#### UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA "JÚLIO DE MESQUITA FILHO"

FACULDADE DE CIÊNCIAS - CAMPUS BAURU
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

DAVI AUGUSTO NEVES LEITE GIOVANI CANDIDO

ALGORITMO DO MORCEGO: META-HEURÍSTICA DE OTIMIZAÇÃO INSPIRADA NA ECOLOCALIZAÇÃO DE MICROMORCEGOS

#### DAVI AUGUSTO NEVES LEITE GIOVANI CANDIDO

# ALGORITMO DO MORCEGO: META-HEURÍSTICA DE OTIMIZAÇÃO INSPIRADA NA ECOLOCALIZAÇÃO DE MICROMORCEGOS

Trabalho da disciplina Inteligência Artificial do curso de Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Faculdade de Ciências, Campus Bauru. Orientador: Prof. Dr. João Paulo Papa

# Sumário

| 1     | INTRODUÇÃO 3                         |
|-------|--------------------------------------|
| 2     | REVISÃO DE LITERATURA                |
| 2.1   | Ecolocalização                       |
| 2.2   | Algoritmo do Morcego                 |
| 2.2.1 | Formulação matemática e Pseudocódigo |
| 2.2.2 | Possíveis simplificações             |
| 2.2.3 | Performance                          |
| 3     | EXPERIMENTOS                         |
| 4     | METODOLOGIA 9                        |
| 5     | CONSIDERAÇÕES FINAIS                 |
|       | REFERÊNCIAS 11                       |

## 1 Introdução

A otimização, conforme Yang (2010a) explica, é uma área de estudo da matemática que visa encontrar soluções para um certo problema que possa ser modelado na forma de uma função matemática, com ou sem restrições, tendo em mente minimizar o uso de recursos ou maximizar um lucro. Em suma, há vários métodos para otimizar um problema. Todos eles tomam como base uma solução inicial para a função objetivo e realizam uma busca dentro da região de viabilidade, zona do espaço de busca que respeite as possíveis restrições do problema. Ademais, os métodos executam até que um critério de parada seja atingido e uma solução aceitável para o problema tenha sido encontrada.

Dentre os métodos existentes, há dois conjuntos de abordagem: os algoritmos determinísticos e os algoritmos estocásticos. Os algoritmos determinísticos utilizam o gradiente da função ou somente o valor da função para encontrar uma solução para o problema. Tais algoritmos são restritos a um determinado tipo de função, mas seguem passos concretos e garantem a obtenção de uma solução ótima ou quase-ótima se todas as suas condições são respeitadas. Por sua vez, os algoritmos estocásticos são as heurísticas ou as meta-heurísticas, métodos menos exigentes, porém que trazem menos garantias.

Ainda de acordo com Yang (2010a), heurística é uma forma de produzir soluções agradáveis para um problema de otimização por meio de tentativa e erro, sem garantias que uma solução ótima seja encontrada. Ademais, heurísticas e meta-heurísticas são termos que podem ser intercambiáveis para alguns autores. No entanto, o termo meta-heurísticas se refere a uma classe de heurísticas que empregam algum grau de randomização para executar uma busca global e, com o passar do tempo, focalizam em uma única região, em uma busca local.

As meta-heurísticas de otimização têm se tornado uma importante ferramenta na resolução de problemas em diversas áreas da engenharia, na ciência de dados e no aprendizado de máquina. Dentre estas técnicas, há um seleto conjunto que busca inspiração no comportamento de um ser vivo ou de um agrupamento de seres vivos. Como exemplo, pode-se citar a Otimização por Enxame de Partículas, o Algoritmo do Morcego, o Algoritmo do Vaga-lume, a Busca Cuco, o Algoritmo Genético e o Algoritmo de Polinização de Flores (Yang, 2020).

O presente trabalho aborda a segunda técnica supracitada, que é o Algoritmo do Morcego. Tal abordagem de otimização foi proposta em 2010 por Xin-She Yang e tem como inspiração o mecanismo de ecolocalização que os micromorcegos utilizam para se movimentar ou caçar em ambientes nos quais não conseguem ver bem. Em suma, esses morcegos emitem pulsos muito altos para identificar alguma presa e desviar de algum obstáculo (YANG, 2010b).

