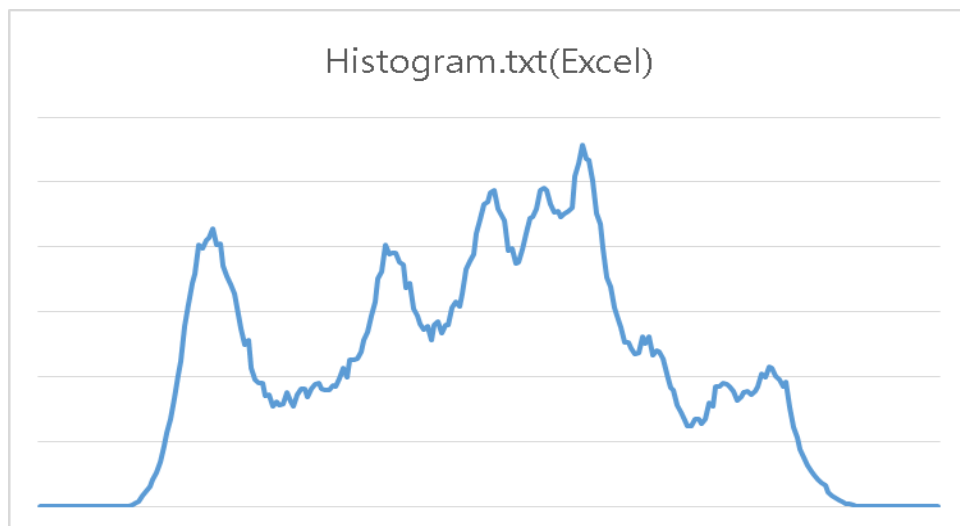


1. Using the BMP image “Lena.bmp” of 8 bit gray-scale, carry out the following Histogram-based image processing:

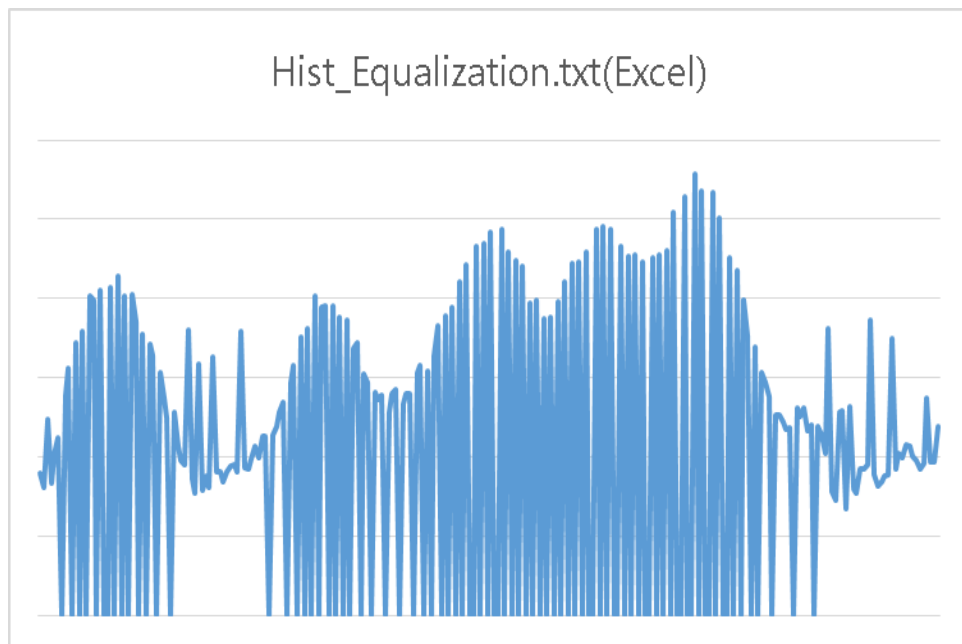
(a) Plot the histogram.

