



SEP

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



**TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO**

Tecnológico Nacional de México

**Centro Nacional de Investigación y
Desarrollo Tecnológico**

Tesis de Maestría

**Reducción de Ruido Riciano en Imágenes de
Resonancia Magnética del Cerebro utilizando
Información Local y Global Promedio**

presentada por

Ing. Sergio Eduardo Paez Aguilar

como requisito para la obtención del grado de
Maestro en Ciencias de la Computación

Director de tesis

Dr. Dante Mújica Vargas

Codirector de tesis

Dr. Andrea Magadán Salazar

Cuernavaca, Morelos, México. Diciembre de 2018.

cenidet[®]
Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico

SEP CENIDET TNM
CENTRO DE INFORMACIÓN

190001



Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Cuernavaca, Morelos, 10/Diciembre/2018
OFICIO No. DCC/246/2018

Asunto: **Aceptación de documento de tesis**

DR. GERARDO V. GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del Ing. Sergio Eduardo Páez Aguilar, con número de control M16CE012, de la Maestría en Ciencias de la Computación, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado "Reducción de ruido Riciano en imágenes de resonancia magnética del cerebro utilizando información local y global promedio" y hemos encontrado que se han realizado todas las correcciones y observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Dante Mújica Vargas
Doctor en Comunicaciones y
Electrónica
09131756

CO-DIRECTORA DE TESIS

Dra. Andrea Magadán Salazar
Doctorado en Ciencias
Computacionales
10654097

REVISOR 1

Dr. Manuel Mejía Lavalle
Doctor en Ciencias
Computacionales
8342472

REVISOR 2

Dr. Raúl Pinto Elías
Doctor en Ciencias en la
Especialidad de Ingeniería
Eléctrica
3890453

C.p. M.T.I. María Elena Gómez Torres - Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Estudiante
Expediente

NACS/lmz



SEP
SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Cuernavaca, Mor., 11 de diciembre de 2018
OFICIO No. SAC/570/2018

Asunto: Autorización de impresión de tesis

ING. SERGIO EDUARDO PÁEZ AGUILAR
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS
DE LA COMPUTACIÓN
PRESENTE

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado "Reducción de Ruido Riciano en Imágenes de Resonancia Magnética del Cerebro Utilizando Información Local y Global Promedio", ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®

"Conocimiento y tecnología al servicio de México"

DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO

C.p. M.T.I. María Elena Gómez Torres.- Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Expediente

GVGR/mcr

cenidet[®]
Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico

Interior Internado Palmira S/N, Col. Palmira, C. P. 62490, Cuernavaca, Morelos.

Tel. (01) 777 3 62 77 70, ext. 4106, e-mail: dir_cenidet@tecnm.mx

www.tecnm.mx | www.cenidet.edu.mx



Dedicatoria

Mi tesis la dedico con todo mi amor y cariño a Dios, a mis amados padres Sergio Paez y Amelia Aguilar, a mi hermana Jessica Paez, a mi amada esposa Lizbet Velasco por todo su apoyo, por creer en mi capacidad, por ser mi fuente de motivación e inspiración para poder superarme cada día, por sus palabras de aliento que no me dejaron decaer y a cada uno de mis grandes amigos, quienes sin esperar nada a cambio compartieron conmigo su conocimiento y alegrías.

Agradecimientos

Agradezco al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) por darme la oportunidad de realizar los estudios de una Maestría en Ciencias.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo económico brindado durante la duración de mis estudios de maestría.

Al Dr. Dante Mújica Vargas, por creer en mí y darme su confianza, por sus consejos que me ayudaron a mejorar día con día, por su esfuerzo y dedicación durante mi formación como estudiante e investigador.

A la Dra. Andrea Magadán Salazar por su asesoría, por su tiempo, dedicación y sugerencias para el mejoramiento de este trabajo de tesis.

Al Dr. Raúl Pinto Elías, por sus conocimientos compartidos, por compartir su experiencia, por su tiempo, dedicación, sugerencias y apoyo para el mejoramiento de este trabajo de tesis.

Al Dr. Manuel Mejía Lavalle por sembrar en mí el gusto por la Inteligencia Artificial, por compartir su experiencia, por su tiempo, dedicación y sugerencias para el mejoramiento de este trabajo de tesis.

Resumen

En este documento, se presenta una modificación al algoritmo *Non-Local Means* (NLM) para reducir ruido Riciano en imágenes de resonancia magnética (IRM) del cerebro; a la propuesta se le dio el nombre de algoritmo de Promedio Local y Global (PLG).

En los últimos años aunque se ha incrementado la resolución, la relación señal ruido y la velocidad de adquisición en una IRM, ésta continúa siendo afectada por el ruido que se incorpora inevitablemente en el proceso de adquisición; este ruido afecta la calidad visual de la IRM dificultando el diagnóstico clínico y tareas como segmentación, reconocimiento y análisis computarizado automático, (Mohan *et al.*, 2014).

En el estado del arte se pueden consultar diferentes técnicas de reducción de ruido que se han aplicado tanto a imágenes digitales como a imágenes médicas, sin embargo, estas técnicas no satisfacen del todo el objetivo de realizar un filtrado; este objetivo se puede definir como reducir los efectos negativos del ruido sin afectar los detalles de interés de la imagen; específicamente en IRM del cerebro sin perder detalles de la anatomía del cerebro, (Bovik, 2009).

El algoritmo NLM es una técnica de reducción de ruido que ha dado buenos resultados al ser aplicada en imágenes digitales, su desempeño según la métrica de calidad Relación Señal-Ruido Pico (PSNR) es de 40 (dB), Antoni Buades propuso utilizar la información redundante existente dentro de una imagen para estimar un valor más apropiado para cada pixel sin importar su localización espacial, (Buades *et al.*, 2005).

El concepto de tomar en cuenta la información redundante existente dentro de una imagen se traduce en un costo computacional alto; en los trabajos consultados el costo computacional se encuentra entre los 170 y 190 mili segundos (ms) por imagen; para solucionar este inconveniente se propuso implementar el algoritmo NLM en una unidad de procesamiento gráfico. Sin embargo, esta solución requiere de un hardware específico, por esta razón en este trabajo se propone un algoritmo que permite reducir el ruido Riciano en IRM del cerebro con un costo computacional aceptable (22ms por imagen); la técnica propuesta se nombró algoritmo de Promedio Local y Global (PLG).

El desempeño del algoritmo propuesto fue medido con las métricas de calidad relación señal-ruido pico (PSNR), relación señal-ruido (SNR), error cuadrático medio (MSE), error absoluto medio (MAE) y el índice de similitud estructural (SSIM), así como el tiempo de procesamiento. Los resultados obtenidos fueron PSNR=46, SNR=37, MSE=1.3, MAE=0.5, SSIM=0.93, tiempo de procesamiento = 22ms. Se logró una reducción de 158 ms en el costo computacional comparado con el algoritmo NLM convencional sin la necesidad de utilizar un hardware específico.

Abstract

In this document, we present a modification to the Non-Local Means algorithm (NLM) to reduce Rician noise in magnetic resonance images (MRI) of the brain; the proposal was given the name of Local and Global Average (LGA) algorithm.

In recent years, although the resolution has increased, the signal-to-noise ratio and the acquisition speed in an MRI, the image continues to be affected by the noise that is inevitably incorporated in the acquisition process. This noise affects the MRI visual quality, making it difficult to diagnose clinical problems and tasks as segmentation, recognition and automatic computerized analysis (Mohan et al., 2014).

In the state of the art, there are different noise reduction techniques that have been applied to both digital images and medical images, however, these techniques do not fully satisfy the objective of filtering; this objective can be defined as reducing the negative effects of noise without affecting the details of interest of the image; specifically in brain MRI without losing details of the brain's anatomy, (Bovik, 2009).

The NLM algorithm is a noise reduction technique that has given good results when applied to digital images. Its performance, according to the signal-to-noise-peak ratio quality metric (PSNR), is 40 dB, Antoni Buades proposed using the redundant information within an image to estimate a more appropriate value for each pixel, regardless of its spatial location, (Buades et al., 2005).

The concept of taking into account the existing redundant information within an image translates into a high computational cost; in the consulted works, the computational cost is between 170 and 190 milli seconds (ms) per image. To solve this problem, it is proposed to implement the NLM algorithm in a graphic processing unit. However, this solution requires a specific hardware. For this reason, in this work, an algorithm is proposed that allows to reduce Rician noise in MRI of the brain with an acceptable computational cost (22ms per image). The proposed technique was named algorithm of Local and Global Average (LGA).

The proposed algorithm performance was measured with the signal-to-noise-peak ratio quality metrics (PSNR), signal-to-noise ratio (SNR), mean squared error (MSE), mean absolute error (MAE) and the structural similarity index (SSIM), as well as the processing time. The obtained results were PSNR=46, SNR=37, MSE=1.3, MAE=0.5, SSIM=0.93, processing time=22 ms. A reduction of 158 ms in the computational cost was achieved, compared to conventional NLM algorithm, without the need of using specific hardware.

Índice

1. Introducción	2
1.1. Descripción del problema	2
1.1.1. Delimitación del problema específico	2
1.1.2. Complejidad	3
1.1.3. Hipótesis	3
1.2. Objetivos	3
1.2.1. Objetivo general	3
1.2.2. Objetivos específicos	3
1.3. Alcances y limitaciones	3
1.3.1. Alcances	3
1.3.2. Limitaciones	3
1.4. Justificación	4
1.5. Metodología de solución	4
1.6. Organización del documento	5
2. Marco teórico	7
2.1. Imagen de resonancia magnética	7
2.2. Ruido Riciano	9
2.3. Algoritmo <i>Non-Local Means</i>	12
2.4. CUDA	13
2.5. Procesamiento de imágenes	14
2.6. Discusión	15
3. Estado del arte	17
3.1. Antecedentes	17
3.2. Trabajos relacionados	18
3.3. Discusión del estado del arte	32
3.4. Discusión del resumen del estado del arte	35
4. Algoritmo de Promedio Local y Global y arquitectura propuesta	37
4.1. Algoritmo de Promedio Local y Global	37
4.2. Filtro bilateral con parámetros óptimos (Zhang <i>et al.</i> , 2008)	38
4.3. Estimación de máxima verosimilitud no local (Rajan <i>et al.</i> , 2014)	39
4.4. Entorno de desarrollo	39
4.4.1. NLM convencional	39
4.4.2. NLM paralelizado	39
4.4.3. Algoritmo PLG	40
4.5. Paralelización de un algoritmo con CUDA	40
4.6. Banco de imágenes	43
4.7. Métricas	44
4.7.1. SNR	44
4.7.2. PSNR	44
4.7.3. MSE	45
4.7.4. MAE	45

4.7.5. SSIM	45
4.8. Interfaz gráfica de usuario	45
4.9. Discusión	48
5. Experimentación y resultados	50
5.1. Plan de pruebas	50
5.2. Rendimiento del algoritmo <i>Non-Local Means</i> convencional	50
5.3. Discusión de resultados (Prueba 1)	54
5.4. Rendimiento del algoritmo <i>Non-Local Means</i> paralelizado	54
5.5. Discusión de resultados (Prueba 2)	57
5.6. Rendimiento del algoritmo de Promedio Local y Global	58
5.7. Discusión de resultados (Prueba 3)	63
5.8. Experimentación	64
5.8.1. Experimentación 1: Desempeño de los algoritmos NLM, NLMP y PLG	64
5.9. Discusión de resultados, experimentación 1	72
5.10. Experimentación 2: Desempeño de los algoritmos PLG, BPO y VKS	72
5.11. Discusión de resultados, experimentación 2	80
5.12. Discusión de resultados	80
6. Conclusiones	82
6.1. Objetivos y alcances logrados	82
6.2. Resultados del trabajo	83
6.2.1. Productos	83
6.2.2. Aportaciones	86
6.2.3. Conclusiones	87
6.3. Trabajos futuros	87
Bibliografía	88

Índice de Figuras

1.1. Metodología de solución	4
2.1. IRM del cerebro	7
2.2. Componentes de un resonador magnético (Oleaga <i>et al.</i> , 2007)	8
2.3. Gráfica de la distribución Riciano para diferente magnitud de la señal, (Pérez <i>et al.</i> , 2014)	9
2.4. Gráfica de la distribución Gaussiana, (Pérez <i>et al.</i> , 2014)	10
2.5. Gráfica de la distribución Rayleigh, (Pérez <i>et al.</i> , 2014)	10
2.6. Gráfica de la distribución X_i no central, (Pérez <i>et al.</i> , 2014)	11
2.7. Gráfica de la distribución Riciano e histograma de los datos, (Pérez <i>et al.</i> , 2014)	11
2.8. Representación gráfica de cada ruido en una IRM: a) Imagen original, b) Imagen con ruido Riciano, c) Imagen con ruido Gaussiano, d) Imagen con ruido Rayleigh y e) Imagen con ruido X_i , (Pérez <i>et al.</i> , 2014)	12
2.9. Procesamiento de imágenes, (Bovik, 2009)	14
3.1. Resultados obtenidos con SNR en (Ai <i>et al.</i> , 2016)	18
3.2. Resultados obtenidos, muestran el tiempo de procesamiento de cada algoritmo en (Ai <i>et al.</i> , 2016)	19
3.3. Resultados obtenidos: a) Imagen con ruido y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Akar., 2016)	20
3.4. Resultados obtenidos: a) Estructuras similares encontradas usando NLM y b) Estructuras similares encontradas usando CNLM (Chen <i>et al.</i> , 2016)	20
3.5. Resultados obtenidos: a) Imagen de entrada y b) Imagen resultante de (González <i>et al.</i> , 2016)	21
3.6. Comparación de la detección del ruido a) NEK-NLM y b) ROR-NLM (Khan <i>et al.</i> , 2016)	22
3.7. Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Imagen corrompida con 40 % de ruido y c) Imagen filtrada con el método NEK-NLM (Khan <i>et al.</i> , 2016)	22
3.8. Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen resultante utilizando el método de la teoría gris (Li, 2016)	23
3.9. Resultados obtenidos: a) Imagen con 60 % de ruido y b) Imagen filtrada con NLMLS (Yang <i>et al.</i> , 2016)	25
3.10. Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Algoritmo NLM, c) Método propuesto y d) Método <i>Wavelet</i> (Liu <i>et al.</i> , 2015)	25
3.11. Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Algoritmo NLM, c) Algoritmo FUNLM, d) Algoritmo UNLM y e) Método propuesto (Hemalata <i>et al.</i> , 2014)	26
3.12. Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen resultante del método propuesto (Martín <i>et al.</i> , 2014)	27
3.13. Estructuras similares encontradas: a) Imagen original, b) Materia blanca, c) Materia gris y d) Canal central (Rajan <i>et al.</i> , 2014)	28
3.14. Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Ryan <i>et al.</i> , 2014)	29
3.15. Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Sharif <i>et al.</i> , 2014)	29

3.16. Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Zhang <i>et al.</i> , 2010)	30
3.17. Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Algoritmo convencional y c) Método propuesto (Tang <i>et al.</i> , 2007)	31
4.1. Arquitectura de una tarjeta gráfica	40
4.2. Jerarquía de hilos en una aplicación CUDA	41
4.3. Rutina principal del algoritmo NLM paralelizado	42
4.4. Página principal de Brainweb [http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/]	44
4.5. Vista principal de la interfaz gráfica	45
4.6. Opciones de la interfaz	46
4.7. Vista de la opción cargar	46
4.8. Vista de la imagen a filtrar	47
4.9. Resultados obtenidos al realizar el filtrado de ruido	47
4.10. Vista de opciones guardar para cada una de las imágenes	48
4.11. Obtención de las métricas de calidad	48
5.1. Evaluación subjetiva, algoritmo NLM, IRM modalidad PD	51
5.2. Evaluación subjetiva, algoritmo NLM, IRM modalidad T1	51
5.3. Evaluación subjetiva, algoritmo NLM, IRM modalidad T2	51
5.4. Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - PSNR	52
5.5. Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - SNR	52
5.6. Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - MAE	52
5.7. Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - MSE	53
5.8. Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - SSIM	53
5.9. Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - Tiempo de procesamiento	53
5.10. Evaluación subjetiva, algoritmo NLMP, IRM modalidad PD	54
5.11. Evaluación subjetiva, algoritmo NLMP, IRM modalidad T1	54
5.12. Evaluación subjetiva, algoritmo NLMP, IRM modalidad T2	55
5.13. Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - PSNR	55
5.14. Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - SNR	56
5.15. Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - MAE	56
5.16. Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - MSE	56
5.17. Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - SSIM	57
5.18. Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - Tiempo de procesamiento	57
5.19. Evaluación subjetiva para diferentes umbrales en una IRM con 10 % de ruido Riciano	58
5.20. Evaluación subjetiva para diferentes umbrales en una IRM con 20 % de ruido Riciano	58
5.21. Evaluación subjetiva para diferentes umbrales en una IRM con 30 % de ruido Riciano	59
5.22. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - PSNR con diferentes umbrales	59
5.23. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - Tiempo de procesamiento con diferentes umbrales	60

5.24. Evaluación subjetiva, algoritmo PLG, IRM modalidad PD	60
5.25. Evaluación subjetiva, algoritmo PLG, IRM modalidad T1	61
5.26. Evaluación subjetiva, algoritmo PLG, IRM modalidad T2	61
5.27. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - PSNR	62
5.28. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - SNR	62
5.29. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - MAE	62
5.30. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - MSE	63
5.31. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - SSIM	63
5.32. Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - Tiempo de procesamiento	63
5.33. Evaluación subjetiva, algoritmos NLM, NLMP y PLG, IRM modalidad PD	64
5.34. Evaluación subjetiva, algoritmos NLM, NLMP y PLG, IRM modalidad T1	65
5.35. Evaluación subjetiva, algoritmos NLM, NLMP y PLG, IRM modalidad T2	65
5.36. Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD	66
5.37. Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1	66
5.38. Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2	67
5.39. Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD	67
5.40. Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1	67
5.41. Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2	68
5.42. Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD	68
5.43. Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1	68
5.44. Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2	69
5.45. Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD	69
5.46. Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1	69
5.47. Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2	70
5.48. Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD	70
5.49. Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1	70
5.50. Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2	71

5.51. Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD	71
5.52. Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1	71
5.53. Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2	72
5.54. Evaluación subjetiva, algoritmos BPO, VKS y PLG, IRM modalidad PD	73
5.55. Evaluación subjetiva, algoritmos BPO, VKS y PLG, IRM modalidad T1	73
5.56. Evaluación subjetiva, algoritmos BPO, VKS y PLG, IRM modalidad T2	74
5.57. Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD	74
5.58. Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1	74
5.59. Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2	75
5.60. Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD	75
5.61. Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1	75
5.62. Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2	76
5.63. Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD	76
5.64. Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1	76
5.65. Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2	77
5.66. Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD	77
5.67. Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1	77
5.68. Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2	78
5.69. Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD	78
5.70. Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1	78
5.71. Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2	79
5.72. Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD	79
5.73. Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1	79

5.74. Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2	80
6.1. Reconocimiento por la presentación realizada	84
6.2. Primera página del artículo redactado	85
6.3. Reconocimiento COMIA 2018	86

Índice de Tablas

3.1. Resultados obtenidos con NLM arquitectura híbrida, (Nguyen <i>et al.</i> , 2016).	23
3.2. Resultados obtenidos utilizando el método iterativo contra otros métodos, (Wang <i>et al.</i> , 2016).	24
3.3. Resultados obtenidos en (Mohan <i>et al.</i> , 2014).	27
3.4. Resultados obtenidos en (Buades <i>et al.</i> , 2005).	31
3.5. Resumen del estado del arte.	32
5.1. Concentrado de los resultados de la experimentación.	80
6.1. Objetivos, alcances y actividades realizadas.	82

Acrónimos

ABONLM - <i>Non-Local Means</i> Adaptativo
AF - Filtro Anisotrópico
BF - Filtro Bilateral
BM3D - <i>Block-Matching and 3D Filtering</i>
BPO - Bilateral con Parámetros Óptimos
CENIDET - Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
CM - <i>Cognition and Removal with Uncertainty</i>
CNLM - <i>Non-Local Means</i> Colaborativo
COMIA - Congreso Mexicano de Inteligencia Artificial
CPU - Unidad de Procesamiento Central
CSR - <i>Clustering-Based Sparse Representation</i>
DICOM - <i>Digital Imaging and Communication in Medicine</i>
FOCMSF - Filtro Compuesto Morfológico Óptimo Supervisado
FOVNLN - <i>Foveated Non-Local Means</i>
FUNLM - <i>Non-Local Means</i> Fuzzificado
GA - Algoritmos Genéticos
GNLM - <i>Non-Local Means</i> Teoría Gris
GPU - Unidad de Procesamiento Gráfico
IBINR - <i>Interpolation-Based Impulse Noise Removal</i>
INLM - <i>Non-Local Means</i> Iterativo
IRM - Imagen de Resonancia Magnética
ITVR - <i>Iterated Total Variation Refinement</i>
LMMSE - <i>Linear Minimum Mean Square Error Estimation</i>
LPGPCA - <i>Principal Component Analysis With Local Pixel Grouping</i>
MAE - Error Absoluto Medio
MMO - Operaciones Morfológicas Matemáticas

MS - Mili Segundos
MSE - Error Cuadrático Medio
NIBIB - Instituto Nacional de Bioingeniería e Imágenes Biomédicas
NLM - Non-Local Means
NLMP - Non-Local Means Paralelizado
PD - Densidad Protónica
PDF - Función de Densidad de la Probabilidad
PLG - Promedio Local y Global
PSNR - Relación Señal-Ruido Pico
RF - Radio Frecuencia
SAWM - *Directional Difference Based Noise Detector and Adaptive Weighted Mean Filter*
SNR - Relación Señal-Ruido
SSIM - Índice de Similitud Estructural
T1 - Tiempo 1
T2 - Tiempo 2
TE - Tiempo de Eco
TR - Tiempo de Repetición
TV - *Total Variation Filter*
UNLM - *Unbiased Non-Local Means*
VKS - Estimación de Máxima Verosimilitud No Local

Capítulo 1 Introducción

Resumen

En este capítulo se realiza la introducción al presente trabajo, en él se describe el problema que se desea resolver, también el objetivo principal y los objetivos específicos; además de los alcances y limitaciones y la metodología a seguir para la solución del problema. En la parte final del capítulo se menciona la estructura del presente documento.

1. Introducción

La IRM del cerebro, es una técnica de neuroimagen utilizada para proporcionar información de los tejidos sanos, además de posibles alteraciones fisiológicas y patológicas. Esta técnica produce imágenes de sección de resolución equivalente en cualquier proyección sin mover al paciente. La IRM es la técnica más utilizada para diagnosticar enfermedades cerebrales, (Mohan *et al.*, 2014).

La calidad visual de esta imagen desempeña un papel fundamental en la precisión del análisis clínico; sin embargo, esta calidad puede verse severamente degradada por ruido existente en la imagen producto del proceso de adquisición. El ruido también dificulta tareas del análisis computarizado automático como segmentación de características importantes, clasificación y reconocimiento, (Mohan *et al.*, 2014).

Por esta razón la supresión de ruido en imágenes médicas se ha convertido en un problema que requiere solución. En el estado del arte se mencionan diversas técnicas que se han utilizado para suprimir ruido tanto en imágenes digitales como en imágenes médicas, una de las técnicas que mejores resultados ha conseguido es el algoritmo *Non-Local Means* (NLM), sin embargo, el costo computacional de este algoritmo es alto (182 mili segundos (ms) por imagen), debido a que su funcionamiento se basa en comparar la similaridad de un píxel contra el resto de ellos contenidos en la imagen y repetir este proceso píxel a píxel; el costo computacional se relaciona directamente con el tamaño de la imagen. (Mohan *et al.*, 2014).

En este trabajo se propone un nuevo algoritmo para realizar la supresión de ruido en IRM del cerebro con un costo computacional aceptable (22 ms por imagen), la técnica propuesta se nombró algoritmo de Promedio Local y Global (PLG); la base de este algoritmo es utilizar Información Local y Global Promedio (ILGP), se debe aclarar que el nombre de la tesis lleva el principio que se utilizó, sin embargo ante la comunidad científica la técnica propuesta se presento como algoritmo de Promedio Local y Global (PLG).

1.1. Descripción del problema

La calidad visual de una IRM es degradada por ruido Riciano que inevitablemente será introducido en el proceso de adquisición, el efecto negativo del ruido dificulta tareas como el análisis computarizado automático, (Mohan *et al.*, 2014).

Debido a esto es necesario realizar un filtrado que permita suprimir el ruido existente. Una IRM presenta información de los tejidos sanos del cerebro, así como posibles alteraciones fisiológicas y patológicas del mismo; por esta razón es muy importante que el filtrado se lleve a cabo sin destruir los detalles finos, (Mohan *et al.*, 2014).

El algoritmo NLM es una alternativa a este problema; sin embargo el costo computacional para este algoritmo es alto (182 ms por imagen); en este texto se propone utilizar un algoritmo PLG que permita llevar a cabo el filtrado de ruido Riciano en IRM del cerebro con un costo computacional aceptable.

1.1.1. Delimitación del problema específico

El problema específico de la presente investigación se puede describir como: suprimir el ruido Riciano en IRM del cerebro para mejorar la calidad visual utilizando un algoritmo que preserve las estructuras finas de la imagen con un costo computacional aceptable.

1.1.2. Complejidad

El funcionamiento del algoritmo NLM se basa en encontrar la similaridad entre sus píxeles sin importar su localización espacial dentro de la imagen, para cumplir con este principio se debe evaluar píxel a píxel para encontrar un valor más acertado al valor real de la imagen. Este algoritmo se encuentra posicionado en el estado del arte como uno de los mejores para filtrar ruido, sin embargo el tiempo de procesamiento para este algoritmo es 90% más lento en comparación con otros algoritmos. La complejidad del presente trabajo de tesis se centra en reducir el costo computacional de este algoritmo y mejorar sus resultados en cuanto a calidad de filtrado; para esto se propone un nuevo algoritmo, la técnica propuesta se nombró algoritmo de Promedio Local y Global.

1.1.3. Hipótesis

Cambiar la evaluación de similaridad de píxel a píxel por regiones de píxeles permitirá mejorar la calidad de la imagen resultante y reducirá notablemente el tiempo de procesamiento.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Desarrollar e implementar un algoritmo basado en redundancia de información que permita reducir el ruido Riciano en imágenes de resonancia magnética del cerebro.

1.2.2. Objetivos específicos

- Estudiar los conceptos básicos de una IRM.
- Conocer los conceptos básicos del ruido Riciano.
- Estudiar y comprender los conceptos básicos del algoritmo NLM.
- Hacer una implementación paralelizada del algoritmo NLM en una unidad de procesamiento gráfico.
- Implementar una interfaz gráfica de usuario que permita llevar a cabo el filtrado, así como hacer una presentación visual de la imagen resultante.
- Evaluar el desempeño del algoritmo NLM utilizando una base de datos especializada.
- Comparar el desempeño del algoritmo NLM con otras técnicas existentes en la literatura.

1.3. Alcances y limitaciones

1.3.1. Alcances

- Analizar el algoritmo NLM.
- Analizar el ruido Riciano existente en IRM del cerebro.
- Implementación paralelizada del algoritmo NLM en una unidad de procesamiento gráfico.
- Se evaluará el desempeño del algoritmo NLM únicamente con una base de datos especializada.
- El desempeño del algoritmo NLM se comparará con al menos dos técnicas existentes.

1.3.2. Limitaciones

- Únicamente se realizará la supresión de ruido en IRM obtenidas con una sola bobina o inductor, ya que estas imágenes son las que contienen el ruido Riciano.
- La evaluación del método propuesto sólo se realizará utilizando una base de datos especializada.

1.4. Justificación

El proceso de generación de una IRM inevitablemente introducirá ruido, éste degrada la calidad de la imagen, afectando el análisis clínico final y dificultando tareas como el análisis computarizado automático.

La supresión de ruido juega un papel importante en el pre-procesamiento de imágenes médicas antes de un diagnóstico y tratamiento formal. En este sentido se tiene la necesidad de implementar un algoritmo que permita suprimir el ruido existente en estas imágenes, sin destruir los detalles finos de las mismas.

El algoritmo NLM es una alternativa a este problema; sin embargo el costo computacional para este algoritmo es alto (entre 170 y 190 ms) y su implementación no está disponible; en este trabajo se propone modificar el algoritmo NLM convencional de manera que se pueda llevar a cabo la supresión de ruido Riciano sin destruir los detalles finos de la imagen y reducir 90% el costo computacional.

1.5. Metodología de solución

Para cubrir los objetivos propuestos en esta investigación, se contemplaron cuatro fases como parte de la metodología de solución:

Marco Teórico: En esta fase de la metodología se estudiaron conceptos básicos de las IRM, métodos que se han utilizado para suprimir ruido en las mismas, conceptos básicos del ruido Riciano, conceptos básicos del algoritmo NLM, programación en el entorno CUDA y el funcionamiento de una unidad de procesamiento gráfico (GPU por sus siglas en inglés).

Implementación: En esta fase de la metodología se implementó el algoritmo NLM en su forma convencional, una vez que se depuró y se aseguró su correcto funcionamiento se procedió a realizar la versión paralelizada del mismo. En el momento que se comprendió el funcionamiento del algoritmo se propuso e implementó una modificación en la metodología del mismo, dicho algoritmo se nombró algoritmo de Promedio Local y Global.

Experimentación y generación de resultados: En esta fase de la metodología se realizaron diferentes pruebas, las primeras con el objetivo de verificar el correcto funcionamiento de los algoritmos implementados, las demás pruebas con el objetivo de medir y comparar el desempeño de cada algoritmo implementado, aunado a otras técnicas encontradas en la literatura, las pruebas se realizaron con IRM libres de ruido obtenidas con la herramienta Brainweb.

A cada una de las imágenes adquiridas se les agregó ruido Riciano simulado con la función de Matlab *Rician Distribution (Web Site, 2018 [https://la.mathworks.com/help/stats/prob.riandistribution.html])*. Los resultados se evaluaron con las métricas de calidad pico relación señal - ruido (PSNR), relación señal - ruido (SNR), error cuadrático medio (MSE), error absoluto medio (MAE), índice de similitud estructural (SSIM) y el tiempo de procesamiento.

Documentación: En esta fase de la metodología, se elaboró un reporte del estado del arte, se trabajó en la redacción de un artículo, el cual participó en el Congreso Mexicano de Inteligencia Artificial (COMIA 2018), se redactó el reporte de resultados y se elaboró el presente documento de tesis. En la Figura 1.1 se presenta un esquema que describe la metodología seguida para la realización del presente tema de tesis.

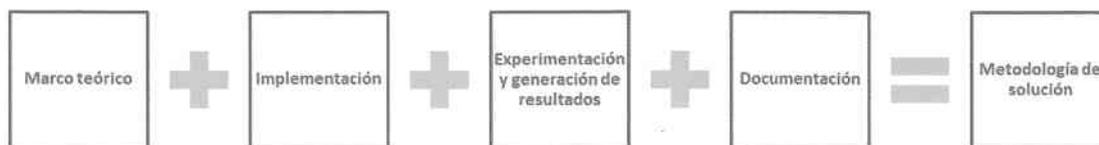


Figura 1.1 Metodología de solución

1.6. Organización del documento

Este documento de tesis se encuentra estructurado de la siguiente manera:

En el capítulo 2 se mencionan los conceptos básicos para la realización del presente proyecto de tesis, considerando conceptos como IRM, ruido Riciano, algoritmo NLM y demás conceptos necesarios para el desarrollo de este proyecto.

En el capítulo 3 se citan algunos trabajos relacionados con la supresión de ruido tanto en imágenes digitales como en imágenes médicas. Además de técnicas utilizadas para la supresión, entre ellos el algoritmo NLM convencional y las versiones modificadas del mismo. Entre estos trabajos citados se encuentran los desarrollados en el Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) y los propuestos en la comunidad científica.

En el capítulo 4 se describe el funcionamiento del algoritmo PLG, la arquitectura tecnológica utilizada para la implementación de cada algoritmo, el banco de imágenes utilizado para las pruebas y las métricas de evaluación del desempeño de cada algoritmo.

En el capítulo 5 se muestran los resultados obtenidos con cada técnica utilizada y la comparación con otras técnicas existentes.

Finalmente en el capítulo 6 se muestran las conclusiones, aportaciones, productos, trabajos futuros y se menciona que actividades se realizaron para el cumplimiento de los objetivos planteados en el presente trabajo.

Capítulo 2 Marco teórico

Resumen

En este capítulo se describen los conceptos base que son el fundamento del presente proyecto de tesis, dentro de los cuales se abordan los conceptos básicos de una IRM, así como la descripción del ruido Riciano; además del funcionamiento del algoritmo NLM. También se abordan conceptos sobre la plataforma de cálculo paralelo de Nvidia (CUDA) y el procesamiento de imágenes.

2. Marco teórico

2.1. Imagen de resonancia magnética

La IRM es una sofisticada tecnología de imágenes médicas no invasiva, que produce imágenes anatómicas tridimensionales detalladas del cuerpo humano, sin el uso de la radiación dañina. Esta técnica basa su funcionamiento en la estimulación de un cambio de dirección en el eje de rotación de los protones que se encuentran en el átomo de hidrógeno, ya que los átomos de hidrógeno poseen un espín con valor $\frac{1}{2}$, y el 80 % del cuerpo humano está compuesto de agua, por lo tanto el hidrógeno se encuentra de forma abundante dentro del cuerpo, (Oleaga *et al.*, 2007).

Cuando un espín tiene valor $\frac{1}{2}$ se dice que su estado es desapareado y por esta razón se encuentra girando en cualquier dirección dentro del cuerpo. Al exponer estos átomos a un potente campo magnético estos espines se alinean en paralelo al campo magnético, a este proceso se le llama momento magnético.

Una vez alineados los espines se apaga el campo magnético y viene un segundo proceso llamado momento de relajación, en este proceso los átomos que fueron magnetizados, liberan energía, esta energía es manipulada por pulsos de radiofrecuencia a través de un inductor que envía los pulsos y recibe una señal, esa señal es enviada al escáner como datos sin coherencia, que al ser procesados por una transformada inversa de Fourier se convierten en la imagen final llamada IRM, (Oleaga *et al.*, 2007).

Las IRM se pueden presentar en tres modalidades, éstas son tiempo 1 (T1), tiempo 2 (T2) y densidad protónica (PD). En la Figura 2.1 se muestran ejemplos de IRM del cerebro en cada modalidad. Estas modalidades se pueden conseguir ajustando los parámetros del resonador magnético, la modalidad T1 se obtiene de la combinación TR corto/TE corto, la modalidad PD se obtiene de TR largo/ TE corto y la modalidad T2 se obtiene de la combinación TR largo/ TE largo. Donde TR= tiempo de repetición y TE= tiempo de eco. El tiempo de repetición se define como la frecuencia de tiempo en que se envían los pulsos de radiofrecuencia. El tiempo de Eco se define como el tiempo que transcurre entre que se envía el pulso de RF y se recoge la señal de los núcleos excitados al relajarse, (Oleaga *et al.*, 2007).

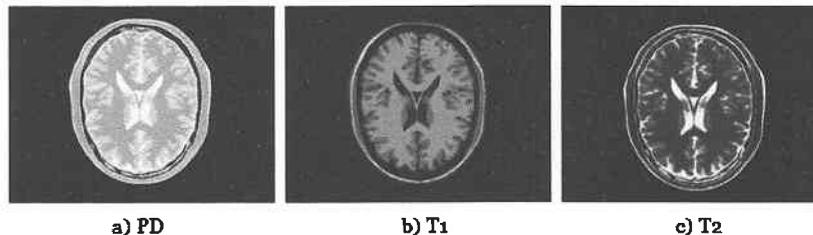


Figura 2.1 IRM del cerebro

La IRM del cerebro proporciona información de los tejidos sanos del cerebro, así como posibles alteraciones fisiológicas y patológicas. Se utiliza frecuentemente para la detección de enfermedades, el diagnóstico y el monitoreo de tratamientos. A continuación se presentan las ventajas que ofrece la IRM, según un estudio realizado en el Departamento de Salud y Servicios Humanos de USA, específicamente en el Instituto Nacional de Bioingeniería e Imágenes Biomédicas, en el año 2014, (NIBIB, 2014):

- No emite radiación dañina.

- Permite imágenes en tres posiciones sin mover al paciente.
- Los tejidos no óseos o partes blandas del cuerpo se definen de mejor manera.
- En imágenes del cerebro se puede diferenciar entre la materia blanca y la materia gris.
- Partes del cuerpo como el cerebro, la médula espinal, los nervios, los músculos, los ligamentos y los tendones se ven más claros y mejor definidos.

La IRM del cerebro es la imagen más utilizada en la última década para diagnosticar enfermedades cerebrales, (NIBIB, 2014). La IRM tiene un formato llamado DICOM por sus siglas en inglés (*Digital Imaging and Communications in Medicine*); el formato DICOM es un protocolo que busca estandarizar el formato en las imágenes médicas para que éstas puedan ser recibidas en cualquier dispositivo; a esta capacidad se le nombra portabilidad. Las imágenes en formato DICOM en escala de grises tienen disponibles 16 bits por píxel y las de color tienen 24 bits por píxel, (Oleaga *et al.*, 2007).

Para obtener una IRM se introduce al paciente a un resonador magnético que está conformado por un imán con grandes dimensiones el cual produce un potente campo magnético, excitando los átomos de hidrógeno, este proceso tarda aproximadamente de 25 a 40 minutos y se conoce como momento magnético. En paralelo al campo magnético se activa una bobina o inductor de gradiente que es la que permite direccionar el corte que se desea obtener en la imagen, el resonador magnético cuenta con tres bobinas y cada una de ellas permite obtener el corte sagital, coronal y transversal, (Oleaga *et al.*, 2007).

Otro componente del resonador magnético es el llamado emisor de pulsos de radiofrecuencia que se encarga de enviar y recibir pulsos de radiofrecuencia una vez terminado el momento magnético en otro suceso llamado momento de relajación, que es el momento cuando los átomos liberan la energía a la cual fueron expuestos, este emisor envía y recibe pulsos que son enviados como datos al escáner o computadora que a través de una transformada inversa de Fourier convierte los datos recibidos en la IRM que se conoce convencionalmente, (Oleaga *et al.*, 2007). En la Figura 2.2 se muestra la estructura de un resonador magnético.

