

Algoritmo genético básico para otimização de soluções em um problema de busca do valor mínimo de uma função

DANIEL TEODORO GONÇALVES MARIANO, KEIJI YAMANAKA (Ph.D)

Universidade Federal de Uberlândia
Uberlândia-MG, Brasil
dtgmariano@gmail.com, keiji@ufu.br

Abstract

Algoritmo genético é uma heurística de busca que simula o processo de evolução das espécies observado em sistemas biológicos

I. INTRODUÇÃO

1. Algoritmos Evolucionários

Algoritmos evolucionários utilizam modelos computacionais baseados em processos naturais de evolução como um instrumento para a resolução de problemas. Os modelos computacionais propostos se orientam pela simulação de conceitos de evolução das espécies: seleção, mutação e reprodução. Os algoritmos evolucionários operam proporcionando a manutenção de uma população de estruturas, chamadas de indivíduos ou cromossomos. Esses indivíduos se comportam de maneira similar à evolução das espécies, sendo submetidos à operadores genéticos (recombinação e mutação). Cada cromossomo recebe uma avaliação de acordo com o nível de aptidão que este possui dentro do contexto de um problema.

2. Algoritmos Genéticos

Algoritmos genéticos são um ramo dos algoritmos evolucionários, podendo ser definido como uma técnica de busca baseada numa metáfora do processo biológico de evolução natural. São técnicas heurísticas de otimização global. A otimização global é uma questão

que opõe os GAs aos métodos como gradiente (hill climbing), que seguem a derivada de uma função de forma a encontrar o máximo de uma função, ficando facilmente retidos em máximos locais. Nos GAs, populações de indivíduos são criadas e submetidas aos operadores genéticos: seleção, recombinação (crossover) e mutação. Tais operadores utilizam uma caracterização da qualidade de cada indivíduo como solução do problema em questão chamada de avaliação. Dessa forma geram um processo de evolução natural destes indivíduos, que eventualmente devera gerar um indivíduo que caracterizara uma boa solução para o nosso problema.

3. Etapas de um AG

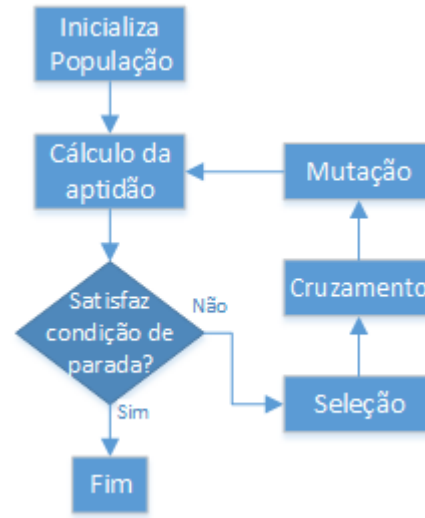
Um AG pode ser dividido nas seguintes etapas:

1. Inicialização: A população inicial de soluções candidatas são usualmente geradas randomicamente ao longo do espaço de busca. Conhecimentos ou informações específicas do domínio do problema podem ser incorporadas ao algoritmo.
2. Avaliação: Uma vez que a população é iniciada ou uma população descen-

dente é criada, os valores de aptidão das soluções candidatas é avaliada.

3. Seleção: Aloca mais cópias dessas soluções com valores de aptidão superior e, assim, impõe o mecanismo de sobrevivência do mais apto nas soluções candidatas. A idéia principal da seleção é de preferir as melhores soluções em relação as piores.
4. Recombinação: Combina partes de dois ou mais cromossomos (soluções/indivíduos parentais) para gerar um novo cromossomo. Existem diferentes maneiras de se realizar a combinação entre indivíduos. A performance dessa etapa está relacionado com o quão apropriado é o mecanismo de recombinação projetado para aquele contexto. A prole sob recombinação não será idêntico a um pai em particular, pois irá recombinar traços dos pais de uma maneira nova
5. Mutação: Enquanto a recombinação ocorre envolvendo dois ou mais cromossomos a mutação ocorre individualmente. A mutação promove a alteração da solução de maneira randômica. Existem diversas variações de mutações, geralmente envolvendo uma ou mais alterações dos traços de um cromossomo.
6. Reposição: A população criada através da seleção, recombinação e mutação, substituirá os cromossoms pais.
7. Verificação da condição parada: Enquanto a condição de parada não foi encontrada, repete-se os procedimentos do passo 2 ao 6.

