

# Avaliação de desempenho do Algoritmo de Otimização por Enxames de Partículas (PSO)

1ª Prática de Inteligência de Enxames

Disciplina: Computação Natural  
Prof. Carmelo Bastos  
Curso de Engenharia da  
Computação  
Poli UPE – Escola Politécnica

Marlon Castro

Recife – PE  
E-mail: [msc@ecom.poli.br](mailto:msc@ecom.poli.br)

**Abstract** - Esta prática consiste na execução e análise dos algoritmos de pso – algoritmo de otimização por enxames, muito utilizado em reconhecimento de padrões e busca de soluções ótimas para problemas com grande quantidade de variáveis. Também pode ser aplicado no mercado ações e em diversos ramos do conhecimento, por ser viável, fácil de implementar e apresentar ótimos resultados.

## I. INTRODUÇÃO [3]

O método do enxame de partículas (em inglês: *particle swarm optimization* ou PSO) é um ramo da inteligência artificial também classificado por alguns autores como um ramo da computação evolucionária, que otimiza um problema iterativamente ao tentar melhorar a solução candidata com respeito a uma dada medida de qualidade. O método do enxame de partícula foi proposto por Kennedy e Eberhart [1] em 1995.

Para outros autores, não pode ser classificado como *computação evolucionária*, a CE, por não possuir os operadores de seleção, recombinação e mutação, que são características *sine quibus non* da CE. Mas se aproxima desta quanto ao quesito enxames ou inteligência em enxames. Por outro lado, parece-se mais com o método da colônia de formigas (em inglês: *ant colony optimization* ou ACO) e podemos, então, finalmente classificá-lo como um ramo da família da *swarm intelligence*. Quando proposto por J. Kennedy e R. Eberhart a técnica teve como base o comportamento dos pássaros. A busca por alimento e a interação entre os pássaros ao longo do voo são modeladas como um mecanismo de otimização. No caso, a área sobrevoada é equivalente ao espaço de busca e encontrar o local com maior quantidade de comida corresponde a encontrar a solução ótima [2].

## II. TOPOLOGIAS

Após a versão inicial do algoritmo, foram criados modelos mais eficientes no sentido de evitar cair em mínimos locais, essas modificações geralmente foram efetuadas basicamente na topologia. Tais topologias são adequadas para cada tipo de problema que se quer otimizar, por exemplo, na função Rastrigin a topologia local não se aplica de forma eficaz porque devido à quantidade exagerada de mínimos locais, o algoritmo fica preso rapidamente e a solução não fica completamente otimizada.

Eis as topologias mais conhecidas e utilizadas (KENNEDY, EBERHART, 1995):

A topologia global foi a primeira a ser proposta. Nesta topologia cada partícula está conectada com todas as outras do enxame, logo uma partícula é influenciada por todo o enxame, pois esta está recebendo informações de todo o enxame. Esta topologia apresenta grandes vantagens quando utilizadas em problemas com funções unimodais, pois as partículas encontram rapidamente uma solução aceitável.

A topologia Ring (ou local) é considerada uma das melhores abordagens com maior importância do algoritmo PSO clássico. Nesta topologia as partículas estão organizadas em forma de anel, assim cada partícula se comunica diretamente com dois vizinhos. Na Figura 2 têm-se as topologias Local e Global.

### GLOBAL E LOCAL

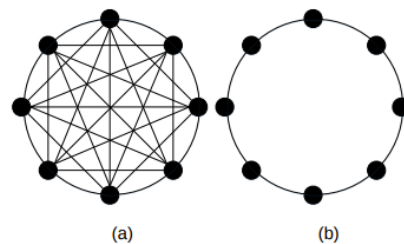


Figura 2 – (a) Topologia Global e (b) Topologia Local.

## FOCAL

Na Topologia Focal, é eleito uma partícula base para que todas as outras do enxame se basem nesta. E Observe que se a partícula principal cair num mínimo rapidamente, o algoritmo cessa a execução não trazendo resultados ótimos. Essa topologia também é conhecida como estrela (do inglês: star).



### III. EXPERIMENTO

O Software foi desenvolvido em java, e utilizando as bibliotecas do JfreeChart foi possível a geração dos gráficos e boxplot adequados.

