Actividad práctica: Análisis de precisión vs. recall en la detección de fraude

Objetivo:

Los estudiantes deben aprender a diferenciar entre **precisión** y **recall**, y entender por qué **recall** es más importante que precisión en situaciones como la **detección de fraude**, donde los **falsos negativos** pueden ser muy costosos.

Descripción del experimento:

- Cargar y preprocesar los datos: Utilizaremos un conjunto de datos simulado o el conjunto de datos de detección de fraude (puedes usar cualquier conjunto de datos donde la clase positiva esté muy desbalanceada).
- 2. Entrenar un modelo de clasificación: Los estudiantes entrenarán un modelo (como un Random Forest o un Árbol de Decisión) para predecir si una transacción es fraudulenta o no.
- 3. Evaluar el modelo con precisión y recall: Los estudiantes evaluarán el modelo utilizando tanto precisión como recall, observando las diferencias en estas métricas cuando las clases están desbalanceadas.
- 4. Analizar el impacto de un alto recall: Los estudiantes observarán los efectos de priorizar recall sobre precisión, viendo cómo el modelo puede tener una mayor tasa de falsos positivos pero aún así capturar más fraudes.

1. Cargar y preprocesar los datos:

Usaremos un conjunto de datos simulado de **fraude** donde la clase positiva (fraude) está muy desbalanceada.

2. Entrenar el modelo:

Usamos un Random Forest para entrenar el modelo en el conjunto de datos.

3. Evaluar el modelo con precisión y recall:

Los estudiantes evaluarán el modelo utilizando las métricas de **precisión** y recall.

4. Analizar los resultados:

Los estudiantes deben observar los siguientes puntos:

- Precisión (accuracy): ¿Qué tan exactas son las predicciones del modelo, especialmente en las predicciones positivas?
- Recall (sensibilidad): ¿Cuántos de los casos realmente positivos (fraudes) fueron capturados?
- Matriz de confusión: Observar el número de falsos negativos (FN) y falsos positivos (FP) es crucial. Los estudiantes deben enfocarse en los falsos negativos porque son los que más afectan cuando se está priorizando el recall.

Aquí tienes el desglose del código línea por línea:

Importación de bibliotecas

import numpy as np

- import: Palabra clave para importar módulos en Python.
- numpy: Biblioteca para operaciones numéricas en matrices y arreglos.
- as np: Se usa un alias para acceder a la biblioteca con un nombre más corto.

import pandas as pd

- pandas: Biblioteca para manipulación y análisis de datos estructurados.
- as pd: Se define un alias para facilitar su uso en el código.

from sklearn.datasets import make_classification

- from sklearn.datasets: Se importa un módulo específico de la biblioteca scikit-learn.
- make_classification: Función que genera conjuntos de datos simulados para clasificación.

from sklearn.model_selection import train_test_split

- from sklearn.model_selection: Se importa el módulo para dividir datos en entrenamiento y prueba.
- train_test_split: Función que separa los datos en subconjuntos.

from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier

- from sklearn.ensemble: Se importa el módulo de modelos de ensamble.
- RandomForestClassifier: Implementación del clasificador Random Forest.

from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, confusion_matrix,
accuracy_score

- from sklearn.metrics: Se importan métricas de evaluación de modelos.
- precision_score: Mide la precisión de las predicciones positivas.
- recall_score: Mide la capacidad del modelo para detectar positivos reales.
- confusion matrix: Matriz que muestra el rendimiento de las predicciones.
- accuracy_score: Mide la proporción total de predicciones correctas.

import matplotlib.pyplot as plt

- matplotlib.pyplot: Módulo para generar gráficos.
- as plt: Se usa un alias corto para la biblioteca.

import seaborn as sns

- seaborn: Biblioteca para visualización avanzada de datos.
- sns: Alias para acceder fácilmente a la biblioteca.

