

“PREPROCESAMIENTO ALTERNATIVO DE IMÁGENES 3D DE MRA”

ARIEL A. BRAIDOT, ANTONIO M. FLECHA, LEONARDO GALIANO, MARTA ALFARO ,
JAVIER O. ROMAGNOLI, ANÍBAL J. SATTLER Y GUSTAVO VOLPI
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA VIDA Y LA SALUD
UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE ENTRE RÍOS
San Martín y Carbo. Paraná, Entre Ríos
Email: abraidot@bioingenieria.edu.ar

RESUMEN

En los últimos años el avance de los sistemas de cómputo han permitido un sustancial progreso en las aplicaciones del procesamiento digital de imágenes. Este avance se refleja especialmente en el grado de mejoramiento de las imágenes de tomografía axial computada, ecografía y resonancia magnética nuclear.

Una aplicación interesante del procesamiento de imágenes es la identificación del estrechamiento en los vasos. Particularmente en el registro de imágenes mediante MRA se requiere el realce de las imágenes para visualizar nítidamente vasos pequeños. En este marco, se han propuesto trabajos que usan como pre-procesamiento el máximo local medio (LMM) para aumentar la detectabilidad de vasos pequeños. A cada dato correspondiente a un voxel en el volumen original tridimensional (3-D), se aplica el LMM a una línea en el cubo centrada en el voxel de interés y se forma el juego de datos 3-D LMM. A los datos 3-D LMM se le aplica la proyección de máxima intensidad (MIP) para producir la imagen bidimensional (2-D) LMM-MIP que aumenta la detectabilidad de vasos pequeños. En este contexto se propone una modificación de los algoritmos de LMM empleando la mediana en el pre-procesamiento.

PALABRAS CLAVES

Angiografía – Resonancia Magnética – Preprocesamiento de Imágenes - Visualización

Workshop de Computación Gráfica, Imágenes y Visualización (WCGIV).

INTRODUCCIÓN

Las imágenes médicas juegan un papel importante en el diagnóstico médico actual. La influencia de los observadores humanos en el diagnóstico médico empleando imágenes introduce de alguna manera un cierto grado de subjetividad. Particularmente en Angiografía por Resonancia Magnética (MRA) se visualiza las imágenes mediante la proyección de máxima intensidad (MIP) [1]–[4]. El MIP es útil por su simplicidad computacional y eficacia, y además, porque es tridimensional (3-D) en naturaleza y así claramente muestra las formas globales y los recorridos de los vasos. Sin embargo, el MIP reduce la proporción del contraste-a-ruido (CNR) de la imagen y produce una visualización pobre de vasos pequeños. Además, las arterias pueden ser obstruidas cuando se solapan con estructuras de alta intensidad como venas cercanas u otras arterias.

Se han desarrollado varios métodos para mejorar MRA visualización. Un método es el uso de interpolación del sinc para mejorar la visualización de los vasos más pequeños en el MIP [5]. Otro método para el realce de los vasos sanguíneos [6], realizan una etapa de preprocesamiento anterior a la proyección de máxima intensidad (MIP) que consiste en un filtrado multiescala modificado. El filtro tiene en cuenta los autovalores del hessiano para determinar la presencia de un vaso considerando a los mismos como estructuras tubulares. En aquel trabajo el método se aplica sobre imágenes DSA (2 D) y sobre imágenes MRA (3 D) correspondiente a un conjunto de datos de la arteria aorta ilíaca. Encuentran como resultado final estructuras vasculares mejor definidas debido a la eliminación de ruido y artefactos. [7] en otro de sus trabajos se proponen determinar la sección de vasos sanguíneos a través de un procedimiento que opera sobre datos 3D donde en primer lugar se obtiene una representación del eje central del vaso mediante un filtro que usa los autovalores y autovectores de la matriz hessiana a múltiples escalas presentan una interesante evaluación y comparación de tres filtros basados en Hessiano, para realzar del eje central de arterias coronarias en imágenes de tomografía computada multidetector con inyección de contraste[8].

Un método para medir el calibre de vasos sanguíneos y determinar estenosis por aterosclerosis, medición esencial para la planificación intervencionista, propuesto por Yim, et al. [9] emplea la proyección de máxima intensidad (MIP) para evaluar la estenosis en angiografía por resonancia magnética. Sin embargo, esta metodología es subjetiva y no aprovecha al máximo la naturaleza 3D de la MRA. Considerando estas limitaciones, los autores [3] presentan un modelo deformable para la reconstrucción de la superficie de los vasos con aplicaciones particulares a la arteria carótida. Otro método basado en el concepto de evolución de la curvatura media donde las estructuras de interés en la imagen son curvas 3D permite segmentar imágenes de MRA [10]. En este mismo marco teórico, a los contornos activos geodésicos, incorporan el uso de componentes adaptativos espaciales en el método de segmentación y lo aplican a imágenes médicas volumétricas [11].

La importancia de la visualización de vasos pequeños con diámetros menores de 0.5mm ha sido cada vez más relevante para una variedad de propósitos de diagnóstico. Teniendo en cuenta la resolución con algunas técnicas de MRA actuales, el diámetro de un vaso a visualizar puede ser tan pequeño como un voxel de datos. Para reforzar la detectabilidad de vasos pequeños, varios algoritmos se han desarrollado recientemente [12]–[15]. Estos trabajos consisten en algún método de preprocesamiento de los datos 3-D de MRA seguidos por aplicación del Algoritmo MIP. En general, el preprocesamiento hace uso de algoritmos que emplean las características locales de vasos y tejido para reforzar ciertos rasgos de los 3-D datos, obteniendo una mayor detectabilidad de vasos pequeños en las imágenes bidimensionales (2-D) MIP. En este marco, para visualizar nítidamente vasos pequeños, se han propuesto trabajos [16] que usan como procesamiento el máximo local medio LMM como para aumentar la detectabilidad de vasos pequeños.

