Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey

Campus Puebla

Analítica de datos y herramientas de inteligencia artificial II (Gpo 101)

Actividad AG_4.2

Estudiantes:

María Matanzo Hermoso | A01737554

Marco Cornejo Cornejo | A01276411

Jorge Alberto Cortes Sánchez | A01736236

Eduardo Torres Naredo | A01734935

Laisha Fernanda Puentes Angulo | A01736397

19/10/2025

Reporte de Hallazgos: Actividad 4.2 - Regresión Logística (Datos Forvia)

Este reporte detalla el proceso de **limpieza de datos**, **conversión de variables** y la aplicación de **cinco modelos de Regresión Logística** utilizando el conjunto de datos de Forvia.

1. Limpieza y Preparación de Datos

El archivo projectos_forvia.csv presentaba valores nulos, los cuales se trataron mediante la eliminación de columnas con una gran cantidad de datos faltantes o mediante la imputación.

1.1. Tratamiento de Valores Faltantes (NaNs)

Se identificaron y eliminaron las siguientes columnas debido a su alta proporción de valores nulos o por no ser adecuados para el análisis de regresión logística.

- Actual end date (246 nulos)
- Closed (245 nulos)
- Project target phase (174 nulos)
- Actual Go Live date (198 nulos)

Para las demás columnas con pocos valores faltantes, se aplicó la imputación utilizando el método de propagación hacia adelante (ffill) y hacia atrás (bfill) o mediante un valor constante:

- Las columnas Number, Active, y Project Name se imputaron usando bfill y ffill.
- Las columnas Project Type, Geographical scope, Project manager, y State se imputaron usando bfill y ffill.
- Percent complete se imputó usando bfill y ffill.
- Project size, Project organization, y Planned Go Live date se imputaron usando bfill y ffill.
- Domain se rellenó con el valor "Global".
- BG se imputó usando bfill y ffill.
- Domain Path se rellenó con el valor "/".
- Project type se rellenó con el valor "REGULAR".
- Recurrent activity se rellenó con el valor "FALSO".
- On-hold se imputó usando bfill y ffill.
- Last WAR, Project Health, y Actual start date se imputaron usando bfill y ffill.

Al finalizar, el dataframe “limpiado” quedó sin valores nulos en las columnas seleccionadas para el análisis.

2. Conversión de Variables Categóricas a Numéricas (Dicotómicas)

Para facilitar la aplicación de la Regresión Logística, las variables categóricas fueron codificadas y luego transformadas a un formato dicotómico (0 o 1).

2.1. Codificación de Frecuencias (Variables Categóricas)

Las variables categóricas como: Project Type, Geographical scope, Project manager, State, Project size, Project organization, BG, Planned start date, Actual start date, Project Health, y On-hold y se convirtieron a valores numéricos enteros basados en su frecuencia o un orden asignado.

2.2. Binarización a Variables Dicotómicas

Las variables numéricas o codificadas se convirtieron a dicotómicas usando el **percentil 50 (mediana)** como umbral para las variables Percent complete, Planned start date, y Actual start date (codificadas)

3. Análisis de Regresión Logística

Se entrenaron cinco modelos de Regresión Logística, aplicando **escalado estándar** (Standard Scaler) a las variables independientes y una división de datos de **70% para entrenamiento y 30% para prueba**.

Caso 1: Predicción de Planned start date

1 si ≥ 28.40; 0 si < 28.40
Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.5277777777777778
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.6052631578947368
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.5588235294117647
```

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.575
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.5675675675675675
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.5428571428571428
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.5897435897435898
```

Matriz de confusión:

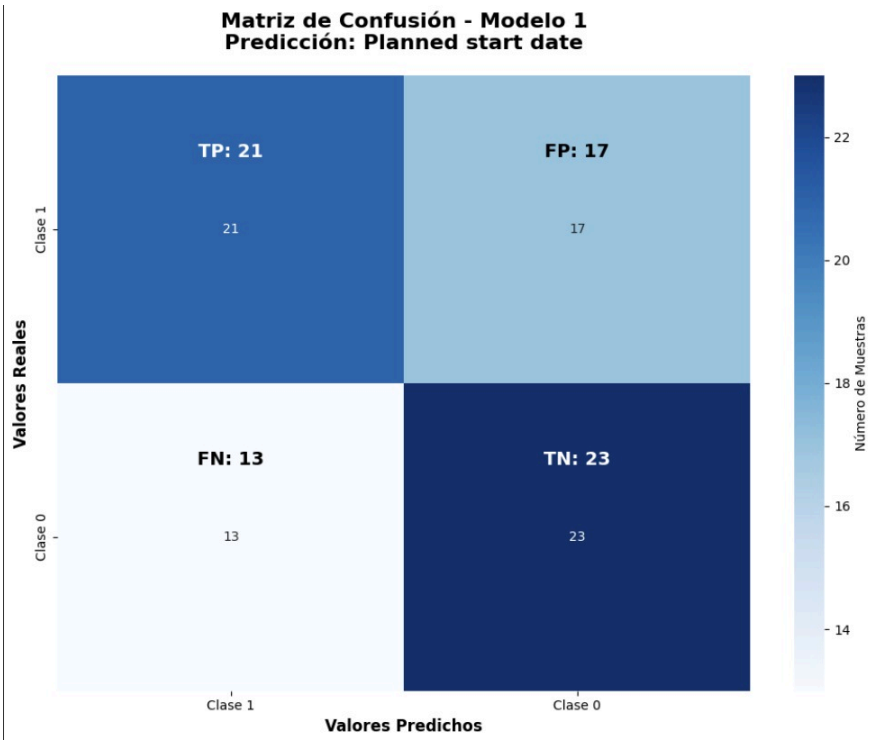
```
Matriz de Confusión:
[[23 17]
 [15 19]]
```

TP (Clase 0): 23

FP (Clase 0): 17

FN (Clase 1): 15

TN (Clase 1): 19



Hallazgos: El modelo presenta un Accuracy moderado del **56.76%**, apenas superior a una conjetura al azar. Las métricas de Sensibilidad y Precisión son similares entre las clases, lo que indica un desempeño pobre pero equilibrado.

Caso 2: Predicción de Actual start date

Variables: X: Geographical scope, Planned start date, Percent complete (originales); Y: Actual start date (dicotómica)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.675
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.5882352941176471
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.6585365853658537
```

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.6060606060606061
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.6351351351351351
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.6666666666666666
```

```
Puntaje F1 del  label 0:
0.5970149253731343
```

Matriz de confusión:

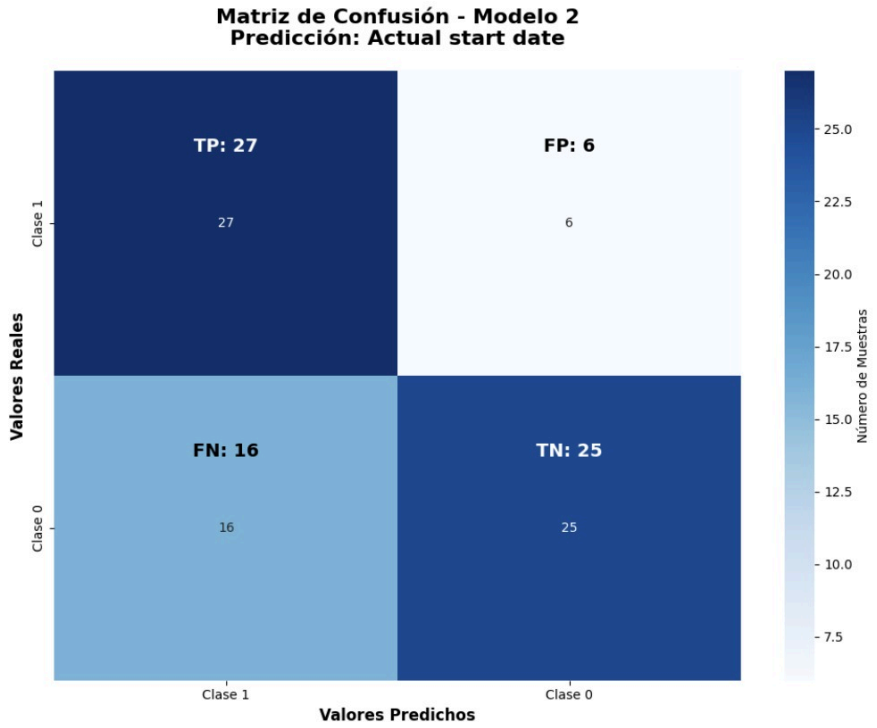
```
Matriz de Confusión:
[[20 13]
 [14 27]]
```

TP (Clase 0): 20

FP (Clase 0): 13

FN (Clase 1): 14

TN (Clase 1): 27



Hallazgos: Este modelo es el **mejor de los cinco** con UN Accuracy **del 63.51%**. Muestra una mejor capacidad de predicción para la Clase 1 67.50% de Precisión y 65.85% de Sensibilidad-Recall), pero un desempeño aceptable en la Clase 0.

