



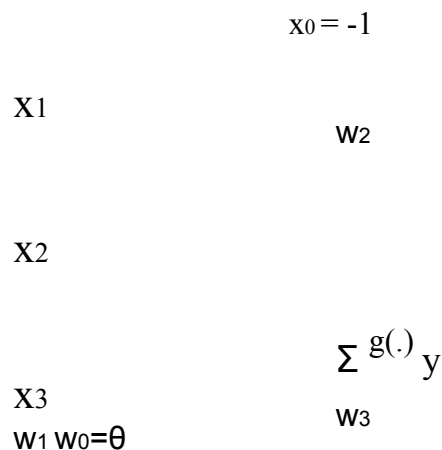
EPC 1

Data de Entrega: 15/03/2023.

A partir da análise de um processo de destilação fracionada de petróleo observou-se que determinado óleo poderia ser classificado em duas classes de pureza {C1 e C2} a partir da medição de três grandezas {x1, x2 e x3} que representam algumas das propriedades físico químicas do óleo. A equipe de engenheiros e cientistas pretende utilizar um Perceptron para executar a classificação automática destas duas classes.

Assim, baseado nas informações coletadas do processo formou-se o conjunto de treinamento tomando por convenção o valor -1 para óleo pertencente à classe C1 e o valor $+1$ para óleo pertencente à classe C2.

Portanto, o neurônio constituinte do Perceptron terá três entradas e uma saída conforme ilustrado na figura abaixo:



Utilizando o algoritmo supervisionado de Hebb (regra de Hebb) para classificação de padrões e assumindo a taxa de aprendizagem igual a 0,01, faça as seguintes atividades:

1. Execute 5 treinamentos para a rede Perceptron inicializando o vetor de pesos em cada treinamento com valores aleatórios entre zero e um. Se for o caso, reinicie o gerador de números aleatórios em cada treinamento de tal forma que os elementos do vetor de pesos iniciais não sejam os mesmos.

2. Registre os resultados dos 5 treinamentos na tabela abaixo:

| Treinamento | Vetor de Pesos Inicial | | | | Vetor de Pesos Final | | | | Número de Épocas |
|-------------|------------------------|---------------------|---------------------|---------------------|----------------------|--------------------|--------------------|-----------------|------------------|
| | w0 | w1 | w2 | w3 | w0 | w1 | w2 | w3 | |
| 1º(T1) | 0.12 2866 44 | 0.56 8134 3 | 0.65 3544 01 | -0.0 4422 137 | -3.0 9713 356 | 1.57 1314 3 | 2.48 9318 01 | -0.738 59137 | 390 |
| 2º(T2) | -0.40 6124 37 | 0.72 1377 87 | -0.8 1347 424 | -0.0 7769 352 | -3.0 6612 437 | 1.55 0673 87 | 2.47 0225 76 | -0.731 64952 | 382 |
| 3º(T3) | 0.53 1074 4 | -0.03 4547 05 | 0.52 2285 63 | -0.4 6460 407 | -3.1 0892 56 | 1.57 0558 95 | 2.50 5505 63 | -0.739 89607 | 433 |
| 4º(T4) | -0.75 6858 | 0.48 6957 48 | -0.2 6437 152 | -0.9 2148 592 | -3.1 5685 8 | 1.56 9929 48 | 2.53 0686 48 | -0.747 89592 | 406 |
| 5º(T5) | 0.64 7552 04 | -0.37 7222 58 | 0.80 1193 39 | -0.4 6064 712 | -3.0 7244 796 | 1.54 3009 42 | 2.50 7963 39 | -0.737 03112 | 417 |

3. Após o treinamento do Perceptron aplique o mesmo na classificação automática das seguintes amostras de óleo, indicando na tabela abaixo os resultados das saídas (Classes) referentes aos cinco processos de treinamento realizados no item 1.

| Amostra | x1 | x2 | x3 | y (T1) | y (T2) | y (T3) | y (T4) | y (T5) |
|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1 | -0.3565 | 0.0620 | 5.9891 | C1 | C1 | C1 | C1 | C1 |
| 2 | -0.7842 | 1.1267 | 5.5912 | C2 | C2 | C2 | C2 | C2 |
| 3 | 0.3012 | 0.5611 | 5.8234 | C2 | C2 | C2 | C2 | C2 |
| 4 | 0.7757 | 1.0648 | 8.0677 | C2 | C2 | C2 | C2 | C2 |

| | | | | | | | | |
|----|---------|---------|--------|----|----|----|----|----|
| 5 | 0.1570 | 0.8028 | 6.3040 | C2 | C2 | C2 | C2 | C2 |
| 6 | -0.7014 | 1.0316 | 3.6005 | C2 | C2 | C2 | C2 | C2 |
| 7 | 0.3748 | 0.1536 | 6.1537 | C1 | C1 | C1 | C1 | C1 |
| 8 | -0.6920 | 0.9404 | 4.4058 | C2 | C2 | C2 | C2 | C2 |
| 9 | -1.3970 | 0.7141 | 4.9263 | C1 | C1 | C1 | C1 | C1 |
| 10 | -1.8842 | -0.2805 | 1.2548 | C1 | C1 | C1 | C1 | C1 |

4. Explique por que o número de épocas de treinamento varia a cada vez que executamos o treinamento do Perceptron.

O número de épocas varia em conformidade com a quantidade de iterações necessárias para deslocar o plano de separação das classes para o local no espaço em que todas as amostras são corretamente separadas em relação ao plano de acordo com suas respectivas classes. Nesse sentido, a inicialização dos pesos é um fator decisivo para determinar a quantidade de épocas necessárias para que isso ocorra. Desta forma já que a inicialização dos pesos determina a localização do plano de separação de classes no espaço, e essa é realizada de forma aleatória, quanto mais próximo o plano estiver do ponto final (ideal) de separação de classes, menor será a quantidade de épocas necessária para que o algoritmo atinja a convergência.

5. Qual a principal limitação do Perceptron quando aplicado em problemas de classificação de padrões.

Acredito que a principal limitação do Perceptron reside no fato de que apenas é capaz de encontrar soluções lineares, o que gera uma série de implicações quanto à sua capacidade de separação de classes. Em problemas reais não se pode esperar que sempre seja possível encontrar uma separação linear totalmente correta para os dados apresentados, o que torna as aplicações desse algoritmo limitadas de acordo com a disposição espacial das amostras.

OBSERVAÇÕES:

1. O EPC deve ser realizado individualmente.
2. Os resultados devem ser entregues em sequência, ou seja, de acordo com a numeração do EPC.