



**UNIVERSIDAD
DE ANTIOQUIA**

**Desarrollo de Protocolo y Prototipo para la Obtención, Selección y Preprocesamiento de
Imágenes TAC de Cráneo Simple en Aplicaciones de Aprendizaje Automático**

Juan Daniel González Puerta

Trabajo de grado presentado para optar al título de Ingeniero de Telecomunicaciones

Modalidad de Práctica

Trabajo de Grado

Asesor

David Stephen Fernández Mc Cann, Doctor (PhD) en Ingeniería Electrónica

Universidad de Antioquia

Facultad de Ingeniería

Ingeniería de Telecomunicaciones

Medellín, Antioquia, Colombia

2025



UNIVERSIDAD DE ANTIOQUIA

Cita

(González Puerta, 2025)

Referencia

Estilo APA 7 (2020)

González Puerta, J. (2025). *Desarrollo de Protocolo y Prototipo para la Obtención, Selección y Preprocesamiento de Imágenes TAC de Cráneo Simple en Aplicaciones de Aprendizaje Automático* [Trabajo de grado profesional]. Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.



Biblioteca Carlos Gaviria Díaz

Repositorio Institucional: <http://bibliotecadigital.udea.edu.co>

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

Resumen

La tomografía computarizada (TAC) de cráneo simple es crucial en neurología para la detección de diversas patologías cerebrales. No obstante, su aplicación en modelos de Machine Learning (ML) plantea desafíos, entre ellos la variabilidad de los datos y la ausencia de estandarización.

Por lo anterior, el presente trabajo tiene como propósito desarrollar un protocolo estandarizado para la obtención y el preprocesamiento de imágenes de TAC, con el fin de garantizar que los datos sean representativos y estén libres de sesgos. Dicho enfoque permitirá mejorar la precisión de los modelos de ML y facilitar la clasificación de estudios médicos, aspecto que contribuirá al desarrollo de herramientas diagnósticas más eficientes, reduciendo con ello la carga de trabajo de los profesionales de la salud y optimizando la atención al paciente

Palabras clave: Tomografía computarizada (TAC), Neurología Machine Learning (ML), Modelos de ML, Preprocesamiento de imágenes, Protocolo estandarizado, Variabilidad de datos, Clasificación de estudios médicos, Herramientas diagnósticas, Profesionales de la salud, Atención al paciente.

Abstract

Simple cranial computed tomography (CT) is crucial in neurology to detect various brain pathologies. However, its use in Machine Learning (ML) models presents challenges, such as data variability and lack of standardization. This work seeks to develop a standardized protocol for obtaining and preprocessing CT images, ensuring that the data is representative and unbiased. This approach will improve the accuracy of ML models and facilitate the classification of medical studies, contributing to more efficient diagnostic tools, reducing the workload for healthcare professionals and improving patient care

Keywords: Computed tomography (CT), Neurology, Machine Learning (ML), ML models, Image preprocessing, Standardized protocol, Data variability, Medical study classification, Diagnostic tools, Healthcare professionals, Patient care.

1. Introducción

La tomografía computarizada (TAC) de cráneo simple es una herramienta diagnóstica esencial en neurología, ya que permite la visualización detallada de estructuras intracraneales y la detección de patologías críticas. No obstante, su aplicación en modelos de Machine Learning (ML) enfrenta limitaciones derivadas de la variabilidad en los parámetros de adquisición, la falta de anotaciones consistentes y las restricciones éticas y legales asociadas al uso de datos médicos, lo que dificulta la conformación de conjuntos de datos robustos y confiables.

Este trabajo de grado tiene como objetivo desarrollar un protocolo estandarizado para la obtención, selección y preprocesamiento de imágenes TAC de cráneo simple, alineado con las necesidades médicas específicas y las regulaciones vigentes. La estandarización de estos procesos es determinante para garantizar que los datos empleados en el entrenamiento de modelos de ML sean representativos y libres de sesgos, lo que permitirá mejorar la precisión y generalización de los algoritmos.

A sí mismo, este protocolo facilitará la integración de las imágenes en algoritmos de procesamiento, optimizando la clasificación de estudios en "normal" y "patológico". Este avance contribuirá al desarrollo de herramientas médicas basadas en inteligencia artificial, con el potencial de mejorar la eficiencia diagnóstica, reducir la carga laboral de los profesionales de la salud y, en última instancia, impactar positivamente en la calidad de la atención al paciente.

2. Justificación

El desarrollo de un protocolo estandarizado para la obtención, selección y preprocesamiento de imágenes TAC de cráneo simple resulta determinante para garantizar la confiabilidad y validez de los modelos de diagnóstico de ML. En la actualidad, la variabilidad en la calidad de las imágenes repercute de manera negativa en el desempeño de los modelos, generando tasas de error elevadas y reduciendo su aplicabilidad clínica.

La implementación de un protocolo de este tipo contribuirá a la construcción de bases de datos más uniformes, lo que permitirá mejorar la precisión de los modelos de ML, facilitar el entrenamiento de nuevas herramientas tecnológicas en el ámbito de la salud y disminuir la carga de la interpretación manual de las imágenes.

Finalmente, no está de más señalar que este trabajo posee pertinencia social y académica. En el ámbito social, el desarrollo de herramientas diagnósticas más precisas y eficientes favorece la detección temprana de patologías neurológicas, optimiza la atención de los pacientes y, al tiempo, reduce la carga asistencial de los profesionales de la salud. En el plano académico, la propuesta constituye un aporte relevante a la investigación interdisciplinaria entre la medicina y la ingeniería, al ofrecer un protocolo susceptible de ser ampliado en futuros estudios.

3. Objetivos

3.1 Objetivo general

Desarrollar un protocolo estandarizado para la obtención, selección y preprocesamiento de un conjunto de datos de tomografías computarizadas (TAC) de cráneo simple, alineado con necesidades médicas específicas y basado en fuentes de datos existentes.

3.2 Objetivos específicos

- Definir los criterios clínicos y técnicos para la selección de imágenes TAC de cráneo simple estableciendo parámetros claros de inclusión y exclusión de los estudios a considerar en el conjunto de datos.
- Evaluar y seleccionar fuentes de datos para la construcción del conjunto de imágenes TAC de cráneo simple a partir de las bases de datos disponibles en función de su calidad, accesibilidad, diversidad de casos y cumplimiento de normativas éticas y legales.
- Diseñar un protocolo estandarizado para la obtención, selección, preprocesamiento y etiquetado de imágenes TAC de cráneo simple, que garantice la integración estructurada y reproducible de los datos en el modelo de ML.

4. Planteamiento del problema

La tomografía computarizada (TAC) de cráneo simple es una herramienta esencial en neurología, ya que permite la visualización detallada de estructuras intracraneales y la detección de patologías críticas. Sin embargo, el uso de estas imágenes en el entrenamiento de modelos de ML presenta diversos desafíos, entre los cuales destacan la variabilidad en los datos, la falta de estandarización en los protocolos de adquisición, y la ausencia de criterios homogéneos para el etiquetado de las imágenes. Tales dificultades afectan la calidad de los conjuntos de datos disponibles y limitan la capacidad de entrenamiento de los modelos de ML.

La problemática planteada en el párrafo que antecede evidencia la necesidad de establecer un protocolo estandarizado que oriente la obtención, selección y preprocesamiento de las imágenes TAC de cráneo simple. Sin una estandarización adecuada, los modelos de *Machine Learning* (ML) corren el riesgo de entrenarse con datos sesgados o inconsistentes, lo que afectaría negativamente en la precisión y generalización de los algoritmos.

En respuesta, este trabajo de grado propone el diseño e implementación de un protocolo estandarizado que garantice la obtención, selección y el preprocesamiento de imágenes TAC de cráneo simple, favoreciendo una clasificación más precisa de los estudios médicos en categorías de "normal" o "patológico". La adopción de este protocolo mejorará la calidad de los datos empleados en el entrenamiento de los modelos de ML, lo que se traducirá en una mayor precisión diagnóstica, en la reducción de la carga de trabajo de los profesionales de salud y, en última instancia, en un impacto positivo en la atención al paciente.

