

Imágenes Médicas - Práctica 2: Imágenes Digitales

JUAN PABLO MORALES^{1a}

^a*Instituto Balseiro - Centro Atómico Bariloche. Av Bustillo 9500, 8400 Bariloche, Río Negro, Argentina*

7 DE MARZO DE 2024

1. Introducción

Las imágenes médicas son representaciones visuales del interior del cuerpo humano que ayudan en el diagnóstico y tratamiento de enfermedades. Estas imágenes son generadas mediante diversas modalidades, como radiografías, tomografías computarizadas (TC), resonancias magnéticas nucleares (RMN), ultrasonidos y medicina nuclear.

Las imágenes médicas digitales se obtienen a través de equipos especializados que capturan datos del cuerpo y los convierten en imágenes digitales las cuales en su forma mas básica están representadas en arreglos de píxeles. Estas imágenes pueden ser procesadas y analizadas mediante software, lo que permite realizar transformaciones y mejorar su calidad para una mejor visualización.

2. Transformaciones de contraste

Si tenemos una imagen en formato ".pgm", podemos acceder a la matriz de píxeles que la conforman, lo que nos permite manipular cada píxel individualmente utilizando software. Esta capacidad de manipulación nos brinda la oportunidad de realizar diversas transformaciones que pueden mejorar la calidad visual de la imagen.

Antes de comenzar cualquier manipulación, es crucial observar el histograma de intensidades de la imagen. El histograma de una imagen muestra la distribución de las intensidades de los píxeles en toda la imagen. Esta información nos proporciona una visión general de la gama de tonos presentes en la imagen, desde los más oscuros hasta los mas claros. Al analizar el histograma, podemos obtener información valiosa sobre el contraste de la imagen.

El caso analizado se muestra en la figura 1, donde se puede observar la imagen de 217 x 181 píxeles del cerebro obtenida mediante resonancia

magnética y su respectivo histograma de intensidades. En el histograma, se aprecia una multimodalidad de contrastes correspondientes a los distintos tejidos presentes en el cerebro. Por lo tanto, si se desea estudiar en particular uno de estos tejidos, como la materia blanca, se podría realizar una transformación de contraste $T(r) = s$, donde r es un píxel de la imagen original y s es el píxel de la imagen resultante.

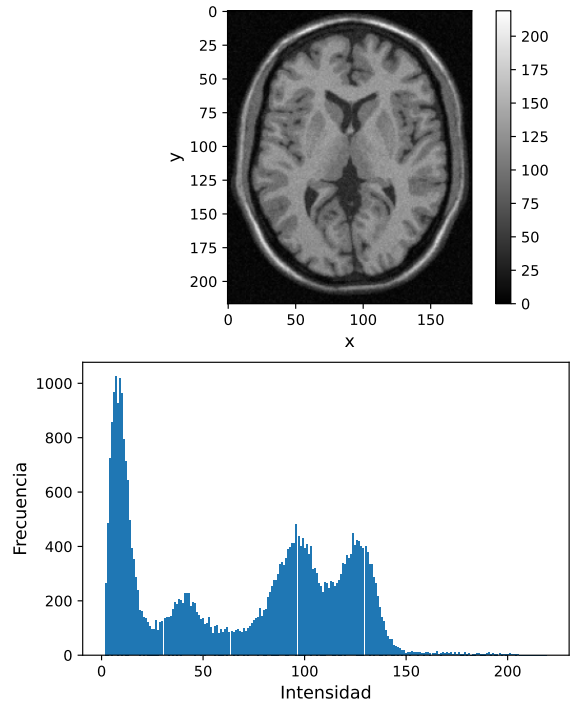


Figura 1: Resonancia magnética cerebral representada en escala de grises, con el histograma de intensidades debajo.

En este caso realizamos una transformación semi lineal dada por

$$T(r) = \begin{cases} 0 & \text{si } ar + b \leq 0 \\ ar + b & \text{si } 0 < ar + b < 255 \\ 255 & \text{si } ar + b \geq 255, \end{cases} \quad (1)$$

¹juan.morales@ib.edu.ar

donde $a = 2$ y $b = -95$. Esta transformación nos proporciona los píxeles correspondientes a la imagen que se muestra en la Figura 2. Como se puede observar en el histograma, esta nueva imagen contiene solo una parte del histograma original de la Figura 1, lo que resulta en un mejor contraste en la zona de materia blanca.

