#### PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO GRANDE DO SUL ESCOLA POLITÉCNICA



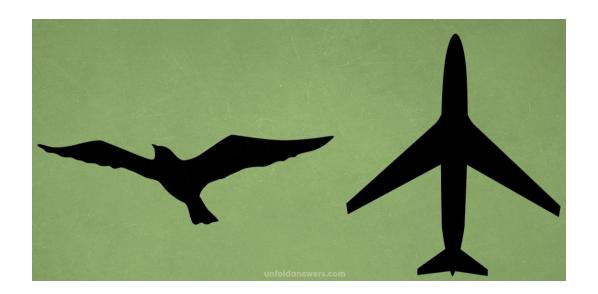
Machine Learning Theory and Applications Lab

# Aprendizado de Máquina

Paradigma baseado em Otimização Redes Neurais I

Prof. Me. Otávio Parraga

 Para muitas invenções, nos baseamos na biologia

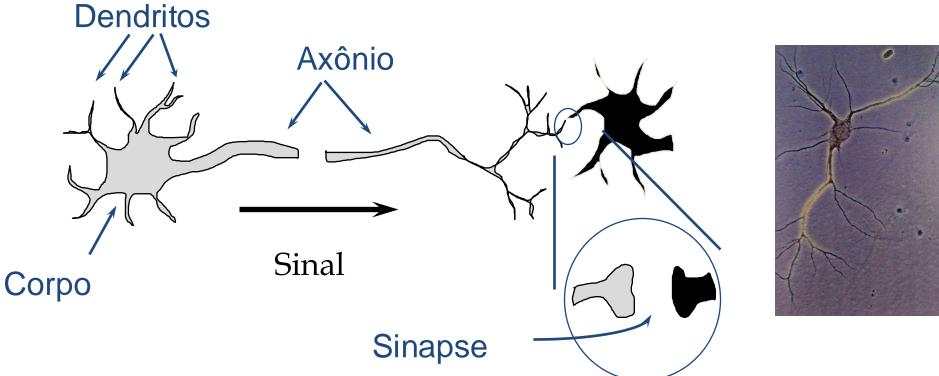


 Para muitas invenções, nos baseamos na biologia

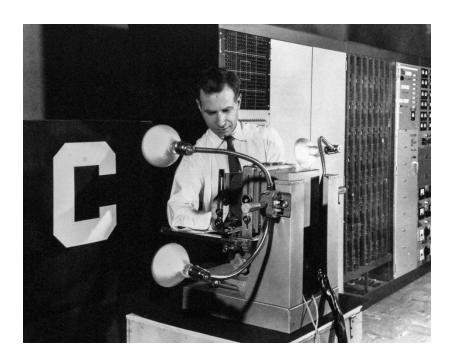




 Qual o melhor exemplo de inteligência na natureza?



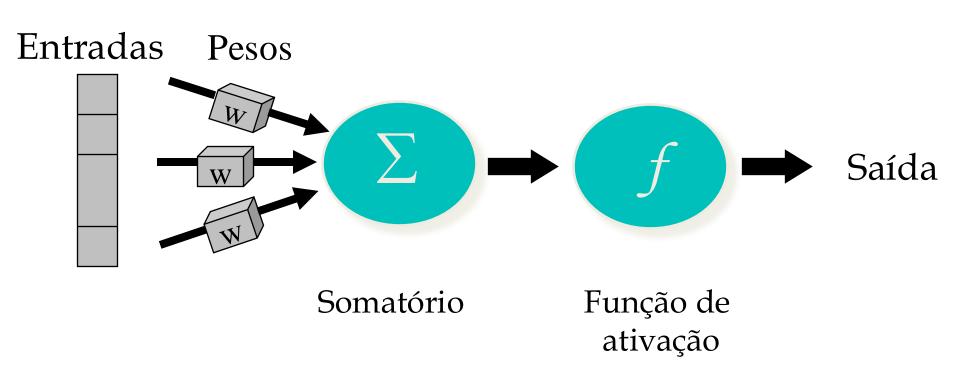
- Formulado matematicamente por McCulloch e Pitts (1943)
- Desenvolvido por Rosenblatt (1958)





