

ALGORITMO PARA ANÁLISE EVOLUTIVA MULTIOBJETIVO EM SIMULAÇÕES TERMOENERGÉTICAS

ARTIGO

Algorithm for multi-objective evolutionary analysis in thermoenergetic simulations

Rodrigo Karini Leitzke¹, Eduardo Grala da Cunha¹, Thalita dos Santos Maciel¹,
Fernanda Maria Doors Dembinski¹, Isabela Bulbolz Prestes¹

RESUMO: O alto consumo de energia elétrica e o baixo conforto térmico nas habitações de interesse social (HIS) no Sul do Brasil estão diretamente relacionados com o baixo investimento para definição de materiais que constituem as envoltórias. Através da simulação computacional é possível avaliar diferentes configurações de uma HIS utilizando soluções algorítmicas, como o caso das evolutivas multiobjetivas, que testam diferentes combinações com o propósito de melhorar o desempenho de duas ou mais condições objetivo. Tendo como objetivos a redução da intensidade do uso de energia elétrica e do desconforto térmico, neste trabalho são apresentados dois algoritmos evolutivos multiobjetivo para alterar os valores a serem atribuídos para a transmitância térmica das paredes externas, do piso e da cobertura, além da orientação solar e das absorptâncias solares das paredes externas e da cobertura, com diferentes limites de valores pré-estabelecidos. A partir da análise dos resultados obtidos na simulação de 10 gerações através do software EnergyPlus para cidade de Pelotas-RS para cada um dos algoritmos, observou-se que no melhor caso, um nível de conforto térmico para as horas ocupadas superior à 79% foi identificado, bem como uma intensidade de uso de energia elétrica (EUI) inferior à 32 kWh/(m².ano). Além desses resultados, a discussão apresenta alternativas para definir as estratégias de simulação termoenergética de grandes conjuntos de entrada.

¹ Universidade Federal de Pelotas - UFPel

PALAVRAS-CHAVE: Otimização; Simulação computacional; Análise multiobjetivo; Habitação.

ABSTRACT: Electricity consumption and low thermal comfort in social interest housing (SIH) in southern Brazil are directly related with the low investment to define the materials that make up the envelopes. Through computer simulation, it is possible to evaluate different configurations of a SIH using algorithmic solutions, such as the evolutionary multi-objective, which test different combinations to improve the performance of two or more objective conditions. Aiming at reducing the electricity use intensity and thermal discomfort, this work proposes the presentation of two multiobjective evolutionary algorithms to change the values to be assigned for thermal transmittance of the external walls, the floor and the roof, as well as the solar orientation and the solar absorptions of the outer walls and the roof, with different pre-established values limits. From the analysis of the results obtained in the 10-generation simulation using the EnergyPlus software for the city of Pelotas-RS for each of the algorithms, it was observed that in the best case a thermal comfort level for the occupied hours above 79% was identified. As well as an energy use intensity (EUI) of less than 32 kWh/(m².year). In addition to these results, the discussion presents alternatives for defining the thermoenergetic simulation strategies of large input sets.

KEYWORDS: Optimization; Computational simulation; Multi-objective analysis; Dwelling.

How to cite this article:

LEITZKE, R. K.; CUNHA, E. G.; MACIEL, T. S.; DEMBINSKI, F. M. D.; PRESTES, I. B. Algoritmo para análise evolutiva multiobjetivo em simulações termoenergéticas. *Gestão e Tecnologia de Projetos*, São Carlos, v.16, n.1, p.24-42, jan.2021. <http://dx.doi.org/10.11606/gtp.v16i1.164048>

Fonte de financiamento:

CAPES e CNPq

Conflito de interesse:

Declara não haver

Submetido em: 12/11/2019

Aceito em: 13/07/2020

[Disponível online em Dezembro de 2020]



INTRODUÇÃO

Buscando reduzir o déficit habitacional existente no contexto brasileiro, o Programa Minha Casa Minha Vida - PMCMV (BRASIL, 2009) possibilitou que, nos últimos anos, uma grande quantidade de unidades habitacionais fosse construída e financiada para diversas famílias de baixa renda. No entanto, o limite de valor financiável faz com que a receita das construtoras responsáveis pelas execuções seja invariável, ou seja, a margem de lucro passa a ser determinada a partir do custo de tudo que é implantado nas construções. Desse modo, o baixo investimento na especificação dos materiais faz com que particularidades locais e regionais sejam desconsideradas (ROLNIK et al 2015), interferindo no desempenho termoenergético das Habitações de Interesse Social (HIS).

Essa situação acaba por gerar uma adversidade quando relacionada à inserção climática, que é a possível diminuição de qualidade de vida dos usuários e o aumento do consumo energético (DALBEM et al, 2017), já que o projeto é o elemento indutor na racionalização da construção, da qualidade do produto final e de sua sustentabilidade (CARVALHO; SPOSTO, 2012). Portanto, a fim de melhorar o desempenho de unidades habitacionais de baixa renda, o aproveitamento dos recursos naturais e de energias passivas torna-se imprescindível diante das limitações econômicas de seus futuros usuários. Nesse contexto, as HIS devem, impreterivelmente, atender os requisitos mínimos de desempenho térmico determinados pela NBR 15220 (ABNT, 2005) e NBR 15575 (ABNT, 2013).

Nesse contexto, uma arquitetura com maior qualidade é aquela que preserva a relação dos usuários com o meio, considerando as interfaces entre o clima e o ambiente natural e o construído. A adequação ao lugar inserido contribui com a criação de espaços nos quais o aproveitamento do clima melhora as condições internas das edificações de forma natural, trazendo maiores condições de conforto térmico e tornando o edifício uma espécie de filtro do ambiente externo, amenizando as sensações de desconforto impostas por climas muito rígidos, como excesso de calor, frio ou ventos (CORREIA et al., 2011).

Para o processo de avaliação dos modelos de HIS existentes, considerando que o Plano Nacional de Habitação de Interesse Social (PlanHab) (MINISTÉRIO DAS CIDADES, 2009) não apresenta indicadores objetivos e confiáveis de conforto térmico e ambiental, nem determina processos de avaliação nesse sentido, a NBR 15575 (ABNT, 2013) pode ser utilizada como norma para este processo de avaliação. Além de apresentar indicadores objetivos de conforto térmico e ambiental, esta norma faz o delineamento da simulação computacional termoenergética como instrumento para avaliação, apontada inclusive, como a estratégia usualmente utilizada em pesquisas científicas que buscam identificar estratégias com o propósito de melhorar o desempenho térmico e energético das edificações (COAKLEY et al., 2014).

Como instrumento para análise computacional da eficiência energética e do conforto das edificações, o software *EnergyPlus* (EP) é a ferramenta mais difundida em trabalhos com esta finalidade no mundo (SOUSA, 2012). Embora o EP apresente uma vasta gama de possibilidades e estratégias de configurações para que os usuário elaborem os modelos que serão simulados, possibilitando, por exemplo, a adequação das diretrizes apontadas pela NBR 15575 (ABNT, 2013) para a simulação (orientações de aberturas, dias típicos a serem simulados, etc.), bem como possibilidades de saídas da simulação que permitem a comparação dos resultados obtidos, estudos mais aprofundados com o uso desta ferramenta têm se direcionado para análises paramétricas, evolucionárias e multiobjetivas, utilizando por vezes recursos de inteligência artificial (IA) para aumentar a complexidade das análises.

Para a aplicação destas variações nos modelos de simulação com o EP, diferentes estratégias de programação dos cenários podem ser adotadas (Quadro 1).

Nas análises multiobjetivo busca-se definir um conjunto de resultados satisfatórios considerando duas ou mais funções-objetivo que possam auxiliar nas inferências e análises comportamentais sobre o objeto de estudo (MIETTINEN, 2012).

Já os Algoritmos Evolutivos (AE) são utilizados como alternativa para o tratamento e análise dos dados em um estudo multiobjetivo (DEB, 2001). Os AE surgem como uma vertente da Programação Evolutiva (FADAEE; RADZI, 2012), baseiam-se nos mecanismos da evolução biológica motivados pela necessidade de distribuir recursos para que sejam solucionados problemas, algo comum para a sobrevivência de uma espécie, por exemplo. Este modelo permite inferir que a natureza otimiza seus recursos para resolver um ou mais problemas (VIKHAR, 2016).

