

컴퓨터그래픽스 2주차 과제 보고서
201300995 이상건 물리학과

구현 내용

가우스 필터 적용하는거임. 이게 뭐냐면

$$SUM(\begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 100 & 200 & 100 & 119 & 120 \\ \hline 100 & 200 & 100 & 119 & 120 \\ \hline 99 & 199 & 198 & 200 & 201 \\ \hline 89 & 180 & 80 & 79 & 78 \\ \hline 90 & 200 & 90 & 80 & 80 \\ \hline \end{array} \times \frac{1}{9} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array})$$

$$= \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 100 & 200 & 100 & 119 & 120 \\ \hline 100 & 200 & 100 & 119 & 120 \\ \hline 99 & 199 & 150 & 200 & 201 \\ \hline 89 & 180 & 80 & 79 & 78 \\ \hline 90 & 200 & 90 & 80 & 80 \\ \hline \end{array}$$

오른쪽에 모두 1로 채워진 9x9박스가 있는데 이게 평범한 박스 필터링이다.

이 오른쪽에 원래 이미지에 각각의 원소를 곱해서 더해주는 박스를 커널이라고 정의하는데, 이 커널을 가우스 함수를 이용해서 구현하는 것이다.

$$G_{\sigma} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$

$$\sigma = 1$$

$$\frac{1}{sum} \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 0.0029 & 0.0133 & 0.0219 & 0.0133 & 0.0029 \\ \hline 0.0133 & 0.0596 & 0.0983 & 0.0596 & 0.0133 \\ \hline 0.0219 & 0.0983 & 0.1621 & 0.0983 & 0.0219 \\ \hline 0.0133 & 0.0596 & 0.0983 & 0.0596 & 0.0133 \\ \hline 0.0029 & 0.0133 & 0.0219 & 0.0133 & 0.0029 \\ \hline \end{array}$$

이렇게. 이 박스가 가우스 필터 용 커널 박스가 된다.

가우스 함수로 커널의 크기를 크게 키우거나 줄일 수 있으며, 커널의 크기가 충분히 클 때 행렬을 나눠서 곱셈해서 계산하는 것과 통째로 곱셈해서 계산하는 것 중 어느것이 더 빠른 가를 실습하는 것이다. 이론상으로는 나눠서 연산하면 $2n$ 개고 통째로 연산하면 n^2 이라 n 이 충분히 크다면 나눠서 하는게 더 빨라야 한다.

이유(구현 방법)

```
def my_getKernel(shape, sigma):  
    """  
    :param shape: 생성하고자 하는 gaussian kernel의 shape입니다. (5,5) (1,5) 형태로 입력받습니다.  
    :param sigma: Gaussian 분포에 사용될 표준편차입니다. shape가 커지면 sigma도 커지는게 좋습니다.  
    :return: shape 형태의 Gaussian kernel  
    """  
    #Gaussian kernel 생성 코드를 작성해주세요.  
    # gaus는 numpy 행렬인듯.  
    gaus = np.ones((shape[0], shape[1]))  
    middleX = shape[0]//2  
    middleY = shape[1]//2  
    # print(middleX, middleY)  
    for i in range(shape[0]):  
        for j in range(shape[1]):  
            # gaus[i][j] = (i-middleX)+(j-middleY)  
            # gaus[i][j] = np.exp(-1 * (np.square(i)+ np.square(j)) / (2 * np.square(sigma)))  
            gaus[i][j] = np.exp(-1 * (np.square(i-middleX) + np.square(j-middleY)) / (2 * np.square(sigma)))  
            # gaus[i][j] = np.exp(-1*((i-middleX)^2+(j-middleY)^2)/(2*sigma^2))  
    # print (gaus)  
    return gaus
```