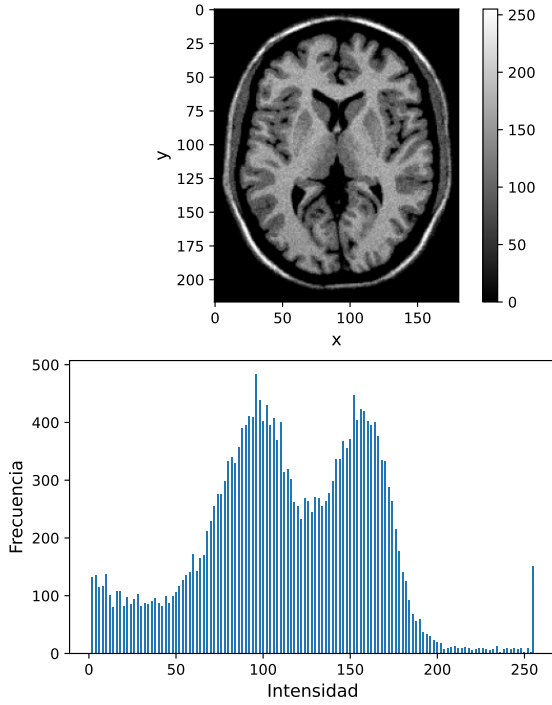


Figura 2: Resonancia magnética cerebral representada en escala de grises después de aplicar una transformación semi-lineal. Se presenta el histograma de intensidades debajo de la imagen.

3. Ecualización de histograma

La transformación semi-lineal se utiliza para ajustar el rango del histograma, ampliándolo o reduciéndolo según sea necesario para resaltar ciertas áreas con mayor contraste. Sin embargo, existe un enfoque alternativo que busca uniformizar el histograma tanto como sea posible, conocido como ecualización del histograma. Este método se basa en la obtención de la suma acumulada del histograma original y su utilización como función de transformación $T(r)$, con ajustes de escala para garantizar que $T(r_{\max}) = s_{\max}$. Al aplicar esta

técnica, se obtiene una imagen que maximiza el contraste sin sacrificar información relevante.

Se muestra una aplicación de la ecualización del histograma en la Figura 3, donde se ha empleado este método en la resonancia magnética cerebral. El resultado muestra una imagen con un contraste mejorado gracias a la ecualización del histograma.

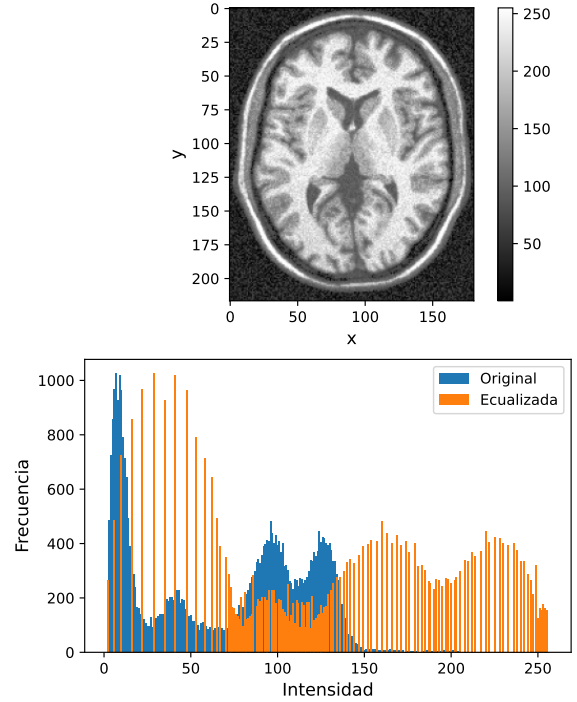


Figura 3: Resonancia magnética cerebral representada en escala de grises después de aplicar la ecualización del histograma. En la parte inferior se presentan los histogramas de intensidades tanto de la imagen original como de la imagen después de la ecualización del histograma.

En la misma figura se muestra el histograma de intensidades de la imagen original y el histograma de la imagen ecualizada. Se observa que en este último, el histograma abarca todo el rango de intensidades, aunque no es completamente uniforme. Otras transformaciones posibles son las binarias, donde se asignan únicamente dos valores de intensidad de píxel. En este caso, realizamos la transformación binaria T definida por:

$$s = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 < r < 128 \\ 0 & \text{si } r \geq 128, \end{cases} \quad (2)$$

Aquí, r representa los píxeles de la imagen de resonancia magnética cerebral (ver figura 1) y s los píxeles transformados. Al aplicar esta transformación, se obtiene la imagen que se muestra en la Figura 4, donde solo se resaltan los bordes de la imagen con una alta intensidad de 1, perdiéndose el resto de la información.