Este trabalho tem por objetivo apresentar duas novas soluções evolutivas multiobjetivo para uma HIS na cidade de Pelotas-RS, a fim de avaliar o desempenho da edificação quanto ao nível de conforto térmico e o consumo de energia elétrica para 10 gerações de cada um dos algoritmos propostos.

REFERENCIAL TEÓRICO

Considerando trabalhos que utilizaram estratégias paramétricas, evolutivas ou multiobjetivas simultaneamente com as simulações termoenergéticas do EP, é possível observar diferentes produções científicas com esta temática na última década, conforme os trabalhos apresentados no Quadro 1.

Nela os trabalhos de Yu et al. (2015), Delgarm et al. (2016), Bre e Fachinotti (2017), Dahlan e Aris (2018) e Ohta e Sato (2018), propõem a utilização de recursos de Inteligência Artificial (IA) para definir as estratégias que determinarão o comportamento das simulações, fazendo o uso de estratégias evolutivas ou genéticas para a definição dos seus modelos.

Autor(es)	Objetivo	Estratégia de análise
(ZHANG; KOROLIJA, 2010)	Apresentar a ferramenta JEPPlus desenvolvida para análises paramétricas com o EP.	Paramétrica
(CALAFIORE <i>et. al.</i> , 2017)	Utilização de um <i>software</i> matemático relacionado com o EP para análise paramétrica.	Paramétrica
(WIJESURIYA <i>et. al.</i> , 2018)	Análise paramétrica para materiais de mudança de fase em climas quentes e úmidos com o EP.	Paramétrica
(DAHLAN; ARIS, 2018)	Avaliação do desempenho de um edifício de escritório utilizando programação evolucionária.	Evolutiva
(DELGARM <i>et. al.</i> , 2016)	Otimização multiobjetivo para avaliação da edificação com o EP por meio de enxame de partículas.	Multiobjetiva
(YU <i>et al.</i> , 2015)	Aplicação genética multiobjetivo para avaliação do conforto térmico e consumo de energia em edifícios.	Multiobjetiva
(OHTA; SATO, 2018)	Abordagem evolucionária multiobjetiva para determinar agendas de funcionamento para o ar condicionado em edificações residenciais.	Evolutiva/Multiobjetiva
(BRE; FACHINOTTI, 2017)	Otimização evolutiva multiobjetivo com uso do algoritmo NSGA-II através de simulações computacionais em uma edificação residencial de dois pavimentos	Evolutiva/Multiobjetiva

Quadro 1: Trabalhos relacionados com otimizações envolvendo o EP

Fonte: Autores (2019).

Em um recorte ainda mais recente, a partir dos dados do Portal de Periódicos da CAPES, nos últimos três anos 586 publicações em periódicos revisados por pares consideraram questões de otimização ou parametrização associadas ao EP em suas análises, sendo 43 destas com o uso de algoritmos evolutivos multiobjetivo.

Quanto ao uso de AE multiobjetivo (estratégia adotada para o método do trabalho), Deb (2001) discute em seu livro as diferenças entre análises com apenas um objetivo e análises com múltiplos objetivos. Segundo o autor, a evolução de um indivíduo em um determinado contexto é o resultado da interação de diferentes características deste com o meio em que ele está inserido, de modo que, analisar isoladamente a evolução de apenas uma dessas características pode ser pouco representativa. Como possibilidade para melhor representar essas análises, os algoritmos evolutivos multiobjetivo buscam maximizar ou minimizar duas ou mais funções-objetivo conflitantes de um determinado problema (COELLO et al., 2007).

A necessidade dos AE por estratégias com rápida convergência dos dados, ampliou a busca por métodos Genéticos e Evolutivos que priorizassem o desempenho da curva de convergência ótima em uma quantidade menor de gerações em função de um menor potencial exploratório dos seus indivíduos. Destes, destacam-se o NSGA-II (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*) (DEB et al., 2002) e o SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*) (ZITZLER et al., 2001), ambos algoritmos utilizados frequentemente na literatura em análises evolutivas multiobjetivo.

O NSGA-II (DEB et al., 2002) se utiliza do conceito de Dominância para avaliar cada indivíduo da sua população, ou seja, sendo p e q dois indivíduos da população P , p domina q se p for melhor do que q em pelo menos um dos seus objetivos. Sendo também o restante dos objetivos de p não piores do que os de q . Essa estratégia permite que o algoritmo faça uma classificação dos indivíduos mais aptos e determine a distância de cada um deles do ponto ótimo (centro da curva de distribuição normal). Assim, quanto maior o número de indivíduos dominados por p e menor a sua distância para o ponto ótimo, melhor será a sua classificação.

Já o SPEA2 (ZITZLER et al., 2001) utiliza duas populações durante a execução: a primeira denominada população evolutiva (P), e a segunda denominada população externa (Q). Denota-se P_x e Q_x às populações P e Q na geração x . Na inicialização do algoritmo, ambas as populações são criadas, Q é povoada com dados iniciais gerados aleatoriamente, enquanto P em um primeiro momento fica vazia. As soluções não dominantes, ou seja, ineficientes para análise pretendida são armazenadas em P , e então o recorte de interesse é armazenado em Q_{x+1} . Caso o número de soluções seja maior do que uma das populações, um corte é realizado para reduzir o número de soluções. A ideia principal do algoritmo é que o processo de evolução apresente uma convergência rápida em Q , sem desconsiderar potenciais bons resultados em P . Desta forma, passadas algumas gerações, os valores de P são combinados com os bons resultados de Q e caso apresentem resultados interessantes, integram o conjunto da população Q . Essa estratégia garante uma reavaliação dos dados não dominantes em um primeiro momento do algoritmo, dificultando o descarte de potenciais bons indivíduos.

Tanto NSGA-II quanto SPEA2 utilizam a curva de pareto ótimo ou pareto front (VAN VELDHUIZEN; LAMONT, 1998) para estabelecer a região com os melhores resultados, seja na maximização ou na minimização das funções-objetivo. Embora predominante nas análises multiobjetivas que utilizam algoritmos evolutivos, a frente de pareto ótimo depende de uma distribuição dispersa dos valores que compõem a sua amostra, dificultando a definição da região ótima nos casos onde existe uma concentração dos resultados em determinados pontos do gráfico.

Para área de pesquisa do Ambiente Construído, as análises evolutivas multiobjetivo têm sido adotadas para avaliar diferentes situações em uma edificação. Figueiredo et al. (2016) utilizaram um algoritmo evolutivo multiobjetivo híbrido (CMA-ES e HDE, algoritmos que utilizam matrizes de

covariância para estipular as regiões ótimas para convergência com o passar das gerações) através de simulações termoenergéticas com o software EP para reduzir a necessidade de climatização artificial para aquecimento e resfriamento em um edifício residencial com alto nível de isolamento térmico localizado em Aveiro, Portugal. O estudo foi conduzido através de parâmetros de otimização caracterizados pela variação da espessura dos componentes do envelope, nível de infiltração de ar pelas esquadrias, orientação solar e o tipo de esquadria utilizada no modelo inicial. Os resultados obtidos após 10 mil avaliações indicam que os melhores casos conseguiram reduzir até 42% a demanda de energia elétrica para aquecimento e 64% para resfriamento quando comparados com o modelo inicial.

Em outro estudo, Bre e Fachinotti (2017), realizaram uma otimização evolutiva multiobjetivo com uso do algoritmo NSGA-II através de simulações computacionais em uma edificação residencial de dois pavimentos situada na região litorânea da Argentina. Os objetivos definidos foram a redução do consumo de energia elétrica para aquecimento e resfriamento. Os autores consideraram a variação de 12 parâmetros: a orientação, o nível de sombreamento das janelas, a absorvância solar das esquadrias externas, o nível de infiltração de ar pelas esquadrias e portas, o percentual de abertura para ventilação das esquadrias, o tamanho e o tipo das esquadrias, e a composição das paredes externas, internas, do piso e da cobertura. Os resultados apontam uma redução do consumo de energia elétrica para aquecimento e resfriamento de 82%, quando comparado com o modelo inicialmente definido.

Fonseca et al. (2017), associaram o conceito de otimização multiobjetivo à parametrização com a integração da ferramenta de simulação. A análise baseada em funções-objetivo de desempenho térmico e custos estabelece parâmetros relacionados às dimensões dos ambientes e altura da edificação. Os resultados mostraram que a espessura da laje é o parâmetro com valor otimizado em todos os casos, concluindo que a melhoria de desempenho da envoltória está diretamente ligada com a contribuição da inércia térmica, evidenciando que a otimização baseada em simulação é uma ferramenta com grande potencial para identificação de soluções. Esse tipo de análise consiste em uma maneira mais rápida e econômica do que as opções que são consideradas individuais ou convencionais, obtendo conclusões eficazes, que na maioria das vezes, passa a atender o objetivo proposto.

