Ciência de Dados WEBINAR 05 – Unidade 03



- Aprendizados de Máquina:
 - Etapas do aprendizado de máquina:
 - Obtenção dos dados: seleção dos dados necessários para realização do treinamento;
 - Limpeza e adequação dos dados: preparação dos dados para que sejam adequados ao modelo de treinamento;
 - Treinamento do modelo: execução de algoritmo adequado a sua natureza (preditiva ou descritiva);
 - Teste: utilização de alguma métrica de avaliação do modelo (Medidas de Acurácia)
 - Exemplo: Regressão Linear -> R² / MAE / RMSE / MAPE
 - Ajuste e Refinamento: Adequação do modelo para aprimorar a acurácia do modelo.



- Aprendizados de Máquina:
 - Etapas do aprendizado de máquina:
 - Tarefas preditivas: objetivo é estimar o atributo-alvo (variável dependente) de novas instâncias a partir de modelo previamente treinado;
 - Tarefas descritivas: objetivo de explorar um conjunto de dados sem qualquer interferência externa, com intuito de organizar e separar os dados a partir de padrões percebidos;



- Aprendizados de Máquina:
 - Tipo de aprendizado:
 - Semi-supervisionado:
 - Conhecidos como modelos híbridos;
 - 1ª etapa: aprendizado supervisionado -> treinamento de algoritmo de classificação utilizando os dados rotulados existentes;
 - Teste: verificação de acurácia;
 - 2ª etapa: aprendizado não supervisionado -> clusterização dos dados incompletos;
 - 3ª etapa: aprendizado supervisionado -> novo treinamento de algoritmo de classificação utilizando os novos dados rotulados;
 - Teste: verificação da acurácia;
 - 4ª etapa: avaliação da evolução da acurácia; Se for suficiente: Fim! Senão: volte a etapa
 2ª etapa e refaça a clusterização; Loop até acurácia satisfatória.
 - Ganho: Aumento da base de dados que será utilizada para treinar o algoritmo de classificação;



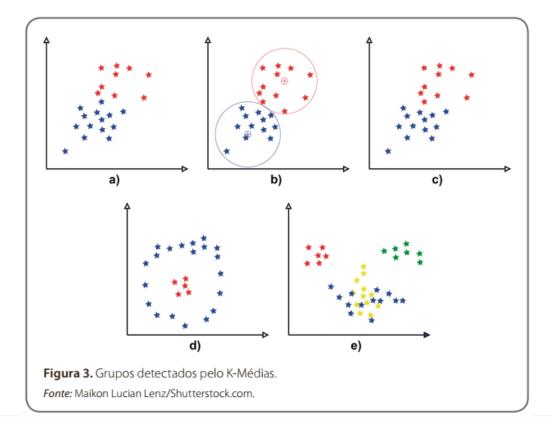
- Aprendizado não supervisionado:
 - Agrupamento (clusterização):
 - K-means (k médias):
 - É um algoritmo de agrupamento que utiliza a distância de centroides para os pontos em seu entorno;
 - Quando um ponto se afasta de um primeiro centroide e aproxima-se de um segundo, este ponto passa a pertencer a este segundo grupo;
 - Os centroides vão sendo reposicionados de acordo com a média dos valores de cada grupo (daí vem o nome k-means);
 - A cada iteração uma nova média é calculada, de acordo com a classificação de cada ponto naquele momento, com isso o centroide é reposicionado;



- Algoritmo de Agrupamento K-means:
 - 1: Definir o número k de clusters a ser assinalado;
 - 2: Randomicamente inicialize k centroides;
 - 3: Repita até que não haja modificações na posição dos centroides:
 - 4: Calcular a função de distância entre cada ponto e os centroides dos clusters;
 - 5: Assinale cada ponto ao centroide mais próximo;
 - 6: Calcule as novas posições dos centroides através da média de cada cluster;

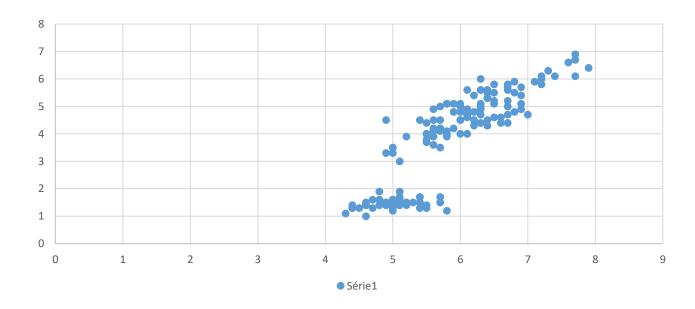


- Algoritmo de Agrupamento K-means:
 - Não é bom para agrupar formas tipo anel; Neste caso utilizar DBSCAN ou algum outro algoritmo que satisfaça a condição de análise





