



# Redes Neurais Artificiais

Introdução à Redes Neurais

Prof. Filipe C Fernandes

<u>040602182@prof.unama.br</u>

GitHub: FilipeCFernandes

### Sumário

# 1. Função de Ativação do Neurônio

- O que é e para que serve
- Função Degrau
- Função Degrau Bipolar
- Função Rampa Simétrica
- Outras funções importantes
- Exercícios

#### 2. Arquitetura de Redes Neurais

- Feedforward de camada simples
- Feedforward de múltiplas camadas
- Redes neurais recorrentes (RNN)
- Estruturas reticuladas
- Exercícios

### 3. Rede Perceptron Simples

- Histórico
- Princípio de funcionamento
- Análise matemática
- Processo de treinamento
- Exemplo prático
- Exercícios

# Funções de Ativação



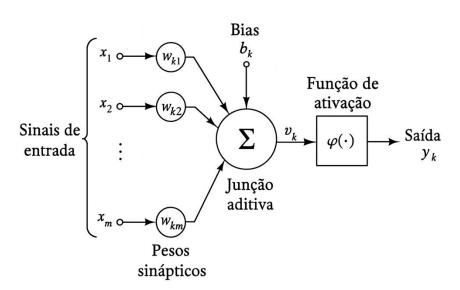
### Função de Ativação do Neurônio

#### O que é a função de ativação?

- Componente matemático que determina a saída de um neurônio artificial
- Transforma a soma ponderada das entradas em um valor de saída

#### Para que serve?

- Introduz não-linearidade no modelo, permitindo aprender padrões complexos
- Limita a amplitude do sinal de saída (normalização)
- Determina se o neurônio será "ativado" ou não



Modelo de neurônio artificial com função de ativação

# Função Degrau

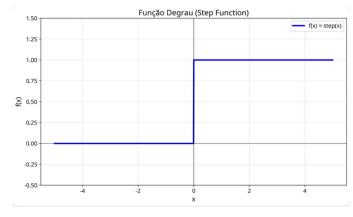
### **Definição Matemática**

$$f(x) = \begin{cases} 1, & sex \ge 0 \\ 0, & sex < 0 \end{cases}$$

### Comportamento

- Saída binária: 0 ou 1
- Transição abrupta no limiar (x = 0)
- Não é diferenciável no ponto de transição

- Classificação binária simples
- Perceptron original (modelo McCulloch-Pitts)
- Problemas de decisão do tipo "sim/não"



Função Degrau: Domínio ℝ, Imagem {0,1}

### Função Degrau Bipolar

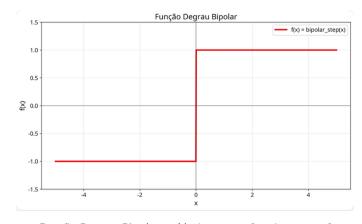
#### **Definição Matemática**

$$f(x) = \begin{cases} 1, & sex \ge 0 \\ -1, & sex < 0 \end{cases}$$

#### **Características**

- Saída binária: -1 ou 1
- lacktriangle Domínio:  $\mathbb{R}$  (todos os números reais)
- Imagem:  $\{-1,1\}$  (conjunto com dois valores)

- Classificação binária com saídas simétricas
- Redes Hopfield e modelos de memória associativa



Função Degrau Bipolar: saída 1 para  $x \ge 0$  e -1 para x < 0

# Função Rampa Simétrica

#### **Definição Matemática**

$$f(x) = \begin{cases} -1, & \text{se } x \le -1 \\ x, & \text{se } -1 < x < 1 \\ 1, & \text{sex } \ge 1 \end{cases}$$

#### **Características**

- Também conhecida como função de saturação linear
- Combina comportamento linear na região central com saturação nos extremos
- $lue{}$  Domínio:  ${\mathbb R}$  e Imagem: [-1,1]

- Redes neurais de múltiplas camadas
- Sistemas de controle com limitação de amplitude

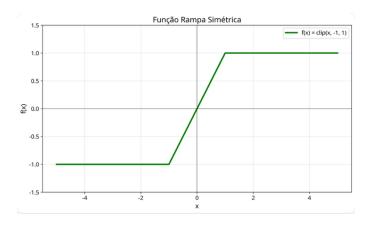


Gráfico da função rampa simétrica com saturação em -1 e 1

# Outras Funções de Ativação

# Tangente Hiperbólica (Tanh)

$$f(x) = anh(x) = rac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

Saída entre -1 e 1, simétrica em torno da origem. Usada em redes recorrentes e camadas ocultas.

