l.]: IGI Global, 2008. Disponível em: Acesso em: 19 out. 2024.

CHATURVEDI, Pushpendra Kumar; KUMAR, Nand; LAMBA, Ravita. Multi-objective optimization for visual, thermal, and cooling energy performance of building envelope design

- in the composite climate of Jaipur (India). **Energy and Environment**, [s. l.], p. 1–25, 2024. Disponível em:
https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0958305X241228513?casa_token=NF4MCFTtBdMAAAAA%3A_n_N1Tm7BJycPYM8sO_MFTiyCGIZNkFcqSOeA3QyItrQ9D5uNuK3p-DIwlWJsYZf0j3_aEumZfuofRg. Acesso em: 1 set. 2024.
- COJOCARU, Alexandra *et al.* Assessment of Thermal and Mechanical Properties of Cement-Based Materials—Part 1: Crumb Rubber Concrete. **Buildings**, [s. l.], v. 13, n. 2, p. 324, 2023. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2075-5309/13/2/324/htm>. Acesso em: 29 set. 2024.
- COELLO, Carlos A.; VAN VELDHUIZEN, David A.; LAMONT, Gary B. **Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems**. 2. ed. New York: Springer, 2007.
- CRAWLEY, Drury B. *et al.* EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 33, n. 4, p. 319–331, 2001. Disponível em: Acesso em: 12 out. 2024.
- ÇENGEL, Yunus A.; GHAJAR, Afshin J. **Transferência de Calor e Massa: uma abordagem prática**. 4. ed. Porto Alegre: AMGH Editora, 2012.
- DE SCHUTTER, G.; TAERWE, L. Specific heat and thermal diffusivity of hardening concrete. **Magazine of Concrete Research**, [s. l.], v. 47, n. 172, p. 203–208, 1995. Disponível em: Acesso em: 7 out. 2024.
- DEB, Kalyanmoy *et al.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, [s. l.], v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002. Disponível em: Acesso em: 14 out. 2024.
- 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**, [s. l.], v. 170, p. 293–303, 2016. Disponível em:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191630304X>. Acesso em: 13 jun. 2025.
- DEUS, Edmilson Magalhães de; SÜVA, Arthur Santos. Análise De Otimização Multiobjetivo Da Envoltória De Um Contêiner Adaptado Para Uso Militar Em Campo Grande-Ms. **Anais do XVI Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído/ XII Encontro Latino-Americano de Conforto no Ambiente Construído**, [s. l.], p. 10, 2017. Disponível em:
<https://www.even3.com.br/anais/encac2021/340436-analise-de-otimizacao-multiobjetivo-da-envoltoria-de-um-conteiner-adaptado-para-uso-militar-em-campo-grande-ms>.
- DOE – U.S. DEPARTMENT OF ENERGY. **EnergyPlus Version 24.1.0 Documentation: Engineering Reference**. 2024.
- ELI, L. G. *et al.* Thermal performance of residential building with mixed-mode and passive cooling strategies: The Brazilian context. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 244, p. 111047, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111047>.
- FERRETTI, Daniele; MICHELINI, Elena. The effect of density on the delicate balance between structural requirements and environmental issues for AAC blocks: An experimental

investigation. **Sustainability (Switzerland)**, [s. l.], v. 13, n. 23, p. 13186, 2021. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/23/13186/htm>. Acesso em: 29 set. 2024.

FOGEL, David B. **Evolutionary Computation**: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995.

GE, Hua; BABA, Fuad. Dynamic effect of thermal bridges on the energy performance of a low-rise residential building. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 105, p. 106–118, 2015. Disponível em: Acesso em: 13 out. 2024.

GOLDBERG, David E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.

GUARDA, Emeli Lalesca Aparecida da; DURANTE, Luciane Cleonice; CALLEJAS, Ivan Julio Apolonio. Desempenho Termoenergético de Edificações Sob a Ótica das Mudanças Climáticas: Uma Revisão Sistemática. **E&S Engineering and Science**, [s. l.], v. 9, n. 1, p. 19–35, 2020.

HALLIDAY, David; RESNICK, Robert; WALKER, Jearl. **Fundamentos de Física: Gravitação, Ondas e Termodinâmica**. 9. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2012.

HWANG, Ching-Lai; YOON, Kwangsun. **Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications**. Berlim: Springer-Verlag, 1981.

HERNÁNDEZ-PÉREZ, I. et al. **Thermal performance of reflective materials applied to exterior building components - A review**. [S. l.]: Elsevier, 2014. Disponível em: Acesso em: 8 out. 2024.

HOLMAN, Jack Philip. **Heat Transfer**. 5. ed. New York: McGraw-Hill, 1983.

HOLLAND, John H. **Adaptation in Natural and Artificial Systems**: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975.

HUNG ANH, Le Duong; PÁSZTORY, Zoltán. An overview of factors influencing thermal conductivity of building insulation materials. **Journal of Building Engineering**, [s. l.], v. 44, p. 102604, 2021. Disponível em: Acesso em: 30 set. 2024.

INCROPERA, Frank P.; DEWITT, David P. **Fundamentals of Heat and Mass Transfer**. 4. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

INVIDIATA, Andrea; GHISI, Enedir. Impact of climate change on heating and cooling energy demand in houses in Brazil. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 130, n. 2016, p. 20–32, 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.07.067>. Acesso em: 17 jun. 2024.

IPCC. **Mudança Do Clima 2023: Relatório Síntese**. [S. l.: s. n.], 2023. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/>.

JELLE, Bjørn Petter; KALNÆS, Simen Edsjø; GAO, Tao. Low-emissivity materials for building applications: A state-of-the-art review and future research perspectives. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 96, p. 329–356, 2015. Disponível em: Acesso em: 2 out. 2024.

KARINI LEITZKE, Rodrigo *et al.* The use of multi-objective evolutionary algorithms to assess phase change materials in a residence with light framings in bioclimatic zones 1, 2 and 3. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 284, p. 14, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.112847>. Acesso em: 1 set. 2024.

KONTOLEON, K. J.; EUMORFOPOULOU, E. A. The influence of wall orientation and exterior surface solar absorptivity on time lag and decrement factor in the Greek region. **Renewable Energy**, [s. l.], v. 33, n. 7, p. 1652–1664, 2008. Disponível em: Acesso em: 7 out. 2024.

LAMBERTS, R.; DUTRA, L.; PEREIRA, F. O. R. **Eficiência energética na arquitetura**. ELETROBRAS/ PROCEL. Rio de Janeiro. 2014.

LI, Hangxin; WANG, Shengwei; CHEUNG, Howard. Sensitivity analysis of design parameters and optimal design for zero/low energy buildings in subtropical regions. **Applied Energy**, [s. l.], v. 228, p. 1280–1291, 2018. Disponível em: Acesso em: 8 out. 2024.

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**, Porto Alegre, v. 20, n. 4, p. 509-529, out./dez. 2020.

MARQUES, Grayce Moreira. **Otimização multiobjetivo de um projeto de retrofit para melhorar o desempenho térmico e energético de um edifício público**. 2022. 100 f. Dissertação (Mestrado Profissional) - Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, [s. l.], 2022.

MAGNIER, L.; ZHOU, L.; HAGHIGHAT, F. Multi-objective optimization of building design using genetic algorithm and artificial neural network. In: IBPSA-CANADA CONFERENCE (eSim 2008), 5., 2008, Montreal. **Proceedings...** Montreal: IBPSA-Canada, 2008. p. 86-93.

MITCHELL, Melanie. **An Introduction to Genetic Algorithms**. Cambridge, MA: The MIT Press, 1996.

MONTGOMERY, Douglas C. **Design and Analysis of Experiments**. 8. ed. New York: John Wiley & Sons, 2013.

NUNES, Gustavo Henrique; GIGLIO, Thalita Gorban Ferreira. Análise de sensibilidade de variáveis termofísicas de habitações brasileiras sob a influência das mudanças climáticas. **Ambiente Construído**, [s. l.], v. 22, n. 4, p. 91–120, 2022. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/ac/a/TPBspKWLWcJ6tQsvt9jJfc/>. Acesso em: 8 ago. 2024.

NUNES, Gustavo; GIGLIO, Thalita. Effects of climate change in the thermal and energy performance of low-income housing in Brazil—assessing design variable sensitivity over the 21st century. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 168, n. April, p.

112885, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112885>. Acesso em: 25 jun. 2024.

OZEL, Meral. The influence of exterior surface solar absorptivity on thermal characteristics and optimum insulation thickness. **Renewable Energy**, [s. l.], v. 39, n. 1, p. 347–355, 2012. Disponível em: Acesso em: 7 out. 2024.

ORIGINLAB CORPORATION. **OriginPro 2024**: Software. Versão 2024. Northampton, MA: OriginLab Corporation, 2024.

PAN, Jianwen; ZOU, Renxin; JIN, Feng. Experimental Study on Specific Heat of Concrete at High Temperatures and Its Influence on Thermal Energy Storage. **Energies 2017, Vol. 10, Page 33**, [s. l.], v. 10, n. 1, p. 33, 2016. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1996-1073/10/1/33/htm>. Acesso em: 7 out. 2024.

RIVERO, Ricardo. **Arquitetura e clima**: acondicionamento térmico natural. Porto Alegre: D.E. Luzzato; Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1985.

SALTELLI, Andrea et al. **Global Sensitivity Analysis**: The Primer. Chichester: John Wiley & Sons, 2008.

SCHWARTZ, Yair et al. Integrated Building Performance Optimisation: Coupling Parametric Thermal Simulation Optimisation and Generative Spatial Design Programming. In: , 2017. **Building Simulation Conference Proceedings**. [S. l.: s. n.], 2017. p. 1841–1848. Disponível em: https://publications.ibpsa.org/conference/paper/?id=bs2017_316.

SILVA, Arthur Santos. **DESENVOLVIMENTO DE UM MÉTODO PARA AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO TÉRMICO E ENERGÉTICO DE EDIFICAÇÕES APLICANDO ANÁLISE DE INCERTEZAS E SENSIBILIDADE**. 2016. 459 f. Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, [s. l.], 2016.

SILVA, Arthur Santos; GHISI, Enedir. Estimating the sensitivity of design variables in the thermal and energy performance of buildings through a systematic procedure. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 244, p. 118753, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118753>. Acesso em: 25 jun. 2024.

SRINIVAS, N.; DEB, Kalyanmoy. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. **Evolutionary Computation**, Cambridge, MA, v. 2, n. 3, p. 295-318, 1994.

STRZAŁKOWSKI, Jarosław et al. Thermal performance of building envelopes with structural layers of the same density: Lightweight aggregate concrete versus foamed concrete. **Building and Environment**, [s. l.], v. 196, p. 107799, 2021. Disponível em: Acesso em: 29 set. 2024.

SUEHRCKE, Harry; PETERSON, Eric L.; SELBY, Neville. Effect of roof solar reflectance on the building heat gain in a hot climate. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 40, n. 12, p. 2224–2235, 2008. Disponível em: Acesso em: 8 out. 2024.

TRIANA, Maria Andrea; LAMBERTS, Roberto; SASSI, Paola. Should we consider climate change for Brazilian social housing? Assessment of energy efficiency adaptation measures. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 158, p. 1379–1392, 2018. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778817315578>. Acesso em: 17 jun. 2024.

TRIANTAPHYLLOU, Evangelos. Multi-criteria Decision Making Methods: A Comparative Study. Boston, MA, v. 44, Applied Optimization, 2000. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4757-3157-6>. Acesso em: 13 jun. 2025.

WALTON, G. N. **Passive Solar Extension of the Building Loads Analysis and System Thermodynamics (BLAST) Program**. Champaign, IL: United States Army Construction Engineering Research Laboratory, 1981. Relatório Técnico.

WALTON, G. N. 1983. **Thermal Analysis Research Program Reference Manual**. NBSSIR 83-2655. National Bureau of Standards (now NIST).

YAGHOOBIAN, Neda; KLESSL, Jan. Effect of reflective pavements on building energy use. **Urban Climate**, [s. l.], v. 2, p. 25–42, 2012. Disponível em: Acesso em: 8 out. 2024.

YAZDANIAN, M.; KLEMS, J. H. Measurement of the Exterior Convective Film Coefficient for Windows in Low-Rise Buildings. **ASHRAE Transactions**, Atlanta, GA, v. 100, n. 1, p. 1087-1096, 1994.

YOUNG, Hugh D.; FREEDMAN, Roger A. **Física II: Termodinâmica e Ondas**. 14. ed. São Paulo: Pearson, 2016.

YUN, Tae Sup *et al.* Evaluation of thermal conductivity for thermally insulated concretes. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 61, p. 125–132, 2013. Acesso em: 30 set. 2024.

ZHANG, Yi. “Parallel” energyplus and the development of a parametric analysis tool. **IBPSA 2009 - International Building Performance Simulation Association 2009**, [s. l.], p. 1382–1388, 2009. Disponível em: <http://www.jeplus.org/wiki/doku.php?id=docs:papers>. Acesso em: 17 jun. 2024.

ZHANG, Yi; JANKOVIC, Lubo. JEA, An interactive optimisation engine for building energy performance simulation. **Building Simulation Conference Proceedings**, [s. l.], v. 4, p. 1923–1932, 2017. Disponível em: https://publications.ibpsa.org/conference/paper/?id=bs2017_607. Acesso em: 18 jun. 2024.

APÊNDICE A – HISTOGRAMAS PARA TODAS AS SOLUÇÕES DO CENÁRIO CLIMÁTICO RECENTE – 2023

Figura A.1 – Histograma de densidade para as camadas: (a) parede interna (DP1); (b) parede externa (DP2); (c) teto interno (DT1); (d) teto externo (DT2); e (e) assoalho (DA).

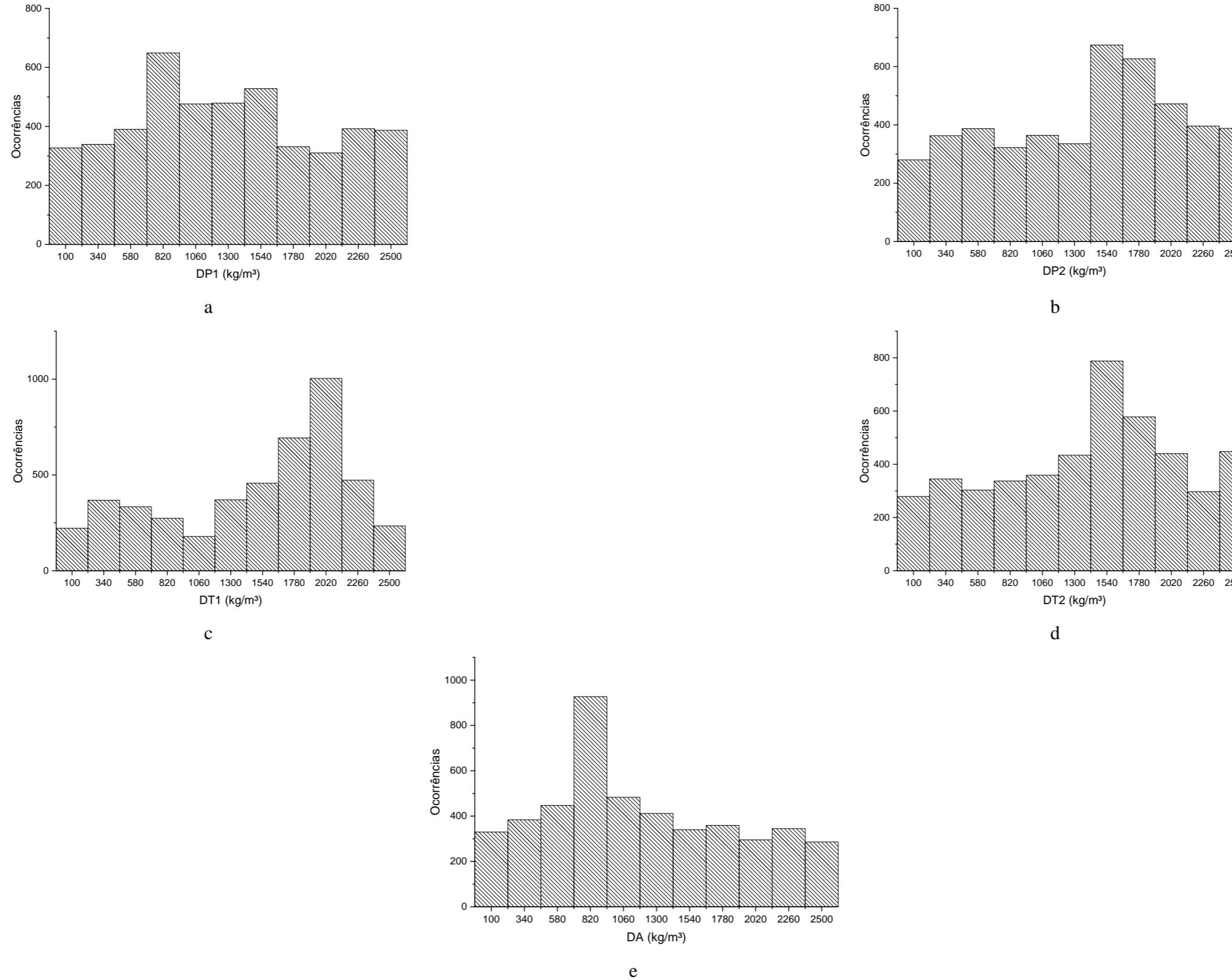


Figura A.2 – Histograma de calor específico para as camadas: (a) parede interna (CEP1); (b) parede externa (CEP2); (c) teto interno (CET1); (d) teto externo (CET2); e (e) assoalho (CEA).

