



Estatística e Modelagem de Dados

Aula 19:

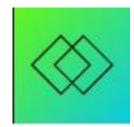
Algoritmos de Classificação - Regressão logística



Instrutora

Cristiane Rodrigues

- Bacharel em Matemática UNESP Rio Claro.
- Mestre em Estatística USP Piracicaba
- Experiências Profissionais:
 - Modelagem de Credito para PF e PJ Banco Bradesco
 - Experiência com Segmentação e Análise de Series temporais Atento
 - Consultora Analítica SAS Institute Brasil
 - Consultora de Pré Vendas SAS Institute Brasil
 - Professora do curso SAS Academy for Data Science



Índice

- Revisão Regressão Linear
- Motivação
- Forma Funcional do Modelo de Regressão Logística
- Aplicações
- Superfície de Ajuste e Interpretação
- Odds Ratio
- Ponto de Corte
- Tratamento das variáveis
- Seleção de Variáveis
- Matriz de Confusão
- Curva ROC

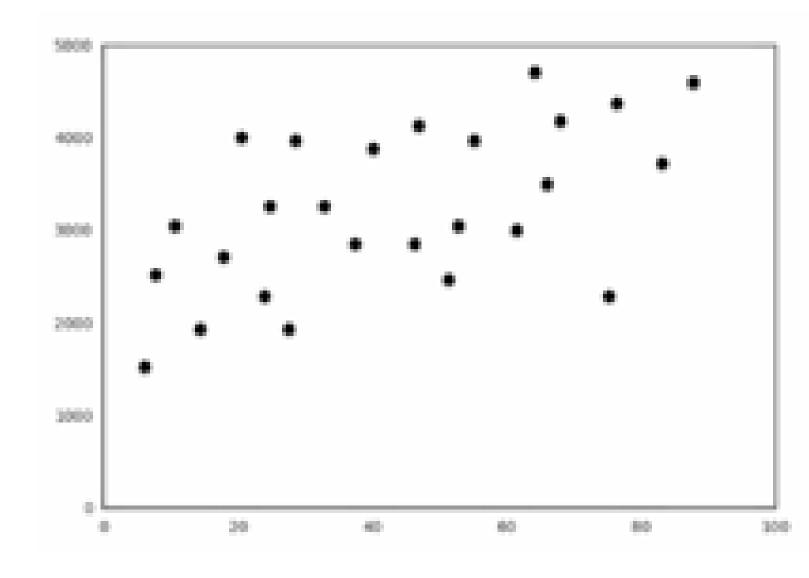


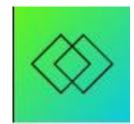
- $y = \beta_0 + \beta_1 x + e$
 - -y = target
 - -x = variável preditora contínua
 - β_0 , $\beta_1 = parâmetros do modelo$
- Como escolher β_0 e β_1 ?

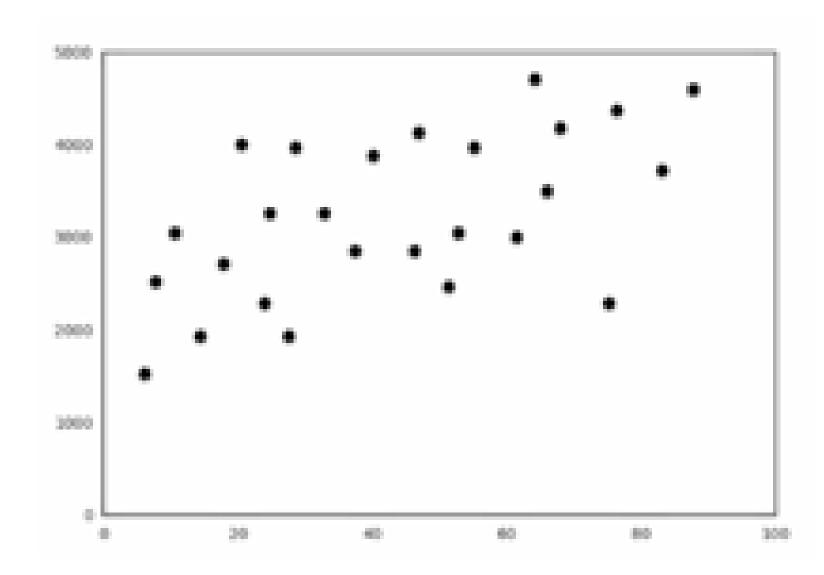
Os valores de β_0 e β_1 podem ser estimados pelo método dos mínimos quadrados, minimizando a soma dos erros quadráticos

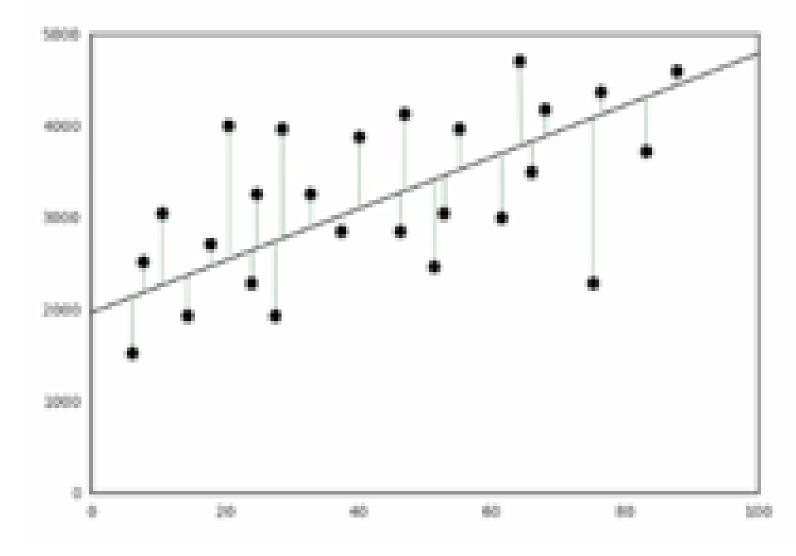
$$\sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

