**Optimización de Modelos de Detección de Lavado de Activos en el Sector Financiero mediante Integración de Enfoques Supervisados y No Supervisados**

Seminario de Analítica y Ciencia de Datos

1. **Problema:**

La detección de lavado de activos, como se sabe, puede ser la tarea más difícil en el campo de la detección de anomalías. En los últimos años se han publicado varios artículos de revisión sistemática que describen el aprendizaje automático aplicado a los dominios de detección de fraude y blanqueo de capitales. Desde un punto de vista de alto nivel, los enfoques actuales se pueden dividir en no supervisado, supervisado y activo. Además, estos trabajos describen las fortalezas y debilidades de cada método, pues cada uno de estos enfoques presenta tanto ventajas como desventajas.

El aprendizaje supervisado explota directamente las transacciones revisadas manualmente (es decir, datos etiquetados) y generalmente supera al aprendizaje no supervisado en tareas de detección y clasificación de anomalías. Sin embargo, se requiere una gran cantidad de datos etiquetados para lograr un rendimiento adecuado. Además, el aprendizaje supervisado no es tan eficaz para detectar nuevos patrones anómalos (que dan lugar a falsos negativos) en comparación con el aprendizaje no supervisado.

El aprendizaje no supervisado, por su parte, se utiliza principalmente para detectar anomalías inusuales y se aplica donde es costoso obtener etiquetas (es decir, varios analistas necesitan revisar un número de puntos de datos etiquetados). Sin embargo, un analista aún tendrá que verificar si todas las predicciones fueron correctas.

De lo anterior surge una necesidad de agregar técnicas de aprendizaje no supervisado para potenciar y alimentar aquellos modelos de enfoque supervisado, es decir, combinarlos aprovechando sus fortalezas y mitigando sus debilidades.

1. **Datos:**

Se utilizará un dataset de dominio público. Este dataset consta de transacciones ejecutadas por 400 clientes finales que compran y venden valores específicos en un mercado determinado. Los datos cubren 60 días divididos en 12 semanas (una semana se compone de 5 días. No se incluyen sábados ni domingos porque durante el fin de semana los mercados están cerrados). Las transacciones se distribuyen uniformemente entre las 12 semanas, y la mayoría de ellas se ejecutan durante el horario de apertura del mercado, mientras que solo un pequeño porcentaje se ejecuta durante las primeras horas de la mañana y al final del día. Dado que los conjuntos de datos financieros normalmente están extremadamente desbalanceados respecto a las transacciones anómalas (menos del 1%), el dataset está construido para replicar escenarios del mundo real estableciendo el número de anomalías en menos del 1% de los datos.

Por otra parte, se generaron cinco clases de anomalías basadas en ejemplos de patrones sospechosos sugeridos por el GAFI, un organismo intergubernamental que promueve la implementación efectiva de medidas legales, regulatorias y operativas para combatir el lavado de dinero.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Total Transactions** | **Legitimate Transactions (L)** | **Anomalous Transactions (T)** | **Ratio (A/T)** | **Number of Attributes** | **Number of Originators** |
| 29,704,090 | 29,622,822 | 81,262 | 0.27% | 12 | 40 |

Los campos contenidos en los datos incluyen el monto de la transacción, la clase de producto (hay 17 productos diferentes, que representan el principal producto negociado en el mercado de capitales, por ejemplo, acciones, renta fija), el tipo de producto (por ejemplo, acciones en efectivo, acciones futuras, bonos), el campo de tiempo, la moneda y el mercado.

|  |
| --- |
| **Features** |
| Transaction ID |
| Originator |
| Originator\_ID |
| EntryDate |
| InputOutput |
| Market |
| Product ISIN |
| Product Type |
| Product Class |
| Normalized Amount |
| Currency |
| Anomaly |

1. **Hipótesis:**

Combinar los enfoques supervisado y no supervisado permitirá aprovechar las fortalezas de ambos enfoques y mejorar la detección de anomalías.

Posible resultado: Esperamos que la combinación de ambos enfoques mejore la detección de anomalías al proporcionar una detección inicial rápida a través del aprendizaje no supervisado y luego refinar y mejorar esa detección utilizando el aprendizaje supervisado. Esto podría llevar a una reducción en los falsos positivos y una mayor precisión en la detección de patrones anómalos.

1. **Solución:**

Para llevar a cabo la solución, compararemos el rendimiento de los algoritmos de cada enfoque de aprendizaje. Primeramente, compararemos algoritmos para soluciones no supervisadas como:

* -Isolation Forest
* -AutoEncoder
* -Copulas
* -Extended Isolation Forest

Además, también probaremos el funcionamiento de algoritmos supervisados como:

* -Random Forest
* -Cat Boost
* -Decisión Tree
* -LGBM

El hecho de contar con un conjunto de datos previamente etiquetados nos permitirá realizar una evaluación del rendimiento tanto de algoritmos supervisados como no supervisados.