5. Marco teórico

La tomografía computarizada (TAC) constituye una de las técnicas de diagnóstico más relevantes en la práctica médica, ya que permite obtener imágenes detalladas de las estructuras internas del cuerpo humano. En el ámbito neurológico, su valor resulta trascendental, pues facilita la identificación temprana de patologías críticas, aportando información para la toma de decisiones médicas oportunas y precisas.

No obstante, cuando se pretende el entrenamiento de modelos ML con imágenes TAC surgen desafíos significativos. Entre los más relevantes se encuentran la variabilidad de los datos, así como la ausencia de estandarización. Estas limitaciones afectan la calidad del entrenamiento de los algoritmos, comprometiendo su precisión y capacidad de generalización en contextos clínicos diversos.

En este sentido, al tratarse de un trabajo de grado interdisciplinario, entre la ingeniería y la medicina, se hace necesario establecer un marco teórico que articule tanto los fundamentos de la TAC y su papel en neurología, como los principios básicos del ML aplicado al preprocesamiento de imágenes médicas. Esta integración permitirá justificar la pertinencia de diseñar un protocolo estandarizado que facilite la construcción de conjuntos de datos más homogéneos y confiables.

5.1 Tomografía Computarizada (TAC) en Medicina

La tomografía computarizada (TAC) constituye una de las técnicas de diagnóstico por imágenes más relevantes en la medicina. Se basa en la utilización de rayos X y un sistema que procesa la información obtenida para generar representaciones en cortes anatómicos y reconstrucciones tridimensionales. De esta manera, la TAC permite analizar con detalle las estructuras internas del organismo y facilita la detección de múltiples patologías.

De acuerdo con Caramés (2021), la TAC, también conocida como escáner, emplea detectores que capturan la radiación emitida por los rayos X a medida que atraviesan el cuerpo. Estos datos se envían a un ordenador que los integra y presenta como imágenes diagnósticas de

gran calidad y precisión, lo cual ha permitido superar las limitaciones de la radiografía convencional y mejorar la capacidad médica para la toma de decisiones clínicas.

En el mismo sentido, Higuera Mosquera, Pineda Ospino y Velásquez Cruz (2025) destacan que “al recopilar una gran cantidad de cortes estos pueden formar una imagen tridimensional a través de diversos algoritmos del tomógrafo, permitiendo identificar más fácilmente las diversas patologías que el individuo pueda presentar” (p. 18). Este aporte evidencia que, más allá de su base técnica, la tomografía computarizada se ha consolidado como un instrumento esencial en el diagnóstico temprano y en el seguimiento de enfermedades de alta complejidad.

Sin embargo, la calidad de las imágenes obtenidas por TAC puede variar significativamente dependiendo de factores como la configuración del equipo, el protocolo de adquisición de imágenes y la condición del paciente durante el escaneo. Esta variabilidad puede generar dificultades al utilizar las imágenes para alimentar algoritmos de Machine Learning (ML), los cuales requieren datos homogéneos y de alta calidad para entrenar modelos efectivos.

5.2 Machine Learning (ML) en Medicina

El ML se ha consolidado como una de las herramientas más poderosas en el ámbito médico, al permitir el desarrollo de algoritmos capaces de aprender directamente de los datos sin necesidad de instrucciones programadas. Esto lo convierte en una herramienta particularmente útil para el análisis de grandes volúmenes de información clínica y de imágenes médicas, donde puede clasificar resultados y apoyar el diagnóstico con mayor rapidez y precisión.

De acuerdo con Paixão et al. (2022), el ML constituye un campo de la inteligencia artificial dedicado al estudio y construcción de algoritmos computacionales basados en el aprendizaje a partir de datos. Su objetivo principal es crear sistemas que, mediante bases de datos, desarrollen modelos para tareas de predicción, clasificación y detección.

En la misma línea, Álvarez Vega, Quirós Mora y Cortés Badilla (2020) destacan que

El aprendizaje automático es una poderosa rama de la Inteligencia Artificial que se ha utilizado con éxito en distintas industrias. En los últimos años con la creciente disponibilidad de información clínica almacenada electrónicamente el campo médico se ha convertido en un ambiente ideal para el desarrollo y aplicación de estas nuevas tecnologías (p. 1).

Esta afirmación evidencia que la medicina contemporánea encuentra en el ML un aliado estratégico para aprovechar la información clínica digitalizada y avanzar hacia diagnósticos más tempranos y precisos.

5.3 Preprocesamiento de Imágenes Médicas

El preprocesamiento de imágenes constituye una etapa fundamental en el desarrollo de modelos de Machine Learning (ML) aplicados al análisis de imágenes médicas. Este proceso busca optimizar la calidad de las imágenes antes de su utilización en el entrenamiento de algoritmos, de manera que se reduzcan las inconsistencias y se mejore la eficacia de los modelos.

Algunas de las tareas más comunes en el procesamiento de imágenes médicas incluyen:

- **Normalización:** Ajustar los valores de los píxeles de las imágenes para que estén dentro de un rango estandarizado, lo que mejora la consistencia entre diferentes conjuntos de datos.
- **Reducción de ruido:** El ruido en las imágenes, causado por interferencias del equipo de escaneo o el movimiento del paciente, puede afectar la calidad de las imágenes y dificultar la tarea de los modelos de ML. Las técnicas de filtrado ayudan a reducir el ruido sin perder información relevante.
- **Segmentación:** Identificación y aislamiento de regiones específicas de la imagen (como el cerebro en una imagen de TAC), lo cual permite que los modelos de ML se concentren en las áreas de interés.

- **Alineación:** Las imágenes obtenidas en diferentes momentos o desde diferentes perspectivas deben ser alineadas para garantizar que los modelos trabajen con imágenes consistentes.
- **Etiquetado de imágenes:** Para que los modelos de ML aprendan a identificar patrones, las imágenes deben ser etiquetadas correctamente, ya sea como "normal" o "patológica", en función de la presencia o ausencia de patologías.

Según Tueros, Cánepa, Muñoz y Guzmán (2024), las técnicas de preprocesamiento más empleadas incluyen la normalización de las imágenes, la aplicación de filtros para la reducción de ruido, el data augmentation para ampliar la variabilidad de los conjuntos de datos, y la ecualización de histograma para mejorar el contraste.

5.4 Estandarización de Procesos para la Creación de Conjuntos de Datos en Machine Learning

La estandarización es un concepto clave en el desarrollo de bases de datos para el entrenamiento de modelos de ML. Los conjuntos de datos que alimentan estos modelos deben ser consistentes, representativos y libres de sesgos para garantizar que los resultados obtenidos sean aplicables y confiables en un entorno clínico real.

Según el artículo de la Revista de la Escuela de Ciencias y Tecnología (Tueros et al., 2024), la creación de conjuntos de datos para ML en imágenes médicas requiere protocolos uniformes tanto en la adquisición como en el preprocesamiento, de manera que se reduzca la variabilidad y se logre mayor robustez en los modelos entrenados. En este sentido, la falta de estandarización constituye una de las principales barreras para el desarrollo de sistemas confiables, especialmente en el caso de la tomografía computarizada (TAC), donde la heterogeneidad en parámetros como el grosor de corte, la resolución espacial o la calidad de las anotaciones afecta directamente el rendimiento de los algoritmos.

Como señalan Monleón-Getino y Sánchez-Valdés (2020), “la estandarización de métricas de rendimiento y de los conjuntos de datos de entrenamiento es esencial para poder comparar de manera objetiva diferentes modelos de clasificación en machine y deep learning” (p. 3). Esto evidencia que no solo el preprocesamiento uniforme de las imágenes, sino también la estandarización de las métricas y anotaciones resulta indispensable para garantizar la validez de los modelos y su aplicabilidad en contextos clínicos.

5.5 Impacto del Protocolo Estandarizado en la Práctica Médica

La implementación de un protocolo estandarizado para la obtención y preprocesamiento de imágenes TAC puede tener un impacto significativo en la práctica médica. Un protocolo adecuado permite obtener datos más consistentes y representativos, lo que a su vez mejora la precisión y la confiabilidad de los modelos de ML. Además, la estandarización reduce el tiempo que los profesionales de la salud dedican al análisis de las imágenes, contribuyendo a una toma de decisiones más rápida y eficiente.

