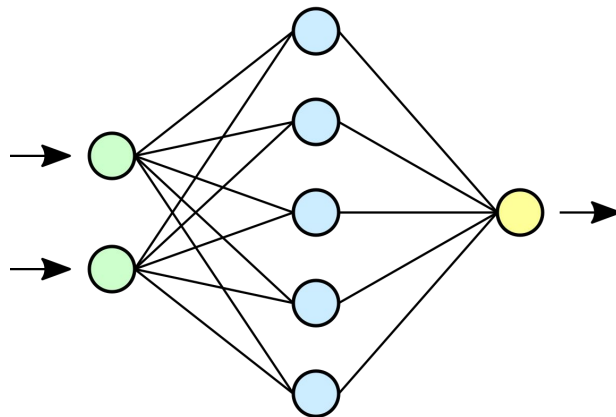


Sistemas Operacionais Embarcados

Redes Neurais

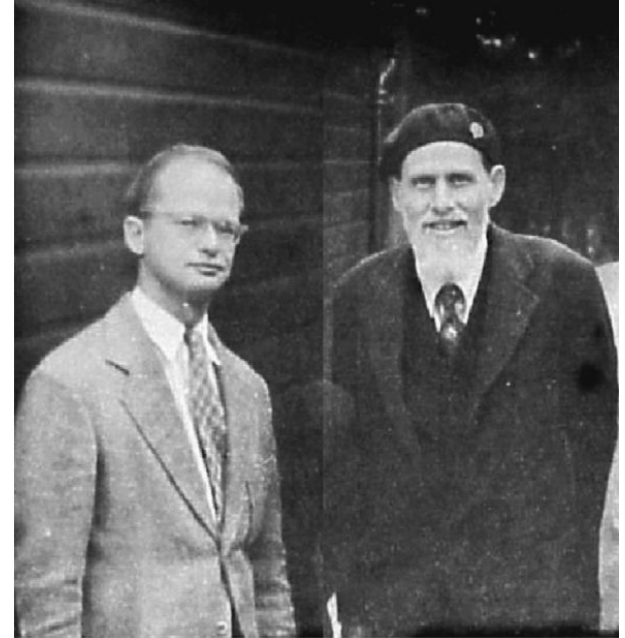
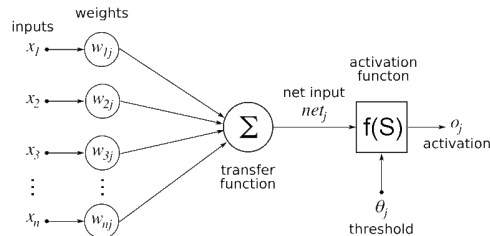
Redes neurais

- No desenvolvimento tradicional de *software*, o programador define regras e as implementa em código (dedução)
- No desenvolvimento de *software* baseado em redes neurais, o programador as utiliza para que a máquina calcule suas regras (indução)
- Em ambos os casos, usamos as regras definidas para novos dados



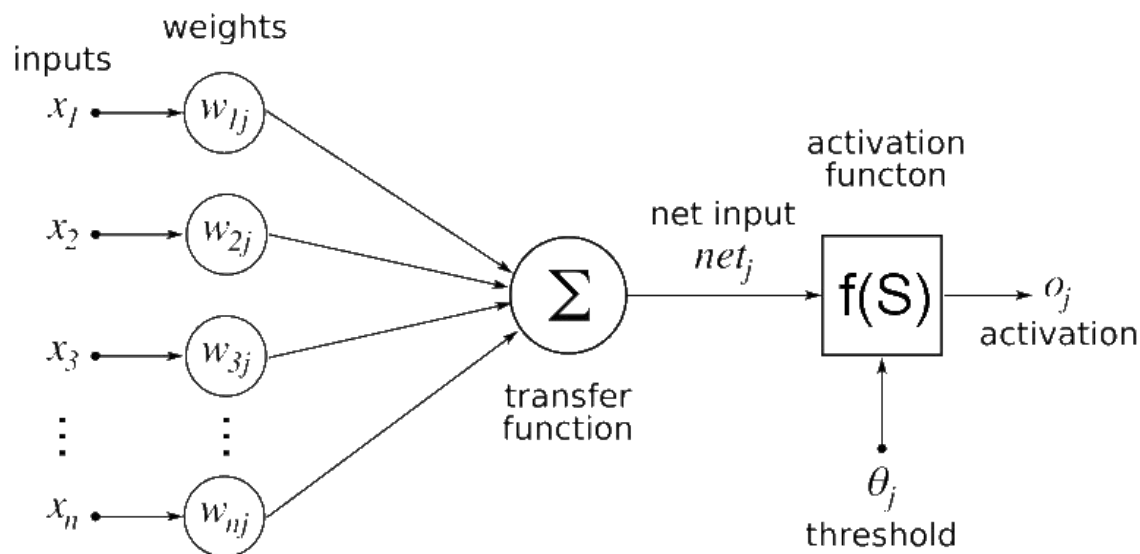
Redes neurais

- Modelos computacionais *inspirados* no funcionamento do cérebro humano.
- Compostas por neurônios artificiais, podem “aprender” a partir de dados para realizar tarefas específicas.
- Termo criado por Warren McCulloch e Walter Pitts em 1943, em um artigo que descreveu o funcionamento de neurônios artificiais.



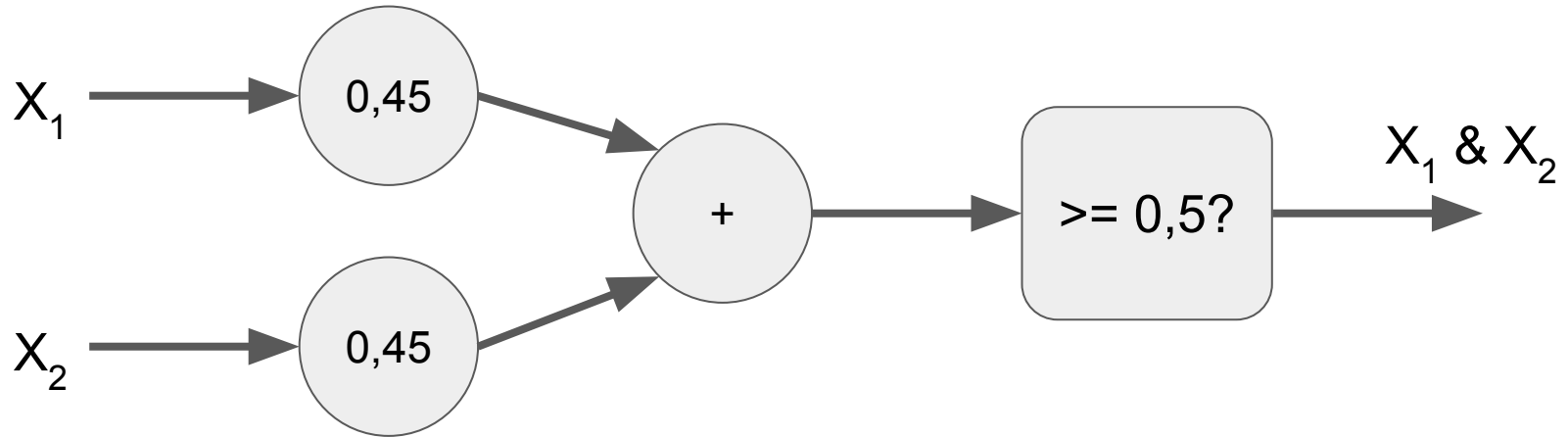
Neurônio artificial

- Recebe entradas com pesos associados
- Realiza soma ponderada
- Aplica função de ativação, introduzindo não-linearidades ao modelo.



