

✓ **Bibliotecas

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import numpy as np
import warnings
from copy import deepcopy as cp
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, OneHotEncoder
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV, StratifiedKFold, train_test_split
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, plot_tree
from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV
from sklearn.metrics import (
    accuracy_score,
    precision_score,
    recall_score,
    f1_score,
    classification_report,
    confusion_matrix,
    roc_curve,
    auc,
    RocCurveDisplay
)
warnings.filterwarnings("ignore")
sns.set_style("ticks")
sns.set_context("paper")
```

Para as questões 2-5 usaremos apenas os vinhos do tipo "branco".

2 - Faça o download da base - esta é uma base real, apresentada no artigo: P. Cortez, A. Cerdeira, F. Almeida, T. Matos and J. Reis. Modeling wine preferences by data mining from physicochemical properties. In Decision Support Systems, Elsevier, 47(4):547-553, 2009.

Ela possui uma variável denominada "quality", uma nota de 0 a 10 que denota a qualidade do vinho. Crie uma nova variável, chamada "opinion" que será uma variável categórica igual à 0, quando quality for menor e igual à 5. O valor será 1, caso contrário. Desconsidere a variável quality para o restante da análise.

```
df = pd.read_csv('Dados/winequalityN.csv')
df.head()
```

	type	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH	sulphates
0	white	7.0	0.27	0.36	20.7	0.045	45.0	170.0	1.0010	3.00	0.45
1	white	6.3	0.30	0.34	1.6	0.049	14.0	132.0	0.9940	3.30	0.49
2	white	8.1	0.28	0.40	6.9	0.050	30.0	97.0	0.9951	3.26	0.50
3	white	7.2	0.23	0.32	8.5	0.058	47.0	186.0	0.9956	3.19	0.49

```
df_white = df[df.type=="white"].copy().drop(columns= "type")
df_white.head()
```

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH	sulphates
0	7.0	0.27	0.36	20.7	0.045	45.0	170.0	1.0010	3.00	0.45
1	6.3	0.30	0.34	1.6	0.049	14.0	132.0	0.9940	3.30	0.49
2	8.1	0.28	0.40	6.9	0.050	30.0	97.0	0.9951	3.26	0.50
3	7.2	0.23	0.32	8.5	0.058	47.0	186.0	0.9956	3.19	0.49

```
df_white.shape
```

```
(4898, 12)
```

```
df_white['opinion'] = (df_white['quality'] > 5).astype(int)
df_white.drop(columns='quality', inplace=True)
```

```
df_white
```

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH
0	7.0	0.27	0.36	20.7	0.045	45.0	170.0	1.00100	3.00
1	6.3	0.30	0.34	1.6	0.049	14.0	132.0	0.99400	3.30

3 - Descreva as variáveis presentes na base. Quais são as variáveis? Quais são os tipos de variáveis (discreta, categórica, contínua)? Quais são as médias e desvios padrões?

```
df_white.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 4898 entries, 0 to 4897
Data columns (total 12 columns):
 #   Column           Non-Null Count  Dtype  
--- 
 0   fixed acidity    4890 non-null   float64
 1   volatile acidity 4891 non-null   float64
 2   citric acid      4896 non-null   float64
 3   residual sugar   4896 non-null   float64
 4   chlorides        4896 non-null   float64
 5   free sulfur dioxide 4898 non-null   float64
 6   total sulfur dioxide 4898 non-null   float64
 7   density          4898 non-null   float64
 8   pH               4891 non-null   float64
 9   sulphates        4896 non-null   float64
 10  alcohol          4898 non-null   float64
 11  opinion          4898 non-null   int32  
dtypes: float64(11), int32(1)
memory usage: 478.3 KB
```

```
df_white = df_white.drop_duplicates().reset_index(drop=True)
```

```
#Verificando dados Nulos em forma Grafica.
sns.heatmap(df_white.isna().T, vmin=0, vmax=1,cmap='seismic')
plt.show
```

```
<function matplotlib.pyplot.show(close=None, block=None)>
```



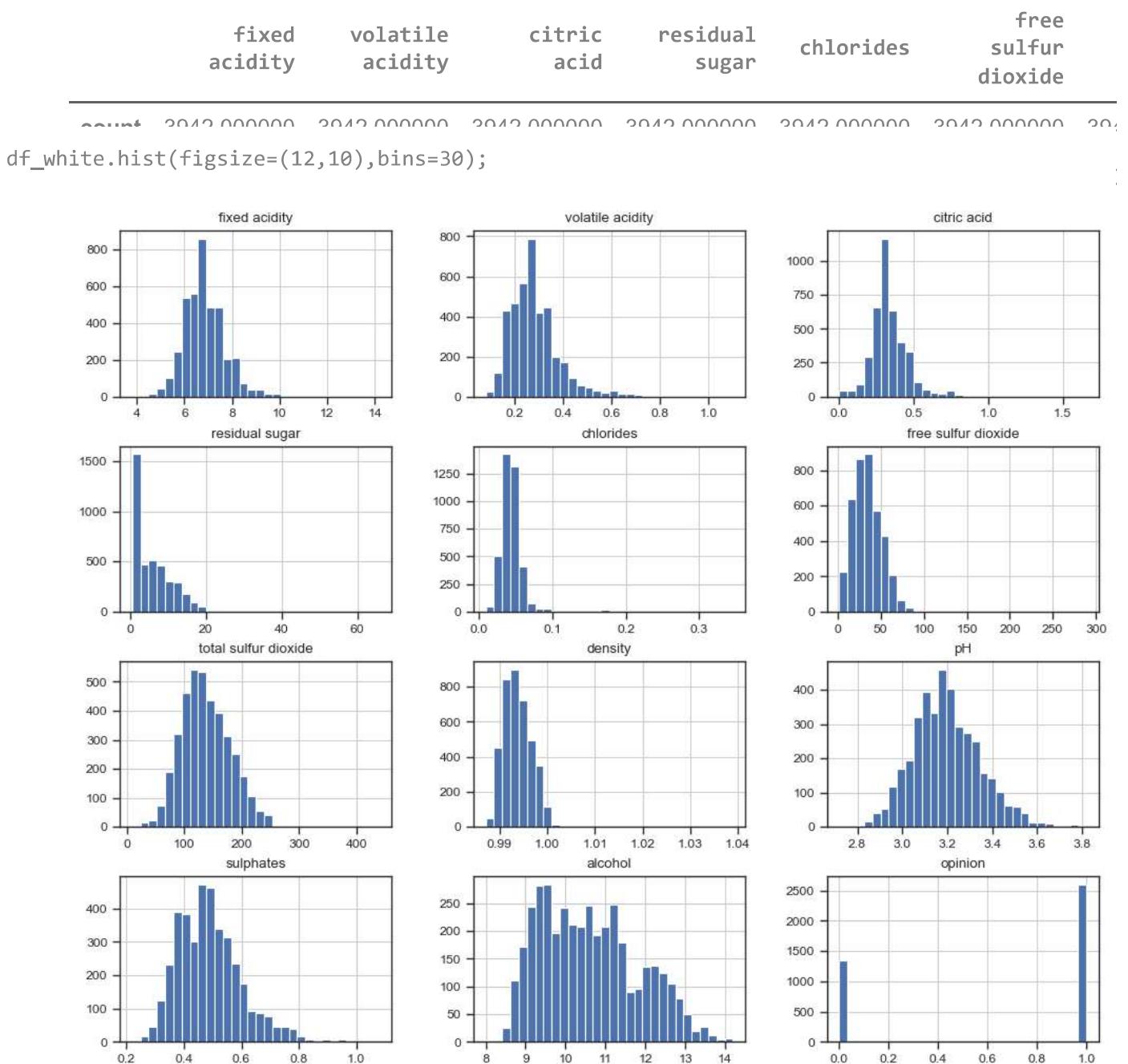
Existem dados nulos no Data Frame que devem ser excluídos, por falta de informações do #não vou imputar média, mediana ou qualquer outro artifício para preenchimento dos dados

```
df_white = df_white.dropna()
df_white = df_white.reset_index(drop=True)
```

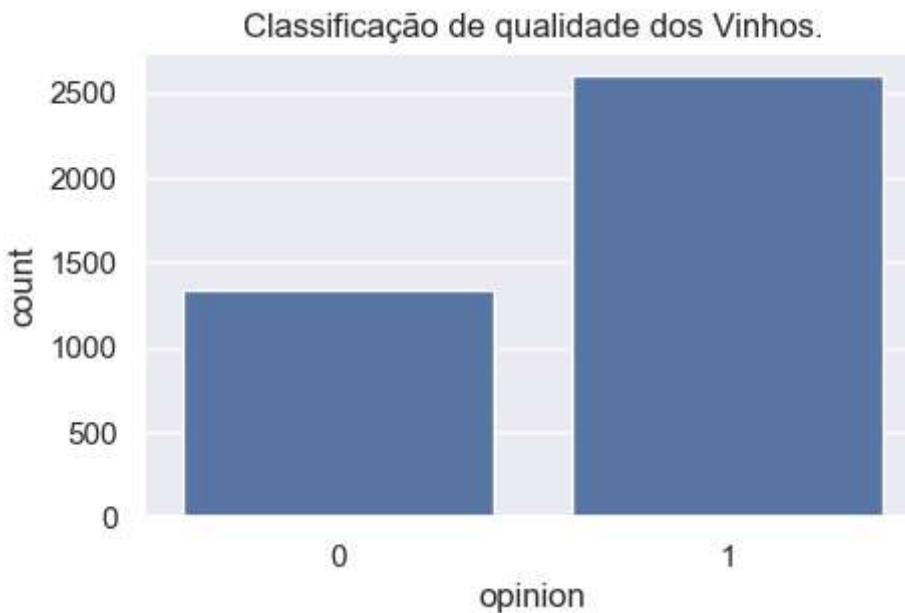
```
df_white
```

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH
0	7.0	0.27	0.36	20.7	0.045	45.0	170.0	1.00100	3.00
1	6.3	0.30	0.34	1.6	0.049	14.0	132.0	0.99400	3.30
2	8.1	0.28	0.40	6.9	0.050	30.0	97.0	0.99510	3.26
3	7.2	0.23	0.32	8.5	0.058	47.0	186.0	0.99560	3.19
4	6.2	0.32	0.16	7.0	0.045	30.0	136.0	0.99490	3.18
...
3937	5.7	0.21	0.32	0.9	0.038	38.0	121.0	0.99074	3.24
3938	6.2	0.21	0.29	1.6	0.039	24.0	92.0	0.99114	3.27
3939	6.6	0.32	0.36	8.0	0.047	57.0	168.0	0.99490	3.15
3940	5.5	0.29	0.30	1.1	0.022	20.0	110.0	0.98869	3.34
3941	6.9	0.21	0.28	0.9	0.020	32.0	99.0	0.99044	3.26

