

FULL REFERENCES

Trabajo práctico 1: Imágenes digitales

IGNACIO LEMBO FERRARI¹

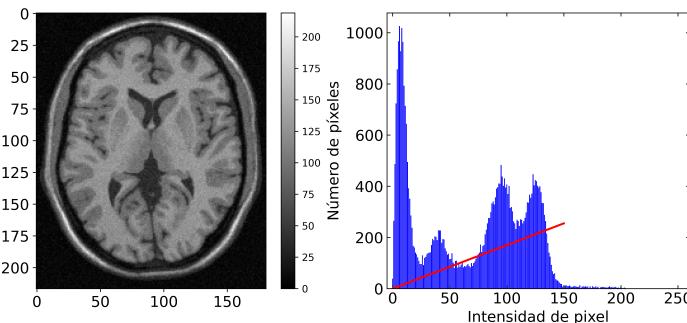
¹ignaciolembo@ib.edu.ar

1 de marzo del 2024.

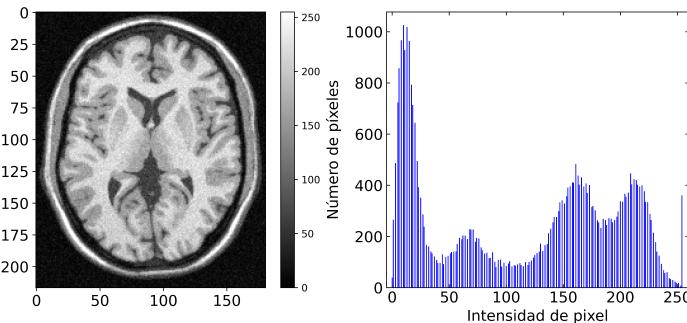
1. TRANSFORMACIONES DE CONTRASTE

Se tiene una imagen ImagenA.pgm de 181×217 pixeles de la cual se obtuvo el histograma de intensidades, como se muestra en la Fig. ??a, y sobre la cual se implementaron diversas transformaciones de contraste. Todas las implementaciones de esta sección se realizaron en python.

En primer lugar, se aplicó una transformación semilinear en los niveles de gris para optimizar el rango dinámico.



(a) ImagenA original junto con su histograma de intensidades.



(b) ImagenA transformada junto con su histograma de intensidades.

Fig. 1. ImageA original (a) y su transformación semilinear con $r_{min} = 0$ y $r_{max} = 150$ (b), junto con sus correspondientes histogramas de intensidades. Se observa en la imagen transformada que el histograma se corre hacia la derecha y se expande el rango dinámico.

Este método consiste en aplicar una transformación de la forma $T(r) = ar + b$, con r la intensidad del pixel, $a = (I_{max} - I_{min}) / (r_{max} - r_{min})$ y $b = I_{min} - ar_{min}$, además

- Si $ar + b < I_{min} \Rightarrow T(r) = I_{min}$,
- Si $ar + b > I_{max} \Rightarrow T(r) = I_{max}$.

Se tomó $I_{min} = 0$ e $I_{max} = 255$. Para determinar los valores r_{min} y r_{max} de la imagen, se observa, en el histograma de la imagen original, que la mayor cantidad de valores de intensidad se concentran en el rango $[0, 150]$. Luego se toma $r_{min} = 0$ y $r_{max} = 150$. De esta manera, se obtiene una transformación semilineal que expande el rango dinámico de la imagen. Cabe destacar que los valores por debajo de I_{min} y por encima de I_{max} saturan en dichos valores, lo cual resulta en pérdida de información de la imagen original. En la Fig. ??b se observa la transformación semilinear junto con su correspondiente histograma de intensidades. Se observa que el histograma se corre hacia la derecha y se expande el rango dinámico. Podemos ver, en el histograma de la imagen transformada que se acumulan píxeles con intensidad máxima I_{max} .

