Aprendizaje Automático
Práctica 1

1) **Análisis exploratorio de los datos**

   Importa los datos del fichero `dataset.csv` y realiza el análisis exploratorio de los datos. Describe en el informe los resultados de este análisis y deposita el código Python en Aula Virtual en el fichero `answer1.ipynb`.

2) **Clasificación usando todas las características de los datos**

   Usando todas las características, implementa los métodos

   - Logistic Regression,
   - SVM, y
   - Random Trees

   para clasificar los datos. Describe en el informe los parámetros usados y los resultados obtenidos con los distintos métodos y deposita el código Python en Aula Virtual en el fichero `answer2.ipynb`

3) **Clasificación usando 4 características de los datos**

   Selecciona 4 características de los datos. Usando estas características, implementa los métodos

   - Logistic Regression,
   - SVM, y
   - Random Trees

   para clasificar los datos. Describe en el informe los parámetros usados y los resultados obtenidos con los distintos métodos y deposita el código Python en Aula Virtual en el fichero `answer3.ipynb`.

4) **Clasificación usando 2 características de los datos**

   Selecciona 2 características de los datos. Usando estas características, implementa los métodos

   - Logistic Regression,
   - SVM, y
   - Random Trees

   para clasificar los datos. Describe en el informe los parámetros usados y los resultados obtenidos con los distintos métodos y deposita el código Python en Aula Virtual en el fichero `answer4.ipynb`.

Redacta un informe detallado respondiendo a cada pregunta en una sección diferente. Motiva cada elección realizada durante el proceso de diseño de los clasificadores y describe cada resultado obtenido. Compara los resultados obtenidos con distintos números de características. Incluye el código Python en el apartado correspondiente del informe.

1 Análisis exploratorio de los datos

1.1 Importación del dataset

El primer paso de este análisis consiste en la importación del dataset, utilizando la librería pandas para leer el fichero `dataset.csv`. A partir de ahí, se configura la visualización del dataset para poder observar todas las columnas disponibles.

Este paso es importante para obtener una vista inicial del tamaño y las características del dataset, ademas de confirmar que los datos han sido leídos correctamente.

```
dataset = pd.read_csv("dataset.csv")
pd.set_option('display.max_columns', len(dataset.columns))
```

1.2 Inspección del dataset

A continuación, se evalúa la estructura del dataset observando las dimensiones (dataset.shape), las primeras filas (dataset.head(1)), la información de cada columna y otras estadísticas descriptivas como la media, la desviación estandar, mínimos, máximos y cuartiles, ademas de otros valores atípicos y distribuciones inusuales (dataset.describe()).

Todo esto permite conocer cuántas filas y columnas contiene el dataset (dataset.columns), el tipo de datos que maneja (dataset.info()), la aparición de valores nulos o la presencia de inconsistencia en algún dato.

```
dataset.columns
dataset.shape
dataset.head(1)
dataset.info()
dataset.describe()
```

1.3 Anonimización de los datos y análisis de correlación

Para poder analizar los datos, se ha creado un nuevo conjunto de datos anonimizado, en el que se ha eliminado la columna `Target` del dataset. Ademas de esto, se realiza un análisis de la correlación entre todas las variables.

Es importante realizar este paso para detectar altas correlaciones, las cuales suelen indicar multicolinealidad, algo que afecta a los modelos predictivos.

```
dataset_anonymized = dataset.drop(["Target"], axis=1)
dataset_anonymized.to_csv('dataset_anonymized.csv', index=False)
dataset_anonymized.corr()
```