```
df_white.describe()
```



```
plt.figure(figsize=(5,3))
sns.set(font_scale = 1)
plt.title('Classificação de qualidade dos Vinhos.')
sns.countplot(x=(df_white['opinion']));
```

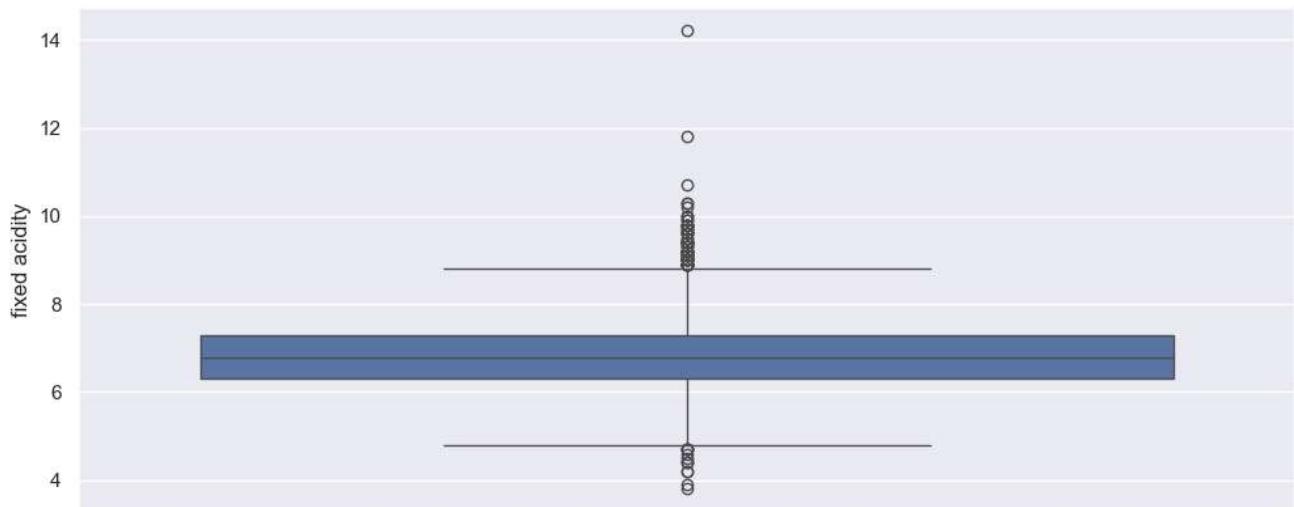


A presença de Outliers pode afetar o valor da média devido à sensibilidade dessa medida estatística a valores extremos. A média é calculada somando todos os

- ✓ valores e dividindo pelo número de observações. Quando há outliers no conjunto de dados, esses valores extremos podem ter impacto significativo na soma total e, consequentemente na média.

Em contraste, medidas estatísticas robustas, como a mediana e o intervalo interquartil (IQR), são menos afetadas por outliers. A mediana é o valor central de um conjunto de dados ordenado, e o IQR é baseado nos quartis, que dividem os dados em partes iguais. Essas medidas são mais robustas porque não dependem diretamente de cada valor individual, tornando-as menos suscetíveis a influências de outliers. Portanto, em análises de dados, é comum considerar não apenas a média, mas também medidas mais robustas, especialmente quando outliers podem estar presentes

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['fixed acidity'])
plt.show()
```



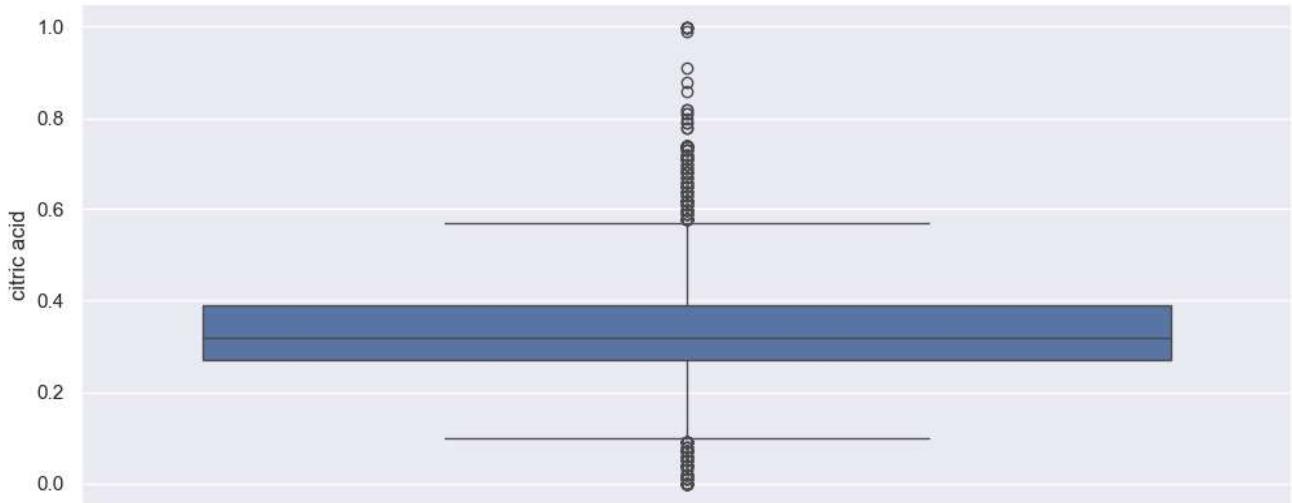
Segundo Site diario da repulblica, [LINK](#) A Acidez miníma é estipulado em 3,8gramas por litro, quanto maior for a Acidez melhor qualidade tem o vinho. com basse nessas informações, não é preciso fazer a remoção de outliers.

Ácido L(+)-tartárico ($\text{COOH}-(\text{CHOH})_2-\text{COOH}$) é o ácido orgânico mais forte daqueles presentes na uva, por isso é de grande importância no pH, características organolépticas, equilíbrio ácido-base, nuance de cor e índice de maturação. Ele determinado principalmente em mostos e vinhos, pois representa aproximadamente de 50 a 70% da acidez total dependendo da casta e do seu estado de conservação maturidade. Seu conteúdo pode variar entre 2 e 6 g/L dependendo da estação do ano, a região, a uva ou o mosto.

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['citric acid'])
plt.show()
```

```
df_white = df_white.drop(index=df_white[df_white['citric acid'] > 1].index);
```

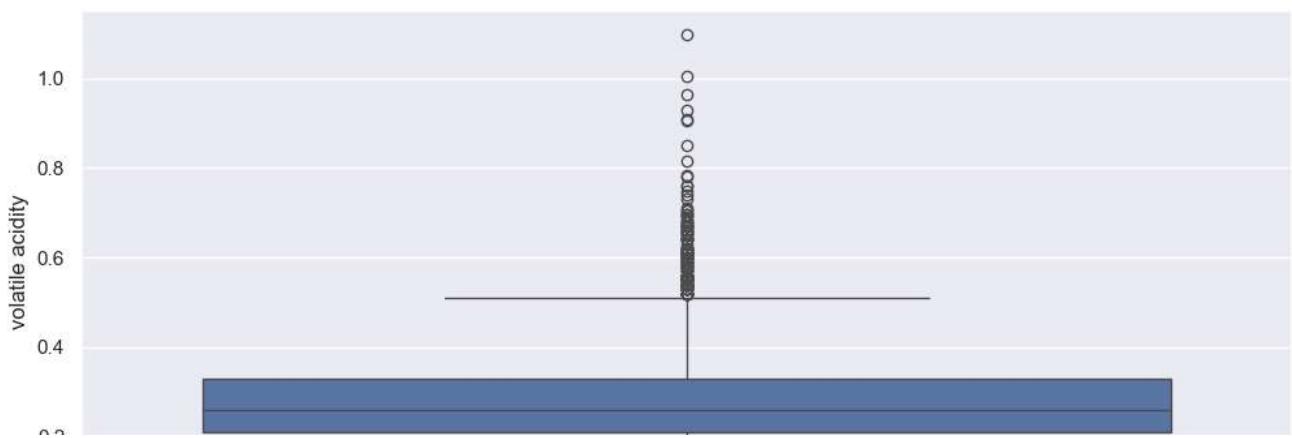
```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['citric acid'])
plt.show()
```



Segundo site de Portugal, [LINK](#) referencia em fabricação de vinhos, os valores para acido cítrico não deve ultrapassar 1 g/litro.

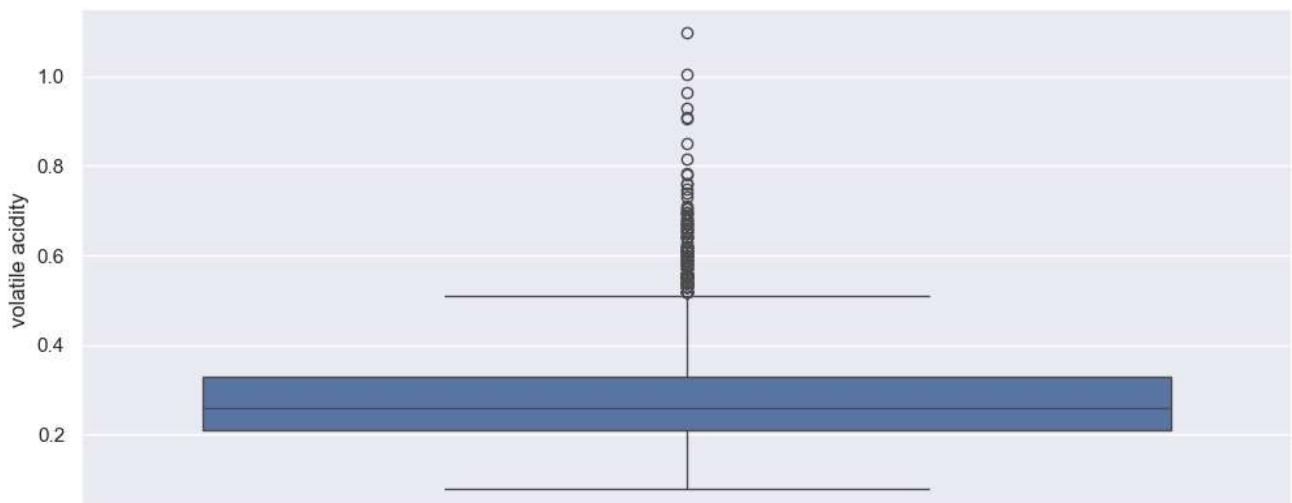
Fizemos a exclusão dos outliers para melhor classificação dos dados, assim obtemos melhores informações.

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['volatile acidity'])
plt.show()
```



```
df_white = df_white.drop(index=df_white[df_white['volatile acidity'] > 1.2].index)
```

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['volatile acidity'])
plt.show()
```

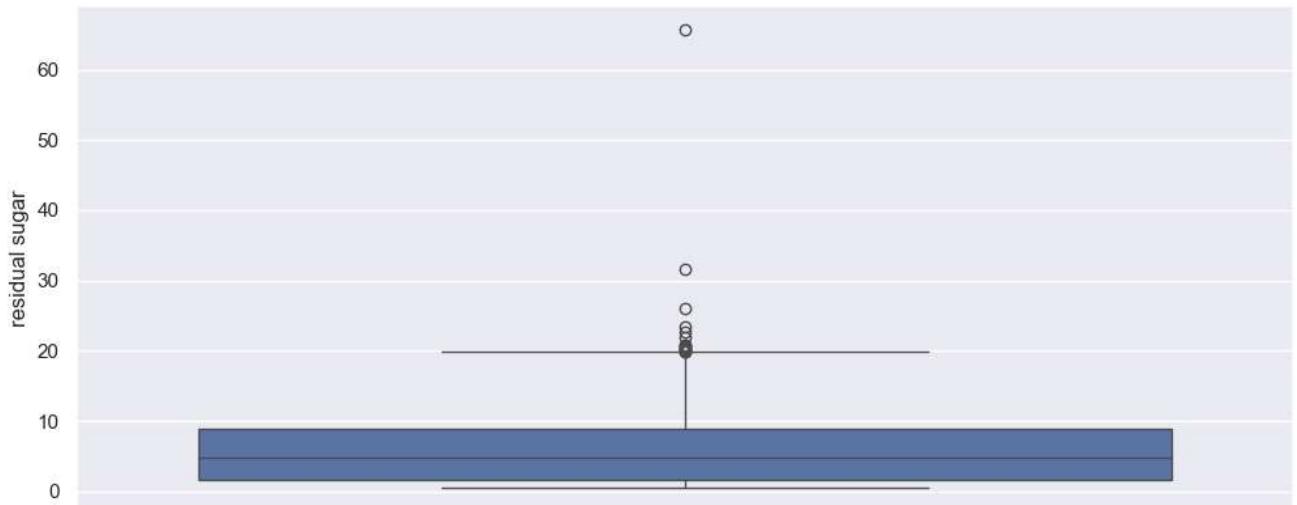


Conforme analisamos as informações no site Portugues (Diario da Repúblca), por seu um País referencia na fabricação de vinhos. [LINK](#) A Acidez volátil corrigida máxima (expressa em ácido acético) - 1,2 g por litro.

Abaixo mais informações referente à Acidez Volátil. Usando a definição usada pelo autor Jamie Goode, acidez volátil é relacionada com a formação de ácido acético e compostos relacionados no vinho, por conta da ação de bactérias durante o processo de vinificação. Se você relacionou a expressão ácido acético com vinagre, já está no caminho certo. No fundo, um vinagre de vinho poderia ser descrito de forma simplista como um vinho sem álcool e com elevados níveis de acidez volátil.

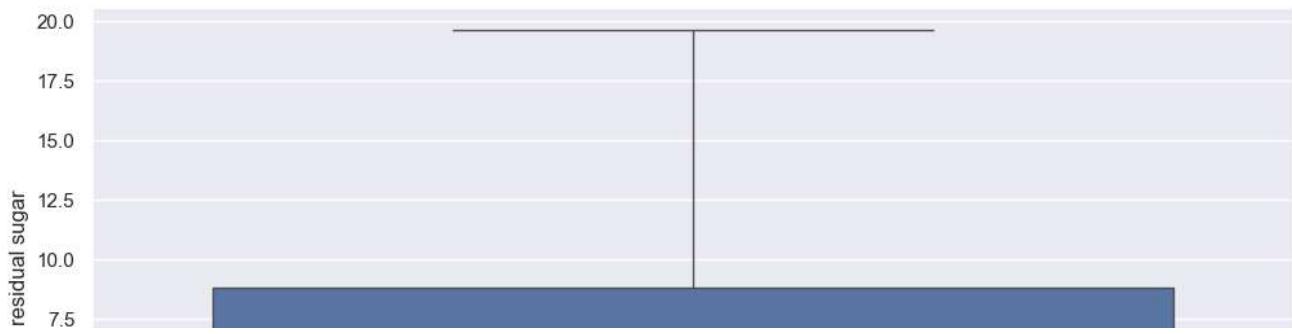
Dois gêneros de bactérias são as principais responsáveis pela formação da acidez volátil: Acetobacter e Gluconobacter. Todos os vinhos têm algum nível de acidez volátil, a questão principal é saber se ela está acima ou abaixo do nosso nível de percepção. A maioria dos vinhos tem níveis de ácido acético entre 0,3 e 0,5 gramas por litro. Deste patamar, geralmente as leveduras contribuem com 0,1 g/L e as bactérias com 0,2 a 0,4 g/L.[LINK](#)

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['residual sugar'])
plt.show()
```



