

PROJETO DE ESTATISTICA

Estatística e Probabilidade para Computação

Grupo:

- Gabriel Silva de Oliveira gso
- João Marcos Alcântara Vanderley jmav
- Kennedy Edmito Cunha Melo kecm
- Rafael dos Reis de Labio- rrl3

Professor: Tsang Ing Ren

Centro de Informática - UFPE

TÓPICOS DO PROJETO

- 1. Descrição do tema a ser abordado
- 2. Aplicação deste do tema
- 3. Experimentos para avaliação da técnica
- 4. Análise dos resultados para validar a técnica utilizada
- 5. Conclusão do projeto e considerações finais



DATA SET "Wine Quality"

Utilizamos um dos vários Data sets disponíveis na plataforma do UCI Machine Learning, o nosso trata sobre Vinhos e suas carterísticas

Qual tópico é abordado?

O tópico apresentado e tratado será o uso do classificado do naive bayes para a previsão e classificação da qualidade de vinhos

Qual o problema é abordado?

O problema é conseguir desenvolver o nosso algoritmo para fazer com que nosso ele determine a qualidade de um Vinho

Como será a aplicação?

A partir do database, vamos classificar os vinhos por meio de suas caracterisiticas fisico-quimicas advindas de seus atributos, que são dados pelo data-set. E com isso, conseguiremos prever a qualidade do vinho a partir desses dados fornecidos e treinados

APLICAÇÃO DO TEMA

UTILIZAREMOS 12 ATRIBUTOS PARA IMPLEMENTAR OS CÓDIGOS

Atributos utilizados:

- Acidez fixa
- Volatilidade do ácido
- Ácido cítrico
- Açúcar residual
- Cloretos
- Dióxido de enxofre livre
- Dióxido de enxofre total
- Densidade
- PH
- Sulfatos
- Álcool
- Qualidade(entre 0-10)

Como será feito a implementação?

A implementação do naive bayes vai ser feita a partir do uso da biblioteca scikit learn em paralelo ao tratamento de dados, realizado com as outras bibs.

Quanto tempo vai durar a implementação?

0.004 segundos.

Todos os pontos do métodos são entendidos?

Sim, todas as funções ultilizadas, foram premeditadas a partir de um passo a passo para poder retirar a melhor eficiencia do algoritmo naive bayes.

Tecnica ultilizada:

Modelo de bayes

Base original

História do crédito	Dívida	Garantias	Renda anual	Risco
Ruim	Alta	Nenhuma	< 15.000	Alto
Desconhecida	Alta	Nenhuma	>= 15.000 a <= 35.000	Alto
Desconhecida	Baixa	Nenhuma	>= 15.000 a <= 35.000	Moderado
Desconhecida	Baixa	Nenhuma	> 35.000	Alto
Desconhecida	Baixa	Nenhuma	> 35.000	Baixo
Desconhecida	Baixa	Adequada	> 35.000	Baixo
Ruim	Baixa	Nenhuma	< 15.000	Alto
Ruim	Baixa	Adequada	> 35.000	Moderado
Boa	Baixa	Nenhuma	> 35.000	Baixo
Boa	Alta	Adequada	> 35.000	Baixo
Boa	Alta	Nenhuma	< 15.000	Alto
Boa	Alta	Nenhuma	>= 15.000 a <= 35.000	Moderado
Boa	Alta	Nenhuma	> 35.0000	Baixo
Ruim	Alta	Nenhuma	>= 15.000 a <= 35.000	Alto

Treinamento

Naive Bayes

	Hist	ória do cr	édito	Dív	ida	Gara	ntias	Renda anual			
Risco de crédito	Boa 5	Desconhecida 5	Ruim 4	Alta 7	Baixa 7	Nenhuma 11	Adequada 3	< 15000 3	>= 15000 <= 35000 4	> 35000 7	
Alto 6/14	1/6	2/6	3/6	4/6	2/6	6/6	0	3/6	2/6	1/6	
Moderado 3/14	1/3	1/3	1/3	1/3	2/3	2/3	1/3	0	2/3	1/3	
Baixo 5/14	3/5	2/5	0	2/5	3/5	3/5	2/5	0	0	5/5	

Teste (consulta)

