# Universidade Estatual de Montes Claros Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas Engenharia de Sistemas Computação Evolutiva

Mateus Fellipe Alves Lopes

Trabalho 02: Algoritmos Evolutivos

# Universidade Estatual de Montes Claros Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas Engenharia de Sistemas Computação Evolutiva

# Mateus Fellipe Alves Lopes

Trabalho 02: Algoritmos Evolutivos

Relatório da disciplina Computação Evolutiva do Curso de Engenharia de Sistemas como requisito parcial para avaliação .

Aluno: Mateus Fellipe Alves Lo-

pes

Professor: João Batista Mendes

# Conteúdo

1	Con	ıfigura	ções dos Algoritmos	1
	1.1	_	tmo Genético	. 1
	1.2	_	imento Simulado	
	1.3		égia Evolutiva	
2	Pro	blemas	s	1
	2.1	Função	o Rastrigin	. 1
	2.2	_	ema 01	
	2.3		ema 02	
3	Res	ultado	s	2
	3.1		tmo Genético	
	_	3.1.1	Avaliação da função Objetivo	
		3.1.2	Tempo de Processamento	_
		3.1.3	Dados Obtidos	
	3.2		imento Simulado	
		3.2.1	Avaliação da função Objetivo	
		3.2.2	Tempo de Processamento	
		3.2.3	Dados Obtidos	
	3.3		égia Evolutiva	
	0.0	3.3.1	Avaliação da função Objetivo	
		3.3.2	Tempo de Processamento	-
		3.3.3	Dados Obtidos	
	3.4		arativos	
	0.1	3.4.1	Problema Sem Restrições	
		3.4.2	Problema Com Restrições	
4	Con	clusõe	es	9
Re	eferê	ncias F	Bibliográficas	10

# 1 Configurações dos Algoritmos

### 1.1 Algoritmo Genético

Como solicitado o tamanho da população foi fixado em 20 indivíduos com geração aleatória entre -5.12 a 5.12, com seleção através do **torneio binário**, taxa de cruzamento de 0.8 e taxa de mutação de 0.1. Foram gerados a cada geração 20 filhos com a média dos dois pais e a mutação foi aplicada para cada gene do individuo a soma de uma distribuição normal N(0,2) de acordo com a taxa de mutação.

#### 1.2 Recozimento Simulado

Foram utilizados como temperatura inicial e final os valores 1e5 e 1e-10, respectivamente. O  $\alpha$ , taxa de resfriamento, equivale a 0.995. Os vizinhos foram gerados escolhendo uma posição aleatória do individuo e acrescentando um valo no intervalo de -1 a 1, a quantidade de vizinho explorados foi definido como a quantidade de variáveis do problema.

### 1.3 Estratégia Evolutiva

Utilizada Estratégia Evolutiva do tipo  $(\mu + \lambda)$  com a população de **20** indivíduos que que serão recombinado da maneira solicitada para geração de **10** descendentes. Inicialmente meu algoritmo não estava convergindo bem seguindo os parâmetros da literatura, então modifiquei o  $1/\sqrt{2\sqrt{n}}$  por  $\sqrt{2\sqrt{n}}$ ,com isso houve um aumento do passo do meu algoritmo auxiliando na convergência para o ótimo do mesmo. A atualização do desvio padrão para cada variável de decisão foi então definida como:

$$\sigma_i^{(k+1)} = \sigma_i^{(k)} e^{N(0,2\sqrt{n})} e^{N(0,(1/\sqrt{2n})^2)}$$

Em que n é o numero de variáveis de decisão e a Mutação de cada variável como:

$$x_i' = x_i + N(0, \sigma_i)$$

#### 2 Problemas

### 2.1 Função Rastrigin

Rastrigin se trata de uma função muito utilizada em testes de algoritmos de otimização com variáveis discretas por ser um problema que apresenta muito mínimos locais que aumentam de acordo com a dimensão do problema, como podemos visualizar na figura 1. Um bom algoritmo de otimização deve ser capaz de escapar desses mínimos locais de forma a se aproximar do valo mínimo global.