MÉTODO

O trabalho divide-se em cinco etapas. Na primeira delas apresenta-se uma revisão sobre trabalhos relacionados com a temática da análise multiobjetiva para simulações termoenergéticas computacionais utilizando o software EP e as estratégias utilizadas na literatura para o desenvolvimento deste tipo de análise. Em seguida, foi definido o modelo de HIS utilizado para avaliação no estudo. Na terceira etapa foram definidas as variáveis e os intervalos de valores utilizados para análise evolutiva multiobjetiva. A quarta etapa apresenta os dois algoritmos utilizados no estudo, bem com as diferenças entre as suas estratégias de implementação. Por fim, na quinta e última etapa, foi realizada uma análise dos resultados obtidos.

Este trabalho é parte de uma pesquisa de mestrado que está sendo desenvolvida no Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo da Universidade Federal de Pelotas, sendo parciais os resultados aqui apresentados.

Definição da tipologia utilizada no estudo

O modelo utilizado para avaliação neste trabalho é uma habitação de interesse social unifamiliar desenvolvida no trabalho de Oliveira (2012), que atende às especificações mínimas da segunda fase do programa “Minha casa, Minha vida”.



Figura 1: Edificação utilizada no estudo em perspectiva

Fonte: Oliveira(2012).

A residência da Figura 1 possui 45,86m², dois dormitórios, sala de estar e cozinha integradas e um banheiro. A edificação possui aberturas orientadas para norte e sul, sendo que o percentual de aberturas na fachada norte é de 19,18% e na fachada sul é de 15,58%. A área total envidraçada corresponde a 9,45% da área opaca da edificação. Cada compartimento foi definido como uma zona térmica. Como mostra a Figura 2, a ZT 1 corresponde ao dormitório 1 com as suas superfícies externas voltadas para as orientações norte e oeste, a ZT 2 corresponde ao dormitório 2 com as suas superfícies externas voltadas para as orientações oeste e sul, a ZT 3 corresponde a sala de estar e cozinha com as suas superfícies externas voltadas para as orientações leste, norte e sul e a ZT 4 corresponde ao banheiro com as suas superfícies externas voltadas para as orientações leste e sul. O percentual de abertura para ventilação em relação a área de piso é de 19,53% na ZT1, 22,83% na ZT2, 12,62% na ZT3 e 12,31% na ZT4. Todos os valores acima de 7%, conforme a orientação da NBR 15575 para os ambientes de permanência prolongada (ABNT, 2013).

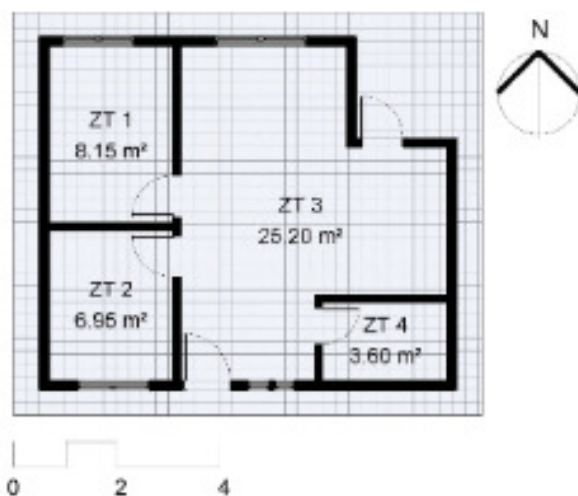


Figura 2: Planta baixa

Fonte: Oliveira(2012).

Para a modelagem da edificação foi utilizado o software *Sketchup Make 2017* (Figura 3), com o uso do *plugin Euclid 0.93*.

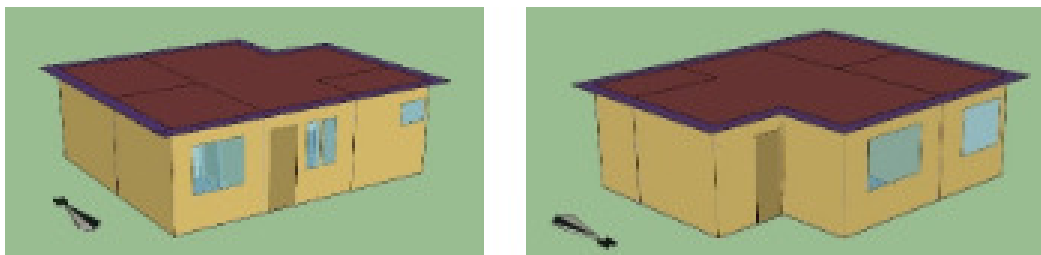


Figura 2: Modelo do projeto arquitetônico no Sketchup

Fonte: Autores (2019).

Para a realização da simulação, foi escolhida a Zona Bioclimática 2 (ZB2), representada pelo município de Pelotas - RS. A ZB2 é caracterizada pela grande amplitude de suas temperaturas ao longo do ano, com verão e inverno muito rigorosos (LEITZKE et al., 2018). O arquivo climático utilizado para simulação da cidade de Pelotas-RS, foi elaborado no trabalho de Leitzke et al. (2018), considerando o método TRY a partir dos dados climáticos disponibilizados pela Estação Agroclimatológica de Pelotas, conveniada com a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA).

Para configuração do sistema de climatização artificial todos os dados foram baseados no que preconiza o Regulamento Técnico da Qualidade para o Nível de Eficiência Energética de Edificações Residenciais (RTQ-R) (INMETRO, 2012). Nesse contexto, o ar condicionado para os ambientes de permanência prolongada (dormitórios e sala-estar) é ativado no período da noite, das 21:00h às 8:00h, com setpoint de 22°C para aquecimento e 24°C para refrigeração, com coeficientes de performance (COP) de 2,75 e 3,00. A taxa de fluxo de ar por pessoa é de 0,00944 m³/s, a eficiência do motor é de 0,90, e a do ventilador é de 0,70. Durante o dia, a casa é ventilada naturalmente (sem o uso do ar condicionado), das 08:00h às 21:00h.

No entanto, cabe ressaltar que, mesmo se tratando de um edifício com baixo nível de investimento, o uso do condicionamento artificial neste trabalho está associado à avaliação multiobjetivo, de modo que seja possível identificar reduções no consumo de energia e no desconforto térmico dos usuários a partir das estratégias avaliadas pelos algoritmos. Entende-se ainda assim, que o uso de equipamentos de ar condicionado neste tipo de edificação não é uma característica convencional, entretanto, torna-se necessário para que os experimentos propostos neste trabalho sejam realizados. Além disso, segundo as diretrizes da ASHRAE 55 (2013) para o modelo de conforto adaptativo com 80% de aceitabilidade, sempre que os limites mínimos para o estabelecimento do conforto térmico dos usuários não forem atendidos, torna-se necessário dispor de um sistema mecânico de condicionamento de ar como estratégia de contorno.

Assim como o sistema de climatização, os demais tipos de ganhos internos como o de uso e ocupação, iluminação artificial e equipamentos, também foram configurados de acordo como RTQ-R (INMETRO, 2012).

Quanto às áreas envidraçadas da edificação, na configuração das janelas da solução base foram utilizados vidros simples de 3 mm, padrão do EP, que possuem transmitância térmica de 5,89 (W/m²K) e fator solar (FS) de 0,86. Além disso, para definição do envelope do caso base, foram utilizados os materiais tradicionais da construção de habitações de interesse social no sul do Brasil, de modo a atender aos requisitos de transmitância e capacidade térmica exigidos para a ZB2, conforme a NBR 15.575 (ABNT, 2013) (Quadro 2).

Paredes Externas	Cobertura
$U \leq 2,5$ e $CT \geq 130$	$U \leq 2,3$

Quadro 2: Requisitos de desempenho térmico do envelope opaco - ZB2

U = Transmitância térmica (W/m^2K); C = Capacidade Térmica (kJ/m^2K)

Fonte: ABNT (2013).