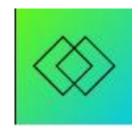


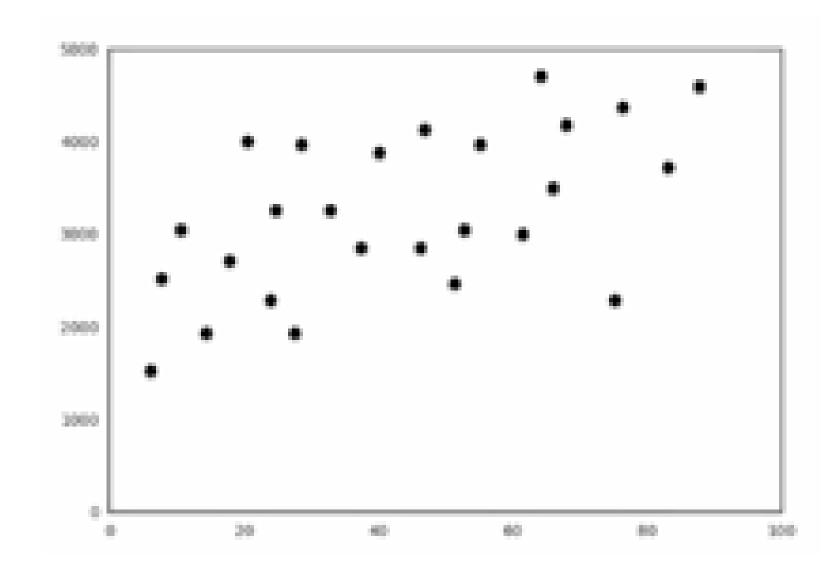


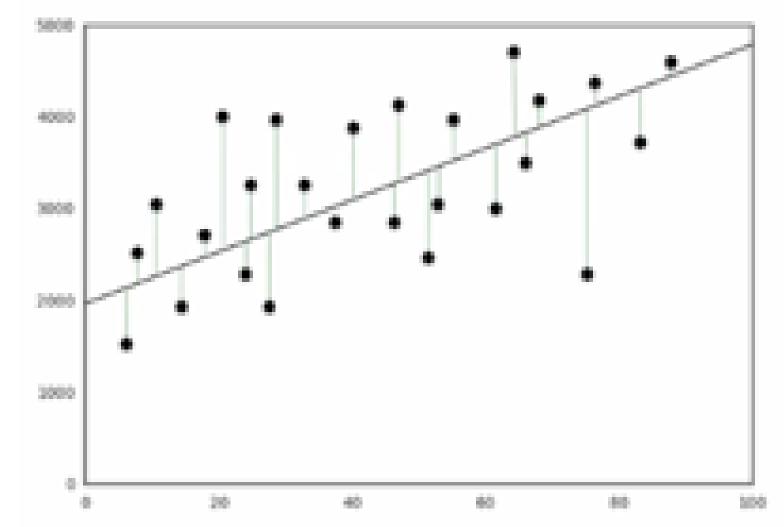


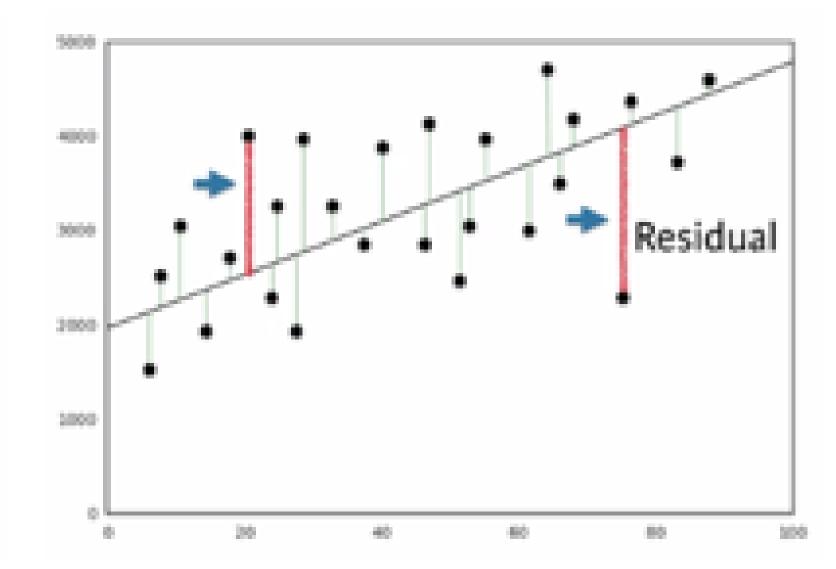


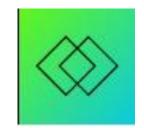


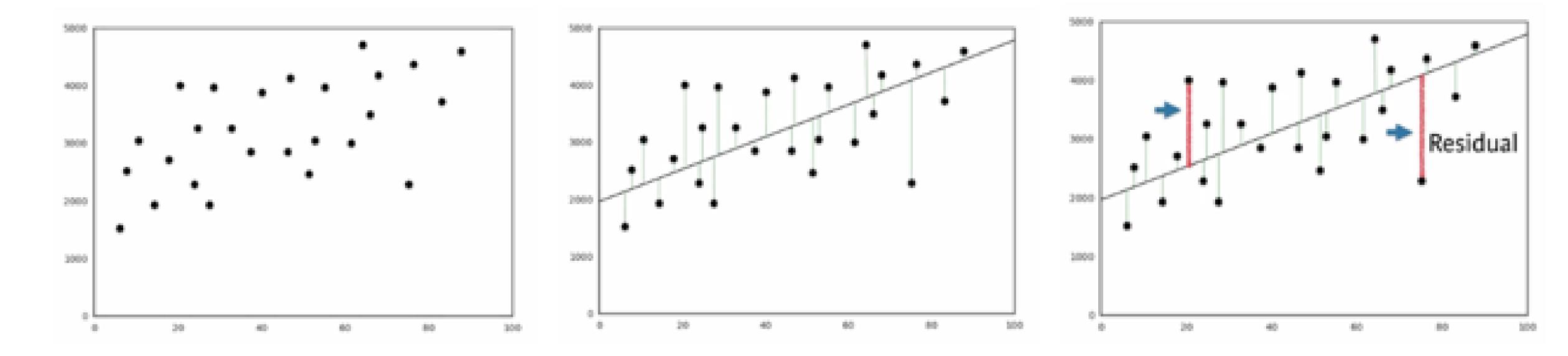




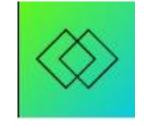


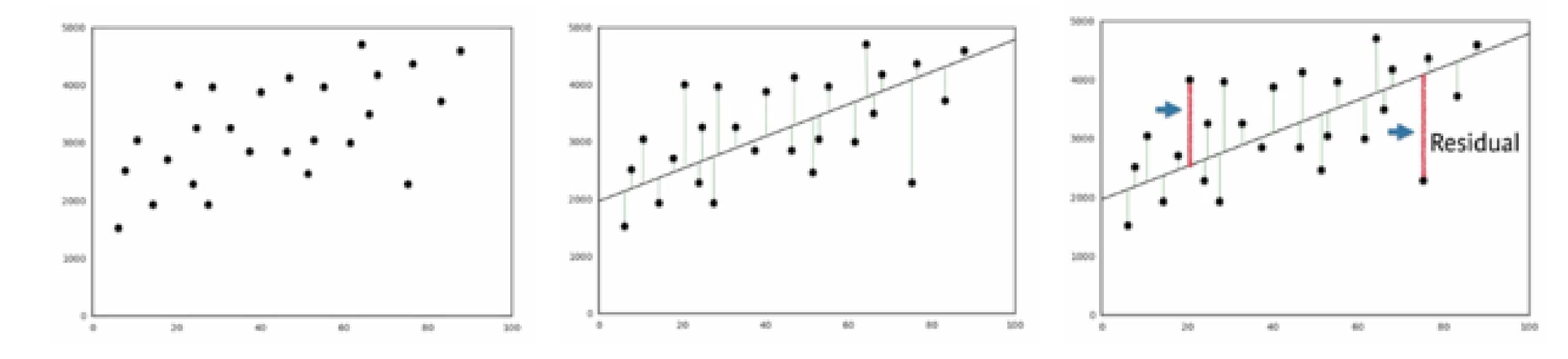






 Na regressão linear o objetivo é escolher a reta que minimiza a função de erro, ou seja, que diminui a distância entre o ajuste e os dados





- Na regressão linear o objetivo é escolher a reta que minimiza a função de erro, ou seja, que diminui a distância entre o ajuste e os dados
- Na regressão linear múltipla temos a inserção de mais variáveis preditoras e podemos escrever o modelo da seguinte forma:

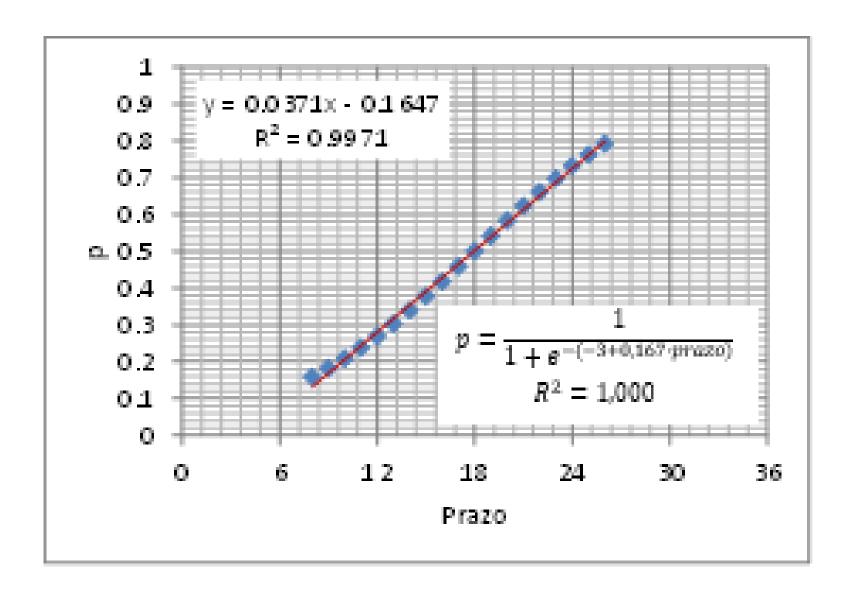
$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$$



Comparação

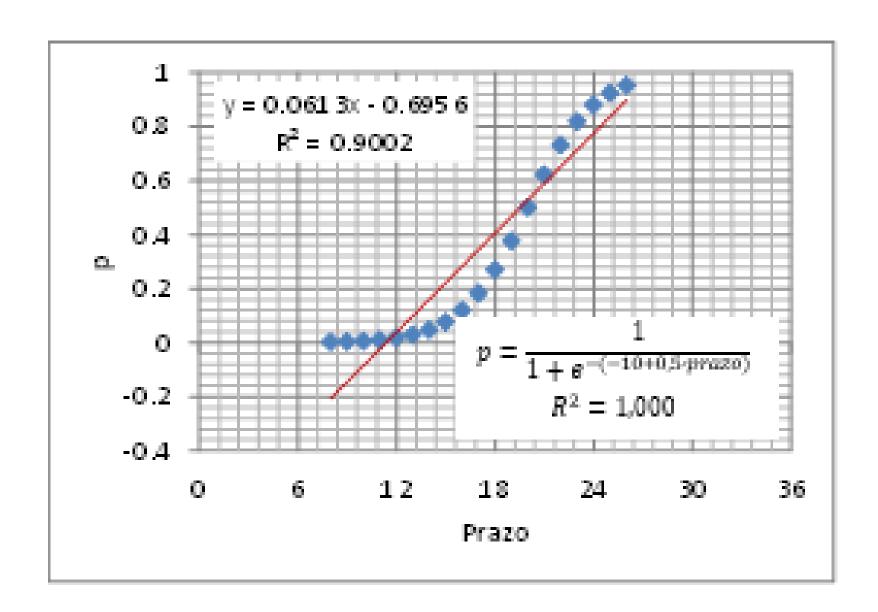
Ajustando modelos de regressão linear para dois tipos de dados diferentes

Probabilidade variando entre 0,15
 e 0,85 substituição



A equação linear **é suficiente** para modelar bem os dados

 Probabilidade menor que 0,15 ou maior que 0,85



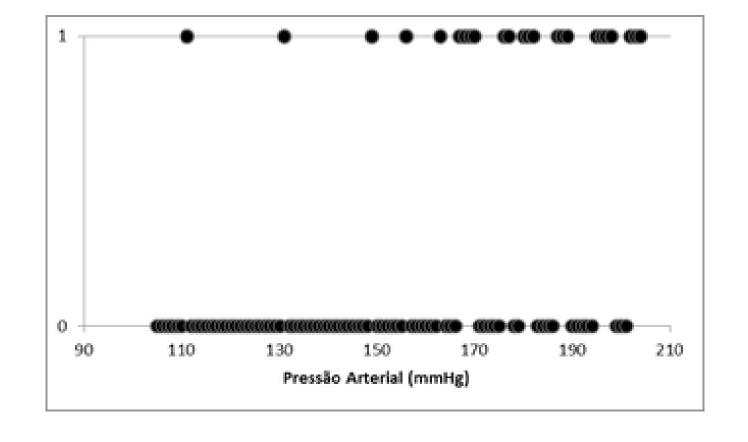
A equação linear **não é suficiente** para modelar bem os dados



Motivação

- As equações apresentadas no tópico anterior são equações do tipo linear.
- Nem sempre as variáveis se comportam como uma reta, portanto nem sempre uma equação linear será uma equação adequada para descrever o comportamento de uma variável em relação à outra. Isso é especialmente verdade quando temos uma variável binária: 0 ou 1.

Por exemplo: queremos saber os valores de pressão arterial entre pessoas que tiveram ou não um AVC. Se classificarmos "presença de AVC" igual a 1 e "ausência de AVC" igual a 0, teremos um gráfico tipo o abaixo, o qual não parece se ajustar bem com uma reta

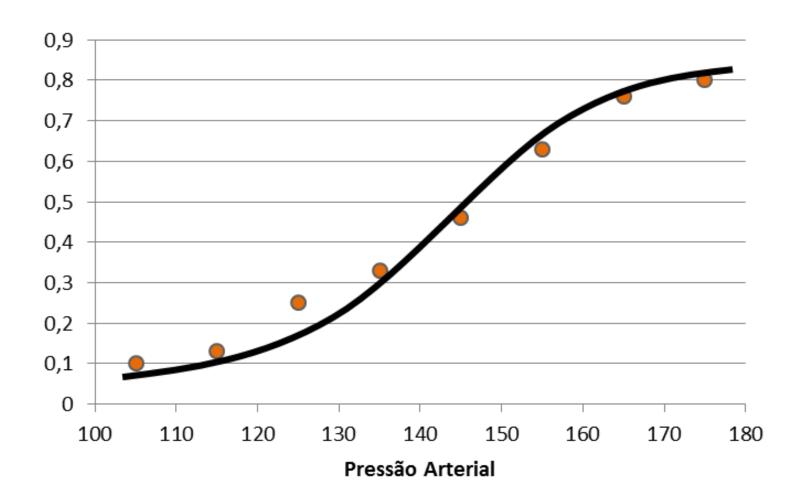


- só tem dois valores: 0 ou 1
- os pontos estão mais concentrados próximos:
 - ao valor 0, em que os valores de pressão arterial são mais baixos
 - ao valor 1, em que os valores de pressão arterial são mais altos
- significa que: provavelmente à medida que aumenta a pressão arterial, aumenta a incidência de AVC.

Mas em quanto?

