7주: 영상분할(1)

7주: 영상분할(1)

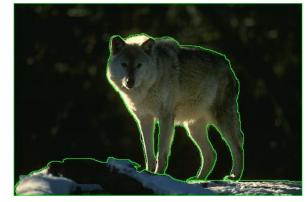
1 영상 분할 이해

영상 분할(Image Segmentation)

- 연결된 픽셀(화소)(≈) 객체 집합으로 분할하는 작업
- 객체의 정의: 매우 주관, "관심있는 것과 그렇지 않은 것", 매우 다양한 분석법과 해결책







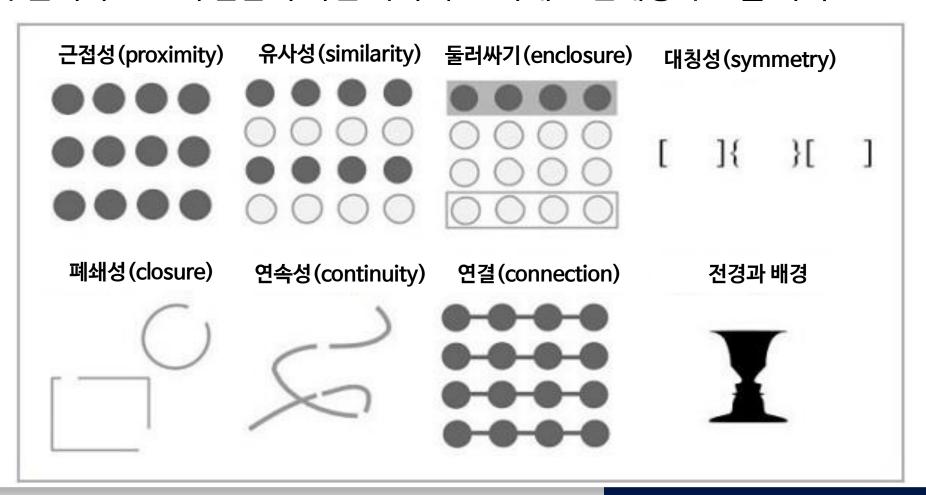




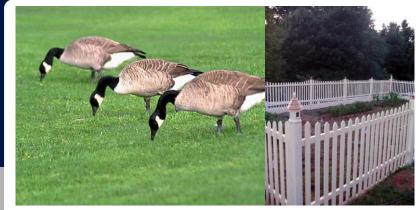


게슈탈트 법칙(Gestalt laws)

- 개개의 감각적 부분이나 요소의 집합이 아닌 하나의 그 자체로 전체성 구조를 파악
- 전체성 요소



게슈탈트 법칙의 활용



유사성(similarity)



대칭성(symmetry)



근접성(proximity)



연속성(continuity)

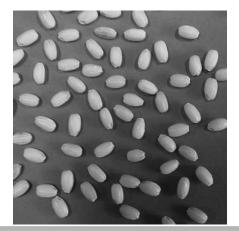


5/20

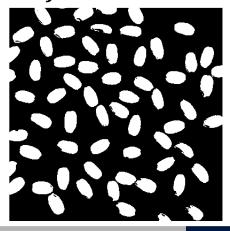
영상 분할(image segmentation) 정의

- 물체를 분류하거나 식별하기 위해서 이를 찿아내는 것
- 한 영상의 전체 공간 영역, *S*에 대해 다음을 만족하는 n개의 세부 영역(sub-regions, $S_1, S_2, ..., S_n$, partitions)으로 나누는 작업(partitioning)
 - $\bigcup_{i=1}^n S_i = S$

- : 분할의 합은(배경도 하나의 세부 영역) 전체 영상을 덮음
- $S_i \cap S_j = \emptyset$, $i \neq j$: 각 세부 영역은 서로 교차하지 않음
- $\forall S_i, P(S_i) = true$: 각 세부 영역은 안의 화소는 동질성(P)이 확보
- $P(S_i \cup S_i) = false, i \neq j$: 인접 두 영역 (S_i, S_j) 의 합집합은 동질성이 확보되지 못함