Neurônio artificial

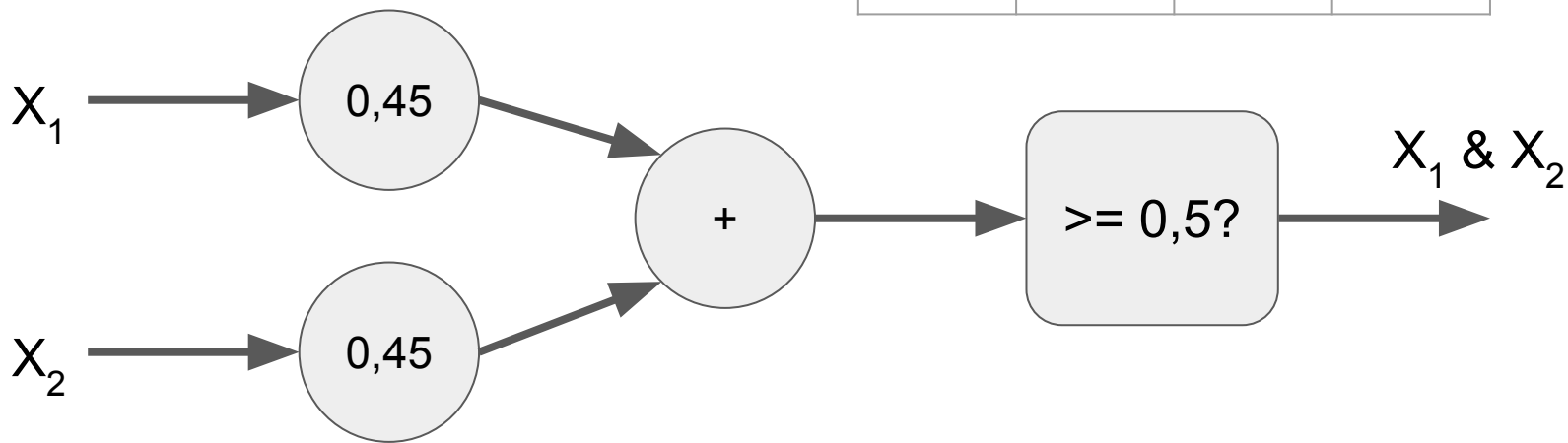
- Exemplo: porta AND



Neurônio artificial

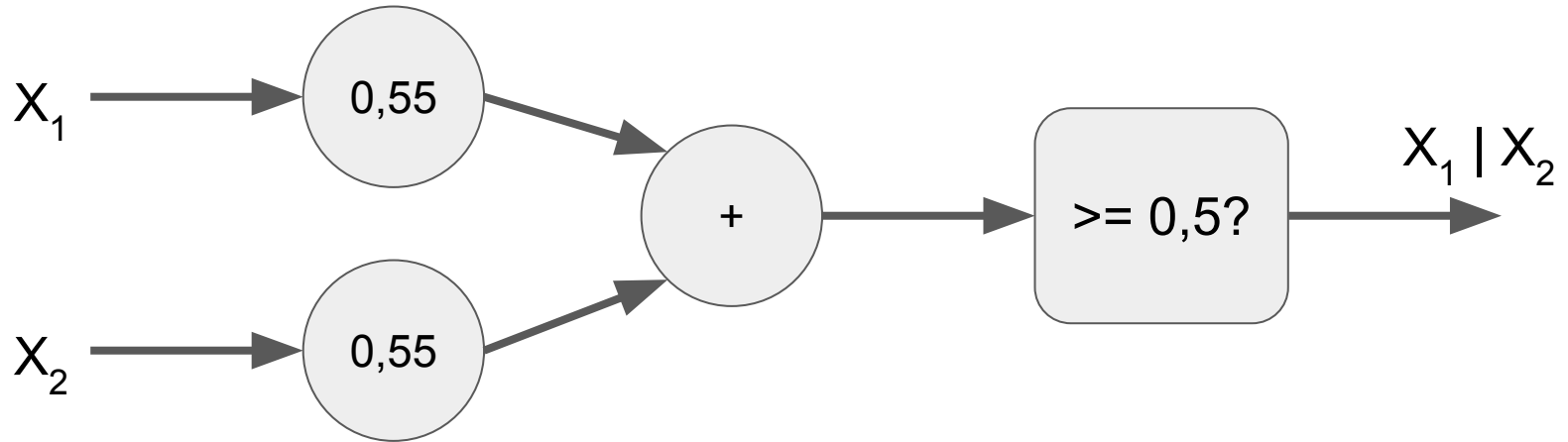
- Exemplo: porta AND

| X_1 | X_2 | Soma | Saída |
|-------|-------|------|-------|
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0,45 | 0 |
| 1 | 0 | 0,45 | 0 |
| 1 | 1 | 0,90 | 1 |



Neurônio artificial

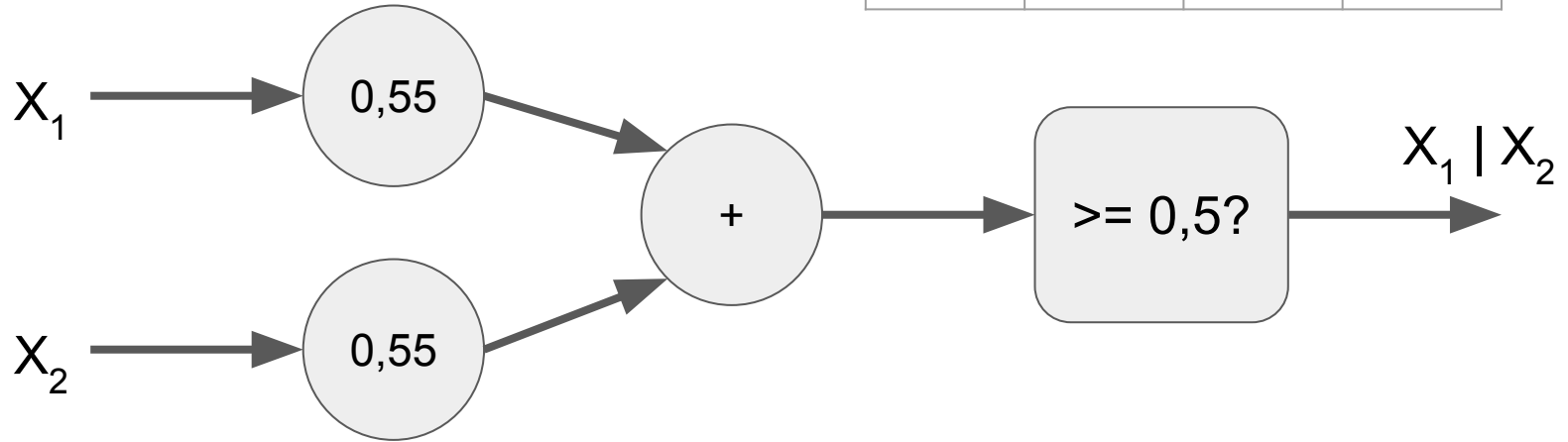
- Exemplo: porta OR



Neurônio artificial

- Exemplo: porta OR

| X_1 | X_2 | Soma | Saída |
|-------|-------|------|-------|
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0,55 | 1 |
| 1 | 0 | 0,55 | 1 |
| 1 | 1 | 1,10 | 1 |



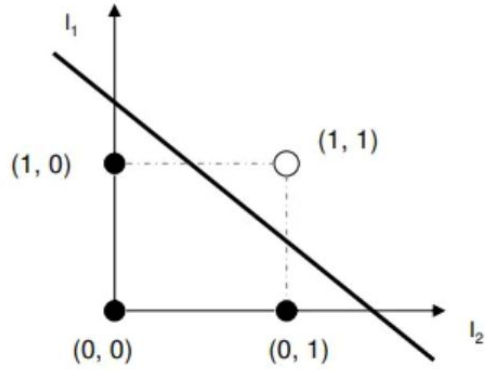
Neurônio artificial

- Exemplo: porta OR

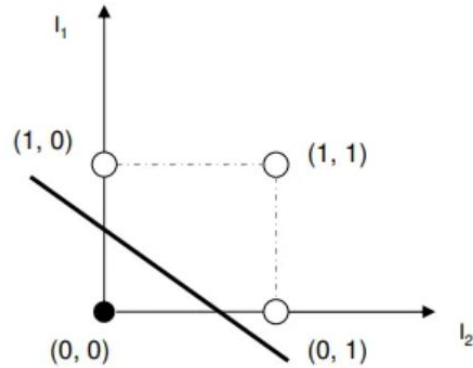
| X_1 | X_2 | Soma | Saída |
|-------|-------|------|-------|
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0,55 | 1 |
| 1 | 0 | 0,55 | 1 |
| 1 | 1 | 1,10 | 1 |

XOR é impossível usando
somente este neurônio!

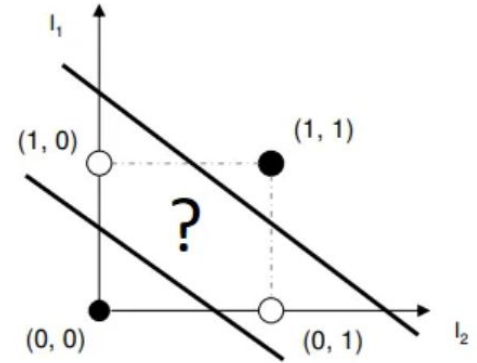
| AND | | |
|-------|-------|-----|
| I_1 | I_2 | out |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 |

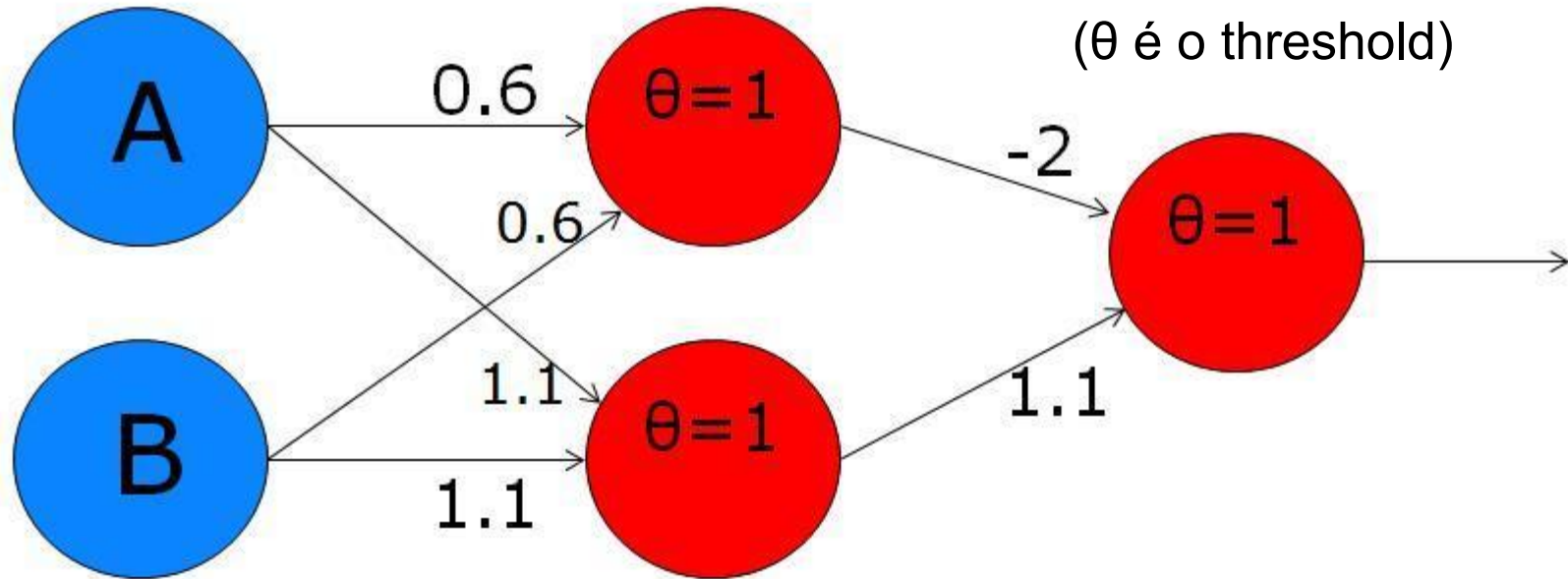


| OR | | |
|-------|-------|-----|
| I_1 | I_2 | out |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 |
| 1 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |



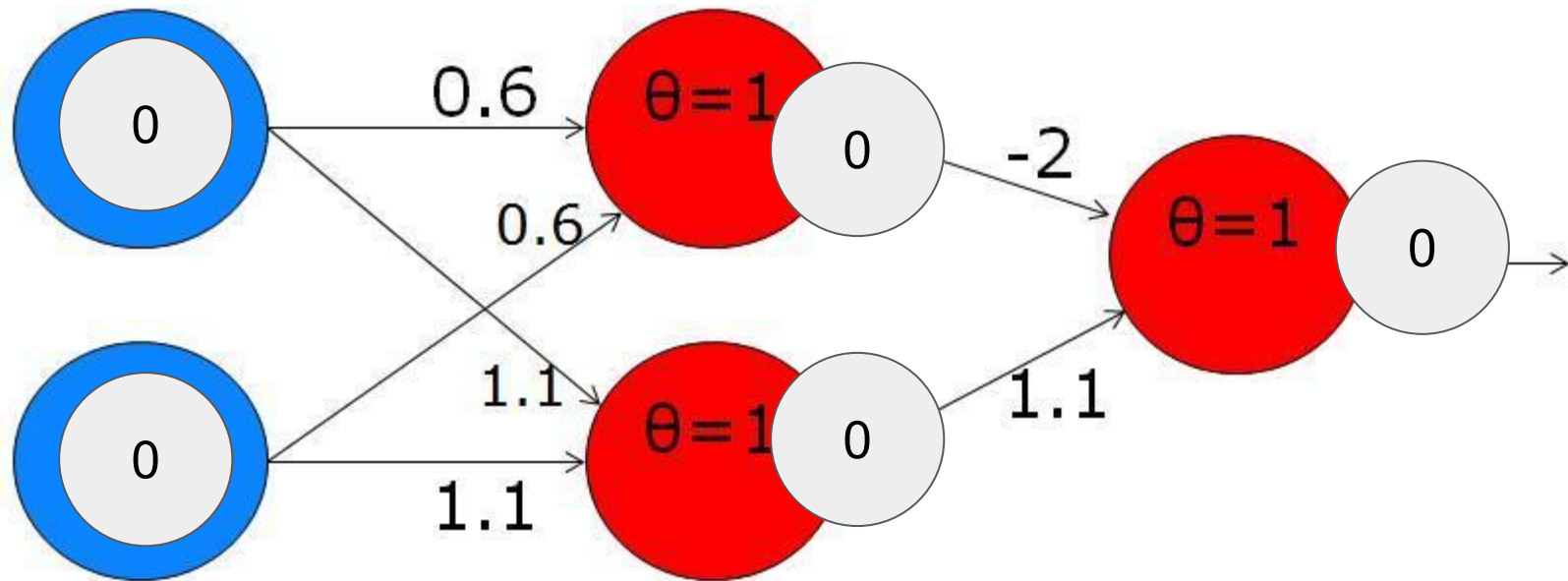
| XOR | | |
|-------|-------|-----|
| I_1 | I_2 | out |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 |
| 1 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 |

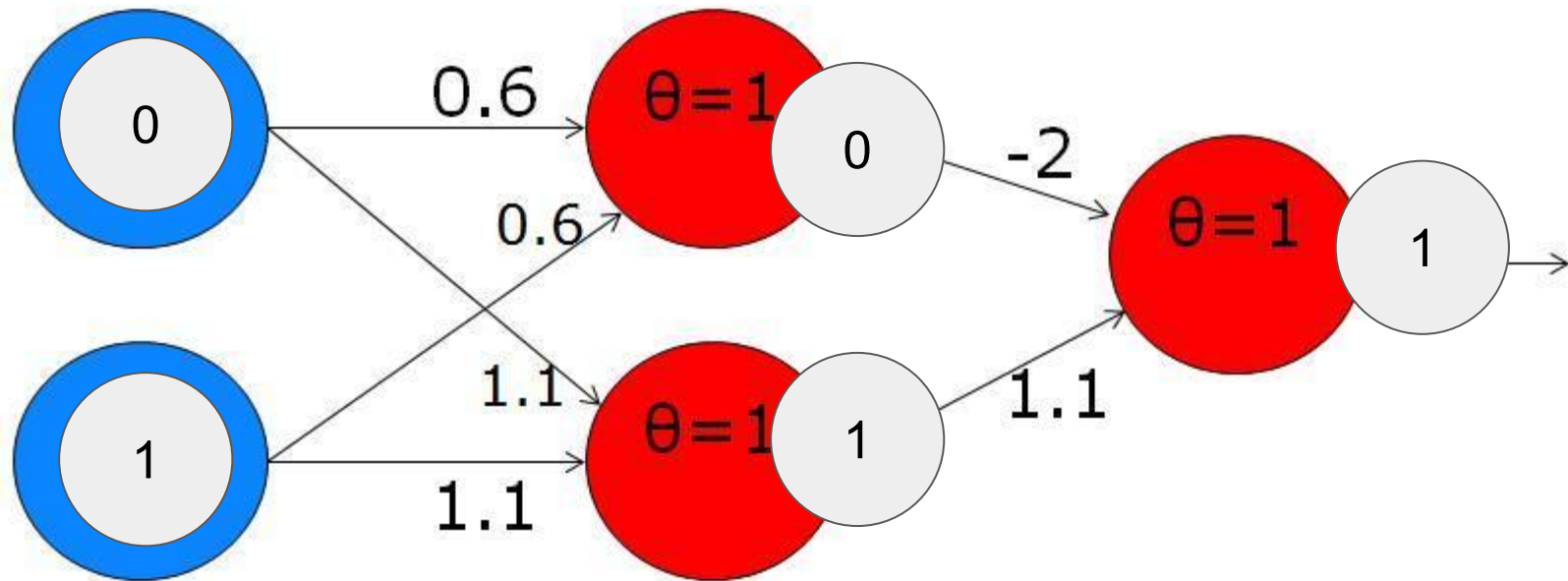


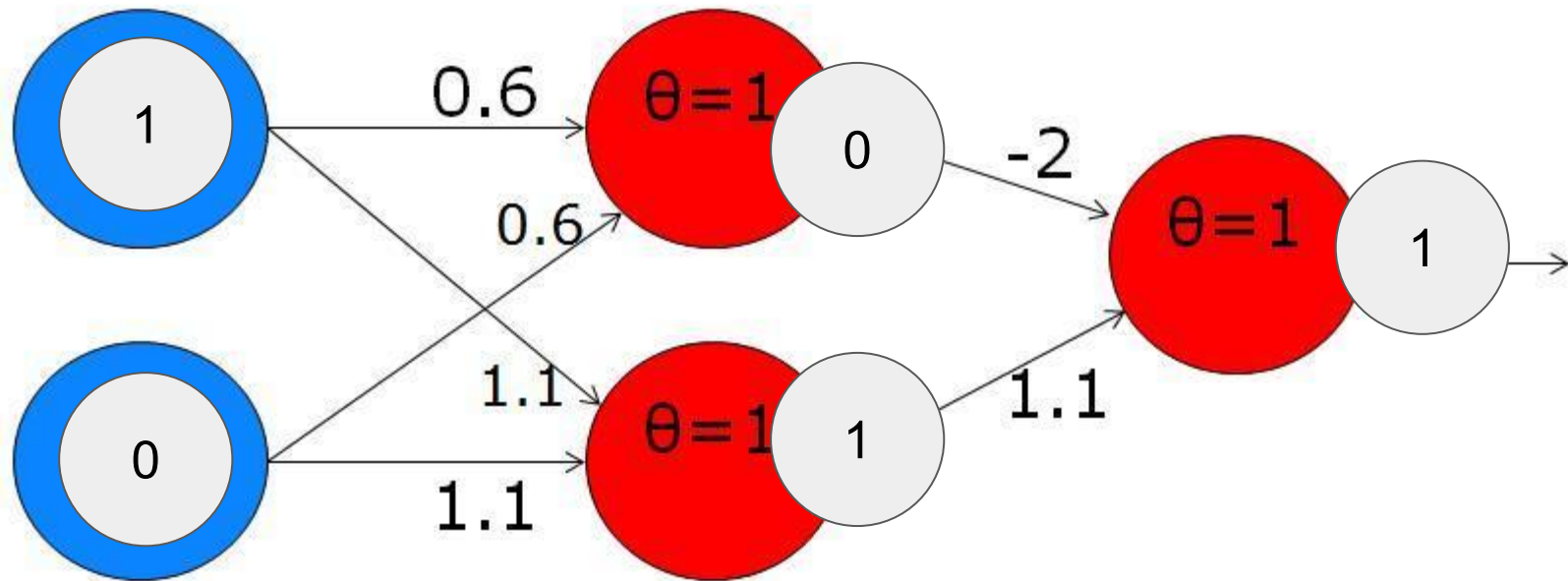


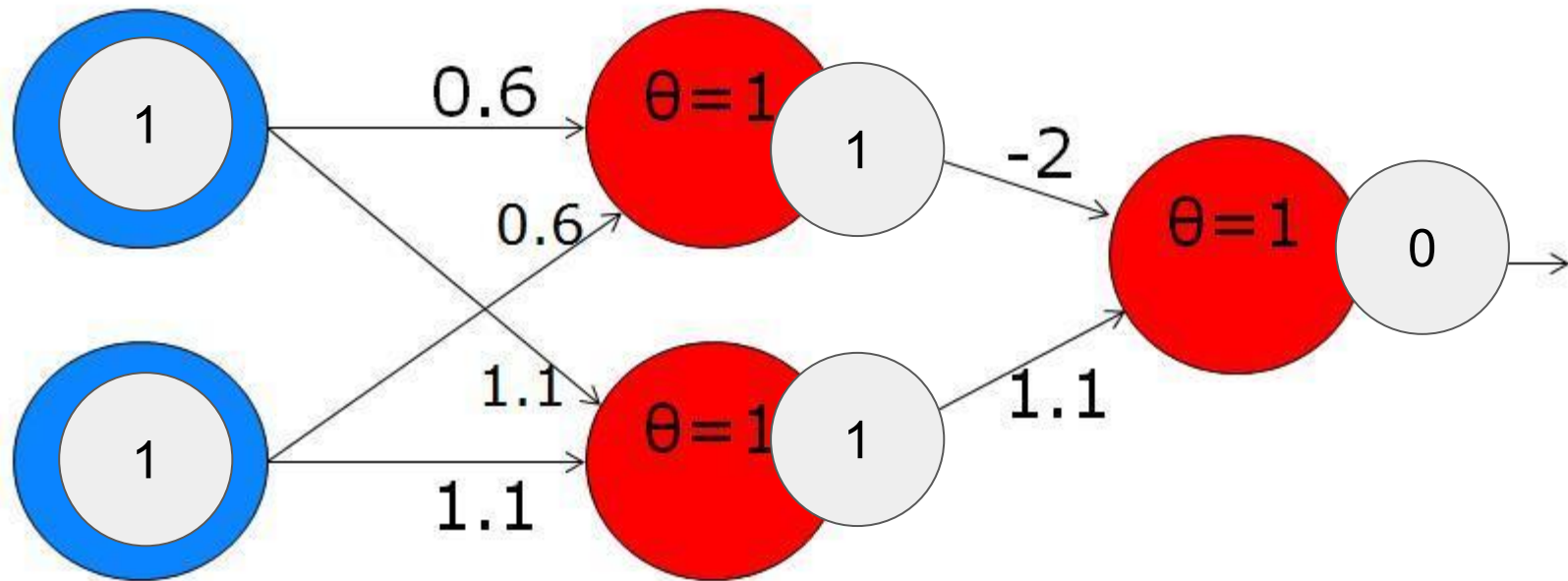
(θ é o threshold)