Os Quadros 3, 4, 5 e 6, apresentam as propriedades térmicas das componentes do envelope, seguindo a mesma composição dos fechamentos utilizados no trabalho de Oliveira (2012), com transmitância térmica de $2,43 W/(m^2.K)$ para as paredes externas e $2,30 W/(m^2.K)$ para a cobertura, considerando em ambas as resistências superficiais interna e externa. Para a composição das paredes externas, Oliveira (2012) considerou uma cerâmica equivalente com novos valores de espessura e de densidade de massa aparente nestes fechamentos. Desta forma, contemplam-se o bloco cerâmico com furos (não-homogêneo) em um componente único com as mesmas propriedades térmicas (homogêneo), satisfazendo as condições de configuração do EP.

Composição	e (m)	λ (W/m.K)	ρ (kg/m^3)	c (kJ/kg.K)	R ($(m^2.K)/W$)	CT ($kJ/m^2.K$)
Argamassa	0,02	1,15	1800,00	1,00	0,02	36,00
Bloco cerâmico equivalente	0,14	0,70	609,28	0,92	0,20	78,48
Argamassa	0,02	1,15	1800,00	1,00	0,02	36,00

Quadro 3: Composição das paredes externas

e = espessura; λ = condutividade térmica; ρ = densidade de massa aparente; R = resistência térmica; CT = capacidade térmica

Fonte: Autores (2019).

Composição	e (m)	λ (W/m.K)	ρ (kg/m^3)	c (kJ/kg.K)	R ($(m^2.K)/W$)	CT ($kJ/m^2.K$)
Argamassa	0,02	1,15	1800,00	1,00	0,02	36,00
Tijolo Maciço	0,11	1,00	1800,00	0,92	0,11	182,16
Argamassa	0,02	1,15	1800,00	1,00	0,02	36,00

Quadro 4: Composição das paredes internas

e = espessura; λ = condutividade térmica; ρ = densidade de massa aparente; R = resistência térmica; CT = capacidade térmica

Fonte: Autores (2019).

Composição	e (m)	λ (W/m.K)	ρ (kg/m^3)	c (kJ/kg.K)	R ($(m^2.K)/W$)	CT ($kJ/m^2.K$)
Telha de fibrocimento	0,006	0,65	1800,00	0,84	0,01	09,07
Câmara de ar	> 0,05	-	-	-	0,14	-
Laje de concreto	0,1	1,75	2200,00	1,00	0,06	220,00

Quadro 5: Composição da cobertura

e = espessura; λ = condutividade térmica; ρ = densidade de massa aparente; R = resistência térmica; CT = capacidade térmica

Fonte: Autores (2019).

Composição	e (m)	λ (W/m.K)	ρ (kg/m ³)	c (kJ/kg.K)	R ((m ² .K)/W))	CT (kJ/m ² .K)
Laje de concreto	0,1	1,75	2200,00	1,00	0,06	220,00
Argamassa de assentamento	0,02	1,15	1800,00	1,00	0,02	36,00
Revestimento cerâmico	0,01	1,30	2300,00	0,96	0,01	22,08

Quadro 6: Composição da laje de piso

e = espessura; λ = condutividade térmica; ρ = densidade de massa aparente; R = resistência térmica; CT = capacidade térmica

Fonte: Autores (2019).

Variáveis e intervalos para análise evolutiva multiobjetiva

A partir da composição inicial do modelo de edificação utilizado, foram definidas as variáveis alteradas na análise multiobjetiva e seus respectivos intervalos. Esta é uma etapa fundamental nos estudos que apresentam abordagens multiobjetiva como medida para obtenção dos resultados, visto que a partir da definição de variáveis influentes e intervalos relacionados com o que apresenta a literatura, é possível estabelecer diretrizes com as quais as gerações seguintes do AE multiobjetivo poderão identificar populações mais aptas.

Para este estudo, as transmitâncias térmicas da parede externa, cobertura e piso foram alteradas (variando a espessura e a densidade equivalente dos materiais bloco cerâmico equivalente para as paredes externas e laje de concreto para cobertura e piso, conforme a NBR 15220-2 (ABNT, 2005a), bem como a orientação solar e a absorvância das paredes externas e cobertura. A capacidade térmica (CT) foi recalculada com base nos novos valores de espessura para o bloco cerâmico, de modo que, sorteado um valor de transmitância, atribui-se uma nova espessura e uma nova densidade ao material. Os valores utilizados como limites da análise basearam-se no que preconizam o RTQ-R, a NBR 15220, a NBR 15575, o trabalho de Silva e Ghisi (2013) e o trabalho de Dalbem et al. (2019). As variáveis utilizadas neste trabalho e seus intervalos podem ser visualizados no Quadro 7 a seguir.

Variável	Limite inferior	Limite superior	Varição
Transmitância térmica da parede (W/(m ² .K))	0,3	2,5	0,01
Transmitância térmica da cobertura (W/(m ² .K))	0,3	2,3	0,01
Transmitância térmica do piso (W/(m ² .K))	1,0	4,1	0,01
Absorvância da parede externa	0,2	0,9	0,1
Absorvância da cobertura	0,2	0,9	0,1
Orientação (°)	0	315	45

Quadro 7: Intervalos utilizados para geração da população inicial

Fonte: Autores (2019).

Quanto ao Quadro 7, os baixos valores de transmitância adotados nos limites inferiores estão relacionados com o estudo de Dalbem et al. (2019), que avaliou a possibilidade de aplicação dos limites da Standard Passive House (certificação alemã que preconiza um elevado nível de isolamento térmico nos fechamentos a fim de obter um melhor desempenho térmico e energético) no contexto da Zona Bioclimática 2. Ainda, a coluna “Varição” se refere a variação numérica daquela variável no sorteio dos seus valores.

Definição dos algoritmos evolutivos multiobjetivo

Conforme apresentado anteriormente, os trabalhos presentes no Quadro 1 e na análise quantitativa apresentada seguidamente, desenvolvidos majoritariamente com os algoritmos NSGA-II e SPEA2 utilizam como critério de avaliação dos indivíduos das suas populações a curva de *pareto front* (pareto-ótimo). Uma possibilidade de inovação para este método de análise é a curva de distribuição Normal ou Gaussiana. A distribuição Normal ou Gaussiana é uma das formas de distribuição mais estudadas no campo da estatística, ela é definida por dois parâmetros fundamentais: a média (μ) e a variância (σ^2), tendo como características o formato de sino simétrico ao redor do centro e a presença de dois pontos de inflexão, um à direita e outro à esquerda, cuja distância do centro corresponde ao desvio padrão ou “sigma” (σ). A partir desta estrutura estatística, propõe-se para este estudo um método evolutivo multiobjetivo elitista que utilize a distribuição normal para avaliar o comportamento de cada variável em cada geração.

Para a implementação, considerou-se o uso da biblioteca Eppy (*EnergyPlus Python*) desenvolvida por Santosh e sua equipe (SANTOSH et al., 2011) para a linguagem de programação de computadores *Python*, possibilitando que as variações no modelo, a implementação das estratégias multiobjetivo e também as chamadas para as simulações, sejam realizadas dentro do ambiente desta linguagem de programação.

Estrutura inicial do algoritmo

A partir da seleção das variáveis e dos seus respectivos intervalos limítrofes, um conjunto amostral de dados Z com tamanho pré-definido pelo usuário é gerado aleatoriamente. Então, cada indivíduo desse conjunto é composto pelos valores sorteados para cada uma das variáveis com base nos limites estabelecidos inicialmente. No estudo, a maior amplitude entre as variáveis adotadas foi observada na transmitância térmica do piso, cujo valor de 310 possibilidades foi considerado para determinar o tamanho da população inicial. Desta forma, em um cenário hipotético, todas as variáveis serão sorteadas pelo menos uma vez. Os indivíduos são avaliados de acordo com os valores referentes às funções-objetivo e nesta abordagem, a intensidade do uso de energia elétrica (EUI) (kWh/(m².ano)) e o percentual de desconforto térmico (%) foram estabelecidos com base no método de conforto adaptativo da ASHRAE 55 (2013). Os dados de ambos os objetivos são obtidos por meio dos relatórios de saída da simulação computacional com o software EP versão 8.7. Em seguida, os indivíduos relacionados com os seus resultados das funções-objetivo compõem a população inicial da análise. Para determinação das gerações seguintes duas abordagens foram utilizadas: Abordagem 1 (OR) e Abordagem 2 (AND).

