

Imágenes y Visión - Taller 2: Taller práctico de procesamiento de imágenes

José Francisco Molano Pulido
jf.molano1587@uniandes.edu.co

Sergio Daniel Hernández Charpak
sd.hernandez204@uniandes.edu.co

15 de marzo de 2016

Índice

1. Filtros lineales de detección de contornos	2
2. Operador de Canny	6
3. Laplaciano	8
3.1. Ejercicio 1	8
3.2. Ejercicio 2	11
4. Ejercicio de síntesis	13

1. Filtros lineales de detección de contornos

Primero observamos los resultados al aplicar el Operador de Sobel en la dirección Y.

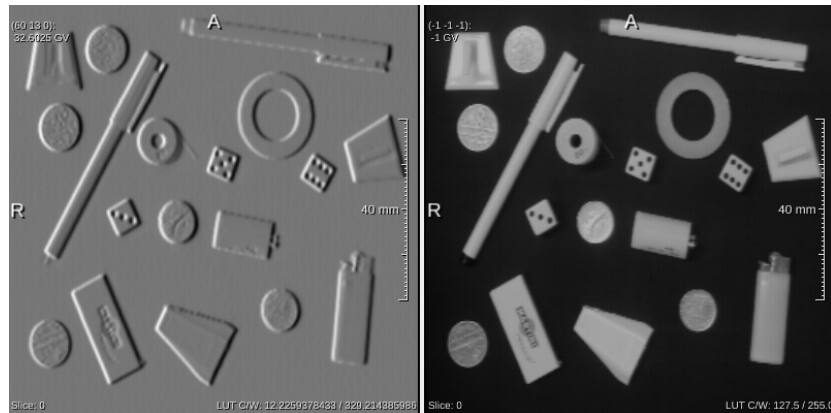


Figura 1: Imagen original y su gradiente tipo Sobel en la dirección Y

Podemos observar que las fronteras sobresaltan y que son más claras para las fronteras verticales. Como los límites de los objetos no son perfectamente verticales (u horizontales) se obtienen los contornos completos de los objetos.

Los resultados al aplicar el Operador de Sobel en la dirección X son equivalentes, pero clarificando las fronteras horizontales.

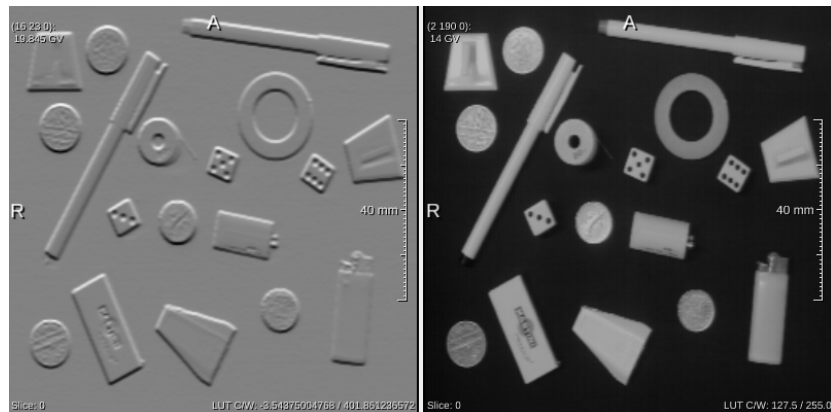


Figura 2: Imagen original y su gradiente tipo Sobel en la dirección X

Finalmente podemos observar el resultado final.

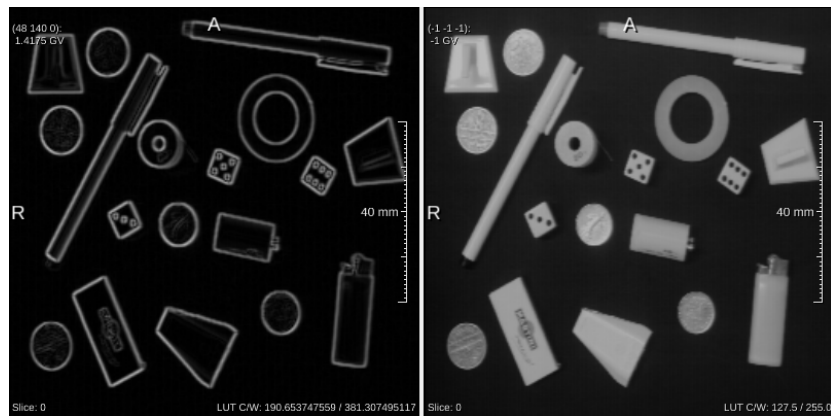


Figura 3: Imagen original y su gradiente tipo Sobel

Ahora observemos los resultados al aplicar el Operador de Prewitt en la dirección Y.

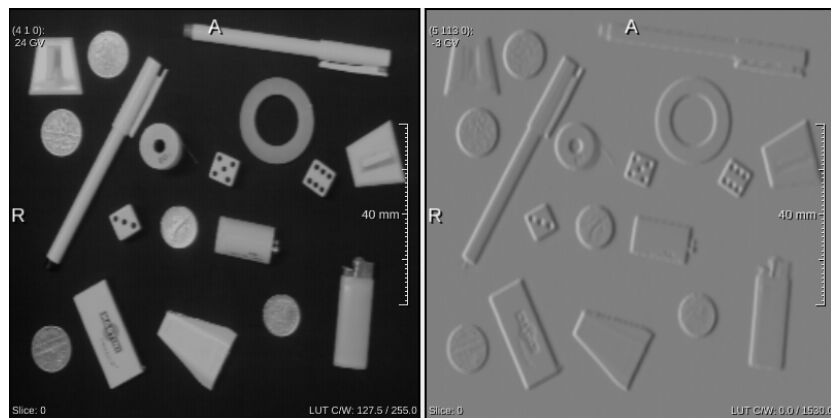


Figura 4: Imagen original y su gradiente tipo Prewitt en la dirección y

Podemos observar que son resultados similares que con el operador Sobel. Lo mismo podemos decir del operador Prewitt en la dirección x.

