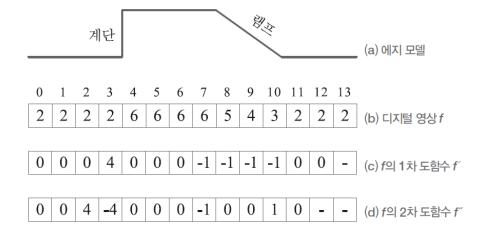
4주: 영상특징과 서술자(1)

4주: 영상특징과 서술자(1)

1 에지(Edge)

#### 에지 모델

• 계단(step) 과 비탈(ramp)에서 나타남



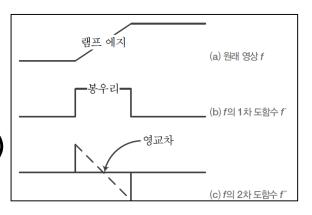
- 미분 연산자로 에지 검출 방법
  - 1차 미분에서 봉우리
  - 2차 미분에서 영교차(Zero-crossing)

$$f'(x) = \frac{df}{dx} = \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} = f(x + 1) - f(x)$$
  
이에 해당하는 마스크 = -1 1

$$f''(x) = \frac{d^2f}{dx^2} = f'(x) - f'(x - 1)$$

$$= (f(x + 1) - f(x)) - (f(x) - f(x - 1))$$

$$= f(x + 1) + f(x - 1) - 2f(x)$$
이에 해당하는 마스크 = 1 -2 1

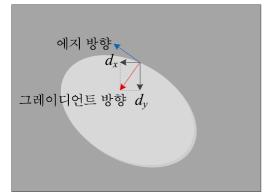


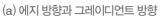
#### 지 연산자

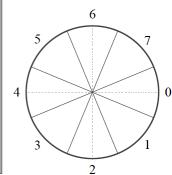
- 그레디언트(gradient) : 한점에서의 변화 방향 벡터,  $\nabla f = \operatorname{grad}(f) = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$  Gradient image: 벡터의 크기 및 방향으로 사상

$$magnitude(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

$$\operatorname{direction}(\nabla f) = \operatorname{artan}\left(\frac{g_y}{g_x}\right)$$







(b) 에지 방향의 양자화

#### 소벨 에지 연산자 예

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	1	0	0	0	1	0
2	0	1	2	0	0	0	1	0
3	0	1	3	1	0	0	2	0
4	0	1	3	1	0	0	2	0
5	0	1	2	3	4	4	3	0
6	0	0	0	0	1	3	1	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$d_y = (0 \times 1 + 0 \times 2 + 1 \times 1) + (3 \times (-1) + 1 \times (-2) + 0 \times (-1)) = -4$$
$$d_x = (0 \times 1 + 4 \times 2 + 1 \times 1) + (3 \times (-1) + 2 \times (-2) + 0 \times (-1)) = 2$$

$$S(5,3) = ((-4)^2 + 2^2)^{\frac{1}{2}} = 4.47$$
  
 $D(5,3) = \arctan(-\frac{4}{2}) = -63.4^\circ$ 

- $\rightarrow d_y$ 와  $d_x$
- → 그레이디언트 방향
- → 에지 방향

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	<b>-</b> 1	0	1
$m_y$				$m_{x}$	

그림 3-7 소벨 에지 검출 예

## Laplacian operator

• 2차 미분 등방성 연산자: (등방성 = 회전 불변적, rotation invariant)

