



Nombre del estudiante:	Durán Martínez Samuel	
No. de expediente:	244100	
No. CVU (si cuenta con él):		
Correo electrónico:	sduran26@alumnos.uaq.mx	
Teléfono:	4426025117	
Nombre del programa:	Maestría en Ciencia de Datos	
Línea de investigación del programa educativo (LGAC):	Mecanismos para el Aprendizaje Artificial en el Análisis de Datos.	
Director de tesis:	Dr. Jorge Domingo Mendiola Santibáñez	
Co-director de tesis (si aplica):		
Número de veces que se ha sometido esta propuesta al H. Consejo Académico de la Facultad:		
Primera vez ()	Segunda vez ()	Más de 2 veces (x)
Semestre actual del estudiante:	Segundo Semestre	
Fecha de ingreso al programa:	Julio 2024	

I. DATOS GENERALES

- Título del proyecto: Filtrado de materia blanca en imágenes de resonancias magnéticas de cerebros segmentados utilizando transformaciones morfológicas e inteligencia artificial.
- Nombre del estudiante responsable: Samuel Durán Martínez
- Colaboradores (Director y/o Co-director): Dr. Jorge Domingo Mendiola Santibáñez
- Centro o lugar donde se realiza investigación: Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Querétaro.
- Tipo de investigación básica, aplicada o tecnológica (diseño, construcción de prototipo o prueba experimental): Aplicada
- Línea de investigación sobre la cual se desarrollará el trabajo (LGAC): Mecanismos para el Aprendizaje Artificial en el Análisis de Datos.

II. ANTECEDENTES Y/O FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

En la actualidad, el estudio de imágenes por resonancia magnética (RM) ha jugado un papel importante en el campo de la medicina ya que ofrece una representación detallada de la estructura interna del cuerpo para obtener un diagnóstico sobre el funcionamiento de un órgano o tejido. Esta técnica médica es no invasiva ya que las imágenes se obtienen mediante radiación de radiofrecuencia en presencia de campos magnéticos controlados para generar imágenes transversales del cuerpo (Ponce de Leon Sanchez, y otros, 2024).

Los cimientos para comprender el funcionamiento de la resonancia magnética surgen en 1920 cuando Wolfgang Pauli propuso la existencia del espín nuclear y de un momento magnético del protón para explicar la estructura hiperfina del espectro atómico. Unos años después, Felix Bloch y Edwar M. Purcell publicaron investigaciones relacionadas al desarrollo de un método cuantitativo para medir el momento magnético del núcleo del átomo donde concluyeron que algunos núcleos atómicos colocados en un campo magnético y estimulados con una onda de radiofrecuencia son capaces de absorber energía por lo que estos núcleos liberan

energía excedente (Purcell, Torrey, & Pound, 1946), transmitiendo así ondas de radio que pueden ser captadas mediante una antena (Bloch, 1946). Esta investigación hizo que Bloch y Purcell ganaran el Premio Nobel de Física en 1952 y fueran considerados padres de la RM ya que es el fenómeno físico tiene fundamento en propiedades mecanicocuánticas de los núcleos atómicos y la inducción de transiciones entre diferentes estados de energía (Costa Subias & Soria Jerez, 2021).

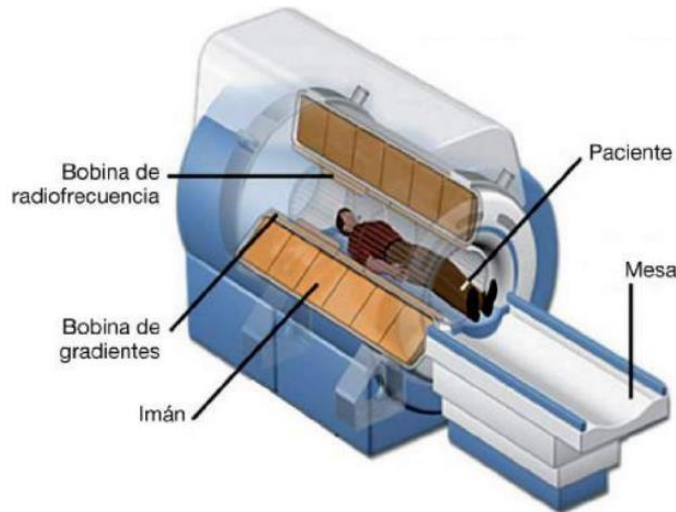
Las imágenes obtenidas por resonancia magnética se consiguen colocando a un paciente dentro de un imán grande, que induce un campo magnético externo relativamente fuerte. Esto hace que los núcleos de los átomos del cuerpo se alineen con el campo magnético y luego se aplica la señal de radiofrecuencia (ondas electromagnéticas). La energía liberada del cuerpo se detecta y se utiliza para crear la resonancia magnética en forma de señal a través de una computadora (Katti, Ara, & Shireen, 2011). Esta situación ocurre al someter partículas (electrones y protones) de núcleos atómicos de número impar a un potente campo magnético, de forma que éstos puedan absorber selectivamente energía en la frecuencia de ondas de radio (8 a 130 MHz) dentro del espectro electromagnético (Costa Subias & Soria Jerez, 2021). La base de la obtención de imágenes radica en medir la energía liberada y el tiempo en que vuelven a su estado de relajación una vez que dejan de estar estimulados (Costa Subias & Soria Jerez, 2021).

