

---

# Radiometric 특성 변화에 신뢰성을 가지는 Disparity Map 예측

신광무\* · 김성민\* · 조미숙\* · 정기동\*

\*부산대학교

## Estimation of Disparity Map having Reliability to Changes of Radiometric Properties

Kwang-mu Shin\* · Sung-min Kim\* · Mi-sook Cho\* · Ki-dong Chung\*

\*Pusan National University

E-mail : sin@pusan.ac.kr

### 요 약

Disparity Map 예측의 목적은 유사한 두개 또는 그 이상의 이미지들에서 서로 대응하는 픽셀을 찾는 데 있다. 하지만 실제 환경에서 정확하고 일정한 Disparity를 획득하는 것은 어려운 문제이다. 즉, 스테레오 이미지의 Intensity 정보는 조명 방향, 조명 색상, 카메라 노출과 같은 Radiometric 특성에 쉽게 영향을 받을 수 있다. 따라서 기존의 일반적인 Disparity Map 예측 방법은 Radiometric 조건에서 좋은 결과를 얻기 힘들다. 본 논문에서는 실제 환경에 근접한 Radiometric 변화에서 신뢰성을 가지는 Disparity Map 예측 방법을 제안한다. 스테레오 이미지에서 하나의 이미지가 다른 Radiometric 특성을 가지더라도 객체의 일정 블록 구간 내 픽셀의 Intensity가 일정성(Constancy)을 가진다는 것에 착안한다. 실험결과, 제안하는 방법이 Radiometric 조건에서 검증적인 대조군보다 정확한 Disparity Map을 보여준다. 결과적으로, 본 기술은 Radiometric 조건의 변화에서 안정적으로 Disparity Map을 예측한다.

### ABSTRACT

The aim of the estimation of disparity map is to find the corresponding pixels from similar two or more images. However, it is a difficult problem to get precise and consistent disparity under a variety of real world situations. In other words, the color values of stereo images are easily influenced by radiometric properties such as illumination direction, illumination color, and camera exposure. Therefore, conventional stereo matching methods can have low performances under radiometric conditions. In this paper, we propose an approaching of disparity map estimation that is reliable in controlling various radiometric variations close to the real environment. This method is motivated by following constancy. Even though each other has different radiometric property in stereo images, intensity of pixels of object have general constancy in specific block. Experimental results show that the proposed method has better performances compared to the comparison group under different radiometric conditions between stereo images. Consequentially, the proposed method is able to estimate the disparity map in stable under various radiometric variations.

### 키워드

Radiometric Change, Reliability, Disparity Map, Stereo Vision

### I. 서 론

스테레오 비전(Stereo Vision)의 Disparity Map 예측 기술은 컴퓨터 비전 분야의 발전과 함께 현재까지 지속적으로 연구되고 있다. 근래에는 차량

용 자율주행 시스템과 같은 실제 응용에 적극 도입됨으로써 그 적용분야를 확장하고 있다[1].

스테레오 비전 시스템의 카메라 두 대는 상대적인 위치에서 수평적(Horizontal) 또는 몰입적으로(Convergent) 배치된다. 그것은 특정 장면에서

두 개의 다른 시점(Viewpoint)을 획득하기 위함이다. 스테레오 이미지는 이와 같은 비전 시스템을 이용하여 획득된다. 일반적으로 왼쪽 이미지를 기준으로 했을 때, 해당 이미지의 객체들(Object)은 오른쪽 이미지와 비교하여 특정 이동거리(Displacement)를 가진다. 그 이동거리는 해당 객체들과 카메라 사이의 거리에서 반비례적인 관계에 있다. 결과적으로 각 픽셀 단위(Pixel-wise)에서 이동거리는 계산될 수 있는데, 이것은 Disparity라고 정의된다. 이와 같은 계산과정을 Disparity Map 예측이라고 한다.

$$Z = \frac{b * r}{|a - c|} \quad (1)$$

식 (1)은 해당 객체의 이동거리(Disparity)와 객체-카메라 간 거리(Depth)를 나타낸다.  $Z$ 는 Depth를 나타내고,  $b$ 와  $r$ 은 각각 카메라 간 거리(Baseline), 초점거리(Focal Length)를 가리킨다. 마지막으로  $|a - c|$ 는 특정 객체의 광학적 이동거리를 언급한다. 식 (1)의 관계를 통하여 3D Vision에서 필수적인 Depth 값을 확보할 수 있다.

