

#### **Computer Vision**

# THỊ GIÁC MÁY TÍNH

ThS. Huỳnh Minh Vũ Khoa Kỹ thuật cơ khí Trường Đại học Kỹ thuật – Công nghệ Cần Thơ Email: hmvu@ctuet.edu.vn



## Chương 5: Các phương pháp phát hiện biên

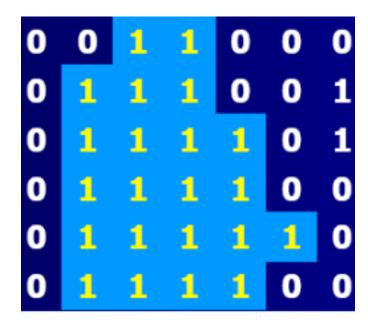
- 5.1 Khái niệm vùng và biên
- 5.2 Quy tắc và quy trình phát hiện biên
- 5.3 Các phương pháp phát hiện biên
  - 5.3.1 Phương pháp lọc đường biên cục bộ

5.3.2 Phương pháp lọc đường biên toàn cục Hough

**Gradient** 

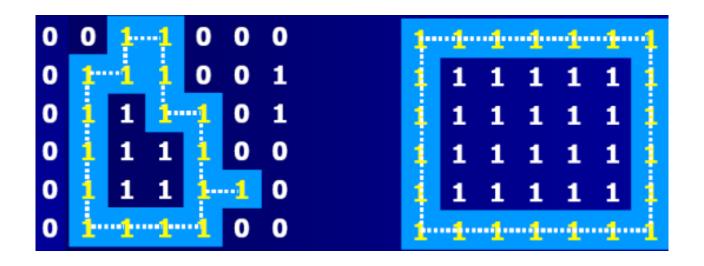
#### Vùng

Cho R là một tập con của ảnh. R được gọi là vùng nếu R là một tập liên thông.



#### Biên của vùng

- Biên của vùng R là tập hợp các điểm trong vùng R mà có một hoặc nhiều lân cận không thuộc R.
- Nếu R phủ toàn ảnh thì biên của nó là dòng đầu tiên, cột đầu tiên, dòng cuối cùng, cột cuối cùng của ảnh.



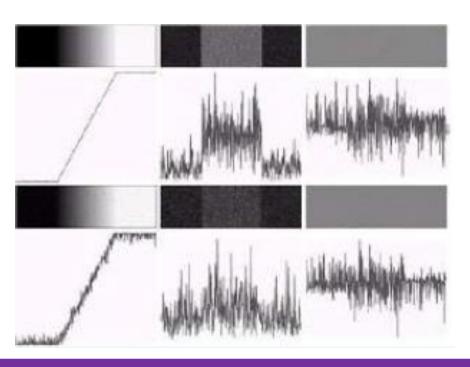
#### Khái niệm Biên

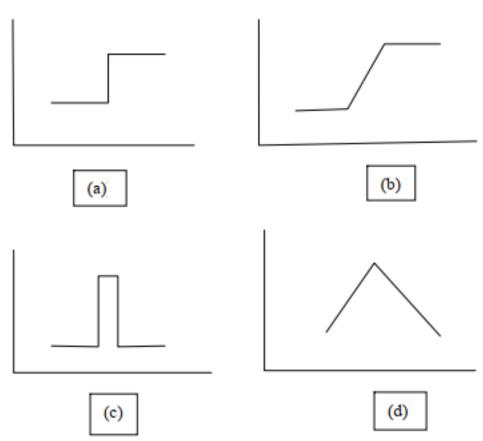
- Một điểm ảnh được gọi là biên nếu ở đó có sự thay đổi đột ngột về cấp xám.
- Tập hợp các điểm biên tạo thành một đường biên (đường bao) của ảnh.



#### Các dạng đường Biên

- Biên dạng nhảy bậc (a)
- Biên dạng đốc (b)
- Biên xung vuông (c)
- Biên dạng hình nón (d)





## 5.2 Quy tắc và quy trình phát hiện biên

## Quy tắc phát hiện biên

• Các phương pháp phát hiện biên truyền thống thường dựa trên kết quả của phép tích chập (convolution) giữa bức ảnh cần nghiên cứu f(x, y) và một bộ lọc 2D (filter) h(x, y) thường được gọi là mặt nạ.

$$h(x,y) * f(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(k_1,k_2) f(x-k_1,y-k_2) dk_1 dk_2$$

• Nếu h(x,y) và f(x,y) có dạng rời rạc thì sẽ được viết lại thành:

$$h(n_1, n_2) * f(n_1, n_2) = \sum_{k_1 = -\infty}^{\infty} \sum_{k_2 = -\infty}^{\infty} h(k_1, k_2) f(n_1 - k_1, n_2 - k_2)$$

Trên thực tế người ta hay dùng  $h(n_1, n_2)$  là ma trận [3 x 3] như sau:

$$h = \begin{pmatrix} h(-1,1) & h(0,1) & h(1,1) \\ h(-1,0) & h(0,0) & h(1,0) \\ h(-1,-1) & h(0,-1) & h(1,-1) \end{pmatrix}$$

## 5.2 Quy tắc và quy trình phát hiện biên

#### Quy trình phát hiện biên

- Bước 1: Do ảnh ghi được thường có nhiễu, bước một là phải lọc nhiễu theo các phương pháp đã tìm hiểu ở các phần trước.
- Bước 2: Làm nổi biên sử dụng các toán tử phát hiện biên.
- Bước 3: Định vị biên. Chú ý rằng kỹ thuật nổi biên gây tác dụng phụ là gây nhiễu làm một số biên giả xuất hiện do vậy cần loại bỏ biên giả.
- Bước 4: Liên kết và trích chọn biên.

- Phương pháp lọc đường biên cục bộ
  - Lọc biên theo phương pháp Gradient
    - Bô loc Roberts
    - Bô loc Sobel
    - Bô loc Prewitt
    - •
  - Lọc biên theo phương pháp Laplace
  - Lọc biên theo phương pháp Canny
- Phương pháp lọc đường biên toàn cục
  - Phương pháp biến đổi Hough
  - Phương pháp xây dựng đường viền (Contours)

#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

- Gradient của ảnh (độ dốc của ảnh): là độ dốc về mức sáng của ảnh hay sự thay đổi các giá trị pixel trong ảnh.
- Định nghĩa gradient: Gradient là một vector f(x, y) có các thành phần biểu thị tốc độ thay đổi mức xám của điểm ảnh (theo hai hướng x, y trong bối cảnh xử lý ảnh hai chiều) tức là:

$$f'_{y} = f'_{x} \approx \frac{f(x + dx, y) - f(x, y)}{dx}$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = f'_{x} \approx \frac{f(x + dx, y) - f(x, y)}{dx}$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = f'_{y} \approx \frac{f(x, y + dy) - f(x, y)}{dy}$$

$$\nabla f = |\nabla f| = \sqrt{f'_{x}^{2} + f'_{y}^{2}} \text{ và } \theta r = arctg}\left(\frac{f'x}{f'y}\right)$$

Trong đó: dx, dy là khoảng cách giữa hai điểm kế cận theo hướng x, y tương ứng (thực tế chọn dx = dy = 1). Đây là phương pháp dựa theo đạo hàm riêng bậc nhất theo hướng x, y.