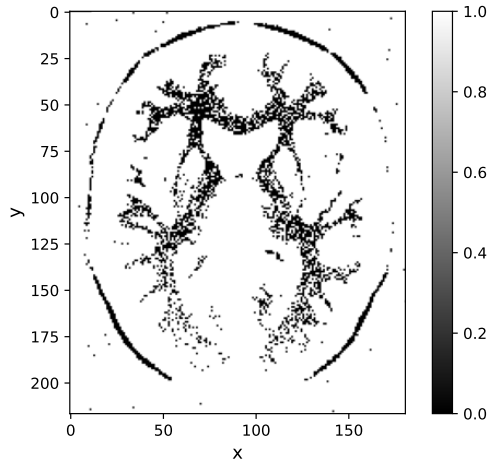


Figura 4: Transformación binaria aplicada a la imagen de resonancia magnética cerebral, donde se resaltan los bordes con intensidad 1 y se pierde el resto de la información.

También es posible realizar una transformación de contraste llamada transformación gamma, la cual consiste en aplicar la siguiente función:

$$T(r) = S_{\max} \left(\frac{r}{r_{\max}} \right)^{\gamma}, \quad (3)$$

donde γ es un parámetro que controla el contraste. Esta transformación puede aumentar o disminuir el contraste de una imagen, como se muestra en la figura 5.

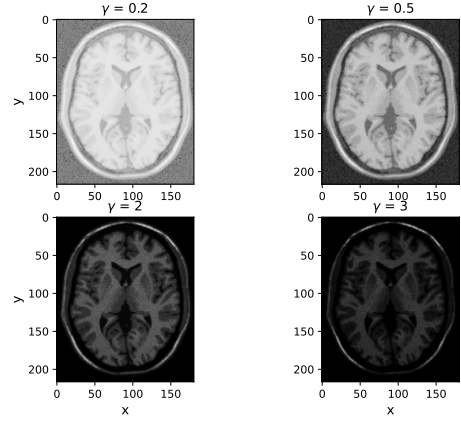


Figura 5: Transformación gamma aplicada a la imagen de resonancia magnética cerebral para distintos valores del parámetro γ .

Además, se realizó una resta entre la imagen original y algunas de las imágenes transformadas. Estos resultados se presentan en las figuras 6, 7 y 8.

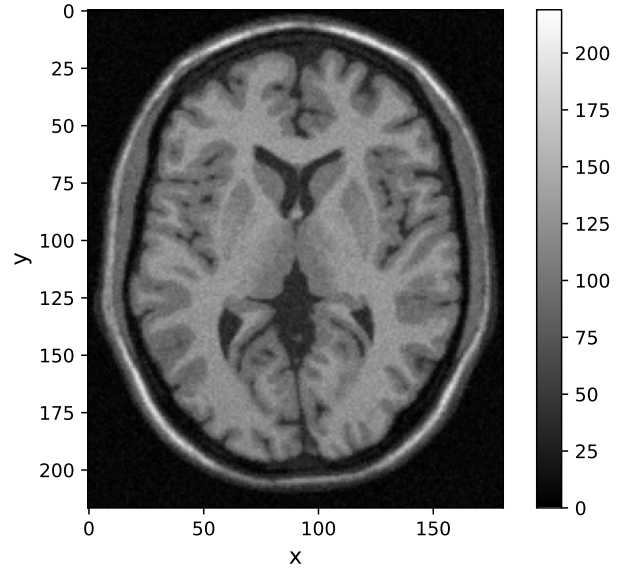


Figura 6: Resta entre la imagen original y la transformación binaria.

En el primer caso, prácticamente no hay cambios debido a que el valor binario es 1 para la parte blanca de la imagen transformada y 0 para la parte oscura.

