

ALGORITMO DOS MORCEGOS MODIFICADO COM A MUTAÇÃO DE CAUCHY

Izabele Vitória Oliveira Leite¹, Marcos Henrique Fernandes Marcone²,
Fábio Augusto Procópio Paiva³, José Alfredo Ferreira Costa⁴

¹Discente do curso Técnico Integrado em Informática – IFRN. e-mail: izabele.vitoria@academico.ifrn.edu.br;

²Discente do curso Técnico Integrado em Informática – IFRN. e-mail: marcos.henrique@academico.ifrn.edu.br;

³Professor de Sistemas de Informação – IFRN. e-mail: fabio.procopio@ifrn.edu.br;

⁴Professor de Engenharia Elétrica – UFRN. e-mail: jafcosta@gmail.com

RESUMO: As meta-heurísticas são métodos que apresentam soluções aproximadas e aceitáveis que podem ser utilizadas para resolver problemas complexos de otimização. Algumas delas são bioinspiradas, isto é, baseiam-se no comportamento dos animais da natureza, principalmente, aqueles que vivem em grupo. Um problema enfrentado por esses algoritmos é a perda de diversidade, o que pode ocasionar a convergência prematura e reduzir as chances de a solução global ser alcançada. Este trabalho propõe uma modificação no algoritmo original dos morcegos por meio da utilização do operador de mutação de Cauchy, o qual é aplicado sobre um morcego sorteado aleatoriamente. A modificação proposta tem como objetivo preservar a diversidade do algoritmo. O desempenho do algoritmo original e o do modificado foram avaliados usando quatro funções de referência, durante 30 execuções independentes. Os experimentos computacionais consideraram uma população de morcegos fixada em 30 e a variação da dimensionalidade do problema e da quantidade de avaliações da função objetivo. Após os experimentos, alguns dados estatísticos foram apresentados para evidenciar a superioridade do novo algoritmo proposto quando comparado ao original.

Palavras-chave: meta-heurística, algoritmo dos morcegos, ecolocalização, mutação.

MODIFIED BATS ALGORITHM WITH CAUCHY MUTATION

ABSTRACT: Metaheuristics are methods that present approximate and acceptable solutions that can be used to solve complex optimization problems. Some of them are bio-inspired, i.e, they are based on behavior of animals in nature, especially, those that live in a group. A problem faced by these algorithms is the loss of diversity, which can lead premature convergence and reduce the chances of the global solution be achieved. This paper proposes a modification into original bat algorithm using the Cauchy mutation operator, which is applied to a bat raffled randomly. The proposed modification aims to preserve the diversity of the algorithm. The original algorithm and the modified algorithm were evaluated using four benchmark functions, during 30 independent runs. The computational experiments considered a population with 30 bats, varying the dimensionality of the problem and the evaluations number of the fitness function. After the experiments, a few statistical data were

presented to highlight the superiority of the new proposed algorithm when it is compared to the original algorithm.

KEYWORDS: metaheuristic, bat algorithm, echolocation, mutation.

INTRODUÇÃO

O processo de otimização é a tarefa de encontrar as melhores soluções para um determinado problema. As técnicas de otimização, em geral, são usadas quando não há soluções simples e diretamente calculáveis para os problemas (VIALI, 2011). Dependendo do problema a ser otimizado, ele pode ser resolvido por métodos exatos (heurísticos) ou aproximados (meta-heurísticos). Segundo Glover e Kochenberger (2003), as meta-heurísticas são métodos de solução que coordenam procedimentos de busca locais, com estratégias de alto nível, criando um processo capaz de escapar de mínimos locais e realizar uma busca robusta no espaço de soluções de um problema.

Problemas de otimização são comuns em diversas áreas de aplicação do mundo real. Nesse contexto, várias técnicas bioinspiradas baseadas na inteligência de enxames têm sido aplicadas em diversas áreas como Sistemas de Potência (YOSHIDA *et al*, 2000), Telecomunicações (KAPLAN; MCCARTHY, 2012), Roteamento de Veículos (BELL; MCMULLEN, 2004), Planejamento de Robôs (AYALA; MOLIN; COELHO, 2009) e em outras áreas.

