

# Regressão Linear

## Prática 03: Regressão de Cume

Prof<sup>a</sup> Deborah Magalhães

Monitor: Davi Luis de Oliveira



UNIVERSIDADE  
FEDERAL DO PIAUÍ



## **Curso: Bacharelado em Sistema de Informação**

Disciplina: Sistemas Inteligentes

### ▶ **Predição com Regressão de Cume**

Você pode me encontrar em [deborah.vm@gmail.com](mailto:deborah.vm@gmail.com)

(Dúvidas e sugestões serão bem-vindas =D)

# Passo 1: Importar as bibliotecas

## Prática 02: Regressão de Cume

### 1. Importando as bibliotecas necessárias

```
import graphlab
import random
import math
import numpy
from matplotlib import pyplot as plt
%matplotlib inline
```

# Passo 2: Gerando os dados sinteticamente

## 2. Gerando artificialmente os dados

```
random.seed(98103)
n = 30
x = graphlab.SArray([random.random() for i in range(n)]).sort()
```

x

```
dtype: float
Rows: 30
[0.03957894495006575, 0.04156809967912256, 0.0724319480800758, 0.1502
890446221763, 0.16133414450223427, 0.19195631279497838, 0.23283391714
465285, 0.25990098016580054, 0.3801458148686865, 0.432444723507992, 0
.47056698189428126, 0.4714946037956341, 0.47870640066103853, 0.490535
53924712967, 0.5467800590828905, 0.5696803579782542, 0.60793245364620
45, 0.6202375373443129, 0.630093133764472, 0.6450096693254694, 0.6467
576040906915, 0.6990897790220533, 0.7902450464374043, 0.8103846511814
395, 0.829320894073608, 0.8501115576007019, 0.8863684369527574, 0.891
```

## Passo 2: Gerando os dados sinteticamente

```
y = x.apply(lambda x: math.sin(4*x))
```

y

dtype: float

Rows: 30

```
[0.15765527330715118, 0.16550731513895361, 0.28569137317201587, 0.565  
5963310738573, 0.6014673638641537, 0.6945723182799316, 0.802417733662  
6097, 0.8622036562183355, 0.9987395887969133, 0.9873888679370947, 0.9  
518836143289069, 0.9507399491702666, 0.9414033048470645, 0.9243965533  
386744, 0.8160088904398481, 0.759712729130455, 0.6517297472208435, 0.  
6136242987242347, 0.5820277559882728, 0.5325021703779891, 0.526571194  
9509843, 0.3384164444332101, -0.019386317630007324, -0.09977963765619  
023, -0.17478846590569042, -0.25597249131754973, -0.3929901249560022,  
-0.4104720422761508, -0.4581930879372578, -0.5280908755021222]
```

## Passo 2: Gerando os dados sinteticamente

### Adicionando aos dados um ruído gaussiano

```
random.seed(1)
e = graphlab.SArray([random.gauss(0,1.0/3.0) for i in range(n)])
y = y + e
```

## Passo 3: Criar um SFrame

### 3. Dispor os dados gerados em formato de SFrame

```
data = graphlab.SFrame({'X1':x, 'Y':y})
```

data

X1	Y
0.0395789449501	0.587050191026
0.0415680996791	0.648655851372
0.0724319480801	0.307803309485
0.150289044622	0.310748447417
0.161334144502	0.237409625496
0.191956312795	0.705017157224
0.232833917145	0.461716676992
0.259900980166	0.383260507851



# Passo 4: Definir as características do modelo de regressão

## 4. Definir uma função para criar as características do modelo de regressão polinomial de qualquer grau

```
def polynomial_features(data, deg):  
    data_copy=data.copy()  
    for i in range(1,deg):  
        data_copy['X'+str(i+1)]=data_copy['X'+str(i)]*data_copy['X1']  
    return data_copy
```



Passo 5: Definir uma função para ajustar um modelo de regressão linear polinomial do grau "deg" aos dados "data"

```
def regressao_polinomial_cume(data, deg, l2_penalty):  
  
    model =  
    graphlab.linear_regression.create(polynomial_features(data,deg),  
  
                                     target='Y', l2_penalty=l2_penalty,  
  
                                     validation_set=None,verbose=False)  
  
    return model
```

