

Point Processing 구현

컴퓨터공학부

201911228 홍지우

1. 코드 분석

A. Histogram Equalization을 이용한 대비개선

```
import cv2
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
```

opencv, numpy 라이브러리를 사용하여 이미지 처리를 하였으며, matplotlib를 이용하여 히스토그램을 그렸습니다.

```
src = cv2.imread('HW1-1 Fig0316(1)(top_left).jpg', cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
height, width = src.shape[0], src.shape[1]
```

예시가 모두 grey 이미지이므로, imread의 flag를 cv2.IMREAD_GRAYSCALE으로 주었습니다. 가져온 이미지의 크기를 변수에 할당했습니다.

```
histogram = np.zeros(256)
lookUpTable = np.zeros(256)

for i in range(height):
    for j in range(width):
        histogram[src[i][j]] += 1
```

이미지 정보를 이용하여 2D를 1D로 변경하는 계산을 합니다.

```
sum = 0.0
scale_factor = 255.0/(height * width)

for i in range(256):
    sum += histogram[i]
    lookUpTable[i] = round( sum * scale_factor )
```

누적 히스토그램을 계산하고, scale_factor를 곱한 값에 반올림하여 look-up-table을 생성합니다.

```

for i in range(height):
    for j in range(width):
        src[i][j] = lookUpTable[src[i][j]]

plt.hist(src.flatten(),256,[0,256], color = 'b')
plt.xlim([0,256])
plt.show()

cv2.imshow("src",src)
cv2.waitKey()
cv2.destroyAllWindows()

```

생성된 look-up-table을 토대로 기존의 이미지 값을 변경합니다. 변경된 이미지와 히스토그램을 출력하고 종료합니다.

B. Basic Gray-level Transformation – Negative

import와 이미지를 가져오는 방식, 변경된 이미지와 히스토그램을 출력하는 방식은 Histogram Equalization 와 동일합니다.

```

for i in range(height):
    for j in range(width):
        src[i][j] = 255. - src[i][j]

```

Max 값인 255.에서 기존 값을 빼서 원본 이미지와 대비되는 것을 볼 수 있습니다.

C. Basic Gray-level Transformation - Power law transformation

import와 이미지를 가져오는 방식, 변경된 이미지와 히스토그램을 출력하는 방식은 Histogram Equalization 와 동일합니다.

```

r = 0.5
for i in range(height):
    for j in range(width):
        src[i][j] = 255*(src[i][j]/255.)**r

```

$s = cr^r$ 에서 $c = 1$ 로 고정합니다. 이때 r 은 $[0, 1]$ 사이의 값 이므로, 255로 나누어 준 뒤 이를 감마 제곱합니다. 원래의 범위인 $[0, 255]$ 으로 되돌리기 위해 255.를 다시 곱해줍니다.

* 코드 분석 결과, Histogram Equalization > Power law transformation > Negative 순으로 비용이 많이 발생함을 볼 수 있었습니다.

2. 결과 분석

A. HW1-1 Fig0316(1)(top_left).jpg [밝은 이미지]

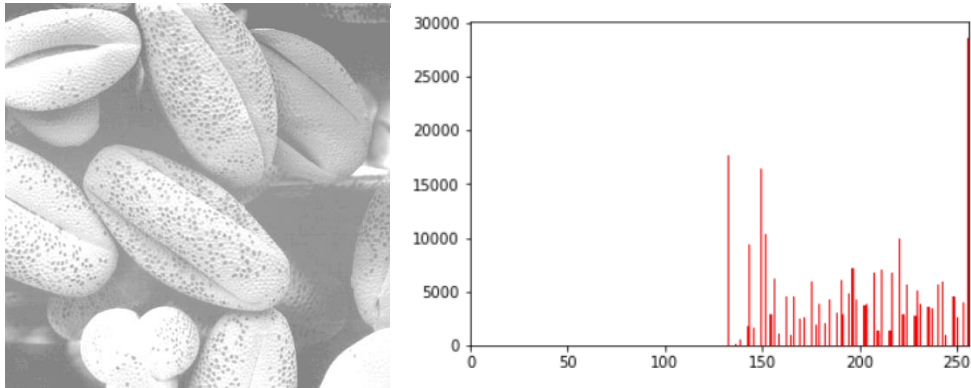


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

기존 이미지의 히스토그램은 오른쪽으로 치우쳐져 대체로 밝은 모습을 보이고 있습니다.

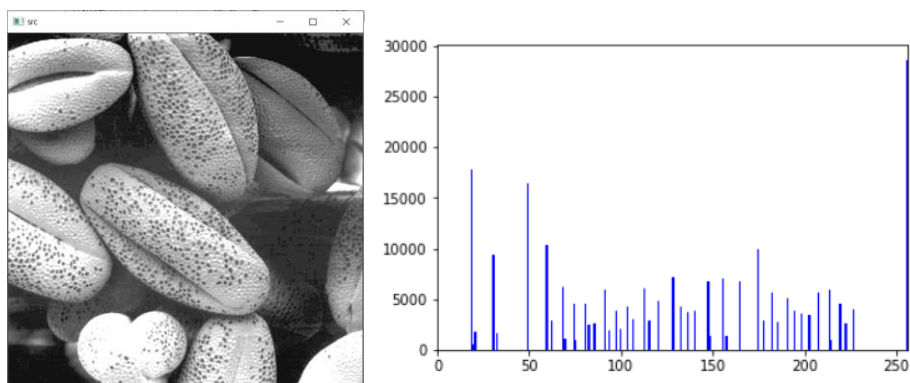


그림 2. Histogram Equalization

min 값이 대략 25, max 값이 255으로 대비가 커졌습니다. 대체적으로 넓은 분포를 보이고 있어 edge가 명확이 구분되어 보입니다. 다만 아주 밝은 부분에 대해서는 edge 구분이 정확하지 않습니다.

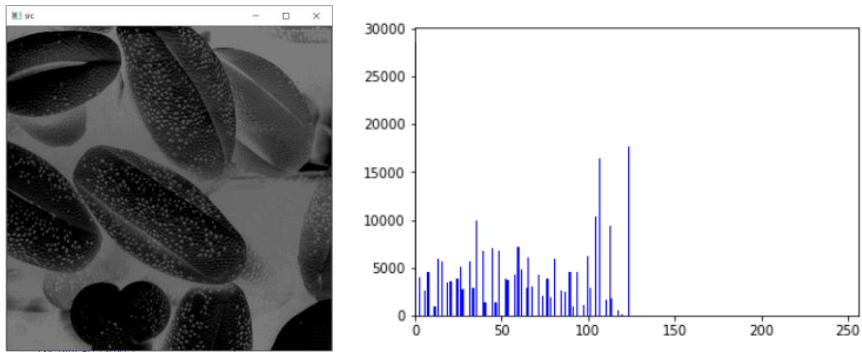


그림 3. Negative

원본 이미지와 정확히 반대되는 값을 갖습니다. 즉 밝은 이미지에서 어두운 이미지로 변경되었으며, background가 foreground보다 밝아졌습니다.

