



한국외국어대학교
HANKUK UNIVERSITY OF FOREIGN STUDIES



AI based Computer Vision

Edge Detection

Division of Computer Engineering
Byunghwan Jeon, PhD

- 에지 검출과 영역 분할은 컴퓨터 비전 초창기부터 중요한 연구 주제
 - 컴퓨터 비전 알고리즘이 사람 수준으로 분할할 수 있을까?



(a) 원래 영상



(b) 영역 영상(사람이 분할)

그림 4-1 영역 분할을 위한 BSDS 데이터셋

■ 에지와 영역은 쌍대 문제지만 다른 접근방법 사용

- 에지는 특성이 다른 곳을 검출하지만 영역은 유사한 화소를 묶는 방법 사용

■ 사람은 의미 분할_{semantic segmentation}에 능숙

- 사람은 머리 속에 기억된 물체 모델을 활용하여 의미 분할
- 이 장에서 공부하는 고전적인 방법은 의미 분할 불가능
- 딥러닝은 의미 분할이 가능해져 혁신을 일으킴(9장)

4.1 에지 검출

■ 에지 검출 알고리즘

- 물체 내부는 명암이 서서히 변하고 경계는 급격히 변하는 특성을 활용

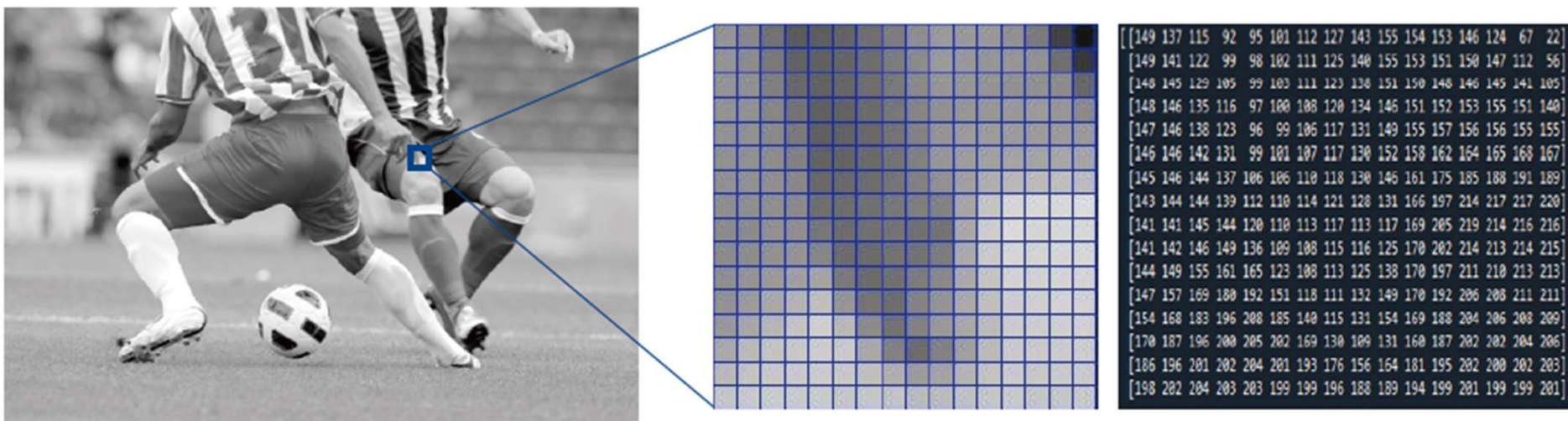


그림 4-2 명암 변화를 확인하기 위해 영상 일부를 확대

■ 미분

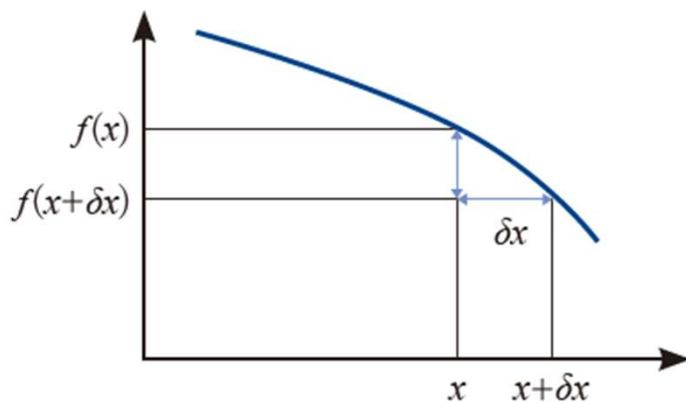
- 변수 x 가 미세하게 증가했을 때 함수 변화량을 측정하는 수학 기법

$$f'(x) = \lim_{\delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \delta x) - f(x)}{\delta x} \quad (4.1)$$

- 미분을 디지털 영상에 적용하면,

$$f'(x) = \frac{f(x + \delta x) - f(x)}{\delta x} = f(x + 1) - f(x) \quad (4.2)$$

- 실제 구현은 필터 u 로 컨볼루션 (u 를 에지 연산자라 부름)



(a) 연속 함수의 미분



(b) 디지털 영상의 미분(필터 u 로 컨볼루션)

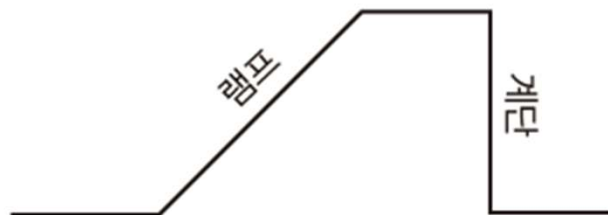
그림 4-3 연속 함수와 디지털 영상의 미분

4.1.2 에지 연산자

■ 현실 세계의 램프 에지

- 명암이 몇 화소에 걸쳐 변함

■ 1차 미분과 2차 미분



두꺼운 에지로 인해 위치찾기 문제 발생



그림 4-4 현실 세계에서 발생하는 램프 에지

■ 2차 미분

$$\begin{aligned} f''(x) &= \frac{f'(x) - f'(x - \delta)}{\delta} = f'(x) - f'(x - 1) \\ &= (f(x + 1) - f(x)) - (f(x) - f(x - 1)) \\ &= f(x + 1) - 2f(x) + f(x - 1) \end{aligned} \quad (4.3)$$