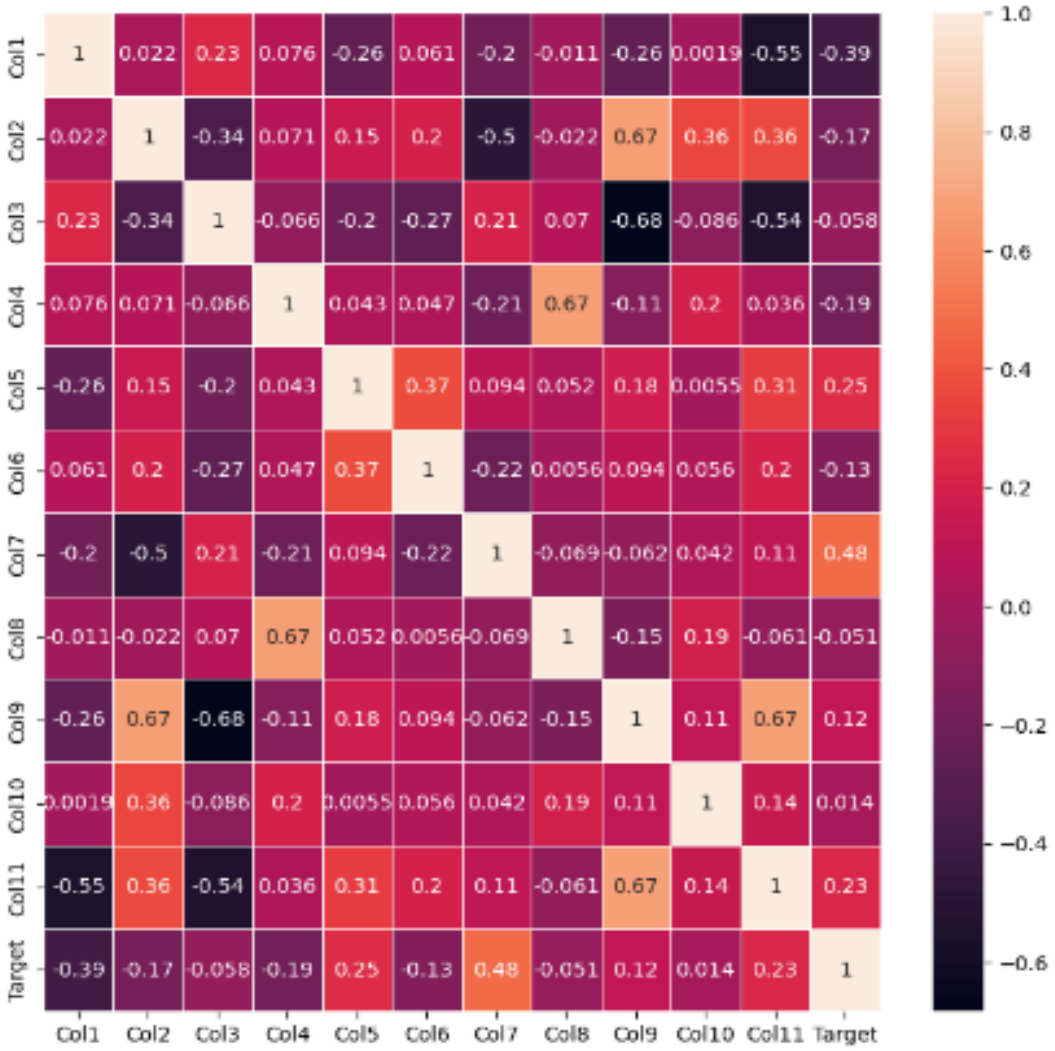
El análisis de una correlacion está identificada con las demás, donde un coeficiente de correlación cercano a 1 o -1 indica una correlación fuerte, mientras que un valor cercano a 0 indica una correlación prácticamente inexistente.

1.4 Visualización de la matriz de correlación

La matriz de correlación se visualiza mediante un mapa de calor utilizando la librería seaborn, la cual facilita la identificación de relaciones positivas o negativas entre las variables.

