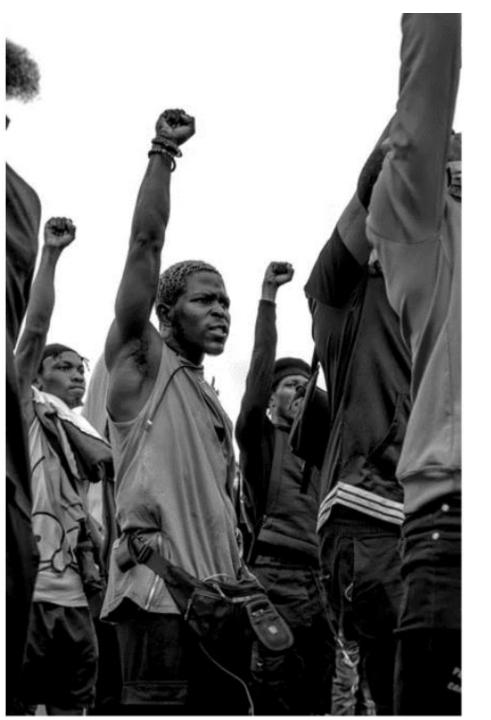


MUERTES CIVILES CAUSADAS POR POLCE FUERZAS POLICIALES EN USA (2015-2020)

ÍNDICE

☐ Motivación	Pág3
☐ Objetivo de la Investigación	_ Pág4
☐ Línea de tiempo	Pág5
☐ Objetivos del modelo	_Pág6
☐ Fuentes del dataset	Pág7
☐ Variables del dataset	Pág8
☐ Data Wrangling	_Pág9
☐ Análisis Univariado	_Pág10
☐ Análisis Bivariado	_ Pág12
☐ Análisis Multivariado	_ Pág13
☐ Algoritmos Elegidos	_ Pág15
☐ Decision Tree	Pág16
☐ Decision Tree – Ajuste de variables	_ Pág18
☐ Xgboost Classifier	_ Pág20
☐ Xgboost Classifier – con Hipertunning	Pág21
☐ Adaboost Classifier + Hyperparameter	Pág22
☐ Métricas Finales del Modelo Optimizado	_ Pág23
☐ Futuras Líneas	_ Pág24





MOTIVACIÓN

Debido a la creciente problemática mundial de muertes civiles en ocasión de encuentros con fuerzas policiales, hemos decidido analizar los datos relacionados a todos los civiles muertos por parte de la policía en Estados Unidos, para los años 2015 a 2020 ambos inclusive, con el relevamiento de distintas condiciones o variables relacionadas al evento (raza del civil, edad, género, si se encontraba armado, tipificación del encuentro con la policía, si el agente fue enjuiciado o no, entre otros.) y a la ciudad o estado donde ocurrió el hecho, para tratar de relacionar la incidencia de ciertas variables socioeconómicas de los estados.





OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

- ¿Cuál es la probabilidad de que una víctima civil tenga una enfermedad mental al momento del incidente con la policía?
- ¿Cuál es la distribución por raza de las víctimas?
- ¿Cual es la incidencia de los factores socioeconómicos y políticos de los estados en la cantidad de víctimas por millón de habitantes?
- ¿Cuáles son los estados con mayor cantidad de muertes por millón de habitantes?
- ¿Cuáles son las circunstancias mas comunes del encuentro entre el civil y la policía?, ¿los civiles generalmente están armados?



LINEA DE TIEMPO

20/03/2022

Elección personal de un dataset y/o temática posible



24/03/2022

Definición de 3 datasets y temáticas finalistas.
Devolución del tutor sobre ventajas y desventajas de cada uno.



01/04/2022

Definición de variable target y aplicación de proceso de Data wrangling



Desarrollo de algoritmo DECISION TREE y ajuste de modelo por 10 parámetros principales



18/04/2022

Desarrollo de análisis bivariado y multivariado



06/04/2022

Desarrollo de análisis univariado



31/05/2022

Desarrollo de algoritmo XBOOSTER CLASSIFIER



06/06/2022

Desarrollo del documento ejecutivo





OBJETIVOS DEL MODELO

Se pretende estimar la probabilidad de ocurrencia de que una persona civil que muere a manos de la policía en EEUU posea una enfermedad mental.

