## 4\_Canny\_Border

November 14, 2024

## 0.0.1 Canny Border

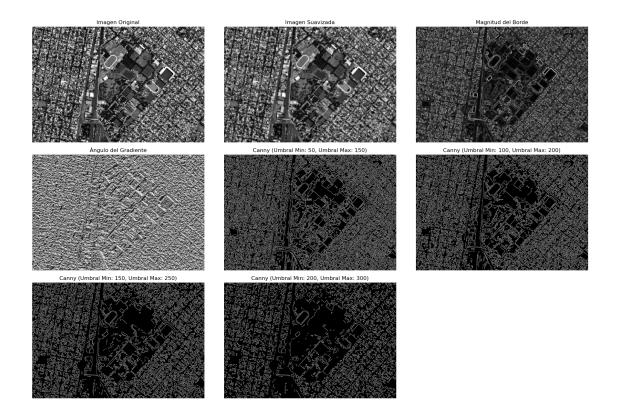
```
[3]: import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

# Cargar la imagen en escala de grises
imagen = cv2.imread('lanus.png', cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
```

- 1- Suavizamiento y Diferenciación: Utilizamos cv2.GaussianBlur para reducir el ruido en la imagen. El tamaño del filtro y el valor de sigma determinan cuán sensible es el proceso al ruido.
- 2- Cálculo de la Dirección Perpendicular al Borde: Las derivadas Ix e Iy se obtienen usando el operador Sobel (cv2.Sobel). Luego, calculamos la magnitud del borde combinando estas derivadas con cv2.magnitude.
- 3- Cálculo del Ángulo del Gradiente: Utilizamos cv2.phase para calcular el ángulo del gradiente en cada píxel. Este ángulo indica la dirección perpendicular al borde en grados.

```
[11]: # Paso 1: Suavizamiento con filtro Gaussiano
      tamano filtro = 5
      sigma = 1.4
      imagen_suavizada = cv2.GaussianBlur(imagen, (tamano_filtro, tamano_filtro),_
       ⇔sigma)
      # Paso 2: Calcular las derivadas Ix e Iy usando el operador de Sobel
      gradiente_x = cv2.Sobel(imagen_suavizada, cv2.CV_64F, 1, 0, ksize=3)
      gradiente_y = cv2.Sobel(imagen_suavizada, cv2.CV_64F, 0, 1, ksize=3)
      # Magnitud del borde (magnitud del gradiente)
      magnitud_borde = cv2.magnitude(gradiente_x, gradiente_y)
      # Paso 3: Calcular el ángulo del gradiente
      angulo_gradiente = cv2.phase(gradiente_x, gradiente_y, angleInDegrees=True)
      # Definir diferentes conjuntos de parámetros para el detector de Canny
      parametros_canny = [
          (50, 150), # Umbral bajo = 50, Umbral alto = 150
          (100, 200), # Umbral bajo = 100, Umbral alto = 200
```

```
(150, 250), # Umbral bajo = 150, Umbral alto = 250
    (200, 300), # Umbral bajo = 200, Umbral alto = 300
]
# Crear una figura para mostrar los resultados
plt.figure(figsize=(18, 12))
# Mostrar los pasos intermedios
plt.subplot(3, 3, 1)
plt.title("Imagen Original")
plt.imshow(imagen, cmap='gray')
plt.axis('off')
plt.subplot(3, 3, 2)
plt.title("Imagen Suavizada")
plt.imshow(imagen_suavizada, cmap='gray')
plt.axis('off')
plt.subplot(3, 3, 3)
plt.title("Magnitud del Borde")
plt.imshow(magnitud_borde, cmap='gray')
plt.axis('off')
plt.subplot(3, 3, 4)
plt.title("Ángulo del Gradiente")
plt.imshow(angulo_gradiente, cmap='gray')
plt.axis('off')
# Aplicar el detector de Canny con diferentes parámetros y mostrar los L
 \hookrightarrow resultados
for i, (umbral_min, umbral_max) in enumerate(parametros_canny):
    # Aplicar el detector de Canny con los umbrales específicos
    bordes = cv2.Canny(imagen_suavizada, umbral_min, umbral_max)
    # Mostrar el resultado
    plt.subplot(3, 3, i + 5)
    plt.title(f'Canny (Umbral Min: {umbral_min}, Umbral Max: {umbral_max})')
    plt.imshow(bordes, cmap='gray')
    plt.axis('off')
# Mostrar todos los resultados juntos
plt.tight_layout()
plt.show()
```



```
