



Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Métodos paralelos para el filtrado de imágenes  
digitales con aplicación médica

Luis Beltrán Súcar Segarra



Tesis **Doctorales**

UNIVERSIDAD de ALICANTE

Unitat de Digitalització UA  
Unidad de Digitalización UA



Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

INSTITUTO UNIVERSITARIO DE INVESTIGACIÓN  
INFORMÁTICA

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

**Métodos paralelos para el filtrado de imágenes  
digitales con aplicación médica**

Luis Beltrán Súcar Segarra

Tesis presentada para aspirar al grado de

DOCTOR POR LA UNIVERSIDAD DE ALICANTE

DOCTORADO EN INFORMÁTICA

Dirigida por:

Dr. Josep Arnal García

Diciembre 2022



A Laura,  
por estar siempre a mi lado mientras estaba con la Luna en la cabeza,  
gracias por ser mi compás y mi camino.



A Luis,  
por enseñarme a ser valiente.

A mis papás,  
por todo y la paciencia, al final hemos llegado.

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Y a mis abuelos,  
me gusta soñar que os cuento de qué va todo esto.

*“Nada es imposible para el que lucha.”*

—Akira Toriyama, *Dragon Ball*



Quiero expresar mi más sincero agradecimiento al Dr. Josep Arnal García ya que sin su mentorización, guía y ayuda nada de esto habría sido posible.

Nunca lo olvidaré, profesor.



Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante



Desde principios de siglo, los procedimientos de cálculo se han vuelto tan complicados que cualquier progreso por esos medios se ha vuelto imposible sin la elegancia que los matemáticos modernos han puesto en sus investigaciones y, por medio de la cual, el espíritu comprende rápidamente y en un solo paso una gran cantidad de cálculos. Está claro que la elegancia, tan alardeada y tan acertadamente nombrada, no puede tener otro fin.[. . .] ¡Ve a las raíces de estos cálculos! ¡Agrupa las operaciones! ¡Clasificalas según sus complejidades en lugar de sus apariencias! Ésta, creo, es la misión de los futuros matemáticos. Éste es el camino por el que me estoy embarcando en este trabajo.

— Évariste Galois

*Del prefacio de su manuscrito final, 1832*

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante





# Índice



<b>I</b>	<b>VISIÓN GENERAL</b>	<b>1</b>
<b>1.</b>	<b>Introducción</b>	<b>3</b>
1.1.	Motivación . . . . .	4
1.2.	Objetivos . . . . .	6
1.3.	Estructura . . . . .	7
1.4.	Conceptos previos . . . . .	9
1.4.1.	Ruido Gaussiano . . . . .	11
1.4.2.	Ruido Impulsivo . . . . .	12
1.4.3.	Métricas utilizadas . . . . .	13
1.4.4.	Medidas de Calidad . . . . .	15
1.4.5.	Medidas de Paralelismo . . . . .	18
1.4.6.	Hardware y software empleados . . . . .	18
1.4.6.1.	Hardware . . . . .	18
1.4.6.2.	Software . . . . .	21

---

1.4.6.2.1. MATLAB . . . . .	21
1.4.6.2.2. OpenMP . . . . .	21
1.4.6.2.3. CUDA . . . . .	22
<b>2. Contribuciones</b>	<b>23</b>
2.1. Publicación 1 . . . . .	24
2.2. Publicación 2 . . . . .	26
2.3. Publicación 3 . . . . .	29
<b>II TRABAJOS PUBLICADOS</b>	<b>33</b>
<b>3. Compendio</b>	<b>35</b>
<b>4. A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement</b>	<b>37</b>
<b>5. Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images</b>	<b>39</b>
<b>6. Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images</b>	<b>41</b>
<b>III CONCLUSIONES</b>	<b>43</b>
<b>7. Conclusiones</b>	<b>45</b>
7.1. Conclusiones . . . . .	46
7.2. Trabajo Futuro . . . . .	48



Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante





Parte I

# VISIÓN GENERAL

Universitat d'Alicant  
Universidad de Alicante





**1**

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Introducción



## 1.1. Motivación

En esta tesis se presentan algoritmos de eliminación de ruido en imágenes digitales y se muestra su utilidad en el campo de las imágenes médicas. Un problema común en la imagen médica es la calidad de los resultados gráficos. Para un diagnóstico firme los facultativos precisan de las mejores imágenes de las que puedan disponer. Una de las utilidades de los métodos introducidos es la mejora visual de dichas imágenes, lo cual facilita la interpretación de las mismas y la labor de diagnóstico. Por otra parte, en las imágenes médicas obtenidas por radiación (por ejemplo las imágenes de rayos X) existe una relación directa entre la calidad de las imágenes resultantes y la cantidad de radiación emitida en los dispositivos durante el proceso de obtención: si se aplica más radiación al paciente dentro de un rango controlado la imagen resultante tendrá más calidad y detalle. No obstante, este uso de radiación sobre el paciente puede tener consecuencias perjudiciales para su salud, por lo que es interesante someter al paciente a la menor cantidad de radiación posible. Por ejemplo, un caso que merece la pena resaltar es el de las mamografías, en las cuales se usa radiación, que pueden generar cáncer, para poder comprobar si el paciente sufre esta misma enfermedad. Asimismo, hay que mencionar los efectos perjudiciales que esta elevada radiación puede tener en los médicos que usan estas técnicas.

Por ello conviene reducir la radiación, ajustando la cantidad de radiación para encontrar un balance entre la calidad de las imágenes y la salud del paciente.

Durante este proceso de ajuste pueden producirse desperfectos en la imagen obtenida. Estos desperfectos se conocen como ruido y se puede presentar

en varios formatos. Los métodos introducidos en este trabajo se centran en el filtrado de dos tipos particulares de ruido habituales en imágenes médicas, el ruido impulsivo, el gaussiano, así como la combinación de ambos. El ruido gaussiano produce un efecto niebla. Hace parecer que la imagen esté tras un manto de bruma. Otro tipo de ruido que puede aparecer es el impulsivo, que es de tipo granular. Este afecta a los píxeles cambiando sus valores por completo y haciendo aparecer puntos sobre la imagen. Este tipo de ruido se produce por la consecuencia de defectos en los medios de transmisión.

Estos ruidos distorsionan la imagen y como consecuencia pueden hacer más difícil el juicio de un facultativo a la hora de dictar un diagnóstico referente a su paciente. En este contexto, una de las utilidades de los filtros introducidos es la reducción en el uso de dosis de radiación en la generación de imágenes médicas. El uso de menor radiación, tiene como consecuencia la generación de imágenes de peor calidad contaminadas con mayor cantidad de ruido. Los algoritmos presentados en este trabajo contrarrestan los efectos de la bajada de radiación en el momento de la adquisición, obteniendo tras su aplicación imágenes de mayor calidad similares a las que se hubieran obtenido utilizando mayor radiación.

Por otra parte, otro problema que aparece en el filtrado eficiente de imágenes digitales es el elevado coste computacional de los filtros. Este hecho motiva la utilización de técnicas de computación de altas prestaciones para la reducción del tiempo de cómputo, haciendo viable el uso de los filtros presentados.

## 1.2. Objetivos

La presente tesis tiene como objetivo general el desarrollo de nuevos algoritmos paralelos para el filtrado de ruido impulsivo y gaussiano en imágenes digitales y su aplicación a imágenes médicas. Los objetivos específicos de este trabajo son:

- OE.1 Estudio de la situación actual del filtrado de ruido impulsivo y gaussiano en imágenes digitales.
- OE.2 Estudio del estado actual del filtrado de imágenes médicas.
- OE.3 Diseño, estudio e implementación de nuevos algoritmos para el filtrado de imágenes digitales.
- OE.4 Diseño, estudio e implementación de algoritmos paralelos basados en técnicas que han demostrado su eficiencia en la eliminación de ruido.
- OE.5 Adaptación y aplicación de los algoritmos diseñados a imágenes médicas.