Solução para a XOR:
múltiplos neurônios



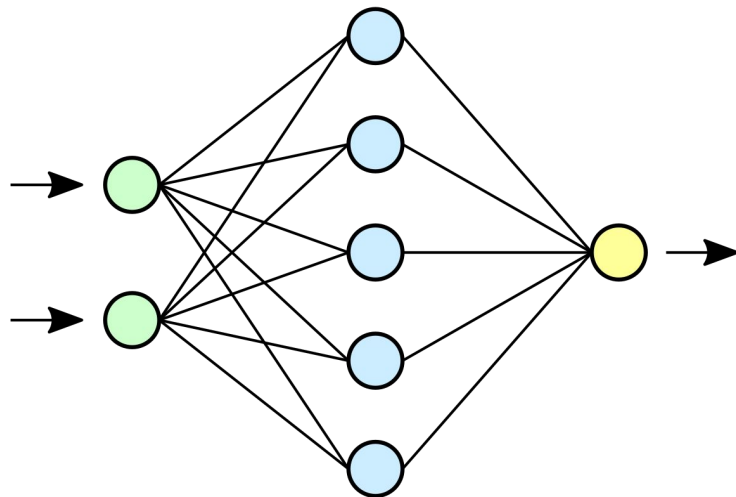






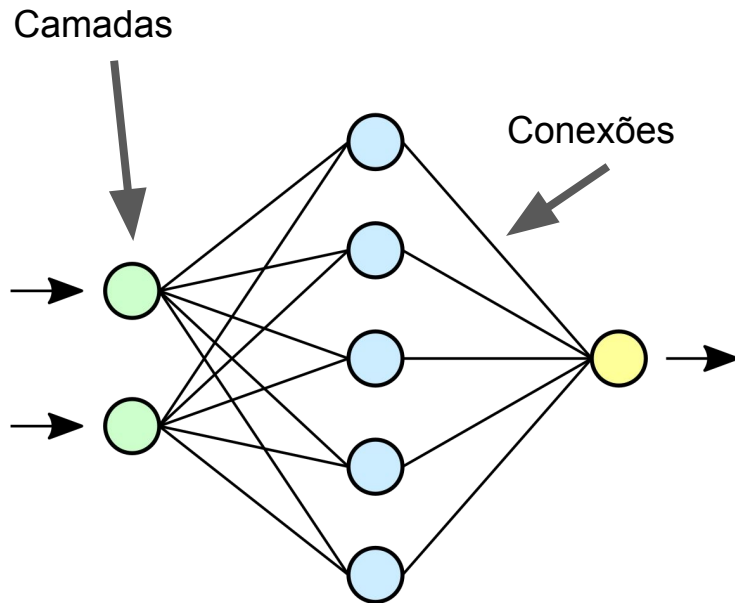
Arquitetura

- Combinando diversas camadas (***deep learning***), é possível resolver problemas muito mais complexos



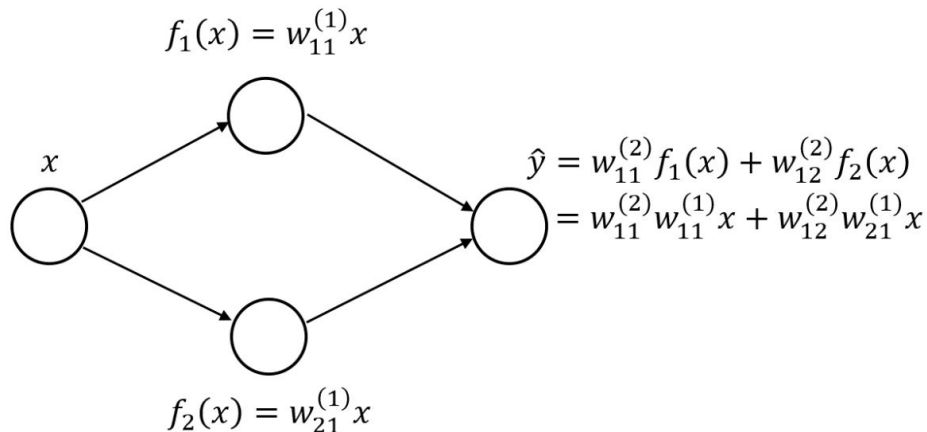
Arquitetura

- **Camadas:** As redes neurais são organizadas em camadas, sendo as principais a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e a camada de saída. Cada camada contém um conjunto de neurônios.
- **Conexões:** Cada neurônio em uma camada está conectado a todos os neurônios da camada seguinte por meio de conexões ponderadas, representando os pesos sinápticos.



Funções de ativação

- Sem as funções de ativação, a combinação de neurônios resultaria em uma combinação linear das entradas (combinar mais neurônios somente mudaria os pesos)

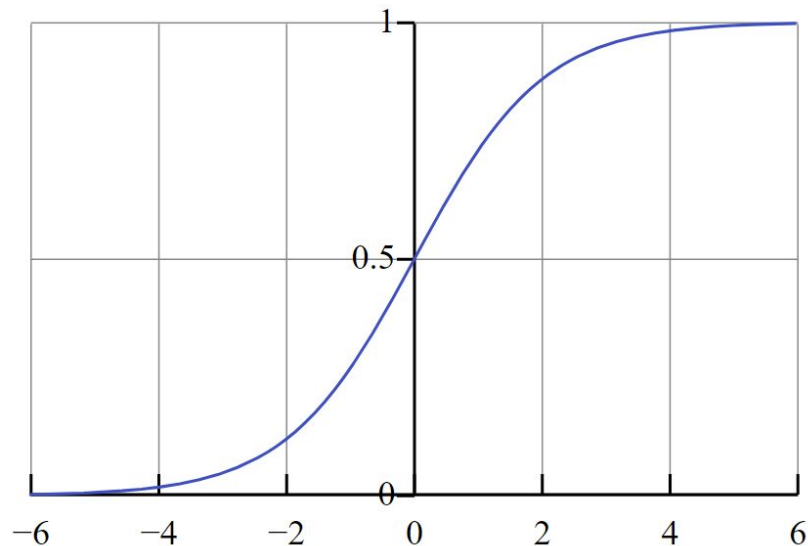


- As funções de ativação inserem não-linearidades às redes, permitindo a criação de funções mais complexas

Funções de ativação

- **Sigmóide:** mapeia valores para o intervalo (0, 1), sendo útil em problemas de classificação binária.

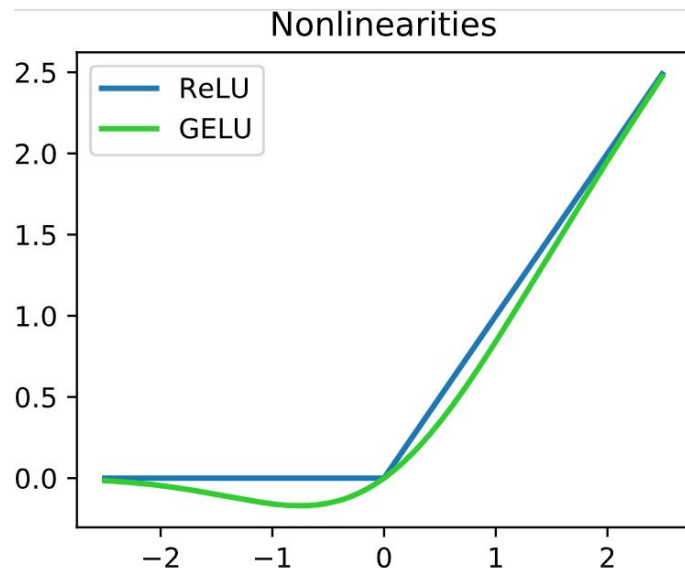
$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



Funções de ativação

- **ReLU (Rectified Linear Unit):** A função ReLU retorna 0 para valores negativos e o valor original para valores positivos, ajudando a resolver problemas de classificação.

$$f(x) = x^+ = \max(0, x) = \frac{x + |x|}{2}$$



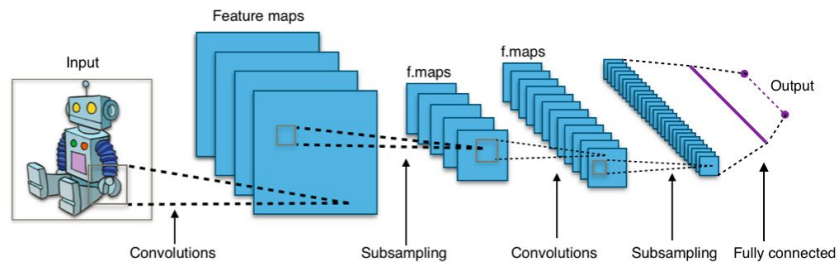
Funções de ativação

- **Softmax:** recebe um vetor \mathbf{z} com K números, e os normaliza de forma proporcional ao exponencial destes valores.
 - Frequentemente usada em problemas de classificação multiclasse

