



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA



FERNANDO DOS REIS CAETANO BORGES

**PROJETO DE UM TROCADOR DE CALOR CASCO TUBO
UTILIZANDO O ALGORITMO DE BUSCA CUCO**

UBERLÂNDIA

2026

FERNANDO DOS REIS CAETANO BORGES

**PROJETO DE UM TROCADOR DE CALOR CASCO TUBO
UTILIZANDO O ALGORITMO DE BUSCA CUCO**

Monografia de graduação apresentada à
Universidade Federal de Uberlândia como parte
dos requisitos necessários para aprovação nas
disciplinas de Trabalho de Conclusão de Curso do
Curso de Engenharia Química.

Orientador: Prof. Fran Sérgio Lobato

UBERLÂNDIA

2026

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por ter tido a oportunidade de estudar e por ter me iluminado durante todo o decorrer da minha jornada.

Agradeço profundamente ao meu pai Elieser Tiburcio Borges, minha mãe Sebastiana Candida Caetano Borges, minha avó Nadir das Dores Tiburcio e aos demais membros da minha família que me incentivaram. Sem o apoio deles nada do que fiz e conquistei até este momento seria possível e sou muito grato por ter tido a possibilidade de poder ir atrás dos meus sonhos, mesmo tendo a saudade como companheira no cotidiano e enfrentando as dificuldades do dia-a-dia. Tudo isso foi feito por vocês e graças a vocês.

Agradeço aos meus amigos e colegas que foram meus companheiros durante toda esta jornada que chamo de vida, tanto os que se foram quanto os que mantiveram-se presentes até os dias de hoje. Carrego um pedaço de cada um de vocês na pessoa que me tornei e sigo me tornando cada dia, sempre acreditei e pretendo continuar acreditando que podemos aprender algo com cada pessoa que tivermos contato. Principalmente aos meus amigos de Uberlândia, que acabaram por ser minha rede de apoio nesta minha primeira mudança de cidade, sem vocês tudo teria sido muito mais difícil e solitário.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Fran Sérgio Lobato, que foi o meu maior suporte técnico na realização desta pesquisa. Obrigado por ter me aceitado como orientando, por ter sanado minhas dúvidas e ter me apoiado durante toda a execução do trabalho de forma paciente e extremamente ativa.

Por fim, agradeço à Universidade Federal de Uberlândia e aos professores que fizeram parte da minha jornada acadêmica, os quais foram responsáveis por moldar meu conhecimento nas diversas áreas desta área do conhecimento fantástica.

RESUMO

Os trocadores de calor são equipamentos amplamente utilizados em processos industriais para a transferência de energia térmica entre fluidos. Entre os diversos tipos existentes, os trocadores de calor casco tubo destacam-se pela robustez e versatilidade de aplicação. Entretanto, o projeto desses equipamentos envolve a determinação de variáveis geométricas e operacionais que influenciam simultaneamente o desempenho térmico, a queda de pressão e os custos de investimento e operação. Nesse contexto, técnicas de otimização têm sido amplamente empregadas para obter projetos economicamente mais eficientes. Neste trabalho, o algoritmo de Busca Cuco (BC) foi aplicado ao problema de projeto de trocadores de calor do tipo casco tubo com o objetivo de minimizar o custo anual total, considerando simultaneamente custos de investimento e custos operacionais associados ao bombeamento dos fluidos. O modelo matemático empregado baseia-se em correlações clássicas da literatura para cálculo de coeficientes de transferência de calor, queda de pressão e área de troca térmica. Dois estudos de caso clássicos da literatura foram avaliados, considerando diferentes configurações geométricas para a disposição dos tubos. Os resultados obtidos indicam que o algoritmo BC foi capaz de encontrar soluções competitivas quando comparadas com aquelas reportadas na literatura, sendo observada uma redução de aproximadamente 6,08% no custo anual total. Além disso, verificou-se que as configurações geométricas analisadas conduzem a valores de custo bastante próximos, indicando que o processo de otimização converge para projetos economicamente equivalentes. Adicionalmente, foi realizada uma análise de sensibilidade dos principais parâmetros do algoritmo. Os resultados demonstraram boa estabilidade e repetibilidade das soluções obtidas, bem como a existência de faixas de valores dos parâmetros que proporcionam bom equilíbrio entre qualidade da solução e esforço computacional. De forma geral, os resultados evidenciam que o algoritmo BC constitui uma alternativa eficiente e relativamente simples para a resolução de problemas de projeto de sistemas de engenharia, apresentando bom desempenho na otimização de trocadores de calor casco tubo.

Palavras chave: Algoritmo de Busca Cuco, trocador de calor casco tubo, projeto de sistemas de engenharia.

ABSTRACT

Heat exchangers are widely used in industrial processes to enable the transfer of thermal energy between fluids. Among the various types available, shell-and-tube heat exchangers are particularly notable due to their robustness and versatility in industrial applications. However, the design of these systems involves the determination of several geometric and operational variables that simultaneously influence thermal performance, pressure drop, and both capital and operating costs. In this context, optimization techniques have been extensively employed to obtain economically efficient designs. In this study, the Cuckoo Search (CS) algorithm was applied to the design optimization of shell-and-tube heat exchangers with the objective of minimizing the total annual cost, taking into account both investment costs and operating costs associated with fluid pumping. The mathematical model employed is based on classical correlations available in the literature for the calculation of heat transfer coefficients, pressure drop, and heat transfer area. Two benchmark case studies commonly reported in the literature were evaluated, considering different geometric configurations for tube arrangements. The results indicate that the CS algorithm was able to obtain competitive solutions when compared with those reported in the literature, achieving a reduction of approximately 6.08% in the total annual cost. Furthermore, the analyzed geometric configurations resulted in very similar cost values, suggesting that the optimization procedure converges to economically equivalent designs. In addition, a sensitivity analysis of the main algorithm parameters was carried out in order to evaluate their influence on the final solution. The results demonstrated good stability and repeatability of the solutions, as well as the existence of parameter ranges that provide a suitable balance between solution quality and computational effort. Overall, the findings indicate that the CS algorithm represents an efficient and relatively simple alternative for solving engineering design optimization problems, showing good performance in the optimal design of shell-and-tube heat exchangers.

Keywords: Cuckoo Search algorithm; shell-and-tube heat exchanger; engineering design optimization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Disposição triangular de tubos (a) e disposição quadrada de tubos(b).....	15
Figura 2: Fluxograma do algoritmo Bucsá Cuco.....	18
Figura 3: Deposição de ovos aleatória no <i>ELR</i> , o ponto rosa no centro indica o habitat inicial de um cuco com cinco ovos; as estrelas rosas são ovos nos novos ninhos.....	20
Figura 4: Imigração de uma amostra de cucos para o habitat objetivo.....	20
Figura 5: Diagramas de caixa para a variação de p_a	38
Figura 6: Diagramas de caixa individuais para a variação de p_a .(zoom da Fig. 5).....	39
Figura 7: Diagramas de caixa para a variação de n	42
Figura 8: Diagramas de caixa individuais para a variação de n (zoom da Fig. 7).....	43
Figura 9: Diagramas de caixas para a variação de N_Iter	46
Figura 10: Diagramas de caixas individuais para variação de N_Iter (zoom da Fig. 9).....	47

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Valor dos coeficientes K_1 e n_1	14
Tabela 2: Propriedades físicas dos fluidos - Caso 1.....	24
Tabela 3: Disposição quadrada x Disposição triangular caso 1.....	25
Tabela 4: Valores de média e desvio padrão para os parâmetros do trocador de calor - Caso 1 Disposição triangular.....	26
Tabela 5: Resultados reportados na literatura para o Caso 1.....	28
Tabela 6: NAFO reportados pela literatura especializada.....	29
Tabela 7: Propriedades físicas dos fluidos - Caso 2.....	30
Tabela 8: Disposição quadrada x disposição triangular caso 2.....	31
Tabela 9: Valores de média e desvio padrão para os parâmetros do trocador de calor - Caso 2 Disposição triangular.....	32
Tabela 10: Valores da literatura para o problema do trocador de calor casco tubo – Caso 2.....	34
Tabela 11: NAFO reportados pela literatura especializada.....	35
Tabela 12: Média, desvio padrão, melhor valor, pior valor e tempo médio de execução para cada valor de pa	36
Tabela 13: Melhor resultado para cada valor de pa	37
Tabela 14: Média, desvio padrão, melhor valor, pior valor e tempo médio para diferentes valores de n	40
Tabela 15: Melhores valores obtidos para a variação do parâmetro n	40
Tabela 16: Valores de NAFO para diferentes valores de n	41
Tabela 17: Média, desvio padrão, melhor valor, pior valor e tempo médio para diferentes valores de N_Iter	44
Tabela 18: Melhores valores obtidos para diferentes valores de N_Iter	44
Tabela 19: Valores de NAFO para diferentes valores de N_Iter	45

TABELA DE SÍMBOLOS

a_1	Constante numérica (€)	Q	Carga térmica (W)
a_2	Constante numérica (€/m ²)	Re_t	Número de Reynolds no lado do tubo
a_3	Constante numérica	Re_s	Número de Reynolds no lado do casco
A	Área de troca térmica (m ²)	R_{fs}	Resistencia a incrustação no lado do casco (m ² K/W)
B	Espaçamento entre as aletas (m)	R_{ft}	Resistencia a incrustação no lado do tubo (m ² K/W)
C_e	Custo de energia (€/KW h)	S_t	Espaçamento entre os tubos (m)
C_i	Investimento de capital (€)	T_{ci}	Temperatura de entrada do fluido frio (K)
C_o	Custo anual de operação (€/ano)	T_{co}	Temperatura de saída do fluido frio (K)
C_{od}	Custo de operação total descontado (€)	T_{hi}	Temperatura de entrada do fluido quente (K)
C_p	Calor específico (J/Kg K)	T_{ho}	Temperatura de saída do fluido quente (K)
C_{tot}	Custo anual total (€)	U	Coefficiente global de troca térmica (W/m ² K)
d_e	Diâmetro hidráulico do casco (m)	v_s	Velocidade do fluido no lado do casco (m/s)
d_i	Diâmetro interno do tubo (m)	v_t	Velocidade do fluido no lado do tubo (m/s)
d_o	Diâmetro externo do tubo (m)	ΔP_s	Queda de pressão no lado do casco (Pa)
D_s	Diâmetro interno do casco (m)	ΔP_t	Queda de pressão no lado do tubo (Pa)
F	Fator de conversão de diferença de temperatura	Letras gregas	
f_s	Coefficiente de atrito no lado do casco	μ	Viscosidade dinâmica (Pa s)
f_t	Coefficiente de atrito no lado do tubo	ρ	Densidade (kg/r ³)
H	Tempo anual de operação (h/ano)	η	Eficiência global de bombeamento
h_s	Coefficiente convectivo no lado do casco (W/m ² K)	Subscritos	
h_t	Coefficiente convectivo no lado do tubo (W/m ² K)	c	Frio
i	Taxa de desconto anual (%)	h	Quente
k	Coefficiente de condutividade térmica (W/m K)	i	Entrada
L	Comprimento do tubo (m)	o	Saída
ΔT_{ML}	Temperatura média logaritmica (K)	s	Lado do casco
m	Vazão mássica (Kg/s)	t	Lado do tubo
n	Número de passes no tubo		
P	Eficiência		
n_y	Vida útil do equipamento		
N_t	Número de tubos		
P_1	Poder de bombeamento (W)		
Pr_s	Número de Prandtl no lado do casco		
Pr_t	Número de Prandtl no lado do tubo		

SUMÁRIO

1. Introdução	10
2. Formulação Matemática do Problema de Projeto	12
2.1.Função objetivo	12
2.2.Modelagem matemática do trocador de calor casco tubo	13
2.3.Algoritmo de Busca Cuco	16
3. Metodologia	21
4. Resultados e discussão	23
4.1.Caso 1.....	23
4.2.Caso 2.....	30
4.3.Análise de sensibilidade	36
5. Conclusão.....	48
6. Referências Bibliográficas	50

1. Introdução

Os trocadores de calor são dispositivos comuns em ambientes industriais, tendo eles aplicação em diferentes tipos de processos como, por exemplo, em plantas industriais atuando como um condensador, geradores de vapor ou em outras aplicações. O trocador de calor casco tubo tem-se mostrado como um dos tipos mais comuns de equipamentos projetados para troca de calor, devido à sua versatilidade em plantas industriais (ASADI et al., 2014).

Os trocadores de calor casco tubo têm como principais componentes os tubos, os defletores, o cabeçote dianteiro e o traseiro, as folhas do tubo e os bicos (ASADI et al., 2014). Este equipamento tem como objetivo primordial obter a máxima troca de calor ao longo da superfície do tubo, via determinação dos parâmetros de projeto, geralmente, variáveis geométricas (SAHA e HASAN, 2024).

Nas últimas décadas, novas tecnologias têm sido desenvolvidas para melhorar a troca térmica exercida pelos trocadores de calor, porém elas podem acabar por impactar o custo de operação e fabricação dos trocadores, podendo, por exemplo, aumentar as taxas de troca térmica, mas ao mesmo tempo incrementar a queda de pressão e, conseqüentemente, o custo com o bombeamento de fluido (SAHA e HASAN, 2024). Sendo assim, o processo de otimização é necessário para que seja maximizada a eficiência ao mesmo tempo que se minimiza os custos de operação e de fabricação.

Prajapati et al. (2024) realizaram uma avaliação termodinâmica dos trocadores de calor casco tubo através de uma análise exergética. Os autores concluíram que 97,5% da destruição exergética no trocador de calor casco tubo é evitável, o que demonstra uma grande irreversibilidade por parte de seu funcionamento e, conseqüentemente, um grande gasto energético.

O modelo do trocador de calor casco tubo proposto por Sinnot (1996) foi estudado por Caputo et al. (2007) considerando o Algoritmo Genético (GA, do inglês *Genetic Algorithm*) como ferramenta de otimização. Estes autores conseguiram reduzir o custo inicial do projeto em 52%. Este estudo foi pioneiro na aplicação de algoritmos baseados em população para a resolução deste tipo de problema. Neste mesmo cenário, Patel e Rao (2010) empregaram a Otimização por Enxame de Partículas (OEP) ao mesmo estudo de caso, sendo observada uma redução do custo total de 3,34%. Sanayne e Hajabdolllahi (2010) projetaram o trocador de calor casco tubo utilizando o GA no contexto multi-objetivo onde a máxima eficiência e o custo total mínimo foram os objetivos estudados. Hajabdollahi et al. (2011) estudaram termoeconomicamente o trocador de calor através da associação entre o GA e o OEP. Sahim et. al. (2011) minimizaram o custo total do equipamento incluindo um investimento inicial de capital e uma soma do

desconto de energia anual gasto no bombeamento do trocador de calor através do uso do Algoritmo de Colônia de Abelhas (ACA), sendo observado uma redução de 4,58% no custo total. Hadidi e Nazari (2013) conseguiram uma redução de 2,05% no custo total utilizando o Algoritmo Baseado em Biogeografia (ABB). Freettaka et al. (2013) avaliaram o problema no contexto multi-objetivo em termos da área de transferência térmica e da intensidade de bombeamento do trocador de calor.

Asadi et al. (2014) otimizaram o custo anual de um trocador de calor do tipo casco tubo para dois estudos de caso, um com metanol e água e o outro com querosene e óleo cru como fluidos de interesse. Para essa finalidade, diferentes métodos de otimização baseados em população foram empregados. Os resultados indicaram uma redução de, aproximadamente, 77% do custo de energia e uma redução de até 13,1% no custo de investimento.

Considerando a mesma aplicação, Kumar (2016), empregou o Algoritmo de Vagalumes (AV), conseguindo reduzir o custo total em 3,87%. Segundo et al. (2017) conseguiram uma redução de 4,59% no custo anual total usando o algoritmo Tsalis de Evolução Diferencial. Libotte et al. (2019), utilizando o Algoritmo de Polinização de Flores e modelos caóticos, obtiveram uma redução no custo total de 0,3% em relação ao AV.