이 식을 구현하는 필터는

1	-2	1
---	----	---

4.1.2 에지 연산자

■ 에지 검출

- 1차 미분에서 봉우리 찾기
- 2차 미분에서 영교차_{zero-crossing} 찾기

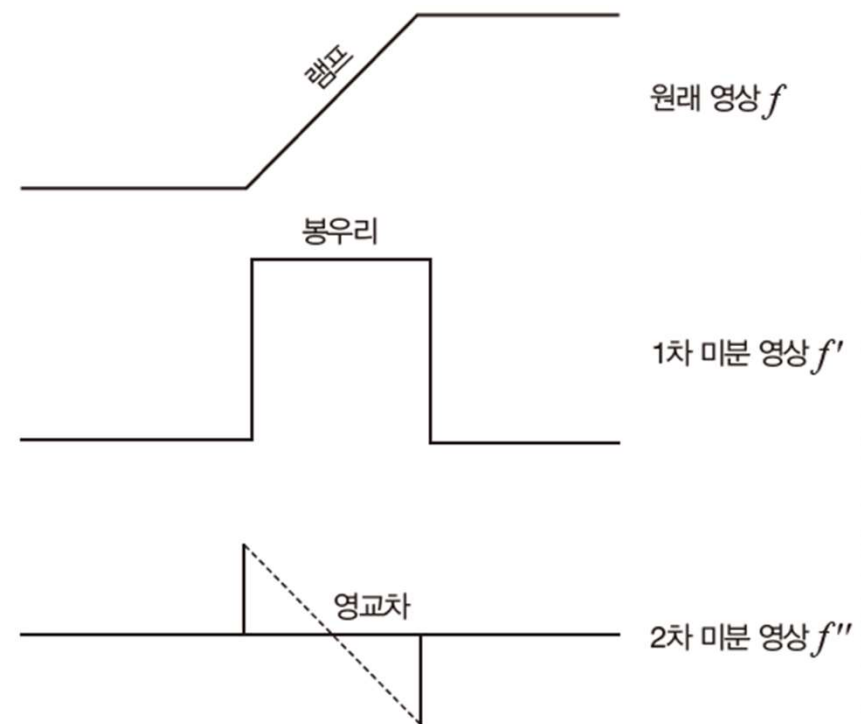
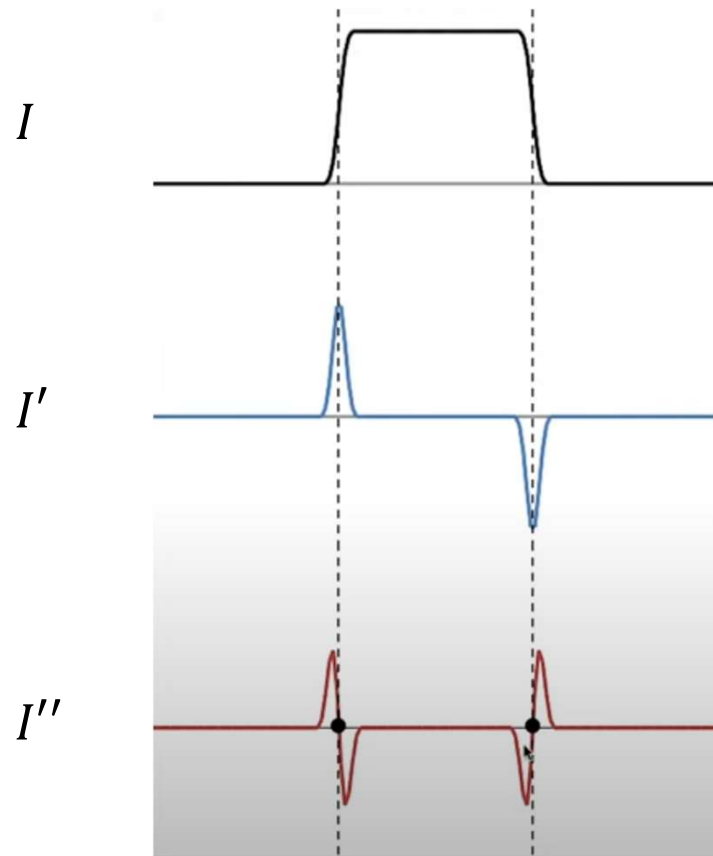
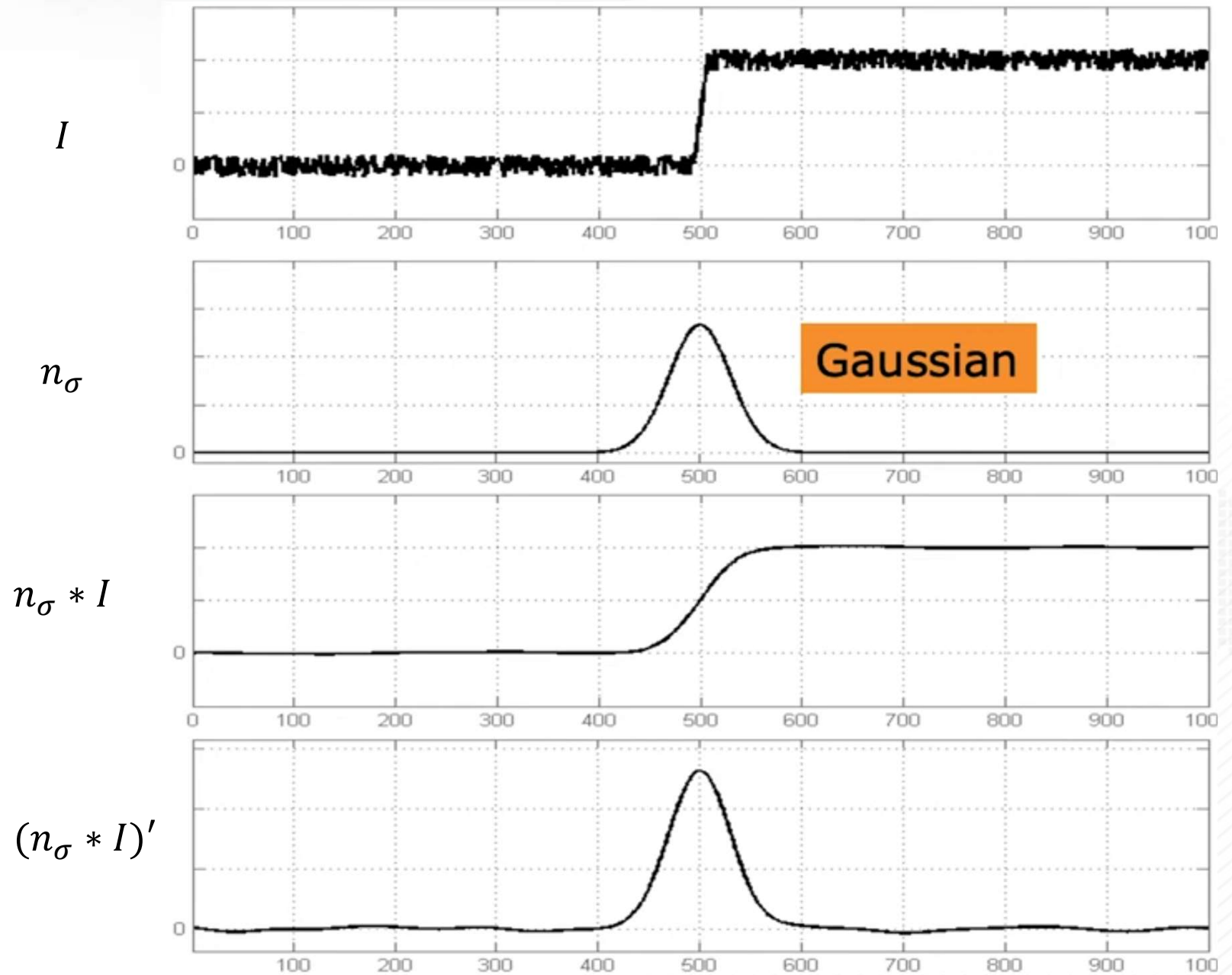


