

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



Grado en Grado en Ingeniería Informática

TRABAJO FIN DE GRADO

**Implementación Eficiente de Clasificadores
Sencillos para Paquetes de Red**

**Autor: Alberto Cañas Gutiérrez de Cabiedes
Tutor: Daniel Perdices Burrero**

diciembre 2025

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución comunicación pública y transformación de esta obra sin contar con la autorización de los titulares de la propiedad intelectual.

La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual (*arts. 270 y sgts. del Código Penal*).

DERECHOS RESERVADOS

© 2025 por UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

Francisco Tomás y Valiente, nº 1

Madrid, 28049

Spain

Alberto Cañas Gutiérrez de Cabiedes

Implementación Eficiente de Clasificadores Sencillos para Paquetes de Red

Alberto Cañas Gutiérrez de Cabiedes

IMPRESO EN ESPAÑA – PRINTED IN SPAIN

*A mis padres, a mis hermanos, a mis amigos y a nuestra Señora la Virgen María madre de Las Tablas
y Schoenstatt.*

*“No puedes defender. No puedes prevenir. Lo único que puedes hacer es detectar y responder” –
Bruce Schneier*

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, me gustaría agradecer a mis padres su apoyo y cariño a lo largo de toda mi etapa de estudiante así como por financiar mis estudios universitarios. También me gustaría agradecer a mis hermanos su cariño y apoyo. Sin el apoyo de mi familia no habría podido llegar tan lejos.

Quiero agradecer a mis compañeros Aitana Ayala, Diego Grande, Laura López, Cecilia Jiménez, Antonio Quintana, Jesús Quintana y en especial a Luis Arranz quien ha sido mi compañero en la mayoría de las asignaturas de prácticas, su apoyo, su cariño y los ratos de estudio juntos en la biblioteca de la EPS. Sin ellos mi estancia en la universidad habría sido mucho más difícil. También quiero agradecer a mis amigos que no forman parte de la universidad por su apoyo y su tiempo dedicado a mí durante todos estos años.

Por último me gustaría agradecer a todos mis profesores de la Escuela Politécnica Superior, de quienes he aprendido una gran cantidad de conocimientos que me han nutrido como persona y como profesional. Me gustaría agradecer especialmente a mis profesores de Programación I, Programación II, Sistemas Operativos, Inteligencia Artificial, Redes I, Redes II y Ciberseguridad por transmitirme los conocimientos que he necesitado para poder plantear, emprender y ejecutar este Trabajo de Fin de Grado. Me gustaría agradecer también de manera especial a mi tutor de TFG Daniel Perdices Burrero por el interés dedicado a este trabajo y por su guía sin la cual no habría podido desarrollarlo.

RESUMEN

Por Hacer

PALABRAS CLAVE

Por, Hacer

ABSTRACT

TO DO

KEYWORDS

TO, DO

ÍNDICE

1	Introducción	1
1.1	Motivación	1
1.2	Objetivos	2
1.3	Estructura del documento	2
2	Estado del Arte	3
2.1	Conjunto de Datos	3
2.2	Métodos de Filtrado de Paquetes	4
2.3	Artículos Similares y Relacionados	6
3	Implementación	9
3.1	Arquitectura de la propuesta	9
3.2	Componentes	10
4	Experimentos y Resultados	21
4.1	Entorno AWS	21
4.2	Herramientas	23
4.3	Métricas Relevantes	26
4.4	Metodología Seguida	27
5	Conclusiones y Trabajos Futuros	29
5.1	Futuros Trabajos	29
	Bibliografía	33

LISTAS

Lista de algoritmos

Lista de códigos

3.1	PCAP a Dict	12
3.2	Entrenamiento Árbol	13
3.3	XDP Espacio de Usuario	15
3.4	Traducción Árbol	18
3.5	Plantilla Ninja XDP espacio de Kernel	20
4.1	Script de Reenvío de Paquetes	25

Lista de cuadros

Lista de ecuaciones

4.1	Cálculo del throughput	26
4.2	Cálculo de paquetes por segundo	26
4.3	Cálculo del porcentaje de pérdida	27
4.4	Cálculo del porcentaje de pérdida con árbol activo	27

Lista de figuras

2.1	Flujo eBPF	6
3.1	Arquitectura Implementación	10
3.2	Árbol de Decisión Preliminar	17
3.3	Árbol de Decisión	17
4.1	Topología de Red AWS	22
4.2	Prueba tasa de acierto del Árbol	28

Lista de tablas

Lista de cuadros

INTRODUCCIÓN

1.1. Motivación

El ransomware es una forma específica de malware cuyo objetivo principal es bloquear el acceso a los datos de una organización o individuo, generalmente mediante técnicas de cifrado. Una vez que los archivos han sido cifrados, el atacante demanda el pago de un rescate (habitualmente en criptomonedas) a cambio de proporcionar la clave necesaria para restaurar la información secuestrada [1].

Esta clase de ataques se ha convertido en una amenaza persistente y cada vez más frecuente en el panorama actual de la ciberseguridad. Según el informe anual de la empresa especializada en ciberseguridad Cyberint [2], el pasado año 2024 se reportaron, a nivel global, 5.414 ataques de ransomware alrededor del mundo lo que supone un incremento del 11 % respecto al año 2023. Es también destacable el hecho de que un tercio del total de los ataques se realizaron en el último trimestre del año, lo que puede indicar una tendencia de aumento de ataques de esta clase en el presente año 2025.

Dado que este tipo de ataques no solo persisten, sino que van en aumento, resulta imprescindible desarrollar mecanismos capaces de detectarlos y prevenirlos sin que ello afecte negativamente al rendimiento del sistema ni se convierta en un cuello de botella. Para poder desplegar un sistema de detección y respuesta ante ransomware sin afectar al rendimiento del sistema, es fundamental analizar dónde implementar dicho sistema, tanto a nivel lógico como físico.

Un aspecto fundamental a considerar es en qué espacio del sistema operativo debe desplegarse la medida de seguridad. En el artículo de Parola et al.(2023) [3], se compara el rendimiento de la gestión de paquetes en tres escenarios: desde el espacio de usuario mediante el flujo tradicional, desde el espacio de usuario utilizando la herramienta DPDK —que opera mediante técnicas de polling para evitar la intervención del kernel— y, finalmente, desde el propio espacio del kernel.

Aunque DPDK presenta la menor latencia, el estudio concluye que, en términos de equilibrio entre rendimiento y consumo de recursos, el enfoque más eficiente es el que se implementa directamente

en el espacio del kernel. Este equilibrio sugiere que podría resultar especialmente interesante explorar el desarrollo de mecanismos de detección de ransomware a nivel de kernel, ya que permitiría una supervisión más cercana al sistema sin comprometer significativamente el rendimiento.

Otro aspecto relevante a considerar es el nodo físico de la red en el que debe implementarse el sistema de detección. La práctica más común consiste en desplegar el software de detección directamente en el servidor que se desea proteger —por ejemplo, el servidor A—. Sin embargo, teniendo en cuenta el crecimiento sostenido de las redes, con una tasa de crecimiento compuesta del 24 % según un informe de Cisco (2021) [4], este enfoque puede resultar cada vez menos eficiente.

El aumento del tráfico puede derivar en una mayor exposición a ataques, lo que incrementa la carga computacional que el servidor A debe asumir para protegerse a sí mismo. Por ello, puede resultar conveniente delegar parte de esta responsabilidad a otros componentes de la infraestructura de red, como las Tarjetas de Interfaz de Red (NIC, por sus siglas en inglés). Dentro de esta categoría, destacan especialmente las SmartNICs, que incorporan unidades de procesamiento dedicadas (DPUs) capaces de ejecutar tareas de seguridad de forma autónoma, descargando así al servidor principal.

1.2. Objetivos

El objetivo principal de este trabajo es evaluar el impacto que la aplicación de un sistema de filtrado de tráfico basado en árboles de decisión puede tener sobre el rendimiento de la red. Dicho sistema está diseñado para identificar patrones de comunicación asociados a posibles ataques de tipo ransomware, y para ello se implementará el árbol de decisión en lenguaje C utilizando tecnologías eBPF/XDP, lo que permitirá su integración directa en el plano de datos de red, reduciendo la latencia y mejorando la eficiencia del procesamiento. Como objetivos secundarios, se analizará la viabilidad de desplegar este mecanismo de filtrado en dispositivos distintos a los servidores convencionales, como las SmartNICs.

1.3. Estructura del documento

El presente documento se divide en cinco capítulos. El primer capítulo explica la importancia de investigar métodos de filtrado de ransomware y su impacto en el rendimiento de la red. El segundo capítulo aborda el conjunto de datos utilizado para entrenar el árbol de decisión, así como el estado del arte de técnicas, herramientas y artículos que ofrecen soluciones similares o enfoques relacionados. El tercer capítulo desarrolla la metodología empleada en el trabajo, describiendo la implementación realizada con eBPF/XDP, scikit-learn, Mininet y Jinja. El cuarto capítulo presenta los experimentos y métricas utilizadas para el análisis. Finalmente, el quinto capítulo expone las conclusiones y comentarios.

ESTADO DEL ARTE

2.1. Conjunto de Datos

En este apartado se describe el conjunto de datos empleado para el entrenamiento del modelo de árbol de decisión, diseñado con el objetivo de detectar posibles comunicaciones asociadas a ransomware.

El conjunto de datos utilizado proviene del trabajo realizado por Eduardo Berrueta et al. entre los años 2015 y 2022 [5]. Este dataset contiene capturas de tráfico en formato .pcap correspondientes a setenta familias distintas de ransomware, con un volumen total superior a 60 GB con los datos comprimidos.

Debido a las limitaciones de almacenamiento y capacidad de cómputo disponibles, así como al alcance definido para este trabajo, he optado por trabajar únicamente con dos de las muestras incluidas en el conjunto de datos original, que serán los que trataremos en profundidad en este apartado.

Pero antes de tratar estos dos subconjuntos de datos en concreto, cabe hacer una mención al artículo de Eduardo Berrueta y su equipo [6]. En él explican que la motivación para crear el dataset proviene de la necesidad de estandarizar recursos a la hora de evaluar la fiabilidad de las herramientas de detección de ransomware, ya que habitualmente cada fabricante o investigador utiliza su propio conjunto de datos. Al ser estos conjuntos muy específicos y reducidos, las comparativas resultantes tienden a ser poco realistas. Con su trabajo, Berrueta pretende aportar un dataset completo para pruebas de detección de ransomware que contribuya a resolver estas problemáticas.