#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

- Kỹ thuật Gradient:
  - Theo định nghĩa về Gradient, nếu áp dụng nó vào xử lý ảnh, việc tính toán sẽ rất phức tạp. Để đơn giản mà không mất tính chất của phương pháp Gradient, người ta sử dụng kỹ thuật Gradient dùng cặp mặt nạ *H*<sub>1</sub>, *H*<sub>2</sub> theo 2 hướng vuông góc.
  - Nếu định nghĩa g1, g2 là Gradient theo hai hướng x, y tướng ứng thì biên độ g(m,n) tại điểm (m,n) được tính theo công thức:

$$g(m,n) = \sqrt{g_1^2(m,n) + g_2^2(m,n)} = A_0$$

• Đế giảm độ phức tạp khi tính toán có thể áp dụng công thức:

$$A_0 = |g_1(m,n)| + |g_2(m,n)|$$

Hướng của Gradient được xác định theo công thức:

$$\theta_r(m,n) = artg(g_2(m,n))$$

#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

Liên hệ giữa đạo hàm và biên ảnh

Dãy mức xám tại Đạo hàm bậc nhất đường màu đỏ Hình ảnh Các cạnh trong ảnh ứng với

các cực trị của đồ thị

#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

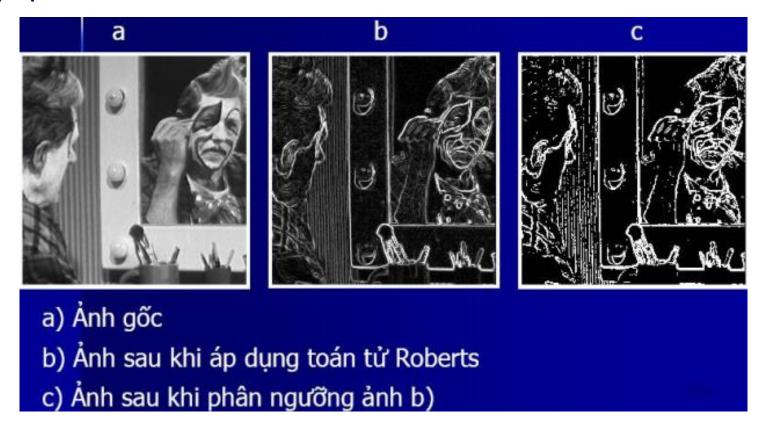
- *Bô loc Roberts:*
- Năm 1965 Roberts đưa ra xấp xỉ đầu tiên theo đạo hàm bậc nhất cho một ảnh rời rạc.
- Việc tính toán được thực hiện trên 2 mặt nạ tích chập cho 2 hướng lấy vi phân:

$$H_{x} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \qquad H_{y} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- Toán tử Roberts có tốc độ tính toán nhanh.
- Chỉ cần sử dụng 4 điểm ảnh để tính giá trị cấp xám của ảnh đầu ra.
- Chỉ phép toán cộng và trừ được thực hiện trong ảnh.

#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

■ *Bộ lọc Roberts:* 



#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

- Bộ lọc Sobel:
- Toán tử Sobel được Duda và Hart đặt ra năm 1973 với các mặt nạ tương tự như của Robert nhưng cấu trúc khác, như sau:

$$H_{x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad H_{y} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

• Công thức tính cụ thể như sau:

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{I} \quad \text{và} \quad \mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{I}$$

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * ([+1 & 0 & -1] * \mathbf{I}) \quad \text{và} \quad \mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} +1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} * ([1 & 2 & 1] * \mathbf{I})$$

$$\mathbf{G} = \sqrt{\mathbf{G}_x^2 + \mathbf{G}_y^2} \quad \text{và} \quad \mathbf{\Theta} = \operatorname{atan}\left(\frac{\mathbf{G}_y}{\mathbf{G}_z}\right)$$

#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

■ *Bộ lọc Sobel*:

```
import cv2
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
img = cv2.imread("Sudoku.jpg", 0)
sobelX = cv2.Sobel(img, cv2.CV 64F, 1, 0, ksize=3)
sobelY = cv2.Sobel(img, cv2.CV 64F, 0, 1, ksize=3)
sobelX = np.uint8(np.absolute(sobelX))
sobelY = np.uint8(np.absolute(sobelY))
sobelCombined = cv2.bitwise or(sobelX, sobelY)
titles = ['image', 'sobelX', 'sobelY', 'sobelCombined']
images = [img, sobelX, sobelY, sobelCombined]
for i in range(4):
  plt.subplot(2, 2, i+1), plt.imshow(images[i], 'gray')
  plt.title(titles[i])
  plt.xticks([]),plt.yticks([])
plt.show()
```

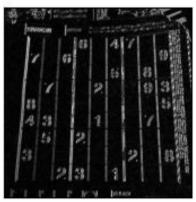
#### image



#### sobelY



#### sobelX



sobelCombined



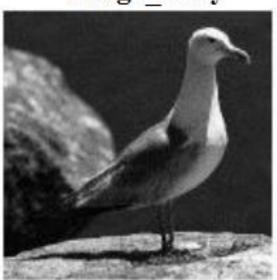
#### Lọc biên theo phương pháp Gradient

- *Bộ lọc Prewitt:*
- Toán tử được Prewitt đưa ra vào năm 1970 có dạng:

$$H_{x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad H_{y} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Image Gray

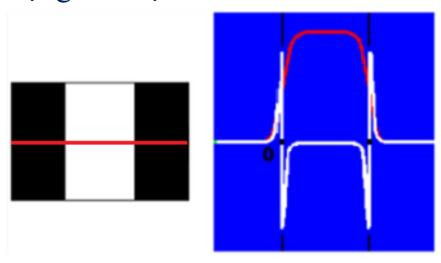


Prewitt



#### Lọc biên theo phương pháp Laplace

- Các phương pháp đánh giá gradient ở trên làm việc khá tốt khi mà độ sáng thay đổi rõ nét. Khi mức xám thay đổi chậm, miền chuyển tiếp trải rộng, phương pháp cho hiệu quả hơn đó là phương pháp sử dụng đạo hàm bậc hai Laplace.
- Phép tính Laplace là tính xấp xỉ đạo hàm bậc hai trong ảnh, nó có ý nghĩa quan trong trong việc tìm biên ảnh, phân tích và ước lượng chuyển động của vật thể.