Disparity Map 예측 과정의 일반적인 과정은 다음과 같다[2]. 먼저, 각 픽셀들의 계산비용은 모든 가능한 Disparity들에 할당된다. 다음으로, 초기 픽셀 단위의 Matching 비용을 집적(Aggregation)은 각 픽셀 주위의 특정 영역(Support Region) 상에서 수행된다. 이와 같은 집적 비용을 기반으로 최적의 Disparity 값이 각 픽셀 단위로 선택된다. 본 단계에서 일반적으로 지역적(Local) / 전역적(Global) 접근방법이 있다. 지역적 방법[3,4,5]은 직관적으로 가장 작은 집적 비용을 가지는 Disparity를 선택한다. Winner-takes-all 방식이라고 언급된다. 전역적 방법[6,7,8]은 모든 픽셀들에 기반하는 특정한 에너지 함수를 정의하여 최적화 과정을 수행한다. 마지막으로 최종적인 Disparity 값을 보정하고, Occlusion 영역을 처리하는 과정을 거친다. 본 논문에서는 상대적으로 높은 계산 복잡도와 구현 복잡성을 가지는 전역적 방법 대신 지역적 방법을 사용한다.

스테레오 이미지에서 전형적인 Disparity Map 예측은 대응하는 픽셀들이 유사한 Intensity를 가진다는 아주 중요한 가정을 포함하고 있다[2]. 하지만 실세계 환경에서 스테레오 이미지는 조명(Illumination), 카메라 노출(Camera Exposure)과 같은 Radiometric 특성이 일정하지 않은 조건에서 획득된다. 따라서 각 이미지가 다른 Intensity를 가질 가능성이 아주 높다. 결과적으로 전형적인 Disparity Map 예측 알고리즘은 정확한 Disparity를 추출하기 힘들다. Disparity Map 예측에 대한 최근의 일부 연구들은 Radiometric 조건의 영향에 적응적인 방법을 제공하고 있다[9,10,11].

본 논문에서는 실제 환경에 근접한 Radiometric 조건 영향에서 신뢰성을 가지는 Disparity Map 예측 방법을 제안한다. 기존 Radiometric 특성 변화의 안정성 연구들과 비교하여 제안하는 방법의 차별성은 계산복잡도를 고려하여 보다 직관적인 측면에서 새로운 Measurement를 제공하는 데 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 주요 대조군인 두 가지 방법과 제안하는 방법을 설명하고, 3장에서는 그 실험결과를 보여준다. 마지막으로 4장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구 과제에 대해서 기술한다.

## II. 본 론

본 장에서는 제안하는 방법과 실험에서 직접적인 비교가 되는 기존의 두 가지 주요한 방법과 제안하는 Disparity Map 예측 방법을 기술한다. SSD 및 ANCC 방법은 각각 Radiometric 조건의 영향에 비적응적인 / 적응적인 방법들 중에서 검증적이고 주요한 방법이다.

