# FUNDAMENTOS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Aula 03 - ADALINE

Prof. Rafael G. Mantovani





- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmos de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- 7 Referências

- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmos de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- Referências

# Introdução

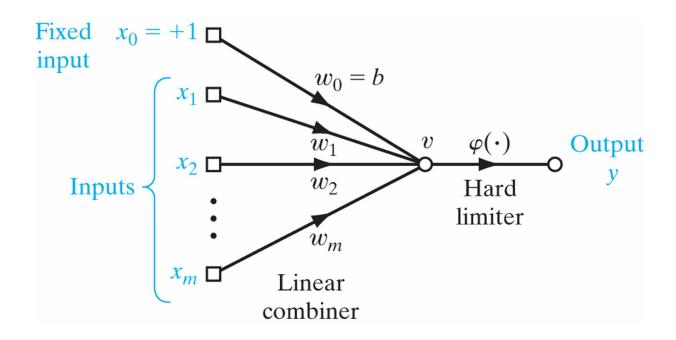
- ADALINE (Widrow & Hoff, 1960):
  - ADAptive LINEar neuron/element
  - aplicações voltadas a filtros lineares
  - algoritmo treinamento
    - magnitude e sinal do gradiente do erro
    - direção e valor do ajuste dos pesos W)
    - Regra Delta → Backpropagation (MLP)

- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmos de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- **7** Referências

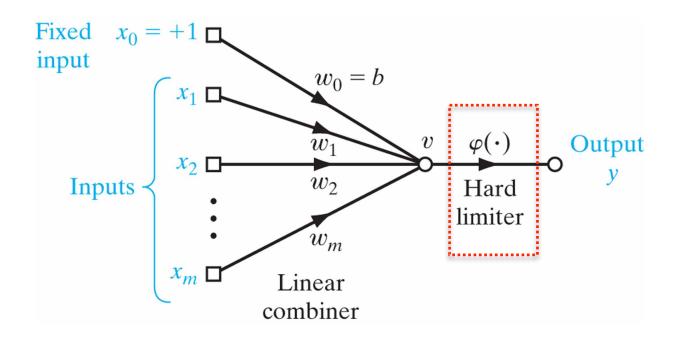
#### ADALINE

- rede de uma camada
- neurônio de McCulloch-Pitts
- bias
- pesos sinápticos
- ativação linear

