



Universidade Federal de São João del Rei
Departamento de Ciência da Computação
Curso de Ciência da Computação

Algoritmo Genético 2 - Números Reais

Adélson de Oliveira Carmo Júnior
212050019

1 Como executar o programa:

O programa possibilita a passagem de valores para o número de gerações e o tamanho da população como parâmetros, o que facilita a realização de novos testes para uma compreensão mais aprofundada do seu funcionamento. Para utilizar o programa, basta fornecer a sua versão do Python, o nome do arquivo, o tamanho da população, o número de gerações desejado e se deseja mostrar(0 para não e 1 para sim) o gráfico ou não seguindo a ordem exemplificada abaixo:

```
1 python3.11 ag1.py 100 100 1
```

2 Resultados esperados

Após a execução do programa, dois arquivos de texto serão gerados contendo o valor do melhor indivíduo de cada geração, para os dois tipos de cruzamento, como mostrado pela Figura 1. Esses registros não apenas permitem uma análise detalhada do comportamento do algoritmo, mas também habilitam a criação de um gráfico, caso seja necessário, que é uma representação visual e permite melhor compreensão do resultado, exemplificado pela Figura 2.

78	0.009423205593986683
79	0.009423205593986683
80	0.009423205593986683
81	0.009423205593986683
82	0.009206518787483464
83	0.009206518787483464
84	0.007028099033182134
85	0.007028099033182134
86	0.007028099033182134
87	0.007028099033182134
88	0.007028099033182134
89	0.007028099033182134
90	0.007028099033182134
91	0.007028099033182134
92	0.007028099033182134
93	0.007028099033182134
94	0.007028099033182134
95	0.007028099033182134
96	0.007028099033182134
97	0.007028099033182134
98	0.007028099033182134
99	0.007028099033182134
100	0.007028099033182134

Figura 1: Arquivo de texto com os resultados

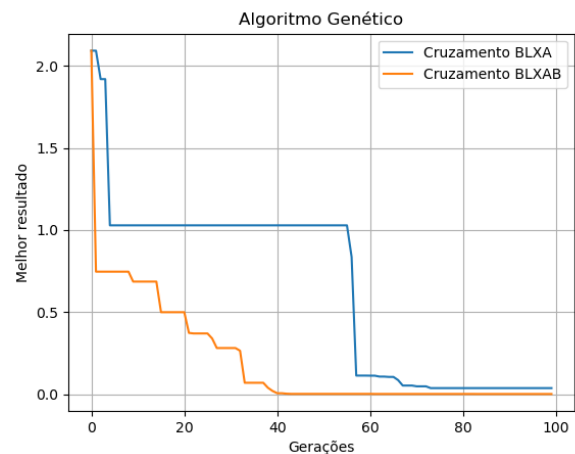


Figura 2: Gráfico do melhor indivíduo de cada geração

3 Testes e análise de resultados

Com o objetivo de compreender o desempenho do algoritmo genético em diferentes cenários, foram conduzidos diversos testes, nos quais variáveis cruciais, como a presença de elitismo e o tamanho da população, foram modificadas. Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos nestes experimentos e as conclusões que são possíveis de extrair sobre o algoritmo com base neles.

Os testes foram realizados usando um outro código, também em Python, além do código principal. Esse código adicional permitia a realização de vários testes e a geração de gráficos a partir dos resultados.

3.1 Comportamento dos cruzamentos

Inicialmente, foi conduzido 100 experimentos, cada um consistindo de 100 gerações, utilizando uma população de 100 indivíduos em cada experimento. Durante esses experimentos, foram mantidos alguns parâmetros fixos como padrão, os quais foram:

- Taxa de mutação: 10%
- Taxa de cruzamento: 100%
- Com elitismo

Observa-se que o método de cruzamento utilizando BLXAB tende a produzir resultados superiores em comparação com o método BLXA. Esta conclusão é evidenciada pelo gráfico na Figura 3, no qual os valores da linha laranja, representando BLXAB, são geralmente menores que os da linha azul, correspondente ao método BLXA. Além disso, mantêm-se consistentemente abaixo de 0.25, enquanto no método BLXA, pelo menos 5 das gerações encontraram valores acima de um para o melhor indivíduo.