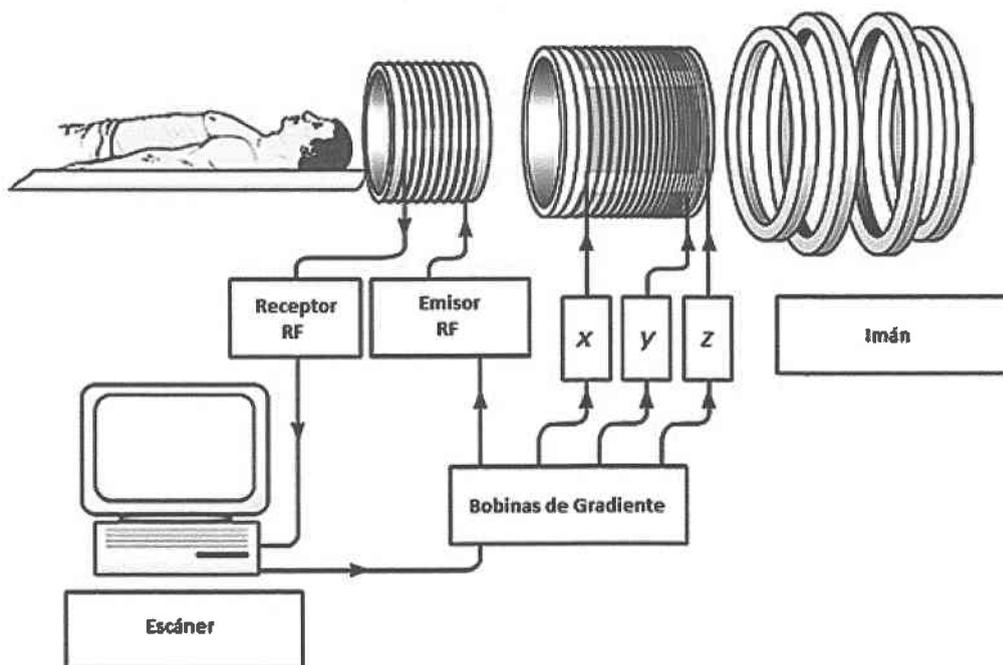


Figura 2.2 Componentes de un resonador magnético (Oleaga *et al.*, 2007)

Inevitablemente el proceso de adquisición de la imagen introducirá ruido, en la IRM puede existir ruido

aditivo Gaussiano blanco y ruido Riciano. El ruido existente en esta imagen es efecto de la vibración térmica que produce el campo electromagnético. En sistemas que utilizan una sola bobina, la magnitud de los datos en el dominio del espacio se modela como una distribución Riciana y es nombrado ruido Riciano, (Oleaga *et al.*, 2007).

2.2. Ruido Riciano

Un concepto fundamental para la realización de este trabajo es el «ruido» en imágenes, este se puede definir como todo aquello que forma parte de una imagen, pero que no pertenece a la misma, el ruido es una perturbación que afecta la calidad de una imagen. Todas las IRM contienen ruido, éste se incorpora inevitablemente en el proceso de adquisición de la misma. Los datos obtenidos durante la adquisición de una IRM son valores complejos que representan la transformada de Fourier de una distribución de magnetización de un volumen en un tejido, (Mohan *et al.*, 2014).

Una transformada de Fourier inversa convierte estos datos adquiridos en magnitudes y frecuencias que representan las principales características psicológicas y morfológicas de la persona que se realiza el estudio. El ruido en una IRM se genera de cada inductor, se asume que el ruido es un proceso Gaussiano no correlacionado con media 0 y con igual varianza en ambas partes real e imaginaria debido a la linealidad y ortogonalidad de la transformada de Fourier, (Mohan *et al.*, 2014).

El cálculo computacional de una imagen de magnitud es una operación no lineal, la función de densidad de la probabilidad (PDF) de los datos en una IRM cambia según el resonador magnético. En resonadores magnéticos que cuentan con un solo inductor, la magnitud de los datos en el dominio espacial se modela con una distribución de Rician, por esta razón la perturbación que se genera se nombra ruido Riciano. Este ruido representa el error entre la intensidad de la imagen y la verdadera medición de los datos. Por su naturaleza, el ruido es localmente dependiente de la señal. En la ecuación (1) se describe la distribución Riciana, en la Figura 2.3 se muestra la gráfica de la distribución Riciana para diferente magnitud de la señal, (Mohan *et al.*, 2014) :

$$p_M(M|A, \sigma_n) = \frac{M}{\sigma_n^2} \exp^{-(M^2+A^2)/2\sigma_n^2} I_0\left(\frac{AM}{\sigma_n^2}\right) u(M) \quad (1)$$

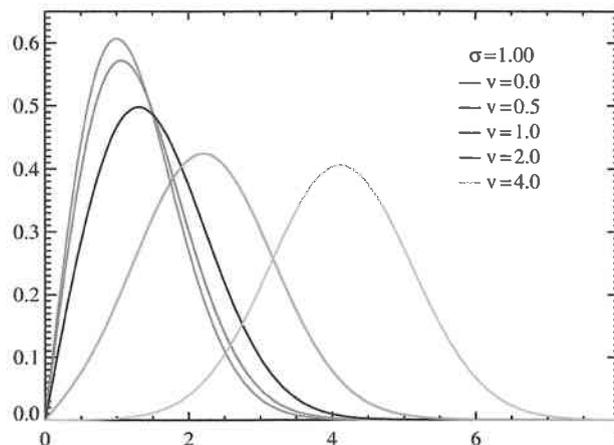


Figura 2.3 Gráfica de la distribución Riciana para diferente magnitud de la señal, (Pérez *et al.*, 2014)

Donde $I_0(\cdot)$ es la función de Bessel modificada de primera clase de orden cero, σ_n^2 la varianza del ruido, A el nivel de la señal sin ruido, M la magnitud variable de la resonancia magnética y $u(\cdot)$ es la función escalón de Heaviside, (Mohan *et al.*, 2014). En las partes de la imagen donde se encuentra una alta relación señal - ruido, es decir en regiones con alta intensidad (brillo) de la magnitud de la imagen,

la distribución Riciana tiende a una distribución Gaussiana con una media $\sqrt{A^2 + \sigma_n^2}$ y varianza σ_n^2 dada como (Mohan *et al.*, 2014) :

$$p_M(M|A, \sigma_n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \exp^{-\frac{(M^2 + \sqrt{A^2 - \sigma_n^2})/2\sigma_n^2}{2\sigma_n^2}} u(M) \quad (2)$$

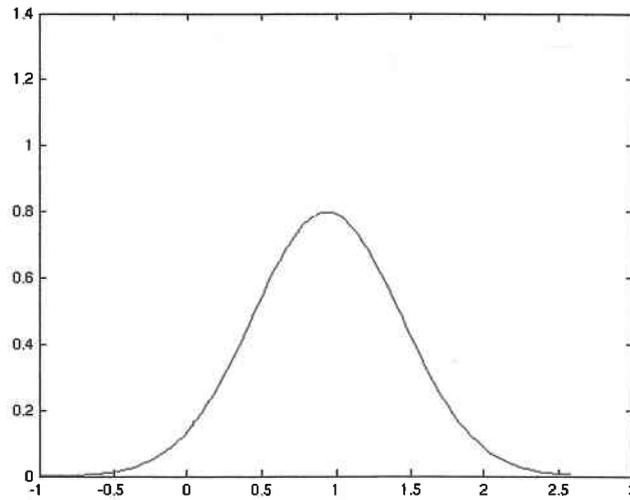


Figura 2.4 Gráfica de la distribución Gaussiana, (Pérez *et al.*, 2014)

En la Figura 2.4 se muestra la gráfica de la distribución Gaussiana. En el fondo de la imagen, donde la SNR es cero debido a la falta de densidad de los protones de agua en el aire, la PDF Riciana se simplifica a una distribución de Rayleigh con una PDF (Mohan *et al.*, 2014) :

$$p_M(M, \sigma_n) = \frac{M}{\sigma_n^2} \exp^{-M^2/2\sigma_n^2} u(M) \quad (3)$$

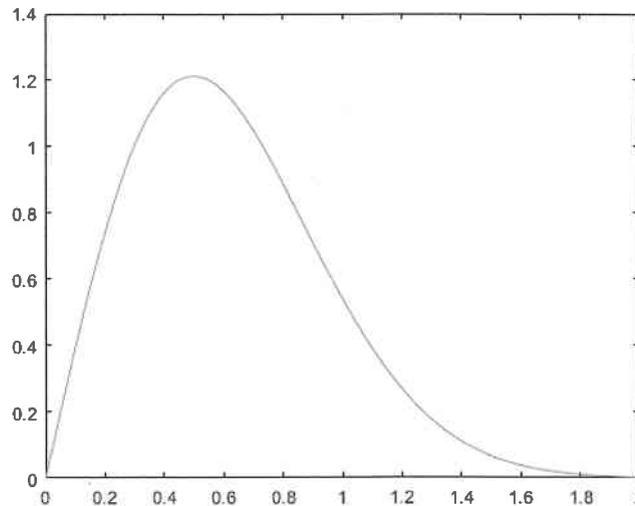


Figura 2.5 Gráfica de la distribución Rayleigh, (Pérez *et al.*, 2014)

En la Figura 2.5 se muestra la gráfica de la distribución Rayleigh. En las IRM adquiridas utilizando imágenes paralelas con sistemas de múltiples bobinas, el ruido es altamente no homogéneo (inhomogéneo). La señal adquirida en el dominio espacial complejo en cada bobina también puede ser modelada como la señal original corrompida con ruido complejo aditivo Gaussiano, con media cero y varianza igual a σ_n^2 . Si no se realiza un sub-muestreo en el k -ésimo espacio, la imagen de magnitud compuesta puede obtenerse utilizando métodos tales como la suma de cuadrados (SOS), (Mohan *et al.*, 2014). Suponiendo que los componentes de ruido son independientes e idénticamente distribuidos (*iid*), sobre la magnitud de la señal $M_L(x)$, ésta seguirá una distribución *Xi* no central con PDF (Mohan *et al.*, 2014) :

$$p_{M_L}(M_L|A_L, \sigma_n, L) = \frac{A_L^{1-L}}{\sigma_n^2} M_L^L \exp^{-(M_L^2 + A_L^2)/2\sigma_n^2} I_{L-1} \left(\frac{A_L M_L}{\sigma_n^2} \right) u(M_L) \quad (4)$$

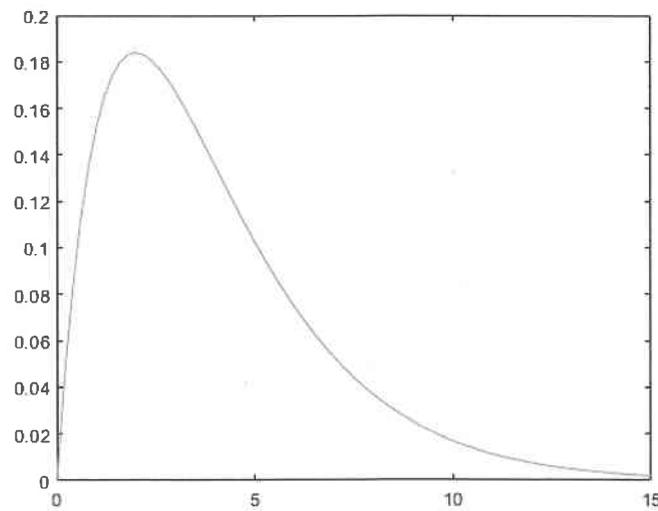


Figura 2.6 Gráfica de la distribución *Xi* no central, (Pérez *et al.*, 2014)

donde L es el número de bobinas. En la Figura 2.6 se muestra la gráfica de la distribución *Xi* no central. La ecuación 4 se reduce a una distribución Riciana cuando $L = 1$. En el fondo, este PDF se reduce a una distribución *Xi* central con PDF (Mohan *et al.*, 2014) :

$$p_{M_L}(M_L|\sigma_n, L) = \frac{2^{1-L}}{\Gamma(L)} \frac{M_L^{2L-1}}{\sigma_n^{2L}} \exp^{-M_L^2/2\sigma_n^2} u(M_L) \quad (5)$$

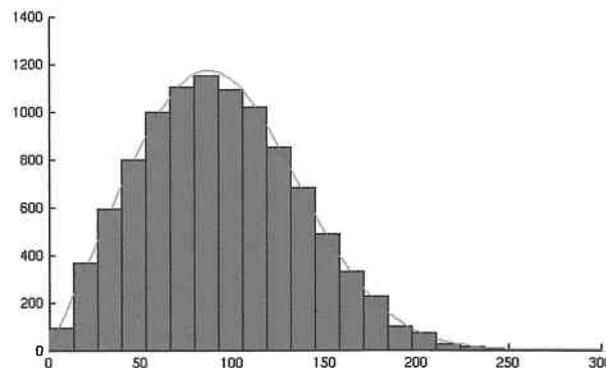


Figura 2.7 Gráfica de la distribución Riciana e histograma de los datos, (Pérez *et al.*, 2014)

La expresión 5 se convierte en Rayleigh cuando $L = 1$. En la Figura 2.7 se muestra la gráfica de la distribución Riciana. Este modelo estadístico es el modelo usual para la magnitud de la señal en la fase de arreglo de las bobinas y para imágenes en paralelo asumiendo que no se realiza ningún sub-muestreo de los datos en el k -ésimo espacio para cada bobina (Mohan *et al.*, 2014). En la Figura 2.8 se muestra una IRM con los diferentes ruidos.

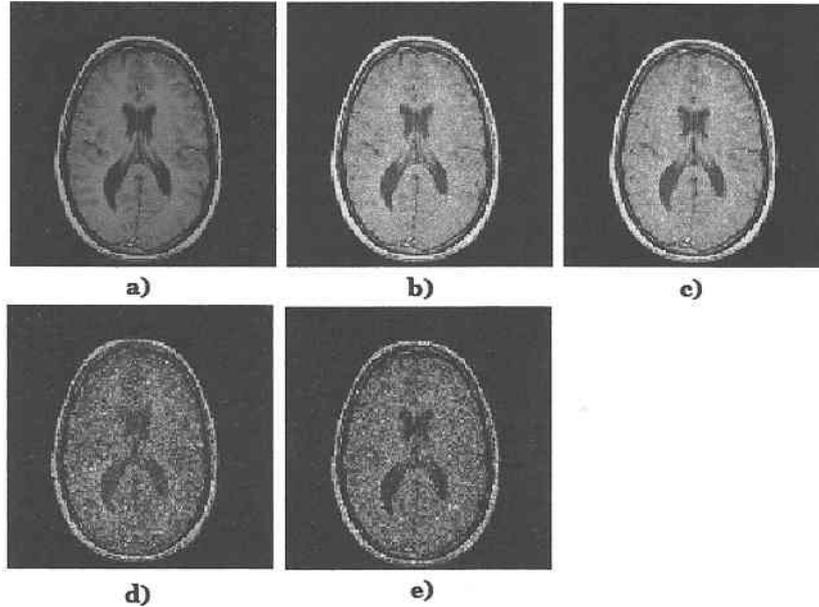


Figura 2.8 Representación gráfica de cada ruido en una IRM: a) Imagen original, b) Imagen con ruido Riciano, c) Imagen con ruido Gaussiano, d) Imagen con ruido Rayleigh y e) Imagen con ruido X_i , (Pérez *et al.*, 2014)

2.3. Algoritmo *Non-Local Means*

El propósito de realizar una supresión de ruido es reducir los efectos negativos del mismo sin destruir los detalles finos de una imagen. Uno de los métodos que mejores resultados ha conseguido es el algoritmo NLM, este algoritmo fue propuesto por Antoni Buades en el año 2005.

El filtro NLM es una variación más compleja del filtro *K-Nearest Neighbors*, (Buades *et al.*, 2005). En este sentido, se puede definir como vecindad de un píxel x cualquier conjunto de píxeles y en la imagen, de modo que una ventana alrededor de y se asemeje a una ventana alrededor de x . Todos los píxeles en esa vecindad se pueden usar para predecir una mejor estimación de x .

El hecho de que exista tal auto-similitud es una suposición de regularidad, en realidad más general y más precisa que todas las suposiciones de regularidad que consideramos al tratar con filtros de suavizado local, y también generaliza una suposición de periodicidad de la imagen.

Dado v ser la observación de la imagen ruidosa definida en un dominio delimitado $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ y dado $x \in \Omega$; el filtro NLM estima el valor de x como un promedio de valores de todos los píxeles cuya vecindad Gaussiana sea parecida a la vecindad de x (Buades *et al.*, 2005):

$$NL(v)(x) = \frac{1}{C(x)} \int_{\Omega} \exp - \frac{(G_a * |v(x + \cdot) - v(y + \cdot)|^2)_{(0)}}{h^2} v(y) dy \quad (6)$$

Donde G_a es un *kernel* Gaussiano con desviación estándar a , h actúa como un parámetro del filtro, y $C(x) = \int_{\Omega} \exp - \frac{(G_a * |v(x + \cdot) - v(z + \cdot)|^2)_{(0)}}{h^2} dz$ es un factor normalizante. Debe considerarse que

$$\left(G_a * |v(x + \cdot) - v(y + \cdot)|^2\right)_{(0)} = \int_{\mathbb{R}^2} G_a(t) |v(x + t) - v(y + t)|^2 dt \quad (7)$$

La versión en el dominio discreto de este filtro, fue introducida por (Buades *et al.*, 2005), al hacer la siguiente consideración. Dada una imagen con ruido $u = \{u(i) \mid i \in I\}$, el valor estimado para un píxel i , es obtenido a través del promedio de todos los píxeles en la imagen que tengan una intensidad similar, el funcionamiento del algoritmo se describe en la expresión 8:

$$NL[u](i) = \sum_{j \in I} w(i, j) \cdot u(j) \quad (8)$$

Donde los pesos $\{w(i, j)\}$ dependen de la similaridad entre el i -ésimo y el j -ésimo píxel, satisfaciendo las siguientes condiciones: $0 \leq w(i, j) \leq 1$ y $\sum_j w(i, j) = 1$. La similaridad entre los píxeles se determina mediante la intensidad de los píxeles, a partir de la distancia euclidiana, por lo tanto los píxeles considerados similares tendrán un mayor peso al realizar el promedio, y los considerados disimilares un peso menor (Buades *et al.*, 2005). El algoritmo NLM se encuentra descrito en pseudocódigo en el Algoritmo 1.

Algoritmo 1 *Non-Local Means* (NLM)

```

Input:  $v[]$ ,  $h$ 
Output:  $u[]$ 
1 for  $i \leftarrow 0$  to  $N$  do
2    $v(N_i)$ 
3    $z \leftarrow 0$ 
4    $sumw \leftarrow 0$ 
5   for  $j \leftarrow 0$  to  $N$  do
6      $v(N_j)$ 
7      $w \leftarrow e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,\alpha}^2}{h+h}}$ 
8      $sumw \leftarrow sumw + w * v(j)$ 
9      $z \leftarrow z + w$ 
10     $u(i) \leftarrow \frac{sumw}{z}$ 
11 return  $u[]$ 

```

2.4. CUDA

En las ciencias de la computación, un algoritmo paralelo, es un algoritmo que puede ser ejecutado por partes en el mismo instante de tiempo por varias unidades de procesamiento, para finalmente unir todas las partes y obtener el resultado correcto.

El algoritmo en paralelo puede realizarse por dos caminos, por *software* y por *hardware*. En el presente trabajo se realizó la paralelización por *hardware* utilizando la tecnología de NVIDIA que proporciona una poderosa herramienta de software libre llamada CUDA. Al adquirir una unidad de procesamiento gráfico (GPU por sus siglas en inglés) NVIDIA permite realizar el paralelismo de los algoritmos utilizando CUDA. (NVIDIA *website*, 2017)

CUDA es una arquitectura de cálculo paralelo que aprovecha la gran potencia de la GPU para proporcionar un incremento extraordinario del rendimiento del sistema. Una gran cantidad de desarrolladores, científicos e investigadores están encontrando innumerables aplicaciones prácticas para esta tecnología en el campo, como el procesamiento de vídeo e imágenes, la biología y la química computacional, la simulación de la dinámica de fluidos, la reconstrucción de imágenes, el análisis sísmico o el trazado de rayos, entre otras. (NVIDIA *website*, 2017)

Los sistemas informáticos están pasando de realizar el “procesamiento central” en la unidad de procesamiento central a realizar “co-procesamiento” repartido entre la CPU y la GPU. Para posibilitar este nuevo paradigma computacional, NVIDIA ha propuesto la arquitectura de cálculo paralelo CUDA,

que ahora se incluye en las GPUs GeForce, ION Quadro y Tesla, lo cual representa una base instalada considerable para los desarrolladores de aplicaciones.

La plataforma de cálculo paralelo CUDA proporciona un conjunto de extensiones de C y C++ que permiten implementar el paralelismo en el procesamiento de tareas y datos con diferentes niveles de granularidad. El programador puede expresar ese paralelismo mediante diferentes lenguajes de alto nivel como C, C++, Fortran o mediante estándares abiertos como las directivas de OpenACC. En la actualidad, la plataforma CUDA se utiliza en miles de aplicaciones aceleradas en la GPU y en miles de artículos de investigación publicados. (NVIDIA *website*, 2017)

2.5. Procesamiento de imágenes

El ruido aparecerá inevitablemente en todas las imágenes, produciendo efectos negativos. Existe una técnica computacional para reducir el efecto negativo del ruido, esta técnica es nombrada filtrado de imágenes. Su definición formal en la literatura se presenta como: conjunto de técnicas englobadas dentro del procesamiento de imágenes cuyo objetivo fundamental es obtener, a partir de una imagen origen, otra imagen cuyo resultado sea más adecuado para un aplicación específica mejorando ciertas características de la misma que posibilite efectuar operaciones del procesado sobre ella todo esto sin perder detalles de interés de la misma. (Bovik, 2009)

Los principales objetivos que se persiguen con el filtrado de imágenes son:

- Suavizar la imagen: reducir la cantidad de variaciones de intensidad entre los píxeles vecinos.
- Suprimir ruido: modificar el valor de un píxel cuyo nivel de intensidad es muy diferente al de sus vecinos.
- Realzar bordes: destacar los bordes que se localizan en una imagen.
- Detectar bordes: detectar los píxeles donde se produce un cambio brusco en la función de intensidad.

Por tanto, se consideran los filtros como operaciones que se aplican a los píxeles de una imagen digital para optimizarla, enfatizar cierta información o conseguir un efecto especial en ella. El proceso de filtrado puede llevarse a cabo sobre los dominios de frecuencia y/o espacio. La tarea de filtrado de imágenes forma parte del procesamiento de imágenes (Bovik, 2009); en la Figura 2.9 se presenta un esquema general del procesamiento de imágenes.

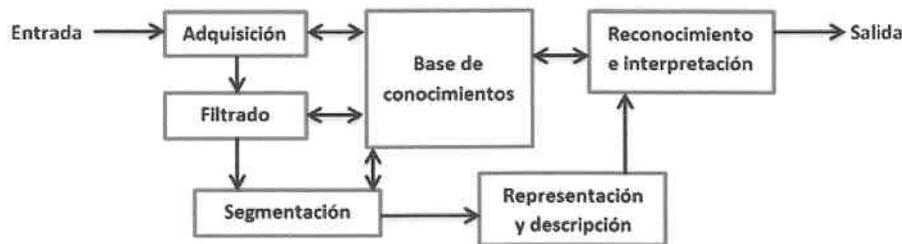


Figura 2.9 Procesamiento de imágenes, (Bovik, 2009)

El objetivo de realizar un procesamiento de una IRM es reducir el efecto negativo del ruido, mejorando la calidad visual de la imagen, sin perder detalles de interés de la misma. En la literatura una gran cantidad de filtros han sido utilizados para realizar la reducción de ruido, por ejemplo el algoritmo NLM colaborativo, NLM iterativo, entre otros. Sin embargo; algunas técnicas no cumplen con el objetivo principal ya que al realizar la reducción de ruido han perdido detalles de interés (Mohan *et al.*, 2014).

2.6. Discusión

En este capítulo se presentan los conceptos base para el desarrollo del presente tema de tesis, dando inicio con todo lo relacionado a la IRM, desde su proceso de obtención hasta el ruido que contiene, también se describe los posibles ruidos que puede contener una IRM; en este trabajo se reduce el ruido Riciano que es provocado por la radiación térmica en el proceso de obtención con resonadores magnéticos de un solo inductor, además en este capítulo se describe el algoritmo NLM, y se hace mención a la plataforma de paralelización CUDA.

En el capítulo siguiente se citan algunos trabajos que son referencias a la presente investigación, entre estos trabajos se describen diferentes técnicas utilizadas para la supresión de ruido tanto en imágenes digitales como en imágenes médicas, también se describen trabajos de la comunidad científica donde se han propuesto modificaciones al algoritmo NLM, además de trabajos que describen el ruido en las imágenes y métricas para evaluar el desempeño de un algoritmo.

Capítulo 3 Estado del arte

Resumen

En este capítulo, se describe los trabajos relacionados a supresión de ruido y visión artificial que fueron desarrollados dentro del Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET), posteriormente se resumen algunos trabajos que fueron encontrados en la comunidad científica y tecnológica que tienen relación directamente con el presente tema de tesis, estos trabajos son el fundamento empleado en esta investigación.

3. Estado del arte

3.1. Antecedentes

Se revisaron los proyectos de investigación desarrollados en el Centro Nacional de Investigación y Desarrollo tecnológico (CENIDET) en el área de supresión de ruido y visión artificial, esto con el fin de conocer que se ha realizado dentro de este centro de investigación y cual fue el camino que se siguió, así como también los resultados obtenidos, a continuación se describen los trabajos desarrollados con referencia al presente tema de tesis.

Detección de anomalías en mamografías utilizando la red neuronal convolucional AlexNet (Matuz., 2018)

En este trabajo se presentó una metodología computacional que permite detectar anomalías en mamografías, las cuales pueden ser incipientes de cáncer de mama. Existen técnicas computacionales para la clasificación de anomalías en mamografías, que están basadas en Lógica Difusa, Redes Neuronales, Computación Bio-inspirada, Estadísticas, *Wavelets*, Teoría del Caos, entre otras. Pero el análisis de imágenes de mamografías, aún es una tarea difícil y sin resolver debido a factores como la calidad de la imagen, formas, densidad y límites de las anomalías.

Para esta investigación, se contempló una red mediante el uso de una unidad de procesamiento con 384 núcleos. Para el tratamiento de imágenes, se tomó como referencia la base de dominio público MIAS, conteniendo un total de 322 mamografías y la base de datos DDSM con un total de 2,500 estudios de los que se seleccionó una muestra de 250 imágenes divididas en cinco categorías; estas bases de imágenes, contienen información referente al tipo de anomalía contenida que pudieran presentar, cubriendo así, los requisitos para que fueran empleadas en la implementación, evaluación, comparación de resultados y clasificación de las mamografías al describirlas como sanas o con algún padecimiento.

De acuerdo al comportamiento de las redes neuronales convolucionales, esta metodología se dividió en dos partes, la primera consistió en el procesamiento de las imágenes con el fin de mejorar el rendimiento del clasificador; y la segunda parte, se enfocó en el diseño y caracterización de la red Convolutiva para la detección de anomalías en mamografías basada en la arquitectura AlexNet. Las pruebas realizadas para probar el rendimiento de la metodología propuesta, están basadas en la caracterización del modelo propuesto, pruebas del modelo empleando el banco de imágenes MIAS y rendimiento del modelo empleando la base de datos DDSM. Con esto, se evaluó la sintonización de parámetros necesarios de la red neuronal Convolutiva al clasificar las mamografías como sanas o con alguna anomalía.

Sintonización de una red totalmente conectada para segmentación de dos clases de objetos en imágenes (Suárez., 2018)

El objetivo de este trabajo se centró en segmentar imágenes a color, utilizando una Red Neuronal Convolutiva (*Convolutional Neural Network, CNN*). Las imágenes que se utilizaron para evaluar esta propuesta fueron obtenidas del repositorio BSDS500 del Grupo de Visión por Computadora (*Computer Vision Group, CVG*) de la Universidad de Berkeley, ya que éstas presentan condiciones que hacen difícil realizar el proceso de segmentación, por ejemplo: la presencia de sombras, texturas y colores similares, iluminación no uniforme, oclusión, entre otras; además de proporcionar métricas para elevar la calidad de la segmentación, así como segmentaciones manuales sugeridas por diferentes usuarios.

Las Redes Neuronales Convolucionales se consideran técnicas de Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*, DL) debido a que cuentan con más de una capa oculta. Estas redes permiten la extracción de características significativas en sus capas de convolución, las cuales son útiles para realizar diversas tareas, y han demostrado su efectividad en el campo de Visión Artificial (Lee *et al.*, 2009). Este modelo fue implementado en una Unidad de Procesamiento Gráfico (*Graphics Processing Unit*, GPU) NVIDIA, para agilizar el procesamiento de las imágenes, optimizar los recursos disponibles y hacer factible la realización de múltiples pruebas con dicho modelo.

Filtrado de ruido en imágenes digitales mediante redes neuronales pulso - acopladas (Ortiz., 2017)

El ruido es un elemento no deseado que contamina las imágenes digitales, proviene principalmente de defectos en los dispositivos de captura, transmisión y almacenamiento. La visión artificial ha creado modelos de ruido y técnicas de filtrado que permiten minimizar su efecto, en el presente trabajo se trataron los ruidos impulsivo y aditivo Gaussiano y se estudió como disminuir sus efectos mediante las Redes Neuronales Pulso-Acopladas.

Las Redes Neuronales tipo Pulso-Acopladas emulan a las neuronas de la corteza visual de los mamíferos, su modelo computacional implica que a cada neurona corresponde un píxel de la imagen, la capa de salida es una matriz binaria de neuronas cuya activación depende de un umbral dinámico que varía con cada iteración. El objetivo de este trabajo se alcanzó con sus respectivos alcances y limitaciones.

3.2. Trabajos relacionados

En esta sección se detallan los trabajos que se desarrollaron en la comunidad científica y tecnológica en relación al presente trabajo de tesis, incluyendo trabajos de procesamiento de IRM, procesamiento de imágenes digitales, procesamiento paralelo, entre otros.

Evaluación de algoritmos para supresión de ruido en IRM (Ai *et al.*, 2016)

Once filtros de supresión de ruido fueron evaluados en este texto, cada método descrito en el presente trabajo se encuentra dentro de un rango de tres años de antigüedad, estos filtros fueron comparados exclusivamente para imágenes de resonancia magnética bajo las mismas condiciones. En las Figuras 3.1 y 3.2 se muestran los resultados obtenidos en SNR y tiempo.

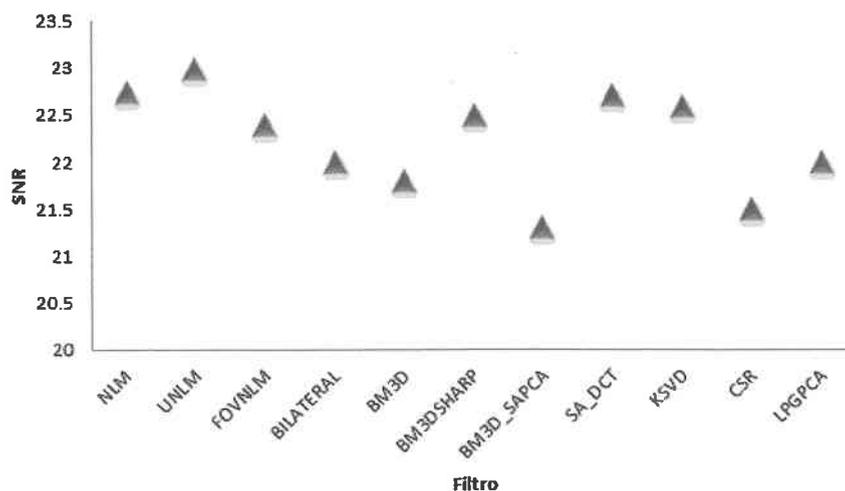


Figura 3.1 Resultados obtenidos con SNR en (Ai *et al.*, 2016)

El algoritmo NLM y BM3D, han llamado la atención de los investigadores. Durante los últimos años se

han propuesto varias modificaciones a estos algoritmos. Por otra parte se desarrollaron trabajos como parámetros óptimos, espacio de representación y propiedades cuadráticas para filtrar ruido.

La comparación de estos filtros se realizó en base a la estimación de la varianza del ruido, la implementación de estos filtros fue medida con la métrica de calidad en imágenes SNR, resolución y uniformidad de la imagen. El juicio subjetivo de la efectividad de cada algoritmo se llevó a cabo bajo imágenes clínicas, y el costo computacional de cada algoritmo también se tomó en cuenta.

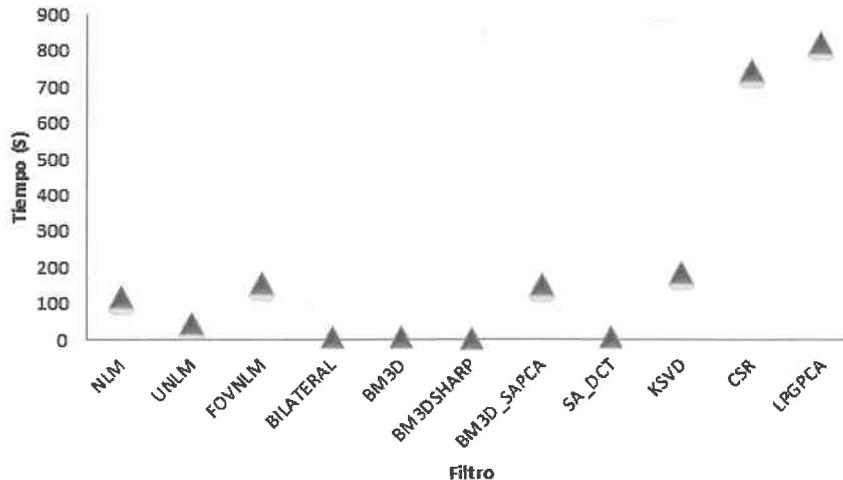


Figura 3.2 Resultados obtenidos, muestran el tiempo de procesamiento de cada algoritmo en (Ai *et al.*, 2016)

Determinación de los parámetros óptimos para reducir ruido en IRM utilizando un filtro bilateral (Akar., 2016)

La reducción de ruido es un paso importante en el conjunto de procesamiento de imágenes, mayormente cuando se habla de IRM debido a su propósito clínico. En este estudio, se ha trabajado con un método que ha sido calificado como eficaz al momento de reducir ruido, por preservar los bordes de la imagen, este filtro lleva por nombre filtro bilateral (BF por sus siglas en inglés).

Este filtro fue utilizado para remover ruido Riciano en IRM. La elección de los parámetros en este filtro afecta el rendimiento del mismo. Como un nuevo enfoque para reducir ruido en este trabajo se propuso, optimizar los parámetros para el filtro BF con el uso de algoritmos genéticos GA. Primero, se simuló IRM con ruido Riciano con varianza diferente ($\sigma = 10, 20, 30$).

Para encontrar los parámetros óptimos para el filtro BF, se aplicaron GA para el ruido en las imágenes, en búsqueda de regiones de ventanas con distintos tamaños [3x3, 5x5, 7x7, 11x11, y 21x21], sigma espacial [0.1 - 10] e intensidad sigma [1-60]. La métrica de calidad PSNR fue ajustada como valor de optimización.

Una vez determinados los parámetros óptimos, se realizaron pruebas con IRM simuladas y IRM reales. Para poder entender la importancia de la selección de parámetros en el filtro BF, se compararon los resultados obtenidos con trabajos previos que contenían diferentes parámetros a los que se proponen en este estudio.

Todo lo anterior se llevó a cabo utilizando métricas de calidad como el error cuadrático medio (MSE), PSNR, SNR y SSIM. La calidad de las imágenes procesadas con el método propuesto en este texto fueron validadas de dos formas, con métricas de calidad e inspección visual. Los resultados experimentales con el método propuesto muestran un mejor desempeño en comparación con los parámetros que se han propuesto en la literatura.

Los resultados visuales obtenidos en este trabajo se muestran en la Figura 3.3. Con este método se logra el objetivo, preservar los bordes y remover diferentes niveles de ruido Riciano de las IRM. La conclusión en este trabajo fue que el rendimiento del filtro bilateral es altamente dependiente de los parámetros con los cuales se trabaja. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10 % de ruido son $PSNR=30.1328$ y $SSIM=0.8833$.

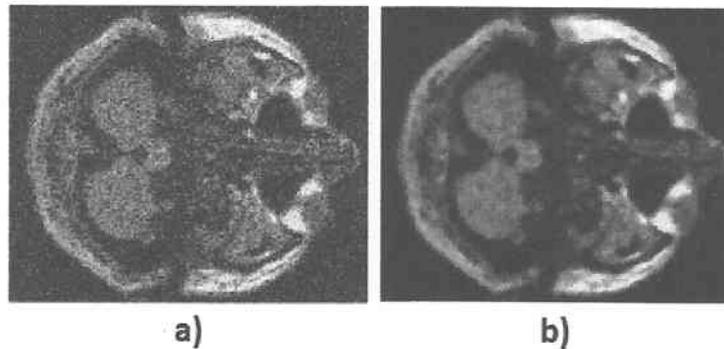


Figura 3.3 Resultados obtenidos: a) Imagen con ruido y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Akar., 2016)

Supresión de ruido en IRM usando un algoritmo NLM colaborativo (Chen *et al.*, 2016)

Los artefactos en las IRM incrementan la complejidad en la tarea de suprimir el ruido, y decrementa la capacidad de análisis por computadora. Esto sucede inevitablemente al momento de crear una imagen, por esta razón se requiere diseñar un método que sea efectivo en realizar la tarea de filtrado.

Es importante preservar la integridad de los detalles relevantes cuando se realiza la remoción de ruido, mayormente cuando se habla de IRM. Una variedad de enfoques se han presentado, sin embargo ninguno hasta el momento cumple con todos los objetivos que se persiguen, para una supresión de ruido sin pérdida de detalles, el algoritmo NLM ha presentado buenos resultados sin embargo existen detalles que pueden ser mejorados. Los resultados visuales que se obtuvieron en este trabajo se muestran en la Figura 3.4. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo son $PSNR=29.12$ y $SSIM=0.8354$.