Dado que los distintos tejidos devuelven una señal específica, ésta se puede transformar en una imagen tomográfica si es tratada adecuadamente, obteniendo imágenes de gran precisión de las distintas partes del cuerpo (Costa Subias & Soria Jerez, 2021). Desde 1952 la evolución tecnológica en el ámbito de la RM no ha tenido pausas, y cada vez las máquinas son más potentes, los estudios más rápidos, la resolución más precisa y, además, existen multitud de aplicaciones (Costa Subias & Soria Jerez, 2021), en la Figura 1 se observa una imagen

representativa de cómo es tomada una imagen por resonancia magnética usando equipo médico especializado.

Figura 1

Máquina para obtener imágenes por resonancia magnética



Nota: Imagen tomada de "Resonancia magnética dirigida a técnicos superiores en imagen para el diagnóstico" (p. 26), por J. Costa Subias, 2021, ELSEVIER.

Las resonancias magnéticas se suelen realizar para diagnóstico, seguimiento y detección de muchas enfermedades como el Alzheimer, esclerosis múltiple (EM), aneurisma cerebral, tumor cerebral y melanoma del ojo (Kalavathi & Prasath, 2016).

Particularmente, la esclerosis múltiple es una enfermedad inflamatoria crónica del sistema nervioso central, caracterizada patológicamente por desmielinización y clínicamente por episodios de disfunción neurológica diseminados en el espacio y el tiempo, que produce una amplia variedad de síntomas como alteración de la sensibilidad del organismo (Fernández, Fernández, & Guerrero, 2015). Los síntomas se determinan en función de la localización de las lesiones desmielinizantes a lo largo del sistema nervioso central (Milo & Miller, 2014).

Inicialmente, la patología de la EM se definió como un proceso inflamatorio asociado a placas focales de desmielinización primaria en la sustancia blanca del cerebro y la médula espinal. Un diagnóstico fiable y preciso de la EM es necesario para introducir tratamientos tempranos para la enfermedad. Las terapias farmacológicas modificadoras de la enfermedad pueden ayudar a controlar los síntomas y prevenir la progresión (Marrodan, Gaitán, & Correale, 2020).

2.1 Transformaciones morfológicas de imágenes

La morfología matemática (MM) es una técnica para el procesamiento y análisis de imágenes que usa conceptos de álgebra (teoría de conjuntos) y geometría. Esta técnica busca analizar y modificar las estructuras de una imagen, es decir, se modifican los elementos de la imagen. Esta técnica se desarrolló con el fin de estudiar propiedades mecánicas de los materiales en el área de la petrografía y mineralogía (Serra, 2023) analizando la porosidad formalizando los trabajos a partir de conjuntos aleatorios cerrados. El enfoque de la estructura en la morfología matemática considera el espacio de trabajo como un retículo, es decir, como un conjunto de puntos en el espacio en un espacio regular con cierta periodicidad, por lo que se dio más formalización al caso binario y al trato de imágenes en escala de grises.

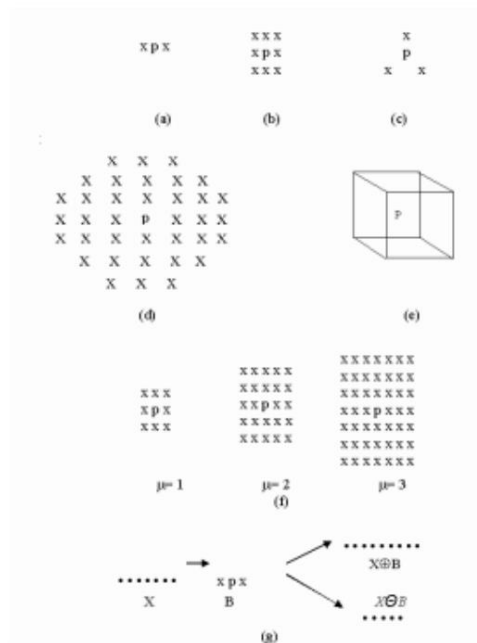
Las transformaciones en MM se basan en el conjunto geométrico denominado elemento estructural, que tiene una forma y tamaño predefinidos, así como un origen. Este elemento estructural se desplaza sobre la imagen en análisis con el propósito de identificar el conjunto de puntos (en relación con el origen del elemento estructural) que participarán en cada operación aplicada a las componentes de la imagen. La forma que puede adoptar geométricamente es variada y puede tener casos bidimensionales y tridimensionales. Este elemento estructural tiene la propiedad de ser isotrópico, es decir, que tiene las mismas propiedades en cualquier dirección y no presenta variaciones en su comportamientos o características, dentro

del campo de imágenes es importante mencionar que al estudiar los píxeles de una imagen entonces el elemento estructural debe ser cuadrado e isotrópico, con el píxel del central como origen relacionado a los otros ocho píxeles que están alrededor conectados (Mendiola Santibañez, 2003).

La ubicación del origen del elemento estructural es importante para efectuar las transformaciones de la imagen ya que es la referencia para obtener la imagen ya procesada. En la Figura 2 se muestran ejemplos:

Figura 2

Elementos estructurales



Nota: (a) es la línea estructural con origen en el punto p, (b) cuadrado como elemento estructural con origen en el punto p, (c) triángulo como elemento estructural, con origen en el punto p, (d) círculo como elemento estructural, con origen en el punto p, (e) cubo como elemento estructural, con origen en el punto p, (f) talla 1,2 y 3 del elemento estructural, (g) suma y resta de Minkowski entre los conjuntos X y B. Imagen tomada de "Operadores de contraste morfológicos y medida del contraste: una aplicación a la segmentación de imágenes de resonancia magnética del cerebro" (p. 111), por J. Mendiola Santibañez, 2003.