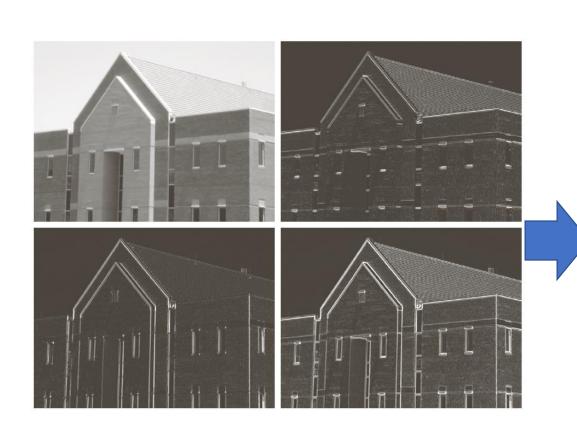


7주: 영상분할(1)

2 허프 변환(Hough transform)

객체의 직선 표현

• Edge detection → 선으로 표현(영역 분할)



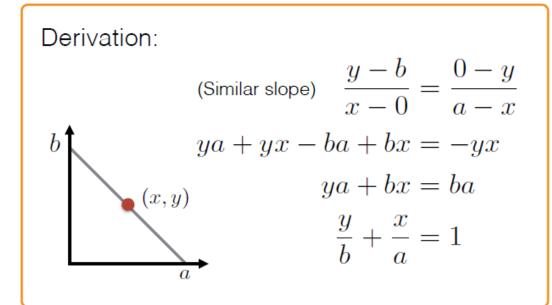


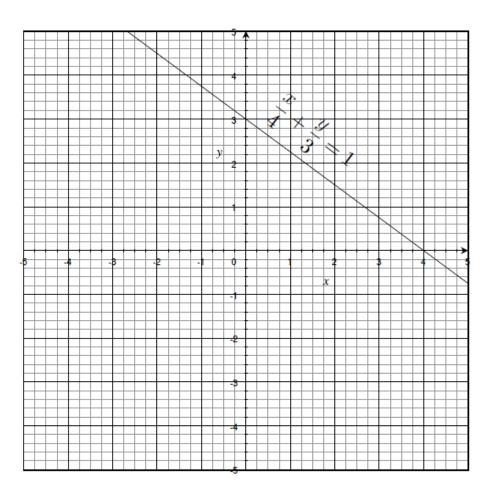




선의 표현 (1): 데카르트 좌표계(Cartesian coordinate)

$$\frac{x}{a} + \frac{y}{b} = 1$$
 x-intercept y-intercept





선의 표현 (2): 극좌표계(Polar coordinate)

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

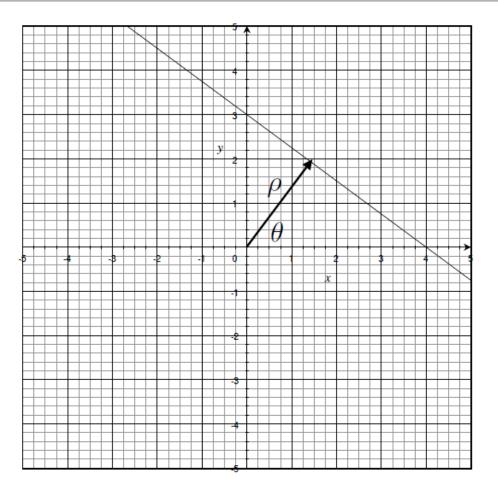
Derivation:

$$\cos \theta = \frac{\rho}{a} \to a = \frac{\rho}{\cos \theta}$$

$$\sin \theta = \frac{\rho}{b} \to b = \frac{\rho}{\sin \theta}$$

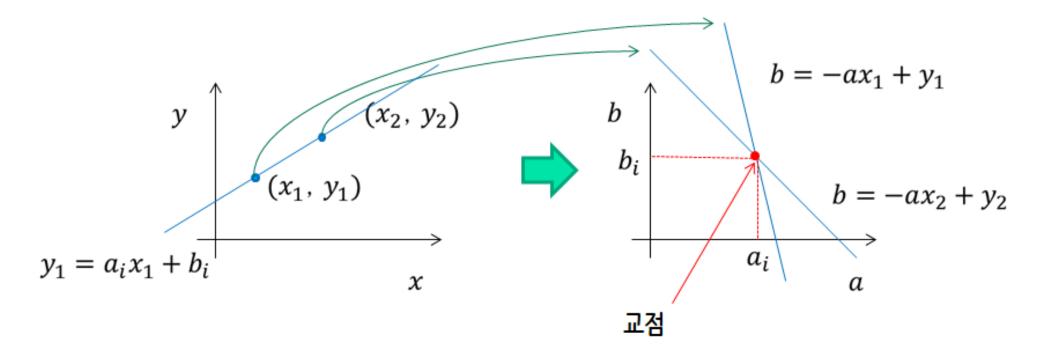
$$\text{plug into: } \frac{x}{a} + \frac{y}{b} = 1$$

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

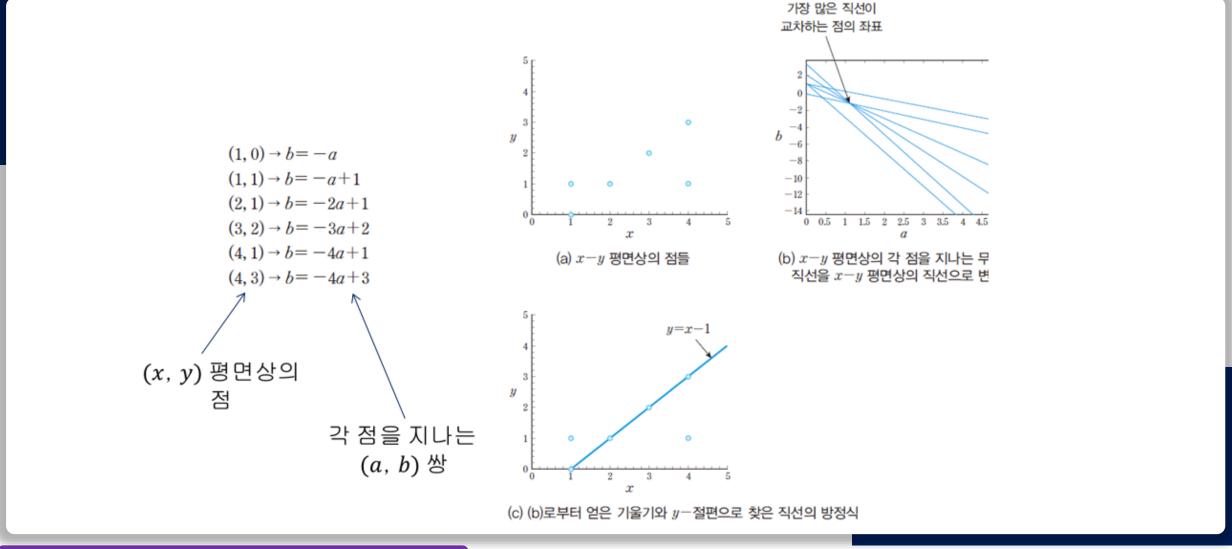


허프 변환(Hough transform)

- Image Space(영상 공간) → Parameter(매개변수 공간)
- 한 점 (x_i, y_i) 를 지나는 직선 $y_i = ax_i + b$
- x, y 기준 축에서 a, b 기준 축으로 변환



허프 변환 예 (in Cartesian coordinate)