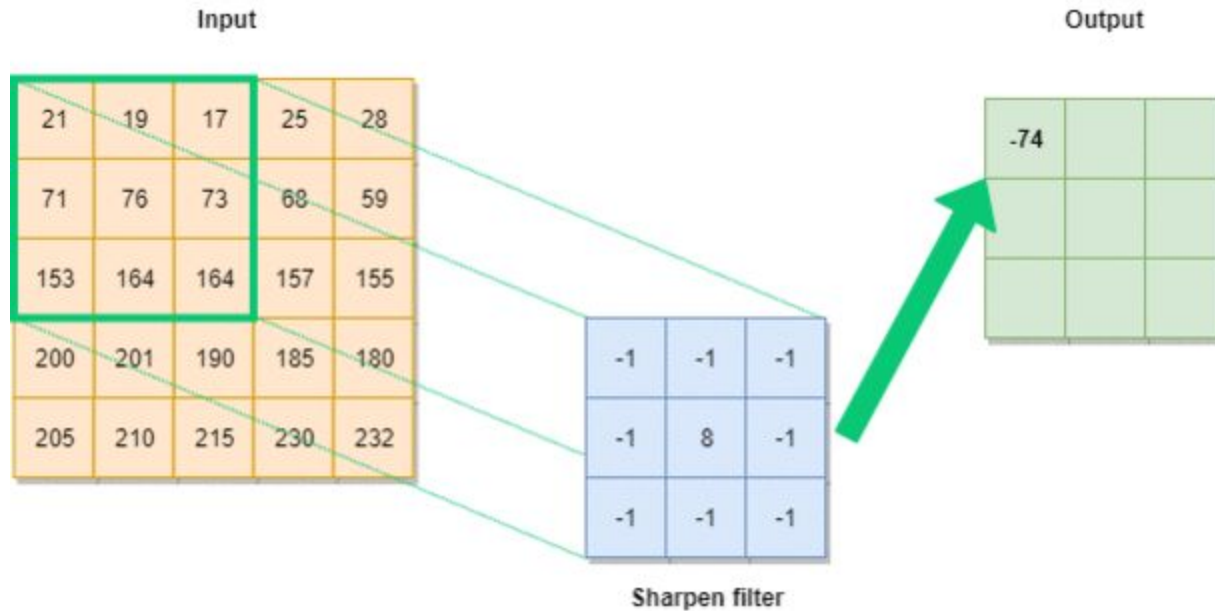
$$\sigma(\mathbf{z})_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad \text{for } i = 1, \dots, K \text{ and } \mathbf{z} = (z_1, \dots, z_K) \in \mathbb{R}^K.$$

Redes neurais convolucionais

- Usam camadas convolucionais além dos neurônios tradicionais (aqui chamadas de camadas totalmente conectadas)
- Substitui o uso de todas as entradas da camada anterior multiplicadas por pesos
- Cada camada convolucional aplica filtros convolucionais em pequenas regiões (janelas) da entrada, deslizando-os sobre toda a imagem para extrair características relevantes

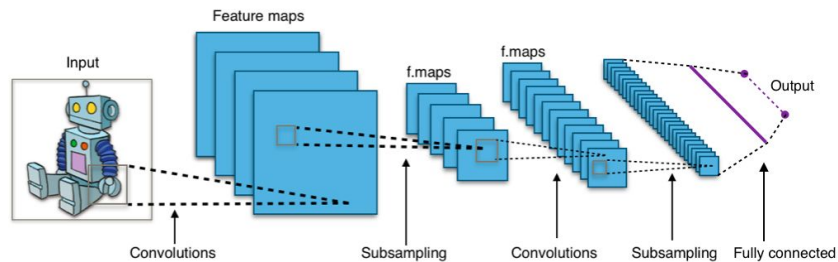


Redes neurais convolucionais

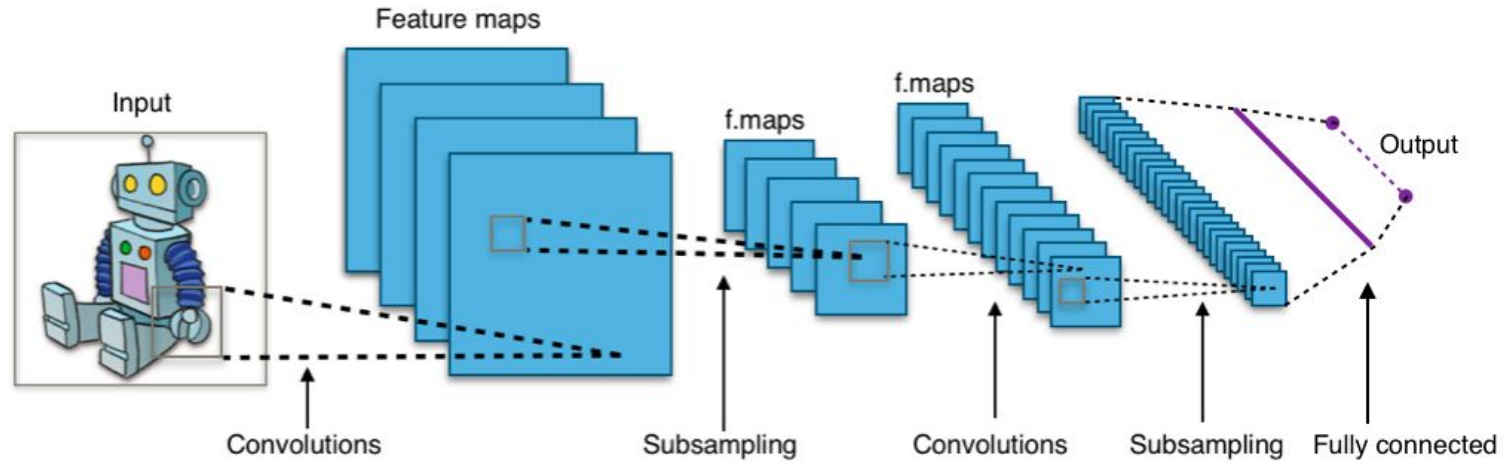


Redes neurais convolucionais

- Também usam camadas de *pooling*, que reduzem a dimensionalidade espacial das representações geradas pelas camadas convolucionais;
- O pooling realiza uma operação de resumo (como máximo ou média) em pequenas regiões da entrada, reduzindo o tamanho da representação;
- *Transfer learning*: Modelos pré-treinados em grandes conjuntos de dados podem ser usados como ponto de partida para resolver outras tarefas, permitindo uma inicialização mais rápida e melhores resultados com menos dados de treinamento.

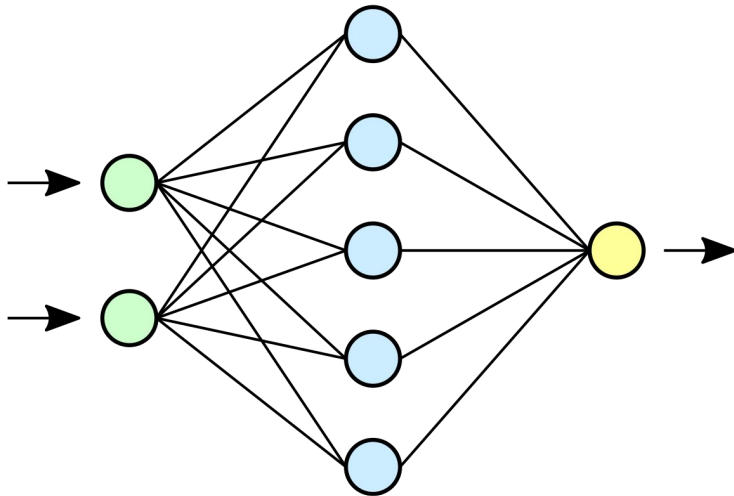


Redes neurais convolucionais



Treinamento de redes

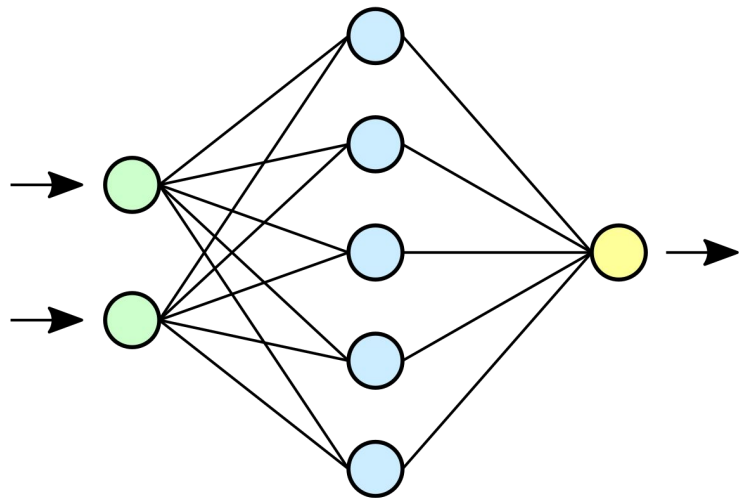
- Como calcular os pesos?
- Como escolher a quantidade de camadas e de neurônios?
- Como escolher as funções de ativação?
- Como escolher a função de custo?



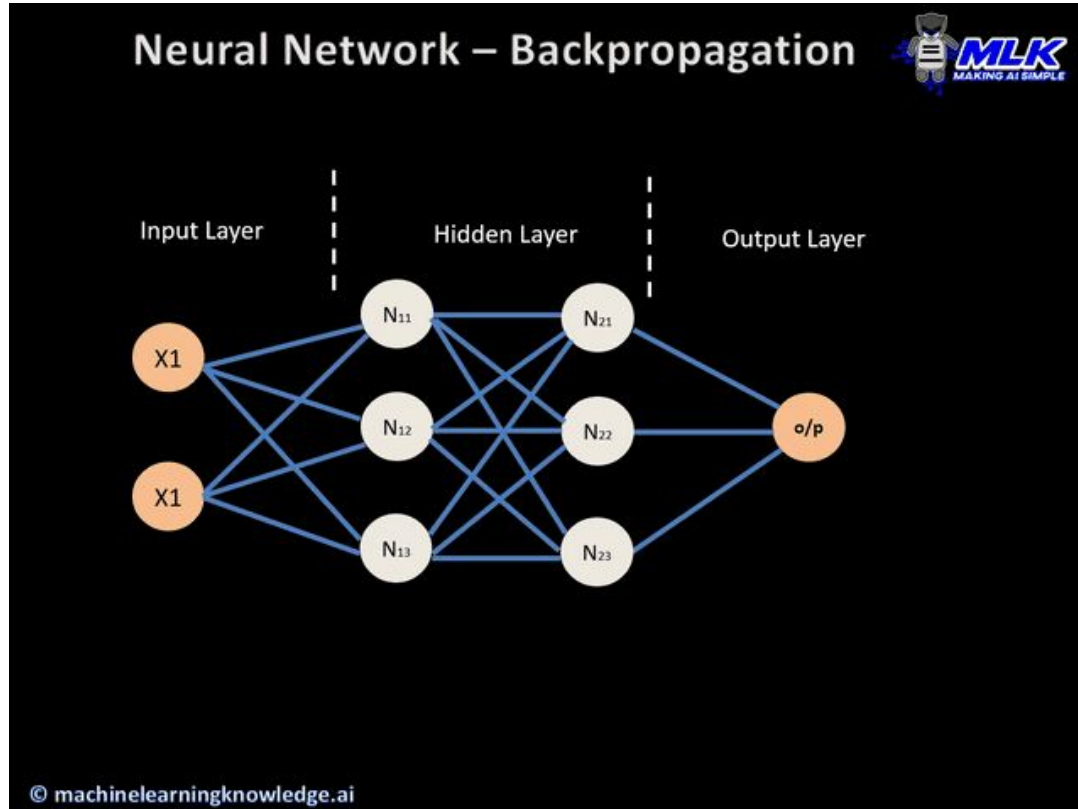
Treinamento de redes

Treinamento supervisionado:

- Usamos um conjunto de dados de entrada e suas respostas desejadas.
- Ajustamos os pesos iterativamente, de forma a minimizar o erro entre as saídas previstas pela rede e as saídas desejadas para esses dados (*backpropagation by gradient descent*).
- A função de custo é o erro entre as saídas previstas e desejadas.