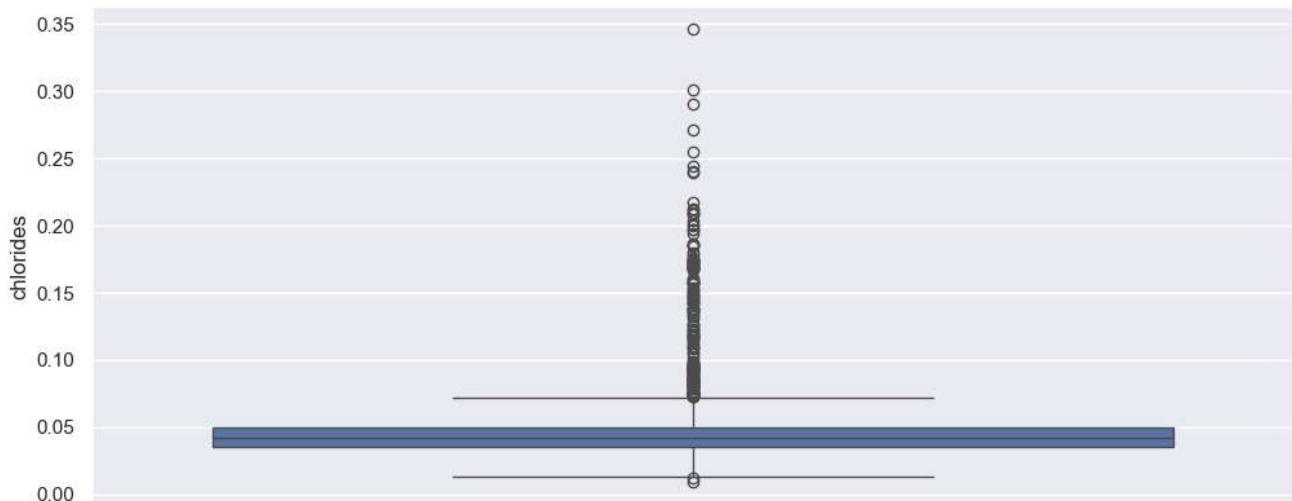
```
df_white = df_white.drop(index=df_white[df_white['residual sugar'] > 19.78].index)
```

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['residual sugar'])
plt.show()
```



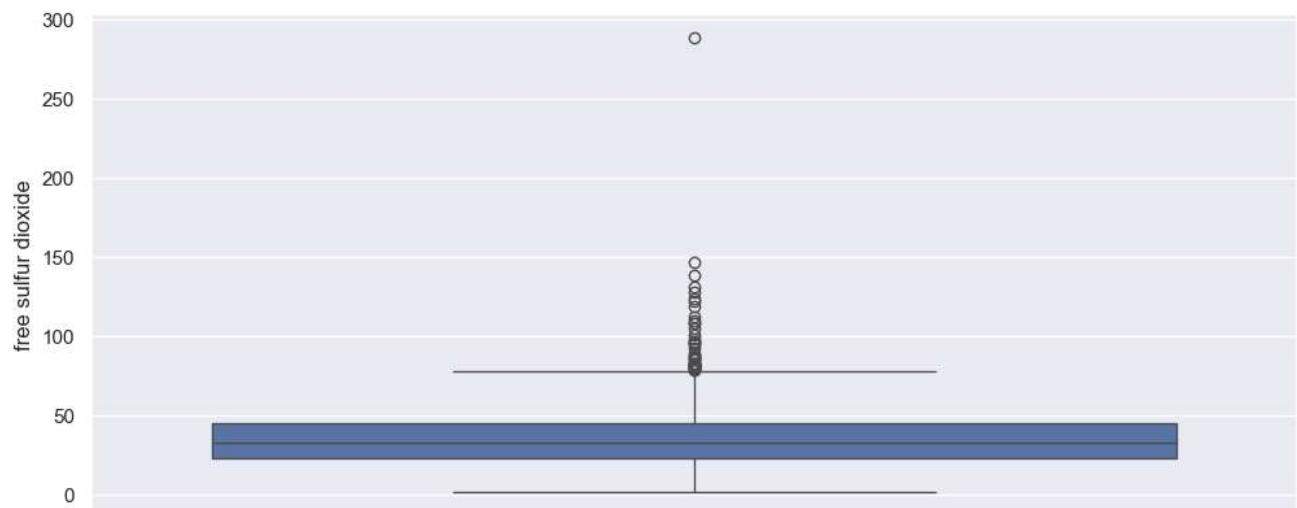
Por default utilizamos a constante para outlier 1.5, porem usarei a constante no valor de 3.0 tratando as variaveis como outlier extremos, (FAVERO, MANUAL DE ANALISE DE DADOS, 53.)

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['chlorides'])
plt.show()
```



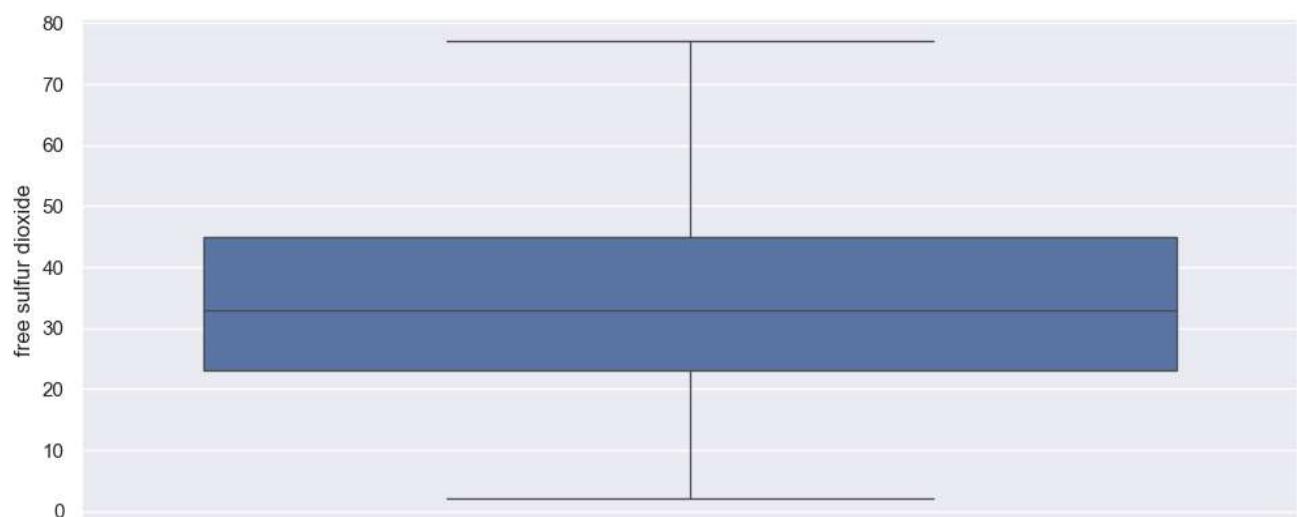
Cloreto (expressos em cloreto de sódio) - não superiores a 1 g por litro. [LINK](#)

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['free sulfur dioxide'])
plt.show()
```



```
df_white = df_white.drop(index=df_white[df_white['free sulfur dioxide'] > 77].index)
```

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['free sulfur dioxide'])
plt.show()
```



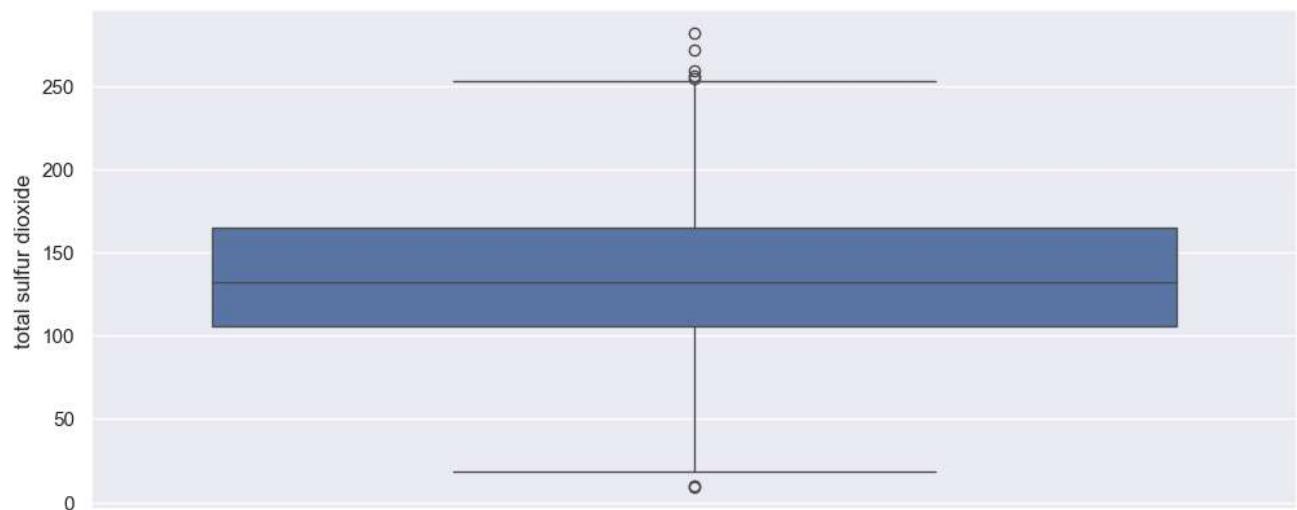
Anidrido sulfuroso livre - não superior a 70 mg por litro, com tolerância de 10 por cento. [LINK](#)

