



PYD BBVA

**Proyecto analítico Young
Professional Data**

Por:
Ricardo Andrés Medina Aponte



Problemática

Problemática

Gran parte de la estrategia de negocio para cualquier entidad financiera (y en general cualquier empresa), consiste en mantener una relación sólida con sus clientes target, buscando con ello acercarse más a ellos ofreciéndoles productos a la medida de sus necesidades. Pese a los esfuerzos y el despliegue de numerosas estrategias para reforzar dicha relación (fidelización), históricamente se ha observado que **el impacto de las mismas no alcanza a cubrir al 100% de nuestros clientes**, ocasionando que muchos de ellos no se mantengan como clientes target o decidan retirarse y utilizar servicios de otras entidades.



DATA

✓ **2500** Clientes.

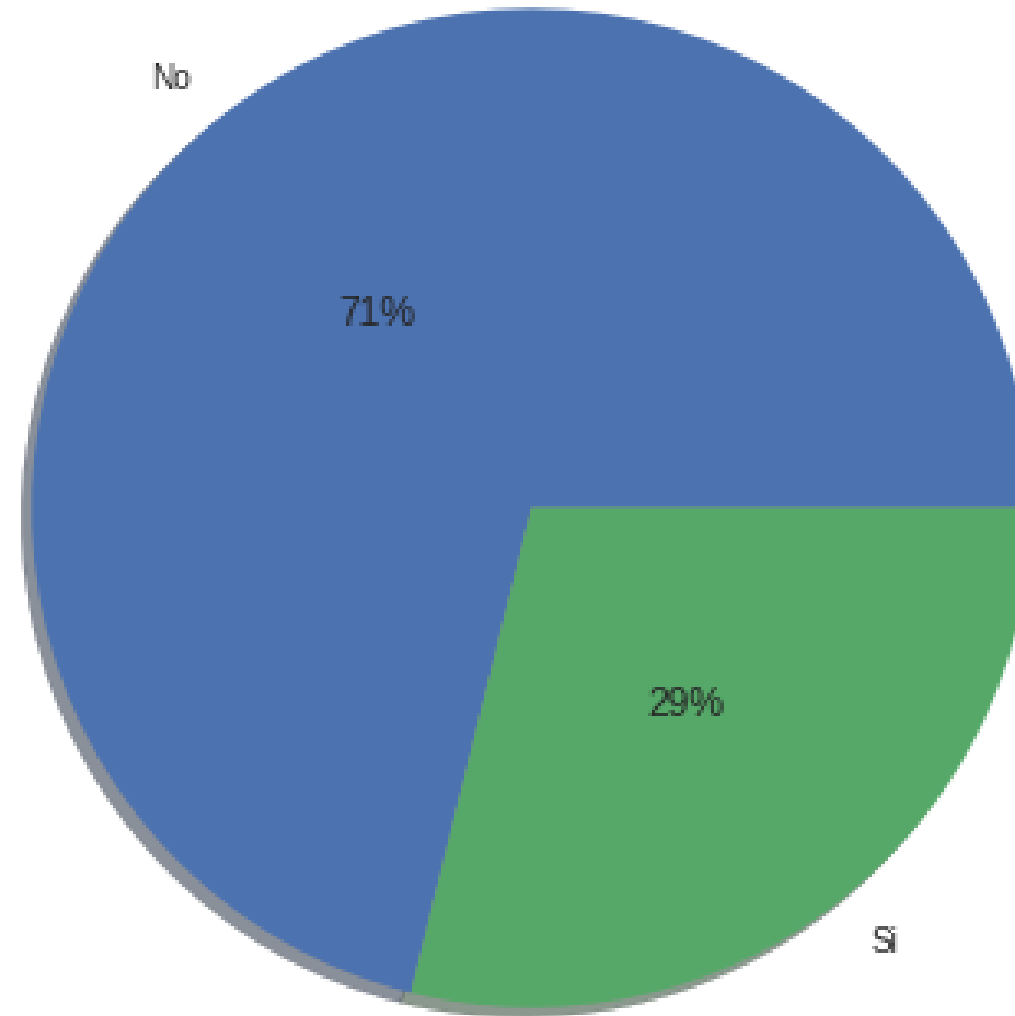
✓ **8** variables.

