

# Análisis de Datos para Ciberseguridad: Trabajo práctico 2

Alonso Araya Calvo

Pedro Soto

Sofia Oviedo

Instituto Tecnológico de Costa Rica,  
Escuela de Ingeniería en Computación,  
Programa de Maestría en Ciberseguridad

21 de setiembre de 2025

En este segundo trabajo practico se realizaron distintas tareas para implementar arboles de decisión, un modelo de redes neuronales y una implementación de una arquitectura TabNet para clasificar todos los tipos de ataques encontrados en el dataset KDD99.

En este trabajo se enfocó en poder optimizar los modelos por medio de la herramienta Optuna y poder observar cómo los modelos evolucionan respecto a los hiperparámetros que se modificaron, y la generación de todas las métricas de evaluación para demostrar el rendimiento y poder compararlos con otras técnicas.

Los resultados obtenidos dieron paso a entender cómo funcionan las diferentes técnicas de clasificación y como se pueden optimizar los modelos para obtener mejores resultados, así como las fortalezas de cada una con respecto a rendimiento, tiempo de entrenamiento, costo computacional y complejidad del código.

## **1. Implementación de un árbol de decisión y random forests para clasificar todos los tipos de ataques**

En esta sección se desarrolló la implementación de un árbol de decisión y un random forest para clasificar todos los tipos de ataques encontrados en el dataset KDD99.

Para este efecto se utilizó la librería Scikit Learn que contiene la funcionalidad necesaria para entrenar estos modelos sin tener que implementarlos desde cero. Asimismo, se utilizó la librería Optuna que permite optimizar los hiperparámetros de los modelos fácilmente.

En las siguientes subsecciones se detallan los resultados obtenidos y los pasos realizados para generar estos modelos.

## 1.1. Generación de las particiones del dataset

Para poder particionar el set de datos correctamente se desarrolló una función llamada 'split\_dataset' que se encarga de partir el dataset en tres conjuntos: entrenamiento, validación y prueba.

Para ello se utiliza la función 'train\_test\_split' de Scikit Learn que permite particionar el dataset en dos conjuntos: entrenamiento y prueba. Después se utiliza la función 'train\_test\_split' de Scikit Learn nuevamente para particionar el conjunto de entrenamiento en dos conjuntos: entrenamiento y validación, por medio del cálculo del tamaño de la validación respecto al conjunto restante.

También se utilizó la estratificación para poder garantizar que la distribución de las clases en cada conjunto sea la misma que en el conjunto completo y la habilidad de poder enviar por parámetro una semilla para reproducir los resultados.

Esta función 'split\_dataset' recibe ciertos parámetros que son:

- df: DataFrame de pandas con los datos del dataset
- target\_column: Nombre de la columna de las clases en string
- test\_size: Proporción numérica del conjunto de prueba
- val\_size: Proporción numérica del conjunto de validación
- random\_state: Seed para poder reproducir los resultados si se desea

Y lo que finalmente retorna es una tupla con todas las particiones del dataset con la forma (X\_train, X\_val, X\_test, y\_train, y\_val, y\_test).

Esta salida significa:

- X\_train: DataFrame con las características de entrenamiento
- X\_val: DataFrame con las características de validación
- X\_test: DataFrame con las características de prueba
- y\_train: Series con las clases de entrenamiento
- y\_val: Series con las clases de validación
- y\_test: Series con las clases de prueba

El tamaño de cada conjunto se muestra en el Cuadro 1, mostrado a continuación:

Conjunto	Tamaño	Porcentaje
Completo	145586	100 %
Entrenamiento	101910	70 %
Validación	21838	15 %
Prueba	21838	15 %

Cuadro 1: Tamaño del conjunto y particiones de entrenamiento, validación y prueba.

Como se muestra en el Cuadro 1, el conjunto fue particionado correctamente, cumpliendo con el porcentaje esperado.

Para que las particiones fueran uniformes, se utilizó la estratificación para poder garantizar la distribución uniforme de las clases.

Clase	Completo	Entrenamiento	Validación	Prueba
back.	0.006649	0.006653	0.006640	0.006640
buffer_overflow.	0.000206	0.000206	0.000183	0.000229
ftp_write.	0.000055	0.000059	0.000046	0.000046
guess_passwd.	0.000364	0.000363	0.000366	0.000366
imap.	0.000082	0.000079	0.000092	0.000092
ipsweep.	0.004472	0.004465	0.004488	0.004488
land.	0.000131	0.000128	0.000137	0.000137
loadmodule.	0.000062	0.000069	0.000046	0.000046
multihop.	0.000048	0.000049	0.000046	0.000046
neptune.	0.355941	0.355942	0.355939	0.355939
nmap.	0.001085	0.001079	0.001099	0.001099
normal.	0.603300	0.603297	0.603306	0.603306
perl.	0.000021	0.000020	0.000046	0.000000
phf.	0.000027	0.000029	0.000000	0.000046
pod.	0.001415	0.001413	0.001420	0.001420
portsweep.	0.002857	0.002865	0.002839	0.002839
rootkit.	0.000069	0.000069	0.000092	0.000046
satan.	0.006223	0.006221	0.006228	0.006228
smurf.	0.004403	0.004406	0.004396	0.004396
spy.	0.000014	0.000020	0.000000	0.000000
teardrop.	0.006306	0.006300	0.006319	0.006319
warezclient.	0.006134	0.006133	0.006136	0.006136
warezmaster.	0.000137	0.000137	0.000137	0.000137

Cuadro 2: Distribución de clases en los conjuntos: completo, entrenamiento, validación y prueba.

Como es posible observar en el Cuadro 2, la distribución de clases de manera uniforme hace que se pueda validar de una mejor manera los modelos, ya que se puede ayudar a que el modelo no se entrene con una inclinación injustificada hacia cierto ataque y los splits sean más justos para evaluar el modelo en todas sus clases.

## 1.2. Entrenamiento, Optimización y Evaluación del Árbol de Decisión

En esta sección se realizó la optimización de los parámetros del árbol de decisión con Optuna. Se compararon los tres mejores arboles de decisión encontrados y se evaluaron mediante 10 corridas independientes, generando particiones diferentes para cada corrida y calculando las métricas de evaluación. Finalmente se generó una interpretación en base a los gráficos y tablas generados por los resultados de cada subsección.

### 1.2.1. Optimización de Hiperparámetros con Optuna

Como parte del trabajo se realizó la optimización de varios hiperparámetros para el árbol de decisión implementado con Scikit Learn. Para este efecto se utilizó la librería Optuna en la cual se optimizaron los parámetros necesarios de la función 'DecisionTreeClasifier' en un estudio de 100 pruebas de optimización. Se entrenó con la partición de entrenamiento y se evaluó las predicciones con la partición de validación utilizando como resultado el F1-Score promedio macro en base a la predicción con el conjunto de validación.

Para generar la optimización de los parámetros se creó la función 'optimize\_decision\_tree' que se encarga de recibir por parámetro un objeto de estudio de Optuna por medio de la función 'create\_study' y dentro de la función de optimización se definen los rangos de los parámetros a optimizar, se define la función del árbol de decisión de Scikit Learn y se entrena con la partición de entrenamiento y se evalúa con la partición de validación por medio de las funciones 'predict', 'fit' y para generar la puntuación se utilizó 'f1\_score' de Scikit Learn que también es utilizada como salida de la función de optimización.