Forma Funcional

 Quando transformamos uma variável com valores 1 e 0 em proporções, acontece um fenômeno que o gráfico fica mais ou menos assim:



 Algum estatístico percebeu que essa curva poderia ser escrita em forma de função, porém ela não é linear, mas sim bem mais complexa, e pode ser descrita assim:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$

em que p_i é a proporção de eventos para cada x_i e

$$n = \beta_o + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}$$



Função de ligação logit

- Essa probabilidade em forma de S é muito difícil de interpretar pois o y aumenta em velocidades diferentes ao longo do eixo x.
- A ideia é tornar a equação uma reta novamente para ficar mais fácil de interpretar o resultado
- Para fazer isso, vamos utilizar a transformação Logit, a qual é composta por duas transformações
 - 1. Transformação ODDS
 - 2. Transformação Logaritmica

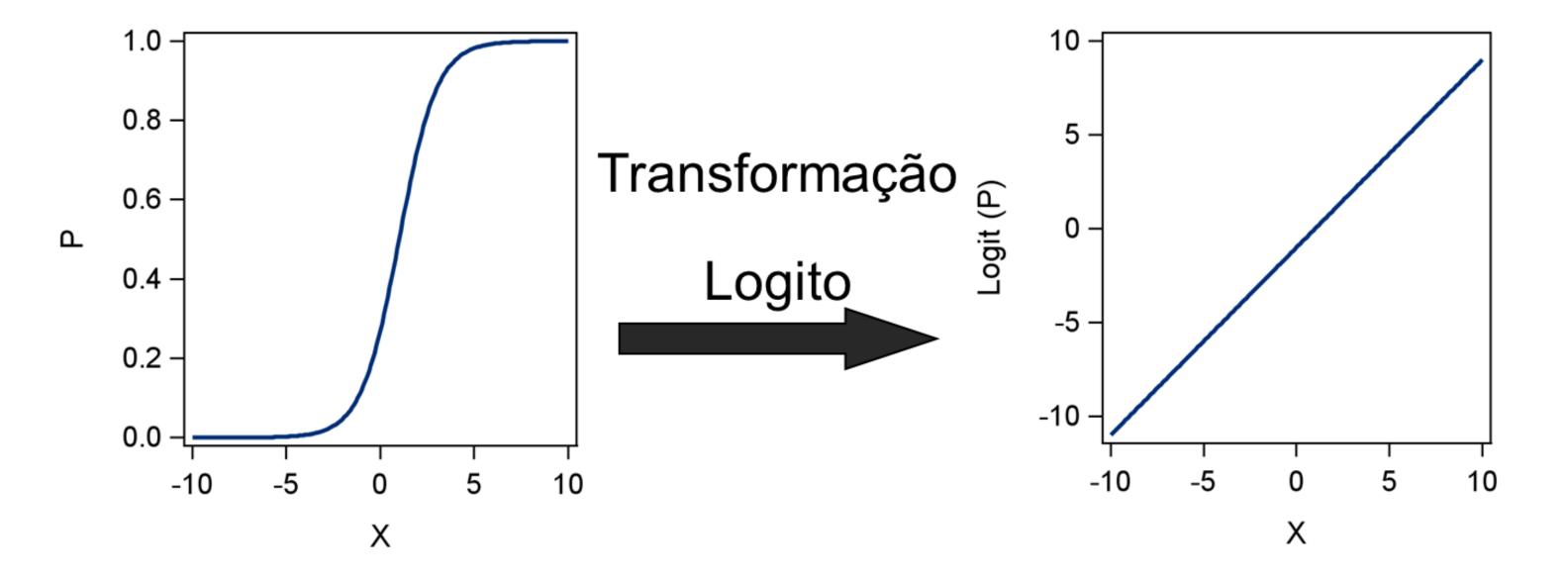
$$logit(p_i) = n = \beta_o + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}$$

Desta forma voltamos para uma relação linear entre o logit de p_i e as variáveis input.



Transformação

 Usando a transformação Logito podemos sair de um problema não linear e voltar para a modelagem de um problemas linear.





Aplicações

Marketing:



Target: Se o cliente aderiu ou não a alguma promoção passada

Inputs: Histórico de compras, Localidade, Salário,...

• RH – Pedido de demissão de funcionários:

Objetivo: Verificar a probabilidade do funcionário deixar a empresa

Target: Se o funcionário saiu ou não da empresa no mês anterior

Inputs: Tempo de serviço, nível de satisfação, salário, cargo,...

• Credit Scoring:

Objetivo: Verificar a probabilidade do cliente entrar em default

Target: Se o funcionário entrou ou não e default nos últimos 90 dias

Inputs: Saldo médio em cc, se recebe em conta, saldo máximo, quantidade de meses em risco

• Detecção de Fraude:



Objetivo: Verificar fraude ou abuso em novas transações ou solicitações

Target: Se o cliente cometeu ou não fraude na transação com cartão de crédito pela internet

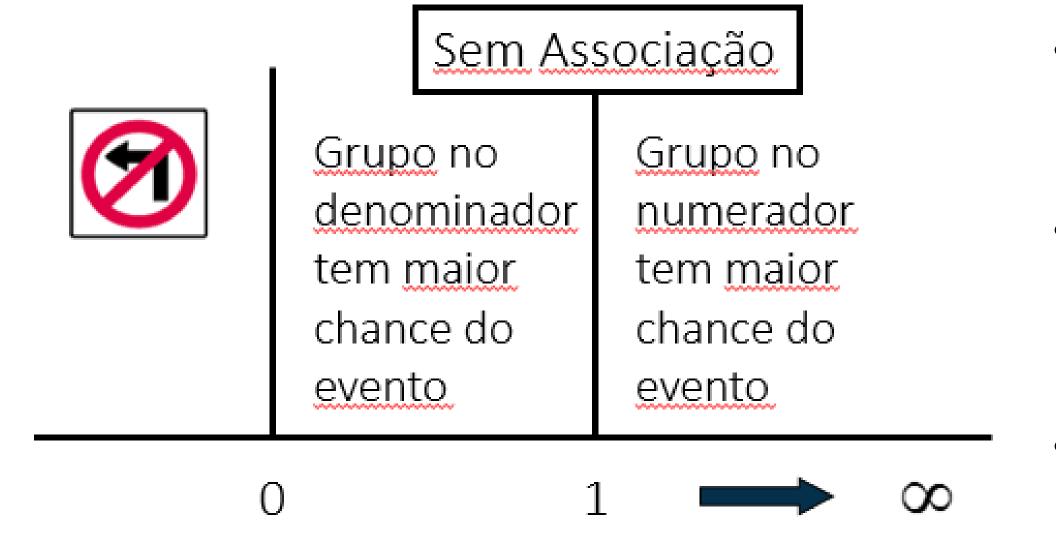
Inputs: Valor médio de pagamento por sessão, número de sessões abertas, ...



Odds Ratio

- $Odds = \frac{p}{1-p} = e^n$, chance do evento ocorrer. Em que $n = \beta_o + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki}$.
- $Odds_{Ratio} = \frac{Odds_{grupo_A}}{Odds_{grupo_B}} = \frac{e_{grupo_A}^n}{e_{grupo_B}^n}$, chance do evento ocorrer se for do Grupo_A com relação ao Grupo_B

Odds Ratio ϵ $(0, \infty)$



- Odds Ratio = 1 $\Rightarrow \frac{odds \ Grupo1}{odds \ Grupo2} = 1 \Rightarrow$ p1=p2, ou seja, não há associação entre a variável preditora e a resposta
- Odds Ratio > 1 $\Rightarrow \frac{Odds\ Grupo1}{Odds\ Grupo2}$ > 1 \Rightarrow Odds Grupo1 > Odds Grupo2, ou seja, o grupo no numerador tem maior chance do evento ocorrer que o grupo no denominador
- Odds Ratio $< 1 \rightarrow \frac{Odds\ Grupo1}{Odds\ Grupo\ 2} < 1 \rightarrow Odds\ Grupo1 < Odds\ Grupo2$, ou seja, o grupo no numerador tem menor chance do evento ocorrer que o grupo no denominador



Odds Ratio em um Modelo de Regressão Logística

- Considere que um modelo de regressão logística foi ajustado e a variável sexo foi selecionada.
- A Razão de chances estimada (Femino para Masculino) é:

odds ratio =
$$\frac{\text{odds feminino}}{\text{odds masculino}} = 1.55$$

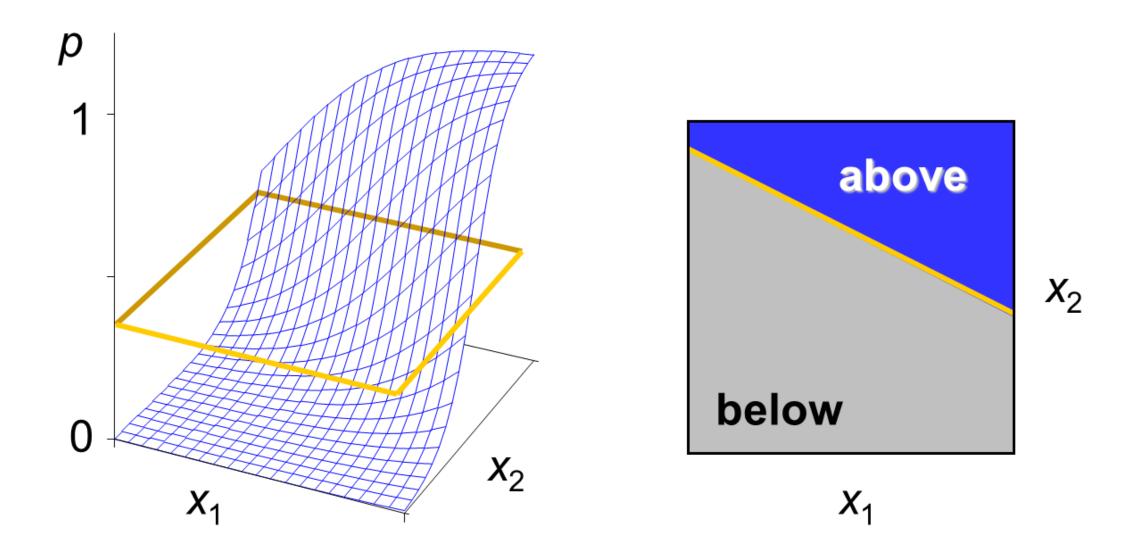
O que isso que dizer?

 Interpretação: A chance de ocorer o sexo feminino é 1,55 vezes a chance de ocorrer o sexo masculino





Discriminação - Ponto de corte



Como definir o ponto de corte

- Taxa de eventos da população original
- Regras de Négócio
- Ponto de máximo da Curva ROC



Tratamento das variáveis

1. Missing

Solução:

- Complete case analysis
- Imputação
- Variáveis indicadoras de missing

2. Categoricas

- Variáveis com muitos níveis
 - Aumento na dimensão ao criar dummys para cada nível
 - Produção de inputs redundantes e irrelevantes
- Thresholding: Juntar categorias baseado no número de observações
- Clusterização: Juntar as categorias baseado na taxa de resposta



Tratamento das variáveis

3. Redundância

Variáveis input altamente correlacionadas

Problemas:

- desestabiliza a estimação dos parâmetros
- aumenta o risco de overfitting
- pode confundir a interpretação
- aumenta o tempo computacional para a estimação dos parâmetros
- aumenta o custo da coleção dos dados

Solução: Excluir da análise as variáveis que são altamente correlacionadas entre si e destas a que tem menor correlação com a variável resposta

4. Irrelevância

Variáveis inputs pouco correlacionadas com a variável resposta

Problema: Pode afetar a escolha das variáveis no momento de seleção

Solução: Excluir da análise as variáveis que tem baixa correlação com a variável resposta, mas antes verificar se a interação entre as variáveis com baixa correlação aumenta o poder de predição do modelo.





Estudo de Caso Ajustando um modelo de Regressão Logística no Python

Fonte da dados: kaggle

Link: https://www.kaggle.com/kost13/us-income-logistic-regression/data

Resumo: Dados do Censo Adulto Americano referentes a renda para fatores sociais como

Idade, Educação, raça, etc.

Objetivo: Ajustar um modelo de regressão logística, em uma base de treinamento, para uma resposta binária, fazer a previsão desta resposta e avaliar a qualidade de ajuste do modelo em uma base de teste.