- CLIENTE_CC
- FECHA_ALTA
- FECHA_NACIMIENTO
- SEXO
- ESTADO_CIVIL
- SITUACION_LABORAL
- fuga
- MES_DE_FUGA



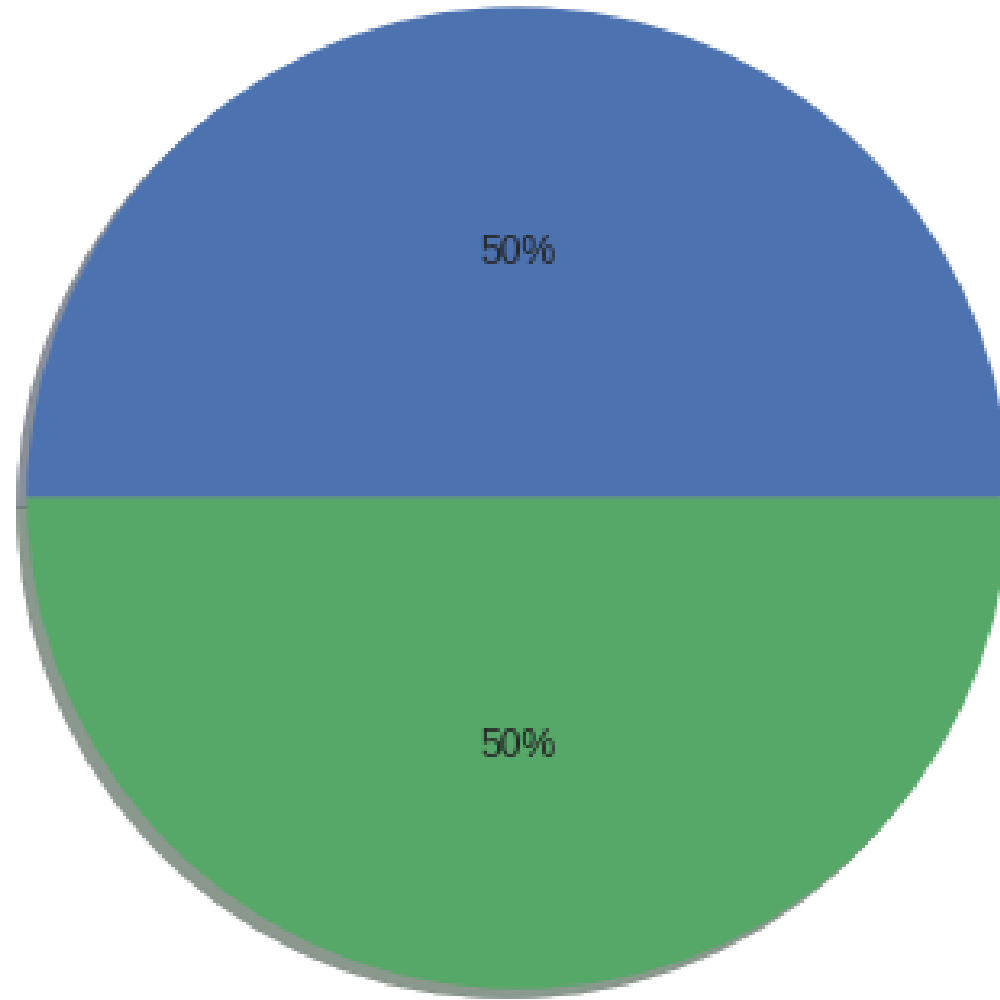
BD CLIENTES

CLIENTES FUGADOS



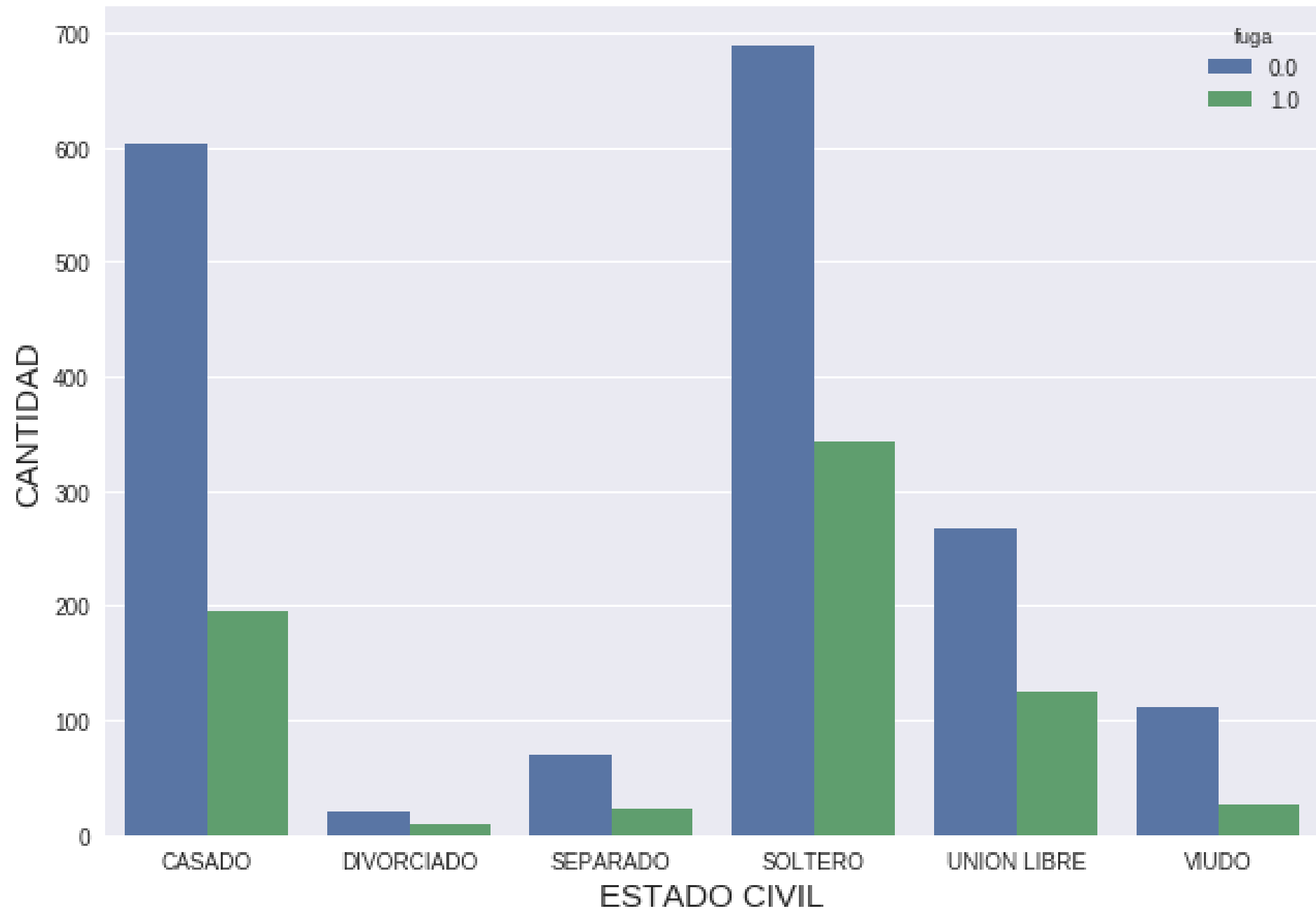
SEXO

