

# 깊이 정보에 따른 레이어별 히스토그램 매칭을 이용한 조명 불일치 보상 기법

준회원 이 동 석\*, 종신회원 유 지 상\*

## Illumination Mismatch Compensation Algorithm based on Layered Histogram Matching by Using Depth Information

Dong-seok Lee\* Associate Member, Jisang Yoo\* Lifelong Member

### 요 약

본 논문에서는 깊이정보를 이용하여 레이어별 객체를 분리하고 개별적으로 히스토그램 매칭기법을 적용하는 색상 불일치 보상기법을 제안한다. 다시점 비디오의 조명 불일치 현상은 서로 다른 카메라의 위치와 카메라간의 잘못된 보정으로 인하여 발생한다. 이러한 색상 불일치는 다시점 비디오 부호화의 성능을 저하시키는 요인이 된다. 이러한 문제를 해결하기 위한 히스토그램 매칭을 이용한 전처리기법이 제안되었다. 히스토그램 매칭을 통해 모든 시점의 다시점 영상 히스토그램은 정해진 참조 시점영상의 히스토그램과 매칭이 되고, 다시점 비디오 부호화의 성능을 개선할 수 있다. 그러나 일반적으로 영상은 상호 독립적인 색상 분포와 히스토그램 분포를 가지는 여러 개의 객체로 구성된다. 특히 다시점 영상은 시점에 따른 프레임마다 객체의 구성과 위치 및 그 깊이가 각각 다르다. 본 논문에서는 주어진 영상 내에서 깊이정보를 이용하여 객체를 먼저 분리하고, 객체별로 히스토그램 매칭기법을 적용하여 색상 보상을 수행하는 새로운 기법을 제안한다. 실험을 통해 제안하는 객체 단위의 조명 보상기법이 기존의 영상 단위의 조명 보상기법보다 향상된 다시점 비디오 부호화 효율을 보이는 것을 확인하였다.

**Key Words** : Multiview Video Coding (MVC), Image Classification, Histogram Matching, Illumination Compensation (IC)

### ABSTRACT

In this paper, we implement an efficient histogram-based prefiltering to compensate the illumination mismatches in regions between neighboring views. In multi-view video, such illumination disharmony can primarily occur on account of different camera location and orientation and an imperfect camera calibration. This discrepancy can cause the performance decrease of multi-view video coding(MVC) algorithm. A histogram matching algorithm can be exploited to make up for these differences in a prefiltering step. Once all camera frames of a multi-view sequence are adjusted to a predefined reference through the histogram matching, the coding efficiency of MVC is improved. However general frames of multi-view video sequence are composed of several regions with different color composition and their histogram distribution which are mutually independent of each other. In addition, the location and depth of these objects from sequences captured from different cameras can be different with different frames. Thus we propose a new algorithm which classify a image into

※ 본 연구는 서울시 산학연 협력사업(NT080528) 지원으로 수행되었음.

\* 광운대학교 전자공학과 디지털미디어 연구실(dlehdtr86@kw.ac.kr, jsyoo@kw.ac.kr)

논문번호 : KICS2009-05-205, 접수일자 : 2010년 5월 10일, 최종논문접수일자 : 2010년 8월 11일

several subpartitions by its depth information first and then histogram matching is performed for each region individually. Experimental results show that the compression ratio for the proposed algorithm is improved comparing with the conventional image-based algorithms.

## I. 서 론

다시점 카메라 시스템은 3차원 영상 구성이나 원하는 시점 영상을 제공하는 자유 시점 영상 구성과 같은 사용 목적에 맞게 다시점 영상을 획득하기 위해 일렬 또는 행렬로 배치하여 영상을 촬영하는 일련의 시스템을 의미한다. 다시점 영상을 표현하기 위해서는 시점 수에 비례하여 많은 데이터양이 필요하기 때문에 이를 처리하기 위해서는 더욱 효율적인 부호화 기법이 필요하다.

다수의 카메라로부터 획득된 다시점 영상들을 효율적으로 부호화하기 위한 기술로는 ISO/IEC 산하의 MPEG(Moving Picture Experts Group)에서는 H.264(MPEG-4 part 10 AVC; Advanced Video Coding)의 확장으로 다시점 비디오 부호화(Multi-view Video Coding) 표준을 2008년 7월에 완성하였다. 다시점 영상 부호화는 H.264에서 지원하는 계층적인 B-영상(hierarchical B-pictures) 구조를 기본으로 시간 방향 예측 부호화를 수행하고, 같은 시간대의 서로 다른 시점 영상 간에 존재하는 공간적 상관도를 이용하는 시점 간 예측 부호화(inter-view prediction coding)를 수행함으로써 부호화 효율을 극대화하였다<sup>1)</sup>.

이러한 다시점 비디오 부호화의 시점 간 예측 부호화는 서로 다른 카메라에서 획득한 동일 물체간의 상관성이 높을수록 높은 부호화 성능을 가진다. 하지만 인접 시점 간의 조명 불일치 현상 등은 인접 영상간의 상관성을 떨어뜨리는 요인 중의 하나로 부호화 효율을 저하시키는 원인이 된다. 실제로 다시점 비디오 부호화에서 해당 매크로 블록의 참조 선택에 있어서 같은 시간대의 인접 시점 영상보다는 같은 시점의 전후 시간대의 영상이 더욱 빈번하게 선택됨을 확인할 수 있다<sup>2,3)</sup>.

이 같은 조명 불일치를 일으키는 요인에는 크게 두 가지가 있는데, 첫 번째는 다시점 카메라 시스템의 서로 다른 카메라의 위치이다. 카메라의 서로 다른 시점에 따라 시점 영상 간의 조명 환경 또한 서로 상이하게 되고, 동일한 물체도 획득된 영상에 존재하는 구성과 반사광의 정도가 시점에 따라 다를 수 있다. 이와 같이 시점 간 동일 객체에 발생하는 조명 불일치를 국부적 조명 불일치(local illumination

mismatches)라 한다. 다시점 카메라 시스템은 영상 획득 전에 서로 다른 위치의 카메라들이 물리적으로 동일한 내부 특성을 가지도록 조정되는 작업을 수행하는데 이를 캘리브레이션(calibration)이라고 한다. 조명 불일치 현상을 야기하는 두 번째 요인은 다시점 카메라 시스템의 완벽하지 못한 캘리브레이션 때문에 발생한다. 이로 인한 조명 불일치는 영상 전체에 동일하게 관찰되는데 이와 같은 조명 불일치 현상을 전역적 조명 불일치(global illumination mismatches)라고 한다. 조명 불일치 현상은 인접한 시점 영상 간의 상관성을 떨어뜨려 인접한 시점의 영상을 참조하는 다시점 비디오 부호화의 시점 간 예측(inter-view prediction or cross-view prediction) 시에 정확한 변위 벡터를 얻지 못하게 되고, 잔여 신호의 값이 크게 되어 부호화 효율을 저하시키는 결과를 초래하게 된다<sup>4)</sup>.