Los estudios recientes muestran que la estandarización de protocolos de imagen es un desafío, pero también un requisito indispensable para mejorar la práctica clínica. Como destacan Krupinski et al. (2020), la unificación de protocolos de resonancia magnética enfrenta múltiples barreras técnicas y organizativas; sin embargo, su implementación garantiza mayor rapidez y precisión diagnóstica.

De igual manera, la automatización de los procesos de protocolización en TAC, como señalan An et al. (2023), permite disminuir de forma considerable los tiempos de diagnóstico, y los errores humanos. Estas mejoras se traducen en una práctica clínica más eficiente y segura. Por lo tanto, las imágenes TAC estandarizadas no sólo optimizan los recursos en los entornos clínicos, sino que también contribuyen a elevar la calidad de la atención médica.

6. Metodología

La presente investigación se desarrolla bajo un enfoque aplicado y experimental, orientado al diseño de un protocolo estandarizado para la obtención, selección y preprocesamiento de un conjunto de datos de tomografías computarizadas (TAC) de cráneo simple. Dicho protocolo se construye a partir de fuentes de datos existentes y busca responder a necesidades médicas específicas, garantizando la consistencia y la utilidad clínica del material recopilado para su posterior aplicación en modelos de ML.

El proceso metodológico se estructura en etapas interdependientes que inician con el análisis conceptual y culminan con la validación del protocolo en un entorno experimental controlado, así:

6.1 Revisión bibliográfica:

La primera fase corresponde a una revisión exhaustiva de la literatura académica y científica relacionada con:

- Fundamentos técnicos de la TAC y su aplicación en la práctica clínica.
- Técnicas de preprocesamiento de imágenes en el contexto de ML.
- Protocolos y estándares internacionales en adquisición y procesamiento de imágenes médicas.
- Aplicaciones de ML en la interpretación de imágenes de TAC orientadas al diagnóstico de patologías neurológicas.

La revisión bibliográfica permitirá identificar avances, limitaciones y buenas prácticas documentadas, con el fin de establecer los fundamentos teóricos y técnicos que darán soporte a la investigación.

6.2 Recolección y selección de imágenes de TAC

Se seleccionará un conjunto representativo de imágenes de TAC de cráneo simple provenientes de bases de datos de la Fundación Instituto Neurológico de Colombia.

Las imágenes deberán cumplir con los siguientes criterios de inclusión:

- Corresponder a TAC de cráneo simple.
- Incluir tanto casos normales como patológicos.
- Contar con información clínica asociada que permita una anotación y clasificación adecuada.
- Cumplir con la normatividad vigente sobre confidencialidad y protección de datos médicos.

La aplicación de estos criterios permitirá conformar un conjunto de datos representativo, diverso y técnicamente consistente. De esta manera, se garantizará que las imágenes seleccionadas respondan a estándares de calidad y se ajusten a los lineamientos éticos y legales, constituyendo la base para el diseño del protocolo estandarizado y su posterior implementación en modelos de ML.

6.3 Diseño del protocolo estandarizado de adquisición y preprocesamiento de imágenes

En esta fase se elaborará un protocolo estandarizado que defina los pasos necesarios para la adquisición y el preprocesamiento de imágenes de TAC de cráneo simple, garantizando que los datos puedan integrarse de manera estructurada y reproducible en los modelos de ML.

El protocolo incluirá las siguientes etapas:

- **Normalización:** ajuste de los valores de los píxeles para garantizar que las imágenes se encuentren dentro de un rango estandarizado.
- **Reducción de ruido:** aplicación de técnicas de filtrado destinadas a disminuir interferencias sin comprometer información diagnóstica relevante.

- **Alineación y registro:** Alineación de imágenes obtenidas en diferentes momentos o desde diferentes ángulos.
- **Etiquetado de imágenes:** clasificación de los estudios en categorías de “normal” o “patológico”, de acuerdo con la presencia o ausencia de lesiones observadas.

La definición de este protocolo permitirá establecer un marco uniforme para el tratamiento de las imágenes, reduciendo la variabilidad y asegurando que el conjunto de datos generado sea consistente, reproducible y clínicamente relevante.

6.4 Implementación de Machine Learning en el análisis de imágenes de TAC

Una vez que las imágenes hayan sido preprocesadas y estandarizadas conforme al protocolo definido, se procederá a su análisis mediante modelos de ML. Esta etapa tiene como propósito entrenar y evaluar algoritmos de clasificación capaces de diferenciar entre estudios normales y patológicos de manera precisa y reproducible.

El procedimiento comprenderá las siguientes fases:

- **Selección de algoritmos:** se identificarán los modelos más adecuados para la clasificación de imágenes médicas, considerando técnicas como Redes Neuronales Convolucionales (CNN), Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y Bosques Aleatorios (Random Forest).
- **Entrenamiento de modelos:** los algoritmos seleccionados serán entrenados con el conjunto de datos previamente procesado. El dataset se dividirá en subconjuntos de entrenamiento y prueba con el fin de garantizar una evaluación objetiva del rendimiento.
- **Evaluación del modelo:** se aplicarán métricas estandarizadas como precisión, sensibilidad, especificidad y área bajo la curva ROC (AUC) para determinar la efectividad de cada modelo en la clasificación de imágenes TAC.

El desarrollo de esta fase permitirá valorar el impacto del protocolo estandarizado sobre el desempeño de los algoritmos de ML, evidenciando su aporte en el logro de una práctica médica más eficiente.

6.5 Comparación de Resultados

En esta etapa se realizará una comparación entre el rendimiento de los diferentes modelos de ML entrenados con imágenes preprocesadas mediante el protocolo estandarizado. El propósito de esta comparación es determinar cuál de los modelos será el óptimo en términos de precisión y eficiencia en el análisis de imágenes TAC de cráneo simple. Lo anterior se condensa en la siguiente tabla con mayor precisión;

OBJETIVO ESPECÍFICO	SECCIÓN METODOLÓGICA	RELACIÓN
1. Definir los criterios clínicos y técnicos para la selección de imágenes TAC de cráneo simple.	6.2 Recolección y selección de imágenes	Se establecen criterios de inclusión y exclusión: TAC de cráneo simple, variedad de patologías y disponibilidad de datos clínicos asociados.
2. Evaluar y seleccionar fuentes de datos para la construcción del conjunto de imágenes TAC, considerando calidad, accesibilidad, diversidad y aspectos éticos y legales.	6.2 Recolección y selección de imágenes	Se plantea la recolección en hospitales, clínicas y bases de datos públicas (Kaggle, The Cancer Imaging Archive). Mencionar criterios de calidad, diversidad de casos y revisión de cumplimiento normativo.
3. Diseñar un protocolo estandarizado para la obtención, selección, preprocesamiento y etiquetado de imágenes TAC.	6.3 Diseño del protocolo estandarizado	Se especifican los pasos del protocolo: normalización, reducción de ruido, alineación y etiquetado de imágenes en categorías "normal" y "patológico"

Fuente: Elaboración propia.

7 cronograma de Actividades

El cronograma del proyecto se estructuró en cuatro fases principales. Algunas actividades se desarrollaron en paralelo, por lo que, aunque la suma individual de semanas es mayor, el tiempo real de ejecución fue de 22 semanas.

