

Métodos de compresión sin pérdidas de imágenes de resonancia magnética utilizando transformada wavelet: revisión sistemática

Lossless compression methods for magnetic resonance imaging using wavelet transform a systematic review

Paula-Andrea Ferreira-Mejía^a, Wilson Nicolás Andrés Pérez-Cubillos^b, Lilia Edith Aparicio-Pico^c

^aEstudiante de Ingeniería Electrónica, pafferreiram@correo.udistrital.edu.co, <https://orcid.org/0000-0002-6398-5738>, universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá D.C., Colombia

^bEstudiante de Ingeniería Electrónica, wnperezc@correo.udistrital.edu.co, <https://orcid.org/0000-0002-7018-5448>, universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá D.C., Colombia

^cDoctora en Ciencias Técnicas, medicina@udistrital.edu.co, <https://orcid.org/0000-0003-1841-4423>, universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá D.C., Colombia

Forma de citar: Ferreira-Mejía, P. A., Pérez-Cubillos, W.N.A., Aparicio-Pico, L.E. (2021), Métodos de compresión sin pérdidas de imágenes de resonancia magnética utilizando transformada wavelet: revisión sistemática. *Eco Matemático*, 12 (1), 54-66

Recibido: 5 de septiembre de 2020

Aceptado: 12 de noviembre de 2020

Palabras clave

compresión sin pérdidas;
imagen de resonancia
magnética;
región de interés;
segmentación;
transformada Wavelet.

Resumen: En medicina la información de las imágenes diagnósticas es vital e imprescindible, por este motivo es necesario procesarlas sin que existan márgenes de error que interfieran con su lectura y análisis. En términos generales: las imágenes presentan redundancia entre píxeles lo cual hace que ocupen un tamaño considerable que va desde los *Megabytes* (MB) hasta los *Gigabytes* (GB); el proceso de transmitir las a través de la red se dificulta en términos de almacenamiento y coste computacional, por ende se deben aplicar procesos de compresión sin pérdidas útiles para reducir el ancho de banda, mejorar la capacidad de almacenamiento e incrementar la velocidad de transmisión sin afectar la calidad de la imagen diagnóstica.

La propuesta de este artículo se basa en una revisión sistemática en la que se sintetiza y expone las características, ventajas y desventajas, de las técnicas de extracción de las regiones de interés (ROI), los algoritmos híbridos de compresión sin pérdidas de imágenes de MRI (*Magnetic Resonance Imaging*) y, por último, se toma como referencia la transformada Wavelet y las aplicaciones propuestas, a futuro, por los investigadores de los artículos revisados; entre las técnicas utilizadas destacan: EWT (*Empirical Wavelet Transform*), EZW (*Embedded Zero Trees of Wavelet*), SPIHT (*Set partitioning in Hierarchical Trees*) y el algoritmo híbrido-derivado como lo es: EWISTARS (*Exponential Wavelet Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm with Random Shift*) finalmente la selección y extracción automática de una ROI se realiza, mediante operaciones morfológicas, como la operación de apertura y segmentación de nivel. Para evaluar la calidad de estas técnicas se describen las métricas de rendimiento MSE (*Mean Square Error*), PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*) y CR (*Compression Ratio*). Los resultados de esta investigación serán de utilidad para que los investigadores, que estén incursionando en el área, puedan ampliar su visión acerca del procesamiento de imágenes médicas.

*Autor para correspondencia: pafferreiram@correo.udistrital.edu.co

.DOI 10.22463/17948231.3069

2462-8794© 2021 Universidad Francisco de Paula Santander. Este es un artículo bajo la licencia CC BY 4.0

Keywords

Lossless compression;
region of interest;
magnetic resonance
imaging;
segmentation;
Wavelet transform.

Abstract: In medicine, the information from diagnostic images is vital and essential, for this reason, it's necessary to process them without error margins that could interfere with their reading and analysis. In general terms: images present redundancy between pixels causing them occupy a considerable size ranging from *Megabytes* (MB) to *Gigabytes* (GB); the process of transmit them through the network is difficult in terms of storage and computational cost, therefore lossless compression processes must be applied to reduce bandwidth, improve storage capacity and increase transmission speed without affecting the quality of the diagnostic image.

The proposal of this article is based on a systematic review that synthesizes and exposes the characteristics, advantages and disadvantages of extraction techniques of the regions of interest (ROI), the hybrid algorithms of lossless compression of MRI (*Magnetic Resonance Imaging*) images and, finally, Wavelet transform and the applications proposed, in the future, by the researchers of the reviewed articles are taken as a reference; among the techniques employed, the following are distinguished: EWT (*Empirical Wavelet Transform*), EZW (*Embedded Zerotree of Wavelet*), SPIHT (*Set partitioning in Hierarchical Trees*), and the hybrid-derivative algorithm such as: EWISTARS (*Exponential Wavelet Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm with Random Shift*). Finally, the selection and automatic extraction of a ROI is carried out by level segmentation and morphological operations, such as the opening operation. To evaluate the quality of these techniques, the performance metrics MSE (*Mean Square Error*), PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*) and CR (*Compression Ratio*) are described. The results of this research will be useful for researchers, who are starting their incursion into the area, to extend their vision of medical image processing.