Los objetivos específicos enunciados han sido alcanzados en las diferentes publicaciones que constituyen esta tesis por compendio. En la Tabla 1 se puede observar la relación entre las publicaciones realizadas y los objetivos planteados.

**Tabla 1:** Objetivos específicos asociados a cada publicación

Objetivo	Publicación asociada
OE.1	<ul style="list-style-type: none"> <li>- A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement</li> <li>- Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images</li> <li>- Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images</li> </ul>
OE.2	<ul style="list-style-type: none"> <li>- A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement</li> <li>- Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images</li> <li>- Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images</li> </ul>
OE.3	<ul style="list-style-type: none"> <li>- A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement</li> <li>- Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images</li> <li>- Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images</li> </ul>
OE.4	<ul style="list-style-type: none"> <li>- A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement</li> <li>- Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images</li> </ul>
OE.5	<ul style="list-style-type: none"> <li>- A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement</li> <li>- Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images</li> </ul>

### 1.3. Estructura

Este documento está estructurado en tres partes: la Parte I presenta una visión general de la tesis constituyendo una síntesis de la misma, la Parte II contiene los artículos publicados y que constituyen el compendio de publicaciones de la tesis y la Parte III incluye las conclusiones de la tesis y las posibles líneas futuras de trabajo. Por lo tanto, este documento se divide en tres partes organizadas en capítulos de la forma siguiente:

- Parte 1 VISIÓN GENERAL

- Capítulo 1 Introducción: En este capítulo se incluye la motivación, los objetivos, la estructura del documento y diversas nociones sobre los fundamentos teóricos y los conceptos principales utilizados en la investigación desarrollada en esta tesis.
- Capítulo 2 Aportaciones: Se lleva a cabo una presentación de las publicaciones que constituyen la tesis por compendio.

- Parte 2 TRABAJOS PUBLICADOS

- Capítulo 3 Compendio: contiene las referencias de los artículos publicados en revistas que constituyen esta tesis por compendio. Se presenta para cada artículo el cuartil que ocupa la revista en cuestión en la base de datos JCR.
- Capítulo 4 A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement, artículo publicado en la revista International Journal of Fuzzy Systems (2020); se incluye referencia y la aportación.
- Capítulo 5 Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images, artículo publicado en la revista Applied Sciences (2020); se incluye referencia y la aportación.
- Capítulo 6 Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images, artículo publicado en la revista Mathematics (2022); se incluye referencia y la aportación.

- Parte 3 CONCLUSIONES
  - Capítulo 7 Conclusiones: Se exponen las conclusiones así como posibles trabajos futuros.

## 1.4. Conceptos previos

Una imagen digital a color  $I$  de tamaño  $M \times N$  viene definida como una aplicación  $\mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{Z}^3$ . Es decir, la imagen viene determinada por  $M \times N$  píxeles  $x_i = (x_i(1), x_i(2), x_i(3))$ , donde el índice  $i$ , nos da la posición del píxel en el dominio  $\Omega$  de la imagen. El píxel  $x_i$  viene determinado por un vector de tres componentes  $x_i(\ell)$ , para  $i = 1, 2, \dots, M \times N$  y  $\ell = 1, 2, 3$ , con valores enteros y que representan los valores de los tres canales rojo, verde y azul (RGB de los términos en inglés Red, Green y Blue) que determinan el color del píxel. En el caso de una imagen digital en escala de grises con un solo canal se necesita una sola matriz para poder representarla, quedando determinada por una aplicación  $\mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{Z}$ . En el procesamiento de imágenes, y en particular en los métodos introducidos en este trabajo, se trabaja con el concepto de ventana de píxeles. Una ventana de píxeles de tamaño  $n \times n$  con píxel central  $x$  y denotada por  $W_x$  es el conjunto de píxeles formado por  $x$  y sus  $n \times n - 1$  píxeles vecinos en el dominio de la imagen.

Por ejemplo, basándonos en las coordenadas cartesianas que determinan la posición del píxel en el dominio de la imagen, dado un píxel con posición  $(i, j)$  en el dominio de la imagen, una ventana de tamaño  $3 \times 3$  estará formada por el

pixel  $(i, j)$  en cuestión y por sus píxeles vecinos con coordenadas  $(i - 1, j - 1)$ ,  $(i, j - 1)$ ,  $(i + 1, j - 1)$ ,  $(i + 1, j)$ ,  $(i - 1, j)$ ,  $(i - 1, j + 1)$ ,  $(i, j + 1)$ , y  $(i + 1, j + 1)$ .

En este trabajo se utilizan ventanas de procesamiento para la detección y filtrado de píxeles ruidosos.

Como ya hemos expresado anteriormente diversos tipos de ruido pueden afectar a una imagen. Cuando una imagen ha adquirido ruido se dice que es ruidosa o que está contaminada. Que un píxel sea ruidoso significa que los valores numéricos que determinan al píxel han sido alterados, haciendo que estos difieran de los valores originales o de los que supuestamente deberían de tener. En este trabajo se estudia el filtrado de dos tipos de ruido especialmente presentes en las imágenes médicas, el ruido gaussiano que se origina en la adquisición de la imagen y el impulsivo que se origina en la transmisión. Una de las posibles causas del ruido son las condiciones de obtención de la imagen. En este contexto pueden influir varios factores tales como la condición de los sensores de captura de una cámara digital. También podría deberse a factores externos como un mal enfoque o exceso de movimiento. El ruido también puede generarse en el momento de la transmisión de los datos. Por ejemplo, puede ser debido a variaciones electromagnéticas en el ambiente, o debido a un blindaje pobre del cableado, o puede darse en comunicaciones libres de hilos en los que los elementos naturales en el momento de la transmisión produjeran una ionización en el medio aéreo que generara esta interferencia afectando a la transmisión.

### 1.4.1. Ruido Gaussiano

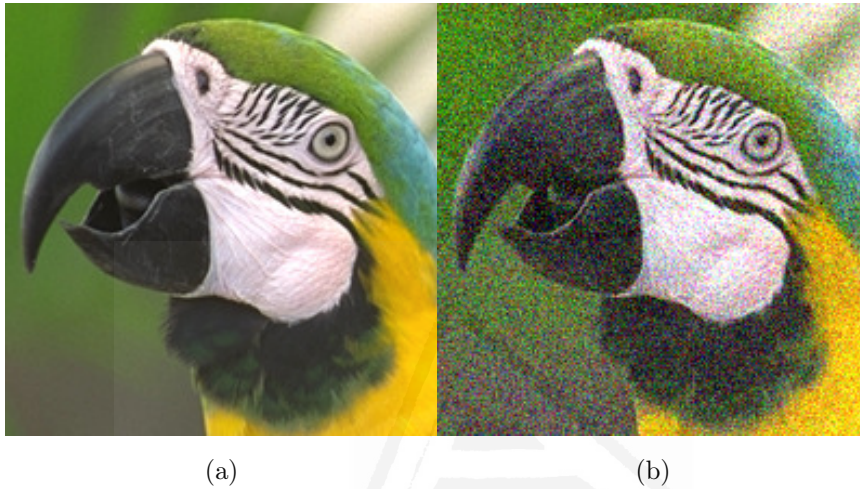
Visualmente, el efecto que produce el ruido gaussiano en una imagen se puede describir como una niebla que aparece delante de la imagen enturbiándola. Genera una pérdida de detalle y difumina la imagen. Como hemos mencionado anteriormente, puede aparecer por varios motivos, habitualmente en el momento de adquisición de los datos de la imagen. Entre estos motivos se puede destacar el mal estado de los sensores, que se ven afectados por la temperatura e iluminación, o el exceso de movimiento del aparato de captura durante el proceso de adquisición.

