Aula 6 - Regressão -Aprendizado Supervisionado com Scykit-Learn

Introdução à Regressão

- Vamos explorar o outro tipo de aprendizado supervisionado: regressão.
- Em tarefas de regressão, a variável-alvo possui valores contínuos, como:
 - O PIB de um país
 - o O preço de uma casa

Predizendo Níveis de Glicose no Sangue

- Para entender problemas de regressão, usaremos um conjunto de dados de saúde feminina.
- Dataset:
 - diabetes_clean.csv 23.3KB
- Objetivo: prever níveis de glicose no sangue.

```
import pandas as pd diabetes_df = pd.read_csv("diabetes_clean.csv")
print(diabetes_df.head())
```

	# pregnancies	# glucose	# diastolic	# triceps	# insulin	# bmi	# dpf	# age	# (
0	6	148	72	35	0	33.6	0.627	50	
		85	66	29	0	26.6	0.351	31	
2		183	64	0	0	23.3	0.672	32	
		89	66	23	94	28.1	0.167	21	
4	0	137	40	35	168	43.1	2.288	33	

- O DataFrame contém:
 - Número de gestações
 - Espessura da dobra cutânea do tríceps
 - Níveis de insulina
 - Índice de massa corporal (IMC)
 - Idade
 - Diagnóstico de diabetes (1 = sim, 0 = não)

Criando Arrays de Features e Alvo

- O scikit-learn exige que as **features** e o **alvo** (**target**) estejam separados:
 - x: todas as colunas exceto a de glicose
 - o y : coluna de glicose
- Ambos são convertidos em arrays NumPy usando .values

```
X = diabetes_df.drop("glucose", axis=1).values y =
  diabetes_df["glucose"].values print(type(X), type(y))

<class 'numpy.ndarray'> <class 'numpy.ndarray'>
```

Fazendo Previsões com uma Única Feature

- Vamos tentar prever a glicose a partir de uma única variável: o IMC
- Extraímos a coluna do IMC de x e salvamos como x bmi
- y e x bmi inicialmente são arrays 1D

```
X_bmi = X[:, 4] print(y.shape, X_bmi.shape)
```

```
(768,) (768,)
```

- Para o scikit-learn, X_bmi precisa ser 2D
- Usamos .reshape(-1, 1) para ajustar a forma

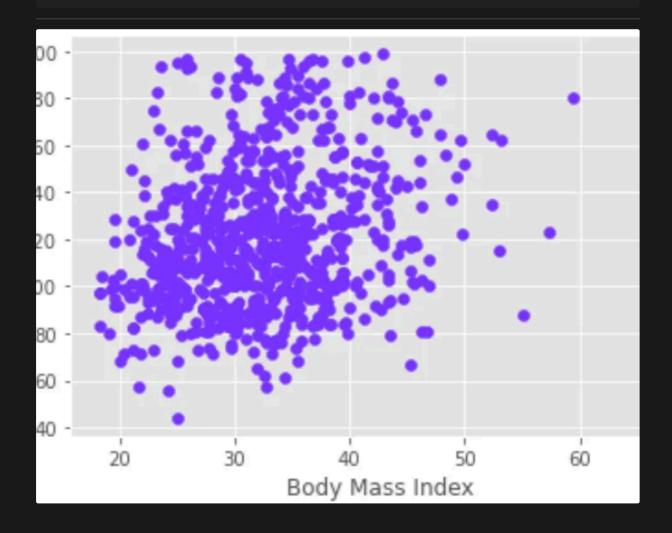
```
# -1 é equivalente a última linha, e 1 afirma que temos apenas uma única
coluna. X_bmi = X_bmi.reshape(-1, 1) # cria uma matriz 2D de uma única
coluna. print(y.shape, X_bmi.shape)
```

(768,) (768, 1)

Plotando Glicose vs. IMC

- Importamos matplotlib.pyplot como plt
- Usamos plt.scatter(X_bmi, y) para criar um **gráfico de dispersão**
- Adicionamos rótulos com xlabel() e ylabel()

import matplotlib.pyplot as plt plt.scatter(X_bmi, y) plt.ylabel("Blood Glucose (mg/dl)") plt.xlabel("Body Mass Index") plt.show()