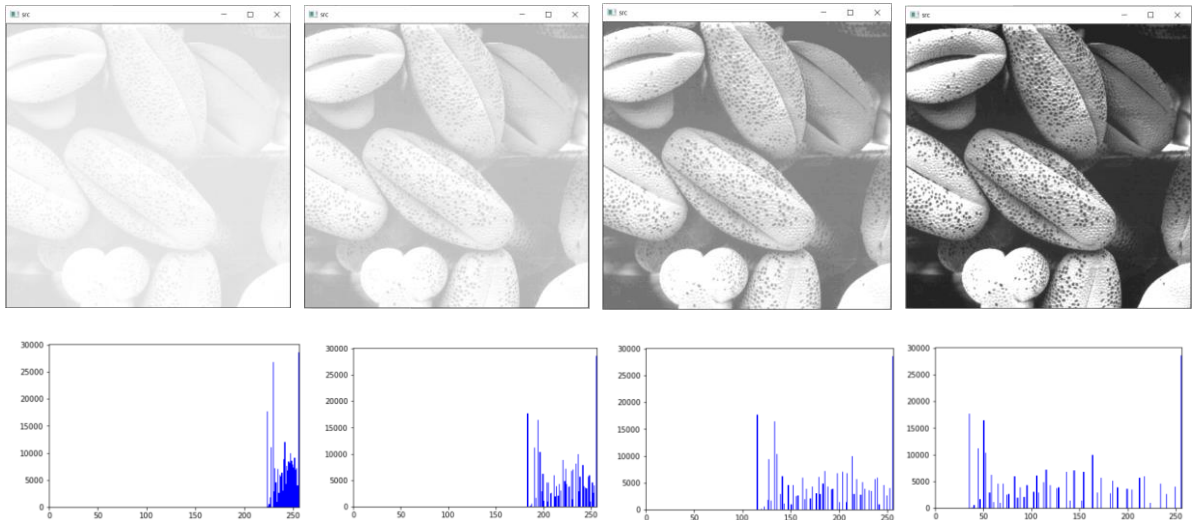


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

감마 값이 1보다 작은 경우, 원본 이미지보다 밝게 나타납니다. 이와 반대로 1보다 큰 경우 어둡게 나타납니다. 특히 감마가 3인 이미지의 히스토그램을 보면 Histogram Equalization과 비슷한 양상을 보입니다. 더 큰 값을 주게 된다면 대비가 더 향상될 것으로 보입니다.

B. HW1-1 Fig0316(2)(2nd_from_top).jpg [가우시안 분포형]

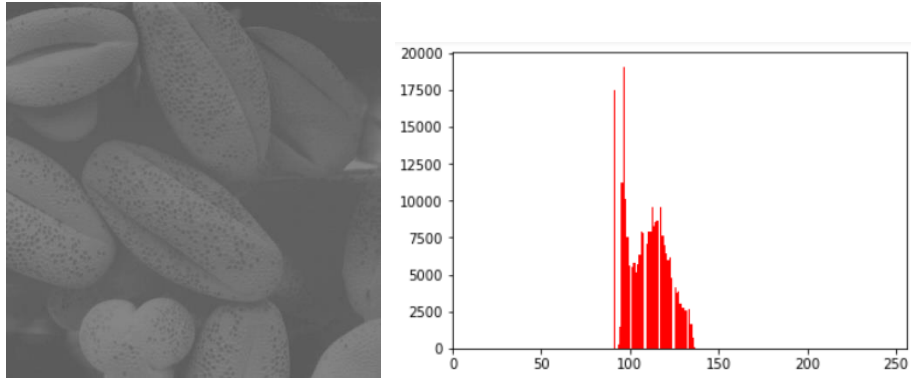


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

원본 이미지의 히스토그램은 가운데에 모여 있는, 즉 가우스 함수의 형태입니다. 대비가 뚜렷하지 않아 흐릿한 모습을 보입니다.

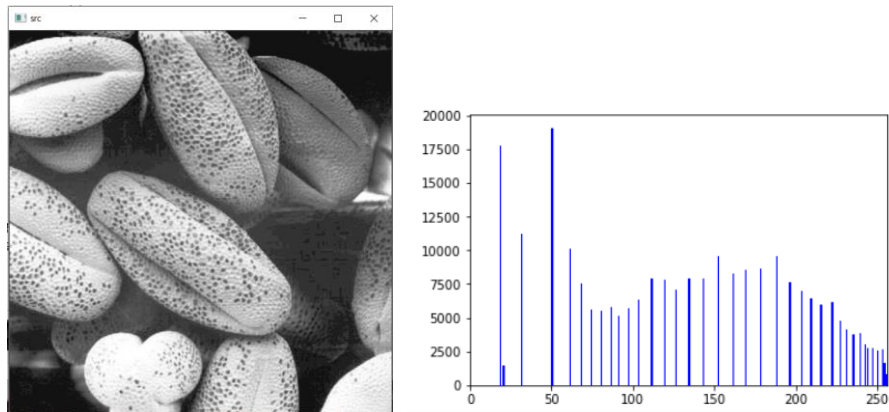


그림 2. Histogram Equalization

min 값과 max 값의 차이가 커졌으며, 대체적으로 넓은 분포를 보이고 있습니다. edge가 명확히 구분되어 보입니다.

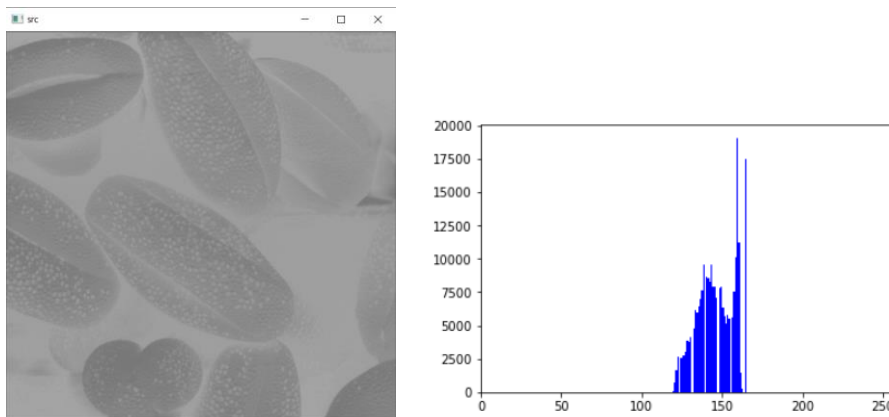


그림 3. Negative

원본 이미지와 정확히 반대되는 값을 갖습니다. 여전히 이미지가 뿌옇기 때문에 edge 구분이 명확하지 않습니다.

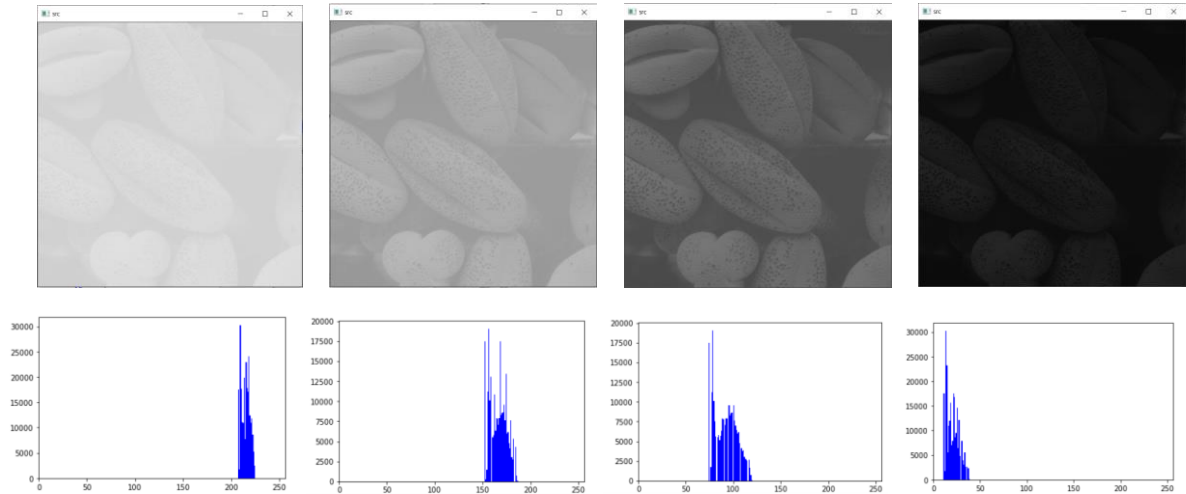


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

원본 이미지가 탁한 느낌이기 때문에 감마 값을 변화하여도 여전히 탁한 느낌입니다. 대체로 가우시안 그래프 형태가 유지되어 대비 향상은 보이지 않습니다. 값이 존재하지 않는 부분에 대해서는 개선되지 않습니다.

