Trabajo práctico 2: Reconstrucción de Imágenes Tomográficas: Método Directo

IGNACIO LEMBO FERRARI[1]

[1] ignaciolembo@ib.edu.ar

16 de marzo del 2024.

1. TRANSFORMACIONES DE CONTRASTE

Se tiene una imagen ImagenA.pgm de 181×217 pixels de la cual se obtuvo el histograma de intensidades, como se muestra en la Fig. 1a, 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.

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 ne dichos valores, lo cual resulta en pérdida de información de la imagen original. En la Fig. 1b 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 pixeles 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. 2.

Por otro lado, se ecualizó la imagen A como se muestra en la Fig. 3. La ecualización corresponde a una trasnformación de la forma

$$T(r))(I_{max} - I_{min}) \sum_{i=0}^{r} P(i) \tag{1}$$

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

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

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

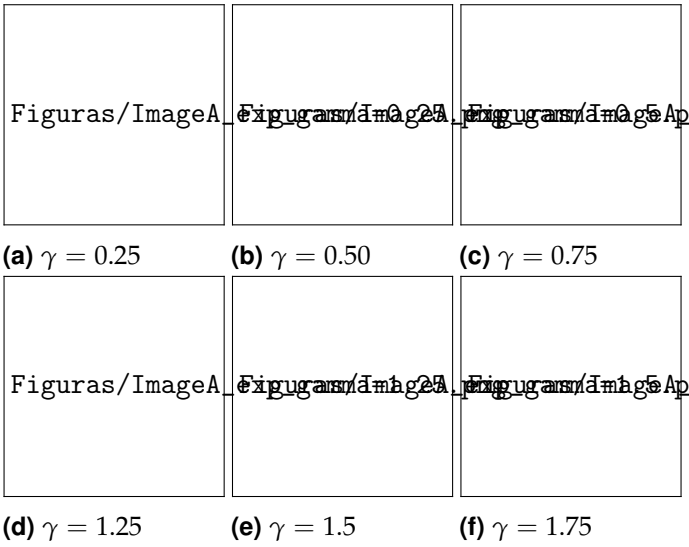
o una transformación según una ley de potencias de la forma

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

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

En la Fig. 4 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. 5 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.



(a) $\gamma = 0.25$ **(b)** $\gamma = 0.50$ **(c)** $\gamma = 0.75$

(d) $\gamma = 1.25$ **(e)** $\gamma = 1.5$ **(f)** $\gamma = 1.75$

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

Por último, en las Figs. 6, 7, 8 y 9 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 pixels^2 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. 10. Se observa que la interpolación bilineal es más suave en la transición de la escala de grises que la interpolación por vecinos más cercanos.

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. 11 utilizando ImageJ. Estos filtros se definen a partir de kernels de la forma

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

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.

4. FILTROS EN EL DOMINIO DE FRECUENCIAS

Dada una figura con componentes periodicas en su textura como la que se muestra en la Fig. 12a 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 periodicas, 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 periodicas eliminadas. En la Fig. 12 se muestra la imagen original (a) y la imagen procesada (b), mientras que en la Fig. 13 se muestra el espacio de frecuencias con la transformada de Fourier de la imagen original (a) y la transformada de Fourier con las componentes periodicas eliminadas (b).

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 desvio 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. 14. 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 escencialmente 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. 15 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 alejandose lo menos posible (en media) de la imagen original.

6. CALIBRACIÓN DE FANTOMAS

Se calcularon las relaciones señal-ruido (SNR) para los cortes 2, 3 y 4 de un fantoma adquiridos con CT 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. 16 para el caso de la imagen AAA0002. La SNR se calcula como

$$SNR = \frac{\mu}{\sigma} \tag{5}$$

donde μ es la media de la intensidad de la imagen y σ es la desviación estándar en la ROI elegida. En la tabla 1 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, la imágenes se vuelven más ruidosas.

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.