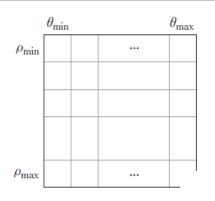
허프 변환 확장(in Polar coordinate)

• 직선의 식: $\rho = ycos\theta + xsin\theta$

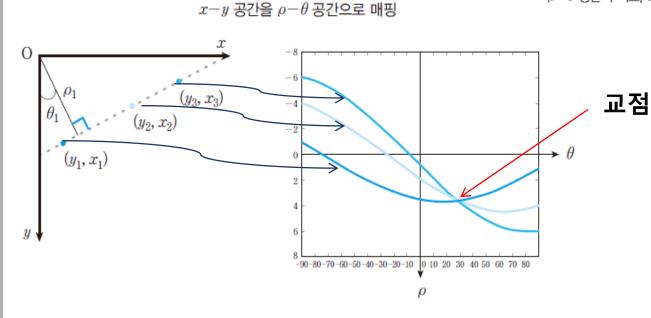
• 구현: 누적표 활용

• *ρ* : 1씩 증가

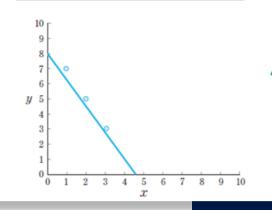
• *θ* : 주어진 간격

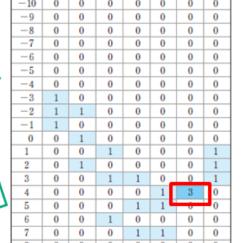


 $\rho - \theta$ 평면 누적표, A

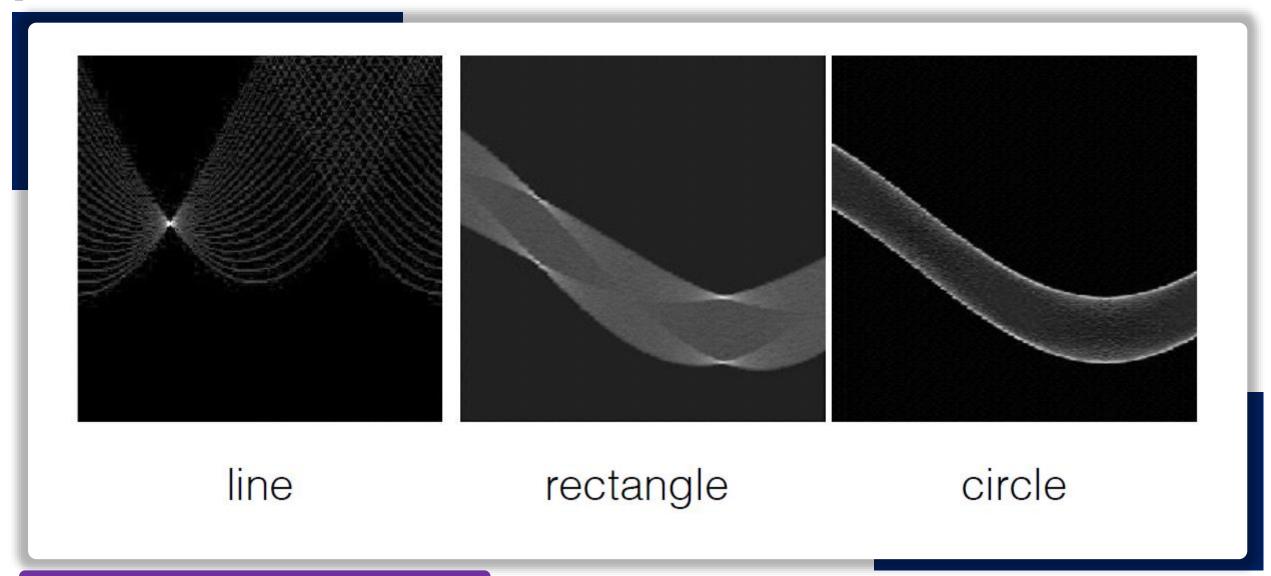


		ρ		
		$(x_1, y_1) = (1, 7)$	$(x_2, y_2) = (2, 5)$	$(x_3, y_3) = (3, 3)$
θ	-90	-1	-2	-3
	-60	3	1	-1
	-30	6	3	1
	0	7	5	3
	30	7	5	4
	60	4	4	4
	90	1	2	3