C. HW1-1 Fig0316(3)(third_from_top).jpg [대비가 선명한 이미지]

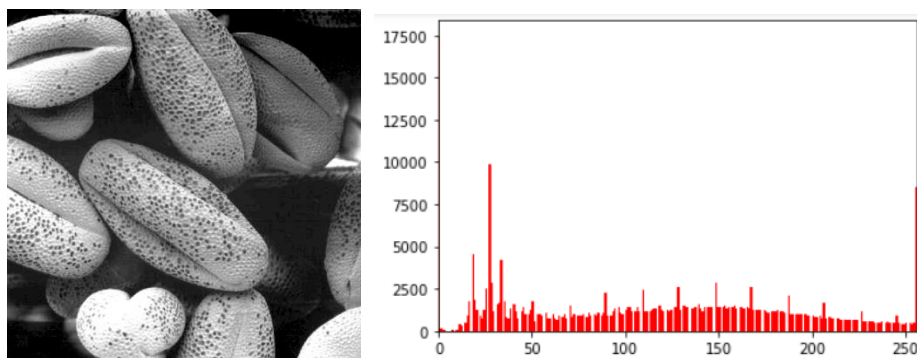


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

원본 이미지의 히스토그램은 대비가 뚜렷하고, 값들의 분포가 고르기 때문에 이상적인 이미지라고 볼 수 있습니다. 하지만 0 ~ 50 사이의 값이 작기 때문에 아주 어두운 부분에 대해서는 대비가 뚜렷하지 않습니다.

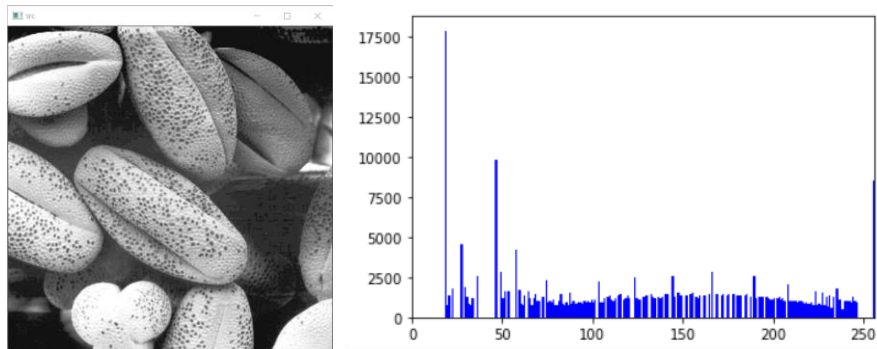


그림 2. Histogram Equalization

어두운 부분의 값이 커져 원본 이미지보다 어두운 부분에서 edge가 구분되어 보입니다.

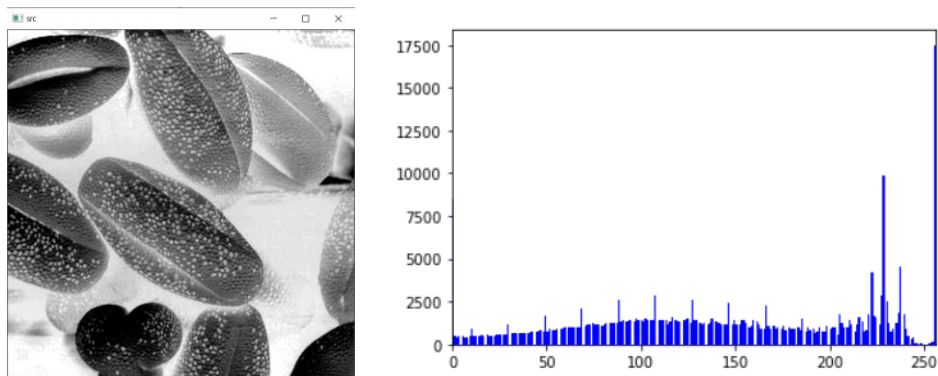


그림 3. Negative

원본 이미지와 정확히 반대되는 값을 갖습니다. 어두운 부분의 값이 밝은 부분으로 변하면서 값의 크기가 커지므로, 원본 이미지에서는 보이지 않았던 어두운 부분에 점들이 선명히 보입니다.

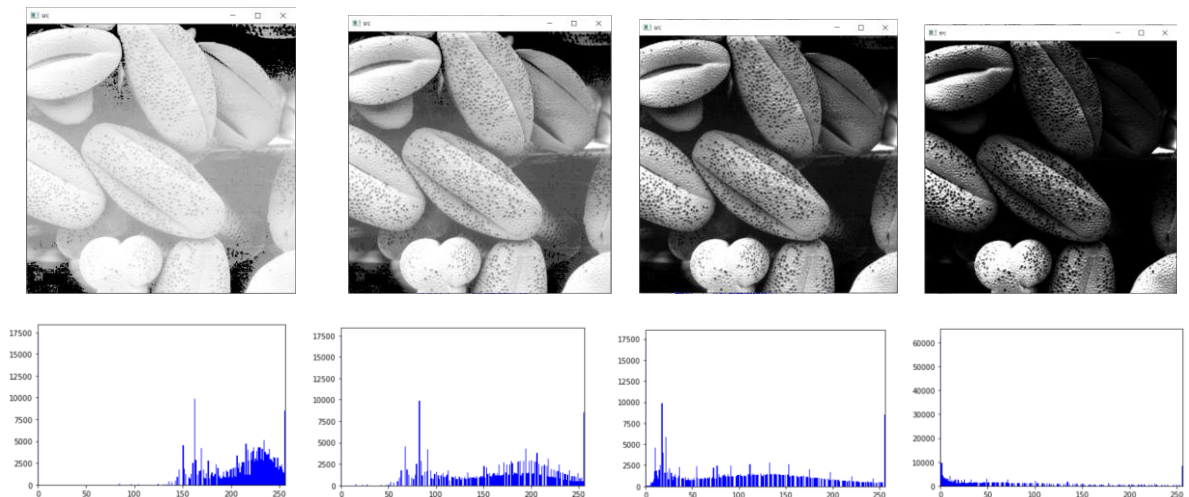


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

감마 값이 1보다 작은 경우, 어두운 부분의 대비가 커지기 때문에 원본 이미지에서는 볼 수 없었던 점들을 볼 수 있습니다. 반대로 감마가 1보다 커질 경우, 오히려 오른쪽 상단 부분의 edge가 사라졌습니다.

