

공학석사 학위논문

K-means 알고리즘을 이용한
영상의 명암도 대비 향상

Image Contrast Enhancement using K-means Algorithm

지도교수 조 석 제

2008년 2월

한국해양대학교 대학원

제 어 계 측 공 학 과 김 동 준

본 논문을 김동준의 공학석사 학위논문
으로 인준함

위원장 공학박사 김 종 화 (인)

위 원 공학박사 하 윤 수 (인)

위 원 공학박사 조 석 제 (인)

2007 년 1 월 3 일

한국해양대학교 대 학 원

목 차

1. 서 론	1
2. 명암도 대비 향상법	4
2.1 히스토그램 스트레칭법.....	4
2.2 히스토그램 균등화법	8
2.3 히스토그램 명세화법	11
3. K-means 알고리즘을 적용한 히스토그램의 군집화.....	13
4. K-means 알고리즘을 이용한 영상의 명암도 대비 향상.....	15
5. 실험 및 고찰.....	21
6. 결 론	36
참고 문헌	37

Image Contrast Enhancement using K-means Algorithm

Dong-Jun, Kim

*Dept. of Control & Instrumentation Engineering,
Graduate School, Korea Maritime University*

Abstract

Contrast enhancement has an important role in image processing applications. Conventional contrast enhancement techniques either often fail to produce satisfactory results for a broad variety of low-contrast images, cannot be automatically applied to different images. Because their parameters must be specified manually to produce a satisfactory result for a given image. So, this paper proposes a new contrast enhancement method based on the K-means algorithm. This method is to cluster the histogram components of a low-contrast image using K-means algorithm. And then these clustering histogram components are stretching and equalizing. From the experimental results, the proposed method was more effective than conventional contrast enhancement techniques.

제 1 장 서 론

영상 향상(image enhancement)은 영상의 시각적 효과를 증대하거나, 영상의 분석과 인식에 편리하도록 영상을 처리, 가공 또는 영상의 형태를 변화하는 것을 말한다[1]. 영상에서 필요한 정보를 얻기 위해선 영상의 시계(視界)가 분명해야하지만 X-ray 영상, 위성영상, 적외선 영상, 안개 영상 등은 그렇지 못하다. 이와 같은 영상들은 유용한 정보를 얻기 위해 영상이 선명하게 보이도록 하는 영상 처리 기법이 필요하다. 그래서 영상 선명화 기법으로 영상의 명암도 대비 향상(image contrast enhancement)이 많이 연구되고 있다[2][3].

영상의 명암도 대비를 향상하는 방법은 영상의 공간 영역에서 명암도를 처리하는 방법과 히스토그램을 이용하여 처리하는 방법이 있다. 히스토그램을 이용하여 처리하는 방법은 히스토그램 스트레칭법(Histogram stretching method), 히스토그램 균등화법(Histogram equalization method)과 히스토그램 명세화법(Histogram specification method)이 있다. 히스토그램 스트레칭법은 영상의 명암도 히스토그램에서 명암도가 좁게 분포할 경우 그 범위를 넓게 일정 간격으로 확장하는 방법이다. 그러나 이 방법은 시각에 잘 들어오지 않는 노이즈나 적은 양의 화소를 가진 명암도가 흩어져 있을 경우에는 명암도 범위를 넓게 확장할 수 없는 문제점이 있다. 히스토그램 균등화법은 영상의 명암도가 히스토그램에서 확률적으로 전 영역에 고르게 분포되도록 재분배하여 명암도 대비를 향상하는 방법이다. 이 방법은 명암도 범위가 좁으면서 화소 수가 집중되어 있을 경우 명암도의 간격을 넓혀 주고, 명암도 범위가 넓으면서 화소의 수가 적고 흩어져 있을 경우 명암도의 간격을 좁혀준다. 그러나 아주

좁은 명암도 범위 내에 너무 많은 화소가 집중되어 있을 경우에는 히스토그램이 고르게 분포되지 못하여 정보가 퇴색되는 문제점이 있다. 히스토그램 명세화법은 입력 영상의 히스토그램 특징을 분석하여 그 특징에 알맞은 변환함수를 생성해서 그 변환함수를 입력 영상에 적용하는 방법이다. 이 방법은 입력 영상에 따라 다양한 변환 함수를 생성함으로써 히스토그램 스트레칭법과 히스토그램 균등화법에서 나타난 문제점들을 보완해줄 수 있는 기법이다. 그러나 이 방법은 입력 영상에 대한 정보를 알고 있어야 하고 변환함수가 자동적으로 생성되는 것이 아니기 때문에 입력 영상에 따라 변환함수를 인위적으로 만들어 줘야하는 문제점이 있다.

본 논문에서는 기존의 영상 향상법이 갖고 있는 명암도 확장 문제, 명암도의 균일한 분포 문제, 입력 영상을 분석해서 변환함수를 만들어야 하는 문제 등을 해결하기 위해 K-means 알고리즘을 이용하여 히스토그램의 명암도 대비를 향상시키는 방법을 제안하였다. 입력 영상으로부터 히스토그램을 획득한 후 K-means 알고리즘을 적용하여 히스토그램의 명암도들을 몇 개의 군집으로 분류한다. 각 군집의 경계 값과 화소수의 비율을 이용하여 새롭게 생성할 히스토그램의 명암도 범위를 재조정한다. 그리고 히스토그램 스트레칭법과 히스토그램 균등화법을 조합하여 히스토그램의 명암도를 재분배한다. 재분배한 히스토그램에서 평균 명암도 거리[13]를 측정하여 대비도 향상이 안정적일 때까지 K-means 알고리즘을 이용하여 군집화(clustering)를 반복한다. 기존의 알고리즘들과 명암도 대비도를 비교하면, 제안한 알고리즘의 값이 높게 나타나며 더욱 우수했다.

본 논문의 구성은 2장에서는 기존의 알고리즘에 관해 간략하게 기술

하였고, 3장에서는 K-means알고리즘을 히스토그램에 적용하여 군집화하는 과정에 대해 서술하였다. 4장에서는 제안한 알고리즘에 대해 기술하였고, 5장에서는 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘들을 여러 경우의 영상에 적용하여 비교 및 검토하였다. 마지막으로 6장에서는 전체 내용에 대해 결론을 내린다.

제 2 장 명암도 대비 향상법

2.1 히스토그램 스트레칭법

낮은 대비의 영상은 히스토그램에서 화소의 명암도가 어둡거나, 밝거나 또는 중앙에 밀집해 있는 영상이다. 히스토그램 스트레칭법은 낮은 대비 영상의 히스토그램에서 최저 명암도와 최고 명암도를 찾고, 명암도의 간격을 일정 간격으로 최대한 확장하여 명암도를 새롭게 할당하는 방법이다. 새로운 명암도 $OutImg$ 를 할당하는 것은 식 (2.1.1)과 같다.

$$OutImg = \frac{InputImg - LowLevel}{HighLevel - LowLevel} \times (M - 1) \quad (2.1.1)$$

여기서, M 은 출력 영상의 최대 명암도이고, $InputImg$ 는 입력 영상의 명암도이며, $HighLevel$ 과 $LowLevel$ 은 입력 영상에서의 최대 명암도와 최소 명암도이다.

이 방법은 명암도가 좁은 범위에만 밀집되어 있을 경우 입력 영상의 최대 명암도와 최소 명암도 간격을 최대로 확장하는 방법이다. 그러나 낮은 대비 영상의 히스토그램 중에는 모든 명암도에 화소가 존재하면서 좁은 명암도 범위에 화소의 분포가 밀집되어 있는 경우가 있다. 이와 같은 경우 히스토그램 스트레칭 기법을 적용하면 입력 영상의 히스토그램과 명암도의 간격을 최대한 확장할 히스토그램의 최저 명암도와 최고 명암도가 같기 때문에 거의 유사한 영상을 출력하여 명암도 대비를 향상하지 못한다.

그림 2.1.1은 화소의 명암도가 히스토그램의 어두운 영역에만 밀집해

있는 낮은 대비의 히스토그램이다. 이러한 히스토그램에서 최저 명암도와 최고 명암도를 찾아서 식 (2.1.1)을 적용해서 최대 $M-1$ 명암도 까지 히스토그램을 일정 간격으로 확장하면 그림 2.1.2와 같은 히스토그램 스트레칭법을 적용해서 명암도 대비가 향상된 히스토그램을 얻을 수 있다. 그러나 그림 2.1.3과 같은 히스토그램에서는 화소가 모든 명암도에 분포해 있기 때문에 히스토그램을 최대 명암도까지 확장할 수 없다. 그래서 그림 2.1.3과 같은 히스토그램에서 히스토그램 스트레칭법을 적용하면 그림 2.1.4의 히스토그램과 같이 명암도 대비를 향상할 수 없다.

각 그림들의 히스토그램에서 수평축은 명암도이고, 수직축은 해당 명암도에서의 화소수를 의미한다. 그리고 명암도 전 영역에 걸쳐 화소가 존재하는 것임을 보이기 위해서 그림 2.1.3과 같은 형태의 히스토그램은 수직축을 대수(logarithm scale)로 나타내었다.

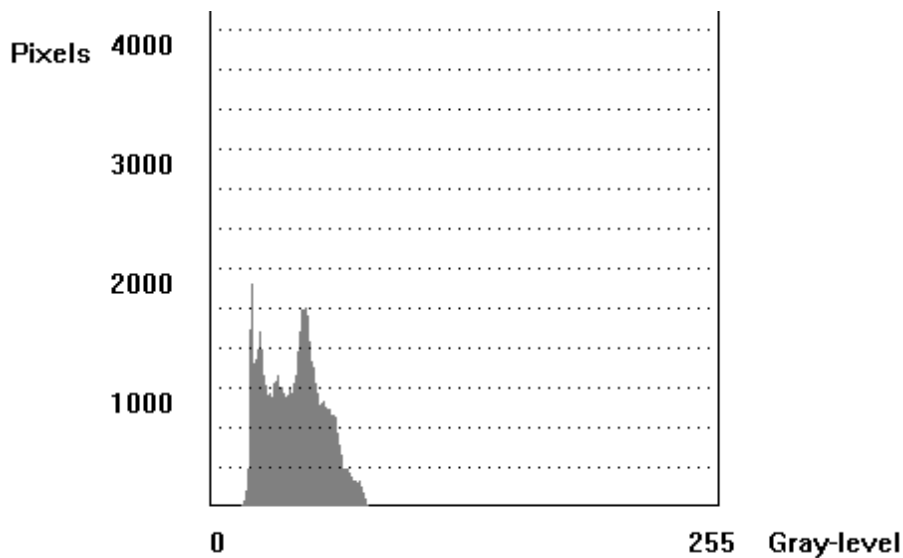


그림 2.1.1 낮은 대비의 히스토그램

Fig. 2.1.1 Low-contrast histogram

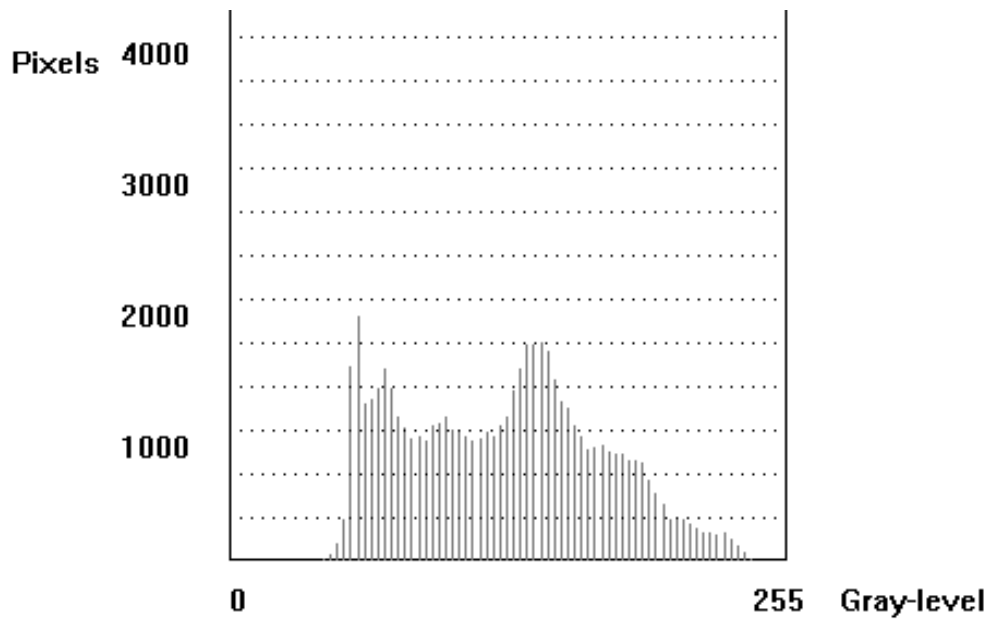


그림 2.1.2 그림 2.1.1의 히스토그램 스트레칭 결과
 Fig. 2.1.2 Result of histogram stretched Fig. 2.1.1