Al elemento estructural con origen p observado en la Figura 2 se le denota como $B_p = B$, es decir, una máscara o una matriz, entonces la talla del elemento estructural se puede escribir como μB donde μ es un factor de escala que determina el tamaño de la estructura geométrica de B , además, se puede definir el conjunto X al conjunto al que se le va a aplicar una transformación morfológica, el cual es el conjunto de elementos o píxeles al que se le aplica la transformación morfológica (Mendiola Santibañez, 2003).

A partir de funciones estructurales y en imágenes binarias, algunas de las operaciones básicas en transformaciones morfológicas son:

- Erosión morfológica: Se trata de una transformación creciente y antiextensiva, ocurre cuando el lugar de centros de los trasladados de μB_x se encuentra totalmente al interior de X , es decir, se reduce el tamaño del objeto en una imagen eliminando píxeles de los bordes.
- Dilatación morfológica: Al igual que la erosión, es una transformación creciente y extensiva, la dilatación morfológica de un conjunto X por μB ocurre cuando dicho conjunto μB_x no toca al conjunto X , es decir, se expande el tamaño del objeto agregando píxeles en el borde.

2.2 Filtrado morfológico en imágenes

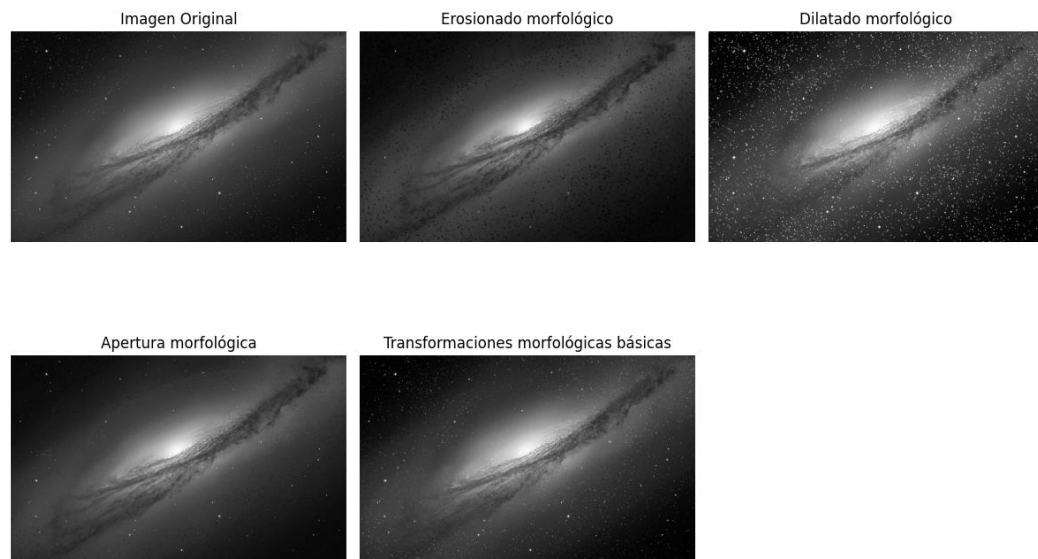
Además de modificar la forma y el tamaño en imágenes, las transformaciones morfológicas permiten modificar otro tipo de propiedades físicas como el tamaño, contraste, etc. Modificar el contraste permite observar detalles en la imagen para extraer la información adecuada, sin embargo, el uso adecuado de un filtro es necesario para llegar a ese resultado. En la Figura 3 se ejemplifican transformaciones morfológicas básicas donde se observa como cambian los elementos de la imagen.

A partir de las dos operaciones básicas en transformaciones morfológicas vistas previamente (erosión y dilatación) podemos definir dos filtros básicos:

- Apertura morfológica: La apertura de X por B será el área de barrida por B cuando éste se encuentre completamente al interior de X , es decir, se elimina ruido suavizando contornos aplicando una erosión seguida de una dilatación.
- Cerradura morfológica: La cerradura de X por B será el complemento del área barrida por B cuando éste se encuentre en el exterior de X , es decir, cierra espacio vacío dentro del objeto aplicando una dilatación y después una erosión.

Figura 3

Transformaciones morfológicas básicas



Nota: Transformaciones obtenidas con OpenCV en Python.

2.3 Segmentación y procesamiento de imágenes

La segmentación es la acción de separar una imagen en distintas regiones de interés de acuerdo a sus características, por ejemplo: color, textura espacial, escala de grises, geometría (Liu, Song, Liu, & Zhang, 2021) , para dar un mejor enfoque en

el análisis de la imagen. La segmentación binaria es uno de los tipos de segmentación más comunes, consiste en clasificar los píxeles de una imagen en dos estados, el primero es si el píxel pertenece al primer plano de la imagen y el segundo estado si pertenece al fondo de la imagen.

Dentro de la segmentación binaria se puede añadir el concepto de *thresholding* o umbralización, este método consiste en escoger un umbral con un valor de intensidad fijo para poder clasificar en dos estados los píxeles de una imagen; si la intensidad de color del píxel supera este valor de umbral entonces es verdadero, si está por debajo del umbral entonces es falso, es decir, un caso binario (Norouzi, y otros, 2014). La segmentación de imágenes se puede aplicar a imágenes médicas y, actualmente, el aprendizaje supervisado, semi-supervisado y no supervisado ha sido ampliamente utilizado en tareas de segmentación de imágenes médicas. La mayoría de los enfoques actuales en segmentación de imágenes médicas han recurrido al aprendizaje semi-supervisado (Ponce de Leon Sanchez, y otros, 2024).

