[3]: [4]:	<pre>• Visualización: import numpy as np import pandas as pd from matplotlib import pyplot as plt from sklearn.metrics import accuracy_score df_white_wine = pd.read_csv("winequality-white.csv", delimiter=";") df_white_wine.head()</pre>
at[4]:	fixed acidity volatile acidity citric acid residual sugar chlorides free sulfur dioxide total sulfur dioxide density pH sulphates alcohol quality 0 7.0 0.27 0.36 20.7 0.045 45.0 170.0 1.0010 3.00 0.45 8.8 1 6.3 0.30 0.34 1.6 0.049 14.0 132.0 0.9940 3.30 0.49 9.5 2 8.1 0.28 0.40 6.9 0.050 30.0 97.0 0.9951 3.26 0.44 10.1 3 7.2 0.23 0.32 8.5 0.058 47.0 186.0 0.9956 3.19 0.40 9.9 4 7.2 0.23 0.32 8.5 0.058 47.0 186.0 0.9956 3.19 0.40 9.9 3.2 Preparación de los datos
[5]:	 Limpiar los datos: El dataset provisto declara que no existen valores faltantes en ninguna de las variables, lo cúal será comprobado brevemente. También se deberá analizar si alguna de las muestras se puede considerar atípica y, en caso de existir, filtrarla por eliminación. Transformar los datos: En este caso los datos se encuentran propiamente tabulados con valores continuos. Se deberá extraer el subs de variables a utilizar. Reducir la dimensionalidad: Se deberá analizar si alguna de las variables utilizadas para la regresión no son útiles para predecir el nivalcohólico de los vinos. # Compute the correlation matrix correlation_matrix = df_white_wine.corr() # Print or display the correlation matrix
	<pre>print("Correlation Matrix:") print(correlation_matrix) import seaborn as sns plt.figure(figsize=(8, 6)) sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f", linewidths=.5) plt.title('Correlation Matrix') plt.show() Correlation Matrix:</pre>
	free sulfur dioxide total sulfur dioxide density
	pH
	fixed acidity
	sulphates -0.02 -0.04 0.06 0.03 0.02 0.06 0.13 0.07 0.16 100 0.02 0.05 sulphates -0.02 -0.04 0.06 0.03 0.02 0.06 0.13 0.07 0.16 100 0.02 0.05 alcohol -0.12 0.07 0.08 0.45 0.36 0.25 0.45 0.78 0.12 0.02 100 0.44 quality -0.11 0.19 0.01 0.10 0.21 0.01 0.17 0.31 0.10 0.05 0.44 100 page 1 page 2
[6]: [7]:	<pre>df_subset = df_white_wine.loc[:,["residual sugar", "density"]] print(df_subset.info()) <class 'pandas.core.frame.dataframe'=""> RangeIndex: 4898 entries, 0 to 4897 Data columns (total 2 columns): # Column</class></pre>
[8]:	<pre>print(df_subset.describe()) residual sugar</pre>
[10]: [11]:	<pre>df_density = df_subset.loc[:,"density"] #df_density.head() Ahora analizamos la distribución de ambas variables continuas. plt.hist(df_residual_sugar, bins=20, color='blue', alpha=0.7) plt.xlabel('Residual Sugar') plt.ylabel('Frequency') plt.title('Histogram of Residual Sugar') plt.show()</pre> Histogram of Residual Sugar
	2000 - 1750 - 1500 - 1250 - 1000 - 10
	plt.hist(df_density, bins=20, color='blue', alpha=0.7) plt.xlabel('Density') plt.ylabel('Frequency') plt.title('Histogram of Density') plt.show() Histogram of Density 1400 1200 1000 1000 1000 1000 1000 100
	3.3 El proceso de construcción del modelo • Extraer el modelo : En esta fase, el objetivo es construir un modelo de regresión que pueda predecir la densidad de los vinos blancos d "Vinho Verde" Portugués en función de los azúcares residuales en las 4897 muestras limpias obtenidas. • Obtener el modelo que representa el conocimiento : Se utilizará el conjunto de entrenamiento para entrenar un modelo de regresión,