El modelo de ruido gaussiano blanco aditivo considerado en esta investigación presenta la siguiente distribución de probabilidad:

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi\sigma)^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1.1)$$

donde  $\sigma$  es la desviación estándar de la distribución. Se puede apreciar visualmente el efecto del ruido gaussiano en la Figura 1.





**Figura 1:** (a) Imagen original sin ruido (b) Imagen con ruido gaussiano  $\sigma = 30$ .

#### 1.4.2. Ruido Impulsivo

En este tipo de ruido solo algunos píxeles de la imagen se ven afectados, los cuales ven su valor significativamente alterado. Como hemos mencionado, el ruido impulsivo habitualmente se genera debido a una mala conexión o transmisión. Por ejemplo, los campos electromagnéticos pueden afectar a los medios de transmisión que presenten un blindaje pobre. Estos campos electromagnéticos pueden proceder de medios naturales como tormentas eléctricas o de medios artificiales, como la proximidad a un cableado eléctrico. Tanto comunicaciones cableadas como inalámbricas pueden verse afectadas.

En este trabajo consideramos el modelo de ruido impulsivo aleatorio, en el cual el píxel corrupto  $x^*$  se obtiene utilizando valores enteros aleatorios  $d$

uniformemente distribuidos en el intervalo  $[0, 255]$  con probabilidad  $p$ :

$$x^* = \begin{cases} d & \text{con probabilidad } p, \\ x & \text{con probabilidad } 1 - p. \end{cases} \quad (1.2)$$

Se puede observar el efecto del ruido impulsivo en la Figura 2.



(a)

(b)

**Figura 2:** (a) Imagen original sin ruido (b) Imagen con ruido impulsivo  $p = 0,3$ .

### 1.4.3. Métricas utilizadas

Cabe resaltar el uso de las siguientes métricas en este estudio. La métrica rank ordered absolute differences statistic  $ROAD_\alpha$  se define de la siguiente forma. Sea  $\mathcal{F}$  una imagen en escala de grises. Sea  $W_x$  una ventana de procesamiento  $n \times n$  con píxel central  $x$ . Considere  $W_x^0$  los píxeles vecinos de  $x$  en la ventana  $W_x$ , es decir,  $W_x^0 = W_x - \{x\}$ . Para calcular  $ROAD$  [14], las distancias  $d_{x,x_i}$ ,

$x_i \in W_x^0$  se ordenan de forma ascendente, generando un conjunto de números reales  $u_j(x)$  que satisface:  $u_1(x) \leq u_2(x) \leq \dots \leq u_{n^2-1}(x)$ . Para un número natural  $\alpha$  tal que  $0 < \alpha \leq n^2 - 1$ ,  $ROAD_\alpha$  se define como,

$$ROAD_\alpha(x) = \sum_{j=1}^{\alpha} u_j(x). \quad (1.3)$$

$ROAD_\alpha$  denota la distancia global de un píxel  $x$  a sus  $\alpha$  píxeles más cercanos. Esta distancia se supone que debe ser superior en píxeles ruidosos que en píxeles que no presentan ruido.

Por otra parte, también se ha utilizado la métrica  $M_\infty$  [7] para el cálculo de  $d_{x,x_i}$ ,  $x_i \in W_x^0$ . Esta métrica ha demostrado ser particularmente útil para la detección de píxeles impulsivos. Su uso principalmente ha sido en un contexto de imágenes a color en espectro RGB. Dados dos píxeles en una imagen RGB,  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ , la métrica fuzzy  $M_\infty$  viene dada por:

$$M_\infty(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \min_{k=1}^3 \frac{\min\{\mathbf{x}_i(k), \mathbf{x}_j(k)\} + P}{\max\{\mathbf{x}_i(k), \mathbf{x}_j(k)\} + P}. \quad (1.4)$$

La métrica  $M_\infty$  también puede definirse en un ámbito de imágenes de escala de grises:

$$M_\infty(x_i, x_j) = \frac{\min\{x_i, x_j\} + P}{\max\{x_i, x_j\} + P}. \quad (1.5)$$

El valor  $P$  en la ecuación (1.5) se ha establecido en 1024, que ha demostrado ser un valor apropiado [24]. Ordenando  $d_{x,x_i} = M_\infty(x, x_i)$  en orden descendente  $v_1(x) \geq v_2(x) \geq \dots \geq v_{n^2-1}(x)$ , la estadística fuzzy  $ROD$  ( $FROD_m$ ) viene dada por:

$$FROD_\alpha(x) = \prod_{j=1}^{\alpha} v_j(x). \quad (1.6)$$

#### 1.4.4. Medidas de Calidad

Existen diversas métricas para cuantificar la eficiencia en la eliminación de ruido tras un proceso de filtrado. En este estudio, la eficiencia de los filtros desarrollados ha sido analizada haciendo uso de las siguientes medidas objetivas:

- Cuando se conoce la imagen original libre de ruido, las medidas utilizadas fueron el Mean Absolute Error (MAE) [26], el Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) [10], el Mean Structural Similarity Index (MSSIM) [29], el Image Enhancement Factor (IEF) [3] y el Normalized Color Difference (NCD) ([19, 26]).
- En imágenes CT ruidosas obtenidas con bajas dosis de radiación, donde el ruido cambia con la dosis de exposición y no se conoce la imagen libre de ruido, las medidas utilizadas fueron el Signal-to-Noise Ratio (SNR) [1], el Contrast-to-Noise Ratio (CNR) [1] y el Equivalent Number of Looks (ENL) [1].

El Mean Absolute Error (MAE) [26] que da una estimación de la conservación de los detalles se define como:

$$\text{MAE} = \frac{1}{QM N} \sum_{k=1}^Q \sum_{i=1}^{MN} |o_{ik} - x_{ik}|. \quad (1.7)$$

El Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) [10] cuantifica la capacidad de eliminación de ruido. Se define como:

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10} \left( \frac{255}{\sqrt{\frac{1}{QM N} \sum_{k=1}^Q \sum_{i=1}^{MN} (o_{ik} - x_{ik})^2}} \right). \quad (1.8)$$

En (1.7) y (1.8),  $M$ ,  $N$  determinan el tamaño de la imagen,  $Q$  es el número de canales de la imagen,  $x_{ik}$  es la componente  $k$  del píxel ruidoso o del píxel filtrado  $x_i$ ,  $o_{ik}$  es la componente  $k$  del píxel original  $o_i$ , y  $i$  es la posición del píxel en la imagen.