El desprendimiento del cráneo o en inglés *skull stripping* es un caso de estudio que, usando imágenes a partir de resonancias magnéticas, se hace una segmentación precisa del cerebro para poder separar el cráneo, cuero cabelludo, ojos, y otros constituyentes del área de la imagen. Esta segmentación se usa para estudiar la estimación del volumen del cerebro, registro de imagen, detección automática de tumores, estudios estructurales (Paredes Orta, y otros, 2022).

Al igual que con cualquier otro sistema de adquisición de datos, en la generación de resonancias magnéticas, puede haber componentes que no se correlacionan con la señal deseada, conocidos como ruido o señales aleatorias. Esta señal de ruido generalmente es causada por fluctuaciones espontáneas como el movimiento térmico de electrones libres dentro de componentes eléctricos reales o equivalentes. La relación señal-ruido (SNR) es esencial para evaluar la calidad de la imagen y determinar el uso de técnicas de procesamiento de imágenes como la eliminación de ruido. Por otro lado, el diagnóstico de la EM mediante resonancia

magnética requiere mucho tiempo debido a la gran cantidad de imágenes que deben etiquetarse (por ejemplo, imágenes de resonancia magnética ponderadas en T1, ponderadas en T2 y FLAIR), por lo que el enfoque diagnóstico manual es susceptible a errores. Esto puede afectar la calidad de la imagen y dificultar la identificación de áreas de lesión del SNC (Paredes Orta, y otros, 2022).

Los algoritmos para estudiar el desprendimiento del cráneo pueden clasificarse en seis categorías: morfología matemática, análisis de intensidad de píxeles, superficies deformables, atlas cerebrales, enfoques híbridos y enfoque de aprendizaje profundo (*Deep Learning*) (Paredes Orta, y otros, 2022).

A partir de estos algoritmos se han realizado distintos softwares para segmentar estas imágenes del cerebro con el objetivo de tener un mejor diagnóstico médico. Uno de los programas más usados es BET (Brain Extraction Tool) el cual procesa un gran volumen de imágenes en un corto periodo de tiempo. Este software desarrolla una malla de triángulos para poder adaptarse a la superficie del cerebro, sin embargo, la imagen cruda resultante del cráneo tiene una cantidad considerable de falsos negativos y positivos por lo que resulta en una aproximación poco realista. Debido a estos resultados se presentó el nuevo software automatizado BET2 con una mejora para extraer las superficies de malla en el cerebro, el cráneo, cuero cabelludo de una resonancia magnética a partir de dos tipos de resonancias magnéticas T1 y T2 (Paredes Orta, y otros, 2022).

Otros algoritmos populares para separar el cráneo son BSE (*Brain Surface Extractor*), SPM2 (*Statistical Parametric Mapping v2*), McStrip (*Minneapolis Consensus Strip*), ROBEX (*robust brain extraction*), and TMBE (*Threshold Morphologic Brain Extraction*) (Paredes Orta, y otros, 2022).

Por lo tanto, es necesario implementar nuevos métodos para procesar automáticamente las exploraciones de resonancia magnética para eliminar los

componentes no deseados y detectar correctamente las lesiones de EM para determinar el progreso de la enfermedad.

La mayoría de las aplicaciones de procesamiento de imágenes requieren análisis exhaustivos de los objetos dentro de una imagen. La segmentación se refiere a dividir una imagen en regiones de interés según sus características, como sus características de escala de grises, colores, textura espacial y formas geométricas. La forma más común de segmentación es binaria, donde cada píxel se clasifica como perteneciente al primer plano o al fondo. Uno de los métodos más útiles para segmentar imágenes es el umbral, que incluye la elección de un valor de intensidad y luego clasificar los píxeles por debajo de este valor como falsos y los píxeles por encima de él como verdaderos (Ponce de Leon Sanchez, y otros, 2024).

2.4 Filtros morfológicos por contraste

La detección de contornos en una imagen consiste en poder detectar cambios en la imagen. Matemáticamente un gradiente representa el cambio en una función, y una imagen puede ser representada como un arreglo de muestras de alguna función continua dada en función de los niveles de intensidad de la imagen. Los cambios en una imagen en escala de grises pueden ser detectados usando una aproximación discreta del gradiente y, para el cálculo del gradiente se emplea la magnitud (un operador isotrópico) definido con la magnitud o distancias $G[f(x, y)] \approx |G_x| + |G_y|$ (Mendiola Santibañez, 2003).

Los operadores gradientes morfológicos son detectores de contraste. El mejoramiento de contraste morfológico está basado en la noción de mapeos de contraste ya que se debe comparar todo punto de la imagen original con dos patrones y se elige el valor más cercano en los patrones respecto de la imagen original. Cuando la erosión o dilatación son usadas como primitivas (patrones) para

construir mapeos de contraste aparece el riesgo de degradar la imagen cuando se iteran estos operadores de contraste (Mendiola Santibañez, 2003).