HOMBRE

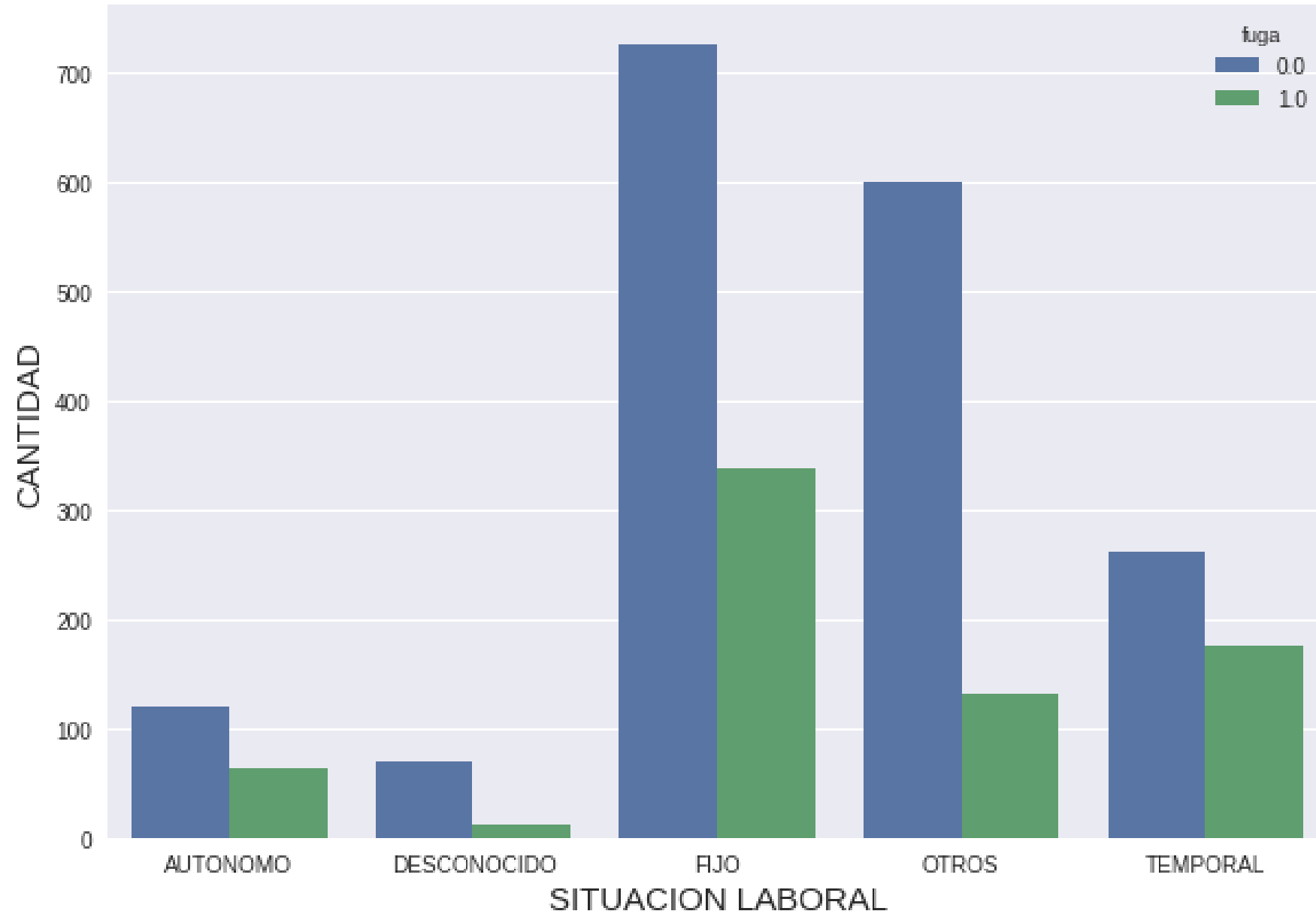


MUJER

CLIENTES FUGADOS POR ESTADO CIVIL



CLIENTES FUGADOS POR SITUACION LABORAL



DATA

✓ **31440** Registros.

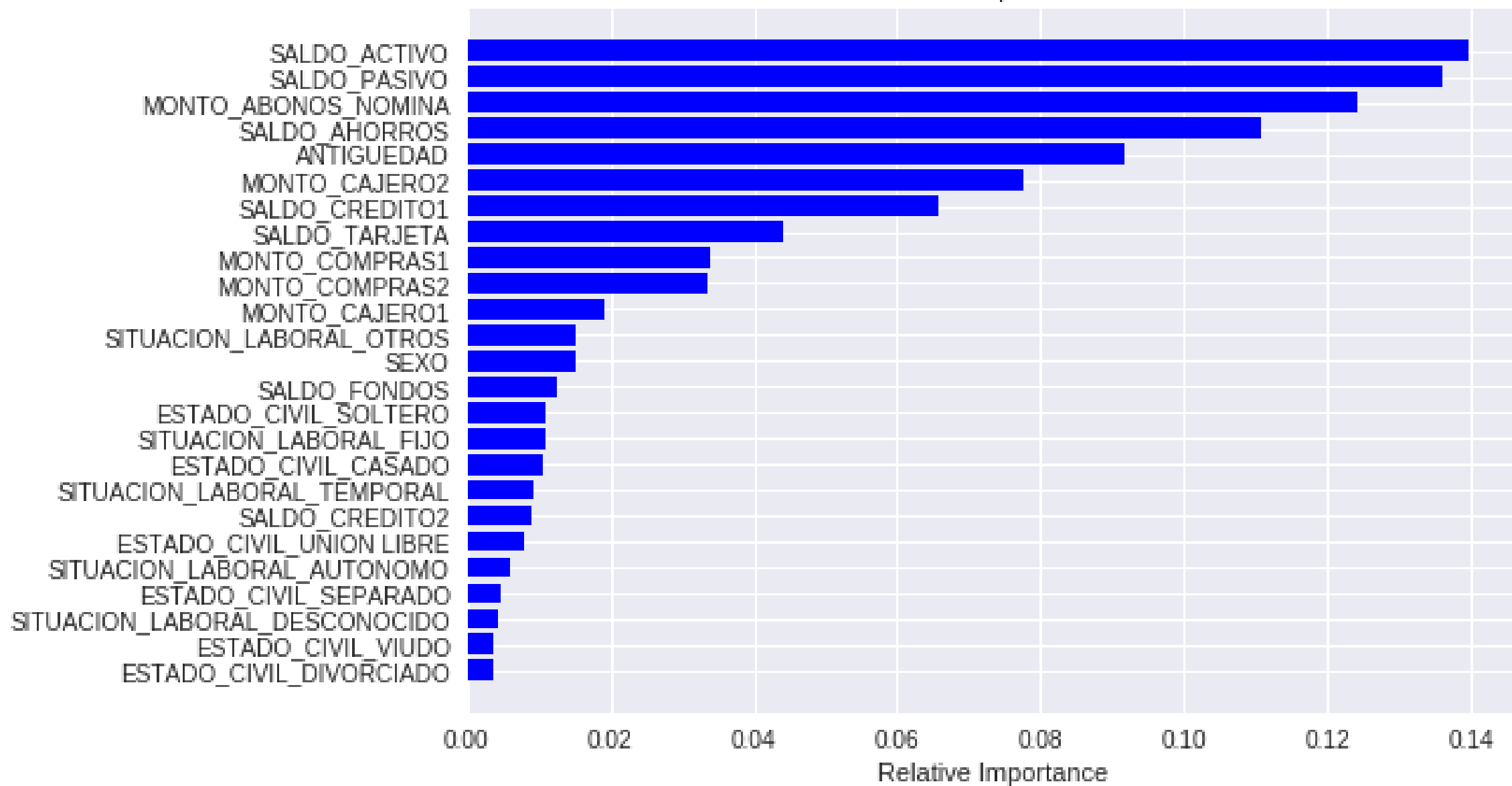
✓ **17** variables.