Se optimizaron los siguientes hiperparámetros:

- Profundidad máxima del árbol (max\_depth)
- Cantidad mínima de observaciones por partición (min\_samples\_split)
- Cantidad mínima de observaciones por hoja (min\_samples\_leaf)
- Criterio de pureza (criterion)

Para el parámetro de profundidad máxima del árbol se optimizó el valor en un rango de 3 a 20. Este rango se escogió debido a las siguientes razones encontradas [1, 2, 3]:

- Valores muy bajos podrían causar que el árbol no capture los patrones del dataset correctamente y no genere un buen resultado, por lo que empezar con 3 es un buen valor inicial.
- Valores muy altos podrían permitir que el árbol se sobre ajuste y no generalice bien, por lo que 20 es un valor optimo.
- El valor límite de 20 es suficiente ya que más profundidad no se observa que mejoren el resultado y sería un desperdicio de cómputo.
- El dataset tiene clases desbalanceadas, por lo que profundidades muy altas podrían crear una inclinación hacia estas clases grandes.

En cuanto al parámetro de cantidad mínima de observaciones por partición se optimizó el valor en un rango de 2 a 50. Las consideraciones fueron [4, 5]:

- Los valores muy bajos como 2 podrían generar que el árbol se divida excesivamente y que se ajuste al ruido del dataset.

- Se deja el límite en 50 dado que valores bajos dan paso a más varianza y posibles sobre ajustes, mientras que los valores altos podrían permitir una mejor generalización, sin llegar al exceso que el árbol casi no se divida.
- El rango de 2 a 50 es lo suficientemente moderado para poder generar splits con buen soporte, pero tampoco tan pequeño como para que se generen splits débiles como serían con un valor bajo, evitando un árbol muy simple o específico.

En el caso de la cantidad mínima de observaciones por hoja se optimizó el valor en un rango de 1 a 25. Los puntos para tomar fueron [6, 7]:

- Valores bajos pueden crear hojas con muy pocos ejemplos, dando paso a que se sobre ajuste a ciertos patrones específicos del dataset.
- Los valores altos podrían dar paso a poder generalizar mejor, ya que contiene un número más alto de muestras, reduciendo la varianza y posiblemente evitando el sobre ajuste.
- Si se obtienen hojas con más datos es posible que los patrones aprendidos sean más estables.
- El valor límite de 25 permite suficientes hojas y reducir los nodos del árbol que podría mantener el árbol más pequeño y eficiente.

Por último, se optimizó el criterio de pureza en un rango de 'gini' y 'entropy'. El criterio para este rango fue [8, 9]:

- Se utiliza solo gini o entropy y no se incluye 'log loss' debido a que es más costoso computacionalmente y puede no dar una mejora significativa en contraste con los otros dos.
- Se incluye gini ya que es un algoritmo robusto y rápido computacionalmente.
- En el caso de entropy este es un poco más costoso que gini dado a que realiza el cálculo de logaritmos, pero puede llegar a ser un poco más preciso.

Para poder ejecutar esta función se creó un estudio de Optuna con la dirección de maximizar la función objetivo, en este caso al escogerse como métrica el F1-Score promedio macro se buscó mejorar esta puntuación en todos los estudios.

Se realizaron 100 pruebas de Optuna, suficientes para poder encontrar las mejores tres arquitecturas en un tiempo adecuado, su duración de ejecución en Google Colab fue de alrededor de un poco más de dos minutos, mayores números de pruebas realmente no lo mejoraron significativamente por lo que no se justifica la computación y tiempo mayor de estudio.

Se utilizó el F1-Score macro como la métrica a maximizar, debido a que el dataset KDD99 tiene clases desbalanceadas, por lo que esta métrica permite dar importancia a todas las clases y no solo a algunas que son muy representativas en este conjunto. Otras métricas como el accuracy podrían creer que es un buen modelo para cierto tipo de ataques pero podría estar sesgado y otras clases podrían no ser detectadas correctamente con un rendimiento pobre.

**Resultados y Demostración del Proceso de Optimización** Para documentar el proceso de optimización se generaron distintos gráficos y tablas que permiten observar la evolución de cada estudio realizado y la evolución de los parámetros, en especial de la métrica maximizada que fue el F1-Score, estos gráficos fueron provistos por la librería Optuna por medio de su modulo `optuna.visualization`.

Los datos de los resultados finales se muestran en el Cuadro 3, 4 y 5, mostrado a continuación:

Métrica	Valor
Número total de trials	100
Mejor F1-macro	0.8092

Cuadro 3: Resumen de la optimización con Optuna

En el Cuadro 3 se observa como para 100 corridas de Optuna se obtuvo un mejor F1-Score de 0.8092, siendo este un buen resultado al ser cercano al 1. Ejecuciones más largas mostraron resultados similares por lo que se justifica el uso de 100 corridas para ahorrar cómputo y tiempo.

Hiperparámetro	Valor
<code>max_depth</code>	17
<code>min_samples_split</code>	7
<code>min_samples_leaf</code>	1
<code>criterion</code>	<code>gini</code>

Cuadro 4: Mejores hiperparámetros (según el mejor F1-macro)

En el Cuadro 4 podemos determinar que los rangos utilizados para los parámetros tienen sentido, dado que finalmente el `max_depth` se obtuvo un valor de 17, siendo este un valor alto pero no llegando al límite de 20. El `min_samples_split` se obtuvo un valor de 7, siendo este un valor medio en el rango utilizado. El `min_samples_leaf` se obtuvo un valor de 1 utilizando el mínimo valor del rango. El `criterion` finalmente se utilizó `gini` como el mejor criterio, siendo este rápido y adecuado para la tarea.

Arquitectura	F1-macro	<code>max_depth</code>	<code>min_samples_split</code>	<code>min_samples_leaf</code>	<code>criterion</code>
1	0.8092	17	7	1	<code>gini</code>
2	0.7877	13	11	1	<code>gini</code>
3	0.7877	13	11	1	<code>gini</code>

Cuadro 5: Tres mejores arquitecturas encontradas

En el Cuadro 5 se muestran las tres mejores arquitecturas para el estudio realizado. Se observa que el criterio de `gini` es el más determinante para este problema, así como el `min_samples_leaf` con su valor de 1. Además se observa que el valor de `max_depth` y `min_samples_split` son similares pero tienden a variar un poco entre los modelos.

Métrica	Valor
F1-score promedio	0.6495
Desviación estándar	0.0975
F1-score mínimo	0.2717
F1-score máximo	0.8092

Cuadro 6: Estadísticas de la optimización

En cuanto al Cuadro 6 se muestran las estadísticas de la optimización en cuando al F1-Score. Donde se observa su promedio, desviación estándar, mínimo y máximo, siendo el máximo el mejor valor encontrado.

Para mostrar los resultados de la evolución de la optimización se generaron distintos gráficos mostrados en la Figuras 1, 2, 3 y 4, que serían la historia de optimización del F1-Score, importancia de los hiperparámetros, relaciones entre parámetros, distribuciones de los valores objetivo y una comparación de las tres mejores arquitecturas por F1-Score.

