

에너지 기반 스테레오 매칭에서의 정합 파라미터 추정에 관한 연구

한희일[†], 류대현^{**}

요 약

본 논문에서는 스테레오 이미지 생성 모델을 제시한 다음 이로부터 디스패리티를 구하는 과정을 유도하고 이의 해를 구하는 과정은 에너지 기반 스테레오 정합과 일치함을 수식으로 증명한다. 정합되는 화소 간의 차와 인근 화소에 해당되는 디스패리티의 차는 지수 확률분포에 근사하다는 사실을 실험적으로 확인하고 이에 근거하여 이들의 정합 파라미터를 최적화하는 식을 유도하고 이의 해법을 제시한다. 제안 알고리즘은 초기에 임의의 파라미터로 디스패리티 맵을 구한 후에 이의 통계적 특성을 이용하여 정합 파라미터를 추정하고 추정된 파라미터를 적용하여 디스패리티 맵을 재차 구하는 과정을 반복함으로써 최적의 파라미터에 적응적으로 수렴하도록 조정한다. 제안 알고리즘을 dynamic programming과 belief propagation 기반 스테레오 매칭 알고리즘에 각각 적용하여 구한 정합 파라미터가 수렴하는지를 조사하고 이의 수렴 속도와 성능 개선 효과 등을 확인한다.

A Study on Estimation of Regularizing Parameters for Energy-Based Stereo Matching

Hee-il Hahn[†], Daehyun Ryu^{**}

ABSTRACT

In this paper we define the probability models for determining the disparity map given stereo images and derive the methods for solving the problem, which is proven to be equivalent to an energy-based stereo matching. Under the assumptions the difference between the pixel on the left image and the corresponding pixel on the right image and the difference between the disparities of the neighboring pixels are exponentially distributed, a recursive approach for estimating the MRF regularizing parameter is proposed. The proposed method alternates between estimating the parameters with the intermediate disparity map and estimating the disparity map with the estimated parameters, after computing it with random initial parameters. Our algorithm is applied to the stereo matching algorithms based on the dynamic programming and belief propagation to verify its operation and measure its performance.

Key words: Energy-Based Stereo Matching(에너지기반 스테레오 정합), Markov Random Fields(마코프 랜덤 필드), Parameter Estimation(파라미터 추정)

1. 서 론

삼차원 영상기술이 발전함에 따라 그 응용분야에 대한 관심 또한 고조되고 있다. 이를 위해 무엇보다

필요한 원천기술은 두 장 이상의 영상으로부터 삼차원 정보를 추출하는 기술이다. 스테레오 정합은 영상의 삼차원 정보를 얻는데 매우 유용하며 가장 먼저 선행되어야 할 문제가 좌우 영상에서의 대응점을 찾

* 교신저자(Corresponding Author): 한희일, 주소: 경기도 용인시 모현면 왕산리 (449-791), 전화: 031)330-4356, FAX: 031)330-4256, E-mail: hihahn@hufs.ac.kr
접수일: 2010년 11월 17일, 수정일: 2010년 11월 17일
완료일: 2011년 2월 9일

[†] 정회원, 한국외국어대학교 정보통신공학과 교수

^{**} 정회원, 한세대학교 IT학부 교수
(E-mail: dhryu@hansei.ac.kr)

* 본 연구는 2010학년도 한국외국어대학교 교내 학술 연구지원으로 수행되었음.

