Aluno: Frederico Dias Castro - 12021BSI246

Aluno: Victor Silva Santos - 11811BSI218

Aluno: Matheus Lopes Ciccotti - 11811BSI275

Aluno: Gabriel Aparecido Oliveira Nunes – 11811BSI274

**Computação Bioinspirada – Terceira Atividade Prática**

Na atividade houve a troca do modelo de aprendizagem de rede neural (Segunda Atividade Prática) para o modelo de algoritmo genético e por consequência todo o código teve de ser reescrito para atender a demanda da Terceira Atividade Prática.

Na reescrita do código foram feitas as seguintes mudanças:

* Retirada do modelo de aprendizagem de rede neural.
* Implementação da estrutura genética contendo uma população com N indivíduos.
* Implementação do cálculo de fitness para a população de pesos do algoritmo genético utilizando a precisão como métrica.
* Implementação de algoritmo de seleção de indivíduos pais através do algoritmo de seleção por torneio.
* Implementação de algoritmo de cruzamento entre indivíduos escolhidos por meio de seleção por torneio.
* Implementação de algoritmo de mutação dos indivíduos e seus pesos.
* Implementação de algoritmo para retirar da população indivíduos com fitness baixo e trocá-los por indivíduos com fitness alto, estes últimos gerados do cruzamento de pais selecionados através da seleção por torneio.
* Reaproveitamento de parte da implementação do Perceptron da Segunda Atividade Prática para prever o atributo classe das flores da base Iris.Data

Para a execução e testes da atividade realizamos cinco execuções com os seguintes parâmetros:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Tamanho da População** | **Quantidade de Gerações** | **Taxa de mutação** | **Taxa de Erro 3 Classes** |
| 10 | 100 | 0.1 | 20.71 |
| 30 | 100 | 0.1 | 0.83 |
| 50 | 100 | 0.1 | 0.59 |
| 10 | 100 | 0.2 | 22 |
| 10 | 100 | 0.4 | 13.42 |
| 30 | 10 | 0.2 | 8.33 |
| 30 | 100 | 0.2 | 7.16 |
| 30 | 1000 | 0.4 | 5.83 |
| 50 | 100 | 0.2 | 6.20 |
| 50 | 1000 | 0.2 | 1 |
| 50 | 1000 | 0.4 | <0,5 |

Comparando com o aprendizado realizado pela rede neural da Segunda Atividade Prática percebemos que a rede neural consegue trabalhar melhor com a base Iris.data dando resultados mais assertivos com menos variação conforme tabela abaixo:

| **Conjunto de Treinamento** | **Taxa de treinamento** | **Época** | **Taxa de erro 3 classes** |
| --- | --- | --- | --- |
| 10 | 0.1 | 100 | 2,42 |
| 30 | 0.1 | 100 | 0,5 |
| 50 | 0.1 | 100 | 0,4 |
| 10 | 0.2 | 100 | 1,0 |
| 10 | 0.2 | 100 | 0 |
| 10 | 0.4 | 100 | 0,71 |
| 30 | 0.2 | 10 | 1 |
| 30 | 0.2 | 100 | 0,83 |
| 30 | 0.4 | 1000 | 0 |
| 50 | 0.2 | 100 | 0 |
| 50 | 0.2 | 1000 | 0 |
| 50 | 0.4 | 1000 | 0,2 |

Conclui-se que, para valores menores de entrada nos dois algoritmos o Perceptron treinado com rede neural apresenta maior precisão do que o algoritmo genético e à medida que os valores de entrada são maiores os algoritmos começam a ter precisão aproximada com pouca diferença entre eles. Outro ponto importante é que a medida que aumentam a quantidade dos parâmetros o AG parece ficar mais lento em relação a rede neural. Para classificação da base Iris.data o Percepetron se mostrou melhor na precisão e no tempo de execução.