Figure 1: Diagrama de blocos de um AG básico.



II. MÉTODOS

O artigo vigente apresentará os princípios básicos de um algoritmo genético no desenvolvimento de uma aplicação para minimizar uma função multimodal. O software da aplicação foi desenvolvido na plataforma .NET, em linguagem computacional CSharp (C#).

$$f(x) = -|x * \sin(\sqrt{|x|})| \quad (1)$$

A função 1 é uma função multimodal, possuindo diversos mínimos e máximos locais. Para o problema foi determinado o domínio [0, 512] para valores que x pode assumir.

1. Representação cromossomial

Para o desenvolvimento do problema é necessário que a informação do problema seja traduzida em uma linguagem apta para o computador manipular. Para o problema vigente foi utilizado a representação binária, que consiste em um cromossomo composto por uma sequência de bits. Cada gene do cromossomo representa um bit, podendo assumir como valores 0 e 1. Para determinar o tamanho do cromossomo foi calculado o número de bits

necessário para representar o domínio do problema.

$$N_{bits} = (\log_2 R_{max} - R_{min}) + G \quad (2)$$

A variável G esta associada à granularidade do problema. A medida que o valor de G é incrementado, mais ampla se torna a representação das variáveis do problema. Um gene possui probabilidade equivalente de admitir os valores 0 e 1 (50% cada).

2. Cálculo de aptidão

O cálculo de aptidão é a etapa do algoritmo genético em que se determina a qualidade de um indivíduo como solução do problema em questão. Cada cromossomo da população é avaliado recendo um valor numérico para representar o seu grau de aptidão. Essa nota servirá de base para a etapa de seleção de pais. Dessa forma os indivíduos com melhor avaliação terão maior probabilidade de serem escolhidos como pais para a próxima geração de cromossomos. Para o problema tratado nesse artigo, o cálculo de aptidão foi realizado com base na equação 3.

$$fit(x) = -f(x) = |x * \sin(\sqrt{|x|})| \quad (3)$$

3. Seleção dos pais

A etapa de seleção dos pais é baseado no mecanismo de seleção natural que atua sobre as espécies biológicas. Indivíduos de uma população que possuem maior aptidão terão maior probabilidade de se tornarem pais e consequentemente gerar descendentes que carreguem parte de sua informação genética. Indivíduos menos aptos também podem se tornar pais, embora a probabilidade desse evento ocorrer seja menor. Caso a possibilidade de reprodução seja restrita apenas aos melhores indivíduos, a população tenderá a ser composta de indivíduos cada vez mais semelhantes e faltará diversidade a esta população para que a evolução possa prosseguir de forma satisfatória. A tal efeito é denominado como convergência genética, podendo ser minimizado

ou evitado através da seleção equilibrada de indivíduos menos aptos da população. Existem diversos métodos de seleção propostos, tais como: seleção por roleta, seleção universal estocástica, seleção por ranking, seleção por torneio, entre outros. Para a aplicação foi utilizado o método de seleção por roleta.

3.1 Método da roleta viciada

Dada uma população de cromossomos, cada componente é avaliado de forma a determinar o seu nível de aptidão.

Table 1: Dados de uma dada população

Indivíduo	Avaliação
A	4
B	1
C	3
D	4
E	5
F	6

A probabilidade de seleção de cada indivíduo é determinada de acordo com o seu nível de aptidão em relação ao somatório dos níveis de aptidão de toda a população 4.

$$ps(i) = \frac{fit(i)}{\sum_{j=1}^n fit(j)} * 100 \quad (4)$$

Para estabelecer a probabilidade de seleção acumulada dos cromossomos da população é realizada a somatória das probabilidades de seleção do n-ésimo cromossomo com a dos cromossomos anteriores conforme demonstrado na equação 5.

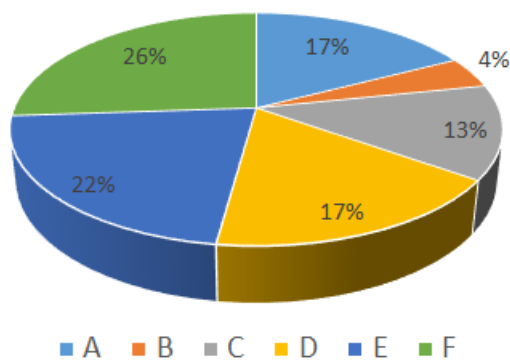
$$psa(i) = \sum_{j=1}^i fit(j) \quad (5)$$

A tabela ?? mostra os indivíduos da população com seus valores de avaliação, probabilidade de seleção e probabilidade acumulada de seleção.

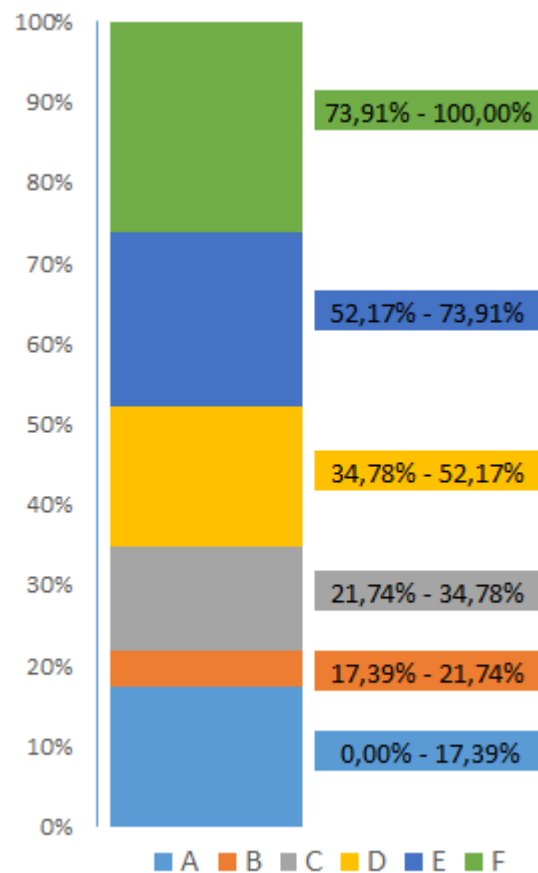
Table 2: Distribuição das probabilidades (seleção e acumulada)

Indivíduo	Avaliação	Ps (%)	Psa (%)
A	4	17,39	17,39
B	1	4,35	21,74
C	3	13,04	34,78
D	4	17,39	52,17
E	5	21,74	73,91
F	6	26,09	100,00

A partir desses dados é possível visualizar a configuração da roleta conforme a figura ???. Cada indivíduo é representado por uma fatia da roleta.

Figure 2: Roleta.

Observa-se que os indivíduos com maior probabilidade de seleção, ocupam uma área maior da roleta. A probabilidade de seleção de cada indivíduo da população é distribuída em intervalos conforme a figura ??.

Figure 3: Distribuição.

A partir dessa distribuição, um número randômico dentro do intervalo [0.00%; 100.00%] é gerado. Dentro os intervalos de distribuição da roleta, escolhe-se o cromossomo cujo intervalo o número gerado pertencer. O procedimento é repetido n vezes onde n é o tamanho da população.

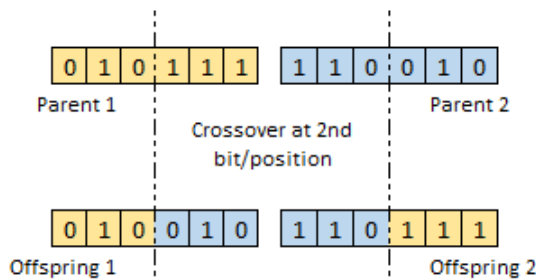
4. Cruzamento (Crossover)

Crossover é um operador genético usado para reprogramar a configuração de um cromossomo de uma geração para a próxima. Este operador é análogo à reprodução biológica de forma a promover a recombinação genética de duas ou mais soluções progenitoras e consequentemente gerando uma solução descendente. Existem diferentes técnicas de recombinação.

nação: com um ponto, com dois pontos, "corta e emenda", uniforme, metade uniforme, com três progenitores, cromossomos ordenados, tendenciosa, entre outras.

Para a aplicação foi utilizada a técnica de recombinação de um ponto. Nesta técnica um único ponto para recombinação é selecionado randomicamente para os cromossomos progenitores. Todos os genes a partir deste ponto são trocados entre os cromossomos. Os organismos resultantes são os filhos. A figura ?? ilustra um cruzamento de um ponto.

Figure 4: Cruzamento de um ponto.



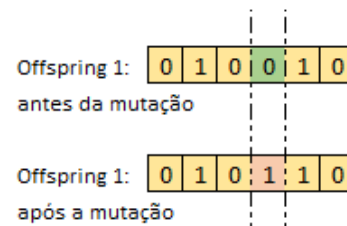
Entretanto existe a possibilidade de os pais não realizarem a recombinação. Isto ocorre porque existe uma probabilidade de cruzamento (P_c) a ser considerada inicialmente. Um valor de P_c é definido nas configurações do AG antes do algoritmo ser iniciado. Para cada cromossomo parental é gerado um valor randômico (random) variando entre [0%; 100%]. Se a variável random possuir um valor menor ou igual ao valor de P_c , o cruzamento é efetuado. Caso contrário, os indivíduos não efetuam o cruzamento mantendo suas características para a próxima geração.

5. Mutação

A mutação é um operador genético utilizado para manter a diversidade gênica de uma geração de cromossomos para a próxima. É análoga à mutação presente nos sistemas biológicos. Este operador pode alterar um ou mais genes de um cromossomo. De maneira semelhante à etapa de cruzamento, a mu-

tação possui uma probabilidade associada (P_m), que define a chance de tal processo ocorrer em um determinado momento. Um variável randômica, pertencente ao intervalo [0%; 100%], é gerada. Se o valor dessa variável for inferior ou igual à P_m , a mutação ocorre. Se for superior, a operação não é realizada e o cromossomo mantém suas características sem alterações. Existem diferentes tipos de mutação: inversão de um único bit, inversão de todos os bits do cromossomo, por limites, não uniforme, uniforme, gaussiana. Para a aplicação optou-se pelo método de inversão de um único bit.

Figure 5: Mutação: inversão de um único bit



III. RESULTADOS

Para a aplicação foi elaborado um formulário (??) que possibilita ao usuário configurar os seguintes parâmetros da aplicação:

1. Características do algoritmo genético:

- (a) tamanho da população;
- (b) número de gerações;
- (c) probabilidade de cruzamento;
- (d) probabilidade de mutação.

2. Características do cromossomo:

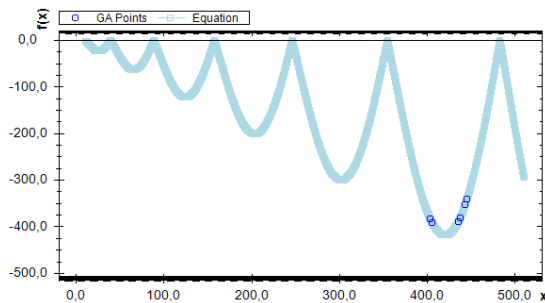
- (a) valor mínimo;
- (b) valor máximo;
- (c) granularidade ou resolução.

Figure 6: Tela de configuração do AG.

Initial parameters		Chromosome parameters	
Population size:	50	Minimum	0
Nº of generations:	20	Maximum	511
P(Crossover):	60	Granularity	0
P(Mutation):	1		
Processes parameters			
Elitism Counter:	No	0	
Selection Type:	Roulette		
Crossover Type:	Uniform		
Mutation Type:	Single gene		
Optimization:	Minimum		
		Processes GA only once	
		Processes GA with Repetition	

