





#### **Redes Neurais Artificiais**

Tarciana Guerra GppCom/DCO/UFRN

Natal, 25/07/2018

Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)

# O que são Redes Neurais Artificiais?



# O que são Redes Neurais Artificiais?

"Uma rede neural é simplesmente uma coleção de unidades conectadas; as propriedades da rede são determinadas pela sua topologia e propriedades dos neurônios." (Russel & Norvig, 2009)

"Uma rede neural é um processador massivamente paralelo composto por unidades simples com capacidade natural de armazenar conhecimento e disponibilizá-lo para uso futuro." (Haykin, 1998)

#### Inspiração Biológica

- A rede neural artificial é uma máquina de aprendizado designada para modelar a forma com que o cérebro trabalha
- As semelhanças entre os modelos real e artificial são as seguintes:
  - Conhecimento sobre o ambiente é adquirido pela rede através de um processo de aprendizado
  - As conexões entre os neurônios, também conhecidas como pesos sinápticos, são responsáveis por armazenar este conhecimento

#### Vantagens das Redes Neurais

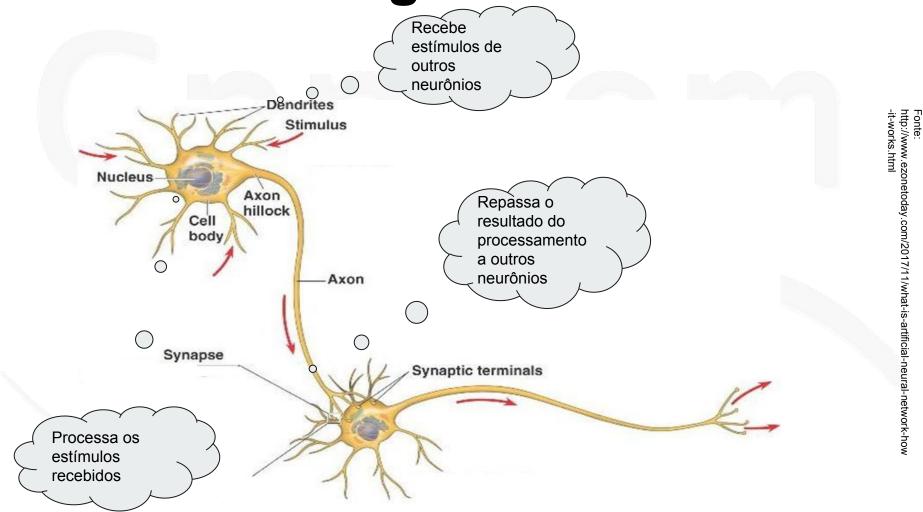
- É capaz de trabalhar com problemas não-lineares
- Permite o mapeamento entrada-saída
- É capaz de se adaptar a ambientes em mudança
- Pode fornecer um indicador de confiança das decisões tomadas

#### Vantagens das Redes Neurais

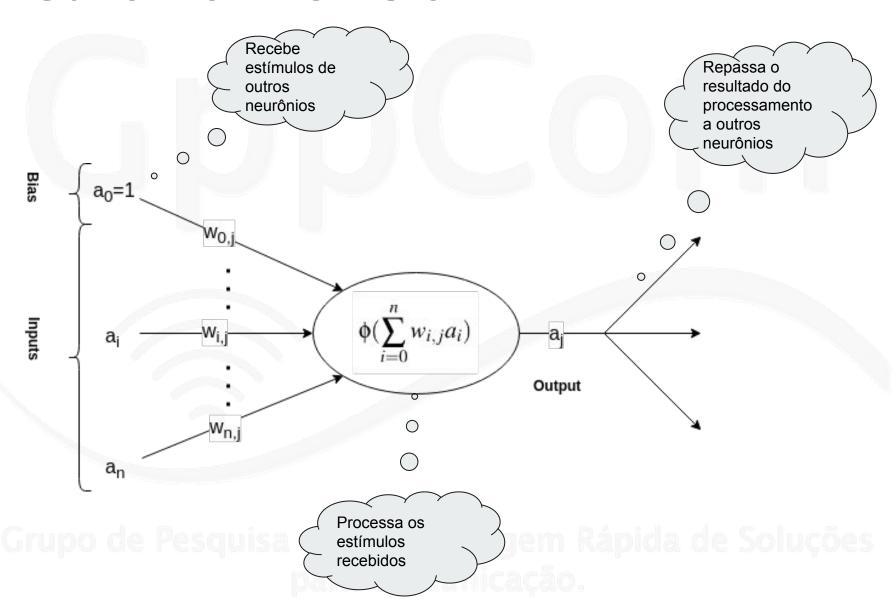
- Trata naturalmente de informação contextual
  - Todos os neurônios potencialmente se afetam
- Possui tolerância à falhas
- Permite uma uniformidade de análise e projeto
  - Mesma teoria e algoritmos podem ser usados para aplicações distintas

### O Neurônio

Neurônio Biológico

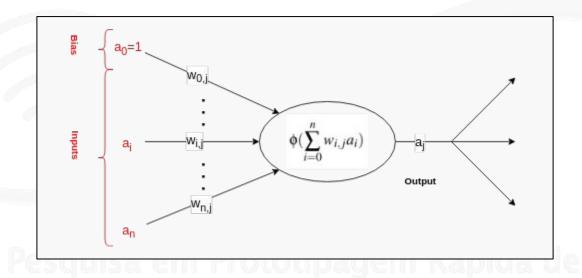


#### **Neurônio Artificial**

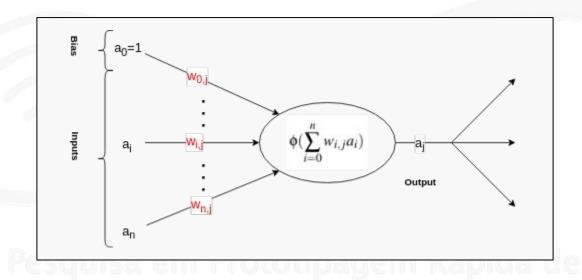


- Inputs
- Pesos sinápticos
- Função de ativação
- Output

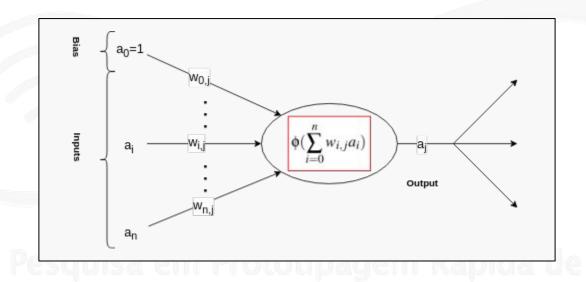
- Inputs
- Pesos sinápticos
- Função de ativação
- Output