El preprocesamiento LMM tiene en cuenta que la intensidad de voxeles de los vasos es más alta que la intensidad media de voxeles del tejido. La intensidad media de voxeles a lo largo de un segmento de la línea, a través del cual pasa un pequeño vaso es normalmente más alta que en el caso de que atravesase sólo tejido. En otras palabras, un máximo local del promedio de la intensidad es modificado por la intensidad mayor de un vaso si un vaso está presente y representa la intensidad promedio del tejido si ningún vaso está presente. En ese trabajo [16] el máximo local promedio (LMM) a cada voxel se toma de los datos originales 3-D para formar un juego de datos 3-D LMM (ver detalles mas abajo en Metodología). Porque el LMM tiene una variación más pequeña y es menos sensible a la fluctuación de ruido y tejido, el detectabilidad de vasos pequeños con los datos del LMM es mejor comparada con los datos 3-D originales. El algoritmo MIP se aplica entonces a los datos 3-D LMM para producir una Imagen LMM-MIP 2-D. La imagen de LMM-MIP proporciona una mejor visualización de vasos pequeños que la imagen de MIP sobre todo para los vasos con diámetros pequeños. Por otro lado, el LMM procesando ensancha los diámetros de vasos grandes. Con el objetivo de conservar las ventajas del LMM-MIP para los vasos pequeños y las ventajas de la imagen de MIP para los vasos grandes, se emplean funciones de peso para combinar estas dos imágenes. No obstante, este preprocesamiento es un procedimiento lineal que promedia una línea produciendo una mayor pérdida (borroneo) de las características de borde. En este trabajo se propone una mejora en el preprocesamiento empleando la mediana LMMed, que es un procesamiento no lineal basado en la clasificación de los valores de brillo del entorno que rodea a cada voxel. Además el filtro de mediana es un excelente eliminador de cierto tipo de ruidos, por ejemplo de disparo (salt and pepper) y en alguna medida es también capaz de reducir el tipo de ruido aleatorio. Así mismo, hay dos ventajas principales del filtro de mediana comparado con el de promedio. Primero, el método no reduce la diferencia de brillo en cada pasada, porque los valores disponibles son que sólo aquéllos que se presentan en la región del entorno, no un promedio entre esos valores. Segundo, a diferencia del promediado, el filtrado de mediana no cambia los contornos o bordes [17]- [20]. En este trabajo se procesaron imágenes de cincuenta y dos pacientes, tanto con patologías como de apariencia normal.

Del análisis visual de las imágenes se aprecia una mejora en el realce de los vasos sanguíneos con el algoritmo LMMed-MIP propuesto en este trabajo, respecto del LMM-MIP.

METODOLOGÍA

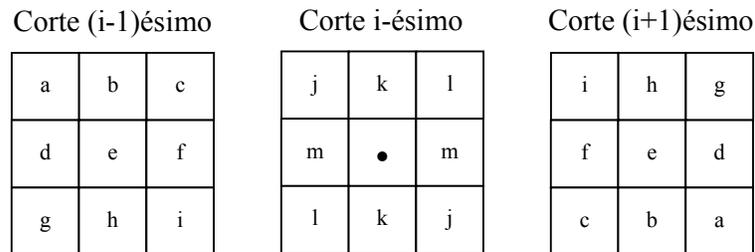
En este trabajo, se probaron las modificaciones de los algoritmos antes mencionados en imágenes de MRA de diferentes partes del cuerpo, sobre todo en las regiones donde mas frecuentemente se realizan este tipo de estudios. Se procesaron imágenes de cincuenta y dos pacientes, trece con estenosis, quince con aneurismas, diez con malformaciones de órganos del sistema nervioso central, y 14 pacientes sin patologías aparentes en las imágenes. Los estudios analizados de pacientes con aneurismas, en su mayoría corresponden a aneurismas ubicadas en la región del Polígono de Willis y también algunos casos en arterias cerebrales y pericallosas. En cuanto a los estudios de pacientes con estenosis se analizaron en su mayoría casos localizados en vasos del cuello (carótidas) como así también algunos casos a nivel del Polígono de Willis.

Se realizaron 320 grupos de cortes, de entre 20 y 100 cortes cada uno, con un espaciado promedio de aproximadamente 1mm.

MÁXIMO MEDIANA LOCAL

En este trabajo, por simplicidad se adaptan las definiciones realizadas por [16], respetando la nomenclatura. Se define el conjunto de datos originales sin procesamiento como 3D-MRA. Los datos 3D producidos por el preprocesamiento LMM se denominan datos 3D-LMM y aquellos generados por el preprocesamiento LMMed se denominan 3D- LMMed. Las imágenes 2D proyectadas desde los datos 3D-LMM se denominan imagen LMM-MIP, las imágenes 2D proyectadas desde los datos 3D-LMMed se denominan imagen LMMed-MIP y las imágenes 2D

