

# Estudo e aplicação de algoritmos genéticos

J. P. P. Magalhães<sup>1</sup>, J. V. S. Ribeiro<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Instituto de Ciências e Tecnologia, Universidade Federal de Itajubá, Itabira, Minas Gerais, Brasil

**Resumo**—Este artigo apresenta um estudo sobre Algoritmos Genéticos (AGs), uma técnica de otimização e busca baseada em princípios da evolução biológica. Inicialmente, são descritas as principais características e componentes dos AGs, como a população de indivíduos, os operadores genéticos e o critério de desempenho. Em seguida, trabalharemos na resolução do problema de cidades e aeroportos, o qual devemos encontrar uma solução ótima ou subótima para que os cientistas consigam chegar da cidade de Roma no tempo mais próximo possível, e saindo da cidade de Roma para suas cidades natais no menor tempo possível.

**Palavras chave**—Cruzamento, Mutação, Torneio, População, Fitness, Indivíduo, Algoritmo Genético.

## I. INTRODUÇÃO

Os Algoritmos Genéticos (AGs) são uma técnica computacional baseada em princípios da evolução biológica e genética que têm sido amplamente utilizados para resolver problemas complexos de otimização e busca. Inspirados pelo processo de seleção natural, os AGs empregam uma abordagem heurística e iterativa para encontrar soluções aproximadas ou ótimas para problemas de alta dimensionalidade.

O funcionamento básico dos AGs envolve a criação de uma população inicial de indivíduos, onde cada indivíduo representa uma solução candidata. Esses indivíduos são avaliados em relação a um critério de desempenho, definido pelo problema em questão. Com base nessa avaliação, os melhores indivíduos são selecionados para reprodução, enquanto os menos aptos são descartados. A reprodução ocorre por meio de operadores genéticos, como recombinação e mutação, que geram novos indivíduos a partir da combinação dos genes dos pais selecionados. Esse processo de seleção, reprodução e criação de uma nova geração é repetido por várias iterações até que uma condição de parada seja satisfeita, como um número máximo de gerações ou a convergência para uma solução satisfatória.

Uma das principais vantagens dos AGs é a sua capacidade de lidar com problemas complexos, onde a busca exaustiva não é viável devido ao grande espaço de busca. Além disso, os AGs são adaptativos, permitindo que a população evolua ao longo do tempo e se ajuste às características do problema. Eles também são capazes de explorar múltiplas soluções em paralelo, o que os torna adequados para problemas multiobjetivo.

## II. PROBLEMA DAS CIDADES E AEROPORTOS

### A. Apresentação da problemática

O problema consiste em encontrar um conjunto de passagens aéreas e horários de voos que minimize o custo total das passagens e reduza o tempo de espera nos aeroportos para os 6 pesquisadores participantes do congresso. É necessário levar em consideração as restrições relacionadas aos horários de partida e chegada, as conexões disponíveis entre as cidades de origem dos pesquisadores e Roma, bem como as restrições específicas dos voos.

### B. Construção do Algoritmo Genético

Para resolver o problema em questão, será utilizado um Algoritmo Genético (AG) com diferentes etapas e considerações importantes.

#### 1) Representação dos indivíduos

Inicialmente, é definida a representação dos indivíduos da população. Nesse caso, cada indivíduo é representado por um conjunto de passagens aéreas e horários de voos para os pesquisadores do congresso. A estrutura de dicionários em Python foi utilizada para modelar um indivíduo, e a população consiste em uma lista desses indivíduos.

#### 2) Função Fitness

Uma função de avaliação, também chamada de função fitness, é criada para medir a qualidade de cada indivíduo da população. Essa função considera os objetivos a serem otimizados, como o menor preço das passagens e o menor tempo de espera nos aeroportos.

Para calcular o tempo de espera no aeroporto, consideramos a hora de chegada em Roma e a hora de partida de Roma. Para o cálculo do tempo de espera na chegada, subtraímos a hora de cada voo em relação ao horário do último voo que chegou. Já para o cálculo do tempo de espera na partida, subtraímos a hora de cada voo em relação ao horário do primeiro voo que parte de Roma, como demonstra a equação 1.

$$fitness = \sum_{i=1}^n Preço_i + \sum_{j=1}^m Tempo_j \quad (1)$$

#### 3) Seleção

A seleção é realizada para determinar quais indivíduos serão escolhidos para reprodução com base em sua aptidão (valor de fitness). Diferentes métodos de seleção podem ser aplicados, porém o método escolhido para este problema é o torneio, que se baseia em escolher um número K de indivíduos aleatoriamente da população e em seguida seleciona o

melhor ou o pior indivíduo dos selecionados. É interessante verificar que é possível alterar a seleção dos indivíduos para o cruzamento ao modificar as constantes do torneio e a chance de seleção do pior indivíduo, desacelerando a convergência e aumentando as chances de achar melhores resultados.

