

# Segmentación de vasos intracraneales en el contexto de cirugía de epilepsia

Juan S. Angarita T., Miguel A. Castro C. and Juan F. Arias M.

**Abstract**—Este artículo aborda la segmentación de vasos intracraneales en el contexto de la cirugía de epilepsia refractaria, enfocándose en la mejora de la implantación de electrodos intracerebrales mediante técnicas estereotácticas. La segmentación precisa de estos vasos es crucial para minimizar el riesgo de sangrado intracerebral durante la cirugía. Se presenta un *pipeline* de 11 procesos utilizando herramientas del Insight Toolkit (ITK) para separar y segmentar vasos sanguíneos a partir de tomografías con contraste realizadas el día de la cirugía. Los resultados destacan la efectividad del algoritmo Fast Marching y otros métodos de preprocesamiento y segmentación, aunque también se reconocen desafíos técnicos como la presencia de artefactos y la variabilidad anatómica. La combinación de múltiples técnicas de segmentación promete mejorar la precisión y reducir complicaciones en las intervenciones quirúrgicas.

**Index Terms**—Angiografía con substracción digital (ASD), Angiotomografía (ATC), Estereo electro encefalografía (SEEG), Insight Toolkit (ITK), Tomografía computarizada (TC), procesamiento de imágenes médicas.

## I. INTRODUCCIÓN

La segmentación de vasos intracraneales es una tarea crucial en el análisis de imágenes médicas que permite el diagnóstico y tratamiento de diversas patologías neurológicas. Para esto, se cuenta con el Insight Toolkit (ITK) que es un sistema de software de código abierto y multiplataforma diseñado para el procesamiento y análisis de imágenes científicas, particularmente en el campo de la imagen médica. ITK ofrece una amplia gama de herramientas avanzadas para la segmentación, registro y análisis de imágenes en dos, tres o más dimensiones.

Las técnicas estereotácticas para la implantación de electrodos intracerebrales han revolucionado el tratamiento de la epilepsia refractaria, particularmente a través de la exploración con electrodos intracraneales por medio de la estereo electro encefalografía (SEEG, por sus siglas en inglés –Stereo-Electro-EncephaloGraphy–). Estas técnicas permiten una localización precisa de las zonas epilépticas, facilitando una intervención quirúrgica más efectiva. Sin embargo, a pesar de los avances tecnológicos y la precisión de estos procedimientos, uno de los principales riesgos asociados a la SEEG es el sangrado intracerebral, el cual puede tener consecuencias catastróficas para los pacientes.

Una de las grandes dificultades inherentes a la SEEG es la identificación de las estructuras vasculares y en particular

las venas corticales, que por tener paredes más delgadas que las arterias y por estar cercanas al hueso, son propensas a ser lesionadas durante el proceso de perforación del cráneo. En el contexto de fidelidad de la anatomía vascular, el examen preferible sería la arteriografía cerebral con substracción digital, sin embargo, es una técnica invasiva y requiere recursos y equipamientos adicionales. Como alternativa, se emplea la angiotomografía que implica la realización de este examen antes de la cirugía, lo cual requiere una dosis extra de medio de contraste y recursos adicionales. Un tercer camino es la realización de la segmentación de vasos intracraneales a partir de la resonancia con protocolo *harness* (harmonized neuroimaging of epilepsy structural sequences), sin embargo, es difícil la separación de los vasos corticales especialmente de los senos duros del hueso; además, presenta una distorsión del espacio tridimensional que resulta subóptimo en el contexto de la cirugía estereotáctica, la cual requiere exactitud cartesiana.

Dado esto, queda plantearse el siguiente problema ¿es posible realizar una segmentación de vasos intracraneales a partir de los exámenes básicos realizados durante el día de la cirugía SEEG? Estos exámenes consisten en: (1) una tomografía de cráneo contrastada tomada con el marco de estereotactia que se emplea para la extracción de las coordenadas cartesianas (TC contrastada), y (2) una tomografía de cráneo simple (TC), que no es pedida con regularidad.

La TC contrastada podría ser comparada con una TC realizada previamente, o si no se logra, compararse con una TC obtenida el día de la cirugía. En caso de lograr, a partir de este análisis, una segmentación de los vasos intracraneales, se lograría una visualización tridimensional de los mismos, logrando así mejores resultados de implantación con menor riesgo de sangrado.