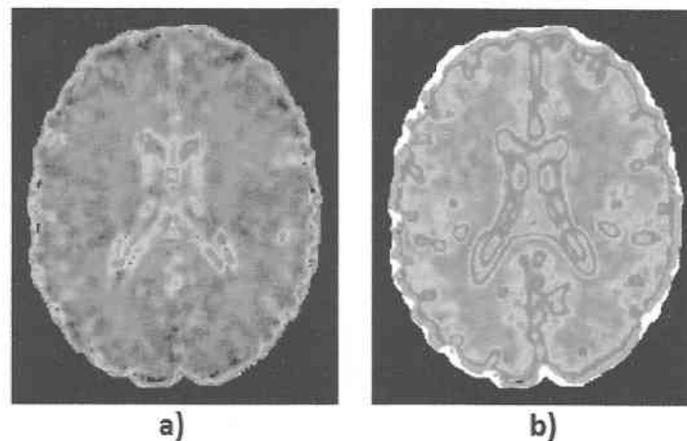


Figura 3.4 Resultados obtenidos: a) Estructuras similares encontradas usando NLM y b) Estructuras similares encontradas usando CNLM (Chen *et al.*, 2016)

En este artículo Chen *et al.*, encontraron un posible problema del algoritmo NLM. Plantearon que cuando el número de estructuras similares dentro de la imagen es pequeña, al realizar la supresión de

ruido con el algoritmo NLM se produce una degradación de la imagen original. Principalmente esto se observa en esquinas o bordes, dando como resultado pérdida de características importantes.

Para corregir este problema se propuso encontrar estructuras similares con el uso de la caracterización del ruido. Siguiendo este concepto se crearon candidatos de similaridad, después de una evaluación se realizó el cálculo del nuevo valor con las estructuras que superaron dicha evaluación.

Filtrado de ruido espacialmente variante en la creación de IRM: Enfoque basado en consenso (González *et al.*, 2016)

Con el objetivo de acelerar el proceso de adquisición en resonadores magnéticos de múltiples bobinas, se han desarrollado técnicas de paralelismo. Estas técnicas reducen el tiempo de adquisición haciendo uso del sub-muestreo en el espacio K y en el proceso de reconstrucción.

De una señal y ruido, el uso de técnicas de aceleración modifican la estructura del ruido contenido en la imagen. En los algoritmos más comunes que utilizan este principio, la magnitud final de la imagen antes de ser reconstruida modela una distribución Riciana para cada píxel. Sin embargo el ruido es espacialmente variante.

En este trabajo se propuso un método para adaptar de mejor manera técnicas de filtrado que estaban diseñadas inicialmente para ruido estacionario con la finalidad de trabajar con ruido espacialmente variante (Riciano). El método hizo frente a estimaciones inexactas de patrones de ruido variantes en la imagen, mostrando su robustez en casos realistas.

El método empleó una estrategia de consenso en combinación con un conjunto de funciones de agregación y una función de penalización. Se generaron múltiples salidas posibles para cada píxel asumiendo diferentes parámetros de entrada desconocidos. El enfoque de consenso los fusionó en una imagen filtrada única. Como técnica de filtrado, se utilizó el estimador LMM para los datos de Rician. Los resultados con datos sintéticos y reales confirman el buen comportamiento de este enfoque. En la Figura 3.5 se muestran los resultados visuales obtenidos en el presente trabajo. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10 % de ruido son $MSE=874$ y $SSIM=0.52$.

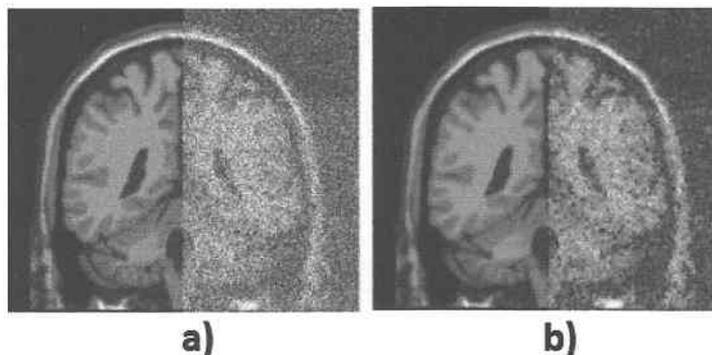


Figura 3.5 Resultados obtenidos: a) Imagen de entrada y b) Imagen resultante de (González *et al.*, 2016)

Reducción de ruido utilizando la estimación de la relación del ruido, *K-means* como algoritmo de agrupación y el algoritmo NLM como estimador del valor apropiado (Khan *et al.*, 2016)

Una de las claves para remover el ruido impulsivo aleatorio dentro de las imágenes digitales usando filtros de conmutación es detectar el valor del ruido impulsivo. El ruido impulsivo que se presenta en imágenes digitales es aleatorio, causando efectos de iluminación excesiva en la misma.

En este trabajo se propuso un nuevo algoritmo de detección de ruido impulsivo, este algoritmo tiene

como base la estimación de la relación del ruido, en combinación con un algoritmo de agrupación *K-means* y el algoritmo NLM para realizar el filtrado de ruido (NEK-NLM por sus siglas en inglés). La teoría estadística de Luo es utilizada en el algoritmo NLM como estimador.

La novedad de este trabajo se dio en la introducción de un paso de pre-procesamiento donde se realizó la estimación de la relación del ruido antes de la detección del mismo, esta estimación funcionó para seleccionar parámetros más efectivos para realizar una mejor reducción del ruido.

En un estado del método propuesto el algoritmo NLM fue aplicado para restaurar píxeles que contenían ruido a su valor lo mas real posible. Utilizando conjuntos de datos del mundo real, este trabajo mostró que el ruido impulsivo puede ser removido efectivamente.

Los resultados visuales obtenidos en este trabajo se muestran en las Figuras 3.6 y 3.7. Después de comparar los resultados obtenidos en este trabajo contra las técnicas existentes, se puede afirmar que se consiguieron mejores resultados tanto en términos de detección de ruido como en restauración de imágenes. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10 % de ruido son PSNR=34.7516.

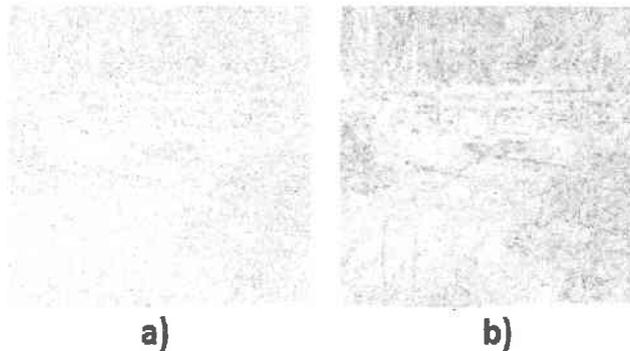


Figura 3.6 Comparación de la detección del ruido a) NEK-NLM y b) ROR-NLM (Khan *et al.*,2016)

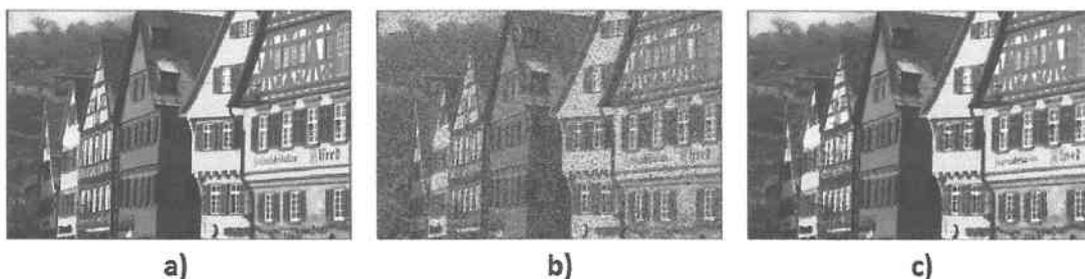


Figura 3.7 Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Imagen corrompida con 40 % de ruido y c) Imagen filtrada con el método NEK-NLM (Khan *et al.*,2016)

Un nuevo método NLM para supresión de ruido en imágenes basado en la teoría gris (Li, 2016)

En este texto Li, propuso una modificación al algoritmo NLM basada en la Teoría de GRIS. Esta teoría fue propuesta por Dent, y se refiere principalmente a sistemas incompletamente definidos. Para una instancia, si la estructura interna y las características de un sistema son completamente desconocidas, el sistema es denotado como Negro y Blanco cuando las características internas están completamente exploradas.

Entre Blanco y Negro existe un sistema GRIS indicando la parte de información que se conoce claramente, mientras otra parte es desconocida. A partir del sistema GRIS se plantea complementar la información a través de reglas previamente establecidas. La Teoría GRIS aplicada al procesamiento de imágenes plantea que si se tiene acceso a la información tanto conocida como desconocida se puede aplicar la Teoría GRIS. Como todas las imágenes contienen información y algún tipo de ruido éstas pueden ser modeladas como un sistema GRIS.

Por lo tanto se puede realizar supresión de ruido aplicando esta teoría. En la Figura 3.8 se muestran los resultados visuales obtenidos en este trabajo. La principal aportación de este método es la forma de encontrar los píxeles similares dentro de la imagen, el primer paso es encontrar el área de mayor similitud, de esta forma se reduce el costo computacional, ya que el procesamiento se realizará únicamente en el área donde se encuentre el vecindario con mayor similitud.

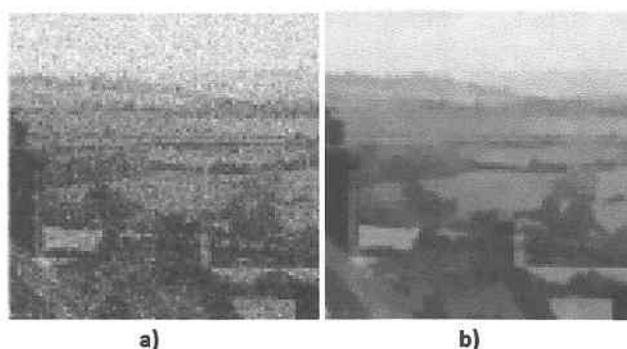


Figura 3.8 Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen resultante utilizando el método de la teoría gris (Li, 2016)

Este trabajo ha presentado un método simple para reducir ruido en imágenes, así como un resumen del estado del arte. Este trabajo no solamente toma en cuenta los vectores de similitud si no también puede extraer de ellos el parche más significativo para un píxel a procesar para mayor eficiencia. Todos los parámetros para este algoritmo son calibrados por lo tanto no necesita de ningún parámetro externo, los resultados experimentales muestran que el algoritmo propuesto tiene una habilidad superior a los métodos anteriormente propuestos. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo son PSNR=30.20 y SSIM=0.8900.

Supresión de ruido en imágenes médicas a través de la aplicación óptima del algoritmo NLM en una arquitectura paralela híbrida (Nguyen *et al.*, 2016)

El algoritmo NLM ha sido establecido como uno de los algoritmos más eficientes para suprimir ruido en imágenes digitales, sin embargo el costo computacional de este en una aplicación real es muy alto, especialmente cuando se trabaja con imágenes médicas. En este texto se trabajó con un algoritmo NLM para suprimir ruido en imágenes médicas, se realizó un paralelismo en una unidad de procesamiento gráfico con arquitectura híbrida. En Nguyen *et al.*, propusieron una forma de distribuir el procesamiento del algoritmo para hacer más eficiente su rendimiento; en la Tabla 3.1 se muestran los resultados obtenidos en este trabajo.

Tabla 3.1 Resultados obtenidos con NLM arquitectura híbrida, (Nguyen *et al.*, 2016).

	NLM	NLM 1 Núcleo	NLM 32 Núcleos	NLM 1 GPU	NLM 4 GPUs
PSNR (dB)	25.9642	33.1038	33.1038	33.1038	33.1038
Tiempo (S)	798.1192	118.59	5.3864	4.68	1.5635

Se trabajó con el algoritmo convencional añadiendo la mejora de procesamiento, para este trabajo se utilizó un procesador de ocho núcleos a 2.8 GHz, cuatro de ellos tenían dos unidades de procesamiento

gráfico NVIDIA Tesla C2050. Los resultados obtenidos demostraron la eficiencia del método propuesto. Sin embargo, la implementación no se comparó con técnicas que se han propuesto recientemente sino únicamente con el algoritmo NLM convencional.

Algoritmo NLM iterativo para reducir ruido sal y pimienta (Wang *et al.*, 2016)

Remover el ruido en imágenes es una área de investigación activa dentro del procesamiento de imágenes digitales. Existen técnicas que comúnmente son utilizadas para realizar esta tarea, estas técnicas usan la estadística en vecindarios locales para estimar el valor de un píxel centrado, y definir de mejor manera los detalles que se encuentran dentro de la imagen.

Sin embargo existen imágenes donde un vecindario local no es suficiente para mejorar la calidad de la imagen, esto debido a que los vecindarios locales contienen una diversidad de singularidad que impide dar un valor más acertado.

El algoritmo NLM es un método que propone utilizar vecindarios no locales para superar el inconveniente antes mencionado, por esta razón en este trabajo se propuso una modificación al algoritmo NLM convencional, el método propuesto contenía principalmente tres fases. En la primera fase se realizó un pre-procesamiento para medir el alcance de los efectos del ruido, después se construyó un mapa con los efectos del ruido detectados que se nombró N_{map} .

En la segunda fase, se utilizó el mapa como máscara para encontrar los píxeles similares al píxel a procesar y realizar la operación marcada en el algoritmo NLM, para obtener el nuevo valor del píxel. Por último en la tercera fase, se realizaron las iteraciones. Entre más iteraciones se realicen mejores resultados se obtendrán pero el costo computacional aumenta con cada iteración. La Tabla 3.2 muestra los resultados obtenidos en este trabajo utilizando la métrica de calidad PSNR en imágenes con 10 % de ruido.

Tabla 3.2 Resultados obtenidos utilizando el método iterativo contra otros métodos, (Wang *et al.*, 2016).

Filtros	Iteraciones	Lena (PSNR)	Parrot (PSNR)	Monarch (PSNR)
IBINR	-	30.82	31.39	29.56
MBDND	-	32.75	30.84	30.50
SAWM	-	32.92	29.40	30.87
SDTF	-	32.41	32.21	30.13
SSMF	-	31.77	30.35	28.98
CM	-	32.72	32.67	30.52
INLM	5	34.93	35.39	33.92

Estadísticas locales y el filtro NLM para reducir ruido en ultrasonidos médicos (Yang *et al.*, 2016)

Los ultrasonidos médicos son corrompidos con ruido multiplicativo. Este ruido limita el contraste y la resolución en estas imágenes; complicando las mediciones cuantitativas y el diagnóstico.

En este estudio, el ruido multiplicativo se modeló como una estadística local de la distribución de la intensidad. A su vez se utilizó el filtro NLM para filtrar el ruido adicional, aplicando la teoría de la redundancia de información en las imágenes. Se propuso un método de reducción de ruido híbrido de acuerdo a las características de las estadísticas locales y el filtro NLM.

El estudio combinó las estadísticas locales y el filtro NLM para reducir ruido en ultrasonidos médicos. Las estadísticas locales estimaron el ruido en parches locales de 12 x 12, mientras la intensidad del píxel procesado se calcula con un promedio de pesos de todos los píxeles usando NLM. Los pesos se determinaron de acuerdo a la similaridad medida entre las intensidades del parche local.

El desempeño del método propuesto se evaluó con datos sintéticos y datos reales. El análisis cuantitativo

y la inspección visual demostraron que el método propuesto superó el desempeño del filtro NLM original. Los resultados visuales obtenidos en este texto se muestran en la Figura 3.9. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo son $MSE=1822.2$, $SNR=9.61$ y $SSIM=0.51$.

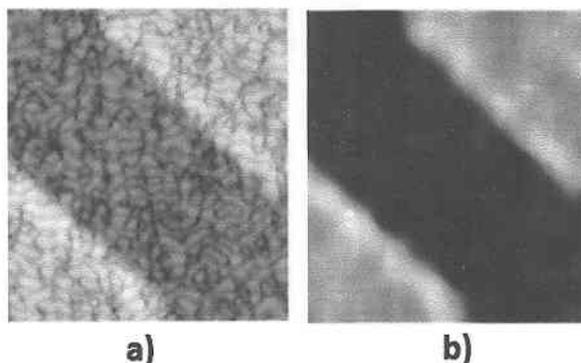


Figura 3.9 Resultados obtenidos: a) Imagen con 60 % de ruido y b) Imagen filtrada con NLMLS (Yang *et al.*, 2016)

Supresión de ruido en IRM del cerebro basado en un algoritmo NLM y agrupación difusa (Liu *et al.*, 2015)

El ruido en las IRM dificulta el análisis computarizado. El proceso de reducción de ruido se vuelve efectivo cuando se seleccionan los parámetros adecuados para el tratamiento de la imagen. En una imagen digital después de seleccionar los parámetros adecuados y combinarlos con un algoritmo se logra cancelar los efectos negativos del ruido sin destruir la estructura original de la imagen.

En este trabajo se propuso utilizar un algoritmo NLM con un apropiado criterio de agrupación difusa, para suprimir ruido en IRM. Los resultados experimentales muestran que el ruido es efectivamente suprimido mientras los detalles de interés de la imagen se conservan, comparado con el algoritmo NLM tradicional y el método *Wavelet*.

Cuantitativa y cualitativamente los resultados indican que la continuidad de los bordes y las estructuras detalladas se preservaron con buenos resultados, los artefactos son corregidos de buena manera, además de que el tiempo de procesamiento se redujo significativamente. En la Figura 3.10 se muestran los resultados visuales obtenidos en este texto.

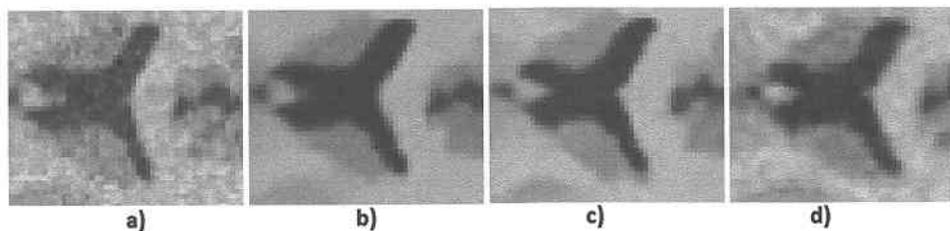


Figura 3.10 Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Algoritmo NLM, c) Método propuesto y d) Método *Wavelet* (Liu *et al.*, 2015)

Un problema a resolver en este trabajo es la selección automática de los parámetros de acuerdo a la imagen. En los experimentos realizados los parámetros utilizados fueron valores por omisión, adecuados según las imágenes utilizadas, la selección de parámetros automáticamente será una investigación que se planea desarrollar a futuro como continuidad al trabajo realizado. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10 % de ruido son NLM métrica $PSNR=25.9043$, *Wavelets* métrica $PSNR=22.7398$ y NLM con agrupación difusa, métrica $PSNR=28.9043$.

Supresión de ruido Riciano en IRM utilizando un filtro Laplacian basado en el algoritmo NLM (Hemalata *et al.*, 2014)

Las IRM son frecuentemente corrompidas con ruido Riciano con señal dependiente. En este texto se consideraron las características especiales del ruido Riciano, realizando la supresión de ruido con un algoritmo NLM. Se propuso un algoritmo que no solamente preservara los bordes y estructuras finas de la imagen sino también se garantizó una supresión de ruido eficiente en un tiempo considerable.

Para esto se propuso usar un filtro Laplacian of Gaussian (LoG), en conjunto con un algoritmo NLM. Además para conservar los bordes y para acelerar el proceso del filtrado, solamente algunos parches de similitud se preseleccionaron garantizando un valor adecuado para el píxel resultante. Las medidas cualitativas y cuantitativas demostraron la eficacia del método propuesto.

En la mayoría de los métodos propuestos para reducir ruido Riciano, se puede observar efectos de suavizado causados por los métodos, así como la pérdida de estructuras finas en las imágenes, el método que se propuso en este trabajo superó este inconveniente de manera eficaz. Además de acelerar el proceso tomando solamente en cuenta los valores preseleccionados.

Dentro de los resultados experimentales, se reportó el rendimiento del método propuesto a través de una validación matemática. En la Figura 3.11 se muestran los resultados visuales obtenidos en este texto. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10% de ruido son NLM métrica SSIM=0.75, NLM difuso, métrica SSIM=0.78, NLM embebido, métrica SSIM=0.82 y NLM Laplacian, métrica SSIM=0.85.

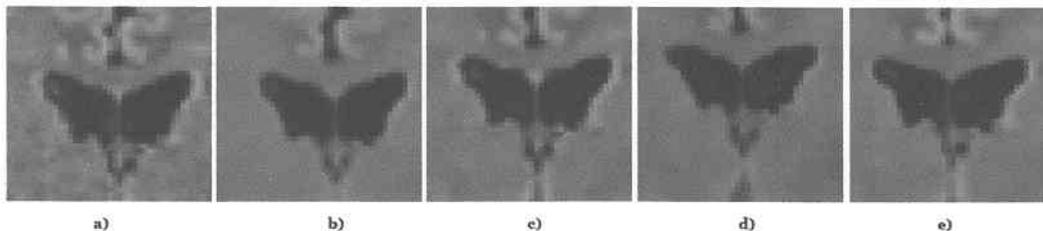


Figura 3.11 Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Algoritmo NLM, c) Algoritmo FUNLM, d) Algoritmo UNLM y e) Método propuesto (Hemalata *et al.*, 2014)

Eliminación de ruido Riciano en IRM (Martín *et al.*, 2014)

La supresión de ruido en IRM es un paso fundamental en el procesamiento de imágenes médicas, en este trabajo se presentó un modelo de ruido que contamina a las IRM. Las imágenes de difusión tensorial, se han convertido en uno de los métodos más populares para el análisis de la materia blanca y estructuras del cerebro. Donde algunas de las alteraciones pueden encontrarse fácilmente.

En este texto se pueden encontrar algunas técnicas que se han desarrollado para procesamiento de estas imágenes, sin embargo se ha encontrado el problema del cálculo del operador de variación total. Para superar este inconveniente en el presente trabajo se trató el problema de eliminación de ruido Riciano en IRM para la mejora de la reconstrucción de las imágenes de Difusión Tensorial.

El modelado del ruido Riciano es enfocado desde un marco variacional basado en el operador de variación total, convirtiéndolo en un problema de minimización de energía que conduce a la resolución de ecuaciones severamente no lineales. La solución que se propuso es un algoritmo iterativo validado con imágenes sintéticas, que finalmente es probado en imágenes ponderadas en difusión reales.

El método propuesto en este trabajo mostró resultados prometedores según los autores al trabajar con imágenes reales, esto abriría un camino al método propuesto para uso práctico en clínicas. Como trabajo futuro se propuso trabajar un operador de variación total con métodos numéricos. En la Figura 3.12 se muestran los resultados visuales obtenidos en este texto. Los resultados cuantitativos obtenidos

en este trabajo son $PSNR=31.2530$.

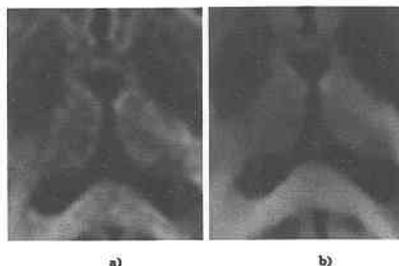


Figura 3.12 Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen resultante del método propuesto (Martín *et al.*, 2014)

Estudio profundo de métodos de supresión de ruido que se han utilizado en IRM (Mohan *et al.*, 2014)

En los últimos años aunque la resolución, relación señal ruido y la velocidad de adquisición de las IRM ha aumentado, éstas siguen siendo afectadas por ruido y artefactos. Una compensación entre la reducción del ruido y la preservación de características importantes debe de realizarse con el propósito de mejorar la calidad de la imagen, para un diagnóstico clínico acertado.

Una variedad de técnicas de supresión de ruido se han presentado en la literatura, cada una de estas técnicas tiene ventajas y desventajas. En este trabajo se presentó un panorama general de lo que podría ser el estado del arte de los filtros para IRM. En artículos científicos los *surveys* son estudios profundos que comparan el comportamiento de técnicas que se utilizan para una tarea específica.

En este *survey* se presentaron métodos de filtrado de ruido que han sido utilizados para IRM. Este artículo contiene una breve explicación de cada método sus ventajas y sus desventajas y una tabla comparativa de la calidad de las imágenes después del filtrado. En la Tabla 3.3 se muestra el desempeño de cada filtro.

Tabla 3.3 Resultados obtenidos en (Mohan *et al.*, 2014).

Método	SNR	SSIM	Método	SNR	SSIM
UNLM	29.266	0.8712	UNLM	26.004	0.8601
OBNLM	30.956	0.8814	OBNLM	27.346	0.8695
WSM	31.005	0.8831	WSM	27.486	0.8699
ABONLM	24.385	0.5498	ABONLM	22.900	0.5868
ODCT3D	31.531	0.9044	ODCT3D	28.015	0.8885
PRI-NLM	31.934	0.9136	PRI-NLM	28.212	0.8952
LMMSE	27.881	0.5950	LMMSE	24.549	0.5862
RLMMSE	28.842	0.6630	RLMMSE	25.299	0.6910
A1	30.250	0.6585	A1	26.504	0.6548
SNLMMSE	31.545	0.7464	SNLMMSE	27.436	0.7670
RSNLMMSE	31.592	0.7494	RSNLMMSE	27.489	0.7756
UKR	33.062	0.9444	UKR	26.068	0.8765

De esta manera se puede saber cuál es el método más eficiente hasta el año 2014. Además de proporcionar información de métricas de calidad para poder evaluar los filtros, basado en este artículo se planea utilizar relación señal ruido SNR para medir el desempeño del método propuesto.

Un nuevo método de estimación de máxima verosimilitud no local para reducir el ruido Riciano en IRM usando la prueba Kolmogorov - Smirnov (Rajan *et al.*, 2014)

Los algoritmos utilizados para suprimir ruido tienen un rol importante en el mejoramiento de IRM, un algoritmo efectivo es vital para un análisis acertado. Los métodos de estimación de máxima verosimilitud han mostrado un alto desempeño en la tarea de suprimir el ruido de imágenes, por esta razón en este trabajo se utilizó la prueba de Kolmogorov Smirnov, para encontrar la similitud entre píxeles de una IRM, con corte transversal.

La prueba de Kolmogorov Smirnov es no paramétrica y determina la bondad de ajuste de dos distribuciones de probabilidad entre sí. En este método se utiliza la distancia euclidiana para calcular la similitud entre píxeles, una vez encontrado un píxel con similitud alta se utiliza la prueba de Kolmogorov Smirnov para encontrar el vector de similitud.

Al encontrar el vector de similitud se calcula el nuevo valor del píxel procesado, realizando un promedio del vector, es decir, sumar el valor de cada píxel que forma parte del vector y dividirlo entre el total de píxeles, para después colocar el nuevo valor en la imagen resultante en la misma posición del píxel procesado. En la Figura 3.13 se muestran los resultados visuales obtenidos en este trabajo.

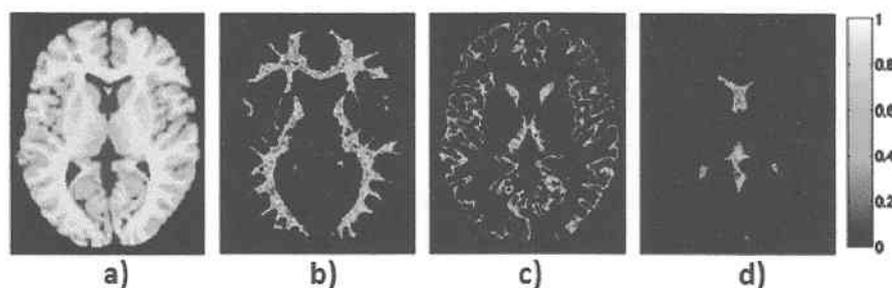


Figura 3.13 Estructuras similares encontradas: a) Imagen original, b) Materia blanca, c) Materia gris y d) Canal central (Rajan *et al.*, 2014)

En el método tradicional de estimación de máxima verosimilitud, el número de estructuras similares se estiman de manera heurística, en el método propuesto se utiliza la prueba de Kolmogorov - Smirnov que es una prueba estadísticamente convincente y de mejor rendimiento (en términos de calidad en la imagen) que con el uso de la distancia euclidiana. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo son PSNR=28.64 y SSIM=0.9024.

Reducción de ruido Riciano basado en la variación total generalizada con regulación de parámetros espacialmente adaptativos (Ryan *et al.*, 2014)

Las IRM son indispensables para el diagnóstico clínico pero la calidad de estas imágenes es degradada en el proceso de creación y transferencia. El propósito de este estudio fue mejorar la calidad de estas imágenes utilizando un método de reducción de ruido que preservara las características importantes.

En la literatura explorada, la mayoría de los filtros existentes que reducen ruido en IRM no toman en cuenta de manera simultánea la imagen de forma global y las características más importantes de forma local. El método propuesto para reducir ruido en este trabajo se implementó basado en una suposición del mapa del ruido Riciano espacialmente variante.

Uno de dos pasos, se desarrolló un método de estimación del dominio Wavelet para extraer el mapa del ruido. Siguiendo un enfoque de modelado Bayesiano, se propuso un modelo basado en la variación total generalizada para reducir el ruido Riciano en IRM. Sobre el hiper - Laplaciano global y la suposición del ruido Riciano. El modelo propuesto tiene las propiedades de difusión hacia atrás en direcciones normales locales y difusión hacia adelante en direcciones tangentes locales.

Para mejorar aún más el rendimiento del método, se introduce un método basado en la estimación de la varianza local para calcular los parámetros de regularización espacialmente adaptativos relacionados con las características de la imagen local y el mapa de ruido espacialmente variado. El principal beneficio

del método propuesto fue aprovechar al máximo la imagen de manera global y simultáneamente las características locales de la misma.

Se realizaron numerosos experimentos en ambos conjuntos de datos sintéticos y reales para poder comparar el método propuesto contra otros métodos existentes en el estado del arte. En la Figura 3.14 se muestran los resultados visuales obtenidos en este trabajo. Los resultados experimentales muestran la superioridad del modelo propuesto en términos de calidad de la imagen. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10% de ruido son PSNR=28.7531 y SSIM=0.8833.

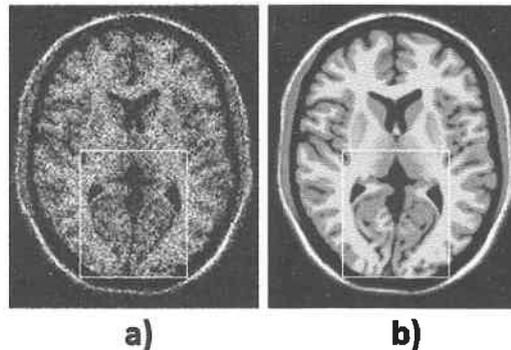


Figura 3.14 Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Ryan *et al.*, 2014)

Filtro compuesto morfológico óptimo supervisado para reducir ruido en imágenes, utilizando algoritmos genéticos: aplicado a imágenes de resonancia magnética (Sharif *et al.*, 2014)

Las IRM es la técnica más utilizada para diagnóstico médico. Sin embargo, estas imágenes son demasiado susceptibles al ruido. Por esta razón se requiere utilizar un filtro que mejore la calidad de la imagen sin pérdida de detalles. El desempeño del filtro fue medido usando bases de datos de IRM estándar y comparado con trabajos previos. El análisis comparativo demostró que el filtro propuesto supera a los filtros convencionales. En la Figura 3.15 se muestran los resultados visuales obtenidos en este trabajo. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10% de ruido son PSNR=28.21 y SSIM=0.75.

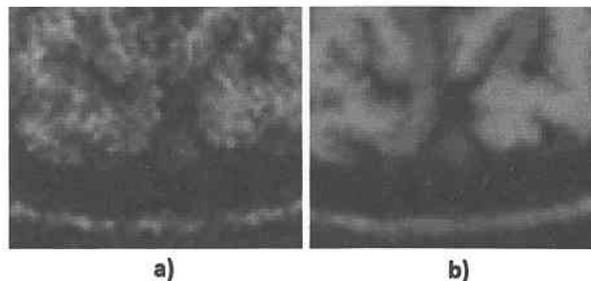


Figura 3.15 Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Sharif *et al.*, 2014)

Los filtros compuestos basados en operaciones morfológicas matemáticas (MMO por sus siglas en inglés) continúan dando buenos resultados. La mayoría de estos enfoques dependen de una buena elección en la combinación de MMO. En este trabajo, se propuso utilizar algoritmos genéticos como enfoque base para reducir ruido en IRM, en conjunto con un filtro compuesto morfológico óptimo supervisado (FOCMSF por sus siglas en inglés) y operaciones morfológicas para escala de grises.

El método propuesto se divide en tres módulos: módulo de preprocesamiento, módulo GP y módulo de evaluación. En el primer módulo se prepararon todos los componentes requeridos para el desarrollo del filtro propuesto. En el segundo módulo se desarrolla el método propuesto donde se generaron los mejores individuos para realizar el filtrado. Por último en el módulo de evaluación se generó el mecanismo de evaluación para medir el desempeño del filtro propuesto.

Reducción de ruido en IRM usando la difusión anisotrópica acoplada a ecuaciones (Zhang *et al.*, 2010)

Las IRM son afectadas por diferentes tipos de ruido, esto limita la precisión de muchas mediciones cuantitativas de los datos. Aunque el ruido puede ser minimizado naturalmente a través de el incremento del número de señales promediadas durante la adquisición de la IRM, este camino puede no ser viable como alternativa en aplicaciones clínicas.

Además, los métodos que utilizan este concepto para reducir el ruido incrementan el tiempo de adquisición. La mayoría de los métodos que han dado buenos resultados se basan en un procesamiento estadístico, tales como lo son el filtro de la mediana, el filtro Gaussiano, entre otros.

Como se menciona existen diferentes caminos para reducir el ruido en estas imágenes. En este trabajo se propuso utilizar una ecuación que contiene un término de difusión anisotrópica, que controla la dirección de la difusión, un término de fidelidad, que controla el grado de filtrado de una imagen encargándose que no éste muy alejada de la imagen original y un gen de difusión, que controla la velocidad de difusión de cada píxel y conecta con otra ecuación de difusión para realizar un buen filtrado.

En la Figura 3.16 se muestran los resultados visuales obtenidos en el presente trabajo, de manera visual se puede observar que el método presenta una buen trabajo de filtrado, sin embargo en las mediciones cuantitativas no se cumplió el objetivo del trabajo, que era mejorar el algoritmo original. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10 % de ruido son PSNR=35.

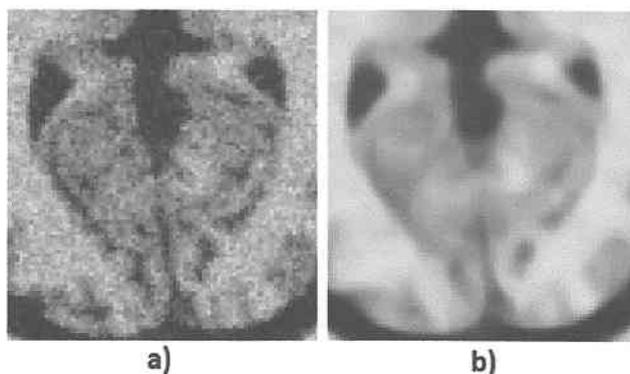


Figura 3.16 Resultados obtenidos: a) Imagen original y b) Imagen filtrada con el método propuesto (Zhang *et al.*, 2010)

Filtro adaptativo de difusión anisotrópica para reducir ruido en imágenes de resonancia magnética (Tang *et al.*, 2007)

La reducción de ruido es una parte importante del procesamiento de imágenes, su campo de aplicación es amplio. La clave para lograr un método eficaz es reducir el ruido sin alterar los detalles importantes de la imagen original. El filtro de difusión anisotrópica es uno de los métodos que mejor satisface esta necesidad, por esta razón ha llamado la atención a varios investigadores.

Sin embargo, el método tradicional tiene muchas desventajas, tales como la sensibilidad al ruido. En este trabajo se propuso una modificación al filtro de difusión anisotrópica tradicional para realizar la tarea de reducción de ruido en IRM.

La mejora que se realizó en este trabajo fue el uso de un umbral adaptativo para selección y un nuevo método computacional de gradiente, tan robusto como el ruido. El método propuesto fue aplicado a IRM reales y los resultados visuales obtenidos se muestran en la Figura 3.17. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo para imágenes con 10% de ruido son NLM, SSIM=0.73, método propuesto, SSIM=0.78.

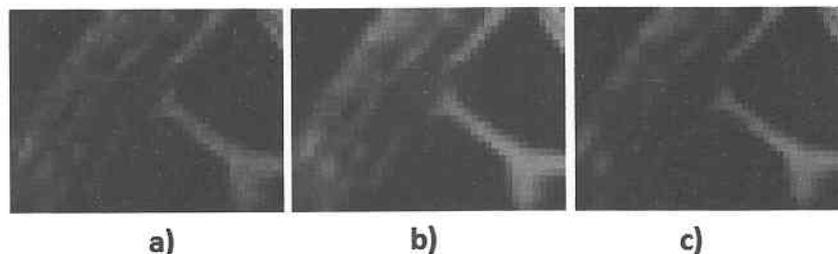


Figura 3.17 Resultados obtenidos: a) Imagen original, b) Algoritmo convencional y c) Método propuesto (Tang *et al.*, 2007)

Revisión de algoritmos para suprimir ruido en imágenes, más uno nuevo (Buades *et al.*, 2005)

La búsqueda de métodos eficaces para suprimir ruido en imágenes continua siendo un desafío válido. A pesar de la sofisticación de los métodos propuestos recientemente, la mayoría de los algoritmos aún no han alcanzado un nivel deseable de aplicabilidad.

Todos muestran un rendimiento destacado cuando el modelo de imagen corresponde a los supuestos del algoritmo, pero fallan en general y crean artefactos o eliminan las estructuras finas de la imagen. El objetivo principal de este trabajo fue en primer lugar definir una metodología matemática y experimental general para comparar y clasificar los métodos de reducción de ruido clásicos.

Tabla 3.4 Resultados obtenidos en (Buades *et al.*, 2005).

Imagen	Varianza del ruido	GF (MSE)	AF (MSE)	TV (MSE)	YNF (MSE)	EWf (MSE)	TIHWT (MSE)	NLM (MSE)
BOAT	8	53	38	39	39	33	28	23
LENA	20	120	114	110	129	105	81	68
BARBARA	25	220	216	186	176	111	135	72
BABOON	35	507	418	365	381	396	365	292
WALL	35	580	660	721	598	325	712	59

En segundo lugar proponer un algoritmo (NLM) dirigido a la preservación de la estructura en una imagen digital. El análisis matemático se basa en el análisis del método del ruido, definido como la diferencia entre una imagen digital y su versión degradada.

Se ha demostrado que el algoritmo NLM es asintóticamente óptimo bajo un modelo estadístico para una imagen en general. El rendimiento de todos los métodos de supresión de ruido fue comparado de cuatro maneras.