#### 4) Cruzamento

O cruzamento ou recombinação ocorre entre os indivíduos selecionados, criando novos indivíduos com características combinadas dos pais. Existem diferentes técnicas de cruzamento, como o cruzamento de um ponto, cruzamento de múltiplos pontos e cruzamento uniforme. Neste caso foi utilizado o cruzamento de múltiplos pontos, sendo estes pontos a fronteira entre um voo e outro, com uma chance de acontecer a troca de informações entre um indivíduo e outro que pode ser controlada visando melhores resultados.

#### 5) Mutação

Após o cruzamento, é aplicada a mutação, introduzindo pequenas alterações aleatórias nos indivíduos. Essas alterações ocorrem ao trocar um voo que sofre a mutação por outro voo aleatório da lista de voos com a mesma cidade de destino e partida. Essa etapa é essencial para diversificar a população e evitar a convergência prematura para soluções subótimas, evitando com que o algoritmo fique preso em um mínimo local.

#### 6) Elitismo

O elitismo é uma estratégia utilizada para preservar os indivíduos mais aptos ao longo das gerações. Uma parte da população atual é mantida inalterada na próxima geração, garantindo que as melhores soluções encontradas não sejam perdidas.

#### 7) Gerações

O processo de seleção, cruzamento e mutação é repetido por um número definido de gerações ou até que uma condição de parada seja alcançada. A cada iteração, a população é atualizada, permitindo a evolução dos indivíduos em direção a soluções mais ótimas.

#### 8) Resultado

Ao final do algoritmo genético, é retornado o indivíduo com o melhor valor de fitness encontrado ao longo das gerações. Esse indivíduo representa o conjunto de passagens aéreas e horários de voos que oferecem o menor preço e o menor tempo de espera nos aeroportos para os pesquisadores participantes do congresso. O algoritmo pode não encontrar a melhor resposta, porém vai encontrar pelo menos uma resposta subótima.

### III. TESTES E ANÁLISES DE RESULTADOS

Para verificar o comportamento e a eficácia do Algoritmo Genético (AG), foi realizada a execução do algoritmo 30 vezes, gerando uma nova população a cada execução. Os dados de cada execução foram armazenados em uma lista para posterior representação em um gráfico.

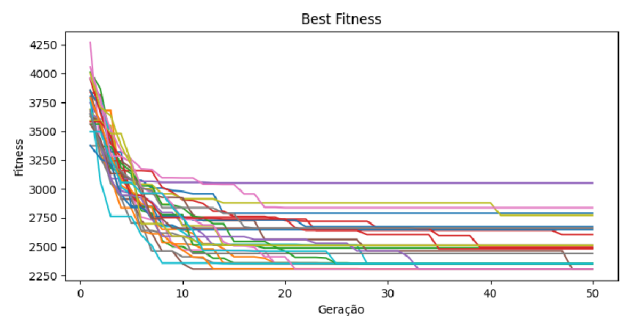


Figura 1. Gráfico de Melhor Fitness ao longo de 30 execuções do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

Analisando os resultados no gráfico 1, é possível comprovar que o algoritmo está convergindo para resultados bons, gerando indivíduos com um fitness baixo. No entanto, nem sempre ele encontra a melhor resposta, o que resulta em resultados subótimos.

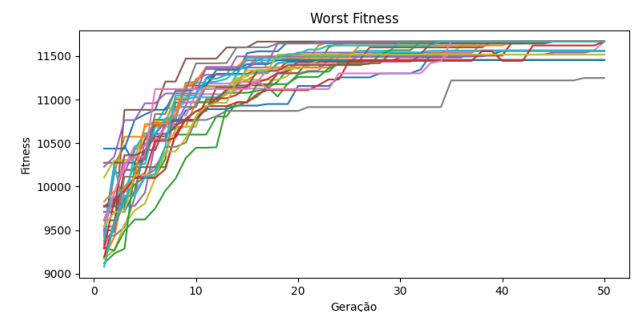


Figura 2. Gráfico de Pior Fitness ao longo de 30 execuções do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

Já o gráfico 2 demonstra que, com o passar das gerações, encontramos indivíduos que são significativamente piores do que os indivíduos iniciais. Isso ocorre porque, ao encontrar bons indivíduos, a mutação pode causar grandes discrepâncias entre um indivíduo e outro, resultando em um fitness muito pior.