Los datos contenidos en nuestro conjunto de datos pueden considerarse datos de series de tiempo. Dividiremos el conjunto de datos en dos conjuntos. El primero, que se utilizará para entrenar los modelos y optimizar los hiperparámetros, contendrá un número determinado de semanas. El segundo, que se utilizará para evaluar el rendimiento del modelo mediante la ejecución de pruebas, incluirá los datos de las semanas restantes.

Posteriormente, nuestros esfuerzos se encaminarán a encontrar una manera de que el modelo de aprendizaje no supervisado seleccionado ayude a refinar y mejorar la precisión del modelo supervisado en cuanto a la detección de anomalías de forma mecánica sin la necesidad de intervención de un analista.

Al contar con datos que implican varias transacciones para cada cliente ejecutadas en una línea temporal, podremos convertirlas en vectores agregados; la agregación se realiza porque los patrones de lavado de dinero generalmente comprenden múltiples transacciones ejecutadas dentro de un período de tiempo. De ello pueden resultar las siguientes características para un mejor análisis:

|  |  |
| --- | --- |
| **Features** | |
| Originator\_Client | 45 |
| Weekday | 6 |
| Hour | 9 |
| Night | 0 |
| Morning | 1 |
| Evening | 0 |
| Total\_Amount\_Traded | 3545.56 |
| Anomaly | 1 |
| Transactions\_Count\_Small\_Amount | 5 |
| Transactions\_Count\_Round\_Amount | 17 |

Los modelos supervisados y no supervisados tomaran estos datos como entrada y calculan una puntuación de anomalía. Posteriormente se aplica una estrategia de selección para elegir las muestras que serán seleccionadas. Finalmente, las etiquetas recopiladas se utilizan como datos de entrenamiento para el modelo supervisado.

1. **KPI’s:**

Para evaluar los resultados, utilizaremos métricas de evaluación comunes, tales como:

|  |
| --- |
| **Performance metrics** |
| TPR |
| FPR |
| FNR |
| Accuracy |
| Precision |
| F-Score |
| ROCs |

* True Positive Rate (TPR): También conocido como sensibilidad o recall, mide la proporción de transacciones anómalas que fueron correctamente identificadas como tales por el modelo. Se calcula como TP / (TP + FN), donde TP es el número de verdaderos positivos y FN es el número de falsos negativos.
* False Positive Rate (FPR): Mide la proporción de transacciones legítimas que fueron incorrectamente identificadas como anómalas por el modelo. Se calcula como FP / (FP + TN), donde FP es el número de falsos positivos y TN es el número de verdaderos negativos.
* False Negative Rate (FNR): Mide la proporción de transacciones anómalas que fueron incorrectamente identificadas como legítimas por el modelo. Se calcula como FN / (FN + TP), donde FN es el número de falsos negativos y TP es el número de verdaderos positivos.
* Accuracy: Es la proporción de transacciones correctamente clasificadas por el modelo, ya sea como anómalas o legítimas. Se calcula como (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN), donde TN es el número de verdaderos negativos.
* Precision: Mide la proporción de transacciones identificadas como anómalas por el modelo que realmente son anómalas. Se calcula como TP / (TP + FP), donde TP es el número de verdaderos positivos y FP es el número de falsos positivos.
* F-Score: Es una medida que combina precisión y recall en un solo valor. Es útil cuando hay un desequilibrio entre las clases de transacciones. Se calcula como 2 \* (precision \* recall) / (precision + recall).
* ROCs (Receiver Operating Characteristic): Es una curva que muestra la relación entre la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la tasa de falsos positivos (FPR) para varios umbrales de clasificación. Es útil para evaluar el rendimiento de un modelo en diferentes puntos de corte.

1. **Actores:**

La solución podría impactar de forma general en la economía, ya que ayudará a proteger a las empresas y al sistema financiero contra actividades ilegales como el lavado de dinero y la financiación del terrorismo. También puede tener un impacto positivo en la reputación y la confianza en el sistema financiero, así como en su cumplimiento regulatorio.

Se pretende mejorar el marco teórico actual en cuanto a la detección de anomalías, y de ello se desprenden numerosas partes interesadas:

• Los reguladores del sistema financiero: Entidades gubernamentales responsables de garantizar el cumplimiento de las leyes y regulaciones financieras, como la Superintendencia Financiera y la UIAF (Unidad de Información y Análisis Financiero), interesadas en que las instituciones financieras implementen medidas efectivas contra el lavado de dinero y ejecuten reportes periódicos de operaciones sospechosas (ROS).

• Los clientes de las empresas e instituciones financieras: Personas o entidades que tienen cuentas o realizan transacciones a través de la institución financiera, pero también de otros tipos de empresas como las del sector retail, interesados en que sus fondos estén protegidos contra actividades fraudulentas y el lavado de dinero.

• Los accionistas o propietarios de empresas e instituciones financieras: Interesados en proteger la reputación y la integridad de sus empresas, así como en evitar resultar involucrados en actividades ilegales.

• El equipo de cumplimiento de las empresas: Los responsables de garantizar que la institución cumpla con todas las regulaciones y rastreen transacciones sospechosas, desean conocer más o mejores técnicas de detección de anomalías.