La segmentación de vasos intracraneales con ITK, por su parte, implica una combinación de técnicas de preprocesamiento, segmentación y post-procesamiento. Los métodos basados en umbrales son rápidos y directos, pero pueden verse limitados por el ruido y las variaciones de intensidad. Las técnicas de crecimiento de regiones y los métodos de contorno activo ofrecen mayor robustez, pero requieren un ajuste cuidadoso de parámetros y una buena inicialización. El filtrado de la vasculatura mejora específicamente las estructuras de los vasos, y las operaciones morfológicas ayudan a refinar los resultados de la segmentación.

## II. CONTEXTO

### A. Técnicas Estereotácticas para SEEG

La SEEG implica la inserción de electrodos profundos en el cerebro a través de una técnica estereotáctica, que utiliza un marco estereotáctico o sistemas de navegación guiados por imágenes para dirigir los electrodos con alta precisión. Este procedimiento es fundamental para mapear las áreas epileptogénicas, especialmente en casos donde la epilepsia no es focal y presenta una complejidad anatómica significativa [1], [2].

Las imágenes de resonancia magnética (RMN) y tomografía computarizada (TC) se utilizan preoperatoriamente para planificar la trayectoria de los electrodos, minimizando la invasión de estructuras críticas y reduciendo el riesgo de complicaciones [3].

### B. Riesgo de Sangrado

A pesar de la precisión de las técnicas estereotácticas, el riesgo de sangrado intracerebral sigue siendo una preocupación importante. Este riesgo puede variar dependiendo de varios factores, incluyendo la trayectoria del electrodo, la experiencia del equipo quirúrgico y las características individuales del paciente [4].

A su vez, el sangrado puede ocurrir debido a la perforación de vasos sanguíneos durante la inserción del electrodo. Las consecuencias de este sangrado pueden variar desde hematomas asintomáticos hasta hemorragias intracerebrales significativas que requieran intervención quirúrgica urgente [5].

### C. Medidas Preventivas y Manejo

Para minimizar el riesgo de sangrado, se han desarrollado diversas estrategias como: la planificación meticulosa de la trayectoria del electrodo, el uso de sistemas de navegación de alta precisión y la monitorización intraoperatoria continua. Además, la evaluación preoperatoria del estado de coagulación del paciente y la utilización de técnicas quirúrgicas refinadas contribuyen a la reducción de este riesgo [2], [4].

La segmentación de vasos intracraneales es fundamental en la planificación de la cirugía estereotáctica para la epilepsia, al permitir a los cirujanos evitar estructuras vasculares críticas y reducir el riesgo de complicaciones. La combinación de múltiples métodos de segmentación puede ofrecer mejores resultados, proporcionando una visualización más precisa y confiable de la vasculatura intracraneal.

## III. ESTADO DEL ARTE

A lo largo de los años se han desarrollado y evaluado diversas técnicas para mejorar la precisión y la automatización de este proceso.

Hedblom y col [6], abordan el problema de la segmentación de vasos sanguíneos en imágenes de TC de cuello y cabeza, por medio de la angiografía, permitiendo examinar los vasos sanguíneos sin cirugía.

Sin embargo, la segmentación precisa de los vasos sanguíneos intracraneales presenta un desafío significativo

debido a la superposición de intensidades entre los vasos y los huesos en las imágenes de TC. En línea con lo anterior, los huesos varían considerablemente en densidad, lo que causa que algunas partes se superpongan con los vasos sanguíneos en términos de intensidad, dificultando su diferenciación mediante técnicas de umbralización. Esto requiere el desarrollo de diferentes métodos para segmentar eficazmente los vasos sanguíneos mientras se eliminan las estructuras óseas circundantes.

Para llevar a cabo la segmentación automática o semi-automática de vasos sanguíneos en volúmenes de datos de CT de cabeza y cuello, se han evaluado diferentes métodos. Los enfoques principales incluyen: la sustracción de hueso mediante procesos de registro para restar el hueso y dejar visibles los vasos, y el crecimiento de regiones. La sustracción de hueso, aunque es de gran utilidad, no proporciona segmentaciones suficientemente precisas. Por otro lado, el método de crecimiento de regiones muestra más potencial, pero requiere una mayor interacción con el usuario durante el proceso de segmentación.

