Brahayan Stiven Gil Henao

Jhon Alexander Bedoya Carvajal

Sebastián Salamanca Mendez

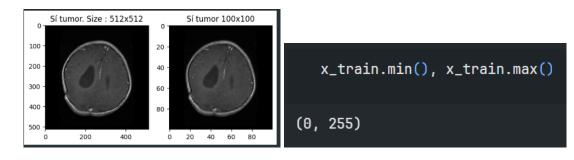
Ana María Ospina Arredondo.

## **INFORME SALUD**

#### 1. Diseño de solución:

- Todas las IMR hechas por el hospital se dejan en una base de datos dentro del servidor con el número de documento de cada paciente.
- Todos los días a las 6:00 am se programa la ejecución automática del modelo para predecir cuáles pacientes tienen o no un tumor.
- Con esta información se envían correos automáticamente informando a los pacientes de los resultados de las IMR, también se informa al paciente las precauciones necesarias en caso de tener un tumor.
- Los pacientes serán clasificados como que tienen un tumor si tienen una probabilidad mayor del 98%, los que tengan una probabilidad inferior del 2% serán clasificados como no tumor y los demás serán revisados manualmente en orden de la probabilidad.
- Semanalmente se entrenará el modelo con imágenes nuevas de la nueva semana.

## 2. Exploración y preprocesamiento:



En la exploración de las dimensiones de las imágenes encontramos que el valor máximo de los canales es de 255, por los que se hizo la estandarización con este valor.

# 3. Modelos:

## **Random Forest Classifier**

Se importaron los datos ya estandarizados para empezar a evaluar y comparar modelos. En primera instancia se realiza un modelo de Random Forest Classifier, el cual no muestra un desempeño muy bueno dado que la clase 1 en los datos de prueba decae a un 59% en el recall.

	Т	RAIN		
	precision	recall	f1-score	support
9	0.76	1.00	0.86	2864
1	1.00	0.78	0.87	4089
accuracy			0.87	6953
macro avg	0.88	0.89	0.87	6953
weighted avg	0.90	0.87	0.87	6953

TEST							
	precision	recall.	f1-score	support			
0	0.63	1.00	0.78	716			
1	1.00	0.59	0.74	1021			
accuracy			0.76	1737			
macro avg	0.82	0.80	0.76	1737			
weighted avg	0.85	0.76	0.76	1737			

#### Red Neuronal Estándar

Buscando tener un modelo con mejor desempeño, se decide usar una red neuronal estándar con el AUC como la métrica a optimizar, dado que nos interesa predecir bien tanto las personas que tienen tumor como las que no lo tienen.

55/55		<b>— 1s</b> 7ms/	step		
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.70	0.99	0.82	716	
1	0.99	0.71	0.83	1021	
accuracy			0.83	1737	
macro avg	0.85	0.85	0.83	1737	
weighted avg	0.87	0.83	0.83	1737	

Al analizar las métricas, se nota un claro aumento en el desempeño del modelo respecto al Random Forest. De las personas que sí tienen tumor, este modelo es capaz de predecir correctamente el 71%. Además, las predicciones de este modelo son erróneas solo en el 1% de los casos de predicciones para pacientes que sí tienen tumor.

## **Red Neuronal Convolucional**

Buscando mejorar aún más el desempeño de nuestras predicciones, se decidió realizar también una Red Neuronal Convolucional, en la que se observó una mejora considerable en el rendimiento general.

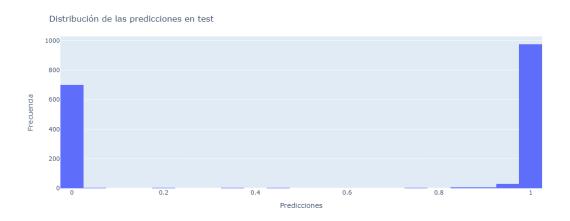
55/55		<b>- 1s 17m</b> s	/step	
	precision	recall	f1-score	support
9	0.94	0.99	0.97	716
1	0.99	0.96	0.97	1021
accuracy			0.97	1737
macro avg	0.97	0.97	0.97	1737
weighted avg	0.97	0.97	0.97	1737

Este modelo logró predecir correctamente el 96% de los casos positivos de tumores cerebrales y obtuvo un 99% de precisión general en sus predicciones para la clase positiva. En otras palabras, el modelo solo se equivocó en el 1% de las predicciones realizadas para las personas que sí tienen tumor, lo que sugiere una alta precisión en la detección de pacientes con tumores cerebrales.

Finalmente, se optó por seleccionar la red convolucional debido a su sólido rendimiento en las predicciones y la naturaleza compleja del problema en cuestión.

Aunque no se observa sobre ajuste en el modelo y el rendimiento es muy bueno, se decide aplicar optimización de hiper parámetros. Debido a la naturaleza compleja y delicada del problema en cuestión, cualquier décima en que pueda mejorarse el rendimiento es crucial. En el siguiente apartado, analizamos el modelo resultante de la optimización de hiper parámetros.