Generación del conjunto de datos

```
X, y = make_classification(
    n_samples=1000,
    n_features=20,
    n_informative=2,
    n_redundant=10,
    n_classes=2,
    weights=[0.95, 0.05],
    flip_y=0,
    random_state=42
)
```

- X, y: Se generan los datos (X = características, y = etiquetas).
- n_samples=1000: Se crean 1000 filas de datos.
- n_features=20: Cada fila tiene 20 características.

- n_informative=2: Solo 2 características son realmente útiles para la clasificación.
- n_redundant=10: Hay 10 características redundantes derivadas de las informativas.
- n_classes=2: Se generan dos clases (fraude y no fraude).
- weights=[0.95, 0.05]: La mayoría (95%) pertenece a la clase "no fraude".
- flip_y=0: No se añade ruido a las etiquetas.
- random_state=42: Se fija una semilla para obtener resultados reproducibles.

División de datos en entrenamiento y prueba

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
random_state=42)
```

- X_train, y_train: Conjunto de entrenamiento (70% de los datos).
- X_test, y_test: Conjunto de prueba (30% de los datos).
- test_size=0.3: Se reserva el 30% de los datos para evaluar el modelo.
- random_state=42: Se usa la misma semilla para hacer la división reproducible.

Creación y entrenamiento del modelo

```
model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
```

- RandomForestClassifier: Se instancia un clasificador de tipo Random Forest.
- n_estimators=100: Se crean 100 árboles de decisión en el bosque.
- random_state=42: Se fija una semilla para reproducibilidad.

```
model.fit(X train, y train)
```

• fit(X_train, y_train): Entrena el modelo usando los datos de entrenamiento.

Realización de predicciones

```
y_pred = model.predict(X_test)
```

- predict(X_test): Genera predicciones sobre los datos de prueba.
- y_pred: Contiene las etiquetas predichas para X_test.

Evaluación del modelo

```
precision = precision_score(y_test, y_pred)
```

- precision_score(y_test, y_pred): Calcula la precisión del modelo.
- precision: Proporción de verdaderos positivos sobre todos los positivos predichos.

```
recall = recall_score(y_test, y_pred)
```

- recall_score(y_test, y_pred): Calcula el recall del modelo.
- recall: Proporción de verdaderos positivos sobre todos los positivos reales.

```
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
```

- accuracy_score(y_test, y_pred): Calcula la exactitud del modelo.
- accuracy: Proporción total de predicciones correctas.

Impresión de resultados

```
print(f"Precisión: {precision:.2f}")
```

- print(): Imprime un mensaje en la consola.
- f"Precisión: {precision:.2f}": Muestra la precisión con dos decimales.

```
print(f"Recall: {recall:.2f}")
```

• Muestra el recall con dos decimales.

```
print(f"Exactitud: {accuracy:.2f}")
```

• Muestra la exactitud con dos decimales.

Matriz de confusión

```
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
```

- confusion_matrix(y_test, y_pred): Calcula la matriz de confusión.
- conf_matrix: Contiene la matriz generada.

```
print("Matriz de confusión:")
print(conf_matrix)
```

• Imprime la matriz de confusión.

Visualización de la matriz de confusión

```
plt.figure(figsize=(8, 6))
```

• plt.figure(figsize=(8, 6)): Crea una figura de 8x6 pulgadas.

```
sns.heatmap(
    conf_matrix,
    annot=True,
    fmt='d',
    cmap='Blues',
    xticklabels=['No Fraude', 'Fraude'],
    yticklabels=['No Fraude', 'Fraude']
```

- sns.heatmap(conf_matrix): Dibuja un mapa de calor con la matriz de
 confusión.
- annot=True: Muestra los valores numéricos dentro de las celdas.
- fmt='d': Muestra los números como enteros.
- cmap='Blues': Usa una escala de colores en tonos azules.
- xticklabels, yticklabels: Etiquetas en los ejes.

```
plt.title("Matriz de Confusión")
plt.xlabel("Predicción")
```

plt.ylabel("Real")

```
plt.title(): Agrega un título al gráfico.
plt.xlabel(): Etiqueta para el eje X.
plt.ylabel(): Etiqueta para el eje Y.
```

plt.show()

• plt.show(): Muestra el gráfico en pantalla.