

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

OTIMIZAÇÃO GEOMÉTRICA DE UM ACUMULADOR TÉRMICO UTILIZANDO O MÉTODO
DE OTIMIZAÇÃO EXTREMA GENERALIZADA

por

Felipe Ramos Coelho

Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Mecânica da Escola de Engenharia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para obtenção do diploma de Engenheiro Mecânico.

Porto Alegre, Novembro de 2014



Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Escola de Engenharia

Departamento de Engenharia Mecânica

OTIMIZAÇÃO GEOMÉTRICA DE UM ACUMULADOR TÉRMICO UTILIZANDO O MÉTODO
DE OTIMIZAÇÃO EXTREMA GENERALIZADA

por

Felipe Ramos Coelho

ESTA MONOGRAFIA FOI JULGADA ADEQUADA COMO PARTE DOS
REQUISITOS PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
ENGENHEIRO MECÂNICO
APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELA BANCA EXAMINADORA DO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

Prof. Dra. Thamy Cristina Hayashi
Coordenador do Curso de Engenharia Mecânica

Área de Concentração: **Energia e Fenômenos de Transporte**

Orientador: Prof. Dra. Letícia Jenisch Rodrigues

Comissão de Avaliação:

Prof. Dr. Paulo Smith Schneider

Prof. Dr. Jorge Rodolfo Silva Zabadal

Prof. Dr. Horácio Antônio Vielmo

Porto Alegre, 14 de Novembro, 2014.

COELHO, F. R. **Otimização Geométrica de um Acumulador Térmico utilizando o Método de Otimização Extrema Generalizada**. 2014. 23 folhas. Monografia (Trabalho de Conclusão do Curso em Engenharia Mecânica) – Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

RESUMO

Este trabalho apresenta a otimização geométrica de um sistema de acumulação de energia térmica solar. O acumulador estudado consiste em uma disposição de chapas planas de aço AISI 304, utilizadas como material de acumulação. Ar aquecido escoava entre as chapas de aço, dando início ao processo de transferência de calor, que é modelado através do modelo da capacitância global. As equações da modelagem definem dois parâmetros que representam a geometria do acumulador: um relacionado com a área superficial das chapas e outro com o volume ocupado pelas chapas. Esses parâmetros são otimizados através do algoritmo estocástico GEO (Otimização Extrema Generalizada), tendo como objetivo reduzir a diferença entre a temperatura do fluido de saída do sistema de acumulação e a temperatura de referência. Os resultados obtidos são comparados com os obtidos por outros autores utilizando métodos de otimização diferentes. O método GEO obteve resultados cerca de 50 vezes mais rápido e com valores 6,5% melhores, necessitando de pouco tempo computacional e obtendo os valores ótimos já nas primeiras iterações. Sendo assim, conclui-se que o algoritmo estocástico é uma boa alternativa para solução de problemas de acumulação térmica, e que pode ser usado futuramente para problemas mais complexos na área.

PALAVRAS-CHAVE: Otimização geométrica; acumulação térmica; Otimização Extrema Generalizada; capacitância global.

COELHO, F. R. **Geometric Optimization of a Thermal Storage System using the Generalized Extremal Optimization Method**. 2014. 23 folhas. Monografia (Trabalho de Conclusão do Curso em Engenharia Mecânica) – Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

ABSTRACT

This paper presents the geometric optimization of a solar thermal energy storage system. The storage system is studied as an arrangement of flat plates of AISI 304 steel, used as the storage material. Heated air flows within the steel plates, starting the heat transfer process, which is modeled using the global capacitance method. The modeling equations define two parameters that represent the geometry of the system: one related to the surface area of the plates and the other with the volume occupied by the plates. These parameters are optimized through stochastic algorithm GEO (Generalized Extremal Optimization), aiming to reduce the temperature difference between the output fluid temperature and the reference output temperature. The results obtained are compared with those obtained by other authors using different optimization methods. The GEO method obtained results about 50 times faster and with values 6.5% better, requiring little computational time and resulting in optimal values within the first iterations. Thus, the conclusion is that the stochastic algorithm is a good alternative to solve thermal storage problems, and it can be used in the future for more complex problems in the area.

KEYWORDS: Geometric optimization; thermal storage; Generalized Extremal Optimization; global capacitance.

ÍNDICE

1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS.....	1
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	1
4. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	3
5. CASO ESTUDADO	5
6. METODOLOGIA	8
7. RESULTADOS.....	10
8. CONCLUSÕES	13
9. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	14
APÊNDICE A - Código GEO utilizado na otimização em FORTRAN.	15

1. INTRODUÇÃO

A crescente busca por fontes de energia sustentáveis e o aumento da demanda de energia por parte da população têm colaborado com a popularização de fontes de energia alternativas. A utilização de energia solar como fonte de energia térmica é uma opção interessante e viável. Diversas aplicações na área de aquecimento estão substituindo energia elétrica por energia solar, como aquecedores de piscina e secadores solares, por exemplo. A energia solar possui as vantagens de ser uma energia com custo de operação geralmente menor que as concorrentes, é uma fonte de energia renovável e gera poucos impactos ambientais.

Entretanto, uma das grandes limitações da energia solar como fonte de energia térmica é a variação de disponibilidade de radiação solar ao longo do dia. A maioria das aplicações desse tipo de fonte de energia, como aquecimento de água e ar, necessita de uma temperatura de saída constante ou o mais próximo disso possível. Sendo assim, uma boa solução para o problema é o uso de um sistema de acumulação térmica.

Estes sistemas podem acumular energia de diversas formas, podendo ser classificados como sistemas de acumulação de calor sensível, calor latente ou químico (Bal *et al.*, 2010). Os sistemas de acumulação de calor sensível utilizam meios sólidos ou líquidos para acumulação de energia térmica, sem que haja troca de fase. Nesse tipo de sistema, as propriedades térmicas e geométricas do meio são de grande importância, pois são elas que governarão a dinâmica de acumulação térmica e, conseqüentemente, o comportamento da temperatura de saída do acumulador.

A secagem de frutas utilizando energia solar é um exemplo de processo onde a temperatura de saída do acumulador para a câmara de secagem deve ser aproximadamente constante para que as frutas fiquem uniformemente desidratadas. Em secadores de fruta solares é comum o uso de acumuladores térmicos sólidos, como por exemplo, pedras ou blocos de concreto.

Desta forma, esse trabalho contribui para o estudo do processo de acumulação de calor sensível em meios sólidos, utilizando o método GEO para otimizar a geometria do sistema acumulador para que a temperatura de saída seja o mais uniforme possível. O fluido de trabalho utilizado é o ar, por ser o fluido presente em câmaras de secagem, e o material de acumulação estudado é o aço AISI 304. Resultados de outros autores que realizaram estudos semelhantes são comparados com os obtidos nesse trabalho, buscando enriquecer a análise e discussão dos resultados obtidos.

2. OBJETIVOS

Esse trabalho visa otimizar a geometria de um sistema de acumulação de energia térmica sensível para que a temperatura de saída do sistema varie o mínimo possível. Para tanto, utiliza-se o algoritmo estocástico GEO, tendo-se como parâmetros a área e o volume do material de acumulação.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Bal *et al.*, 2010 fizeram revisões de estudos na área de materiais de acumulação de energia térmica para utilização na secagem de produtos agrícolas, classificando-os de acordo com seu princípio de funcionamento e indicando as vantagens e aplicabilidade de cada método. Sendo assim, os materiais de acumulação foram classificados primeiramente quanto à natureza térmica ou química do fenômeno de armazenamento de energia térmica, e estes, ainda podem ser divididos em armazenamento de energia através de calor latente e calor sensível. O estudo conclui que, para secagem de produtos agrícolas, os métodos de acumulação mais utilizados são os de calor latente e sensível. Além disso, o armazenamento

de energia térmica utilizando materiais de troca de fase é uma boa alternativa quando existe restrição de espaço para a instalação de uma unidade de armazenamento. Parafinas se mostraram uma boa alternativa nesse caso, porém possuem a desvantagem de possuir baixa condutividade térmica.

Outros estudos sobre materiais de acumulação de energia térmica foram realizados por Fernandez *et al.*, 2010, analisando quais materiais são mais adequados através da metodologia de seleção de materiais. O armazenamento de energia térmica estudado foi o de energia de calor sensível entre 150°C e 200°C em dois casos distintos: um com acumulação de longa duração e outro com acumulação de curta duração. Os resultados mostraram que para o caso de longas durações o cloreto de sódio foi o material mais adequado e que para o caso de curta duração o concreto e cloreto de sódio foram os mais adequados.

