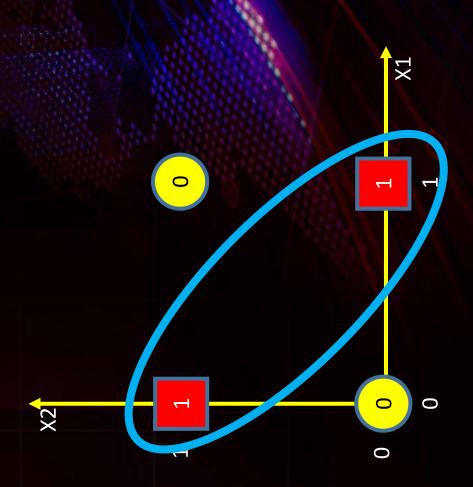
#### REDES NEURAIS

A arquitetura da rede Multilayer Perceptron (MLP)

#### TÓPICOS

- Limitações dos modelos lineares
- 2. Redes com múltiplas camadas
- Interpretação do problema XOR
- 4. Topologias alternativas

- Como separar as duas classes?
- 2. Não é possível com uma fronteira linear
- 3. Neurônios lineares criam apenas uma fronteira de separação linear

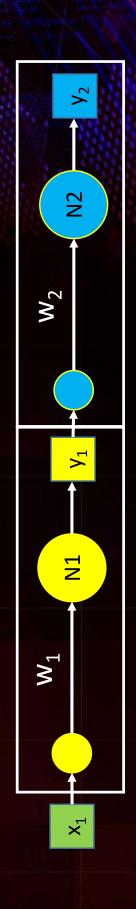


# REDES COM MULTIPLAS CAMADAS

- Redes com apenas uma camada só representam funções linearmente separáveis
- Redes de múltiplas camadas solucionam essa restrição
- retropropagação foi um dos motivos para o ressurgimento do interesse pela área de O desenvolvimento do algoritmo de redes neurais, na década de 80