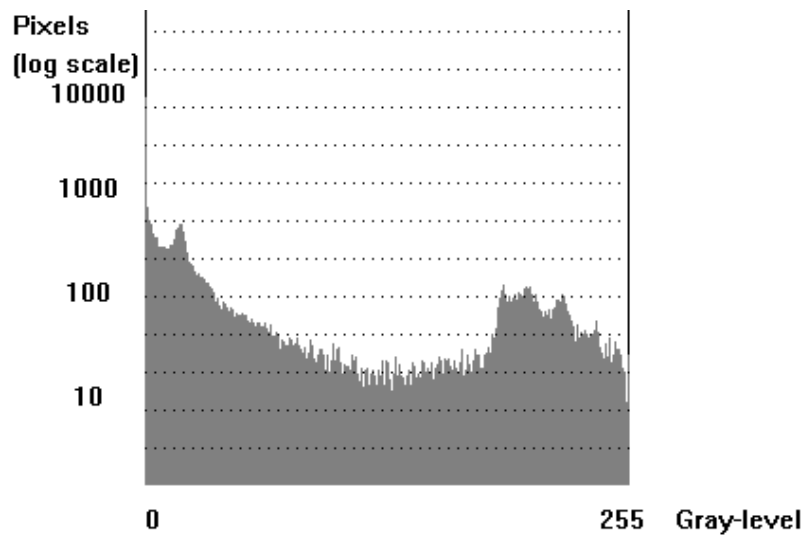


그림 2.1.3 낮은 대비의 히스토그램
 Fig. 2.1.3 Low-contrast histogram

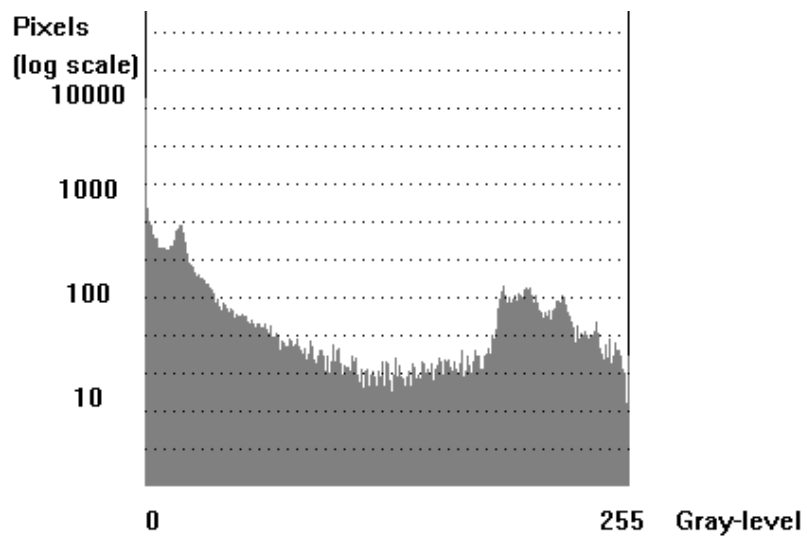


그림 2.1.4 히스토그램 스트레칭의 문제점을 보여주는 히스토그램
 Fig. 2.1.4 Histogram of histogram stretching's weak point

2.2 히스토그램 균등화

히스토그램 균등화법은 히스토그램에서 명암도의 간격을 확률적으로 균등하게 재분배하는 것이다. 즉 히스토그램의 형태를 분석하여 명암도 분포가 특정한 부분으로 치우친 것을 넓은 영역으로 펼치는 것이다. 이를 위해서 연속 신호에서의 확률 밀도 함수(Probability density function)를 이용한다. 확률 밀도 함수를 이용하면 이론적으로 각 명암도 별 화소의 분포가 균등화 된다. 히스토그램에서 명암도의 분포가 이산적이므로 확률 밀도 함수를 균등하게 하면 히스토그램의 형태가 균등해진다. 영상의 히스토그램은 이산적으로 분포되어 있으므로 히스토그램의 분포를 균일하게 하기 위해서 이산화한 확률 밀도 함수를 이용한다. 식 (2.2.1)은 이산화한 확률 밀도 함수이다.

$$s_k = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (k=0, 1, 2, \dots, L-1) \quad (2.2.1)$$

여기서, s_k 는 새롭게 규정된 확률 밀도이며, j 와 k 는 명암도이고 n_j 는 j 에서의 화소수이며, n 은 영상의 총 화소수이다. 그리고 $L-1$ 은 최대 명암도이다. 이 식을 이용하여 히스토그램 균등화법을 그림 2.1.1에 적용하면 그림 2.2.1과 같은 균일한 분포를 가진 히스토그램을 얻을 수 있다.

그림 2.1.1의 히스토그램은 화소가 존재하지 않는 명암도가 존재하기 때문에 히스토그램 균등화법을 적용하면 화소의 명암도 분포를 균등하게 재분배할 수 있다. 그러나 모든 명암도에 화소가 존재하고, 좁은 범위의 명암도에 많은 화소가 밀집되어 있고, 넓은 범위의 명암도에 적은 수의

화소가 흩어져 있는 그림 2.1.3과 같은 히스토그램의 경우에 히스토그램 균등화를 적용하면 입력 영상의 정보가 퇴색하는 문제점이 있다. 이는 좁은 범위의 명암도에 많은 화소가 밀집되어 있을 경우에는 명암도의 간격을 확률적으로 너무 넓히고, 넓은 범위의 명암도에 적은 화소가 밀집되어 있을 경우에는 명암도의 간격을 너무 좁혔기 때문이다. 그림 2.2.2는 그림 2.1.3에 히스토그램 균등화법을 적용하였을 때 화소의 명암도를 균등하게 분포하지 못한 히스토그램이다.

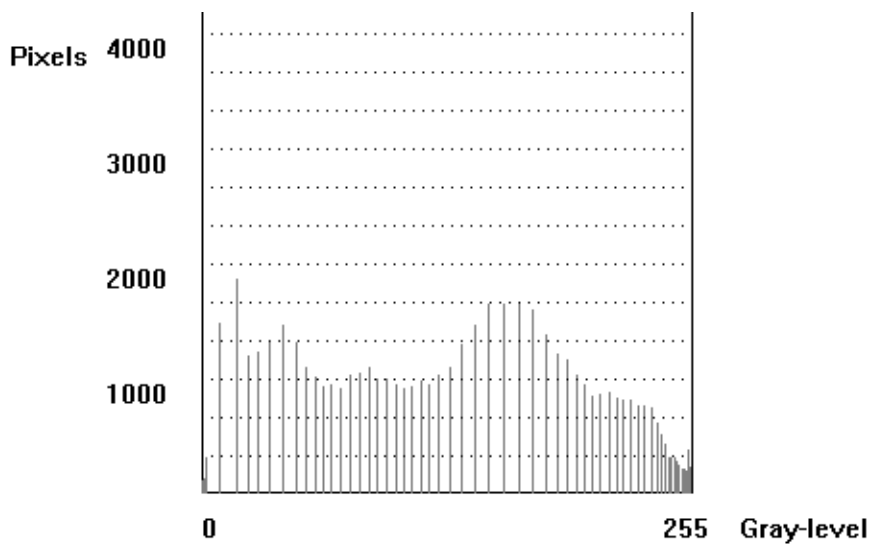


그림 2.2.1 그림 2.1.1의 히스토그램 균등화 결과

Fig. 2.2.1 Result of histogram equalized Fig. 2.1.1

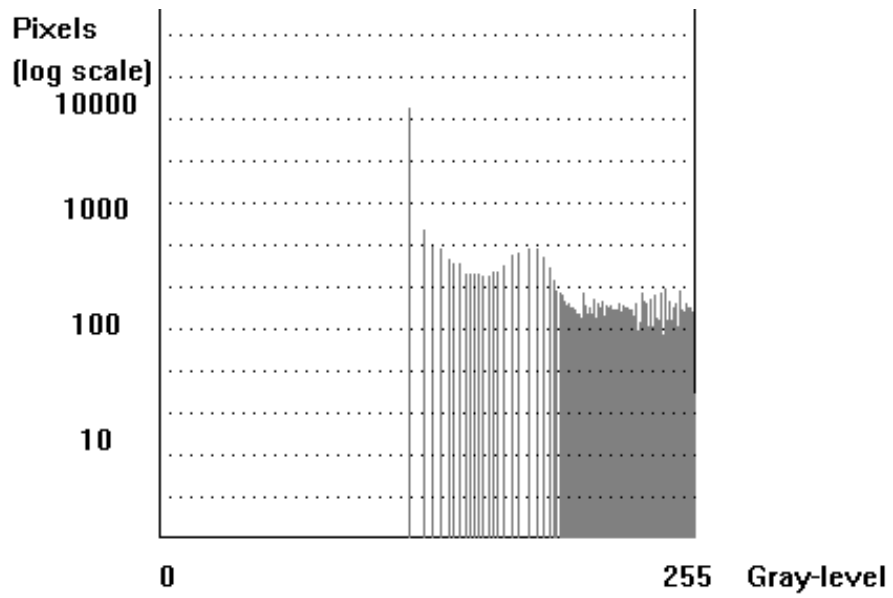


그림 2.2.2 히스토그램 균등화의 문제점을 보여주는 히스토그램
 Fig. 2.2.2 Histogram of histogram equalization's weak point

2.3 히스토그램 명세화법

히스토그램 명세화법은 명암도의 대비도가 높고, 낮음에 상관없이 히스토그램을 원하는 형태로 만드는 것이다. 예를 들어 영상의 밝기를 어둡게 하기 위해서 원하는 형태의 히스토그램을 어두운 히스토그램으로 선택하고 선택한 히스토그램의 형태로 입력 영상의 히스토그램의 형태를 변형한다. 또는 낮은 대비의 히스토그램인 그림 2.1.1을 원하는 형태의 히스토그램인 그림 2.3.1과 같은 형태로 변환하여 영상의 명암도 대비를 향상할 수도 있다. 그 결과 히스토그램은 그림 2.3.2와 같다.

히스토그램 명세화법을 적용하기 위해선 그림 2.3.1과 같은 원하는 형태의 히스토그램이 필요하다. 그러나 그림 2.3.1처럼 원하는 형태의 히스토그램은 입력 영상에 따라 다양하다. 그래서 히스토그램 명세화법은 인위적으로 영상의 명암도 대비를 향상해야한다.