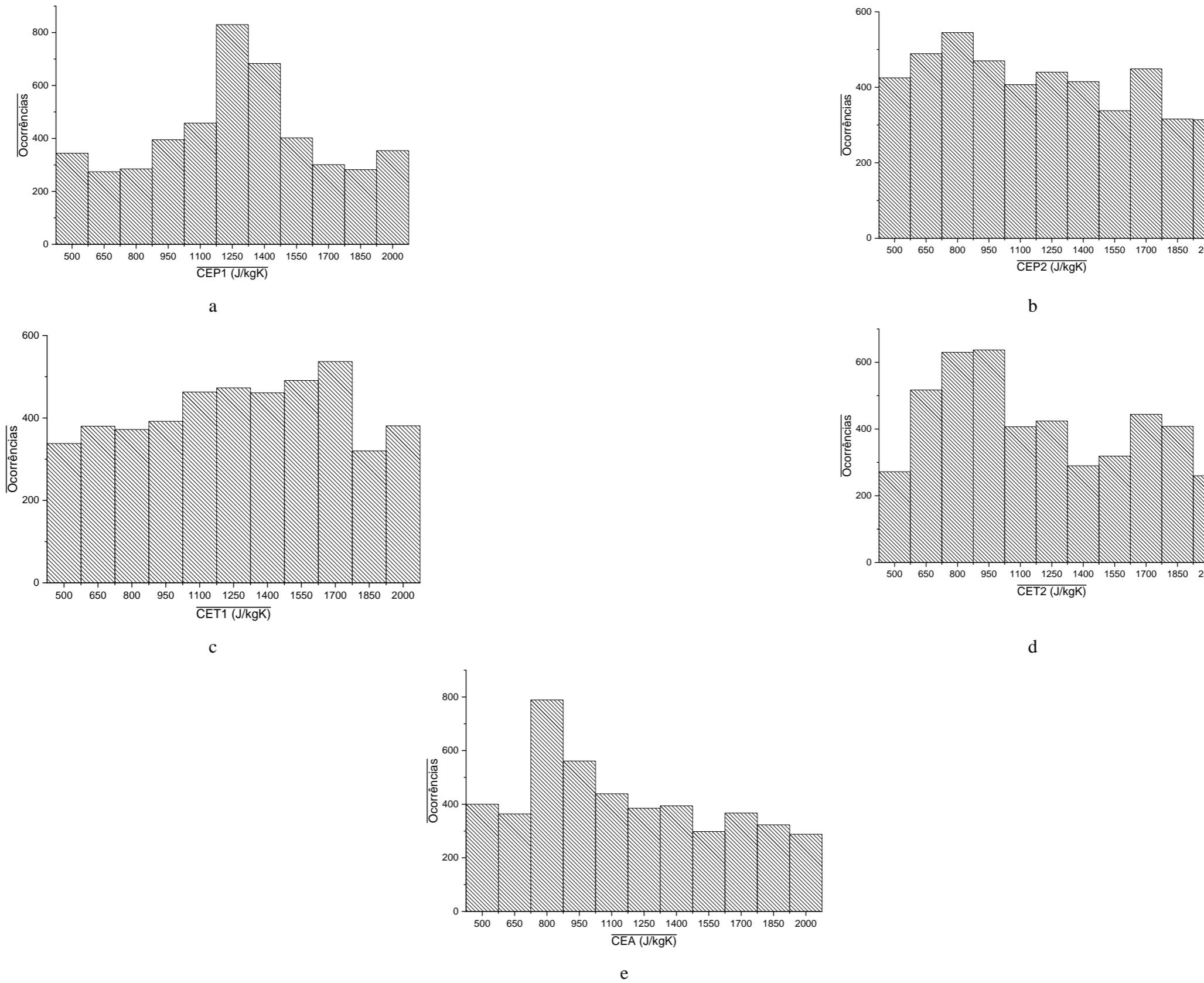


Figura A.3 – Histograma de condutividade térmica para as camadas: (a) parede interna (CP1); (b) parede externa (CP2); (c) teto interno (CT1); (d) teto externo (CT2); (e) assoalho (CA); e (f) vidros (CV).

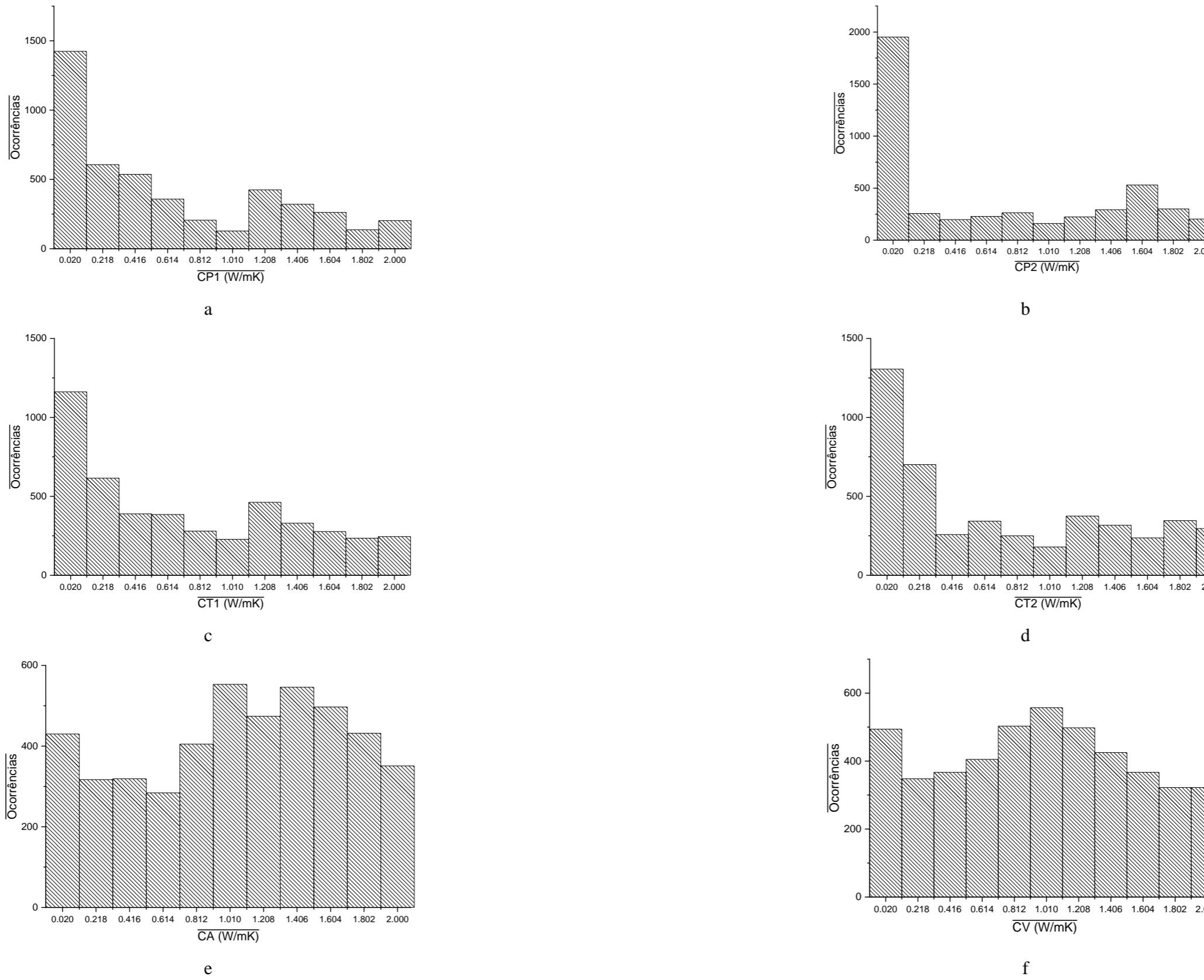


Figura A.4 – Histograma de emissividades para as camadas: (a) parede interna (EP1); (b) parede externa (EP2); (c) teto interno (ET1); (d) teto externo (ET2); (e) assoalho (EA); e (f) vidros (EV).

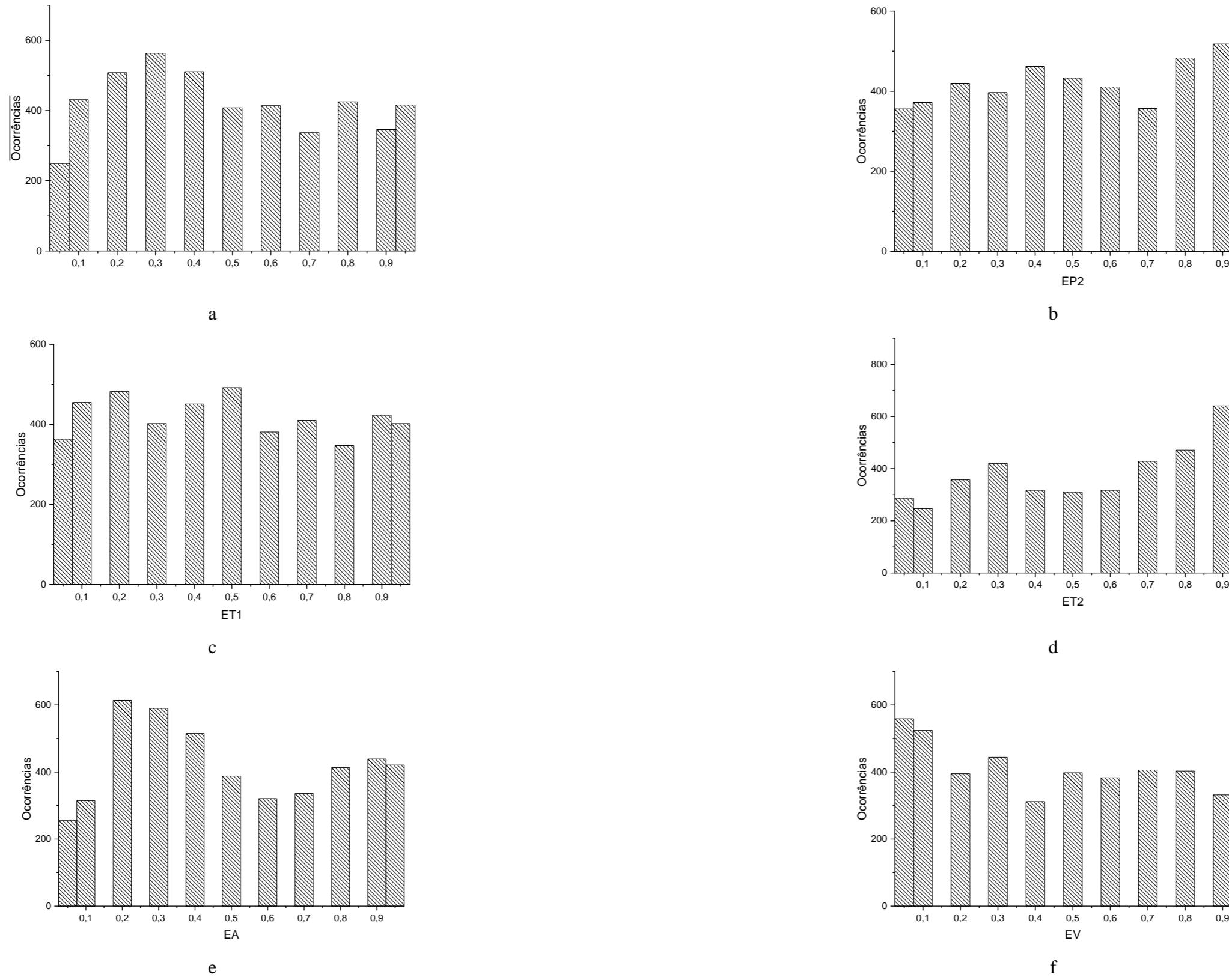


Figura A.5 – Histograma de absorviedades solares para as camadas: (a) parede interna (ASP1); (b) parede externa (ASP2); (c) teto interno (AST1); (d) teto externo (AST2); e (e) assoalho (ASA). Histogramas de refletividade solar para (f) vidros (RSV) e transmissividade solar para (g) vidros (TSV).

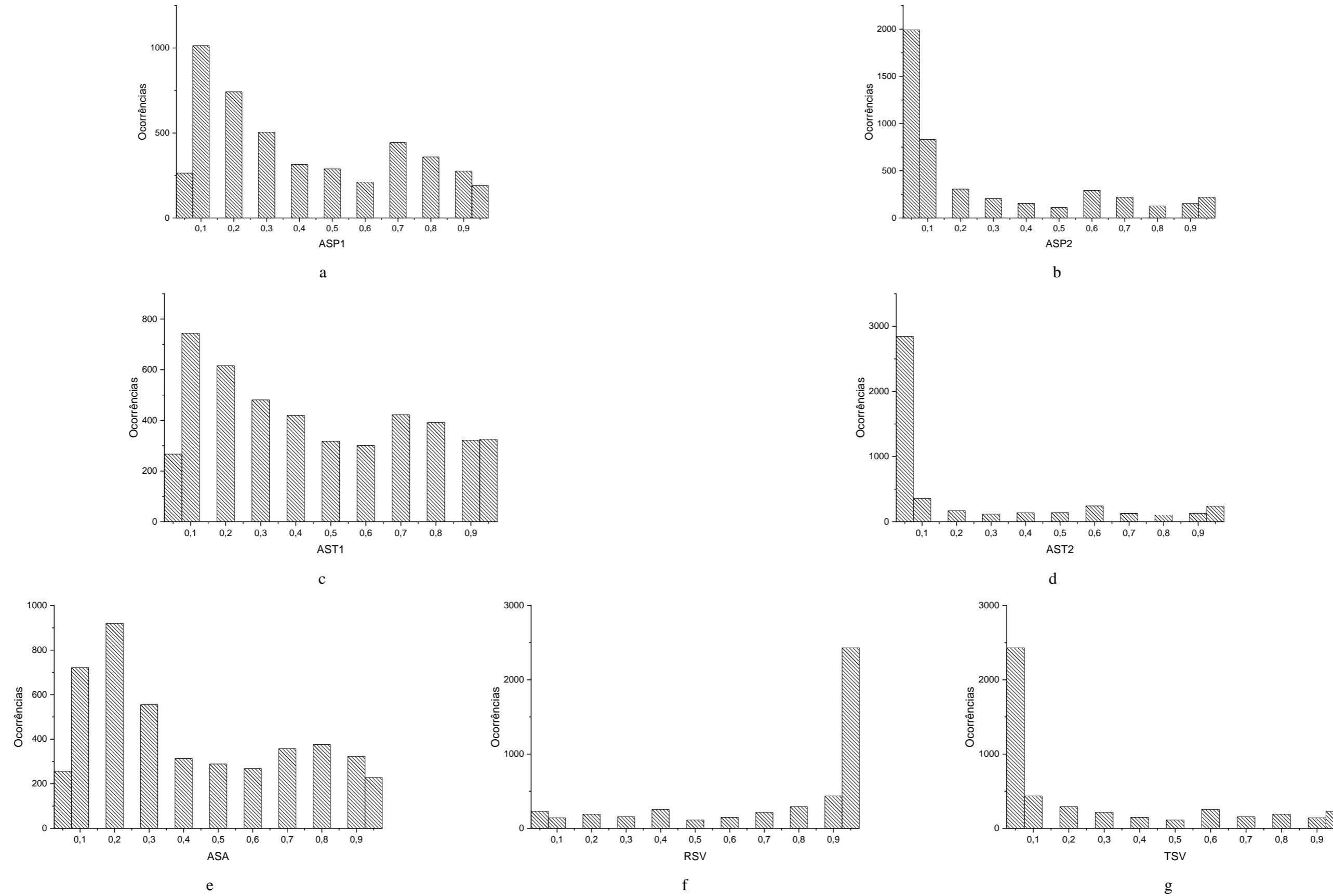


Figura A.6 – Gráfico de barras dos algoritmos do coeficiente de calor por convecção para as camadas: (a) interna (AC1); e (b) externa (AC2).



APÊNDICE B – HISTOGRAMAS PARA TODAS AS SOLUÇÕES DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO – 2050.

Figura B.1 – Histograma de densidade para as camadas: (a) parede interna (DP1); (b) parede externa (DP2); (c) teto interno (DT1); (d) teto externo (DT2); e (e) assoalho (DA).

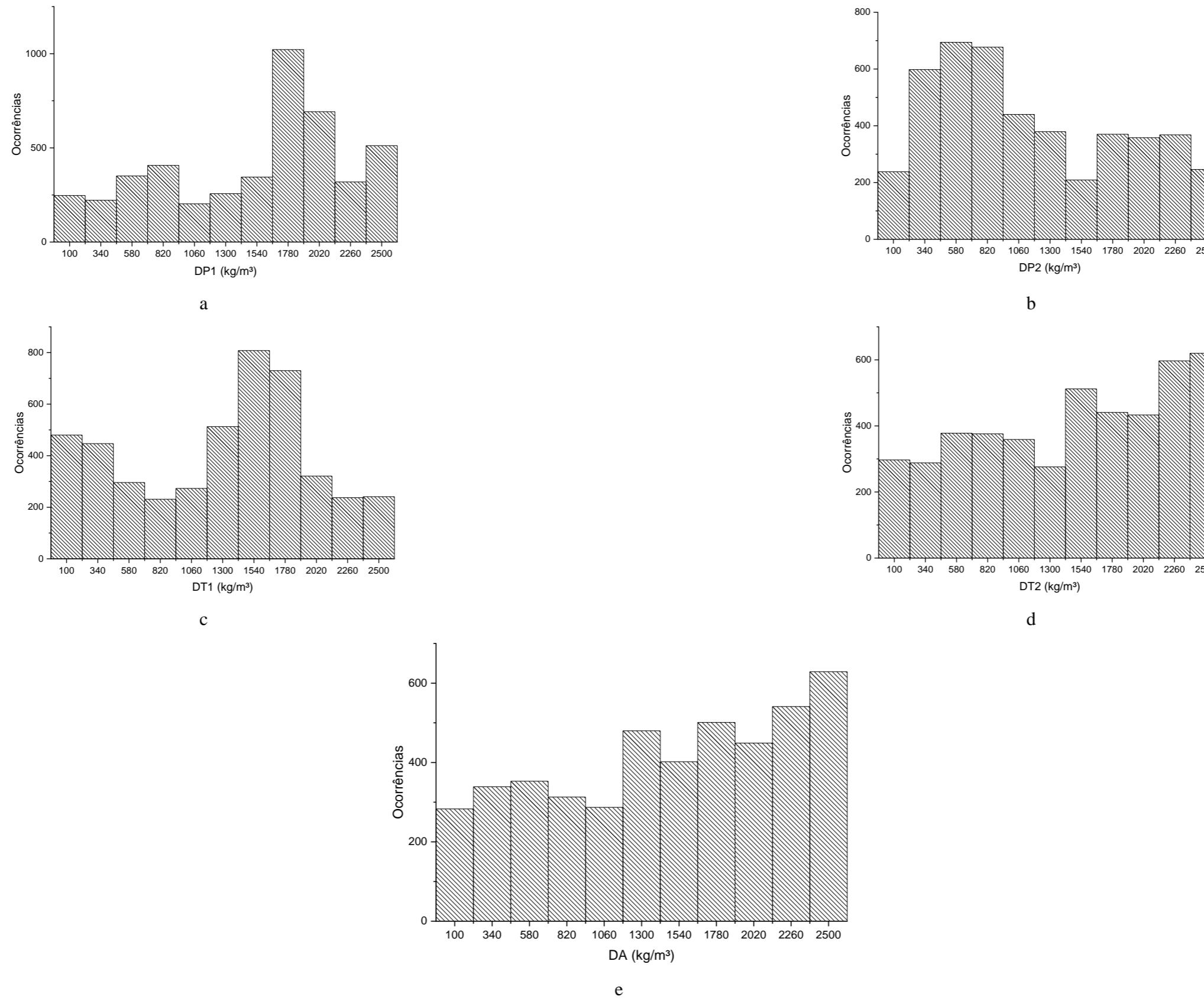


Figura B.2 – Histograma de calor específico para as camadas: (a) parede interna (CEP1); (b) parede externa (CEP2); (c) teto interno (CET1); (d) teto externo (CET2); e (e) assoalho (CEA).

