



MODIFIED IMPROVED HARMONY SEARCH: PROPOSTA DE MELHORIAS PARA O ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

Guilherme Fleith de Medeiros

Moacir Kripka

guifleith@upf.br

mkripka@upf.br

Universidade de Passo Fundo

Faculdade de Engenharia e Arquitetura

Campus I – Bairro São José, 99001-970, Passo Fundo, RS, Brasil

Resumo. *Este trabalho apresenta alguns estudos desenvolvidos com o objetivo de melhorar o algoritmo clássico do método de otimização Busca Harmônica, ou Harmony Search (HS). O HS consiste em uma meta-heurística desenvolvida em analogia ao processo de improvisação musical do jazz, onde os músicos tentam encontrar, através de tentativas repetidas, a harmonia perfeita (melhor solução para um problema). Desde sua proposição em 2001, o método foi aplicado com sucesso em várias áreas de pesquisa. Em relação ao trabalho original, várias melhorias e variações do método foram propostas por diversos pesquisadores, destacando-se dentre estas o Improved Harmony Search (IHS), que efetua a variação dinâmica dos principais parâmetros do método, de acordo com o número de iterações. Além do IHS, o algoritmo proposto no presente trabalho incorpora modificações adicionais, como reinicialização da memória harmônica (população), para evitar a convergência prematura para o mínimo local, bem como a consideração de outro critério de parada, além do número de iterações máximas. Objetiva-se, num primeiro momento, tornar o método menos dependente do tamanho da memória harmônica. As modificações propostas foram aplicadas a alguns problemas clássicos, alcançando resultados promissores.*

Palavras-chave: *Harmony Search, Otimização, Metaheurísticas, Critério de parada, População.*

1 INTRODUÇÃO

Dentre as diversas classificações possíveis, os métodos de otimização podem ser divididos em determinísticos e heurísticos. Os determinísticos normalmente empregam derivadas ou aproximações destas, requerendo portanto a continuidade e a diferenciabilidade das funções envolvidas. Já os métodos heurísticos, ao trabalharem apenas com o valor das funções nos pontos de interesse, apresentam maior flexibilidade. Em contrapartida, o número de avaliações da função objetivo é significativamente maior. No grupo dos métodos heurísticos destacam-se as metaheurísticas, as quais empregam estratégias com componente probabilístico buscando a obtenção dos ótimos globais em problemas não convexos. Dentre as metaheurísticas mais populares destacam-se: Algoritmos Genéticos, Simulated Annealing, Enxame de Partículas, Colônia de Formigas e Busca Tabu. Com maior ênfase a partir da década de 1990, um número muito grande de métodos metaheurísticos foi proposto, em analogia aos mais diversos processos, sejam eles naturais ou produzidos pelo homem. No entanto, boa parte desses métodos nada mais são do que pequenas variações de métodos que já existiam (SORENSEN, SEVAUX e GLOVER, 2017).

A versatilidade das metaheurísticas esbarra, em termos práticos, na existência de parâmetros específicos de cada método, os quais devem ser calibrados em função das características do problema abordado. Diversos estudos vêm sendo efetuados no sentido de tornar os métodos menos dependentes dessa calibração através de processos adaptativos, como por exemplo em Ingber (1996), em Lemonge e Barbosa (2004) e em Mahadavi, Fesanghary e Damangir (2007).