이러한 다시점 비디오의 색상 불일치를 해결하기 위한 방법으로 히스토그램에 기반한 전처리 방법이 제안되었다<sup>4)</sup>. 다시점 비디오를 부호화하기 전에 모든 다시점 비디오를 RGB 색상 구조로 변환하여 각각의 누적 히스토그램을 정해진 참조 영상의 누적 히스토그램으로 매칭시켜서 서로 다른 다시점 영상의 휘도와 색차성분의 불일치를 미리 보상하여 압축 효율을 향상시키는 방법이다. 히스토그램 매칭 수행 전에 영상의 에지 방향성과 화소의 존재 범위를 고려한 전처리 필터와 색상 변환 기법을 적용하여 조명 보상 효과와 부호화 성능을 더욱 향상시켰다. 하지만 다시점 비디오를 비롯한 일반적인 영상은 서로 다른 색상 분포를 가지는 여러 개의 객체들로 구성되어 있다. 또한 다시점 비디오는 시점에 따라 영상의 구성이 전혀 다를 뿐만 아니라 프레임마다 객체의 구성 및 각 객체의 위치도 달라진다. 이러한 개별적인 색상 구성을 가지는 여러 개의 객체로 이루어진 영상을 하나의 히스토그램으로 간주하고 참조 히스토그램으로 매칭시키는 기존의 히스토그램 매칭 기법은 개선의 여지가 있다<sup>5)</sup>.

본 논문에서는 먼저 깊이 정보를 이용하여 영상 내의 객체들을 분리하고, 분리된 객체별로 히스토그램 매칭 기법을 적용하여 조명 불일치를 보상하는 방법을 제안한다. 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model 이하 GMM) 기반의 EM 군집(expectation

maximization clustering) 기법을 적용하여 영상을 그 깊이에 따라 여러 개의 객체 단위 레이어로 영상으로 분리한다. 깊이 영상의 히스토그램 분포를 서로 다른 평균값과 분산 값을 가지는 여러 개의 가우시안 분포의 조합으로 분리한 후, 0부터 255사이의 깊이 값이 어떤 분포 곡선에 속하는지를 추정하여 영상을 분리한다<sup>6-8)</sup>.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 다시점 비디오의 조명 불일치 현상을 보상하는 일반적인 히스토그램 매칭 기법을 서술하고, III장에서는 영상의 깊이를 이용하여 영상을 분리하는 EM 기법과 다시점 비디오 부호화에 적용하는 기법을 제안한다. IV장에서는 제안하는 방법의 실험 결과를 기존의 방법들의 결과와 비교, 분석하여 성능 향상을 확인하고 그 이유를 분석하며, V장에서는 결론을 기술한다.

## II. 다시점 비디오의 조명 불일치를 보상하기 위한 히스토그램 매칭 기법

### 2.1 히스토그램 매칭 기법

다시점 영상에 존재하는 조명 불일치를 보상하기 위한 전처리 방법으로 히스토그램 매칭 기법을 이용한 방법이 있다. 일반적인 히스토그램 매칭 방법은 YCbCr 색상 공간에서 각 색상 성분에 개별적으로 적용된다. 본 절에서는 YCbCr 색상 공간에 세 가지 색상 성분 중, 휘도 성분에 대한 히스토그램 매칭 동작을 설명한다. 다른 색차 성분도 동일한 방법으로 히스토그램 매칭을 수행할 수 있다. 영상의 참조 영상의 휘도 신호의 값을  $y_R[m, n]$ 이라 할 때, 휘도 영상의 히스토그램은 식 (1)을 이용하여 구한다.

$$h_R[v] = \frac{1}{w \cdot h} \sum_{m=0}^{h-1} \sum_{n=0}^{w-1} \delta[v, y_R[m, n]] \quad (1)$$

$$\delta[a, b] = \begin{cases} 1, & \text{if } a=b \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

여기서  $w$ 와  $h$ 는 각각 영상의 가로, 세로 크기를 의미한다. 참조 영상의 누적 히스토그램  $c_R[v]$ 는 식 (2)를 이용하여 구한다.

$$c_R[v] = \sum_{i=0}^v h_R[i]. \quad (2)$$

참조 영상의 누적 히스토그램에 매칭시킬 다른 시점 영상들의 히스토그램  $h_D[v]$ 와 대응하는 누적 히스토그램  $c_D[v]$ 도 식 (1)과 (2)를 이용하여 같은 방법으로 구할 수 있다. 그림 1은 참조 영상과 다른 시점 영상의 휘도 성분 히스토그램과 각각의 누적 히스토그램의 예를 보여준다.

왜곡된  $i$  번째 시점 영상의 누적 히스토그램  $c_D[v]$ 를 참조영상의 누적 히스토그램  $c_R[v]$ 으로 매칭할 때는 식 (3)의 함수  $M$ 을 이용한다. 이때 다른 시점 영상의 누적 히스토그램이 참조 영상의 누적 히스토그램과 다르면 왜곡되었다는 표현을 쓴다.

$$M_i[v] = u \quad \text{if } c_R[u] \leq c_D[v] \leq c_R[u+1] \quad (3)$$

그림 2(a)는 서로 다른 두 개의 누적 히스토그램  $c_{D1}[v]$ 과  $c_{D2}[v]$ 이 참조 누적 히스토그램  $c_R[v]$ 로 매칭되는 과정을 자세히 보여준다. 왜곡된 영상