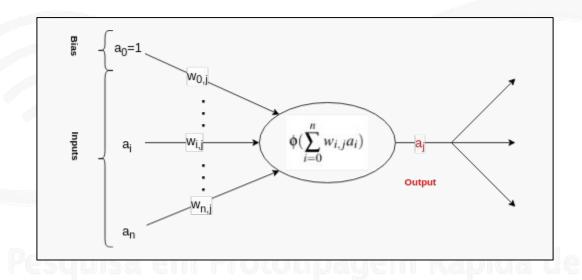
- Inputs
- Pesos sinápticos
- Função de ativação
- Output



- Inputs
- Pesos sinápticos
- Função de ativação
- Output



- Inputs
- Pesos sinápticos
- Função de ativação
- Output



#### Função de Ativação

- Único fator passível de não-linearidade no neurônio
- Caso sejam não-lineares, tornam possível que toda a rede trate problemas de mapeamento input-output não linear
- Funções de ativação básicas:
  - Limiar
  - Logística
  - Linear
  - Tangente hiperbólica

# Arquiteturas de Rede

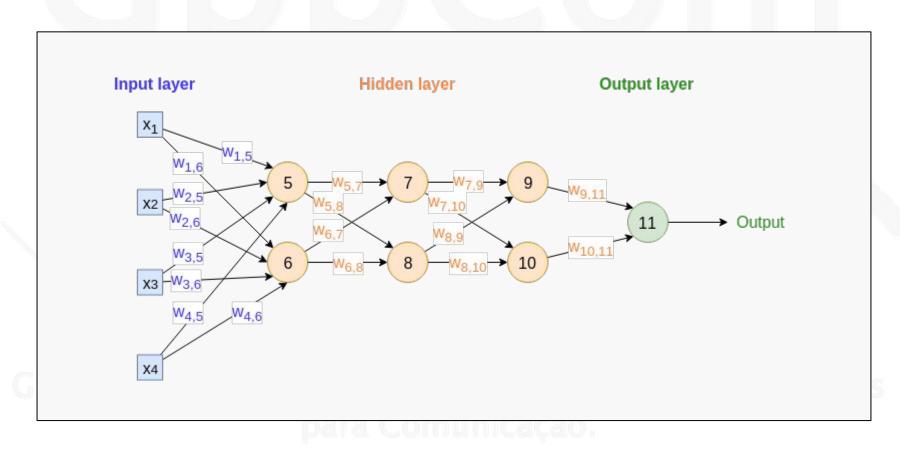
#### **Arquitetura de Rede**

- Feed-forward networks
- Recurrent networks



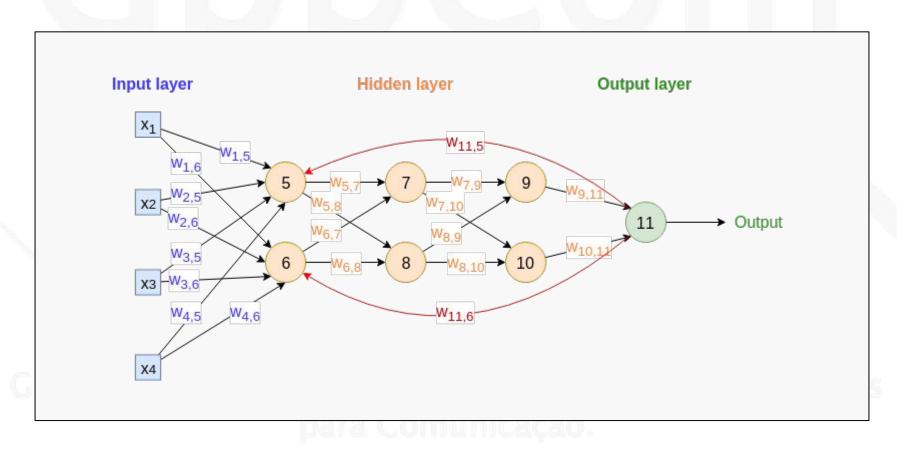
#### **Arquitetura de Rede**

- Feed-forward networks
- Recurrent networks



#### **Arquitetura de Rede**

- Feed-forward networks
- Recurrent networks

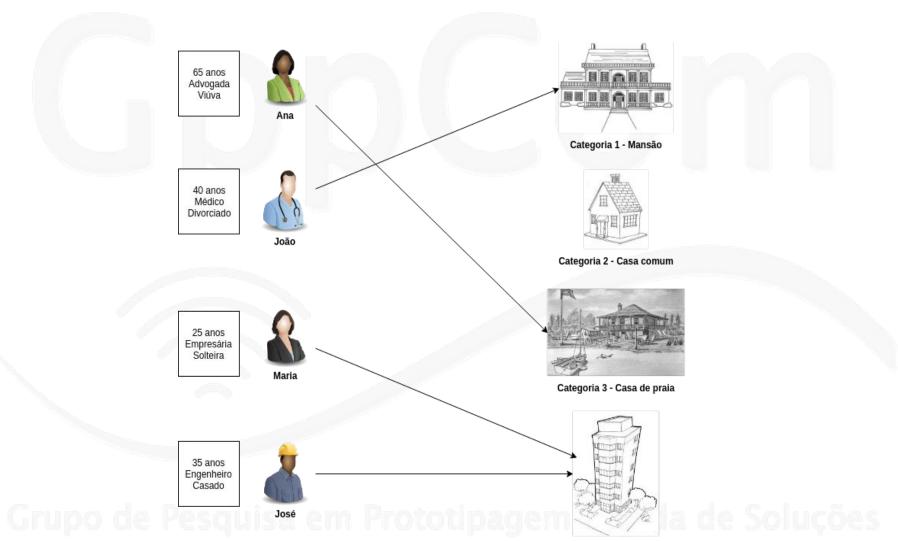


# Funcionamento das Redes Neurais

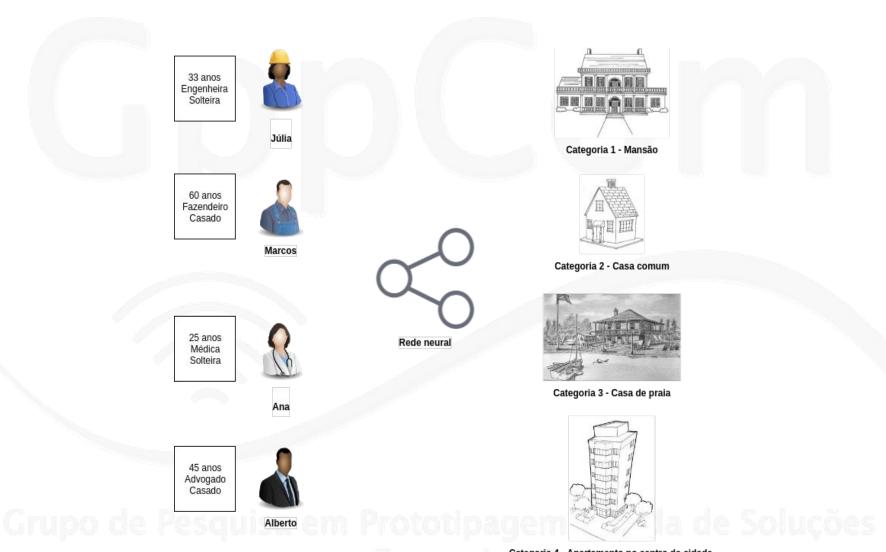
#### **Problema**



#### Conjunto de Treino

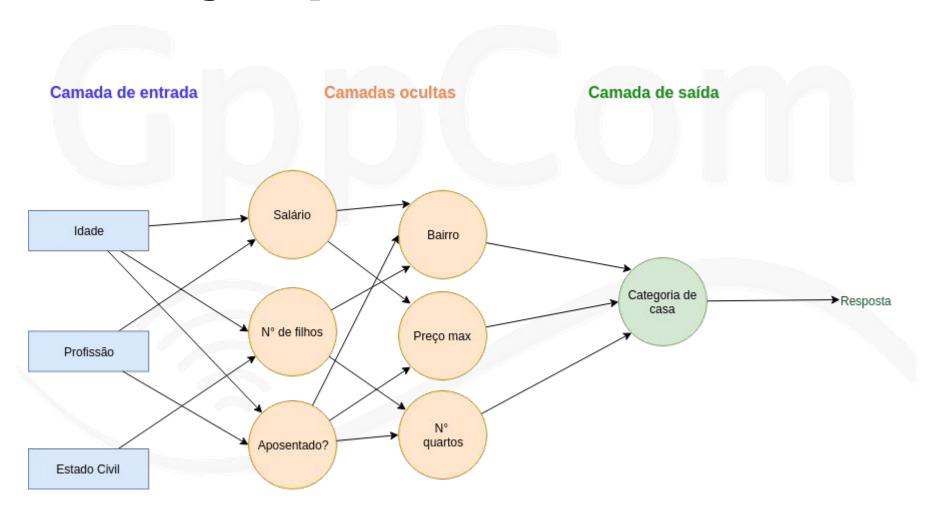