A Inteligência de Enxames é um conjunto de técnicas baseadas no comportamento coletivo de sistemas auto-organizados, distribuídos, autônomos, flexíveis e dinâmicos. Esses sistemas são formados por uma população de agentes computacionais simples que possuem a capacidade de perceber e modificar o seu ambiente (SERAPIÃO, 2009). A inteligência de enxames implementa a coletividade de grupos baseados no comportamento de animais como vespas, peixes, grilos, cupins, borboletas, pássaros, formigas, vagalumes, morcegos e outros.

O Algoritmo dos Morcegos (*Bat Algorithm*) é uma meta-heurística desenvolvida por Yang (2010) e é inspirado na ecolocalização dos morcegos durante o voo. O *Bat Algorithm* (BA) tem sido usado para resolver diversos problemas de otimização do mundo real, como processamento de imagens (ZHANG; WANG, 2012), classificação de dados (MISHRA; SHAW; MISHRA, 2012), redes neurais artificiais (REDDY; MANOJ, 2012) e outros.

Um problema comumente enfrentado pelos algoritmos meta-heurísticos é conhecido como convergência prematura. Ela ocorre quando o algoritmo fica “preso” em ótimos locais e, devido a sua baixa diversidade, ele para de buscar a solução ótima global. Tal problema pode impedir que o algoritmo obtenha bons resultados no espaço de busca tornando-o ineficiente.

Neste artigo, uma modificação no BA original é proposta, a qual é implementada usando o operador de mutação de Cauchy, o qual é aplicado sobre um morcego sorteado aleatoriamente. Para avaliar o desempenho do novo algoritmo, vários experimentos computacionais foram realizados no processo de otimização de 4 funções de referência. Ao fim dos experimentos, observou-se a superioridade do BA modificado quando comparado com o BA original no que diz respeito à qualidade e à estabilidade das soluções encontradas. O trabalho está organizado como segue. Na Seção Materiais e Métodos, são apresentados o algoritmo BA original e o BA modificado. Na Seção Resultados e Discussões, os experimentos computacionais e os resultados obtidos são apresentados. E, por fim, na Seção Conclusões, são apresentadas as considerações finais e as intenções de trabalhos futuros.

MATERIAIS E MÉTODOS

Na primeira subseção, é apresentada uma meta-heurística conhecida como algoritmo dos morcegos. Na subseção seguinte, é apresentado um novo algoritmo dos morcegos que utiliza o operador de mutação de Cauchy.

Algoritmo dos Morcegos

O BA é uma meta-heurística proposta por Yang (2010) que se baseia na ecolocalização, a qual é utilizada pelos morcegos para detectar suas presas e desviar de obstáculos. Após a emissão de uma onda ultrassônica, o morcego calcula o tempo de retorno do obstáculo até ele. A partir da diferença entre o tempo de emissão e reflexão da onda e a variação da amplitude do eco, o morcego se localiza naquele instante de tempo (ALTRINGHAM, 2011).

No algoritmo proposto por Yang (2010), os morcegos voam aleatoriamente com uma velocidade v_i , em uma posição x_i , com uma frequência fixa f_{min} , variando o comprimento de onda λ e amplitude A^0 para encontrar sua presa. De forma automática, os morcegos ajustam o comprimento de onda (ou frequência) de seus pulsos emitidos e também ajustam a taxa de emissão $r \in [0, 1]$, dependendo da proximidade do seu alvo. A amplitude pode variar de várias formas e, no algoritmo, assume-se que ela varia de um valor alto A^0 (positivo) a um valor constante mínimo A_{min} . O Algoritmo 01 apresenta o pseudocódigo do algoritmo dos morcegos.