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

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1,y) + f(x-1,y) - 2f(x,y)$$

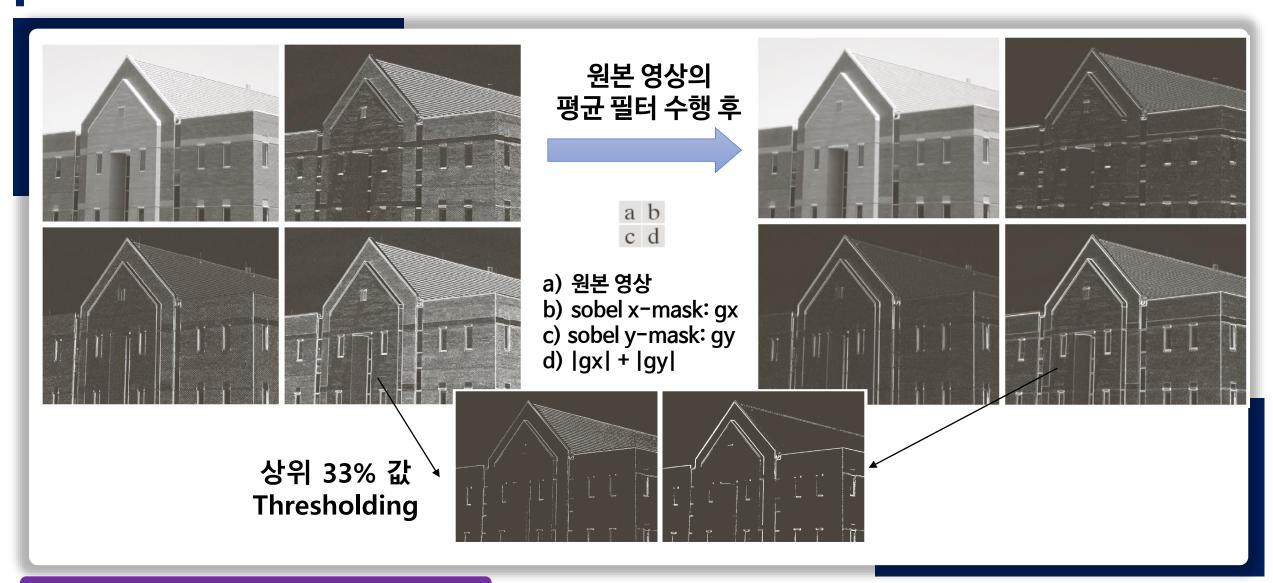
$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x,y+1) + f(x,y-1) - 2f(x,y)$$

$$\nabla^2 f = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y)$$

-,					
0	1	0	1	1	1
1	-4	1	1	-8	1
0	1	0	1	1	1
0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1

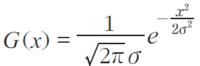
• 대각선 포함: -8 f(x,y)

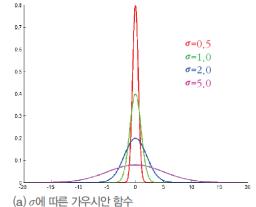
# 모서리 검출의 조절

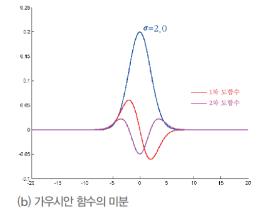


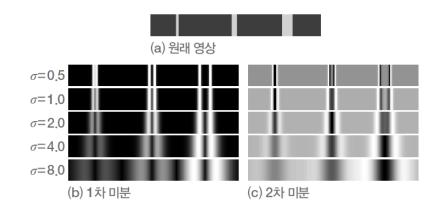
#### Gaussian

- 미분에 의해 잡음이 증가되므로, 가우시안으로 블러링
- ø를 조절하여 에지의 세밀함 조절





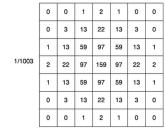




• 이산 마스크로 구현

-					1	4	
	1	2	1		4	16	;
16	2	4	2	1/273	7	26	4
	1	2	1		4	16	;
					1	4	

				0	0	1
	4	1		0	3	13
	16	4		1	13	59
	26	7	1/1003	2	22	97
,	16	4		1	13	59
	4	1		0	3	13
				_	0	1



 $G(y,x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2}e$ 

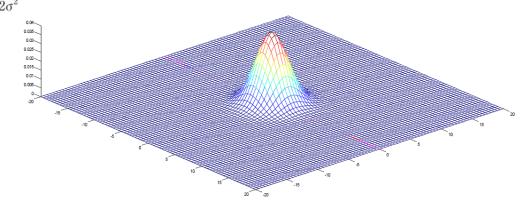
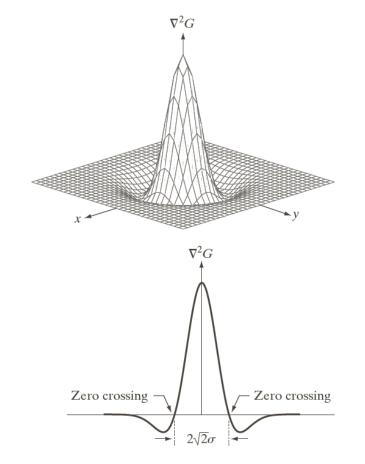
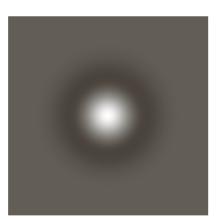