### 2 Revisão de Literatura

Para uma melhor compreensão do funcionamento do algoritmo proposto por Yang (2010b), faz-se necessário abordar a ecolocalização, um sistema de sonar natural que alguns animais utilizam para se locomover e até mesmo caçar em situações adversas. Tal sistema serve como um mecanismo auxiliar ao sistema visual para animais como os morcegos. Tendo em vista o ponto levantado, a seção a seguir explana o conceito supracitado de acordo com um artigo da Universidade Estadual do Arizona escrito por Hagen (2009).

#### 2.1 Ecolocalização

Os morcegos possuem hábitos noturnos, logo precisam ser capazes de enxergar em plena escuridão. Para tal feito, eles empregam a ecolocalização. Este mecanismo consiste na emissão de ondas sonoras que produzem ecos ao se encontrarem com algum objeto. Os morcegos emitem as ondas pela boca ou nariz e, caso as ondas toquem algum objeto, eles escutam a resposta sonora que ocorre devido à reflexão das ondas emitidas. Com isso, os pequenos mamíferos voadores conseguem ter uma noção da distância e tamanho do objeto.

Quando o morcego precisa de mais precisão em relação a distância a um objeto ou, no caso de uma presa, em relação a movimentação do inseto, a emissão de ondas sonoras se torna mais frequente e, ao mesmo tempo, as ondas passam a ser mais direcionadas. Por ser um mecanismo tão interessante de navegação e de caça, esse mecanismo inspirou a criação de sonares e até mesmo os radares, com o segundo funcionando com ondas de rádio.

Como Yang (2010b) complementa, diversas espécies de morcego utilizam a ecolocalização, porém os micromorcegos usam o mecanismo mais amplamente do que as demais espécies. Esse mamífero é capaz de emitir cerca de 20 rajadas de som por segundo quando está explorando um local. Quando o morcego se aproxima de uma mosca, por exemplo, ele pode emitir até 200 rajadas por segundo para obter informações mais precisas.

Ademais, considerando o ajuste de frequência feito pelos micromorcegos e a velocidade do som quando propagado no ar, obtém-se que o comprimento de onda se torna cada vez mais próximo do tamanho da presa conforme o micromorcego se aproxima. Outrossim, o volume do som emitido se torna menor conforme o morcego se aproxima da presa (YANG, 2010b).

Tendo em vista as características apresentadas anteriormente, Yang (2010b) formulou o comportamento dos micromorcegos matematicamente, criando a meta-heurística de otimização conhecida como Algoritmo do Morcego. A ideia do autor é que a solução ótima para um problema seria uma presa que um conjunto de morcegos virtuais tentariam encontrar por meio

de um mecanismo análogo à ecolocalização dos micromorcegos. A seção a seguir explica a abstração e as considerações feitas pelo autor, além de apresentar o pseudocódigo do algoritmo.

#### 2.2 Algoritmo do Morcego

O Algoritmo do Morcego, proposto por Xin-She Yang em 2010, parte do pressuposto de que a ecolocalização, mecanismo cuja função consiste em auxiliar os micromorcegos a encontrar presas para sua alimentação, poderia ser adaptada para formular um algoritmo na qual agentes virtuais procurassem pela solução ótima de um problema matemático. No entanto, faz-se necessário dizer que, para formular o algoritmo, foi preciso simplificar o comportamento dos morcegos (YANG, 2010b).

De acordo com Yang (2010b), foi suposto que todos os morcegos voam com uma velocidade  $v_i$ , na posição  $x_i$ , com uma frequência fixa  $f_{min}$ , um comprimento de onda variável  $\lambda$  e um volume  $A_0$ . Ademais, também foi suposto que os morcegos ajustam a frequência, a taxa de emissão de pulsos e o volume de acordo com a proximidade da presa. Tendo em vista a apresentação das suposições iniciais, a subseção a seguir apresentará as equações e o pseudocódigo do algoritmo conforme Yang (2010b) e Yang e He (2020).

