

# Open\_cv05

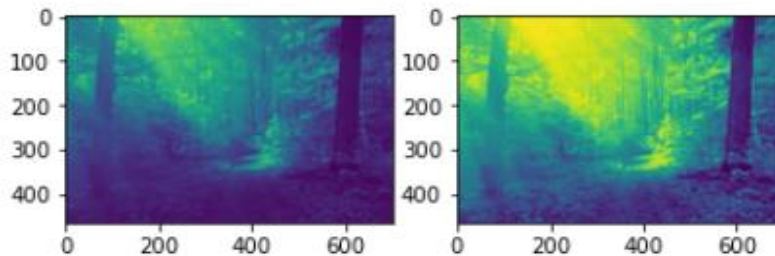
영상 특징 처리 \_ feature \_ detection

# Example

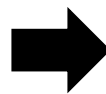
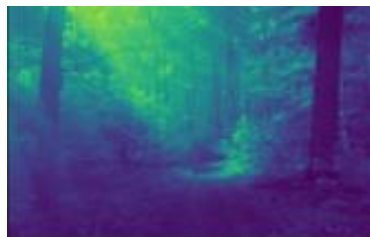
## trail.jpg를 이용한 코드를 이용한 이미지 변환

Hint : cv2.equalizeHist(원본) 함수는 히스토그램의 평탄화는 편향되어 분포된 히스토그램을  $[0, 255]$ 에 균등하게 되도록 하는 목적을 가진다.

1) 다음과 같이 출력하세요



2) trail.jpg를 오픈하고 trail\_res.jpg로 변환해서 저장하세요



# feature\_detection

- Keypoints? : 이미지 매칭 시 사용하는 특징점

- 이미지에서 특징이 되는 부분 이미지끼리 서로 매칭이 되는지 확인을 할 때 각 이미지

- 에서의 특징이 되는 부분끼리 비교 하는 기능

- 객체의 좌표뿐만 아니라 그 주변 픽셀과의 관계에 대한 정보

[https://docs.opencv.org/4.x/db/d27/tutorial\\_py\\_table\\_of\\_contents\\_feature2d.html](https://docs.opencv.org/4.x/db/d27/tutorial_py_table_of_contents_feature2d.html)

# feature \_ detection

- Keypoints 어떤 정보 ?

- 영상이미지 size , angle , 코너(corner)점인 경우 코너의 경사도와 방향도 속  
성들의 대한 정보를 포함
- Keypoints으로 feature descriptor를 활용

# feature \_ detection

- 제공되는 함수는 ?

1) keypoints = detector.detect(img, mask): 특징 점 검출 함수

img: 입력 이미지

mask(optional): 검출 제외 마스크

keypoints: 특징점 검출 결과 (Keypoint의 리스트)

- Keypoints: 특징점 정보를 담은 객체

pt: 특징점 좌표(x, y), float 타입으로 정수 변환 필요

size: 의미 있는 특징점 이웃의 반지름

angle: 특징점 방향 (시계방향, -1=의미 없음)

response: 특징점 반응 강도 (추출기에 따라 다름)

octave: 발견된 이미지 피라미드 계층

class\_id: 특징점이 속한 객체 ID

# feature\_detection

- 제공되는 함수는 ?

2) `outImg = cv2.drawKeypoints(img, keypoints, outImg, color, flags)`

- `img`: 입력 이미지

- `keypoints`: 표시할 특징점 리스트

- `outImg`: 특징점이 그려진 결과 이미지

- `color(optional)`: 표시할 색상 (default: 랜덤)

- `flags(optional)`: 표시 방법

- `cv2.DRAW_MATCHES_FLAGS_DEFAULT`: 좌표 중심에 동그라미만 그림(default)

- `cv2.DRAW_MATCHES_FLAGS_DRAW_RICH_KEYPOINTS`: 동그라미의 크기를 `size`와 `angle`를 반영해서 그림)

# feature\_detection

- feature\_descriptor\_특징 디스크립터 ?

- 특징적 주변 픽셀을 일정한 크기의 블록으로 나누어 각 블록에 속한 픽셀의 그래디언트 히스토그램을 계산하는 것
- 특징적 주변의 밝기, 색상, 방향, 크기 등의 정보가 포함되어 특징 추출 알고리즘 적용

# feature\_detection

- 제공되는 함수는?