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(9,9))
sb.heatmap(dataset.corr(), linewidth=0.5, annot=True)
```

El gráfico resultante proporciona una visión mas clara de las relaciones más fuertes entre las variables, donde los colores oscuros indican una correlación alta, mientras que los colores más claros indican una correlación baja.

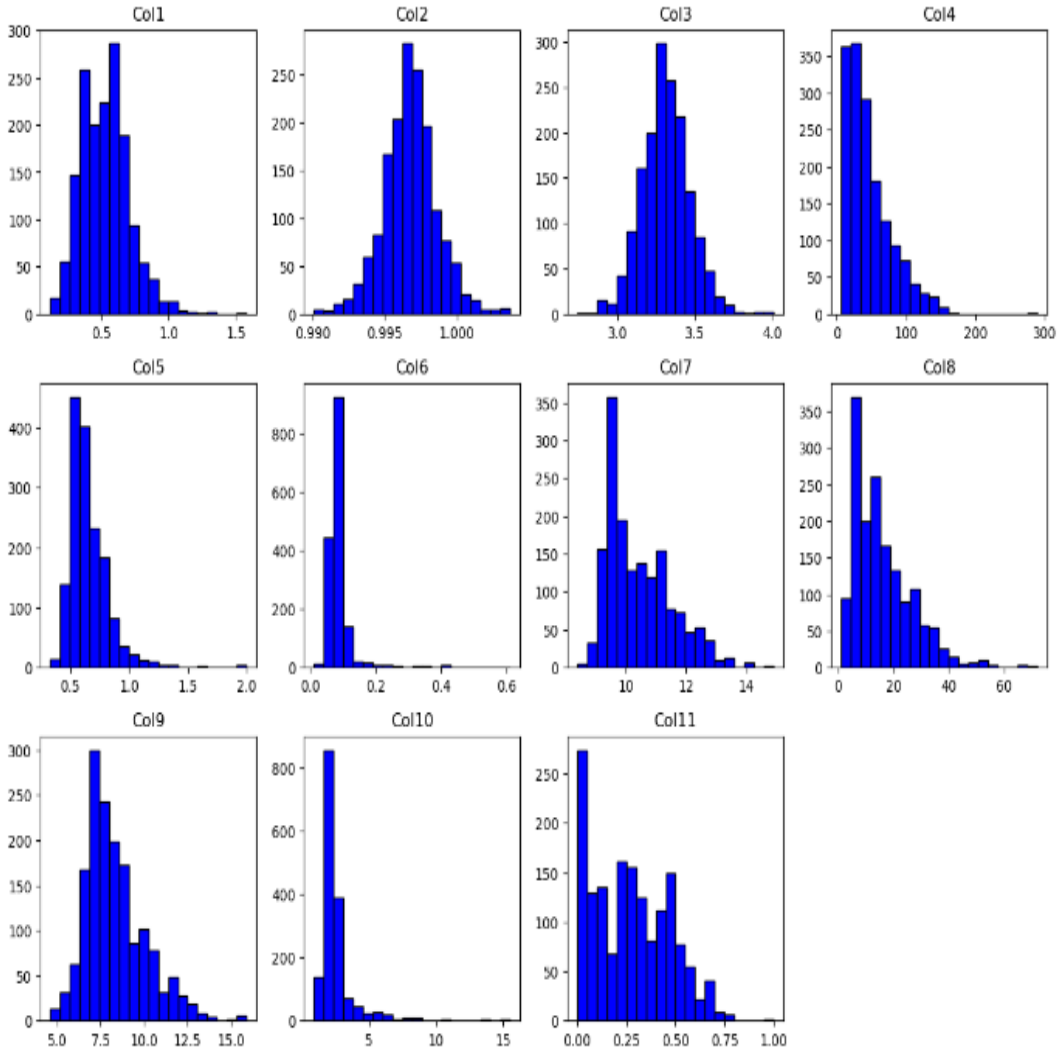


1.5 **Visualización de distribuciones**

Para observar la distribución de cada una de las variables en el dataset anonimizado, se generan histogramas que permiten identificar patrones y verificar si las variables están distribuidas de manera normal, poseen sesgos o son valores atípicos.

```
columns = dataset_anonymized.columns
fig = plt.figure(figsize=(12,12))
for i in range(0,11):
  ax = plt.subplot(4,4,i+1)
  ax.hist(dataset_anonymized[columns[i]], bins=20, color='blue', edgecolor='black')
  ax.set_title(dataset_anonymized.head(0)[columns[i]].name)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Estos histogramas muestran la frecuencia de los valores dentro de ciertos intervalos, algo que ayuda a entender mejor la distribución de los datos.



