



## Algoritmo genético e enxame de partículas para a otimização de suportes laterais de fornos



G.J. Simões<sup>a,\*</sup> e N.F.F. Ebecken<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Equipment Engineer, PETRÓLEO BRASILEIRO S.A., Research and Development Center (CENPES), Project Engineering for Downstream, Gas & Energy, Rio de Janeiro, RJ, Brazil

<sup>b</sup> Professor, COPPE/Federal University of Rio de Janeiro, PO Box 68506, Rio de Janeiro, RJ 21945-970, Brazil

### INFORMAÇÃO SOBRE O ARTIGO

#### Historial do artigo:

Recebido a 29 de janeiro de 2014

Aceite a 14 de julho de 2014

On-line a 9 de janeiro de 2015

#### Palavras-chave:

Algoritmos evolutivos

Suportes de tubos

Fornos de refinaria

Projeto mecânico

### R E S U M O

A otimização de um componente mecânico é um importante aspecto do processo de engenharia; um sistema bem projetado irá permitir uma redução do custo durante a fase de operação do equipamento. Em refinarias de petróleo e em plantas petroquímicas, fornos são incorporados ao processo para suprir energia térmica (calor) gerada pela combustão do combustível, que é transmitida para o fluido que escoou no interior da serpentina. Um importante componente interno de um forno de refinaria de petróleo é o sistema que suporta a serpentina de tubos. Este trabalho faz parte de uma pesquisa cuja meta é gerar uma nova metodologia para o projeto de suportes da zona de radiação de fornos de refinaria. Essa metodologia representa no seu conjunto a possibilidade de aplicação de alguns algoritmos evolutivos na área de projeto mecânico de fornos. Para a otimização de suportes laterais são utilizados 2 algoritmos evolutivos, o algoritmo genético e enxame de partículas. Neste estudo é realizada uma comparação entre os 2 métodos de otimização escolhidos. Recentes técnicas de penalidade dinâmica, especificamente o método da penalidade adaptativa, são incorporadas ao algoritmo. Os requisitos de resistência e operacionalidade são considerados no projeto como especificados pela norma API560. Os resultados mostram que o modelo converge para uma solução muito eficiente. Um exemplo real é incluído para demonstrar a eficiência do algoritmo.

© 2014 CIMNE (Universitat Politècnica de Catalunya). Publicado por Elsevier España, S.L.U. Este é um artigo Open Access sob a licença de CC BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

### Optimization of furnace lateral supports by genetic algorithm and particle swarm optimization

#### A B S T R A C T

Optimization of mechanical components is an important aspect of the engineering process; a well designed system will lead to money saving during the production phase and better machine life. In oil refineries and petrochemical plants, furnaces are incorporated into the process to supply thermal energy (heat) generated by fuel combustion, which is transmitted to a fluid flowing within a tube bundle, i.e., a coil. An important internal component of the furnace oil refinery is the system that supports the tube coil. This work is part of a research whose goal is to generate a new methodology for the investigation and search of the supports of the radiation zone refining furnace. This methodology represents as a whole the possibility of application of some evolutionary algorithms in the area of mechanical design of furnaces. For the optimization of the lateral supports two evolutionary algorithms are used, genetic algorithm and particle swarm algorithm. In this work a comparison between the two optimization methods chosen is carried out. Recent techniques of dynamic penalty, specifically adaptive penalty method are incorporated into the algorithms. The serviceability and strength requirements are considered in the design problem as specified in API560. The results show that the model converges to a very efficient solution without any engineer intervention. A real example is included to demonstrate the efficiency of the algorithm.

© 2014 CIMNE (Universitat Politècnica de Catalunya). Published by Elsevier España, S.L.U. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

#### Keywords:

Evolutionary algorithms

Tube supports

Fired heaters

Mechanical design

\* Autor para correspondência.

Correios eletrônicos: [josimoes@petrobras.com.br](mailto:josimoes@petrobras.com.br) (G.J. Simões), [nelson@ntt.ufrj.br](mailto:nelson@ntt.ufrj.br) (N.F.F. Ebecken).

## 1. Introdução

Devido à crescente demanda no Brasil por derivados do petróleo existe a necessidade de expansão do refino. Logo, novas refinarias serão construídas e os fornos podem representar mais de 20% do investimento de uma unidade do refino. Dentro deste contexto, melhorias no projeto deste equipamento e de suas estruturas representam um aumento da segurança operacional e uma redução do custo total do projeto.

O projeto de fornos de refinaria de petróleo é complexo e envolve diversos sistemas. Um subgrupo destes sistemas inclui os componentes internos que estão expostos a altas temperaturas. Um componente interno importante é o sistema de suportaç o da serpentina de tubos.