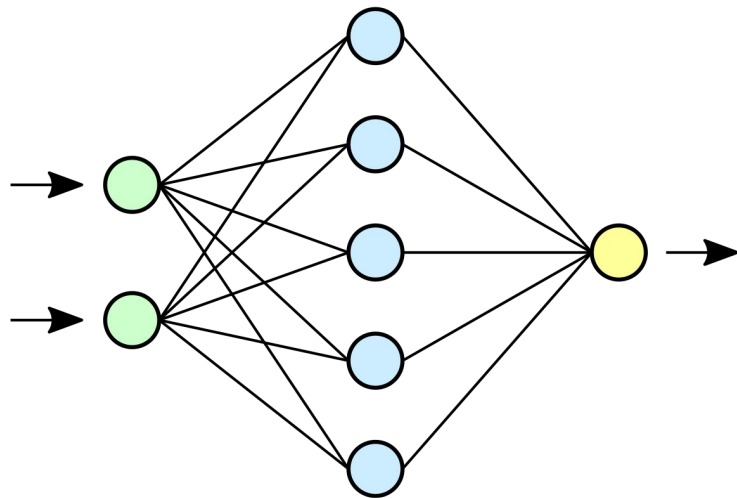
Treinamento de redes



Treinamento de redes

Taxa de aprendizado (*learning rate*):

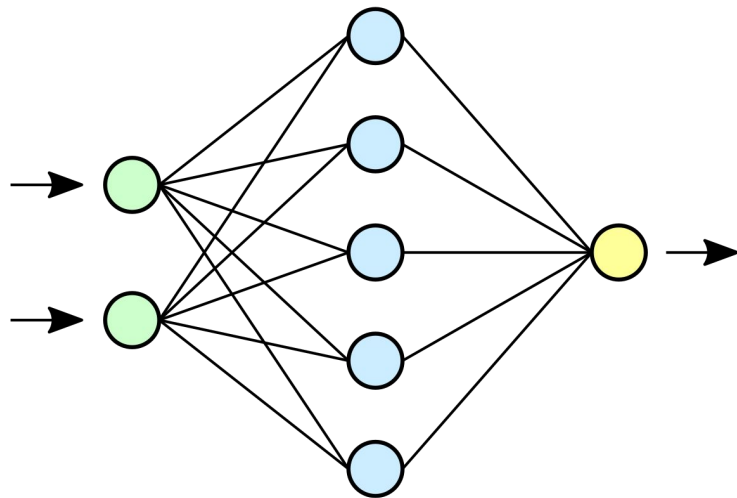
- Hiperparâmetro crítico que determina o tamanho dos passos que o algoritmo de otimização dá para atualizar os pesos.
- Uma taxa de aprendizado muito alta pode levar a oscilações e dificultar a convergência
- Uma taxa de aprendizado muito baixa pode resultar em um treinamento lento e em convergência para mínimos locais.



Treinamento de redes

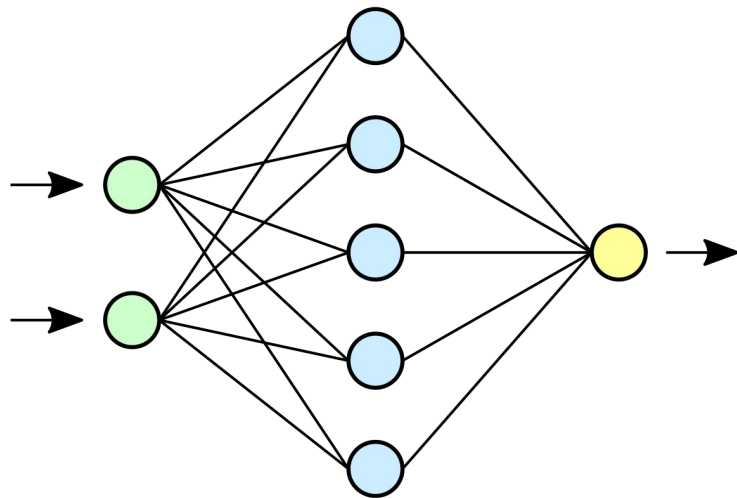
Épocas e tamanho do lote (*batch size*):

- O treinamento ocorre em etapas chamadas épocas, onde cada época consiste em uma passagem completa por todo o conjunto de treinamento.
- Durante cada época, os dados são divididos em lotes (*batches*) e a atualização dos pesos ocorre após processar cada lote.
- O tamanho do lote pode afetar a estabilidade e a velocidade do treinamento.



Treinamento de redes

- **Overfitting:** ocorre quando a rede se torna muito ajustada aos dados de treinamento e tem dificuldades de generalização para novos dados.
 - Para evitar *overfitting*, são utilizadas técnicas de regularização, como a L2 *regularization* (*weight decay*) e o *dropout*, que evitam que os pesos da rede se tornem muito altos, e que reduzem a coadaptação de neurônios durante o treinamento.
- **Underfitting:** ocorre quando a rede não consegue capturar os padrões presentes nos dados de treinamento, resultando em um desempenho insuficiente.



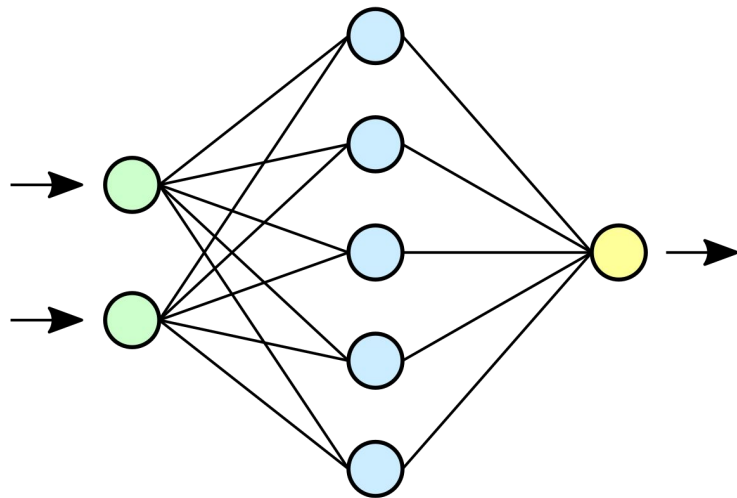
Treinamento de redes

Definição da quantidade de camadas:

- Problema linear? 1 camada
- Não-linear? Experimentação + intuição
 - Aumente a complexidade gradativamente
 - Evite *overfitting*, quando a rede aprende muito bem os dados de treinamento, mas não generaliza bem para novos dados

Definição da função de ativação:

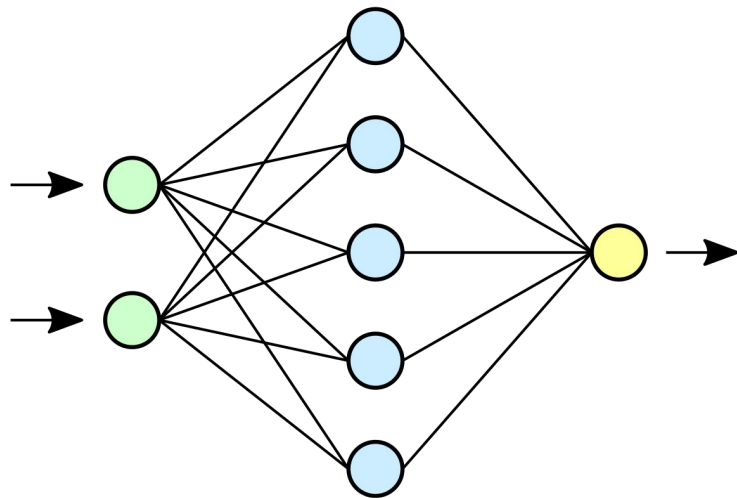
- ReLU é a escolha padrão
- Sigmóide ou parecida para classificação binária
- Softmax para multiclasse



Treinamento de redes

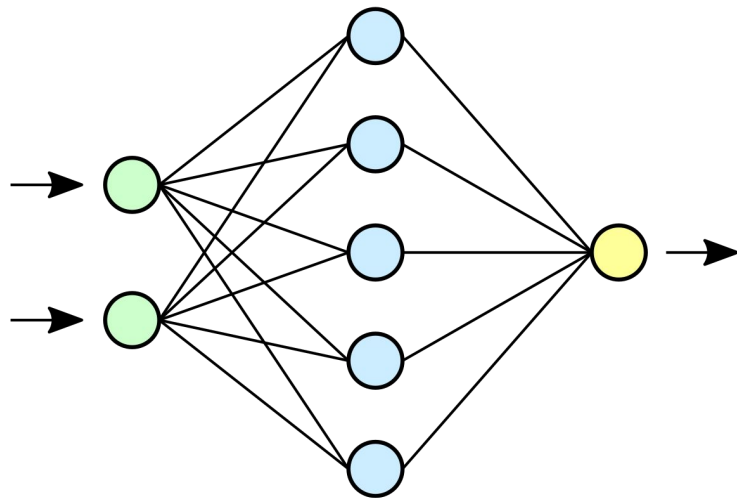
Definição da função de custo:

- **Erro Quadrático Médio (*Mean Squared Error - MSE*):** mais comum
- **Entropia Cruzada (*Cross-Entropy Loss*):** muito usada em problemas de classificação (categorização):
 - *Binary Cross-Entropy*: Classificação binária
 - *Categorical Cross-Entropy*: classificação multiclasse
- **Outras funções:** problemas especializados, como IoU (Intersection over Union) usada em tarefas de detecção de objetos para medir a sobreposição entre caixas delimitadoras.
- ***Transfer Learning*:** a função de custo pode ser escolhida de acordo com o domínio da tarefa original para a qual o modelo foi pré-treinado



Treinamento de redes

- **Experimente diferentes arquiteturas:**
Não há uma regra definitiva para determinar a melhor arquitetura de antemão. Experimente diferentes números de camadas, tamanhos de camadas e arquiteturas para encontrar o melhor equilíbrio entre desempenho e eficiência.
- **Grid Search ou Random Search:** É possível utilizar técnicas de busca em grade (*Grid Search*) ou busca aleatória (*Random Search*) para explorar o espaço de hiperparâmetros e encontrar uma configuração ótima.