proyectadas desde los datos 3D-MRA originales se denominan imagen MIP. Un elemento de los datos 3-D se denominan voxel y un elemento de los datos de una imagen 2D se denominan píxel. Para cada voxel de interés en los datos originales, se considera una región de $k \times k \times k$ donde el centro de cubo es el voxel de interés. Obviamente, los posibles k pueden ser sólo enteros impares. El cubo contiene totalmente M segmentos de la línea cuyo voxel central es el voxel de interés. En este trabajo, se consideran sólo los segmentos de línea recta simétrica al voxel central. Por ejemplo, si $k = 3$, hay un total 13 de tales segmentos de línea en un cubo de $3 \times 3 \times 3$ cubo como se muestra en Figura 1(a). Si $k = 5$, como se muestra en Figura 1(b), hay un total de cuarenta nueve de tales segmentos de la línea en un cubo de $5 \times 5 \times 5$. Trece son de cinco vóxeles de longitud y coinciden con los trece segmentos de línea que corresponderían al cubo interior de $3 \times 3 \times 3$ contenido; los otros 36 segmentos de línea son de tres vóxeles en longitud. La distancia entre el vóxeles adyacente en un tres vóxeles es mucho más grande que en un segmento de la línea de cinco vóxeles. Es ambiguo tratar con un segmento de la línea de tres vóxeles con diferente espaciado como aporte a la visualización de un vaso. Por ejemplo, es improbable poder verificar que los vóxeles etiquetados por 33, • y 33 pertenecen a un vaso mientras los vóxeles etiquetados por j y k más cercanos al voxel central no pertenezca al vaso. Para evitar cualquier ambigüedad, se consideran sólo los trece segmentos de la línea de cinco vóxeles de longitud en un cubo de $5 \times 5 \times 5$. Nuestros experimentos demuestran que considerado los 36 segmentos de la línea de tres vóxeles de longitud en los cubos de $5 \times 5 \times 5$ se degrada la detectabilidad de vasos pequeños en la imágenes LMM-MIP y LMMed-MIP. Un tamaño de cubo mayor que 5 puede ser considerado en el LMM o LMMed procesamiento, pero se verifica que los cubos de tamaños $k = 3$ y $k = 5$ tienen suficiente información para discriminar entre vasos pequeños y tejidos. Como se verá después, cubos de mayores tamaños ensanchan aún más los vasos grandes en la imagen de LMM-MIP y LMMed-MIP. De este modo se consideran sólo los cubos de tamaño $k = 3$ y $k = 5$ y $M = 13$ segmentos de la línea en cada cubo. El valor local medio (promedio) del voxel de interés se define como el promedio de intensidad de vóxeles de cada segmento de la línea en el cubo centrado en el voxel de interés. El máximo local medio (LMM) en el cubo se define como el máximo de todos los de todos los valores de los medios locales. El preprocesamiento LMM toma el LMM a cada voxel de los datos originales para formar los datos de LMM-3D. Análogamente el valor procesado del voxel de interés se define como la mediana de intensidad de vóxeles de cada segmento de la línea en el cubo centrado en el voxel de interés. El máximo local mediano (LMMed) en el cubo se define como el máximo de todos los valores de las medianas locales. El preprocesamiento LMMed toma el LMMed a cada voxel de los datos originales para formar los datos de LMMed-3D.



a)

Corte (i-2)ésimo

Corte (i-1)ésimo

Corte i-ésimo

a	1	b	2	c
3	4	5	6	7
d	8	e	9	f
10	11	12	13	14
g	15	h	16	i

17	18	19	20	21
22	a	b	c	23
24	d	e	f	25
26	g	h	i	27
28	29	30	31	32

j	33	k	34	l
35	j	k	l	36
m	m	•	m	m
36	l	k	j	35
l	34	k	33	j

Corte (i+1)ésimo

32	31	30	29	28
27	i	h	g	26
25	f	e	d	24
23	c	b	a	22
21	20	19	18	17

Corte (i+2)ésimo

i	16	h	15	g
14	13	12	11	10
f	9	e	8	d
7	6	5	4	3
c	2	b	1	a

b)

Figura 1: a) Representación de las líneas de segmento para un cubo de $3 \times 3 \times 3$. b) Representación de las líneas de segmento para un cubo de $5 \times 5 \times 5$.

Considerando que la varianza de voxeles del tejido se reduce, los voxeles de los vasos tanto en el LMM como en el LMMed tienen mayor oportunidad de ser proyectados en una imagen de LMM-MIP o LMMed-MIP que en imágenes MIP, consecuentemente aumenta la detectabilidad de vasos en las imágenes con preprocesamiento. Además, teniendo en cuenta que la varianza de voxeles del tejido se reduce, después del MIP, la varianza de voxeles del tejido en la imagen LMM-MIP o LMMed-MIP es relativamente más pequeña que la varianza en la imagen de MIP. Esto implica que la relación contraste ruido aumenta en las imágenes con preprocesamiento, en consecuencia se puede pensar que mejora la detectabilidad de vasos en las imágenes con preprocesamiento.

El preprocesado afecta la calidad visual de la imagen de varias maneras. Primero, la reducción de la varianza de vasos y tejido suprime los voxeles brillantes y oscuros aislados. Además, en la imagen MIP preprocesada el tejido del fondo así como las regiones de vasos grandes se suavizan.