Específicamente, y a los efectos de resaltar una situación poco considerada relacionada a esta problemática social, los análisis se centrarán en la condición de si la victima poseía una enfermedad mental al momento del encuentro con la policía, a los efectos de que la información y conclusiones obtenidas sean de utilidad para entes gubernamentales o asociaciones sin fines de lucro, con el objetivo de desarrollar herramientas de contención para evitar que personas con problemas mentales terminen abatidas por la policía.

BRING BACK THE DEATH PENALTY. BRING BACK OUR POLICE!

When the happened to our Core cout the period to present Michigan to be beginned in the analysis and makes, to the except Michigan to be present of Michigan to the engineers of the control or substiguent to the engineers of the control or substiguent to the control of the foreign of the control or substitution that have not heady on in-tensor of damages, being and the times there when present of damages, being and the times the one of the control or substitution that the present of the control of

Many New York Seasines — White na Segment on the Many New York Seasines — White of Seasines — White of Seasines and Assau — See Seas on Season — See Season — Season Seaso

Mayor See 5 has easted than have and reacce should be consend these new Security 5 due next should be found to be maggere and reproduces. They denied be found to easter an automatic start story fall.

they deshall be extensed for these comm. They was me in a reason on the otherwise with shade long part hast bridge on the otherwise which can be a confirmation of hast bridge contracting a colorer set at most washing the likegar factor. I have to close them consolitors are the likegar factor. I have to color provides from it advantant of the set for close proper for consolitor or confirmation for serving, the time to provide from if the provides from it and the provides of the contraction of the serving that consider a provide of the endings I remainly want for its analysis of contraction for time to the contraction of the engine. On target or three proper coord, I have been used to confirmate of three agest I have then as and to confirmation of three agest I have then as and to confirm the first ways I is a set than as

many to endowment their single? I make these asmeltivated and single? I want them as he planed. How any one producting utherson the continued broadcation of the claims by count is model? Construction with the bold data than CIVIL LIBRORIES FOR WHIEN AN APPLICATION AND ANALYSIS BECAME.

When I way process a street or allows with an When I was promp. I set in a discer with an the process of the process of the process of the thirteening a set of this process of the process of the thirteening a set of the process of the process of the thirteening a set of the process of the process of the doors one thing the process of the process of the doors one time of the process of the process of the doors who for this process of the process of the process of the continues of the Cap. Let be applicable and process one process of Let be applicable and process of the process of Let be applicable and process of the process of Let be applicable and process of the process of Let be applicable and process of process

Let nor professioning give Tunk our publish dependenties prover on keeps us softe. Lettode \$20 does been dependent prover on keeps us softe. Lettode \$20 does been de remaind hank hank of "publish keeps to be under prove users and hank produced the soundard and a publish to the soundard hank of the soundard the soundard to the soundard hank of the soundard the soundard to the soundard hank of the soundard the soundard to the soundard hank of the s





FUENTES DEL DATASET

☐ Datos de hechos y civiles
https://github.com/washingtonpost/data-police-shootings

