UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA

GUSTAVO ALVES PACHECO

PARÂMETROS CONTÍNUOS

Uberlândia-MG

GUSTAVO ALVES PACHECO

PARÂMETROS CONTÍNUOS

Trabalho apresentado ao curso de Engenharia de Computação da Universidade Federal de Uberlândia, como requisito parcial de avaliação da disciplina de Algoritmos Genéticos.

Prof.: Keiji Yamanaka

Uberlândia-MG

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	4
2.	OBJETIVOS	4
3.	MATERIAIS E MÉTODOS	5
4.	RESULTADOS E DISCUSSÕES	6
5.	CONCLUSÃO	11
6.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	13

1. INTRODUÇÃO

Até o presente momento, os indivíduos apresentavam uma forma de representação em valores discretos. Um exemplo era o uso de uma string binária, sendo que cada posição só poderia assumir dois valores: 0 ou 1. Mesmo que outras técnicas de design fossem utilizadas, os parâmetros dos indivíduos sempre representavam valores discretos, com uma certa precisão fixa, de acordo com a quantidade de bits ou dados usados para armazenamento.

A proposta desse projeto é implementar alternativas para os parâmetros, de forma a deixar os valores contínuos, adquirindo uma precisão e exatidão consideravelmente maiores. Tais características são essenciais em aplicações comerciais, e o aprendizado de tais técnicas se mostrará vantajoso na otimização de diversos problemas.

Para crossover, duas técnicas serão adicionadas, o Crossover de Radcliff e o Crossover de Wright. A mutação irá se alterar para abranger geração de valores dentro de todo o intervalo disponível. Tais técnicas serão discutidas com mais detalhes em [3].

Como teste, deve-se otimizar duas funções:

Maximizar:

$$f(x,y) = x\sin + 1.1\sin(2y)$$
$$0 \le x \le 10; 0 \le y \le 10$$

E minimizar a função de Rastrigin:

$$f(x_1, x_2, ..., x_n) = 10n + \sum_{i=1}^{n} x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)$$
$$-5.12 \le x_i \le 5.12$$

2. OBJETIVOS

- Desenvolver um algoritmo genético que trabalhe com parâmetros contínuos
- Desenvolver novo design para os cromossomos

- Implementar novos operadores de Crossover e Mutação
- Adequar a interface gráfica utilizada no projeto de 'Maximização de uma função de duas variáveis', de forma a abranger os novos operadores, além de possibilitar escolha de maximização/minimização e suporte à função de Rastrigin.
- Verificar impacto dos parâmetros do algoritmo genético, no processo de tuning

3. MATERIAIS E MÉTODOS

A linguagem utilizada foi o Racket, uma linguagem de uso geral, baseada em Scheme e Lisp. Como interface de desenvolvimento, foi utilizado o DrRacket.

Para confecção da interface gráfica, utilizou-se a linguagem *racket/gui*, um recurso nativo da própria linguagem Racket. O processo de plotagem foi realizado através das funções do pacote *plot*.

Como métodos, utilizou-se uma abordagem *top-down*, com auxílio de um framework SCRUM para desenvolvimento ágil. Em algumas situações, uma visão *bottom-up* foi adicionada ao projeto, na parte de incremento da própria linguagem, ao criar novos operadores e funcionalidades. O código produzido segue majoritariamente uma abordagem funcional, mas possui elementos procedurais, para facilitar a leitura de algumas funções.

Durante o desenvolvimento, a documentação de funções se mostrou fundamental. Principalmente, para que algumas estruturas de dados fossem melhor especificadas, e a execução do código fosse correta.

Os novos operadores genéticos trabalham da seguinte forma.

Radcliff:

```
Sejam os pais: P1: [pm1, pm2, ..., pmN] P2: [pd1, pd2, ..., pdN] sendo N = Número de variáveis da função. Os filhos F1 e F2 serão gerados como: F1: pnovo = \beta * pmn + (1 - \beta) * pdn F2: pnovo = (1 - \beta) * pmn + \beta * pdn sendo que n = Enésimo parâmetro e \beta = Valor aleatório entre 0 e 1.
```

Wright:

Sejam os pais:

P1: [pm1, pm2, ..., pmN]

P2: [pd1, pd2, ..., pdN]

sendo N=Número de variáveis da função. Serão gerados três filhos, F1,

F2 e F3, da forma:

F1: pnovo1 = 0.5 * pmn + 0.5 * pdn

F2: pnovo2 = 1.5 * pmn - 0.5 * pdn

F3: pnovo3 = -0.5 * pmn + 1.5 * pdn

sendo que n = Enésimo parâmetro.