Manniesing y col [7], proponen un método basado en conjuntos de nivel para la segmentación del árbol vascular cerebral a partir de datos de angiografía por tomografía computarizada (ATC), enfocado en la segmentación de las arterias del polígono de Willis y en la cuantificación del diámetro de partes del árbol vascular. Los autores proponen iniciar el método con una máscara ósea mediante el registro de una exploración mejorada con una baja dosis de contraste donde se ha segmentado el hueso. Posteriormente, se hace una estimación de las distribuciones de intensidad de fondo y de los vasos con fundamento en el histograma de intensidad, que se utiliza para dirigir el conjunto de nivel y capturar los límites de los vasos.

La metodología se valida mediante un estudio de cuantificación de diámetros realizado en datos de un fantoma que representa los datos base, en diez conjuntos de datos de pacientes. Los resultados se comparan con mediciones manuales obtenidas por dos observadores expertos. En el estudio con el fantoma, el método logra una precisión similar a la de los observadores, pero sin el sesgo que estos últimos representan. Además, la reproducibilidad del método es ligeramente mejor que la variabilidad inter e intraobservador. En el estudio con pacientes, el método está en concordancia con los observadores y la reproducibilidad del método es similar a la variabilidad interobservador.

El artículo destaca que la segmentación precisa de los vasos sanguíneos en la base del cráneo es especialmente difícil debido a la proximidad de los huesos y los vasos, y a la superposición de intensidades entre ellos. El método basado en conjuntos de nivel demuestra ser útil para la segmentación automatizada y precisa de los diámetros en angiografías por CT pero no lo suficiente. Además, la elección de este método se basa en sus propiedades para manejar estructuras vasculares complejas y sus variaciones morfológicas.

Los vasos sanguíneos intracraneales muestran una gran variabilidad en la intensidad de los vóxeles debido a las diferencias de flujo sanguíneo cuando este es contrastado. Además, las regiones que contienen aneurismas y otros vasos

pueden tener un contraste muy bajo, lo que complica su identificación en las imágenes. Los flujos turbulentos dentro de los aneurismas provocan una pérdida de señal significativa, dificultando aún más la segmentación. Los filtros multirango son particularmente útiles para manejar la variabilidad en el tamaño de las estructuras vasculares, permitiendo ajustar la detección a diferentes escalas. Por otro lado, las varianzas locales ayudan a diferenciar entre las estructuras de bajo contraste y el ruido de fondo, mejorando la precisión de la segmentación en regiones complejas.

Law y Chung [8], desarrollan un algoritmo notable que utiliza descriptores de discontinuidad de intensidad para detectar los cambios en la intensidad en los bordes de las estructuras vasculares. Estos descriptores identifican los bordes de los vasos sanguíneos, incluso cuando hay grandes variaciones en la intensidad dentro de los vasos debido a diferentes velocidades de flujo sanguíneo. Además, incorpora la varianza local, que mide la homogeneidad de la intensidad dentro de una región específica. La varianza local ayuda a distinguir entre estructuras de bajo contraste y ruido.

Para abordar las variaciones en el tamaño de las estructuras vasculares, el algoritmo emplea filtros multirango. Estos filtros permiten ajustar la detección a diferentes escalas de las estructuras vasculares, manejando así las variaciones de tamaño. El algoritmo utiliza múltiples valores de rango para seleccionar el óptimo en cada posición local, asegurando una detección precisa a diferentes escalas. El algoritmo se basa en la relación Discontinuidad-Homogeneidad (DH Ratio), que combina el descriptor de discontinuidad de intensidad y la varianza local. Se introduce un término de desplazamiento en esta relación para evitar que pequeñas varianzas locales exageren la relación. Además, se utiliza un descriptor de discontinuidad de intensidad, que es más flexible para manejar estructuras no esféricas y mejora la detección en regiones de bajo contraste.