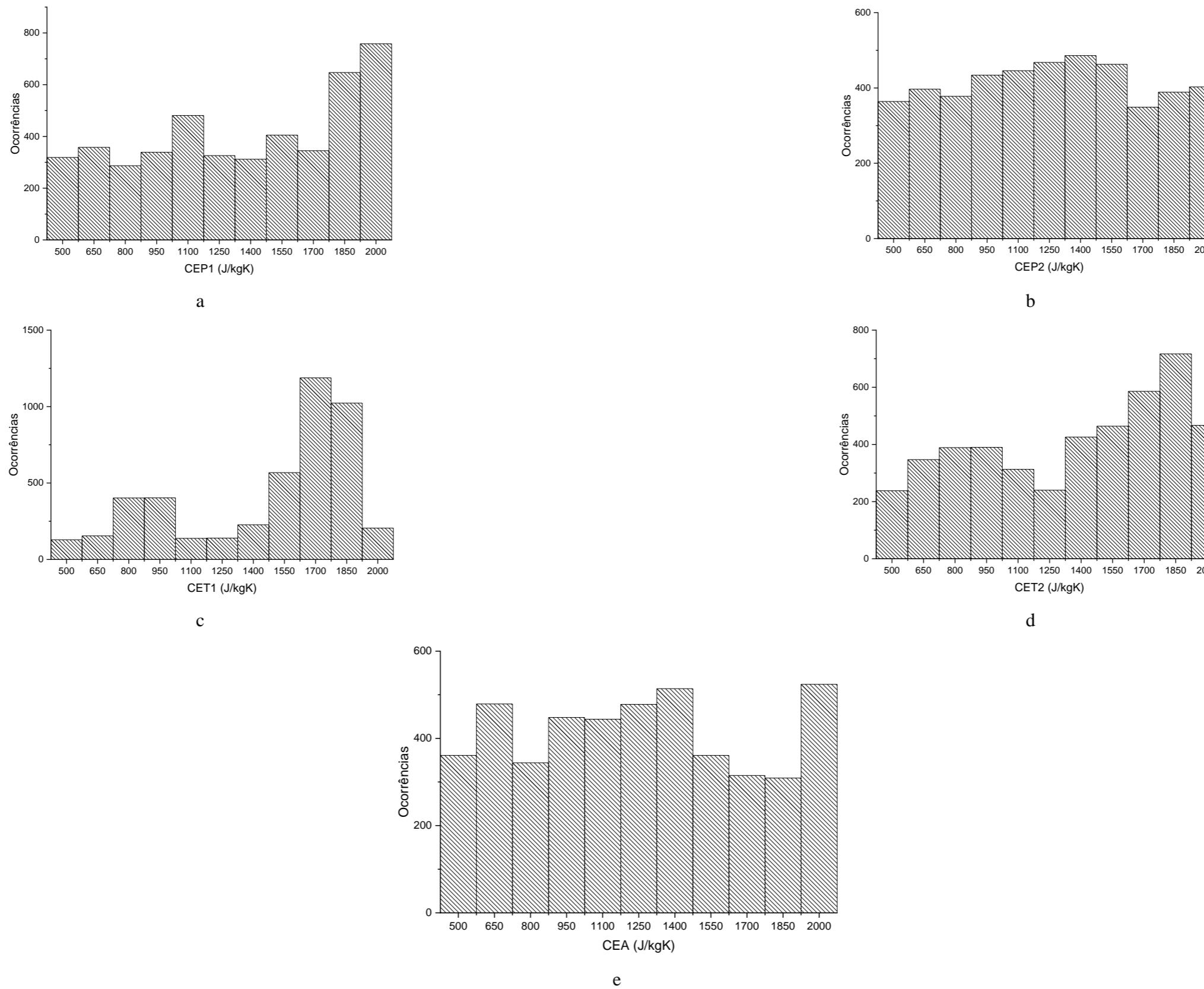


Figura B.3 – Histograma de condutividade térmica para as camadas: (a) parede interna (CP1); (b) parede externa (CP2); (c) teto interno (CT1); (d) teto externo (CT2); (e) assoalho (CA); e (f) vidros (CV).

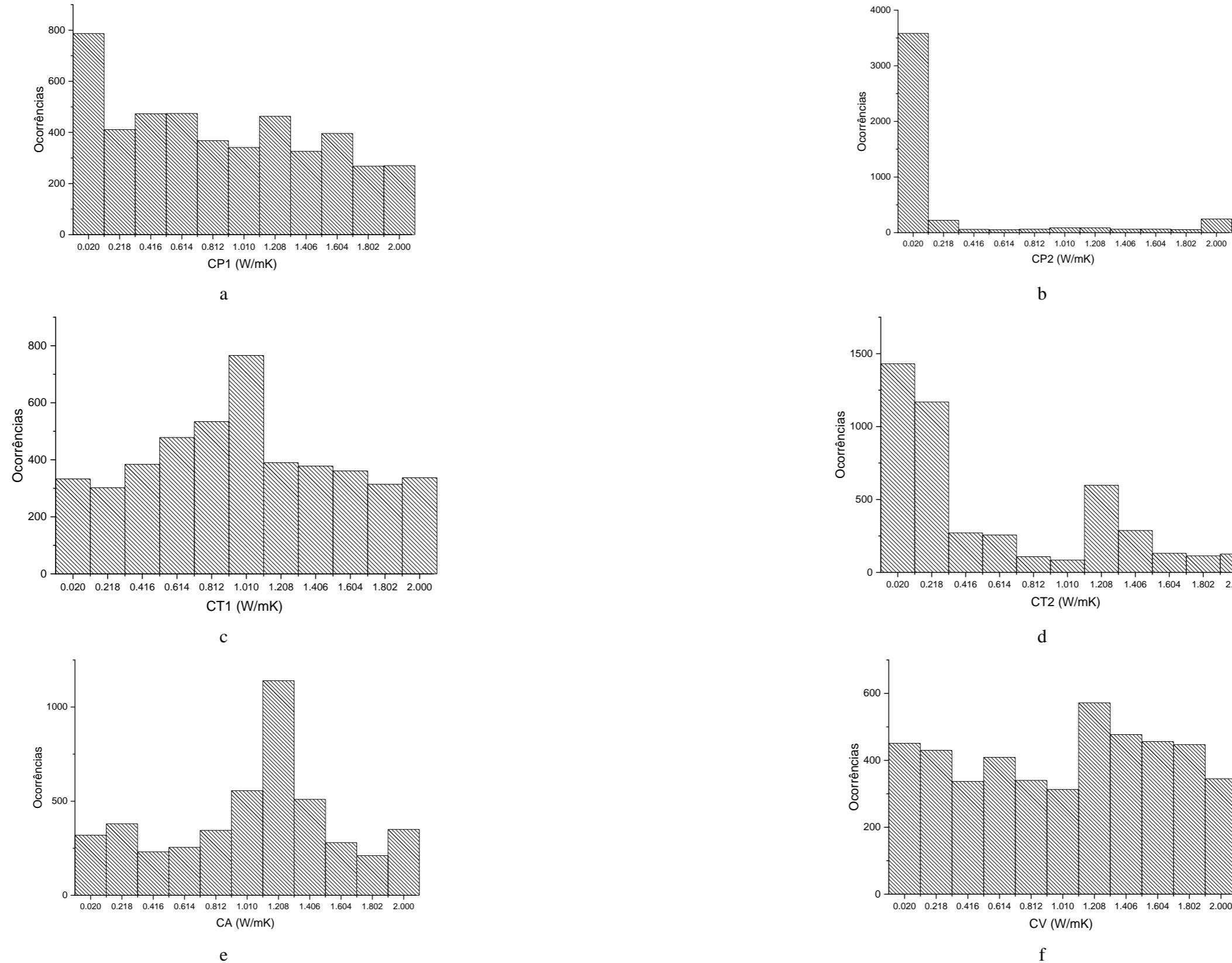


Figura B.4 – Histograma de emissividades para as camadas: (a) parede interna (EP1); (b) parede externa (EP2); (c) teto interno (ET1); (d) teto externo (ET2); (e) assoalho (EA); e (f) vidros (EV).

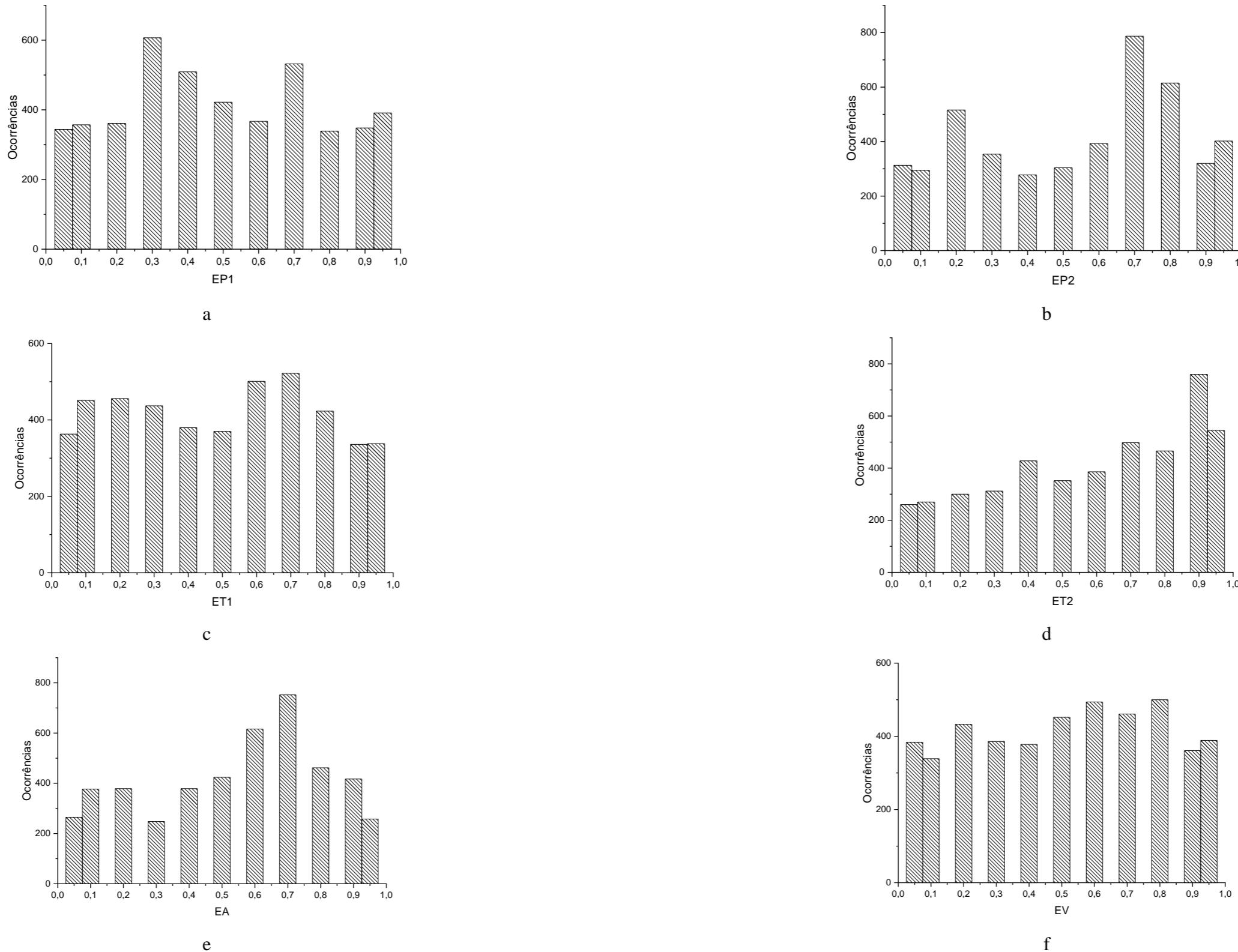


Figura B.5 – Histograma de absorviedades solares para as camadas: (a) parede interna (ASP1); (b) parede externa (ASP2); (c) teto interno (AST1); (d) teto externo (AST2); e (e) assoalho (ASA). Histogramas de refletividade solar para (f) vidros (RSV) e transmissividade solar para (g) vidros (TSV).

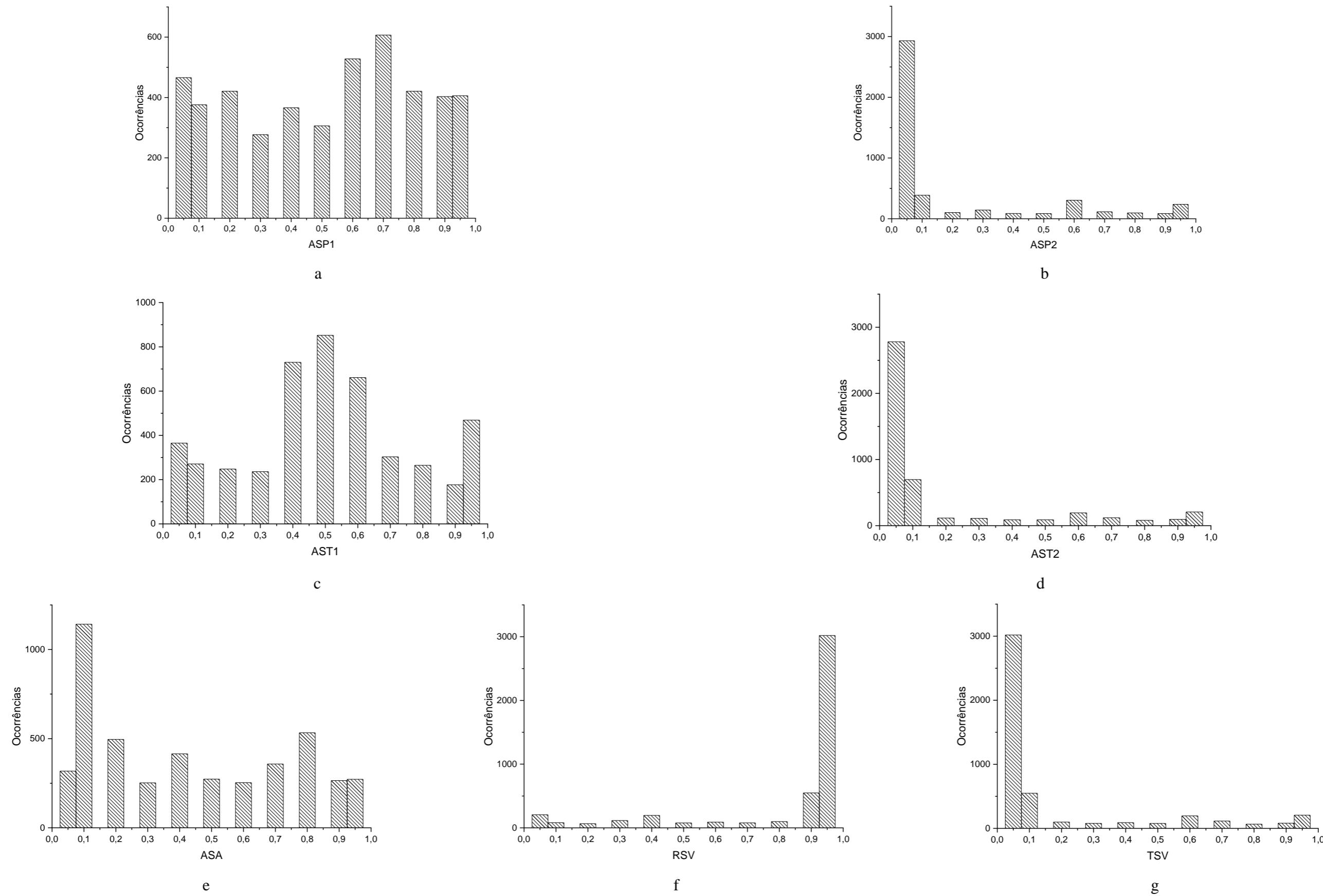
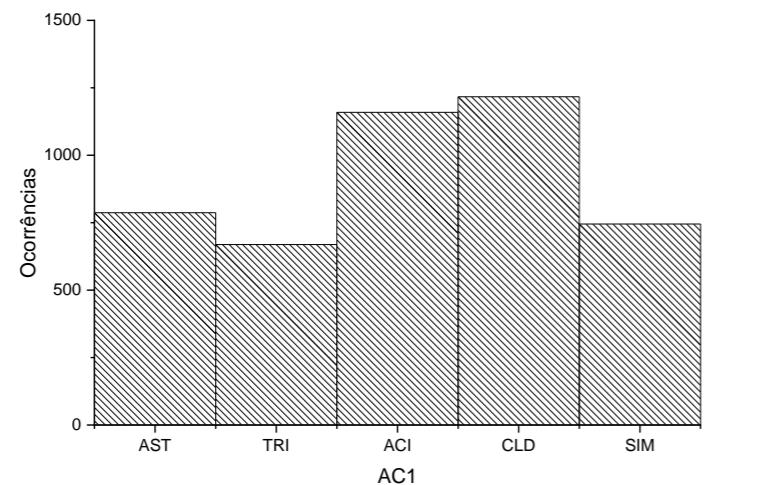
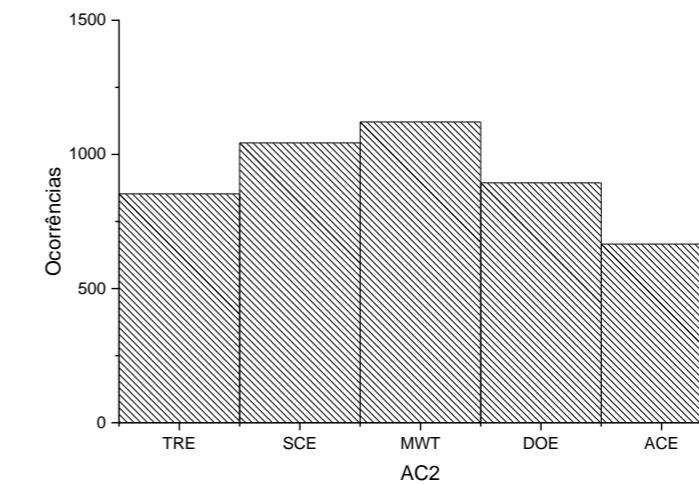


Figura B.6 – Gráfico de barras dos algoritmos do coeficiente de calor por convecção para as camadas: (a) interna (AC1); e (b) externa (AC2).



a



b

APÊNDICE C – HISTOGRAMAS PARA TODAS AS SOLUÇÕES DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO– 2090

Figura C.1 – Histograma de densidade para as camadas: (a) parede interna (DP1); (b) parede externa (DP2); (c) teto interno (DT1); (d) teto externo (DT2); e (e) assoalho (DA).