Por otro lado, se midieron el ancho total a media altura (FWHM por sus siglas en inglés) del perfil de intensidad del punto del fantoma para los cortes 11, 12, 13 y 14. En la Fig. 17a se muestra el corte 11 y la ROI sobre el cual se obtuvo el perfil de intensidad y en la Fig. 17b se muestra el FWHM para dicho perfil de intensidad. En la tabla 2 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.

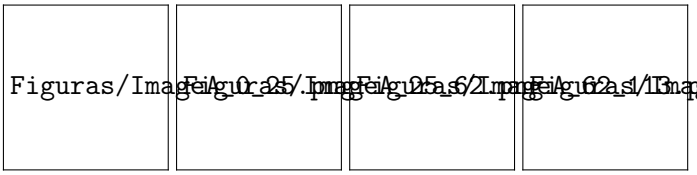
Figuras/ImageA_brute.png

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

Figuras/ImageA_0_150.png

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

Fig. 1. ImageA original (a) y su transformación semilineal con $r_{min} = 0$ y $r_{min} = 150$ (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.



(a) Fondo **(b)** Líquido **(c)** Materia gris **(d)** Materia blanca

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

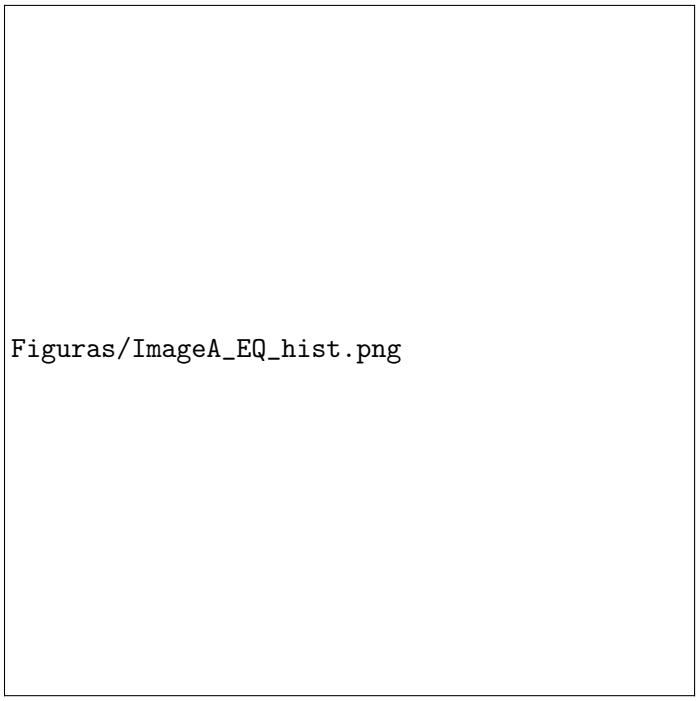


Fig. 3. ImagenA ecualizada junto con su histograma de intensidades.

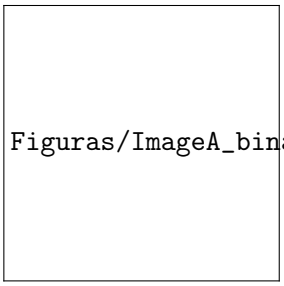


Fig. 4. Transformación binaria aplicada a la imagenA original.

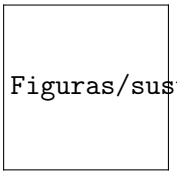


Fig. 6. Diferencia entre la imagen original y la imagen ecualizada.

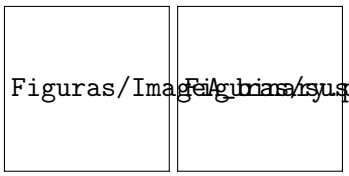


Fig. 7. Difererencia entre la imagen original y la imagen binarizada.