Aproximadamente 40% das interrupç es n o planejadas na operaç o de fornos s o causadas por falhas no sistema de suportaç o de tubos. Adicionalmente, estes suportes s o fabricados a partir de um material com um custo elevado. O projeto de um suporte que considera aspectos relacionados   seguranca operacional e   reduç o do peso do mesmo permitir  uma reduç o de custo significativa. No presente estudo   realizada apenas a otimizaç o dos suportes laterais. Para a otimizaç o dos suportes laterais s o utilizados 2 algoritmos evolutivos, o algoritmo gen tico (AG) e o algoritmo enxame de part culas (particle swarm optimization – PSO).

Em diversos trabalhos recentes outros tipos de problema foram abordados, sempre utilizando algoritmos evolutivos. Nestes estudos foram feitas, de forma eficiente, uma otimizaç o em um projeto mec nico, considerando um determinado componente, como uma turbina [1], um domo [2], um tanque c nico [3] ou um riser [4,5]. Logo, os diversos algoritmos evolutivos, como os AG e o PSO, t m grande flexibilidade e aplicabilidade, pois permitem exploraç o e exploraç o do espaço de busca.

Este trabalho faz parte de uma pesquisa cujo objetivo   a implementaç o de alguns algoritmos evolutivos na  rea de projeto mec nico de fornos [6].

A reduç o do peso do suporte, que   a meta deste estudo, possibilitar  uma reduç o no custo na etapa da fabricaç o destes componentes. O que pode ser significativo se considerarmos que o forno da Refinaria Gabriel Passos (REGAP) possui 640 suportes fundidos.

O projeto dos suportes laterais   realizado utilizando-se uma abordagem anal tica, atrav s do programa SuporteLForno, que foi desenvolvido por t cnicos da Petrobras. Logo, utilizou-se uma metodologia anal tica como m todo de c lculo das restriç es estruturais.

A abordagem anal tica considera tens es decorrentes do peso dos tubos, associados   tens o de longa duraç o, e a tens es relacionadas   dilataç o dos tubos, associados   tens o de curta duraç o. O projeto   baseado na norma API STANDARD 560 [7], espec fica para o projeto de fornos industriais. Esta norma cont m diversas recomendaç es e procedimentos para o projeto de suportes dos tubos que passam pelo interior do forno, considerando que os suportes trabalham sob severo regime de flu ncia.

Neste trabalho realiza-se uma comparaç o entre os 2 m todos de otimizaç o escolhidos para a otimizaç o deste projeto.

Recentes t cnicas de penalizaç o din mica s o incorporadas ao algoritmo, mais especificamente o m todo de penalidade adaptativa (APM) de Lemonge e Barbosa [8]. Esse m todo   robusto e eficiente. O tratamento   totalmente adaptativo, n o precisando ser parametrizado.

Atrav s dos resultados obtidos com os algoritmos de otimizaç o realizou-se uma comparaç o com um projeto de um forno real para a refinaria REGAP da Petrobras.

## 2. Algoritmo enxame de part culas

O m todo de otimizaç o PSO foi originalmente desenvolvido por Kennedy e Eberhart [8]. A t cnica PSO   inspirada no voo de p ssaros, que s o denominados de part culas.

Esse m todo se inicializa aleatoriamente, atrav s de um conjunto de part culas com velocidades e posiç es aleat rias. Ap s essa inicializaç o os indiv duos s o avaliados atrav s da funç o de avaliaç o. Em um algoritmo PSO existe um conjunto de vetores cujas trajet rias oscilam em torno de uma regi o definida por cada melhor posiç o individual (PBEST) e a melhor posiç o dos outros (GBEST).

A posiç o da part cula,  $x_i$ , vai sendo atualizada de acordo com a equa o:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + w.v_i(t) + C1.rnd(PBEST-x_i(t)) + C2.rnd(GBEST-x_i(t)) \quad (1)$$

Na equa o (1),  $v_i(t)$  representa o vetor velocidade da part cula  $i$  no tempo  $t$ ,  $w$    o fator de in rcia,  $rnd$  representa n meros aleat rios de distribuiç o uniforme entre 0-1,  $C1$  e  $C2$  representam respectivamente os par metros social e cognitivo, PBEST   a melhor posiç o individual e GBEST   a melhor posiç o social. Os par metros  $C1$  e  $C2$  ajustam o balanço entre a influ ncia social e a aprendizagem da part cula individual.

No algoritmo b sico inicial do PSO, proposto por Kennedy e Eberhart [7],  $C1 = C2 = 2$ . Trabalhos posteriores [9-11] indicam a prefer ncia pelo uso de outros valores para os par metros cognitivo e social.

Kennedy e Eberhart [9] sugerem que se definam limites para a velocidade m xima de cada part cula, limitada ao valor limite de cada vari vel ( $x_{m x.} - x_{m n.}$ ). Mas, estudos indicavam a necessidade de um controle da velocidade mais elaborado.