Para este trabajo he usado muestras de dos ransomwares tomadas en el año 2021. El primero de los casos analizados es Hive, un conocido Ransomware-as-a-Service (RaaS) que emergió en junio de 2021. Este ransomware se caracterizaba por emplear un esquema de cifrado híbrido basado en los algoritmos RSA y AES, y por implementar una estrategia de doble extorsión. En este modelo, no solo se cifraban los datos de la víctima, sino que también se exfiltraban, exigiendo posteriormente un pago tanto por la clave de descifrado como por evitar la publicación de la información sustraída [7]. El segundo de los casos analizados es CryLock, una variante evolucionada del ransomware Cryakl.

CryLock se propagaba principalmente a través de correos electrónicos de phishing o campañas de spam, y al igual que otros ransomware modernos, empleaba un esquema de cifrado híbrido basado en los algoritmos RSA y AES. Además, una de sus características distintivas era la eliminación de las copias de seguridad presentes en los dispositivos comprometidos, con el objetivo de dificultar la recuperación de los datos sin realizar el pago del rescate. [8]

2.2. Métodos de Filtrado de Paquetes

El filtrado de paquetes constituye una de las técnicas fundamentales para el control del tráfico en redes informáticas. Su propósito principal es inspeccionar, permitir o bloquear paquetes de datos en función de criterios previamente definidos, como direcciones IP, puertos, protocolos o patrones de comportamiento.

A lo largo de la evolución de las redes de comunicaciones, el problema del filtrado de paquetes ha sido abordado mediante una amplia variedad de enfoques, que van desde soluciones sencillas y de rápida implementación hasta mecanismos con un alto grado de complejidad técnica. El mecanismo más sencillo de implementar para el filtrado de paquetes es el uso de un firewall. En los sistemas operativos GNU/Linux, este puede configurarse mediante el comando iptables, que opera a través de Netfilter, el subsistema encargado del filtrado de paquetes a nivel de kernel. El hecho de que el firewall funcione en espacio de kernel permite que su impacto sobre el rendimiento del sistema sea reducido. Su función principal consiste en controlar el tratamiento de los paquetes de red entrantes, salientes y reenviados, permitiendo aceptarlos, denegarlos, redirigirlos o registrarlos en función de criterios como dirección IP, puertos, protocolos, entre otros. [9]

Otro enfoque relevante para el filtrado de paquetes, especialmente orientado a la seguridad de los sistemas, es el uso de sistemas de detección de intrusiones (Intrusion Detection Systems, IDS por sus siglas en inglés). Uno de los más reconocidos en este ámbito es Snort, ampliamente utilizado desde su lanzamiento en 1998 y caracterizado por ser de código abierto [10]. Para llevar a cabo el filtrado, Snort emplea la biblioteca libpcap para capturar paquetes de red, que posteriormente son decodificados para identificar su estructura y los protocolos involucrados (Ethernet, IP, TCP/UDP, entre otros). A partir de esta información, Snort monitoriza el tráfico y genera alertas en función de un conjunto de reglas predefinidas. Además, este sistema puede operar en diferentes modos: sniffer, logger o como IDS propiamente dicho, y permite su ampliación mediante un sistema de plugins.

Esta evolución desde mecanismos de filtrado simples hacia un análisis más profundo del tráfico se ha visto respaldada por tecnologías como libpcap y BPF (Berkeley Packet Filter), que permiten la captura eficiente de paquetes sin comprometer significativamente el rendimiento del sistema. BPF es una interfaz que habilita la captura de paquetes a través de programas escritos en lenguaje C, los cuales deben ajustarse a un conjunto de restricciones más estricto que el lenguaje C estándar. Un

aspecto clave de BPF es su modelo de ejecución: aunque los filtros se definen desde el espacio de usuario, su ejecución se realiza en el espacio del kernel, lo que permite un procesamiento más rápido y eficiente al evitar cambios de contexto innecesarios [11].

Por otro lado, libpcap es una biblioteca inicialmente desarrollada en C, que actualmente cuenta con una versión en Python, y que se utiliza para capturar paquetes ofreciendo una API uniforme para acceder a datos de red a bajo nivel desde el espacio de usuario. Cuando el sistema lo permite, libpcap hace uso de BPF para realizar filtrado a nivel de kernel [12]. Esta biblioteca (y, por extensión, BPF) ha sido utilizada en multitud de herramientas, entre ellas Wireshark [13].

BPF ha ido evolucionando a lo largo de los años, llegando su desarrollo hasta eBPF (Extended Berkeley Packet Filter). eBPF, como su propio nombre indica, comenzó siendo una extensión de BPF, pero con el paso del tiempo se ha convertido en una plataforma más general capaz de interactuar con distintas partes del sistema operativo, tales como redes, seguridad, trazado y observabilidad. A diferencia del BPF original —que únicamente filtraba paquetes en el espacio del socket—, eBPF permite engancharse (hook) en múltiples puntos del kernel, ejecutar programas verificados para garantizar la seguridad, utilizar mapas compartidos entre el kernel y el espacio de usuario, y beneficiarse de la compilación JIT (Just In Time) para un alto rendimiento [14]. En base a eBPF, se ha desarrollado XDP (eXpress Data Path), una tecnología para el kernel de Linux que permite ejecutar programas eBPF en una etapa más temprana del procesamiento de paquetes, lo que se traduce en una menor latencia y un mayor rendimiento. Para ello, XDP establece como hook el controlador (driver) de la tarjeta de red, o bien opera en modos alternativos como generic (pila de red) u offload (hardware si la NIC lo soporta). De este modo, el filtrado de paquetes se sitúa en la capa más baja de la pila de red. Es importante señalar que XDP requiere especificar la tarjeta de red sobre la que se ejecutará el programa eBPF [15].

Para entender lo que resta del presente trabajo es necesario entender el flujo de funcionamiento de XDP y por lo tanto es necesario conocer el flujo de eBPF, para ello nos basaremos en 2.1 obtenido de [14]. El primer paso consiste en escribir el programa en un subconjunto restringido del lenguaje C. Posteriormente, mediante herramientas como Clang y LLVM, el código se compila a bytecode. A continuación, desde el espacio de usuario, el programa se carga en el espacio del kernel y se prepara el espacio de usuario para recibir información mediante los mapas definidos en el programa, en caso de ser necesario. Estos dos últimos pasos pueden realizarse mediante un programa en C en el espacio de usuario utilizando la biblioteca libbpf. Una vez que el programa llega al kernel, este pasa por el verificador, cuyo objetivo es impedir la ejecución de acciones no permitidas, como bucles infinitos o accesos ilegales a memoria. A continuación, el compilador en tiempo real (Just-In-Time compiler, JIT) transforma el bytecode en código máquina. Tras este proceso, el programa se “engancha” (hook) a diferentes eventos de la capa de red, como, por ejemplo, el controlador (driver) de la tarjeta de red en el caso de XDP. Durante la ejecución, y siempre que sea necesario, el programa interactúa con los mapas definidos. Este flujo garantiza que el código eBPF se ejecute de forma segura y eficiente, integrándose de manera controlada en el sistema operativo.

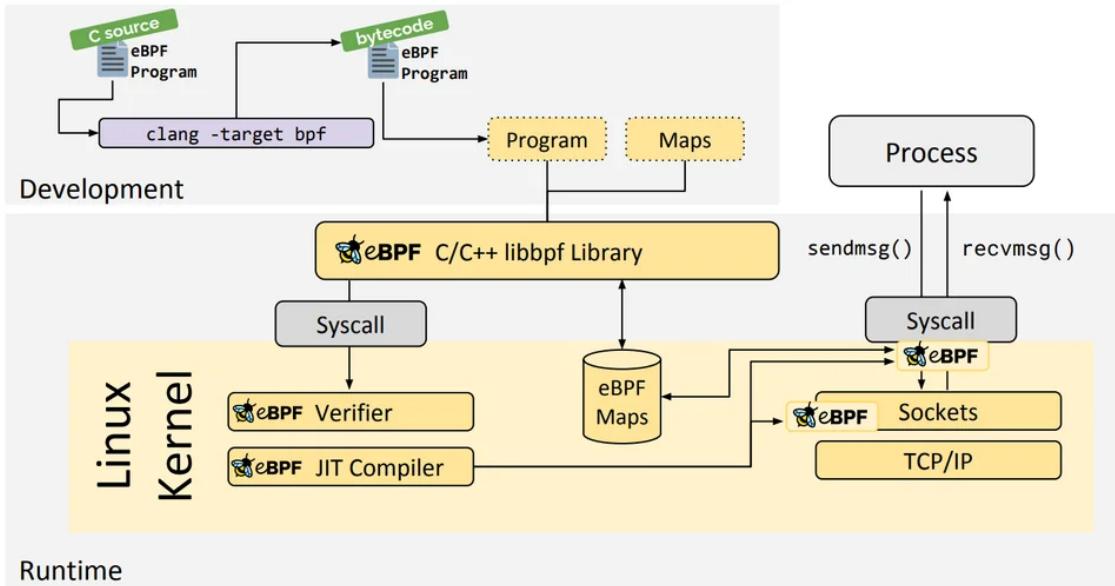


Figura 2.1: Flujo de ejecución de un programa eBPF. Obtenida de [14] siguiendo la licencia Creative Commons Attribution 4.0 International License.

2.3. Artículos Similares y Relacionados

Como se ha expuesto en la motivación y en las subsecciones anteriores, la detección temprana de ransomware y la necesidad de contar con sistemas de filtrado de paquetes que ofrezcan un alto rendimiento y una baja latencia constituyen problemáticas que han captado la atención y el interés de la comunidad académica desde hace tiempo. Dado que el presente trabajo se centra en analizar el impacto en el rendimiento de red de sistemas de detección y filtrado de ransomware basados en árboles de decisión, resulta pertinente revisar los trabajos académicos que exploran tanto el uso de tecnologías como eBPF y XDP en el filtrado de tráfico malicioso, como aquellos que estudian la aplicación de árboles de decisión para la detección de ransomware.

La idea de utilizar eBPF o XDP para filtrar tráfico malicioso ha sido explorada en múltiples ocasiones. Por ejemplo, el trabajo de Farasat et al. (2024) [16] propone un framework de seguridad denominado SmartX Intelligent Sec, que emplea eBPF/XDP como método de captura continua de paquetes. Una vez capturados, los paquetes son analizados por una red BiLSTM en el espacio de usuario, y, en función del análisis de riesgos realizado por el modelo, eBPF/XDP filtra el paquete o lo deja pasar. El estudio destaca las ventajas de emplear eBPF/XDP por su ligereza y rapidez, lo que evita problemas de saturación por consumo de recursos, como los que pueden producirse en sistemas de detección virtualizados que corren en el espacio de usuario. Este framework se describe como generalista y, en el artículo, se muestra su eficacia principalmente frente a ataques DDoS.