#### Linear

$$f(x) = x$$

Mantém proporcionalidade entre entrada e saída. Usada em camadas de saída para regressão.

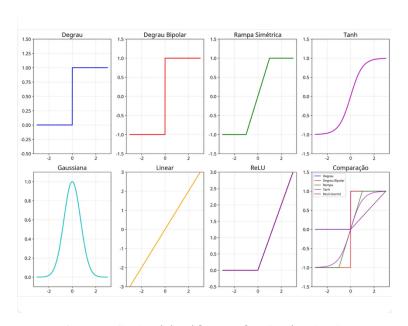
#### Gaussiana

Forma de sino com valor máximo em x=0. Aplicada em redes de base radial (RBF).

#### **ReLU**

$$f(x) = \max(0, x)$$

Zero para entradas negativas, identidade para positivas. Padrão em redes convolucionais modernas.



Comparação visual das diferentes funções de ativação

### 1. Qual é o principal objetivo da função de ativação em uma rede neural?

- a) Apenas normalizar os valores de entrada
- **b)** Introduzir não-linearidade ao modelo
- d) Reduzir o número de parâmetros da rede
- c) Acelerar o processo de treinamento

- 1. Qual é o principal objetivo da função de ativação em uma rede neural?
  - a) Apenas normalizar os valores de entrada
  - b) Introduzir não-linearidade ao modelo
  - d) Reduzir o número de parâmetros da rede
  - c) Acelerar o processo de treinamento

### 2. A função degrau bipolar possui qual intervalo de saída?

- **a)**[0, 1]
- **b)**[-1, 1]
- **c)** [0, ∞)
- $d)(-\infty, \infty)$

### 2. A função degrau bipolar possui qual intervalo de saída?

- **a)**[0, 1]
- b)[-1, 1]
- **c)** [0, ∞)
- $d)(-\infty, \infty)$



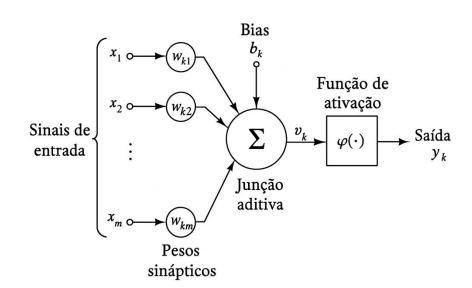
# **Arquitetura de Redes Neurais**

#### O que é a arquitetura de uma rede neural?

- Estrutura organizacional dos neurônios e suas conexões
- Define como os neurônios são agrupados em camadas
- Estabelece os padrões de conexão entre as camadas

#### Principais tipos de arquiteturas:

- Feedforward de camada simples
- Feedforward de múltiplas camadas (MLP)
- Redes neurais recorrentes (RNN)
- Estruturas reticuladas



### Feedforward de Camada Simples

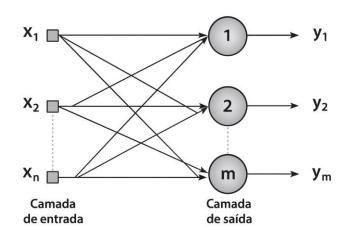
#### Definição

- Rede neural com apenas duas camadas: entrada e saída (sem camadas ocultas)
- Fluxo de informação unidirecional: da entrada para a saída

#### Características

- Cada neurônio de saída conecta-se a todos os neurônios de entrada
- Cada conexão possui um peso associado (parâmetro ajustável)

