

Detección de tumores cerebrales en imágenes magnéticas por medio de redes neuronales.

Hernández L.

1819111

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ciencias Físicas Matemáticas

Maestría en Ciencias de datos

Resumen

Un tumor cerebral es aquella presencia de masa de células que crece dentro del cerebro o cercano a este. Para su correcta y oportuna detección es necesario la exploración física y neurológica, por medio de un examen clínico en caso de que se presenten signos y síntomas en el paciente. La exploración básica incluye conocer aspectos como los movimientos de los ojos, visión, oído, reflejos, coordinación y sentidos entre otros, también otra forma de detección es por medio de pruebas radiológicas, estas son por medio de imágenes que ayuda a determinar el tamaño, la zona afectada y el número de lesiones. Por medio de este documento se propone una técnica que servirá de guía para la detección de tumores cerebrales por medio de una clasificación de imágenes y usando redes neuronales.

I. INTRODUCCIÓN

En el mundo, la mayor incidencia de tumores de cerebro se da entre personas de 60 años; en México la media de edad es de 45 años, afirmó Aliesha González Arenas, investigadora del Instituto de Investigaciones Biomédicas (2020). La sociedad americana del cáncer define los tumores cerebrales como un problema de salud importante, caracterizado por el crecimiento anormal del tejido cerebral que altera la función cerebral normal. Estos tumores se pueden clasificar en los siguientes tipos:

- **Cáncer primario:** El cáncer cerebral primario se origina en el propio cerebro, mientras que el cáncer cerebral secundario, o metástasis cerebral, se produce cuando células cancerosas de otras partes del cuerpo se propagan al cerebro. Si bien los tumores cerebrales primarios son relativamente raros, los secundarios son más comunes debido a la mayor prevalencia de cánceres que pueden hacer metástasis. Los tumores cerebrales primarios pueden clasificarse en varios subtipos, entre ellos:
 - Gliomas: Esta categoría abarca tumores que surgen de las células gliales, estas celulas ayudan a que el cerebro funcione de forma correcta, con subtipos como astrocitomas, que son aquellos tumores que nacen de las células llamadas astrocitos, que normalmente ayudan a proteger y alimentar a las neuronas, oligodendroglomas, que son aquellos tumores que crecen a partir de otras células que envuelven las neuronas para que los impulsos eléctricos viajen rápido por el cerebro y el glioblastoma multiforme (GBM), que son tumores altamente agresivo, que es el tipo de astrocitoma más frecuente. Los gliomas representan una proporción significativa de los tumores cerebrales primarios. Un ejemplo de una imagen de este tipo se encuentra en la Figura 1.
 - Meningiomas: Estos tumores se desarrollan a partir de las meninges, las capas protectoras que rodean el cerebro y la médula espinal, y generalmente se consideran benignos ya que no crecen directamente en el cerebro, sino en las membranas que lo recubren. Sin embargo, si se hacen muy grandes, pueden presionar el cerebro y causar síntomas como dolores de cabeza, problemas de visión o dificultad para mover partes del cuerpo. Un ejemplo de una imagen de este tipo se encuentra en la Figura 2.
 - Meduloblastomas: Los meduloblastomas, que se presentan con frecuencia en niños pero también puede aparecer en adultos, son tumores malignos que pueden propagarse a través del líquido cefalorraquídeo y requieren tratamiento inmediato. Este tipo se forma en el cerebelo, la parte del cerebro que controla el equilibrio, la coordinación y algunos movimientos. Un ejemplo de una imagen de este tipo se encuentra en la Figura 3
- **Secundarios:** Un tipo de cáncer secundario se produce cuando las células cancerosas de otras partes del cuerpo se propagan al cerebro, creando estos tumores, es decir, que el tumor no se originó en el lugar donde

se encuentra, sino que se propagó desde otra parte del cuerpo. Este proceso, conocido como metástasis, implica que las células cancerosas se desprenden del tumor original y viajan a través del torrente sanguíneo o el sistema linfático para formar nuevos tumores en el cerebro, por ejemplo , cuando existe cancer de mama o cancer de pulmón, las celulas cancerigenas pueden viajar por el torrente sanguíneo o por medio del sistema linfático.

II. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Dentro de los síntomas de un tumor cerebral se encuentran dolores de cabeza persistentes, alteraciones visuales, dificultades del habla, pérdida de memoria y cambios de personalidad, pero para su correcto diagnóstico se pueden realizar estudios de imagen como la resonancia magnética, que muestra imágenes detalladas del cerebro pero también pueden ser complejas debido a la compleja estructura del cerebro.

Dado que muchos tumores cerebrales pueden imitar otras afecciones, un diagnóstico preciso es fundamental para una planificación eficaz del tratamiento con lo que se garantiza un mejor pronóstico y calidad de vida.

III. SOLUCIÓN PROPUESTA

Para abordar la problemática identificada, se propone una metodología basada en el análisis de imágenes y la aplicación de modelos de redes neuronales para determinar si una resonancia magnética cerebral es categorizada con algún tipo de tumor. La correcta identificación del tumor permitirá detectar un pronóstico más rápido y ser utilizada como herramienta para que el médico tome las medidas que el considere necesarias y de un correcto tratamiento de acuerdo a su experiencia y conocimiento.

IV. METODOLOGÍA

La solución se basa en un análisis de imágenes y técnicas convolucionales utilizando medidas descriptivas y redes neuronales Los pasos a seguir incluyen:

- Análisis exploratorio de datos (EDA):

Se extraen las imágenes de las resonancias magnética, ya antes clasificadas por un grupo de expertos. Después se analizan las características en particular de cada tipo de cáncer y posteriormente se analiza toda la información en conjunto, los datos que serán para entrenar la red neuronal y los que servirán de prueba.

- Datos de entrenamiento y prueba:

Se define el grupo de imágenes que fungen como entrenamiento y aquellos que fungen como prueba

- Entrenamiento de la red neuronal: Se aplicará una red neuronal convolucional para extraer las características de la imagen.

- Evaluación del modelo:

Se define la precisión del modelo para determinar que tan eficiente es.

- Validación y recomendaciones:

Se comparará los resultados obtenidos vs lo datos reales para analizar su impacto

Herramientas y recursos Para la implementación de la solución, se utilizarán las siguientes herramientas:

Lenguaje de programación: Python (pandas, statsmodels, sklearn).

Fuentes de datos: Conjunto de datos de imágenes clasificadas por tipo de tumor primario.

Impacto esperado Con la implementación de este modelo, se espera: Ser una herramienta que acompañe a los médicos profesionales para la detección de un tipo de tumor cerebral

V. ANÁLISIS DE RESULTADOS

0.1. ANÁLISIS EXPLORATORIO

Para comenzar con el análisis, se realizó primero un análisis exploratorio de las imágenes magnéticas, en la Figura 4 se puede observar una muestra de los 4 tipos de imágenes que se tienen, a simple vista podremos detectar

características más resaltantes entre tipos de tumores, por ejemplo, la imagen categorizada como sin tumor a diferencia de las que se categorizan como un tumor meningioma, el absceso dentro de la imagen magnética es bastante destacable.