Este trabalho apresenta alguns estudos desenvolvidos com o objetivo de melhorar o algoritmo clássico do método de otimização Busca Harmônica (*Harmony Search*, ou HS). O HS consiste em uma metaheurística apresentada por Geem, Kim e Loganathan (2001), que faz analogia com o processo de improvisação musical do jazz, onde os músicos tentam encontrar, através de tentativas repetidas, a harmonia perfeita (melhor solução para um problema). Desde sua proposição, o método foi aplicado com sucesso em várias áreas de pesquisa (YOO, KIM e GEEM, 2014), com diversas variações em relação ao método original. Mahadavi, Fesanghary e Damangir (2007), por exemplo, refinaram o HS desenvolvendo o *Improved Harmony Search* (IHS). Além do IHS, o algoritmo proposto no presente trabalho incorpora modificações adicionais, como reinicialização da memória harmônica (população), para evitar a convergência prematura para o mínimo local, e outros critérios de parada, além do número de iterações máximas. O principal objetivo dessas modificações consiste, num primeiro momento, em tornar o método menos dependente do tamanho da memória harmônica. Em paralelo, busca-se reduzir o número de avaliações da função. Os próximos itens do presente trabalho descrevem a estrutura básica do método original, as principais modificações encontradas na literatura e as estratégias propostas pelos autores. Por fim, apresentam-se alguns resultados obtidos a partir das simulações computacionais e as conclusões correspondentes.

2 MÉTODO DA BUSCA HARMÔNICA

2.1 Método original

O Método da Busca Harmônica (*Harmony Search*, ou HS) consiste num método proposto em 2001, em analogia ao processo de improvisação do jazz onde os músicos, através de repetidas tentativas, buscam encontrar a harmonia perfeita, ou a solução ótima para um determinado problema. Nesse processo as iterações são chamadas de improvisações, ou práticas, e cada variável de projeto corresponde a um instrumento musical. Os possíveis valores que cada variável pode assumir são os sons emitidos pelo instrumento correspondente. Assim, cada solução é uma harmonia, e o cálculo da função objetivo uma estimativa estética. A população, ou conjunto de soluções atuais, constituem a chamada memória harmônica.

O funcionamento do método pode ser sintetizado nas seguintes etapas (GEEM, KIM e LOGANATHAN, 2001):

Etapa 1: Inicialização do problema e definição dos parâmetros. Os principais parâmetros do método são o tamanho da memória harmônica (*Harmony Memory Size*, HMS), a taxa de consideração da memória harmônica (*Harmony Memory Considering Rate*, HMCR), a taxa de ajuste dos valores (*Pitch Adjusting Rate*, PAR) e o número máximo de improvisações ou iterações (*Maximum Improvisation* – MI).

Etapa 2: Inicialização da memória harmônica. Consiste na definição do conjunto de soluções iniciais, em número igual a HMS. Esse conjunto é representado por uma matriz, onde o número de colunas é igual ao número de variáveis de projeto. No algoritmo original as harmonias são todas geradas aleatoriamente, dentro um intervalo de possíveis valores para as variáveis.

Etapa 3: Improvisação de uma nova harmonia. Em analogia ao processo musical, a criação de uma nova solução candidata é denominada improvisação. Essa nova solução pode ser gerada de três formas, quais sejam: com base na consideração da memória harmônica, por meio de ajustes finos na memória existente e através de seleção aleatória dentro do intervalo possível de soluções. Essa etapa é desenvolvida utilizando os parâmetros HMCR e PAR definidos na etapa 1. Para cada variável da nova solução deve ser gerado um número aleatório entre 0 e 1, considerando uma distribuição uniforme. Esse número é comparado ao valor de HMCR. Se o número gerado for menor ou igual a HMCR, o valor da respectiva variável no novo vetor solução é retirado aleatoriamente da memória harmônica já existente. Se for maior (probabilidade igual a $1 - HMCR$), é criado um novo valor para a respectiva variável do vetor solução:

$$x'_i \leftarrow \begin{cases} x'_i \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{HMS}\} \text{ com probabilidade } HMCR \\ x'_i \in X_i \text{ com probabilidade } (1 - HMCR) \end{cases} \quad (1)$$

A escolha do novo valor pode ser feita de duas maneiras distintas, conforme Eq. 2. Para isso, gera-se, um novo número aleatório, o qual é comparado ao valor do parâmetro PAR (taxa de ajuste dos valores). Se o número for menor que PAR é considerada a memória

harmônica, porém com pequeno ajuste, segundo a Eq. 3, cujo valor de variação é definido por bw (passo máximo de ajuste para o tom) e um número aleatório $rand$. Se for maior que PAR, (probabilidade igual a $1 - PAR$), o novo valor para a variável é gerado aleatoriamente dentro de todo o intervalo possível de soluções. Nas versões mais recentes, o parâmetro bw foi renomeado como FW (*fret width*, ou largura do traste), buscando adotar uma nomenclatura que preservasse a analogia musical.