No entanto, é interessante notar que, em contrapartida, o método BLXA frequentemente encontra o melhor resultado em um período de tempo menor do que o BLXAB, como ilustrado no gráfico da Figura 4.

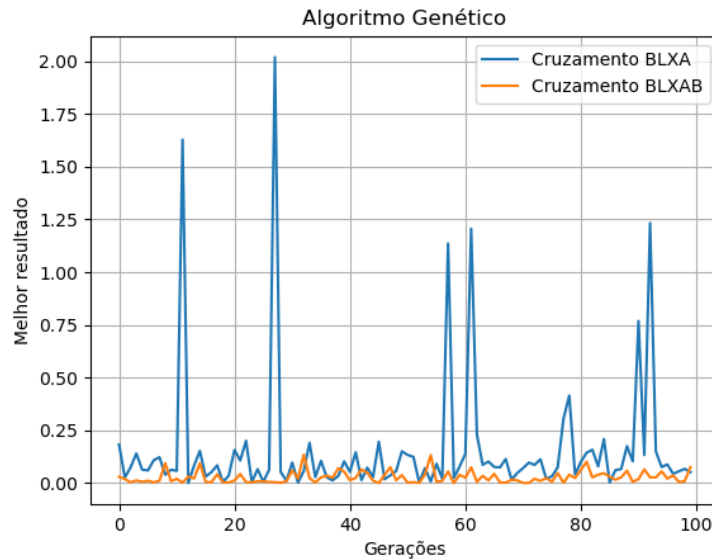


Figura 3: Gráfico de melhor elemento em cada teste

Portanto, pode-se concluir que, embora o método de cruzamento BLXA seja eficiente na identificação do menor elemento, isso não garante necessariamente o melhor resultado global. Por outro lado, o método BLXAB, apesar de demandar mais tempo, tende a produzir um elemento menor em comparação com o método BLXA. Essa distinção sugere a importância de considerar não apenas a eficiência temporal, mas também a qualidade do resultado ao selecionar o método de cruzamento mais adequado para uma aplicação específica.

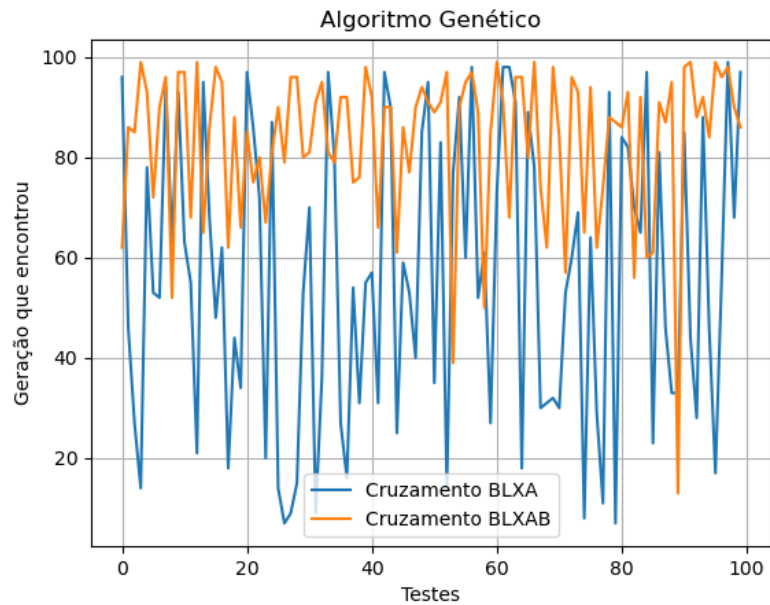


Figura 4: Gráfico da descoberta do melhor elemento

3.2 Taxa de Cruzamento

Em seguida, foram realizados 100 novos testes, mantendo os mesmos parâmetros do experimento anterior, com uma exceção: agora, serão explorados novos valores para a taxa de cruzamento.