D. HW1-1 Fig0316(4)(bottom_left).jpg [어두운 이미지, 왼쪽으로 치우쳐진 가우시안]

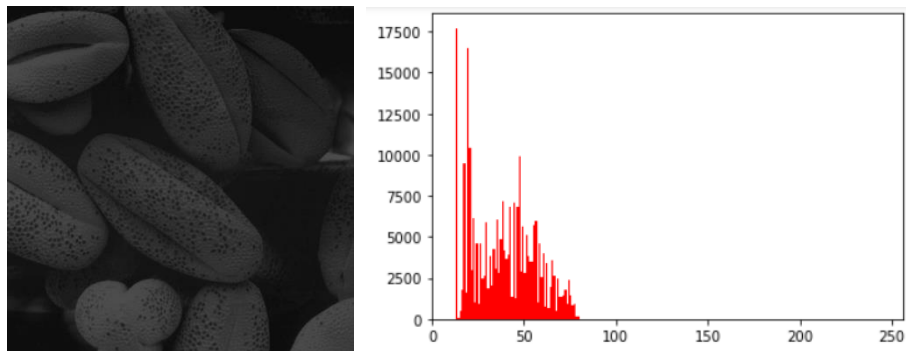


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

원본 이미지의 히스토그램은 왼쪽으로 값들이 치우쳐져 있어 어두운 형태로 보입니다. 밝은 부분과 어두운 부분 모두 대비가 뚜렷하지 않습니다. 왼쪽으로 치우쳐진 가우시안 분포로 보입니다.

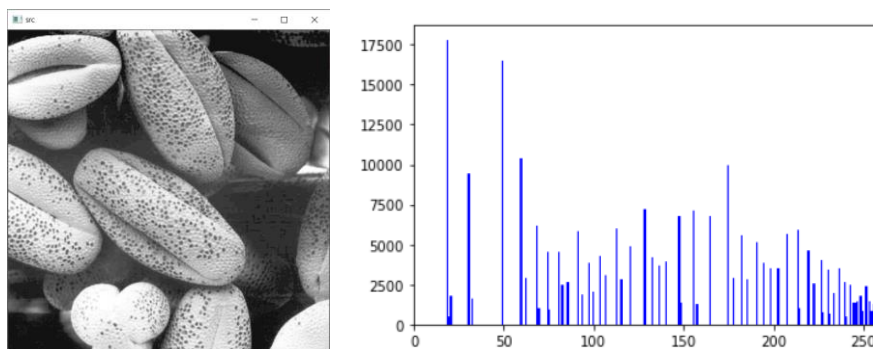


그림 2. Histogram Equalization

밝은 부분의 값이 늘어나고, 대비가 커져 원본 이미지보다 edge가 구분되어 보입니다.

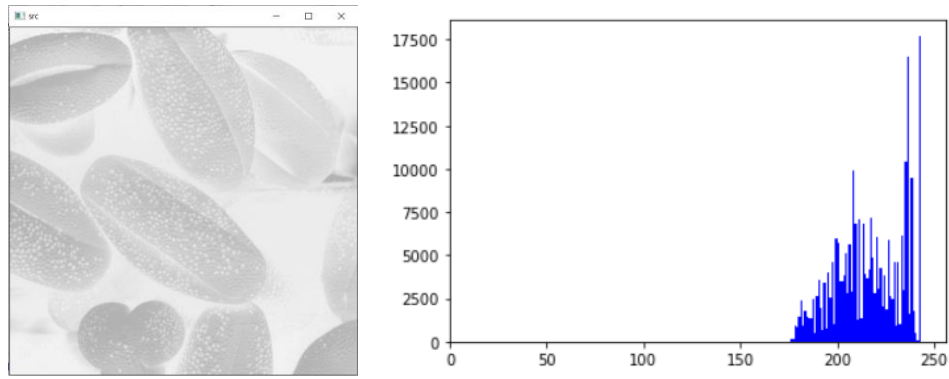


그림 3. Negative

원본 이미지와 정확히 반대되는 값을 갖습니다. 여전히 값들이 한쪽으로 치우쳐져 있으므로 대비가 크지 않습니다.

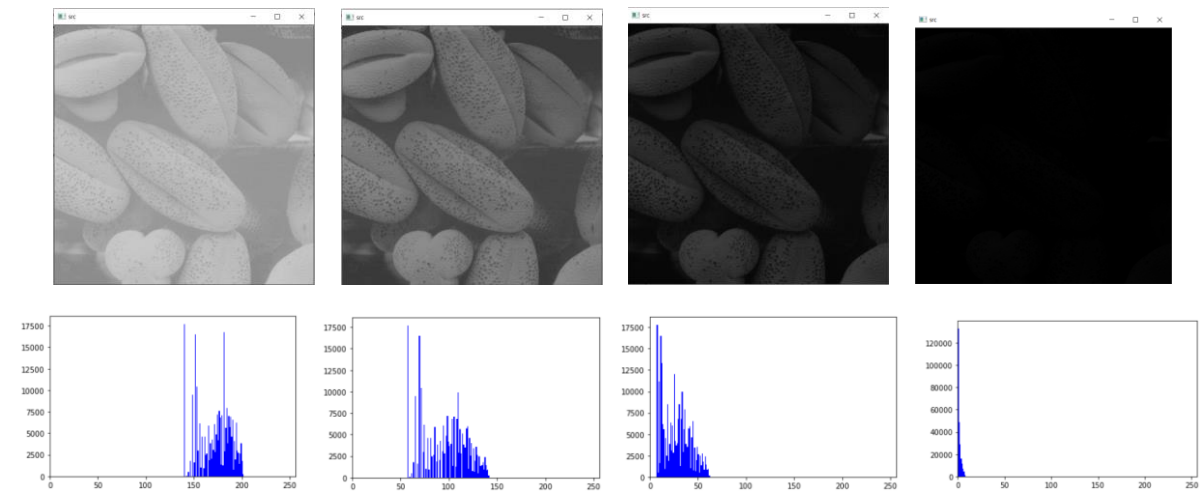


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

원본 이미지가 워낙 어두웠기 때문에 감마 값이 1보다 큰 경우, 형태를 거의 알아볼 수 없습니다. 특히 감마가 0.5인 경우 원본 히스토그램보다 대비가 크고, 가우시안 형태를 보이기 때문에 Histogram Equalization을 한 번 더 수행하면 더 뚜렷한 이미지를 얻을 것으로 보입니다.

E. HW1-2 Fig0308(a)(fractured_spine) .tif [엄청 어두운 이미지, 값은 고르게 분포]

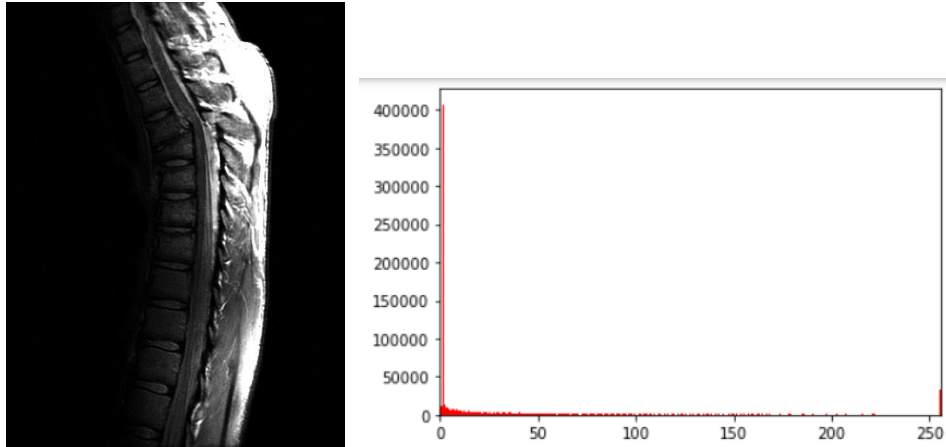


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

아주 어두운 값의 크기가 매우 커서 대비가 분명하지 않습니다. 나머지 값들은 작지만 고르게 분포하고 있습니다.