Después se procede a cambiar las imágenes en escala de blanco y negro para poder determinar más a detalle las características, tal y como se muestran en Figura 5 , esto ayuda a detectar más las forma de las imágenes, se destaca con mayor detalle donde está el tumor en cada uno de los tipos.

También con la técnica anterior se detectó que existen espacios vacíos fuera de la imagen magnética que no aportan nada, por lo que se emplea la técnica de convex hull, representada en la Figura 6, que ayuda a detectar bordes, además con esta misma técnica se pueden detectar contornos tal y como se muestran en la Figura 7.

Con el análisis anterior, se procede a detectar la imagen, detectando los contorno de la misma, los puntos externos del cerebro para poder delimitar la imagen magnética. Esto está representado para cada tipo de tumor desde la figura 8 a la 11.

0.2. DATOS DE ENTRENAMIENTO Y PRUEBA

Una vez explorando las imágenes se procede analizar los datos para separarlos en entrenamiento y prueba, en la Figura 12 se muestran como están distribuidos los datos que se emplearan para probar los datos, mientras en Figura 13, son los datos que se emplearan para el proceso de entrenamiento.

0.3. ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

Para el primer modelo, se utilizó una red neuronal convolucional, en la que se obtiene un filtro de 3x3 para recorrer la imagen e ir detectando patrones y se utiliza la siguiente función de activación:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

Esto con el fin de evitar valores negativos y que el gradiente descendente tenga valores más grandes, lo que le permite al modelo aprender más rápido. También se emplea la regularización Ridge, esto ya que, los pesos que se les asigna a los atributos del modelo determinan la importancia de cada conexión entre neuronas. Si estos pesos son demasiado grandes, la red puede sobreajustarse.

La función de costo de Ridge Regression es:

$$J(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - X_i\beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2$$

Donde:

- $J(\beta)$ → Función de costo.
- $\sum_{i=1}^n (y_i - X_i\beta)^2$ → Error cuadrático.
- $\lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2$ → Penalización L_2 (evita sobreajuste).
- λ → Parámetro que controla la penalización.

Para la segunda capa del modelo, se reduce la imagen a la mitad, esto utilizando:

```
layers.MaxPooling2D((2, 2))
```

También se aplica la función de activación relu.

Para la tercera capa, de igual forma se aplica una reducción a la imagen y una función ReLu, para posteriormente en la última capa se aplica una función softmax:

La función Softmax es utilizada en clasificación para convertir un conjunto de valores en probabilidades. Se define como:

$$\sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^n e^{z_j}}$$

donde:

- $\sigma(z)_i$ representa la probabilidad asignada a la clase i .
- z_i es la entrada en la posición i antes de aplicar Softmax.
- e^{z_i} es la exponencial del valor z_i , garantizando que todos los valores sean positivos.

- $\sum_{j=1}^n e^{z_j}$ es la suma de todas las exponentes, normalizando los valores para que formen una distribución de probabilidad.

Propiedades de Softmax:

- Convierte cualquier conjunto de valores en probabilidades (todas las salidas estarán en el rango (0, 1)).
- La suma de todas las probabilidades será igual a 1.
- Es útil en clasificación multiclase para determinar la probabilidad de pertenencia a cada categoría.

0.4. EVALUACIÓN DEL MODELO

Realizando el modelo se obtuvo un .99 porciento de precisión en el entrenamiento y en la validación de la validación se obtuvo un .42 por ciento, esto lo podemos observar en la Figura 15, en donde se observa como la linea de entrenamiento muestra niveles excelentes donde pareciera que el modelo hace una correcta clasificación, sin embargo, al ver la precisión de la validación con niveles de 0.42 por ciento, nos indica que el modelo está sobre ajustado, es decir, que aprendió y memorizó tan bien los patrones de las imágenes de entrenamiento, que al ingresar nuevas imágenes no logra distinguirlas. Para visualizar este tipo de diferencias, tenemos la matriz de confusión en la Figura 16 , donde observamos que la mayoría de los casos los predice de manera correcta, sin embargo, le cuesta cuando se trata de distinguir entre una imagen con un tumor meduloblastoma y un tumor meningioma. Los casos más alarmantes los podemos observar en Figura 17, donde la imagen (1,3) es de los peores casos, ya que, que predice que no tiene un tumor y la realidad es que tiene un tumor meningioma.

0.5. MEJORAS DEL MODELO

Los errores antes detectados pueden ir relacionados a diferentes situaciones, es por eso que se decide crear una serie de mejoras.

1. Transformar las imágenes, se porcede a cambiar las imágenes para tener mayor variedad de una misma imagen, estos cambios van como desde un acercamiento a la imagen, una rotación, etc.
2. Cambiamos el número de capas que se tenía en la neurona, dejando solo la capa inicial, una capa profunda y una capa final.
3. Bajamos la tasa de aprendizaje.

La comparación entre los modelos, se pueden observar en el Cuadro 1.

0.6. VALIDACIÓN

Por último, gracias a los resultados obtenidos, se decide tomar el mejor modelo al 1, pues a pesar de no tener la mejor validación, cuenta con la presición más alta que tiene en el entrenamiento.

Sin embargo, este modelo puede ser un prototipo, ya que se requeriría mayor conjunto de imágenes para dar una mejor presición.

CONCLUSIONES FINALES

El uso de la tecnología y herramientas de machine learning pueden emplearse como apoyo en profesiones de diferentes índoles, tal y como en áreas de la salud.

Aunque aún existen desafíos en su implementación ya que el riesgo de sesgo en los modelos y la interpretación de los resultados para la toma de decisiones clínicas conlleva una enorme responsabilidad tal y como se analizó dentro del documento.

Apesar de ello, el uso de Machine Learning puede ser una herramienta muy útil para el análisis de imágenes médicas, proporcionando herramientas más precisas para el diagnóstico y pronóstico de enfermedades. A medida que surgen nuevas investigaciones y avanza la tecnología y se pueden resuelven desafíos que incluyan el correcto uso de estas herramientas y sean útiles en aplicaciones, como en este caso en la medicina para beneficiar tanto a profesionales de la salud como a los pacientes.