Dadas dos ventanas,  $x$ ,  $y$ , de las imágenes original y sin ruido, respectivamente, la métrica SSIM entre  $x$  y  $y$  está definida por [29]:

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (1.9)$$

donde  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$ ,  $\sigma_{xy}$ ,  $\mu_x$ ,  $\mu_y$  son las desviaciones estándar, la covarianza y las medias locales para  $x$ ,  $y$ , y  $c_1 = (K_1L)^2$ ,  $c_2 = (K_2L)^2$  son constantes utilizadas para estabilizar la división cuando el denominador es débil.  $L$  es un parámetro que representa el rango dinámico de los valores de los píxeles, y  $K_1 = 0,01$ ,  $K_2 = 0,03$  son constantes calculadas experimentalmente [29]. Para estimar la calidad general de la imagen, se utiliza el índice SSIM medio (MSSIM). El MSSIM se calcula como:

$$\text{MSSIM}(x, y) = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P \text{SSIM}(x_j, y_j), \quad (1.10)$$

donde  $x_j$ ,  $y_j$  son ventanas de las imágenes originales y ruidosas, y  $P$  es la cantidad de ventanas. El MSSIM está en el intervalo  $[0, 1]$ . Un MSSIM mayor muestra una mayor preservación de la información estructural. El Image Enhancement Factor (IEF) estima la mejora general y viene dado por [13]:

$$\text{IEF} = \frac{\sum_i \sum_j (\eta_{ij} - x_{ij})^2}{\sum_i \sum_j (y_{ij} - x_{ij})^2}, \quad (1.11)$$

donde  $x_{ij}$ ,  $\eta_{ij}$ ,  $y_{ij}$  son los píxeles de la imagen original, con ruido y filtrada, respectivamente. Para el estudio con imágenes a color además se utilizó el Normalized Color Difference (NCD) ([19, 26]), que da una medida de la capacidad

de conservación del color. El NCD se define como

$$\text{NCD} = \frac{\sum_{i=1}^{MN} \sqrt{\sum_{k=1}^3 (o_{ik} - x_{ik})^2}}{\sum_{i=1}^{MN} \sqrt{\sum_{k=1}^3 (o_{ik})^2}}, \quad (1.12)$$

donde  $M$ ,  $N$  determinan el tamaño de la imagen,  $x_{ik}$  es la componente  $k$  del píxel ruidoso o del píxel filtrado  $x_i$ ,  $o_{ik}$  es la componente  $k$  del píxel  $o_i$  de la imagen original, y  $i$  es la posición del píxel en la imagen.

Para analizar la eficiencia de filtrado en el caso de las imágenes ruidosas de CT obtenidas con dosis baja de radiación, en las cuales no hay una imagen de referencia libre de ruido, las métricas de calidad de imagen utilizadas fueron la Signal-to-Noise Ratio (SNR) [1], el Contrast-to-Noise Ratio (CNR) [1], y el Equivalent Number of Looks (ENL) [1]. El CNR mide el contraste entre una característica de la imagen y un área de ruido homogéneo, mientras que el ENL mide la suavidad en áreas que deberían tener una apariencia homogénea pero que están corrompidas por el ruido. Estas métricas de calidad se definen como:

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log_{10} \frac{\max(I^2)}{\sigma_n^2}, \quad (1.13)$$

$$\text{CNR}_m = 10 \cdot \log_{10} \frac{(\mu_m - \mu_b)}{\sqrt{\sigma_m^2 + \sigma_b^2}}, \quad (1.14)$$

$$\text{ENL}_m = \frac{\mu_m^2}{\sigma_m^2}, \quad (1.15)$$

donde  $I$  es la matriz con los valores de los píxeles para la imagen CT y  $\sigma_n^2$  es la varianza de ruido calculada en una región homogénea.  $\mu_m$  es la media de los píxeles en la  $m$ -ésima región de interés (ROI),  $\sigma_m$  es la desviación estándar y  $\mu_b$  y  $\sigma_b$  son la media de los píxeles y la desviación estándar de una región homogénea de la imagen, respectivamente.

### 1.4.5. Medidas de Paralelismo

Para medir las prestaciones de los métodos paralelos utilizaremos dos medidas del paralelismo: el speed-up y la eficiencia.

El speed-up compara el mismo algoritmo al ser ejecutado secuencialmente y utilizando  $p$  procesadores. Se define el speed-up  $S_P$  de un algoritmo paralelo como [2]

$$S_P = \frac{T_S}{T_P}, \quad (1.16)$$

donde  $T_S$  es el tiempo de cálculo del método ejecutado en secuencial, y  $T_P$  es el tiempo de cálculo del método ejecutado en paralelo.

A partir del speed-up se define la eficiencia, parámetro que da una medida del grado de utilización de los procesadores. La eficiencia de un algoritmo paralelo respecto a sí mismo, al ejecutarse en un sistema con  $p$  procesadores, se define como [2]

$$E_p = \frac{S_p}{p}, \quad (1.17)$$

El objetivo es conseguir la mayor eficiencia posible.

### 1.4.6. Hardware y software empleados

#### 1.4.6.1. Hardware

Para la ejecución y el análisis del rendimiento de los métodos implementados en este estudio se han utilizado distintas máquinas de cómputo que describimos a continuación.

- Cluster Euler, se trata del cluster de computación del Instituto Universitario de Investigación Informática de la Universidad de Alicante. Esta máquina que dispone de 26 nodos de cálculo y un nodo de gestión, presenta las siguientes características:
  - Un nodo de gestión para controlar el uso y servicio del cluster, formado por un servidor HP Proliant DL380 G6 que dispone de 2 CPUs Intel XEON X5660 hexacore a una frecuencia de reloj de 2,8 GHz, con 12 MB caché y 24 GB de memoria RAM. Este nodo dispone de 16 discos SATA de 500 GB para el sistema operativo, las aplicaciones y el espacio de usuario.
  - Cada uno de los 26 nodos de cálculo lo constituye un servidor HP Proliant SL390s G7 que dispone de 2 procesadores Intel Xeon X 5660 hexacore a una frecuencia de reloj de 2,8 GHz, con 12 MB caché por procesador y con 48 GB de memoria RAM DDR3 1333Mhz. Cada nodo de cálculo dispone de un disco SATA de 500 GB.
  - Uno de los nodos está equipado con 3 GPUs HP Tesla M2050 con 3 GB de memoria a disposición de cada uno.
  - Uno de los nodos está equipado con una GPU Nvidia Tesla 2070 con 6 GB de memoria.
  - El sistema operativo de la máquina es un Linux CentOS 7. Kernel 3.10.0.
  - El cluster dispone de tres redes de interconexión, una red de ethernet Procurve E2510-48 de 1 GBit, una red de ethernet ILO Procurve



E2510-48 de 1 GBit, y una red de cálculo de baja latencia infiniband Voltaire IB 4XQDR 32P.

- Servidor de cómputo Trunks, computador de la Universidad Miguel Hernández que presenta las siguientes características:
  - Dispone de dos procesadores Intel(R) Xeon(R) Gold 6140 CPU, 2.30 GHz con 24.75 MB L3 Cache.
  - Cada procesador consta de 18 cores físicos, resultando un total de 36 cores.
  - Dispone de 384 GB DDR3 de memoria RAM.
  
- Servidor de cómputo cluster3, este computador pertenece al Grupo de Investigación Computación de Altas Prestaciones y Paralelismo de la Universidad de Alicante. Presenta las siguientes características:
  - Esta máquina está compuesta por un procesador Intel(R) Xeon(R) E5320 CPU @ 1.86 GHz de 8 cores físicos.
  - El sistema operativo de la máquina es un Linux Ubuntu 16.04.4.
  - El sistema tiene 42 GB de memoria RAM.
  
- En los experimentos se utilizaron dos GPUs:
  - GPU 1: GPU NVIDIA Tesla K20 con 5 GB de memoria integrada GDDR5, 2496 núcleos de procesamiento, reloj de 706 MHz y ancho de banda de memoria de 208 GB/seg.

- GPU 2: GPU NVIDIA Tesla V100 con 32 GB de memoria integrada HBM2, 5120 núcleos de procesamiento, reloj de 1230 MHz y ancho de banda de memoria de 897 GB/seg.