#### Lọc biên theo phương pháp Laplace

Laplace của điểm ảnh có giá trị cường độ pixel f(x, y) được định nghĩa như sau:

 $\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ 

Khi đó mặt nạ (ksize = 1) là:

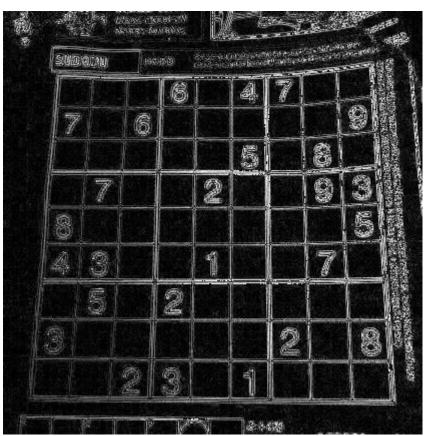
$$kernel = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Trong thực tế, người ta thường dùng nhiều kiểu mặt nạ khác nhau để xấp xỉ rời rạc đạo hàm bậc hai Laplace. Dưới đây là ba kiểu mặt nạ thường dùng:

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}; \qquad H_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}; \qquad H_3 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

#### Lọc biên theo phương pháp Laplace

```
import cv2
import numpy as np
img = cv2.imread("Sudoku.jpg", 0)
lap = cv2.Laplacian(img, cv2.CV 64F, ksize=3)
lap1 = np.uint8(np.absolute(lap))
cv2.imshow('Image', img)
cv2.imshow('Image_Lap', lap)
cv2.imshow('Image Lap1', lap1)
cv2.waitKey()
cv2.destroyAllWindows()
```

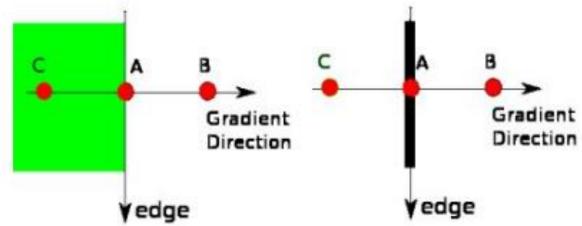


- Thuật toán Canny (Canny Edge Detection) là một giải thuật phát hiện cạnh nổi tiếng được phát triển năm 1986 bởi John. F Canny.
- Đây là một thuật toán được phát triển khá sớm nhưng cho đến nay vẫn là một trong những kỹ thuật được sử dụng rộng rãi, cho các kết quả tương đối tốt, có khả năng đưa ra đường biên mảnh, phân biệt được điểm biên với điểm nhiễu.
- Phương pháp này sử dụng hai mức ngưỡng cao và thấp. Ban đầu ta dùng mức ngưỡng cao để tìm điểm bắt đầu của biên, sau đó chúng ta xác định hướng phát triển của biên dựa vào các điểm ảnh liên tiếp có giá trị lớn hơn mức ngưỡng thấp. Ta chỉ loại bỏ các điểm có giá trị nhỏ hơn mức ngưỡng thấp. Các đường biên yếu sẽ được chọn nếu chúng được liên kết với các đường biên khỏe.

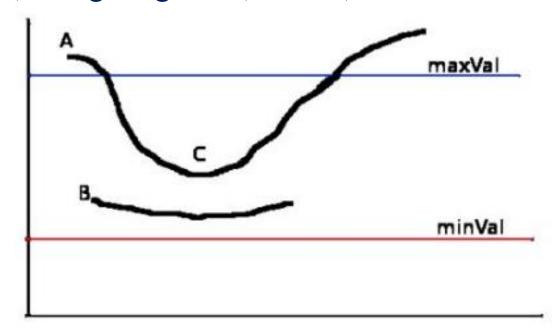
- Bước 1: Khử nhiễu (làm trơn ảnh):
  - Việc phát hiện ảnh bị ảnh hưởng bởi nhiễu, nên việc đầu tiên là loại bỏ nhiễu.
  - Sử dụng bộ lọc Gauss 5x5 để khử nhiễu.
- Bước 2: Tìm Gradient của ảnh:
  - Ảnh sau khi được làm mịn sẽ được được nhân chập với Sobel Kernel để tìm đạo hàm bậc nhất theo cả chiều dọc (Gx) và chiều ngang (Gy).
  - Từ hai thành phân đó, chúng ta có thể tìm giá trị edge gradient và hướng gradient (luôn vuông góc với cạnh) cho mỗi điểm ảnh như sau:

$$ext{Gradient}(G) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$
  $ext{Angle}( heta) = an^{-1} \left(rac{G_y}{G_x}
ight)$ 

- Bước 3: Triệt tiêu phi cực đại (Non-maximum Suppression):
  - Bước này loại bỏ những điểm không phải là cực đại địa phương để xóa bỏ những điểm không thực sự là biên, bước này sẽ giúp biên mỏng hơn.
  - Nếu điểm ảnh là cục bộ địa phương thì tiến hành bước tiếp theo.



- Bước 4: Ngưỡng độ trễ (Hysteresis Thresholding):
  - Bước này xét xem trong các cạnh tìm được ở bước trước cái nào thực sự là cạnh, cái nào không phải.
  - Canny làm điều này bằng cách sử dụng giá trị nguồng dưới (minVal) và ngưỡng trên (maxVal).



- Bước 4: Ngưỡng độ trễ (Hysteresis Thresholding):
  - Bất kỳ điểm ảnh nào có độ lớn của gradient lớn hơn max Val thì được xem là chắc chắn thuộc cạnh, nhỏ hơn min Val thì được xem là chắc chắn không thuộc cạnh.
  - Những điểm ảnh còn lại sẽ được xét dựa trên kết nối của nó với các điểm ảnh đã được phân loại. Nếu nó có kết nối với một điểm ảnh chắc chắn thuộc cạnh nó sẽ được xem là một phần của cạnh. Ngược lại, nó không thuộc cạnh.
  - Như hình minh họa, điểm A là lớn hơn max Val nên nó được xem chắc chắn là cạnh. Mặc dù điểm C là ở giữa max Val và min Val nhưng nó có kết nối với điểm A nên nó cũng được xem là thuộc cạnh. Điểm B cũng nằm giữa max Val và min Val như C nhưng nó không có kết nối với bất kỳ điểm nào chắc chắn thuộc cạnh nên nó bị loại bỏ.

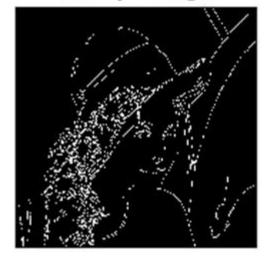
#### Lọc biên theo phương pháp Canny

```
import cv2
from matplotlib import pyplot as plt
img = cv2.imread('Lena.png', 0)
edges = cv2.Canny(img, 100, 200)
plt.subplot(211), plt.imshow(img, cmap='gray')
plt.title('Gray Image'), plt.xticks([]), plt.yticks([])
plt.subplot(212), plt.imshow(edges, cmap='gray')
plt.title('Canny Image'), plt.xticks([]), plt.yticks([])
plt.show()
```

#### Gray Image



Canny Image



#### Đánh giá các phương pháp lọc đường biên cục bộ

Để đánh giá các phương pháp phát hiện đường biên cục bộ chúng ta sử dụng phương pháp Sobel đại diện cho phương pháp Gradient, phương pháp Laplace đại diện cho phương pháp đạo hàm bậc 2 và phương pháp Canny với các giá trị minVal=100, maxVal=200.