Referencias

- Hernández M. (2020, 24 de Agosto). Hay 300 mil casos nuevos de tumores cerebrales cada año. *GACETA UNAM*. <https://www.gaceta.unam.mx/hay-300-mil-casos-nuevos-de-tumores-cerebrales-cada-ano/>
- IMMS. (2014). "Guía de Práctica Clínica Tratamiento del Glioma Cerebral de alto grado. Astrocebral de alto grado (Astrocitomaoligodendrogioma III- oligodendrogioma III-IV) en el Adulto."
- Touretzky T. K. Leen (Eds.) "Advances in neural information processing systems: vol. 7" (pp. 497–504). Cambridge (MA): MIT Press.
- Mayo Clinic. (2025) "Brain Metastases". <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/brain-metastases/symptoms-causes/syc-20350136>
- Smithuis , R. (2008) "Systematic Approach to Brain Tumors". <https://radiologyassistant.nl/neuroradiology/brain-tumor/systematic-approach>
- Dana Farber. (2025). "How We Treat Brain Tumors". <https://www.dana-farber.org/cancer-care/types/brain-tumors/treatment>
- Piñeiro R. (2020, 15 de enero). Clase Dr. Rafael Piñeiro Retif - Tumores de SNC en Adulto | Medicina Interna [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=v0tF7oF8-64>

Índice de figuras

1.	Imagen magnética de tumor cerebral primario tipo Glioma	7
2.	Imagen magnética de tumor cerebral primario tipo Meningiomas	8
3.	Imagen magnética de tumor cerebral primario tipo Meduloblastomas	9
4.	Tipo de tumores	10
5.	Tipo de tumores en blanco y negro	11
6.	Detección de contornos en las imágenes	12
7.	Detección de formas por imagen magnética	13
8.	Detección de formas en una imagen magnética sin tumor	14
9.	Detección de formas en una imagen magnética de un tumor glioma	15
10.	Detección de formas en una imagen magnética de un tumor meningioma	16
11.	Detección de formas en una imagen magnética de un tumor meduloblastoma	17
12.	Distribución de los datos de prueba	18
13.	Distribución de los datos de entrenamiento	19
14.	Arquitectura de la red neuronal	20
15.	Entrenamiento del modelo	21
16.	Matriz de confusión del modelo incial	22
17.	Predicciones y etiqueta real de la imagen magnética.	23