# REDES COM MULTIPLAS CAMADAS

CONTUDO, APENAS SE UTILIZARMOS FUNÇÕES DE ATIVAÇÃO **NÃO-LINEARES** 



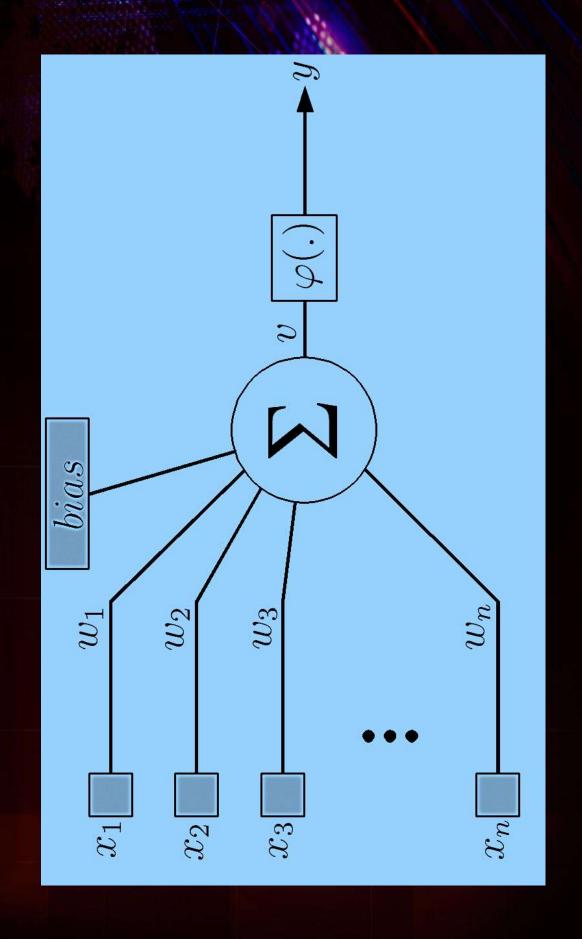
$$y_1 = x_1 w_1$$

$$y_2 = y_1 w_2$$
  $y_2 = x_1 w_1 w_2$ 

$$w_c = w_2 w_1$$

$$y_2 = x_1 w_c$$

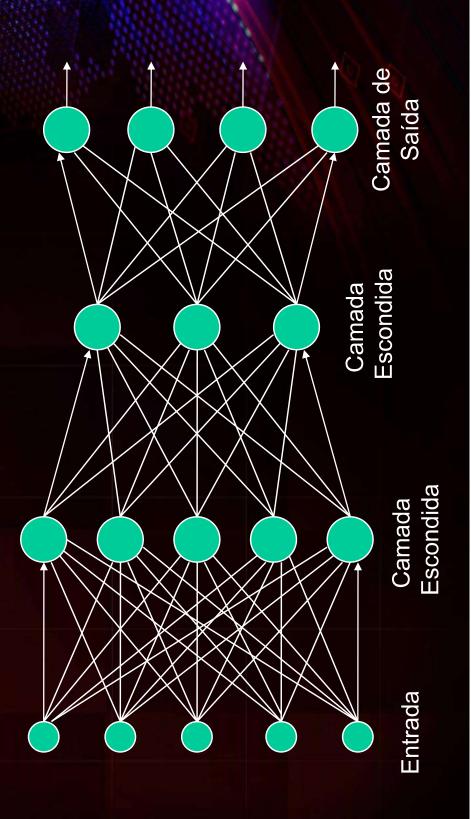
# O NEURÔNIO MCP - Revisitando



#### REDE MLP

#### **REDE COM 3 CAMADAS**

- Duas ocultas (escondidas)
- Uma camada de saída



### FUNÇÕES DE ATIVAÇÃO

#### Diversas:

- Linear
- Degrau (Heaviside)
- Sigmoide Logística
- Tangente Hiperbólica
- ReLU (e variações)
- Softmax
- Dentre outras (Ver Cap. 4.1 Livro Dive Into Deep Learning)

## FUNÇÃO LINEAR E DEGRAU

$$f(x) = x$$

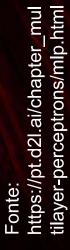
$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$$

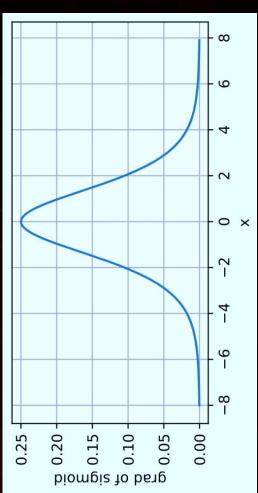
Fonte: https://pt.d2l.ai/chapter\_multilayer-perceptrons/mlp.html

