

OTIMIZAÇÃO DA LIMPEZA DE REDES DE TROCADORES DE CALOR EMPREGANDO OS ALGORITMOS GENÉTICOS

C. de O. GONÇALVES¹, E. M. QUEIROZ², F. L. P. PESSOA², F. S. LIPORACE³, S. G. OLIVEIRA³ e A. L. H. COSTA¹

¹ Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Departamento de Operações e Projetos Industriais

² Universidade Federal do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Química

³ Petrobras, CENPES

E-mail para contato: andrehc@uerj.br

RESUMO – Durante a operação de redes de trocadores de calor, é usual ocorrer a deposição sobre a superfície de troca térmica nestes equipamentos, diminuindo assim a sua efetividade. Uma abordagem possível para mitigar esse problema é baseada no estabelecimento de uma programação de limpeza dos trocadores capaz de reduzir o impacto da deposição. Nesse contexto, o presente trabalho tem como objetivo explorar uma alternativa de otimização baseada em algoritmos genéticos para identificar a programação ótima das paradas para limpeza. Como solução para esse problema tem-se qual trocador de calor da rede deverá ser limpo em cada período de tempo. O desempenho da abordagem proposta é ilustrado usando um exemplo baseado numa refinaria real brasileira.

1. INTRODUÇÃO

Na medida em que as redes de trocadores de calor são utilizadas, frequentemente ocorre o fenômeno da deposição. Esse é um grande problema presente nas indústrias de processo, pois as incrustações nos trocadores de calor reduzem a efetividade térmica e aumentam a queda de pressão, aumentando o consumo de energia e os custos de operação.

Uma forma de mitigação que pode ser empregada para reduzir o impacto da deposição implica na parada periódica dos trocadores para a limpeza. Entretanto, esta abordagem envolve um *trade-off*, pois se por um lado as limpezas são capazes de restaurar a efetividade dos trocadores, por outro implicam em custos e também em um aumento no consumo de energia durante o período que o trocador está parado. Vários autores na literatura estudaram o problema de identificação da programação ótima das limpezas em redes (Smaïli *et al.*, 2002; Lavaja e Bagajewicz, 2004; Rodriguez e Smith, 2007).

Neste contexto, este trabalho apresenta a aplicação de uma metodologia estocástica para a identificação da melhor programação de limpeza de redes de trocadores de calor. O método de otimização estocástica utilizado foi baseado nos algoritmos genéticos (Linden, 2008). A utilização desta abordagem pode ser justificada pela sua flexibilidade para lidar com problemas complexos, tais

como a otimização da limpeza de redes de trocadores de calor. Um aspecto importante da abordagem proposta é a associação do algoritmo genético com uma busca local, que pode melhorar o desempenho da solução resultante. A aplicação da técnica proposta é ilustrada através de resultados numéricos que indicam uma redução considerável dos custos de operação durante a operação da rede.

2. METODOLOGIA ESTOCÁSTICA

São apresentados a seguir os detalhes da implementação do algoritmo genético empregado para o problema investigado em particular.

2.1. Codificação

Na codificação utilizada para a programação da limpeza da rede de troca térmica, os indivíduos são representados genotipicamente pela codificação binária, onde cada gene do cromossomo possui valor correspondente a um (1), caso o trocador esteja operando, e correspondente ao valor zero (0), caso o trocador esteja parado para limpeza. O fenótipo correspondente consiste na programação completa indicando o estado de cada trocador em cada instante de tempo. Do ponto de vista computacional, cada alternativa de programação de limpeza é representada por uma cadeia de caracteres (*strings*) que indica o sequenciamento relativo a cada trocador conforme a ordenação das instruções de limpeza.

2.2. Geração da População Inicial

A população inicial é gerada de forma aleatória, mas não uniformemente, baseando-se em um parâmetro percentual de paradas para limpeza. A introdução deste parâmetro foi necessária, pois a utilização da distribuição uniforme implicaria em soluções iniciais com um número de paradas excessivo, distantes de pontos ótimos normalmente encontrados.

2.3. Operadores Genéticos

Seleção: Com o operador genético denominado seleção, os cromossomos são selecionados de uma população para participar de um cruzamento dando origem a dois novos indivíduos. No presente trabalho, foi utilizada a seleção por roleta ponderada na qual a probabilidade da escolha de um indivíduo para acasalamento é proporcional ao valor relativo da sua aptidão em relação aos demais indivíduos da população.

