Tour pelo PySpark



Trabalhando com BigData

- ✓ Tratamento de Dados
- ✓ Pré-processamento
- ✓ Regressão Linear (ML Linear)
- ✓ Regressão Logística (ML Classificação)
- ✓ Random Forest (ML Classificação)
- ✓ Naive Bayes (ML Classificação)
- ✓ KMeans (ML Clusterização)



Um resumo do Spark

O que é Apache Spark?

O Apache Spark é um mecanismo multilíngue para executar **engenharia de dados**, **ciência de dados** e **aprendizado de máquina** em máquinas ou clusters de nó único.



PySpark

PySpark é a interface alto nível que permite você conseguir acessar e usar o Spark por meio da linguagem Python. Usando o PySpark, você consegue escrever todo o seu código usando apenas o nosso estilo Python de escrever código.



Big Data e Python

A biblioteca PySpark permite você criar seu servidor Apache Spark, trabalhar com grandes volumes de dados e até mesmo fazer streaming em tempo real.



Spark é o dos melhores framework para trabalhar com Big Data. Tenha certeza que o PySpark vai te ajudar muito ao criar uma interface Python que permita a comunicação entre seu projeto e o servidor.

Fonte da pesquisa:

https://spark.apache.org/ https://bityli.com/kysit

Iniciando e Instalando o PySpark no Google Colab

▼ Instalando o PySpark

```
[1] 1 # Instalando o PySpark
2 !pip install pyspark

Requirement already satisfied: pyspark in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (3.2.1)
Requirement already satisfied: py4j==0.10.9.3 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pyspark) (0.10.9.
```

Tratamento dos Daodos

```
1 # Importando a Lib
2 from pyspark.sql import SparkSession
3
4 # Ignorando avisos
5 import warnings
6 warnings.filterwarnings("ignore")
```

Iniciar a sessão do Spark

```
1 # Criando a seção do Spark (API)
2 Spark = SparkSession.builder.appName('Dataframe').getOrCreate()
3
4 # Verificando
5 Spark
```

SparkSession - in-memory

SparkContext

```
Spark UI
```

```
Version
v3.2.1
Master
local[*]
AppName
Dataframe
```

Carregando uma base de dados. Estava usando uma base com mais de 1.5 milhões de registros.

Row(Numero_01=705, Numero_02=628, Numero_03=4, Numero_04=665, Classe=1), Row(Numero_01=303, Numero_02=48, Numero_03=746, Numero_04=956, Classe=2), Row(Numero_01=39, Numero_02=489, Numero_03=89, Numero_04=702, Classe=1)]

```
1 # Lendo um Arquivo CSV
     2 Base_Dados_Spark = Spark.read.csv( 'Dados_TesteSpark.csv', header=True, inferSchema=True, sep=';' )
     1 # Verificando a estrutura da Base
     2 Base_Dados_Spark.printSchema()
    root
     |-- Numero_01: integer (nullable = true)
     |-- Numero 02: integer (nullable = true)
     -- Numero_03: integer (nullable = true)
     -- Numero_04: integer (nullable = true)
     |-- Classe: integer (nullable = true)
[6] 1 # Verificando o tipo da informação
     2 type( Base_Dados_Spark )
    pyspark.sql.dataframe.DataFrame
[7] 1 # Verificando primeiros registros
     2 Base_Dados_Spark.head(5)
    [Row(Numero_01=316, Numero_02=706, Numero_03=617, Numero_04=803, Classe=1),
     Row(Numero_01=306, Numero_02=580, Numero_03=452, Numero_04=91, Classe=1),
```

Verificando os registros

```
[8] 1 # Mostrando os valores
2 Base_Dados_Spark.show()
```

```
|\,{\tt Numero\_01}\,|\,{\tt Numero\_02}\,|\,{\tt Numero\_03}\,|\,{\tt Numero\_04}\,|\,{\tt Classe}\,|
                                       803
                             617
       316
                  706 l
                                                   11
       306 l
                  580 l
                                         91
                                                  1
                             452
                628
       705 l
                               4
                                         665
                                                   11
                           746
                                         956 İ
       303 l
                  48
                                                   2
                              89
                  489
                                        702
        39 l
                                                   11
       791
                             974
                                                   3
                  136
                                         48
       874
                             386 l
                                         963 İ
                  931 l
                                                   1 l
                                         357
                  880
                                                   2 |
       723 l
                              88
       787 İ
                   81 İ
                             412
                                         793 İ
                                                   2 İ
                  477
                                                   2
       221
                             568 l
                                         330 l
                              434
       726
                  430
                                         632
                                                   1
                                                   3 j
       146 l
                             224
                                         27
                   41
       982 l
                  140
                              47
                                         878
                                                   2 |
                              184
                                         519
       553 İ
                  420
                                                   1
       281
                  555
                              379
                                         862
                                                   1
                                         700
                                                   3 İ
       396
                  812
                              678
       754
                  635
                               9
                                         679
                                                   2
       970
                  152
                              191
                                         984
                                                   3 |
       151
                   98
                              925
                                         262
                                                   3 |
                  635
                             756
                                                   2
```

only showing top 20 rows

```
[9] 1 # Selecionado algumas colunas
2 Base_Dados_Spark.select( ['Numero_01','Numero_02'] ).show()
```

```
|Numero_01|Numero_02|
       316
                  706 l
       306
                  580
       705 l
                  628
       303 l
                  48
                  489
        39 l
       791 l
                  136
       874
                  931
       723
                  880
       787 l
                  81 l
                  477
       221
       726
                 430
       146
                   4
       982
                  140
       553 İ
                  420
       281
                  555 l
       396 l
                  812
       754
                  635 l
       970
                 152
       151 İ
                   98
       691
                  635
```

only showing top 20 rows

```
[10] 1 # Veriricando a coluna
2 Base_Dados_Spark['Numero_01']
```

