

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제22권 제5호, 2017년 9월 (JBE Vol. 22, No. 5, September 2017)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2017.22.5.608>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

가우시안 영역 분리 기반 명암 대비 향상

심 우 성^{a)†}

Contrast Enhancement based on Gaussian Region Segmentation

Woosung Shim^{a)†}

요 약

영역 분리에 의한 명암대비 방법들이 제안되어 왔지만 영상의 히스토그램에 따라 과포화 되는 부작용이나 밝기 값 보존과 명암대비 효과의 상반 관계에 대한 개선이 필요하다. 본 논문은 다양한 히스토그램에서도 명암 대비가 개선 되도록 영역 분리 시 각 서브 영역이 가우시안 분포를 갖도록 분리하고 영역별 평활화하는 명암 대비 방법을 제안 한다. 영역 분리는 $L^*a^*b^*$ 컬러 공간에서 K-평균 방법과 기대-최대 방법에 의해 영역맵과 확률맵을 생성하며 영역별 히스토그램 평활화 방법은 영역간 히스토그램 중복 최소를 위해 평균값 이동과 영역 분리에서 생성된 확률맵을 변환 함수에 활용함으로써 영역별 밝기값을 보존 하였다. 실험은 기존의 명암 대비 방법들과 평균 밝기 차이와 평균 엔트로피 값을 이용하여 밝기 변화가 적고 영상의 세부 정보가 표현됨에 의한 명암대비 개선을 보인다.

Abstract

Methods of contrast enhancement have problem such as side effect of over-enhancement with non-gaussian histogram distribution, tradeoff enhancement efficiency against brightness preserving. In order to enhance contrast at various histogram distribution, segmentation to region with gaussian distribution and then enhance contrast each region. First, we segment an image into several regions using GMM(Gaussian Mixture Model)fitting by that k-mean clustering and EM(Expectation-Maximization) in $L^*a^*b^*$ color space. As a result region segmentation, we get the region map and probability map. Then we apply local contrast enhancement algorithm that mean shift to minimum overlapping of each region and preserve brightness histogram equalization. Experiment result show that proposed region based contrast enhancement method compare to the conventional method as AMBE(AbsoluteMean Brightness Error) and AE(Average Entropy), brightness is maintained and represented detail information.

Keyword: Local contrast enhancement, region segmentation

a) 삼성전자 DMC연구소(Samsung electronics Co., Ltd. DMC R&D Center)

† Corresponding Author : 심우성(Woosung Shim)

E-mail: willshim@gmail.com

Tel: +82-31-204-3979

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-4869-8650>

Manuscript received May 8, 2017; Revised August 2, 2017; Accepted August 21, 2017.

I. 서 론

최근 UHD Alliance에서는 픽셀 별 10비트 및 저계조 (Low gray level) 표현력 개선을 위한 PQ (Perceptual Quantization) 감마 및 최대 밝기를 증가시킴으로써 인지적 해상도를 극대화 시키고자 HDR(High Dynamic Range) 규격을 발표하였다^[1]. HDR은 비트 확장에 의한 표현범위가 증가하여 영상의 화질 개선이라면 신호처리에 의한 명암 대비 증가는 디스플레이 차별화 및 HDR의 효과를 극대화 할 수 있다^[2]. 특히 비디오의 경우 물체 또는 영역별 명암 대비 개선을 위한 많은 접근 방법들이 제안되어 왔지만 선결되어야 할 문제는 명암 분리를 위한 영역의 분리 정확성 및 밝기 보존에 의한 동영상의 시간적 변화가 최소화 되어야 한다. 명암 대비 방법은 히스토그램 기반 전역적인 평활화 (Histogram Equalization) 방법과 히스토그램 내 임의 밝기 구간이나 공간적으로 의미를 갖는 물체 또는 비슷한 컬러를 영역별로 히스토그램 평활화하는 지역적 방법이 있다. 일반적으로 전역적 명암대비 방법은 히스토그램이 가우시안 분포일 때 명암대비 효과가 크고 가우시안 분포가 아닌 히스토그램 분포에서는 밝기 값이 보존 되지 않거나 명암 대비 효과가 적다. 기존 히스토그램 기반 명암대비 방법은 물체 또는 여러 레벨로 영역을 분리하고 각 영역별 변환 함수를 이용한 평활화 방법이 제안되어 왔는데, 두 개의 밝기 값을 분리하여 평활화 하는 BBHE(Brightness preserving Bi Histogram Equalization)^[3], 중간 밝기를 두 개의 레벨로 분리하는 DSIHE(Dualistic Sub-Image Histogram Equalization)^[4]이 있다. 여러 레벨을 기반으로 서브 이미지를 나누는 멀티레벨 분리 방법은 평균값을 기반으로 입력 히스토그램을 반복적으로 분리하여 평활화하는 RMSHE(Recursive Mean Separate Histogram Equalization)^[5]과 히스토그램의 압축과 재분배 과정을 반복하여 변형된 히스토그램을 만든 후 평활화 하는 BHEDC(Bi-Histogram Equalization based on Differential Compression)^[6] 방법들이 있지만 반복적 방법의 최적의 분리 회수를 산정하기 어렵고 분할 회수가 증가 할수록 영상 밝기는 유지되지만 개선 효과가 크지 않다는 문제가 있다. 또한 최소 밝기값 유지를 위한 MMBEBHE(Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization)^[7] 방법이 제안 되었지만 세부 정보 표현에서