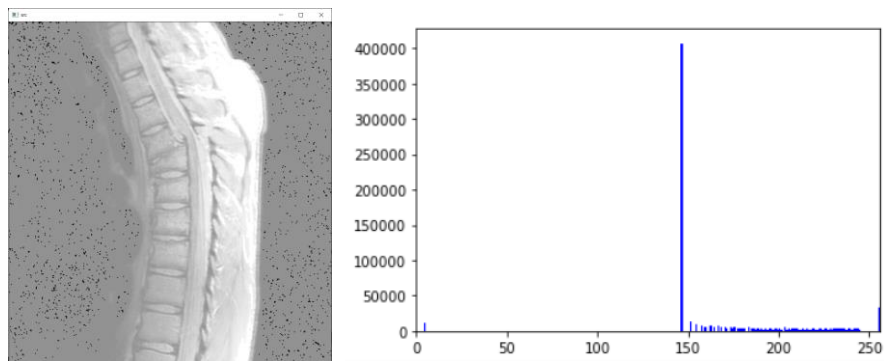


그림 2. Histogram Equalization

밝은 부분의 값이 늘어나서 어두운 부분의 보이지 않았던 선들의 형태가 보입니다. 하지만 어두운 부분이었던 곳에서 노이즈가 발생합니다.

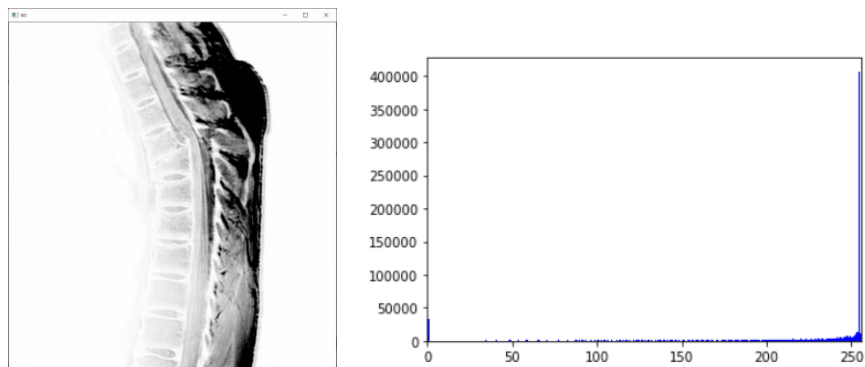


그림 3. Negative

원본 이미지와 정확히 반대되는 값을 갖습니다. 어두워서 보이지 않았던 부분이 명확히 보입니다. 어두웠던 부분에서 노이즈도 보이지 않습니다. 하지만, 너무 밝아져서 왼쪽 부분에 edge가 모호합니다.

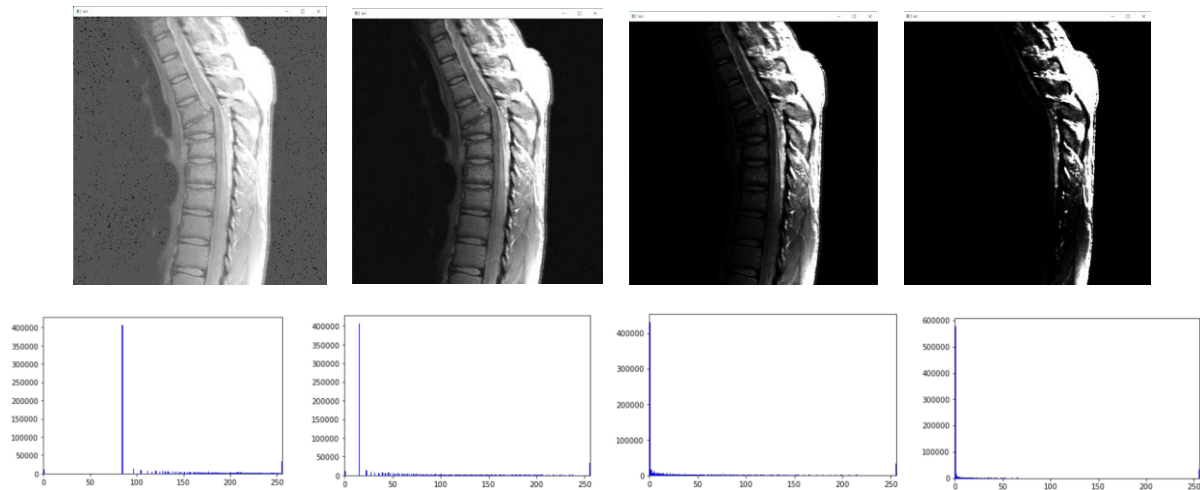


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

감마가 0.2일 때, 어두웠던 부분의 대비가 커지므로 edge가 선명히 보입니다. 특정 부분의 대비만 크게 하고 싶은 경우 이 방법이 가장 잘 맞는 것 같습니다.

F. HW1-2 Fig0525(b)(aerial_view_turb_c_Opt0025) .tif [크기가 큰 가우시안 분포]

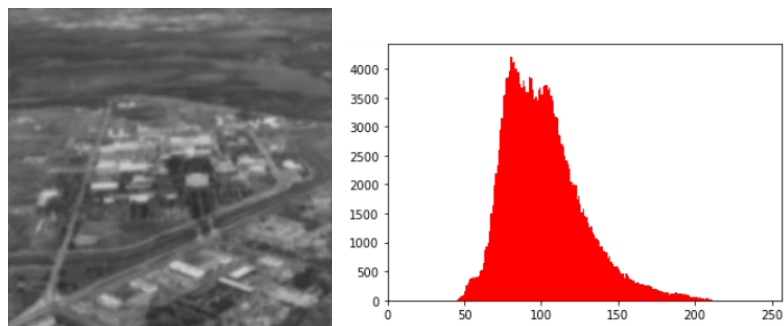


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

히스토그램의 값이 가우시안 분포 형태를 보입니다. 어두운 쪽의 값이 많습니다.

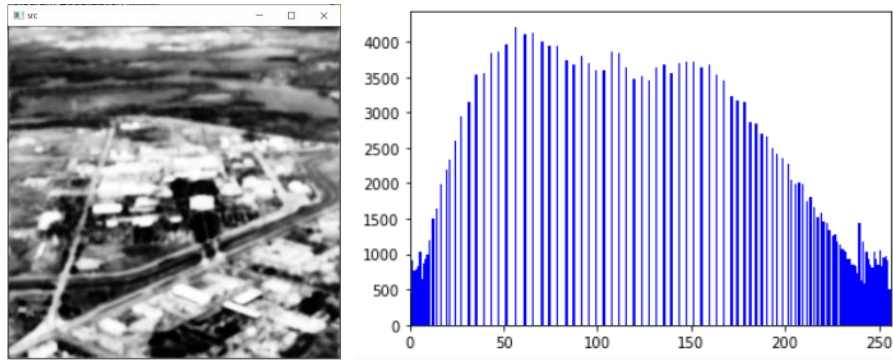


그림 2. Histogram Equalization

중앙 부분에 모여 있던 값들이 대비가 크게 유지되도록 변경되었습니다. 구름 부분과 도로의 edge가 선명하게 보입니다.