그림 3-12 2차원 가우시안 함수(*σ*=2.0)

#### LoG(Laplacian of Gaussian) 필터

• 잡음 감소 특성(Gaussian)과 영교차 특성(Laplacian)을 병합





0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

$$G(x, y) = e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}, \ \sigma$$
: space constant.

Laplacian of Gaussian (LoG)

$$\nabla^{2}G(x,y) = \frac{\partial^{2}G(x,y)}{\partial x^{2}} + \frac{\partial^{2}G(x,y)}{\partial y^{2}}$$

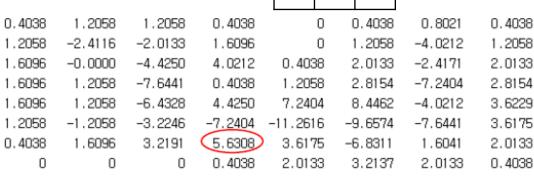
$$= \frac{\partial}{\partial x} \left[ \frac{-x}{\sigma^{2}} e^{-\frac{x^{2}+y^{2}}{2\sigma^{2}}} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[ \frac{-y}{\sigma^{2}} e^{-\frac{x^{2}+y^{2}}{2\sigma^{2}}} \right]$$

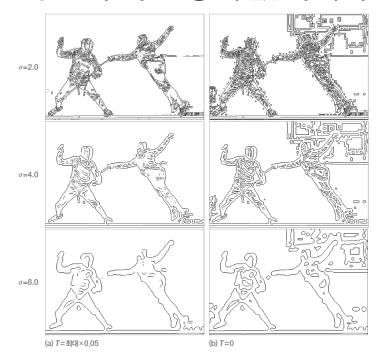
$$= \left[ \frac{x^{2}}{\sigma^{4}} - \frac{1}{\sigma^{2}} \right] e^{-\frac{x^{2}+y^{2}}{2\sigma^{2}}} + \left[ \frac{y^{2}}{\sigma^{4}} - \frac{1}{\sigma^{2}} \right] e^{-\frac{x^{2}+y^{2}}{2\sigma^{2}}}$$

$$= \left[ \frac{x^{2}+y^{2}-\sigma^{2}}{\sigma^{4}} \right] e^{-\frac{x^{2}+y^{2}}{2\sigma^{2}}}$$

#### Marr-Hildreth 에지 검출 알고리즘

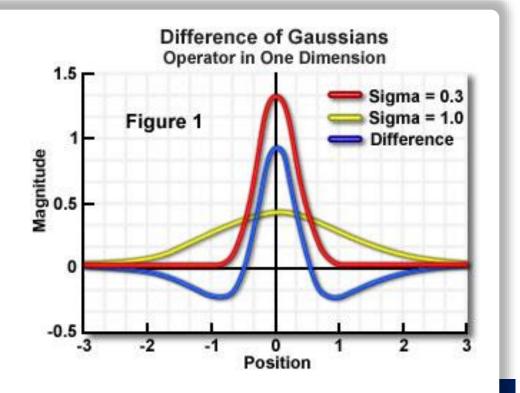
- LoG 기반
- Zero-crossing 검출
  - 여덟 개의 이웃이 서로 다른 부호를 갖는다
  - 부호가 다른 쌍의 값 차이가 임계값을 넘는다





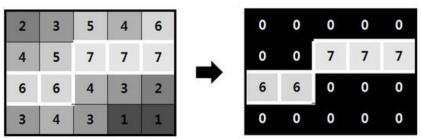
## DoG (Difference of Gaussian)

