Journal of Korea Multimedia Society Vol. 15, No. 6, June 2012(pp. 748-760)

가우시안 혼합 모델 기반의 영상 히스토그램 평활화

전미진†, 이준재††

요 약

영상에서 밝기 분포가 특정한 범위에 밀집되어 있는 경우 영상에 포함된 특징을 구분하기가 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 전역 히스토그램 평활화와 지역 히스토그램 평활화를 적용한다. 전역 히스토그램 평활화를 적용하는 경우 밝기 분포의 밀집 정도를 고려하지 않고 전체 히스토그램 정보를 사용하기 때문에 지나치게 밝아지거나 어두워질 수 있으며 부분적인 명암값을 개선시키는 것이 어렵다. 지역 히스토그램 평활화를 적용하는 경우 영상의 전체 밝기 분포를 고려하지 않고 지역적인 영상의 밝기 정보만을 사용하기 때문에 블록 간의 명암값의 차가 커져서 블록화 현상이 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 영상의 히스토그램의 영역에 가우시안 혼합 모델을 적용하여 모델링을 한 후, EM 알고리즘을 반복적으로 적용하여 각 영역의 범위를 결정한다. 그리고 분할된 영역별로 히스토그램 평활화를 적용하여 유사한 밝기값을 갖는 영역이 과도하게 평활화 되는 것을 방지하며 명암대비를 향상시킨다.

Image Histogram Equalization Based on Gaussian Mixture Model

Mi Jin Jun†, Joon Jae Lee††

ABSTRACT

In case brightness distribution is concentrated in a region, it is difficult to classify the image features. To solve this problem, we apply global histogram equalization and local histogram equalization to images. In case of global histogram equalization, it can be too bright or dark because it doesn't consider the density of brightness distribution. Thus, it is difficult to enhance the local contrast in the images. In case of local histogram equalization, it can produce unexpected blocks in the images. In order to enhance the contrast in the images, this paper proposes a local histogram equalization based on the Gaussian Mixture Models(GMMs) in regions of histogram. Mean and variance parameters in each regions is updated EM-algorithm repeatedly and then ranges of equalization on each regions. The experimental results performed with image of various contrasts show that the proposed algorithm is better than the global histogram equalization.

Key words: Histogram Equalization(히스토그램 평활화), Gaussian Mixture Model(가우스 혼합모델), Contrast Enhancement(대비 향상)

1. 서 론

영상에서 밝기 분포가 특정한 범위에 집중되는 경우 영상에 포함된 특징을 구분하기가 어렵다. 이러한 경우 밀집된 영역에 히스토그램 평활화를 적용하여 밀집되어 있는 밝기 분포를 재분배하여 일정한 분포를 가지는 히스토그램을 생성하여 영상의 화질을 개선시켜준다. 이와 같은 방법을 적용하게 되면, 영상

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이준재, 주소 : 대구시 달서구 달구벌대로 1095, 전화 : 053)620-2177, E-mail : joonlee@kmu.ac.kr
접수일 : 2012년 3월 6일, 수정일 : 2012년 4월 1일
완료일 : 2012년 4월 4일

† 준회원, 계명대학교 대학원 미디어아트학과 석사과정
(E-mail : mb0915@naver.com)
†† 종신회원, 계명대학교 게임모바일콘텐츠학과 부교수
(E-mail : joonlee@kmu.ac.kr)
※ 본 연구는 2010년도 계명대학교 비사연구기금으로 이루어졌음.

의 대비가 높아져서 보다 눈에 잘 보이는 선명한 영상을 제공하거나 영상의 특징을 추출할 때 용이하다. 그러므로 히스토그램 평활화는 영상의 화질을 개선하며, 영상분할과 영상에서 에지와 같은 특징을 추출하기 전에 수행된다[1-5].

히스토그램 평활화 기법은 크게 전역 히스토그램 평활화 기법과 지역 히스토그램 기법으로 구분되어진다. 전역 히스토그램 기법은 영상 전체의 히스토그램 분포를 계산하고, 히스토그램의 누적 분포값과 정규화를 통하여 얻어지며, 히스토그램이 균일한 분포를 갖도록 명암값을 재분배 한다. 그러나, 전역 히스토그램 평활화는 영상 각 부분의 공간 정보들을 고려하지 않고 전체 영상의 히스토그램 정보를 사용하기 때문에 부분적인 명암 대비를 개선시키는 것은 어렵다. 또한, 영상의 명암값을 중간 명암값으로 재분배하기 때문에 영상의 밝은 영역이 흐려지는 현상이 발생한다[1-5].

이러한 전역 히스토그램 평활화가 갖는 단점을 보완하기 위해 지역 히스토그램 평활화 기법을 사용한 명암 대비 개선 기법이 제안되고 있다. 지역 히스토그램 평활화 기법의 가장 기초적인 방법으로는 적응적 히스토그램 평활화(Adaptive Histogram Equalization)가 있다. 이 방법은 영상을 적당한 크기의 여러 개의 블록으로 나누고 각 블록에 대한 히스토그램을 구한 후, 이를 이용하여 각 블록에 대하여 독립적으로 히스토그램 평활화를 수행한다. 그러나, 이 경우 전체 영상의 밝기 분포를 고려하지 않고 각 블록의 영상 정보만을 사용하기 때문에 블록 간의 명암 대비가 커져서 블록화 현상이 발생한다[2-5].

본 논문에서는 새로운 방법으로 영상의 히스토그램의 영역을 k개의 가우시안 혼합 모델을 적용하여 모델링을 한 후, EM(Expectation Maximization)알고리즘을 적용한다. EM 알고리즘은 확률 모델의 관측 불가능한 변수들이 포함되어 있는 경우 최대사후 확률 우도를 구하는 방법으로 더 좋은 우도를 찾기 위하여 반복하는 구조로 구성되어있다. 그러므로 각 영역별 구한 평균과 분산값의 최적값을 찾기 위하여 EM 알고리즘을 반복적으로 적용하여 최대사후추정을 찾는다. 이 때, 히스토그램에서 피크(peak)를 탐색하여 이 피크를 기준으로 하여서 히스토그램 평활화를 적용할 각 영역의 범위를 결정하고 분할된 히스토그램의 영역을 각각 독립적으로 히스토그램 평활화를 적용한다. 그 다음 이들에 대응하는 복구된 영상을 합하여서 최종 결과 영상을 얻는다. 본 논문에서 제안하는 방법은 유사한 화소값을 갖는 영역이 과도하게 평활화 되는 것을 방지하며 영상의 부분적인 영역까지 명암대비를 향상시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 히스토그램 평활화 방법에 대해 설명한다. 3에서는 본 논문에서 제안하는 방법에 대해 설명한다. 4에서는 기존의 히스토그램 평활화 방법과 제안하는 방법을 영상들에 적용하여 비교 실험을 통해 제안하는 방법의 우수성을 입증하며, 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구 방향에 대하여 논의하였다.