Abordagem 1 (OR)

Pensando na representação visual de um método evolutivo multiobjetivo com duas funções-objetivo, cada um dos objetivos pode ser representado em um eixo cartesiano. Na abordagem 1, são selecionados os indivíduos que apresentem os 25% melhores resultados no eixo X ou no eixo Y do plano cartesiano de representação, ou seja, mesmo que um determinado indivíduo apresenta funções-objetivo não satisfatórias para fazer parte do grupo de selecionados no objetivo do eixo X, este ainda pode ser considerado um indivíduo apto se apresentar resultados da sua função-objetivo do eixo Y dentro do grupo de seleção (25% melhores). Essa estratégia é interessante à medida que não são descartados potenciais bons resultados por serem pouco representativos em um dos seus objetivos (assim como o SPEA2, discutido anteriormente). Caso um indivíduo apresente bons valores em apenas um dos eixos, são utilizados operadores de mutação para que a alteração de parte das suas características colabore na busca por melhores resultados em suas funções-objetivo.

Abordagem 2 (AND)

Na abordagem 2 são selecionados 25% dos indivíduos da geração que apresentaram os melhores resultados em ambos os objetivos, ou seja, serão selecionados apenas os 25% com menor EUI e menor desconforto térmico. Diferente da abordagem OR, a busca pelo elitismo é uma das características principais da abordagem AND, nela apenas os melhores indivíduos são selecionados. Esta situação influencia diretamente na convergência das gerações, visto que em poucas gerações é possível convergir para regiões com resultados satisfatórios. Entretanto, o potencial exploratório de cada uma das funções-objetivo da abordagem OR não é considerado pela abordagem AND por conta da sua necessidade de rápida convergência, permitindo que haja o descarte de potenciais bons indivíduos caso estes não façam parte do grupo ótimo selecionado nas primeiras gerações.

Seleção dos indivíduos aptos

Após a definição da abordagem, para cada variável é atribuída uma distribuição normal composta pelos valores utilizados em cada indivíduo, definindo assim um sigma correspondente que será utilizado para definição dos novos valores limites das variáveis para as próximas gerações. Desta forma, como mostra a Figura 4, os valores das variáveis que estiverem mais próximos do centro da distribuição normal serão aqueles com maior chance de participarem da definição dos novos limites de valores para os indivíduos das próximas gerações.

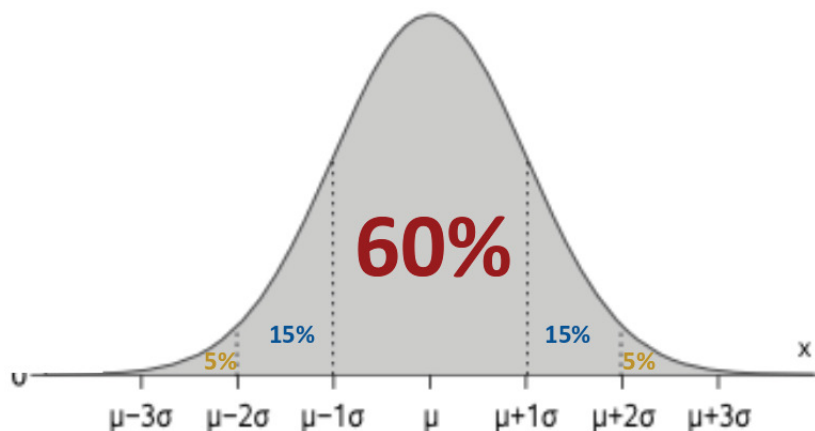


Figura 4: Porcentagem de seleção dos sigmas na Distribuição Normal

Fonte: Autores (2019).

Gerações seguintes

Os resultados das novas gerações são agrupados com os resultados das gerações passadas a fim de realimentar o conjunto inicial de dados. A justificativa para essa estratégia passa pela contínua utilização da amplitude dos valores que constituem as variáveis, além disso, ao utilizar os resultados obtidos nas gerações passadas exclui-se a possibilidade de perda dos indivíduos ótimos, já que estes estarão sempre participando do processo evolutivo. Em análises evolutivas com grande explosão combinatória, desconsiderar um determinado indivíduo pode representar a perda dos limites utilizados nas suas variáveis e, sobretudo na abordagem AND, manter uma elite concisa e povoada é fundamental para que exista melhora na convergência dos resultados das funções-objetivo. A Figura 5 abaixo apresenta um fluxograma das etapas da estratégia evolutiva apresentada.

As duas abordagens foram implementadas na linguagem de programação de computadores Python com auxílio da biblioteca Eppy. Para cada uma das abordagens propostas (OR e AND) foram realizadas as simulações de dez gerações com tamanho inicial de 310 casos, considerando como funções-objetivo a intensidade do uso de energia elétrica (EUI) e o desconforto térmico. Um total de 6200 simulações foram realizadas. O hardware utilizado para a implementação dos algoritmos e execução das simulações possui 16GB de memória RAM, processador Intel Core i7-3770 CPU @ 3.40GHz x 8 núcleos, com o sistema operacional Ubuntu 18.04.2 LTS 64 bits. Buscou-se ainda explorar os recursos de paralelismo computacional para o melhor uso do hardware oferecidos pela linguagem Python, realizando até 8 simulações simultaneamente.

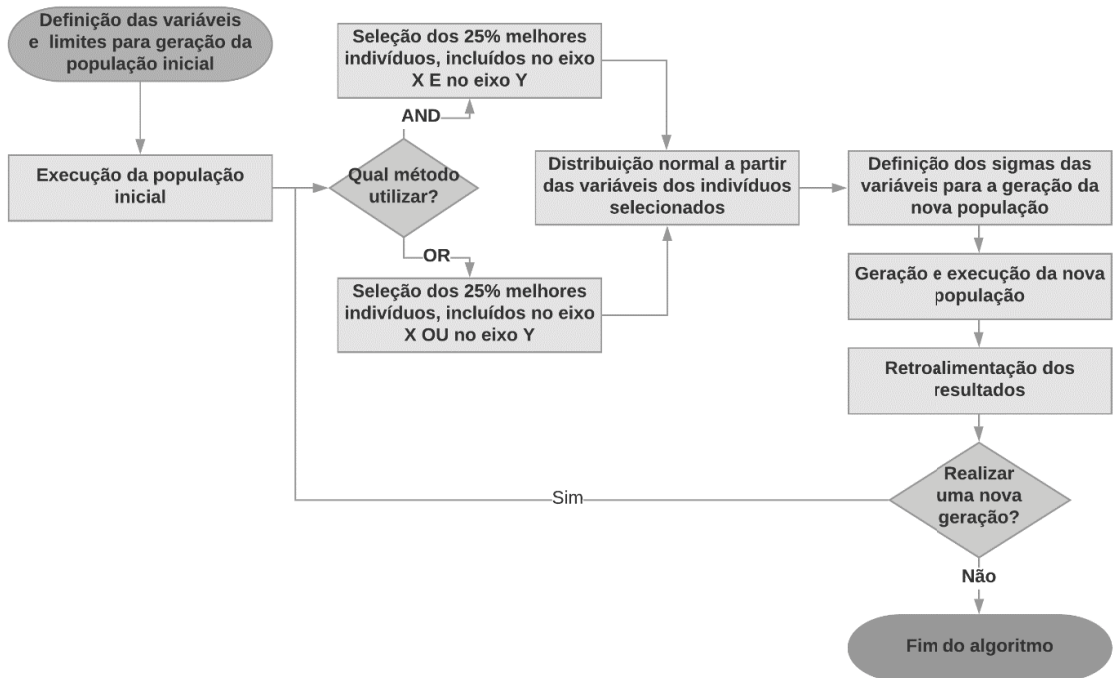


Figura 5: Fluxograma do Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo proposto

Fonte: Autores (2019).

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Resultados da abordagem 1 (OR)

A Figura 6 apresenta os resultados para a abordagem 1 da população inicial, da primeira geração e após a execução de dez gerações, respectivamente. A partir dela é possível observar que com o passar das gerações existe uma grande concentração dos resultados na parte central dos pontos de dispersão, distribuindo-se principalmente entre o meio e a parte inferior esquerda das soluções. Este cenário evidencia a dificuldade desta abordagem em identificar soluções que ao satisfazerem as condições de apenas uma das funções-objetivo, tornem-se casos ótimos na análise. Entretanto, se for considerada uma quantidade maior de gerações, a retroalimentação realizada pelo algoritmo em conjunto com a abordagem 1 pode representar um comportamento de convergência para as regiões ótimas (com menor EUI e menor desconforto térmico) mais conciso, à medida que

uma grande quantidade de resultados das funções-objetivo distribuíram-se em diferentes pontos da dispersão, agregando heterogeneidade à população.