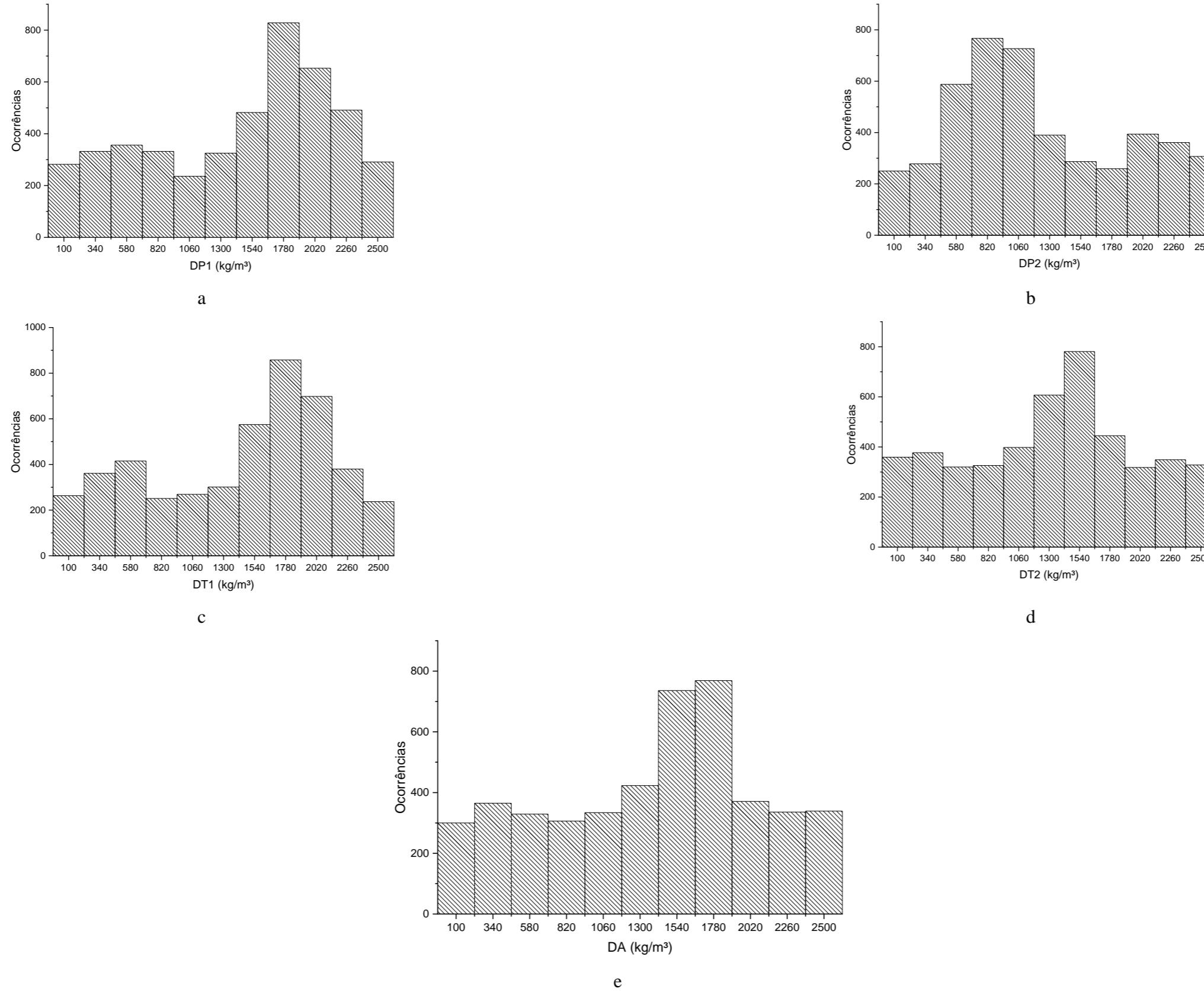


Figura C.2 – Histograma de calor específico para as camadas: (a) parede interna (CEP1); (b) parede externa (CEP2); (c) teto interno (CET1); (d) teto externo (CET2); e (e) assoalho (CEA).

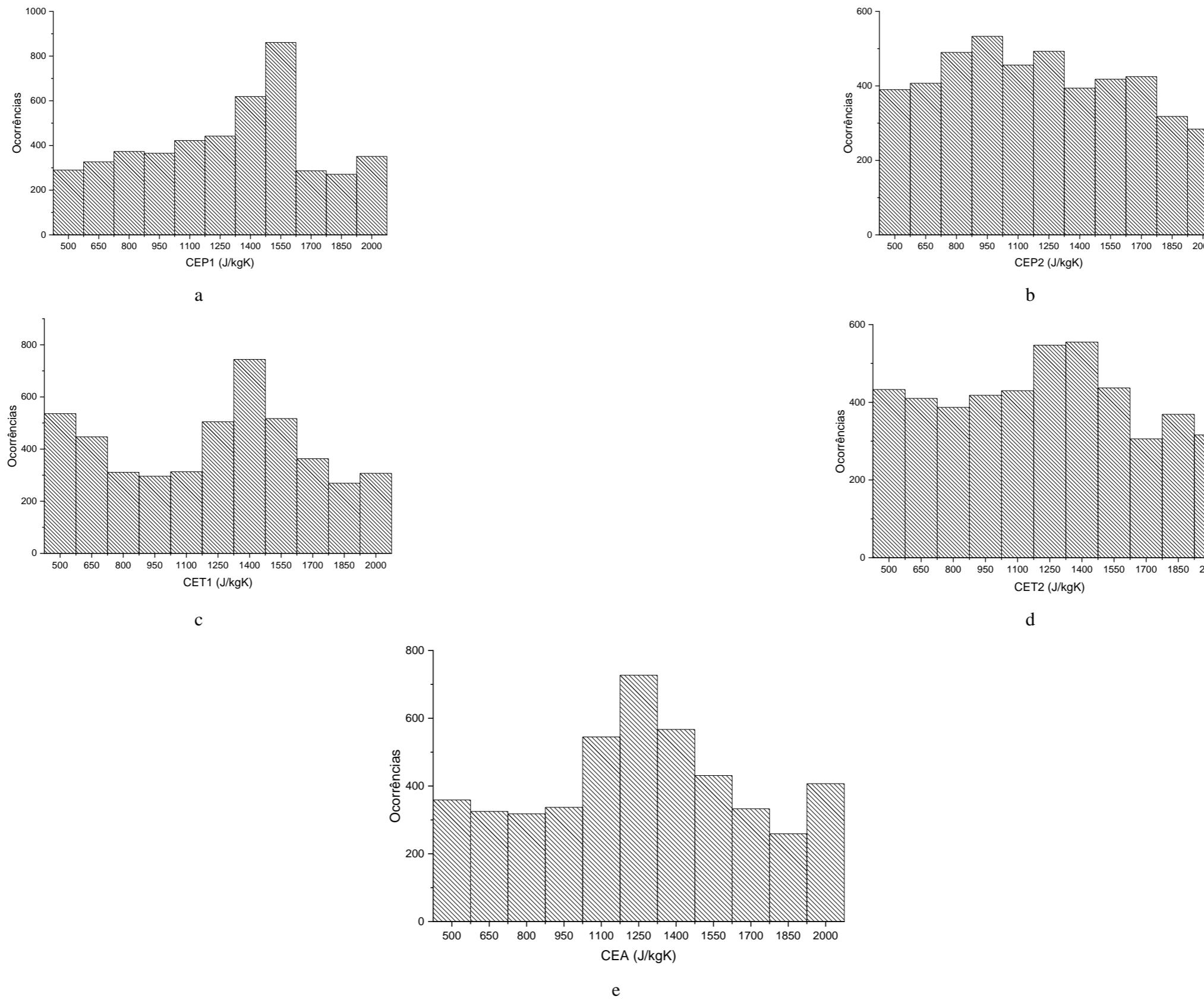


Figura C.3 – Histograma de condutividade térmica para as camadas: (a) parede interna (CP1); (b) parede externa (CP2); (c) teto interno (CT1); (d) teto externo (CT2); (e) assoalho (CA); e (f) vidros (CV).

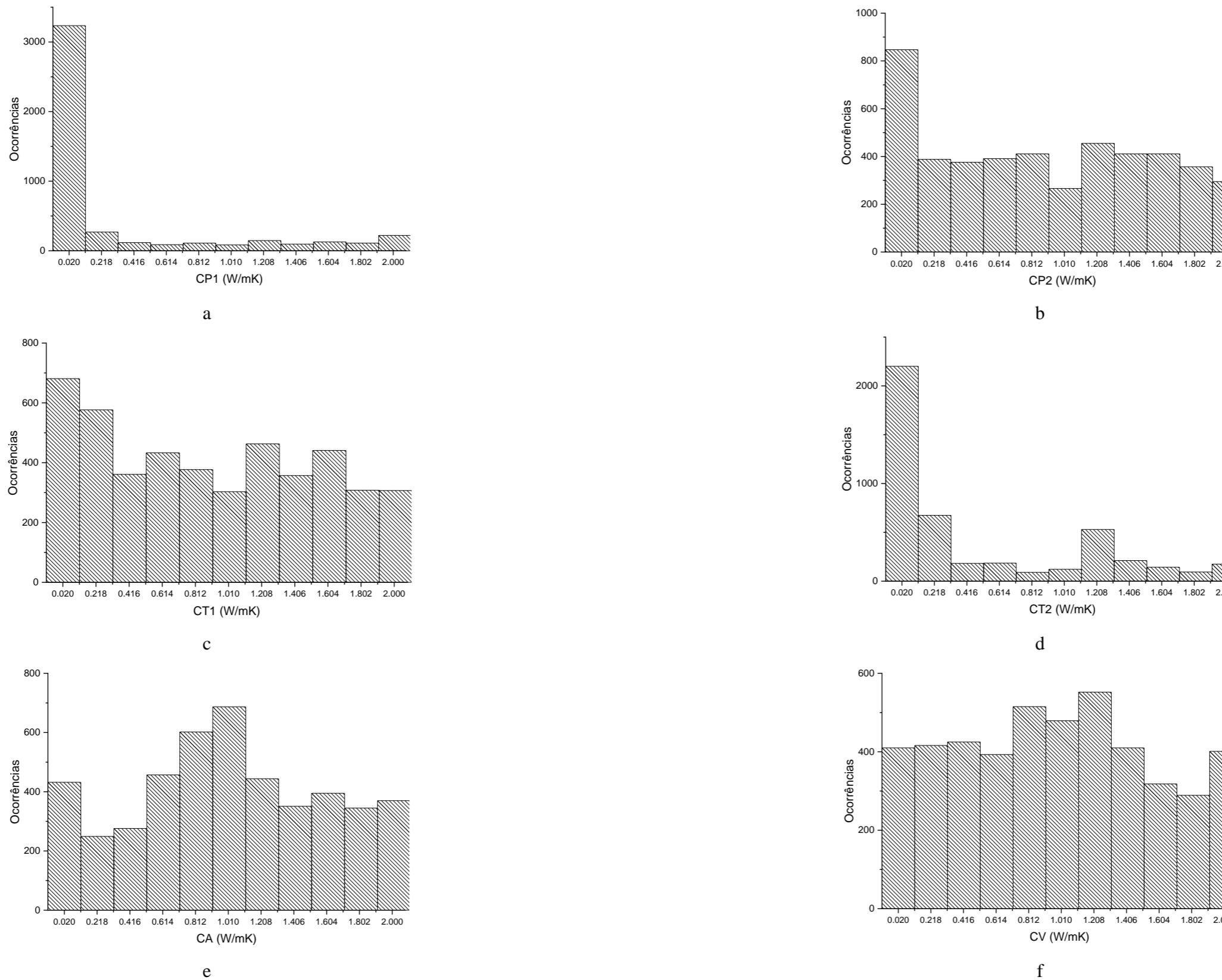


Figura C.4 – Histograma de emissividades para as camadas: (a) parede interna (EP1); (b) parede externa (EP2); (c) teto interno (ET1); (d) teto externo (ET2); (e) assoalho (EA); e (f) vidros (EV).

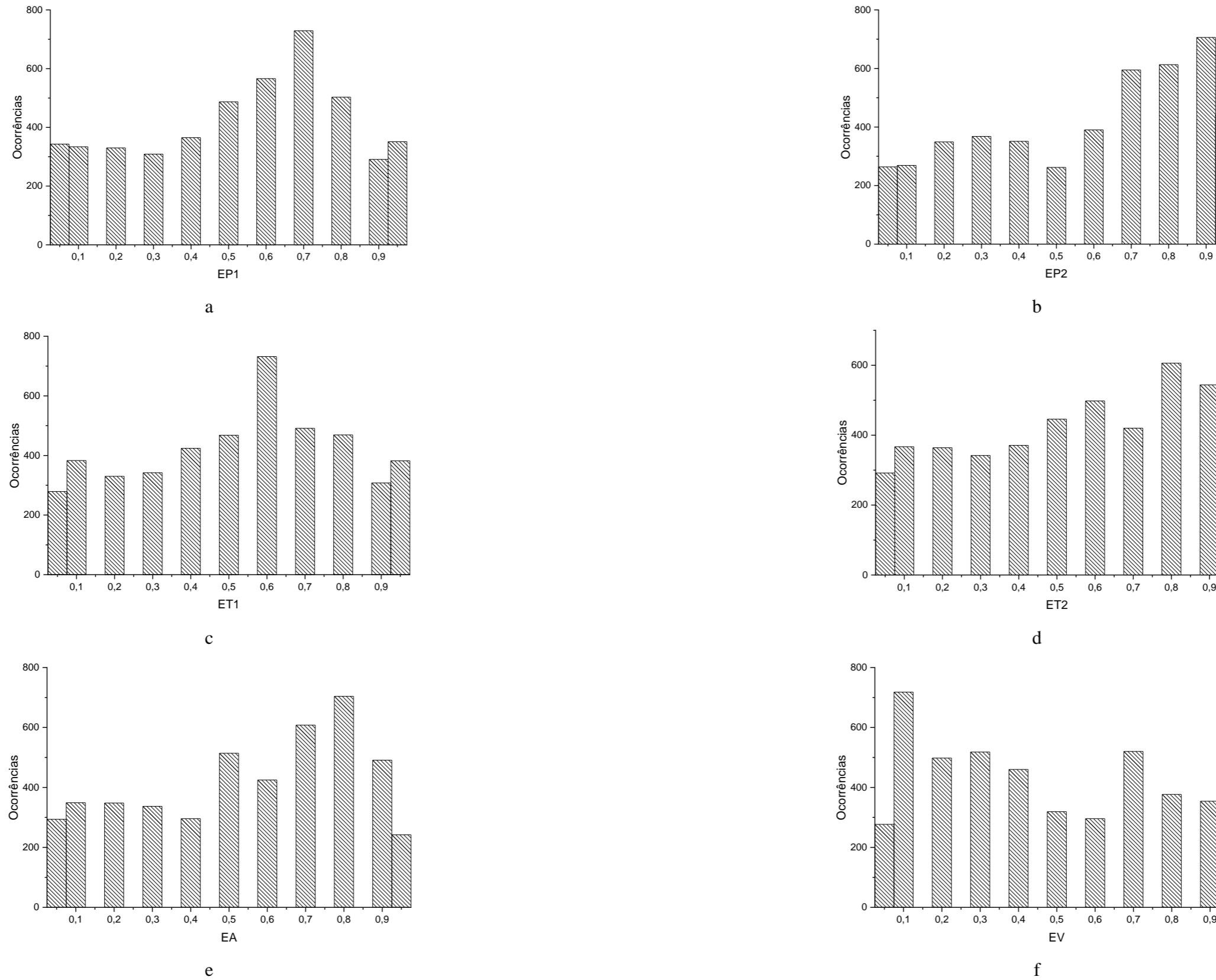


Figura C.5 – Histograma de absorviedades solares para as camadas: (a) parede interna (ASP1); (b) parede externa (ASP2); (c) teto interno (AST1); (d) teto externo (AST2); e (e) assoalho (ASA). Histogramas de refletividade solar para (f) vidros (RSV) e transmissividade solar para (g) vidros (TSV).