1.6 Separación de características y etiquetas

Una vez hecho esto, se separan las características (`X`) y las etiquetas (`y`) del dataset, lo cual permite preparar los datos para los modelos de Machine Learning.

En este caso, `X` contiene la información de todas las columnas, exceptuando la columna `Target`, mientras que `y` contiene los valores de la variable objetivo `Target`.

```
X = dataset_anonymized
y = dataset.get("Target")
print('Class labels:', np.unique(y))

# RESULTADO
Class labels: [3 4 5 6 7 8]
```

1.7 División del dataset en entrenamiento y prueba

El dataset se divide en dos conjuntos: Uno de entrenamiento (0.75) y otro de prueba (0.25). Esta división se hace de tal forma que la proporción de clases en ambos conjuntos sea similar, evitando asi posibles desbalanceos.

Es necesario realizar este paso para poder entrenar los modelos con una parte del dataset y luego probar su rendimiento con datos que no han sido vistos previamente.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X.values, y, test_size=0.25,
 random_state=1, stratify=y)
```

1.8 Estandarización de los datos

La estandarización de los datos asegura que todas las características se encuentren en la misma escala, algo que es considerado de gran importancia en modelos de regresión logística, SVM o redes neuronales, los cuales se veran más adelante.

Para este caso, se utiliza StandardScaler() para normalizar los datos, los cuales se ajustan a las características de los mismos para que tengan media 0 y desviación estándar 1, lo que se traduce en una mejora de rendimiento a la hora de utilizar los algoritmos mencionados anteriormente.

```
sc = StandardScaler()
sc.fit(X_train)
X_train_std = sc.transform(X_train)
X_test_std = sc.transform(X_test)
```

1.9 Verificación del balance de clases

Y por último, se evalúa el balance de las clases tanto en los datos de entrenamiento como en los datos de prueba para verificar si existe algun tipo de desbalance en las etiquetas, ya que de darse este caso, se podría producir un desbalance significativo que puede afectar a la capacidad predictiva del modelo.

```
print('Labels counts in y:', np.bincount(y))
print('Labels counts in y_train:', np.bincount(y_train))
print('Labels counts in y_test:', np.bincount(y_test))

# RESULTADO
Labels counts in y:       [  0   0   0  10  53  681   638   199   18  ]
Labels counts in y_train: [  0   0   0   8  40  511   478   149   13  ]
Labels counts in y_test:  [  0   0   0   2  13  170   160    50    5  ]
```

Es importante mencionar que el balance de clases da una idea de si existe predominancia de una clase sobre otra, algo que podría requerir de técnicas de remuestreo para mitigar el sesgo.

2 Clasificación usando todas las características de los datos

2.1 Introducción

En este apartado se presentan los resultados de la clasificación del conjunto de datos del fichero `dataset.csv` utilizando 3 métodos de aprendizaje supervisado: Regresión Logistica (Logistic Regression), Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y Árboles de Decision (Random Trees).

Cada uno de estos clasificadores ha sido entrenado usando todas las características del dataset. A continuacion, se irán describiendo los parámetros utilizados para cada modelo, presentando los resultados obtenidos y discutiendo el rendimiento de cada clasificador.

2.2 Carga y preparación de los datos

Antes de entrenar los modelos, primero se debe cargar el dataset, la anonimización de las características y la separación de las características (`X`) respecto a la etiqueta objetivo (`y`).

Además de esto, también se realiza una estandarización de las características, algo que es muy importante realizar para modelos como la Regresión Logística (Logistic Regression) y SVM (Support Vector Machines), que son sensibles a las escalas de las variables.