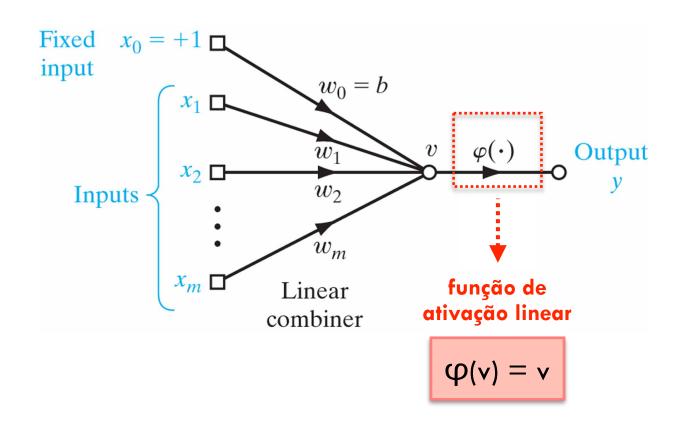
□ ADALINE → Neurônio de McCulloch-Pitts



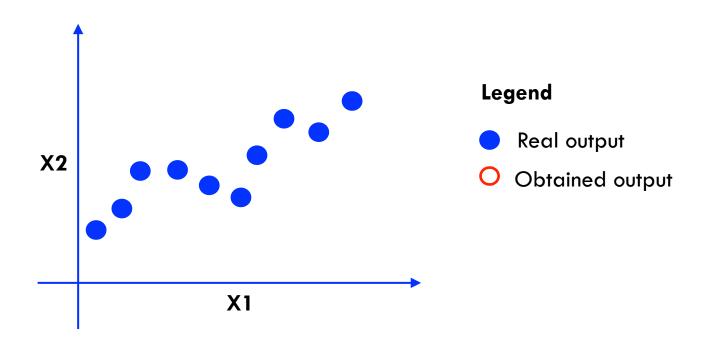
□ ADALINE → Neurônio de McCulloch-Pitts



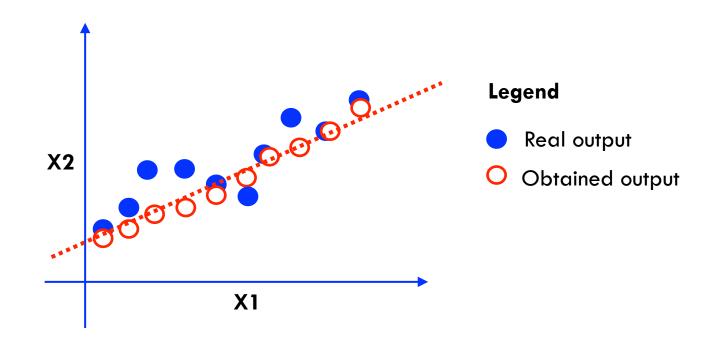
□ ADALINE → Neurônio de McCulloch-Pitts



Objetivo: Aproximação de funções (regressão)



Objetivo: Aproximação de funções (regressão)



## Adaline

- Pode ser adaptado para classificação
- Função de ativação:
  - treinamento (linear):

$$\phi(v) = v$$

teste/predições (degrau):

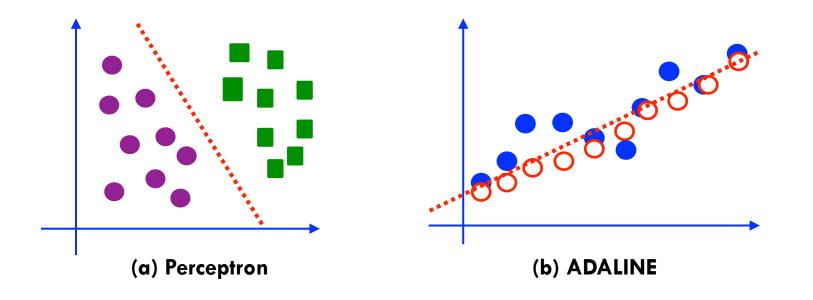
• 
$$\phi(v) = +1$$
, se  $v >= 0$   
= -1, caso contrário

- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmos de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- 7 Referências

# Diferenças

#### Objetivo:

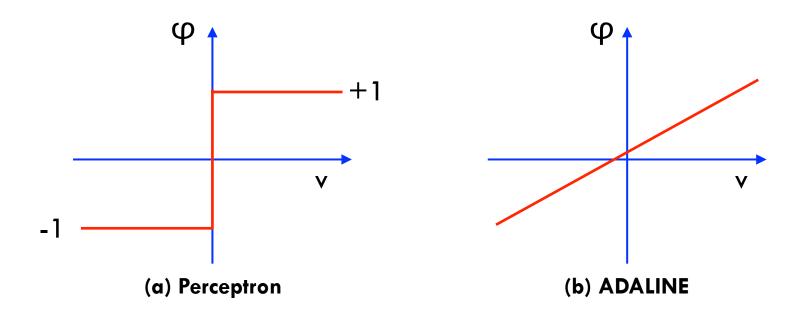
- Perceptron é um separador linear (classificação)
- Adaline é uma aproximador linear de funções (regressão)



# Diferenças

#### Função de Ativação:

- Perceptron → função degrau
- □ ADALINE → função linear

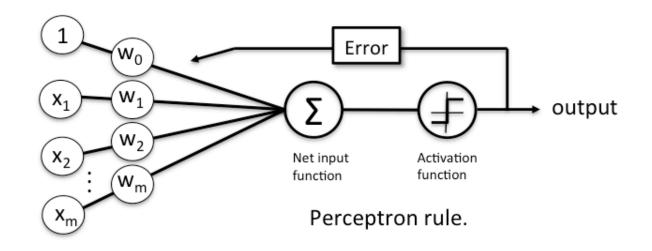


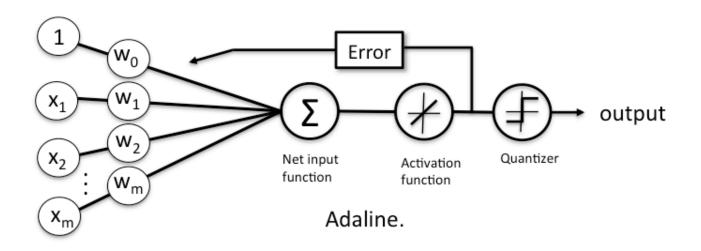
# Diferenças

#### Algoritmo de Treinamento:

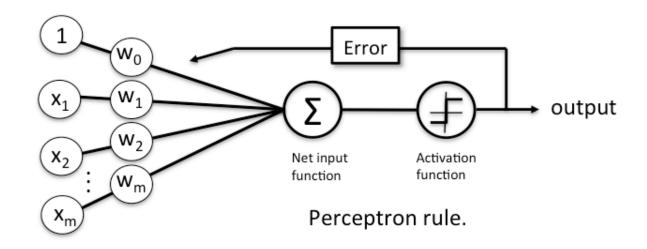
- Perceptron
  - atualiza W quando um exemplo está errado
- ADALINE
  - Estocástico: atualiza W sempre (para todos exemplos)
  - Batch: Atualiza W considerando todos os exemplos de uma vez (cálculo matricial)