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['total sulfur dioxide'])
plt.show()
```



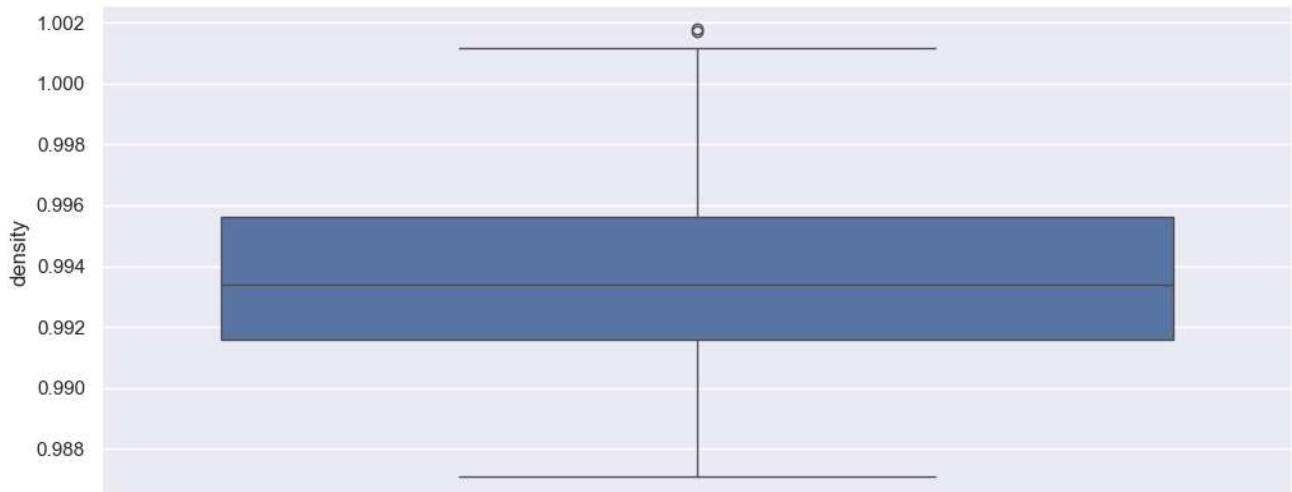
```
df_white = df_white.drop(index=df_white[df_white['total sulfur dioxide'] > 300].index)
```

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['total sulfur dioxide'])
plt.show()
```



Anidrido sulfuroso total - não superior a 300 mg por litro para os vinhos brancos, [LINK](#)

```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['density'])
plt.show()
```

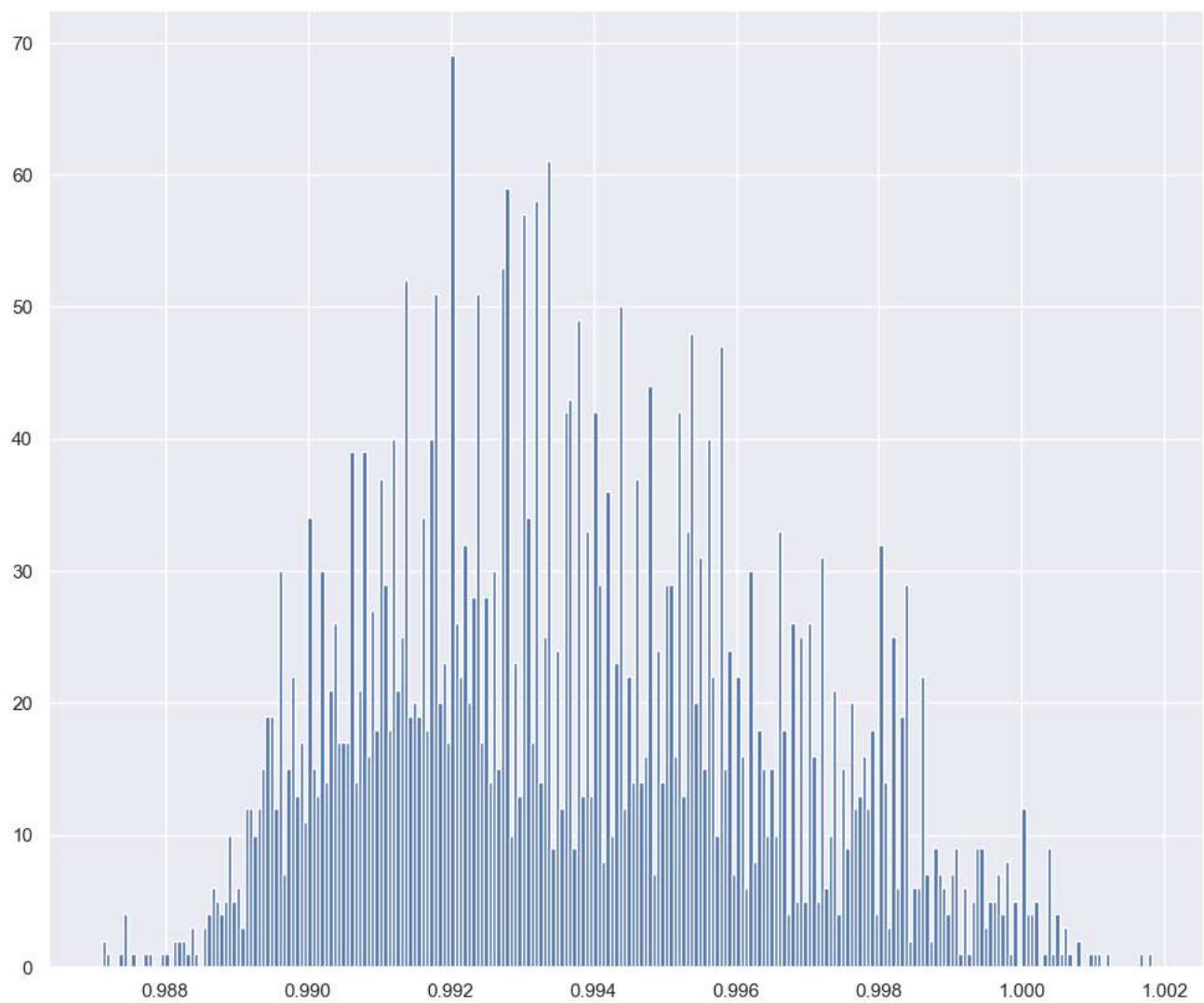


La densidad relativa a 20 °C se obtiene multiplicando la masa volúmica por el factor 1,0018. Se expresa con cuatro decimales y es adimensional. Los valores habituales de la masa volúmica a 20 °C para cada tipo de muestra son:

-Vino blanco seco: 0,9880-0,9930 g/mL.[LINK](#)

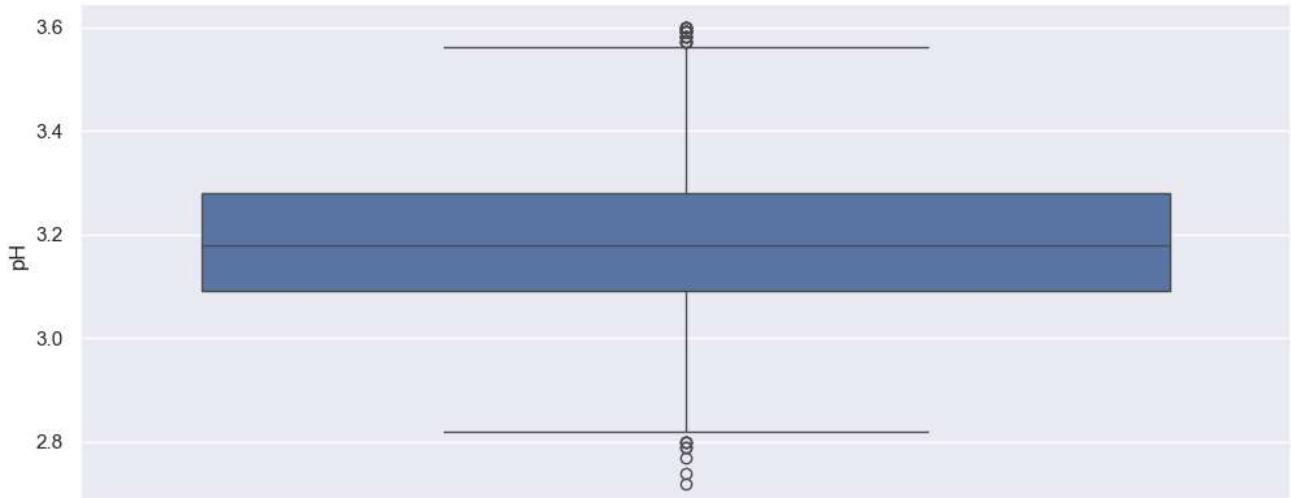
DIARIO OFICIAL DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS. Reglamento (CEE) N° 2676/90 de la Comisión de 17 de septiembre de 1990 por el que se determinan los métodos de análisis comunitarios aplicables en el sector del vino. 3-14 (1990).

```
df_white['density'].hist(figsize=(12,10),bins=250);
```



```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['pH'])
plt.show()
```

```
3.8  
df_white = df_white.drop(index=df_white[df_white['pH'] > 3.6].index)  
3.6  
  
plt.figure(figsize=(12,5))  
sns.boxplot(df_white['pH'])  
plt.show()
```



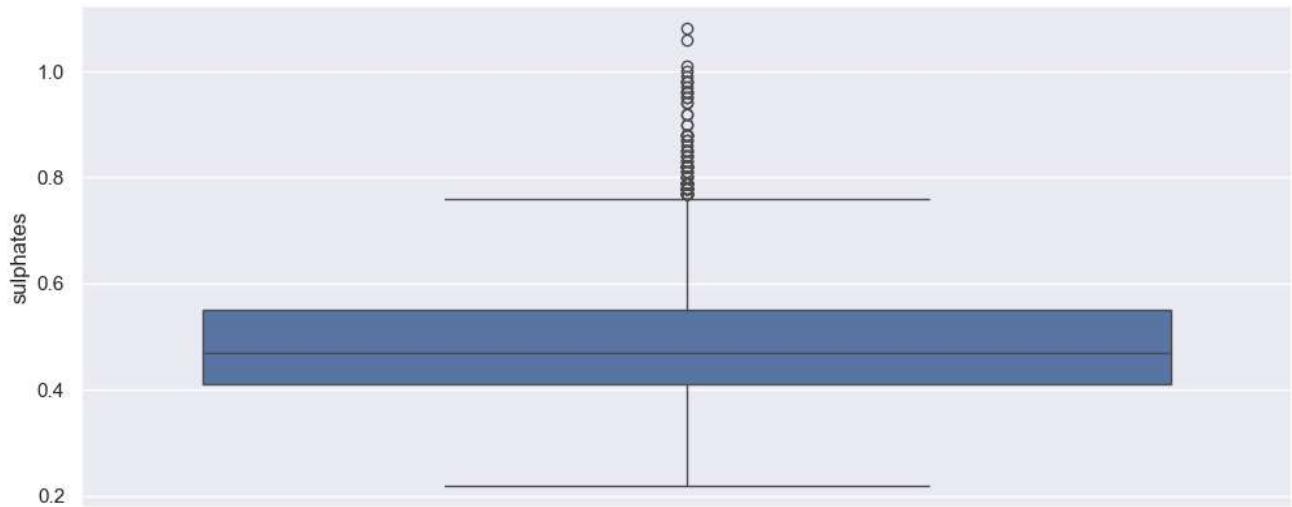
O pH corresponde à concentração de hidrogênio iônico proveniente dos ácidos orgânicos, além da concentração de potássio, representando a acidez real do vinho (GABAS et al., 1994; RIZZON & MIELE, 2002).

Em condições normais, o pH sofre um aumento numérico durante as diversas etapas de elaboração do vinho. Esse aumento está relacionado com a diminuição dos teores de ácido tartárico em função da precipitação de tartarato ácido de potássio e de tartarato de cálcio, provocado pelo álcool e pela ação física do frio (MANFROI et al., 2006). Entretanto, principalmente no caso dos vinhos tintos, também é notória uma pequena redução do pH após a conclusão da fermentação malolática.