### 2.1 SSD(Sum of Squared Differences)

본 방법의 Measurement는 식 (2)와 같다.  $I_L(i,j)$ 는  $(i,j)$  위치에서 왼쪽 이미지의 Intensity이고,  $I_R(x+i,j)$ 는  $(i,j)$  위치에서 오른쪽 이미지의 Intensity이다.  $d$ 는 이동되는 Disparity를 나타내고,  $W$ 는 Support Window의 크기를 가리킨다. SAD(Sum of Absolute Differences) 방법보다 정확한 Disparity Map 결과를 보여주지만, 많은 곱셈 동작(Multiplication operations)이 계산복잡도를 증가시키기 때문에 SAD 대비 약 10% 이상 높은 시간 소요를 가진다. 결정적으로 SSD 방법은 Radiometric 조건의 영향에 적응적이지 않다.

$$SSD = \sum_{(i,j) \in W} (I_L(i,j) - I_R(i,j+d))^2 \quad (2)$$

### 2.2 ANCC(Adaptive Normalized Cross Correlation)

본 방법[12]은 우선 Lambertian Reflectance를 가정한다. 그 주요 과정에서는, 이미지에서 색상 모델을 예측하고, 전역적 / 지역적 Radiometric 변화에 안정적인 Log-Chromaticity를 예측한다. 결과적으로, NCC(Normalized Cross Correlation) 방법에 Bilateral Filter를 기반으로 획득한 가중치를 적용하여 Matching 비용을 산출한다. 따라서 Radiometric 특성 영향에 상당히 강건한 Disparity Map을 보여준다. 하지만 몇 가지 주요한 문제점도 내재하고 있다. 이미지 내 객체가 Lambertian Reflectance 특성을 포함하지 않는 조건에서는 정확한 색상 모델을 예측하기 어렵다. 또한,

Matching 비용을 최적화하는 과정에서 전역적인 반복이 필요하기 때문에 계산복잡도가 크게 증가한다.

### 2.3 제안하는 Disparity Map 예측 방법

제안하는 방법의 접근 개념은 스테레오 이미지에서 하나의 이미지가 다른 Radiometric 특성을 가지더라도 객체의 일정 블록 구간 내 픽셀의 Intensity가 일정성(Constancy)를 가진다는 것에 착안한다.

제안하는 방법은 특정 블록 내 방향성을, Measurement를 표현하는 고유한 성분(Component)으로 추출한다. 그 방향성은 수평적(Horizontal), 수직적(Vertical), 대각적(Diagonal) 성분으로 구성된다. 이와 같은 방식은 Measurement의 신뢰성을 높일 수 있는 장치이다. 앞서 언급한 Intensity의 일정성을 적용할 수 있는 특정 블록 구간은 SKIP 값으로 표현한다.

수식 (3), (4), (5)는 각각 수평적, 수직적, 대각적 성분을 나타낸다.  $s$ 는 SKIP 값을 의미하고, 나머지는 수식 (2)에서의 설명과 같다.

$$C_H = \sum_{(i,j) \in W} (|I_L(i,j) - I_L(i,j+s)| - |I_R(i,j+d) - I_R(i,j+s+d)|) \quad (3)$$

$$C_V = \sum_{(i,j) \in W} (|I_L(i,j) - I_L(i+s,j)| - |I_R(i,j+d) - I_R(i+s,j+d)|) \quad (4)$$

$$C_D = \sum_{(i,j) \in W} (|I_L(i,j) - I_L(i+s,j+s)| - |I_R(i,j+d) - I_R(i+s,j+s+d)|) \quad (5)$$

$C_H$ ,  $C_V$ ,  $C_D$ 를 이용하여 최종적인 Measurement를 구축하기 위하여 RMSE(Root Mean Squared Error)를 적용한다. RMSE는 수치적인 예측을 위해서 일반적으로 사용되는 오차 Metric이다. 비교적 유사한 성능을 가지는 MAE(Mean Absolute Error)에 비하여 각 오차에 대해 증폭값(Amplification)을 크게 한다.

$$NM = \sqrt{\frac{C_H^2 + C_V^2 + C_D^2}{3}} \quad (6)$$

수식 (6)은 Radiometric 특성의 변화에 신뢰성을 제공하는 새로운 Measurement이다. 본 Measurement는 구현의 용이성과 계산복잡도를 최소화하기 위해 픽셀의 Intensity를 기반으로 구성되었으며, 방법 자체의 직관성을 위해 Intensity의 일정성과 특정 블록 내 방향성을 접근 개념으로 적용한다.