#### 1.4.6.2. Software

##### 1.4.6.2.1 MATLAB

En un primer estadio, antes de la implementación en C++ o Fortran, los diversos algoritmos estudiados se implementaron de manera secuencial en MATLAB (abreviatura de MATrix LABoratory) [21]. Es un software muy usado en el tratamiento de imágenes debido a la gran cantidad de funciones implementadas en este campo de estudio, así como a su facilidad de uso.

##### 1.4.6.2.2 OpenMP

OpenMP [12, 25] es una API (application programming interface) que permite paralelismo en entorno de memoria compartida. Actualmente está soportado por diversos compiladores. Siendo GNU el que más soporte ofrece. Se puede utilizar bajo lenguajes como Fortran, C y C++. Una de las características de OpenMP es la portabilidad ya que el mismo código es totalmente compatible en diversos entornos con unos leves cambios de configuración. Además, podemos ejecutarlo en varios entornos aumentando la escalabilidad sin problemas, pudiendo trabajar desde un entorno de escritorio a un supercomputador de memoria compartida con prácticamente el mismo código.

### 1.4.6.2.3 CUDA

CUDA [11] es una API que permite usar una GPU habilitada con CUDA para la programación paralela. CUDA funciona con lenguajes de programación como Fortran, C o C++ y, además, admite marcos de programación como OpenACC y OpenCL. La tecnología de CUDA ofrecida por Nvidia nos ofrece acceso para cómputo a los cores de las tarjetas gráficas con muchas prestaciones en cuanto a rendimiento pero, en contra, nos dá pérdida de mantenibilidad del código. Ya que el código generado para una tarjeta en particular está muy particularizado y adaptado para ella. Convirtiéndose en poco portable y haciéndolo muy acoplado al hardware. Por otra parte, hay que realizar una gestión muy particular de la memoria para poder exprimir toda la potencia que nos puede brindar esta tecnología, lo que nos puede ralentizar el proceso de desarrollo a la hora de generar nuevo código.



**2**

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Contribuciones

## 2.1. Publicación 1

Referencia

- Arnal, J.; Chillarón, M.; Parceró, E.; Súcar, L.; Vidal, V. A parallel fuzzy algorithm for real-time medical image enhancement. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2020; 22(8), 2599-2612.

En [23] los autores propusieron un método para el filtrado de imágenes a color para la eliminación de ruido mixto impulsivo-gaussiano. Este método, llamado Fuzzy Peer Group Averaging Filter (FPGA), utilizó el concepto de fuzzy peer group. Los resultados experimentales mostraron que esta técnica de filtrado muestra excelentes resultados en el filtrado de imágenes a color, pero no se ha probado en el campo de las imágenes médicas. Por otro lado, debido al gran tamaño de las imágenes de alta resolución, las computadoras secuenciales no pueden realizar este algoritmo en tiempo real. De esta forma, el filtro FPGA ha demostrado obtener excelentes resultados en la calidad de filtrado pero no es útil para el procesamiento en tiempo real. Hoy en día, la computación paralela es una de las formas más apropiadas para obtener resultados en tiempo real o para reducir el tiempo computacional en todo tipo de aplicaciones [32, 31, 9].

Debido a estas causas, en este primer trabajo que forma parte de esta tesis se presenta un nuevo algoritmo paralelo basado en el filtro introducido en [23] con el fin de mejorar su eficiencia computacional, para hacerlo apropiado para el procesamiento en tiempo real.

En este trabajo se diseñan y se implementan algoritmos paralelos para multicores y GPUs, obteniendo buenos resultados de speed-up. En el caso de los

multicore, se ha logrado un speed-up casi lineal. Hoy en día, los multicore y las GPU están ampliamente disponibles, por lo que el enfoque introducido es una técnica práctica y eficiente para el procesamiento de imágenes en tiempo real.

En los experimentos, utilizamos las mamografías obtenidas de la base de datos mini-MIAS [28] e imágenes de radiografía computarizada (CR) generadas a diferentes niveles de exposición. El rendimiento del filtro se evaluó utilizando el MAE, el PSNR y el SSIM [26, 29].

El método introducido lo comparamos con otros filtros que se han aplicado satisfactoriamente en imágenes médicas: el filtro NDF (Non-linear Diffusion Filter) [15], el FPG (Fuzzy Peer Group Fuzzy Metric Filter) [6] y el filtro FPG-NDF (Peer Group-Fuzzy Non-linear Diffusion Filter). El filtro FPG-NDF es la combinación de NDF y FPG. Además, el nuevo filtro se ha comparado con otros dos métodos diseñados específicamente para reducir el ruido mixto gaussiano-impulsivo: el filtro SFMR [8] y el filtro RLSF [27].

Los resultados muestran que el nuevo método presenta el mejor comportamiento en casi todos los experimentos en términos de las medidas MAE, PSNR y SSIM. Solo en el caso de imágenes corruptas exclusivamente con ruido impulsivo, el filtro FPG diseñado específicamente para estos impulsos, consigue una pequeña ventaja en términos de MAE. Esto implica que el nuevo método presenta una mejor reducción de ruido y una mejor conservación de los detalles de la imagen.

Desde el punto de vista visual, los experimentos muestran que el nuevo filtro, al ser aplicado a mamografías e imágenes CR, obtiene resultados robustos mejorando los filtros NDF, FPG, FPG-NDF, RLSF y SFMR. La nueva técnica detecta y reduce eficientemente el ruido impulsivo, así como también suaviza

efectivamente el ruido gaussiano conservando la calidad de los detalles y los bordes, lo cual permite apreciar mejor las anomalías mamarias, incluso pequeños detalles como las microcalcificaciones.

En nuestros experimentos, implementamos el código secuencial y el código paralelo en multicores y GPUs para comparar el tiempo de ejecución.

Los resultados muestran que se logra un speed-up significativo. En particular, las eficiencias globales logradas con respecto al método secuencial fueron en el multicore alrededor de 93–100 % para 2 procesadores, 92–96 % para 4, 88–96 % para 6 y 69 – 89 % para 8 procesadores, dependiendo del tamaño de la imagen. En la GPU NVIDIA Tesla K20 se obtuvo un speed-up de 1000. En la GPU NVIDIA Tesla V100 GPU, más potente que la anterior, se llegó a conseguir un speed-up superior a 8300. Los tiempos obtenidos en las GPUs muestran que el nuevo método permite procesar imágenes médicas de gran tamaño en tiempo real.

## 2.2. Publicación 2

### Referencia

- Arnal J.; Súcar L. Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images. *Applied Sciences*. 2020; 10(1):243.

La supresión de ruido es de gran interés en el procesamiento de imágenes digitales. Se considera que la mejora de la calidad de las imágenes corruptas es

de vital importancia para la mayoría de las áreas de procesamiento de imágenes, incluido el análisis las mismas, la detección de bordes y el reconocimiento de patrones.

Como ya hemos dicho, las imágenes digitales pueden verse deterioradas por diversos tipos de ruido, generados por diferentes causas, como inestabilidades de la señal, sensores defectuosos, deterioro físico del material debido al envejecimiento, malas condiciones de iluminación, errores en la transmisión debido al ruido del canal o interferencias causadas por campos electromagnéticos. En consecuencia, las imágenes digitales se deterioran por el ruido. El ruido impulsivo, el ruido gaussiano y una mezcla de ellos se encuentran entre los tipos de ruido más habituales [26]. La eliminación del ruido mixto gaussiano-impulsivo es una tarea difícil. Los métodos construidos para suprimir los impulsos son ineficaces en la eliminación del ruido gaussiano y, los métodos introducidos para reducir el ruido gaussiano no son capaces de eliminar los impulsos [20, 26].