lena\_bmp\_512x512\_new.bmp



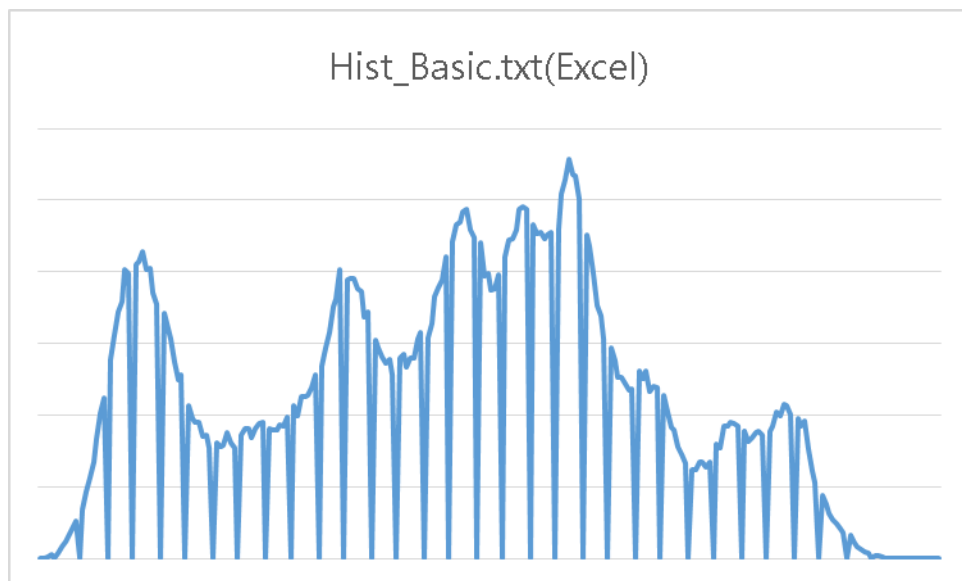
(b) Perform Histogram Equalization and then plot the histogram.

Lena\_Hist\_Equalization.bmp



- (c) Perform Basic Contrast Stretching and then plot the histogram.  
Discuss any difference when compared to the result of (b).

Lena\_Hist\_Basic.bmp

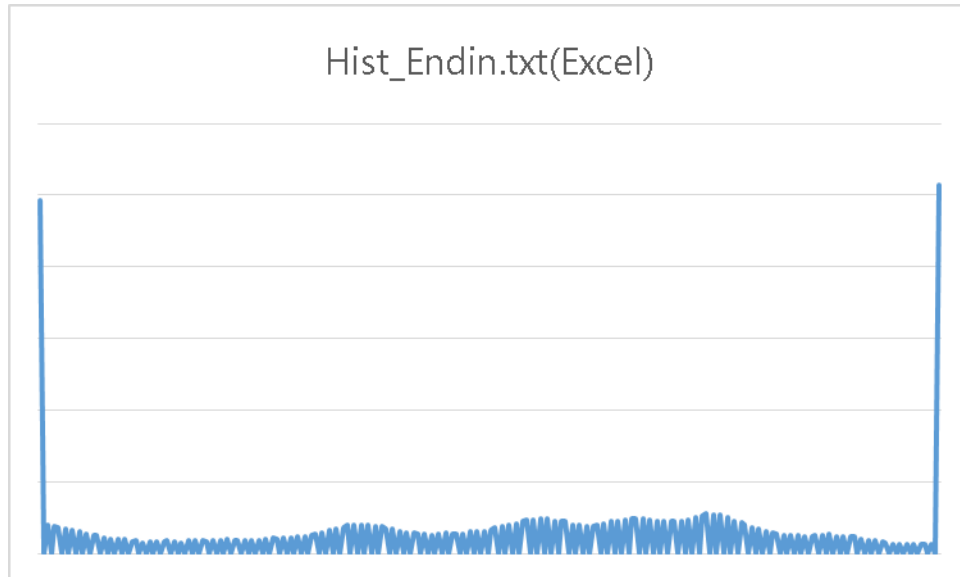


기본 명암 대비 stretching은 픽셀값이 특정구역에 몰리는 경우(특히 중앙)에 스트레칭은 통해서 모든 범위의 픽셀값을 갖도록 확장하기 때문에 원본에서 명암 대비가 뚜렷해지는 효과가 있고, equalization은 테이블에 의해서 픽셀값은 바뀌지만 빈도수에 변화가 없고 밝은 값은 많이 밝아지고 어두운 값은 많이 어두워지는 효과가 있다.

- (d) Perform Ends-in Contrast Stretching with low-end value of 50 and high-end value of 190, and then plot the histogram. Discuss any

difference when compared to the result of (c).

Lena\_Hist\_EndIn.bmp

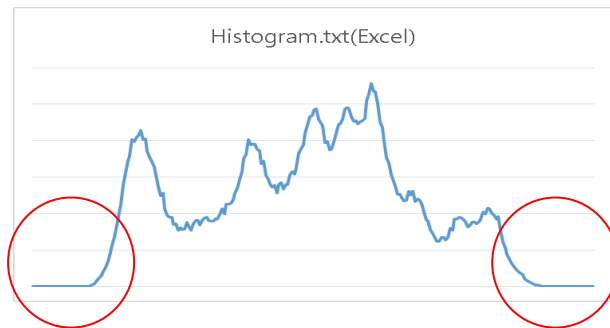


C와의 차이점은 이미지의 명암 대비가 증가했다는 것을 알 수 있다. 중간 값들의 빈도수는 줄어서 c보다 정확한 이미지는 아니다.