#### **Conjunto de Testes**



Categoria 4 - Apartamento no centro da cidade

#### Resolução por MLP



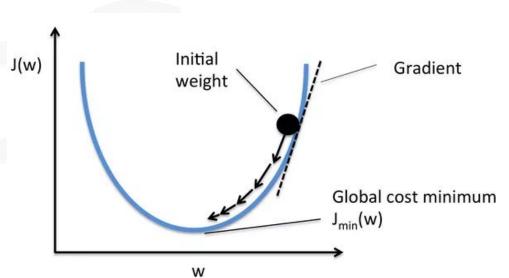
# Processo de Aprendizagem da Rede Neural

- Solver
- Loss function
- Generalização
- Overfitting



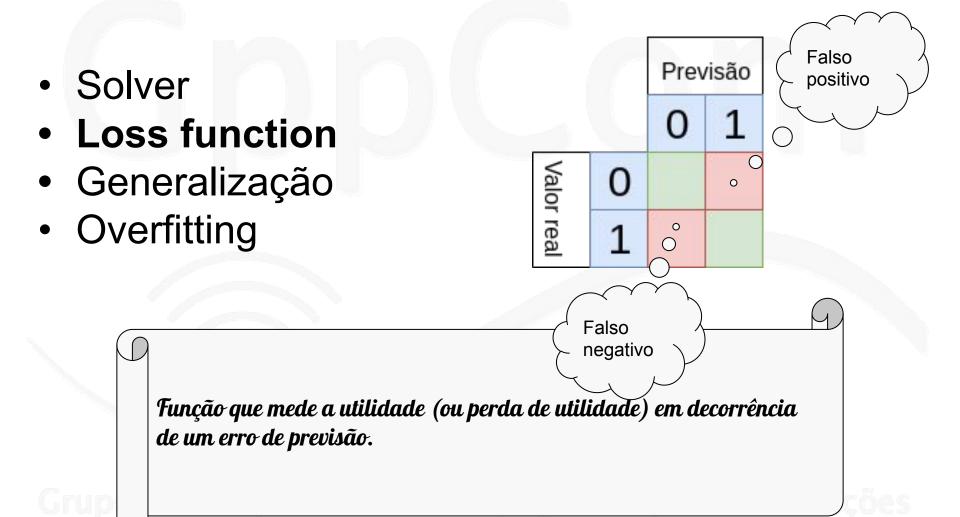
Solver

- Loss function
- Generalização
- Overfitting



Método de otimização responsável por ajustar os pesos em função do erro calculado.

https://qph.fs.quoracdn.net/main-qimg-b7a3a2548 30ac374818cdce3fa5a7f17



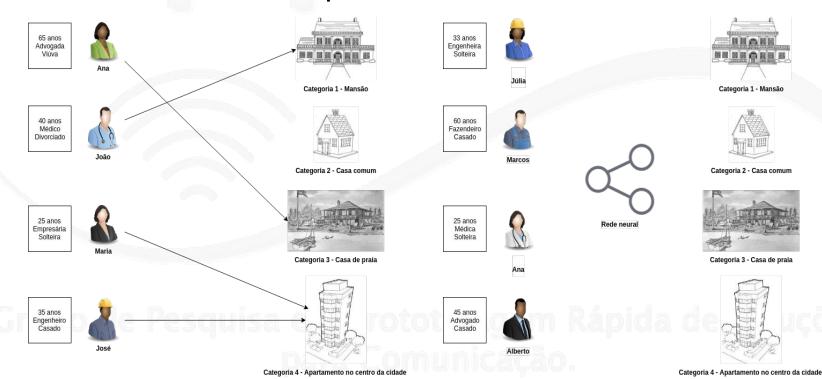
- Solver
- Loss function
- Generalização
- Overfitting

Habilidade de prever corretamente exemplos para os quais a mesma não foi treinada.

- Solver
- Loss function
- Generalização
- Overfitting

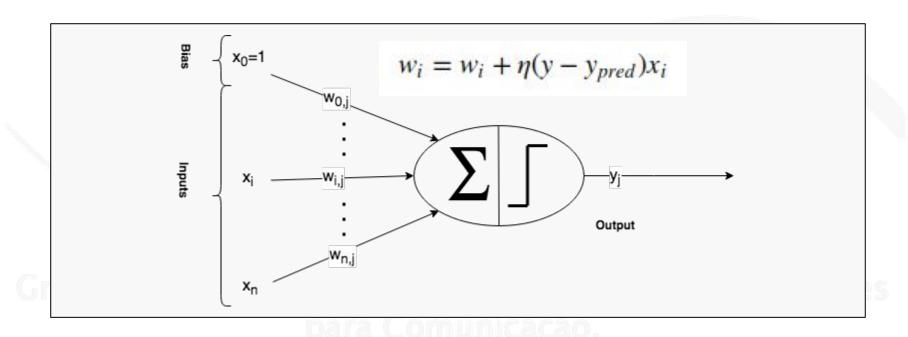
Principal problema que pode ocorrer devido a um processo de aprendizagem ineficaz. Ele acontece quando a máquina é incapaz de generalizar, devido ao fato de ter apenas "memorizado" o conjunto de treino.