그림 4-5 램프 에지에서 발생하는 봉우리와 영교차

Edge Detection 과정



■ 1차 미분에 기반한 에지 연산자

- 실제 영상에 있는 잡음을 흡수하기 위해 크기가 2인 필터를 크기 3으로 확장

$$\begin{aligned} f'_x(y, x) &= f(y, x+1) - f(y, x-1) \\ f'_y(y, x) &= f(y+1, x) - f(y-1, x) \end{aligned} \quad (4.4)$$

이 식을 구현하는 필터는 $u_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 와 $u_y = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

- 또한 1차원을 2차원으로 확장

$$u_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad u_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(a) 프레윗(Prewitt) 연산자

$$u_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad u_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

(b) 소벨(Sobel) 연산자

그림 4-6 에지 연산자

4.1.2 에지 연산자

■ 에지 강도와 에지 방향

에지 강도: $s(y, x) = \sqrt{f'_x(y, x)^2 + f'_y(y, x)^2}$

그레이디언트 방향: $d(y, x) = \arctan\left(\frac{f'_y(y, x)}{f'_x(y, x)}\right)$ (4.5)

4.1.2 에지 연산자

프로그램 4-1

소벨 에지 검출(Sobel 함수 사용)하기

```
01 import cv2 as cv
02
03 img=cv.imread('soccer.jpg')
04 gray=cv.cvtColor(img,cv.COLOR_BGR2GRAY)
05
06 grad_x=cv.Sobel(gray,cv.CV_32F,1,0,ksize=3) # 소벨 연산자 적용
07 grad_y=cv.Sobel(gray,cv.CV_32F,0,1,ksize=3)
08
09 sobel_x=cv.convertScaleAbs(grad_x) # 절댓값을 취해 양수 영상으로 변환
10 sobel_y=cv.convertScaleAbs(grad_y)
11
12 edge_strength=cv.addWeighted(sobel_x,0.5,sobel_y,0.5,0) # 에지 강도 계산
13
14 cv.imshow('Original',gray)
15 cv.imshow('sobelx',sobel_x)
16 cv.imshow('sobely',sobel_y)
17 cv.imshow('edge strength',edge_strength)
18
19 cv.waitKey()
20 cv.destroyAllWindows()
```

cv.CV_8U(numpy의 uint8)로 변환
0보다 작으면 0, 255보다 크면 255로 바꿈

addWeighted(i1,a,i2,b,c)는 $i1*a+i2*b+c$ 를 계산
i1과 i2가 같은 데이터 형이면 결과는 같은 데이터 형, 다르면 오류 발생
i1과 i2가 CV_8U인데 계산 결과가 255를 넘으면 255를 기록

Code: convolution operator

```
def convolution(self, img, filter):  
  
    #dimension  
    nY, nX = img.shape[0], img.shape[1]  
    fnY, fnX = filter.shape[0], filter.shape[1]  
  
    #j, i -> y, x  
    #k, l -> fy, fx  
    halfSize = fnY//2  
  
    target_img = np.zeros_like(img, dtype='float32')  
    #0으로 채워진 원본 소스와 동일한 크기의 2차원 배열을 만든다. #, dtype='int16'  
    #image  
    for j in range(halfSize, nY-halfSize): #Y  
        for i in range(halfSize, nX-halfSize): #X  
            conv_value = 0  
            #filter  
            for k in range(-halfSize, halfSize+1):  
                for l in range(-halfSize, halfSize+1):  
                    conv_value += (img[j+k][i+l] * filter[k+halfSize][l+halfSize])  
                    ## 이 부분을 완성하면 컨볼루션 연산 완료  
  
            target_img[j][i] = conv_value  
  
    return target_img
```

```
def edgeDetection(self, img):

    gauss = np.array([[1, 2, 1],
                      [2, 4, 2],
                      [1, 2, 1]], dtype='float32')
    gauss = gauss/np.sum(gauss)

    dx = np.array([[-1, 0, 1],
                   [-2, 0, 2],
                   [-1, 0, 1]], dtype='float32')

    dy = np.array([[-1, -2, -1],
                   [0, 0, 0],
                   [1, 2, 1]], dtype='float32')

    smoothed = self.convolution(img, gauss)
    img_dx = self.convolution(smoothed, dx)
    img_dy = self.convolution(smoothed, dy)
    magnitude = np.sqrt(img_dx*img_dx + img_dy*img_dy)

    magnitude = self.clipping(magnitude) #미분결과가 음수~양수의 범위를 가지므로 절대값 + [0, 255]범위로 클리핑

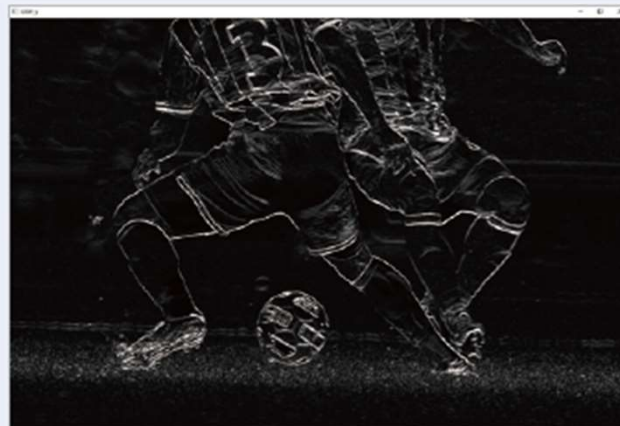
    self.targetImg = magnitude

    return self.targetImg
```