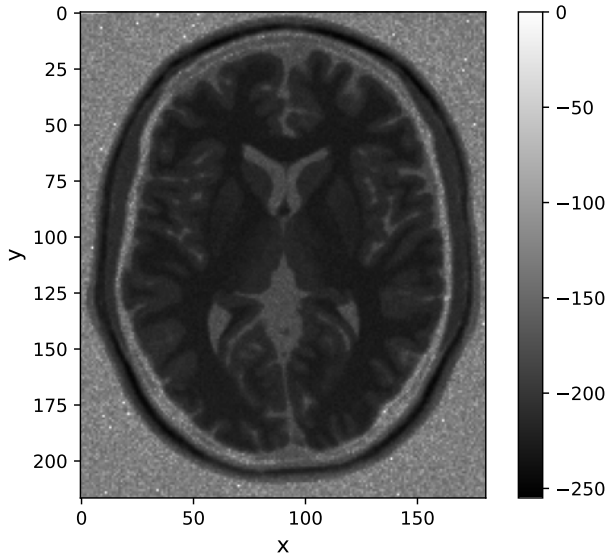


Figura 7: Resta entre la imagen original y la transformación gamma con $\gamma = 0,2$.

En el segundo y tercer caso se puede observar que dado que la transformación gamma con $\gamma = 0,2$ resalta el contraste, la imagen resultante de la resta se vuelve más oscura. Por otro lado, cuando $\gamma = 3$, ocurre lo opuesto y la imagen resultante de la resta se vuelve más clara.

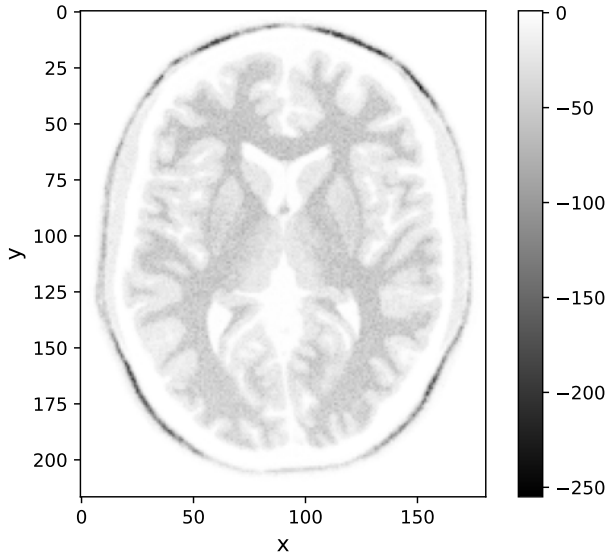


Figura 8: Resta entre la imagen original y la transformación gamma con $\gamma = 3$.

4. Interpolación de imágenes

Cuando uno tiene una imagen específica, su tamaño está determinado por los píxeles que con-

tiene. Sin embargo, si se desea cambiar el tamaño de la imagen, es necesario recurrir a métodos de interpolación que permitan calcular nuevos píxeles a partir de los existentes en la imagen original. Se emplearon tres de estos métodos de interpolación para aumentar el tamaño de una imagen de resonancia magnética cerebral, como se muestra en la figura 9 perteneciente a otro corte de una resonancia magnética cerebral, que originalmente tiene 128x128 píxeles y se busca llevarlo a una resolución de 1024x1024, es decir, aumentar la resolución en un factor 8.

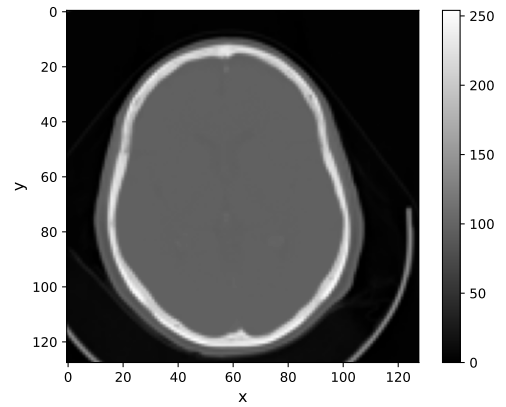


Figura 9: Imagen de resonancia magnética cerebral original de 128x128 píxeles.

La primera interpolación se llevó a cabo utilizando el método del vecino más cercano, el cual no es muy costoso computacionalmente. Este método consiste en asignar píxeles a la imagen resultante mapeándolos al espacio de la imagen original y asignándoles el valor del píxel más cercano en esa imagen. El resultado obtenido se muestra en la figura 10. En ella se pueden apreciar pequeños artefactos generados por el método de interpolación, ya que al escalar la imagen original por un factor de 8, se asignan muchos píxeles de esta a diferentes píxeles en la imagen ampliada.