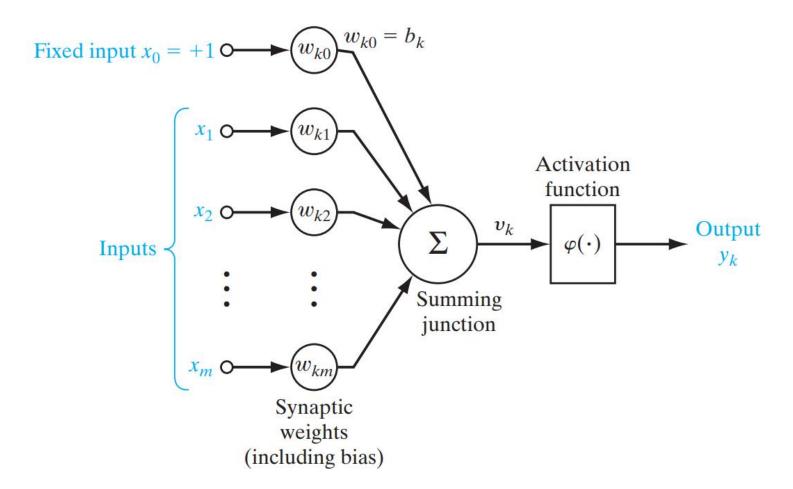
#### Estrutura do Neurônio

Paradigma de Aprendizado Supervisionado

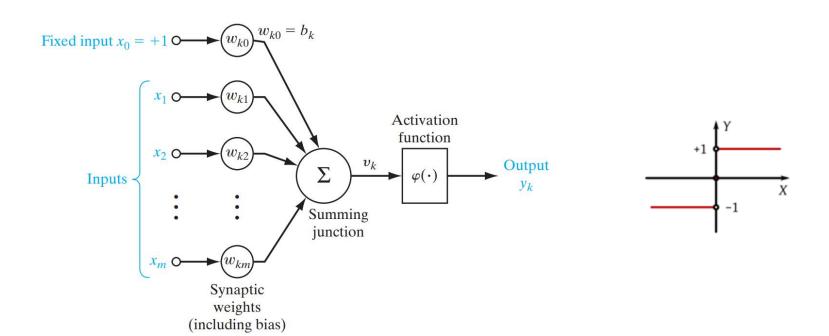


#### Estrutura do Neurônio

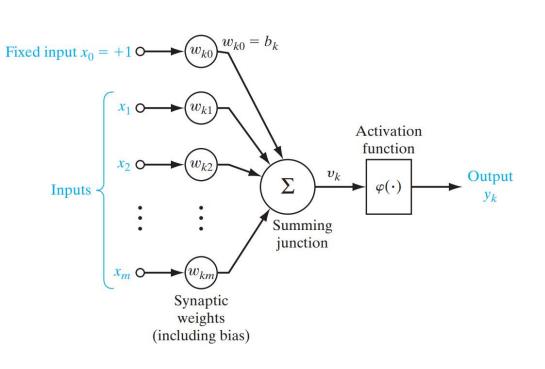
• Lembrar do termo independente (bias)

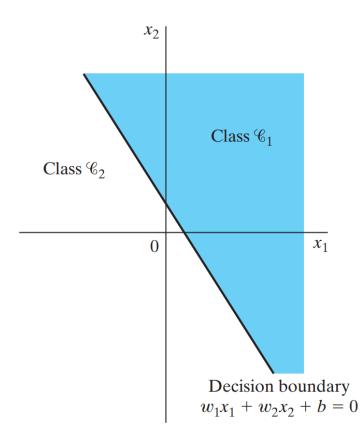


- Função de Ativação -> Função Sinal
- $\hat{y} = sign(Xw)$ -1 ou 1



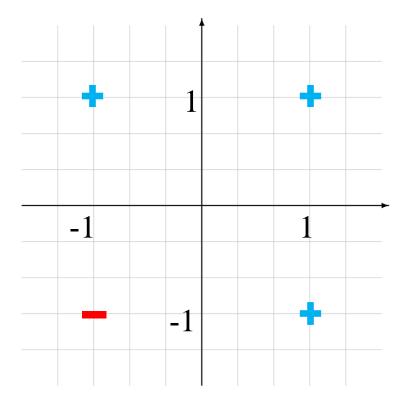
• Fronteira de decisão linear





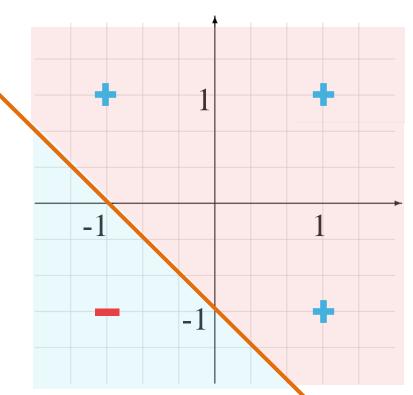
- Como o Perceptron era treinado?
  - Perceptron Learning Algorithm (PLA)
    - Inicializar os pesos w aleatoriamente
    - Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
      - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
      - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$x_1$	$x_2$	y
-1	-1	-1
-1	1	1
1	-1	1
1	1	1



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
  - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$$w^T = [-1, -1, -1]$$