는 부족한 부분이 있다. 세부 정보 표현을 위하여 가중치 및 임계값 파라메타를 실험을 통한 설정 값으로 정하여 개선하였지만 다양한 영상의 적용은 파라메타 설정의 한계가 있다^[8]. 본 논문에서는 명암 대비를 위하여 분리된 각 영역이 가우시안 분포를 최대로 갖게 하고 영역별 중복을 최소화를 위한 평균 이동을 통한 Dynamic range를 효율적으로 증가 할 수 있는 가우시안 영역 분리 평활화(GRSHE : Gaussian Region Segmentation Histogram Equalization) 방법을 제안한다. 기존 공간적 영역 분리의 대표적 방법으로 몇 개의 비슷한 주변 픽셀이 모여 있는 것을 노드로 보고 이를 묶어 나가는 슈퍼 픽셀 방법인 SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)^[9]이 있으나 분리된 영역은 평활화를 위한 가우시안 분포를 갖고 있다고 할 수 없어 명암 분리를 위한 평활화에 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 가우시안 분포의 영역분리를 위해 GMM모델기반 기대-최대(Expectation-Maximization) 알고리즘을 활용하여 밝기 값으로의 영역을 고정된 영역 개수로 분리하고 영역별 평활화를 위하여 변형 함수를 구할 때 영역분리에서 생성 된 확률맵의 확률을 이용함으로써 세부 정보의 화질을 유지하고 밝기값을 보존하는 명암대비 방법을 제안하고자 한다.

II. 가우시안 영역 분리 평활화

비디오에 대한 명암대비 개선을 위해 먼저 장면(Scene)을 검출한다. 하나의 프레임 내 영역을 분리하는데, 장면내에서는 각 분리된 영역 밝기값은 변화가 적으므로 장면에서의 첫 프레임에서의 정보들을 장면 내 나머지 프레임에서 활용 할 수 있다. 이를 위해 장면 검출 방법에 의한 장면을 분리하고, 분리된 장면 내 첫번째 프레임에 대하여 K-mean을 수행하여 분리할 영역의 초기값을 구한다. 장면의 첫 프레임에서 구해진 초기값을 이용하여 각 영역별 기대-최대(Expectation Maximization)을 활용한 GMM 피팅을 수행한다^[10]. K-mean 및 기대-최대 방법은 실시간을 위해 원영상보다 작은 크기의 영상에서 수행 되며 최종 프레임별 영역맵과 확률맵은 원영상의 크기에서 진행 한다. 이렇게 생성된 영역맵은 각 영역별 가우시안 분포를 최대로 갖을 수 있으며, 확률맵은 밝기 보존을 위한 변환 함수에

활용한다. 이렇게 생성된 프레임별 영역맵과 확률맵은 영역별 평균값 이동과 영역 내 밝기 보존 평활화를 수행한다. 여러 개의 영역을 가우시안 분포를 고려하여 분리하여 히스토그램 평활화 방법의 전체 알고리즘의 의사코드는 그림 1과 같다.

Pseudo code for Region based contrast enhancement

Region segmentation :

```

if (scene change detection)
    calculate k-mean value by initial value
start EM iteration :
repeat
    perform the E-step at scale down image
    perform the M-step at scale down image
until (error < threshold value)
return region & probability information
else
    perform the M-step at original size
return region & probability map

```

Contrast enhancement :

```

set each region histogram by region and probability map
    perform mean shift between region histogram
    perform histogram equalization with transform function each region

```

그림 1. 가우시안 영역 분리 평활화 방법의 의사 코드

Fig. 1. Pseudo code of gaussian region segmentation algorithm

1. 장면 전환 검출

비디오에서 모든 프레임 별로 독립적인 영역 분리는 시간적 연속성을 보장 할 수 없다. 따라서 비슷한 프레임들이 모여 있는 장면 전환 검출이 필요하고 장면의 키프레임에서만 GMM 파라메타가 계산되며 나머지 프레임에서는 키

프레임에서 계산된 GMM 파라메타 값을 사용하여 영역 분리를 한다. 장면 전환 검출은 chi-square distribution 방법을 사용한다^[11].

$$C(h^t, h^{t-1}) = \sum_{i=1}^{255} \frac{(h_i^{t-1} - h_i^t)^2}{h_i^{t-1} + h_i^t} \quad (1)$$

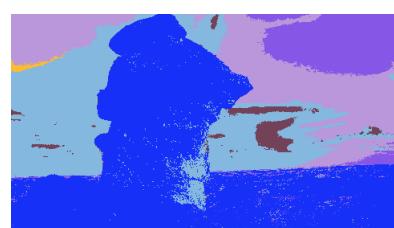
여기에서 h_i^{t-1} 와 h_i^t 는 각각 I^{t-1} 와 I^t 에 대한 정규화된 밝기 히스토그램 i 번째 bin 값이다. 만약 임계값 θ 보다 큰 $C(h^t, h^{t-1})$ 값이면 장면이 변화되어 시간 t 에서의 영상을 키 프레임으로 정의한다.