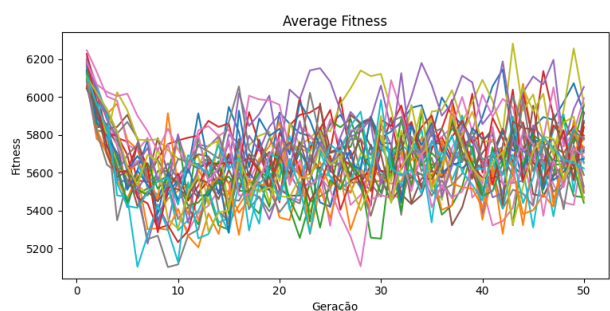


Figura 3. Gráfico de Fitness Médio ao longo de 30 execuções do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

O gráfico 3 mostra como a taxa de mutação e cruzamento contribuem para gerar indivíduos diferentes. Quanto maior a taxa de mutação, maior será a variância da média do fitness, pois isso dificultará a convergência da população para o melhor indivíduo.

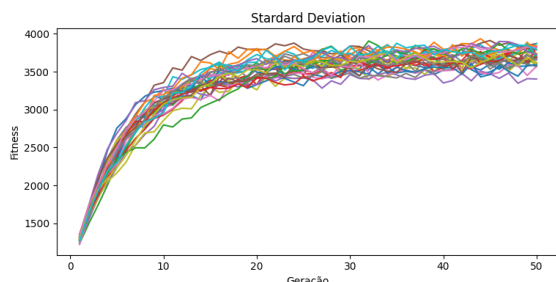


Figura 4. Gráfico de Desvio Padrão do Fitness ao longo de 30 execuções do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

Por fim, ao analisar o gráfico 4 de desvio padrão dos indivíduos da população, verifica-se que ele tende a aumentar e estabilizar em um valor, sofrendo pouca variação. Isso ocorre exatamente como esperado, pois à medida que o algoritmo é executado e passa pelas gerações, a população, que inicialmente só possuía indivíduos com um fitness ruim, passa a ter novos indivíduos com fitness melhores, mas também alguns indivíduos péssimos. Isso cria uma grande diferença entre eles, que é representada pelo desvio padrão.

#### IV. CONCLUSÃO

Após a implementação do GA, fizemos a correção da convergência do algoritmo alterando os valores da taxa de mutação, cruzamento, números de indivíduos no torneio, a chance de pegar o pior indivíduo no torneio e o número de gerações.

Para alcançarmos o resultado de nosso algoritmo, utilizamos dos valores listados na tabela I:

Tabela I  
TABELA DOS VALORES UTILIZADOS PARA AJUSTE DO ALGORITMO GENÉTICO

Título	Descrição
População	1000
Taxa de mutação	24%
Taxa de cruzamento	40%
Participantes do torneio	15
Chance de escolher o pior no torneio	34%
Números de gerações	50

Fonte: Autores do trabalho

Após os testes começando com valores baixos de mutação e altos de cruzamento e o número de gerações igual a 50, notamos o comportamento de convergência breve para um mínimo local em nosso código. Para corrigir este problema,

modificamos o valor da mutação, alteramos os valores de cruzamento, e a chance de escolher o pior no torneio.

Ao compilarmos o código, encontramos um dos melhores voos de ida e volta apresentados na tabela II:

Tabela II  
TABELA DE VOOS DO MELHOR INDIVÍDUO

Origem	Destino	Partida	Chegada	Preço
LIS	FCO	12:18	14:56	172
MAD	FCO	12:44	14:17	134
CDG	FCO	11:28	14:40	248
DUB	FCO	12:34	15:02	109
BRU	FCO	10:30	14:57	290
LHR	FCO	12:08	14:59	149
FCO	LIS	11:07	13:24	171
FCO	MAD	10:33	13:11	132
FCO	CDG	12:37	15:05	170
FCO	DUB	10:33	12:03	74
FCO	BRU	10:51	14:16	256
FCO	LHR	10:32	13:16	139

Fonte: Autores do trabalho

Analisando nosso melhor indivíduo, é possível inferir da tabela II que o algoritmo tenta aproximar os tempos de chegada em Roma e os tempos de saída de Roma. No entanto é possível verificar que o voo de volta para Paris tem um tempo de espera relevante em relação aos demais, este fato acontece pois o a redução é tanto em relação ao tempo de espera quanto ao valor e portanto este foi o melhor indivíduo encontrado, pois os demais usariam um voo com o valor bem mais caro, que ao calcular apresentaria uma redução no fitness.