Sin embargo, el método de evolución más potente es la visualización del ruido del método en las imágenes naturales. Cuanto más parecido sea el modelo de ruido a un modelo de ruido blanco real, mejor será el rendimiento del método.

Reducción de ruido utilizando ecuaciones diferenciales parciales de cuarto orden con aplicaciones médicas en IRM en espacio y tiempo (Lysaker *et al.*, 2003)

Durante las últimas dos décadas, se ha propuesto una larga colección de técnicas de creación de IRM, éstas técnicas están disponibles para áreas tanto clínicas como de investigación, lo anterior debido a que la IRM es el estudio más utilizado para detectar anomalías en el cuerpo humano. En el área de investigación se han presentado trabajos de reducción de ruido, segmentación, reconocimiento e interpretación. Sin embargo, las técnicas presentadas para reducir ruido aún no cumplen con el objetivo que se persigue.

En este trabajo se presentó un nuevo método para suprimir ruido en IRM utilizando ecuaciones diferenciales parciales de cuarto orden. En toda imagen digital existen dos valores uno es el valor de la intensidad real y el otro el valor de la intensidad que es ruido, la suma de los dos valores forman la imagen final. Estos valores se pueden estimar utilizando ecuaciones diferenciales parciales de cuarto orden. En este método se propusieron dos ecuaciones diferenciales parciales de cuarto orden, una es invariante a rotación y la otra no.

El método propuesto fue probado en IRM sintéticas y reales, tanto en espacio como en tiempo. El algoritmo propuesto demostró buena supresión del ruido sin destrucción de detalles anatómicos. Los resultados se compararon con técnicas que han utilizado ecuaciones diferenciales parciales. Los resultados cuantitativos obtenidos en este trabajo son $SNR=17.2051$.

3.3. Discusión del estado del arte

Los trabajos relacionados con la supresión de ruido en imágenes, muestran la importancia de realizar un buen filtrado para no perder detalles de interés en una imagen, sobre todo los trabajos que se implementaron para imágenes médicas.

El estado del arte permite observar las mejoras que se han realizado al algoritmo con el que se pretende trabajar (NLM) en la presente propuesta de tesis. A continuación, se muestra la Tabla 3.5 con la información más relevante de cada trabajo.

Tabla 3.5 Resumen del estado del arte.

Artículo	Objetivo	Algoritmos utilizados	Resultados
Detección de anomalías en mamografías utilizando la red neuronal convolucional AlexNet (Matuz., 2018)	Detectar anomalías en mamografías	Red neuronal convolucional AlexNet	Se logró la detección de anomalías
Sintonización de una red totalmente conectada para segmentación de dos clases de objetos en imágenes (Suárez., 2018)	Segmentar imágenes a color	Red neuronal convolucional	Se realizó la segmentación
Filtrado de ruido en imágenes digitales mediante redes neuronales pulso - acopladas (Ortiz., 2017)	Suprimir ruido en imágenes digitales	Redes neuronales pulso - acopladas	Calidad de la imagen después del filtrado $PSNR = 21.68$
Evaluación de algoritmos para supresión de ruido en IRM (Ai <i>et al.</i> , 2016)	Evaluar 11 filtros de supresión de ruido con IRM	11 Filtros	Tabla comparativa del desempeño de todos los filtros

Tabla 3.5 Resumen del estado del arte, (Continuación).

Artículo	Objetivo	Algoritmos utilizados	Resultados
Determinación de los parámetros óptimos para reducir ruido en IRM utilizando un filtro bilateral (Akar., 2016)	Suprimir ruido en IRM	Filtro bilateral	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=30.1328 y SSIM=0.8833
Supresión de ruido en IRM usando un algoritmo NLM colaborativo (Chen <i>et al.</i> , 2016)	Suprimir ruido en IRM	NLM colaborativo	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=29.12 y SSIM=0.8354
Filtrado de ruido espacialmente variante en la creación de IRM: Enfoque basado en consenso (González <i>et al.</i> , 2016)	Suprimir ruido en IRM	Estimador LMM	Calidad de la imagen después del filtrado MSE=874 y SSIM=0.52
Reducción de ruido utilizando la estimación de la relación del ruido, <i>K-means</i> como algoritmo de agrupación y el algoritmo NLM como estimador del valor apropiado (Khan <i>et al.</i> , 2016)	Suprimir ruido en imágenes digitales	<i>K-means</i> y NLM	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=34.7516
Un nuevo método NLM para supresión de ruido en imágenes basado en la teoría gris (Li, 2016)	Suprimir ruido en imágenes digitales	NLM basado en la teoría gris	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=30.20 y SSIM=0.8900
Supresión de ruido en imágenes médicas a través de la aplicación óptima del algoritmo NLM en una arquitectura paralela híbrida (Nguyen <i>et al.</i> , 2016)	Suprimir ruido en imágenes médicas	NLM arquitectura híbrida	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=33.1038 y Tiempo=1.5335 segundos
Algoritmo NLM iterativo para reducir ruido Sal y Pimienta (Wang <i>et al.</i> , 2016)	Suprimir ruido en imágenes digitales	NLM iterativo	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=33.83
Estadísticas locales y el filtro NLM para reducir ruido en ultrasonidos médicos (Yang <i>et al.</i> , 2016)	Suprimir ruido en ultrasonidos médicos	NLMLS	Calidad de la imagen después del filtrado MSE=1822.2, SNR=9.61 y SSIM=0.51
Supresión de ruido en IRM del cerebro basado en un algoritmo NLM y agrupación difusa (Liu <i>et al.</i> , 2015)	Suprimir ruido en IRM	NLM con agrupación difusa	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=31.5409 y Tiempo=4 segundos

Tabla 3.5 Resumen del estado del arte, (Continuación).

Artículo	Objetivo	Algoritmos utilizados	Resultados
Supresión de ruido Riciano en IRM utilizando un filtro Laplacian basado en el algoritmo NLM (Hemalata <i>et al.</i> , 2014)	Suprimir ruido en IRM	Laplacian basado en NLM	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=34.8900 y SSIM=95.0000
Eliminación de ruido Riciano en IRM (Martin <i>et al.</i> , 2014)	Suprimir ruido en IRM	Algoritmo iterativo	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=31.2530
Estudio profundo de métodos de supresión de ruido que se han utilizado en IRM (Mohan <i>et al.</i> , 2014)	Evaluar los filtros que se han utilizado para suprimir ruido en IRM	12 Filtros	Tabla comparativa del desempeño de todos los filtros
Un nuevo método de estimación de máxima verosimilitud no local para reducir ruido Riciano en IRM usando la prueba Kolmogorov - Smirnov (Rajan <i>et al.</i> , 2014)	Suprimir ruido en IRM	Estimación de máxima verosimilitud no local	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=28.64 y SSIM=0.9024
Reducción de ruido Riciano basado en la variación total generalizada con regulación de parámetros espacialmente adaptativos (Ryan <i>et al.</i> , 2014)	Suprimir ruido en IRM	Variación total generalizada con regulación de parámetros espacialmente adaptativos	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=28.7531 y SSIM=0.9321
Filtro compuesto morfológico óptimo supervisado para reducir ruido en imágenes, utilizando algoritmos genéticos: aplicado a imágenes de resonancia magnética (Sharif <i>et al.</i> , 2014)	Suprimir ruido en IRM	Filtro compuesto morfológico óptimo supervisado	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=28.21 y SSIM=0.75
Reducción de ruido en IRM usando la difusión anisotrópica acoplada a ecuaciones (Zhang <i>et al.</i> , 2010)	Suprimir ruido en IRM	Difusión anisotrópica acoplada a ecuaciones	Calidad de la imagen después del filtrado PSNR=35

Tabla 3.5 Resumen del estado del arte, (Continuación).

Artículo	Objetivo	Algoritmos utilizados	Resultados
Filtro adaptativo de difusión anisotrópica para reducir ruido en imágenes de resonancia magnética (Tang <i>et al.</i> , 2007)	Suprimir ruido en IRM	Filtro adaptativo de difusión anisotrópica	Los mejores parámetros para el filtro fueron, umbral = 0.2 y 300 iteraciones
Revisión de algoritmos para suprimir ruido en imágenes, más uno nuevo (Buades <i>et al.</i> , 2005)	Suprimir ruido en imágenes digitales	NLM	Calidad de la imagen después del filtrado MSE=23
Reducción de ruido utilizando ecuaciones diferenciales parciales de cuarto orden con aplicaciones médicas en IRM en espacio y tiempo (Lysaker <i>et al.</i> , 2003)	Suprimir ruido en IRM	Ecuaciones diferenciales parciales de cuarto orden	Calidad de la imagen después del filtrado SNR=17.2051

3.4. Discusión del resumen del estado del arte

En el resumen del estado del arte se describen 23 trabajos de procesamiento de imágenes, entre los cuales se encuentran trabajos de segmentación y de reducción de ruido; de estos trabajos 20 se encuentran publicados entre la comunidad científica y 3 en el CENIDET como parte de tesis de maestría. Entre estos trabajos se pueden encontrar variaciones al algoritmo NLM; además de otros enfoques como el uso de ecuaciones, difusión anisotrópica, filtros morfológicos, entre otros.

Estos textos consultados son la base de este trabajo, en el resumen se puede observar que los autores utilizan distintas métricas para medir sus resultados cuantitativos, PSNR, SNR, MSE, SSIM; además cada uno utiliza distintos rangos de ruido, por ejemplo en (Lysaker *et al.*, 2003) el rango de ruido es desde 9% hasta 20%, en (Chen *et al.*, 2016) el rango de ruido es desde 5% hasta 25% y en (Mohan *et al.*, 2014) se compararon 12 filtros bajo las mismas condiciones, con las mismas imágenes, con el mismo potencial computacional y con el mismo rango de ruido; no se puede decir cuál es filtro que mejores resultados obtuvo dentro del estado del arte ya que cada uno trabaja con diferentes condiciones pero se puede analizar qué y como se ha trabajado.

Capítulo 4 Algoritmo de Promedio Local y Global y arquitectura propuesta

4. Algoritmo de Promedio Local y Global y arquitectura propuesta

Resumen

En este capítulo se describe el algoritmo propuesto, así como la arquitectura tecnológica utilizada tanto para la implementación de cada algoritmo como para la realización de las pruebas, además del banco de imágenes que se empleó y las métricas con las cuales se evaluaron los resultados obtenidos.

4.1. Algoritmo de Promedio Local y Global

El fundamento del algoritmo PLG se basa en utilizar la redundancia de información en toda la imagen, considerando tanto los píxeles vecinos con intensidades similares, como las diferentes regiones dentro de la imagen que compartan un grado de similaridad con la región que está siendo procesada.

Para obtener regiones con la misma dimensión y con la finalidad de no limitar el tamaño de la imagen con la que se trabaja se propone utilizar 100 regiones, creando una especie de malla de 10 columnas y 10 filas. Para este trabajo se utilizaron imágenes con una dimensión de 320×240 píxeles, donde cada región tiene una dimensión de 32×24 píxeles. Una vez dividida la imagen se obtiene el píxel más representativo de cada región, se propone utilizar la moda estadística M_0 , ya que es el dato con mayor frecuencia de ocurrencia.

Una vez que se tiene el vector de representantes de cada región $u(r)$, se elige un píxel i a procesar, para dicho píxel i se busca en el vector de representantes $u(r)$ píxeles similares, esta similaridad se mide en la intensidad en niveles de gris a través de la distancia euclidiana. Para un píxel i se activan n cantidad de regiones dependiendo de la similaridad.

Cuando se tienen las n regiones se realiza el promedio tomando en cuenta la intensidad de cada uno de los píxeles que se encuentren dentro de las regiones activadas, tanto en la región local (región a la que pertenece el píxel a procesar) como en las regiones globales que se han activado de acuerdo al vector de similitud.

Dos aspectos importantes que deben ser tomados en cuenta en este método es el fondo de la imagen y el traslapamiento de regiones, cuando el píxel i a procesar tiene valor cercano al negro, es decir intensidad cercana al 0, se activarán las n regiones que corresponden al fondo de la imagen, para descartar el fondo se utilizó la desviación estándar $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$, puesto que es una medida de dispersión.

Por lo tanto si el representante de una región es un valor cercano a 0, se debe medir su dispersión para saber si contiene una región de interés, si la dispersión es menor a 0.3 se considerará fondo de la imagen y se procederá a clasificarla como disimilar, la ganancia de tomar en cuenta esta región es nula.

Para este texto se tomó 0.3 como umbral para la dispersión debido a que representa casi la cuarta parte de una región, es decir, 192 píxeles. Si baja el umbral y se toma en cuenta una dispersión menor la calidad de la imagen se verá afectada notablemente según las pruebas realizadas. El segundo factor a considerar es el traslapamiento de regiones, durante las pruebas se encontraron regiones de píxeles que contenían en 60 % fondo y 40 % región de interés, por lo que se debe tomar en cuenta en el vector de similitud ya que dependiendo de la imagen puede ser una región de suma importancia para el contenido de la imagen, tomando en cuenta que en el cálculo de la moda se tomará únicamente el primer valor que se encuentre como de mayor ocurrencia sólo se tomará en cuenta un valor, el primero que se encuentre.

Dentro de las pruebas se encontraron regiones donde la moda fue un valor de 4 con una frecuencia de ocurrencia=305, pero en la misma región se presentaba un valor 225 con una frecuencia de ocurrencia=276, bien podía ser un candidato a ser representante y esto representa un traslapamiento de

regiones. Por lo tanto se debe realizar una segunda inspección si la desviación estándar es mayor a 0.25 se debe tomar en cuenta en el vector de similitud.

El no tomar en cuenta estos dos aspectos provoca artefactos en la imagen y por consecuencia su calidad disminuye notablemente. El algoritmo de Promedio Local y Global se encuentra descrito en pseudocódigo en el Algoritmo 2.

Algoritmo 2 Promedio Local y Global (PLG)

```

Input:  $v[]$ ,  $h$ 
Output:  $u[]$ 
1  $n \leftarrow 10$ 
2  $C \leftarrow \frac{\text{columns}}{n}$ 
3  $F \leftarrow \frac{\text{rows}}{n}$ 
4  $grid \leftarrow 1$ 
5 for  $k \leftarrow 0$  to  $n$  do
6   for  $l \leftarrow 0$  to  $n$  do
7      $Mode[grid] \leftarrow M_o(\text{region})$ 
8      $DevStd[grid] \leftarrow \sigma(\text{region})$ 
9     for  $ii \leftarrow 0$  to  $N$  do
10       $v(N_{ii})$ 
11      for  $jj \leftarrow 0$  to  $N$  do
12         $M_o(N_{jj})$ 
13         $x \leftarrow e^{\frac{-\|v(N_{ii}) - M_o(N_{jj})\|_{2,\alpha}^2}{h \cdot h}}$ 
14      for  $i \leftarrow 0$  to  $N$  do
15         $v(N_i)$ 
16         $z \leftarrow 0$ 
17         $sumw \leftarrow 0$ 
18        for  $j \leftarrow 0$  to  $N$  do
19           $v(N_j)$ 
20           $w \leftarrow e^{\frac{-\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,\alpha}^2}{h \cdot h}}$ 
21           $sumw \leftarrow sumw + w * v(j)$ 
22           $z \leftarrow z + w$ 
23           $u(i) \leftarrow \frac{sumw}{z}$ 
24 return  $u[]$ 

```

4.2. Filtro bilateral con parámetros óptimos (Zhang *et al.*, 2008)

El filtro bilateral es una técnica no lineal de reducción de ruido, que preserva bordes y suaviza imágenes. El valor de intensidad en cada píxel de la imagen es reemplazado por una media ponderada de los valores de intensidad de los píxeles cercanos. Este peso se puede basar en una distribución de Gauss. Fundamentalmente, los pesos dependen no sólo de la distancia euclidiana de los píxeles, sino también en las diferencias radiométricas por ejemplo, diferencias de rango, tales como la intensidad del color, distancia de profundidad, etc, (Zhang *et al.*, 2008).

En el filtro bilateral los parámetros juegan un rol importante ya que su buen desempeño depende de la buena elección de los parámetros a utilizar; por esta razón en este texto se presenta una modificación al filtro bilateral, este filtro es mejorado, la propuesta se basa en realizar una selección de parámetros de acuerdo a la imagen que se desea filtrar; a este nuevo método se le denominó filtro bilateral con parámetros óptimos, (Zhang *et al.*, 2008).

Este trabajo se utilizará esta técnica (BPO) como punto de comparación contra el algoritmo PLG ya que su código se encuentra disponible y su forma de trabajo es similar al método implementado pues

toma en cuenta similaridad de píxeles pero solamente de un vecindario cercano.

4.3. Estimación de máxima verosimilitud no local (Rajan *et al.*, 2014)

Los métodos que utilizan la estimación de máxima verosimilitud han mostrado un alto desempeño en la tarea de suprimir el ruido de imágenes, la verosimilitud es una prueba estadística utilizada para medir similaridad entre dos poblaciones, en los últimos años han desarrollado nuevos métodos basados en la verosimilitud; pero aún no se ha logrado los resultados deseados, en este trabajo se propuso utilizar la prueba de Kolmogorov Smirnov, para encontrar la similitud entre píxeles de una IRM, con corte transversal, (Rajan *et al.*, 2014).

La prueba de Kolmogorov Smirnov es no paramétrica y determina la bondad de ajuste de dos distribuciones de probabilidad entre sí. En este método se utiliza la distancia euclidiana para calcular la similitud entre píxeles, una vez encontrado un píxel con similitud alta se utiliza la prueba de Kolmogorov Smirnov para encontrar el vector de similitud dentro de una región, (Rajan *et al.*, 2014).

Al encontrar el vector de similitud se calcula el nuevo valor del píxel procesado, realizando un promedio del vector, es decir, sumar el valor de cada píxel que forma parte del vector y dividirlo entre el total de píxeles, para después colocar el nuevo valor en la imagen resultante en la misma posición del píxel procesado.

Este trabajo (VKS) se utilizará como punto de comparación contra el algoritmo PLG ya que su código se encuentra disponible y su forma de trabajo es similar al método implementado pues toma en cuenta similaridad local y global pero únicamente de los píxeles aprobados como similares.

4.4. Entorno de desarrollo

4.4.1. NLM convencional

El algoritmo NLM convencional fue implementado bajo las siguientes especificaciones:

Arquitectura de software

- Sistema operativo Windows 10 Home Single Language
- IDE Eclipse Neon para C/C++
- Librería OpenCV versión 3.4

Arquitectura de hardware

- Laptop DELL Inspiron 15 5000 series
- Procesador Intel(R) Core(TM) i7-6500U
- Memoria RAM 8GB
- Memoria de video dedicada 4GB AMD Radeon R5 M335

4.4.2. NLM paralelizado

El algoritmo NLM paralelizado fue implementado bajo las siguientes especificaciones:

Arquitectura de software

- Sistema operativo Windows 7
- Compilador Nvidia CUDA 8.0

Arquitectura de hardware

- Computadora de Escritorio DELL Inspiron 3000
- Procesador Intel(R) Core(TM) i3-2100U
- Memoria RAM 4GB
- Unidad de procesamiento gráfico Nvidia GeForce GT 710 con 192 núcleos CUDA

4.4.3. Algoritmo PLG

La metodología propuesta fue implementada bajo las siguientes especificaciones:

Arquitectura de software

- Sistema operativo Windows 10 Home Single Language
- IDE Eclipse Neon para C/C++
- Librería OpenCV versión 3.4

Arquitectura de hardware

- Laptop DELL Inspiron 15 5000 series
- Procesador Intel(R) Core(TM) i7-6500U
- Memoria RAM 8GB
- Memoria de video dedicada 4GB AMD Radeon R5 M335

4.5. Paralelización de un algoritmo con CUDA

Se puede definir la computación en paralelo como el uso de una tarjeta gráfica para realizar cálculos científicos de propósito general. El modelo de computación paralela consiste en usar conjuntamente una unidad de procesamiento central y una tarjeta gráfica de manera que formen un modelo de computación heterogéneo. Siguiendo este modelo, la parte secuencial de una aplicación se ejecutará sobre la unidad de procesamiento central y la parte más costosa del cálculo se ejecutará sobre la unidad de procesamiento gráfico.

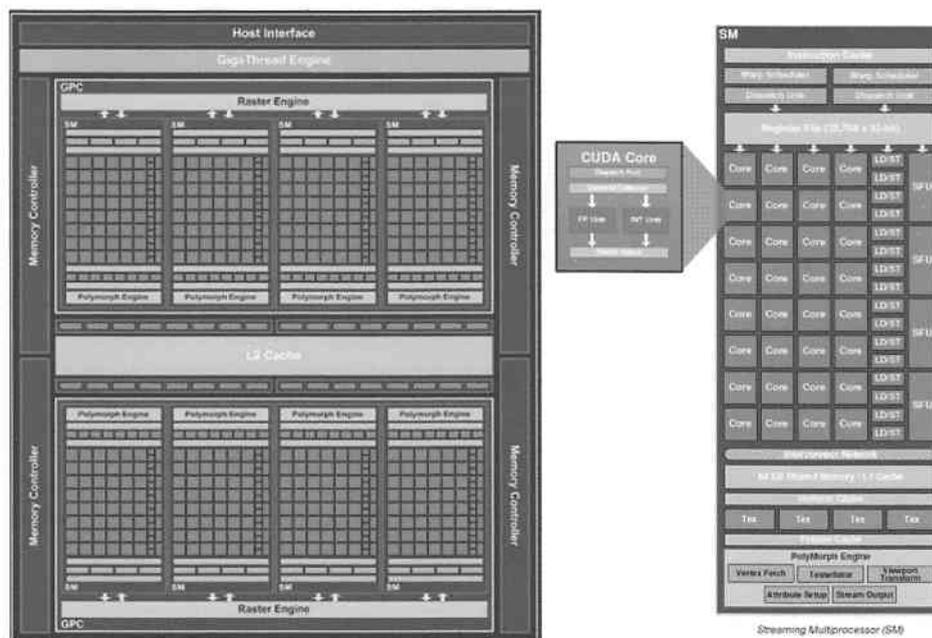


Figura 4.1 Arquitectura de una tarjeta gráfica

Para poder realizar el cálculo paralelo la corporación de NVIDIA desarrollo un lenguaje de programación con un nuevo repertorio de instrucciones y un modelo de programación en paralelo, con soporte para algunos lenguajes de alto nivel. El propósito principal de utilizar una tarjeta gráfica es aprovechar sus cientos de núcleos que pueden procesar de manera concurrente miles de hilos de ejecución.

En esta arquitectura cada núcleo tiene ciertos recursos compartidos, incluyendo registros y memoria. La memoria compartida integrada en el chip permite que las tareas que se están ejecutando en estos núcleos compartan datos sin tener que enviarlos a través del bus de memoria del sistema. En la arquitectura clásica de una tarjeta gráfica podemos encontrar la presencia de dos tipos de procesadores, los procesadores de vértices y los procesadores de fragmentos, dedicados a tareas distintas e independientes dentro del cauce gráfico, y con repertorios de instrucciones diferentes.

Esto presenta dos problemas importantes, por un lado, un desequilibrio de carga que aparece entre ambos procesadores y por otro la diferencia entre sus respectivos repertorios de instrucciones. De este modo, la evolución natural en la arquitectura de una unidad de procesamiento gráfico ha sido la búsqueda de una arquitectura unificada donde no se distinguiera entre ambos procesadores. Así se llegó a la arquitectura CUDA, donde todos los núcleos de ejecución necesitan el mismo repertorio de instrucciones y prácticamente los mismos recursos.

En la Figura 4.1 se muestra la arquitectura de una tarjeta gráfica compatible con CUDA. En ella se puede observar la presencia de unidades de ejecución denominadas *Streaming Multiprocessors* (SM), en el ejemplo de la Figura 4.1 se muestran 8 unidades que están interconectadas entre sí por una zona de memoria común. Cada SM está compuesto a su vez por núcleos de cómputo llamados núcleos CUDA o *Streaming Processors* (SP), estos núcleos son los encargados de ejecutar las instrucciones, en este ejemplo se muestran 32 núcleos por cada SM, lo que hace un total de 256 núcleos de procesamiento.

Este diseño de hardware permite la programación sencilla de los núcleos de la unidad de procesamiento gráfico utilizando un lenguaje de alto nivel como puede ser el lenguaje C para CUDA. De este modo, el programador escribe un programa secuencial dentro del cual se llama a lo que se conoce como *Kernel*, que puede ser una función o un programa completo. Este *Kernel* se ejecuta de forma paralela dentro de la unidad de procesamiento gráfico como un conjunto de hilos (*threads*) y que el programador organiza dentro de una jerarquía en la que pueden agruparse en bloques (*blocks*), y que a su vez se pueden distribuir formando una malla (*grid*), tal como se muestra en la Figura 4.2.

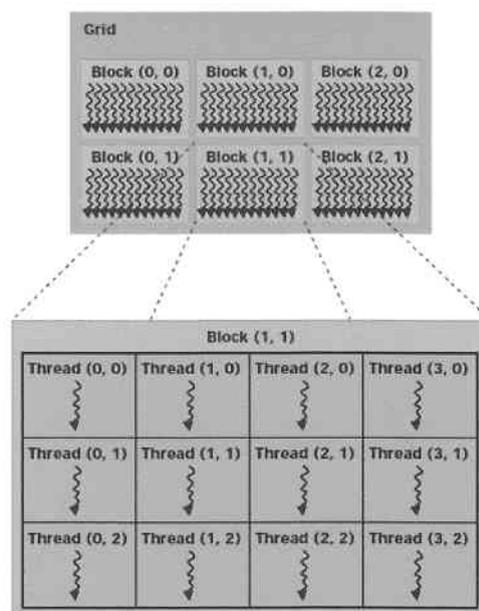


Figura 4.2 Jerarquía de hilos en una aplicación CUDA

```

////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
// NLM kernel
////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
__global__ void NLM(
    TColor *dst,
    int imageW,
    int imageH,
    float Noise,
    float lerpC
)
{
    const int ix = blockDim.x * blockIdx.x + threadIdx.x;
    const int iy = blockDim.y * blockIdx.y + threadIdx.y;
    const float x = (float)ix + 0.5f;
    const float y = (float)iy + 0.5f;

    if (ix < imageW && iy < imageH)
    {
        float fCount = 0;
        float sumWeights = 0;
        float3 clr = {0, 0, 0};

        for (float i = -NLM_WINDOW_RADIUS; i <= NLM_WINDOW_RADIUS; i++)
        for (float j = -NLM_WINDOW_RADIUS; j <= NLM_WINDOW_RADIUS; j++)
        {
            float weightIJ = 0;

            for (float n = -NLM_BLOCK_RADIUS; n <= NLM_BLOCK_RADIUS; n++)
            for (float m = -NLM_BLOCK_RADIUS; m <= NLM_BLOCK_RADIUS; m++)
            weightIJ += vecLen(
                tex2D(texImage, x + j + m, y + i + n),
                tex2D(texImage, x + m, y + n)
            );

            weightIJ = __expf(-(weightIJ * Noise + (i * i + j * j) * INV_NLM_WINDOW_AREA));

            float4 clrIJ = tex2D(texImage, x + j, y + i);
            clr.x += clrIJ.x * weightIJ;
            clr.y += clrIJ.y * weightIJ;
            clr.z += clrIJ.z * weightIJ;

            sumWeights += weightIJ;

            fCount += (weightIJ > NLM_WEIGHT_THRESHOLD) ? INV_NLM_WINDOW_AREA : 0;
        }

        sumWeights = 1.0f / sumWeights;
        clr.x *= sumWeights;
        clr.y *= sumWeights;
        clr.z *= sumWeights;

        float lerpQ = (fCount > NLM_LERP_THRESHOLD) ? lerpC : 1.0f - lerpC;

        float4 clr00 = tex2D(texImage, x, y);
        clr.x = lerpf(clr.x, clr00.x, lerpQ);
        clr.y = lerpf(clr.y, clr00.y, lerpQ);
        clr.z = lerpf(clr.z, clr00.z, lerpQ);
        dst[imageW * iy + ix] = make_color(clr.x, clr.y, clr.z, 0);
    }
}

extern "C"
void cuda_NLM(
    TColor *d_dst,
    int imageW,
    int imageH,
    float Noise,
    float lerpC
)
{
    dim3 threads(BLOCKDIM_X, BLOCKDIM_Y);
    dim3 grid(iDivUp(imageW, BLOCKDIM_X), iDivUp(imageH, BLOCKDIM_Y));

    NLM<<<grid, threads>>>(d_dst, imageW, imageH, Noise, lerpC);
}

```

Figura 4.3 Rutina principal del algoritmo NLM paralelizado

Por conveniencia, los bloques y las mallas pueden tener una, dos o tres dimensiones. Existen multitud de situaciones en las que los datos con los que se trabaja poseen de forma natural una estructura de malla, pero en general, descomponer los datos en una jerarquía de hilos no es una tarea fácil. Así pues,

un bloque de hilos es un conjunto de hilos concurrentes que pueden cooperar entre ellos a través de mecanismos de sincronización y compartir accesos a un espacio de memoria exclusivo de cada bloque. Y una malla es un conjunto de bloques que pueden ser ejecutados independientemente y que por lo tanto pueden ser lanzados en paralelo en los *Streaming Multiprocessors* (SM).

Cuando se invoca un Kernel, el programador especifica el número de hilos por bloque y el número de bloques que conforman la malla. Una vez en la GPU, a cada hilo se le asigna un único número de identificación dentro de su bloque, y cada bloque recibe un identificador dentro de la malla. Esto permite que cada hilo decida sobre qué datos tiene que trabajar, lo que simplifica enormemente el direccionamiento de memoria cuando se trabaja con datos multidimensionales, como es el caso del procesamiento de imágenes. Otro aspecto a destacar en la arquitectura CUDA es la presencia de una unidad de distribución de trabajo que se encarga de distribuir los bloques entre los SM disponibles.

Los hilos dentro de cada bloque se ejecutan concurrentemente y cuando un bloque termina, la unidad de distribución lanza nuevos bloques sobre los SM libres. Los SM mapean cada hilo sobre un núcleo SP, y cada hilo se ejecuta de manera independiente con su propio contador de programa y registros de estado. Dado que cada hilo tiene asignados sus propios registros, no existe penalización por los cambios de contexto, pero en cambio sí existe un límite en el número máximo de hilos activos debido a que cada SM tiene un número determinado de registros.

Una característica particular de la arquitectura CUDA es la agrupación de los hilos en grupos de 32. Un grupo de 32 hilos recibe el nombre de *warp*, y se puede considerar como la unidad de ejecución en paralelo, ya que todos los hilos de un mismo *warp* se ejecutan físicamente en paralelo y por lo tanto comienzan en la misma instrucción. Así, cuando se selecciona un bloque para su ejecución dentro de un SM, el bloque se divide en *warps*, se selecciona uno que esté listo para ejecutarse y se emite la siguiente instrucción a todos los hilos que forman el *warp*. Dado que todos ellos ejecutan la misma instrucción al unísono, la máxima eficiencia se consigue cuando todos los hilos coinciden en su ruta de ejecución.

En este trabajo se utilizó una tarjeta gráfica GeForce GT 710 con 6 *Streaming Multiprocessors* (SM), cada SM con 32 núcleos CUDA, lo que hace un total de 192 núcleos CUDA de procesamiento. Al paralelizar el algoritmo NLM en la tarjeta gráfica se cuenta con una capacidad de procesamiento mayor, esto hace que el costo computacional disminuya notablemente ya que en el ordenador común tanto el cálculo de similaridad como el cómputo de los pesos para cada píxel se tiene que ejecutar píxel a píxel, mientras que en la tarjeta gráfica se puede asignar recurso para realizar esta tarea en conjunto por varios núcleos, cada uno con sus respectivos hilos que son los que realizan la tarea de cálculo. En la Figura 4.3 se muestra parte de la rutina principal del algoritmo NLM en GNU GCC utilizando el lenguaje de programación C y CUDA.

4.6. Banco de imágenes

Para poder realizar mediciones precisas del desempeño de cada algoritmo implementado era necesario realizar pruebas con IRM libres de ruido y realizar la adición del mismo con una función que permita controlar la cantidad de ruido que se desea añadir a una imagen.

Brainweb es una solución a la necesidad de validar el desempeño real de un algoritmo, ya que proporciona bases de datos de IRM del cerebro libres de ruido, las bases de datos que proporciona Brainweb son imágenes simuladas especialmente para trabajos de neuroimagen con la finalidad de que se pueda evaluar el desempeño real de los algoritmos que se implementan en la comunidad científica. Brainweb permite elegir entre estudios con diferentes características como modalidad T1, T2 y PD, diferentes cortes, niveles de intensidad, entre otras características.

En la Figura 4.4 se muestran las opciones que se pueden elegir para configurar las IRM con las que se desea trabajar. En las primeras pruebas se utilizaron 15 IRM en las tres modalidades, PD, T1 y T2, estas imágenes fueron obtenidas con Brainweb. A cada una de las imágenes se les simuló 5, 10, 20 y 30 % de ruido Riciano con la función *Rician Distribucion* de Matlab, estas pruebas se realizaron con la finalidad de comprobar el correcto funcionamiento de cada algoritmo implementado.

BrainWeb: Simulated MRI Volumes for Normal Brain

Select the desired simulated volume using the switches below. These simulations are based on an [anatomical model of normal brain](#), which can serve as the ground truth for any analysis procedure.

In this pre-computed simulated brain database (SBD), the parameter settings are fixed to 3 modalities, 5 slice thicknesses, 6 levels of noise, and 3 levels of intensity non-uniformity. You can also request simulations done with arbitrary parameters from the [BrainWeb custom MRI simulations interface](#).

The voxel values in each image are magnitude values, rather than complex, real or imaginary. For more information, see the [FAQ](#).

Modality: (you can choose one of the following pulse sequences)

T1 T2 PD

Slice thickness: (in-plane pixel size is always 1x1mm)

1mm 3mm 5mm 7mm 9mm

Noise: (calculated relative to the brightest tissue)

0% 1% 3% 5% 7% 9%

Intensity non-uniformity ("RF"):

0% 20% 50%

Figura 4.4 Página principal de Brainweb [<http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>]

Para las pruebas siguientes se utilizaron 90 IRM, de la misma manera en las tres modalidades PD, T1 y T2, con 5, 10, 20 y 30 % de ruido Riciano. Por último para cumplir con el compromiso de entregar una base de datos real de IRM del cerebro con el ruido suprimido se trabajó con el banco de IRM del cerebro del instituto de cáncer de Estados Unidos, este banco de imágenes contiene un total de 1653 imágenes con una dimensión de 320x240 píxeles, dichas imágenes son de corte transversal.

4.7. Métricas

Para evaluar objetivamente la calidad de la supresión del ruido Riciano en IRM, se consideraron diferentes aspectos. El primero, está relacionado con el desempeño de la supresión de ruido y se evalúa utilizando la Relación Señal-Ruido Pico (PSNR) y la Relación Señal Ruido (SNR). El segundo aspecto importante es medir el error que existe entre la señal reconstruida con respecto a la señal original, para esto se utiliza el Error Cuadrático Medio (MSE).

El tercero, es cuantificar la preservación de los detalles finos de la imagen restaurada y ésta está determinada por el Error Absoluto Medio (MAE). El cuarto aspecto es el Índice de Similitud Estructural (SSIM), es una medida cuantitativa de la diferencia entre la imagen original y la imagen reconstruida en cuanto a sus luminancias, contrastes e información de su estructura. El último aspecto es el tiempo de procesamiento. A continuación se presentan las ecuaciones matemáticas de cada métrica mencionada.

4.7.1. SNR

La relación señal - ruido está dada por la expresión 9 (Bovik., 2009):

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{Señal}{Ruido} \right) \quad (9)$$

4.7.2. PSNR

La relación señal - ruido pico representa el radio entre el valor máximo posible de la señal y el poder de distorsión del ruido que afecta la calidad de su representación. La PSNR está dada por la expresión 10 (Bovik., 2009):

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_f}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (10)$$

donde MAX_f es el valor máximo de la señal que existe en la imagen original.

4.7.3. MSE

El Error Cuadrático Medio está dado por la expresión 11 (Bovik., 2009):

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_0^{M-1} \sum_0^{N-1} |f(i, j) - g(i, j)|^2 \quad (11)$$

donde f representa la matriz de la imagen original, g es la matriz de la imagen degradada, m y n el número de filas y columnas de píxeles en la imagen. El error cuadrático medio permite comparar los valores «reales» de la imagen original contra la imagen degradada.

4.7.4. MAE

El Error Absoluto Medio está dado por la expresión 12 (Bovik., 2009):

$$MAE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j) - \hat{e}(i, j)| \quad (12)$$

4.7.5. SSIM

El Índice de Similitud Estructural o Sistema de Medida de Similitud Estructural, mide la semejanza entre dos imágenes de manera que es más consistente con la percepción humana que las otras métricas. El SSIM está dado por la expresión 13 (Bovik., 2009).

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1) \cdot (2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1) \cdot (\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (13)$$

donde x es la imagen original, y es la imagen restaurada, μ_x y μ_y son los valores de la luminancia, σ_x y σ_y son los valores de contraste, C_1 y C_2 son dos parámetros constantes. Finalmente, el último aspecto que se consideró fue el tiempo de ejecución, con unidades de mili-segundos.

4.8. Interfaz gráfica de usuario

Dentro de los compromisos adquiridos como parte de este trabajo se realizó la implementación de una interfaz gráfica de usuario que permite llevar a cabo la supresión de ruido y visualizar las imágenes, tanto de entrada como la imagen resultante, además la diferencia entre la imagen de entrada y la imagen resultante. En la Figura 4.5 se muestra la vista principal de la interfaz gráfica de usuario.