2. GMM 기반 영역 분리

동일 장면내의 프레임에서는 GMM방법을 적용하여 영상 내 영역을 분리하는데 K-mean 분류와 기대-최대(EM : Expectation Maximization)을 수행 한다. 이때 같은 장면 안에서 영역 분리 결과의 시간적 연속성을 위하여 키 프레임에서만 K-mean 초기화하고 기대-최대 방법에 의한 최적화를 함으로써 GMM 피팅을 수행 한다. GMM 피팅은 이미지 단위의 통계적 비슷한 컬러를 하나의 영역으로 분리 하는 컬러 분류 방법으로도 많이 사용되고 있다. 일반적으로 기대-최대 방법은 느리지만 장면 변화 이후 첫번째 영상에 K-mean 분류방법에 의한 초기값을 구하여 이용함으로 빠르게 기대-최대 의한 GMM 피팅에 수렴할 수 있도록 한다. 그림 2는 K-mean 분류 후 결과 예이며, 평균 값 μ^i 와 공분산 Σ^i , i 번째 GMM, $i = \{1, \dots, K\}$ 들은 K-mean 분류로부터 추정된 값이다. 기대-최대 알고리즘



(a) 원 영상



(b) k-mean 분류 결과

그림 2. 키프레임에서의 K-mean 분류
Fig. 2. K-mean clustering at key frame

에서는 주어진 μ^i 와 Σ^i 초기값을 이용하여 기대 단계에서 각 픽셀 p 에 대한 i 번째 분리 영역의 확률 $P^i(p)$ 를 다음 식을 이용하여 정의한다.

$$P^i(p) = \frac{w^i \exp \left\{ -0.5 (I(p) - \mu^i)^T (\Sigma^i)^{-1} (I(p) - \mu^i) \right\}}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma^i|^{\frac{1}{2}}}, \quad (2)$$

여기에서 $I(p)$ 는 p 에 대한 RGB값 벡터이고 w^i 는 i 번째 분리된 영역에 대한 가중값이다. 첫번째 반복에서 모든 가중값 $w^i = Z_i/Z_{tot}$ 로 초기화된다. 여기에서 Z_{tot} 는 전체 픽셀 수이고 Z_i 는 K-mean clustering 이후 i 번째 분류에 지정된 픽셀의 수이다. 최대 단계는 $P^i(p)$ 을 사용하여 μ^i 와 Σ^i 를 식 (3), (4), (5) 와 같이 업데이트 한다.

$$\mu^i = \frac{\sum P^i(p) I(p)}{\sum P^i(p)} \quad (3)$$

$$\Sigma^i = \frac{\sum P^i(p) (I(p) - \mu^i) (I(p) - \mu^i)^T}{\sum P^i(p)} \quad (4)$$

$$W^i = \frac{\sum P^i(p)}{Z_{tot}} \quad (5)$$

두 단계 과정은 수렴할 때까지 키프레임에서 임의의 임

계에 레이에 도달할 때까지 반복 수행 한다. 이렇게 구하여 진 영역맵은 공간적으로 경계면의 급격한 변화를 주지 않기 위해 확률 P^i 에 $O(1)$ bilateral 필터를 수행한다^[12]. 그림 3은 몇 개의 프레임에서의 영역맵 및 영역 별 히스토그램을 보여 준다. 영역맵은 GMM피팅에 의한 비슷한 밝기들이 모여 있는 영역을 나타내고 영역 분리 후에 영역별 히스토그램은 가우시안 분포를 갖고 있어 명암대비 개선을 위한 히스토그램 평활화 작업 시 좋은 결과를 가져올 수 있다.

3. 영역별 명암 대비 개선

가우시안 분포를 갖는 각 영역은 히스토그램적으로 중첩되는 부분을 최소화하기 위한 영역별 평균값 이동 및 밝기 보존 히스토그램 평활화 방법에 의해 명암 대비 개선을 하고자 한다.