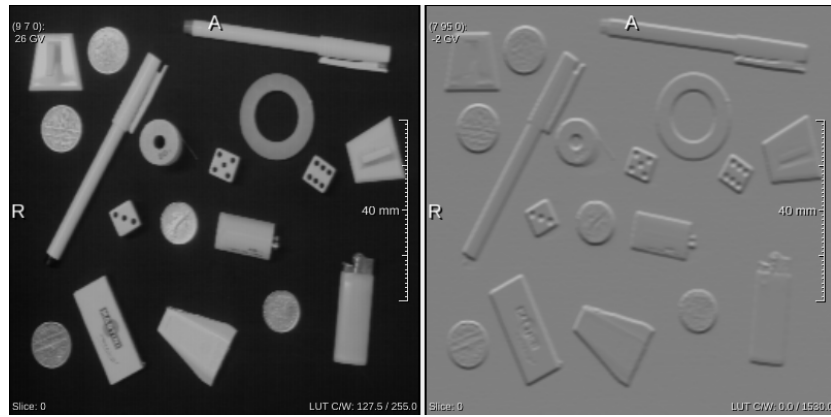


Figura 5: Imagen original y su gradiente tipo Prewitt en la dirección x

Y finalmente de su gradiente:

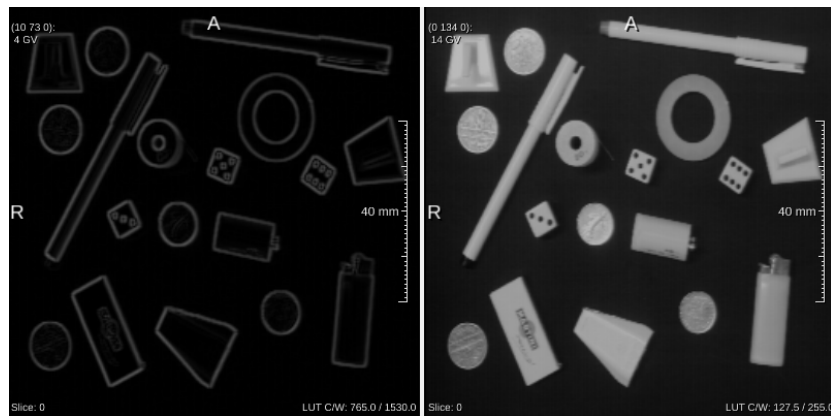


Figura 6: Imagen original y su gradiente tipo Prewitt

Para observar mejor las diferencias entre ambos operadores (uno lineal y el otro gaussiano) realizamos la resta entre ambos y le hacemos una expansión del histograma para poder observar mejor los resultados.

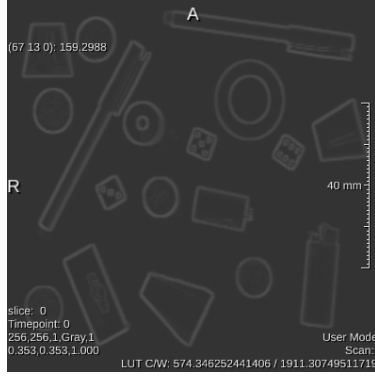


Figura 7: Diferencia entre los gradientes de Prewitt y Sobel



Figura 8: Diferencia entre los gradientes de Prewitt y Sobel luego de una expansión del histograma

Podemos observar claramente que hay una diferencia entre los valores calculados con el operador de Sobel y los calculados con el operador de Prewitt. La diferencia recae en que el operador de Sobel, siendo de forma Gaussiana de amplitud mayor a 1 (2, de hecho) va a devolver valores calculados mayores que los calculados con el operador de Prewitt. Esta diferencia se evidencia aún más en el siguiente ejercicio numérico:

Recordemos las máscaras de Sobel y de Prewitt.

Máscaras de Sobel

$$g_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad g_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Máscaras de Prewitt:

$$g_x = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad g_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Ahora calculemos g_x , g_y y g de Sobel y Prewitt para cada uno de los siguientes casos:

Frontera horizontal entre negro y blanco,

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 255 & 255 & 255 \end{bmatrix}$$

Para Sobel: $g_x = 4 * 255 = 1020$; $g_y = -255 + 255 = 0$ y $g = |g_x| + |g_y| = 1020$

Para Prewitt: $g_x = 3 * 255 = 765$; $g_y = -255 + 255 = 0$ y $g = |g_x| + |g_y| = 765$

Frontera vertical entre negro y blanco,

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 255 \\ 0 & 0 & 255 \\ 0 & 0 & 255 \end{bmatrix}$$

Para Sobel: $g_x = -255 + 255 = 0$; $g_y = 4 * 255 = 1020$ y $g = |g_x| + |g_y| = 1020$

Para Prewitt: $g_x = -255 + 255 = 0$; $g_y = 3 * 255 = 765$ y $g = |g_x| + |g_y| = 765$