Las actividades fueron desarrolladas así;

	Actividad	Esperado de Ejecución	Mes 1	Mes 2	Mes 3	Mes 4	Mes 5	Mes 6
1	Fase 1 – Definición de criterios clínicos y diagnósticos	4 semanas de ejecución efectiva						
1.1	Definir criterios clínicos y diagnósticos para selección de imágenes TAC	4 semanas						
1.2	Revisión de literatura y estándares médicos sobre tomografía de cráneo	2 semanas						
1.3	Identificación y consulta con expertos médicos (criterios inclusión/exclusión)	1 semana						
1.4	Elaboración y validación del documento con criterios de selección (Word)	1 semana						
2	Fase 2 – Evaluación de fuentes de datos y selección inicial	2 semanas de ejecución efectiva						
2.1	Evaluar y seleccionar fuentes de datos para construcción del conjunto TAC	2 semanas						
2.2	Análisis de bases de datos disponibles y evaluación de calidad y accesibilidad	1 semana						
2.3	Priorización de fuentes (Imexh, Hiruko, Aquila) y verificación normativas éticas	1 semana						
3	Fase 3 – Diseño del protocolo y construcción del diccionario clínico	8 semanas de ejecución efectiva						
3.1	Diseñar protocolo estandarizado para recolección y preprocesamiento	6 semanas						
3.2	Construcción de diccionario clínico basado en estudios aleatorios	1 semana						
3.3	Recolección de estudios de muestra representativa (200 estudios)	1 semana						
3.4	Aplicación piloto del diccionario	3 semanas						
3.5	Creación del protocolo para la recolección de estudios etiquetados (normal/patológico)	3 semanas						
4	Fase 4 – Construcción del dataset inicial (1.000 estudios)	8 semanas de ejecución efectiva						
4.1	Aplicación del protocolo para la generación del conjunto de datos piloto (1.000 estudios)	10 semanas						

Fuente: Elaboración propia.

Aunque la suma individual de semanas por actividad supera las 30 semanas, muchas de ellas se realizaron en paralelo, logrando completar 22 semanas de ejecución efectiva. Durante este

tiempo se avanzó desde la definición de criterios clínicos y diagnósticos hasta la clasificación y depuración de 1.000 estudios de TAC de cráneo simple.

Las etapas de entrenamiento de modelos de Machine Learning y desarrollo del MVP no se incluyen en este cronograma, ya que corresponden a una fase posterior del proyecto.

Este enfoque progresivo permitió consolidar una base sólida y confiable antes de pasar al modelamiento, reducir riesgos y optimizar recursos.

8. Presupuesto Estimado

El presente presupuesto se ha elaborado para cubrir los gastos inherentes a la construcción del protocolo, al análisis de la base de datos y al desarrollo del modelo de machine learning. Los rubros principales del proyecto se desglosan de la siguiente manera:

Tabla 1

Rubro	Detalle	Cantidad / Horas	Valor unitario	Total	Justificación
Horas de técnico especializado	Descarga, organización y conversión de imágenes TAC, depuración de datos y preprocesamiento	50 horas	\$25.000	\$1.250.000	Garantizar calidad técnica de los datos y scripts de apoyo
Computador y equipos	Adquisición de equipo de alto rendimiento para procesamiento de imágenes y entrenamiento de modelos de ML	—	—	\$6.500.000	Entrenamiento de redes neuronales profundas y almacenamiento seguro
Espacio de trabajo	Uso de instalaciones y recursos (electricidad, red, licencias básicas)	15 h/semana x 22 semanas	\$5.000/hora	\$ 1.200.000	Ambiente controlado para desarrollo, etiquetado y validación
Horas de asesoría del profesor	Orientación metodológica y supervisión académica	32 horas	\$100.000	\$ 1.600.000	Dirección académica y revisiones críticas
Horas de asesoría médica	Radiólogo para validación clínica de las etiquetas y criterios	20 horas	\$80.000	\$ 1.200.000	Garantizar validez clínica y diagnóstica
Horas de asesoría en Machine Learning	Ajustes de modelos y métricas con consultoría especializada	30 horas	\$70.000	\$ 2.100.000	Optimizar arquitectura y rendimiento del modelo

Fuente: Elaboración propia.

El enfoque de este presupuesto es progresivo comenzando con un subconjunto inicial de 1.000 estudios etiquetados para validar la factibilidad del modelo antes de escalar a mayores volúmenes de datos. El total estimado del presupuesto asciende a \$13.850.000 COP.

Es menester señalar que se podrán agregar rubros complementarios según necesidades (almacenamiento en la nube, transporte, divulgación), los cuales no están incluidos en esta estimación inicial.

9. Protocolo para selección y etiquetado de imágenes TAC

Este protocolo establece un procedimiento sistemático para seleccionar, etiquetar y validar imágenes de TAC de cráneo simple, con el fin de construir una base de datos confiable para el desarrollo de modelos de aprendizaje automático. Su implementación garantiza que los datos utilizados sean representativos, de alta calidad y cumplan con los estándares técnicos y clínicos necesarios para diferenciar estudios normales y patológicos.

El alcance del protocolo es doble: por un lado, respalda el trabajo de grado del estudiante de Ingeniería de la Universidad de Antioquia; por otro, provee a la Fundación Instituto Neurológico de Colombia de una herramienta metodológica que puede ser adoptada institucionalmente para investigaciones futuras y optimización de procesos diagnósticos.

El presente documento está dirigido principalmente a ingenieros e investigadores en ciencia de datos aplicados a la salud, interesados en el desarrollo de sistemas de clasificación automática basados en imágenes médicas. La base hospitalaria utilizada contiene miles de estudios de TAC de cráneo simple, de los cuales, 1000 fueron etiquetados entre enero y abril de 2025.

El protocolo se diseñó para ser reproducible y escalable, permitiendo la incorporación progresiva de nuevos estudios y facilitando la integración con procesos técnicos de extracción de características y entrenamiento de modelos de inteligencia artificial.

Para su desarrollo fue necesario la articulación de recursos humanos y técnicos:

9.1 Recursos técnicos:

9.1.1 Excel maestro (herramienta principal de etiquetado):

Es el archivo central donde se registran los estudios anonimizados, la etiqueta asignada (normal/patológico), comentarios, responsable del etiquetado y referencias al diccionario clínico (por ejemplo, la clave del término normalizado).

9.1.2 Diccionario Clínico:

El diccionario clínico se gestiona como un archivo Excel independiente, lo que facilita su reutilización en otros proyectos institucionales y su integración automatizada con scripts de procesamiento

Su razón de ser es normalizar la semántica de los informes radiológicos y servir de referencia durante el etiquetado manual y la posterior automatización. El diccionario actúa como *lookup* durante el etiquetado manual: los etiquetadores consultan o aplican la entrada normalizada correspondiente a cada informe. Tiene la siguiente estructura:

- **Columna B:** Término en diagnóstico clínico (texto tal como aparece en el informe).
- **Columna C:** categoría (Normal / Patológico / Descartar).
- **Columna D:** Observaciones / Clasificación sugerida.

Los cambios en el diccionario deben documentarse (fecha y autor) y someterse a revisión periódica por el equipo médico y los bioingenieros.

9.1.3. Criterios Clínicos y Técnicos (documento Word):

Los criterios clínicos y técnicos aplicados para aceptar o excluir estudios están documentados en el archivo “Criterios Prácticos Selección TAC_V1.1.docx”. Este documento constituye la referencia normativa del protocolo y se usa para el filtrado final previo a la inclusión en la base de datos definitiva.

Los mismos fueron contruidos a partir de las necesidades específicas identificadas por el equipo de profesionales involucrados. Cualquier excepción a lo documentado debe registrarse con fundamentación clínica y debe ser aprobado por la dirección médica.

9.2 Recurso de talento humano

9.2.1. Doctor Rodolfo Puello, neurólogo, Fundación Instituto Neurológico de Colombia.

9.2.2. Juan Manuel Agudelo Olarte, bioingeniero, Fundación Instituto Neurológico de Colombia.

9.2.3 Melissa Guerrero Sánchez, bioingeniera, Fundación Instituto Neurológico de Colombia.

9.2.4 Juan Daniel González Puerta, estudiante de Ingeniería de Telecomunicaciones, Universidad de Antioquia.

9.3 Desarrollo del protocolo:

La creación del protocolo se llevó a cabo en 4 etapas; para cada una de ellas se asignó uno o varios profesionales y se utilizaron los recursos técnicos previamente enunciados.