El segundo método utilizado consiste en realizar una interpolación bilineal, la cual, a diferencia de la interpolación al vecino más cercano, constituye una transformación continua de píxel a píxel [1]. Aplicar esta transformación es más costoso computacionalmente, pero como se observa en la figura 11, nos libramos de los artefactos que podrían generarse al aplicar una transformación no continua como es la del vecino más cercano.

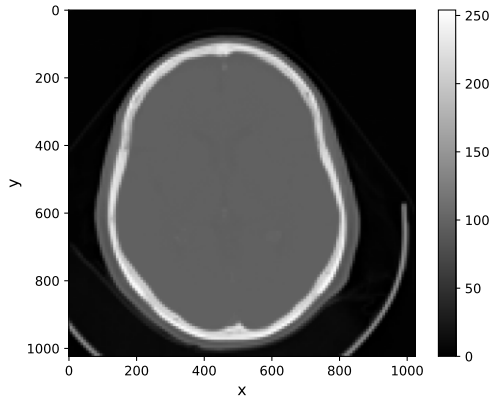


Figura 10: Imagen de resonancia magnética cerebral aumentando su resolución mediante el método de interpolación de vecinos más cercano.

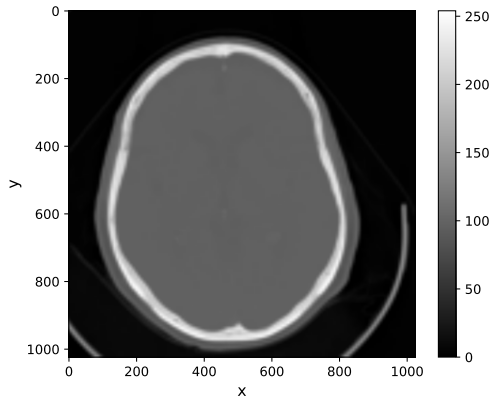


Figura 11: Imagen de resonancia magnética cerebral aumentando su resolución mediante el método de interpolación bilineal.

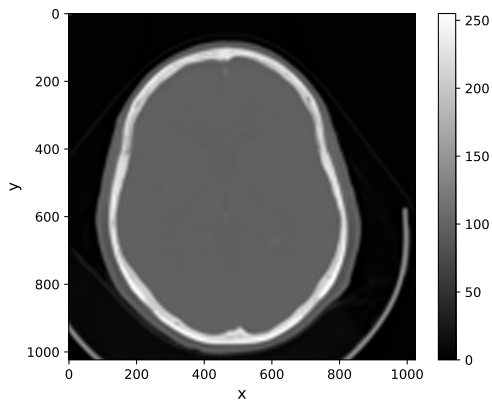


Figura 12: Imagen de resonancia magnética cerebral aumentando su resolución mediante el método de interpolación bicúbica.

En tercer lugar, se utilizó el método de interpolación bicúbica, el cual consiste también en una interpolación continua pero de mayor orden que la bilineal. Esta interpolación es aún más costosa computacionalmente, pero en ciertos casos puede obtenerse un mejor resultado que con la interpolación bilineal. El resultado del escalado de la imagen original para llevarla hasta 1024x1024 se muestra en la figura 12. En este caso, se observa una leve mejora en los bordes en comparación con el método de interpolación bilineal al agrandar la imagen.

5. Filtros pasa bajos con mascar

Sabemos que una imagen se define por una función $f(x, y)$ la cual tiene una cota inferior. La aplicación de un filtro consiste matemáticamente en la convolución [2] de esta función con un núcleo o kernel. En el caso de los filtros pasa bajo, estos pueden tener un efecto de suavizado o desenfoque con el objetivo de reducir el ruido en la imagen. Para ello, suelen utilizarse kernels representados por matrices como:

$$\frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad \frac{1}{25} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4)$$

Estas matrices representan promedios de $N \times N$ píxeles en la imagen, siendo N el tamaño de la matriz impar. En este caso, utilizamos kernels de matrices de 3×3 , 5×5 y 7×7 en las imágenes de resonancia magnética cerebral anteriores. Los resultados se muestran en la figura 13.