Frontera oblicua entre negro y blanco,

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 255 \\ 0 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 \end{bmatrix}$$

Para Sobel: $g_x = -255 + 4 * 255 = 765$; $g_y = -255 + 4 * 255 = 765$ y $g = |g_x| + |g_y| = 1530$

Para Prewitt: $g_x = -255 + 3 * 255 = 510$; $g_y = -255 + 3 * 255 = 510$ y $g = |g_x| + |g_y| = 1020$

Cuando la frontera se aleja de la frontera oblicua (máscara centrada en [0])

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & [0] & 0 & 255 \\ 0 & 0 & 255 & 255 \\ 0 & 255 & 255 & 255 \end{bmatrix}$$

Para Sobel: $g_x = 255$; $g_y = 255$ y $g = |g_x| + |g_y| = 510$

Para Prewitt: $g_x = 255$; $g_y = 255$ y $g = |g_x| + |g_y| = 510$

Podemos observar que al aplicar la máscara de Sobel en las fronteras obtenemos siempre valores más elevados que al aplicar la máscara de Prewitt (debido a la gaussiana). También, la diferencia entre fronteras puramente verticales u horizontales con frontera oblicua es mayor (el doble) para la máscara de Sobel ($1530 - 1020 = 510$) que para la máscara de Prewitt ($1020 - 765 = 255$). Esto puede llegar a ser una ventaja ya que a mayor diferencia aplicar una umbralización se facilita. Para el caso de estar alejados de la frontera podemos observar que ambas máscaras brindan los mismos resultados. Podríamos entonces pensar que las fronteras se verán más marcadas pasando máscaras de Sobel que máscaras de Prewitt ya que da valores mayores en las fronteras.

2. Operador de Canny

En esta sección se presentan los resultados obtenidos al aplicar el operador Canny sobre una imagen de prueba. En primer lugar, se aplica el operador Sobel sobre la imagen `rondelle.png` con la finalidad de observar los efectos de la detección de contornos bajo esta técnica. Los resultados son presentados en la figura 9.

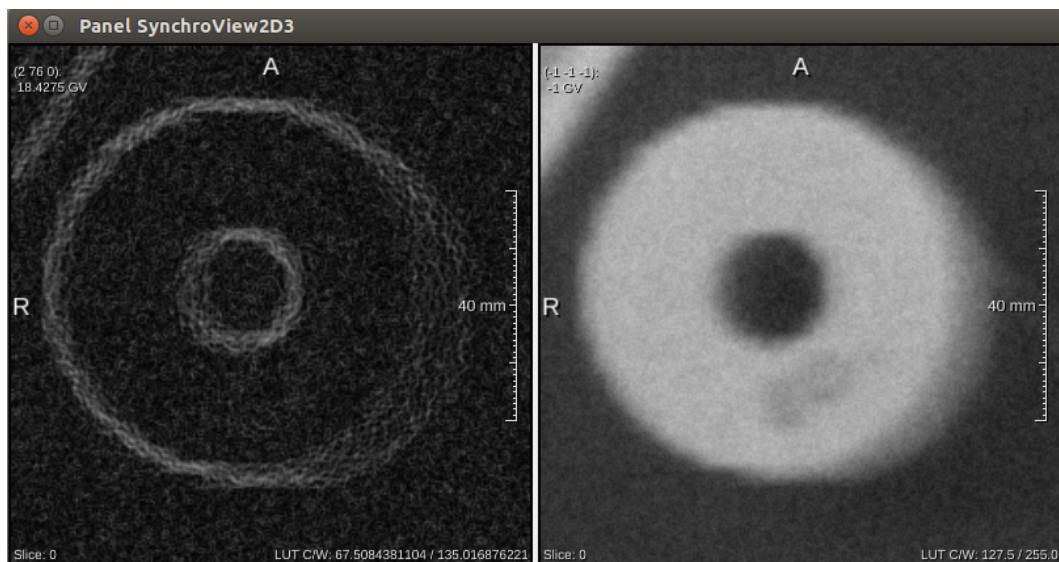


Figura 9: Imagen rondelle. Derecha: original. Izquierda: aplicación de operador Sobel

En este caso, se observa que la imagen obtenida a partir de la magnitud del gradiente no es suficiente para la detección de contornos. Esto se debe, entre otros aspectos, al ruido característico de la imagen y a los contornos difusos de la estructura central. Es por este motivo que resulta necesaria la aplicación de un método que realice un proceso de filtrado previo con la finalidad de reducir el ruido. Adicionalmente, se requiere de un parámetro más estricto para la selección de los píxeles correspondientes al contorno. Es por este motivo que la aplicación del operador de Canny resulta más apropiada para este caso particular. En las figuras 10, 11, 12 y 13.

En primer lugar, se observa en las figuras 10 y 11 la aplicación del operador con un valor de varianza de 1. A partir de este par de imágenes se pueden observar los efectos de aplicar diferentes niveles de umbral superior.