Desta forma, introduziu-se na equa o (1) o fator de in rcia  $w$  [12].

## 3. Algoritmo gen tico

Os AG s o inspirados na teoria da evoluç o natural e tamb m em conceitos posteriores sobre gen tica e foram originalmente propostos por Holland [13].

Inicialmente, para o processo de otimizaç o, cada indiv duo   definido em funç o das vari veis de projeto. Pode-se escolher a codificaç o bin ria ou real. Define-se os limites de cada vari vel, o que gera um espaço de busca para o processo. A populaç o da primeira geraç o   obtida de maneira aleat ria. Posteriormente cada indiv duo da geraç o atual   avaliado pela funç o de avaliaç o.

Em geral   poss vel na pr pria funç o de avaliaç o incorporar uma funç o de penalidade, que ser  capaz de avaliar e penalizar os indiv duos que eventualmente violem as restriç es do problema. Para o c lculo das restriç es podem ser utilizados diversos tipos de funç es de penalidades. Nesta pesquisa utilizou-se a penalidade adaptativa [8].

Posteriormente a metodologia verifica se um determinado crit rio de parada foi atingido. Podem ser utilizados um determinado n mero de geraç es, um valor para o melhor indiv duo ou at  um determinado tempo para o processo de otimizaç o.

Ap s a avaliaç o de cada indiv duo da populaç o e se o crit rio de parada n o for satisfeito realiza-se a seleç o dos pares de indiv duos para a reproduç o. Os indiv duos mais adaptados s o selecionados probabilisticamente. Ap s esta etapa, s o aplicados os operadores de cruzamento e mutaç o com uma probabilidade pr -definida,  $p_c$  e  $p_m$ , respectivamente. O ciclo reinicia-se novamente at  que o crit rio de parada seja satisfeito.

Vários tipos de operadores de crossover e mutação podem ser testados e explorados. Adotando-se a codificação real, podem-se utilizar, entre outros, os seguintes operadores de crossover: média [14], média geométrica, BLX- $\alpha$  [15] e aritmético [16]. Para o operador mutação, também para a representação real, apresenta-se os seguintes operadores: uniforme, gaussiana e limite [16].

No crossover aritmético [16], dado 2 cromossomos  $p_1$  e  $p_2$ , são produzidos 2 cromossomos  $c_1$  e  $c_2$  da seguinte forma:

$$c_1 = \beta p_1 + (1 - \beta)p_2 \quad (2)$$

$$c_2 = (1 - \beta)p_1 + \beta p_2 \quad (3)$$

onde  $\beta \in U(0, 1)$ .

A mutação uniforme e a gaussiana, realizadas para cada cromossomo de um indivíduo, são, respectivamente, a substituição de um gene por um número aleatório e por um número aleatório de uma distribuição normal. A substituição do gene deve sempre respeitar os limites definidos para as variáveis de projeto. A mutação limite [16] é a substituição do gene por um dos limites do intervalo permitido.

#### 4. Nova abordagem para o projeto de suportes laterais

##### 4.1. Variáveis

Por possuírem algumas características distintas, os suportes dos tubos de fornos são tratados em 3 itens separados: suportes da radiação, suportes intermediários da convecção (espelhos) e suportes terminais da convecção. Este trabalho aborda os suportes da radiação, esses suportes podem assumir diversas geometrias, dependendo da posição dos tubos no interior do forno. Na situação em que os tubos tangenciam horizontalmente a parede do forno o suporte empregado é o suporte lateral. Uma das possíveis geometrias para o suporte lateral de fornos é mostrada na figura 1 abaixo.

O estudo de otimização realizado neste trabalho adota a geometria mostrada na figura 1 acima para a geometria do suporte lateral, esse tipo de geometria é adotado em grande parte das refinarias da Petrobras no Brasil. O programa SuporteLForno, utilizado no projeto

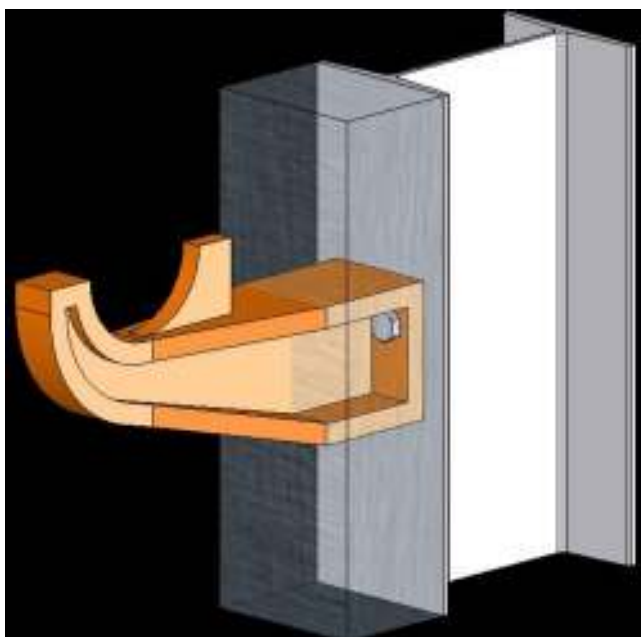


Figura 1. Suporte lateral de fornos.

