Classificador Ingênuo De Bayes

April 27, 2021

Overview

- Base de Dados
 - Variáveis de Entrada
 - Variável de Saída
- 2 Análise Exploratória dos Dados
 - Descrição Estatística dos Dados
 - Gráficos
- 3 Classificador Ingênuo de Bayes
 - Definição Formal do Teorema de Bayes
 - Tipos de Classificadores Ingênuo de Bayes
 - Sobre o Projeto
- Experimentos
 - Experimentos Iniciais
 - Usando Apenas a Variável Age para Treino
 - Usando Apenas Variáveis Numéricas Para Treino
- 5 Análise dos Resultados



Base de Dados

Variáveis de Entrada

- age
- job
- marital
- education
- default
- balance
- housing
- loan

- contact
- day
- duration
- month
- campaign
- pdays
- previous
- poutcome

Base de Dados

Variável de Saída



Descrição Estatístisca dos Dados

- count
- unique
- top
- freq
- mean

- std
- min
- 25%
- 50%
- 75%
- max

Gráficos

Figure: Exemplo

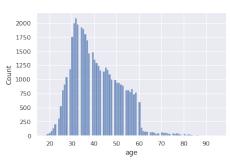
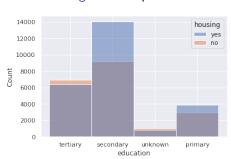


Figure: Exemplo2



Gráficos

Figure: Exemplo 3

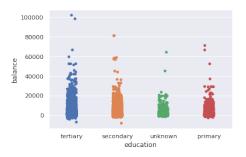
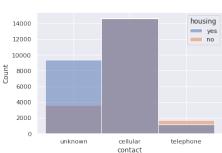


Figure: Exemplo 4



Gráficos

Figure: Exemplo 5

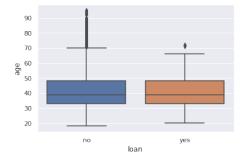
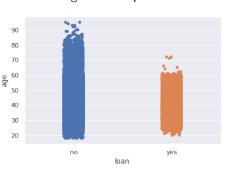
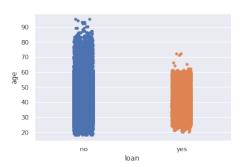


Figure: Exemplo 6



Gráficos

Figure: Exemplo 7



Classificador Ingênuo de Bayes

Definição Formal do Teorema de Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \tag{1}$$

- P(A|B): Probabilidade do evento A ocorrer dado que o evento B ocorreu.
- P(B|A): Probabilidade do evento B ocorrer dado que o evento A ocorreu.
- P(A): Probabilidade do evento A ocorrer
- P(B): Probabilidade do evento B ocorrer.

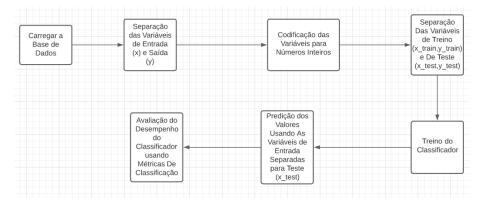
Classificador Ingênuo de Bayes

Tipos de Classificadores Ingênuo de Bayes

- Bayes Ingênuo Gaussiano
- Bayes Ingênuo Categórico

Classificador Ingênuo de Bayes

Sobre o Projeto



Experimentos Iniciais

- Precision
- Accuracy
- Recall Score
- F1 Score

Experimentos Iniciais

	Categórico	Gaussiano
Precision	0.89	0.84
Accuracy	0.89	0.84
Recall Score	0.89	0.84
F1-Score	0.89	0.84

Table: Relatório de Classificação por Label do Classificador Categórico.

_	0	1
Precision	0.93	0.53
Recall Score	0.95	0.43
F1-Score	0.94	0.47

Table: Relatório de Classificação por Label do Classificador Gaussiano

	0	1
Precision	0.89	0.49
Recall Score	1.00	0.03
F1-Score	0.94	0.06

Experimentos Iniciais

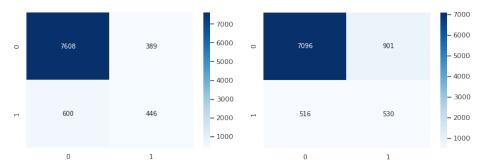


Figure: Confusion Matrix do Classificador Categórico

Figure: Confusion Matrix do Classificador Gaussiano

Usando Apenas a Variável Age para Treino

	Categórico	Gaussiano
Precision	0.88	0.88
Accuracy	0.88	0.88
Recall Score	0.88	0.88
F1-Score	0.88	0.88

Table: Relatório de Classificação por Label do Classificador Categórico.

	0	1
Precision	0.88	0.50
Recall Score	1.00	0.02
F1-Score	0.94	0.04

Table: Relatório de Classificação por Label do Classificador Gaussiano

	0	1
Precision	0.88	0.48
Recall Score	1.00	0.03
F1-Score	0.94	0.05

Usando Apenas a Variável Age para Treino

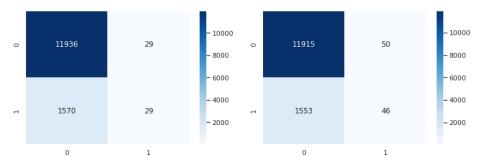


Figure: Confusion Matrix do Classificador Categórico

Figure: Confusion Matrix do Classificador Gaussiano

Usando Apenas Variáveis Numéricas Para Treino

Table: Comparação entre o Classificador Categórico e o Gaussiano

Categórico	Gaussiano
0.89	0.89
0.89	0.89
0.89	0.89
0.89	0.89
	0.89 0.89 0.89

	0	1
Precision	0.89	0.63
Recall Score	0.99	0.11
F1-Score	0.94	0.18

Table: Relatório de Classificação por Label do Classificador Gaussiano

	0	1
Precision	0.91	0.53
Recall Score	0.96	0.32
F1-Score	0.04	0.40 =

Usando Apenas Variáveis Numéricas Para Treino

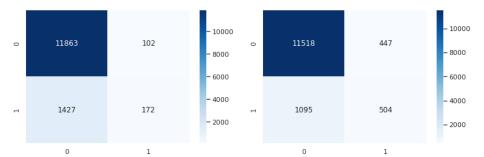


Figure: Confusion Matrix do Classificador Categórico

Figure: Confusion Matrix do Classificador Gaussiano

Subtitulo 1111

Colocar imagem aqui

Categorias exóticas

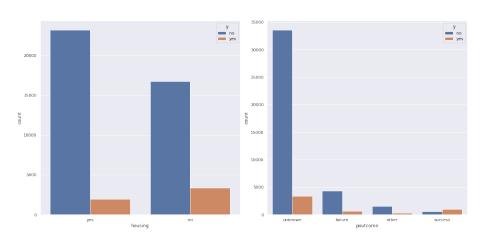


Figure: Categorias mais exóticas

Perfis ideais

Podemos traçar o perfil ideal de um tipo de pessoa que mais aceitaria e o tipo que mais rejeitaria assinar o depósito a prazo.

- Perfil mais receptivo.
- Perfil menos receptivo.

Subtitulo 2222

Outra imagem aqui.