2. 기존의 히스토그램 평활화 기법

2.1 히스토그램 평활화

히스토그램은 영상에서 가장 어두운 영역부터 가장 밝은 영역의 범위까지의 명암도에 대한 픽셀의 발생 빈도를 나타내는 수의 집합으로서 명암 대비 및 명암값 분포에 대한 정보를 나타낸다. 히스토그램이 왼쪽으로 치우쳐 있으면 해당 화소의 값이 전체적으로 작아서 영상의 밝기가 어두워진다. 반면, 히스토그램이 오른쪽으로 치우쳐 있으면 전체적으로 커서 영상이 밝아진다. 히스토그램이 아주 좁은 범위에 분포되어 있으면 가장 어두운 명도와 가장 밝은 명도의 차이가 적기 때문에 명암 대비가 좋지 않다. 반면, 히스토그램이 넓게 분포되어 있으면 밝기의 차이가 커서 명암 대비가 좋다[3-5].

히스토그램 평활화는 영상이 한쪽으로 치우친 명암 분포를 가지는 히스토그램을 재분배 과정을 거쳐서 균일한 분포를 가지는 히스토그램으로 생성하는 것이다. 히스토그램 평활화를 수행하게 되면, 영상의 명암 대비가 커져서 보다 눈에 잘 보이는 영상을 얻을 수 있다. 히스토그램 평활화는 먼저 영상의 히스토그램을 생성한다. 밝기 레벨의 범위가 [0, L-1]인 영상의 히스토그램을 식(1)과 같이 정의할 수 있다.

$$H(X_k) = n_k \tag{1}$$

여기서 X_k는 k번째 밝기 값이며, n_k는 영상에서 밝기 X_k를 갖는 픽셀들의 수를 나타낸다. 예를 들어 영상의 8비트인 경우, 0~255의 L=256 값을 갖는다. 히스토그램의 각각의 성분을 영상 전체 픽셀 수로

나누어 정규화한다. 정규화된 히스토그램 $p(X_k)$는 밝기 X_k가 발생할 확률을 나타내는 확률밀도함수(PDF)이며, 식(2)와 같이 정의할 수 있다.

$$p(X_k) = \frac{n_k}{n} \quad k = 0,1,2,...,L-1 \tag{2}$$

여기서 n은 영상의 전체 픽셀 수를 나타내며, 정규화 된 히스토그램의 모든 요소의 합은 1이다. 히스토그램 평활화는 정규화 된 히스토그램의 누적분포함수(CDF)를 구하여 최대 명암값 (L-1)을 곱하며, 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} s_k = T(X_k) &= (L-1)\sum_{i=0}^{k} p(X_i) \\ &= (L-1)\sum_{i=0}^{k} \frac{n_i}{n} \qquad k = 0,1,2,...,L-1 \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 $p(X_i)$는 밝기값 X_i의 확률밀도함수이며, s_k는 영상의 밝기값 X_k에 대응하는 변환된 밝기값이다[3-6].

히스토그램 평활화를 영상 전체에 적용할 경우 원영상의 특성에 따라서 명암 대비의 개선 효과가 다르게 나타나며, 주로 영상의 밝기값 분포가 어느 한쪽에 밀집되어 있어 매우 낮은 명암 대비를 이루고 있는 영상에 대해 적용된다. 하지만, 영상 전체에 히스토그램 평활화를 적용할 경우 지역적으로 밝기를 개선할 수 없기 때문에 명암 대비가 감소하거나 화질이 훼손된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 지역 히스토그램 평활화를 적용한다[3-6].

지역 히스토그램 평활화는 영상의 명암 대비를 개선하기 위해서 영상을 여러 개의 서브 블록으로 나누고 각 블록에 히스토그램 평활화를 적용한다. 하지만, 각 블록에 서로 다른 히스토그램 평활화를 적용하기 때문에 블록간의 극심한 블록 현상이 발생하고 전체 영상의 화질이 훼손될 수 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서 지역 히스토그램 평활화를 적용할 때 주위 영역들을 참조하여 중첩된 블록을 사용한다. 먼저, 서브 블록을 m×n 크기로 정의하고 서브 블록의 중앙점에 히스토그램 평활화를 수행한다. 다음으로 수평 좌표를 1 증가시킨 후 서브 블록 히스토그램 평활화를 반복한다. 수평 좌표가 그 수평 라인의 끝까지 증가하면 수직 좌표를 1 증가시키고 다음 라인의 처음으로 돌아와 다시 히스토그램 평활화를 반복한다. 그러므로, 지역적 중첩 히스토그램 평활화는 블록과 주위의 영역을 포함하여 수행하므로 블록화 현상을 줄일 수 있고 높은 명암 대비를 얻을 수 있지만 영상의 모든 화소들에 대해 서브 블록 히스토그램 평활화를 적용해야 함으로 계산량이 엄청나게 증가하게 된다. 그리고, 블록의 중첩 정도나 주변 영역을 포함하는 블록의 크기에 따라 블록화 정도와 계산량이 상당히 의존적이다[3-6].

그림 1은 원영상에 전체 히스토그램 평활화와 지역 히스토그램 평활화를 적용한 결과를 보여주고 있다. 그림 1(b)는 원영상에 전체 히스토그램 평활화한 결과 영상을 보여주며 원영상에 비해 밝기가 밝고 선명해진 것을 볼 수 있다. 그림 1(c)은 원영상을 32×32 크기의 서브 블록으로 나누고 각 블록에 히스토그램 평활화를 적용한 결과 영상이며 서브 블록간의 명암 대비 차가 커서 블록화 현상이 심하게 나타났으며 화질이 훼손되었다[5-7].