### SIGMOIDE LOGISTICA

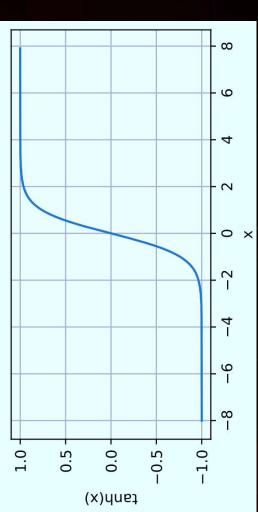




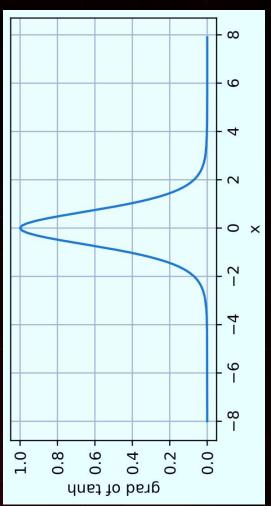




## TANGENTE HIPERBÓLICA

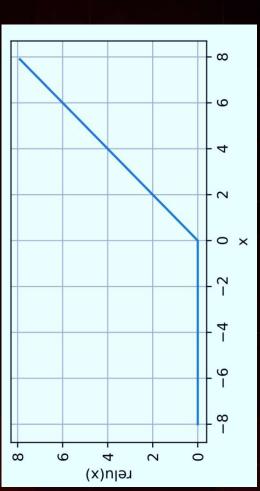




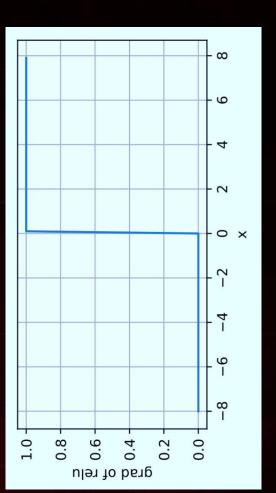


Fonte: https://pt.d2l.ai/chapter\_mul tilayer-perceptrons/mlp.html

## RECTIFIED LINEAR UNIT - ReLU







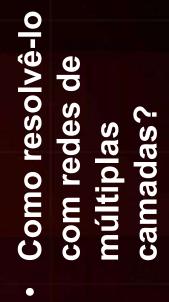
Fonte: https://pt.d2l.ai/chapter\_mul tilayer-perceptrons/mlp.html

### **FUNÇÃO SOFTMAX**

- Converte a saída padrão em uma distribuição de probabilidad
- Utilizada em problemas de classificação com múltiplas classe

$$f(y) = \frac{\exp(y)}{\sum_k \exp(y_k)}$$

# RETOMANDO O PROBLEMA XOR

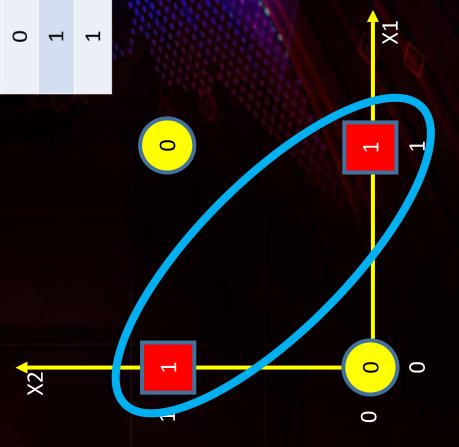


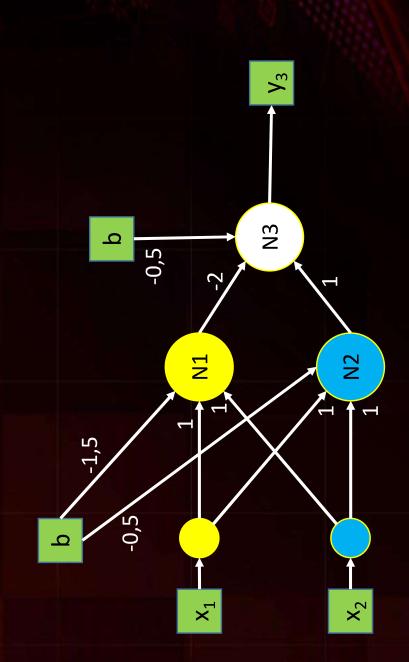
0

0

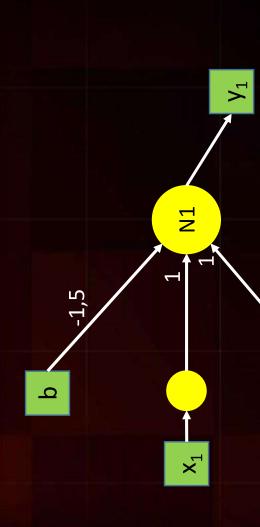
0

Qual é a configuração necessária?