$$ajuste\ da\ nota\ x'_i \leftarrow \begin{cases} SIM, com\ probabilidade\ PAR \\ NÃO, com\ probabilidade\ (1 - PAR) \end{cases} \quad (2)$$

$$x'_i \leftarrow x'_i \pm rand * bw \quad (3)$$

Etapa 4: Atualização da Memória Harmônica. A cada nova harmonia improvisada é verificado se esta é melhor do que a pior harmonia da memória harmônica atual (HM). Em caso positivo, a nova harmonia substitui a pior harmonia da HM.

Etapa 5: Verificação do atendimento ao critério de parada. Normalmente o número máximo de improvisos MI consiste no único critério de parada. Caso não seja atendido, retorna-se à Etapa 3.

2.2 Modificações no método original

A partir do trabalho original de Geem, Kim e Loganathan (2001), melhoramentos e variações do método foram propostos por diversos outros pesquisadores (YADAV, YADAV e KIM, 2016). Em sua maioria, essas variações buscam tornar o método menos dependente da definição inicial dos parâmetros, bem como efetuar uma exploração mais intensa no espaço de busca. Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007), por exemplo, apresentaram um refinamento do método original desenvolvendo o algoritmo *Improved Harmony Search* (IHS). Foi sugerida a variação dinâmica dos parâmetros PAR e bw ao decorrer do número de iterações, entre limites mínimos e máximos para cada fator. PAR cresce linearmente, enquanto que o parâmetro bw decresce exponencialmente. Mahamed and Madhavi (2008) propuseram o *Global Best Harmony Search*, no qual a forma de determinação da nova harmonia é efetuada de forma a aproximar o método do enxame de partículas. Na variante *Self Adaptive Global Best HS Algorithm*, Pan et. al. (2010), o parâmetro bw decresce linearmente até a metade do processo iterativo.

2.3 Modificações propostas no presente estudo

No presente artigo, trabalhou-se com os valores de PAR e bw variáveis, segundo proposto no algoritmo do IHS de Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007). Além desta, outras alterações no algoritmo original foram propostas e incorporadas no presente trabalho. O principal objetivo dessas modificações consistiu, num primeiro momento, em tornar o método menos dependente do tamanho da população inicial (memória harmônica).

Não é de conhecimento dos autores a existência de estudos relacionados à definição do tamanho da população, especialmente associados ao Método da Busca Harmônica, a exceção

do trabalho de Omar et al (2016), no qual é proposta uma estratégia para a redução linear do tamanho da memória harmônica a partir de limites pré-definidos. Segundo Gao et al (2015), o tamanho da memória harmônica se situa tipicamente entre 50 e 100 harmonias. No entanto, é de supor que a performance de qualquer método populacional está diretamente ligada a esse parâmetro. Pesquisadores normalmente argumentam que uma população pequena pode levar o algoritmo a soluções pobres, enquanto uma população muito grande pode fazer o algoritmo consumir maior tempo computacional na busca da solução otimizada (DIAZ-GOMEZ e HOUGEN, 2007).

Durante o desenvolvimento de estudo relacionado à minimização do custo de seções transversais de pilares em concreto armado (MEDEIROS e KRIPKA, 2014), observou-se que as harmonias com frequência assumiam um mesmo valor durante o processo iterativo. Assim, foi proposta a reinicialização da memória harmônica, mantendo-se esse valor na primeira posição da memória harmônica e gerando o restante da população aleatoriamente. No caso de variáveis contínuas, deve-se definir um percentual de diferença entre o melhor e o pior valor da memória como critério para reinicialização. Tem-se ainda a opção de substituir apenas parte da memória harmônica, mantendo por exemplo apenas 50% das melhores soluções.