En el histograma de la imagen original se distinguen 4 picos de intensidad, que corresponden 4 regiones de la imagen; De menor a mayor valor de intensidad: Fondo, líquido, materia gris y materia blanca. Se eligieron convenientemente los valores de r_{min} y r_{max} para que la transformación semilinear resalte cada una de estas regiones. El resultado se muestra en la Fig. ??.

Por otro lado, se ecualizó la imagen A como se muestra en la Fig. ?? . La ecualización corresponde a una transformación de la forma

$$T(r_k) = (r_{max} - r_{min}) \sum_{i=0}^k P_r(r_i) \quad (1)$$

donde $P(i)$ es la distribución de probabilidad de que un pixel tenga intensidad i . En particular, se toma esta distribución normalizando el histograma de intensidades de la imagen original. Se observa que se expande el

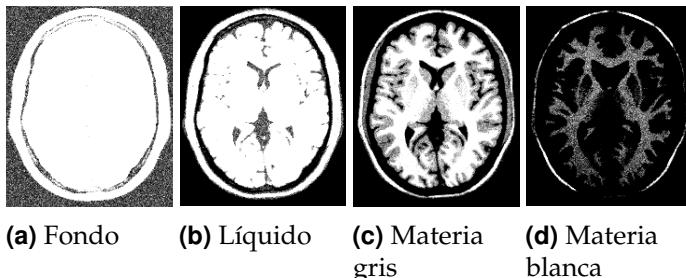


Fig. 2. Transformación semilinear aplicada a distintas regiones de la imagen original.

rango dinámico, mejorando el contraste de la imagen sin acumulación de intensidades como sucedía en la transformación semilinear.

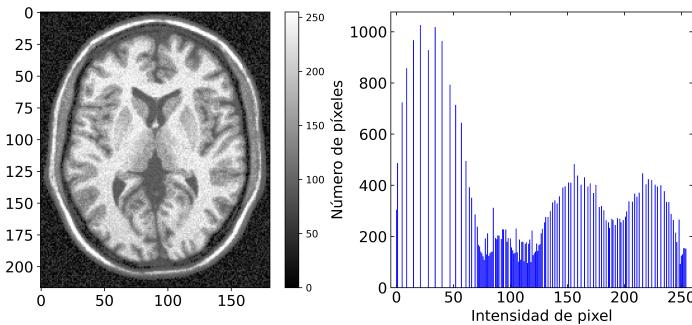


Fig. 3. ImagenA ecualizada junto con su histograma de intensidades.

Se pueden realizar otras transformaciones de contraste, como la binarización de la imagen, que consiste en transformar la imagen según

$$T(r) = \begin{cases} 0 & \text{si } r \geq 128 \\ 255 & \text{si } r < 128 \end{cases} \quad (2)$$

o una transformación según una ley de potencias de la forma

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

donde se tomó $I_{max} = 255$ y distintos valores de γ .

En la Fig. ?? se muestra la imagen binarizada de la imagen A original. Esta transformación muestra en negro los valores de la imagen por encima de un cierto umbral, en este caso 128, y en blanco el resto. Esto sirve para resaltar estructuras por encima de dicho umbral eliminando el resto de información de la imagen.

En la Fig. ?? se muestra la transformación γ aplicada a la imagenA original. En este caso se ve que valores de $\gamma < 1$ generan una imagen más brillante y valores de $\gamma > 1$ más oscura.

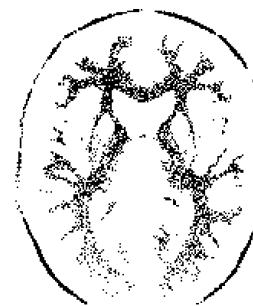


Fig. 4. Transformación binaria aplicada a la imagenA original.