#### 2.2 Problema 01

Rastrigin irrestrita com n variáveis:

$$\begin{aligned} Minf(x) &= 10n + \sum_{i=1}^{n} [x_i^2 - 10cos(2\pi x_i)], \\ onde &- 5.12 \le x_i \le 5, 12 \ i = 1, ..., n \end{aligned}$$

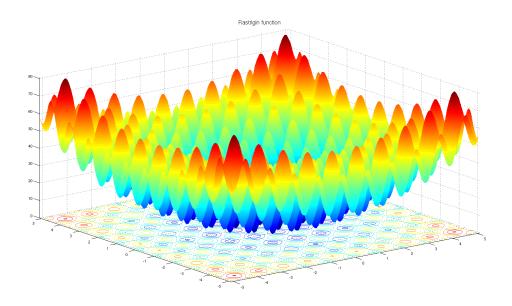


Figura 1: Função Rastrigin

Utilizando os seguintes valores para n = 3, 5 e 10

#### 2.3 Problema 02

Rastrigin restrita com n variáveis:

$$Minf(x) = 10n + \sum_{i=1}^{n} [x_i^2 - 10cos(2\pi x_i)], onde - 5.12 \le x_i \le 5, 12$$

Sujeito a:

$$g_i(x) = sen(2\pi x_i) + 0.5 \le 0, i = 1, 2, ..., n$$

$$h_j(x) = cos(2\pi x_j) + 0.5 \le 0, j = 1, 2, ..., n$$

Utilizando os seguintes valores para n = 3, 5 e 10.

Foi utilizada uma penalidades caso a solução estivesse fora dessas restrições, piorando seu valor de função objetivo, da mesma maneira como foi colocado no trabalho pelo professor.

#### 3 Resultados

Cada teste foi executado 100 vezes e os resultados apresentados s ao as medias de cada métrica avaliada. Dois critérios de parada foram utilizados, o primeiro utilizando um numero máximo de avaliações da função objetivo e o outro determinado pelo tempo de execução do algoritmo. Para o primeiro critério, foi definido como numero máximo o valor 10000 e pro segundo, o tempo de execução não poderia ultrapassar 3 minutos; no entanto, cada algoritmo foi analisado separadamente e foi definido um tempo máximo para cada um deles, pois muitos testes não precisaram de 3 minutos para convergir e uma

vez que atingiam um ótimo local (ou global) ficavam estagnados.

