



Universidade Federal do Ceará – UFC
Campus Quixadá
Disciplina de Inteligência Artificial
Semestre 2023.2

ATIVIDADE 3

ALGORITMOS GENÉTICOS

Alunos (A): Lucas de Araujo Torres, Francisco Pedro Mota Braga Carneiro e Renato Stanz
Oliveira Magalhães
Matrícula: 557156, 501039 e 556361
Turma: 01A
Professor: Samy Soares Passos de Sá

1. Introdução

A atividade teve como objetivo produzir e apresentar um algoritmo de inteligência artificial capaz de apresentar uma resolução para o problema proposto pelo professor, gerar um esquema de escala para enfermeiros de um hospital utilizando um algoritmo genético. Como restrições, na resolução do problema, tivemos que levar em consideração os seguintes requerimentos:

1. Um número k para a quantidade de enfermeiros.
2. Um número n para a quantidade de turnos de trabalho.
3. Um conjunto de restrições:
 - a. Haver no mínimo 1 enfermeiro em cada turno.
 - b. Haver no máximo 3 enfermeiros em cada turno.
 - c. Cada enfermeiro ser alocado em 5 turnos por semana.
 - d. Não haver enfermeiro que trabalhe mais do que 3 dias consecutivos.
 - e. Ter cada enfermeiro trabalhando preferencialmente no mesmo turno durante cada semana.

Para representação do problema, foi considerado que nas alocações a presença de um enfermeiro em um contava como o algarismo “1” - e o algarismo “0” para a sua ausência. Ademais, também foi considerado que funções de “fit” (adaptabilidade) adotam valores negativos.

Os arquivos de código foram escritos e documentados em língua inglesa para posteriormente ficarem abertos para a comunidade do Github. As descrições das funções estão comentadas.

2. Métodos

A aplicação roda de maneira a utilizar um arquivo de texto que contém os parâmetros a serem considerados por ela, que pode ser um arquivo definido pelo usuário ou o arquivo “test.txt” presente no diretório da aplicação. Na primeira linha do arquivo de entrada temos os parâmetros necessários para gerar uma população inicial - onde o primeiro argumento representa o número de indivíduos da população, o segundo o número de enfermeiros e o último a quantidade de turnos diários. Já a segunda linha possui informações que serão necessárias para iniciar o algoritmo - tipo de mutação, tipo de crossover, tipo de mutação, quantidade de interações, taxa de elitismos, número de são os parâmetros a serem apresentados, respectivamente.

O tipo de mutação pode ser (0) em cromossomos aleatórios ou (1) em indivíduos aleatórios. A taxa de elitismo deve ser dada em porcentagem. O tipo de crossover pode ser (0) ponto único ou (1) uniforme. A taxa de elitismo tem o comportamento padrão para os algoritmos genéticos, definindo qual é a taxa dos indivíduos mais adaptados (com maior fit) serão replicados na geração seguinte.

A função de restrição foi composta por quatro funções, uma para cada tipo de restrição - quantidade de enfermeiros, alocação máxima para cada enfermeiro, limite de dias

consecutivos para cada enfermeiro e manutenção de turno durante a semana para cada enfermeiro.

3. Apresentação e Análise dos Resultados

Os testes propostos pelo enunciado do problema encontram-se ao final do documento, na seção de anexo. Tendo os resultados, foi possível concluir que o algoritmo produzido nessa atividade teve o comportamento esperado, uma vez que ele foi capaz de melhorar os resultados obtidos - à medida que a quantidade de informações melhorou tanto o “fit” do melhor caso caso, tanto o “fit” médio e mínimo em todos os testes realizados. Dentre os cenários classificados como tendo maior quantidade de informações têm com grande população, grande número de gerações, presença de mutações e de elitismo.

Ademais, também é possível identificar (em especial nas execuções com maiores números de execuções) a presença “plateaus” a partir de um certo número de execuções e/ou um decaimento nos valores de “fit” - demonstrando que para uma aplicação real seria necessário, ao menos, considerar-se utilizar de condições de parada. Com a execução dos cenários de teste foi possível fazer com que houvesse gerações nas quais os indivíduos “beirassem” a completa adaptação - $\text{fit} = 0$.

Também notamos que o aumento do elitismo está diretamente relacionado à facilidade de resultados melhores com poucas gerações e que tem como consequência um “plateau” e que para ambas as implementações de mutação não há mudanças significativas (entre-si) nos resultados.

É importante citar que o algoritmo provavelmente ainda poderia ser melhorado, caso fosse adaptado para haver reproduções seletivas que utilizassem a distribuição de pareto para selecionar como critério de escolha de pares e ou adicionar mutabilidade aos parâmetros do algoritmos (como a função fit) com base em inferências geradas com usos de splines ou - idealmente - do método dos mínimos quadrados.

4. Conclusões

Por fim, concluímos que o algoritmo genético tem resultados bastantes interessantes e distintos, dependendo do ajuste de parâmetros e das funções aplicadas. Podemos criar diversas variações para tentar resolver o problema. É claro que, nem sempre alcançaremos a solução ótimo, isso pode variar bastante e depende um pouco de sorte na randomização.

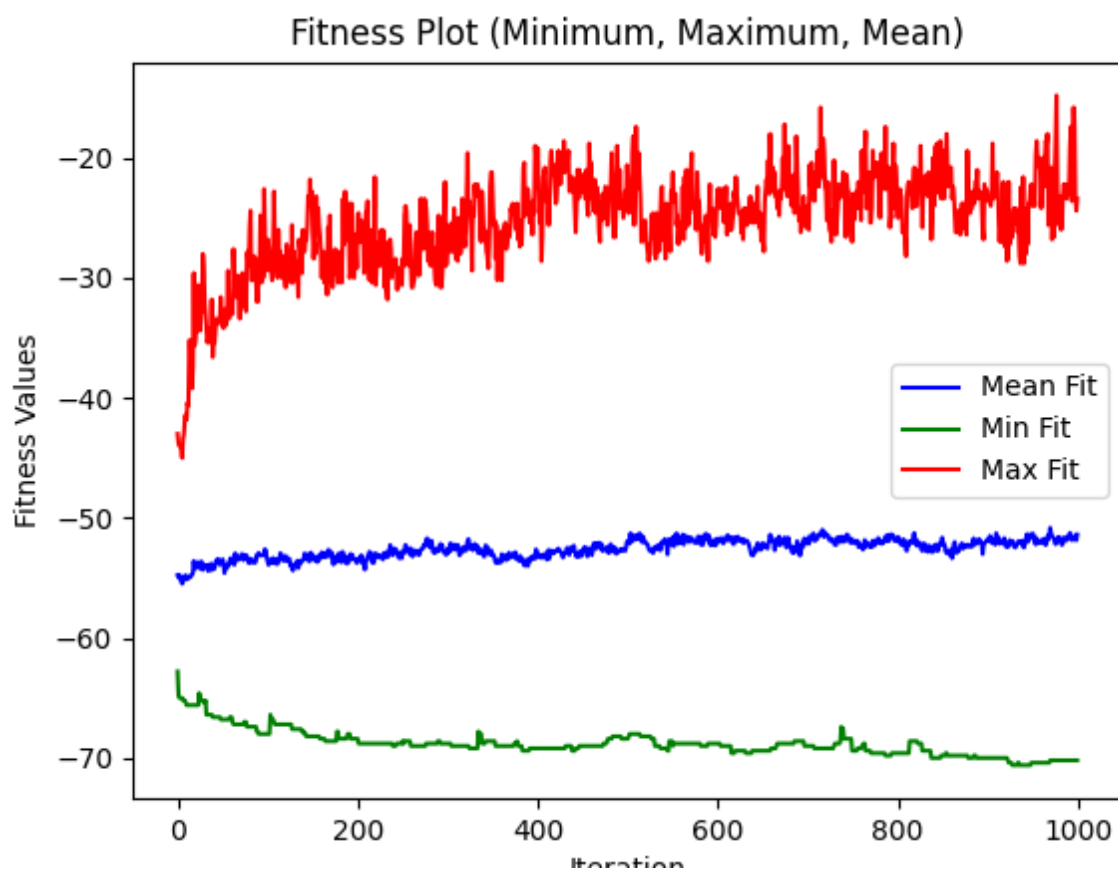
Tivemos mais dificuldade na parte da implementação, mas conseguimos testar todo código para podermos fazer os experimentos, na qual foi a parte mais fácil de ser analisada.