## Đối với ảnh không nhiễu:

- Cả 3 phương pháp đều cho kết quả tốt.
- Sobel cho ảnh đường biên rõ nét nhưng lớn.
- Laplace cho ảnh đường biên rõ nét, đường biên mảnh.
- Canny do quá trình làm trơn ảnh nên ảnh không nhiễu thì biên ảnh bị mờ và to ra => Biên ảnh bị thiếu và đường biên lớn => Không phù hợp.

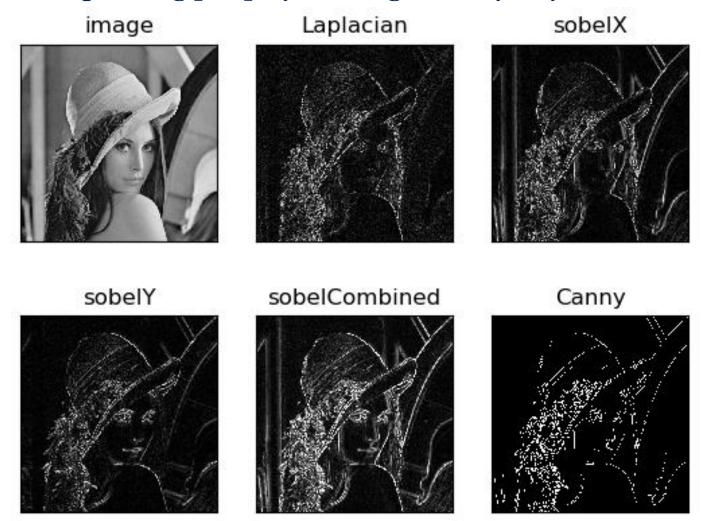
#### Đánh giá các phương pháp lọc đường biên cục bộ

- Đối với ảnh bị nhiễu:
  - Phương pháp đạo hàm bậc nhất cho biên ảnh với nhiều điểm biên phụ.
  - Phương pháp Laplace tạo biên kép, nên hoàn toàn không xác định được biên => **Không phù hợp**.
  - Đối với phương pháp Canny do quá trình làm trơn ảnh để giảm nhiễu và quá trình triệt tiêu các phi cực đại nên sẽ giảm được các biên phụ và cho kết quả đường biên rất rõ nét.

#### Đánh giá các phương pháp lọc đường biên cục bộ

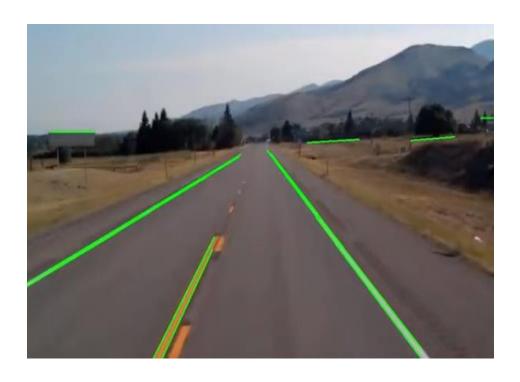
- Đối với ảnh có nhiều cạnh:
  - Phương pháp Sobel cho ảnh biên mò, không rõ nét do trong ảnh có các vùng mức xám thấp, sự sai khác giữa các mức xám nhỏ => Không phù hợp.
  - Phương pháp Laplace cho đường biên rõ nét hơn (do sử dụng phương pháp đạo hàm bậc 2, các điểm biên là điểm cắt không). Tuy nhiên, ảnh có rất nhiều điểm biên nhỏ => điểm biên rất nhiều và rối.
  - Phương pháp Canny do quá trình triệt tiêu các phi cực đại và phân ngưỡng kép nên biên phụ bị loại bớt đi và biên chính được giữ lại và rõ nét hơn.
  - Nếu sự biến thiên mức xám thấp => dùng Laplace.
  - Ngược lại, nếu ảnh có quá nhiều biên => dùng Canny.

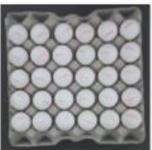
#### So sánh các phương pháp lọc đường biên cục bộ

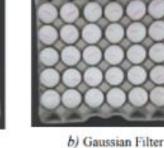


#### Phương pháp biến đổi Hough (hough transform)

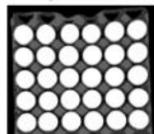
- Hough Line transform
- Hough Circle transform









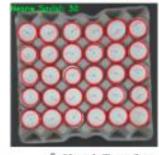


c) S Channel



e) Sobel Edge Detection

d) Otsu Threshold

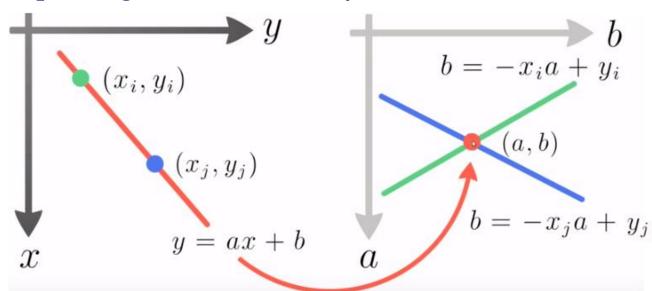


f) Hough Transform

#### Hough Line transform

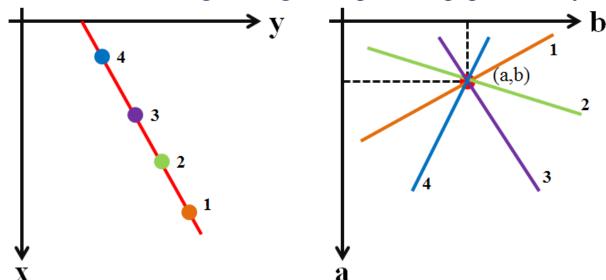
Nguyên tắc: tìm các điểm (thuộc biên vừa tìm được trước đó) có nhiều đường thẳng đi qua.

- Trong hệ tọa độ Descartes, đường thắng được mô tả bởi phương trình y = a.x + b, với x, y là biến số (trục tọa độ); a,b là tham số.
- Với biến đổi Hough, ta coi x, y là tham số và a, b là biến số. Khi đó ta có phương trình b = -x.a + y.