#### IV. PARÂMETROS

Parametros utilizados:

Fator de Inercia: 0.8, 0.9 – 0.4

Fator de Construção de Clerc

Coefficiente cognitivo: 2.05

Coefficiente Social: 2.05

Numero de iterações: 10.000

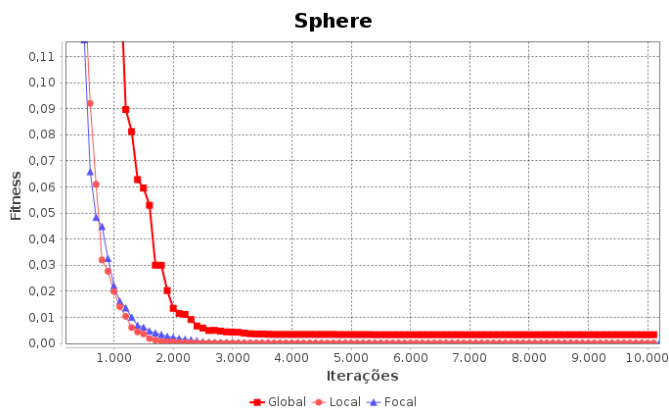
Dimensões: 30

Limites mínimos e máximos conforme cada função.

Sphere: -100 e 100

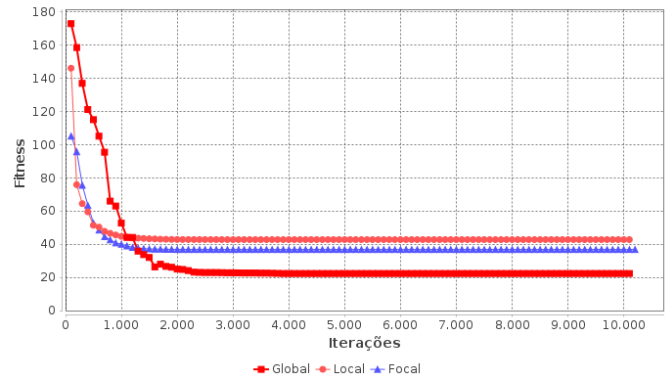
Rastrigin: -5.12 e 5.12

Rosenbrock: -30 e 30

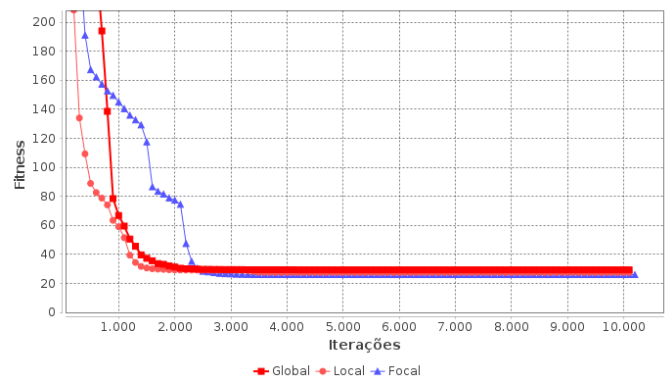


O Problema Rastrigin é mais complexo pois possui inúmeros mínimos locais o que pode dificultar a otimização.

#### Rastrigin



#### Rosenbrock



Diante das figuras acima, observa-se o desempenho para a convergência das soluções no decorrer das iterações. Veja que em ambas as funções, a topologia local converge rapidamente enquanto a local fica presa num mínimo local (2ª figura).

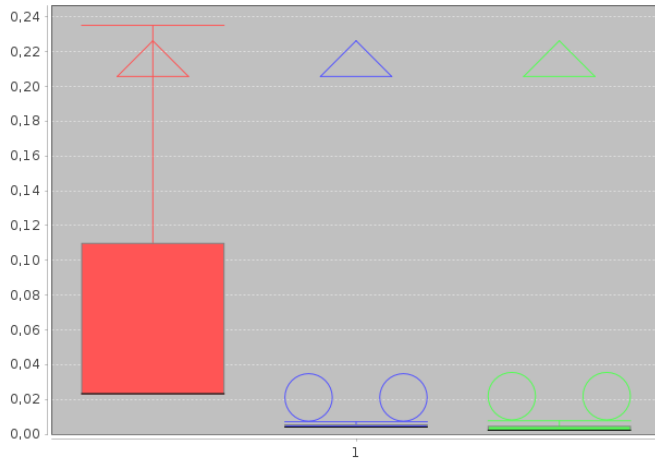
#### V. ANALISES

Observação (Rosenbrock): Pode-se observar que mesmo o coeficiente de inércia estando em 0.8, a velocidade de deslocamento continuava dificultando a otimização da partícula, porém com a versão decremental, com o passar das iterações, foi possível otimizar os valores, e também, devido ao melhor deslocamento em alguns casos, obter resultados melhores que o fator de Clerc, que por sua vez mostrou uma excelente velocidade para otimizar mais rapidamente o problema.