(e) From all the above results, discuss differences among Histogram

## Equalization, Basic Contrast Stretching, and Ends-in Contrast Stretching.

첫 번째는 기본 Lena 파일의 정보를 읽어와 히스토그램을 얻어내야 한다. 이전 과제에서는 메모리 할당을 써서 image의 정보를 읽었지만 이해가 부족하여 행렬을 사용하는 것으로 바꿨다. 변수 cnt는 해당하는 인덱스가 image[i][j]와 일치하면 누적 시키는 방법으로 값을 증가 시켰고 cnt[image[i][j]]는 히스토그램의 세로축(주기)의 의미를 이해하면서 쉽게 할 수 있었다. 파일 입출력을 통해 명암 값의 빈도수를 Histogram.txt. 파일로 저장하고 거기 숫자를 Excel에서 추천 그래프를 이용하여 그래프를 그렸다. Lena 영상은 히스토그램이 균일하게 분포하지만 양끝 부분에서 0이기 때문에 완전히 이상적이라 할 수 없다. 이 과정이 나머지 문제의 기본이 되는 것을 확인했다.



두 번째는 Histogram equalization을 통한 변화를 보는 문제이다. Equalization(평활화)은 궁극적으로 일정한 분포를 가지는 히스토그램을 생성해야 한다. 기존의 Lena 영상은 흰색, 검은색에 가까운 빈도수가 0으로 되어 있는데 이를 보완하기 위해 평활화를 이용하고 저장되어있는 Hist\_Equalization.txt에서도 확인할 수 있듯이 오른쪽 왼쪽이 기존 영상보다 균일하게 분포되어 있는 것을 볼 수 있다.

$$Nsum = \frac{\text{accumulated sum}}{\text{total pixels}} \times 255$$

위의 식으로 평활화를 구할 수 있다. Nsum은 소수 값을 생각해서 반올림 과정까지 추가해줬다. 이 Look-up table의 과정은 테이블을 통해서 연산이 되기 때문에 계산량이 크게 줄어든다. 강의 자료에서는 픽셀 각각의 연산 16번에서 테이블 인덱스 총 수 8번으로 절반만큼 줄어들게 되고, 실제 사용한 512\*512 영상은 모든 픽셀에 대해 연산을 해주면 264144번의 연산이 필요하지만 테이블을 거치게 되면 256번의 연산만 필요하고 복잡도를 크게 줄일 수 있다는 것을 알 수 있기 때문에 Look-up table이 유용하게 쓰인다. 뒤에 나오는 기존명암 stretching이나 endin도 마찬가지다.

세 번째는 기존 명암 대비 stretching에 관한 문제이다. 낮은 명암 대비를 가진 영상의 픽셀 값을 보다 넓은 범위로 확장하기 위한 과정이고 기본 명암 대비 stretching은 중앙에 명암 값이 치우칠 때 가장 잘 적용된다.

$$new\ pixel = \frac{old\ pixel - low}{high - low} \times 255$$

위의 식은 기존 명암 대비 stretching을 구하는 식이다.

Look-up table 과정을 거치게 되고 반올림 후 히스토그램을 그렸다. 기존의 영상은 히스토그램이 가운데에 몰려있었는데 stretching을 통해 중앙값 분포를 넓은 범위로 펼쳤고 그 때문에 명암 대비가 더 뚜렷해졌다.

네 번째는 End-in Search방식이다.

$$output(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x \leq low \\ 255 * \frac{x - low}{high - low} & \text{for } low \leq x \leq high \\ 255 & \text{for } x \geq high \end{cases}$$

위의 식이 End-in Search방식의 식이다. 이 방식은 특정 부분에 픽셀들이 치우치는 경우 임계 값을 설정해 그 안의 값이 스트레칭 과정이 이루어지게 하는 것이다. 극

단적인 값 0, 255들로 임계 값 이하, 이상을 설정해주기 때문에 끝에 peak가 뜨게 되는 걸 확인 할 수 있으며 기본 명암 대비 stretching보다 효과적임을 알 수 있다. 기본 명암도가 중앙에 밀집되면 효과가 좋지만 이 히스토그램은 중앙에 가우시안처럼 완전 밀집되어 있다기 보다는 양 끝을 제외하고는 조금 퍼져 있다고 보는게 맞기 때문에  $50 < x < 190$  구간 값을 설정해준 이 방식이 효과적이라고 생각한다.