Introducción

En medicina las imágenes diagnósticas desarrollan un papel fundamental para la detección y prevención de enfermedades. De hecho, este sistema se utiliza, principalmente, como apoyo diagnóstico. El análisis a partir de imágenes de MRI (*Magnetic Resonance Imaging*), permite que órganos como el cerebro, la médula espinal, los nervios, músculos, ligamentos, tendones, tumores o quistes en el hígado; se vean más claros en contraste con los rayos X y la CT (*Computed Tomography*) (Tromberg, B, 2000; Liu, F., Hernandez-Cabronero, M., Sánchez, V., Marcellin, M. W., & Bilgin, A., 2017). Sin embargo, almacenar y transmitir este tipo de imágenes a través de la red implica aumentar el ancho de banda y disminuir la velocidad de transmisión, debido a que las imágenes digitales pueden presentar tres tipos de redundancia: psicovisual, espacial y de codificación (Avramovic., A, 2011). A partir de esto surge la necesidad de aplicar métodos de compresión, sin pérdida, que reduzcan la tasa de bit para transmisión o almacenamiento y conserven la información

relevante sin afectar la calidad de la imagen comprimida; factores que son fundamentales en el ámbito hospitalario y de Telemedicina (Kaur, H., Kaur, R., & Kumar, N, 2015).

Una de las técnicas aplicadas para comprimir, sin pérdidas, es la transformada Wavelet (WT, por sus siglas en inglés) propuesta a finales de la década de los años 80; esta suministra información simultánea de amplitud y frecuencia de las señales a partir de la traslación y cambio de escala de una función llamada: Wavelet madre, la cual da origen a distintas familias Wavelet entre las que se encuentran: *Haar*, *Daubechies*, *Biortogonal*, *Symlet*, *Meyer*, *Coiflets*, *Mexican Hat*, *Shannon* y *Morlet* (González, R.A, 2010). Además, posee características como: ortogonalidad, invertibilidad, representación multiescala, compactación e invarianza de la energía (Ravichandran, D., Nimmatoori, R., & Dhivakar, M. A., 2016). Estas características constituyen la principal diferencia con respecto a métodos de compresión como la

transformada de Fourier y la DCT (Discrete Cosine Transform), en donde sólo se obtiene información frecuencial de la señal, es decir, que se alcanza la máxima resolución espectral sacrificando resolución temporal (González, R.A, 2010). Por esta razón, en la actualidad, la WT es una de las herramientas más potentes en el procesamiento de señales y en la compresión de imágenes de MRI.

Por lo general, en las técnicas de compresión sin pérdida, se utiliza la *DWT* (*Discrete Wavelet Transform*) debido a que descompone las imágenes mediante: filtro paso bajo-paso bajo (LL), paso bajo-paso alto (LH), paso alto-paso bajo (HL) y paso alto-paso alto (HH). El filtro LL genera un coeficiente aproximado y los tres restantes son coeficientes detallados (Sreenivasulu, P. & Varadarajan, S., 2018). La sub-banda LL contiene información de las frecuencias bajas de la imagen original. De manera similar, las bandas, HL, LH y HH, contienen información de las frecuencias altas (Sreenivasulu, P & Varadarajan, S., 2018), esto permite aplicar el proceso de reconstrucción después de diezmar dichos coeficientes.

Por otro lado, se utilizan técnicas como el uso de regiones de interés (*ROI*) y no-interés (*Non-ROI*), donde sobre la parte *ROI* de la imagen se aplica compresión sin pérdidas para preservar los bits esenciales de información con la ventaja de que proporciona un CR alto, sin que la calidad de la imagen se vea afectada, en la parte no-*ROI*, se aplica compresión con pérdidas (Hamzah, F. A. B., Yoshida, T., & Iwahashi, M., 2017; Kaur, R & Rani, R, 2018). Complementando con lo anterior, se utilizan técnicas como *EZW* (*Embedded Zerotree Wavelet*) donde se comprime progresivamente teniendo en cuenta el orden jerárquico de los bits transmitidos para descomponer en sub-banda y posteriormente aplicar la codificación Zerotree donde se agrupan los coeficientes obtenidos al aplicar *DWT* (Discrete Wavelet Transform) según un umbral predefinido (Abu-Hajar, A., & Sankar, R., 2002). *EZW* presenta el inconveniente de disminuir

la compresión durante la transmisión de los bits menos significativos (Agarwal, R., Salimath, C. S., & Alam, K., 2019). Otra técnica es *SPIHT* (Set Partitioning in Hierarchical Trees), esta se basa en la clasificación de árboles jerárquicos de coeficiente obtenidos a partir de la WT y presenta una mejor implementación con respecto a *EZW* debido a que tiene en cuenta el significado de la descendencia de los coeficientes codificados (Kim, B. J., & Pearlman, W. A., 1997); *SPIHT 3D* es viable cuando la fuente tiene un tamaño significativo en tercera dimensión, como en el caso de las secuencias de vídeo o imágenes médicas en 3-D (Bilgin, A., Zweig, G., & Marcellin, M. W., 1998). Los anteriores son métodos híbridos, basados en la combinación de estas técnicas como *EWT* (Exponential Wavelet Transform). En efecto el objetivo de esta revisión sistemática consiste en ampliar la visión para el futuro acerca de la calidad de los métodos de compresión sin pérdidas de imágenes de MRI basados en la WT y en brindar respuesta a las siguientes preguntas de investigación:

RQ1. ¿Qué técnicas se utilizan para extraer la *ROI* de una imagen de MRI?