Tabela 1  
Limites das variáveis de projeto

Variável de projeto	Limite inferior (mm)	Limite superior (mm)
A1	15	180
A2	15	90
B1	60	180
B2	30	90
H1	70	230
H2	40	120
T	10	50
TA	10	50

do suporte, considera as variáveis necessárias para a especificação de um suporte lateral com uma geometria de acordo com a figura 1.

As variáveis A1, A2, B1, B2, H1, H2, T e TA representam os parâmetros geométricos de um suporte lateral. Essas variáveis são definidas no projeto de um determinado suporte, mostrado na figura 1. São as variáveis de projeto escolhidas para o estudo de otimização proposto neste trabalho. Estas variáveis definem um indivíduo ou uma partícula. As variáveis de projeto são mostradas na figura 2 abaixo.

Os limites destas variáveis definem o espaço de busca adotado nas diversas simulações de otimização através de um AG e de um algoritmo por PSO, no intuito de se obter o ótimo global dos diversos casos analisados.

Alguns dados reais, fornecidos por empresas que fabricam os suportes de fornos de refinaria, foram incorporados aos algoritmos de otimização. Os suportes da zona de radiação são fabricados através do processo de fundição e, consequentemente, existem valores extremos para as variáveis de projeto do componente que a fundidora impõe como condição para a fabricação do suporte.

A tabela a seguir mostra esses parâmetros, definidos para as variáveis geométricas do suporte, que são as variáveis de projeto. A tabela 1 apresenta os limites das variáveis de projeto.

Ao longo do processo de otimização, quando um dos limites (inferior ou superior) de cada variável de projeto for violado, o algoritmo impõe como valor para a variável de projeto o próprio valor do limite inferior ou superior, o que for violado.

Para o presente estudo foram consideradas algumas constantes, necessárias ao estudo de otimização. Adotaram-se os seguintes parâmetros constantes, que foram considerados para o projeto do suporte lateral do forno F-01 da refinaria REGAP, para a otimização do suporte:  $L = 228$  mm,  $VAO = 5$  mm,  $REFR = 140$  mm,  $SLQ = 5,39$  MPa,  $SSQ = 10,79$  MPa,  $C = 1,3$  mm,  $P = 1.402,35$  N. A seguir apresenta-se uma breve explicação desses parâmetros constantes.

Para a representação geométrica do suporte deve-se definir o valor de L, que é em geral um parâmetro fixo, pois depende da

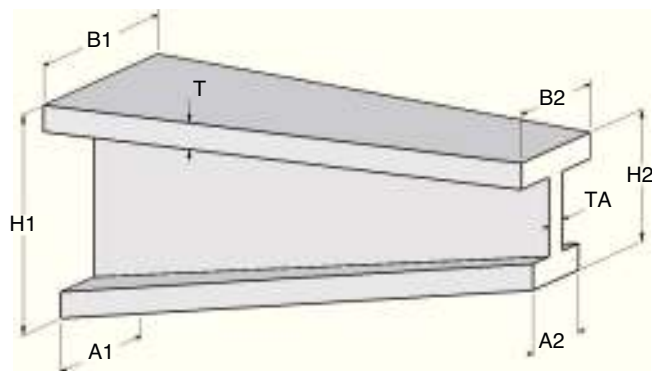


Figura 2. Variáveis de projeto.

posição do tubo na estrutura interna do forno e não do projeto mecânico do suporte.

O parâmetro REFR representa a espessura do refratário utilizado no projeto do suporte.

Em geral é utilizado um valor fixo para o parâmetro VAO, um parâmetro geométrico para estabilização do tubo no suporte.

A constante C representa uma sobre-espessura de corrosão, ou seja, diminui-se o valor de  $2XC$  dos valores das variáveis geométricas de projeto. Desta forma considera-se no cálculo das tensões que a peça está no fim de sua vida útil em relação ao fenômeno de corrosão.

A constante P representa a carga aplicada no suporte e o PESO o próprio peso do suporte, esses parâmetros são descritos respectivamente, nas seções 4.2 e 4.3 deste artigo.

As constantes SSQ, a tensão admissível de longa duração, e SLQ, a tensão admissível de curta duração, são obtidas da norma API560, que define em função da temperatura atuante no suporte as tensões admissíveis para um determinado material.

Finalmente, SLM, a tensão máxima de longa duração, SSM, a tensão máxima de curta duração, são obtidas a partir de formulações analíticas para o cálculo das tensões atuantes ao longo dos suportes.