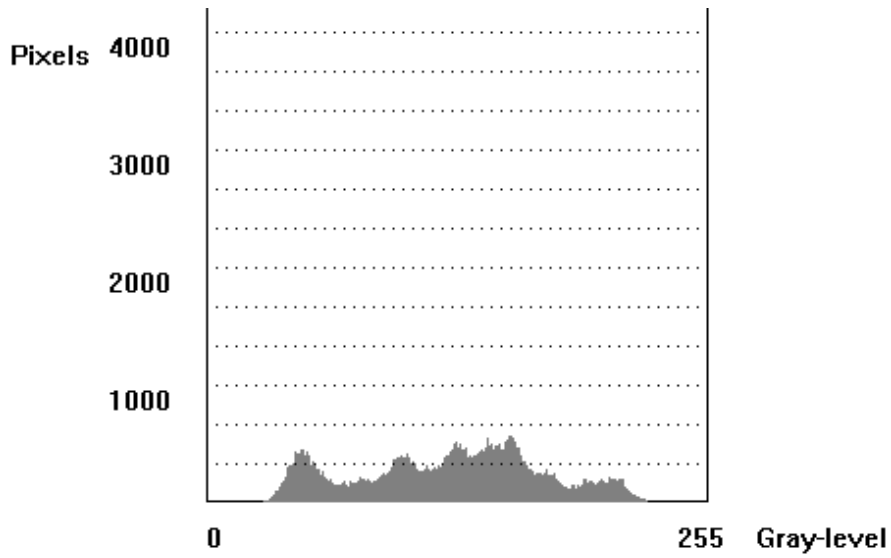


그림 2.3.1 원하는 형태의 히스토그램(Lena 영상의 히스토그램)
 Fig. 2.3.1 Desired histogram(Histogram of Lena image)

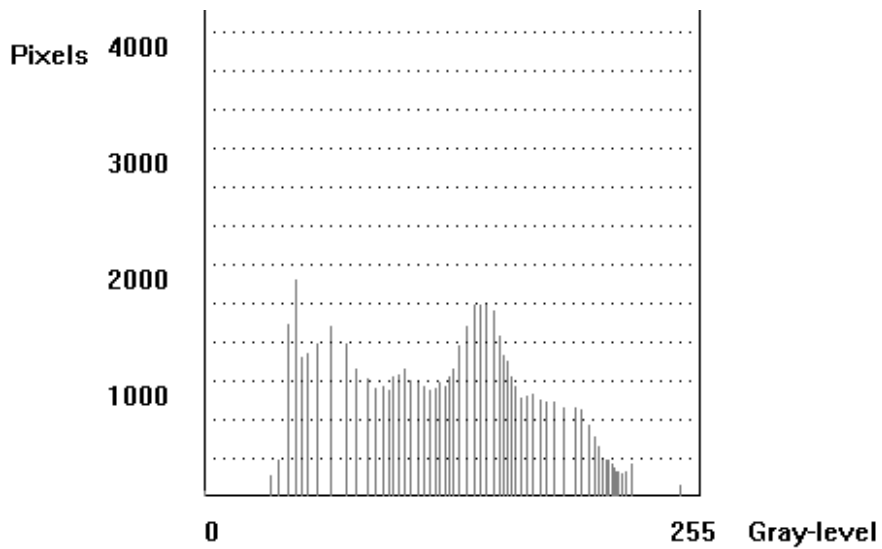


그림 2.3.2 그림 2.1.1의 히스토그램 명세화 결과
 Fig. 2.3.2 Result of histogram specificated Fig. 2.1.1

제 3 장 K-means 알고리즘을 적용한 히스토그램의 군집화

본 논문에서는 기존의 영상 향상법이 갖고 있는 명암도 확장 문제, 명암도의 균일한 분포 문제, 입력 영상을 분석해서 변환함수를 만들어야 하는 문제 등을 해결하기 위해 K-means 알고리즘을 이용하여 영상의 명암도 대비를 향상시키는 방법을 제안하였다.

K-means 알고리즘은 모 집단의 모든 특징(feature)들로부터 집단의 중심까지의 거리가 최소화 되도록 특징들을 군집화하는 알고리즘이다. 본 논문에서는 입력 영상의 히스토그램에서 명암도와 해당 명암도의 화소 수를 특징으로 하여 K-means 알고리즘을 적용해서 히스토그램을 K개의 군집으로 나눈다. K-means 알고리즘을 이용해서 히스토그램을 군집화하는 단계는 다음과 같다.

단계 1 : 히스토그램을 K개의 군집으로 나누고, 각 군집을 i 라고 한다. 그리고 i 군집의 중심은 k_i 이고 임의로 선정한다.

단계 2 : 특징을 각 군집의 중심과 거리를 비교하여 특징이 속하는 군집을 할당하고 할당된 군집들의 새로운 중심을 구한다.

단계 3 : 새로운 중심은 i 군집의 특징들의 평균에 의해 구해지고, i 군집의 평균 g_i 라고 한다.

단계 4 : g_i 가 일정해지면 군집화를 중단하고 그렇지 않을 경우에는 g_i 를 i 군집의 새로운 중심 k_i 로 선정하여 군집화를 반복한다.

위의 단계를 이용하여 그림 2.1.1과 그림 2.1.3의 히스토그램을 군집화하면 그림 3.1과 같은 군집화된 히스토그램을 얻을 수 있다. 여기서, 군집의 개수 K 를 3으로 두었다.

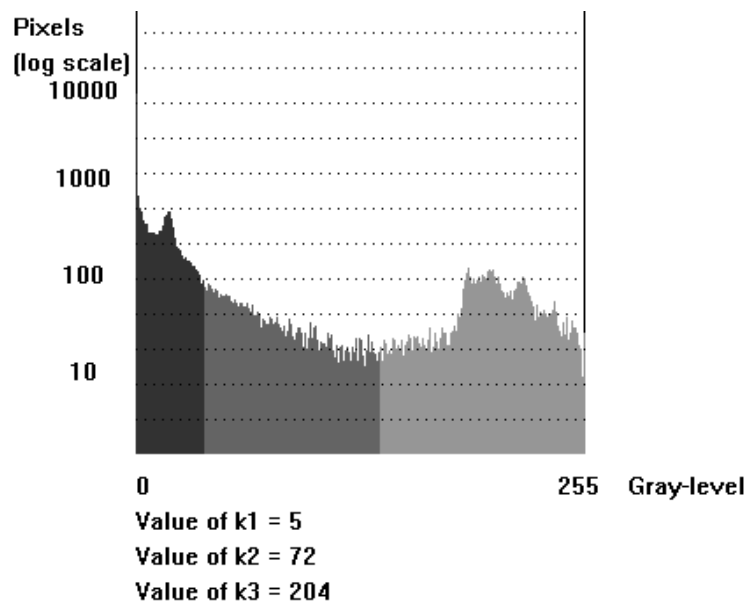
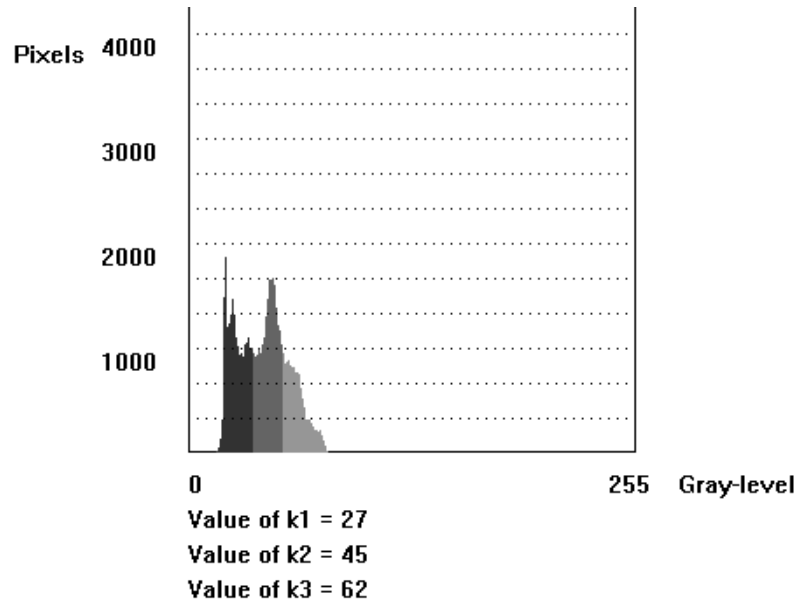


그림 3.1 K-means 알고리즘을 이용하여 군집화한 결과 히스토그램
 Fig. 3.1 Result histogram to cluster using K-means algorithm

제 4 장 K-means 알고리즘을 이용한 영상의 명암도 대비 향상

영상의 명암도 대비를 향상하는 기존의 방법으로 히스토그램 스트레칭법, 히스토그램 균등화법과 히스토그램 명세화법이 있었다. 히스토그램 스트레칭법은 히스토그램에서 모든 명암도에 화소가 존재할 경우 명암도를 확장할 수 없어서 명암도 대비를 향상할 수 없었다. 히스토그램 균등화법은 좁은 명암도 범위에 많은 수의 화소가 밀집하고 넓은 명암도 범위에 적은 수의 화소가 흩어져 있을 경우 영상이 퇴색하는 문제점이 있었다. 히스토그램 명세화는 원하는 형태의 히스토그램으로 변형하기 위해 인위적으로 변환함수를 생성해야하는 문제점이 있었다.

본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하고자 K-means 알고리즘을 이용한 영상의 명암도 대비 향상 방법을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 입력 영상의 히스토그램을 K-means 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 K개로 군집화하고, 각 군집의 화소수의 비율만큼 명암도의 간격을 재조정한다. 그리고 군집의 명암도 범위와 새롭게 규정할 히스토그램의 명암도 범위를 비교하여 히스토그램 스트레칭법과 히스토그램 균등화법을 선택적으로 적용한다. 그리고 히스토그램의 평균 명암도 거리(Average gray-level distance)가 일정해질 때까지 군집화를 반복한다. 이는 기존의 알고리즘들에서 나타난 문제점들을 보완할 수 있었다. 제안한 알고리즘의 순서도는 그림 4.1과 같다.