Column<'Numero_01'>

```
[11] 1 # Analisando a esutrura dos tipos dos dados
2 Base_Dados_Spark.dtypes
```

```
[('Numero_01', 'int'),
('Numero_02', 'int'),
('Numero_03', 'int'),
('Numero_04', 'int'),
('Classe', 'int')]
```

[12] 1 # Verificando dados estatisticos 2 Base_Dados_Spark.describe().show()

++						+
summary		Numero_01	Numero_02	Numero_03	Numero_04	Classe
Ì	count	99	99	99	99	99
	mean	492.64646464646466	516.2929292929293	454.74747474747477	541.1616161616162	2.0303030303030303
	stddev	280.6632201146578	289.2558098308892	272.13915795889875	305.3000433521599	0.7485297896617954
	min	8	4	4	24	1
	max	998	995	974	999	3
4	+					

Operando nas colunas

```
[13] 1 # Adicionando uma coluna
                     2 Base_Dados_Spark = Base_Dados_Spark.withColumn('Numero_05', Base_Dados_Spark['Numero_04'] + 2 )
                    4 # Verificando
                   5 Base_Dados_Spark.head(5)
                 [Row(Numero_01=316, Numero_02=706, Numero_03=617, Numero_04=803, Classe=1, Numero_05=805),
                    Row(Numero_01=306, Numero_02=580, Numero_03=452, Numero_04=91, Classe=1, Numero_05=93),
                    {\tt Row}({\tt Numero\_01=705}, {\tt Numero\_02=628}, {\tt Numero\_03=4}, {\tt Numero\_04=665}, {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Numero\_04=665}, {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Numero\_04=665}, {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Numero\_04=665}, {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Numero\_05=667}, {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Classe=1}, {\tt Numero\_05=667}), {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}, {\tt Classe=1}
                    Row(Numero_01=303, Numero_02=48, Numero_03=746, Numero_04=956, Classe=2, Numero_05=958), Row(Numero_01=39, Numero_02=489, Numero_03=89, Numero_04=702, Classe=1, Numero_05=704)]
[14] 1 # Excluindo a coluna
                    2 Base_Dados_Spark = Base_Dados_Spark.drop('Numero_05')
                    4 # Veriricando
                   5 Base_Dados_Spark.head(5)
                 [Row(Numero_01=316, Numero_02=706, Numero_03=617, Numero_04=803, Classe=1),
                   Row(Numero_01=306, Numero_02=580, Numero_03=452, Numero_04=91, Classe=1), Row(Numero_01=705, Numero_02=628, Numero_03=4, Numero_04=665, Classe=1),
                    Row(Numero_01=303, Numero_02=48, Numero_03=746, Numero_04=956, Classe=2),
                    Row(Numero_01=39, Numero_02=489, Numero_03=89, Numero_04=702, Classe=1)]
   [15] 1 # Renomeando as colunas
                        2 Base_Dados_Spark.withColumnRenamed( 'Numero_01', 'Coluna_01').show()
```

Coluna_01	Numero_02	Numero_03	Numero_04	Classe
+	+	++		++
316		!		: :
306	580			: :
705	628	4	665	1
303	48	746	956	2
39	489	89	702	1
791	136	974	48	3
874	931	386	963	1
723	880	88	357	2
787	81	412	793	2
221	477	568	330	2
726	430	434	632	1
146	4	224	27	3
982	140	47	878	2
553	420	184	519	1
281	555	379	862	1
396	812	678	700	3
754	635	9	679	2
970	152	191	984	j 3 j
151	98	925	262	3
691	635	756	46	2
+	+	+	·	++

only showing top 20 rows

Removendo valores nulos

[16] 1 # Retornar eliminado as linhas vazias/nulas
2 Base_Dados_Spark.na.drop().show()

Numero_01	Numero_02	Numero_03	Numero_04	Classe
316	706	617	803	1
306	580	452	91	1
705	628	4	665	1
303	48	746	956	2
39	489	89	702	1
791	136	974	48	3
874	931	386	963	1
723	880	88	357	2
787	81	412	793	2
221	477	568	330	2
726	430	434	632	1
146	4	224	27	3
982	140	47	878	2
553	420	184	519	1
281	555	379	862	1
396	812	678	700	3
754	635	9	679	2
970	152	191	984	3
151	!			3
691	635	756	46	2
+	+	+	+	+

```
[17] 1 # # Retornar eliminado as linhas vazias/nulas de uma coluna especifica
2 Base_Dados_Spark.na.drop(how='any', subset=['Numero_02']).show()
```

```
|Numero_01|Numero_02|Numero_03|Numero_04|Classe|
      316
                         617
                         452
                580
      306
                                   91
      705
               628
                          4
                                   665
      303 l
                48
                        746
                                  956
                                           2
       39 l
               489
                          89
                                  702
                                           1
      791 l
               136
                        974
                                   48
                                           3
      874
               931
                        386
                                  963
                                           11
      723
               880
                         88
                                  357
                                           2
                        412
                                           2
      787 l
                81
                                   793 l
               477
      221
                         568
                                   330
                                           2
      726
               430
                         434
                                  632
                                           1
      146
                 4
                        224
                                   27
                                           3
      982
               140
                         47
                                           2
                420
                         184
                                   519
      281
               555
                         379
                                   862
                                           1
      396
               812
                         678
                                   700
                                           3
      754 l
               635 l
                          91
                                   6791
                                           2
      970
               152
                         191
                                   984
                                           3 |
      151
                98
                         925
                                   262
                                           3 |
               635
                                           2
      691
                         756
                                   46
                                          --+
```