A partir da proposta de reinicialização da memória harmônica, pode ser introduzido um de critério de parada adicional ao número máximo de improvisos MI. Se, após repetidas reinicializações, a melhor solução encontrada não se alterar, o processo é encerrado antes de serem efetuadas todas as MI avaliações da função objetivo. Com isso, evita-se que o processo iterativo seja demasiadamente prolongado sem melhora significativa no valor da função.

Por fim, uma outra modificação com relação ao método original consiste na possibilidade de inserir uma solução inicial pré-definida na memória harmônica, ao invés de gerar todas as soluções aleatoriamente. A utilidade desse procedimento depende do grau de conhecimento a respeito do problema abordado. Em problemas de engenharia, permite que a experiência e conhecimento do projetista sejam considerados como ponto de partida no processo.

3 APLICAÇÃO DO MÉTODO

Com o objetivo de verificar a importância das modificações propostas, algumas aplicações vêm sendo implementadas e testadas. Na sequência apresenta-se uma destas aplicações.

O exemplo analisado consiste num problema de minimização da energia potencial de um sistema massa-mola (VANDERPLAATS, 1993), onde as variáveis são as coordenadas nodais X e Y dos pontos que sustentam as massas, correspondendo aos nós 2 a 6 na Figura 1.

A energia potencial do sistema pode ser expressa por:

$$E_p = \sum_{i=1}^{N+1} 1/2 (K_i \Delta L_i^2) + \sum_{j=1}^N W_j Y_j \quad (4)$$

Onde:

K_i é a rigidez da mola i (Eq. 5)

ΔL_i é a variação no comprimento total da mola i (Eq.6)

W_j é o peso da mola $j = 50j$ N

N é o número de massas

$$K_i = 500 + 200 (N/3 - i)^2 \quad (5)$$

$$\Delta L_i = [(X_{i+1} - X_i)^2 + (Y_{i+1} - Y_i)^2]^{1/2} - L_i \quad (6)$$

Na Eq.6, L_i é o comprimento inicial de cada mola (10m).

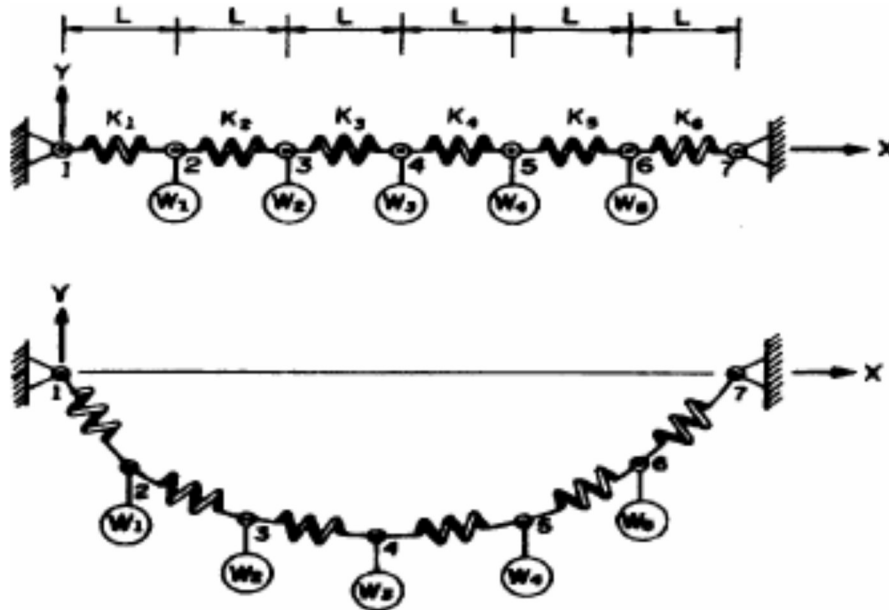


Figura 1 – Exemplo: Sistema massa-mola: configuração indeformada (a) e posição de equilíbrio (b). Fonte: Vanderplaats (1993)

Nas análises foram considerados tanto a variação conhecida por *Improved Harmony Search*, ou IHS, como a proposta no presente trabalho, designada por *Modified Improved Harmony Search*, ou MIHS, a qual incorpora também as alterações do IHS.

