

Análisis de Datos para Ciberseguridad: Trabajo práctico 1

Alonso Araya Calvo

Pedro Soto

Sofia Oviedo

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

24 de agosto de 2025

En este trabajo practico se realiza un análisis y implementación de un árbol de decisión para el set de datos KDD99.

Para efectos del proyecto se tomo un dataset reducido de KDD99, el cual contiene 10 % de los datos originales, en el cual se va tomar en cuenta solamente las clases 'normal' que indica tráfico normal y 'backdoor' que indica tráfico malicioso. Además de eso se creo una versión filtrada del dataset, sin duplicados, filas sin valores y datos categóricos convertidos a numéricos mediante one-hot-encoding como lo son 'protocol type', 'service' y 'flag'.

Se realizó un análisis de los momentos estadísticos de las características del dataset, así como el calculo de la distancia Jensen-Shannon, histogramas comparativos y la creación, evaluación y análisis de un árbol de decisión.

Se utilizo librerías como numpy, pandas, matplotlib, scipy, pytorch y sklearn para los métodos creados para el trabajo.

1. Análisis descriptivo de las características en el conjunto

1.1. Momentos estadísticos

Se calculó la media, desviación estándar, inclinación y kurtosis por medio de funciones de la librería pytorch.

Los resultados para el conjunto de datos de ataque y normal fueron los siguientes:

Cuadro 1: Momentos Estadísticos para el set de ataque

	Media	Desviación Estándar	Inclinación	Kurtosis
duration	0.293388	1.660627	6.201858	39.309826
src_bytes	53666.890625	4722.463867	-6.375225	42.617065
dst_bytes	8129.908203	919.138550	-5.915853	35.871830
land	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
wrong_fragment	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
urgent	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
hot	1.917355	0.314076	-3.661317	15.021400
num_failed_logins	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
logged_in	1.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
num_compromised	0.924587	0.264193	-3.210891	8.318419
root_shell	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
su_attempted	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
num_root	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
num_file_creations	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
num_shells	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
num_access_files	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
num_outbound_cmds	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
is_host_login	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
is_guest_login	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
count	3.524793	1.762356	2.291119	13.455750
srv_count	3.829545	2.044711	2.924108	17.374548
serror_rate	0.006002	0.047452	9.006940	85.688736
srv_serror_rate	0.006519	0.048729	8.545023	77.689178
rerror_rate	0.077944	0.174668	2.812351	9.046575
srv_rerror_rate	0.133843	0.206010	1.671782	2.774177
same_srv_rate	0.997717	0.024070	-10.881998	121.573830
diff_srv_rate	0.004587	0.048423	10.929219	122.999672
srv_diff_host_rate	0.117965	0.243028	2.022636	3.229588
dst_host_count	146.418396	90.726547	-0.056618	-1.562307
dst_host_srv_count	146.418396	90.726547	-0.056618	-1.562307
dst_host_same_srv_rate	1.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
dst_host_diff_srv_rate	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
dst_host_same_src_port_rate	0.023202	0.078893	9.197856	101.049896
dst_host_srv_diff_host_rate	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
dst_host_serror_rate	0.002035	0.005504	3.185214	11.143164
dst_host_srv_serror_rate	0.002035	0.005504	3.185214	11.143164
dst_host_rerror_rate	0.063564	0.110032	4.960103	31.944805
dst_host_srv_rerror_rate	0.063564	0.110032	4.960103	31.944805
flag_OTH	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
flag_REJ	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
flag_RSTO	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000

Continúa en la siguiente página

Cuadro 1: Momentos Estadísticos para el set de ataque

	Media	Desviación Estándar	Inclinación	Kurtosis
flag_RSTR	0.092975	0.290548	2.798880	5.839768
flag_S0	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
flag_S1	0.002066	0.045431	21.897779	478.006714
flag_S2	0.005165	0.071721	13.784595	188.209549
flag_S3	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
flag_SF	0.899793	0.300431	-2.658721	5.074041
protocol_type_icmp	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
protocol_type_tcp	1.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
protocol_type_udp	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_IRC	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_X11	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_auth	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_domain	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_domain_u	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_eco_i	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_ecr_i	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_finger	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_ftp	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_ftp_data	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_http	1.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_ntp_u	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_other	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_pop_3	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_private	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_red_i	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_shell	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_smtp	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_ssh	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_telnet	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_tftp_u	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_tim_i	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_time	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_urh_i	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
service_urp_i	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000

Cuadro 2: Momentos Estadísticos para el set de tráfico normal

	Media	Desviación Estándar	Inclinación	Kurtosis
duration	188.932388	1320.953003	10.840396	164.942474
src_bytes	1270.249146	36017.765625	59.171658	3578.733887
dst_bytes	3720.620850	39526.839844	70.640572	6578.882324
land	0.000011	0.003374	296.354523	87825.000000
wrong_fragment	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
urgent	0.000034	0.010123	296.354523	87825.000000
hot	0.049299	0.903317	24.367807	661.993713
num_failed_logins	0.000205	0.021867	130.644180	19413.707031
logged_in	0.792627	0.405427	-1.443531	0.083783
num_compromised	0.031606	4.258875	176.780899	33631.015625
root_shell	0.000262	0.016180	61.770962	3813.695068
su_attempted	0.000194	0.018170	100.561958	10543.062500
num_root	0.062119	4.767146	176.494781	33756.796875
num_file_creations	0.005226	0.213528	88.129669	9105.999023
num_shells	0.000490	0.022121	45.161217	2037.558350
num_access_files	0.005533	0.085450	26.301615	1401.320801
num_outbound_cmds	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
is_host_login	0.000000	0.000000	0.000000	-3.000000
is_guest_login	0.004224	0.064855	15.288565	231.742828
count	8.850578	18.486605	9.788823	142.604019
srv_count	11.906981	22.699772	7.060920	74.169861
serror_rate	0.001757	0.029323	25.426783	760.219543
srv_serror_rate	0.001987	0.027964	24.495110	742.421814
rerror_rate	0.054141	0.225442	3.945983	13.596252
srv_rerror_rate	0.054467	0.224103	3.948063	13.673273
same_srv_rate	0.985932	0.090632	-6.837379	47.955101
diff_srv_rate	0.017889	0.115964	6.952574	49.550980
srv_diff_host_rate	0.146088	0.287653	2.198094	3.573772
dst_host_count	139.642456	102.324249	-0.025722	-1.709513
dst_host_srv_count	203.544830	85.431877	-1.390772	0.345991
dst_host_same_srv_rate	0.853141	0.295919	-1.947228	2.358836
dst_host_diff_srv_rate	0.046478	0.155643	4.126388	16.291719
dst_host_same_src_port_rate	0.122985	0.260985	2.556218	5.319210
dst_host_srv_diff_host_rate	0.025484	0.049551	5.760909	61.377747
dst_host_serror_rate	0.002349	0.030955	23.755972	625.237610
dst_host_srv_serror_rate	0.001183	0.016544	43.771297	2172.942871
dst_host_rerror_rate	0.056157	0.221028	3.890001	13.396219
dst_host_srv_rerror_rate	0.054160	0.214456	3.889613	13.448563
flag_OTH	0.000011	0.003374	296.354523	87825.000000
flag_REJ	0.052999	0.224033	3.990454	13.923891