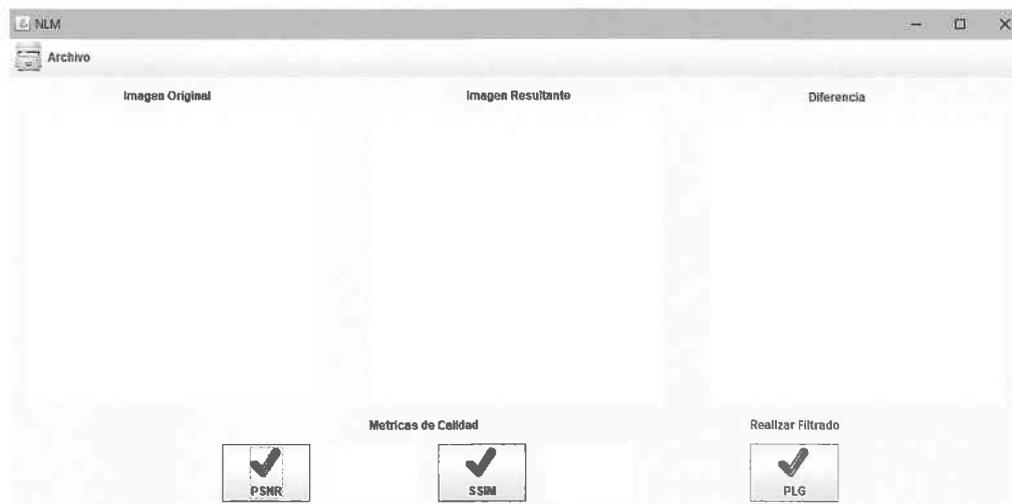


Figura 4.5 Vista principal de la interfaz gráfica

En la Figura 4.6 se muestran las tareas que se pueden realizar con la interfaz implementada, dentro de estas tareas se encuentra la opción cargar imagen, esta opción permite una navegación entre los archivos locales del ordenador con el fin de seleccionar la ruta donde se encuentra la imagen a filtrar, una vez elegida la ruta, la interfaz muestra la imagen en el recuadro nombrado imagen original.

Otra tarea que se permiten dentro de la interfaz es guardar la imagen original, la imagen resultante y la imagen diferencia despues de su visualización, esta opción se implemento para llevar un orden en los estudios que se filtran, con esta opción el usuario puede elegir un destino y un nombre para guardar cada una de las imágenes. Además de la tarea tradicional que termina la ejecución del sistema.

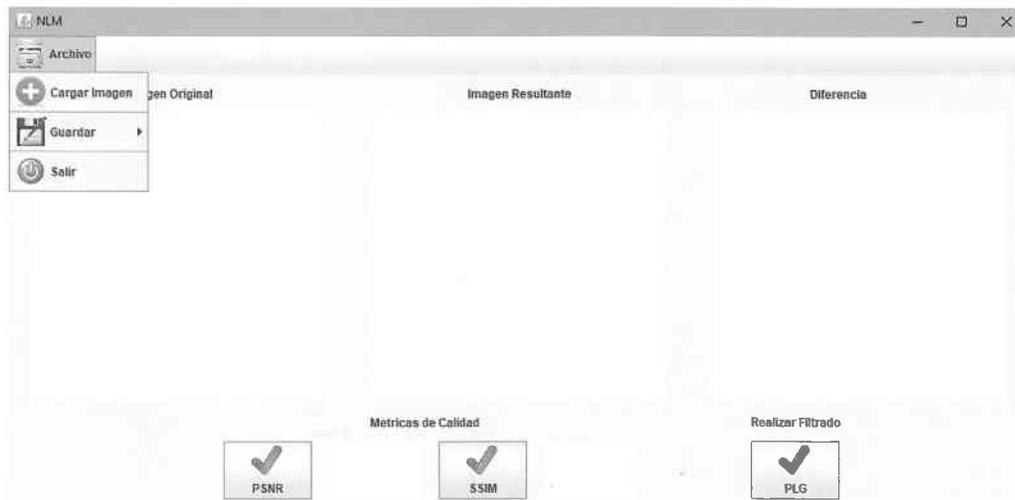


Figura 4.6 Opciones de la interfaz

En la Figura 4.7 se muestra la ventana que permite buscar la ruta donde se encuentra la imagen a filtrar, una vez seleccionada la ruta, la imagen se mostrará en el panel imagen original como lo muestra la Figura 4.8.



Figura 4.7 Vista de la opción cargar

La tarea principal de esta interfaz es llevar a cabo la supresión de ruido, para cumplir con esta tarea se tienen que tener una imagen cargada y seleccionar la opción PLG, después de realizar el filtrado se mostrará en su respectivo recuadro la imagen resultante y la imagen diferencia.

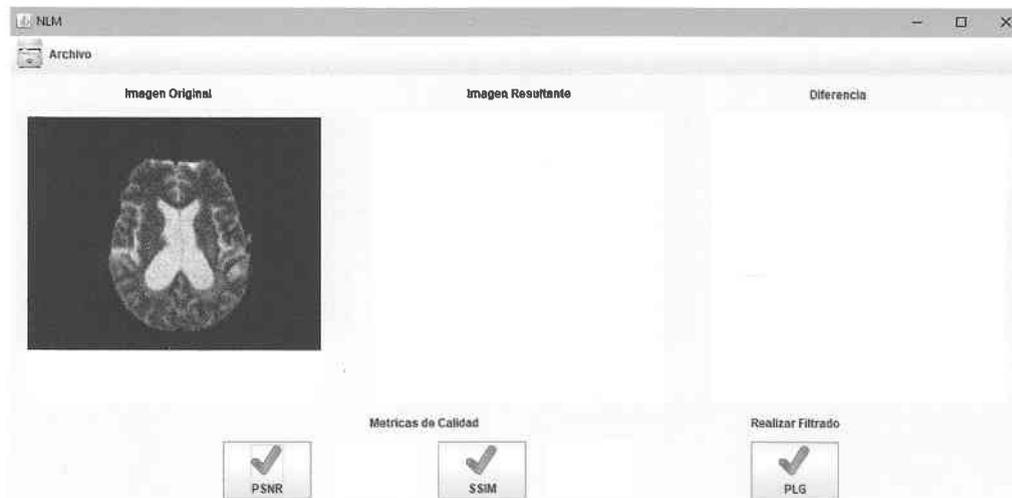


Figura 4.8 Vista de la imagen a filtrar

En la Figura 4.9 se muestran los resultados obtenidos al realizar la supresión de ruido con el algoritmo PLG, la imagen que se procesa en esta vista contiene 30 % de ruido Riciano, la interfaz gráfica permite la visualización de la imagen resultante y la diferencia entre la imagen original y la imagen resultante.

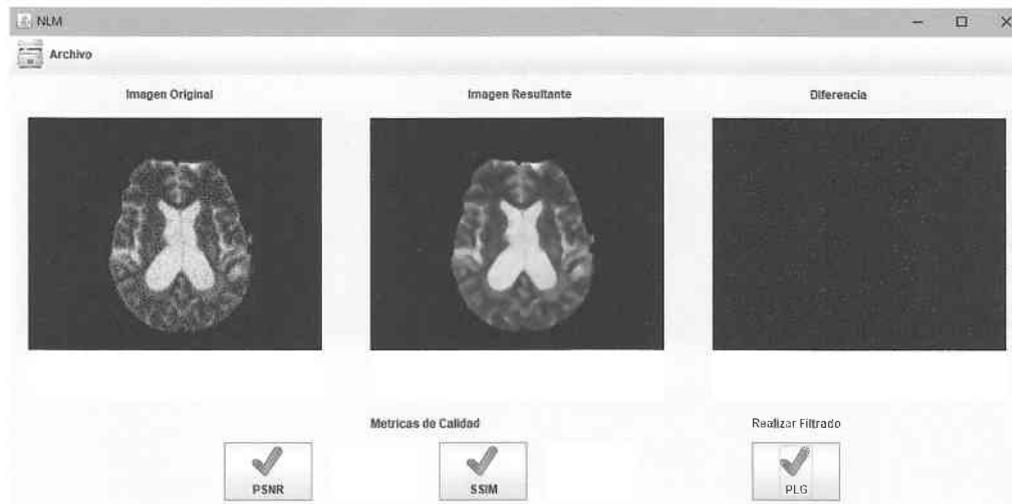


Figura 4.9 Resultados obtenidos al realizar el filtrado de ruido

En la Figura 4.10 se muestra la vista de la opción guardar que permite agregar una ruta de destino y un nombre a cada una de las imágenes, imagen original, imagen resultante e imagen diferencia, esta opción es útil para conservar un orden en las imágenes filtradas.

En la Figura 4.11 se muestran los resultados cuantitativos con las métricas PSNR y SSIM, en la interfaz gráfica se incluye la opción para poder evaluar los resultados obtenidos.

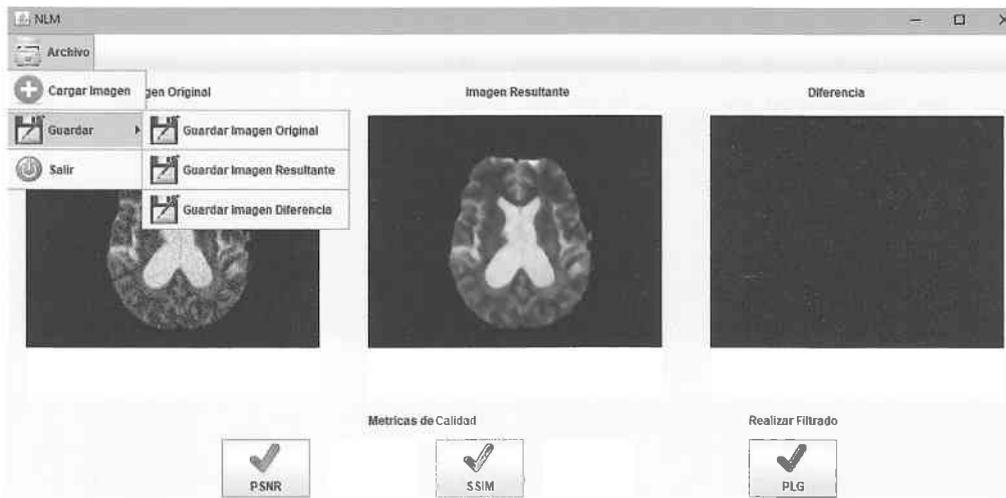


Figura 4.10 Vista de opciones guardar para cada una de las imágenes

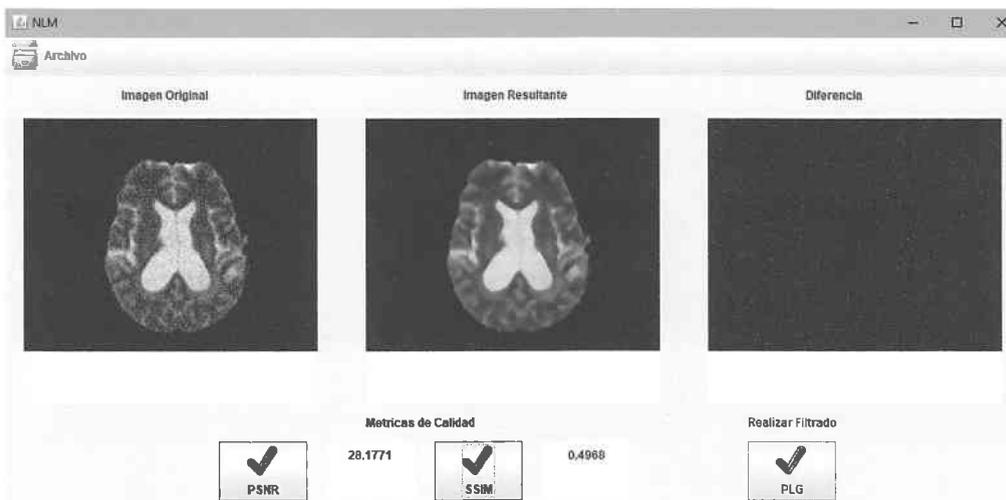


Figura 4.11 Obtención de las métricas de calidad

4.9. Discusión

En este capítulo se presentó el funcionamiento del algoritmo propuesto, la complejidad del algoritmo NLM disminuye en el algoritmo PLG debido a que al dividir la imagen en pequeñas regiones solo se trabajará con parte de la imagen, en el algoritmo NLM se trabaja con toda la imagen píxel a píxel; en el algoritmo PLG solo con aquellas regiones que aprueben la evaluación de similaridad.

También se describen los filtros BPO y VKS estos filtros se utilizarán para cumplir con otro de los compromisos adquiridos, evaluar el desempeño del algoritmo propuesto con al menos 2 técnicas existente en la literatura. Además se muestra la interfaz gráfica de usuario, con la que se cumple un compromiso más ya que permite la visualización de las imágenes de entrada, resultante y diferencia.

Capítulo 5 Experimentación y resultados

Resumen

En este capítulo, se describen las diferentes pruebas que se realizaron para verificar el correcto funcionamiento de los algoritmos implementados, además de la experimentación que se llevó a cabo para generar los resultados; también se presentan los resultados obtenidos con cada uno de los algoritmos utilizados.

5. Experimentación y resultados

5.1. Plan de pruebas

En el presente trabajo se realizaron 4 pruebas para verificar el correcto funcionamiento de los algoritmos implementados. La prueba 1 consistió en asegurar el correcto funcionamiento del algoritmo NLM convencional, este algoritmo contiene diferentes parámetros, estos parámetros influyen directamente en el correcto desempeño de esta técnica, por lo cual era importante medir el desempeño del algoritmo implementado, su buen funcionamiento era importante para el cumplimiento de los objetivos planteados.

Una vez comprendido e implementado el algoritmo NLM convencional se procedió a implementar el algoritmo NLM paralelizado. La prueba 2 consistió en corroborar el correcto funcionamiento del algoritmo NLM paralelizado, además de medir la reducción del costo computacional que se logra al utilizar una GPU.

Realizadas las dos pruebas mencionadas y entendiendo el funcionamiento del algoritmo NLM se propuso un algoritmo para mejorar el desempeño tanto en calidad como en costo computacional, sin la necesidad de requerir un hardware específico. La prueba 3 consistió en asegurar el correcto funcionamiento del algoritmo propuesto.

Al realizar la prueba 3 se observaron dos problemas, el incluir el fondo como región de una imagen afecta en el desempeño del algoritmo PLG, el traslapamiento de regiones es un aspecto que debe ser tomado en cuenta para no afectar el rendimiento del algoritmo.

Para resolver los problemas que se presentaron, se propuso utilizar dos umbrales como se mencionó en el capítulo 4; la prueba 4 consistió en encontrar los parámetros que mejoraran el desempeño del algoritmo propuesto.

5.2. Rendimiento del algoritmo *Non-Local Means* convencional

El objetivo de esta prueba fue medir el desempeño del algoritmo NLM convencional, para esto se realizó el filtrado de 60 IRM, estas imágenes se obtuvieron de 3 estudios cada uno con 5 IRM en modalidad PD (Densidad Protónica), 5 en T1 y 5 en T2, a cada imagen se simuló 5, 10, 20 y 30 % de ruido Riciano.

Se trabajó con 60 IRM, debido a que la mayoría de trabajos consultados utilizan esta cantidad de imágenes en promedio; se tomaron en cuenta las 3 modalidades de IRM para mostrar que el algoritmo funciona correctamente aún cuando la imagen tiene mayor o menor luminancia (brillo); la cantidad de ruido simulado con el cual se trabajó se debe a que el rango de ruido en los trabajos consultados va desde 1 % hasta 30 %.

En la Figura 5.1 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad PD. En la Figura 5.2 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T1 y en la Figura 5.3 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T2.

En estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo NLM convencional).

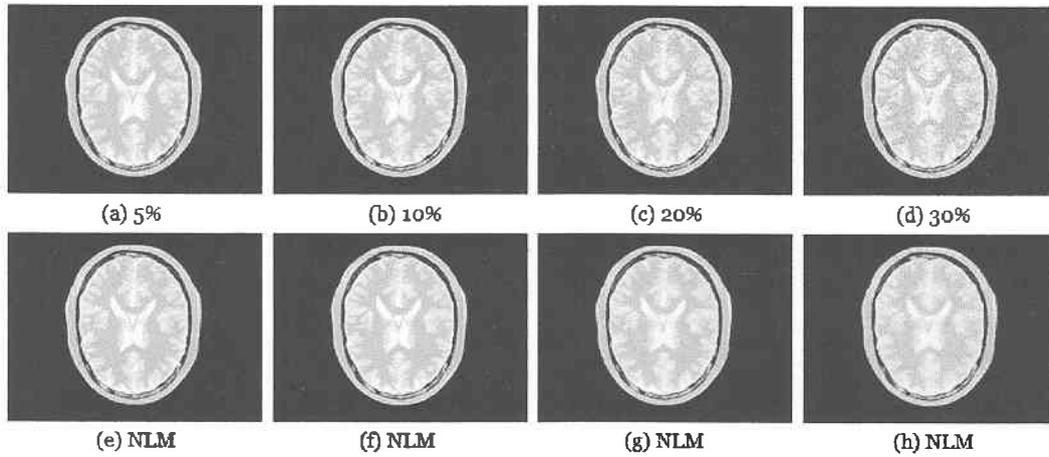


Figura 5.1 Evaluación subjetiva, algoritmo NLM, IRM modalidad PD

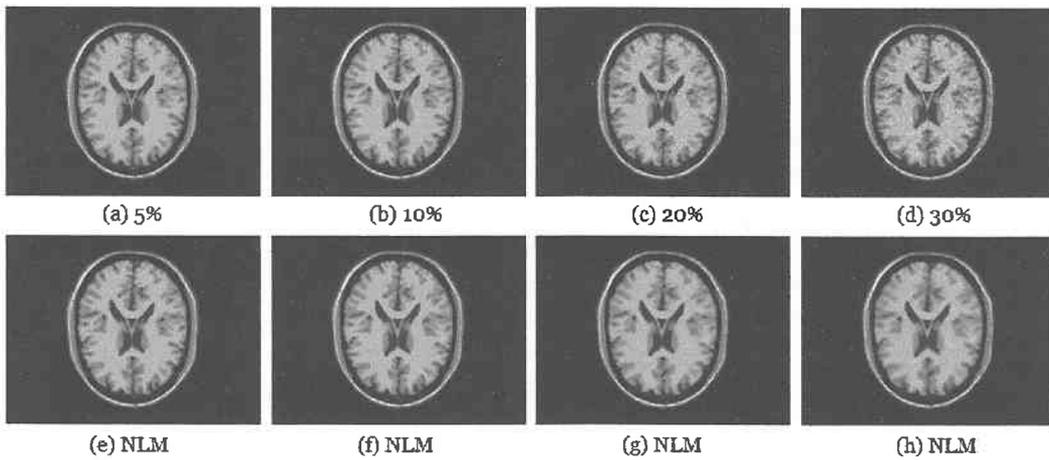


Figura 5.2 Evaluación subjetiva, algoritmo NLM, IRM modalidad T1

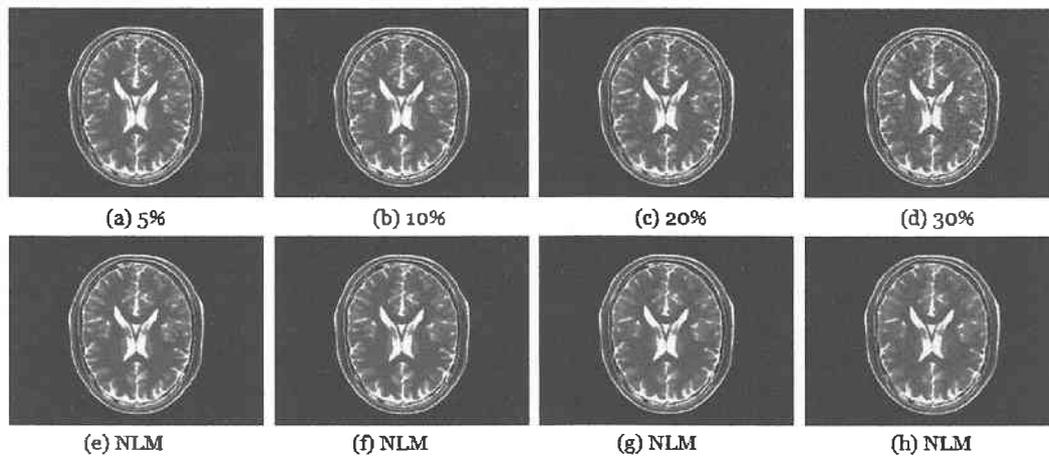


Figura 5.3 Evaluación subjetiva, algoritmo NLM, IRM modalidad T2

En la evaluación subjetiva mostrada en las Figuras 5.1, 5.2 y 5.3 se observa que se lleva a cabo la supresión de ruido sin pérdida de detalles de interés de la imagen, también se puede observar que el ruido Riciano en 5% no degrada significativamente la calidad de la imagen en comparación con 10%, 20% y 30% de ruido. La evaluación subjetiva muestra la eficiencia del algoritmo aún cuando se trabaja con 30% de ruido Riciano, la evaluación cuantitativa respalda los resultados de la evaluación subjetiva ya que se alcanzó un buen resultado según las métricas utilizadas. La evaluación cuantitativa se muestra en las Figuras 5.4 hasta la 5.9.

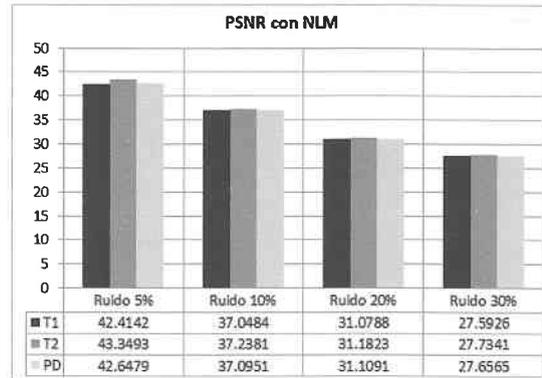


Figura 5.4 Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - PSNR

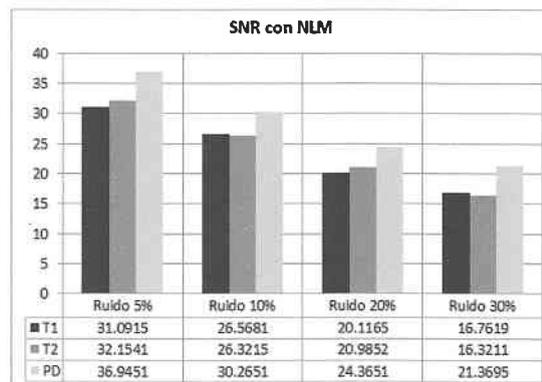


Figura 5.5 Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - SNR

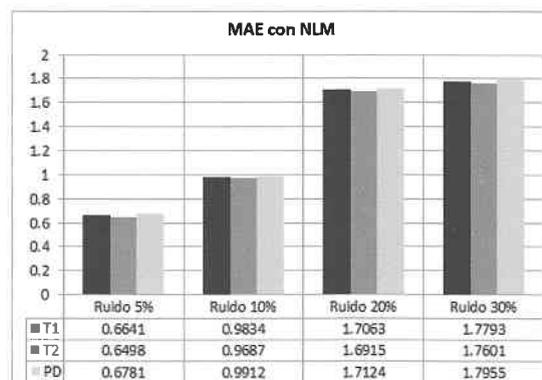


Figura 5.6 Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - MAE

Los resultados cuantitativos se presentan de la siguiente manera, en la Figura 5.4 se presentan las tendencias gráficas con la métrica PSNR, en la Figura 5.5 se presentan las tendencias gráficas con la métrica SNR, en la Figura 5.6 se presentan las tendencias gráficas con la métrica MAE. En la Figura 5.7 se presentan las tendencias gráficas con la métrica MSE.

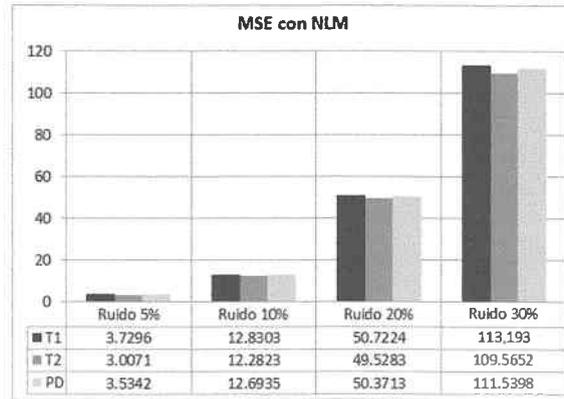


Figura 5.7 Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - MSE

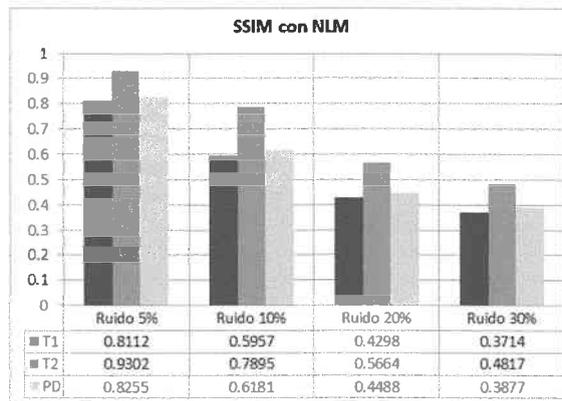


Figura 5.8 Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - SSIM

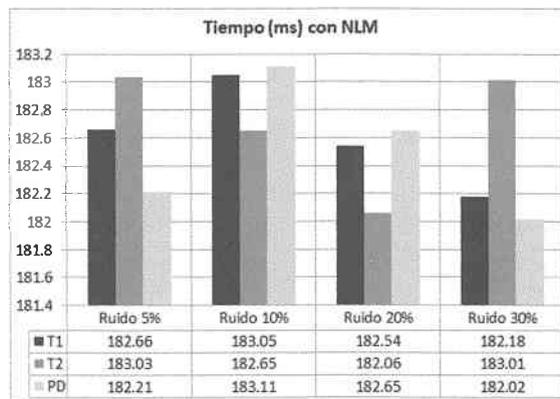


Figura 5.9 Resultados cuantitativos del algoritmo NLM - Tiempo de procesamiento

En la Figura 5.8 se presentan las tendencias gráficas con la métrica SSIM y en la Figura 5.9 se presentan

las tendencias gráficas del tiempo de procesamiento, en estas Figuras se muestran las tendencias gráficas del desempeño del algoritmo NLM convencional.

5.3. Discusión de resultados (Prueba 1)

Los resultados obtenidos en la prueba 1 son, PSNR=42, SNR=33, MAE=0.6, MSE=3.3 y SSIM=0.85 para imágenes con 5 % de ruido y PSNR=27, SNR=17, MAE=1.7, MSE=110 y SSIM=0.3 para imágenes con 30 % de ruido, los resultados obtenidos muestran que el algoritmo NLM convencional compite de buena manera con otros métodos utilizados para filtrar imágenes digitales, sin embargo también se comprueba que el costo computacional es muy alto ya que el costo promedio de los algoritmos vistos en el estado del arte se encuentra entre los 12 y15 ms.

5.4. Rendimiento del algoritmo *Non-Local Means* paralelizado

Como parte de los compromisos adquiridos en la propuesta de tesis se desarrolló el algoritmo NLM paralelizado, una vez desarrollado y comprobado el correcto funcionamiento del algoritmo NLM convencional se realizó la implementación utilizando la potencia de cálculo paralelo de una tarjeta gráfica NVIDIA GT 710 con 192 núcleos CUDA.

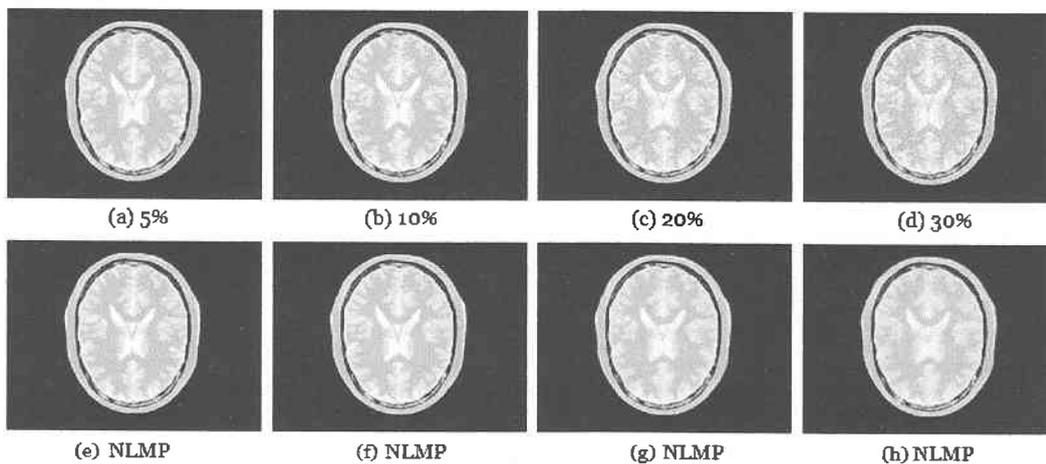


Figura 5.10 Evaluación subjetiva, algoritmo NLMP, IRM modalidad PD

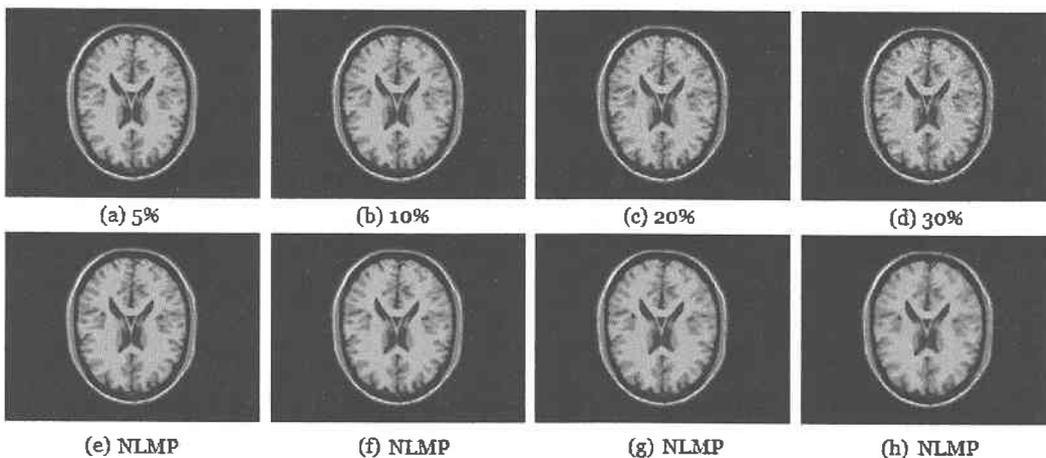


Figura 5.11 Evaluación subjetiva, algoritmo NLMP, IRM modalidad T1

El objetivo de esta prueba fue medir el desempeño del algoritmo NLM paralelizado, para esto se realizó el filtrado de 60 IRM, estas imágenes se obtuvieron de 3 estudios cada uno con 5 IRM en modalidad PD, 5 en T1 y 5 en T2, a cada imagen se simuló 5, 10, 20 y 30 % de ruido Riciano.

En la Figura 5.10 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad PD. Se trabajó con 60 IRM, debido a que la mayoría de trabajos consultados utilizan esta cantidad de imágenes; se tomaron en cuenta las 3 modalidades de IRM para mostrar que el algoritmo funciona correctamente aún cuando la imagen tiene mayor o menor luminancia (brillo); la cantidad de ruido simulado con el cual se trabajó se debe a que el rango de ruido en los trabajos consultados va desde 1 % hasta 30 %.

En la Figura 5.11 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T1 y en la Figura 5.12 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T2. En estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo NLM paralelizado).

En la evaluación subjetiva mostrada en las Figuras 5.10, 5.11 y 5.12 se observa que se lleva a cabo la supresión de ruido sin pérdida de detalles de interés de la imagen, también se puede observar que el ruido Riciano en 5 % no degrada significativamente la calidad de la imagen en comparación con 10 %, 20 % y 30 % de ruido.

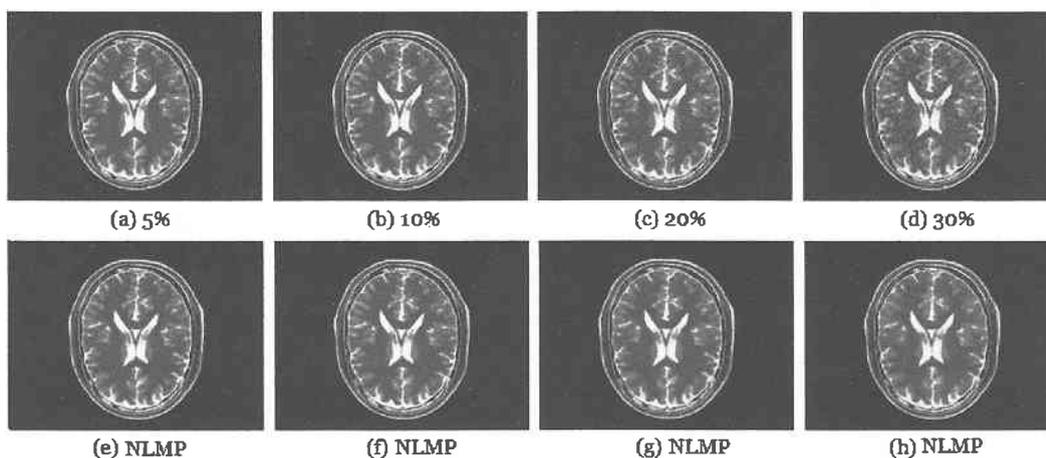


Figura 5.12 Evaluación subjetiva, algoritmo NLMP, IRM modalidad T2

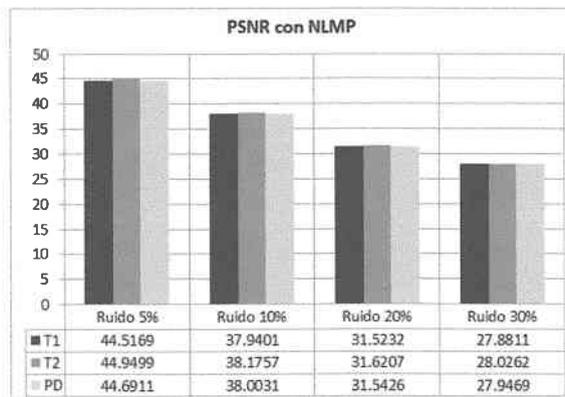


Figura 5.13 Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - PSNR

La evaluación subjetiva muestra la eficiencia del algoritmo aún cuando se trabaja con 30 % de ruido

Riciano, la evaluación cuantitativa respalda los resultados de la evaluación subjetiva ya que se alcanzó un buen resultado según las métricas utilizadas.

La evaluación cuantitativa se muestra en las Figuras 5.13 a la 5.18, también en la evaluación cuantitativa se muestra una disminución de 162 ms comparado con el tiempo de procesamiento del algoritmo NLM convencional, sin embargo, esta mejora está sujeta a un hardware específico.

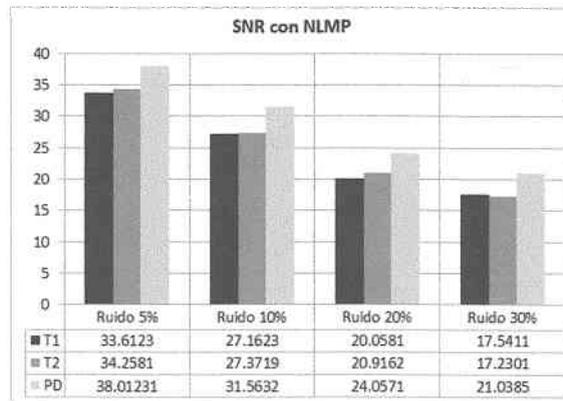


Figura 5.14 Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - SNR

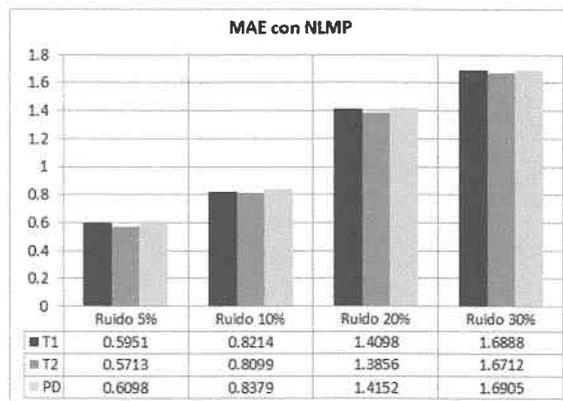


Figura 5.15 Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - MAE

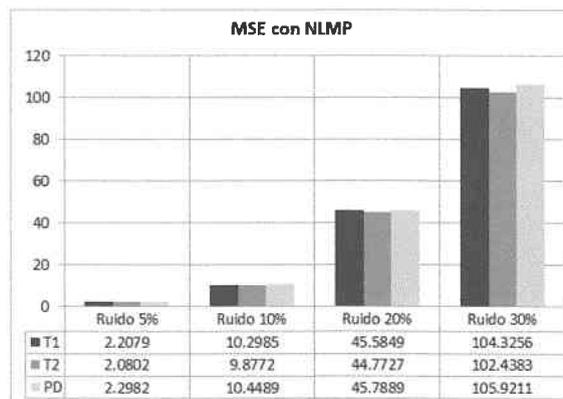


Figura 5.16 Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - MSE

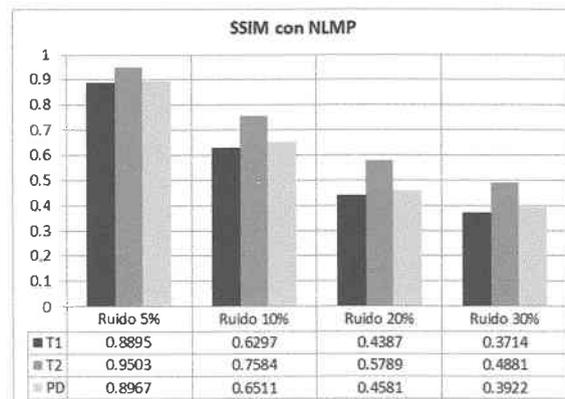


Figura 5.17 Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - SSIM

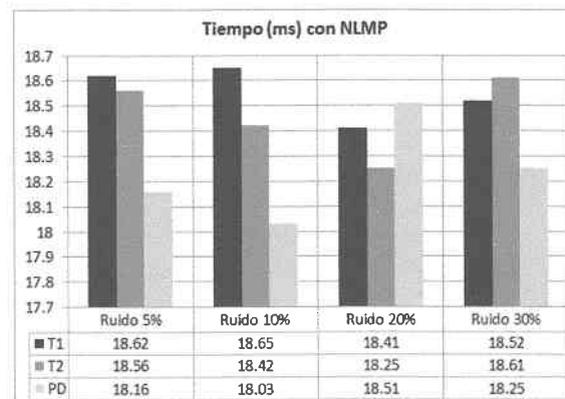


Figura 5.18 Resultados cuantitativos del algoritmo NLMP - Tiempo de procesamiento

Los resultados cuantitativos se presentan de la siguiente manera, en la Figura 5.13 se presentan las tendencias gráficas con la métrica PSNR, en la Figura 5.14 se presentan las tendencias gráficas con la métrica SNR, en la Figura 5.15 se presentan las tendencias gráficas con la métrica MAE, en la Figura 5.16 se presentan las tendencias gráficas con la métrica MSE.