- ID
- FECHA_INFORMACION
- SALDO_AHORROS
- SALDO_FONDOS
- pesos
- SALDO_CREDITO1
- pesos2
- SALDO_CREDITO2
- SALDO_TARJETA
- MONTO_COMPRAS1
- MONTO_CAJERO1
- MONTO_COMPRAS2
- MONTO_CAJERO2
- MONTO_ABONOS_NOMINA
- INDICADOR_MORA
- SALDO_ACTIVO
- SALDO_PASIVO

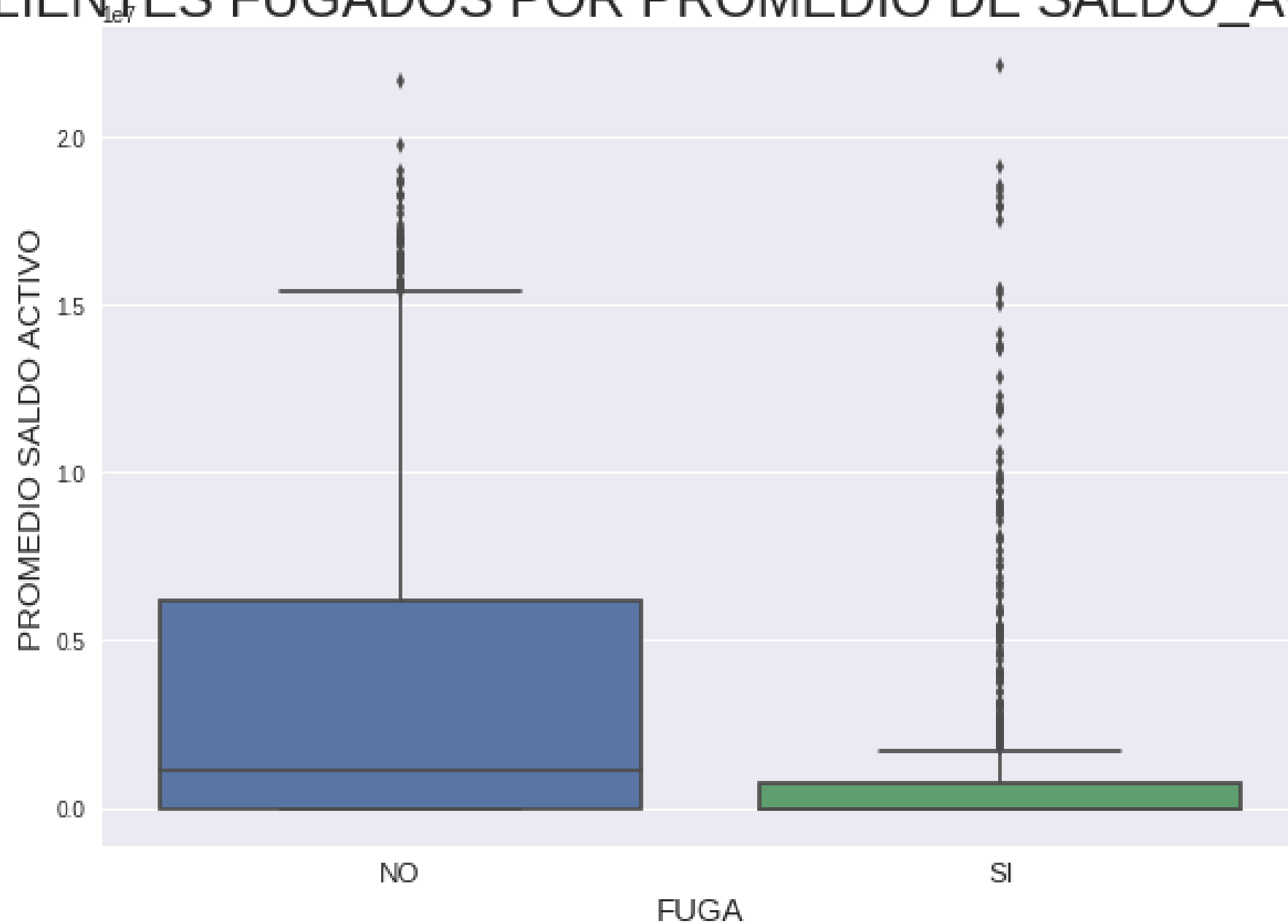
**BD
MOVIMIENTOS**

Análisis de las Variables

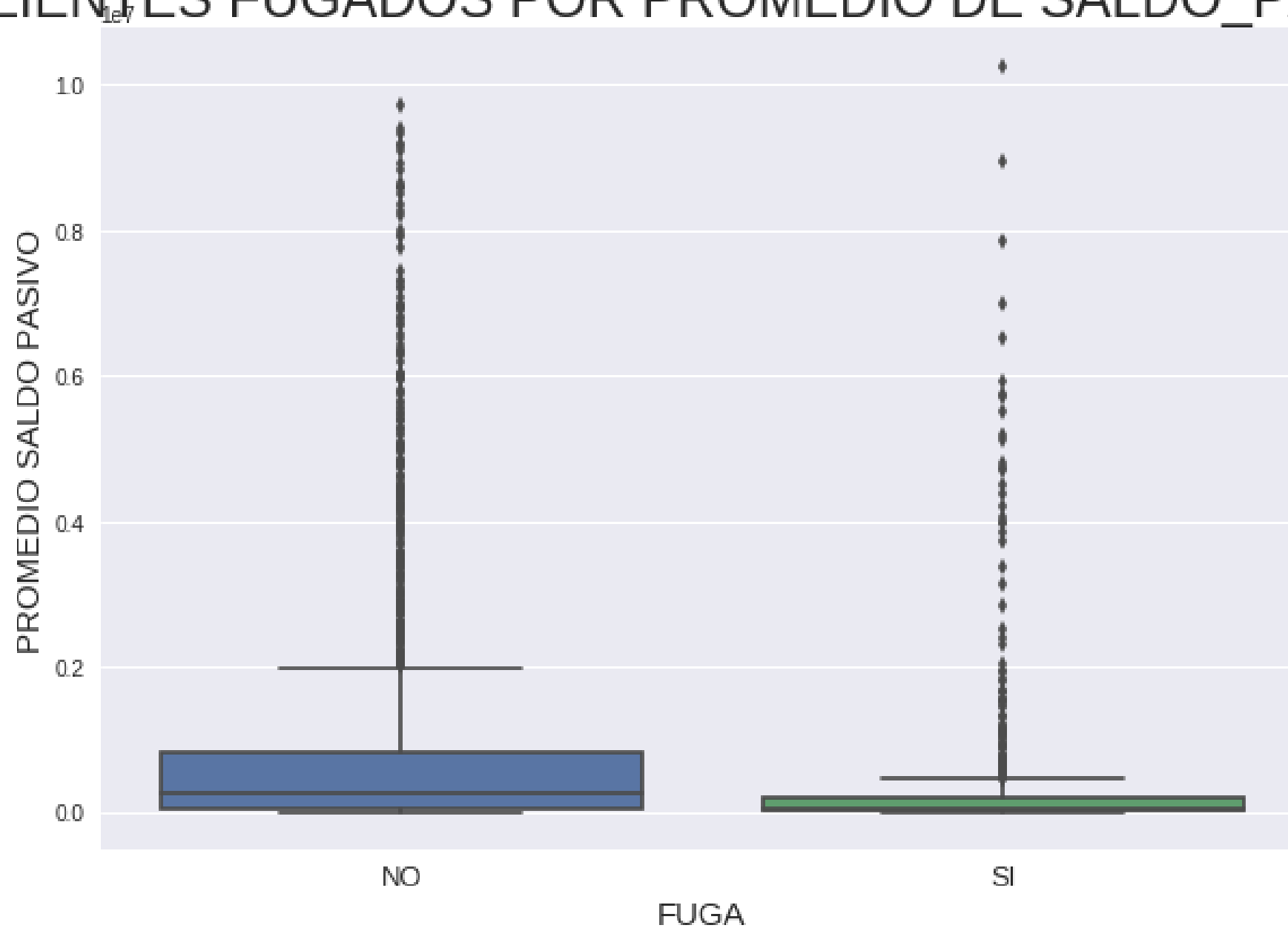
Feature Importances



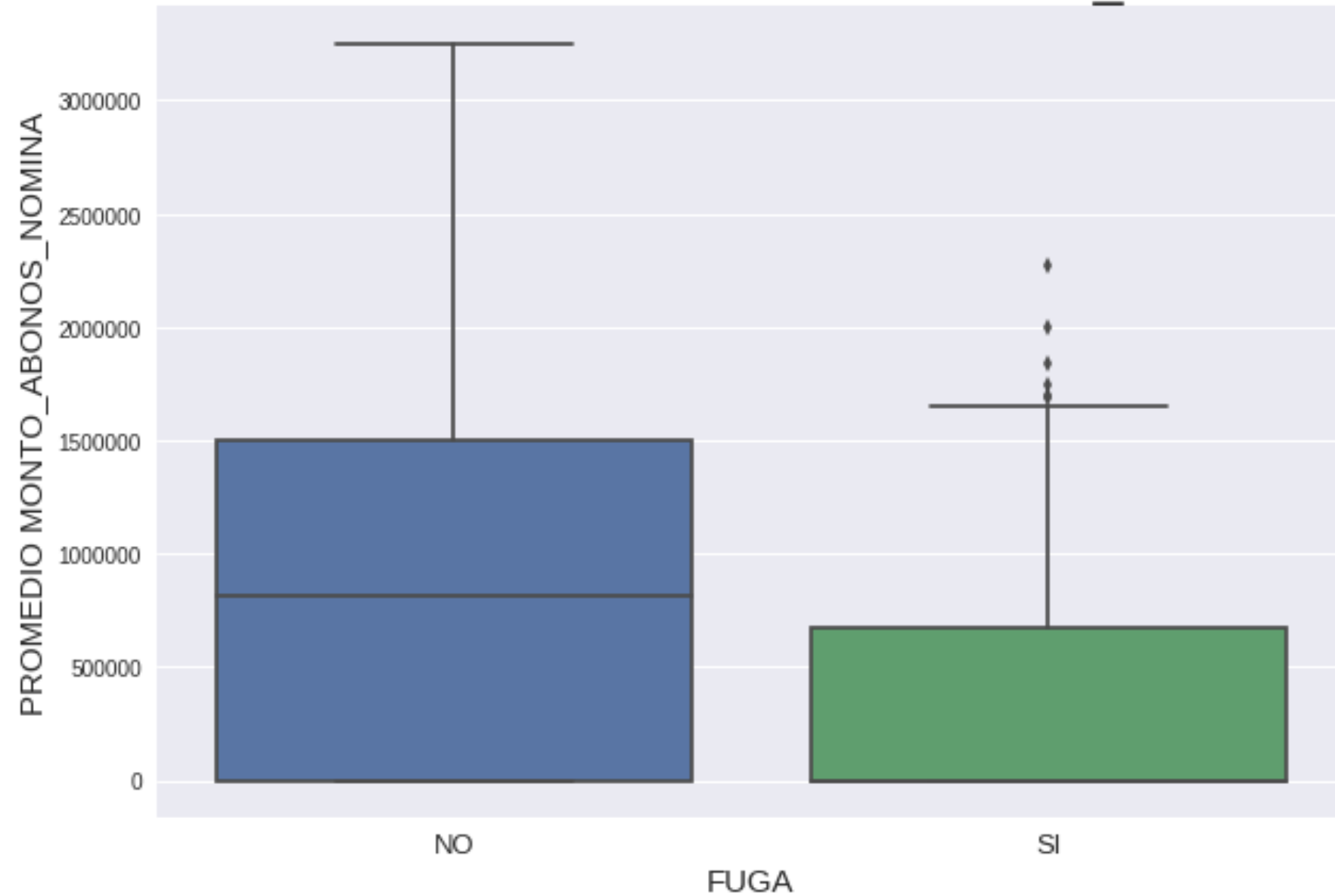
CLIENTES FUGADOS POR PROMEDIO DE SALDO_ACTIVO