only showing top 20 rows

```
[18] 1 # Preenchendo o valor ausente
2 Base_Dados_Spark.na.fill('Qualquer_Valor', ['Numero_01','Numero_02'] ).show()
```

```
+----+
|Numero_01|Numero_02|Numero_03|Numero_04|Classe|
              706
                       617
      316
                                803
                                         11
              580
      306 l
                       452
                                 91
                                         1 l
      705 l
                                665 l
              628
                         41
                                         1 l
                       746
                                 956 İ
      303 I
               48
                                         2 |
              489
                        89
      39
                                 702
                                         1
      791
              136
                       974
                                 48
                                         3 |
      874
              931
                       386
                                 963
                                         1
      723
              880
                        88
                                 357
                                         2
      787
                       412
                                 793
                                         2
               81
               477
                                         2 |
      221
                        568
                                 330
                        434
      726
              430
                                 632
                                         1
      146
                       224
                                  27
                                         3 |
      982
               140
                        47
                                 878
                                         2 |
      553
               420
                       184
                                 519
                                         1
      281
               555
                        379
                                 862
                                         1
      396 l
               812
                        678
                                 700
                                         3 |
      754 l
               635
                         91
                                 679 l
                                         2
      970 l
              152
                        191
                                 984
                                         3
      151
               98
                        925
                                 262
                                         3
      691
               635
                        756
                                  46
                                         2
```

only showing top 20 rows

```
[19] 1 # Função para inserir
2 from pyspark.ml.feature import Imputer
3
4 # Estimador de imputação para completar valores faltantes, usando a média, mediana ou moda
5 # Parametros para preencher [ mean, median or mode ]
6 Inserir = Imputer(
7 inputCols=['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03', 'Numero_04'],
8 outputCols=['{}_imputed'.format(Loop) for Loop in ['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03', 'Numero_04'] ]
9 ).setStrategy('mean')
```

```
[20] 1 # Adiciona colunas de imputação ao df
2 Inserir.fit( Base_Dados_Spark ).transform( Base_Dados_Spark ).show()
```

ro_01 Nu	mero_02 Num	iero_03 Nur	mero_04 Cl	.asse Nur	nero_01_imputed Numer	o_02_imputed Numero)_03_imputed Numero	_04_imp
316	706	617	803	1	316	706	617	
306	580	452	91	1	306	580	452	
705	628	4	665	1	705	628	4	
303	48	746	956	2	303	48	746	
39	489	89	702	1	39	489	89	
791	136	974	48	3	791	136	974	
874	931	386	963	1	874	931	386	
723	880	88	357	2	723	880	88	
787	81	412	793	2	787	81	412	
221	477	568	330	2	221	477	568	
726	430	434	632	1	726	430	434	
146	4	224	27	3	146	4	224	
982	140	47	878	2	982	140	47	
553	420	184	519	1	553	420	184	
281	555	379	862	1	281	555	379	
396	812	678	700	3	396	812	678	
754	635	9	679	2	754	635	9	
970	152	191	984	3	970	152	191	
151	98	925	262	3	151	98	925	
691	635	756	46	2	691	635	756	

Filtrando

```
[21] 1 # Filtrar um valor
      2 Base_Dados_Spark.filter('Numero_01 >= 900 ').show()
     |Numero_01|Numero_02|Numero_03|Numero_04|Classe|
                                    878
           982 l
                    140
                         47
191
193
333
334
458
74
102
                             47 |
                                     984 |
895 |
           970
                  152|
924|
237|
229|
                    152
                                               3 l
           980
                                               2 |
                                     830|
557|
666|
464|
           938
                                               2 |
           916
                                               3 |
           968
                    143
           998
                     856
           973 İ
                                      389
[22] 1 # Filtrar um valor e colunas
      2 Base_Dados_Spark.filter('Numero_01 >= 1000 ').select(['Numero_01', 'Numero_02']).show()
     |Numero_01|Numero_02|
     +-----
     +----+
     1 # Filtrando usando o and
     2 Base_Dados_Spark.filter(
           ( Base_Dados_Spark['Numero_02'] == 1000) &
     3
           (Base_Dados_Spark['Numero_01'] == 494 ) ).show()
     |Numero_01|Numero_02|Numero_03|Numero_04|Classe|
     +-----
     +----+
     1 # Filtrando usando o OR
      2 Base_Dados_Spark.filter(
          ( Base_Dados_Spark['Numero_02'] == 1000) |
      3
           (Base_Dados_Spark['Numero_01'] == 494 ) ).show()
     |Numero_01|Numero_02|Numero_03|Numero_04|Classe|
     +-----
[25] 1 # Agrupando valores usando a Soma
     2 Base_Dados_Spark.groupBy('Classe').sum().show()
 |Classe|sum(Numero_01)|sum(Numero_02)|sum(Numero_03)|sum(Numero_04)|sum(Classe)|
      1
      3
                14077
                              14180
                                            13601
                                                           16782
               22107
                              24141
                                            19563
                                                           21968
 1 # Agrupando valores usando a Media
  2 Base_Dados_Spark.groupBy('Classe').avg().show()
    | \texttt{Classe} | \quad \text{avg}(\texttt{Numero\_01}) | \quad \text{avg}(\texttt{Numero\_02}) | \quad \text{avg}(\texttt{Numero\_03}) | \quad \text{avg}(\texttt{Numero\_04}) | \text{avg}(\texttt{Classe}) | 
                                                 456.0 570.1923076923077
                                     492.0
      1 484,15384615384613
      3 | 485.41379310344826 | 488.9655172413793 |
                                                      469.0 578.6896551724138
                                                                                      3.0
                                                                                      2.0
      2 | 502.4318181818182 | 548.6590909090909 | 444.6136363636364 | 499.27272727272725 |
 1 # Agrupando valores usando a Media
  2 Base_Dados_Spark.groupBy('Classe').mean().show()
 |Classe| avg(Numero_01)| avg(Numero_02)| avg(Numero_03)| avg(Numero_04)|avg(Classe)|
                                    492.0 | 456.0 | 570.1923076923077 | 1.0
      1 484.15384615384613
      3 | 485.41379310344826 | 488.9655172413793 |
                                                       469.0 578.6896551724138
                                                                                       3.0
      2 502.4318181818182 548.6590909090909 444.6136363636364 499.27272727272725
                                                                                      2.0
```