	como la regresión lineal, regresión polinómica u otros modelos de regresión más avanzados. Una vez entrenado el modelo, se habrá obtenido una ecuación matemática que relaciona los azúcares residuales con la densidad de los vinos blancos de "Vinho Verde" Portugués. Esta ecuación representa el conocimiento extraído del proceso de construcción del modelo. 1. Limpieza de los datos # Configurar el tamaño de la figura plt.figure (figsize=(8, 6)) # Crear el boxplot sns.boxplot (df_residual_sugar) # Añadir título y etíquetas a los ejes plt.title ('Diagrama de Caja Azucares Residuales') plt.ylabel ('Nivel de azucares residuales') # Mostrar el diagrama de caja plt.show()
	C:\ProgramData\Anaconda3\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: FutureWarning: Pass the following vare as a keyword arg: x. From version 0.12, the only valid positional argument will be `data`, and passing of arguments without an explicit keyword will result in an error or misinterpretation. Warnings.warn(Diagrama de Caja Azucares Residuales
	 Se observan algunos valores atípicos, la mayoría con valores entre 20-30. Eliminaremos los superiores a 25 considerando la posibilidad de lecturas erróneas o que la muestra de vino es defectuosa. threshold_value = 25
[14]: [15]:	<pre>outliers = df_residual_sugar[df_residual_sugar.values > threshold_value] outliers 1653 31.60 1663 31.60 2781 65.80 3619 26.05 3623 26.05 Name: residual sugar, dtype: float64 df_residual_sugar_cleaned = df_residual_sugar.drop(outliers.index) df_residual_sugar_cleaned.shape</pre>
[15]: [16]:	<pre># Configurar el tamaño de la figura plt.figure(figsize=(8, 6)) # Crear el boxplot sns.boxplot(df_density) # Añadir título y etiquetas a los ejes plt.title('Diagrama de Caja Densidad') plt.ylabel('Nivel de densidad') # Mostrar el diagrama de caja plt.show() C:\ProgramData\Anaconda3\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: FutureWarning: Pass the following var e as a keyword arg: x. From version 0.12, the only valid positional argument will be `data`, and passing ot arguments without an explicit keyword will result in an error or misinterpretation.</pre>
	Diagrama de Caja Densidad Diagrama de Caja Densidad
[17]: [17]:	• Se observan algunos valores atípicos, la mayoría con valores entre el límite superior del boxplot y 1.01. • Eliminaremos los superiores a 1.01 considerando la posibilidad de lecturas erróneas o que la muestra de vino es defectuosa. threshold_value = 1.01 outliers = df_density[df_density.values > threshold_value] outliers 1653 1.01030 1663 1.01030 2781 1.03898 Name: density, dtype: float64
t[18]:	df_density_cleaned = df_density.drop(outliers.index) df_density_cleaned = df_density_cleaned.iloc[:-2] df_density_cleaned.shape (4893,) • Luego, con ambas variables procesadas, tendremos 4893 muestras disponibles. 2. Transformación de los datos • No aplica para el análisis de regresión. 3. Reducción de la dimensionalidad de los datos
	 Se han seleccionado sólo los atributos de densidad y azúcares residuales del dataset original para realizar el estudio de regresión. 3.4 Evaluación e interpretación del modelo Obtención de los resultados: Después de entrenar el modelo, se evalua su rendimiento en un conjunto de datos independiente. Para e se utilizan los datos del conjunto de prueba. Estimaciones de las métricas de evaluación: Para evaluar la calidad del modelo, se pueden utilizar diversas métricas de evaluación de regresión, como el error cuadrático medio (MSE el error absoluto medio (MAE), el coeficiente de determinación (R-cuadrado), entre otros. Estas métricas proporcionarán una medida cuantitativa del rendimiento del modelo. Interpretación de los resultados y discusión: Finalmente, es importante interpretar los resultados obtenidos y discutir su significado en el contexto del problema de predicción de la densidad de los vinos blancos. Esto puede incluir la interpretación de los coeficientes del modelo, la discusión de la precisión de las predicciones y cómo estas pueden ser utilizadas en aplicaciones prácticas, así como cualquier limitación o supuesto del modelo. Además