4.1.2 에지 연산자



sobel_x



sobel_y



edge_strength

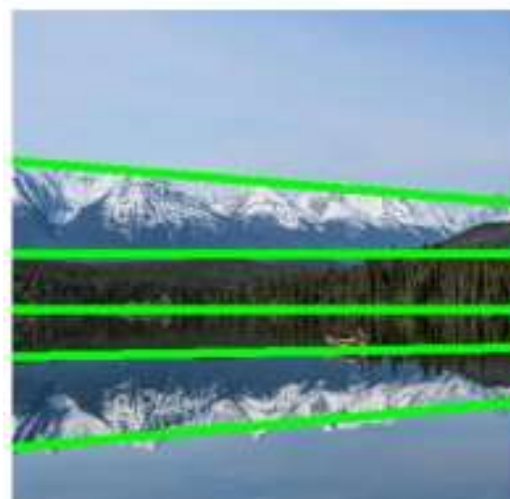
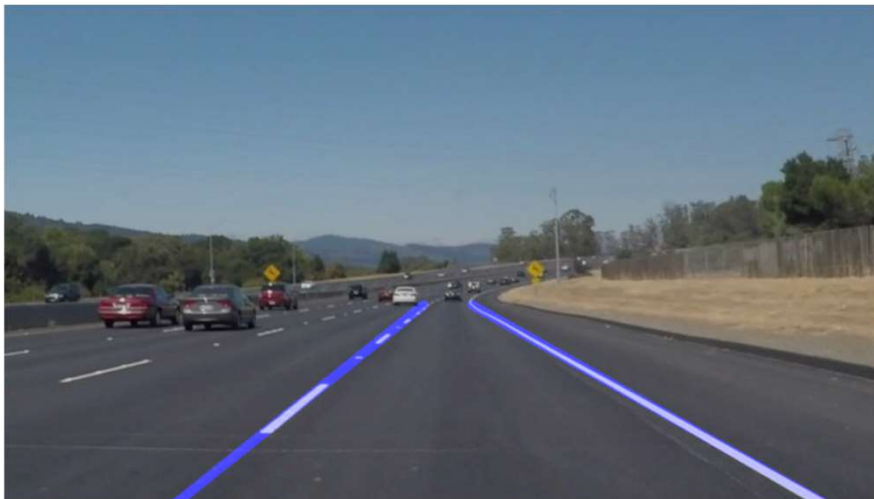


AI based Computer Vision

Hough Line Transform

Division of Computer Engineering
Byunghwan Jeon, PhD

Hough Line Transform

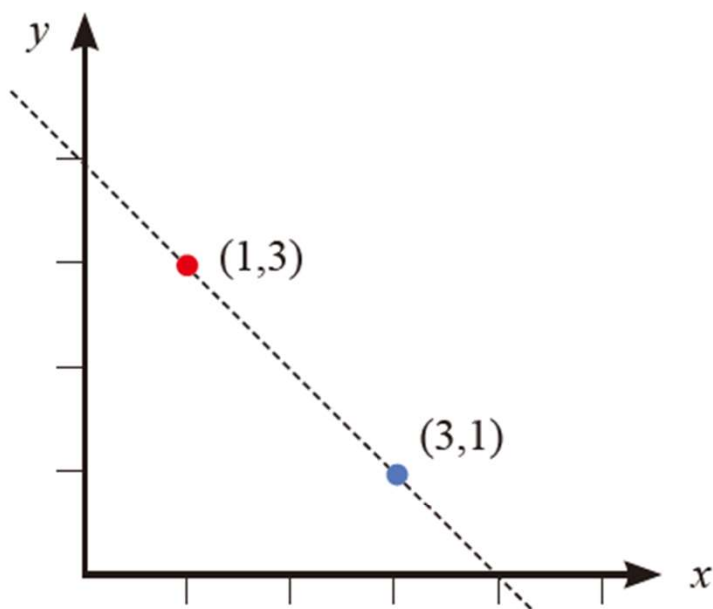


Hough Line Transform

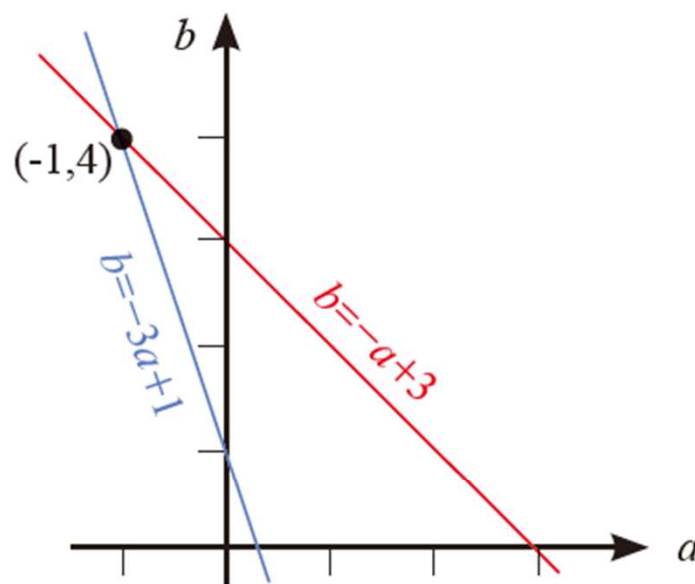
■ 허프 변환은 끊긴 에지를 모아 직선 또는 원 등을 검출

■ 직선 검출의 원리

- 각각의 점 (y_i, x_i) 에 대해 (b, a) 공간에 직선 $b = -ax_i + y_i$ 를 그림
- (b, a) 공간에서 직선이 만나는 점을 절편과 기울기로 취함. 만나는 점은 투표로 알아냄