Chauhan *et al.*, 1996, estudaram as características de um secador solar de coentro com e sem uma camada de pedras utilizada como material de acumulação térmica e durante períodos com e sem iluminação solar. A análise foi feita através de balanços térmicos entre o fluido de trabalho e o material de acumulação utilizando o método dos elementos finitos. Os resultados mostraram que para uma vazão de ar de 250 kg/hm² a redução do conteúdo de água no produto reduziu de 28,2% para 11,4% em um período de 2 dias e duas noites para o caso em que o acumulador térmico foi usado, enquanto sem armazenamento de energia foram necessários 3 dias.

Outro estudo na área de secadores solares foi o de Amer *et al.*, 2010, no qual desenvolveram um secador solar híbrido usando energia solar direta e um trocador de calor como sistema de acumulação de energia térmica, composto por um tanque com água e um aquecedor elétrico. O secador operou em dias ensolarados, nublados e durante a noite, sendo que em períodos de baixa ou nenhuma radiação solar, o aquecedor elétrico garante que o processo de secagem continue. O secador foi capaz de secar 30 kg de banana, reduzindo seu conteúdo de água de 82% para 18% em 8 h em um dia ensolarado, enquanto a secagem diretamente no sol durante o mesmo período de tempo apenas reduziu o conteúdo de água para 62%.

Sragovich, 1989, desenvolveu um método para calcular e projetar sistemas de acumulação térmica por calor sensível para altas temperaturas, avaliando o comportamento do sistema ao longo do tempo. Para isso, foi utilizada uma formulação baseada no modelo da capacitância global e na formulação apresentada por Duffie, 1980 adaptada para materiais de acumulação tubulares. Para que o modelo da capacitância global pudesse ser aplicado, o material foi discretizado em volumes que respeitassem a condição de que o número de Biot seja menor que 0,1. O sistema de acumulação consiste em tijolos refratários vazados por tubos circulares e tem como função manter a temperatura do processo químico em um mínimo aceitável durante períodos de baixa intensidade solar. A aplicação do material de armazenamento permitiu que o processo continuasse por maiores períodos de tempo nessas condições. Os resultados permitiram prever as características dos sistemas de armazenamento de energia e otimizar o projeto em função de parâmetros operacionais como a geometria e as características térmicas do sistema.

Metodologias de projeto de sistemas de acumulação também foram estudadas por Salomoni *et al.*, 2014, onde analisaram duas metodologias para projetar um sistema de acumulação de energia térmica sensível aplicados a usinas de geração de energia solar. O sistema consiste em um escoamento de água aquecida em tubos inseridos em blocos de concretos, que têm como função armazenar energia térmica. Uma das metodologias é mais simplificada, tratando o escoamento inteiro do fluido como um volume de controle e desconsiderando a resposta transiente e é chamada de “*quasi-steady*”. A outra é chamada de “*non-steady*”, pois considera a variação da temperatura no tempo e discretizou o volume do fluido em diversas seções. Os resultados mostraram que a análise “*quasi-steady*”, apesar de ser mais simplificada, obteve soluções muito próximas das obtidas pelo outro método para tubos de até 10 m de comprimento, tornando-a mais adequada para estes casos devido ao menor tempo computacional requerido. No entanto, a análise “*non-steady*” obteve melhores resultados para tubos maiores.

Andriotty, 2014, realizou um estudo de otimização de sistemas de acumulação de energia térmica sensível que operam com fontes de energia intermitentes. Para analisar a transferência de calor entre o fluido e o material de acumulação foram utilizados balanços de energia e o comportamento transiente do sólido foi descrito utilizando o modelo da capacitância global. Os seguintes parâmetros de otimização foram utilizados: geometria do material de acumulação, propriedades termofísicas do material de acumulação e vazão do fluido de trabalho. A função objetivo foi definida como sendo o módulo da diferença entre a taxa de energia de saída do sistema de e a taxa de energia de saída desejada. A formulação desenvolvida foi implementada no programa *Engineering Equation Solver (EES)* e otimização foi realizada através de algoritmos genéticos. Os resultados mostraram que quando o número de parâmetros de otimização aumentou, a diferença relativa entre a taxa de energia de saída e taxa de energia de saída alvo aumentou, sendo que a máxima foi de 50% para 2 parâmetros de otimização e a mínima de 24% para quatro parâmetros de otimização.

Outro estudo na área de otimização foi o de De Sousa *et al.*, 2003, que desenvolveu um novo método estocástico de otimização chamado GEO (Otimização Extrema Generalizada). O algoritmo é voltado para problemas que possuam espaço de projeto complexo, onde outros métodos tradicionais não são adequados. Além disso, o algoritmo desenvolvido possui a vantagem de ser simples de aplicar, pois não possui termos diferenciais, é aplicável a diversos tipos de variáveis e apenas possui um parâmetro que deve ser ajustado.

Cassol, 2009, aplicou o método GEO para resolver um problema de otimização de projeto de iluminação de interiores. O problema foi abordado através da análise inversa, gerando uma modelagem matemática utilizada para descrever o comportamento da radiação térmica aplicada a iluminação. O projeto inverso gera um sistema de equações que tem como variáveis de projeto a posição e potência das fontes luminosas. Essas variáveis são otimizadas através do algoritmo de otimização extrema generalizada, gerando diversas configurações diferentes nas quais ocorre a melhor solução.

4. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para otimizar o desempenho de um acumulador térmico é necessário resolver o problema de transferência de calor entre o fluido de trabalho e o sólido de acumulação equacionando os parâmetros de operação e propriedades do material através de balanços de energia. No entanto, a resolução direta dessas equações básicas para a configuração proposta e no regime transiente requer grande tempo computacional. A utilização de modelos simplificados como o modelo de capacitância global elimina a necessidade de calcular os gradientes de temperatura ao longo do sólido, ao mesmo tempo que mantém parâmetros físicos importante para a resolução do problema. Contudo, métodos simplificados como este geram limitações na modelagem, necessitando de futuras considerações e ajustes (Andriotty, 2014).

Andriotty, 2014, modelou o problema de acumulação em placas conforme mostra a Figura 4.1.

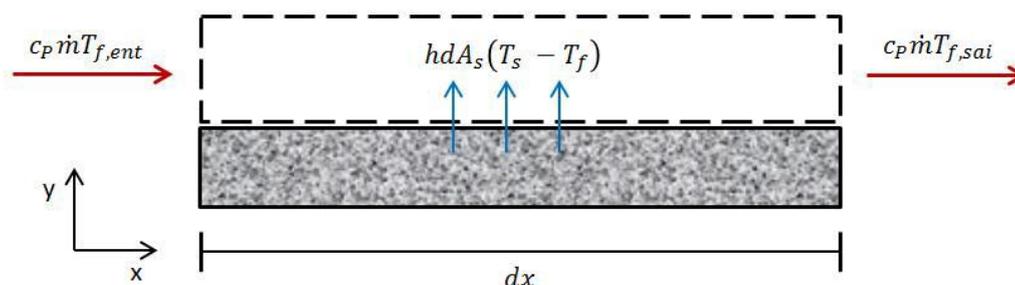


Figura 4.1 - Balanço de energia no volume de controle do fluido de trabalho. Fonte: Andriotty, 2014.

Um balanço de energia foi aplicado no volume de controle, dando origem a:

$$c_{p,f}\dot{m}T_{f,ent} - c_{p,f}\dot{m}T_{f,sai} + h dA_s(T_s - T_f) = c_{p,f}\rho_f V \frac{dT_f}{dt} \quad (4.1)$$

na qual $c_{p,f}$ é o calor específico do fluido, em J/(kgK), ρ_f é sua massa específica, em kg/m³, \dot{m} é sua vazão mássica, em kg/s, h é o coeficiente de transferência de calor, em W/(m²K), dA_s é o diferencial da área superficial de troca térmica, em m², $T_{f,ent}$ e $T_{f,sai}$ são, respectivamente, a temperatura que entra e a que sai do volume de controle, T_s é a temperatura do sólido, em K, e V é o volume de controle, em m³.

Andriotty, 2014, considerou a temperatura de entrada do fluido no volume de controle como conhecida e desconsiderou a variação da temperatura do fluido ao longo do eixo y e o termo transiente da Equação (4.1). O comportamento transiente da temperatura do fluido foi negligenciado nesse caso, pois a inércia térmica do fluido é muito pequena se comparada a inércia térmica do sólido de acumulação. Além disso, considerando as propriedades do fluido constantes, a temperatura interna do sólido uniforme e manipulando a Equação (4.1), obteve-se a Equação (4.2) que representa a temperatura do fluido de saída do volume de controle como função da temperatura do sólido e da temperatura do fluido de entrada.

$$T_{f,sai} = T_s - \left[\exp\left(-\frac{hP}{c_{p,f}\dot{m}}L\right) (T_s - T_{f,ent}) \right] \quad (4.2)$$

na qual P é a dimensão perpendicular ao plano x-y, em m, e L é o comprimento da placa, em m.