Continúa en la siguiente página

Cuadro 2: Momentos Estadísticos para el set de tráfico normal

	Media	Desviación Estándar	Inclinación	Kurtosis
flag_RSTO	0.000751	0.027402	36.438213	1325.758545
flag_RSTR	0.000353	0.018784	53.199570	2828.226562
flag_S0	0.000581	0.024090	41.462498	1717.157349
flag_S1	0.000615	0.024788	40.292236	1621.482056
flag_S2	0.000194	0.013911	71.856895	5161.471680
flag_S3	0.000080	0.008927	112.000023	12542.145508
flag_SF	0.944417	0.229117	-3.879347	13.049479
protocol_type_icmp	0.010156	0.100263	9.771049	93.474449
protocol_type_tcp	0.862886	0.343970	-2.109964	2.451977
protocol_type_udp	0.126958	0.332928	2.240950	3.021888
service_IRC	0.000478	0.021862	45.696457	2086.190186
service_X11	0.000102	0.010122	98.771362	9753.889648
service_auth	0.002505	0.049985	19.905418	394.229889
service_domain	0.000034	0.005844	171.094513	29271.669922
service_domain_u	0.061754	0.240710	3.641234	11.258711
service_eco_i	0.002915	0.053909	18.441393	338.088837
service_ecr_i	0.002015	0.044846	22.208370	491.216827
service_finger	0.005328	0.072801	13.589488	182.676331
service_ftp	0.004247	0.065029	15.246999	230.473495
service_ftp_data	0.043230	0.203376	4.491819	18.176649
service_http	0.693176	0.461179	-0.837738	-1.298210
service_ntp_u	0.003302	0.057366	17.316536	297.865479
service_other	0.045940	0.209356	4.337631	16.815239
service_pop_3	0.000888	0.029787	33.511395	1121.026367
service_private	0.016657	0.127983	7.553180	55.051144
service_red_i	0.000011	0.003374	296.354523	87825.000000
service_shell	0.000011	0.003374	296.354523	87825.000000
service_smtp	0.109277	0.311988	2.504704	4.273590
service_ssh	0.000011	0.003374	296.354523	87825.000000
service_telnet	0.002493	0.049872	19.951149	396.052734
service_tftp_u	0.000011	0.003374	296.354523	87825.000000
service_tim_i	0.000023	0.004772	209.550690	43909.996094
service_time	0.000398	0.019958	50.063965	2504.429199
service_urh_i	0.000159	0.012624	79.186501	6268.572266
service_urp_i	0.005032	0.070761	13.989758	193.715500

Como se observan de las tablas anteriores es posible notar algunas diferencias entre las características.

En este caso se podrían destacar los siguientes puntos a continuación.

1.1.1. Media

- La media de 'duration' en el set de tráfico normal es mucho mayor que en el set de ataque. Indicando que las conexiones maliciosas son mucho más cortas.
- Los ataques de tipo 'backdoor' envían una mayor cantidad de 'src.bytes' y reciben una mayor cantidad de 'dst.bytes' en promedio que las conexiones normales. Se podría decir que sugiere que los atacantes están enviando payloads maliciosos y extrayendo gran cantidad de datos.
- Se puede observar como 'logged_in' tiene una media de uno en el set de ataque, lo que indica que las conexiones maliciosas se realizaron por medio de conexiones autenticadas.
- En el tráfico normal, características como 'hot' y 'num_compromised' tienen una media baja, lo que indica que en la mayoría de las conexiones normales no se intentan realizar acciones sospechosas al contrario de las conexiones maliciosas.
- Curiosamente en características como 'su_attempted' y 'num_root' tienen una media mayor en el tráfico normal que en el tráfico malicioso. Lo que podría indicar que los atacantes no intentan escalar privilegios o que lo hacen por otros medios, siendo un posible punto a investigar ya que lo común sería observar intentos de escalamiento de privilegios en el tráfico malicioso.

1.1.2. Desviación Estándar

- En una gran mayoría de características, la desviación estándar es baja en el lado del tráfico de ataques, indicando que son más precisos y consistentes, dando paso a un patrón predecible para utilizar en un clasificador. Los ataques normales si presentan una desviación que indica que sus valores están distribuidos de manera más dispersa.
- En el lado normal es posible ver como casi ninguna desviación es 0, mientras que en el ataque existen una gran cantidad de características con valor de 0 o casi cero.
- Se da una gran desviación en el tráfico normal en características como 'duration', 'src.bytes' y 'dst.bytes', lo que indica que las conexiones normales tienen una mayor variabilidad en su duración y en la cantidad de datos enviados y recibidos, siendo más 'humana'.

1.1.3. Inclinación

- En el tráfico normal existe una inclinación mucho más positiva que el tráfico maliciosos, tendiendo a tener una cola hacia la derecha. Es posible ver eso en campos como 'duration', 'src.bytes' y 'dst.bytes'.
- En el tráfico malicioso, la inclinación tiende a ir cerca de cero o negativo, siendo distribuciones más concentradas en comparación al tráfico normal.

1.1.4. Kurtosis

- El tráfico normal presenta una kurtosis alta en campos como 'duration', 'src_bytes' y 'dst_bytes', lo que podría concluir que tiene picos más agudos y valores dispersos.
- El tráfico malicioso es más uniforme ya que la kurtosis es mucho más moderada.

1.1.5. Conclusiones

- Los ataques de tipo backdoor son más constantes y precisos, sugiriendo que el tráfico se enfoca en realizar acciones por medio de automatizaciones y ataques similares generando un patrón que podría ser de uso para detectar ataques.
- Los ataques se concentran en áreas específicas por ejemplo el uso del servicio HTTP y protocolo TCP casi que exclusivamente siendo algo sospechoso al ver el tráfico normal y ver que utilizan una gran cantidad de servicios y protocolos.
- El tráfico normal dada su distribución dispersa se podría concluir que es indicadora de ser más 'natural' y no parece generado por un atacante.
- Existen campos como 'duration', 'src_bytes', 'dst_bytes', 'logged_in' y 'num_compromised', además de los diferentes servicios y protocolos, que se presentan como los campos más característicos por utilizar para poder realizar clasificaciones.
- Dada la diferencia y patrones reconocibles entre los diferentes tráficos se podría decir que esto es un buen candidato para un algoritmo de clasificación, dados sus patrones marcados.

2. Histogramas y Distancia Jensen-Shannon

En esta parte del trabajo se realizó la generación de histogramas para todas las características del dataset y se creó con los datos del dataset normal y del dataset de ataque con el fin de poder observar diferencias entre los dos conjuntos de datos y sus campos.

Se utilizó un número de bins de 30 para todos los histogramas, con rangos normalizados para asegurar comparabilidad entre las distribuciones de normal y backdoor.

Finalmente se calculó la distancia Jensen-Shannon entre los histogramas de los diferentes campos del dataset normal y del dataset de ataque, y se generó una tabla con las distancias calculadas para cada campo.

2.1. Histogramas

Los histogramas fueron generados mediante la extracción de los valores de los dataframes de ataque y tráfico normal, y se generó un histograma para cada campo mediante el uso de la función 'hist' de matplotlib, además del uso de la función 'histogram' de numpy.

A continuación se muestran unos ejemplos de los histogramas generados para los campos 'duration', 'src_bytes' y 'dst_bytes'.