Estudo de Caso Ajustando um modelo de Regressão Logística no Python

Parte 1: Tratando as Variáveis do modelo

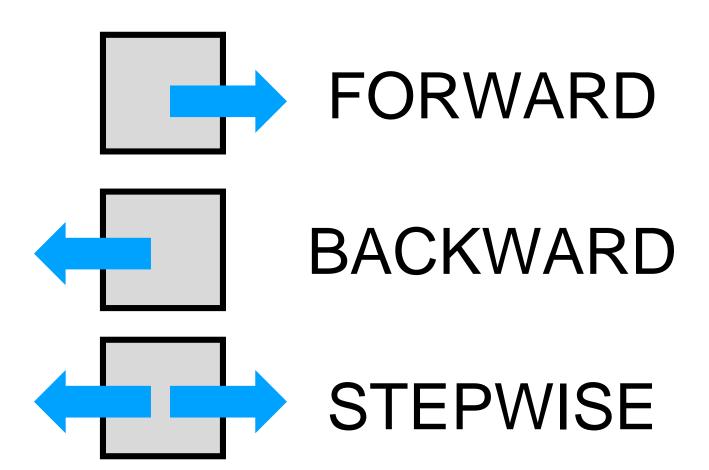
- Missing
- Variáveis categóricas
- Redundância
- Irrelevância





Seleção de Variáveis

- Para diminuir a dimensão com conjunto de dados e assim facilitar a análise, podemos utilizar métodos de seleção de variáveis que testam todos os possíveis modelos e retornam o que melhor ficou ajustado.
 - Dependendo do número de variáveis estes métodos se tornam muito caros computacionalmente
- Métodos sequenciais