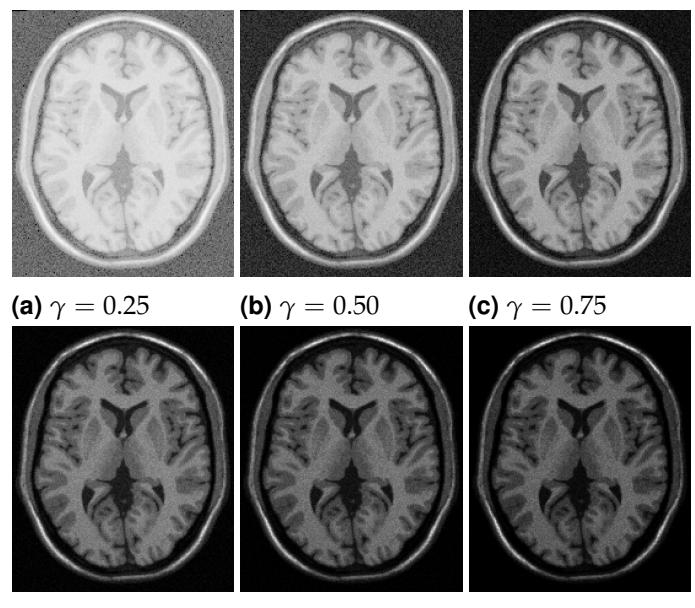


Fig. 5. Transformación γ aplicada a la imagenA original.

Por último, en las Figs. ??, ??, ?? y ?? se muestran la resta de la imagenA original con la imagenA luego de aplicarle transformaciones de ecualización, binarización y γ con $\gamma = 0.5, 1.75$ respectivamente.

2. INTERPOLACIÓN

Se tomó la imagen C de tamaño 128×128 pixels² y se interpoló utilizando el método de vecinos más cercanos y bilineal implementados en python para obtener imágenes de 32×32 , 64×64 , 256×256 y 1024×1024 . La implementación de ambas técnicas se realizó en python. Los resultados se muestran en la Fig. ???. Se observa que la interpolación bilineal es más suave en la transición de la escala de grises que la interpolación por vecinos más cercanos.

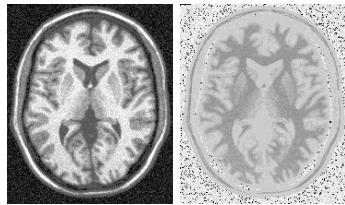


Fig. 6. Diferencia entre la imagen original y la imagen ecualizada.

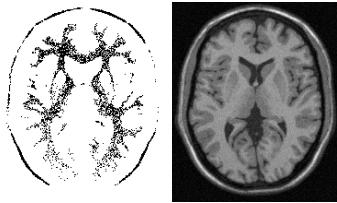


Fig. 7. Diferencia entre la imagen original y la imagen binarizada.

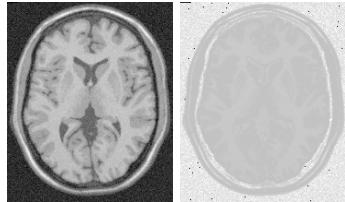


Fig. 8. Diferencia entre la imagen original y la imagen transformada con $\gamma = 0.5$.

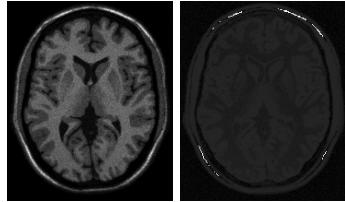


Fig. 9. Diferencia entre la imagen original y la imagen transformada con $\gamma = 1.75$.

3. FILTROS EN EL DOMINIO ESPACIAL

Se aplicaron filtros promedios pasabajos a las imágenes A y C con kernels de 3×3 , 5×5 y 7×7 como se muestra en la Fig. ?? utilizando ImageJ. Estos filtros se definen a partir de kernels de la forma

$$h = \frac{1}{n^2} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

donde n es la dimensión de la matriz.

Se observa que a medida que se aumenta la dimensión del kernel, la imagen se vuelve cada vez más borrosa, es decir, el suavizado es mayor.