O algoritmo é iniciado com a geração aleatória da população com 30 morcegos (linha 01). Na linha 02, a frequência inicial (f_i) é determinada para a posição (x_i). A taxa de pulso (r_i) e a amplitude (A_i) são inicializadas (linha 03). O laço representa a evolução dos morcegos ao longo do tempo (linhas 04-16). Nesse laço, novas soluções são estabelecidas e as frequências, velocidades e posições são atualizadas. Na linha 06, a taxa de emissão de pulso é comparada

com um vetor aleatório $rand$, que varia entre 0 e 1. Quando r_i é menor que $rand$, novas soluções são geradas nas proximidades da melhor solução encontrada (linha 08). Na linha 10, é criada uma solução aleatória e a linha 11 contém as condições para que essa solução seja admitida. Caso as condições sejam obedecidas, as novas soluções serão aceitas (linha 12) e a taxa r_i aumentará enquanto a amplitude A_i diminuirá (linha 13). Ao fim do laço, os morcegos são classificados de acordo com as melhores soluções ótimas.

```

01: Gere a população inicial de morcegos  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) e  $v_i$ 
02: Determine a frequência de pulsos  $f_i$  em  $x_i$ 
03: Inicialize a taxa de pulso  $r_i$  e a amplitude  $A_i$ 
04: enquanto critério de convergência não for atingido faca
05:   Gere novas soluções ajustando a frequência e atualize as velocidades e posições
06:   se ( $rand > r_i$ ) entao
07:     Selecione uma solução dentre as melhores soluções
08:     Gere uma solução local próxima da melhor solução selecionada
09:   fimse
10:   Gere uma nova solução aleatoriamente
11:   se ( $rand < A_i$ ) e ( $f(x_i) < f(x^*)$ ) entao
12:     Aceite as novas soluções
13:     Aumente  $r_i$  e diminua  $A_i$ 
14:   fimse
15:   Classifique os morcegos e encontre o melhor deles
16: fimenquanto

```

Algoritmo 01. Pseudocódigo do BA original. IFRN, 2016.

Algoritmo Modificado dos Morcegos usando a Mutação de Cauchy

Os operadores de mutação são capazes de introduzir novas partículas a um enxame. Isso pode ser implementado aplicando uma variação sobre um determinado membro do enxame e, assim, evitar a estagnação do algoritmo em regiões que apresentam ótimos locais (DUMITRESCU *et al*, 2000)

Este trabalho propõe uma modificação no BA original. A modificação consiste na utilização do operador de mutação de Cauchy, o qual pode ser usado, a cada iteração, para aumentar a diversidade do enxame e evitar que o algoritmo fique “preso” em ótimos locais.

O Algoritmo 02 apresenta o pseudocódigo do algoritmo dos morcegos modificado. Nesse novo algoritmo, o operador de mutação de Cauchy seleciona um morcego aleatoriamente que, para ser mutado, está sujeito a uma determinada taxa de probabilidade, conforme linha 15. Quando o morcego é sorteado, todas as suas dimensões sofrem mutação de acordo com a taxa

de probabilidade $1/D$, onde D é o número de dimensões do problema. Então, cada uma das D dimensões é atualizada de acordo com a Equação 1:

$$mutado(x_i) = x_i + cauchy(a), \quad (1)$$

onde x_i é o morcego sobre o qual será aplicada a mutação, a é um parâmetro de escala que define a forma da distribuição gerada. O valor de a foi definido como sendo 0,2, de acordo com Stacey, Jancic e Grundy (2003).

```

01: Gere a população inicial de morcegos  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) e  $v_i$ 
02: Determine a frequência de pulsos  $f_i$  em  $x_i$ 
03: Inicialize a taxa de pulso  $r_i$  e a amplitude  $A_i$ 
04: enquanto critério de convergência não for atingido faca
05:   Gere novas soluções ajustando a frequência e atualize as velocidades e posições
06:   se ( $rand > r_i$ ) entao
07:     Selecione uma solução dentre as melhores soluções
08:     Gere uma solução local próxima da melhor solução selecionada
09:   fimse
10:   Gere uma nova solução aleatoriamente
11:   se ( $rand < A_i$ ) e ( $f(x_i) < f(x^*)$ ) entao
12:     Aceite as novas soluções
13:     Aumente  $r_i$  e diminua  $A_i$ 
14:   fimse
15:   Aplique mutação sobre o morcego selecionado aleatoriamente
16:   Classifique os morcegos e encontre o melhor deles
17: fimenquanto