이와 같이 왜곡되는 정도를 최소화하여 낮은 밀도를 갖는 지역의 명암 대비도 또한 개선하기 위해서 히스토그램의 영역을 나눠서 평활화하는 방법들이 제안되었다. 이들은 본 논문에서 제안하는 방법과 유사하게 영상의 평균 밝기값을 유지하며 히스토그램

(a) 원영상 (b) 전체 히스토그램 평활화 (c) 지역 히스토그램 평활화

그림 1. 원영상에 전체 히스토그램 평활화와 지역 히스토그램 평활화를 적용한 결과 영상

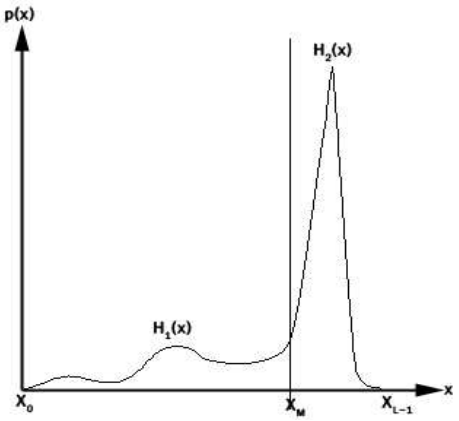


그림 2. 평균값을 기준으로 분할된 히스토그램

평활화를 영역별로 적용한다는 공통점이 있다. 하지만, 나눠지는 영역의 개수와 히스토그램의 영역의 경계를 나누는 방법들이 다르다. 영역별 히스토그램 평활화 방법들에 대해서 좀 더 살펴보면 다음과 같다.

2.2 영역별 히스토그램 평활화

영역별 히스토그램 평활화 방법들에는 BBHE (Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization), DSIHE(Dualistic Sub-Image Histogram Equalization), RMSHE(Recursive Mean Seperate Histogram Equalization), DBSHE(Density Based Sub-Histogram Equalization) 등이 있으며, 이들에 대해서 좀 더 자세하게 살펴보면 다음과 같다[6].

먼저, BBHE(Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization)는 그림 2와 같이 입력영상의 밝기 평균값 X_m을 기준으로 하여 두 개의 영역으로 나누어 독립적으로 각각의 영역에 히스토그램 평활화를 적용하는 알고리즘이다.

BBHE는 밝기 평균값을 중심으로 하여 양쪽으로 히스토그램이 대칭적이면 평균 밝기값이 보존되지만 입력 영상의 특징에 따라서 밝기값이 보존되지 않는다는 단점이 있다[8-10].

위의 그림 3은 원영상에 전체 히스토그램 평활화와 BBHE 방법을 적용한 결과 영상이다. 그림 3(a)에 전체 히스토그램 평활화를 적용한 그림 3(b)의 결과 영상을 보면, 과도하게 히스토그램 평활화하여 이전보다 전체적으로 어두워졌다. 반면, 그림 3(c)와 같이 BBHE 방법을 적용한 결과를 보면 평균 밝기값을 보존하면서 영상의 전체적인 명암 대비가 선명하게 개선된 것을 볼 수 있다[10].

DSIHE(Dualistic Sub-Image Histogram Equalization)은 BBHE 방법과 동일하게 입력 영상의 히스토그램을 두 개의 영역으로 나누고 각각의 영역에 히스토그램 평활화를 적용하는 알고리즘이다. 이 방법은 평균 밝기값을 기준으로 하여 영역을 나누는 BBHE 방법과는 다르게 전체 명암도의 중간값 X_D를 기준으로 하여서 영역을 분할하고 각 영역에 독립적으로 히스토그램 평활화를 수행한다. 그림 4와 같이 중간값 X_D는 입력 영상의 누적분포함수 $C(X_K)$의 값이 0.5일 때의 명암값 X_K값을 기준으로 하여서 분할한다[10-11].

그림 5은 원영상에 전체 히스토그램 평활화와 DSIHE 방법을 적용한 결과 영상을 비교하여 보여주고 있다. 그림 5(b)는 원영상에 BBHE 방법을 적용한 결과 영상을 나타내며 그림 5(c)는 원영상에 DSIHE 방법을 적용한 결과 영상을 보여준다. 두 가지 방법을 적용한 결과를 비교해보면 그림 5(b)가 그림 5(c)에 비해 명암 대비가 좀 더 선명하게 개선된 것을

(a) 원영상 (b) 전체 히스토그램 평활화 (c) BBHE 결과 영상

그림 3. 원영상에 전체 히스토그램 평활화와 BBHE 방법을 적용한 결과영상

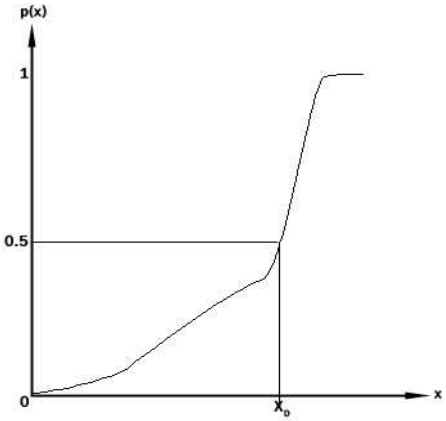


그림 4. 누적분포함수에서 중간값 X_D를 기준으로 분할

볼 수 있다[10].

RMSHE(Recursive Mean-Separate Histogram Equalization)는 입력 영상의 히스토그램을 한 번 분할하는 BBHE 방법과는 다르게 평균 밝기값을 중심으로 분할된 영상에 반복적으로 분할하는 과정을 수행함으로써 입력 영상의 평균 밝기값이 결과 영상에 최대한 유지되도록 하는 방법이다. 반복 횟수 r=0 일 경우 히스토그램의 분할이 없기 때문에 기존의 히스토그램 평활화 방법과 동일하고 반복 횟수 r=1 일 경우 평균값 X_M을 기준으로 두 개의 영역으로 분할하는 BBHE 방법과 동일하다. 반복 횟수 r=2 일 경우 네 개의 영역으로 나누어진다. 즉, 첫 번째 분할은 평균 밝기값 X_M을 기준으로 분할하고, 두 번째 분할은 분할된 영역의 평균 밝기값 X_{ML}과 X_{MU}를 기준으로 분할한다. 각각의 분할된 영역에 독립적으로 히스토그램 평활화를 적용한다. 그러므로, RMSHE 방법은 반복 횟수 r의 값에 따라서 분할되는 영역 개수는 2^r이며 각각의 분할된 영역에 독립적으로 평활화를 적용한다[10-11].