Para obter o valor de temperatura do sólido, Andriotty, 2014, realizou um balanço de energia com volume de controle ao redor do material de acumulação, como mostra a Figura 4.2. O resultado do balanço está descrito na Equação (4.3).

$$-hA_s(T_s - T_f) = c_{p,s}\rho_s V_s \frac{dT_s}{dt} \quad (4.3)$$

na qual $c_{p,s}$ é o calor específico do sólido, em J/(kgK), ρ_s é sua massa específica, em kg/m³, V_s é o volume do sólido, em m³, e t é o tempo, em s.

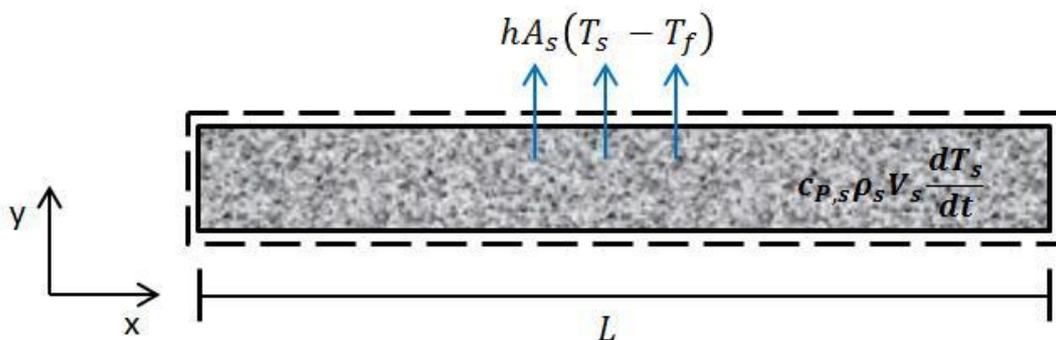


Figura 4.2 - Balanço de energia no volume de controle do sólido de acumulação. Fonte: Andriotty, 2014.

A partir da Equação (4.3) e considerando a temperatura do fluido constante ao longo do tempo, propriedades do sólido constantes, fluxo de calor e temperatura do sólido interna uniformes, Andriotty, 2014, obteve a Equação (4.4), que representa a temperatura do sólido de acumulação em função da temperatura do sólido inicial, do tempo e da temperatura do fluido.

$$T_s = T_{s,i} - \left[1 - \exp\left(-\frac{hA}{c_{p,s}\rho_s V_s} t\right) \right] (T_{s,i} - T_f) \quad (4.4)$$

na qual $T_{s,i}$ é a temperatura inicial do sólido, em K.

Sabe-se que a temperatura T_f do fluido não é uniforme ao longo da placa, pois ocorre transferência de calor entre ambos durante o escoamento. Sendo assim, para que o modelo de capacitância global possa ser aplicado, a temperatura T_f foi considerada como sendo uma temperatura média entre as temperaturas de entrada e saída. De acordo com Andriotty, 2014, essa temperatura média pode ser aproximada como a média aritmética entre as temperaturas de entrada e saída com um erro menor que 1% quando a diferença entre as duas temperaturas for menor que 40%.

De acordo com Incropera *et al.*, 2011, e Çengel, 2002, outra limitação do modelo da capacitância global é que para que a temperatura do sólido possa ser considerada uniforme, o número de Biot deve ser menor ou igual a 0,1 onde o número de Biot é dado pela Equação (4.5). Para esses valores de Biot os desvios causados pelo uso do modelo são inferiores a 5%.

As equações utilizadas para analisar o problema de transferência de calor entre o fluido de trabalho e o sólido de acumulação foram as Equações (4.2) e (4.4).

$$Bi = \frac{hL_c}{k_s} \quad (4.5)$$

na qual L_c é o comprimento característico do sólido, em m, e k_s é a condutividade térmica do sólido em W/(mK).

Andriotty, 2014, considerou o comprimento característico como sendo a distância entre os pontos de maior diferença de temperatura presentes no sólido, visando compensar a variação do fluxo de calor ao longo do comprimento da placa plana sem deixar de satisfazer as condições necessárias para utilização do modelo da capacitância global. O comprimento característico definido está representado na Figura 4.3.

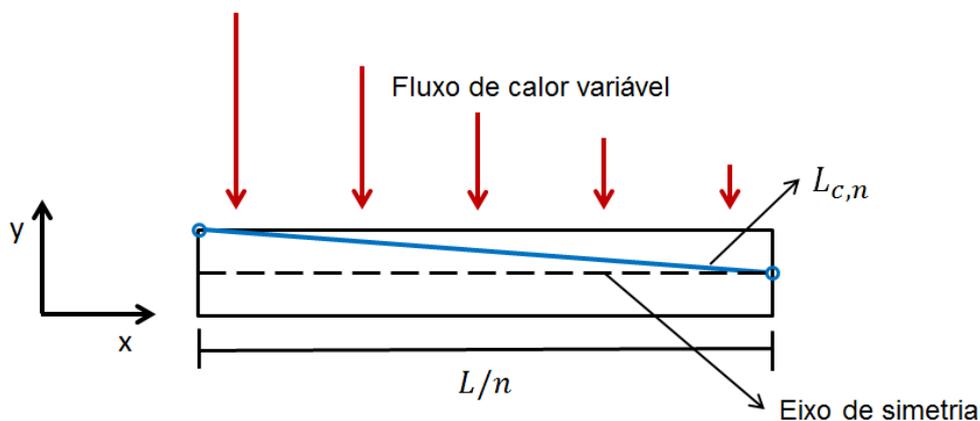


Figura 4.3 - Comprimento característico para placa plana utilizada como sólido de acumulação.
Fonte: Andriotty, 2014.

5. CASO ESTUDADO

O sistema de acumulação de energia térmica proposto por Andriotty, 2014, consiste em uma disposição de placas planas paralelas contidas em uma câmara retangular com dimensões representadas na Figura 5.1.

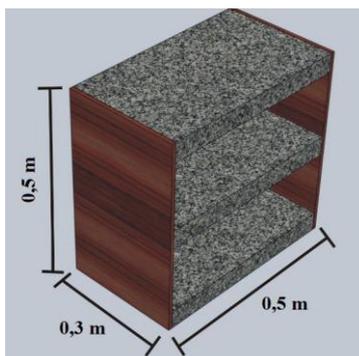


Figura 5.1 - Modelo do sistema de acumulação com suas dimensões externas. Fonte: Andriotty, 2014.

O ar é aquecido no coletor solar até uma temperatura inicial e é direcionado até o sistema de acumulação, onde escoar por entre as placas e inicia o processo de troca de calor transiente. A temperatura do ar de entrada varia ao longo do dia de acordo com a intensidade e a incidência de energia solar no coletor. Andriotty, 2014, propôs uma temperatura de entrada para o fluido com comportamento senoidal de acordo com:

$$T_{0,t} = T_{0,min} + \left[1 + \text{sen} \left(\frac{\pi t}{\beta} \right) \right] \left(\frac{T_{0,max} - T_{0,min}}{2} \right) \quad (5.1)$$

na qual $T_{0,min}$ e $T_{0,max}$ são, respectivamente, as temperaturas externas mínima e máxima, em K, e β é o tempo, em s, de um meio período.

Na análise térmica das placas foi utilizado o modelo da capacitância global, que considera a temperatura do sólido uniforme ao longo de todo o volume, ignorando os gradientes de temperatura internos e resultando em imprecisões no cálculo. Para contornar esse problema, Sragovich, 1989, e Andriotty, 2014, dividiram o volume do material de acumulação analisado em diversos elementos, aplicando o modelo de capacitância global a cada elemento. Quanto mais elementos forem utilizados, menor será o desvio devido à utilização do método, pois menor será o número de Biot de cada seção, resultando em uma menor variação da temperatura ao longo de cada seção.

Nesse trabalho serão utilizadas placas de aço AISI 304, que para as dimensões apresentadas na Figura 5.1, necessitam de uma discretização do volume em três seções para que cada seção atenda à restrição do número de Biot menor ou igual a 0,1. Segundo Andriotty, 2014, o aço AISI 304 foi o material que apresentou melhor desempenho dentre os materiais de acumulação testados para o caso de otimização puramente geométrica. A discretização do sólido em seções está representada na Figura 5.2.