RQ2. ¿Qué ventajas y desventajas presentan los algoritmos híbridos que se basan en la WT para comprimir sin pérdidas imágenes de MRI?

RQ3. ¿Cuáles son las principales métricas de rendimiento utilizadas para evaluar la calidad de una imagen de MRI comprimida sin pérdidas?

RQ4. ¿Cuáles son las principales aplicaciones en el futuro para las investigaciones relacionadas con compresión sin pérdidas de imágenes de MRI basadas en WT?

Método

La revisión sistemática de literatura (RSL) permite identificar, evaluar e interpretar toda la información disponible acerca de una pregunta de investigación particular, un área temática o un

fenómeno de interés (Kitchenham, B., & Charters, S., 2007). Del mismo modo, es útil para examinar el grado de las pruebas empíricas que apoyan o contradicen las hipótesis teóricas, o incluso para ayudar a generar nuevas hipótesis (Kitchenham, B., & Charters, S., 2007). A continuación, en la Figura 1, se muestra el diagrama del proceso seguido para llevar a cabo esta RSL.

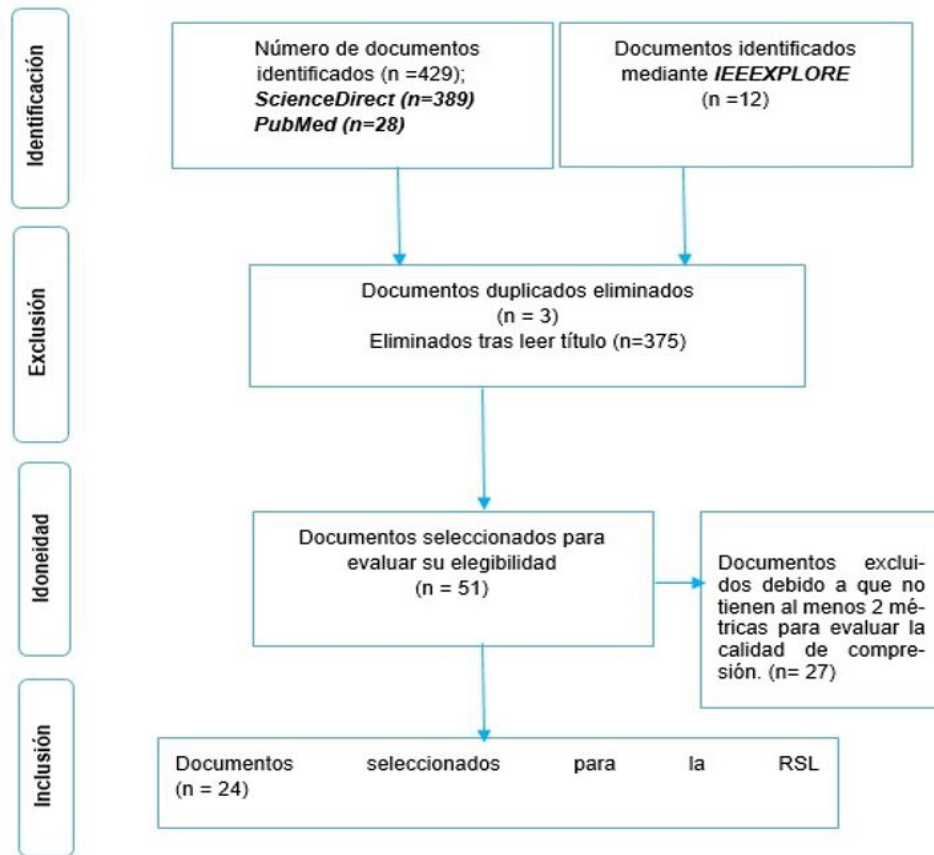


Figura.1. Diagrama de flujo del método de búsqueda

Fuente: Autor

A. Identificación

En la etapa de identificación se realiza la búsqueda sistemática donde se consideran diversas fuentes de información obtenidas a través de buscadores académicos como ScienceDirect, PubMed e IEEE Digital Library. Los criterios de búsqueda para la selección de documentos fueron: fecha de publicación (Desde 2016 hasta 2020) e idioma (inglés). Las cadenas de búsqueda utilizadas se describen en la Tabla I.

Tabla I. Cadenas de búsqueda utilizadas para la identificación de documentos

Cadenas de búsqueda
((((lossless compression) AND (Wavelet Transform)) AND (MRI)) AND (ROI))
(((((lossless compression) OR (lossless coding)) AND (Wavelet Transform)) OR (DWT)) AND (MRI))

Fuente: Autor

Se escoge esta combinación de cadenas de búsqueda o palabras clave, debido a que son útiles para dar respuesta a las preguntas de investigación planteadas. El número total de documentos obtenidos con estas cadenas de búsqueda fue de 429.

