

TECNOLOGIA EM ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS

DISRUPTIVE ARCHITECTURES: IOT, IOB & GENERATIVE AI

Deep Learning e Redes Neurais Artificiais

Prof. André Tritiack
profandre.farias@fiap.com.br

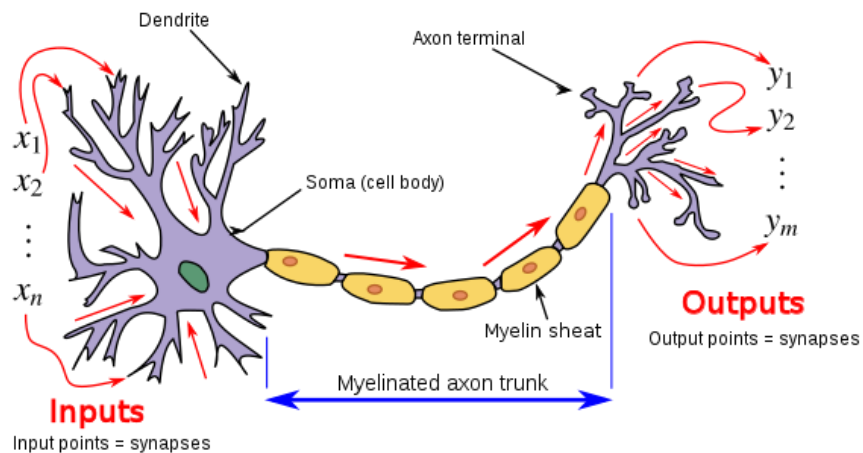
2024

- Em 1943, Warren McCulloch e Water Pitts **modelaram o primeiro neurônio**;
- Inspirado pelo modelo de McCulloch e Pitts, Frank Rosenblatt irá criar o primeiro neurônio artificial, o **Perceptron** em 1958
- Em 1960 surge uma variação do Perceptron, o **ADALINE**, criado por Bernard Widrow e Ted Hoff.
- Perceptrons e rede ADALINE eram feitas através de implementação física, via hardware, isto é, nessa época elas ainda não eram programas de computador.
- Já em 1974, Paul Werbos irá propor um algoritmo de treinamento para as Redes Neurais Artificiais, chamado de **Backpropagation**

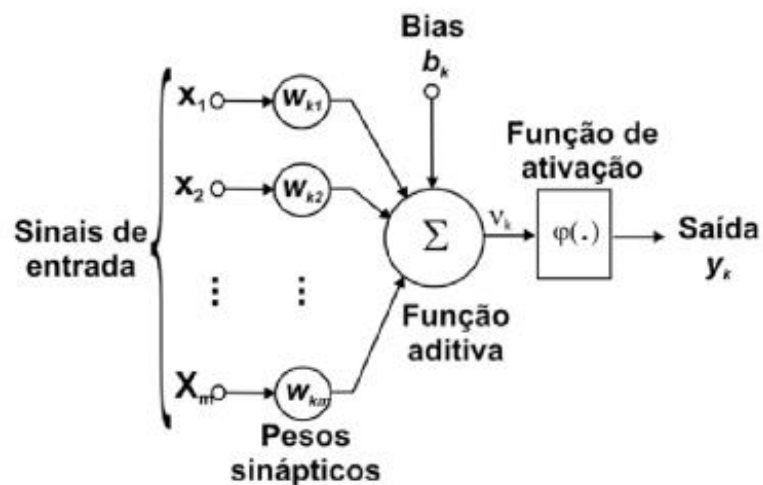
- O *backpropagation* foi redescoberto e difundido por David Rumelhart a partir de 1986.
- Baseado nos estudos de David Hubel e Torsten Wiesel (1968) sobre a visão de organismos vivos, Kunihiro Fukushima irá propor a primeira **Rede Neural Convolucional** chamada de **Neocognitron**.
- A primeira **Rede Neural Recorrente** surge em 1997, com os trabalhos de Sepp Hochreiter e Jürgen Schmidhuber;
- A partir dos anos 2000, com muito dinheiro nas empresas de tecnologia do Vale do Silício, as pesquisas em IA e Redes Neurais Artificiais sofrem um “boost”.
- Hoje, IA e Redes Neurais Artificiais são amplamente aplicadas nas mais variadas áreas do conhecimento e dos negócios.