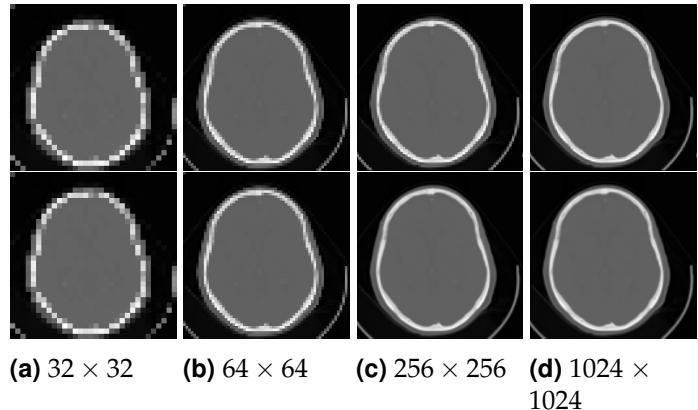


Fig. 10. Distintos reescalamientos de la imagenC con interpolación por los métodos de vecinos más cercanos (arriba) y bilineal (abajo).

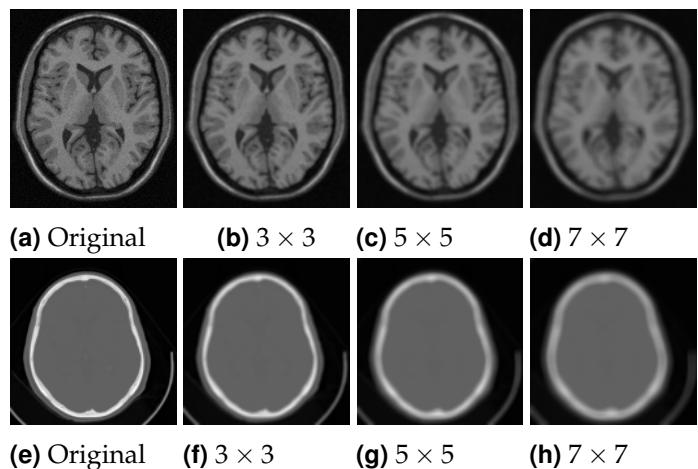


Fig. 11. Filtros promedios pasabajos aplicados a la imagenA (arriba) y a la imagenC (abajo) para distintas dimensiones de kernels.

4. FILTROS EN EL DOMINIO DE FRECUENCIAS

Dada una figura con componentes periódicas en su textura como la que se muestra en la Fig. ??a es posible eliminar dichas componentes a partir de un procesamiento en el espacio de frecuencias de dicha imagen. Para esto se calcula la transformada de Fourier rápida (FFT por sus siglas en inglés) de la imagen con ImageJ y luego de reconocer las componentes periódicas, que en el espacio de frecuencias se manifiestan como puntos de alta intensidad, se procede a eliminarlas. Una vez eliminadas estas componentes se antitransforma la imagen (inverse FFT) y se recupera la imagen original con las componentes periódicas eliminadas. En la Fig. ?? se muestra la imagen original (a) y la imagen procesada (b), mientras que en la Fig. ?? se muestra el

espacio de frecuencias con la transformada de Fourier de la imagen original (a) y la transformada de Fourier con las componentes periódicas eliminadas (b).

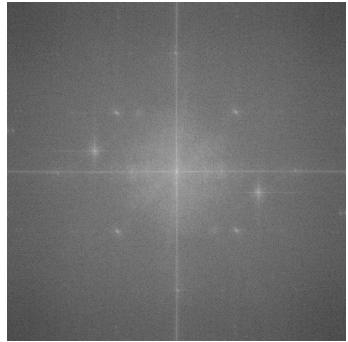


(a) Imagen original.

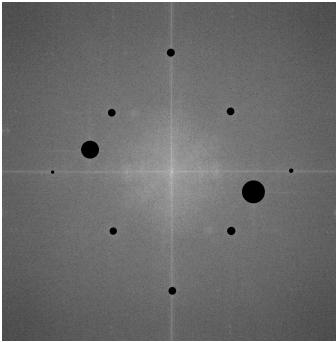


(b) Imagen procesada.