## III. 실험 결과

본 장에서는 Middlebury 스테레오 Dataset을 대상으로 제안하는 방법과 주요한 대조군의 실험결과를 평가한다. 대상 이미지로는 Baby1, Baby2를 사용하였으며, 각 이미지는 3단계의 조명(Illumination) 및 카메라 노출(Camera Exposure) 수준을 가진다. 본론에서 언급한 SSD 및 ANCC 방법을 대조군에 포함하여 주요 비교 대상으로 한다.

그림 1과 2는 Radiometric 특성에서 스테레오 이미지의 조명 변화가 있는 경우의 실험결과이다. 제안하는 방법이 대조군보다 정확하게 Disparity Map을 예측한다. 그림 3과 4는 Radiometric 특성에서 스테레오 이미지의 카메라 노출 변화가 있는 경우의 실험결과이다. 제안하는 방법이 대조군보다 정확하게 Disparity Map을 예측한다.

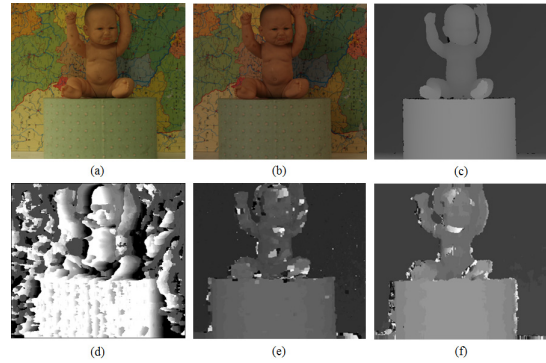


그림 1. 조명 변화를 가지는 Baby1 스테레오 이미지의 Disparity Map a. 왼쪽 이미지 (조명3-노출1) b. 오른쪽 이미지 (조명1-노출1) c. Ground Truth d. SSD 방법 e. ANCC 방법 f. 제안하는 방법

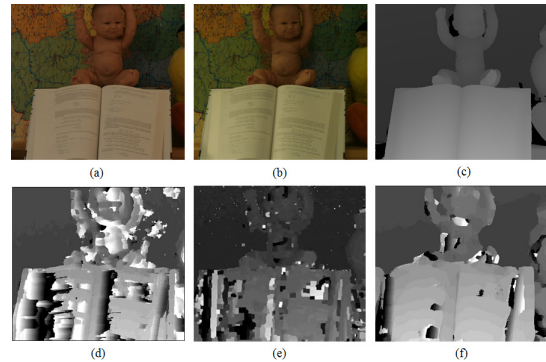


그림 2. 조명 변화를 가지는 Baby2 스테레오 이미지의 Disparity Map a. 왼쪽 이미지 (조명3-노출1) b. 오른쪽 이미지 (조명1-노출1) c. Ground Truth d. SSD 방법 e. ANCC 방법 f. 제안하는 방법

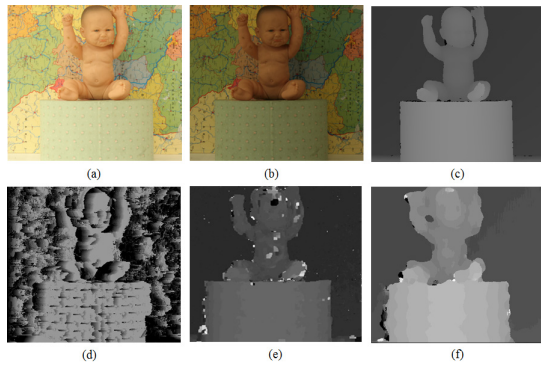


그림 3. 노출 변화를 가지는 Baby1 스테레오 이미지의 Disparity Map a. 왼쪽 이미지 (조명2-노출2) b. 오른쪽 이미지 (조명2-노출1) c. Ground Truth d. SSD 방법 e. ANCC 방법 f. 제안하는 방법