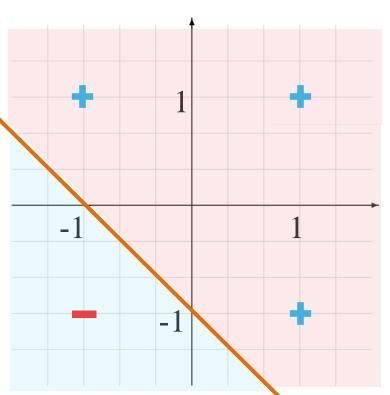


- Como nós sabemos a fronteira de decisão:
- $EqReta = b + w_1x_1 + w_2x_2$
- $b + w_1x_1 + w_2x_2 = 0$
- $w_2 x_2 = -w_1 x_1 b$

$$\bullet \quad x_2 = -\frac{w_1 x_1}{w_2} - \frac{b}{w_2}$$

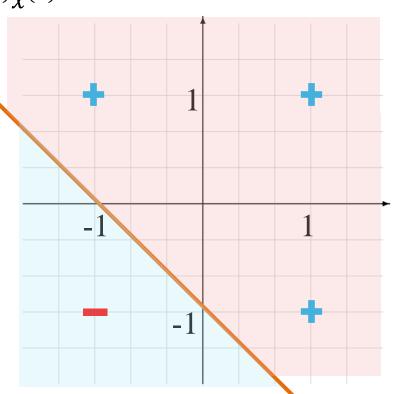
• 
$$coef = -\frac{w_1x_1}{w_2}$$

•  $intercept = -\frac{b}{w_2}$ 



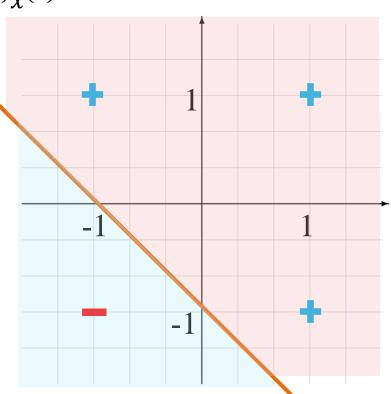
- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
  - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$$w^T = [-1, -1, -1]$$



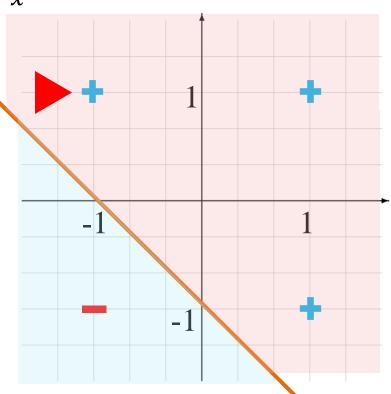
- Inicializar os pesos w aleatoriamente
  - Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
    - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
    - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$$w^T = [-1, -1, -1]$$



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
  - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

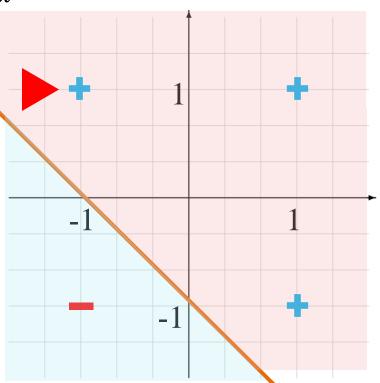
$$w^T = [-1, -1, -1]$$



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$

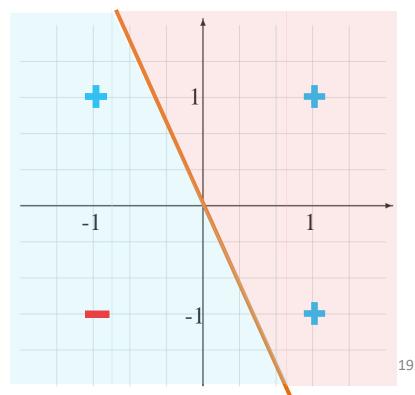


$$w^{T} = [-1, -1, -1]$$
  
 $w = [-1, -1, -1] + [1, -1, 1]$ 



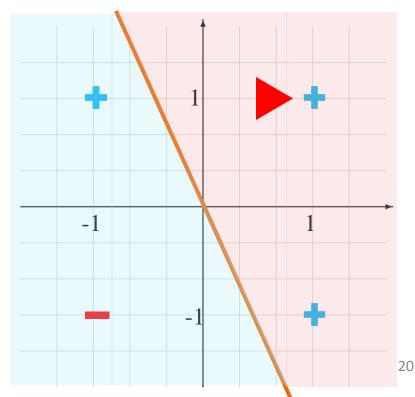
- Inicializar os pesos w aleatoriamente
  - Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
    - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
    - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$$w^T = [0, -2, 0]$$

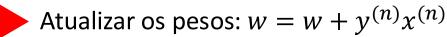


- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$ 
    - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