B. Exclusión

En esta etapa, se eliminan manualmente los documentos que se encuentran duplicados, es decir, que aparecen repetidos en los 3 buscadores. Del mismo modo, se excluyen aquellos que no son útiles para poder dar respuesta a las preguntas de investigación y los que no tienen al menos 2 métricas para evaluar la calidad de compresión.

C. Inclusión

En esta etapa, se conservan aquellos documentos que cumplen con los filtros de búsqueda y exclusión. En este caso, se conservan 24 documentos para llevar a cabo la fase de presentación de resultados y análisis que se describe en la siguiente sección.

Resultados y Discusión

En esta sección se da respuesta a las 4 preguntas de investigación planteadas en la introducción acerca de las técnicas y algoritmos de compresión sin pérdidas basados en WT, métricas de rendimiento y aplicaciones a futuro propuestas por los investigadores de los artículos revisados.

A. Técnicas de extracción de la ROI (Region of Interest) de una imagen de MRI

En la actualidad, una de las estrategias con mayor potencial para comprimir imágenes médicas es la definición y extracción de la ROI, mediante segmentación manual o automática, de forma que la zona perteneciente a la región de interés pueda comprimirse por medio de un algoritmo sin pérdidas (Mehta, S., 2017). A continuación, en la Tabla II, se exponen algunas técnicas de extracción automática de la ROI que permiten proporcionar un CR

(Compression Ratio) alto y exacto, sin que afecte la calidad de compresión de la imagen, lo cual es vital para propósitos de diagnóstico (Thampi, L. L., & Paul, V., 2017).

Tabla II. Descripción de los estudios revisados sobre extracción de la ROI

Ref	Método de extracción de la ROI	Descripción del algoritmo o método de extracción de la ROI
(Sreenivasulu, P. & Varadarajan, S., 2018)	Segmentación usando el algoritmo MRG (<i>Modified Región Growing</i>)	En este caso, el algoritmo de extracción automática se aplica a imágenes en escala de grises de MRI de tamaño: 256 X 256. Inicialmente, se segmenta la imagen de entrada con respecto a un punto semilla, el cual se obtiene mediante operaciones morfológicas. Un punto semilla es la etapa inicial para determinar el crecimiento de la región. El crecimiento de esta región se halla mediante la diferencia de intensidad de los píxeles vecinos al punto semilla, si esta diferencia es menor a un valor umbral establecido se dice que la región está en crecimiento y que se puede segmentar.
(Mehta, S., 2017)	Segmentación basada en el método de conjunto de nivel (<i>Level set function</i>)	En este caso el método es útil sobre imágenes de MRI con ruido, las cuales deben ser convertidas en escala de grises y luego a imágenes binarias. Posteriormente se aplica un filtro paso alto para atenuar el ruido y se establece que la región del tumor tendrá una intensidad alta, por lo que será un 1 binario y el resto será un 0 binario en la imagen. Finalmente, se aplican las operaciones morfológicas de dilatación, erosión y magnitud del gradiente para detectar la ROI y no-ROI. Sin embargo, este tipo de operaciones no afinan las regiones detectadas ni bordes por lo que se utiliza el operador Sobel.
(Thampi, L. L., & Paul, V., 2017)	Segmentación basada en operaciones morfológicas (<i>Operación de apertura</i>)	En este caso, el método se aplica sobre imágenes de MRI de tamaño 464 X 512. Inicialmente, se utiliza la operación de erosión, la cual sirve para eliminar los píxeles de ruido blanco no deseados de una zona, que de otro modo sería negra. Posteriormente se aplica la operación de dilatación, para hacer que los objetos sean visibles y rellenar los pequeños agujeros en los objetos de la imagen. Este proceso se conoce como operación de apertura.
Vidhya et al., (2018)	Segmentación basada en el método de variación del conjunto de nivel (<i>Level set evolution</i>)	En este caso, el método se aplica sobre imágenes de MRI de 256 X 256. La idea central de este enfoque consiste en desarrollar una curva hacia el menor potencial de una función. Por ende, está definido por la función potencial: $\varepsilon(\phi) = \mu R_p(\phi) + \lambda L_g(\phi) + \alpha A_g(\phi) \quad (1)$
		Dónde: μ , λ y α son los coeficientes de distancia de regularización. $R_p(\phi)$ es la distancia de regularización. L_g : Longitud y A_g : Área. Por medio de esta función potencial y de la distancia de regularización, se mantiene la forma deseada cuando existen cambios de topología, lo cual facilita la extracción de la ROI.