En este artículo, presentamos un nuevo método híbrido llamado FRF-FPGA para abordar el ruido mixto gaussiano-impulsivo. El método híbrido propuesto consta de dos etapas. En la primera etapa se aplica un proceso de dos pasos basado en FRF [7] para reducir inicialmente el impacto del ruido impulsivo. Luego, se utiliza un filtrado de promedio difuso basado en el filtro FPGA [23] para reducir el ruido gaussiano.

El rendimiento del algoritmo introducido se evalúa en imágenes de bases de datos públicas empleando métricas objetivas de calidad ampliamente utilizadas. El nuevo enfoque puede reducir eficientemente tanto el ruido impulsivo como el gaussiano, así como el ruido mixto. El método de filtrado propuesto se compara con diversos métodos eficientes actuales. Los experimentos demuestran que la



técnica de reducción de ruido introducida supera a los filtros estudiados con respecto a las métricas PSNR, MAE y el NCD.

Los experimentos se realizaron utilizando MATLAB 2018a en un procesador Intel XEON X5660 (2,8 GHz y 48 GB de memoria RAM). El tiempo de ejecución del algoritmo híbrido FRF-FPGA propuesto fue de 2,18 s para eliminar el ruido de la imagen de Lena ( $512 \times 512$  píxeles) deteriorada por el ruido gaussiano  $\sigma = 10$  y el ruido impulsivo  $p = 0,1$ . El tiempo de ejecución aumentó de 1,83 s para el FPGA a 2,18 s para el FRF-FPGA propuesto. El nuevo enfoque en comparación con FPGA, con un pequeño aumento de 0,37 s en el tiempo, proporciona una mejora significativa en las medidas de MAE, PSNR y NCD. Los tiempos de cálculo para los otros métodos considerados para la comparación fueron: 2,23 s para el ANNF, 15,2 s para el APF, 14,1 para el C-BM3DF, 2,1 s para el FVMF, 1,63 s para el FWSDF, 2,94 s para el GRF, 1,92 s para IPGSVF, 9,7 s para PBTVMF, 1,61 s para PGF y 5,18 s para el filtro TF. Aunque el tiempo computacional del filtro propuesto (2.18 s para una imagen de  $512 \times 512$ ) hace que este enfoque secuencial sea difícilmente utilizable para el procesamiento en tiempo real, el método tiene un esqueleto que lo hace apropiado para computación paralela. Este objetivo es alcanzado en la publicación 3 de esta tesis por compendio.

## 2.3. Publicación 3

Referencia

- Arnal, J.; Súcar, L. Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images. *Mathematics* 2022, 10, 3652.

Basándonos en el método introducido en la publicación 2 de esta tesis por compendio, en este trabajo se introduce un filtro paralelo para eliminar el ruido mixto gaussiano-impulsivo en imágenes médicas de tomografía computerizada (CT).

Aunque pueden estar presentes otros tipos de ruido, como el ruido speckle [16], dos tipos de ruido particularmente habituales en las imágenes médicas de CT son el gaussiano y el ruido impulsivo. El ruido gaussiano se origina durante el proceso de adquisición y el impulsivo durante el proceso de transmisión [26, 5].

En la publicación 2 de esta tesis [4], se presentó un método híbrido eficiente para eliminar el ruido mixto impulsivo-gaussiano en imágenes en color. El método obtuvo excelentes resultados en términos de métricas cualitativas y cuantitativas. Este filtro, llamado FRF-FPGA, hace uso de la noción de fuzzy peer group [23]. El método se estructura en dos etapas. En primer lugar, se utiliza un procedimiento de dos pasos basado en FRF [7] para eliminar los impulsos. Después de eso, se utiliza un proceso de suavizado difuso basado en el método FPGA [23] para eliminar el ruido gaussiano. Los experimentos demostraron que este método obtuvo resultados sobresalientes al filtrar imágenes digitales en color en comparación con otros filtros de última generación, pero no ha sido

evaluado en el área de procesamiento de imágenes médicas. Por este motivo, en esta investigación presentamos un método basado en [4] para la eliminación de ruido mixto en imágenes médicas en escala de grises.

Además, debido a las grandes dimensiones de las imágenes digitales de alta resolución, los procesadores secuenciales no pueden ejecutar este método en tiempo real. Así, los experimentos prueban que el método FRF-FPGA obtiene excelentes resultados en la calidad del filtrado, pero el tiempo de cálculo dificulta su aplicación para el filtrado en tiempo real. Actualmente, el cómputo paralelo es una de las técnicas más adecuadas para lograr resultados en tiempo real o para disminuir el tiempo de cómputo en todas las áreas de aplicación [32, 33, 31, 9]. Y, como resultado del progreso en la computación en la nube [18, 17], es factible ejecutar métodos paralelos sin muchos recursos internos [30].

Por estas razones, en esta investigación presentamos un nuevo método paralelo basado en el algoritmo presentado en [4] con el objetivo de mejorar su eficiencia informática para que pueda ser utilizado en el procesamiento de imágenes médicas en tiempo real.

Hemos implementado este método paralelo en computadoras paralelas de memoria compartida haciendo uso de Open Multi-Processing (OpenMP) [12, 25], y hemos analizado la paralelización en multinúcleos, obteniendo buenos resultados de aceleración. En la actualidad, los multinúcleos son universalmente accesibles, por lo que el método propuesto es una metodología factible y efectiva para el filtrado de imágenes en tiempo real. En este estudio, consideramos imágenes médicas CT del conjunto de datos de Radiopaedia (Caso cortesía de A. Prof Frank Gaillard, rID 35508) y diferentes CT ruidosas de baja dosis (LDCT) imágenes del Gran desafío de CT de dosis baja de NIH-AAPM-Mayo Clinic 2016 [22].

Desarrollamos los experimentos en una máquina paralela de memoria compartida: una plataforma multinúcleo equipada con dos CPU Intel(R) Xeon(R) Gold 6140, 2,30 GHz con 24,75 MB de caché L3. Cada procesador está compuesto por 18 núcleos físicos, lo que da como resultado un número total de 36 núcleos en la computadora. Tanto el código paralelo como la versión secuencial se desarrollaron usando el compilador GNU gcc-11.1.0. De estos resultados se observa que no existe una dependencia significativa del tiempo de cómputo respecto de la cantidad de ruido. Este hecho se debe a las características del filtro. Para estudiar la eficiencia de la implementación paralela de OpenMP, llevamos a cabo la experimentación aumentando la cantidad de unidades de cómputo. Se lograron resultados similares en la aceleración para todas las imágenes probadas. Los resultados muestran que se logra un speed-up sustancial. Los experimentos muestran que la implementación en paralelo obtiene speed-ups en el rango de 25,54 a 28,24 cuando se utilizaron las 36 unidades de cómputo del multinúcleo. Si se utilizara una máquina con mayor número de elementos de cómputo se obtendría una mayor aceleración. Los tiempos presentados en la publicación muestran que el algoritmo propuesto permite el filtrado de imágenes médicas de CT grandes en tiempos reducidos, lo que hace que el método sea apropiado para escenarios reales.





**TRABAJOS PUBLICADOS**  
Universitat d'Alicant  
Universidad de Alicante





**3**

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Compendio



Este capítulo muestra las publicaciones más importantes en orden cronológico fruto de la investigación realizada. Las tres publicaciones incluidas en esta tesis por compendio son artículos publicados en revistas de alto impacto indexadas en JCR.