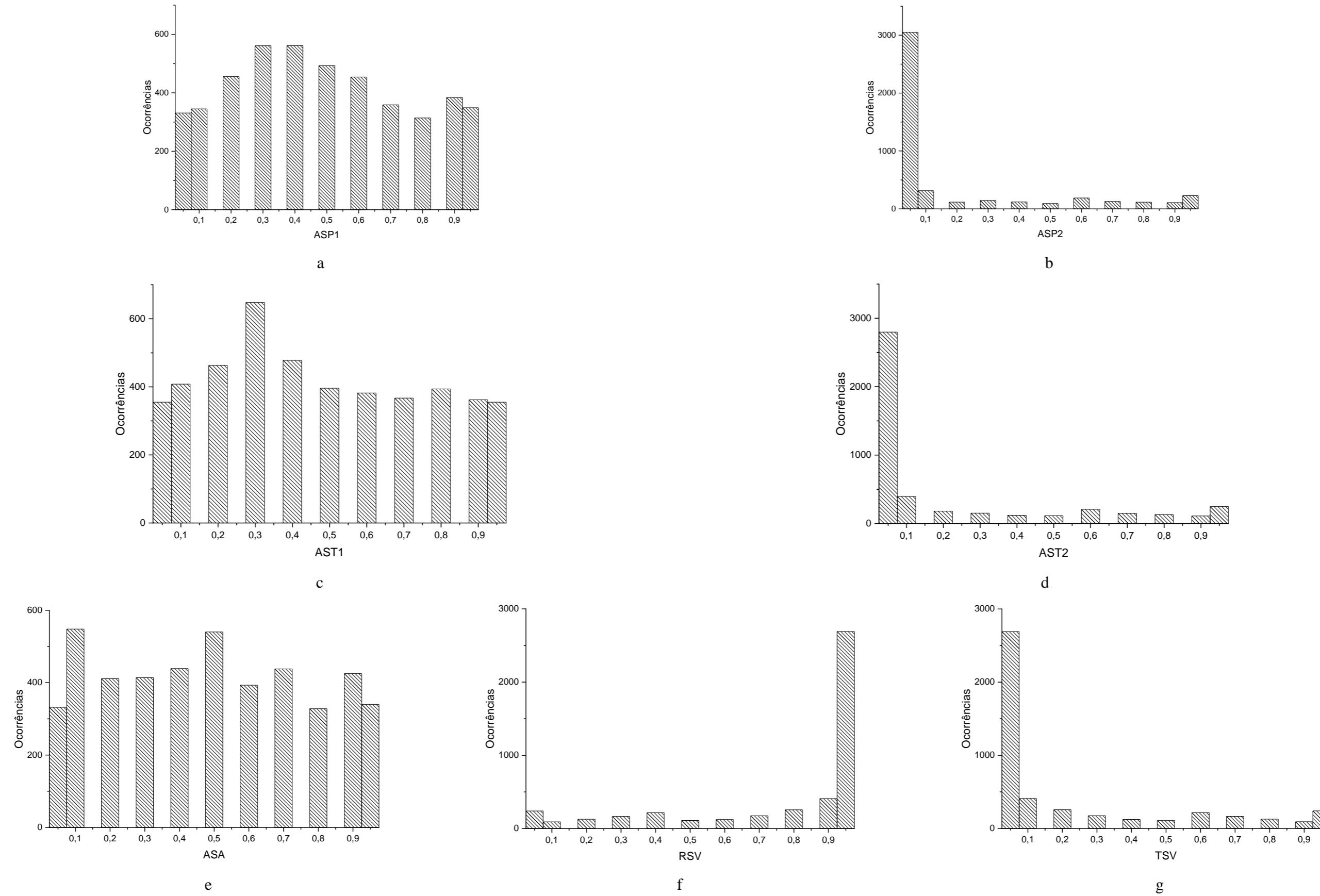
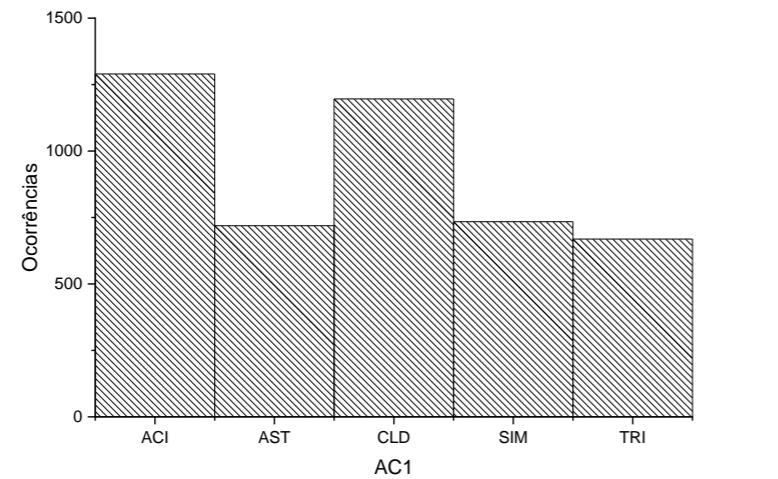
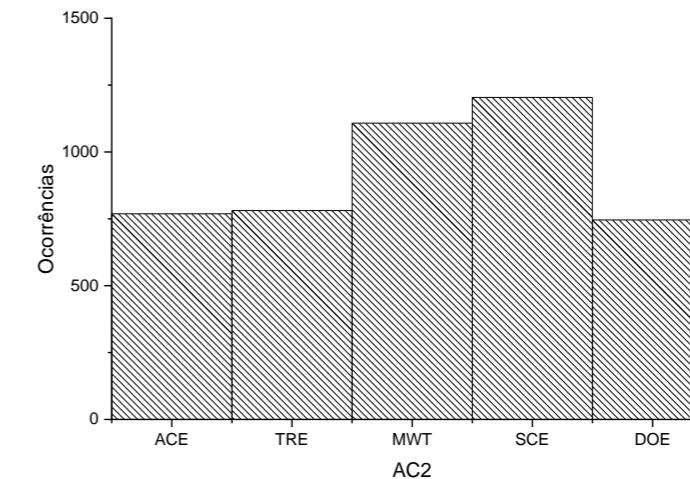


Figura C.6 – Gráfico de barras dos algoritmos do coeficiente de calor por convecção para as camadas: (a) interna (AC1); e (b) externa (AC2).



a



b

APÊNDICE D – HISTOGRAMAS PARA A FREnte DE PARETO DO CENÁRIO CLIMÁTICO RECENTE – 2023

Figura D.1 – Histograma de densidade para as camadas: (a) parede interna (DP1); (b) parede externa (DP2); (c) teto interno (DT1); (d) teto externo (DT2); e (e) assoalho (DA).

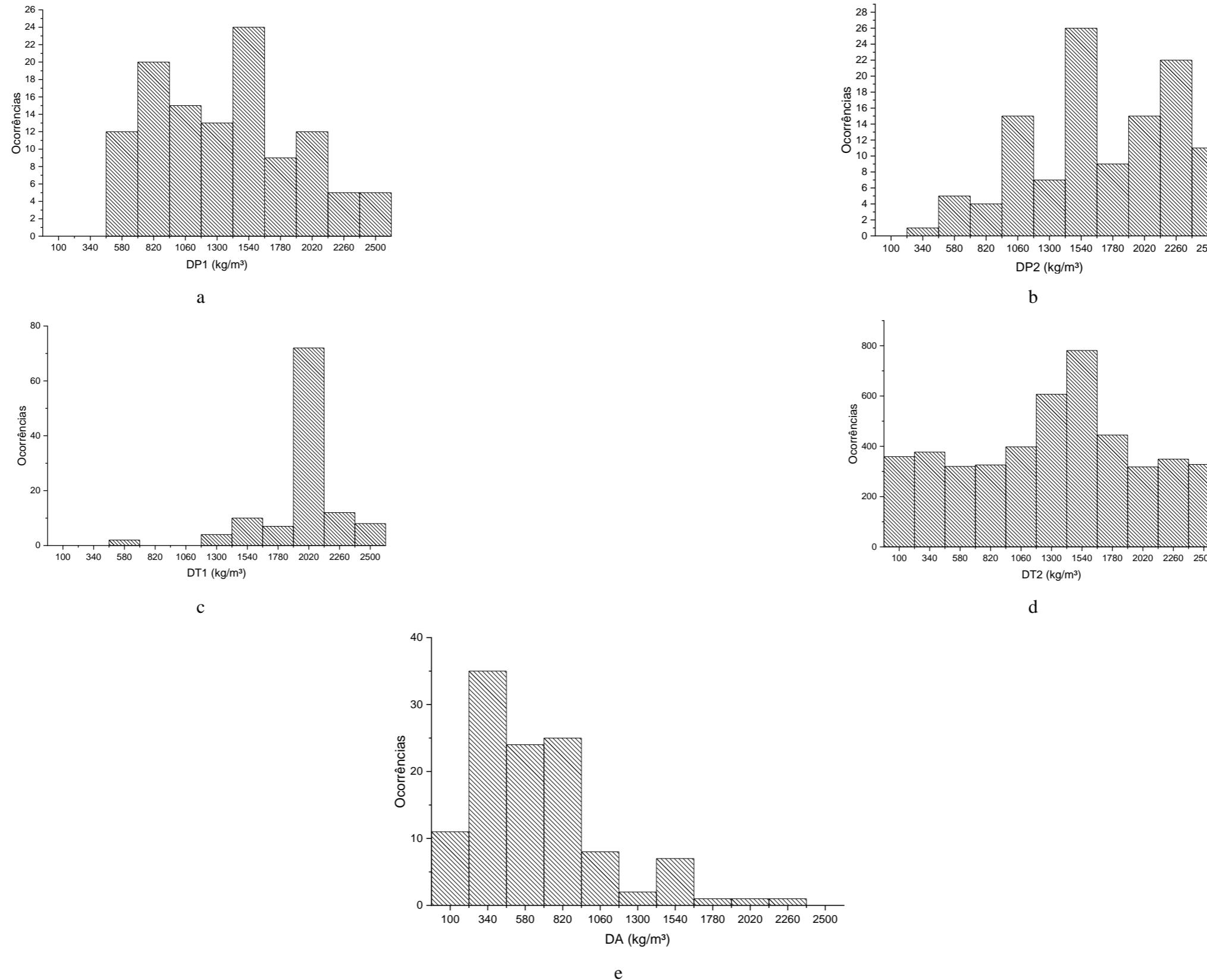


Figura D.2 – Histograma de calor específico para as camadas: (a) parede interna (CEP1); (b) parede externa (CEP2); (c) teto interno (CET1); (d) teto externo (CET2); e (e) assoalho (CEA).

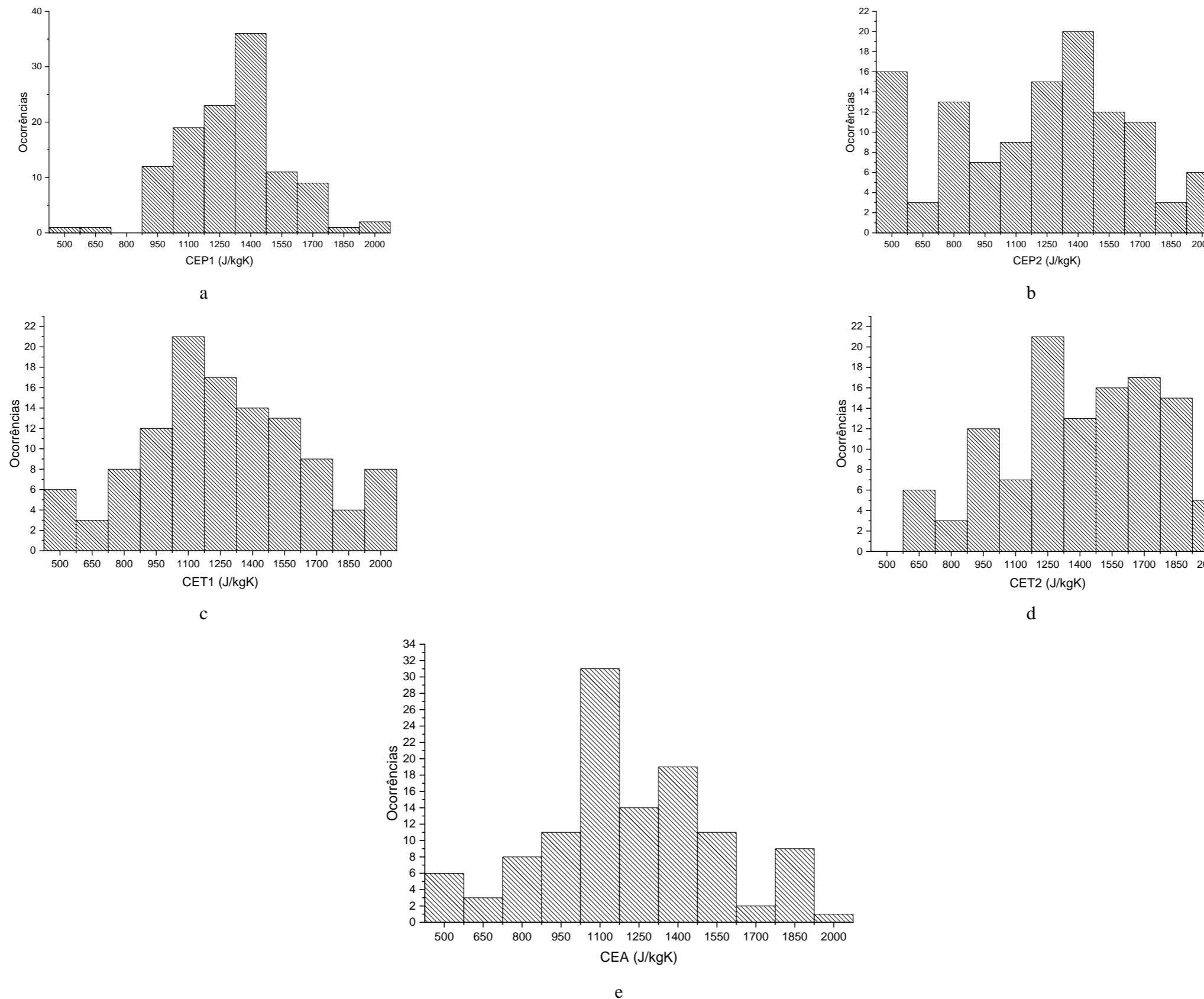


Figura D.3 – Histograma de condutividade térmica para as camadas: (a) parede interna (CP1); (b) parede externa (CP2); (c) teto interno (CT1); (d) teto externo (CT2); (e) assoalho (CA); e (f) vidros (CV).

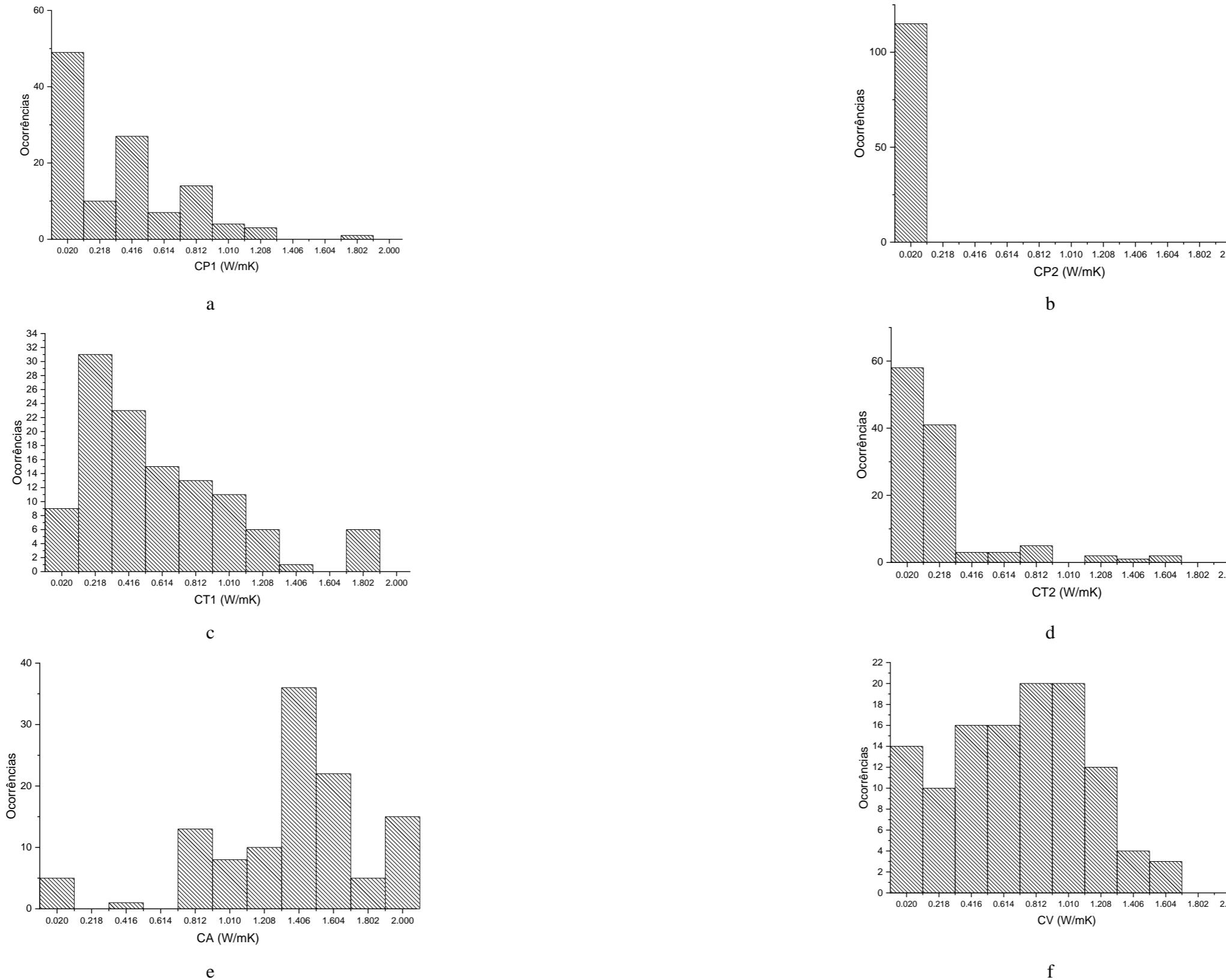


Figura D.4 – Histograma de emissividades para as camadas: (a) parede interna (EP1); (b) parede externa (EP2); (c) teto interno (ET1); (d) teto externo (ET2); (e) assoalho (EA); e (f) vidros (EV).