Avaliação de redes

- **Separação dos dados em conjuntos de treinamento, validação e teste:**

- **Treinamento:** para ajustar os pesos da rede;
- **Validação:** para acompanhar o desempenho durante o treinamento e ajustar hiperparâmetros;
- **Teste:** para avaliar o desempenho final da rede, após o treinamento ser concluído

- **Matriz de confusão:**

- Contagem de previsões corretas e incorretas para cada classe, permitindo identificar os acertos e erros da rede

| | | Expected | | | |
|-----------|---|----------|----|----|----|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| Predicted | 1 | 52 | 3 | 7 | 2 |
| | 2 | 2 | 28 | 2 | 0 |
| | 3 | 5 | 2 | 25 | 12 |
| | 4 | 1 | 1 | 9 | 40 |

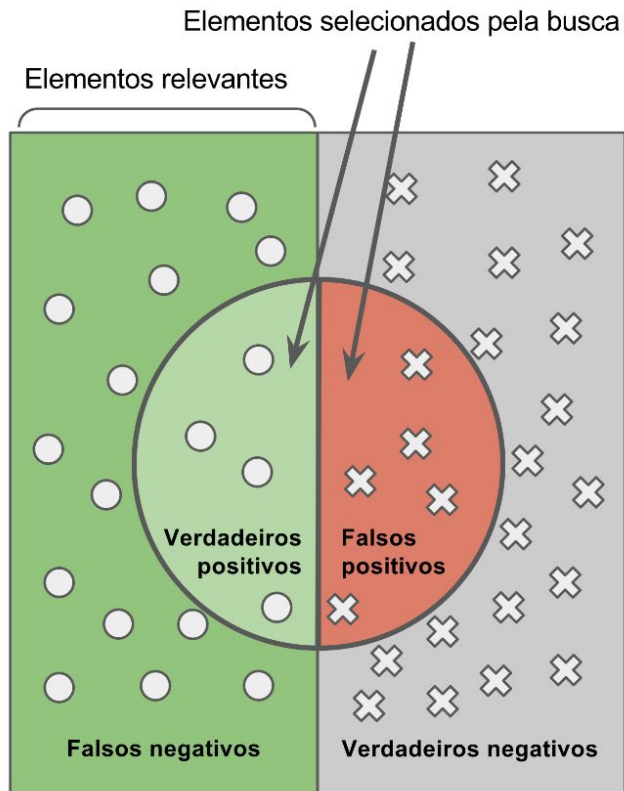
Avaliação de redes

- **Separação dos dados em treinamento, validação e teste:**

- **Treinamento:** para ajustar os pesos da rede
- **Validação:** para acompanhar o desempenho durante o treinamento
- **Teste:** para avaliar o desempenho da rede após o treinamento

- **Matriz de confusão:**

- Contagem de previsões corretas e incorretas para cada classe, permitindo calcular a taxa de acertos e erros da rede



Avaliação de redes

- **Separação dos dados em treinamento, validação e teste**

- **Treinamento:** para ajustar o modelo durante o treinamento
- **Validação:** para avaliar o modelo durante o treinamento
- **Teste:** para avaliar o modelo após o treinamento

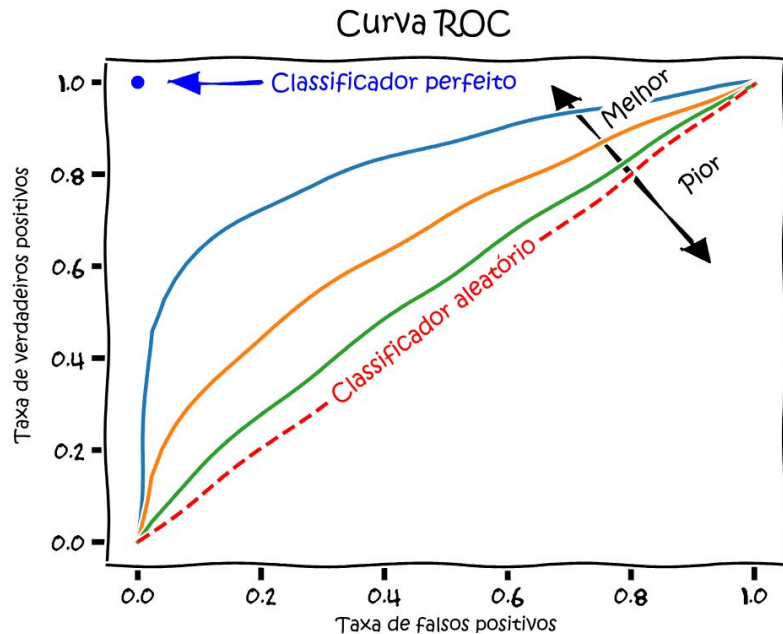
- **Matriz de confusão**

- Contagem de predições corretas e incorretas para cada classe
- Acertos e erros de classificação

| | |
|-----------|---|
| Acurácia | $\frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$ |
| Precisão | $\frac{VP}{VP + FP}$ |
| Revocação | $\frac{VP}{VP + FN}$ |
| F1-Score | $\frac{2 * \text{Precisão} * \text{Revocação}}{\text{Precisão} + \text{Revocação}}$ |

Avaliação de redes

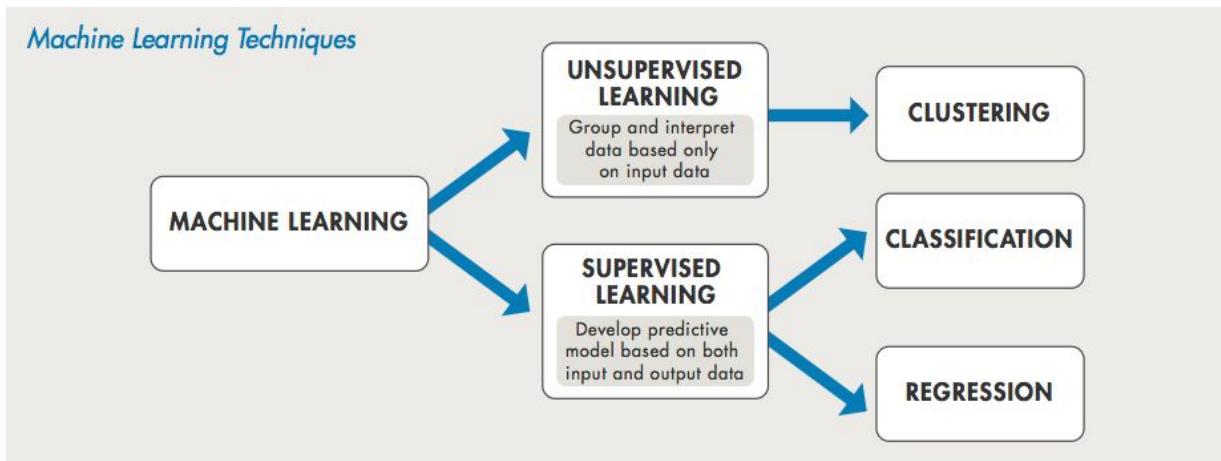
- **Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*):**
 - Avalia o desempenho de classificadores binários em diferentes pontos de corte
- **Área sob a curva ROC (*AUC*):**
 - Resume a curva ROC em um único valor, indicando a capacidade do modelo de distinguir entre as classes.



Tipos de treinamento de redes

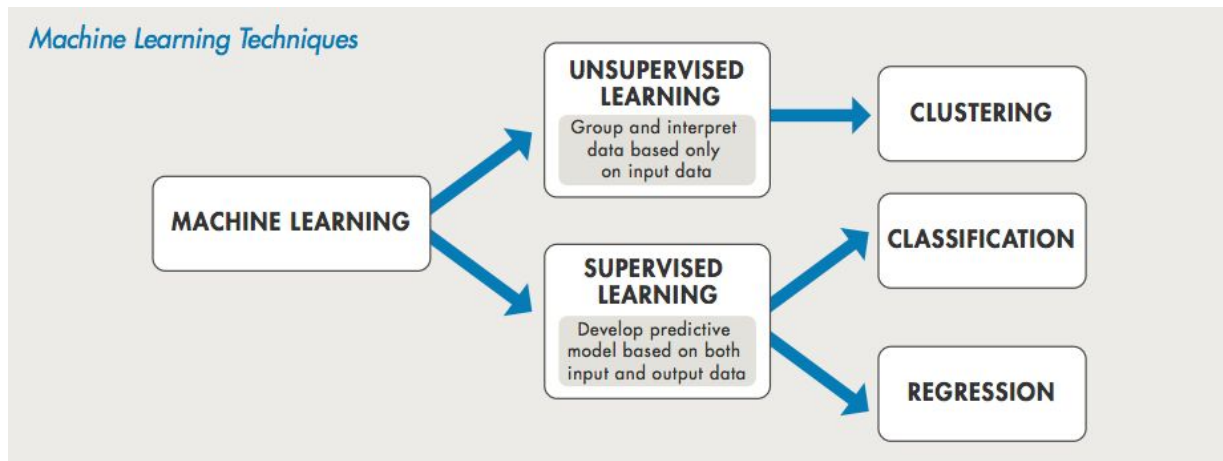
- **Aprendizado supervisionado:**

- Entradas ao treinamento:
 - Dados de entrada
 - Saídas respectivas desejadas
- Saída do treinamento:
 - Pesos para minimizar o erro entre as saídas previstas e as saídas desejadas