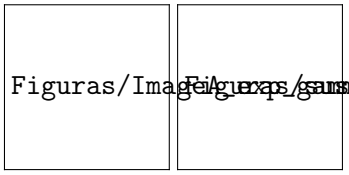
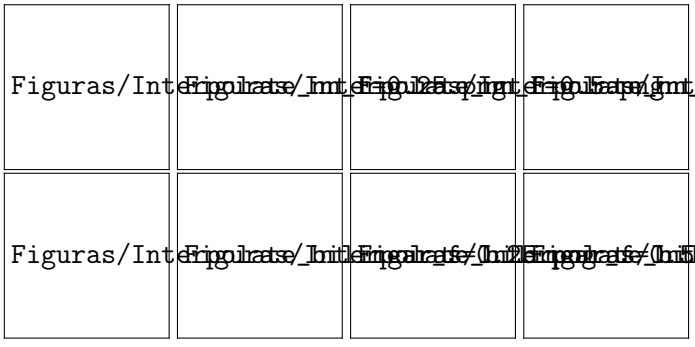


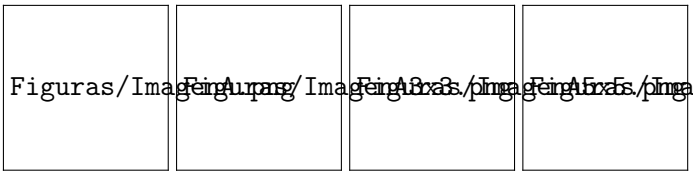
Fig. 8. Diferencia entre la imagen original y la imagen transformada con $\gamma = 0.5$.

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

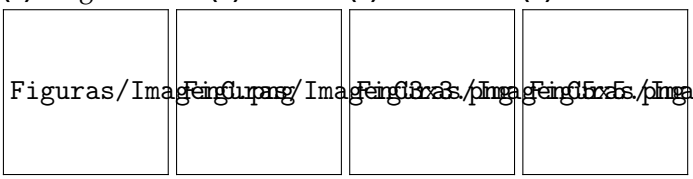


(a) 32×32 **(b)** 64×64 **(c)** 256×256 **(d)** 1024×1024

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

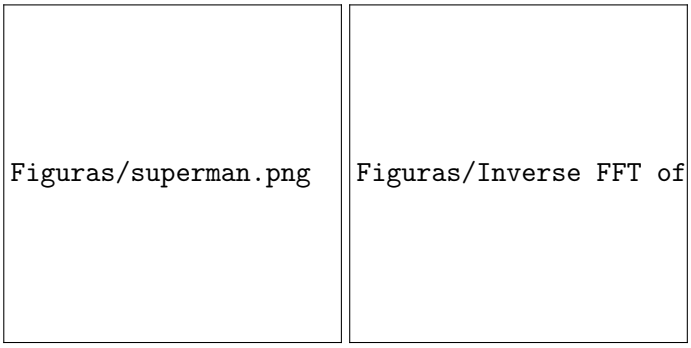


(a) Original **(b)** 3×3 **(c)** 5×5 **(d)** 7×7



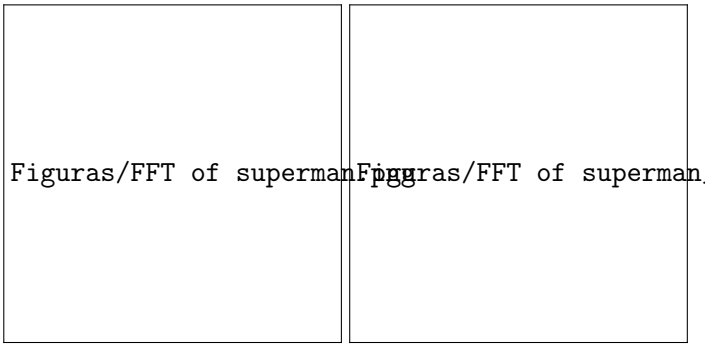
(e) Original **(f)** 3×3 **(g)** 5×5 **(h)** 7×7

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



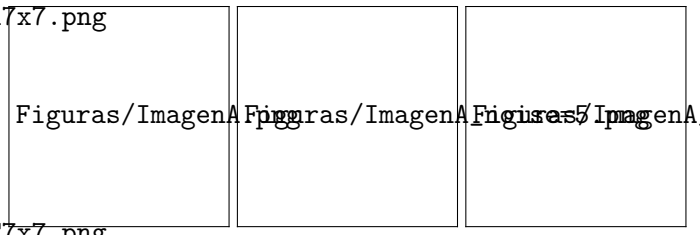
(a) Imagen original. **(b)** Imagen procesada.