# Passo 6: Imprimir os coeficientes do modelo

## 6. Definir a função que imprime os coeficientes do modelo

```
def print_coefficients(model):  
  
    deg = len(model.coefficients['value'])-1  
    w = list(model.coefficients['value'])  
  
    print 'Coeficientes do polinômio de grau ' + str(deg) + ':'  
    w.reverse()  
    print numpy.poly1d(w)
```

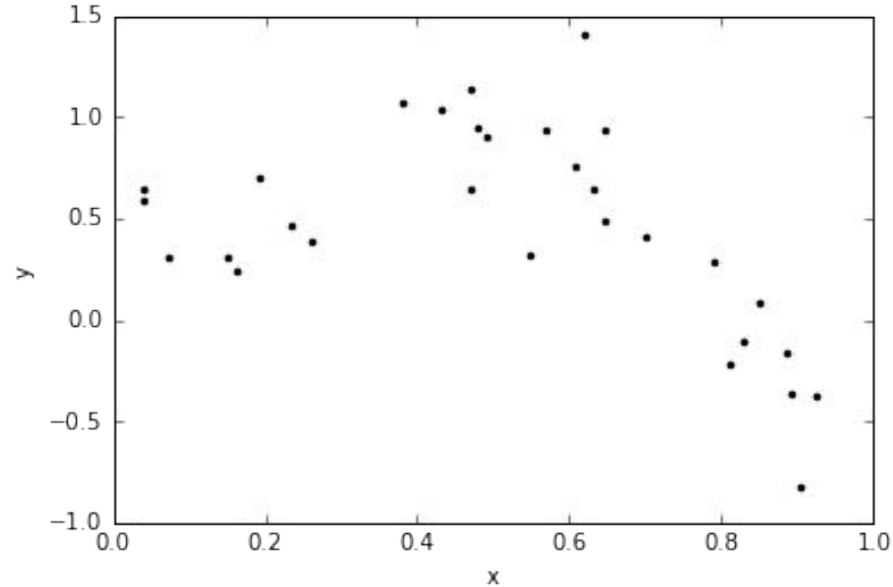
# Passo 7: Plotar dados e previsões

## 7. Defina a função para plotar dados e previsões

```
def plot_data(data):  
    plt.plot(data['X1'], data['Y'], 'k. ')  
    plt.xlabel('x')  
    plt.ylabel('y')
```

```
plot_data(data)
```

## Passo 7: Plotar dados e previsões



## Passo 7: Plotar dados e previsões

```
def plot_predicoes(data, model):  
    plot_data(data)  
  
    deg = len(model.coefficients['value'])-1  
  
    x_pred = graphlab.SFrame({'X1':[i/200.0 for i in range(200)]})  
    y_pred = model.predict(polynomial_features(x_pred,deg))  
  
    plt.plot(x_pred['X1'], y_pred, 'g-', label='degree ' + str(deg) + ' fit')  
    plt.legend(loc='upper left')  
    plt.axis([0,1,-1.5,2])
```

# Passo 8: modelo de regressão (grau 16) com lambda pequeno

**8. Encontre um modelo de regressão de cume utilizando um polinômio de grau 16 usando com um parâmetro de ajuste muito pequeno**

