

스테레오 코딩의 효율화를 위한 밸런싱 방법

김종수*, 최종호**, 이강호***, 김태용*, 최종수*

A Balancing Method to improve efficiency of Stereo Coding

Kim Jong Su *, Choi Jong Ho **, Lee Kang Ho ***, Kim Tae Yong *, Choi Jong Soo *

요 약

스테레오 영상은 서로 다른 카메라에 의해 취득되기 때문에 잠재적으로 서로 차이가 있고, 이것은 디스패리티 추정시 큰 오차를 유발할수 있으며, 오차분포를 크게하여 전송될 비트레이트에 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 논문에서는 밸런싱함수 추정을 통해 스테레오 영상을 밸런싱하는 방법을 제안한다. 이를 위해, 본 논문에서는 FFT방법을 이용하여 스테레오 영상을 정합하고, Occlusion된 영역의 픽셀들을 고려하기위해, 디스패리티 벡터 추정 오차값이 큰 블록의 픽셀들을 밸런싱함수 추정에서 제외하였다. 밸런싱함수는 히스토그램 specification방법과 영상의 국부정보, 오차영상을 이용하여 추정하였다. 밸런싱될 영상의 각 레벨들의 맵핑 구간을 히스토그램 specification 방법을 통해 계산하며 다중 맵핑되는 픽셀들의 경우, 오차영상에서 그 픽셀들의 근방에서 구한 평균들과 밸런싱될 영상(타깃 영상)에서 맵핑될 픽셀의 근방에서 구한 평균이 최소값을 갖는 위치값을 통해 추정하였다. 또한, 추정된 밸런싱함수의 정확성을 향상하기 위해, 오차분포값이 최소가 될 때까지 반복하여 추정하였다. 제안된 방법은, 실험 결과와 같이, 작은 오차분포와 향상된 PSNR 결과를 나타내며 디스패리티 벡터 추정에도 향상된 결과를 보여준다. 그러므로, 스테레오 코딩 시스템에 적용되어 효과적으로 전송량 데이터양을 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

Imbalances in focus, luminance and color between stereo pairs could cause disparity vector estimation error and increment of transmission data. If the distribution of errors in residual image is large, it may influence to lowering of compression performance. Therefore, in this paper, we propose an efficient balancing method between stereo pairs to reduce the effect. For this, we registrated stereo images using a FFT based method.to consider the pixels in the occluded region, we eliminated the pixels of blocks which has large error of disparity vector estimation in balancing function estimation. The balancing function has estimated using histogram specification, local information of target image and residual image between stereo images. Experiments show that the proposed method is effective in error distribution, PSNR and disparity vector estimation. We expect that our method can be improving compression efficiency in stereo coding system.

▶ Keyword : Stereo Image, Balancing, Histogram Specification, Stereo Coding,

• 제1저자 : 김종수 교신저자 : 최종수

• 접수일 : 2007. 7.10, 심사일 : 2007. 7.25, 심사완료일 : 2007. 8.13

* 중앙대학교 영상공학과, ** 강남대학교 전자시스템정보공학부, *** 한국재활복지대학 컴퓨터 정보보안과

※ 본 연구는 서울시 산학연협력사업으로 구축된 SFCC, 교육인적자원부, 산업자원부, 노동부의 출연금으로 수행한 최우수실험실지원사업, 교육인적자원부의 두뇌한국21 사업(BK21) 지원으로 수행되었습니다.

1. 서론

최근 3D 디스플레이 장치들이 개발되고 보급화 되고 있다. 디스플레이 장치는 흑백에서 컬러, HDTV로 빠르게 발전되어 왔고 향후 3D 디스플레이 장치가 보급화 될 것으로 많은 전문가들이 예상하고 있다. 이에 따라, 영상 장치들 사이에 스테레오 영상 전송의 양은 증가할 것이다. 특히, 유비쿼터스 환경하에서는 이기종간의 영상 데이터 전송의 양은 폭발적으로 증가할 것이다. 하지만, 기존 표준 압축 방식하에서, 스테레오 영상은 모노 영상 전송에 비해 2배의 대역폭을 필요로 한다. 따라서, 한정된 대역폭을 효율적으로 사용하기 위해서는 효과적인 스테레오 영상 압축이 필요하다. 모노 영상 압축 시스템에서 DCT 보정된 영상과 입력된 영상간의 오차 영상은 전송 데이터의 양을 결정하는 중요한 요소이다. 즉, 시간상의 중첩성을 이용하여 전송데이터의 양을 줄일 수 있다. 이와 같은 방식으로 스테레오 영상에서는 공간상의 중첩성을 이용할 수 있다. 즉, 두 영상 사이의 오차 영상을 전송함으로써 전송데이터의 양을 줄일 수 있다. 스테레오 영상의 중첩성은 스테레오 정합을 통해 계산할 수 있다. 스테레오 정합 방법은 정합 요소에 따라 특징 기반법과 영역기반법으로 나눌 수 있다. 전체 영상의 변위값이나 회전, 크기값을 구하기 위해서는 특징기반법 보다는 영역기반법이 효과적이므로 본 논문에서는 밝기 정보와 잡음에 강건한 FFT 기반의 스테레오 정합 방법을 이용한다.[2][3][4]