El proceso de segmentación del algoritmo incluye varios pasos clave. Primero, se realiza una segmentación preliminar utilizando el descriptor de discontinuidad de intensidad para extraer los principales vasos sanguíneos. Esto ayuda a estimar parámetros cruciales como el contraste de intensidad entre los vasos y su entorno. Luego, el algoritmo utiliza un modelo activo de contornos basado en la relación DH refinada para guiar la evolución del contorno activo. Este modelo maximiza una funcionalidad de energía que balancea la atracción hacia los bordes de los vasos y la suavidad del contorno, permitiendo una segmentación precisa.

#### A. Software existentes

En esta sección se presentan algunos de los software usados actualmente para la segmentación automática de vasos intracraneales:

- Optimally Fused full end-to-end Network (OFF-eNET): realiza una segmentación automática de los vasos intracraneales en volúmenes 3D, los datos son optimizados empleando up-skip connections, convoluciones para la dilatación de las características espaciales, y residual

mapping para rápida convergencia. Ha sido particularmente rápida y efectiva para los vasos en vecindad al cráneo. [9]

- Z-buffer Segmentation (ZBS): Este algoritmo preprocesa un punto semilla para la segmentación posterior combinando continuidad espacial con intensidad.[10]
- DeepMedic Model: Un modelo de aprendizaje profundo entrenado en imágenes de angiografía por sustracción digital (ASD) segmentadas y co-registradas para la segmentación del cerebrovascular a partir de ATC. Este modelo proporciona una segmentación de alta fidelidad, especialmente para vasos y aneurismas en la región cavernosa de la carótida, superando la segmentación manual tradicional en términos de precisión [11]
- Método Híbrido de Clasificación Basado en Píxeles: Este algoritmo semisupervisado discrimina píxeles de imagen como vasos sanguíneos o parénquima cerebral, proporcionando una segmentación precisa de vasos y aneurismas. Es eficiente y no requiere conocimiento previo de la topología de los vasos ni intervención del operador, lo que lo hace adecuado para la reconstrucción de vasos sanguíneos en 3D. [12]
- Red de Atención de Canales Globales (GCA-Net): GCA-Net combina información de contexto global con mecanismos de atención de canales para mejorar la preservación de detalles de las características. Este método utiliza un Módulo de Muestreo Ascendente y una Agrupación Piramidal Espacial Atrous (ASPP) para capturar mapas de características detalladas, logrando una alta precisión en la segmentación de vasos intracraneales en imágenes CTA

De las anteriores herramientas la más cercana a nuestras necesidades es OFF-eNET, pues se enfoca en los vasos corticales; por el contrario los demás algoritmos hacen énfasis en los vasos del polígono de Willis y grandes arterias.

#### IV. DIFICULTADES EN LA SEGMENTACIÓN DE LOS VASOS INTRACRANEANOS

La segmentación de los vasos sanguíneos intracraneales es una tarea compleja y desafiante en el campo del tratamiento de imágenes médicas debido a razones técnicas y anatómicas. A continuación se detallan los principales factores que contribuyen a esta dificultad:

##### A. Complejidad anatómica

Los vasos sanguíneos intracraneales presentan una estructura altamente compleja y ramificada. Estas estructuras pueden variar considerablemente en tamaño y forma, desde grandes arterias hasta pequeños capilares, lo que complica la segmentación precisa de todos los vasos. La morfología de los vasos puede ser tortuosa y con múltiples bifurcaciones, aumentando la dificultad de su identificación y seguimiento a través de las imágenes.

##### B. Baja resolución y contraste

Las imágenes médicas, como las obtenidas por tomografía computarizada (CT) o resonancia magnética (MRI), a menudo

presentan una resolución y contraste limitados. Los vasos pequeños pueden no ser visibles claramente debido a la resolución limitada de los escáneres y al ruido presente en las imágenes. Además, el contraste entre los vasos sanguíneos y los tejidos circundantes puede ser insuficiente para una segmentación precisa.

### C. Presencia de artefactos y ruido

Las imágenes médicas suelen estar afectadas por artefactos y ruido que pueden distorsionar la visualización de los vasos sanguíneos. Estos artefactos pueden ser causados por movimientos del paciente, limitaciones del equipo de imagen o interferencias externas. El ruido y los artefactos dificultan la segmentación automática, ya que pueden confundirse con estructuras vasculares.