가우스 필터용 커널을 어떻게 했나 보자. 그냥 가우스 함수의 x,y 변수 부분이 index로 교체되었다고 보면 된다. 문제는 커널 같은 경우 정 중앙의 x,y값이 0,0 이 되어야 하지만 그냥 index 자체를 그대로 x,y로 대입하면 맨 왼쪽 위가 x,y가 0,0이 될 것이다. 이를 방지하기 위하여 커널 크기의 중간값을 구해 정 중앙의 index 의 x,y 가 0,0이 오도록 만들었다.

```

def gaus_filtering(img, kernel, boundary = 0):
    """
    :param img: Gaussian filtering을 적용 할 이미지
    :param kernel: 이미지에 적용 할 Gaussian Kernel
    :param boundary: 경계 처리에 대한 parameter (0 : zero-padding, default, 1: repetition, 2:mirroring)
    :return: 입력된 Kernel로 gaussian filtering된 이미지.
    """
    row, col = len(img), len(img[0])
    ksizeY, ksizeX = kernel.shape[0], kernel.shape[1]
    pad_image = my_padding(img, (ksizeY, ksizeX), boundary) # 경계가 padding된 이미지 생성.
    filtered_img = np.zeros((row, col), dtype = np.float32)
    # print(pad_image)
    # print("pad_image.shape[0] " + str(pad_image.shape[0]))
    # print("pad_image.shape[1] " + str(pad_image.shape[1]))
    # print(ksizeY, ksizeX)
    # # print(filtered_img)
    # print(row, col)
    # print(filtered_img.shape[0], filtered_img.shape[1])
    # print(filtered_img[2999][3999])
    # print(kernel.sum())
    # print(part.shape[0], part.shape[1])
    # print(pad_image[500-ksizeY//2:500+ksizeY//2][700-ksizeX//2:700+ksizeX//2])
    print(kernel.shape[0], kernel.shape[1])
    for i in range(row):
        # print(i)
        for j in range(col):
            #filtering 부분을 작성해주세요.
            # filtered_img[i][j] = pad_image[i-ksizeY//2:i+ksizeY//2, j-ksizeX//2:j+ksizeX//2] * kernel
            # filtered_img[i][j] = pad_image[i-ksizeY//2:i+ksizeY//2, j-ksizeX//2:j+ksizeX//2] * kernel
            # temp = pad_image[i:i + ksizeY, j:j + ksizeX]
            # temp2 = temp * (kernel / kernel.sum())
            # filtered_img[i][j] = np.round(temp2.sum())
            filtered_img[i][j] = np.round(((pad_image[i:i + ksizeY, j:j + ksizeX]) * (kernel / kernel.sum()))).sum())
            # filtered_img[i][j] = pad_image[i:i+ksizeY, j:j+ksizeX] * kernel

```

가우스 함수 필터 정의 부분을 보면 일단 원본 이미지에 padding을 넣어 준 pad_image를 가우스 함수를 이용해 만든 커널 행렬과 연산해준다. 왜 padding을 해야 하나면 만약 원본 이미지를 그대로 가져와서 index가 (0,0) 인 부분을 필터한다고 하자. 근데 만약 커널 크기가 51이면 index가 (-25,-25)~(25,25) 만큼이 필요하고 원본에선 - index가 없기 때문에 오류가 날 게 뻔하다. 그러므로 여유분의 공간을 만든 것이다.

여유분의 pad_image와 kernel과의 연산이 끝나면 단 하나의 숫자만 남을 것이다. 이 값을 내보내려는 이미지의 index값에 넣는다. 이 것을 for문을 통해 원래 이미지의 크기만큼 반복한다.

그래서 나온 결과물을 보면



왼쪽이 1d로 한거고 오른쪽이 2d로 한 거다. 결과물은 똑같다.

```
C:\pythonenv\Scripts\python.exe E:/PycharmProjects/ComputerGraphics/my_filtering.py
1 101
101 1
57.6491271
101 101
89.3441306
```

커널 크기를 (101,101) 로 했을 때 걸린 시간은 1d로 나눠서 한 것이 2d로 한 거보다 더 적다. 이는 작은 이미지를 하든 큰 이미지를 하든 같았다.

하지만 커널 크기가 충분히 크지 않았을 때는 오히려 1d로 나눠서 한 것이 더 느렸다. 밑에가 그 결과 사진이다.

```
my_filtering x
C:\pythonenv\Scripts\python.exe E:/PycharmProjects/Compute
136.3912597
153.006395000000003
Process finished with exit code 0
```

커널 크기를 (51,51)로 하고 조금 더 뚜렷한 비교를 위해 위에서 했던 이미지보다 좀 더 큰걸로 계산한 결과다. 136.391... 이 2d로 계산했을 때고 153.006... 이 1d로 두 번 나눠서 계산했을 때의 결과다.

그래서 커널 크기가 충분히 클 경우 1d로 나눠서 두 번 계산하는 것이 더 빠르다. 이는 $2n$ 과 n^2 과의 차이에서도 나오는 현상이다. n 이 작을 경우 n^2 이 더 작지만 n 이 커질 경우 $2n$ 이 더 작아지는 것이 그 이유일 것이다.

느낀 점

어려어려어려어려워라.

과제 난이도

어렵다.