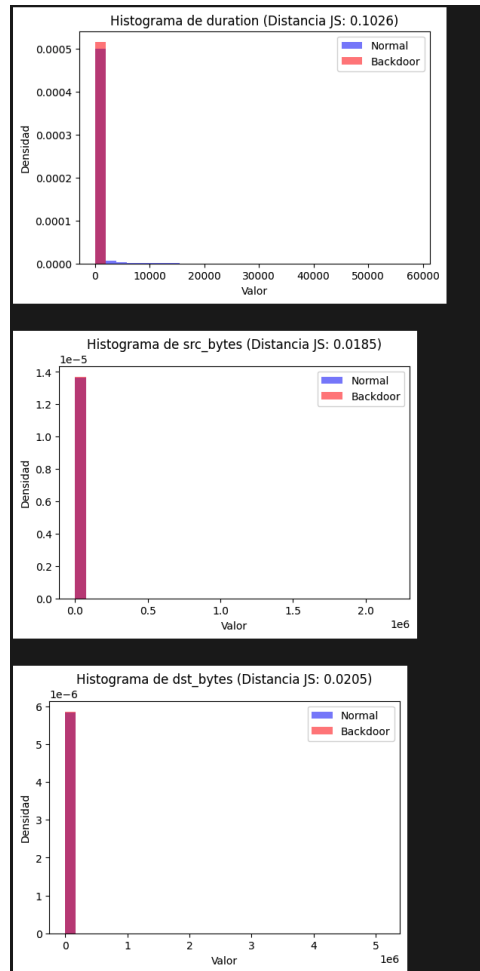


Figura 1: Histograma para el campo 'duration', 'src_bytes' y 'dst_bytes'

En el notebook de la solución se pueden apreciar todos los histogramas generados.

Como se observan en los histogramas presentados, existen características continuas como lo pueden ser 'duration', 'src_bytes' y 'dst_bytes' que presentan distribuciones con colas largas. También existen características binarias como lo pueden ser 'logged_in' que presentan distribuciones binarias en las que es posible ver la diferencia entre el tráfico normal y el tráfico de ataques, así como los campos generados de los servicios y protocolos que muestran distribuciones discretas. Además se puede observar como una gran cantidad de características presentan distribuciones asimétricas como en el caso de campos que son de tipo conteos o tasas.

2.2. Distancia Jensen-Shannon

Cuadro 3: Resumen de Distancias Jensen Shannon

	Feature	DistanciaJS
6	hot	0.813179
37	dst_host_srv_rerror_rate	0.466678
36	dst_host_rerror_rate	0.459732
24	srv_rerror_rate	0.373477
60	service_http	0.346864
30	dst_host_same_srv_rate	0.328221
29	dst_host_srv_count	0.298668
33	dst_host_srv_diff_host_rate	0.297726
27	srv_diff_host_rate	0.285225
23	rerror_rate	0.284472
8	logged_in	0.279071

En la tabla anterior podemos ver una tabla resumida con los campos que contienen las mayores distancias Jensen-Shannon. En el código de la implementación es posible ver la tabla completa pero se muestran los más significativos de ejemplo en este documento. En este caso se muestran las 11 características con mayor distancia Jensen-Shannon.

Este numero nos ayuda a ver que tan diferentes son las distribuciones de los campos entre la clase normal y backdoor.

Como se aprecia en la tabla, el campo 'hot' al tener una distancia alta, indica que las distribuciones son muy diferentes entre la clase normal y la clase backdoor.

Las siguientes serian algunos campos de tipo de tasa de errores, se podría interpretar de esto que los ataques backdoor generan tipos de errores que no son comunes en el tráfico normal, dada las acciones que realizan los ataques.

En cuanto a campos de servicios y protocolos, se muestran algunas con distancias moderadas y altas, como por ejemplo 'service_http' y protocolos como 'tcp' y 'udp' que muestran una distancia moderada indicando diferencias en el uso de los mismos.

Las características con distancia JS cerca de cero (como land, wrong fragment, urgent) fueron efectivamente identificadas como no discriminativas y podrían ser excluidas del modelo sin pérdida de información relevante.

2.3. Conclusiones

- Mediante los histogramas y la distancia Jensen-Shannon es posible identificar las características que deberían ser tomadas como prioridad para el árbol de decisión, ya que son las más discriminativas.
- Características con duración de cero pueden ser eliminadas ya que no son necesarias al ser idénticas en ambos conjuntos y no proveer de datos útiles para el entrenamiento.
- Utilizar las características con una distancia alta podrían ser útiles a usar como umbral ya que podrían separar mejor las clases.

- Se denota que los ataques backdoor tienen como características más distintivas el uso de servicios como HTTP y protocolos como TCP, así como el valor 'hot' y indicadores de error.

3. Árbol de Decisión

En esta sección del trabajo se realizó la creación de las funciones más importantes para el árbol de decisión, como el cálculo de Gini, selección de características y creación de los nodos y hojas, así como pruebas unitarias para esta función.

3.1. Cálculo de Gini

Para el cálculo de Gini se utilizó la siguiente función:

```

1  def calculate_gini(self, data_partition_torch, num_classes=2):
2      if data_partition_torch.numel() == 0:
3          return 0.0
4
5      class_counts = torch.bincount(data_partition_torch, minlength=num_classes).float()
6      proportions = class_counts / class_counts.sum()
7      gini_score = 1.0 - torch.sum(proportions ** 2)
8      return gini_score.item()

```

Esta función se encarga de calcular el coeficiente de Gini para una partición dada de un dataset y provista de un número de clases, en nuestro caso se deja de defecto el número dos dado que se trabaja con normal y backdoor.

Se utilizan funciones de pytorch como 'bincount' para contar las ocurrencias de cada clase en la partición y 'sum' para obtener la suma de las ocurrencias y sus proporciones al cuadrado, esto permite evitar el uso de bucles y se realiza una normalización matricial para obtener el resultado. Además de esto se implementan protecciones ante valores anómalos como un tensor vacío para evitar divisiones por cero.

Se realizan dos pruebas unitarias de esta manera:

```

1      node = NodeCart(num_classes=2)
2      ones_tensor = torch.tensor([1, 1, 1, 1])
3      gini = node.calculate_gini(ones_tensor, num_classes=2)
4      assert gini == 0.0, f"Se esperaba 0.0, se obtuvo {gini}"
5      print("Test_1_Gini_Pasado")
6
7      variable_tensor = torch.tensor([0, 1, 2, 3])
8      gini = node.calculate_gini(variable_tensor, num_classes=4)
9      assert gini == 0.75, f"Se esperaba 0.75, se obtuvo {gini}"
10     print("Test_2_Gini_Pasado")

```

La primera prueba se encarga de generar un tensor con valores de las mismas clases, esto con el fin de generar un Gini de 0 y poder verificar que el resultado es el esperado.

La segunda prueba es un tensor multiclase con lo que se espera un valor de 0.75 indicando la impureza para las cuatro clases.

Por medio de la función assert se verifica que el resultado es el esperado y se imprime un mensaje de éxito, si no este generaría una excepción de tipo AssertionError.

3.2. Selección de Características

Para la selección de características se utilizo la siguiente función:

```
1 def select_best_feature_and_thresh(self, data_torch, num_classes=2):
2     features = data_torch[:, :-1]
3     labels = data_torch[:, -1].long()
4
5     best_gini = float('inf')
6     best_feature = None
7     best_thresh = None
8
9     for feature_idx in range(features.shape[1]):
10        feature_values = features[:, feature_idx]
11        unique_values = torch.unique(feature_values, sorted=True)
12
13        for i in range(len(unique_values) - 1):
14            threshold = (unique_values[i] + unique_values[i + 1]) / 2
15
16            left_mask = feature_values < threshold
17            right_mask = ~left_mask
18
19            if left_mask.sum() == 0 or right_mask.sum() == 0:
20                continue
21
22            left_labels = labels[left_mask]
23            right_labels = labels[right_mask]
24
25            weighted_gini = self.weighted_gini(left_labels, right_labels, num_classes)
26
27            if weighted_gini < best_gini:
28                best_gini = weighted_gini
29                best_feature = feature_idx
30                best_thresh = threshold.item()
31
32    return best_thresh, best_feature, best_gini
```

La función se encarga de buscar todas las características disponibles y considerar todos los umbrales posibles. Esta función utiliza solo bucles para iterar sobre las características y los umbrales posibles, para realizar las iteraciones de manera eficiente se utiliza indexación lógica para crear las mascarar. Además de eso también cuenta con medidas de protección ante división por cero o splits vacíos que no sirvan para el calculo.