```
dataset = pd.read_csv("dataset.csv")
dataset_all_characteristics = dataset.drop(["Target"], axis=1)
X = dataset_all_characteristics
y = dataset.get("Target")

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X.values, y, test_size=0.25,
random_state=1, stratify=y)
sc = StandardScaler()
sc.fit(X_train)
X_train_std = sc.transform(X_train)
X_test_std = sc.transform(X_test)
```

Por otro lado, el dataset se divide en dos conjuntos: Uno de entrenamiento (0.75) y otro de prueba (0.25). Esta división se hace de tal forma que la proporcion de clases en ambos conjuntos sea similar, evitando así posibles desbalanceos.

2.3 Regresión Logística (Logistic Regression)

La Regresión Logística es un modelo lineal, por lo que es más adecuado cuando las características tienen relaciones lineales con las etiquetas. En este caso, el modelo muestra un buen rendimiento general, aunque la precisión podría mejorar utilizando técnicas de selección de características o ajustando más los parámetros.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- C = 100.0: El parámetro de regularización C controla la penalización aplicada a los errores. Un valor alto de C indica que se permite una menor penalización, por lo que el modelo intenta ajustar más los datos.
- solver = 'lbfgs': El solver 'lbfgs' es un optimizador recomendado para solucionar problemas pequeños y medianos.
- multi-class = 'ovr': Procedente de las siglas OnevsRest (OVR), significa que para la clasificación multiclase, el modelo entrenara un clasificador independiente para cada clase.

```
lr = LogisticRegression(C=100.0, solver='lbfgs', multi_class='ovr')
lr.fit(X_train_std, y_train)
y_pred = lr.predict(X_test_std)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % lr.score(X_test_std, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 165 muestras mal clasificadas, un número relativamente bajo para este modelo, y una precisión de 0.588, por lo que esa proporción de predicciones del modelo es correcta.

2.4 **Maquinas de Soporte Vectorial (SVM)**

El SVM con kernel RBF es potente en la captura de relaciones no lineales entre las características. El modelo muestra un rendimiento sólido y, aunque los resultados dependen mucho de la selección de los parámetros gamma y C, el ajuste da buenos resultados.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- kernel = 'rbf': Se utiliza el kernel radial base (RBF), que es adecuado para problemas no lineales.
- gamma = 0.7: Controla el grado de influencia de los puntos individuales. Un valor bajo significa que el área de influencia de cada punto es alta, mientras que un valor alto restringe el área.
- C = 30.0: Controla el grado de penalización aplicado a los errores de clasificación. Un valor más alto de C tiende a reducir los errores de clasificación en el conjunto de entrenamiento.

```
svm = SVC(kernel='rbf', random_state=1, gamma=0.7, C=30.0)
svm.fit(X_train_std, y_train)
y_pred = svm.predict(X_test_std)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % svm.score(X_test_std, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 157 muestras mal clasificadas, un número relativamente bajo para este modelo, y una precisión de 0.608, una proporción ligeramente superior a la obtenida con la Regresión Logística.

2.5 **Árboles de Decisión (Random Trees)**

Los árboles de decisión tienden a sobreajustar los datos si no se limitan adecuadamente. En este caso, al limitar la profundidad a 4, se puede evitar el sobreajuste y el modelo puede ser generalizado adecuadamente. Sin embargo, en comparación con los otros modelos, el rendimiento es ligeramente inferior, posiblemente porque el modelo no pudo capturar todas las complejidades de los datos con solo 4 niveles de profundidad.

A continuacion, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- criterion = 'gini': Utiliza el índice de Gini para medir la pureza de los nodos.
- max-depth = 4: La profundidad máxima del árbol se fija en 4 para evitar el sobreajuste.