Ainda, após a execução das dez primeiras gerações, percebe-se uma convergência maior para a função-objetivo atrelada à intensidade do uso de energia elétrica. Grande parte das soluções desta função-objetivo situam-se entre 33 e 40 kWh/(m².ano), enquanto para o percentual de desconforto térmico os resultados variaram entre 28 e 55%. Essa diferença entre as amplitudes apresenta uma predisposição maior da abordagem 1 para reduzir a EUI em relação ao percentual de desconforto térmico, que não expôs uma capacidade de redução proporcional.

Sobre o padrão evolutivo observado na abordagem 1, nota-se uma centralização dos resultados em torno das soluções já obtidas com o passar das gerações. Esse comportamento pode ser explicado pela alta capacidade exploratória da abordagem, que permite a seleção de indivíduos aptos em apenas um dos objetivos.

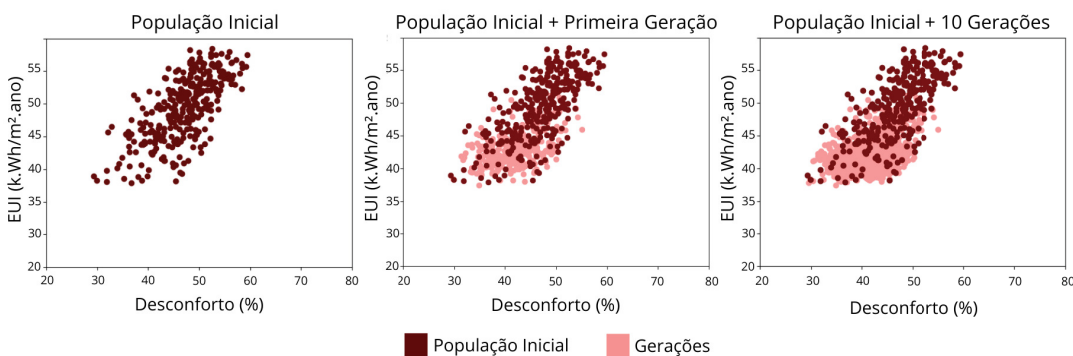


Figura 6: Resultados da abordagem 1

Fonte: Autores (2019).

Melhores resultados da abordagem 1 (OR)

Considerando o recorte de 1% dos indivíduos com melhores resultados nas funções-objetivo após a execução de dez gerações do algoritmo para a abordagem 1, o Quadro 8 abaixo apresenta as características das variáveis utilizadas neste trabalho.

Variável	Média	Variância	Valor Mínimo	Valor Máximo
Transmitância térmica da parede (W/(m ² .K))	0,75	0,1239	0,37	2,12
Transmitância térmica da cobertura (W/(m ² .K))	0,64	0,0555	0,33	1,92
Transmitância térmica do piso (W/(m ² .K))	2,54	0,2927	1,06	3,84
Absortância da parede externa	0,59	-	0,2	0,9
Absortância da cobertura	0,54	-	0,2	0,9

Quadro 8: Características dos 1% melhores indivíduos após dez gerações

Fonte: Autores (2019).

Para o mesmo recorte de resultados, das absorvâncias das paredes externas, 9% dos indivíduos apresentaram valores entre 0,1 e 0,3, 52% entre 0,3 e 0,6 e 39% entre 0,6 e 0,9. Para as absorvâncias da cobertura, 8% apresentaram valores entre 0,1 e 0,3, 71% entre 0,3 e 0,6 e 21% entre 0,6 e 0,9. Estes resultados mostram que cores com absorvâncias de valores médios, como por exemplo a cor amarela (0,3) ou até mesmo de um reboco claro (0,5) (ABNT, 2005), foram mais utilizadas tanto nas paredes externas quanto na cobertura. Já para orientação solar, 62% dos casos estiveram com os seus maiores eixos voltado para as orientações Norte, Nordeste ou Noroeste, onde também estão situadas as maiores áreas de abertura do projeto. E 34% com os maiores eixos Sul, Sudeste ou Sudoeste, e 4% dos casos com os maiores eixos para as orientações Leste e Oeste, com as menores áreas de aberturas sendo compreendidas nestas orientações.

Resultados da abordagem 2 (AND)

A Figura 7 apresenta os resultados das simulações para a abordagem 2 da população inicial, primeira geração e após dez gerações, respectivamente. Os resultados da abordagem 2 apresentaram uma rápida convergência do algoritmo para região ótima já na primeira geração. Embora uma boa concentração destes resultados situados na região ótima das funções-objetivo tenha sido obtida já na primeira geração, a dificuldade da abordagem 2 em explorar potenciais indivíduos ótimos que estejam fora dessa região nas primeiras gerações por conta de uma ou duas variáveis com valores discrepantes por conta do elitismo, representa uma limitação do algoritmo, já que apenas a região-ótima foi propagada até o final da execução das dez gerações.

É possível observar que a combinação das funções-objetivo para definir a qualidade de um indivíduo se mostrou eficaz à medida que, tanto a EUI quanto o desconforto térmico reduziram proporcionalmente, tendo a maior quantidade de indivíduos alcançado, EUI menores do que 35 kWh/(m².ano) e desconforto térmico inferior à 44%.

Quanto ao padrão evolutivo da abordagem 2, a estratégia de atrelar os objetivos para determinar a aptidão dos indivíduos permitiu uma convergência maior em direção aos menores valores de EUI e desconforto. Com o passar das gerações novos indivíduos com características mais satisfatórias para o objetivo da análise foram identificados, embora a EUI tenha encontrado um gargalo na análise: valores menores que 32 kWh/(m².ano) não conseguiram ser gerados, embora o desconforto tenha sido reduzido.

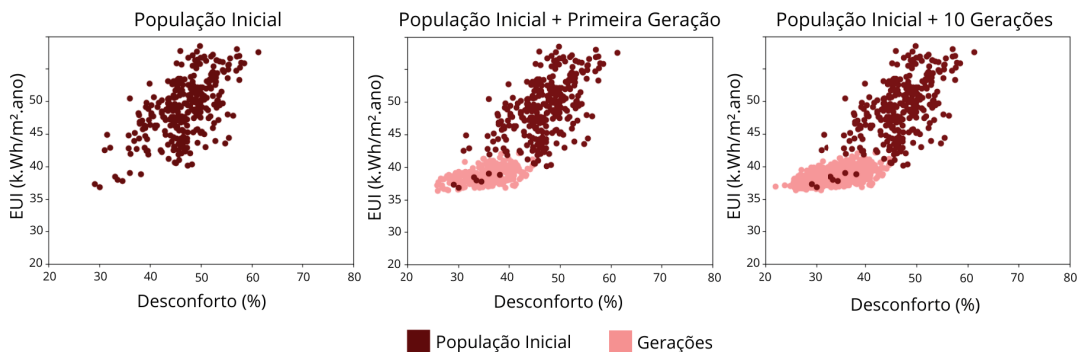


Figura 7: Resultados da abordagem 2

Fonte: Autores (2019).

Melhores resultados da abordagem 2 (AND)

Considerando o recorte de 1% dos indivíduos com melhores resultados nas funções-objetivo após a execução de dez gerações do algoritmo para a abordagem 2, o Quadro 9 abaixo apresenta as características das variáveis utilizadas neste trabalho.

Variável	Média	Variância	Valor Mínimo	Valor Máximo
Transmitância térmica da parede (W/(m ² .K))	0,40	0,0027	0,31	0,63
Transmitância térmica da cobertura (W/(m ² .K))	0,46	0,0080	0,34	0,74
Transmitância térmica do piso (W/(m ² .K))	1,87	0,1965	1,13	3,49
Absortância da parede externa	0,67	0,0064	0,4	0,9
Absortância da cobertura	0,69	0,0130	0,3	0,9

Quadro 9: Características dos 1% melhores indivíduos após dez gerações

Fonte: Autores (2019).

Para o mesmo recorte de resultados, das absortâncias das paredes externas, nenhum dos indivíduos apresentou absortância entre 0,1 e 0,3, 41% entre 0,3 e 0,6 e 59% estão entre 0,6 e 0,9. Para as absortâncias da cobertura, 1% apresentaram absortâncias entre 0,1 e 0,3, 21% entre 0,3 e 0,6 e 78% entre 0,6 e 0,9. Estes resultados mostram que cores mais escuras foram mais utilizadas tanto nas paredes externas quanto na cobertura, assim como na abordagem 1. Já para orientação solar, 73% dos casos estiveram com os seus maiores eixos voltados para as orientações Norte, Nordeste ou Noroeste. 22% com os maiores eixos Sul, Sudeste ou Sudoeste e 5% dos casos com os maiores eixos para as orientações Leste e Oeste, o mesmo comportamento já havia sido observado na abordagem 1.