스테레오 영상은 서로 다른 장치에 의해 취득되기 때문에, 동일한 픽셀이라도 잠재적으로 오차가 있을 수 있다. 이것은 각 카메라의 노출정도나 포커스의 불일치, 카메라 설정등에 의해 유발될 수 있다. 밸런스 되지 않은 스테레오 영상은 disparity 벡터 추정[5][6]에, 그림 1 (a)와 같이, 많은 에러를 유발할 수 있으며 대응점 추출[1]을 이용한 알고리즘에 영향을 줄 수 있다. 또한, 이 에러들은 스테레오 영상의 residual 이미지의 오차 분포에 영향을 주게 된다. 스테레오 영상의 residual 이미지는 기준 영상과 disparity 보정된 타깃 영상사이의 차에 의해 구해진다. 하지만, disparity 벡터가 정확하게 추정되지 않으므로 그 차 분포는 커지게 되고, 전송데이터를 증가시키게 된다. 그림 2 (b)는 밸런스 되지 않은 스테레오 영상의 오차 분포와 밸런스된 스테레오 영상의 오차 분포를 보여주고 있다. 따라서, 전송데이터의 양을 줄이기 위해서는 오차분포를 최소화해야하므로, 스테레오 영상의 밸런싱이 매우 중요하다.

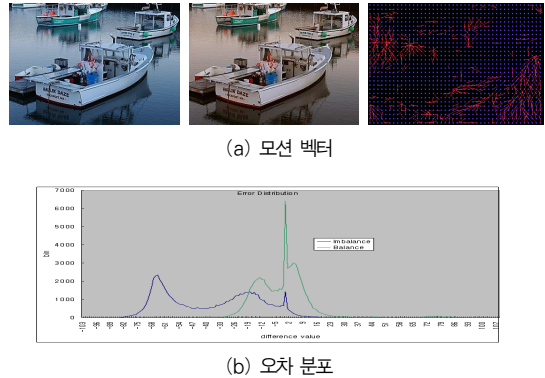


그림 1. 스테레오 불일치의 영향
Fig 1. The effects of Imbalanced stereo images.

이를 위해, 본 논문에서는 히스토그램 Specification [7][8][9]과 오차분포를 이용하여 스테레오 영상을 밸런싱하는 방법을 제안한다. 히스토그램 Specification 방법을 이용하면 타깃영상의 그레이레벨들의 맵핑 구간을 계산할 수 있다. 그 구간에서 맵핑될 기준 영상의 히스토그램 분포와 타깃 영상내에 맵핑될 픽셀들의 오차값의 분포는 그 모양이 서로 유사하다. 그러나 오차값의 분포는 폐색된 영역이나 노이즈의 영향을 받으므로 그 모양이 변하게 된다. 따라서 본 논문에서는 그 구간과 관련된 스테레오 오차값들의 분포 구간내에 존재하는 픽셀들의 근방에서 평균값들을 구하고 입력된 타깃 영상의 픽셀 근방에서 구한 평균값이 최소 오차를 갖는 위치값으로 입력 픽셀을 맵핑하고 밸런싱 함수를 추정한다. 추정된 밸런싱 함수는 전처리 과정과 폐색된 영역의 픽셀들에 의해 오차를 유발 할 수 있다. 그러므로, 밸런싱 함수는 최소오차에러값을 가질 때까지 반복적으로 계산되어 추정된다. 이렇게 추정된 밸런싱 함수를 이용하여, 스테레오 영상은 밸런싱 된다. 제안된 방법은, 실험결과와 같이, 오차값의 분포를 최소화할 뿐만 아니라 디스패리티 벡터 추정에도 효과적임을 알 수 있다. 또한, PSNR에 있어서도 기존방법에 비해 향상된 결과를 보여준다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 FFT 방법을 이용한 스테레오 정합과 기존 밸런싱 방법들에 대해 살펴본다. 3장에서는 제안한 밸런싱 방법에 대해 설명하고, 그 실험적 결과들을 4장에서 보여준다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. 스테레오 정합과 기존 밸런싱 방법