Crossover: O cruzamento ou *crossover* é o operador genético responsável pela recombinação de características dos pais durante a reprodução, permitindo que as próximas gerações herdem tais características. Este operador pode ser de um ponto, de dois pontos, multi-pontos ou uniforme. Utilizou-se neste trabalho o *crossover* de um ponto no qual um ponto de cruzamento é selecionado e, a partir deste ponto, as informações genéticas dos pais são trocadas. As informações anteriores a este ponto em um dos pais são ligadas às informações posteriores a este ponto no outro indivíduo.

Mutação: A mutação visa permitir uma exploração mais ampla do espaço de busca, introduzindo de forma contínua alterações aleatórias no genótipo dos indivíduos. Neste trabalho, os cromossomos mutantes são formados a partir de eventuais mutações nos genes considerando probabilidades aplicadas bit a bit.

2.4. Elitismo

A fim de prevenir que os melhores indivíduos não desapareçam da população no decorrer da utilização do algoritmo genético, utilizou-se o elitismo, que consiste na manutenção do melhor indivíduo já encontrado nas próximas gerações.

2.5. Função Aptidão

A função objetivo permite o cálculo da aptidão de cada indivíduo, que fornecerá o valor a ser usado para o cálculo de sua probabilidade de ser selecionado para reprodução. Neste trabalho, a função aptidão foi calculada como o inverso da função objetivo. A função objetivo contempla o custo do consumo de energia ao longo do horizonte de campanha somado ao custo das limpezas.

3. RESULTADOS

A potencialidade da abordagem de otimização proposta é ilustrada com base em um exemplo de uma bateria de pré-aquecimento de uma refinaria brasileira, que corresponde a um problema de maior porte típico dos desafios encontrados na prática. Por esta razão, esse caso foi empregado como base nas presentes investigações. Esta bateria de pré-aquecimento contém três ramais paralelos a montante da dessalgadora e dois outros ramais a jusante da dessalgadora. A Figura 1 apresenta uma visão geral da estrutura dessa rede de trocadores de calor, composta por um total de 35 equipamentos de troca térmica. A descrição detalhada desse sistema pode ser encontrada em Oliveira Filho *et al.* (2009).

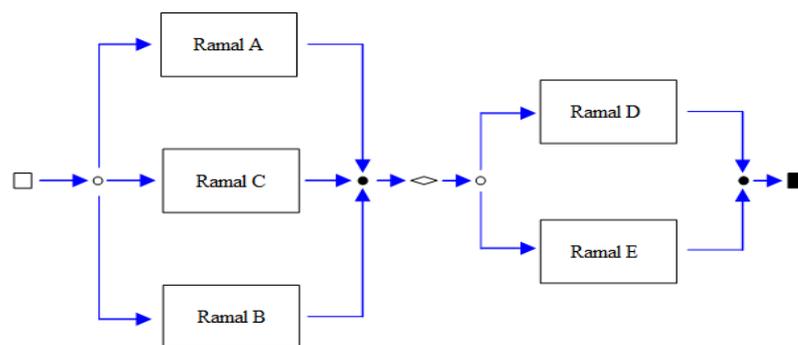


Figura 1 – Exemplo investigado da bateria de pré-aquecimento de óleo cru.

Visando calibrar o algoritmo genético empregado, foram analisados diversos parâmetros de controle da busca através desta rede, onde cada problema foi resolvido em triplicata. A análise dos resultados em triplicata foi necessária devido aos componentes aleatórios dos algoritmos genéticos.

3.1. Probabilidades de *Crossover*, Mutação e Tamanho da População

A probabilidade de *crossover*, a probabilidade de mutação e o tamanho da população foram calibrados através de um estudo prospectivo a partir da rede presente na Figura 1 e os melhores resultados encontrados para o presente problema da programação das paradas encontram-se na Tabela 1.

Tabela 1 – Parâmetros do algoritmo genético calibrados para o presente problema

Parâmetros do algoritmo genético	Valor
Probabilidade de <i>crossover</i>	90 %
Probabilidade de mutação	0,02 %
Tamanho da população	30

3.2. Parâmetro de controle da população inicial (*limpop*)

Visando avaliar a efetividade do parâmetro abordado, estudou-se o parâmetro de controle da população inicial com 1 % de paradas (valor médio encontrado em análises anteriores) e com 50 % de paradas (valor puramente randômico). Tais resultados do parâmetro de controle da população inicial encontram-se na Figura 2.