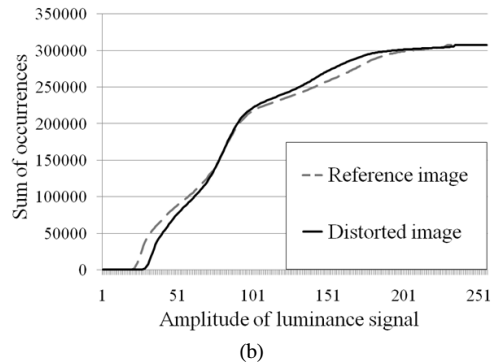
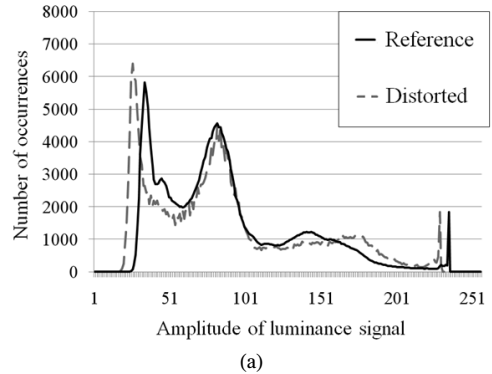


그림 1. 참조 영상과 왜곡된 영상의 휘도 성분 히스토그램의 예(시퀀스 “Ballroom”) (a) 히스토그램, (b) 누적히스토그램

Fig. 1. Comparison of the histograms between luminance component of reference and distorted image (Sequence “Ballroom”) (a) histogram, (b) cumulative histogram

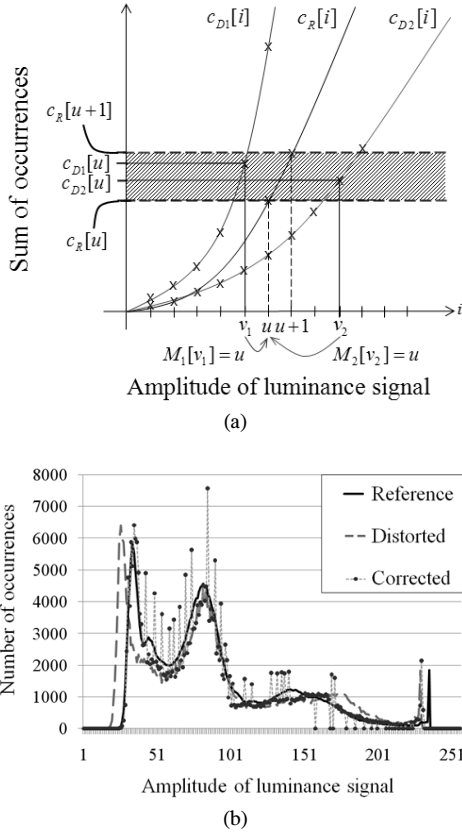


그림 2. 매칭 함수의 동작과 결과 (a) 누적히스토그램을 이용한 매칭 함수, (b) 왜곡된 영상과 매칭 함수로 보정된 영상의 히스토그램  
 Fig. 2. Details of the mapping function (a) The mapping function using the cumulative histogram, (b) Histogram of the corrected image compared with the reference image and distorted image

의 화소 값  $v_1$ 와  $v_2$ 에서의 누적 화소수가 참조 영상의 화소값  $u$ 와  $u+1$ 에서의 누적 화소수의 영역 사이에 존재하면 화소값  $v_1$ 와  $v_2$ 는 식 (3)의 함수  $M$ 에 의해  $u$ 의 값으로 변환된다. 결국 왜곡된  $i$  번째 시점 영상의 휘도 값  $y_{Dk}[m, n]$ 는 매칭 함수  $M$ 을 거쳐 식 (4)와 같이 보정된 휘도 값  $y_{Ck}[m, n]$ 으로 변경된다.

$$y_{Ck}[m, n] = M[y_{Dk}[m, n]] \quad (4)$$

누적 히스토그램을 이용한 히스토그램 매칭 기법을 이용하여 조명 불일치가 보정된 영상의 히스토그램이 이전의 왜곡된 영상의 히스토그램보다 참조 영상의 히스토그램에 가깝게 변환 것을 그림 2(b)에

서 확인할 수 있다. 보정된 영상의 히스토그램에서 그 값이 0일 때가 존재하는데 이는 해당 휘도 값을 지니는 화소가 존재하지 않는다는 것을 의미하는 것으로 보정된 영상의 압축 효율에는 영향을 미치지 않는다.

### 2.2 기존의 히스토그램 매칭 기법

본래의 히스토그램 매칭 기법은 다시점 영상에서 각 프레임마다 참조 영상의 히스토그램을 기준으로 매칭 동작이 수행된다. 다시 말해서 주어진 다시점 영상이 총  $M$ 개의 시점으로 이루어져 있고 각 시점의 시퀀스가  $l$ 개의 프레임을 가진다면 총 영상의 개수는  $M \cdot l$ 이 되고, 히스토그램 매칭 기법을 이용하여 매칭하기 위해서  $l$ 개의 프레임을 참조 영상의 히스토그램과 매칭시킬  $l$ 개의 매칭 함수가 필요하다. 이 방법은 각 프레임별로 시점 간의 존재하는 조명 불일치를 효과적으로 보상하지만, 반대로 시간적으로 연속된 영상 간의 조명 차이는 더 심해지는 단점이 존재한다. 즉, 다시점 비디오의 시점 간 공간적 상관성은 증가하지만 시간적 상관성은 줄어들게 되고, 결과적으로 다시점 비디오 부호화의 효율은 떨어지게 된다.

이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 Fecker는 단일 시점 영상의 모든 프레임의 히스토그램을 고려하는 time-constant 히스토그램 매칭 기법을 제안하였다<sup>[9]</sup>. 단일 시점의 참조 시퀀스에 존재하는 모든 프레임의 히스토그램은 식 (5)를 통해서 하나의 히스토그램으로 누적되어 계산된다.

$$h_R[v] = \frac{1}{l \cdot w \cdot h} \sum_{t=0}^{l-1} \sum_{m=0}^{h-1} \sum_{n=0}^{w-1} \delta[v, y_R[m, n]] \quad (5)$$

$$\delta[a, b] = \begin{cases} 1, & \text{if } a=b \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

여기서  $l$ 은 시퀀스 내에 존재하는 프레임의 개수 즉, 시퀀스의 길이를 의미한다. 카메라 배열의 중심에 가까운 카메라에서 획득한 영상을 참조 영상으로 설정하고 나머지 왜곡된 영상을 참조 영상에 매칭시키는 과정으로 조명 보상을 수행한다. 즉 주어진 다시점 비디오의 카메라가  $M$ 개라면 참조 시점을 제외한  $M-1$ 개의 매칭 함수가 존재하게 된다. 이후의 매칭 과정은 상기 언급한 기존의 히스토그램 매칭 기법과 같다.