Como observado, o projeto de trocadores de calor casco tubo apresenta amplas possibilidades de investigação e aplicação de algoritmos baseados em população, haja visto o desempenho observado na literatura. Diante disso, o presente projeto de conclusão de curso tem como objetivo aplicar o algoritmo de Busca Cuco (BC) (YANG e DEB, 2009) para determinar o vetor de variáveis de projeto que otimize o problema de projeto estudado por Asadi et al. (2014).

Deste modo, o principal objetivo deste trabalho é empregar o algoritmo de BC para o projeto de um trocador de calor do tipo casco tubo para fins da minimização do custo de operação e de capital. Além disso, será feita um comparativo entre os resultados obtidos neste trabalho com a literatura bem como será realizado um estudo de sensibilidade dos parâmetros do algoritmo e verificar como eles influenciam a qualidade de solução e o impacto que eles têm no custo computacional.

2. Formulação Matemática do Problema de Projeto

Nesta seção será desenvolvida toda a fundamentação teórica do trabalho. Inicialmente será definida a função objetivo, em sequência será explicada a modelagem do trocador de calor casco tubo tanto para a disposição quadrada quanto para a disposição triangular e, por fim, será explicada a fundamentação e o funcionamento do algoritmo.

2.1. Função objetivo

A função objetivo do problema de projeto considerado equivale ao custo total anual de operação do trocador de calor. Esta envolve o investimento de capital (C_i), o custo energético do trocador de calor (C_e), o custo anual de operação do trocador e o desconto total do custo de operação (C_{od}), conforme definido por Asadi et al. (2014):

$$C_{tot} = C_i + C_{od} \quad (1)$$

O investimento de capital é calculado como uma função da área superficial de troca térmica do trocador de calor (Tall et al., 2003):

$$C_i = a_1 + a_2 A^{a_3} \quad (2)$$

no qual $a_1 = 8000$, $a_2 = 259.2$ e $a_3 = 0.91$ para trocas realizada com aço inoxidável do lado do casco e do lado dos tubos.

Os outros custos associados podem ser calculados através das seguintes relações:

$$C_{od} = \sum_{j=1}^{ny} \frac{C_o}{(1+i)^j} \quad (3)$$

$$C_o = P_1 C_e H \quad (4)$$

$$P_1 = \frac{1}{\eta} \left(\frac{m_t}{\rho_t} \Delta P_t + \frac{m_s}{\rho_s} \Delta P_s \right) \quad (5)$$

Em que $C_e = 0.00012$, $H = 7000$, $i = 0.1$ e $\eta = 0.8$.

A queda de pressão no lado do tubo é computada como a soma das quedas daquelas distribuídas ao longo do tubo, bem como das perdas de carga localizadas nas junções dos tubos (TALL et al., 2003):

$$\Delta P_t = \frac{\rho_s v_t^2}{2} \left(\frac{L}{di} f_t + 4 \right) n \quad (6)$$

Diferentes valores de P (Constante de Kern) têm sido empregados pela literatura especializada (TALL et al., 2003). Neste estudo, assim com em Asadi et al. (2014), a constante de Kern será considerada constante e igual a $P = 4$.

A queda de pressão no lado do casco pode ser calculada através de:

$$\Delta P_s = f_s \left(\frac{\rho_s v_s^2}{2} \right) \left(\frac{L}{B} \right) \left(\frac{D_s}{d_e} \right) \quad (7)$$

onde f_s é o coeficiente de atrito do lado do casco e pode se encontrado em Peters e Timmerhaus (1991) como:

$$f_s = 1.44 Re_s^{-0.15} \quad (8)$$

2.2. Modelagem matemática do trocador de calor casco tubo

Para inicializar a modelagem do trocador de calor do tipo casco tubo sob análise, apresenta-se primeiramente a metodologia de cálculo do coeficiente de troca térmica do lado do tubo, dependente direto do tipo de regime de escoamento (CAPUTO et al., 2008):

$$h_t = \begin{cases} \frac{k_t}{d_i} \left[3.657 + \frac{0.0677 \left((Re_t Pr_t \left(\frac{d_i}{L} \right))^{1.33} \right)}{1 + 0.1 Pr_t \left(\left(Re_t \left(\frac{d_i}{L} \right) \right)^{0.3} \right)} \right]; & Re_t < 2300 \\ \frac{k_t}{d_i} \left[\frac{\left(\frac{f_t}{8} \right) (Re_t - 1000) Pr_t}{1 + 12.7 \left(\frac{f_t}{8} \right)^{\frac{1}{2}} \left(Pr_t^{\frac{2}{3}} - 1 \right)} \left(1 + \frac{d_i}{L} \right)^{0.67} \right]; & 2300 < Re_t < 10.000 \\ 0,027 \frac{k_t}{d_i} Re_t^{0,8} Pr_t^{\frac{1}{3}} \left(\frac{\mu_t}{\mu_{wt}} \right)^{0,14}; & Re_t > 10.000 \end{cases} \quad (9)$$

onde k_t é a condutividade térmica do lado do tubo e f_t é o coeficiente de atrito de Darcy (HEWITT, 1989).

$$f_t = (1.82 \log(10^{Re_t}) - 1.64)^{-2} \quad (10)$$

onde Re_t denota o número de Reynolds no lado do tubo e pode ser calculado como:

$$Re_t = \frac{\rho_t v_t d_i}{\mu_t} \quad (11)$$

A velocidade de escoamento do lado tudo é dada por (SINNOTT et al., 1996; KERN, 1983):

$$v_t = \frac{m_t}{\left(\frac{\pi}{4} \right) d_t^2 \rho_t} \left(\frac{n}{N_t} \right) \quad (12)$$

no qual n é o número de passes do tubo, N_t é o número de tubos, calculado como (SINNOTT et al., 1996):

$$N_t = K_1 \left(\frac{D_s}{d_o} \right)^{n_1} \quad (13)$$

sendo K_1 e n_1 os coeficientes determinados com base na disposição do escoamento e no número de passes, conforme a Tab. 1 para ambas as disposições triangular e quadrática (ver a Fig. 1).

Tabela 1: Valores dos coeficientes K_1 e n_1 .

Valores de K_1 e n_1				
Nº de passes	Disposição triangular		Disposição quadrada	
	$S_t = 1,25d_o$		$S_t = 1,25d_o$	
	K_1	n_1	K_1	n_1
1	0,319	2,142	0,125	2,207
2	0,249	2,207	0,156	2,291
4	0,175	2,285	0,158	2,263
6	0,0743	2,499	0,0402	2,617
8	0,0365	2,675	0,0331	2,643

O número de Prandtl no lado do tubo é calculado como (Kern, 1983),

$$Pr_t = \frac{\mu_t C_{pt}}{k_t} \quad (14)$$

Já o coeficiente de condutividade térmica no lado do casco é dado por:

$$h_s = 0.36 \frac{k_t}{d_e} Re^{0.55} Pr^{1/3} \left(\frac{\mu_s}{\mu_{wts}} \right)^{0.14} \quad (15)$$

sendo d_e o diâmetro hidráulico da casca por (SINNOTT et al., 1996; KERN, 1983):

$$d_e = \begin{cases} \frac{4 \left(S_t^2 - \left(\frac{\pi d_o^2}{4} \right) \right)}{\pi d_o}; & \text{Disposição quadrada} \\ \frac{4 \left(0.43 S_t^2 - \left(0.5 \frac{\pi d_o^2}{4} \right) \right)}{0.5 \pi d_o}; & \text{Disposição triangular} \end{cases} \quad (16)$$

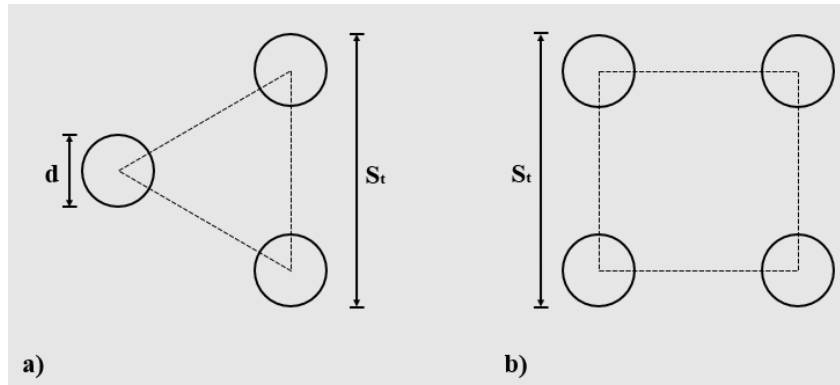


Figura 1: Disposição triangular de tubos (a) e disposição quadrada de tubos(b).

O número de Prandtl usado na Eq. (7) para o lado do casco é calculado como:

$$Pr_s = \frac{\mu_s C_{ps}}{k_s} \quad (17)$$

A velocidade de escoamento no lado do casco é calculada como (SELBAS et al., 2005):

$$v_s = \frac{m_s}{\rho_s A_s} \quad (18)$$

na qual A_s é a área da seção transversão no sentido do escoamento é descrita por Selbas et al. (2005) como:

$$A_s = D_s B \left(1 - \frac{d_o}{S_t} \right) \quad (19)$$

O número de Reynolds no lado do casco é computado como:

$$Re_s = \frac{m_s d_e}{A_s \mu_s} \quad (20)$$

Já o coeficiente global de troca térmica pode ser determinado como (INCROPERA et al., 2007):

$$U = \frac{1}{\frac{1}{h_s} + R_{fs} + \left(\frac{d_o}{d_i} \right) (R_{ft} + \left(\frac{1}{h_t} \right))} \quad (21)$$

sendo $d_i = 0,8d_o$.

Assumindo o fluxo contra corrente de escoamento nos defletores adjacentes, a média de temperatura logarítmica (LMTD) é calculada como:

$$\Delta T_{ML} = \frac{(T_{hi} - T_{co}) - (T_{ho} - T_{ci})}{\ln \left(\frac{T_{hi} - T_{co}}{T_{ho} - T_{ci}} \right)} \quad (22)$$

Para computar a área total de troca térmica do trocador de calor (A), faz-se necessário aplicar o fator de correção F , definido como:

$$F = \sqrt{\frac{R^2 + 1}{R - 1}} \frac{\ln\left(\frac{1-P}{1-PR}\right)}{\ln\left(\frac{2-PR+Q-\sqrt{R^2+1}}{2-PR+1+\sqrt{R^2+1}}\right)} \quad (23)$$

no qual R é um parâmetro calculado de acordo com a seguinte relação:

$$R = \frac{T_{hi} - T_{ho}}{T_{co} - T_{ci}} \quad (24)$$

e P representa a eficiência,

$$P = \frac{T_{co} - T_{ci}}{T_{hi} - T_{ci}} \quad (25)$$

Com o uso das Eqs.(21)-(23) é possível calcular a área de troca térmica total do trocador de calor como:

$$A = \frac{Q}{UF\Delta T_{ML}} \quad (26)$$

Para a troca de calor sensível, a taxa de troca de calor é calculada como:

$$Q = m_h C_{ph}(T_{hi} - T_{ho}) = m_c C_{pc}(T_{co} - T_{ci}) \quad (27)$$

e o comprimento necessário do tubo é:

$$L = \frac{A}{\pi d_o N_t} \quad (28)$$

2.3. Algoritmo de Busca Cuco

O algoritmo BC, proposto por Yang e Deb (2009) e, posteriormente, aprimorado por Rajabioun (2011), foi inspirado no comportamento da espécie de pássaros cuco. Esta é um tipo de ave de comportamento parasitário, visto que não constroem seus próprios ninhos, e, por meio de um processo evolutivo curioso e complexo, conseguiram desenvolver características que facilitam a sobrevivência de sua espécie. Esta ideia é ilustrada como segue: “*Em um tempo de, aproximadamente, dez segundos, uma mãe cuco consegue se infiltrar em um ninho a ser parasitado, remover um ovo original e botar outro ovo em seu lugar.*” (CANESTRARI et al., 2014).

Este procedimento pode aparentar ter pouca eficiência, porém, durante anos de evolução,

diferentes espécies de cucos conseguiram se desenvolver a fim de imitar a aparência dos ovos em ninhos parasitados, o que ainda assim não impede integralmente que eles sejam descobertos. Além disso, os ovos parasitas eclodem mais rápido que os ovos da ave original. Por seu caráter mais robusto e pela constante oferta de alimentos, o cuco parasita tende a se desenvolver mais rápido que os outros filhotes, podendo até, em alguns casos, se alimentar dos ovos ou derrubá-los do ninho (CANESTRARI et. al., 2014). Ainda segundo estes autores, devido a este comportamento parasitário, muitas aves tendem a se juntar para expulsar grupos de cucos de perto dos seus ninhos a fim de mitigar esses danos.

O BC, cujo fluxograma geral é apresentado na Fig. 2 (YANG e DEB, 2009), é iniciado com uma população inicial de cucos. Cada cuco consegue se deslocar para uma determinada quantidade de ninhos, bem como possui uma quantidade de ovos a serem postos. Levando em conta a similaridade dos ovos com os da ave parasitada, eles podem ou não ser descobertos, sendo que os sobreviventes conseguem se desenvolver. Por outro lado, os ovos descobertos são mortos e os cucos sobreviventes irão por novos ovos (RAJABIOUN, 2011).

Consequentemente, a posição onde os ovos sobreviverem será o valor buscado pelo BC. Os cucos adultos tendem a migrar para áreas com maior concentração, ou seja, os lugares onde mais ovos conseguiram sobreviver. Conforme mais cucos vão nascendo, vão sendo formadas sociedades de cucos. Devido à distância de deslocamento e da quantidade de ovos que eles possuem, eles vão se distribuindo entre diversos ninhos próximos aos ninhos com “bons resultados” em termos da função objetivo e seguem repetindo esse processo até conseguirem se concentrar no melhor ninho possível (RAJABIOUN, 2011).

De maneira simplificada, o algoritmo segue três regras básicas (YANG e DEB, 2009). Primeiramente, cada cuco coloca um ovo de cada vez, selecionando, aleatoriamente, um ninho. Em seguida, os ninhos com os “melhores resultados” (em termos da função objetivo) sobreviverão e formarão uma nova população de passáros. Como última regra, considera-se fixo o valor do número de ninhos de hospedeiro, bem como existe uma probabilidade *p*ados ovos que serão descobertos e, caso isso ocorra, o ninho é abandonado ou o ovo é destruído sendo, posteriormente, um novo ninho é gerado.