### D. Variabilidad interindividual

Existe una alta variabilidad anatómica entre diferentes individuos. Las diferencias en el tamaño, forma y disposición de los vasos sanguíneos intracraneales hacen que un método de segmentación que funcione bien para un paciente no sea necesariamente aplicable a otro. Esta variabilidad requiere algoritmos de segmentación altamente adaptativos y personalizados.

### E. Fusión de modalidades de imagen

A menudo, se necesita combinar imágenes de diferentes modalidades (por ejemplo, CT y MRI) para obtener una visualización completa de los vasos sanguíneos. La fusión de estas imágenes presenta desafíos adicionales, ya que implica alinear y superponer con precisión las imágenes de diferentes fuentes, cada una con sus propias características de resolución y contraste.

### F. Requerimientos computacionales

Los métodos avanzados de segmentación, como los basados en modelos de contornos activos o técnicas de aprendizaje profundo, pueden ser computacionalmente intensivos. La segmentación precisa de los vasos sanguíneos intracraneales requiere un procesamiento significativo y puede ser lento, especialmente cuando se trabaja con volúmenes de datos grandes o imágenes de alta resolución.

## V. METODOLOGÍA

El flujo de trabajo consta de 11 procesos a través de los cuales se modifica la TC original para poder generar la extracción de los vasos. El flujo de tratamiento de datos no es solamente lineal, sino que ciertos procesos se realizan de manera paralela y posteriormente se unen para dar el resultado esperado.

El mayor problema al realizar la segmentación de los vasos en una tomografía con contraste es la segmentación y separación del cráneo y los vasos, dado que estos tienen los mismos valores en la imagen. Ante esta situación hay dos procesos generales que se pueden realizar la segmentación del

cráneo o a la segmentación del cerebro. Aunque se probaron ambas aproximaciones, la que mejor dio resultados generales es la segmentación del cerebro, generando una “máscara” que permite extraer el cerebro del cráneo. A partir de la extracción del cerebro es bastante sencillo segmentar los vasos sanguíneos, dada la diferencia de valores que genera el contraste en la tomografía.

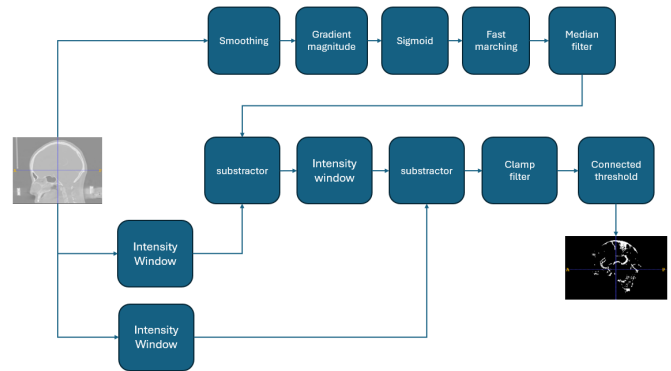


Fig. 1. Procesos del pipeline

1) **Fast marching:** Para separar el cráneo del cerebro, se plantea segmentar el cerebro, crear una máscara y posteriormente poderlo restar a la imagen original. Para la segmentación del cerebro se aplica el algoritmo Fast Marching. Para esto solo se necesita una semilla en una ubicación del cerebro donde no haya ventrículos, ni vasos. Para realizar el Fast Marching se realizan una serie de preprocesamientos dentro de los cuales se encuentran el uso de los siguientes filtros:

- Smoothing
  - Timestep: 0.125
  - Number of iterations: 5
  - Conductance parameter: 9.0
- Gradient magnitude
  - Sigma: 1.0
- Sigmoid
  - Alpha: -7.0
  - Beta: 8.0
- Fast marching
  - Semilla: posición en cerebro
  - Stopping time: 250

Los valores de Alpha y beta son elevados debido a que se quiere forzar al algoritmo a generar una máscara de segmentación de todo el cerebro incluyendo vasos y ventrículos. Sin embargo, aunque el algoritmo con estos parámetros genera una máscara para la mayor parte del cerebro quedan espacios relacionados a los vasos principales.