Deve-se ficar atento ao fato de que, nessa situação, é possível gerar indivíduos fora do intervalo disponível. Logo, devem ser substituídos pelos valores corretos dos extremos do intervalo. Além disso, um dos filhos deve ser descartado. Isso é feito aleatoriamente, na implementação adotada.

Mutação Contínua:

No caso de mutação, serão gerados novos valores dentro do intervalo, que substituirão a informação antiga.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Em primeira instância, a interface desenvolvida no projeto 'Maximização de uma função de duas variáveis' foi adequada. Alguns parâmetros foram removidos, como o de velocidade de animação, e novos foram colocados. Abaixo estão as imagens (Figura 1) de comparação entre as duas interfaces, no quesito de configuração de parâmetros. Optouse por eliminar a animação das gerações, por já não representar um ganho tão grande à visualização do desenvolvimento, sendo melhor verificar o gráfico de performance. Para 2 ou 3 dimensões, ainda é plotado o gráfico da função, em conjunto com o ponto de máximo ou mínimo encontrado.

FUNCTION (λ (x y) (+ (* x (sin (* 4 x))) (* 1.1 (sin (* 2 y))))) ∨	
NUMBER OF VARIABLES 2	
MODE MAXIMIZATION MINIMIZATION	
CONTINOUS PARAMETERS	FUNCTION (y) (+ 21.5 (*x (sin (* 4 pi x))) (* y (sin (* 20 pi y)))))
THRESHOLD 500	☑ 3D
SELECTION TOURNAMENT	THRESHOLD 500
ROULETTE	ANIMATION SPEED 0.03
TOURNAMENT K 4	SELECTION ROULETTE
ELITISM 20	OTOURNAMENT
STRING SIZE FOR EACH VARIABLE IN TRADITIONAL MODE 10	K 4
RANGE ((0 10) (0 10))	ELITISM 2
● TRADITIONAL CROSSOVER○ RADCLIFF ○ WRIGHT	RESOLUTION 10 X MIN -3.1 X MAX 12.1
PC 0.6	Y MIN* 4.1 Y MAX* 5.8
MUTATION TRADITIONAL O CONTINOUS	PC 0.6
PM 0.01	LAST GENERATION 70
LAST GENERATION 70	NUMBER OF INDIVIDUALS 50
NUMBER OF INDIVIDUALS 500	x
(X, Y,)	Y*
F(X, Y,)	F(XY")
START	START

Figura 1: À esquerda, interface atualizada. À direita, a utilizada no projeto de Maximização de Duas Variáveis.

Em seguida, o código anterior foi adaptado para funcionar corretamente com qualquer número de variáveis. Isso envolveu uma padronização das posições do fitness como parte do indivíduo, e na representação. Indivíduos novos passavam a ser gerados dentro do intervalo disponível, para o caso de parâmetros contínuos, e como string de tamanho n, para descontínuos.

Após essa etapa, os operadores genéticos foram implementados. Tais algoritmos só podem ser utilizados em parâmetros contínuos. Além disso, no cálculo do fitness, foi adicionada a opção de minimização ou maximização, que apenas muda a forma como a função é aplicada (negativa para minimização e positiva para maximização).

Depois disso, alguns ajustes foram necessários, para abarcar os resultados do algoritmo, adequando os valores de threshold, e eliminando a resposta que iria para a animação do processo.

Em ultima etapa, foi desenvolvida a função de Rastrigin, por meio de macros. Ao entrar com um determinado N, a função correspondente era criada, contendo todas as N variáveis necessárias, além de todos os termos da soma.

Alguns dos testes realizados estão listados abaixo.