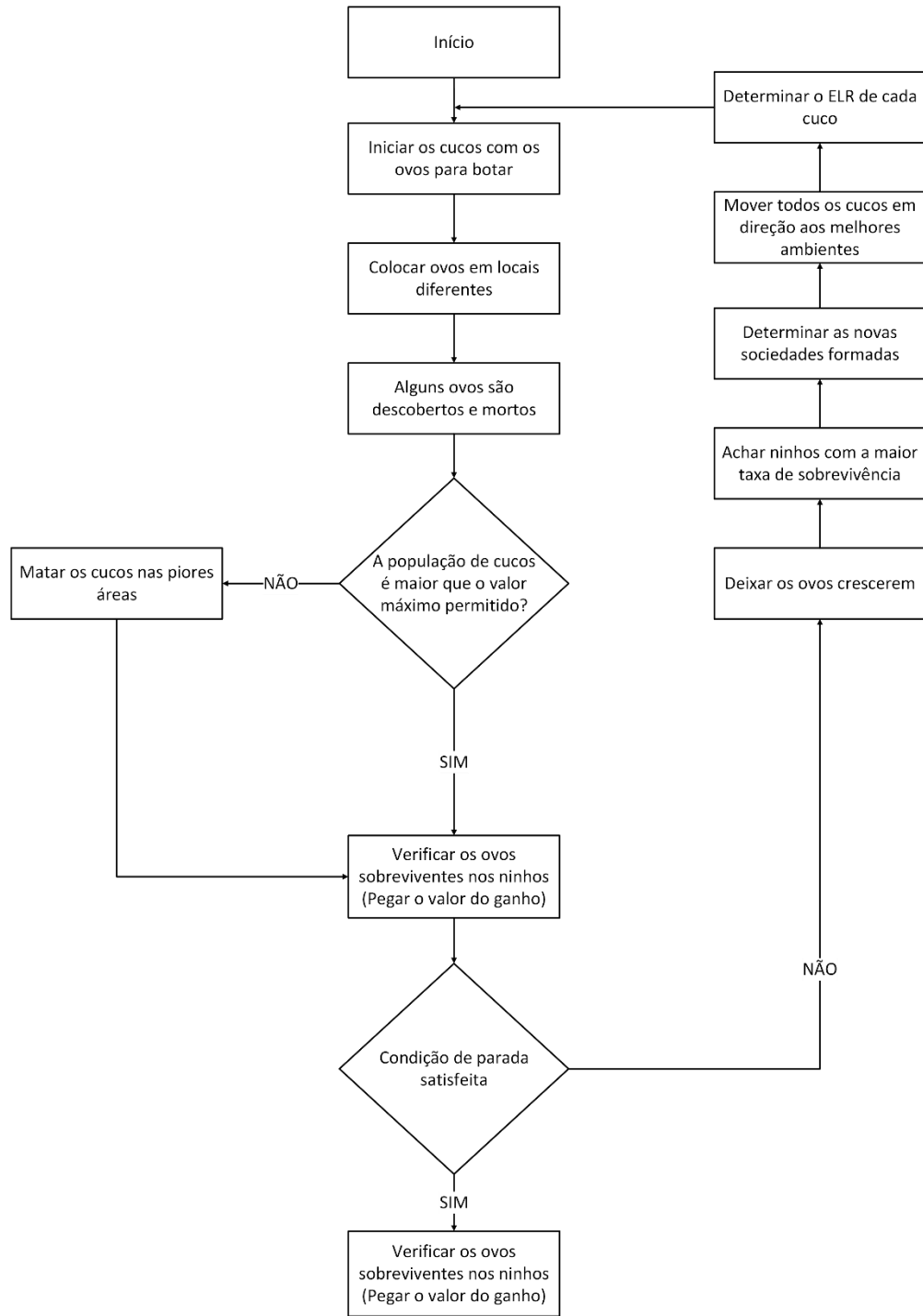


Figura 2: Fluxograma do algoritmo Búca Cuco.

Matematicamente, a posição do i -ésimo cuco na geração atual ($x^{(t+1)}$) pode ser representado como (BEZERRA et al., 2018):

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha s \oplus H(p_a - \epsilon) \oplus (x_j^t - x_k^t) \quad (29)$$

sendo t a geração (iteração) atual, x_j^t e x_k^t são duas soluções candidatas e diferentes selecionadas de maneira aleatória através de uma permutação randômica, α é o fator de escalonamento de s (tamanho do passo que foi dado), $\oplus$ é um operador matemático que representa o produto interno

de entre dois vetores, $H(\cdot)$ é a função Heaviside (KARMAN e BIOT, 1940) e ϵ é um número aleatório e que segue uma distribuição uniforme. Para potencializar a busca global do algoritmo é realizada uma operação que corresponde ao voo de Lévy (BEZERRA et al., 2018):

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha L(s, \lambda) \quad (30)$$

na qual:

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}}, (s \gg s_0 > 0) \quad (31)$$

onde Γ representa a função gama (BEZERRA et al., 2018).

Neste algoritmo, a geração de passos pseudo-aleatórios utiliza duas distribuições gaussianas (U e V) para o computo de s , conforme a seguinte equação (BEZERRA et al., 2018):

$$s = \frac{U}{|V|^{1/\lambda}} \quad (32)$$

onde:

$$U \sim (0, \sigma^2), V \sim N(0, 1) \quad (33)$$

no qual $U \sim N(0, \sigma^2)$ significa que as amostras são geradas com base em uma distribuição normal gaussiana, tendo como média zero e variância σ^2 calculada por (BEZERRA et al., 2018):

$$\sigma^2 = \left[\frac{\Gamma(1 + \lambda) \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\lambda \Gamma\left(\frac{1+\lambda}{2}\right) 2^{\frac{\lambda-1}{2}}} \right]^{\frac{1}{\lambda}} \quad (34)$$

Para iniciar o processo de otimização, uma matriz habitat de dimensão N_{pop} versus N_{var} de candidatos em potencial à solução do problema é gerada. É definido então um parâmetro chamado *Egg Laying Ration (ELR)* (ver a Fig. 3), que se refere à distância que cada cuco consegue se deslocar do ninho a fim de botar novos ovos, definido como (RAJABIOUN, 2011):

$$ELR = \alpha \times \frac{\text{Número atual de ovos de cuco}}{\text{Número total de ovos}} \times (var_{inf} - var_{sup}) \quad (35)$$

onde o parâmetro α é empregado para determinar o maior valor da *ELR* (RAJABIOUN, 2011). Além disso, var_{inf} e var_{sup} são os limites superiores (*upper bounds*) e inferiores (*lower bounds*) do vetor de variáveis de projeto.

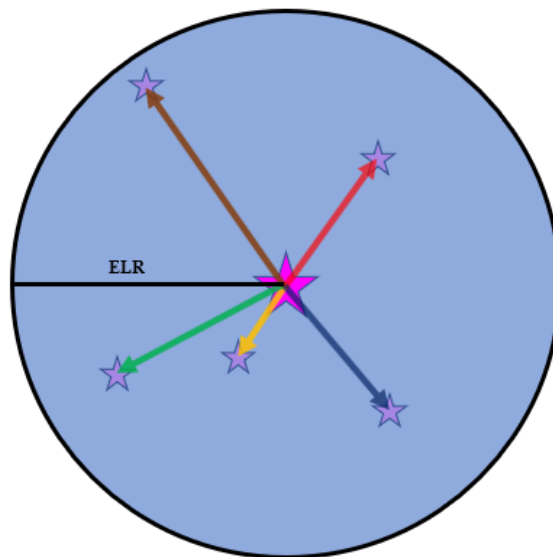


Figura 3: Deposição de ovos aleatória no ELR, o ponto rosa no centro indica o habitat inicial de um cuco com cinco ovos; as estrelas rosas são ovos nos novos ninhos.

Quando os cucos migram em direção ao valor da posição ótima (melhor valor da função objetivo corrente), um novo habitat é criado, conforme a Fig. 4. Assim, cada novo cuco adulto ganha um determinado valor de ovos, geralmente entre um e cinco ovos. Considerando então o número de ovos colocado por cada ave, um novo *ELR* é calculado para cada cuco e esse processo se repete até que se atinja o critério de convergência do processo evolutivo (geralmente o número de gerações é empregado para finalizar o processo evolutivo) (RAJABIOUN, 2011).

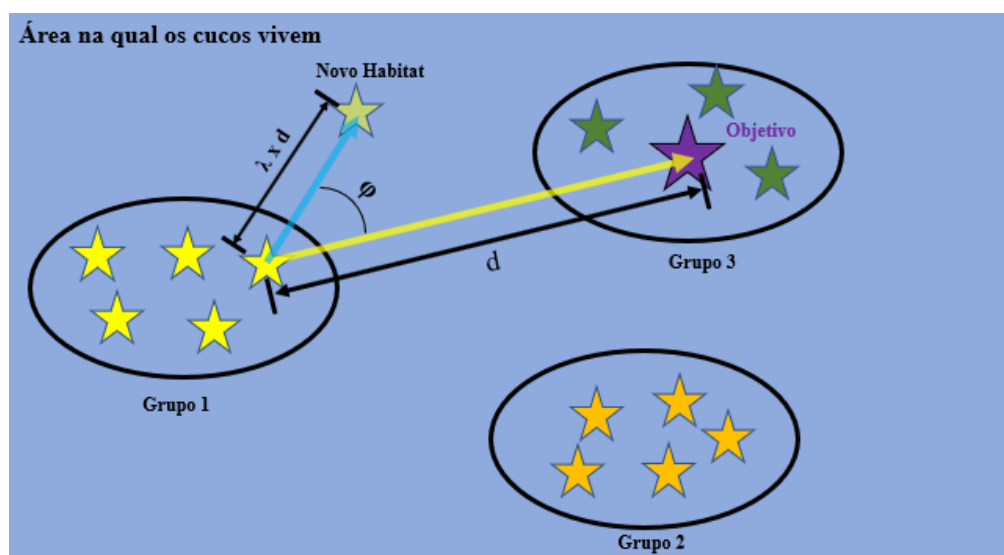


Figura 4: Imigração de uma amostra de cucos para o habitat objetivo.

3. Metodologia

A presente seção descreve o procedimento adotado para o projeto de um trocador de calor casco tubo, visando à minimização do custo anual total. Para a determinação das variáveis de projeto geométricas (diâmetro externo do tubo (d_o), diâmetro interno do casco (D_s), e espaçamento entre defletores (B), foi empregado o algoritmo BC, implementado na linguagem de programação Scilab.

Para aplicação da referida estratégia de otimização devem ser definidos: (i) os parâmetros do algoritmo BC; (ii) os limites das variáveis de projeto; e (iii) a rotina responsável pela avaliação numérica do modelo matemático que representa o trocador de calor. Neste caso, todos os parâmetros necessários para essa finalidade devem ser informados.

Em seguida foram gerados, aleatoriamente, os candidatos iniciais (ninhos), respeitando os limites estabelecidos para as variáveis de projeto. Para cada candidato gerado, o modelo do trocador de calor deve ser resolvido conforme o seguinte procedimento:

1. Definição das propriedades físicas dos fluidos quente (casco) e frio (tubo), bem como das condições operacionais do sistema;

2. Cálculo dos seguintes parâmetros: (i) diâmetro interno do tubo ($d_i = 0,8d_o$); (ii) constante de Sinnott ($S_t = 1,25d_o$); (iii) temperatura média logarítmica (Eq. 22); (iv) coeficiente (R) (Eq. 24); (v) eficiência do processo (P) (Eq. 25); (vi) fator de correção (F) (Eq. 23); e (vii) calor transferido (Q) (Eq. 27).

3. A determinação do coeficiente global de transferência de calor (U) é realizada por meio de um procedimento iterativo, conforme sugerido por Sinnott et al. (1996) e descrito por Libotte (2019). Neste procedimento tem-se: (i) a inicialização com ($U_o = 300 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$); (ii) o cálculo da área de troca térmica (A); (iii) a determinação do número de tubos (N_t), a determinação da velocidade no tubo (v_t), a avaliação dos números de Reynolds no tubo (Re_t), de Prandtl no tubo (Pr_t), do fator de atrito de Darcy (f_t), do comprimento dos tubos (L) e do coeficiente convectivo no tubo (h_t); (iv) o cálculo do diâmetro hidráulico (D_e), da área de escoamento no casco (A_s), do número de Reynolds no casco (Re_s), do número de Prandtl no casco (Pr_s) e do coeficiente convectivo no casco (h_s); (v) e a atualização do valor de (U). Este procedimento iterativo deve ser repetido até que a condição de convergência ser satisfeita, isto é; $|U - U_o| < 0,3$ (definido conforme Sinnott et al. (1996)). Caso contrário, o valor atualizado de U substitui U_o e o processo iterativo continua até a sua convergência.

4. Com o valor de U computado, determina-se: (i) a queda de pressão no tubo (ΔP_t); (ii) o fator de atrito no casco (f_s); (iii) a velocidade do fluido no casco (v_s); (iv) a queda de pressão no casco (ΔP_s); (v) e o custo anual total (função objetivo).

5. O melhor valor encontrado na geração corrente (em termos do valor da função objetivo) é armazenado.

6. Após a avaliação de todos os candidatos, uma fração (pa) dos piores ninhos é eliminada; novos ninhos são gerados e a população é atualizada.

7. O processo é repetido até que o critério de convergência (número máximo de gerações (iterações), previamente definido pelo usuário) seja alcançado.

8. Após a execução do algoritmo de BC, os resultados são agrupados para fins de apresentação.

Cabe destacar que duas configurações geométricas (disposições quadrada e triangular dos tubos) são consideradas. Além disso, também será realizada uma análise de sensibilidade dos parâmetros do algoritmo.

4. Resultados e Discussão

Para avaliar a qualidade dos resultados obtidos com o algoritmo de BC, dois estudos de caso são considerados. Em ambos os casos, o custo total será avaliado no decorrer de 10 anos com a taxa de desconto percentual igual a 0,1; inicialmente, o número de ninhos (n) foi definido como sendo igual a 50, o percentual de piores ninhos eliminados (pa) é igual a 0,25 e o número de gerações (iterações) máximo (N_Iter) é igual a 500. Cabe destacar que estes valores foram definidos a partir de simulações preliminares do algoritmo de BC para o estudo em questão. Os casos foram executados em um computador com processador Intel® Core™ i5 (3,1 GHz) e 8 GB de memória RAM em ambiente de programação Scilab®.

Esta seção então apresenta todos os resultados encontrados na execução do código pelo algoritmo. Na parte referente aos casos 1 e 2 foi feita inicialmente uma análise comparativa entre as duas disposições de tubo (Triangular e quadrada), em seguida os resultados foram explicados e discutidos, posteriormente foi realizado o comparativo com a literatura e por fim foi feita a análise do custo computacional quando comparado a literatura. Além disso, na seção 5.3 foi executada a análise de sensibilidade para os três parâmetros do algoritmo referente à variações no valor da função objetivo e também como eles afetam o custo computacional.

5.1 Caso 1

A primeira aplicação, estudada por Sinnott et al. (2005) e por Asadi et al. (2014), considera o resfriamento de uma corrente de metanol com o uso de água salgada como fluido refrigerante e uma taxa de calor igual a 4.34MW. No projeto original foi considerado que o trocador de calor era composto por dois passes nos tubos e um passe do lado do casco, sendo definidas as respectivas vazões, as propriedades químicas dos componentes e os gradientes de temperatura conforme a Tab. 2.

O estudo de caso considera as disposições triangular e quadrada para os tubos dentro do trocador. Para a disposição triangular os parâmetros empregados foram $n_1 = 2,207$ e $K_1 = 0,249$ e para a disposição quadrada os valores utilizados foram $n_1 = 2,291$ e $K_1 = 0,156$ (conforme a Tab. 1). Para cada geometria, o algoritmo de BC foi executado 100 vezes para a obtenção dos valores apresentados na Tab. 3.

A comparação entre as disposições quadrada e triangular para o caso em análise demonstra que ambas conduzem a valores praticamente idênticos de custo anual total, com diferença relativa de apenas $1,6 \times 10^{-6}\%$, evidenciando que o processo de otimização convergiu para soluções economicamente equivalentes. As médias obtidas nas 100 execuções também foram praticamente coincidentes, enquanto os desvios padrão, embora apresentem diferença relativa de

7,55%, possuem magnitude absoluta muito baixa, indicando elevada estabilidade e robustez do algoritmo. Observa-se, entretanto, uma redistribuição interna entre os componentes do custo: a disposição triangular apresenta menor custo de investimento (-0,91%), porém maior custo operacional (+6,70%), resultado diretamente associado ao aumento das perdas de carga no tubo (+8,28%) e no casco (+3,98%). Em contrapartida, a configuração triangular proporciona melhor desempenho térmico, com aumentos no coeficiente global de transferência de calor (+1,23%), no coeficiente convectivo interno (+3,45%) e no coeficiente convectivo no casco (+0,94%), o que permite redução da área de troca térmica (-1,26%) e do número de tubos (-3,94%), ainda que com leve aumento no comprimento dos tubos (+2,58%). As variáveis geométricas principais (d_o , D_s e B) praticamente coincidem entre as configurações, confirmando que ambas as geometrias conduzem a regiões muito próximas no espaço de busca. Assim, verifica-se um claro efeito de compensação entre desempenho térmico e penalização hidráulica, resultando em equivalência econômica global entre as duas disposições analisadas.

Tabela 2: Propriedades físicas dos fluidos -Caso 1.

