# Universidade Federal do Pará Programa de Pós-graduação em Engenharia de Processos (PPGEP) Disciplina: Tópicos Especiais em Engenharia de Processos Prof. Dr. Alan de Souza Aula 3

### Na aula anterior...

- 1. Tipos de aprendizado;
- 2. Tipos de problemas;
- 3. Metodologia CRISP-DM;
- 4. Regressão linear e por A.D.;
- 5. Projeto prático envolvendo regressão linear.

### Ainda sobre árvore de decisão

- Como as árvores de decisão decidem qual variável é melhor para ser o nó da vez para "fatiar" os dados de forma eficiente? Qual o critério?
- Índice Gini:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} ||x_i - x_j||}{2n^2 \bar{x}}$$

### Ainda sobre árvore de decisão

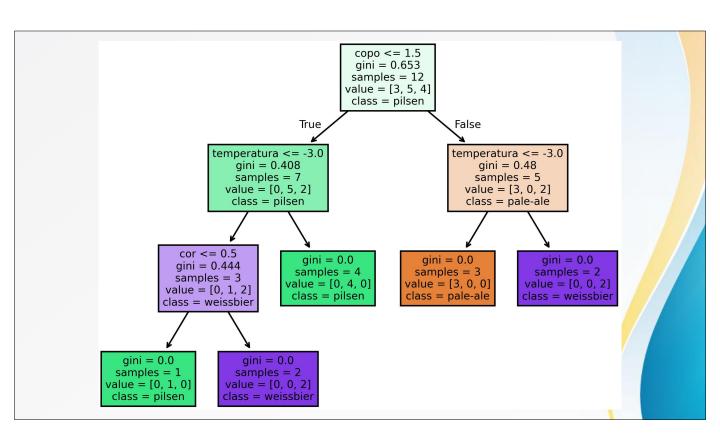
• Entropia:

$$H = -[p \log_2(p) + (1-p) \log_2(1-p)]$$

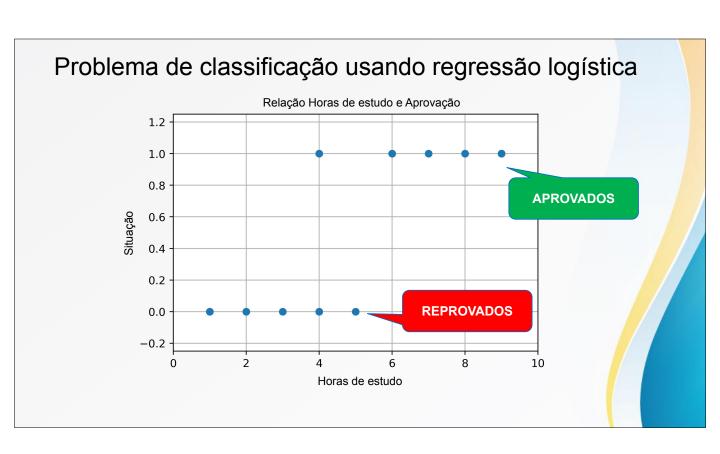
$$H = -\sum_{i=1}^{c} p_i \log_2(p_i)$$

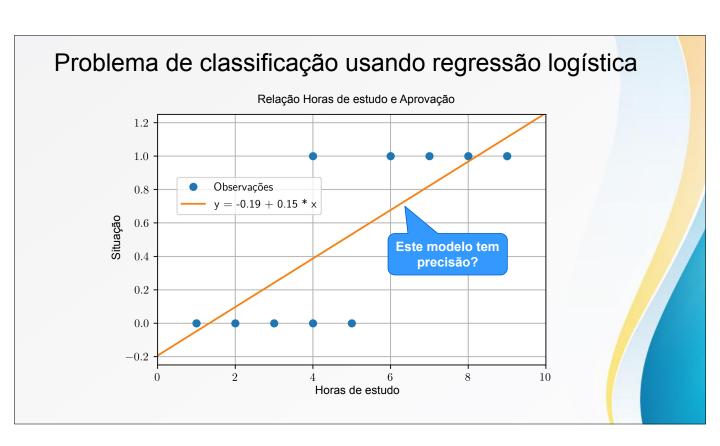
### Ainda sobre árvore de decisão

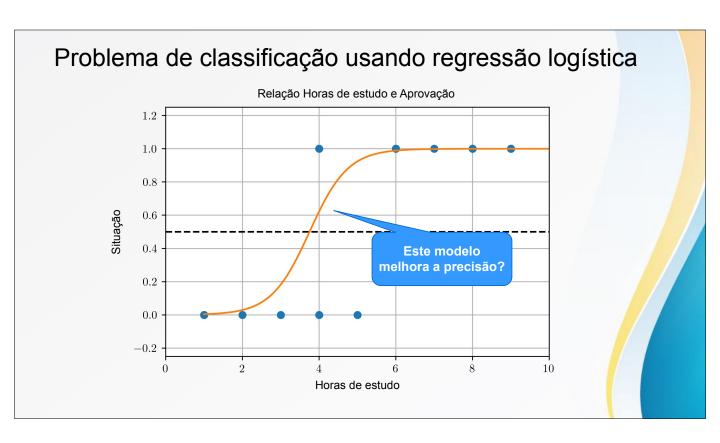
- Quanto mais puro o nó, ou seja, quanto mais homogêneo o nó, menor o índice Gini/entropia;
- Portanto o algoritmo de AD trabalha para minimizar o Gini e a entropia;
- Documentação de AD Python:
- https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html



# **DÚVIDAS?**



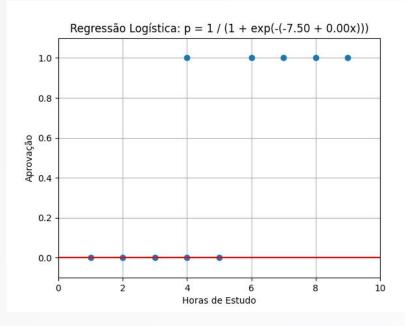




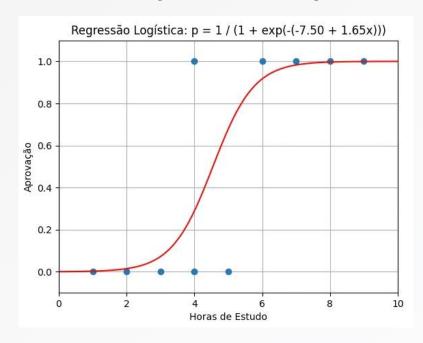
Problema de classificação usando regressão logística

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1)}}$$

# Problema de classificação usando regressão logística



### Problema de classificação usando regressão logística



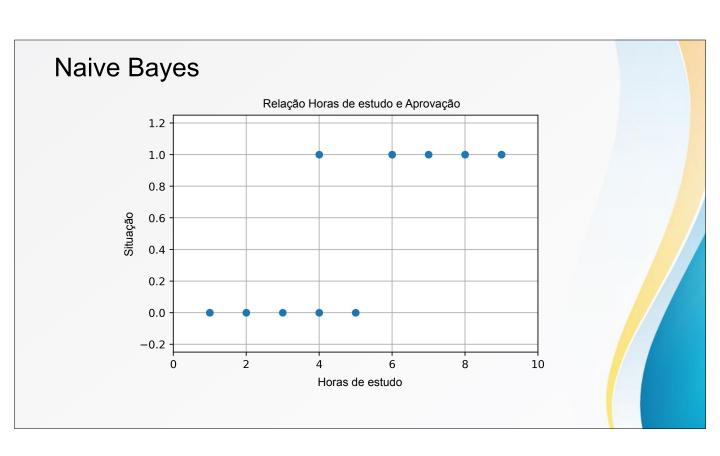
### Problema de classificação usando regressão logística