Fig. 12. Comparación imagen original de Superman (a) con la imagen procesada (b) en el espacio de frecuencias sin las componentes periódicas en la textura.



(a) FFT de Superman.



(b) FFT de superman procesada.

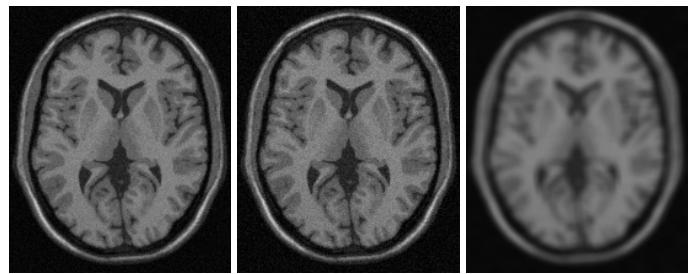
Fig. 13. Transformada de Fourier rápida de Superman (a). Transformada de Fourier rápida sin las componentes periódicas. En el espacio de frecuencias las componentes periódicas se manifiestan como puntos de alta intensidad.

5. FILTROS UNSHARP Y HIGHBOOST

Los filtros Unsharp y Highboost son filtros que se utilizan para resaltar los bordes de una imagen, se definen de la siguiente manera: Sea $f(x, y)$ la imagen original con ruido, $\tilde{f}(x, y)$ la imagen original luego de aplicarle un filtro pasabajos y $g(x, y)$ la imagen resultante, entonces los filtros se definen como

- Unsharp: $g(x, y) = f(x, y) - \tilde{f}(x, y)$
- Highboost: $g(x, y) = A f(x, y) - \tilde{f}(x, y)$

donde A es la intensidad del filtro High-boost y vemos que para $A = 1$ el filtro High-boost es equivalente al filtro Unsharp. Se tomó la imagen A y se le agregó ruido gaussiano con desvío estándar $\sigma = 5$. Luego, se aplicaron los filtros Unsharp y Highboost utilizando como filtro pasa bajo promedio con un kernel de 7×7 . Los resultados se muestran en la Fig. ???. Se observa que ambos filtros resaltan los bordes de la imagen y amplifican el ruido, lo cual es esperable para este tipo de filtro que esencialmente se comportan como pasa altos. Se puede ver que el filtro Highboost con $A = 2$ resalta los bordes, conservando mejor la imagen original. En la Fig. ?? se grafica la media cuadrática de la resta entre la imagen con el filtro High-boost y la imagen original sin ruido en función de la intensidad del parámetro A . Se observa que $A = 2$ es el valor óptimo para resaltar los bordes de la imagen alejándose lo menos posible (en media) de la imagen original.



(a) ImagenA Original, (b) ImagenA con ruido.

(c) ImagenA con ruido filtrada.

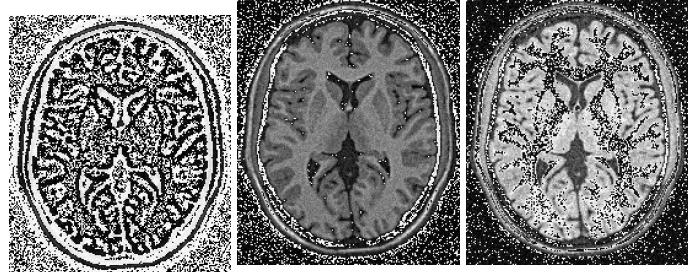
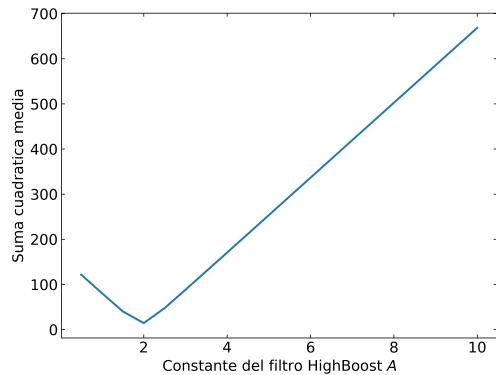
(d) Filtro Unsharp, (e) Filtro Highboost con $A = 2$.(f) Filtro Highboost con $A = 3$.