	Lado casco - água	Lado do tubo - metanol
$m \left(\frac{Kg}{s} \right)$	27,8	68,9
$T_i (^{\circ}C)$	95	25
$T_o (^{\circ}C)$	40	40
$\rho_s \left(\frac{Kg}{m^3} \right)$	750	995
$C_p \left(\frac{KJ}{Kg K} \right)$	$2,84 \times 10^3$	$4,2 \times 10^3$
$\mu_s (Pa s)$	0,00034	0,0008
$\mu_w (Pa s)$	0,00038	0,00052
$k_s \left(\frac{W}{m K} \right)$	0,19	0,59
$R_{ft} \left(\frac{m^2 K}{W} \right)$	0,00033	0,0002

Durante as execuções do algoritmo, observou-se que o diâmetro externo dos tubos (d_o) convergiu sistematicamente para o valor de 0,015 m, correspondente ao limite inferior estabelecido para a variável, resultando em um desvio padrão da ordem de $5,35 \times 10^{-12}$ m. Esse comportamento indica que qualquer aumento em (d_o) implica elevação do custo anual total (C_{tot}), conforme evidenciado pela própria estrutura do modelo, uma vez que o diâmetro externo influencia diretamente parâmetros como área de troca térmica, número de tubos, comprimento do feixe e coeficientes de transferência de calor. Embora diâmetros maiores possam favorecer a transferência térmica ao alterar a área disponível e as condições de escoamento, eles também elevam o custo de investimento (C_i); como o objetivo do algoritmo é minimizar (C_{tot}), a solução

naturalmente tende ao menor valor admissível de (d_o).

Tabela 3: Disposição quadrada x Disposição triangular caso 1.

	Disposição Quadrada	Disposição Triangular	Diferença (%)
C_{tot} (€)	43016,98202	43016,98132	$1,6 \times 10^{-6}$
$Média$ (€)	43016,99524	43016,99443	$1,9 \times 10^{-6}$
$Desvio\ Padrão$ (€)	0,0114	0,0123	7,55
C_i (€)	40226,1541	39862,2156	0,91
C_{od} (€)	2943,6362	3155,1403	6,70
t (s)	6,8422	6,9097	0,98
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	870,9057	881,7172	1,23
$h_t \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	3588,4362	3716,6484	3,45
$h_s \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	4547,7548	4590,8199	0,94
ΔP_t (Pa)	4102,2469	4472,5365	8,28
ΔP_s (Pa)	4645,2938	4837,9482	3,98
A (m ²)	200,3222	197,8376	1,26
L (m)	2,2374	2,2966	2,58
N_t	1900	1828	3,94
d_o (m)	0,015	0,015	0,00
D_s (m)	0,9366	0,9366	$2,4 \times 10^{-5}$
B (m)	0,6135	0,6134	$1,8 \times 10^{-2}$

Adicionalmente, apesar de tubos com maior diâmetro promoverem redução da velocidade do escoamento e, conseqüentemente, menores quedas de pressão no casco e no tubo, verificou-se que, mesmo com $d_o = 0,015$ m, todas as restrições hidráulicas permaneceram atendidas. Assim, o algoritmo não encontra incentivo para aumentar essa variável. Pelo contrário, tubos menores elevam a velocidade do fluido, aumentando o número de Reynolds e, conseqüentemente, o coeficiente convectivo interno (h_t), o que contribui para melhorar o desempenho térmico sem penalização significativa no custo total. Dessa forma, o limite inferior de d_o é consistentemente favorecido. Ressalta-se, contudo, que a adoção de valores ainda menores poderia reduzir adicionalmente C_{tot} ; entretanto, isso poderia comprometer a viabilidade física e construtiva do projeto, levando a dimensões de tubos incompatíveis com aplicações industriais reais.

A Tab. 4 apresenta os valores médios e os desvios padrão para cada um dos parâmetros de projeto encontrados.

Tabela 4: Valores de média e desvio padrão para os parâmetros do trocador de calor - Caso 1 Disposição triangular.

	Média	Desvio Padrão
C_i (€)	39976,8832	351,0236
C_{od} (€)	3304,9162	462,4516
t (s)	6,9801	0,6518
U $\left(\frac{W}{m^2K}\right)$	877,6912	10,6861
h_t $\left(\frac{W}{m^2K}\right)$	3659,7906	129,4057
h_s $\left(\frac{W}{m^2K}\right)$	4599,7091	103,7078
ΔP_t (Pa)	4719,5500	818,2518
ΔP_s (Pa)	5002,7823	833,9056
A (m ²)	198,6214	2,4002
L (m)	2,3625	0,2360
N_t	1792	154
d_o (m)	0,015	$5,3518 \times 10^{-12}$
D_s (m)	0,9366	$4,8739 \times 10^{-6}$
B (m)	0,6134	$3,1969 \times 10^{-4}$

A análise dos valores médios e dos respectivos desvios padrão para o Caso 1 na disposição triangular indica que o algoritmo apresentou boa estabilidade nas variáveis geométricas principais e maior variabilidade nos parâmetros hidráulicos e operacionais. Observa-se que o custo de investimento (C_i) apresentou média de 39.976,88 € com desvio padrão de 351,02 €, enquanto o custo operacional (C_{od}) apresentou média de 3.304,92 € e desvio padrão de 462,45 €, evidenciando que a maior dispersão relativa está associada ao termo operacional, diretamente influenciado pelas quedas de pressão. Esse comportamento é coerente com os elevados desvios padrão de ΔP_t (818,25 Pa) e ΔP_s (833,91 Pa), indicando sensibilidade hidráulica às pequenas variações geométricas encontradas ao longo das execuções.

Do ponto de vista térmico, o coeficiente global de transferência de calor U apresentou média de 877,69 W/(m²K) e desvio padrão de 10,69 W/(m²K), o que representa baixa variabilidade relativa. O mesmo comportamento é observado para os coeficientes convectivos do tubo (h_t) e do casco (h_s), cujos desvios padrão, embora não desprezíveis, permanecem moderados em relação às médias, indicando consistência na solução térmica obtida pelo algoritmo. A área de troca térmica (A), o comprimento dos tubos (L) e o número de tubos (N_t) também apresentam dispersões controladas, mostrando que diferentes execuções conduzem a configurações estruturalmente próximas.

Destaca-se ainda que as variáveis de projeto principais apresentam convergência praticamente determinística: o diâmetro externo dos tubos d_o permaneceu fixado no limite inferior (0,015 m),

com desvio padrão da ordem de 10^{-12} m, enquanto o diâmetro do casco D_s e o espaçamento entre defletores B apresentaram desvios extremamente baixos, da ordem de 10^{-6} m e 10^{-4} m, respectivamente. Esses resultados indicam que o problema possui uma região ótima bem definida para as variáveis geométricas, sendo a variabilidade observada predominantemente decorrente das interações não lineares entre parâmetros térmicos e hidráulicos durante o processo iterativo de cálculo. Em síntese, os dados evidenciam que o algoritmo apresenta elevada robustez geométrica, com maior sensibilidade associada às variáveis hidráulicas e, conseqüentemente, ao custo operacional.

Já na Tab.5 são apresentados valores reportados pela literatura considerando diferentes estratégias de otimização.

Na Tab. 5 observa-se que o valor original do projeto apresenta o maior custo anual total (64.480 €), confirmando a efetividade das abordagens metaheurísticas na redução do custo global. Entre os algoritmos da literatura, há uma tendência geral de redução simultânea da área de troca térmica (A) e do custo de investimento (C_i), acompanhada por ajustes compensatórios no custo operacional (C_{od}). O resultado obtido pelo BC (última coluna) apresenta o menor custo total (43.016,98 €), indicando desempenho superior em relação aos demais métodos comparados.

Do ponto de vista geométrico, o valor de D_s obtido pelo BC (0,9366 m) é superior ao da maioria dos algoritmos, enquanto o comprimento dos tubos L (2,2966 m) está entre os menores valores reportados, sugerindo uma configuração mais compacta longitudinalmente, porém com maior diâmetro de casco. O espaçamento entre defletores B (0,6134 m) é significativamente maior que os valores da literatura, o que contribui diretamente para a expressiva redução da queda de pressão no casco ($\Delta P_s = 4.837,95$ Pa), sendo este o menor valor entre todos os métodos comparados. Essa redução hidráulica impacta fortemente o custo operacional, justificando o menor C_{od} (3.155,14 €) entre todas as abordagens.

Em termos térmicos, o coeficiente global de transferência de calor U (881,72 W/m²K) está entre os mais elevados, superado apenas marginalmente por alguns métodos como TDF e AV, indicando que a melhoria hidráulica não comprometeu o desempenho térmico. Destaca-se ainda o valor elevado de h_s (4.590,82 W/m²K), significativamente superior aos demais trabalhos, o que sugere diferenças no modelo adotado ou nas correlações utilizadas para o cálculo convectivo no casco. A área de troca térmica (197,84 m²) é uma das menores da Tab. 5, reforçando a eficiência da solução encontrada. Embora o número de tubos (1.828) não seja o menor entre os métodos, ele se mantém compatível com a redução da área e com o aumento do diâmetro do casco.

Tabela 5: Resultados reportados na literatura para o Caso 1.

	Sinnot (1996) (1)	AG (2)	OEP (3)	CAA (4)	BBO (5)	BC (6)
D_s (m)	0,894	0,83	0,81	1,3905	0,801	0,826
L (m)	4,83	3,379	3,115	3,963	3,107	2,232
B (m)	0,356	0,5	0,424	0,4669	0,5	0,414
d_o (m)	0,02	0,016	0,015	0,0104	0,01	0,0151
N_t	918	1567	1658	1528	3587	1754
$k_t \left(\frac{W}{m K} \right)$	3812	3762	3721	3818	4314	6104
ΔP_t (Pa)	6251	4298	4171	3043	6156	4186
$k_s \left(\frac{W}{m K} \right)$	1573	1740	1950,8	3396	2197	2083
ΔP_s (Pa)	35789	13267	20551	8390	13799	22534
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	615	660	713,9	832	755	848,2
A (m ²)	278,6	262,8	243,2	-	229,95	209,1
C_i (€)	51507	49259	46453	44559	44536	40343,7
C_{od} (€)	12973	5818	6778,2	6233,8	6046	7281,4
C_{tot} (€)	64480	55077	53231,1	50793	50582	47625,1
	AV (7)	ABG (8)	TED (9)	APF (10)	Este trabalho	
D_s (m)	0,858	0,842	0,727	-	0,9366	
L (m)	2,416	2,783	2,27	-	2,2966	
B (m)	0,402	0,486	0,45	-	0,6134	
d_o (m)	0,01968	0,0187	0,0114	-	0,015	
N_t	1692	1806	2416	-	1828	
$k_t \left(\frac{W}{m K} \right)$	6228	4029	9418	-	3716,6484	
ΔP_t (Pa)	4246	4501	4340	-	4472,5365	
$k_s \left(\frac{W}{m K} \right)$	1991	2060	2422	-	4590,8199	
ΔP_s (Pa)	18788	12458	22939	-	4837,9482	
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	876,4	732,6	888,4	-	881,7172	
A (m ²)	202,3	236,9	195,5	-	197,8376	
C_i (€)	39336	45439	39516,41	-	39862,2156	
C_{od} (€)	6446	4673	7558,63	-	3155,1403	
C_{tot} (€)	45782	50112	47075,04	45633,24	43016,9813	

(1) Sinnott R.K., Coulson J.M., Richardson J.F., *Chemical Engineering Design*, vol. 6. Butterworth-Heinemann, Boston, EUA, 1996. (2) Caputo A.C., Pelagagge P.M., Salini P., *Heat exchanger design based on economic optimisation*. *Applied Thermal Engineering* 28 (2008), 1151–1159. (3) Patel V.K., Rao R.V., *Design optimization of shell-and-tube heat exchanger using particle swarm optimization technique*. *Applied Thermal Engineering* 30 (2010), 1417–1425. (4) Sahin A.S., Kılıç B., Kılıç U., *Design and economic optimization of shell and tube heat exchangers using Artificial Bee Colony (ABC) algorithm*. *Energy Conversion and Management* 52 (2011), 3356–3362. (5) Hadidi A., Nazari A., *Design and economic optimization of shell-and-tube heat exchangers using biogeography-based (BBO) algorithm*. *Applied Thermal Engineering* 51 (2013), 1263–1272. (6) Asadi M., Song Y., Sunden B., Xie G., *Economic optimization design of shell-and-tube heat exchangers by a cuckoo-search-algorithm*. *Applied Thermal Engineering* 73 (2014), 1030–1038. (7) Mohanty D.K., *Gravitational search algorithm for economic optimization design of a shell and tube heat exchanger*. *Applied Thermal Engineering* 107 (2016), 184–193. (8) Mohanty D.K., *Gravitational search algorithm for economic optimization design of a shell and tube heat exchanger*. *Applied Thermal Engineering* 107 (2016), 184–193. (9) Segundo E. H. V., Amoroso A.L., Mariani V.C., Coelho L.S., *Economic optimization design for shell-and-tube heat exchangers by a Tsallis differential evolution*. *Applied Thermal Engineering* 111 (2017), 143–151. (10) Libotte G.B., Lobato F.S., Platt G.M., Moura Neto F.D., *Projeto de trocadores de calor casco e tubo usando o algoritmo de polinização de flores e modelos caóticos*. *Revista Cereus* 11 (2019), 117–139

De forma geral, os resultados indicam que o BC promoveu uma solução caracterizada por

maior diâmetro de casco, maior espaçamento entre defletores e diâmetro externo de tubo no limite inferior, combinação que reduz drasticamente as perdas de carga no casco sem penalizar significativamente a transferência térmica. Essa estratégia levou ao menor custo operacional da tabela e, conseqüentemente, ao menor custo total anual, demonstrando a elevada eficiência do algoritmo na exploração do equilíbrio entre desempenho térmico e penalização hidráulica.

A Tab. 6 apresenta o Número de Avaliações da Função Objetivo (NAFO) de alguns algoritmos reportados pela literatura. De modo geral, observa-se nesta tabela grande dispersão no número total de avaliações, refletindo diferenças tanto no tamanho da população (n) quanto no número máximo de iterações (N_Iter).

Tabela 6: NAFO reportados pela literatura especializada.

	AG	OEP	CAA	BBO	BC (Asadi et al. (2014))
<i>NAFO</i>	2020	5050	-	$n+(n \times 100)$	$n+(n \times 100)$
<i>n</i>	20	50	-	-	$n+(n \times 100)$
<i>N_Iter</i>	100	100	-	100	100
<i>Variação</i>	-1140,10%	-396,04%	-	-	-
	AV	GSA	TDF	APF	Este trabalho
<i>NAFO</i>	4040	50050	300030	3550	25050
<i>n</i>	40	50	30	45	50
<i>N_Iter</i>	100	1000	5000	100	500
<i>Variação</i>	-520,05%	49,95%	1097,72%	-605,63%	-

Os algoritmos AG, OEP, AV e APF apresentam NAFO relativamente moderados (entre 2.020 e 5.050), com populações variando entre 20 e 50 indivíduos e 100 iterações, indicando configurações computacionalmente mais econômicas. Em contraste, métodos como GSA (50.050 avaliações) e, principalmente, TDF (300.030 avaliações) apresentam custo computacional significativamente superior, decorrente do elevado número de iterações (1.000 e 5.000, respectivamente), o que evidencia maior esforço de busca global. O segundo BC reportado na tabela apresenta NAFO igual a 25.050 (população 50 e 500 iterações), posicionando-se em nível intermediário de custo computacional.

A coluna “Variação” indica diferenças percentuais expressivas em relação ao valor encontrado neste trabalho, destacando tanto reduções significativas no número de avaliações (valores negativos, como -1140,10% para AG e -605,63% para APF) quanto aumentos substanciais (como 1097,72% para TDF). Essa ampla amplitude percentual reforça a heterogeneidade metodológica entre os trabalhos comparados, especialmente no que se refere à parametrização dos algoritmos.