Perceptron

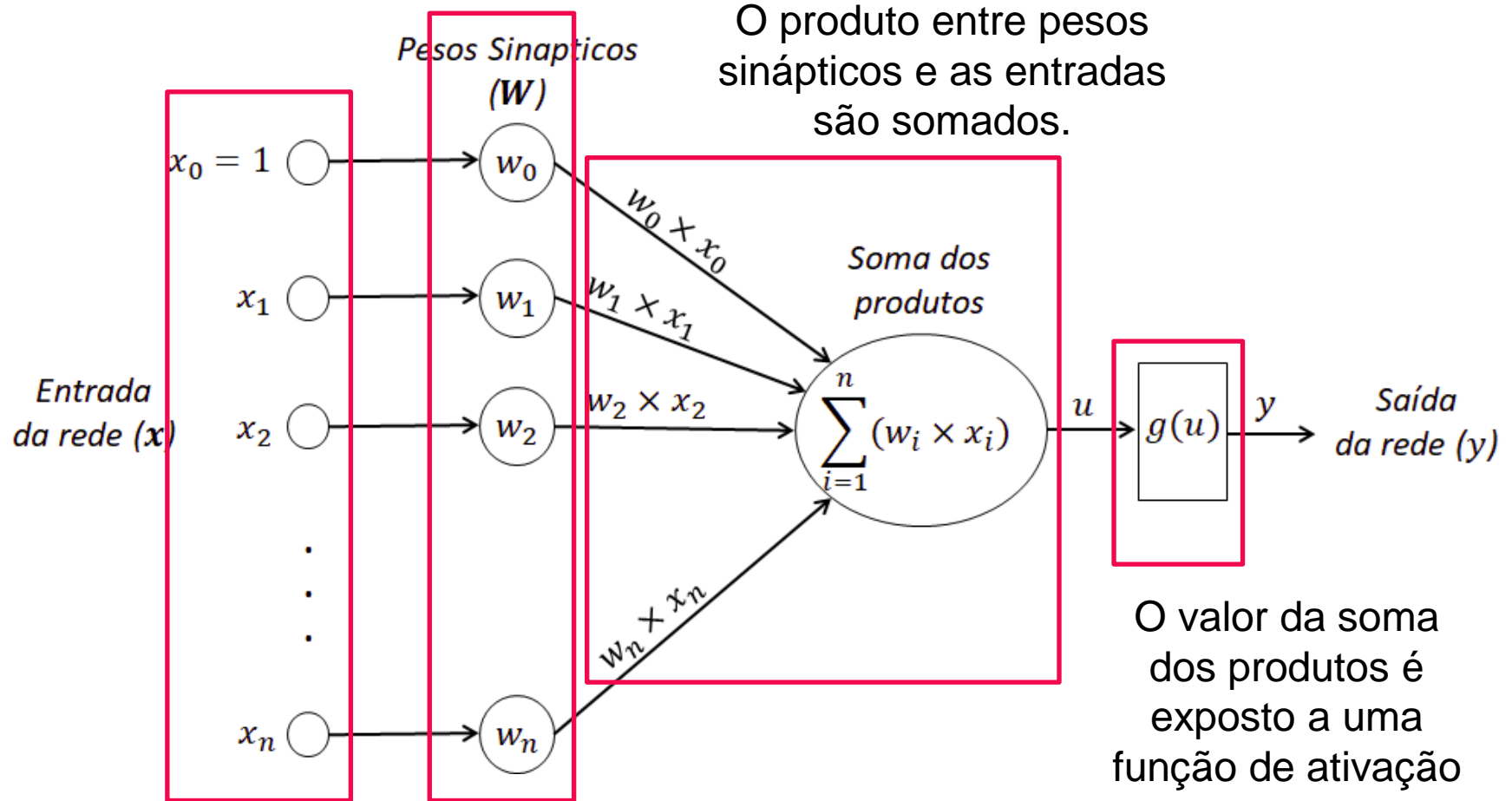
Warren McCulloch e Walter Pitts (1943)



Frank Rosenblatt (1958)



Perceptron

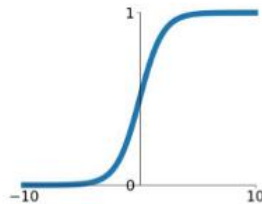


Função de Ativação

- Existem muitas funções de ativação usadas em redes neurais artificiais. Para problemas de classificação, em geral, usa-se funções sigmoidais e para problemas de regressão usa-se funções ReLU.

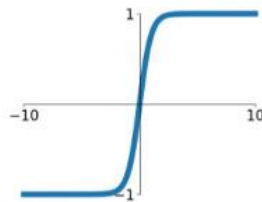
Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