Agrupando

Join

Numero_01 Numero_02 Numero_04 Classe Numero_01 Numero_02 Numero_03 Numero_04 Classe	+									+
316	Numero_01	Numero_02	Numero_03	Numero_04	Classe	Numero_01	Numero_02	Numero_03	Numero_04	Classe
316	+	+	+	+	+	+	+	+	+	++
316	316	706	617	803	1	973	389	102	389	1
316	316	706	617	803	1	833	176	233	151	1
316	316	706	617	803	1	580	372	23	507	1
316	316	706	617	803	1	427	378	798	810	1
316	316	706	617	803	1	526	207	517	887	1
316	316	706	617	803	1	737	351	660	450	1
316	316	706	617	803	1	171	327	242	754	1
316 706 617 803 1 518 107 840 54 1	316	706	617	803	1	216	57	829	788	1
316	316	706	617	803	1	366	31	182	507	1
316 706 617 803 1 726 430 434 632 1 316 706 617 803 1 39 489 89 702 1 306 580 452 91 1 973 389 102 389 1 306 580 452 91 1 833 176 233 151 1 306 580 452 91 1 580 372 23 507 1 306 580 452 91 1 427 378 798 810 1 306 580 452 91 1 526 207 517 887 1 306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	316	706	617	803	1	518	107	840	54	1
316 706 617 803 1 39 489 89 702 1 306 580 452 91 1 973 389 102 389 1 306 580 452 91 1 833 176 233 151 1 306 580 452 91 1 580 372 23 507 1 306 580 452 91 1 427 378 798 810 1 306 580 452 91 1 526 207 517 887 1 306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	316	706	617	803	1	553	420	184	519	1
306 580 452 91 1 973 389 102 389 1 306 580 452 91 1 833 176 233 151 1 306 580 452 91 1 580 372 23 507 1 306 580 452 91 1 427 378 798 810 1 306 580 452 91 1 526 207 517 887 1 306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	316	706	617	803	1	726	430	434	632	1
306 580 452 91 1 833 176 233 151 1 306 580 452 91 1 580 372 23 507 1 306 580 452 91 1 427 378 798 810 1 306 580 452 91 1 526 207 517 887 1 306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	316	706	617	803	1	39	489	89	702	1
306 580 452 91 1 580 372 23 507 1 306 580 452 91 1 427 378 798 810 1 306 580 452 91 1 526 207 517 887 1 306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	306	580	452	91	1	973	389	102	389	1
306 580 452 91 1 427 378 798 810 1 306 580 452 91 1 526 207 517 887 1 306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	306	580	452	91	1	833	176	233	151	1
306 580 452 91 1 526 207 517 887 1 306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	306	580	452	91	1	580	372	23	507	1
306 580 452 91 1 737 351 660 450 1	306	580	452	91	1	427	378	798	810	1
	306	580	452	91	1	526	207	517	887	1
306 580 452 91 1 171 327 242 754 1 +	306	580	452	91	1	737	351	660	450	1
+	306	580	452	91	1	171	327	242	754	1
	+		+	+	+	·	·	+	+	++

Ordenando

```
[32] 1 # Ordenando por coluna
2 Base_Dados_Spark.sort('Classe').show()
```

```
|Numero_01|Numero_02|Numero_03|Numero_04|Classe|
       518 l
                107
                           840
                                     541
      737 l
                351
                          660
                                     4501
                                             1
       19
                667
                          480 l
                                     65 l
                                             1
       306 I
                580
                          452
                                      91
                                              1
       39
                489
                           89
                                     702
                                              1
                931
                          386
                                     963
                                              1
       726
                430
                           434
                                     632
       553
                420
                          184
                                     519
                                              1
       281 l
                555 l
                           379
                                    862
                                              1
       316
                706
                          617
                                     803 l
                                              1|
       705 l
                628
                            4
                                     665 l
                                              1
                          182
       366 l
                 31
                                     507 İ
                                              11
                733 l
                                     760 l
       363 l
                          560 l
                                              11
                721
       734
                           619
                                     201
                                              1
                          829
       216
                 57
                                     788
                                              1
       48
                838
                           518
                                     936
       171 İ
                327 l
                           242
                                    754
                                              1
       580 l
                516
                           51
                                    805 l
                                              1
       526
                207
                           517
                                     887
                                              11
      552
                790
                           956
                                    511
                                             11
```

only showing top 20 rows

Pré-processamento

```
[33] 1 # Função de Vetor
      2 from pyspark.ml.feature import VectorAssembler
      4 # Selecionado os dados
      5 Amostra = Base_Dados_Spark
      7 # Vetorizando os dados
      8 Dados_Amostra = VectorAssembler(
          inputCols=['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03', 'Numero_04', 'Classe'],
outputCol='Correlação' )
     11
     12 # Aplicando a transformação
     13 Dados_Amostral = Dados_Amostra.transform( Amostra )
     14
     15 # Função da regressão Linear
     16 from pyspark.ml.feature import MinMaxScaler
     18 # Definindo os parametros da função
     19 Funcao_MinMax = MinMaxScaler(outputCol='Valor_Esclada_MixMAx')
     20
     21 # Setando a coluna para ser aplicado
     22 Funcao_MinMax.setInputCol('Correlação')
     23
     24 # Fitando o modelo
     25 Modelo_MinMax = Funcao_MinMax.fit( Dados_Amostral )
     27 Modelo MinMax.transform(Dados Amostral).show()
```