#### 2.2.1 Formulação matemática e Pseudocódigo

O Algoritmo do Morcego, também conhecido como  $Bat\ Algorithm\ (BA)$ , é uma técnica evolutiva, uma vez que uma população de agentes evolui iterativamente até que uma solução aceitável seja encontrada. No BA, uma população de n micromorcegos virtuais voam no espaço de busca até que um número máximo de iterações seja atingido. De início, a população de n morcegos são posicionados randomicamente no espaço, assumindo também velocidades, frequências, taxas de emissão de pulso e volumes aleatórios.

Matematicamente, a posição de cada morcego representa uma possível solução para o problema de otimização sendo estudado. Pode-se denotar o conjunto de posições como  $x=x_1,x_2,...,x_n$ , sendo a posição de um morcego dada por  $x_i$ . Como cada posição é entendida como uma concebível solução, a dimensão do espaço de busca coincide com a dimensão da função em análise. Assim, os vetores de posição têm dimensão D bem como a função. Ademais, cada micromorcego tem sua frequência  $f_i$ , taxa de emissão de pulsos  $r_i$  e volume  $A_i$ .

O pseudocódigo do BA encontra-se no Algoritmo 1. Nele, todas as inicializações e as etapas da meta-heurística são descritas brevemente. Vale destacar que o pseudocódigo foi adaptado pelos autores do trabalho, tendo como base o código de Yang e He (2020). No mais, com o código devidamente introduzido, faz-se necessário apresentar as equações.

Sendo assim, no que se refere ao ajuste da frequência de um morcego bem como à

#### Algorithm 1 Pseudocódigo do Algoritmo do Morcego

```
Função objetivo f(x), x = (x_1, x_2, ..., x_d)^T
Inicialização dos morcegos virtuais: x_i (i = 1, 2, ..., N) e v_i
Inicialização da taxa de emissão de pulso r_i e do volume A_i
Cálculo da frequência de pulso inicial f_i
while t < Número máximo de iterações do
   for i = 1:N do
       Ajuste a frequência do morcego [2.1]
       Atualize a velocidade e a posição [2.2 e 2.3]
       if rand > r_i then
          Obtenha uma nova posição ao redor da melhor solução x_* [2.4]
       end if
       if rand < A_i \& f(x_i) < f(x_*) then
          Aceite a posição como a nova melhor solução x_*
           Aumente r_i e reduza A_i [2.5 e 2.6]
       end if
   end for
end while
Devolva a melhor solução x_* como solução ótima
```

atualização da sua velocidade e da sua localização, tem-se, respectivamente, as seguintes relações matemáticas:

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min}) \cdot \beta, \tag{2.1}$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*) \cdot f_i, \tag{2.2}$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t. (2.3)$$

Ademais, as equações para obtenção de uma nova solução ao redor da melhor solução por meio de um passeio aleatório assim como as equações para atualização do volume e da taxa de emissão de pulsos são, respectivamente, dadas por:

$$x_{new} = x_{old} + \epsilon \cdot A^t, \tag{2.4}$$

$$A_i^{t+1} = \alpha \cdot A_i^t, \tag{2.5}$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 \cdot [1 - \exp(-\gamma \cdot t)].$$
 (2.6)

É justo dizer que os valores dos parâmetros precisam ser determinados por meio de experimentação, além de que alguns dependem da função objetivo. Em geral, tem-se que  $\beta$  é

um número aleatório obtido por meio de uma distribuição uniforme em [0,1]. Por sua vez,  $\epsilon$  também é um número aleatório, mas é obtido em [-1,1]. Os parâmetros  $\alpha$  e  $\gamma$  são constantes que devem ser escolhidas antes da execução. Ademais,  $A^t$  é a média do volume de todos os morcegos no iteração t. Outrossim,  $f_i^0$  é tirada uniformemente de  $[f_{min}, f_{max}]$ ,  $r_i^0$  de [0,1] e  $A_i^0$  de [1,2]. No mais, rand é um número aleatório distribuído uniformemente de [0,1]. As posições são inicializadas com valores aleatórios distribuídos uniformemente, dentro do espaço de busca do problema. Por fim, a velocidade inicial dos morcegos é nula.