- 두 가우시안 차이로 필터링
- 일반적으로 low = σ, high = 1.6\* σ
- Zero-crossing 으로 검출

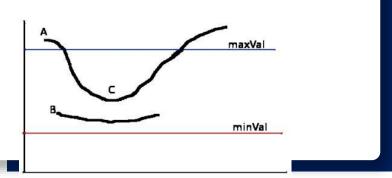


## Canny Edge Detector

- Smoothing: Gaussian 필터 사용
- Gradient computing: Gradient 크기와 방향 계산
- Non-maxima suppression(비최대치 억압/버리기)
  - 모서리를 정확하고 가늘게 만들기
  - gradient 방향으로 2개의 이웃 픽셀에 관하여 zero-out 실행
- Hysteresis thresholding(이력 임계화)
  - 모서리로 구분된 픽셀이 실제로 모서리인지를 결정
  - 임계치: min, max 사이에서 값 사이에서 연결성을 찾음
    - A: 모서리 확정
    - C: 임계치 사이에 존재하고 A와 연결(모서리O)
    - B: 임계치 사이에 존재하나 비연결(모서리X)
  - 임계치 설정이 중요



Non-maxima suppression 예



4주: 영상특징과 서술자(1)

2 특징 서술자(feature descriptor)

#### 특징 검출(feature detection)

- 영상에서 무엇을 특징점(feature)로 쓸것인가?
  - 예) 에지: 다른 영상 간의 대응하기에는 부족
- 특징점: 다른곳과 두드러지게 달라 풍부한 정보를 추출 가능한 곳
  - 80~90년대: 코너 검출
  - 2000년대 이후: 지역 특징(local feature)으로 방향 선회
    - 예) 위치, 크기, 방향, 여러 특징 벡터 등
- 지역 특징의 속성(photometric properties)
  - 반복적이어야 함(영상들에서 동일한 점이 독립적으로 존재)
  - 이동/회전/크기(어파인/아핀 변환, affine transformation 에 불변)
  - 조명 변화/잡음/블러링/폐색(occulusion)에 견고해야 함
  - 관심있는 구조(독특성)가 있어야 함

Translate

$$egin{bmatrix} 1 & 0 & T_x \ 0 & 1 & T_y \ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Scale

Rotate

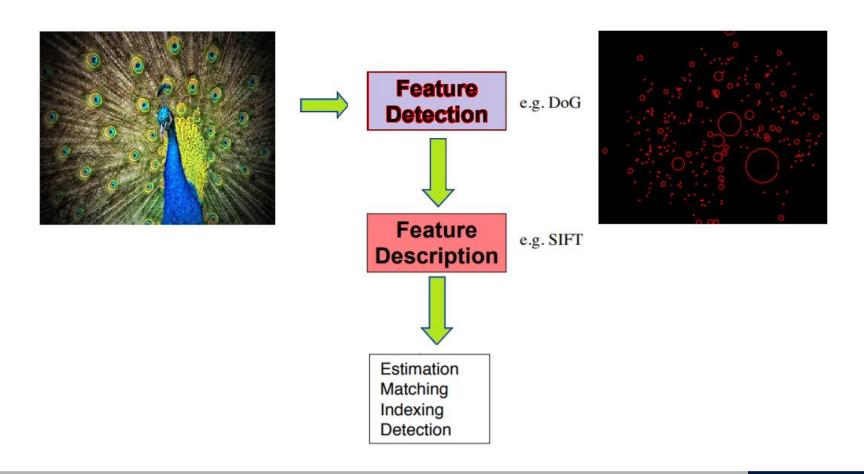
$$\begin{array}{ccc} \cos(\Theta) & -\sin(\Theta) & 0 \\ \sin(\Theta) & \cos(\Theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{array}$$

Shear

$$egin{array}{cccc} 1 & Sh_x & 0 \ Sh_y & 1 & 0 \ 0 & 0 & 1 \ \end{array}$$

## 특징 검출기과 특징 서술자

• Feature detection/detector, feature extraction, feature description/descriptor



## Python Opencv 설치

- Anaconda prompt shell
  - pip install opencv-python
  - pip install opencv-contrib-python

