Procesamiento de imágenes

K. N. Rincón, F. D. Rincón, J. S. Oliveros

Escuela de Ciencias Exactas e Ingeniería, Universidad Sergio Arboleda, Bogotá, Colombia

karen.rincon01@usa.edu.co, franz.rincon01@usa.edu.co, johan.oliveros01@usa.edu.co

I. Contexto

Este proyecto se centra en el uso de técnicas de procesamiento de imágenes para la detección temprana de accidentes cerebrovasculares (ACV), una de las principales causas de discapacidad y mortalidad a nivel mundial. En la actualidad, el diagnóstico de ACV se basa principalmente en la interpretación manual de imágenes de tomografía computarizada (CT) por parte de especialistas, lo que puede generar retrasos en la toma de decisiones clínicas, especialmente en regiones con recursos limitados.

Dada la alta incidencia de ACV y su impacto en la calidad de vida de los pacientes, este proyecto busca optimizar su detección mediante el uso de procesamiento de imágenes. La implementación de estos métodos permite diagnósticos más rápidos y precisos, reduciendo la dependencia de especialistas altamente capacitados y mejorando el acceso a la atención médica en zonas con escasez de recursos. Al agilizar la identificación de ACV y facilitar intervenciones oportunas, esta tecnología contribuye a disminuir el índice de mortalidad a causa de este fenómeno, optimizar los recursos del sistema de salud y mejorar la calidad del diagnóstico en contextos desatendidos.[5]

II. Justificación

En la actualidad, los Accidentes Cerebrovasculares (ACV) representan un grave problema de salud pública, con un crecimiento alarmante en su incidencia y afectando a un espectro cada vez más amplio de la población. Estudios demuestran que la incidencia global de ACV ha aumentado en un 70% desde 1990, alcanzando los 11,9 millones de casos en 2021. En Colombia, los ACV son la segunda causa de muerte y la tercera de discapacidad, con cerca de 10.000 muertes anuales reportadas por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). A pesar de la reducción en las tasas de mortalidad ajustadas por edad, que pasaron de 40,62 por cada 100.000 habitantes en 1985-1989 a 26,29 en 2010-2014 (Guerrero Agámez & Pestaña Utria, 2021)[2].

Un aspecto preocupante es el creciente número de casos en adultos jóvenes, impulsado por factores como la obesidad, el sedentarismo y el consumo de sustancias psicoactivas. Tradicionalmente, los ACV se han asociado con personas mayores, pero esta tendencia ha cambiado, exigiendo estrategias de detección y tratamiento adaptadas a poblaciones más jóvenes. En este contexto, la implementación de soluciones óptimas y precisas que permitan una identificación temprana de los ACV.

Dificultades de los métodos tradicionales: Actualmente, el diagnóstico de los ACV en Colombia sigue dependiendo en gran medida de la interpretación manual de imágenes médicas por parte de

especialistas. Este proceso, aunque efectivo, presenta limitaciones significativas:

- La interpretación manual puede ser subjetiva y variar según la experiencia del especialista, lo que puede llevar a diagnósticos inconsistentes.
- La alta demanda de radiólogos y neurólogos genera tiempos de espera prolongados, lo que retrasa el inicio del tratamiento oportuno.
- La variabilidad en la calidad de las imágenes y las diferencias en los equipos de escaneo pueden afectar la precisión del diagnóstico.[3]

A nivel mundial, se han desarrollado soluciones basadas en procesamiento de imágenes y aprendizaje profundo (Deep Learning) para mejorar la detección y clasificación de ACV. Estas tecnologías han demostrado reducir significativamente los tiempos de diagnóstico y mejorar la precisión en la identificación de ACV isquémicos y hemorrágicos. Sin embargo, en Colombia, la adopción de estos enfoques sigue siendo limitada, con una prevalencia de métodos manuales que requieren la intervención de especialistas para el análisis de imágenes. La implementación de modelos automatizados basados en inteligencia artificial permitiría optimizar el proceso diagnóstico, reduciendo el margen de error y agilizando la toma de decisiones clínicas.

Por lo tanto, este proyecto busca desarrollar una solución basada en técnicas avanzadas de procesamiento de imágenes, combinando métodos tradicionales con el uso de tecnologías nuevas, con el fin de optimizar la detección de los ACV en imágenes médicas. Con ello, se espera reducir los tiempos de respuesta y mejorar la eficiencia en la detección de estos eventos, brindando apoyo a los especialistas y fortaleciendo la capacidad de respuesta del sistema de salud.