Desempenho e aplicabilidade das estratégias evolutivas

Quanto ao desempenho computacional das abordagens propostas, o tempo médio de simulação de um caso foi de aproximadamente 16 segundos. Sem a utilização das estratégias evolutivas multiobjetivo, seria necessário realizar 7.015.424.000 simulações para testar todas as possibilidades de variação apresentadas no Quadro 7, que custariam em tempo de execução simulando paralelamente nos 8 núcleos disponíveis no computador, algo em torno de 445 anos. Aplicando os algoritmos multiobjetivo utilizados neste trabalho, foram realizadas 3100 simulações para cada modelo, o que custou em tempo de execução na mesma máquina, explorando o paralelismo oferecidos pelos 8 núcleos de processamento, aproximadamente 12 horas, já incluindo os processos utilizados para obtenção das novas gerações.

Os códigos para a utilização das duas abordagens apresentadas neste trabalho estão disponíveis através de um repositório na plataforma *GitHub* (LEITZKE, 2019). A adaptação destes códigos para a sua utilização em outros modelos de simulação é possível a partir da alteração das características do modelo deste trabalho para o modelo de interesse. Contudo, a contribuição maior está relacionada com a utilização da linguagem Python e da biblioteca Eppy para a realização das simulações dos edifícios com o EP. A partir destes

códigos é possível alterar os modelos, as variáveis, os limites utilizados, o tamanho das populações e também os limites utilizados, possibilitando assim, que este algoritmo seja adaptado para diferentes propostas e análises no âmbito do ambiente construído.

CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou a discussão sobre o desenvolvimento de dois novos algoritmos multiobjetivos denominados *OR* e *AND*. A partir da execução das abordagens propostas no método e dos resultados apresentados, pode-se concluir que a utilização de um algoritmo evolutivo multiobjetivo contribui para a identificação de estratégias que auxiliem na redução da intensidade do uso de energia elétrica e na redução do desconforto térmico dos usuários de uma edificação residencial na Zona Bioclimática 2. Ainda, a escolha entre as abordagens é uma etapa fundamental tendo em vista que sua utilização deve estar de acordo com o número de variáveis utilizadas no estudo e o recurso computacional disponível para simulação.

Quanto aos resultados obtidos, observa-se que, em ambas as abordagens, as melhores soluções para as simulações anuais na Zona Bioclimática 2 apresentaram transmitâncias térmicas de parede que variam entre 0,4 e 0,75 W/(m².K), já para cobertura, transmitâncias térmicas entre 0,46 e 0,64 W/(m².K) e transmitâncias térmicas de piso entre 1,87 e 2,54 W/(m².K), representando, assim, um isolamento térmico na envolvente opaca dos melhores casos. Quanto a predominância de tons mais escuros (absortâncias entre 0,6 e 0,9), para as transmitâncias térmicas dos fechamentos de 0,40 até 0,75 (W/m²K), o aumento na absortância auxiliou na redução dos ganhos por radiação solar para estes ambientes, impactando, portanto, nos seus desempenhos.

Todavia, cabe salientar que as soluções encontradas e apresentadas neste trabalho não necessariamente são as melhores possíveis no amplo universo de soluções comentado anteriormente. Assim como outras abordagens de otimização, os algoritmos evolutivos multiobjetivo utilizam um modelo matemático para realizar um recorte dentro de um cenário amplo em termos de possibilidades e variações, ainda assim não é possível garantir que o recorte realizado seja o melhor possível. Após as simulações, é necessário que se faça uma análise crítica das soluções apontadas como as “ótimas” por parte do projetista, para que as recomendações sejam adaptadas à realidade da prática construtiva local, de acordo com os sistemas construtivos disponíveis.

Entende-se como uma limitação deste trabalho, portanto, a ausência de comparação das estratégias evolutivas aqui propostas com outras estratégias evolutivas aplicadas ao contexto do ambiente construído. Desta forma, para a sequência do trabalho, serão comparadas as estratégias apresentadas neste estudo com as demais implementações presentes no item de revisão de literatura.

Para além, sobretudo nas paredes e cobertura, será necessário reavaliar os limites utilizados para as absortâncias a partir da interpretação dos resultados obtidos. Das estratégias possíveis para tanto, o uso da equação de fator solar de elementos opacos (FS_o) apresentada na NBR 15.220 (ABNT, 2005) como um elemento para definição destes valores pode auxiliar no exercício de compreensão das relações entre os parâmetros utilizados.

Por fim, embora os resultados da otimização com relação à orientação solar, transmitâncias térmicas de paredes e coberturas sejam esperadas, ratificando Dalbem et al. (2019), a discussão de possíveis estratégias para consolidar o algoritmo de otimização é uma contribuição importante que poderá apoiar pesquisadores que porventura venham a trabalhar com Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos.

REFERÊNCIAS

- ASHRAE. **Standard 55-2013**: Thermal environmental conditions for human occupancy. Atlanta, 2013.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (ABNT). **NBR 15.220**: Desempenho Térmico de Edificações – Parte 2: Métodos de cálculos da transmitância térmica, da capacidade térmica, do atraso térmico e do fator solar de elementos e componentes de edificações. Rio de Janeiro, 2005.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (ABNT). **NBR 15.575**: Edificações Habitacionais – Desempenho. Rio de Janeiro, 2013.
- BRASIL. **Lei nº 11.977**, de 07 de julho de 2009. Dispõe sobre o Programa Minha Casa, Minha Vida – PMCMV e a regularização fundiária de assentamentos localizados em áreas urbanas. Brasília, DF.
- BRE, F.; FACHINOTTI, V. D. A computational multi-objective optimization method to improve energy efficiency and thermal comfort in dwellings. **Energy and Buildings**, v. 154, p. 283-294, Ago. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.08.002>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378778817318042>. Acesso em: 15 jun. 2019.
- CALAFIORE, G. et al. APSEplus: a MATLAB toolbox for parametric energy simulation of reference buildings. In: 6th INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOFTWARE AND COMPUTER APPLICATIONS, Bangkok, 2017. **Proceedings [...]**. ACM Digital Library, 2017. p. 267-271.
- CARVALHO, M. T. M.; SPOSTO, R. M. Metodologia para avaliação da sustentabilidade de habitações de interesse social com foco no projeto. **Ambiente Construído**, v. 12, n. 1, p. 207-225, Mar. 2012. DOI: <https://doi.org/10.1590/S1678-86212012000100014>. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1678-86212012000100014&script=sci_arttext. Acesso em: 15 jun. 2019.
- COAKLEY, D.; RAFTERY, P.; KEANE, M. A review of methods to match building energy simulation models to measured data. **Renewable and sustainable energy reviews**, v. 37, p. 123-141, Mai. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.007>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032114003232>. Acesso em: 21 jun. 2019.
- COELLO, C. A.; LAMONT, G. B.; VAN VELDUIZEN, D. A. **Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems**. 5 ed. New York: Springer, 2007.
- CORREIA, L. A.; ROMERO, ROMERO, M. A. B. Conforto Ambiental e suas relações subjetivas: análise ambiental integrada na Habitação de Interesse Social. In: 1º SIMPÓSIO BRASILEIRO DE QUALIDADE DO PROJETO NO AMBIENTE CONSTRUÍDO, Rio de Janeiro, 2011. **Anais [...]**. Programa de Pós-Graduação em Arquitetura da UFRJ, PROARQ, 2011. p. 265-276.
- DAHLAN, N. Y.; ARIS, A. A. M. Optimizing Energy Baseline for Medium Size Office Using Hybrid EnergyPlus-Evolutionary Programming (EP). **Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering**, v. 10, n. 1-4, p. 59-65, 2018. Disponível em: <https://journal.utem.edu.my/index.php/jtec/article/view/3576>. Acesso em: 27. jun. 2019.
- DALBEM, R.; CUNHA, E. G.; RHEINGANTZ, P. A.; VICENTE, R.; SILVA, A. C. S. B. . Atender às normas de desempenho é indicativo de conforto térmico na edificação de uso habitacional?. **Arquitextos**, São Paulo, v. 211, n. 03, Dez. 2017. Disponível em: <https://www.vitruvius.com.br/revistas/read/arquitextos/18.211/6828>. Acesso em: 14 ago. 2019.
- DALBEM, R.; CUNHA, E. G. da; VICENTE, R.; FIGUEIREDO, A.; OLIVEIRA, R.; SILVA, A. C. S. B. . Optimization of a social housing for south of Brazil: From basic performance standard to passive house concept. **ENERGY**, v. 167, p. 1278-1296, Jan. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.11.053>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544218322576>. Acesso em: 14 ago. 2019.
- DEB, K. **Multi-objective optimization using evolutionary algorithms**. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- DEB, K.; et. al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. **IEEE transactions on evolutionary computation**, v. 6, n. 2, p. 182-197, Ago. 2002. DOI: [10.1109/4235.996017](https://doi.org/10.1109/4235.996017). Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/996017>. Acesso em: 15 jun. 2019.
- DELGARM, N. et al. Multi-objective optimization of the building energy

performance: A simulation-based approach by means of particle swarm optimization (PSO). **Applied energy**, v. 170, p. 293-303, Mai. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.141>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S030626191630304X>>. Acesso em: 23 ago. 2019.