Tipos de treinamento de redes

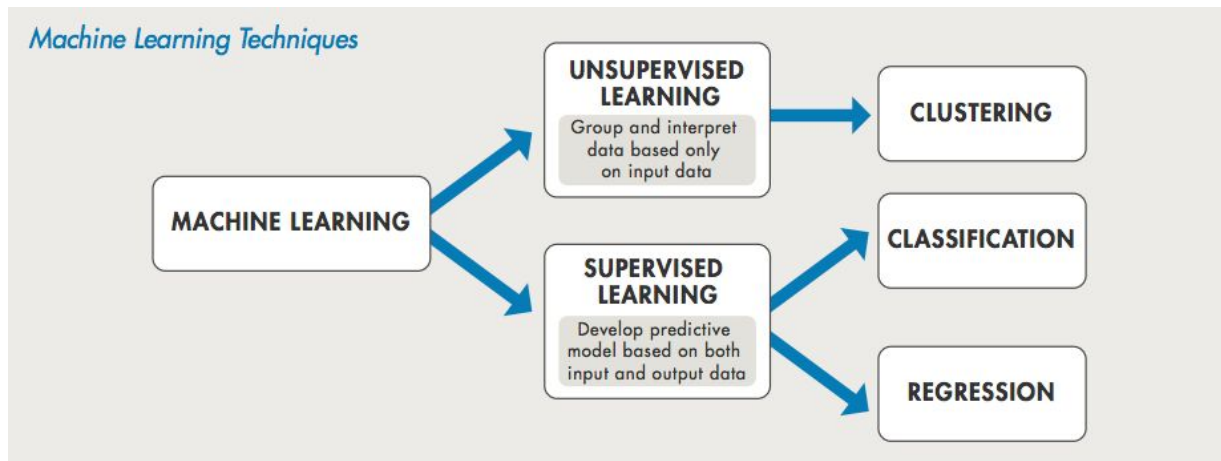
- **Aprendizado não-supervisionado:**
 - Entradas ao treinamento:
 - Dados de entrada
 - Saída do treinamento:
 - Padrões e estruturas nos dados (agrupamentos por semelhanças)



Tipos de treinamento de redes

- **Aprendizado semi-supervisionado:**

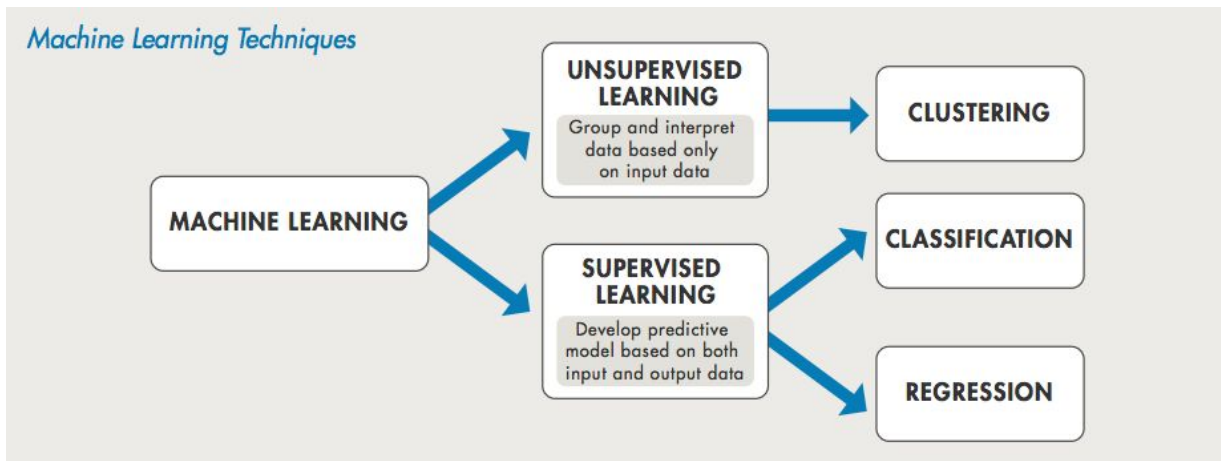
- Combina características do treinamento supervisionado e não-supervisionado
- O modelo é treinado com um conjunto de dados que contém tanto exemplos rotulados (supervisionado) quanto não rotulados (não-supervisionado).



Tipos de treinamento de redes

- **Transfer learning:**

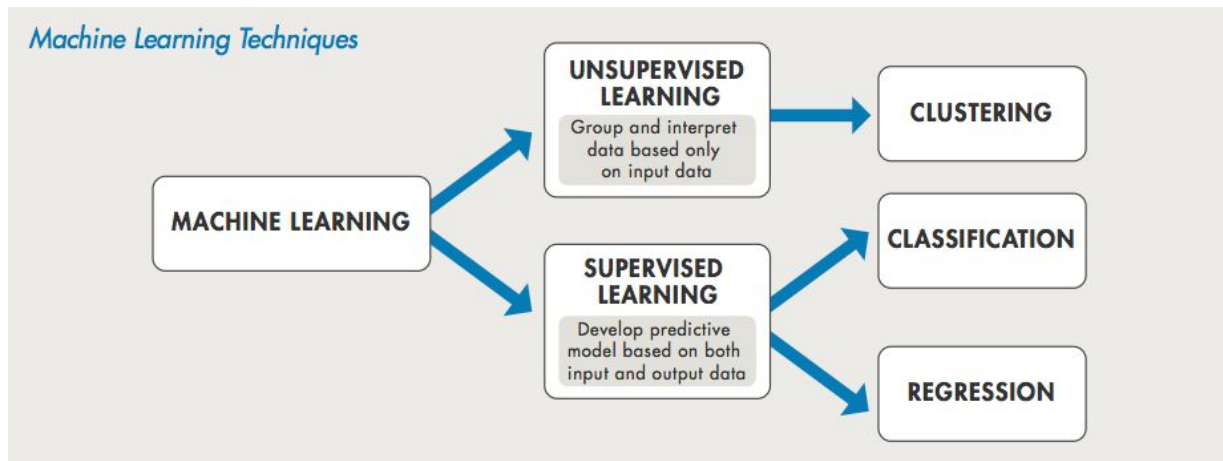
- Aproveita o conhecimento prévio adquirido por um modelo treinado em uma tarefa;
- O modelo pré-treinado é ajustado (*fine-tuned*) com um conjunto menor de dados específico para a nova tarefa, economizando tempo e recursos de treinamento.



Tipos de treinamento de redes

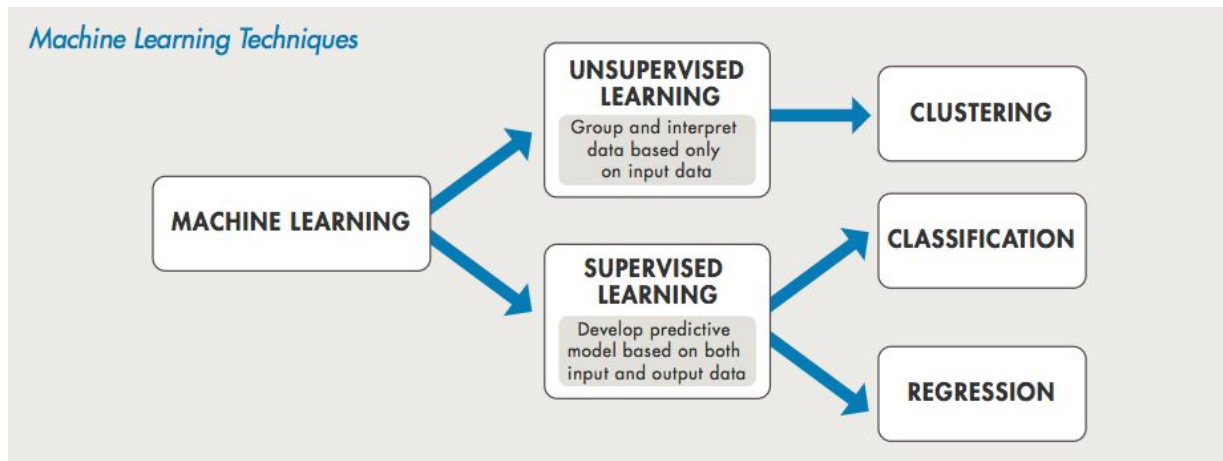
- **Treinamento por reforço (*reinforcement learning*):**

- O modelo (agente) interage com um ambiente e aprende a tomar decisões para maximizar uma recompensa cumulativa ao longo do tempo;
- O agente recebe *feedback* sobre suas ações, na forma de recompensas ou penalidades, e utiliza esse feedback para melhorar seu comportamento ao longo do tempo.



Tipos de treinamento de redes

- **Treinamento por reforço (*reinforcement learning*):**
 - Exemplo: Treinamento de um agente para jogar xadrez ou dirigir um carro autônomo, onde o agente aprende com base nas recompensas recebidas após cada movimento ou ação.



Referências

- 3Blue1Brown
 - [But what is a neural network? | Chapter 1, Deep learning](#)
 - [Gradient descent, how neural networks learn | Chapter 2, Deep learning](#)
 - [What is backpropagation really doing? | Chapter 3, Deep learning](#)
 - [Backpropagation calculus | Chapter 4, Deep learning](#)
- Computerphile
 - [CNN: Convolutional Neural Networks Explained - Computerphile](#)
 - [Inside a Neural Network - Computerphile](#)
 - [Deep Learning - Computerphile](#)

Referências

- Arquiteturas

- [BerryNet](#)
- [Yolo](#)
- [Yolo Tiny](#)

- Cursos e livros

- [deeplearning.ai](#)
- [deeplearningbook.org](#)
- [Embedded Machine Learning](#)
- [Mastering Machine Learning: A Step-by-Step Guide with MATLAB](#)
- [neuralnetworksanddeeplearning.com](#)