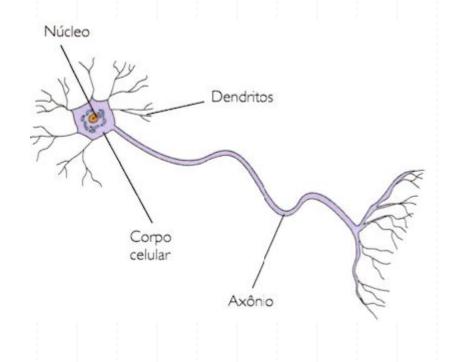


CIC260 - INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL Isabela Neves Drummond Flávio Belizário da Silva Mota

- O que é um neurônio?
 - O neurônio é a unidade fundamental do sistema nervoso. Ele se distingue das outras células por apresentar excitabilidade, o que faz com que ele responda a estímulos internos e externos.



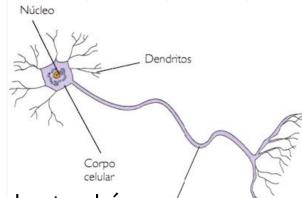
- Núcleo

 Dendritos

 Corpo celular

 O OS

 Axônio
- Os componentes principais de um neurônio são os dendritos, corpo celular e axônio.
- Os dendritos são a parte do neurônio responsáveis por receber os estímulos nervosos de outros neurônios.

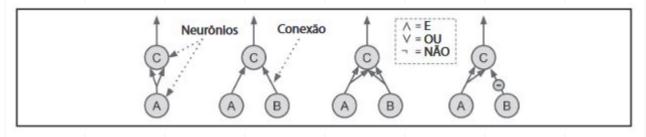


- Esses estímulos são transmitidos para o corpo celular, também chamado de soma. O soma coleta essas informações, as combina e processa. De acordo com a intensidade desse estímulo, um novo impulso é gerado e enviado para o axônio.
- O axônio é um prolongamento do neurônio que conduz os estímulos elétricos produzidos no soma até suas terminações que, usualmente, são outros neurônios.

Neurônio Artificial

- Proposto em 1943 por McCulloch e Walter Pitts
- Possui uma ou mais entradas binárias (ligado/desligado) e uma saída também binária
- Esse modelo ativa sua saída quando um certo número de suas entradas está ativa
- O modelo foi capaz de demonstrar na época redes de neurônios que calculavam operações lógicas

Neurônio Artificial



C = A

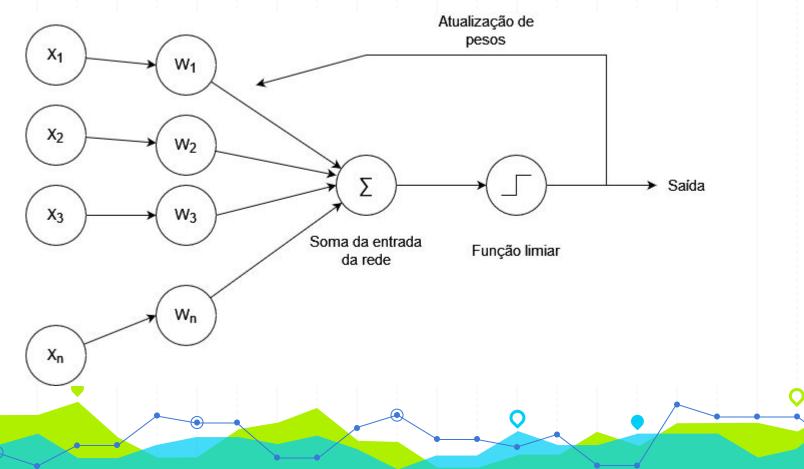
 $C = A \wedge B$

 $C = A \lor B$

 $C = A \wedge \neg B$

- Criado por Frank Rosenblatt (1958)
- Considerado a arquitetura mais simples de uma Rede Neural Artificial
- As entradas (X) e saídas são números e cada conexão está associada a um peso (W)
- Existe uma função de soma ponderada das entradas e a aplicação de uma função limiar

Neurônio Artificial



 A entrada da rede é dada pelo somatório dos valores das entradas multiplicados pelos pesos de cada conexão:

$$\Sigma = X_1.W_1 + X_2.W_2 + X_3.W_3 + ... + X_n.W_n$$

A função limiar leva em consideração um limite (t) e produz uma saída em função do valor resultante da soma da entrada da rede, como por exemplo:

- \bullet -1 se $\Sigma < t$

Como o Perceptron aprende?