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.

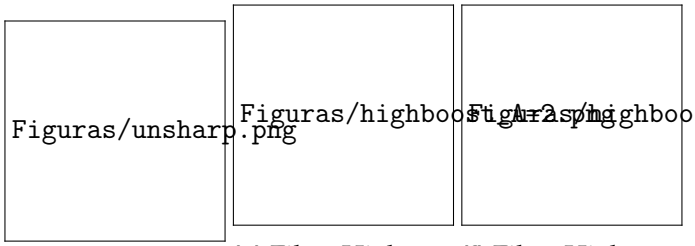


(a) FFT de Superman. **(b)** FFT de superman procesada.

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

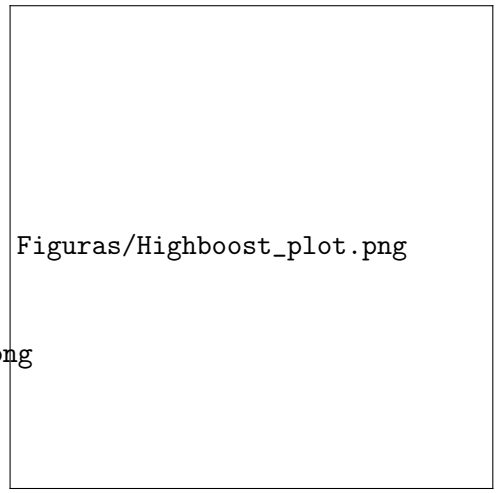


(a) ImagenA Original. **(b)** ImagenA con ruido. **(c)** ImagenA con ruido filtrada.



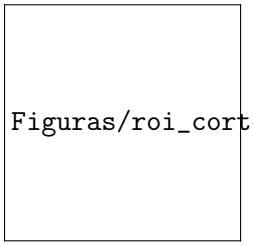
(d) Filtro Unsharp. **(e)** Filtro High-boost con $A = 2$. **(f)** Filtro High-boost con $A = 3$.

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

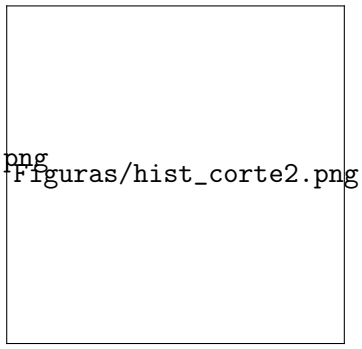


(a) ImagenA original junto con su histograma de intensidades.

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.

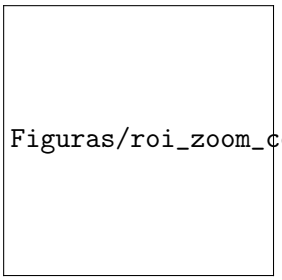


(a) Imagen con la ROI seleccionada.

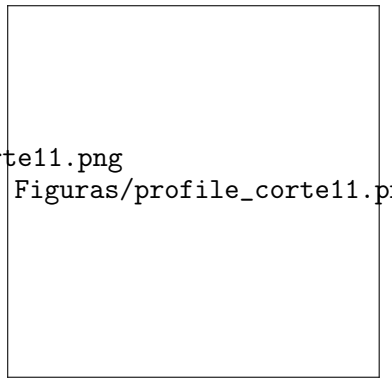


(b) Histograma de intensidades.

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



(a) Imagen con la ROI seleccionada.



(b) Perfil de intensidad.