Como esperado, observa-se que ambas as taxas de cruzamento, tanto de 80%, conforme mostrado na Figura 5, quanto de 60%, exemplificado pela Figura 6, resultaram em uma queda no desempenho do algoritmo em comparação com os testes anteriores. Muitos destes acabaram produzindo valores significativamente maiores do que os observados anteriormente, como evidenciado pelo comportamento do gráfico, agora apresentando mais valores no topo. Além disso, é notável que a taxa de cruzamento de 60% apresentou um desempenho inferior à de 80%. Portanto, podemos deduzir que quanto menor a taxa de cruzamento, menor é o desempenho do algoritmo genético.

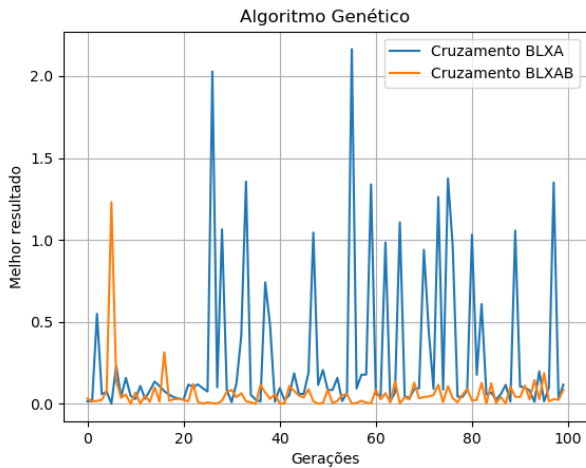


Figura 5: Taxa de cruzamento igual a 60%

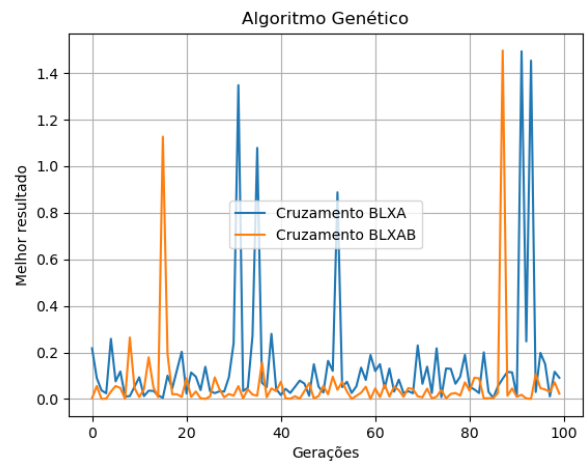


Figura 6: Taxa de cruzamento igual a 80%

3.3 Taxa de Mutação

Novamente, alguns parâmetros serão mantidos fixos, mas desta vez o foco será na taxa de mutação, variando apenas seus valores.

Quando o teste foi realizado com uma taxa de mutação de 1%, houve uma queda significativa no desempenho, como evidenciado na Figura 6. O gráfico resultante mostra uma dispersão caótica de valores, com muitos pontos no topo e sem exibir um padrão consistente ao longo dos 100 testes.

Por outro lado, ao realizar o teste com uma taxa de mutação de 5%, observou-se uma melhora em relação à taxa de 1%, porém ainda inferior à taxa de 10%, como mostrado na Figura 3. Apesar da melhora, o gráfico resultante ainda apresenta uma dispersão de valores no topo e não exibe um padrão constante, como ilustrado na Figura 8.