5. Bibliografia

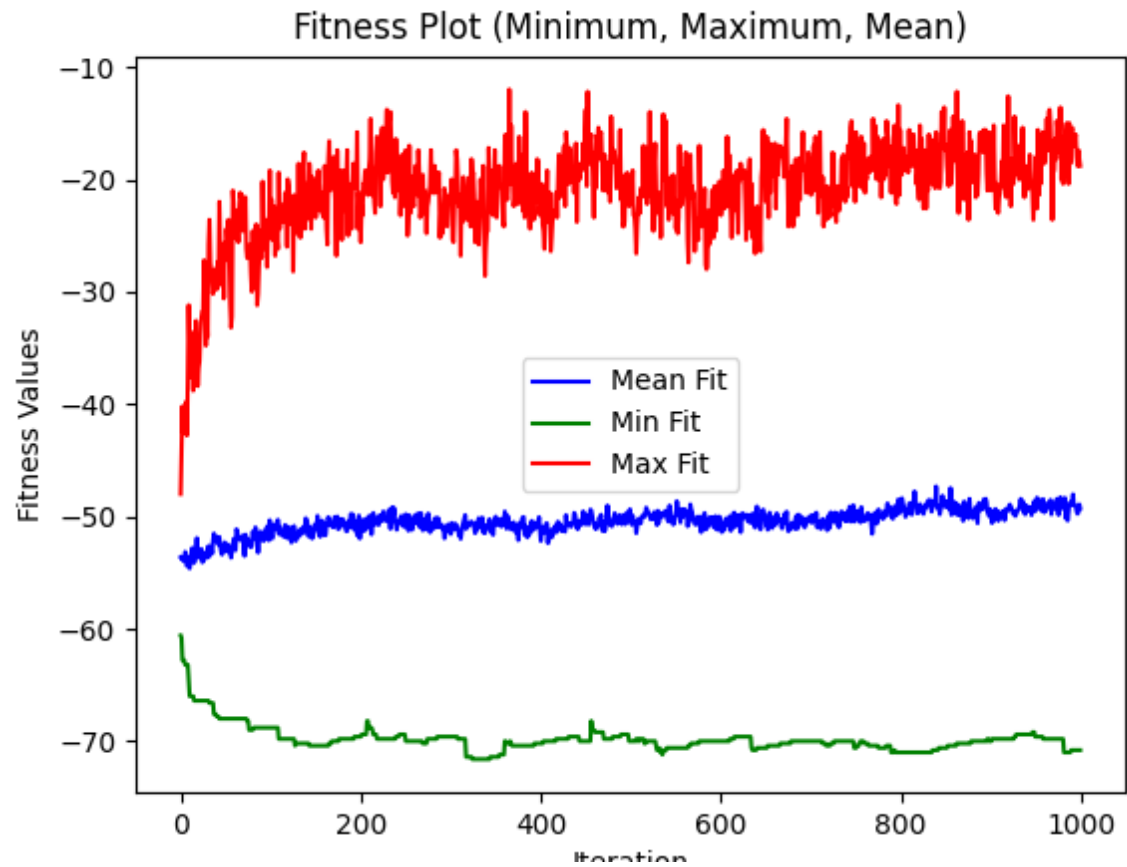
Russel, S., Norvig, P. **Inteligência Artificial**. Editora Campus, Tradução da 2a edição, 2004.

Anexo

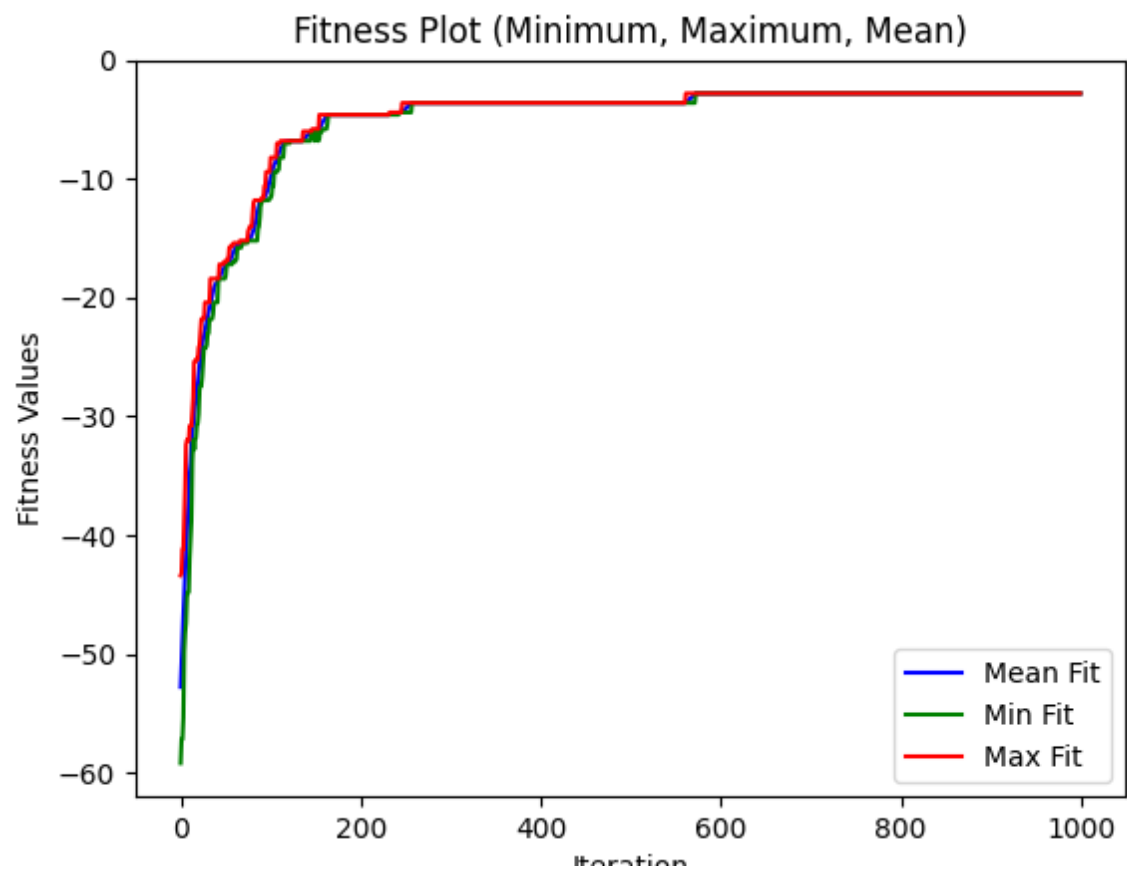
1. Experimento 1 com: 0% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):



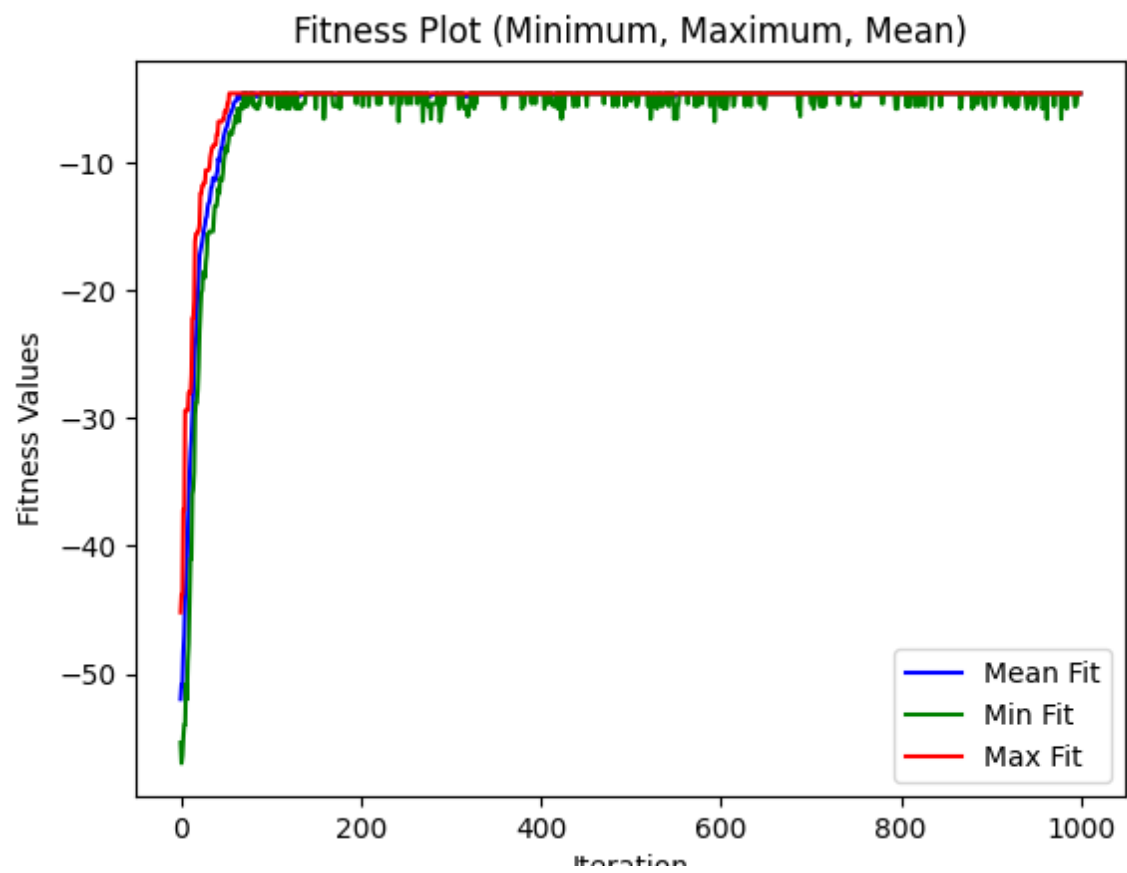
2. Experimento 1 com: 0% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):