Fuente: Autor

En este sentido, cabe destacar que el proceso de detección y extracción de una ROI en sí misma es una tarea ardua y compleja debido a que si queda mal localizada, puede conducir a la pérdida de detalles de diagnóstico en imágenes médicas (Sophia, P. E., & Anitha, J, 2014). Se debe resaltar que, una de las ventajas de las técnicas de segmentación basadas en conjunto de nivel o variación del conjunto de nivel, es que hacen a la imagen robusta frente al ruido y permiten una mejor extracción de objetos curvos con topología compleja gracias al uso de ecuaciones diferenciales parciales, sin necesidad de parametrizar las curvas (Mehta, S., 2017). La segmentación mediante operaciones morfológicas como la apertura, permite eliminar objetos pequeños de la imagen conservando la forma y el tamaño de los objetos más grandes, alisar los bordes, romper uniones estrechas y adelgazar protuberancias presentes (Thampi, L. L., & Paul, V., 2017). A

continuación, en la Tabla III, se exponen algunas de las ventajas y desventajas de estas técnicas de extracción.

Tabla III. Ventajas y desventajas de los estudios revisados sobre extracción de la ROI.

Ref	Ventajas	Desventajas
(Sreenivasulu, P. & Varadarajan, S., 2018)	Reducción del espacio de almacenamiento, alta precisión en la reconstrucción de la imagen y tiempo rápido de computación.	Introduce artefactos como el aliasing.
(Mehta, S., 2017)	Codifica con pocos bits los coeficientes que representan las frecuencias altas y con más bits los que representan las frecuencias bajas.	Tiene direccionalidad limitada.
(Thampi, L. L., & Paul, V., 2017)	CR alto y no existe una degradación apreciable de la imagen comprimida.	Método de segmentación de nivel basado en PDE (<i>Partial Differential Equation</i>), lo cual implica alta complejidad computacional.
(Vidhya et al., 2018)	Umbralización para la selección de los coeficientes, PSNR alto y mayor a 36 dB, conserva la información de los bordes.	Considera solo el valor de coeficientes Wavelet.

Fuente: Autor

B. Métodos Híbridos de compresión sin pérdidas basados en EZW, EWT y SPIHT

El objetivo de aplicar compresión sin pérdidas a través de métodos híbridos en imágenes médicas, es el de conservar detalles diagnósticos, sin embargo, esto genera un CR bajo e incremento del ancho de banda. Esto se debe a que la imagen es comprimida en su totalidad mediante técnicas de compresión sin pérdidas, sin considerar su importancia diagnóstica (Kaur, R., & Rani, R., 2018). En la tabla IV, se describen algunos de los algoritmos híbridos revisados:

Tabla IV. Descripción de los estudios revisados sobre algoritmos híbridos de compresión

Ref	Tipo de algoritmo	Descripción del algoritmo
(MR, A. D., Ahmad, M. G., & Ravichandran, D., 2016)	Embedded Zerotree Wavelet (EZW)	A partir de una imagen de MRI, se genera una cadena de bits basada en codificación dinámica y progresiva con incremento en la precisión. El objetivo primario de este método, es el de crear las cadenas de bits juntas o en orden de importancia. Además, el codificador puede terminar la codificación hasta que se cumpla con precisión una tasa predeterminada. Esta tasa es determinada por un valor Threshold.
(Zhang, Y., Yang, J., Yang, J., Liu, A., & Sun, P., 2016).	EWISTARS	El algoritmo EWISTARS se compone de tres componentes: la escasez de la transformada exponencial Wavelet, la simplicidad del algoritmo iterativo reducción/ Umbralización y la invariabilidad de la traslación. Inicialmente, se aplica la WT exponencial para obtener los coeficientes Wavelet de la imagen. Luego se utiliza el algoritmo reducción-Umbralización (ISTA) para hallar una aproximación de los coeficientes Wavelet a la función original, debido a que la DWT varía en traslaciones se implementa un cambio aleatorio (Random Shift) donde se seleccionan elementos indexados en cada uno de los niveles de descomposición con el objetivo de garantizar la invariabilidad de la traslación de los coeficientes Wavelet. Estos procesos se repiten hasta que se tenga una aproximación de la imagen.
(Narayanan, P. S., & Khan, A. M., 2020).	DWT con SPIHT	Inicialmente sobre la imagen, se aplican varias familias de WT bidimensional, igual al número de niveles que se requiera; después se ejecuta el algoritmo SPIHT el cual produce una cadena de bits a partir de la información a comprimir y puede ser detenido en cualquier momento o alcanzando una tasa de bit objetivo la cual depende de la necesidad del usuario.
(Ammah, P. N. T., & Owusu, E., 2019).	Discrete Wavelet Transform-Vector Quantization (DWT-VQ)	Se filtran las imágenes usando la DWT para luego aplicarle un valor umbral. Hecho esto se procede a implementar la cuantización vectorial sobre todos los coeficientes Wavelet resultantes del proceso anterior con el objetivo de codificar los coeficientes de la imagen donde se sustituyen los espacios no solapados por un índice de la palabra clave del libro de código con la menor tasa de distorsión. Finalmente, se utiliza la codificación Huffman para reducir la información a bits y luego poder recuperar la imagen mediante un proceso de decodificación aplicando IDWT (Inverse Discrete Wavelet Transform).