Os parâmetros considerados nas análises foram: HMCR variando linearmente entre 1 e 0; PAR max=0,4; PAR min=0,3; bw max=5; bw min=2,5; parâmetro de reinicialização da memória harmônica (diferença entre soluções da memória harmônica para reinicializar) PR = 0,5%. De modo a proporcionar as comparações entre as diferentes estratégias, o único critério de parada adotado foi o número de iterações, ou de improvisos. Nos exemplos, considerou-se MI=100.000 avaliações da função. O tamanho da memória harmônica HMS foi considerado variável. Para cada situação simulada foram efetuadas 10 repetições, listando-se o melhor resultado e o valor médio.

A Figura 2 ilustra a evolução do processo iterativo para o IHS, considerando os valores para o tamanho da memória harmônica HMS variando entre 5 e 100. De forma geral, os melhores resultados foram obtidos para os tamanhos menores sendo, na média, os

melhores resultados obtidos para HMS=10. A Tabela 1 sintetiza os valores finais (melhores e médios) para cada população analisada. Observa-se que os maiores tamanhos de memória harmônicas considerados apresentaram os piores resultados.

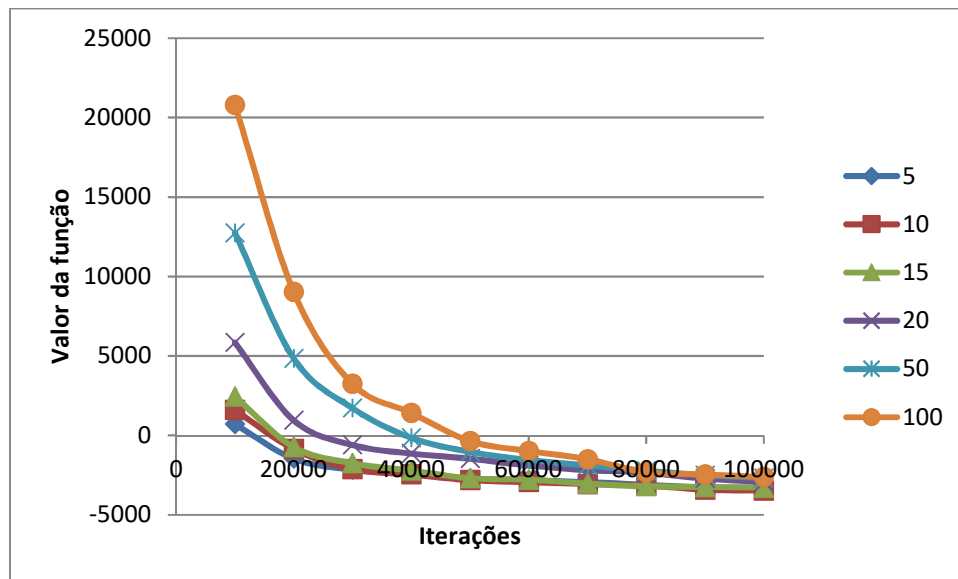


Figura 2 – Resultados do IHS para tamanho da memória harmônica HMS variável (médias)

Tabela 1 – Resultados do IHS para tamanho da memória harmônica HMS variável (médias e melhores)

HMS	5	10	15	20	50	100
Média	-3280,20	-3470,55	-3289,55	-2935,47	-2686,81	-2622,36
Melhor	-4217,23	-4192,77	-4305,74	-4215,95	-4024,4	-3539,12

Análise semelhante foi feita para a variação proposta no presente trabalho. A Figura 3 ilustra a evolução dos valores médios obtidos para tamanho da memória harmônica HMS variando entre 5 e 100. No caso, os melhores resultados médios foram obtidos para HMS=50. Com relação ao melhor resultado absoluto não houve uma grande predominância de nenhum tamanho de memória harmônica, sendo todos bastante próximos.