```
tree_model = DecisionTreeClassifier(criterion='gini', max_depth=4, random_state=1)
tree_model.fit(X_train, y_train)
y_pred = tree_model.predict(X_test)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % tree_model.score(X_test, y_test))
tree.plot_tree(tree_model, feature_names=['Col1', 'Col2', 'Col3', 'Col4', 'Col5', 'Col6', 'Col7',
'Col8', 'Col9', 'Col10', 'Col11'], filled=True)
plt.show()
```

Se han obtenido como resultado 172 muestras mal clasificadas, un número similar a los otros dos modelos, y una precisión de 0.570, por lo que esa proporción de predicciones del modelo es correcta.

3 Clasificación usando 4 características de los datos

3.1 Introducción

En este apartado se presentan los resultados de la clasificación de 4 de las columnas del fichero `dataset.csv` utilizando 3 métodos de aprendizaje supervisado: Regresión Logistica (Logistic Regression), Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y Árboles de Decisión (Random Trees).

El objetivo de todo esto es comparar el rendimiento de estos modelos al reducir el número de variables y analizar el impacto de esta reducción en la precisión de los clasificadores.

3.2 Selección de las 4 caracteristicas

En primer lugar, se realiza un análisis de correlación entre las variables del dataset completo para identificar las características más relevantes. Para ello, se han seleccionado las características Col1, Col5, Co7 y Col11.

Las variables seleccionadas son aquellas que mejor coeficiente de correlación poseen, además de poder aportar mucha relevancia para su clasificación, a fín de evitar multicolinealidad y maximizar la capacidad predictiva del modelo.

```
dataset_4_characteristics = dataset_anonymized.drop(["Col2", "Col3", "Col4", "Col6",
"Col8", "Col9", "Col10"], axis=1)
dataset_4_characteristics.to_csv('dataset_4_characteristics.csv', index=False)
```

3.3 Preparación de los datos

Una vez hecho esto, el conjunto de datos se ha dividido en 2 subconjuntos: Entrenamiento (0.75) y prueba (0.25), lo que asegura que la distribución de las clases sea equilibrada.

Además, los datos han sido estandarizados mediante StandardScaler(), algo importante en clasificadores como la Regresión Logística (Logistic Regression) y SVM (Support Vector Machines), que son sensibles a la escala de los datos.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X.values, y, test_size=0.25,
random_state=1, stratify=y)
sc = StandardScaler()
sc.fit(X_train)
X_train_std = sc.transform(X_train)
X_test_std = sc.transform(X_test)
```

3.4 **Regresión Logística (Logistic Regression)**

La Regresión Logística muestra un rendimiento satisfactorio utilizando solo 4 características, lo que sugiere que las variables seleccionadas tienen una relación significativa con la etiqueta `Target`. Además, también se puede suponer que la precisión obtenida se ha visto limitada por la naturaleza lineal del modelo.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- C = 100.0: El parámetro de regularización C controla la penalización aplicada a los errores. Un valor alto de C indica que se permite una menor penalización, por lo que el modelo intenta ajustar más los datos.
- solver = 'lbfgs': El solver 'lbfgs' es un optimizador recomendado para solucionar problemas pequeños y medianos.
- multi-class = 'ovr': Procedente de las siglas OnevsRest (OVR), significa que para la clasificación multiclase, el modelo entrenara un clasificador independiente para cada clase.

```
lr = LogisticRegression(C=100.0, solver='lbfgs', multi_class='ovr')
lr.fit(X_train_std, y_train)
y_pred = lr.predict(X_test_std)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % lr.score(X_test_std, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 164 muestras mal clasificadas y una precisión de 0.590.

3.5 **Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)**

El uso de un kernel RBF permite capturar relaciones no lineales entre las características, por lo que el modelo SVM sigue siendo altamente efectivo incluso teniendo únicamente 4 caracteristicas.

Sin embargo, al reducir el número de caracteristicas, el modelo podria quedar limitado a la hora de identificar patrones mas complejos.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- kernel = 'rbf': Se utiliza el kernel radial base (RBF), que es adecuado para problemas no lineales.
- gamma = 0.7: Controla el grado de influencia de los puntos individuales. Un valor bajo significa que el área de influencia de cada punto es alta, mientras que un valor alto restringe el área.
- C = 30.0: Controla el grado de penalización aplicado a los errores de clasificación. Un valor más alto de C tiende a reducir los errores de clasificación en el conjunto de entrenamiento.

