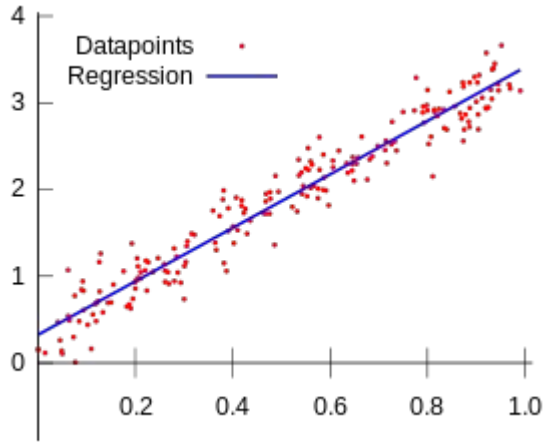
Modelos de Regressão Linear

Regressão Linear

A análise de regressão estuda a relação entre uma variável dependente (saída do modelo) e variáveis independentes (entradas do modelo)

- 1(uma) entrada - Regressão Linear Simples
- 2 ou mais entradas - Regressão Linear Múltipla



Regressão linear - sklearn library

- Importar a biblioteca Linear Regressão
- Determinar as variáveis X's (independente) e Y (dependente) para criação do modelo
- Avaliar ao modelo quanto ao coeficiente de determinação (Rˆ2) e p-value

from sklearn.linear_model import LinearRegression

model = LinearRegression() - Instância o objeto

model.fit(X,Y) - cria o modelo de regressão linear

model.score(X, Y) - avalia o modelo quanto ao R^2

** Para regressão múltipla X = [X1,X2,X3, ... , Xn] - n features

Regressão polinomial

A relação entre a variável independente x (entrada) e a variável independente y é modelada como uma nth função polinomial em x.

from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

** Transformar X em X_T -> polinomial

poly = PolynomialFeatures(degree=3)
X_T = poly.fit_transform(X) **

Usar o método de regressão Linear:
lr.fit(X_T,Y)