- Classificação de padrões linearmente separáveis
- Reconhecimento de padrões simples
- Exemplo: Perceptron para operações lógicas AND e OR



Arquitetura de rede feedforward com uma camada de entrada e uma camada de saída

### Feedforward de Múltiplas Camadas

#### Definição

 Rede neural com uma ou mais camadas ocultas entre a entrada e a saída

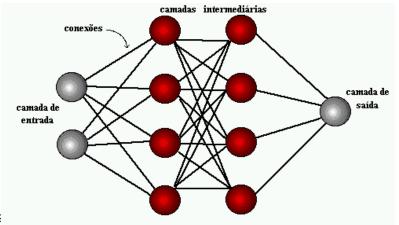
Fluxo de informação unidirecional: da entrada para a saída

#### Características

 Cada neurônio conecta-se a todos os neurônios da camada seguinte

#### Vantagens e Aplicações

- Capacidade de resolver problemas não-linearmente separáveis
- Reconhecimento de padrões complexos e aproximação de funções



Arquitetura feedforward com duas camadas ocultas entre a entrada e a saída

### **Redes Neurais Recorrentes (RNN)**

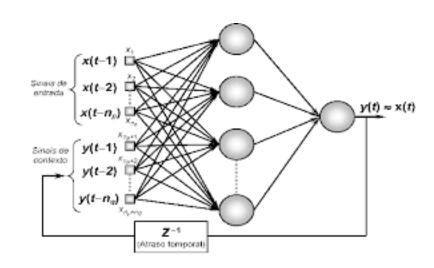
#### Definição

- Redes neurais com conexões de feedback (retroalimentação)
- Possuem "memória" de estados anteriores através de conexões temporais

#### Características

 Neurônios podem se conectar a si mesmos ou a neurônios da mesma camada

- Processamento de linguagem natural e tradução automática
- Reconhecimento de fala e previsão de séries temporais



Arquitetura de rede neural recorrente com conexões temporais (em vermelho)

### **Estruturas Reticuladas**

### Definição

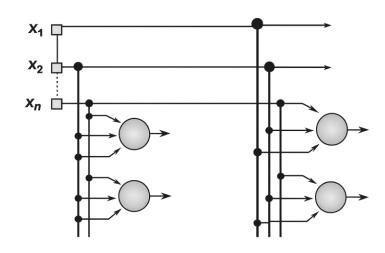
- Redes neurais organizadas em formato de grade ou malha bidimensional
- Neurônios dispostos em arranjo regular com conexões locais

#### Características

- Cada neurônio conecta-se principalmente aos seus vizinhos próximos
- Preserva relações espaciais ou topológicas dos dados
- Processamento paralelo e distribuído da informação

### **Aplicações**

- Mapas auto-organizáveis (SOM Self-Organizing Maps)
- Processamento de imagens e visão computacional
- Reconhecimento de padrões espaciais e temporais



Arquitetura reticulada com neurônios organizados em grade bidimensional



### **Rede Perceptron Simples**

#### O que é o Perceptron?

- Modelo mais simples de neurônio artificial capaz de aprendizado
- Classificador linear binário: separa dados em duas categorias
- Base fundamental para redes neurais mais complexas

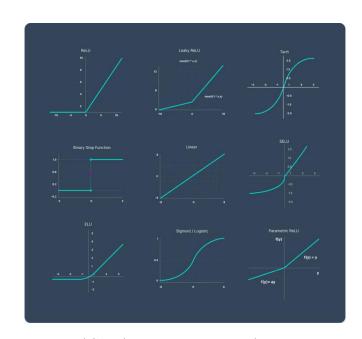
#### Histórico

**1943:** Modelo de McCulloch-Pitts (primeiro modelo matemático de neurônio)

**1958:** Frank Rosenblatt desenvolve o Perceptron como algoritmo de aprendizado

**1969:** Minsky e Papert publicam "Perceptrons", destacando limitações (problema XOR)

**1986:** Algoritmo de retropropagação supera limitações com redes multicamadas



Estrutura básica do Perceptron com entradas, pesos, soma ponderada e função de ativação