#### 4.2. Restrições estruturais

O projeto do suporte lateral de fornos é baseado na norma API STANDARD 560, específica para o projeto de fornos industriais. Esta norma contém diversas recomendações e procedimentos para o projeto de suportes dos tubos que passam pelo interior do forno, considerando que os suportes trabalham sob severo regime de fluência. A API STANDARD 560 [7] estabelece que os suportes sejam dimensionados considerando-se 2 tipos de carregamentos: longa duração (peso próprio dos tubos) e curta duração (peso próprio dos tubos + atrito causado pela dilatação momentânea dos tubos apoiados).

O código estabelece tensões admissíveis para cada um desses carregamentos e na grande maioria dos casos a condição de curta duração é a dimensionante. O que a norma estabelece é que para os cálculos da tensão de curta duração uma força horizontal de 0,3 vezes a força vertical é adicionada ao carregamento.

Portanto, as tensões ao longo do suporte são calculadas para 2 situações distintas. Para o caso da tensão de longa duração apenas o peso irá atuar, calcula-se a força atuante no suporte considerando-se uma configuração real do forno, onde é feito um modelo matemático que calcula a reação de apoio no suporte. A reação de apoio obtida é equivalente ao peso que atua em um único suporte lateral, que não deve ser confundido com a variável PESO do suporte.

Este modelo matemático considera para o cálculo da reação, onde o peso do tubo e o peso do fluido contido no seu interior são considerados, que os suportes e os carregamentos impostos podem ser representados por uma viga hiperestática. Cada vão representa o espaço livre entre os suportes no interior do forno e as cargas concentradas e distribuição representam condições atuantes no equipamento, como flanges e o peso do fluido e do tubo.

O método de cálculo utilizado para a solução da viga hiperestática é dos 3 momentos [17]. A figura 3 abaixo mostra uma viga hiperestática que representa um caso real de um forno, utilizada para se obter a carga atuante no suporte.

As forças consideradas, que atuam no suporte, para cada caso de tensão causam esforços de flexão e cortante, esses esforços estão

associados com tensões, de tração, compressão e cisalhamento. Essas tensões serão comparadas, através de critérios de resistência, com o valor da tensão admissível especificado, após a escolha do material a ser utilizado, pela norma API560 [7].

A seção reta do suporte lateral varia ao longo do mesmo, logo, subdividiu-se o componente em 100 partes iguais e obtiveram-se para cada caso de tensão as tensões máximas atuantes, SLM e SSM, que devem ser comparadas com as tensões admissíveis, SSQ e SLQ. Elas devem ser necessariamente menores do que SLQ e SSQ para que um indivíduo ou partícula qualquer sejam considerados viáveis. Logo, são utilizadas formulações analíticas para o cálculo das tensões atuantes ao longo dos suportes.

Essas formulações analíticas podem ser obtidas a partir de considerações a respeito do cálculo de tensões em vigas com seção reta variável [18].

Essa metodologia analítica não é apresentada neste trabalho devido ao elevado número de equações, entretanto este equacionamento pode ser realizado no intuito de se reproduzir os resultados apresentados neste artigo.

Em cada caso de tensão, após a obtenção das tensões máximas atuantes, as 2 restrições poderão ser obtidas. Estas restrições estruturais são incorporadas à função objetivo para formar a função de avaliação através de funções de penalidade.

As restrições estruturais referem-se às tensões de longa e de curta duração e podem ser obtidas através das seguintes equações:

$$\text{se } (SLM > SLQ) \text{ então } \delta_1 = SLM - SLQ, \text{ caso contrário } \delta_1 = 0;$$

$$\text{se } (SSM > SSQ) \text{ então } \delta_2 = SSM - SSQ, \text{ caso contrário } \delta_2 = 0.$$

#### 4.3. Função de avaliação

Para determinar uma configuração para um suporte que atenda a requisitos técnicos da norma e critérios de projeto e que também possibilite o menor custo de fabricação, a função objetivo deve envolver a busca pelo peso mínimo do suporte. O peso do suporte, variável PESO, é a função objetivo do problema analisado,  $F_{\text{peso}}$ .