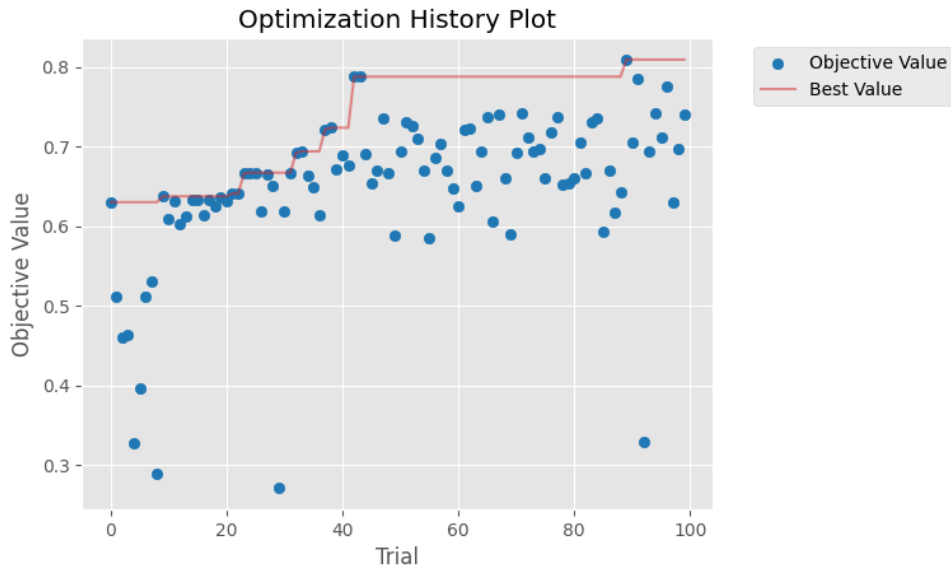


Figura 1: Historia de optimización del F1-Score

En la Figura 1 se explica la evolución de la métrica objetivo que fue el F1-Score a lo largo de las 100 corridas. Se puede apreciar la tendencia a la alza de la mejor puntuación pero también se observa las variaciones en la métrica de forma muy dispersa a lo largo de las pruebas. La mejor puntuación fue encontrada en la corrida 89, la cual fue la que genero el mejor F1-Score de 0.8092, las otras dos mejores fueron encontradas alrededor de las pruebas entre 40 y 50.

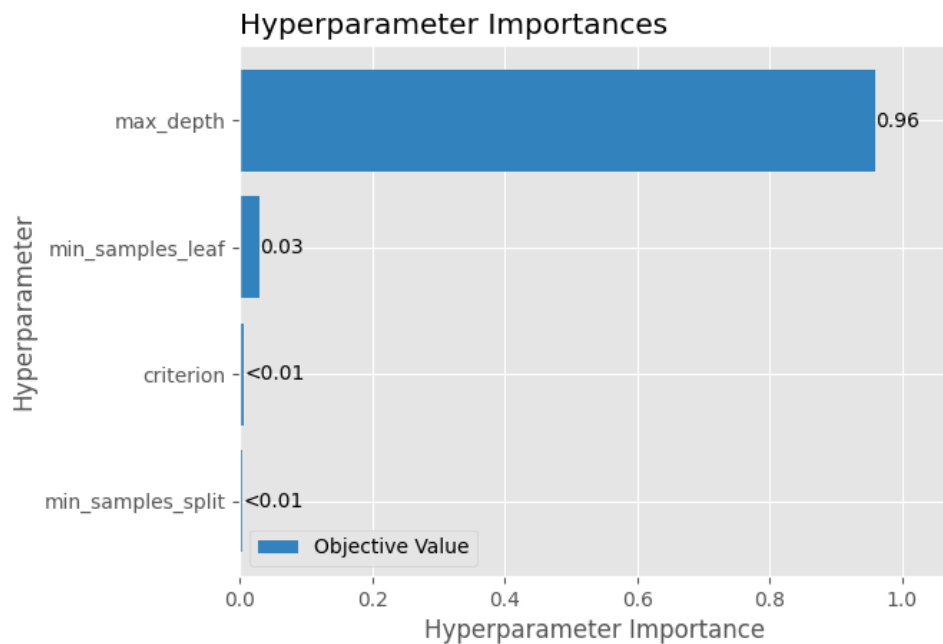


Figura 2: Importancia de los hiperparámetros

En la Figura 2 se retrata cuáles fueron los hiperparámetros que tuvieron más incidencia para contribuir con la mejora de la métrica objetivo. En este caso como podemos observar la profundidad máxima tiene una importancia mucho más grande que las demás. En este orden se dice que el parámetro más importante es el max\_depth, seguido por el min\_samples\_leaf, el min\_samples\_split y el criterion.

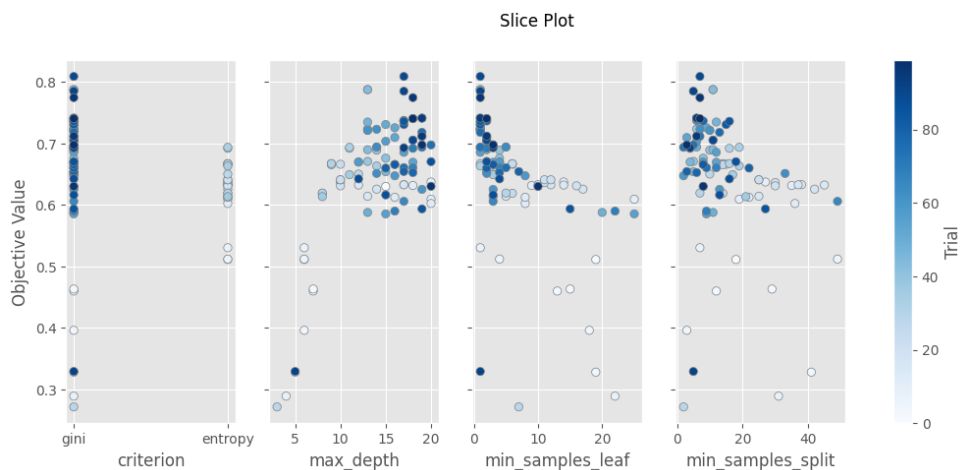


Figura 3: Relaciones entre hiperparámetros y la métrica objetivo

En la Figura 3 se muestran como los hiperparámetros optimizados interactúan entre sí para generar el mejor F1-Score. En esta grafica podemos ver la tendencia de cada uno de los parámetros a cambiar su valor dentro del rango utilizado lo largo de las pruebas. Se puede observar cómo alguna de estas tiende a quedarse en cierto grupo de valores, en el caso de Gini, se ve como se utiliza más que el valor de Entropy, así como min.-



`samples_leaf` y `min_samples_split` tienden a quedarse en valores del lado medio-bajo y finalmente el `max_depth` tiende a utilizar valores altos.