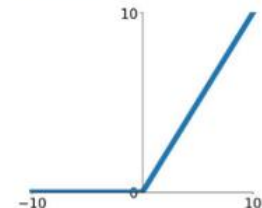
tanh

$$\tanh(x)$$



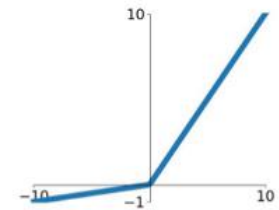
ReLU

$$\max(0, x)$$



Leaky ReLU

$$\max(0.1x, x)$$

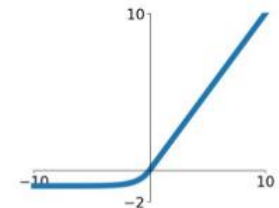


Maxout

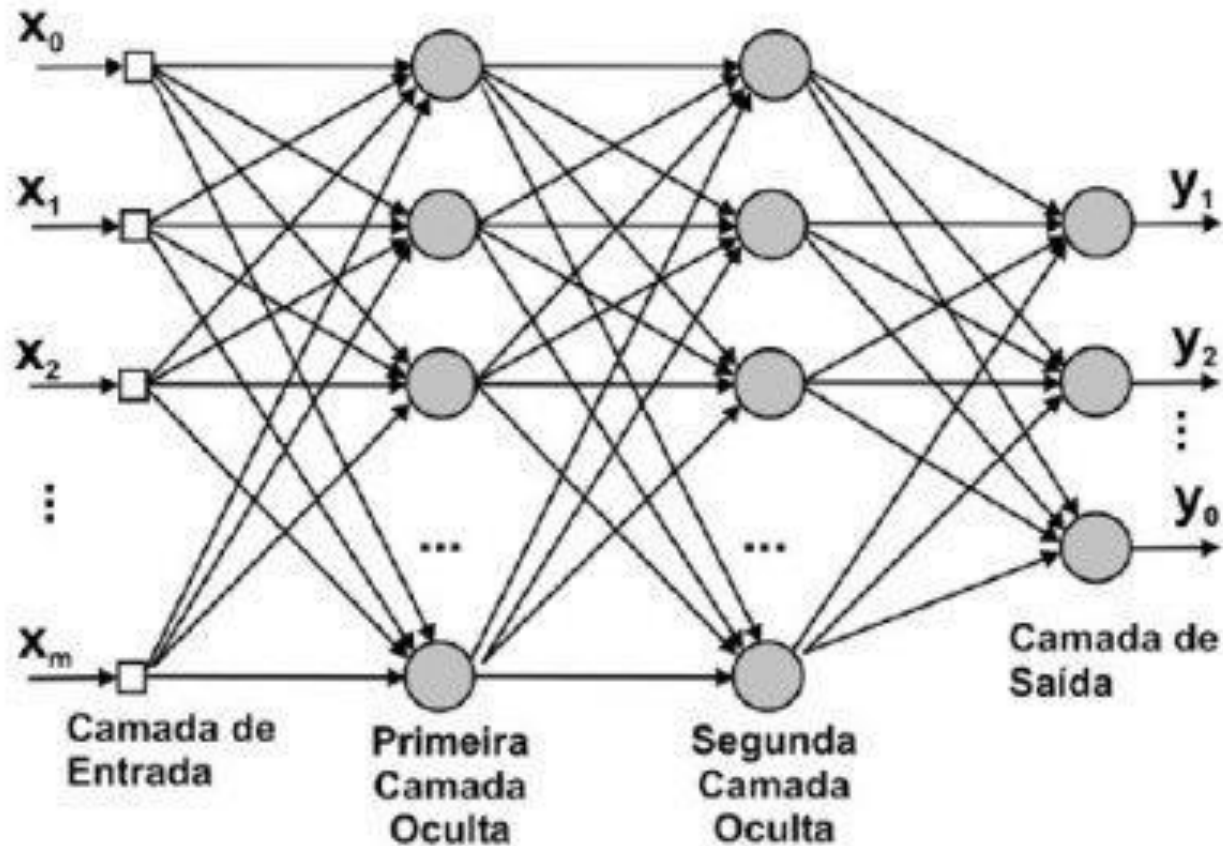
$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

ELU

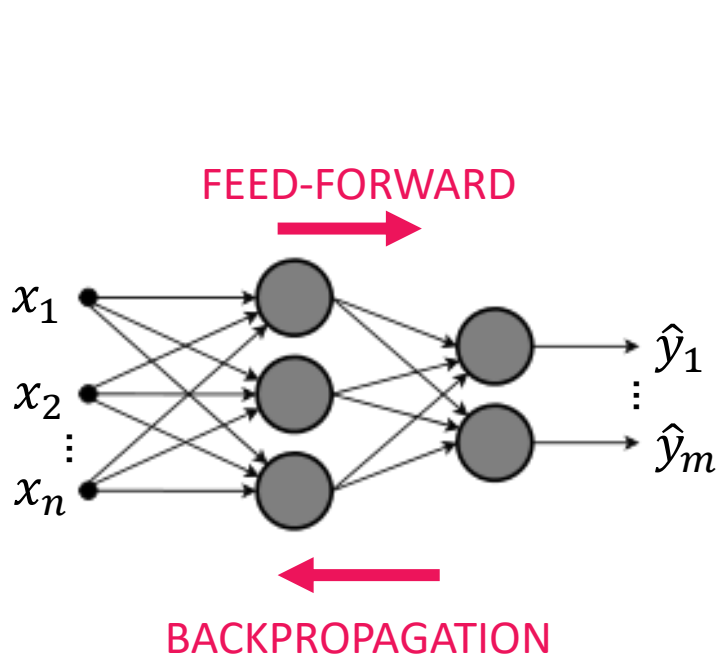
$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$