#### Hough Line transform

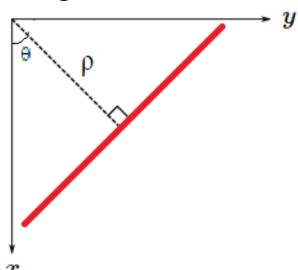
- Mỗi điểm trong không gian (x, y) ta vẽ được một đường thẳng trong không gian (a, b).
- Nếu các đường này giao nhau cùng tại 1 điểm, chứng tỏ có 1 đường thẳng đi qua các điểm đó.
- Điểm nào có nhiều đường thẳng đi qua nhất sẽ được chọn, suy ngược lại ta sẽ có đường thẳng trong không gian (x, y)



#### Hough Line transform

Khi đường thẳng thẳng đứng thì giá trị b tiến về vô cực, do đó đường thẳng có thể biểu diên dưới dạng tọa độ cực.

$$\rho = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta$$

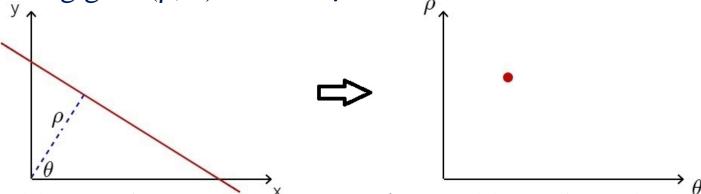


#### Trong đó:

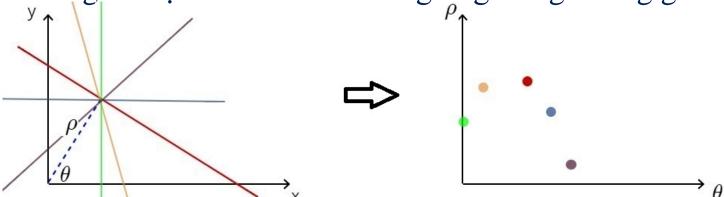
- ρ là khoảng cách từ đường thẳng tới gốc tọa độ.
- θ là góc giữa trục hoành và đoạn thẳng ngắn nhất nối tới gốc tọa độ (đơn vị là radian).

#### Hough Line transform

Từ một đường thẳng trong không gian (x, y), chúng ta sẽ chuyển sang không gian  $(\rho, \theta)$  thành một điểm.

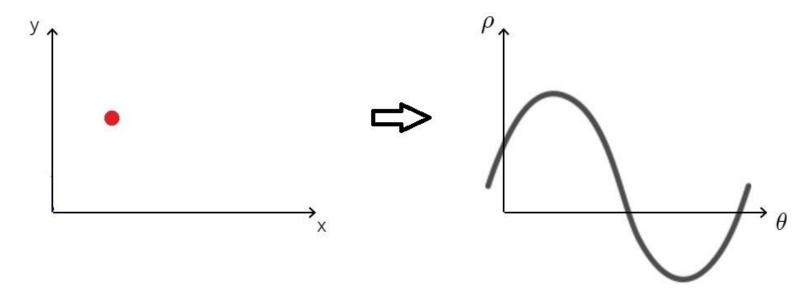


• Trong không gian (x, y), vẽ các đường khác giao nhau tại một điểm chung. Sẽ tạo ra các điểm tương ứng trong không gian  $(\rho, \theta)$ .



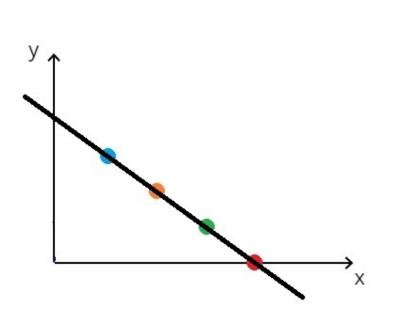
#### Hough Line transform

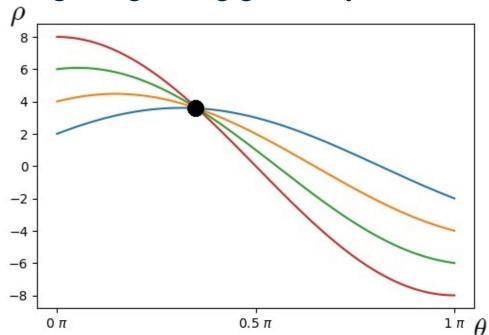
Từ việc xoay liên tục đường thẳng quanh một điểm trong không gian (x, y), sẽ tạo ra các điểm tương ứng trong không gian  $(\rho, \theta)$ , liên kết các điểm tương ứng trên ta sẽ được đường cong hình sin.



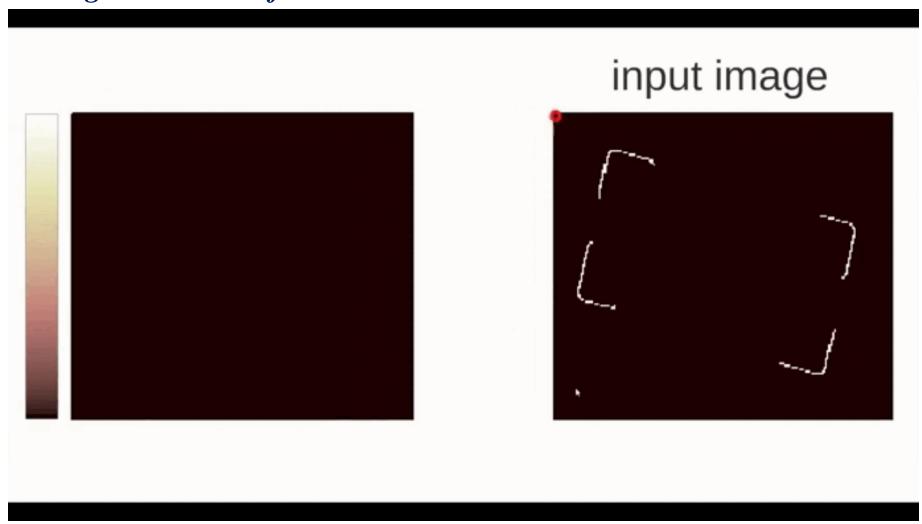
#### Hough Line transform

- Vẽ các điểm tạo thành một đường trong không gian (x, y), sẽ thu được một loạt các hình sin trong không gian (ρ, θ). Chúng sẽ giao nhau tại đúng một điểm.
- Nếu điểm có nhiều đường cong hình sin đi qua nhất sẽ được chọn. Suy ngược lại ta sẽ có đường thẳng trong không gian (x, y).





#### Hough Line transform



#### Hough Line transform

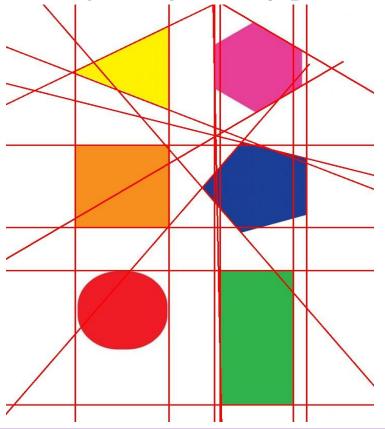
• *Uu điểm:* Phát hiện được đường biên bị che khuất.

• Nhược điểm: chỉ cho kết quả là các đường thẳng, không phải là

các đoạn thẳng đường biên.