Estas etapas son:

9.3.1. Selección y construcción del diccionario médico (Excel).

Ante la ausencia de etiquetas estructuradas en la base de datos hospitalaria, se inició el proceso con la selección aleatoria de 200 estudios de TAC de cráneo simple. La descarga y organización inicial de estos estudios estuvo a cargo de Melissa Guerrero Sánchez, quien volcó los registros en un Excel maestro para su trazabilidad.

Posteriormente, El Dr. Rodolfo Puello revisó y etiquetó cada estudio en el Excel maestro, registrando la clasificación (normal/patológico), observaciones y anotaciones pertinentes. Paralelamente, durante este proceso de etiquetado, se fue alimentando y validando un diccionario clínico independiente (archivo Excel separado) que recoge las distintas formas de expresión diagnóstica presentes en los informes.

Este flujo —descarga → etiquetado por especialista → alimentación del diccionario independiente— garantiza que la muestra inicial sea representativa en términos clínicos, técnicos y de variabilidad terminológica, y provee insumos robustos para las fases posteriores del protocolo.

9.3.2 Desarrollo de herramientas de apoyo para el etiquetado manual (Python).

Estas herramientas de apoyo para el etiquetado manual nacen como respuesta a la necesidad de agilizar el proceso de etiquetado inicial, ya que la herramienta de descarga utilizada por los bioingenieros no contenía filtros que seleccionaran el tipo de estudio, por lo tanto, se debía descartar de manera manual todos los estudios diferentes a TAC de cráneo simple. El segundo el aspecto que ralentizaba el etiquetado, era la extracción de datos del estudio.

Con la implementación de los scripts de Python desarrollados se redujo significativamente el tiempo y los errores humanos en la depuración y extracción de datos de los estudios descargados.

9.3.3 Aplicación de criterios clínicos y técnicos de inclusión y exclusión (Documento Word).

Esta referencia fue utilizada de manera sistemática para filtrar los estudios antes de construir la base definitiva.

Los criterios clínicos y técnicos aplicados fueron;

- **Inclusión clínica y diagnóstica:** tomografías de cráneo simple en proyección axial; diagnóstico verificado; cobertura anatómica completa desde la base del cráneo hasta el vértex; priorización de patologías frecuentes (hematomas intracraneales, infartos isquémicos/hemorrágicos, edema, hidrocefalia, atrofia, fracturas, tumores comunes).
- **Exclusión clínica:** estudios sin diagnóstico radiológico verificado; anomalías atípicas o extremadamente raras que no aporten valor al conjunto de patologías frecuentes; casos con limitaciones clínicas que impidan interpretación y casos posoperatorios.
- **Criterios técnicos y de calidad:** formato DICOM requerido; imágenes limpias sin artefactos por movimiento o interferencia; metadatos completos (identificador anónimo, fecha/hora, etiqueta diagnóstica); espaciado de cortes consistente (ideal ≤ 1.5 mm); resolución mínima recomendada (ej. 560×560 píxeles); estudios completos (no parciales).

- **Exclusión técnica:** archivos corruptos o incompletos, formatos no DICOM, proyecciones distintas (coronal/sagital), artefactos que impidan evaluación, metadatos faltantes o inconsistentes.

9.4 Construcción de la Base de Datos Final

Tras el proceso de etiquetado y filtrado, se construyó una base de datos inicial compuesta por aproximadamente 1.000 estudios de TAC de cráneo simple. Esta cifra responde a una estrategia metodológica deliberada: iniciar con un volumen manejable para entrenar y validar modelos iniciales de aprendizaje automático, reduciendo el riesgo de invertir recursos en etiquetar decenas de miles de estudios sin haber confirmado previamente la viabilidad técnica de los modelos.

Este enfoque progresivo permitirá:

- Evaluar distintos modelos y arquitecturas de redes neuronales profundas sin saturar los recursos computacionales ni humanos.
- Detectar tempranamente problemas de generalización o sobre entrenamiento, ajustando los parámetros y estrategias de aumento de datos.
- Ampliar gradualmente la base de datos con nuevos estudios hasta alcanzar un tamaño óptimo, incorporando mejoras en el etiquetado, filtrado y diccionario clínico a medida que se afina el modelo.

El objetivo es disponer de un conjunto de datos robusto, balanceado y escalable que sirva para entrenar y validar redes neuronales profundas y que, además, tenga potencial para ampliar su alcance en futuras investigaciones institucionales de la Fundación Instituto Neurológico de Colombia.

Todos los estudios son anonimizados antes de su procesamiento para cumplir con normativas éticas y de protección de datos personales. La información se maneja con acceso restringido y se destina exclusivamente a fines académicos y de investigación institucional, evitando cualquier uso no autorizado.

Posteriormente, tras el proceso de etiquetado y filtrado se conformó una base de datos inicial con 1.033 estudios de TAC de cráneo simple.

Para garantizar la confiabilidad diagnóstica y técnica, se estableció una fase de revisión aleatoria por parte de personal médico especializado. El Dr. Rodolfo Puello, junto con bioingenieros del hospital, verificaron que las etiquetas asignadas correspondieran al diagnóstico clínico real.

Se implementaron controles cruzados para corregir inconsistencias, así como reportes de calidad que permitieron medir la concordancia entre etiquetadores no médicos y expertos.

Tabla 2

Resultados de la Clasificación

Clasificación de los estudios	Cantidad	Porcentaje
Normal (sin hallazgos clínicamente relevantes)	370	35.8%
Patológico (hallazgos compatibles con patologías frecuentes)	508	49.2%
Descartados (posoperatorios, anomalías atípicas o estudios incompletos)	155	15.0%
Total	1033	100%

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3

Estudios Clasificados por Participante

Participante	Estudios Clasificados	Porcentaje del total
Melissa Guerrero Sánchez (bioingeniera)	229	22.2%
Juan Manuel Agudelo Olarte (bioingeniero)	225	21.8 %

Juan Daniel González Puerta (estudiante de la universidad de Antioquia)	579	56.1%
Total	1033	100%

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla se pone en evidencia que la mayoría de los estudios etiquetados fueron patológicos, lo cual concuerda con la naturaleza de su origen, ya que fueron realizados a pacientes cuyos síntomas sugerían alguna patología neurológica.

Adicionalmente, en la tabla 3, se refleja la eficacia del uso de los scripts automatizados, los cuales solo fueron utilizados por Juan Daniel González, quien tuvo el mayor porcentaje de estudios etiquetados.

10. Entregables

Los productos y resultados concretos del proyecto constituyen los anexos de este trabajo de investigación y reflejan tanto la metodología aplicada como los avances logrados en su implementación. A continuación, se presentan los principales entregables del proyecto:

10.1.1 Documento del protocolo estandarizado. (Anexo. N°1)

Este entregable consiste en el documento oficial del protocolo para la revisión y etiquetado de estudios de TAC de cráneo simple, facilitando la identificación y clasificación de TAC como normales o patológicos, orienta al personal no especializado en medicina, incluye fases operativas, describe recursos y documentos asociados

10.1.2 Documento de Criterios de Inclusión y Exclusión. (Anexo. N°2)

Documento en Word que detalla los criterios clínicos y técnicos aplicados para aceptar o descartar la inclusión de los estudios de TAC de cráneo simple, garantizando consistencia y trazabilidad en la construcción del dataset.

10.1.3 . Diccionario clínico. (Anexo. N°3)

Documento en formato Excel que normaliza la terminología diagnóstica de los informes radiológicos de TAC de cráneo simple. Agrupa términos en Normal y Patológico, integra sinónimos y variantes para asegurar consistencia en el etiquetado. Sirve como referencia central para el etiquetado manual.

10.1.4 . Conjunto de datos etiquetado.

Subconjunto inicial de aproximadamente 1.000 estudios de TAC de cráneo simple, etiquetados en “normal” y “patológico”, con metadatos anonimizados y listos para entrenamiento y validación de modelos.

10.1.5 . Scripts en Python.

Conjunto de scripts desarrollados en Python que automatizan la extracción de datos relevantes de los informes radiológicos, filtran estudios no pertinentes. Estos scripts reducen el trabajo manual al momento de realizar el etiquetado.