```

Algoritmo 02. Pseudocódigo do BA modificado. IFRN, 2016.

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os experimentos computacionais foram executados em um computador que utiliza processador Intel Core i7 com 2,5 GHz de frequência, 8 Gb de memória RAM e sistema operacional Windows 10 Pro, 64 bits. Os algoritmos BA original e BA modificado com a mutação de Cauchy foram implementados na linguagem de programação Matlab R2013a e não foram utilizadas técnicas de processamento paralelo.

A fim de avaliar o desempenho dos algoritmos, foram escolhidas quatro funções de referência, bastante utilizadas e conhecidas na literatura de algoritmos meta-heurísticos. São elas: Schumer Steiglitz, Rosenbrock, Griewank e Zakharov. Todas são aplicadas a problemas de minimização. As funções Schumer Steiglitz e Rosenbrock são unimodais, ao passo que Griewank e Zakharov são multimodais com vários mínimos locais. Essas funções têm sido

aplicadas em vários estudos (DEB, 2011; AMOUZGAR, 2012; PAIVA; COSTA; SILVA, 2015) e são descritas abaixo:

- Função Schumer Steiglitz – é uma função que não possui mínimos locais, apenas o mínimo global:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^d x_i^4 \quad (2)$$

- Função Rosenbrock – possui o mínimo global em um vale parabólico:

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{d-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad (3)$$

- Função Griewank – possui vários mínimos locais regularmente distribuídos:

$$f_3(x) = \frac{1}{400} \sum_{i=1}^d x_i^2 - \prod \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (4)$$

- Função Zakharov – é uma função unimodal simples que possui forma de placa:

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2 + (\sum_{i=1}^d 0.5ix_i)^2 + (\sum_{i=1}^d 0.5ix_i)^4 \quad (5)$$

Para cada uma das funções listadas acima, são apresentadas as fronteiras do espaço de busca, a região de inicialização do enxame, a solução global e a solução ótima, conforme Tabela 1.

Tabela 1. Características das funções de referência. IFRN, 2016.

Função	Espaço de busca	Faixa de inicialização	Solução global	Solução ótima
f_1	$-100 \leq x_i \leq 100$	$50 \leq x_i \leq 100$	$f(x^*) = 0$	$x^* = (0, \dots, 0)$
f_2	$-30 \leq x_i \leq 30$	$15 \leq x_i \leq 30$	$f(x^*) = 0$	$x^* = (0, \dots, 0)$
f_3	$-600 \leq x_i \leq 600$	$300 \leq x_i \leq 600$	$f(x^*) = 0$	$x^* = (0, \dots, 0)$
f_4	$-5 \leq x_i \leq 10$	$5 \leq x_i \leq 10$	$f(x^*) = 0$	$x^* = (0, \dots, 0)$

Os valores definidos para os parâmetros utilizados nos experimentos foram os mesmos valores padrões usados por Yang (2010): amplitude (A) definida no intervalo $[1, 2]$; taxa de pulso (r_i) definida dentro do intervalo $[0, 1]$; frequência mínima (f_{min}) igual 0 e; frequência máxima (f_{max}) igual 2.