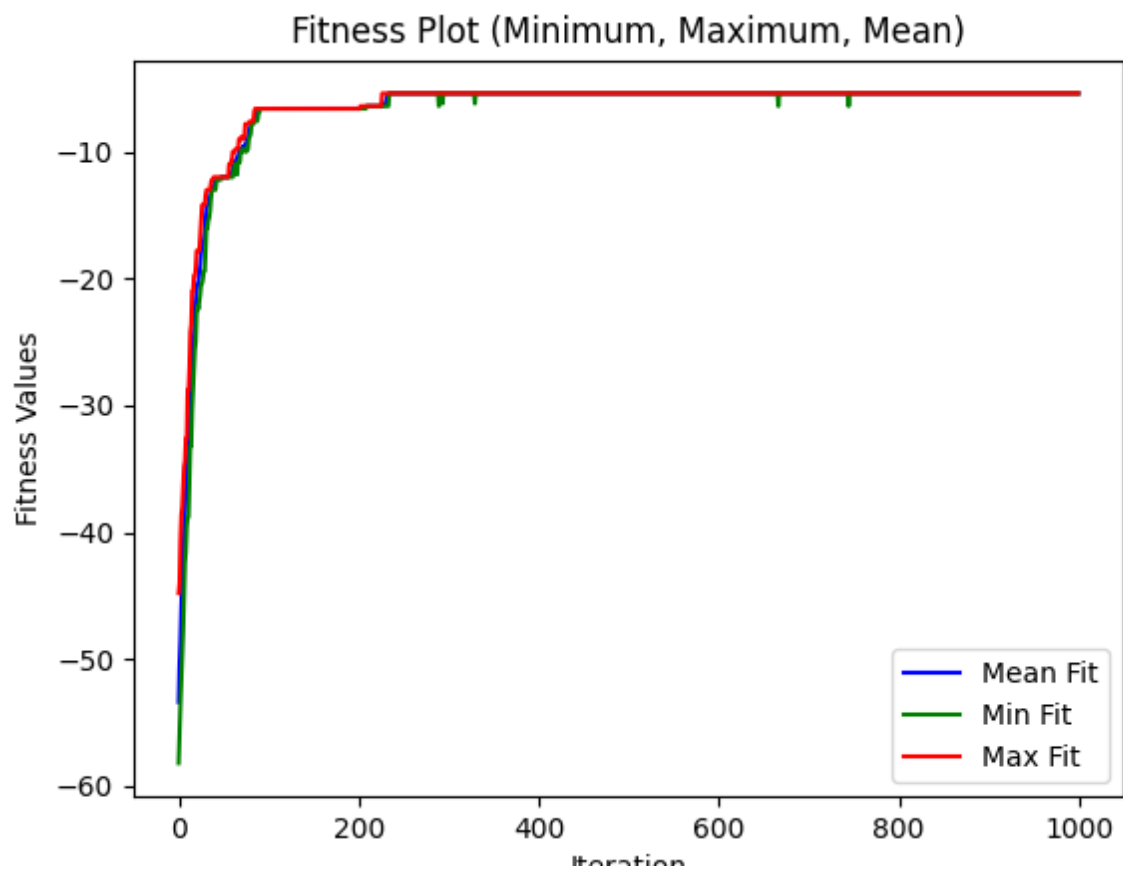
3. Experimento 1 com: 10% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):



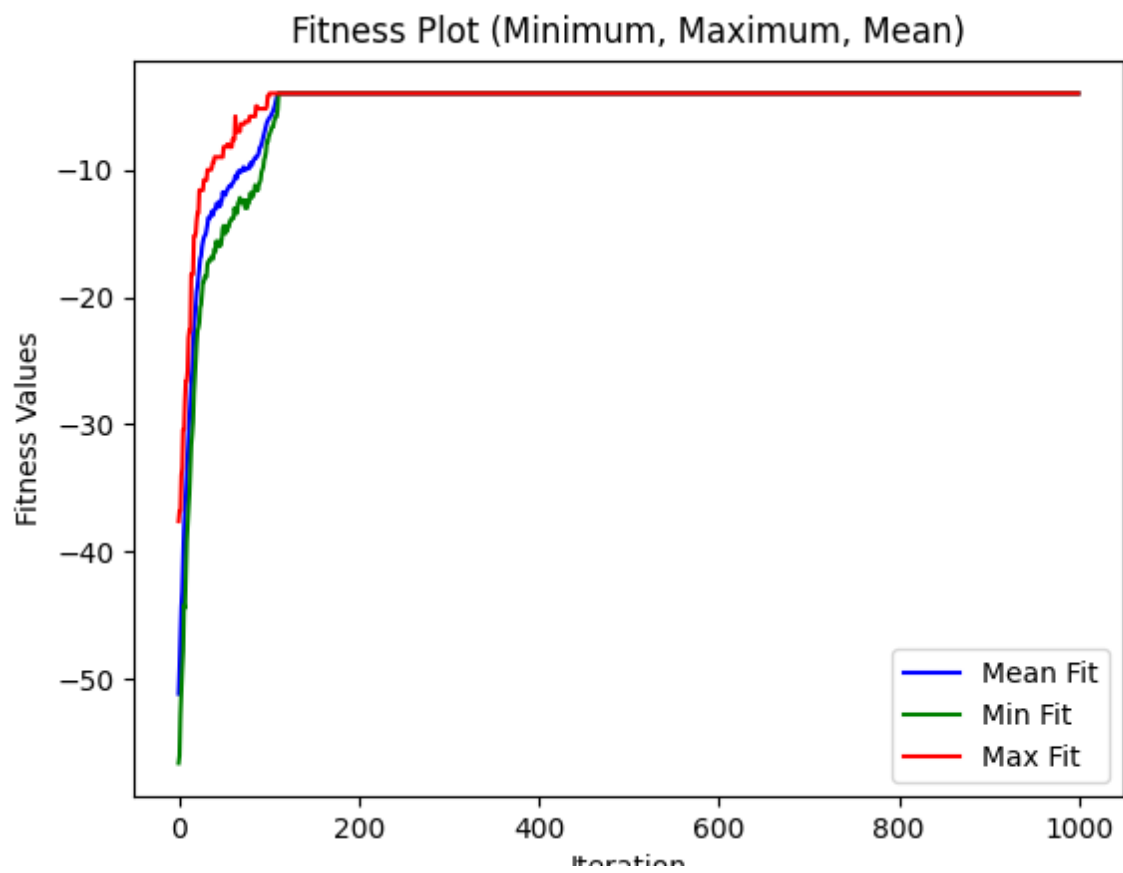
4. Experimento 1 com: 10% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):



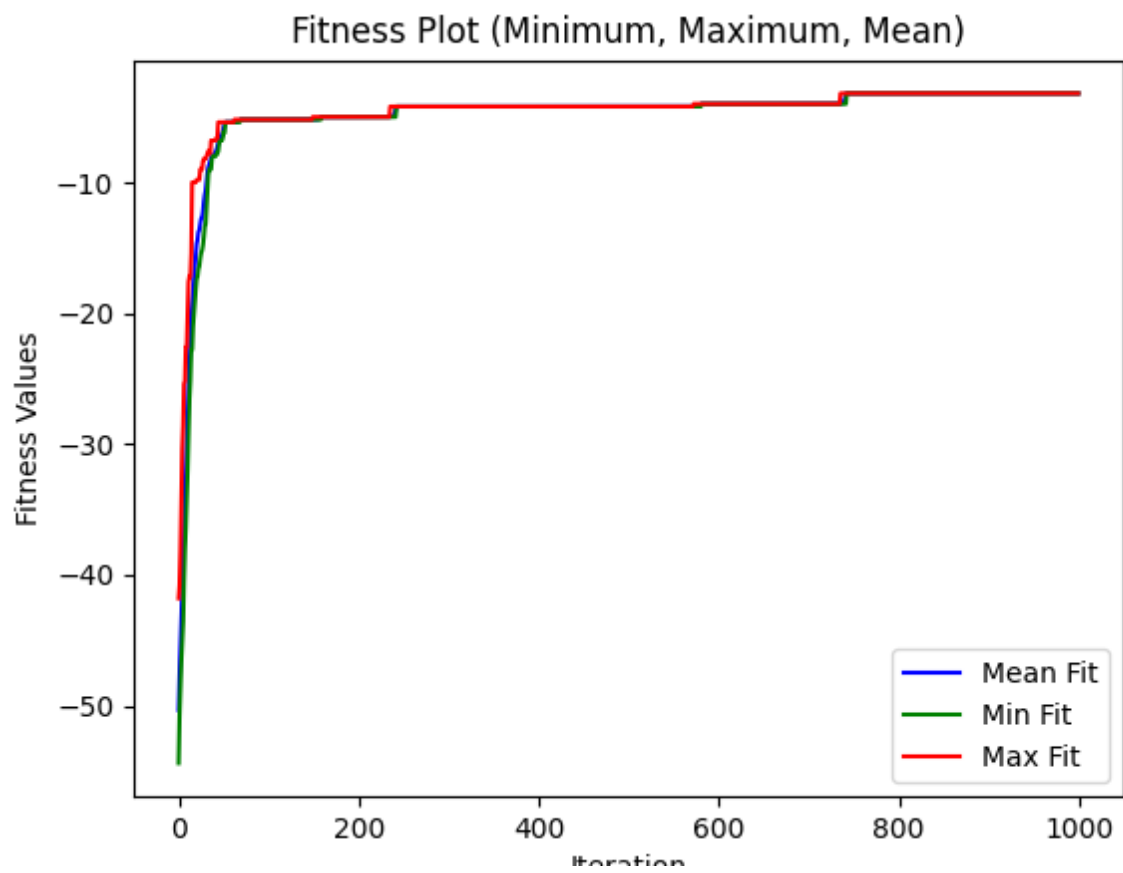
5. Experimento 1 com: 25% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):