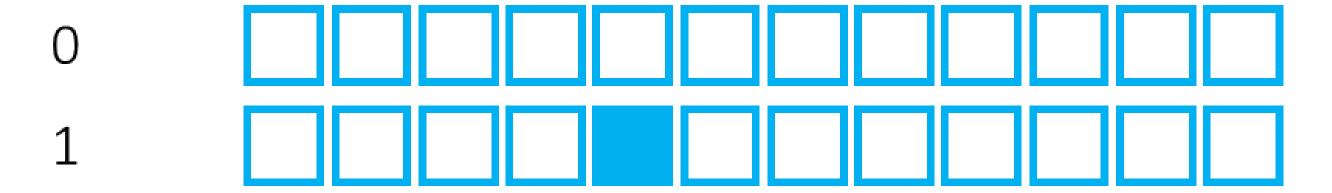




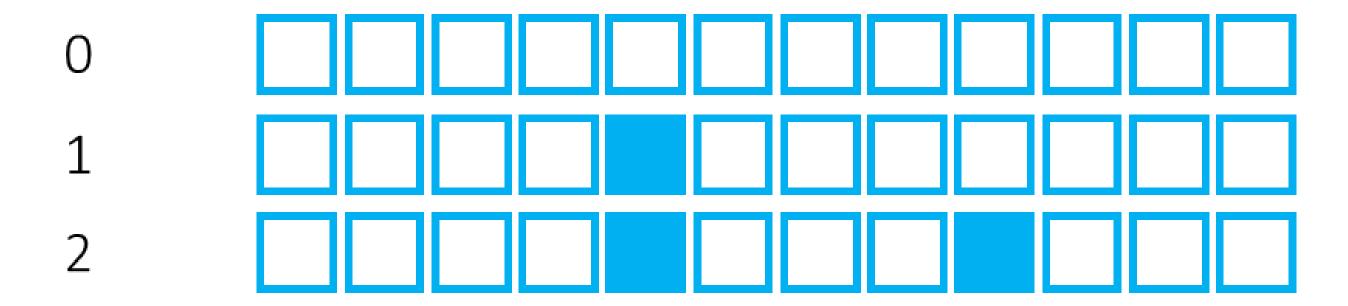


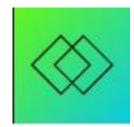


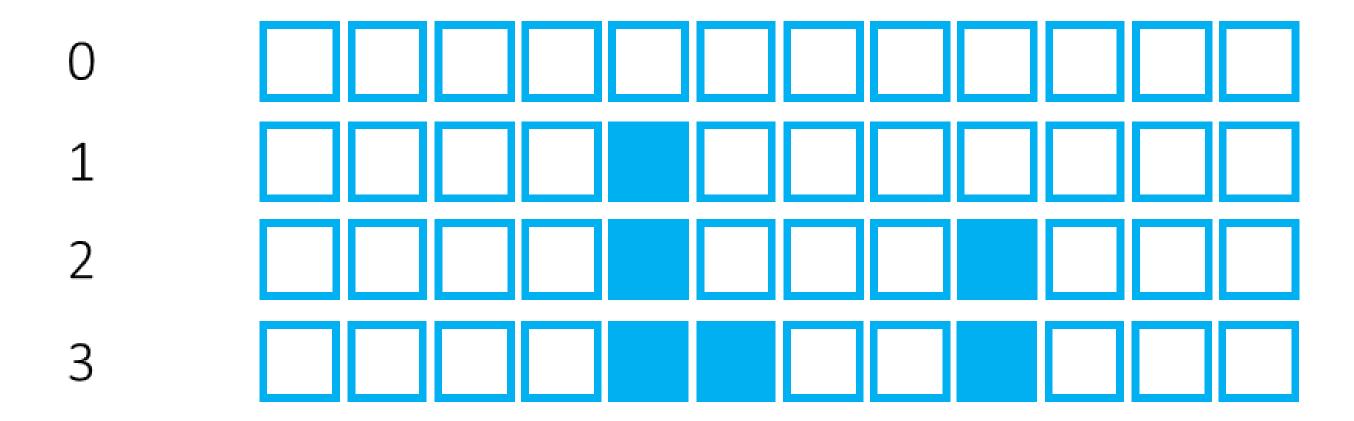


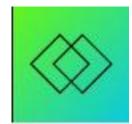


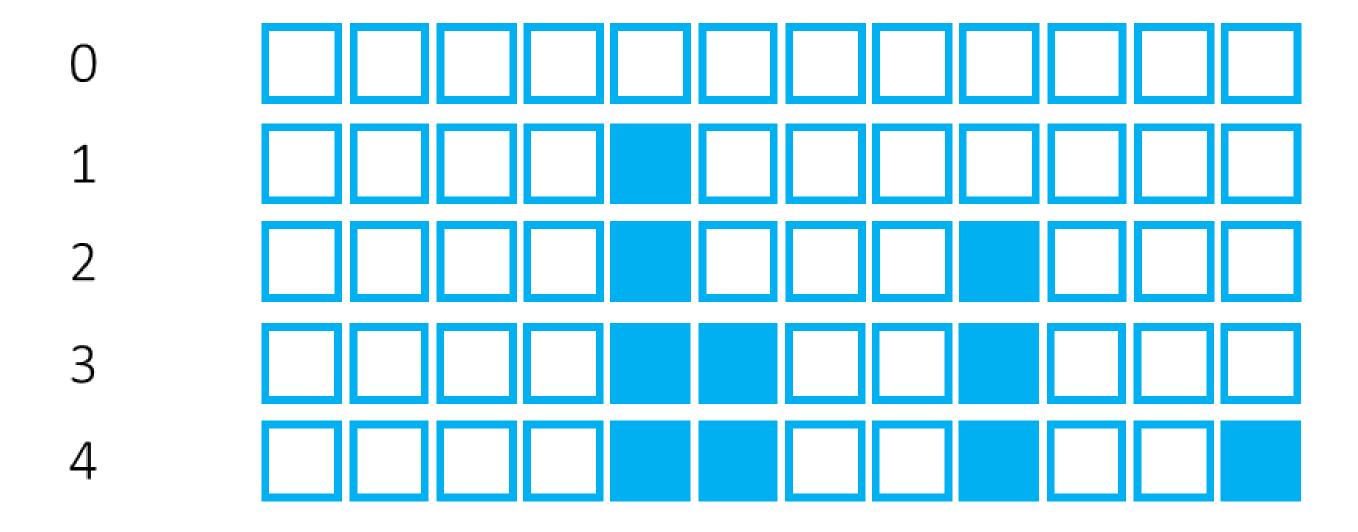




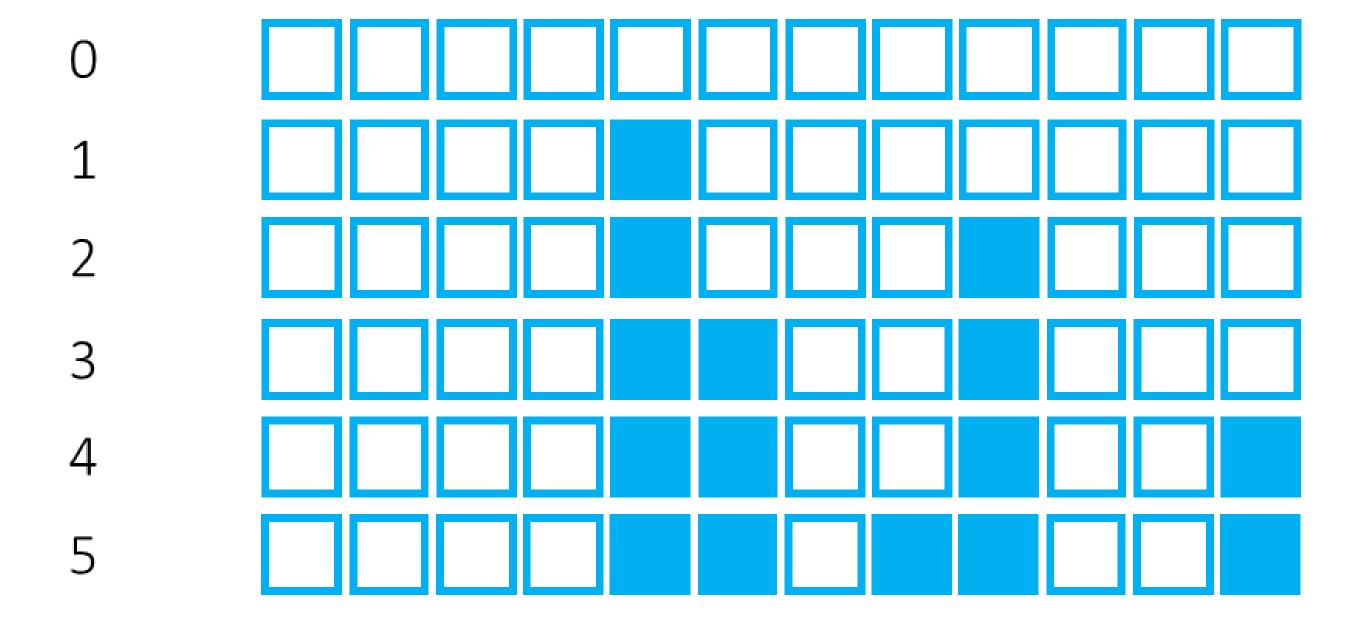




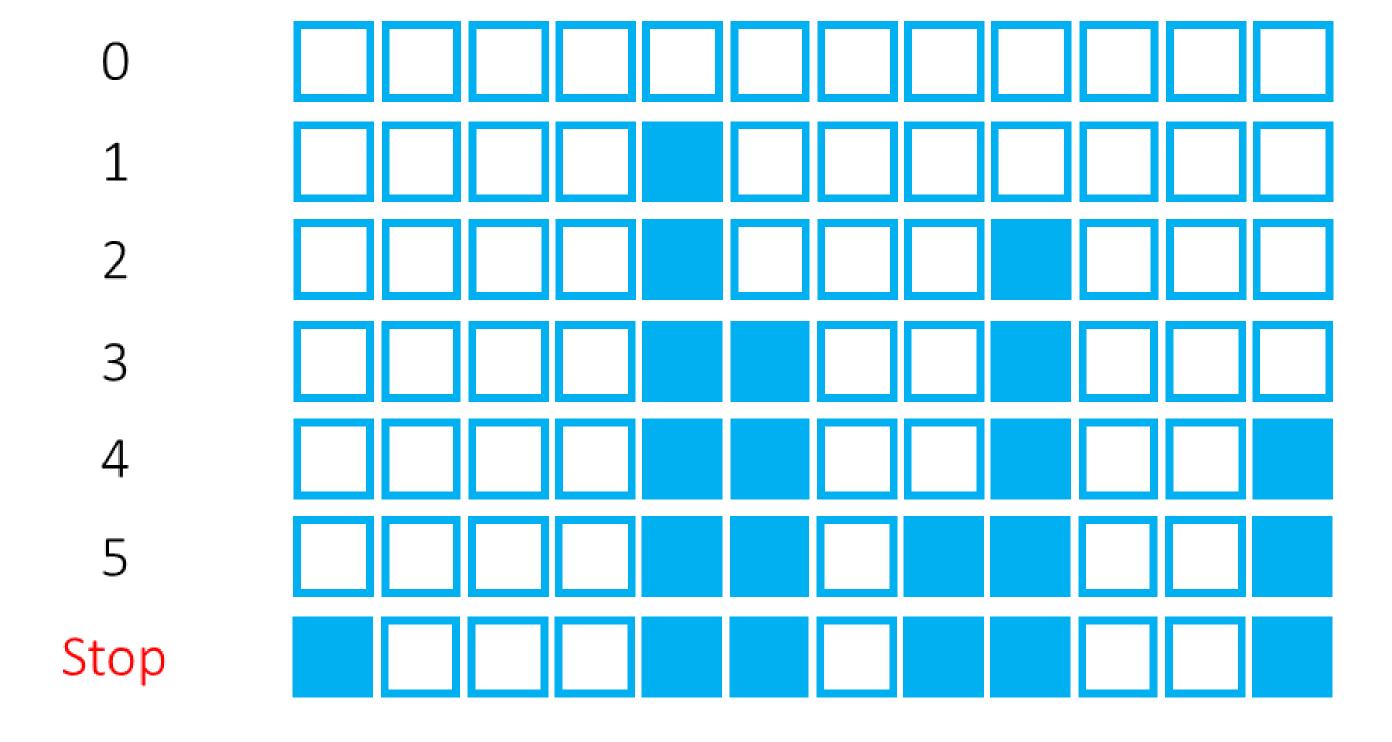


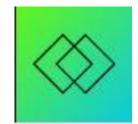










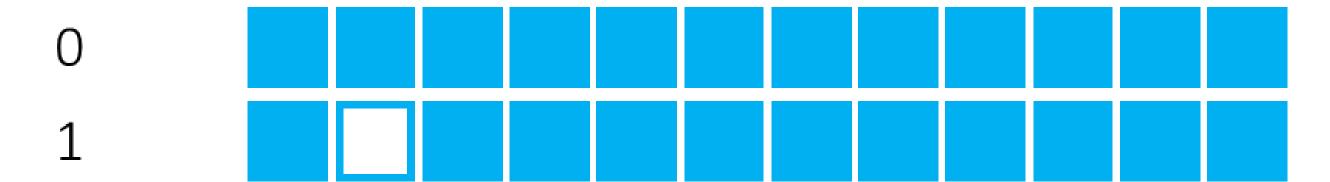






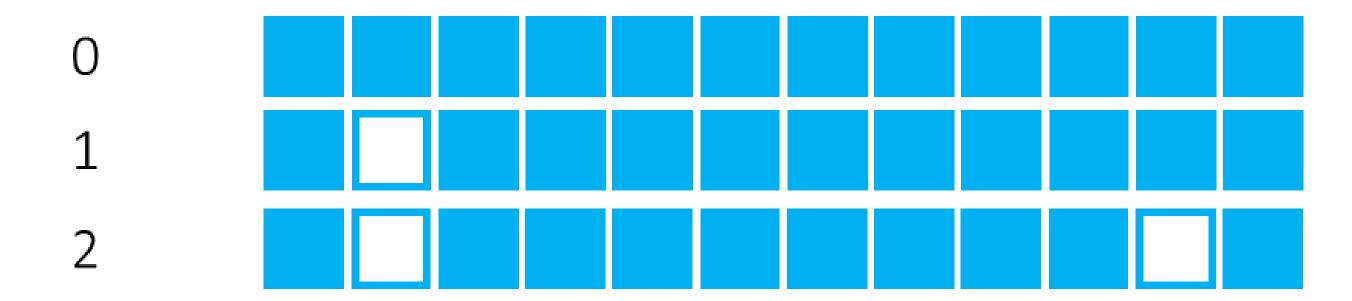






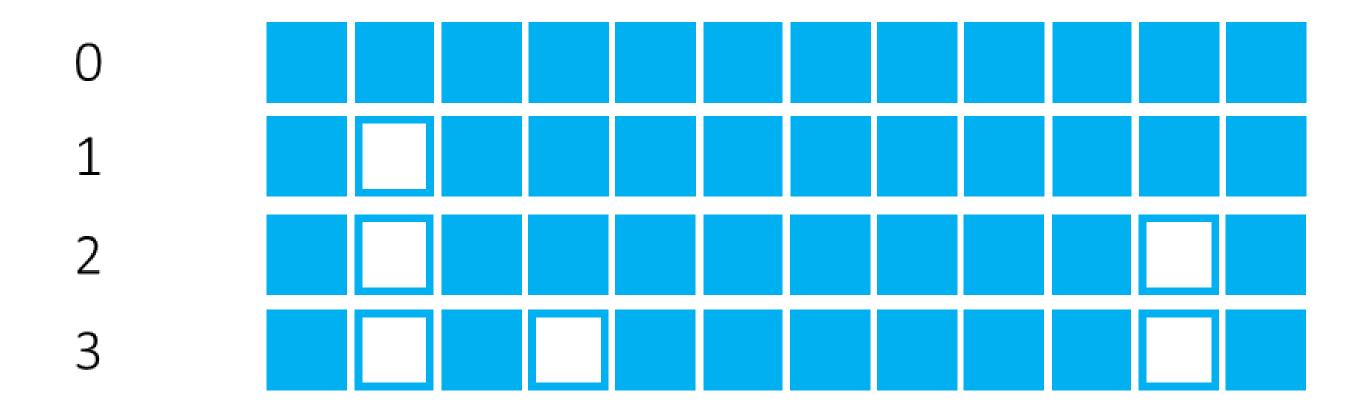




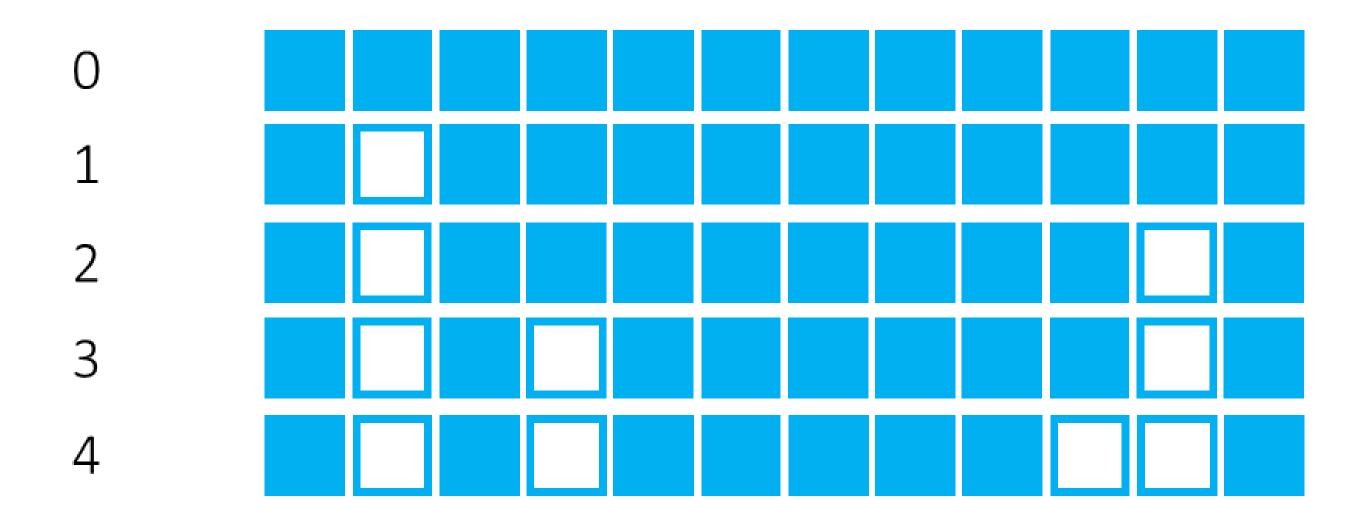






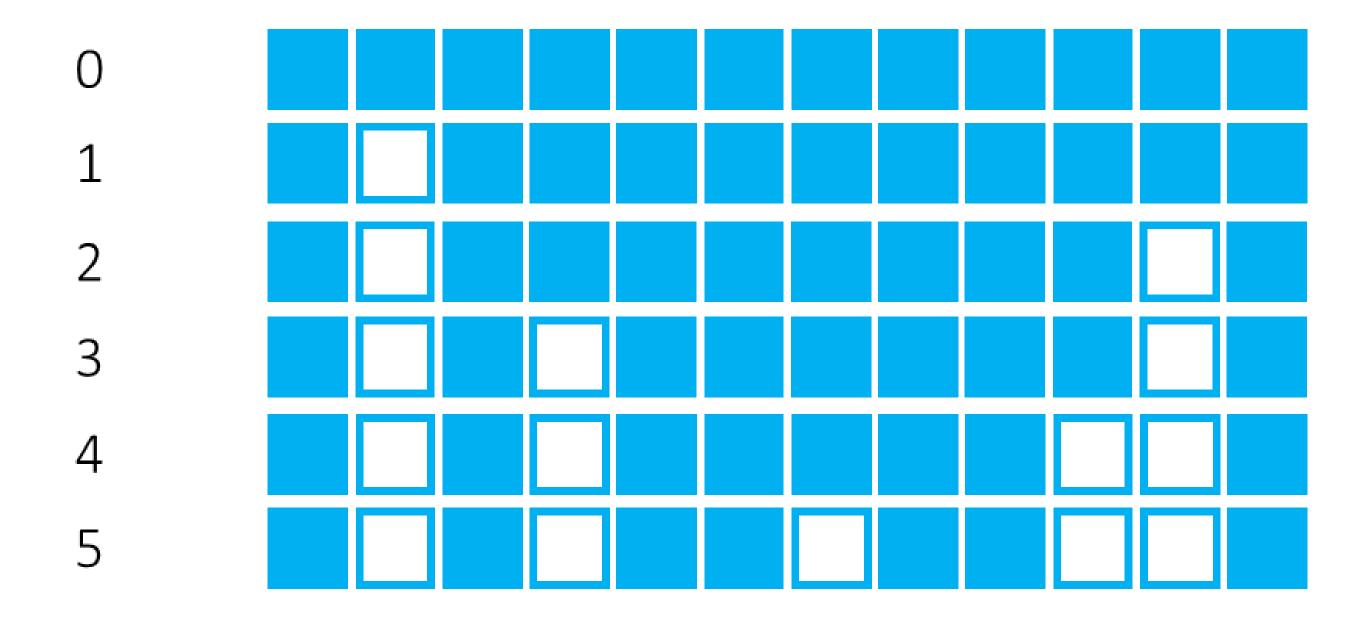






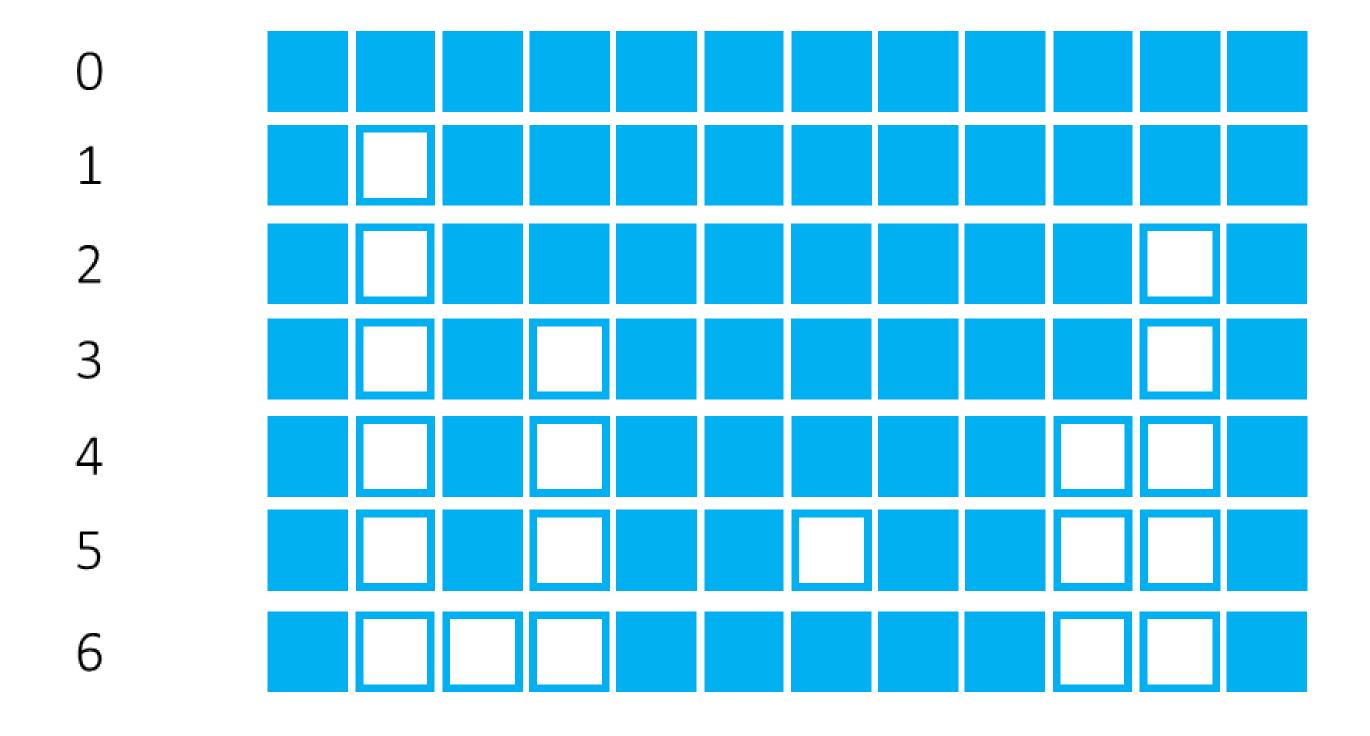


Seleção de Variáveis - Backward



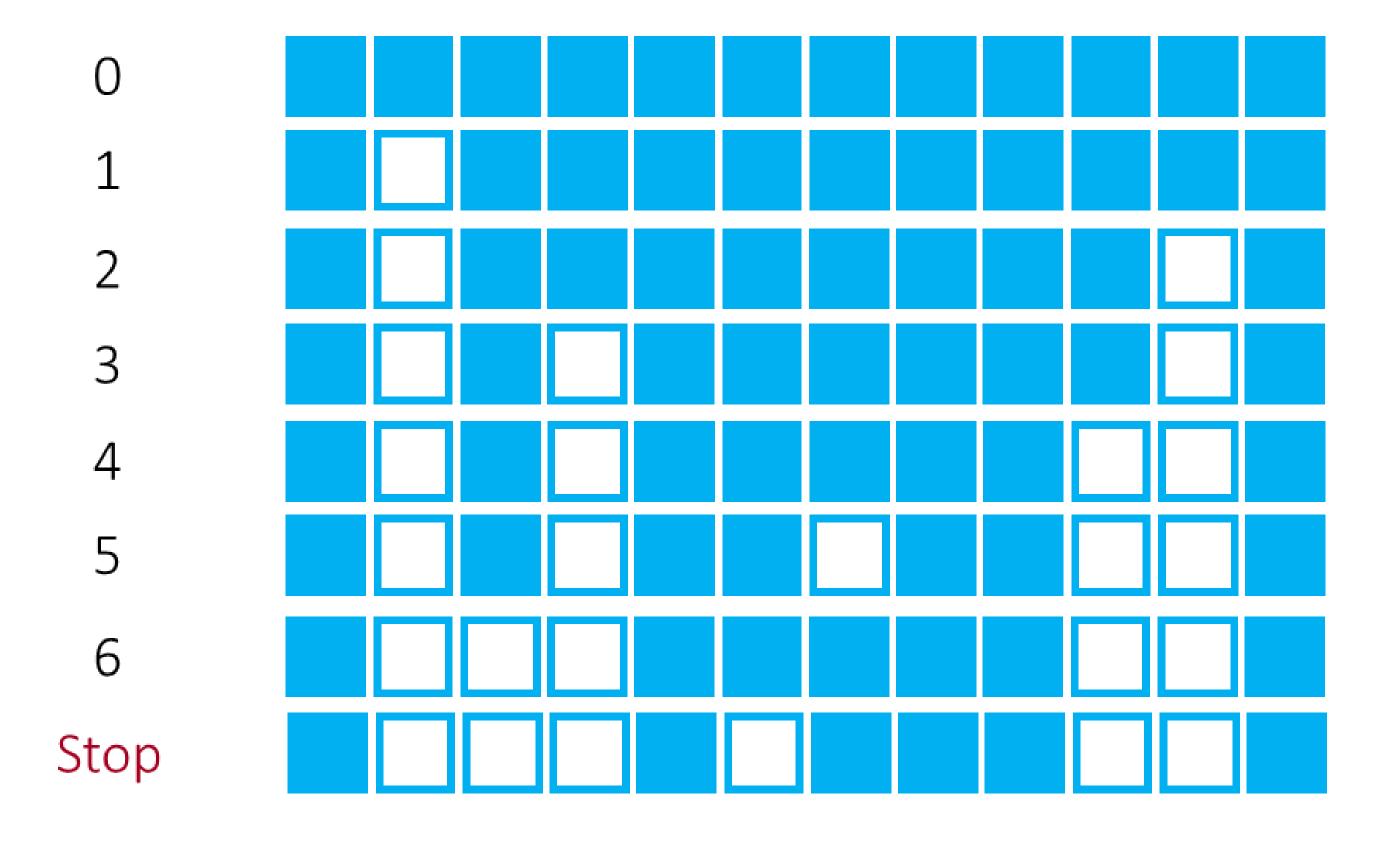


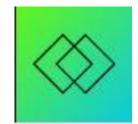
Seleção de Variáveis - Backward





Seleção de Variáveis - Backward

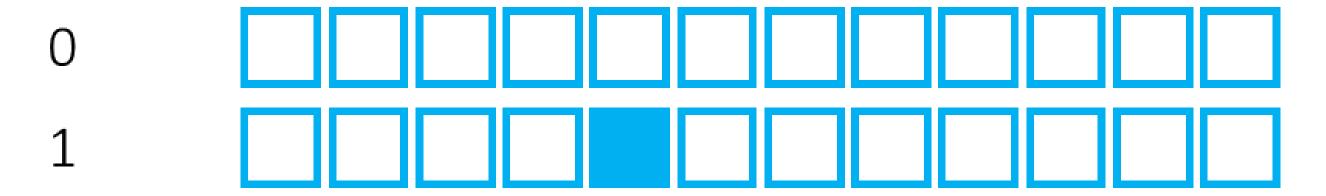




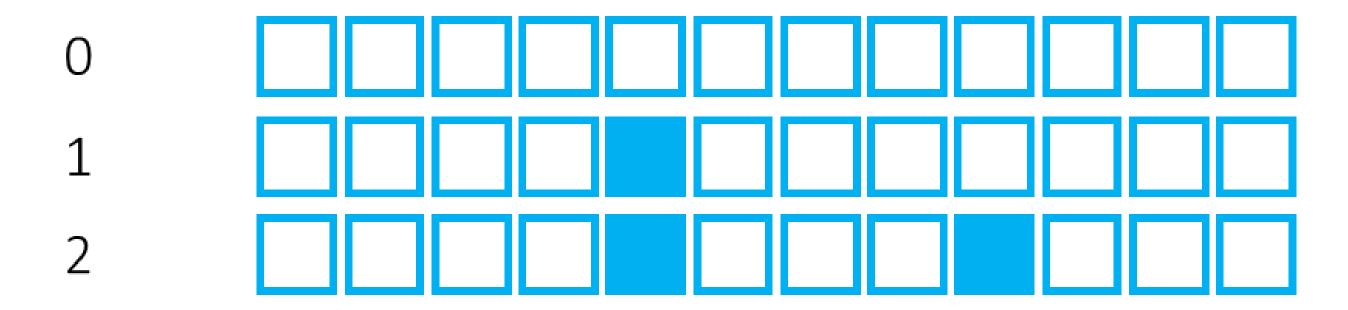




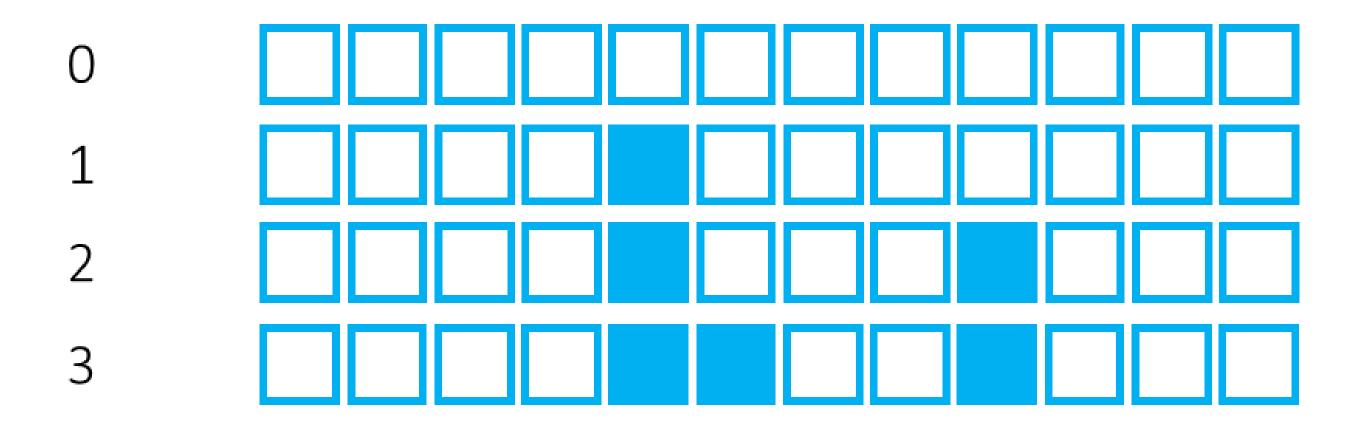




