

# revisao

November 25, 2025

## 1 Revisão Machine Learning

### 1.1 Importação de arquivos

```
[15]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

df = pd.read_csv('dataset aqui.csv')
```

```
-----
FileNotFoundError                                     Traceback (most recent call last)
Cell In[15], line 6
      3 import matplotlib.pyplot as plt
      4 import seaborn as sns
----> 6 df = pd.read_csv('dataset aqui.csv')

File ~\AppData\Roaming\Python\Python312\site-packages\pandas\io\parsers\readers
    py:1026, in read_csv(filepath_or_buffer, sep, delimiter, header, names, u
    ↪index_col, usecols, dtype, engine, converters, true_values, false_values, u
    ↪skipinitialspace, skiprows, skipfooter, nrows, na_values, keep_default_na, u
    ↪na_filter, verbose, skip_blank_lines, parse_dates, infer_datetime_format, u
    ↪keep_date_col, date_parser, date_format, dayfirst, cache_dates, iterator, u
    ↪chunksize, compression, thousands, decimal, lineterminator, quotechar, u
    ↪quoting, doublequote, escapechar, comment, encoding, encoding_errors, dialect, u
    ↪on_bad_lines, delim_whitespace, low_memory, memory_map, float_precision, u
    ↪storage_options, dtype_backend)
    1013 kwds_defaults = _refine_defaults_read(
    1014     dialect,
    1015     delimiter,
    (...),
    1022     dtype_backend=dtype_backend,
    1023 )
    1024 kwds.update(kwds_defaults)
-> 1026 return _read(filepath_or_buffer, kwds)

File ~\AppData\Roaming\Python\Python312\site-packages\pandas\io\parsers\readers
    py:620, in _read(filepath_or_buffer, kwds)
    617 _validate_names(kwds.get("names", None))
```

```

 619 # Create the parser.
--> 620 parser = TextFileReader(filepath_or_buffer, **kwds)
 621 if chunksize or iterator:
 622     return parser

File ~\AppData\Roaming\Python\Python312\site-packages\pandas\io\parsers\readers
-> 620, in TextFileReader.__init__(self, f, engine, **kwds)
 617     self.options["has_index_names"] = kwds["has_index_names"]
 618 self.handles: IOHandles | None = None
-> 620 self._engine = self._make_engine(f, self.engine)

File ~\AppData\Roaming\Python\Python312\site-packages\pandas\io\parsers\readers
-> 620, in TextFileReader._make_engine(self, f, engine)
 618     if "b" not in mode:
 619         mode += "b"
-> 620 self.handles = get_handle(
 621     f,
 622     mode,
 623     encoding=self.options.get("encoding", None),
 624     compression=self.options.get("compression", None),
 625     memory_map=self.options.get("memory_map", False),
 626     is_text=is_text,
 627     errors=self.options.get("encoding_errors", "strict"),
 628     storage_options=self.options.get("storage_options", None),
 629 )
 630 assert self.handles is not None
 631 f = self.handles.handle

File ~\AppData\Roaming\Python\Python312\site-packages\pandas\io\common.py:873, in get_handle(path_or_buf, mode, encoding, compression, memory_map, is_text, errors, storage_options)
 868 elif isinstance(handle, str):
 869     # Check whether the filename is to be opened in binary mode.
 870     # Binary mode does not support 'encoding' and 'newline'.
 871     if ioargs.encoding and "b" not in ioargs.mode:
 872         # Encoding
--> 873     handle = open(
 874         handle,
 875         ioargs.mode,
 876         encoding=ioargs.encoding,
 877         errors=errors,
 878         newline="",
 879     )
 880 else:
 881     # Binary mode
 882     handle = open(handle, ioargs.mode)

```

```
FileNotFoundError: [Errno 2] No such file or directory: 'dataset aqui.csv'
```

```
[ ]:
```

## 1.2 Padronização dos Dados

### 1.2.1 Standard Scaler

Responsável por deixar todos os dados em uma mesma escala.  
\* Centraliza a média em 0  
\* Ajusta o desvio padrão para 1

É necessário usá-lo em modelos que usem **regularização**, visto que eles podem interpretar dados maiores como mais importantes, o que nem sempre é verdade.

$$\frac{x_i - \mu(x)}{\sigma} \quad \frac{x_i - \mu(x)}{\sigma}$$

Fórmula

Código

```
[13]: from sklearn.preprocessing import StandardScaler

scaler = StandardScaler()
x_train = scaler.fit_transform(x_train) # aprende média e desvio nos dados
x_test = scaler.transform(x_test) # aplica
```

```
NameError                                                 Traceback (most recent call last)
Cell In[13], line 4
      1 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
      2 scaler = StandardScaler()
----> 4 x_train = scaler.fit_transform(x_train) # aprende média e desvio nosdados
      5 x_test = scaler.transform(x_test) # aplica

NameError: name 'x_train' is not defined
```

```
[ ]:
```