6. Experimento 1 com: 25% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):

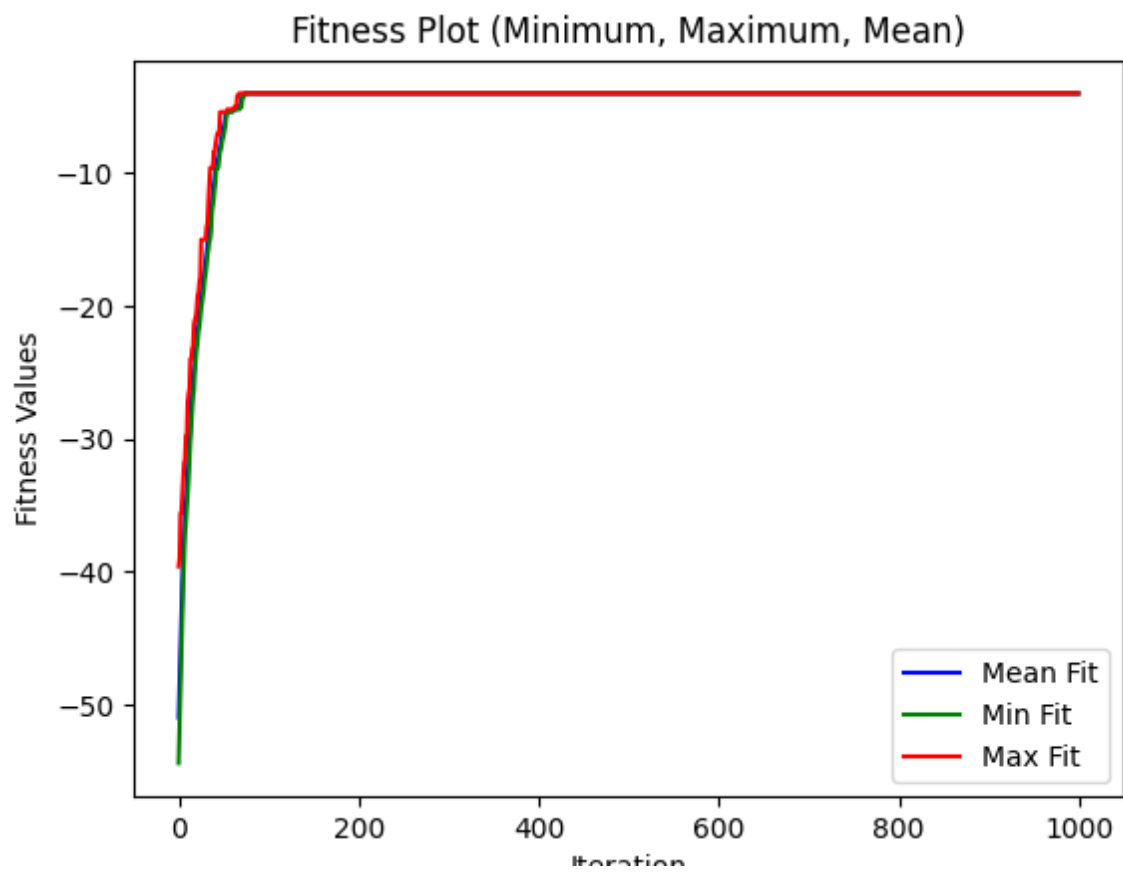


7. Experimento 1 com: 50% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):

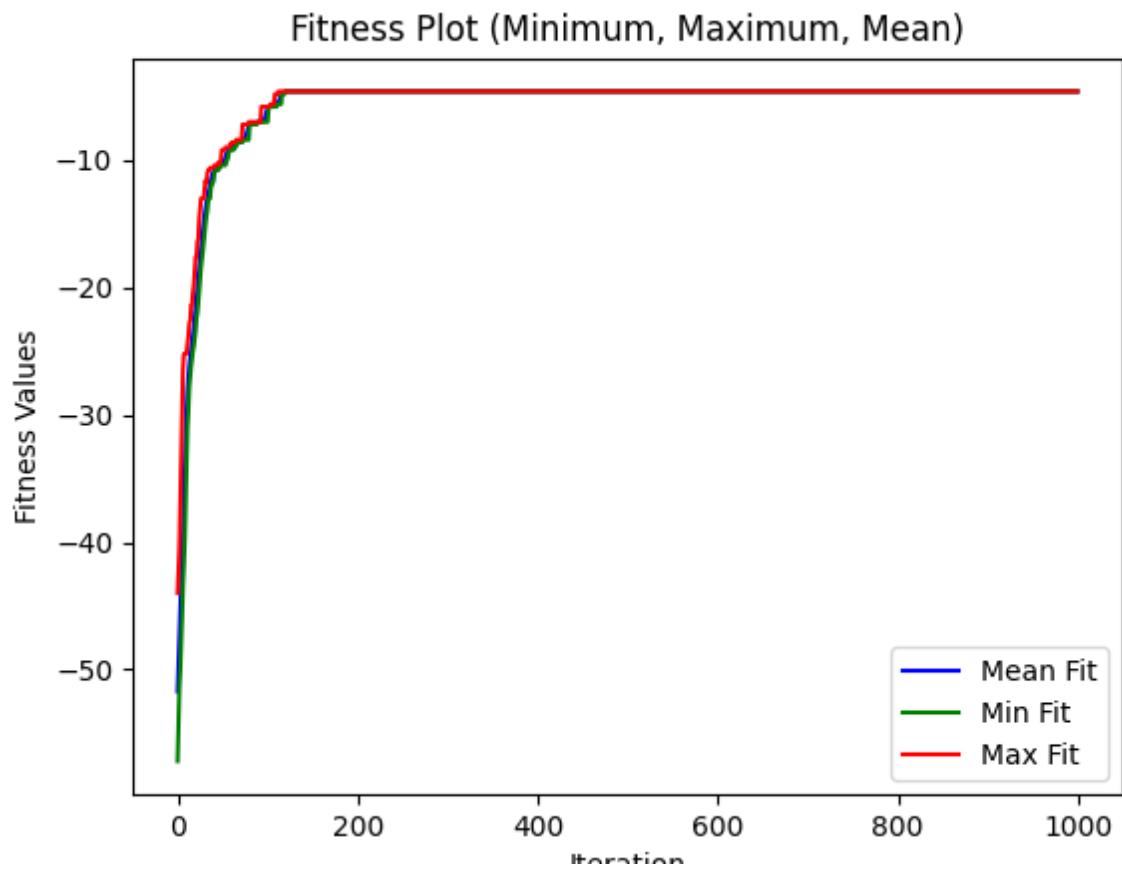


Melhor fit chegando -3.2.