En cuanto al uso de eBPF/XDP para la detección de ransomware, sobresale el trabajo de Zhuravchak et al. (2023) [17], en el que se analiza la viabilidad de desarrollar sistemas de detección de

ransomware basados en eBPF/XDP. El artículo resalta su eficiencia y seguridad, permitiendo una detección rápida, precisa, flexible y escalable mediante el análisis de parámetros de red y la ejecución de código dentro del kernel de Linux sin necesidad de modificarlo. Esta característica facilita la adaptación del sistema al tráfico de red sin reinicios, promoviendo la automatización de la detección y la respuesta, y, por ende, mejorando la seguridad. Como ejemplo, se menciona Cilium, una plataforma de software de código abierto diseñada para proporcionar conectividad de red eficiente entre aplicaciones y servicios en entornos de contenedores como Docker y Kubernetes. Cilium se basa en la tecnología eBPF, lo que le permite integrar de manera dinámica controles de seguridad y gestión directamente en el sistema Linux, aplicando y actualizando políticas de seguridad sin necesidad de modificar el código de la aplicación ni la configuración del contenedor.

Otro artículo relevante, que se aproxima tangencialmente al presente trabajo, es el de Higuchi et al. (2023) [18]. En lugar de utilizar eBPF para filtrar paquetes de red entrantes, este estudio explota la capacidad de eBPF de engancharse (hook) en distintas partes del kernel para monitorizar otros procesos del sistema, tales como llamadas al sistema operativo que permiten detectar modificaciones en ficheros, incluyendo operaciones de lectura, escritura, eliminación, renombrado y apertura. Los datos capturados por eBPF son posteriormente analizados en el espacio de usuario mediante un modelo de Machine Learning; el artículo menciona tres modelos distintos, entre los cuales destaca Random Forest, una evolución de los árboles de decisión empleados en el presente trabajo. Este modelo evalúa si la acción corresponde al inicio de un proceso de cifrado de ficheros por parte de un ransomware. Durante el análisis preventivo, el fichero se marca como inalterable, y, en función del resultado del modelo, el fichero permanecerá protegido o permitirá su modificación. El estudio subraya que el uso de eBPF se justifica por su seguridad y por la posibilidad de ejecutar código dentro del kernel sin necesidad de modificarlo. Además, debido a su ligereza, eBPF resulta especialmente adecuado para entornos virtualizados, como contenedores.

Aunque uno de los artículos más relevantes sobre el uso de eBPF para la detección de malware es el de Brodzik et al. (2024) [19], cuyo enfoque guarda ciertas similitudes con el trabajo de Higuchi et al., presenta una aproximación diferente. En lugar de utilizar eBPF para el filtrado de paquetes de red, lo emplea para monitorizar procesos del sistema operativo.

Las principales diferencias entre ambos trabajos radican, en primer lugar, en el ámbito de monitorización y, en segundo lugar, en el lugar donde se implementa el modelo de Machine Learning. Mientras que Higuchi et al. se centran en la protección del sistema de archivos, Brodzik et al. orientan su investigación hacia la detección y eliminación de procesos maliciosos en entornos de nube basados en Linux. Una característica destacable de este enfoque es que no requiere un sistema específico de protección de datos, gracias a la baja latencia que se obtiene al implementar directamente los modelos de Machine Learning en el espacio del kernel mediante eBPF.

Este último aspecto resulta particularmente relevante para el presente trabajo, ya que el estudio

de Brodzik et al. incluye una comparativa entre la ejecución de un árbol de decisión en el espacio de usuario y en el espacio de kernel. Los resultados ponen de manifiesto que la segunda opción reduce de manera significativa la latencia, lo que incrementa la eficacia del sistema para detener ataques de ransomware en tiempo real.

Siguiendo con metodologías basadas en el uso de eBPF para la detección de ransomware, resulta relevante el trabajo de Sekar et al. (2024) [20]. En este estudio, eBPF se emplea para monitorizar más de 325 llamadas al sistema, lo que pone de manifiesto su elevada eficiencia para la recolección de datos a nivel de kernel. Posteriormente, en el espacio de usuario, los autores aplican modelos de Inteligencia Artificial con el fin de clasificar los procesos en benignos o maliciosos (ransomware). Como paso adicional, incorporan técnicas de procesamiento de lenguaje natural (NLP) para identificar posibles mensajes de rescate desplegados por el ransomware, complementando así el proceso de detección y respuesta.

El uso de modelos de Machine Learning e Inteligencia Artificial para la detección de ransomware, así como el análisis de su eficiencia, ha sido objeto de numerosos estudios en los últimos años. Uno de los trabajos más relevantes en esta línea es la revisión realizada por Bello et al. (2021) [21], en la que se examina el desempeño de tres enfoques principales: Deep Learning, Random Forest y árboles de decisión. En lo que respecta a los árboles de decisión, el estudio subraya que estos han mostrado resultados positivos tanto en entornos Windows como en redes en general, alcanzando en muchos casos una mayor precisión que otras técnicas cuando se combinan con métodos de selección de características. Asimismo, se resalta su facilidad de interpretación y rapidez en el entrenamiento, aunque también se identifican limitaciones, especialmente frente a variantes de ransomware que modifican dinámicamente su comportamiento.

Debido a la naturaleza del presente trabajo, resulta especialmente relevante el artículo de Te-Min Liu et al. (2020) [22], en el cual se aborda la detección de ransomware a partir del análisis de características ligeras del tráfico de red. Entre estas características destacan el tamaño de los paquetes, la dirección de destino, el puerto utilizado y la presencia de protocolos no estándar. Además, se complementa este análisis con el estudio de la frecuencia del tráfico, lo que permite identificar patrones de comunicación característicos del ransomware. La propuesta presentada en dicho trabajo se centra, por tanto, en aprovechar información básica pero significativa de las comunicaciones para desarrollar un sistema de detección eficiente y con bajo coste computacional, lo que lo convierte en un enfoque de interés en el ámbito de la seguridad de redes frente a amenazas de este tipo.

IMPLEMENTACIÓN

3.1. Arquitectura de la propuesta

En esta sección se ofrece una visión global de la arquitectura propuesta, describiendo los componentes principales que la conforman y el flujo de información entre ellos. Para facilitar la comprensión, se ha elaborado el diagrama mostrado en la figura 3.1, que servirá como referencia a lo largo de la explicación. Dicho diagrama proporciona una perspectiva general de la integración entre los distintos módulos, sin entrar todavía en los detalles específicos de implementación, los cuales se desarrollan en la sección siguiente.

La arquitectura de la implementación se organiza en tres bloques principales. El primero corresponde al tratamiento de los datos y el entrenamiento del árbol de decisión, mientras que el segundo se centra en la autogeneración del código XDP y el tercero en su posterior ejecución.

En la primera fase, se seleccionan los conjuntos de paquetes que serán utilizados para el entrenamiento del árbol de decisión. Estos datos son procesados en el espacio de usuario mediante un script en Python, encargado de transformar la información en un fichero CSV apto para su uso en el proceso de entrenamiento. A continuación, otro script en Python utiliza dicho fichero CSV para entrenar el árbol de decisión, generando así un modelo inicial.

En la segunda fase, el mismo script aplica un conjunto de reglas de traducción con el objetivo de convertir el árbol de decisión resultante en una serie de condiciones expresadas en código C restringido, compatibles con eBPF/XDP. Posteriormente, estas condiciones se integran en una plantilla Jinja, que permite generar automáticamente el programa XDP completo, el cual incluye tanto la lógica de clasificación derivada del árbol como el resto de estructuras auxiliares necesarias para su correcta ejecución.

La tercera fase corresponde a la ejecución del sistema. En este punto, el proceso principal consiste en la utilización de un Makefile, encargado de automatizar la compilación y despliegue del entorno. Dicho Makefile genera, por un lado, el bytecode del programa XDP, y por otro, el ejecutable del programa en espacio de usuario. Este último tiene como funciones tanto la carga del bytecode en el kernel del

sistema como la monitorización en tiempo real de los paquetes que son descartados o aceptados en función de las reglas definidas por el árbol de decisión.

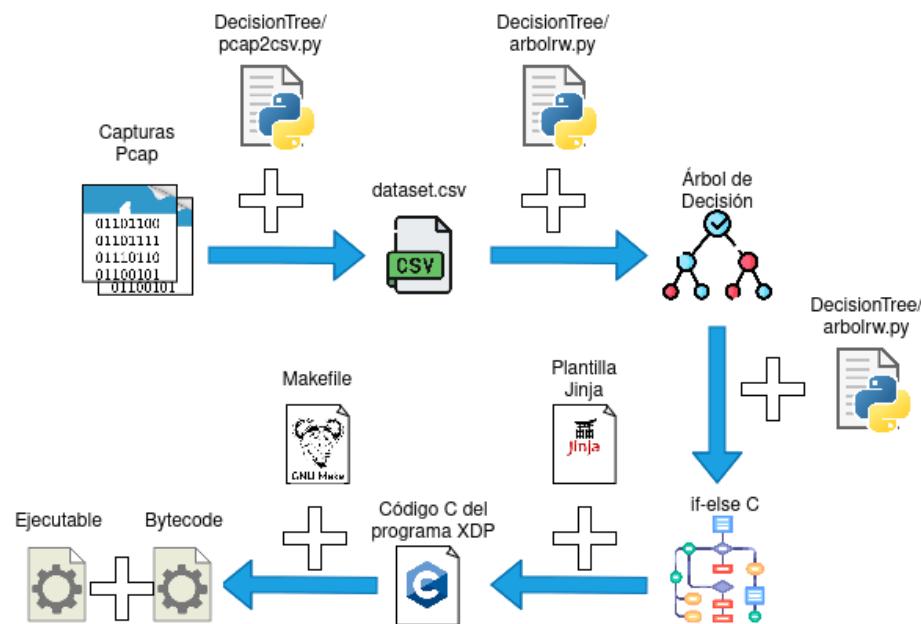


Figura 3.1: Diagrama con el flujo general de la implementación.

3.2. Componentes

Los componentes de la arquitectura se organizan en tres módulos principales. El primero corresponde al tratamiento de datos y a su conversión desde paquetes de red a un fichero CSV. El segundo módulo está constituido por el árbol de decisión, entrenado mediante la biblioteca scikit-learn de Python. Finalmente, el tercer módulo corresponde al código XDP, el cual incluye una parte autogenerada a partir del árbol de decisión. Cabe destacar el fichero `DecisionTree/arbolrw.py`, encargado tanto del entrenamiento del árbol de decisión como de la autogeneración del código C, apoyándose para ello en una plantilla Jinja.

3.2.1. Tratamiento de datos

El conjunto de datos empleado para el entrenamiento del árbol de decisión se ha generado a partir de un fichero CSV de 294,6 MB elaborado por el autor. Para su creación, se utilizó la versión más reciente del script `pcap2csv.py`, el cual permite la unión de dos o más ficheros PCAP en un único fichero CSV, así como la diferenciación entre paquetes de tráfico malicioso y legítimo mediante el uso de las banderas `-l` y `-m`. El script almacena únicamente información de los paquetes hasta el nivel de

aplicación, sin analizar el contenido de este nivel, debido a la complejidad que supone obtener dichos datos en C a nivel de kernel.