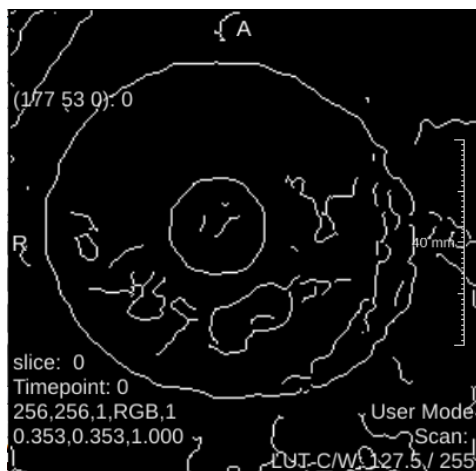


Figura 10: var = 1, th = 1

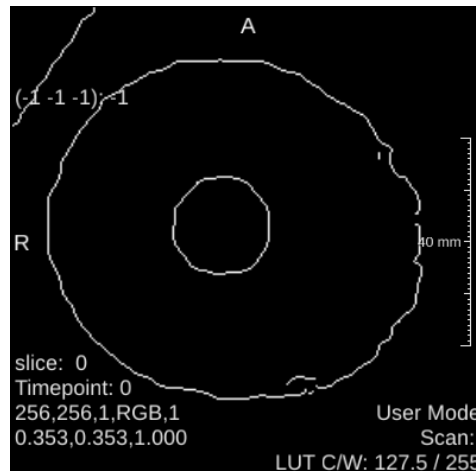


Figura 11: var = 1, th = 5

En la imagen 10, correspondiente a un nivel de th de 1, se observa la presencia de contornos falsos que

no corresponden a la silueta de la imagen. Este efecto es producido debido a que el parámetro para la selección de bordes (umbral superior) no es lo suficientemente estricto para descartar estos contornos no deseados, que son producto de niveles de ruido al interior de la imagen. En la figura 11 se observan los efectos de incrementar el parámetro de umbral superior ($th = 5$). En este caso se observa que, al tener un parámetro de selección más estricto, se elimina la presencia de contornos falsos al interior de la estructura.

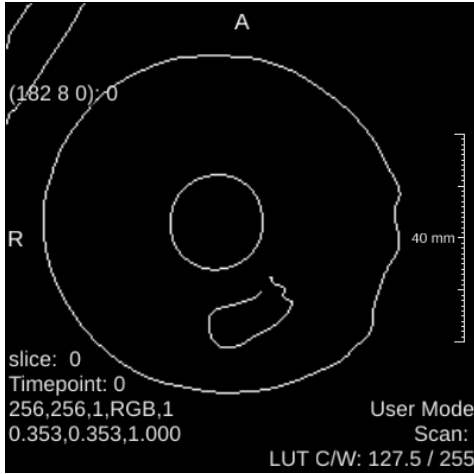


Figura 12: $var = 6$, $th = 1$

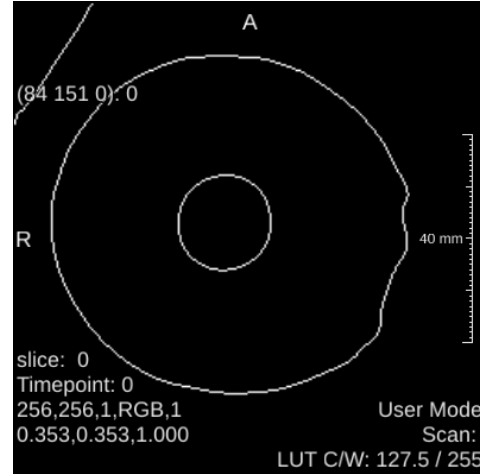


Figura 13: $var = 6$, $th = 5$

Finalmente, en las figuras 12 y 13, se observan los efectos de incrementar el valor de la varianza respecto a las figuras 10 y 11. El efecto de incrementar el valor de la varianza a 6 corresponde a un mayor filtrado de la imagen. Esto se observa en los nuevos contornos de resultado, que se caracterizan por trazos más suavizados en relación a los obtenidos con una varianza de 1. Adicionalmente, este filtrado también contribuye a la reducción del ruido en la estructura, lo cual conlleva a la eliminación de trazos falsos al interior de la silueta.

Por último se observa que, en este caso, el mejor resultado es obtenido empleando los valores 6 y 5 para varianza y umbral superior respectivamente. Sin embargo, también es posible observar que el incremento de dichos parámetros no necesariamente conlleva a la obtención de mejores resultados.

El incremento excesivo de la varianza se traduce en un efecto de filtrado extremo que podría distorsionar la figura a analizar. Por otro lado el incremento extremo del umbral superior se traduce en un parámetro de selección excesivamente estricto, lo cual conllevaría al aumento de contornos no conexos en la definición de la silueta de la figura. Estos efectos son estudiados posteriormente en la sección del ejercicio de síntesis.

3. Laplaciano

3.1. Ejercicio 1

Recordemos la imagen inicial:

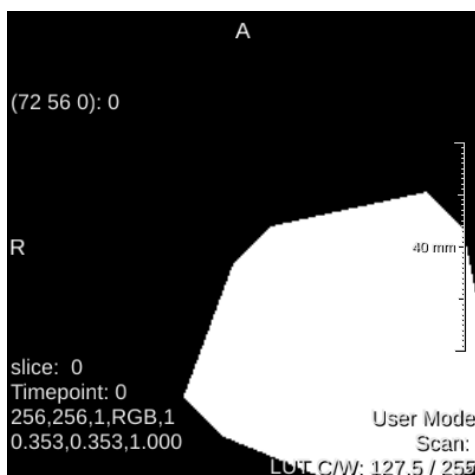


Figura 14: Imagen original

Aplicamos el LoG (Laplacian of a Gaussian). Al ser difícil la visualización, realizamos una expansión del histograma.