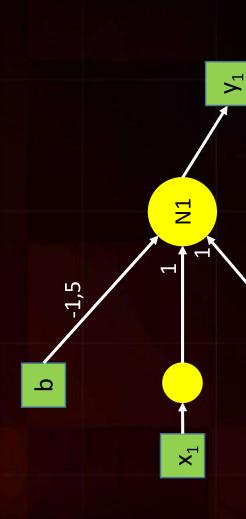


>	0	1	1	0
x <sub>2</sub>	0	1	0	1
$x_1$	0	0	П	1



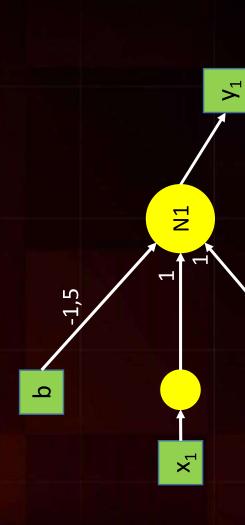
y <sub>3</sub>	0	Н	П	0
y <sub>1</sub>	خ	ċ.	<i>د</i> -	<i>د</i> .
x <sub>2</sub>	0	Н	0	⊣
x <sub>1</sub>	0	0	1	Н



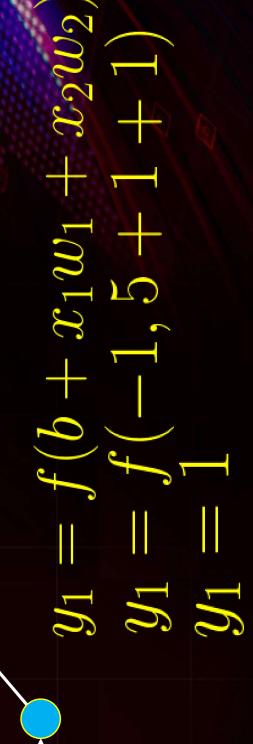


	70 TO 10 TO	* S. S. S. S.		
y <sub>3</sub>	0	1	1	0
V <sub>1</sub>	0	<b>C</b>	<i>د</i> .	<b>ر.</b> ،
X <sub>2</sub>	0	1	0	П
X <sub>1</sub>	0	0	1	1





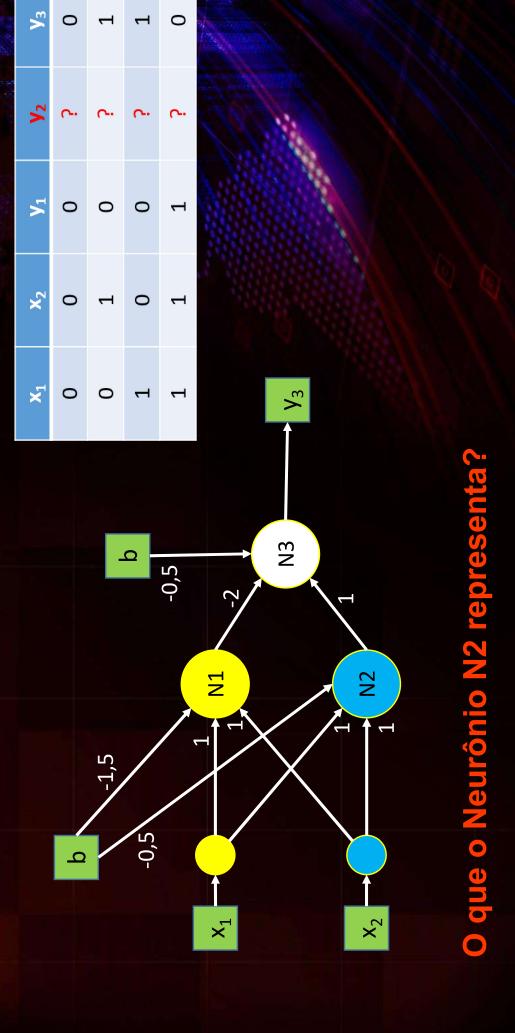
y <sub>3</sub>	0	П	1	0
V <sub>1</sub>	0	0	0	1
X <sub>2</sub>	0	1	0	1
X <sub>1</sub>	0	0	П	1