그림 6은 반복 횟수 r값에 따라서 RMSHE 방법을 적용한 결과 영상을 보여준다. 그림 6(b)는 r=2일 경우 RMSHE 방법을 적용한 결과를 보여주며 그림 6(c)는 r=3일 경우 RMSHE 방법을 적용한 결과를 보여준다. 그림 6(b)는 구름 영역의 밝은 부분은 이전보다 더 밝아졌으며 비행기 영역의 어두운 부분은 이전보다 더 어두워졌다. 그림 6(c)는 (b)보다 반복

(a) 원영상 (b) BBHE 결과 영상 (c) DSIHE 결과 영상

그림 5. 원영상에 BBHE 방법과 DSIHE 방법을 적용한 결과영상

(a) 원영상 (b) RMSHE 결과 영상(r=2) (c) RMSHE 결과 영상(r=3)

그림 6. 원영상에 r 값에 따라 RMSHE 방법을 적용한 결과 영상

회수 r값이 더 크기 때문에 그림 6(a) 원영상의 평균 밝기값에 가까워지는 것을 볼 수 있다[10].

DBSHE(Density Based Sub-Histogram Equalization)는 입력 영상의 히스토그램을 밀도를 기반으로 하여 영역을 분할하고 각각 분할된 영역에 히스토그램 평활화를 적용하는 방법이다. 히스토그램을 밀도에 따라서 영역을 분할하고 분할된 각 영역의 평균과 분산을 고려하여 히스토그램 평활화를 적용할 영역의 범위를 결정한다. DBSHE는 유사한 많은 화소값을 갖는 영역이 과도하게 평활화가 되는 것을 막게 되고 적은 화소값을 갖는 영역에 대해서도 고르게 평활화를 수행하기 때문에 영상의 부분적인 영역까지 명암 대비를 향상 시킬 수 있다[13].

그림 7은 원영상에 전체 히스토그램 평활화와 DBSHE 방법을 적용한 결과영상이다. 그림 7(a) 원영상에 전체 히스토그램 평활화를 적용한 결과 영상 그림 7(b)를 보면 배경 부분이 과도하게 평활화가 되어서 노이즈가 많이 발생하였다. 또한 사람 부분은 평균 밝기값이 감소되어 그림 7(a) 원영상보다 어두워진 것을 볼 수 있다. 그림 7(c)는 DBSHE 방법을 그림 7(a) 원영상에 적용한 결과를 보여준다. 배경 부분을 살펴보면 그림 7(b)에서 나타난 과도한 평활화를 막아주며 사람 부분의 대비가 향상되어 선명하게 나타난 것을 볼 수 있다[13].

3. GMM 기반의 히스토그램 평활화

가우시안 혼합 모델은 주어진 데이터의 집합의 분포 밀도를 단 하나의 확률밀도함수로 모델링 하는 방법을 개선한 밀도 추정 방법으로 평균과 분산의 파라미터를 가지는 여러 개의 가우시안 함수로 데이터의 분포를 모델링하는 방법이다.

즉, 그림 8과 같이 이것은 데이터를 가우시안에 속하는 특징으로 나눌 수 있으며, 각 가우시안의 크기나, 평균, 분산값에 따라 속하는 클래스로 분류하는 문제로 간주할 수 있다. 예를 들어, 주어진 영상의 밝기값들을 $x_j(j = 1, 2, 3, ..., n)$라고 할 때, 가우시안 혼합 모델은 식 (1)의 형태로 혼합성분 밀도의 가중

(a) 원영상 (b) 전체 히스토그램 평활화 (c) DBSHE 결과 영상

그림 7. 원영상에 전체 히스토그램 평활화와 DBSHE 방법을 적용한 결과영상

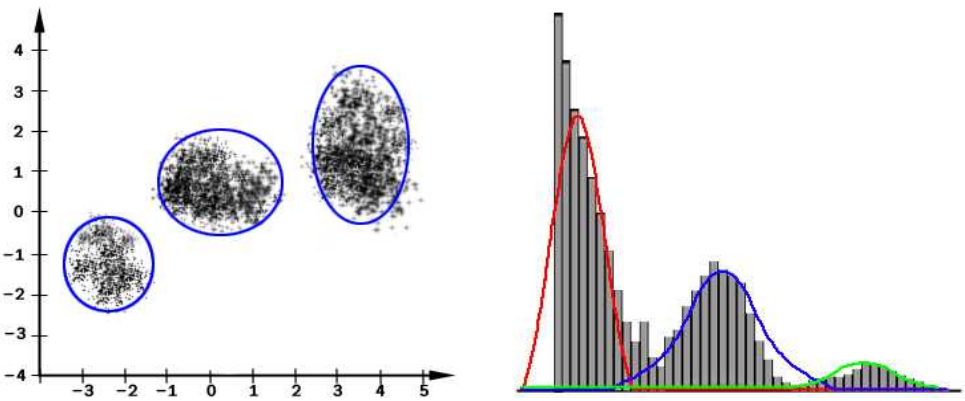


그림 8. 가우시안 혼합 모델 분포

화된 합으로 정의된다.

$$f(x_j) = \sum_{i=1}^{k} p_i N(x_j|\mu_i, \sigma_i^2) \quad (4)$$

위의 식 (1)에서 k는 영역의 개수이며, p_i는 가중치이고. $\Sigma_{i=1}^{k} p_i = 1$이다. $N(x_j|\mu_i, \sigma_i^2)$는 혼합성분의 밀도함수이며 가우시안 함수로 표현된다.

$$N(x_j|\mu_i, \sigma_i^2) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} exp \frac{-(x_j - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \quad (5)$$

여기서 μ_i, σ_i는 i번째 혼합성분의 평균과 표준 편차이다. 결과적으로, 가우시안 혼합 모델은 $\theta = (p_1, ..., p_k, \mu_i, ..., \mu_k, \sigma_i^2, ..., \sigma_k^2)$로 나타낼 수 있다. 그 다음, 평균과 분산을 이용하여 EM 알고리즘을 반복적으로 적용한 후 최대사후추정을 찾는다. EM 알고리즘은 먼저 E-Step을 수행하여 j번째 영상의 밝기값이 i번째에 속하는 확률분포를 계산한 후, M-Step을 수행하여 k개의 각 영역에 대한 평균과 분산을 계산한다.

