

# SCC0275 - Introdução à Ciência de Dados

Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação  
Universidade de São Paulo

Professor: Tiago Santana de Nazare  
E-mail: [tiagosn@alumni.usp.br](mailto:tiagosn@alumni.usp.br)

1º semestre de 2023



# Me apresentando...

Tiago Santana de Nazare (tiagosn@alumni.usp.br)

## Graduação:

Ciências de Computação ICMC-USP (2010-2015)

## Doutorado:

Ciências de Computação ICMC-USP (2015-2020)

## Profissional:

Cientista de Dados (2017 - ...)

Professor (2018 - ...)





# Avaliação

Termos 3 trabalhos durante a disciplina

- Pelo menos 2 semanas para a entrega
- Questões para serem respondidas
- Código em Python
- Presença: entregar pelo menos 2 trabalhos

Nota final (NF):

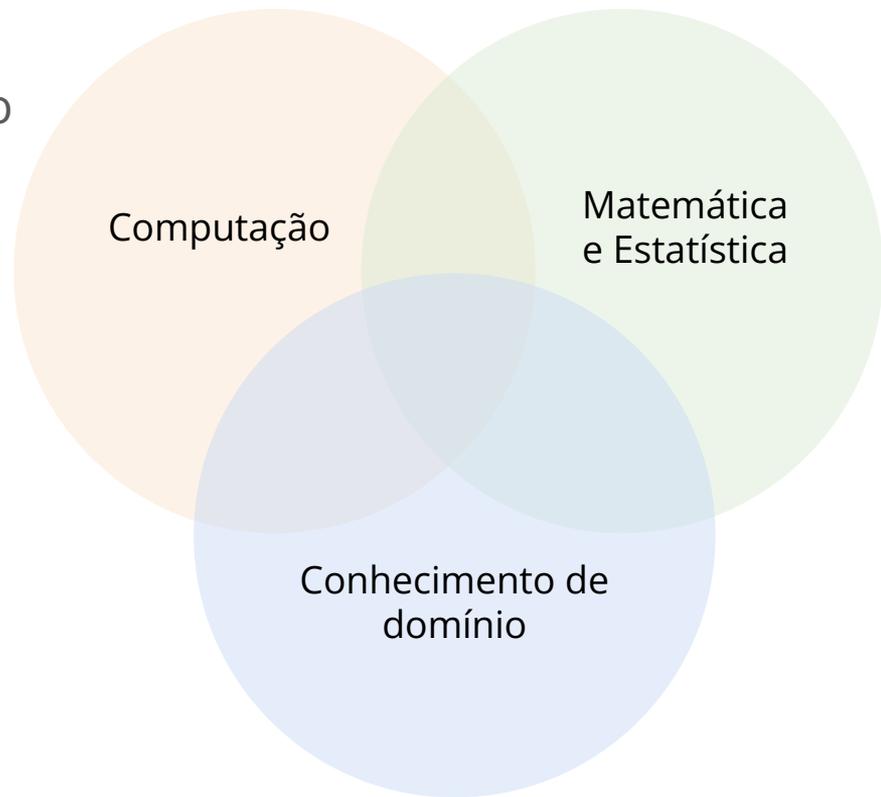
$$NF = \frac{T_1 + T_2 + T_3}{3}$$



# Ciência de dados

É uma área interdisciplinar que usa **dados** para:

- Descobrir problemas em um processo
- Monitorar um sistema
- Encontrar padrões
- Gerar previsões
- ...



# Vamos usar o Python nessa disciplina...

The logo for Google Colab, featuring the word "colab" in a bold, lowercase, sans-serif font. The letters are colored in a gradient from yellow to orange.

**Link:** <https://colab.research.google.com>

**Vantagens:** não precisa instalar nada, na nuvem

**Desvantagens:** não tem muito recurso computacional



docker

**Link:** <https://hub.docker.com/r/jupyter/scipy-notebook>

**Vantagens:** já vem com muitos pacotes instalados

**Desvantagens:** tem que instalar e configurar o Docker



ANACONDA®

**Link:** <https://www.anaconda.com> (instalar versão 64 bits)

**Vantagens:** já vem com muitos pacotes instalados

**Desvantagens:** tem que instalar e configurar (mas é fácil)



WinPython

**Link:** <http://tiny.cc/if8wtz>

**Vantagens:** Python portable com pacotes instalados

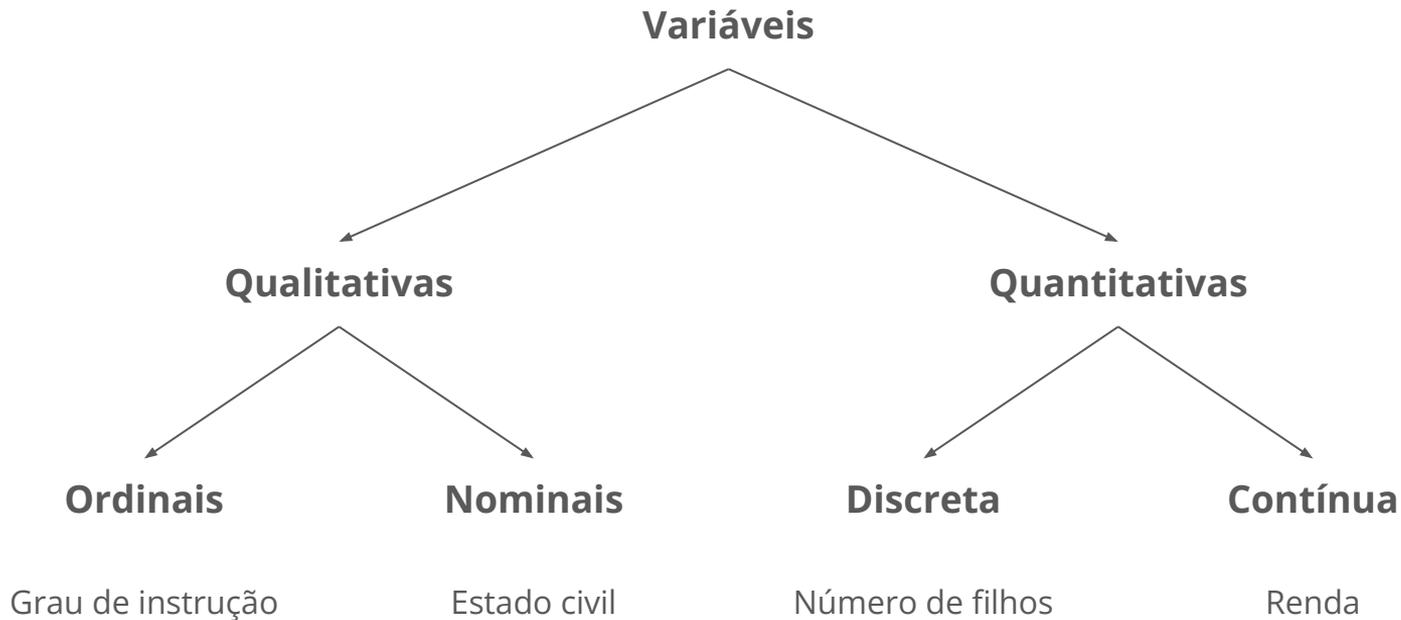
**Desvantagens:** só tem para Windows

# Primeiro passo de qualquer projeto/estudo

Carregar corretamente os dados e entender como eles estão organizados

<code>sepal_length_cm</code>	<code>sepal_width_cm</code>	<code>petal_length_cm</code>	<code>petal_width_cm</code>	<code>type</code>
5.7	2.9	4.2	1.3	Iris-versicolor
6.7	2.5	5.8	1.8	Iris-virginica
5.1	3.4	1.5	0.2	Iris-setosa
4.4	3.0	1.3	0.2	Iris-setosa
6.9	3.2	5.7	2.3	Iris-virginica
5.8	2.7	5.1	1.9	Iris-virginica
5.5	2.6	4.4	1.2	Iris-versicolor
5.1	3.8	1.5	0.3	Iris-setosa
4.9	2.5	4.5	1.7	Iris-virginica

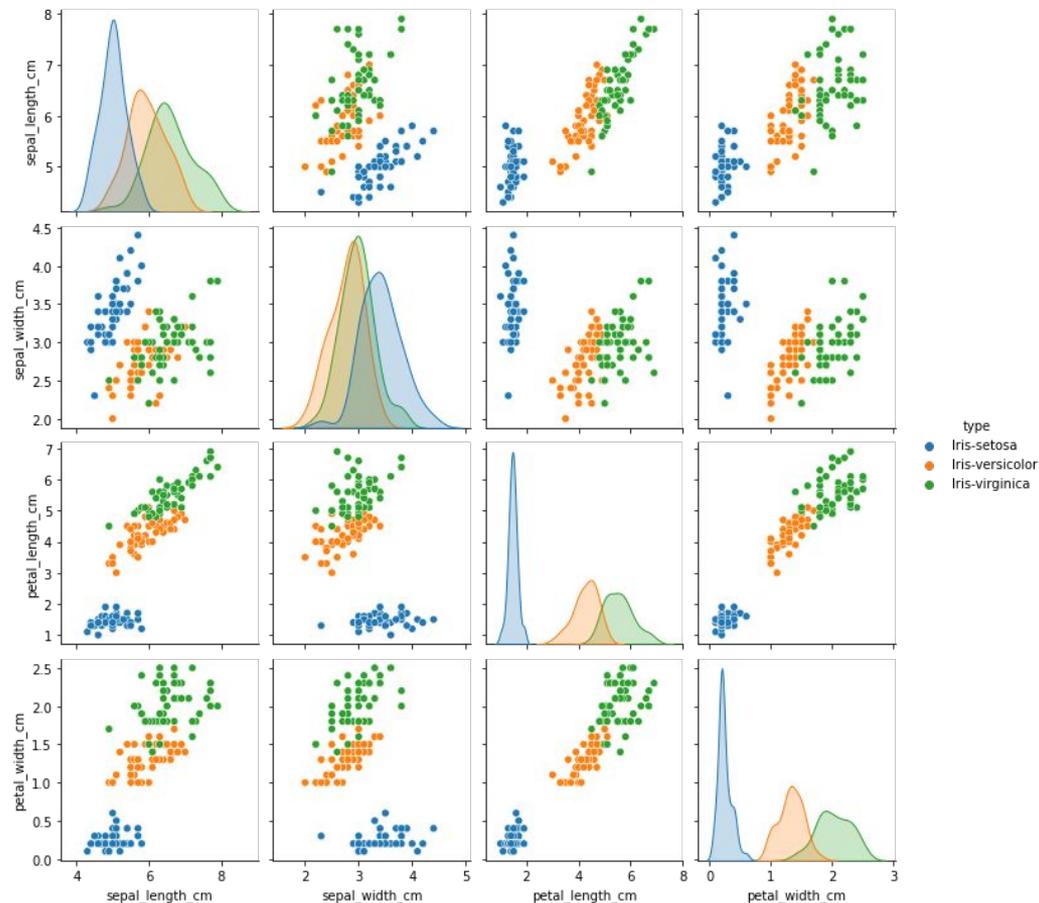
# Entender quais tipos de dados nós temos



# Tentar entender a distribuição dos dados

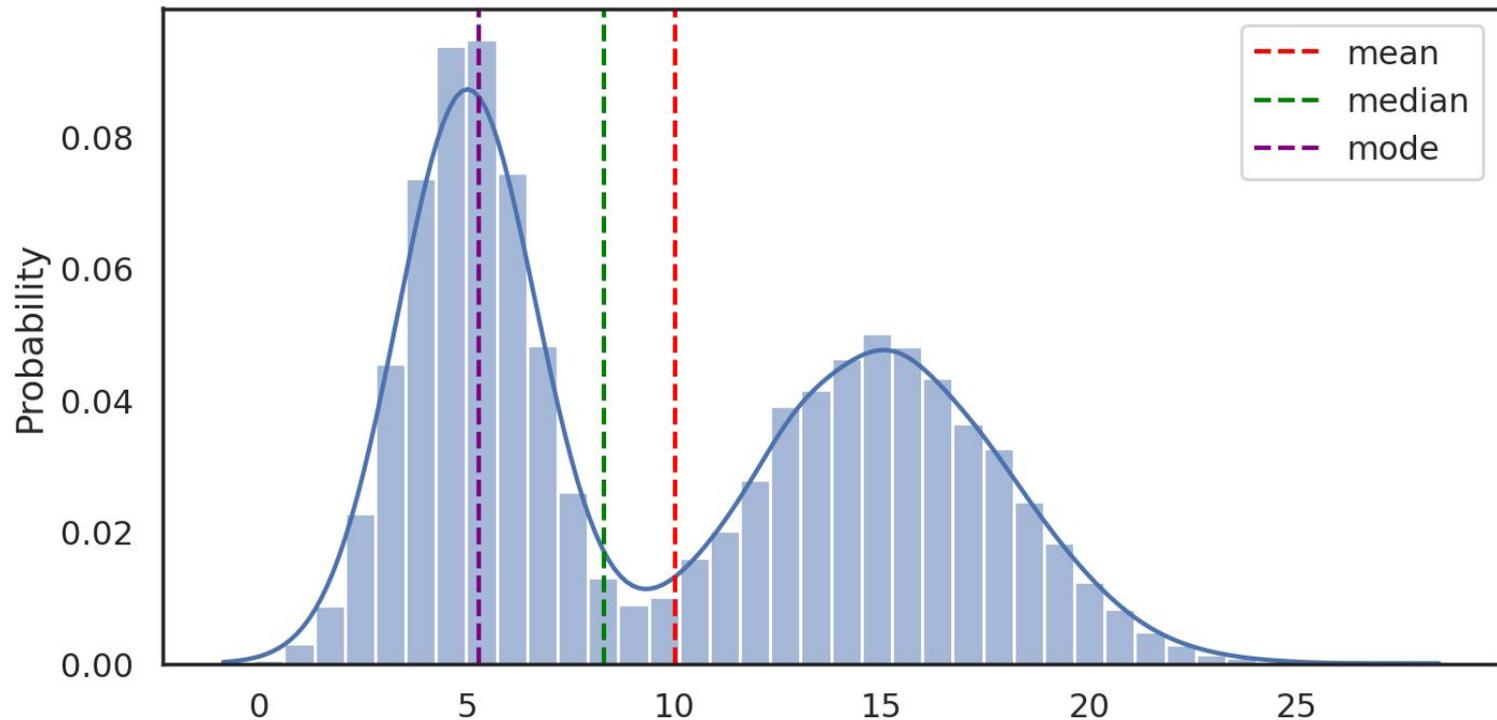
Podemos usar:

- Histograma
- Distribuição
- Scatter plot



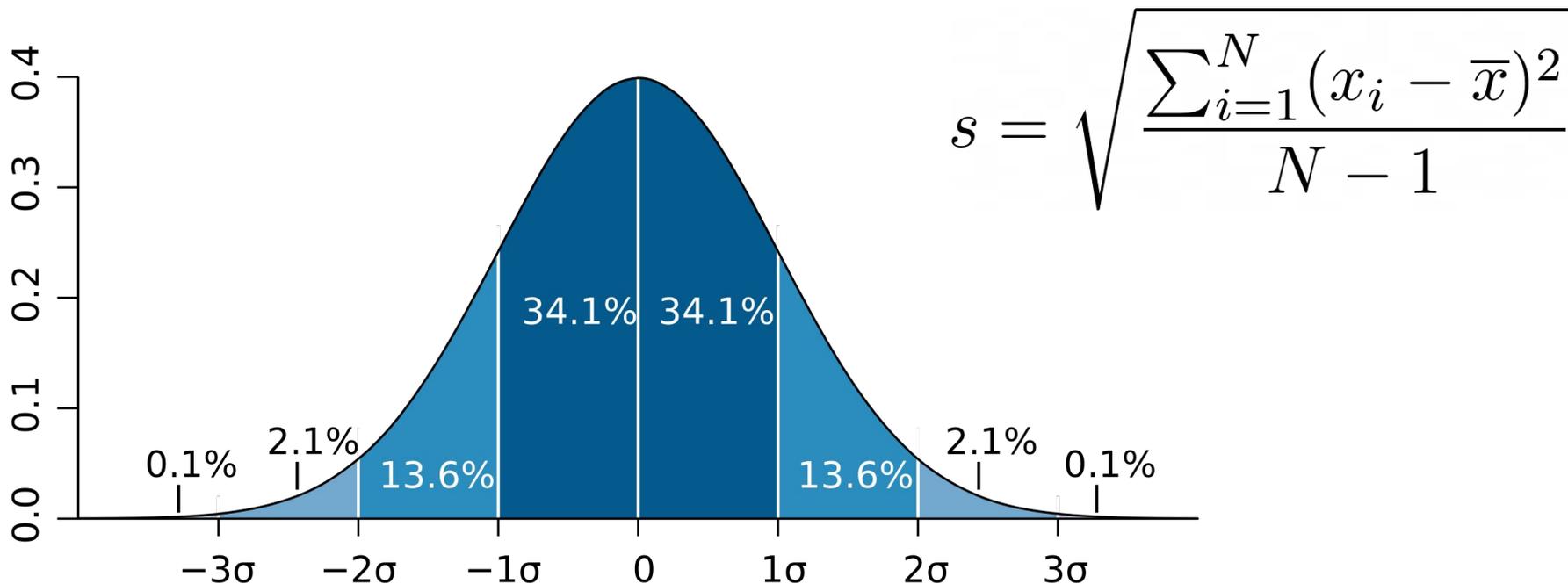
# Centralidade

Medidas de centralidade: Média, Mediana e Moda



# Dispersão

Medidas de dispersão: variância e desvio padrão

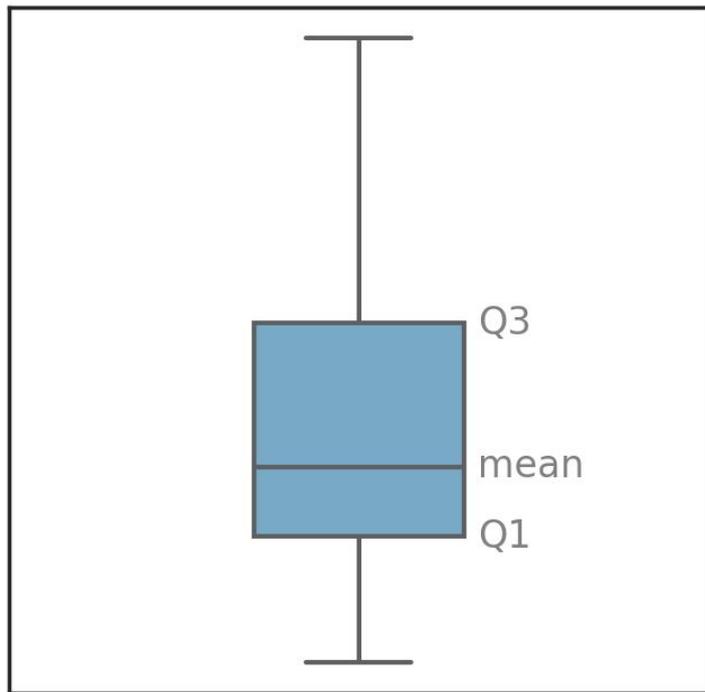


$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N - 1}}$$

# Box-plot

Sumário de uma distribuição

- Mediana
- Q1: primeiro quartil (25% percentil)
- Q3: terceiro quartil (75% percentil)
- $IQR = Q3 - Q1$



# Correlação

$$s_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{N - 1}$$
$$s_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N - 1}}$$

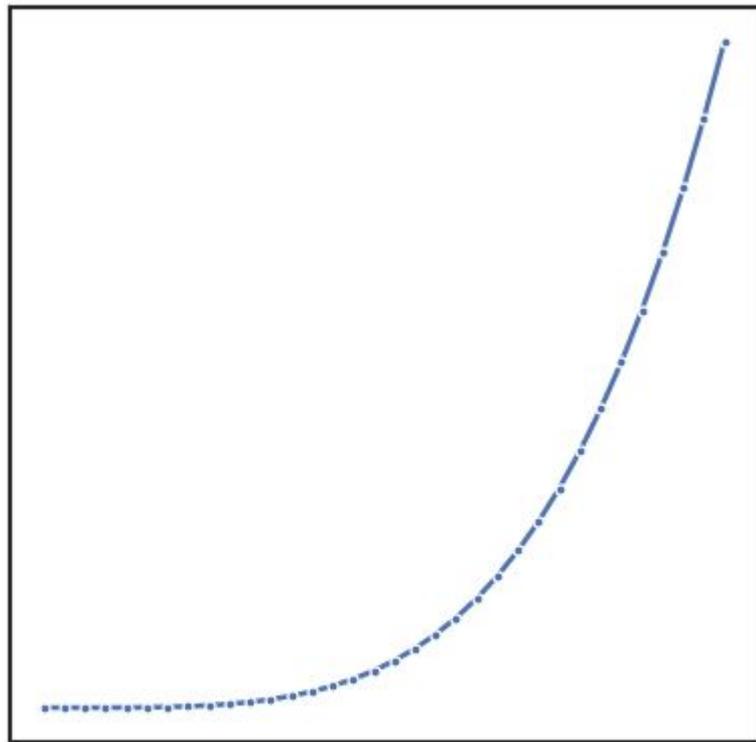
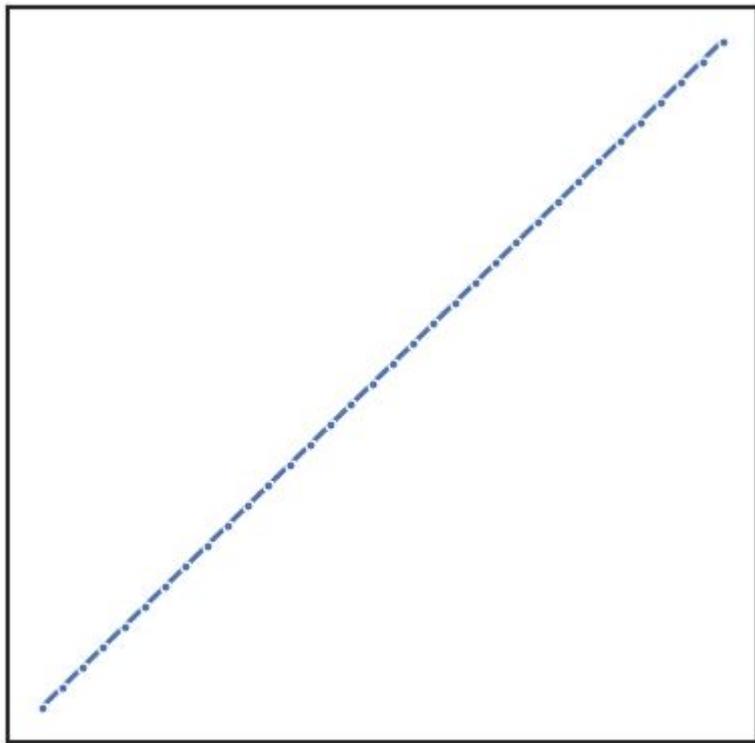
## Correlação de Pearson

$$\rho_{x,y} = \frac{s_{x,y}}{s_x s_y}$$

## Correlação de Spearman

$$\rho_{\text{rank}(x), \text{rank}(y)} = \frac{s_{\text{rank}(x), \text{rank}(y)}}{s_{\text{rank}(x)} s_{\text{rank}(y)}}$$

# Correlação - alguns exemplos



# Problemas nas bases de dados - Missing values

Algumas variáveis podem não estar presentes para algumas amostras

Como resolver?

1. Remover as linhas
2. Remover as colunas
3. Usar média, moda, mediana
4. "Sinalizar" o missing (outra var ou valor)
5. Usar um modelo para inferir

Col1	Col2	Col3
1	0.42	5.2
3		2.1
2	0.35	

# Problemas nas bases de dados - Outliers

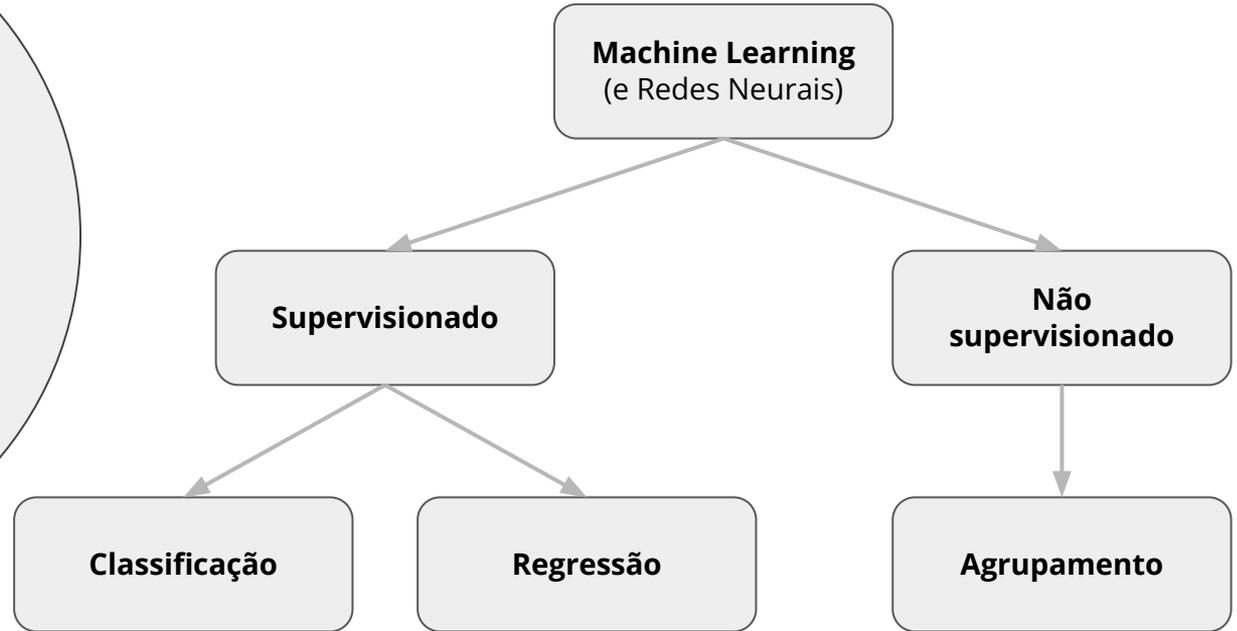
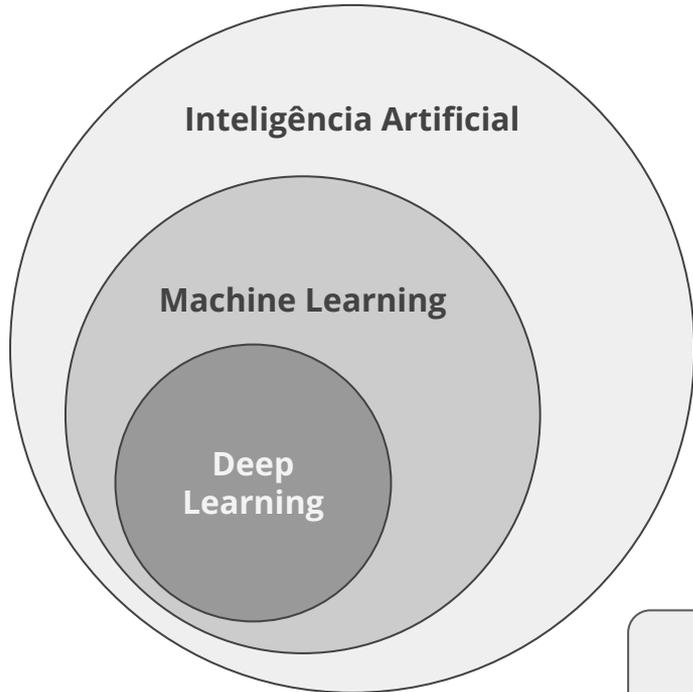
Valores muito fora do "normal"

Como resolver?

1. Descartar linhas (remover outliers)
2. Detectar anomalias
3. Detectar novidades

Col1	Col2	Col3
1	0.42	5.2
3	0.21	2.1
2	0.35	35000

# Contexto



# Aprendizado Supervisionado

- Objetivo: criar um modelo para prever uma variável futura (variável resposta) usando algumas variáveis conhecidas (variáveis explicativas)
- Requerimentos:
  - dados para treinar o modelo e avaliá-lo → variável resposta já obtida
  - uma métrica de sucesso para avaliar o resultado do modelo criado
- Tipos de problemas que resolvemos:
  - Classificação: quando a variável resposta é categórica (discreta)
  - Regressão: quando a variável resposta é contínua



Detectar fraudes em cartões de crédito  
(problema de classificação)



Prover o valor de venda de uma casa  
(problema de regressão)

# Aprendizado Não-supervisionado

- Objetivo: Descobrir subgrupos (exemplos similares) em um conjunto de dados
- Requerimentos:
  - dados de treinamento para treinar o modelo e avaliá-lo
  - **NÃO** precisa de uma variável resposta

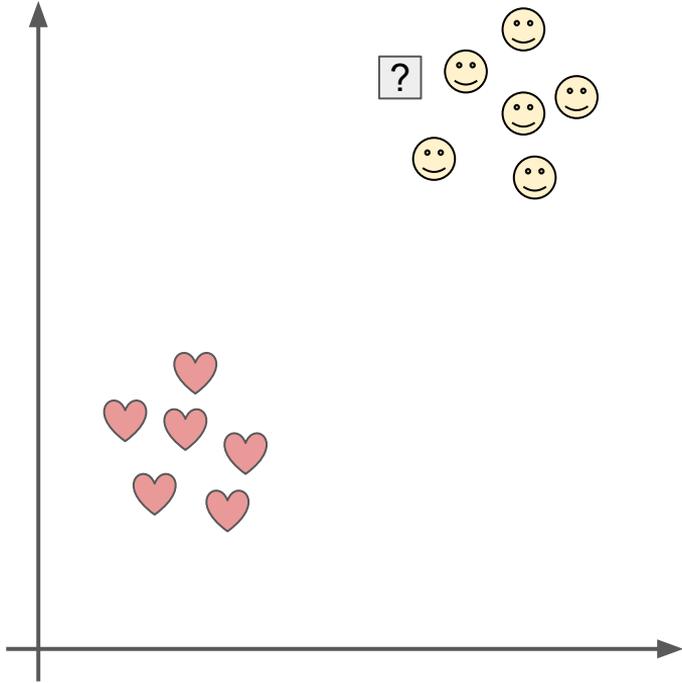


Segmentar grupos de clientes



Sistemas de recomendação de produtos

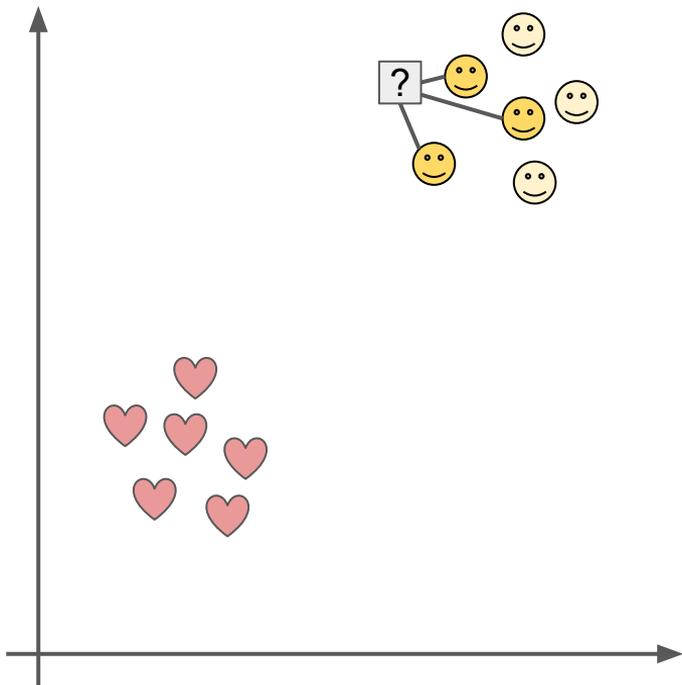
# K-Nearest Neighbors (kNN) - Classificação



## Intuitivamente falando...

- Qual é a classe do novo elemento?
- Porque?

# K-Nearest Neighbors (kNN) - Classificação



## Hiperparâmetros:

- $k \rightarrow$  número de vizinhos mais próximos a serem olhados

## Treinamento:

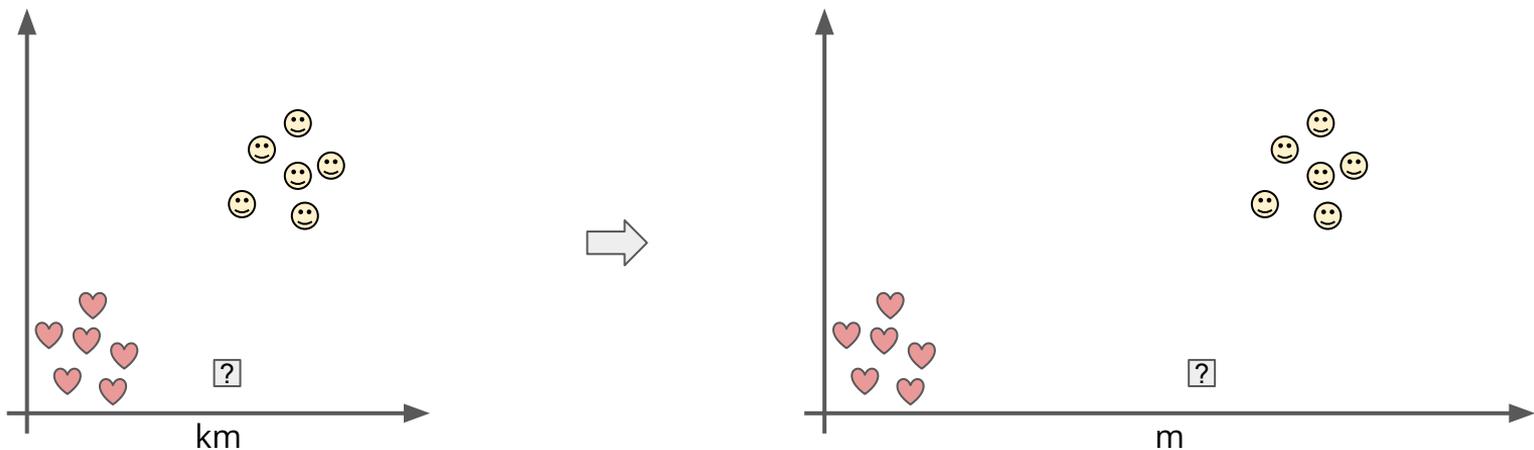
- Salva a base de treinamento  $\rightarrow$  lazy learner

## Inferência (previsão para novos dados):

- Encontrar os  $k$  vizinhos mais próximos na base de treino
- Atribui a classe da maioria dos vizinhos ao novo exemplo
- Proporção dos vizinhos de cada classe pode ser usada para computar probabilidades

# Problemas do kNN

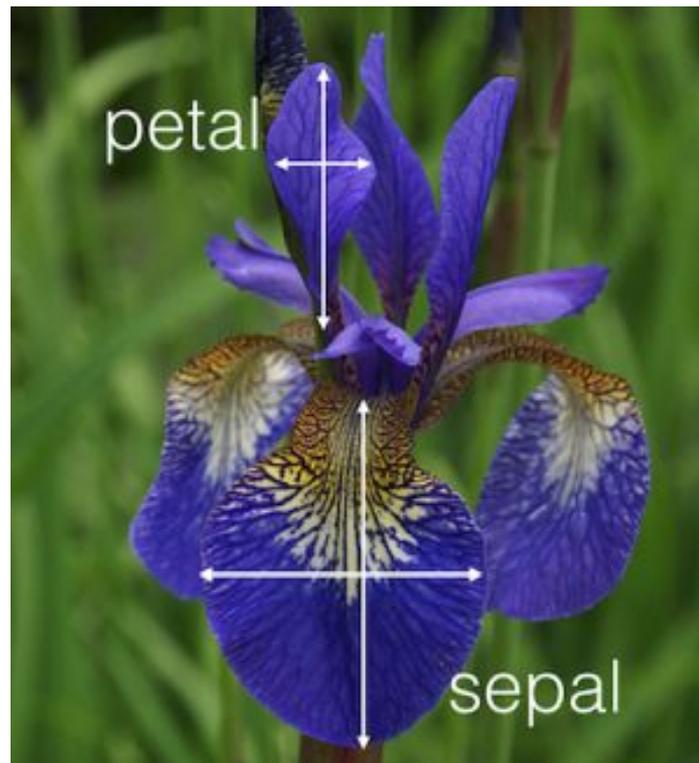
1. Custo computacional: comparar com a base toda (índices ajudam)
2. Variáveis com diferentes escalas (ou irrelevantes) podem atrapalhar
  - Transformar todas as variáveis para a mesma escala
  - Remover variáveis irrelevantes



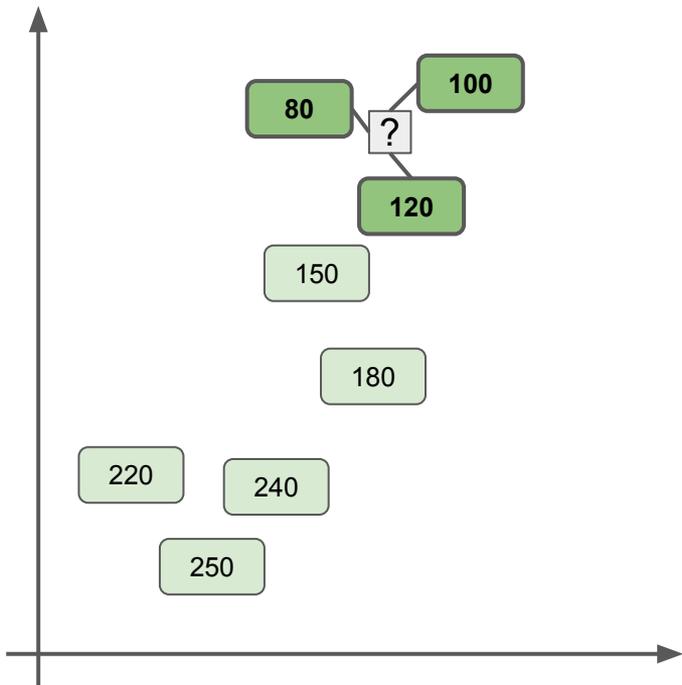
# Prática no Python... junto com os conceitos

Notebook para estudo:

- `knn_classification.ipynb`



# K-Nearest Neighbors (kNN) - Regressão



## Hiperparâmetros:

- $k \rightarrow$  número de vizinhos mais próximos a serem olhados

## Treinamento:

- Salva a base de treinamento  $\rightarrow$  lazy learner

## Inferência (previsão para novos dados):

- Encontrar os  $k$  vizinhos mais próximos na base de treino
- Atribui a média dos valores da variável resposta dos vizinhos ao novo exemplo

# Como medir a qualidade do modelo supervisionado

## 1. Usar dados não vistos pelo modelos

- Base de treinamento: experimentamos com vários modelos e hiperparâmetros
  - podemos subdividir em treino e validação, para otimizar os hiperparâmetros
- Base de teste: fica reservada até que o melhor modelo seja escolhido

## 2. Escolher uma métrica apropriada ao problema

- Classificação:
  - Acurácia: % de acertos na base onde o modelo é avaliado
  - AUC: Area Under The Curve → dados desbalanceados
- Regressão:
  - MSE, MAE, ...
  - nem sempre o resultado tem tanto significado prático
  - é comum fazer outros estudos para determinar a qualidade do modelo

$$Acc = \frac{\#acertos}{\#total \text{ de exemplos}}$$

Vamos praticar um pouco...



# Classificação de dados médicos

Notebook para estudo:

- `knn_classification.ipynb`



# Previsão do valor de imóveis

Notebook para estudo:

- `knn_regression.ipynb`

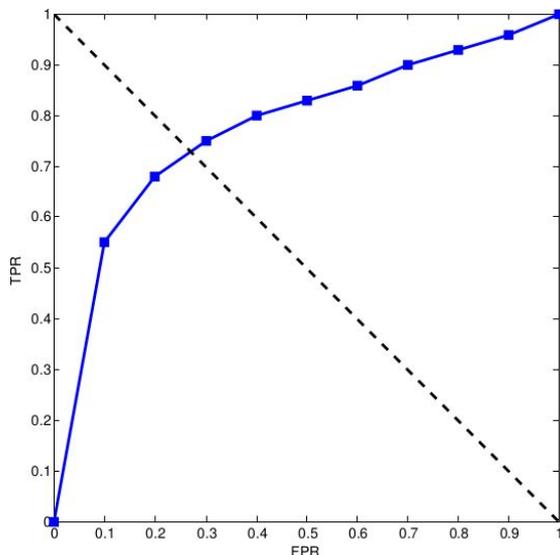


# Problemas com dados desbalanceados

Um modelo com a acurácia alta é sempre bom?

- Não, ele pode sempre classificar novos dados com a classe majoritária

AUC pode ajudar nesses casos:



$$\left\{ \begin{array}{l} \text{TPR} = \frac{\text{TP}}{\text{P}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \\ \text{FPR} = \frac{\text{FP}}{\text{N}} = \frac{\text{FP}}{\text{FP} + \text{TN}} \end{array} \right.$$

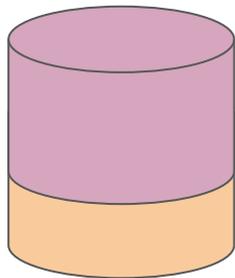
# Como escolher os valores dos hiperparâmetros

Testar várias combinações

- Grid-search, Randomized search, ...
- Só usar os dados de treinamento para isso (**teste fica guardado**)

Como usar os dados de treinamento:

## Hold-out



**Dados de treinamento**

**Dados de validação (avaliar o modelo)**

## K-fold cross validation

Fold 1	Fold 2	Fold 3
Fold 1	Fold 2	Fold 3
Fold 1	Fold 2	Fold 3

# K-means - Agrupamento

## Inicialização:

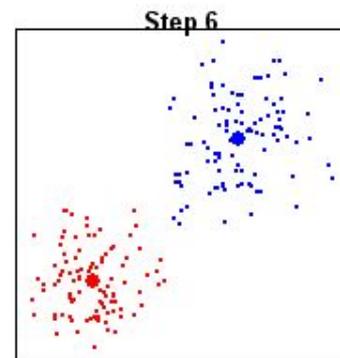
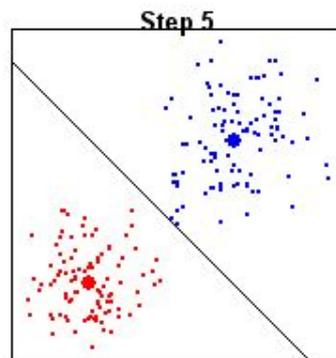
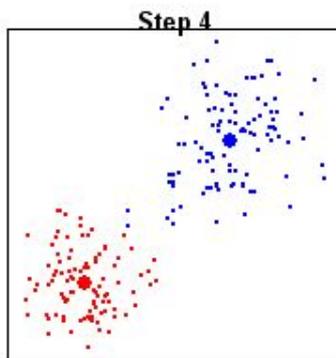
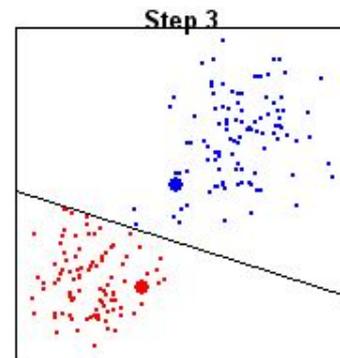
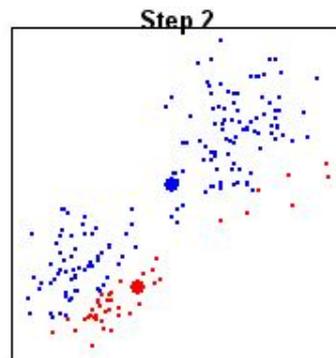
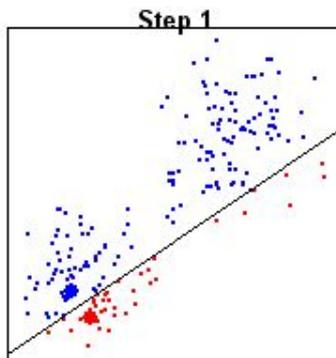
- Criar **k** centróides aleatórios

## Iteração:

- Associar os exemplos ao centróide mais próximo
- Atualizar os centróides → média dos elementos associados a ele

## Outras versões:

- K-medoids

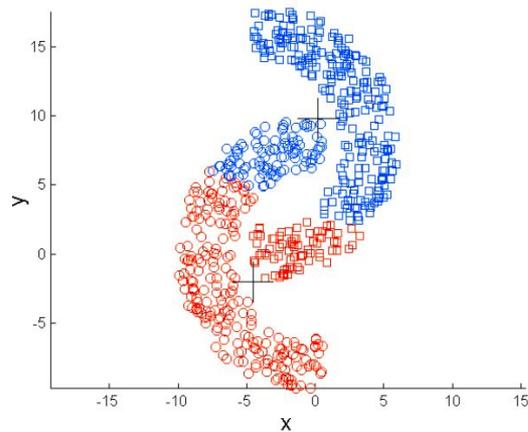
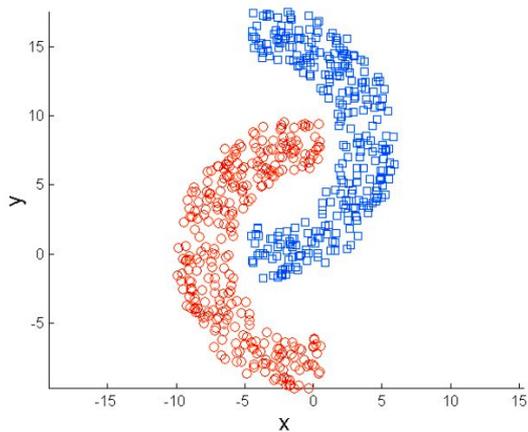


# K-means - Limitações

Escolher o valor de k

- Podemos usar a silhueta

Grupos com formatos não hiper esféricos ou com outliers



# Quantização de imagens

Notebook para estudo:

- `kmeans_img_quantization.ipynb`



Original



k=2



k=5



k=10