(a) (y, x) 로 표현되는 영상 좌표



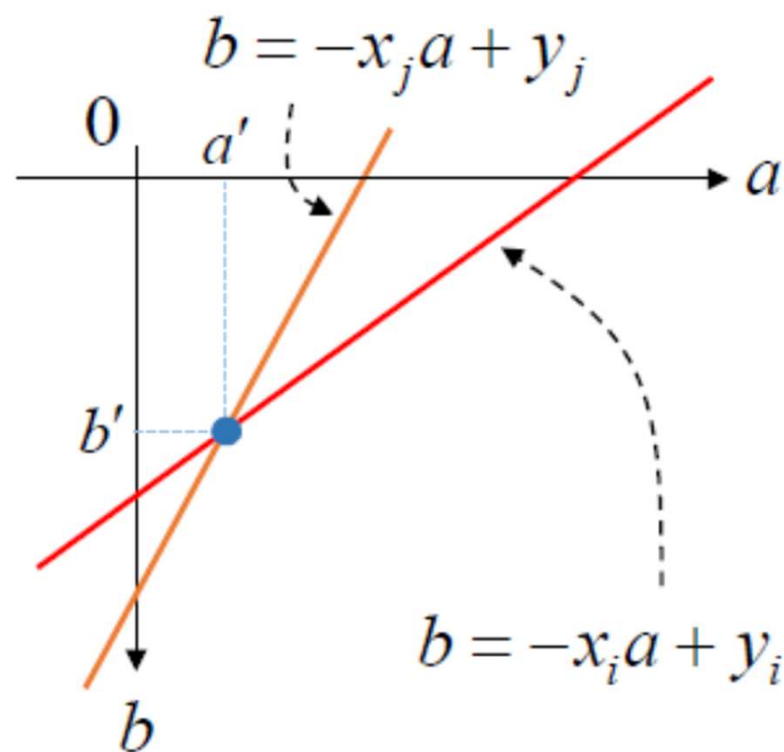
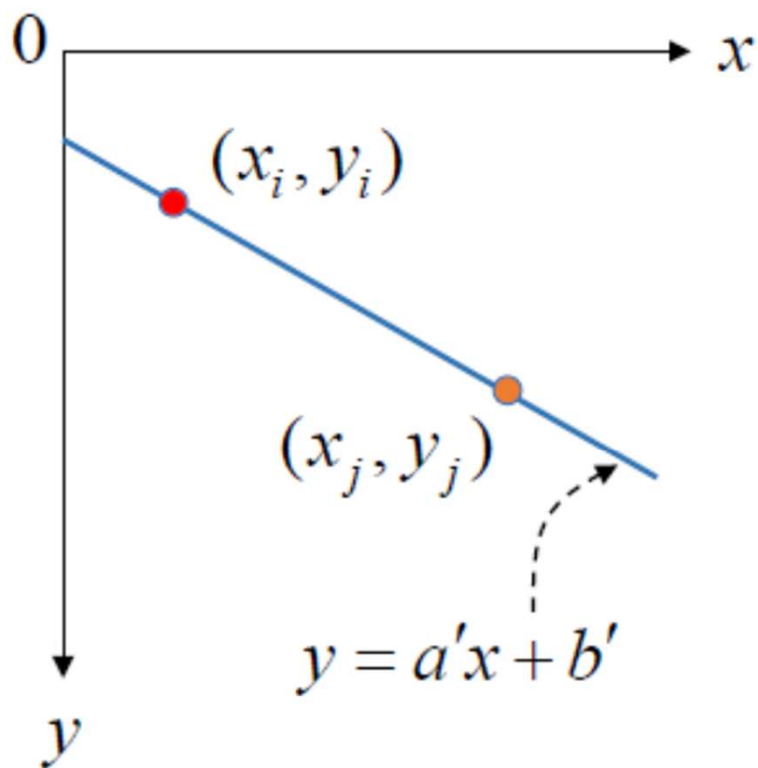
(b) (b, a) 로 표현되는 공간으로 매핑