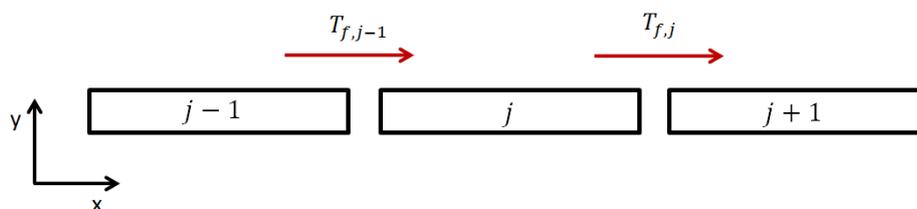


Figura 5.2 - Discretização do sólido de acumulação em seções. Fonte: Andriotty, 2014.

As propriedades termofísicas do aço utilizado como material de acumulação e o número de Biot de cada seção estão presentes na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 - Propriedades do aço AISI 304 (adaptado de Incropera, 2011).

Material	Massa específica ρ [kg/m ³]	Calor específico c_p [J/(kgK)]	Produto ρc_p [J/(m ³ K)]	Condutividade de térmica k [W/(mK)]	Número de Biot
Aço AISI 304	7 900	477	3 768 300,0	14,90	0,081

Também é necessária uma discretização temporal das equações, para descrever o comportamento dos elementos sólidos e do fluido de trabalho ao longo do tempo. A temperatura de entrada do fluido e a temperatura do sólido variam com o tempo e, como a temperatura de saída é função das outras duas, esta também apresentará comportamento transiente. Após a discretização espacial e temporal e partindo das Eqs. (4.2) e (4.4), Andriotty, 2014, obteve:

$$T_{f,t,j} = T_{s,t,j} - \left[e^{-\frac{h(A_{s,j})}{c_{p,f} \dot{m}} (T_{s,t,j} - T_{f,t,j-1})} \right] \quad (5.2)$$

e

$$T_{s,t,j} = T_{s,t-\Delta t,j} - \left[1 - \exp\left(-\frac{hA_{s,j}}{c_{p,s}\rho_s V_{s,j}} \Delta t\right) \right] (T_{s,t-\Delta t,j} - T_{f,t,j}) \quad (5.3)$$

na qual $T_{f,t,j}$ é a temperatura do fluido no tempo t que deixa a seção j , $T_{s,t,j}$ é a temperatura do sólido no tempo t na seção j , $T_{f,t,j-1}$ é a temperatura do fluido no tempo t na seção anterior, $j - 1$, $T_{s,t-\Delta t,j}$ é a temperatura do sólido no tempo anterior $t - \Delta t$, na seção j , todas em K. $A_{s,j}$ é a área de troca térmica entre o sólido e o fluido na seção j , em m², e $V_{s,j}$ é o volume do sólido na seção j , em m³.

De acordo com as Eqs. (5.2) e (5.3) tanto a temperatura do fluido quanto as temperaturas nas seções do sólido dependem do coeficiente de transferência de calor h . Andriotty, 2014, obteve o valor médio do coeficiente h , em W/(m²K) através de sua relação com o número de Nusselt médio:

$$\overline{Nu}_{D_h} = \frac{\bar{h}D_h}{k_f} \quad (5.3)$$

na qual \overline{Nu}_{D_h} é o número de Nusselt médio, k_f é a condutividade térmica do fluido, em W/(mK) e D_h é o diâmetro hidráulico, em m, é dado por:

$$D_h = \frac{4A_c}{Pl} \quad (5.4)$$

na qual A_c é a área da seção dos canais entre placas, em m² e Pl é o perímetro molhado, em m.

Andriotty, 2014, obteve o \overline{Nu}_{D_h} através da correlação:

$$\overline{Nu}_{D_h} = 7,55 + \frac{0,024L_*^{-1,14}}{1+0,0358Pr_f^{0,17}L_*^{-0,64}} \quad (5.5)$$

$$0,1 \leq Pr \leq 1000$$

na qual Pr é o número de Prandtl do fluido e L_* é a coordenada adimensional longitudinal na região de entrada térmica, dado por:

$$L_* = \frac{L}{D_h Re_{D_h} Pr_f} \quad (5.6)$$

sendo L o comprimento do canal, em m, e Re_{D_h} o número de Reynolds no canal, definido como:

$$Re_{D_h} = \frac{\rho_f u_f D_h}{\mu} \quad (5.7)$$

na qual u_f é a velocidade do ar no canal, em m/s, e μ é a viscosidade cinemática do ar, em kg/(sm).

6. METODOLOGIA

Após discretizar as equações fundamentais no tempo e no espaço, utiliza-se o algoritmo de otimização estocástico GEO para solucionar o problema de acumulação térmica. De acordo com Cassol, 2009, este tipo de algoritmo busca uma solução ótima a partir de uma configuração inicial, utilizando critérios de seleção e de análise de resultados e alterando os parâmetros de otimização conforme necessário, até um dado número de iterações.

Nesse tipo de problema as soluções desejadas são denominadas variáveis de projeto, e a análise da qualidade dessas soluções é definida pela função objetivo. Para o caso estudado, as variáveis de projeto estão relacionadas com a área e o volume total do material de acumulação. A solução ótima deste problema visa minimizar a função objetivo, que representa a variação da temperatura de saída do sistema ao longo do tempo com relação a temperatura de operação desejada. Andriotty, 2014, propôs que as variáveis de projeto utilizadas fossem o número de placas, representando a área superficial total do material de acumulação, e a fração de vazio ε , que está relacionada ao volume de material de acumulação através de:

$$\varepsilon = \frac{V_f}{V_{total}} \quad (6.1)$$

sendo V_f o volume do fluido, em m³, e V_{total} o volume total da câmara de acumulação, em m³.

A função objetivo foi escolhida buscando manter a energia na saída do sistema de acumulação térmica o mais estável possível. Sendo assim, a função objetivo FO foi definida por Andriotty, 2014, como o somatório das diferenças, em módulo, entre as taxas de energia contida na saída e a taxa de energia de referência, para cada intervalo de tempo, de acordo com:

$$FO = \sum_{m=1}^i |q_{alvo,m} - q_{f,sai,m}| \quad (6.2)$$

na qual m são os tempos na iteração, $q_{alvo,m}$ é a taxa de calor de saída do sistema desejada e $q_{f,sai,m}$ é a taxa que efetivamente está saindo do sistema, ambas em W.

Andriotty, 2014, definiu a taxa de calor $q_{f,sai}$ como:

$$q_{f,sai} = c_{p,f} \dot{m} (T_{f,sai} - T_{min}) \quad (6.3)$$

na qual T_{min} é a mínima temperatura de entrada no sistema de acumulação, e obteve experimentalmente o valor de $q_{alvo,m}$ para esse problema como sendo 1250,7 W.

Os limites superiores e inferiores das variáveis de projeto foram definidos por Andriotty, 2014, de acordo com as limitações geométricas da câmara de acumulação, e estão presentes na Tabela 6.1 junto de outras restrições do problema.

Tabela 6.1 - Restrições dos parâmetros do sistema de acumulação (adaptado de Andriotty, 2014).

Fração de vazio (min./máx.) [-]	Número de placas (min./máx.) [-]	Temperatura de entrada (min./máx.) [K]	Vazão mássica de ar no sistema de acumulação (min./máx.) [kg/s]	Condição de temperatura inicial das simulações [K]
0,2 – 1,0	4,0 – 30,0	290,0 – 350,0	0,04136	320,0

O método da Otimização Extrema Generalizada (GEO) é um algoritmo de otimização estocástico criado a partir do método EO (Otimização Extrema) de Stefan Boettcher e Allon G. Percus (Bak *et al.*, 1987). De acordo com Souza, 2003, este método parte do princípio que cada variável pode ter seu valor modificado de acordo com a probabilidade P , sendo:

$$P(k) = k^{-\tau} \quad (6.4)$$

na qual P é a probabilidade, k é o índice de adaptabilidade e τ é um parâmetro ajustável do método.

Uma das grandes vantagens do método GEO é que o τ é o único parâmetro que deve ser ajustado e seu ajuste é simples se comparado a outros métodos. Esse parâmetro pode assumir valores de 0 a ∞ , sendo que quando $\tau \rightarrow 0$, todas as variáveis possuem chances iguais de sofrer mutação, e quando $\tau \rightarrow \infty$, a variável menos adaptada é a escolhida para sofrer mutação (Cassol, 2009).