Datos socioeconómicos de los estados https://data.ers.usda.gov/

Datos de partidos políticos y gobernador por Estado

https://www.openicpsr.org/openicpsr/project/102000/version/V3/view

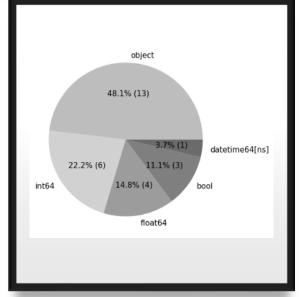
CRITERIOS DE SELECCIÓN

- Trascendencia de la problemática
- Oportunidad y completitud de los datos

VARIABLES DEL DATASET







#	Nombre	#Datos	Tipo
0	Civil_Name	5793	object
1	Death_Date	5793	datetime64[ns]
2	Manner_of_death	5793	object
3	Armed	5793	object
4	Age	5793	int64
5	Gender	5793	object
6	Race	5793	object
7	City	5793	object
8	State_ID	5793	int64
9	Signs_of_mental_illness	5793	bool
10	Flee	5793	object
11	body_camera	5793	bool
12	longitude	5519	float64
13	latitude	5519	float64
14	is_geocoding_exact	5793	bool
15	Official_Disposition	5793	object
16	Encounter_Type	5793	object
17	Year	5793	int64
18	state_initial	5793	object
19	GDP_Millions	5793	int64
20	GDP_PerCapita	5793	int64
21	Unemployment_Rate	5793	float64
22	Poverty_Percent	5793	float64
23	Median_household_Income	5793	int64
24	Governor_Name	5793	object
25	Party	5793	object
26	State_Name	5793	object

DATA WRANGLING

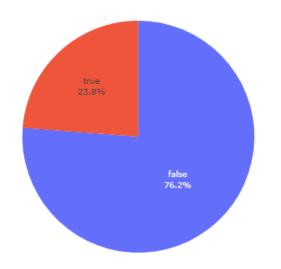
- Se considera que la completitud del dataset en cuanto a sus datos (5793 observaciones) es suficiente y sin errores significativos.
- Respecto a los datos faltantes de los campos "longitude" y "latitude", los mismos se completaron a través de "fillna", con la localización media de cada Estado, para que no se generen distorsiones significativas luego en visualizaciones espaciales.
- No se eliminó ningún campo, por considerarse todos relevantes, ya sea para el EDA o análisis descriptivo, tanto como para los modelos de predicción.
- A los efectos del modelado, se transformaron a "dummies" todos los campos de tipo "object".
- Asimismo, no se consideraron para los modelos las columnas de nombre de la víctima, fecha de muerte y variables relacionadas a la locación, por presenter escasa o nula correlación.



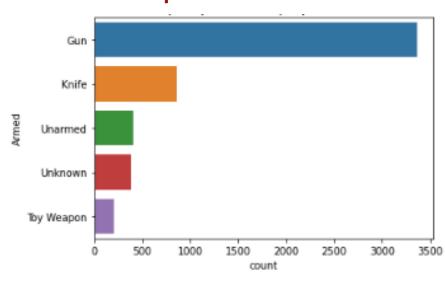
ANALISIS UNIVARIADO



Proporción de civiles con y sin indicios de enfermedad mental



Muertes por tipo de arma que portaba la víctima



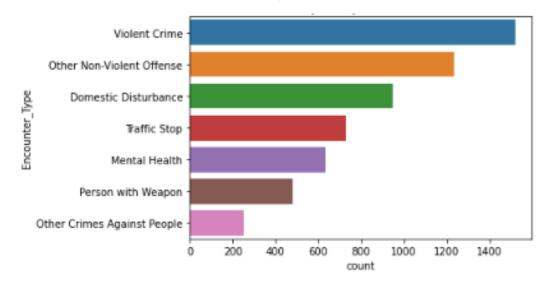
- Según estudios de la NAMI (National Alliance on Mental Illness) en EE.UU. 1 de cada 5 adultos sufre de una enfermedad mental, y 1 de cada 20 sufre una enfermedad mental grave.
- Hay un claro exceso de brutalidad policial en este caso comparando los números, ya que los casos más graves de enfermedad son 5,6% de la población, comparado al 23.8% que se observa que murió a manos de la policía.
- En cuanto a nivel de amenaza de la víctima civil abatida, podemos observer que al menos en 500 casos se poseía arma de juguete o directamente se encontraba desarmada.