En la Figura 5.17 se presentan las tendencias gráficas con la métrica SSIM y en la Figura 5.18 se presentan las tendencias gráficas del tiempo de procesamiento, en estas Figuras se muestran las tendencias gráficas del desempeño del algoritmo NLM paralelizado.

5.5. Discusión de resultados (Prueba 2)

Los resultados obtenidos en la prueba 2 son, PSNR=44, SNR=35, MAE=0.6, MSE=2.1 y SSIM=0.89 para imágenes con 5% de ruido y PSNR=28, SNR=18, MAE=1.68, MSE=104 y SSIM=0.39 para imágenes con 30% de ruido, los resultados obtenidos muestran que el algoritmo NLM paralelizado tiene un buen desempeño en la supresión de ruido y se logra mejorar notablemente el costo computacional con esto se alcanza un objetivo del presente trabajo, se logra una reducción del costo computacional de 162 ms a la hora de realizar la supresión de ruido Riciano, sin embargo, se debe contar con el hardware necesario para poder lograr esta mejora. Por esta razón, en este trabajo se propone un algoritmo con el objetivo de mejorar el costo computacional sin necesidad de tener un hardware específico.

5.6. Rendimiento del algoritmo de Promedio Local y Global

Después de realizar las dos pruebas anteriores y comprendido el funcionamiento del algoritmo NLM, se propuso un algoritmo para reducir el costo computacional sin utilizar un hardware específico, la técnica propuesta se nombró algoritmo de Promedio Local y Global. Las primeras pruebas se realizaron tomando en cuenta todas las regiones activas para un píxel, sin tomar en cuenta factores que afectan la calidad de la imagen, estos factores son el fondo de la imagen y el traslape de regiones.

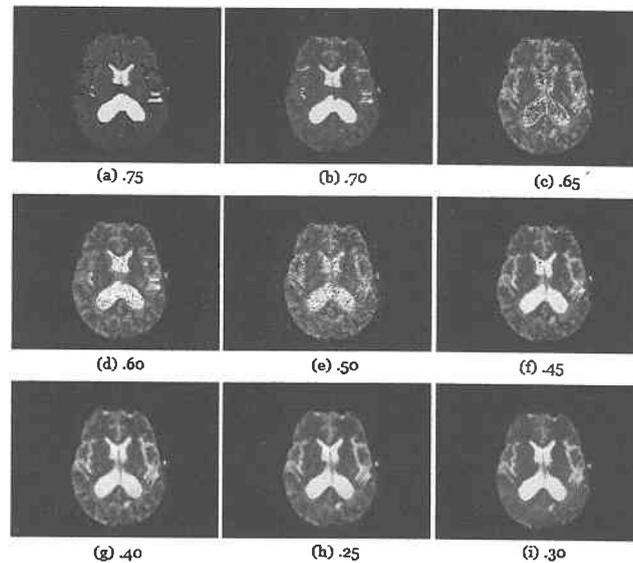


Figura 5.19 Evaluación subjetiva para diferentes umbrales en una IRM con 10% de ruido Riciano

Para mejorar el rendimiento del algoritmo PLG se propuso utilizar dos umbrales, uno para descartar el fondo de la imagen y otro para determinar cuando existe traslape de regiones en una malla, la prueba 4 se añadió al plan de pruebas para verificar cuáles son los parámetros que hacen más eficiente al algoritmo.

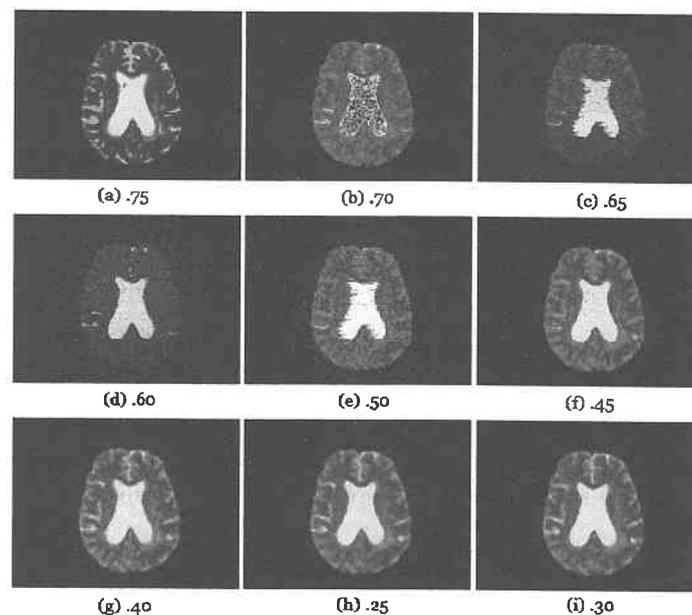


Figura 5.20 Evaluación subjetiva para diferentes umbrales en una IRM con 20% de ruido Riciano

La Figura 5.19 muestra la evaluación subjetiva del algoritmo PLG con los diferentes umbrales para una IRM con 10 % de ruido Riciano, la Figura 5.20 muestra la evaluación subjetiva del algoritmo PLG con los diferentes umbrales para una IRM con 20 % de ruido Riciano y la Figura 5.21 muestra la evaluación subjetiva del algoritmo PLG con los diferentes umbrales para una IRM con 30 % de ruido Riciano.

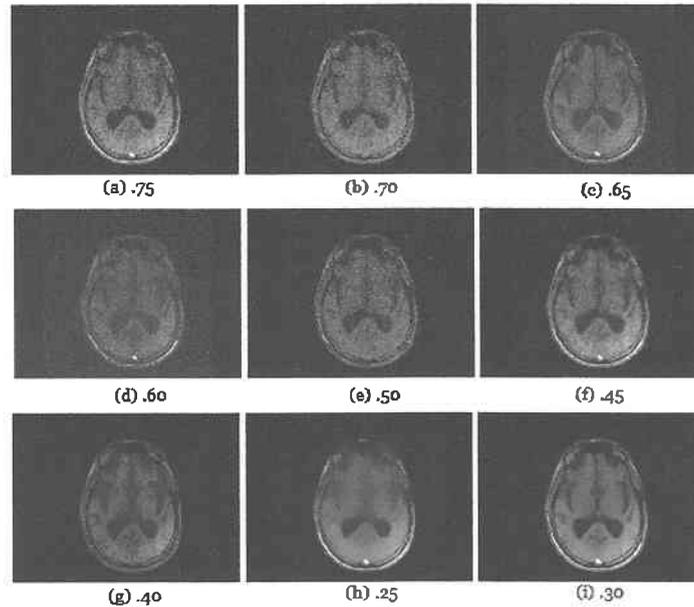


Figura 5.21 Evaluación subjetiva para diferentes umbrales en una IRM con 30 % de ruido Riciano

En estas imágenes se puede observar que cuando se trabaja con umbrales mayores a .45, los detalles de interés de la imagen son afectados significativamente. Al trabajar con umbrales menores a .45 la evaluación subjetiva no presenta diferencias significativas, pero la evaluación cuantitativa muestra que el mejor desempeño se alcanzó utilizando un umbral de 0.3, en la Figura 5.22 se muestra la gráfica de los resultados utilizando la métrica PSNR y en la Figura 5.23 se muestra la gráfica del tiempo de procesamiento con los diferentes umbrales.

La evaluación cuantitativa muestra que al utilizar el umbral 0.3 se alcanza una reducción del costo computacional de 158 ms en comparación con el algoritmo NLM convencional y un aumento de 4 ms en comparación con el algoritmo NLM paralelizado.

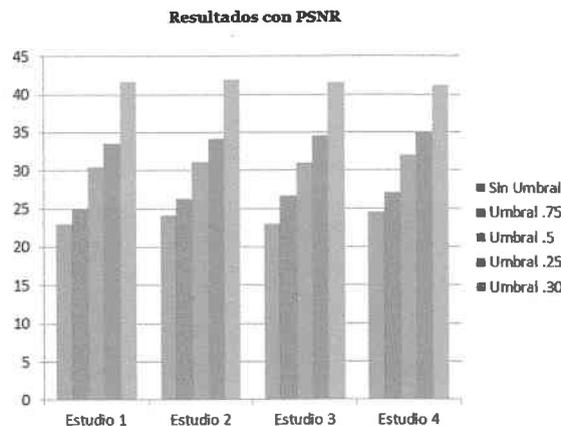


Figura 5.22 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - PSNR con diferentes umbrales

A continuación, en las Figuras 5.22 y 5.23 se presentan las tendencias gráficas de los resultados cuantitativos del algoritmo PLG con diferentes umbrales.

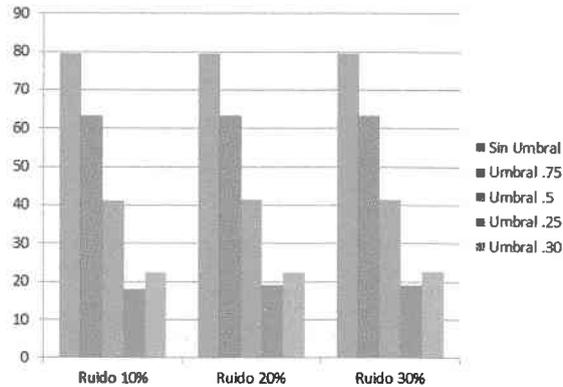


Figura 5.23 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - Tiempo de procesamiento con diferentes umbrales

En la Figura 5.23 se observa que el tiempo de procesamiento aumenta o disminuye de acuerdo al umbral elegido, esto se debe a que un umbral mayor permite el paso de más píxeles y un umbral menor realiza una selección más exhaustiva por lo tanto procesa menos píxeles.

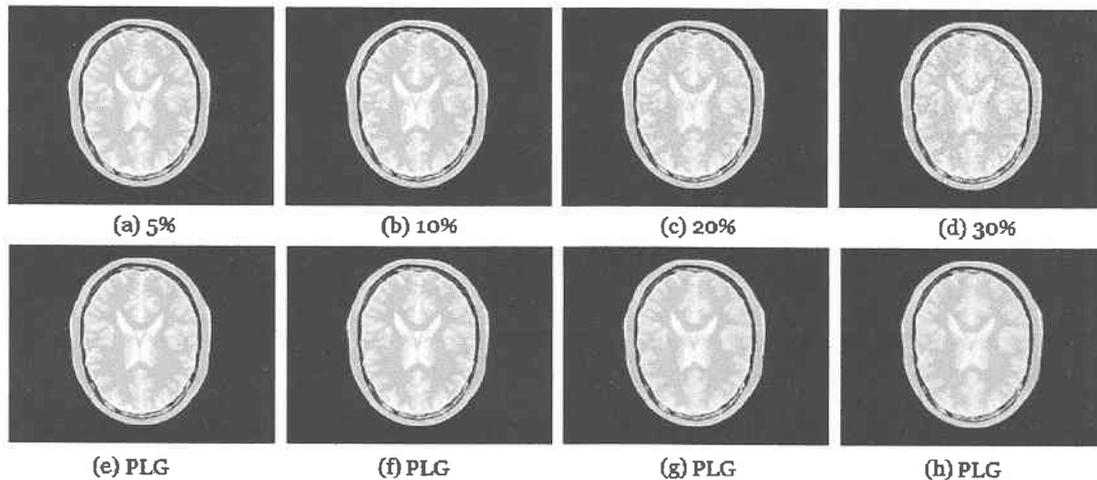


Figura 5.24 Evaluación subjetiva, algoritmo PLG, IRM modalidad PD

Derivado de la prueba 4 se utilizará el umbral 0.3 para continuar con la prueba 3, esta prueba se realizó con la finalidad de comprobar el correcto funcionamiento del algoritmo PLG, para esto se realizó el filtrado de 60 IRM, estas imágenes se obtuvieron de 3 estudios cada uno con 5 IRM en modalidad PD, 5 en T1 y 5 en T2, a cada imagen se simuló 5, 10, 20 y 30 % de ruido Riciano. En la Figura 5.24 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad PD.

Se trabajó con 60 IRM, debido a que la mayoría de trabajos consultados utilizan esta cantidad de imágenes; se tomaron en cuenta las 3 modalidades de IRM para mostrar que el algoritmo funciona correctamente aún cuando la imagen tiene mayor o menor luminancia (brillo); la cantidad de ruido simulado con el cual se trabajó se debe a que el rango de ruido en los trabajos consultados va desde 1 % hasta 30 %.

En la Figura 5.25 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T1 y en la Figura 5.26

se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T2. En estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo PLG).

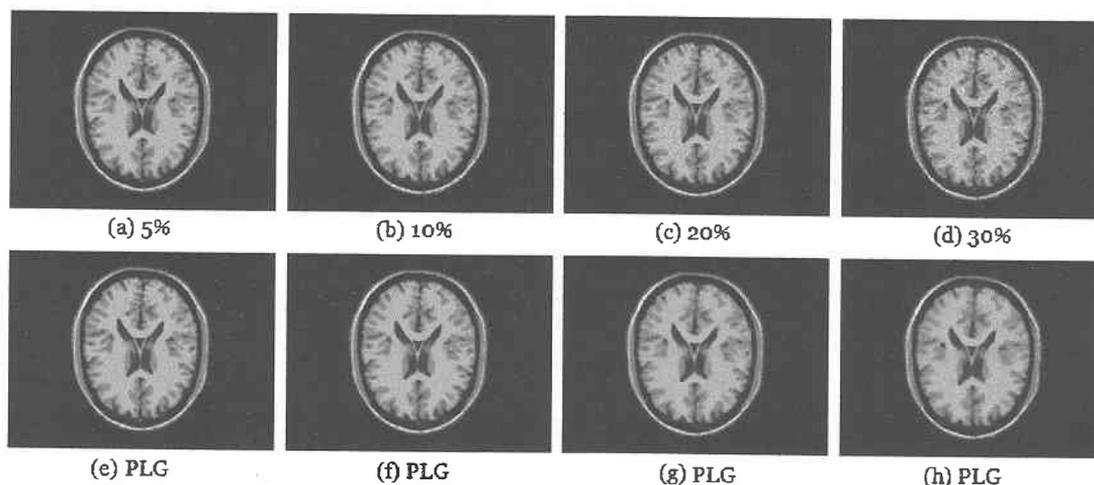


Figura 5.25 Evaluación subjetiva, algoritmo PLG, IRM modalidad T1

En la evaluación subjetiva mostrada en las Figuras 5.24, 5.25 y 5.26 se observa que se lleva a cabo la supresión de ruido sin pérdida de detalles de interés de la imagen, también se puede observar que el ruido Riciano en 5 % no degrada significativamente la calidad de la imagen en comparación con 10 %, 20 % y 30 % de ruido.

La evaluación subjetiva muestra la eficiencia del algoritmo aún cuando se trabaja con 30 % de ruido Riciano, la evaluación cuantitativa respalda los resultados de la evaluación subjetiva ya que se alcanzó un buen resultado según las métricas utilizadas.

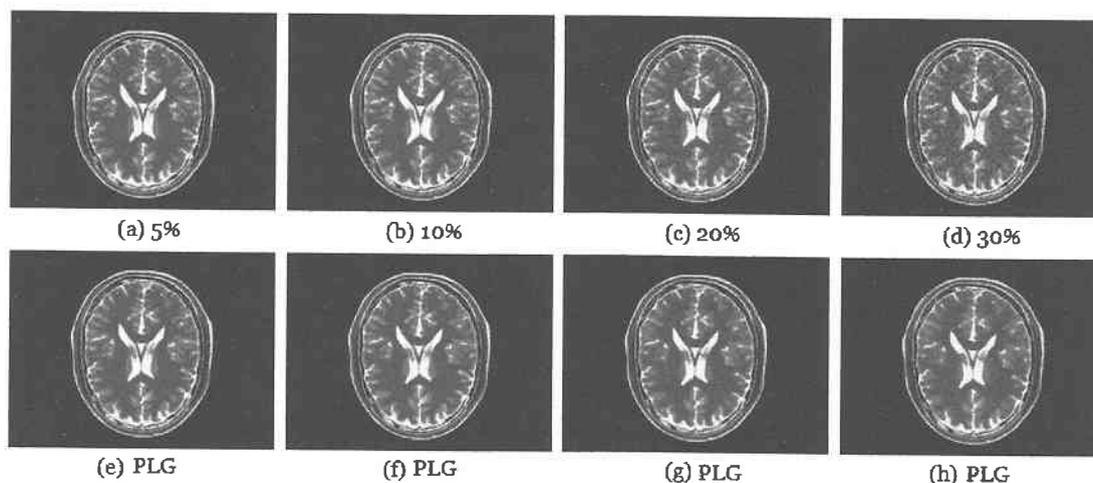


Figura 5.26 Evaluación subjetiva, algoritmo PLG, IRM modalidad T2

Los resultados cuantitativos se presentan de la siguiente manera, en la Figura 5.27 se presentan las tendencias gráficas con la métrica PSNR, en la Figura 5.28 se presentan las tendencias gráficas con la métrica SNR, en la Figura 5.29 se presentan las tendencias gráficas con la métrica MAE, en la Figura 5.30 se presentan las tendencias gráficas con la métrica MSE, en la Figura 5.31 se presentan las tendencias gráficas con la métrica SSIM y en la Figura 5.32 se presentan las tendencias gráficas

del tiempo de procesamiento, en estas Figuras se muestran las tendencias gráficas del desempeño del algoritmo PLG.

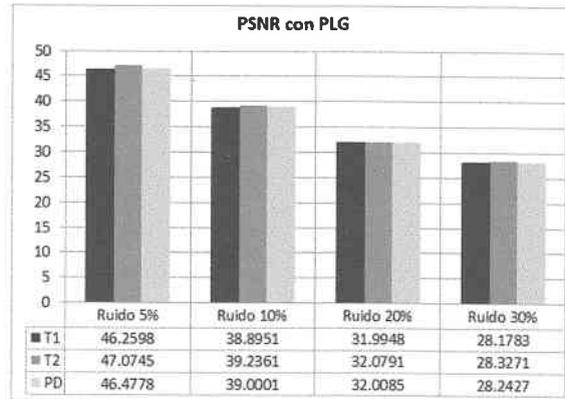


Figura 5.27 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - PSNR

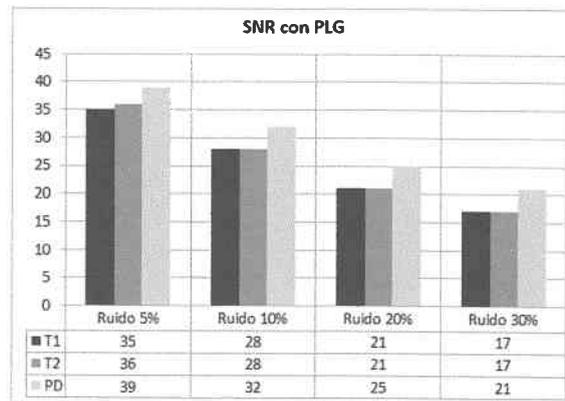


Figura 5.28 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - SNR

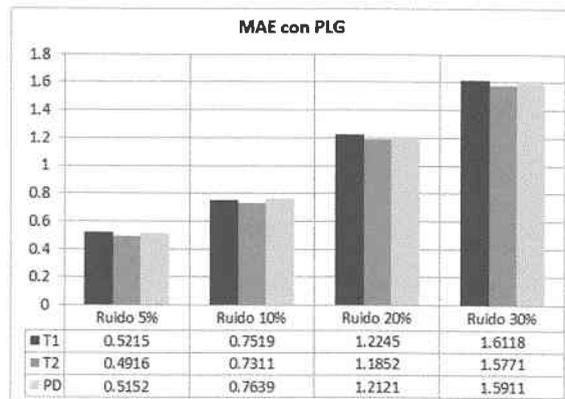


Figura 5.29 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - MAE

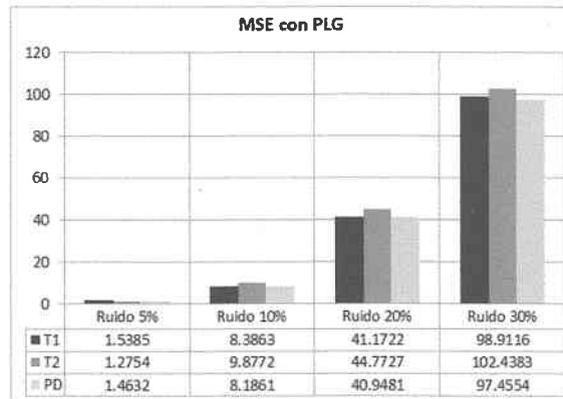


Figura 5.30 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - MSE

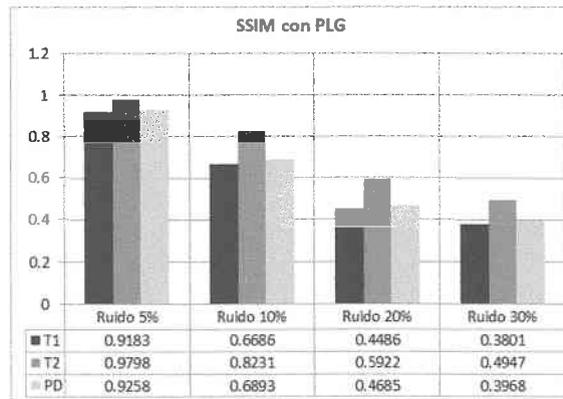


Figura 5.31 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - SSIM

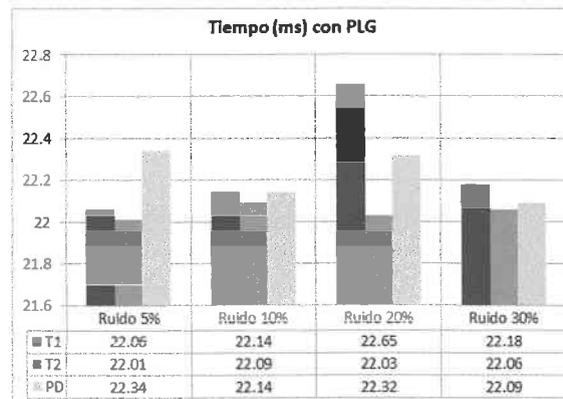


Figura 5.32 Resultados cuantitativos del algoritmo PLG - Tiempo de procesamiento

5.7. Discusión de resultados (Prueba 3)

Los resultados obtenidos en la prueba 3 son, PSNR=47, SNR=39, MAE=0.4, MSE=1.2 y SSIM=0.97 para imágenes con 5% de ruido y PSNR=29, SNR=21, MAE=1.5, MSE=97 y SSIM=0.49 para imágenes con 30% de ruido, los resultados obtenidos muestran que el algoritmo PLG tiene un buen desem-

peño en la supresión de ruido y se logra mejorar notablemente el costo computacional, se logra una reducción de 158 ms en comparación con el algoritmo NLM convencional y un aumento de 4 ms en comparación con el algoritmo NLM paralelizado, con la ventaja de no requerir un hardware específico.

5.8. Experimentación

En esta sección se realizó la experimentación, esta experimentación se dividió en dos partes; la primera consistió en comparar el desempeño de cada algoritmo implementado; NLM, NLMP y PLG. La segunda parte consistió en comparar el algoritmo que mejor se desempeñó en la primera parte de la experimentación contra 2 técnicas existentes en la literatura. Para esta experimentación se realizó el filtrado de 360 IRM con cada uno de los siguientes algoritmos; NLM, NLMP, PLG, BPO y VKS.

Las imágenes utilizadas se obtuvieron de 3 estudios cada uno con 30 IRM en modalidad PD, 30 en T1 y 30 en T2, a cada imagen se simuló 5,10, 20 y 30 % de ruido Riciano. Se trabajó con 360 IRM, para realizar una experimentación exhaustiva; se tomaron en cuenta las 3 modalidades de IRM para medir que algoritmo tiene mejor desempeño aún cuando la imagen tiene mayor o menor luminancia (brillo); la cantidad de ruido simulado con el cual se trabajó se debe a que el rango de ruido en los trabajos consultados va desde 1 % hasta 30 %.

Esta experimentación se realizó bajo las mismas condiciones, con las misma imágenes, con el mismo potencial computacional y con el mismo rango de ruido; excepto el algoritmo NLMP ya que este algoritmo utiliza una GPU.

5.8.1. Experimentación 1: Desempeño de los algoritmos NLM, NLMP y PLG

En la Figura 5.33 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad PD. , en estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo NLM convencional, NLM paralelizado y PLG).

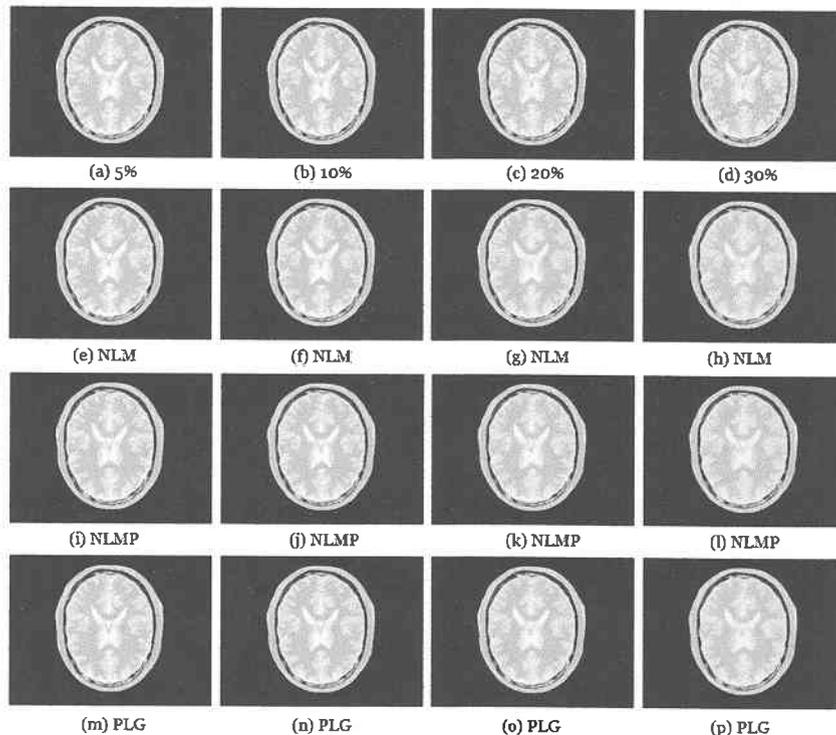


Figura 5.33 Evaluación subjetiva, algoritmos NLM, NLMP y PLG, IRM modalidad PD

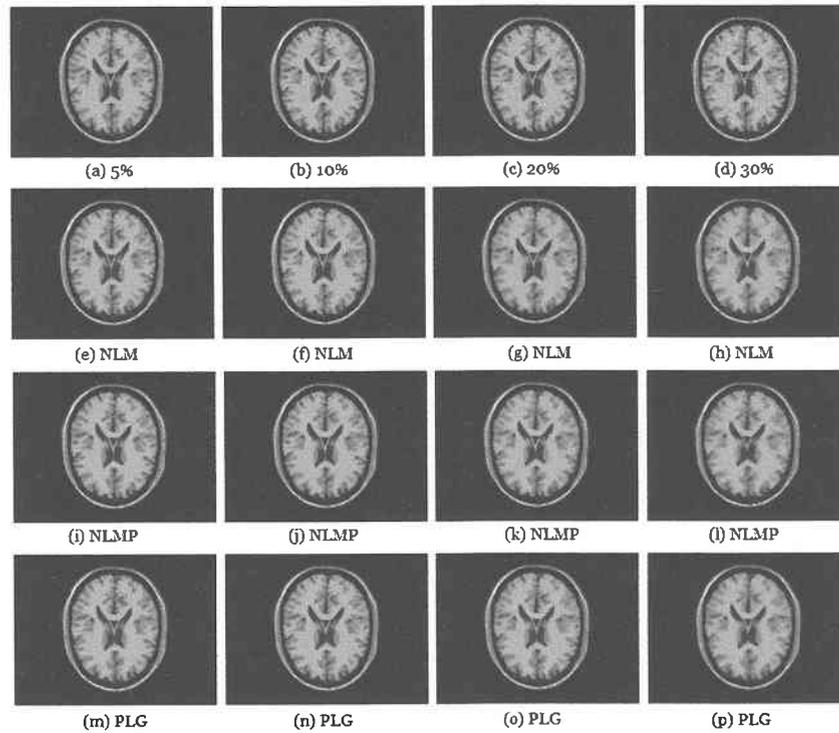


Figura 5.34 Evaluación subjetiva, algoritmos NLM, NLMP y PLG, IRM modalidad T1

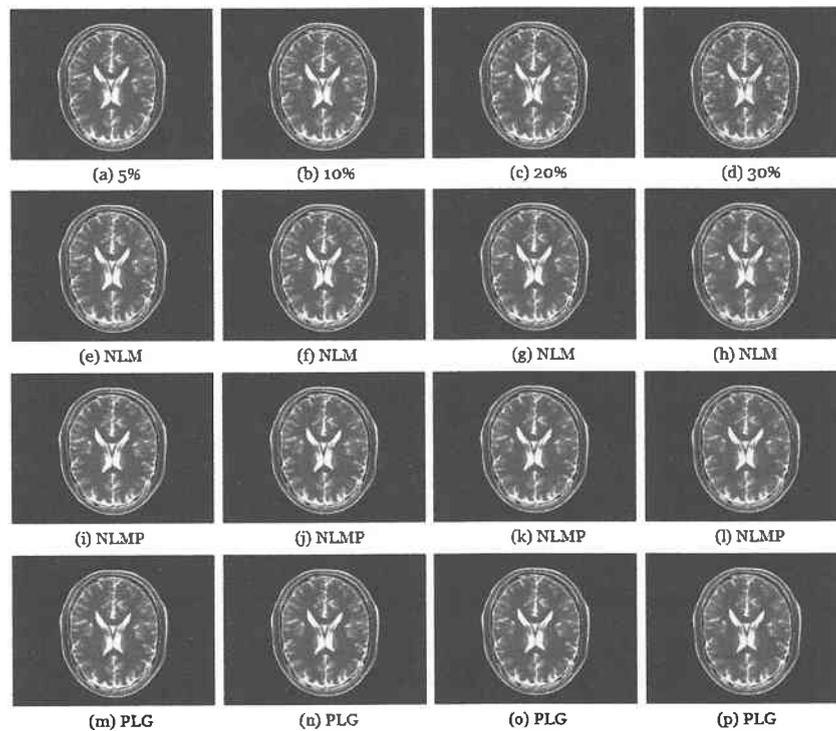


Figura 5.35 Evaluación subjetiva, algoritmos NLM, NLMP y PLG, IRM modalidad T2

En la Figura 5.34 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T1, en estas imágenes

se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo NLM convencional, NLM paralelizado y PLG). En la Figura 5.35 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T2, en estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo NLM convencional, NLM paralelizado y PLG).

En la evaluación subjetiva mostrada en las Figuras 5.33, 5.34 y 5.35 se observa que se lleva a cabo la supresión de ruido sin pérdida de detalles de interés de la imagen, también se puede observar que el ruido Riciano en 5 % no degrada significativamente la calidad de la imagen en comparación con 10 %, 20 % y 30 % de ruido.

La evaluación subjetiva muestra la eficiencia de cada algoritmo aún cuando se trabaja con 30 % de ruido Riciano, la evaluación cuantitativa respalda los resultados de la evaluación subjetiva ya que se alcanzó un buen resultado según las métricas utilizadas.

En la evaluación subjetiva no se observa una notable diferencia entre cada uno de los algoritmos, sin embargo la evaluación cuantitativa si presenta diferencia entre cada uno de los algoritmos, por ejemplo para IRM con 30 % de ruido existe una diferencia según la métrica PSNR de 5 (dB) entre el mejor PLG y el NLM. En la Tabla 5.1 se muestra a detalle cada resultado de la experimentación.

A continuación, en las Figuras 5.36, 5.37, 5.38, 5.39, 5.40, 5.41, 5.42, 5.43, 5.44, 5.45, 5.46, 5.47, 5.48, 5.49, 5.50, 5.51, 5.52 y 5.53 se presentan las tendencias gráficas de los resultados cuantitativos del desempeño de cada algoritmo implementado.