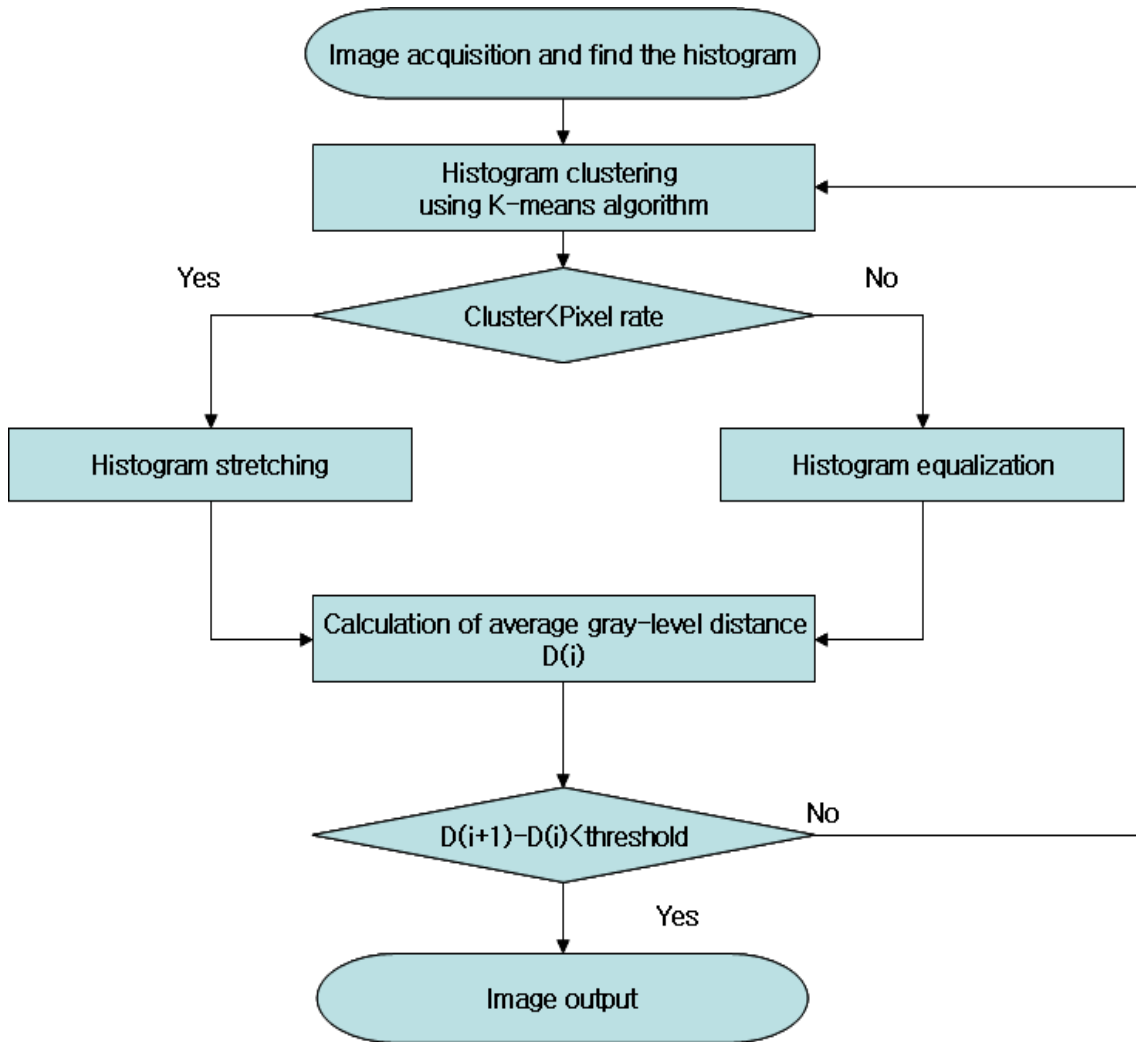


그림 4.1 제안한 알고리즘의 순서도

Fig. 4.1 Flow chart of proposed algorithm

제안한 알고리즘에서 새롭게 규정할 히스토그램의 명암도 간격을 각 군집의 화소수의 비율을 이용하여 결정한다. 그 방법은 식 (4.1), (4.2), (4.3)과 같다.

$$rate1 = \frac{255 \times n_1}{n_1 + n_2 + n_3} \quad (4.1)$$

$$rate2 = \frac{255 \times n_2}{n_1 + n_2 + n_3} \quad (4.2)$$

$$rate3 = \frac{255 \times n_3}{n_1 + n_2 + n_3} \quad (4.3)$$

여기서, n_i 는 해당 i 군집의 화소수이고, $rate$ 는 각 군집의 새롭게 규정될 히스토그램의 명암도 범위를 의미한다. 이 때 입력 영상의 히스토그램에서 각 군집의 명암도 범위와 새롭게 규정될 히스토그램의 명암도 범위를 비교하고, 새롭게 규정될 히스토그램의 명암도 범위가 클 경우는 히스토그램 스트레칭을 적용하고 적을 경우는 히스토그램 균등화를 적용한다. 그 결과 히스토그램은 그림 4.2와 같다. 그런데, 새롭게 규정될 히스토그램의 명암도 범위가 입력 영상에서의 각 군집의 명암도 범위보다 적을 경우에 히스토그램 스트레칭을 적용하면 군집 내의 화소가 무작위로 명암도가 변하게 되어 균등하지 못한 히스토그램의 형태가 되고 그림 4.3의 히스토그램과 같다. 그리고 반대로 새롭게 규정될 히스토그램의 명암도 범위가 입력 영상에서의 각 군집의 명암도 범위보다 클 경우에 히스토그램 균등화를 적용하면 그림 2.1.3에서 전체적으로 히스토그램 균등화를 적용했을 때 나타난 결과와 같게 되며 그림 4.4의 히스토그램과 같다.

새롭게 규정할 히스토그램의 평균 명암도 거리를 측정한다. 그리고 다시 K-means 알고리즘을 적용하여 히스토그램을 갱신하고 평균 명암도 거리를 측정한다. 새롭게 갱신된 히스토그램의 평균 명암도 거리와 앞에서 구한 평균 명암도 거리의 차가 문턱치 이하이면 알고리즘을 중단하고 그렇지 않을 경우에는 다시 K-means 알고리즘을 적용하여 평균 명암도 거리를 측정한다. 여기서, 평균 명암도 거리는 명암도 대비를 측정할 수 있는 측도가 되고, 거리가 클수록 명암도 대비도가 향상하였음을 의미한다. 평균 명암도 거리는 식 (4.4)와 같다.

$$D = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=i+1}^{M-1} H(i)H(j)(j-i) \quad \text{for } i, j \in [0, M-1] \quad (4.4)$$

여기서 i 와 j 는 명암도이고, $H(i)$ 와 $H(j)$ 는 i 와 j 에서의 화소수이며, M 은 최고 명암도 256을 의미한다. 그리고 N 은 영상의 총 화소수를 의미한다.

제안한 알고리즘을 적용한 히스토그램은 그림 4.5와 같다. 그림 4.5의 히스토그램은 히스토그램 스트레칭법과 히스토그램 균등화법을 적용하여 명암도 대비를 향상할 수 없었던 그림 2.1.3의 히스토그램을 이용하여 제안한 알고리즘을 적용하였다. 그리고 그림 2.1.3의 평균 명암도 거리는 약 28.33이고 제안한 알고리즘을 적용한 그림 4.5의 평균 명암도 거리는 약 52.85이다.

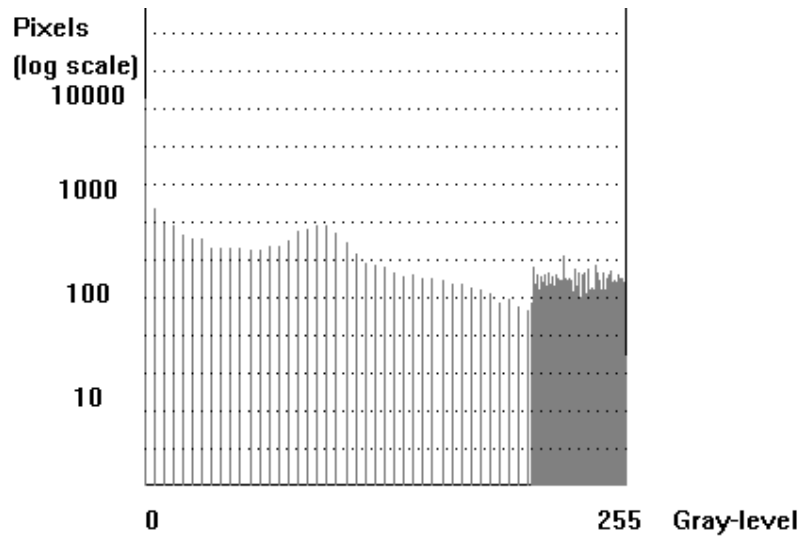


그림 4.2 화소 수의 비율을 이용한 히스토그램 스트레칭 및 균등화 결과
 Fig. 4.2 Histogram stretching and histogram equalization using the number of pixels

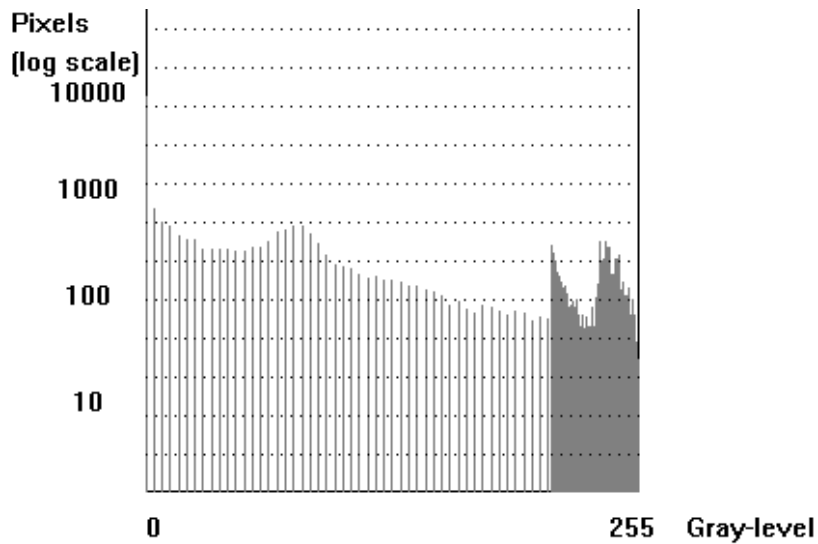


그림 4.3 각 클러스터를 히스토그램 스트레칭한 히스토그램
 Fig. 4.3 Histogram stretched histogram of each cluster

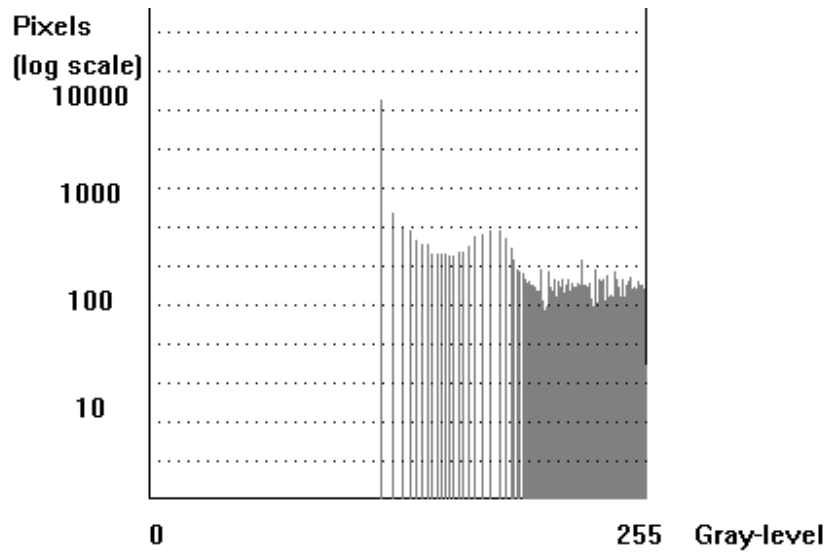


그림 4.4 각 클러스터를 히스토그램 균등화한 히스토그램
 Fig. 4.4 Histogram equalized histogram of each cluster