Caso 3: Predicción de Percent complete

Variables: x: Geographical scope (original); y: Percent complete (dicotómica)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.6666666666666666
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.5471698113207547
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.8055555555555556
```

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.3684210526315789
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.581081081081081
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.4745762711864407
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.651685393258427
```

Matriz de confusión:

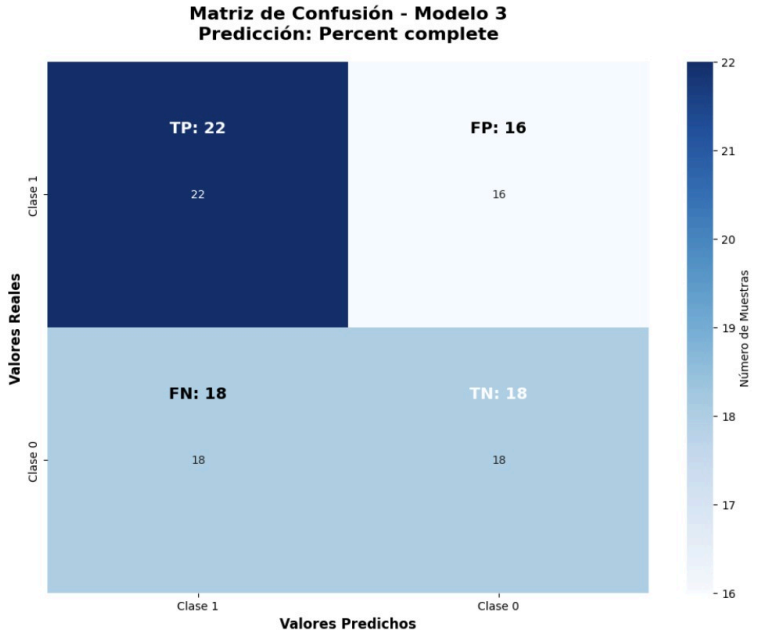
```
Matriz de Confusión:
[[29  7]
 [24 14]]
```

TP (Clase 0): 29

FP (Clase 0): 7

FN (Clase 1): 24

TN (Clase 1): 14



Hallazgos: El Recall **de la Clase 1 es muy baja** 36.84%, lo que implica que el modelo falla en identificar la mayoría de los proyectos con alto porcentaje de completado (Clase 1). El modelo está sesgado a predecir la Clase 0.

Caso 4: Predicción de Geographical scope

Variables: X: Percent complete, Actual start date (originales); y: Geographical scope (dicotómica)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.509090909090909
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.631578947368421
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.3076923076923077
```

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.8
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.5405405405405406
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.6222222222222222
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.6222222222222222
```

Matriz de confusión:

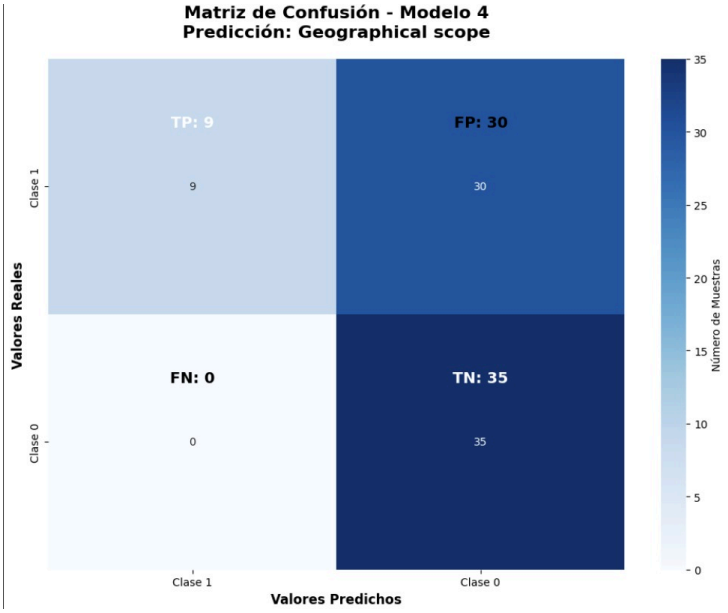
```
Matriz de Confusión:
[[12 27]
 [ 7 28]]
```

TP (Clase 0): 12

FP (Clase 0): 27

FN (Clase 1): 7

TN (Clase 1): 28



Hallazgos: El Recall **de la Clase 1 es alta** 80.00%, pero la **de la Clase 0 es muy baja** 30.77%. Esto indica que el modelo clasifica la mayoría de las muestras como Clase 1, independientemente de la realidad, lo que resulta en una **Exactitud baja** con un 54.05%.