Los filtros morfológicos por pendiente (FMP) son transformaciones no crecientes que se construyen con los operadores básicos de erosión y dilatación en combinación a los operadores gradientes morfológicos. Se usa el criterio de pendiente para modificar el contraste en imágenes, así, las zonas de la imagen con pendientes débiles son eliminados y zonas con pendientes fuertes son mantenidas como regiones de alto contraste. La detección de contraste en las diferentes regiones de la imagen, se lleva a cabo al aplicar los conceptos de gradientes morfológicos que, al ser iterados, no comparan una función f con diferentes patrones de la imagen original, sino que retienen zonas de alto contraste y eliminan aquellas donde el gradiente es débil (Mendiola Santibañez, 2003).

El principal problema del análisis de imágenes es la detección de bordes. Los contornos caracterizan las fronteras de los objetos y son importantes en la segmentación, estos contornos se identifican por el cambio brusco en la escala de grises de la imagen, de ahí el uso del operador gradiente. Al existir cambios en la luz la relación entre los contornos de la imagen, la luminancia y el contraste se encuentran estrechamente relacionados. El criterio del gradiente tiene una desventaja y es que consiste en que el criterio no considera a los niveles de intensidad de la imagen original para modificar el contraste en las imágenes procesadas (Mendiola Santibañez, 2003).

Se propone entonces modificar el criterio de gradiente realizando una ponderación por la función, entonces, se mejora el contraste en las imágenes procedas por los FMP. Las funciones ponderadoras con corrimiento ponderan el criterio del gradiente modificando la intensidad de contornos detectados a medida que el parámetro de corrimiento cambia. Estas transformaciones se realizan mediante el uso de transformaciones sobre partición originando transformaciones conexas, es decir, los

filtros morfológicos por pendiente ponderados procesaran las zonas planas de la imagen sin romper los contornos (Mendiola Santibañez & Terol Villalobos, 2002).

III. JUSTIFICACIÓN

Para el estudio del sistema nervioso central se necesitan imágenes por resonancia magnética que se obtienen de una base de datos pública de pacientes con esclerosis múltiple (Macin, y otros, 2022). Esta investigación se enfoca particularmente en el estudio de la materia blanca del sistema nervioso central debido a su relación con el daño neuronal y problemas de memoria (Paredes Orta, y otros, 2022). Las técnicas morfológicas para el estudio de las resonancias magnéticas deben ser seleccionadas en función de las características de las imágenes y, usando inteligencia artificial, se planea realizar dos estudios de la materia blanca: el primero es realizando transformaciones morfológicas en imágenes y el segundo con el desarrollo de un algoritmo que use el aprendizaje de redes neuronales para el análisis de imágenes. Se busca de comparar la semejanza de las imágenes a partir del análisis previo de materia blanca de expertos en medicina mediante índices y efectividad de los métodos.

Esta investigación es la continuación de un estudio de imágenes por resonancia magnética del cerebro que ya se segmentaron mediante transformaciones morfológicas viscosas (Paredes Orta, y otros, 2022) donde el cerebro ya está segmentado de los demás componentes de la imagen, sin embargo, falta aplicar transformaciones de contraste a la imagen del cerebro ya separado para poder cuantificar y analizar la materia blanca y así poder estudiar y analizar las imágenes para conocer el desarrollo y detección de enfermedades que se desarrollan en el sistema nervioso central y como está relacionado con la cantidad de materia blanca en el organismo. El filtro morfológico por pendiente ponderada mejora el contraste y la detección de los contornos en imágenes (Mendiola Santibañez & Terol

Villalobos, 2002) por lo que esta investigación hará uso de esta transformación morfológica.

IV. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El análisis de imágenes de resonancia magnética en pacientes con esclerosis múltiple enfrenta varias dificultades en términos de precisión y confiabilidad, especialmente en la cuantificación de la materia blanca del cerebro. Aunque la segmentación cerebral ya se ha realizado previamente utilizando técnicas de transformación morfológica viscosa y otras transformaciones (Paredes Orta, y otros, 2022), el desafío persiste en cuanto a cómo cuantificar correctamente la materia blanca en estas imágenes. Este problema es crítico, ya que la materia blanca es una estructura clave del sistema nervioso central, y su alteración es un indicador importante de diversas enfermedades neurológicas, incluida la esclerosis múltiple. En este contexto, el filtro morfológico por pendiente ponderado se presenta como una opción prometedora debido a sus propiedades para ajustar el contraste y resaltar áreas específicas dentro de las imágenes cerebrales, como la materia blanca (Mendiola Santibañez, 2003). Sin embargo, la dificultad radica en seleccionar y ajustar adecuadamente los parámetros del filtro para que el procesamiento de la imagen sea el óptimo y permita una cuantificación precisa. Si los parámetros no se ajustan de manera adecuada, se corre el riesgo de obtener resultados inexactos, lo cual podría afectar la interpretación de la imagen y, por ende, el diagnóstico médico y la toma de decisiones terapéuticas. El problema fundamental, entonces, es cómo emplear este filtro morfológico de forma efectiva, sin que se pierda información relevante, garantizando que los detalles de la materia blanca sean correctamente segmentados y cuantificados (Mendiola Santibañez, 2003).

Este estudio tiene una relevancia significativa tanto desde el punto de vista clínico como científico. En primer lugar, una correcta cuantificación de la materia blanca es

fundamental para el diagnóstico y el seguimiento de la esclerosis múltiple, una enfermedad neurodegenerativa crónica que afecta a millones de personas en todo el mundo. La esclerosis múltiple causa la destrucción de la mielina, una sustancia que recubre las fibras nerviosas, lo que afecta el funcionamiento del sistema nervioso central y puede llevar a una discapacidad progresiva. Poder cuantificar con precisión la cantidad de materia blanca afectada por la enfermedad proporciona una base sólida para el monitoreo de la progresión de la enfermedad, la evaluación de la efectividad de los tratamientos y la predicción de la evolución clínica.