3.1 영역별 평균값 이동

각 영역 별 히스토그램은 평균 값을 중심으로 가우시안 형태의 분포를 갖는다. 그림 4는 두 영역의 히스토그램의 예를 보이는데 영역 간은 중첩된 영역이 발생하므로 가우시안 분포의 각 영역의 평균값들의 이동이 필요하다. 평균값 이동시 이동 후 이웃하는 영역과 거리 d_{ij} 를 최대로 하면서 중첩되는 영역 o_{ij} 가 최소가 되도록 평균값의 이동이 필

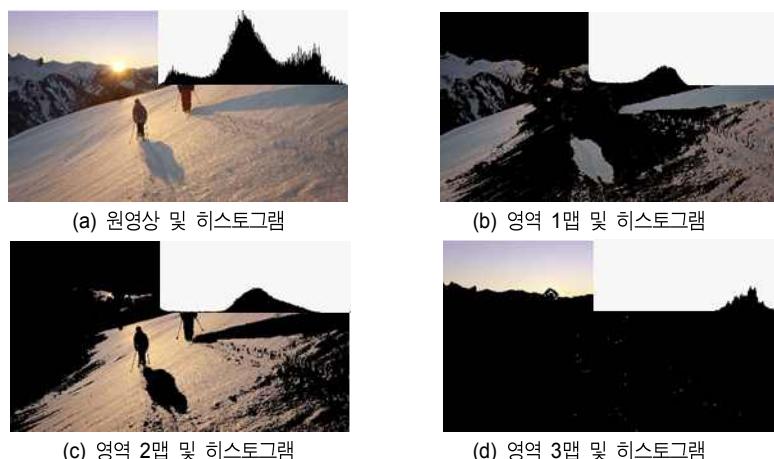


그림 3. 각 영역에서의 영역맵 및 히스토그램
Fig. 3. Region map and histogram at each region

요하다.

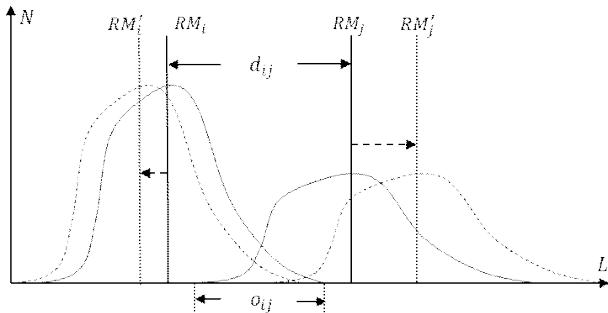


그림 4. 영역별 히스토그램 및 평균 값 이동

Fig. 4. Region histogram and mean shift

$$d_{ij} = \text{mean}(R_i) - \text{mean}(R_j) \quad (6)$$

$$o_{ij} = \sum_{L=0}^{255} \min(NR_i(L)P_i(L), NR_j(L)P_j(L))$$

여기서 $NR_i(k)$ 와 $NR_j(k)$ 는 각각 i와 j 영역에서의 각 밝기 레벨의 수이며 $P_i(L)$ 와 $P_j(L)$ 은 각각 i와 j 영역에 포함된 레벨의 확률 값이며 영역 분리 후 생성된 식 (2) 확률맵에 의해 생성 된다. 평균 이동을 위해 각 영역의 중복되는 히스토그램 어려E를 최소화 하기 위한 $M = (m_0 m_1 \dots m_k)$ 를 구한다.

$$M = (m_0 m_1 \dots m_k) = \min E = \sum_{i \in R} \sum_{i \in R} \left(\frac{o_{ij}}{d_{ij}} \right) \quad (7)$$

최종적으로 각 영역의 이동된 형태의 RM'_k 은 식(8)과 같다.

$$RM'_k = RM_k + M(m_0 m_1 \dots m_k) \quad (8)$$

3.2 밝기 값 보존 히스토그램 평활화

비디오 기반의 명암 대비 알고리즘의 고려 사항 중 하나는 프레임단위의 밝기 변화 차이를 최소화하여 프레임간의 플리커와 같은 어려를 줄이고자 한다. 영역분리에서 장면 검출에 의해 정의된 장면들은 평균적으로 비슷한 밝기이므로 이를 유지하기 위해 프레임 내에서도 평활화 작업에서 밝기 유지를 해야 한다. 본 논문에서는 S-커브 형태의 평활화

방법^[3]을 기반으로 한 영역 내 히스토그램 기반 평활화 방법을 적용하였다. 히스토그램 평활화 작업은 기존 히스토그램을 $X(j) \in \{x_0, x_1, \dots x_{L-1}\}$ 구간 범위에서 변형 함수 $c(x)$ 를 활용하여 평활화된 $Y(j)$ 를 구한다.

$$Y(j) = x_0 + (x_{L-1} - x_0) c(x) \quad (9)$$

$$c(x) = \sum_{j=0}^k p(x_j)$$

여기서 $p(x_j)$ 는 각 픽셀 값에 대한 확률 밀도 함수이며, 각각 x_0 와 x_{L-1} 은 전체 영역에서의 가장 낮은 값과 가장 높은 픽셀의 밝기를 나타낸다. 밝기 값 보존을 위해 중간값 m 을 중심으로 $\{x_0, \dots x_m\}$ 까지는 $c_L(x)$ 와 $\{x_{m+1}, \dots x_{L+1}\}$ 까지는 $c_U(x)$ 로 나누어 식 (10)와 같이 정의 한다.

$$Y(i,j) = \begin{cases} x_0 + (x_m - x_0) c_L(x) & \text{if } x \leq x_m \\ x_{m+1} + (x_{L-1} - x_{m+1}) c_U(x) & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

K개의 각 영역에 대한 각 영역에서의 $X(j)_k = \{x_0, x_1, \dots x_{L-1}\}$ 에 대하여 $Y_k(j)$ 를 위해 평균값을 중심으로 맞은 밝기와 맞은 밝기 변형함수 $c_{kL}(x)$ 와 $c_{kU}(x)$ 을 식(11) 와 같이 전체 영상에 대한 대비 알고리즘을 영역에 기반 한 방법으로 적용한다.

$$c_{kL}(x) = \sum_{j=0}^m p(x_j) \quad (11)$$

$$c_{kU}(x) = \sum_{m+1}^{L-1} p(x_j)$$

따라서 영역별 히스토그램 평활화 결과 $Y_k(j)$ 는 식 (12) 와 같다.

$$Y_k(j) = \begin{cases} x_0 + (x_m - x_0) c_{kL}(x) & \text{if } x \leq x_m \\ x_{m+1} + (x_{L-1} - x_{m+1}) c_{kU}(x) & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

III. 실험 결과 및 응용

영화나 방송에서 사용되는 비디오 영상을 활용하여 영역 분리의 성능 평가하였고 기존 명암 대비 방법들과 제안한

영역 분리 기반 방법을 정량적으로 비교 한다. 마지막으로 제안한 방법에 의한 주관적 평가를 히스토그램 분포를 기반으로 비교하도록 한다.

1. 영역 분리 평가

제안된 영역 분리 알고리즘은 키프레임에서 K-mean과 EM 방법은 지정된 최소의 오차율을 찾기 위한 반복이 필요한데 영상의 해상도와 수렴 정확도의 상관성이 적어 감소한 해상도 (120x67)에서 수행 한다. 하지만 최종 영역맵과 확률맵은 EM 결과를 바탕으로 입력 영상 해상도(1920x1080)에서 수행 한다. 그림 5는 k-mean 분류에 의한 GMM

을 기반으로 6개 영역에 대한 영역맵을 보여 준다. 영역분리는 L^*a^*b 컬러 공간에서 수행되며 각 분리된 영역에 대한 표현을 원영상의 같은 위치로부터 컬러값을 가져와 표현 하였다.

2. 정량적 명암 대비 평가

기존 방법과 정량적 분석을 위하여 평균 밝기 차이 AMBE(Average Mean Brightness Error)와 평균 엔트로피 AE(Average Entropy)를 이용하여 평가 하였다. 표 1은 9 가지 영상에 대하여 식 (13)을 이용한 평균 원영상 밝기 Mean(O)와 다양한 히스토그램 평활화 방법의 평균 밝기



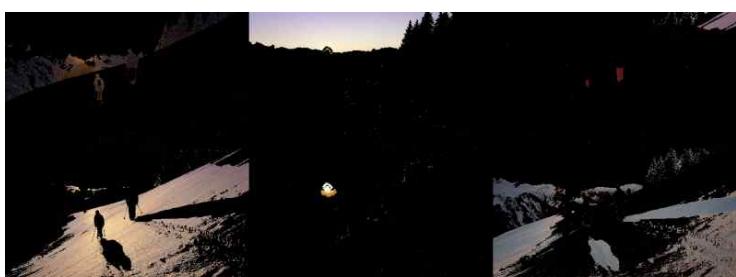
(a-1) 원영상 (mans)



(a-2) 6개 영역 분리 영상



(b-1) 원영상 (ski)



(b-2) 6개 영역 분리 영상



(c-1) 원영상 (Landscape)



(c-2) 6개 영역 분리 영상

그림 5. 각 영상에 대한 6개 영역 분리 결과
 Fig. 5. 6 region segmentation result each image

표 1. 평균 밝기 값 차이에 대한 객관적 성능 분석

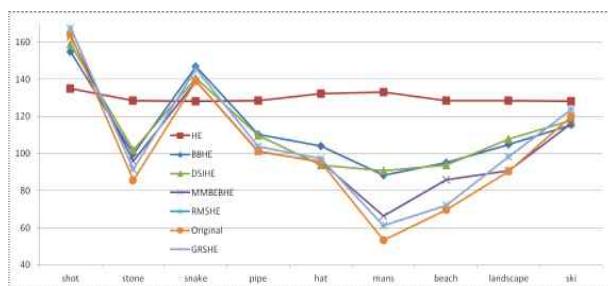
Table 1. Result of objective performance analysis for mean brightness error

Methods	shot	stone	snake	pipe	hat	mans	beach	landscape	ski
HE	29	42.8	10.8	27.1	36.9	79.7	58.9	37.9	8.3
BBHE	9.2	14.1	7.8	9.1	8.7	35.1	25.5	14.3	4.5
DSIHE	5.2	16.1	1.7	8.4	1.6	37.6	24.1	17.3	2
MMBEBHE	1.1	10.2	0	0.1	0.1	13.1	16.3	0.1	3.7
RMSHE	9.8	18	12.7	9.5	3.8	41.3	24.3	29.5	8.3
GRSHE	3.5	6	6.6	2.4	1.8	7.8	2.5	7.7	3.9
Org. Brightness	164.1	86.3	139.2	102.8	96.2	52.3	70.3	91.1	120.5

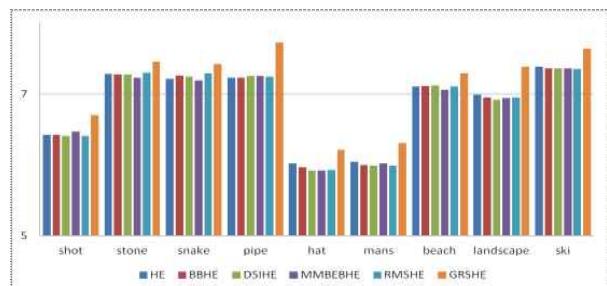
표 2. 세부 정보 표현에 대한 객관적 성능 분석

Table 2. Result of objective performance for entropy

Methods	shot	stone	snake	pipe	hat	mans	beach	landscape	ski
HE	6.42	7.28	7.21	7.23	6.02	6.04	7.1	6.99	7.38
BBHE	6.42	7.27	7.26	7.23	5.97	6.0	7.11	6.95	7.36
DSIHE	6.41	7.27	7.24	7.25	5.92	5.99	7.12	6.92	7.36
MMBEBHE	6.47	7.23	7.19	7.25	5.92	6.02	7.06	6.94	7.36
RMSHE	6.41	7.30	7.29	7.24	5.93	5.99	7.1	6.95	7.35
GRSHE	6.7	7.45	7.42	7.72	6.21	6.31	7.29	7.38	7.64



(a) 각 방법의 평균 밝기 값



(b) 각 방법의 세부 정보 값

그림 6. 평균 밝기 및 세부 정보 표현 값

Fig. 6. Average brightness and average entropy value

Mean(R) 차이)이며 작을수록 원영상과 평균 밝기 값을 유지함으로 판단 된다. 제안된 GRSHE 방법은 최소 평균 밝기 차이를 위한 MMBEBHE 방식보다 더 적은 밝기 차이의 변화를 보인다. 평균 엔트로피 값은 식 (14)와 같고 영상의 세부 정보를 표현 하였는지의 값으로 높을수록 세부 정보를 잘 표현 했음을 알 수 있는데 표 2와 같이 모든 테스트 영상에서 제안한 방법이 가장 높음을 확인 할 수 있다.

$$AME(R, O) = |\text{Mean}(O) - \text{Mean}(R)| \quad (13)$$

$$AE = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{255} q(i) \log_2 q(i) \quad (14)$$

객관적 실험에 사용된 영상은 그림 5의 3가지 영상 이외에 그림 7(a)의 6가지 영상들이며, hat 영상의 명암 대비 결과 및 히스토그램은 그림 7과 같다.

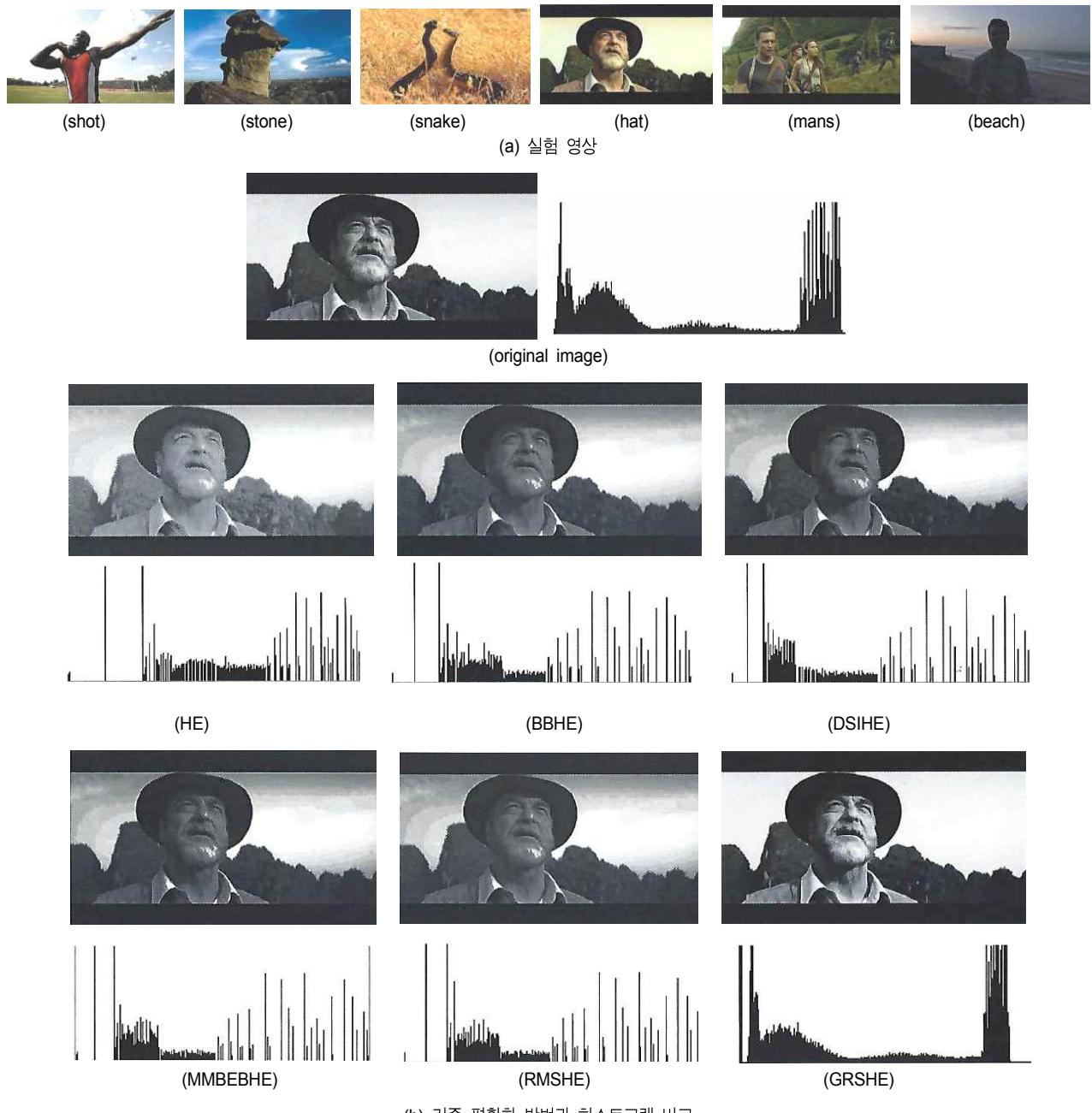


그림 7. 실험 영상 및 기존 평활화 방법 비교

Fig. 7. Experiment image and compare of conventional Histogram equalization methods

3. 주관적 명암 대비 평가

그림 8은 제안된 비디오 영역 분리 방법을 활용한 주간적

명암 대비 개선 결과이다. 개선된 영상을 각 영상에 보여지는 히스토그램에서 알 수 있듯이 명암 대비가 확장 되었음을 알 수 있다.