```
svm = SVC(kernel='rbf', random_state=1, gamma=0.7, C=30.0)
svm.fit(X_train_std, y_train)
y_pred = svm.predict(X_test_std)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % svm.score(X_test_std, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 174 muestras mal clasificadas y una precisión de 0.565.

3.6 **Árboles de Decision (Random Trees)**

El árbol de decisión tiene un rendimiento adecuado, aunque presenta una ligera tendencia al sobreajuste al tener solo 4 características, algo que se ha solucionado limitando la profundidad, quedando a expensas de la precisión en algunas ocasiones.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- criterion = 'gini': Utiliza el índice de Gini para medir la pureza de los nodos.
- max-depth = 4: La profundidad máxima del árbol se fija en 4 para evitar el sobreajuste.

```
tree_model = DecisionTreeClassifier(criterion='gini', max_depth=4, random_state=1)
tree_model.fit(X_train, y_train)
tree.plot_tree(tree_model, feature_names=['Col1', 'Col5', 'Col7', 'Col11'], filled=True)
plt.show()
y_pred = tree_model.predict(X_test)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % tree_model.score(X_test, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 174 muestras mal clasificadas y una precisión de 0.565.

4 Clasificación usando 2 características de los datos

4.1 Introducción

En este apartado se presentan los resultados de la clasificación de 2 de las columnas del fichero `dataset.csv` utilizando 3 métodos de aprendizaje supervisado: Regresión Logística (Logistic Regression), Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y Árboles de Decision (Random Trees).

El objetivo de todo esto es comparar el rendimiento de estos modelos al reducir el número de variables y analizar el impacto de esta reducción en la precisión de los clasificadores.

4.2 Selección de las 2 características

En primer lugar, se realiza un análisis de correlación entre las variables del dataset completo para identificar las características más relevantes. Para ello, se han seleccionado las características Col1 y Col7.

Las variables seleccionadas son aquellas que mejor coeficiente de correlación poseen, además de poder aportar mucha relevancia para su clasificación, a fín de evitar multicolinealidad y maximizar la capacidad predictiva del modelo.

```
dataset_2_characteristics = dataset_anonymized.drop(["Col2", "Col3", "Col4", "Col5",
"Col6", "Col8", "Col9", "Col10", "Col11"], axis=1)
dataset_2_characteristics.to_csv('dataset_2_characteristics.csv', index=False)
```

4.3 Preparación de los datos

Una vez hecho esto, el conjunto de datos se ha dividido en 2 subconjuntos: Entrenamiento (0.75) y prueba (0.25), lo que asegura que la distribución de las clases sea equilibrada.

Además, los datos han sido estandarizados mediante StandardScaler(), algo importante en clasificadores como la Regresión Logística (Logistic Regression) y SVM (Support Vector Machines), que son sensibles a la escala de los datos.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X.values, y, test_size=0.25,
random_state=1, stratify=y)
sc = StandardScaler()
sc.fit(X_train)
X_train_std = sc.transform(X_train)
X_test_std = sc.transform(X_test)
```

4.4 Regresión Logística (Logistic Regression)

La Regresión Logística muestra un rendimiento aceptable a pesar de la reducción a solo 2 características, lo que indica que las variables seleccionadas aportan información relevante para la clasificación.

Sin embargo, la reducción a solo 2 variables limita la capacidad del modelo para capturar relaciones más complejas.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- C = 100.0: El parámetro de regularizacion C controla la penalización aplicada a los errores. Un valor alto de C indica que se permite una menor penalización, por lo que el modelo intenta ajustar más los datos.
- solver = 'lbfgs': El solver 'lbfgs' es un optimizador recomendado para solucionar problemas pequeños y medianos.
- multi-class = 'ovr': Procedente de las siglas OnevsRest (OVR), significa que para la clasificación multiclase, el modelo entrenará un clasificador independiente para cada clase.

```
lr = LogisticRegression(C=100.0, solver='lbfgs', multi_class='ovr')
lr.fit(X_train_std, y_train)
y_pred = lr.predict(X_test_std)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % lr.score(X_test_std, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 167 muestras mal clasificadas y una precision de 0.583.

4.5 Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)

El SVM con kernel RBF demuestra un rendimiento superior al capturar relaciones no lineales entre las dos características seleccionadas.

Sin embargo, en este caso, el clasificador se ha beneficiado del uso de un kernel no lineal, lo que sugiere que aunque el número de caracteristicas sea bajo, el modelo puede seguir identificando patrones complejos en los datos.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- kernel = 'rbf': Se utiliza el kernel radial base (RBF), que es adecuado para problemas no lineales.
- gamma = 0.7: Controla el grado de influencia de los puntos individuales. Un valor bajo significa que el área de influencia de cada punto es alta, mientras que un valor alto restringe el área.
- C = 30.0: Controla el grado de penalización aplicado a los errores de clasificación. Un valor más alto de C tiende a reducir los errores de clasificación en el conjunto de entrenamiento.