Además, el uso de filtros morfológicos avanzados como el filtro morfológico por pendiente ponderado ofrece la posibilidad de mejorar los resultados obtenidos en el análisis de imágenes médicas. Al permitir una mejor resolución de detalles en áreas específicas, se facilita la identificación de lesiones pequeñas y sutiles que podrían ser pasadas por alto mediante técnicas de análisis convencionales. Esta capacidad de ajustar el contraste dentro de la imagen mejora significativamente la visibilidad de las áreas afectadas por la enfermedad, lo cual es crucial para un diagnóstico temprano y preciso. También, los resultados de este estudio pueden ser aplicables a otras patologías del sistema nervioso central, como Alzheimer, Parkinson, o accidentes cerebrovasculares, donde el análisis de la materia blanca también juega un papel esencial (Ponce de Leon Sanchez, y otros, 2024).

V. PLANTEAMIENTO TEÓRICO (Hipótesis y/o supuestos, pregunta, etc.)

Preguntas de investigación

1. ¿Cuál es el uso adecuado de las transformaciones morfológicas por contraste en imágenes de resonancia magnética para realzar y segmentar la materia blanca en el sistema nervioso central?
2. ¿Cuál es la forma más eficiente de implementar un algoritmo de inteligencia artificial en el estudio de imágenes por resonancia magnética a partir de transformaciones morfológicas?

Hipótesis, supuestos y/o proposiciones de investigación

A partir de imágenes segmentadas del cerebro con la transformación morfológica viscosa, el uso de la transformación morfológica por pendiente ponderada para el cambio de contraste mejora la detección de materia blanca del cerebro previamente segmentado, y, el algoritmo de inteligencia artificial que usa aprendizaje de redes neuronales hace más eficiente la detección y conteo de la materia blanca del cerebro.

VI. OBJETIVOS

Objetivo general:

Aplicar transformaciones morfológicas de contraste e inteligencia artificial a imágenes de resonancias magnéticas del sistema nervioso central provenientes de pacientes con esclerosis múltiple que han sido previamente segmentadas para separar el cerebro, con el fin de cuantificar la materia blanca usando la transformación morfológica por pendiente ponderada para obtener una relación con los padecimientos del cerebro.

Objetivos específicos:

1. Aplicar la transformación morfológica por pendiente ponderada para modificar el contraste y otras propiedades en la segmentación de imágenes para la separación de materia blanca en cerebros obtenidos previamente con imágenes por resonancia magnética aplicando la transformación morfológica viscosa.
2. Desarrollar un algoritmo de inteligencia artificial en el análisis de imágenes por resonancia magnética a partir de la transformación morfológica viscosa para comparar con la transformación morfológica por pendiente ponderada y analizar la eficiencia de cada método.
3. Comparar con métodos actuales basados en inteligencia artificial la segmentación resultante aplicando el filtro morfológico por pendiente ponderado para obtener un índice que compare cada método y encontrar las

ventajas y desventajas de aplicar transformaciones morfológicas e inteligencia artificial.

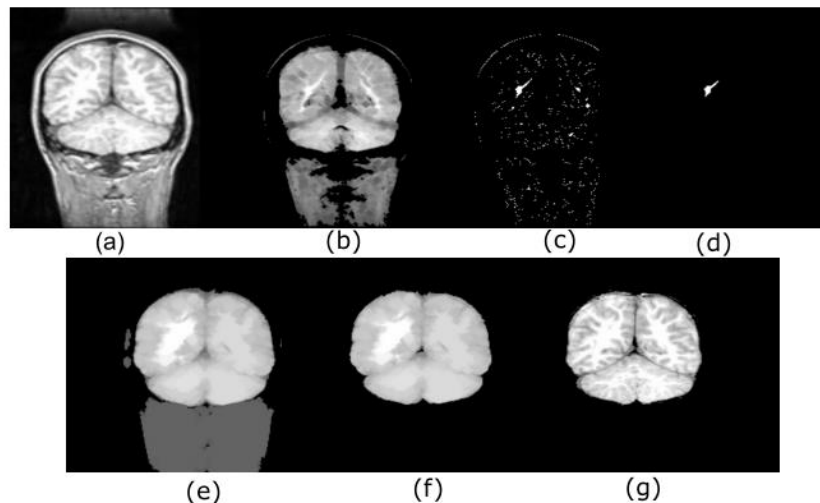
VII. METODOLOGÍA

La investigación presente para cuantificar la materia blanca del cerebro es una continuación de la investigación realizada por Carlos Paredes, Jorge Mendiola y otros, donde se segmentan imágenes por resonancia magnética obtenidas del Repositorio de Segmentación Cerebral de Internet (IBSR), desarrollado por el Centro de Análisis Morfométrico (CMA) del Hospital General de Massachusetts (Cocosco, 1997). En ese estudio, se utilizó el filtro morfológico viscoso para poder separar el cerebro de otros componentes de la resonancia como cráneo, ojos, cabello, entre otros (Paredes Orta, y otros, 2022).

A partir de las imágenes con el cerebro ya segmentado como se observa en la Figura 4, se aplicará la transformación morfológica por pendiente ponderada para modificar el contraste.