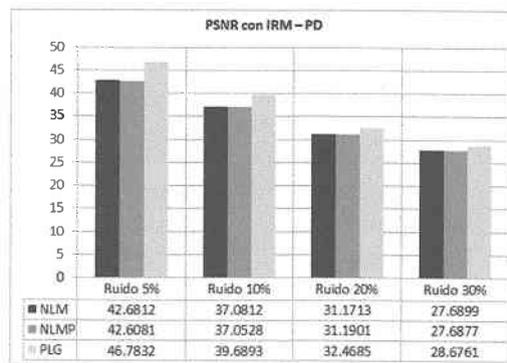


Figura 5.36 Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD

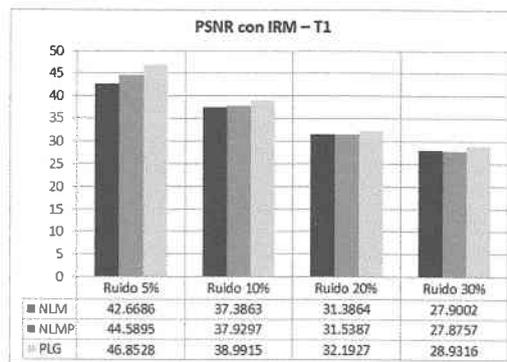


Figura 5.37 Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1

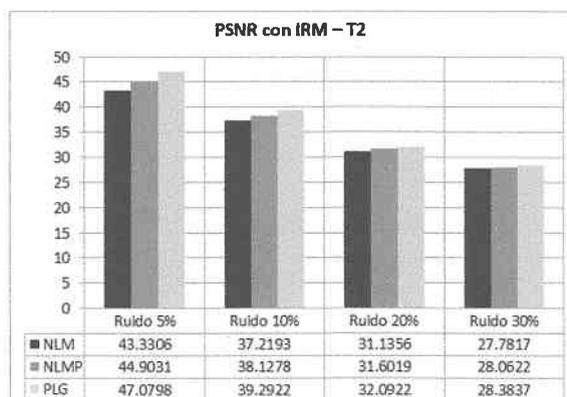


Figura 5.38 Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2

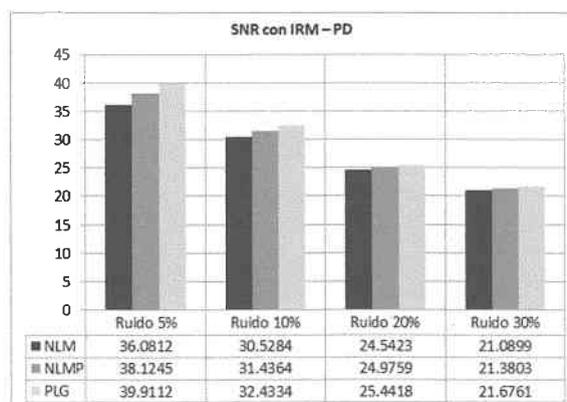


Figura 5.39 Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD

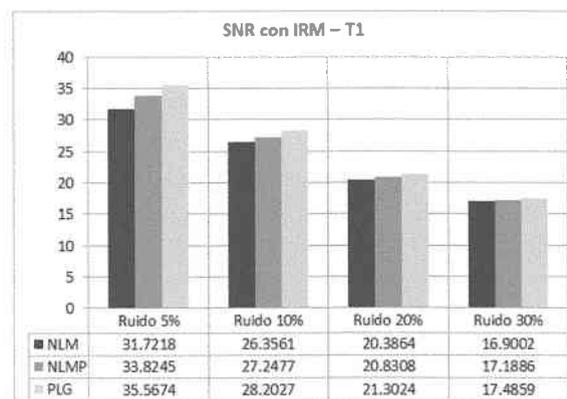


Figura 5.40 Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1

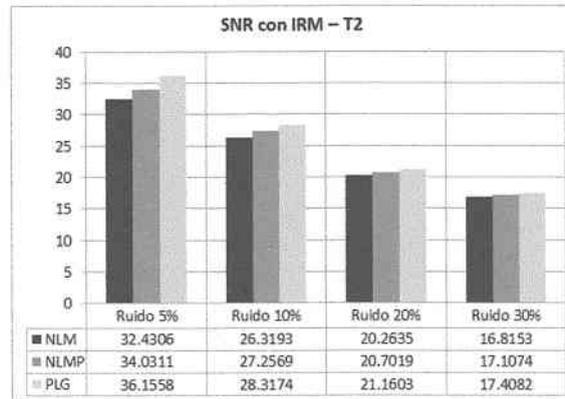


Figura 5.41 Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2

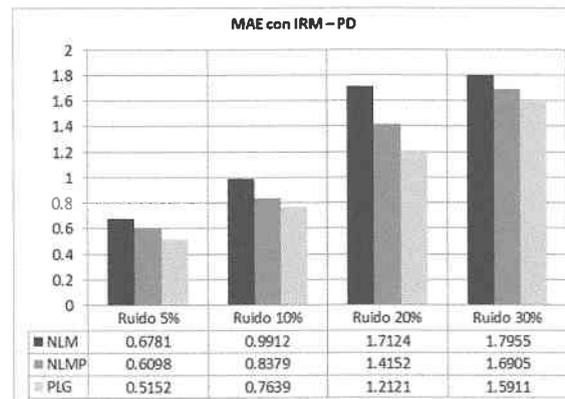


Figura 5.42 Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD

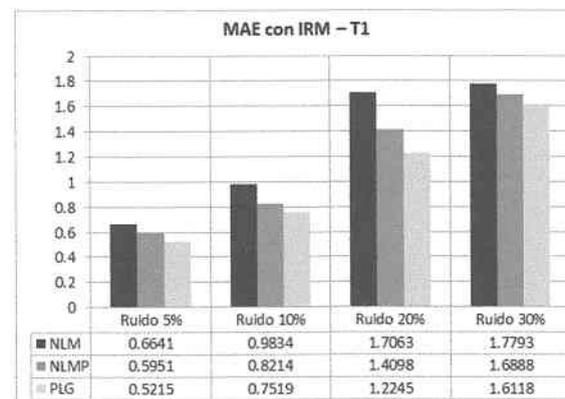


Figura 5.43 Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1

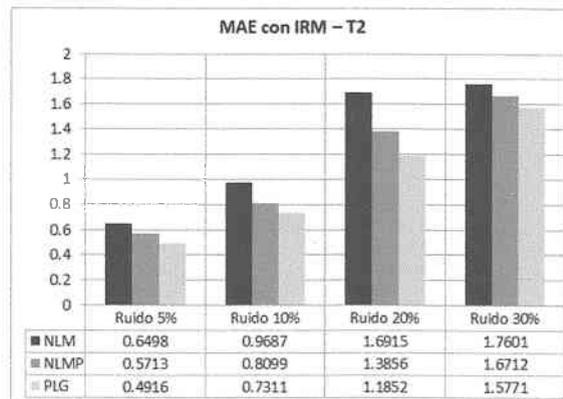


Figura 5.44 Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2

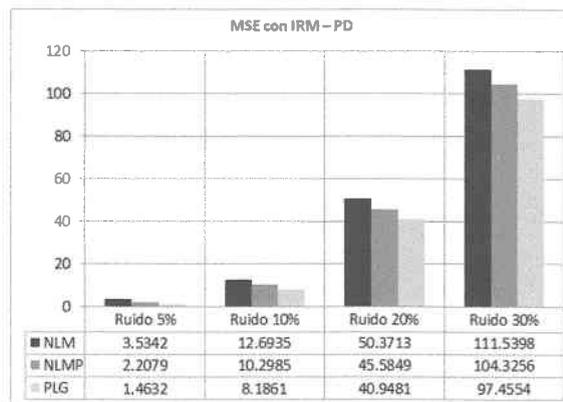


Figura 5.45 Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD

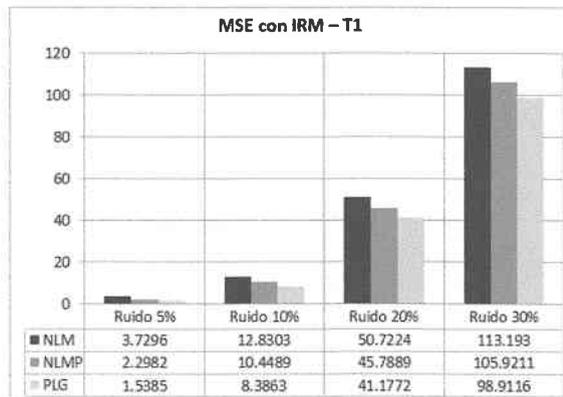


Figura 5.46 Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1

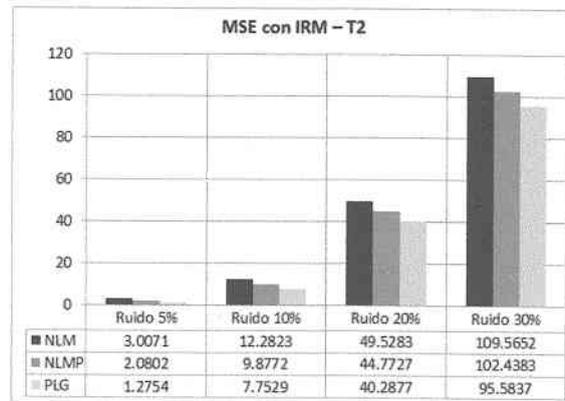


Figura 5.47 Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2

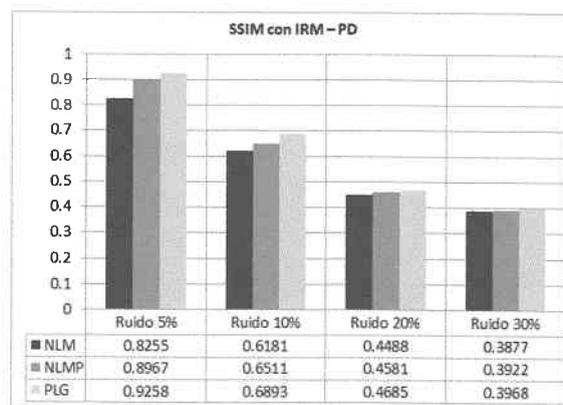


Figura 5.48 Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD

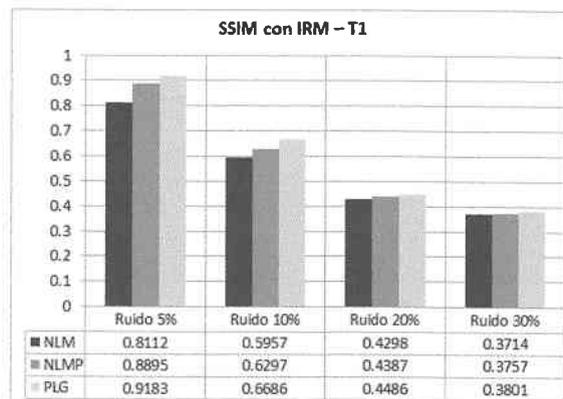


Figura 5.49 Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1

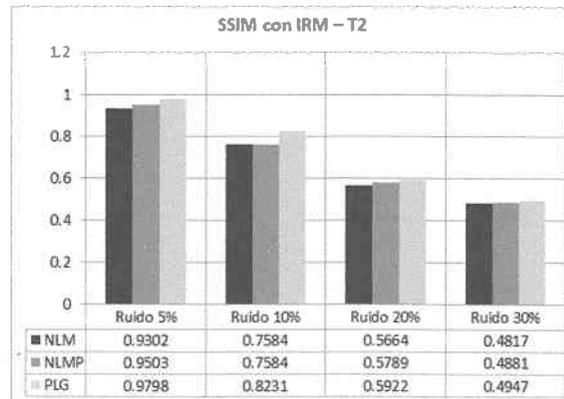


Figura 5.50 Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2

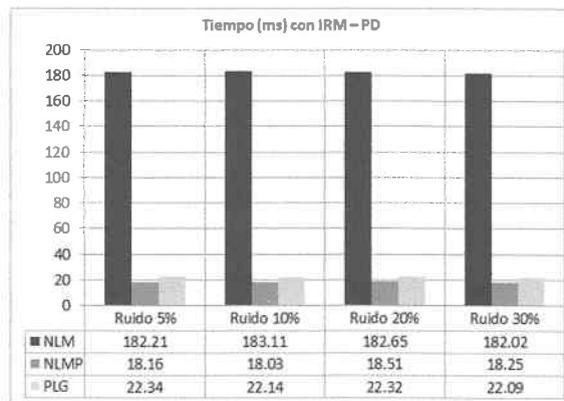


Figura 5.51 Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad PD

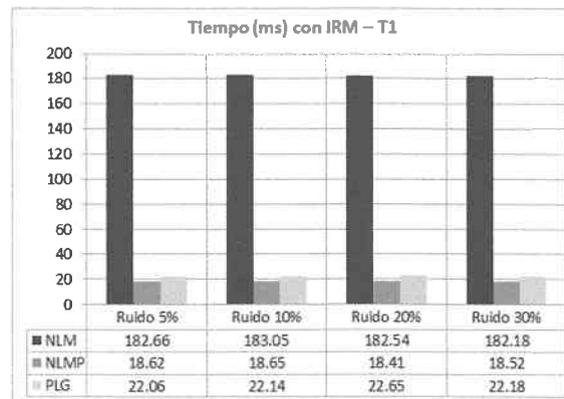


Figura 5.52 Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T1

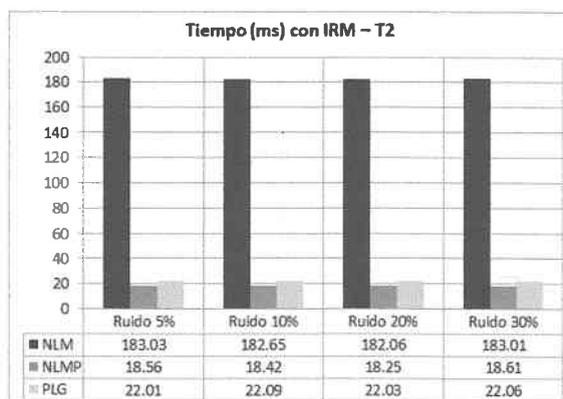


Figura 5.53 Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos NLM, NLMP y PLG con IRM modalidad T2

5.9. Discusión de resultados, experimentación 1

Después de realizar la experimentación con los algoritmos NLM, NLMP y PLG las evaluaciones subjetiva y cuantitativa muestran que el algoritmo propuesto alcanza los mejores resultados, presenta un buen desempeño medido con PSNR=47 y SNR=39, el error entre la señal reconstruida y la señal real es menor según MSE=1.2.

La preservación de los detalles finos es mayor con el algoritmo propuesto de acuerdo con MAE=0.4, la similitud en cuanto a la luminancia y contraste entre la imagen reconstruida y la imagen original es alta según SSIM=0.97 y el tiempo de procesamiento compite de buena manera sin necesidad de un hardware específico 22ms.

5.10. Experimentación 2: Desempeño de los algoritmos PLG, BPO y VKS

En la Figura 5.54 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad PD, en estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo BPO, el filtro VKS y el algoritmo PLG).

En la Figura 5.55 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T1, en estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo BPO, el filtro VKS y el algoritmo PLG).

En la Figura 5.56 se muestra la evaluación subjetiva con IRM en modalidad T2, en estas imágenes se puede observar la imagen de entrada (imagen ruidosa), con su respectiva imagen de salida (imagen filtrada con el algoritmo BPO, el filtro VKS y el algoritmo PLG).

En la evaluación subjetiva mostrada en las Figuras 5.54, 5.55 y 5.56 se observa que se lleva a cabo la supresión de ruido sin pérdida de detalles de interés de la imagen, sin embargo cuando se trabaja con 30% de ruido los filtros BPO y VKS presentan una notable disminución en la calidad de la imagen, esto se respalda con los resultados cuantitativos.

La evaluación subjetiva muestra la eficiencia del algoritmo PLG aún cuando se trabaja con 30% de ruido Riciano, la evaluación cuantitativa respalda los resultados de la evaluación subjetiva ya que se alcanzó un buen resultado según las métricas utilizadas. En la Tabla 5.1 se muestra a detalle cada resultado de la experimentación.

En las Figuras 5.57, 5.58, 5.59, 5.60, 5.61, 5.62, 5.63, 5.64, 5.65, 5.66, 5.67, 5.68, 5.69, 5.70, 5.71, 5.72, 5.73 y 5.74 se presentan las tendencias gráficas de los resultados cuantitativos del desempeño de cada algoritmo utilizando en esta experimentación.

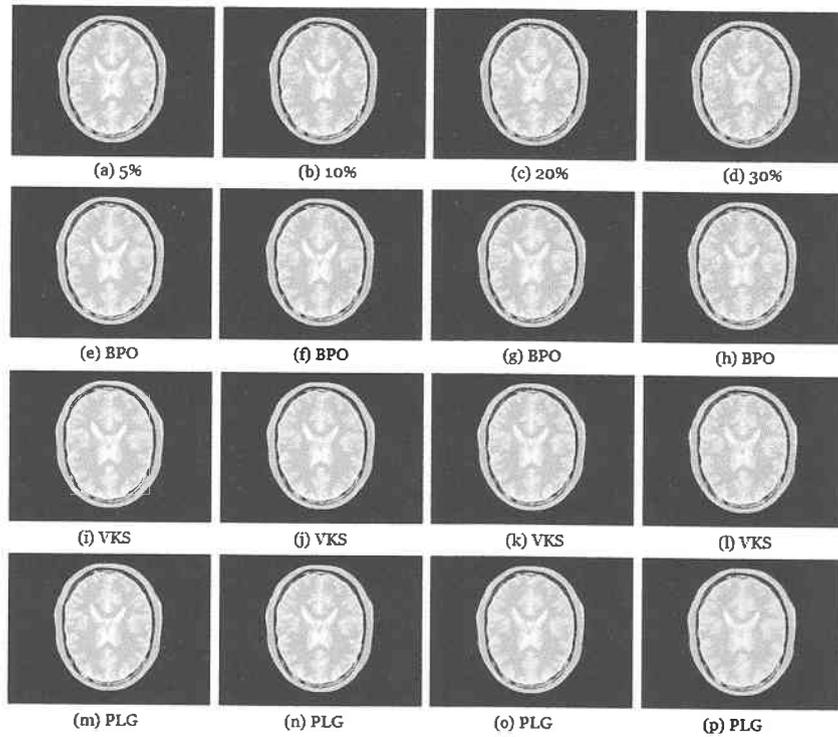


Figura 5.54 Evaluación subjetiva, algoritmos BPO, VKS y PLG, IRM modalidad PD

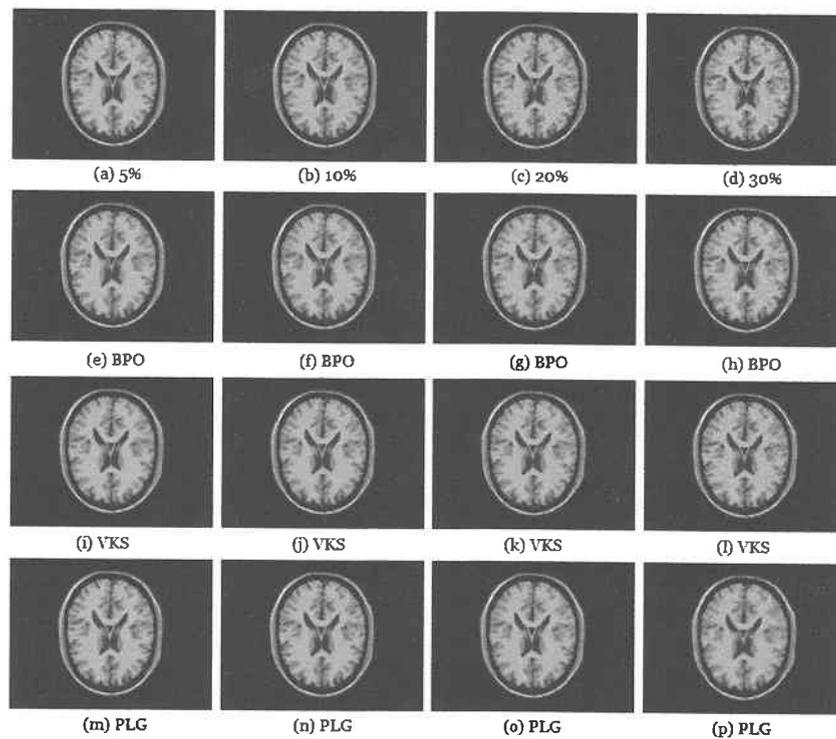


Figura 5.55 Evaluación subjetiva, algoritmos BPO, VKS y PLG, IRM modalidad T1

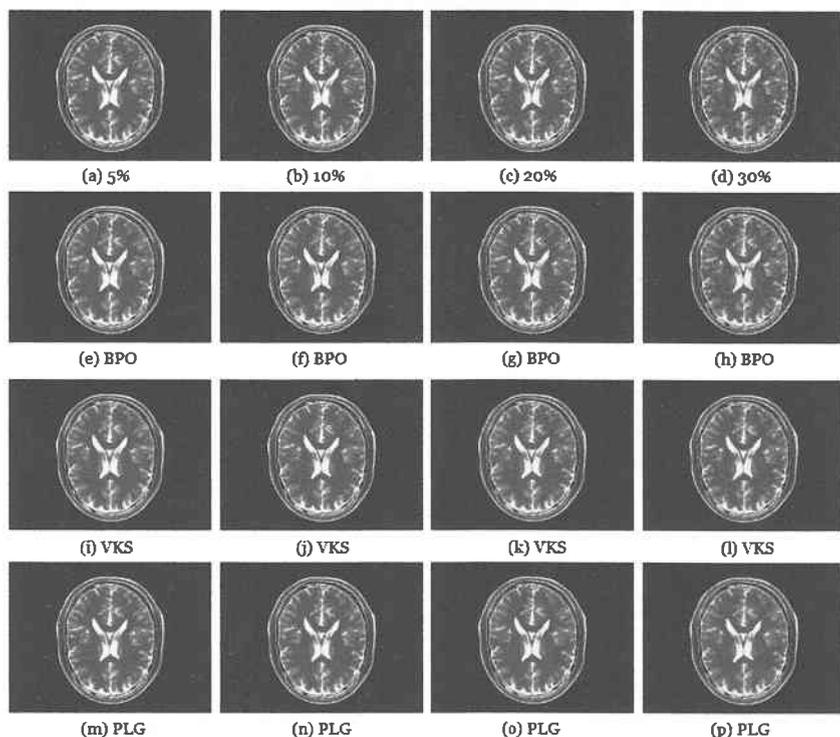


Figura 5.56 Evaluación subjetiva, algoritmos BPO, VKS y PLG, IRM modalidad T2

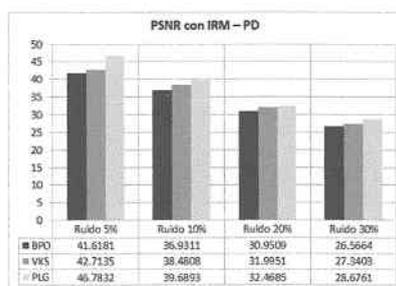


Figura 5.57 Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD

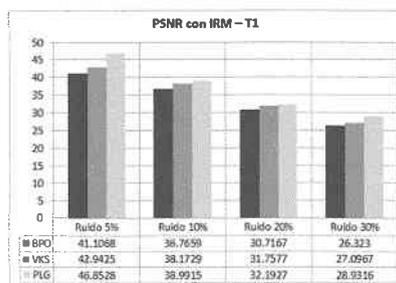


Figura 5.58 Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1

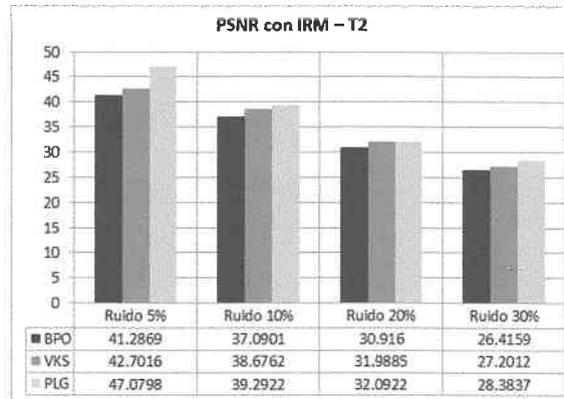


Figura 5.59 Resultados cuantitativos con PSNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2

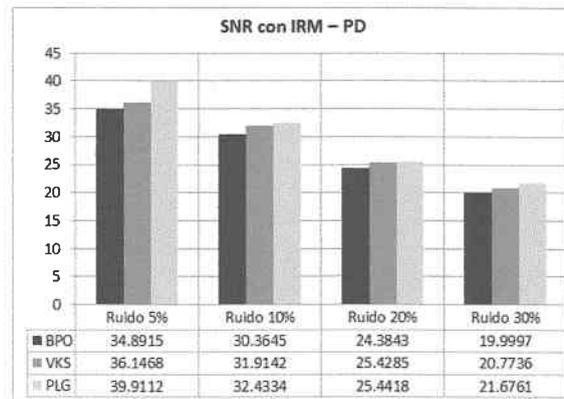


Figura 5.60 Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD

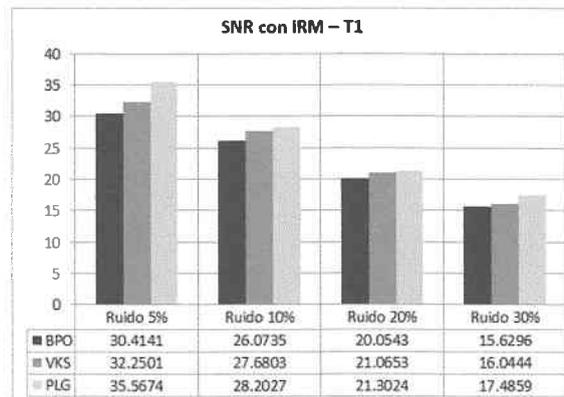


Figura 5.61 Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1

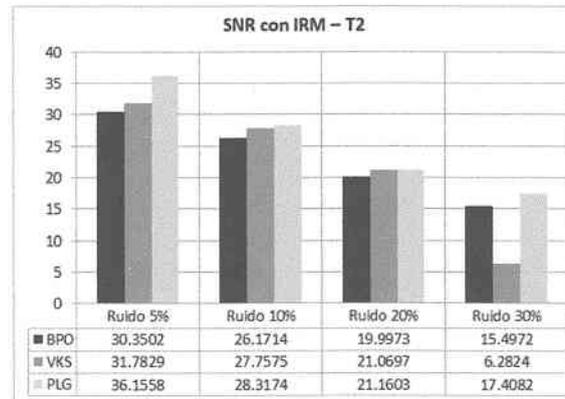


Figura 5.62 Resultados cuantitativos con SNR de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2

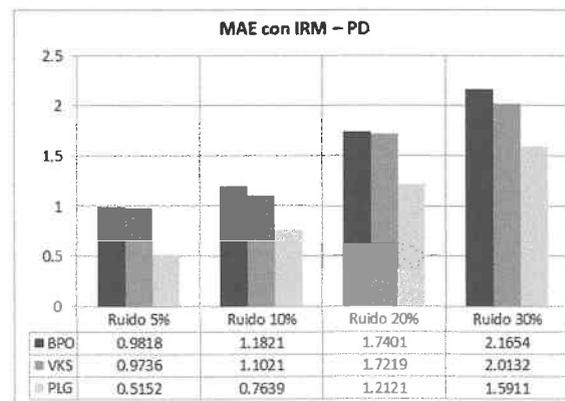


Figura 5.63 Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD

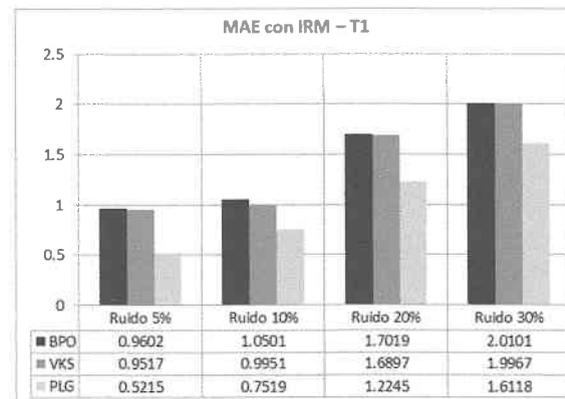


Figura 5.64 Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1

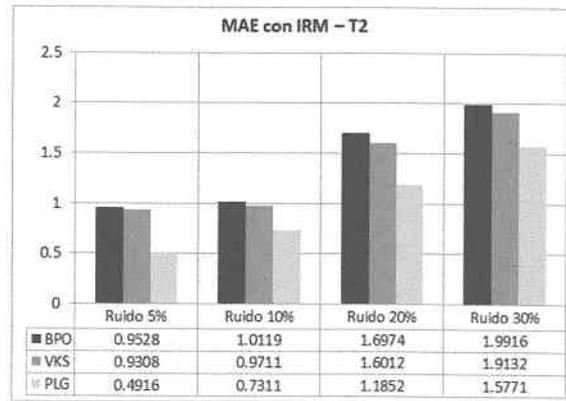


Figura 5.65 Resultados cuantitativos con MAE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2

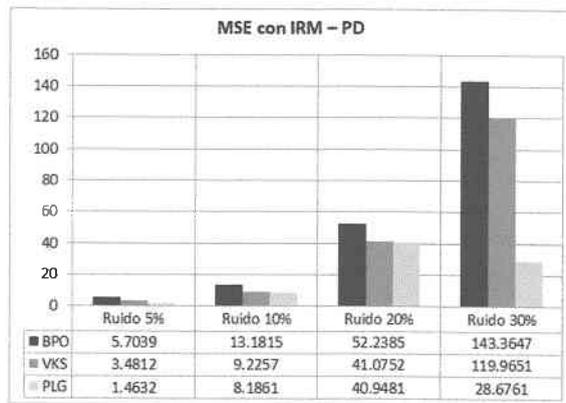


Figura 5.66 Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD

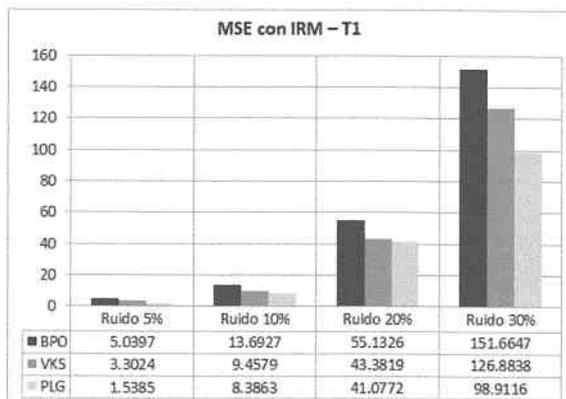


Figura 5.67 Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1

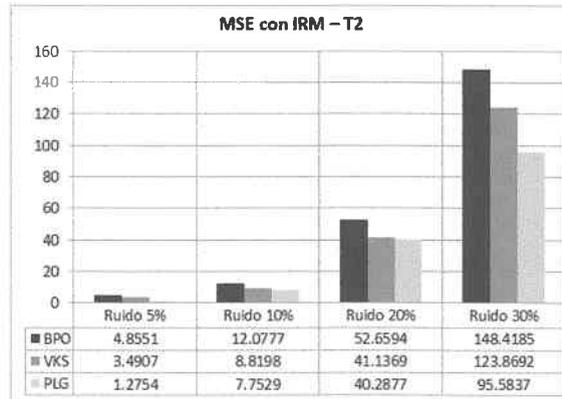


Figura 5.68 Resultados cuantitativos con MSE de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2

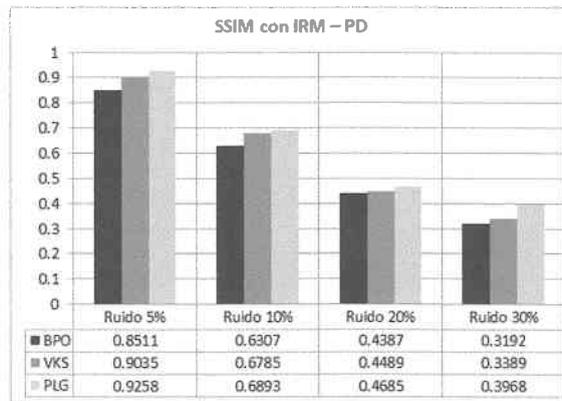


Figura 5.69 Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD

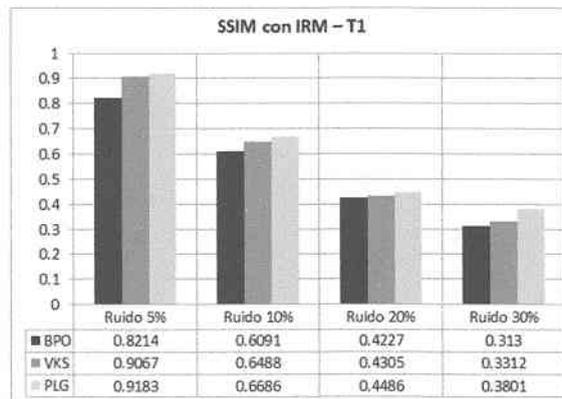


Figura 5.70 Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1

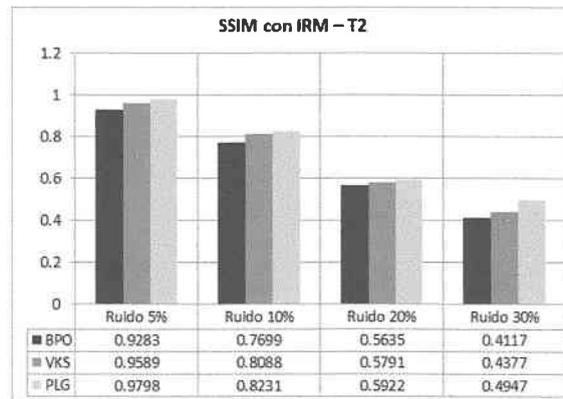


Figura 5.71 Resultados cuantitativos con SSIM de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2

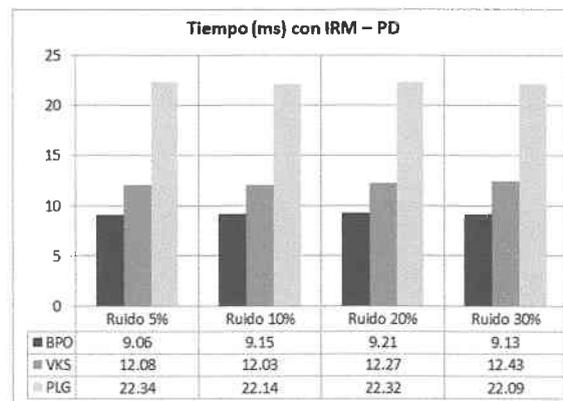


Figura 5.72 Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad PD

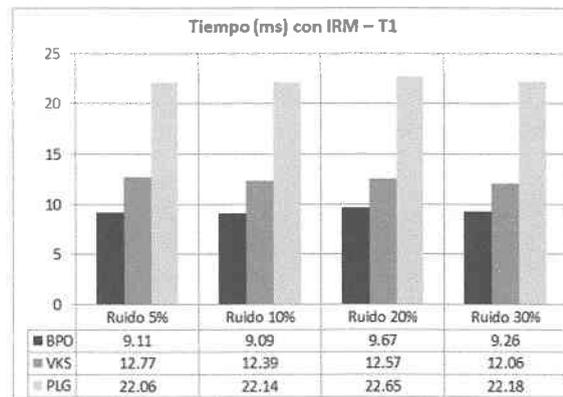


Figura 5.73 Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T1

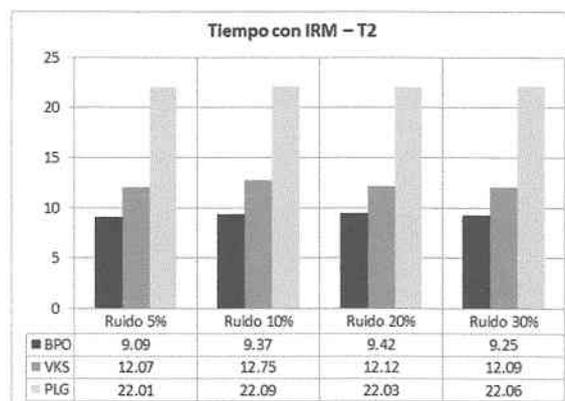


Figura 5.74 Resultados cuantitativos, tiempo de procesamiento de los algoritmos BPO, VKS y PLG con IRM modalidad T2

5.11. Discusión de resultados, experimentación 2

Entre las técnicas que se encuentran dentro del estado del arte el filtro BPO y VKS han obtenido buenos resultados y su disponibilidad del código ha facilitado realizar esta experimentación, donde se ha mostrado que el algoritmo PLG es superior, posicionándolo como una buena herramienta para filtrar IRM del cerebro, cumpliendo con el objetivo de suprimir ruido sin destruir los detalles finos de una imagen, además de conservar una buena relación entre calidad y costo computacional. Los resultados obtenidos son, PSNR=48, SNR=40, MAE=0.5, MSE=1.4 y SSIM=0.97, con un tiempo de procesamiento de 22ms por imagen.

5.12. Discusión de resultados

Después de realizar la experimentación, en las evaluaciones mostradas en las secciones anteriores se puede observar que se logró el objetivo de la presente tesis, el algoritmo propuesto tiene un desempeño alto en calidad (PSNR=48, SNR=40, MAE=0.5, MSE=1.4 y SSIM=0.97) con un tiempo de procesamiento bajo (22 ms por imagen) superando al algoritmo NLM convencional y NLM paralelizado, también se mostró que puede competir en el estado del arte como uno de los algoritmos más eficientes.

Tanto la evaluación subjetiva como la evaluación cuantitativa muestran que el algoritmo propuesto alcanza los mejores resultados, presenta un buen desempeño en la tarea de filtrado. Lo anterior de acuerdo a las métricas pico relación señal - ruido y relación señal - ruido, el error entre la señal reconstruida y la señal real es menor, comprobado con la métrica error cuadrático medio, la preservación de los detalles finos es mayor con la metodología propuesta de acuerdo a la métrica error absoluto medio, la similitud en cuanto a la luminancia y contraste entre la imagen reconstruida y la imagen original es alta, comprobado con la métrica índice de similitud estructural y el tiempo de procesamiento compite de buena manera con cualquier algoritmo desarrollado hasta el momento sin necesidad de un hardware específico. En la Tabla 5.1 se muestra el concentrado de los resultados de la experimentación.

Tabla 5.1 Concentrado de los resultados de la experimentación.

Algoritmo	PSNR	SNR	MAE	MSE	SSIM	TP (ms)
NLM	42	32	0.7	3.1	0.82	182
NLMP	44	33	0.7	2.2	0.89	18
PLG	48	40	0.5	1.4	0.97	22
BPO	41	31	0.98	5.7	0.82	12
VKS	42	30	0.97	3.5	0.90	9

Capítulo 6 Conclusiones

6. Conclusiones

Resumen

En este capítulo se detallan las actividades realizadas para cumplir cada uno de los objetivos planteados, también se mencionan cada uno de los productos obtenidos, entre ellos se encuentra el reporte del estado del arte, el reporte de resultados, el banco de imágenes utilizadas, entre otros; además de las actividades realizadas para cumplir cada uno de los alcances del presente trabajo; por último se mencionan las conclusiones y se proponen algunos trabajos futuros.

6.1. Objetivos y alcances logrados

En la Tabla 6.1, se detallan las actividades realizadas en relación a los objetivos y alcances planteados para el presente trabajo de tesis.

Tabla 6.1 Objetivos, alcances y actividades realizadas.

Objetivos	Actividades
Estudiar los conceptos básicos de una IRM.	En el estado del arte se analizaron 23 trabajos de supresión de ruido en imágenes digitales e imágenes médicas, principalmente IRM, también se consultaron documentos especializados en las características de las IRM, cada uno de los trabajos anteriores aportaron los conocimientos base para desarrollar el presente trabajo.
Conocer los conceptos básicos del ruido Riciano.	Dentro de las actividades que se desarrollaron para estudiar los conceptos básicos de un IRM se hablaba de las características principales del ruido Riciano así como su origen y sus efectos.
Estudiar y comprender los conceptos básicos del algoritmo NLM.	En el estado del arte se analizaron 11 trabajos que han utilizado el algoritmo NLM para reducir ruido en diferentes imágenes digitales (imágenes comunes, imágenes médicas, entre otras). También se analizaron modificaciones que se han propuesto para mejorar su desempeño.
Hacer una implementación paralelizada del algoritmo NLM en una GPU.	El algoritmo NLM paralelizado fue implementado, también se implementó el algoritmo NLM convencional y se propuso una nueva metodología.
Implementar una interfaz gráfica de usuario que permita llevar a cabo el filtrado, así como hacer una presentación visual de la imagen resultante.	La interfaz gráfica de usuario se implementó utilizando como lenguaje base Java. Dicha interfaz grafica permite realizar la visualización de las imágenes tanto de entrada, como las imágenes resultantes.
Evaluar el desempeño del algoritmo NLM utilizando una base de datos especializada.	Se evaluó el desempeño de los algoritmos implementados con IRM simuladas con Brainweb, además de realizar el filtrado de la base de datos de dominio público del instituto de cáncer de USA.

Tabla 6.1 Objetivos, alcances y actividades realizadas (Continuación).

Alcances	Actividades
Comparar el desempeño del algoritmo NLM con otras técnicas existentes en la literatura.	Se evaluó el desempeño de los algoritmos implementados NLM, NLMP y PLG, el algoritmo que mejor se desempeño (PLG) se comparó contra las técnicas BPO y VKS, dicha evaluación se llevó a cabo con las métricas de calidad PSNR, SNR, MAE, MSE, SSIM y tiempo de procesamiento.
Analizar el algoritmo NLM.	En el estado del arte se analizó el funcionamiento del algoritmo NLM así como nuevas versiones que se han propuesto.
Analizar el ruido Riciano existente en las IRM del cerebro.	En el estado del arte se analizaron trabajos que se han realizado para suprimir ruido en IRM, así como trabajos que describen las características de las IRM, entre estas lecturas se encontraron los conceptos básicos del ruido Riciano.
Implementación paralelizada del algoritmo NLM en una GPU.	El algoritmo NLM paralelizado fue implementado y se propuso una nueva metodología que reduce el costo computacional 90 % sin necesidad de utilizar un hardware específico.
Se evaluará el desempeño del algoritmo NLM únicamente con una base de datos especializada.	Se evaluó el desempeño de los algoritmos implementados con IRM simuladas con Brainweb, además de realizar el filtrado de la base de datos de dominio público del instituto de cáncer de USA.
El desempeño del algoritmo NLM se comparará con al menos dos técnicas existentes.	Se comparó el desempeño de los algoritmos NLM convencional, NLM paralelizado, algoritmo PLG, bilateral con parámetros óptimos y estimación de máxima verosimilitud no local utilizando la prueba de Kolmogorov - Smirnov. Dicha comparación se realizó con las métricas de calidad PSNR, SNR, MSE, MAE, SSIM y el tiempo de procesamiento, donde se mostró que la metodología propuesta alcanzó el mejor desempeño.

6.2. Resultados del trabajo

6.2.1. Productos

1. Reporte del estado del arte: Como parte de los productos entregables, se redactó un informe del estado del arte, el cual se incluye en el disco compacto anexo a la tesis, en dicho documento se describen los artículos e investigaciones que se emplearon para dar sustento a la presente investigación.
2. Implementación del algoritmo NLM convencional.
3. Implementación del algoritmo NLM paralelizado.

4. Implementación del algoritmo de Promedio Local y Global.
5. Reporte de resultados: Como parte de los productos entregables, se redactó un reporte de resultados, este documento también se integra en el disco compacto anexo a la tesis.
6. Banco de imágenes: Para el presente trabajo de tesis se utilizó el banco de imágenes de resonancia magnética del instituto de cáncer de Estados Unidos, también se utilizaron imágenes de resonancia magnética simuladas con la herramienta Brainweb. Las imágenes utilizadas se incluyen en el disco compacto anexo a la tesis.
7. Interfaz gráfica de usuario: Se elaboró una interfaz gráfica de usuario, como parte de los productos entregables descritos en la propuesta aceptada; dicha interfaz permite la visualización de la imagen de resonancia magnética, suprimir el ruido Riciano, mostrar la imagen resultante y guardar cada una de las imágenes en la dirección deseada. La Interfaz Gráfica de usuario se incluye en el disco compacto anexo a la tesis.
8. Presentación: Se realizó una presentación del proyecto de tesis «Supresión de Ruido Riciano en Imágenes de Resonancia Magnética Utilizando un Algoritmo *Non-Local Means* Paralelizado» en el evento «Escuela de Inteligencia Artificial y Robótica 2017» de la Universidad Tecnológica Emiliano Zapata. El reconocimiento otorgado se muestra en la Figura 6.1.