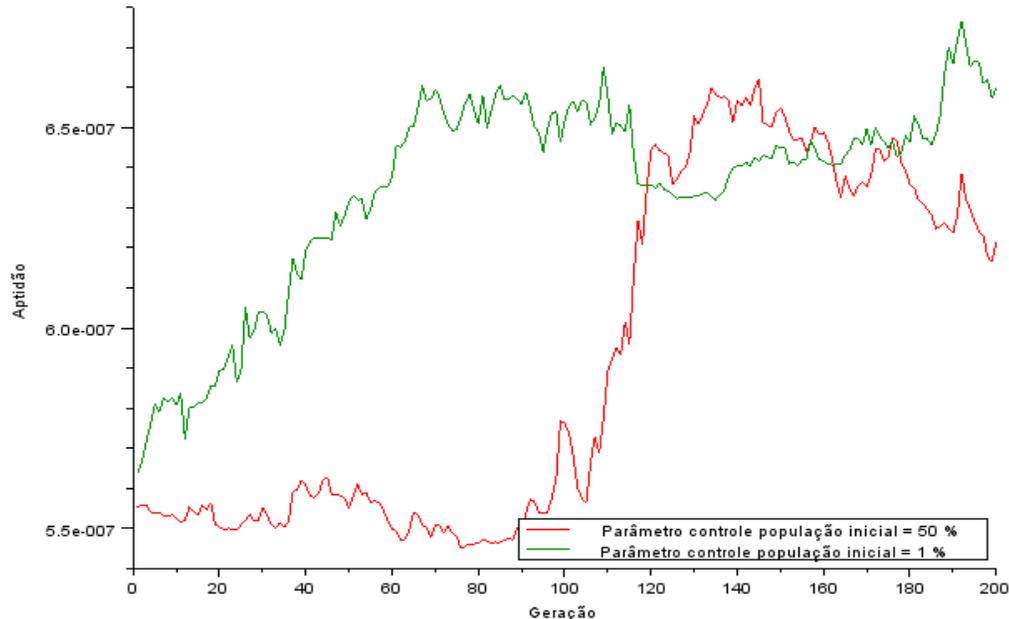


Figura 2 – Análise do parâmetro de controle da população inicial.

Analisando a Figura 2 é notório que a otimização com população inicial de 50 % de limpezas tem como resultado uma evolução muito mais lenta, pois seus valores de aptidão são baixos comparados com os valores de aptidão encontrados quando a otimização utiliza uma população inicial

com 1 % de limpezas. Desta forma, conclui-se que o valor de 1 % para o parâmetro de controle da população inicial é um valor adequado para o presente problema.

3.3. Elitismo

A fim de se analisar a importância da manutenção do melhor indivíduo encontrado nas gerações futuras e uma vez que a otimização com elitismo ser propensa à convergência prematura dos resultados, primeiramente estudou-se a otimização com elitismo em diferentes valores de probabilidade de mutação, a fim de se aumentar a variabilidade genética, e posteriormente comparou-se o melhor resultado do caso com elitismo com o caso sem elitismo.

Estudou-se o elitismo com os seguintes valores de probabilidade de mutação: 0,01 %, 0,02 % e 0,04 %. Em todos os casos utilizou-se a probabilidade de *crossover* de 90 %, o tamanho da população de 30 indivíduos, o parâmetro de controle da população inicial de valor 1 %, o número máximo de gerações de 200. Tais resultados da otimização com elitismo em diferentes valores de probabilidade de mutação encontram-se na Figura 3.