$$(E-Step)\, p_{ij}^{(r+1)} = \frac{p_i^{(r)} N(x_j|\mu_i^{(r)}, \sigma_i^{2(r)})}{f(x_j)} \quad (6)$$

$$(M-Step)\, \hat{p}_i^{(r+1)} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} p_{ij}^{(r)} \quad (7)$$

$$\hat{\mu}_i^{(r+1)} = \frac{\Sigma_{j=1}^{n} p_{ij}^{(r+1)} x_j}{n \hat{p}_i^{(r+1)}} \quad (8)$$

$$\hat{\sigma}_i^{2(r+1)} = \frac{\Sigma_{j=1}^{n} p_{ij}^{(r+1)} (x_j - \hat{\mu}_i^{(r+1)})}{n \hat{p}_i^{(r+1)}} \quad (9)$$

위의 E-Step과 M-Step을 교대로 반복적으로 적용하여 최대사후추정을 찾은 후 근사화된 가우시안 함수들끼리 만나는 지점을 평활화를 수행할 영역의 경계값으로 사용한다[14-16].

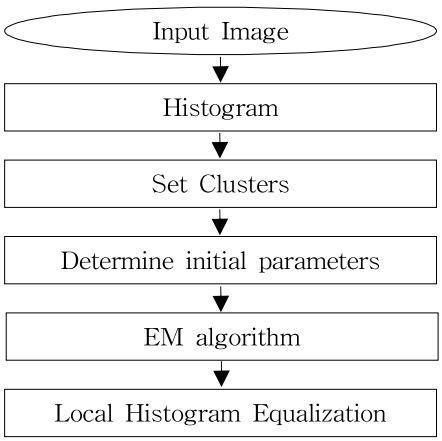


그림 9. 제안하는 방법의 순서도

위의 그림 9은 제안하는 방법의 구성을 보여준다. 제안하는 방법을 적용하여 영상의 히스토그램 평활화를 하기 위해서 먼저 영상의 히스토그램을 구한 후 히스토그램을 몇 개의 영역으로 나눌 것인지 결정한다. 영역의 개수는 영상의 히스토그램 분포에 따라서 임의의 수로 설정하였다. 그 다음 영상의 히스토그램 분포 중 가장 큰 값을 찾아서 그것을 기준으로 하여서 영역을 나눈다. 히스토그램의 영역을 나눈 후 평활화를 적용하기 위해 영역별 히스토그램 평활화의 범위를 결정하기 위해 최대 및 최소 한계값을 결정하여 각 영역의 시작과 끝의 경계값을 평활화를 수행하기 위한 영역의 한계 밝기값으로 결정하여 사용한다. 히스토그램 평활화의 범위를 결정하기 위하여 가우시안 혼합 모델과 EM 알고리즘을 적용하여 근사화된 가우시안 함수를 얻을 수 있다.

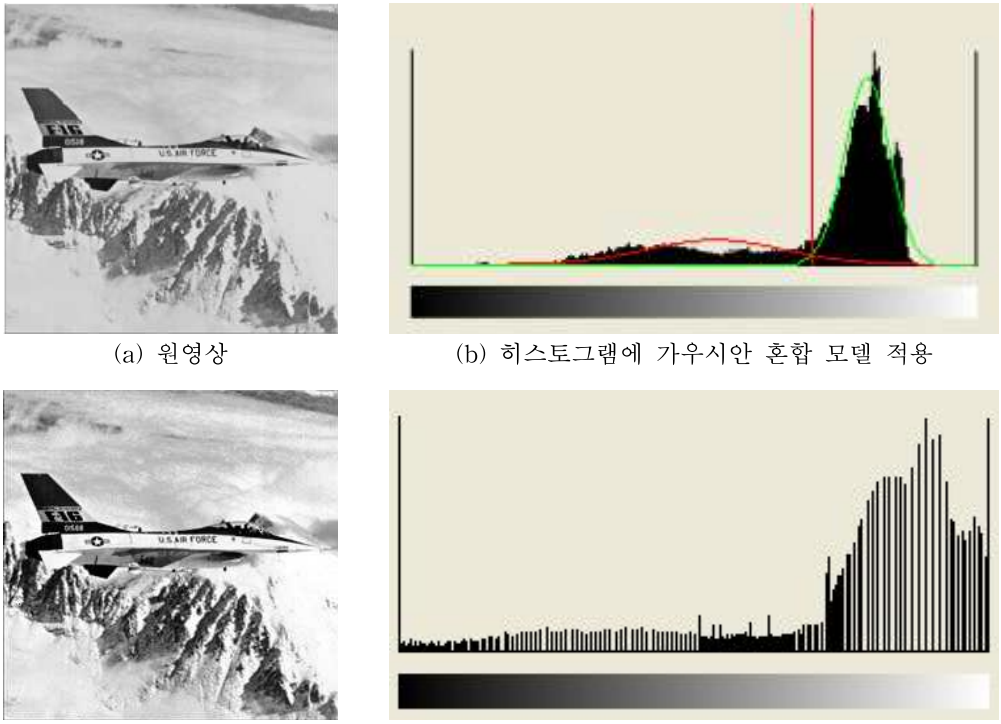
최종적으로 근사화된 가우시안 함수들이 만나는 지점을 히스토그램 평활화를 수행하기 위한 영역의 경계값으로 사용하여 평활화의 범위를 결정한다.

그림 10은 영상에 가우시안 혼합 모델을 적용하여 영역별 평활화를 적용한 결과를 보여준다. 그림 10(b)는 영역의 개수를 2으로 설정하여 그림 10(a)원영상에 가우시안 혼합 모델을 적용하여 근사화된 가우시안 함수로 영역별 분할한 결과를 보여준다. 그림에서 보는 것과 같이 영역을 분할한 후 각 영역에 평활화를 적용한 결과를 그림 10(c)에서 보여주며 그림 10(d)는 그림 10(c)의 히스토그램 분포를 나타낸다.

4. 실험 결과

제안하는 방법의 성능을 확인하기 위해서 다양한 특성을 가지고 있는 영상을 대상으로 실험하였으며 기존의 히스토그램 평활화 방법과 비교하였다. 아래의 그림은 원영상에 제안된 방법과 기존의 히스토그램 평활화를 각각 적용한 결과와 히스토그램 분포를 보여준다.

