Análisis de Delitos en Tierra del Fuego: Guía de ETL y Modelado

Guía Completa para la Implementación del Análisis de Delitos en Tierra del Fuego

Objetivo:

Implementar un modelo de análisis de series temporales para detectar patrones estacionales en la ocurrencia de diferentes tipos de delitos en la Provincia de Tierra del Fuego. Se utilizarán técnicas de aprendizaje automático y análisis estadístico para ayudar en la toma de decisiones sobre la asignación de recursos policiales.

- 1. Transformación del Dataset (ETL):
 - Se realiza una limpieza de los datos eliminando columnas sin información.
 - Se renombran las columnas para una mayor claridad y comprensión.
 - Se eliminan filas con valores irrelevantes o títulos y se rellenan los valores faltantes con ceros.

Código:

```python

import pandas as pd

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

# Cargar el archivo Excel

file\_path

'/mnt/data/09\_03\_02\_Delitos-con-intervencion-policial-por-mes-segun-tipo-de-delito.-1.xlsx' xls = pd.ExcelFile(file\_path)

# Leer los datos de la hoja 'Tierra Del Fuego AelAS'

```
delitos_tierra = pd.read_excel(xls, sheet_name='Tierra Del Fuego AelAS')
Limpiar los datos: eliminar columnas vacías
delitos tierra cleaned = delitos tierra.dropna(axis=1, how='all')
Renombrar columnas
new_column_names = ['Tipo_Delito'] + [f"{year}_{month}" for year in range(2014, 2025) for month in
['ene', 'feb', 'mar', 'abr', 'may', 'jun', 'jul', 'ago', 'sept', 'oct', 'nov', 'dic']]
new column names = new column names[:len(delitos tierra cleaned.columns)]
delitos_tierra_cleaned.columns = new_column_names
Rellenar valores faltantes con ceros
delitos_tierra_cleaned = delitos_tierra_cleaned.fillna(0)
Eliminar filas que no son parte de los datos reales
delitos_tierra_cleaned
delitos_tierra_cleaned[delitos_tierra_cleaned['Tipo_Delito'].str.contains('Total Hechos delictuosos',
na=False) | pd.to_numeric(delitos_tierra_cleaned['Tipo_Delito'], errors='coerce').notna()]
Eliminar filas que contienen solo ceros
delitos_tierra_cleaned = delitos_tierra_cleaned[(delitos_tierra_cleaned.iloc[:, 1:] != 0).any(axis=1)]
delitos_tierra_cleaned.reset_index(drop=True, inplace=True)
```

- 2. Preparación para Análisis de Series Temporales:
  - Se convierte el dataset en un formato adecuado para el análisis de series temporales.

- Se extraen los datos numéricos y se normalizan utilizando `MinMaxScaler` para asegurar que los datos se encuentren en un rango apropiado para el modelado.

```
Código:
```python
# Extraer datos numéricos para normalización
numeric_data = delitos_tierra_cleaned.iloc[:, 1:].values
# Normalizar datos usando MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
normalized_data = scaler.fit_transform(numeric_data)
# Convertir datos normalizados de nuevo a DataFrame para un análisis más fácil
delitos_tierra_normalized = pd.DataFrame(
  normalized_data,
  columns=[f'{year}_normalized' for year in range(2014, 2025)],
  index=delitos_tierra_cleaned['Tipo_Delito']
)
```

- 3. Implementación del Modelo de Series Temporales (ARIMA):
 - Se implementa un modelo ARIMA para analizar patrones en el total de delitos registrados.
 - El objetivo es identificar tendencias y patrones estacionales a lo largo del tiempo.

Código:

```python

import statsmodels.api as sm

# Extraer la serie de tiempo total de delitos

total\_delitos\_series = pd.to\_numeric(delitos\_tierra\_cleaned.iloc[0, 1:], errors='coerce').values

# Ajustar el modelo ARIMA (parámetros p=1, d=1, q=1)

model = sm.tsa.ARIMA(total\_delitos\_series, order=(1, 1, 1))

results = model.fit()

# Resumen del modelo ARIMA

arima\_summary = results.summary()

print(arima\_summary)

...

Conclusión:

Con este flujo de trabajo, se puede llevar a cabo un análisis profundo de los patrones de delitos en

la provincia de Tierra del Fuego. La limpieza y transformación de datos aseguran una mejor calidad

para el modelado, mientras que el uso de ARIMA permite identificar tendencias que podrían ayudar

a la planificación de recursos policiales.

SARIMAX Results

\_\_\_\_\_\_

==

Dep. Variable: y No. Observations: 127

Model: ARIMA(1, 1, 1) Log Likelihood -739.265

Date: Sat, 26 Oct 2024 AIC 1484.530

Time: 17:39:21 BIC 1493.038 0 HQIC Sample: 1487.986 - 127 Covariance Type: opg coef std err z P>|z| [0.025 0.975] ar.L1 0.2054 0.132 1.557 0.120 -0.053 0.464 ma.L1 -0.7438 0.091 -8.197 0.000 -0.922 -0.566 sigma2 7272.7787 881.121 8.254 0.000 5545.813 8999.744 \_\_\_\_\_\_ ====== Ljung-Box (L1) (Q): 0.02 Jarque-Bera (JB): 1.71 Prob(Q): 0.88 Prob(JB): 0.42 Heteroskedasticity (H): 1.80 Skew: -0.18 Prob(H) (two-sided): 0.06 Kurtosis: 3.44

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).