JVT에서 규정한 MVC 실험 시퀀스는 YCbCr

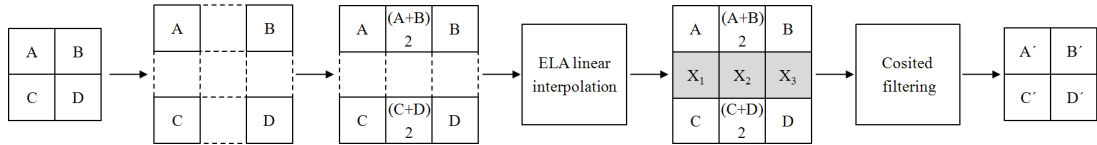


그림 3. 기존의 조명 보상 기법에 사용되는 전처리 필터의 동작  
Fig. 3. The prefiling filter which is applied to existing illumination compensation

4:2:0 색상 형식으로 제공된다. 따라서 히스토그램 매칭도 YCbCr 색상 구조에서 수행되는 것이 일반적인 방법이었다. 그러나 YCbCr 색상 구조보다 RGB 색상 구조에서의 히스토그램 매칭의 조명 보상 효과가 더 향상되는 것을 확인하였다. 또한 모든 시점 영상의 히스토그램을 참조 히스토그램에 매칭하기 전에, ELA 선형 보간 기법(Edge-based Line Averaging linear interpolation)과 Cosited 필터를 결합하여 에지의 방향성을 고려한 전처리 필터와 영상의 실제 화소 범위에 맞춰서 색상 변환 행렬식을 재조정(re-normalization)한 색상 변환 기법을 각각 적용하였을 때의 조명 보상과 다시점 부호화의 성능이 더욱 향상되는 것을 확인하였다<sup>5)</sup>. 그림 3은 상기 언급한 전처리 필터의 동작을 자세히 보여준다.

### III. 깊이 정보를 이용한 영상 레이어 분리 기법과 조명 보상 기법

#### 3.1 기존의 히스토그램 매칭 기법의 문제점

다시점 영상을 포함하는 일반적인 영상은 색상 분포와 깊이 분포에 따라 여러 개의 객체로 구성되어 있다. 또한 시간에 따라 프레임을 구성하는 객체의 구성과 위치도 달라진다. 그림 4는 서로 다른 카메라에서 획득된 다시점 영상의 구성 차이를 보여준다. 그림 4를 보면 한 시점에서는 보이지 않던 인물의 모습이 다른 시점에서는 보이는 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 현상은 Exit나 Ballroom 시

퀵스같이 카메라와 가까운 위치에 등장인물과 같은 이동객체가 존재하는 다시점 비디오일수록 빈번하게 발생한다. 그림 4의 두 영상과 같이 영상의 구성이 다른 다시점 비디오를 히스토그램 매칭 기법을 이용하여 하나의 참조 시점 영상으로 색상 보상하는 것은 좋은 효과를 기대하기가 어렵다. 왜냐하면 한 시점 영상에만 존재하는 인물의 색상 분포는 다른 시점 영상의 어떤 부분의 색상으로도 보상할 수 없기 때문이다.

#### 3.2 깊이 정보를 이용한 영상 분리 기법

영상을 구성하는 객체별로 조명 불일치를 현상을 보상하기 위해서는 먼저 서로 다른 특성을 가지는 객체를 구별하여 추출해야 한다. 다시점 비디오 시스템의 경우, 국부적인 조명 불일치는 그 깊이 정보와 높은 상관관계를 가진다. 일반적으로 배경과 중경, 그리고 전경으로 구분되는 객체는 서로 다른 국부적 조명 불일치 현상이 발생하는데, 이와 같은 차이는 조명과의 거리가 객체 별로 달라 조명의 반사광의 세기 및 범위가 다르기 때문이다. 이러한 절대 위치의 차이는 카메라로부터의 거리, 즉 영상의 깊이로 측정할 수 있다. 카메라로부터 가까운 객체의 화소일수록 높은 명암값으로 표현한 다시점 비디오의 깊이 영상을 가우시안 혼합 모델에 기반한 EM 군집 기법을 이용하여 여러 개의 세부 영상으로 분류할 수 있다<sup>6-8)</sup>. 그림 5(a)와 (b)는 MSR에서 제공한 breakdancers 시퀀스의 첫 프레임의 깊이 영상과 그 히스토그램 분포 곡선이다. 주어진 깊이 영상의

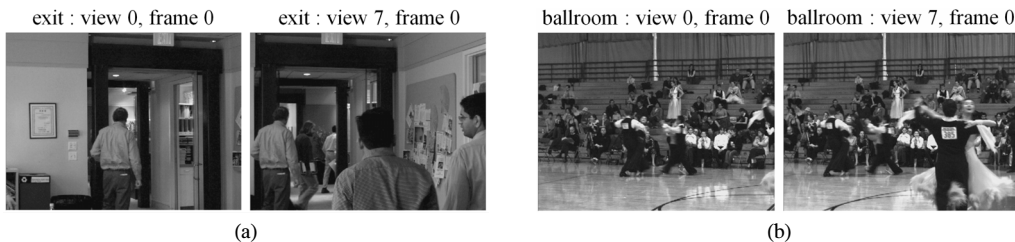


그림 4. 서로 다른 카메라 시점에 따라 다른 구성을 가지는 영상의 예 (a) 시퀀스 “Exit” (b) 시퀀스 “Ballroom”  
Fig. 4. Example of different image composition between multiview camera views (a) Sequence “Exit” (b) Sequence “Ballroom”