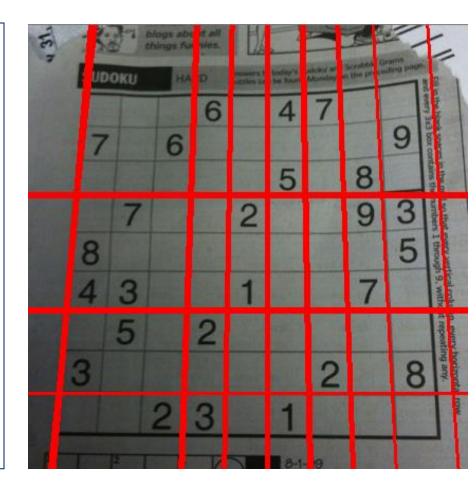
import cv2
import numpy as np
img = cv2.imread('Sudoku.jpg')
gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR\_BGR2GRAY)
edges = cv2.Canny(gray, 50, 150, apertureSize=3)
cv2.imshow('edges', edges)
lines = cv2.HoughLines(edges, 1, np.pi / 180, 200)
....

Để đạt độ chính xác cao trước khi sử dụng Hough Line, nên xử lý qua bằng thuật toán Canny.



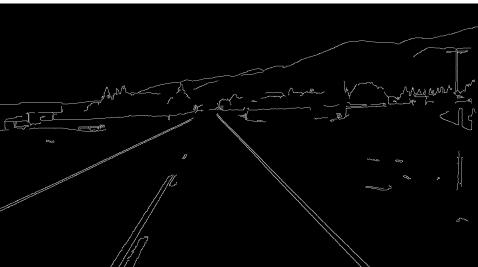
#### Hough Line transform

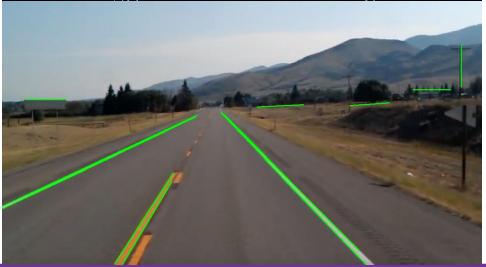
```
for line in lines:
  rho,theta = line[0]
  a = np.cos(theta)
  b = np.sin(theta)
  x0 = a * rho
  y0 = b * rho
  x1 = int(x0 + 1000 * (-b))
  y1 = int(y0 + 1000 * (a))
  x2 = int(x0 - 1000 * (-b))
  y2 = int(y0 - 1000 * (a))
  cv2.line(img, (x1, y1), (x2, y2), (0, 0, 255), 2)
cv2.imshow('image', img)
k = cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```



Hough Line Probabilistic transform

```
import cv2
import numpy as np
img = cv2.imread('Road.png')
gray = cv2.cvtColor(img,
cv2.COLOR_BGR2GRAY)
edges = cv2.Canny(gray, 50, 150,
\apertureSize = 3)
cv2.imshow('edges', edges)
lines = cv2.HoughLinesP(edges, 1,
\np.pi/180, 100,
\minLineLength=100,maxLineGap=10)
for line in lines:
  x1,y1,x2,y2 = line[0]
  cv2.line(img,(x1,y1),(x2,y2),(0,255,0),2)
cv2.imshow('image', img)
k = cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```





#### Hough Circle transform

Trong hệ tọa độ Descartes, phương trình đường tròn tâm I(a,b) và

bán kính r có dạng:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$$

Hoặc có thể viết dưới dạng tham số:

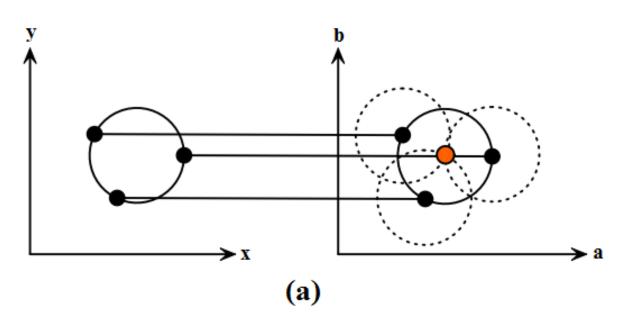
$$\begin{cases} x = a + r\cos\theta \\ y = b + r\sin\theta \end{cases}$$

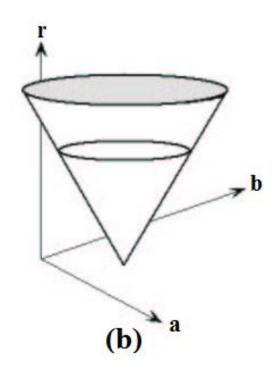
Trong hệ tọa độ cực, phương trình đường có dạng:

$$\begin{cases} a = x - r\cos\theta \\ b = y - r\sin\theta \end{cases}$$

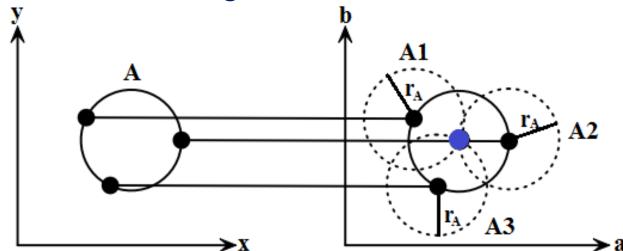
I(a,b)

- Biến đổi Hough chuyển đường tròn từ không gian (x, y) sang không gian (a, b) cho trường hợp:
  - Bán kính r là hằng số (a)
  - Bán kính r là thay đổi (b)