Ao aplicar o método, deve-se também decidir a precisão desejada para cada variável de projeto. A precisão é um parâmetro que depende do problema de otimização e, no algoritmo GEO, determina o número de bits que será usado para cada variável de acordo com

$$2^m \geq \left\lceil \frac{(x_{i_sup} - x_{i_inf})}{p} + 1 \right\rceil \quad (6.5)$$

sendo m o número de bits necessários, x_{i_sup} e x_{i_inf} o limite superior e inferior, respectivamente, da variável de projeto, e p a precisão da variável em questão.

A precisão desejada em ambas as variáveis deve ser testada na Equação (6.4), e a que exigir um maior número de bits, deve ser utilizada como parâmetro no algoritmo. Para o caso estudado, a precisão da fração de vazio foi a mais crítica, e o número de bits utilizado, junto de outros parâmetros do método estão indicados na Tabela 6.2.

O restante dos parâmetros são sugeridos por Souza, 2003, e Cassol, 2009, sendo adequados para a maior parte dos problemas. No caso deste trabalho, os parâmetros padrão do GEO foram suficientes para obter as soluções desejadas, sendo necessário apenas ajustar o valor do τ .

O GEO consiste em um algoritmo que cria sequências binárias aleatórias para as variáveis de projeto, de acordo com o número de bits resultantes da Eq. (6.4), e manipula esses bits para testar sua adaptabilidade. Os bits são ordenados de acordo com sua adaptabilidade, e é então que é escolhido um candidato para que sofra mutação de acordo com a probabilidade descrita na Eq. (6.3), fazendo com que o τ seja o principal parâmetro do

algoritmo. Após realizar as manipulações com os números binários, converte-se os bits para números decimais, visando calcular a função objetivo e salvar os melhores valores obtidos.

Tabela 6.2 - Parâmetros utilizados na simulação utilizando o método GEO.

Parâmetros	Valores
Número de variáveis (nx)	2
Número de bits (nbits)	10
Parâmetro τ (tal)	Depende do problema (deve ser ajustado)
Número de máximo de simulações para cada τ (idommax)	50
Número máximo de iterações (nfobmax)	10000
Precisão (ρ)	0,001

7. RESULTADOS

Primeiramente, ajustou-se o valor do parâmetro τ para que o método GEO fosse capaz de gerar a melhor solução possível, dentro dos parâmetros selecionados na Tabela 6.2. Utilizando uma metodologia similar ao Cassol, 2009, variou-se o parâmetro τ em uma faixa de valores de 0,25 a 2,5 para avaliar o comportamento da função objetivo obtida em cada caso. No entanto, ao contrário do esperado, a alteração do valor de τ nessa faixa não modificou o valor final da função objetivo, sendo que a maioria dos valores de τ testados apresentaram o melhor valor de função objetivo já na quinta simulação. Até mesmo valores extremamente altos de τ como 50000 foram testados, mas não houve alteração no melhor valor obtido para a função objetivo. Além disso, os valores das variáveis de projeto otimizadas também se mantiveram constantes ao longo dessa faixa.

Sendo assim, a otimização das variáveis de projeto para o caso estudado se mostrou independente do valor atribuído ao parâmetro τ , que é o único parâmetro ajustável no método GEO, para a faixa testada. Uma hipótese para a causa deste fenômeno é de que o algoritmo GEO é muito potente para o problema proposto nesse trabalho. A otimização realizada nesse trabalho possui poucas variáveis de projeto se comparada com a realizada por outros autores, como Cassol, 2009. Outra hipótese é de que os parâmetros escolhidos estão superdimensionados para as necessidades do caso estudado. Contudo, decidiu-se por utilizar o valor de $\tau = 0,25$, pois foi o caso que atingiu o valor otimizado em menos iterações, e manter o restante das variáveis do algoritmo como apresentado na Tabela 6.2.

Ajustando o parâmetro τ para 0,25 e realizando a simulação com 50 iterações para cada τ , obtiveram-se os resultados presentes na Tabela 7.1. Para facilitar a análise dos resultados, também estão presentes na Tabela 7.1 os resultados obtidos por Andriotty, 2014, que otimizou o mesmo problema de acumulação térmica para aço AISI 304, utilizando algoritmos evolutivos através do software *Engineering Equation Solver (EES)*.

Tabela 7.1 - Comparação dos resultados obtidos pelo método GEO e por algoritmos evolutivos, por Andriotty, 2014.

Parâmetro	Método GEO	Algoritmos Evolutivos (EES)
Fração de vazio ε [-]	0,200	0,251
Número de placas [-]	14	12,54
Função objetivo FO [W]	76391	81688
Coefficiente de transferência de calor h [W/(m ² K)]	16.09	12,02
Tempo computacional	77 segundos	Aproximadamente 1 hora
Processador	Intel Core i7-2670 2.20Ghz	Intel Core i7-3770 3.40GHz

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 7.1, conclui-se que o método GEO foi o mais efetivo na otimização do material de acumulação térmica, pois a função obtida por este é 6,5% menor que a obtida pelo EES. Além disso, o GEO também se mostrou mais eficiente, pois atingiu melhores resultados em períodos de tempo computacional cerca de 50 vezes menores. Considerando-se que o processador disponível para a simulação do GEO é mais fraco, a diferença no tempo de processamento se torna maior ainda. Outra diferença entre os métodos que é visível na tabela acima é que o número de placas obtidos pelo método GEO é inteiro enquanto o obtido pelo EES é racional. Na prática é impossível que exista um acumulador térmico com número decimal de placas. De acordo com Andriotty, 2014, em alguns casos foram considerados números de placas inteiros e estes não apresentaram grande diferença se comparados com os resultados fracionários.

A partir dos resultados da Tabela 7.1 e utilizando as Eqs. (5.2) e (5.3), obtiveram-se os comportamentos das temperaturas do fluido de trabalho para cada método, representados na Figura 7.1. Observa-se que a amplitude da senoide da temperatura de saída do ar é menor no método GEO, indicando uma menor variação da temperatura de saída com relação a de referência. Essa menor variação na temperatura é resultado da melhor otimização dos parâmetros geométricos e da minimização na função objetivo. O maior coeficiente de transferência de calor obtido pelo algoritmo de otimização extrema também está relacionado com essas diferenças nos comportamentos das temperaturas, pois um maior coeficiente indica uma troca de calor mais rápida entre o sólido e o fluido, agilizando os processos de acumulação e descarga de energia térmica.

A Figura 7.2 ilustra a diferença entre o comportamento dos desvios entre a energia na saída do sistema e a energia alvo na saída, proposta por Andriotty, 2014. Nota-se que a diferenças entre os desvios para os dois métodos é muito similar ao da temperatura, sendo que a senoide resultante dos parâmetros obtidos pelo GEO apresenta menor amplitude e uma resposta mais lenta no tempo. As justificativas para esse fenômeno são as mesmas que para a temperatura. O maior desvio obtido no método dos algoritmos evolutivos está relacionado com o valor maior da função objetivo final obtida.

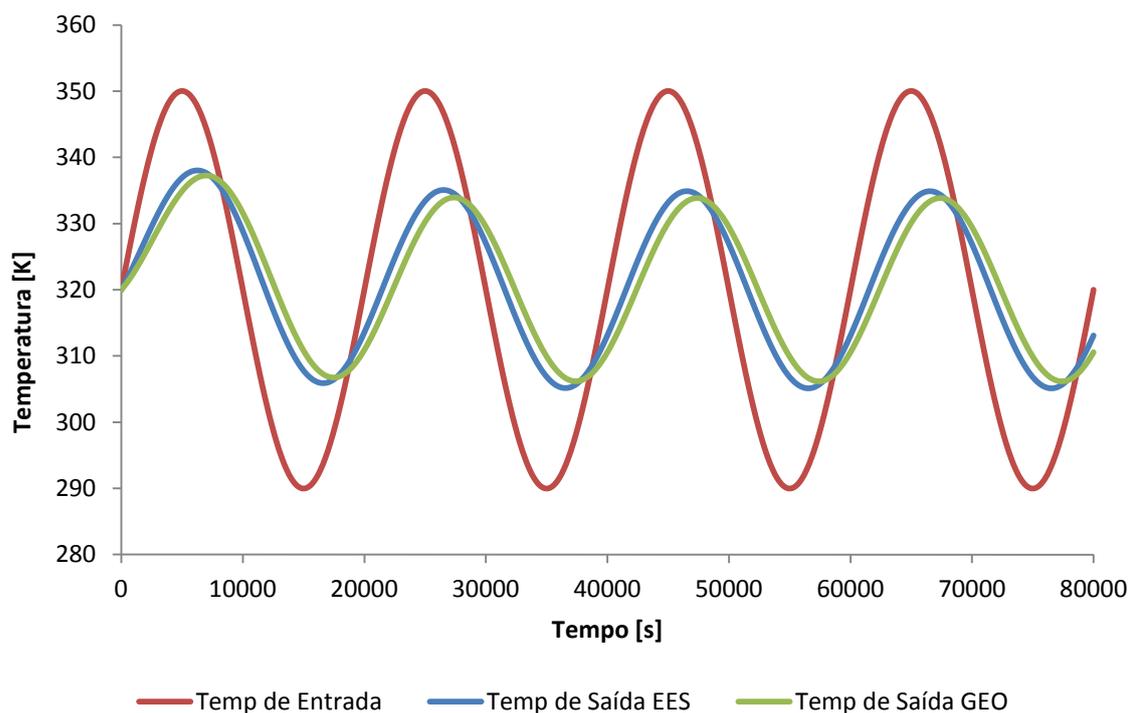


Figura 7.1 - Comportamento da temperatura do fluido de entrada e saída ao longo do tempo para os métodos EES e GEO.