Dos de ellas han sido publicadas en revistas indexadas en el primer cuartil según la base de datos JCR (Q1):

- A Parallel Fuzzy Algorithm for Real-Time Medical Image Enhancement. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2020, vol. 22, no 8, p. 2599-2612. <https://doi.org/10.1007/s40815-020-00953-3>
- Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images. *Mathematics*. 2022; 10(19):3652. <https://doi.org/10.3390/math10193652>

El otro artículo que constituye el compendio fue publicado en una revista indexada en el segundo cuartil según el índice JCR (Q2):

- Arnal J, Súcar L. Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images. *Applied Sciences*. 2020; 10(1):243. <https://doi.org/10.3390/app10010243>



4

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

A Parallel Fuzzy Algorithm for  
Real-Time Medical Image Enhancement

- Arnal, J.; Chillarón, M.; Parceró, E.; Súcar, L.; Vidal, V. A parallel fuzzy algorithm for real-time medical image enhancement. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2020; 22(8), 2599-2612.

Las imágenes médicas pueden corromperse con ruido. Este ruido afecta la calidad de la imagen y puede ocultar información importante necesaria para un diagnóstico preciso. Aplicar eficazmente técnicas de filtrado puede facilitar el diagnóstico o reducir la exposición a la radiación. En este artículo, presentamos un método paralelo diseñado para reducir el ruido mixto impulsivo-gaussiano en imágenes digitales. El método utiliza la lógica difusa y el concepto de fuzzy peer-group. Se presentan las implementaciones del método utilizando una interfaz de programación multinúcleo (OpenMP) en ámbitos de memoria compartida y en unidades de procesamiento gráfico (GPU) usando CUDA. La eficiencia se mide en términos de tiempo de ejecución y en términos de MAE, PSNR y SSIM sobre imágenes médicas de la base de datos mini-MIAS y sobre imágenes de radiografía computarizada (CR) generadas a diferentes niveles de exposición. Estas imágenes han sido contaminadas con ruido impulsivo y/o gaussiano. Los experimentos muestran que el método propuesto obtiene un buen rendimiento en términos de las medidas de calidad objetivas mencionadas anteriormente. Después de aplicar estrategias de optimización de GPU y multinúcleo, el tiempo observado muestra que el nuevo filtro permite eliminar el ruido mixto impulsivo-gaussiano en tiempo real.



5

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Hybrid Filter Based on Fuzzy  
Techniques for Mixed Noise Reduction  
in Color Images

- Arnal, J.; Súcar, L. Hybrid Filter Based on Fuzzy Techniques for Mixed Noise Reduction in Color Images. *Appl. Sci.* 2020, 10, 243.

Para disminuir el ruido mixto impulsivo-gaussiano en imágenes digitales a color, se propone un nuevo filtro híbrido. La nueva técnica se compone de dos etapas. Se utiliza un filtro basado en una métrica difusa para la reducción del ruido impulsivo en la primera etapa. En la segunda etapa, para eliminar el ruido gaussiano, se aplica un método de peer-group mediante técnicas fuzzy sobre la imagen generada en la etapa anterior. El rendimiento del algoritmo introducido se evaluó en imágenes de prueba estándar empleando métricas de calidad objetiva ampliamente utilizadas. El nuevo enfoque puede reducir eficientemente tanto el ruido impulsivo como el gaussiano, así como el ruido mixto. El método de filtrado propuesto se comparó con las metodologías más avanzadas: adaptive nearest neighbor filter, alternating projections filter, color block-matching 3D filter, fuzzy peer group averaging filter, partition-based trimmed vector median filter, trilateral filter, fuzzy wavelet shrinkage denoising filter, graph regularization filter, iterative peer group switching vector filter, peer group method, y el fuzzy vector median filter. Los experimentos demostraron que la técnica de reducción de ruido introducida supera a los filtros mencionados con respecto a las métricas peak signal to noise ratio (PSNR), el mean absolute error (MAE) y el normalized color difference (NCD).



6

Universitat d'Alacant  
Fast Method Based on Fuzzy Logic for  
Universidad de Alicante  
Gaussian-Impulsive Noise Reduction in  
CT Medical Images

- Arnal, J.; Súcar, L. Fast Method Based on Fuzzy Logic for Gaussian-Impulsive Noise Reduction in CT Medical Images. *Mathematics* 2022, 10, 3652.

Para eliminar el ruido mixto gaussiano-impulsivo en imágenes médicas de CT, se aplica un filtro paralelo basado en lógica difusa. La metodología utilizada se estructura en dos pasos. Se aplica un método basado en una métrica fuzzy para eliminar el ruido impulsivo en el primer paso. Para reducir el ruido gaussiano, en el segundo paso, se utiliza un filtro fuzzy peer-group sobre la imagen filtrada obtenida en el primer paso. Se realiza un análisis comparativo con métodos de última generación sobre imágenes médicas de CT utilizando medidas cualitativas y cuantitativas que evidencian la efectividad del algoritmo propuesto. El método paralelo se paraleliza en multiprocesadores de memoria compartida. Después de aplicar estrategias de cómputo paralelo, los tiempos de cómputo obtenidos indican que el filtro introducido permite reducir el ruido mixto impulsivo-gaussiano en imágenes médicas de CT en tiempo real.



**Parte III**

**CONCLUSIONES**

Universitat d'Alicant  
Universidad de Alicante







# 7

Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Conclusiones

Para finalizar presentamos las conclusiones y líneas futuras de nuestra investigación.

## 7.1. Conclusiones

En esta tesis se han diseñado e implementado diversos algoritmos para el filtrado de ruido mixto impulsivo-gaussiano en imágenes digitales. Dichos algoritmos han sido aplicados al filtrado de imágenes médicas.

En un primer trabajo se desarrolló un método paralelo basado en fuzzy peer groups y en lógica fuzzy para reducir ruido mixto impulsivo-gaussiano en imágenes médicas. Este método se implementó en multicores usando OpenMP y en GPUs utilizando CUDA.

Las implementaciones desarrolladas a partir de este método demostraron su eficiencia al ser aplicadas para reducir el ruido mixto impulsivo-gaussiano en mamografías de la base de datos de imágenes mini-MIAS y en imágenes CR generadas bajo diferentes niveles de exposición. La eficiencia quedó demostrada por los resultados obtenidos en términos de las métricas de calidad MAE, PSNR y SSIM. El algoritmo paralelo presentado obtuvo valores de speed-up significativos, y la reducción en los tiempos de cómputo permite que este nuevo método sea utilizado para el procesamiento de imágenes médicas en tiempo real.

En la segunda publicación se presentó un nuevo algoritmo (FRF-FPGA) para reducir el ruido mixto impulsivo-gaussiano en imágenes digitales a color. Este método utiliza un proceso de detección de impulsos basado en métricas fuzzy.

En una segunda etapa, el método utiliza una media fuzzy para atenuar el ruido gaussiano. Se realizó un estudio comparativo con otros algoritmos eficientes utilizando como métricas de calidad el MAE, el PSNR y el NCD. Los experimentos revelaron que este nuevo filtro superaba, en términos de las métricas MAE PSNR y NCD, de forma apreciable a los métodos con los que se comparó. Aunque la utilización de dos filtros distintos en el método FRF-FPG incrementa la carga computacional, el filtro propuesto presenta una estructura adecuada para su paralelización.

Esta paralelización fue abordada en el tercer trabajo que compone esta tesis. De esta forma, basándonos en el filtro propuesto en la publicación anterior, en la tercera publicación se propone una adaptación del filtro FRF-FPGA a imágenes médicas en escala de grises y una paralelización del mismo. El método se probó en imágenes médicas CT y se realizó un análisis comparativo (utilizando las métricas MAE, PSNR, SSIM, MSSIM, IEF, SNR, CNR y ENR) con otros algoritmos que han sido aplicados con éxito a imágenes médicas, demostrando la superioridad del método frente a los algoritmos comparados. La implementación paralela mostró una reducción significativa en tiempos de ejecución, mostrando que el algoritmo propuesto es una opción válida para el uso de corrección de imágenes médicas en tiempo real.