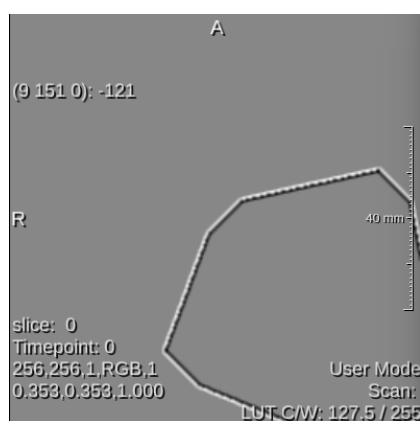
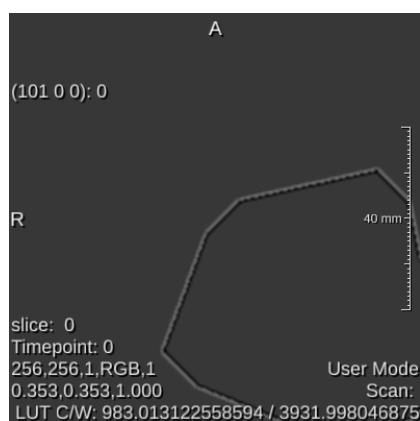


Figura 15: LoG con Kernel Extent = 1 y Sigma = 0.5 aplicado en spot

Figura 16: LoG con Kernel Extent = 1 y Sigma = 0.5 aplicado en spot con histograma expandido

Podemos observar que en las regiones homogéneas el resultado es completamente negro (0) y en los contornos obtenemos primero un valor muy positivo (blanco) y enseguida un valor muy negativo (negro) pasando del negro al blanco. Esto se debe a que hubo un crecimiento muy acentuado al pasar tan rápido del negro al blanco. Este crecimiento se traduce en un valor positivo de la primera derivada (gradiente) justo en la frontera. Si observamos los cambios de la primera derivada, primero es nula, luego crece muy rápidamente (un cambio positivo fuerte) y luego disminuye muy rápidamente (un cambio negativo fuerte) hasta ser nula de nuevo. Este cambio de la primera derivada se traduce en la segunda derivada, que se puede observar en el LoG aplicado, primero es muy positivo (blanco) y luego muy negativo (negro) a lo ancho de la frontera y nulo en el resto de la imagen.

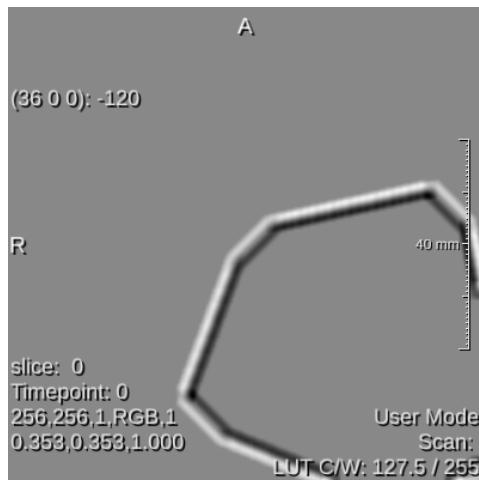


Figura 17: LoG con Kernel Extent = 2 y Sigma = 2 aplicado en spot

Al aumentar el sigma y el kernel extent podemos observar que el espesor de los contornos en la imagen aumentaron. Esto es debido a que la gaussiana usada en el LoG es ahora más ancha que antes.

Observemos ahora el resultado de aplicar el LoG sobre la imagen bruit.

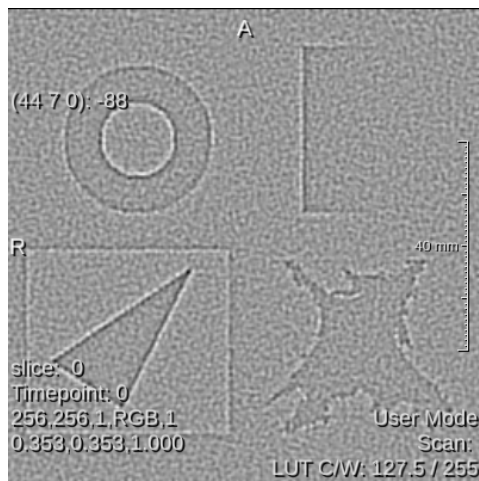


Figura 18: LoG con Kernel Extent = 1 y Sigma = 0.5 aplicado en bruit

Y lo comparamos con el resultado al aplicar el operador de Sobel (gradiente).
Observemos ahora el resultado de aplicar el LoG sobre la imagen bruit.

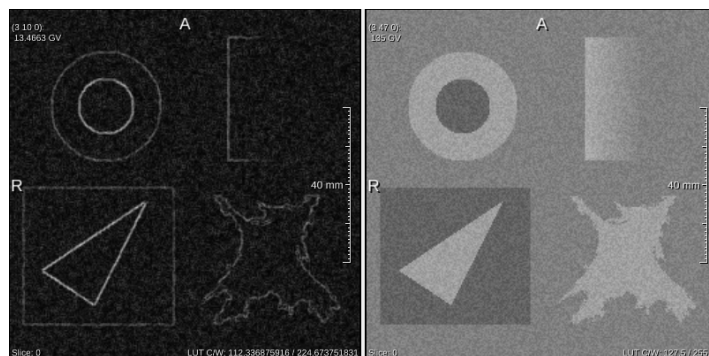


Figura 19: Operador de Sobel aplicado en ruido con la imagen original

Podemos observar que es más fácil detectar contornos en la imagen resultante del gradiente. Esto es debido a que la segunda derivada resalta el efecto del ruido en la imagen (y esta imagen tiene mucho), mucho más que el gradiente. En la imagen anterior, spot, no se observó porque la imagen procesada no tiene ruido (es binaria).

