

# Machine Learning

## Dia 8 - Redes Neurais

---

ImageU - Grupo de Pesquisa em Machine Learning e Visão Computacional

<https://imageu.github.io/>

Curso de Verão 2022

Instituto de Matemática e Estatística - IME USP



1. Modelos Não-Lineares
2. Redes Neurais

# Modelos Não-Lineares

---

- Seja  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d)$  uma observação do seu dataset
- Seja  $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_d) \in \mathbb{R}^d$ ,  $b \in \mathbb{R}$  um conjunto de pesos
- Uma função linear tem a forma:

$$s = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_dx_d + b$$

- Já funções não-lineares podem aparecer de várias formas:

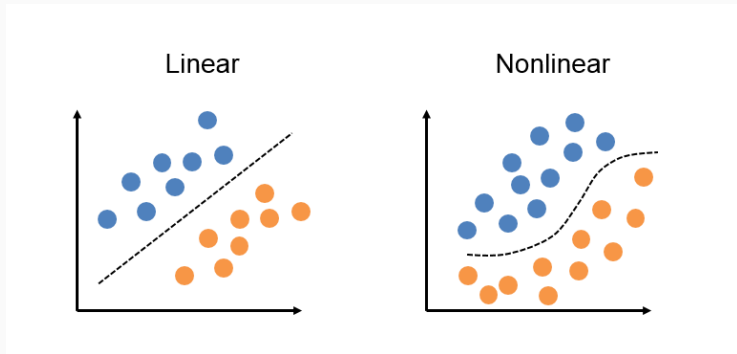
$$s = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_1x_2 + w_4x_1^2 + w_5x_2^2 + b$$

$$s = w_1x_1^2 + w_2x_2^2 + b$$

- Uma função  $s : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$  qualquer pode ser usada como classificador
  - $s < 0 \implies$  classe := negativa
  - $s > 0 \implies$  classe := positiva
  - $s = 0 \implies$  fronteira de decisão

# Linear × não-linear

- **Linear:** hiperplanos (retas no espaço 2D)
- **Não-linear:** superfícies complexas (ex.: polinomiais)

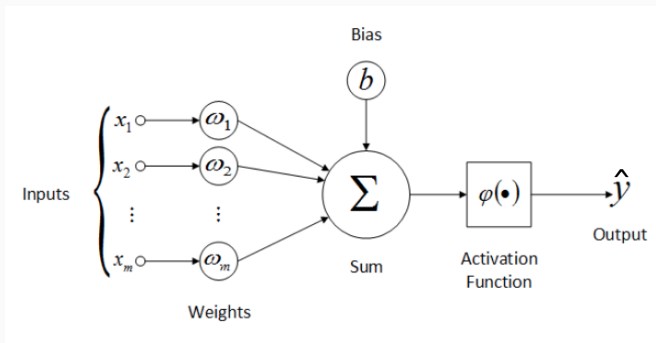


Fonte: <https://jtsulliv.github.io/perceptron/>

- Classificador Binário
- Saída a ser estimada é 0 ou 1
- Saída gerada pode ser pensada como sendo  $P(y = 1|\mathbf{x})$
- Função de custo clássica a ser otimizada: entropia cruzada
- Minimização da função de custo pode ser feita usando gradient descent

# Revisão: Regressão Logística

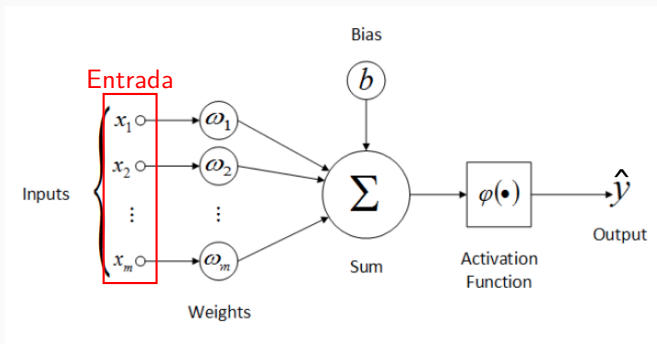
- Diagrama de um classificador logístico:





# Revisão: Regressão Logística

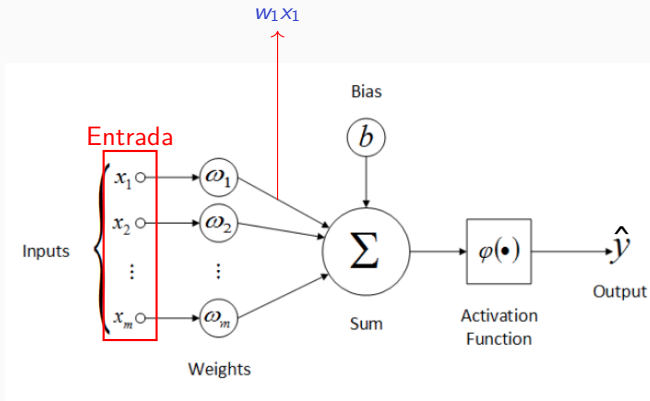
- Diagrama de um classificador logístico:



Forward pass  $\Rightarrow$

# Revisão: Regressão Logística

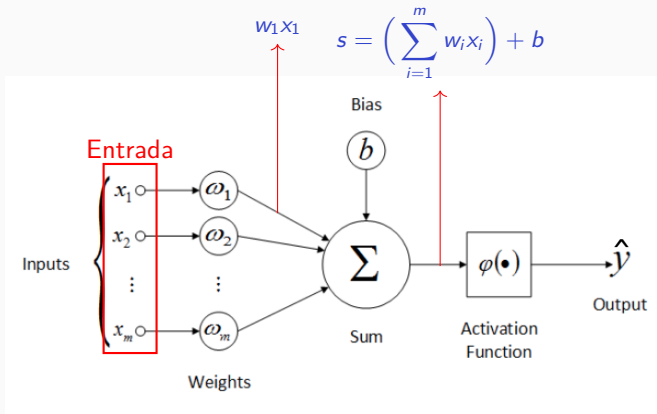
- Diagrama de um classificador logístico:



Forward pass  $\Longrightarrow$

# Revisão: Regressão Logística

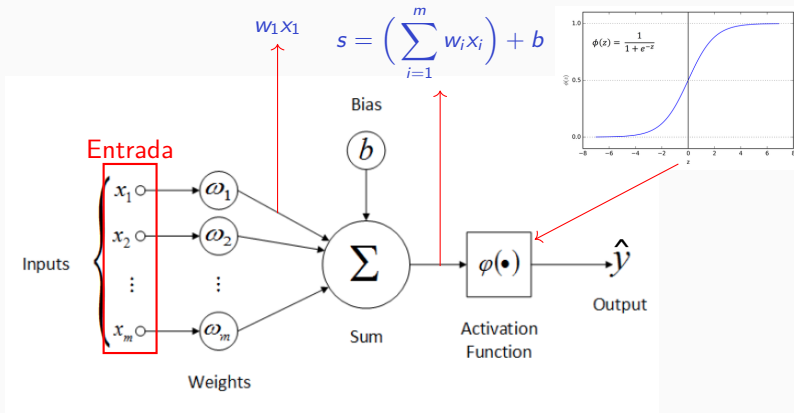
- Diagrama de um classificador logístico:



Forward pass  $\Longrightarrow$

# Revisão: Regressão Logística

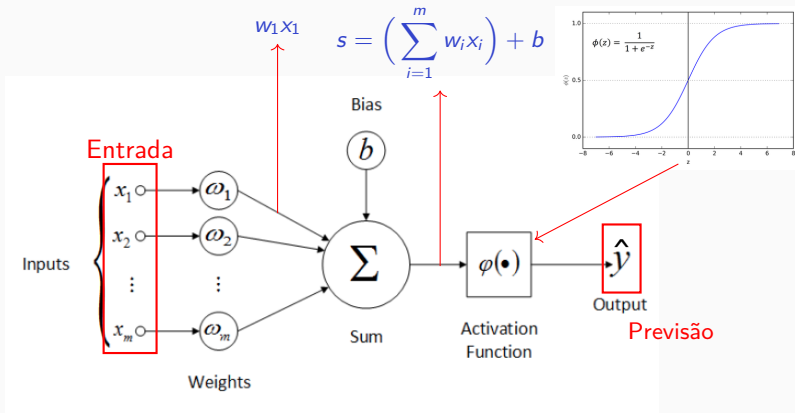
- Diagrama de um classificador logístico:



Forward pass  $\Longrightarrow$

# Revisão: Regressão Logística

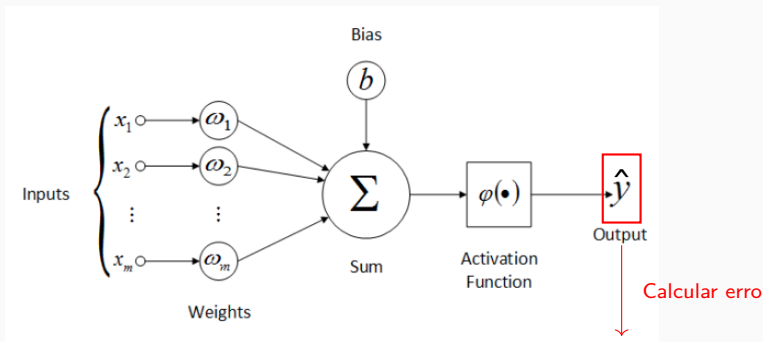
- Diagrama de um classificador logístico:



Forward pass  $\Longrightarrow$

# Revisão: Regressão Logística

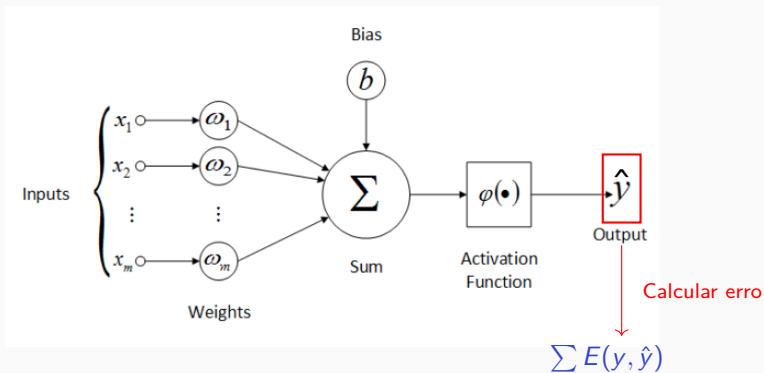
- Diagrama de um classificador logístico:



$$\sum E(y, \hat{y}) = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[ y^{(n)} \ln \hat{y}^{(n)} + (1 - y^{(n)}) \ln(1 - \hat{y}^{(n)}) \right]$$

# Revisão: Regressão Logística

- Diagrama de um classificador logístico:

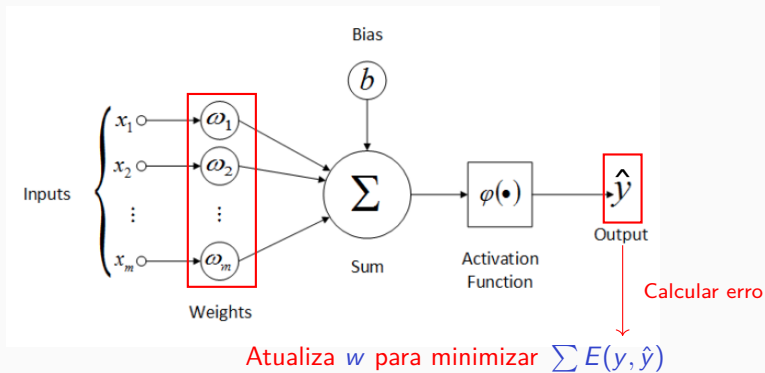


Backward pass



# Revisão: Regressão Logística

- Diagrama de um classificador logístico:



Backward pass





- Entropia Cruzada:

$$J(\mathbf{w}) = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[ y^{(n)} \ln \hat{y}^{(n)} + (1 - y^{(n)}) \ln(1 - \hat{y}^{(n)}) \right]$$

- Gradient Descent em linhas gerais:
  1. Chutar um valor para  $\mathbf{w}$
  2. Calcular o gradiente de  $J$  no ponto  $\mathbf{w}$  (“direção de maior inclinação”)
  3. Alterar  $\mathbf{w}$  no sentido oposto ao do vetor gradiente
  4. Repetir passos (2)-(3)

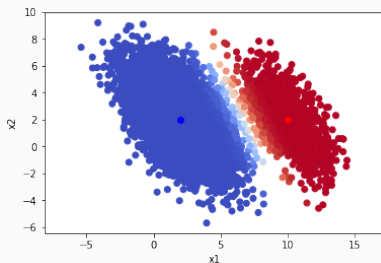
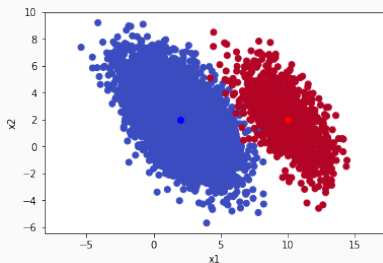
# Revisão: Regressão Logística

- Regressão logística gera uma superfície de decisão linear:

$$s = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_dx_d + b$$

$$\hat{y} = \hat{P}(y = 1|\mathbf{x}) = \frac{1}{1+e^{-s}} \in [0, 1]$$

- Alterando-se  $\mathbf{w}$  (supondo  $\mathbf{x}$  fixo), pode-se fazer  $\hat{y}$  variar entre 0 e 1.



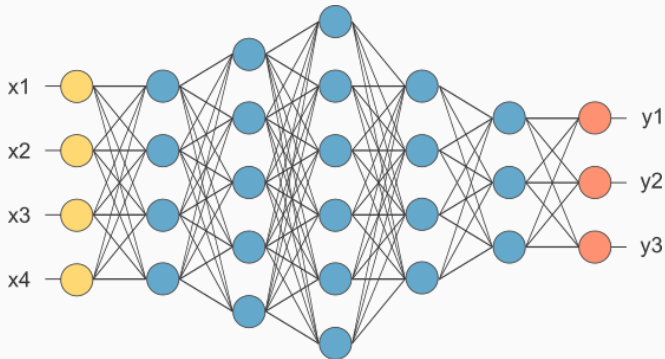
# Redes Neurais

---

- Modelo para criarmos classificadores ou regressores não-lineares
- Podem ser compostas de unidades de processamento simples, por exemplo, regressores logísticos

# Redes Neurais

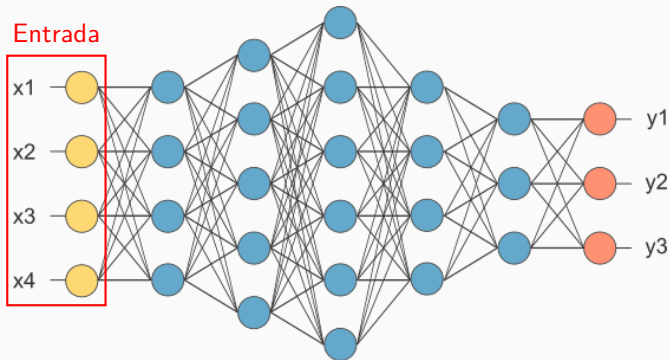
- Diagrama de uma rede neural típica:



Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

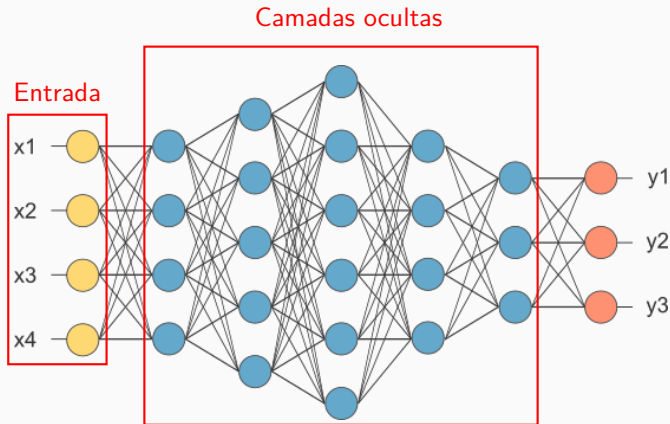
- Diagrama de uma rede neural típica:



Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

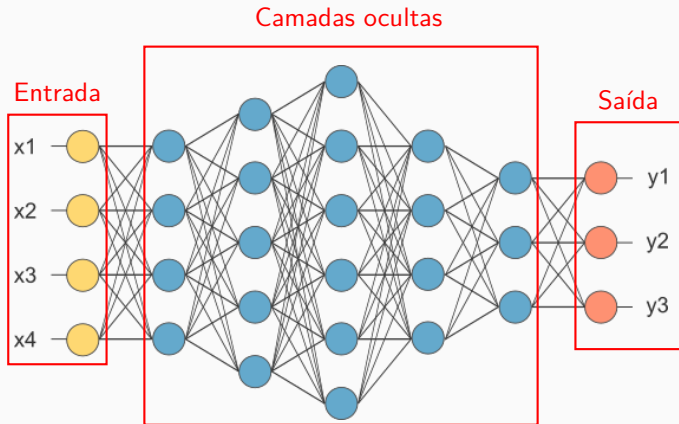
- Diagrama de uma rede neural típica:



Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

- Diagrama de uma rede neural típica:

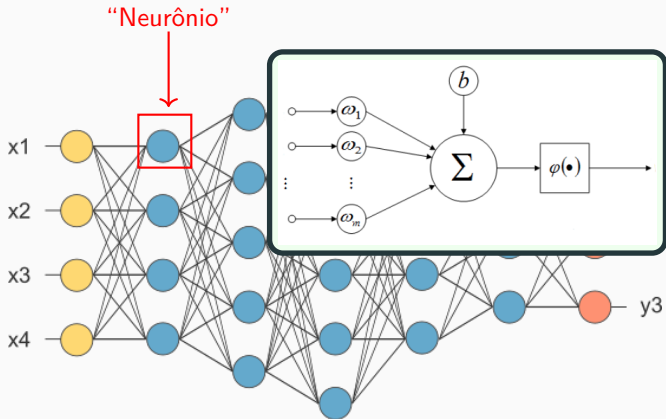


Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>



# Redes Neurais

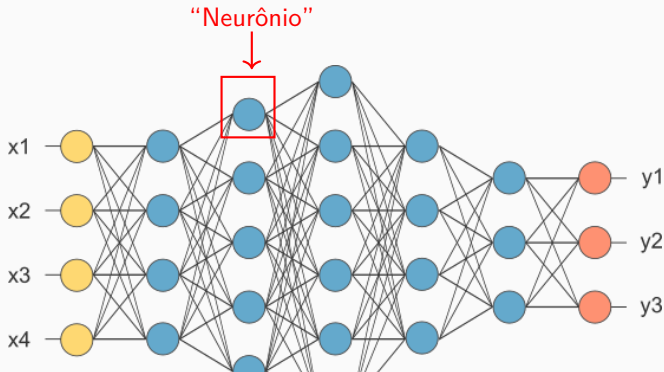
- Diagrama de uma rede neural típica:



Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

- Diagrama de uma rede neural típica:

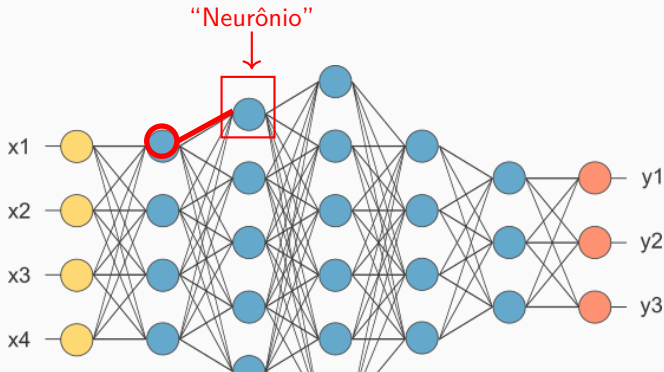


$$\varphi \left( w_1 \varphi(s_1) + w_2 \varphi(s_2) + w_3 \varphi(s_3) + w_4 \varphi(s_4) \right)$$

Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

- Diagrama de uma rede neural típica:

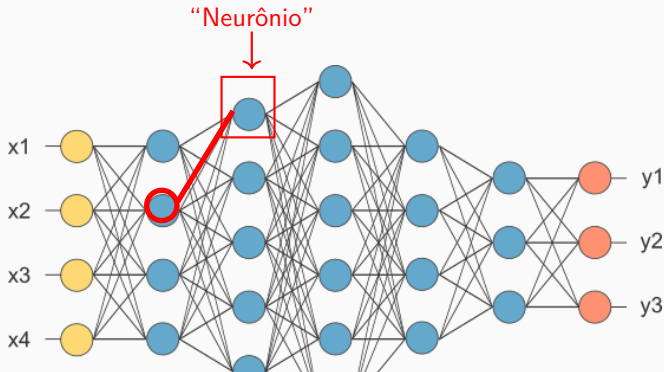


$$\varphi\left(w_1\varphi(s_1) + w_2\varphi(s_2) + w_3\varphi(s_3) + w_4\varphi(s_4)\right)$$

Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

- Diagrama de uma rede neural típica:

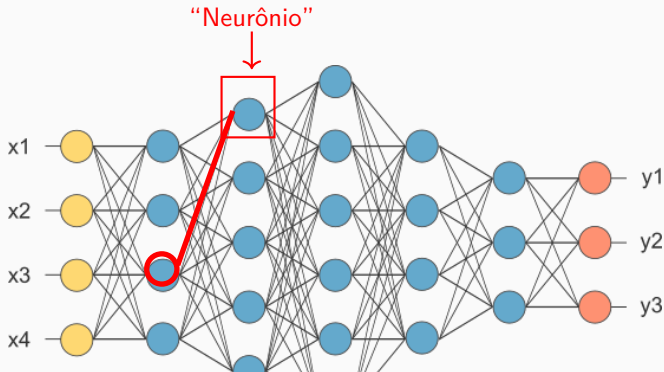


$$\varphi \left( w_1 \varphi(s_1) + w_2 \varphi(s_2) + w_3 \varphi(s_3) + w_4 \varphi(s_4) \right)$$

Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

- Diagrama de uma rede neural típica:

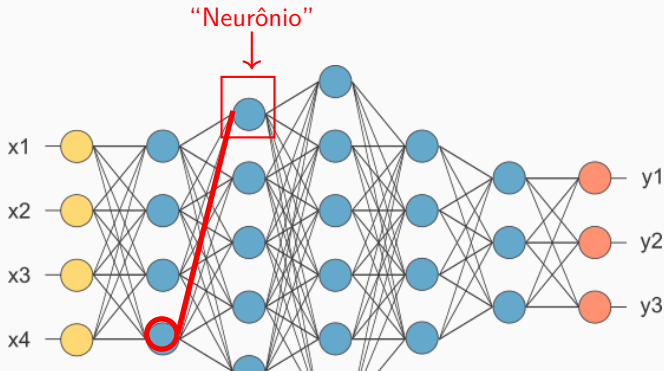


$$\varphi \left( w_1 \varphi(s_1) + w_2 \varphi(s_2) + w_3 \varphi(s_3) + w_4 \varphi(s_4) \right)$$

Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

- Diagrama de uma rede neural típica:

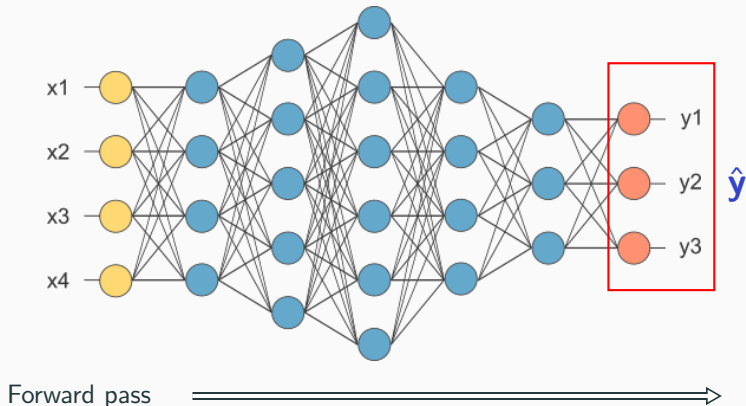


$$\varphi \left( w_1 \varphi(s_1) + w_2 \varphi(s_2) + w_3 \varphi(s_3) + w_4 \varphi(s_4) \right)$$

Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

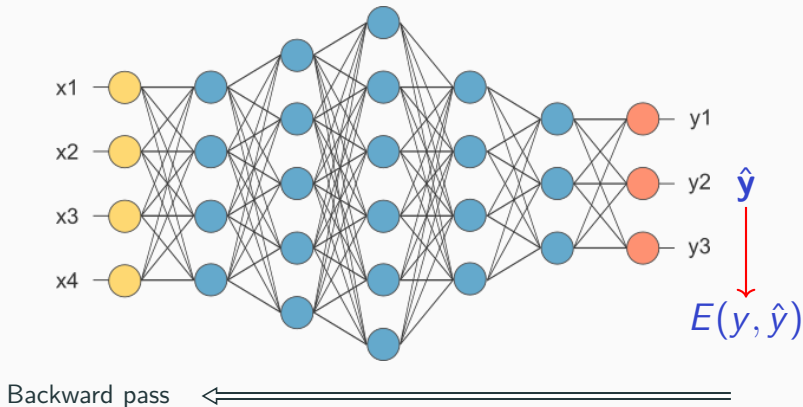
- Diagrama de uma rede neural típica:



Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>

# Redes Neurais

- Diagrama de uma rede neural típica:



Fonte: <https://www.kaggle.com/shokhan/neural-network-to-predict-dota-2-winner/comments>



- Ideia geral:
  - **Saída esperada** (target):  $t_k$
  - **Forward pass**: previsões  $z_k$
  - **Erro** entre saída esperada e predita:  $e(t_k - z_k)$
  - A **função custo** depende de  $z_k$
  - $z_k$ , por sua vez, é uma **composição de funções**
  - (que indiretamente depende das entradas  $x_1, \dots, x_d$ )
  - O **gradiente** da função custo com respeito aos pesos  $w$  pode ser calculado aplicando-se a regra da cadeia

- Na prática, precisamos pensar em:
  - Inicialização dos pesos
  - Taxa de Aprendizado
  - Número de iterações
  - Tamanho de batch (Stochastic Gradient Descent)
  - Arquitetura da rede (quantidade de camadas e de unidades por camada)

# Próxima Aula: Grid Search e Seleção de Atributos

