

Construcción 3D sobre Imágenes de Resonancia Magnética acerca de Daños Causados por un Accidente Cerebro Vascular (Julio , 2021)

Nubia Jasbleidy Palacios Quecan, Camilo Andrés Pérez Ospino & Sandra Liliana Cancino Suarez

{nubia.palacios,camilo.perez-o}@mail.escuelaing.edu.co sandra.cancino@escuelaing.edu.co

Resumen—Los accidentes cerebrovasculares (ACV) pueden causar problemas neurológicos, estados de discapacidad transitorios o permanentes, incluso la muerte. En los casos donde se presenta discapacidad, es útil poder obtener información específica acerca del daño causado en el cerebro. Una forma de lograr cuantificar las características específicas de los daños causados por ACV, es realizar su reconstrucción tridimensional. Es por esta razón que en este trabajo se propone un método para llevar a cabo dicho procedimiento. Inicialmente, el proceso utilizado se basa en una segmentación automática de la lesión en cada una de las imágenes o corte que hacen parte de la secuencia de resonancia magnética cerebral. Las regiones segmentadas son utilizadas en conjunto para la reconstrucción del volumen de la lesión. El volumen de la lesión es visualizado en una interfaz, junto con su ubicación dentro del cráneo, y sus características específicas. Los resultados obtenidos comprenden una interfaz que muestra datos de interés sobre la lesión y su reconstrucción. Asimismo, en el proceso de segmentación de la lesión se obtiene un índice del coeficiente de Dice-Sorense favorable del 0.75 o más con respecto a las imágenes anotadas por expertos. Las características de la lesión estimadas la interfaz implementada, como su ubicación y volumen, tienen un error menor del 30 % con respecto a las anotaciones de la base de datos utilizada, evidenciando que la información proporcionada por el método propuesto es bastante útil para el entendimiento por parte del especialista del daño causado por el ACV.

Index Terms—ACV, Reconstrucción 3D, MRI

I. INTRODUCCIÓN

Se denomina accidentes cerebrovasculares (ACV) a la interrupción de flujo sanguíneo en el cerebro, por lo que este órgano deja de recibir los nutrientes y el oxígeno necesario, llevando a que las neuronas mueran causando daño permanente. Según la organización mundial de la salud (OMS) 15 millones de personas sufren un accidente cerebrovascular al año, de las cuales 5 millones de personas fallecen, mientras, otros 5 millones quedan discapacitados permanentemente [1].

Para la ayuda del diagnóstico del ACV y sus posibles complicaciones, el camino de irrigación afectado es importante para su identificación y localización. Existen distintas rutas sanguíneas, como lo son [2]:

- Arteria carótida interna.

- Arteria cerebral media.
- Arteria cerebral anterior.
- Arterias del sistema posterior.
- Arteria basilar. Región proximal y media.

Los métodos para la visualización de los ACV son a través de imágenes por tomografía axial computarizada (TAC) o la resonancia magnética (RM). Ambas tienen ventajas y desventajas, por ejemplo, la TAC detecta y delinea de forma clara una hemorragia intracraneal aguda, sumado a que puede cuantificar la densidad de la lesión teniendo en cuenta unidades Hounsfield (UH) y por último resaltar su accesibilidad tanto física como económica. Por otra parte, la RM puede detectar los cambios isquémicos de forma más rápida a comparación de la TAC, ya que en este se pueden apreciar aproximadamente 8 horas después de la presencia de los síntomas. Adicionalmente, la RM puede revelar áreas de edema citotóxico minutos después de que inicie el proceso isquémico. Aunque para distinguir hemorragias tempranas en la RM, el médico requiere experiencia para interpretar las imágenes [3].