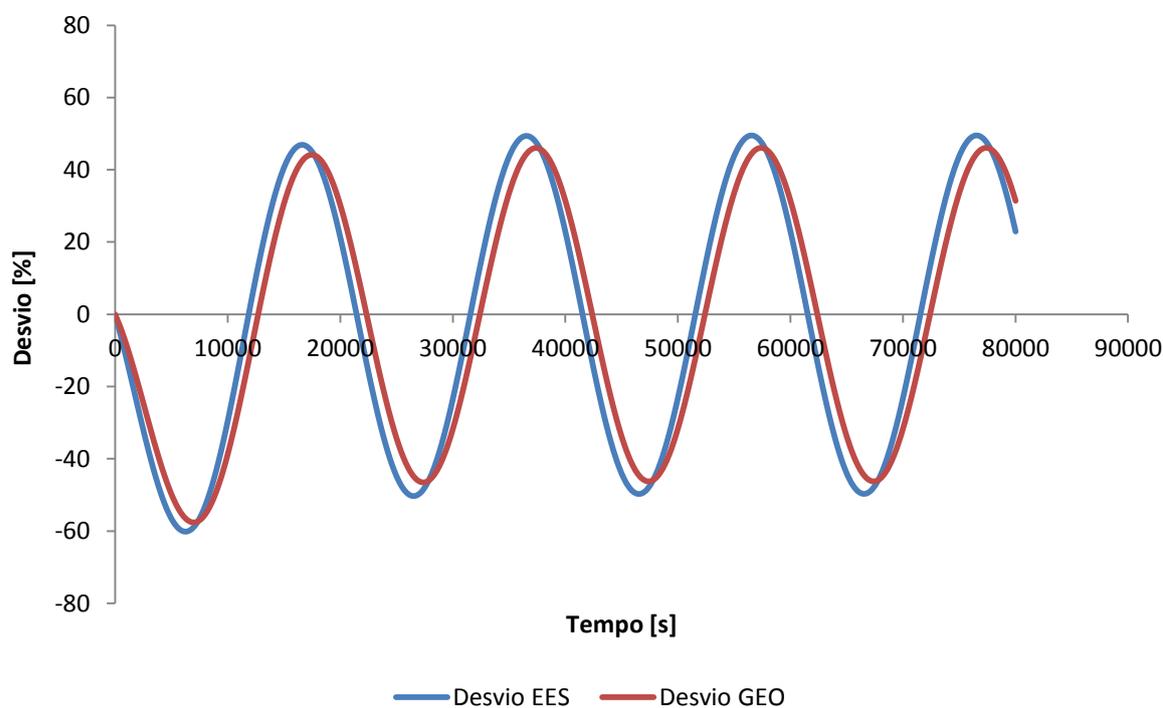


Figura 7.2 - Comportamento do desvio entre a energia na saída do sistema e a energia de referência ao longo do tempo para os métodos EES e GEO.

Finalmente, uma última comparação dos métodos pode ser feita no que diz respeito ao comportamento da temperatura do sólido ao longo do tempo, demonstrado na Figura 7.3. Para relacionar essas temperaturas, utilizou-se a temperatura da terceira seção do sólido, na saída do sistema. Como esperado, a temperatura do sólido resultante da utilização do EES possui

menor amplitude que a do GEO, devido ao menor coeficiente de transferência de calor e menor quantidade de material de acumulação.

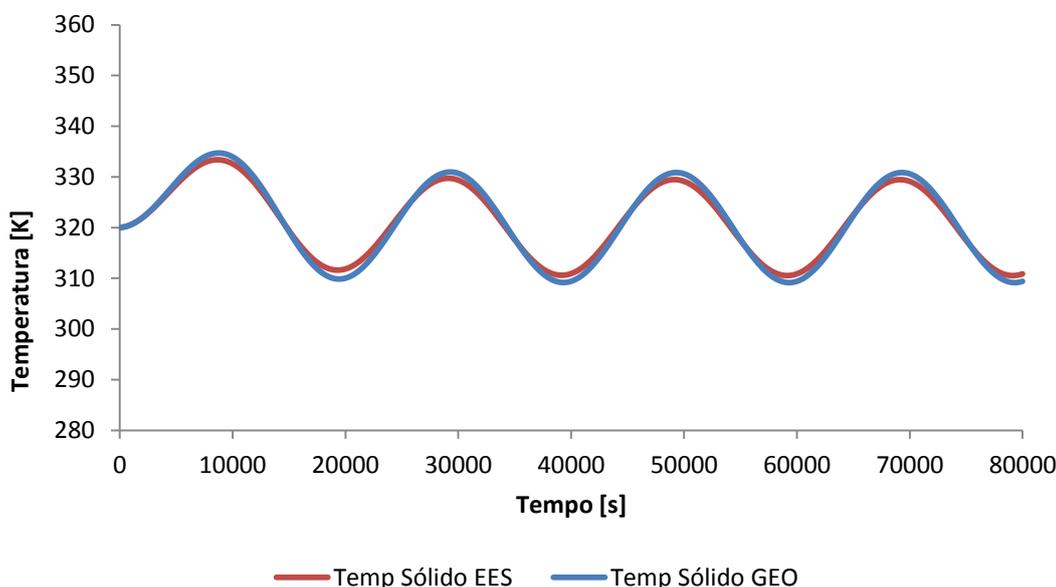


Figura 7.3 - Comportamento da temperatura do sólido de acumulação ao longo do tempo para os métodos EES e GEO.

8. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi utilizado o método de otimização estocástico GEO (Otimização Extrema Generalizada) para solucionar o problema de otimização geométrica de um sistema de acumulação térmica. Para isso, o sólido de acumulação foi modelado utilizando o modelo da capacitância global e discretizado no espaço e no tempo. As variáveis de projeto relacionadas à área e ao volume do material de acumulação e foram otimizadas visando reduzir a diferença entre a temperatura do fluido de saída do fluido de trabalho e uma temperatura de referência. Essa diferença foi quantificada através da função objetivo, que relaciona a quantidade de energia que sai do sistema com a quantidade energia alvo. O material de acumulação utilizado foi o aço AISI 304 e o foi utilizado o ar como fluido. Os parâmetros do algoritmo GEO foram devidamente ajustados e a solução otimizada foi encontrada em poucas iterações.

Os resultados demonstraram que o algoritmo é capaz de obter resultados melhores que outros métodos aplicados para o mesmo problema, reduzindo a função objetivo em 6,5%. Além disso, o tempo de processamento da simulação para esse problema de acumulação foi reduzido em 50 vezes se comparado a outros algoritmos de otimização, mesmo utilizando um computador com processador inferior. Os comportamentos das temperaturas do fluido e do sólido de acumulação foram de acordo com a dinâmica do sistema esperada e foram coerentes com os modelos de solução aplicados.

O trabalho demonstrou que o algoritmo GEO é uma ótima ferramenta para a solução de problemas de otimização em sistemas de acumulação. A solução não somente foi eficiente e efetiva, como também foi atingida em poucas iterações. Sendo assim, essa metodologia de otimização mostrou-se uma alternativa interessante para futuros problemas de acumulação térmica mais complexos.

9. REFERÊNCIAS

Amer, B.; Hossain, M.; Gottschalk, K.; **“Design and performance evaluation of a new hybrid solar dryer for banana.”** Energy conversion and management, v. 51, n. 4, p. 813-820, Apr 2010. ISSN 0196-8904.