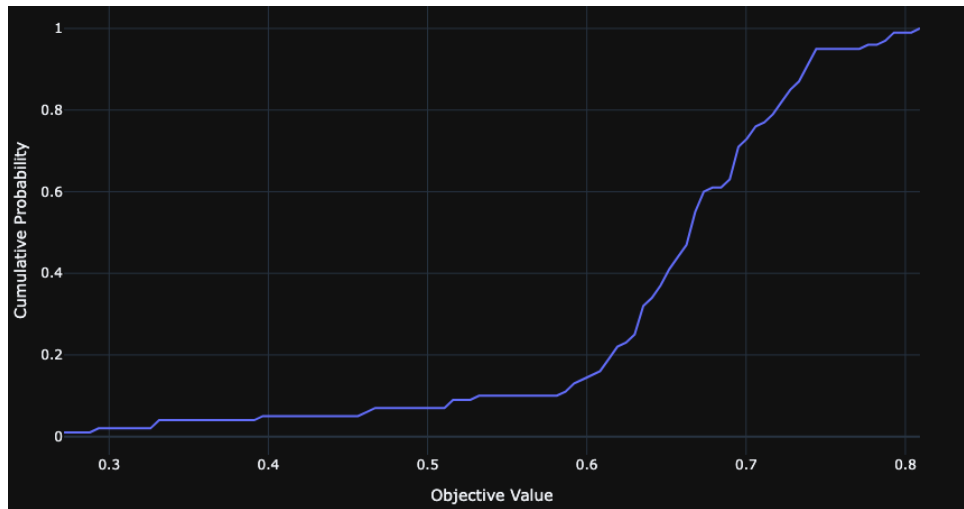


Figura 4: Distribución del valor objetivo

La Figura 4 es una gráfica de distribución del valor objetivo que fue el F1-Score, se observa que la puntuación estuvo en un rango entre alrededor de 0.3 y 0.8, siendo el 0.8 el mejor valor encontrado. Además de eso se aprecia como la mayoría de las pruebas tuvieron una puntuación entre 0.6 y 0.8, dando como resultado que con Optuna se encontraron buenos resultados en la mayoría de las pruebas.

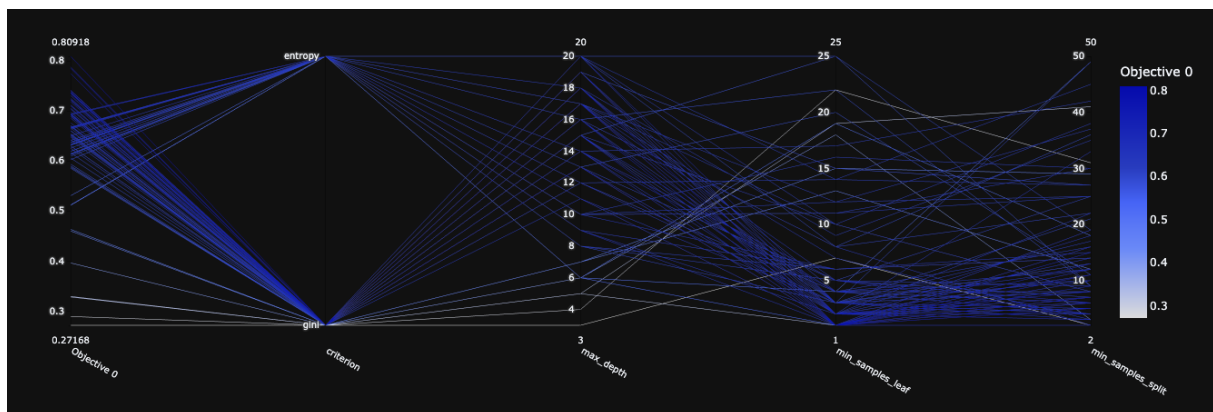


Figura 5: Coordenadas paralelas: relación entre hiperparámetros y F1-macro

En la Figura 5 se observa que las mejores corridas por F1-macro (0.79 - 0.81) se concentran en combinaciones con `max_depth` alto (13 - 17), `min_samples_leaf` de 1, `min_samples_split` (7 - 12) y criterio de gini. Esto sugiere que el modelo se beneficia de árboles relativamente profundos con hojas pequeñas, regulados por un umbral de división moderado. Al aumentar `min_samples_leaf` por encima de 1 o al reducir mucho la profundidad, el desempeño tiende a degradarse. Asimismo, gini domina sobre en-

tropy en este problema, consistente con los tres mejores resultados encontrados del Cuadro 5.

### 1.2.2. Comparación de las mejores arquitecturas con particiones diferentes

En esta sección se comparan las tres mejores arquitecturas que se muestran en el Cuadro 5 y se evalúan mediante 10 corridas independientes, generando particiones diferentes para cada corrida manteniendo la proporción definida en la función 'split.-dataset' y calculando diferentes métricas como el F1-Score, accuracy y tasa de falsos positivos para todas las evaluaciones. Finalmente se recopilieron todos los resultados, y se calculó las medias y desviaciones estándar de cada una de las arquitecturas y sus corridas.

Para poder lograr el objetivo de esta sección se guardaron los resultados de las tres mejores arquitecturas en una lista para su uso posterior, este contenía los parámetros, posición y F1-Score de cada una de las arquitecturas. Después se definió la función 'evaluate\_dt\_architecture\_multiple\_runs' la cual va a estar encargada de:

- Recibir los parámetros de la arquitectura a evaluar necesarias para la función 'DecisionTreeClassifier' de Scikit Learn así como el número de corridas a realizar por arquitectura y semillas si es necesario para reproducibilidad.
- Se itera sobre el número de corridas y se generan las nuevas particiones por medio de la función 'split\_dataset'
- Se entrena el árbol de decisión con los parámetros recibidos y las nuevas particiones
- Se generan las predicciones por medio de la partición de prueba
- Se evalúa y se obtiene el F1-Score Macro, F1-Score por clase, accuracy y tasa de falsos positivos para todas las evaluaciones, siendo estos guardados en una lista individualmente
- Se retorna un diccionario con los resultados de las métricas calculadas como número de corridas, parámetros, todos los F1-Score, accuracy, tasa de falsos positivos y matriz de confusión, además de las estadísticas como promedio y desviaciones de las métricas generadas.

Las métricas fueron calculadas mediante las funciones de Scikit Learn 'f1\_score', 'accuracy\_score', 'precision\_recall\_fscore\_support' y 'confusion\_matrix'.

Para el cálculo de la tasa de falsos positivos se utilizó la formula:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (1)$$

Donde FP es el número de falsos positivos y TN es el número de verdaderos negativos. Se utilizó la función 'confusion\_matrix' de Scikit Learn para obtener la matriz de confusión y calcular los valores de FP y TN.

En los siguientes Cuadros 7, 8 y 9, se muestran las corridas realizadas y sus métricas.

Corrida	F1	Accuracy	FPR
1	0.7639	0.9988	0.0001
2	0.7294	0.9982	0.0001
3	0.7188	0.9982	0.0001
4	0.6905	0.9980	0.0002
5	0.7014	0.9981	0.0002
6	0.7413	0.9983	0.0001
7	0.7452	0.9982	0.0001
8	0.7432	0.9985	0.0001
9	0.8402	0.9984	0.0001
10	0.6797	0.9981	0.0002

Cuadro 7: Resultados – Arquitectura 1

El Cuadro 7 exhibe como la Arquitectura 1 que era la que obtuvo la mejor puntuación, sigue mejorando un poco más con estas particiones realizadas, inclusive llegando a obtener un F1-Score de 0.8402, siendo este un mejor resultado al inicial con Optuna que se obtuvo de 0.8092.