# 3.1 Algoritmo Genético

### 3.1.1 Avaliação da função Objetivo

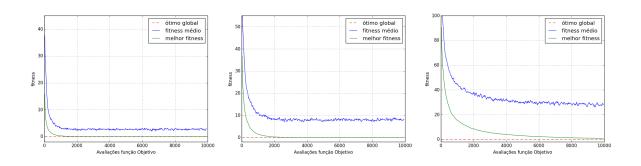


Figura 2: Problema sem restrições

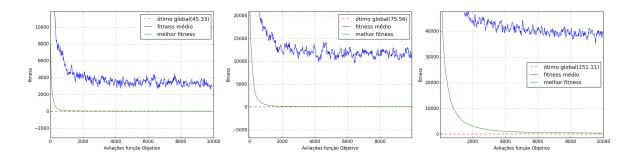


Figura 3: Problema com restrições

#### 3.1.2 Tempo de Processamento

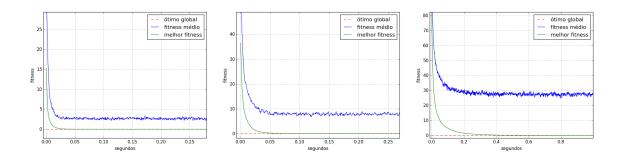


Figura 4: Problema sem restrições

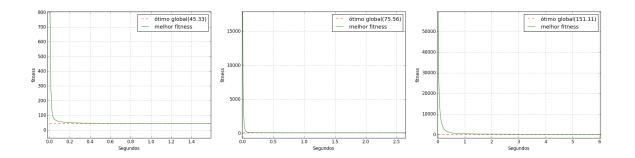


Figura 5: Problema com restrições

# 3.1.3 Dados Obtidos

$\overline{AG}$	Tem.Processamento	Av.fitness	ótimo
Sem rest./n=03	$0.0 \ 2s$	0.0001	0.0
Sem rest./ $n=05$	$0.0 \ 2s$	0.0002	0.0
Sem rest./ $n=10$	0.002  6s	0.719	0.0
Com rest./n=03	$45.33 \; 3s$	48.004	45.33
Com rest./ $n=05$	75.56  9s	91.62	75.56
Com rest./ $n=10$	$151.87 \; 30s$	418.97	151.11

### 3.2 Recozimento Simulado

### 3.2.1 Avaliação da função Objetivo

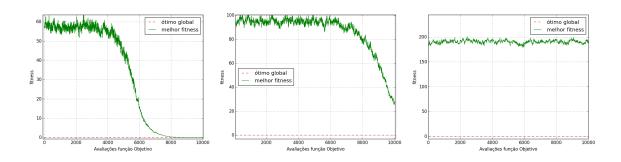


Figura 6: Problema sem restrições

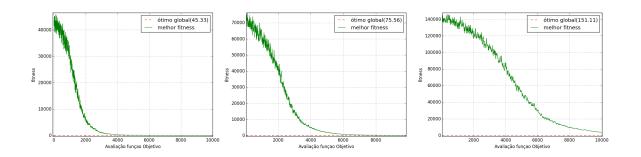


Figura 7: Problema com restrições

### 3.2.2 Tempo de Processamento

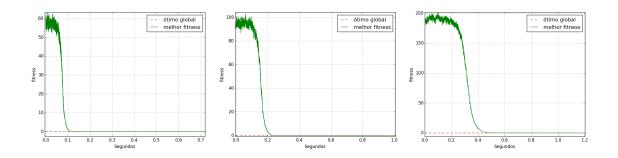


Figura 8: Problema sem restrições

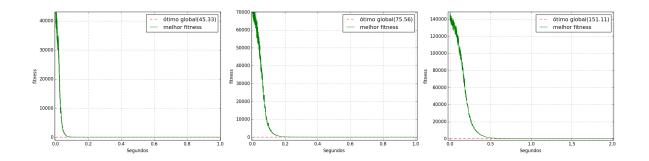


Figura 9: Problema com restrições

## 3.2.3 Dados Obtidos

RS	Tem.Processamento	Av.fitness	ótimo
Sem rest./n=03	$0.0 \ 2s$	0.018	0.0
Sem rest./ $n=05$	$0.0 \ 2s$	27.83	0.0
Sem rest./ $n=10$	$0.0 \ 2s$	186.39	0.0
Com rest./n=03	45.33 2s	51.58	45.33
Com rest./ $n=05$	75.56 2s	125.97	75.56
Com rest./n=10	151.11 8s	3920.28	151.11