아래의 그림 11은 히스토그램의 분석을 통해서 제안하는 방법과 기존의 히스토그램 평활화를 비교하여 평가하였다. 그림 11(b)는 그림 11(a) 원영상의 히스토그램 분포를 나타내고 있다. 이 히스토그램을 살펴보면 값이 오른쪽에 밀집하여 존재하고 급격한 변



(a) 원영상 (b) 히스토그램에 가우시안 혼합 모델 적용

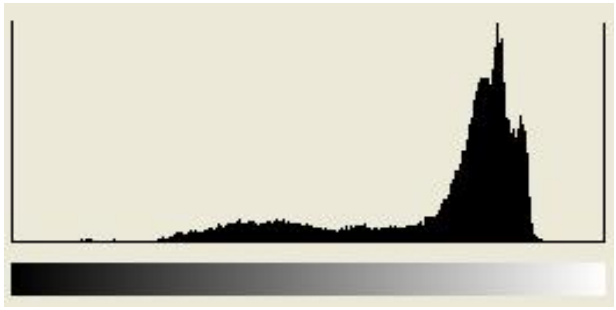
(c) 제안하는 방법 결과 (d) (c)의 히스토그램

그림 10. 원영상의 히스토그램 영영별 분할한 결과와 평활화한 결과 영상

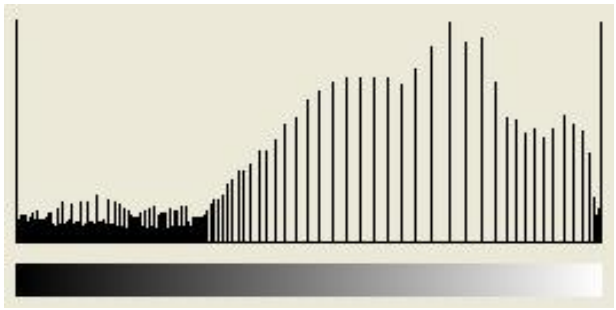
화량을 가지는 것을 볼 수 있다. 이 영상에 전역 평활화를 적용한 결과를 그림 11(c)에서 볼 수 있으며, 그림 11(d)에서 히스토그램 분포를 보여주고 있다. 히스토그램에서 보듯이 오른쪽에 밀집되어 있던 영역이 넓은 간격을 가지며 평활화된 것을 볼 수 있다. 그 결과 그림 11(c)를 보면 전체적으로 명암이 어두워졌으며 그림 11(d)와 같이 히스토그램이 넓은 간격으로 분포함으로써 그 사이의 밝기값들을 잃어버려 구름 영역이 과도하게 평활화가 된 것을 볼 수 있다. 그림 11(e)는 그림 11(a) 원영상에 BBHE 방법을 적용한 결과를 보여주며, 그림 11(f)는 그림 11(e)의 히스토그램 분포를 보여주고 있다. 그림 11(e)를 보면 평균 밝기값을 보존하면서 영상의 전체적인 명암 대비가 선명하게 개선된 것을 볼 수 있다. 그림 11(g)는 그림 11(a) 원영상에 DSIHE 방법을 적용한 결과를 보여주며, 그림 11(h)는 그림 11(g)의 히스토그램 분포이다. 그림 11(g)를 보면 그림 11(a) 원영상에 비해 어두운 영역이 더 어두워진 것을 볼 수 있다. 그리고 그림 11(h) 히스토그램을 보면 구름 영역의 밝기가 넓게 분포되어 있는 것을 볼 수 있다. 그 결과 구름 영역의 밝기가 조금 어두워진 것을 볼 수 있다. 그림 11(i)는 그림 11(a) 원영상에 RMSHE 방법을 적용한 결과 영상이며, 그림 11(j)는 그림 11(i)의 히스토그램 분포를 보여주고 있다. 그림 11(i)은 그림 11(e)의 결과와 비슷하지만 각각의 히스토그램을 보면 그림 11(i)의 명암 대비가 좀 더 밝게 개선된 것을 알 수 있다. 그림 11(k)는 제안하는 방법의 결과를 보여주며 그림 11(l)은 그림 11(k)의 히스토그램 분포를 보여주고 있다. 제안하는 방법은 그림 11(a)의 원영상의 히스토그램을 3개의 영역으로 분할하여 가우시안 함수를 적용하여 근사화한 후 근사화된 가우시안 함수들끼리 만나는 지점를 평활화를 수행할 영역의 경계값으로 정하고 유사한 밝기값을 가지는 영역별로 하나의 구간 안에 들어가도록 하여 평활화를 수행하였다. 그 결과, 그림 11(k)에서 보듯이 과도하게 평활화가 되는 것을 방지하고 명암 대비가 개선된 것을 볼 수 있다.

아래의 그림 12는 기존의 방법과 제안하는 방법의 실험 결과를 비교하여 나타낸 것이다. 그림 12(c)는 원영상에 전역 평활화를 적용한 결과 영상이며 이것의 히스토그램 분포를 그림 12(d)에서 보여준다. 그림 12(d)의 히스토그램에서 보듯이 과도하게 평활화가 되어 사람의 얼굴이 지나치게 밝게 나타난 것을 볼 수 있다. 그림 12(e)와 (f)는 원영상에 DBSHE 방