3.2. Ejercicio 2

Aplicamos LoG a la imagen film. Obtenemos:



Figura 20: LoG con Kernel Extent = 1 y Sigma = 0.5 aplicado en film

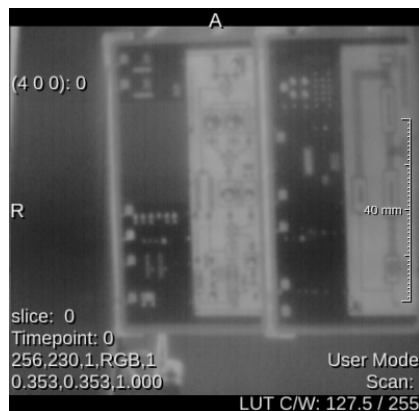


Figura 21: Imagen original

Finalmente visualizamos la suma de 60 % de la imagen original con el resultado del LoG.

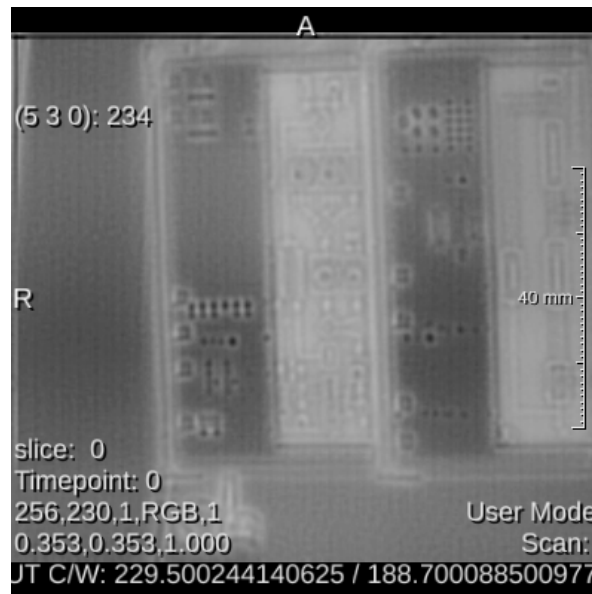


Figura 22: Resultado luego de la expansión del histograma

Podemos observar que el resultado es bastante bueno y no parece tener tanto ruido como se esperaría ya que el LoG acentúa el ruido en la imagen.

Ahora observemos el resultado luego de efectuar la misma operación salvo que la imagen original está ecualizada y la imagen combinada también.

Observemos ahora el resultado de aplicar el LoG sobre la imagen bruit. Realizamos una expansión del histograma para facilitar la visualización.

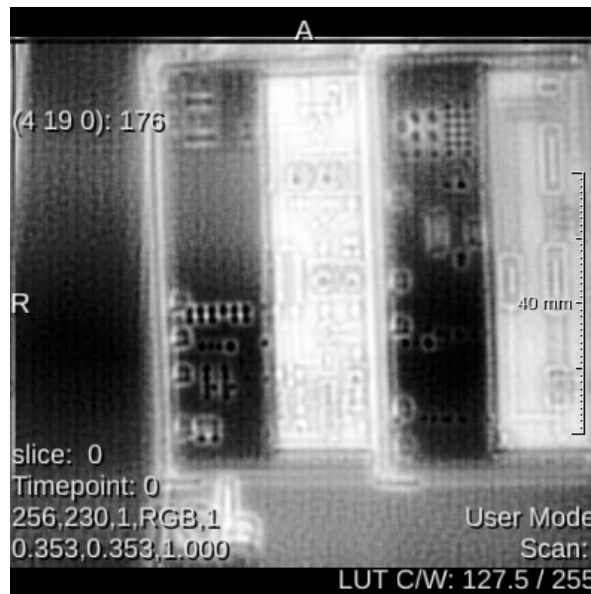


Figura 23: Resultado, con las ecualizaciones

Podemos observar que la ecualización mejora el contraste y los contornos se observan mejor en este resultado.

Podemos entonces concluir que combinaciones (suma del LoG con imagen original, ecualización) de operaciones pueden resultar con mejores resultados que únicamente calcular el Laplaciano ya que este último tiene sus riesgos (esencialmente, su ampliación del ruido).

4. Ejercicio de síntesis

Con la finalidad de realizar el ejercicio de síntesis propuesto (enmarcar la figura en un contorno claro), se decidió emplear el Operador de Canny como método principal para obtener el contorno. Posteriormente, por medio de operaciones aritméticas, se realizó la síntesis de la imagen deseada. Los pasos realizados en este proceso son presentados a continuación. En primer lugar, se aplica el filtro de detección de contornos de Canny.

Los parámetros del filtro fueron calculados empíricamente con la finalidad de obtener el resultado deseado. En particular, se realizó un análisis sobre el comportamiento de la imagen resultado en términos del valor de varianza del filtro gaussiano y de los valores de threshold superior e inferior con la finalidad de determinar los píxeles pertenecientes al borde.

En este caso, se determinó un valor de 0.2 tanto para la varianza en x como para la varianza en y, los valores asociados a los umbrales superior e inferior corresponden a 2 y 0 respectivamente. La imagen resultante al aplicar este filtro, luego de ser procesada bajo una calibración de los niveles de gris (0-1 a 0-255), es presentada en la figura 24.