O peso do suporte é obtido através de um cálculo aproximado, subdividindo-se a estrutura em diversas partes e obtendo-se o volume aproximado do suporte. Para se obter o peso do componente basta multiplicar o volume total pelo peso específico, no valor de  $8 \times 10^{-6} \text{ kgf/mm}^3$ . As equações (4)-(10), mostradas a seguir, são utilizadas para se obter inicialmente o volume do suporte (equação (9)) e posteriormente, através da equação (10), se obter o peso do suporte, multiplicando-se o volume pelo peso específico.

$$V_1 = \left( A1 \times REFR + (A1 + A2) \times \sqrt{((H1 - H2)^2 + L^2)/2} \right) \times T \quad (4)$$

$$V_2 = (B1 \times REFR + (B1 + B2) \times L/2) \times T \quad (5)$$

$$V_3 = ((H1 - 2 \times T) \times REFR + (H1 + H2 - 4 \times T) \times L/2) \times TA \quad (6)$$

$$V_4 = ((A2 + B2) \times T + (H2 - 2 \times T) \times TA) \times VAO \quad (7)$$

$$V_5 = A1 \times H1 \times 1.5 \times TA \quad (8)$$

$$V = V_1 + V_2 + V_3 + V_4 + V_5 \quad (9)$$

$$PESO = V \times 8.E^{-6} \quad (10)$$



Figura 3. Viga hiperestática para o cálculo das cargas.



**Tabela 2**  
Resultado execuções

Algoritmo	Viáveis (melhor)	Viáveis (média)	Execução	Geração (melhor)	NSF
AG	7,70 kgf	11,43 kgf	20	90	6,943
PSO	8,62 kgf	10,63 kgf	22	18	5,201

Neste trabalho as restrições de projeto são implementadas através de funções de penalidade adaptativas, método APM [8]. A variável  $x$  representa o conjunto de variáveis de projeto que definem um suporte e as formulas a seguir são sempre aplicadas para cada indivíduo. A aptidão  $F(x)$  de cada solução candidata é dada por:

$$F_{\text{aptidão}} = \begin{cases} F_{\text{peso}} & \text{se } x \text{ for viável} \\ \bar{F}_{\text{peso}} + \sum_{i=1}^2 k_i \delta_i & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (11)$$

$$\bar{F}_{\text{peso}} = \begin{cases} F_{\text{peso}} & \text{se } F_{\text{peso}} > \langle F_{\text{peso}} \rangle \\ \langle F_{\text{peso}} \rangle & \text{caso contrário} \end{cases}$$

onde  $\langle F_{\text{peso}} \rangle$  é o valor médio da função objetivo,  $F_{\text{peso}}$ , para a população atual. Os parâmetros de penalização,  $k_1$  ( $i=1$ ) e  $k_2$  ( $i=2$ ), são definidos para cada geração por:

$$k_i = |F_{\text{peso}}| \frac{\langle \delta_i \rangle}{\sum_{j=1}^2 [\langle \delta_j \rangle]^2} \quad (12)$$

onde  $\langle \delta_i \rangle$  é a média das restrições, para cada caso de tensão, na geração considerada. O denominador do segundo termo da equação (12) é o mesmo para o cálculo dos 2 parâmetros de penalização e representa a soma da média das restrições para uma determinada geração elevado a potência de 2.

Considerando-se a função de penalidade adaptativa adotada (11), uma determinada solução candidata com violações pequenas é menos penalizada do que outra com violação considerável das restrições. Isto evita que uma partícula ou um indivíduo próximos ao ótimo se afastem do mesmo dificultando a busca da solução desejada. Além de não desconsiderar soluções inviáveis, o tratamento é totalmente adaptativo, não precisando de nenhum parâmetro a ser ajustado pelo usuário.

#### 4.4. Otimização através de um algoritmo genético

Diversas considerações são adotadas para o AG utilizado neste trabalho. As variáveis de projeto foram representadas através de uma codificação real. Alguns parâmetros adotados para o AG foram baseados em recomendações de trabalhos na área de otimização [1] e também foram escolhidos a partir de evidências empíricas.

A população inicial, com 100 candidatos, é escolhida aleatoriamente, considerando os limites definidos para as variáveis de projeto. Após a avaliação de cada indivíduo da população é realizada a seleção dos pares de indivíduos para a reprodução, os indivíduos mais adaptados são selecionados probabilisticamente. Realiza-se uma seleção por torneio, com 2 indivíduos competindo.

Após esta etapa, são aplicados os operadores de cruzamento e mutação com uma probabilidade pré-definida,  $p_c$  e  $p_m$ , respectivamente, com valores de 0,9 e 0,003. Neste trabalho utilizaram-se os seguintes operadores: crossover aritmético [16] e mutação uniforme. O critério de convergência adotado foi o número máximo de gerações pré-determinado, estipulado em 100 gerações.

Depois do processo de atuação dos operadores, uma nova geração é obtida. Neste trabalho é utilizado um AG geracional. O melhor indivíduo obtido em todas as gerações representa a solução

obtida ao longo do processo. Durante o procedimento computacional de otimização a técnica de elitismo é empregada, o melhor indivíduo em cada geração substitui o pior indivíduo da próxima geração.

#### 4.5. Otimização através do algoritmo enxame de partículas

São adotadas para o algoritmo enxame de partículas utilizado neste trabalho algumas considerações obtidas a partir da literatura. Inicialmente as variáveis de projeto foram representadas através de uma codificação real.