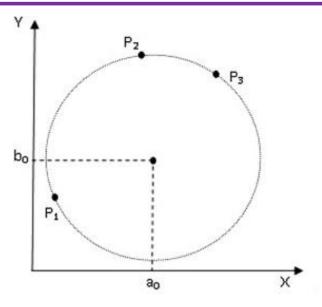


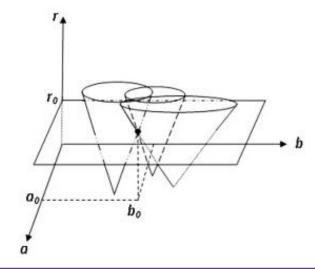


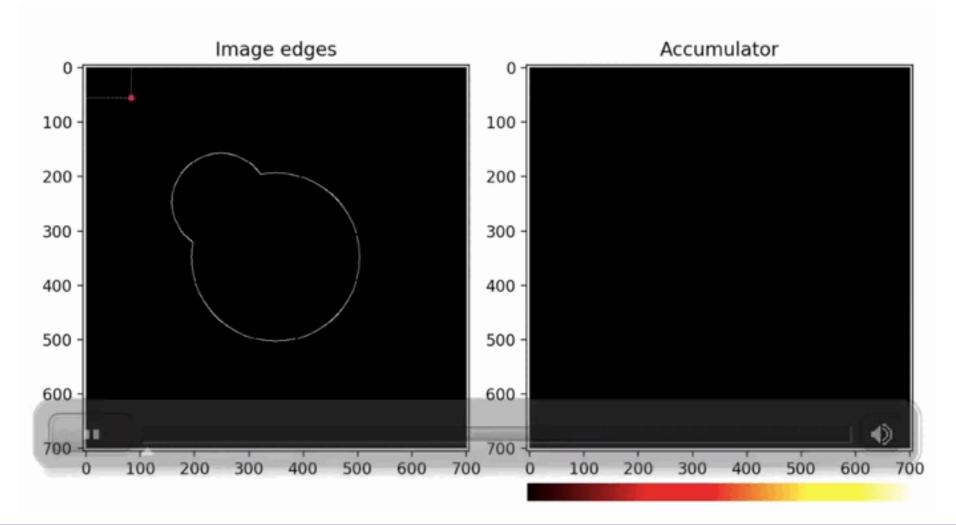
- Trường họp bán kính r cổ định
  - Vẽ lần lượt các đường tròn A1, A2, A3,... với tâm là những điểm (ai, bi) nằm trên đường tròn A, bán kính r<sub>A</sub>
  - Việc vẽ các đường tròn này chính là việc cho chạy các giá trị
     (xi, yi) và θ cùng với giá trị r<sub>A</sub> là cố định.
  - Điểm có số giao điểm nhiều nhất của các đường tròn này chính là tâm (a, b) của đường tròn cần xác định và bán kính là r<sub>A</sub>.



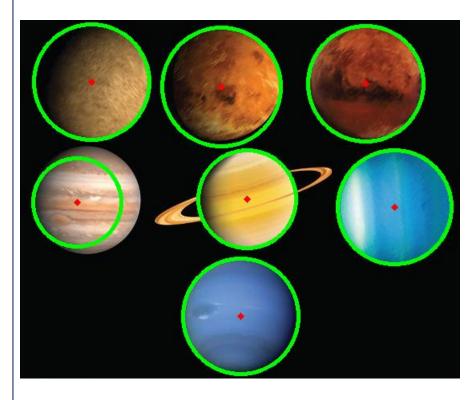
- Trường họp bán kính r thay đối
  - Thay vì r = rA ta phải vẽ thử tất cả các đường tròn với r thay đổi từ r = rmin bo đến r = rmax.
  - Điểm có số giao điểm nhiều nhất của các đường tròn chính là tâm (a, b) của đường tròn cần xác định.
  - Bán kính của đường tròn chính là bán kính của trường hợp ri (với i thuộc đoạn [r<sub>min</sub>, r<sub>max</sub>]) đã tạo nên số giao điểm nhiều nhất của các đường tròn.







```
import numpy as np
import cv2
img = cv2.imread('Planet.jpg')
output = img.copy()
gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR BGR2GRAY)
gray = cv2.medianBlur(gray, 5)
circles = cv2.HoughCircles(gray,
cv2.HOUGH_GRADIENT, 1, 120, param1=100,
\param2=30, minRadius=0, maxRadius=0)
detected circles = np.uint16(np.around(circles))
for (x, y ,r) in detected_circles[0, :]:
  cv2.circle(output, (x, y), r, (0, 255, 0), 3)
  cv2.circle(output, (x, y), 2, (0, 0, 255), 3)
cv2.imshow('output',output)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```



#### Phương pháp xây dựng đường viền (Contours)

- Hiểu đơn giản contours là một đường bao khép kín nối các điểm liên tục (trên đường viền bao), các điểm trên countour có cùng giá trị màu và cường độ. Contour là một công cụ hữu dụng trong phân tích hình dáng, phát hiện đối tượng và nhận dạng.
- Một số lưu ý về tìm contours trong OpenCV:
  - Đế đạt độ chính xác cao trước khi tìm contours, nên xử lý qua bằng phương pháp phân ngưỡng hoặc thuật toán Canny.
  - Hàm findContours có thể làm thay đổi ảnh gốc. Do đó, nếu muốn giữ lại ảnh gốc hãy tạo một bản sao.
  - Trong OpenCV, tìm contours giống như tìm vật thể trắng từ nền đen. Do đó, vật thể nên có màu trắng và nền nên có màu đen.

#### Phương pháp xây dựng đường viền (Contours)

- Sử dụng hàm cv2.findContours() để tìm contours.
- Sau khi trích xuất được các contour thì chúng ta sẽ vẽ các contour đó thông qua hàm cv2.drawContours(). Nó có thể vẽ bất kì hình dạng nào khi biết được các tọa độ điểm biên của nó.
- Đếm số Contours ta sử dụng hàm cv2.len(contours).

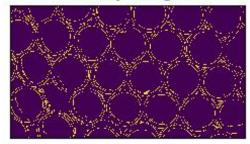
#### Phương pháp xây dựng đường viền (Contours)

```
import cv2
from matplotlib import pyplot as plt
#img = cv2.imread('Contours.png')
img = cv2.imread('Pipes.jpg')
imgCanny = cv2.Canny(img, 100, 200)
contours, hierarchy = cv2.findContours(imgCanny,
\cv2.RETR TREE, cv2.CHAIN APPROX SIMPLE)
imgOrigin = img.copy()
cv2.drawContours(img, contours, -1, (0, 255, 0), 3)
plt.figure(figsize = (3, 12))
plt.subplot(311),plt.imshow(imgOrigin),plt.title('Original')
plt.xticks([]), plt.yticks([])
plt.subplot(312),plt.imshow(imgCanny),plt.title('Canny Image')
plt.xticks([]), plt.yticks([])
plt.subplot(313),plt.imshow(img),plt.title('All Contours')
plt.xticks([]), plt.yticks([])
plt.show()
```

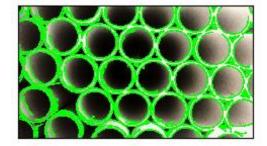
#### Original



Canny Image



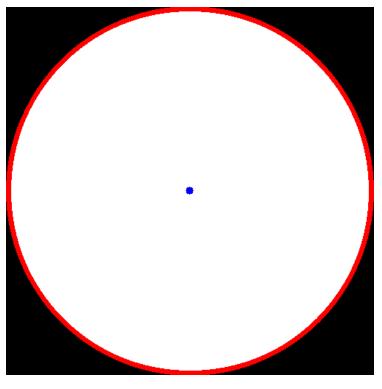
All Contours



#### Phương pháp xây dựng đường viền (Contours)

Các đặc trưng contours

```
import cv2
# Tim contours
img = cv2.imread('Circle.png')
gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR BGR2GRAY)
ret, thresh = cv2.threshold(gray, 127, 255, 0)
contours, hierarchy = cv2.findContours(thresh, 1, 2)
img = cv2.drawContours(img, contours, -1, (0, 0, 255), 5)
# Tim moments
cnt = contours[0]
M = cv2.moments(cnt)
print("Moments: ", M)
# Tim trong tam
cx = int(M['m10']/M['m00'])
cy = int(M['m01']/M['m00'])
cv2.circle(img, (cx, cy), 5, (255, 0, 0), -1)
print("Trong tam: (%d, %d)" % (cx, cy))
```



## Phương pháp xây dựng đường viền (Contours)

Các đặc trưng contours