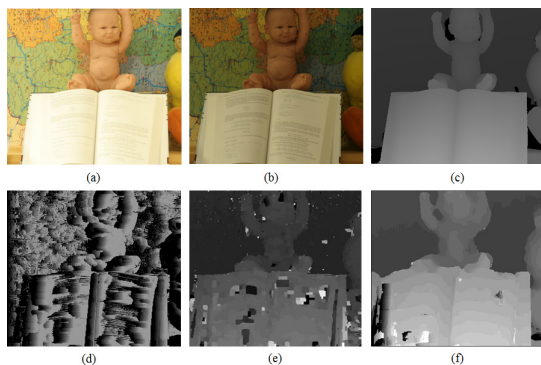


그림 4. 노출 변화를 가지는 Baby2 스테레오 이미지의 Disparity Map a. 왼쪽 이미지 (조명2-노출2) b. 오른쪽 이미지 (조명2-노출1) c. Ground Truth d. SSD 방법 e. ANCC 방법 f. 제안하는 방법

#### IV. 결 론

본 논문에서는 Radiometric 특성의 영향에서 신뢰성을 가지는 Disparity Map 예측 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 객체의 일정 블록 구간 내 픽셀의 Intensity가 일정성을 유지한다는 접근 개념을 적용하였고, 새로운 Measurement를 구축하기 위하여 방향성을 이용한 고유 성분의 추출, SKIP 값 및 RMSE 적용 등과 같은 구체적인 기술들을 체계화한다. 실험결과, 제안하는 방법이 Radiometric 조건에서 검증적인 대조군보다 정확한 Disparity Map을 예측한다.

향후 연구과제에서는, 제안하는 방법의 검증성을 향상시키기 위해서 더욱 다양한 Dataset과 검증 조건에서 실험을 수행할 것이다.

#### 참고문헌

[1] Marr D, Poggio T, "A computational theory

of human stereo vision," Proceeding of the Royal Society of London, Vol. 204, No. 1156, pp. 301-328, 1979.

- [2] Scharstein D, Szeliski R, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," International Journal of Computer Vision, Vol. 47 No. (1/2/3), pp. 7-42, 2002.
- [3] Min D, Lu J, Do MN A, "revisit to cost aggregation in stereo matching: how far can we reduce its computational redundancy?," IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 1567-1574, 2011.
- [4] Veksler O, "Fast variable window for stereo correspondence using integral images," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 556-561, 2003.
- [5] Kang SB, Szeliski R, Chai J, "Handling occlusions in dense multi-view stereo," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 103-110, 2001.
- [6] Yang Q, "A non-local cost aggregation method for stereo matching," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1402-1409, 2012.
- [7] Veksler O, "Reducing search space for stereo correspondence with graph cuts," British Conference on Machine Vision, pp. 709-719, 2006.
- [8] Kolmogorov V, Zabih R, "Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 508-515, 2001.
- [9] Miled W, Pesquet JC, Parent M, "A convex optimization approach for depth estimation under illumination variation," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 18 No. 4, pp. 1574-1608, 2009.
- [10] Van de Weijer J, Gevers T, Gijssenij, "A Edge based color constancy," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 16, No. 9, pp. 2207-2214, 2007.
- [11] Jung IL, Chung TY, Sim JY, Kim CS, "Consistent stereo matching under varying radiometric conditions," IEEE Transactions on Multimedia, Vol. 15, No. 1, pp. 56-69, 2013.
- [12] Heo YS, Lee KM, Lee SU, "Robust stereo matching using adaptive normalized cross-correlation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 33, No. 4, pp. 807-822, 2011.