As Figuras 1a, 1b, 2a e 2b apresentam o comportamento dos algoritmos para as quatro funções de referência escolhidas, respectivamente, Schumer Steiglitz, Rosenbrock, Griewank, Zakharov. Na otimização da função Schumer Steiglitz, Figura 1a, não há estagnação em nenhum dos dois algoritmos avaliados, no entanto é evidente que a velocidade de convergência do BA modificado supera a do BA original. Já na Figura 1b, função Rosenbrock,

observa-se que os resultados dos dois algoritmos estão mais aproximados que os da função Schumer Steiglitz, porém o BA modificado também se destaca por obter soluções mais satisfatórias com uma maior velocidade de convergência.

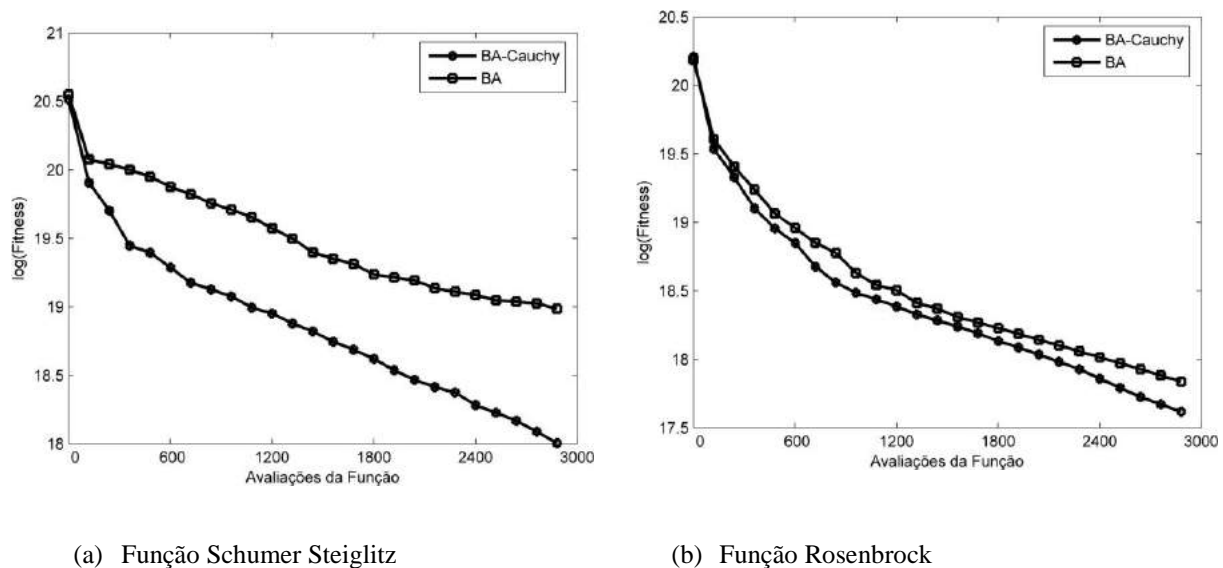


Figura 01. Comportamento do BA e do BA modificado, durante 3000 iterações, em 30 dimensões. IFRN,2016.

Na Figura 2a, função Griewank, o BA original novamente apresenta um desempenho inferior ao do BA modificado. Durante todo o processo de busca, é observado que o algoritmo apresenta pequenas melhorias significativas na função objetivo. Por outro lado, o BA modificado apresenta um comportamento de convergência ativo, mesmo próximo da iteração de número 3.000. Na Figura 2b, função Zakharov, embora o BA original não tenha estagnado nas 3.000 iterações, a sua velocidade de convergência é lenta quando comparada com a do BA modificado. Embora o BA modificado tenha estagnado, aproximadamente, na iteração 1.600, a média das melhores soluções encontradas supera a média do BA original.