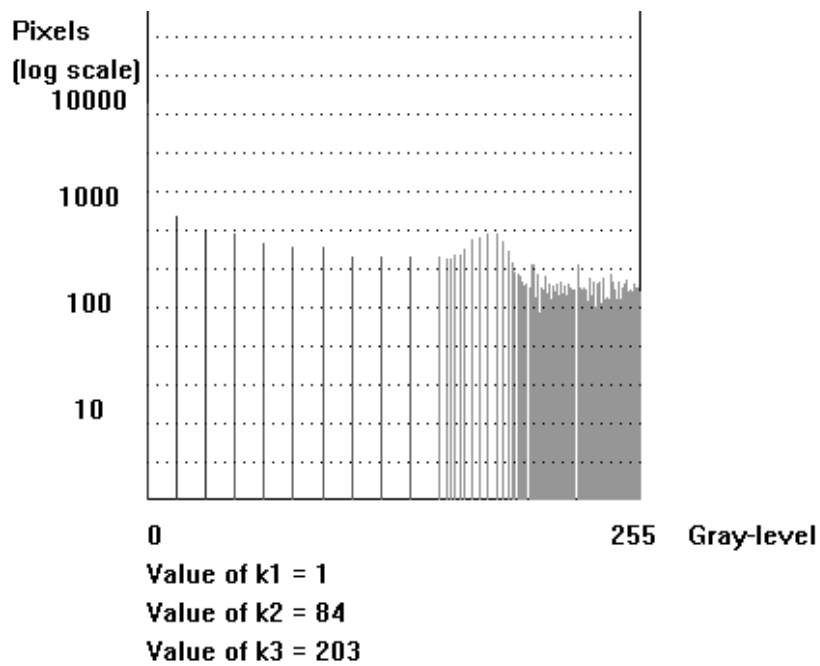


그림 4.5 제안한 알고리즘을 적용한 결과 히스토그램
 Fig. 4.5 Result histogram having application to proposed algorithm

제 5 장 실험 및 고찰

제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘을 비교하기 위해 실험 영상으로 Bean 영상, City 영상 그리고 화성의 위성인 Phobos 영상을 사용하였고 Phobos와 유사한 형태의 히스토그램을 갖는 목성의 3위성인 유로파(Europa)영상과 혜성(comet) 영상을 사용하였다. Bean 영상은 히스토그램에서 명암도 분포가 중앙에 밀집되어 있는 일반적인 형태의 낮은 대비 영상이다. 이 영상은 히스토그램 스트레칭법과 히스토그램 균등화법으로 명암도 대비를 향상할 수 있다. City 영상은 히스토그램에서 밝은 영역에 명암도가 주로 밀집해 있으며 중앙과 어두운 영역까지 넓게 흩어져 있는 형태의 낮은 대비 영상이다. 이 영상에 히스토그램 스트레칭법을 적용하면 명암도의 분포가 넓게 흩어져 있어 명암도 대비를 향상할 수 없으며, 히스토그램 균등화법을 적용하면 명암도 대비를 향상할 수 있다. Phobos 영상은 히스토그램에서 전 영역의 명암도에 화소가 분포해 있고, 좁은 명암도 범위에 많은 수의 화소가 존재하고 넓은 명암도 범위에 적은 수의 화소가 존재하는 낮은 대비 영상이다. 이 영상은 Bean 영상과 City 영상과는 다른 형태의 낮은 대비 영상이다. 이러한 경우에는 기존의 알고리즘으로 영상의 명암도 대비를 향상할 수 없었고 제안한 알고리즘은 명암도 대비를 향상할 수 있었다. 유로파 영상과 혜성 영상은 Phobos와 유사한 형태의 히스토그램을 갖는 영상들이다. 이 영상들은 Phobos와 같이 기존의 알고리즘으로 명암도 대비를 향상할 수 없었으며, 제안한 알고리즘은 명암도 대비를 향상할 수 있었다.

본 논문에서의 실험 영상은 히스토그램의 명암도 분포가 상, 중, 하로 나눌 수 있기 때문에 군집의 개수 K 를 3으로 두었다.

그림 5.1(a)의 영상은 Bean 영상과 히스토그램이고, 화소의 명암도가 중앙에 밀집해 있는 낮은 대비의 영상이다. 그림 5.1(a)의 영상에 히스토

그림 스트레칭법을 적용하면 그림 5.1(b)와 같이 원본 영상의 히스토그램에서 최저 명암도와 최고 명암도를 선형적으로 최대 명암도 범위까지 확장하여 시각적으로 명암도 대비가 향상하였다. 그림 5.1(c)는 그림 5.1(a)의 영상에 히스토그램 균등화법을 적용한 영상이다. 이는 히스토그램의 화소 분포에 따라 확률적으로 명암도의 간격을 재조정해줌으로서 히스토그램 스트레칭법보다 명암도 대비가 더욱 향상하였다. 그림 5.1(d)는 제안한 알고리즘을 적용한 결과 영상과 히스토그램이며, 히스토그램 균등화법을 적용한 영상과 유사하다.

그림 5.2(a)의 영상은 City 영상과 히스토그램이고, 화소의 명암도 분포가 밝은 곳에 밀집해 있는 낮은 대비의 영상이다. 그림 5.2(a)의 히스토그램은 밝은 곳에 많은 화소의 명암도가 밀집해있지만 약 60에서 250 사이의 명암도에 화소가 넓게 분포해 있다. 그래서 히스토그램 스트레칭을 적용하면 그림 5.2(b)와 같이 원본 영상과 유사하다. 그러나 히스토그램 균등화법을 적용하면 히스토그램의 형태가 균일하게 재조정되어 그림 5.2(c)와 같이 명암도 대비가 향상하였다. 그림 5.2(d)는 제안한 알고리즘을 그림 5.2(a)에 적용한 결과 영상이고, 히스토그램 균등화법을 적용했을 경우와 유사하다.

그림 5.3(a)의 영상은 화성의 위성 영상인 Phobos 영상과 히스토그램이다. 이 영상의 히스토그램은 명암도 전 영역에 걸쳐 화소가 존재하며 약 0에서 20사이의 명암도에 화소가 밀집해 있다. 그리고 시각적으로 전 영역에 화소가 존재하는 것임을 보기 위해 수직축을 대수로 나타내었다. 그림 5.3(a)의 히스토그램은 전 영역에 화소가 존재하기 때문에 히스토그램 스트레칭법을 적용하면 그림 5.3(b)와 같이 명암도 대비를 향상하지 못하고 원본 영상과 유사하다. 그림 5.3(a)에 히스토그램 균등화법을 적용하면 히스토그램의 형태가 좁은 명암도 범위에 많은 화소가 밀집해 있고 넓은 명암도 범위에 적은 화소가 흩어져 있어서 확률적으로 명암도

범위를 과도하게 넓히거나 좁혀서 영상이 그림 5.3(c)와 같이 퇴색한다. 그림 5.3(d)는 제안한 알고리즘을 적용한 결과 영상과 히스토그램이다. 이는 기존의 알고리즘으로 영상의 명암도 대비를 향상하지 못한 그림 5.3(b)와 그림 5.3(d)와 달리 시각적으로 영상의 명암도가 향상하였다.

그림 5.4(a)와 그림 5.5(a)의 영상은 Phobos와 유사한 형태의 히스토그램을 갖는 실험 영상들이다. 그림 5.4(a)는 유로파 영상의 원본 영상과 히스토그램이고 그림 5.5(a)는 혜성 영상의 원본 영상과 히스토그램이다. (b)와 (c)영상은 기존의 히스토그램 스트레칭법과 히스토그램 균등화법을 적용한 영상과 히스토그램이며, (d)영상은 제안한 알고리즘을 적용한 영상과 히스토그램이다. 그림 5.4(a)와 그림 5.5(a)의 히스토그램은 명암도 전역에 걸쳐 화소가 존재하고 좁은 명암도 범위에서 많은 수의 화소가 밀집해 있고 넓은 범위의 명암도에서 적은 수의 화소가 흩어져 있는 형태이다. 이는 Phobos의 원본 영상과 같다. 그래서 기존의 히스토그램 스트레칭법과 히스토그램 균등화법을 이용하여 영상의 명암도 대비를 향상할 수 없었고, 제안한 알고리즘을 이용하면 명암도 대비를 향상할 수 있었다.

실험 영상들의 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 명암도 대비 향상 정도를 비교하기 위해 평균 명암도 거리를 측정하였고 다음 표 5.1과 같다.

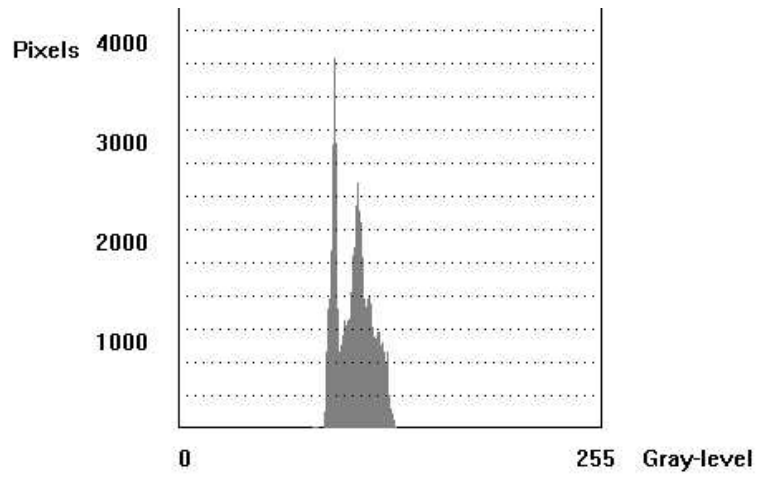
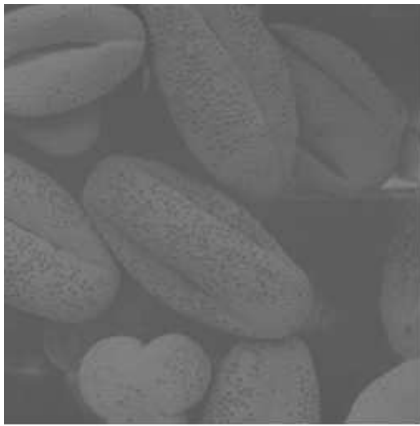
표 5.1 평균 명암도 거리

Table 5.1 Average gray-level distance

	Bean	City	Phobos	Europa	comet
Original image	6.04	18.58	28.33	43.37	36.88
Histogram stretching	26.60	20.78	28.33	47.76	36.88
Histogram equalization	41.94	42.66	23.37	21.17	30.08
K-means algorithm	42.32	43.22	52.85	53.27	52.71

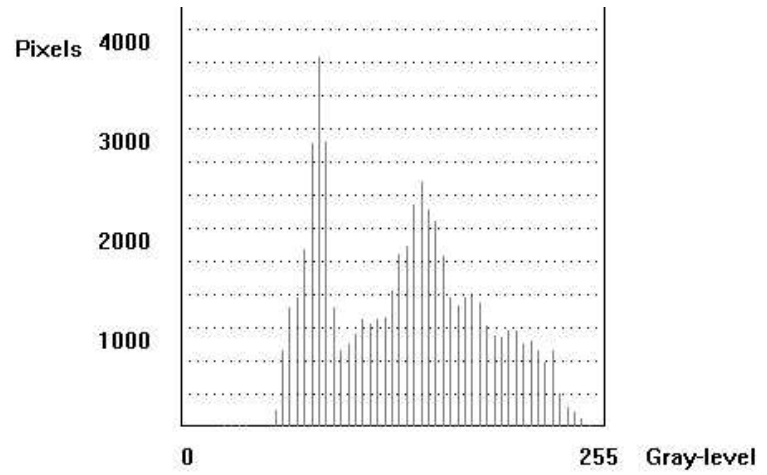
여기서, 그림 5.1과 그림 5.2와 같이 히스토그램에서 화소의 명암도 분포가 중앙에 밀집해 있거나 밝은 명암도에 밀집해 있는 일반적인 낮은 대비의 히스토그램일 경우에는 기존의 히스토그램 균등화법과 제안한 알고리즘의 명암도 대비도가 크게 차이가 나지 않는다. 그러나 그림 5.3과 같이 명암도 전역에 화소가 분포해 있고 좁은 명암도 범위에 많은 화소가 밀집해 있고 넓은 명암도 범위에 적은 화소가 흩어져 있는 낮은 대비의 히스토그램일 경우 기존의 알고리즘보다 제안한 알고리즘의 명암도 대비 향상도가 더욱 우수함을 보였다. 그림 5.4와 그림 5.5의 경우는 그림 5.3과 유사한 형태의 히스토그램을 갖는 영상들이다. 그림 5.4의 경우 히스토그램 전역에 명암도가 분포하지는 않지만 거의 모든 영역에 분포하여 히스토그램 스트레칭법으로 명암도 분포를 확장하여 명암도 대비를 향상할 수 없었다. 그리고 그림 5.5는 히스토그램 전역에 명암도가

분포하여 히스토그램 스트레칭법으로 명암도 분포를 확장하기 어렵다. 그림 5.4와 그림 5.5의 영상은 히스토그램 균등화법을 적용하면, 그림 5.3과 유사한 형태의 히스토그램을 갖기 때문에 명암도 대비를 향상할 수 없었다. 제안한 알고리즘은 그림 5.4와 그림 5.5의 영상의 명암도 대비를 향상할 수 있었다. 그러나 그림 5.3, 그림 5.4와 그림 5.5의 경우에는 시각적으로 노출되지 않는 노이즈를 포함하고 있어서 제안한 알고리즘을 적용하면 노이즈가 영상에 나타나는 문제점이 있었다.