- Overfitting
  - Causas:
    - Conjunto de treinamento pouco representativo
    - Excesso de inputs

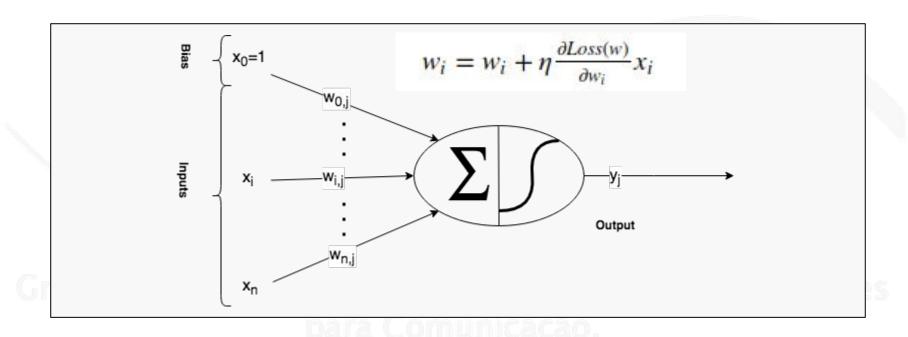


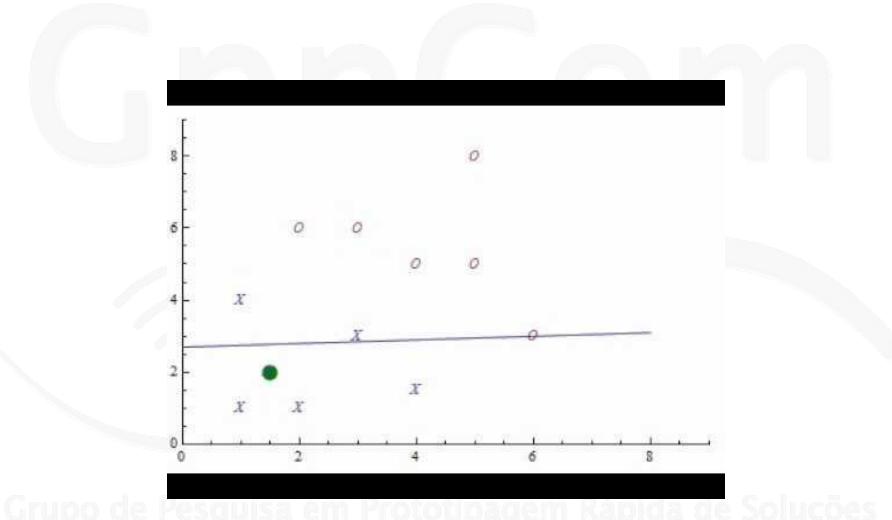
- Perceptron
- Sigmoid perceptron

- Perceptron
- Sigmoid perceptron



- Perceptron
- Sigmoid perceptron



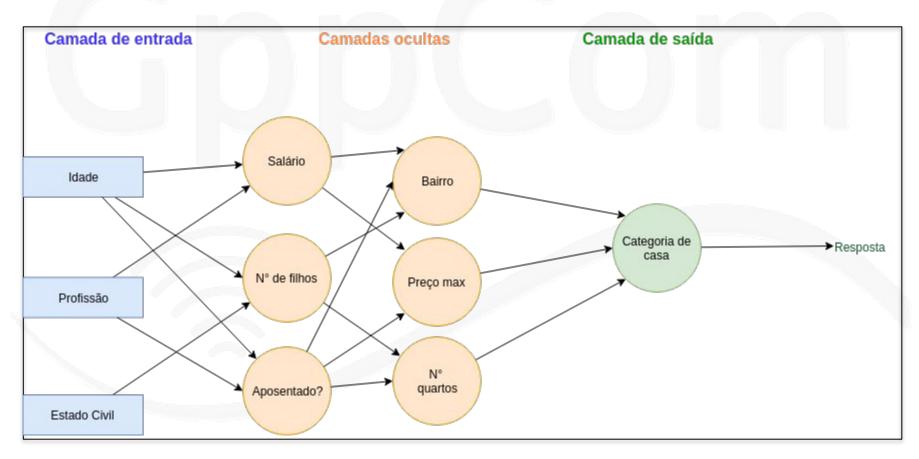


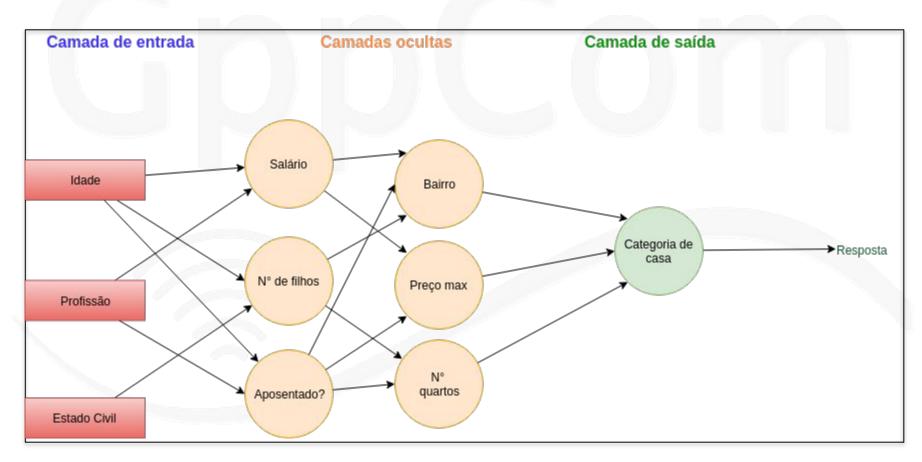
- Vantagem
  - Aprendizado simples
- Desvantagem
  - Só conseguem representar problemas linearmente separáveis

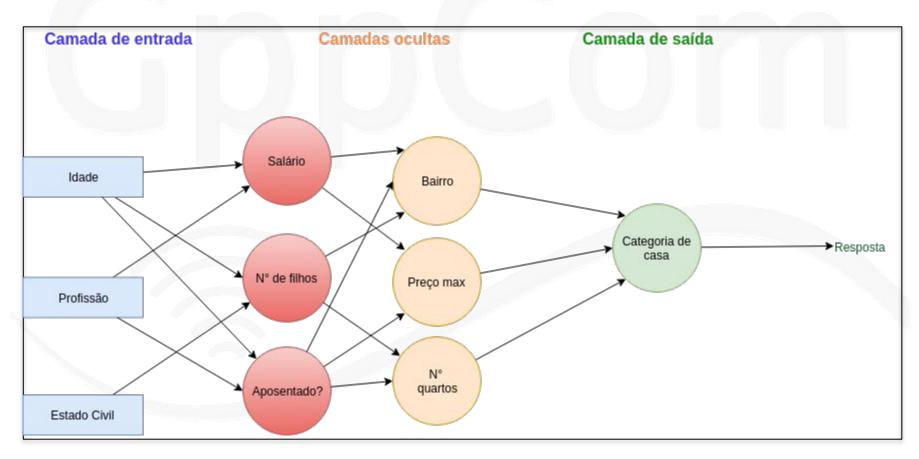
Vantagens

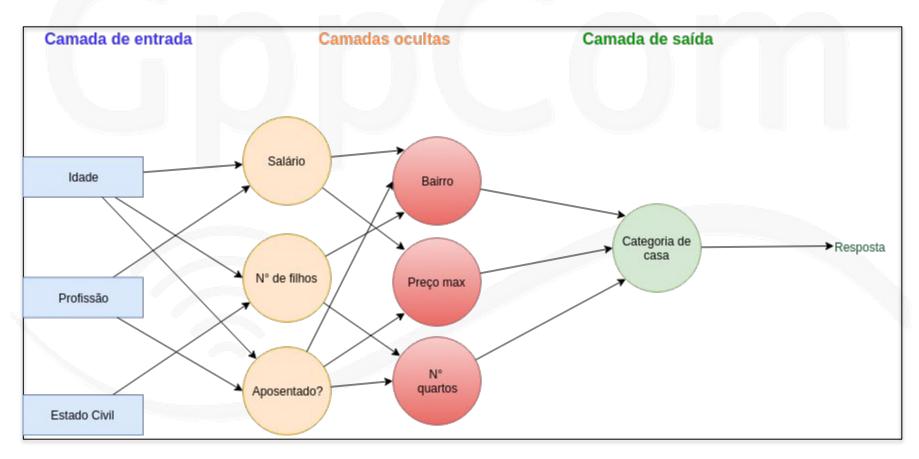
"Com uma única camada escondida suficientemente grande, é possível representar qualquer função contínua dos inputs, com precisão arbitrária; com duas camadas, até mesmo funções descontínuas podem ser representadas." (Russel & Norvig, 2009)

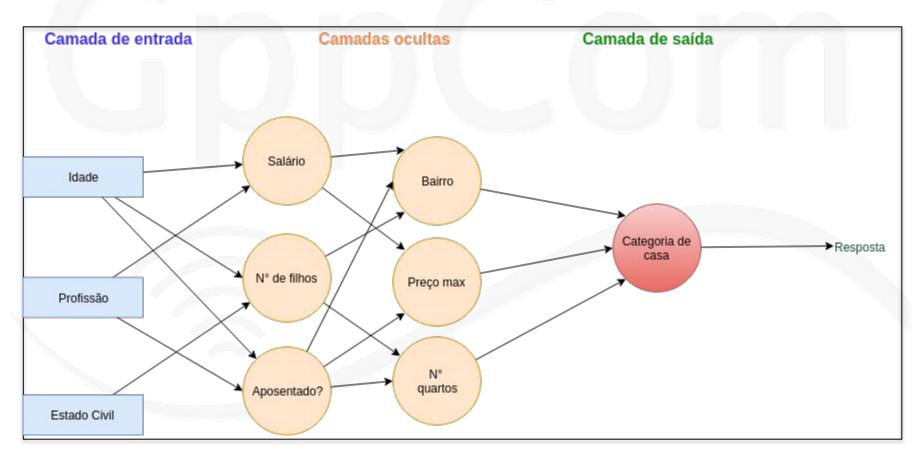
- Desvantagens
  - Processo de treinamento computacionalmente custoso