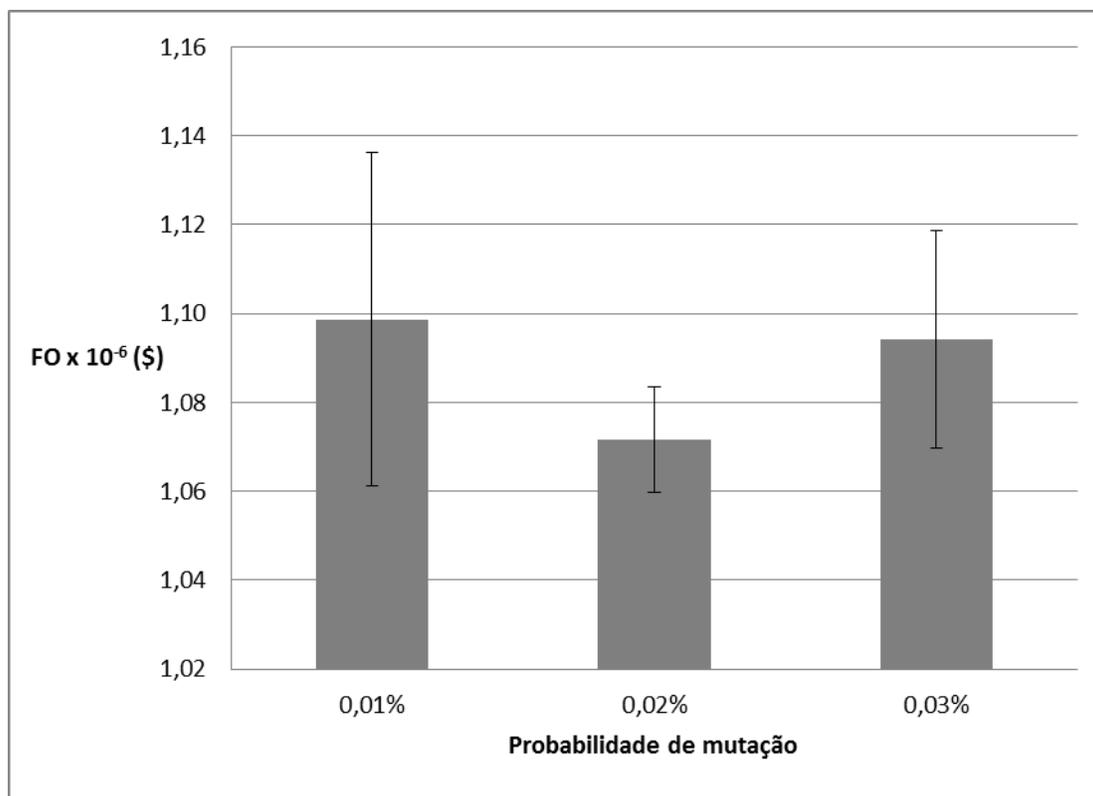


Figura 3 – Análise da otimização com elitismo com diferentes valores de probabilidade de mutação.

Percebe-se, pela análise da Figura 3, que a otimização empregando o elitismo atinge resultados levemente melhores quando utiliza uma probabilidade de mutação de 0,02 %, pois atinge menores

valores de função objetivo.

Tais resultados da otimização com elitismo e sem elitismo, em termos de função objetivo, encontram-se na Figura 4.

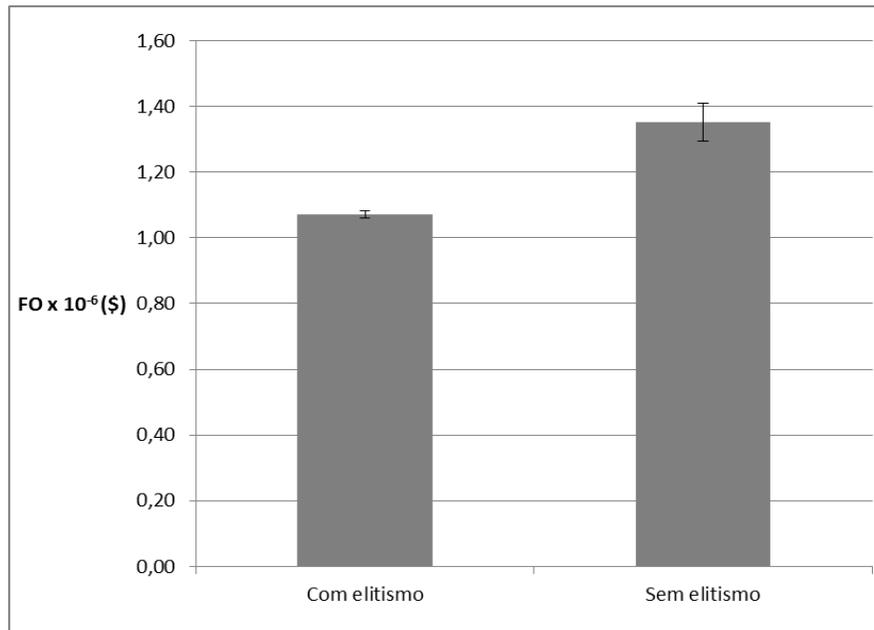


Figura 4 – Análise do elitismo.

Portanto conclui-se que o caso com elitismo atinge melhores resultados do que o caso sem elitismo, pela comparação da função objetivo de ambos os casos como visto na Figura 4.