- K-means na prática:
 - Queremos achar os k grupos de dados para identificar cada ponto do dataset:
 - 1º Passo: Quantos clusters serão utilizados? k = 3

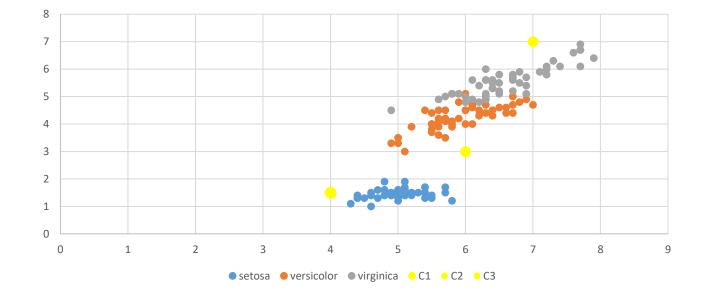




- K-means na prática:
 - Queremos achar os k grupos de dados para identificar cada ponto do dataset:
 - 2º Passo: Calcular as distâncias dos pontos para os centroides;
 - 3º Passo: Associar cada ponto ao seu devido centroide;

Início					
	х у				
C1	4,00	1,50			
C2	6,00	3,00			
C3	7,00	7,00			

SQRE: 196,40



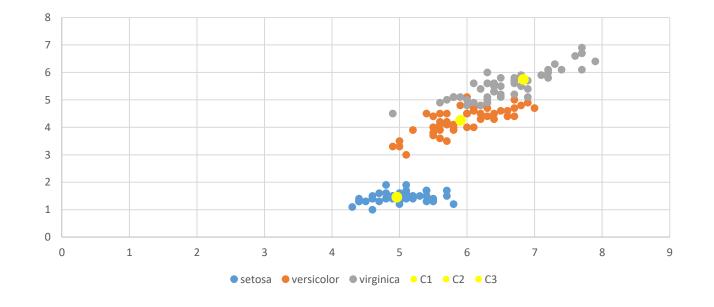


- K-means na prática:
 - Queremos achar os k grupos de dados para identificar cada ponto do dataset:
 - 4º Passo: Calcular novas posições dos centroides de acordo com cada ponto associado;
 - 5º Passo: Calcular os critérios de parada

Novos Centroídes - 1ª Iteração					
	х у				
C1	4,96	1,46			
C2	5,90	4,26			
C3	6,83	5,75			

Crit. Parada		
х у		
0,96	0,04	
0,10	1,26	
0,17	1,25	

SQRE: 77,63 (-152,98%)



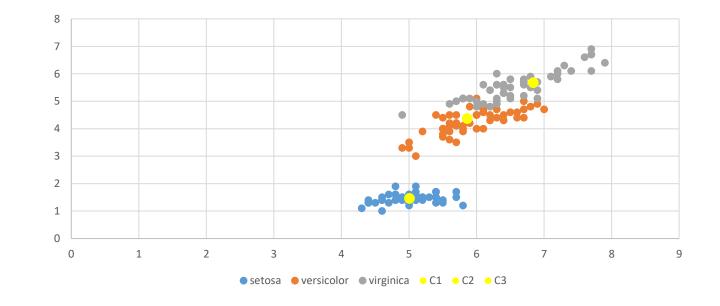


- K-means na prática:
 - Queremos achar os k grupos de dados para identificar cada ponto do dataset:
 - Volte ao 2º passo e faça tudo novamente

Novos Centroídes - 2ª Iteração					
	х у				
C1	5,01	1,46			
C2	5,86	4,37			
C3	6,84	5,68			

Crit. Parada		
х у		
0,05	0,00	
0,04	0,11	
0,00	0,07	

SQRE: 76,41 (-2%)





K-means na prática:

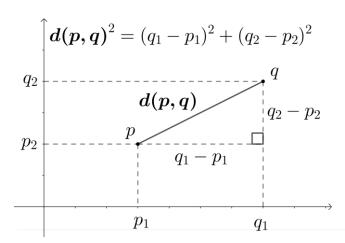
Como calculamos a distância de cada ponto para os centroides?