FADAEE, M.; RADZI M. A. M. Multi-objective optimization of a stand-alone hybrid renewable energy system by using evolutionary algorithms: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 16, n. 5, p. 3364-3369. Jun. 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.071>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032112001669>>. Acesso em: 19 jun. 2020.

FIGUEIREDO, A.; KÄMPF, J.; VICENTE, R. Passive house optimization for Portugal: Overheating evaluation and energy performance. **Energy and Buildings**, v. 118, p. 181-196, Abr. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.02.034>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378778816300925>>. Acesso em: 23 ago. 2019.

FONSECA, L. P. G. et al. Otimização multiobjetivo das dimensões dos ambientes de uma residência unifamiliar baseada em simulação energética e estrutural. **Ambiente Construído**, v. 17, n. 1, p. 267-288, Mar. 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/s1678-86212017000100135>. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1678-86212017000100267&script=sci_abstract&lng=pt>. Acesso em: 15 jun. 2019.

INMETRO. Regulamento Técnico da Qualidade para o Nível de Eficiência Energética Edificações Residenciais. **Portaria n.º 18**, de 16 de janeiro de 2012. Disponível em: <<http://www.inmetro.gov.br/legislacao/rtac/pdf/RTAC001788.pdf>>. Acesso em: 20 abr. 2019.

LEITZKE, R. K. **Abordagem utilizando algoritmos genéticos multi-objetivo para avaliar uma edificação de habitação de interesse social (HIS)**. Abr. 2019. Disponível em: <https://github.com/rodrigokl/AGMO_HIS>. Acesso em: 26 ago. 2019.

LEITZKE, R. K. et al. Optimization of the Traditional Method for Creating a Weather Simulation File: The Pelotas. epw Case. **Journal of Civil Engineering and Architecture**, v. 12, p. 741-756, 2018. DOI: 10.17265/1934-7359/2018.10.006.

Disponível em: <<http://www.davidpublisher.org/index.php/Home/Article/index?id=37849.html>>. Acesso em: 10 ago. 2019.

MIETTINEN, K. **Nonlinear multiobjective optimization**. Berlim: Springer Science & Business Media, 2012.

OHTA, Y.; SATO, H. Evolutionary multi-objective air-conditioning schedule optimization for office buildings. In: GENETIC AND EVOLUTIONARY COMPUTATION CONFERENCE COMPANION, 2018, Japão. **Proceedings [...]**. New York: Association for Computing Machinery, p. 296-297.

OLIVEIRA, Líder Silva. **Avaliação dos limites das propriedades térmicas dos fechamentos opacos da NBR 15220-3, para habitações de interesse social, da Zona Bioclimática 2**. 2012. 168f. Dissertação (Mestrado em Arquitetura) – Faculdade de Arquitetura e Urbanismo, Universidade Federal de Pelotas, 2012. Disponível em: <<https://wp.ufpel.edu.br/prograu/dissertacoes-conforto-e-sustentabilidade-do-ambiente-construido/>>. Acesso em: 31 mar. 2020.

PHILIP, S.; TRAN, T.; TANJUATCO, L. **eppy: scripting language for Energy-Plus**. v.0.5.52, Out. 2019. Disponível em: <<https://pypi.org/project/eppy/>>. Acesso em: 04 jun. 2019.

ROLNIK, R. et. al. O Programa Minha Casa Minha Vida nas regiões metropolitanas de São Paulo e Campinas: aspectos socioespaciais e segregação. **CADERNOS MetrÓpole**, v. 17, n.33, p. 127-154, Mai. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1590/2236-9996.2015-3306>. Disponível em: <<https://revistas.pucsp.br/metropole/article/view/18863/16807>>. Acesso em: 20. jun. 2019.

SILVA, A. S.; GHISI, E. Análise de sensibilidade global dos parâmetros termofísicos de uma edificação residencial de acordo com o método de simulação do RTQ-R. **Ambiente Construído**, v. 13, n. 4, p. 135-148, Set. 2013. DOI: <https://doi.org/10.1590/S1678-86212013000400010>. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1678-86212013000400010&lng=en&nrm=iso&lng=pt>. Acesso em: 10 ago. 2019.

SOBRINHO, Paulo de Souza. **Algoritmos genéticos canônico e elitista: uma abordagem comparativa**. 2014. 59f. Dissertação (Mestrado em Probabilidade e Estatística) – Centro de Ciências Exatas e da Terra, Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Disponível em:

<http://bdtd.ibict.br/vufind/Record/UFRN_abe57dc2e59120928aa408d8c6399d86>. Acesso em: 31 mar. 2020.

SOUSA, J. Energy simulation software for buildings: review and comparison. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON INFORMATION TECHNOLOGY FOR ENERGY APPLICATIONS, Lisboa, 2012. **Proceedings [...]**. Lisboa: Ordem dos Engenheiros, 2012.

U.S. Department of Energy. **Energy-Plus™ Version 8.7.0 Documentation - Input Output Reference**. EUA, 2018. Disponível em: <https://energyplus.net/sites/default/files/pdfs/pdfs_v8.3.0/InputOutputReference.pdf>. Acesso em: 27 ago. 2019.

VAN VELDHUIZEN, D. A.; LAMONT, G. B. Evolutionary computation and convergence to a pareto front. In: LATE BREAKING PAPERS AT THE GENETIC PROGRAMMING CONFERENCE, 1998. **Proceedings [...]** Madison: University of Wisconsin, 1998. p.221-228.

VIKHAR, P. A. Evolutionary algorithms: A critical review and its future prospects. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON GLOBAL TRENDS IN SIGNAL PROCESSING, INFORMATION, COMPUTING AND COMMUNICATION, 2016, Jalgaon. **Proceedings [...]**. SSBT's College of Engineering and Technology, Bambhori, 2016. p. 261-265.

YU, W. et al. Application of multi-objective genetic algorithm to optimize energy efficiency and thermal comfort in building design. **Energy and Buildings**, v. 88, p. 135-143, Fev. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.11.063>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378778814010305>>. Acesso: 15 jun. 2019.

WIJESURIYA, S.; BRANDT, M.; TABARES-VELASCO, P. C. Parametric analysis of a residential building with phase change material (PCM)-enhanced drywall, precooling, and variable electric rates in a hot and dry climate. **Applied energy**, v. 222, p. 497-514, Jul. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.119>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261918304574>>. Acesso em: 27 ago. 2019.

ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; THIELE, L. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm. **TIK-report**, v.103, 2001. DOI: <https://doi.org/10.3929/ethz-a-004284029>. Disponível em: <<https://www.research-collection.ethz.ch/handle/20.500.11850/145755>>. Acesso em: 21 jun. 2019.

ZHANG, Y.; KOROLIJA, I. Performing complex parametric simulations with jEPlus. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SUSTAINABLE ENERGY TECHNOLOGIES, 2010, Kandy. **Anais [...]**. Oxford: Elsevier, 2011. p. 24-27.

Rodrigo Karini Leitzke
rodrigokarinileitzke@gmail.com

Eduardo Grala da Cunha
eduardogralacunha@yahoo.com.br

Thalita dos Santos Maciel
thalita-maciel@hotmail.com

Fernanda Maria Doors Dembinski
fernanda.dors@gmail.com

Isabela Bulbolz Prestes
isabela_prestes@yahoo.com.br