11. Conclusiones

Tras el desarrollo de esta investigación, se concluye que el protocolo elaborado es una herramienta indispensable para la construcción de un dataset confiable y eficiente en el ámbito de la TAC de cráneo simple. Su fortaleza radica en la integración de criterios clínicos rigurosos, un diccionario estandarizado de términos médicos, herramientas para la extracción y filtrado de datos, y la validación médica especializada, lo que garantiza la pertinencia diagnóstica de la base de datos resultante.

También, se concluye que el diseño metodológico adoptado, iniciar con aproximadamente 1.000 estudios etiquetados, para entrenar y validar modelos iniciales antes de escalar a volúmenes mayores, representa una estrategia para minimizar riesgos, optimizar recursos y evaluar la viabilidad del problema de aprendizaje automático. Este enfoque progresivo permite ajustar modelos, criterios y procesos antes de emprender un etiquetado masivo, asegurando calidad y pertinencia clínica.

En su fase inicial, se logró la clasificación de 1.033 estudios, de los cuales 508 estudios (49.2%) correspondieron a hallazgos patológicos, 370 estudios (35.8%) fueron normales y un 15% fueron descartados bajo criterios de control de calidad. Esta distribución refleja la rigurosidad metodológica aplicada, asegurando que el modelo de aprendizaje automático se nutra únicamente de datos representativos y libres de sesgos.

Así mismo esta distribución permite extraer varias conclusiones importantes:

- **Predominio patológico esperado:** El hecho de que casi la mitad de los estudios sean patológicos y sólo un tercio normales es coherente con el perfil del hospital, especializado en neurología, donde predominan pacientes con sintomatología significativa. Este sesgo clínico debe tenerse en cuenta para balancear el dataset en futuras fases.

- **Descartes como control de calidad:** El 15% de estudios excluidos refleja un filtro estricto y sistemático, fundamental para asegurar que el modelo aprenda sobre datos representativos y confiables.

Por otra parte, en relación con la productividad y uso de herramientas tecnológicas para el desarrollo del protocolo, es dable concluir que la automatización mediante scripts en Python, demostró ser un factor decisivo para incrementar la productividad, reducir errores y estandarizar el proceso de clasificación, evidenciando el potencial de combinar procesos manuales con técnicas computacionales en proyectos clínicos de gran escala.

Por ejemplo, la clasificación fue realizada por tres participantes principales: Melissa Guerrero Sánchez (229 estudios), Juan Manuel Agudelo Olarte (225 estudios) y Juan Daniel González Puerta (579 estudios), quien clasificó más del 56% en el mismo tiempo que los otros profesionales, la diferencia significativa radica en el uso de scripts en Python que automatizaron la extracción de información relevante y aceleraron la filtración de estudios no correspondientes a tomografías de cráneo simple.

Esta automatización no solo aumentó la velocidad de procesamiento, sino que también redujo errores humanos, favoreciendo la estandarización del proceso. Por lo tanto, la experiencia demuestra que integrar herramientas computacionales en procesos manuales puede multiplicar la productividad de forma significativa en proyectos clínicos.

Otra conclusión a la que se arribó en este trabajo de grado es que los resultados obtenidos no solo validan la factibilidad de entrenar modelos iniciales, sino que también ponen de manifiesto la necesidad de considerar estrategias de balanceo de clases y generación de datos sintéticos para evitar sesgos y fortalecer la capacidad predictiva de los modelos. En este caso en específico, con más de 1.000 estudios etiquetados, el proyecto dispone de un dataset suficientemente grande para validar arquitecturas iniciales de redes neuronales sin comprometer recursos.

Asimismo, el balance actual de 370 estudios normales frente a 508 estudios patológicos, aunque clínicamente realista, podría requerir técnicas de balanceo de clases o aumento de datos sintéticos para evitar sesgos en el modelo. De igual manera, el descarte controlado de estudios garantiza que el modelo no aprenda de datos ruidosos o poco representativos, lo que refuerza la calidad y confiabilidad del dataset construido.

Finalmente, este protocolo trasciende el marco de este trabajo de grado para consolidarse como un recurso institucional y estratégico de la Fundación Instituto Neurológico de Colombia. Su diseño progresivo permite la incorporación de nuevas cohortes, actualizar criterios, desarrollar modelos predictivos más complejos y la posibilidad de replicación en proyectos multicéntricos. De este modo, se establece una guía integral que combina calidad clínica y eficiencia tecnológica, sentando bases sólidas para el avance en la investigación aplicada a imágenes médicas y en el desarrollo de soluciones de inteligencia artificial con impacto en la práctica clínica y la innovación científica.

Anexo 1. Documento del protocolo estandarizado.



Protocolo para la revisión y etiquetado de estudios TAC de cráneo simple

Objetivo

Orientar el proceso de etiquetado de estudios de TAC de cráneo simple.

Generalidades:

El proceso de **selección y etiquetado de TAC de cráneo simple** se basa en informes diagnósticos y un **archivo maestro** para control. Para realizarlo correctamente:

- Revisar solo **TAC de cráneo simple** con diagnóstico escrito.
- Verificar en el **archivo maestro** si el estudio ya está etiquetado para evitar duplicados.
- Usar el **diccionario clínico** para clasificar (normal, patológico o descartar) sin interpretar imágenes.
- Registrar cada estudio revisado en el **archivo colaborativo** con los datos solicitados.

A **continuación**, encontrarás los pasos a seguir para revisar y etiquetar estudios de TAC de cráneo simple, utilizando los informes diagnósticos y el **archivo maestro** de registro.

Tener en cuenta que...

Los diagnósticos deben clasificarse **únicamente** con base en el texto del informe médico; **no es necesario interpretar imágenes**. Esto garantiza que cualquier persona, incluso sin formación médica, pueda aplicar correctamente el protocolo.

User login at localhost

Username:

Password:

Sign in

Reset

ACQUA

Administración | Agenda | Historia | Buscar pacientes Index | Prescripción | Flujo Administrativo | Entrega de Resultados

Indicadores | Panel | Cambio de sede | Ayuda

Buscar Paciente

Tipo de paciente:
 Razón de consulta:
 Mostrar registros de 1 a 3 de un total de 3 registros

Tipo	Razón	Nombre del paciente	Fecha	Estado
	Registros por página	EJEMPLO		Activo

El **diagnóstico escrito** en el PDF es la única fuente para clasificar el estudio. No interpretes imágenes ni otras secciones del informe.

ESTUDIO:	TAC DE CRANEO SIMPLE		
NOMBRE:	VICTOR EMANUEL MATUTE CRISO		
DOCUMENTO:	P1 6122780	EDAD:	11 AÑOS
FECHA ESTUDIO:	26-01-2025	REMITÉ:	1688
ENTIDAD:	COOSALUD ENTIDAD PROMOTORA DE SALUD S A	SEDE:	MEDELLIN

INDICACIÓN: Cefalea.

TÉCNICA: En tomógrafo multidetector se realizan cortes axiales en topología del cráneo en fase (simple)

HALLAZGOS:

No hay evidencia de colecciones intra ni extra axiales.
 No se observan alteraciones anatómicas estructurales en fosa posterior.
 Sistema ventricular de forma y tamaño conservado.
 No se observan alteraciones tomodensitométricas de la sustancia blanca y gris cortico subcortical en ambos hemisferios cerebrales.
 Los cuernos laterales de la base, silvianas y los espacios subaracnoides corticales de la convexidad cerebral se hallan conservados.
 Línea media conservada.
 No se observan alteraciones óseas estructurales en calota ni base de cráneo. Leve desviación del tabique nasal óseo hacia la izquierda.

CONCLUSIÓN:

No se evidencian lesiones encefálicas por este método de estudio.

Informe firmado electrónicamente por:
DR. ALEXIS JAVIER MORALES TURIZO*
 MEDICO RADIOLOGO
 No. registro: 2512965326
 Fecha y hora de firma: 26-01-2025 16:54

Página 1 de 1

 **Buscar por palabra clave:**

Término en diagnóstico clínico	Categoría
No se evidencian anomalías	Normal ▼

Observaciones Generales para el Uso del Diccionario

- Este diccionario no sustituye el juicio clínico experto.
- Es una herramienta de apoyo para la etiquetación inicial por personal no clínico.
- Si un término no se encuentra en el diccionario, se recomienda consultar con un médico o dejar el caso sin clasificar hasta su revisión.
- El listado se irá actualizando con nuevas expresiones o redacciones encontrados durante la revisión de más estudios.

Enlace diccionario: (adjuntar enlace).

5 Registrar el estudio revisado y clasificado en el **archivo maestro de seguimiento**, completando los campos.

A	B	C	D	E
Identificación del paciente	Fecha del estudio	Categoría(patológico/normal)	Observaciones (opcional)	Etiquetador
42524623	2/06/2025	patológico	Ocular	Melissa
32490411	1/06/2025	patológico	Evento isquémico antiguo - oncefalomalacia	Melissa
32495382	30/05/2025	patológico	Evento isquémico previo.	Melissa
107508944	28/05/2025	patológico	Mieloma corticosubcortical frontal anterior y f	Melissa
35871775	22/05/2025	patológico	Araqunoidecele supraselar	Melissa
23402340	22/05/2025	normal	Engrosamiento mucoso en celidillas etmoidales	Melissa
1039695319	27/04/2025	normal		Melissa
1065001668	25/04/2025	normal	Engrosamiento mucoso en ambos senos max	Melissa
1001772667	24/04/2025	normal		Melissa
1017150009	18/04/2025	Possible descartar	A descartar - patológico previo	Melissa
1001482225	31/03/2025	normal	No se aprecia la sutura sagital, solución de cont	Melissa
1017151778	31/03/2025	Possible descartar - Dr	Desviación del tabique nasal hacia la izq	Melissa
1192911987	30/03/2025	normal	Tejido adenoideo epifaringeo prominente, pa	Melissa
37831512	27/03/2025	normal		Melissa
21543732	20/03/2025	patológico	Leucoencefalopatía versus infarto lacunar ins	Melissa
1001819625	10/02/2025	normal		Melissa

Enlace archivo maestro de seguimiento: (adjuntar enlace).

Nota:

Campos para completar:

- **ID del paciente:** código o número único que identifica al paciente.
- **Fecha del estudio:** día en que se realizó el TAC.
- **Categoría:** Normal, Patológico o Descartar, según clasificación.
- **Observaciones:** comentarios adicionales si hay algo relevante o particular.
- **Nombre del etiquetador:** persona que realizó el registro.

Anexo 2. Documento de Criterios de Inclusión y Exclusión



Criterios de Selección de Imágenes TAC de Cráneo Simple

Fundación Instituto Neurológico de Colombia
Universidad de Antioquia

Responsable	Juan Daniel Gonzalez Puerta, Estudiante de Ingeniería, UDEA (Trabajo de Grado)
Revisado por	Melissa Guerrero Sánchez, Bioingeniera
Versión	1.1
Fecha de Elaboración	02/05/2025
Última Actualización	20/05/2025
Estado	Vigente

Este documento tiene como propósito definir los criterios clínicos y técnicos para la selección de imágenes TAC de cráneo simple, con el fin de identificar y priorizar los requisitos médicos y diagnósticos relevantes. El objetivo es garantizar que las imágenes seleccionadas sean adecuadas para el desarrollo de un clasificador automático basado en machine learning, que permita diferenciar entre tomografías normales y patológicas. La implementación de estos criterios asegurará que el conjunto de datos cumpla con los estándares técnicos y diagnósticos necesarios para el desarrollo de un modelo confiable.

criterios Clínicos y Diagnósticos

Objetivo

Seleccionar estudios tomográficos que aporten valor clínico y diagnósticos representativos de condiciones normales o anomalías frecuentes del cráneo y encéfalo, priorizando su utilidad en contextos asistenciales, docentes o investigativos.

Criterios de Inclusión

- Estudios de **Tomografía de cráneo simple**.
- Estudios realizados en proyección **axial únicamente**.
- Estudios que incluyan una clasificación diagnóstica **verificada**: Normal o Patológico.
- En casos de estudios patológicos, se priorizan diagnósticos comunes como:
 - Hematomas intracraneales (epidurales, subdurales, intracerebrales)
 - Infartos cerebrales (isquémicos o hemorrágicos)
 - Edema cerebral
 - Hidrocefalia
 - Atrofia cerebral
 - Fracturas craneales
 - Tumores intracraneales frecuentes
- Estudios Normales deben tener validación (Entiéndase por resultado del informe radiológico) médica de ausencia de patología.
- Cobertura anatómica completa desde la base del cráneo hasta el vértex.
- Debe permitir evaluar:
 - Integridad ósea
 - Morfología ventricular
 - Parénquima encefálico
 - Espacios subaracnoideos y cisternas
 - Signos indirectos de hipertensión endocraneana
 - imágenes adicionales y densidades patológicas.

Criterios de Exclusión

- Estudios sin diagnóstico radiológico verificado.
- Patologías atípicas o casos muy raros que no aporten valor a una base de patologías frecuentes.
- Estudios con limitaciones técnicas.
- Estudios que no permitan evaluar estructuras intracraneales por artefactos o deficiencias anatómicas.

Criterios de Calidad de Imagen y Formato

Objetivo

Garantizar que los estudios seleccionados cumplan con los estándares técnicos mínimos para su correcta visualización, procesamiento digital y análisis computacional, sin interferencias que alteren su interpretación.

Criterios de Inclusión

- Formato de archivo **DICOM** (.dcm).
- Imágenes **nítidas y bien definidas**, sin artefactos por movimiento, interferencias o distorsión.
- Estudios con **metadatos completos**:
 - Identificador anónimo
 - Fecha y hora de adquisición.
 - Etiqueta de diagnóstico (Normal/Anormal).
- Consistencia en el espaciado entre cortes (idealmente ≤ 1.5 mm).
- Resolución estándar recomendada de 560×560 píxeles .

Criterios de Exclusión

- Archivos incompletos, corruptos o en formatos no DICOM.
- Estudios con cortes en otras proyecciones (coronal o sagital).
- Imágenes con artefactos de baja resolución que impidan su procesamiento.
- Estudios sin metadatos esenciales o con inconsistencias.
- Estudios parciales (sin completar desde la base del cráneo al vértex).

Anexo 4. Diccionario clínico.

Responsable	Juan Daniel Gonzalez Puerta, Estudiante de Ingeniería, UDEA (Trabajo de Grado)
Revisado por	
Versión	2.0
Fecha de Elaboración	26/05/2025
Última Actualización	29/07/2025
Estado	Vigente



Término en diagnóstico clínico	Categoría
Hallazgos normales	Normal
TAC normal	Normal
Sin hallazgos patológicos	Normal
Estudio dentro de los límites normales	Normal
TAC sin evidencia de patología	Normal
No se observa alteración	Normal
Ausencia de lesiones	Normal
TAC de cráneo simple sin hallazgos	Normal
No se evidencian anomalías	Normal
Sin alteraciones tomográficas	Normal
Cambios encefálicos involutivos normales para la edad.	Normal
No se observan signos de isquemia aguda, extravasación hema	Normal
Atrofia	Patológico
Colección epidural crónica frontoparietal izquierdo	Patológico
Hemorragia intracraneal	Patológico
Tumor cerebral(masa)	Patológico
Edema cerebral	Patológico
Infarto	Patológico
Hipodensidad focal por evento isquémico establecido	Patológico