De maneira geral, a Tab. 6 evidencia que não há padronização na literatura quanto ao esforço computacional empregado, o que dificulta comparações diretas de desempenho baseadas

exclusivamente no custo final obtido. Algoritmos com maior NAFO tendem a explorar mais intensamente o espaço de busca, porém com penalização em tempo computacional. Assim, a análise conjunta entre qualidade da solução (C_{tot}) e NAFO é fundamental para avaliar a real eficiência dos métodos, considerando não apenas o resultado econômico final, mas também o custo computacional necessário para atingi-lo.

5.2 Caso 2

A segunda aplicação, estudada por Kern (1983), considera um trocador de calor que faz uso de querosene como fluido quente e óleo bruto como fluido refrigerante. Neste caso, o valor da taxa de calor foi igual a 1.5MW, sendo considerado um trocador de calor com quatro passes nos tubos e um passe do lado do casco, bem como foram definidas as respectivas vazões, propriedades químicas dos componentes e os gradientes de temperatura, conforme a Tab.7.

Tabela 7: Propriedades físicas dos fluidos - Caso 2.

Caso 2		
	Lado casco – Querosene	Tubo – Óleo Bruto
$m \left(\frac{Kg}{s} \right)$	5,52	18,8
$T_i (^{\circ}C)$	199	37,8
$T_o (^{\circ}C)$	93,3	76,7
$\rho_s \left(\frac{Kg}{m^3} \right)$	850	995
$C_p \left(\frac{KJ}{Kg K} \right)$	2,47	2,05
$\mu_s (Pa s)$	0,0004	0,00358
$\mu_w (Pa s)$	0,00036	0,00213
$k_s \left(\frac{W}{m K} \right)$	0,13	0,13
$R_{ft} \left(\frac{m^2 K}{W} \right)$	0,00061	0,00061

Nesta aplicação também consideram-se as disposições triangular e quadrada, com os mesmos valores para os parâmetros n_1 e K_1 , conforme o primeiro estudo de caso. Além disso, para cada geometria, o código foi executado 100 vezes, sendo o custo total avaliado no decorrer de 10 anos com taxa de desconto percentual de $i = 0,1$. Os resultados obtidos com estas execuções são dispostos na Tab. 8.

Tabela 8: Disposição quadrada x disposição triangular caso 2.

	Disposição Quadrada	Disposição Triangular	Diferença
C_{tot} (€)	19411,76484	19411,76474	$5,5 \times 10^{-7}\%$
$Média$ (€)	19411,7793	19411,7834	$2,1 \times 10^{-5}\%$
$Desvio$ $Padrão$ (€)	0,0151	0,0196	28,82%
C_i (€)	18600,5259	19366,4251	4,12%
C_{od} (€)	811,2389	318,6447	60,72%
t (s)	6,5216	5,9903	8,15%
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	231,1460	175,4276	24,11%
$h_t \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	559,1790	408,2356	26,99%
$h_s \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	1392,0778	789,9522	43,25%
ΔP_t (Pa)	873,2193	2366,0837	170,96%
ΔP_s (Pa)	16821,2936	721,0578	95,71%
A (m ²)	63,7372	92,4009	44,97%
L (m)	0,4283	0,6615	54,43%
N_t	3660	4446	21,48%
d_o (m)	0,0100	0,0100	$1,5 \times 10^{-4}\%$
D_s (m)	1,5000	1,5000	0,00%
B (m)	0,1716	0,1716	$1,5 \times 10^{-4}\%$

Assim como na primeira aplicação, a distribuição triangular também teve um melhor desempenho com um $C_{tot} = 19411,76474$ €. Todavia, a geometria se mostrou um fator de pouca influência no custo anual total do equipamento, ocasionando apenas $5,5 \times 10^{-7}\%$ de diferença no valor, um valor inferior ao do primeiro caso. Ao mesmo tempo, a execução para a distribuição triangular resultou em um valor de $C_i = 318,644744$ €, o que corresponde a uma redução de 60,62% quando comparado a disposição quadrada, ao mesmo tempo que $C_{od} = 19366,42511$ €, o que representa um aumento de 4,12%. Todavia, com os dois valores somados houve uma redução de $5,5 \times 10^{-7}\%$ no custo total anual. Assim, para as análises que seguem serão considerados os valores da disposição triangular.

Os valores de d_o mantiveram-se próximos ao limite inferior, embora tenha sido observado uma variação de $1,5 \times 10^{-4}\%$ nos valores, o que comprova mais uma vez a alta dependência do custo total diâmetro externo dos tubos. Os demais valores também resultaram em valores próximos, porém um comportamento interessante é referente ao diâmetro externo do casco, que convergiu para valores próximos ao limite superior.

Este comportamento pode ser explicado através da influência do D_s na modelagem do trocador

de calor. Um casco maior possibilita que haja mais área disponível para tubos, o que facilita a obtenção da carga térmica exigida, ao mesmo tempo que um casco maior influencia diretamente em uma menor queda de pressão no fluido por reduzir a velocidade média do fluido. Além disso, pode também ser indicativo de um certo viés do algoritmo para os limites definidos, ou seja, se o algoritmo não encontra penalidade alguma em aumentar o D_s , o problema irá sempre tender a aumentar o tamanho do casco no problema, o que pode significar que o limite superior possua um valor baixo para o problema (caso seja possível aumentar esse valor).

Para o caso em análise também foram calculados os valores médios e os desvios padrão para cada um dos parâmetros de projeto encontrados e os valores, conforme apresentado na Tab.9.

Tabela 9: Valores de média e desvio padrão para os parâmetros do trocador de calor - Caso 2 Disposição triangular.

	Média	Desvio Padrão
C_i (€)	20241,92316	1914,6589
C_{od} (€)	440,29537	905,3852
t (s)	6,0074	0,1863
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	212,9628	52,7853
$h_t \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	664,2848	863,2841
$h_s \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	963,6137	654,9818
ΔP_t (Pa)	488446,8195	3468471,233
ΔP_s (Pa)	354156,7744	3350960,995
A (m ²)	68,9475	13,1865
L (m)	0,9959	2,4443
N_t	9004,06	4993,0396
d_o (m)	0,01000	$2,9914 \times 10^{-7}$
D_s (m)	1,5	0
B (m)	0,1715	$4,8118 \times 10^{-5}$

Em relação ao caso anterior, o presente estudo mostrou-se mais sensível às variações nos parâmetros e apresentou uma maior heterogeneidade de soluções quando comparado ao Caso 1. Isso pode ser observado pelo seu desvio padrão principalmente com relação aos coeficientes convectivos de troca térmica tanto no casco (654,981845 W/m²K) quanto no tubo (863,2841392 W/m²K), bem como para as quedas de pressão ΔP_t (3468471,233 Pa) e ΔP_s (3350960,995 Pa), porém não chegando ao ponto de ultrapassar o valor da média nestes casos. O parâmetro que mais chama atenção é o C_{od} que possui um desvio padrão equivalente a 905,3852168 €, o qual é 105,63% superior ao valor médio de C_{od} calculado, o que mostra que há uma grande variabilidade entre as soluções encontradas pelo algoritmo com relação ao custo de investimento, o que demonstra que este cálculo é muito sensível a pequenas variações nos parâmetros de projeto.

Na Tab. 10 estão apresentados os valores reportados pela literatura considerando diferentes estratégias de otimização. Embora tenha-se encontrado um valor de custo anual total para o trocador de calor 5,52% maior quando comparado ao menor valor encontrado para o Caso 2 na literatura (GSA), é importante destacar que a redução no custo de projeto do trocador de calor encontrado para este trabalho (217,03% menor quando comparado ao menor valor de C_{od} reportado pela literatura, isto é; para o BBO). Ao mesmo tempo, foi observado o maior número de tubos encontrado em todos os trabalhos, isto é; 319,04% maior que o valor encontrado pelo segundo maior valor, ou seja, pelo algoritmo BBO.

Também é importante destacar que o diâmetro externo do casco aumentou cerca de 102,70% quando comparado ao segundo maior valor da literatura (BBO). Além disso, constata-se uma redução do diâmetros externos dos tubos de 4,99% em comparação com o menor valor da literatura (CAA). A redução de h_t e de h_s fez com que fosse encontrado um maior valor para C_i , o que representa um aumento de 1,85% do custo de operação quando comparado ao maior valor até então da literatura. As reduções de h_t e h_s implicaram em um maior valor de área, isto é; cerca de 50,08% maior que o encontrado pelo CAA.

Com relação às quedas de pressão, também foram observadas reduções dos valores da pressão do casco, o qual foi contrabalanceado pelo aumento da queda de pressão para o lado dos tubos, sendo a pressão do casco 1067,04% menor que o valor encontrado pelo TDF e a queda de pressão no lado dos tubos foi 40,34% maior que o valor encontrado pelo CAA.

A Tab. 11 apresenta o NAFO para o Caso 2 de alguns algoritmos encontrados na literatura corrente.

De modo geral, observa-se nesta tabela grande dispersão no número total de avaliações, variando desde valores da ordem de 10^3 até superiores a 10^5 , refletindo diferenças tanto no tamanho da população (n) quanto no número máximo de iterações (N_{Iter}).

Os algoritmos AG, OEP, AV e APF apresentam, também para o Caso 2, o NAFO relativamente moderados (entre 2.020 e 5.050), com populações variando entre 20 e 50 indivíduos e 100 iterações, indicando configurações computacionalmente mais econômicas. Em contraste, métodos como GSA (50.050 avaliações) e, principalmente, TDF (300.030 avaliações) apresentou custo computacional significativamente superior, decorrente do elevado número de iterações (1.000 e 5.000, respectivamente), o que evidencia maior esforço de busca global. O segundo BC reportado na tabela apresenta NAFO igual a 25.050 (população 50 e 500 iterações), posicionando-se em nível intermediário de custo computacional.

Tabela 10: Valores da literatura para o problema do trocador de calor cascotubo – Caso 2.

	Sinnot (1996) (1)	AG (2)	OEP (3)	CAA (4)	BBO (5)	BC (6)
D_s (m)	0,539	0,63	0,59	0,3293	0,74	0,63
L (m)	4,88	2,153	1,56	3,6468	1,199	1,412
B (m)	0,127	0,12	0,1112	0,0924	0,1066	0,1118
d_o (m)	0,025	0,02	0,015	0,0105	0,015	0,015
N_t	158	391	646	511	1061	876
$k_t \left(\frac{W}{m K} \right)$	619	1168	1205	2186	1251	1305
ΔP_t (Pa)	49245	14009	16926	1686	5109	9643
$k_s \left(\frac{W}{m K} \right)$	920	1034	1288	868	1278	1221
ΔP_s (Pa)	24909	15717	21745	10667	15275	14973
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	317	376	409,3	323	317,7	367,5
A (m ²)	61,5	52,9	47,5	61,566	60,35	53,6
C_i (€)	19007	17599	16707	19014	18799	18052,5
C_{od} (€)	8012	2704	3215,6	1211,3	1010,2	1721,1
C_{tot} (€)	27020	20303	19922.6	20225	19810	19773.6
	AV (7)	GSA (8)	TDF (9)	APF (10)	Este trabalho	
D_s (m)	0,7276	0,62	0,521	-	1,5	
L (m)	1,64	1,317	1,202	-	0,6615	
B (m)	0,1054	0,11	0,45	-	0,1716	
d_o (m)	0,01575	0,0187	0,0121	-	0,0100	
N_t	924	718	1014	-	4446	
$k_t \left(\frac{W}{m K} \right)$	1262	1488	9288	-	408,2356	
ΔP_t (Pa)	9374	8449	3163	-	2366,0837	
$k_s \left(\frac{W}{m K} \right)$	1156	1512	5267	-	789,9522	
ΔP_s (Pa)	12768	17962	8415	-	721,0578	
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	347,6	348	1415	-	175,4276	
A (m ²)	56,6	54,98	46,13	-	92,4009	
C_i (€)	18202	17639	16470,24	-	18891,7947	
C_{od} (€)	1231	1642	1925,54	-	318,6447	
C_{tot} (€)	19433	19281	18395.78	19444,83	19411,7647	

(1) Sinnott R.K., Coulson J.M., Richardson J.F., *Chemical Engineering Design*, vol. 6. Butterworth-Heinemann, Boston, EUA, 1996. (2) Caputo A.C., Pelagagge P.M., Salini P., **Heat exchanger design based on economic optimisation**. *Applied Thermal Engineering* 28 (2008), 1151–1159. (3) Patel V.K., Rao R.V., **Design optimization of shell-and-tube heat exchanger using particle swarm optimization technique**. *Applied Thermal Engineering* 30 (2010), 1417–1425. (4) Sahin A.S., Kılıç B., Kılıç U., **Design and economic optimization of shell and tube heat exchangers using Artificial Bee Colony (ABC) algorithm**. *Energy Conversion and Management* 52 (2011), 3356–3362. (5) Hadidi A., Nazari A., **Design and economic optimization of shell-and-tube heat exchangers using biogeography-based (BBO) algorithm**. *Applied Thermal Engineering* 51 (2013), 1263–1272. (6) Asadi M., Song Y., Sunden B., Xie G., **Economic optimization design of shell-and-tube heat exchangers by a cuckoo-search-algorithm**. *Applied Thermal Engineering* 73 (2014), 1030–1038. (7) Mohanty D.K., **Gravitational search algorithm for economic optimization design of a shell and tube heat exchanger**. *Applied Thermal Engineering* 107 (2016), 184–193. (8) Mohanty D.K., **Gravitational search algorithm for economic optimization design of a shell and tube heat exchanger**. *Applied Thermal Engineering* 107 (2016), 184–193. (9) Segundo E. H. V., Amoroso A.L., Mariani V.C., Coelho L.S., **Economic optimization design for shell-and-tube heat exchangers by a Tsallis differential evolution**. *Applied Thermal Engineering* 111 (2017), 143–151. (10) Libotte G.B., Lobato F.S., Platt G.M., Moura Neto F.D., **Projeto de trocadores de calor casco e tubo usando o algoritmo de polinização de flores e modelos caóticos**. *Revista Cereus* 11 (2019), 117–139.

Os algoritmos AG, OEP, AV e APF apresentam, também para o Caso 2, o NAFO relativamente moderados (entre 2.020 e 5.050), com populações variando entre 20 e 50 indivíduos e 100 iterações, indicando configurações computacionalmente mais econômicas. Em contraste, métodos como GSA (50.050 avaliações) e, principalmente, TDF (300.030 avaliações) apresentou custo computacional significativamente superior, decorrente do elevado número de iterações (1.000 e 5.000, respectivamente), o que evidencia maior esforço de busca global. O segundo BC reportado na tabela apresenta NAFO igual a 25.050 (população 50 e 500 iterações), posicionando-se em nível intermediário de custo computacional.

Na coluna “Variação” é possível observar diferenças percentuais expressivas em relação ao valor deste trabalho, destacando tanto reduções significativas no número de avaliações (como -1140,10% para AG e -605,63% para APF) quanto aumentos substanciais (como 1097,72% para TDF). Essa ampla amplitude percentual reforça a heterogeneidade metodológica entre os trabalhos comparados, especialmente no que se refere à parametrização dos algoritmos.

Embora o TDF tenha encontrado um valor 5,52% menor que o do presente trabalho, constata-se um aumento de 1097,72% no custo computacional, bem como uma redução de 0,17% no valor da função objetivo quando comparado ao APF (oriunda de um aumento de 605,63% no custo computacional).

É importante reforçar a falta de padronização de análises em termos do custo computacional, o que dificulta uma comparação direta entre diferentes metodologias. Algoritmos com NAFOs maiores tendem a apresentar uma maior homogeneidade de solução. Deste modo, para a análise da eficiência de um algoritmo é necessário avaliar a qualidade de solução encontrada (C_{tot}), bem como o NAFO, para que seja possível avaliar o custo em se empregar um ou outro algoritmo.

Tabela 11: NAFO reportados pela literatura especializada.