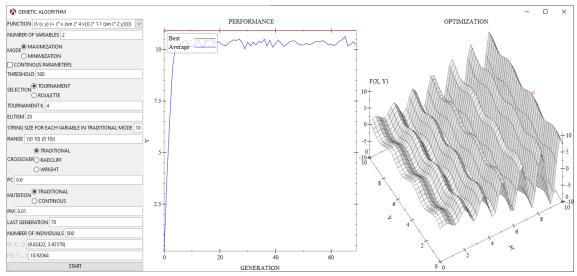


Figura 2: Maximização da função 1, com intervalo especificado. Parâmetros discretos são utilizados

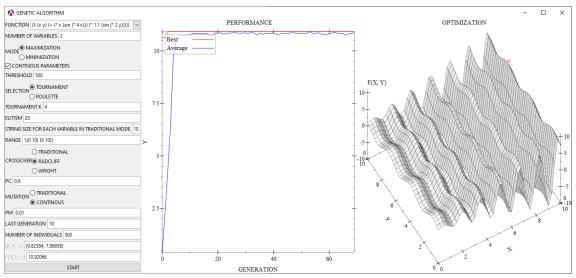


Figura 3: Utilizando parâmetros contínuos, o mesmo valor foi encontrado, mas observa-se que a média da população subiu consideravelmente

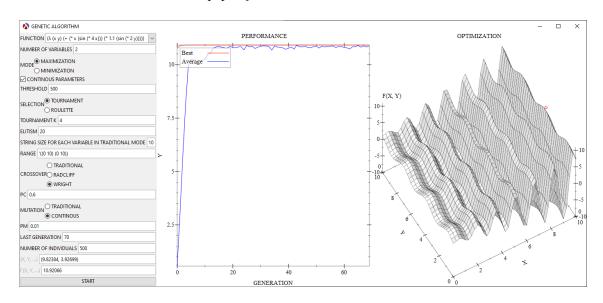


Figura 4: Mesma configuração, utilizando Crossover Wright. O resultado foi semelhante, mas a execução foi mais rápida.

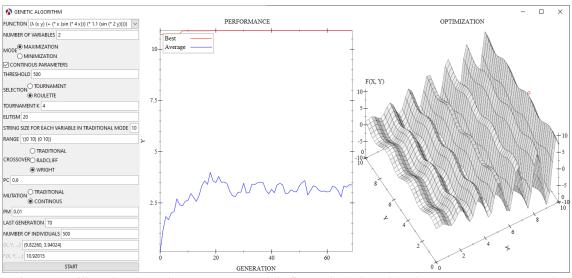


Figura 5: Utilizando roleta, observa-se que a média fica muito baixa, além de representar um tempo de execução consideravelmente maior.

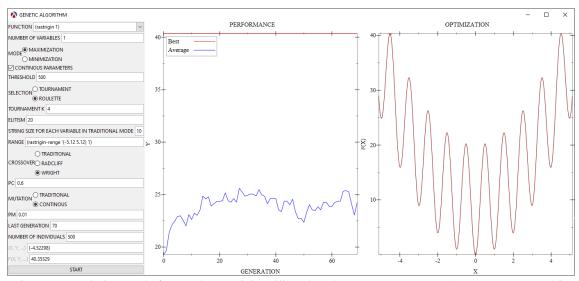


Figura 6: Maximização da função de Rastrigin utilizando roleta e parâmetros contínuos, nota-se a média baixa.

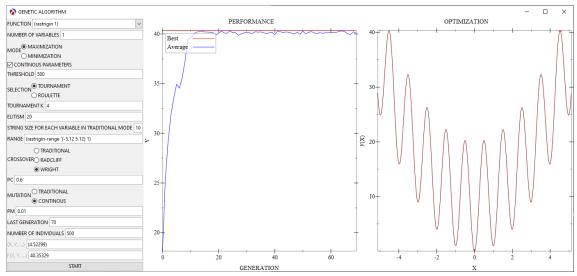


Figura 7: Mesma configuração, utilizando roleta.

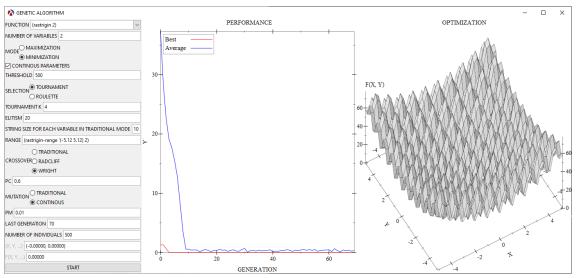


Figura 8: Função de Rastrigin para duas variáveis. Minimização encontrou o valor 0, como esperado. A média foi boa, e o tempo de execução foi pequeno.