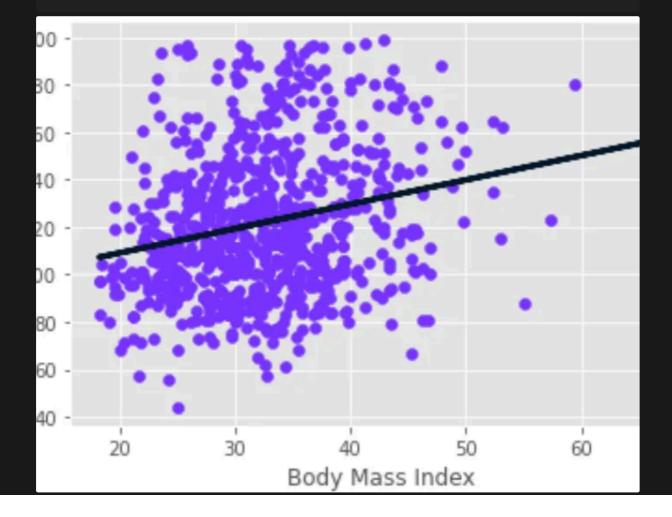
Análise Visual

- Em geral, quanto maior o IMC, maiores os níveis de glicose
- Há uma correlação positiva visível, ainda que moderada

Ajustando um Modelo de Regressão

- Usamos o modelo de **Regressão Linear**, que ajusta uma **linha reta** aos dados
- Importamos LinearRegression do sklearn.linear_model
- Instanciamos o modelo e o treinamos com .fit(X_bmi, y)
- Criamos as previsões com .predict(X_bmi)
- Reproduzimos o gráfico de dispersão e adicionamos a linha de regressão com plt.plot(X bmi, predictions)

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression reg = LinearRegression()
reg.fit(X_bmi, y) predictions = reg.predict(X_bmi) plt.scatter(X_bmi, y)
plt.plot(X_bmi, predictions) plt.ylabel("Blood Glucose (mg/dl)")
plt.xlabel("Body Mass Index") plt.show()
```



Resultado da Regressão

- A linha preta representa o modelo linear
- Indica uma correlação positiva fraca a moderada entre IMC e glicose

Vamos Praticar!

• Agora é sua vez de construir seu **próprio modelo de regressão**!

Exercício

Criando variáveis (features)

Neste capítulo, você irá trabalhar com um conjunto de dados chamado sales_df, que contém informações sobre os gastos com campanhas publicitárias em diferentes tipos de mídia, bem como o valor em dólares gerado em vendas pela respectiva campanha. O conjunto de dados precisa ser carregado por você, utilizando o Pandas. Aqui estão as duas primeiras linhas:

```
tv radio social_media sales 1 13000.0 9237.76 2409.57 46677.90 2 41000.0 1 5886.45 2913.41 150177.83
```

Conjunto de dados:

advertising_and_sales_clean.csv 175.7KB

Você usará os gastos com publicidade como variáveis (features) para prever os valores de vendas, começando com a coluna "radio". No entanto, antes de fazer qualquer previsão, será necessário criar os arrays de variáveis (features) e alvo (target), ajustando-os ao formato correto exigido pelo **scikit-learn**.

Instruções

- 1. Crie X, um array com os valores da coluna "radio" do DataFrame sales_df.
- 2. Crie y , um array com os valores da coluna "sales" do DataFrame sales_df .
- 3. Redimensione x para que seja um array NumPy bidimensional.
- 4. Imprima o formato (shape) de x e y.

```
import numpy as np # Create X from the radio column's values X = ____ #
Create y from the sales column's values y = ___ # Reshape X X = ___ #
Check the shape of the features and targets print(____)
```

Exercício

Construindo um modelo de regressão linear

Agora que você criou os arrays de variáveis (features) e alvo (target), você irá treinar um modelo de regressão linear com todos os valores de entrada.

Como o objetivo aqui é apenas avaliar a relação entre a variável preditora e o alvo, não é necessário dividir os dados em conjuntos de treino e teste.

x e y já foram carregados para você no exercício anterior.

Instruções

- 1. Importe LinearRegression.
- 2. Instancie um modelo de regressão linear.
- 3. Use x para prever os valores de vendas, armazenando as previsões em uma variável chamada predictions .

```
# Import LinearRegression from ____. __ import ___ # Create the model
reg = ___() # Fit the model to the data ____ # Make predictions
predictions = ____ print(predictions[:5])
```

Exercício

Visualizando um modelo de regressão linear

Agora que você construiu seu modelo de regressão linear e o treinou com todas as observações disponíveis, pode visualizá-lo para entender melhor como o modelo se ajusta aos dados. Isso permite interpretar a relação entre os gastos com publicidade no rádio e os valores de vendas.

As variáveis x (array com os valores de rádio), y (valores de vendas) e predictions (valores previstos pelo modelo para y dado x) já foram carregadas do exercício anterior.

Instruções

- 1. Importe matplotlib.pyplot como plt.
- 2. Crie um gráfico de dispersão (scatter plot) visualizando y em relação a x , com os pontos em azul.
- 3. Trace uma linha em vermelho representando predictions em relação a x.
- 4. Exiba o gráfico.