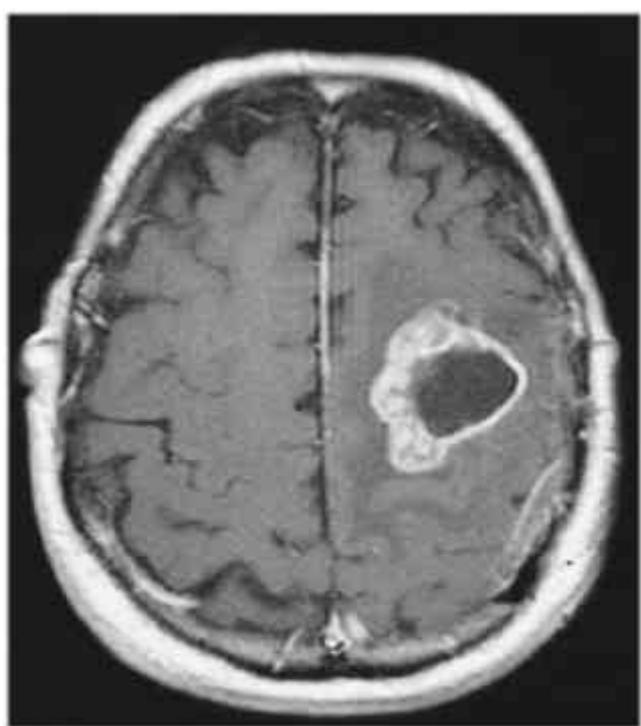


Figura 1: Imagen magnética de tumor cerebral primario tipo Glioma

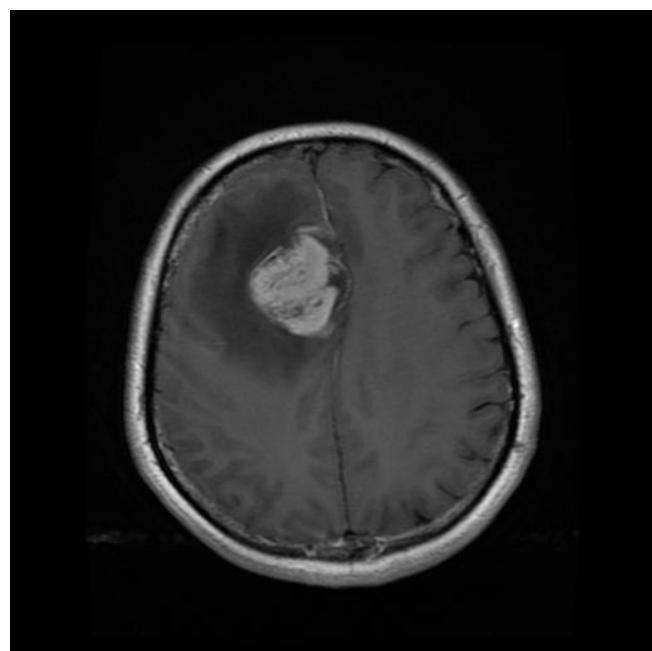


Figura 2: Imagen magnética de tumor cerebral primario tipo Meningiomas

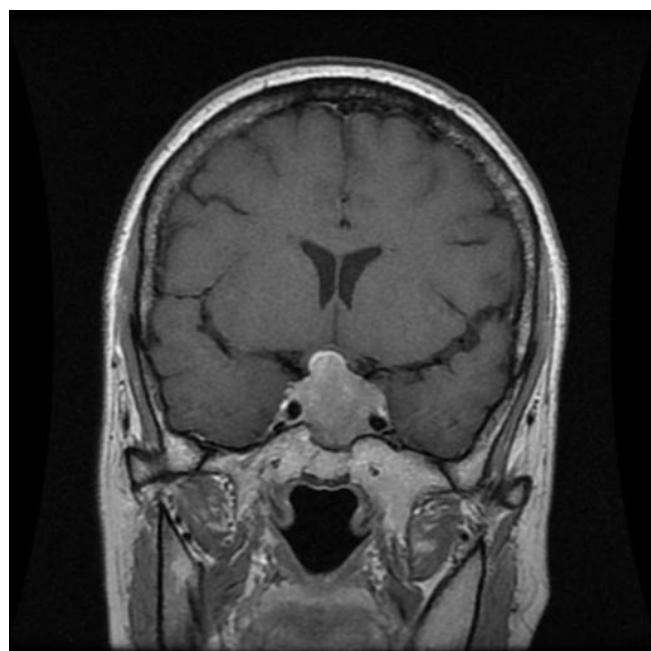