그림 4-10 허프 변환의 원리

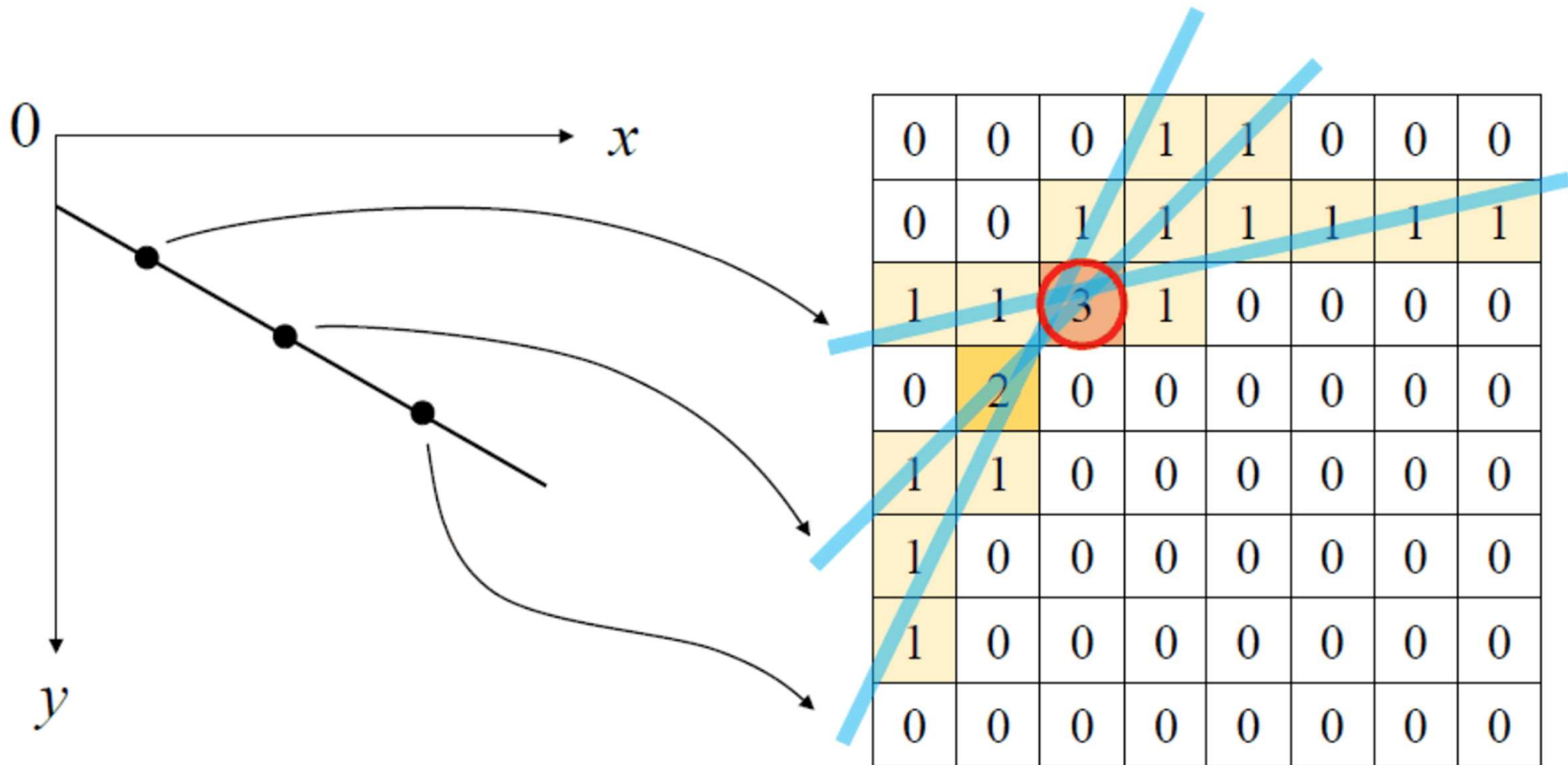
Hough Line Transform

Image space에서 parameter space로 변환

$$y = ax + b \Leftrightarrow b = -xa + y$$



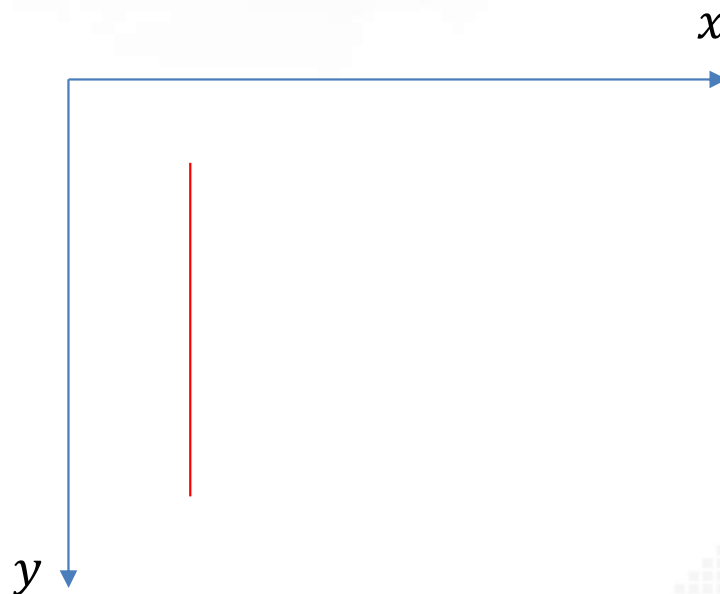
Accumulation in parameter space



이미지

축적배열

기울기 표현의 한계

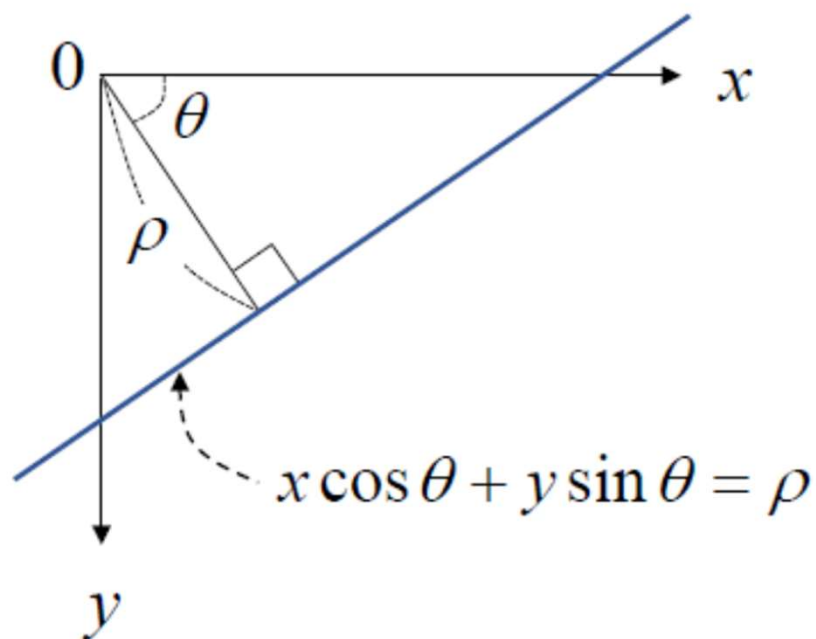


$$m = \frac{\Delta y}{\Delta x}$$

- $x = c$ 인 경우, 기울기로 표현이 불가능함
- 수직선의 경우 Δx 가 0이므로 나눗셈 정의가 불가능함

극좌표의 표현

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



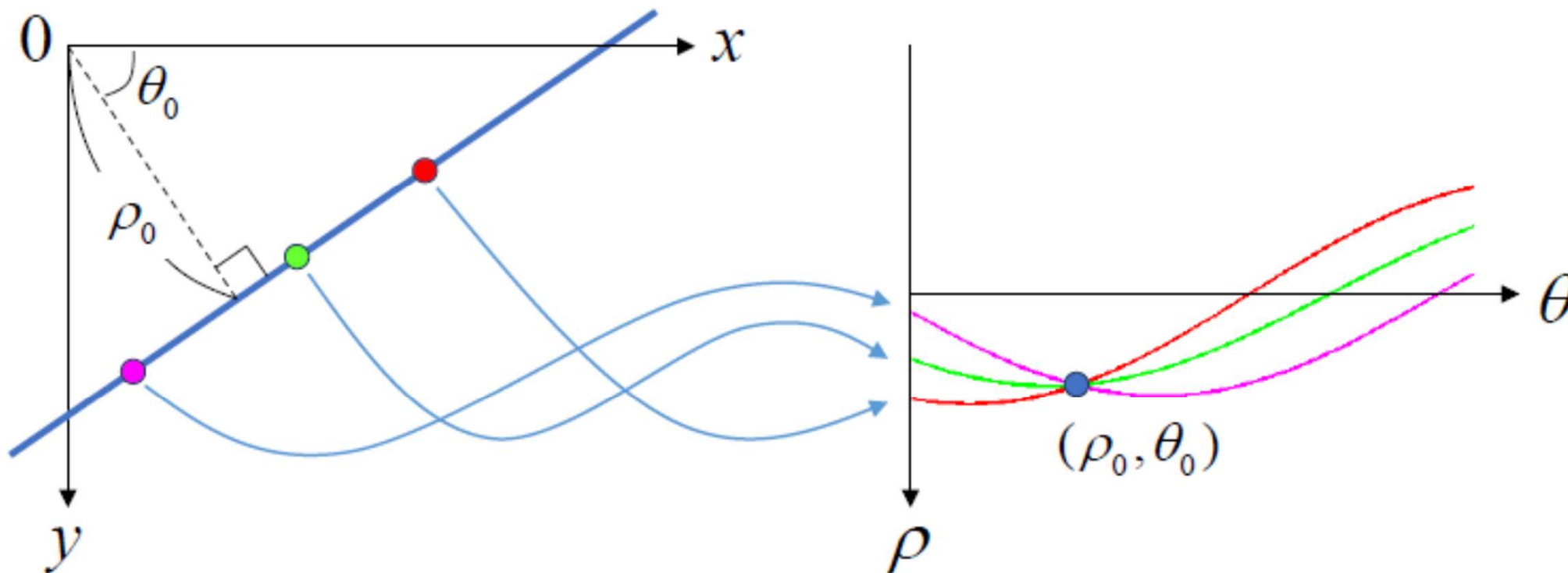
$$\begin{cases} \text{기울기} = -\frac{\cos \theta}{\sin \theta} \\ y\text{절편} = \frac{\rho}{\sin \theta} \end{cases}$$

$$y = -\frac{\cos \theta}{\sin \theta} x + \frac{\rho}{\sin \theta}$$

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

Image space에서 parameter space로 변환

극좌표의 표현



- Image space에서 하나의 x, y 조합은 parameter space에서 하나의 파형을 가짐
- 직선에 놓인 점이라면 parameter space 어느 한 지점에서 교점이 생김