Quadratic - 2nd order

$$Yhat = a + b_1 X + b_2 X^2$$

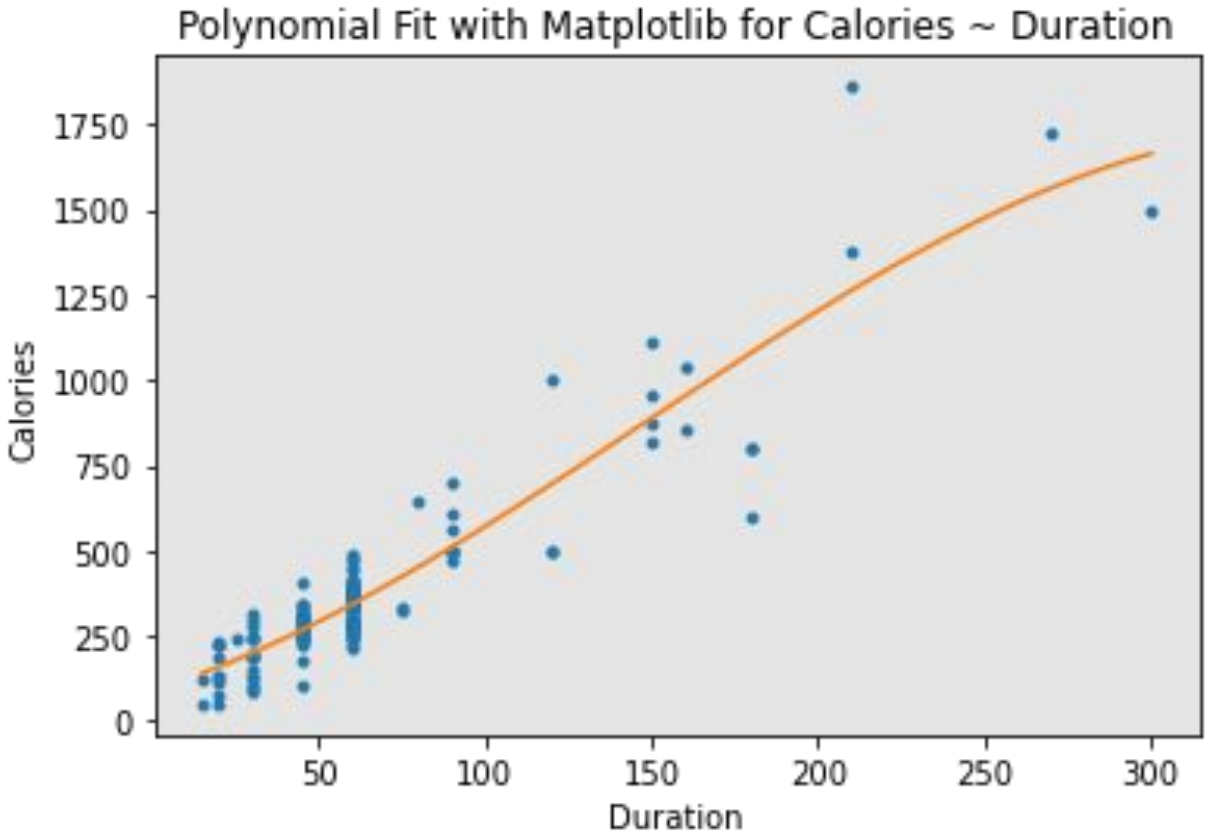
Cubic - 3rd order

$$Yhat = a + b_1 X + b_2 X^2 + b_3 X^3$$

Higher order:

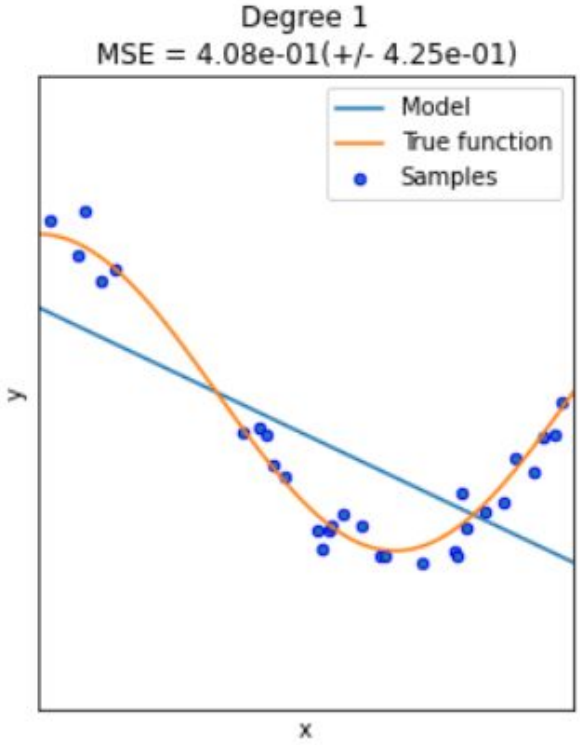
$$Y = a + b_1 X + b_2 X^2 + b_3 X^3 \ldots.$$

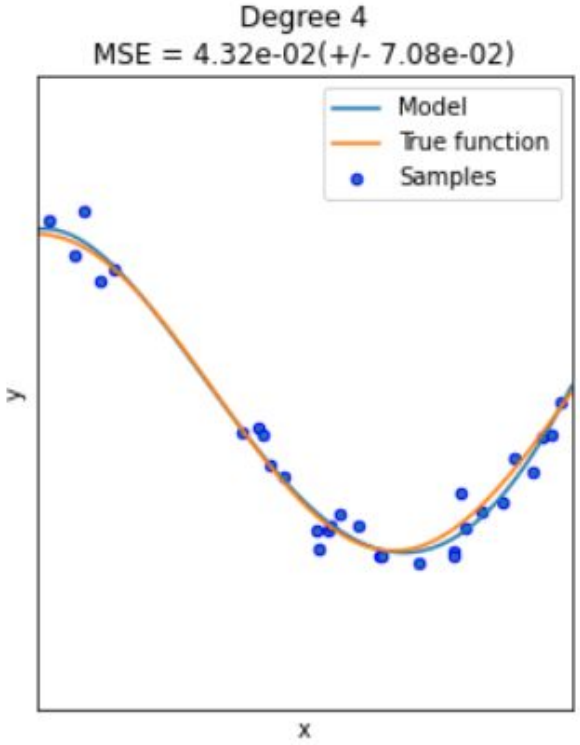
** X é transformas em features X1, X2, Xn onde X1=X ; X2 = X^2 e Xn = X^n
** De modo que podemos usar a Regressão Linear para conformar funções não-lineares

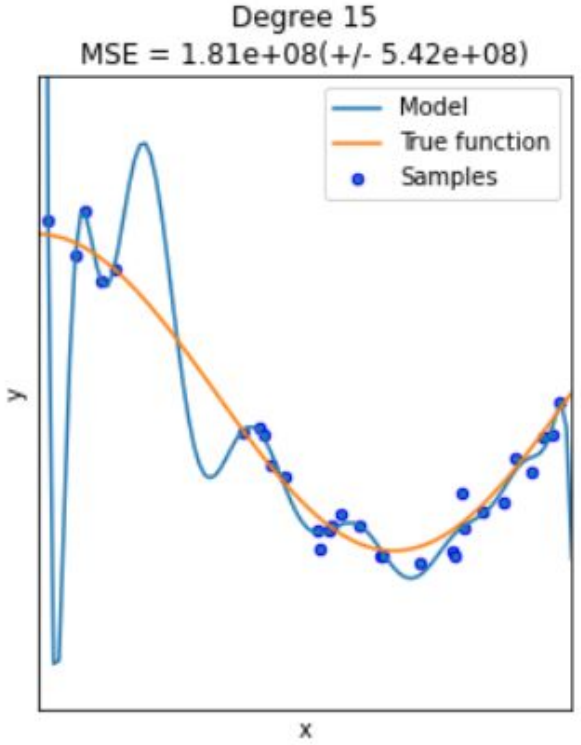

Polynomial Fit with Matplotlib for Calories ~ Duration
Calories
Duration
0
250
500
750
1000
1250
1500
1750
50
100
150
200
250
300