Para la segmentación y una mejor detección de ACV en las imágenes de RM, se han creado distintos métodos para hacerlo. El primero es el algoritmo Expectation-maximization (EM), el cual se basa en modelos probabilísticos para las estimaciones de máxima probabilidad de parámetros desconocidos, con el objetivo de hallar el mejor ajuste de un conjunto de datos [4]. En contraste, esta la triangulación de Delaunay que divide una superficie en regiones triangulares basado en la semejanza de intensidad de las características, donde la segmentación de la imagen será la combinación de regiones y los umbrales establecidos.[5]. Los demás métodos de segmentación están basados en el uso de aprendizaje de máquina, por ejemplo, en distintos estudios realizados por Ilkay Oksuz [6], Albert Clèrigues et al [7] y Yunzhe Xue [8] se utilizan redes neuronales convolucionales, cuya desventaja radica en el número elevado de imágenes que deben utilizarse para garantizar un buen entrenamiento del sistema. En el contexto de imágenes médicas, muchas veces no es posible contar con dicho número, teniendo que recurrir a técnicas de

creación de imágenes artificiales basadas en la información de la base de datos original. Se genera un problema en lesiones de ACV, porque cada lesión es única, y puede tener un nivel de afectación o menor dependiendo del paciente, por lo cual estas técnicas de creación no serían fiables. Pero la ventaja de utilizar redes neuronales, es que si tiene las características necesarias y un número óptimo de neuronas, llega a resultados bastante precisos.

El propósito de este proyecto es implementar un algoritmo automático para la detección de ACV en la arteria media cerebral (ACM) en imágenes de RM, con el objetivo de dar a los especialistas vistas 3D adecuadas de esta lesión, junto con información morfológica que puede ser útil para dar seguimiento en el paciente. Esto se logra realizando y extrayendo las regiones donde se encuentran las lesiones cerebrales, la segmentación de estas regiones se evalúan comparándolas con las dadas por la base de datos, para finalmente realizar la reconstrucción 3D con su respectiva validación.

II. METODOLOGÍA

II-A. Datos experimentales

La base de datos implementada en el desarrollo del algoritmo y la comprobación del mismo, es la *Anatomical Tracings of Lesions After Stroke (ATLAS) R1.1*, donde se tienen imágenes de RM de pacientes con lesiones causadas por el ACV. Es importante recalcar que estas imágenes son tiempo después del accidente, los primeros días después del ACV. Esta base de datos contiene información de 229 resonancias magnéticas donde por cada una hay 189 imágenes por plano anatómico (axial, sagital, coronal) y anotaciones detalladas por cada sujeto sobre tipo de ACV, cantidad de lesiones, hemisferio de la lesión, entre otras. Adicionalmente, cuenta con máscaras binarias trazadas manualmente por un equipo de personas entrenadas para identificar estas lesiones (el gold standar para este artículo).

Estas imágenes fueron recopiladas por escáneres de resonancia magnética 3T, con una resolución de 1 mm³. Excepcionalmente las cohortes 1 y 2 las cuales se recolectaron en un escáner de 1.5T con una resolución de 0.9 mm x 0.9 mm x 3.0 mm. También la base de datos se divide de acuerdo con la cantidad de lesiones, ya que en el 58 % de los sujetos hay solo una lesión, y el resto tiene múltiples lesiones. Las lesiones también se encuentran distribuidas equitativamente entre el hemisferio derecho (48.4 %) y el hemisferio izquierdo (43.8 %); el 7.7 % restante se encuentran en el tallo cerebral o el cerebelo. Por último, tenemos que el 70.7 % de las lesiones son subcorticales, 21.5 % corticales y el 7.7 % otras, ya que son las que se encuentran en un sitio distinto a los hemisferios cerebrales [9].