```
svm = SVC(kernel='rbf', random_state=1, gamma=0.7, C=30.0)
svm.fit(X_train_std, y_train)
y_pred = svm.predict(X_test_std)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % svm.score(X_test_std, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 167 muestras mal clasificadas y una precisión de 0.583.

4.6 **Árboles de Decisión (Random Trees)**

El Árbol de Decisión logra un rendimiento decente, aunque la falta de complejidad en el modelo y al estar trabajando con solo 2 características, es algo que podría haber limitado su capacidad predictiva.

Por otro lado, el uso de una profundidad limitada evita que el modelo se sobreajuste a los datos de entrenamiento, algo que se considera muy importante cuando se está trabajando con un número tan reducido de características.

A continuación, se explican brevemente los parámetros utilizados:

- criterion = 'gini': Utiliza el índice de Gini para medir la pureza de los nodos.
- max-depth = 4: La profundidad máxima del árbol se fija en 4 para evitar el sobreajuste.

```
tree_model = DecisionTreeClassifier(criterion='gini', max_depth=4, random_state=1)
tree_model.fit(X_train, y_train)
tree.plot_tree(tree_model, feature_names=['Col1', 'Col7'], filled=True)
plt.show()
y_pred = tree_model.predict(X_test)
print('Misclassification samples: %d' % (y_test != y_pred).sum())
print('Accuracy: %.3f' % tree_model.score(X_test, y_test))
```

Se han obtenido como resultado 178 muestras mal clasificadas y una precisión de 0.555.

5 Comparación de los resultados y conclusiones

5.1 **Comparación de los resultados**

Caracteristicas	Regresion Logistica	SVM	Arboles de Decision
Todas	0.588	0.608	0.570
4	0.590	0.565	0.565
2	0.583	0.583	0.555

El SVM con kernel RBF ha sido el modelo más consistente en cuanto a rendimiento en todos los casos.

Por otro lado, la Regresión Logística ha ido mostrando un rendimiento sólido pero decreciente a medida que se han ido reduciendo las características.

Y por último, los Árboles de Decisión han sido los más afectados por la reducción de información, lo que sugiere que su capacidad para construir reglas de decisión eficaces depende más de la cantidad de características disponibles.

5.2 **Conclusiones**

El rendimiento de los clasificadores ha ido dependiendo significativamente del número de características utilizadas. A continuación se muestran algunos de los aspectos más importantes a tener en cuenta en cada modelo:

- SVM (Support Vector Machines): Ha sido el más robusto frente a la reducción de características, adaptándose bien incluso en el caso en el que se han tenido sólo 2 características.
- Regresión Logística (Logistic Regression): Ha ido mostrando un rendimiento decreciente cuando se ha ido reduciendo la cantidad de características, destacando su dependencia en información más completa para realizar predicciones precisas.
- Árboles de Decisión (Random Trees): Han necesitado más características para crear reglas complejas y precisas. Sin embargo, con menos variables, su capacidad para capturar patrones importantes se ha visto disminuida.

En general, reducir el número de características impacta el rendimiento de los modelos, pero algunos, como el SVM (Support Vector Machines), pueden manejar esta reducción mejor que otros.