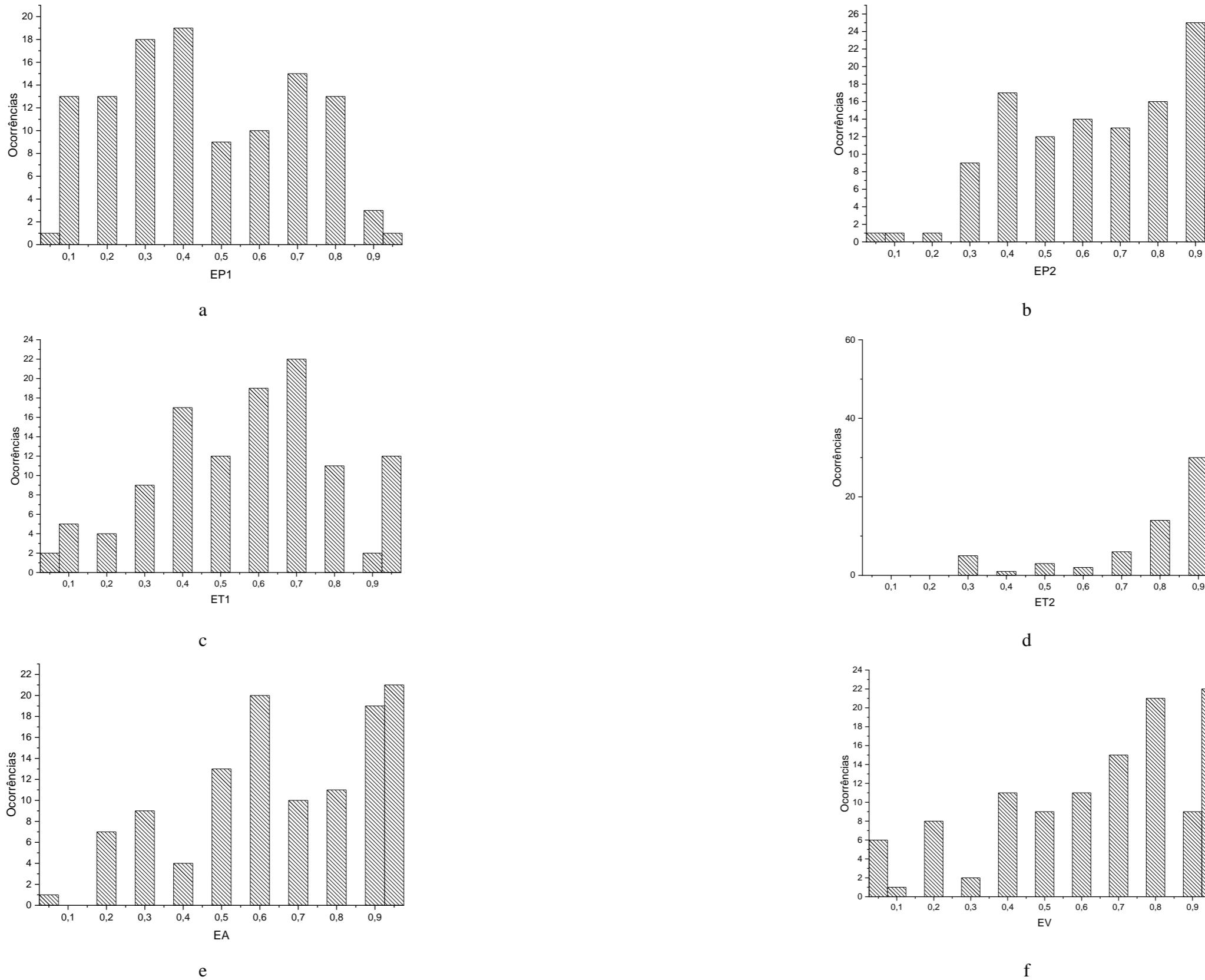


Figura D.5 – Histograma de absorviedades solares para as camadas: (a) parede interna (ASP1); (b) parede externa (ASP2); (c) teto interno (AST1); (d) teto externo (AST2); e (e) assoalho (ASA). Histogramas de refletividade solar para (f) vidros (RSV) e transmissividade solar para (g) vidros (TSV).

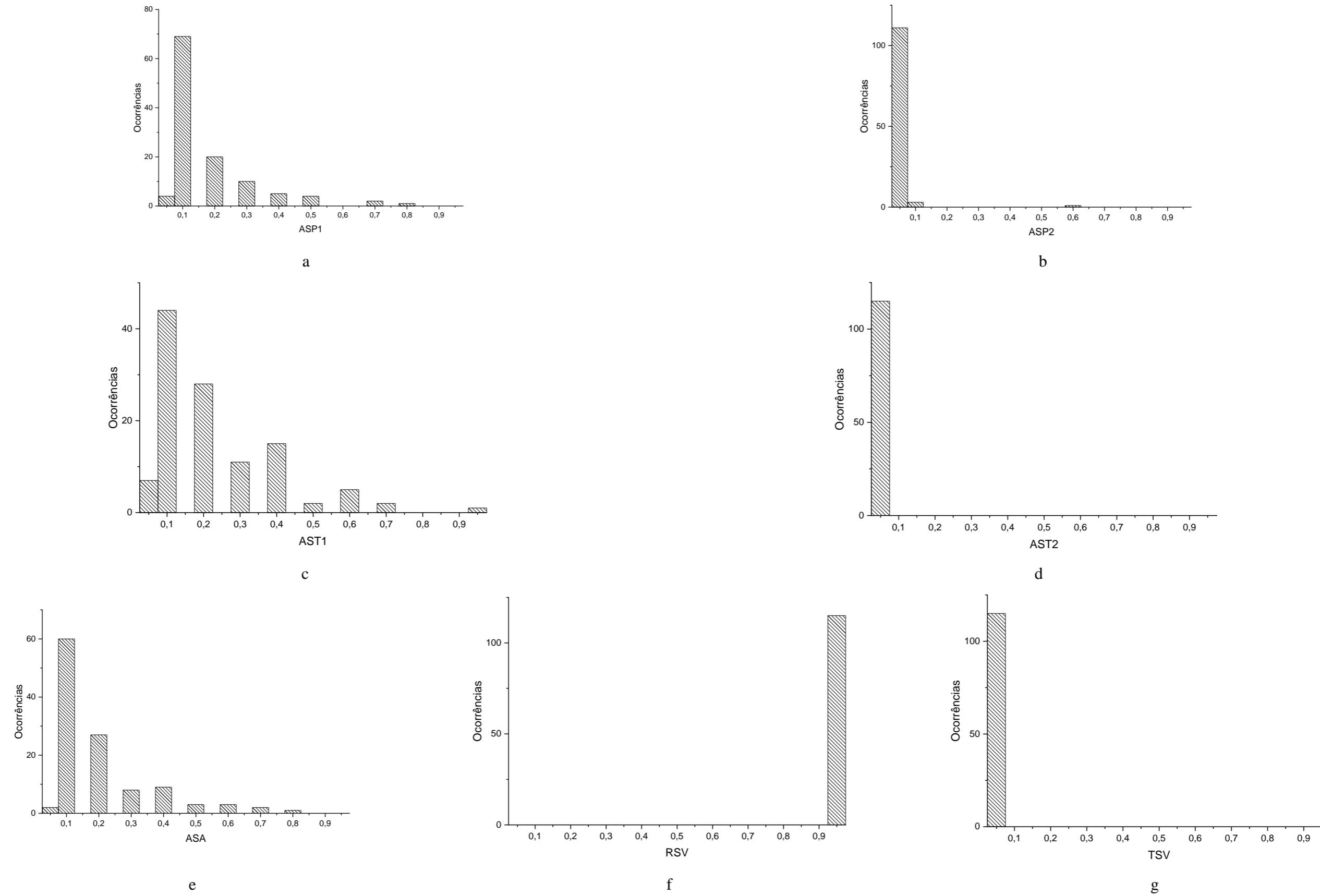


Figura D.6 – Gráfico de barras dos algoritmos do coeficiente de calor por convecção para as camadas: (a) interna (AC1); e (b) externa (AC2).



APÊNDICE E – HISTOGRAMAS PARA A FREnte DE PARETO DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO – 2050

Figura E.1 – Histograma de densidade para as camadas: (a) parede interna (DP1); (b) parede externa (DP2); (c) teto interno (DT1); (d) teto externo (DT2); e (e) assoalho (DA).

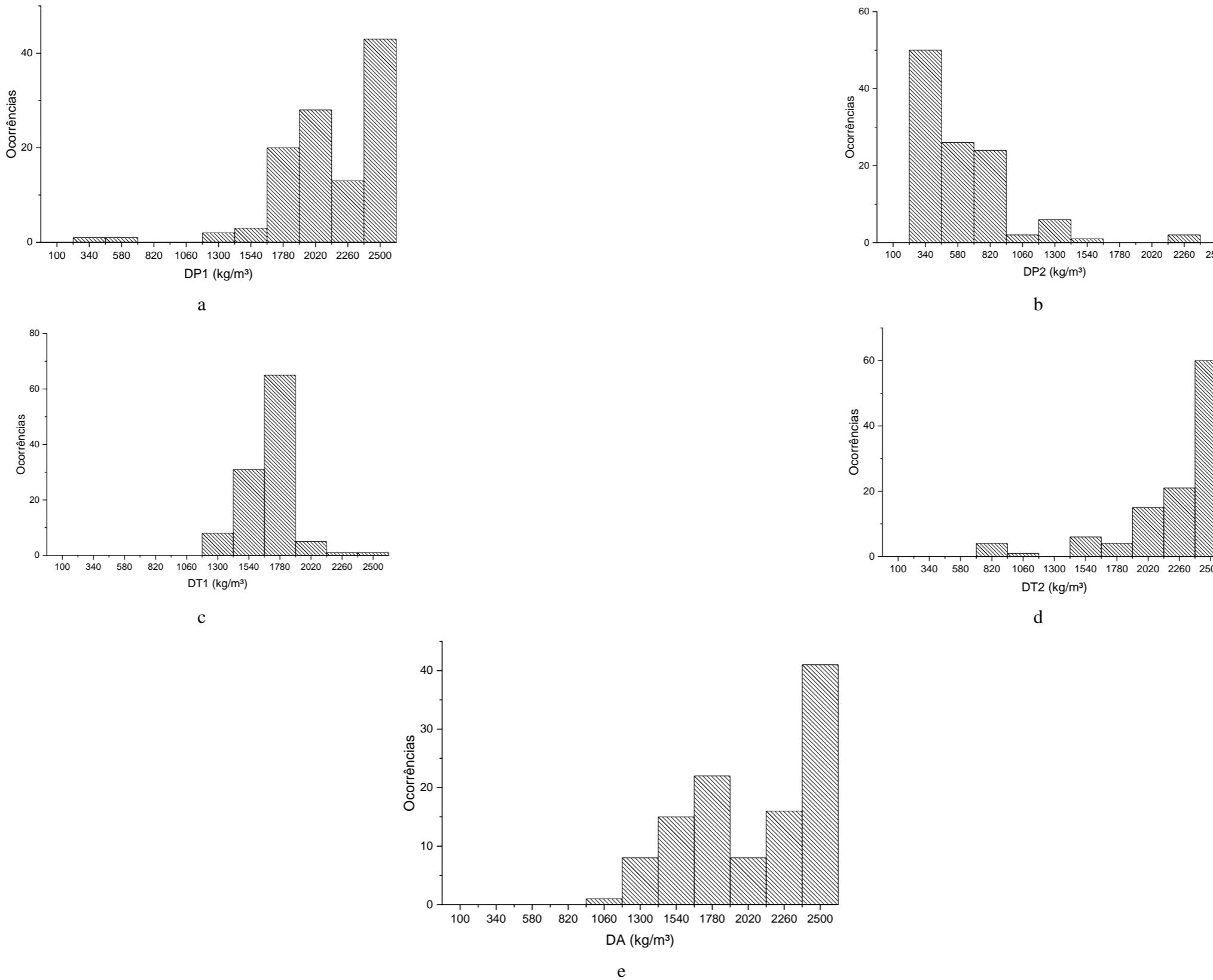


Figura E.2 – Histograma de calor específico para as camadas: (a) parede interna (CEP1); (b) parede externa (CEP2); (c) teto interno (CET1); (d) teto externo (CET2); e (e) assoalho (CEA).

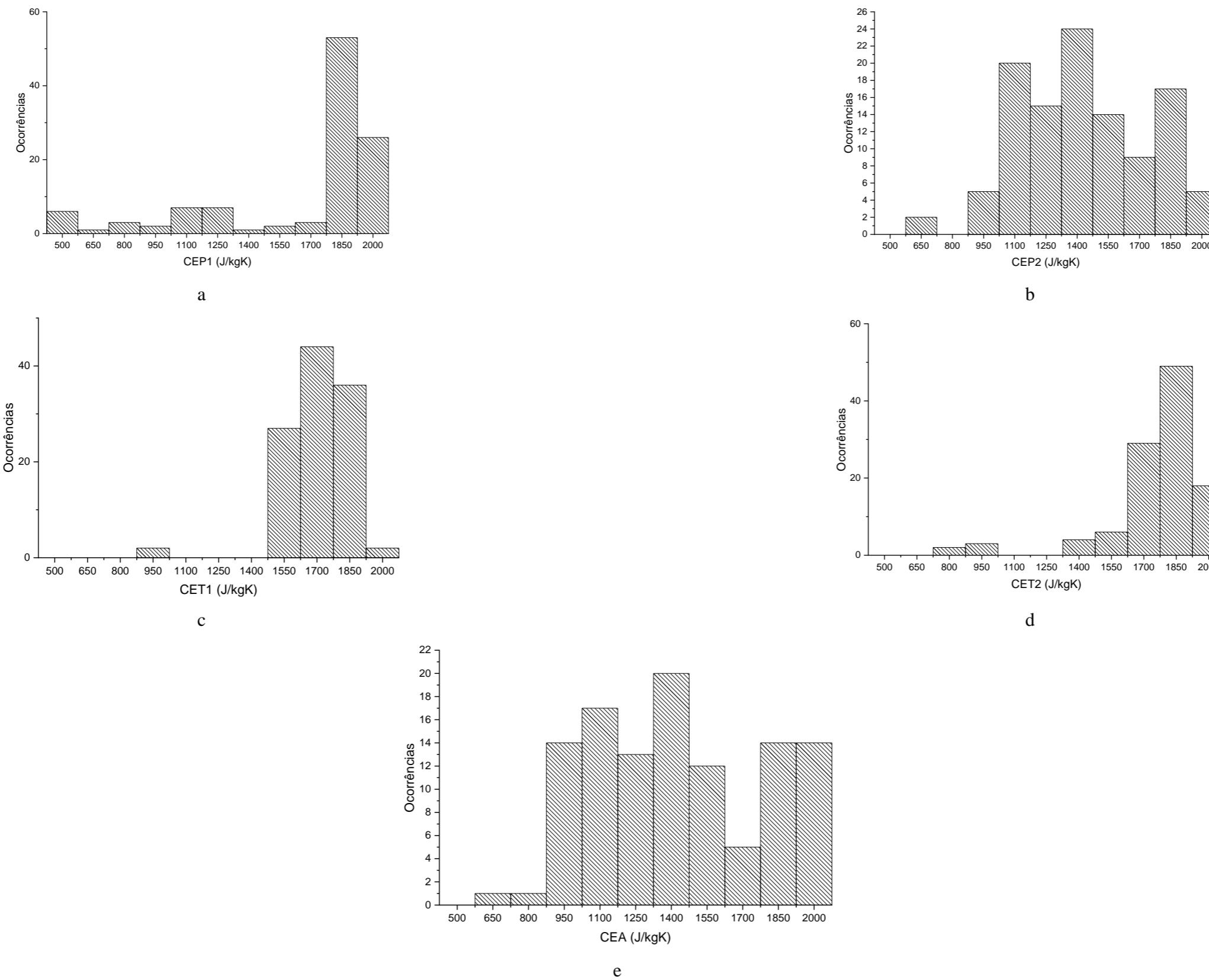


Figura E.3 – Histograma de condutividade térmica para as camadas: (a) parede interna (CP1); (b) parede externa (CP2); (c) teto interno (CT1); (d) teto externo (CT2); (e) assoalho (CA); e (f) vidros (CV).

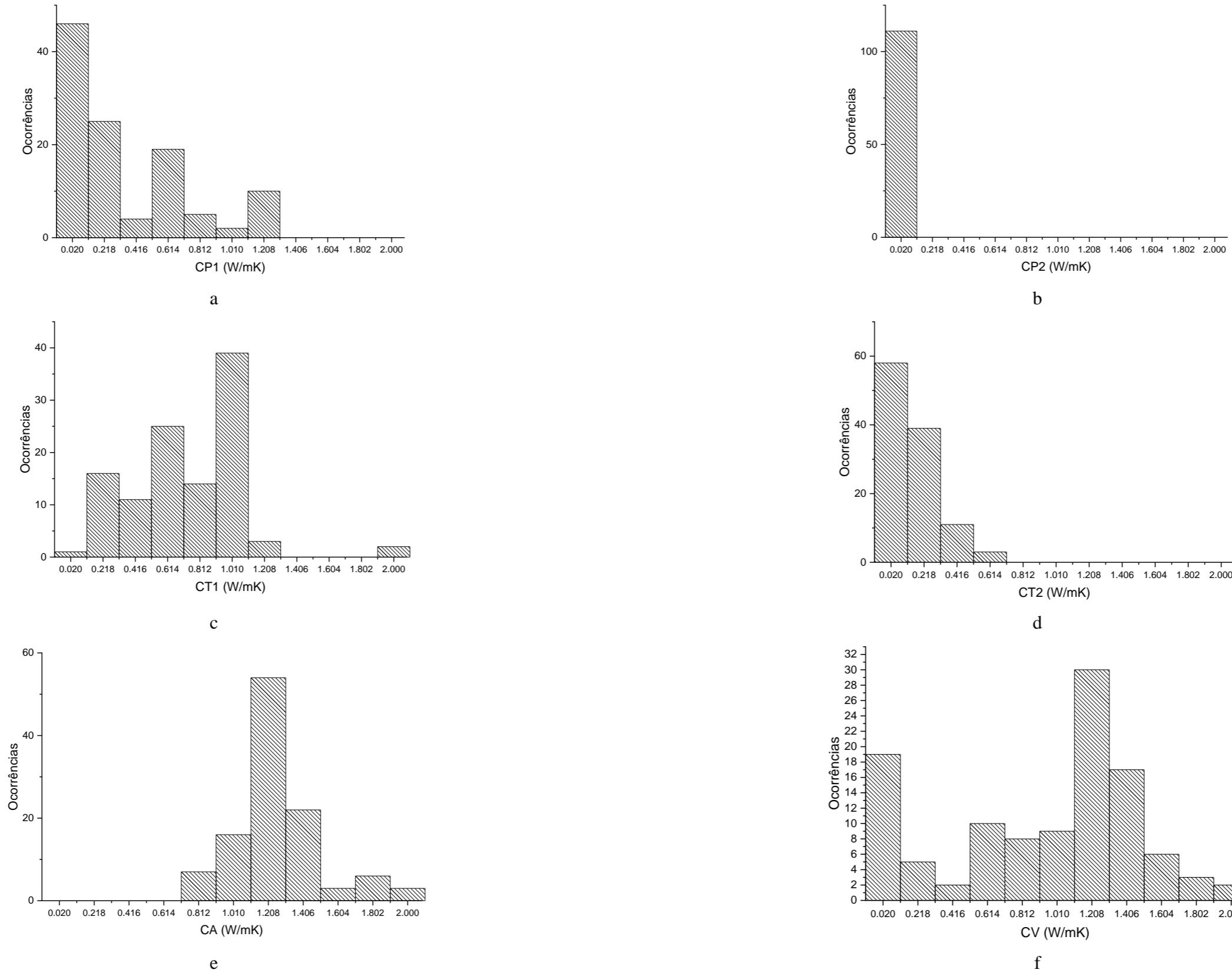


Figura E.4 – Histograma de emissividades para as camadas: (a) parede interna (EP1); (b) parede externa (EP2); (c) teto interno (ET1); (d) teto externo (ET2); (e) assoalho (EA); e (f) vidros (EV).