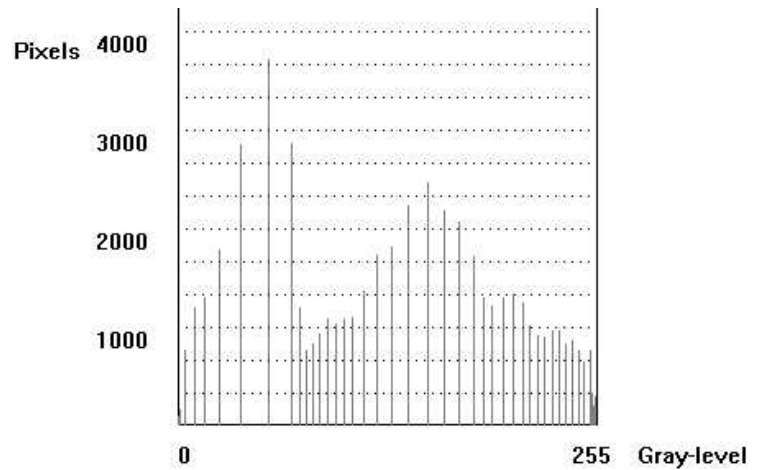
(a) Bean 영상과 히스토그램

(a) Bean image and histogram



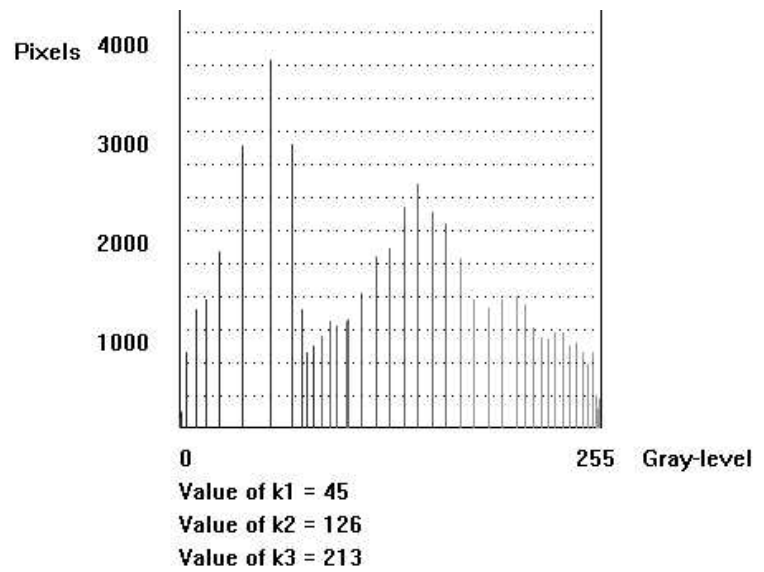
(b) Bean 영상의 히스토그램 스트레칭 결과

(b) Histogram stretched result of bean image



(c) Bean 영상의 히스토그램 균등화 결과

(c) Histogram equalized result of bean image

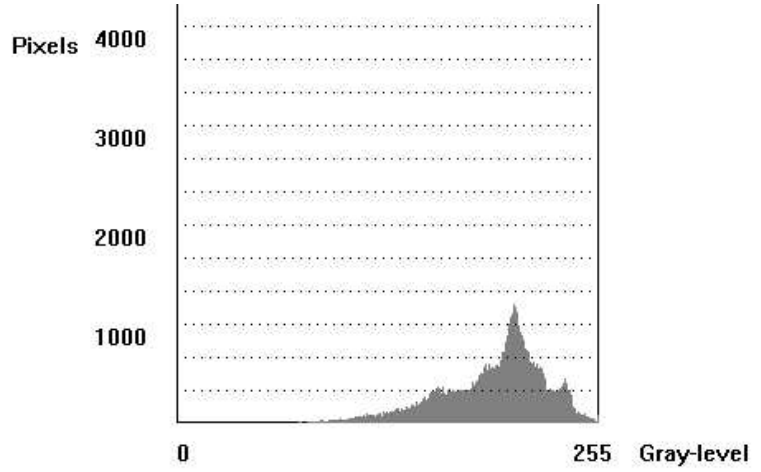


(d) 제안한 알고리즘을 적용한 Bean 영상

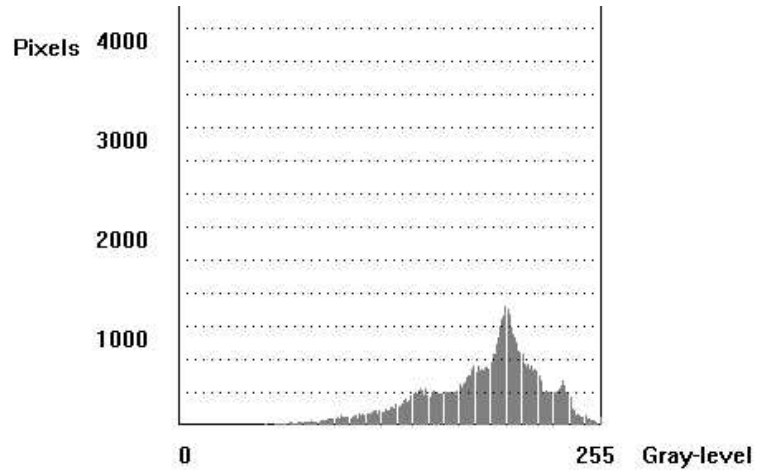
(d) Bean image having application to proposed algorithm

그림 5.1 Bean 영상에서의 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 비교

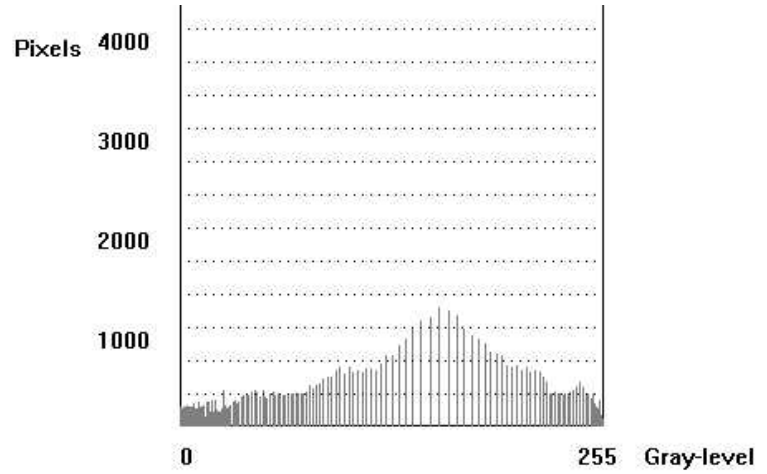
Fig. 5.1 Comparing conventional algorithm with proposed algorithm to bean image



(a) City 영상과 히스토그램
(a) City image and histogram

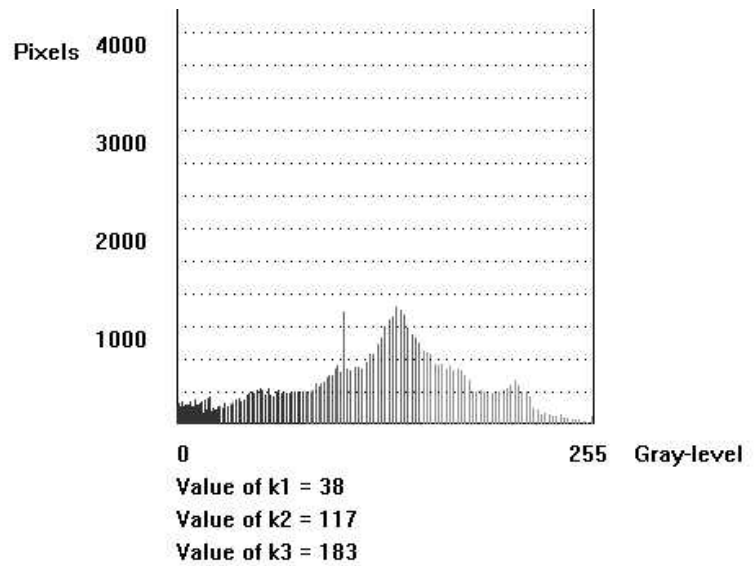


(b) City 영상의 히스토그램 스트레칭 결과
(b) Histogram stretched result of city image



(c) City 영상의 히스토그램 균등화 결과

(c) Histogram equalized result of city image

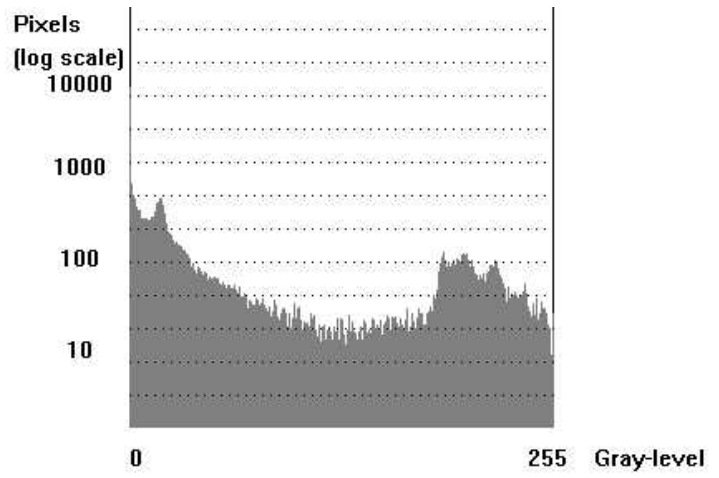


(d) 제안한 알고리즘을 적용한 City 영상

(d) City image having application to proposed algorithm

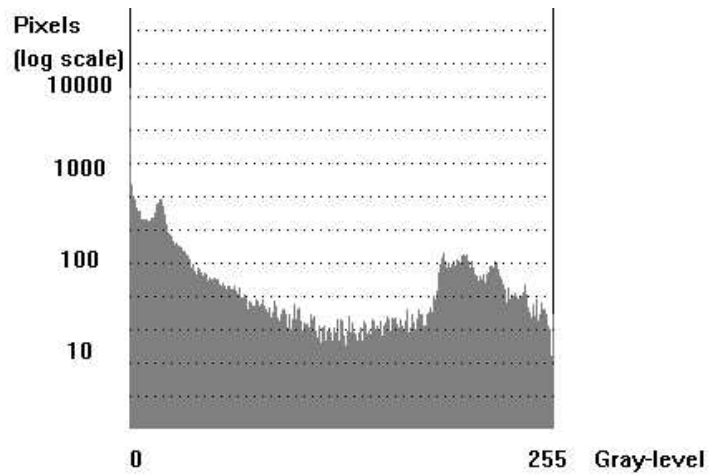
그림 5.2 City 영상에서의 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 비교

