



#### TECNOLOGIA EM ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS





#### **DISRUPTIVE ARCHITECTURES**

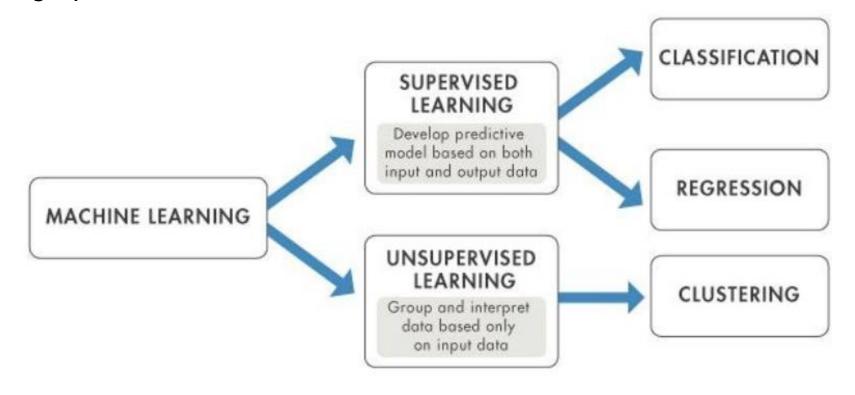
## Aprendizado de Máquina Não Supervisionado – Agrupamento (Clustering)

**Prof. André Tritiack** profandre farias@fiap.com.br

## Aprendizado de Máquina



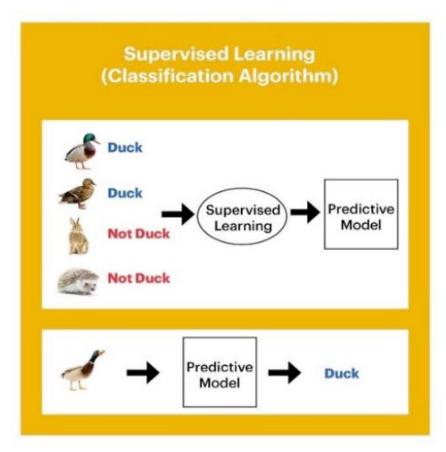
Para cada grupo de algoritmo (supervisionado, não supervisionado) existe tipos de tarefas que os algoritmos realizam. As três principais tarefas são Classificação, Regressão e Agrupamento.

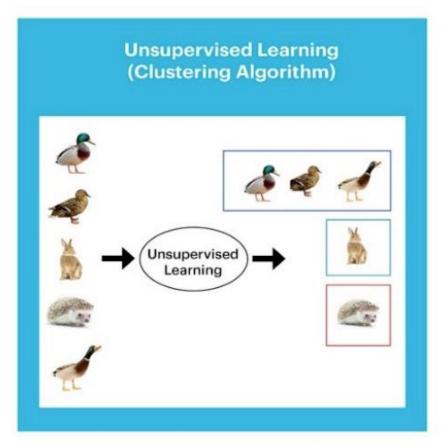


## Aprendizado de Máquina



No aprendizado **supervisionado** temos rótulos para cada entrada de dado. No **não supervisionado**, não fornecemos nenhuma informação (rótulo) para o agrupamento.

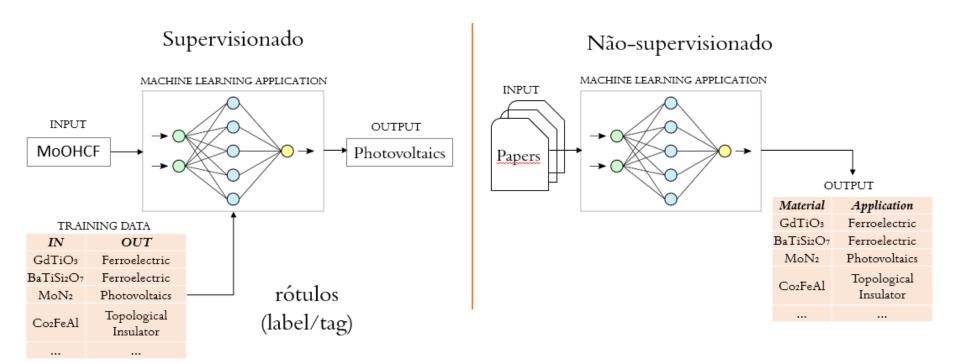




## Aprendizado de Máquina



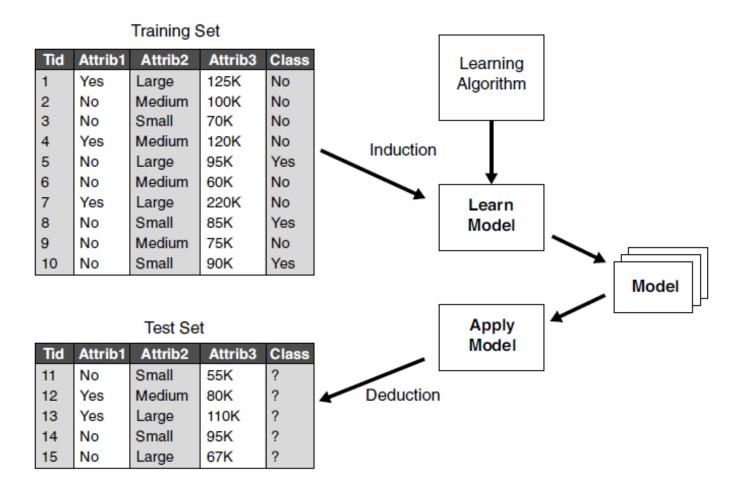
No aprendizado supervisionado, fornecemos dados de treinamento com rótulos (saída esperada). Uma vez que o modelo está treinado, podemos inserir entradas cuja saída são, a princípio, desconhecidas.



## Aprendizado de Máquina - Supervisionado FIAP



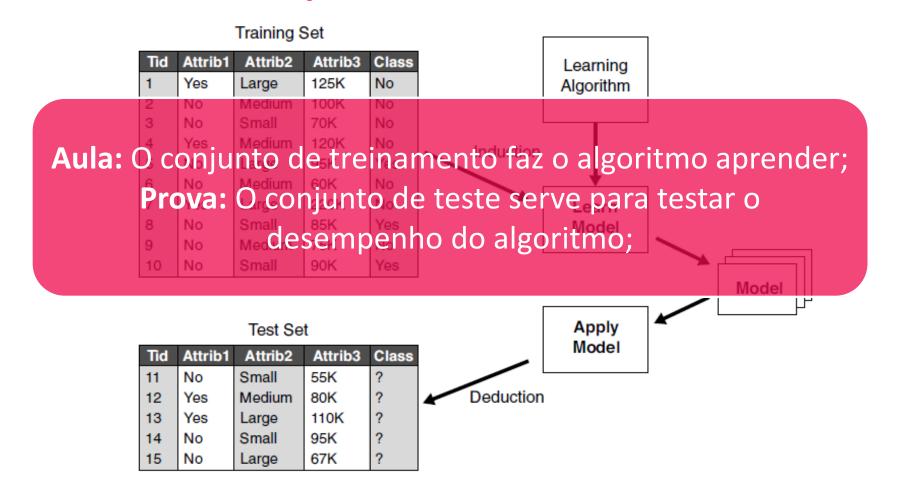
No aprendizado supervisionado iremos separar nosso conjuntos de dados em dois grupos, o conjunto treinamento e o conjunto de teste.



## Aprendizado de Máquina - Supervisionado FIAP



No aprendizado supervisionado iremos separar conjuntos de dados em dois grupos, o conjunto treinamento e o conjunto de teste.



## Aprendizado de Máquina - Supervisionado FIAP

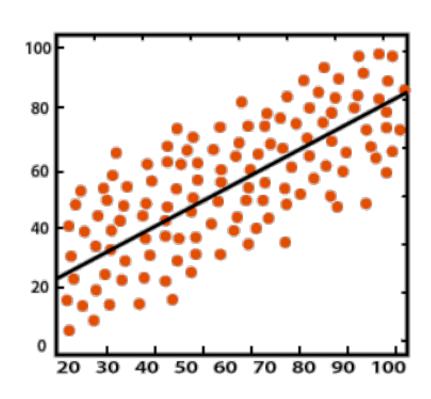


Dentro do aprendizado supervisionado temos as tarefas de Regressão e Classificação:

## Classificação: predição de classe

# -0.2 -0.4 -0.6

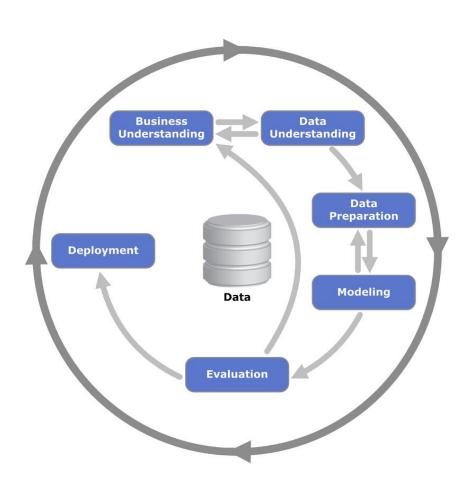
## **Regressão:** predição de valor



https://static.javatpoint.com/tutorial/machine-learning/images/regression-vs-classification-in-machine-learning.png

## Fluxo de trabalho em ML

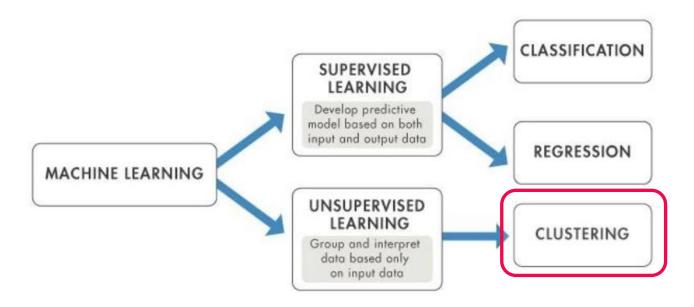




## Aprendizado não supervisionado



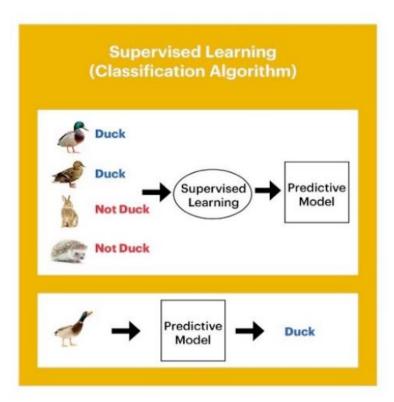
- No aprendizado não supervisionado não sabemos inicialmente os rótulos das classes.
- Com essas técnicas gostaríamos de resolver problemas de:
  - Agrupamento (ou clusterização)
  - Regras de Associação
  - Redução de Dimensionalidade
  - Detecção de Outliers

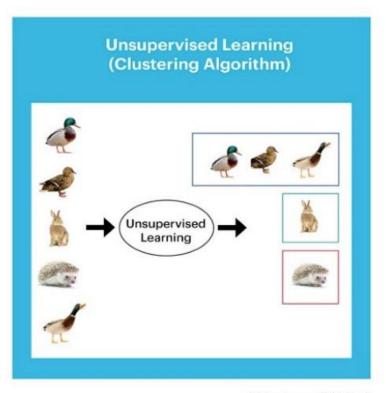


## Aprendizado não supervisionado



- Na classificação nosso atributo alvo é um objeto (string) previamente conhecido (dado rotulado);
- Na clusterização nosso atributo alvo é um número (int) previamente desconhecido (dado não rotulado);

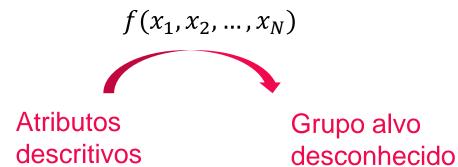




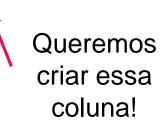
## **Agrupamento**



Agrupamento é uma técnica não supervisionada!



| Índice da linha | <b>x1</b> | x2       | <br>xn      | ŷ |
|-----------------|-----------|----------|-------------|---|
| 1               | 548.4     | -9789    | 0.4875      | ? |
| 2               | 689.4     | -10235   | -0.358      | ? |
| 3               | 3154.8    | -1031858 | <br>-0.1458 | ? |
| •••             |           |          |             |   |
| k               | 803.54    | -20000   | 1.054       | ? |

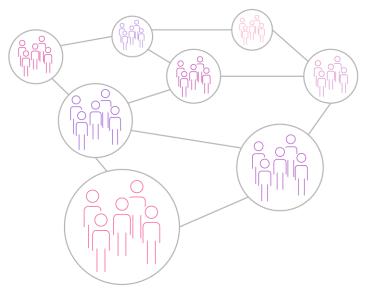


## Agrupamento



#### GERAÇÃO DE GRUPOS OU CLUSTERS

- Os grupos são formados de maneira a maximizar a similaridade entre os elementos de um grupo (similaridade intragrupo) e minimizar a similaridade entre elementos de grupos diferentes (similaridade intergrupos).
- Aprendizado não supervisionado.



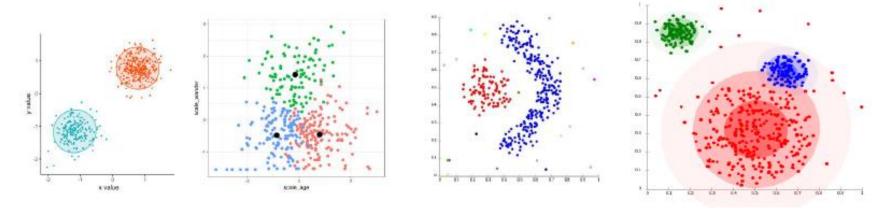


## ALGORITMOS DE CLUSTERIZAÇÃO

## **Agrupamento**



- Grupos podem:
  - Ter diferentes tamanhos, formas e densidades;
  - Formar uma hierarquia;
  - Ter sobreposição ou serem disjuntos

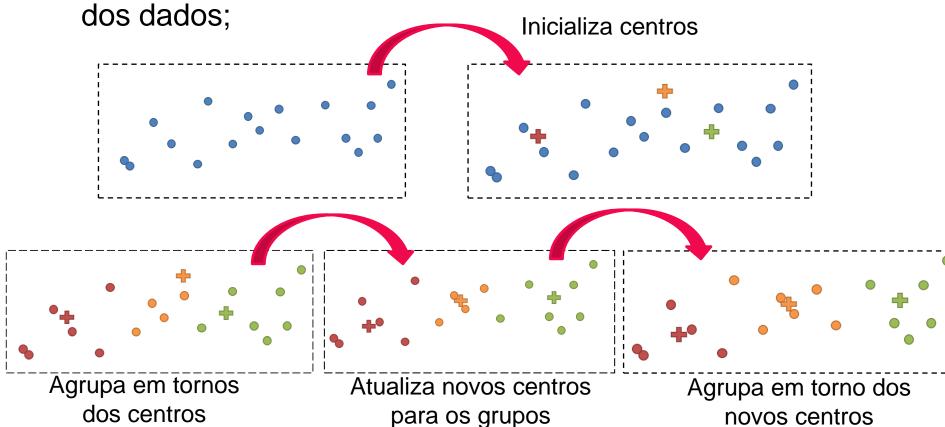


- Existem muitos algoritmos diferentes para fazer agrupamento.
  Alguns deles são baseados em:
  - Ligações como Agrupamento Hierárquico;
  - Densidade como o DBSCAN;
  - Partições como o K-Means;
  - Grid como o STING e o WaveCluster
  - Modelos como o SOM, redes neurais e Mistura Gaussiana;

## Baseado em Partição – k-Means



- O k-Means é um dos métodos mais antigos (referências originais datam de 1956, 1965 e 1967) e mais utilizados;
- Ele é simples e intuitivo, baseado na ideia de se quebrar o espaço multidimensional em partições a partir do centroide dos dados:



## k-Means – Algoritmo



O pseudocódigo do k-Means pode ser sumarizado como:

- 1. Escolher aleatoriamente k centros para os clusters;
- Atribuir cada objeto para o cluster de centro mais próximo segundo alguma métrica de distância (ex: euclidiana);
- 3. Mover cada centro para a média (centroide) dos objetos do cluster correspondente;
- 4. Repetir os passos 2 e 3 até que algum critério de convergência seja atendido (ex: número máximo de interação, limiar mínimo de mudança nos centroides).