Caso 5: Predicción de Project Manager

Variables: X: Percent complete, Actual start date (originales); Y: Project manager (dicotómica)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.6129032258064516
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.5581395348837209
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.6666666666666666
```

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.5
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.581081081081081
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.5507246376811594
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.5507246376811594
```

Matriz de confusión:

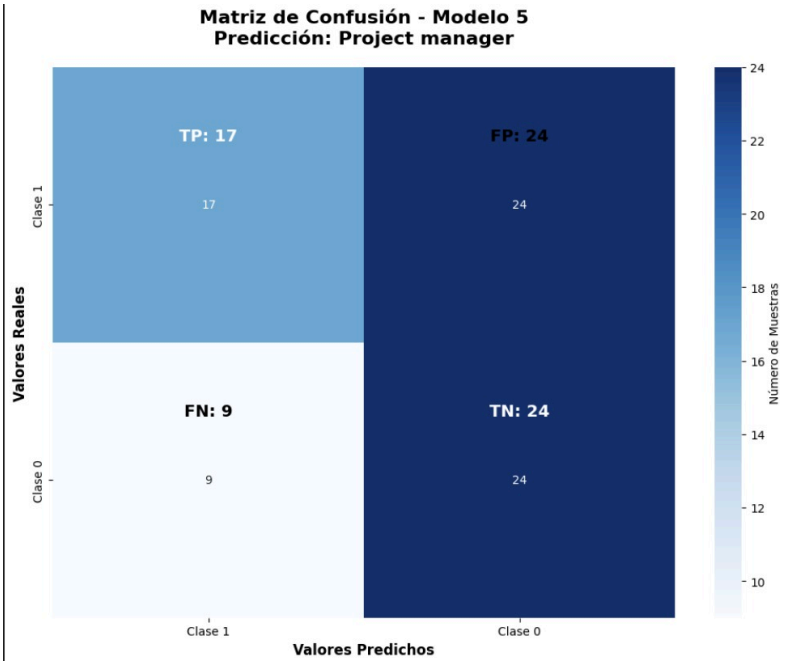
```
Matriz de Confusión:
[[24 12]
 [19 19]]
```

TP (Clase 0): 24

FP (Clase 0): 12

FN (Clase 1): 19

TN (Clase 1): 19



Hallazgos: El modelo presenta un Accuracy moderada con un 58.11%. El Recall de la Clase 1 es baja con un 50.00%, mientras que el recall de la Clase 0 es alta 66.67%, lo que sugiere una tendencia a clasificar más muestras como Clase 0.

Conclusiones del análisis

1. **Modelo de Mejor Rendimiento (Caso 2):** La predicción de **Actual start date** utilizando las variables Geographical scope, Planned start date, y Percent complete arrojó el mayor Accuracy **63.51%**, con métricas de Precisión y Sensibilidad consistentemente por encima del 60% para la Clase 1.
2. **Problemas de Desbalance/Sesgo (Casos 3 y 4):** Los modelos que predicen Percent complete y Geographical scope muestran una fuerte disparidad en la sensibilidad entre sus clases. En el **Caso 3** se sobre-identifica la Clase 0 con un 80.56% de recall vs 36.84%, y en el **Caso 4** se sobre-identifica la Clase 1 con un 80.00% vs 30.77%. Esto sugiere un desbalance de clases o que las variables independientes están correlacionadas con la clase mayoritaria en cada caso.

3. **Rendimiento en el Umbral de Conjetura (Casos 1 y 5):** Los modelos que predicen Planned start date y Project manager tienen un Accuracy cercano al 50% - 58%, lo que indica que estas combinaciones de variables tienen **bajo poder predictivo** para determinar las categorías dicotómicas establecidas.