II-B. Consideraciones preliminares

En primera instancia, este proyecto se enfoca en la detección de lesiones por ACV localizadas en la arteria media cerebral (ACM), por lo que solo se emplearon imágenes donde se vea afectada por dicha condición. Esto debido a que el ACM es

la mayor de las dos ramas terminales de la arteria carótida interna (ACI). Esta se encuentra encargada de irrigar la parte medial de estructuras subcorticales (ganglios basales, tálamo y cápsula interna) y grandes porciones del lóbulo temporal, así como también las superficies de los lóbulos parietal y temporal. Según el estudio: “Microsurgical anatomy of the middle cerebral artery” [10], dicha arteria se divide en cuatro segmentos:

- M1: Esfenoidal, segmento cruzado posterior y paralelo a la cresta esfenoidal.
- M2: Insular, se encuentra sobre la ínsula.
- M3: Opercular, segmento cursado sobre los opérculos frontoparietal y temporal.
- M4: Cortical, segmento que se propaga sobre la superficie cortical.

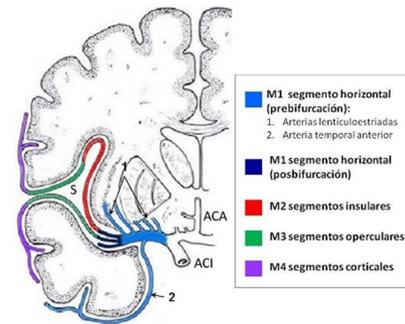
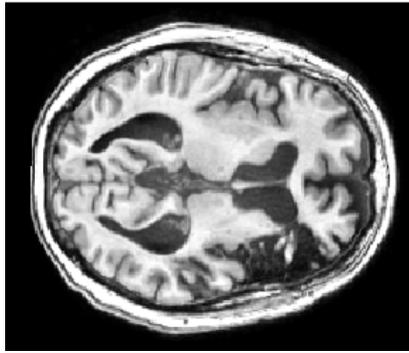


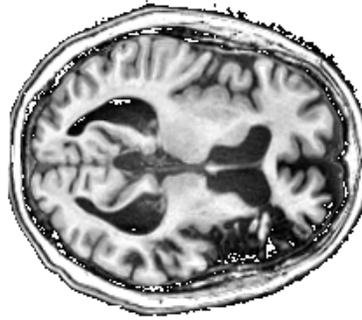
Figura 1: Segmentos MCA. Extraído de [11]

En este caso se dará un énfasis al segmento M1, el cual conduce el mayor flujo sanguíneo de esta ruta, por consiguiente la oclusión de esta arteria bloquea la irrigación de los segmentos M2, M3 y M4; dejando un daño significativo en el cerebro. Teniendo en cuenta que, al estar anatómicamente al mismo nivel del tálamo, el cual se considera que se encuentra en la zona media del cerebro, se tomará un rango del 50 % de las imágenes sobre su centro y 50 % inferior a esta. Una vez delimitada la región de búsqueda, el algoritmo usará como base las imágenes del plano axial, ya que al visualizarlas de esta forma el ACV se puede observar con mayor claridad.

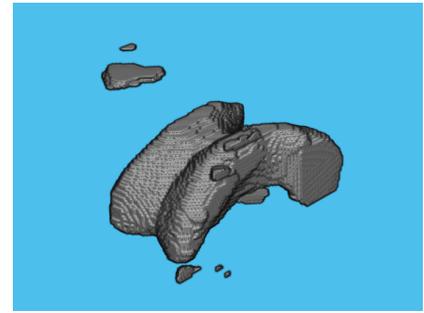
Como se puede observar en la figura 2(a), las intensidades de grises del acueducto cerebral o también conocida como “H cerebral”, son semejantes a las de la lesión, por lo que es probable que el algoritmo se equivoque en el momento de la segmentación. Por lo anterior, esta estructura es considerada ruido, con el fin de evitar este problema, se realiza una máscara de la H para rellenarla dentro de la imagen. A su vez se busca una máscara del cráneo y el encéfalo para dar un realce a la imagen original. Con ello se espera que exista una diferencia más amplia entre las intensidades, y que la obtención del ACV sea más precisa. En las siguientes secciones se explicará cómo fueron obtenidas dichas máscaras y el procesamiento de la imagen para la detección automática de ACV, basado principalmente en operaciones algebraicas en la imagen, adaptación de contraste, operadores morfológicos y la segmentación por contornos activos.