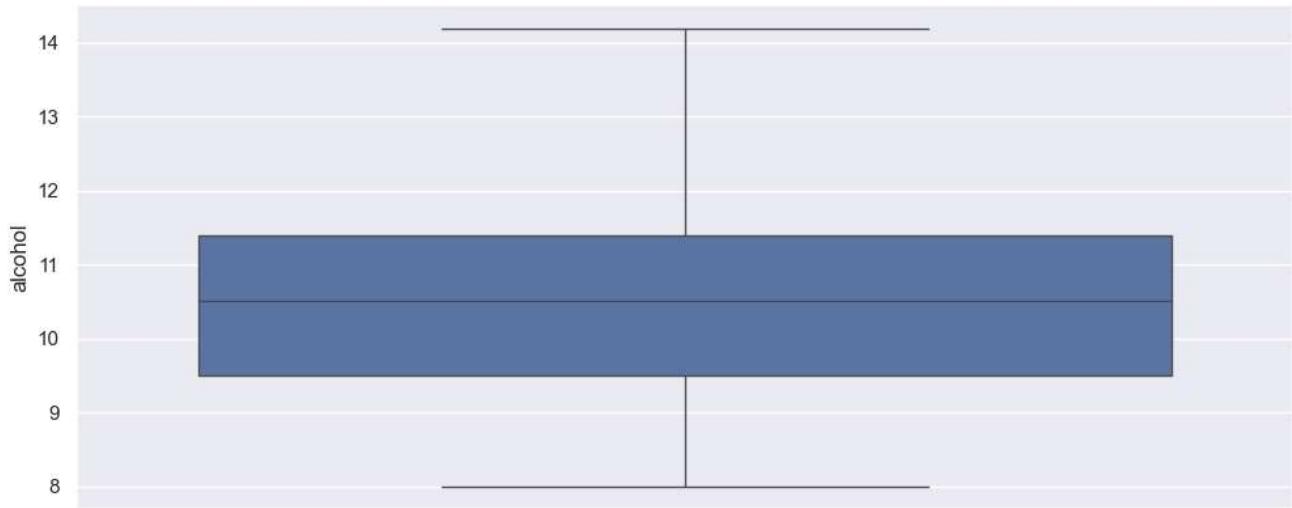
A avaliação desse parâmetro é importante pelo seu efeito na cor, no sabor e na proporção entre SO₂ livre e combinado. Para que o vinho atinja níveis satisfatórios destas características, o pH deve ficar entre 3,1 e 3,6 (AMERINE & OUGH, 1976) [LINK](#).

Estes valores são considerados adequados, tendo em vista que os brancos devem possuir um pH mais baixo para preservar o seu frescor característico e favorecer a preservação dos aromas.

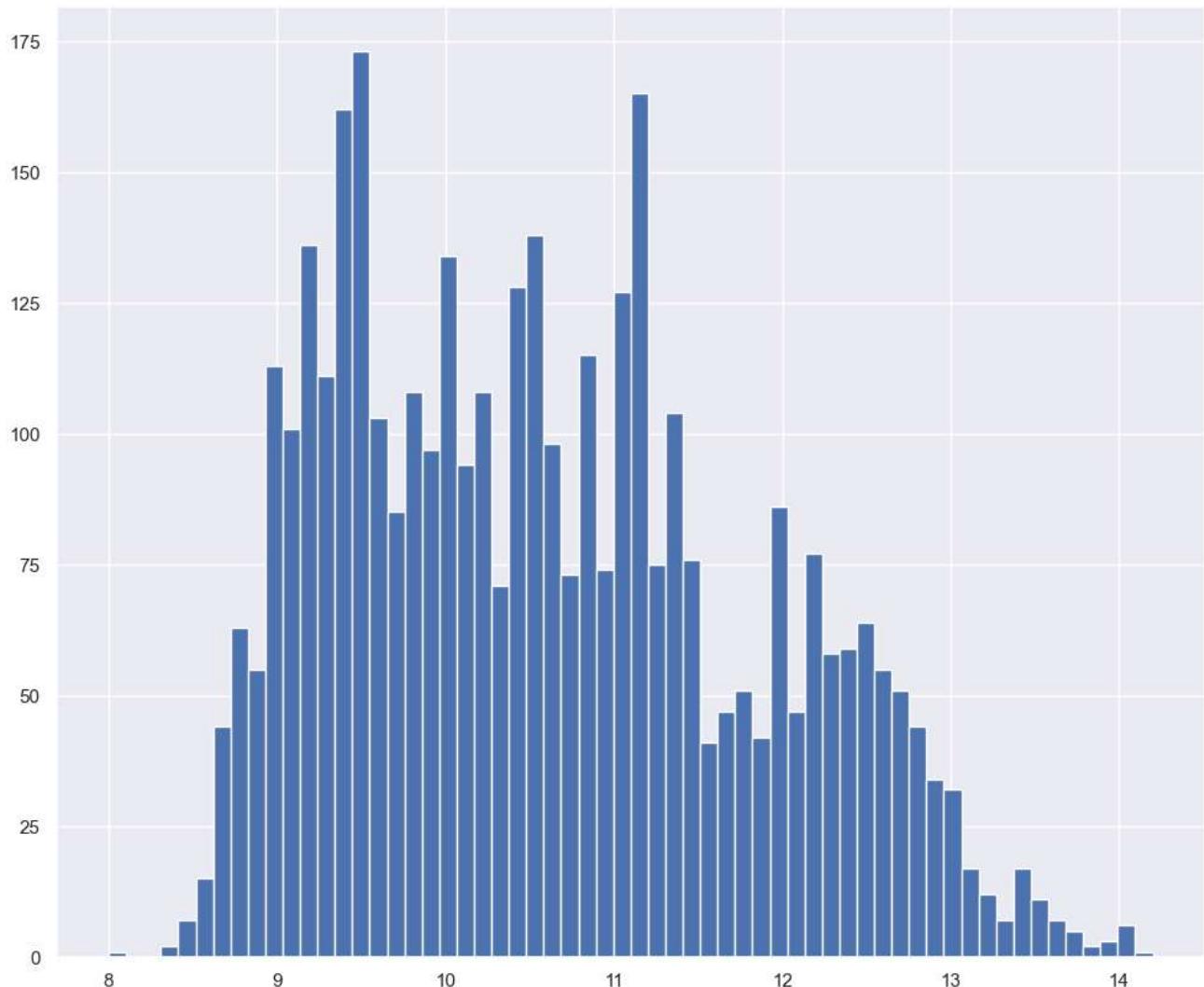
```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['sulphates'])
plt.show()
```



```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white['alcohol'])
plt.show()
```



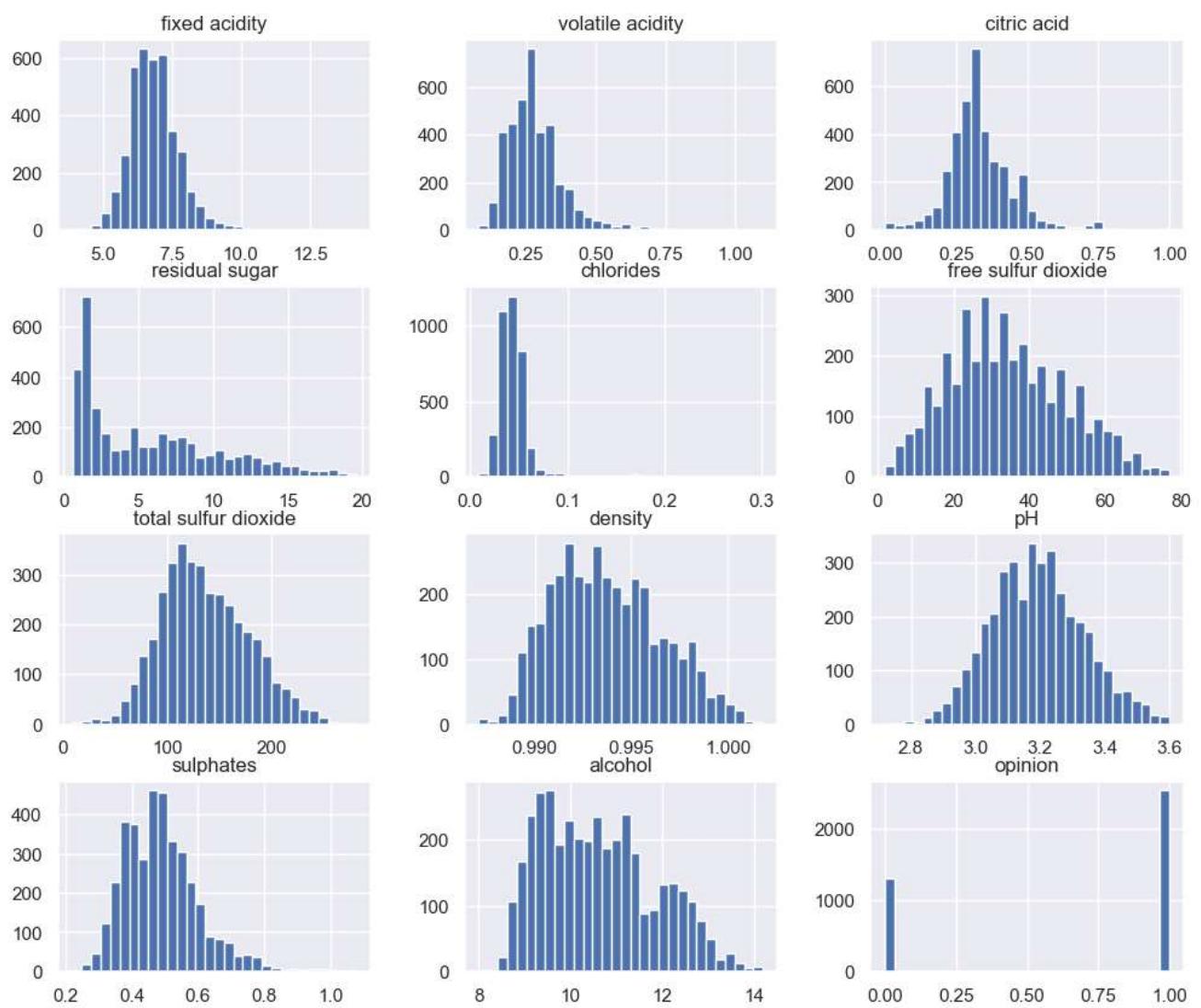
```
df_white['alcohol'].hist(figsize=(12,10),bins=60);
```



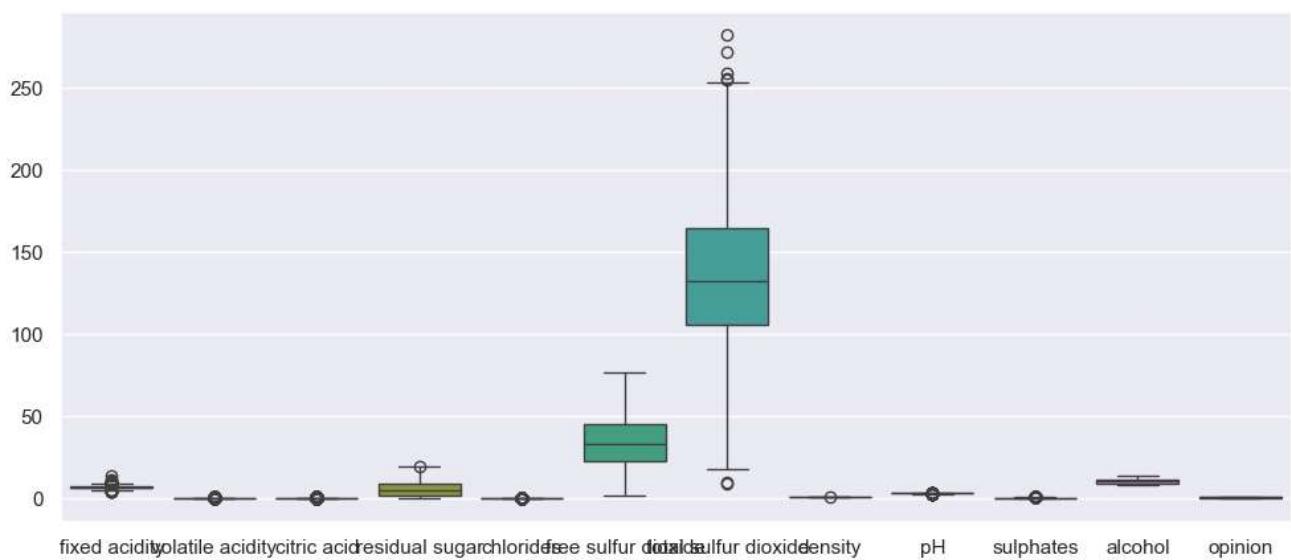
```
df_white.shape
```

```
(3832, 12)
```