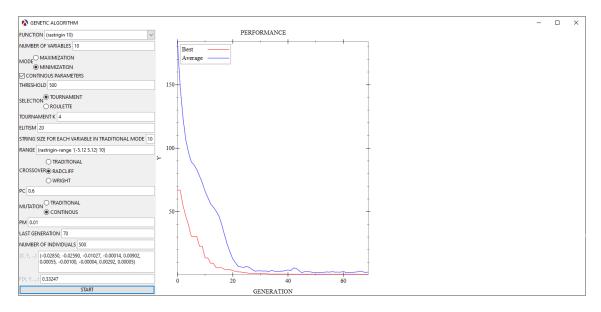


Figura 9: Minimização de Rastrigin para 10 dimensões. Percebe-se que a convergência demora mais para acontecer, além de que o valor de 0 não foi encontrado, embora um valor bem próximo tenha sido a resposta.

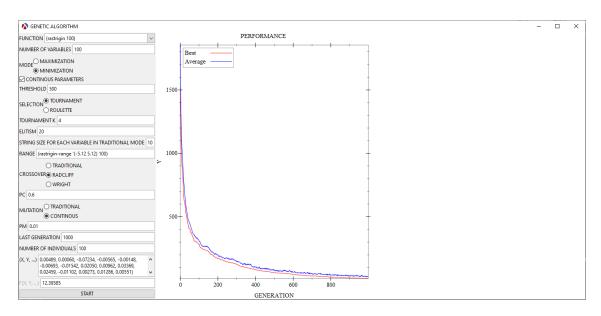


Figura 10: Para 100 variáveis, é necessário aumentar bastante o número de gerações. Nesse caso, o tempo de execução foi de 20099ms, sendo encontrado um valor próximo a 12.

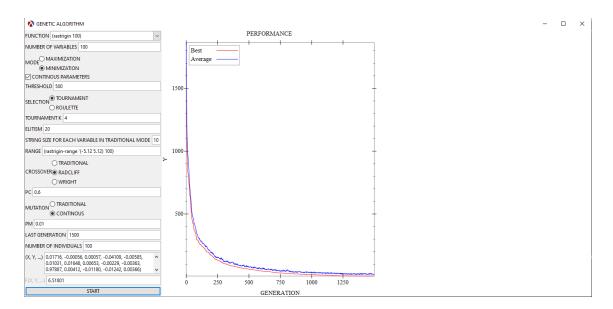


Figura 11: Aumentando o número de gerações, a resposta se aproxima de zero, mas o tempo de execução também aumenta (30941 ms).

5. CONCLUSÃO

Deve-se notar a importância desse projeto, tendo em mente dois novos aspectos principais: A utilização de parâmetros contínuos e a otimização de funções de qualquer número de variáveis.

O primeiro aspecto é extremamente importante para a obtenção de resultados confiáveis, exatos e precisos. O segundo, abre possibilidades para otimização de funções não gráficas, que necessitam de diversos parâmetros, inclusive um número variável de variáveis.

Com essas duas adições, o algoritmo passa a ser mais aceito como forma de resolução de problemas, visto que passa a abranger um grau de confiabilidade à altura de algoritmos não evolutivos.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Al-Gharaibeh, J., Qawagneh, Z., & Al-Zahawi, H. (29 de Outubro de 2015). Genetic Algorithms with Heuristic. *Research Gate*.
- Mallawaarachchi, V. (7 de Julho de 2017). *Introduction to Genetic Algorithms*. Fonte: Towards Data Science: https://towardsdatascience.com/introduction-to-genetic-algorithms-including-example-code-e396e98d8bf3
- Montesanti, J. d. (s.d.). *Seleção natural*. Fonte: InfoEscola: https://www.infoescola.com/evolucao/selecao-natural/
- Tomassini, M. (s.d.). A Survey of Genetic Algorithms. *Annual Reviews of Computational Physics, Volume III*.
- Yamanaka, P. K. (Agosto de 2017). *ALGORITMOS GENÉTICOS: Fundamentos e Aplicações*.
- Zini, É. d., Neto, A. B., & Garbelini, E. (18 de Novembro de 2014). ALGORITMO MULTIOBJETIVO PARA OTIMIZAÇÃO DE PROBLEMAS RESTRITOS APLICADOS A INDÚSTRIA. Congresso Nacional de Matemática Aplicada à Indústria.