El proceso de conversión comienza definiendo un diccionario con todas las posibles características que puede tener un paquete de red. A continuación, se leen los paquetes uno a uno y cada uno se procesa mediante una función que devuelve un diccionario en el que cada clave corresponde al nombre de una columna y cada valor al dato asociado a ese paquete en particular (véase un fragmento de esta función en 3.1). En caso de que un paquete carezca de alguno de los campos —por ejemplo, los relativos a IP—, dichos valores se registran como None en lugar de omitirse, con el fin de mantener un formato uniforme en el CSV y evitar errores durante el procesamiento posterior.

Una vez transformado el paquete en diccionario, se añade al final la etiqueta “Yes” si corresponde a una muestra de ransomware, o “No” en caso contrario. Posteriormente, el diccionario se incorpora a un array. Cuando dicho array alcanza los 1024 elementos, su contenido se vuelca al fichero CSV y se vacía para liberar memoria. Este procedimiento se repite hasta procesar todos los paquetes, momento en el que se realiza un último volcado con los datos restantes. Se ha optado por este método de lectura y escritura para optimizar tanto el uso de memoria como la frecuencia de accesos de escritura al disco.

Los ficheros PCAP correspondientes al tráfico de ransomware fueron obtenidos, tal y como se explica en el apartado 2.1 por el trabajo de Eduardo Berrueta et al. entre los años 2015 y 2022 [5]. Por otro lado, el fichero PCAP con tráfico legítimo fue generado por el autor mediante la captura de tráfico durante una jornada laboral en un laboratorio universitario, registrando el uso normal de los dispositivos y recogiendo tráfico de protocolos como HTTP, HTTPS, DNS, SSH, entre otros. Con el objetivo de incrementar la precisión del árbol de decisión, se generó adicionalmente tráfico SMB2 mediante la copia de un fichero de gran tamaño a una unidad de almacenamiento ubicada en el CPD de la universidad.

En el proceso de preparación del dataset, se eliminaron las direcciones IP, las direcciones MAC y el timestamp de los paquetes, debido al número limitado presente tanto en las capturas de tráfico malicioso como en las de tráfico legítimo. Con ello, se evitó que el árbol de decisión se apoyara en características poco representativas o irrelevantes para un entorno real.

3.2.2. Árbol de decisión

En esta subsección se detalla el proceso de configuración y entrenamiento del árbol de decisión utilizado en el presente trabajo. Se explican los criterios adoptados para su construcción, las particularidades detectadas durante el desarrollo y las adaptaciones realizadas en función de los resultados obtenidos.

Como métrica de calidad se mantuvo el índice de Gini, dada su fiabilidad y buen rendimiento, y como estrategia de división se empleó el criterio best. Aunque se preveía que el aumento del tamaño

Código 3.1: Fragmento de código que transforma parte de los datos de un paquete en un diccionario fácilmente convertible a CSV.

```

39 def paqt2dict(paqt: Packet) -> Dict[str, Any]:
40     """Función que convierte un paquete en un diccionario con las características extraídas."""
41     dic = {}
42
43     try:
44         packet = Ether(paqt) if isinstance(paqt, bytes) else paqt
45     except Exception as e:
46         print(f"Error al procesar el paquete: {e}")
47         return {}
48
49     # Tamaño total del paquete
50     dic["size"] = len(packet)
51
52     # Capa Ethernet
53     if packet.haslayer(Ether):
54         dic["eth_src"] = packet[Ether].src
55         dic["eth_dst"] = packet[Ether].dst
56         dic["eth_type"] = packet[Ether].type
57     else:
58         dic["eth_src"] = None
59         dic["eth_dst"] = None
60         dic["eth_type"] = None

```

del dataset respecto a las pruebas pudiera incrementar el tiempo de entrenamiento, en la práctica no se observó un impacto significativo. En caso contrario, se habría considerado cambiar la estrategia a random. En cuanto a la profundidad máxima del árbol, se fijó inicialmente en cuatro niveles, ya que en pruebas previas con otros conjuntos de datos no se apreciaron mejoras de precisión al superar este valor.

Para entrenar el árbol de decisión, una vez definidas las columnas que serían eliminadas, se estableció la variable `x` como el conjunto de columnas correspondientes a los datos de entrada y la variable `y` como la columna asociada al clasificador. A continuación, mediante la función `train_test_split`, se dividió el conjunto de datos de forma aleatoria, asignando el 80 % de las filas al entrenamiento y el 20 % restante a las pruebas, con el fin de evaluar la fiabilidad del modelo. Una vez realizada esta partición, se procedió a entrenar el árbol utilizando los parámetros seleccionados y los datos de entrenamiento. Finalmente, se calculó la exactitud del modelo, si bien este valor debe interpretarse con cautela, dado que no siempre refleja de forma sólida la capacidad de generalización del clasificador. El código correspondiente al entrenamiento del árbol puede consultarse en el fragmento de código 3.2.

Durante el desarrollo se identificó un error en la configuración del entrenamiento: la variable `eth_type` había sido incluida por error en la lista de columnas excluidas. Una vez corregida esta omisión y tras reentrenar el modelo, se observó que la precisión global se mantenía estable, aunque con una diferencia relevante en la complejidad del árbol, ya que la profundidad máxima alcanzada fue

de tres niveles en lugar de cuatro, a pesar de que el límite establecido seguía siendo cuatro. Este comportamiento sugiere que la incorporación de `eth_type` aporta capacidad predictiva al modelo, permitiendo una estructura más optimizada sin comprometer la precisión.

Posteriormente, se decidió eliminar la variable TTL al comprobar que resultaba tan poco fiable como las direcciones IP, introduciendo un nivel elevado de variabilidad. Tras esta modificación, el árbol resultante mostró una mayor amplitud, alcanzando ahora los cuatro niveles de profundidad. Aunque estas observaciones pudieran parecer superficiales, resultan de especial relevancia, ya que tanto el desarrollo del código como la generación automática de este se fundamentan en los árboles de decisión obtenidos, y en la evolución observada de uno respecto al otro.

Código 3.2: Fragmento de código de arbolrw.py encargado de entrenar el árbol de decisión.

```

85 # Especifica la ruta del archivo CSV
86 csv_file_path = '../dataset.csv'
87
88 # Lista de columnas que NO quieres usar para el entrenamiento
89 columnas_a_excluir = ["eth_src", "eth_dst", "ip_src", "ip_dst", "timestamp", "ip_ttl"]
90
91 # Cargar el CSV
92 try:
93     df = pd.read_csv(csv_file_path)
94 except FileNotFoundError:
95     print(f'Error: El archivo CSV no se encontró en la ruta: {csv_file_path}')
96     exit()
97
98 # Última columna es la clase objetivo
99 nombre_columna_objetivo = df.columns[-1]
100 y = df[nombre_columna_objetivo]
101
102 # Columnas X sin las excluidas
103 columnas_caracteristicas = [col for col in df.columns if col != nombre_columna_objetivo and col not
104     in columnas_a_excluir]
105 x = df[columnas_caracteristicas]
106 x = pd.get_dummies(x)
107
108 # División de datos
109 x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=42)
110
111 # Entrenar el modelo
112 modelo = DecisionTreeClassifier(criterion='gini', splitter='best', max_depth=4, random_state=42)
113 modelo.fit(x_train, y_train)
114 exactitud = modelo.score(x_test, y_test)
115 print(f'La exactitud del modelo es: {exactitud:.2f}')

```

3.2.3. Código XDP y Código autogenerado

Tal y como se indicó en el apartado 2.2, los programas XDP constan de dos componentes diferenciados. El primero de ellos es un programa escrito en C que se compila de forma convencional y cuya ejecución tiene lugar íntegramente en el espacio de usuario. El segundo componente corresponde a un programa que se traduce a bytecode y que, posteriormente, es cargado por el primero en el espacio del kernel, donde finalmente se ejecuta.

El programa de usuario inicia comprobando que se haya especificado la interfaz de red sobre la que se ejecutará el programa XDP y verificando que dicha interfaz exista efectivamente en el equipo. A continuación, mediante la función `bpf_object__open_file`, el programa analiza el objeto XDP y prepara las estructuras necesarias en el espacio de usuario, como los mapas. Asimismo, se crea en memoria un `struct bpf_object`, desde el cual se podrá acceder a estas estructuras en el espacio de usuario. Una vez preparado el entorno de usuario, se carga el bytecode correspondiente en el espacio de kernel mediante la función `bpf_object__load`.

El programa C aún requiere el descriptor de archivo (file descriptor, FD) del mapa para poder interactuar con él, el cual se obtiene a través de la función `bpf_object__find_map_fd_by_name`, que recibe como parámetros la estructura previamente creada y el nombre del mapa definido en el programa XDP. Por seguridad y persistencia, se fija el mapa en `/sys/fs/bpf/` mediante la función `bpf_obj_pin`; esto permite acceder al mapa incluso si el proceso que lo creó finaliza de forma inesperada y, además, sirve para comprobar si el mapa ya existe, lo que indica que el programa se ha ejecutado previamente o se encuentra en ejecución en ese momento. Como última tarea para terminar de cargar el programa XDP se obtiene el descriptor de archivo de la función principal del programa XDP a través de la función `bpf_program__fd`, tras esto se adjunta dicha función al hook XDP que es el controlador de la gráfica a través de la función `bpf_set_link_xdp_fd`. Una vez cargado el programa XDP, el programa de usuario se dedica a monitorizar los cambios del mapa y a mostrarlos en pantalla, dicho mapa contiene tanto el número de paquetes descartados como el número de paquetes que el programa XDP ha permitido pasar. En el fragmento de código 3.3 se muestra la sección del fichero XDP/arbol1/xdp_usr.c que implementa las funciones principales previamente descritas.