(a) Imagen RM. Vista Axial



(b) Imagen ajustada



(c) Reconstrucción 3D H cerebral

Figura 2: H Cerebral

II-C. Segmentación acueducto cerebral

Debido a que la H cerebral es considerada ruido, se busca la forma de segmentarla y con ello rellenar esta área para evitar errores en el algoritmo al momento de evaluar la lesión por ACV. Teniendo en cuenta que el objeto de interés está contenido en intensidades bajas, lo primero es eliminar el fondo de la imagen, por ello las intensidades inferiores a 0.08 (debido a que la imagen se encuentra en formato double) pasan a tener la máxima intensidad, seguido de esto se realiza un ajuste en el histograma para generar más contraste en las estructuras, como se observa en la figura 2(b).

Ahora, se binariza la imagen con un umbral (determinado experimentalmente en formato doble como 0.4), seguido de esto se complementa la imagen dejando como resultado una segmentación de la región de la H en blanco sobre un fondo negro. Luego, se aplican operadores morfológicos de erosión y apertura, para eliminar estructuras pequeñas y darle mayor forma a la estructura. Finalmente, el algoritmo selecciona las estructuras más grandes según su área y estas serán usadas como semillas para realizar una segmentación por contornos activos sobre la imagen con alta diferencia de contraste (Figura 2(b)). La figura 2(c) es el resultado tras esta segmentación.



(a) Seg. de cráneo. Vista Axial



(b) Imagen original + máscara de encéfalo

II-D. Segmentación encéfalo y cráneo

Para el caso del cráneo se hace un procedimiento similar, donde primero se aplica un filtro de mediana sobre la imagen para difuminar sus límites y con ello realizar una binarización tomando las intensidades más altas (mayores a 0.9). Finalmente se realizan operadores morfológicos y selección del área mayor para encontrar una semilla fiable para el uso de contornos activos (figura 3(a)).

Para el caso del encéfalo se toma la imagen original sumada con la máscara de la H cerebral obtenida anteriormente. Se aplica un filtro de mediana, pero en este caso al tener la máscara de la H, los dos hemisferios se mezclan y al ser binarizada la estructura mayor corresponde al cerebro. Esta máscara es usada como semilla para aplicar contornos activos sobre la imagen original. Finalmente, la máscara resultado permitirá el aumento del contraste entre la lesión y el encéfalo

Figura 3: Segmentación encéfalo y cráneo

sin tomar los grises que no corresponden a esta estructura dejando más información sobre la lesión, situación que se evidenciaba cuando se hacía ecualización del histograma u otras técnicas semejantes. El resultado de segmentación se observa en la figura 3(b).

II-E. Procesamiento

Tomando las imágenes del plano axial en el rango donde se presenta la ACM, se le suma la imagen de la máscara del cráneo y el encéfalo hallada en el punto anterior, con esta unión se generan dos imágenes. La primera, que será denominada como "Imagen para Generar Semilla" (IGS), se



(a) Imagen IGS



(b) Imagen IBCA

Figura 4: Procesamiento

produce al realizar una mejora de contraste basada en la intensidad de la imagen, donde las intensidades menores a 0.4 se saturan a intensidades bajas y las mayores a 0.5 se saturan a intensidades altas; esa imagen en escala de grises es binarizada y complementada (Figura 4(a)). La segunda imagen, denominada “Imagen Base de Contorno Activo”(IBCA), se le aplica una mejora de contraste semejante a la anterior, pero con la diferencia que las intensidades mayores a 0.8 son saturadas. A la resultante de este proceso se le aplica el método de ecuilibración del histograma adaptativo de contraste limitado (Figura 4(b)).