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

A. APÉNDICE

```
import cv2
import sys
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import os.path

def read_pgm_file(file_name):

    data_dir = os.path.dirname(os.path.abspath(__file__))

    # Test if file exists
    file_path = os.path.join(data_dir, file_name)
    assert os.path.isfile(file_path), 'file \'{0}\' does not exist'.format(file_path)

    img = cv2.imread(file_name,flags=cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

    if img is not None:
        print('img.size: ', img.size)
    else:
        print('imread({0}) -> None'.format(file_path))

    return img

def save_img_hist(im,filename):

    vmin = np.amin(im)
    vmax = np.max(im)
    print("Intensity Min: {}  Max:{}".format(vmin,vmax))

    L = vmax - vmin
    print("Number of Levels: {}".format(L))
    fig = plt.figure(figsize=(12,5))
    ax1 = plt.subplot(1, 2, 1)
    ax2 = plt.subplot(1, 2, 2)

    # imgplot = plt.imshow(im/np.amax(im))
    imgplot = ax1.imshow(im,cmap='gray', vmin=vmin, vmax=vmax)
    fig.colorbar(imgplot, ax=ax1)
    #ax1.tick_params(direction='in', top=True, right=True, left=True, bottom=True)
    ax1.tick_params(axis='x', rotation=0, labelsize=15, color='black')
    ax1.tick_params(axis='y', labelsize=15, color='black')
    # cv2.imshow(infile,img)
    # cv2.waitKey(0)

    hist, bin_edges = np.histogram(im.ravel(),bins=L)
    ax2.bar(bin_edges[:-1], hist, alpha=1, color='b')
    ax2.set_xlabel(r"Intensidad de pixel", fontsize=15)
    ax2.set_ylabel(r"N mero de p xeles", fontsize=15)
    ax2.tick_params(direction='in', top=True, right=True, left=True, bottom=True)
    ax2.tick_params(axis='x', rotation=0, labelsize=15, color='black')
    ax2.tick_params(axis='y', labelsize=15, color='black')
    ax2.set_xlim(-5, 260)
    #ax2.set_ylim(0, 1000)

    #x1 = rmin  # Punto inicial en el eje x
    #x2 = rmax  # Punto final en el eje x
    #y1 = 0  # Punto inicial en el eje y (puedes ajustar este valor seg n tu necesidad)
    #y2 = 255  # Punto final en el eje y (puedes ajustar este valor seg n tu necesidad)

    #Agrega la recta al segundo subplot (ax2)
    #ax2.plot([x1, x2], [y1, y2], color='r', linestyle='-', linewidth=2)  # Trama la l nea recta

    fig.savefig(f"{filename}_hist.pdf")
    fig.savefig(f"{filename}_hist.png", dpi=600)
    #plt.show()

def save_img(im,filename):

    vmin = np.amin(im)
    vmax = np.max(im)
```

```
71          print("Intensity Min: {}   Max:{}".format(vmin,vmax))
72
73          L = vmax - vmin
74          print("Number of Levels: {}".format(L))
75
76          fig, ax = plt.subplots()
77          imgplot = ax.imshow(im,cmap='gray', vmin=vmin, vmax=vmax)
78          ax.axis('off')
79
80          fig.savefig(f"{filename}.pdf", pad_inches = 0,bbox_inches='tight')
81          fig.savefig(f"{filename}.png", dpi=600, pad_inches = 0, bbox_inches='tight')
82          print("Size of image: {}".format(im.shape))
83          #plt.show()
84
85      def SemilinearTrans_pgm_file(im,rmin,rmax):
86          Imin = 0
87          Imax = 255
88          a = (Imax - Imin)/(rmax-rmin)
89          b = Imin - a*rmin
90          imout = a*im + b
91
92          imout = np.where(imout < Imin, Imin, imout)
93          imout = np.where(imout > Imax, Imax, imout)
94          imout = imout.astype(int)
95          return imout
96
97      def Equalize_pgm_file(im):
98          imout = im
99          vmin = np.amin(im)
100         vmax = np.max(im)
101         L = vmax - vmin
102         hist, bin_edges = np.histogram(im.ravel(),bins=L)