Considerando la aleatoriedad de ruido, algún voxel del vaso en un vaso pequeño en los datos originales puede ser mucho más oscuro que el resto del vaso. En otras palabras, el vaso pequeño está desconectado en estos voxeles y consecuentemente los pixeles en su proyección en la imagen MIP también están desconectados. Por medio del procesamiento, el vaso puede ser conectado con éxito a estos voxeles en los datos preprocesados y consecuentemente, su proyección en la imagen de LMM-MIP puede también conectarse. En la Figura 2 se muestra cuatro ejemplos de vasos que están desconectados en el voxel central de un cubo en los datos originales. Considerando el promedio o la mediana de la intensidad (nivel de brillo) en segmento de línea que incluye a los dos voxeles del vaso se obtienen los nuevos voxeles centrales con un brillo más alto para los datos 3D preprocesados. En consecuencia, el voxel central en los datos de LMM o LMMed se hace más brillante que el voxel en los datos originales, conectando así el vaso al voxel central en los datos preprocesados. La conexión del vaso desconectado hace el vaso más perceptible en la imagen de

LMM-MIP o LMMed-MIP. También es posible que dos vasos que están suficientemente cerca entre ellos (entre 2 y 3 voxels) se conecten con el preprocesamiento. Sin embargo, es más probable que este procesamiento conecte visualmente segmentos de un solo vaso pequeño.

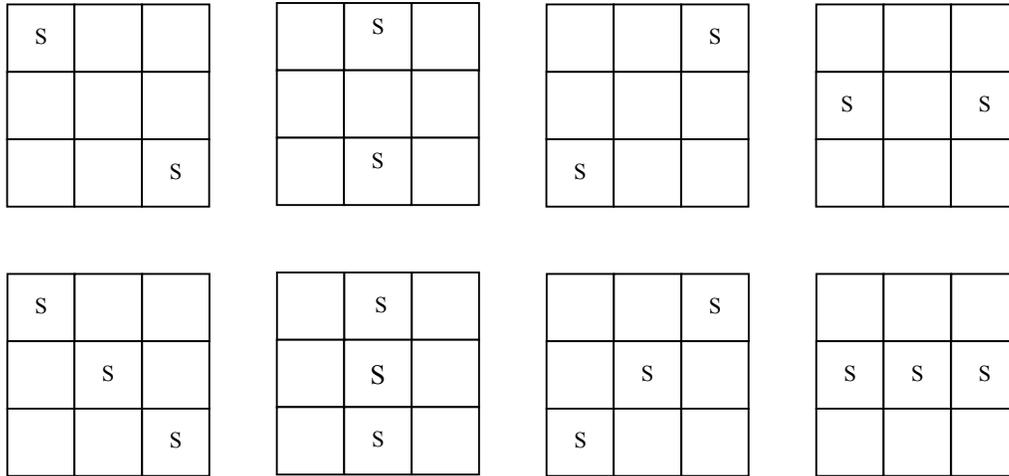


Figura 2: Ocho ejemplos de vasos que están desconectados en el voxel central de un cubo.

Una desventaja del preprocesamiento es que los vasos grandes pueden ensancharse. Además, como se muestra en Figura 3, un voxel en el interior de una bifurcación de vasos en Y puede aparecer mas brillante después del preprocesamiento. Sin embargo, si el vaso no es muy luminoso, el afecto es menor. Considerando que los vasos grandes normalmente son mas brillantes suele producirse un ensanchamiento de $(k-1)/2$ voxeles. En este sentido, al aumentar tamaño del cubo mayor es el ensanchamiento de vasos grandes después del proceso de LMM.

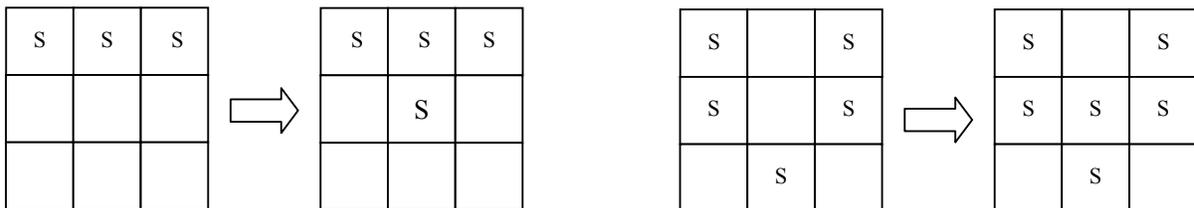


Figura 3: Representación vasos con una región Y.

Es ventajoso combinar la imagen de LMM-MIP o LMMed-MIP y la imagen de MIP para conservar sus ventajas y evitar sus desventajas. Las ventajas del preprocesamiento de la imagen es el realce de la parte de la imagen menos brillante: uniendo vasos pequeños que estaban desconectados, suavizando el brillo del tejido del fondo y haciendo más perceptibles los vasos pequeños. Sus desventajas se enfocan en la parte más luminosa de la imagen: se ensanchan y borronan los vasos grandes. En contraste, la imagen de MIP tiene ventajas en las regiones más brillantes y desventajas en la parte más oscura: se realzan los vasos grandes con una mayor relación contraste ruido y se reduce la detectabilidad de vasos pequeños con baja relación contraste ruido.