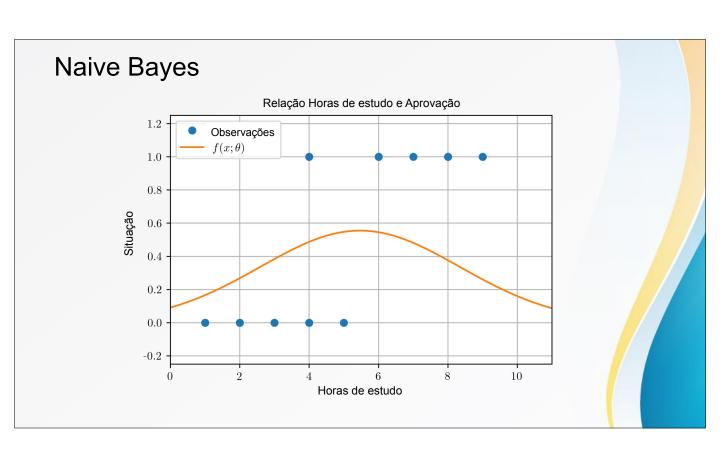
- Notação matemática:
- · Log loss:

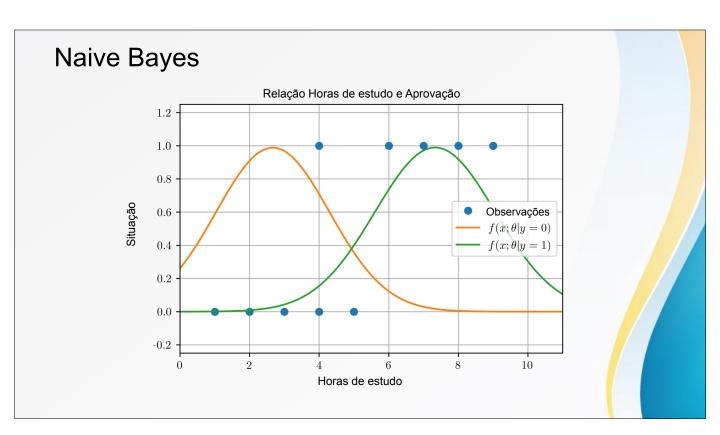
$$L_{\log}(y, p) = -(y\log(p) + (1 - y)\log(1 - p))$$

$$\sum_{i=1}^{n} L_{\log}(y_i, p_i) = -\sum_{i=1}^{n} (y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i))$$

# **DÚVIDAS?**







### **Naive Bayes**

 Qual a probabilidade de ser diabético, dado algumas informações?

```
y = \text{Diabetes}(1 = \text{Sim}; 0 = \text{Não})
x_1 = \text{Histórico Familiar}(1 = \text{Sim}; 0 = \text{Não})
x_2 = \text{Acima do peso}(1 = \text{Sim}; 0 = \text{Não})
x_3 = \text{Atividade Física}(1 = \text{Sim}; 0 = \text{Não})
```

### **Naive Bayes**

• Usando o Teorema de Bayes, temos:

$$P(y|X) = \frac{P(y)P(X|y)}{P(X)}$$

$$P(y|x_1, x_2, x_3) = \frac{P(y)P(x_1, x_2, x_3|y)}{P(x_1, x_2, x_3)}$$

Var. de saída (sim, não)

Vars. de entrada (hist, peso, ativ.)

# **Naive Bayes**

Diabetes	Histórico Familiar	Acima do Peso	Atividade Física
1	1	1	1
1	1	1	0
1	0	1	0
1	1	0	0
0	1	0	1
0	0	1	1
0	0	0	0

Qual a probabilidade de ser diabético?

$$P(y=1|X)$$

- Têm histórico familiar
- · Não está acima do peso
- Não pratica atividade física ou seja:

$$x_1 = 1$$
;  $x_2 = 0$ ;  $x_3 = 0$ 

$$P(y=1|x_1=1,x_2=0,x_3=0) = \frac{P(y=1)P(x_1=1,x_2=0,x_3=0|y=1)}{P(x_1=1,x_2=0,x_3=0)}$$