A população inicial, com 100 candidatos, é escolhida aleatoriamente, considerando os limites definidos para as variáveis de projeto. No algoritmo básico inicial do PSO, proposto por Kennedy e Eberhart [8],  $C1=C1=2$ . Nesta pesquisa é utilizado o valor de 2 para  $C1$  e  $C2$ .

Para controlar-se a velocidade de cada partícula, limita-se seu valor máximo ao valor limite de cada variável. Além disso, o valor de 0,5 para  $w$ , o fator de inércia, é utilizado.

Assim como no AG desenvolvido nesta pesquisa, é explorado para o algoritmo PSO a penalidade adaptativa [8] como técnica de tratamento das restrições, essa função de penalidade é incorporada à função de avaliação, que é a maneira como os algoritmos evolutivos irão avaliar cada indivíduo ou partícula.

Ao longo do processo de otimização a técnica de elitismo é empregada. O critério de convergência adotado foi o número máximo de gerações pré-determinado, estipulado em 100 gerações.

## 5. Experimentos

Neste trabalho escolheu-se um projeto já realizado, para um forno da refinaria REGAP da Petrobras, para se comparar o resultado obtido para o peso do suporte lateral através dos algoritmos genético e PSO com o peso do suporte projetado anteriormente. No projeto da REGAP, o material do forno F-2102 A/B foi identificado como ASTM A297, Grau HP (25Cr-35Ni+Nb).

Foram feitas 30 execuções independentes para cada algoritmo de otimização adotado, os AG e PSO, com o objetivo de se ter um suporte lateral com um peso mínimo para produção e que atendessem as restrições impostas, o que representa o melhor resultado.

Em 27 das execuções realizadas o peso obtido através do AG foi menor do que o algoritmo PSO. Os resultados do menor valor viável obtido do peso do suporte para cada algoritmo, a média de todo os pesos viáveis obtidos, a execução, a geração e o número de soluções factíveis (nsf) para este melhor indivíduo obtido são expostos na [tabela 2](#).

**Tabela 3**  
Resultados

Variáveis	Projeto de referência	GA	PSO1
A1 (mm)	19	43	60
A2 (mm)	19	26	17
B1 (mm)	110	84	89
B2 (mm)	40	37	30
H1 (mm)	130	120	103
H2 (mm)	60	65	115
T (mm)	25	15	13
TA (mm)	19	10	13
Peso (kgf)	12,4 kgf	7,70 kgf	8,62 kgf

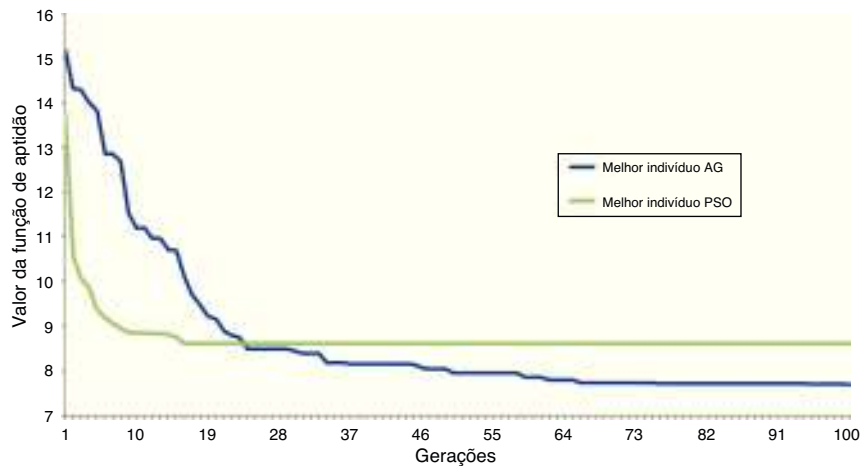


Figura 4. Evolução dos experimentos.

A tabela 3 apresenta as variáveis obtidas através dos algoritmos de otimização desenvolvidas para este estudo para os casos apresentados na tabela 2. A última linha da tabela apresenta o PESO do suporte, para o melhor indivíduo, ao final de 100 gerações. Os valores apresentados na coluna «Projeto de referência» representam os parâmetros geométricos do suporte existente no forno da refinaria REGAP.

A figura 4 mostra a evolução do melhor experimento realizado para cada algoritmo de otimização, apresentados nas tabelas 2 e 3. A partir da décima primeira geração o valor da função de aptidão do melhor indivíduo é mantido constante até a centésima geração, para o algoritmo PSO. O melhor indivíduo obtido ao longo dos processos não viola nenhuma das restrições estruturais. Este gráfico é representativo das diversas execuções realizadas, ou seja, é típico.

## 6. Conclusão

Ao final do processo de otimização obteve-se respectivamente, para os algoritmos genético e PSO, uma redução do peso da estrutura de 37,9 e 30,5%, considerando que o peso atual dos suportes da refinaria REGAP da Petrobras projetados pela equipe de engenheiros da companhia é de 12,4 kgf.