II-F. Detección lesión ACV

Las dos imágenes halladas anteriormente (IGS y IBCA), gracias a la simetría que se observa en el plano axial del encéfalo, se dividen en dos (Figura 5), la parte izquierda y la derecha, esto con el fin de hacer de la segmentación más precisa. Para eso, se le halla el histograma de la imagen IGS, y se escoge el lado con mayor cantidad de píxeles en la mínima intensidad. Este es el lado donde se ubica la lesión.

Teniendo el lado correspondiente a la lesión, la otra mitad de la imagen se refleja horizontalmente, y se le resta al lado de la lesión. Luego, se aplica un filtro de mediana para eliminar ruido de sal. Posteriormente, se aplican operadores morfológicos, el primero una apertura con un disco de 4, y el segundo un cierre con un disco de 2. Luego, se complementa esa imagen y ese resultado es la semilla para el contorno activo (Figura 6(a)). Al considerar que el



Figura 5: Imagen dividida por simetría

contorno activo necesita una imagen de base para realizarlo, se utiliza la imagen IBCA, donde la semilla se va a expandir según la intensidad de los píxeles de la IBCA. Esto dará la segmentación inicial de la lesión (Figura 6(b))



(a) Imagen semilla con la IBCA como referencia



(b) Segmentación inicial de la lesión

Figura 6: Segmentación de la lesión 2D

II-G. Post-Procesamiento

Como la imagen preliminar(IGS) para la segmentación del ACV está recortada a la mitad, la máscara encontrada también estará a la mitad de las dimensiones de la imagen original, por lo cual se debe devolver a sus dimensiones originales.

Después de esto, se utiliza un filtro para rellenar los huecos que tenga la segmentación. También, se eliminan las estructuras que están en los bordes. Posteriormente, se realiza la reconstrucción 3D con la concatenación de los planos axiales (Figura 7). En esta reconstrucción quedan distintos volúmenes donde se escoge el solido más grande el cual comprende a la lesión (Figura 8).



Figura 7: Reconstrucción 3D de la lesión sin post-procesamiento



Figura 8: Reconstrucción 3D de la lesión final

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En las pruebas realizadas con la base de datos, se obtuvieron buenos resultados. Como se muestra en el cuadro I.

Paciente	No Ima.	DICE [%]	Centroide		Volumen [cm^3]	
			X	Z	Gold Standard	Algoritmo
031823	69	29.0323	141.92	152.38	111.428	78.526
			144.94	146.78		
			95.35	86.07		
031824	65	14.5161	121.65	122.16	120.715	101.049
			147.93	149.36		
			71.86	73.80		

Cuadro I: Resultados

En la tabla se observa un porcentaje de DICE, el cual es el índice de DICE de cada imagen, y los índices mayores a 0.75 son los que se promedian y generan ese resultado. En el apartado del centroide, la columna de la izquierda contiene la información de sus coordenadas espaciales (X, Y, Z) del centroide de la máscara realizada por la base de datos y la columna de la derecha son las coordenadas espaciales del centroide del volumen hallado con el algoritmo creado. El ultimo aparatado muestra el volumen en cm^3 , siendo la columna de la izquierda el obtenido por las máscaras dados por la base de datos (gold standard) y la de la derecha el volumen dado por el algoritmo implementado.

Se puede observar, que aunque las imágenes que tienen un DICE mayor a 0.75 son menores al 50%, el centroide de cada volumen está cerca de su valor. Además en los resultados de una encuesta realizada a 73 personas, donde el

53.4% de las personas encuestadas tienen un conocimiento medio-alto de imágenes médicas de ACV, se obtuvo que el 56.41% respondió que la segmentación más acertada es la que realiza el algoritmo de este artículo. Este resultado se da ya que las máscaras dadas por la base de datos ATLAS R1.1, son realizadas manualmente por un grupo de expertos, lo que genera que muchas de ellas estén “sobre segmentadas” y no resalten bien los límites del ACV.