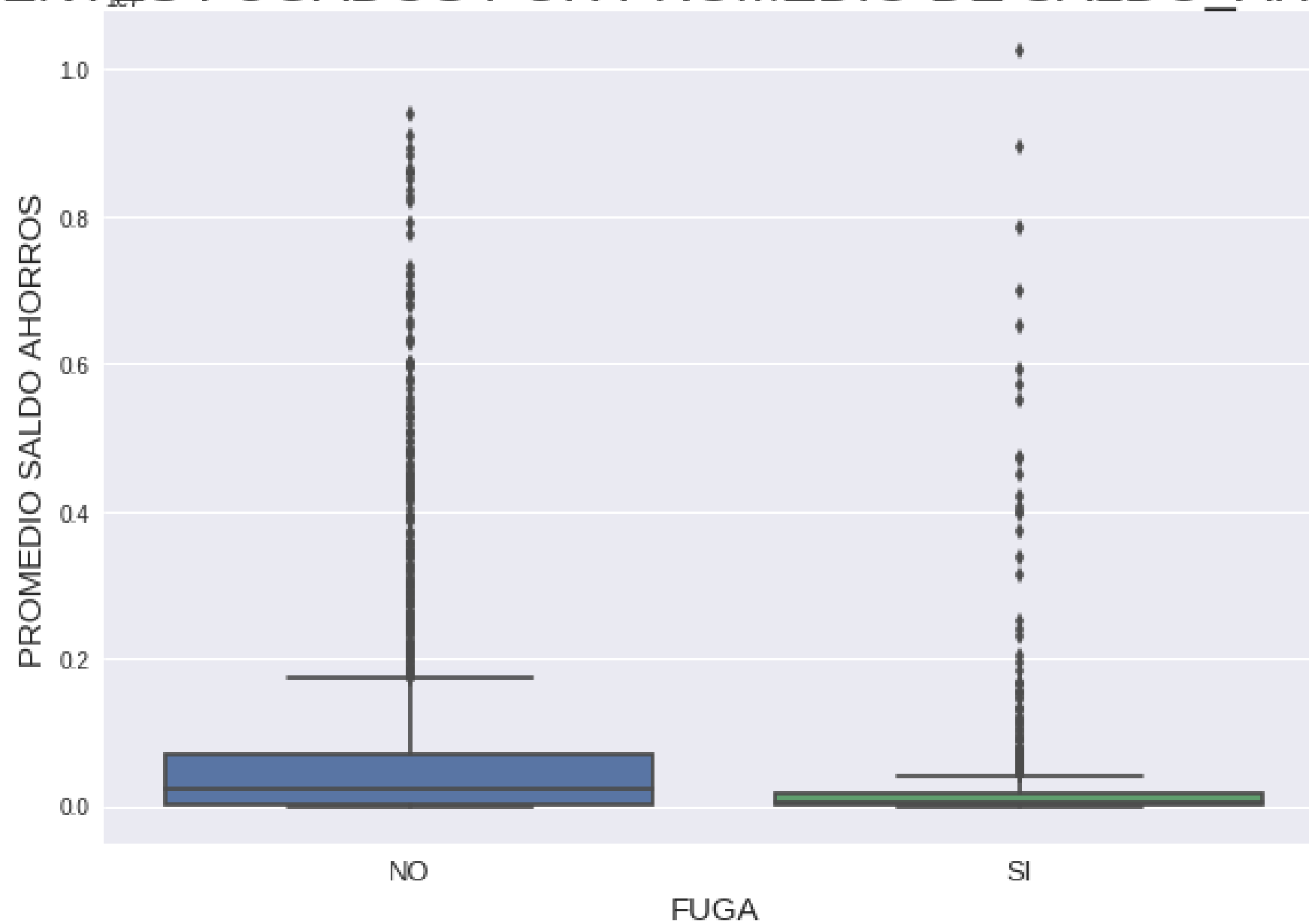
CLIENTES FUGADOS POR PROMEDIO DE SALDO_PASIVO