103         hist_norm = hist / np.sum(hist)  #Normaliza el histograma
104
105         suma = 0
106         for i in range(0,im.shape[0]):
107             for j in range(0,im.shape[1]):
108                 suma = 0
109                 for e in range(0,im[i,j]):
110                    suma += hist_norm[e]
111                 imout[i,j] = 255*suma
112
113         imout = imout.astype(int)
114         return imout
115
116     def Trans_binary(im):
117         imout=np.where(im<128,255,0)
118         imout = imout.astype(int)
119         return imout
120
121     def Trans_exponential(im,gamma):
122         imout=im
123         imout=255*(imout/im.max())**gamma
124         imout=imout.astype(int)
125         return imout
126
127     def sustraction(im1,im2):
128         imout = im1 - im2
129         return imout
130
131     def interpolate_nn(im,f):
132         Nx, Ny = im.shape[0],im.shape[1]
133         Mx=int(f*Nx)
134         My=int(f*Ny)
135         imout=np.ndarray((Mx,My), dtype=int)
136
137         for x in range(Mx):
138             for y in range(My):
139                 imout[x][y]=im[round(x*Nx/Mx)%Nx][round(y*Ny/My)%Ny]
140
141         return imout
142
```

```
143     def interpolate_bilinear(im, output_width, output_height):
144
145         # Calculate scaling ratios
146         old_height, old_width = im.shape[:2]
147         x_ratio = old_width / output_width
148         y_ratio = old_height / output_height
149
150         # Create new image array
151         new_img = np.zeros((output_height, output_width), dtype=np.uint8)
152
153         # Perform bilinear interpolation
154         for y in range(output_height):
155             for x in range(output_width):
156                 x_original = x * x_ratio
157                 y_original = y * y_ratio
158                 x0 = int(x_original)
159                 y0 = int(y_original)
160                 x1 = min(x0 + 1, old_width - 1)
161                 y1 = min(y0 + 1, old_height - 1)
162
163                 Q11 = im[y0, x0]
164                 Q21 = im[y1, x0]
165                 Q12 = im[y0, x1]
166                 Q22 = im[y1, x1]
167
168                 x_weight = x_original - x0
169                 y_weight = y_original - y0
170
171                 R1 = Q11 * (1 - x_weight) + Q12 * x_weight
172                 R2 = Q21 * (1 - x_weight) + Q22 * x_weight
173
174                 P = R1 * (1 - y_weight) + R2 * y_weight
175
176                 new_img[y, x] = P
177
178         return new_img
179
180     def high_boost(im,im_filtered,A):
181         imout = A*im - im_filtered
182         return imout
183
184     def unsharp(im,im_filtered):
185         imout = im - im_filtered
186         return imout
187
188     if __name__ == "__main__":
189
190         if(len(sys.argv)<3):
191             print("Usage: python read-write-pgm.py [infile.pgm] [outfile.pgm]")
192             exit(1)
193
194         infile1 = sys.argv[1]
195         outfile1 = sys.argv[2]
196         #infile2 = sys.argv[3]
197         #outfile2 = sys.argv[4]
198
199         img1 = read_pgm_file(infile1)
200         #img2 = read_pgm_file(infile2)
201         im1 = np.array(img1)
202         #im2 = np.array(img2)
203
204         #Brute image
205         print("\n Brute image:")
206         print("Size of image 1: {}".format(im1.shape))
207         #print("Size of image 2: {}".format(im2.shape))
208         save_img_hist(im1,"ImageA_brute",0,150)
209
210         #Semilinear transformation for different rmin values
211         print("\n Semilinear transformation")
212         img = read_pgm_file(infile1)