2) **Filtro de mediana:** Dado que el filtro genera una máscara del cerebro con espacios, se busca rellenar estos espacios usando el filtro de mediana con un radio de 5. Los espacios donde están los ventrículos se rellenan debido al alto valor dado al radio generando una máscara completa del cerebro.



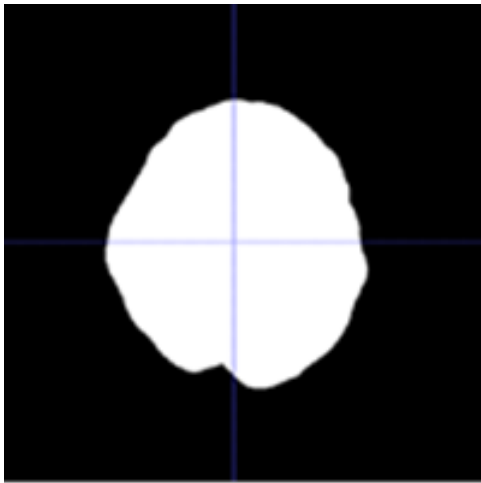


Fig. 2. Filtro mediana

3) *Filtro de intensidad*: Las imágenes originales vienen en un rango de intensidades que va desde -4000 (aire) a 14000 (ciertas partes del marco estereotático). Para poder trabajar con las imágenes de manera más sencilla se restringió los valores entre 0 y 10000. Esto no modifica ninguna estructura esencial de imagen.

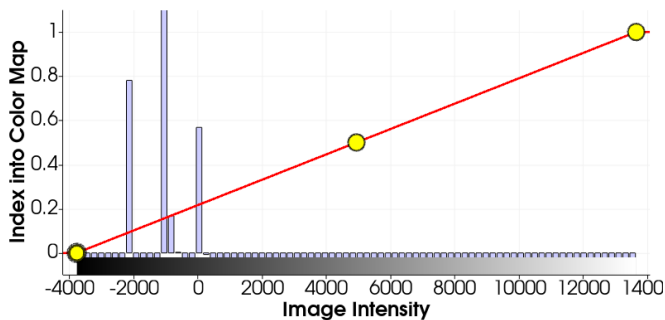


Fig. 3. Grafica intensidad

4) *Substracciones*: Se realizan dos restas entre las imágenes para poder extraer el cerebro de manera correcta. La primera resta se realiza entre las imágenes originales y la máscara del cerebro. Esto da como resultado una nueva imagen con solo el cráneo. Dado que la resta da valores negativos se vuelve a pasar por el filtro de intensidad para tener los valores entre 0 y 10000. Esta nueva imagen del cráneo se resta a la original, dando como resultado solo el cerebro.

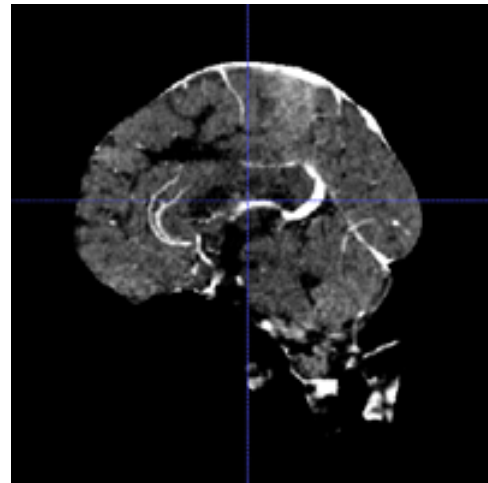


Fig. 4. Substracciones

5) *Segmentación de las arterias*: El último paso es la segmentación de las arterias, para esto se usa el filtro de connected Threshold poniendo 3 semillas en lugares donde se posicionan las arterias. Dado que ya no se cuenta con el cráneo, el algoritmo funciona adecuadamente y resulta en la segmentación de solo los vasos.