	AG	OEP	CAA	BBO	BC (Asadi)
<i>NAFO</i>	2020	5050	-	$n+(n \times 100)$	$n+(n \times 100)$
<i>n</i>	20	50	-	-	$n+(n \times 100)$
<i>N_Iter</i>	100	100	-	100	100
<i>Variação</i>	-1140,10%	-396,04%	-	-	-
	AV	GSA	TDF	APF	Este trabalho
<i>NAFO</i>	4040	50050	300030	3550	25050
<i>n</i>	40	50	30	45	50
<i>N_Iter</i>	100	1000	5000	100	500
<i>Variação</i>	-520,05%	49,95%	1097,72%	-605,63%	-

5.3 Análise de Sensibilidade

Nesta seção será avaliada a influência de alguns parâmetros (pa , N_Iter e n) do algoritmo de BC no valor da função objetivo encontrada. Para essa finalidade, os seguintes parâmetros (base) foram considerados: $pa = 0,25$, $N_Iter = 500$ e $n = 50$, sendo dois dos três sempre mantidos constantes durante a análise do do terceiro. Os resultados obtidos consideram o Caso 1 e a disposição triangular. Além disso, cada parâmetro foi variado considerando cinco valores, sendo que para cada um o algoritmo de otimização foi executado 100 vezes.

Ao final de cada execução os dados foram exportados, armazenados e tratados objetivando analisar o desvio padrão, o valor médio obtido pelas iterações, o melhor valor da função objetivo, e o pior valor da função objetivo. Ao final, os dados foram dispostos no formato de diagramas de caixa para facilitar a visualização e análise.

Como resultado final, busca-se observar como a variação dos parâmetros afeta os resultados e a estabilidade do algoritmo com foco também no custo computacional.

- **Variação de pa**

O primeiro parâmetro analisado foi o pa $[0, 1]$, que representa a porcentagem de piores ninhos eliminados após cada iteração. Do ponto de vista biológico, este se refere aos ovos que são descobertos pelo pássaro hospedeiro (YANG e DEB, 2009). Os valores selecionados para este parâmetro são iguais a $[0,1 \ 0,25 \ 0,50 \ 0,75 \ 1,00]$. Os resultados obtidos são apresentados nas Tabs. 12 e 13.

Na Tab. 12 observa-se que os menores valores médios do custo total ocorrem para pa iguais a 0,50 e 0,75, com valores praticamente idênticos e próximos de (43016,98 €). Para pa igual a 0,10 o custo médio é ligeiramente maior e apresenta maior variabilidade entre as execuções. Por outro lado, quando pa é igual a 1,00 ocorre uma degradação significativa da solução, com custo médio de aproximadamente (49670 €), indicando que a substituição completa dos ninhos em cada iteração prejudica o processo de convergência do algoritmo.

Tabela 12: Média, desvio padrão, melhor valor, pior valor e tempo médio de execução para cada valor de pa .

	$pa = 0,10$	$pa = 0,25$	$pa = 0,50$	$pa = 0,75$	$pa = 1,00$
Média(€)	43017,66352	43016,9934	43016,98157	43016,9813	49670,54374
Desvio Padrão (€)	1,021578016	0,014914893	0,000385029	$7,64297 \times 10^{-5}$	$2,1763 \times 10^{-6}$
Melhor (€)	43016,99201	43016,98126	43016,98125	43016,98124	49670,54374
Pior (€)	43021,84613	43017,07563	43016,98341	43016,98172	49670,54376
Tempo Médio (s)	6,90037793	6,833785137	6,636379619	7,42041941	6,807327392

Tabela 13: Melhor resultado para cada valor de pa .

	$pa = 0,10$	$pa = 0,25$	$pa = 0,50$	$pa = 0,75$	$pa = 1,00$
C_{tot} (€)	43016,99201	43016,98126	43016,98125	43016,98124	49670,54374
C_i (€)	40093,41073	39862,55876	40005,83048	39862,99919	44596,91332
C_{od} (€)	3022,868984	3154,427681	4121,683681	3154,002273	5075,711109
t (s)	6,9965455	6,7208207	6,990292	7,6524511	6,7077651
$U \left(\frac{W}{m^2K} \right)$	874,827249	881,7066255	873,4950604	881,6930996	753,854504
$h_t \left(\frac{W}{m^2K} \right)$	3630,219071	3716,647535	3622,737726	3716,644959	2490,356506
$h_s \left(\frac{W}{m^2K} \right)$	4571,407993	4590,535749	4549,937357	4590,174041	4088,645908
ΔP_t (Pa)	4219,454217	4472,568317	6633,11444	4472,60433	3112,073987
ΔP_s (Pa)	4757,647463	4834,908894	4843,292745	4833,062753	15410,43793
A (m ²)	199,4156349	197,839909	198,8177061	197,8429141	230,3710905
L (m)	2,255720257	2,296659333	2,737408185	2,296693729	4,540455364
N_t	1876	1828	1526	1828	550
d_o (m)	0,015	0,015	0,015	0,015	0,02945427
D_s (m)	0,936552464	0,936551338	0,936551336	0,936551333	1,081055247
B (m)	0,612682602	0,613439658	0,613429118	0,613440258	0,381055247

A análise do desvio padrão evidencia que a variabilidade das soluções diminui à medida que pa aumenta. Enquanto para pa igual a 0,10 o desvio padrão é da ordem de (10^0 €), para pa iguais a 0,50 e 0,75 observa-se a redução para valores da ordem de 10^{-4} € e 10^{-5} €, respectivamente, indicando elevada consistência entre as execuções. Entretanto, para pa igual a 1,00, embora o desvio padrão seja extremamente pequeno, essa estabilidade ocorre em torno de uma solução de custo significativamente maior, caracterizando convergência para uma solução subótima. Os tempos médios de execução variam entre aproximadamente 6,6 s e 7,4 s, mostrando que o parâmetro pa não exerce influência significativa no custo computacional do método.

Já na Tab.13 constata-se que as soluções correspondentes a pa iguais a 0,25; 0,50 e 0,75 são praticamente idênticas, tanto em termos de custo total quanto nas principais variáveis de projeto do trocador de calor. O menor valor encontrado para a função objetivo foi 43016,98124 €, obtido para pa igual a 0,75. Nessas condições, os parâmetros de projeto apresentam valores muito próximos entre si, com coeficiente global de transferência de calor em torno de ($882 \text{ W/m}^2\text{K}$), área de troca térmica próxima de (198 m^2), comprimento de tubo de aproximadamente (2,3 m) e número de tubos igual a 1828.

Em contraste, para pa igual a 1,00; observa-se uma solução estruturalmente distinta, caracterizada por menor coeficiente global de transferência de calor, maior área de troca térmica e comprimento de tubo significativamente maior. Essas características levam a um aumento

considerável do custo total do equipamento. Dessa forma, os resultados indicam que valores intermediários de pa proporcionam melhor equilíbrio entre exploração e intensificação do espaço de busca, conduzindo a soluções de menor custo e maior estabilidade numérica para o problema de projeto do trocador de calor.

Como mencionado por Yang e Deb (2009), valores de pa acima de 0,25 são suficientes para a obtenção de boas soluções para a maioria dos problemas de otimização. Isto foi confirmado aqui, pois mesmo com os valores de desvio padrão reduzindo e obtendo o mínimo para pa igual a 0,75, as melhores soluções encontradas tiveram a maior variação calculada para valores iguais a 0,25 e 0,75, o que corresponde a um aumento de apenas $4,64 \times 10^{-8}\%$.

Na Fig. 5 são apresentados os diagramas de caixa para a variação do parâmetro pa .

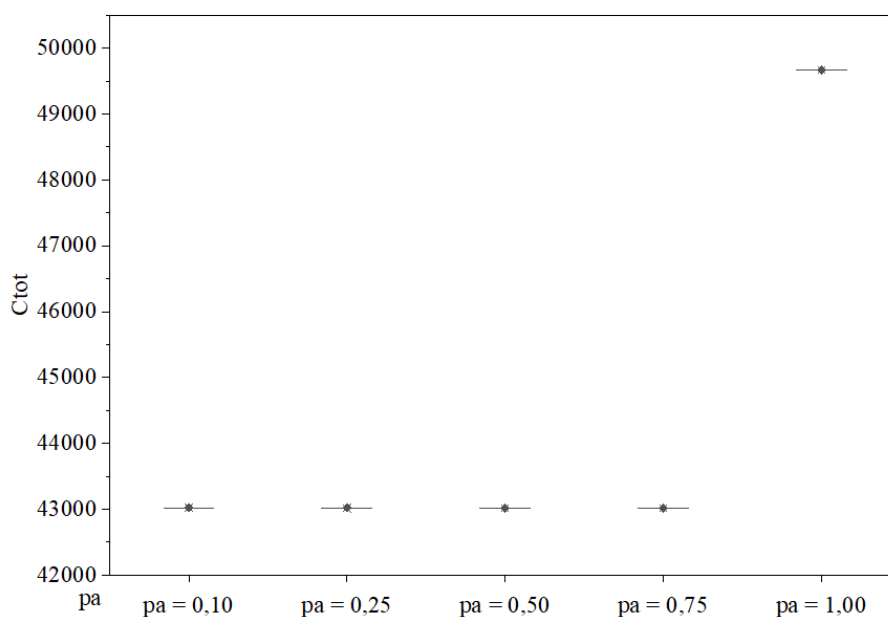


Figura 5: Diagramas de caixa para a variação de pa .

Nestes diagramas é possível observar valores de C_{tot} (€) próximos para pa iguais a 0,25; 0,5 e 0,75; demonstrando, pelo menos visualmente, que o algoritmo, independentemente desses valores de pa , sempre tenderam a valores de custos próximos. Isto é corroborado pelas ampliações apresentadas na Fig. 6.

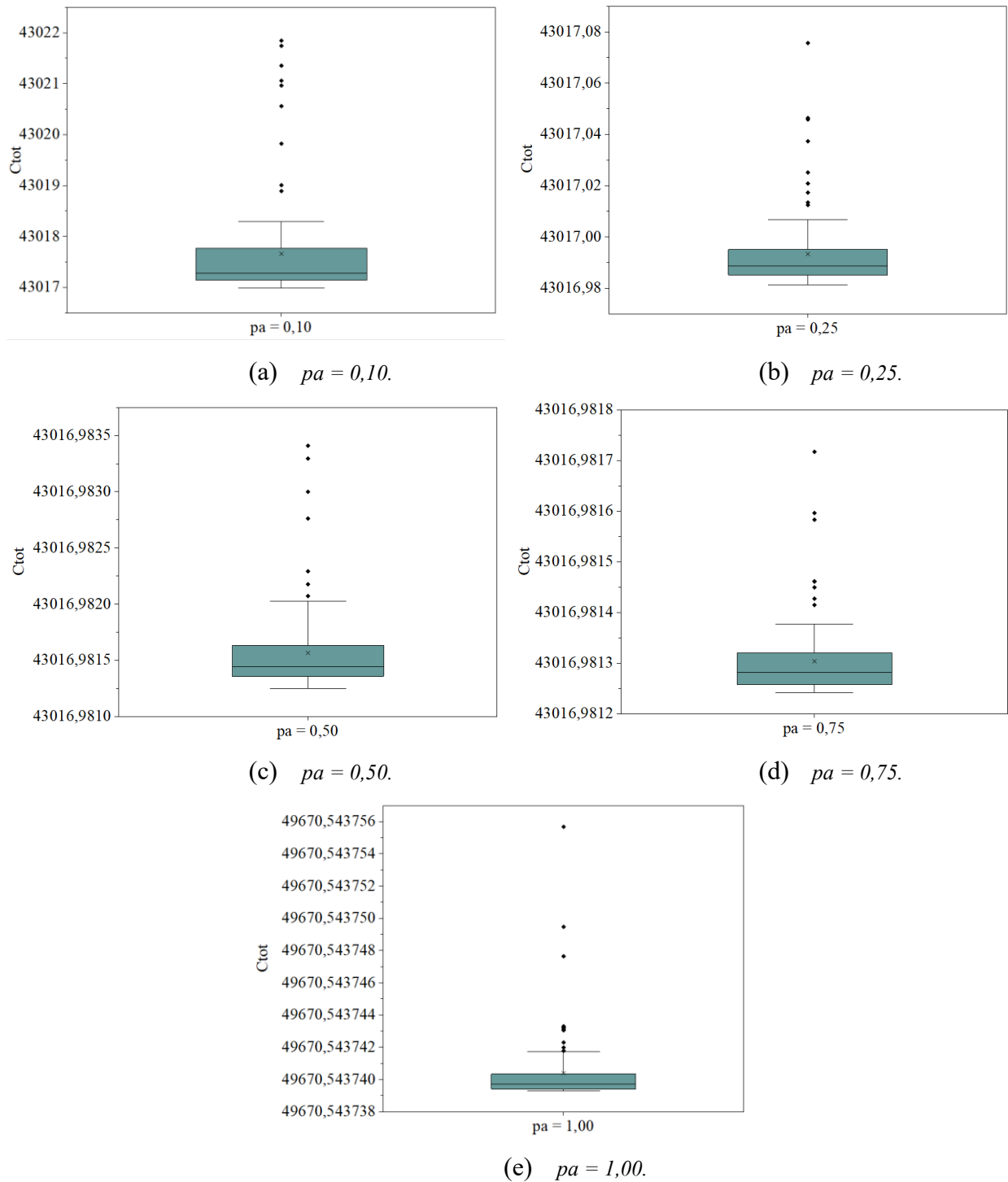


Figura 6: Diagramas de caixa individuais para a variação de pa . (zoom da Fig. 5)

- Variação de n**

A segunda análise trata do parâmetro n (número de ninhos de cucos). Os valores selecionados foram $n = [25 \ 50 \ 100 \ 200 \ 500]$ e os resultados estão dispostos na Tabs. 14 e 15.

Na Tab. 14 nota-se que todos os valores médios da função objetivo são muito próximos, situando-se em torno de 43016,98 €, independentemente do valor de n . Isso indica que o algoritmo apresenta boa estabilidade e convergência para soluções semelhantes, mesmo com

diferentes tamanhos de população. Entretanto, percebe-se uma tendência de redução do desvio padrão à medida que n aumenta, passando de aproximadamente 0,022 para $n=25$ para cerca de 0,0012 para $n=500$. Essa redução indica que populações maiores tornam o algoritmo mais consistente, produzindo resultados com menor variabilidade entre as execuções. De forma semelhante, os valores de pior solução também se aproximam do ótimo à medida que n cresce, evidenciando que populações maiores reduzem a probabilidade de soluções menos eficientes.

Tabela 14: Média, desvio padrão, melhor valor, pior valor e tempo médio para diferentes valores de n .

	$n = 25$	$n = 50$	$n = 100$	$n = 200$	$n = 500$
Média (€)	43017,00268	43016,99367	43016,9878	43016,98461	43016,98258
Desvio Padrão (€)	0,022214893	0,012032182	0,005890904	0,002879248	0,001156201
Melhor (€)	43016,98152	43016,98144	43016,98137	43016,98134	43016,9813
Pior (€)	43017,11662	43017,03832	43017,0135	43016,99564	43016,98601
Tempo Médio (s)	3,680917465	7,015755848	13,82559319	27,68911957	71,84135034

Em relação ao melhor valor encontrado, observa-se uma leve melhoria com o aumento de n . O valor mínimo passa de 43017,00268 € para $n=25$ para 43016,98130 € para $n=500$. Embora essa diferença seja pequena, ela mostra que populações maiores podem favorecer uma exploração mais ampla do espaço de busca, permitindo identificar soluções ligeiramente melhores. Contudo, esse ganho é relativamente modesto quando comparado ao aumento significativo do tempo médio de execução.

Tabela 15: Melhores valores obtidos para a variação do parâmetro n .