A Tabela 2 mostra os resultados dos experimentos computacionais realizados. Nas funções avaliadas, os valores médios das soluções encontradas pelo algoritmo BA modificado são melhores que os do BA original. Em relação às melhores e às piores soluções encontradas, o algoritmo BA modificado foi superior ao BA original em todas as funções, ou seja, os valores são sempre menores e mais próximos da solução global. Em todos os experimentos realizados, as médias do BA modificado obtiveram valores mais satisfatórios que os do algoritmo BA original e, assim, a superioridade do algoritmo proposto é novamente comprovada. Em

relação ao desvio padrão, que mostra a variação existente em relação à média, o algoritmo BA original obteve valores melhores nas funções Schumer Steiglitz e Rosenbrock, já o BA modificado conseguiu os resultados superiores nas funções Griewank e Zakharov.

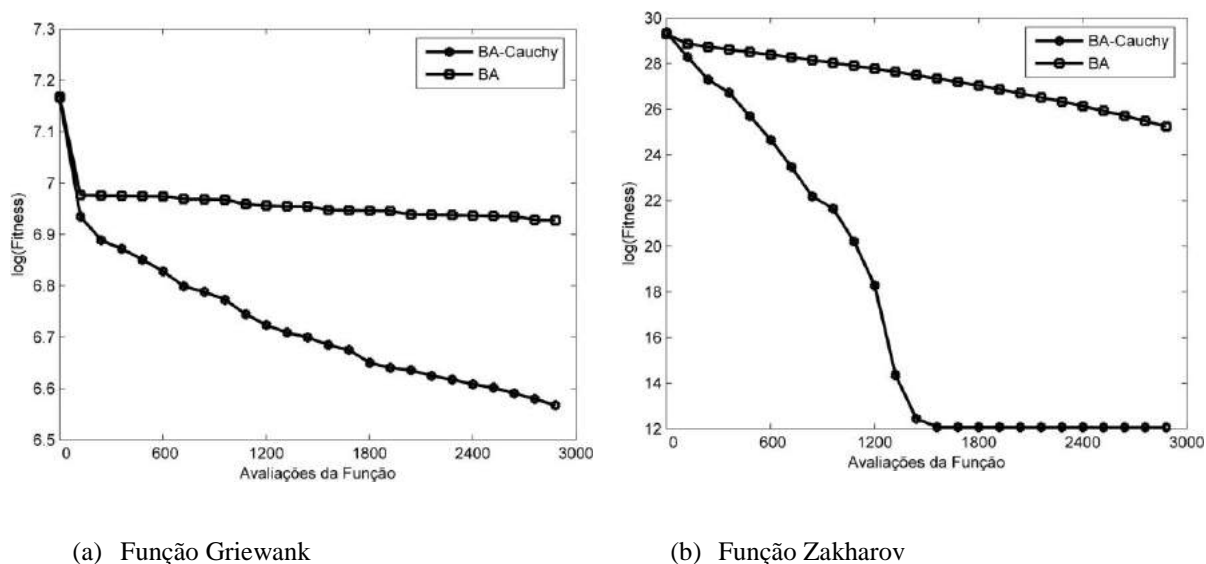


Figura 02. Comportamento do BA e do BA modificado, durante 3000 iterações, em 30 dimensões. IFRN,2016.

Tabela 2. Resultados dos algoritmos nas funções de referência avaliadas. IFRN, 2016.

Fun	Dim	Iter	BA original			BA modificado		
			Média (Desvio)	Melhor	Pior	Média (Desvio)	Melhor	Pior
f_1	10	1000	5,38E+07 (6,41E+05)	5,33E+07	5,61E+07	1,73E+06 (1,85E+06)	9,15E+04	7,21E+06
	20	2000	1,06E+08 (5,49E+06)	1,00E+08	1,17E+08	2,26E+07 (1,14E+07)	5,18E+06	5,66E+07
	30	3000	1,73E+08 (6,36E+07)	1,43E+08	5,07E+08	6,16E+07 (2,36E+07)	2,91E+07	1,17E+08
f_2	10	1000	2,16E+07 (5,12E+05)	2,10E+07	2,41E+07	2,14E+06 (1,76E+06)	8,05E+04	7,40E+06
	20	2000	3,75E+07 (1,66E+06)	3,54E+07	4,17E+07	2,08E+07 (8,58E+06)	4,83E+06	4,01E+07