	Hi	História do crédito			Dívida Garantias				enda anu	al			
Risco de crédito	Boa 5	Desconhecida 5	Ruim 4	Alta 7	Baixa 7	Nenhuma 11	Adequada 3	< 15 3	>= 15 <= 35 4	> 35 7	História = Boa Dívida = Alta Garantias = Nenhuma Renda = > 35		
Alto 6/14	1/6	2/6	3/6	4/6	2/6	6/6	0	3/6	2/6	1/6	Soma: 0,0079 + 0,0052 + 0,0514 = 0,0645		
Moderado 3/14	1/3	1/3	1/3	1/3	2/3	2/3	1/3	0	2/3	1/3			
Baixo 5/14	3/5	2/5	0	2/5	3/5	3/5	2/5	0	0	5/5			
	-	1/6 * 4/6 *	6/6 * 1/				* 1/3 * 1/	3 * 2/3 *	-		= 5/14 * 3/5 * 2/5 * 3/5 * 5/5		
P(Alto) =			100 - 12			o) = 0,005 o) = 0,005		* 100 -			= 0,0514 = 0,0514 / 0,0645 * 100 = 79,68 %		

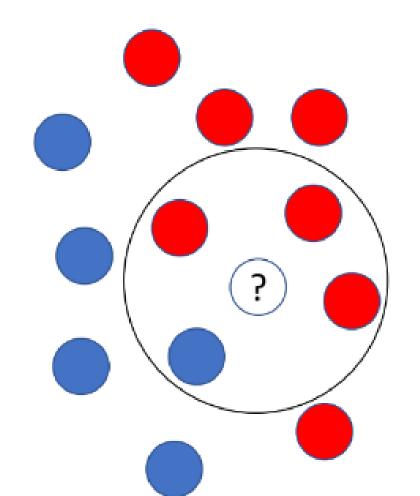
	História do crédito			Dív	ida	Gara	Garantias		Renda anu	al			
isco de rédito	Boa 5	Desconhecida 5	Ruim 4	Alta 7	Baixa 7	Nenhuma 11	Adequada 3	< 15 3	>= 15 <= 35 4	> 35 7	História = Ruim Dívida = Alta Garantias = Adequada Renda = < 15		
Alto 6/14	1/6	2/6	3/6	4/6	2/6	6/6	0	3/6	2/6	1/6	Correção Laplaciana		
oderado 3/14	1/3	1/3	1/3	1/3	2/3	2/3	1/3	0	2/3	1/3			
Baixo 5/14	3/5	2/5	0	2/5	3/5	3/5	2/5	0	0	5/5			
	- 6/1/1 *	· 3/6 * 4/6 *	* n * 2/6	P/N	Anderad:	o) = 3/14	* 1/2 * 1/	2 * 1/2 *	* 0	P(Baixo) :	= 5/14 * 0 * 2/5 * 2/5 * 0		

P(Alto) = 6/14 * 3/6 * 4/6 * 0 * 3/6 P(Moderado) = 3/14 * 1/3 * 1/3 * 1/3 * 0 P(Baixo) = 5/14 * 0 * 2/5 * 2/5 * 0

$$P(vermelho) = 7 / 12$$

Probabilidades apriori

$$P(azul) = 5 / 12$$



$$P'(vermelho) = 3 / 7$$

$$P'(azul) = 1 / 5$$

Probabilidades posteori

$$P''(vermelho) = 7 / 12 * 3 / 7 = 21 / 84 = 0,25$$

$$P''(azul) = 5 / 12 * 1 / 5 = 5 / 60 = 0.08$$

Vantagens x desvantagens

- Vantagens
 - Rápido
 - Simplicidade de interpretação
 - Trabalha com altas dimensões
 - Boas previsões em bases pequenas
- Desvantagem
 - Combinação de características (atributos independentes) cada par de características são independentes – nem sempre é verdade

Qual protocolo será utilizado nos experimentos?

- Analise exploratória dos dados(graficos,tabelas)
- Tratamentos de dados (Checagem da presença de valores nulos, dentre outros pontos)
- Normalização dos dados
- Aplicação no algoritmo do Naive Bayes
- Test.