- 1) 특징점을 전달하며 특징 디스크립터를 계산해서 리턴하는 함수

`keypoints, descriptors = detector.compute(image, keypoints, descriptors)`

- 2) 특징점 검출과 특징 디스크립터 계산을 한 번에 수행하는 함수

`Keypoints, descriptors = detector.detectAndCompute(image, mask, descriptors, useProvidedKeypoints)`

- image: 입력 이미지
- keypoints: 디스크립터 계산을 위해 사용할 특징점
- descriptors(optional): 계산된 디스크립터
- mask(optional): 특징점 검출에 사용할 마스크
- useProvidedKeypoints(optional): True인 경우 특징점 검출을 수행하지 않음



# feature \_ detection

- 알고리즘 종류 ?

- SIFT : 이미지 피라미드 (이미지의 크기를 피라미드처럼 단계적으로 확대하거나 축소하는 작업)를 이용해서 크기 변화에 따른 특징점 검출 문제를 해결한 알고리즘
- SURF: 필터의 크기를 변화시키는 방식으로 성능을 개선한 알고리즘
- ORB : 회전과 방향을 고려하도록 개선한 알고리즘

# feature\_detection

- SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) ?

- 이미지의 크기를 피라미드처럼 단계적으로 확대하거나 축소하는 작업을 이용해서 크기 변화에 따른 특징점 검출 문제를 해결한 알고리즘

- **detector = cv2.xfeatures2d.SIFT\_create(nfeatures, nOctaveLayers, contrastThreshold, edgeThreshold, sigma)**

nfeatures: 검출 최대 특징 수

nOctaveLayers: 이미지 피라미드에 사용할 계층 수

contrastThreshold: 필터링할 비약한 특징 점의 값

edgeThreshold: 필터링할 엣지 점의 값

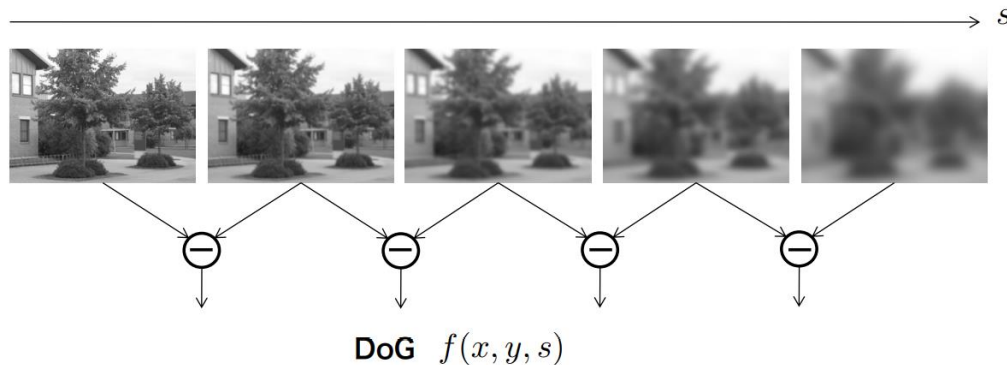
sigma: 이미지 피라미드 0 계층에서 사용할 가우시안 필터의 시그마 값

# feature detection

- SIFT 키워드 = 스케일 공간에서 DoG 극점
  - DoG: Difference of Gaussian
  - 스케일 자동 결정 = 스케일 불변성 획득