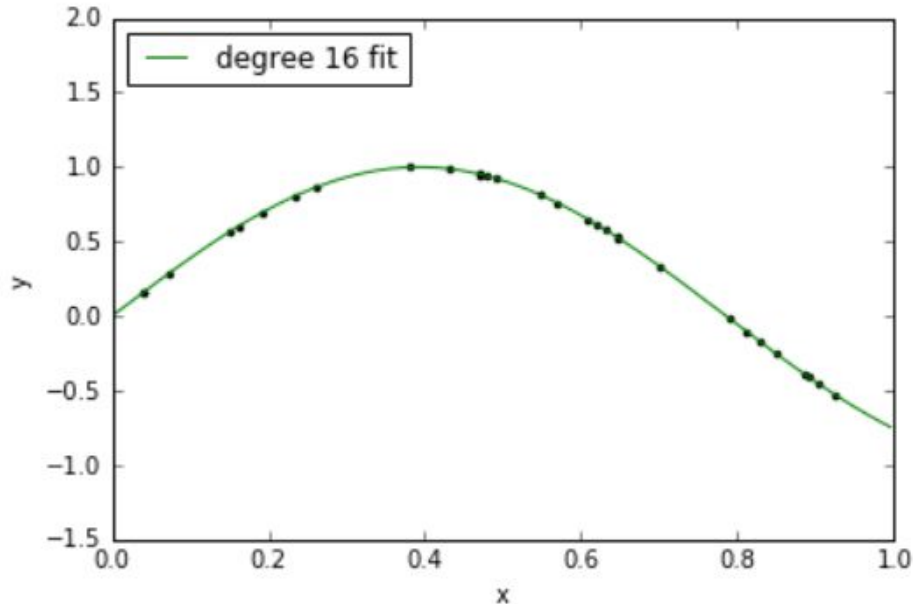
```
model = regressao_polynomial_cume(data, deg=16, l2_penalty=1e-25)
print_coefficients(model)
```

Coeficientes do polinômio de grau 16:

$$\begin{aligned}
 & -4.537e+05 x^{16} + 1.129e+06 x^{15} + 4.821e+05 x^{14} - 3.81e+06 x^{13} \\
 & + 3.536e+06 x^{12} + 5.753e+04 x^{11} - 1.796e+06 x^{10} + 2.178e+06 x^9 \\
 & - 3.662e+06 x^8 + 4.442e+06 x^7 - 3.13e+06 x^6 + 1.317e+06 x^5 - 3.356e+05 x^4 \\
 & + 5.06e+04 x^3 - 4183 x^2 + 160.8 x - 1.621
 \end{aligned}$$

## Passo 8: modelo de regressão (grau 16) com lambda pequeno

```
plot_predicoes(data,model)
```





# Passo 9: modelo de regressão (grau 16) com lambda grande

**9. Encontre um modelo de regressão de cume utilizando um polinômio de grau 16 usando com um parâmetro de ajuste muito grande**

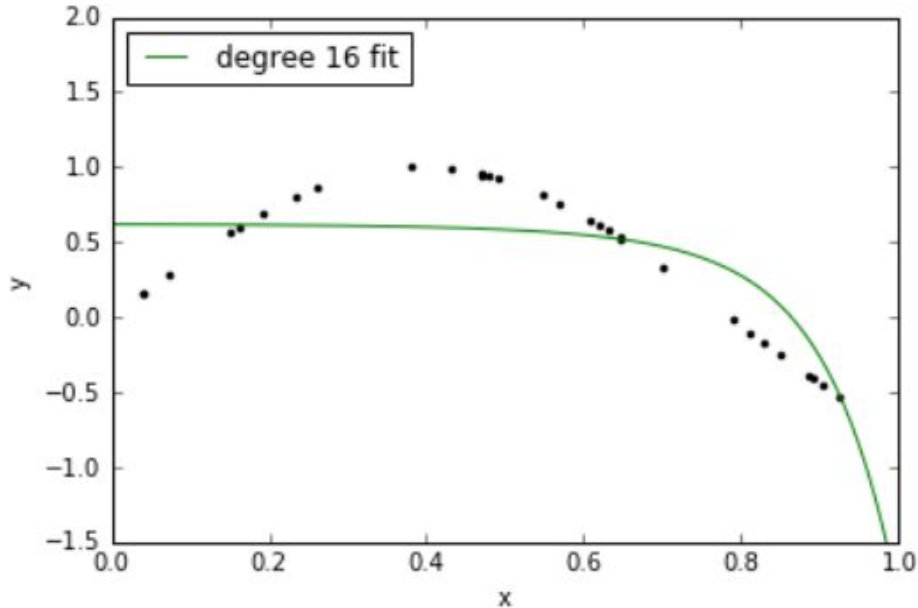
```
model = regressao_polinomial_cume(data, deg=16, l2_penalty=100)
print_coefficients(model)
```

Coefficientes do polinômio de grau 16:

16	15	14	13	12	11
-0.301 x	- 0.2802 x	- 0.2604 x	- 0.2413 x	- 0.2229 x	- 0.205 x
10	9	8	7	6	5
- 0.1874 x	- 0.1699 x	- 0.1524 x	- 0.1344 x	- 0.1156 x	- 0.09534 x
4	3	2			
- 0.07304 x	- 0.04842 x	- 0.02284 x	- 0.002257 x	+ 0.6416	

## Passo 9: modelo de regressão (grau 16) com lambda grande

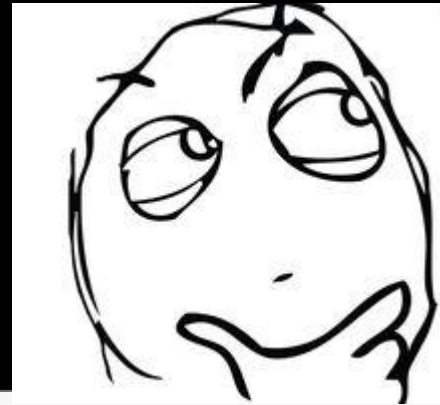
```
plot_predicoes(data,model)
```

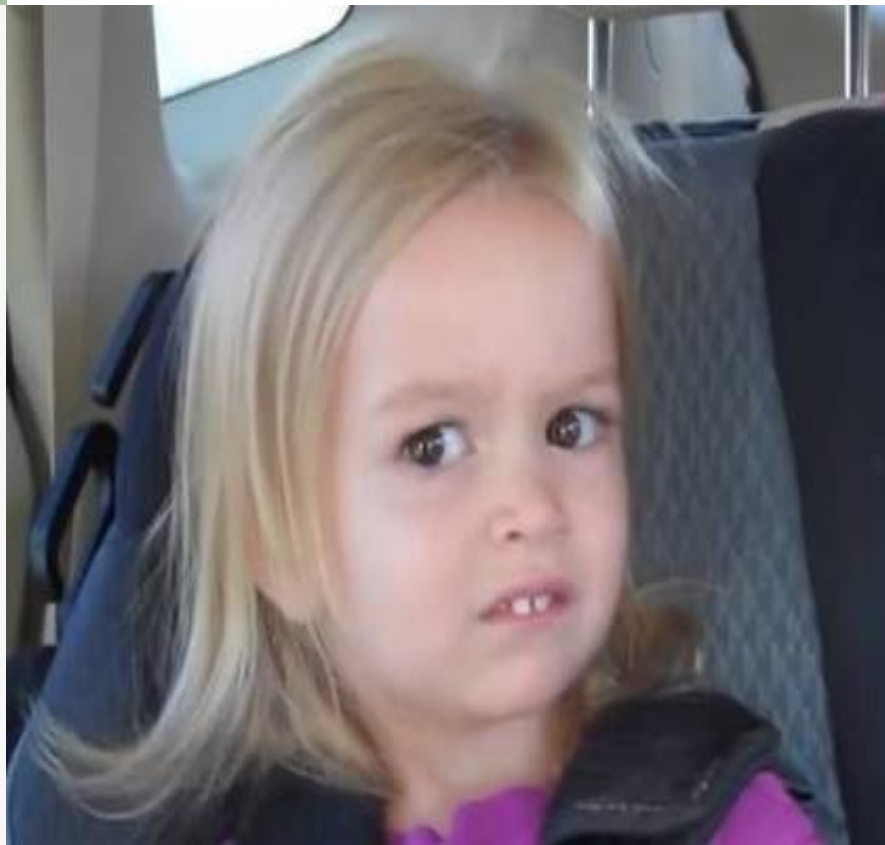


## Passo 10: Plotar dados e previsões

```
for l2_penalty in [1e-25, 1e-10, 1e-6, 1e-3, 1e2]:  
    model = polynomial_ridge_regression(data, deg=16, l2_penalty=l2_penalty)  
    print 'lambda = %.2e' % l2_penalty  
    print_coefficients(model)  
    print '\n'  
    plt.figure()  
    plot_predicoes(data,model)  
    plt.title('Ridge, lambda = %.2e' % l2_penalty)
```

Qual o melhor  
coeficiente?





**Dúvidas? Sugestões?  
Inquietações?  
Aconselhamentos?**

- ▶ Desabafe em:  
**[deborah.vm@gmail.com](mailto:deborah.vm@gmail.com)**