Corrida	F1	Accuracy	FPR
1	0.7200	0.9979	0.0002
2	0.7110	0.9978	0.0002
3	0.6552	0.9972	0.0003
4	0.6768	0.9978	0.0002
5	0.6416	0.9981	0.0002
6	0.6390	0.9976	0.0002
7	0.6400	0.9978	0.0002
8	0.6782	0.9977	0.0002
9	0.6988	0.9976	0.0002
10	0.7262	0.9978	0.0002

Cuadro 8: Resultados – Arquitectura 2

Corrida	F1	Accuracy	FPR
1	0.6737	0.9976	0.0002
2	0.6167	0.9974	0.0003
3	0.6483	0.9975	0.0002
4	0.7159	0.9974	0.0002
5	0.7049	0.9977	0.0002
6	0.6719	0.9973	0.0002
7	0.7013	0.9977	0.0002
8	0.6717	0.9972	0.0003
9	0.6704	0.9977	0.0002
10	0.6486	0.9970	0.0003

Cuadro 9: Resultados – Arquitectura 3

En cuanto al Cuadro 8 y 9 al ser arquitecturas encontradas con configuración idéntica se tienen resultados similares, en este caso a diferencia de la primera arquitectura no se mejoró su F1-Score inicial de 0.7877.

En general todas las particiones obtuvieron métricas buenas inclusive en casi todos los falsos positivos tienen valores muy bajos y los F1-Score por clase también están cerca de 1, dando a entender que es posible que obtengan pocas falsas detecciones y puedan clasificar en su mayoría correctamente las clases.

Para generar un resumen de todos los resultados y calcular las medias y desviaciones estándar de las métricas se generó una lógica en el notebook la cual está encargada de utilizar todos los resultados guardados previamente de la función 'evaluate\_dt\_architecture\_multiple\_runs' que contiene una lista de los resultados de todas las evaluaciones, conteniendo los momentos estadísticos de cada una de las métricas utilizadas para cada corrida por arquitectura, así como los parámetros utilizados para cada corrida. Siguientemente la lógica genera una tabla y unos gráficos para visualización de la distribución y valores de las medias, además de la desviación estándar para cada arquitectura y sus corridas para una mejor comparación.

Arquitectura	F1-macro Media	F1-macro Desviación Estándar	FPR Media	FPR Desviación Estándar
#1	0.7353	0.0431	0.0001	0.0000
#2	0.6787	0.0323	0.0002	0.0000
#3	0.6723	0.0284	0.0002	0.0000

Cuadro 10: Resultados de las Corridas con Particiones Diferentes

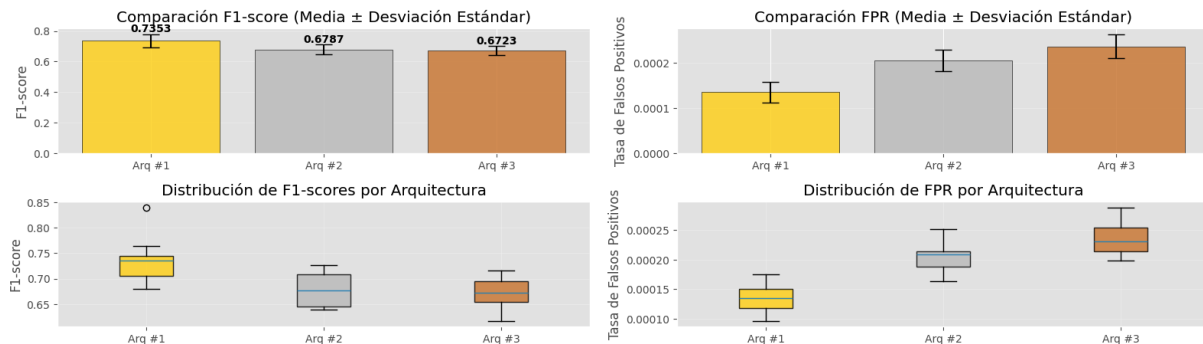


Figura 6: Comparación de las Arquitectura con Particiones Diferentes

En el Cuadro 10 y la Figura 6 se muestran los resultados generales por arquitectura para todas las 10 corridas realizadas para cada una. En esta se reporta la media y desviación para las métricas que se utilizaron de F1-Score macro y tasa de falsos positivos.

En base al Cuadro 10 y la Figura 6 se pueden generar varias conclusiones de acuerdo con las arquitecturas encontradas:

- La Arquitectura 1 es la que obtiene el mejor F1-Score macro y tasa de falsos positivos. Por ende sigue demostrando que es la mejor arquitectura en comparación a las arquitecturas 2 y 3.
- La Arquitectura 2 y 3 al tener los mismos parámetros son similares pero tienen una menor desviación en sus resultados dando a entender que son un poco más estables en sus resultados, la arquitectura 1 es más dispersa.

- Todas las arquitecturas presentan una tasa de falsos positivos muy baja, siendo este un buen resultado para el problema de detección de intrusos, ya que un aspecto importante es que se tengan pocas falsas detecciones y un sistema de este tipo sea más robusto.

### 1.3. Entrenamiento, Optimización y Evaluación de un Random Forest

En esta sección se realizó la optimización del parámetro ‘n\_estimators’ del Random Forest con Optuna, este parámetro corresponde al número de árboles del Random Forest. Se compararon los dos mejores Random Forests encontrados por Optuna y se evaluaron mediante 10 corridas independientes, generando particiones diferentes para cada corrida y calculando las métricas correspondientes, así como una interpretación final de todos los resultados generados.

#### 1.3.1. Optimización de Hiperparámetros con Optuna

Similar a la sección 1.2 se realizó la optimización de los parámetros con Optuna, pero esta vez solamente optimizando un RandomForest por medio de la función ‘RandomForestClassifier’ de Scikit Learn. Esto fue realizado en la función ‘optimize\_random\_forest’ que se encarga de recibir por parámetro un objeto de estudio de Optuna por medio de la función ‘create\_study’ y dentro de la función de optimización se definió el único parámetro a optimizar que es el ‘n\_estimators’, este parámetro indica la cantidad de árboles del Random Forest. Además, se entrenó con la partición de entrenamiento y se evaluó con la partición de validación, finalmente se utilizó el F1-Score macro como la métrica a maximizar y este era el valor que retornaba la función de optimización.

Se optimizó mediante la métrica de F1-Score macro, debido a las clases desbalanceadas del dataset KDD99, esto permitía poder realizar un promedio sin considerar la frecuencia de las clases y poder dar una mejor perspectiva del rendimiento general del modelo. Otras métricas podrían tener problemas en cuanto a sesgo de las clases y pensar que es un buen modelo sin tomar en cuenta otras clases minoritarias y generando posiblemente un modelo con muchas falsas alarmas.