## • 스케일 공간

- 가우스 필터를 입력 이미지에 적용하여 이미지를 리터.
- 가우스 필터의 스케일을 변경할 때의 이미지 열



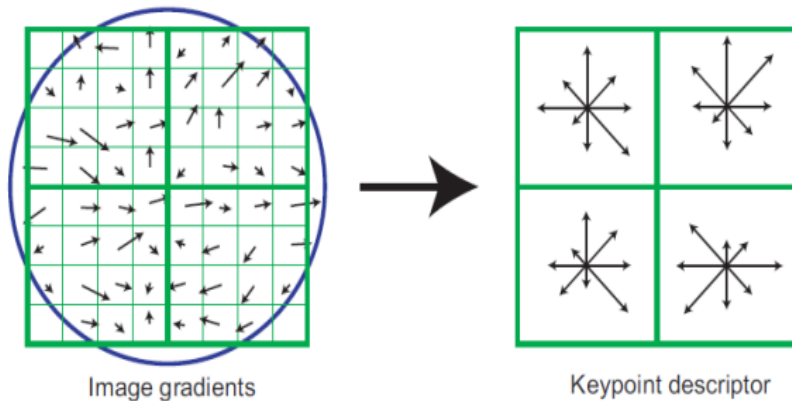
# feature detection

- SIFT 주요 방향 결정

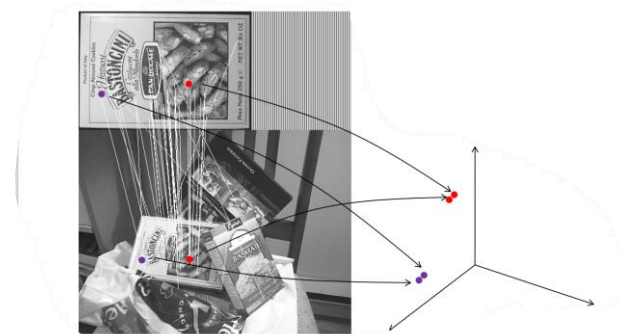
- 360 도 방향 히스토그램의 피크 방향을 주 방향으로 선택
- Rotation 불변성 획득

- 메인 스케일과 메인 방향으로 정규화된 직사각형 내에서 기울어진 방향의 히스토그램

- 위치, 방향, 크기, 128D(8방향  $\times$  4  $\times$  4)



Descriptor끼리의 거리



```

1 #Q2)houng.jpg를 이용한 코드를 이용한 이미지 변환SIFT
2 import cv2
3 import numpy as np
4
5 img = cv2.imread('house.jpg')
6 gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
7
8 sift = cv2.SIFT_create()
9
10 # 키 포인트 검출 및 서술자 계산
11 keypoints, desc = sift.detectAndCompute(gray, None)
12 print(desc.shape, desc)
13
14 # 키포인트 이미지에 그리기
15 img_draw = cv2.drawKeypoints(img, keypoints, None, \
16                               flags=cv2.DRAW_MATCHES_FLAGS_DRAW_RICH_KEYPOINTS)
17
18 cv2.imshow('SIFT_draw',img_draw)
19 cv2.waitKey()
20 cv2.destroyAllWindows()

```

```

[ 12.  51. 100. ...  0.   3.  94.]
[ 89.  17.   5. ... 114. 114.  30.]
...
[   5. 120. 111. ...  39.  18.   7.]
[112.   7.   0. ...   0.   1.   5.]
[ 11.   4.   0. ...   0.   0.   1.]]

```



# feature\_detection

- SURF (Speeded Up Robust Features) ?
- [지원하지 않음 . OpenCV ver. 3.4.2.16 ]
  - 필터의 크기를 변화시키는 방식으로 성능을 개선한 알고리즘
- `detector = cv2.xfeatures2d.SURF_create(hessianThreshold, nOctaves, nOctaveLayers, extended, upright)`
  - `hessianThreshold(optional)`: 특징 추출 경계 값 (default=100)
  - `nOctaves(optional)`: 이미지 피라미드 계층 수 (default=3)
  - `extended(optional)`: 디스크립터 생성 플래그 (default=False), True: 128개, False: 64개
  - `upright(optional)`: 방향 계산 플래그 (default=False), True: 방향 무시, False: 방향 적용

# feature \_ detection

- ORB (Oriented and Rotated BRIEF) ?

: BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Features)를 이용하여 특징점 검출을 지원하는 디스크립터 추출기에 방향과 회전을 고려한 알고리즘, 회전과 방향을 고려하도록 개선했으며 속도도 빨라 SIFT와 SURF의 좋은 대안으로 사용

**detector = cv2.ORB\_create(nfeatures, scaleFactor, nlevels, edgeThreshold, firstLevel, WTA\_K, scoreType, patchSize, fastThreshold)**

nfeatures(optional): 검출할 최대 특징 수 (default=500)

scaleFactor(optional): 이미지 피라미드 비율 (default=1.2)

nlevels(optional): 이미지 피라미드 계층 수 (default=8)

edgeThreshold(optional): 검색에서 제외할 테두리 크기, patchSize와 맞출 것 (default=31)

firstLevel(optional): 최초 이미지 피라미드 계층 단계 (default=0)