Existem várias fórmulas de cálculo de distância, uma muito utilizada é a distância

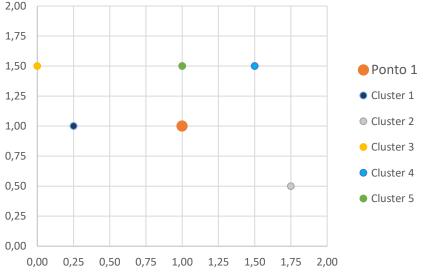
euclidiana

$$E(x,y) = \sqrt{\sum_{i=0}^{n} (x_i - y_i)^2}$$

Cluster	Χ	Υ
Cluster 1	0,25	1,00
Cluster 2	1,75	0,50
Cluster 3	0,00	1,50
Cluster 4	1,50	1,50
Cluster 5	1,00	1,50
Ponto 1	1,00	1,00



Ponto - Cluster	Distância Fá	órmula			
Cluster 1	0,75 RA	۹IZ(((\$C\$	8-C3)^2)+	((\$D\$8-D3)	^2))
Cluster 2	0,90 RA	۹IZ(((\$C\$	8-C4)^2)+	((\$D\$8-D4)	^2))
Cluster 3	1,12 R	۹IZ(((\$C\$	8-C5)^2)+	((\$D\$8-D5)	^2))
Cluster 4	0,71 RA	۹IZ(((\$C\$	8-C6)^2)+	((\$D\$8-D6)	^2))
Cluster 5	0,50 RA	۹IZ(((\$C\$	8-C7)^2)+	((\$D\$8-D7)	^2))





- K-means e Python:
 - É preciso importar as bibliotecas da scikit-learn;
 - Instale no seu ambiente de trabalho utilizando conda ou pip;
 - pip install pandas
 - pip install numpy
 - pip install sklearn
 - Fazendo as importações necessárias:
 - import pandas as pd
 - import numpy as np
 - from sklearn.cluster import Kmeans
 - from sklearn.metrics import silhouette_score
 - from sklearn.preprocessing import StandardScaler



- K-means e Python:
 - Antes de treinar o algoritmo:
 - Primeiramente:
 - Esteja certo dos valores das suas variáveis independentes;
 - Existem casos onde distâncias possuem escalas diferentes, portanto, é sempre bom transformar seus dados para uma escala padrão, chamado de Padronização;
 - O método fit_transform da biblioteca StandardScaler é responsável por tal processo.
 - scaler = StandardScaler()
 - scaler.fit_transform(dfT_x)
 - Identifique a quantidade ideal de cluster utilizando os métodos do cotovelo e silhueta;



- K-means e Python:
 - Treinando o algoritmo:

```
kmeans_kwargs = {
    'init': 'k-means++',
    'n_init': 50,
    'max_iter': 1000,
}
kmeans = KMeans(n_clusters=3, **kmeans_kwargs)
kmeans.fit(dfT_x_scaler)
```

- n_clusters: int, default=8
 Número de clusters e centroides que serão gerados;
- init: {'k-means++', 'random'}
 Método de inicialização dos centroides;
- n_init: int, default=10
 Número de vezes que o algoritmo será executado com inicializações de centroides diferentes;
- max_iter: int, default=300
 Número máximo de iterações para paralização das iterações do algoritmo;
- random_state: int, RandomState instance or None, default=None

Determina o número randomico de inicialização do algoritmo. Ao fazer o método do cotovelo ou silhueta, procure especificar esse valor para evitar a alteração dos pontos de inicialização.



- Matriz de Confusão:
 - É possível identificar os resultados que foram Positivos Verdadeiros, Positivos Falsos, Negativos Verdadeiros e Negativos Falsos;
 - Mede a acurácia do modelo treinado;
 - Acurácia = (VP+VN)/n
 - Precisão = (VP) / (VP+FP)
 - Recall = (VP) / (VP + FN)
 - f1-score: $2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$

		Classificação atual	
		P N	
Classificação prevista	Р	VP	FP
	N	FN	VN

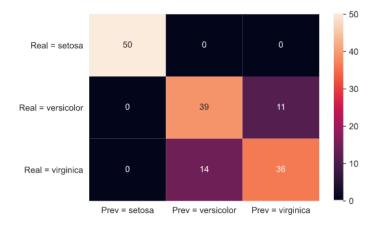
Onde:

VP = Verdadeiro Positivo;

FP = Falso Positivo;

VN = Verdadeiro Negativo;

FN = Falso Negativo.



Acurácia =
$$\frac{50 + 39 + 36}{150} = 83\%$$