Se realizaron 50 pruebas de optimización debido al alto tiempo de ejecución y computo, en nuestros experimentos se observó que la mayoría de las veces se obtenía el mejor resultado en corridas tempranas usualmente antes de la corrida 20, por lo que utilizar más pruebas no se consideró necesario para efecto del trabajo, tomando como balance la computación y tiempo de corrida. En nuestra ejecución en Google Colab el tiempo para ejecutar estos trials es de alrededor de siete minutos y medio.

Se optimizó el parámetro ‘n\_estimators’ en un rango de 10 a 300, este rango se escogió debido a que se observó que:

- Si se utilizan pocos árboles el rendimiento es muy similar a utilizar un solo árbol, por lo que se puede considerar que 10 árboles es un buen valor inicial.
- En varios experimentos realizados la mejor solución se encontró en menos de 100 ‘n\_estimators’, por lo que se podría considerar que 300 es un valor suficiente para

experimentar, esto también es apoyado por [10] donde menciona que en general hay rendimientos decrecientes después de 200 a 500 árboles.

- El costo computacional podría aumentar si se utilizan demasiados árboles y el rendimiento podría no mejorar en relación con el costo y tiempo computacional.

**Resultados y Demostración del Proceso de Optimización** Similar a los árboles de decisión se generaron gráficos y tablas para visualizar la evolución de la optimización. Estos gráficos también fueron provistos por la librería Optuna por medio de su modulo `optuna.visualization`.

Como resultado del proceso de optimización se encontró el mejor parámetro `n_estimators` y F1-Score macro. Esto se muestra en el siguiente Cuadro 11:

	Total de trials	Mejor F1-macro	<i>n_estimators</i> óptimo
Resultados	50	0.7779	61

Cuadro 11: Resumen de la optimización de Random Forest con Optuna

Del Cuadro 11 se muestra un resultado optimo de 0.7779 en F1-Score macro, siendo este un buen resultado al ser más cercano al 1 y un numero de árboles moderado para el rango utilizado previamente que podía llegar hasta 300.

También, se calcularon las dos mejores arquitecturas que se muestran en el Cuadro 12:

Modelo	F1-macro	<i>n_estimators</i>
Random Forest #1	0.7779	61
Random Forest #2	0.7779	66

Cuadro 12: Top 2 modelos de Random Forest encontrados

Del cuadro 12 observamos que las dos arquitecturas obtuvieron el mismo F1-Score macro y un numero de árboles muy similar.

En base a las siguientes figuras generadas sobre la evolución de la optimización se puede apreciar una mejor perspectiva del proceso.

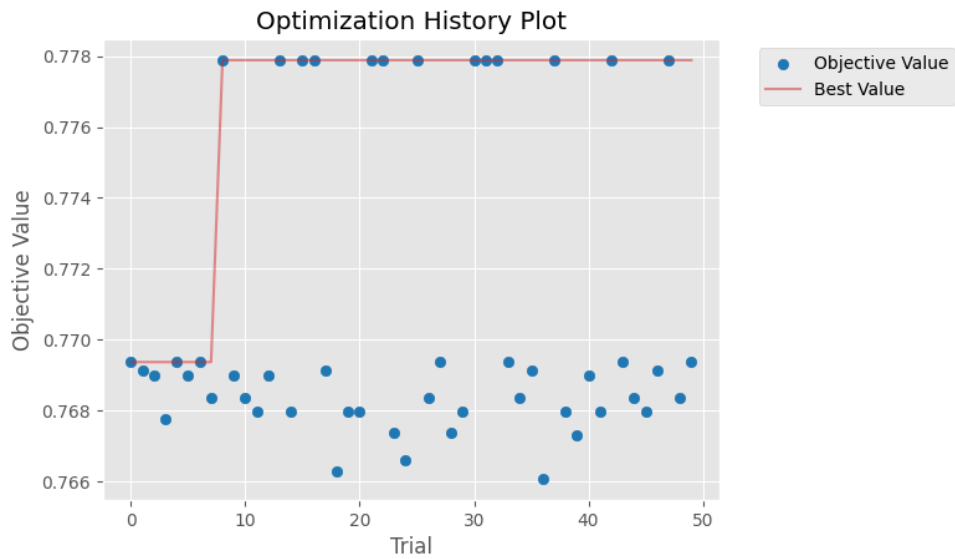


Figura 7: Histórico de Optimización del Random Forest

En la Figura 7 se denota como mejoró el valor objetivo que fue nuestro F1-Score macro a lo largo de los estudios. Se muestra como muy rápidamente desde menos de 10 trials se obtuvo el mejor resultado de las 50 pruebas, también a lo largo de los trials se observan distintos puntos donde el F1-Score llegó a un punto similar en múltiples pruebas, lo que podría indicar que no es posible realmente mejorar por mucho el modelo por más trials que se hagan para el rango de 'n\_estimators' utilizado. Además, se observa como en general el Random Forest provee moderadamente buenos resultados, ya que la mayoría de las pruebas obtuvieron un F1-Score macro entre 0.76 y 0.77.

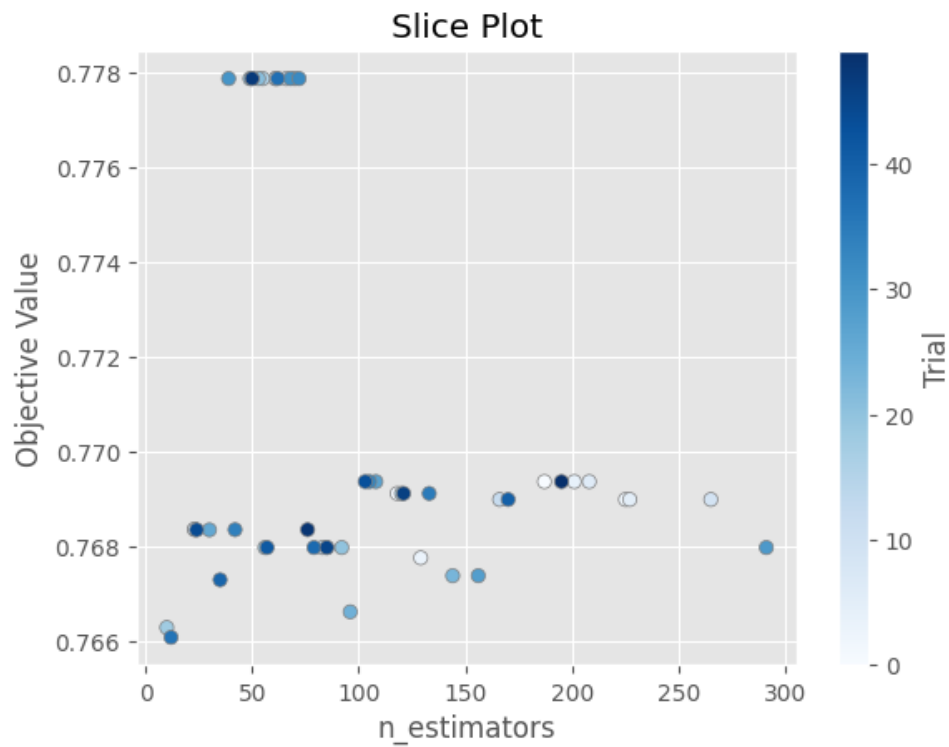


Figura 8: Relación entre hiperparámetros y F1-macro

En esta Figura 8 se encuentra con el mejor optimo entre alrededor de 40 a 80 árboles, indicando que para el numero de pruebas realizadas no es necesario utilizar muchos más árboles para obtener un mejor rendimiento, ya que los rangos mayores al 80 se estancan en valores similares o menores, lo que no justificarían un numero alto de árboles debido al costo computacional y tiempo de entrenamiento, inclusive al utilizar un numero de árboles altos como se ve en algunas de estas pruebas de 200+ no se observa una mejoría significativa.