III. REFERENCIAS A TRABAJOS PREVIOS

• Artículo Image Processing In Stroke Classification: este artículo resalta la importancia del uso de algoritmos de segmentación para identificar y caracterizar lesiones cerebrales en imágenes de tomografía computarizada (CT). Entre las metodologías aplicadas se encuentran la segmentación basada en regiones de interés (ROI) y el uso del algoritmo de watershed para mejorar la precisión en la identificación de áreas afectadas.

Además, el artículo enfatiza la relevancia de evaluar el tamaño y la gravedad de las hemorragias cerebrales mediante imágenes de CT y resonancia magnética (MRI), un aspecto clave para la detección temprana y la planificación del tratamiento. Esto es especialmente relevante para este proyecto, ya que se busca optimizar la detección de ACV, reduciendo la dependencia de evaluaciones manuales y mejorando la rapidez y precisión del diagnóstico.[4]

• Artículo Imaging of Ischemic Stroke: Esta lectura proporciona una visión general sobre la neuroimagen en el diagnóstico y manejo del accidente cerebrovascular isquémico (ACV). Destaca cómo el uso de tecnologías avanzadas de imagen, como la tomografía computarizada multimodal (CT) y la resonancia magnética multimodal (MRI), ha revolucionado la detección temprana del ACV, permitiendo una evaluación más precisa del flujo sanguíneo cerebral, la viabilidad del tejido y la selección de pacientes para terapias de reperfusión.[7]

Uno de los enfoques clave del artículo es el uso de la imagen de desajuste (mismatch imaging), que permite identificar regiones cerebrales en riesgo de daño permanente y predecir qué pacientes pueden beneficiarse de tratamientos de reperfusión, incluso si están fuera de las ventanas de tiempo estándar. Además, se resalta la importancia de la circulación colateral en la evolución del ACV y cómo su evaluación mediante imágenes puede influir en las decisiones terapéuticas.

• Artículo Identificación y cuantificación de hemorragias cerebrales intraparenquimatosas en imágenes de tomografías computarizadas: El artículo propone un enfoque basado en procesamiento de imágenes para la detección y cuantificación automática de hemorragias intraparenquimatosas en tomografías computarizadas (CT). Se destaca el uso del algoritmo de Fuzzy C-Means (FCM) para segmentar regiones afectadas, logrando identificar hematomas con mayor precisión que los métodos tradicionales empleados por radiólogos, como la aproximación mediante elipsoides. Además, el sistema desarrollado permite detectar hemorragias intraventriculares y subaracnoideas, las cuales suelen ser difíciles de visualizar incluso para especialistas experimentados.[8]

IV. EXPLICACIÓN DE LAS TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES QUE SE APLICARÁN

1. Filtrado de Suavizado (Filtro Gaussiano)

Las imágenes médicas pueden incluir ruido, lo que complica el reconocimiento de estructuras anatómicas y patrones pertinentes. Para tratar este problema, se utiliza un filtro suavizado, concretamente un filtro gaussiano, que disminuye el ruido y facilita una visión más nítida de las estructuras, optimizando la calidad de la imagen para el estudio futuro.

2. Realce de Bordes (Filtro de Canny)

La ausencia de delimitación en las estructuras anatómicas puede obstaculizar la detección de irregularidades y la segmentación exacta. Para solucionar este problema, se emplea un realce de bordes, concretamente el filtro de Canny, que resalta los bordes de las arterias y tejidos, lo que simplifica la identificación de patrones irregulares y potencia la exactitud del análisis visual.

3. Normalización (Ajuste de Brillo y Contraste)

Las imágenes pueden mostrar fluctuaciones en el brillo y contraste a causa de variaciones en los dispositivos de captura o condiciones de iluminación, lo que incide en la uniformidad del análisis. Para resolverlo, se implementa la normalización, que comprende la modificación del brillo y el contraste, uniformizando el aspecto de las imágenes y optimizando la uniformidad en el procesamiento e interpretación de los resultados.

V. FUENTE DE LOS DATOS

En este proyecto se emplean datos provenientes de un conjunto de imágenes médicas que se encuentran disponibles de manera pública en la plataforma Kaggle, concretamente del dataset denominado "INME Veri Seti (Stroke Dataset)". Este conjunto de datos comprende imágenes médicas vinculadas a incidentes

cerebrovasculares, que resultan pertinentes para el estudio y la identificación precoz de patologías cardiovasculares. Además, se enriquece con datos clínicos relacionados, lo que facilita un análisis más sólido y contextual. [1]

VI. CARACTERÍSTICAS DE LOS DATOS

El conjunto de datos está compuesto por imágenes anonimizadas de cortes de tomografía computarizada (TC) cerebral en formatos DICOM y PNG. En total, se incluyen 6,951 imágenes de TC cerebral con una resolución de 512 × 512 píxeles en formato PNG. De estas, 4,557 no presentan signos de accidente cerebrovascular (ACV), mientras que las restantes 2,394 corresponden a casos con ACV isquémico agudo o hiperagudo, ACV hemorrágico o una combinación de ambos tipos. La segmentación y etiquetado de las imágenes fueron realizados por un equipo de siete radiólogos.