#### 2.2.2 Possíveis simplificações

Embora a definição de parâmetros necessite de um pouco de experimentação, levando em conta o problema considerado, Yang e He (2020) sugeriu, na execução do algoritmo para um problema de exemplo, alguns valores com base em estudos prévios. O autor indicou  $\alpha=0.97$ ,  $\gamma=0.1$ ,  $f_{min}=0$ ,  $f_{max}=2$ ,  $A_i^0=1$  e  $r_i^0=1$ . Outrossim, por simplicidade, em algumas aplicações, é suficiente utilizar uma mesma taxa de emissão de pulsos e um mesmo volume para todos os micromorcegos, fazendo com que  $A_i$  seja somente A e  $r_i$  somente r. No mais, o autor relatou que, para a maioria dos problemas, de 10 a 50 morcegos virtuais são o suficiente.

#### 2.2.3 Performance

Yang (2010b) afirma que o algoritmo tem como objetivo resolver problemas de otimização com restrições e com função objetivo contínua. Em seus testes, o autor verificou que o BA performa tão bem quanto a Otimização por Enxame de Partículas, ou *Particle Swarm Optimization* (PSO), e o Algoritmo Genético, ou *Genetic Algorithm* (GA). Tais testes levaram em consideração funções comumente empregadas para a realização de *benchmarks* de meta-heurísticas, como a função de Rosenbrock. Vale ressaltar que as técnicas PSO e GA ajudam a verificar a eficiência do BA, uma vez que estão bem consolidadas.

## 3 Experimentos

Para complementar os estudos sobre o Algoritmo do Morcego, realizou-se experimentos para averiguar, de fato, a performance da técnica. Foram selecionadas cinco funções popularmente utilizadas em testes de eficiência de métodos de otimização, que são as funções de Rosenbrock, de Griewank, de Michalewicz, de Easom e de Rastrigin. Ademais, executou-se, com a mesma configuração, as técnicas PSO e GA, uma vez que estas são meta-heurísticas bem consolidadas servem como *baselines* para comparação.

Nos testes, foram consideradas populações de n=40 indivíduos para todas as técnicas. Ademais, para a execução dos experimentos, utilizou-se a biblioteca Opytimizer, escrita em Python por Rosa e Papa (2019). Outrossim, no que se refere ao algoritmo PSO, os parâmetros empregados foram w=0.7,  $c_1=1.7$  e  $c_2=1.7$ . Em relação ao GA, empregou-se seleção s=0.75, mutação m=0.25 e cruzamento c=0.5. Por fim, para o BA, empregou-se  $f_{min}=0$ ,  $f_{max}=2$ , A=0.5 e r=0.5. Vale destacar que, na implementação da biblioteca, os morcegos compartilham as mesmas variáveis de volume e de taxa de emissão.

| Função                           | ВА      | PSO     | GA      | Valor real |  |
|----------------------------------|---------|---------|---------|------------|--|
| Rosenbrock ( $n = 4$ )           | 29.4738 | 1.3572  | 1.059   | 0.00       |  |
| Griewank (n $=$ 4)               | 0.0426  | 0.03749 | 0.0223  | 0.00       |  |
| ${\sf Michalewicz}\ ({\sf n=4})$ | -2.2385 | -3.2164 | -3.8417 | -4.6877    |  |
| Easom                            | -1      | -1      | -1      | -1         |  |
| Rastrigin                        | 0       | 0       | 0.0003  | 0          |  |

Tabela 1 – Resultados obtidos por meio de uma média aritmética de 30 execuções de 1.000 iterações, com populações de n = 40. Vale destacar que os resultados foram arredondados para quatro casas decimais para uma melhor apresentação.