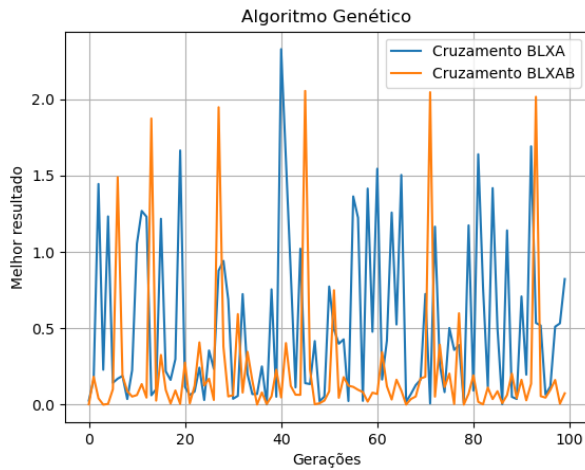


Figura 7: Taxa de mutação igual a 1%

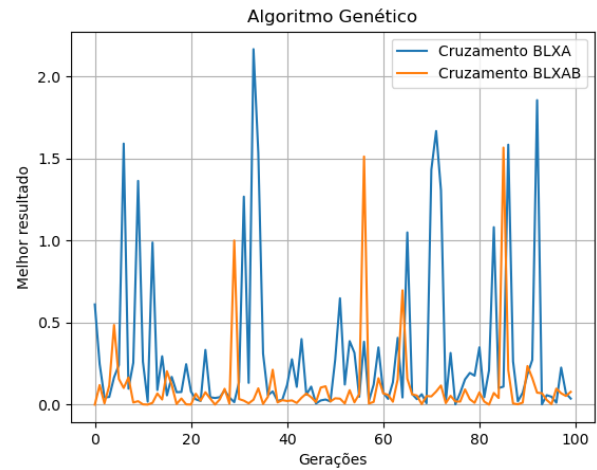


Figura 8: Taxa de mutação igual a 5%

Assim, pode-se concluir que à medida que a taxa de mutação aumenta (até o limite observado de 10%), o algoritmo apresenta um melhor desempenho. Isso é evidenciado pela análise dos resultados dos testes, onde taxas de mutação mais altas resultaram em gráficos mais organizados e uma distribuição mais uniforme dos valores, indicando uma convergência mais rápida para soluções de melhor qualidade.

3.4 Número de Gerações

Agora, serão analisadas apenas o número de gerações, mantendo os demais parâmetros fixos, conforme feito anteriormente.

Quando foram realizadas 25 gerações, observou-se que muitos valores apareceram no topo do gráfico. Como resultado, em 5 desses valores, o melhor resultado ficou acima de um, indicando que cerca de 20% deles apresentaram um resultado muito maior do que o esperado. Isso é exemplificado na Figura 9, que mostra que, embora ainda haja valores menores que 0.2, a variação é grande, principalmente no método de cruzamento BLXA.

Agora, ao aumentar para 50 o número de gerações, menos gerações apresentaram valores muito grandes, apenas 2, como é possível ver na Figura 10. Ainda assim, em sua maioria, o método de cruzamento BLXAB conseguiu encontrar um valor melhor com menos quantidade de gerações do que o outro método, estabilizando-se em valores menores que 0.25.

Portanto, um número maior de gerações permite que o algoritmo tenha um número maior de iterações para encontrar o melhor indivíduo.