Caso 1: Predicción de TaxonName_num

Clase 1 (Positivo, x ≥ 352) Clase 0 (Negativo, x ≤ 352)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.7577301523116323
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.539306305481834
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.9864106814095747
```

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.04801831752550438
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.7528905309005965
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.8570788567246764
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.08818489947699605
```

Matriz de confusión:

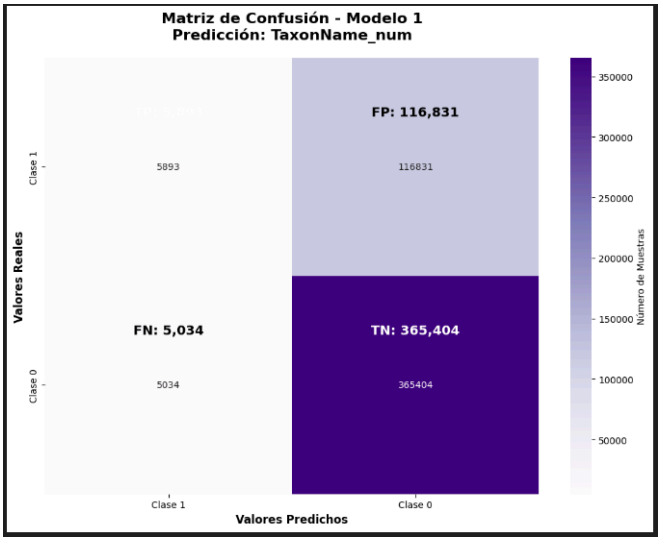
```
Matriz de Confusión:
[[  5893 116831]
 [  5034 365404]]
```

TP (Clase 0): 5,893

FP (Clase 0): 116,831

FN (Clase 1): 5,034

TN (Clase 1): 365,404



Hallazgos: El Accuracy general es del **75.29%**, lo que indica que el modelo clasifica correctamente una parte significativa de los datos. Sin embargo, el recall para la Clase 0 es extremadamente baja **4.80%**, lo que sugiere que el modelo tiene serias dificultades para identificar correctamente los casos de **TaxonName_num** por debajo del umbral de **352**. La Precisión para la Clase 0 es de 53.93% que también es baja, reflejando muchos falsos positivos.

Caso 2: Predicción de TaxonCode_num

Clase 1 (Positivo, x ≥ 352) Clase 0 (Negativo, x ≤ 352)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.7564450123102898
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.536441828881847
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.9861552397820532
```

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.04803521771911761
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.7515177568425792
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo:
0.8561598813050807
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.08817489136258111
```

Matriz de confusión:

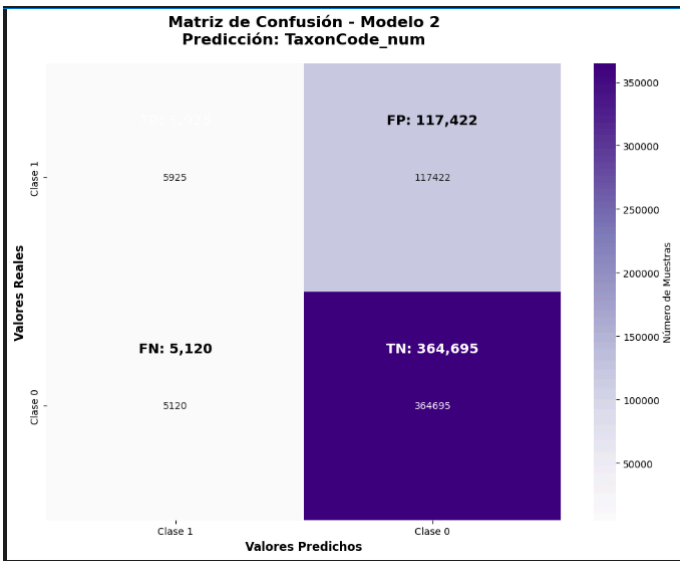
```
Matriz de Confusión:
[[  5925 117422]
 [  5120 364695]]
```

TP (Clase 0): 5,925

FP (Clase 0): 117,422

FN (Clase 1): 5,120

TN (Clase 1): 364,695



Hallazgos: El Modelo 2 presenta un desempeño muy similar al Modelo 1. Ya que el Accuracy es de **75.15%**. El Recall para la Clase 0 sigue siendo críticamente baja **4.80**%, lo que indica un problema persistente en la identificación de la clase minoritaria (posiblemente debido a un desbalance de clases).