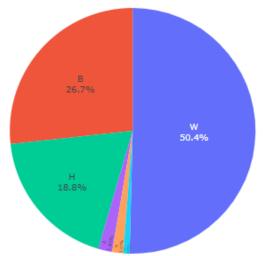
ANALISIS UNIVARIADO

- En cuanto a tipo de incidente, puede observarse en el gráfico de la derecha que los casos de enfermedad mental sumados a los de disturbios domésticos o crímenes no violentos superan ampliamente a los crímenes violentos o civiles armados, lo que representaría, a priori un exceso policíaco el haber resultado muerto el civil involucrado.
- En cuanto al análisis por razas de las víctimas, según un studio de CNN, la etnia "blanca" promedio en EEUU representó en 2020 57,3%, teniendo 50,4% de víctimas civiles por parte de la policía, evidenciando una sub-representación. Por el contrario, la etnia "Negra", con una población promedio del 11,9%, presenta 27,5% de víctimas civiles, en una sobre-representación.

Cantidad de muertes civiles por tipo de encuentro con la policía







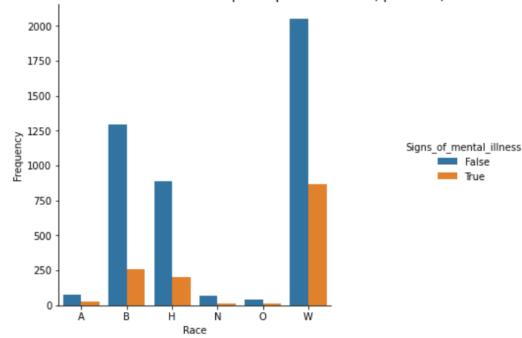




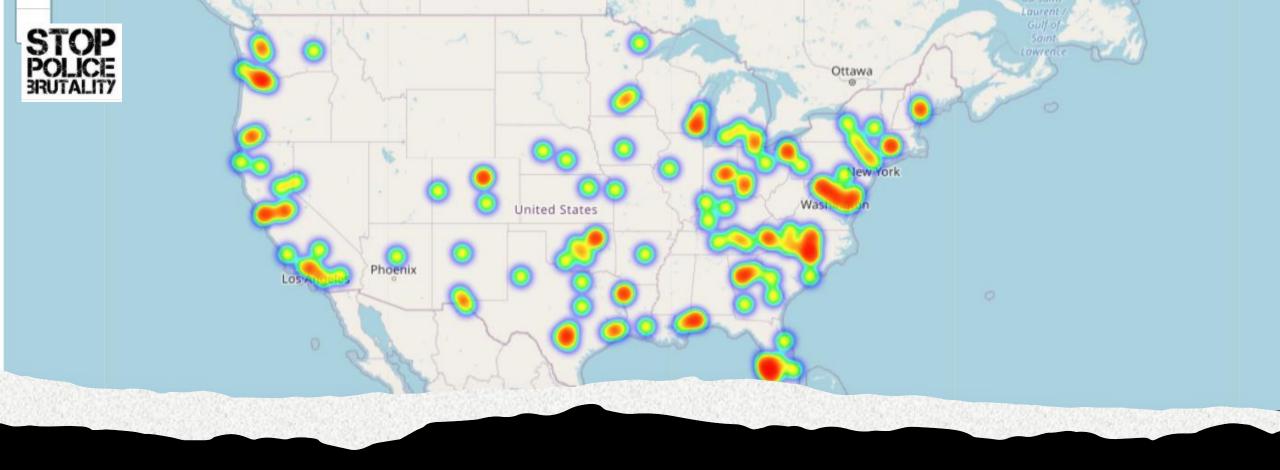
ANALISIS BIVARIADO

• Comparando la cantidad de civiles muertos por raza y signo de enfermedad mental, podemos observar que la proporción de civiles con signos de enfermedad mental al momento de ser abatidos por la policía es mucho mas significativa para la raza blanca y asiática, con casi la mitad de civiles con dichas características.