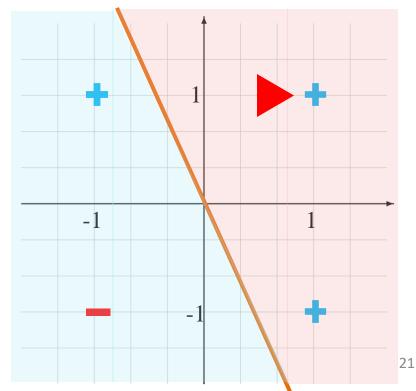
$$w^T = [0, -2, 0]$$



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$

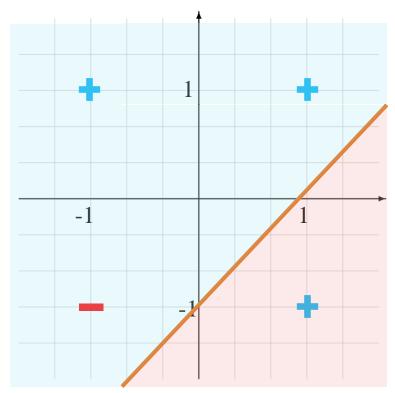


$$w^T = [0, -2, 0]$$
  
 $w = [0, -2, 0] + [1, 1, 1]$ 



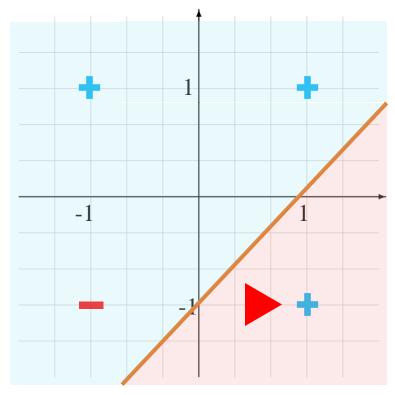
- Inicializar os pesos w aleatoriamente
  - Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
    - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
    - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$$w^T = [1, -1, 1]$$



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$ 
    - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

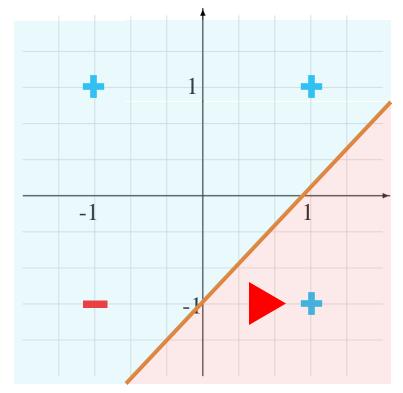
$$w^T = [1, -1, 1]$$



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$

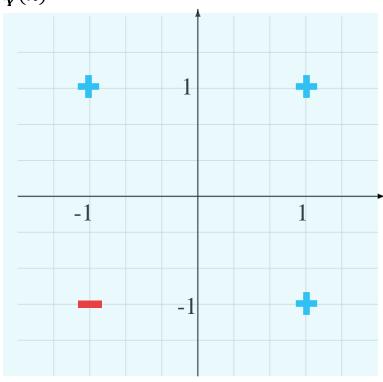
Atualizar os pesos: 
$$w = w + y^{(n)}x^{(n)}$$

$$w^T = [1, -1, 1]$$
  
 $w = [1, -1, 1] + [1, 1, -1]$ 



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
  - Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
    - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
    - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)} r^{(n)}$

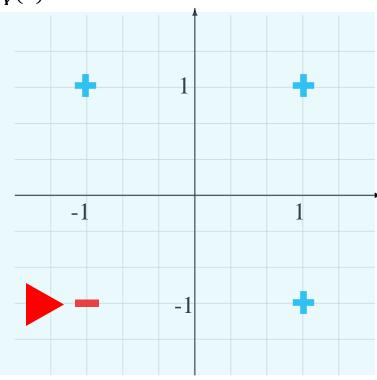
$$w^T = [2,0,0]$$



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$

- Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)} Y^{(n)}$ 

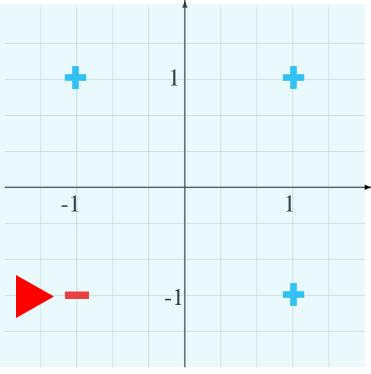
$$w^T = [2,0,0]$$



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$

Atualizar os pesos: 
$$w = w + y^{(n)} r^{(n)}$$

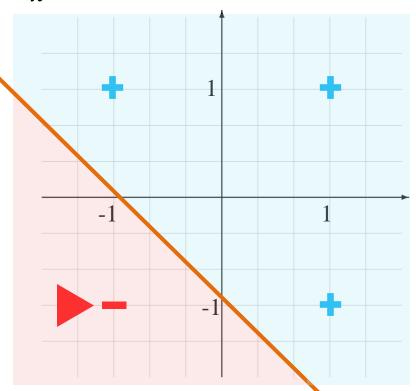
$$w^T = [2,0,0]$$
  
 $w = [2,0,0] + (-1)[1,-1,-1]$ 



- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$

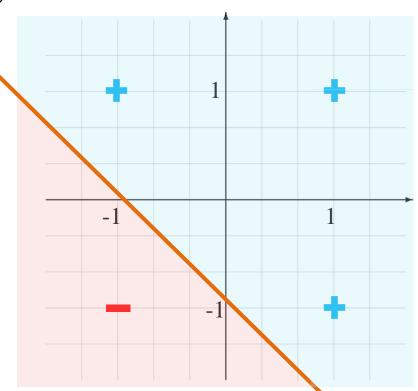
Atualizar os pesos: 
$$w = w + y^{(n)}x^{(n)}$$