Andriotty, T. H.; **“Otimização de Estruturas para Acumulação de Calor Sensível”**, Dissertação para obtenção do Título de Mestre em Engenharia, UFRGS, 2014.;

Bal, L. M.; Satya, S.; Naik, S. N.; **“Solar dryer with thermal energy storage systems for drying agricultural food products: A review”**, Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 14, p. 2298-2314, 2010.

Cassol, F.; **“Aplicação da Análise Inversa via Otimização Extrema Generalizada em Projetos de Iluminação”**, Dissertação para obtenção do Título de Mestre em Engenharia, UFRGS, 2009.;

Chauhan, P.; Choudhury, C.; Garg, H. **“Comparative performance of coriander dryer coupled to solar air heater and solar air-heater-cum-rockbed storage.”** Applied thermal engineering, v. 16, n. 6, p. 475-486, Jun 1996. ISSN 1359-4311.

Çengel, Y. A.; **“Heat Transfer: A Practical Approach”**, McGraw-Hill, 2nd ed., 2002, ISBN 978-0-072-45893-0.

Duffie, J.A.; Beckman, W.A.; **“Solar Engineering of Thermal Processes”**, John Wiley & Sons Inc, 2nd edition, 1992.

Fernandez, A.; Martínez, M.; Segarra, M.; Martorell, I.; Cabeza, L.F.; **“Selection of materials with potential in sensible thermal energy storage.”** Solar energy materials and solar cells, v. 94, n. 10, p. 1723-1729, Oct 2010. ISSN 0927-0248.

Incropera, F.P. et al; **“Fundamentos de Transferência de Calor e de Massa”**, LTC, Brasil, 6^a edição, 2008.

Salomoni, V.A. et al; **“Thermal storage of sensible heat using concrete modules in solar power plants”**, Solar Energy, Vol. 103, p. 303-315, 2014.

Sousa, F.L. et al; **“A New Stochastic Algorithm for Design Optimization”**, AIAA Journal, Vol. 41, n. 9, 2003.

Sragovich, D.; **“Transient Analysis for designing and predicting Operational Performance of a High Temperature Sensible Thermal Energy Storage System”**, Solar Energy, Vol. 43, n. 1, p. 7-16, 1989.

APÊNDICE A - Código GEO utilizado na otimização em FORTRAN.

```

! ESTE PROGRAMA PROCURA O MÍNIMO GLOBAL DA FUNÇÃO
USANDO O MÉTODO GEO

! INÍCIO DO CÓDIGO GEO

      PARAMETER (nx=2,nbitsv=10)
! nx = número de variáveis
! nbitsv = número de bits por variável
      IMPLICIT REAL*8 (A-H,O-Z)
      REAL a, ran
      INTEGER
igene(nx*nbitsv),nbits,idum,nmax,iesc,irank(nx*nb
itsv),ipior,nfobid(100)
      DIMENSION
x(nx),xold(nx),xbest(nx),xmin(nx),xmax(nx),xbin(n
x),fxbit(nx*nbitsv),fxbsid(100,100)

      tempo_s = timef() ! início tempo
      bestfx = 100000 ! valor inicial para
bestfx
      fxbesttot = 0 ! valor inicial para
fxbesttot (=0)

      OPEN
(2,file='resultado_final.dat',STATUS='UNKNOWN')
      OPEN
(3,file='melhores_resultados.dat',STATUS='UNKNOWN
')
      OPEN
(4,file='medias.dat',status='unknown')
      OPEN
(5,file='resultados_geral.dat',status='unknown')

      WRITE(*,*)'tal, nidom, nfob'
      WRITE(3,*)'idom, nfob, fxbest, tal'
      WRITE(4,*)'tal, medfxbest, fxbesttot,
nidommax'

! VARIÁVEIS DO SISTEMA
      idom = 501501
      tal = 0.25 ! valor inicial
tal
      talmax= 0.25 ! valor final
tal
      nbits = nx * nbitsv
      nidom = 1 ! valor
inicial nidom (=1)
      nidommax= 20 ! número
máximo simulações para cada tal
      nfobmax = 100000! número máximo de
iterações
      n = 1

! xmin-xmax - restrições laterais
      xmin(1) = 4
      xmax(1) = 30
      xmin(2) = 0.2
      xmax(2) = 1

! idom = semente para geração de números pseudo-
aleatórios
! tal = parâmetro livre (ajustável) do GEO
! nfobmax = número máximo de avaliações da função
objetivo (pode ser usado como critério de parada)
! xmin e xmax = limites nos valores das variáveis
de projeto

1 idum = idom

! INICIALIZAÇÃO ALEATÓRIA DOS GENES DAS VARIÁVEIS

      starttran = RAN(idum)
DO i = 1, nx
      xbin(i) = 0.0
ENDDO

DO i = 1, nbits
      a = RAN(idum)
      IF (a.le.0.5) THEN
          igene(i) = 0
      ELSE
          igene(i) = 1
      ENDIF
ENDDO

! CÁLCULO DOS VALORES DAS VARIÁVEIS A PARTIR DE
SEU VALOR BINÁRIO
      nsoma = 0
DO i = 1, nx
DO j = 1, nbitsv
      xbin(i) = igene(nsoma+j)*2**(j-1) +
xbin(i)
ENDDO
      x(i) = xmin(i) + (xmax(i)-
xmin(i))*(xbin(i)/(2**nbitsv-1))
      nsoma = nsoma + nbitsv
ENDDO

! CÁLCULO DA FUNÇÃO OBJETIVO
      CALL funcao(nx,fxsoma,x,fx)
      fx = fxsoma
      nfob = 1
DO i = 1, nx
      xbest(i) = x(i)
ENDDO
      fxbest = fx

! BUSCA DO MÍNIMO GLOBAL
500 CALL
rankeia(igene,nbits,fxbest,ipior,xmin,xmax,nbitsv
,nx,nfob,fxbit,pi,irank,idum,xbest,fxsoma,x)
      CALL
troca(igene,idum,nbits,tal,irank,iesc)
      CALL
vgene(x,nx,igene,nbitsv,xmin,xmax,fx,nfob,pi)

      fx = fxbit(iesc)
      tempo_s=timef()

GOTO 111

! critério de parada (podem ser usados outros)
112 IF (nfob.gt.nfobmax) THEN

! ou
! IF (abs(fxbest-0.0).le.0.01) THEN
! fxbsid(n,nidom) = fxbest ! guarda fxbest
relativo ao nfobmax atual para um dado idom

      GOTO 121
      ELSE
      GOTO 500

      ENDIF

! gravar resultados
121 WRITE(3,20) idom,nfob,fxbest,tal

91 FORMAT(I2,22F12.5)