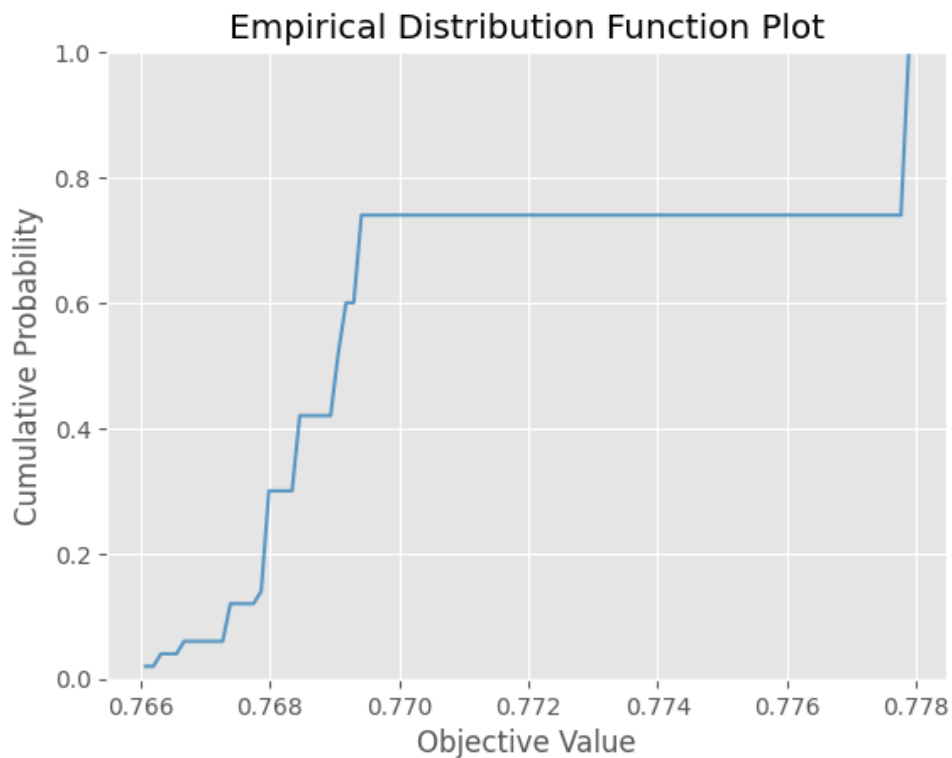


Figura 9: Distribución del Valor Objetivo

De la Figura 9 se muestra que un aproximado del 75 % de las configuraciones de 'n-estimators' obtuvieron un F1-Score macro entre 0.76 y 0.77, y solo una prueba obtuvo un F1-Score macro de 0.779, en general las puntuaciones fueron bastante similares y hasta existe un punto plano en el que el valor se mantiene constante hasta llegar al valor máximo.

Métrica	Valor
F1-score promedio	0.7708
Desviación estándar	0.0042
F1-score mínimo	0.7661
F1-score máximo	0.7779

Cuadro 13: Estadísticas de la optimización de Random Forest

Finalmente en el Cuadro 13 podemos ver los momentos estadísticos de la optimización de Random Forest, donde se observa el promedio del F1-Score siendo un valor moderadamente alto debido a que fueron muy similar en las corridas, una desviación estándar moderada debido a que no existe mucha dispersión en las puntuaciones y esto es soportado por los máximos y mínimos donde se ve que no fueron valores muy distantes.

### 1.3.2. Comparación de los dos mejores Random Forests con particiones diferentes

Similar a la implementación de árboles de decisión, en esta parte se compararon solamente dos arquitecturas de Random Forest que fueron encontradas después de 50 pruebas optimizando la cantidad de árboles con Optuna, estas se puede observar en el Cuadro 12.

Para efectos de esta tarea se generó una función llamada 'evaluate\_rf\_architecture.-multiple\_runs' que se encarga de recibir los parámetros guardados anteriormente de los RandomForests encontrados, el número de corridas a realizar y una lista de seeds aleatorias para reproducir los experimentos.

Esta función itera sobre el número de corridas, se generan nuevas particiones mediante la función 'split\_dataset' realizada en la primera parte y se extrae los conjuntos de entrenamiento y prueba, se entrena el Random Forest con los parámetros recibidos y se generan las predicciones con el conjunto de prueba, se calculan las métricas de F1-Score macro, F1-Score por clase, accuracy, tasa de falsos positivos, precision y recall por clase, además de la matriz de confusion, todos los resultados fueron recopilados, se generaron momentos estadísticos para las métricas y fueron guardados en una variable para uso posterior en las siguientes celdas.

Esta función se ejecutó para las dos arquitecturas y se encontraron los siguientes resultados en el Cuadro 14 y 15:

Corrida	F1-macro	Accuracy	FPR
1	0.8266	0.9991	0.0001
2	0.8361	0.9994	0.0001
3	0.7790	0.9995	0.0000
4	0.7570	0.9991	0.0001
5	0.7698	0.9994	0.0001
6	0.8057	0.9991	0.0001
7	0.7323	0.9989	0.0001
8	0.7655	0.9990	0.0001
9	0.8443	0.9993	0.0001
10	0.8820	0.9994	0.0001

Cuadro 14: Resultados por corrida del Random Forest #1 (n\_estimators = 61)

Corrida	F1-macro	Accuracy	FPR
1	0.8865	0.9995	0.0000
2	0.6743	0.9992	0.0001
3	0.6932	0.9991	0.0001
4	0.8408	0.9992	0.0001
5	0.8618	0.9990	0.0001
6	0.8302	0.9994	0.0001
7	0.8782	0.9995	0.0000
8	0.7747	0.9991	0.0001
9	0.6997	0.9990	0.0001
10	0.7704	0.9992	0.0001

Cuadro 15: Resultados por corrida del Random Forest #2 (n\_estimators = 66)

Como se observa en los Cuadros 14 y 15 se obtuvieron resultados muy similares para las dos arquitecturas. En este caso se observa que el F1-Macro aumento considerablemente respecto al mejor F1-Score macro obtenido en el proceso de optimización, como se puede leer, el mejor F1-Score macro fue de 0.7779 y ahora con estas particiones diferentes se obtuvieron valores entre 0.82 y 0.88, esto es un aumento considerable respecto a lo inicial. Además de esto, en ambas arquitecturas se observan valores de accuracy de 0.99+ indicando una buena capacidad de clasificar correctamente las clases y una tasa de falsos positivos muy baja, indicando que el modelo podría no tener muchas falsas alarmas, perfecto para un sistema de detección de intrusos.