213         im = np.array(img)
214         rmax = 150 # 25, 62 , 113 ,150
```

```
        rmin = 113 # 0, 25 , 62 , 113
        imout = SemilinearTrans_pgm_file(im,rmin,rmax)
        print("Size of image: {}".format(imout.shape))
        save_img_hist(imout,"ImageA_"+str(rmin)+"_"+str(rmax))
        save_img(imout,"ImageA_"+str(rmin)+"_"+str(rmax))

        #Equalize image
        print("\n Equalize image")
        imout = Equalize_pgm_file(im1)
        save_img_hist(imout,"ImageA_EQ")
        save_img(imout,"ImageA_EQ")
        #cv2.imwrite(outfile1,imout,[cv2.IMWRITE_PXM_BINARY,0])

        #Transformaci n binaria
        print("\n Transformaci n binaria")
        imout = Trans_binary(im1)
        save_img(imout,f"ImageA_binary")
        #cv2.imwrite(outfile1,imout,[cv2.IMWRITE_PXM_BINARY,0])

        #Transformaci n exponencial
        print("\n Transformaci n exponencial")
        gamma = 0.5
        imout = Trans_exponential(im1,gamma)
        save_img(imout,f"ImageA_exp_gamma={gamma}")
        #cv2.imwrite(outfile1,imout,[cv2.IMWRITE_PXM_BINARY,0])

        #Interpolate nn
        f = 0.25
        print("\n Interpolate NN")
        imout = interpolate_nn(im1,f)
        save_img(imout,f"Interpolate_nn_f={f}")

        #Interpolate bilinear
        #f = 0.25
        print("\n Interpolate bilinear")
        imout = interpolate_bilinear(im1, int(f* im1.shape[0]), int(f* im1.shape[1]))
        save_img(imout,f"Interpolate_bilinear_f={f}")
        cv2.imwrite(outfile1,imout,[cv2.IMWRITE_PXM_BINARY,0])

        #Sustraction
        print("\n Sustraction")
        imout = sustraction(im1,im2)
        save_img(imout,f"sustraction_exp_gamma=0.5")
        cv2.imwrite(outfile1,imout,[cv2.IMWRITE_PXM_BINARY,0])

        #Unsharp filter
        print("\n Unsharp filter")
        imout1 = unsharp(im1,im2)
        imout1 = np.array(imout1)
        print("Size of image 1: {}".format(imout1.shape))
        save_img(imout1,"unsharp")

        #HighBoost filter
        print("\n HighBoost filter ")
        A=3
        imout2 = high_boost(im1,im2,A)
        imout2 = np.array(imout2)
        print("Size of image 2: {}".format(imout2.shape))
        save_img(imout2,f"highboost_A={A}")

        #High Boost filter plot
        print("\n High Boost filterplot")
        A = np.arange(0.5, 10.5, 0.5)
        S = ([])

        for a in A:
            imout2 = high_boost(im1,im2,a)
            im_sust = sustraction(imout2,im1)
            matriz_cuadrada = np.square(im_sust)
            suma_total = np.sum(matriz_cuadrada)
            media = np.sqrt(suma_total / im_sust.size)
            S = np.append(S, media)
```

```
            #imout2 = np.array(imout2)
            #print("Size of image 1: {}".format(imout2.shape))
            #imout2 = Equalize_pgm_file(imout2)
            #save_img(imout2,f"highboost_A={A}")
            #cv2.imwrite(outfile2,imout2,[cv2.IMWRITE_PXM_BINARY,0])

        fig, ax = plt.subplots(figsize=(8, 6))
        ax.plot(A, S, linewidth=2)
        ax.set_xlabel(f"Intensidad del filtro HighBoost $A$", fontsize=15)
        ax.set_ylabel(f"Suma cuadratica media", fontsize=15)
        ax.tick_params(direction='in', top=True, right=True, left=True, bottom=True)
        ax.tick_params(axis='x', rotation=0, labelsize=15, color='black')
        ax.tick_params(axis='y', labelsize=15, color='black')
        #ax.set_xlim(-5, 260)
        #ax2.set_ylim(0, 1000)
        fig.savefig(f"Highboost_plot.pdf", pad_inches = 0,bbox_inches='tight')
        fig.savefig(f"Highboost_plot.png", dpi=600, pad_inches = 0, bbox_inches='tight')
```