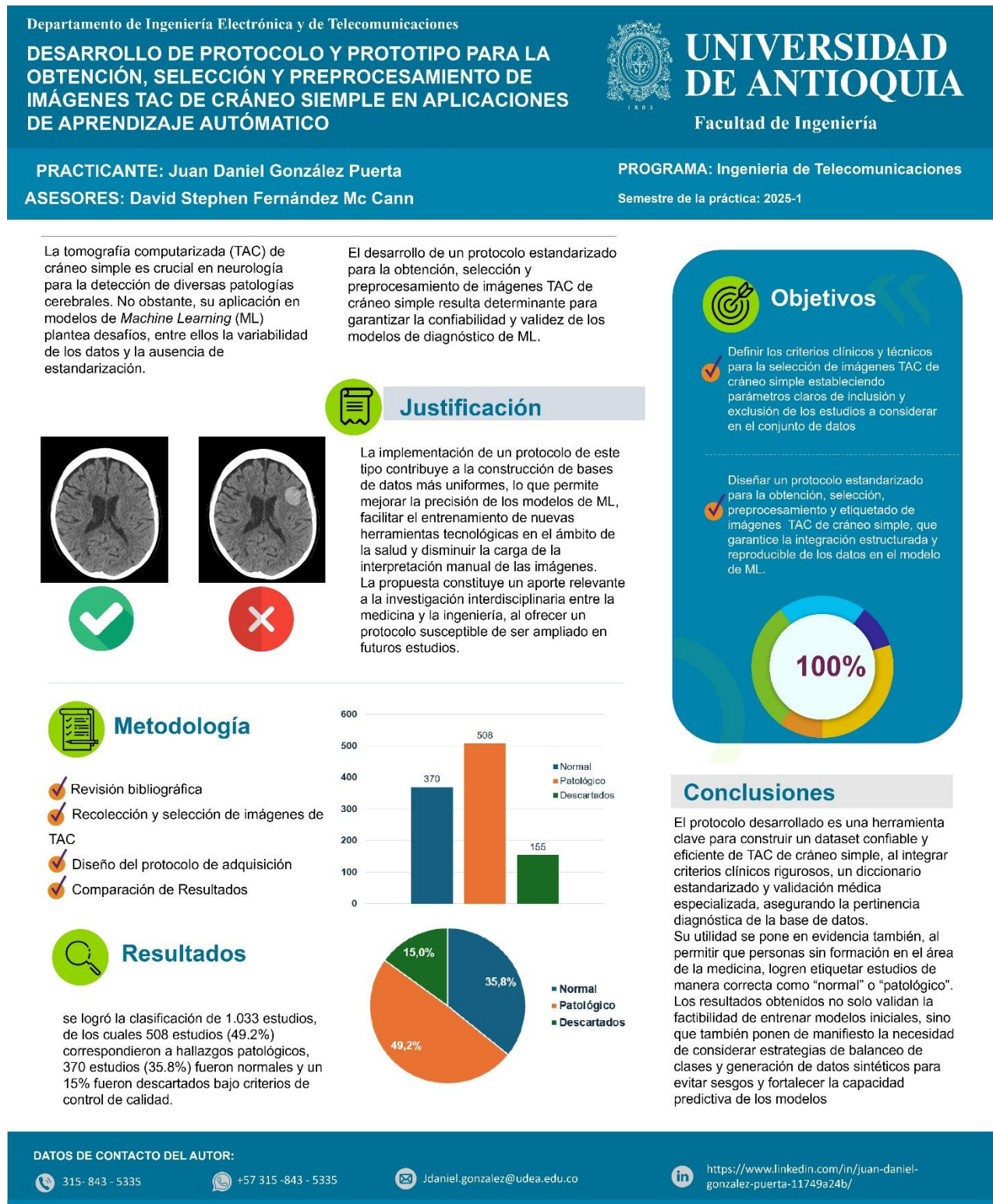
frontal con densidad de grasa, sugestiva de lipoma	Patológico
Fractura ósea craneal	Patológico
Hidrocefalia	Patológico
Lesión ocupante de espacio	Patológico
Hematoma subdural	Patológico
HEMATOMA GANGLIOBASAL	Patológico
HEMATOMA PERI-ORBITARIO IZQUIERDO.	Patológico
región parietal izquierda que se proyecta hacia el asta	Patológico
Craneotomía antigua.	Patológico
se recomienda evaluar con Rm de cerebro con contraste.	Patológico
cambios crónicos microangiopáticos	Patológico
Leucoaraiosis	Patológico
Leucoencefalopatía microangiopática	Patológico
cambios crónicos microangiopáticos.	Patológico
subcortical, aspecto vascular isquémico crónico asociado a	Patológico
intraparenquimatoso en resolución	Patológico
ENCEFALOMALACIA	Patológico
correlacionar con antecedentes con los cuales no cuento	Patológico
por antecedente de exclusión de aneurisma	Patológico
normoposicionado.	Patológico
Aracnoidocele selar con configuración de silla turca "vacía".	Patológico
Quiste de retención mucosa.	Patológico
Aumento de la densidad y el espesor del TCS y piel	Patológico
Mínima ocupación mucosa de ambos senos maxilares.	Patológico
Engrosamiento mucoso en seno maxilar derecho.	Patológico
Dilatación ventricular	Patológico
Sin diagnóstico	DESCARTAR
Postoperatorio	DESCARTAR
Con cuerpos extraños	DESCARTAR
Reportes que indican enfermedad (sin especificar)	DESCARTAR
Se recomienda evaluar con RM de cerebro con contraste	DESCARTAR
Material de embolización en región cerebral anterior	DESCARTAR
Por antecedente de exclusión de aneurisma	DESCARTAR

Material de embolización supraselar izquierdo.	DESCARTAR
--	-----------

Observaciones Generales para el Uso del Diccionario

- *Este diccionario no sustituye el juicio clínico experto.*
- *Es una herramienta de apoyo para la etiquetación inicial por personal no clínico.*
- *Si un término no se encuentra en el diccionario, se recomienda consultar con un médico o dejar el caso sin clasificar hasta su revisión.*
- *El listado se irá actualizando con nuevas expresiones o redacciones encontradas durante la revisión de más estudios.*

Anexo 4. Póster



12. Referencias

Álvarez Vega, M., Quirós Mora, L. M., & Cortés Badilla, M. V. (2020). Inteligencia artificial y aprendizaje automático en medicina. *Revista Médica Sinergia*, 5(8), e557. <https://doi.org/10.31434/rms.v5i8.557>

An, H., Li, Q., Wang, Y., Zhao, C., He, Y., Zhang, J., ... & Li, X. (2023). Implementation of an institution-wide rules-based automated CT protocoling system. *American Journal of Roentgenology*, 220(5), 965–974. <https://doi.org/10.2214/AJR.23.29806>

Costas Subías, J., & Sorias Jerez, J. A. (2021). *Tomografía computarizada dirigida a Técnicos Superiores en Imagen para el Diagnóstico*. Elsevier. <https://books.google.com.co/books?hl=es&lr=&id=kbgZEAAAQBAJ>

Higuera Mosquera, D. A., Pineda Ospino, J. A., & Velásquez Cruz, E. S. (2025). Análisis del uso y eficacia de la inteligencia artificial en tomografía computarizada [Trabajo de grado, Fundación Tecnológica Autónoma de Bogotá FABA]. Fundación Tecnológica Autónoma de Bogotá. <https://www.faba.edu.co/wp-content/uploads/2025/08/INTELIGENCIA-ARTIFICIAL-EN-TOMOGRAFIA-COMPUTARIZADA.pdf>

Krupinski, E. A., & Comstock, J. (2020). Standardizing magnetic resonance imaging protocols across a large radiology enterprise: Barriers and solutions. *Journal of Digital Imaging*, 33(5), 1160–1168. <https://doi.org/10.1016/j.jdi.2020.02.003>

Monleón-Getino, A., & Sánchez-Valdés, L. (2020). Estandarización de métricas de rendimiento para clasificadores Machine y Deep Learning. *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería*, 36(2), 1–10. <https://www.researchgate.net/publication/342009715>

Paixão, G. M. de M., Santos, B. C., de Araujo, R. M., Ribeiro, M. H., de Moraes, J. L., & Ribeiro, A. L. (2022). Machine Learning na Medicina: Revisão e Aplicabilidade. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, 118(1), 95-102. <https://doi.org/10.36660/abc.20200596>

Tueros, J. E., Cánepa, R., Muñoz, M., & Guzmán, C. (2024). Preprocesamiento de imágenes médicas mediante técnicas de inteligencia artificial. *Revista de la Escuela de Ciencias y Tecnología*, 20(5), 45–60. <https://revista.ectperu.org.pe/index.php/ect/article/view/1>