Presencia de enfermedad mental en civiles abatidos por la policía en USA, por raza, 2015-2020







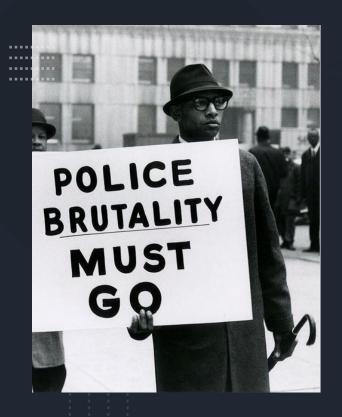
ANÁLISIS MULTIVARIADO

• En la comparativa de muertes por millón por estado, pareciera estar más ligada a cuestiones demográficas de aglomeraciones urbanas, más que por condiciones socioeconómicas, dado que por mas que en las ciudades rurales del interior se da menor nivel económico, son las ciudades costeras de mayor poder adquisitivo las que tienen mayor incidencia de fallecimientos.



ANALISIS MULTIVARIADO

• En cuanto a la correlación de la variable "sings_of_mental_illness", puede observarse que no tiene una fuerte relación, ya sea directa o inversa con ninguna de las demás variables, a diferencia de las variables socioeconómicas, que si demuestran mayor correlación entre ellas.



																	- 4 A
						Map	oa de	corre	elació	n de	varia	bles					
Armed -	1	-0.12	-0.056	-0.031	-0.037	-0.06	-0.16	0.015	-0.09	-0.019	-0.045	0.037	-0.014	-0.008	0.022	0.012	-0.0065
Age -	-0.12	1	-0.005	0.23	0.03	0.11	0.11	-0.051	0.012	-0.057	0.032	-0.062	-0.035	-0.019	0.016	-0.063	0.027
Gender -	-0.056	-0.005	1	-0.052	0.022	-0.059	0.012	0.0009	0.065	0.017	0.0024	-0.026	-0.00061	0.0098	-0.011	0.0021	-0.017
Race -	-0.031	0.23	-0.052	1	0.074	0.14	0.027	-0.09	0.022	-0.05	-0.02	-0.17	-0.13	-0.059	0.0068	-0.11	0.07
State_ID -	-0.037	0.03	0.022	0.074	1	0.034	0.02	-0.026	-0.042	0.0081	0.014	-0.29	-0.00074	-0.14	-0.097	-0.15	0.16
Signs_of_mental_illness -	-0.06	0.11	-0.059	0.14	0.034	1	0.1	0.053	0.023	-0.15	-0.044	0.009	-0.00028	-0.0052	-0.0096	0.015	-0.028
Flee -	-0.16	0.11	0.012	0.027	0.02	0.1	1	0.021	0.043	-0.056	0.044	0.0058	0.025	0.035	-0.011	0.0027	-0.0057
body_camera -	0.015	-0.051	0.0009	-0.09	-0.026	0.053	0.021	1	-0.067	0.02	0.07	0.03	0.079	0.061	-0.067	0.075	-0.032
Official_Disposition -	-0.09	0.012	0.065	0.022	-0.042	0.023	0.043	-0.067	1	0.04	0.015	0.00069	0.0028	0.014	-0.011	0.015	-0.02
Encounter_Type -	-0.019	-0.057	0.017	-0.05	0.0081	-0.15	-0.056	0.02	0.04	1	0.48	-0.016	0.15	0.0024	-0.26	0.088	-0.027
Year -	-0.045	0.032	0.0024	-0.02	0.014	-0.044	0.044	0.07	0.015	0.48	1	0.024	0.43	0.24	-0.45	0.28	-0.046
GDP Millions -	0.037	-0.062	-0.026	-0.17	-0.29	0.009	0.0058	0.03	0.00069	-0.016	0.024	1	0.43	0.21	-0.029	0.47	-0.4
GDP_PerCapita -	-0.014	-0.035	-0.00061	-0.13	-0.00074	-0.00028	0.025	0.079	0.0028	0.15	0.43	0.43	1	0.26	-0.44	0.73	-0.44
Unemployment Rate -	-0.008	-0.019	0.0098	-0.059	-0.14	-0.0052	0.035	0.061	0.014	0.0024	0.24	0.21	0.26	1	0.17	0.13	-0.19
Poverty Percent -	0.022	0.016	-0.011	0.0068	-0.097	-0.0096	-0.011	-0.067	-0.011	-0.26	-0.45	-0.029	-0.44	0.17	1	-0.6	0.23
Median household Income -	0.012	-0.063	0.0021	-0.11	-0.15	0.015	0.0027	0.075	0.015	0.088	0.28	0.47	0.73	0.13	-0.6	1	-0.54
– – Party -	-0.0065	0.027	-0.017	0.07	0.16	-0.028	-0.0057	-0.032	-0.02	-0.027	-0.046	-0.4	-0.44	-0.19	0.23	-0.54	1
	- p	e e	ļ.	- -	- Q	- 52	ų.	ia ,	- u	- -	- JE	- 5	ig.	j.	<u>+</u>	e e	,
	Armed	Age	Sender	Race	State_ID	mental_illness	Flee	oody_camera	Disposition	_Type	Year	Millions	3DP_PerCapita	mployment_Rate	Poverty_Percent	Income	Party
	4		Ø		38	ET.		5	oispo	Encounter		M_ ACC	æ.	nent	A.		
						men		ğ	<u></u>	ncon		당	8	oloyr	overt	ousehold_	
						of.			ij.	ш				emp	2	ons	



ALGORITMOS ELEGIDOS

1) DECISION TREE

- ☐ Max Depth: 20
- ☐ Test = 0.3 / Train = 0.7
- ☐ Random State = 42
- ☐ Criterion = 'Gini'

3) ADABOOST CLASSIFIER

- ☐ Test = 0.3 / Train = 0.7
- ☐ Random State = 96

2) XGBOOST CLASSIFIER

- ☐ Learning Rate = 0.01
- ☐ Test = 0.3 / Train = 0.7
- ☐ Random State = 42
- ☐ n_estimators= 20
- ☐ Seed = 42







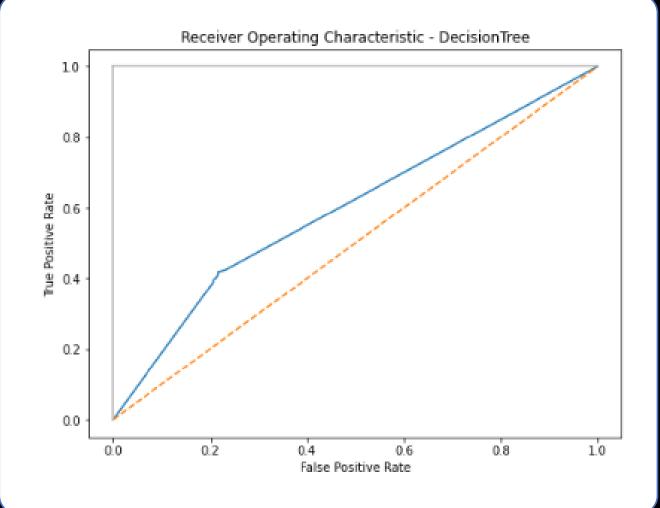
	precision	recall	f1-score	support				- 1000
0	0.80	0.79	0.80	1316	0			-900 -800
1	0.38	0.39	0.38	422				- 700 - 600
accuracy			0.70	1738	-			- 500 - 400
macro avg	0.59	0.59	0.59	1738	-			- 300
weighted avg	0.70	0.70	0.70	1738		0	•	- 200

- Como puede observarse, el modelo presenta una significativamente mayor precisión para detectar casos "False" en cuanto a la variable de enfermedad mental de las victimas. Partiendo de métricas de infalibilidad (F1) de 0.81 para sin enfermedad mental y 0.36 con enfermedad mental. Las métricas de precisión y recall, en el mismo sentido, otorgan mayor predictibilidad cuando la variable en cuestión es false. De hecho, se dan resultados casi idénticos para "false" partiendo de un caso real (0.79) que deduciendo a partir de las variables independientes (0.80). Para casos "true", se da a la inversa.
- En cuanto al accuracy, la precisión del modelo es del 70%.
- Esto pudiera significar que el modelo puede ser efectivo para determinar, una vez que haya fallecido un civil, si no se conoce el dato concreto, las probabilidades de que no haya sufrido una enfermedad mental en el momento de ser abatido por la policía, pero no para poder predecir precondiciones de enfermedades mentales a los efectos de diseñar políticas públicas.



ALGORITMO: DECISION TREE – CURVA ROC

• Calculando la Curva ROC y su AUC score, podemos determinar que el modelo tiene un 55% de probabilidad de que distinga entre presencia o ausencia de enfermedad mental de las víctimas civiles.

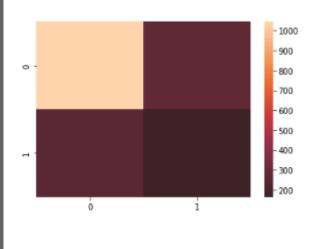




ALGORITMO: DECISION TREE - AJUSTE 10 VARIABLES

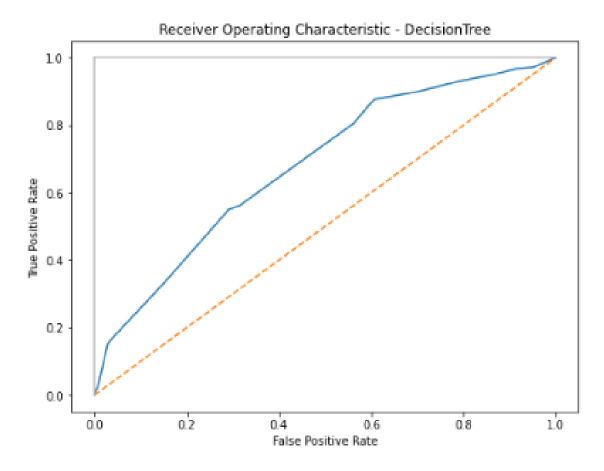
• Al ajustarse por las 10 principales variables en preponderancia, se puede obtener un "accuracy" mayor, del 77%, así como también una mejoría en la precisión de F1 score para los casos negativos (0.86), sin embargo, empeoran aún más la precisión para detectar casos verdaderos de presencia de enfermedad mental, reforzando lo mencionado anteriormente.

Age	0.228791
Encounter_Type	0.114018
Armed	0.084777
Median_household_Income	0.074003
GDP_Millions	0.072676
Flee	0.061056
Unemployment_Rate	0.059143
State_ID	0.055763
Poverty_Percent	0.051630
GDP_PerCapita	0.050867



	precision	recall	f1-score	support
8	0.78	0.97	0.86	1316
1	0.61	0.16	0.25	422
accuracy			0.77	1738
macro avg	0.69	0.56	0.56	1738
weighted avg	0.74	0.77	0.72	1738





ALGORITMO: DECISION TREE - CURVA ROC - AJUSTADO

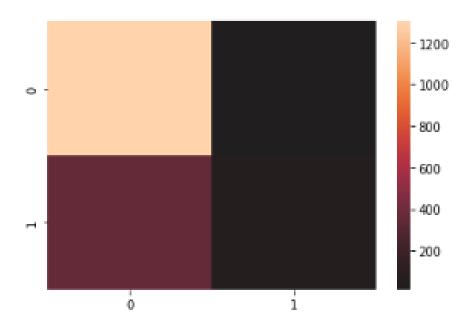
 Calculando la Curva ROC y su AUC score, podemos determinar que el modelo tiene un 68% de probabilidad de que distinga entre presencia o ausencia de enfermedad mental de las víctimas civiles.