Figura 3: Imagen magnética de tumor cerebral primario tipo Meduloblastomas

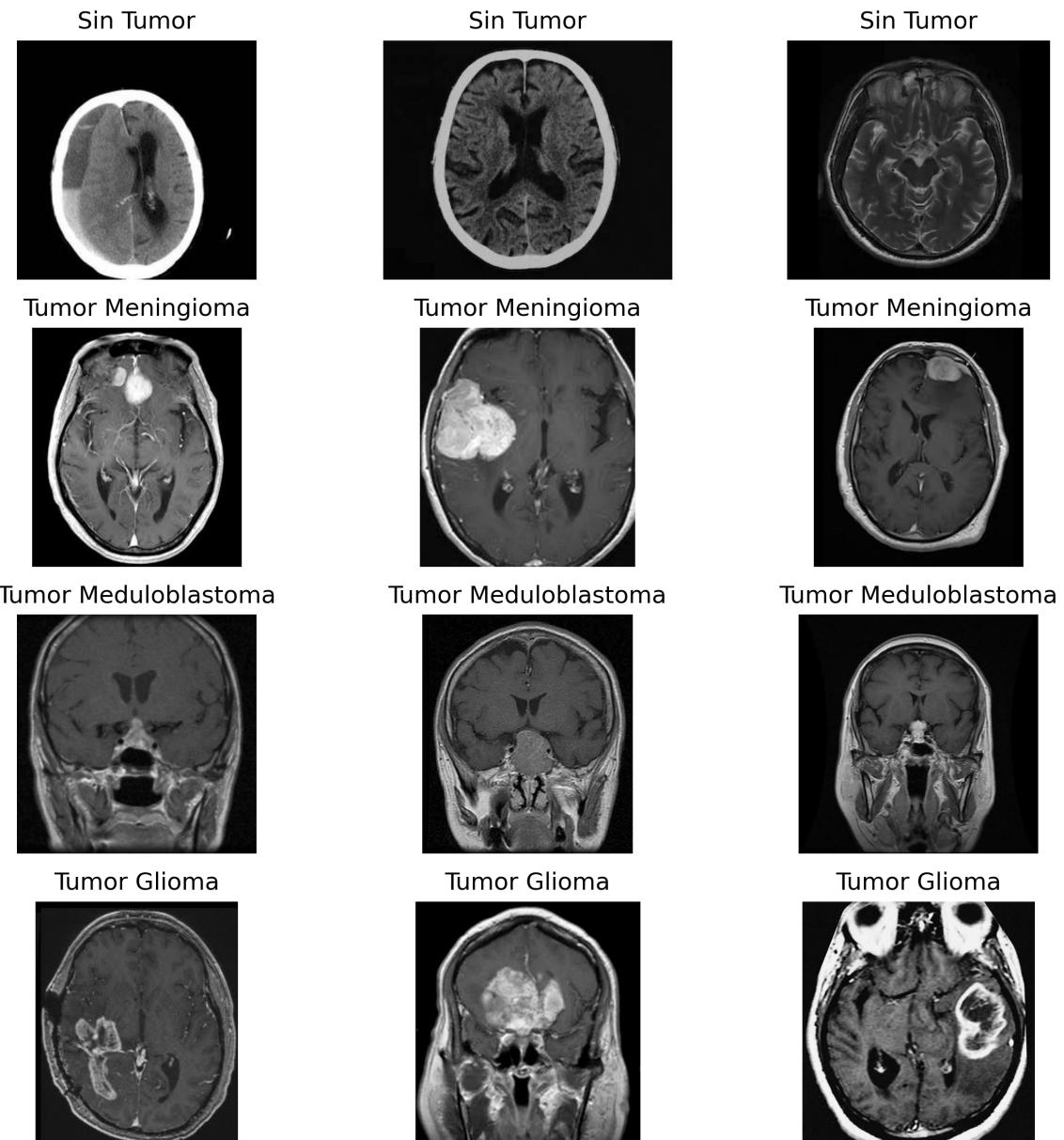


Figura 4: Tipo de tumores

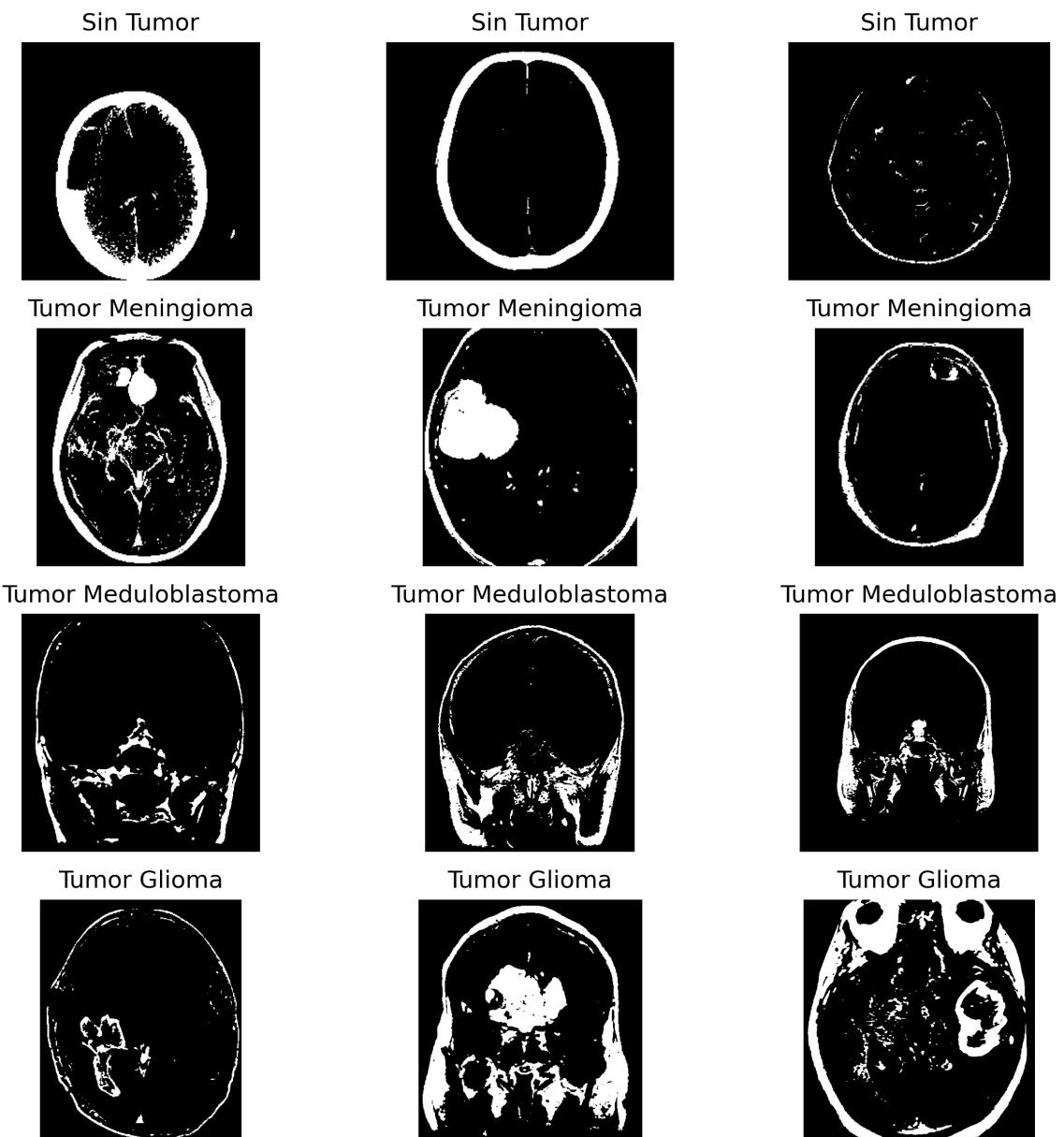


Figura 5: Tipo de tumores en blanco y negro

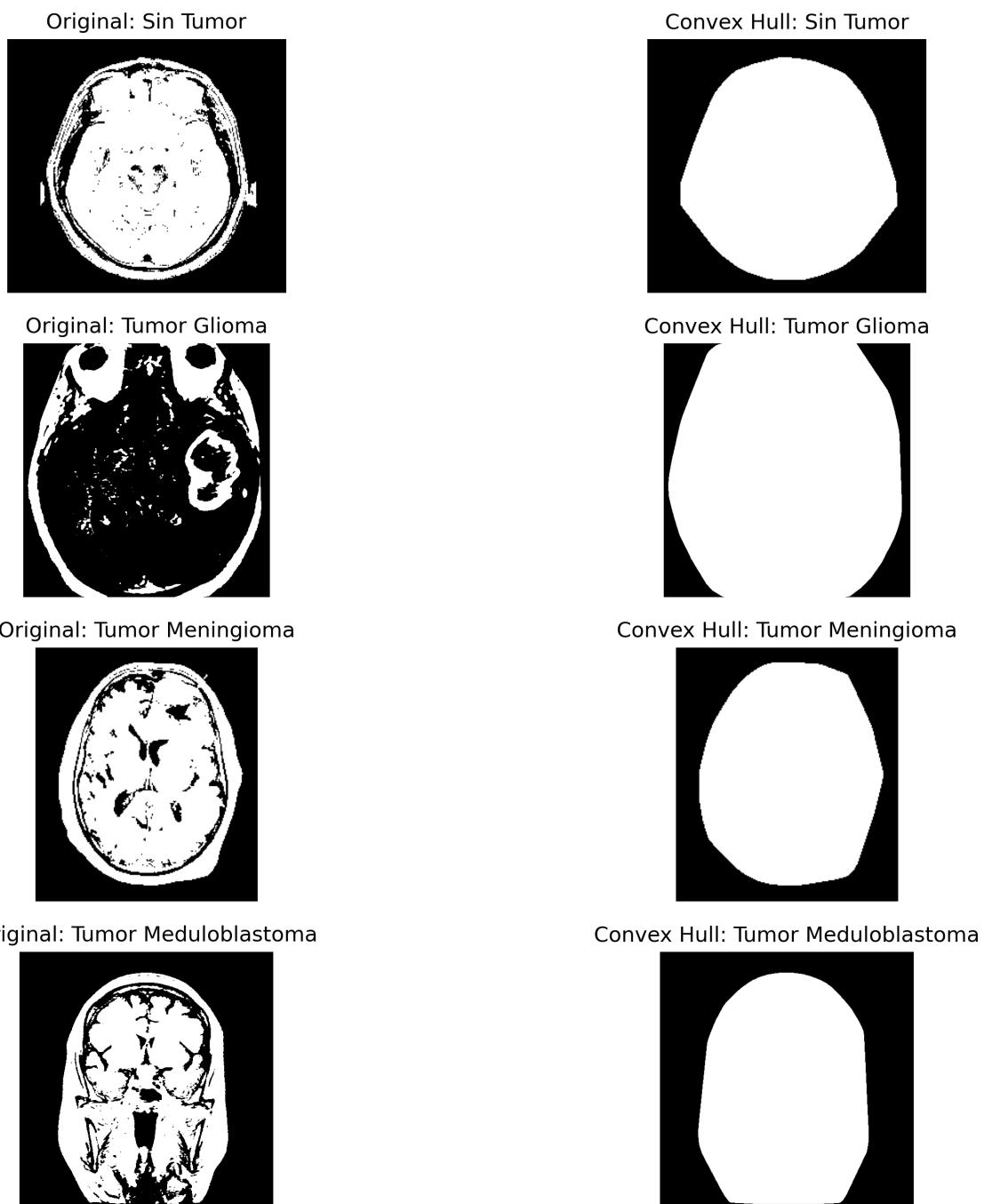
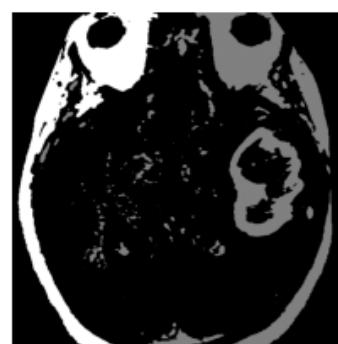