아내는 것이다. 카메라 모델의 정보가 주어질 경우, 정합이 이루어진 후 삼각화 기법에 의하여 삼차원 깊이 정보를 계산할 수 있다[1]. 이처럼 컴퓨터 비전 분야에서 가장 근본적인 문제이고 많은 알고리즘들이 제안되었지만 아직까지도 정확한 정합을 찾아내는 것은 매우 어렵다. 지금까지 스테레오 영상으로부터 시차와 깊이 정보를 얻기 위한 수많은 스테레오 정합방법들이 제안되었는데, 이들은 크게 영역 기반, 화소 기반, 특징 기반, 에너지 기반 등의 방법으로 분류될 수 있다. 영역 기반 방식은 기준 영상에서 정합하려는 점을 포함하는 일정한 넓이의 기준 영역을 설정한 다음, 이 영역을 상대 영상의 탐색 범위 내에서 이동시키면서 디스패리티를 구하는 방식이다. 이 정합방식은 화소 값만으로 디스패리티를 추정하게 되므로 간단하지만 계산시간이 많이 소요될 뿐만 아니라 이미지의 기하학적 왜곡이나 명암대비 변화, 잡음 등에 매우 취약하고 해상도가 저하되는 단점이 있다[2][3]. 화소 기반 정합 방식은 영역 기반의 정합과 유사한 방법으로 화소 단위로 주변 영역의 화소들을 비교하여 디스패리티를 찾는 방식으로서 공간상 임의의 점은 좌, 우 이미지에서 동일한 화소 값을 갖는다는 가정에 기반하고 있다. 이 방식은 영상의 모든 화소가 디스패리티를 갖기 때문에 다른 방식들보다 더 정밀하고 오차가 적은 디스패리티 분포를 갖는 반면 정합 과정에서 디스패리티 오류가 발생할 확률이 높고 계산량이 많은 단점이 있다. 이러한 화소 기반 정합방식은 화소의 밝기 값만으로 변이를 추정하게 되므로 영상의 광도 변화나 물체의 경계부분에서 정확한 변이를 추정하기 어려운 단점이 있다. Y. Ohta와 T. Kanade는 화소 기반에 DP(dynamic programming)를 적용하여 수행시간이 오래 걸리는 단점을 보완하였지만[4] 한 스캔라인만을 고려하여 수행되기 때문에 스캔라인이 아닌 수직성분을 고려하지 않는다는 문제점이 있다.

특징 기반 정합 방식은 밝기 값 대신 영상의 특징을 사용하여 디스패리티를 추정하는 방식이다. 이때 사용되는 영상의 특징으로는 영점 교차(zero crossing)의 부호, 경도의 첨두(gradient peak), 영역, 선, 경계 등이 있다[5]. Geiger는 특징 기반에 dynamic programming을 적용하였다[6]. 그러나 특징 기반 방식은 영상의 종류에 따라 민감하게 반응하게 되고, 영상의 전체 영역에 대한 디스패리티 예측은 불가능

하며, 전체 영상에 대한 조밀한 디스패리티를 구하기 위해서는 내삽과정(interpolation)을 거쳐야 하는 단점이 있다. 이러한 정합 방식의 단점을 해결하기 위해 제안된 알고리즘이 에너지 기반 스테레오 정합 방식이다. 필드 내의 각 화소는 그 인근 화소와의 사이에 불연속점이 없으면 유사한 값을 갖는 동시에 그 화소에 해당하는 디스패리티는 인근 화소의 디스패리티와 거의 동일하다는 특성을 이용하여 아래 식 (1)과 같은 에너지 함수를 정의하고 이를 최소화하는 값을 찾음으로써 디스패리티를 구한다.

$$E(d_i) = \sum_{i \in I} U(d_i) + \lambda \sum_{(i,j) \in C} V(d_i, d_j) \quad (1)$$

여기서, I 는 전 이미지 화소를 나타내고 i 는 인근의 4개 화소를 나타낸다. $U(d_i)$ 는 화소 i 에 디스패리티를 d_i 로 정할 경우의 비용을, $V(d_i, d_j)$ 는 화소 i 와 화소 j 에 디스패리티를 각각 d_i, d_j 로 할당할 때의 비용을 나타낸다. 식 (1)의 $E(d_i)$ 를 최소화 한다는 의미는 곧, 정합되는 화소는 좌, 우 서로 유사한 값을 가지면서 동시에 그 화소에서의 디스패리티는 그 인근 화소의 디스패리티와 유사한 값을 가져야 한다는 가정을 담고 있다. W. Miled는 식 (1)의 에너지를 최소화하는 정합점을 구하기 위하여 DP를 적용하였다[7]. Felzenszwalb와 Huttenlocher[8], Sun et al.[9] 등은 디스패리티 맵과 정합 파라미터들을 여러 개의 MRF로 모델링하고 임의로 주어진 파라미터들의 초기값에 의존해 BP(belief propagation)[10]를 이용하여 식 (1)의 해를 구하는 알고리즘을 제안하고 있다. Guan과 Woo는 소벨 에지 검출결과를 이용하여 BP의 성능개선을 제안하였다[11]. 하지만 이 알고리즘들은 모두 식 (1)에서 임의의 고정된 λ 를 사용하기 때문에 실험에 사용된 이미지마다 적절한 λ 를 구하여 입력해야 하고, 임의로 사용된 λ 역시 별도의 추정 과정이 생략된 문제점을 노출하고 있다. 이를 개선하기 위해 L. Zhang 과 S. M. Seitz[12]는 필드 내의 각 화소는 그 인근 화소와의 사이에 불연속점이 없으면 유사한 값을 갖는 동시에 그 화소에 해당하는 디스패리티는 인근 화소의 디스패리티와 거의 동일하다는 특성을 이용한다. 즉 디스패리티 맵과 매칭 파라미터들을 여러 개의 MRF(Markov random fields)로 모델링하고 임의로 주어진 데이터 값에 의존해 파라미터를 추정하여 디스패리티를 구하고 있다. 하지만 많은 수의 파라미터들을 MRF로 모델링해 각각의 파라미터 추