Paciente	Centroide	Volumen
031823	7.37 %	29.53 %
	1.27 %	
	9.73 %	
031824	0.42 %	16.29 %
	0.97 %	
	2.70 %	

Cuadro II: Porcentajes de error

En los datos del cuadro II se tienen los porcentajes de error del centroide y el volumen. En el centroide se observa que ninguno de los porcentajes de error pasa el 10%, por lo cual la lesión esta hallada correctamente en el lugar adecuado, y existe una mínima desviación del original. En cambio, en el volumen se observa que los porcentajes son menores a 30%, pero mayores al 10%, esto se puede explicar con lo anteriormente dicho de la encuesta, al “sobre segmentarse” el volumen de la base de datos será mayor al obtenido en el algoritmo. También, se dan las diferencias de volumen por lo que se explicaba en la metodología acerca del tono de gris de las lesiones tienen tonos de grises parecidos a la H cerebral, y también al liquido cefalorraquídeo, que está cerca de las lesiones de la AMC; por lo cual los parámetros del contorno activo son específicos para que no tome esas áreas, lo cual puede generar una sub-segmentación de la lesión, y una sobre-segmentación del liquido cefalorraquídeo, como se observa en la figura 11.

III-A. Interfaz



Figura 10: Interfaz gráfica. Sección No. 3

Para comodidad de los funcionarios se creó una interfaz con ayuda de la herramienta de Guide de MatLab en donde puedan cargar, procesar y visualizar la imagen. La interfaz se divide en tres secciones. La primera sección es la destinada a