++- Numero 01 N	+ umero 02	 Numero 03	 Numero 04	Classe	++ Correlação Valor Esclada MixMAx
++-	+				++
316	706	617	803	1	[316.0,706.0,617 [0.31111111111111
306	580	452	91	1	[306.0,580.0,452 [0.30101010101010
705	628	4	665	1	[705.0,628.0,4.0, [0.70404040404040
303	48	746	956	2	[303.0,48.0,746.0][0.29797979797979]
39	489	89	702	1	[39.0,489.0,89.0, [0.03131313131313
791	136	974	48	3	[791.0,136.0,974 [0.790909090909090
874	931	386	963	1	[874.0,931.0,386 [0.87474747474747
723	880	88	357	2	[723.0,880.0,88.0 [0.72222222222222
787	81	412	793	2	[787.0,81.0,412.0 [0.7868686868686868
221	477	568	330	2	[221.0,477.0,568 [0.21515151515151
726	430	434	632	1	[726.0,430.0,434][0.7252525252525252]
146	4	224	27	3	[146.0,4.0,224.0, [0.13939393939393
982	140	47	878		[982.0,140.0,47.0 [0.9838383838383838
553	420	184	519		[553.0,420.0,184 [0.5505050505050505
281	555	379	862		[281.0,555.0,379 [0.27575757575757
396	812	678	700		[396.0,812.0,678 [0.39191919191919
754	635	9	679	2	[754.0,635.0,9.0, [0.7535353535353535
970	152	191	984	3	[970.0,152.0,191 [0.97171717171717
151	98	925	262	3	[151.0,98.0,925.0 [0.144444444444444
691	635	756	46	2	[691.0,635.0,756 [0.68989898989898
+	+				++

Correlação

```
′[34] 1 # Calcurando a Correlação
                      3 # Gerando uma amostra devido termos +1mm de registros
                      4 Amostra = Base_Dados_Spark
                      6 # Vetorizando os dados
                      7 Dados Correlacao = VectorAssembler(
                                  inputCols=['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03', 'Numero_04', 'Classe'],
outputCol='Correlação')
                      8
                   10
                    11 # Aplicando a transformação
                    12 Saida_Correlcao = Dados_Correlacao.transform( Amostra )
                    13
                   14 # Função da Correlação
                   15 from pyspark.ml.stat import Correlation
                   16
                   17 # Aplicando a Função da correlação de Pearson
                    18 Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Correlação | Co
                    19 # Plotando o valor
                    20 print( str(Correlacao_Pearson).replace('nan', 'NaN') )
                    22 # Aplicando a Função da correlação de Spearman
                    23 Correlação', method='spearman').collect()[0][0]
                    24 # Plotando o valor
                    25 print( '\n', str(Correlacao_Spearman).replace('nan', 'NaN') );
                   [Row(pearson(Correlação)=DenseMatrix(5, 5, [1.0, -0.0734, -0.163, 0.074, 0.0005, -0.0734, 1.0, 0.1117, ..., -0.1151
                     DenseMatrix([[ 1.00000000e+00, -6.45503431e-02, -1.62613794e-01,
                                                        7.04068128e-02, 4.80629708e-03],
[-6.45503431e-02, 1.00000000e+00, 1.26782296e-01,
1.05897232e-01, -7.16473292e-04],
                                                       [-1.62613794e-01, 1.26782296e-01, 1.000000000e+00, -9.97495284e-02, 8.78672168e-03], [7.04068128e-02, 1.05897232e-01, -9.97495284e-02, 1.00000000e+00, 2.28341986e-02],
```

Regressão Linear

```
[35] 1 # Regressão Linear
2 from pyspark.ml.feature import VectorAssembler
3
4 # Separar os dados de caracteristcas e previsor
5 Selecao_Dados = VectorAssembler(
6 inputCols=['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03'], outputCol='Variaveis_Caracteristicas')
7
8 # Aplicando a transformação
9 Saida = Selecao_Dados.transform( Base_Dados_Spark )
10
11 # Veriricando
12 Saida.show()
```

+					++
Numero_01	Numero_02	Numero_03	Numero_04	Classe	Variaveis_Caracteristicas
+ 316	 706	 617	803	1	 [316.0,706.0,617.0]
306	580		91		[306.0,580.0,452.0]
705			665		
303	48	746	956	2	[303.0,48.0,746.0]
39	489	89	702	1	[39.0,489.0,89.0]
791	136	974	48	3	[791.0,136.0,974.0]
874	931	386	963	1	[874.0,931.0,386.0]
723	880	88	357	2	[723.0,880.0,88.0]
787	81	412	793	2	, , , , ,
221	477	568	330	2	[221.0,477.0,568.0]
726	430	434	632	1	[726.0,430.0,434.0]
146	4	224	27	3	[146.0,4.0,224.0]
982	140	47	878	2	
553	420	184	519	1	[553.0,420.0,184.0]
281	555	379	862	1	[281.0,555.0,379.0]
396	812	678	700	3	
754	635		679		
970			984		[]
151	98	925	262	3	, , , , , ,
691	635	756	46	2	[691.0,635.0,756.0]
+	+	+		+	++
anlu chawir	na +on 20 1	20146			