Fig. 14. Filtraos Unsharp y Highboost aplicados a la imagenA con ruido gaussiano con desvío estandar $\sigma = 5$.

6. CALIBRACIÓN DE FANTOMAS

Se calcularon las relaciones señal-ruido (SNR) para los cortes 2, 3 y 4 de un fantoma adquiridos con CT



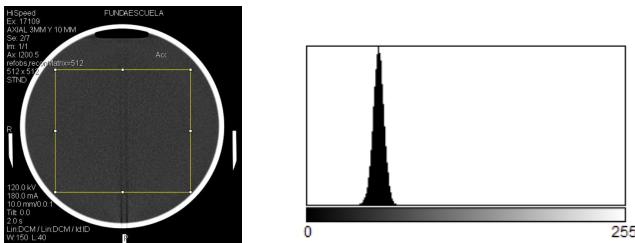
(a) ImagenA original junto con su histograma de intensidades.

Fig. 15. Gráfica de la media cuadrática de la diferencia entre la imagen original sin ruido y la imagen filtrada con el filtro High-boost en función del parámetro A .

HiSpeed. En este caso, se utilizó ImageJ para obtener los histogramas de intensidad de pixel de una región de interés (ROI por sus siglas en inglés) de las imágenes de los fantomas tomadas como se muestra en la Fig. ?? para el caso de la imagen AAA0002. La SNR se calcula como

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

donde μ es la media de la intensidad de la imagen y σ es la desviación estándar en la ROI elegida. En la tabla ?? se muestran los valores de μ , σ y SNR para cada corte. Se observa que el SNR disminuye a medida que disminuye la corriente del tubo de rayos X. Esto es consistente con lo observado en las imágenes de los cortes, donde se observa que a menor corriente, las imágenes se vuelven más ruidosas.



(a) Imagen con la ROI seleccionada. **(b)** Histograma de intensidades.

Fig. 16. Estimación de la SNR para la imagen AAA0002.

Por otro lado, se midieron el ancho total a media altura (FWHM por sus siglas en inglés) del perfil de

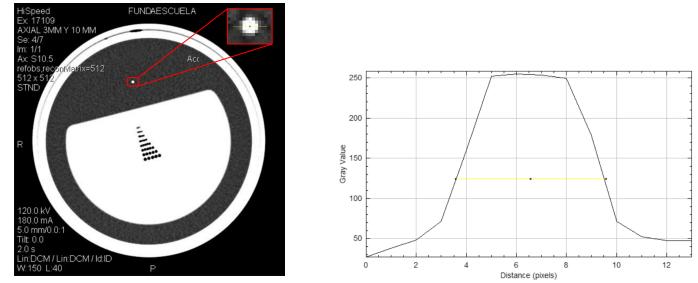
Corte	Corriente (mA)	μ	σ	SNR
2	180.0	57.074	4.422	12.907
3	100.0	56.722	5.769	9.832
4	60.0	56.728	7.286	7.786

Tabla 1. Tabla de corriente, media, desviación estándar y SNR para las imágenes AAA000x siendo x el corte.

intensidad del punto del fantoma para los cortes 11, 12, 13 y 14. En la Fig. ??a se muestra el corte 11 y la ROI sobre el cual se obtuvo el perfil de intensidad y en la Fig. ??b se muestra el FWHM para dicho perfil de intensidad. En la tabla ?? se muestran los valores de FWHM para cada corte.

Corte	FWHM
11	5.720
12	2.967
13	6.267
14	4.425

Tabla 2. Tabla FWHM para las imágenes AAA00xx siendo x el corte.



(a) Imagen con la ROI seleccionada. **(b)** Perfil de intensidad.

Fig. 17. Estimación del FWHM para la imagen AAA0011.

A. APÉNDICE