	$n = 25$	$n = 50$	$n = 100$	$n = 200$	$n = 500$
C_{tot} (€)	43016,98152	43016,98144	43016,98137	43016,98134	43016,9813
C_i (€)	39861,19164	39877,22716	39861,75098	39892,69534	39863,39731
C_{od} (€)	3155,914866	3148,20948	3155,738749	3125,691849	3153,717871
t (s)	3,6370003	7,0499659	13,9986971	27,788723	71,8676904
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	881,748622	881,2696187	881,7314391	880,7818365	881,680868
$h_t \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	3716,650909	3709,30117	3716,649529	3716,573217	3716,645466
$h_s \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	4591,667933	4592,721778	4591,204646	4565,717966	4589,841577
ΔP_t (Pa)	4472,441643	4450,205552	4472,49347	4475,36081	4472,646014
ΔP_s (Pa)	4841,364257	4850,68434	4840,530994	4709,532159	4831,795646
A (m ²)	197,8305808	197,9399976	197,8343973	198,0455483	197,8456306
L (m)	2,296551045	2,292804152	2,29659535	2,299046533	2,296725754
N_t	1828	1832	1828	1828	1828
d_o (m)	0,015	0,015	0,015	0,015	0,015
D_s (m)	0,936551446	0,93655141	0,93655138	0,936551371	0,936551357
B (m)	0,613452414	0,613418158	0,613416913	0,613421154	0,613435548

O tempo computacional cresce de forma aproximadamente proporcional ao tamanho da população. Enquanto para $n = 25$ o tempo médio é de aproximadamente 3,68 s, para $n=500$ ele aumenta para cerca de 71,84 s, representando um aumento bastante expressivo. Esse comportamento evidencia o *trade-off* clássico entre qualidade/robustez da solução e custo computacional em algoritmos metaheurísticos.

Já na Tab. 15 é possível observar que a maioria das variáveis apresenta variações muito pequenas, indicando que o algoritmo converge para regiões muito semelhantes do espaço de solução. Parâmetros como diâmetro externo do tubo, o número de tubos e o diâmetro do casco praticamente não se alteram entre os diferentes valores de n . Pequenas diferenças são observadas em parâmetros como coeficientes de transferência de calor, o coeficiente global de transferência de calor, a queda de pressão e a área de troca térmica, mas essas variações são relativamente discretas e refletem apenas pequenos ajustes na solução ótima.

Em resumo, como esperado, os resultados indicam que o aumento do tamanho da população melhora a robustez e ligeiramente a qualidade da solução, porém à custa de um aumento significativo no tempo computacional. Assim, valores intermediários de n , como 50 ou 100, podem representar um compromisso adequado entre eficiência computacional e qualidade da solução, enquanto valores muito elevados, como 500, produzem apenas melhorias marginais em relação ao custo adicional de processamento.

Como o NAFO é calculado conforme $n+n \times N_Iter$, qualquer alteração em qualquer um (ou nos dois parâmetros) resulta no aumento ou na redução aumenta o valor do seu valor. Diferentemente da primeira análise de sensibilidade, onde n e N_Iter permaneceram constantes (somente n foi variado), a mudança no valor de n resulta na mudança no valor do NAFO, conforme observado na Tab.16.

Tabela 16: Valores de NAFO para diferentes valores de n .

	$n = 25$	$n = 50$	$n = 100$	$n = 200$	$n = 500$
NAFO	12525	25050	50100	100200	250500
Tempo Médio (s)	3,680917465	7,015755848	13,82559319	27,68911957	71,84135034
Desvio Padrão (s)	0,022214893	0,012032182	0,005890904	0,002879248	0,001156201

Na Tab. 16 é perceptível que a relação entre o NAFO e o número de ninhos seguem uma relação linear, isto é; quanto maior o número de ninhos maiores são os valores do NAFO, o que na prática pode resultar na melhora do valor da função objetivo. Assim como destacado por Yang e Deb (2009), n igual a 15 é uma boa escolha inicial para a maioria dos problemas de otimização. No caso desta contribuição, mudar n de 25 para 500 equivale a uma diferença de apenas $5,18 \times 10^{-4}$.

7% no valor da função objetivo, isto é; um ganho muito pequeno para um aumento significativo do NAFO.

A Fig. 7 apresenta a distribuição dos valores da função objetivo para diferentes tamanhos de população usando o algoritmo BC.

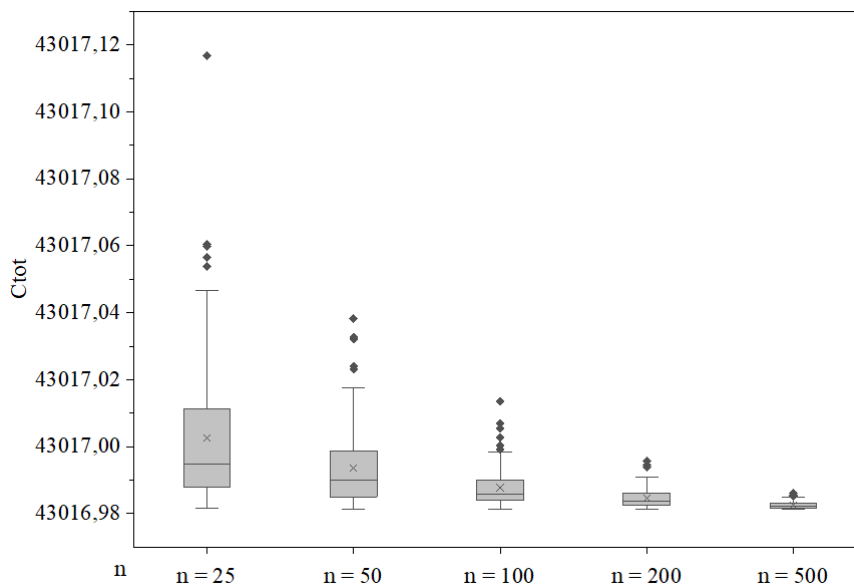


Figura 7: Diagramas de caixa para a variação de n .

Nesta figura observa-se que, à medida que n aumenta, ocorre uma redução clara na dispersão dos resultados. Para $n=25$, é possível observar a amplitude a partir do valor médio da função objetivo, isto é; maior presença de *outliers*, indicando maior variabilidade entre as execuções do algoritmo. Conforme o tamanho da população aumenta ($n=50$) e ($n=100$), essa variabilidade diminui de forma perceptível. Para $n=200$ e principalmente $n=500$, a caixa referência torna-se bastante estreita e os valores ficam fortemente concentrados próximos ao mínimo da função objetivo, evidenciando maior estabilidade e consistência do algoritmo. Além disso, a mediana e a média apresentam leve deslocamento para valores menores de C_{tot} , indicando uma pequena melhoria na qualidade das soluções, conforme pode ser melhor observado na Fig. 8.

De forma geral, o gráfico confirma que populações maiores tornam o algoritmo mais robusto e menos sensível a variações aleatórias, embora os ganhos na função objetivo sejam relativamente pequenos quando comparados ao aumento do custo computacional.

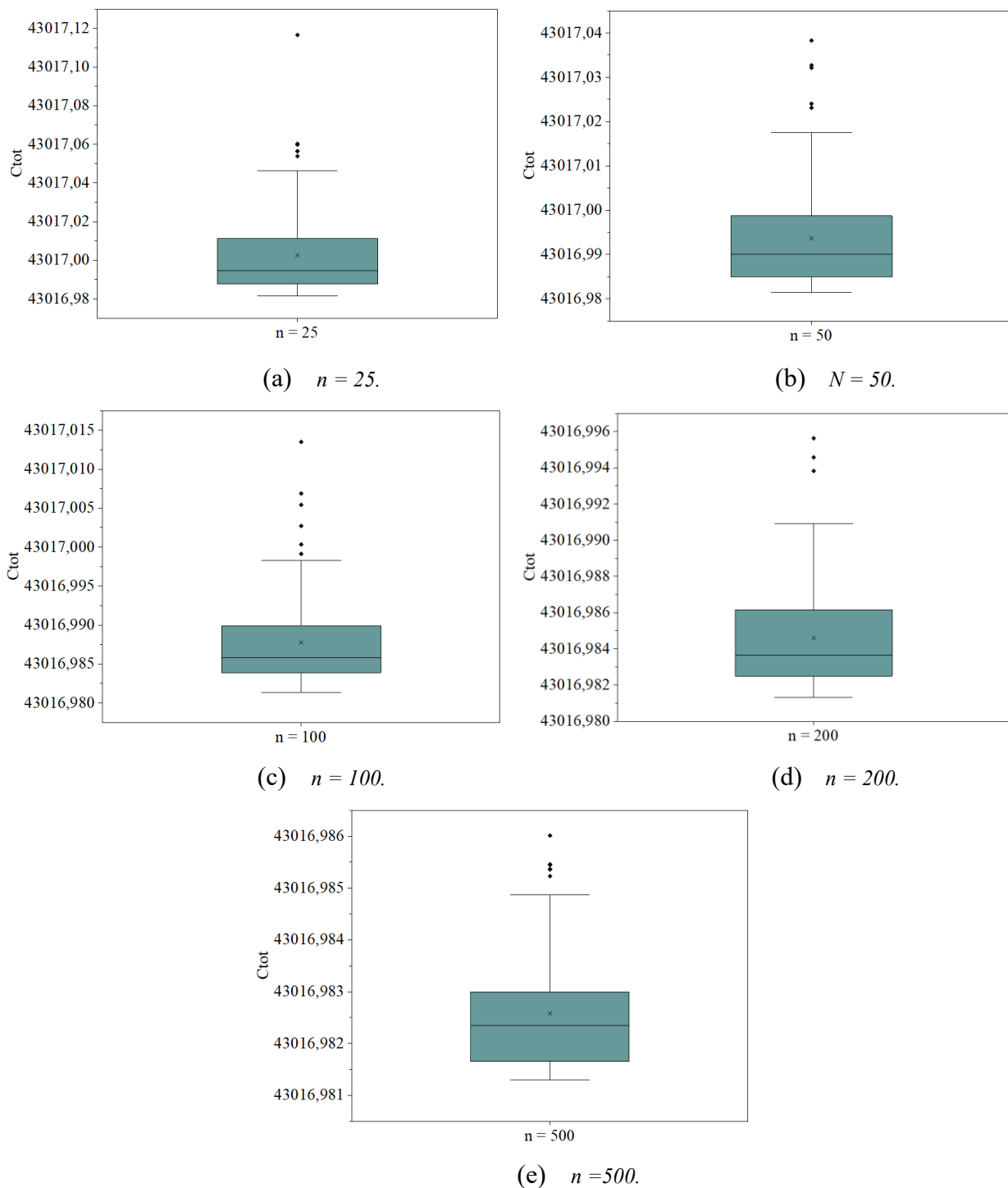


Figura 8: Diagramas de caixa individuais para a variação de n (zoom da Fig. 7).

• Variação de N_Iter

Por fim, avalia-se a influência do número máximo de iterações ($N_Iter = [100 \ 250 \ 500 \ 750 \ 1000]$). Os resultados obtidos com esta análise são apresentados nas Tabs.17 e 18.

Observando os resultados da Tab. 17 verifica-se que valores baixos de N_Iter produzem soluções menos estáveis. Para $N_Iter=250$ e principalmente $N_Iter=100$, a média da função objetivo apresenta valores significativamente maiores e um desvio padrão elevado, destacando-se o caso onde $N_Iter=100$, cujo desvio padrão é alto (31,73 €). Isso indica grande variabilidade

entre as execuções e evidencia que o algoritmo ainda não teve iterações suficientes para convergir adequadamente para a região ótima. Além disso, os valores de pior solução nesses casos são consideravelmente mais altos, indicando maior probabilidade de convergência para soluções de baixa qualidade.

Tabela 17: Média, desvio padrão, melhor valor, pior valor e tempo médio para diferentes valores de N_Iter .

	$N_Iter = 100$	$N_Iter = 250$	$N_Iter = 500$	$N_Iter = 750$	$N_Iter = 1000$
Média (€)	43049,1252	43017,51377	43016,99445	43016,98182	43016,98129
Desvio Padrão (€)	31,73395577	0,739362232	0,014175595	0,000694204	$5,22374 \times 10^{-5}$
Melhor (€)	43017,52148	43016,98225	43016,98144	43016,98124	43016,98124
Pior (€)	43184,02858	43021,2033	43017,05156	43016,98511	43016,98155
Tempo Médio (s)	1,647702703	4,077631394	8,012571645	11,98971079	16,02073226

Tabela 18: Melhores valores obtidos para diferentes valores de N_Iter .

	$N_Iter = 100$	$N_Iter = 250$	$N_Iter = 500$	$N_Iter = 750$	$N_Iter = 1000$
C_{tot} (€)	43017,52148	43016,98225	43016,98144	43016,98124	43016,98124
C_i (€)	40095,15923	39959,85034	39946,27687	39861,65756	39822,32903
C_{od} (€)	3220,111863	4133,163927	4175,431703	3155,513951	4259,447172
t (s)	1,602759	4,1816953	7,8587511	12,1561517	16,262226
$U \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	874,9950312	874,8761298	875,284623	881,734309	879,0317504
$h_t \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	3518,413302	3594,274547	3554,633242	3716,649759	3676,623897
$h_s \left(\frac{W}{m^2 K} \right)$	4817,191184	4645,898229	4743,11768	4591,282019	4594,965016
ΔP_t (Pa)	3879,917519	6439,660329	6222,480772	4472,484814	6882,98314
ΔP_s (Pa)	6216,732478	5252,699829	5835,168867	4839,607164	4952,56265
A (m ²)	199,4275739	198,5038548	198,4112135	197,8337599	197,5654282
L (m)	2,179188752	2,672831617	2,634803954	2,29658795	2,736598302
N_t	1942	1576	1598	1828	1532
d_o (m)	0,015	0,015	0,015	0,015	0,015
D_s (m)	0,936736098	0,93655174	0,936551388	0,936551333	0,936551333
B (m)	0,610947086	0,613422528	0,613506529	0,613440528	0,61343734

A partir de $N_Iter=500$, observa-se uma melhora significativa no desempenho do algoritmo. A média da função objetivo se aproxima do valor ótimo, enquanto o desvio padrão diminui drasticamente, indicando maior estabilidade dos resultados. Para $N_Iter=750$ e $N_Iter=1000$, essa tendência se intensifica, com valores extremamente baixos de desvio padrão, mostrando que o algoritmo passa a produzir soluções praticamente idênticas entre diferentes execuções. O melhor valor encontrado também melhora gradualmente, atingindo aproximadamente 43016,98124 € para $N_Iter=750$ e $N_Iter=1000$, o que sugere que o algoritmo atinge um limite

de melhoria a partir desse ponto.

Em relação ao tempo médio de execução, observa-se um aumento aproximadamente proporcional ao número de iterações, passando de cerca de 1,64 s para $N_Iter=100$ para aproximadamente 16 s para $N_Iter=1000$. Isso evidencia o aumento do custo computacional associado à ampliação do processo iterativo, embora os ganhos em qualidade e robustez da solução justifiquem, em parte, esse aumento.

Já os resultados apresentados na Tab. 18 confirmam esse comportamento. Para valores menores de N_Iter , as variáveis de projeto apresentam diferenças mais pronunciadas, indicando soluções menos refinadas. Entretanto, a partir de $N_Iter=500$, os parâmetros passam a apresentar valores muito próximos entre si, evidenciando que o algoritmo converge para uma região específica do espaço de busca. Variáveis como o diâmetro externo dos tubos e o diâmetro do casco permanecem praticamente constantes, enquanto a de troca térmica, o comprimento dos tubos, os coeficientes de transferência de calor e as quedas de pressão apresentam apenas pequenas variações.

De forma geral, os resultados indicam que, como esperado, valores baixos de N_Iter são insuficientes para garantir uma convergência adequada do algoritmo, resultando em soluções instáveis e de menor qualidade. Por outro lado, valores a partir de 500 gerações já permitem obter soluções próximas do ótimo, enquanto 750 ou 1000 gerações proporcionam maior robustez e consistência, embora com aumento no tempo computacional. Assim, valores intermediários, como 500 ou 750, podem representar um compromisso adequado entre qualidade da solução e custo computacional.

Na Tab. 19 é apresentada a influência deste parâmetro no NAFO, já que este altera, diretamente, o custo computacional de qualquer aplicação.

Tabela 19: Valores de NAFO para diferentes valores de N_Iter .

