# Informe del Código del Trabajo Extraclase

# CLASIFICACIÓN DE SITIOS WEB DE PHISHING

#### **AUTORES:**

Carlos Brayan Rámila Chorens

Alejandro Santana Viamontes

Alejandro Labaut Caro

Javier González Jiménez

Kevin Peña Pérez

#### Introducción

El presente trabajo tiene como objetivo desarrollar un modelo de clasificación para identificar sitios web de phishing utilizando el *dataset Phishing Websites* (Mohammad & McCluskey, 2015). El equipo de desarrollo esta formado por cinco estudiantes del grupo 4402 de la Facultad de Tecnologías Interactivas.

A continuación, se detallan los participantes en la solución con sus responsabilidades:

- Carlos Brayan Rámila Chorens: Implementar la visualización de los resultados del modelo entrenado.
- 2. Alejandro Santana Viamontes: Realizar el entrenamiento del modelo.
- 3. Alejandro Labaut Caro: Realizar el entrenamiento del modelo.
- 4. Javier González Jiménez: Probar modelo por el reporte de clasificación.
- 5. Kevin Peña Pérez: Probar modelo por el reporte de clasificación.

#### Desarrollo

En este trabajo para el cumplimiento del objetivo se desagrega el contenido en los siguientes acápites: información general acerca del dataset empleado, explicación del proceso *Knowledge Discovery from Database* (KDD) y se finaliza con la medición del comportamiento de las clasificaciones de los diferentes métodos utilizados mediante métricas.

# Descripción del Dataset:

El dataset contiene 11,055 instancias y 30 atributos, todos de tipo entero {-1, 0, 1}. El atributo objetivo es 'Result', el cual indica si una URL es phishing (valor -1) o legítima (valor 1).

#### Descripción del proceso de KDD:

El proceso de KDD consta de una secuencia iterativa de etapas, las cuales se describen a continuación según su uso:

- 1. Integración y recopilación: Se eligió el dataset de *Phishing Websites*.
- 2. Selección, limpieza y transformación (*pandas Python Data Analysis Library*, s/f): Se verificó la existencia de filas duplicadas y se eliminaron. Se verificó que no hubiera valores nulos y no se requirió transformación de datos.
- 3. Minería de datos: Se aplicaron tres métodos de clasificación: Árbol de decisión, Perceptrón simple, *k-nearest neighbors* (KNN).
- 5. Evaluación e interpretación: Se usaron métricas de exactitud, precisión, recall y F1-score.

## • Métricas utilizadas:

A continuación se detallan las métricas utilizadas (Pedregosa et al., 2011), para validar la efectividad del modelo entrenado con el dataset *Phishing Websites*.

- Métrica 1. Exactitud (*Accuracy*): Proporción de predicciones correctas .

Exactitud = 
$$(TP + TN)/(TP + TN + FP + FN)$$

- Métrica 2. Precisión (*Precision*): Proporción de verdaderos positivos sobre el total de predicciones positivas.

- Métrica 3. Ratio de los verdaderos positivos (*Recall*): Proporción de verdaderos positivos sobre el total de positivos reales.

Recall = 
$$TP / (TP + FN)$$

## **Conclusiones**

Con la realización de este trabajo se concluye que el modelo más efectivo en la clasificación del dataset *Phishing Websites* fue Árbol de decisión, con una exactitud del 94%. Mientras que los modelos KNN y Perceptrón Simple tuvieron una exactitud del 92% y 90% respectivamente. Queda demostrado la capacidad de Árbol de decisión de manejar mejor la complejidad de los datos a partir de las métricas empleadas.

#### Recursos educativos usados

- 1. Videos educativos sobre clasificación y preprocesamiento de datos en pandas.
- Mohammad, R., Thabtah, F., & McCluskey, L. (2012). An assessment of features related to phishing websites using an automated technique. International Conference for Internet Technology and Secured Transactions.
- 3. Mohammad, R., & McCluskey, L. (2015). Phishing Websites.
- pandas—Python Data Analysis Library. (s/f). Recuperado el 1 de julio de 2024, de https://pandas.pydata.org/
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.