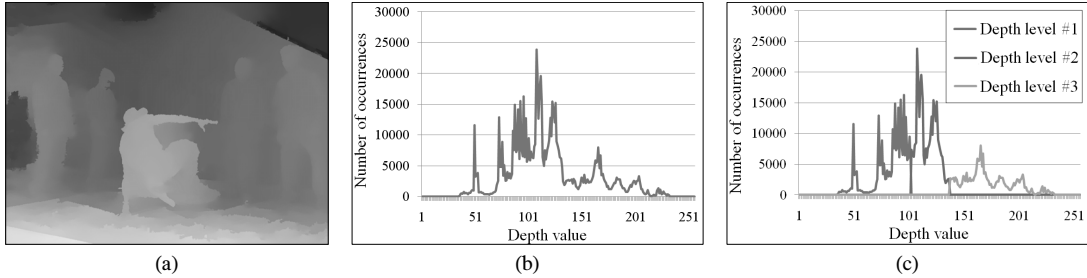


그림 5. 깊이 영상의 히스토그램과 가우시안 혼합 모델(시퀀스 “Breakdancers” 1번 시점 1번 영상) (a) 깊이 영상, (b) 깊이 영상의 히스토그램 (c) 깊이 영상의 가우시안 혼합 모델  
 Fig. 5. Histogram and Gaussian mixture model of the depth image (Sequence “Breakdancers” view 1, frame 1) (a) Depth image, (b) Histogram of depth image, (c) Gaussian mixture model of depth image

히스토그램 분포를 평균값이 다른 다수의 가우시안 분포 곡선으로 모델링 하여 가우시안 혼합 모델을 완성한다. 그림 5(c)는 깊이 영상의 히스토그램 분포를 가우시안 혼합 모델링한 결과를 보여준다.

가우시안 혼합 모델링을 통해 여러 개의 가우시안 분포로 분리된 깊이 영상을 EM 군집 기법을 이용하여 가우시안 분포별로 새로운 깊이 영상을 생성한다. EM 군집 기법은 임의의 변수가 속하는 모델을 추정하는 효과적인 반복 알고리즘이다. 일반적으로 해당 변수가 정규 분포 단위의 여러 모델 가운데 어떤 모델로부터 생성되었는지를 추정하기 위해 모든 모델에 속해있을 확률을 비교하여 모델을 결정하게 된다. 미리 정해져 있는 모델과 이를 수정한 정해져 있지 않은 모델, 각각의 모델에 변수가 속할 확률을 비교하는 과정을 반복적으로 수행하여 가장 높은 확률을 모델을 결정하게 된다<sup>9)</sup>. 그림 6은 EM 군집 기법을 통해서 분리된 깊이 영상의 결과를 보여준다. EM 기법에 의하여 3개의 레이어로 분리된 영상에서 깊이 레벨 3으로 분류된 영역은 댄서와 바다과 같이 영상의 전경(foreground)으로 이루어져 있다. 이것은 그림 5(c)에서 깊이 값이 상

대적으로 큰 값으로 구성된 레벨 3의 가우시안 분포에 포함된 화소들의 집합이다. 깊이 레벨 2로 분류된 영역은 댄서의 뒤에서 댄서의 춤을 감상하고 있는 청중들과 같이 영상의 중경(midground)으로 구성되어 있다. 이와 같이 깊이 값이 크지도 않고 작지도 않은 중간 대역의 값이 깊이 레벨 2로 분류된 이유는 깊이 레벨 2의 가우시안 분포의 평균값이 레벨 1과 레벨 3의 평균값의 사이에 존재하여 중간 대역의 깊이 값을 가지는 화소들이 깊이 레벨 2의 가우시안 분포 곡선에 포함될 가능성이 크기 때문이다. 깊이 레벨 3으로 구분된 영역은 인물을 제외한 비교적 먼 거리에 있는 벽으로 구성되어 있는데 이는 영상의 배경(background)라고 할 수 있다. 그림 6을 통해 영상의 깊이 정보를 이용한 영상의 레이어 분리가 비교적 성공적으로 수행됨을 확인할 수 있다.

3.3 깊이 정보를 이용한 영상 분리 기법

본 논문에서는 깊이 정보를 이용한 영상 레이어 분리 기법을 다음과 같이 다시점 영상의 조명 보상 기법에 적용한다. 먼저 깊이 영상이 주어진 다시점



그림 6. 가우시안 혼합 모델에 상응하는 EM 군집 기법의 결과 영상 (시퀀스 “Breakdancers” 1번 시점, 1번 영상) (a) 원본 영상, (b) 1번 깊이 레벨에 따라 분리된 영상, (c) 2번 깊이 레벨에 따라 분리된 영상, (d) 3번 깊이 레벨에 따라 분리된 영상  
 Fig. 6. The result image applied to Expectation Maximization clustering based on Gaussian Mixture Model (Sequence “Breakdancers” view 1, frame 1) (a) Original image, (b) Classified image according to depth level 2, (d) Classified image according to depth level 3

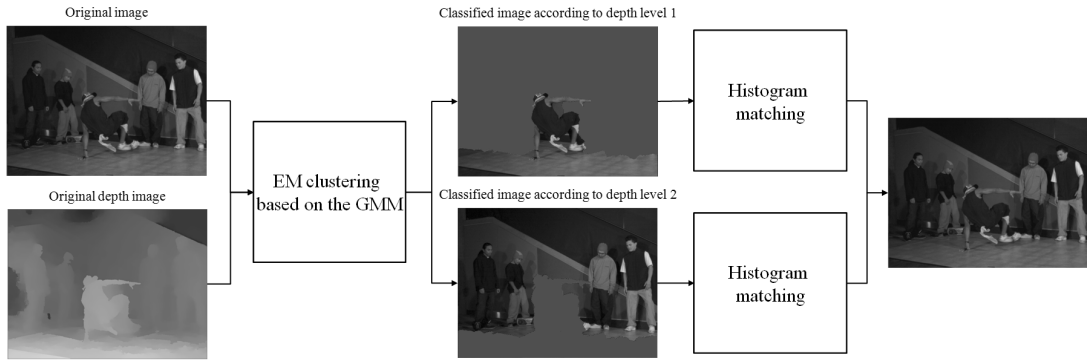


그림 7. 깊이 영상을 이용한 영상 분리 기법이 적용된 조명 보상 기법  
 Fig. 7. Flow of the proposed illumination compensation using the image classification based on depth image