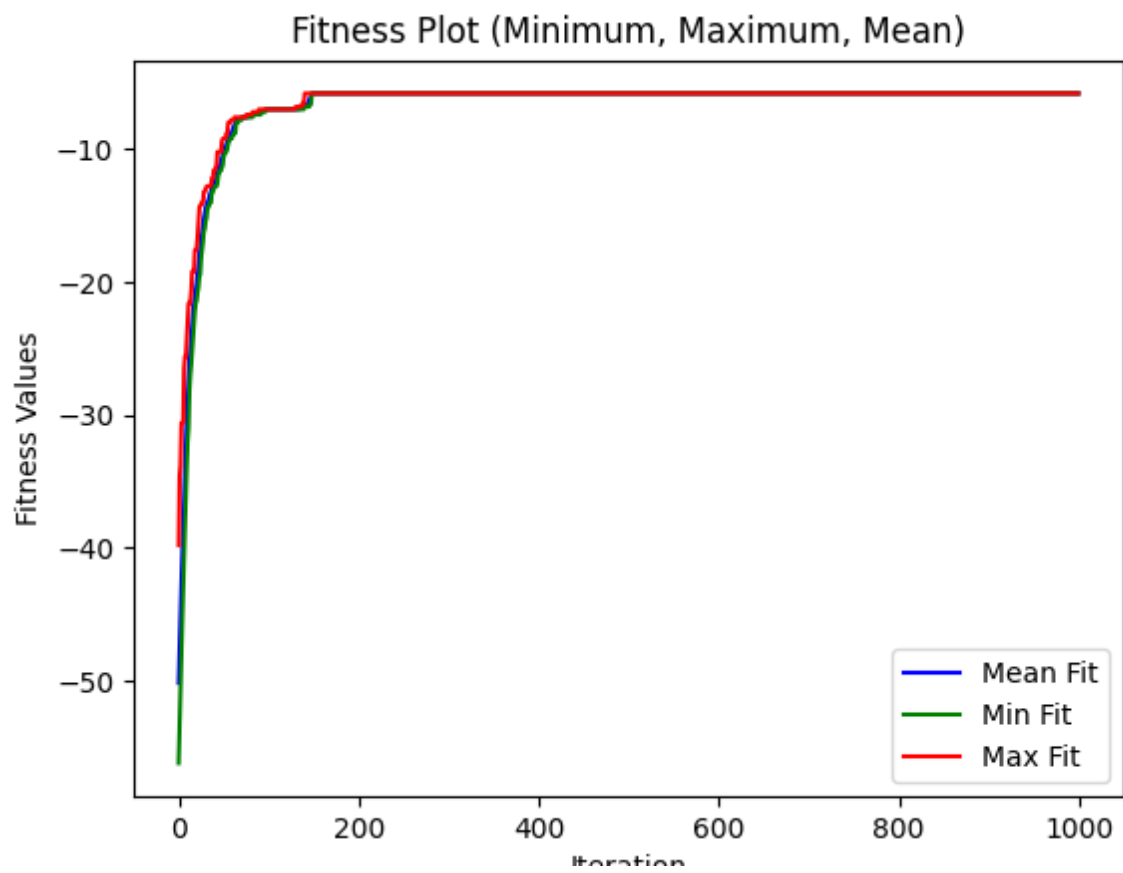
8. Experimento 1 com: 50% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):



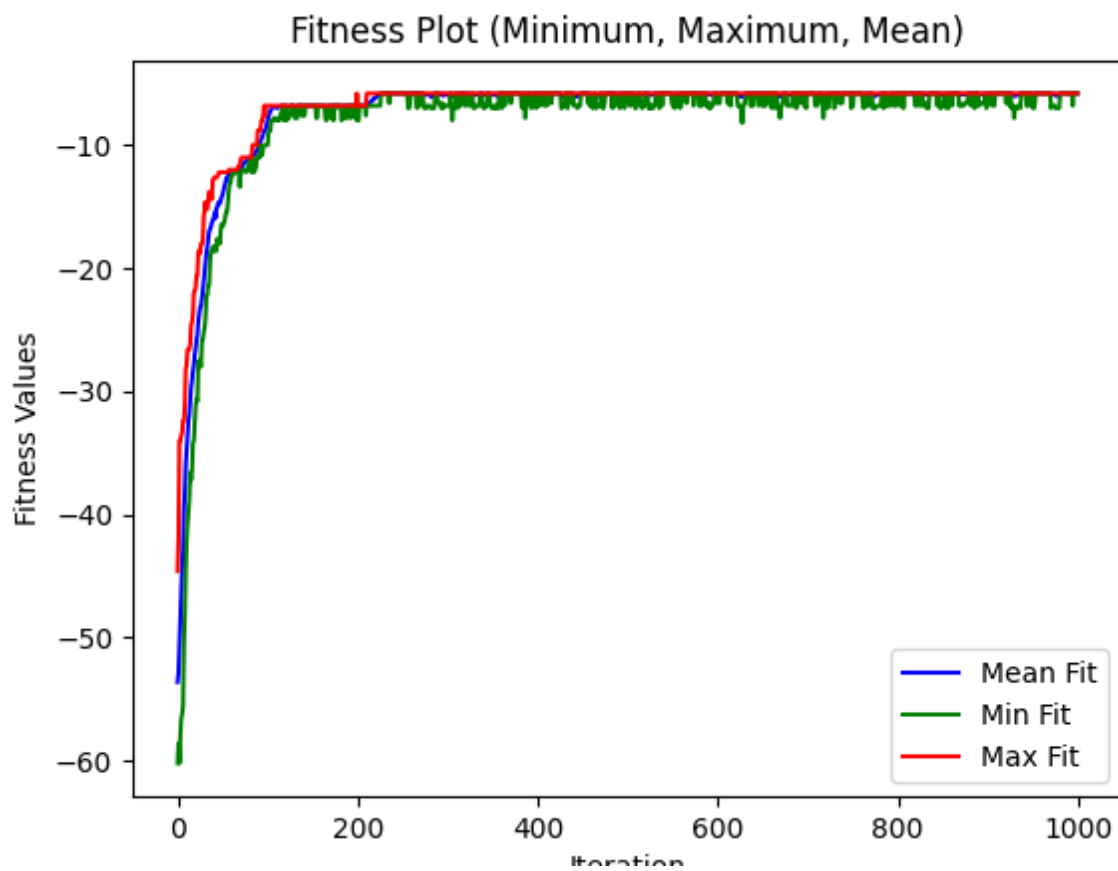
9. Experimento 1 com: 75% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):