정 과정이 매우 복잡한 단점이 있다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 저자는 식 (1)의 정합 파라미터 λ 를 효율적으로 구하는 방식을 유도하여 BP의 성능 향상을 제안한 바 있다[13]. 본 논문에서는 [13]에서 제안한 방식을 개선하고 이를 DP와 BP 알고리즘에 적용하여 제안 방식의 적정성을 확인한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 스테레오 이미지를 위한 베이시안 확률모델과 정합 파라미터 λ 를 추정하는 방식에 대해 기술한다. 정합 파라미터 추정 알고리즘을 DP와 BP에 적용하는 방식을 설명하고 제안 알고리즘을 수행하였을 때의 실험결과와 이에 대한 성능분석은 3장에서 기술한다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺고 향후 연구 진행방향에 대하여 논의한다.

2. 기존의 정합 파라미터의 추정

2.1 디스패리티 맵을 구하기 위한 확률 모델

스테레오 정합을 두 개의 MRF 즉, 기준 이미지의 좌표에 해당하는 디스패리티 맵 D 와 디스패리티의 불연속점 S 로 모델링한다. 스테레오 이미지 I_L 과 I_R 가 주어졌을 때 스테레오 정합을 두개의 MRF인 디스패리티 맵 D 와 디스패리티의 불연속점 S 로 모델링한다. 주어진 이미지 I_L 과 I_R 에 대하여 D 와 S 에 대한 조건부 확률은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$P(D, S / I_L, I_R) = \frac{P(I_L, I_R, D / S) P(S)}{P(I_L, I_R)} \quad (2)$$

이 식에서, $P(I_L, I_R)$ 과 $P(S)$ 는 기본적으로 장면에

따라 일정하여 $P(D, S / I_L, I_R) \propto P(I_L, I_R, D / S)$ 로 가정할 수 있으므로 $P(I_L, I_R, D / S)$ 를 최대화하는 D 를 구함으로써 원하는 디스패리티 맵을 구할 수 있다. 그런데, $P(I_L, I_R, D / S) = P(I_L, I_R / D, S) P(D / S)$ 이고 $P(I_L, I_R / D, S)$ 과 $P(D / S)$ 는 각각 다음과 같이 가정한다.

$$P(I_L, I_R / D, S) \propto \prod_i P(e(d_i) / d_i, s) \quad (3)$$

$$P(D / S) \propto \prod_{(i,j) \in N} P(\nabla d_{ij} / s)$$

여기서, $e(d_i)$ 는 정합되는 두 화소 간의 차이를 나타내고, ∇d_{ij} 는 인근 두 화소의 디스패리티 차이를 나타낸다. 따라서 $P(D, S / I_L, I_R)$ 는 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$P(D, S / I_L, I_R) \propto \quad (4)$$

$$\prod_i P(e(d_i) / d_i, s) \prod_{(i,j) \in N} P(\nabla d_{ij} / s)$$

그런데 $e(d_i)$ 는 세그멘테이션 정보 s 에 무관하므로 $P(e(d_i) / d_i, s) = P(e(d_i) / d_i)$ 로 표현할 수 있다.

ground_truth 디스패리티 맵이 주어진 Tsukuba 스테레오 이미지를 이용하여 $P(e(d_i) / d_i)$ 와 $P(\nabla d_{ij} / s)$ 를 실험적으로 구한 결과는 그림 1에 제시하였는데, 본 논문에서는 이를 지수 분포로 근사화하였으며 이에 대한 근거와 다른 이미지에 대한 실험결과는 [13]에 자세히 설명하였다. 따라서, 본 논문에서는 $P(e(d_i) / d_i)$ 와 $P(\nabla d_{ij} / s)$ 를 다음과 같은 확률분포로 모델링하였다.

$$P(e(d_i) / d_i) = \rho e^{-\mu |e(d_i)|} \quad (5)$$

$$P(\nabla d_{ij} / s) = \gamma e^{-\delta |\nabla d_{ij}|}$$

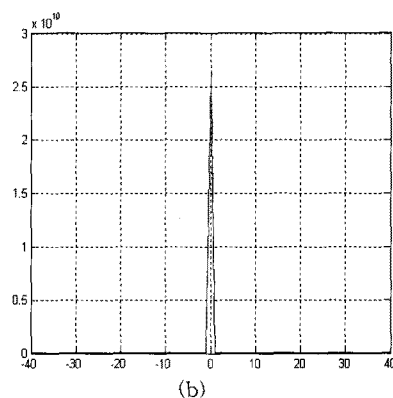
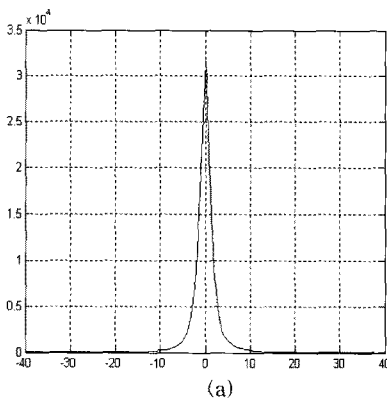


그림 1. Tsukuba 이미지에서 구한 대응 화소 간의 오차와 인근 디스패리티의 차에 대한 히스토그램 (a) $P(e(d_i) / d_i)$, (b) $P(\nabla d_{ij} / s)$

식 (5)를 식 (4)에 대입하면, 디스패리티를 구하는 문제는 다음 식의 해를 구하는 문제로 귀결된다.

$$\max P(D, S/I_L, I_R) \propto \tag{6}$$

$$\max_i \rho e^{-\mu |e(d_i)|} \max_{(i,j) \in N} \prod \gamma e^{-\delta |\nabla d_{ij}|}$$

이 식의 근을 구하는데 있어서 계산량을 줄이기 위해 다음과 같이 양 변에 $-\log$ 를 취한 다음 상수 항을 제거하면 다음과 같이 간단히 정리할 수 있다.

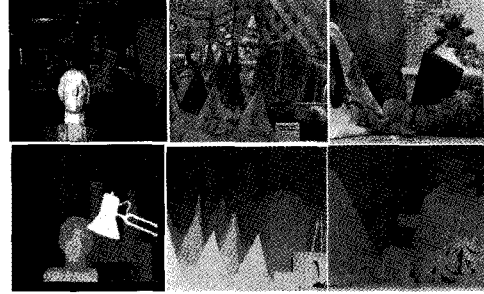
$$\min(-\log P(D, S/I, J)) \propto \tag{7}$$

$$\min \left(\sum_i |e(d_i)| + \lambda \sum_{(i,j) \in N} |\nabla d_{ij}| \right)$$

여기서, $\lambda = \frac{\delta}{\mu}$ 이다. 위 식을 최소화하는 d_i 를 찾아냄으로써 디스패리티를 구할 수 있다. $U(d_i)$ 와 $V(d_i, d_j)$ 를 각각 $|e(d_i)|$, $|\nabla d_{ij}|$ 로 정의하면 위 식은 식 (1)과 동일함을 알 수 있다.

2.2 정합 파라미터 λ 의 유도

파라미터 λ 를 계산하기 위해서는 식(5)에 나타난 바와 같은 확률분포 파라미터인 μ 와 δ 를 먼저 구하여야 한다. 그런데, BP를 구동하는 과정에서 매 단계마다 메시지 벡터를 업데이트하고 belief를 구하게 되는데, 이를 최대화하는 디스패리티를 전 화소에서 구할 수 있다. 이와 같이 디스패리티 맵이 주어지면 $P(e(d_i)/d_i)$ 와 $P(\nabla d_{ij}/s)$ 를 실험적으로 구할 수 있는데, 이를 통하여 다음과 같이 μ , δ 를 구한 다음 $\lambda = \frac{\delta}{\mu}$ 를



(a) Tsukuba (b) Cones (c) Teddy

그림 2. 실험영상(좌영상)과 ground-truth 디스패리티 맵 (하단)

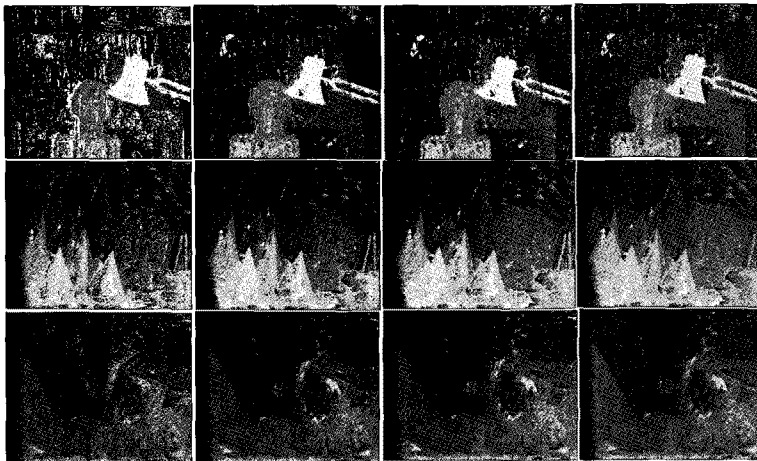
계산할 수 있다.

$$\mu = -\log \left\{ \frac{P(e(d_i) = n+1/d_i)}{P(e(d_i) = n/d_i)} \right\} \tag{8}$$

$$\delta = -\log \left\{ \frac{P(\nabla d_{ij} = n+1/s)}{P(\nabla d_{ij} = n/s)} \right\}$$

3. 실험결과

제안 알고리즘의 동작을 확인하고 성능을 분석, 평가하기 위해 본 논문에서는 그림 2에 제시한 바와 같이 ground_truth 이미지가 주어진 3쌍의 스테레오 이미지를 이용하여 제안한 알고리즘의 성능을 분석하였다. 성능분석은 Scharstein[15]이 제안한 방식으로 다음과 같이 비폐색(nonocclusion) 영역에서의 정합오율(B_0)을 계산하고 또한 Middlebury 웹사이트[14]에서 제공하는 평가방식을 이용하여 수행하였



(a) 1회 (b) 3회 (c) 7회 (d) 11회

그림 3. $\lambda = 1$ 로 고정하고 DP를 적용하여 구한 디스패리티 맵

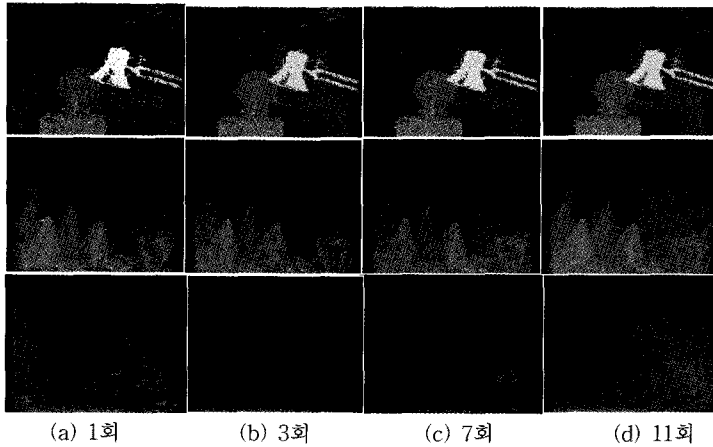
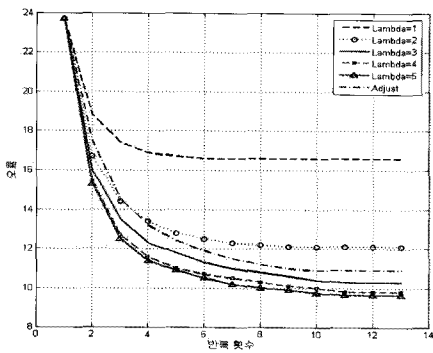
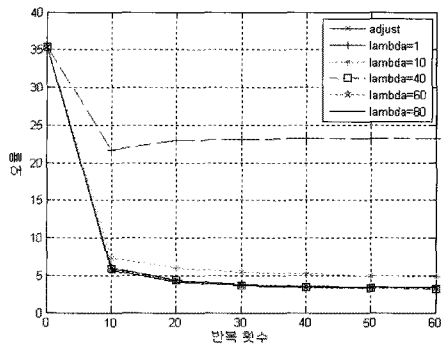


그림 4. 식 (8)에 제시한 방법으로 λ 를 조정하면서 DP에 적용하여 구한 디스패리티 맵



(a) DP에 적용 시 정합오율의 변화



(b) BP에 적용 시 정합오율의 변화

그림 5. 정합 파라미터 λ 에 따른 반복 횟수 별 비페색 영역에서의 정합오율의 변화

다. 본 논문에서는 구현을 용이하게 하고 복잡도를 줄이기 위하여 $e(d_i)$ 와 ∇d_{ij} 를 각각 $|f(x, y) - f(x, y - d_i)|$, $|d_i - d_j|$ 으로 정의하였다.

그림 3은 λ 를 1로 고정하고 DP를 반복 수행하였을 때의 디스패리티 맵을 보여 주고 있다. 식 (8)을 이용하여 μ 와 δ 를 계산한 다음, $\lambda = \frac{\delta}{\mu}$ 를 구하여 반복 적용한 결과 이미지는 그림 4에 제시하였다. 여기서, λ 를 구하려면 μ 와 δ 를 동시에 구하여야 하는데, DP를 적용하여 구한 디스패리티 맵으로부터 $F(e(d_i)/d_i)$ 와 $F(\nabla d_{ij}/s)$ 를 실험적으로 구한 다음, 이들이 식 (5)에 나타낸 바와 같이 지수 확률분포를 갖는다는 가정을 이용하여 μ , δ 에 대한 측정치를 식 (8)과 같이 구하고 이를 이용하여 $\lambda = \frac{\delta}{\mu}$ 를 구하였다. 제안 알고리즘을 DP에 적용하여 λ 를 일정하게 변화시키면서 반복 수행하였을 때 비페색 영역에서의 정합

오율은 그림 5-(a)에 제시한 바와 같다. 이 그림에서 확인할 수 있듯이 λ 가 4~5 사이일 때 가장 우수한 성능을 나타내는데 제안 알고리즘의 오율은 이에 근사하게 수렴함을 확인하였다.

동일한 방법으로 제안 알고리즘을 BP에 적용하고 λ 를 1로 고정하여 반복 수행하였을 때의 디스패리티 맵은 그림 6에, 식 (8)을 이용하여 $\lambda = \frac{\delta}{\mu}$ 를 구하여 반복 적용한 결과는 그림 7에 각각 제시하였다.

또한, 제안 알고리즘을 BP에 적용하여 λ 를 일정하게 변화시키면서 반복 수행하였을 때 비페색 영역에서의 정합 오율은 그림 5-(b)에 나타낸 바와 같다. Tsukuba 이미지에서는 $\lambda = 70$ 일 때 최적의 성능을 보여주고 있는데 제안 알고리즘은 $\lambda = 66$ 으로 수렴하고 있으며, 이 때의 정합오율은 3.4%를 나타내고 있다.

위 실험 결과에서 동일한 입력 이미지에 대하여 DP는 $\lambda = 4.6$ 에 수렴하는 반면에 BP는 $\lambda = 66$ 에 수렴하는

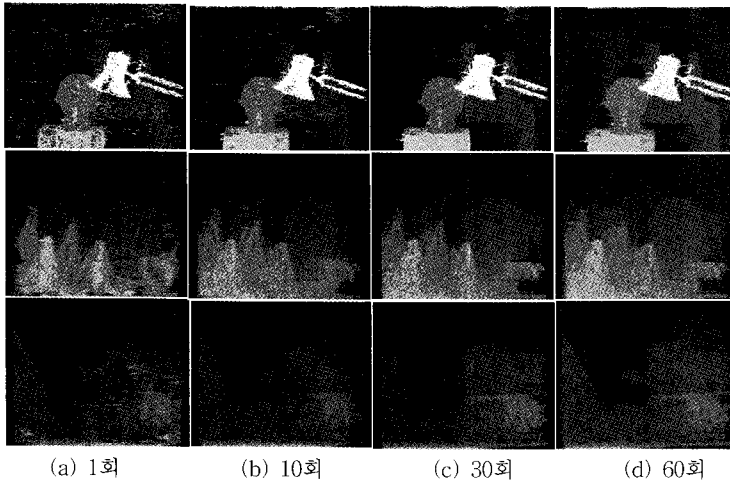


그림 6. $\lambda = 1$ 로 고정하고 BP를 적용하여 구한 디스패리티 맵

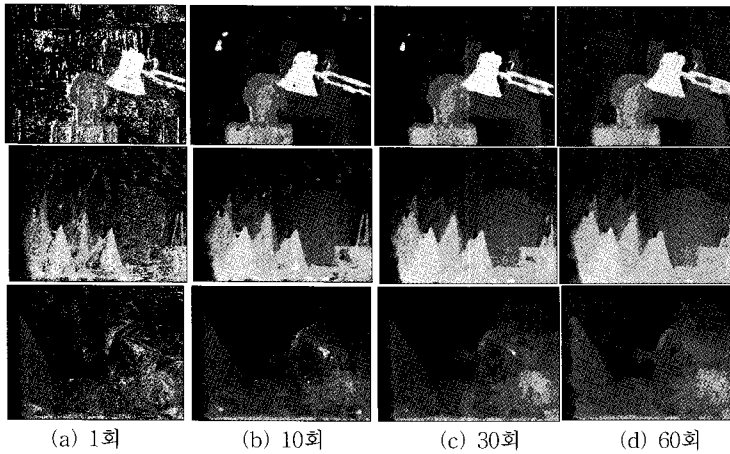


그림 7. λ 를 조정하면서 BP를 적용하여 구한 디스패리티 맵

사실을 알 수 있다. 그 이유는 DP가 행 별로 데이터를 처리하는데 비하여 BP는 인근 화소들을 중복적으로 이용하므로 활용 데이터량과 빈도가 다르기 때문이다.

Cones, Teddy 등의 다른 이미지에 대해서도 각각 최적의 성능에 근접하여 수렴함을 확인하였다. 또한, 제안 알고리즘은 λ 를 임의의 값으로 초기화하였을 때에도 회수가 반복됨에 따라 최적에 근사한 값으로 수렴함을 확인하였다.

4. 결 론

본 논문에서는 스테레오 이미지에서 디스패리티를 구하기 위한 확률모델을 제시하고 이에 의거하여 디스패리티를 구하기 위한 수식은 식 (1)에 주어진

바와 같은 에너지 함수를 최소화하는 수식과 동일함을 유도하였다. 또한, 정합되는 화소 간의 차와 인근 화소의 디스패리티 차가 지수 확률분포를 갖는다는 사실을 실험적으로 확인하였으며 이에 근거하여 식 (1)의 파라미터 λ 를 유도하고 이를 실험적으로 구하는 방법을 제시하였다. 제안 알고리즘을 DP와 BP에 각각 적용하여 동작을 확인하고 성능을 분석하였다. 지금까지 대부분의 연구자들은 스테레오 이미지에 잡음이 거의 존재하지 않음을 가정하여 $e(d_i)$ 를 $|I_L(x, y) - I_R(x, y - d_i)|$ 으로 정의하기도 하며, 이미지에 잡음이 존재하면 전처리를 통하여 잡음을 제거하거나 또는 $e(d_i)$ 를 $\min(|I_L(x, y) - I_R(x, y - d_i)|, \tau)$ 등으로 모델링하여 임펄스 잡음에 대처하고 있다. 하지만 본 논문에서는 $e(d_i)$ 를 $|I_L(x_L, y) - I_R(x_R, y - d_i)| + |I_L(x_L - 1, y) -$