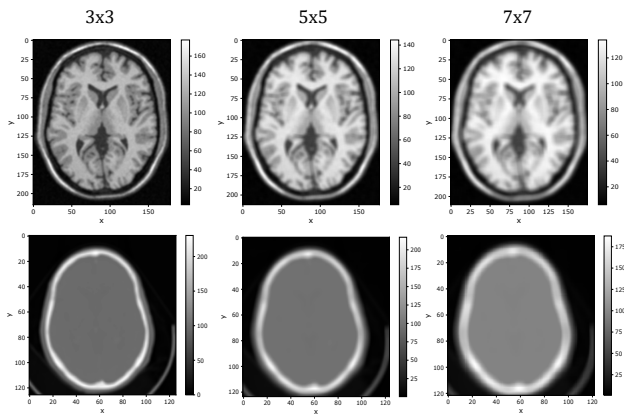


Figura 13: Imágenes de resonancia magnética cerebral con la aplicación de filtros de distintos tamaños (3x3, 5x5 y 7x7). A medida que aumenta el tamaño del kernel, se observa un mayor efecto de suavizado en la imagen. Sin embargo, también se incrementa el desenfoque, siendo más pronunciado con el filtro de 7x7. Esta pérdida de detalles resulta en una imagen más borrosa en comparación con los filtros de menor tamaño.

Se observa cómo el efecto de suavizado aumenta a medida que aumenta el tamaño del kernel. Sin embargo, con el aumento del tamaño del kernel también se produce un mayor desenfoque en la imagen. Este desenfoque es más pronunciado en la imagen filtrada con el kernel de 7x7, donde se percibe una mayor pérdida de detalles y una apariencia más borrosa en comparación con las imágenes filtradas con kernels de menor tamaño.

6. Procesamiento en el dominio de la frecuencia

Hasta ahora, los procedimientos realizados se llevaron a cabo en el espacio real. Sin embargo, en algunos casos es conveniente realizarlos en el espacio de las frecuencias, es decir, transformando la imagen digital mediante la transformada de Fourier. Esto nos permite realizar tratamientos de filtros y transformaciones que son no triviales de realizar en el espacio real.

En este caso, observamos la imagen de Superman mostrada en la figura 14. Esta imagen posee componentes periódicos de textura en varias partes. Al observar su espacio de frecuencias trans-

formado por Fourier (ver figura 15), podemos ver que aparecen puntos brillantes que corresponden a estas periodicidades.



Figura 14: Imagen de Superman original.

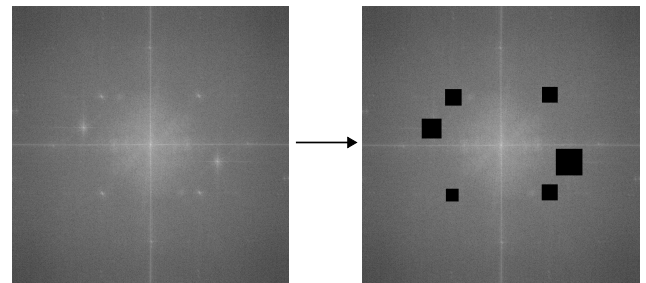


Figura 15: Espacio de frecuencias transformado por Fourier de la imagen de Superman. Se observan puntos brillantes que corresponden a las componentes periódicas de textura presentes en la imagen que son eliminadas.



Figura 16: Imagen de Superman después de eliminar las componentes periódicas de textura en el espacio de frecuencias y aplicar la antitransformada de Fourier.

Eliminando estos puntos en el espacio de las fases y luego realizando la antitransformada, podemos obtener la imagen original sin estas componentes periódicas (ver figura 16).

7. Filtros unsharp y high boost

Inicialmente, se aplicó ruido gaussiano con una media de $\mu = 0$ y una desviación estándar de $\sigma = 3$ a la imagen mostrada en la figura 1. Con el propósito de reducir este ruido, se emplearon los filtros unsharp y high boost en estas imágenes. Para ello, se aplicó un filtro pasa bajos con un kernel de tamaño 9x9 a la imagen con ruido. Luego, si $f(x, y)$ representa la imagen con ruido y $\tilde{f}(x, y)$ la imagen filtrada después de aplicar el filtro pasa bajos, se define la máscara unsharp como $f(x, y) - \tilde{f}(x, y)$ y la máscara high boost como $Af(x, y) - \tilde{f}(x, y)$, donde A es una constante positiva arbitraria. Los resultados se presentan en la figura 17.

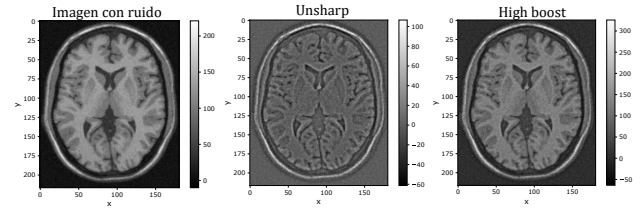


Figura 17: Comparación entre los filtros unsharp y high boost (parámetro $A = 2$) y la imagen con ruido gaussiano.