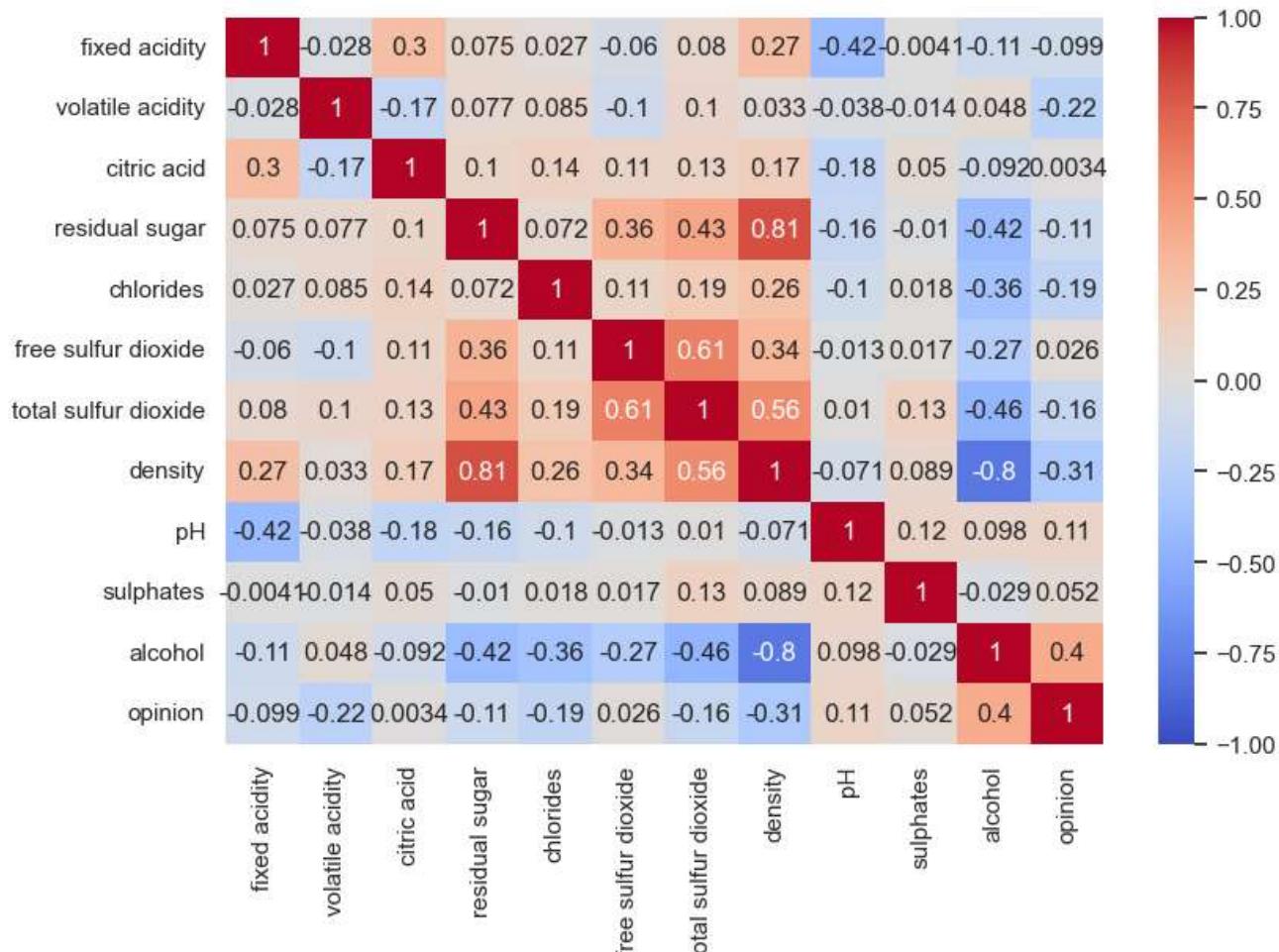
```
df_white.hist(figsize=(12,10),bins=30);
```



```
plt.figure(figsize=(12,5))
sns.boxplot(df_white)
plt.show()
```



```
plt.figure(figsize=(9,6))
sns.heatmap(df_white.corr(), annot=True, cmap='coolwarm', vmin= -1, vmax= 1)
plt.show()
```



Neste gráfico é possível ver que a variável Residual Sugar tem total influencia na variável Density, e também podemos afirmar que alcohol também tem influencia sobre Residual sugar.

3 - Descreva as variáveis presentes na base. Quais são as variáveis? Quais são os

- ✓ tipos de variáveis (discreta, categórica, contínua)? Quais são as médias e desvios padrões?

Dicionário de Dados

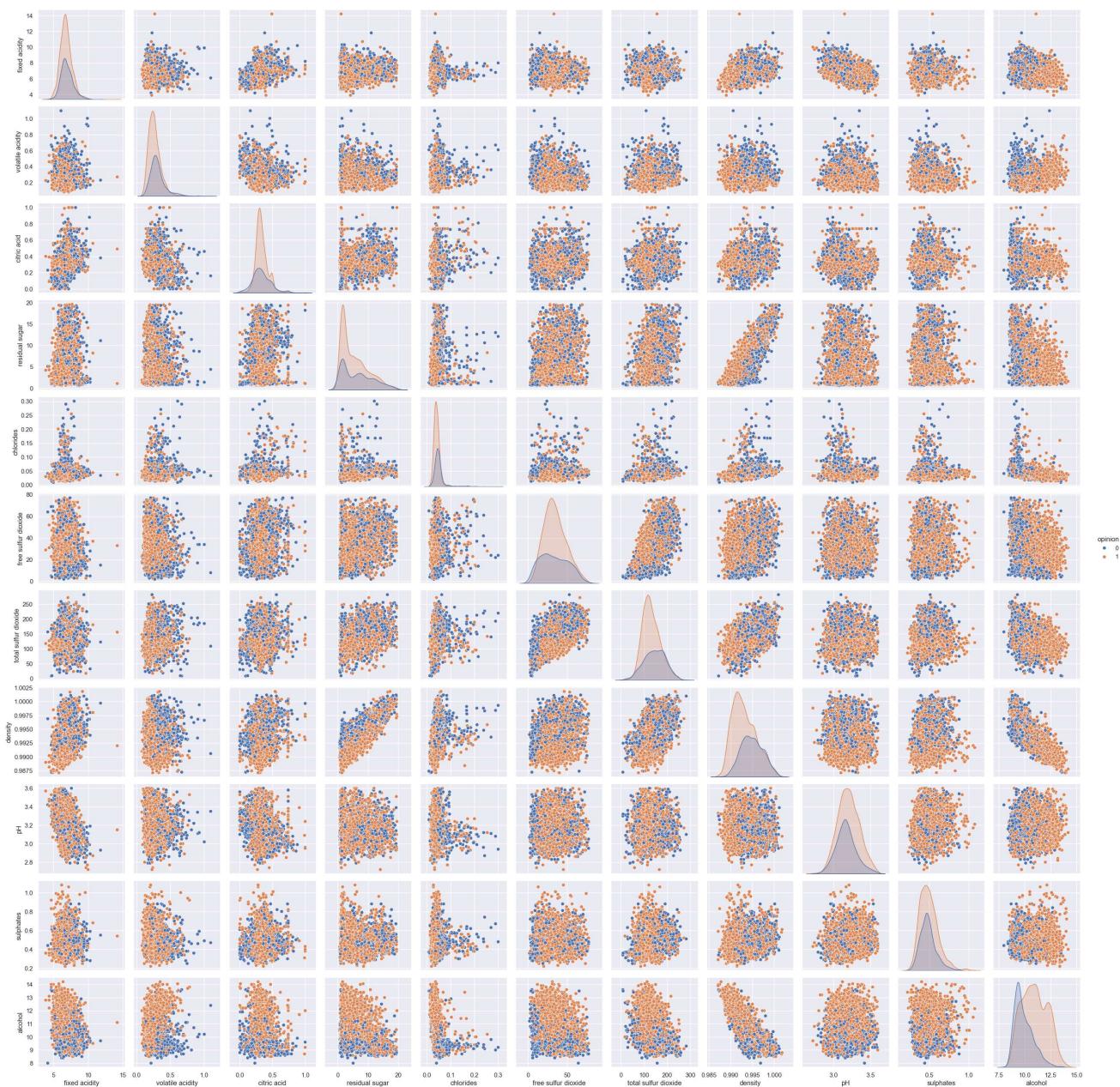
```
# análise descritiva - estatísticas básicas
df_white.describe()
```

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	density
count	3832.000000	3832.000000	3832.000000	3832.000000	3832.000000	3832.000000	3832.000000
mean	6.849883	0.280947	0.334293	5.834695	0.045765	34.084290	10.531250
std	0.860674	0.102889	0.119072	4.654742	0.022804	15.363054	4.832000
min	3.900000	0.080000	0.000000	0.600000	0.009000	2.000000	7.000000
25%	6.300000	0.210000	0.270000	1.600000	0.035000	23.000000	10.000000
50%	6.800000	0.260000	0.320000	4.700000	0.042000	33.000000	11.000000
75%	7.300000	0.330000	0.390000	8.762500	0.050000	45.000000	16.000000

```
df_white['opinion'].value_counts(normalize=True)
```

```
opinion
1    0.661795
0    0.338205
Name: proportion, dtype: float64
```

```
# analisando correlações
sns.pairplot(df_white, hue='opinion')
plt.show()
```



STD - No código acima encontramos os std para cada variável.

4 - Com a base escolhida:

a - Descreva as etapas necessárias para criar um modelo de classificação eficiente.
etapas do crisp dm <https://www.google.com/amp/s/www.escoladnc.com.br/blog/data-science/metodologia>

b - b - Treine um modelo de regressão logística usando um modelo de validação cruzada estratificada com k-folds ($k=10$) para realizar a classificação. Calcule para a base de teste:

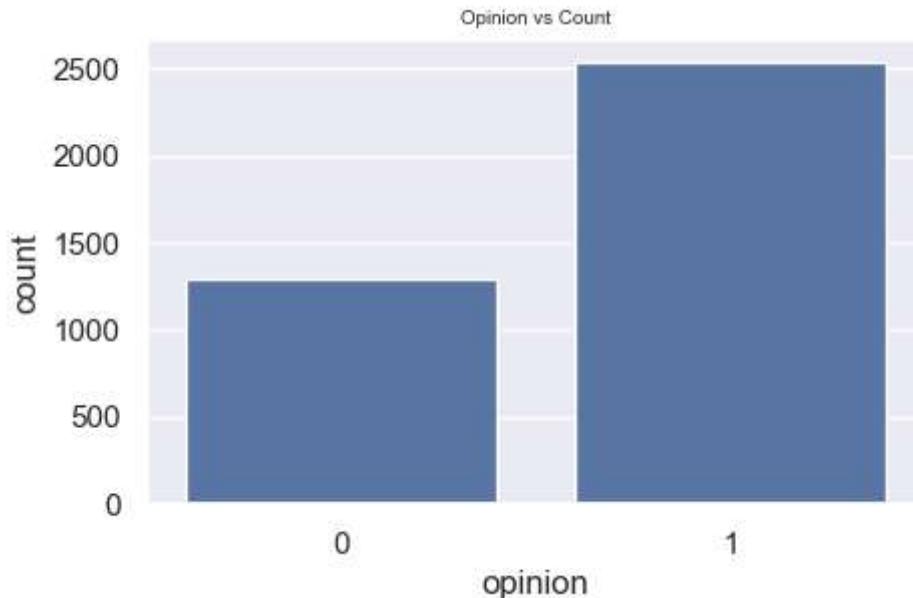
- i. a média e desvio da acurácia dos modelos obtidos;
- ii. a média e desvio da precisão dos modelos obtidos;
- iii. a média e desvio da recall dos modelos obtidos;
- iv. a média e desvio do f1-score dos modelos obtidos.