WTA\_K(optional): 임의 좌표 생성 수 (default=2)

scoreType(optional): 특징점 검출에 사용할 방식 (cv2.ORB\_HARRIS\_SCORE: 해리스 코너 검출(default), cv2.ORB\_FAST\_SCORE: FAST 코너 검출)

patchSize(optional): 디스크립터의 패치 크기 (default=31)

fastThreshold(optional): FAST에 사용할 임계 값 (default=20)

```

1 #Q3)houng.jpg를 이용한 코드를 이용한 이미지 변환 OBR
2 import cv2
3 import numpy as np
4
5 img = cv2.imread('house.jpg')
6 gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
7
8 obr =cv2.ORB_create()
9
10 # 키 포인트 검출 및 서술자 계산
11 keypoints, desc = obr.detectAndCompute(gray, None)
12 print(desc.shape, desc)
13
14 # 키포인트 이미지에 그리기
15 img_draw = cv2.drawKeypoints(img, keypoints, None, \
16                             flags=cv2.DRAW_MATCHES_FLAGS_DRAW_RICH_KEYPOINTS)
17
18 cv2.imshow('obr_draw',img_draw)
19 cv2.waitKey()
20 cv2.destroyAllWindows()

```

```

(500, 32) [[ 56 143  79 ... 170 116  40]
 [174 253  42 ...  61 191 222]
 [243  86 111 ... 189 116 125]
 ...
 [157 108 223 ... 243  98 169]
 [120 107  60 ... 162  70  43]
 [118 179 144 ...  14  11  22]]

```





```

1 #Q4) 사용자 drawKeypoints
2 import numpy as np
3 import cv2
4 import math
5 import matplotlib.pyplot as plt
6
7 def drawKeypoints(image, kp, color):
8     for p in kp:
9         pos = (int(p.pt[0]), int(p.pt[1]))
10        pos1 = (int(p.pt[0]+p.size*math.cos(p.angle/180*math.pi)),
11               int(p.pt[1]+p.size*math.sin(p.angle/180*math.pi)))
12        scale = int(p.size)
13        cv2.circle(image, pos, scale, color=(0,0,255), thickness=1)
14        cv2.line(image, pos, pos1, color=(0,0,255), thickness=2)
15
16 sift = cv2.SIFT_create(100) # Num of keypoints
17 #sift = cv2.ORB_create(100)
18
19 image = cv2.imread('house.jpg')# cap.read(0)
20 image = cv2.resize(image, ((int)(image.shape[1]/2),(int)(image.shape[0]/2)))
21 kp = sift.detect(image)
22 kp, des = sift.compute(image, kp)
23 drawKeypoints(image, kp, color=(255,0,0))
24 plt.imshow(image)
25 plt.show()
26