En relación con el código que se ejecuta en el espacio del kernel, en una primera fase la traducción del árbol de decisión se realizaba de manera manual. Es decir, se convertía el árbol entrenado con la librería scikit-learn de Python a código C restringido, con el objetivo de comprender su funcionamiento interno. Una vez adquirido este entendimiento, se implementó la capacidad de autogenerar el código eBPF/XDP mediante el uso de una plantilla intermedia de Jinja. El proceso consiste en recorrer de manera recursiva el árbol de decisión, sustituyendo cada nodo y sus hijos por condiciones if-else en formato C restringido. A continuación, este código autogenerado se incorpora en una plantilla Jinja que mantiene la estructura del programa eBPF/XDP final, incluyendo las funciones auxiliares y la función `main`, a excepción del árbol de decisión. Una vez completado este proceso, la plantilla Jinja rellenada

Código 3.3: Fragmento de código que muestra como se carga el objeto, obtiene y fija el mapa y como se adjunta el programa al hook XDP

```

28     obj = bpf_object__open_file("xdp_kern.o", NULL);
29     if (!obj) {
30         perror("Error al abrir el objeto BPF");
31         return 1;
32     }
33
34     if (bpf_object__load(obj)) {
35         perror("Error al cargar el programa BPF");
36         return 1;
37     }
38
39     map_fd = bpf_object__find_map_fd_by_name(obj, "packet_count");
40     if (map_fd < 0) {
41         perror("Error al obtener FD del mapa BPF");
42         return 1;
43     }
44
45     if (bpf_obj_pin(map_fd, MAP_PATH) < 0 && errno != EEXIST) {
46         perror("Error al fijar el mapa BPF en /sys/fs/bpf/");
47         return 1;
48     }
49
50     // Obtener el descriptor del programa XDP
51     prog_fd = bpf_program__fd(bpf_object__find_program_by_name(obj, "ransomware_tree"));
52     if (prog_fd < 0) {
53         perror("Error al obtener FD del programa BPF");
54         return 1;
55     }
56
57     if (bpf_set_link_xdp_fd(ifindex, prog_fd, 0) < 0) {
58         perror("Error al adjuntar el programa BPF a la interfaz");
59         return 1;
60     }

```

se vuelca en el fichero XDPParbol_pruebaxdp_kern.c.

Debido a la forma en que funciona el entrenamiento de modelos en la biblioteca scikit-learn, así como a la representación de los datos en lenguaje C, fue necesario realizar un proceso de traducción adicional para la autogeneración del código XDP. Este proceso consistió en adaptar las condiciones presentes en el árbol de decisión al formato requerido por el lenguaje C. Durante el entrenamiento, scikit-learn transforma determinadas variables categóricas en rangos numéricos manejables por el propio programa. Por ejemplo, si una característica puede adoptar tres categorías distintas, el algoritmo genera tres rangos de valores continuos (0–0.5, 0.51–1, 1.01–1.5, por ejemplo) y asigna a cada categoría un valor específico dentro de dichos rangos, normalmente el límite superior. Asimismo, existe la posibilidad de que, en lugar de utilizar rangos discretos, scikit-learn emplee la condición `<= inf`, lo que en realidad significa que el valor de ese dato simplemente existe. Este último caso se da especialmente en aquellas características cuyo valor no es obligatorio y, por lo tanto, pueden no estar presentes en todos los registros.

En el caso concreto del árbol de decisión preliminar utilizado en el presente trabajo, mostrado en la figura 3.2, se observa la condición `src_port <= inf`, y en pruebas anteriores apareció la condición equivalente `dst_port <= inf`. En ambos casos, dichas condiciones se sustituyen por la expresión `ip_proto == IPPROTO_TCP || ip_proto == IPPROTO_UDP`, ya que el hecho de que el puerto de origen o destino sea menor que infinito no implica más que la existencia de un puerto, lo cual solo resulta cierto para protocolos como TCP y UDP.

Existen otros elementos que presentan valores binarios, como la comprobación de si el protocolo de transporte corresponde a TCP o UDP. En estos casos, scikit-learn representa la condición mediante rangos numéricos, normalmente 0–0.5 y 0.51–1. Se ha comprobado que, en este tipo de decisiones booleanas, el rango menor asociado a la condición con el operador “menor o igual” (`<=`) se corresponde con el valor lógico “true”, mientras que el resto representa “false”. Por ejemplo, cuando el árbol debe verificar si el protocolo de red es TCP, la traducción que se realiza consiste en detectar la aparición de una condición del tipo `protocolo_IP_TCP <=`. En este punto no resulta relevante el rango concreto utilizado, ya que, al tratarse de un valor binario, este puede variar en futuros entrenamientos sin afectar a la validez de la traducción.

La adaptación de estas condiciones al lenguaje C requiere una transformación adicional, ya que en este lenguaje la forma de identificar el protocolo de un paquete se basa en los números de protocolo IP. En el caso de TCP, por ejemplo, el campo correspondiente adopta el valor 6, por lo que la condición se traduce finalmente a `ip_proto == 6`. Una lógica similar se aplica a otros protocolos o campos específicos, como las banderas de IP, que también se representan mediante valores numéricos concretos.

La eliminación del campo TTL, junto con la generación del nuevo árbol de decisión que se muestra en la figura 3.3, introdujo únicamente una regla adicional de traducción del estilo `<= inf`. En este

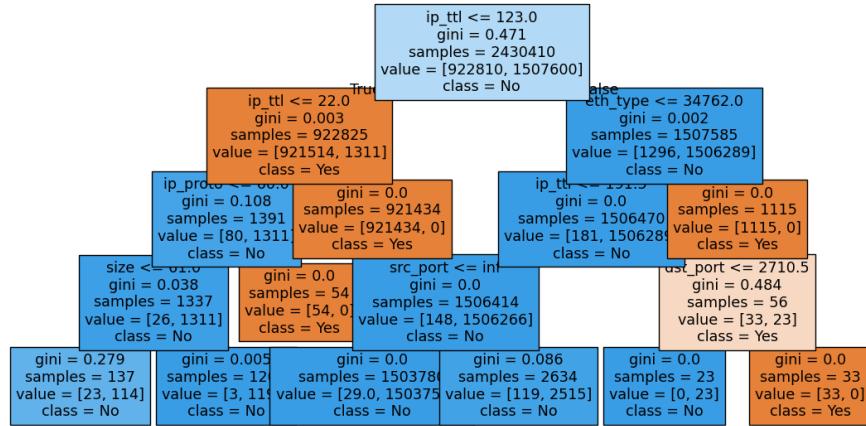


Figura 3.2: Árbol de decisión obtenido de un entrenamiento incluyendo el TTL como dato de entrenamiento.

caso, la condición añadida corresponde a `ip_tot_len <= inf`. Esta traducción, al igual que las anteriores, puede observarse en el fragmento de código 3.4, donde se recogen de forma conjunta las normas aplicadas para transformar las condiciones producidas por el modelo en expresiones válidas en C restringido.

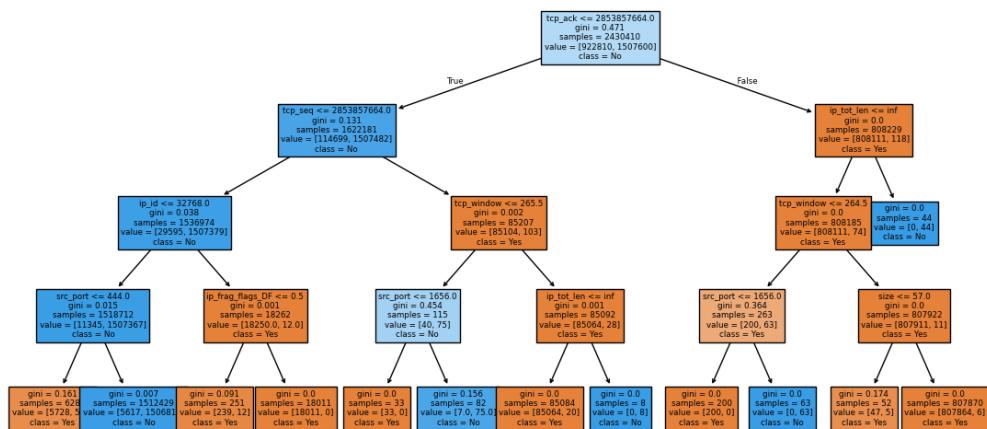


Figura 3.3: Árbol de decisión usado para las pruebas de rendimiento.

La fase final del proceso de autogeneración consiste en integrar el árbol de decisión en la plantilla intermedia definida con Jinja mencionada anteriormente. Esta plantilla establece la estructura general del programa eBPF/XDP, en la cual se insertan dinámicamente las reglas de clasificación obtenidas durante el entrenamiento. De este modo, se separa la lógica de decisión —que varía en función del

Código 3.4: Fragmento de código de arbolrw.py encargado de traducir el árbol de decisión a C.

```

19 def condiciones_validas(cond : str) -> str:
20     """
21     Define reglas especiales para ciertos casos
22     """
23
24     if cond == "src_port<=inf" or cond == "dst_port<=inf":
25         return "ip_proto==IPPROTO_TCP||ip_proto==IPPROTO_UDP"
26
27     if "protocolo_IP_TCP<=" in cond:
28         return "ip_proto==6"
29     elif "protocolo_IP_TCP==" in cond:
30         return "ip_proto!=6"
31
32     if "protocolo_IP_UDP<=" in cond:
33         return "ip_proto==17"
34     elif "protocolo_IP_TCP==" in cond:
35         return "ip_proto!=17"
36
37     if "ip_frag_flags_DF<=" in cond:
38         return "ip_frag_flags!=2"
39     elif "ip_frag_flags_DF>" in cond:
40         return "ip_frag_flags==2"
41
42     if "ip_frag_flags_MF<=" in cond:
43         return "ip_frag_flags!=1"
44     elif "ip_frag_flags_MF>" in cond:
45         return "ip_frag_flags==1"
46
47     if cond == "ip_tot_len<=inf":
48         return "ip_tot_len!=0"
49
50     if "ip_ttl" in cond:
51         return f"{cond}&&ip_ttl!=0"
52
53     # Añadir más reglas si es necesario
54
55     return cond

```

modelo— de la infraestructura del programa, que permanece constante.

En términos de contenido, la plantilla define un programa eBPF/XDP diseñado para inspeccionar paquetes de red en el espacio del kernel y tomar decisiones en función de los valores extraídos de sus cabeceras. En primer lugar, incluye las dependencias necesarias: cabeceras de Linux relacionadas con eBPF, Ethernet, IP, TCP y UDP, además de utilidades para la conversión de endianness. Posteriormente, se declara un mapa BPF de tipo `BPF_MAP_TYPE_ARRAY` denominado `packet_count`, con un máximo de dos entradas, destinado a contabilizar los paquetes según la acción aplicada: permitidos o descartados. Los valores asociados a este mapa se almacenan en contadores de tipo `__u64`.

La plantilla incorpora también un conjunto de funciones auxiliares para el parsing de los paquetes. A nivel de red, se extraen campos como la cabecera IP, el TTL, la longitud total, el identificador, las flags y el offset de fragmentación. A nivel de transporte, se recuperan las cabeceras TCP/UDP junto con los puertos de origen y destino. Todas estas funciones validan los límites de memoria mediante los punteros `data` y `data_end`, garantizando que no se produzcan accesos inválidos.