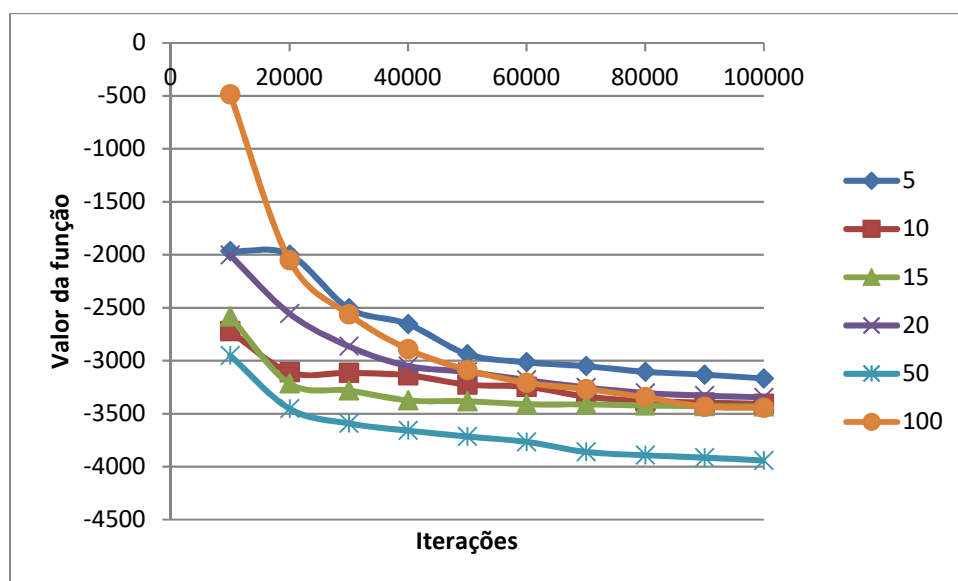


Figura 3 – Resultados do MIHS para tamanho da memória harmônica HMS variável (médias)

A Figura 4 sintetiza a evolução dos resultados médios obtidos pelos dois procedimentos analisados, para tamanhos de memória harmônica de 10, 50 e 100 harmonias. De forma geral, os resultados para o MIHS foram menos dependentes do tamanho da memória harmônica. A melhor média de todas as simulações se verificou para HMS=50. Além disso, observa-se que a convergência foi bem mais rápida para o MIHS.