Pré-Processamento de dados

```
df_white['opinion']

1      1
2      1
3      1
4      1
5      1
..
3937   1
3938   1
3939   0
3940   1
3941   1
Name: opinion, Length: 3832, dtype: int32
```

```
#analisando balanceamento dos dados.
plt.figure(figsize=(5,3))
sns.set(font_scale=1)
plt.title("Opinion vs Count", fontsize=7)
sns.countplot(x=(df_white['opinion']));
```



```
#Separando x e y.
x = df_white.drop(columns='opinion')
y = df_white['opinion']

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, stratify=y, random_state=42)
```

Criando Pipeline

```
# Pipelines

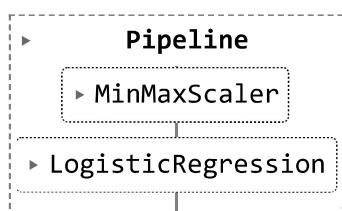
logreg = Pipeline([('scaler', MinMaxScaler()), ('model', LogisticRegression(solver='saga'))]

dt = Pipeline([('scaler', MinMaxScaler()), ('model', DecisionTreeClassifier(random_state=1))])

svm = Pipeline([('scaler', MinMaxScaler()), ('model', SVC(probability=True, random_state=10))])

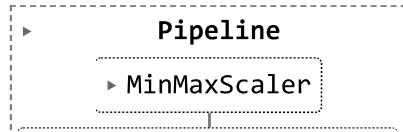
# Ajuste do pipeline - regressão logística

logreg.fit(x_train, y_train)
```



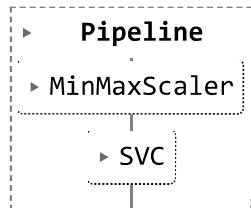
```
# Ajuste do pipeline - árvore de decisão

dt.fit(x_train, y_train)
```



```
# Ajuste do pipeline - svm
```

```
svm.fit(x_train, y_train)
```



```
# Amostrador de k-folhas
```

```
cv = StratifiedKFold(n_splits=10, shuffle=True, random_state=10)
```

```
# Parâmetros de busca
```

```
params_logreg = {  
    'model__penalty': ['l1', 'l2', None],  
    'model__C': np.random.uniform(0.01, 10, 100),  
}
```

```
params_dt = {  
    'model__criterion': ['gini', 'entropy'],  
    'model__max_depth': range(2, 11)  
}
```

```
params_svc = {  
    'model__kernel': ['rbf', 'sigmoid', 'cosine', 'linear'],  
    'model__C': np.random.uniform(0.01, 10, 100),  
    'model__gamma': np.random.uniform(0.01, 10, 100)  
}
```

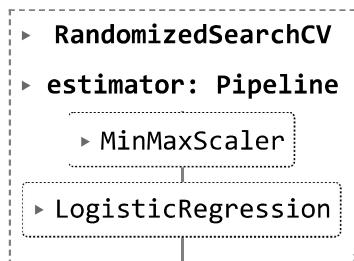
```
# Buscador de hiperparâmetros
random_search_logreg = RandomizedSearchCV(
    estimator=logreg,
    param_distributions=params_logreg,
    n_iter=10,
    scoring='f1_weighted',
    cv=cv,
    refit=True,
    error_score=0
)

random_search_dt = RandomizedSearchCV(
    estimator=dt,
    param_distributions=params_dt,
    n_iter=10,
    scoring='f1_weighted',
    cv=cv,
    refit=True,
    error_score=0
)

random_search_svc = RandomizedSearchCV(
    estimator=svm,
    param_distributions=params_svc, n_iter=10,
    scoring='f1_weighted',
    cv=cv,
    refit=True,
    error_score=0
)
```

Validação cruzada, fatiando em 10 vezes e analizando cada uma. Números de fold.

```
# Ajuste do modelo de regressão logística
random_search_logreg.fit(x_train, y_train)
```

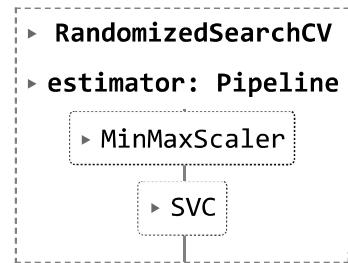


```
# Ajuste do modelo de árvore de decisão
random_search_dt.fit(x_train, y_train)
```

▶ RandomizedSearchCV

```
# Ajuste do modelo de svm

random_search_svc.fit(x_train, y_train)
```



```
# Melhores parâmetros
print('Regressão Logística:', random_search_logreg.best_params_)
print('Árvore de Decisão:', random_search_dt.best_params_)
print('SVM:', random_search_svc.best_params_)
```

```
Regressão Logística: {'model__penalty': 'l2', 'model__C': 8.727222648716506}
Árvore de Decisão: {'model__max_depth': 7, 'model__criterion': 'gini'}
SVM: {'model__kernel': 'rbf', 'model__gamma': 8.821963875392576, 'model__C': 2.917976}
```



```
# Desempenho final - regressão logística
# Novas previsões
ypred_white_train_logreg = random_search_logreg.best_estimator_.predict(x_train)
ypred_white_test_logreg = random_search_logreg.best_estimator_.predict(x_test)
```

```
# Análise do desempenho
print('Desempenho - Base de Treino - Regressão Logística')
print(classification_report(y_train, ypred_white_train_logreg))
```

```
print('Desempenho - Base de Teste - Regressão Logística')
print(classification_report(y_test, ypred_white_test_logreg))
```

Desempenho - Base de Treino - Regressão Logística				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.67	0.55	0.61	1037
1	0.79	0.86	0.82	2028
accuracy			0.76	3065
macro avg	0.73	0.71	0.72	3065
weighted avg	0.75	0.76	0.75	3065

Desempenho - Base de Teste - Regressão Logística				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.64	0.50	0.56	259
1	0.77	0.85	0.81	508
accuracy			0.74	767
macro avg	0.70	0.68	0.69	767

weighted avg	0.73	0.74	0.73	767
--------------	------	------	------	-----

```
# Curva ROC - Regressão logística
plt.figure(figsize=(9, 6))

tpr_list = []

for fold, (train_index, test_index) in enumerate(cv.split(x_train, y_train)):
    x_fold_train, x_fold_test = x_train.iloc[train_index], x_train.iloc[test_index]
    y_fold_train, y_fold_test = y_train.iloc[train_index], y_train.iloc[test_index]

    y_proba_logreg = random_search_logreg.predict_proba(x_fold_test)[:, 1]

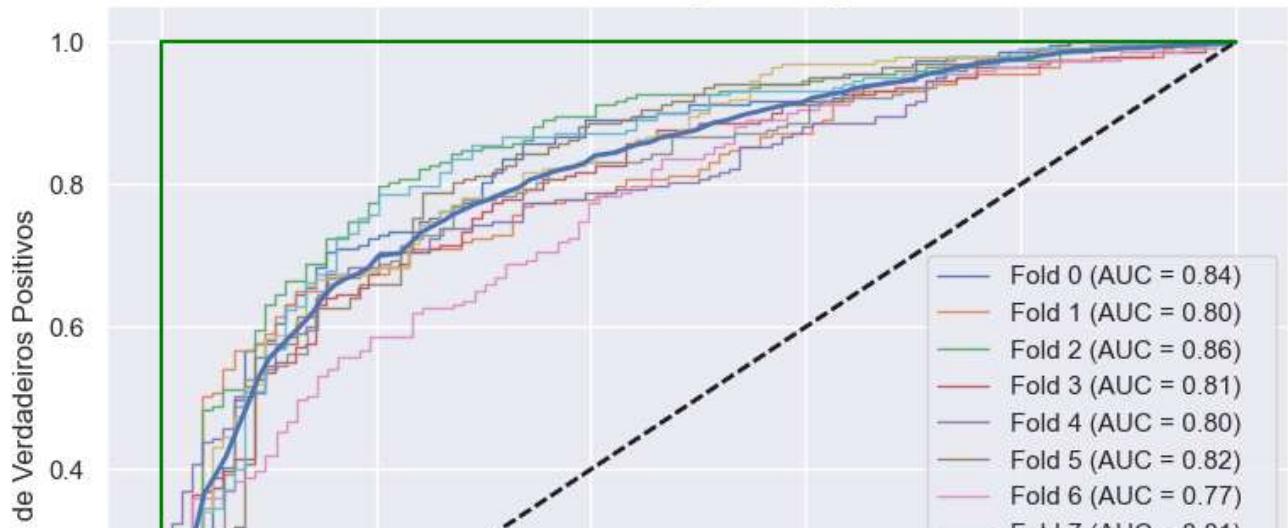
    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_fold_test, y_proba_logreg)
    roc_auc = auc(fpr, tpr)
    # Curva ROC para cada fold
    plt.plot(fpr, tpr, lw=1, alpha=0.9, label=f'Fold {fold} (AUC = {roc_auc:.2f})')
    plt.plot([0, 1], [0, 1], color='gray', linestyle='--')

# Interpolação
fprs = np.linspace(0, 1, 100)
tprs = np.interp(fprs, fpr, tpr)
tprs[0] = 0
tpr_list.append(tprs)
# Curva ROC média
mean_tpr = np.mean(tpr_list, axis=0)
mean_auc = auc(fprs, mean_tpr)

plt.plot(fprs, mean_tpr, color='b', label=f'Média (AUC = {mean_auc:.2f})', lw=2)

plt.xlabel('Taxa de Falsos Positivos')
plt.ylabel('Taxa de Verdadeiros Positivos')
plt.title('Curva ROC - Regressão Logística')
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', label='Classificador Aleatório')
plt.plot([0, 0], [0, 1], label='Modelo Perfeito', color='green')
plt.plot([0, 1], [1, 1], label='Modelo Perfeito', color='green')
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```

Curva ROC - Regressão Logística



```
# Desempenho final - árvore de decisão
# Novas previsões
ypred_white_train_dt = random_search_dt.best_estimator_.predict(x_train)
ypred_white_test_dt = random_search_dt.best_estimator_.predict(x_test)

# Análise do desempenho
print('Desempenho - Base de Treino - Árvore de Decisão')
print(classification_report(y_train, ypred_white_train_dt))

print('Desempenho - Base de Teste - Árvore de Decisão')
print(classification_report(y_test, ypred_white_test_dt))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.73	0.77	0.75	1037
1	0.88	0.86	0.87	2028
accuracy			0.83	3065
macro avg	0.80	0.81	0.81	3065
weighted avg	0.83	0.83	0.83	3065

	precision	recall	f1-score	support
0	0.57	0.60	0.58	259
1	0.79	0.76	0.78	508
accuracy			0.71	767
macro avg	0.68	0.68	0.68	767
weighted avg	0.71	0.71	0.71	767

```
# Curva ROC - Árvore de decisão
plt.figure(figsize=(9, 6))

tpr_list = []

for fold, (train_index, test_index) in enumerate(cv.split(x_train, y_train)):
    x_fold_train, x_fold_test = x_train.iloc[train_index], x_train.iloc[test_index]
    y_fold_train, y_fold_test = y_train.iloc[train_index], y_train.iloc[test_index]

    y_proba_dt = random_search_dt.predict_proba(x_fold_test)[:,1]

    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_fold_test, y_proba_dt)
    roc_auc = auc(fpr, tpr)

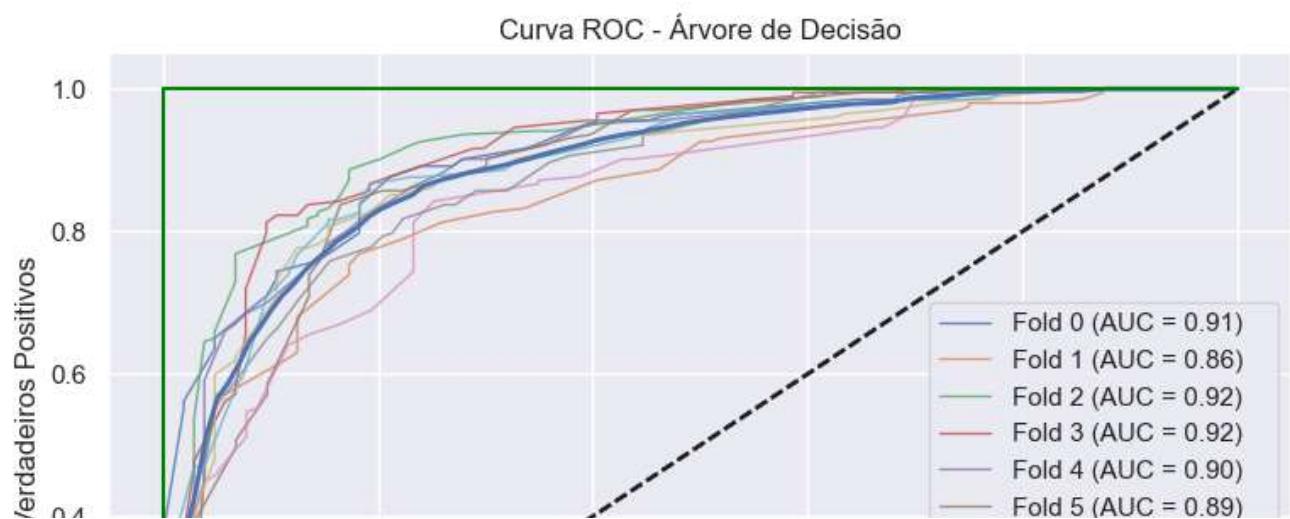
    # Curva ROC para cada fold
    plt.plot(fpr, tpr, lw=1, alpha=0.8, label=f'Fold {fold} (AUC = {roc_auc:.2f})')
    plt.plot([0, 1], [0, 1], color='gray', linestyle='--')

    # Interpolação
    fprs = np.linspace(0, 1, 100)
    tprs = np.interp(fprs, fpr, tpr)
    tprs[0] = 0
    tpr_list.append(tprs)

    mean_tpr = np.mean(tpr_list, axis=0)
mean_auc = auc(fprs, mean_tpr)

# Curva ROC média
plt.plot(fprs, mean_tpr, color='b', label=f'Média (AUC = {mean_auc:.2f})', lw=2)

plt.xlabel('Taxa de Falsos Positivos')
plt.ylabel('Taxa de Verdadeiros Positivos')
plt.title('Curva ROC - Árvore de Decisão')
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', label='Classificador Aleatório')
plt.plot([0, 0], [0, 1], label='Modelo Perfeito', color='green')
plt.plot([0, 1], [1, 1], label='Modelo Perfeito', color='green')
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