El núcleo del programa lo constituye la función principal `ransomware_tree`, asociada al hook XDP. Esta función recibe cada paquete y determina si debe permitirse su paso (`XDP_PASS`) o descartarse (`XDP_DROP`). De forma predeterminada, el tráfico IPv6 se ignora y se pasa sin procesamiento adicional. La función extrae metadatos como el TTL, la longitud total, el identificador, las flags, el offset, así como parámetros de la cabecera TCP (puertos, número de secuencia, ACK, ventana, tamaño, entre otros). En el bloque identificado como `{} decision_tree {}` se inserta dinámicamente la lógica del árbol de decisión generada durante el entrenamiento, la cual define el criterio de clasificación del tráfico (por ejemplo, ransomware frente a tráfico legítimo). Finalmente, el mapa `packet_count` se actualiza en función de la acción aplicada, permitiendo monitorizar en todo momento el número de paquetes aceptados y descartados.

En conjunto, esta plantilla actúa como un esqueleto flexible que proporciona toda la estructura necesaria para el filtrado de tráfico en el kernel, a la vez que facilita la integración dinámica del árbol de decisión mediante Jinja. Su diseño modular permite mantener un programa ligero, eficiente y adaptable a distintos escenarios de clasificación de tráfico malicioso. La función principal puede verse en el fragmento de código 3.5.

Código 3.5: Fragmento de código que muestra la función principal XDP en la plantilla Jinja

```

104 // -----Programa principal -----
105 SEC("xdp_prog/ransomware_tree")
106 int ransomware_tree(struct xdp_md *ctx)
107 {
108     void *data_end = (void *) (long) ctx->data_end;
109     void *data = (void *) (long) ctx->data;
110     struct ethhdr *eth = data;
111     int action = XDP_PASS;
112
113     if ((void *)eth + sizeof(*eth) > data_end)
114         return XDP_PASS;
115
116     if (bpf_ntohs(eth->h_proto) == ETH_P_IPV6)
117         action = XDP_PASS;
118
119     // Variables IP
120     __u8 ip_ttl = get_ip_ttl(data, data_end);
121     __u16 ip_tot_len = get_ip_tot_len(data, data_end);
122     __u16 ip_id = get_ip_id(data, data_end);
123     __u8 ip_frag_flags = get_ip_frag_flags(data, data_end);
124     __u16 ip_frag_offset = get_ip_frag_offset(data, data_end);
125
126     // Variables TCP
127     struct tcphdr *tcp = get_tcp_header(data, data_end);
128     __u32 tcp_ack = tcp ? bpf_ntohl(tcp->ack_seq) : 0;
129     __u32 tcp_seq = tcp ? bpf_ntohl(tcp->seq) : 0;
130     __u16 tcp_window = tcp ? bpf_ntohs(tcp->window) : 0;
131     __u32 size = (void *) (long) ctx->data_end - (void *) (long) ctx->data;
132
133     // Puertos
134     __be16 src_port = tcp ? tcp->source : get_src_port(data, data_end);
135     __be16 dst_port = tcp ? tcp->dest : get_dst_port(data, data_end);
136
137     {{ decision_tree }}
138
139     __u32 key = (action == XDP_DROP) ? 0 : 1;
140     __u64 *count = bpf_map_lookup_elem(&packet_count, &key);
141     if (count)
142         __sync_fetch_and_add(count, 1);
143
144     return action;
145 }
```

EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

4.1. Entorno AWS

AWS (Amazon Web Services) es, según los datos publicados por Statista [23], el servicio de computación en la nube más utilizado a nivel mundial, alcanzando una cuota de mercado del 29 % en el tercer trimestre de 2025, siendo esta la información más reciente disponible en el momento de elaboración del presente trabajo.

Este proveedor es ampliamente reconocido por la flexibilidad de su plataforma, que permite desplegar arquitecturas heterogéneas y adaptadas a distintos escenarios de computación y redes. En el contexto de este proyecto, AWS se emplea con el objetivo de simular, de la manera más realista posible, una topología de red en la que estaría presente una SmartNIC, pero sin disponer físicamente de dicho dispositivo.

Para ello, se hace uso de varios componentes fundamentales de la plataforma. El primero de ellos es la VPC (Virtual Private Cloud) [24], que constituye una red virtual aislada con un funcionamiento análogo al de las redes tradicionales de los centros de datos, con la particularidad de que se ejecuta sobre uno o varios centros de datos de AWS —en este caso, únicamente en una región con el fin de minimizar la latencia— y permanece completamente aislada del resto de infraestructuras de la nube. Dentro de una VPC es necesario definir una o más subredes, que representan rangos específicos de direcciones IP asociados a dicha red virtual [25].

Finalmente, el elemento central utilizado en este trabajo son las instancias EC2 (Elastic Compute Cloud) [26], que constituyen máquinas virtuales ejecutadas sobre el hardware físico de Amazon. AWS dispone de múltiples tipos de instancias EC2 optimizadas para diferentes casos de uso; la selección concreta realizada para este proyecto, así como su justificación técnica, será detallada posteriormente.

La topología de la nube AWS del proyecto consta —tal y como se puede ver en la figura 4.1— de una única VPC que a su vez posee una única Subred, en ella se encuentran dos instancias EC2. La primera de ella es la encargada de emular el router y por tanto de enviar el tráfico para las pruebas, la segunda es la que emula la SmartNIC, esta posee dos interfaces de red, la primera es la encargada

de recibir el tráfico de la primera instancia EC2, la segunda emula la interfaz de red asociada a la DPU de la Smart NIC y es en la que se va a ejecutar el filtro XDP.

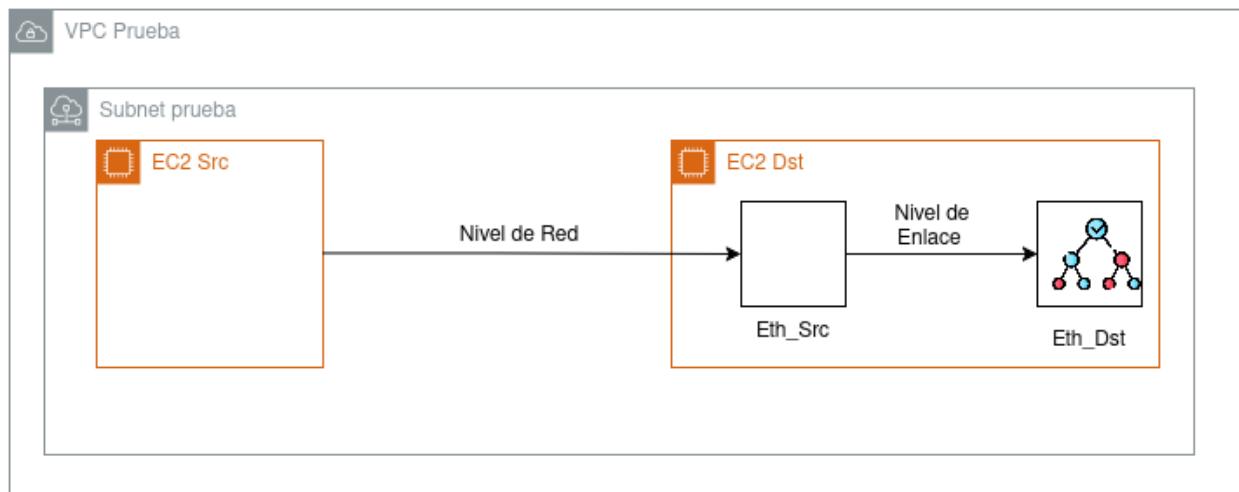


Figura 4.1: Diseño de topología de red usada en AWS para pruebas.

La selección del tipo de instancia EC2 utilizada en cada caso se ha realizado en función de los requisitos específicos del rol que debían desempeñar dentro de la topología experimental. En primer lugar, para la instancia destinada a emular el router se optó por el tipo t3.micro [27], dado que se trata de una instancia genérica, ligera, con recursos computacionales moderados y un coste reducido, características que se alinean adecuadamente con el comportamiento habitual de los routers convencionales en entornos reales.

La elección de la instancia encargada de simular el comportamiento de una SmartNIC resultó más compleja, ya que fue necesario considerar varios criterios técnicos. En primer lugar, debía tratarse de un tipo de instancia compatible con XDP o que, con modificaciones mínimas, pudiera ofrecer dicha compatibilidad. En segundo lugar, era imprescindible garantizar que el hipervisor asociado introdujera la menor latencia posible, dado que la demora añadida por la virtualización podría distorsionar los resultados del experimento. Por último, era necesario disponer de una capacidad de cómputo comparable a la de una SmartNIC real —o ligeramente superior, para compensar la latencia residual del hipervisor— evitando, en cualquier caso, seleccionar una instancia con recursos excesivamente elevados que desvirtuaran la simulación.

Atendiendo a estos criterios, se seleccionó la instancia c6gn.large [28] para emular la SmartNIC. Este tipo de instancia se ejecuta sobre la arquitectura AWS Nitro v4 [29], la cual desplaza parte de las funciones del hipervisor a hardware dedicado, reduciendo significativamente la latencia y ofreciendo un entorno más adecuado para la ejecución de tecnologías de bajo nivel como XDP.

4.2. Herramientas

En la presente sección se describen las herramientas empleadas tanto para la generación de tráfico como para la obtención de métricas asociadas. Si bien todas ellas persiguen el mismo objetivo general —evaluar el rendimiento de la red bajo distintas condiciones de carga—, difieren en el tipo de tráfico que generan y en su origen. Esta complementariedad justifica la utilización de las tres, ya que permite llevar a cabo un análisis más completo y ofrecer una visión más precisa del comportamiento del sistema.

4.2.1. Iperf

Iperf 2 es —como indica su manual [30]— una herramienta de testeo que emplea sockets de red para realizar medidas de tráfico. Solo acepta los protocolos TCP y UDP, y permite evaluar métricas de rendimiento como el throughput y la latencia. Entre sus funcionalidades se encuentra la posibilidad de generar tráfico unidireccional, full duplex (usando un mismo socket) y bidireccional, además de soportar múltiples flujos simultáneos de manera concurrente. Asimismo, admite tráfico multicast, incluyendo uniones de tipo source-specific multicast (SSM). Su diseño multihilo posibilita alcanzar un rendimiento elevado en las pruebas, mientras que las métricas obtenidas permiten caracterizar el desempeño de la red de extremo a extremo. Para la ejecución de un test es necesario establecer tanto un servidor, que recibe el tráfico, como un cliente, que lo genera y envía; normalmente se ubican en equipos distintos, aunque no es estrictamente necesario.

La elección de Iperf como herramienta de apoyo en la experimentación se justifica principalmente por su simplicidad y facilidad de uso. Esta característica permite diseñar pruebas controladas en entornos ideales, utilizando los dos protocolos de transporte más empleados en la actualidad en el ámbito de las redes, TCP y UDP. Además, la herramienta proporciona de manera integrada métricas fundamentales como ancho de banda, latencia y pérdida de paquetes, las cuales pueden obtenerse bajo diferentes configuraciones sin añadir complejidad al proceso experimental. Gracias a estas propiedades, Iperf resulta especialmente útil para establecer una línea base de rendimiento y evaluar de forma genérica el impacto que introduce el filtro basado en árboles de decisión sobre el tráfico de red.