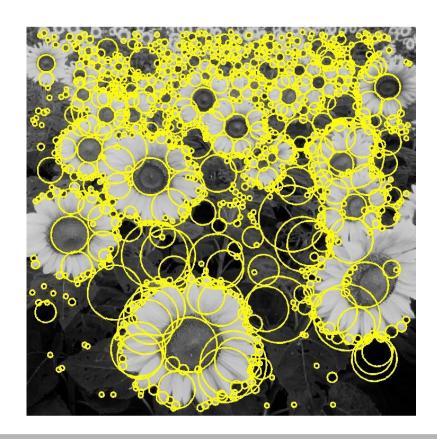
```
import cv2
import numpy as np
from matplotlib import pylab as pylab

from skimage.io import imread
from skimage.color import rgb2gray
from skimage.feature import corner_harris, corner_subpix, corner_peaks
from skimage.transform import warp, AffineTransform

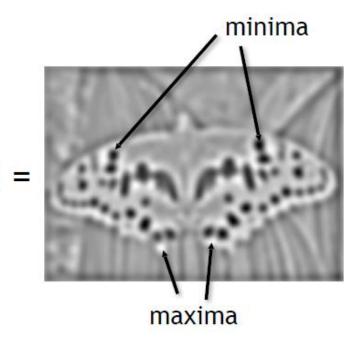
from skimage.util import img_as_float
from skimage.exposure import rescale_intensity
from skimage.measure import ransac
```

## **Blob Detector**

- Blob: 색상의 분포나 특성이 균일하게 둘러싸인 영역
- 접근방법: Blob filter와의 convolution에서 반응하는 극대치를 찾자



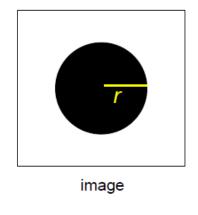


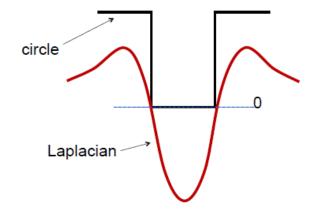


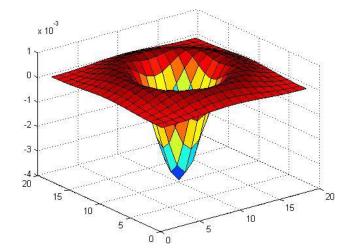
## Blob filter: LoG(Laplacian of Gaussian)

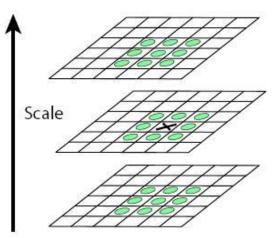
$$\nabla^2 g = \frac{\partial^2 g}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g}{\partial y^2}$$

• Scale: 주어진 크기별 LoG 수행 :  $\sigma = r/\sqrt{2}$ 





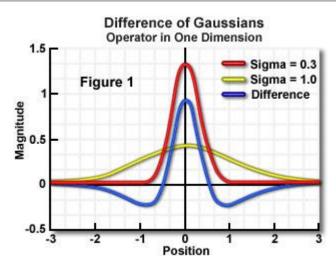




#### Blob Filter+

DoG: Difference of Gaussian

$$\Gamma_{\sigma,K\sigma}(x,y) = I * \left(rac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-rac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} - rac{1}{2\pi K^2\sigma^2}e^{-rac{x^2+y^2}{2K^2\sigma^2}}
ight) ag{9}_{ ext{b}=0.5}$$



DoH: determinant of the Hessian

$$\mathbf{H}_f = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix}, \quad \text{In the case of a 2  $\times$  2 matrix the determinant can be defined 
$$|A| = \begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} = ad - bc.$$

$$|A| = \begin{vmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{vmatrix} = a \begin{vmatrix} e & f \\ h & i \end{vmatrix} - b \begin{vmatrix} d & f \\ g & i \end{vmatrix} + c \begin{vmatrix} d & e \\ g & h \end{vmatrix} = aei + bfg + cdh - ceg - bdi - a.$$$$

In the case of a 2 × 2 matrix the determinant can be defined as

$$|A|=egin{array}{cc} a & b \ c & d \end{array} |=ad-bc.$$

$$|A| = egin{array}{ccc} a & b & c \ d & e & f \ g & h & i \ \end{array} = a igg| egin{array}{ccc} e & f \ h & i \ \end{array} - b igg| egin{array}{ccc} d & f \ g & i \ \end{array} + c igg| egin{array}{ccc} d & e \ g & h \ \end{array} \ = aei + bfg + cdh - ceg - bdi - afh.$$

### 4주차: 영상특징과 서술자 (2)



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, 4<sup>th</sup> 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