Figura 6: Detección de contornos en las imágenes

Convex Hulls: Sin Tumor



Convex Hulls: Tumor Glioma



Convex Hulls: tumor Meningioma



Convex Hulls: tumor Meduloblastoma



Figura 7: Detección de formas por imagen magnética

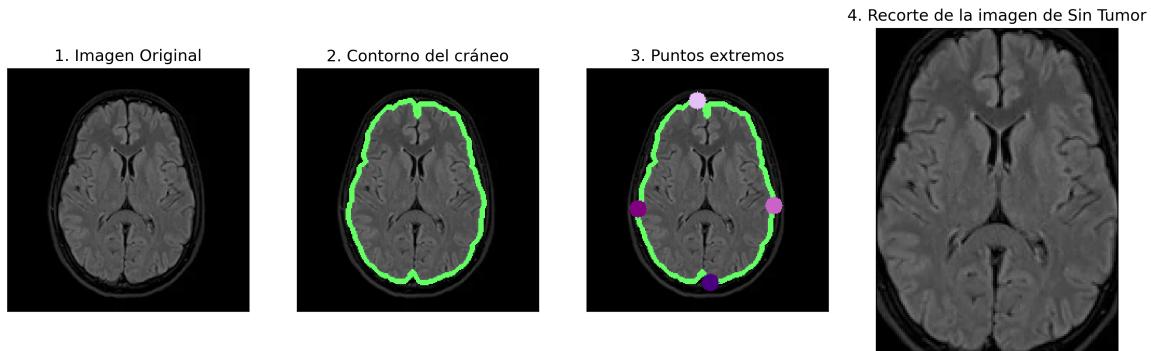


Figura 8: Detección de formas en una imagen magnética sin tumor

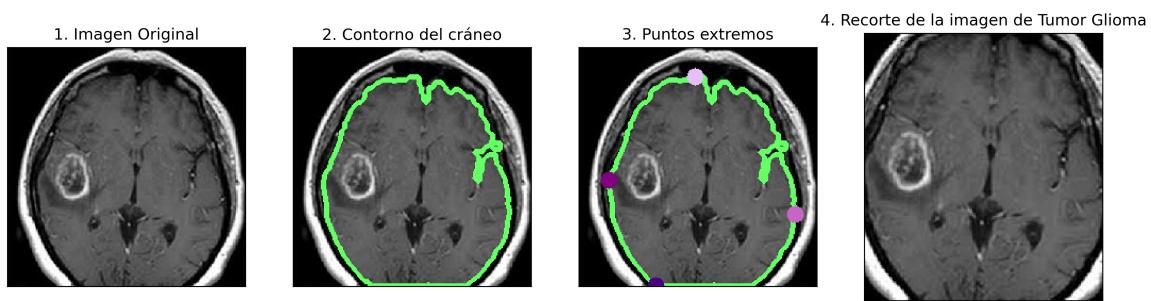


Figura 9: Detección de formas en una imagen magnética de un tumor glioma

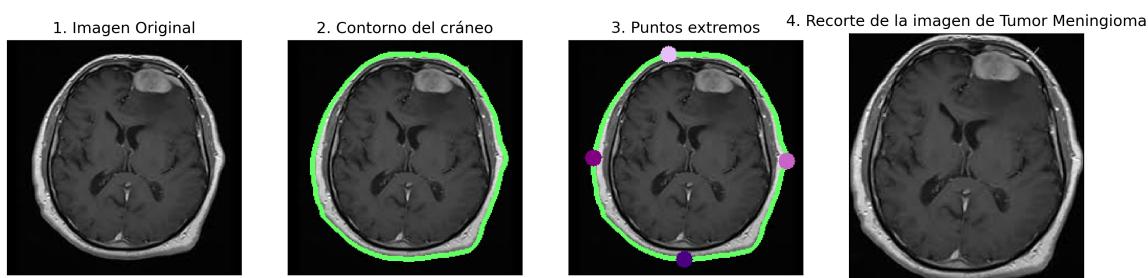


Figura 10: Detección de formas en una imagen magnética de un tumor meningioma

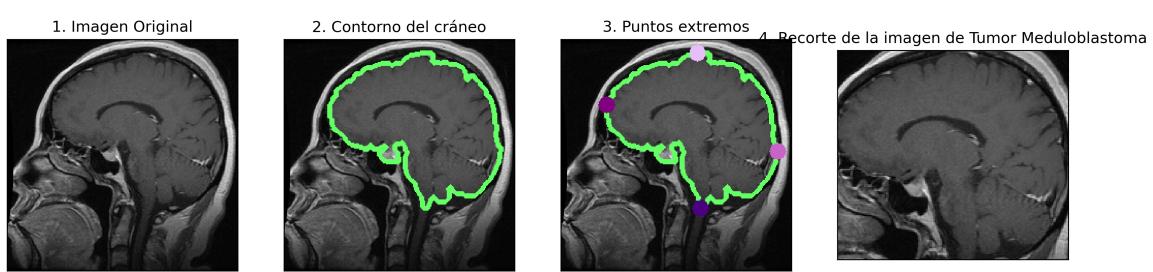


Figura 11: Detección de formas en una imagen magnética de un tumor meduloblastoma