$$w^T = [1,1,1]$$



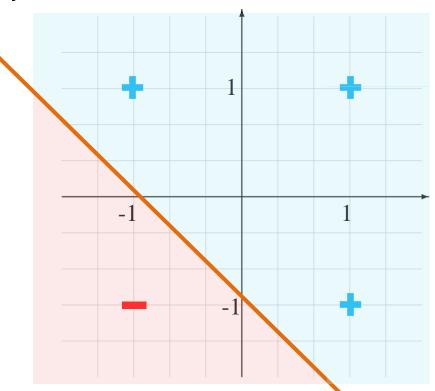
- Inicializar os pesos w aleatoriamente
  - Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
    - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
    - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$$w^T = [1,1,1]$$



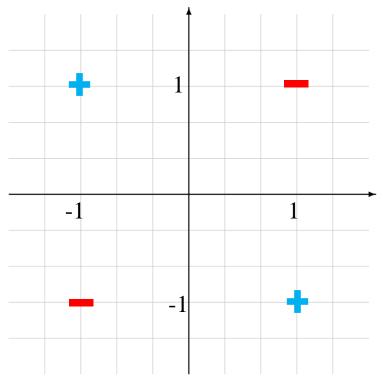
- Inicializar os pesos w aleatoriamente
- Enquanto existirem observações sendo classificadas de forma errada:
  - Selecionar observação  $x^{(n)}$  tal que:  $sign(x^{(n)}w) \neq y^{(n)}$
  - Atualizar os pesos:  $w = w + y^{(n)}x^{(n)}$

$$w^T = [1,1,1]$$



• E se o nosso problema não for linearmente separável?

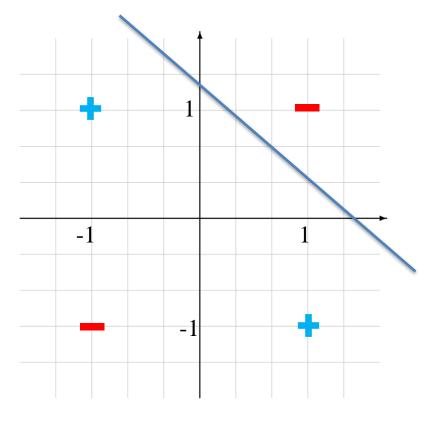
• XOR



• E se o nosso problema não for linearmente

separável?

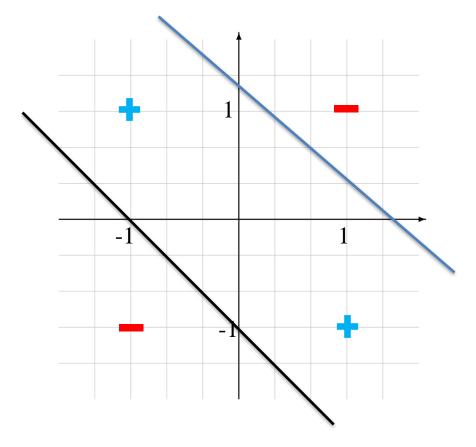
XOR



• E se o nosso problema não for linearmente

separável?

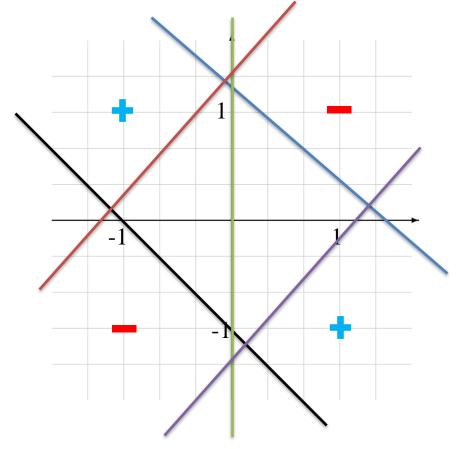
XOR



• E se o nosso problema não for linearmente

separável?

XOR

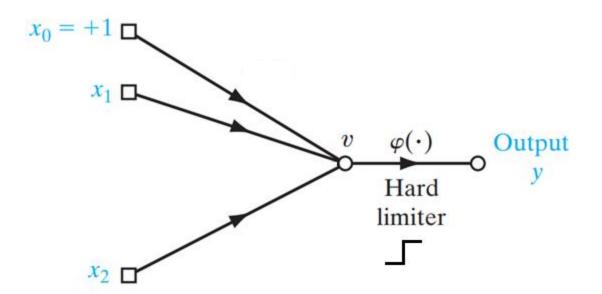


#### Como poderíamos resolver?

- XOR
  - Duas portas AND
  - Uma porta OR
- Conseguimos fazer isso com um Perceptron?

# Como poderíamos resolver?

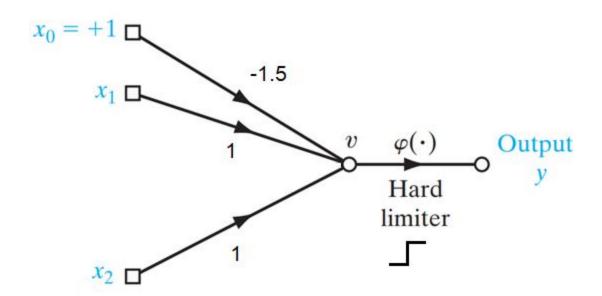
Porta AND



$x_1$	$x_2$	У
-1	-1	
-1	1	
1	-1	
1	1	

# Como poderíamos resolver?

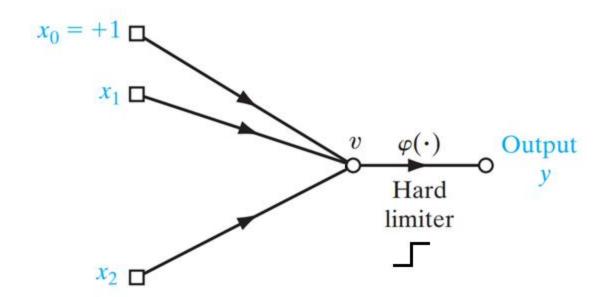
Porta AND



$x_1$	$x_2$	У
-1	-1	-1
-1	1	-1
1	-1	-1
1	1	1

# Como poderíamos resolver?

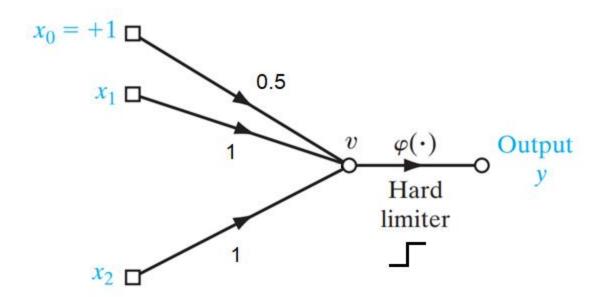
Porta OR



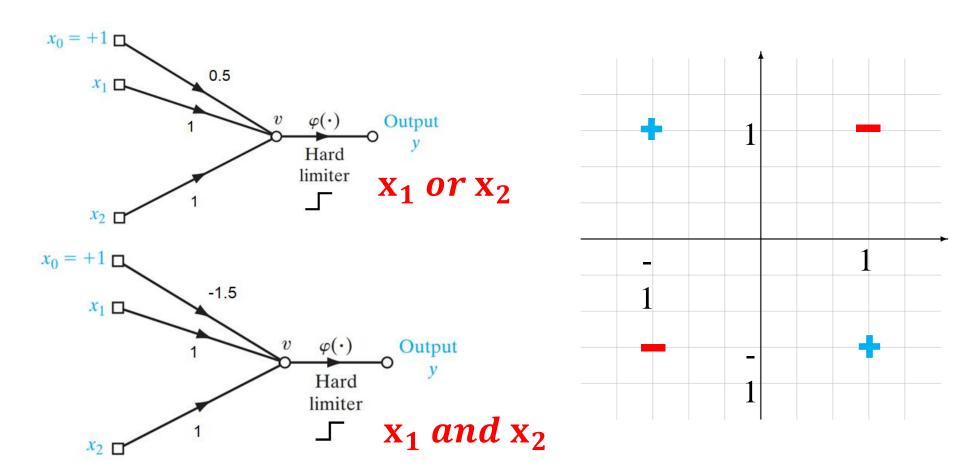
$x_1$	$x_2$	У
-1	-1	
-1	1	
1	-1	
1	1	

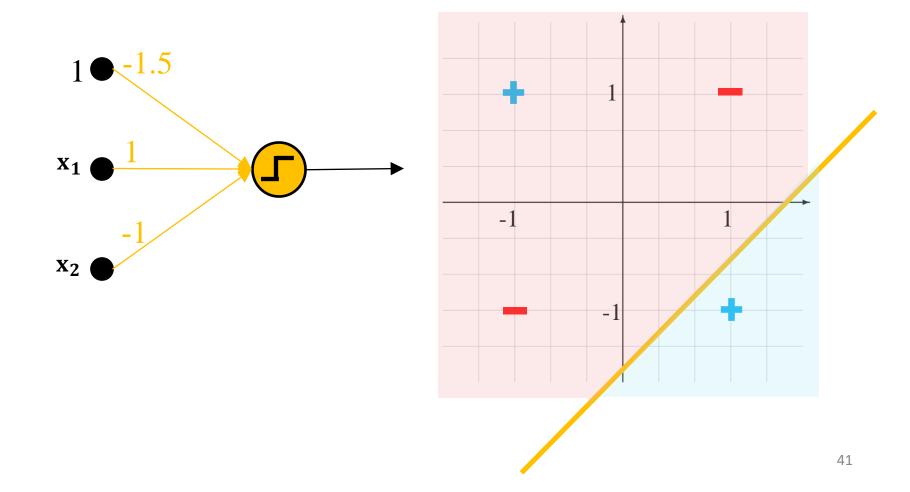
# Como poderíamos resolver?