```
# Tim dien tich

area = cv2.contourArea(cnt)

print("Dien tich: ", area)

print("M['m00']: ", M['m00'])

# Tim chu vi

perimeter = cv2.arcLength(cnt, True)

print("Chu vi: ", perimeter)

cv2.imshow('img', img)

cv2.waitKey()
```

```
Trong tam: (249, 249)

Dien tich: 191729.0

M['m00']: 191729.0

Chu vi: 1637.415422797203
```

cv.Canny(image, threshold1, threshold2)

#### **Parameters**

image 8-bit input image.

threshold1 first threshold for the hysteresis procedure.

threshold2 second threshold for the hysteresis procedure.

cv.HoughLines(image, rho, theta, threshold, min\_theta, max\_theta)

#### **Parameters**

image 8-bit, single-channel binary source image. The image may be modified by the function.

lines Output vector of lines. Each line is represented by a 2 or 3 element vector  $(\rho, \theta)$ .

rho Distance resolution of the accumulator in pixels.

theta Angle resolution of the accumulator in radians.

threshold Accumulator threshold parameter.

Only those lines are returned that get enough votes ( > threshold ).

min\_theta For standard and multi-scale Hough transform, minimum angle to check for lines.

max\_theta For standard and multi-scale Hough transform, maximum angle to check for lines.

**cv.HoughLinesP** (image, lines, rho, theta, threshold, minLineLength, maxLineGap)

#### **Parameters**

image 8-bit, single-channel binary source image.

lines output vector of lines(cv.32SC4 type). Each line is represented by a 4-element

vector (x1,y1,x2,y2) ,where (x1,y1) and (x2,y2)

are the ending points of each detected line segment.

rho distance resolution of the accumulator in pixels.

theta angle resolution of the accumulator in radians.

threshold accumulator threshold parameter. Only those lines are returned that get enough votes

minLineLength minimum line length. Line segments shorter than that are rejected.

maxLineGap maximum allowed gap between points on the same line to link them.

**cv.HoughCircles**(image, method, dp, minDist, circles, param1, param2, minRadius, maxRadius)

**image:** 8-bit, single channel image. If working with a color image, convert to grayscale first.

**method:** Defines the method to detect circles in images. Currently, the only implemented method is cv2.HOUGH\_GRADIENT.

**dp:** This parameter is the inverse ratio of the accumulator resolution to the image resolution.

**minDist:** Minimum distance between the center (x, y) coordinates of detected circles.

param1: Gradient value used to handle edge detection.

**param2:** Accumulator threshold value for the cv2.HOUGH\_GRADIENT method. The smaller the threshold is, the more circles will be detected (including false circles). The larger the threshold is, the more circles will potentially be returned.

minRadius: Minimum size of the radius (in pixels).

maxRadius: Maximum size of the radius (in pixels).

**cv.findContours**(image, mode, method, contours, hierarchy, offset)

=> contours, hierarchy

#### **Parameters**

image Source, an 8-bit single-channel image.

mode Contour retrieval mode, see RetrievalModes

method Contour approximation method, see ContourApproximationModes

contours Detected contours. Each contour is stored as a vector of points

hierarchy Optional output vector, containing information about the image topology.

| RETR_EXTERNAL Python: cv.RETR_EXTERNAL         | retriev   | es only the extreme outer contours. It sets hierarchy[i][2]=hierarchy[i][3]=-1 for all the contours.   |
|--|---|--|
| RETR_LIST Python: cv.RETR_LIST                 | retrieves all of the contours without establishing any hierarchical relationships.  |  |
| RETR_TREE Python: cv.RETR_TREE                 | retrieves all of the contours and reconstructs a full hierarchy of nested contours. |  |
| CHAIN_APPROX_NONE Python: cv.CHAIN_APPROX_NONE |   | stores absolutely all the contour points. That is, any 2 subsequent points (x1,y1) and (x2,y2) of the contour will be either horizontal, vertical or diagonal neighbors, that is, max(abs(x1-x2),abs(y2-y1))==1. |

Python: cv.CHAIN APPROX SIMPLE

CHAIN APPROX SIMPLE

up-right rectangular contour is encoded with 4 points.

compresses horizontal, vertical, and diagonal segments and leaves only their end points. For example, an

cv.approxPolyDP(curve, epsilon, closed)

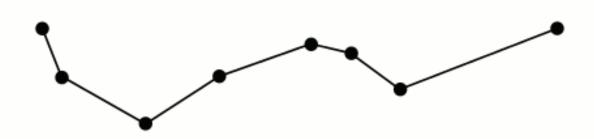
#### **Parameters**

curve Input vector

epsilon Parameter specifying the approximation accuracy.

closed If true, the approximated curve is closed (its first and last vertices are connected).

Otherwise, it is not closed.



https://en.wikipedia.org/wiki/Ramer%E2%80%93Douglas%E2%80%93Peucker\_algorithm

# CASE STUDY 4.1: PHÁT HIỆN CẠNH VĨ THUỐC

Mô tả: Ứng dụng Hough Line để phát hiện bốn line trên vĩ thuốc.

- Phát hiện bốn cạnh của vĩ thuốc;
- Vẽ bốn cạnh lên ảnh gốc.



# CASE STUDY 4.2: ĐẾM SỐ LƯỢNG ĐỒNG XU

Mô tả: Ứng dụng Hough Circle để đếm số lượng đồng xu.

- Phát hiện đồng xu;
- Đếm số lượng đồng xu.



# CASE STUDY 4.3: ĐẾM SỐ HẠT GẠO

Mô tả: Ứng dụng Contour để đếm số hạt gạo.

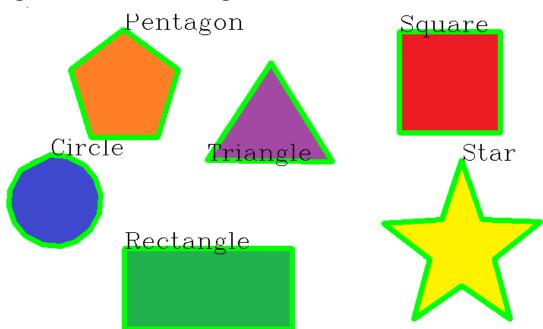
- Phát hiện số hạt gạo;
- Đếm số lượng hạt gạo và in ra màn hình.



# CASE STUDY 4.4: HÌNH DÁNG VẬT THỂ

Mô tả: Ứng dụng Contour để biết được hình dáng vật thể.

- Phát hiện vật thể;
- Vẽ biên dạng và in hình dáng vật thể ra màn hình.



# CASE STUDY 4.5: CHẨM BÀI THI TRẮC NGHIỆM

Mô tả: Ứng dụng Contour để chấm bài thi trắc nghiệm.

- Cắt vùng chứa đáp án;
- Xoay vùng chứa đáp án;
- Phát hiện phương án được chọn;
- So sánh kết quả kết quả với đáp án;
- Hiển thị điểm.

# Thank you!!!