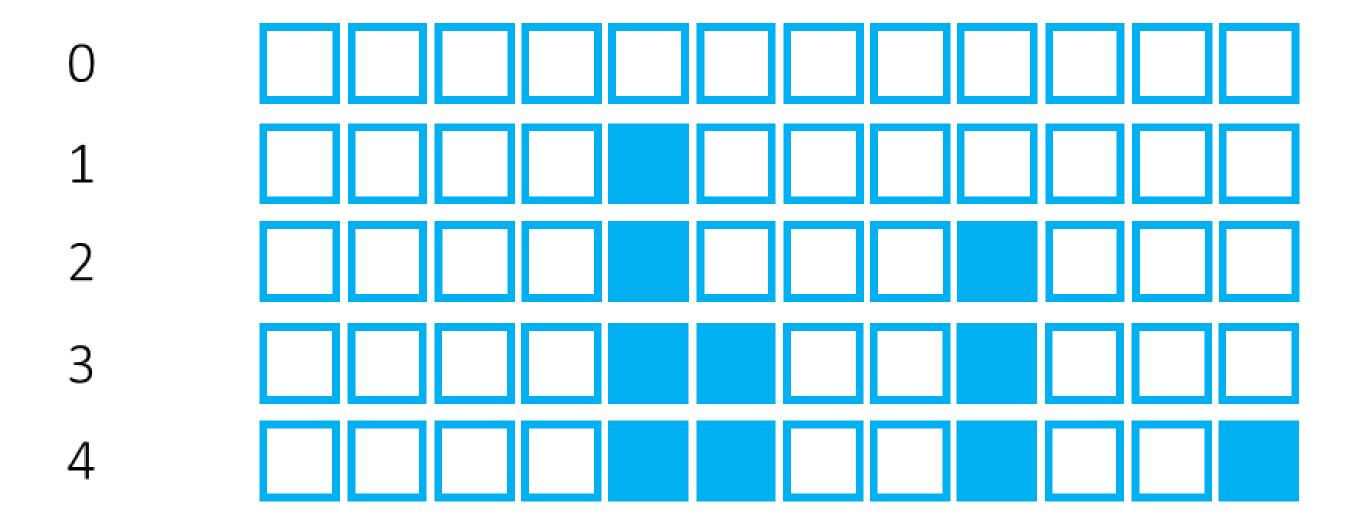


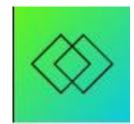


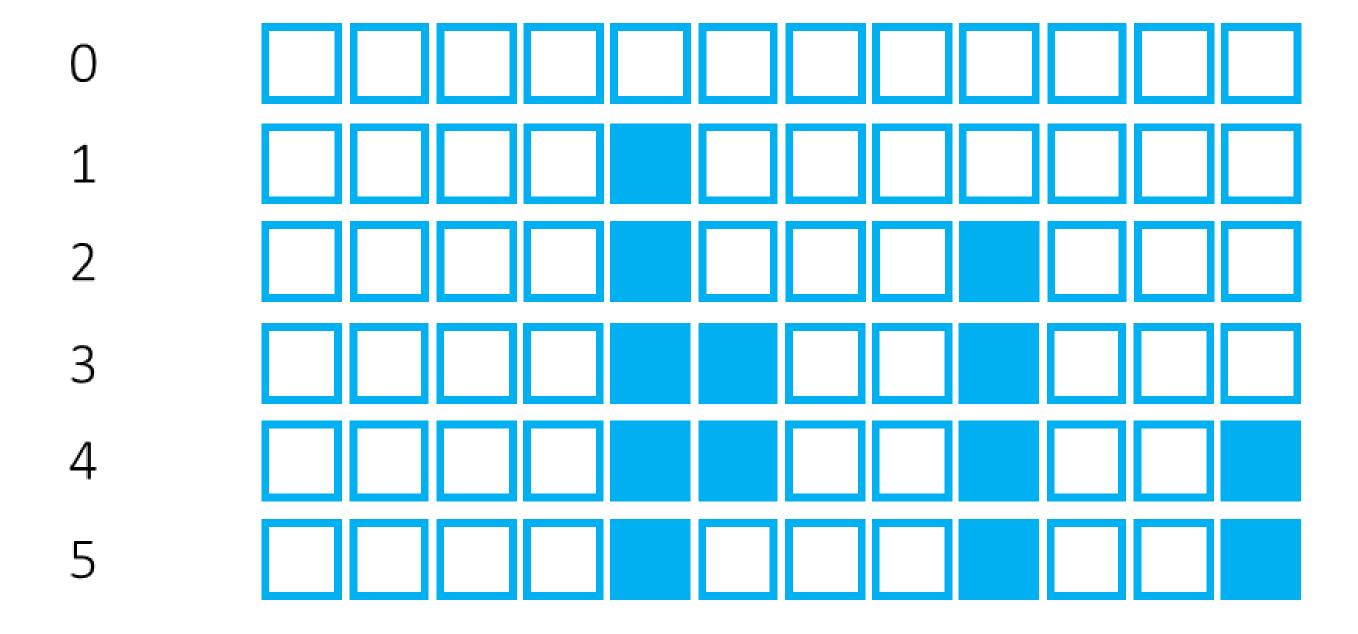




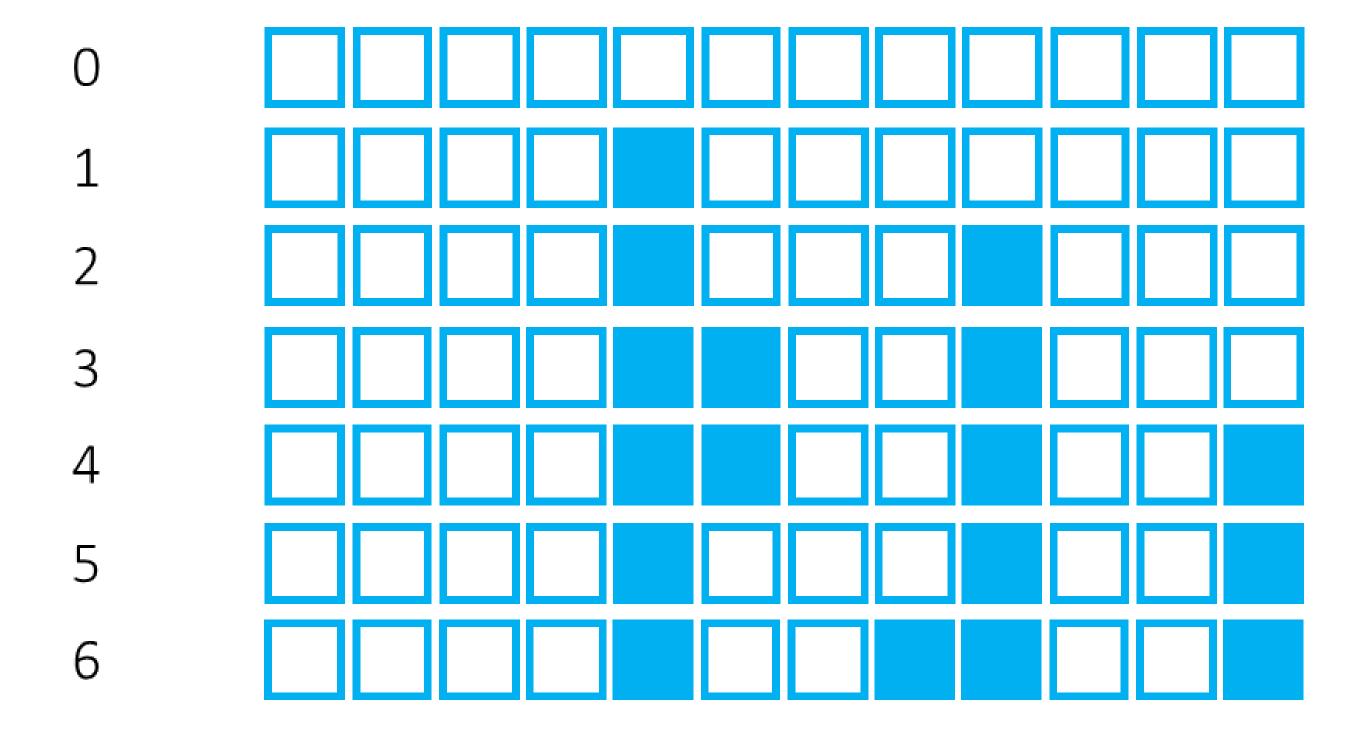




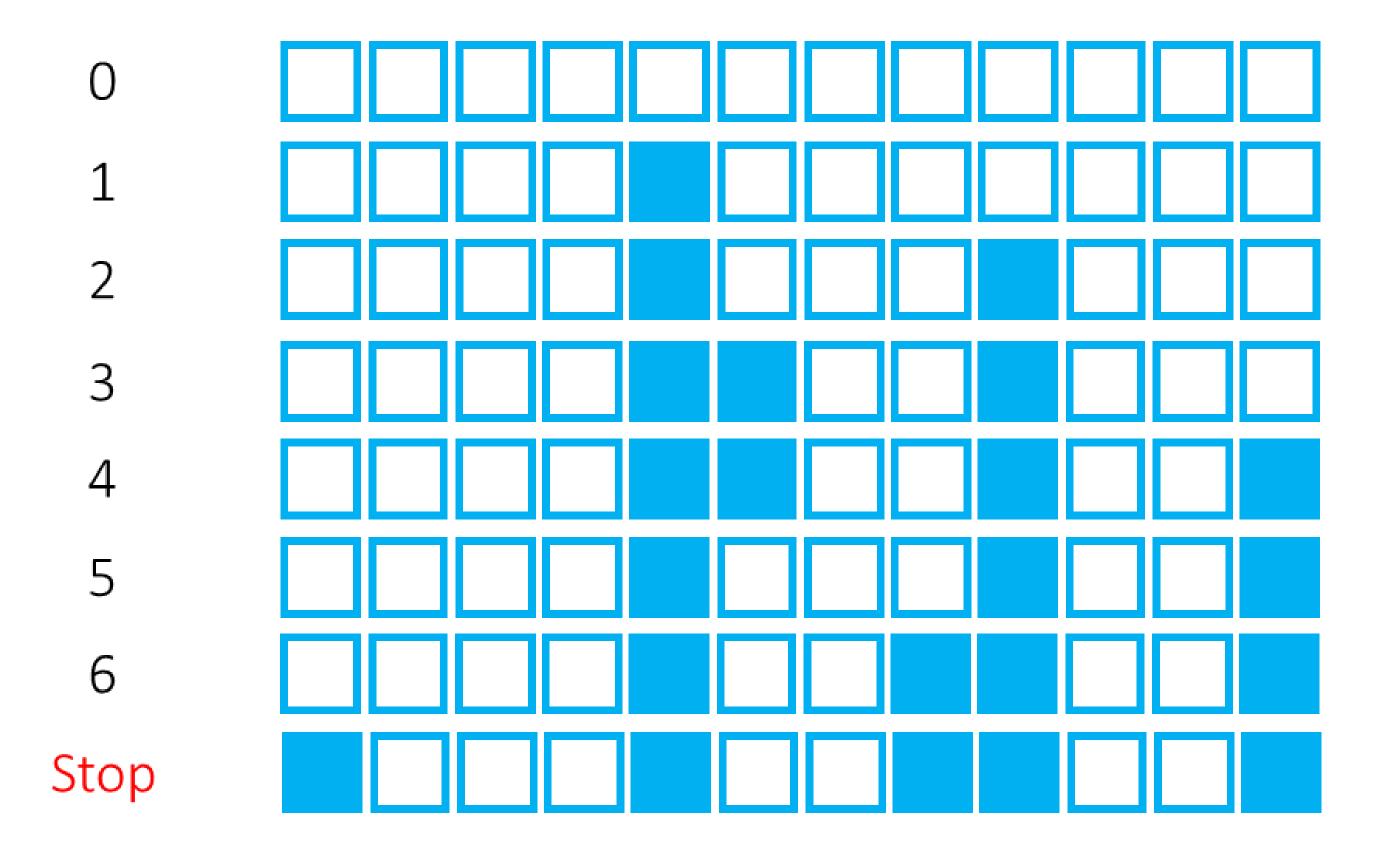














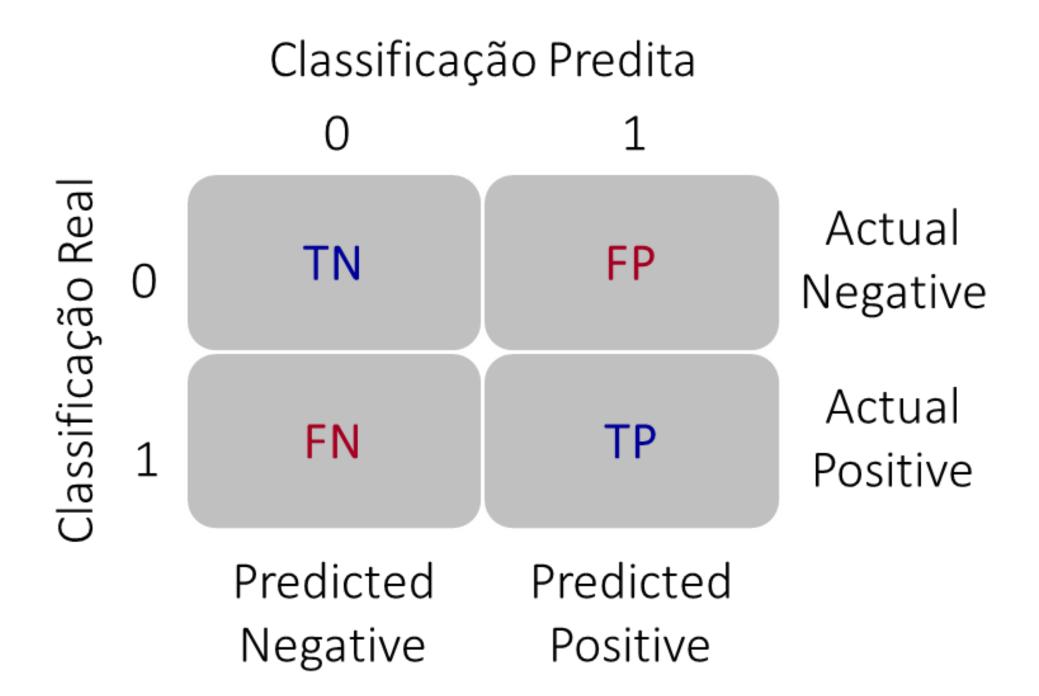
Estudo de Caso Ajustando um modelo de Regressão Logística no Python

Parte_2 : Seleção de variáveis - Forward





Ajuste do Modelo – Matriz de Confusão



TN: True Negative

TP: True Positve

FN: False Negative

FP: False Positive

• *Métricas* para avaliar a qualidade do ajuste do modelo

- Missclassification =
$$\frac{FP+FN}{Total\ de\ casos}$$

$$-Acurácia = \frac{TP + TN}{Total \ de \ casos}$$

- Precision =
$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Altos valores de precision estão relacionados a baixa taxa de FP

$$- \mathbf{Recall} = \mathbf{R} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- Altos valores de recall estão relacionados a baixa taxa de FN

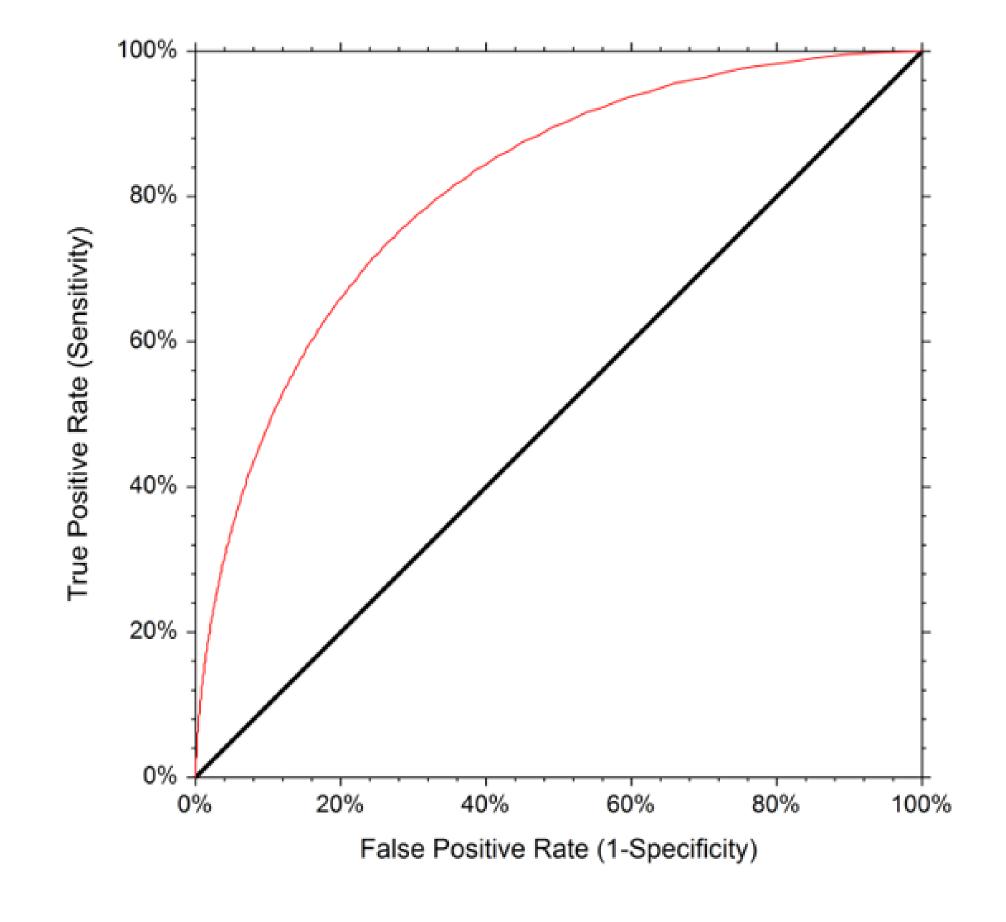
• Conclusões:

- Alto recall e Baixo precision -> prejudica o cliente, pois o cliente era bom (0) e foi classificado como ruim (1).
- Baixo recall e Alto precision -> beneficia o cliente, pois o cliente era ruim (1) e foi classificado como bom (0).
- Altos valores de precision e recall são indicativos de um modelo bem ajustado



Ajuste do Modelo – Curva ROC

A curva ROC, mede, fração a fração, quantos 1's foram capturados (taxa de true positive) vs quantos O's foram capturados (taxa de false positive).



Métricas

- Sensibilidade = Recall =
$$\frac{TP}{TP+FN}$$

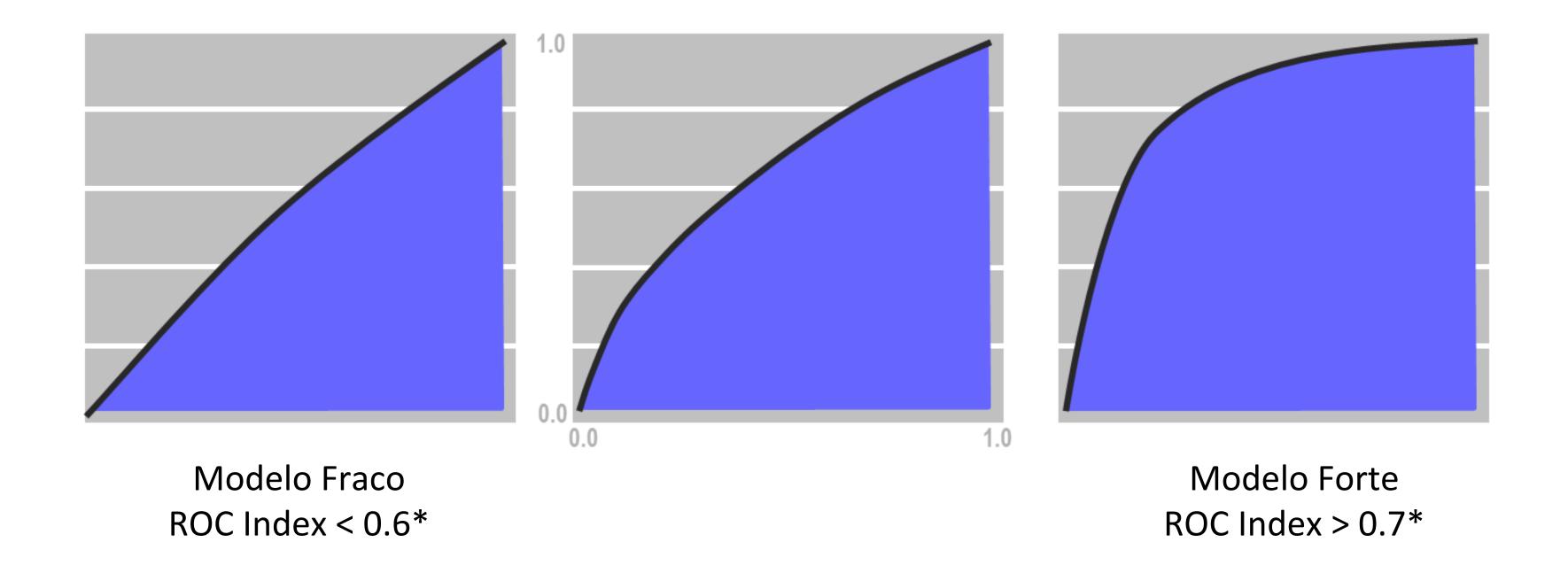
- Especificidade = $\frac{TN}{TN+FP}$

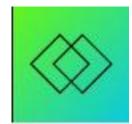
-
$$Especificidade = \frac{TN}{TN+FP}$$



Ajuste do Modelo – Curva ROC

Quanto maior a área sob a curva melhor é o modelo ajustado





^{*} Regras de bolso sempre são perigosas, o modelo ideal depende sempre do problema modelado.



Estudo de Caso Ajustando um modelo de Regressão Logística no Python

Parte_3

- Ajustar um modelo de regressão Logística na base de treinamento usando sklearn
- Validar o modelo na base de teste usando: AUC, precision e recall





Estudo de Caso Ajustando um modelo de Regressão Logística no Python

Parte_4

- Ajustar um modelo de regressão Logística na base de treinamento usando statsmodel
- Validar o modelo na base de teste usando: AUC, precision e recall



Desafio Ajustar um modelo de Regressão Logística no Python

- 1. Tratar as Variáveis: Missing, Categoricas, redundância e irrelevância
- 2. Dividir a base em treinamento e teste
- 3. Seleção de variáveis
- 4. Ajustar um modelo de regressão Logística
- 5. Prever na base de teste
- 6. Avaliar a qualidade do ajuste do modelo: AUC, precision e recall



DÚVIDAS?!



Referências

- 1. https://ebmacademy.wordpress.com/2015/08/17/o-fantasma-da-regressao-logistica/
- 2. https://www.kaggle.com/kost13/us-income-logistic-regression
- 3. http://planspace.org/20150423-forward_selection_with_statsmodels/





Obrigada

Cristiane Rodrigues

crisrodrigues_27@hotmail.com