Para conservar las ventajas de las imágenes LMM-MIP o LMMed-MIP y MIP y evitar sus desventajas, se propone sumar a estas imágenes preprocesadas-MIP con la imagen MIP empleando funciones de peso basadas en la intensidad de cada uno de los voxeles en la imagen de MIP. La función de peso para la imagen de MIP se define como sigue:

$$\omega_H(x) = \frac{1}{1 + \exp\left[-\frac{(x-\alpha)}{\lambda}\right]} \quad (1)$$

La función de peso para la imagen de LMM-MIP se define entonces como el complemento de la anterior,

$$\omega_L(x) = \frac{1}{1 + \exp\left[-\frac{(x-\alpha)}{\lambda}\right]} \quad (2)$$

donde α corresponde al nivel de brillo de transición que divide las intensidades altas y bajas y λ determina las pendientes $\omega_H(x)$ y $\omega_L(x)$ de la zona de transición en $x = \alpha$. En este trabajo se tomaron las constantes α y λ en función del nivel de brillo de la imagen MIP. Para cualquier x , $\omega_H(x) + \omega_L(x) = 1$. Cuando es grande, $\omega_H(x)$ está cerca de uno y $\omega_L(x)$ está cerca del cero. Inversamente, cuando es pequeño, $\omega_H(x)$ está cerca del cero y $\omega_L(x)$ está cerca de uno. Claramente, $\omega_H(x)$ pone más peso en las intensidades altas y $\omega_L(x)$ pone más peso en las intensidades mas bajas. Denotando las intensidades en el pixel (i,j) para la imágenes LMM-MIP con $I_{LMM-MIP}(i,j)$, para las imágenes LMMed-MIP con $I_{LMMed-MIP}(i,j)$, y para las imágenes MIP con $I_{MIP}(i,j)$, la intensidad para el pixel (i,j) de las imágenes combinadas:

$$I_{ComLMM} = \omega_H [I_{MIP}(i,j)] I_{MIP}(i,j) + \omega_L [I_{MIP}(i,j)] I_{MIP-LMM}(i,j)$$

y

$$I_{ComLMMed} = \omega_H [I_{MIP}(i,j)] I_{MIP}(i,j) + \omega_L [I_{MIP}(i,j)] I_{MIP-LMMed}(i,j)$$

Es importante notar que los pesos son determinados por la intensidad del pixel en la imagen MIP. En la ec. (3) si la intensidad de un pixel en la imagen MIP es más grande que el valor de α , el pixel se trata como un pixel luminoso, asignándole al pixel correspondiente en la imagen combinada un peso mayor al pixel de la imagen MIP. Inversamente, si la intensidad de un pixel en la imagen MIP es menor que el valor de α , el pixel se trata como un pixel oscuro, asignándole al pixel correspondiente en la imagen combinada un peso mayor al pixel de la imagen MIP-preprocesada.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la Figura 4 se presenta una imagen MIP de los datos de MRA de 64 cortes de cerebro con una separación de un milímetro. Se eligió una de las 320 series de imágenes para ilustrar las mejoras que se obtienen con el preprocesamiento. Las diferentes series de imágenes contienen entre 18 y 104 cortes con espaciamientos que oscilan entre 0,5 y 2 mm. La proyección vertical, denominada Mip z en la Figura 4 permite visualizar adecuadamente los vasos grandes, no obstante, los vasos pequeños son pobremente visualizados. Asimismo, una ampliación x30 de la región interior del recuadro de esta figura se muestra en la Figura 5 donde se aprecia que los bordes de este vaso no están bien definidos.

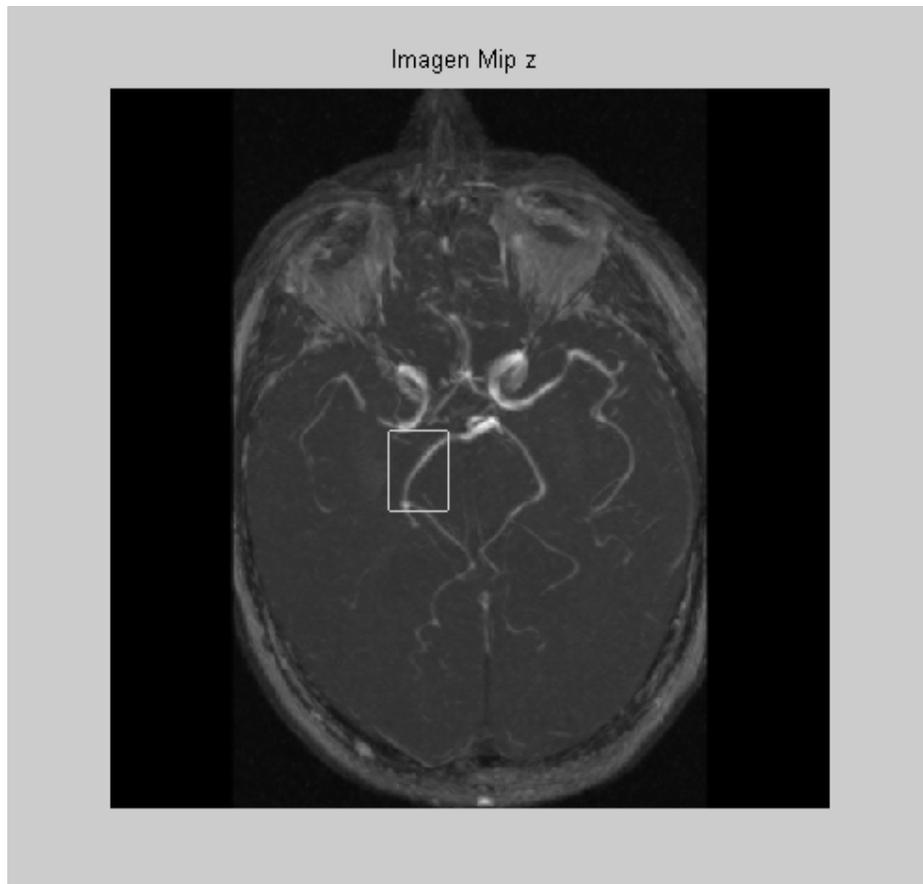


Figura 4: Imagen MIP de datos MRA de cerebro de 64 cortes.

