

Inteligência Artificial

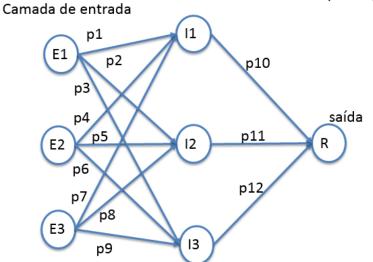
Prof Eduardo Nunes

Aluno: Marcelo Pedroni da Silva

RA: 202051855029

Prova AV2 – 5 pontos

Camada de intermediária (oculta)



E1	E2	E3	saída
0	0	0	0
1	0	0	1
0	1	0	0
1	1	0	0
0	0	1	1
1	0	1	1
0	1	1	0
1	1	1	0

A tabela verdade de um sistema está descrita na figura acima, com as 3 entradas (E1, E2 e E3) e respectiva saída. Uma rede neural com uma camada intermediária de 3 neurônios foi modelada como na figura. Nas redes neurais artificiais (RNA) o conhecimento é expressado nos pesos (sinapses) e treinar uma RNA é realizar o melhor ajuste dos pesos para a resposta que desejamos.

Baseado no algoritmo em PYTHON a seguir, realize as seguintes atividades:



1 – faça o treinamento desta RNA com 100 repetições (épocas) e taxa de aprendizagem de 1. Anote os valores do erro médio e os valores da camada de saída calculada. (1 ponto)

R:

```
main.py ×
    2
        import numpy as np
    6
         entradas = np.array([[0,0,0],
    7
                             [1,0,0],
    8
                             [0,1,0],
                             [1,1,0],
    9
   10
                             [0,0,1],
                             [1,0,1],
   11
   12
                             [0,1,1],
                             [1,1,1]])
   13
    14
        saidas = np.array([[0],[1],[0],[0],[1],[1],[0],[0]])
   15
   16
   17
   18 pesos0 = 2*np.random.random((3,3)) - 1
   19 pesos1 = 2*np.random.random((3,1)) - 1
    20
   21 epocas = 100
        taxaAprendizagem = 1
   22
```

```
camada saida calculada:
[[0.25012256]
[0.84188897]
[0.00552345]
[0.01247745]
[0.84084177]
[0.94401995]
[0.01276695]
[0.09742673]]
Erro: 0.09394580569690145
```



R:

2 – faça o treinamento desta RNA com 10.000 repetições (épocas) e taxa de aprendizagem de 1. Anote os valores do erro médio e os valores da camada de saída calculada. (1 ponto)

```
main.py ×
     1
     2
         import numpy as np
     3
     4
     5
     6
         entradas = np.array([[0,0,0]],
     7
                               [1,0,0],
                               [0,1,0],
     8
                               [1,1,0],
     9
                               [0,0,1],
    10
                               [1,0,1],
    11
                               [0,1,1],
    12
    13
                               [1,1,1]])
    14
         saidas = np.array([[0],[1],[0],[0],[1],[1],[0],[0]])
    15
    16
    17
         pesos0 = 2*np.random.random((3,3)) - 1
    18
         pesos1 = 2*np.random.random((3,1)) - 1
    19
        epocas = 10000
    21
    22
         taxaAprendizagem = 1
```

```
camada saida calculada:
[[1.70904652e-02]
[9.90266892e-01]
[1.67665822e-06]
[2.29699365e-05]
[9.90280402e-01]
[9.96780498e-01]
[2.24025769e-05]
[3.96942962e-03]]
Erro: 0.00547239401042236
```



3 – compare e discuta os valores obtidos no treinamento de 100 e 10.000 repetições. (2 pontos)

R: Com apenas 100 iterações, podemos perceber que os resultados obtidos são relativamente próximos aos esperados, com erro médio de 0,09 arredondando para 0,1. Se colocarmos em taxas, representaria 10%, embora seja um erro alto, se pensarmos que o custo computacional foi extremamente baixo é um resultado aceitável. A saída esperada de [0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0] teve como resultado [0.250, 0.841, 0.005, 0.012, 0.840, 0.944, 0.012, 0.097].

Com 10000 iterações, nossa rede neural teve a oportunidade de aprimorar muito os pesos e alcançar resultados muito mais interessantes sob uma mesma taxa de aprendizado (1). Ao observarmos o erro médio em 0,005 ou seja 0,5% conseguimos compreender que tal correlação entre taxa de aprendizado e número de iterações (epocas) é muito mais apropriada do que com apenas 100 iterações. A saída foi:

$$[1.70*10^{-2}, 9.90*10^{-1}, 1.67*10^{-6}, 2.29*10^{-5}, 9.90*10^{-1}, 9.96*10^{-1}, 2.24*10^{-5}, 3.96*10^{-3}]$$

(Números extremamente próximos aos esperados).

Mais uma vez cabe ressaltar que dado o exemplo didático ser pouco complexo, o custo computacional de "rodar" o algoritmo com ambas as condições é extremamente baixo, logo para esta realidade o resultado mais acurado é sempre a melhor escolha.

Mas, se transpormos para uma situação do cotidiano profissional, muitas vezes há de se avaliar os limites que são consideráveis uma relação de custo computacional e resultados esperados, pois algoritmos complexos de redes neurais podem necessitar de milhares de iterações e são processos longos e complexos, portanto esta é uma questão ainda muito importante a ser decidida em projetos de IA.



- 4 O treinamento desta RNA está sendo feito pelo método de backpropagation, com base nos resultados obtidos e na teoria, explique como este método funciona. (1 ponto)
- **R:** O treinamento desta rede neural realizado com o método de backpropagation nos revela primeiramente que sob a mesma taxa de aprendizado, os resultados serão mais acurados quanto mais vezes a rede for treinada. Faz sentido, uma vez que a taxa de aprendizado ao se manter constante, será aprimorada mais e mais com as interações.

O método de backpropagation se baseia em corrigir o sistema de pesos a cada iteração, visando se aproximar sempre mais do resultado esperado, avaliando os resultados, calculando os erros e melhorando à uma determinada taxa de aprendizagem determinada.

Este método de algoritmo é útil para solucionar problemas que não são lineares, onde não se consegue determinar padrões lineares de soluções.

Uma vantagem deste método é conseguir empregar multicamadas de "neurônios" com pesos diferentes, podendo ser pré-determinados ou não (aleatórios de início).

Outra vantagem é o seu custo computacional bastante reduzido frente a outros algoritmos que utilizam outros métodos. Seu custo computacional (de forma muito reducionista) é calculado basicamente sobre 2 "iterações" na rede, uma para frente e uma para "trás", de tal forma que uma multiplica-se pela matriz de peso determinada no algoritmo e a outra multiplica-se pela transposta desta mesma matriz.