Caso 3: Predicción de SamplingOperations_code_num:

Clase 1 (Positivo, x ≥ 21,806) Clase 0 (Negativo, x ≤ 21,806)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.6123978146335127
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.610479910533396
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.6108110734152207
```

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.6120671444124864
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.6114380264497264
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.6116034148674834
```

```
Puntaje F1 del  label 0:
0.611272497119395
```

Matriz de confusión:

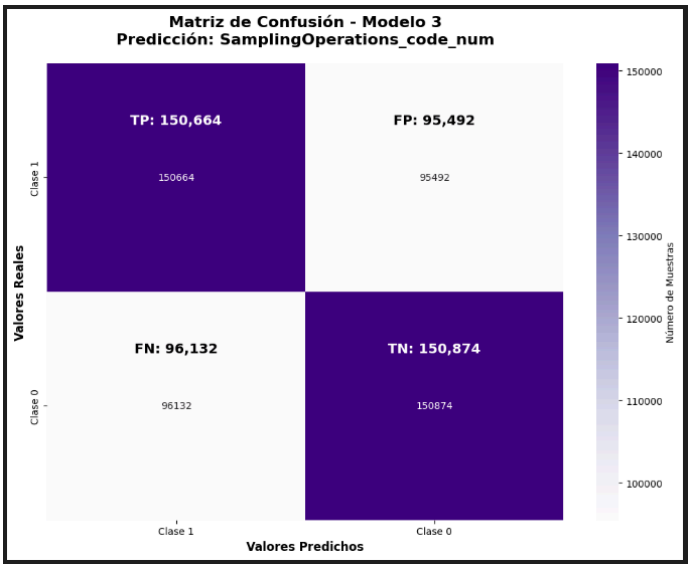
```
Matriz de Confusión:
[[150664  95492]
 [ 96132 150874]]
```

TP (Clase 1): 150,664

FP (Clase 1): 95,492

FN (Clase 0): 96,132

TN (Clase 0): 150,874



Hallazgos: Este modelo muestra una **distribución de métricas mucho más equilibrada** entre las clases. El Accuracy de **61.14** es menor que en los modelos anteriores, pero el Recall es consistentemente alrededor del **61%** para ambas clases. Esto sugiere que las variables independientes seleccionadas (CodeSite_SamplingOperations_num, Date_SamplingOperation) están igualmente correlacionadas con ambas categorías de la variable dependiente, indicando un desempeño justo y balanceado.

Caso 4: Predicción de CodeSite_SamplingOperations_num:

Clase 1 (Positivo, x ≥ 2896) Clase 0 (Negativo, x ≤ 2896)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.610411551644505
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.6096208492327677
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.6096381727174192
```

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.6103942405470995
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.6100165868416464
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.610402895973066
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.6096295108520255
```

Matriz de confusión:

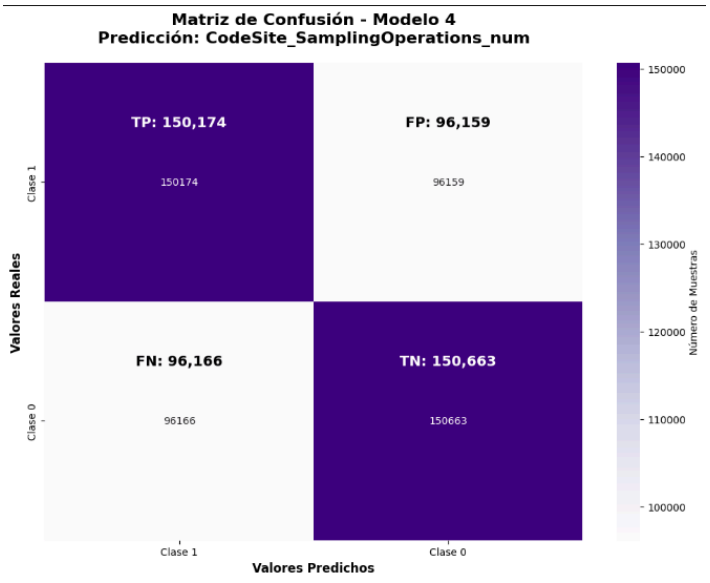
```
Matriz de Confusión:
[[150174  96159]
 [ 96166 150663]]
```

TP (Clase 0): 150,174

FP (Clase 0): 96,159

FN (Clase 1): 96,166

TN (Clase 1): 150,663



Hallazgos: El Modelo 4 también presenta un rendimiento equilibrado entre clases, con un Accuracy del **61.00%**. La consistencia en las métricas (todas alrededor del **61%** para ambas clases indica que la relación es débil pero sin sesgo significativo hacia una u otra clase.