2.1 스테레오 정합

스테레오 영상의 정합을 위해 다양한 많은 방법들이 제안되어 사용되고 있다. 가장 많이 이용되는 방법들은 크게 영상의 에지나 코너점을 이용한 특징점 기반의 방법, 영상 사이의 상관성을 이용한 방법, 그리고 주파수 공간상에서 처리되는 푸리에변환을 이용한 방법으로 나눌 수 있다. 하지만, 밸런스 되지 않은 스테레오 영상의 정합에서 특징점 기반 방법은, 그림 2와 같이, 대응점이 불일치하는 경우가 많이 발생하기 때문에 사용하기 어렵다. 그리고, 상관성을 이용한 방법은 계산량이 많고 회전과 크기변화에 대한 정확한 추정이 어렵다. 그러므로, 본 논문에서는 빠른 처리와 밝기 변화에 강건한 푸리에변환을 이용하여 스테레오 영상을 정합한다.[2][3][4]

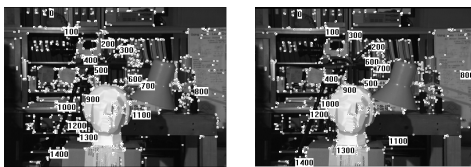


그림 2. 대응점들의 불일치
Fig 2. Inconsistency of homogeneous points

푸리에변환의 천이 성질은 스테레오 정합을 위해 이용될 수 있다. 한 쌍의 스테레오 이미지들을 각각 $f_1(x, y)$, $f_2(x, y)$ 라 하고, 그에 대응되는 푸리에변환을 $F_1(u, v)$, $F_2(u, v)$ 라 하자. 만약, 두 영상이 변위 성분 (x_0, y_0) 만 다르다고 하면, 두 영상 사이의 관계는

$$f_2(x, y) = f_1(x - x_0, y - y_0) \dots \dots \dots (1)$$

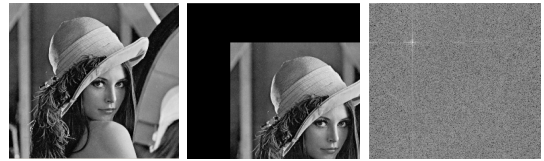
와 같고, 그에 대응된 푸리에변환 관계는

$$F_2(u, v) = \exp(-j2\pi(u x_0 + v y_0)) \times F_1(u, v) \dots \dots \dots (2)$$

이 된다. 천이 성질에 의해, 두 영상의 Cross-Power 스펙트럼은

$$G(u, v) = \frac{F_1(u, v) \times F_2^*(u, v)}{|F_1(u, v) \times F_2^*(u, v)|} = \exp(j2\pi(u x_0 + v y_0)) \dots \dots (3)$$

로 정의 된다. $G(u, v)$ 의 역푸리에변환은 델타함수를 생성한다.



(a)기준영상 (b)변위차가 있는 영상 (c)두영상의 Cross-Power 스펙트럼 영상

그림 3. 변위 추정
Fig 3. Translation estimation

따라서, 두 영상 사이의 변위 성분 (x_0, y_0) 는 델타함수의 위치로부터 쉽게 추정할 수 있다. 그림 3은 변위차가 있는 영상들과 그 영상들 사이의 Cross-Power 스펙트럼을 보여주고 있다. 그림 3 (c)의 영상에서, 상대적인 변위 차이가 있는 곳에서 임펄스 함수가 발생(흰점)하고 있다.

두 영상 사이의 상대적인 회전 및 크기 성분도 이와 유사하게 계산할 수 있다. 두 영상 사이에 회전성분 θ 와 크기 성분 a 가 존재한다고 하면 두 영상 사이에는 다음과 같은

$$f_2(x, y) = \frac{1}{a} f_1(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0, -x \sin \theta_0 + y \cos \theta_0) \dots \dots (4)$$

관계가 성립한다. 위 수식에서 푸리에변환의 그 크기를 polar 변환을 하게 되면,

$$M_2(\rho, \theta) = M_1(\log \rho - \log a, \theta - \theta_0) \dots \dots \dots (5)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 그림 4는 각 영상들의 log-polar 변환된 영상을 보여주고 있다. 여기서 M_1 , M_2 는 F_1 과 F_2 의 크기들을 polar 변환한 것을 나타낸다. 회전성분과 크기성분은, 식 3과 같이, M_1 과 M_2 의 Cross-Power 스펙트럼을 구하게 되면 간편히 계산된다.

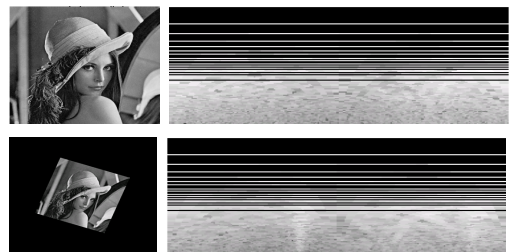


그림 4. log-polar 변환.
Fig 4. Log-polar transformation

스테레오 영상은 회전과 크기성분을 먼저 구한 후, 계산된 회전 및 크기성분으로 영상을 변환하여 변위성분을 구하고, 계산된 변위성분으로 제차 변환하면 정합된 영상을 구하게 된다.

2.2 스테레오 밸런싱 방법들

기존 스테레오 코딩 시스템들은 밸런싱을 위해 선형 방법[5][7]을 이용하였다. 전통적인 선형 밸런싱 방법은 평균과 표준편차를 이용한다. 이 방법은 빠른 처리의 장점을 가진 반면, 평균 추정 어려움과 유니모달인 경우만 고려하였기 때문에, 큰 오차를 유발할 수 있다. 이를 위해, 영상 개선 분야에서, 다중 평균과 표준편차를 이용한 방법들도 제안되었다. 이것을 확장하면 결국 히스토그램 specification으로 일반화 할 수 있다.

히스토그램 Specification은 히스토그램 맵핑 관계에 따라 많은 방법이 제안되었다. SML(Single Mapping Law)과 GML(Group mapping Law)은 초기에 제안된 다이렉트 히스토그램 Specification 방법이다.[7] 이 방법들은 일대일(one-to-one) 맵핑(one-to-one)과 다대일(many-to-one) 맵핑을 하기 때문에 변환속도는 빠르지만 매칭에러가 확산되고 누적되기 때문에 큰 에러를 야기할 수 있다. 다이렉트 방법들의 매칭에러를 줄이기 위해, 다이내믹 프로그래밍을 통하여 다중(one-to-many) 맵핑도 고려한 DHW (Dinamic Histogram Warping) 방법[8]이 제안되었다. 이 방법을 이용하면 매칭에러는 줄일 수 있지만, 디지털 영상에서 정확한 히스토그램 Specification은 수행하지는 못한다. Dinu Coltuc 등은 [9]에서 strict Ordering을 통해 디지털 영상의 정확한 히스토그램 명확화를 수행하였다. Strict Ordering 방법은, 히스토그램에서 다중(One-to-many) 맵핑인 경우 분포화를 정확히 하기 위해, 같은 화소를 갖는 픽셀의 주변 영역을 확장하며 평균값을 계산하여 Ordering 하는 비선형 방법이다. 이 방법은 변환할 영상에서 중첩영역의 모든 화소들을 Ordering하기 때문에 그 처리 속도가 느리고 중첩되지 않은 영역의 밸런싱을 할 수 없는 단점을 가지고 있다. 위의 히스토그램 specification 방법들을 이용하면 스테레오 영상의 밸런싱을 할 수 있지만, 폐색된 영역의 픽셀들을 고려하지 않은 문제점과 중첩되지 않은 영역의 밸런싱을 고려하지 않은 문제점을 가지고 있다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해, 타깃영상의 각 그레이 레벨들이 맵핑될 구간을 구하고, 다중 맵핑되는 경우, 그 레벨값을 갖는 픽셀들의 오차분포와 각 픽셀의 주변정보를 이용하여 밸런싱 함수를 구하였다. 또한, 반복적 계산을 통해 최소오차를 갖는 밸런싱 함수를 구하여 밸런스하였다.

III. 전처리 및 밸런싱 함수 추정

3.1 전처리

스테레오 정합에 의해 두 영상 사이의 중첩된 영역을 구할 수 있다. 따라서 중첩된 영역의 픽셀들을 이용하면 두 영상 사이의 밸런싱 함수를 추정할 수 있다. 하지만 스테레오 영상에는 폐색된(occluded) 영역이 존재하기 때문에 그러한 픽셀들을 제외하여야 정확한 밸런싱 함수를 추정할 수 있다. 이를 위해 본 논문에서는, 전처리 단계에서, 폐색된 영역의 픽셀들을 제외하기 위해, Disparity 추정 에러가 큰 블록의 픽셀들을 제외하였다. 즉, 모든 블록들에서, disparity 추정시 구한 어려값들 $E_d(i)$ 를 이용하여 평균 m_d 와 표준편차 s_d 를 구하고 아래 수식을 만족하는 블록의 픽셀만을 고려하여 밸런싱 함수 추정에 이용한다.

$$E_d(i) < m_d + s_d \dots\dots\dots (6)$$

여기서, i 는 각각의 블록을 나타낸다. 그림 5 (b)는 그림 5 (a)의 사각형 영역을 확대한 그림으로, 제외된 블록들을 나타낸다.

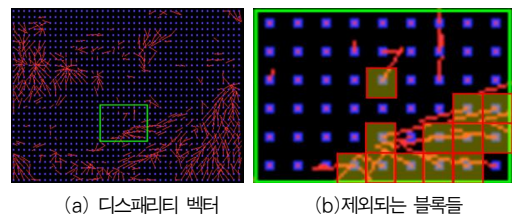


Fig 5. 폐색된 블록의 제거
Fig 5. Elimination of occluded block

3.2 밸런스 함수 추정

본 논문에서는 스테레오 영상의 밸런싱을 위해 중첩된 영역의 히스토그램을 이용한다. 만약, 스테레오 영상 정합이 정확하게 이루어졌다면, 중첩된 영역에서 기준영상과 타깃영상의 픽셀들은 서로 대응된다. 스테레오 영상들 사이에 폐색된(occluded region) 영역이 거의 없고 밸런스 되어 있다고 하면, 중첩된 영역에서 기준영상과 타깃영상의 히스토그램은 $h_r \cong h_l$ 와 같이 서로 유사할 것이다. 그러나 스테레오 영상은 서로 다른 장치에 의해 취득되기 때문에, 히스

토그램 분포는 변하게 된다. 히스토그램 specification 방법은 중첩된 영역에서 기준영상의 히스토그램과 같은 분포를 갖게 타깃영상의 그레이레벨을 변환하는 방법이다. 타깃영상의 그레이레벨 a 가 기준영상의 그레이레벨 m 으로 맵핑된다고 하면, 뱀런싱 함수는 $B(a)=m$ 이 된다. 따라서 정확한 $B(a)$ 를 추정하는 것이 중요하다.

타깃영상의 한 그레이레벨은 기준영상의 하나 또는 여러 개의 레벨들로 맵핑될 것이다. 그 맵핑 구간을 나타내는 함수를 $w(i)$, $i=0, 1, \dots, 255$ 라 하자. 따라서 타깃영상의 한 레벨 a 가 n 개의 레벨들로 맵핑된다고 하면, $w(a)=n$ 이 된다. 그러므로, 타깃영상의 모든 레벨들은 항상 $w(i) \geq 1$ 이고, 모든 픽셀들은 일대일(one-to-one: $w(i)=1$) 맵핑이나 다중 맵핑(one-to-many: $w(i)>1$) 관계에 있다고 할 수 있다. $w(i)=n$ 인 경우, 타깃영상의 i 값을 갖는 픽셀들은 $\{k(i), k(i)+1, \dots, k(i)+n-1\}$ 중에 한 값으로 맵핑될 것이다. 여기서 $k(i)$ 는 맵핑될 가장 작은 값을 나타내고

$$k(i) = \begin{cases} 0, & \text{if } i=0 \\ j+1, & \text{if } (c_r(i-1)-c_l(j))=0 \text{ and } 0 < (c_r(i-1)-c_l(j-1)) \\ j, & \text{if } (c_r(i-1)-c_l(j)) < 0 \text{ and } 0 < (c_r(i-1)-c_l(j-1)) \end{cases} \dots (7)$$

와 같이 구할 수 있다. 여기서 c_r 과 c_l 은 각각 h_r 과 h_l 의 누적 히스토그램 분포를 나타낸다. $k(i)$ 에 의해 $w(i)$ 는

$$w(i) = \begin{cases} k(i+1)-k(i), & \text{if } c_r(k(i+1)-1)=c_r(i) \\ k(i+1)-k(i)+1, & \text{else} \\ 255-k(i)+1, & \text{if } i=255 \end{cases} \dots (8)$$

이 된다. 여기서 $w(i)>1$ 인 경우, 타깃영상의 그 픽셀들은 다중값들로 분리해야 한다. 이를 위해, 본 논문에서는 기준영상과 타깃영상간의 차 값의 분포를 이용한다. $H_m(i)$, $k(m) \leq i \leq k(m)+w(m)-1$ 가 $h_r(m)$ 이 분리될 기준영상의 히스토그램 분포라 하고, $D_m(n)$, $n=m-i$ 가 타깃영상에서 그레이값이 m 인 픽셀들과 그에 대응되는 기준영상 픽셀들간의 오차값의 분포라 하자. 그러면, $\sum H_m(i)=h_r(m)$ 이 되고 $i=n$ 이 된다 (그림 6 (a), (b)). 만약, 노이즈와 폐색된 영역이 없다 하면, 우리는 다음과 같은 수식을 얻을 수 있다 (그림 6 (c)).

$$\sum_n D_m(n) = \sum_i H_m(i) = h_r(m) \dots (9)$$

따라서 오차 분포를 $h_r(m)$ 을 분리하기 위해 사용할 수 있다. 그러나, 노이즈나 폐색된 픽셀들에 의해 오차 분포의 모양은 변하므로 (그림 6 (d)), 이것을 고려하기 위해, $n < m-i$ 이거나 $m-i+w(m) \leq n$ 인 픽셀들은 노이즈나 폐색된 영역의 픽셀로 간주하고, 오차영상의 $m-i \leq n < m-i+w(m)$ 인 픽셀들에서 이웃하는 근방의 평균값들을 구한다.