# 3.3 Estratégia Evolutiva

### 3.3.1 Avaliação da função Objetivo

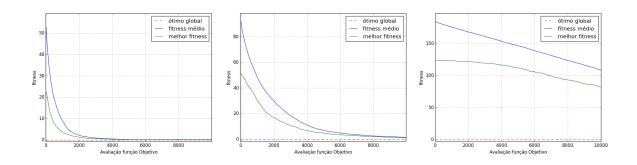


Figura 10: Problema sem restrições

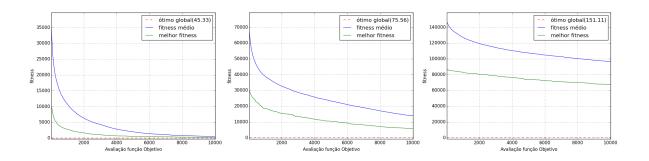


Figura 11: Problema com restrições

### 3.3.2 Tempo de Processamento

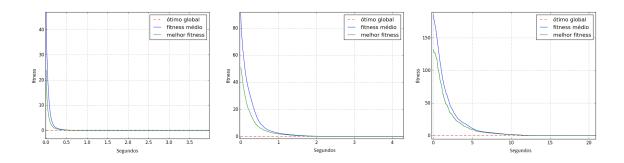


Figura 12: Problema sem restrições

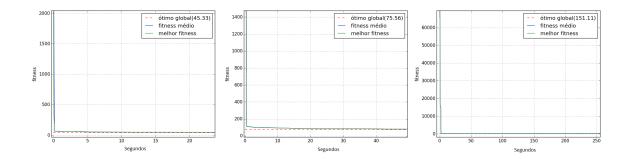


Figura 13: Problema com restrições

#### 3.3.3 Dados Obtidos

$\mathrm{EE}$	Tem.Processamento	Av.fitness	$\acute{ m o}{ m timo}$
Sem rest./n=03	$0.0 \; 6s$	0.139	0.0
Sem rest./ $n=05$	$0.0~7\mathrm{s}$	1.156	0.0
Sem rest./ $n=10$	$0.0 \ 25s$	82.027	0.0
Com rest./n=03	45.46 70s	165.45	45.33
Com rest./ $n=05$	$76.67 \ 150s$	5746.31	75.56
Com rest./ $n=10$	$155.08 \ 400s$	67322.13	151.11

# 3.4 Comparativos

## 3.4.1 Problema Sem Restrições

• Tempo de processamento

Num. de Variáveis	AG	RS	EE	ótimo
03	$0.0 \ 2s$	0.0 2s	$0.0~6\mathrm{s}$	0.0
05	$0.0 \ 2s$	0.0~2s	$0.0 \ 7s$	0.0
10	$0.002 \; 6s$	0.0 2s	$0.0 \ 25s$	0.0

• Quantidade de avaliações da função Objetivo

Num. de Variáveis	AG	RS	EE	ótimo
03	0.0001	0.018	0.139	0.0
05	0.0002	27.83	1.156	0.0
10	0.719	186.39	82.027	0.0

#### 3.4.2 Problema Com Restrições

• Tempo de processamento

Num. de Variáveis	AG	RS	EE	ótimo
03	45.33 3s	45.33 2s	45.46 70s	45.33
05	75.56  9s	$75.56 \ 2s$	76.67 150s	75.56
10	151.87 30s	151.11 8s	155.08 400s	151.11

• Quantidade de avaliações da função Objetivo

Num. de Variáveis	AG	RS	EE	ótimo
03	48.004	51.58	165.46	45.33
05	91.62	125.97	5746.31	75.56
10	418.97	3920.28	67322.13	151.11

# 4 Conclusões

A maior parte dos algoritmos implementados chegou ou se aproximou bem dos ótimos globais, como mostrado nas ultimas tabelas, apenas o Estratégia Evolutiva não se saiu muito bem com as restrições, excedendo o tempo de 3 minutos para convergir para um valor próximo do ótimo. O Algoritmo Genético foi melhor em encontrar mais rapidamente um valor próximo do ótimo mas em alguns momentos ficava estagnado em locais e sua convergência para o global ainda é maior do que o Recozimento Simulado, já o Recozimento Simulado foi mais consistente em realmente encontrar o global mas com um tempo de processamento maior do que o Genético, como mostrado nos testes de quantidade de avaliações da função objetivo.

# Referências Bibliográficas

CUNHA, A.G. TAKAHASHI, R. ANTUNES, C.H. Manual de computação evolutiva e metaheurística. Imprensa da Universidade de Coimbra. Editora UFMG. 2012.