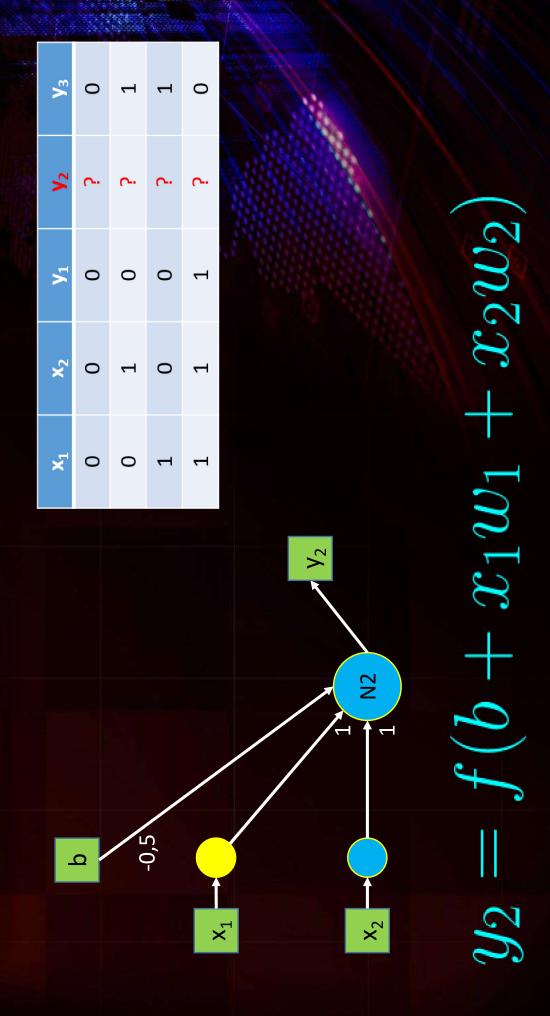


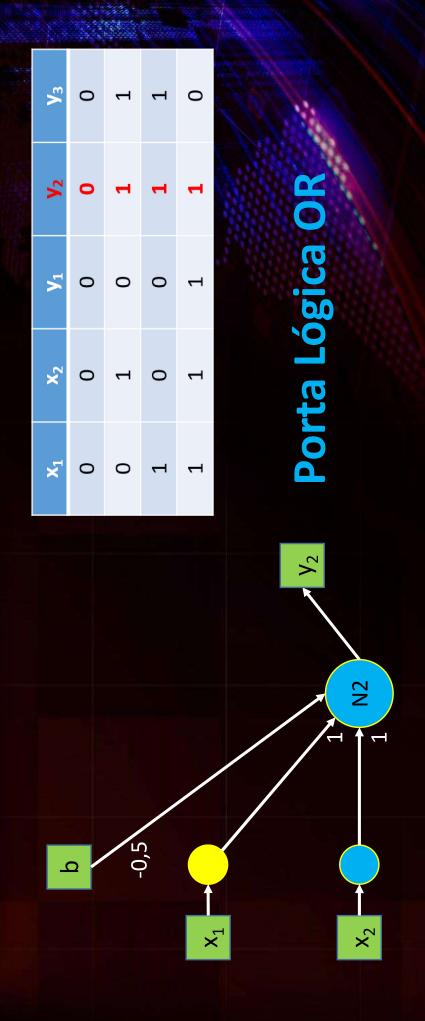
O que o neurônio N1 representa?

$x_1$	X <sub>2</sub>	y <sub>1</sub>	y <sub>3</sub>
0	0	0	0
0	1	0	1
1	0	0	1
1	1	1	0

- A saída y1 é 1 apenas quando as duas entradas estiverem ativas (=1)
- Porta Lógica AND (E-Lógico)