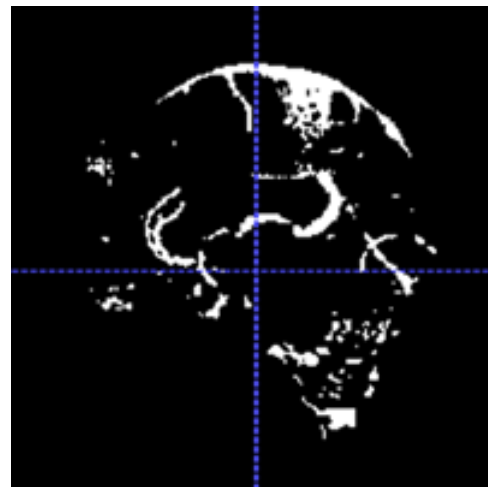


Fig. 5. Segmentacion de arterias

Hay dos dificultades principales que se generan al segmentar los vasos. La primera de estas es poder separar de manera correcta los vasos de la zona superior del cráneo, dado que la distancia de ambas estructuras es mínima. La segunda son los artefactos que hay en la imagen de la tomografía, en este caso se genera “beam hardening” a medida que tomógrafo va tomando las imágenes, aparece un haz de luz que genera ruido en la imagen, especialmente en la zona superior del cráneo.

## VI. ANÁLISIS

A nivel general se obtienen buenos resultados al aplicar la línea de procesamiento sobre diferentes TC de varios pacientes. Se logran segmentar gran parte de los vasos intracraneales y se logra separar de manera satisfactoria el hueso generando una máscara que permite segmentar el cerebro. Al

analizar la CT y las imágenes finales generadas, se detalla que ciertos vasos no logran ser segmentados por el algoritmo, siendo la causa de esto la baja calidad algunas TC y el uso del algoritmo de umbrales conectados el cual espera que toda la estructura vascular esté conectada. Sin embargo, este problema puede ser solucionado agregando semillas en zonas inconexas con la estructura principal.

Otro problema evidenciado se genera al tratar con diferentes TC, dado que el método de umbrales conectado espera un límite que demarque la mínima intensidad que separa las regiones, sin embargo, entre TC este valor puede variar. Esto no es un problema mayor, no obstante, el establecer un mismo de valor de parámetros para todas las TC permite que se genere cierto ruido en las estructuras vasculares segmentadas.

Finalmente, la mayor dificultad se encuentra en la automatización de la línea de procesamiento para obtener resultados favorables en TC de diferentes pacientes. Esto se debe a que la variación de las estructuras anatómicas de cada persona dificulta el proceso de posicionar las semillas que dan inicio a los procesos de segmentación. Esta dificultad se incrementa si se tiene en cuenta que se quieren segmentar vasos los cuales por su tamaño son difíciles de generalizar en su posición.

## VII. CONCLUSIONES

- El uso del algoritmo Fast Marching es efectivo para crear una máscara del cerebro, facilitando su extracción de la imagen original.
- La aplicación de un filtro de mediana con un radio de 5 rellena eficientemente los espacios vacíos en la máscara del cerebro, mejorando la uniformidad de la imagen.
- Las técnicas de substracción permiten aislar el cerebro del cráneo, eliminando interferencias y obteniendo una imagen clara de los vasos sanguíneos intracraneales.
- La segmentación de las arterias mediante el filtro de umbral conectado (Connected Threshold) es precisa y muestra claramente las arterias principales.
- Existe dificultad en separar los vasos de la zona superior del cráneo debido a la mínima distancia entre ambas estructuras.
- La Presencia de artefactos como el "beam hardening" que generan ruido en la imagen, complicando la segmentación en áreas específicas.
- El Ajuste adicional de los parámetros del algoritmo y exploración de técnicas de filtrado de acuerdo con la imagen analizada ayuda al procesamiento para mejorar la separación de vasos y reducir los artefactos ya que cada imagen cuenta con intensidades y características con parámetros diferentes.