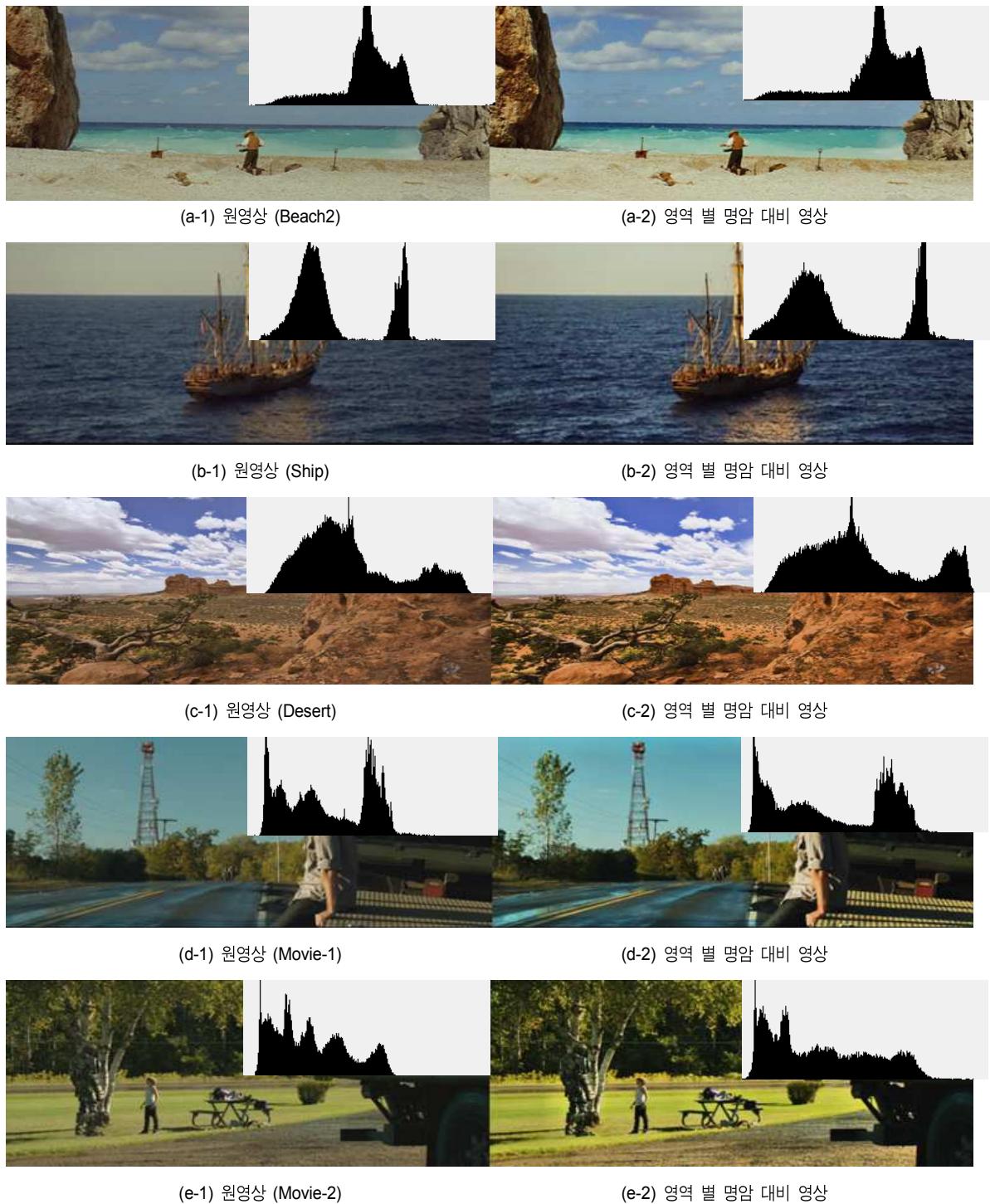


그림 8. 영역 분리에 의한 명암 대비 개선 결과
Fig. 8. Contrast enhancement result by region based segmentation

IV. 결 론

본 논문에서는 비디오 영역 분리 기법과 분리된 영역 별 시간적 밝기 유지를 위한 명암 대비 개선을 제안 하였다. 비슷한 컬러 값들에 대한 영역 분리를 위하여 GMM 피팅 방법을 이용하였고 장면 전환 검출기에 의한 장면 분리 후 하나의 장면에서는 동일한 GMM을 사용하여 시간적 연속성을 유지 하였다. 실험 결과 제안된 방법은 평균값 유지하면서도 세부 정보 표현이 우수함을 확인 하였으며 실시간 구현을 위해 감소된 해상도 영역에서와 원해상도 영역에서 해야 될 처리를 분리함으로써 임베디드 시스템에서 적용하였다.

참 고 문 헌

- [1] UHD Alliance, <http://www.uhdalliance.org/>. (accessed Aug. 21, 2017)
- [2] Wang Qing and R. K. Ward, "Fast image/video contrast enhancement based on weighted thresholded histogram equalization," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 53, no. 2, pp. 757-764, May 2007.
- [3] Yeong-Taeg Kim, "Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 43, no. 1, pp. 1 - 8, February 1997
- [4] Wang Y, Chen Q, and Zhang B, "Image Enhancement Based on Equal

- Area Dualistic Sub-Image Histogram Equalization Method," *Consumer Electronics, IEEE Transaction on*, vol. 45, no. 1, pp.68-75 (1999)
- [5] S. D. Chen and A. R. Ramli, "Contrast Enhancement using Recursive Mean-Separate Histogram Equalization for Scalable Brightness Preservation," *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, vol. 49, no. 4, pp 1301-1309 (2003)
- [6] J. W. Lee, S. H. Hong, "Bi-Histogram Equalization based on Differential Compression Method for Preserving the trend of Natural Mean Brightness," *JBE* vol. 19, no. 4, pp. 453-466 (2014)
- [7] S. D. Chen, A. R. Ramli, "Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization in Contrast Enhancement," *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, vol. 49, no. 4, pp. 1310-1319 (2003)
- [8] J. M. Hwang, O. S. Kwon, "Multiple Layers Block Overlapped Histogram Equalization based on The Detail Information," *JBE* vol. 18, no. 5, pp. 722-729 (2013)
- [9] R. Achanta, A. Shaji, S. Sustunk, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, "SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods," *IEEE Tran. on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 34, No. 11, Nov. 2012
- [10] Sungbum Park, Woo-sung Shim, and Yong Seok Heo, "Unsupervised Video Segmentation and Its Application to Region-based Local Contrast Enhancement," *IST International Symposium on Electronic Imaging (EI)*, 2017
- [11] U. Gargi, R. Kasturi, and S. H. Strayer, "Performance characterization of video-shot-change detection methods," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 10, no. 1, pp. 1-13, Feb. 2000.
- [12] Q. Yang, K.H. Tan, and N. Ahura, "Real-time O(1) bilateral filtering," *IEEE Conference on CVPR*, 2009

저 자 소 개

심우성



- 2000년 5월 ~ 현재 : 삼성전자 DMC 연구소 수석 연구원
- 1996년 3월 ~ 2000년 2월 : 원광대학교 전자공학 공학박사
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-4869-8650>
- 주관심분야 : Computer Vision, Quality Enhancement, Video Compression