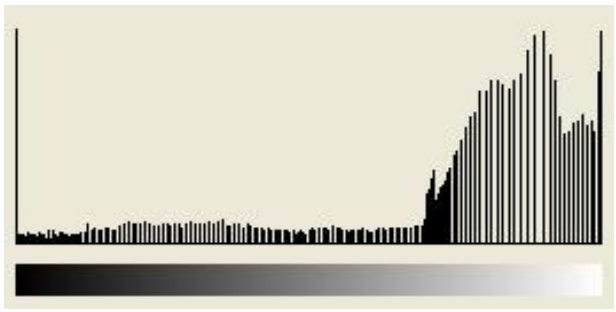
(a) 원영상


(b) (a)의 히스토그램

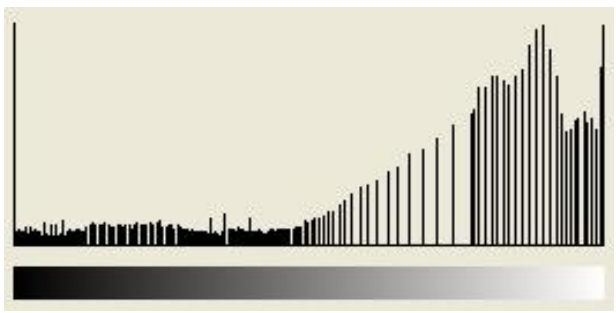
(c) 전역 평활화 결과


(d) (c)의 히스토그램

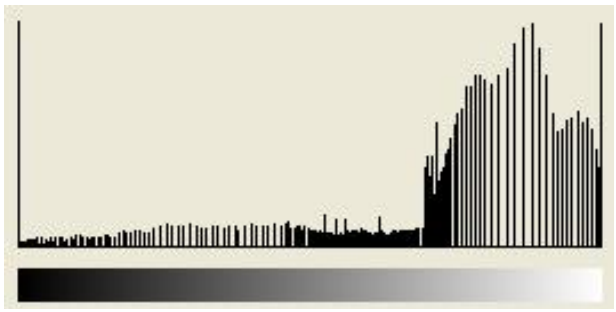
(e) BBHE 결과


(f) (e)의 히스토그램

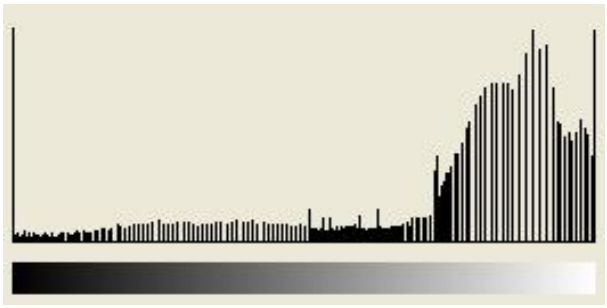
(g) DSIHE 결과


(h) (g)의 히스토그램

(i) RMSHE 결과


(j) (i)의 히스토그램

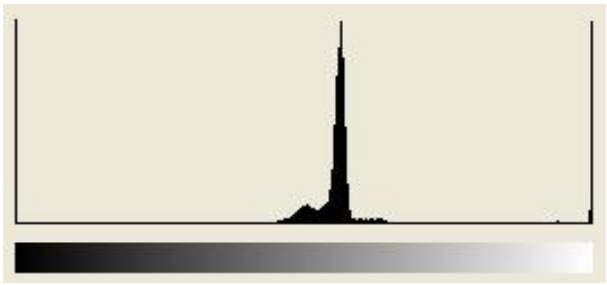
(k) 제안하는 방법 결과



(l) (k)의 히스토그램

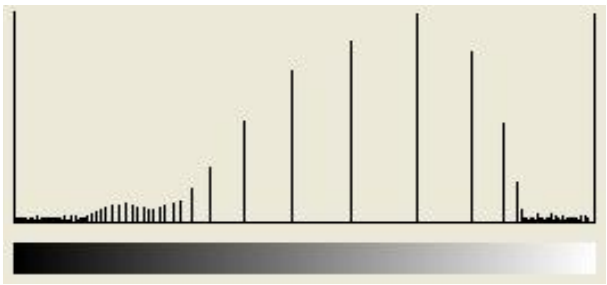
그림 11. F16 비행기 영상에 대한 결과

(a) 원영상



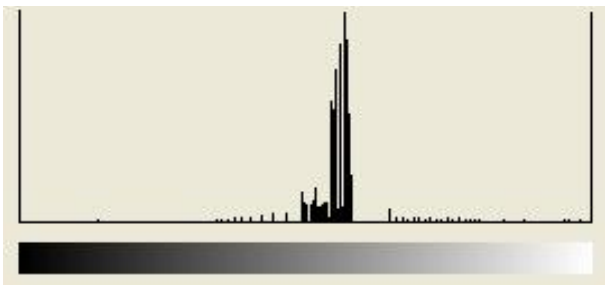
(b) (a)의 히스토그램

(c) 전역 평활화 결과



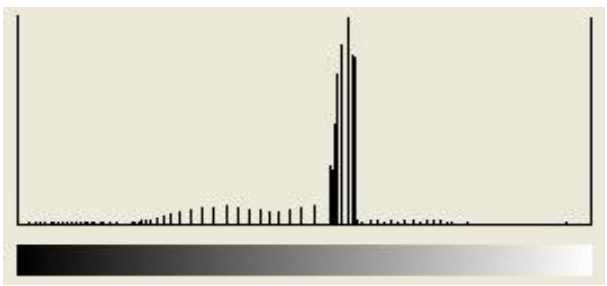
(d) (c)의 히스토그램

(e) DBSHE 결과



(f) (e)의 히스토그램

(g) 제안하는 방법 결과



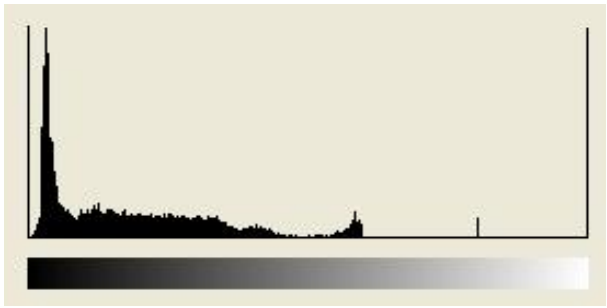
(h) (g)의 히스토그램

그림 12. Woman 영상에 대한 결과

법을 적용한 결과 영상과 히스토그램 분포를 보여준다. 원영상에 비해 밝기가 뚜렷하게 개선된 것을 볼 수 있다. 그림 12(g)와 (h)는 원영상에 제안하는 방법을 적용한 결과와 히스토그램 분포를 보여준다. 그림 12의 히스토그램 분포를 살펴보면 그림 12(h)가 히스토그램 평활화가 효과적으로 적용된 것을 볼 수 있다.