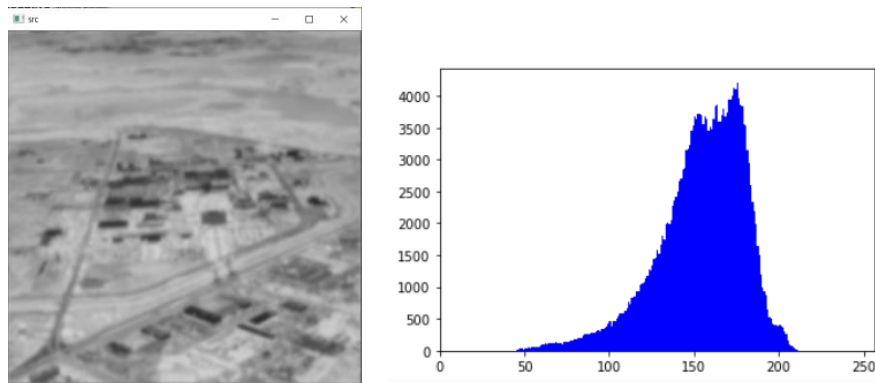


그림 3. Negative

대체적으로 밝아졌습니다. 명확히 보이지 않았던 건물들의 옥상의 edge가 선명합니다. 그러나 구름의 경계선은 잘 보이지 않습니다.

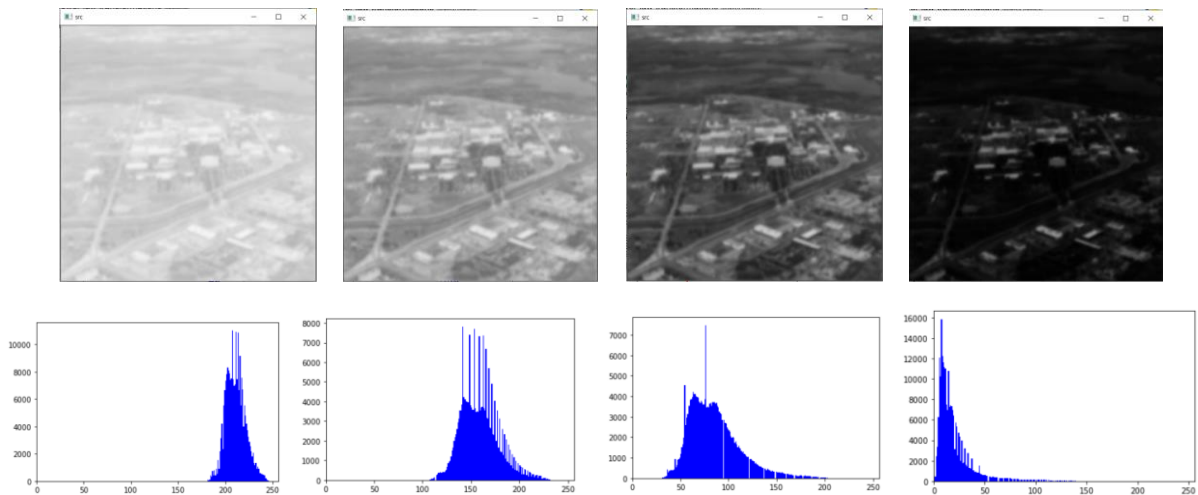


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

애초 원본 이미지에 어두운 부분에 대한 값이 없으므로, 감마가 0.2일 때 증가할 값이 없어서 어두운 부분에 대한 대비가 증가하지 않습니다. 감마가 3일 때도 마찬가지로, 원래의 밝은 값이 없기 때문에 개선되지 않습니다.

G. HW1-2 Fig0525(c)(aerial_view_turb_c_Opt001).tif

- F 그림과 유사하지만, 좀 더 선명한 결과가 나와 설명은 생략하겠습니다.