[12]: def add_gaussian_noise(image, mean, stddev, contamination_percentage):
    # Genera ruido gaussiano
    gaussian_noise = np.random.normal(mean, stddev, image.shape)

# Calcula la máscara de contaminación
    mask = np.random.rand(*image.shape) < (contamination_percentage / 100)

# Agrega el ruido a la imagen solo en los puntos especificados por laudiscara
    noisy_image = np.copy(image)
    noisy_image[mask] = image[mask] + gaussian_noise[mask]

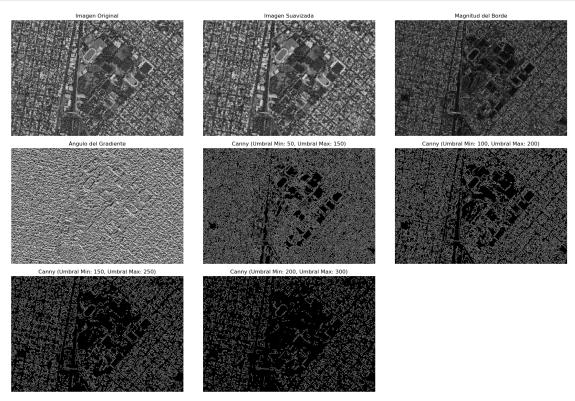
# Asegura que los valores se mantengan en el rango [0, 255]
    noisy_image = np.clip(noisy_image, 0, 255).astype(np.uint8)

return noisy_image

# Aplicar el ruido gaussiano a la imagen en escala de grises
imagen_ruido_gaussiano = add_gaussian_noise(imagen, 0, 25, 70)

# Paso 1: Suavizamiento con filtro Gaussiano</pre>
```

```
tamano_filtro = 5
sigma = 1.4
imagen_suavizada = cv2.GaussianBlur(imagen_ruido_gaussiano, (tamano_filtro,__
 →tamano_filtro), sigma)
# Paso 2: Calcular las derivadas Ix e Iy usando el operador de Sobel
gradiente_x = cv2.Sobel(imagen_suavizada, cv2.CV_64F, 1, 0, ksize=3)
gradiente_y = cv2.Sobel(imagen_suavizada, cv2.CV_64F, 0, 1, ksize=3)
# Magnitud del borde (magnitud del gradiente)
magnitud_borde = cv2.magnitude(gradiente_x, gradiente_y)
# Paso 3: Calcular el ángulo del gradiente
angulo_gradiente = cv2.phase(gradiente_x, gradiente_y, angleInDegrees=True)
# Definir diferentes conjuntos de parámetros para el detector de Canny
parametros canny = [
    (50, 150), # Umbral bajo = 50, Umbral alto = 150
    (100, 200), # Umbral bajo = 100, Umbral alto = 200
    (150, 250), # Umbral bajo = 150, Umbral alto = 250
    (200, 300), # Umbral bajo = 200, Umbral alto = 300
1
# Crear una figura para mostrar los resultados
plt.figure(figsize=(18, 12))
# Mostrar los pasos intermedios
plt.subplot(3, 3, 1)
plt.title("Imagen Original")
plt.imshow(imagen_ruido_gaussiano, cmap='gray')
plt.axis('off')
plt.subplot(3, 3, 2)
plt.title("Imagen Suavizada")
plt.imshow(imagen_suavizada, cmap='gray')
plt.axis('off')
plt.subplot(3, 3, 3)
plt.title("Magnitud del Borde")
plt.imshow(magnitud_borde, cmap='gray')
plt.axis('off')
plt.subplot(3, 3, 4)
plt.title("Ángulo del Gradiente")
plt.imshow(angulo_gradiente, cmap='gray')
plt.axis('off')
```



## 0.0.2 Conclusiones

1- Umbrales bajos (50, 150): Con el ruido, este umbral detecta muchos bordes, incluyendo aquellos introducidos por el ruido. Esto hace que el resultado sea más caótico y menos preciso que el que devuelve cuando se aplica a la imagen original sin ruidos.

- 2- Umbrales medios (100, 200): Proporciona una mejor selección de bordes, reduciendo algunos efectos del ruido, pero aún mantiene más bordes adicionales o no deseados en comparación con la imagen original sin ruido.
- 3- Umbrales altos (150, 250 y 200, 300): Filtra más bordes débiles y se enfoca en los más fuertes, pero se ve que algunos bordes importantes pueden llegar a perderse perderse debido al impacto del ruido, a diferencia de la cuando no se veía afectado por el ruido Gaussiano.

[]: