

## 밝기가 다른 이미지에서의 레퍼런스 이미지 결정 방법

오창재, 함범섭, 신형철, 손광훈  
연세대학교 전기전자공학과  
khsohn@yonsei.ac.kr

### Determining the reference image with radiometrically different images

Changjae Oh, Bumsub Ham, Hyungchul Shin, Kwanghoon Sohn  
School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

#### 요 약

컬러는 영상처리 분야에서 중요한 단서로 사용될 수 있는 정보이다. 하지만 실제로 촬영한 영상의 경우에는 빛과 카메라 특성 등 다양한 요소들의 영향으로 인해 이미지 간 컬러 정보의 불일치가 빈번히 일어난다. 따라서 컬러가 다른 여러 장의 영상을 입력 영상으로 사용하는 경우, 입력 영상간 컬러를 동일하게 맞춰 주어야 한다. 이를 수행함에 있어서, 어떠한 이미지를 레퍼런스 이미지로 결정할 것인가는 매우 중요한 문제이다. 이에 본 논문에서는, 히스토그램 등화(histogram equalization) 기법을 이용하여 입력 이미지들의 비용을 결정해줌으로써, 레퍼런스 이미지를 결정하는 방법을 제시한다. 스테레오 매칭을 통해 다양한 밝기의 입력 영상에서 가장 좋은 결과를 얻을 수 있는 레퍼런스 이미지를 결정할 수 있음을 보였다.

#### 1. 서론

스테레오 매칭, 중간 시점 합성, 혹은 파노라마 스티칭과 같이 픽셀 간 대응점(Corresponding point)을 이용하는 영상처리에서는 기본적으로 랑베르 모델(Lambertian model)을 가정한다[1][2]. 즉, 각 영상 간 대응점들의 강도(intensity)는 같다. 하지만 랑베르 가정은 빛의 반사나 카메라의 특성으로 인해, 직접 촬영한 자연 영상에는 적용이 불가능하다[3].

이러한 요인으로 인해, 스테레오 매칭이나 중간 시점 합성 영상과 같이 여러 장의 입력 영상을 요하는 처리에서는, 레퍼런스 이미지의 컬러 정보를 고려하여 입력 영상간의 색을 보정해주는 전 처리를 해주는 것이 매우 중요하다. 즉, 히스토그램을 기반으로 필터링을 해줌으로써 다 시점 영상에서의 휘도(Luminance)와 색차(Chrominance)를 보정해 준다[4]. 예를 들면 다 시점 영상 부호화(Multiview video coding)를 수행할 때는 압축 효율을 높이기 위하여, 입력 영상을 레퍼런스 영상의 컬러에 일치 시켜 준다[5]. 또한 다른 노출 값을 갖는 다 시점 이미지에서 HDRI(High-dynamic-range image) 양자화에서도 컬러 정보에 대한 전 처리가 중요하다[6].

앞에서 제시한 보정 방법들은 입력 영상 간 밝기의 차로 인해 제안된 것들이다. 하지만 위 논문들에서는 밝기가 다른 입력 영상 중 어떠한 영상을 레퍼런스 영상으로 선택해야 하는지는 제시되지 않았다. 입력 영상의 색상 정보가 각각 다르므로 어떠한 영상을 레퍼런스 이미지로 정해줘야 할

것인지는 매우 중요하다.

본 논문은 영상의 픽셀 값이 고루 분포되어 있을수록 영상 정보를 많이 가지고 있다고 가정한다. 즉, 레퍼런스 영상이 될 확률이 높다고 가정한다. 이 가정에 각 입력 영상 히스토그램의 확률 분포가 어느 정도 고른 지를 비용 함수로 모델링 하여 자동으로 레퍼런스 이미지를 결정하는 척도(metric)를 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 절에서는 히스토그램 등화를 통해 각 이미지의 비용을 계산하는 방법에 대해 살펴본 후, 3 절에서는 위 에서 제시된 방법을 밝기가 다른 스테레오 이미지에 적용 하여 결과를 살펴본다. 4 절에서는 본 논문에 대한 결론을 맺은 뒤 제시된 방법을 활용할 수 있는 분야에 대해 살펴본다.

#### 2. 히스토그램 등화를 이용한 이미지 비용 계산

본 논문에서 제안한 각 이미지의 비용을 계산하는 방법에서는, 이미지 픽셀 값의 분포가 고를수록 더 많은 정보를 담고 있다고 가정한다. 즉, 레퍼런스 이미지는 균등(uniform)한 확률 분포를 가진다고 가정한다.

히스토그램 등화는 영상의 히스토그램 분포가 확률적으로 균등한 분포가 되도록 처리하는 기법으로 영상의 명암 대비를 향상 시킨다. 따라서 이미지 히스토그램의 확률 분포와, 히스토그램을 등화 시킨 상태에서의 확률 분포를 비교함으로써 픽셀 값의 고른 정도를 측정할 수 있다.

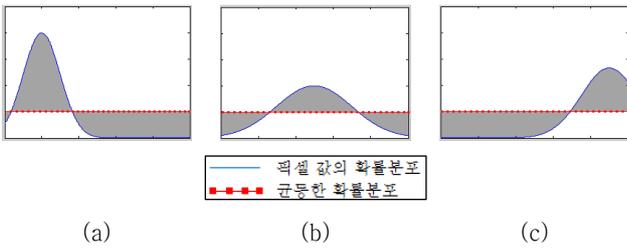


그림 1. 픽셀 값의 확률 분포와 균등한 확률 분포 비교

그림 1은 각 이미지 픽셀 값의 분포와, 균등한 확률 분포를 연속적인 영역 (Continuous domain)에서 나타낸 것이다. 두 확률 분포간 차이를 색칠한 부분의 넓이를 통해 비교할 수 있다. 이를 계산하여 픽셀 값 분포의 고른 정도를 확인할 수 있다. 그림 1(b)가 그림 1(a)와 그림 1(c)에 비해 균등한 분포와의 차가 적음을 확인할 수 있다. 따라서 픽셀 값의 확률 분포가 조금 더 고르다고 생각할 수 있으며, 이를 이용하여 영상의 비용함수 (Cost function)  $c(I)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$c(I) = \int_M |p(i) - p'(i)| di \quad (1)$$

$M$ 은 색상의 동적 영역 (Dynamic range)를 나타내며 8 비트 영상에서는 256으로 설정한다.  $p(i)$ 는 픽셀 값의 정규화된 확률을,  $p'(i)$ 은 균등한 확률 분포를 나타낸다.

$$p'(i) = \begin{cases} \frac{1}{M} & \text{for } i \in M \\ 0 & \text{for } i \notin 0 \end{cases} \quad (2)$$

식 (1)의 비용 함수를 통해 이미지 픽셀 값의 분포가 균등한 분포와 얼마나 차이가 나는지를 산술적으로 확인해 볼 수 있다.  $c(I)$ 의 값이 클수록 차이가 크다는 것을 의미하며, 이는 또한 히스토그램 등화를 하는 데에 많은 비용이 드는 것을 의미한다. 즉, 동적 영역이 작다는 것을 의미한다. 따라서 앞의 가정에 따라  $c(I)$  값이 작을수록 레퍼런스 이미지에 적합하다.

### 3. 실험 결과

제안한 방법이 실제 레퍼런스 이미지를 결정하는 데에 적용 가능한지를 실험하기 위해, 스테레오 매칭을 통해 가능성을 살펴보았다. 스테레오 영상에서 좌영상과 우영상의 밝기를 달리한 뒤, 각 이미지의 비용을 계산한다. 이 때, 이미지의 확률 분포는 이산 분포이므로 식 (1)을 이산적인 영역 (discrete domain)에서 재정의한다.

$$c(I) = \sum_{n=0}^{M-1} |h[n] - h'[n]| \quad (3)$$

$h[n]$ 는 정규화된 히스토그램의 확률 분포를 나타내며,  $h'[n]$ 은 등화를 적용한 정규화된 히스토그램의 확률 분포를 나타낸다. 위 비용 함수를 실제 밝기 값이 다른 이미지에 적용하여 각각의 비용을 얻는다.

그림 2(a)와 그림 2(b)는 적정 노출 값을 가지는 좌 영상과 우 영상이고, 그림 2(c)와 그림 2(d)는 노출 값이 작은 좌 영상과 우 영상이다. 이 영상들의 비용  $c(I)$ 는 각각 0.159561,



(a)

(b)



(c)

(d)

그림 2. 노출 값이 다른 스테레오 영상

0.155830, 0.425728, 0.430331이다.

그림 2(a)와 그림 2(b)의 비용이 그림 2(c)와 그림 2(d)에 비해 작으며, 이는 영상의 픽셀 값이 더 고르게 분포되어 있다는 뜻이다. 즉, 그림 2(a)와 그림 2(b)를 좌 우 레퍼런스 영상으로 결정한다.

위의 결과가 레퍼런스 이미지를 선택하는 데에 주는 영향을 알아보기 위해, 그림 2(a)와 그림 2(c)를 좌 영상, 그림 2(b)와 그림 2(d)를 우 영상으로 사용하여 네 가지 경우에 대해 스테레오 매칭을 적용하였다. 매칭 비용 (Matching cost)은 SAD (Sum of the absolute difference)을 사용하였다[6].

$$C_{SAD}(\mathbf{p}, \mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{q} \in N_p} |I_L(\mathbf{q}) - I_R(\mathbf{q} - \mathbf{d})| \quad (4)$$

$\mathbf{p} = [x, y]^T$ 는 좌영상의 픽셀 좌표를 의미한다.  $\mathbf{d} = [dx, dy]^T$ 는 변이 (disparity)를 의미하며, 위 영상의 경우 rectification을 수행한 영상이므로  $\mathbf{d} = [dx, 0]^T$ 이라 할 수 있다.  $N_p$ 는  $\mathbf{p}$ 를 중심으로 하는 이웃픽셀을 의미하며,  $N_p$ 는  $9 \times 9$  사이즈의 윈도우를 사용하였다. SAD는 좌영상과 우영상 간 픽셀 값의 차이를 계산하는 방식으로, 좌영상의 밝기 값이 달라지면, 전체적인 비용 (Cost) 역시 달라지게 된다. 따라서 아래의 결과와 같이 작은 밝기 값의 변화에도 민감하게 반응한다.

그림 3은 결과 변이 맵을 보여준다. 그림 3의 변이 영상을 Average Absolute Disparity Error (AADE) 방법을 통해 객관적으로 측정해보았다[7].

$$AADE(\mathbf{u}, \mathbf{u}^{gt}) = \frac{1}{|N|} \sum_{i=1}^N |\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_i^{gt}| \quad (5)$$

$\mathbf{u}$ 는 영상의 변이 값이고,  $\mathbf{u}^{gt}$ 는 참 (ground truth) 변이 영상의 값이다.  $|N|$ 은 이미지 픽셀의 개수를 의미한다. 식 (5)를 그림 3에 적용한 결과는 표 1과 같다. 본 논문에서 가정하

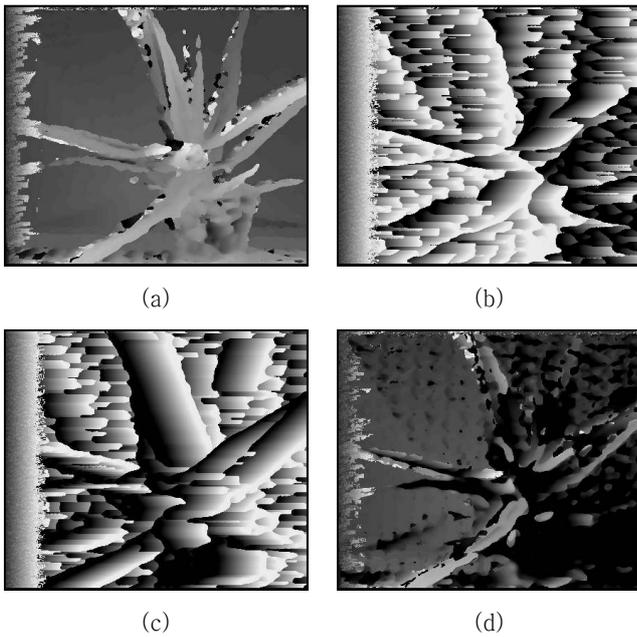


그림 3. 결과 변이 맵. (a)그림 2(a)와 그림 2(b)의 변이 맵, (b) 그림 2(a)와 그림 2(d)의 변이 맵, (c) 그림 2(c)와 그림 2(b)의 변이 맵, (d) 그림 2(c)와 그림 2(d)의 변이 맵.

였듯이, 픽셀 값의 분포가 고른 영상 간의 변이 맵이 더 좋은 결과를 보였다.

그림 3(a)	그림 3(b)	그림 3(c)	그림 3(d)
35.3659	84.2118	81.8293	43.9095

표 1. 획득한 변이 맵의 AADE 값.

#### 4. 결론

본 논문에서는 밝기가 다른 입력 영상들을 제시된 비용함수로 각각 점수를 계산함으로써, 레퍼런스 이미지로 최적인 영상을 결정하는 방법에 대해 제안하였다. 또한 성능을 검증하기 위해 레퍼런스 이미지의 밝기를 다르게 하여 스테레오 매칭을 해봄으로써, 레퍼런스 이미지의 점수와 결과 시차 맵의 에러율이 일관된 결과를 보임을 알 수 있었다. 본 논문에서 제안하는 방법은, 밝기가 다른 입력 영상을 사용하는 스테레오 매칭이나, 중간시점 합성, 그리고 스테레오 영상을 이용한 복사 보정(Radiometric calibration), 파노라마 병합(Panorama stitching) 등에 활용될 수 있다.

#### 5. 참고 문헌

[1] A. Fusiello, V. Roberto, “Symmetric stereo with multiple windowing,” *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 14, no. 8 pp. 1053–1066, 2000.

[2] D. Min, D. Kim, S. Yun, K. Sohn, “Virtual View Rendering for 2D/3D Freeview Video Generation,”

*Signal Processing: Image Communication*, vol. 24, no. 1–2, pp 31–48, Jan 2009.

[3] H. Hirschmuller and D. Scharstein, “Evaluation of cost functions for stereo matching,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.31, no.9, Sep 2009.

[4] Ulrich Fecker, Marcus Barkowsky, and André Kaup, “Histogram-Based Prefiltering for Luminance and Chrominance Compensation of Multiview Video,” *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 18, no. 9, Sep 2008.

[5] K. Yamamoto et al, “Multiview Video Coding Using View Interpolation and Color Correction,” *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 17, no. 11, Nov 2007.

[6] V. Ramachandra, M. Zwicker and T. Nguyen, “HDR Imaging from Differently Exposed Multiview Videos,” *IEEE 3DTV conference*, May 2008

[7] H. Aimmer et al, “PDE-Based Anisotropic Disparity-Driven Stereo Vision,” *In Proc. of Vision, Modeling, and Visualization Workshop*, pp.263–272, 2008.