Fuente: Autor

Por lo tanto, es importante tener en cuenta que en los métodos mencionados en la tabla IV, se aplica una etapa previa de preprocesamiento, la cual consiste en filtrar la imagen mediante la WT con el objetivo de obtener los coeficientes Wavelet y atenuar el ruido para reducir los errores que se pueden generar durante el procesamiento. Una vez realizada esta etapa, se convierten estos coeficientes a una secuencia de bits. Finalmente, se implementa el algoritmo híbrido sin pérdidas.

En la Tabla V, se exponen las ventajas y desventajas del uso de la WT en estos algoritmos.

Tabla V. Ventajas y desventajas del uso de WT sobre estudios revisados acerca de algoritmos híbridos de compresión.

REF	MÉTODO	VENTAJAS	DESVENTAJAS
(MR, A. D., Ahamad, M. G., & Ravichandran, D., 2016)	EZW (Zerotree Wavelet Encoder), 2D-DWT.	Filtro Wavelet, control de velocidad del flujo de bits, dimensionalidad multiescala.	Alto coste computacional para la 2D-DWT.
(Zhang et al., 2016).	EWISTARS (Exponential Wavelet Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm with Random Shift), bior4.4.	Aplica para imágenes de diferente resolución, dimensionalidad multiescala, menor tiempo de computación en todos los casos.	Solo aplica para imágenes de MRI.
(Narayana, P. S., & Khan, A. M., 2020).	SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Tree), DWT, CDF9/7.	Dimensionalidad multiescala	Alto coste computacional para la CDF 9/7.
(Ammah, P. N. T., & Owusu, E., 2019).	Wavelet transformation and vector quantization	Tiempo de computación rápido, reducción del espacio de almacenamiento y alto ratio de compresión.	No es posible mantener la información de los bordes eficientemente.

Fuente: Autor

En efecto, de la Tabla V, se debe destacar la dimensionalidad multiescala, una ventaja única de la WT, que implica el uso de diferentes escalas de la función original, analizando con mayor resolución las frecuencias altas y creciendo diádicamente para analizar diferentes bandas de frecuencia (Do, M. N., 2002). Por ende, esta propiedad es deseable para comprimir sin pérdidas imágenes de MRI, donde los píxeles se encuentran altamente correlacionados a altas y bajas frecuencias. Del mismo modo, se debe resaltar la propiedad de invarianza, la cual supone que la cantidad total de energía presente en la imagen no cambia cuando se aplica la WT en el proceso de compresión, reduciendo la tasa de bit para transmisión o almacenamiento, sin afectar la calidad de la imagen diagnóstica (Melo, S. B., & García, R. J. H., 2005).

Así, el motivo principal para utilizar la WT y no otros métodos de compresión sin pérdidas (transformada de Fourier), recae en que la WT puede brindar información simultánea de amplitud

y frecuencia debido a la traslación y cambio de escala de una función llamada Wavelet madre. Además, la WT posee una sencilla implementación en hardware debido a que actúa como un filtro que divide la información de la imagen (píxeles) en altas y bajas frecuencias.

C. Métricas de rendimiento

Actualmente, existen diversos parámetros (subjetivos y objetivos) útiles para evaluar la calidad de la técnica de compresión, por lo general, los parámetros objetivos son los más utilizados debido a que se basan en funciones matemáticas (Kaur, R., & Rani, R., 2018). En la tabla VI, se describen dichos parámetros:

Tabla VI. Descripción de las métricas de rendimiento

MÉTRICA	DESCRIPCIÓN DE LA MÉTRICA	FÓRMULA MATEMÁTICA
MSE	Representa el valor del error entre la imagen comprimida y sin comprimir. Para que el algoritmo de compresión sea considerado eficiente; el valor del MSE debe ser pequeño (Kaur, R., & Rani, R., 2018).	$MSE = \frac{1}{MN} \sum_0^{N-1} \sum_0^{M-1} f(x,y) - f'(x,y) ^2 \quad (2)$
PSNR	Cuantifica la calidad de la reconstrucción de una señal y se expresa en escala logarítmica usando unidades de decibelios (dB) (Kaur, R., & Rani, R., 2018). El valor típico que adopta este parámetro está entre 30 dB a 50 dB, un valor alto de PSNR es bueno, ya que significa que la relación señal a ruido es (Kaur, R., & Rani, R., 2018).	$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (3)$
CR	Representa la relación que existe entre el tamaño de la imagen original y la imagen sin comprimir. Entre mayor sea, se obtendrá una mayor tasa de almacenamiento y transmisión. (Sreenivasulu, P. & Varadarajan, S., 2018)	$CR = \frac{\text{Tamaño original de la imagen}}{\text{Tamaño de la imagen comprimida}} \quad (4)$

Fuente: Autor

En la tabla VII, se exponen los resultados de las métricas reportadas para imágenes de resonancia magnética del cerebro, por los diferentes autores consultados en la parte A y B:

Tabla VII. Resultados de las métricas de algunos métodos de compresión descritos en A Y B