비디오 시퀀스의 모든 영상은 가우시안 혼합 모델에 기반한 EM 군집 기법에 의해서 다수의 레이어 영상으로 분리된다. EM 군집 기법은 사용자의 임의로 원영상으로부터  $K$ 개의 영상을 분리할 수 있지만 만약 그림 7과 같이 하나의 프레임을 주어진 깊이에 따라 두 세부 영상으로 나눈다고 가정하고 제안하는 전처리 기법을 서술하면,  $M$ 시점의 다시점 비디오가 단일 시점 당  $N$ 개의 프레임씩, 총  $M \times N$ 으로 구성될 때, 영상 분리 기법에 의해 총  $2(M \times N)$ 개의 영상으로 분리된다. 그 후에 카메라 배열의 중심에 가까운 카메라를 참조 시점으로 설정하고 참조 시점을 포함한 모든 시점의 다시점 비디오 시퀀스에 대해 분리된 영상에 개별적으로 전처리 필터와 색상 변환 기법이 적용된 히스토그램 매칭 기법을 적용하여 조명 보상을 수행한다<sup>5)</sup>. 각각 조명 불일치가 보상된 세부 영상은 다시 하나의 영상으로 결합됨으로써 모든 조명 보상 기법 과정을 수행하게 된다. 그림 7은 상기 언급한 전처리 과정을 자세히 보여준다.

#### IV. 실험 조건 및 결과

제안하는 기법의 성능을 측정하기 위해 다시점 비디오 부호화의 참조 소프트웨어 JMVM 7.0.2를 사용하여 평균 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)과 비트율(bit-rate)에 대한 결과를 비교하였다. 영상 분리 기법에 의하여 분리되지 않은 하나의 영상을 대상으로 한 히스토그램 매칭 기법과 영상 분리 기법에 분리된 영상의 히스토그램 매칭 기법을 각각 다시점 비디오 부호화에 적용하여 그 성능을 비교하였다. 제안하는 실험은 다시점 비디오 표준에서 객관적인 실험을 위해 정의한 공통 실험 조건

(common test condition)에 따라 수행하였으며, 색상 영상과 깊이 영상이 제공되는 Breakdancers 시퀀스와 Ballet 시퀀스를 실험에 사용하였다<sup>11)</sup>.

상기 언급하였듯이 가우시안 혼합 모델에 기반한 EM 군집 기법은 임의에 따라 하나의 영상을  $K$ 개로 분리할 수 있다. 영상을 전경, 중경, 배경의 세 가지 세부 영상으로 분리하고, 세부 영상의 구성을 달리한 세 가지 실험 조건으로 실험을 진행하였다. 첫 번째 실험 조건은 전경을 한 세부 영상으로 분리하고, 중경과 배경을 다른 하나의 세부 영상으로 분리한 두 레이어 영상으로 분리하여 실험을 수행하였다. 두 번째 실험 조건은 전경과 중경을 한 세부 영상으로 분리하고, 배경을 세부 영상으로 분리한 두 레이어 영상으로 실험을 수행하였다. 마지막으로 세 번째 실험 조건은 전경, 중경, 배경의 세 가지로 분리된 영상에 개별적으로 히스토그램 매칭을 수행하여 총 세 가지 실험 조건을 비교 분석하였다. 이는 영상의 계층별 분리 시에 어떤 조합의 분리가 영상의 조명 보상과 다시점 비디오 부호화에 효과적인지를 확인하기 위함이다. 그림 8은 상기 언급한 실험 조건에 따라 깊이 영상 분리를 보여준다.

표 1은 영상을 분리하지 않고 히스토그램 매칭한 기법과 본 논문에서 제안하는 조명 보상 기법의 세 가지 조건을 각각 다시점 비디오 부호화에 적용하여 그 성능을 비교한 결과이다. PSNR과 비트 절감율은 영상을 분리하지 않고 히스토그램 매칭한 영상을 다시점 비디오 부호화에 적용한 결과와의 차이를 나타낸 것이다. 표 1에 나타나듯이 전경을 따로 하나의 세부 영상으로 분리한 첫 번째 실험 조건이 영상을 분리하지 않고 히스토그램 매칭한 결과에 비해, Y 성분은 약 0.33dB, Cr 성분은 약 0.32dB, Cb 성분은 약 0.15dB의 평균 PSNR 향상

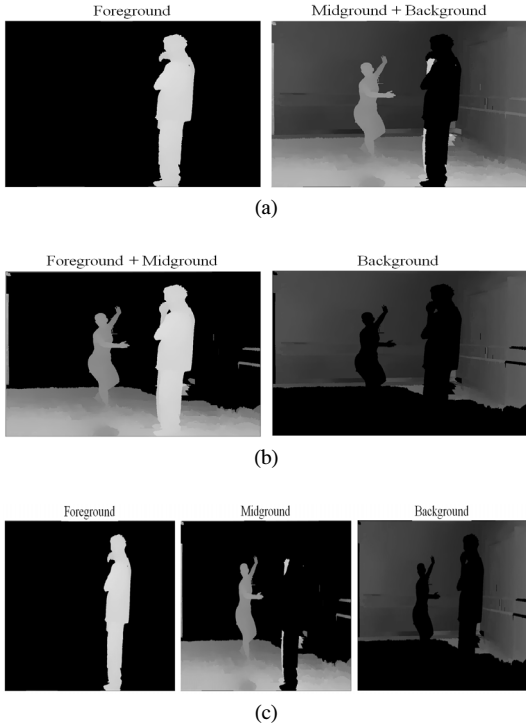


그림 8. 세 가지 실험 조건에 따른 깊이 영상 분리 (시퀀스 “Ballet” 0번 시점, 1번 영상) (a) 첫 번째 실험 조건, (b) 두 번째 실험 조건, (c) 세 번째 실험 조건  
 Fig. 8. Examples of depth image classification by three experimental conditions (Sequence “Ballet” view 0, frame 1) (a) First experimental condition, (b) Second experimental condition, (c) Third experimental condition

을 보여 가장 좋은 이득을 나타냈다. 배경을 하나의 세부 영상으로 분리한 두 번째 실험 조건과 전경,

중경, 배경을 그대로 히스토그램 매칭 기법에 적용한 세 번째 실험 조건의 결과는 영상을 분리하지 않은 기존의 조명 보상 기법에 비해 두드러지는 성능 향상을 보이지 않았다.