$$M_m(n) = \frac{1}{D_m(n) \times 9} \sum_{x=y=0}^{x=y=M} \sum_{i=j=1}^{i=j=1} I_r(x+i, y+j), \text{ if } d_m(x, y) = n - (w(m)-1) \dots (10)$$

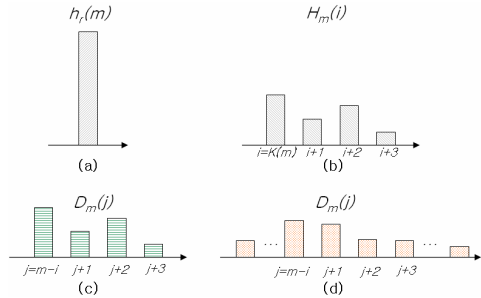


그림 6. One-to-many 맵핑
 (a) 맵핑될 타깃영상의 m 레벨의 히스토그램, (b) 분리될 기준의 영상의 히스토그램 분포, (c) 노이즈나 폐색된 영역이 없는 경우의 차 값 분포, (d) 노이즈나 폐색된 영역이 있는 경우의 차 값 분포.
 Fig. One-to-many mapping.

그 평균값들 $M_m(n)$ 는 $I_r(x, y)=m$ 인 픽셀들을

$$I_r(x, y) = \underset{j}{\operatorname{argmin}} |M - M_m(j)| \dots (11)$$

와 같이 분리할 수 있다. 여기서

$$M = \frac{1}{9} \sum_{i=j=1}^{i=j=1} I_r(x+i, y+j), I_r(x, y) \in m \dots (12)$$

이다. 요약하자면, 추정된 뱀런싱 함수는

$$B(m) = \begin{cases} k(m), & \text{if } w(m)=1 \\ \underset{j}{\operatorname{argmin}} |M - M_m(j)|, & \text{if } w(m) \neq 1 \end{cases} \dots (13)$$

와 같이 된다. 따라서 입력된 타깃영상은 $I_r(x, y) = B(I_r(x, y))$ 로 뱀런싱 된다. 그러면, 뱀런싱 함수에 의해, 뱀

런싱된 타깃영상과 기준영상 사이에 계산된 disparity 벡터를 이용하여 보상된 영상 $I_b(x,y)$ 를 구할 수 있다. 만약, 정확한 밸런싱 함수가 추정되었다면, $\sum(\Pi(x,y)-I_b(x,y)) \cong 0$ 이 될 것이다. 그러나 추정된 밸런싱 함수는 폐색된 영역의 픽셀들에 의해 오차가 존재할 수 있다. 따라서 본 논문은, 그림 7과 같이, 반복적 계산을 통해 정확한 밸런싱 함수를 추정한다. 이를 위해, 우리는, 아래 수식과 같은 에러값을 이용한다. 여기서, $he(i)$ 는 기준영상과 밸런싱된 타깃영상 사이에서 계산된 오차값들의 히스토그램이다.

$$e = \frac{\sum(\text{number of bit} \times h_e(i))}{\sum h_e(i)} \dots\dots\dots (14)$$

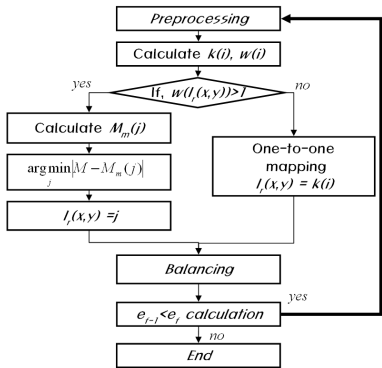


그림 7. 밸런싱 함수 추정의 흐름도
Fig 7. Flowchart of balancing function estimation

처음 추정된 밸런싱 함수 $B1(m)$ 를 이용하여 보상된 영상과 기준영상 사이의 계산된 에러값을 $e1$ 이라 하자. 그리고 처음 추정된 밸런싱 함수를 이용하여 밸런싱된 타깃영상과 기준영상 사이에서 다시 추정된 밸런싱 함수 $B2(m)$ 에 의해 계산된 에러값을 $e2$ 라 하자. $e2$ 는 더 많은 픽셀들을 고려하므로 두 에러값은 $e1 > e2$ 이 될 것이다. 따라서 $e_{i-1} > e_i$ 가 만족할 때 까지 반복하여 밸런싱 함수를 추정한다. 만약, $e_{i-1} < e_i$ 이면, 최종 추정된 밸런싱 함수는 $B_{i-1}(m)$ 이 된다.