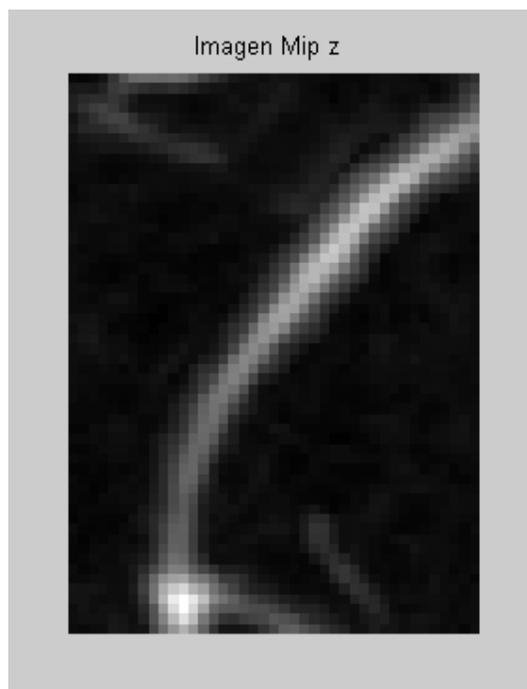


Figura 5: Ampliación x30 de la región interior del recuadro de la Figura 4.

En la Figura 6 se presenta una imagen con preprocesamiento LMM-MIP del mismo conjunto de 64 cortes de MRA de cerebro. La proyección vertical, denominada Mip + Mean z en la Figura 6

mejora la visualización de los vasos pequeños, tal como lo han demostrado [16]. Asimismo, en la Figura 7 se realiza una ampliación x30 de la Figura 6 de la misma región interior del recuadro demarcado en la Figura 4 donde se aprecian mejoras en los bordes de este vaso respecto de la imagen MIP (Figura 5) pero aún no están bien definidos.

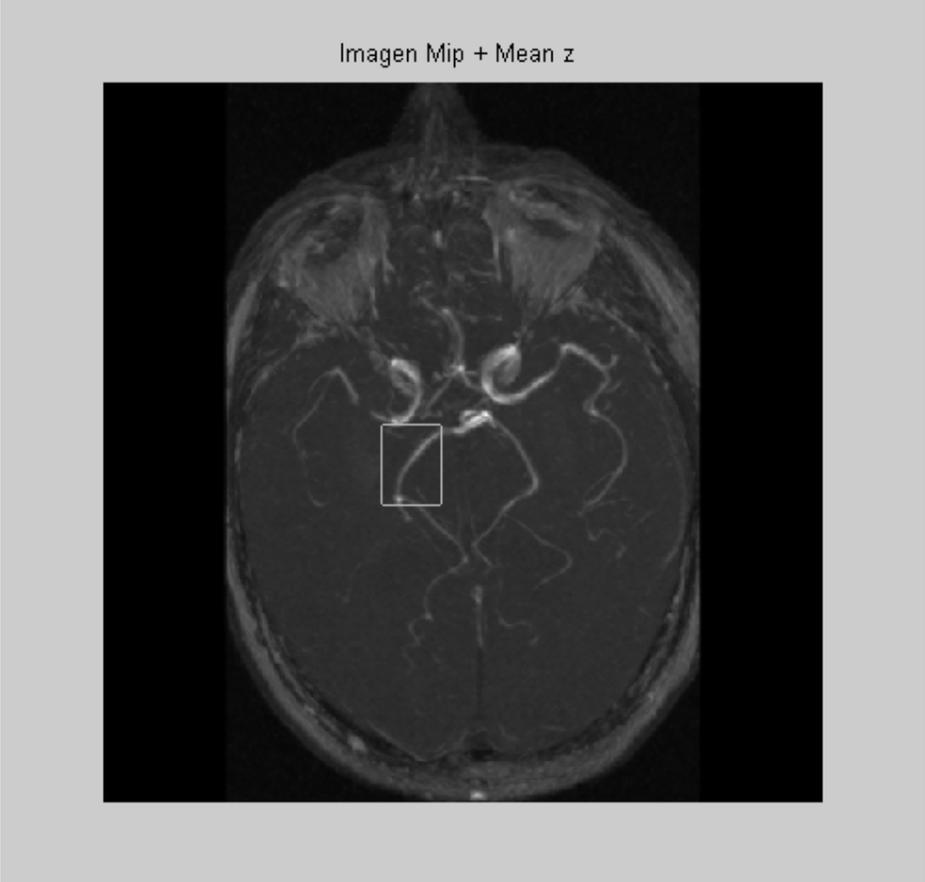


Figura 6: Imagen LMM-MIP de datos de MRA de cerebro de 64 cortes.

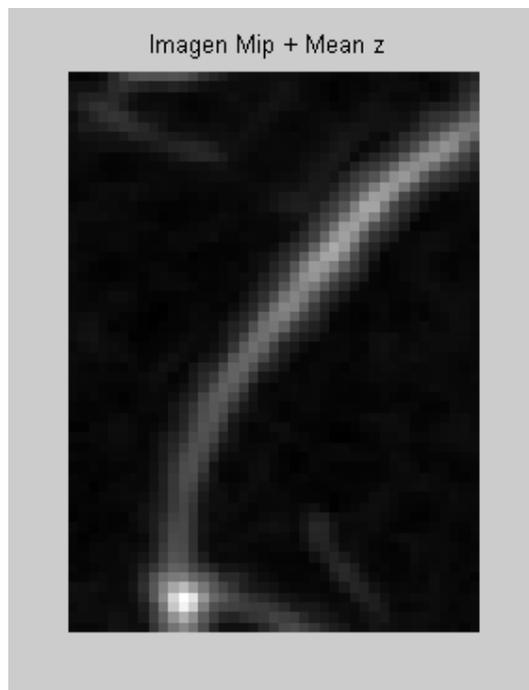


Figura 7: Ampliación x30 de la región interior del recuadro de la Figura 6.