Caso 5: Predicción de Date_SamplingOperation:

Clase 1 (Positivo, ≥ 2016-08-31) Clase 0 (Negativo, ≤ 2016-08-31)

Precisión del modelo (precision):

```
Precisión del modelo label 1:
0.5359145456240594
```

```
Precisión del modelo label 0:
0.5282006875212284
```

Sensibilidad del modelo (recall):

```
Sensibilidad del modelo label 1:
0.4884810715658701
```

```
Sensibilidad del modelo label 0:
0.5751543404308933
```

Exactitud (Accuracy):

```
Exactitud del modelo:
0.5317238554470944
```

Puntaje F1 (F1-score):

```
Puntaje F1 del modelo label 1:
0.5110996320587351
```

```
Puntaje F1 del modelo label 0:
0.5110996320587351
```

Matriz de confusión:

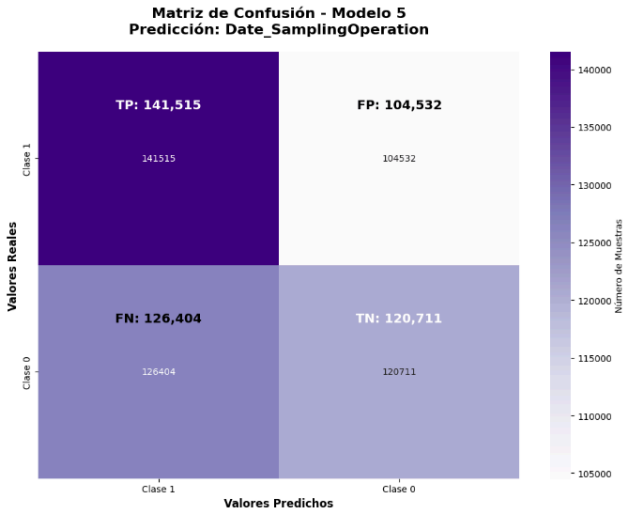
```
Matriz de Confusión:
[[141515 104532]
 [126404 120711]]
```

TP (Clase 0): 141,515

FP (Clase 0): 104,532

FN (Clase 1): 126,404

TN (Clase 1): 120,711



Hallazgos: Este modelo es el que presenta el **desempeño más bajo** en términos de Accuracy del 53.17%. Las métricas son bajas, aunque el Recall **de la Clase 0** 57.52% es ligeramente superior a la de la Clase 1 48.85% Un valor de exactitud tan cercano al 50% que sugiere que el modelo no tiene mucha más capacidad predictiva que una simple conjetura.

Conclusiones del Análisis de Correlación

1. **Desbalance y Desempeño Sesgado (Modelos 1 y 2):** Los Modelos 1 y 2, que predicen las variables binarias de los taxones (TaxonName_num y TaxonCode_num), muestran la **Exactitud más alta** (75%). Sin embargo, la **Sensibilidad es extremadamente baja para la Clase 0** (alrededor del 4.8%) y el alto número de falsos positivos (116,000) en la matriz de confusión, sugieren un problema de **desbalance de clases severo**. Es probable que la clase mayoritaria (Clase 1) sea la que esté impulsando la alta exactitud, mientras que la minoritaria no se predice correctamente.
2. **Desempeño Balanceado (Modelos 3 y 4):** Los Modelos 3 y 4, que predicen códigos de operación y sitio, muestran un **desempeño moderado pero equilibrado** (alrededor del **61%** en todas las métricas). Esto indica que la binarización de estas variables generó clases con una proporción más equitativa, y que la correlación con sus variables independientes es débil a moderada, pero sin un sesgo marcado.
3. **Bajo Poder Predictivo (Modelo 5):** El Modelo 5, que intenta predecir si una muestra es "reciente" o "antigua" (Date_SamplingOperation), tiene la **Exactitud más baja** (53.17%), lo que sugiere que las variables de abundancia utilizadas (TotalAbundance_SamplingOperation y Abundance_pm) tienen una **correlación muy débil** con el factor temporal (antes o después de 2016-08-31).