```



# Example \_

cv.SIFT\_create(), fly.jpg를 이용한 코드를 이용한 특징 추출

① 이미지 로드

② 그레이 스케일 변환

③ cv.SIFT\_create() 생성

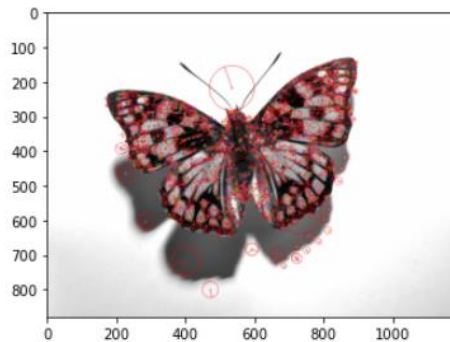
④ 키포인트 검출

⑤ 키포인트 그리기

⑥ sift\_keypoints.jpg 파일저장

⑦ 출력될 키포인트 그리기 `img02=cv.drawKeypoints(img,kp,None,(255,0,0),4)`

⑧ 이미지 출력 `plt.imshow(img2)`



출력 결과



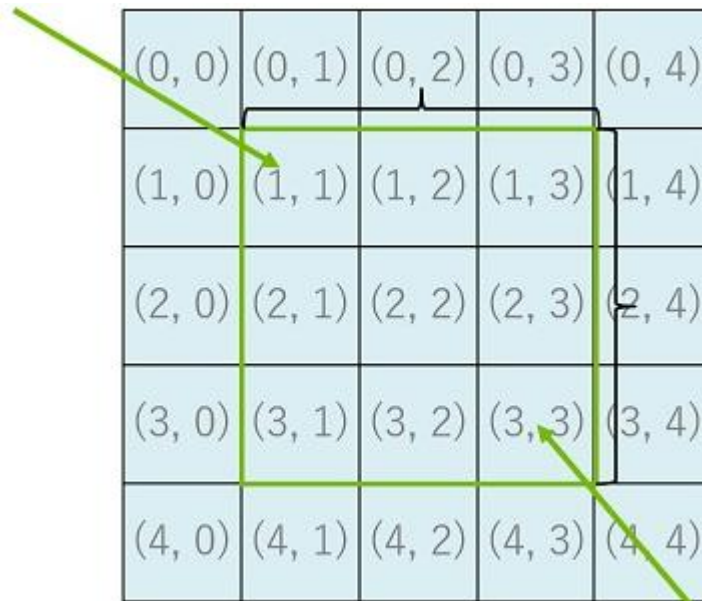
저장된 파일

# Non Maximum Suppression

- 물체 감지를 수행하면 하나의 물체에 대해 여러 번 감지될 수 있다.
- 물체 감지의 중복 감지 결과를 하나로 통합하는 Non Maximum Suppression이라는 후처리가 자주 사용된다.
- $(x1, y1), (x2, y2)$ 에서  $(w, h)$ 를 얻으려면,  $w = x2 - x1 + 1, h = y2 - y1 + 1$

왼쪽 위 좌표  $(x1, y1) = 1, 1$

$w = 3$



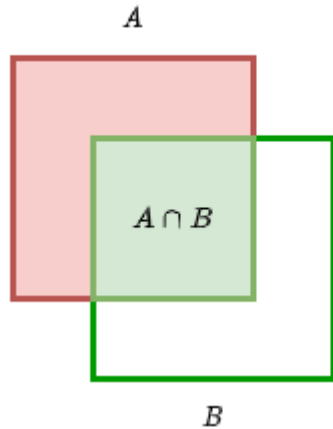
사각형 크기

$h = 3$

오른쪽 하단 좌표  $(x2, y2) = (3, 3)$

# Overlap Ratio

- 두 개의 직사각형  $a, b$  가 있을 때에서,  $\frac{area(a \cap b)}{area(a)}$  계산할 수 있는 값을 **Overlap Ratio** 라고 한다.



$$OverlapRatio = \frac{\text{Area of } A \cap B}{\text{Area of } A}$$

- ① 정보로 판단하여 삭제할 Overlap Ratio 임계값  $[0, 1]$ 의 범위에서 적절한 값으로 결정.
- ② 값이 크수록 정보이라고 판단하는 기준이 엄격해져, 동일 물체에 복수의 구역이 남아 버릴 가능성이 있다.
- ③ 반대로 값이 낮으수록 정보로 판단하는 기준이 느려지고 다른 물체를 나타내는 직사각형이 동일한 물체를 나타내는 것으로 판단되어 삭제될 수 있다

# IOU(Intersection Over Union)활용예시

## - Object Detector에 대한 성능 평가

- 일반적으로 두 사각형 중 하나는 GT(Ground Truth), 나머지 하나는 추정한 값으로 IOU를 구하여 성능을 평가

- Object detector에 대한 성능 평가에서 AP50, AP75등으로 평가한 방법 중 이는 IOU가 0.5이상인 경우와 IOU가 0.75이상 일치한 경우를 평가한 것

## - NMS(Non Maximum Suppression)

- 일부 Object detector는 여러 개의 검출 영역(bounding box)들을 생성하며 그 중에 클래스가 같으면서

겹치는 검출 영역 중에 가장 정확도(confidence)가 높은 영역만 남기고 나머지는 제거하는 방법

- 어느 정도 겹치는 영역들에 대해 제거 작업을 할지 선택하는 척도에 IOU를 사용하기도 한다.

# Non Maximum Suppression 처리

1. 입력에서 점수가 가장 높은 사각형을 선택하고 출력으로 이동
2. 선택한 사각형과 입력에 남아있는 각 사각형의 IOU(Intersection Over Union)를 계산하여 임계값 이상의 것을 입력에서 삭제한다.
3. 입력이 비어질 때까지 1, 2 반복
4. 입력이 비어 있으면 출력의 사각형을 결과 출력으로 설정한다.

0.9	img1
0.7	img2
0.5	img3
0.8	img4
0.6	img 5