ALGORITMO: XGBOOST CLASSIFIER

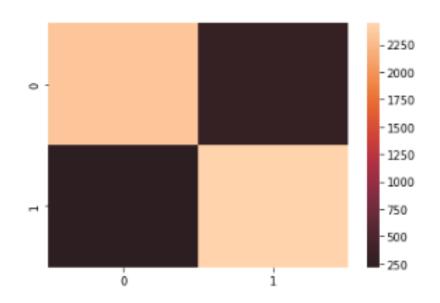
 Utilizando los datos base, notamos que algoritmo (XGBoost) mejora métricas respecto al Decision Tree, aumentando su "accuracy" y la capacidad de predecir negativos verdaderos. Sin embargo, disminuye la capacidad detectar positivos verdaderos, y aumenta considerablemente la capacidad de predecir falsos positivos, en cuyo caso pueden mal direccionarse recursos programas destinados a personas con problemas mentales cuando en realidad no lo son. **Procederemos** ajustar los hiperparámetros.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.78	0.99	0.87	1316
1	0.81	0.13	0.22	422
accuracy			0.78	1738
macro avg	0.79	0.56	0.55	1738
weighted avg	0.79	0.78	0.71	1738





	precision	recall	f1-score	support
False	0.91	0.88	0.90	2634
True	0.89	0.92	0.90	2666
accuracy			0.90	5300
macro avg	0.90	0.90	0.90	5300
weighted avg	0.90	0.90	0.90	5300



XGBOOST CLASSIFIER CON HIPERTURNNING

• Como puede observarse, las métricas del XBOOST ajustado presentan ratios más equilibrados, entre la predicción de positivos y negativos en cuanto a presencia de indicadores de enfermedad mental en víctimas civiles abatidas por la policía. Sobre todo, cabe destacar que la métrica de detección de casos positivos (recall = 0.90) es significativamente superior a la obtenida por el algoritmo decision tree, inclusive con parámetros ajustados de este último.



No Hiperparameter

Hiperparameter – Random Forest

	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support
False	0.80	0.95	0.87	1105	False	0.80	0.93	0.86	1105
True	0.60	0.25	0.35	344	True	0.52	0.24	0.33	344
accuracy			0.78	1449	accuracy			0.77	1449
macro avg	0.70	0.60	0.61	1449	macro avg	0.66	0.59	0.59	1449
weighted avg	0.75	0.78	0.75	1449	weighted avg	0.73	0.77	0.73	1449

ADABOOST CLASSIFIER + Hyperparameter Random Forest

• Tanto el ADABOOST CLASSIFIER estándar como en la aplicación del hiperparámetro se observan conclusions similares a las del XGBOOST sin ajustar, no siendo los más eficientes para predecir la presencia de enfermedad mental en las víctimas civiles y con altos indicadores de falsos positivos.



MÉTRICAS FINALES DEL MODELO OPTIMIZADO

 En cuanto a la comparativa final de los dos modelos desarrollados, notamos significativamente más preciso el XGBOOST para predecir si un civil abatido por la policía presenta indicios de enfermedad mental en EEUU. Solamente se observa como más preciso al Decision tree en el indicador de "precisión", pero haciendo referencia a la positividad de predicción de casos negativos, cuando en realidad la motivación primigénea del análisis implica detectar positivos verdaderos para poder tomar acciones en formas de políticas públicas y prevenir la ocurrencia de estas muertes evitables.

Métricas Iniciales DecisionTree:

Accuracy: 0.6956

Precisión: 0.7941

Sensibilidad: 0.8020

Especificidad: 0.3770

F1 score: 0.7980

Métricas Iniciales XGBoost:

Accuracy: 0.7808

Precisión: 0.9901

Sensibilidad: 0.7798

Especificidad: 0.8060

F1 score: 0.8724

Métricas DecisionTree con Hipertunning:

Accuracy: 0.7710

Precisión: 0.9666

Sensibilidad: 0.7823

Especificidad: 0.6071

F1 score: 0.8647

Métricas XGBoost con Hypertunning:

Accuracy: 0.9015

Precisión: 0.8850

Sensibilidad: 0.9141

Especificidad: 0.8898

F1 score: 0.8993

FUTURAS LÍNEAS

Como posibilidad de mejora creemos que ahondar en mayor cantidad de modelos pudiera abordar a conclusions aún mas precisas, así como también incluir datos de otros años o de casos donde el encuentro entre el civil y la policía no terminó con la muerte del civil, ampliaría la posibilidad de identificar las situaciones y las características donde se la vida humana es salvada.