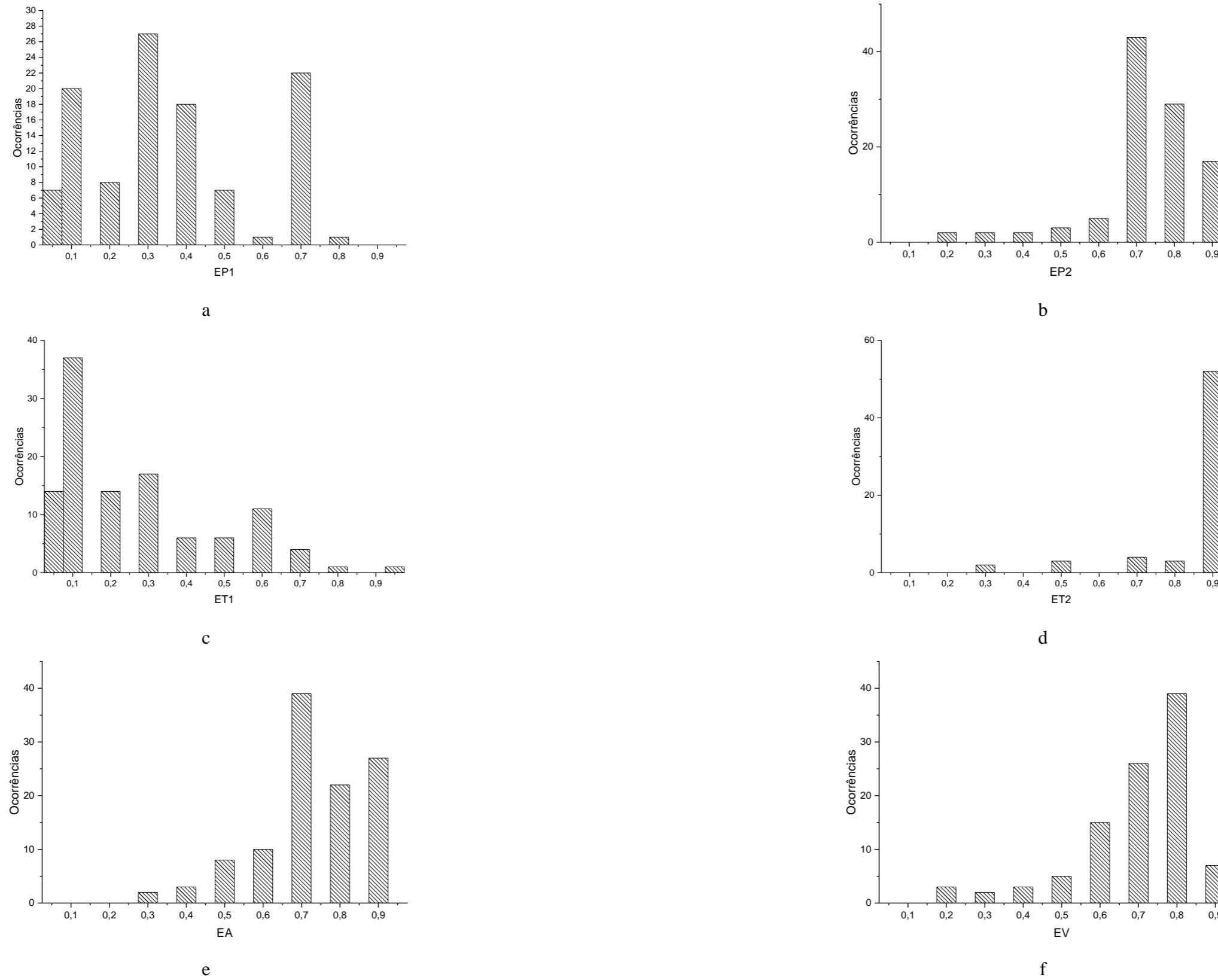


Figura E.5 – Histograma de assortividades solares para as camadas: (a) parede interna (ASP1); (b) parede externa (ASP2); (c) teto interno (AST1); (d) teto externo (AST2); e (e) assoalho (ASA). Histogramas de refletividade solar para (f) vidros (RSV) e transmissividade solar para (g) vidros (TSV).

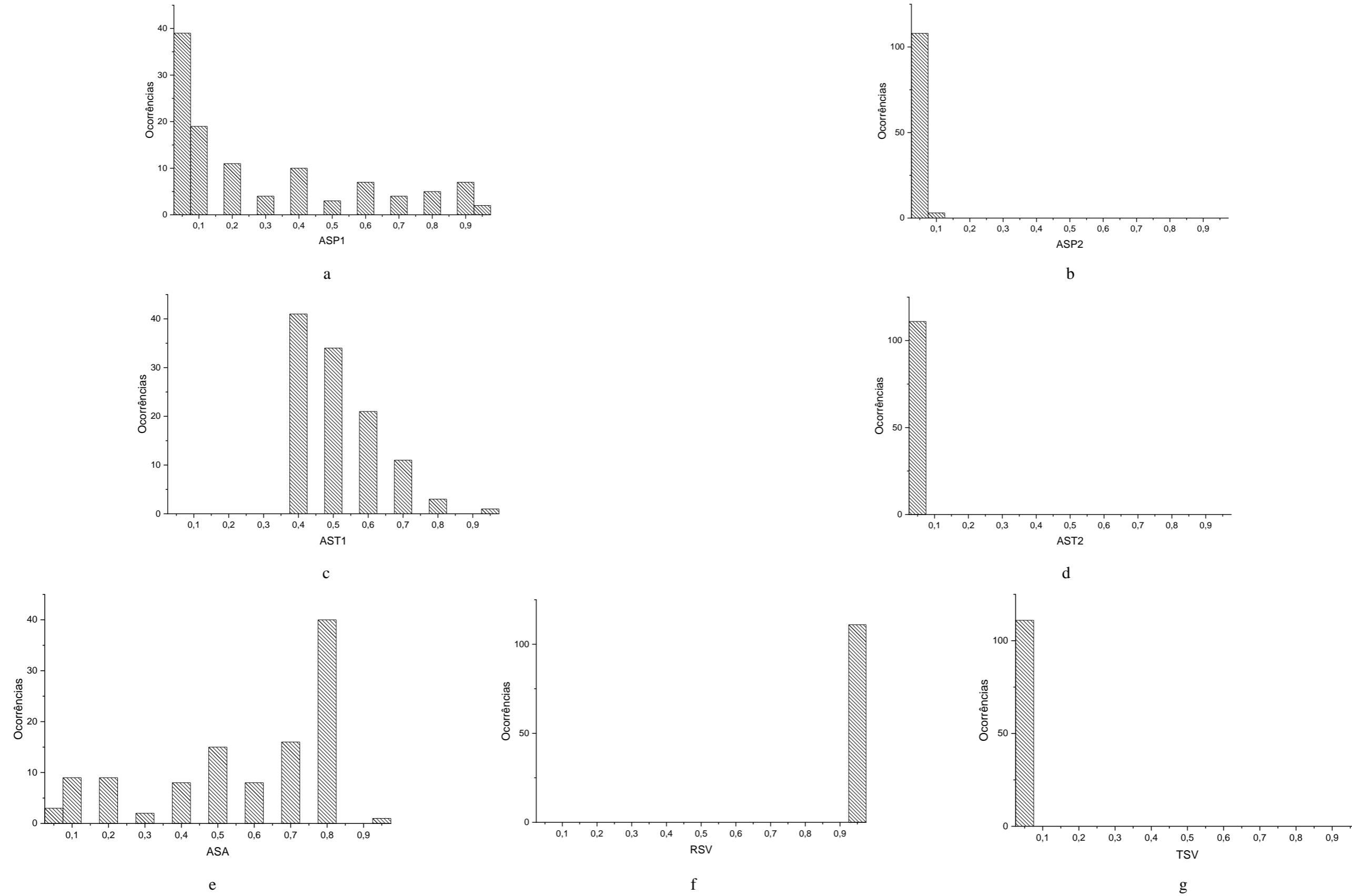
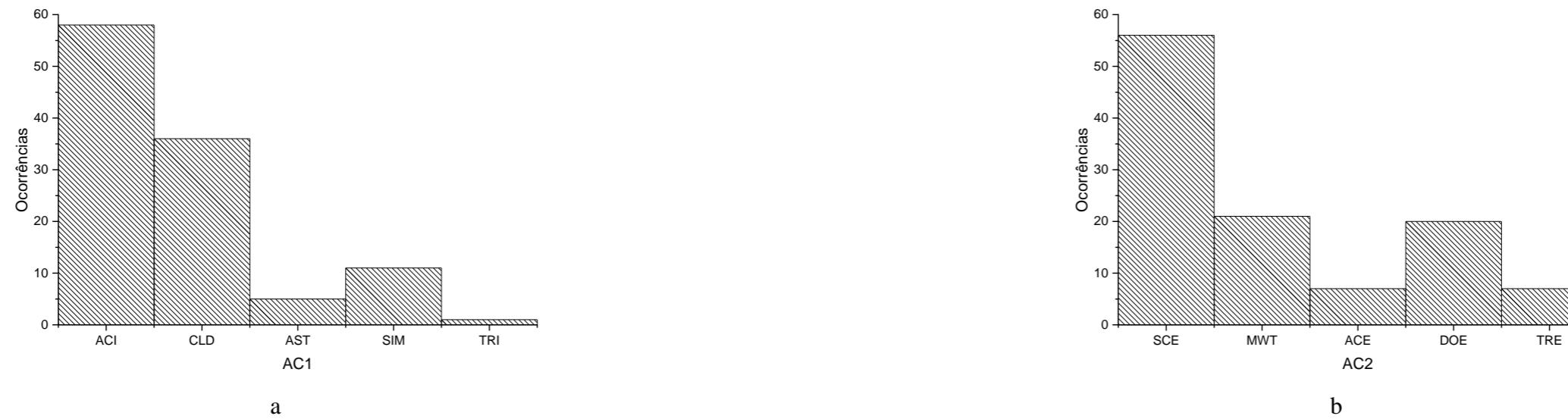


Figura E.6 – Gráfico de barras dos algoritmos do coeficiente de calor por convecção para as camadas: (a) interna (AC1); e (b) externa (AC2).



APÊNDICE F – HISTOGRAMAS PARA A FREnte DE PARETO DO CENÁRIO CLIMÁTICO FUTURO – 2090

Figura F.1 – Histograma de densidade para as camadas: (a) parede interna (DP1); (b) parede externa (DP2); (c) teto interno (DT1); (d) teto externo (DT2); e (e) assoalho (DA).

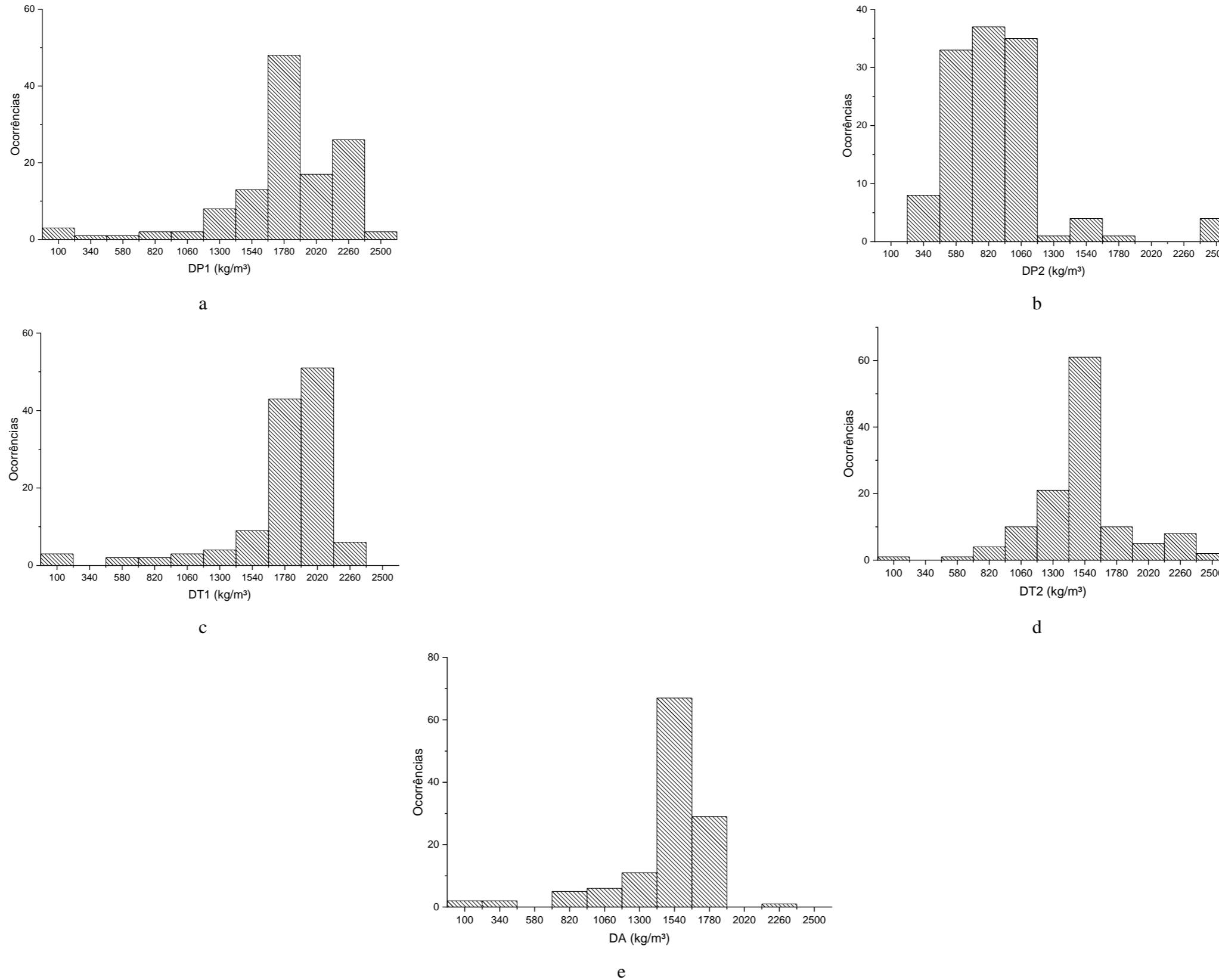


Figura F.2 – Histograma de calor específico para as camadas: (a) parede interna (CEP1); (b) parede externa (CEP2); (c) teto interno (CET1); (d) teto externo (CET2); e (e) assoalho (CEA).

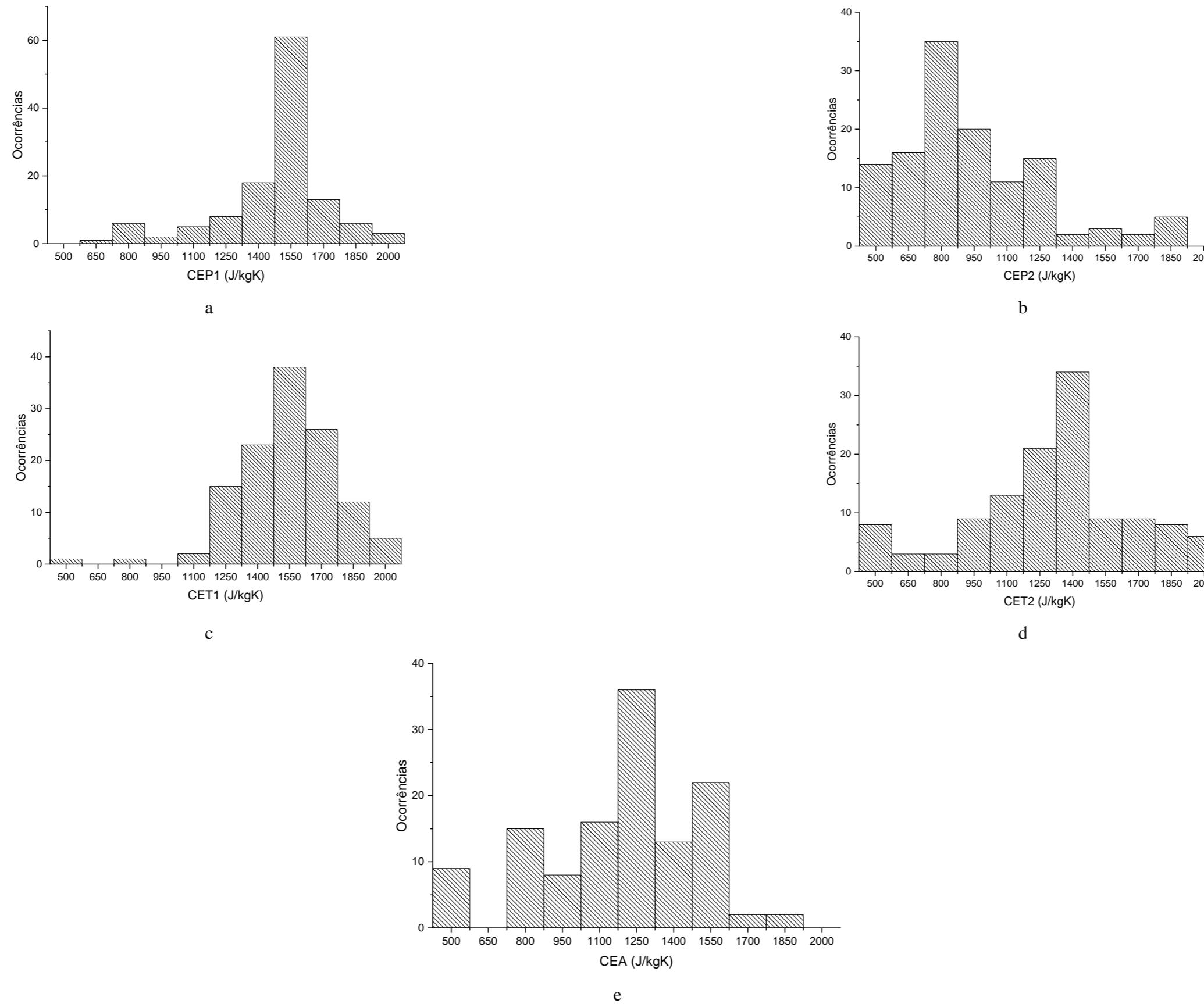


Figura F.3 – Histograma de condutividade térmica para as camadas: (a) parede interna (CP1); (b) parede externa (CP2); (c) teto interno (CT1); (d) teto externo (CT2); (e) assoalho (CA); e (f) vidros (CV).