Com base nos números obtidos, pode-se afirmar que o BA teve resultados próximos aos das outras técnicas. No entanto, o BA, para a função de Rosenbrock, apresentou resultados um pouco distantes do valor esperado quando no decorrer das execuções, o que fez com que o valor médio fugisse mais do esperado do que o valor médio das demais técnicas. É claro que demais configurações podem ser experimentadas, além de outras implementações, uma vez que a implementação de Rosa e Papa (2019) simplifica o algoritmo original compartilhando as variáveis de volume e de taxa de emissão de pulso entre todos os morcegos da população. No geral, pode-se dizer que a técnica se inspira em um mecanismo bem interessante, apresentando uma abordagem simples e que leva a bons resultados.

## 4 Metodologia

O trabalho em questão apresenta um breve estudo a respeito do Algoritmo do Morcego, sendo constituído de: uma introdução à otimização e às meta-heurísticas, uma explanação do mecanismo de ecolocalização e, por fim, uma análise do algoritmo. No que se refere à análise, o trabalho explana o funcionamento do BA fazendo um paralelo com o comportamento dos morcegos, apresenta um pseudocódigo da técnica e comenta sobre a performance da técnica.

Ademais, trata-se de uma pesquisa qualitativa, básica, explicativa e bibliográfica, na qual os autores buscaram informações a respeito da otimização, das meta-heurísticas de otimização e do Algoritmo do Morcego. Para embasar a escrita, empregou-se artigos e livros de autoria de Xin-She Yang, o criador do BA, juntamente com um artigo da bióloga Elizabeth Hagen.

Em relação a Yang, o artigo de proposição do método e dois livros foram utilizados para retirar tanto a definição de otimização e de meta-heurística quanto o pseudocódigo e as formulações matemáticas do BA. Por outro lado, em relação a Hagen, um artigo a respeito da ecolocalização dos morcegos foi empregado para explicar o comportamento que inspirou o BA.

Por fim, foram realizados experimentos para validar o desempenho do BA em cinco funções comumente utilizada para tal finalidade. Ademais, para critério de comparação, foram executadas as mesmas tarefas de otimização com as técnicas PSO e GA. Vale ressaltar que os experimentos foram executados na máquina dos autores do trabalho com as implementações disponíveis na biblioteca Opytimizer, fruto do trabalho de Rosa e Papa (2019).

## 5 Considerações Finais

Dentre os diversos métodos de otimização existentes, tem-se as meta-heurísticas que têm se tornado cada vez mais populares, uma vez que são técnicas menos complexas para a obtenção de soluções. Tais técnicas são, algumas vezes, inspiradas nos comportamentos de seres vivos ou de populações de seres vivos, como é o caso do Algoritmo do Morcego, que se baseia na ecolocalização que os micromorcegos utilizam para procurar presas.

O BA, proposto por Yang (2010b), adapta a ecolocalização por meio de fórmulas matemáticas, além de simplificações do mecanismo real. Logo, da mesma forma que um conjunto de morcegos empregam a ecolocalização para encontrar moscas em uma caverna escura, um conjunto de agentes virtuais, ou morcegos virtuais, procuram pela solução ótima no espaço de busca de um certo problema matemático.

O Algoritmo do Morcego é eficiente na resolução de problemas de otimização com restrições e com função objetivo contínua. Ademais, testes empíricos, realizados pelos autores do trabalho em questão e por Yang (2010b), constataram que a técnica pode performar tão bem quanto o PSO e o GA em funções comumente empregadas para a realização de *benchmarks* de meta-heurísticas, como a função de Rosenbrock.

## Referências

- HAGEN, E. *Echolocation*. Arizona State University School of Life Sciences Ask A Biologist, 2009. Disponível em: https://askabiologist.asu.edu/echolocation.
- ROSA, D. R. Gustavo H. de; PAPA, J. P. *Opytimizer: A Nature-Inspired Python Optimizer*. 2019.
- YANG, X.-S. Nature-inspired metaheuristic algorithms. [S.I.]: Luniver press, 2010a. 1–9 p.
- YANG, X.-S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In: *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)*. [S.I.]: Springer, 2010b. p. 65–74.
- YANG, X.-S.; HE, X.-S. Chapter 2 bat algorithm and cuckoo search algorithm. In: YANG, X.-S. (Ed.). *Nature-Inspired Computation and Swarm Intelligence*. Academic Press, 2020. p. 19–34. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128197141000117.