10. Experimento 1 com: 75% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):



11. Experimento 2 com: população com 10 indivíduos, 10% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):

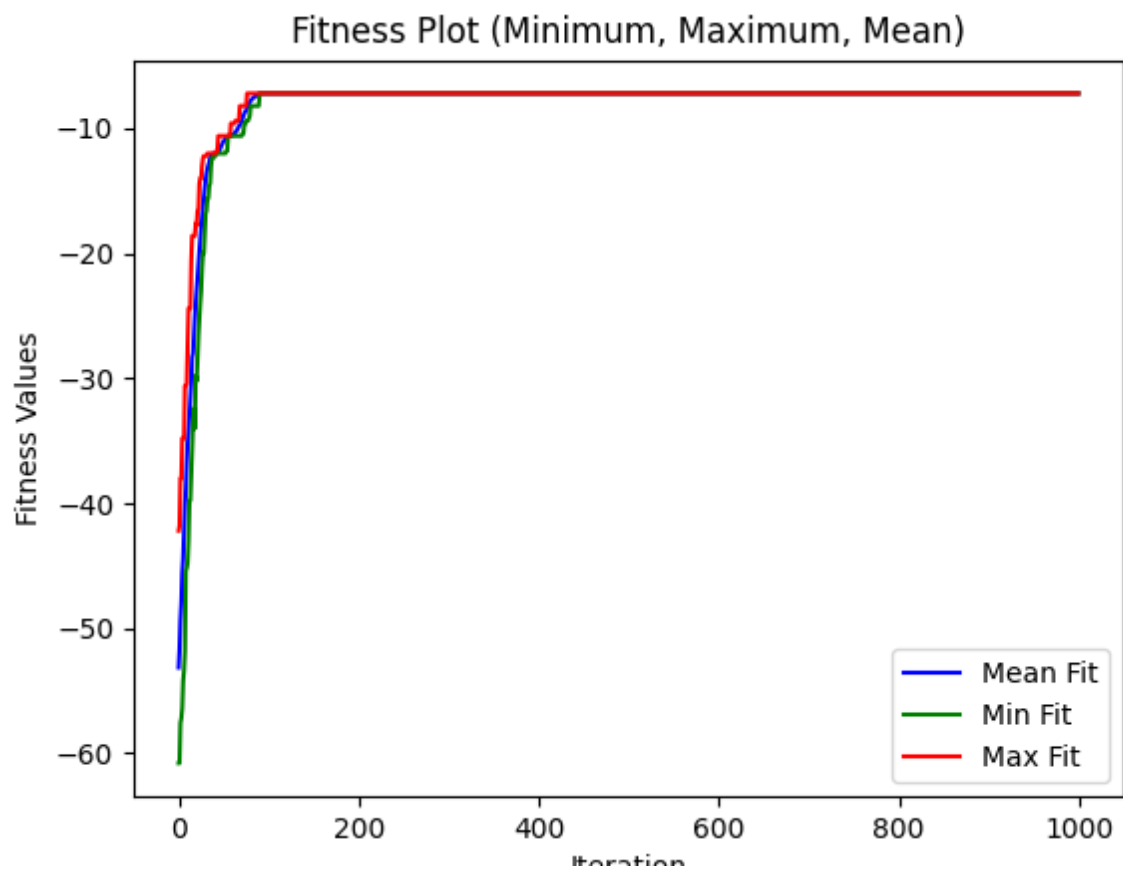


min fit: -5.8000000000000001

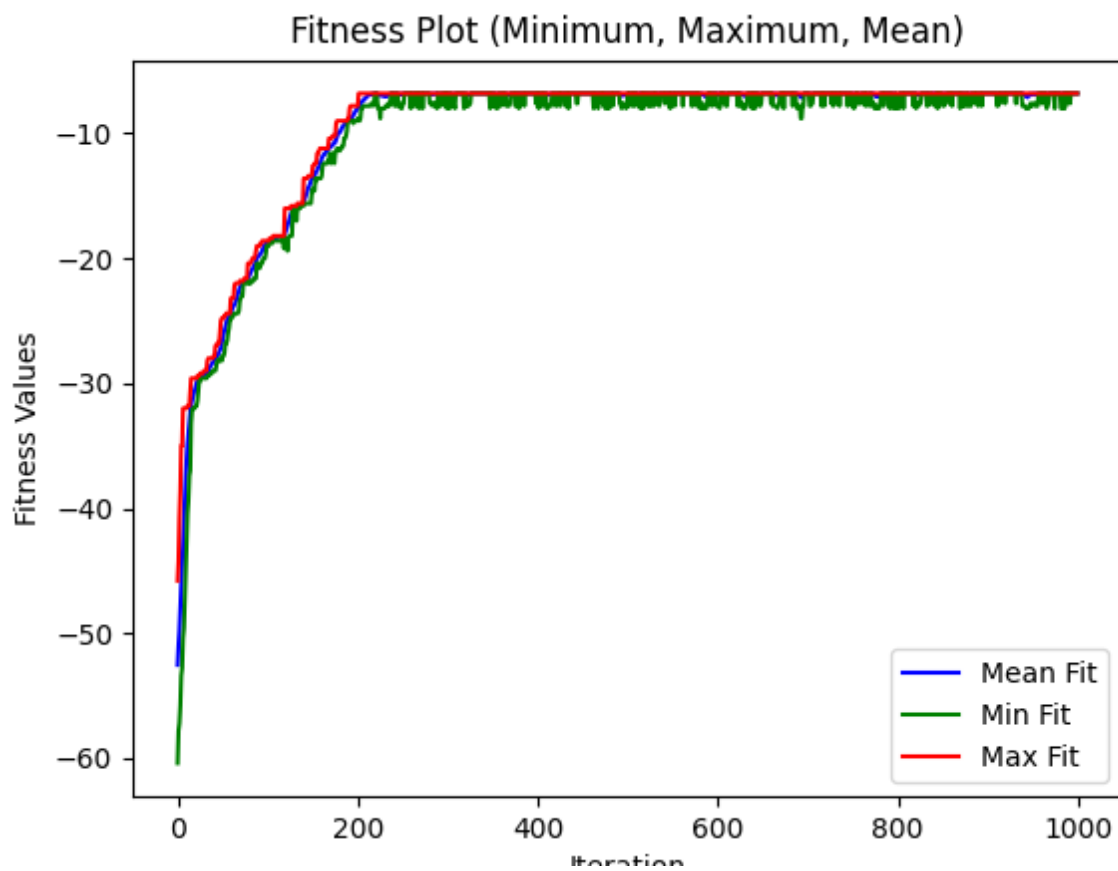
max fit: -5.8000000000000001

mean fit: -5.8

12. Experimento 2 com: população com 10 indivíduos, 10% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):



13. Experimento 2 com: população com 25 indivíduos, 10% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):

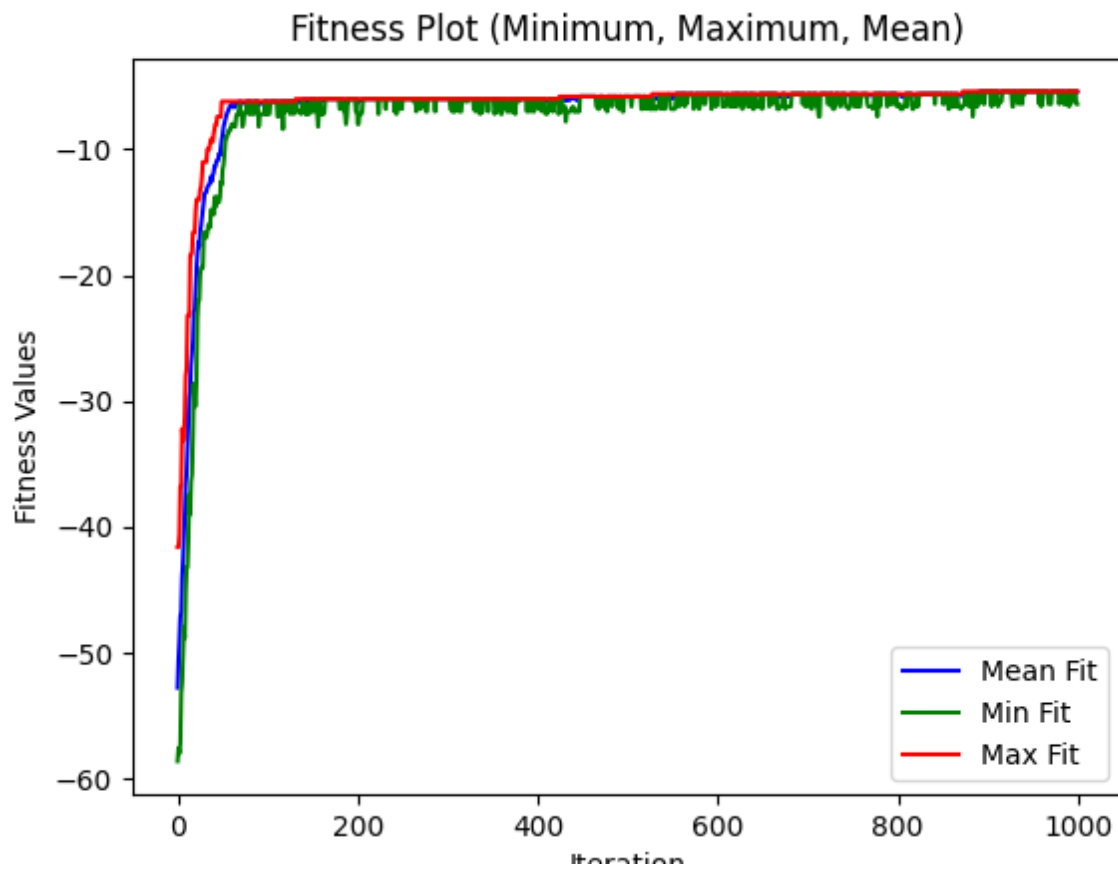


min fit: -6.8000000000000001

max fit: -6.8000000000000001

mean fit: -6.8000000000000001

14. Experimento 2 com: população com 25 indivíduos, 10% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em cromossomos aleatórios (tipo 0):