## 1.3 Encoder

### 1.3.1 Label Encoding

Cada classe terá seu rótulo transformado para um valor numérico

- É comumente utilizado em algoritmos de **Classificação**

- É utilizado em dados ordenáveis, como:
  - Bronze, prata e ouro;
  - Criança, adulto e idoso;
  - Baixo, médio e alto.
- É preciso criar um objeto LabelEncoder para cada coluna

The diagram illustrates the process of encoding categorical data. It starts with a table of raw data:

Color	Size	Price
Red	Small	10
Green	Medium	20
Blue	Large	30
Red	Large	25
Green	Small	15

Below this, two separate tables show the encoding for each category:

Category	Encoded Value
Color: Red	0
Color: Green	1
Color: Blue	2

Category	Encoded Value
Size: Small	0
Size: Medium	1
Size: Large	2

Finally, the original data is transformed into a new table where each row contains the encoded values for Color and Size, along with the original Price:

Color_Encoded	Size_Encoded	Price
0	0	10
1	1	20
2	2	30
0	2	25
1	0	15

## Código

```
[ ]: from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

encoding_col1 = LabelEncoder()
encoding_col2 = LabelEncoder()

x[:,1] = encoding_col1.fit_transform(x[:,1])
x[:,2] = encoding_col2.fit_transform(x[:,2])
```

### 1.3.2 One-hot Encoding

Cada categoria é transformada em um atributo: dummy variable, um valor binário que informa a ocorrência

#### Quando utilizar?

- Quando a variável categórica **não tem ordem** (nominal);
- Quando o número de categorias não é muito **grande**;

#### Observações

- Muitas colunas podem gerar um espaço de características de alta dimensão, que pode causar super ajuste e ter um custo computacional muito alto.

- Maldição da Dimensionalidade: Dados esparços, muitas colunas com valor zero, tornando difícil encontrar valores nos dados
- Dummy Variable Trap: valores de colunas binárias podem ser previstos a partir dos valores de outras colunas.

	Color	Size	Price
	Red	Small	10
	Green	Medium	20
	Blue	Large	30
	Red	Large	25
	Green	Small	15

Color_Red	Color_Green	Color_Blue	Size_Small	Size_Medium	Size_Large	Price
1	0	0	1	0	0	10
0	1	0	0	1	0	20
0	0	1	0	0	1	30
1	0	0	0	0	1	25
0	1	0	1	0	0	15

## Código

```
[ ]: from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
      from sklearn.compose import ColumnTransformer

onehotX = ColumnTransformer(transformers=[('OneHot', □
    ↪OneHotEncoder(handle_unknown='ignore', [6,7], remainder='passthrough')
x = onehotX.fit_transform(x)
```

```
[ ]:
```

## 1.4 Regressão

- Não possui hiperparâmetro
- Métrica de erro: MAE
- Métrica de desempenho: Score

MAE Mean Absolute Error

```
[ ]: from sklearn.metrics import mean_absolute_error

mae = mean_absolute_error(y_test, prev)
```

## Score

```
[11]: regressor.score(x_train, y_train)
       regressor.score(x_test, y_test)
```

```

NameError                                 Traceback (most recent call last)
Cell In[11], line 1
----> 1 regressor.score(x_train, y_train)
      2 regressor.score(x_test, y_test)

NameError: name 'x_train' is not defined

```

#### 1.4.1 Regressão Linear Simples

Modelagem da relação entre variáveis numéricas (variável dependente y e variáveis explanatórias x)

**Intersecção** O ponto de encontro da linha no eixo Y, onde X = 0

**Inclinação** Fator que determina a inclinação da linha onde a cada unidade que aumenta a variável independente(x), a variável de **resposta(y)** sobe o valor da inclinação