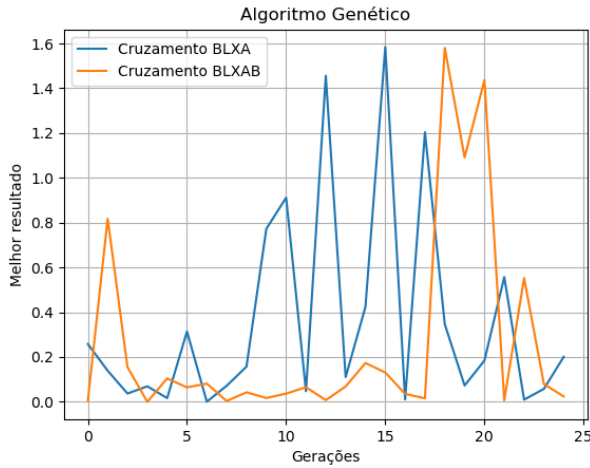


Figura 9: Número de gerações igual a 25

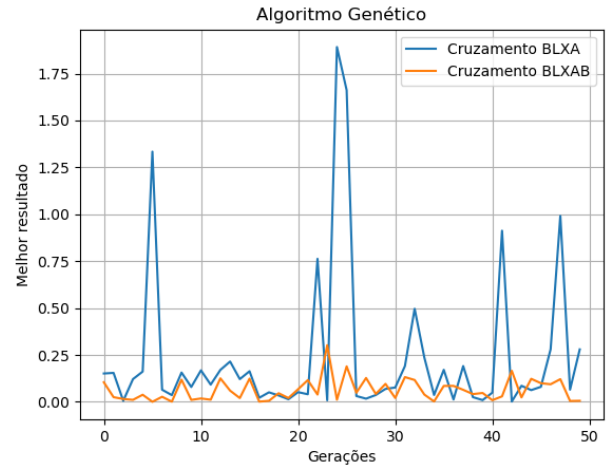


Figura 10: Número de gerações igual a 50

3.5 Tamanho da População

Mais uma vez, os demais parâmetros serão mantidos constantes, enquanto o tamanho da população é alterado.

Observou-se que, mesmo com mudanças nos valores do parâmetro, o comportamento dos gráficos permaneceu bastante consistente. Tanto na Figura 11, que mostra a população igual a 25, quanto na Figura 12, que mostra a população igual a 50, houve pouquíssimas mudanças perceptíveis.

No entanto, é possível notar que a diminuição da população influenciou negativamente em uma piora no desempenho do método de cruzamento BLXAB, enquanto que o aumento da população teve um impacto negativo no método BLXA. Portanto, considerando apenas o tamanho da população, ele teve maior influência

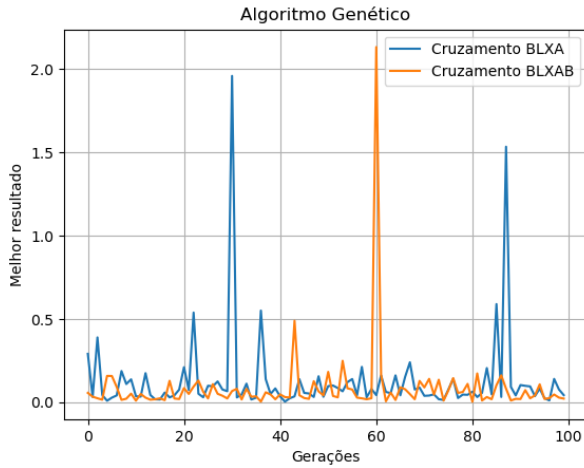


Figura 11: Tamanho da população igual a 25

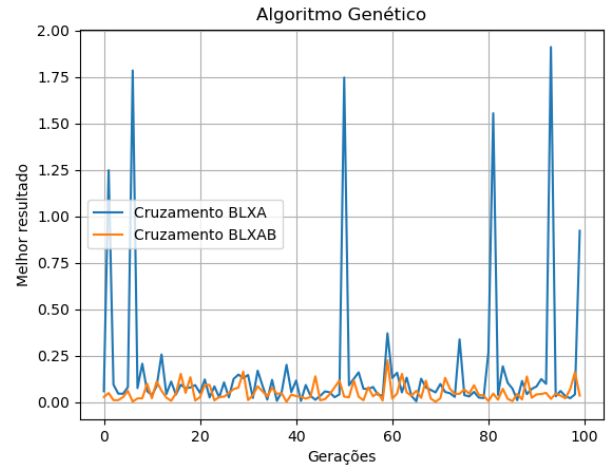


Figura 12: Tamanho da população igual a 50

apenas no desempenho dos métodos de cruzamento. Sendo assim, é importante analisá-lo para determinar quando se deve usar cada um.

3.6 Presença de Elitismo

Seguindo o modelo dos experimentos anteriores, todos os parâmetros serão mantidos em um valor fixo; no entanto, desta vez, não haverá elitismo.