En la Figura 6 se presenta una imagen con preprocesamiento LMM-MIP del mismo conjunto de 64 cortes de MRA de cerebro. La proyección vertical, denominada Mip + Mean z en la Figura 7 mejora la visualización de los vasos pequeños, tal como lo han demostrado [16].

En la Figura 8 se presenta una imagen con preprocesamiento LMMed-MIP del mismo conjunto de 64 cortes de MRA de cerebro. La proyección vertical, denominada Mip + Median z en la Figura 8 mejora aun más la visualización de los vasos pequeños que el empleo del preprocesamiento LMM propuesto por Sun y Parker [16]. De forma equivalente, en la Figura 9 se realiza una ampliación x30 de la Figura 8 de la misma región interior del recuadro demarcado en la Figura 4. En la Figura 9 se aprecia que los bordes de este vaso en este caso si están bien definidos y mejoran sustancialmente respecto de las Figuras 5 y 7. Este es el aporte mas significativo que entendemos brinda el nuevo preprocesamiento, LMMed-MIP, propuesto en este trabajo respecto de los trabajos anteriores [16]. En este mismo marco, es importante destacar que si bien no hemos realizado una inspección minuciosa de los 320 grupos de cortes, en todas las imágenes analizadas se observaron resultados similares. Esto nos permite continuar el trabajo con la convicción que esta alternativa de preprocesamiento puede ser un aporte interesante porque puede hacerse absolutamente automatizado y genera una mejora sustancial en la visualización. Como era de esperarse de acuerdo a las imágenes obtenidas en este trabajo, hemos realizado el umbralizado de las dos alternativas obteniendo una mejor demarcación de los vasos con el LMMed -MIP.

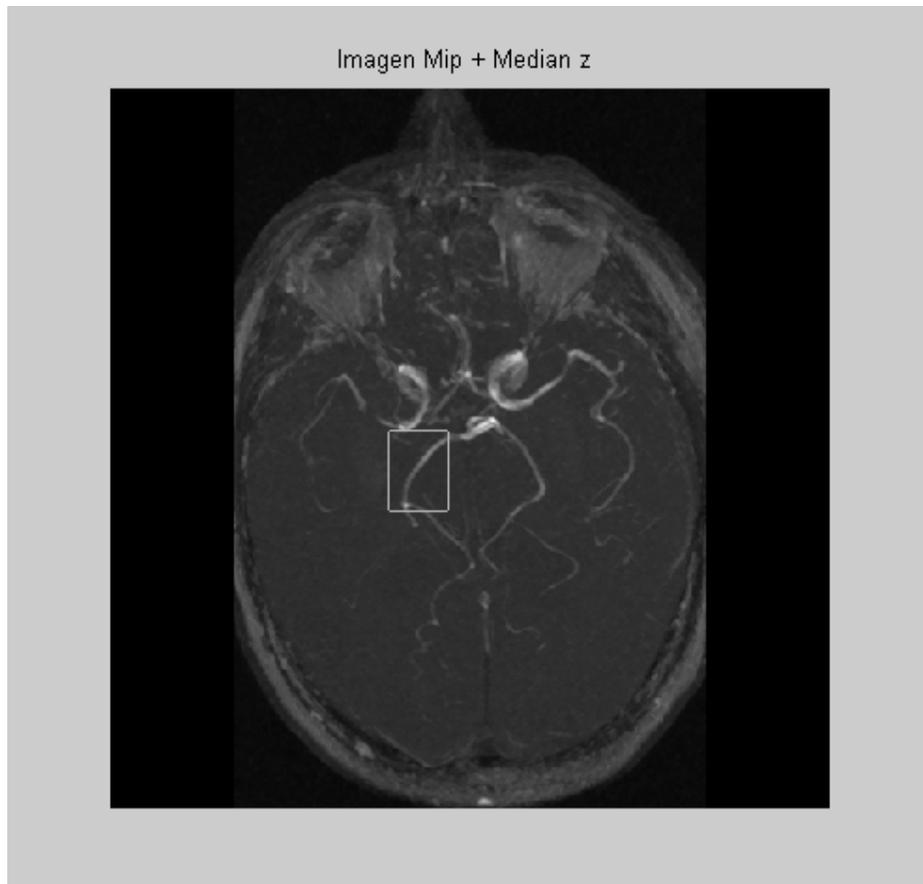


Figura 8: Imagen LMMed-MIP de datos de MRA de cerebro de 64 cortes.