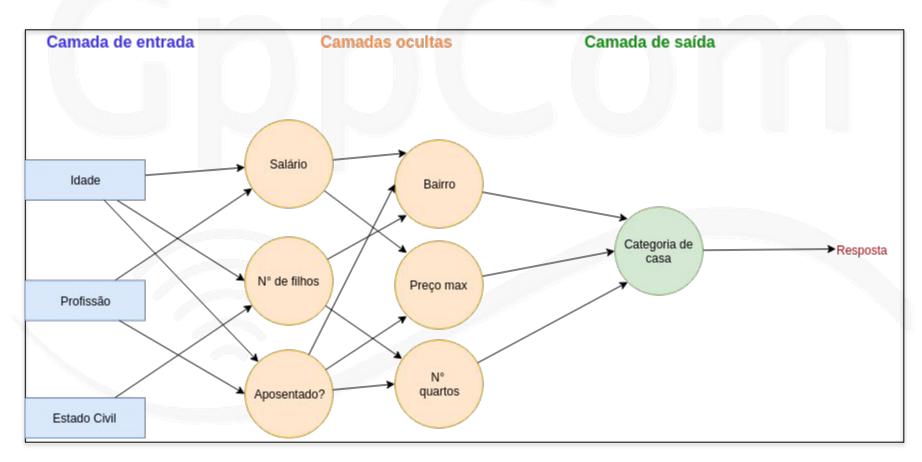




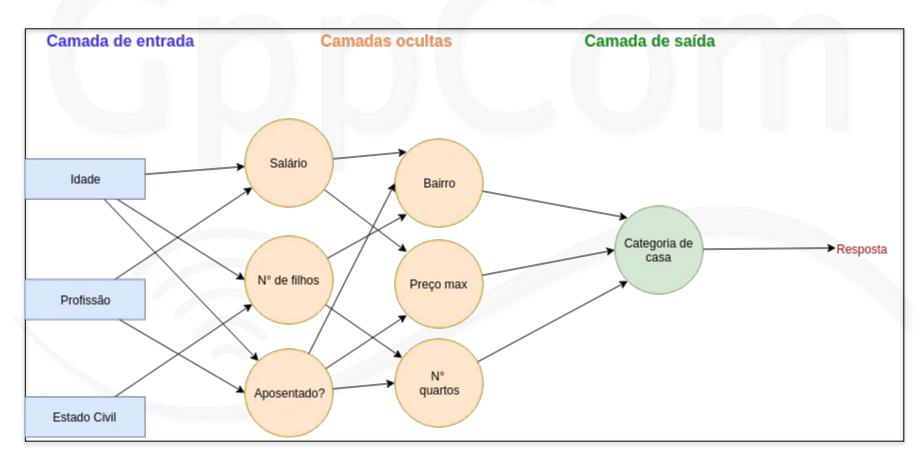


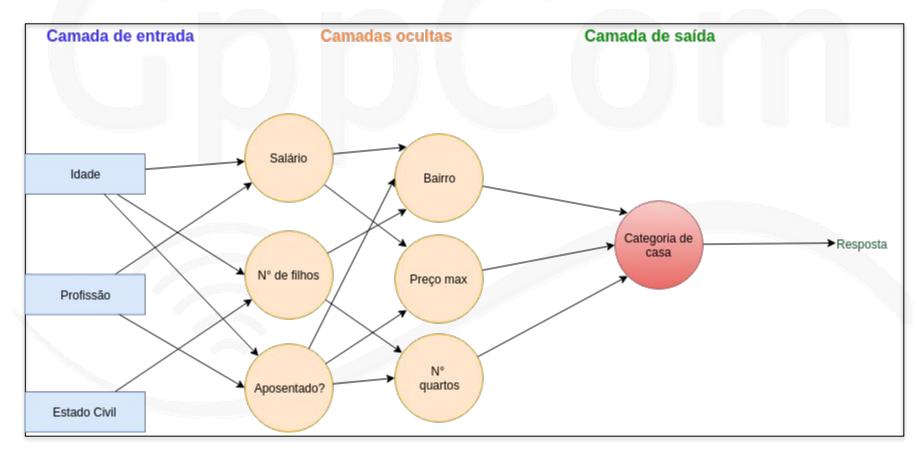


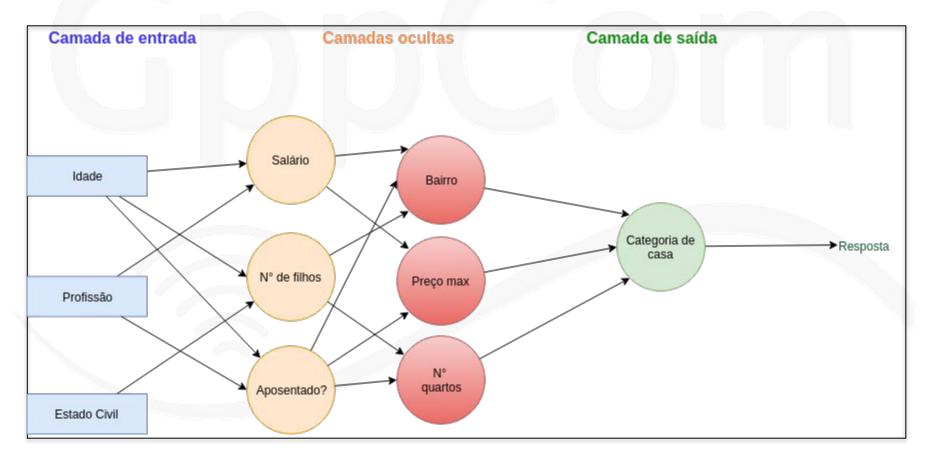


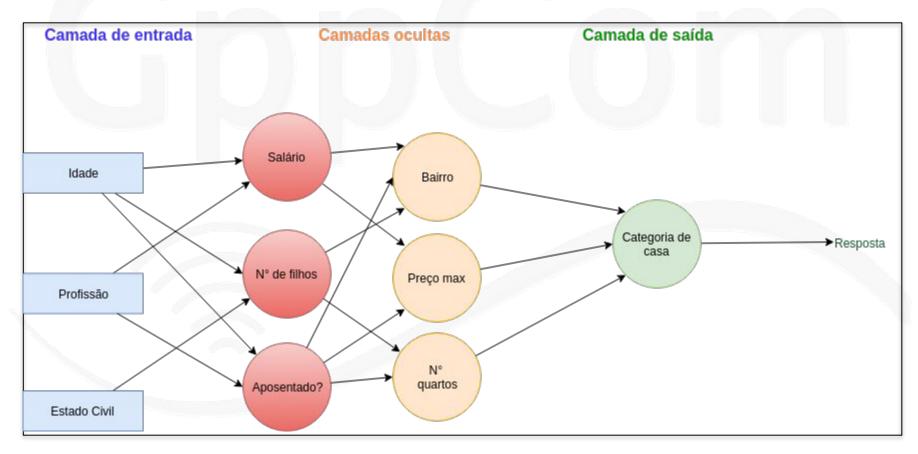


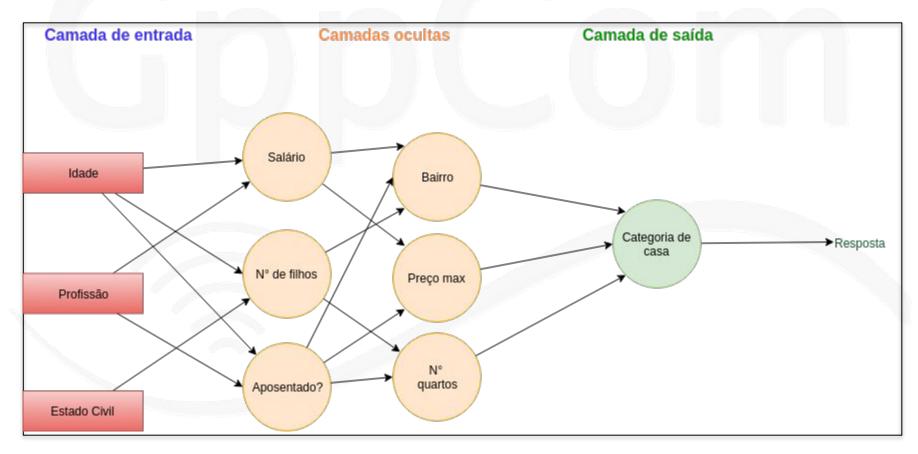
#### Cálculo do erro











- Backpropagation
  - 1. Inicialização dos pesos com números aleatórios pequenos
  - Propagação dos sinais de entrada (inputs) pela rede
  - 3. Retropropagação dos sinais de erro pela rede
  - 4. Ajuste dos pesos
  - 5. Retornar ao step 2 até um critério de parada ser atingido

- Backpropagation
  - Cálculo do erro
  - Ajuste dos pesos
    - Ajuste para a camada de saída
    - Ajuste para as camadas escondidas

- Backpropagation
  - Cálculo do erro
  - Ajuste dos pesos
    - Ajuste para a camada de saída
    - Ajuste para as camadas escondidas

$$e(k) = p(k) - y(k)$$

$$E(k) = \frac{1}{2}(e(k))^2$$

- Backpropagation
  - Cálculo do erro
  - Ajuste dos pesos
    - Ajuste para a camada de saída
    - Ajuste para as camadas escondidas