Por medio del calculo de gini y sus promedios ponderados se busca el mejor umbral para la característica y se devuelve el mejor gini, característica y threshold encontrado.

3.3. Ponderado de Gini

Para el ponderado de Gini se utilizo la siguiente función:

```
1 def weighted_gini(self, left_side, right_side, num_classes=2):
2     n = left_side.numel() + right_side.numel()
3     if n == 0:
4         return 0.0
5     gini_left = self.calculate_gini(left_side, num_classes)
6     gini_right = self.calculate_gini(right_side, num_classes)
7     return (left_side.numel() / n) * gini_left + (right_side.numel() / n) * gini_right
```

Esta función calcula el gini ponderado por medio del uso de la función de calculo de gini mencionada anteriormente y el calculo mediante la formula de ponderado proporcionada. Se utiliza la función 'numel' para obtener el numero de elementos de cada lado y se realiza la ponderación mediante la formula y los datos obtenidos de la puntuación gini y el total de elementos. Este recibe los datos de cada lado extraído dentro de la función de selección de características.

3.4. Creación de Nodos y Hojas

Para la creación de nodos y hojas se utilizo la siguiente función:

```

1  def create_with_children(self, data_torch, current_depth, min_gini=0.000001):
2      labels = data_torch[:, -1].long()
3
4      self.dominant_class = torch.mode(labels)[0].item()
5      self.gini = self.calculate_gini(labels, self.num_classes)
6
7      list_selected_features = []
8
9      if (current_depth >= self.ref_cart.get_max_depth() or
10         data_torch.shape[0] <= self.ref_cart.get_min_observations() or
11         self.gini <= min_gini):
12         return list_selected_features
13
14      threshold, feature_idx, min_gini_split = self.select_best_feature_and_thresh(data_torch, self.num_classes)
15
16      if feature_idx is None or min_gini_split >= self.gini:
17         return list_selected_features
18
19      self.feature_num = feature_idx
20      self.threshold_value = threshold
21
22      list_selected_features.append(feature_idx)
23
24      features = data_torch[:, :-1]
25      feature_values = features[:, feature_idx]
26
27      left_mask = feature_values < threshold
28      right_mask = ~left_mask
29
30      left_data = data_torch[left_mask]
31      right_data = data_torch[right_mask]
32
33      if left_data.shape[0] > 0:
34         self.node_left = NodeCart(self.num_classes, self.ref_cart, current_depth + 1)
35         left_features = self.node_left.create_with_children(left_data, current_depth + 1, min_gini)
36         list_selected_features.extend(left_features)
37
38      if right_data.shape[0] > 0:
39         self.node_right = NodeCart(self.num_classes, self.ref_cart, current_depth + 1)
40         right_features = self.node_right.create_with_children(right_data, current_depth + 1, min_gini)
41         list_selected_features.extend(right_features)
42
43      return list_selected_features

```

Esta función es la encargada de poder construir de manera recursiva el árbol de decisión, tiene dentro de ella la lógica para determinar por medio de un conjunto de datos si debe crear alguna hoja o un nodo hijo.

Esta fase espera un tensor de pytorch la cual extrae la clase más frecuente para usarla como clase dominante por medio de la función `torch.mode` y se calcula el gini para el nodo.

Siguiendo con la función esta tiene como criterio de parada la profundidad máxima del árbol, si detecta un número de muestras menor al esperado o si el gini ya es lo suficientemente bajo, esto hace que se prevenga el overfitting y terminar la función de una manera más inteligente.

Después de eso se busca la mejor partición mediante la búsqueda de la mejor característica y umbral, esta parte solo va seguir dividiendo si se encuentra una mejor puntuación de gini, en caso contrario de no mejorar se convierte en una hoja.

Además de eso se guarda valores como la característica y el umbral para poder usarlos en el árbol de decisión, y guarda una lista de las características seleccionadas para poder usarlas en el árbol de decisión en sus próximas etapas.

En las partes finales se realiza la indexación lógica para generar la partición de los datos correctamente, se crean hijos si contiene algún dato, genera nuevos objetos `NodeCart` para cada hijo y se llama nuevamente a la misma función pero con un incremento de la profundidad, además de eso guarda todas las características utilizadas nuevamente y las retorna cuando ya se cumple la función.

3.5. Pruebas Unitarias

Para las pruebas unitarias se utilizaron las siguientes funciones:

- `test_select_best_feature_two_classes`
- `test_select_best_feature_single_class`
- `test_create_with_children_normal_splitting`
- `test_create_with_children_min_gini_condition`

Para la función '`test_select_best_feature_two_classes`' lo que hace es buscar el mejor umbral y característica para un tensor de dos clases. Se tiene una separación perfecta por lo que se espera que se encuentre el umbral y característica correctos y que el gini sea 0 o mayor. Así como validar que no se encuentren valores inválidos.

Para la función '`test_select_best_feature_single_class`' se busca el mejor umbral y característica para un tensor de una sola clase. Ya que es una muestra que no tiene separación ya que solo hay una clase, se espera que no encuentre un posible umbral ni característica, o si lo encuentra que Gini sea cero o similar pero sin ningún tipo de mejora al tener solo una clase.

Para la función '`test_create_with_children_normal_splitting`' se requiere construir correctamente un árbol con datos separables y que este realmente encuentre una solución. Para ello se provee de un tensor con clases distribuidas, para validar el éxito se verifica si retorna una lista de características con al menos una, si el nodo raíz no es hoja, si el nodo raíz tiene los valores de característica y umbral correctamente asignados y si existe algún hijo de cualquier lado.

Para la función '`test_create_with_children_min_gini_condition`' se busca crear un árbol de decisión con un umbral mínimo de gini, con el fin de verificar si el parámetro funciona correctamente. Para ello se utiliza un tensor de la misma clase y una condición de parada que debería activarse correctamente, en este caso no debería encontrar ningún nodo hijo y el nodo raíz debería ser una hoja, por lo que se espera que no devuelva características y que el Gini sea menor al umbral que fue pasado por parámetros, así como la clase dominante sea la esperada.

3.6. Implementación de Test Cart

Para la implementación de test cart se utilizó la siguiente función:

```

1  def test_cart(tree, testset_torch):
2      if testset_torch.shape[0] == 0:
3          return 0.0
4
5      test_features = testset_torch[:, :-1]
6      true_labels = testset_torch[:, -1].long()
7
8      correct_predictions = 0
9      total_predictions = testset_torch.shape[0]
10
11     for i in range(total_predictions):
12         current_observation = test_features[i]
13         predicted_label = tree.evaluate_input(current_observation)
14         true_label = true_labels[i].item()
```

```

15
16         if predicted_label == true_label:
17             correct_predictions += 1
18
19     accuracy = correct_predictions / total_predictions
20     return accuracy

```

Esta función básicamente se encarga de evaluar el árbol de decisión con un conjunto de datos por medio del calculo de la métrica de accuracy. Para ello la función extrae las características del tensor y sus clases, luego se realiza un bucle para evaluar cada observación y se utiliza la función realizada en el código base 'evaluate_input' para su evaluación, esta función se encarga de analizar si es un nodo hoja y retornar la clase dominante o si es interno, evaluar a los diferentes hijos. Para calcular el accuracy se utiliza la división entre el numero de predicciones correctas y el numero total de predicciones.