En particular, se realiza la evaluación del comportamiento del filtro bajo valores superiores e inferiores en todos los parámetros con el propósito de justificar la decisión de selección. los resultados obtenidos son presentados a continuación.

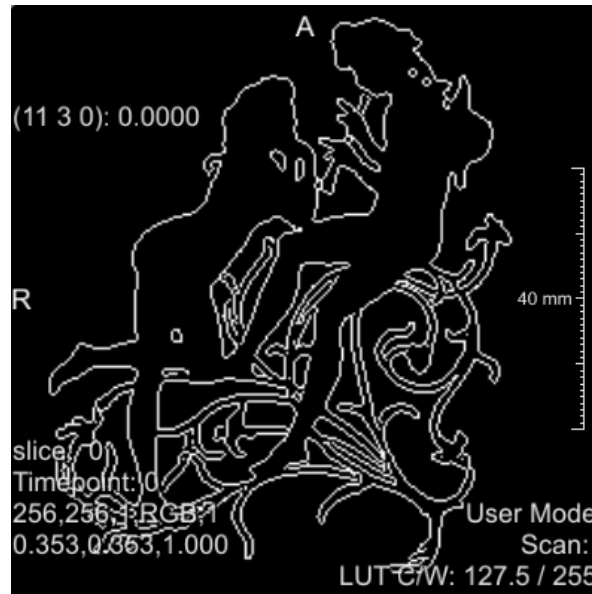


Figura 24: Resultado de aplicación: filtro de detección de contornos de Canny ($\text{varx} = 0.2$, $\text{vary} = 0.2$, $\text{th} = 2$, $\text{tl} = 0$)

En las figuras 25 y 26 se hacen evidentes los efectos de disminuir e incrementar la varianza del filtro gaussiano respectivamente. En la figura 25, se observa que al reducir la varianza del filtro no se logra contrarrestar el ruido de la imagen original, por lo tanto se generan contornos internos que no corresponden a la forma de la silueta.

Por otro lado, en la figura 26, se observa que al aumentar la varianza se consigue un efecto exagerado del filtro. Es por esta razón que se observan ciertas distorsiones en la forma del contorno de la figura respecto a la imagen original. A partir de estas observaciones, se determinó que el valor más adecuado para la varianza del filtro corresponde a 0.2 en ambas coordenadas.

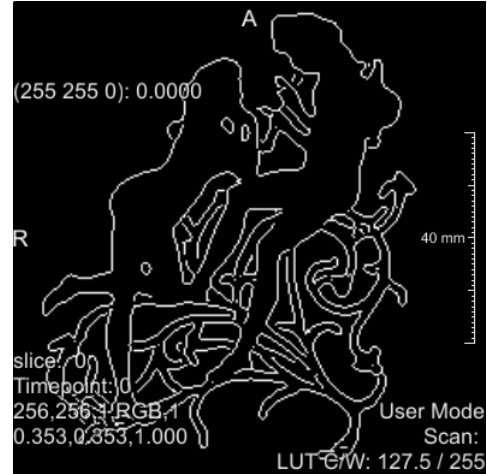
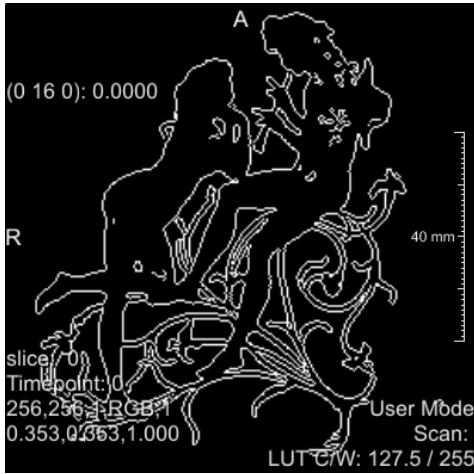


Figura 25: $\text{varx} = 0.1$, $\text{vary} = 0.1$, $\text{th} = 2$, $\text{tl} = 0$ Figura 26: $\text{varx} = 0.5$, $\text{vary} = 0.5$, $\text{th} = 2$, $\text{tl} = 0$

Posteriormente, se realiza el estudio de la variación de los parámetros umbral superior y umbral inferior. En primer lugar, se analizan los efectos de aumentar y disminuir el parámetro de umbral superior. Los resultados obtenidos son presentados en las figuras 27 y 28 respectivamente.

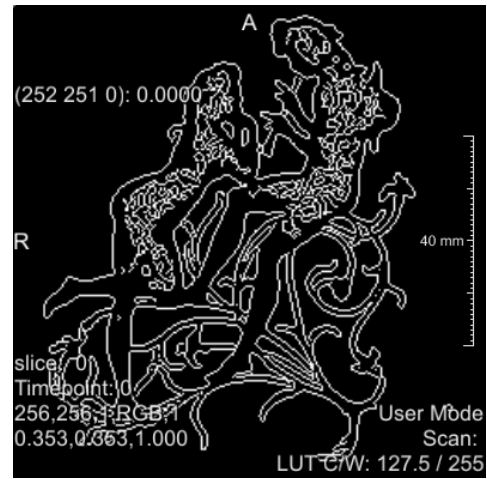
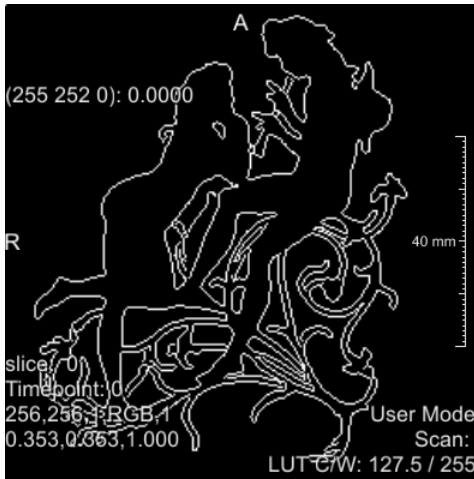