- O Perceptron é um algoritmo de aprendizado supervisionado, ou seja, para que ele aprenda é necessário saber os valores de saída esperados
- Durante o aprendizado, ou treinamento, para uma determinada entrada de dados, os pesos do Perceptron são ajustados conforme o erro produzido na saída do modelo

Como o Perceptron aprende?

Um peso é ajustado seguindo a equação:

$$W_{n} = W_{n} + \eta \cdot (y_{n} - \hat{y}_{n}) \cdot X_{n}$$

- Onde:
 - η é a taxa de aprendizado
 - y_n é a saída esperada para entrada n
 - \circ \hat{y}_n é a saída prevista pelo modelo para a entrada n
 - X é a própria entrada

Um exemplo numérico

\mathbf{X}_{1}	X_2	у
1	0	0
1	1	1

Considerando:

$$W_1 = 0.5 e W_2 = 0.2$$

$$\eta = 0,1; t = 0$$

$$X_1 = 1$$
; $X_1 = 0$; $y = 0$

$$\Sigma = 1.0,5 + 0.0,2 = 0,5 \rightarrow \hat{y} = 1$$

$$y - \hat{y} = 0 - 1 = -1$$

$$W_1 = 0.5 + 0.1.(-1).1 = 0.4$$

$$W_2 = 0.2 + 0.1.(-1).0 = 0.2$$

$$X_1 = 1$$
; $X_1 = 1$; $y = 1$

$$\Sigma = 1.0,4 + 1.0,2 = 0,6 \rightarrow \hat{y} = 1$$

$$y - \hat{y} = 1 - 1 = 0$$

$$W_1 = 0.4$$

$$W_2 = 0.2$$

$$X_1 = 1$$
; $X_1 = 0$; $y = 0$

$$\Sigma = 1.0,4 + 0.0,2 = 0,4 \rightarrow \hat{y} = 1$$

$$y - \hat{y} = 0 - 1 = -1$$

$$W_1 = 0.4 + 0.1.(-1).1 = 0.3$$

$$W_2 = 0.2 + 0.1.(-1).0 = 0.2$$

- A atualização dos pesos pode continuar até que o erro seja igual a 0 para todos os exemplos ou até que um número de iterações (épocas) seja atingido
- A convergência do modelo só acontece caso as duas classes que queremos encontrar sejam linearmente separáveis e a taxa de aprendizado seja suficientemente pequena.

Prática - Google Colab







Implementando um Perceptron

Exercício

Utilizando o módulo *make_blobs*, gere dois novos conjuntos alterando o parâmetro *random_state* para o valor 6 e 30.

Varie o número de épocas do Perceptron em 10, 50 e 100 e a taxa de aprendizado em 0.02 e 0.003.

Para cada base gerada e cada configuração de Perceptron, mostre o gráfico das atualizações por época e a fronteira de decisão gerada, explicando o comportamento do modelo em função da convergência.

Referências

- 1. LUGER, G. Inteligência artificial. 6. ed. Pearson, 2013.
- 2. RASCHKA, S.; MIRJALILI, V. **Python Machine Learning**. 2. ed. Packt, 2017.
- 3. FACELI, K. et al. **Inteligência Artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina**. 2. ed. Rio de Janeiro: Editora LTC, 2021.
- 4. GÉRON, A. **Mãos à Obra Aprendizado de Máquina com Scikit-Learn e TensorFlow**. S.I.: Alta Books, 2019.