3.4. Aperfeiçoamento do algoritmo genético

Tendo como referência os resultados do estudo da metodologia estocástica, estudou-se a possibilidade de aprimoramento dos resultados obtidos através do pós-processamento (algoritmo genético + busca local heurística) e através do pré-processamento (busca local heurística + algoritmo genético). Também estudou-se o híbrido do pré/pós processamento (busca local heurística + algoritmo genético + busca local heurística). O procedimento de busca local heurística empregado é composto por modificações sequenciais das ordens de limpeza, investigando-se assim a solução resultante obtida. Se esta for melhor que a solução atual, esta é aceita e a busca continua a partir daí, caso contrário, esta é descartada (*greedy*).

Da mesma forma que no estudo paramétrico, também foram feitas triplicatas dos resultados a seguir relatados. Nas Figuras 5 e 6 encontram-se os resultados de tais análises (denominadas metodologias híbridas) em termos de função objetivo e de esforço computacional (EC), medido em relação ao número de simulações realizadas.

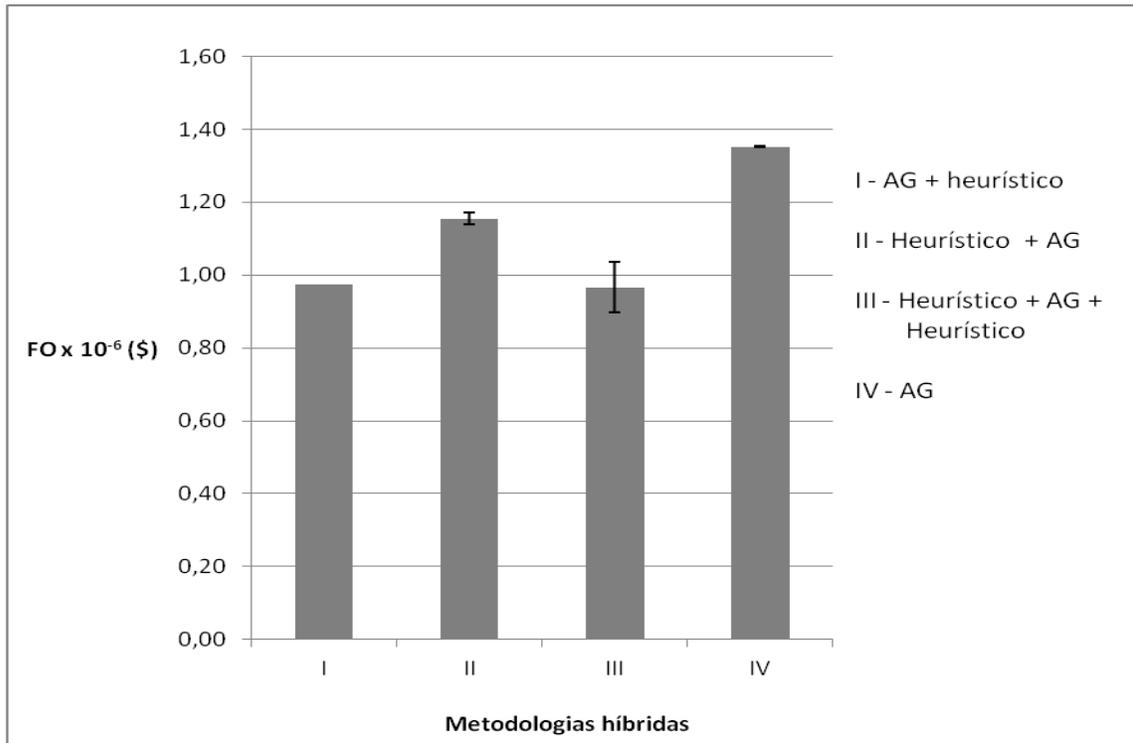


Figura 5 – Resultados das metodologias híbridas em termos de função objetivo (FO).