[19]:	• Observemos la relación lineal entre las variables del subset preprocesado en un diagrama de puntos: import matplotlib.pyplot as plt import numpy as np # Suponiendo que tienes un DataFrame llamado 'subset' con las dos variables que deseas comparar # Extraer las variables predictoras (X) y la variable objetivo (y) X = df_residual_sugar_cleaned.values.reshape(-1, 1) y = df_density_cleaned.values # Ajustar un modelo de regresión lineal model = np.polyfit(X.ravel(), y, 1) predict = np.polyfld(model)
	<pre># Generar valores para la línea de regresión x_range = np.linspace(X.min(), X.max(), 100) y_pred = predict(x_range) # Configurar el tamaño de la figura plt.figure(figsize=(8, 6)) # Graficar los puntos de datos plt.scatter(X, y, alpha=0.5) # Graficar la línea de regresión plt.plot(x_range, y_pred, color='red') # Añadir título y etiquetas a los ejes plt.title('Regresión Lineal entre Azúcares Residuales y Densidad') plt.xlabel('Azúcares Residuales') plt.ylabel('Densidad')</pre>
	Regresión Lineal entre Azúcares Residuales y Densidad 1002 1000 0.998 0.996 0.994 0.992 0.990
[20]:	Evaluación de la precisión del modelo mediante el uso de métricas • Mean Squared Error • Root Mean Squared Error import pandas as pd import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt from sklearn.model_selection import train_test_split from sklearn.linear_model import LinearRegression from sklearn.metrics import mean_squared_error # Suponiendo que 'df' es tu DataFrame np.random.seed(0)
	<pre>np.random.seed(0) df = pd.DataFrame({ 'residual_sugar': np.random.rand(100) * 50, # Azúcares residuales 'density': np.random.rand(100) * 1000 # Densidad }) # Dividir los datos en variables predictoras (X) y variable objetivo (y) X = df_residual_sugar_cleaned.values.reshape(-1, 1) # Se pone doble corchete para mantener la estructura y = df_density_cleaned.values # Dividir el conjunto de datos en set de entrenamiento y de prueba X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.30, random_state=42) # Ajustar un modelo de regresión lineal con los datos de entrenamiento model = LinearRegression() model.fit(X_train, y_train) # Hacer predicciones sobre el conjunto de prueba y_pred = model.predict(X_test)</pre>
	<pre># Generar valores para la linea de regresión usando el conjunto de prueba x range = np.linspace(X test.min(), X test.max(), 100).reshape(-1, 1) y_line = model.predict(x_range) # Configurar el tamaño de la figura plt.figure(figsize=(8, 6)) # Graficar los puntos de datos de prueba plt.scatter(X_test, y_test, alpha=0.5, label='Datos de prueba') # Graficar la linea de regresión plt.plot(x_range, y_line, color='red', label='Regresión Lineal') # Añadir título y etiquetas a los ejes plt.title('Regresión Lineal entre Azúcares Residuales y Densidad') plt.xlabel('Azúcares Residuales') plt.ylabel('Densidad') plt.legend() # Calcular el Mean Squared Error para evaluar el modelo mse = mean_squared_error(y_test, y_pred) print(f"Mean Squared Error (MSE) en el conjunto de prueba: {mse}") rmse = np.sqrt(mse) print(f"Root Mean Squared Error (RMSE) en el conjunto de prueba: {rmse}")</pre>
	<pre>print(f"Root Mean Squared Error (RMSE) en el conjunto de prueba: {rmse}") # Mostrar el gráfico plt.show() Mean Squared Error (MSE) en el conjunto de prueba: 4.721492882396176e-06 Root Mean Squared Error (RMSE) en el conjunto de prueba: 0.002172899648487287 Regresión Lineal entre Azúcares Residuales y Densidad 1000 - Root Mean Squared Error (RMSE) en el conjunto de prueba: 0.002172899648487287</pre>
	0.998