Continuação da Regressão

```
1 # Treinamento do Modelo
2
3 # Função da regressão Linear
4 from pyspark.ml.regression import LinearRegression
5
6 # Separando os dados de Teste e Treino
7 Dados_Treino, Dados_Teste = Dados_Modelo.randomSplit( [0.75, 0.25] )
8
9 # Aplicando as features para o modelo linear
10 Funcao_Linear = LinearRegression( featuresCol='Variaveis_Caracteristicas', labelCol='Numero_04')
11
12 # Fitando o Modelo
13 Funcao_Linear = Funcao_Linear.fit(Dados_Treino)
14
15 # Veriricando os coeficientes
16 Funcao_Linear.coefficients
```

DenseVector([0.1345, 0.2464, -0.1219])

```
[39] 1 # Fazendo a previsões dos dados de Teste
2 Previoes = Funcao_Linear.evaluate( Dados_Teste )
3
4 # Mostrando as previsões
5 Previoes.predictions.show()
```

+		·+
Variaveis_Caracteristicas	Numero_04	prediction
+		·+
[39.0,489.0,89.0]	702	505.6934710791836
[49.0,953.0,418.0]	876	581.269095129581
[126.0,154.0,137.0]	889	428.97986313855927
[171.0,327.0,242.0]	754	464.86228797793945
[177.0,945.0,401.0]	77	598.5838567503675
[262.0,763.0,680.0]	289	531.1379102159367
[316.0,706.0,617.0]	803	532.0349298953695
[329.0,796.0,733.0]	600	541.8175203144399
[413.0,47.0,633.0]	962	380.7195629598334
[619.0,207.0,445.0]	926	470.7797055052423
[723.0,880.0,88.0]	357	694.1594591995411
[734.0,721.0,619.0]	201	591.6997195553748
[862.0,506.0,500.0]	512	570.4385433103265
[968.0,143.0,458.0]	666	500.35474763967875
+		

Regressão Logística

```
[40] 1 # -- Construção Modelo Logistico
2 from pyspark.ml.feature import VectorAssembler
3
4 # Separar os dados de caracteristcas e previsor
5 Selecao_Dados = VectorAssembler(
6 inputCols=['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03'], outputCol='Variaveis_Caracteristicas')
7
8 # Aplicando a transformação
9 Saida = Selecao_Dados.transform( Base_Dados_Spark )
10
11 # Selecionado a coluna previsor
12 Dados_Modelo = Saida.select('Variaveis_Caracteristicas', 'Classe')
13
14 # Veriricando
15 Dados_Modelo.head(5)
```

```
[Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([316.0, 706.0, 617.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([306.0, 580.0, 452.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([705.0, 628.0, 4.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([303.0, 48.0, 746.0]), Classe=2), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([39.0, 489.0, 89.0]), Classe=1)]
```

Continuação da Regressão

```
1 # Função Logistica
2 from pyspark.ml.classification import LogisticRegression
3
4 # Separando os dados de Teste e Treino
5 Dados_Treino, Dados_Teste = Dados_Modelo.randomsplit( [0.75, 0.25] )
6
7 # Aplicando as features para o modelo linea
8 Funcao_Logistica = LogisticRegression(featuresCol = 'Variaveis_Caracteristicas', labelCol = 'Classe', maxIter=1000)
9
10 # Fitando o Modelo
11 Funcao_Logistica = Funcao_Logistica.fit(Dados_Treino)
12
13 # Fazendo a previsões dos dados de Teste
14 Previoes = Funcao_Logistica.evaluate( Dados_Teste )
15
16 # Mostrando as previsões
17 Previoes.predictions.show()
```

```
|Variaveis Caracteristicas|Classe|
                                         rawPrediction
                                                                 probability|prediction|
           -----
        [48.0,838.0,518.0]| 1|[-16.907459680451...|[4.95840595284761...|
[49.0,953.0,418.0]| 3|[-16.824641484571...|[5.36377553415517...|
       [171.0,327.0,242.0]
                                1|[-17.508217077354...|[2.41376346539577...|
                                 2|[-17.004938076398...|[4.47928410764775...|
2|[-17.191531797229...|[3.55014073947933...|
       [262.0,763.0,680.0]
                                                                                       2.0
       [280.0,694.0,248.0]
                                                                                       2.0
       [287.0,679.0,919.0]
                                 2|[-17.029572889327...|[4.40589136530800...|
                                 2|[-17.687451599033...|[1.90060591658064...|
       [299.0,154.0,344.0]
                                                                                       3.0
                                 2|[-17.682940920292...|[1.89950053022615...|
        [303.0,48.0,746.0]
       [325.0,784.0,233.0]
                                 2|[-17.124144355503...|[3.82376451743130...|
                                                                                       2.0
       [355.0,817.0,894.0]
                                 1|[-16.926455150734...|[4.93245981800289...|
                                 1 | [-17.098064549541... | [4.00120290126989... | 3 | [-16.795606951791... | [5.68584493256866... |
       [363.0,733.0,560.0]|
                                                                                       2.0
       [392.0,951.0,950.0]
                                                                                       2.0
       [407.0,509.0,679.0]
                                 2|[-17.294359683659...|[3.18291697518008...|
        [413.0,47.0,633.0]|
                                 2|[-17.749431659974...|[1.73574875736086...|
                                                                                       3.0
       [558.0,810.0,418.0]
                                 2|[-17.125243170880...|[3.83609978878100...|
                                 3|[-17.449898237052...|[2.60692683122368...|
       [578.0,459.0,481.0]
                                                                                       2.0
       [667.0,967.0,607.0]
                                 2|[-16.960275848684...|[4.62823953423381...|
       [691.0,635.0,756.0]
                                 2|[-17.245206820038...|[3.37731658987232...|
                                                                                       2.0
       [723.0,549.0,539.0]
                                 3|[-17.395334110280...|[2.79302648149763...|
                                                                                       2.0
       [723.0,880.0,88.0]
                                2|[-17.199448815722...|[3.45438339493292...|
```