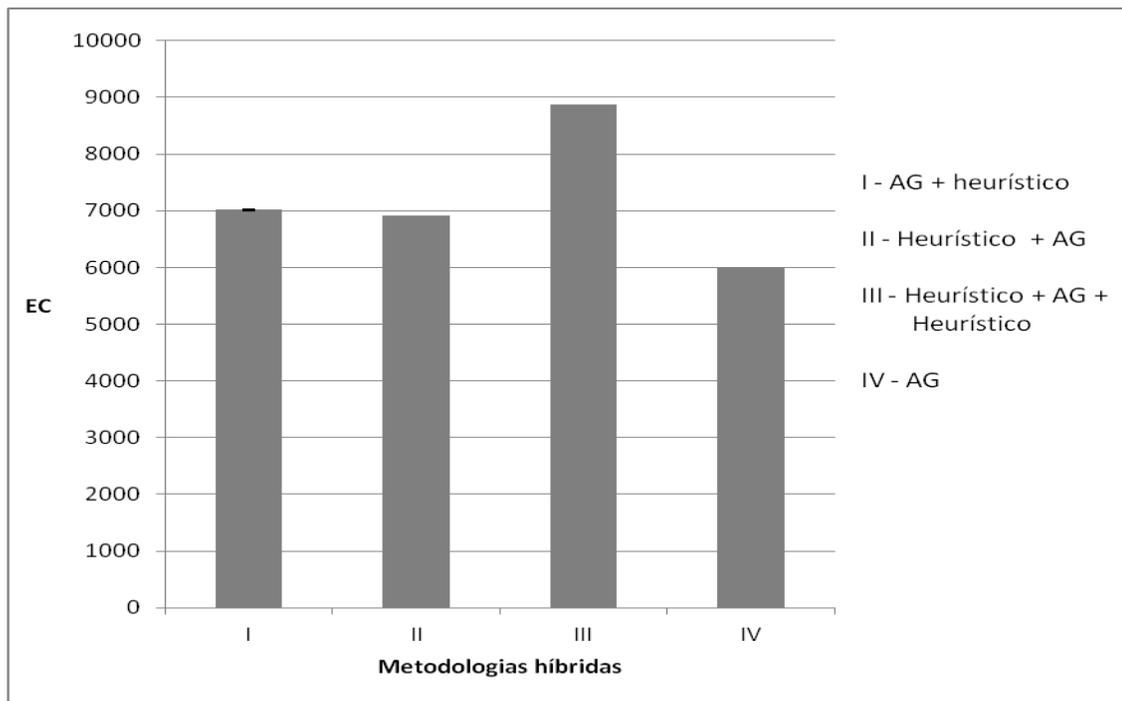


Figura 6 – Resultados das metodologias híbridas em termos de esforço computacional (EC).

Pela análise da Figura 5, percebe-se que as metodologias híbridas I (pós-processamento) e III (pré/pós processamento) foram as que atingiram melhores resultados, em termos de função objetivo. Dentre elas, a metodologia híbrida III (pré/pós processamento) foi a que obteve melhor resultado, apesar da pequena diferença. Provavelmente, a metodologia II (pré-processamento) alcançou pior resultado, pois a manutenção do melhor indivíduo nas gerações futuras associada ao elitismo favoreceu, neste caso, a uma convergência prematura para um ponto de ótimo local de qualidade inferior. Como pode ser visto na Figura 5, é notório que a hibridização do algoritmo genético com a busca local é mais vantajosa que o algoritmo genético sozinho (IV).

No entanto com relação ao esforço computacional, analisado na Figura 6, a metodologia híbrida III (pré/pós processamento) foi a pior enquanto as metodologias híbridas I, II e IV apresentaram número de simulações menores e semelhantes.

4. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou o desenvolvimento de um procedimento de otimização das paradas para limpeza em redes de trocadores de calor baseados em algoritmos genéticos. Os parâmetros do algoritmo genético foram devidamente calibrados para o problema em questão, visando alcançar uma melhor performance computacional.

O desempenho do algoritmo resultante foi aperfeiçoado através da sua hibridização com um algoritmo de busca local. Com base nas várias alternativas estudadas, o acoplamento da busca local na forma de um pós-processamento alcançou melhores resultados do ponto de vista do balanço entre minimização da função objetivo e esforço computacional.

5. REFERÊNCIAS

- LAVAJA, J. H., BAGAJEWICZ, M. J., On a new MILP model for the planning of heat exchanger network cleaning. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 43, p. 3924-3938, 2004.
- LINDEN, R. Algoritmos genéticos: Uma importante ferramenta da inteligência computacional. Brasport, 2. ed., Rio de Janeiro, 2008.
- RODRIGUEZ, C., SMITH, R., Optimization of operating conditions for mitigating fouling in heat exchanger networks. *Chem. Eng. Res. Des.*, v. 85, p. 839-851, 2007.
- SMAÏLI, F.; VASSILIADIS, V. S.; WILSON, D. I. Optimization of cleaning schedules in heat exchanger networks subject to fouling. *Chem. Eng. Comm.*, v. 189, p. 1517-1549, 2002.