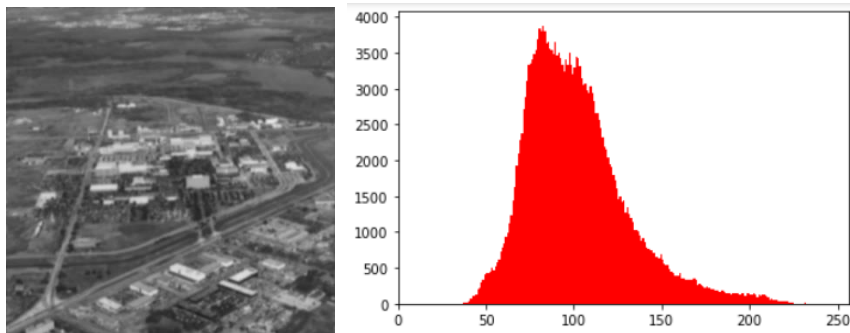


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

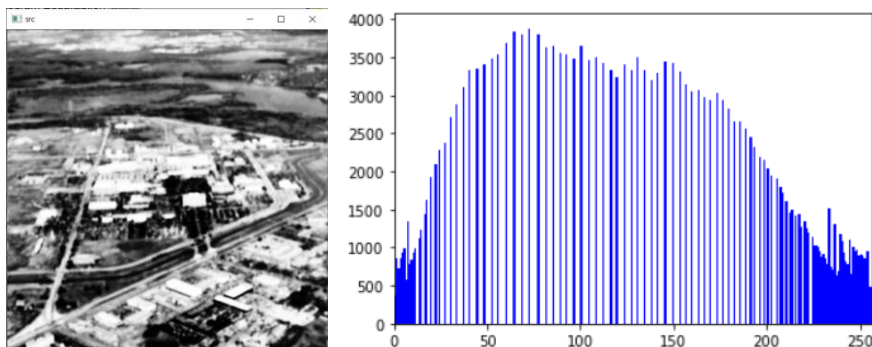


그림 2. Histogram Equalization

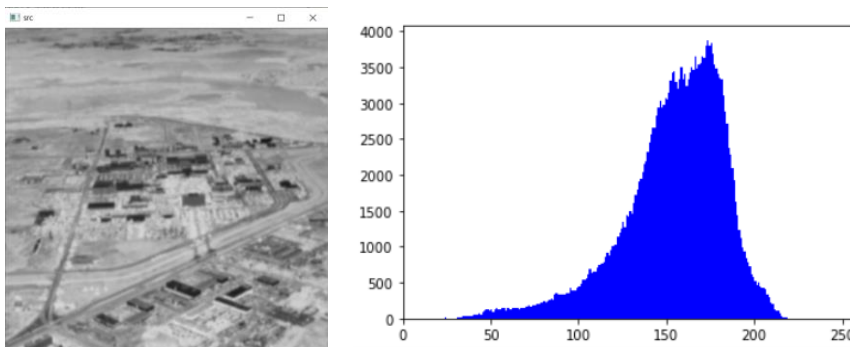


그림 3. Negative

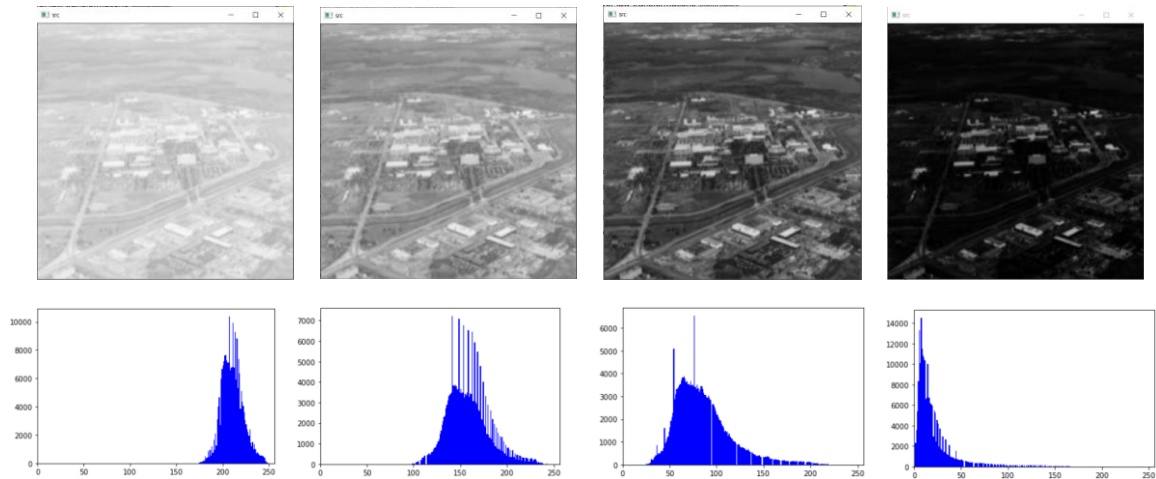


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

H. HW1-2 Fig0309(a)(washed_out_aerial_image).tif

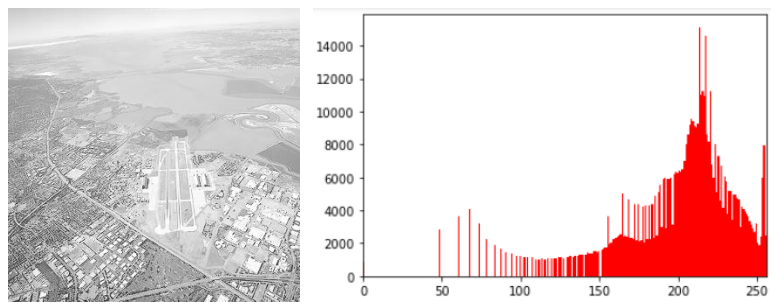


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

밝은 이미지입니다. 가장 어두운 쪽에는 값이 존재하지 않습니다.

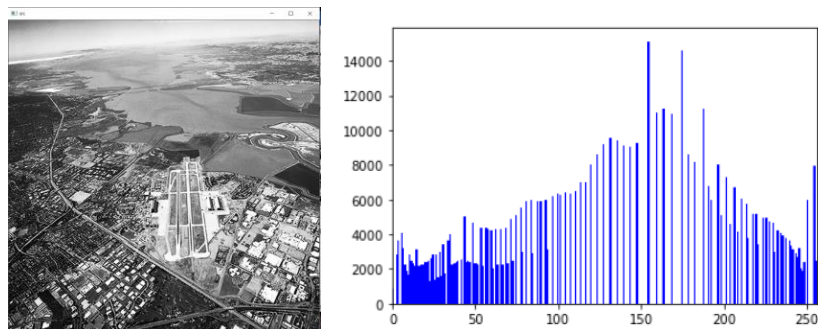


그림 2. Histogram Equalization

0 ~ 50 사이에 없었던 값이 생겨나 대비가 더 커졌습니다. 중앙부의 값을 적절히 배치하여 전체적으로 이미지가 선명하게 보이며, 경계선이 명확합니다.

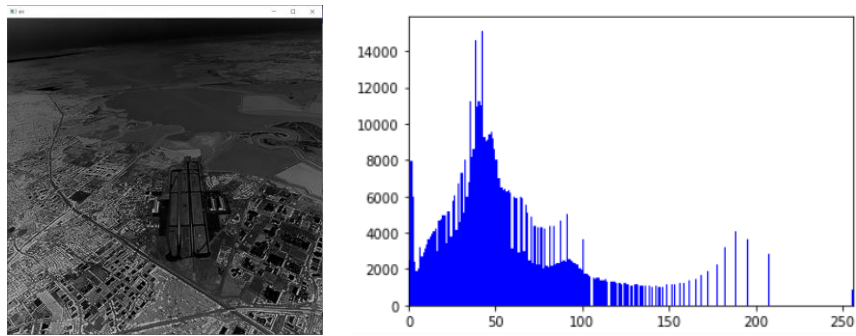


그림 3. Negative

밝았던 부분의 값이 사라져 강과 하늘의 edge가 사라졌습니다. 전체적으로 너무 어두워졌습니다.

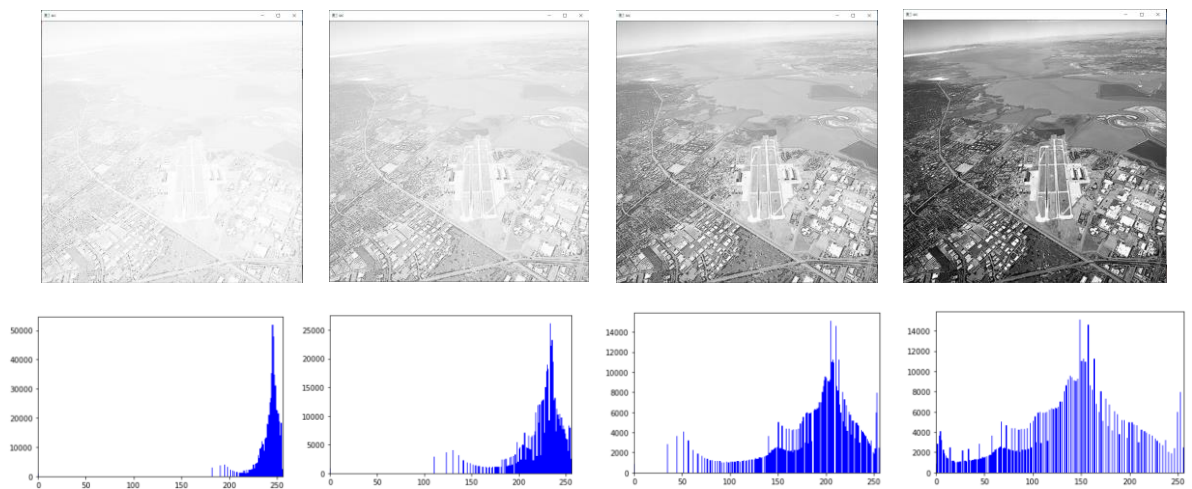


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

감마의 값이 커질수록 밝은 부분의 대비가 커지므로, 원본 이미지보다 edge가 선명하게 보입니다.

I. 3. Negative test.tif [밝음과 어두움이 명확한 이미지]

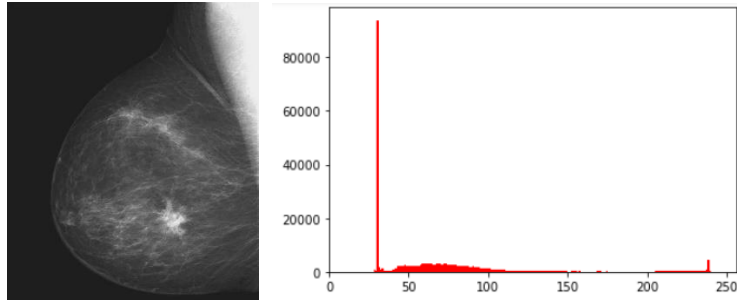


그림 1. 원본 이미지 및 히스토그램

어두운 부분으로 주로 구성되어 있으며, 밝은 부분이 foreground로 주어진 이미지입니다.

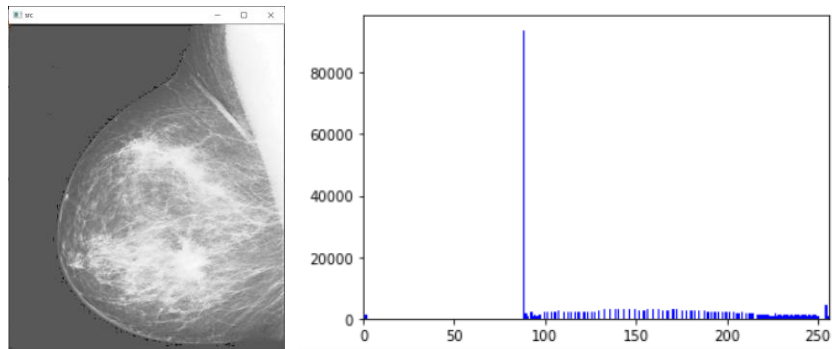


그림 2. Histogram Equalization

0 ~ 50 사이의 값을 50 ~ 100 사이의 값으로 올려서 대비를 낮추었습니다. 오히려 HE가 대비를 낮추는 모습을 볼 수 있었습니다. 질병으로 판단되는 부분의 범위가 넓어져 오진을 유발할 수 있습니다.