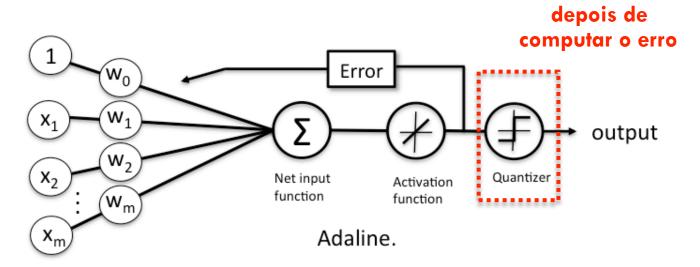
# Diferença Treinamento





# Diferença Treinamento



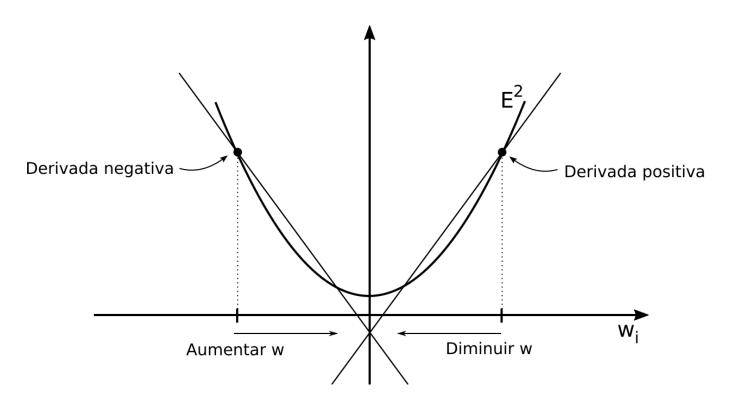


- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmo de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- Referências

# Ajuste Sináptico

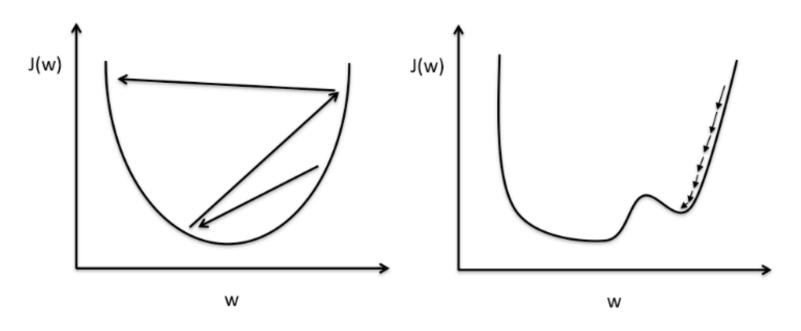
Gradiente Descendente

■ 
$$w(n+1) \leftarrow w(n) + \eta (d(n) - y(n)) x(n)$$



# Ajuste Sináptico

Extremamente sensível ao valor de



(a) taxa de aprendizado alta : Gradiente se perde

(b) taxa de aprendizado pequena:
Demora muitos para convergir
Poder cair em mínimos locais

# Ajuste Sináptico

□ Solução (convergência) → normalização dos dados

• 
$$\mathbf{X}_{N,std} = (\mathbf{X}_N - \mu_N) / \sigma_N$$

- X<sub>N</sub>: coluna / atributo do dataset
- µ<sub>N</sub>: média dos valores do atributo N
- σ<sub>N</sub>: desvio padrão dos valores do atributo N

## Algoritmo de Treinamento

- Embora similar ao Algoritmo de atualização dos pesos sinápticos do Perceptron, apresenta duas diferenças:
- 1. a saída obtida pela rede é um número real, não uma classe

- 2. O ajuste sináptico é calculado baseado em todas as amostras de treinamento
- A. Algoritmo Online: Gradiente Descendente Estocástico (SGD)
- B. Algoritmo Batch: Gradiente Descendente (GD)