4.2.2. TCPReplay

TCPReplay es una herramienta diseñada para el reenvío de paquetes de red previamente capturados mediante utilidades como tcpdump o Wireshark. Su principal funcionalidad consiste en reproducir dichos paquetes, bien respetando la velocidad original con la que fueron capturados, o bien a una velocidad definida por el usuario. En este último caso, la herramienta permite ajustar de manera explícita el ritmo de envío, ya sea en función de paquetes por segundo (pps) o de la tasa de transmisión expresada

en megabits por segundo (Mbps) [31].

TCPReplay aporta dos ventajas clave para la evaluación experimental. En primer lugar, permite reproducir tráfico real contenido en ficheros PCAP, lo que posibilita realizar ensayos más representativos que los basados únicamente en tráfico sintético —por ejemplo, incluyendo protocolos distintos de TCP/UDP (ICMP, ARP, SMB, etc.) y secuencias de paquetes reales—. En segundo lugar, ofrece un control fino sobre la velocidad de reproducción (tanto en paquetes por segundo como en Mbps y otras modalidades), lo que facilita la emulación de distintos escenarios de carga de red (desde tráfico esporádico hasta condiciones de estrés). Estas capacidades hacen de TCPReplay una herramienta especialmente adecuada para validar el comportamiento del filtro XDP frente a tráfico heterogéneo y para estudiar su rendimiento bajo diferentes perfiles de carga.

4.2.3. Script de Reenvío

Iperf presenta la limitación de generar tráfico sintético exclusivamente con los protocolos TCP y UDP, lo que resulta insuficiente para el presente trabajo dado que una parte relevante del tráfico legítimo y, de forma más crítica, de las muestras de ransomware emplea otros protocolos (por ejemplo ICMP). En este sentido, Iperf no permite reproducir de forma realista la heterogeneidad de protocolos observada en escenarios reales. Tcpreplay cubre parcialmente esta carencia, ya que posibilita el reenvío de tramas contenidas en ficheros PCAP independientemente del protocolo que utilicen; sin embargo, su operación se limita a reproducir secuencias predefinidas, por lo que no facilita la selección aleatoria en tiempo de ejecución entre tráfico benigno y malicioso, comportamiento que sí sería habitual en un entorno real. Por estas razones se ha desarrollado un script propio que emula un entorno más realista: el generador produce paquetes según la tasa (rate) y la duración especificadas, y para cada envío selecciona aleatoriamente si el paquete será de origen benigno o malicioso, permitiendo además etiquetar cada emisión para su posterior correlación y análisis experimental. Se puede ver un fragmento de la función main del script en el fragmento de código 4.1, el código completo se encuentra en el fichero Mininet/trafico_eth.py.

4.2.4. TCPDump

Tanto TCPReplay como el script desarrollado en este trabajo, a diferencia de Iperf, no disponen de funcionalidades propias para medir el rendimiento de la red, limitándose únicamente al reenvío de paquetes. Por este motivo, resulta necesario complementar su uso con herramientas de captura de tráfico, como TCPDump, que permiten registrar los paquetes transmitidos y analizar posteriormente métricas relevantes como el throughput, la latencia o la pérdida de paquetes [32].

TCPDump es una herramienta de línea de comandos que permite capturar y visualizar paquetes de red en tiempo real. Es capaz de filtrar el tráfico en función de distintos criterios, como direcciones

Código 4.1: Fragmento de código del script de reenvío.

```

83 # CAMBIO CRUCIAL: Ajustar el intervalo por el tamaño del lote (4 paquetes)
84 # interval ahora representa el tiempo que debe pasar entre cada lote de 4,
85 # para que la tasa total sea igual a 'rate'.
86 #
87 LOTE_SIZE = 4
88 if rate > 0:
89     interval = LOTE_SIZE / rate
90 else:
91     interval = 0 # Evitar división por cero
92
93 try:
94     while time.time() -start_time < duration:
95         random_number = random.randint(0, 100)
96         label = "l" if random_number % 2 == 0 else "m"
97
98         packets_to_send = []
99         for _ in range(LOTE_SIZE): # enviar 4 paquetes por iteración
100             try:
101                 if label == "l":
102                     packet = next(lfiles_generator)
103                     count_lfiles += 1
104                 else:
105                     packet = next(mfiles_generator)
106                     count_mfiles += 1
107                     packets_to_send.append(packet)
108             except StopIteration:
109                 print(f"Se agotaron los paquetes de los archivos-{label}.")
110                 break
111
112         if packets_to_send:
113             send_packets(packets_to_send, src_mac, dst_mac, iface)
114
115         if writer:
116             ts_ms = int(time.time() *1000)
117             for _ in packets_to_send:
118                 writer.writerow([pid, ts_ms, label])
119                 pid += 1
120
121         # Control de tasa: espera hasta el siguiente instante (usando el intervalo corregido)
122         next_time += interval

```

IP, puertos o protocolos, y de guardar las capturas en ficheros para su análisis posterior. Además, TCPDump permite examinar cabeceras de protocolos como Ethernet, IP, TCP y UDP, proporcionando información detallada sobre el flujo de datos entre hosts, lo que lo convierte en un recurso fundamental para evaluar cómo afectan mecanismos de filtrado, como el árbol de decisión XDP, al rendimiento de la red.

4.3. Métricas Relevantes

Para poder analizar el rendimiento del sistema, tanto con el árbol de decisión activo como con este inactivo, es necesario centrarse en una serie de métricas relevantes. Estas métricas permitirán cuantificar de manera objetiva el impacto que el árbol de decisión tiene sobre el comportamiento general del sistema, proporcionando una base sólida para la comparación entre ambos escenarios.

La primera métrica a considerar es el rendimiento o *throughput*, el cual mide la cantidad de información útil que se recibe por segundo. Dado que se trata de un entorno de red, el estándar es expresar esta métrica en bits por segundo (bps) en lugar de utilizar unidades como bytes por segundo u otras equivalentes, ya que permite una representación más precisa y ampliamente aceptada en el ámbito de las comunicaciones de red.

$$\text{Throughput (bps)} = \frac{8 \times B_{\text{recibidos}}}{T} \quad (4.1)$$

Además de medir el rendimiento en bits por segundo, resulta de interés cuantificar también el número de paquetes por segundo (PPS) que el sistema es capaz de procesar. Aunque a primera vista esta métrica pueda parecer redundante respecto a la anterior, ambas reflejan aspectos distintos del comportamiento del sistema. En efecto, una misma cantidad total de información puede estar dividida en un número diferente de paquetes, y cada uno de ellos requiere una serie de operaciones de procesamiento que deben ejecutarse de manera independiente –como la lectura de cabeceras, la evaluación de condiciones o el acceso a estructuras de datos internas–. Por este motivo, el rendimiento medido en paquetes por segundo permite identificar posibles cuellos de botella asociados al manejo intensivo de paquetes pequeños y evaluar con mayor precisión el impacto del árbol de decisión sobre la carga computacional del sistema.

$$\text{PPS} = \frac{N_{\text{paquetes}}}{t_{\text{fin}} - t_{\text{inicio}}} \quad (4.2)$$

Otra métrica fundamental en un entorno de red es el porcentaje de pérdida de paquetes (*packet loss rate*). Este parámetro resulta esencial para evaluar la fiabilidad y eficiencia de un sistema, ya que un alto rendimiento en términos de bits por segundo (bps) no necesariamente implica un funcionamiento óptimo si el sistema no es capaz de procesar o asimilar correctamente todo el tráfico recibido. En

este sentido, un porcentaje elevado de pérdida puede indicar cuellos de botella, saturación del sistema o limitaciones en la capacidad de procesamiento del tráfico, comprometiendo la eficacia global de la solución.

$$\text{Pérdida (\%)} = 100 \times \frac{N_{\text{enviados}} - N_{\text{recibidos}}}{N_{\text{enviados}}} \quad (4.3)$$

No obstante, la interpretación de esta métrica requiere un análisis diferenciado cuando el filtro basado en el árbol de decisión se encuentra activo. En este caso, parte de los paquetes son descartados de manera intencionada por el propio filtro al ser clasificados como potenciales amenazas. Por tanto, resulta fundamental distinguir entre los paquetes perdidos debido a posibles cuellos de botella generados al añadir una nueva capa de procesamiento y aquellos paquetes que son eliminados de manera deliberada por el filtro como parte de su funcionamiento normal. Esta distinción permite evaluar con precisión tanto la eficiencia del sistema como la eficacia del mecanismo de filtrado implementado.

$$\text{Pérdida Real (\%)} = 100 \times \frac{N_{\text{enviados}} - N_{\text{recibidos}} - N_{\text{filtrados}}}{N_{\text{enviados}}} \quad (4.4)$$

4.4. Metodología Seguida

Antes de llevar a cabo los experimentos de rendimiento, el primer paso consiste en verificar si el árbol de decisión entrenado presenta una tasa de acierto real lo suficientemente adecuada como para considerar que, con un entrenamiento más exhaustivo, podría emplearse como un filtro efectivo. En este trabajo se estableció como umbral mínimo deseable una tasa de acierto real del 60 %, dado que el objetivo principal no es evaluar la eficacia del modelo, sino analizar el impacto que dicho filtro puede tener sobre el rendimiento del sistema.

Las pruebas realizadas en este ámbito, como la que se muestra en la figura 4.2, han arrojado una tasa de acierto situada entre el 65 % y el 70 %. Esta tasa se ha calculado como el cociente entre el número de paquetes maliciosos correctamente rechazados y el número total de paquetes maliciosos enviados, multiplicado por cien. Con ello se confirma que el árbol utilizado posee una calidad suficiente para servir como base en los experimentos de rendimiento desarrollados en este trabajo.

Para el presente trabajo se ha definido un único experimento de evaluación del rendimiento de la red, que se analiza desde dos perspectivas complementarias. Por un lado, se considera el rendimiento en términos de bits por segundo (bps), mientras que por otro se mide en paquetes por segundo (PPS). Aunque se trata del mismo experimento, el cambio de métrica permite identificar distintos posibles cuellos de botella y limitaciones del sistema que podrían no ser evidentes si se utilizara únicamente una de las dos unidades de medida, tal y como se explicó en la sección anterior.