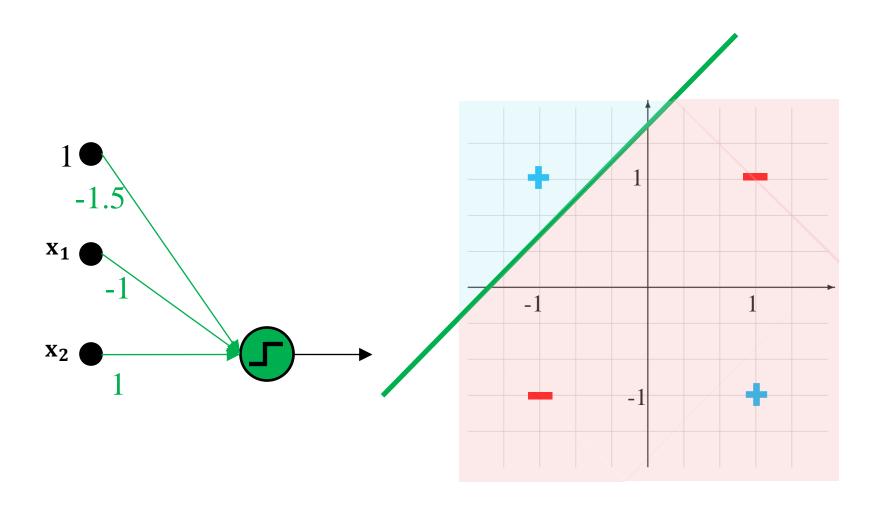
Porta OR

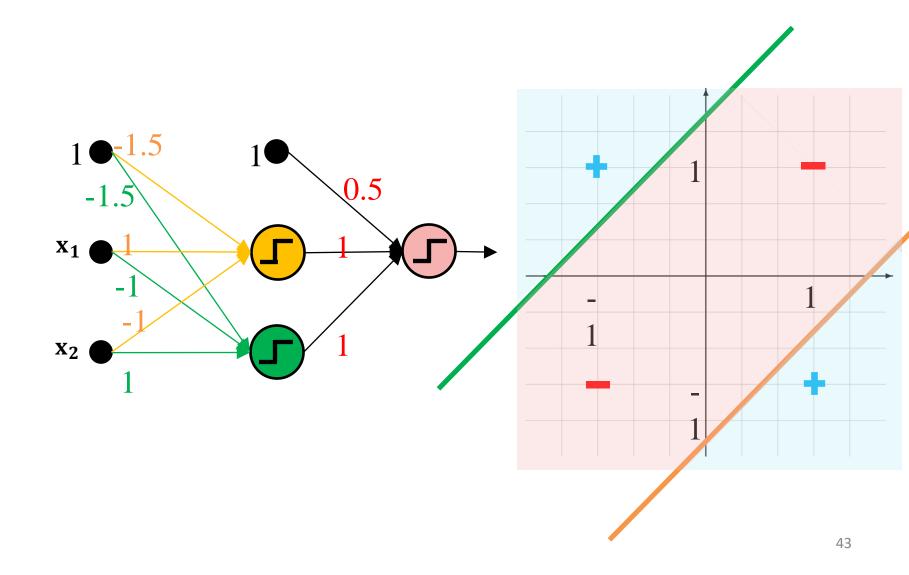


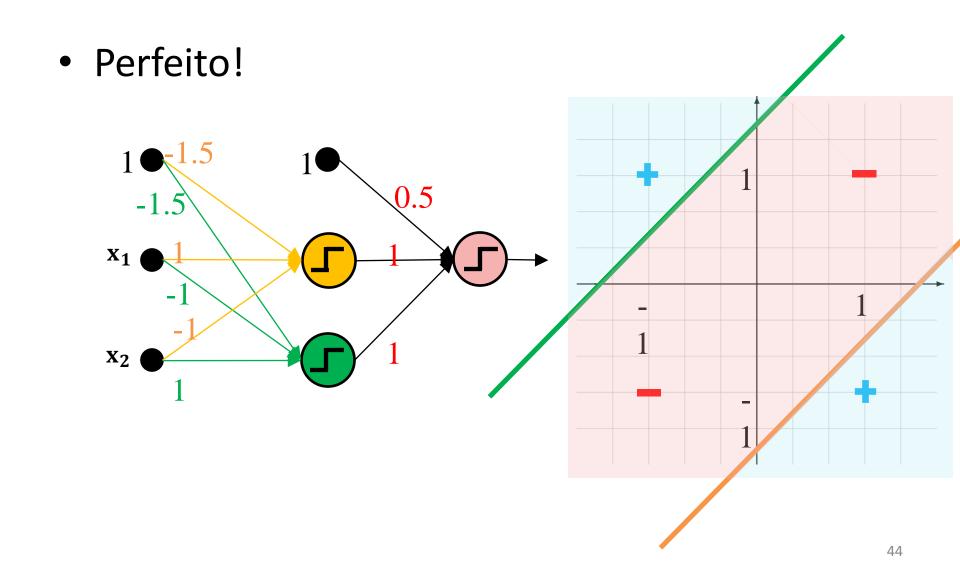
$x_1$	$x_2$	У
-1	-1	-1
-1	1	1
1	-1	1
1	1	1





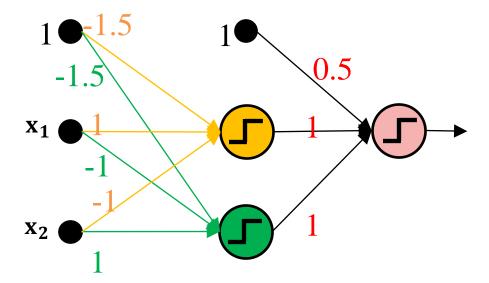






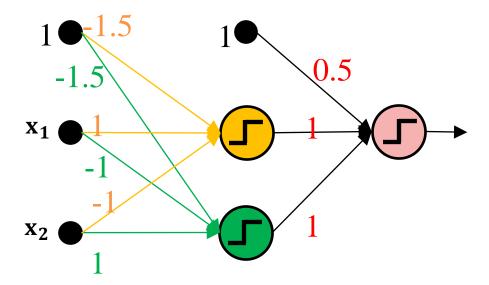
## Perceptron Multi-Camada

 Agora conseguimos aproximar problemas não lineares.



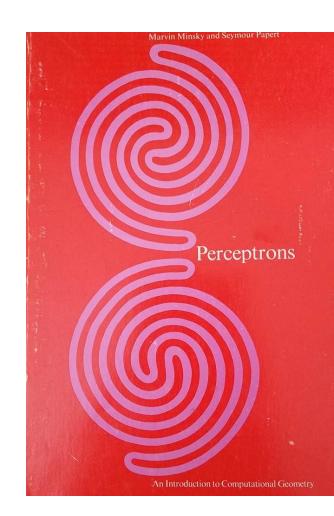
## Perceptron Multi-Camada

• O problema é: como treinamos esse modelo?



#### Inverno de IA

- Como treinar uma MLP é algo difícil
- Livro de Marvin Minsky e Seymour Papert
  - Apontava as limitações do Perceptron
  - Traz o conceito de função de ativação

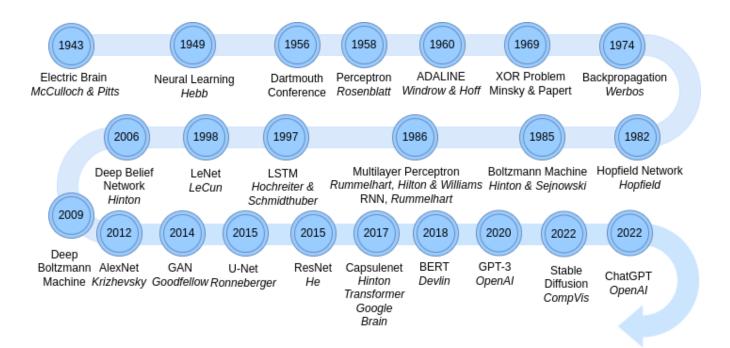


#### Inverno de IA

- Década de 70 foi marcada como o primeiro inverno de IA
  - -1974 1980
- Limitações do Perceptron
- Limitações de outras áreas de ML:
  - Falta de avanço em tradução de máquina
  - Falta de avanço em reconhecimento / compreensão de fala

#### Inverno de IA

 De acordo com Minsky e Papert Perceptrons Multi-camadas nunca seriam capazes de replicar a inteligência humana...



### Referências

- HAYKIN, Simon. Neural networks and learning machines, 3/E. Pearson Education India, 2010.
- ABU-MOSTAFA, Yaser S.; MAGDON-ISMAIL, Malik; LIN, Hsuan-Tien. Learning from data. New York, NY, USA:: AMLBook, 2012.
- Slides adaptados dos originais dos profs. André Carvalho (ICMC-USP), Ricardo Campello (ICMC-USP), Andrew Ng (Stanford), Rodrigo C. Barros (PUCRS) e Lucas S. Kupssinskü (PUCRS)