시퀀스에 따라서는 오히려 다시점 비디오 부호화의 성능이 저하되는 것을 알 수 있다. 그림 9는 시퀀스 별 울-왜곡 곡선을 보여준다.

Ballet 시퀀스에 경우에는 두 번째와 세 번째 실험 조건에서 기존의 히스토그램 매칭 기법보다 오히려 부호화 성능이 하락한 것을 볼 수 있다. 이는 Ballet 시퀀스의 구성상 발생하는 잘못된 영상 분리 결과 때문이다. 그림 10은 시점에 따른 중경 영상을 보여준다.

깊이 영상은 카메라로부터 사물까지의 거리를 명암 값으로 표현한다. Ballet 영상은 배경의 우측에 벽이 있는데 8 시점 카메라 배열의 위치상, 0번 시점 카메라에서 획득된 영상에서는 우측 벽이 사각에 위치하여 어두운 화소 값으로 깊이 영상에 표현되고, 우측 벽을 정면으로 주시하는 위치의 7번 시점 카메라에서 획득한 깊이 영상에서는 상대적으로 밝은 화소 값으로 표현되었다. 이 같은 다시점 깊이 영상을 각각 영상 분리 기법을 적용하면 0번 시점 영상에 어두운 화소 값으로 표현된 우측 벽은 배경으로 분리되지만, 7번 시점 영상의 밝은 화소 값으로 표현된 우측 벽은 중경으로 분리되어 시점 간 완벽한 레이어 분리가 불가능하다. 또한 그림 10(b)와 같이 전경에 해당되는 인물의 일부가 중경으로 분리되는 현상이 발생하는데 카메라의 위치에

표 1. 실험 조건에 따른 제안하는 기법의 다시점 비디오 부호화와 히스토그램 매칭 기법의 다시점 비디오 부호화와의 성능 비교  
 Table 1. The performance of MVC comparison between the proposed algorithm and existing histogram matching

method		제안하는 첫 번째 실험 조건				제안하는 두 번째 실험 조건				제안하는 세 번째 실험 조건			
		Bit saving (%)	Y (dB)	Cb (dB)	Cr (dB)	Bit saving (%)	Y (dB)	Cb (dB)	Cr (dB)	Bit saving (%)	Y (dB)	Cb (dB)	Cr (dB)
Ballet	QP=37	3.45	0.09	0.18	0.16	40.64	-0.60	0.32	-0.37	46.56	-0.76	0.03	-0.74
	QP=32	4.81	0.16	0.27	0.09	48.75	-0.54	0.18	-0.75	56.79	-0.76	0.01	-1.22
	QP=27	6.75	0.29	0.32	0.20	56.04	-0.45	-0.01	-0.71	67.71	-0.68	-0.38	-1.14
	QP=22	5.84	0.46	0.36	0.29	60.26	-0.21	-0.14	-0.56	74.88	-0.43	-0.49	-0.96
	Average	5.69	0.25	0.28	0.19	55.48	-0.45	0.09	-0.60	67.47	-0.66	-0.19	-1.02
Break dancers	QP=37	-0.56	0.22	0.17	0.01	10.47	0.13	0.06	-0.40	20.94	-0.15	-0.16	-0.55
	QP=32	0.39	0.32	0.03	-0.05	11.02	0.30	0.05	-0.38	23.19	0.03	-0.24	-0.64
	QP=27	1.27	0.46	0.39	0.13	11.13	0.48	0.21	-0.21	24.29	0.21	-0.07	-0.50
	QP=22	0.65	0.63	0.53	0.30	8.75	0.68	0.45	0.10	22.02	0.44	0.20	-0.17
	Average	0.66	0.41	0.35	0.12	9.86	0.40	0.19	-0.22	22.68	0.13	-0.07	-0.47



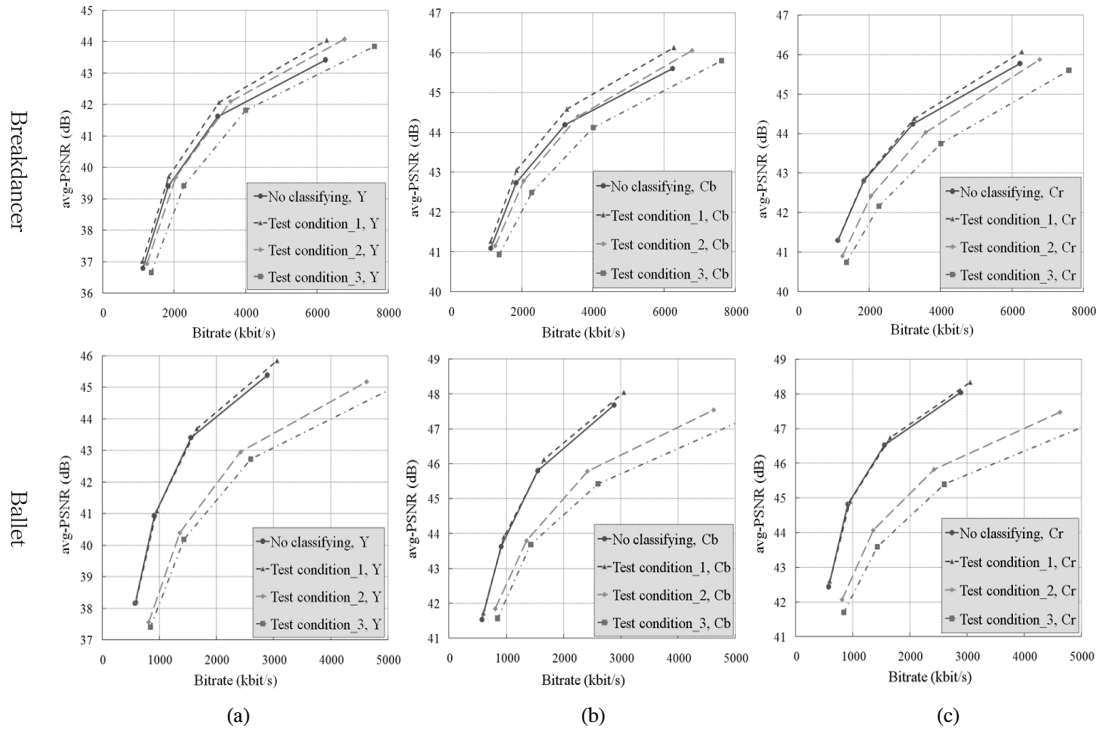


그림 9. 세 가지 실험 조건에 따른 제안하는 조명 보상 기법과 통합된 다시점 비디오 부호화와 다른 조명 보상 기법과의 율-왜곡 그래프 비교 (a) Y 성분, (b) Cb 성분, (c) Cr 성분