Comparando-se os 2 métodos de otimização utilizados neste estudo pode-se concluir que o AG é mais eficaz e possibilitou que se encontrasse o melhor ótimo viável para o problema de otimização de um suporte lateral de um forno de refinaria da Petrobras.

Os algoritmos apresentados neste estudo permitem a obtenção de um suporte lateral de fornos de refinaria com um peso mínimo e que atenda as 2 restrições estruturais apresentadas na seção 4.2 deste artigo. Essas restrições foram implementadas como funções de penalidade adaptativa (APM) de Lemonge e Barbosa [8,19,20] de maneira eficiente.

Alguns dados reais, fornecidos por empresas que fabricam os suportes de fornos de refinaria, foram incorporados aos algoritmos de otimização. Os suportes da zona de radiação são fabricados através do processo de fundição e, consequentemente, existem valores extremos para as variáveis de projeto do componente que a fundidora impõem como condição para a fabricação do suporte. Logo, o processo de otimização gerou uma solução viável quanto à fabricação do componente.

## Referências

- [1] G. Corriveau, R. Guilbault, A. Tahan, Genetic algorithms and finite element coupling for mechanical optimization, *Adv. Eng. Softw.* 41 (3) (2010) 422–426.
- [2] E.S. Kameshki, M.P. Saka, Optimum geometry design of nonlinear braced domes using genetic algorithm, *Comput. Struct.* 41 (1–2) (2007) 71–79, 85.
- [3] A.M. ElAnsary, A.A. ElDamatty, A.O. Nassef, A coupled finite element genetic algorithm technique for optimum design of steel conical tanks, *Thin Wall. Struct.* 41 (4) (2011) 482–494, 49.
- [4] Silva, R.F. da; Teófilo, F.A. F.; Parente, E.; Melo, A.M. C. de; Holanda, A.S. de. Optimization of composite catenary risers. *Marine Structures*, 33, 1–20, 2013.
- [5] A. Pina, C. Albrecht, B.S.L.P. Lima, B. Jacob, Tailoring the particle swarm optimization algorithm for the design of offshore oil production risers, *Optim. Eng.* 12 (5) (2010) 215–235.
- [6] G.J. Simões, B.S.L.P. Lima, Optimization of furnace lateral supports through genetic algorithms, in: 21st Brazilian Congress of Mechanical Engineering, Natal, RN, Brazil, October 24–28 2011.
- [7] API Standard 560. Third Edition, May 2001. American Petroleum Institute.
- [8] A.C.C. Lemonge, H.J.C. Barbosa, An adaptive penalty scheme for genetic algorithms in structural optimization, *Int. J. Numer. Meth. Eng.* 59 (5) (2004) 703–736.
- [9] J. Kennedy, R.C. Eberhart, *Swarm Intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers, 2001, ISBN: 1-55860-595-9.
- [10] K. Parsopoulos, M. Vrahatis, Recent Approaches to Global Optimization Problems Through Particle Swarm, In *Natural Computing 1*, Kluwer Academic Publishers, 2002, pp. 232–306.
- [11] Carlisle, A., Dozier, G., An off-The-Shelf PSO. In *Proceedings of the Particle Swarm, Optimization Workshop*, pp. 1–6. Indianapolis, IN: Purdue School of Engineering and Technology, IUPUI (in press), 2001.
- [12] R.C. Eberhart, Y. Shi, Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization, *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, San Diego, California, 2000, pp. 84–88.
- [13] J.H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.
- [14] L. Davis, *Handbook of genetic algorithms*, Van Nostrand Reinhold (1991).
- [15] L.J. Eshelman, D.J. Shaffer, Real-coded genetic algorithms and interval-schemata, in: D.L. Whitley (Ed.), *Foundations of Genetic Algorithms 3*, Morgan Kaufman, San Mateo, CA, 1992, pp. 187–203.
- [16] Michalewicz, Z.; Fagel, D.B. In: 1. How to solve it: modern heuristics. 2nd ed., rev. and extended ed. Berlin, New York: Springer; 2004.
- [17] V.I. Féodosiev, *Resistencia de materiales*, 2 ed., Editorial MIR, Moscou, 1980.
- [18] D. Lardner Crandall, *An introduction to the mechanics of solids*, McGraw-Hill, 1978.
- [19] H.J.C. Barbosa, A.C.C. Lemonge, An adaptive penalty scheme in genetic algorithms for constrained optimization problems, in: *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference - GECCO*, Morgan Kaufmann Publishers, New York, 9–13 July 2002, pp. 287–294.
- [20] H.J.C. Barbosa, A.C.C. Lemonge, A new adaptive penalty scheme for genetic algorithms, *Inform. Sciences* 156 (5) (2003) 215–251.