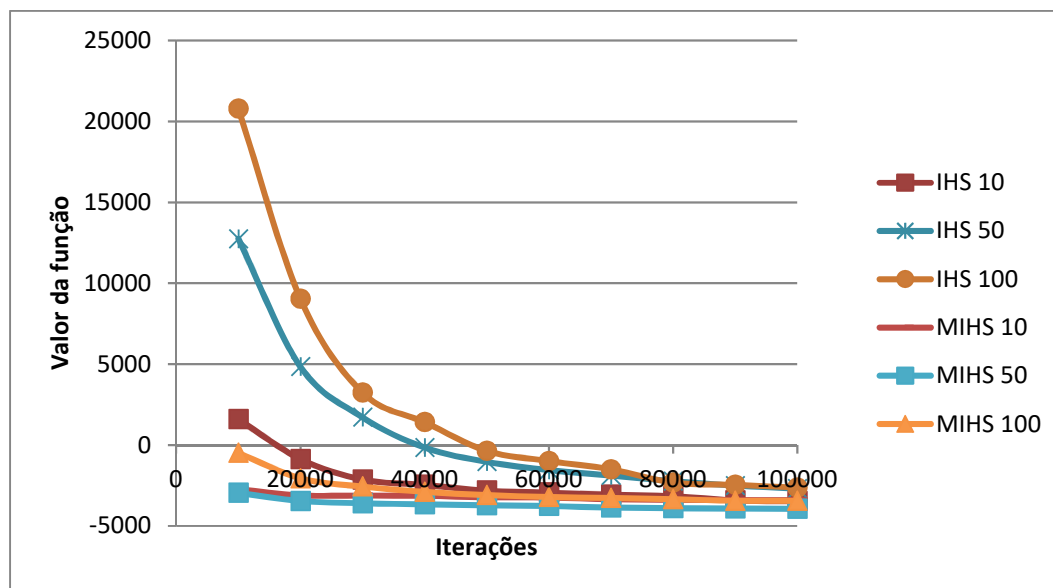


Figura 4 – Comparativo resultados do IHS e do MIHS

O gráfico da Figura 5 ilustra a evolução do processo iterativo para HMS=50, destacando a melhor e a pior harmonias de uma mesma memória harmônica para um dado número de iterações. A partir de cerca de 34.000 iterações os valores da melhor e da pior solução atingem diferença inferior a 0,5%, ativando a reinicialização da memória harmônica, de modo a inserir maior diversificação à população. Cabe lembrar que o número de iterações foi o único critério de parada adotado. Nas simulações, optou-se por reinicializar apenas 40% das harmonias.

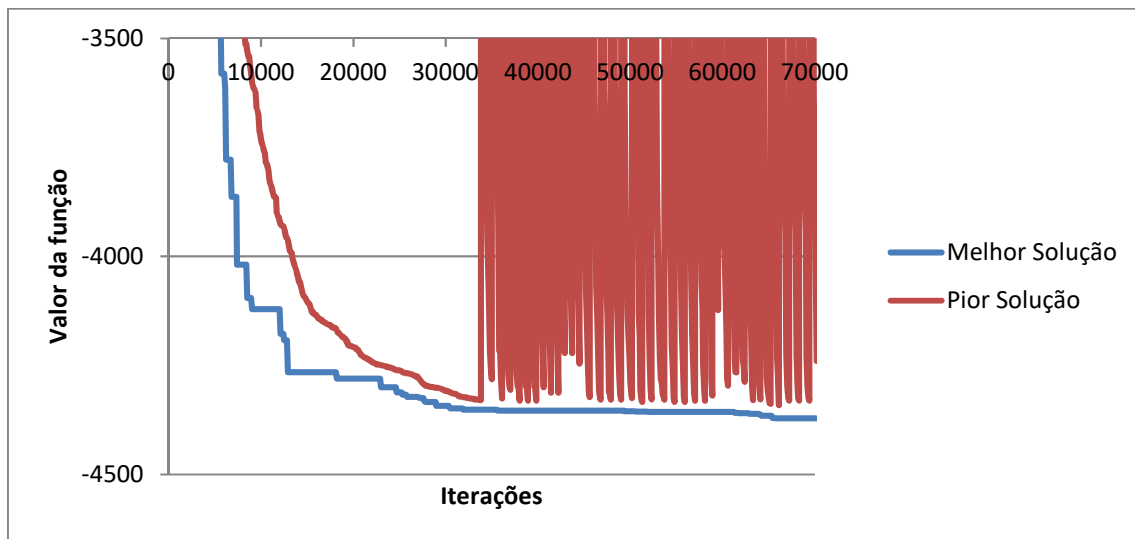


Figura 5 – Resultados da melhor e da pior solução na memória harmônica (MIHS para HMS=50)

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A versatilidade das metaheurísticas esbarra na existência de parâmetros específicos de cada método, os quais devem ser calibrados em função das características do problema abordado. Neste sentido, este trabalho apresentou alguns estudos desenvolvidos com o objetivo de melhorar o algoritmo clássico do método de otimização Busca Harmônica, ou *Harmony Search*. Buscando tornar o método menos dependente do tamanho da população inicial (tamanho da memória harmônica), o algoritmo proposto efetua a reinicialização da memória harmônica quando as soluções se tornam iguais, dentro de uma tolerância pré-definida, preservando a melhor ou as melhores soluções até então obtidas.

Para o exemplo apresentado, observou-se que, de modo geral, os resultados obtidos pela variação proposta, aqui designada por *Modified Improved Harmony Search*, ou MIHS, conduziram a soluções ligeiramente melhores que as fornecidas pelo IHS, apresentado por Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007). Além disso, as soluções médias encontradas foram menos dependentes do tamanho da população. No entanto, diversos experimentos adicionais deverão ser efetuados com o objetivo de melhorar o desempenho do método, bem como de permitir a generalização das conclusões aqui obtidas.