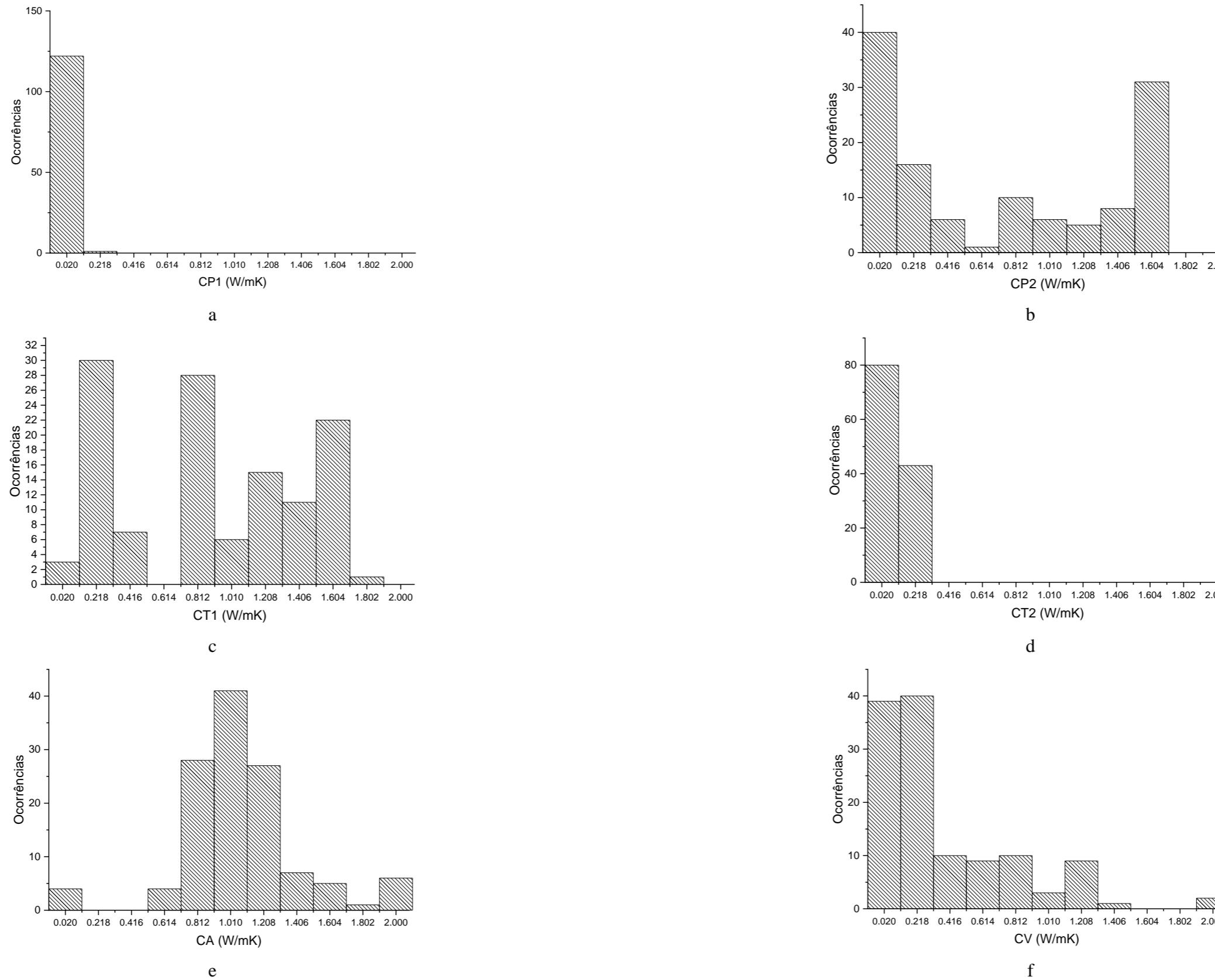


Figura F.4 – Histograma de emissividades para as camadas: (a) parede interna (EP1); (b) parede externa (EP2); (c) teto interno (ET1); (d) teto externo (ET2); (e) assoalho (EA); e (f) vidros (EV).

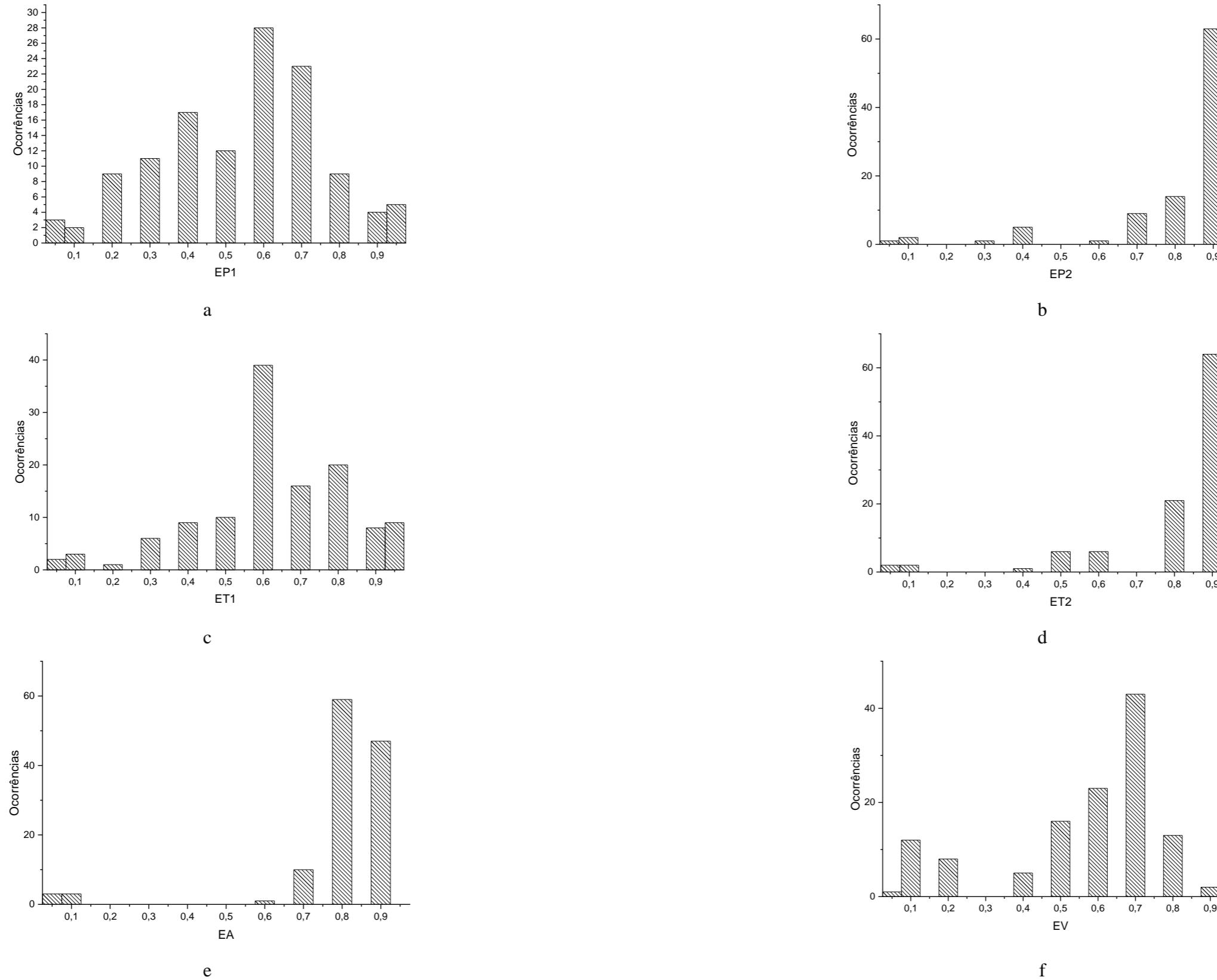


Figura F.5 – Histograma de absorviedades solares para as camadas: (a) parede interna (ASP1); (b) parede externa (ASP2); (c) teto interno (AST1); (d) teto externo (AST2); e (e) assoalho (ASA). Histogramas de refletividade solar para (f) vidros (RSV) e transmissividade solar para (g) vidros (TSV).

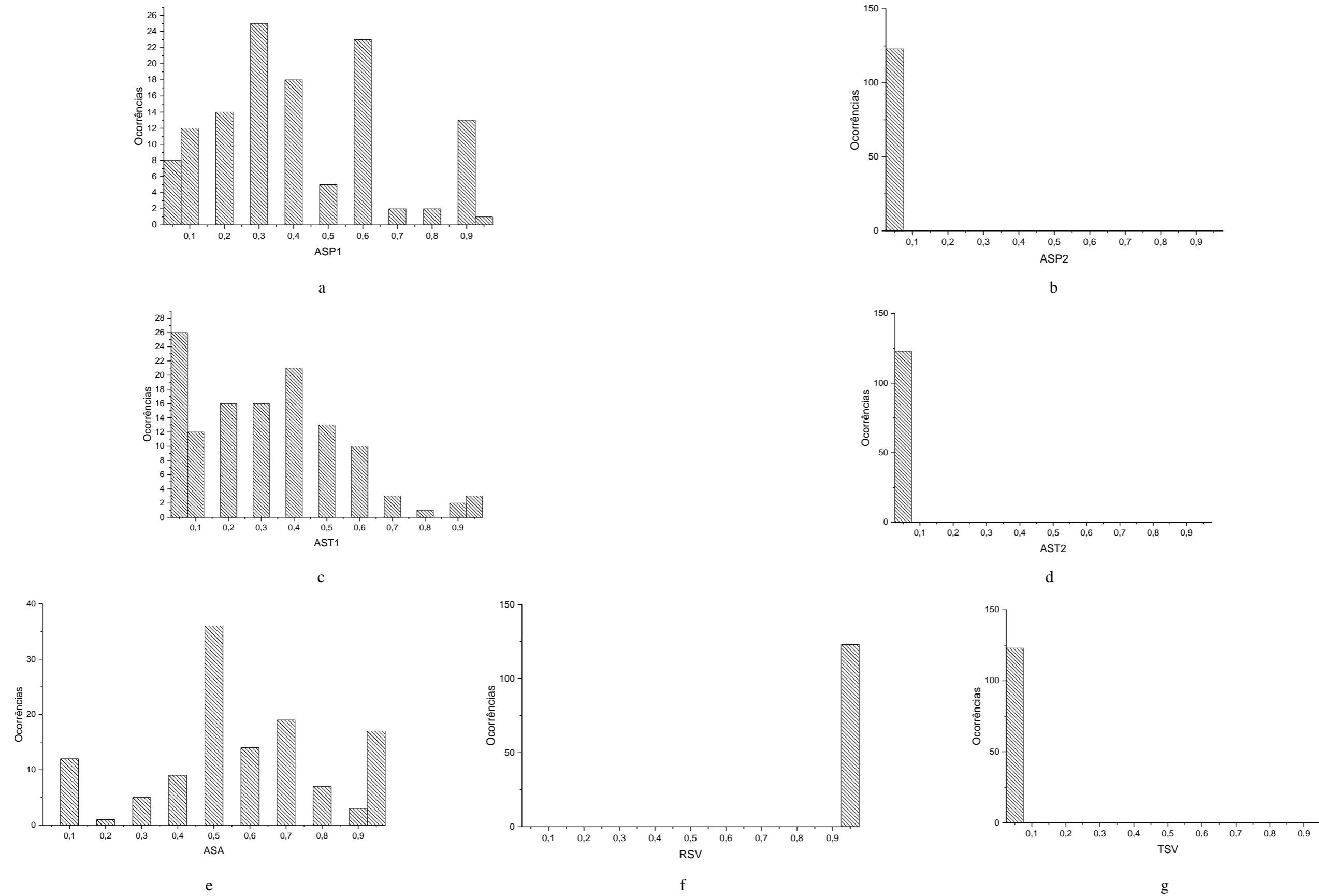
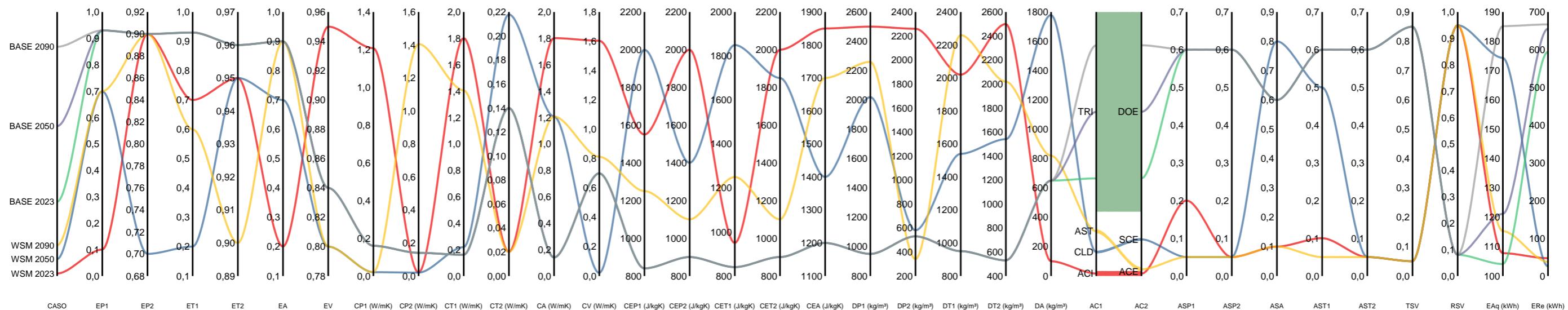


Figura E.6 – Gráfico de barras dos algoritmos do coeficiente de calor por convecção para as camadas: (a) interna (AC1); e (b) externa (AC2).

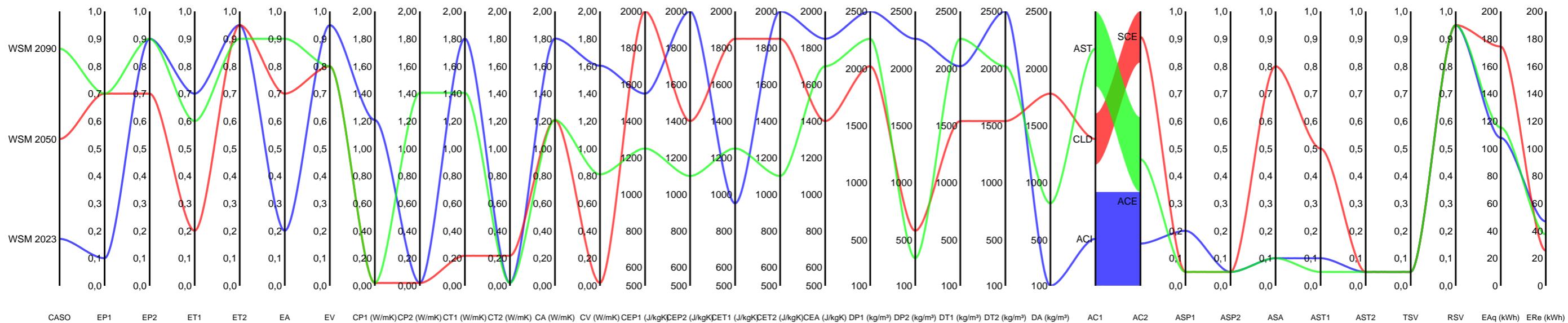


APÊNDICE G – GRÁFICOS DE COORDENADAS PARALELAS

Na Figura G.1 o gráfico de coordenadas paralelas ilustra as variações dos parâmetros de entrada e saída para os melhores casos de cada cenário climático e seus respectivos casos base.



Na Figura G.2 o gráfico de coordenadas paralelas compara apenas os melhores casos de cada cenário climático.



UNIVERSIDADE DO ESTADO DE SANTA CATARINA – UDESC
BIBLIOTECA UNIVERSITÁRIA
REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL

CENTRO DE CIÊNCIAS TECNOLÓGICAS – CCT

ATESTADO DE VERSÃO FINAL

Eu, FERNANDA PERAZZOLO DISCONZI, professora do curso de PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL, declaro que esta é a versão final aprovada pela comissão julgadora da dissertação intitulada: **“OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PARÂMETROS TERMOFÍSICOS VISANDO A REDUÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM EDIFICAÇÕES EM DIFERENTES CENÁRIOS CLIMÁTICOS”** de autoria do acadêmico DILSON MACHADO CUNHA.

JOINVILLE, 19 de SETEMBRO de 2025.

Assinatura digital do(a) orientador(a):

Documento assinado digitalmente
 FERNANDA PERAZZOLO DISCONZI
Data: 19/09/2025 16:43:49-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

FERNANDA PERAZZOLO DISCONZI