Figura 4

Filtro morfológico viscoso aplicado a imágenes por resonancia magnética del cerebro



Nota: Imagen tomada de "Hyperconnected openings codified in a max tree structure: an application for skull-stripping in brain MR1 T1" (p.7), por C. Paredes Orta, 2022, Sensors, 22(4).

Al modificar el contraste aplicando la transformación morfológica por pendiente ponderada se busca analizar la cantidad la materia blanca para poder buscar una relación con enfermedades del sistema nervioso central como la esclerosis múltiple. Para el uso adecuado de la transformación morfológica es necesario considerar los siguientes parámetros:

1. Gradientes morfológicos: Son las operaciones utilizadas en procesamiento de imágenes, consiste en aplicar las operaciones de dilatación y erosión para resaltar bordes, transiciones de intensidad y estructuras encontradas en las resonancias magnéticas. Esto ayuda a detectar fronteras para separar regiones y analizar formas que revelan información sobre la estructura del cerebro.
2. Mapeos de contraste: Consiste en modificar el contraste de la imagen y es el funcionamiento principal de la transformación morfológica por pendiente ponderada, permite ver detalles en la imagen modificando las áreas claras y oscuras para destacar zonas de interés ajustando la intensidad en una imagen.
3. Conectividad: Define conexiones entre los diferentes componentes de la imagen, ayuda a clasificar elementos y regiones de la imagen para detectar bordes a partir de los pixeles conectados.
4. Parámetros de corrimiento para la ponderación del gradiente (propuesta de funciones matemáticas): Es principalmente el uso de funciones matemáticas para modificar los pixeles en una imagen con las transformaciones matemáticas, esto para un mejor análisis espacial en la imagen. Es la forma en que se ajusta el filtro o la operación para ponderar de manera adecuada ciertas áreas de la imagen durante el proceso de dilatación o erosión para resaltar detalles específicos.

Una vez aplicando el filtro adecuadamente y con la extracción de la materia blanca del cerebro se comparan resultados con algún método basado en inteligencia artificial, por ejemplo, segmentaciones de materia blanca de bases de datos



estándar para así determinar la confiabilidad de ambas opciones a partir de los datos e índices.

Esta investigación es de tipo aplicada ya que es la continuación de una investigación que se relaciona en la aplicación de filtros morfológicos viscosos (Paredes Orta, y otros, 2022), solo que se aplicara un nuevo filtro morfológico por pendiente ponderada que ayuda a cambiar el contraste para observar la materia blanca de cerebros ya segmentados que, para esta investigación, funcionan como una variable dependiente ya que esa segmentación es la base para aplicar la nueva transformación, por lo tanto, la variable independiente es el objeto a estudiar ya que se encarga del ajuste que se hace con el filtro por pendiente ponderada para resaltar la materia blanca en el cerebro.

VIII. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES DEL PROYECTO

Con el fin de realizar un proceso sistemático, las etapas de la investigación se representan en la Tabla 1:

Tabla 1

Cronograma de actividades del proyecto

Semestre	1 (2024-2)		2 (2025-1)			3 (2025-2)			4 (2026-1)		
Mes	10	12	2	4	6	8	10	12	2	4	6
Definición y alcance de la tesis											
Protocolo de tesis											
Fundamentación teórica											
Definición de objetivos e hipótesis											
Fase 1. Análisis de transformaciones morfológicas											
Fase 2. Análisis de imágenes de resonancias magnéticas y análisis de cerebros segmentados por filtro morfológico viscoso											
Fase 3. Implementación de filtrado por pendiente ponderado en cerebros ya segmentados											
Fase 4. Evaluación con otros algoritmos de inteligencia artificial											
Fase 5. Análisis de resultados y conclusiones											
Fase 6. Presentar entregables (tesis/artículo)											

IX. RESULTADOS ESPERADOS, POSIBLES APLICACIONES Y USO DEL PROYECTO

Se busca aplicar un filtro morfológico por pendiente ponderada para mejorar el contraste de cerebros que ya están segmentados para extraer la materia blanca del cerebro. Los mapeos de contraste ponderados MSF toman decisiones sobre oscurecer o aclarar la imagen con el fin de realizar un filtrado adecuado de la materia blanca. En este proceso, el filtrado por contraste basado en mapeos de contraste ponderados resalta los niveles de intensidad, facilitando la segmentación de regiones de interés en la imagen.

Una vez obtenidas las nuevas segmentaciones, se busca comparar y desarrollar algoritmos que utilicen inteligencia artificial para analizar imágenes por resonancia magnética de pacientes con esclerosis múltiple. Estos algoritmos tienen como objetivo realizar una segmentación precisa de cada imagen, permitiendo detectar la materia blanca en ella.

Con ambos análisis se comparan las dos opciones para verificar la confiabilidad y el desempeño de cada método. Cabe resaltar que se busca cuantificar la materia blanca y generar diversas hipótesis que contribuyan a un mejor estudio médico, con el fin de ampliar el conocimiento sobre las enfermedades y trastornos del sistema nervioso central.