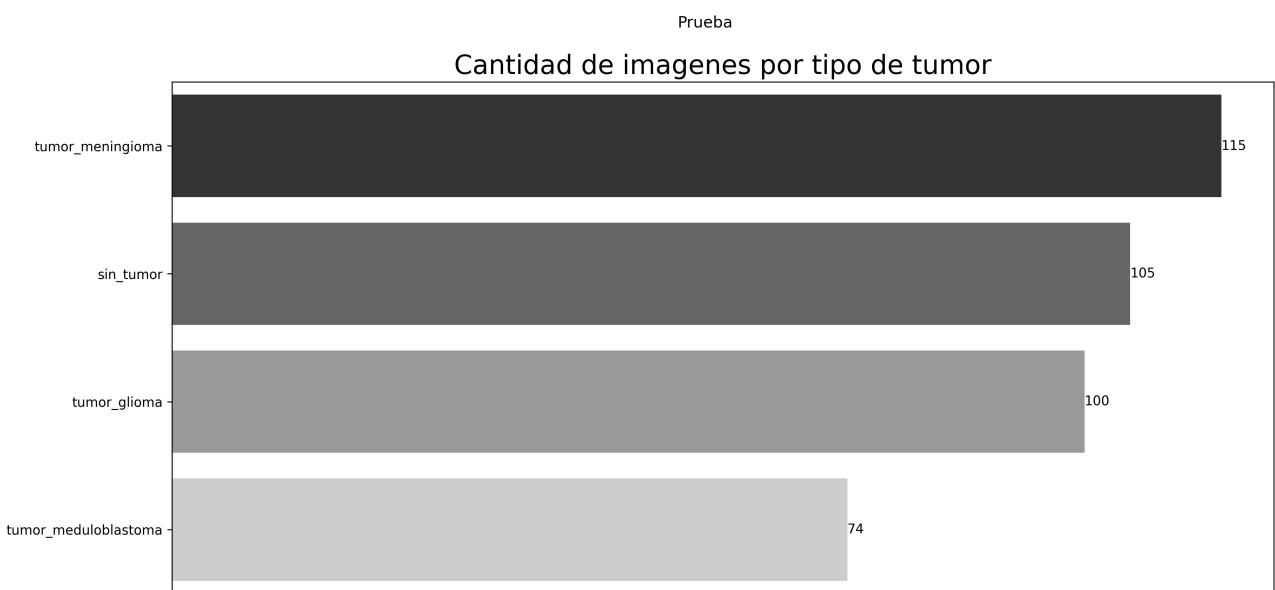


Figura 12: Distribución de los datos de prueba

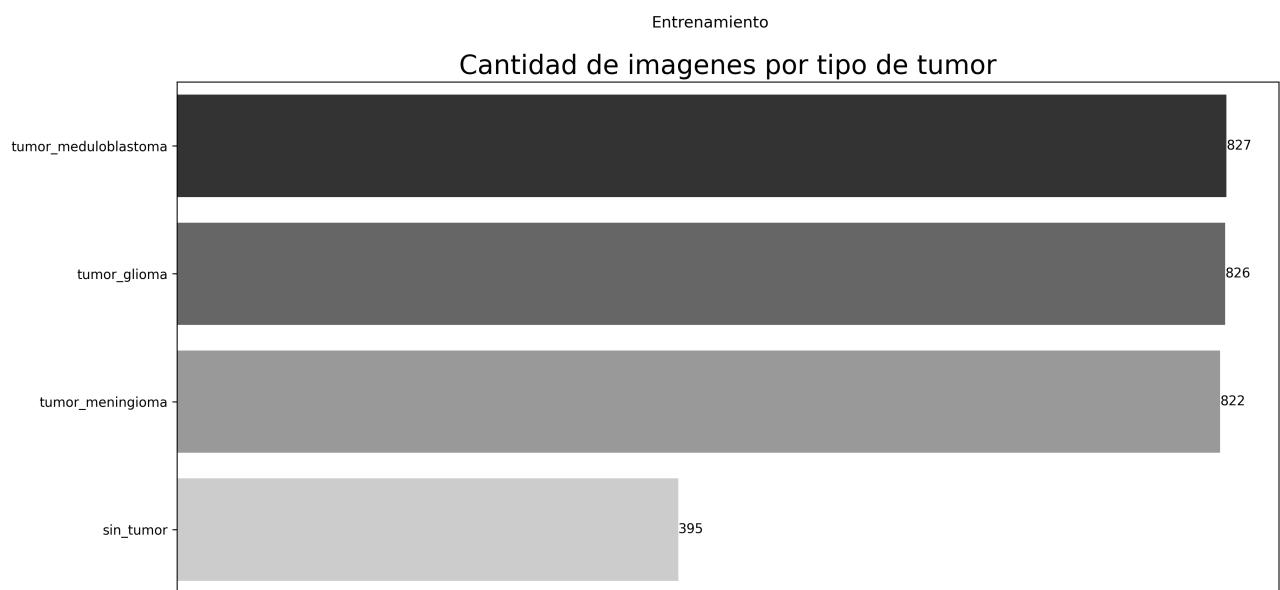


Figura 13: Distribución de los datos de entrenamiento

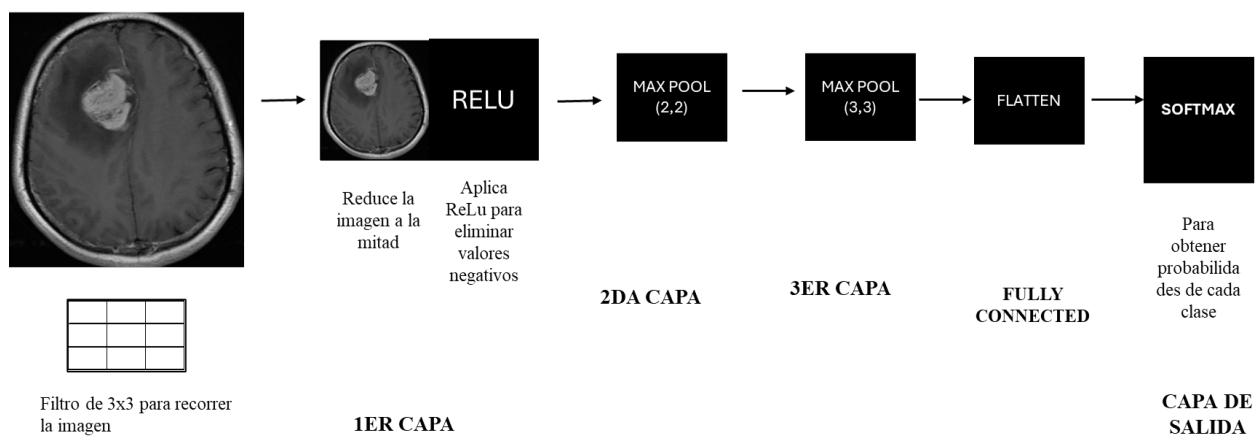


Figura 14: Arquitectura de la red neuronal

Precision

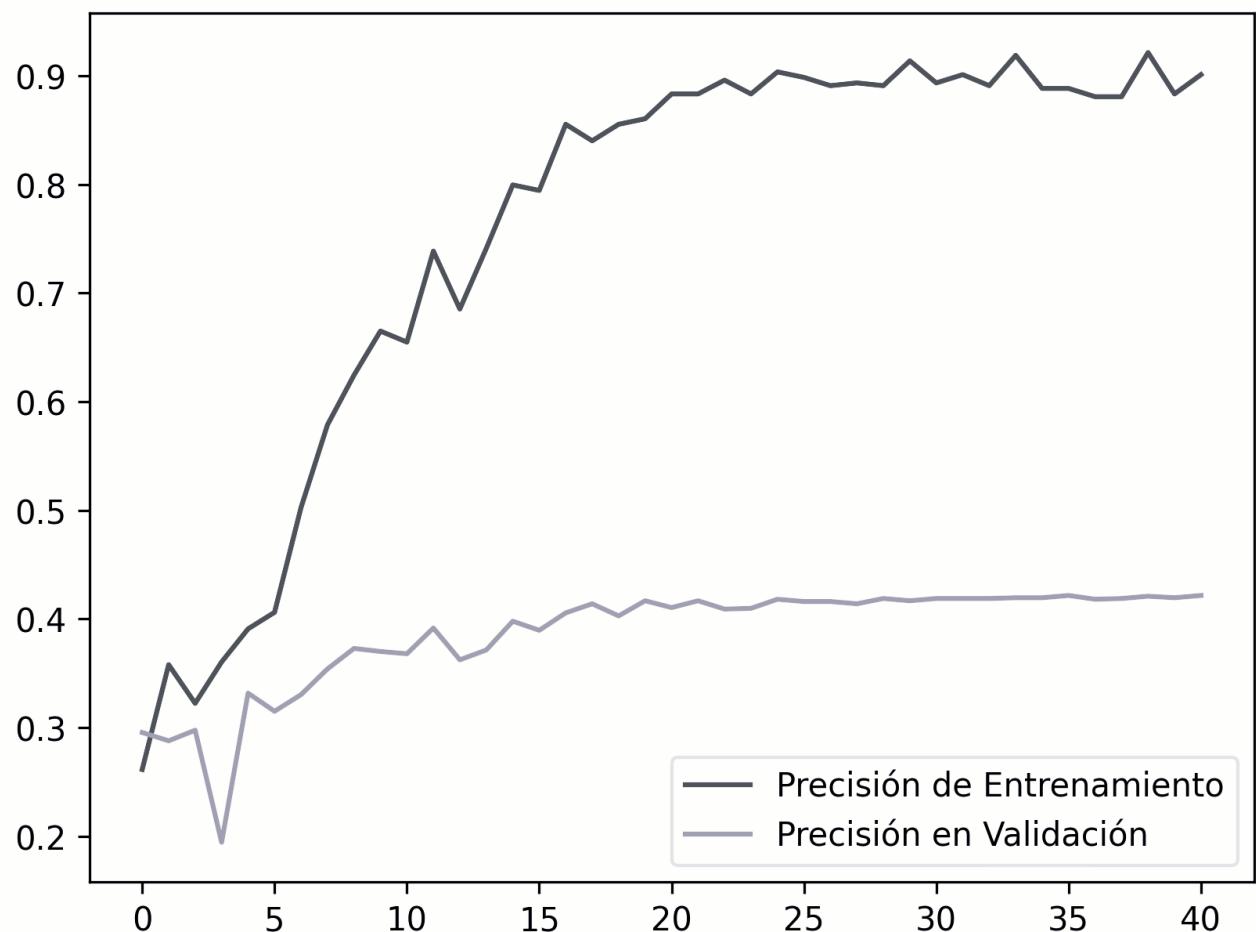


Figura 15: Entrenamiento del modelo

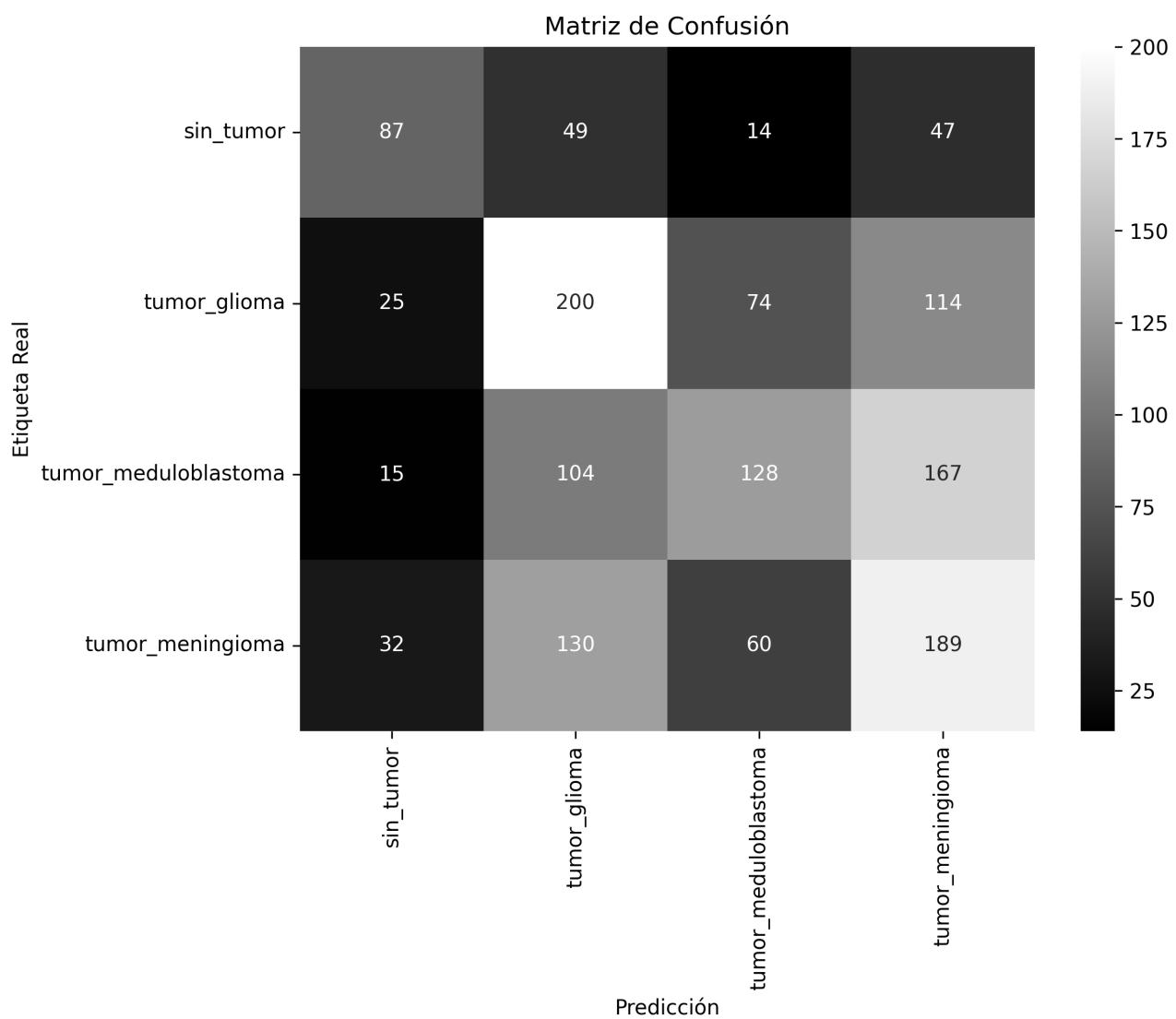
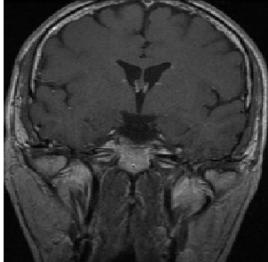
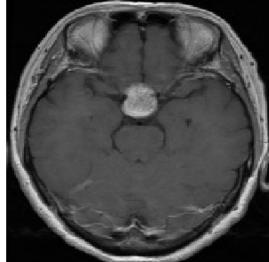


Figura 16: Matriz de confusión del modelo incial

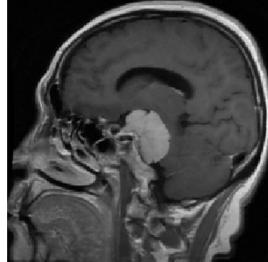
Real: tumor_meduloblastoma
Pred: tumor_meningioma



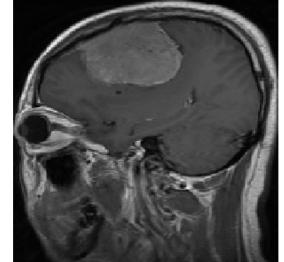
Real: tumor_meduloblastoma
Pred: tumor_meduloblastoma



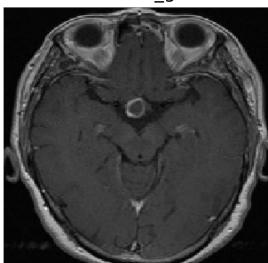
Real: tumor_meningioma
Pred: sin_tumor



Real: tumor_glioma
Pred: tumor_meduloblastoma



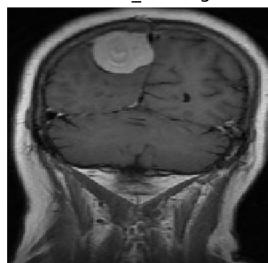
Real: tumor_glioma
Pred: tumor_glioma



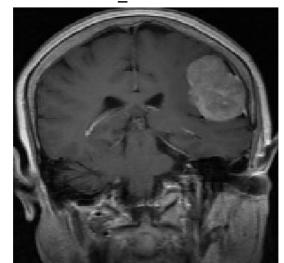
Real: tumor_glioma