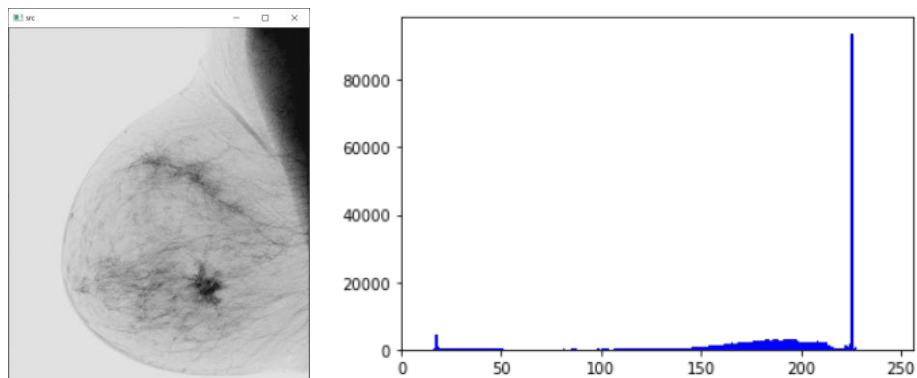


그림 3. Negative

background와 foreground의 색을 반전시켜 질병으로 추정되는 부분을 눈이 인식하기 편하도록 이미지가 변경되었습니다.

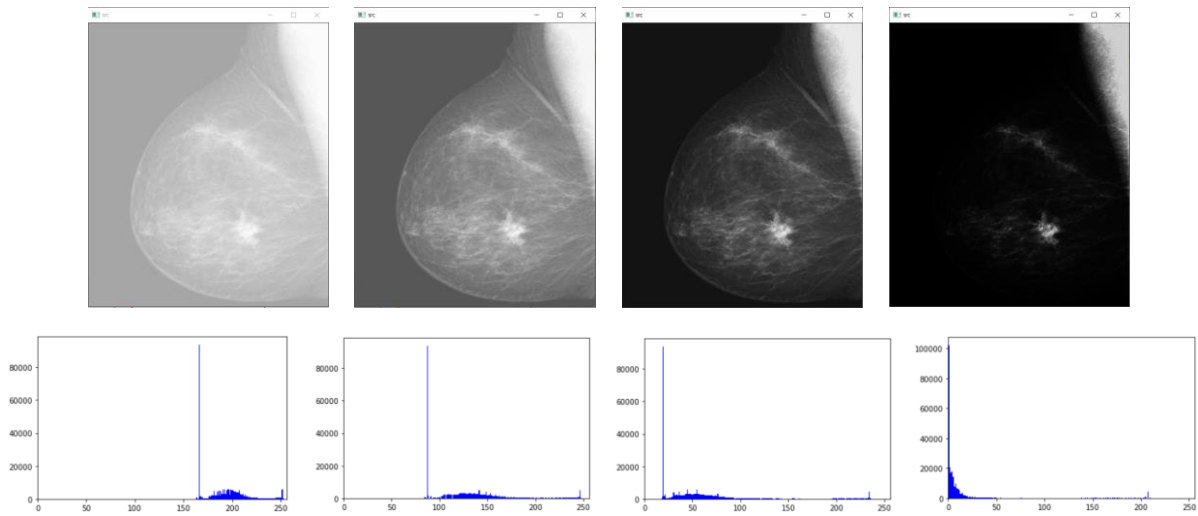
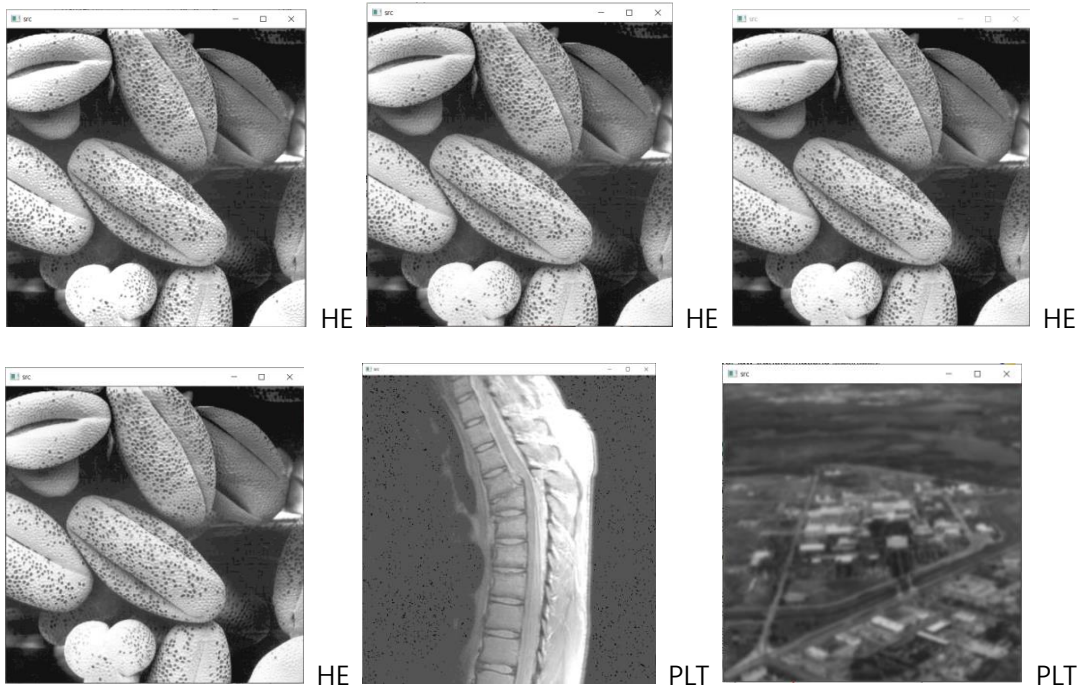


그림 4. Power law transformation (gamma : 0.2 / 0.5 / 1.2 / 3)

가장 많은 값을 차지하는 부분의 값은 거의 변하지 않고, 0 ~ 255 사이에서 위치가 이동되는 것 뿐 이기 때문에, 이미지가 선명해지지 않습니다.

3. 정리

다음은 9개의 이미지 중 가장 많이 대비가 개선된 것들입니다.

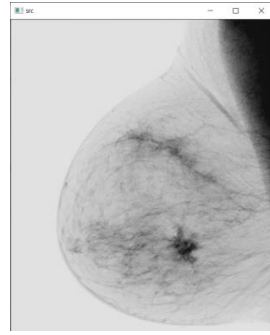




PLT



HE



N

Histogram-Equalization을 사용한 경우, 대부분의 이미지는 잘 개선되었습니다. 그러나 가우시안 분포 형태이거나, 어둠과 밝음의 값 차이가 명확한 경우에는 Power-law-transformation 또는 Negative를 사용한 경우에서 더 대비가 향상된 이미지를 얻을 수 있었습니다. 따라서 목적이 명확하거나 정해진 히스토그램 형태가 존재한다면, HE보다 성능 비용이 저렴한 방식을 선택하는 것이 좋습니다. 그 이외에 히스토그램이 매번 달라지는 이미지를 처리해야 한다면, 대체적으로 잘 개선시키는 HE를 사용하는 것이 낫다는 결론을 도출했습니다.