El accuracy lo que permite es medir el rendimiento del modelo y determinar si el árbol aprendió correctamente a poder clasificar los casos que se le presenten, en caso contrario podría indicar overfitting, falta de entrenamiento o algún tipo de error que requiera más entrenamiento, datos o ajustes al árbol.

Para las pruebas unitarias se realizaron dos las cuales fueron 'test_cart_perfect_predictions' y 'test_cart_invalid_dataset'.

La función 'test_cart_perfect_predictions' se genera un set de datos de entrenamiento y prueba los cuales están formulados para que el resultado sea una puntuación alta. El código nada más espera a que correctamente se devuelva algún accuracy entre cero y uno, esperando que funcione correctamente.

La función 'test_cart_invalid_dataset' lo que hace es por medio de un tensor con datos vacíos y uno con una sola observación, verificar que el accuracy de un dataset vacío es cero y que se maneje adecuadamente el caso de una sola observación por medio de la verificación del accuracy retornado.

4. Evaluación de CART

En este apartado se realiza el entrenamiento y pruebas de un árbol de decisión con el dataset KD999 bajo diferentes parámetros.

4.1. Evaluación de máximo 3 y 4 nodos

El código utilizado para esta implementación se encuentra a continuación:

```

1  def get_cart_kd99_dataset_tensor():
2      complete_dataset = pd.concat([df_no_attacks, df_attacks], ignore_index=True)
3
4      class_mapping = {'normal.': 0, 'back.': 1}
5      complete_dataset['outcome'] = complete_dataset['outcome'].map(class_mapping)
6
7      dataset_tensor = torch.tensor(complete_dataset.values, dtype=torch.float32)
8
9      print(f"\nDataset_completo_creado:")
10     print(f"-_Total_de_observaciones:_{dataset_tensor.shape[0]}")
11     print(f"-_Numero_de_caracteristicas:_{dataset_tensor.shape[1]}")
12     print(f"-_Observaciones_normales:_{len(df_no_attacks)}")
13     print(f"-_Observaciones_de_backdoor:_{len(df_attacks)}")
14     print(f"-_Distribucion_de_clases:_{complete_dataset['outcome'].value_counts().to_dict()}")
15
16     return dataset_tensor
17

```

```

18 def calculate_f1_score(y_true, y_pred, num_classes=2, print_results=False):
19     f1_scores = []
20
21     for class_id in range(num_classes):
22         tp = torch.sum((y_true == class_id) & (y_pred == class_id)).float()
23         fp = torch.sum((y_true != class_id) & (y_pred == class_id)).float()
24         fn = torch.sum((y_true == class_id) & (y_pred != class_id)).float()
25
26         precision = tp / (tp + fp) if (tp + fp) > 0 else torch.tensor(0.0)
27         recall = tp / (tp + fn) if (tp + fn) > 0 else torch.tensor(0.0)
28
29         f1 = 2 * (precision * recall) / (precision + recall) if (precision + recall) > 0 else torch.tensor(0.0)
30         f1_scores.append(f1.item())
31
32     if print_results:
33         class_name = "Normal" if class_id == 0 else "Backdoor"
34         print(f"_{class_name}:_Precision={precision},_Recall={recall},_F1={f1}")
35
36     return sum(f1_scores) / len(f1_scores)
37
38 def evaluate_cart_complete(dataset_tensor, max_depth, min_observations=2):
39     print(f"\n#_Evaluacion_de_CART_con_profundidad_maxima=_{max_depth}")
40
41     cart = CART(dataset_torch=dataset_tensor,
42                 max_cart_depth=max_depth,
43                 min_observations=min_observations)
44
45     start_time = time.time()
46     cart.build_cart(dataset_tensor)
47     training_time = time.time() - start_time
48
49     start_time = time.time()
50     features = dataset_tensor[:, :-1]
51     true_labels = dataset_tensor[:, -1].long()
52
53     predicted_labels = []
54     for i in range(features.shape[0]):
55         prediction = cart.evaluate_input(features[i])
56         predicted_labels.append(prediction)
57
58     predicted_labels = torch.tensor(predicted_labels)
59     evaluation_time = time.time() - start_time
60
61     accuracy = test_cart(cart, dataset_tensor)
62
63     print(f"Resultados_por_clase:")
64     f1_score = calculate_f1_score(true_labels, predicted_labels, num_classes=2, print_results=True)
65
66     print(f"\nResultados_de_corrida:")
67     print(f"_{Accuracy}:_{(accuracy)*100}%")
68     print(f"_{F1-Score_promedio}:_{f1_score}")
69     print(f"_{Tiempo_de_entrenamiento}:_{training_time}segundos")
70     print(f"_{Tiempo_de_evaluacion}:_{evaluation_time}segundos")
71     print(f"_{Caracteristicas_seleccionadas}:_{len(cart.list_selected_features)}")
72     print(f"_{Features_utilizadas}:_{cart.list_selected_features}")
73
74     return {
75         'accuracy': accuracy,
76         'f1_score': f1_score,
77         'training_time': training_time,
78         'evaluation_time': evaluation_time,
79         'selected_features': cart.list_selected_features,
80         'cart': cart
81     }
82
83     print(f"Datos_de_dataframes_originales:")
84     print(f"_{df_no_attacks_(normal)}:_{len(df_no_attacks)}_observaciones")
85     print(f"_{df_attacks_(backdoor)}:_{len(df_attacks)}_observaciones")
86     print(f"_{Clase_en_df_no_attacks}:_{df_no_attacks['outcome'].unique()}")
87     print(f"_{Clase_en_df_attacks}:_{df_attacks['outcome'].unique()}")
88
89     complete_dataset = get_cart_kd99_dataset_tensor()
90
91     results_depth_3 = evaluate_cart_complete(complete_dataset, max_depth=3, min_observations=2)
92     results_depth_4 = evaluate_cart_complete(complete_dataset, max_depth=4, min_observations=2)
93
94     print(f"\nComparacion_de_resultados:")
95     print(f"_{Metrica':<25}_{'Profundidad_3':<15}_{'Profundidad_4':<15}")
96     print(f"_{Metrica':<25}_{'Profundidad_3':<15}_{'Profundidad_4':<15}")
97     print(f"_{Metrica':<25}_{'Profundidad_3':<15}_{'Profundidad_4':<15}")
98     print(f"_{Accuracy':<25}_{'results_depth_3['accuracy']':<15.4f}_{'results_depth_4['accuracy']':<15.4f}")
99     print(f"_{F1-Score':<25}_{'results_depth_3['f1_score']':<15.4f}_{'results_depth_4['f1_score']':<15.4f}")
100    print(
101        f"_{Tiempo_de_Entrenamiento':<25}_{'results_depth_3['training_time']':<15.4f}_{'results_depth_4['training_time']':<15.4f}")
102    print(
103        f"_{Tiempo_de_Evaluacion':<25}_{'results_depth_3['evaluation_time']':<15.4f}_{'results_depth_4['evaluation_time']':<15.4f}")
104    print(
105        f"_{Features_Seleccionadas':<25}_{'len(results_depth_3['selected_features'])':<15}"
106        f"_{len(results_depth_4['selected_features'])':<15}")
107
108    print(f"\nResumen_de_mejores_resultados:")
109    mejor_accuracy = "Profundidad_3" if results_depth_3['accuracy'] > results_depth_4['accuracy'] else "Profundidad_4"
110    mejor_f1 = "Profundidad_3" if results_depth_3['f1_score'] > results_depth_4['f1_score'] else "Profundidad_4"
111    print(f"_{Mejor_Accuracy}:_{mejor_accuracy}")
112    print(f"_{Mejor_F1-Score}:_{mejor_f1}")

```

Para esta prueba se desarrollo una implementación que genera nuevamente un dataset completo mediante la unión de los dataframes de ataque y normal. Lo siguiente seria realizar la evaluación de cada CART con los parámetros de profundidad máxima 3 y 4 y se reportan las métricas de accuracy, f1 score, tiempo de entrenamiento y evaluación, así como los features que fueron utilizados para el entrenamiento.

Cabe recalcar que en esta función no se hizo ningún split de entrenamiento y prueba, por lo que si es posible realizar el proceso de entrenamiento y evaluación, sin embargo al no realizar un split las pruebas no indican que tanto pueda generalizar a elementos por los cuales no fue entrenado.

Para realizar esta parte primero se obtuvo el conjunto de datos completo en la función 'get_cart_kd99_dataset_tensor' que consiste de una union de los dataframes de ataque y normal, y el mapeo de las clases en valores numéricos para poder convertirlo en un tensor de pytorch.

Para poder calcular el F1 Score se utilizo la función 'calculate_f1_score' la cual se encarga de calcular el F1 Score para cada clase. Esta función evalúa cada clase por separado y genera las métricas de precision, recall y f1 score. Siendo precisión la proporción de predicciones positivas, recall la proporción de casos positivos reales y el F1 siendo la media aritmética de precision y recall. Para finalmente calcular la media simple de los F1 Score de ambas clases.

Para la función principal 'evaluate_cart_complete' esta esta encargada de realizar la creación del árbol, entrenamiento, evaluación bajo el mismo dataset, las predicciones para cada observación y el calculo de las métricas de evaluación. Esto es posible mediante la construcción del objeto CART, los metodos 'build_cart', 'evaluate_input' y la función 'test_cart' para obtener el accuracy, finalmente se retorna las metricas obtenidas.

A continuación se muestra los resultados de una prueba realizada en Google Colab:

```
1  Datos de dataframes originales:
2  - df_no_attacks (normal): 87832 observaciones
3  - df_attacks (backdoor): 968 observaciones
4  - Clase en df_no_attacks: ['normal.']
5  - Clase en df_attacks: ['back.']
6
7  Dataset completo creado:
8  - Total de observaciones: 88800
9  - Numero de características: 75
10 - Observaciones normales: 87832
11 - Observaciones de backdoor: 968
12 - Distribucion de clases: {0: 87832, 1: 968}
13
14 # Evaluacion de CART con profundidad maxima = 3
15 Resultados por clase:
16 - Normal: Precision=0.9999773502349854,
17   Recall=0.9999886751174927, F1=0.999983012676239
18 - Backdoor: Precision=0.997732400894165,
19   Recall=0.9954751133918762, F1=0.996602475643158
20
21 Resultados de corrida:
```



```

22 - Accuracy: 0.9999662162162162 (99.99662162162161%)
23 - F1-Score promedio: 0.9982927441596985
24 - Tiempo de entrenamiento: 48.91265344619751 segundos
25 - Tiempo de evaluacion: 1.4191524982452393 segundos
26 - Caracteristicas seleccionadas: 4
27 - Features utilizadas: [48, 1, 30, 1]
28
29 # Evaluacion de CART con profundidad maxima = 4
30 Resultados por clase:
31 - Normal: Precision=0.9999773502349854,
32   Recall=1.0, F1=0.9999886751174927
33 - Backdoor: Precision=1.0,
34   Recall=0.9954751133918762, F1=0.9977324604988098
35
36 Resultados de corrida:
37 - Accuracy: 0.9999774774774774 (99.99774774774775%)
38 - F1-Score promedio: 0.9988605678081512
39 - Tiempo de entrenamiento: 50.22194457054138 segundos
40 - Tiempo de evaluacion: 1.3997457027435303 segundos
41 - Caracteristicas seleccionadas: 6
42 - Features utilizadas: [48, 1, 30, 1, 1, 36]
43
44 Comparacion de resultados:
45 =====
46 Metrica                      Profundidad 3    Profundidad 4
47 -----
48 Accuracy                     1.0000          1.0000
49 F1-Score                     0.9983          0.9989
50 Tiempo de Entrenamiento      48.9127         50.2219
51 Tiempo de Evaluacion        1.4192          1.3997
52 Features Seleccionadas       4               6
53
54 Resumen de mejores resultados:
55 - Mejor Accuracy: Profundidad 4
56 - Mejor F1-Score: Profundidad 4

```

De los resultados anteriores se puede observar el nuevo dataset que contiene un total de 88800 observaciones, 75 características y una distribución de clases de 87832 normales y 968 backdoor.

Finalmente se pudo determinar que en esta ejecución la profundidad cuatro contiene un mejor accuracy y F1 Score, con un tiempo de entrenamiento de dos segundos mayor y un tiempo de evaluación similar, esto en contraste con la profundidad tres. Los resultados finalmente son muy similares, inclusive el accuracy llega a ser 1 en ambos y el F1 diverge por un valor mínimo. Sin embargo si se utiliza más features en la profundidad cuatro que en la tres. Además de eso el rendimiento es similar por lo que para este dataset es posible escoger elementos más profundos ya que no existe una diferencia de rendimiento grande que pueda justificar el uso de una profundidad menor, aunque es posible si es necesario ya que el rendimiento es muy similar y para datasets mayores podría ser beneficioso a nivel computacional usar una menor profundidad.

Esta función nos permite ver que el árbol y sus funciones de entrenamiento, evaluación y métricas funcionan correctamente, generando datos útiles para poder mejorar el árbol y entender mejor que configuraciones y características son las mejores para este dataset, sin embargo se sabe que es necesario poder realizar un split para poder asegurar su capacidad de generalización y concluir si existe overfitting o otros riesgos al árbol.

4.2. Evaluación de profundidad 2 y 3, con particiones de entrenamiento y prueba

El código utilizado para esta implementación se encuentra a continuación:

```

1  def single_run_evaluation(dataset_tensor, max_depth, min_observations=2, random_state=None):
2      if random_state is not None:
3          torch.manual_seed(random_state)
4          np.random.seed(random_state)
5          random.seed(random_state)
6
7      data_np = dataset_tensor.numpy()
8      X = data_np[:, :-1]
9      y = data_np[:, -1]
10
11     X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
12         X, y, test_size=0.3, random_state=random_state, stratify=y
13     )
14
15     train_tensor = torch.tensor(np.column_stack([X_train, y_train]), dtype=torch.float32)
16     test_tensor = torch.tensor(np.column_stack([X_test, y_test]), dtype=torch.float32)
17
18     cart = CART(dataset_tensor=train_tensor,
19                 max_cart_depth=max_depth,
20                 min_observations=min_observations)
21
22     start_time = time.time()
23     cart.build_cart(train_tensor)
24     training_time = time.time() - start_time
25
26     start_time = time.time()
27     accuracy = test_cart(cart, test_tensor)
28
29     test_features = test_tensor[:, :-1]
30     true_labels = test_tensor[:, -1].long()
31
32     predicted_labels = []
33     for i in range(test_features.shape[0]):
34         prediction = cart.evaluate_input(test_features[i])
35         predicted_labels.append(prediction)
36
37     predicted_labels = torch.tensor(predicted_labels)
38     evaluation_time = time.time() - start_time
39
40     f1_score = calculate_f1_score(true_labels, predicted_labels, num_classes=2)
41
42     return {
43         'accuracy': accuracy,
44         'f1_score': f1_score,
45         'training_time': training_time,
46         'evaluation_time': evaluation_time,
47         'cart': cart,
48         'train_size': train_tensor.shape[0],
49         'test_size': test_tensor.shape[0]
50     }
51
52 def evaluate_multiple_runs(dataset_tensor, max_depth, n_runs=10, min_observations=2):
53     print(f"\nEjecutando_{n_runs}_corridas_con_profundidad_maxima_{max_depth}:")
54     results = []
55     best_f1_idx = 0
56     best_f1_score = -1
57
58     for run in range(n_runs):
59         print(f"-_Corrida_{run+_1}/{n_runs}...", end="_")
60
61         result = single_run_evaluation(
62             dataset_tensor,
63             max_depth,
64             min_observations,
65             random_state=42 + run
66         )
67
68         results.append(result)
69
70         if result['f1_score'] > best_f1_score:
71             best_f1_score = result['f1_score']
72             best_f1_idx = run

```

```

73
74     print(f"Acc:_{result['accuracy']}_{F1:_{result['f1_score']}}")
75
76     accuracies = [r['accuracy'] for r in results]
77     f1_scores = [r['f1_score'] for r in results]
78     train_times = [r['training_time'] for r in results]
79     eval_times = [r['evaluation_time'] for r in results]
80
81     stats = {
82         'accuracy_mean': np.mean(accuracies),
83         'accuracy_std': np.std(accuracies),
84         'f1_mean': np.mean(f1_scores),
85         'f1_std': np.std(f1_scores),
86         'train_time_mean': np.mean(train_times),
87         'train_time_std': np.std(train_times),
88         'eval_time_mean': np.mean(eval_times),
89         'eval_time_std': np.std(eval_times),
90         'best_run_idx': best_f1_idx,
91         'best_cart': results[best_f1_idx]['cart'],
92         'all_results': results
93     }
94
95     return stats
96
97 def display_results_table(stats_depth_2, stats_depth_3):
98     print(f"\nTabla_de_resultados(Promedio_y_Desviacion_Estandar)")
99     print("-" * 80)
100    print(f"{'Metrica':<25}_{'Profundidad_2':<35}_{'Profundidad_3':<35}")
101    print("-" * 80)
102
103    print(f"{'Accuracy':<25}_")
104        f"Promedio:_{stats_depth_2['accuracy_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_2['accuracy_std']:.4f}_")
105        f"Promedio:_{stats_depth_3['accuracy_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_3['accuracy_std']:.4f}_")
106
107    print(f"{'F1-Score':<25}_")
108        f"Promedio:_{stats_depth_2['f1_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_2['f1_std']:.4f}_")
109        f"Promedio:_{stats_depth_3['f1_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_3['f1_std']:.4f}_")
110
111    print(f"{'Tiempo_de_entrenamiento':<25}_")
112        f"Promedio:_{stats_depth_2['train_time_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_2['train_time_std']:.4f}_")
113        f"Promedio:_{stats_depth_3['train_time_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_3['train_time_std']:.4f}_")
114
115    print(f"{'Tiempo_de_evaluacion':<25}_")
116        f"Promedio:_{stats_depth_2['eval_time_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_2['eval_time_std']:.4f}_")
117        f"Promedio:_{stats_depth_3['eval_time_mean']:.4f}_y_Desviacion:_{stats_depth_3['eval_time_std']:.4f}_")
118
119 def generate_tree_visualization(cart, filename):
120     xml_content = cart.to_xml(filename)
121     print(f"-_XML_de_arbol_guardado_en_el_archivo:_{filename}")
122     return xml_content
123
124 stats_depth_2 = evaluate_multiple_runs(complete_dataset, max_depth=2, n_runs=10, min_observations=2)
125 stats_depth_3 = evaluate_multiple_runs(complete_dataset, max_depth=3, n_runs=10, min_observations=2)
126
127 display_results_table(stats_depth_2, stats_depth_3)
128
129 print(f"\nMejores_resultados:")
130 print(f"-_Profundidad_2:_Corrida_{stats_depth_2['best_run_idx']+1}_{F1-Score:_{stats_depth_2['f1_mean']}}")
131 print(f"-_Profundidad_3:_Corrida_{stats_depth_3['best_run_idx']+1}_{F1-Score:_{stats_depth_3['f1_mean']}}")
132
133 best_depth = 2 if stats_depth_2['f1_mean'] > stats_depth_3['f1_mean'] else 3
134
135 print(f"\nMejor_profundidad_general:_{best_depth}")
136
137 print(f"\nGuardando_arboles")
138
139 xml_file_depth_2 = f"mejor_arbol_profundidad_2.xml"
140 xml_file_depth_3 = f"mejor_arbol_profundidad_3.xml"
141
142 generate_tree_visualization(stats_depth_2['best_cart'], xml_file_depth_2)
143 generate_tree_visualization(stats_depth_3['best_cart'], xml_file_depth_3)

```

Para esta prueba se dividió el dataset en un 70 % de entrenamiento y 30 % de prueba, esto con el fin de poder evaluar el árbol de decisión de una manera que se pueda comprobar su capacidad de generalización ante datos nunca antes vistos.

Además se realizan pruebas con 10 particiones aleatorias del conjunto de datos para una mayor verificación y una profundidad máxima de 2 y 3 nodos con el fin de experimentar el rendimiento del árbol. También se reportan las métricas necesarias como accuracy, F1 Score, tiempo de entrenamiento, tiempo de evaluación, features seleccionadas y tiempo de ejecución, todo calculado por medio del promedio y la desviación estándar de todas las corridas.

Se generaron archivos XML que contienen la estructura de los arboles de decisión para cada mejor corrida, esto con el fin de poder visualizarlos.

En cuanto al código se desarrollaron multiples funciones para este efecto. La función 'single_run_evaluation' se encarga de realizar una corrida individual, para ello se le pasa un tensor, la profundidad máxima, la cantidad de observaciones mínima y un estado aleatorio con el fin de poder reproducir los experimentos si es lo deseado. La función va a poder partir los datos por medio de la librería SciKitLearn y su función train_test_split, esto con el fin de poder obtener los datos de entrenamiento y prueba, se convierten en tensores y se llama a la función de 'build_cart' y se construyen los objetos cart. Después de ello se llama a 'test_cart' para poder obtener el accuracy de la corrida y finalmente se generan las predicciones para cada observación y se calcula el F1 Score, también la función retorna todas las métricas y el árbol para guardarlo para su uso posterior.

En la función 'evaluate_multiple_runs' se realiza el proceso de 10 corridas con diferentes particiones aleatorias del conjunto de datos, esta función orquesta el uso de la función 'single_run_evaluation' y se guardan los resultados en una lista, además de eso se calcula el mejor f1 score gradualmente guardando el mejor F1 Score y el índice de la corrida que lo genere, reportando las métricas principales en stdout. Esta función al terminar su corrida se genera una lista de los valores de accuracy, F1 y tiempos de evaluación y entrenamiento, generando los promedios y desviación de los datos guardados en estas listas, los resultados de la mejor corrida y todos los resultados generales.