Diabetes	Histórico Familiar	Acima do Peso	Atividade Física
1	1	1	1
1	1	1	0
1	0	1	0
1	1	0	0
0	1	0	1
0	0	1	1
0	0	0	0

$$\frac{P(y=1)P(x_1=1|y=1)P(x_2=0|y=1)P(x_3=0|y=1)}{P(x_1=1,x_2=0,x_3=0)}$$

$$P(y=1) = 4/7$$

$$P(x_1 = 1|y = 1) = 3/4$$

$$P(x_2 = 0|y = 1) = 1/4$$

$$P(x_3 = 0|y = 1) = 3/4$$

$$= 9/112$$

$$= 0,08035$$

$$P(y=0|x_1=1,x_2=0,x_3=0) = \frac{P(y=0)P(x_1=1,x_2=0,x_3=0|y=0)}{P(x_1=1,x_2=0,x_3=0)}$$

Diabetes	Histórico Familiar	Acima do Peso	Atividade Física
1	1	1	1
1	1	1	0
1	0	1	0
1	1	0	0
0	1	0	1
0	0	1	1
0	0	0	0

$$= \frac{P(y=0)P(x_1=1|y=0)P(x_2=0|y=0)P(x_3=0|y=0)}{P(x_1=1,x_2=0,x_3=0)}$$

$$P(y = 0) = 3/7$$

$$P(x_1 = 1|y = 0) = 1/3$$

$$P(x_2 = 0|y = 0) = 1/3$$

$$P(x_3 = 0|y = 0) = 2/3$$

$$= 2/63$$

$$= 0,03174$$

# **Naive Bayes**

- Conclusão:
  - -Como  $P_{sim} > P_{n\tilde{a}o}$  (0,08 > 0,03), então a classe estimada é que a pessoa tem diabetes.

# **DÚVIDAS?**

### Projeto prático - Situação x Horas de estudo

- Baixe o arquivo dados\_estudo\_nota\_situacao.xlsx;
- 2) Faça a importação no projeto Python;
- 3) Se necessário, converta textos para números;
- Crie três modelos de classificação baseados nos algoritmos: árvore de decisão (AD), regressão logística (RL), naive bayes (NB).
- 5) Use o modelo criado para fazer predições.
- Crie o gráfico de comparação entre dados reais versus dados estimados pelo modelo.
  - O que podemos concluir comparando os modelos?

# Projeto prático - Situação x Horas de estudo

```
# Importação de dados
import pandas as pd
df = pd.read_excel('dados_estudo_nota_situacao.xlsx')
df
```

# Projeto prático - Situação x Horas de estudo

```
# Convertendo texto para número (coluna situação)
df['situacao'] = df['situacao'].replace({
    "reprovado": 0,
    "aprovado": 1
})
df
```

### Projeto prático - Situação x Horas de estudo

### # Criando os modelos:

### Projeto prático - Situação x Horas de estudo

### # treinamento dos modelos:

```
modelo_rl.fit(X, y)
modelo_ad.fit(X, y)
modelo_nb.fit(X, y)
```

# Projeto prático - Situação x Horas de estudo

```
# Usando o modelo para fazer previsões:
```

```
previsao_rl = modelo_rl.predict_proba(X)[:,1]
previsao_ad = modelo_ad.predict_proba(X)[:,1]
previsao_nb = modelo_nb.predict_proba(X)[:,1]
```

# Projeto prático - Situação x Horas de estudo

```
# gráfico compartivo entre dados reais vs estimados pelos modelos:
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
plt.figure(dpi=160)
plt.plot(df['horas_estudo'], df['situacao'], 'o', label='Dados reais')
plt.plot(df['horas_estudo'], previsao_rl, '--', label='Reg. logística')
plt.plot(df['horas_estudo'], previsao_ad, label='A. D. (3 níveis)')
plt.plot(df['horas_estudo'], previsao_nb, label='Naive Bayes')
plt.grid(True)
plt.ylabel('Horas de estudo')
plt.ylabel('Situação (0=reprovado, 1=aprovado)')
plt.legend()
plt.show()
```