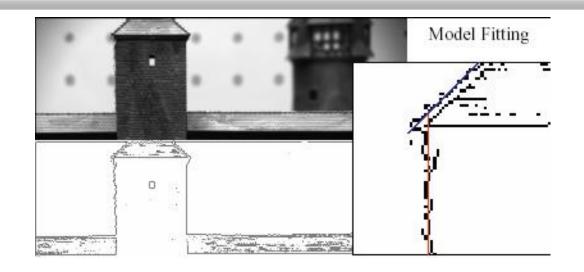


허프 변환 시각화



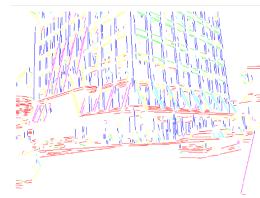
Edge Linking

- Model Fitting
 - 최소자승(Least squares) error 줄이기
 - y = ax + b 라 가정
 - $LSE = \sum_{i=1}^{n} (ax_i + b y_i)^2$ 줄이기
 - 최적의 a, b 계산



- Edge tracking
 - 새로운 모서리 구획(segment) 부터 시작
 - 그 구획 끝을 따라 꼭지점에서 분류
 - 다음 구획과의 각도와 길이 임계치 값 설정

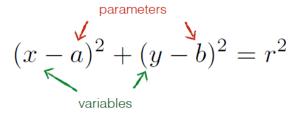


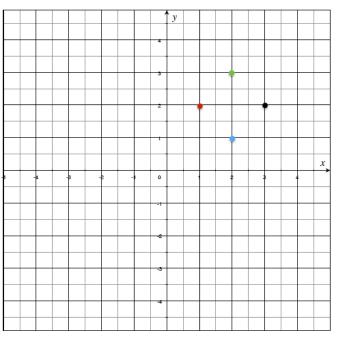


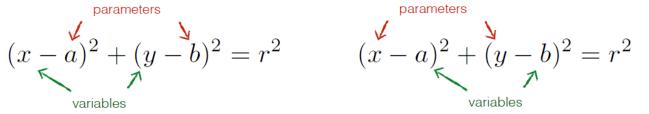
원에 대한 허프 변환

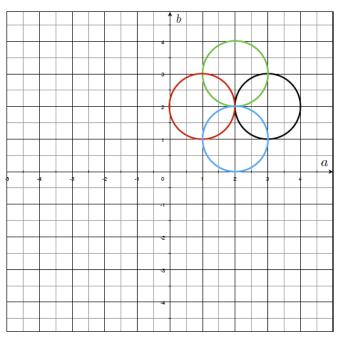
•
$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = r^2$$

- 반지름 (r) 이 정해졌다고 가정하면
- 점들 지나는 원 찿기
 - 1) 반지름을 가정
 - 2) 매개변수 공간 허프 변환
 - 3) 교차점 계산
 - 4) 교차점(중심)으로 하는 반지름 원 도출









7주: 영상분할(1)

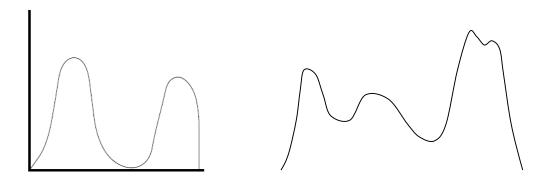
3 이진화: 오츄 알고리즘

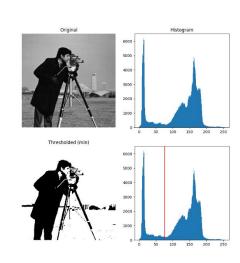
이진 영상(Binary image)