only showing top 20 rows

Random Forest

```
[42] 1 # -- Construção Modelo Logistico
2 from pyspark.ml.feature import VectorAssembler
3
4 # Separar os dados de caracteristcas e previsor
5 Selecao_Dados = VectorAssembler(
6 inputCols=['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03'], outputCol='Variaveis_Caracteristicas')
7
8 # Aplicando a transformação
9 Saida = Selecao_Dados.transform( Base_Dados_Spark )
10
11 # Selecionado a coluna previsor
12 Dados_Modelo = Saida.select('Variaveis_Caracteristicas', 'Classe')
13
14 # Veriricando
15 Dados_Modelo.head(5)
```

```
[Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([316.0, 706.0, 617.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([306.0, 580.0, 452.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([705.0, 628.0, 4.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([303.0, 48.0, 746.0]), Classe=2), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([39.0, 489.0, 89.0]), Classe=1)]
```

Continuação Random Forest

```
[43] 1 # Função Random Forest
      2 from pyspark.ml.classification import RandomForestClassifier
      4 # Separando os dados de Teste e Treino
      5 Dados_Treino, Dados_Teste = Dados_Modelo.randomSplit( [0.75, 0.25] )
      7 # Aplicando as features para o modelo linea
      8 Floresta_Decisao = RandomForestClassifier(numTrees=100, maxDepth=2,
                                                   featuresCol = 'Variaveis_Caracteristicas',
                                                  labelCol = 'Classe')
     10
     11
     12 # Fitando o Modelo
     13 Floresta Decisao = Floresta Decisao.fit(Dados Treino)
     14
     15 # Fazendo a previsões dos dados de Teste
     16 Previoes = Floresta_Decisao.evaluate( Dados_Teste )
     18 # Mostrando as previsões
     19 Previoes.predictions.show()
```

```
+-----+
|Variaveis_Caracteristicas|Classe| rawPrediction| probability|prediction|
       [19.0,667.0,480.0]
                              1 | [0.0,18.780937689... | [0.0,0.1878093768... |
                                                                                3.0
       [48.0,838.0,518.0]
                              1|[0.0,12.606309650...|[0.0,0.1260630965...|
                                                                                3.0
       [79.0,983.0,746.0]
                              2|[0.0,17.572142649...|[0.0,0.1757214264...|
                                                                                3.0
                              2|[0.0,47.072560590...|[0.0,0.4707256059...|
      [287.0,679.0,919.0]
                                                                                1.0
                              2|[0.0,45.244959173...|[0.0,0.4524495917...|
       [303.0,48.0,746.0]
                                                                                1.0
      [305.0,255.0,447.0]
                              2 | [0.0,27.808429281... | [0.0,0.2780842928... |
                                                                                2.0
      [329.0,796.0,733.0]
                              2|[0.0,43.052830279...|[0.0,0.4305283027...|
      [395.0,182.0,827.0]
                               2|[0.0,60.200983714...|[0.0,0.6020098371...|
                                                                                1.0
      [402.0,890.0,207.0]
                               2 [0.0,18.625380283... | [0.0,0.1862538028... |
                                                                                2.0
      [473.0,370.0,149.0]
                              2 | [0.0,27.649587153... | [0.0,0.2764958715... |
                                                                                2.0
      [485.0,182.0,919.0]|
                              2|[0.0,47.323135848...|[0.0,0.4732313584...|
                                                                                1.0
      [553.0,420.0,184.0]
                              1|[0.0,27.619986331...|[0.0,0.2761998633...|
                                                                                2.0
      [578.0,459.0,481.0]
                              3 | [0.0, 26.484213424... | [0.0, 0.2648421342... |
                                                                                2.0
       [580.0,516.0,51.0]
                              1 | [0.0,25.790745015... | [0.0,0.2579074501... |
                                                                                2.0
      [628.0,405.0,110.0]
                               2|[0.0,28.064697869...|[0.0,0.2806469786...|
                                                                                2.0
      [681.0,815.0,955.0]
                              3|[0.0,46.651022687...|[0.0,0.4665102268...|
                                                                                1.0
                              2|[0.0,43.061239730...|[0.0,0.4306123973...|
      [691.0,635.0,756.0]
                                                                                1.0
                              1 | [0.0, 22.224655135... | [0.0, 0.2222465513... |
        [705.0,628.0,4.0]
                                                                                2.0
      [719.0,749.0,370.0]
                              2|[0.0,22.523702978...|[0.0,0.2252370297...|
                                                                                2.0
      [737.0,351.0,660.0]
                              1 | [0.0,27.432170227... | [0.0,0.2743217022... |
                                                                               2.0
```

Naive Bayes

only showing top 20 rows

```
[44] 1 # -- Construção Modelo Logistico
2 from pyspark.ml.feature import VectorAssembler
3
4 # Separar os dados de caracteristcas e previsor
5 Selecao_Dados = VectorAssembler(
6     inputCols=['Numero_01', 'Numero_02', 'Numero_03'], outputCol='Variaveis_Caracteristicas')
7
8 # Aplicando a transformação
9 Saida = Selecao_Dados.transform( Base_Dados_Spark )
10
11 # Selecionado a coluna previsor
12 Dados_Modelo = Saida.select('Variaveis_Caracteristicas', 'Classe')
13
14 # Veriricando
15 Dados_Modelo.head(5)
```

[Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([316.0, 706.0, 617.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([306.0, 580.0, 452.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([705.0, 628.0, 4.0]), Classe=1), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([303.0, 48.0, 746.0]), Classe=2), Row(Variaveis_Caracteristicas=DenseVector([39.0, 489.0, 89.0]), Classe=1)]

Continuação Naive Bayes

```
[45] 1 # Função Random Forest
      2 from pyspark.ml.classification import NaiveBayes
      4 # Separando os dados de Teste e Treino
      5 Dados_Treino, Dados_Teste = Dados_Modelo.randomSplit( [0.75, 0.25] )
      7 # Aplicando as features para o modelo linea
      8 Funcao_NaiveBayes = NaiveBayes(smoothing=1.0, modelType='multinomial',
                                                  featuresCol = 'Variaveis_Caracteristicas',
                                                  labelCol = 'Classe')
     10
     11
     12 # Fitando o Modelo
     13 Funcao_NaiveBayes = Funcao_NaiveBayes.fit(Dados_Treino)
     14
     15 # Fazendo a previsões dos dados de Teste
     16 Previoes = Funcao_NaiveBayes.transform( Dados_Teste )
     18 # Mostrando as previsões
     19 Previoes.show()
```

```
probability|prediction|
|Variaveis_Caracteristicas|Classe|
                                       rawPrediction
                                                                                  1.0
        [13.0,935.0,631.0]| 3|[-1750.5841243277...|[8.89630790655601...|
        [19.0,667.0,480.0]
                               1|[-1292.8352707934...|[8.77046157546633...|
                                                                                   1.0
                                                                                  1.0
                               1|[-682.97208892578...|[3.12444944059513...|
         [39.0,489.0,89.0]
        [88.0,753.0,446.0]
                                3 | [-1424.5895225806... | [1.31308277748837... |
       [125.0,391.0,196.0]|
                                3|[-786.28920135591...|[9.64617431452898...|
                                                                                  1.0
         [146.0,4.0,224.0]
                                3 | [-412.06704398172... | [2.20543726329240... |
                                                                                   2.0
                                3|[-710.66117265844...|[1.31937063528319...|
        [187.0,435.0,24.0]
                                                                                   1.0
       [299.0,154.0,344.0]
                                2|[-876.38108574521...|[9.79314175512917...|
                                                                                  2.0
       [305.0,255.0,447.0]
                                2|[-1109.0335988374...|[8.07848567107883...|
                                                                                   2.0
       [336.0,707.0,643.0]
                                2|[-1860.2039198272...|[3.38788850181533...|
                                                                                   1.0
       [377.0,567.0,411.0]
                                2|[-1491.7424484167...|[1.90158789585352...|
                                                                                   1.0
       [395.0,182.0,827.0]
                                2|[-1547.7432547716...|[1.46620880808286...|
                                                                                   2.0
                                                                                   2.0
       [619.0,207.0,445.0]
                                3|[-1392.4524733568...|[9.81673898901764...|
       [636.0,824.0,626.0]
                                3 | [-2294.3276513193... | [3.71453205292662... |
                                                                                   1.0
       [667.0,967.0,607.0]
                                2|[-2464.7997237973...|[5.54637317300686...|
                                                                                   1.0
       [693.0,995.0,280.0]|
                                2|[-2160.3651900849...|[1.22375338155470...|
                                                                                   1.0
                                                                                   1.0
        [723.0,880.0,88.0]
                                2 [-1852.1443576105... | [1.01629297111159... |
                                3|[-2064.3042843831...|[6.51099866136853...|
       [756.0,507.0,618.0]
                                                                                   2.01
       [780.0,751.0,180.0]
                                3 | [-1873.2218824617... | [5.99479613328689... |
                                                                                   1.0
                                3 | [-2046.3930298398... | [0.00574385534861... |
       [862.0,506.0,500.0]
                                                                                  2.0
only showing top 20 rows
```

Kmeans

```
[46] 1 # Construindo modelo de Cluster
      3 # Função do Kmeans
      4 from pyspark.ml.clustering import KMeans
      6 # Parametro do modelo
      7 Funcao KMeans = KMeans(k=2)
      9 # Aiustando Nome das Colunas de Treino
     10 Dados_Treino_Cluster = Dados_Treino.withColumnRenamed( 'Variaveis_Caracteristicas', 'features')
     11 Dados_Treino_Cluster = Dados_Treino_Cluster.withColumnRenamed( 'Classe', 'weighCol')
     12
     13 # Fitar o Modelo
     14 Modelo = Funcao_KMeans.fit( Dados_Treino_Cluster )
[47] 1 # Ajustando Nome das Colunas de Treino
      2 Dados_Teste_Cluster = Dados_Teste.withColumnRenamed( 'Variaveis_Caracteristicas'
                                                                                          'features')
      3 Dados_Teste_Cluster = Dados_Teste_Cluster.withColumnRenamed( 'Classe', 'weighCol')
      5 # Fazendo previsão do primeiro registro
      6 print( 'Previsão do Modelo:', Modelo.predict( Dados_Teste_Cluster.head().features ) )
      8 print( 'Valore Real:', Dados_Teste_Cluster.select('weighCol').head() )
```

Previsão do Modelo: 0 Valore Real: Row(weighCol=3)

Final

Esse guia foi elaborada para demostrar o uso do PySpark

Link do código

https://colab.research.google.com/drive/1 ZPm80kl7zs5EDSUmcvtGVTp 6WrRZiGj?usp=sharing



















Odemir Depieri Jr

Data Intelligence Analyst Sr Tech Lead Specialization AI