#### Análisis del modelo:

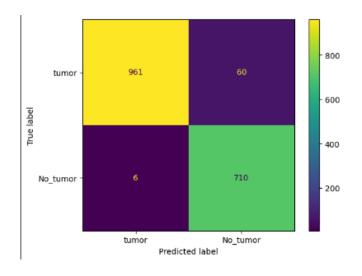


Al observar la distribución de las predicciones, se constata que se concentran en los valores extremos. Como consecuencia, se toma la decisión de adoptar un enfoque riguroso en las decisiones, en el que se clasifique con mucha seguridad. Se decide clasificar como "sí tumor" únicamente si la probabilidad es igual o mayor al 98%, y como "no tumor" si la probabilidad es igual o menor al 2%.

Con este enfoque, con mucha seguridad, el modelo clasifica como que no tiene tumor el 40.07% y como que sí tienen tumor el 55.67%. El restante 4.26% de las personas evaluadas, se selecciona para una revisión manual por parte de especialistas, en función del orden de probabilidad predicha de tener un tumor, dado que es crítico tanto evitar informar erróneamente la presencia de un tumor como omitir su detección.

Dicho lo anterior, es claro que con esta solución ahora los médicos a cargo de revisar las resonancias magnéticas solo tendrán que revisar el aproximadamente el 4.26% de estas, disminuyendo en gran medida la ocupación de los profesionales, el tiempo en el que se le da el diagnóstico al paciente y también altos costos para la organización de salud.

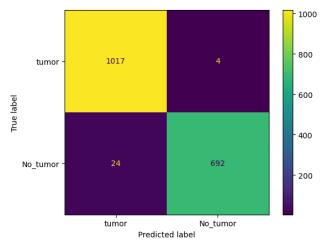
Análisis de los que sí tienen tumor.



	precision	recall	f1-score	support
0	0.92	0.99	0.96	716
1	0.99	0.94	0.97	1021

De las personas que sí tienen tumor, el modelo es capaz de predecir correctamente el 94%. De todas las predicciones obtenidas con el modelo para la clase positiva, solo son erróneas el 1%. Dicho lo anterior, podemos estar muy seguros de las clasificaciones que se le dan a las personas con tumor. El 6% de error que se tiene en el recall, podría ser de pacientes con probabilidades muy cercanas a 98%, ya que son probabilidades altas y que tenderían a clasificarse como positivas, pero no lo suficiente como para que el modelo las clasifique como positivo para tumor dado el threshold definido.

# Análisis de los que sí tienen tumor.



P	recision	recall	f1-score	support
0	0.99	0.97	0.98	716
1	0.98	1.00	0.99	1021

De las personas que no tienen tumor, el modelo es capaz de predecir correctamente el 97%. De todas las predicciones obtenidas con el modelo, el 1% es erróneo. Con lo anterior podemos estar muy seguros de las clasificaciones que se le dan a las personas sin tumor. El 3% de error que se tiene en el recall, podría ser de pacientes con probabilidades muy cercanas a 2%, ya que son probabilidades bajas y que tenderían a clasificarse como negativas, pero no lo suficiente como para que el modelo las clasifique como negativo para tumor dado el threshold definido.

## 4. Despliegue:

En el despliegue, se decide que es crucial no solo clasificar rápidamente las resonancias magnéticas, sino también informar a los pacientes de manera oportuna para que tomen las medidas necesarias y se eviten riesgos que puedan amenazar tanto su propia vida como la de otras personas en caso de que se detecte un tumor. En consecuencia, se opta por enviar correos electrónicos automáticos a los pacientes con la clasificación de los resultados, los pasos a seguir y las precauciones necesarias según corresponda a su situación.

El despliegue se programará para ejecutarse diariamente a las 6 AM a través del script 4.despliegue.py, utilizando las imágenes adquiridas el día anterior para generar predicciones del nuevo día. Esto permitirá que las personas revisen sus correos electrónicos con los resultados y tomen las acciones y precauciones pertinentes mientras se les notifica la fecha de su cita con el especialista. Los resultados se almacenarán en una carpeta en el servidor, a la que los especialistas tendrán acceso. A continuación se presentan ejemplos de los resultados obtenidos:

Paciente *	Clase	Ţ	Mensaje	Probabilid: *
Tr-me_0669	1. Revisión manu	ual	Su resonancia magnética ha arrojado resultados que requieren una revisión manua	97.93%
Te-pi_0277	1. Revisión manu	ual	Su resonancia magnética ha arrojado resultados que requieren una revisión manual	97.93%
Tr-no_0209	1. Revisión manu	ual	Su resonancia magnética ha arrojado resultados que requieren una revisión manual	97.93%

Paciente 🔻	Clase	Ţ	Mensaje v Probabilid v
No16	2. Tumor		Nos entristece informarle que hemos detectado ciertas anomalías en su resonancia 100.0%
Te-me_0085	2. Tumor		Nos entristece informarle que hemos detectado ciertas anomalías en su resonancia 100.0%
Te-me_0046	2. Tumor		Nos entristece informarle que hemos detectado ciertas anomalías en su resonancia 100.0%

Paciente 🔻	Clase	<b>.T</b>	Mensaje 🔻	Probabilid: *
Y9	3. No tumor		¡Buenas noticias! Su resonancia magnética no muestra presencia de ningún tumor.	1.83%
Tr-no_0137	3. No tumor		¡Buenas noticias! Su resonancia magnética no muestra presencia de ningún tumor.	1.8%
Tr-no_0376	3. No tumor		¡Buenas noticias! Su resonancia magnética no muestra presencia de ningún tumor.	1.7%