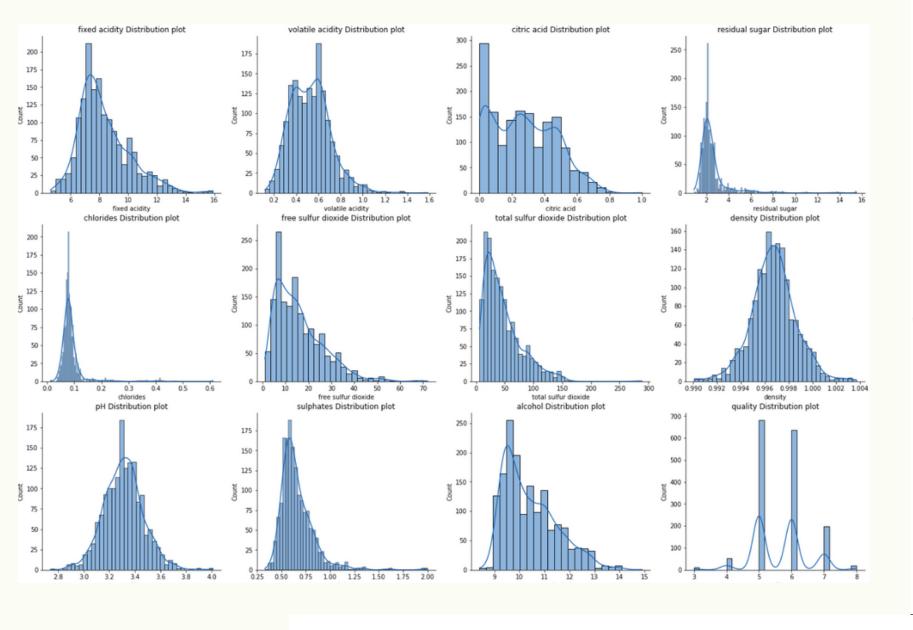
Divisão da base de treinamento e teste:

80% para treino e 20% para testes

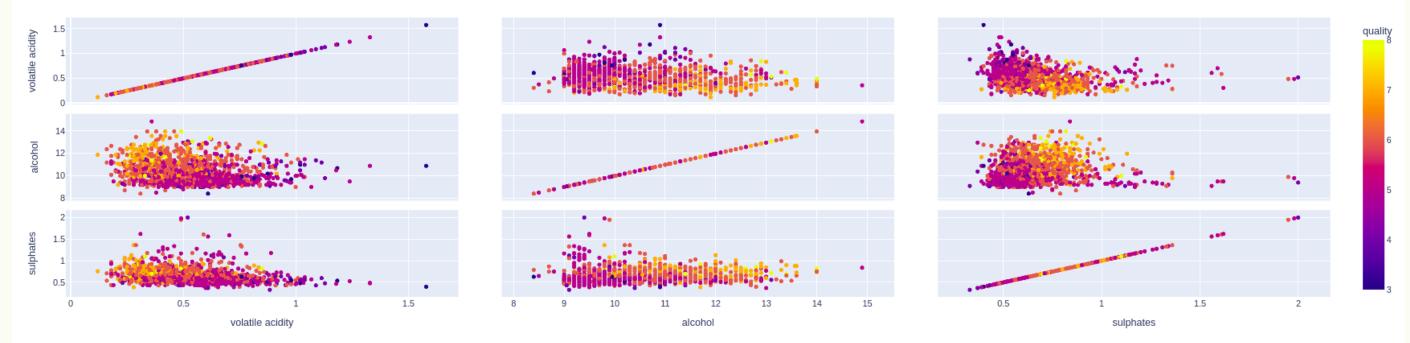
Quais são os limites computacionais para o experimento?

• Dataset muito grande poderia não caber na memória ram e dificultaria o processamento dos dados.