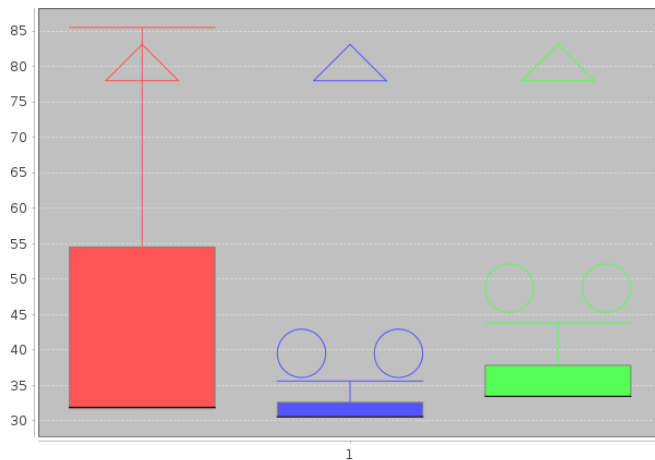
Pode-se observar que a topologia Global tem melhores resultados que a local, pois todos os problemas propostos possuem uma única raiz. Porém a topologia Focal e Local apresentam uma grande capacidade de variação e de exploração, e funcionariam melhor que a topologia global em problemas que apresentam muita soluções.

## VI. BOXPLOT

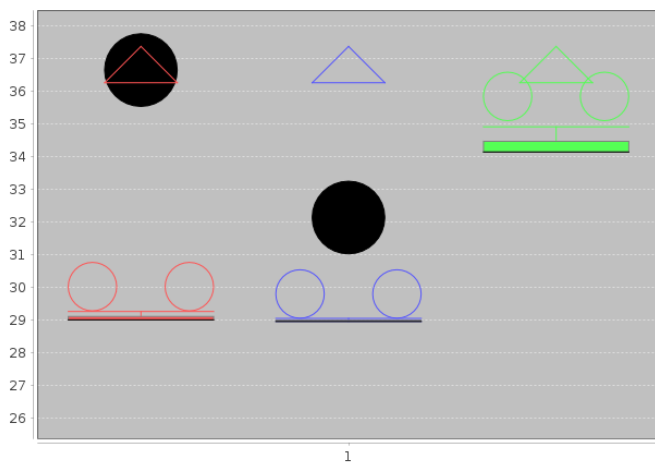
**BoxPlot (Sphere)**



**BoxPlot (Rosenbrock)**



**BoxPlot (Rastrigin)**



O PSO é um bom algoritmo de otimização de funções, com uma capacidade de generalização para trabalhar com muitas dimensões. E suas variações podem torná-lo um algoritmo ainda mais eficiente. Porém, nota-se também uma dificuldade referente a problemas com muitos mínimos, o que facilita o algoritmo se perder em soluções locais.

- [1] Kennedy, J.; Eberhart, R. (1995). «Particle Swarm Optimization». *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. **IV**. pp. 1942–1948. doi:10.1109/ICNN.1995.488968
- [2] arcel Pinheiro Caraciolo. *Multi-Ring: Uma nova topologia para otimização por enxame de partículas (PSO)*, Recife, Maio de 2008, p. 12.
- [3] Wikipedia, endereço: [https://pt.wikipedia.org/wiki/Otimiza%C3%A7%C3%A3o\\_por\\_enxame\\_de\\_part%C3%Adculas](https://pt.wikipedia.org/wiki/Otimiza%C3%A7%C3%A3o_por_enxame_de_part%C3%Adculas), acessado em 17 de abril de 2019 às 15:45.
- [4] Código fonte: [https://github.com/marlonscastro/computacao\\_natural/tree/master/java/PSO](https://github.com/marlonscastro/computacao_natural/tree/master/java/PSO)