## 7.2. Trabajo Futuro

Como líneas futuras de investigación se puede avanzar hacia estos tres puntos:

- Aplicación de los filtros presentados a imágenes médicas de tipo PET y MRI.
- Continuar la optimización computacional de los métodos propuestos utilizando CUDA en tarjetas GPU y utilizando MPI en arquitecturas de memoria distribuida.
- Aplicación del algoritmo en imágenes de carácter astronómico.

## Bibliografía

- [1] Desmond C Adler, Tony H Ko, and James G Fujimoto. Speckle reduction in optical coherence tomography images by use of a spatially adaptive wavelet filter. *Optics letters*, 29(24):2878–2880, 2004.
- [2] Francisco Almeida, Domingo Giménez, José Miguel Mantas, and Antonio M Vidal. *Introducción a la programación paralela*. Paraninfo, Madrid, 2008.
- [3] Josep Arnal and Ilya Mayzel. Parallel techniques for speckle noise reduction in medical ultrasound images. *Advances in Engineering Software*, 148:102867, 2020.
- [4] Josep Arnal and Luis Súcar. Hybrid filter based on fuzzy techniques for mixed noise reduction in color images. *Applied Sciences*, 10(1), 2020.
- [5] Charles Bonchelet. 4.5 - Image noise models. In AL Bovik, editor, *Handbook of Image and Video Processing (Second Edition)*, Communications, Networking and Multimedia, pages 397 – 409. Academic Press, Burlington, 2005.

- 
- [6] Joan-Gerard Camarena, Valentín Gregori, Samuel Morillas, and Almanzor Sapena. Fast detection and removal of impulsive noise using peer groups and fuzzy metrics. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 19(1):20–29, 2008.
- [7] Joan Gerard Camarena, Valentín Gregori, Samuel Morillas, and Almanzor Sapena. Two-step fuzzy logic-based method for impulse noise detection in colour images. *Pattern Recognition Letters*, 31(13):1842–1849, 2010.
- [8] Joan-Gerard Camarena, Valentin Gregori, Samuel Morillas, and Almanzor Sapena. A simple fuzzy method to remove mixed gaussian-impulsive noise from color images. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 21(5):971–978, 2012.
- [9] Yuedan Chen, Kenli Li, Wangdong Yang, Guoqing Xiao, Xianghui Xie, and Tao Li. Performance-aware model for sparse matrix-matrix multiplication on the sunway taihulight supercomputer. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2018.
- [10] Pierrick Coupé, Pierre Yger, Sylvain Prima, Pierre Hellier, Charles Ker-rann, and Christian Barillot. An optimized blockwise nonlocal means denoising filter for 3-D magnetic resonance images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 27(4):425–441, 2008.
- [11] CUDA Home Page. <https://developer.nvidia.com/cuda-zone>. [Online; acceso 02-Diciembre-2022].
- [12] Leonardo Dagum and Ramesh Menon. Openmp: an industry standard api

- for shared-memory programming. *IEEE computational science and engineering*, 5(1):46–55, 1998.
- [13] S Esakkirajan, T Veerakumar, Adabala N Subramanyam, and CH Premchand. Removal of high density salt and pepper noise through modified decision based unsymmetric trimmed median filter. *IEEE Signal Processing Letters*, 18(5):287–290, 2011.
- [14] Roman Garnett, Timothy Huegerich, Charles Chui, and Wenjie He. A universal noise removal algorithm with an impulse detector. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(11):1747–1754, 2005.
- [15] Stephen L Keeling. Total variation based convex filters for medical imaging. *Applied Mathematics and Computation*, 139(1):101–119, 2003.
- [16] Manoj Kumar, Yassine Tounsi, Karmjit Kaur, Abdelkrim Nassim, Fernando Mandoza-Santoyo, and Osamu Matoba. Speckle denoising techniques in imaging systems. *Journal of Optics*, 22(6):063001, 2020.
- [17] Kenli Li, Chubo Liu, Keqin Li, and Albert Y. Zomaya. A framework of price bidding configurations for resource usage in cloud computing. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 27(8):2168–2181, 2016.
- [18] Chubo Liu, Kenli Li, Chengzhong Xu, and Keqin Li. Strategy Configurations of Multiple Users Competition for Cloud Service Reservation. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 27(2):508–520, 2016.
- [19] Rastislav Lukac and Konstantinos N. Plataniotis. A Taxonomy of Color



- Image Filtering and Enhancement Solutions. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 140(05):187–264, 2006.
- [20] Rastislav Lukac, Bogdan Smolka, Karl Martin, Konstantinos N. Plataniotis, and Anastasios N. Venetsanopoulos. Vector filtering for color imaging. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(1):74–86, 2005.
- [21] MATLAB. <https://es.mathworks.com/products/matlab.html>. [Online; acceso 02-Diciembre-2022].
- [22] C McCollough, B Chen, DI Holmes, X Duan, Z Yu, L Xu, S Leng, and J Fletcher. Low dose ct image and projection data (ldct-and-projection-data) (version 4) [data set]. *The Cancer Imaging Archive*, 2020.
- [23] Samuel Morillas, Valentín Gregori, and Antonio Hervás. Fuzzy peer groups for reducing mixed Gaussian-impulse noise from color images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(7):1452–1466, 2009.
- [24] Samuel Morillas, Valentín Gregori, Guillermo Peris-Fajarnés, and Pedro Latorre. A fast impulsive noise color image filter using fuzzy metrics. *Real-Time Imaging*, 11(5-6 SPEC. ISS.):417–428, 2005.
- [25] OpenMP ARB. <https://www.openmp.org>. [Online; acceso 08-September-2022].
- [26] Konstantinos Plataniotis and Anastasios N. Venetsanopoulos. *Color Image Processing and Applications*. Springer-Verlag, Berlin, Germany, 2013.
- [27] Bogdan Smolka and Damian Kusnik. Robust local similarity filter for the

- reduction of mixed gaussian and impulsive noise in color digital images. *Signal, Image and Video Processing*, 9(1):49–56, 2015.
- [28] J. Suckling et al. The mammographic image analysis society digital mammogram database. *Excerpta Medica. International Congress Series 1069*, pages 375–378, 1994.
- [29] Zhou Wang, Alan C Bovik, Hamid R Sheikh, and Eero P Simoncelli. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, 13(4):600–612, 2004.
- [30] Kelvin K.L. Wong, Simon Fong, and Defeng Wang. Impact of advanced parallel or cloud computing technologies for image guided diagnosis and therapy. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 25(2):187–192, 2017.
- [31] Guoqing Xiao, Kenli Li, and Keqin Li. Reporting l most favorite objects in uncertain databases with probabilistic reverse top-k queries. In *2015 IEEE International Conference on Data Mining Workshop (ICDMW)*, pages 1592–1599. IEEE, 2015.
- [32] Guoqing Xiao, Kenli Li, and Keqin Li. Reporting l most influential objects in uncertain databases based on probabilistic reverse top-k queries. *Information Sciences*, 405:207–226, 2017.
- [33] Guoqing Xiao, Kenli Li, Keqin Li, and Xu Zhou. Efficient top-(k, l) range query processing for uncertain data based on multicore architectures. *Distributed and Parallel Databases*, 33(3):381–413, 2015.