Na figura 5, é apresentado os valores dos melhores fitness ao longo das gerações, e, constata-se a evolução do melhor indivíduo com o passar do tempo, vemos que a convergência ocorrer a partir da 20ª geração, tal resultado é possível tendo em vista o cruzamento entre os indivíduos, a mutação dos novos indivíduos e, o uso de elitismo para que possamos manter as características encontrados no melhor resultado.

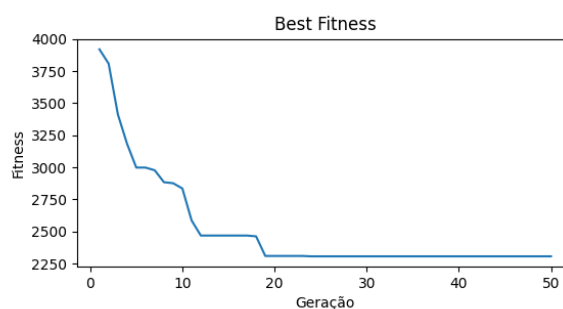


Figura 5. Gráfico do melhor Fitness por geração para uma execução do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

Ao passo que, ao examinarmos a figura 6 o comportamento dos piores indivíduos ao longo das gerações denota um

comportamento crescente. Um resultado esperado, tendo em vista que temos uma taxa de mutação alta e a possibilidade de escolher o pior indivíduo no torneio igualmente alta. Assim, a chance de convergimos para um mínimo local é menor e portanto gera maior variedade de indivíduos na população.

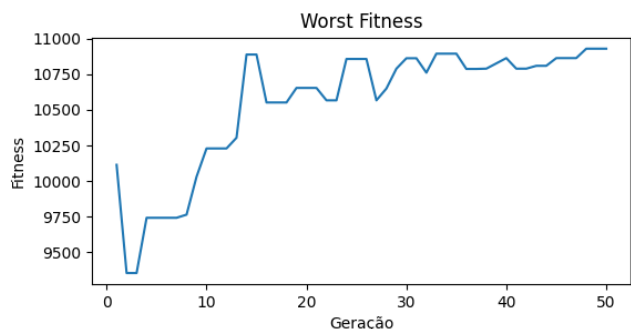


Figura 6. Gráfico dos pior Fitness por geração para uma execução do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

Como consequência dos resultados apresentados nas figuras 5 e 6, na figura 7 temos o desvio padrão ao longo das gerações. O desvio padrão mostra a relação entre os indivíduos gerados ao passar do tempo, que ao alcançar a 30ª geração, tende a ter menor variação. Este comportamento é possível pela convergência do melhor indivíduo a partir da 20ª geração, gerando assim, uma maior diferença entre os indivíduos que sofreram mutação.

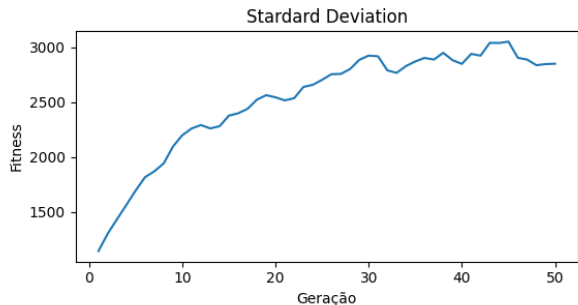


Figura 7. Gráfico do Desvio Padrão para uma execução do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

Por fim, na figura 8 verificamos o fitness médio da população ao longo das gerações. Tal projeção demonstra a variabilidade dos indivíduos a partir das mutações ocorrentes, as quais impedem que todos os resultados da população convirjam para o mesmo valor e mantenham o mesmo valor médio.

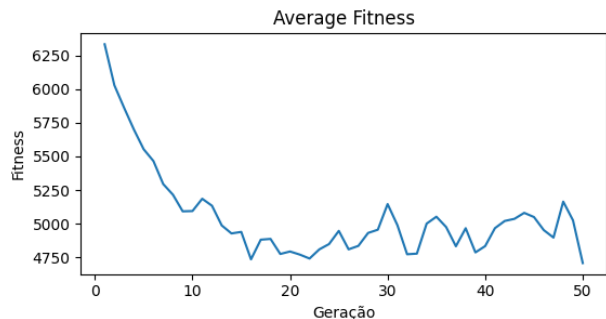


Figura 8. Gráfico de Fitness Médio para uma execução do Algoritmo Genético

Fonte: Autores do trabalho

Em resumo, os algoritmos genéticos apresentam uma grande eficiência para buscas em grandes espaços de estados. Ainda que o resultado apresentado possa não ser o melhor, suas soluções subótimas atendem bem ao problema inicial.