**Fórmula**

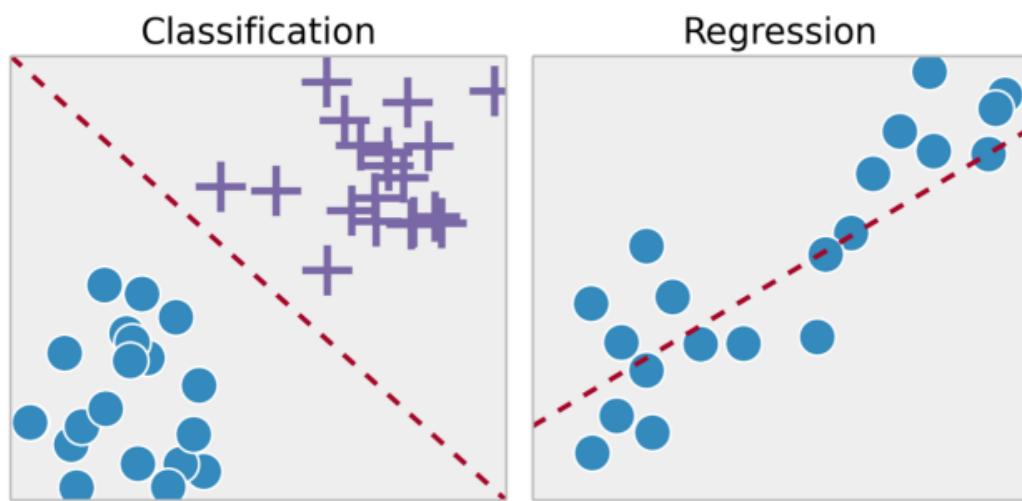
$$P = b + m * v \text{ onde:}$$

p: previsão

b(constante): intersecção

m(coeficiente): inclinação

v: valor a ser previsto em x



```
[3]: from sklearn.linear_model import LinearRegression  
regressor = LinearRegression()  
regressor.fit(x, y)
```

```
NameError Traceback (most recent call last)  
Cell In[3], line 3  
  1 from sklearn.linear_model import LinearRegression  
  2 regressor = LinearRegression()  
----> 3 regressor.fit(x, y)  
  
NameError: name 'x' is not defined
```

#### 1.4.2 Regressão Linear Múltipla

É similar a Regressão Linear Simples, porém mais complexa.

- Possui **duas ou mais** variáveis exploratórias

Fórmula  $P = b + m_1 * v_1 + m_2 * v_2 + \dots + m_n * v_m$

#### Código

```
[ ]: from sklearn.linear_model import LinearRegression  
  
regressor = LinearRegression()  
regressor.fit(x_train, y_train)  
prev = regressor.predict(x_test)
```

#### 1.4.3 Regressão Linear Polinomial

- Usada quando a relação entre x e y é **curva**, e não pode ser representada apenas por uma linha reta.
- Quando falamos em código, falamos em algo basicamente **igual** a uma regressão linear simples.
- É preciso adequar os dados e criar novas features (elevadas a n) para finalmente treiná-lo

Fórmula  $P = C + m_1 * v_1 + m_2 * v_2 + \dots + m_n * v_1^n$

#### Código

```
[ ]: from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures  
  
poly = PolynomialFeatures(degree = 2)  
x_train = poly.fit_transform(x_train)  
x_test = poly.transform(x_test)  
  
regressor = LinearRegression()  
regressor.fit(x_train, y_train)
```

#### 1.4.4 Elastic Net

Utilizado quando temos duas ou mais variáveis exploratórias.

Quando temos muitas variáveis, ou quando elas possuem valores muito parecidos, o modelo pode ficar “confuso” e distribuir pesos muito grandes, ocasionando em **overfitting**.

O Elastic usa:

- Ridge para remover exageros
- Lasso para remover variáveis que não são fortemente relacionadas com y.

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{i=1}^N (\vec{\mathbf{w}} \cdot \vec{\mathbf{x}}_i + \beta - y_i)^2 + \alpha\rho|\mathbf{w}| + \alpha(1-\rho)\mathbf{w}^2$$

**Ridge** Penaliza colocando um viés que reduz os grandes pesos o máximo possível, mas sem zerar, assim fazendo com que a variável contribua menos para a predição

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{i=1}^N (\vec{\mathbf{w}} \cdot \vec{\mathbf{x}}_i + \beta - y_i)^2 + \alpha\mathbf{w}^2$$

#### Lasso

- Penaliza o valor, assim como o Ridge, mas, ao invés de penalizar apenas os pesos de grande valor, ele penaliza os de baixo valor também.
- A penalização ocorre até que o valor seja zero.
- Os atributos zerados são descartados da predição.

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{i=1}^N (\vec{\mathbf{w}} \cdot \vec{\mathbf{x}}_i + \beta - y_i)^2 + \alpha|\mathbf{w}|$$

#### Código

```
[ ]: from sklearn.linear_model import ElasticNet  
  
regressor_en = ElasticNet(alpha=0.1, l1_ratio=0.5, random_state=0)  
regressor_en.fit(x_train, y_train)  
  
prev = regressor_en.predict(x_test)
```

```
[ ]:
```

## 1.5 Classificação

- **Métrica de erro:** Matriz de confusão
- **Métrica de desempenho:** accuracy\_score

### 1.5.1 Matriz de confusão (Confusion Matrix)

```
[ ]: from yellowbrick.classifier import ConfusionMatrix  
  
plt.figure(figsize=(4,4))  
cm = ConfusionMatrix(svm)  
cm.fit(x_train, y_train)  
cm.score(x_test, y_test)
```

### 1.5.2 Accuracy Score

```
[ ]: from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report  
previsao = svm.predict(x_test)  
accuracy_score(y_test, previsao)
```

### 1.5.3 Naive Bayes

É um algoritmo de classificação baseado no Teorema de Bayes.