Figura 27: $\text{varx} = 0.2$, $\text{vary} = 0.2$, $\text{th} = 8$, $\text{tl} = 0$ Figura 28: $\text{varx} = 0.2$, $\text{vary} = 0.2$, $\text{th} = 1$, $\text{tl} = 0$

En la figura 27, se observan los efectos de incrementar el valor de umbral superior. En este caso, se observa que al establecer un parámetro más exigente para la selección de contornos se pierden algunos detalles de la figura, particularmente detalles internos. Por otro lado en la figura 28 se observa que, al disminuir el parámetro, se genera al interior de la imagen una serie de contornos que no corresponden a la silueta deseada. Esto se debe a que, al tener un criterio menos exigente, clasifican como bordes algunos píxeles asociados a niveles de ruido que no fueron satisfactoriamente filtrados.

Finalmente, se presentan los efectos de aumentar el criterio de umbral inferior en la figura 28. En este caso, la diferencia entre los resultados obtenidos respecto a la figura 24 no resulta evidente. Sin embargo, luego de una inspección detallada de la imagen, se observa que al aumentar este parámetro se incrementa la cantidad de bordes no conectados. Esto también conlleva a una pérdida no deseada de detalles en la silueta.

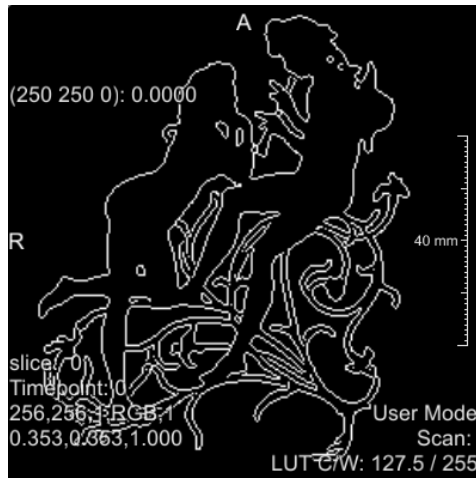


Figura 29: Resultado de aplicación: filtro de detección de contornos de Canny ($\text{varx} = 0.2$, $\text{vary} = 0.2$, $\text{th} = 2$, $\text{tl} = 2$)

Finalmente, se realiza una operación de OR entre la imagen resultante presentada en la figura 24 y la imagen original para obtener el efecto deseado. Los resultados finales son presentados en la figura 30.

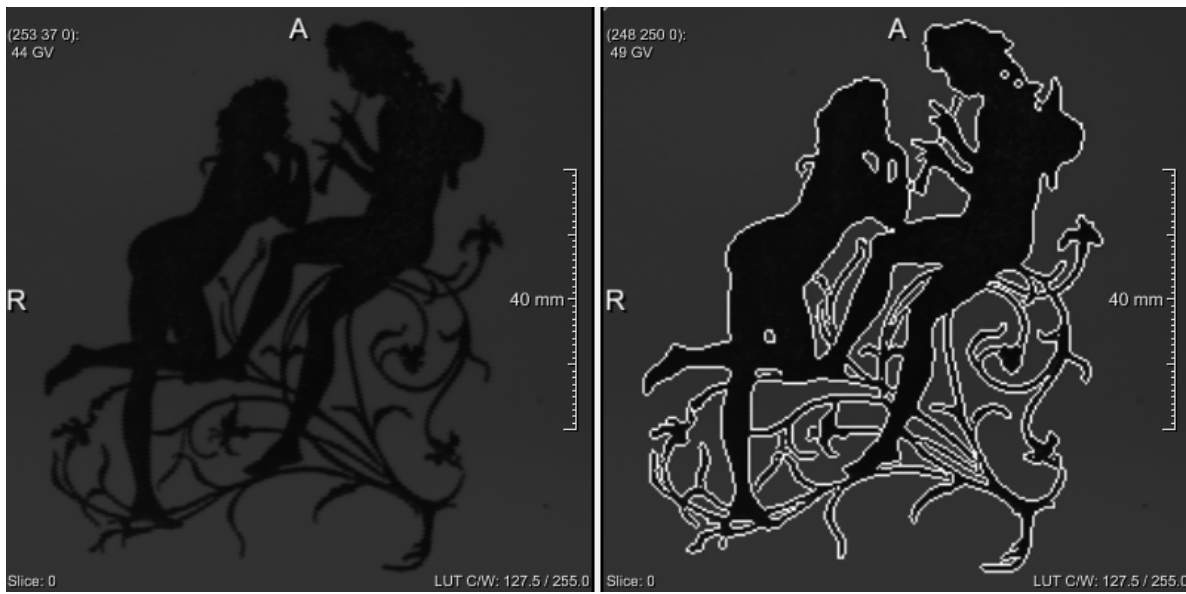


Figura 30: Resultado final (Operación OR entre imagen original e imagen presentada en figura 24

Referencias

- [1] R. C. Gonzalez and P. A. Wintz. *Digital image processing*. Prentice Hall, 2008.
- [2] Mipav.cit.nih.gov. Interpolation methods used in mipav - mipav, 2016.