Finalmente el código en el notebook, se encarga de llamar a todas las funciones por medio de los parámetros requeridos como lo es la profundidad esperada y el numero de corridas, se genera una tabla donde se observan mejor los resultados y se guardan en un XML los mejores arboles para cada profundidad de la corrida.

En el siguiente bloque se muestran los resultados de una prueba realizada en Google Colab:

```

1  Ejecutando 10 corridas con profundidad maxima = 2:
2  - Corrida 1/10... Acc: 0.9998498498498498, F1: 0.992499589920044
3  - Corrida 2/10... Acc: 0.9998873873873874, F1: 0.9943113327026367
4  - Corrida 3/10... Acc: 0.9999624624624625, F1: 0.9981037676334381
5  - Corrida 4/10... Acc: 0.9999624624624625, F1: 0.9981037676334381
6  - Corrida 5/10... Acc: 0.9999624624624625, F1: 0.9981179237365723
7  - Corrida 6/10... Acc: 0.9998873873873874, F1: 0.9943113327026367
8  - Corrida 7/10... Acc: 0.9998873873873874, F1: 0.9943537712097168
9  - Corrida 8/10... Acc: 0.9999624624624625, F1: 0.9981179237365723
10 - Corrida 9/10... Acc: 1.0, F1: 1.0
11 - Corrida 10/10... Acc: 0.9999624624624625, F1: 0.9981179237365723
12
13 Ejecutando 10 corridas con profundidad maxima = 3:
14 - Corrida 1/10... Acc: 0.9998498498498498, F1: 0.992499589920044
15 - Corrida 2/10... Acc: 0.9998873873873874, F1: 0.9943113327026367
16 - Corrida 3/10... Acc: 0.9999624624624625, F1: 0.9981037676334381
17 - Corrida 4/10... Acc: 0.9999249249249249, F1: 0.9962217509746552
18 - Corrida 5/10... Acc: 1.0, F1: 1.0
19 - Corrida 6/10... Acc: 0.9999249249249249, F1: 0.9961932301521301
20 - Corrida 7/10... Acc: 0.9998873873873874, F1: 0.9943537712097168
21 - Corrida 8/10... Acc: 0.9999624624624625, F1: 0.9981179237365723
22 - Corrida 9/10... Acc: 1.0, F1: 1.0
23 - Corrida 10/10... Acc: 1.0, F1: 1.0
24
25 Tabla de resultados(Promedio y Desviacion Estandar)
26 =====
27 Metrica                Profundidad 2                Profundidad 3
28 -----
29 Accuracy                Promedio: 0.9999 y Desviacion: 0.0000 Promedio: 0.9999 y Desviacion: 0.0001
30 F1-Score                Promedio: 0.9966 y Desviacion: 0.0024 Promedio: 0.9970 y Desviacion: 0.0026
31 Tiempo de entrenamiento Promedio: 49.6658 y Desviacion: 0.1351 Promedio: 49.3974 y Desviacion: 0.6602
32 Tiempo de evaluacion   Promedio: 1.0238 y Desviacion: 0.1602 Promedio: 1.0434 y Desviacion: 0.1286
33
34 Mejores resultados:
35 - Profundidad 2: Corrida 9 (F1-Score: 0.9966037333011627)
36 - Profundidad 3: Corrida 5 (F1-Score: 0.9969801366329193)
37
38 Mejor profundidad general: 3
39
40 Guardando arboles
41 - XML de arbol guardado en el archivo: mejor_arbol_profundidad_2.xml
42 - XML de arbol guardado en el archivo: mejor_arbol_profundidad_3.xml

```

De los resultados anteriores se observa que después de todas las corridas el mejor resultado es al utilizar la profundidad 3, ya que este contiene el mejor accuracy y F1 Score promedio, sin embargo como se puede ver los resultados entre utilizar profundidad 2 y 3 son muy similares, y no hay presencia de overfitting dando a entender que si es posible discriminar entre tráfico normal y malicioso. La única salvedad es que la profundidad 3 utiliza más características que la 2.

Estos resultados con un dataset de entrenamiento aparte indican que el modelo si podría tener un buen resultado al tratar de generalizar, ya que muchas corridas son casi perfectas y las validaciones generan muy poco margen de error.

Finalmente se generó un archivo XML de ambos nodos, a continuación se presenta un ejemplo del XML para el ejemplo de profundidad 3:

```
1  <node>
2    <thresh>0.5</thresh>
3    <feature>48</feature>
4    <depth>0</depth>
5    <gini>0.009892582893371582</gini>
6    <node>
7      <thresh>64.5</thresh>
8      <feature>1</feature>
9      <depth>1</depth>
10     <gini>0.49995195865631104</gini>
11     <node>
12       <thresh>373.5</thresh>
13       <feature>1</feature>
14       <depth>2</depth>
15       <gini>0.012861132621765137</gini>
16       <node>
17         <thresh>0</thresh>
18         <feature>0</feature>
19         <depth>3</depth>
20         <gini>0.0</gini>
21         <dominant_class>0</dominant_class>
22         <acc_dominant_class>None</acc_dominant_class>
23     </node>
24   </node>
25   <node>
26     <thresh>0</thresh>
27     <feature>0</feature>
28     <depth>3</depth>
29     <gini>0.006472349166870117</gini>
30     <dominant_class>1</dominant_class>
31     <acc_dominant_class>None</acc_dominant_class>
32   </node>
33 </node>
34 <node>
35   <thresh>0.004999999888241291</thresh>
36   <feature>30</feature>
37   <depth>2</depth>
   <gini>0.013114213943481445</gini>
```

```

38     <node>
39         <thresh>0</thresh>
40         <feature>0</feature>
41         <depth>3</depth>
42         <gini>0.006622433662414551</gini>
43         <dominant_class>0</dominant_class>
44         <acc_dominant_class>None</acc_dominant_class>
45     </node>
46     <node>
47         <thresh>0</thresh>
48         <feature>0</feature>
49         <depth>3</depth>
50         <gini>0.5</gini>
51         <dominant_class>0</dominant_class>
52         <acc_dominant_class>None</acc_dominant_class>
53     </node>
54 </node>
55 </node>
56 <node>
57     <thresh>0</thresh>
58     <feature>0</feature>
59     <depth>1</depth>
60     <gini>0.0</gini>
61     <dominant_class>0</dominant_class>
62     <acc_dominant_class>None</acc_dominant_class>
63 </node>
64 </node>

```

El diagrama del árbol indica lo visto en los resultados, ya que es posible visualizar cuales features fueron seleccionados para los diferentes nodos y su relevancia, también viendo los diferentes calculos, se puede observar valores de Gini muy cercanos a cero, marcando que los splits son muy precisos.

En base a este árbol y la pregunta sobre el uso de Jensen-Shannon. Se podría decir que al seguir los resultados previos de la tabla de distancias se podrían usar solo las características que demuestren estar dentro de un rango específico y podrían reducir una gran cantidad de características, esto dando el beneficio de manejar menos características y por ende un menor tiempo de entrenamiento y evaluación, así como concentrarse en las características que realmente son relevantes para el modelo.

También otro beneficio es que al utilizar las características más significativas es posible que los splits sean más precisos y se pueda tener una mejor solución al problema al encontrar los splits más rápido y con menos profundidad.

En el caso de realizar 'early stopping' se puede utilizar esta distancia para determinar si es necesario seguir creando splits bajo características que no proveen una ganancia significativa, esto con el fin de evitar overfitting por ejemplo.

Finalmente utilizar esta distancia de Jensen-Shannon podría proveer de arboles más eficientes, simples, efectivos y enfocado en las características más relevantes para la tarea.