## k-Means – Algoritmo / Métrica



- Precisamos usar uma métrica de distância entre os centroides e os pontos de dados;
- Podemos usar diferentes métricas. A mais comum é a distância Euclidiana:

$$d(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (A_{x_i} - B_{x_i})^2}$$

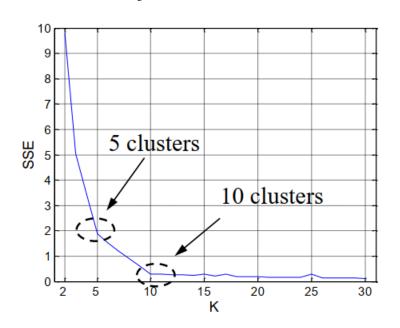
| identifier  | class name         | args | distance function      |
|-------------|--------------------|------|------------------------|
| "euclidean" | EuclideanDistance  | •    | $sqrt(sum((x - y)^2))$ |
| "manhattan" | Manhattan Distance | •    | sum( x - y )           |

#### Outras métricas:

## k-Means – Algoritmo / Hiperparâmetro



- O k-Means tem o hiperparâmetro k que é o número de grupos;
- Como saber qual é o melhor número de k?
- Podemos usar a Soma dos Erros Quadráticos (SSE) em relação ao centroide para encontrar o "joelho" da curva de otimização:



$$SSE = \sum_{i=1}^{K} \sum_{x \in C_i}^{K} dist(c_i, x)^2$$

- *dist* é a distância euclidiana;
- c<sub>i</sub> é o centro do i-ésimo agrupamento;
- x são os dados pertencentes ao iésimo agrupamento.

## k-Means – Vantagens e Desvantagens



#### Vantagens:

- Implementação simplificada.
- Facilidade em lidar com qualquer medida de similaridade e por consequência, qualquer tipo de atributo.

#### **Desvantagens:**

- Dificuldade na definição do valor de "k".
- Suscetível a outliers e a ausência de normalização.



# MÉTRICAS DE DESEMPENHO DE AGRUPAMENTO

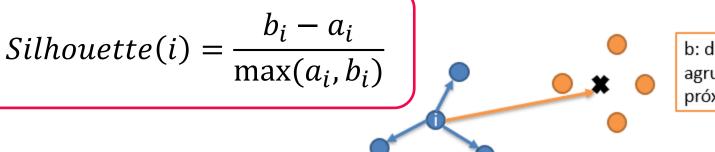
## **Silhouette**



O Silhouette Score é uma métrica que avalia o "formato" dos clusters obtidos.

Ele é obtido calculando a distância média entre um dado de um agrupamento com todos os outros dados do mesmo cluster (a) e com a média desse mesmo dado com todos os dados do agrupamento mais próximo.

Essa métrica é definida como:



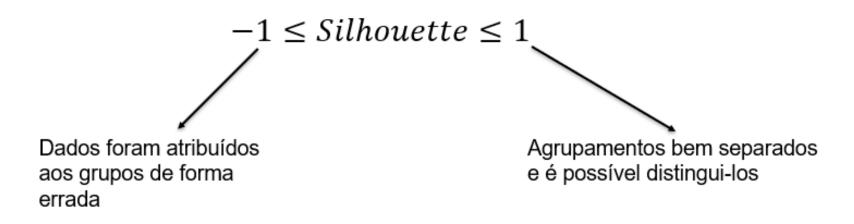
 b: distância entre i e o agrupamento mais próximo

a: distância média entre i e todos os pontos de seu agrupamento

## **Silhouette**



A média do Silhouette Score de todos os dados nos define o quão bom é o nosso agrupamento:



Agrupamentos com problemas

Agrupamentos ok





Copyright © 2023 Prof. Henrique Ferreira dos Santos

Colaboração e adaptação: Prof. André Tritiack

Todos direitos reservados. Reprodução ou divulgação total ou parcial deste documento é expressamente proíbido sem o consentimento formal, por escrito, do Professor (autor).