	30	3000	5,33E+07 (7,90E+06)	4,55E+07	7,74E+07	4,16E+07 (1,06E+07)	2,26E+07	7,22E+07
f_3	10	1000	2,65E+02 (4,47E+01)	2,23E+02	3,57E+02	1,77E+02 (3,94E+01)	1,22E+02	3,26E+02
	20	2000	6,38E+02 (8,02E+01)	5,09E+02	7,77E+02	4,07E+02 (6,15E+01)	3,13E+02	6,09E+02
	30	3000	1,01E+03 (1,15E+02)	7,33E+02	1,19E+03	7,02E+02 (1,05E+02)	4,93E+02	9,69E+02
f_4	10	1000	6,91E+07 (3,21E+07)	3,75E+07	1,53E+08	2,46E+03 (5,33E+03)	2,22E+02	2,95E+04
	20	2000	7,57E+09 (3,85E+09)	2,23E+09	1,92E+10	1,58E+04 (2,45E04)	5,78E+02	1,16E+05
	30	3000	7,07E+10 (3,07E+10)	1,93E+10	1,70E+11	1,72E+05 (8,31E+05)	2,63E+03	4,57E+06

CONCLUSÕES

Este trabalho propôs uma modificação na meta-heurística baseada na ecolocalização dos morcegos a fim de reduzir o processo de convergência prematura, caracterizado pela convergência do enxame para pontos de ótimos locais. O algoritmo proposto consiste na combinação do BA original com o operador de mutação de Cauchy.

O desempenho do BA original e BA modificado foi comparado por meio de vários experimentos computacionais, realizados utilizando quatro funções de referência: Schumer Steiglitz, Rosenbrock, Griewank e Zakharov. Após os experimentos, observou-se que o algoritmo BA modificado obteve resultados superiores ao BA original, o que mostra que a mutação preservou a diversidade do algoritmo.

Como trabalhos futuros, pretende-se combinar o operador de Cauchy com uma outra técnica conhecida como Aprendizagem Baseada em Oposição. Para avaliar a robustez dessa combinação, ela será implementada como um mecanismo de geração de diversidade em uma outra meta-heurística, a qual é baseada no comportamento dos vagalumes e chamada de *Firefly Algorithm*.

REFERÊNCIAS

AYALA; MOLIN; COELHO. Otimização multiobjetivo usando enxame de partículas de controladores multivariáveis para uma aplicação em robótica. **IX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE (SBAI)**,[sn], p. 1-6, 2009.

BELL, E.; MCMULLEN, R. Ant colony optimization techniques for the vehicle routing problem. **Advanced Engineering Informatics**, v. 18, n. 1, p. 41-48, 2004.

DUMITRESCU, Dumitru *et al.* **Evolutionary computation**. CRC press, 2000.

GLOVER, F. e KOCHENBERGER, G. A. (2003). **Handbook of Metaheuristics**. Kluwer Academic Publishers, Boston.

KAPLAN, D.; MCCARTHY, F. **Multi-protocol telecommunications routing optimization**. U.S. Patent n. 6,016,307, 18 jan. 2000.

SERAPIÃO, A. Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, v. 20, n. 3, p. 271-304, 2009.

STACEY, A; JANCIC, M; GRUNDY, I. Particle swarm optimization with mutation. In: **Evolutionary Computation, 2003. CEC'03. The 2003 Congress on**. IEEE, 2003. p. 1425-1430.

VIALI, L. **Métodos quantitativos: estatística e matemática aplicadas**. 2011.

YANG, Xin-She. Bat algorithm for multi-objective optimisation. **International Journal of Bio-Inspired Computation**, v. 3, n. 5, p. 267-274, 2011.

YOSHIDA *et al.* A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment. **IEEE Transactions on power systems**, v. 15, n. 4, p. 1232-1239, 2000.