El uso de filtros morfológicos permite realizar una segmentación precisa de la materia blanca del cerebro, destacando áreas específicas afectadas por la enfermedad, lo que facilita la identificación de lesiones y deterioro en las primeras etapas. En términos de aplicaciones clínicas, los filtros morfológicos pueden ser utilizados para monitorear la progresión de la esclerosis múltiple, evaluando cambios sutiles en la materia blanca a lo largo del tiempo. Combinados con algoritmos de inteligencia artificial, estos filtros también pueden automatizar el



análisis de imágenes, reduciendo el tiempo de diagnóstico y minimizando errores humanos, lo que agiliza la toma de decisiones médicas. Además, en el ámbito de la investigación, los filtros morfológicos pueden contribuir a generar nuevas hipótesis sobre la relación entre el deterioro de la materia blanca y los síntomas clínicos de la enfermedad, ayudando a una mejor comprensión de la fisiopatología de la esclerosis múltiple. Estas herramientas también pueden extenderse a otros trastornos neurológicos, permitiendo la evaluación de enfermedades como el Alzheimer o el Parkinson. En resumen, los filtros morfológicos no solo mejoran la precisión diagnóstica, sino que también permiten un avance significativo en la investigación médica y la educación médica, proporcionando visualizaciones detalladas que facilitan la comprensión de los cambios en el cerebro relacionados con diversas enfermedades neurológicas.

Los resultados esperados de la investigación es el desarrollo de la tesis de maestría, publicación de un artículo y participación en congresos.

X. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bloch, F. (1946). Nuclear induction. *Physical Review*, 70(7-8), 460.
<https://doi.org/10.1103/PhysRev.70.460>
- Cocosco, C. A. (1997). *Brainweb: Online interface to a 3D MRI simulated brain database*. Obtenido de BrainWeb: Simulated Brain Database:
<https://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>
- Costa Subias, J., & Soria Jerez, J. A. (2021). *Resonancia magnética dirigida a técnicos superiores en imagen para el diagnóstico*. ELSEVIER.
- Fernández, O., Fernández, V., & Guerrero, M. (2015). Esclerosis múltiple. *Medicine Programa de Formación Médica*, 11, 4610-4621.
<https://doi.org/10.1016/j.med.2015.04.002>
- Kalavathi, P., & Prasath, V. S. (2016). Methods on skull stripping of MRI head scan images—a review. *Journal of digital imaging*, 29, 365-379.
<https://doi.org/10.1007/s10278-015-9847-8>
- Katti, G., Ara, S. A., & Shireen, A. (2011). Magnetic resonance imaging (MRI) - A Review. *International journal of dental clinics*, 3(1), 65-70.
- Liu, X., Song, L., Liu, S., & Zhang, Y. (2021). A review of deep-learning-based medical image segmentation methods. *Sustainability*, 13(3), 1224.
- Macin, G., Tasci, B., Tasci, I., Faust, O., Barua, P. D., Dogan, S., . . . Acharya, U. R. (2022). An accurate multiple sclerosis detection model based on exemplar multiple parameters local phase quantization: ExMPLPQ. *Applied Sciences*, 12(10), 4920. <https://doi.org/10.3390/app12104920>
- Marrodan, M., Gaitán, M. I., & Correale, J. (2020). Spinal Cord Involvement in MS and Other Demyelinating Diseases. *Biomedicines*, 8(5), 130.
<https://doi.org/10.3390/biomedicines8050130>
- Matheron, G. (1967). Kriging or polynomial interpolation procedures. *CIMM Transactions*, 70(1), 240-244.
- Mendiola Santibañez, J. D. (2003). Operadores de contraste morfológicos y medida del contraste: una aplicación a la segmentación de imágenes de resonancia magnética del cerebro. (*Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Querétaro*).
- Mendiola Santibañez, J. D., & Terol Villalobos, I. R. (2002). Morphological contrast enhancement using connected transformations. *Image Processing: Algorithms and Systems*, 4667, 365-376.
- Milo, R., & Miller, A. (2014). Revised diagnostic criteria of multiple sclerosis. *Autoimmunity Reviews*, 13(4), 518-524.
<https://doi.org/10.1016/j.autrev.2014.01.012>
- Norouzi, A., Rahim, M. S., Altameem, A., Saba, T., Rad, A. E., Rehman, A., & Uddin, M. (2014). Medical image segmentation methods, algorithms, and applications. *IETE Technical Review*, 31(3), 199-223.
- Paredes Orta, C., Mendiola Santibañez, J. D., Ibrahimi, D., Rodríguez Reséndiz, J., Díaz Florez, G., & Olvera Olvera, C. A. (2022). Hyperconnected openings



- codified in a max tree structure: an application for skull-stripping in brain MRI T1. *Sensors*, 22(4), 1378. <https://doi.org/10.3390/s22041378>
- Ponce de Leon Sanchez, E. R., Mendiola Santibañez, J. D., Dominguez Ramirez, O. A., Herrera Navarro, A. M., Vazquez Cervantes, A., Jimenez Hernandez, H., & Cordova Esparza, D. M. (2024). Training Artificial Neural Networks to Detect Multiple Sclerosis Lesions Using Granulometric Data from Preprocessed Magnetic Resonance Images with Morphological Transformations. *Technologies*, 12(9), 145. <https://doi.org/10.3390/technologies12090145>
- Purcell, E. M., Torrey, H. C., & Pound, R. V. (1946). Resonance absorption by nuclear magnetic moments in a solid. *Physical Review*, 69(1-2), 37. doi:<https://doi.org/10.1103/PhysRev.69.37>
- Serra, J. (2023). Mathematical morphology. *Encyclopedia of Mathematical Geosciences*, 820-835. https://doi.org/10.1007/978-3-030-85040-1_22

Nivel de revisión: 02

Revisión 2024