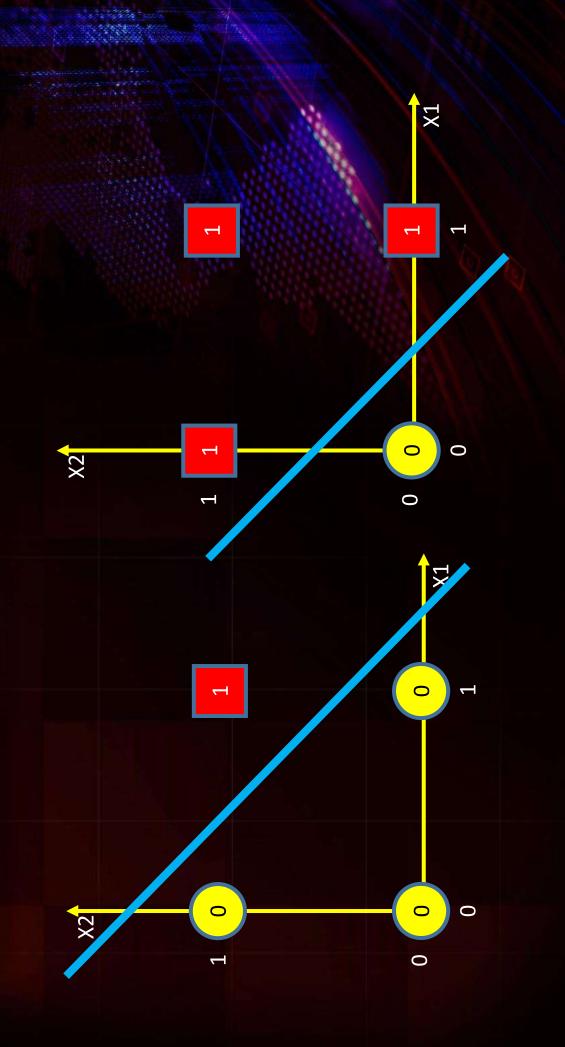


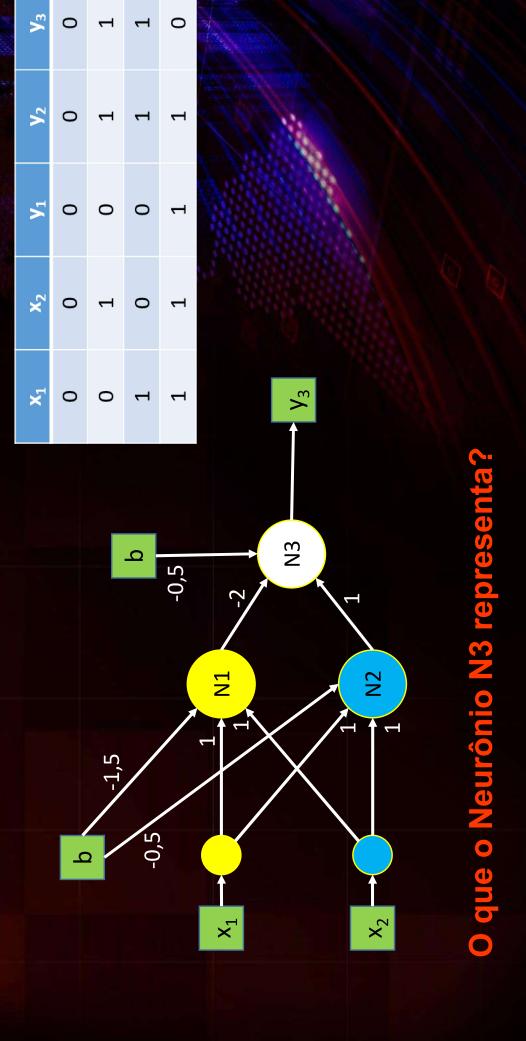


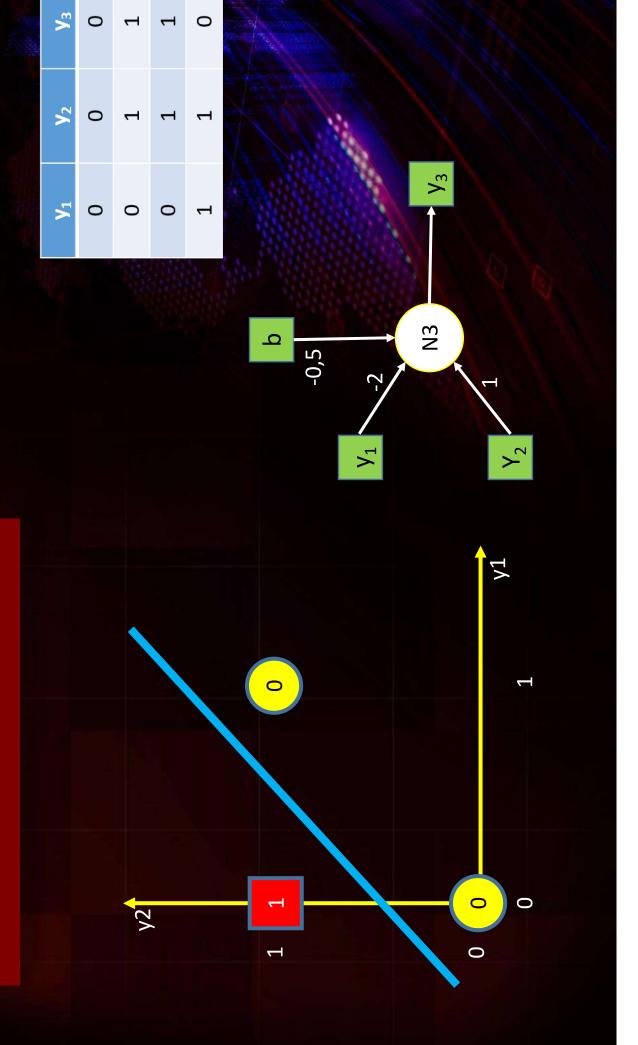


 $(b+x_1w_1+x_2w_2)$ 

 $y_2 =$ 

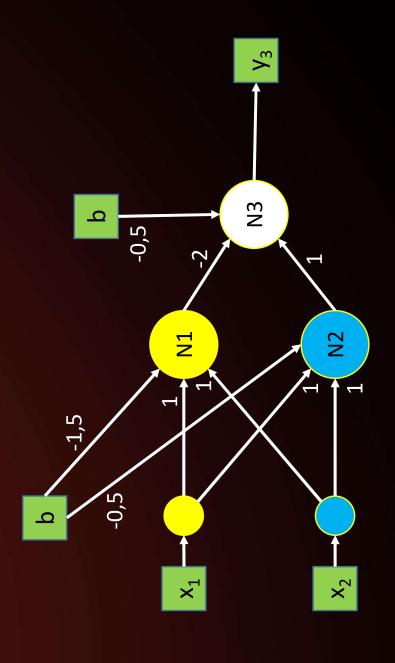




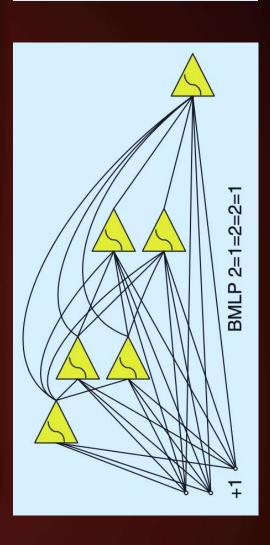


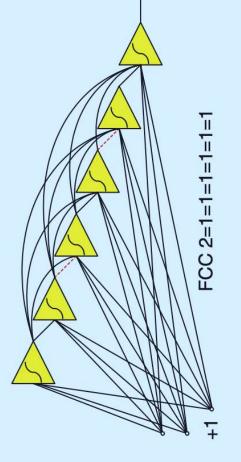
### O QUE A REDE MLP FAZ?

transformação do problema original em um problema linearmen Resolve problemas não-linearmente separáveis a partir da separável (camada a camada)



## **TOPOLOGIAS ALTERNATIVAS**





Fonte: Wilamowski (2009), IEEE Industrial Electronics Magazine Disponível em: https://www.eng.auburn.edu/~wilambm/pap/

#### O QUE VIMOS?

- única camada e com múltiplas camadas Entendemos a limitação das redes com lineares
- Conhecemos a rede MLP e a função dos neurônios das camadas ocultas
- Vimos como a rede MLP resolve o problema XOR

### PROXIMA VIDEOAULA

- retropropagação (backpropagation) Aprenderemos a treinar uma rede MLP com o algoritmo de
- Entenderemos a derivação do algoritmo de retropropagação

**ATÉ A PRÓXIMA!**