Pred: sin_tumor



Real: tumor_meningioma
Pred: tumor_meningioma



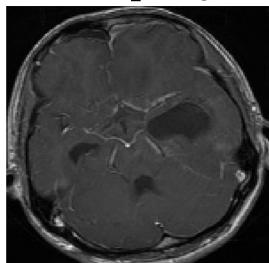
Real: tumor_meningioma
Pred: tumor_meduloblastoma



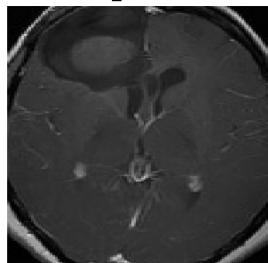
Real: tumor_meduloblastoma
Pred: tumor_glioma



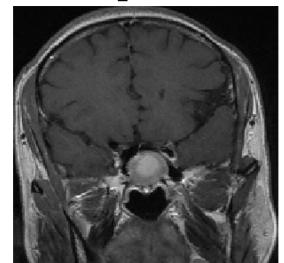
Real: tumor_meningioma
Pred: tumor_meningioma



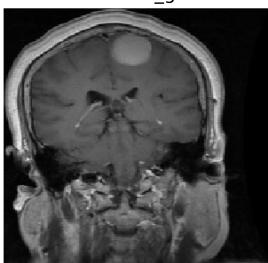
Real: tumor_meduloblastoma
Pred: tumor_meduloblastoma



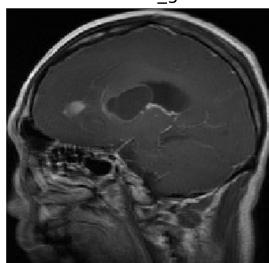
Real: tumor_meduloblastoma
Pred: tumor_meduloblastoma



Real: tumor_glioma
Pred: tumor_glioma



Real: tumor_meningioma
Pred: tumor_glioma



Real: tumor_meduloblastoma
Pred: tumor_meduloblastoma



Real: tumor_meningioma
Pred: tumor_meningioma

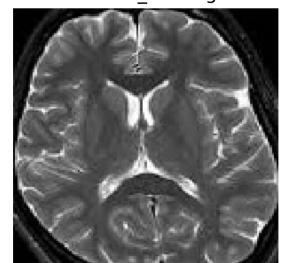


Figura 17: Predicciones y etiqueta real de la imagen magnética.

Índice de cuadros

1.	Modelos	25
----	-------------------	----

Cuadro 1: Modelos.

Modelo	Precisión	Validación	Entrenamiento
Modelo 1	0.99	0.42	0.99
Modelo 2	0.64	0.67	0.74