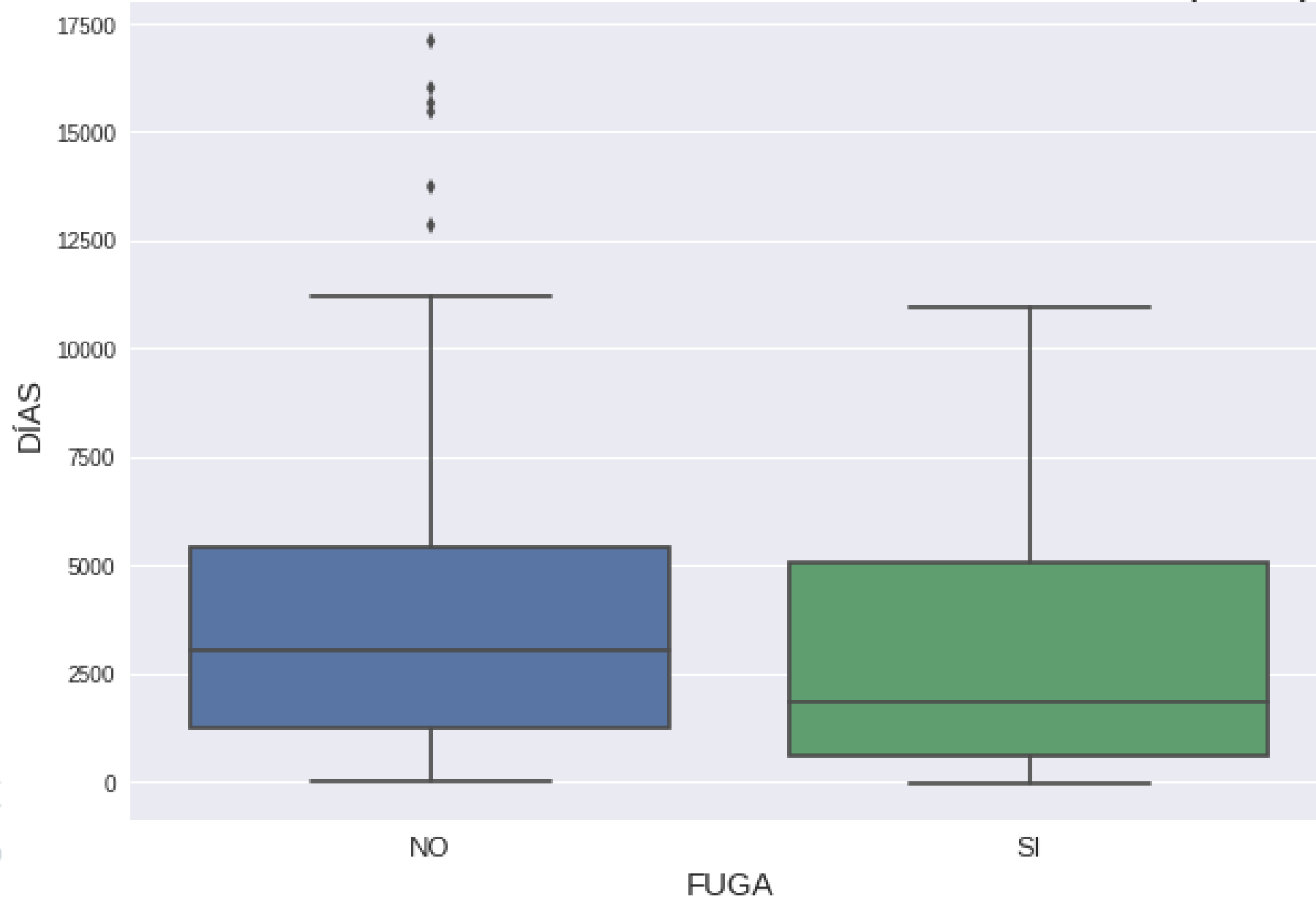
CLIENTES FUGADOS POR PROMEDIO MONTO_ABONOS_NOMINA



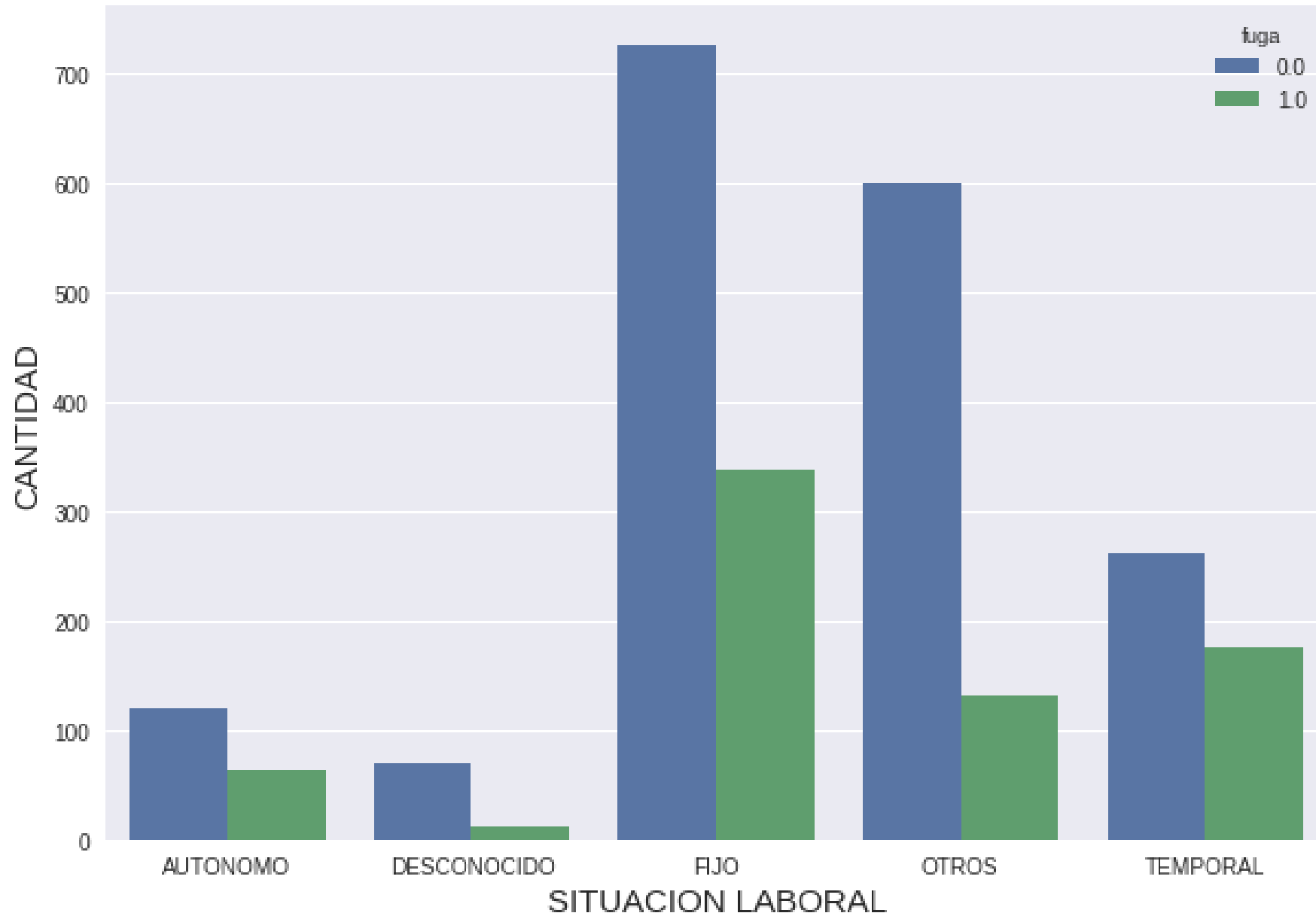
CLIENTES FUGADOS POR PROMEDIO DE SALDO_AHORROS