REF	Tipo de Imagen	Dataset	MSE	CR	PSNR (dB)
(Sreenivasulu, P. & Varadarajan, S., 2018)	Imagen 1-Brain MRI	8-bits por píxel de tamaño 256 x 256	No Reportado	3.88	39.73
(Mehta, S., 2017)	Brain MRI con tumor	No Reportado	4.48	0.21	89.81
(MR, A. D., Ahmad, M. G., & Ravichandran, D., 2016)	Brain MRI	No Reportado	6.28	14.8	40.15
(Zhang et al., 2016).	Brain MRI	Tamaño de 256 x 256	16.31	No Reportado	36.01
(Narayana, P. S., & Khan, A. M., 2020).	Brain MRI images. CDF9/7 and Haar	8-bits por píxel de tamaño 256 x 256	41.89	13.00	31.90

Fuente: Autor

Para estos artículos, el tipo de imagen es una MRI cerebral con tamaño de 256 X 256. En casos como (Zhang et al., 2016; Narayana, P. S., & Khan, A. M., 2020), el MSE tiende a ser alto (16.31 a 41.89), lo cual genera menor ajuste entre los datos, es decir que no se tendrá una reconstrucción adecuada de la imagen. Esto puede ser resultado del método de compresión aplicado. Por otro lado, en casos como (Sreenivasulu, P. & Varadarajan, S, 2018) y (Mehta, S., 2017), el PSNR es alto (39.73dB a 89.81dB), lo cual implica mayor calidad para la imagen reconstruida.

D. Retos y aplicaciones a futuro para la compresión de imágenes sin pérdidas basadas en WT

Los autores de los estudios descritos en la RSL proponen las siguientes aplicaciones para el futuro:

1. Utilizar métricas de calidad objetivas y subjetivas para evaluar la calidad de las técnicas de compresión sin pérdidas (Kaur, R., & Rani, R., 2018).

2. Desarrollar técnicas de selección y extracción automática de la ROI con menor complejidad computacional, adecuadas para diferentes tipos de imágenes (Kaur, R., & Rani, R., 2018).

3. Poner en funcionamiento sobre hardware (FPGA) algoritmos basados en WT (Vidhya et al., 2018).

4. Aplicar el método EZW sobre algoritmos de computación evolutiva (MR, A. D., Ahamad, M. G., & Ravichandran, D., 2016)

5. Evaluar e incluir variantes ISTA para aumentar la calidad de reconstrucción de las imágenes MRI comprimidas (Zhang et al., 2016).

6. Investigar el efecto de la compresión sin pérdidas aplicando la técnica de descomposición

Multi Wavelet, además incluir un diseño físico de filtros (Ammah, P. N. T., & Owusu, E, 2019).

Conclusión

La revisión sistemática de literatura realizada, permitió seleccionar 24 documentos a través de los cuales se analizó información relevante acerca de las ventajas y desventajas de los algoritmos de compresión sin pérdidas basados en WT, las técnicas de extracción automática de la ROI, los métodos híbridos para comprimir sin pérdidas y las métricas objetivas empleadas para evaluar la calidad de las técnicas descritas. Adicionalmente, se identificó las aplicaciones propuestas para el futuro por distintos investigadores.

En este sentido, se debe resaltar la importancia de utilizar la WT para comprimir sin pérdidas imágenes de MRI, pues comparada con respecto a otras técnicas de compresión (transformada de Fourier, DCT) presenta diversas ventajas como: brindar información simultánea en escala temporal y espectral; compactación o invarianza de la energía; aplicación a imágenes con diferente resolución o formato; conservación de la información de los bordes y detalles; menor tiempo de computación y dimensionalidad multiescala; reducción de la tasa de bit sin perder la calidad, ni el detalle de la imagen de MRI. Luego, la WT es aplicada como método de compresión sin pérdidas sobre la porción ROI de la imagen MRI, extraída automáticamente. La ROI, contiene la información diagnóstica y por ende su selección debe ser lo más exacta posible.

Así, técnicas como la segmentación de nivel o el uso de operaciones morfológicas permiten una mejor extracción de objetos curvos y conservar la forma y el tamaño de objetos grandes sin afectar los bordes en la reconstrucción de la imagen. Sin embargo, para estas técnicas se expone en cuanto a ratio de compresión, esto debido a que el CR de una imagen es inversamente proporcional a su ROI, pues entre menor sea el ROI, mayor será el CR, y

cuanto mayor sea el ROI, menor será el CR (Sophia, P. E., & Anitha, J., 2014).

Del mismo modo, se encuentran los métodos híbridos los cuales permiten comprimir sin pérdidas la totalidad de la imagen, usando menos recursos de software (costo computacional) a comparación de la extracción ROI. Finalmente, las aplicaciones más relevantes para futuro propuestas por los investigadores consisten en: 1) Poner en funcionamiento sobre hardware (FPGA) algoritmos basados en WT, con el objetivo de lograr una sincronización en tiempo real de transmisión de la información con menor tiempo de ejecución y por ende menor coste computacional; 2) Aplicar el método EZW sobre algoritmos de computación evolutiva como los algoritmos genéticos y los de lógica difusa (Zhang et al., 2016).