## REFERENCES

- [1] F. Cardinale, G. Pero, L. Quilici, *et al.*, "Cerebral Angiography for Multimodal Surgical Planning in Epilepsy Surgery: Description of a New Three-Dimensional Technique and Literature Review," *World Neurosurgery*, vol. 84, no. 2, pp. 358–367, Aug. 2015, ISSN: 18788769. DOI: 10.1016/j.wneu.2015.03.028.
- [2] J. González-Martínez, J. Bulacio, S. Thompson, *et al.*, "Technique, Results, and Complications Related to Robot-Assisted Stereoelectroencephalography," *Neurosurgery*, vol. 78, no. 2, pp. 169–180, Feb. 2016, ISSN: 0148-396X. DOI: 10.1227/NEU.0000000000001034. [Online]. Available: <https://journals.lww.com/00006123-201602000-00012>.
- [3] B. C. Jobst, F. Bartolomei, B. Diehl, *et al.*, "Intracranial EEG in the 21st Century," *Epilepsy Currents*, vol. 20, no. 4, pp. 180–188, Jul. 2020, ISSN: 15357511. DOI: 10.1177/1535759720934852/ASSET/IMAGES/LARGE/10.1177/1535759720934852-FIG5.JPEG. [Online]. Available: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1535759720934852>.
- [4] P. Bourdillon, B. Devaux, A.-S. Job-Chapron, and J. Isnard, "SEEG-guided radiofrequency thermocoagulation," *Neurophysiologie Clinique*, vol. 48, no. 1, pp. 59–64, Feb. 2018, ISSN: 09877053. DOI: 10.1016/j.neucli.2017.11.011. [Online]. Available: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0987705317302939>.
- [5] D. Serletis, J. Bulacio, W. Bingaman, I. Najm, and J. González-Martínez, "The stereotactic approach for mapping epileptic networks: a prospective study of 200 patients: Clinical article," *Journal of Neurosurgery*, vol. 121, no. 5, pp. 1239–1246, Nov. 2014, ISSN: 1933-0693. DOI: 10.3171/2014.7.JNS132306. [Online]. Available: <https://thejns.org/view/journals/j-neurosurg/121/5/article-p1239.xml>.
- [6] A. Hedblom, H. Gunnar, L. Examinator, and J. Unger, "Blood vessel segmentation for neck and head computed tomography angiography Examensarbete utfört i Medieteknik vid Tekniska högskolan vid Linköpings universitet," Tech. Rep., 2013. [Online]. Available: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:667230/FULLTEXT01.pdf>.
- [7] R. Manniesing, B. K. Velthuis, M. S. van Leeuwen, I. C. van der Schaaf, P. J. van Laar, and W. J. Niessen, "Level set based cerebral vasculature segmentation and diameter quantification in CT angiography," *Medical Image Analysis*, vol. 10, no. 2, pp. 200–214, Apr. 2006, ISSN: 13618415. DOI: 10.1016/j.media.2005.09.001.
- [8] M. W. Law and A. C. Chung, "Segmentation of intracranial vessels and aneurysms in phase contrast magnetic resonance angiography using multirange filters and local variances," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, no. 3, pp. 845–859, 2013, ISSN: 10577149. DOI: 10.1109/TIP.2012.2216274.
- [9] A. Nazir, M. N. Cheema, B. Sheng, *et al.*, "OFF-eNET: An Optimally Fused Fully End-to-End Network for Automatic Dense Volumetric 3D Intracranial Blood Vessels Segmentation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 29, pp. 7192–7202, 2020, ISSN: 19410042. DOI: 10.1109/TIP.2020.2999854.

- 
- [10] B. E. Chapman, J. O. Stapelton, and D. L. Parker, “Intracranial vessel segmentation from time-of-flight MRA using pre-processing of the MIP Z-buffer: Accuracy of the ZBS algorithm,” *Medical Image Analysis*, vol. 8, no. 2, pp. 113–126, Jun. 2004, ISSN: 13618415. DOI: 10.1016/j.media.2003.12.002.
  - [11] T. R. Patel, A. Patel, S. S. Veeturi, *et al.*, “Evaluating a 3D deep learning pipeline for cerebral vessel and intracranial aneurysm segmentation from computed tomography angiography–digital subtraction angiography image pairs,” *Neurosurgical Focus*, vol. 54, no. 6, 2023, ISSN: 10920684. DOI: 10.3171/2023.3.FOCUS2374.
  - [12] S. Kostopoulos, D. Glotsos, G. C. Kagadis, *et al.*, “A hybrid pixel-based classification method for blood vessel segmentation and aneurysm detection on CTA,” *Computers and Graphics (Pergamon)*, vol. 31, no. 3, pp. 493–500, 2007, ISSN: 00978493. DOI: 10.1016/j.cag.2007.01.020.