	$N_Iter = 100$	$N_Iter = 250$	$N_Iter = 500$	$N_Iter = 750$	$N_Iter = 1000$
NAFO	5050	12550	25050	37550	50050
Tempo Médio (s)	1,647702703	4,077631394	8,012571645	11,98971079	16,02073226
Desvio Padrão (s)	31,73395577	0,739362232	0,014175595	0,000694204	$5,22374 \times 10^{-5}$

Nesta tabela observa-se que o NAFO cresce linearmente com o aumento de N_Iter , passando de 5050 para 50050, o que reflete diretamente o aumento do esforço computacional do algoritmo. Em termos de desempenho, nota-se que valores menores do NAFO (associados a $N_Iter=100$ e 250) apresentam desvios padrão elevados, indicando grande variabilidade nos resultados e, portanto, menor estabilidade na convergência do algoritmo. Em particular, o caso de

$N_Iter=1000$ apresenta a maior variabilidade, evidenciando que o número de avaliações ainda é insuficiente para garantir uma busca eficiente no espaço de soluções.

À medida que o $NAFO$ aumenta, observa-se uma redução significativa do desvio padrão, chegando a valores extremamente baixos para $NAFO = 37550$ e 50050 , o que indica que o algoritmo passa a apresentar resultados muito mais consistentes entre as execuções. Esse comportamento demonstra que um maior número de avaliações da função objetivo favorece a convergência para soluções mais estáveis e próximas do ótimo. Entretanto, esse ganho de robustez ocorre com aumento do tempo médio de execução, que cresce conforme o $NAFO$ aumenta. Assim, os resultados indicam que valores intermediários de $NAFO$ (por exemplo, aqueles associados a N_Iter entre 500 e 750) já são suficientes para garantir boa estabilidade do algoritmo, sem um aumento excessivo no custo computacional.

A Fig. 9 mostra a distribuição dos valores da função objetivo para diferentes números de iterações usando o algoritmo BC.

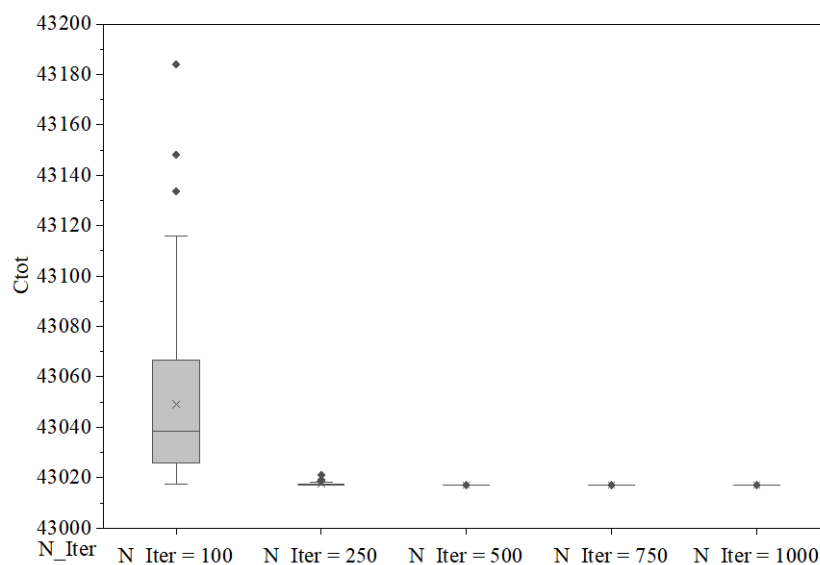
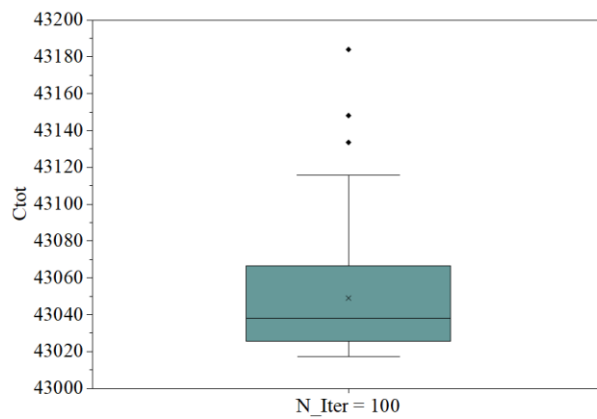
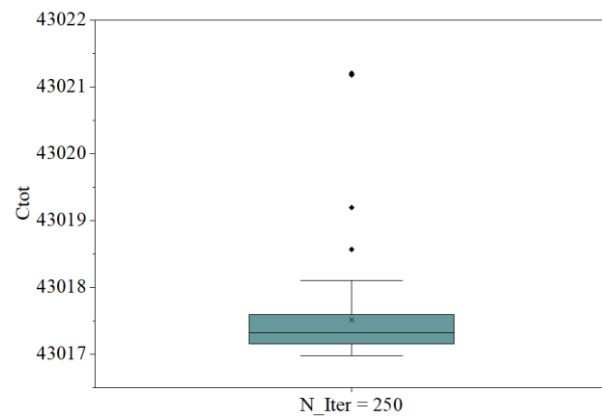
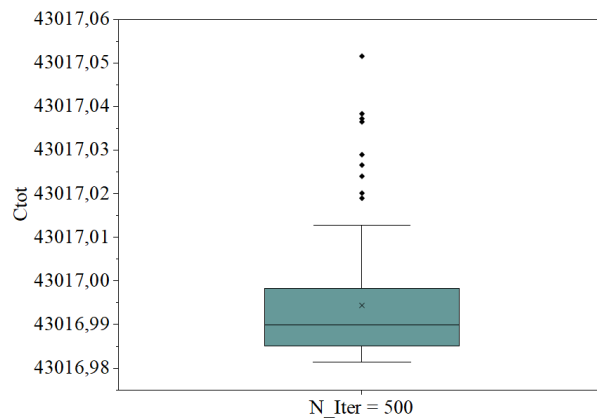
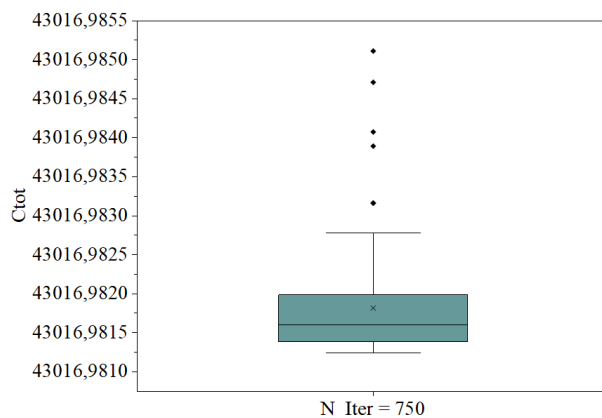
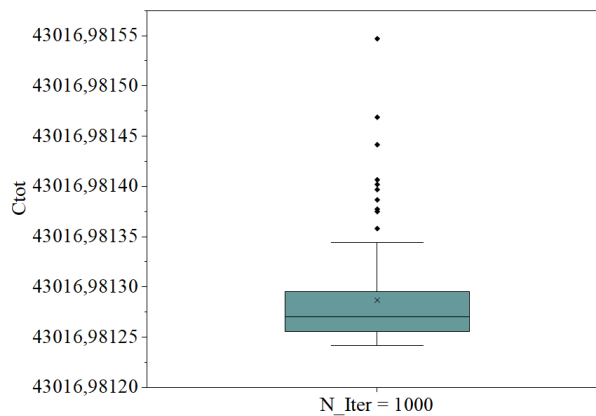


Figura 9: Diagramas de caixas para a variação de N_Iter .

Observa-se que para $N_Iter=100$ há grande dispersão dos resultados, com presença de vários outliers, indicando elevada variabilidade entre as execuções e convergência instável do algoritmo. Isso sugere que um número reduzido de iterações é insuficiente para que o método explore adequadamente o espaço de busca. A partir de $N_Iter=250$ ocorre uma redução abrupta da variabilidade, e para $N_Iter=500$, 750 e 1000 as caixas tornam-se extremamente estreitas, praticamente colapsando em torno de um único valor (como pode ser visto na Fig. 10). Esse comportamento indica forte convergência e alta repetibilidade dos resultados, com valores da função objetivo muito próximos entre si.

(a) $N_Iter = 100$.(b) $N_Iter = 250$.(c) $N_Iter = 500$.(d) $N_Iter = 750$.(e) $N_Iter = 1000$.**Figura 10:** Diagramas de caixas individuais para variaão de N_Iter (zoom da Fig. 9).

5. Conclusões

Neste trabalho foi apresentada a aplicação do algoritmo BC (Busca Cuco) ao problema de projeto de trocadores de calor do tipo casco tubo, visando à minimização do custo anual total associado ao equipamento. O problema foi formulado considerando simultaneamente os custos de investimento e os custos operacionais decorrentes do bombeamento dos fluidos, além das restrições associadas ao desempenho térmico do trocador de calor.

A partir dos resultados obtidos para os estudos de caso analisados, verificou-se que o algoritmo BC foi capaz de encontrar soluções economicamente competitivas quando comparadas com aquelas reportadas na literatura especializada. Em particular, foi observada uma redução de aproximadamente 6,08% no custo anual total, evidenciando o potencial da estratégia de otimização empregada.

A comparação entre as disposições triangular e quadrada dos tubos indicou que ambas conduzem a soluções com valores muito próximos de custo total, sugerindo que o processo de otimização converge para configurações geometricamente distintas, porém economicamente equivalentes. Apesar disso, observou-se uma redistribuição interna entre os componentes do custo, em que determinadas configurações apresentaram menor custo de investimento, enquanto outras resultaram em maior custo operacional.

A análise de sensibilidade dos parâmetros do algoritmo demonstrou que o método apresenta boa robustez e estabilidade, com baixa variabilidade entre diferentes execuções. Observou-se ainda que valores moderados para o número de iterações e para o tamanho da população são suficientes para garantir boa convergência, evitando aumentos desnecessários no custo computacional. Além disso, a análise do número de avaliações da função objetivo evidenciou a importância de considerar simultaneamente a qualidade da solução obtida e o esforço computacional requerido ao comparar diferentes algoritmos de otimização.

De modo geral, os resultados obtidos confirmam que o algoritmo BC constitui uma ferramenta eficiente para a resolução de problemas de projeto em engenharia, destacando-se por sua simplicidade de implementação e pela reduzida quantidade de parâmetros de ajuste.

Finalmente, como sugestão para inicializar um novo estudo de caso usando o algoritmo BC recomenda-se 50 ninhos, 500 gerações (iteraões) e uma probabilidade igual a 0,25. Cabe destacar que, embora não exista garantia alguma que esta combinação resulte em um bom resultado, esta pode ser um bom ponto de partida para uma nova aplicação.

Como perspectivas para trabalhos futuros, sugere-se a aplicação do algoritmo em formulações multiobjetivo, considerando simultaneamente critérios como eficiência térmica, custo e queda

de pressão, bem como a avaliação de estratégias híbridas que combinem o algoritmo BC com outras técnicas de otimização ou métodos determinísticos.

6. Referências Bibliográficas

- Asadi M., Song Y., Sunden B., Xie G., **Economic optimization design of shell-and-tube heat exchangers by a cuckoo-search-algorithm.***Applied Thermal Engineering* 73 (2014), 1030–1038.
- Bezerra N.A., Costa F.G.B.C., Nascimento G.M., Carvalho P.V.M., Paiva F.A.P., Cacio L., **Uma variante melhorada do algoritmo busca cuco usando uma estratégia de quasi opposition-based learning.***IX Computer on the Beach* (2018), 60–69.
- Canestrari D., Bolopo D., Turlings T.C.J., Roder G., Marcos J.M., Baglione V., **From parasitism to mutualism: unexpected interactions between a cuckoo and its host.** *Science* 343 (2014), 1350–1352.
- Caputo A.C., Pelagagge P.M., Salini P., **Heat exchanger design based on economic optimisation.** *Applied Thermal Engineering* 28 (2008), 1151–1159.
- Fettaka S., Thibault J., Gupta Y., **Design of shell-and-tube heat exchangers using multiobjective optimization.** *International Journal of Heat and Mass Transfer* 60 (2013), 343–354.
- Gürgen S., **Shell and tube heat exchanger optimization: A critical literature assessment and fairness-based comparative performance analysis of meta-heuristic algorithms.***Case Studies in Thermal Engineering* 72 (2025), 106405.
- Hadidi A., Nazari A., **Design and economic optimization of shell-and-tube heat exchangers using biogeography-based (BBO) algorithm.***Applied Thermal Engineering* 51 (2013), 1263–1272.
- Hajabdollahi H., Ahmadi P., Dincer I., **Thermoeconomic optimization of a shell and tube condenser using both genetic algorithm and particle swarm.***International Journal of Refrigeration* 34 (2011).
- Hewitt G.F., **Heat Exchanger Design Handbook.**Begell House, Nova Iorque, EUA, 1989.
- Incropera F.P., DeWitt D.P., **Fundamentals of Heat and Mass Transfer.** John Wiley, Nova Iorque, EUA, 1996.
- Kern D.Q., **Process Heat Transfer.**McGraw-Hill, Nova Iorque, EUA, 1950.

Libotte G.B., Lobato F.S., Platt G.M., Moura Neto F.D., **Projeto de trocadores de calor casco e tubo usando o algoritmo de polinização de flores e modelos caóticos.***Revista Cereus* 11 (2019), 117–139.

Mohanty D.K., **Gravitational search algorithm for economic optimization design of a shell and tube heat exchanger.***Applied Thermal Engineering* 107 (2016), 184–193.

Patel V.K., Rao R.V., **Design optimization of shell-and-tube heat exchanger using particle swarm optimization technique.***Applied Thermal Engineering* 30 (2010), 1417–1425.

Peters M.S., Timmerhaus K.D., ***Plant Design and Economics for Chemical Engineers.*** McGraw-Hill, Nova Iorque, EUA, 1991.

Prajapati P., Raja B.D., Savaliya H., Patel V., Jouhara H., **Thermodynamic evaluation of shell and tube heat exchanger through advanced exergy analysis.***Energy* 209 (2024), 130421.

Rajabioun R., **Cuckoo optimization algorithm.***Applied Soft Computing* 11 (2011), 5508–5518.

Sahin A.S., Kılıç B., Kılıç U., **Design and economic optimization of shell and tube heat exchangers using Artificial Bee Colony (ABC) algorithm.***Energy Conversion and Management* 52 (2011), 3356–3362.

Selbaş R., Kızılkın Ö., Reppich M., **A new design approach for shell-and-tube heat exchangers using genetic algorithms from economic point of view.***Chemical Engineering and Processing* 45 (2006), 268–275.

Segundo E. H. V., Amoroso A.L., Mariani V.C., Coelho L.S., **Economic optimization design for shell-and-tube heat exchangers by a Tsallis differential evolution.***Applied Thermal Engineering* 111 (2017), 143–151.

Sinnott R.K., Coulson J.M., Richardson J.F., ***Chemical Engineering Design*, vol. 6.** Butterworth-Heinemann, Boston, EUA, 1996.

Saha S., Hasan N., **Numerical evaluation of thermohydraulic parameters for diverse configurations of shell-and-tube heat exchanger.***Results in Engineering* 23 (2024), 102509.

Sanaye S., Hajabdollahi H., **Multi-objective optimization of shell and tube heat exchangers.***Applied Thermal Engineering* 30 (2010), 1937–1945.

Tall M., Bulatov I., Klemes J., Stehlik P., **Cost estimation and energy price forecast for economic evaluation of retrofit projects.***Applied Thermal Engineering* 23 (2003), 1819–1835.

Von Karman T., Biot M.A., **Mathematical Methods in Engineering.** McGraw-Hill, 1940.

Yang X.S., Deb S., **Cuckoo search via levy flights.** In *World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing* (2009), 210–214.

Wang Y., **Mutualisms in a parasitism-predation system consisting of crows, cuckoos and cats.***Applied Mathematical Modelling* 40 (2016), 9656–9674.