In real world

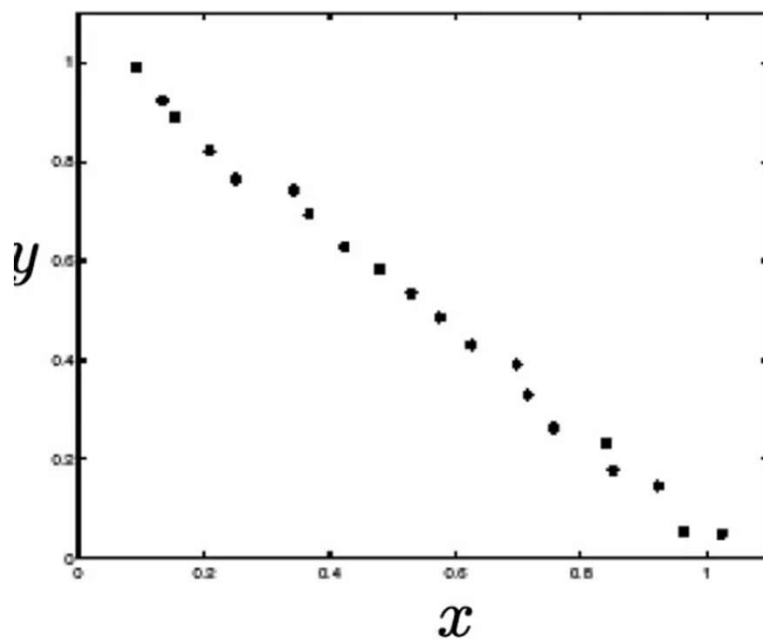
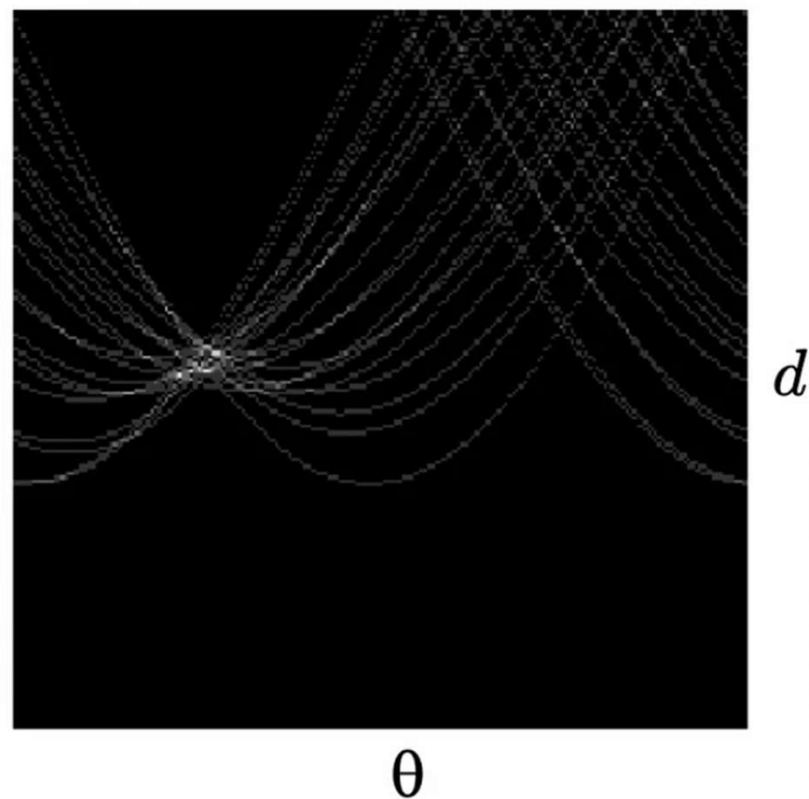


