

Disparity 보정을 위한 컬러와 윤곽선 기반 루피 신뢰도 전파 기법

Improvement of Disparity Map using Loopy Belief Propagation based on Color and Edge

김은경* · 조현학** · 이한수* · 수료 아드히 위보워* · 김성신***†

Eun Kyeong Kim, Hyunhak Cho, Hansoo Lee, Suryo Adhi Wibowo, and Sungshin Kim†

*부산대학교 전자전기컴퓨터공학과, **부산대학교 로봇관련협동과정, ***부산대학교 전기컴퓨터공학부

*Department of Electrical and Computer Engineering, Pusan National University

**Department of Interdisciplinary Cooperative Course:Robot, Pusan National University

***School of Electrical and Computer Engineering, Pusan National University

요약

스테레오 영상은 2-D 영상으로 분석할 수 없는 깊이(거리) 정보를 포함하고 있다. 하지만 연산을 통해서 거리 정보를 얻을 수 있기 때문에 계산 값의 신뢰도가 낮고, 폐색된 공간 등의 영향으로 오차가 발생한다. 또한 Stereo Matching 시 Global Method를 사용할 경우, 많은 연산량에 따라 계산 시간이 오래 걸린다. 따라서 본 논문에서는 연산 시간이 짧고 더 높은 정확도를 갖는 Disparity Map을 구하는 방법을 제안한다. 특징 기반 영상 분할 기법인 윤곽선 추출을 통해 정확도는 높이고 연산 시간은 줄였다. 컬러 기반 영상 분할 기법인 Color K-Means를 통해 관심 영역을 추출하고, 이를 기반으로 Loopy Belief Propagation(LBP)을 접목하였다. 제안하는 방법을 적용함으로써 영상 내 물체들의 연관성을 고려한 보정이 가능하였고, 관심 영역 추출에 따라 연산 시간을 줄일 수 있었다. 실험 결과, 기존의 방법들보다 연산 시간이 짧고 정확도가 높은 Disparity Map을 얻을 수 있었다.

키워드 : 루피 신뢰도 전파, 스테레오 매칭, 영상 분할, Color K-Means, 디스패리티 맵

Abstract

Stereo images have an advantage of calculating depth(distance) values which can not analyze from 2-D images. However, depth information obtained by stereo images has due to following reasons: it can be obtained by computation process; mismatching occurs when stereo matching is processing in occlusion which has an effect on accuracy of calculating depth information. Also, if global method is used for stereo matching, it needs a lot of computation. Therefore, this paper proposes the method obtaining disparity map which can reduce computation time and has higher accuracy than established method. Edge extraction which is image segmentation based on feature is used for improving accuracy and reducing computation time. Color K-Means method which is image segmentation based on color estimates correlation of objects in an image. And it extracts region of interest for applying Loopy Belief Propagation(LBP). For this, disparity map can be compensated by considering correlation of objects in the image. And it can reduce computation time because of calculating region of interest not all pixels. As a result, disparity map has more accurate and the proposed method reduces computation time.

Key Words : Loopy Belief Propagation, Stereo Matching, Image Segmentation, Color K-Means, Disparity Map

Received: Sep. 8, 2015

Revised : Sep. 25, 2015

Accepted: Oct. 1, 2015

† Corresponding author

sskim@pusan.ac.kr

본 논문은 BK21플러스, IT기반 융합산업 창의인력양성사업단에 의하여 지원되었으며, 산업통상자원부가 지원하는 산업융합·연계형 로봇창의인재양성사업 연구 결과로 수행되었음. (N0001126)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

최근 다양한 분야에 걸쳐 자동화에 대한 연구가 지속적으로 이루어지고 있으며, 특히 자율 주행이 가능한 로봇 및 자동차에 대한 관심이 높아지고 있다. 자율 주행을 위한 핵심 기술로는 무인 자동차 시스템, 비전, 통합관제 시스템, 고장진단 기술, 지능 제어 및 지능 운행 장치 등이 있다. 이 중 비전은 센서를 통해 시각 정보를 입력 받고 처리하는 것으로 자율 주행의 기본이 되는 기술이며, 카메라, 초음파 센서, 레이저 레인지 파인더 등을 사용한다[1-3]. 자율 주행을 위해 비전 센서를 사용할 경우 모노 카메라를 사용하는 방식과 스테레오 카메라를 사용하는 방식으로 분류된다.

스테레오 카메라를 사용하는 방식은 모노 카메라를 사용할 때와 달리 깊이 정보를 구할 수 있다는 장점이 있다[4]. 스테레오 영상에서 깊이 정보는 왼쪽 영상의 한 점과 동일한 지점을 오른쪽 영상에서 Matching 한 후, 두 좌표의 차이 값 (Disparity)을 이용한 연산을 통해 얻을 수 있다. 이 때 왼쪽 영상과 오른쪽 영상에서 동일한 지점을 서로 Matching 하는 과정을 Stereo Matching이라고 하는데, 이를 위해서 양쪽 영상의 두 지점이 동일한 지점임을 입증할 수 있는 척도가 필요하다.

이를 계산하기 위한 방법들로는 Sum of Absolute Difference(SAD), Sum of Squared Difference(SSD), Belief Propagation(BP), Graph Cut(GC) 등과 같은 다양한 알고리즘이 존재한다[5-8]. Block Matching을 사용하여 SAD나 SSD와 같은 방법으로 Stereo Matching을 수행할 경우 알고리즘의 구현이 쉽다는 장점이 있지만, 좀 더 개선된 영상을 얻기 위해서는 BP나 GC와 같은 알고리즘을 사용한다. 하지만 이 방법들은 Global Method이기 때문에 계산 속도가 느리다는 단점이 있다.

이를 보완하기 위해 본 논문에서는 특징 기반 영상 분할을 통해 영상 정보 중 관심 영역만 사용함으로써 연산량을 줄이고, 정확도를 높이고자 하였다. 또한 영상 내에서 동일한 물체의 경우 비슷한 색깔로 표현된다는 점을 이용하여 영상을 컬러에 따라 분할한 후, 해당 영역 내에서만 LBP를 사용함으로써, 연산량은 줄이고 더 높은 정확도를 갖는 깊이 영상을 구하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 스테레오 영상의 기하학적인 특징에 대해 언급하고, 3장에서는 제안하는 알고리즘인 특징과 컬러 기반 영상 분할 기법과 Stereo Matching을 위해 사용된 LBP에 대해 설명한다. 그리고 4장에서는 스테레오 영상에 제안하는 알고리즘을 적용한 실험 결과와 분석을 다룬다. 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 제시한다.

2. 스테레오 영상의 특징

장면을 구성하는 3차원 점은 카메라 렌즈의 광학 중심을 지나 영상 평면의 점에 맺힌다. 이 때 점의 좌표 값은 초점 거리(Focal Length)에 따라 달라진다. 초점 거리가 길면 영상 평면상의 x, y 좌표 값이 커지고, 초점 거리가 짧으면 영상 평면상의 x, y 좌표 값은 작아진다. 초점 거리는 카메라의 특성을 나타내는 매개변수로 거리 정보를 복원할 때 필요한 파라미터이다.

그림 1.(a)에서 볼 수 있듯이, 점 P_w 는 왼쪽과 오른쪽 렌즈의 광학 중심을 지나 왼쪽과 오른쪽 영상에 각각 나타난다. 이 때 영상 평면에서 y 축을 제외하고 나면 그림 1.(b)와 같이 정보를 1차원으로 단순화할 수 있다. 이렇게 1차원으로 단순화한 정보 내에서 삼각형의 닮음비를 이용하여 깊이 정보를 구할 수 있다. P_w 와 왼쪽 렌즈의 광학 중심 그리고 왼쪽 영

상에 맺힌 점에 의해 만들어진 두 삼각형을 통해 식 1을 구하고, P_w 와 오른쪽 렌즈의 광학 중심 그리고 오른쪽 영상에 맺힌 점에 의해 만들어진 두 삼각형을 통해 식 2를 구한다. 이후 식 1과 2를 식 3과 같이 정리할 수 있다.

$$\frac{x_{left}}{f} = \frac{x_w}{z_w} \tag{1}$$

$$\frac{x_{right}}{f} = \frac{b + x_w}{z_w} \tag{2}$$

$$z_w = \frac{bf}{x_{right} - x_{left}} = \frac{bf}{d} \tag{3}$$

식 3에서 b 와 f 는 각각 카메라의 베이스라인과 초점 거리를 의미하며 상수이다. x_{left} 과 x_{right} 은 점 P_w 가 좌측과 우측 영상에 투영되어 나타난 좌표 값을 의미한다. 이 식에서 x_{left} 과 x_{right} 의 차이 값을 Disparity라고 하며 d 로 표현한다. 식 3에서 알 수 있듯이, 카메라의 베이스라인과 초점 거리 값, 그리고 Disparity를 통해 스테레오 영상에서의 거리 정보 z_w 를 구할 수 있다.

거리 정보를 구하기 위해 필요한 Disparity 값을 계산하려면 좌측과 우측 영상에서 서로 대응하는 지점을 찾는 과정인 Stereo Matching을 수행해야 한다. 이를 위해 왼쪽 영상의 한 지점을 오른쪽 영상의 모든 픽셀과 비교하는 것은 매우 비효율적이다. 따라서 일반적으로 대응점 탐색 시간을 줄여주기 위한 Rectification을 선행한다.

Rectification은 카메라 간의 기하학적인 구조 정보를 이용하여 대응점이 있을 것으로 생각되는 지점을 한정지음으로써 대응점의 탐색 범위를 줄여주는 방법으로, 이를 위해 Epipolar 제약 조건을 사용한다[9]. 그림 1의 (a)에서 P_{left} 와 P_{right} 는 각각 서로 다른 좌표 값을 가진다. 그러나 이 때 x 축이 일치하고 광학축이 서로 평행하다는 조건 때문에, P_{left} 와 P_{right} 는 동일한 Epipolar Line 위에 나타나게 된다. 따라서 대응점을 찾기 위해서 모든 점을 탐색하지 않고 Epipolar Line 위의 점만 탐색하면 두 영상 간의 대응점을 쉽게 찾을 수 있는 일차원적인 문제가 된다.

Rectification 후 수행하는 Stereo Matching에서 정확도가 높은 Global Method를 사용하되, 계산 시간은 줄일 수 있는

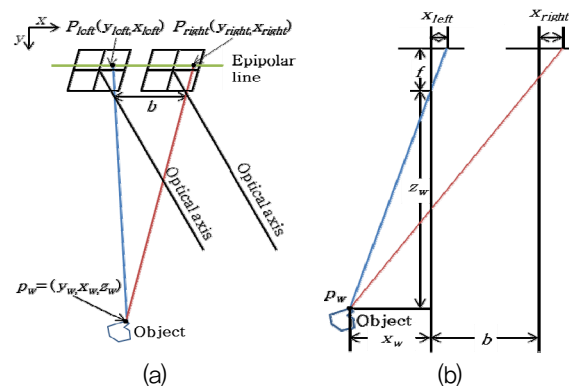


그림 1. 스테레오 비전의 기하

Fig. 1. Geometry of stereo vision:

(a) Projection process, (b) Simplification to 1-D

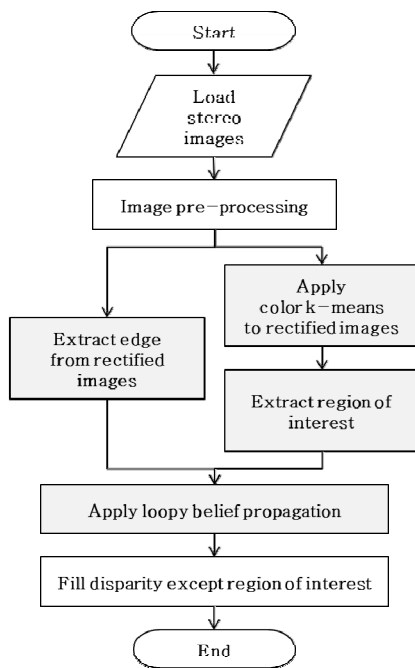


그림 2. 제안하는 방법의 순서도
Fig. 2. Flowchart of the proposed method

방법을 3장에서 제안한다.

3. Disparity 보정

3장에서는 Stereo Matching의 Global Method 적용 시 계산 시간이 오래 걸린다는 단점을 보완하고, 기존의 방법보다 정확도가 높은 Disparity Map을 얻기 위해 특징, 영역, 컬러 정보 기반으로 한 영상 처리 기법을 적용하였다. 제안하는 방법의 알고리즘은 그림 2와 같다. 먼저 좌, 우 스테레오 영상을 입력 받고 Rectification을 비롯한 전처리 단계를 수행한다. 전처리 단계로 영상의 잡음을 제거하기 위한 Bilateral Filter와 명암의 대비를 높이기 위한 Histogram Stretching을 수행하였다[10].

3-1. 특징 및 컬러 기반 영상 분할

Stereo Matching의 효율성을 높이고 계산 시간을 줄이기 위해 Canny Edge Detector를 적용해 윤곽선을 추출하고, 이 영상을 입력 영상으로 하여 Stereo Matching을 수행하였다. 윤곽선 추출에 사용된 Canny Edge Detector는 x축과 y축 미분 값을 통해 값이 증가한 방향과 크기를 찾고, 이를 통해 지역 극대값을 찾음으로써 윤곽선을 찾는 기법이다. 윤곽선 추출 확률이 다른 방법들보다 높은 편인데, 이는 두 개의 Threshold를 구함으로 영상의 잡음으로 인해 낮은 Magnitude의 윤곽선이 추출되지 않을 때를 고려하기 때문이다. 두 개의 Threshold를 통해 높은 Magnitude와 낮은 Magnitude의 윤곽선을 찾아 전자와 인접한 후자를 연결한

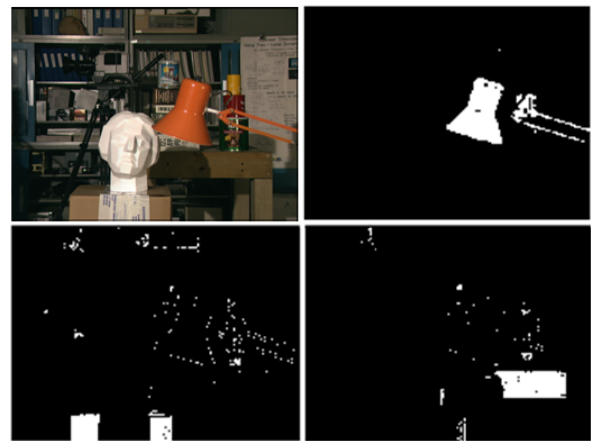


그림 3. 원 영상과 color k-means 적용 결과
Fig. 3. Original image and results of color k-means

후, 영상의 윤곽선을 출력한다.

특징 기반 영상 분할 기법을 통해 윤곽선을 추출한 후 해당 영역만 Matching을 수행하므로 계산 시간을 효과적으로 줄일 수 있다. 또한 윤곽선은 명암 값에 급격한 변화가 생기는 지점이므로 대부분 경계와 일치하고 특징이 분명하다. 이 때문에 경계가 뚜렷한 Disparity Map을 얻으므로 정확도를 높일 수 있다.

추가로 계산 시간을 줄이고 Disparity Map의 정밀도를 높이기 위해 컬러 기반 영상 분할 기법을 사용하였다. 동일한 영상 내에서 컬러가 비슷하다는 것은 동일한 물체로 가정할 수 있다. 이는 컬러를 기반으로 한 영상 분할 시, 영역 정보도 함께 고려할 수 있다는 것을 의미한다.

컬러 기반 영상 분할을 위해 Color K-Means를 적용하였으며[11-12], 적용 결과는 그림 3과 같다. k는 30으로 영상의 색채 분포에 따라 휴리스틱한 방법을 통해 결정하였다. 밀집도가 높은 부분들은 영상 내에서 동일한 물체를 의미하거나 연관성이 높음을 뜻하므로 비슷한 거리, 즉 비슷한 Disparity를 가진다고 가정할 수 있다. 이에 Color K-Means로 분할된 영상 중, 픽셀의 밀집도가 높은 영상을 선정하여 Disparity 값을 보정하기 위한 관심 영역으로 지정하였다. 관심 영역으로 추출된 부분은 다음 절에서 설명할 LBP를 적용할 때 사용하며, 이는 동일한 물체 간의 연관성을 고려한 Disparity Map을 얻기 위한 기준이다. 또한 영상 전체가 아닌 일부만 LBP를 적용하므로 Global Method의 단점인 긴 연산 시간을 줄일 수 있다.

3-2. Loopy Belief Propagation

각 픽셀의 위치를 고려한 상태에서 Disparity 값을 보정해 주기 위해 공간 정보를 포함하는 Markov Random Field (MRF)를 사용하였다. 이는 Stereo Matching 시 공간 정보를 고려하지 않아서 생기는 정확도 문제를 해결한다. 그리고 MRF의 근사해를 찾을 수 있는 LBP를 사용하였다[13].

LBP는 Message Passing Algorithm으로, 자신을 제외한 인접 노드들의 메시지를 받아서 취합한 메시지를 인접한 목표

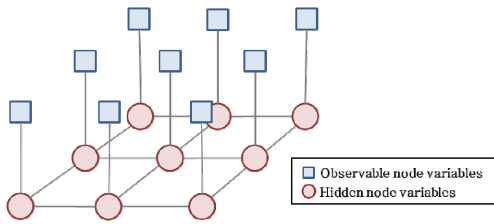


그림 4. 3x3 영상의 MRF
Fig. 4. MRF for a 3x3 image

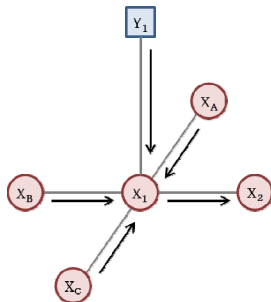


그림 5. LBP의 메시지 전달 과정
Fig. 5. Message passing process of LBP

노드로 다시 보내주는 방법이다[14-17]. 노드는 Observable Node Variables과 Hidden Node Variables로 이루어지는데, 전자는 그림 4에서 네모 모양의 노드로 Pixel Intensity Value를 의미하고, 후자는 동그라미 모양의 노드이며 Disparity Value(Label)를 뜻한다. 그림 5는 LBP의 메시지가 전달되는 과정을 간략하게 나타낸다.

LBP의 세부 과정은 Message Initialization, Message Update, Belief로 나눌 수 있다. 먼저 모든 메시지를 초기화한 후, 모든 픽셀에 대해 업데이트한 메시지를 우측 방향으로 전달한다. 동일하게 상, 하, 좌 방향으로도 메시지를 전달한다. 그 다음 모든 픽셀에 대해 Belief를 계산하여 비용이 최소일 때의 라벨 값을 현재 픽셀의 라벨 값으로 반환한다. 이를 위해 Min-Sum Algorithm을 적용하였다. Message Update(M)는 식 4를 통해 계산한다.

$$M_{i \rightarrow j}(l) = \left[DC(y_i, l') + SM(l, l') + \sum_k M_{k \rightarrow i}(l') \right]_{l' \in all}^{\min} \quad (4)$$

i 는 현재 노드의 인덱스이며, j 는 목표 노드의 인덱스이다. l 은 라벨 값을 의미하며, k 는 목표 노드를 제외한 인접한 노드를 뜻한다. DC 함수는 Disparity 탐색 기준 크기에 따라 SSD로 구한 픽셀 y_i 의 라벨 값을 반환한다. SM 함수는 라벨 값이 인접한 노드의 라벨 값과 다를 경우 가중치를 주는 함수이다. 라벨 값 차이 폭에 따른 가중치 할당을 위해 Truncated Linear Model을 사용하였다. 이를 통해 라벨 값의 차이에 따라 가중치가 증가하다가 일정 값이 넘어가면 지정한 값만큼의 가중치를 주는 제한을 두었으며, 실험에 사용한 SM 함수의 모델링은 식 5와 같다.

$$f(n) = \lambda \min(|n|, K) \quad (5)$$

λ 는 가중치 증가의 기울기를 뜻하며, n 은 라벨 값 간의 차이이다. K 는 상수로 SM 함수의 상한선을 제한한다.

앞서 설명하였듯이, $Belief$ 는 현재 픽셀의 라벨 값을 최종적으로 라벨링하기 위한 함수이며, 식 6를 통해 계산한다. 식에서 n 은 현재 노드 i 와 이웃한 노드를 뜻하며, Message Update로 구한 값을 토대로 최종 라벨링한다.

$$Belief(x_i = l) = DC(y_i, l) + \sum_n M_{n \rightarrow i}(l) \quad (6)$$

LBP는 간단하고 효율적이지만 계산량이 많다. 계산 시간을 줄이기 위해 앞 절에서 설명한 컬러 기반 영상 분할 기법을 통해 관심 영역을 지정하고 LBP를 적용한다. 또한 관심 영역은 LBP의 단점인 불명확한 경계를 보완한다. 관심 영역 내에서의 LBP 적용은 영역 내 유사한 부분들 간 보상이 가능하고, 상대적으로 관심 영역 밖인 연관성이 낮은 영역의 Disparity 값 보상 시에는 영향을 주지 않는다. 이를 통해 Disparity Map의 정확도를 높일 수 있었다.

4. 실험 결과

기존의 방법과 제안하는 방법의 실험 결과를 그림 6에서 비교하였다. 그림 6의 (a)와 (b)는 실험에 사용된 Rectification이 이루어진 좌, 우 스테레오 영상이다. (c)는 Ground Truth로 Disparity Map의 정확도를 판단하기 위한 지표로 사용된다. (d)~(h)는 3장에서 언급한 동일한 전처리 과정을 거친 후 구한 Disparity 결과이다. (d)는 SAD로, (e)는 SSD로 계산한 결과이다. (f)는 LBP를 적용한 영상으로, 잡음 형태를 띠는 것들은 많이 없어졌으나 경계가 불분명하다. (g)는 윤곽선을 추출한 영상에 SSD를 수행한 결과이다. 윤곽선과 컬러 기반 영상 분할 기법을 적용한 LBP 수행 결과는 (h)와 같고, 기존의 방법들보다 정교하고 경계가 뚜렷한 Disparity Map을 얻었다.

Disparity를 Ground Truth와 비교하여 값이 일정 범위를 넘어서면 Bad Pixel로 지정하고, 정확도를 비교하였다. 또한 기존 Block Matching과 윤곽선 추출 후 Block Matching 수행시간을 비교하였다. 기존 방법의 경우 약 12초 정도 소요된 반면, 윤곽선 추출을 적용한 경우 약 0.61초가 소요되었다. 또한 Bad Pixel의 비율도 기존의 SAD와 SSD는 약 23.36%, 윤곽선을 추출한 영상의 경우에는 24.64%로, 정확도는 기존 방법과 비슷함을 보였다.

표 1은 제안하는 방법을 검증하기 위해 그림 6.(c)를 기준으로 SAD와 SSD, LBP, 제안하는 방법의 Bad Pixel을 계산한 비율이다. Ground Truth와 같이 배경은 제외하고 물체 별로 Bad Pixel을 계산하였다. 실험 결과, 제안하는 방법이 카메라와 책상을 제외하고 Bad Pixel의 수가 가장 작음을 확인할 수 있다. 책상의 경우, LBP의 Bad Pixel 수가 가장 작으나 불분명한 경계를 띄기 때문에 Disparity Map의 정확도가 높다고 보기 어렵다. 램프의 경우, 색깔이 근처 픽셀들과 비슷하지 않고 영상에서 명확하게 나타나기 때문에 Color

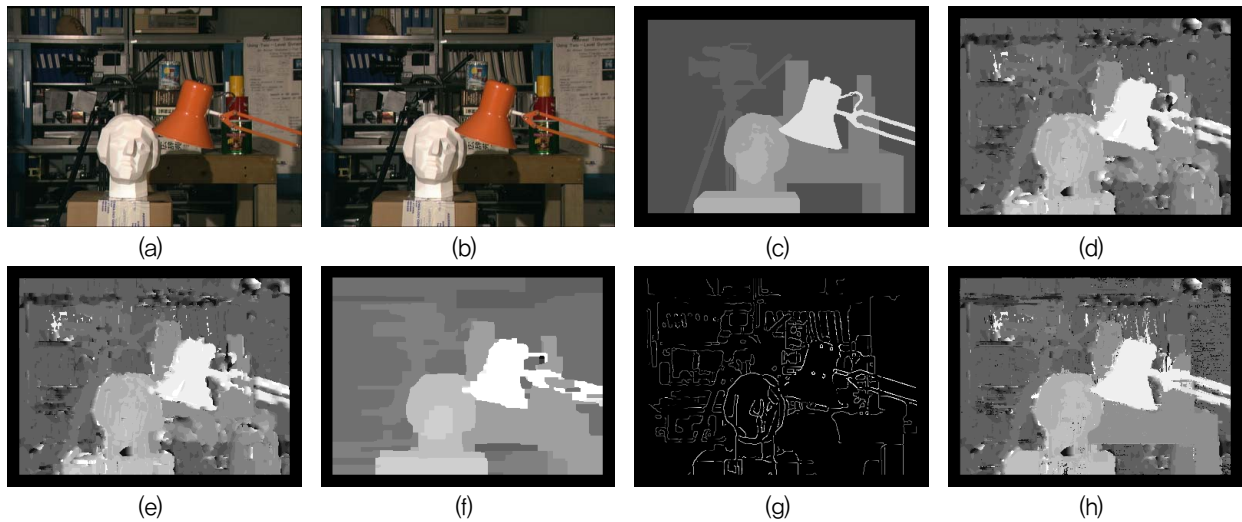


그림 6. 실험 결과 비교

Fig. 6. Comparison of experiment results:

(a) Left image, (b) Right image, (c) Ground truth, (d) SAD, (e) SSD, (f) LBP, (g) SSD with edge, (h) Proposed method

K-Means를 통한 영상 분할의 정확도가 높았다. 이로 인해 램프 부분의 Bad Pixel 비율이 기존의 방법들에 비해 현저히 낮았다.

표 1. Bad pixel 수 비교

Table 1. Comparison of bad pixel

| Method Region | SAD | SSD | LBP | Proposed method |
|------------------|--------|--------|--------|--------------------|
| Camera | 9.51% | 9.95% | 9.07% | 10.72% |
| Desk | 11.23% | 11.33% | 5.99% | 9.39% |
| Deskleg | 6.43% | 6.70% | 55.65% | 4.35% |
| Plaster cast | 4.85% | 5.35% | 40.92% | 4.04% |
| Lamp | 6.50% | 8.12% | 5.52% | 2.62% |
| All | 8.25% | 8.77% | 17.81% | 6.92% |

전반적으로 제안하는 방법이 6.92%로 Bad Pixel의 비율이 가장 낮았다. 또한 Color K-Means를 통해 관심 영역을 지정한 후의 LBP 입력 픽셀 수는 기존 방법보다 3분의 1로 줄었고, 연산 수행 시간도 70% 이상 줄어든 것을 확인하였다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 스테레오 영상에서 얻을 수 있는 Disparity Map의 정밀성을 높이고 계산 시간을 줄이기 위해 특징과 컬러 기반의 영상 분할 기법을 사용하였다.

특징 기반의 영상 분할을 통해 연산 시간을 줄였고, 경계를 고려함으로 정확도가 높은 Disparity Map을 얻었다. 컬러 기반 영상 분할을 통해 연관성이 높은 영역들 간의 보정으로

Disparity Map의 정밀도를 높였다. 관심 영역에서 LBP를 수행함으로 연산 시간을 효과적으로 줄였다.

향후 연구에서는 윤곽선과 거리에 따라 가중치를 다르게 할당하는 방법의 연구를 진행하고자 한다. 최종적으로 스테레오 카메라를 통해 구한 거리 정보의 오차를 효과적으로 보정할 수 있는 방법을 연구하고자 한다.

References

- [1] E. T. Baumgartner and S. B. Skaar, "An Autonomous Vision-Based Mobile Robot," *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 39, No. 3, pp. 493-502, 1994.
- [2] C. H. Han and K. B. Sim, "Real-Time Mapping of Mobile Robot on Stereo Vision," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 20, No. 1, pp. 60-65, 2010.
- [3] H. H. Min, D. S. Yoo and Y. T. Kim, "Fuzzy Tracking Control Based on Stereo Images for Tracking of Moving Robot," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 22, No. 2, pp. 198-204, 2012.
- [4] I. Oh, *Computer Vision*, Hanbit Academy Inc., 2014.
- [5] D. Scharstein and R. Szeliski, "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 47, No. 7, pp. 7-42, 2002.
- [6] H. Hirschmuller, "Accurate and Efficient Stereo Processing by Semi-Global Matching and Mutual

저 자 소 개

Information,” *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 807-814, 2005.

[7] P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher, “Efficient Belief Propagation for Early Vision,” *International Journal of Computer Vision*, Vol. 70, No. 1, pp. 41-54, 2006.

[8] J. Sun, N. N. Zheng and H. Y. Shum, “Stereo Matching Using Belief Propagation,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 7, pp. 203-212, Jul. 2003.

[9] K. Konolige, “Small vision systems: Hardware and implementation,” *Robotics Research*, Springer London, pp. 203-212, 1998.

[10] R. C. Gonzalez, R. E. Woods and S. L. Eddins, *Digital Image Processing using MATLAB*, McGraw-Hill, 2011.

[11] P. Corke, *Robotics, Vision and Control*, Springer, 2011.

[12] C. Hwang and F. C. H. Rhee, “Interval Type-2 Fuzzy C Clustering for Detecting Spherical Shells,” *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 14, No. 6, pp. 713-719, 2004.

[13] K. P. Murphy, *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*, The MIT Press, 2012.

[14] N. Ho, “Loopy Belief Propagation, Markov Random Field, Stereo Vision”, Available: http://nghiaho.com/?page_id=1366, 2012, [Accessed: August 24, 2015]

[15] B. C. Huang and T. Jebara, “Loopy belief propagation for bipartite maximum weight b-matching,” *Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, pp. 195-202, 2007.

[16] A. Klaus, M. Sormann and K. Karner, “Segmented-Based Stereo Matching Using Belief Propagation and a Self-Adapting Dissimilarity Measure,” *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 3, pp. 15-18, 2006.

[17] Y. Weiss and W. T. Freeman, “On the optimality of solutions of the max-product belief propagation algorithm in arbitrary graphs,” *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 47, No. 2, pp. 736-744, 2001.



김은경(Eun Kyeong Kim)
 2014년 : 부산대학교 전자전기공학부
 2014년 : 공학사
 2014년~현재 : 부산대학교 대학원
 2014년~현재 : 전자전기컴퓨터공학과
 2014년~현재 : 석사과정

관심분야 : Intelligent system, Computer Vision
 Phone : +82-51-510-2367
 E-mail : kimeunbyeong@pusan.ac.kr



조현학(Hyunhak Cho)
 2011년 : 신라대학교 컴퓨터정보공학부
 2013년 : 부산대학교 로봇관련협동과정
 2013년 : 공학석사
 2013년~현재 : 부산대학교 대학원
 2013년~현재 : 로봇관련협동과정
 2013년~현재 : 박사과정

관심분야 : Image Processing, Intelligent Robot
 Phone : +82-51-510-2367
 E-mail : darkruby1004@pusan.ac.kr



이한수(Hansoo Lee)
 2010년 : 부산대학교 전자전기공학부
 2010년 : 공학사
 2013년 : 부산대학교 전자전기공학과
 2013년 : 공학석사
 2013년~현재 : 부산대학교 대학원
 2013년~현재 : 전자전기컴퓨터공학과

2013년~현재 : 박사과정

관심분야 : Fuzzy, Recognition, Soft Computing
 Phone : +82-51-510-2367
 E-mail : hansoo@pusan.ac.kr



수료 아드히 위보워(Suryo Adhi Wibowo)
 2009년 : Telkom Inst. of Technology,
 2009년 : 전기통신공학부 공학사
 2012년 : Telkom Inst. of Technology,
 2012년 : 전기통신공학부 공학석사
 2013년~현재 : 부산대학교 대학원

2013년~현재 : 전자전기컴퓨터공학과

2013년~현재 : 박사과정

관심분야 : Computer vision, intelligent system, pattern recognition, computer graphics

Phone : +82-51-510-2367

E-mail : suryo@pusan.ac.kr



김성신(Sungshin Kim)

1986년 : 연세대학교 전기공학과

1986년 : 공학석사

1996년 : Georgia Inst. of Technology,

1996년 : 전기및컴퓨터공학부 공학박사

1998년~현재 : 부산대학교

1998년~현재 : 전기컴퓨터공학부 교수

관심분야 : Intelligent system, Intelligent robot, Fault diagnosis and prediction

Phone : +82-51-510-2374

E-mail : sskim@pusan.ac.kr