En el caso de esta comparación podemos ver que el mejor F1-Score macro fue el de la Arquitectura 2, con un F1-Score macro de 0.8865 y una tasa de falsos positivos de 0. Sin embargo, podemos ver que la Arquitectura 1 es más estable ya que el rango de su F1-Score es menos variable entre corridas, el de la Arquitectura 2 es más variable y sus valores por ende son más dispersos, por lo que la Arquitectura 1 es más consistente y confiable.

Otro punto para recalcar es que ambos usaron una cantidad de estimadores similares de 61 y 66, y tienen una variabilidad moderada en sus resultados por lo que indica que este parámetro tiene un nivel de impacto a considerar.

Random Forest	n_estimators	F1-macro Media	F1-macro Desv Std	Accuracy Media	Accuracy Desv Std	FPR Media	FPR Desv Std
#1	61	0.7998	0.0444	0.9992	0.0002	0.0001	0.0000
#2	66	0.7910	0.0761	0.9992	0.0002	0.0001	0.0000

Cuadro 16: Resumen de evaluación de los mejores Random Forests

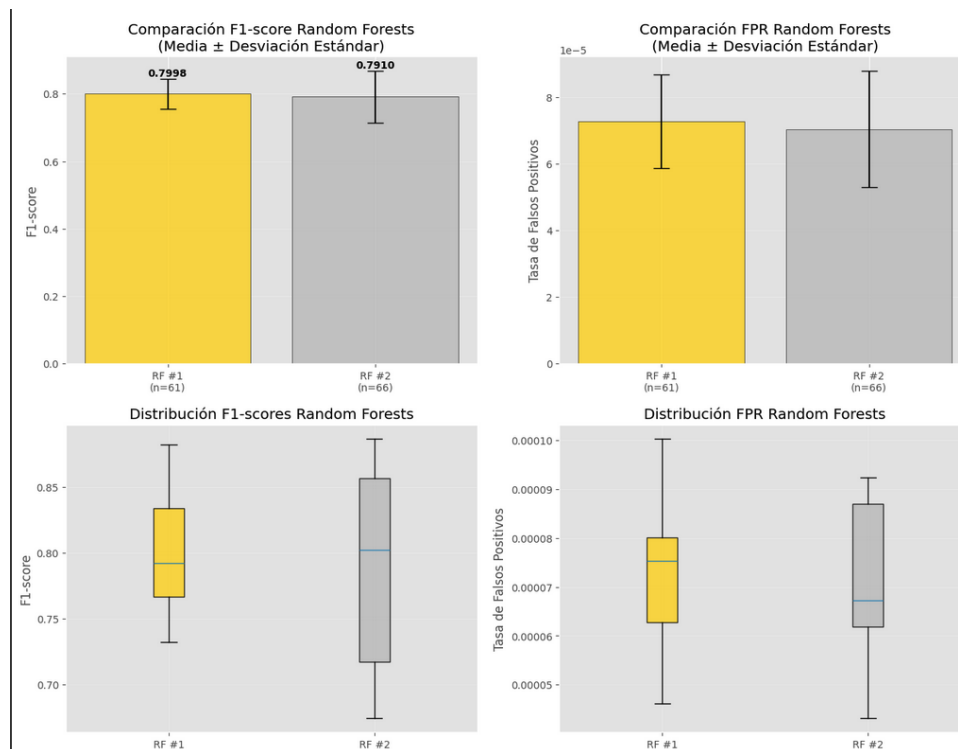


Figura 10: Comparación de los dos mejores Random Forests

En el Cuadro 16 y la Figura 10 podemos ver una comparación de las estadísticas de los resultados de la corrida de las particiones por cada arquitectura, esto recalca los comentarios anteriores de que la Arquitectura 1 tiene menor dispersión y es más estable, la tasa de falsos positivos es baja en ambos y casi que iguales por lo que son buenos modelos iniciales para un sistema de detección de intrusos.

En general se podría decir que ambos son similares pero la Arquitectura 1 presenta menos dispersión en los resultados y usa menos árboles para su modelo por lo que es más eficiente y tiene un buen rendimiento. Esto a nivel general también nos dice que los Random Forests presentan buenos resultados con pocas modificaciones respecto a sus parámetros, ya que en este caso solo se modificaron los 'n\_estimators' y se dejaron los valores defecto de scikit learn. Existe la posibilidad de que se pueda mejorar más el rendimiento de ambos modelos con otros parámetros optimizados.

## Referencias

- [1] SKLearner. *Configure DecisionTreeClassifier "Max\_depth"Parameter*. SKLearner. URL: [https://sklearn.com/sklearn-decisiontreeclassifier-max\\_depth-parameter/](https://sklearn.com/sklearn-decisiontreeclassifier-max_depth-parameter/) (visitado 05-09-2025).
- [2] scikit learn. *Decision Trees*. Decision Trees. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.htm> (visitado 05-09-2025).
- [3] Christina Ellis. *Max Depth in Random Forests*. Crunching the Data. 28 de ago. de 2022. URL: <https://crunchingthedata.com/max-depth-in-random-forests/> (visitado 05-09-2025).

- [4] Badrinarayan M. *Decision Trees: Split Methods & Hyperparameter Tuning*. Analytics Vidhya. 26 de mar. de 2024. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2024/03/decision-trees-split-methods-hyperparameter-tuning/> (visitado 06-09-2025).
- [5] James Gibbins. *A Visual Guide to Tuning Decision-Tree Hyperparameters*. Towards Data Science. 28 de ago. de 2025. URL: <https://towardsdatascience.com/visualising-decision-trees/> (visitado 06-09-2025).
- [6] *Configure DecisionTreeClassifier "Min\_samples\_leaf" Parameter — SKLearner*. URL: [https://sklearn.com/sklearn-decisiontreeclassifier-min\\_samples\\_leaf-parameter/](https://sklearn.com/sklearn-decisiontreeclassifier-min_samples_leaf-parameter/) (visitado 06-09-2025).
- [7] Cornellius Yudha Wijaya. *NBD Lite #4: Effect of Min Samples Leaf on Tree Model Complexity*. 16 de dic. de 2023. URL: <https://www.nb-data.com/p/nbd-lite-4-effect-of-min-samples> (visitado 06-09-2025).
- [8] Sebastian Raschka. *Why Are We Growing Decision Trees via Entropy Instead of the Classification Error?* Sebastian Raschka, PhD. 16:16:20 +0000. URL: <https://sebastianraschka.com/faq/docs/decisiontree-error-vs-entropy.html> (visitado 06-09-2025).
- [9] Pablo Aznar. *Decision Trees: Gini vs Entropy Quantdare*. Quantdare. 2 de dic. de 2020. URL: <https://quantdare.com/decision-trees-gini-vs-entropy/> (visitado 06-09-2025).
- [10] Philipp Probst, Marvin N. Wright y Anne-Laure Boulesteix. «Hyperparameters and Tuning Strategies for Random Forest». En: *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery* 9.3 (mayo de 2019), e1301. ISSN: 1942-4787, 1942-4795. DOI: 10.1002/widm.1301. URL: <https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/widm.1301> (visitado 11-09-2025).