# Algoritmo de Treinamento (Online)

- Passo 1. Inicializar W com valores aleatórios pequenos
- Passo 2. Especificar a taxa de aprendizagem η
- Passo 3. Repita
  - □ 3.1 epoca ← epoca + 1
  - 3.2 Para todas as amostras de treinamento x(n)
    - 3.2.1  $v \leftarrow \mathbf{w}^{T}(n) \mathbf{x}(n)$
    - 3.2.2 y ← v //ativação linear
    - 3.2.3 Atualiza os pesos sinápticos
      - w  $\leftarrow$ w +  $\eta$  (d(n) y(n)) x(n)
- // Repetir até que todas que um número de épocas tenha sido executado ou tolerância de erro obtida

# Algoritmo de Treinamento (Batch)

- Passo 1. Inicializar W com valores aleatórios pequenos
- Passo 2. Especificar a taxa de aprendizagem η
- Passo 3. Repita
  - □ 3.1 epoca ← epoca + 1
  - □ 3.2  $\vee$  ←  $\mathbf{W}^{\mathsf{T}} \mathbf{X}$
  - □ 3.3 Y ← X //ativação linear
  - 3.4 Atualiza os pesos sinápticos

• 
$$W \leftarrow W + \eta (D - Y) X$$

 // Repetir até que todas que um número de épocas tenha sido executado ou tolerância de erro obtida

- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmo de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- Referências

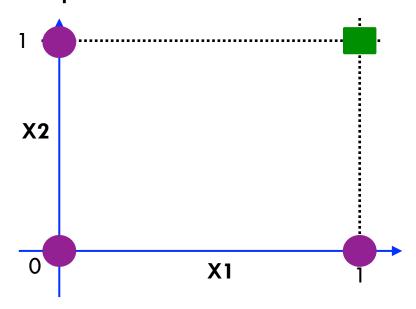
# Exemplo/Exercício

 Treinar ADALINE para reconhecer o problema lógico AND, usando o Gradiente Descendente Estocástico. Dados:

$$\sim$$
 w0 = w1 = w2 = 0.5

$$\Box$$
 bias = +1

$$\eta = 0.1$$



X1	X2	D
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmos de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- 7 Referências

# Síntese/Revisão

- Adaline
  - um neurônio de McCulloch Pitts
  - bias
  - função de ativação linear
- Gradiente Descendente
- Algoritmo de Aprendizado do Adaline
- Exemplo

## Próxima Aula

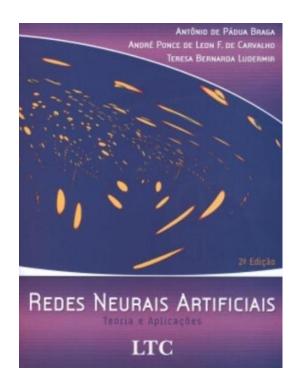
- ADALINE x Perceptron Simples
  - implementação dos algoritmos (R/Python)
  - prática: AT01

- 1 Introdução
- 2 ADALINE
- 3 ADALINE x Perceptron
- 4 Algoritmos de Treinamento ADALINE
- 5 Exemplo / Exercício
- 6 Síntese / Próximas Aulas
- **7** Referências

# Literatura Sugerida

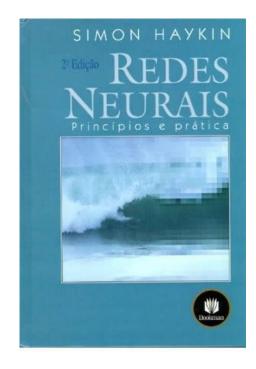


[Faceli et al, 2011]

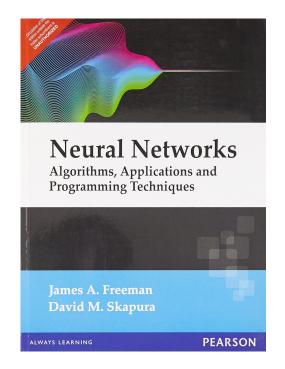


[Braga et al, 2007]

# Literatura Sugerida



(Haykin, 1999)



(Freeman & Skapura, 1991)

## Referências Adicionais

• F. Rosenblatt. The perceptron, a perceiving and recognizing automaton Project Para. Cornell Aeronautical Laboratory, 1957.

• B. Widrow et al. Adaptive "Adaline" neuron using chemical "memistors". Number Technical Report 1553-2. Stanford Electron. Labs., Stanford, CA, October 1960.

# Perguntas?

Prof. Rafael G. Mantovani

rgmantovani@gmail.com