Construção de Modelos de ML - Regressão

1) Dividir o conjunto de dados em treino e teste
2) O conjunto de treino é usado para construir o modelo
3) O conjunto de teste é usado para avaliar a capacidade do modelo de generalizar. Isto é, se o conjunto de treino representar, estatisticamente, o universo dos dados,o modelo será corretamente aplicado ao conjunto de testes.
4) Avaliar o modelo observando o coeficiente de determinação (R^2) de ambos os conjuntos, treino e teste. Espera-se que haja, se existir, uma pequena diferença entre eles. Um diferença muito grande pode ser indicativo de "Overfitting"
5) Overfitting - significa que o modelo "aprendeu" muito bem o conjunto de treino, mas não foi capaz de generalizar. Isto é, não tem o mesmo resultado sobre um conjunto dados "novos" (conjunto de teste)


Degree 1
MSE = 4.08e-01(+/- 4.25e-01)
Model
True function
Samples
y
x


Degree 4
MSE = 4.32e-02(+/- 7.08e-02)
Model
True function
Samples
y
x

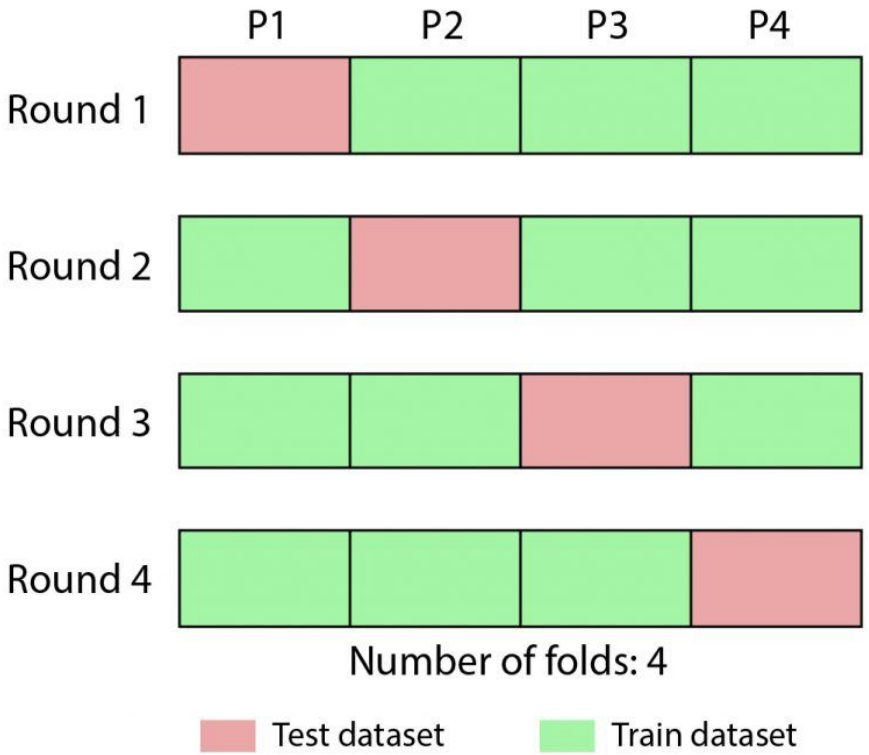

Degree 15
MSE = 1.81e+08(+/- 5.42e+08)
Model
True function
Samples
y
x

Métodos para evitar Overfitting

Sobre o Tamanho do conjunto de dados

- Treino/Test Split
- K-fold Cross-Validation
- Leave-one-out cross-validation
- Etc ..

Cross-Validation



Métodos para evitar Overfitting

Redução do número de features (X's)

- Principal Component Analysis
- Low Variance Filter
- High Correlation Filter
- Etc ..

Regularização

- Lasso
- Ridge Regression
- Dropout

Ridge - Regressão

- É um método de regressão que restringe os valores dos coeficientes de modo que se evitem valores muito grandes destes coeficientes. Ocorre uma penalização durante o processo de regressão.
- Como consequência ajuda a reduzir a complexidade do modelo e o problema de multicolinearidade.
- É um método que tende a evitar o overfitting