- 0과 1로 정의된 영상: 0 은 배경(background), 1은 전경(foreground)
- 일반적인 영상 표현시: 배경은 0 level, 전경 255 level

00010010001000 00011110001000 00010010001000

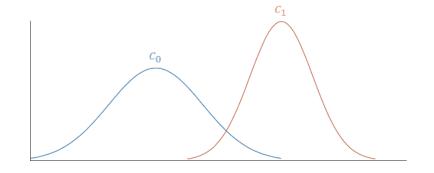
- 이진 영상은 임계화(thersholding)를 통해 얻음
 - 전경: 세기(intensity) 〉 임계값(threshold value), 배경: 반대 조건
- 히스토그램의 분석: 구분화된 2개의 영역 도출 가능?





영상 이진화: 오츄(Otsu) 알고리즘

- 영상이 두 클래스(C0, C1)의 밝기 값을 갖는다.
- 각 클래스가 다른 값으로 군집화 되었다고 가정
- 두 클래스를 나눌 수 있는 최적의 임계값 계산



- 클래스 내 분산 합 최소화: $\sigma_w^2(T^*) = min_{1 \le T \le L} \sigma_w^2(T)$
 - T: 임계치, L: 밝기 레벨, μ_0, μ_1 : 각 클래스의 평균 값

$$\sigma_w^2(T) = w_0(T)\sigma_0^2(T) + w_1(T)\sigma_1^2(T)$$

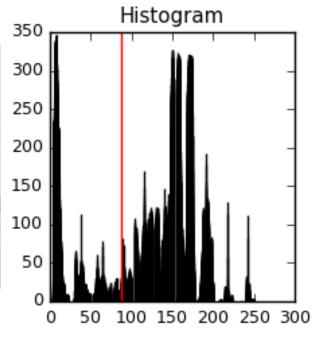
$$w_0(T) = \sum_{i=1}^{T-1} p(i) / \sum_{i=1}^{T} p(i) \qquad \sigma_0^2(T) = \sum_{i=1}^{T-1} (i - \mu_0)^2 \frac{p(i)}{w_0} \qquad w_0 = \sum_{i=1}^{T-1} p(i)$$

$$w_1(T) = \sum_{i=T}^{L} p(i) / \sum_{i=1}^{T} p(i) \qquad \sigma_1^2(T) = \sum_{i=T}^{L} (i - \mu_1)^2 \frac{p(i)}{w_1} \qquad w_1 = \sum_{i=T}^{L} p(i)$$

오츄 알고리즘 실행

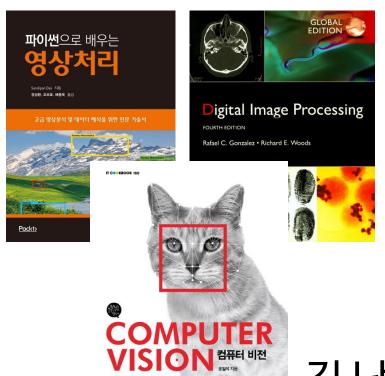
- 영상의 모든 화소값들에 대한 히스토그램 생성
- 각각의 화소 값들에 대하여 가중치와 평균 계산
- 클래스 내 분산 계산
- 클래스 내 분산이 최대가 되는 임계값 찾기





Thresholded

7주차: 끝



본 강의 자료의 내용 및 그림은 아래 책으로부터 발췌 되었음

- 파이썬으로 배우는 영상처리, Sandipan Dey 지음, 정성환, 조보호, 배종욱 옮김, 도서출판 홍릉, 2020년
- Digital Image Processing, 4th Ed., Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods 지음, Pearson, 2018년
- 컴퓨터 비전(Computer Vision) 기본 개념부터 최신 모바일 응용 예까지 IT CookBook, 오일석 지음, 한빛아카데미, 2014년