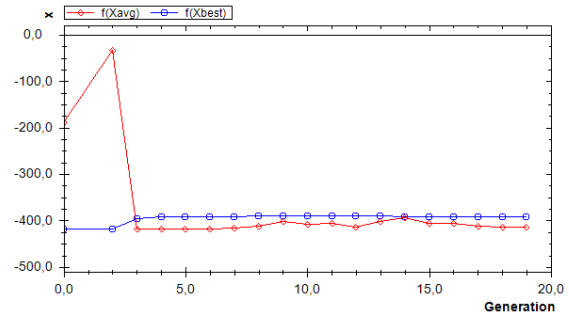
Ao inicializar o algoritmo genético, um outro formulário é criado, contendo dois objetos gráficos. O primeiro objeto é um gráfico bidimensional contendo a função (1) proposta pelo problema. O eixo das abcissas e o eixo das ordenadas são compostos, respectivamente, pelos valores do domínio do problema e pelo valor que a função admite para cada um desses valores (x , $f(x)$). Assim que a população é inicializada, os seus indivíduos são adicionados ao gráfico. Cada indivíduo é representado por um ponto cuja coordenada é $(x_n, f(x_n))$ onde x_n é o valor que o n -ésimo cromossomo possui.

Figure 7: Gráfico do AG.



O outro objeto é um gráfico de performance do AG. Para cada geração (eixo x) é adicionado os valores médio e máximo da população.

Figure 8: Curva de performance.

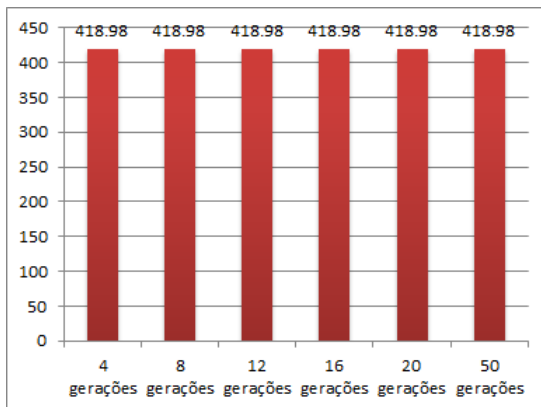
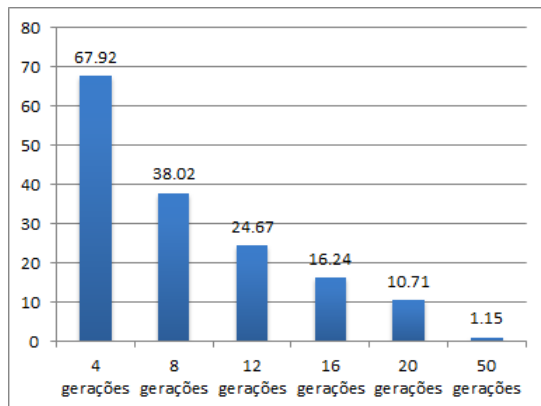


Para realizar uma análise mais detalhada do problema foi desenvolvido um outro módulo para a aplicação. Neste módulo o usuário determina os parâmetros do AG (Tamanho da população, número de gerações, probabilidade de cruzamento, probabilidade de mutação, limites de valores, resolução do cromossomo) e o número de simulações para resolver o problema. Para cada simulação algumas informações como a melhor solução, média e desvio padrão populacional, são salvas em uma planilha. Com este módulo foi realizado os seguintes testes: Foram efetuadas 100 repetições do processamento do AG do problema, para diferentes números de gerações: 4, 8, 12, 16, 20 e 50.

Table 3: Distribuição das probabilidades (seleção e acumulada)

PS	Tamanho da população	50
Pc	Probabilidade de Cruzamento	60%
Pm	Probabilidade de Mutação	1%
Rmin	Limite mínimo	0
Rmax	Limite máximo	512
G	Resolução	1
NR	Número de repetições	100

Após os testes, foram separados o melhor cromossomo e o desvio padrão entre as repetições para uma das diferentes condições de números de gerações do AG.

Figure 9: Avaliação do melhor cromossomo.**Figure 10:** Desvio padrão populacional.

IV. DISCUSSION

Foi possível analisar em (??) que com apenas 4 gerações o AG foi capaz de encontrar a melhor solução para o problema, haja visto que as repetições para 8, 12, 16, 20 e 50 números de gerações encontraram a mesma solução. Com relação ao desvio padrão populacional, pode-se concluir que quanto maior for o número de gerações do AG, menor será o desvio padrão da sua população. A medida que os processos de seleção e reprodução acontecem, a população elimina os indivíduos de menor avaliação em detrimento dos de melhor avaliação.

REFERENCES

[Linden, 2006] Linden, R. (2006). Algoritmos Genéticos - Uma importante ferramenta da Inteligência Computacional.