Fig. 5.2 Comparing conventional algorithm with proposed algorithm to city image



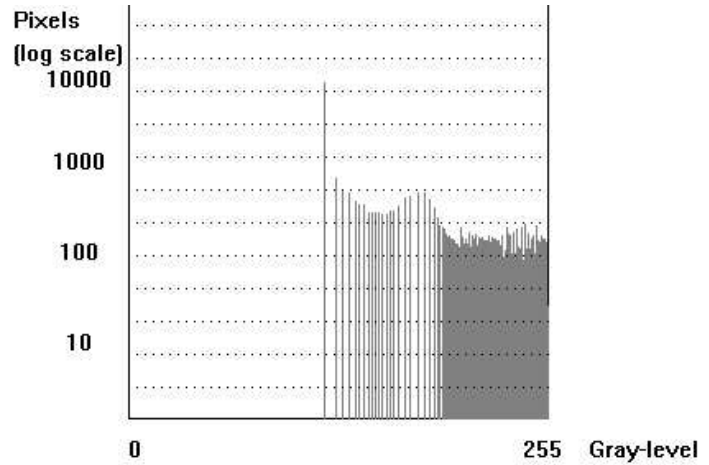
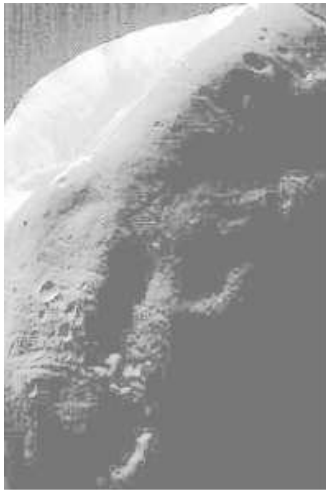
(a) Phobos 영상과 히스토그램

(a) Phobos image and histogram



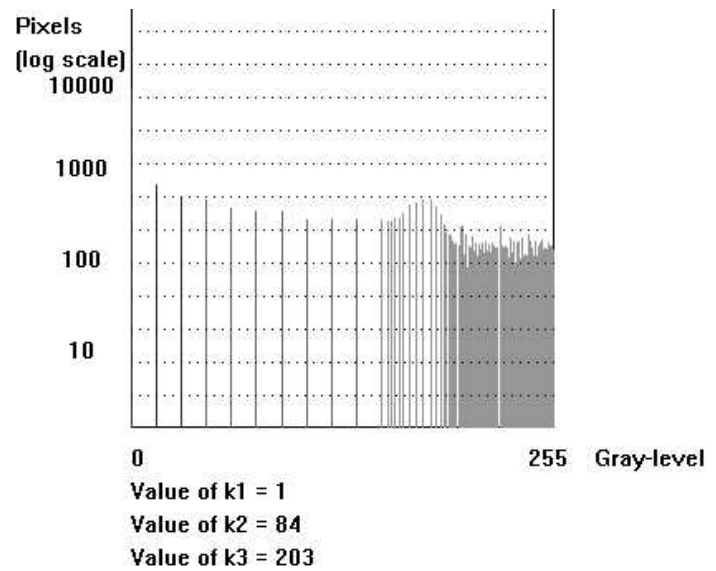
(b) Phobos 영상의 히스토그램 스트레칭 결과

(b) Histogram stretched result of Phobos image



(c) Phobos 영상의 히스토그램 균등화 결과

(c) Histogram equalized result of Phobos image

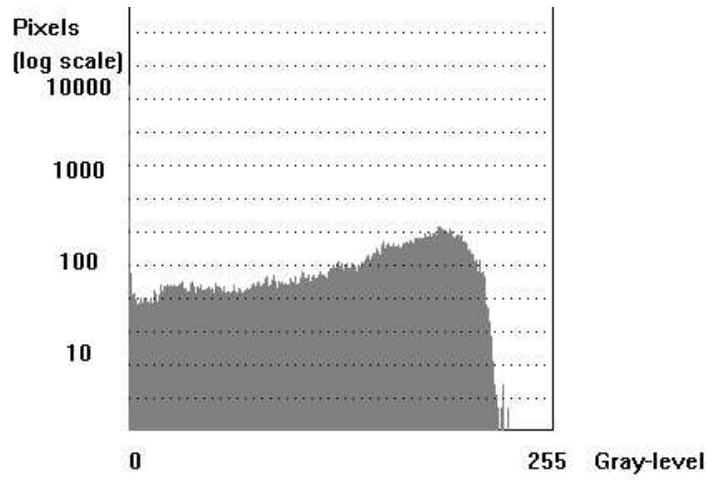
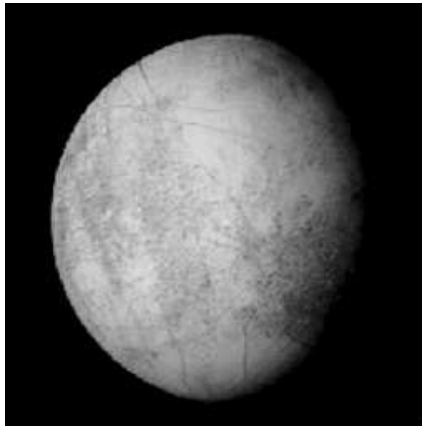


(d) 제안한 알고리즘을 적용한 Phobos 영상

(d) Phobos image having application to proposed algorithm

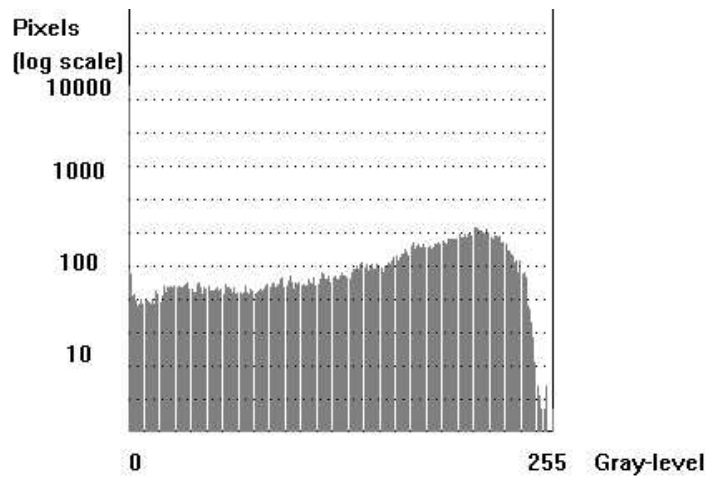
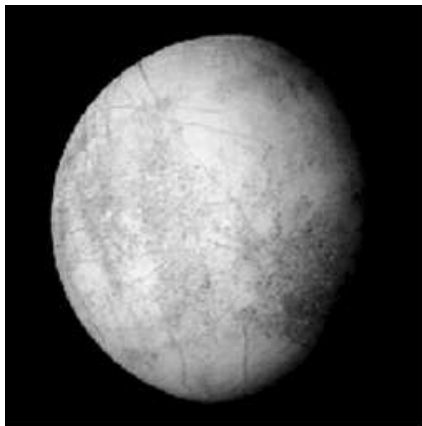
그림 5.3 Phobos 영상에서의 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 비교

Fig. 5.3 Comparing conventional algorithm with proposed algorithm to Phobos image



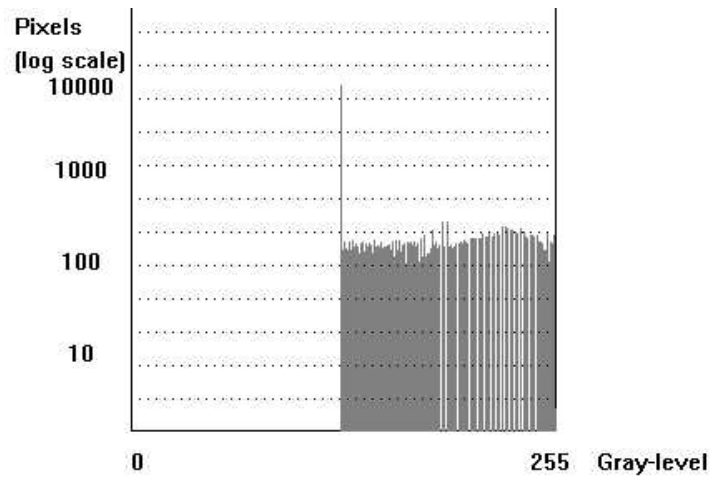
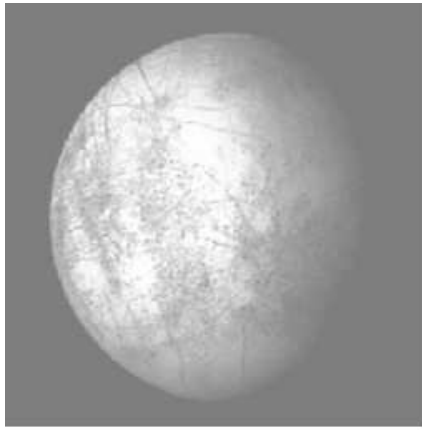
(a) 유로파 영상과 히스토그램

(a) Europa image and histogram



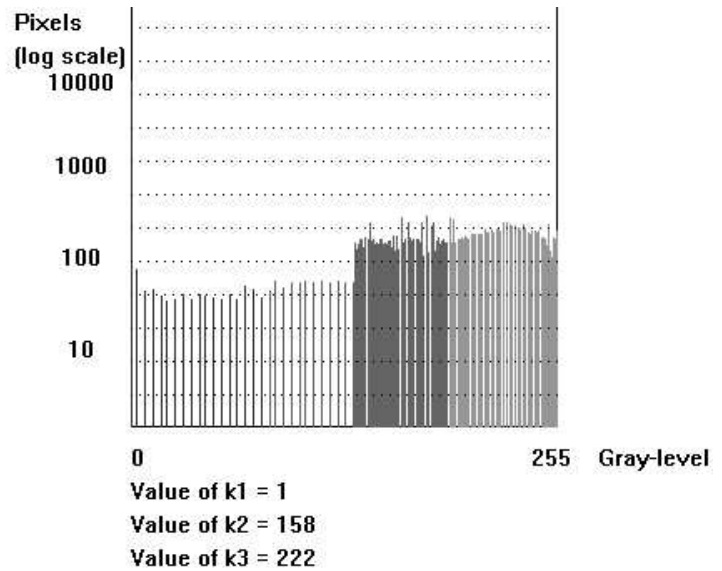
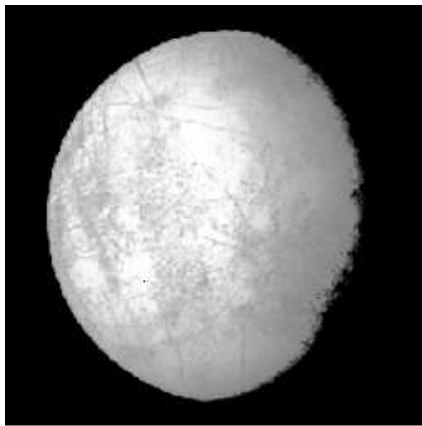
(b) 유로파 영상의 히스토그램 스트레칭 결과