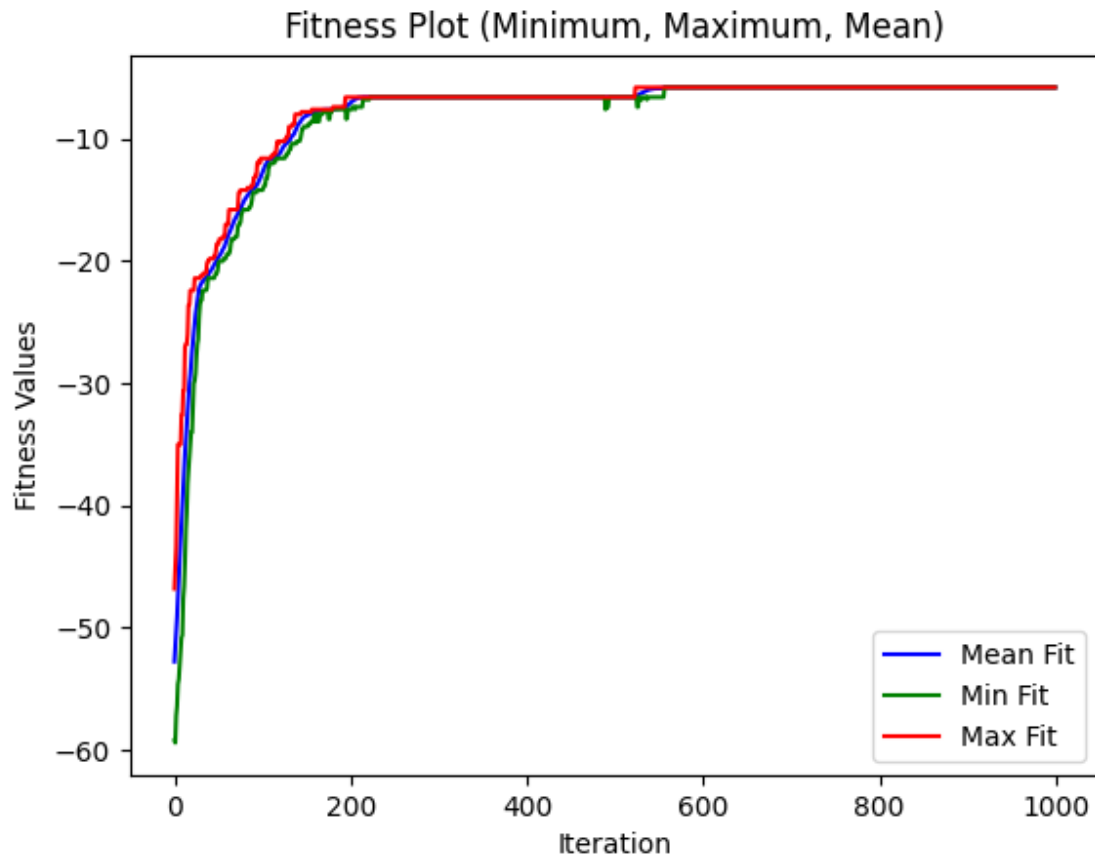


min fit: -6.4

max fit: -5.4

mean fit: -5.4400000000000002

15. Experimento 2 com: população com 50 indivíduos, 10% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):

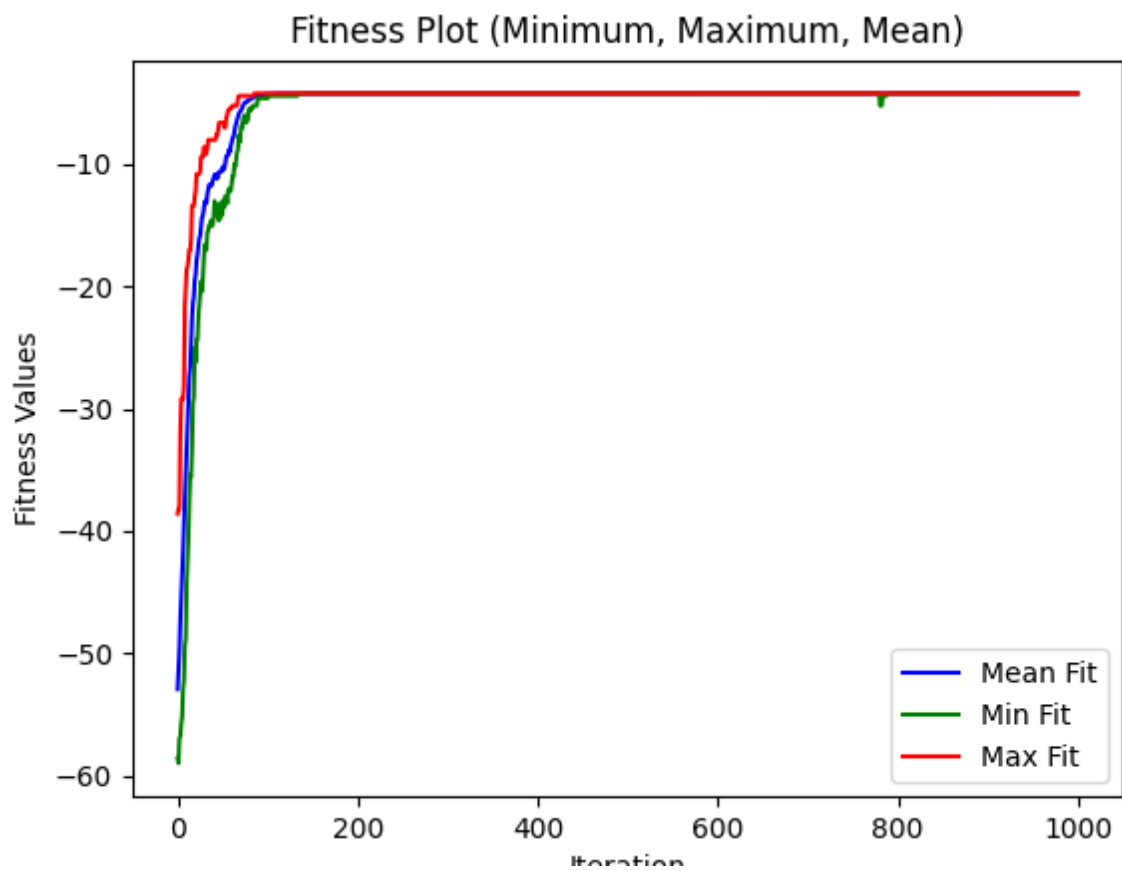


min fit: -5.8000000000000001

max fit: -5.8000000000000001

mean fit: -5.8000000000000006

16. Experimento 2 com: população com 50 indivíduos, 10% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):

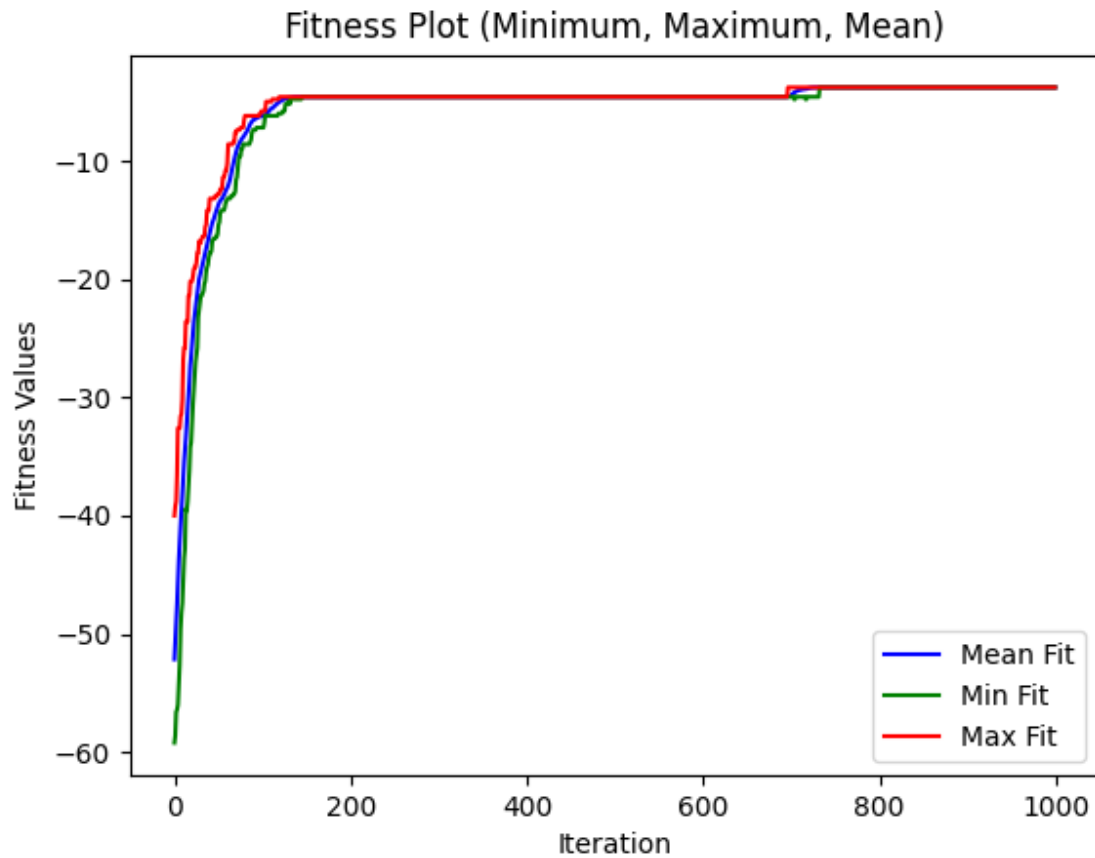


min fit: -4.2

max fit: -4.2

mean fit: -4.199999999999997

17. Experimento 2 com: população com 100 indivíduos, 10% de elitismo, crossover em ponto único (tipo 0) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):