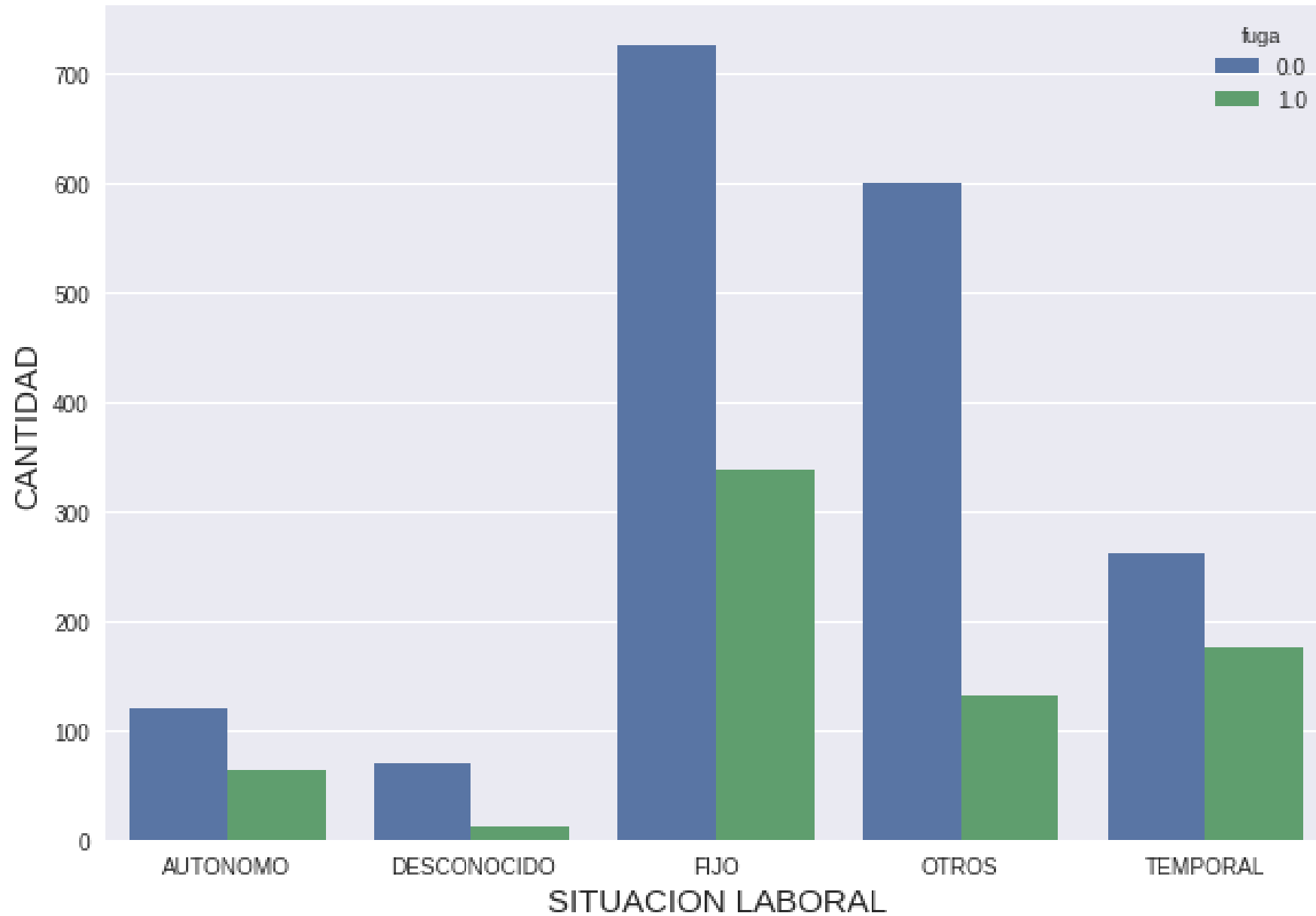
CLIENTES FUGADOS POR ANTIGUEDAD(días)



CLIENTES FUGADOS POR SITUACION LABORAL



CLIENTES FUGADOS POR SITUACION LABORAL



Modelos de Predicción de Fuga

Support Vector Machine

Accuracy: 71%

| | | Predicción | |
|-------------|-----------|------------|-----------|
| | | Positivos | Negativos |
| Observación | Positivos | 533 | 0 |
| | Negativos | 217 | 0 |

MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Accuracy: 75%

| | | Predicción | |
|-------------|-----------|------------|-----------|
| | | Positivos | Negativos |
| Observación | Positivos | 513 | 20 |
| | Negativos | 166 | 51 |

MODELO DE ÁRBOLES

Accuracy: 78%

| | | Predicción | |
|-------------|-----------|------------|-----------|
| | | Positivos | Negativos |
| Observación | Positivos | 449 | 84 |
| | Negativos | 79 | 138 |

MODELO DE K-VECINOS

Accuracy: 80%

| | | Predicción | |
|-------------|-----------|------------|-----------|
| | | Positivos | Negativos |
| Observación | Positivos | 474 | 59 |
| | Negativos | 89 | 128 |

Conclusiones

- ❑ Si es posible anticiparse de cierta manera precisa a la fuga de clientes.
- ❑ El modelo de K_vecinos es un mejor predictor de la fuga de clientes, ya que es el que más precisión tiene con un 80% de precisión.
- ❑ Los clientes que presentan mayor nivel de fuga con aquellos que manejan bajos montos principalmente de saldos de crédito y débito y los que tienen menores montos de pago de nómina.
- ❑ Es necesario validar el modelo y las conclusiones con los expertos en la entidad para validar la lógica y certeza de los modelos.
- ❑ Se puede obtener mucha más precisión de los modelos con más información u otros modelos más avanzados (e.j. Deep Learning) y más tiempo de procesamiento.



Gracias