Referencias

- Abu-Hajar, A., & Sankar, R. (2002, May). Wavelet based lossless image compression using partial SPIHT and bit plane based arithmetic coding. In *2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* (Vol. 4, pp. IV-3497). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2002.5745408>
- Agarwal, R., Salimath, C. S., & Alam, K. (2019). Multiple image compression in medical imaging techniques using wavelets for speedy transmission and optimal storage. *Biomedical and Pharmacology Journal*, 12(1), 183-198. <https://doi.org/10.13005/bpj/1627>
- Ammah, P. N. T., & Owusu, E. (2019). Robust medical image compression based on wavelet transform and vector quantization. *Informatics in Medicine Unlocked*, 15, 100183. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2019.100183>
- Avramovic, A. (2011, November). Lossless compression of medical images based on gradient edge detection. In *2011 19th Telecommunications Forum (TELFOR) Proceedings of Papers* (pp. 1199-1202). IEEE. <https://doi.org/10.1109/TELFOR.2011.6143765>
- Bilgin, A., Zweig, G., & Marcellin, M. W. (1998, March). Efficient lossless coding of medical image volumes using reversible integer wavelet transforms. In *Proceedings DCC'98 Data Compression Conference* (Cat. No. 98TB100225) (pp. 428-437). IEEE. <https://doi.org/10.1109/DCC.1998.672188>
- Do, M. N. (2002). *Directional multiresolution image representations* (No. THESIS). EPFL
- González, R.A. (2010) "Algoritmo basado en Wavelets para la detección de incendios forestales," (tesis de maestría). Universidad de las Américas Puebla, México
- Hamzah, F. A. B., Yoshida, T., & Iwahashi, M. (2017, December). Four-dimensional image compression with region of interest based on non-separable double lifting integer wavelet transform. In *2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)* (pp. 1819-1823). IEEE. <https://doi.org/10.1109/APSIPA.2017.8282329>
- Kaur, H., Kaur, R., & Kumar, N. (2015). Review of various techniques for medical image compression. *International Journal of Computer Applications*, 123(4), 25-29. <https://doi.org/10.5120/ijca2015905282>
- Kaur, R., & Rani, R. (2018, December). ROI and Non-ROI based Medical Image Compression Techniques: A Survey and Comparative Review. In *2018 First International Conference on Secure Cyber Computing and Communication (ICSCCC)* (pp. 550-555). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSCCC.2018.8703337>
- Kim, B. J., & Pearlman, W. A. (1997, March). An embedded wavelet video coder using three-dimensional set partitioning in hierarchical trees (SPIHT). In *Proceedings DCC'97. Data Compression Conference* (pp. 251-260). IEEE. <https://doi.org/10.1109/DCC.1997.582048>
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering

- Liu, F., Hernández-Cabronero, M., Sánchez, V., Marcellin, M. W., & Bilgin, A. (2017). The current role of image compression standards in medical imaging. *Information*, 8(4), 131. <https://doi.org/10.3390/info8040131>
- Melo, S. B., & García, R. J. H. (2005). Compresión de Imágenes con Wavelets y Multiwavelets. *Ingeniería*, 10(1), 48-54
- Mehta, S. (2017). Medical image compression based on ROI using integer wavelet transform. *International Journal on Future Revolution in Computer Science & Communication Engineering*, 3(10), 174-180
- MR, A. D., Ahamad, M. G., & Ravichandran, D. (2016, November). Medical image compression using embedded zerotree wavelet (EZW) coder. In *2016 International Conference System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART)* (pp. 17-23). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SYSMART.2016.7894482>
- Narayana, P. S., & Khan, A. M. (2020). MRI image compression using multiple wavelets at different levels of discrete wavelets transform. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1427, No. 1, p. 012002)
- Ravichandran, D., Nimmatoori, R., & Dhivakar, M. A. (2016, March). Performance of wavelet based image compression on medical images for cloud computing. In *2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)* (pp. 297-302). IEEE
- Sophia, P. E., & Anitha, J. (2014, December). Implementation of region based medical image compression for telemedicine application. In *2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research* (pp. 1-4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2014.7238321>
- Sreenivasulu, P. & Varadarajan, S. (2018). An Efficient Lossless ROI Image Compression Using Wavelet Based Modified Region Growing Algorithm. *Journal of Intelligent Systems*, 29(1), 1063-1078. <https://doi.org/10.1515/jisys-2018-0180>
- Thampi, L. L., & Paul, V. (2017, April). Application of compression after the detection of endometrial carcinoma imaging: Future scopes. In *2017 International conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)* (Vol. 1, pp. 28-32). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICECA.2017.8203696>
- Tromberg, B. (2000). National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering. Accessed: Nov 15,2020. Available: <https://www.nibib.nih.gov/espanol/temas-cientificos/imagen-por-resonancia-magn%C3%A9tica-irm>
- Vidhya, K., Babu, T. R. G., & Devi, S. S. (2018). Extraction of abnormalities in MRI, CT, X-ray and Ultrasound images towards development of efficient compression algorithm
- Zhang, Y., Yang, J., Yang, J., Liu, A., & Sun, P. (2016). A novel compressed sensing method for magnetic resonance imaging: exponential wavelet iterative Shrinkage-Thresholding algorithm with random shift. *International Journal of biomedical Imaging*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/9416435>