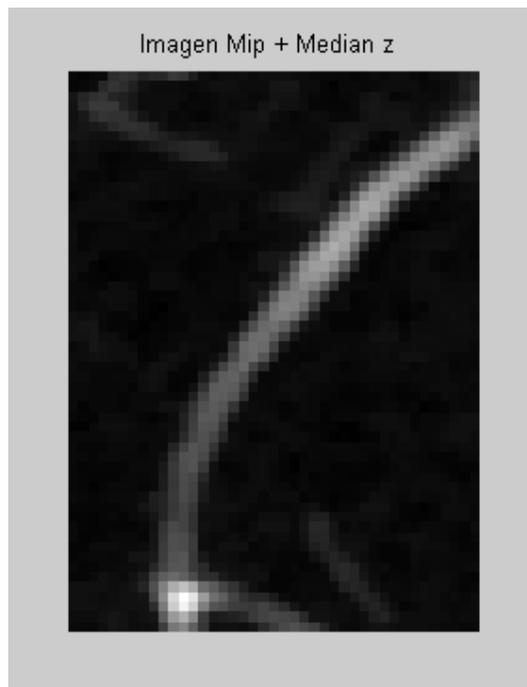


Figura 9: Ampliación x30 de la región interior del recuadro de la Figura 8.

Los resultados obtenidos, están de acuerdo con las propiedades que tiene un filtro de mediana convencional para imágenes, que en este trabajo se emplean en el contexto de un nuevo

preprocesamiento volumetrico. Una explicación al mejoramiento de este preprocesamiento se puede fundamentar recordando que el filtro de mediana no reduce la diferencia de brillo en cada pasada, porque los valores disponibles son sólo aquéllos que se presentan en la región del entorno y no cambia los contornos o bordes. En la continuidad de este trabajo creemos se deben valorar parámetros estadísticos como la relación contraste ruido entre los diferentes preprocesamientos a fin de cuantificar el grado de mejora del LMMed-MIP respecto del LMM-MIP.

REFERENCIAS

- [1] D. B. S. Johnson, M. R. Prince, and T. L. Chenevert, "Magnetic resonance angiography: A review", *Acad. Radiol.*, vol. 5, pp. 289–305. 1998.
- [2] B. Siewert, M. R. Patel, and S. Warach, "Magnetic resonance angiography," *Neurologist*, vol. 1, pp. 167–184, 1995.
- [3] J. F. Debatin and T. F. Hany, "MR-based assessment of vascular morphology and function," *Eur. Radiol.*, vol. 8, pp. 528–539, 1998.
- [4] S. Rosnick, G. Laub, and R. Braeckle *et al.*, "Three dimensional display of blood vessels in MRI," in *Proc. IEEE Comput. Cardiol. Conf.*, pp. 193–196. 1986.
- [5] Y. P. Du, D. L. Parker, W. L. Davis, and G. Cao, "Reduction of partial volume artifacts with zero-filled interpolation in three-dimensional MR angiography," *J. Magn. Reson. Imag.*, vol. 4, pp. 733–741, 1994.
- [6] Alejandro F. Frangi, Wiro J. Niessen, Koen L. Vincken, Max A. Viergever, "Multiscale vessel enhancement filtering" *Lecture Notes in Computer Science.*, Vol 1489, pp130- 137. 1998.
- [7] Alejandro F. Frangi, Wiro J. Niessen, Romhild M. Hooegeven, Theo van Walsum, and Max A. Viergever, "Model-Based Quantitation of 3-D Magnetic Resonance Angiographic Images", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, N° 10, pp. 946-956. 1999.
- [8] S.D. Olabarriaga, M. Breeuwer and W. J. Niessen, "Evaluation of Hessian-based filters to enhance the axis of coronary arteries in CT images" ", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, N° 10, pp. 946-956. 1999.
- [9] Peter J. Yim, Rakesh Mullick, Ronald M. Summers, Hani Marcos, Juan R. Cebral, Rainald Lohner, Peter L. Choyke, "Measurement of Stenosis from Magnetic Resonance Angiography Using Vessels Skeletons" *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, N° 10, pp. 946-956. 1999.
- [10] Liana M. Lorigo, Oliver Faugeras, W.E.L. Grimson, Renaud Keriven, Ron Kikinis, Carl-Fredrik Westin, "Co-Dimension 2 Geodesic Active Countours for MRA Segmentation"
- [11] Carl-Fredrik Westin, Liana M. Lorigo, Olivier Faugeras, W. Eric L. Grimson, Steven Dawson, Alexander Norbash, and Ron Kikinis, "Segmentation by Adaptive Geodesic Active Contours"
- [12] Y. P. Du, "Improvement of small vessel visibility in three-dimensional time-of-flight magnetic resonance angiography," Ph.D. dissertation, Univ. Utah, Salt Lake City, 1995.
- [13] Y. P. Du, D. L. Parker, and W. L. Davis, "Vessel enhancement filtering in three-dimensional MR angiography," *J. Magn. Reson. Imag.*, vol. 5, pp. 353–359, 1995.
- [14] H. Chen and J. Hale, "An algorithm for MR angiography image enhancement," *Magn. Reson. Med.*, vol. 33, pp. 534–540, 1995.
- [15] W. Lin, E. M. Haacke, S. Smith, and M. E. Clompitt, "Gadolinium-enhanced high-resolution MR angiography with adaptive vessel tracking: Preliminary results in intracranial circulation," *J. Magn. Reson. Imag.*, vol. 2, pp. 277–284, 1992.
- [16] Sun Y., Parker D., *Small vessel enhancement in MRA images using local maximum mean processing*, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, Iss. 11, pp. 1687-1699, 2001.
- [17] Russ John C., *The Image Processing Handbook*, CRC Press, 1992.
- [18] Russ John C., *The Image Processing Handbook*, Third Edition, CRC Press, 1999.
- [19] Castleman Kenneth R., *Digital Image Processing*, Prentice Hall, , New Jersey, 1996.
- [20] Gonzales Rafael C., Woods Richard E., *Digital Image Processing*, Second Edition, Prentice Hall, New Jersey, 2002.