Se puede observar cómo estos filtros aumentan el ruido de la imagen ya que sacan las componentes de baja frecuencia.

Para evaluar la eficacia de estos filtros, se calculó la diferencia en valor absoluto entre la imagen con ruido filtrada y la imagen original sin ruido. Esto se llevó a cabo para distintos valores del parámetro A del filtro. Los resultados se presentan en la figura 18, donde $A = 0$ corresponde al filtro unsharp. Se observa un mínimo cuando $A = 2$, la cual es el parámetro que menos amplía el ruido al aplicar estos filtros.

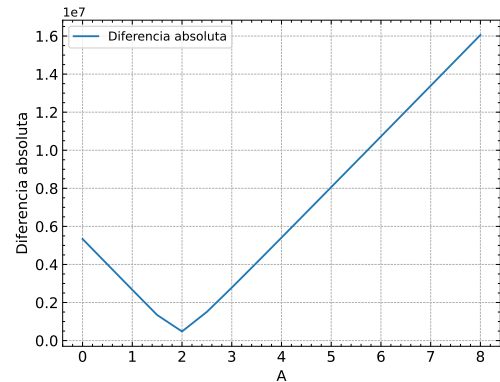
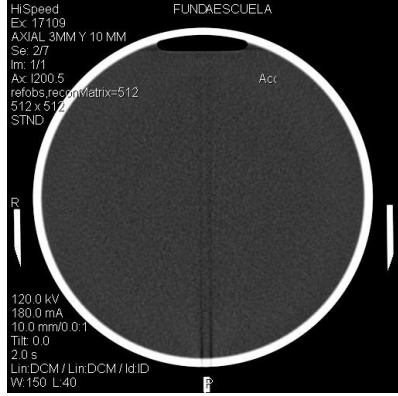


Figura 18: Diferencia absoluta entre la imagen original y la imagen filtrada en función del parámetro A para los filtros unsharp y high boost aplicados a la imagen con ruido gaussiano.

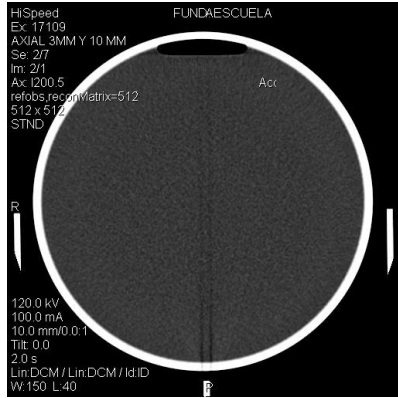
8. Relación señal ruido y point spread function

En este análisis se examinaron imágenes obtenidas mediante tomografía computarizada de un fantoma. En primer lugar, se evaluó la relación señal-ruido de tres imágenes mostradas en la figura 19, las cuales corresponden a un fantoma ho-

mogéneo. Estas imágenes varían únicamente en el parámetro de la corriente inyectada en el cátodo generador de rayos X, lo que incrementa la energía de los rayos X y, por ende, reduce el ruido en la imagen.



(a) Tomografía computarizada de un fantoma homogéneo con una corriente de 180 mA.



(b) Tomografía computarizada de un fantoma homogéneo con una corriente de 100 mA.



(c) Tomografía computarizada de un fantoma homogéneo con una corriente de 60 mA.

Figura 19: Imágenes de tomografía computarizada de un fantoma homogéneo.

El análisis se llevó a cabo tomando una sección rectangular en las imágenes, como se muestra en la figura 20, utilizando el software ImageJ, que nos permite obtener el histograma de intensidades. Estos histogramas se grafican en la figura 21. A partir de estos histogramas, se calculó la relación señal-ruido (SNR), que se define como la relación entre el valor medio del histograma (μ) y la desviación estándar (σ), según la fórmula:

$$SNR = \frac{\mu}{\sigma}, \quad (5)$$

Los resultados obtenidos para las diferentes imágenes se presentan en la tabla 1, donde se observa que la mejor relación SNR se obtiene para la imagen AAA0002, que tiene una corriente mayor.

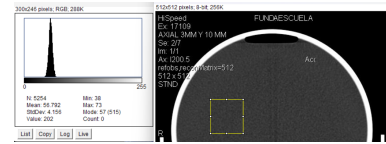


Figura 20: Sección rectangular tomada para el análisis de las imágenes.