### Princípio de Funcionamento do Perceptron

#### **Componentes Básicos**

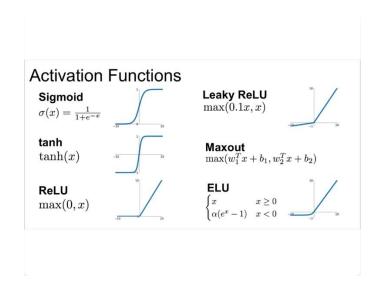
- Entradas ( $x_1, x_2, ..., x_n$ ): sinais ou características
- Pesos sinápticos ( $w_1$ ,  $w_2$ , ...,  $w_n$ ): importância de cada entrada

#### **Processamento**

- 1. Soma ponderada:
- 2. Função de ativação:

#### Interpretação Geométrica

 O Perceptron define um hiperplano que separa o espaço de entrada em duas regiões



Fluxo de processamento do Perceptron: entradas, pesos, soma ponderada e função de ativação

# **Análise Matemática do Perceptron**

#### **Modelo Linear**

O Perceptron implementa um modelo linear de separação

### Soma Ponderada (Net Input)

$$z = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b = w^T x + b$$

### Função de Ativação

$$y = f(z) = \begin{cases} 1, & sez \ge 0 \\ 0, & sez < 0 \end{cases}$$

 A função degrau transforma a soma ponderada em uma saída binária

### Processo de Treinamento do Perceptron

#### Algoritmo de Treinamento

- Inicialização aleatória dos pesos e bias
- Apresentação iterativa dos exemplos de treinamento

#### Regra de Aprendizado

$$w_i (t + 1) = w_i (t) + \eta \cdot (d - y) \cdot x_i$$
  
 $b(t + 1) = b(t) + \eta \cdot (d - y)$ 

### Convergência

 Garantia de convergência apenas para problemas linearmente separáveis

# **Exemplo Prático do Perceptron**

#### Implementação da Função Lógica OR

```
# Dataset da função OR
X = np.array([
  [0, 0], # 0 OR 0 = 0
  [0, 1], # 0 OR 1 = 1
  [1, 0], #1 OR 0 = 1
  [1, 1] #1OR1=1
y = np.array([0, 1, 1, 1])
# Criar e treinar o Perceptron
perceptron = Perceptron(taxa_aprendizado=0.1,
             max_iteracoes=10)
perceptron.treinar(X, y)
# Pesos finais: w = [0.13, 0.23], b = -0.07
```

#### **Resultados**

- Convergência rápida (menos de 10 épocas)
- Fronteira de decisão linear separa corretamente as classes

4.0

### 1. Qual é a principal limitação do Perceptron simples?

- a) Não consegue resolver problemas linearmente separáveis
- b) Não pode utilizar função de ativação degrau
- c) Não consegue resolver problemas não-linearmente separáveis
- d) Não permite ajuste de pesos

### 1. Qual é a principal limitação do Perceptron simples?

- a) Não consegue resolver problemas linearmente separáveis
- b) Não pode utilizar função de ativação degrau
- c) Não consegue resolver problemas não-linearmente separáveis
- d) Não permite ajuste de pesos

2. Na regra de aprendizado do Perceptron, o que representa o termo (d - y)?

- a) A taxa de aprendizado
- b) O erro de predição
- c) O valor do bias
- d) O valor do peso sináptico

2. Na regra de aprendizado do Perceptron, o que representa o termo (d - y)?

- a) A taxa de aprendizado
- b) O erro de predição
- c) O valor do bias
- d) O valor do peso sináptico

### Conclusão

### **Principais Conceitos Abordados**

- ✓ Funções de ativação: papel fundamental na introdução de não-linearidade
- Perceptron: modelo fundamental para redes neurais mais avançadas
- Arquiteturas de redes neurais: estruturas para diferentes tipos de problemas
- A escolha adequada de funções e arquiteturas é essencial para o sucesso

#### Referências Recomendadas

- Haykin, S. (2009). Neural Networks and Learning Machines. Pearson.
- Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.