(b) Histogram stretched result of Europa image



(c) 유로파 영상의 히스토그램 균등화 결과

(c) Histogram equalized result of Europa image

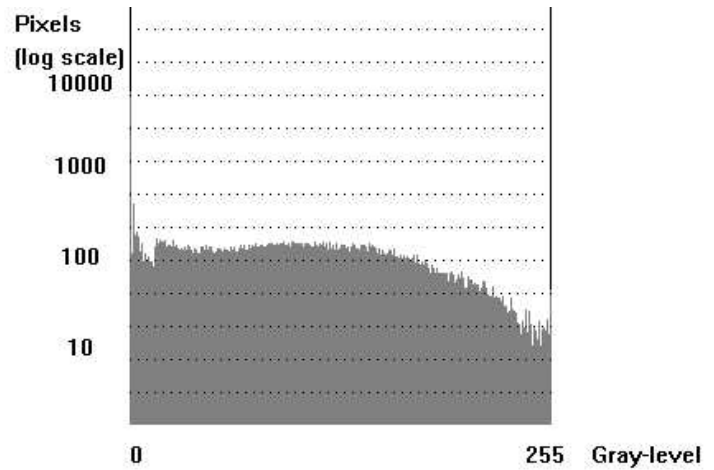
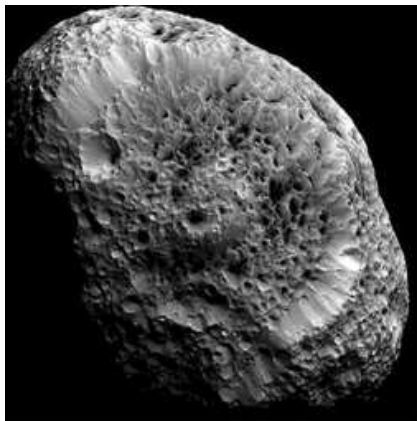


(d) 제안한 알고리즘을 적용한 유로파 영상

(d) Europa image having application to proposed algorithm

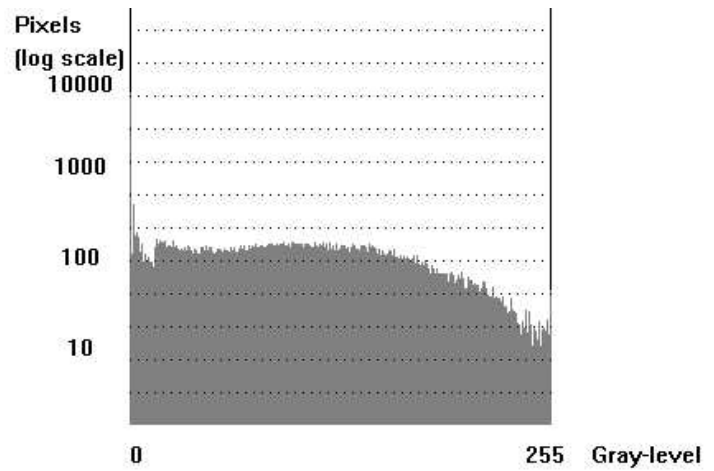
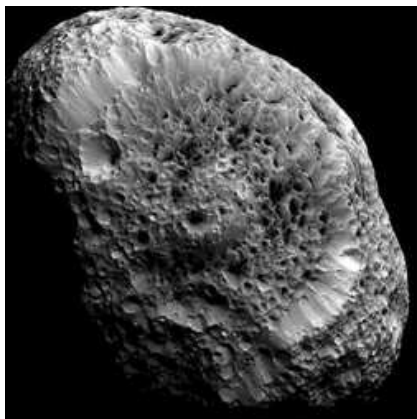
그림 5.4 유로파 영상에서의 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 비교

Fig. 5.4 Comparing conventional algorithm with proposed algorithm to Europa image



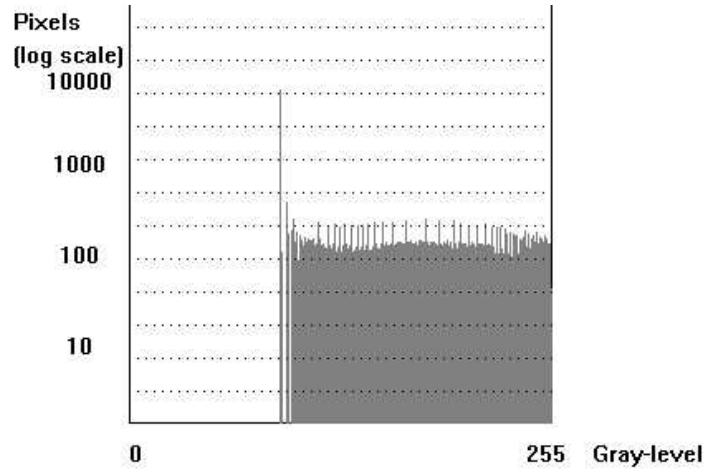
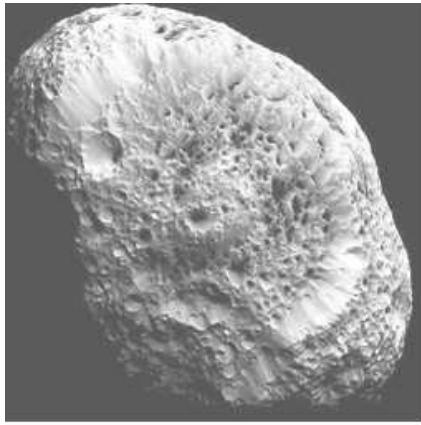
(a) 혜성 영상과 히스토그램

(a) comet image and histogram



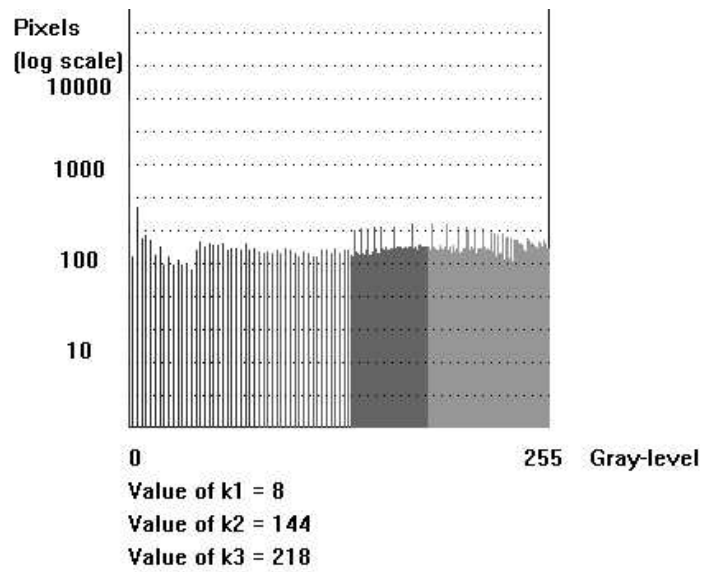
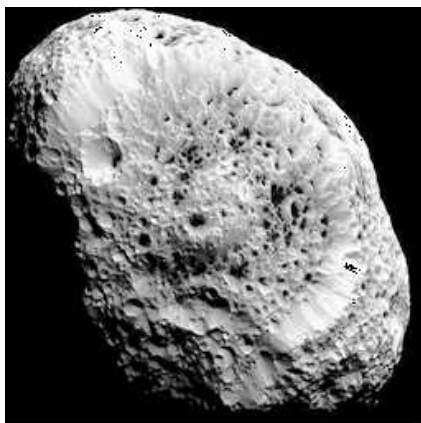
(b) 혜성 영상의 히스토그램 스트레칭 결과

(b) Histogram stretched result of comet image



(c) 혜성 영상의 히스토그램 균등화 결과

(c) Histogram equalized result of comet image



(d) 제안한 알고리즘을 적용한 혜성 영상

(d) comet image having application to proposed algorithm

그림 5.5 혜성 영상에서의 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 비교

Fig. 5.5 Comparing conventional algorithm with proposed algorithm to comet image

제 6 장 결 론

본 논문에서는 K-means 알고리즘을 이용한 영상의 명암도 대비 향상 기법을 제안하였다. 이는 영상의 히스토그램에 K-means 알고리즘을 적용하여 히스토그램을 K개의 군집으로 나누고, 히스토그램 스트레칭법과 균등화법을 선택적으로 명암도 대비 향상에 적용하는 알고리즘이다.

제안한 알고리즘은 히스토그램에서 화소의 명암도가 어두운 영역, 밝은 영역 또는 중앙에 밀집되어 있는 일반적인 형태의 낮은 대비를 갖는 명암도 대비를 향상하였다. 또한, 기존의 알고리즘으로 대비를 향상하지 못하는 영상도 명암도 대비를 향상할 수 있었다. 낮은 대비를 갖는 영상의 히스토그램 중에서 히스토그램 전역에 걸쳐 화소가 분포하고 좁은 영역에 밀집해 있는 영상의 경우 제안한 알고리즘이 우수함을 알 수 있었다. 그리고 이러한 영상은 히스토그램의 명암도 전역에 걸쳐 화소가 존재하여 시각적으로 나타나지 않는 노이즈들을 포함하고 있다. 이와 같은 영상에 제안한 알고리즘을 적용하면, 노이즈가 시각적으로 나타나는 문제점이 있었다. 이는 문턱치(Threshold)를 이용하여 노이즈를 제거한 이후 제안한 알고리즘을 적용하면 해결이 가능할 것이다.

앞으로의 연구과제는 실제적으로 시계가 열악한 영상인 X-ray, 위성 영상, 적외선 영상 등에 적용해야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital image processing*, 2nd ed. Englewood Cliffs, NJ:Prentice-Hall, 2002.
- [2] J. Michel, N. Nandhakumar, and V. Velten, "Thermophysical algebraic invariants from infrared imagery for object recognition," *IEEE Trans. on P.A.M.I.*, vol. 19, no. 1, pp. 41-51, Jan. 1997.
- [3] R. Highman and M. Blady, "Model-based image enhancement of far infrared images," *IEEE Trans. on P.A.M.I.*, vol. 19, no. 4, pp. 410-415, Apr. 1997.
- [4] S. Y. Kim, D. Han, S. J. Choi, and J. S. Park "Image contrast enhancement based on the piecewise-linear approximation of CDF," *IEEE Trans. Consumer Election.*, vol. 45, no. 3, pp. 828-834, Aug. 1999.
- [5] T. K. Kim, J. K. Paik, and B. S. Kang, "Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering," *IEEE Trans. Consumer Election.*, vol. 44, no. 1, pp. 82-87, Feb. 1998.
- [6] S. C. Matz and R. J. P. de Figueiredo, "A nonlinear technique for image contrast enhancement and sharpening," *in Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems*, vol. 4, pp. 175-178, 1999.
- [7] S. K. Naik and C. A. Murthy, "Hue-preserving color image enhancement without gamut problem," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 12. no. 12, pp. 1591-1598, Dec. 2003.
- [8] S. C. Pei, Y. C. Zeng, and C. H.Chang, "Virtual restoration of ancient chinese paintings using color contrast enhancement and lacuna texture synthesis," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 3, pp. 416-429, Mar. 2004.
- [9] A. Polesel, G. Ramponi, and V. J. Mathews, "Image enhancement via adaptive unsharp masking," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, no. 3, pp. 505-510, Mar. 2000.
- [10] F. Russo, " An image enhancement technique combining sharpening and noise reduction," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 51, no. 4, pp. 824-828, Aug. 2002.

- [11] J. L. Starck, F. Murtagh, E. J. Candes, and D. L. Donoho, "Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 12, no. 6, pp. 706–717, June 2003.
- [12] J. A. Stark, "Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, no. 5, pp. 889–896, May 2000.
- [13] Z. Y. Chen, B. R. Abidi, D. L. Page, and M. A. Abidi., "Gray-Level Grouping(GLG):An automatic method for optimized image contrast enhancement-Part I: the basic method," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, no. 8, pp. 2290–2301, Aug. 2006.
- [14] L. Amsterdam and D. M. Ontario, *Pattern recognition principles*, Addison-Wesley Publishing Company, 1974.