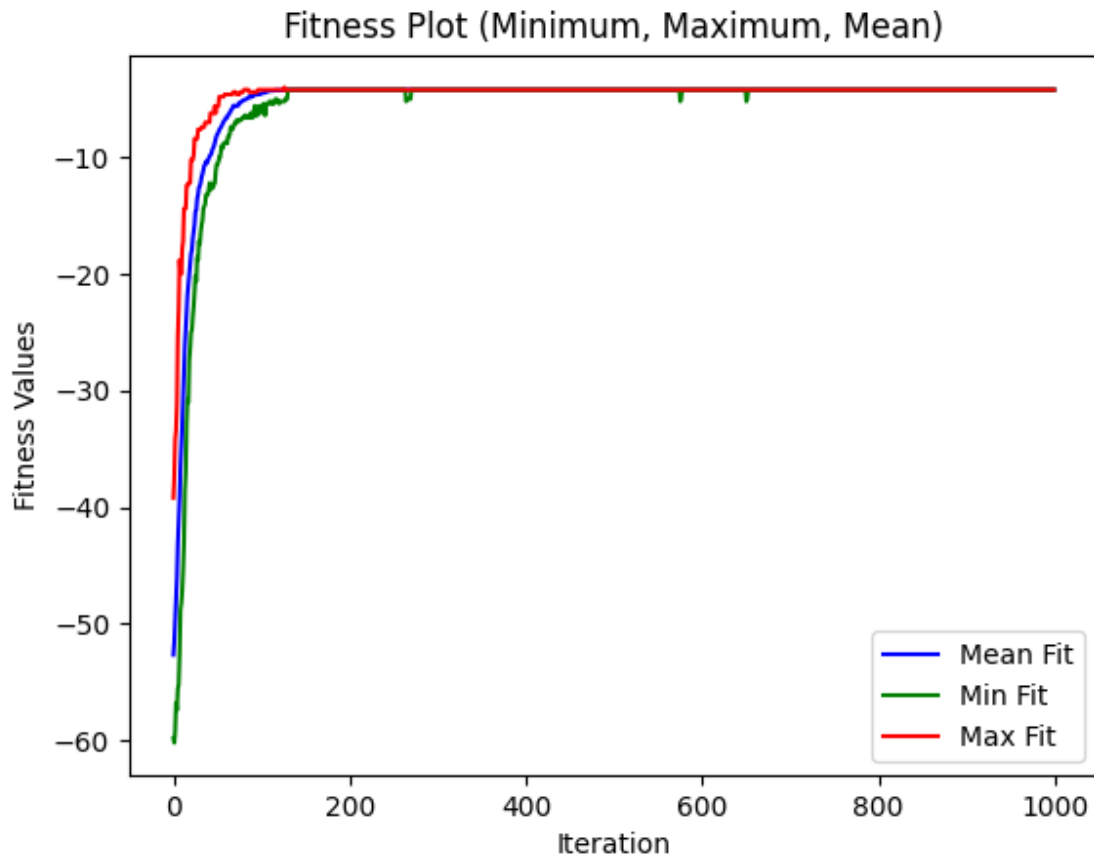


min fit: -3.8

max fit: -3.8

mean fit: -3.8000000000000007

18. Experimento 2 com: população com 100 indivíduos, 10% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):

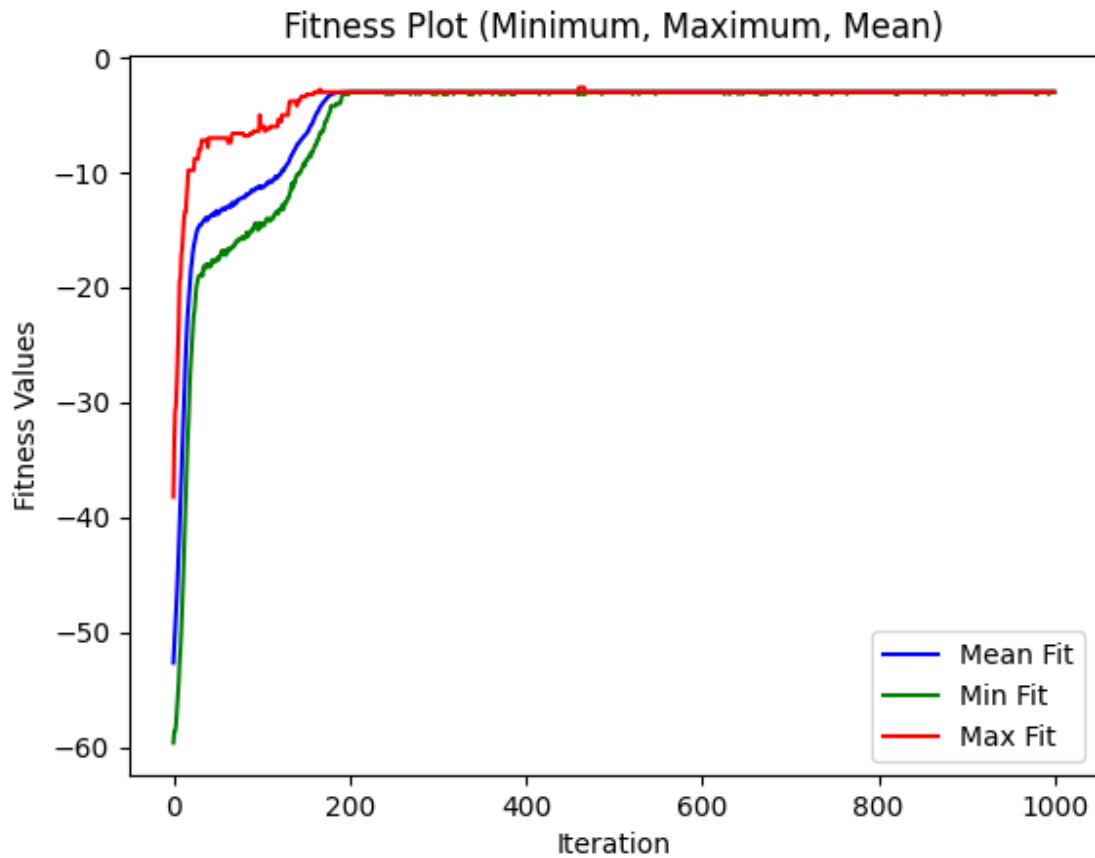


min fit: -4.199999999999999

max fit: -4.199999999999999

mean fit: -4.199999999999992

19. Experimento 2 com: população com 500 indivíduos, 10% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):

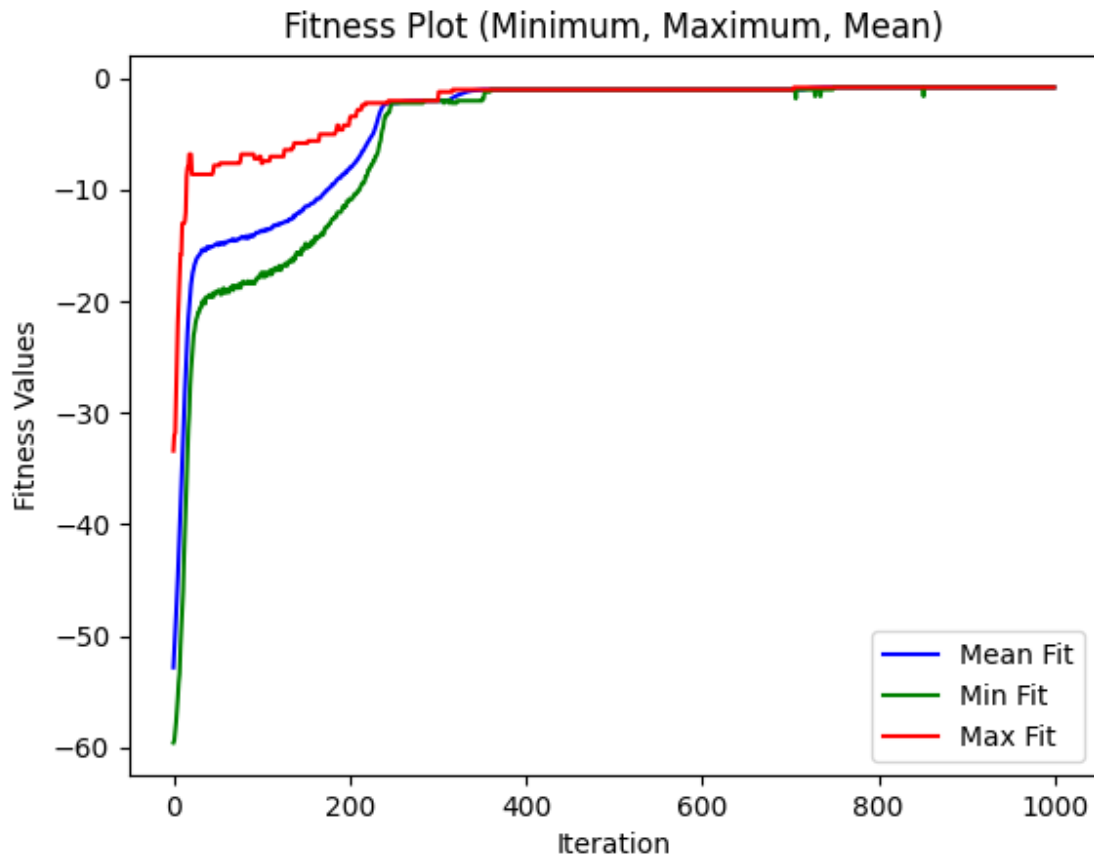


min fit: -3.0

max fit: -3.0

mean fit: -3.0

20. Experimento 2 com: população com 1000 indivíduos, 10% de elitismo, crossover uniforme (tipo 1) e mutação em indivíduos aleatórios (tipo 1):



min fit: -0.8

max fit: -0.8

mean fit: -0.7999999999999987