El procesamiento y análisis de este conjunto de datos pueden enfrentar varios desafíos. La variabilidad en la iluminación y el contraste entre imágenes puede dificultar la detección precisa de lesiones. Además, la presencia de ruido en las imágenes, generado por artefactos del equipo de TC o por variaciones en la adquisición, podría afectar la calidad del análisis automatizado. Estudios han demostrado que el ruido electrónico en los detectores de TC puede influir significativamente en la generación de artefactos y en la calidad de la imagen, lo que impacta directamente en la precisión del diagnóstico y segmentación de estructuras cerebrales [6].

VII. ANEXOS

A continuación, se presentan dos ejemplos de imágenes extraídas del dataset INME VERI SETI (STROKE DATASET), específicamente de la carpeta YarısmaVeriSeti 1 Oturu.

 Imagen Original: Corresponde a una imagen de tomografía computarizada (TC) cerebral en formato PNG, donde se visualiza el cerebro sin anotaciones adicionales.



FIG 1: TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA CEREBRAL

 Imagen con Segmentación (Overlay): Esta imagen incluye una región resaltada en color rojo, que representa la zona afectada por el accidente cerebrovascular (ACV). La superposición (overlay) indica el resultado de aplicar una máscara de segmentación para identificar áreas de daño cerebral.

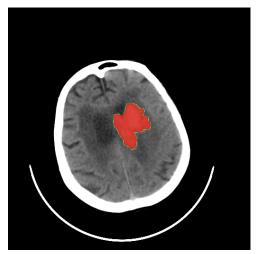


FIG2: RESULTADO DE APLICAR UNA MÁSCARA DE SEGMENTACIÓN PARA IDENTIFICAR ÁREAS DE DAÑO CEREBRAL.

Estas imágenes ilustran el tipo de datos utilizados en este proyecto y sirven como referencia para los métodos de procesamiento de imágenes y aprendizaje profundo aplicados a la detección de ACV isquémicos agudos.

VIII. REFERENCIAS

- "INME Veri Seti (Stroke Dataset)," Kaggle, 2023.[el linea] Disponible en: https://www.kaggle.com/datasets/orvile/inme-veri-seti-stroke-dataset.
 D. Guerrero Agámez and G. Pestaña Utria, "Mortalidad por
- [2] D. Guerrero Agámez and G. Pestaña Utria, "Mortalidad por enfermedades cerebrovasculares en Colombia: 30 años de observación," *Acta Neurol. Colomb.*, vol. 37, no. 4, pp. 173-188, Dec. 2021. https://doi.org/10.22379/24224022386
- [3] Rodrigo, P. T. (s. f.). Guía de práctica clínica para el diagnóstico, tratamiento y rehabilitación del episodio agudo de ataque cerebrovascular en población mayor de 18 años: de las recomendaciones a su implementación.

 http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-87482_015000400016
- [4] Authorea, "Image Processing in Stroke Classification," *Authorea*, 2023.

 Disponible en:
 https://www.authorea.com/users/500652/articles/581741-image-processing-in-stroke-classification.
- [5] N. B. Godoy-Valderrama, R. A. Vásquez, y N. J. Valero Cedeño, "Epidemiología de las enfermedades cardiovasculares: una revisión narrativa," *UNESUM - Ciencias. Revista Científica Multidisciplinaria*, vol. 8, no. 1, pp. 61-74, 2024. doi: 10.47230/unesum-ciencias.v8.n1.2024.61-74. Disponibile: https://revistas.unesum.edu.ec/index.php/unesumciencias/article/view/77
- [6] X. Duan et al., "Electronic noise in CT detectors: impact on image noise and artifacts," American Journal of Roentgenology, vol. 201, no. 4, pp. W626-W632, 2013. https://ajronline.org/doi/full/10.2214/AJR.12.10234
- [7] M. P. Lin and D. S. Liebeskind, "Imaging of Ischemic Stroke," Continuum (Minneap Minn), vol. 22, no. 5, pp. 1399-1423, 2016.https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC5898964/pdf/20161000.0
- [8] M. V. García Alvarado, Identificación y cuantificación de hemorragias cerebrales intraparenquimatosas en imágenes de tomografías computarizadas, Tesis de Grado, Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia, 2023.