```
# Desempenho final - SVM
# Novas previsões
ypred_white_train_svm = random_search_svc.best_estimator_.predict(x_train)
ypred_white_test_svm = random_search_svc.best_estimator_.predict(x_test)

# Análise do desempenho
print('Desempenho - Base de Treino - SVM')
print(classification_report(y_train, ypred_white_train_svm))

print('Desempenho - Base de Teste - SVM')
print(classification_report(y_test, ypred_white_test_svm))
```

Desempenho - Base de Treino - SVM				
	precision	recall	f1-score	support

0	0.86	0.78	0.81	1037
1	0.89	0.93	0.91	2028
accuracy			0.88	3065
macro avg	0.87	0.85	0.86	3065
weighted avg	0.88	0.88	0.88	3065

Desempenho - Base de Teste - SVM				
	precision	recall	f1-score	support

0	0.68	0.59	0.63	259
1	0.80	0.86	0.83	508
accuracy			0.77	767
macro avg	0.74	0.72	0.73	767
weighted avg	0.76	0.77	0.76	767

```

# SVM
acc_list_train = []
preci_list_train = []
recall_list_train = []
f1_list_train = []

acc_list_test = []
preci_list_test = []
recall_list_test = []
f1_list_test = []

print(77*'=')
print('                                     SVM - BASE DE TREINO')
print(77*'=')

for fold, (train_index, test_index) in enumerate(cv.split(x_train, y_train)):
    x_fold_train, x_fold_test = x_train.iloc[train_index], x_train.iloc[test_index]
    y_fold_train, y_fold_test = y_train.iloc[train_index], y_train.iloc[test_index]

    svm_pred_train = random_search_svc.predict(x_fold_train)

    acc_train = accuracy_score(y_fold_train, svm_pred_train)
    preci_train = precision_score(y_fold_train, svm_pred_train)
    recall_train = recall_score(y_fold_train, svm_pred_train)
    f1_train = f1_score(y_fold_train, svm_pred_train)

    acc_list_train.append(acc_train)
    preci_list_train.append(preci_train)
    recall_list_train.append(recall_train)
    f1_list_train.append(f1_train)

    print(f'Fold {fold} - Acurácia: {acc_train:.3f}; Precisão: {preci_train:.3f}; Recall: {recall_train:.3f}; F1-Score: {f1_train:.3f}')

print(77*'=')
mean_acc_train = np.mean(acc_list_train)

mean_preci_train = np.mean(preci_list_train)

mean_recall_train = np.mean(recall_list_train)

mean_f1_train = np.mean(f1_list_train)

best_fold = np.argmax(f1_list_train)

print(f'MELHOR FOLD - F1-SCORE: {best_fold}')


=====
                                     SVM - BASE DE TREINO
=====

Fold 0 - Acurácia: 0.880; Precisão: 0.892; Recall: 0.932; F1-Score: 0.911
Fold 1 - Acurácia: 0.882; Precisão: 0.891; Recall: 0.935; F1-Score: 0.913
Fold 2 - Acurácia: 0.879; Precisão: 0.890; Recall: 0.932; F1-Score: 0.911
Fold 3 - Acurácia: 0.879; Precisão: 0.888; Recall: 0.934; F1-Score: 0.910
Fold 4 - Acurácia: 0.881; Precisão: 0.891; Recall: 0.936; F1-Score: 0.913

```

```
Fold 5 - Acurácia: 0.881; Precisão: 0.892; Recall: 0.933; F1-Score: 0.912
Fold 6 - Acurácia: 0.884; Precisão: 0.894; Recall: 0.936; F1-Score: 0.914
Fold 7 - Acurácia: 0.881; Precisão: 0.889; Recall: 0.938; F1-Score: 0.913
Fold 8 - Acurácia: 0.881; Precisão: 0.890; Recall: 0.936; F1-Score: 0.912
Fold 9 - Acurácia: 0.878; Precisão: 0.889; Recall: 0.933; F1-Score: 0.910
=====
MELHOR FOLD - F1-SCORE: 6
```

```
print(38*'=')
print('      SVM - BASE DE TESTE (MÉDIAS)      ')
print(38*'=')

svm_pred_test = random_search_svc.predict(x_fold_test)

acc_test = accuracy_score(y_fold_test, svm_pred_test)
preci_test = precision_score(y_fold_test, svm_pred_test)
recall_test = recall_score(y_fold_test, svm_pred_test)
f1_test = f1_score(y_fold_test, svm_pred_test)

acc_list_test.append(acc_test)
preci_list_test.append(preci_test)
recall_list_test.append(recall_test)
f1_list_test.append(f1_test)
mean_acc_test = np.mean(acc_list_test)

mean_preci_test = np.mean(preci_list_test)

mean_recall_test = np.mean(recall_list_test)

mean_f1_test = np.mean(f1_list_test)

print(f'Acurácia: {mean_acc_test:.3f}')
print(f'Precisão: {mean_preci_test:.3f}')
print(f'Recall: {mean_recall_test:.3f}')
print(f'F1-Score: {mean_f1_test:.3f}')

=====
SVM - BASE DE TESTE (MÉDIAS)
=====
Acurácia: 0.902
Precisão: 0.906
Recall: 0.950
F1-Score: 0.928
```

```
# Curva ROC - SVM
plt.figure(figsize=(9, 6))

tpr_list = []

for fold, (train_index, test_index) in enumerate(cv.split(x_train, y_train)):
    x_fold_train, x_fold_test = x_train.iloc[train_index], x_train.iloc[test_index]
    y_fold_train, y_fold_test = y_train.iloc[train_index], y_train.iloc[test_index]

    y_proba_svm = random_search_svc.predict_proba(x_fold_test)[:, 1]

    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_fold_test, y_proba_svm)
    roc_auc = auc(fpr, tpr)

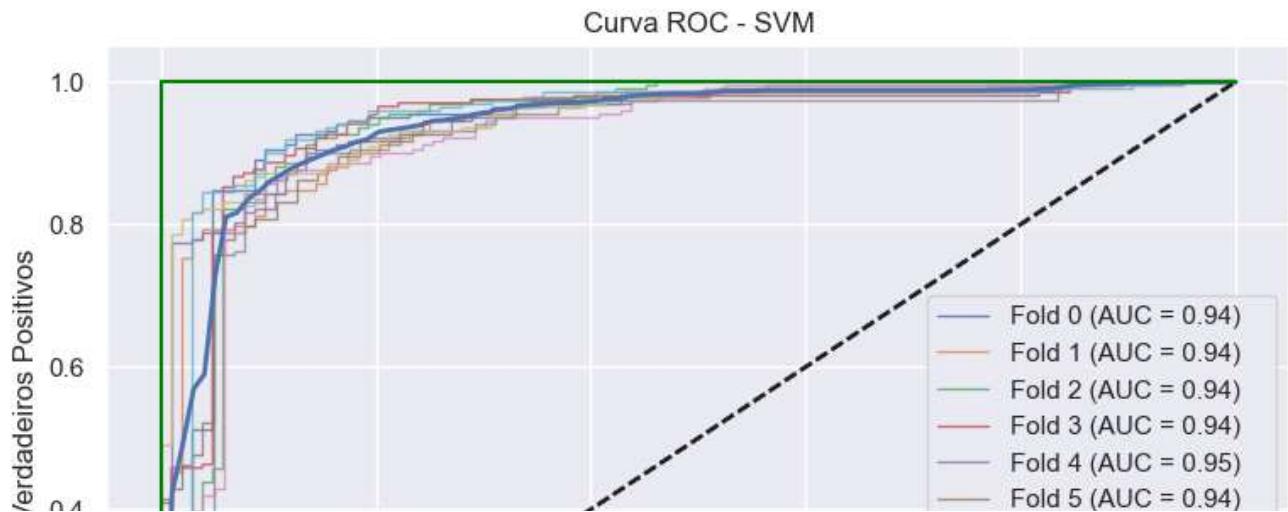
    # Curva ROC para cada fold
    plt.plot(fpr, tpr, lw=1, alpha=0.8, label=f'Fold {fold} (AUC = {roc_auc:.2f})')
    plt.plot([0, 1], [0, 1], color='gray', linestyle='--')

    # Interpolação
    fprs = np.linspace(0, 1, 100)
    tprs = np.interp(fprs, fpr, tpr)
    tprs[0] = 0
    tpr_list.append(tprs)

    mean_tpr = np.mean(tpr_list, axis=0)
mean_auc = auc(fprs, mean_tpr)

# Curva ROC média
plt.plot(fprs, mean_tpr, color='b', label=f'Média (AUC = {mean_auc:.2f})', lw=2)

plt.xlabel('Taxa de Falsos Positivos')
plt.ylabel('Taxa de Verdadeiros Positivos')
plt.title('Curva ROC - SVM')
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', label='Classificador Aleatório')
plt.plot([0, 0], [0, 1], label='Modelo Perfeito', color='green')
plt.plot([0, 1], [1, 1], label='Modelo Perfeito', color='green')
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



Esse código cria uma visualização da Curva ROC para avaliar o desempenho médio do modelo SVM em diferentes folds de treinamento usando validação cruzada. A AUC é calculada para cada fold, e a curva ROC média é plotada no gráfico.

<https://blogdozouza.wordpress.com/2019/04/16/validacao-cruzada-conceito-e-exemplo-em-r/>

Questão 5. Com a escolha do melhor modelo, use os dados de vinho tinto, presentes na base original e faça a inferência (não é para treinar novamente!!!) para saber quantos vinhos são bons ou ruins. Utilize o mesmo critério utilizado com os vinhos brancos, para comparar o desempenho do modelo. Ele funciona da mesma forma para essa nova base? Justifique.

Eu escolhi o modelo svn por apresentar a melhor metrica = 0.92

▼ Data Frame de vinho tinto.

```
#Dropando a informações de vinhos Brancos.
df_red = df.drop(df.index[df['type'] == 'white'])
df_red
```

	type	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density
4898	red	7.4	0.700	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.99780
4899	red	7.8	0.880	0.00	2.6	0.098	25.0	67.0	0.99680
4900	red	7.8	0.760	0.04	2.3	0.092	15.0	54.0	0.99700

```
df_red['opinion'] = df_red['quality'].apply(lambda x: 0 if x <= 5 else 1)
df_red = df_red.drop(columns=['quality', 'type'])
```

```
df_red_final = df_red.copy()
df_red_final = df_red_final.drop_duplicates().reset_index(drop=True)
```

```
df_red_final = df_red_final.dropna().reset_index(drop=True)
```

```
x_red = df_red_final.drop(['opinion'], axis=1)
y_red = df_red_final[['opinion']]
```

```
print(30*'=')
print('      SVM - BASE DE TESTE      ')
print(30*'=')
```

```
svm_pred_test = random_search_svc.predict(x_red)
```

```
acc_test = accuracy_score(y_red, svm_pred_test)
preci_test = precision_score(y_red, svm_pred_test)
recall_test = recall_score(y_red, svm_pred_test)
f1_test = f1_score(y_red, svm_pred_test)
```

```
acc_list_test.append(acc_test)
preci_list_test.append(preci_test)
recall_list_test.append(recall_test)
f1_list_test.append(f1_test)
```