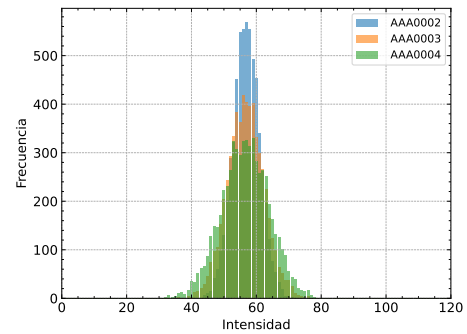


Figura 21: Histogramas de intensidades de las imágenes.

| Imagen | Corriente | μ | σ | SNR |
|---------|-----------|-------|----------|-------|
| AAA0002 | 180 | 56.89 | 4.14 | 13.71 |
| AAA0003 | 100 | 56.70 | 5.67 | 10 |
| AAA0004 | 60 | 56.57 | 7.36 | 7.68 |

Tabla 1: Tabla de comparaciones con la relación SNR de imágenes por tomografía computada de un fantoma.

Esta comparación resalta la importancia de ajustar adecuadamente los parámetros de adquisición de las imágenes en la tomografía compu-

tarizada para mejorar la calidad de la imagen y reducir el ruido.

Por último, se buscó medir el point spread function en función de un tipo de filtro aplicado a imágenes por tomografía computarizada. Se utilizaron las imágenes mostradas en la figura 22.

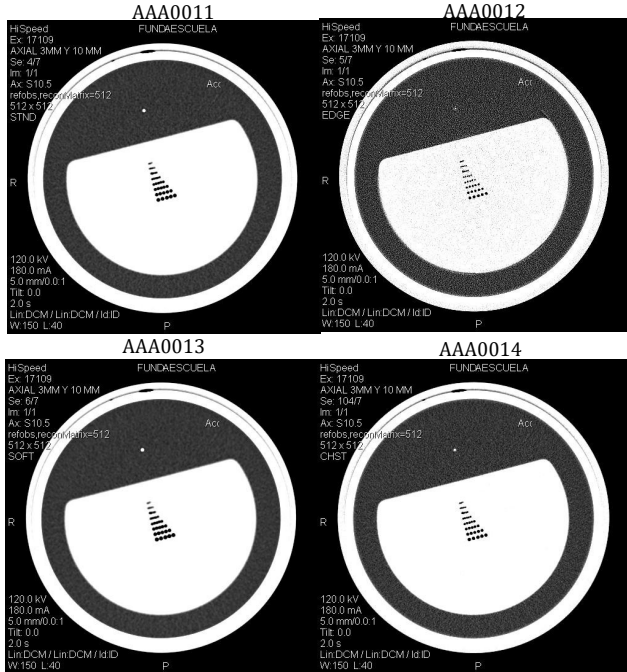


Figura 22: Imágenes utilizadas para medir el point spread function (PSF).

Para esto, se realizó un zoom sobre el punto blanco en la parte superior, y se trazó utilizando ImageJ el perfil de intensidades en un corte trans-

versal de la imagen, tal como se muestra en la figura 23. Luego, con este perfil, se midió el ancho a altura mitad (FWHM) en cada una de las imágenes, lo cual nos define el point spread function que queríamos calcular.

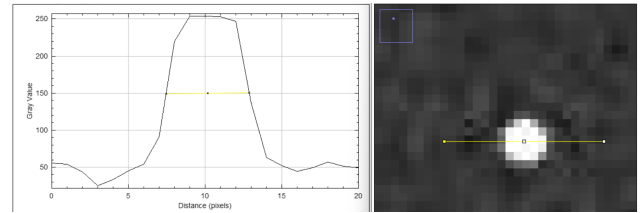


Figura 23: Perfil de intensidades en un corte transversal de la imagen utilizado para medir el point spread function (PSF).

Los resultados se muestran en la tabla 2, donde se observa que la imagen con menor FWHM es aquella reconstruida con el Kernel EDGE, y por lo tanto es la que menor point spread function tiene.

| Imagen | Kernel | FWHM |
|---------|--------|------|
| AAA0011 | STND | 5 |
| AAA0012 | EDGE | 2 |
| AAA0013 | SFOT | 6 |
| AAA0014 | CHST | 4 |

Tabla 2: Tabla de comparaciones con el point spread function de imágenes por tomografía computada de un fantoma.