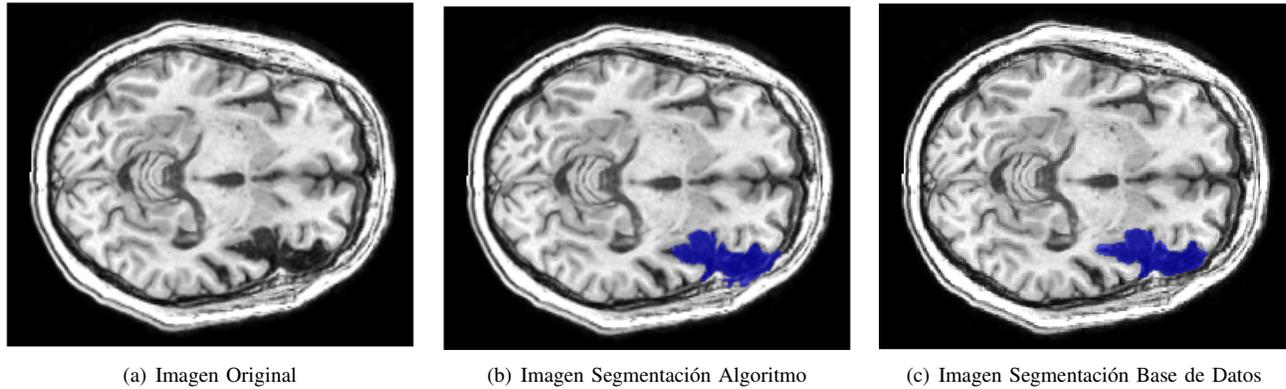


Figura 9: Resultado segmentación

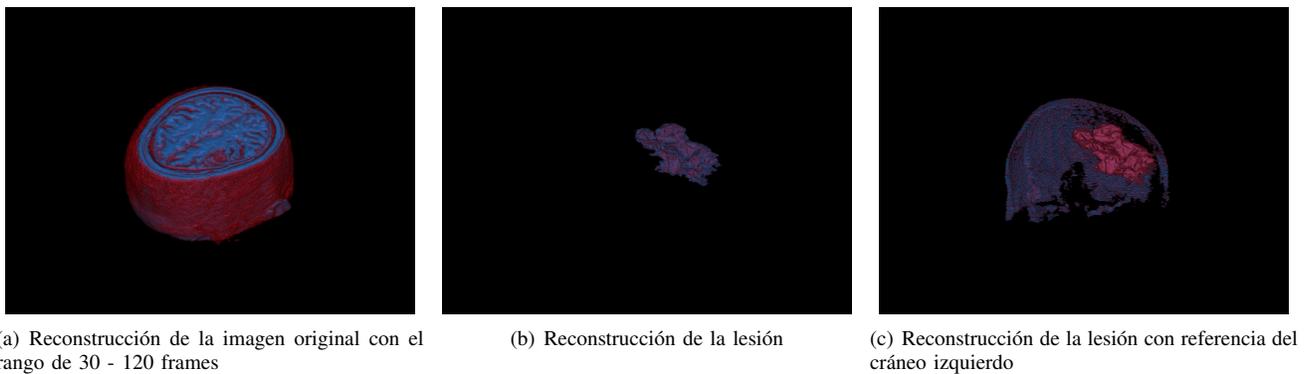


Figura 11: Reconstrucciones 3D dadas por la interfaz.

cargar la imagen en formato formato “NIfTI” (Neuroimaging Informatics Technology Initiative) y presenta la opción de establecer un rango para generar una reconstrucción 3D con las imágenes originales, como se ve en la figura 11(a). En la segunda sección se permite escoger que plano anatómico se desea observar y desplazarse en las imágenes que se contenga, es decir, plano por plano. Finalmente, la última sección toma el conjunto de imágenes axiales y realiza la segmentación descrita en la metodología para encontrar una secuencia de máscaras de la lesión. Aunque el algoritmo se ideó pensando en un método ligero y con costo computacional bajo, en realizar el proceso se demora aproximadamente 95 segundos.

Al finalizar se presenta la secuencia de imágenes (plano por plano) con la segmentación realizada de un tono amarillo tenue que permite diferenciar la lesión. Además, en esta secuencia se encuentra superpuesta una cruz de color rojo indicando con respecto al tamaño de la imagen la ubicación del centroide del volumen final, y junto a la imagen una tabla en donde se expondrá el área de la superficie, diámetro y el volumen total (Figura 10). Adicional a esta visualización 2D, la interfaz permite escoger con que referencia se visualice la reconstrucción 3D de la lesión, dando como resultados las figuras 11(b) y 11(c).

IV. CONCLUSIONES

Se obtiene un algoritmo que automáticamente segmenta lesiones causadas por ACV, con una interfaz sencilla para sus usuarios donde permite visualización tanto en 2D como en 3D junto con datos morfológicos que pueden ser de ayuda a los expertos, siguiendo las sugerencias dadas a través de la encuesta.

Se halla una buena segmentación del ACV, la cual a pesar de no ser igual a la de la base de datos para el entendimiento y daño causado por el ACV, es útil.

Con base a la encuesta realizada, la segmentación dada por el algoritmo es adecuada para el personal de la salud, lo cual implica una automatización y reducción de tiempo para la ubicación de la lesión.

V. TRABAJOS FUTUROS

Se plantea transpolar este algoritmo a entornos de realidad virtual o realidad aumentada, ya que puede ser útiles para observar en escala 3D esta lesión.

También, pueden agregarse interacciones al programa, por ejemplo cuando el cursor pase por encéfalo este genere transparencia para observar mejor la lesión.