IV. 실험 결과

제안한 방법의 검증을 위해, 본 논문에서는, 서로 다른 특성을 갖는 카메라에서 취득된 영상을 가지고 실험을 하였다. 배 영상은 같은 카메라의 화이트밸런스 특성을 달리하

여 취득한 영상이다. 실험실 영상은 웹 카메라를 이용하여, 그림 8과 같이, 밝기, 포화, 콘트라스트, 감마 및 화이트 밸런스 특성을 다르게 하여 취득하였다. tsukuba 영상은 스테레오 영상처리에 많이 이용되는 영상으로 임의적으로 변환시켜 테스트 하였다. 피아노 영상은, [6]에서 사용된, 작은 밸런스 차이가 있는 영상이다. 그림 9는 테스트 영상들을 보여 주고 있다.



그림 8. 카메라 특성
Fig 8. Camera property



그림 9. 실험 영상들
Fig 9. Test stereo pairs

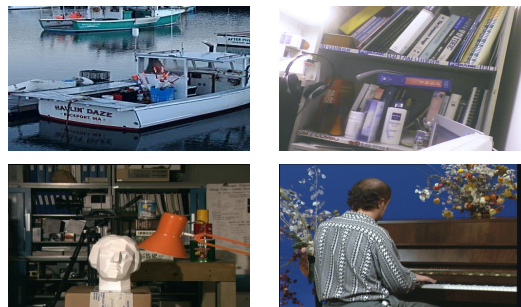
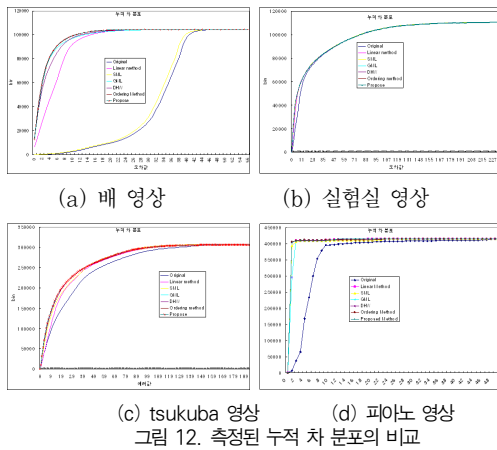
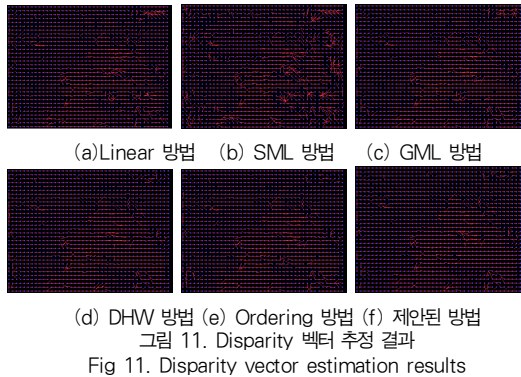


그림 10. 밸런싱된 타깃 영상들
Fig 10. The balanced target images

본 논문에서 제안한 방법을 이용하여 밸런싱된 영상은 그림 10과 같고, 시각적으로 기준 영상과 차이를 분간하기 어려운 밸런싱된 결과를 볼 수 있다. 그리고 그림 11은, 피아노 영상을 이용하여, 각 방법들에 의해 밸런싱된 영상을 통해 디스패리티 추정된 결과를 보여주고 있다. 또한, 제안

한 방법과 기존 방법들을 비교하기 위해 본 논문에서는, 밸런싱 함수에 의해 보상된 타깃영상과 기준영상간의 차영상을 구하여 그 누적차분포를 측정하였다. 그림 12는 각 방법들로 측정된 누적차분포를 보여주고 있다. 기존 방법들에 비해 제안한 방법의 누적차분포가 작은 구간에서 분포하여 더 빠르게 수렴함을 볼 수 있다.



〈표 1〉 에러값(e) 비교

	Original	Linear	SML	GML	DHW	Ordering	Propose
피아노영상	2.632366	1.029349	1.057581	1.039757	1.037572	1.034913	1.00975
객영상	4.690684	4.43029	4.203822	4.036217	4.087074	4.030811	3.81348
tsukuba	4.255226	3.901668	3.793303	3.762912	3.74679	3.780607	3.430487
배영상	5.622328	2.819569	5.543611	2.047778	2.178036	2.054004	1.898573

〈표 2〉 PSNR의 비교

	피아노 영상	객 영상	Tsukuba 영상	배 영상
Linear method	27.0158	26.6779	26.7111	35.1471
SML method	27.0277	27.0340	26.7744	28.8889
GML method	27.0789	26.9718	26.7212	37.2524
DHW method	26.9990	27.6287	26.7339	36.0747
Ordering method	27.1284	26.9692	26.7228	37.8270
Proposed method	27.5206	27.9777	27.7292	38.6994

각 방법들에 의해 측정된 에러값은 표 1에서 비교하고 있다. 본 논문에서 제안한 방법이 최소값을 나타내고 있다. 그러므로, 코딩시, 픽셀당 필요한 비트수가 줄어 전송량을 줄일 수 있다. 표 2에서는 PSNR 결과들을 보여주고 있으며, 제안된 방법이 기존방법들 보다 향상된 결과를 나타내는 것을 알 수 있다.