Multilayer Perceptron (MLP)



Treinamento em uma RNA



Atributos descritivos

Atributo alvo observado

Atributo alvo previsto

| Entrada | x_1 | x_2 | ... | x_n | y | \hat{y} |
|---------|-------|-------|-----|-------|-----|-----------|
| 1 | 70.52 | 30 | ... | 0.584 | 90 | 100 |
| 2 | 60.96 | 27 | ... | 1.254 | 81 | 90 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| k | 97.48 | 35 | ... | 0.758 | 122 | 120 |

$erro(y, \hat{y})$

! Treinamento em uma RNA

- Na etapa de **Feed-Forward**, propagamos a entrada da rede, calculando a saída de cada neurônio, indo da primeira camada até a última camada.
- Comparamos a saída obtida \hat{y} com a saída esperada y .
- Computamos o erro a partir de uma função de erro (como o MSE) para todas as entradas calculadas.
- Na etapa de **Backpropagation**, verificamos qual foi o erro da camada atual e atualizamos os pesos sinápticos da rede para minimizar o erro;

Treinamento em uma RNA

- Para ajustar os pesos da rede precisamos medir o quanto estamos errando.
- Para medir isso podemos usar uma função chamada de função custo ou função erro.
- Nosso objetivo será minimizar o erro da rede, logo desejamos minimizar a função custo.

Exemplo de Função custo:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2$$

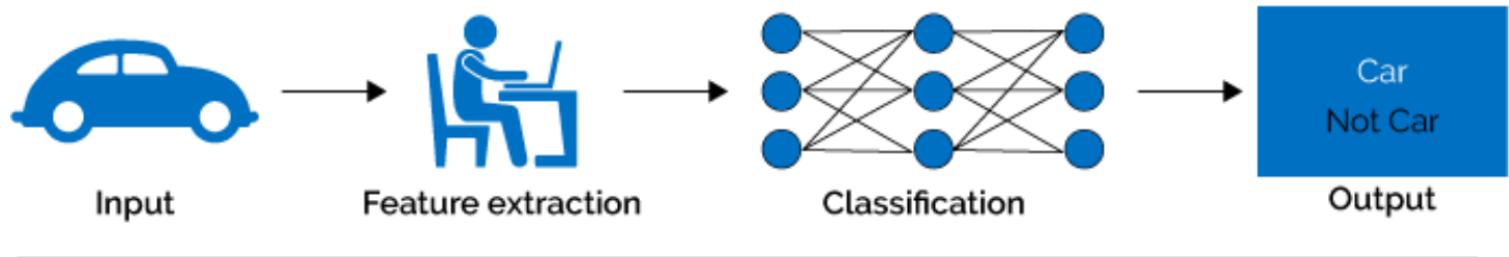
$\hat{y}^{(i)}$ saída i estimada pelo modelo

$y^{(i)}$ saída i verdadeira ou esperada

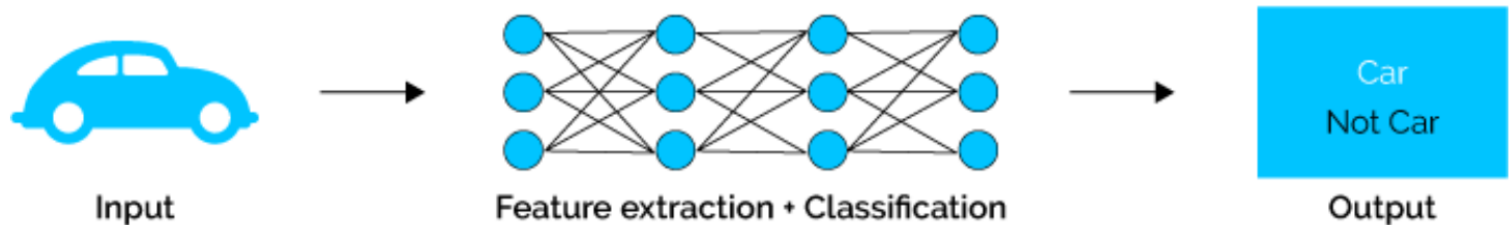
Vantagens das Redes Neurais

Feature Engineering

Machine Learning



Deep Learning



Vantagens das Redes Neurais

- Redes neurais também conseguem “aprender mais” quando recebem mais dados;