REFERENCIAS

- [1] WHO, *World Health Organization*, World Health Organization Regional office for the Eastern Mediterranean, [En línea]. Available:., <http://www.emro.who.int/health-topics/stroke-cerebrovascular-accident/index.html#:~:text=Annually%2C%2015%20million%20people%20worldwide,cause%20is%20high%20blood%20pressure...>, Consultado el 10 de Enero 2021.
- [2] Mario Muñoz - Collazos *Enfermedad cerebrovascular. Capítulo 12* [En línea]. Available:., <https://www.acnweb.org/guia/g1c12i.pdf>
- [3] L. Restrepo, *Diagnóstico del ACV con neuroimágenes*, Acta Neurologica Colombia, vol. 22, n° 1, pp. 31-41, 2006.
- [4] A. Subudhi, M. Dash & S. Sabut, *Automated segmentation and classification of brain*, Biocybernetics and Biomedical Engineering, vol. 40, n° 1, pp. 277-289, 2020.
- [5] A. Subudhi, U. Rajendra Acharya, M. Dash, S. Jena & S. Sabut, *Automated approach for detection of ischemic stroke using Delaunay Triangulation in brain MRI images*, Computers in Biology and Medicine, vol. 103, pp. 116-129, 2018.
- [6] I. Oksuz, *Brain MRI artefact detection and correction using convolutional neural networks*, Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 199, p. 105909, 2021.
- [7] A. Clèrigues, S. Valverde, J. Bernal, J. Freixenet, A. Oliver & X. Lladó, *Acute and sub-acute stroke lesion segmentation from multimodal MRI*, Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 194, p. 105521, 2020.
- [8] Y. Xue, F. G. Farhat, O. Boukrina, A. Barrett, J. R. Binder, U. W. Roshan & W. W. Graves, *A multi-path 2.5 dimensional convolutional neural network system for segmenting stroke lesions in brain MRI images*, NeuroImage: Clinical, vol. 25, p. 102118, 2020.
- [9] S.-L. Liew, J. M. Anglin, N. W. Banks, M. Sondag, K. L. Ito, H. Kim, J. Chan, J. Ito, C. Jung, N. Khoshab, S. Lefebvre, W. Nakamura, D. Saldana, A. Schmiesing, C. Tran, D. Vo, T. Ard, P. Heydari, B. Kim, L. Aziz-Zadeh, S. C. Cramer, J. Liu, S. Soekadar, J.-E. Nordvik, L. T. Westlye, J. Wang, C. Winstein, C. Yu, L. Ai, B. Koo, R. C. Craddock, M. Milham, M. Lakich, A. Pienta y A. Stroud, *A large, open source dataset of stroke anatomical brain images and manual lesion segmentations*, Scientific Data, vol. 5, n° 1, p. 180011, 20 Febrero 2018.
- [10] Gibo H, Carver CC, Rhoton AL Jr, Lenkey C, Mitchell RJ. *Microsurgical anatomy of the middle cerebral artery*. J Neurosurg. 1981 Feb;54(2):151-69. doi: 10.3171/jns.1981.54.2.0151. PMID: 7452329.
- [11] Elena Angulo Hervias *Valoración del tratamiento de las MAV intracraneales mediante embolización y otros tratamientos* Zaragoza: Universidad de Zaragoza, Marzo 2014.
- [12] H. I. Medellín Castillo & M. A. Ochoa Alfaro, *Desarrollo de un sistema de visualización y reconstrucción 3D de modelos anatómicos a partir de imágenes médicas*, MEMORIAS DEL XVII CONGRESO INTERNACIONAL ANUAL DE LA SOMIM, pp. 171-180, 2011.
- [13] W. Serna Serna, J. P. Trujillo Lemus & J. H. Rivera Piedrahita, *DESCRIPCIÓN DEL ESTÁNDAR DICOM PARA UN ACCESO CONFIABLE A LA INFORMACIÓN DE LAS IMÁGENES MÉDICAS*, Scientia Et Technica, vol. XVI, n° 45, pp. 289-294, agosto 2010.
- [14] M. A. Zuluaga Valencia, *SEGMENTACIÓN VASCULAR Y CARACTERIZACIÓN DE PLACAS ATEROSCLERÓTICAS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA 3D*, Bogota: Universidad de los Andes, 2005.
- [15] B. Anderson, *An Implementation of the Marching Cubes Algorithm*, [En línea]. Available:., http://www.cs.carleton.edu/cs_comps/0405/shape/marching_cubes.html#1.
- [16] W. Schoroeder, K. Martin & B. Lorensen, *The Visualization Toolkit* (4th ed.), Kitware, 2006.