VI. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 스테레오 영상의 밸런싱 방법을 제안하였다. 이를 위해, 본 논문에서는 중첩된 영역에서 히스토그램을 구하고 히스토그램 specification을 통해 각 레벨의 맵핑 구간을 계산하였다. 이때, 다중 맵핑을 위해, 분포구간과 차 값의 분포를 이용하였고 반복적 계산을 통해 밸런스 함수를 추정하였다. 제안된 방법을 이용하면, 실험 결과에서 살펴본 바와 같이, 기존 방법에 비해 향상된 결과를 나타냄을 알아보았다. 제안한 밸런싱 방법에 의해 보상된 타깃영상과 기준 영상간의 차영상은 기존 방법들에 비해 누적차분포가 매우 작은 구간에서 집중됨을 실험을 통해 살펴보고 그 PSNR도 향상됨을 살펴보았다. 또한, 에러값의 크기도 제안한 방법에서 최소값을 갖는 것을 실험에서 보였다. 이는, 전송될 비트레이트의 크기에 영향을 주는 것은 자명한 일이다. 따라서 본 논문에서 제안된 방법은 향후 스테레오 코딩 시스템에 적용되어, 전송 비트레이트의 감소를 유도할 수 있다. 또한 다중뷰 취득 시스템의 밸런싱에 관한 연구로 확장할 수 있다.

참고문헌

- [1] 이강호, "실린더 파노라마 영상의 재구성을 위한 단순화된 사영 변환," 한국컴퓨터정보학회 논문지 제11권 제2호, pp. 169~175, 2006.5.
- [2] E. De Castro and C. Morandi, "Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-9, pp. 700-703, May 1987.

- [3] B.S. Reddy and B.N. Chatterji, "An fft-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration", IEEE Transactions on Image Processing, vol.5, no.8, pp.1266-1271, August 1996.
- [4] R. Eustice, O. Pizarro, H. Singh, and J. Howland, "UWIT: underwater image toolbox for optical image processing and mosaicking in Matlab," in Proc. Intl. Symp. Underwater Tech, Tokyo, Japan, pp.141 - 145, April. 2002.
- [5] A. Mancini, "Disparity estimation and intermediate view reconstruction for noble applications in stereoscopic video", Master Thesis, McGill Univer -sity, February, 1998.
- [6] I. Patras, N. Alvertos, G. Tziritas, "Joint disparity and motion field estimation in stereoscopic image sequences", Proc. IEEE ICPR. pp.359 - 363, 1996.
- [7] Y.J.Zhang, "Improving the Accuracy of Direct Histogram Specification", Electronics Letters, Vol.28 No3, January 1992.
- [8] I.J. Cox, S. Roy, S.L. Hingorani, "Dynamic Histogram Warping of Image Pairs for Constant Image Brightness", International Conference on Image Processing(ICIP), Vol. 2, 1995.
- [9] Dinu Coltuc, Philippe Bolon, and Jean-Marc Chassery, "Exact Histogram Specification", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.15 No.5, May 2006.

저 자 소개



김 중 수
 2002년 2월 : 중앙대학교 영상공학석사
 2002년 ~ 현재 : 중앙대학교 영상공학과 박사과정
 관심분야 : 컴퓨터비전, 영상처리, 가상환경



최 중 호
 1987년 2월 : 중앙대학교 전자공학 박사
 2002년 ~ 현재 : 강남대학교 전자시스템정보공학부 교수
 관심분야 : 정보통신정책, 영상정보통신, 컴퓨터시각, 제스처인식



이 강 호
 1986년 중앙대학교 전자공학과 공학 석사
 1991년 중앙대학교 전자공학과 공학 박사
 1990년 ~ 2000년 대덕대학 사무자동화과 교수
 2000년 ~ 2003년 송호대학 정보산업계열 교수
 2003년 ~ 현재 국립한국재활복지대학 정보보안과 교수
 <관심분야 : 정보보안, 디지털 영상처리>



김 태 응
 1988년 2월 : 한양대학교 전자 통신공학과 석사.
 1998년 2월 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 박사.
 2002년 1월 ~ 현재 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학 교수.



최 중 수
 1981년 : 일본 Keio대학 전기공학과 박사.
 1981년 9월 ~ 1999년 8월: 중앙대학교 전자공학과 교수.
 1999년 9월 ~ 현재: 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학 교수.