```

APÊNDICE A - Código GEO utilizado na otimização em FORTRAN.

```

20  FORMAT(2I12,5F12.6)

      WRITE(5,*)'tal: ',tal
      WRITE(5,*)'fxbest: ',fxbest
      WRITE(5,*)'tempo: ',tempo_s
      WRITE(5,*)'resultados: '
      DO i=1,nx
      WRITE(5,*)xbest(i)
      ENDDO
      WRITE(5,*)' '

      WRITE(*,*) tal,nidom,nfob

! QUANDO QUERO RODAR PARA VÁRIOS TAL E UM NFOBMAX
      nidom = nidom + 1
      idom = idom - 2
      fxbesttot=fxbesttot+fxbest

      CLOSE (3)
      OPEN
(3,file='melhores_resultados.dat',STATUS='old',access='append')

      IF (nidom.gt.nidommax) THEN

      medfxbest=fxbesttot/nidommax
      WRITE(4,*)tal,medfxbest,fxbesttot,nidommax
x !média dos melhores resultados
      fxbesttot=0

      tal = tal + 0.25

      IF (tal.gt.talmax) THEN

      GOTO 141

      STOP
      ELSE

      nidom = 1
      idom = 501501

      GOTO 1
      ENDIF
      ELSE
      GOTO 1
      ENDIF

      GOTO 151

! FUNÇÕES PARA GRAVAR RESULTADOS

! salvar melhores valores
111 IF (fxbest.lt.bestfx) THEN
      bestfx=fxbest
      besttal=tal
      e=xbest(2)
      p=xbest(1)

      ENDIF
      GOTO 112

!gravar o melhor resultado
141  WRITE(*,*)'tempo(s): ',tempo_s
      WRITE(2,*)'resultados: '
      WRITE(2,*)' '
      WRITE(2,*)'n° variaveis: ',nx
      WRITE(2,*)'n° bits: ',nbitsv
      WRITE(2,*)'iterações: ',nfobmax

      WRITE(2,*)'tal: ',besttal
      WRITE(2,*)'fxbest: ',bestfx
      WRITE(2,*)'tempo(s): ',tempo_s
      WRITE(2,*)' '
      WRITE(2,*)'Numero de placas: ',p
      WRITE(2,*)'Fracao de vazio: ',e

      STOP

151  CLOSE(2)
      CLOSE(3)
      CLOSE(4)
      CLOSE(5)
      END

! SUBROTINAS
      SUBROUTINE
rankeia(igene,nbits,fxbest,ipior,xmin,xmax,nbitsv
,nx,nfob,fxbit,pi,irank,idum,xbest,fxsoma,x)
      IMPLICIT REAL*8 (A-H,O-Z)
      REAL rt, ran
      DIMENSION
ai(nbits),xp(nx),xmin(nx),xmax(nx),xbinp(nx),fxbit(nbits),xbest(nx),x(nx)
      INTEGER
igene(nbits),nbits,ipior,irank(nbits),k,nbitsv,nx
,lfree

      fxrefe = fxbest

! *1* CALCULA A ALTERAÇÃO DO VALOR DA FUNÇÃO
OBJETIVO E PARA CADA BIT ALTERADO
      DO l = 1, nbits
      IF (igene(l).eq.0) THEN
      igene(l) = 1
      ELSE
      igene(l) = 0
      ENDIF
      DO k = 1, nx
      xbinp(k) = 0.0
      ENDDO

! cálculo dos valores das variáveis a partir de
seu valor binário
      nsoma = 0
      DO i = 1, nx
      DO j = 1, nbitsv
      xbinp(i) = igene(nsoma+j)*2**(j-
1) + xbinp(i)
      ENDDO
      xp(i) = xmin(i) + (xmax(i)-
xmin(i))*(xbinp(i)/(2**nbitsv-1))
      nsoma = nsoma + nbitsv
      ENDDO
      DO i=1,nx
      x(i)=xp(i)
      ENDDO

! cálculo da função objetivo

      CALL funcao(nx,fxsoma,x,fx)
      fxp = fxsoma

      fxbit(1) = fxp
      nfob = nfob+1
      ai(1) = (fxbit(1)-fxrefe)

! verifica se fxp é melhor que fxbest

```

APÊNDICE A - Código GEO utilizado na otimização em FORTRAN.

```

IF (fxp.lt.fxbest) THEN
    DO i=1, nx
        xbest(i) = xp(i)
    ENDDO
    fxbest = fxp
ELSE
CONTINUE
ENDIF

! *1a* retorna o bit a sua configuração original
IF (igene(1).eq.0) THEN
    igene(1) = 1
ELSE
    igene(1) = 0
endif
ENDDO

! *FIM DE 1*

! *2* COMPARA AS ALTERAÇÕES NA FUNÇÃO OBJETIVA
ai(i) GERADA PELA MUDANÇA DE BIT
! CLASSIFICANDO-OS DO MENOS AO MAIS ADAPTADO

! checa se existe algum ai igual e diferencia-o
30 lfree = 0
DO i=1,nbits-1
    DO j= i+1,nbits
        IF (ai(i).eq.ai(j)) THEN
            rt = RAN(idum)
            ai(j)=ai(j)+(1.0E-6)*(rt-0.5)
            lfree = 1
        ELSE
CONTINUE
ENDIF
    ENDDO
ENDDO

IF (lfree.ne.0) GOTO 30

DO k = 1, nbits

! *2a* escolhe o pior da iteração
    ipior = 1
    aipior = ai(1)
    DO i = 2, nbits
        IF (ai(i).lt.aipior) THEN
            ipior = i
            aipior = ai(i)
        ELSE
            IF (ai(i).eq.aipior) THEN
                WRITE(*,*) 'igual'
                STOP
            ELSE
                rt = RAN(idum)
                IF (rt.le.0.5) THEN
                    ipior = i
                    aipior = ai(i)
                ELSE
CONTINUE
ENDIF
            ELSE
CONTINUE
ENDIF
        ENDDO

! *2b* rankeia
        irank(ipior) = k
        ai(ipior) = (1.0+k*0.0001)*1.0E08
    ENDDO

! *FIM DE 2*
RETURN
END

SUBROUTINE
troca(igene,idum,nbits,tal,irank,iesc)
IMPLICIT REAL*8 (A-H,O-Z)
REAL c, pc, ran
INTEGER igene(nbits), idum, nbits, iesc,
irank(nbits)

10 c = RAN(idum)
iesc = 1 + IFIX (nbits*c)
pc = RAN(idum)
ptal = irank(iesc)**(-tal)
IF (ptal.ge.pc) THEN
    IF (igene(iesc).eq.0) THEN
        igene(iesc) = 1
    ELSE
        igene(iesc) = 0
    ENDF
ELSE
GOTO 10
ENDIF
RETURN
END

SUBROUTINE
vgene(x,nx,igene,nbitsv,xmin,xmax,fx,nfob,pi)
IMPLICIT REAL*8 (A-H,O-Z)
INTEGER nx, igene(nx*nbitsv), nbitsv, nfob,
nsoma
DIMENSION
xbin(nx),xmin(nx),xmax(nx),x(nx)

DO i = 1, nx
    xbin(i) = 0.0
ENDDO
nsoma = 0

DO i = 1, nx
    DO j = 1, nbitsv
        xbin(i) = igene(nsoma+j)*2**(j-1) +
    ENDDO
        x(i) = xmin(i) + (xmax(i)-
xmin(i))*(xbin(i)/(2**nbitsv-1))
        nsoma = nsoma + nbitsv
    ENDDO
RETURN
END

!FUNÇÃO

SUBROUTINE funcao(nx,fxsoma,x,fx)
IMPLICIT DOUBLEPRECISION (A-H,O-Z)
DIMENSION Ts(201,3), Tf(201,4),
Tfa(201,3), t(201,1), qs(201,1), qr(201,1), x(nx)

!Dados de Entrada:
p=x(1)
e=x(2)

!Dados do problema:
cpf=1008.d0
rof=1.103d0
Pr=0.705d0
condf=0.02785d0
vc=0.00001949d0

```

APÊNDICE A - Código GEO utilizado na otimização em FORTRAN.

```

cps=477.d0
ros=7900.d0
v=0.0414d0
  Tfe=320.d0
  Tse=320.d0
  Vt=0.5d0*0.5d0*0.3d0
dt=400.d0
  pi=4.d0*datan(1.d0)

!Cálculo da geometria:
  Asp=2.d0*0.5d0*0.3d0
  As=Asp*p/3.d0
  Vs=(1-e)*Vt/3

!Cálculo do h:
  Vf=e*Vt
  hf=Vf/(0.3d0*0.5d0)
  hc=hf/p
  Ac=(hf/p)*0.5d0
  Pe=2.d0*hc+2.d0*0.5d0
  Dh=4.d0*Ac/Pe
  vvc=v/(p*rof)
  uf=vvc/Ac
  Re=rof*uf*Dh/vc
  ca=0.3d0/(Dh*Re*Pr)
  zu=7.55d0+(0.024d0*ca**(-
1.14d0))/(1.d0+0.0358d0*(Pr**0.17d0)*ca**(-
0.64d0))
  h=zu*condf/Dh

  !Dicretização do tempo
  t(1,1)=0
  do i=1,200
    t(i+1,1)=i*dt
  enddo

  !Cálculo das temperaturas
do j=1,3
  Ts(1,j)=Tse
enddo

enddo
do i=1,200
  Tf(i+1,1)=290.d0+(1.d0+sin(pi*t(i+1,1)/10000.d0))
*(350.d0-290.d0)/2.d0
enddo

do j=1,4
  Tf(1,j)=Tfe
enddo

A=exp(-h*As/(cpf*v))
B=1-exp(-h*As*dt/(cps*ros*Vs))

do i=1,200
do j=1,3
  Tf(i+1,j+1)=((1-A)*((1-
B)*Ts(i,j)+B*Tf(i+1,j)/2.d0)+A*Tf(i+1,j))/(1+(A-
1)*B/2.d0)
  Tfa(i+1,j)=(Tf(i+1,j+1)+Tf(i+1,j))/2.d0
  Ts(i+1,j)=Ts(i,j)-B*(Ts(i,j)-
Tfa(i+1,j))
enddo
enddo

!Cálculo da Função Objetivo
fo=0
qa=1250.72d0
do i=1,201
  qs(i,1)=cpf*v*(Tf(i,4)-290.d0)
  qr(i,1)=((qs(i,1)-qa)**2.d0)**0.5d0
  fo=fo+qr(i,1)
enddo

fxsoma=fo

RETURN
END

```