Image space
edge coordinates



Votes
In Hough Space



한국외국어대학교
HANKUK UNIVERSITY OF FOREIGN STUDIES



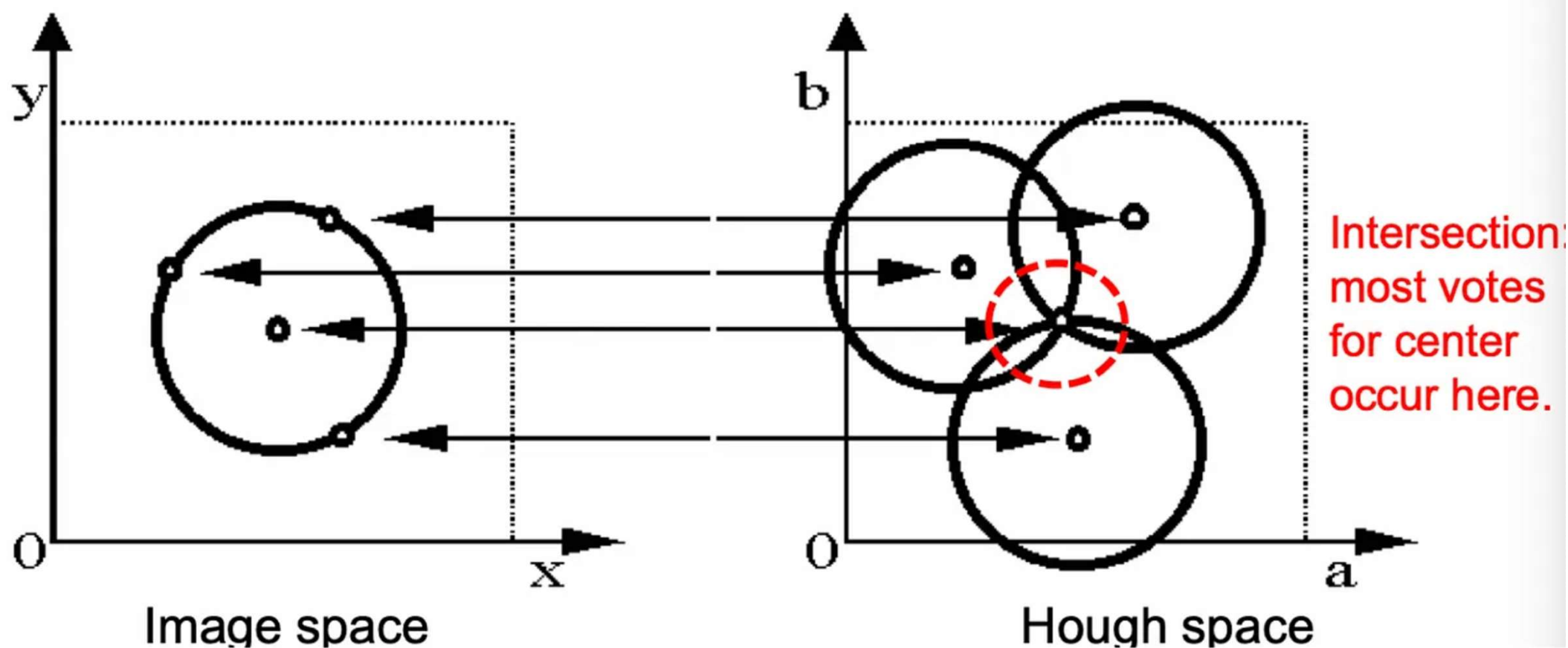
AI based Computer Vision

Hough Circle Transform

Division of Computer Engineering
Byunghwan Jeon, PhD

Circle Equation

$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = r^2$$



3D Parameter space (a, b, r)

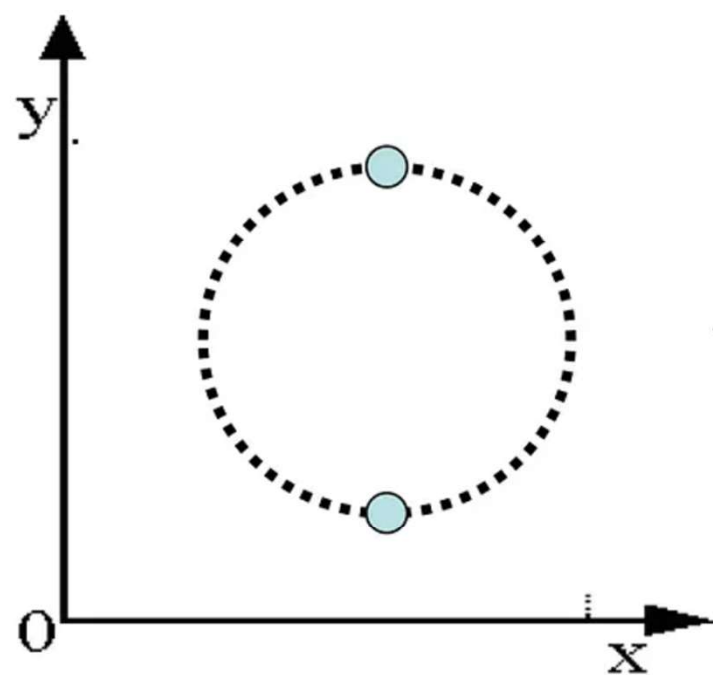
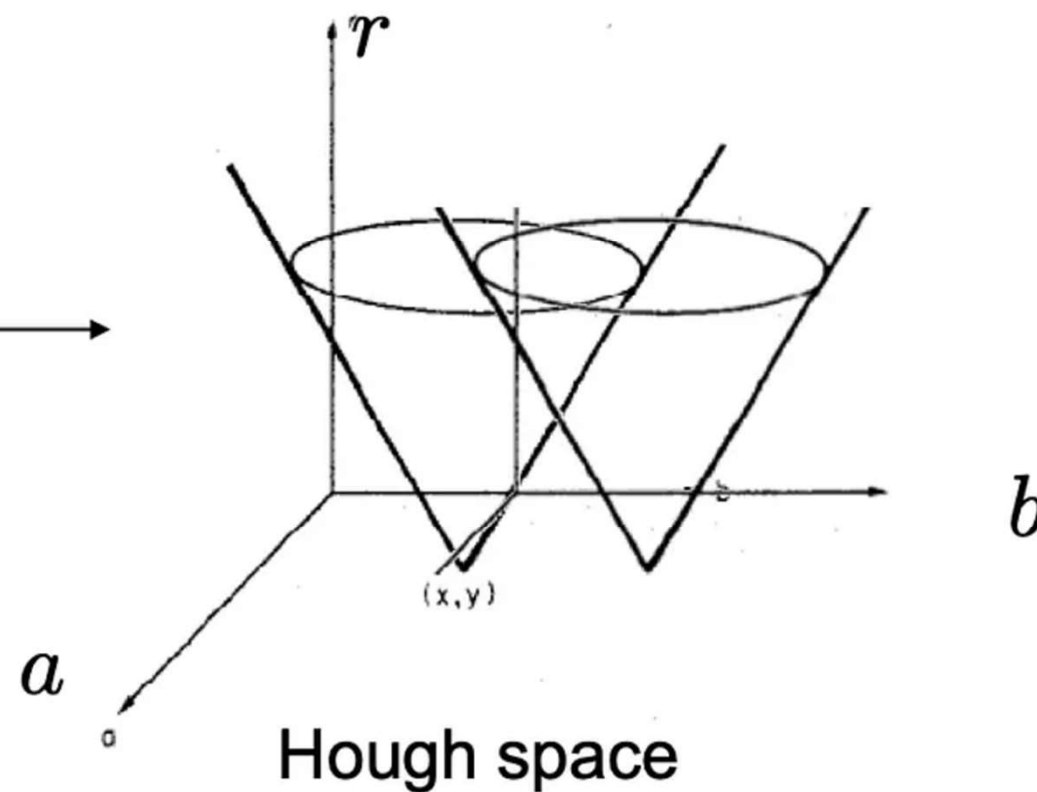


Image space



Hough space

```
def houghCircleTransform(self, edgeMap, min_rad, max_rad):
    nY, nX = edgeMap.shape
    accumulator = np.zeros((nY, nX, max_rad - min_rad + 1), dtype=np.uint8) #누적 배열

    for y in range(nY):
        print(print(y))
        for x in range(nX):
            if edgeMap[y, x] > 0:
                for r in range(min_rad, max_rad + 1):
                    for theta in range(360):

                        radian = theta*np.pi/180.0
                        x_ = int(x - r*np.cos(radian))
                        y_ = int(y - r*np.sin(radian))

                        if (0 <= x_ < nX) and (0 <= y_ < nY):
                            accumulator[y_, x_, r-min_rad] += 1

    centers = np.argwhere(accumulator > np.max(accumulator) * 0.8)
    # 최대 voting값의 80% 이상인 경우 원으로 판단
    #조건을 만족하는 요소의 좌표 (y, x, r)를 리턴함

    circles = [] # 검출된 원을 저장할 리스트
    cnt = 0
    for c in centers:
        y, x, r = c
        print(cnt, ", ", y, x, r)
        circles.append((x, y, r + min_rad)) # (x, y, 반지름) 형태로 저장
        cnt += 1

    return centers, accumulator
```


Circle Detection in our Framework