Foi observado que a ausência de elitismo foi o parâmetro que mais alterou o comportamento do gráfico, como mostrado na Figura 13. Nesse cenário, não há um padrão claro; em alguns momentos, o melhor valor encontrado foi muito alto, enquanto em outros retornou a valores baixos, e assim por diante. Isso torna extremamente difícil a análise do gráfico devido ao caos observado. Esses resultados destacam a importância do uso do elitismo, uma vez que ele ajuda a estabilizar e manter um padrão nos resultados.

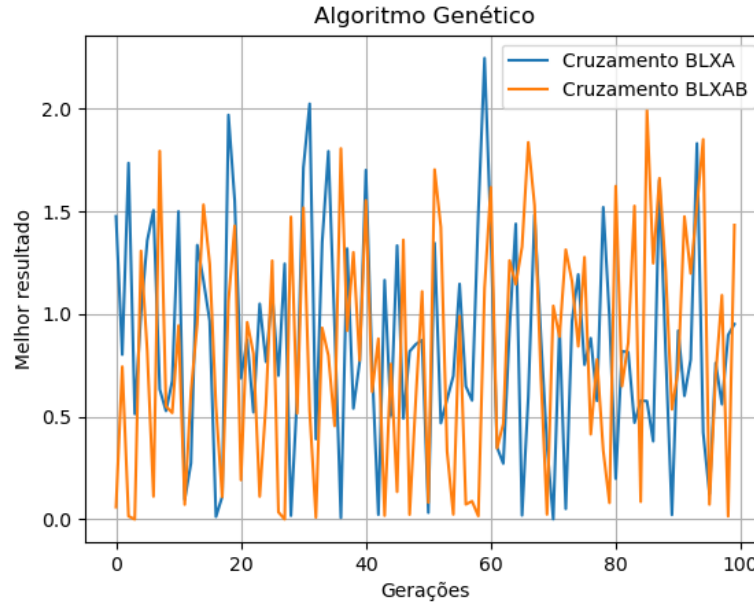


Figura 13: Gráfico dos melhores elementos sem utilizar elitismo

4 Comparação com o algoritmo anterior

A primeira grande alteração desse novo algoritmo em relação ao anterior foi a substituição dos números binários pelos números reais. Como resultado, o antigo método de cruzamento não poderia ser aplicado aqui, além de uma melhora nos resultados, não sendo apenas 64 possíveis combinações binárias.

Outra grande mudança foi na seleção de pais, que passou a ser uma forma mais sofisticada de escolhê-los, proporcionando uma melhor oportunidade de selecionar os melhores indivíduos da população. Anteriormente, a seleção era feita de forma mais aleatória e não permitia uma seleção direcionada dos indivíduos mais promissores.

Quanto ao cruzamento, como mencionado anteriormente, não foi possível usar o mesmo método do algoritmo anterior. No entanto, os dois novos métodos são tão eficazes quanto, se não melhores. A possibilidade de gerar um filho a partir de valores dentro de um intervalo limitado da diferença dos pais garante que eventualmente um resultado melhor seja encontrado. Embora os novos melhores indivíduos, em sua maioria, mostrem uma melhora em relação ao método anterior.

A limitação de bits do primeiro método resultava em um limite para o resultado, como discutido anteriormente. Porém, essa limitação não se aplica ao uso de números reais, o que permite a obtenção de valores melhores. Isso é evidente nos gráficos e nos resultados gerados pelos arquivos de saída. No entanto, é importante observar que o primeiro algoritmo sempre encontrava o melhor indivíduo em menos de 20 gerações, enquanto o segundo algoritmo, conforme mostrado na Figura 4, requer mais gerações para alcançar resultados comparáveis. A média de gerações necessárias para encontrar o melhor indivíduo foi em torno de 40 a 60 para o cruzamento BLXA e entre 80 e 100 para o BLXAB, devido à ausência de limitações nesse último algoritmo.

Por fim, a mutação e o elitismo não sofreram mudanças tão significativas e, portanto, não há necessidade de abordá-los em detalhes.