$I_R(x_R-1, y-d_i)$ 으로 대체하면 경계면에서의 오정합을 크게 줄일 수 있음을 확인하였다. 항 후에, 제안 알고리즘의 성능을 보다 더 개선하기 위하여 $e(d_i)$ 와 ∇d_i 에 대한 보다 적절한 모델을 찾아 내고 이들의 확률분포를 보다 정확히 유도하면서, 이를 기반으로 관련 파라미터들을 최적화하는 연구를 지속적으로 수행할 계획에 있다.

참 고 문 헌

[1] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple View Geometry in computer vision", Ch. 1,8,11,12 Cambridge Univ. Press 2000.

[2] E. Trucco and A. Verri, Introductory techniques for 3-D computer vision, Prentice Hall, New Jersey, 1998.

[3] 김상명, 박장한, 남궁재찬, "스테레오 영상의 정합 값을 통한 얼굴특징 추출 방법," 한국멀티미디어 학회논문지, Vol.8, No.4 1호, pp. 461-472, 2005년.

[4] Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by Intra- and Inter-Scanline Search Using Dynamic Programming," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence*, Vol.7, No.2, pp. 139-154, 1985.

[5] W. E. L. Grimson, "Computational Experiment with a Feature Based Stereo Algorithm," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence*, Vol.7, pp. 17-34, Jan. 1985.

[6] D. Geiger, B. Ladendorf, and A. Yuille, "Occlusions and binocular stereo,," *Int. J. of Computer Vision*, Vol.14, pp. 211-226, 1995.

[7] W. Miled, J. C. Pesquet, and M. Parent, "Dense Disparity Estimation From Stereo Images," Proc. ISIVC06, Yasmine Hammamat, September 2006.

[8] P.F. Felzenszwalb and D.P. Huttenlocher, "Efficient Belief Propagation for Early Vision," Proc Conf Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 261-268, 2004.

[9] J. Sun, N. N.Aheng, and H Y. Shum, "Stereo matching using belief propagation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.25, No.7, pp. 787-800, 2003.

[10] J. S. Yedidia, W. T. Freeman, and Y. Weiss, "Understanding Belief Propagation and its Generalizations," *TR-2001-22*, 2002.

[11] S. Guan, R. Klette, and Y. W. Woo, "Belief Propagation for Stereo Analysis of Night-vision Sequences," *In Proc. PSIVT, LNCS 5414*, pp. 932-943, 2009.

[12] L. Zhang and S. M. Seitz, "Estimating Optimal Parameters for MRF Stereo from a Single Image Pair," pp. 331-342, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence*, Vol.29, No.2, Feb, 2007.

[13] 오광희, 임선영, 한희일, "Belief propagation 기반 스테레오 정합을 위한 정합 파라미터의 추정 방식 제안," 전자공학회논문지, SP편, 47권 1호, pp. 112-129, 2010년.

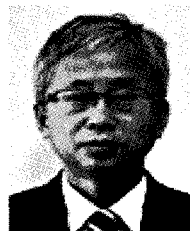
[14] "Middlebury Stereo Vision Page," <http://vision.middlebury.edu/stereo>.

[15] D.Scharstein and R.Szeliski, "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence algorithms," *International Journal of Computer Vision*, pp. 5-42, 2002.



한 희 일

1980년 3월~1984년 2월 서울대학교 제어계측 공학과 공학사
 1984년 3월~1986년 2월 서울대학교 제어계측 공학과 공학석사
 1992년 8월~1995년 12월 University of Arizona 전기및컴퓨터 공학과 공학박사
 1987년 1월~1998년 3월 한국전자통신연구원, 선임연구원
 1998년 3월~현재 한국의국어대학교 정보통신공학과 교수
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식



류 대 현

1985년 2월 부산대학교 전자공학과 석사
 1997년 2월 부산대학교 전자공학과 박사
 1987년 3월~1998년 2월 한국전자통신연구원
 1998년 3월~현재 한세대학교 IT 학부
 관심분야 : 센서네트워크, 영상처리, 정보보호