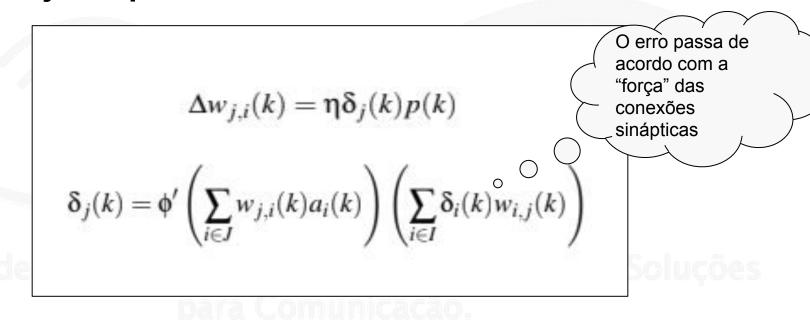
$$w_{j,i}(k+1) = w(k) + \Delta w_{j,i}(k)$$

$$\Delta w_{j,i}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{i,j}}$$

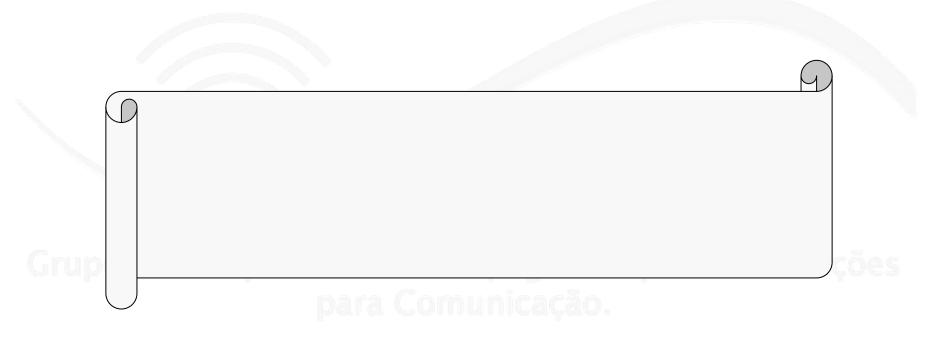
- Backpropagation
  - Cálculo do erro
  - Ajuste dos pesos
    - Ajuste para a camada de saída
    - Ajuste para as camadas escondidas

$$\Delta w_{j,i}(k) = \eta \delta_j(k) p(k)$$
 
$$\delta_j(k) = e(k) \phi' \left( \sum_{i \in J} w_{j,i}(k) a_i(k) \right)$$

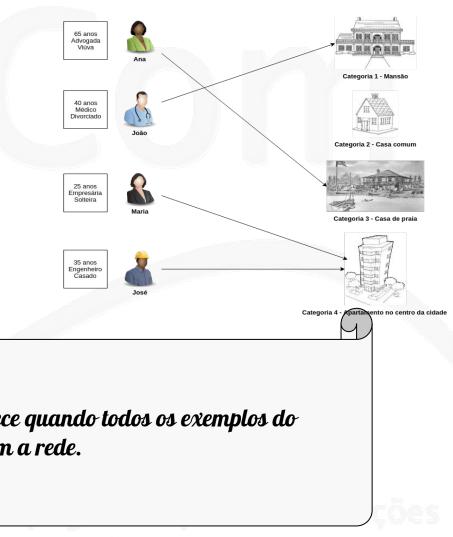
- Backpropagation
  - Cálculo do erro
  - Ajuste dos pesos
    - Ajuste para a camada de saída
    - Ajuste para as camadas escondidas



- Época de treinamento
- Tamanho do batch

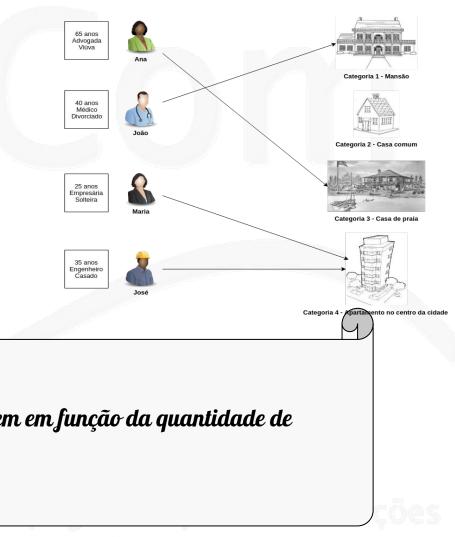


- Época de treinamento
- Tamanho do batch

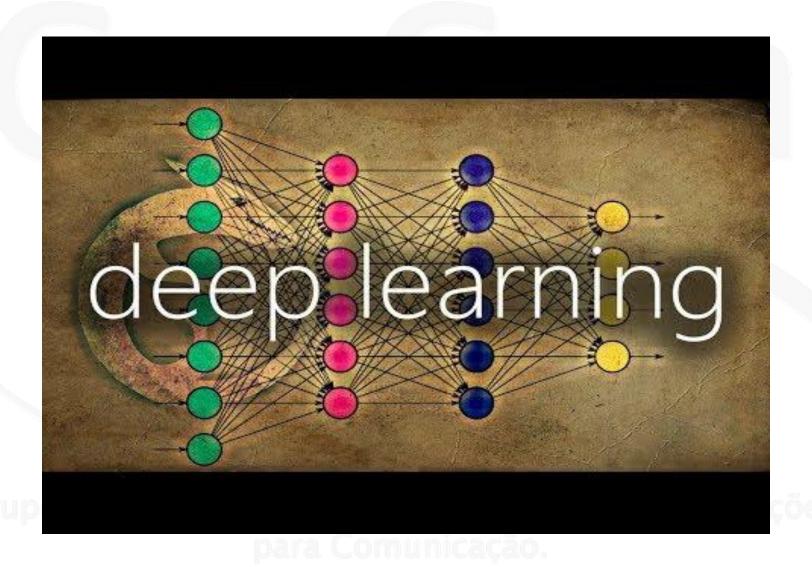


Uma época de treinamento acontece quando todos os exemplos do conjunto de treinamento estimulam a rede.

- Época de treinamento
- Tamanho do batch



Periodicidade do ajuste de pesos em em função da quantidade de exemplos inseridos na rede.