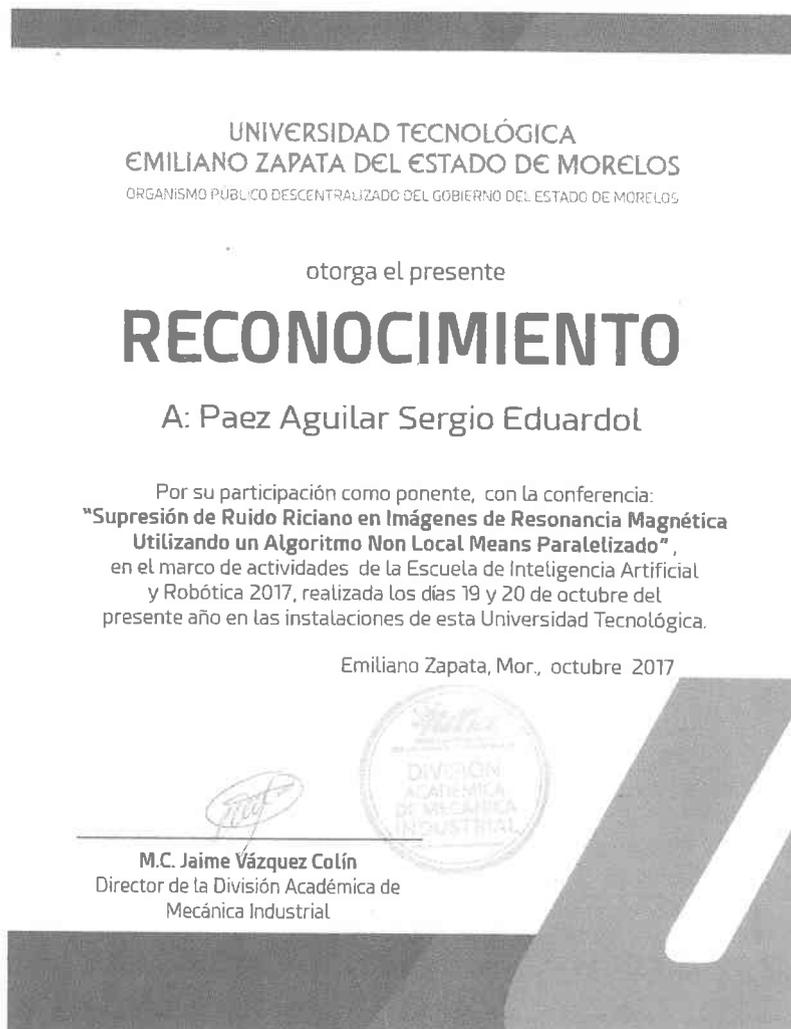


Figura 6.1 Reconocimiento por la presentación realizada

9. Artículo «Supresión de ruido Riciano en imágenes de resonancia magnética del cerebro utilizando un algoritmo de Promedio Local y Global»: Se realizó un artículo, que fue enviado al Congreso Mexicano de Inteligencia Artificial (COMIA 2018). En la Figura 6.2 se muestra la primera página de dicho artículo y en la Figura 6.3 se muestra el reconocimiento obtenido.

Supresión de ruido Riciano en imágenes de resonancia magnética del cerebro utilizando un algoritmo de promedio local y global

Sergio Eduardo Páez Aguilar¹, Dante Mújica-Vargas¹[0000-0001-8665-4096],
Jean Marie Vianney Kinani²

¹ Departamento de Ciencias de la Computación, CENIDET, Interior Internado Palmira s/n, Palmira, Cuernavaca-Morelos, México

² Departamento de Sistemas Computacionales, ITESHU, Domicilio Conocido s/n, El Saucillo, 42411 Huichapan, Hidalgo, Mexico
{sergio.paez,dantemv}@cenidet.edu.mx

Resumen La imagen de resonancia magnética es el estudio más utilizado para diagnosticar enfermedades cerebrales; sin embargo, su calidad visual es severamente degradada por ruido Riciano que se incorpora inevitablemente durante el proceso de adquisición. Para atender este problema, en la literatura se tiene como un referente importante algoritmo *Non-Local Means*, sin embargo, éste tiene un costo computacional alto, aunado a que en realidad solo utiliza información local de las imágenes. Por lo cual, en este trabajo de investigación se propone modificar el algoritmo original para minimizar su tiempo de ejecución y cumplir con el uso de la redundancia de información mediante el uso de promedios local y global.

Palabras clave: Ruido Riciano, Imágenes de Resonancia Magnética del Cerebro, Promedio Local y Global.

Rician Noise Suppression on Brain Magnetic Resonance Images by Using a Local-Global Means Algorithm

Abstract. Magnetic resonance imaging is the most widely used study to diagnose brain diseases; however, its visual quality is severely degraded by Rician noise that is inevitably incorporated during the acquisition process. To address this problem, in the literature there is an important reference algorithm *Non-Local Means*, however, it has a high computational cost, in addition to actually only using local information of the images. Therefore, in this research paper it is proposed to modify the original algorithm to minimize its runtime and comply with the use of information redundancy by using local and global averages.

Keywords: Rician Noise, Magnetic Resonance Imaging, Local and Global Averages.

Figura 6.2 Primera página del artículo redactado

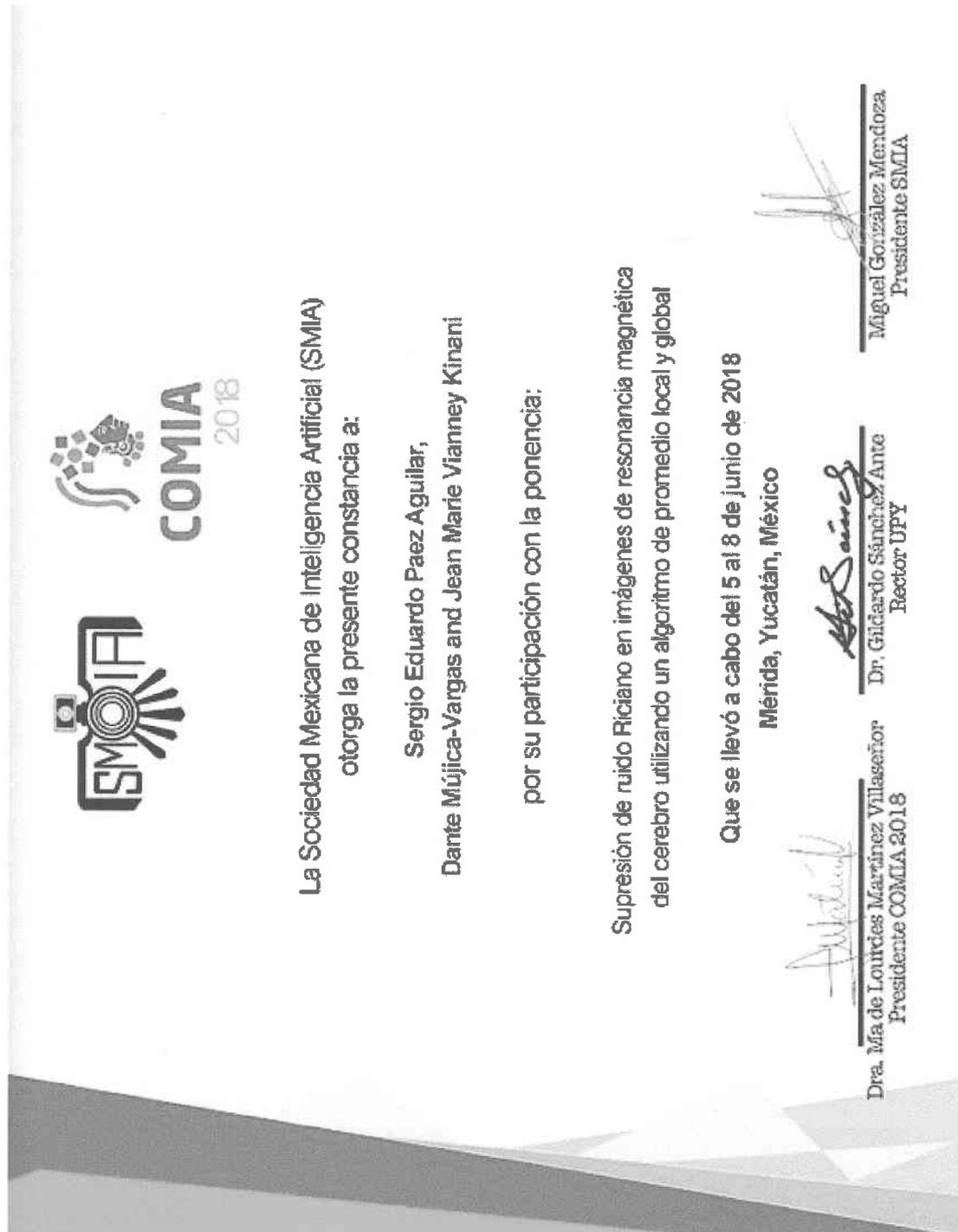


Figura 6.3 Reconocimiento COMIA 2018

6.2.2. Aportaciones

1. Implementación del algoritmo NLM convencional.
2. Implementación del algoritmo NLM paralelizado.
3. Propuesta e implementación del algoritmo PLG.

6.2.3. Conclusiones

Al término de este proyecto de maestría, se llegan a las siguientes conclusiones:

La IRM del cerebro inevitablemente introducirá ruido en su proceso de adquisición, dependiendo de las características del sistema de resonancia magnética es el tipo de ruido que se presenta, en sistemas con un solo inductor el ruido que se presenta es el ruido Riciano.

Es posible reducir el ruido Riciano en IRM del cerebro hasta un 30 % según la experimentación realizada, sin destruir los detalles de interés de la misma en cualquiera de las tres modalidades existentes T1, T2 y PD. Cabe mencionar que la experimentación realizada se realizó en este rango de ruido debido a que en el estado del arte la mayoría de los trabajos utilizan este rango.

El algoritmo NLM tiene un buen desempeño al realizar la reducción de ruido Riciano según las métricas PSNR=42, SNR=33, MAE=0.6, MSE=3.3 y SSIM=0.85 para imágenes con 5 % de ruido y PSNR=27, SNR=17, MAE=1.7, MSE=110 y SSIM=0.3 para imágenes con 30 % de ruido en IRM del cerebro pero su costo computacional es alto 182 ms en promedio por imagen, este costo puede reducirse 162 ms en promedio por imagen realizando un paralelismo en una unidad de procesamiento gráfico pero se debe contar con el hardware necesario para realizar dicha tarea.

El algoritmo PLG permite realizar la supresión de ruido en IRM del cerebro, esta técnica superó cuantitativamente a los algoritmos NLM convencional y NLM paralelizado según las métricas utilizadas.

El algoritmo PLG logró una reducción del costo computacional de 158 ms en comparación con el algoritmo NLM convencional sin la necesidad de utilizar un hardware específico, esto lo hace un método que compite de buena manera en el estado del arte en calidad y en costo computacional.

El algoritmo PLG superó a los filtros NLM convencional, NLM paralelizado, BPO y VKS cuantitativamente según la experimentación realizada, en cuanto al costo computacional compite de buena manera con cada uno de los filtros comparados.

Al final de esta investigación se logró reducir el ruido Riciano en IRM del cerebro utilizando un algoritmo que hace uso de la información redundante dentro de la imagen con un costo computacional de 22 ms en promedio por imagen.

6.3. Trabajos futuros

Se propone como trabajo futuro experimentar con otros estimadores estadísticos en busca de mejorar la calidad de la imagen resultante, así como, hacer que el número de mallas con las que se trabaja se ajusten adaptativamente en número y tamaño, además de paralelizar el algoritmo PLG para reducir aún más su costo computacional.

Se propone experimentar con un rango de ruido superior a 30 %, en este trabajo solo se trabajó con el rango de 1 hasta 30 % debido a que en el estado del arte es el rango con el que se trabaja, pero se queda la incógnita de que cantidad de ruido se puede filtrar sin destruir detalles de interés de la imagen.

El algoritmo NLM convencional aumenta su costo computacional en relación al tamaño de la imagen, como trabajo futuro se propone comprobar si el algoritmo PLG también aumenta su costo computacional con relación al tamaño de la imagen, según su metodología de trabajo el costo computacional debe ser el mismo o similar no importando el tamaño de la imagen.

Bibliografía

- Akar, S. A. (2016). Determination of optimal parameters for bilateral filter in brain MR image denoising. *Applied Soft Computing*, 43, 87-96.
- Aldalur, B., & Santamaría, M. (2002). Realce de imágenes: filtrado espacial. *Revista de teledetección*, 17, 31-42.
- Alexander M.E., R. Baumgartner, A.R. Summers, C. Windischberger, M. Klarhoefer, E. Moser, R.L. Somorjai, A wavelet-based method for improving signal-to-noise ratio and contrast in MR images, *Magn. Reson. Imaging* 18 (2000) 169-180.
- Anand, C.S. J.S. Sahambi, Wavelet domain non-linear filtering for MRI denoising, *Magn. Reson. Imaging* 28 (2010) 842-861.
- Anand, C.S. J.S. Sahambi, MRI denoising using bilateral filter in redundant wavelet domain, in: *Proceedings of IEEE Region 10 Conference, 2008*, pp. 1-6.
- Ashamol V.G., G. Sreelekha, P.S. Sathidevi, Diffusion-based image denoising combining curvelet and wavelet, in: *Proceedings of 15th International Conference on Systems, signals and Image processing, Bratislava, 2008*, pp. 169-172.
- Awate S.P., R.T. Whitaker, Feature-preserving MRI denoising: a nonparametric empirical Bayes approach, *IEEE Trans. Med. Imaging* 26 (2007) 1242-1255.
- Awate S.P., R.T. Whitaker, Nonparametric neighborhood statistics for MRI denoising *Information Processing in Medical Imaging, Lecture Notes Computer Science*, vol. 3565, Springer, New York, 2005.
- Basu, S., Fletcher, T., & Whitaker, R. (2006, October). Rician noise removal in diffusion tensor MRI. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 117-125). Springer Berlin Heidelberg.
- Bereciartua, A., Picon, A., Galdran, A., & Iriondo, P. (2016). 3D active surfaces for liver segmentation in multisequence MRI images. *Computer methods and programs in biomedicine*, 132, 149-160.
- Bhujle, H. V., & Chaudhuri, S. (2013). Laplacian based non-local means denoising of MR images with Rician noise. *Magnetic resonance imaging*, 31(9), 1599-1610.
- Bovik, A. C. (Ed.). (2009): *The essential guide to image processing*. Academic Press.
- Brox, T., Kleinschmidt, O., & Cremers, D. (2008). Efficient nonlocal means for denoising of textural patterns. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(7), 1083-1092.
- Buades, A. B. Coll, J.M. Morel, A review of image denoising algorithms, with a new one, *Multiscale Model. Simul.* 4 (2005) 490-530.
- Buades, A., Coll, B., & Morel, J. M. (2005). A review of image denoising algorithms, with a new one. *Multiscale Modeling & Simulation*, 4(2), 490-530.
- Buades, A., Coll, B., & Morel, J. M. (2010). Image denoising methods. A new nonlocal principle. *SIAM review*, 52(1), 113-147. C. Tomasi, R. Manduchi, Bilateral filtering for gray and color images, Presented at the 6th Int. Conf. Comput. Vis., Bombay, India, 1998, pp. 839-846.
- Candès E.J., D.L. Donoho, Curvelets.
- Cendón, B. M., & Cedón, J. C. M. (2007). Glosario español-inglés de imágenes de resonancia magnética. *Panace@: Revista de Medicina, Lenguaje y Traducción*, 9(26), 103-107.
- Chen, G., Zhang, P., Wu, Y., Shen, D., & Yap, P. T. (2016). Denoising magnetic resonance images using collaborative non-local means. *Neurocomputing*, 177, 215-227.

- Coupe P., J.V. Manjón, M. Robles, D.L. Collins, Adaptive multiresolution non- local means filter for 3D MR image denoising, *IET Image Process.* 6 (2012) 558–568.
- Coupe P., P. Hellier, S. Prima, C. Kervrann, C. Barillot, 3D wavelet subbands mixing for image denoising, *Int. J. Biomed. Imaging* (2008), <http://dx.doi.org/10.1155/2008/590183>, Article ID 590183.
- Coupe P., P. Yger, C. Barillot, Fast non local means denoising for MR images, in: *Proceedings at the 9th International Conference on Medical Image Computing and Computer assisted Intervention (MICCAI)*, Copenhagen, 2006, pp. 33–40.
- Coupe P., P. Yger, S. Prima, P. Hellier, C. Kervrann, C. Barillot, An optimized blockwise nonlocal means denoising filter for 3-D magnetic resonance images, *IEEE Trans. Med. Imaging* 27 (2008) 425–441.
- Coupé, P., Manjón, J. V., Gedamu, E., Arnold, D., Robles, M., & Collins, D. L. (2010). Robust Rician noise estimation for MR images. *Medical image analysis*, 14(4), 483-493.
- Delakis I., O. Hammad, R.I. Kitney, Wavelet-based de-noising algorithm for images acquired with parallel magnetic resonance imaging (MRI), *Phys. Med. Biol.* 52 (2007) 3741–3751.
- Donoho D.L., De-noising by soft-thresholding, *IEEE Trans. Inform. Theory* 41 (1995) 613–627.
- Donoho D.L., I.M. Johnstone, Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage, *Biometrika* 81 (1994) 425–455.
- Feng, C., Zhao, D., & Huang, M. (2016). Image segmentation using CUDA accelerated non-local means denoising and bias correction embedded fuzzy c-means (BCEFCM). *Signal processing*, 122, 164-189.
- Feng, C., Zhao, D., & Huang, M. (2016). Segmentation of longitudinal brain MR images using bias correction embedded fuzzy c-means with non-locally spatio-temporal regularization. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 38, 517-529.
- Fernández S. Aja, C. Alberola-López, C.F. Westin, Noise and signal estimation in magnitude MRI and Rician distributed images: a LMMSE approach, *IEEE Trans. Image Process.* 17 (2008) 1383–1398.
- Fernández S. Aja-, M. Niethammer, M. Kubicki, M.E. Shenton, C.F. Westin, Restoration of DWI data using a Rician LMMSE estimator, *IEEE Trans. Med. Imaging* 27 (2008) 1389–1403.
- Fu, Y., & Dong, W. (2016). 3D magnetic resonance image denoising using low-rank tensor approximation. *Neurocomputing*, 195, 30-39.
- Gasbarra, Liu, J., D., & Railavo, J. (2016). Fast estimation of diffusion tensors under Rician noise by the EM algorithm. *journal of neuroscience methods*, 257, 147-158.
- Gavidia, G., Soudah, E., Martín-Landrove, M., & Cerrolaza, M. (2011). Generación de modelos discretos de tejidos del ser humano a través del preprocesamiento y segmentación de imágenes médicas. *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería*, 27(3), 200-226.
- Golshan H.M., R.P.R. Hasanzadeh, A non-local Rician noise reduction approach for 3-D magnitude magnetic resonance images, in: *Proceedings of 7th Iranian Machine Vision and Image Processing*, 2011, pp. 1–5.
- Golshan H.M., R.P.R. Hasanzadeh, S.C. Yousefzadeh, An MRI denoising method using data redundancy and local SNR estimation, *Magn. Reson. Imaging* 31 (2013) 1206–1217.
- Golshan, H. M., & Hasanzadeh, R. P. (2013). A modified Rician LMMSE estimator for the restoration of magnitude MR images. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 124(16), 2387-2392.

González-Jaime, L., Vegas-Sánchez-Ferrero, G., Kerre, E. E., & Aja-Fernández, S. (2016). Spatially-variant noise filtering in magnetic resonance imaging: A consensus-based approach. *Knowledge-Based Systems*, 106, 264-273.

Greenshields L. He, I.R., A nonlocal maximum likelihood estimation method for Rician noise reduction in MR images, *IEEE Trans. Med. Imaging* 28 (2009) 165-172.

Haacke, E. M., Brown, R. W., Thompson, M. R., & Venkatesan, R. (1999). *Magnetic resonance imaging: physical principles and sequence design* (Vol. 82). New York:: Wiley-liss.

Haindl, M., & Mikeš, S. (2016). A competition in unsupervised color image segmentation. *Pattern Recognition*, 57, 136-151.

Hamarnah G., J. Hradsky, Bilateral filtering of diffusion tensor magnetic resonance images, *IEEE Trans. Image Process.* 16 (2007) 1723-1730.

Hemalata, B. V., & Chaudhuri, S. (2014). Laplacian based non-local means denoising of MR images with Rician noise. *Magnetic resonance imaging*, 31(9), 1599-1610.

Hu J., Y. Pu, X. Wu, Y. Zhang, J. Zhou, Improved DCT-based nonlocal means filter for MR images denoising, *Comput. Math. Methods Med.* (2012) 14, Article ID 232685.

Huang, Liu, R. W., Shi, L., W., Xu, J., Yu, S. C. H., & Wang, D. (2014). Generalized total variation-based MRI Rician denoising model with spatially adaptive regularization parameters. *Magnetic resonance imaging*, 32(6), 702-720.

Instituto Nacional de Bioingeniería e Imágenes Biomédicas de los Estados Unidos Americanos (NIBIB)

Jiang L., W. Yang, Adaptive magnetic resonance image denoising using mixture model and wavelet shrinkage, in: C. Sun, H. Talbot, S. Ourselin, T. Adriaansen (Eds.), *Proceedings of VIIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications*, The University of Queensland, Sydney, Australia. St. Lucia, Australia, 2003, pp. 831-838.

Kervrann, C., Boulanger, J., & Coupé, P. (2007, May). Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal. In *International conference on scale space and variational methods in computer vision* (pp. 520-532). Springer, Berlin, Heidelberg.

Khan, A., Waqas, M., Ali, M. R., Altalhi, A., Alshomrani, S., & Shim, S. O. (2016). Image de-noising using noise ratio estimation, K-means clustering and non-local means-based estimator. *Computers & Electrical Engineering*, 54, 370-381.

Latha P., R. Subramanian, Medical image denoising using X-lets, in: *Proceedings of Annual IEEE India Conference*, New Delhi, 2006, pp. 1-6.

Liu H., C. Yang, N. Pan, E. Song, R. Green, Denoising 3D MR images by the enhanced non-local means filter for Rician noise, *Magn. Reson. Imaging* 28 (2010) 1485-1496.

Liu, Y. (2014). *Magnetic resonance imaging*. In *Current Laboratory Methods in Neuroscience Research* (pp. 249-270). Springer, New York, NY.

Luisier F., T. Blu, P.J. Wolfe, A CURE for noisy magnetic resonance images: Chi-square unbiased risk estimation, *IEEE Trans. Image Process.* 21 (2012) 3454-3466.

Lysaker, M., Lundervold, A., & Tai, X. C. (2003). Noise removal using fourth-order partial differential equation with applications to medical magnetic resonance images in space and time. *IEEE Transactions on image processing*, 12(12), 1579-1590.

Majumdar, A., Ansari, N., Aggarwal, H., & Biyani, P. (2016). Impulse denoising for hyper-spectral images: A blind compressed sensing approach. *Signal Processing*, 119, 136-141.

- Manjón J.V., J. Carbonell-Caballero, J.J. Lull, G. García-Martí, L. Martí-Bonmatí, M. Robles, MRI denoising using non-local means, *Med. Image Anal.* 12 (2008) 514–523.
- Manjon J.V., M. Robles, N.A. Thacker, Multispectral MRI de-noising using non- local means, *Med. Image Understand. Anal. (MIUA)* (2007) 41–46.
- Manjón J.V., P. Coupe, A. Buades, D.L. Collins, M. Robles, New methods for MRI denoising based on sparseness and self-similarity, *Med. Image Anal.* 16 (2012) 18–27.
- Manjón J.V., P. Coupe, L. Martí-Bonmatí, D.L. Collins, M. Robles, Adaptive non- local means denoising of MR images with spatially varying noise levels, *Magn. Reson. Imaging* 31 (2010) 192–203.
- Martin, A., Garamendi, J. F., & Schiavi, E. (2014). MR-DTI RICIAN DENOISING. *Dyna*, 80(182), 25-30.
- Matuz., 2018 Detección de anomalías en mamografías utilizando la red neuronal convolucional AlexNet (Tesis de Maestría CENIDET)
- McGibney G., M. Smith, Unbiased signal-to-noise ratio measure for magnetic resonance images, *Med. Phys.* 20 (1993) 1077–1078.
- Mehnert Y. Gal, A.J.H., A.P. Bradley, K. McMahon, D. Kennedy, S. Crozier, Denoising of dynamic contrast-enhanced mr images using dynamic nonlocal means, *IEEE Trans. Med. Imaging* 29 (2009) 302–310.
- Mingliang, X., Pei, L., Mingyuan, L., Hao, F., Hongling, Z., Bing, Z., ... & Liwei, Z. (2016). Medical image denoising by parallel non-local means. *Neurocomputing*, 195, 117-122.
- Moghaddam Nooralizadeh, H., & S. S. (2010). A novel shifted type of SLS estimator for estimation of Rician flat fading MIMO channels. *Signal Processing*, 90(6), 1886-1893.
- Mohan, J., Krishnaveni, V., & Guo, Y. (2014). A survey on the magnetic resonance image denoising methods. *Biomedical Signal Processing and Control*, 9, 56-69.
- Morris, S. A., & Slesnick, T. C. (2018). Magnetic resonance imaging. *Visual Guide to Neonatal Cardiology*, 104-108.
- Mrazek P., J. Weickert, G. Steidl, Diffusion inspired shrinkage functions and stability results for wavelet denoising, *Int. J. Comput. Vis.* 64 (2005) 171–186.
- Nguyen, T. A., Nakib, A., & Nguyen, H. N. (2016). Medical image denoising via optimal implementation of non-local means on hybrid parallel architecture. *Computer methods and programs in biomedicine*, 129, 29-39.
- Nowak R.D., Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging, *IEEE Trans. Image Process.* 8 (1999) 1408–1419.
- Oleaga, L., & Lafuente, J. (2007). Aprendiendo los fundamentos de la Resonancia Magnética. Monografía SERAM.
- Orchard, J., Ebrahimi, M., & Wong, A. (2008, October). Efficient nonlocal-means denoising using the SVD. In *Image Processing, 2008. ICIIP 2008. 15th IEEE International Conference on* (pp. 1732-1735). IEEE.
- Ortiz., 2017. Filtrado de ruido en imágenes digitales mediante redes neuronales pulso - acopladas (Tesis de Maestría CENIDET)
- Pare, S., Kumar, A., Bajaj, V., & Singh, G. K. (2016). A multilevel color image segmentation technique based on cuckoo search algorithm and energy curve. *Applied Soft Computing*, 47, 76-102.

- Pérez, M. G., Concib, A., Morenoc, A. B., Andaluza, V. H., & Hernández, J. A. (2014, October). Estimating the Rician Noise Level in Brain MR Image. In ANDESCON, 2014 IEEE (pp. 1-1). IEEE.
- Phophalia, A., & Mitra, S. K. (2015). Rough set based bilateral filter design for denoising brain MR images. *Applied Soft Computing*, 33, 1-14.
- Pizurica, A. W. Philips, I. Lemahieu, M. Acheroy, A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging, *IEEE Trans. Med. Imaging* 22 (2003) 323-331.
- Placidi G., M. Alecci, A. Sotgiu, Post-processing noise removal algorithm for magnetic resonance imaging based on edge detection and wavelet analysis, *Phys. Med. Biol.* 48 (2003) 1987-1995.
- Plonka J. Ma, G., Combined curvelet shrinkage and nonlinear anisotropic diffusion, *IEEE Trans. Image Process.* 16 (2007) 2198-2206.
- Prima N. Wiest-Daesslé, S., P. Coupé, S.P. Morrissey, C. Barillot, Nonlocal means variants for denoising of diffusion-weighted and diffusion tensor MRI, *Med. Image Comput. Comput. Assist. Interv.* (2007) 344-351.
- Prima N. Wiest-Daesslé, S., P. Coupé, S.P. Morrissey, C. Barillot, Rician noise removal by non-local means filtering for low signal-to-noise ratio MRI: applications to DT-MRI, *Med. Image Comput. Comput. Assist. Interv.* (2008) 171-179.
- Rajan J., B. Jeurissen, M. Verhoye, J.V. Audekerke, J. Sijbers, Maximum likelihood estimation-based denoising of magnetic resonance images using restricted local neighborhoods, *Phys. Med. Biol.* 56 (2011) 5221-5234.
- Rajan J., D. Poot, J. Juntu, J. Sijbers, Noise measurement from magnitude MRI using local estimates of variance and skewness, *Phys. Med. Biol.* 55 (2010) 441-449.
- Rajan J., J. Veraat, J.V. Audekerke, M. Verhoye, J. Sijbers, Nonlocal maximum likelihood estimation method for denoising multiple-coil magnetic resonance images, *Magn. Reson. Imaging* 30 (2012) 1512-1518.
- Rajan, J., Arnold, J., & Sijbers, J. (2014). A new non-local maximum likelihood estimation method for Rician noise reduction in magnetic resonance images using the Kolmogorov-Smirnov test. *Signal processing*, 103, 16-23.
- Rocklage, S. M., Kucharczyk, J., & Moseley, M. E. (1998). U.S. Patent No. 5,833,947. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Salmon, J. (2010). On two parameters for denoising with non-local means. *IEEE Signal Processing Letters*, 17(3), 269-272.
- Sang, Liu, B., X., Xing, S., & Wang, B. (2015). Noise suppression in brain magnetic resonance imaging based on non-local means filter and fuzzy cluster. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 126(21), 2955-2959.
- Sharif, M., Jaffar, M. A., & Mahmood, M. T. (2014). Optimal composite morphological supervised filter for image denoising using genetic programming: application to magnetic resonance images. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 31, 78-89.
- Sharif, M., Jaffar, M. A., & Mahmood, M. T. (2014). Optimal composite morphological supervised filter for image denoising using genetic programming: application to magnetic resonance images. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 31, 78-89.
- Sijbers J., A.J. den Dekker, J. Van Audekerke, M. Verhoye, D. Van Dyck, Estimation of the noise in magnitude MR images, *Magn. Reson. Imaging* 16 (1998) 87-90.

Sijbers J., A.J. den Dekker, Maximum likelihood estimation of signal amplitude and noise variance from MR data, *Magn. Reson. Imaging* 51 (2004) 586–594.

Sijbers J., A.J. den Dekker, P. Scheunders, D. Van Dyck, Maximumlikelihood estimation of Rician distribution parameters, *IEEE Trans. Med. Imaging* 17 (1998) 357–361.

Sijbers J., D. Poot, A.J. den Dekker, W. Pintjenst, Automatic estimation of the noise variance from the histogram of a magnetic resonance image, *Phys. Med. Biol.* 52 (2007) 1335–1348.

Starck J.L., E.J. Candes, D.L. Donoho, The Curvelet transform for image denoising, *IEEE Trans. Image Process.* 11 (2002) 670–684.

Suárez., 2018 Sintonización de una red totalmente conectada para segmentación de dos clases de objetos en imágenes (Tesis de Maestría CENIDET)

Suen Li, H., & C. Y. (2016). A novel Non-local means image denoising method based on grey theory. *Pattern Recognition*, 49, 237-248.

Tan L., L. Shi, Multiwavelet-based estimation for improving magnetic resonance images, in: *Proceedings of IEEE Conference*, 2009, pp. 1–5.

Tan, L., & Shi, L. (2009, October). Multiwavelet-based estimation for improving magnetic resonance images. In *Image and Signal Processing, 2009. CISP'09. 2nd International Congress on* (pp. 1-5). IEEE.

Tang, J., Sun, Q., Liu, J., & Cao, Y. (2007, August). An adaptive anisotropic diffusion filter for noise reduction in MR images. In *Mechatronics and Automation, 2007. ICMA 2007. International Conference on* (pp. 1299-1304). IEEE.

Tasdizen, T. (2009). Principal neighborhood dictionaries for nonlocal means image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(12), 2649-2660.

Taylor, P. A., & Biswal, B. (2011). Geometric analysis of the b-dependent effects of Rician signal noise on diffusion tensor imaging estimates and determining an optimal b value. *Magnetic resonance imaging*, 29(6), 777-788.

Tisdall, D. M.S. Atkins, MRI denoising via phase error estimation, *Proc. SPIE* 5747 (2005) 646–654.

Unser M., Splines: a perfect fit for signal and image processing, *IEEE Signal Process. Mag.* 16 (1999) 22–38.

Unser M., T. Blu, Fractional splines and wavelets, *SIAM Rev.* 42 (2000) 43–67.

Verma, H., Agrawal, R. K., & Sharan, A. (2016). An improved intuitionistic fuzzy c-means clustering algorithm incorporating local information for brain image segmentation. *Applied Soft Computing*, 46, 543-557.

Vetterli M.N. Do, M., The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation, *IEEE Trans. Image Process.* 14 (2005) 2091–2106.

Vignesh, R., Oh, B. T., & Kuo, C. C. J. (2010). Fast non-local means (NLM) computation with probabilistic early termination. *IEEE Signal Processing Letters*, 17(3), 277-280.

Walker S.A., D. Miller, J. Tanabe, Bilateral spatial filtering: refining methods for localizing brain activation in the presence of parenchymal abnormalities, *Neuroimage* 33 (2006) 564–569.

Walker, S. A., Miller, D., & Tanabe, J. (2006). Bilateral spatial filtering: Refining methods for localizing brain activation in the presence of parenchymal abnormalities. *NeuroImage*, 33(2), 564-569.

Wang, H., Huang, T. Z., Xu, Z., & Wang, Y. (2016). A two-stage image segmentation via global and local region active contours. *Neurocomputing*, 205, 130-140.

Wang, J., Liu, Y. L., Chen, X., Guo, Y. W., & Peng, Q. S. (2008). A robust and fast non-local means algorithm for image denoising. *Journal of computer science and technology*, 23(2), 270-279.

Wang, X., Shen, S., Shi, G., Xu, Y., & Zhang, P. (2016). Iterative non-local means filter for salt and pepper noise removal. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 38, 440-450.

Wang, Y., Lin, C. L., & Miller, J. D. (2016). 3D image segmentation for analysis of multisize particles in a packed particle bed. *Powder Technology*, 301, 160-168.

Wang, Z. (2015). Analysis of envelope correlation on performance of MRC in correlated Rician-fading channels. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 69(6), 937-942.

Weaver J.B., Y. Xu, D.M. Healy, L.D. Cromwell, Filtering noise from images with wavelet transforms, *Magn. Reson. Imaging* 21 (1991) 288-295.

Wink A. M., J.B.T.M. Roerdink, Denoising functional MR images: a comparison of wavelet denoising and Gaussian smoothing, *IEEE Trans. Med. Imaging* 23 (2004) 374-387.

Wong W.C.K., A.C.S. Chung, A nonlinear and non-iterative noise reduction technique for medical images: concept and methods comparison, *Elsevier – Int. Congr. Ser.* 1268 (2004) 171-176.

Wong W.C.K., A.C.S. Chung, S.C.H. Yu, Trilateral filter for biomedical images, in: *Proceedings of ISBI, 2004*, pp. 820-823.

Wood J.C., K.M. Johnson, Wavelet packet denoising of magnetic resonance images: importance of Rician noise at low SNR, *Magn. Reson. Med.* 41 (1999) 631-635.

Wu Z.Q., J.A. Ware, J. Jiang, Wavelet-based Rayleigh background removal in MRI, *IEEE Electron. Lett.* 39 (2003) 603-605.

Wu, Y., Tracey, B., Natarajan, P., & Noonan, J. P. (2013). James-Stein type center pixel weights for non-local means image denoising. *IEEE Signal Processing Letters*, 20(4), 411-414.

Xie J., P.A. Heng, M. Shah, Image diffusion using saliency bilateral filter, *IEEE Trans. Inform. Technol. Biomed.* 12 (2008) 768-771.

Yang X., B. Fei, A wavelet multiscale denoising algorithm for magnetic resonance (MR) images, *Meas. Sci. Technol.* 22 (2011) 12, Article ID 025803.

Yang, J. Ai, D., Fan, J., Cong, W., & Wang, X. (2015). Denoising filters evaluation for magnetic resonance images. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 126(23), 3844-3850.

Yang, J., Fan, J., Ai, D., Wang, X., Zheng, Y., Tang, S., & Wang, Y. (2016). Local statistics and non-local mean filter for speckle noise reduction in medical ultrasound image. *Neurocomputing*, 195, 88-95.

Yang, Liu, H., C., Pan, N., Song, E., & Green, R. (2010). Denoising 3D MR images by the enhanced non-local means filter for Rician noise. *Magnetic resonance imaging*, 28(10), 1485-1496.

Yu H., L. Zhao, An efficient denoising procedure for magnetic resonance imaging, in: *Proceedings of IEEE 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 2008, pp. 2628-2630.

Zaroubi S., G. Goelman, Complex denoising of MR data via wavelet analysis: application for functional MRI, *Magn. Reson. Imaging* 18 (2000) 59-68.

Zhang De, A., Y., & Guo, C. (2016). A parallel adaptive segmentation method based on SOM and GPU with application to MRI image processing. *Neurocomputing*, 198, 180-189.

Zhang P. Bao, L., Noise reduction for magnetic resonance images via adaptive multiscale products thresholding, *IEEE Trans. Med. Imaging* 22 (2003) 1089–1099.

Zhang, F., & Ma, L. (2010, October). MRI denoising using the anisotropic coupled diffusion equations. In *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2010 3rd International Conference on* (Vol. 1, pp. 397-401). IEEE.

Zhang, M., & Gunturk, B. (2008, March). A new image denoising method based on the bilateral filter. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008. ICASSP 2008. IEEE International Conference on* (pp. 929-932). IEEE.

Zhu, H., Wu, Y., Li, P., Wang, D., Shi, W., Zhang, P., & Jiao, L. (2016). A parallel non-local means denoising algorithm implementation with OpenMP and OpenCL on Intel Xeon Phi Coprocessor. *Journal of Computational Science*, 17, 591-598.

Zimmer, A., & Ghuman, P. (2016). CUDA Optimization of Non-local Means Extended to Wrapped Gaussian Distributions for Interferometric Phase Denoising. *Procedia Computer Science*, 80, 166-177.

Zufiría, L. O., & Martínez, J. L. (Eds.). (2007). *Aprendiendo los fundamentos de la resonancia magnética*. Editorial Médica Panamericana.

Sitios Web

Brainweb: <http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>

Instituto Nacional del Cancer de Estados Unidos: <https://www.cancer.gov/>