AGRADECIMENTOS

Ao CNPq, pela Bolsa de Produtividade em Pesquisa concedida ao segundo autor deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- Diaz-Gomez, P.A ; Hougen, D., 2007. Initial Population for Genetic Algorithms: A Metric Approach. Proceedings of the 2007 International Conference on Genetic and Evolutionary Methods, GEM 2007, June 25-28, Las Vegas, Nevada, USA
- Gao, X.Z., Govindasamy, V., Xu,H., Wang, X., Zenger, K. , 2015. “Harmony Search Method: Theory and Applications,” Computational Intelligence and Neuroscience.Geem, Z.W., Kim, J.H. ; Loganathan, G.V.A., 2001. A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search. *Simulation*, Vol. 76, N. 2, pp. 60-68
- Goossens, M., Mittelbach, F., & Samarin, A., 1994. *The LaTeX Companion*. Addison-Wesley
- Hinton, E., Sienz, J., & Afonso, S. M. B., 1995. Experiences with Olhoff’s ‘exact’ semi-analytical algorithm. In Olhoff, N. & Rozvany, G. I. N., eds, *First World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization (WCSMO-1)*, pp. 41–46
- Ingber L., 1996. Adaptive simulated annealing (ASA): lessons learned. *Control Cybernetics*, 25(1): 33–54.
- Lemonge, A.C.C. and Barbosa, H.J.C., 2004. “An adaptive penalty scheme for genetic algorithms in structural optimization”, *Int. Journal for Numerical Methods in Engineering* , Vol. 59 No. 5, pp. 703-736
- Mahadavi, M., Fesanghary, M. ; Damangir, E. , 2007. An Improved Harmony Search Algorithm for Solving Optimization Problems, *Applied Mathematics and Computation*, vol. 188, n. 2, pp. 1567-1579.
- Mahamed, G.H.O., Mahdavi, M., 2008. Global-best harmony search. *Applied Mathematics and Computation*, 198(2), 643–656
- Mattiasson, K., 1980. Numerical results from large deflection beam and frame problems analysed by means of elliptic integrals. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 17, n. 1, pp. 145–153
- Medeiros, G. F.; Kripka, M., 2014. Optimization of Reinforced Concrete Columns According to Different Environmental Impact Assessment Parameters. *Engineering Structures*, v. 59, p. 185-194
- Omar M., A.,Ebrahim , M.A., Abdel Ghsny, A.M., Bendary, F.,2016. Reduced Size Harmony Search Algorithm for Optimization *Journal of Electrical Engineering*, v.1, 1-8
- Pan, Q.K., Suganthan, P.N., Tasgetiren, M.F., Liang, J.J., 2010. A self-adaptive global best harmony search algorithm for continuous optimization problems. *Applied Mathematics and Computation*, 216(3), 830–848

- Sienz, J., 1994. Integrated Structural Modelling, Adaptative Analysis and Shape Optimization. PhD thesis, University of Wales/Swansea.
- Sorensen, K., Sevaux, M., Glover, F., 2017. *A History of Metaheuristics*. R. Marti, P. Pardalos, and M. Resende, eds., *Handbook of Heuristics*, Springer.
- Vanderplaats, G.N., 1999. Numerical Optimization Techniques for Engineering Design, Colorado Springs. Vanderplaats Research and Development, Inc.
- Yadav, A., Yadav, N. Kim, J.H., 2016. A Study of Harmony Search Algorithms: Exploration and Convergence Ability. J.H. Kim and Z.W. Geem (eds.), *Harmony Search Algorithm*, Advances in Intelligent Systems and Computing 382. Springer-Verlag Berlin Heidelberg
- Yoo, D., Kim, J.; Gee, Z (2014). “Overview of Harmony Search Algorithm and its Applications in Civil Engineering”. *Evolutionary Intelligence*, 7(1), pp. 3-6.