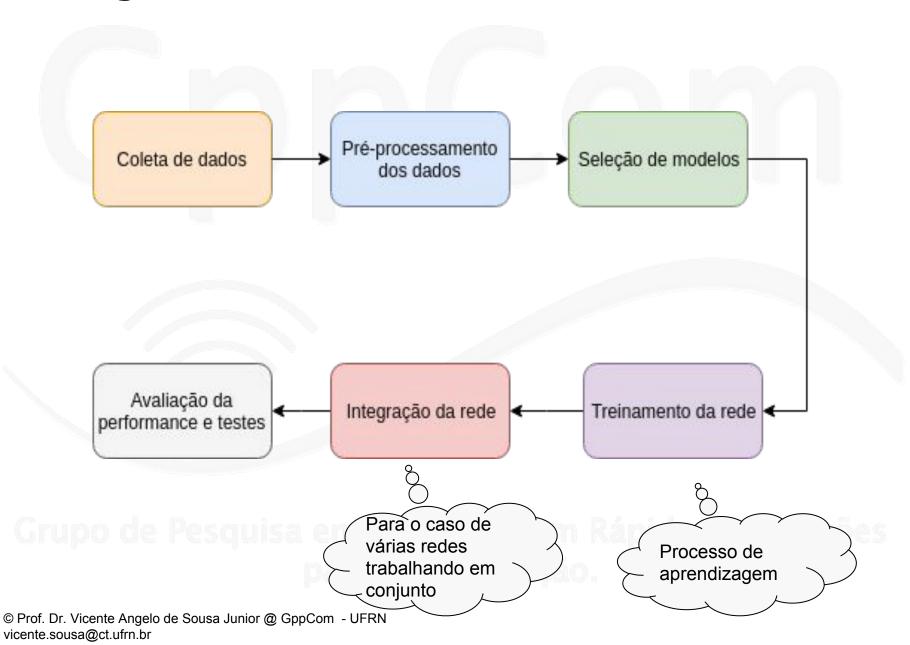


- Batch learning
- Mini-batch learning
- Stochastic learning

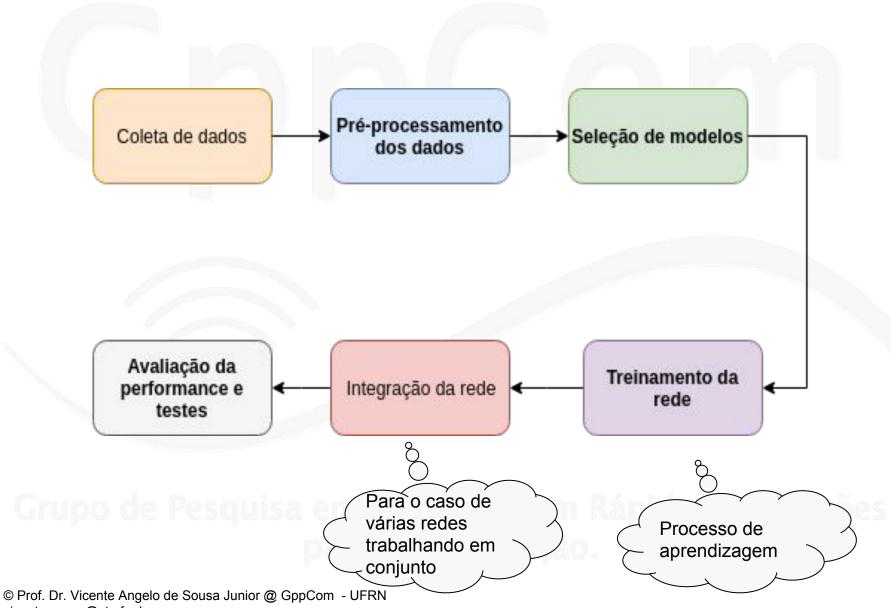


## Hands Ons

## Criação de uma rede neural

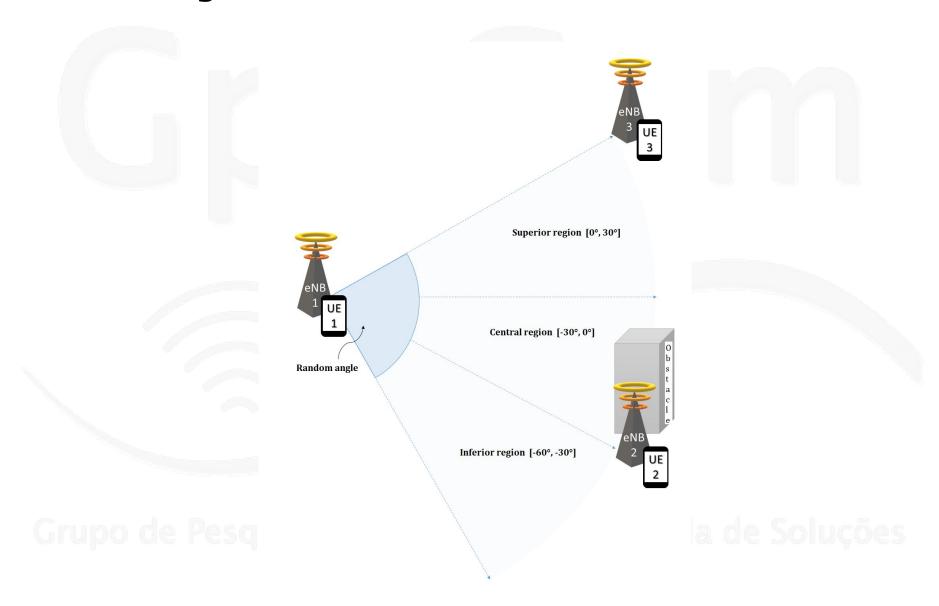


## Criação de uma rede neural



vicente.sousa@ct.ufrn.br

## Descrição do Problema



#### Divisão dos Hands Ons

- 1. Pré-processamento dos dados
- 2. Classificação
- 3. Regressão
- 4. Seleção de modelos e análise de desempenho

## Iniciando o Jupyter Notebook

- Aperte simultaneamente as teclas CTRL + ALT + T para abrir o terminal.
- Digite "jupyter notebook" e pressione ENTER.



### Baixando os dados

- Enquanto o Jupyter Notebook n\u00e3o abre, clique no link
  - https://github.com/josemcast/IIIWorkshopMachine Handson/
- Baixe toda a pasta para o seu computador

### Iniciando o Hands On

- Usando a janela aberta pelo jupyter no navegador, vá até a pasta dia02, que se encontra dentro da pasta recém descompactada
- Dentro desta pasta, crie um novo notebook com o subitem "Python 3" do menu "new"
- Agora você já está pronto para começar os hands ons!



## Sobre o GppCom

- A meta do GppCom é criar na UFRN um ambiente de P&D&I através de prototipagem rápida baseada em simulação via software e hardware nas áreas de sistemas de comunicação e processamento digital de sinais e imagens. O Grupo é formado pelos professores: Vicente Angelo de Sousa Junior (coordenador), Luiz Gonzaga de Queiroz Silveira Junior (vice-coordenador), Luiz Felipe de Queiroz Silveira, Marcio Eduardo da Costa Rodrigues, Adaildo Gomes D'Assunção (pesquisador associado), Cláudio Rodrigues Muniz da Silva (pesquisador associado), Cristhianne de Fátima Linhares de Vasconcelos (pesquisador associado). O GppCom está de portas abertas para novas parcerias, conheça o portifolio do grupo.
- Contato: vicente.gppcom@gmail.com
- Grupo de Pesquisa em Prototipagem Rápida de Soluções para Comunicação.