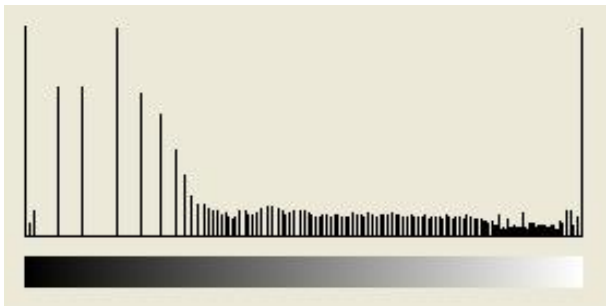
제안하는 방법의 성능을 확인하기 위해서 x-ray 영상에 적용한 결과를 그림 13에서 보여준다. 그림 13은 사람의 목을 찍은 x-ray영상에 전역 평활화와 제안하는 방법을 적용한 결과와 히스토그램 분포를 보여준다. 그림 13(a) 원영상을 살펴보면 전체적으로 어둡게 나타난 것을 볼 수 있다. 그림 13(a)에 전체

(a) 원영상



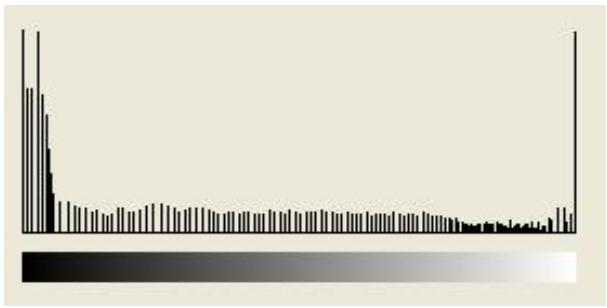
(b) (a)의 히스토그램

(c) 전역 평활화 결과



(d) (c)의 히스토그램

(e) 제안하는 방법 결과



(f) (e)의 히스토그램

그림 13. x-ray 영상에 대한 결과

평활화와 제안하는 방법을 적용한 결과를 살펴보면 제안하는 방법을 적용한 그림 13(e)가 전역 평활화를 적용한 그림 13(c) 보다 명암 대비가 효과적으로 개선된 것을 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 영상의 히스토그램의 영역을 분할하고, 각 영역에 가우시안 혼합 모델과 EM 알고리즘을 적용하여 영역별 히스토그램 평활화의 범위를 결정한 후 분할된 히스토그램의 영역별로 각각 평활화를 적용하여 명암대비를 향상시키는 방법을 제안하였다. 전역 히스토그램 평활화를 적용하는 경우 전체 영상의 히스토그램을 사용하기 때문에 부분적으로 명암대비를 개선시키는 것이 어려운 문제점이 있다. 제안된 방법을 적용함으로써 이러한 문제를 해결할 수 있다. 향후 영역의 수를 추정하는 방법에 대한 연구가 추가되어야 한다.

참 고 문 헌

[1] N. Sengee and H.K. Choi, "Contrast Enhancement using Histogram Equalization with a New Neighborhood Metrics," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.11, No.6, pp. 737-745, 2008.

[2] 이금분, 조범준, "영상 향상을 위한 자동 임계점 선택 및 대비 강화 기법," 멀티미디어학회논문지, Vol.11, No.4, pp. 462-470, 2008

[3] R.C. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Pearson Edition, 2009.

[4] 박동민, 최명렬, "명암비 향상을 위한 서브-히스토그램 면적비 기반의 적응형 히스토그램 재분배 알고리즘," 한국정보처리학회지, Vol.16-B, No.4, pp. 263-270, 2009.

[5] 윤현섭, 한영준, 한헌수, "밀도기반의 분할된 히스토그램 평활화를 통한 대비 향상 기법," 대한전자공학회지, Vol.46, No.1, pp. 10-21, 2009.

[6] J.Y. Kim, L.S. Kim, and S.H. Hwang, "An Advanced Contrast Enhancement using Partially Overlapped Sub-Block Histogram Equalization," *IEEE Circuits and Systems for Video Technology,* Vol.11, No.4, pp. 475-484, 2001.

[7] 김정연, 김이섭, 황승호, "서브블록 히스토그램 등화기법을 이용한 개선된 콘트라스트 강화 알고리즘," 대한전자공학회지, Vol.36, No.12, pp. 58-66, 1999.

[8] Y.T. Kim, "Contrast Enhancement using Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.43, No.1, pp. 1-8, 1997.

[9] C. Wang and Z. Ye, "Brightness Preserving Histogram Equalization with Maximum Entropy:A Variational Perspective," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 51, No.4, pp. 1326-1334, 2005.

[10] 이종명, 히스토그램 적응적 변형을 이용한 화질 개선 방법, 한양대학교 석사학위논문, 2006.

[11] Y. Wang, Q. Chen, and B. Zhang, "Image Enhancement Based on Equal Area Dualistic Sub-Image Histogram Equalization Method," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.45, No.1, pp. 68-75, 1999.

[12] S. Chen and A.R. Ramli, "Contrast Enhancement using Recursive Mean-Separate Histogram Equalization for Scalable Brightness Preservation," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.49, No.4, pp. 1301-1309, 2003.

[13] H.S. Yoon, Y.J. Han, and H.S. Hahn, "Image Contrast Enhancement Based Sub-histogram Equalization Technique without Over-equalization Noise," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, Vol.26, No.2, 2009.

[14] R. Farnoosh, G. Yari, and B. Zarpak, "Image Segmentation using Gaussian Mixture Models," *International Journal of Engineering Science,* Vol.19, No.1-2, pp. 29-32, 2008.

[15] 서창우, 한헌수, 이기용, 이윤정, "GMM을 위한 점진적 k-means 알고리즘에 의해 초기값을 갖는 EM알고리즘과 화지식별에의 적용," 한국음향학회지, Vol.24, No.3, pp. 141-149, 2005.

[16] 조완현, 박종현, 박순영, “결정적 어닐링 EM 알고리즘을 이용한 칼라 영상의 분할,” 정보과학회지, Vol.28, No.3, pp. 324-333, 2001.

전 미 진

2011년 계명대학교 게임모바일콘텐츠학과 졸업(학사)
2011년～현재 계명대학교 대학원 미디어아트학과 석사과정
관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전

이 준 재

1986년 경북대학교 전자공학과 졸업(학사)
1990년 경북대학교 전자공학과 졸업(석사)
1994년 경북대학교 전자공학과 졸업(박사)

2000년～2001년 (주)파미 연구소장
1998년～1999년 Georgia Institute of Technology 방문교수
1994년～2007년 동서대학교 컴퓨터정보공학부 부교수
2007년～현재 계명대학교 게임모바일콘텐츠학과 부교수
관심분야 : 영상처리, 3차원 컴퓨터 비젼, 게임