Fig. 9. Rate-Distortion comparison of several coding schemes including the proposed illumination compensation which has three experimental condition (a) Y component, (b) Cb component, (c) Cr component

따라 시점 영상 간 전경의 모습이 조금씩 다르고, 그 깊이 값도 다르게 표현되기 때문이다. 따라서 Ballet 시퀀스는 중경이 배경과 결합되어, 잘못된 레이어 분리가 상쇄되는 첫 번째 실험 조건에서는 향상된 성능을 나타내지만, 그렇지 않은 두 번째와 세 번째 실험 조건에서는 좋은 조명 보상 성능을 가질 수 없다. 영상을 색상 분포에 따른 객체로 분리하는 정밀한 기법을 적용할 수 있다면 레이어별 히스토그램 매칭은 개선의 여지가 있다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 다시점 비디오 부호화 시에 각각 다른 색상 분포를 가지는 객체를 깊이 정보에 따라 분리하고 개별적으로 히스토그램 매칭 기법을 수행하여 효과적인 조명 불일치 현상을 보상하는 기법을 제안하였다. 인접 시점 간의 조명 불일치를 보상하기 위한 히스토그램 매칭 기법은 색상 분포가 다른 객체로 구성된 영상을 같은 기준으로 사용한다는 점에서 적합하지 않다. 이러한 특성의 영상을 가우시안 혼합 모델을 기반한 EM 군집 기법을 이용하여 깊이에 따른 객체 영상으로 분리하고 개별적으로 히스토그램 매칭 기법에 적용하는 새로운 전처리 기법을 제안하였다. 제안하는 전처리 기법을 다시점 비디오 부호화에 적용하여 부호화 성능이 향상됨을 확인하였다. 정확한 객체별 영상 분리 기법이 개발된다면 더욱 뛰어난 조명 보상 효과를 보여줄 것으로 기대된다.

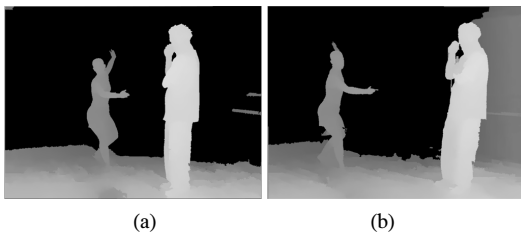


그림 10. 시점에 따른 중경 영상 (시퀀스 “Ballet” 1번 영상) (a) 0번 시점, (b) 7번 시점  
Fig. 10. The mid-range images according to its camera shooting position (Sequence “Ballet” frame 1) (a) view 0, (b) view 7

참 고 문 헌

[1] ITU-T RECOMMENDATION H.264 “Advanced Video Coding for Generic Audiovisual Services,” May, 2003.

[2] C. Doutre, P. Nasiopoulos, “A Colour Correction Preprocessing Method for Multiview Video Coding,” Department of Electronic and Computer Engineering, University of British Columbia.

[3] 이동석, 유지환, 유지상, “히스토그램 매칭을 이용한 다시점 비디오의 휘도와 색차 성분 보상 기법”, 한국방송공학회 학술대회, Nov., 2009, pp.191-194.

[4] U. Fecker, M. Barkowsky, and A. Kaup, “Histogram-Based Prefiltering for Luminance and Chrominance Compensation of Multiview Video,” IEEE Trans., Vol.18, No.9, Sep., 2008.

[5] 이동석, 유지상, “다시점 비디오의 휘도 및 색차 성분 불일치 보상을 위한 히스토그램 매칭 기반의 전처리 기법”, 2010.

[6] PL.Lai, A. Ortega, P. Pandit, P. Yin, C. Gomila, “Adaptive Reference Filtering for MVC,” JVT-W065.doc, San Jose, USA, April, 21-27, 2007.

[7] 이동석, 서영호, 김동욱, 유지상, “깊이 정보에 따라 여러 객체로 분리한 영상 단위의 히스토그램 매칭에 기반한 다시점 비디오의 조명 불일치 보상 기법,” 한국방송공학회 학술대회, Jul., 2010.

[8] D.-S. Lee, Y.-H. Seo, D.-W. Kim, and J.-S. Yoo, “Depth-Dependent Histogram Matching for Illumination Compensation of Multiview Video,” *International Conference on 3D Systems and Application*, pp.227-230, May, 2010.

[9] U. Fecker, M. Barkowsky, and A. Kaup, “Time-constant histogram matching for colour compensation of multi-view video sequences,” in Proc. 26th Picture Coding Symp. (PCS 2007), Lisbon, Portugal, Nov., 2007.

[10] C. A. Bouman, “Cluster: An unsupervised algorithm for modeling gaussian mixtures,” <http://cobweb.ecn.purdue.edu/bouman/software/cluster/>, thisversionwasreleasedinJul.2005.

[11] Y. Su, A. Vetro, and A. Smolic, “Common test

conditions for multiview video coding,” (2006) Doc. JVT-U211, [Online]. Available: <http://ftp3.itu.ch/av-arch/jvt-site/>

이 동 석 (Dong-seok Lee)

준회원



2009년 2월 광운대학교 전자공학과 학사

2009년 3월~현재 광운대학교 전자공학과 석사과정  
<관심분야> 비디오 코딩, 영상 신호처리

유 지 상 (Ji-sang Yoo)

종신회원



1985년 2월 서울대학교 전자공학과(공학사)

1987년 2월 서울대학교 전자공학과(공학석사)

1993년 5월 Purdue 전기공학과 (Ph.D.)

1993년 9월~1994년 8월 현대 전자산업(주) 산전연구소 선임연구원

1994년 9월~1997년 8월 한림대학교 전자공학과 조교수

1997년 9월~현재 광운대학교 전자공학과 교수

<관심분야> 3D 입체영상처리/압축, 웨이블릿 기반 영상처리, 비선형 디지털신호처리