El experimento se estructura en una serie de diez ejecuciones de envío de tráfico, realizadas primero con el filtro XDP desactivado y posteriormente con dicho filtro activado. La finalidad de cada conjunto

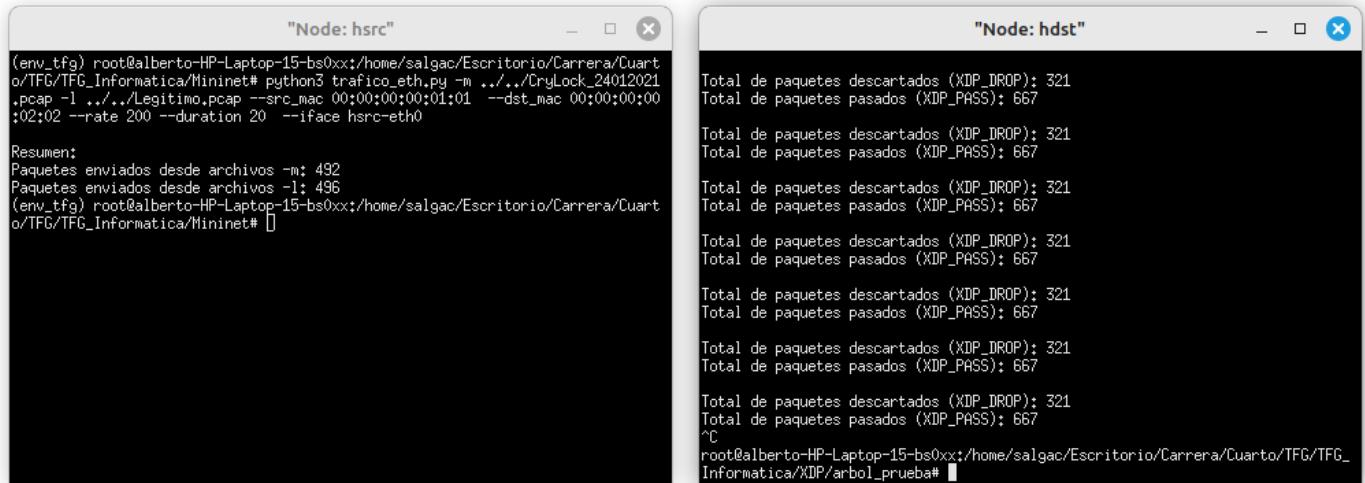


Figura 4.2: Prueba realizada para comprobar la tasa de acierto real del árbol de decisión.

de pruebas depende de la herramienta utilizada: con Iperf, el objetivo es evaluar si el filtro introduce un posible cuello de botella en un entorno idealizado, caracterizado por tráfico homogéneo UDP, a pesar de que a lo largo de la literatura y en entornos reales sería más habitual usar TCP; esta elección se debe a que Iperf únicamente permite obtener métricas de paquetes por segundo (PPS) y de pérdida de paquetes en modo UDP. En el caso de TCPReplay, el experimento permite analizar si el filtro genera cuellos de botella diferenciados para tráfico benigno y tráfico malicioso por separado. Finalmente, utilizando el script desarrollado específicamente para este trabajo, se pretende medir el impacto del filtro en un escenario de ataque en el que tanto el tráfico benigno como el malicioso son elevados. En todos los experimentos se varían los bits por segundo (bps) o los paquetes por segundo (PPS) con el fin de evaluar el rendimiento bajo diferentes cargas. Adicionalmente, en las pruebas con Iperf se modifican los tamaños de los paquetes, mientras que con TCPReplay y el script propio esto no es posible debido a que los paquetes se relanzan directamente desde capturas previamente almacenadas.

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1. Futuros Trabajos

A partir del presente trabajo se pueden plantear diversas líneas de investigación. En primer lugar, sería interesante reproducir estos experimentos en una Smart NIC real, con el objetivo de evaluar si los árboles de decisión implementados mediante XDP constituyen una opción viable para ser utilizados como filtro preliminar en entornos de red de alto rendimiento.

Una segunda línea de investigación consistiría en realizar pruebas similares empleando árboles de decisión basados en la tecnología DPDK en lugar de XDP, con el fin de comparar la eficiencia y la idoneidad de ambas tecnologías para el filtrado de tráfico en tiempo real.

Finalmente, y como una línea más avanzada, se podría explorar el impacto de la utilización de múltiples árboles de decisión, conformando un Random Forest, sobre el rendimiento del sistema. Esta aproximación permitiría evaluar si compensa la mayor complejidad computacional frente a las ventajas de disponer de árboles especializados para distintas características del tráfico, posibilitando así la creación de un filtro más especializado contra ransomware o, incluso, un sistema más generalista capaz de detectar múltiples tipos de ciberamenazas mediante la combinación de árboles de decisión dedicados a cada una de ellas.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] K. Scarfone and M. Souppaya, "Protecting against ransomware attacks," *National Institute of Standards and Technology (NIST)*, no. NIST CSRC Guide, 2023. Accessed: 2025-06-08.
- [2] A. Bleih, "Ransomware annual report 2024." <https://cyberint.com/blog/research/ransomware-annual-report-2024/>, Jan. 2025. Cyberint (a Check Point Company), Accessed: 2025-06-08.
- [3] F. Parola, R. Procopio, R. Querio, and F. Risso, "Comparing user space and in-kernel packet processing for edge data centers," *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, vol. 53, Apr. 2023.
- [4] Cisco ComSoc Tech Blog, "Highlights of cisco's internet traffic report & forecast." <https://techblog.comsoc.org/2021/12/29/highlights-of-ciscos-internet-traffic-forecast>, Dec. 2021. Accessed: 2025-06-08.
- [5] E. Berrueta, D. Morató, E. Magaña, and M. Izal, "Open repository for the evaluation of ransomware detection tools," 2020. Accessed: 2025-06-07.
- [6] E. Berrueta, D. Morato, E. Magaña, and M. Izal, "Open repository for the evaluation of ransomware detection tools," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 65658–65669, 2020.
- [7] G. Kim, S. Kim, S. Kang, and J. Kim, "A method for decrypting data infected with hive ransomware," *Journal of Information Security and Applications*, vol. 71, p. 103387, 2022.
- [8] Heimdal Security, "Crylock ransomware explained: Origins, how it works and how to remove it." Heimdal Security blog, Mar. 2022. Accessed: 2025-07-08.
- [9] Linux Manual Pages, *iptables(8) — Administering IPv4 Packet Filtering and NAT*. die.net, 2025. Online. Accessed: 2025-07-11.
- [10] M. Roesch, "Snort: Lightweight intrusion detection for networks," in *Proceedings of the 13th Systems Administration Conference (LISA'99)*, (Seattle, WA, USA), pp. 229–238, USENIX Association, 1999. <https://www.usenix.org/publications/library/proceedings/lisa99/roesch.html>.
- [11] FreeBSD Manual Pages, *bpf(4) — Berkeley Packet Filter*. The FreeBSD Project, 2025. Online. Accessed: 2025-07-21.
- [12] The tcpdump Group, *libpcap User Documentation*. Read the Docs, 2025. Online. Accessed: 2025-07-21.
- [13] The Wireshark Foundation, *libpcap — Wireshark Wiki*. Wireshark Wiki, 2025. Online. Accessed: 2025-07-21.
- [14] eBPF.io, "What is ebpf?," 2025. Online. Accessed: 2025-07-22.
- [15] Aya Contributors, *XDP — Aya (Rust eBPF): Express Data Path Documentation*. Aya Project, 2025. Online. Accessed: 2025-08-10.

- [16] T. Farasat, J. Kim, and J. Posegga, "Smartx intelligent sec: A security framework based on machine learning and ebpf/xdp," *arXiv preprint arXiv:2410.20244*, 2024. Submitted on 26 Oct 2024.
- [17] D. Zhuravchak, A. Tolkachova, A. Piskozub, and V. Dudykevych, "Monitoring ransomware with berkeley packet filter (bpf)," in *Proceedings of the Monitoring Ransomware with Berkeley Packet Filter Conference*, (Kyiv, Ukraine), Nov. 2023.
- [18] K. Higuchi and R. Kobayashi, "Real-time defense system using ebpf for machine learning-based ransomware detection method," in *Proceedings of the Eleventh International Symposium on Computing and Networking Workshops (CANDARW 2023)*, pp. 213–218, IEEE, Dec. 2023.
- [19] A. Brodzik, T. Malec-Kruszyński, W. Niewolski, M. Tkaczyk, K. Bociania, and S.-Y. Loui, "Ransomware detection using machine learning in the linux kernel," *arXiv preprint arXiv:2409.06452*, 2024. Cross-listed from cs.CR.
- [20] A. Sekar, S. G. Kulkarni, and J. Kuri, "Leveraging ebpf and ai for ransomware nose out," *arXiv preprint arXiv:2406.14020*, 2024. Submitted June 2024.
- [21] I. Bello, H. Chiroma, U. A. Abdullahi, A. Y. Gital, F. Jauro, A. Khan, J. O. Okesola, and S. M. Abdulhamid, "Detecting ransomware attacks using intelligent algorithms: Recent development and next direction from deep learning and big data perspectives," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 12, no. 9, pp. 8699–8717, 2021.
- [22] T.-M. Liu, D.-Y. Kao, and Y.-Y. Chen, "Loocipher ransomware detection using lightweight packet characteristics," in *Proceedings of the KES 2020 Conference, Volume 176 of Procedia Computer Science*, pp. 1677–1683, Elsevier, 2020.
- [23] Statista, "Worldwide market share of leading cloud infrastructure service providers." https://www.statista.com/chart/18819/worldwide-market-share-of-leading-cloud-infrastructure-service-providers/?srslid=AfmB0ooBVSYlYN_dQoerZ14kNxZHk9Ps_6rZBhqvQj5PC2WvWzLstGym. Accessed: Dec. 13, 2025.
- [24] A. W. Services, "What is amazon vpc?" https://docs.aws.amazon.com/es_es/vpc/latest/userguide/what-is-amazon-vpc.html. Accessed: Dec. 13, 2025.
- [25] A. W. Services, "Configuring subnets." https://docs.aws.amazon.com/es_es/vpc/latest/userguide/configure-subnets.html. Accessed: Dec. 13, 2025.
- [26] A. W. Services, "Amazon ec2 concepts." https://docs.aws.amazon.com/es_es/AWSEC2/latest/UserGuide/concepts.html. Accessed: Dec. 13, 2025.
- [27] A. W. Services, "General purpose instances (t3.micro)." https://docs.aws.amazon.com/es_es/ec2/latest/instancetypes/gp.html. Accessed: Dec. 13, 2025.
- [28] A. W. Services, "Compute optimized instances (c6gn.large)." https://docs.aws.amazon.com/es_es/ec2/latest/instancetypes/co.html. Accessed: Dec. 13, 2025.
- [29] A. W. Services, "Ec2 nitro instances." https://docs.aws.amazon.com/es_es/ec2/latest/instancetypes/ec2-nitro-instances.html. Accessed: Dec. 13, 2025.
- [30] R. McMahon, *Manpage of IPERF*, 2025. Accedido: 2025-09-24.

- [31] AppNeta / tcpreplay Project, *tcpreplay Manual*, 2025. Accedido: 2025-09-26.
- [32] TCPDump Group, *tcpdump(1) - command-line packet analyzer*, 2025. Accedido: 25-10-2025.