Mapa de calor demonstrando correlação entre as variáveis



													_	-1.0
fixed acidity -	1.00	-0.23	0.63	0.22	0.27	-0.17	-0.06	0.64	-0.70	0.18	-0.10	0.03		
volatile acidity -	-0.23	1.00	-0.58	0.05	0.11	0.00	0.07	-0.03	0.19	-0.26	-0.15	-0.24		- 0.8
citric acid -	0.63	-0.58	1.00	0.15	0.14	-0.06	0.06	0.39	-0.51	0.28	0.03	0.08		- 0.6
residual sugar -	0.22	0.05	0.15	1.00	0.21	0.11	0.20	0.45	-0.08	0.04	0.08	-0.01		
chlorides -	0.27	0.11	0.14	0.21	1.00	0.01	0.15	0.37	-0.26	0.07	-0.25	-0.14		- 0.4
free sulfur dioxide -	-0.17	0.00	-0.06	0.11	0.01	1.00	0.77	-0.06	0.11	0.05	-0.05	-0.05		- 0.2
total sulfur dioxide -	-0.06	0.07	0.06	0.20	0.15	0.77	1.00	0.11	-0.04	0.01	-0.24	-0.19		
density -	0.64	-0.03	0.39	0.45	0.37	-0.06	0.11	1.00	-0.31	0.21	-0.42	-0.14		- 0.0
pH -	-0.70	0.19	-0.51	-0.08	-0.26	0.11	-0.04	-0.31	1.00	-0.05	0.21	0.04		0.2
sulphates -	0.18	-0.26	0.28	0.04	0.07	0.05	0.01	0.21	-0.05	1.00	0.14	0.26		0.4
alcohol -	-0.10	-0.15	0.03	0.08	-0.25	-0.05	-0.24	-0.42	0.21	0.14	1.00	0.38		0.4
quality -	0.03	-0.24	0.08	-0.01	-0.14	-0.05	-0.19	-0.14	0.04	0.26	0.38	1.00		0.6
	fixed acidity -	volatile acidity -	citric acid -	residual sugar –	chlorides -	free sulfur dioxide -	total sulfur dioxide -	density -	¥	sulphates -	alcohol -	quality -		_



Os experimentos comprovam a hipótese?

Sim. Conseguimos treinar o algoritmo para prever a qualidade do vinho.

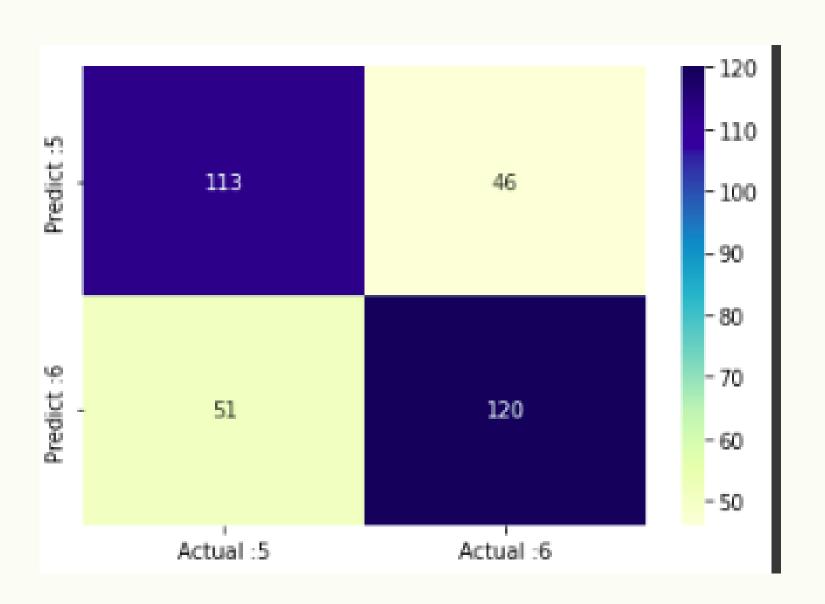
Quais conclusões podem ser obtidas a partir destes experimentos? Dos dados? Das técnicas?

Que Naive Bayes foi efetivo para a classificação do dataset, é necessário o tratamento de dados para se ter um modelo com melhor desempenho

Com os resultados é possível fazer alguma previsão acerca do sistema avaliado?

Sim, é possível.

```
[ ] y_pred_train = gnb.predict(X_train);
[ ] print('Training-set accuracy score: {0:0.4f}'. format(accuracy_score(y_train, y_pred_train)))
    Training-set accuracy score: 0.6977
```



```
[ ] y_pred = gnb.predict(X_test)

Fazemos a acurácia para ver o rendimento do algorítmo com os casos testes

[ ] from sklearn.metrics import accuracy_score
    print('Model accuracy score: {0:0.4f}'. format(accuracy_score(y_test, y_pred)))
    Model accuracy score: 0.7061
```

• Descrição do projeto

Escolhemos o dataset Wine Quality para trabalhar por conta da grande quantidade de atributos dentre outros pontos.

Avaliação do projeto

O projeto se mostrou de forma positiva, visto que, tornou possivel a aplicação de diversos tópicos estudados durante o curso de estatistica.

• Aprendizados e resultados

Tivemos resultados bons, porem, a acuracia foi satisfatória, ficou entre 70% de acerto.

Temos algumas hiposteses,como as classses ultilizadas para o treino, possuiam notas proximas, por conta disso, acreditamos que levou a classificação ter um desempenho menor.