

논문 2005-42SP-3-1

신뢰확산 알고리즘을 이용한 선 그룹화 기반 스테레오 정합

(Stereo Matching using Belief Propagation with Line Grouping)

김 봉 겸*, 임 재 권**

(Bong-Gyum Kim and Jae-Kwon Eem)

요 약

변이 영상을 마코브 랜덤필드(MRF)로 모델링한 마코브 네트워크에서 신뢰확산 알고리즘은 각 화소에 대응되는 노드들 사이에 메시지를 전달하는 방식으로 이루어진다. 최초 메시지는 알고리즘의 반복을 통해 특정한 값으로 수렴하게 되며, 수렴된 값을 얻기 위해서는 많은 알고리즘의 반복이 필요하다. 본 논문에서는 알고리즘의 반복을 줄이기 위해 영상내 물체들을 선들의 조합 구성으로 보고 각각의 선들은 같은 메시지를 갖는 노드들의 집합으로 간주하여 기존의 신뢰확산 알고리즘을 단순화하였다.

Abstract

In the Markov network which models disparity map with the Markov Random Fields(MRF), the belief propagation algorithm is operated by message passing between nodes corresponding to each pixel. The initial message value is converged by iterations of the algorithm and the algorithm requires many iterations to get converged messages. In this paper, we simplify the algorithm by regarding the objects in the disparity map as combinations of lines with same message valued nodes to reduce iterations of the algorithm.

Keywords : stereo matching, correspondence problem, Markov random field, Bayesian inference

I. 서 론

스테레오 정합은 기준 영상과 정합이 이루어지는 영상 사이에 실제계의 동일한 한 점을 나타내는 화소의 위치 차를 구하는 과정으로, 이 정보를 이용하여 2차원의 영상으로부터 3차원 구조를 복원하게 된다. 이때 두 화소간의 위치 차를 변이(disparity)라 부르며, 전체 영상에 대해서 구한 변이 값들을 나타낸 것을 변이 영상(disparity map)이라 한다.

스테레오 정합은 잡음, 물체 간 불연속 (depth discontinuity), 폐색 영역(occlusion region) 등으로 인한 모호성으로 인해 완전한 정합 알고리즘이 존재하지 않기 때문에 많은 정합 방법들이 제시되고 있다^[1]. 그동안 제안된 정합 방법은 국부 정합 방법, 전역 정합 방법으로 나눌 수 있다.

국부 정합은 변이 값을 구하고자 하는 위치에 크기가

일정하거나 혹은 가변적인 윈도우를 사용하는 방법으로 알고리즘이 단순하고 시간이 적게 걸리는 장점이 있다. 전역 정합은 국부 정합이 폐색영역이나 물체의 경계 부근에서 정합이 잘 이루어지지 않는 단점을 보완하기 위한 방법으로 다이나믹 프로그래밍이 대표적인 전역 정합 알고리즘 중에 하나이다. 최근에는 변이 영상을 마코브 랜덤필드(MRF: Markov Random Fields)로 모델링한 후 MAP(Maximum A Posteriori) 값을 찾는 확률 모델을 이용한 방법이 주로 사용되며, 확률 모델을 풀기 위한 알고리즘으로는 Graph Cut^[2] 알고리즘과 신뢰확산 알고리즘^[3]이 주로 사용된다. 그중 신뢰확산 알고리즘은 메시지 전달에 기반한 반복 알고리즘으로 성능은 우수한 반면 완전히 수렴된 메시지를 얻기 위해선 많은 반복이 필요한 단점이 있다.

본 논문에서는 확률 모델을 이용한 스테레오 정합에 사용되는 신뢰확산 알고리즘의 반복을 줄이고, 보다 향상된 결과를 얻기 위해 윤곽선 영상에 근거하여 선 그룹화를 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기본 스테레오 모델과 본 논문에서 사용된 모델에 대해 설명하고, III장에서는 표준 신뢰확산 알고리즘에 대해 기술

* 학생회원, ** 정회원, 금오공과대학교 전자공학부
(School of Electronic Engineering,

Kumoh National Institute of Technology)

※ 본 연구는 금오공과대학교 교내연구비(과제번호:
2002-104-019) 지원에 의한 것임.

접수일자: 2005년1월6일, 수정완료일: 2005년3월23일

하였다. IV장에서는 본 논문에서 제안한 선 그룹화에 대해 기술하였으며, V장에서는 표준 알고리즘과 본 논문에서 제안한 알고리즘의 실험 결과를 비교하였다. VI장에서는 결론을 맺는다.

II. 기본 스테레오 모델

스테레오 정합은 두 스테레오 영상으로부터 변이 값을 추정하는 과정으로 많은 추정 알고리즘들이 있지만, 본 논문에서는 다양한 우선 확률(prior probability) 모델을 사용할 수 있으며 추가 정보와 함께 사용할 수 있는 장점을 가진 Bayesian 추정기법을 사용하였다. 주어진 영상을 I , 구하고자 하는 변이 영상을 S 라 하면, 조건 확률 $P(S|I)$ 는 Bayesian 법칙에 의해 식 (1)과 같이 된다.

$$P(S|I) \propto P(I|S) \cdot P(S) \quad (1)$$

여기서, $P(I|S)$ 와 $P(S)$ 는 각각 가망도(likelihood)와 우선 확률이라 부르며, 2.1절과 2.2절에서 본 논문에서 사용한 모델에 대해 기술하였다.

2.1 가망도

가망도는 주어진 변이 영상으로부터 원 영상을 얻는 과정에서 발생하는 오차 성분을 모델링한 것이다. 이때 변이 영상은 식 (2)와 같이 기준 영상에서 정합되는 영상의 화소 값을 뺀 후 절대 값을 취하여 얻는다.

$$C(x, y, d) = |I_L(x, y) - I_R(x - d, y)| \quad (2)$$

여기서, $C(\cdot)$ 는 정합 비용을 계산하는 함수이며, I_L 과 I_R 은 각각 왼쪽과 오른쪽 영상을 나타낸다.

본 논문에서 오차 성분은 독립적으로 동일한 분포(iid: independent identical distribution)를 갖는 가우시안으로 가정하여 가망도를 식 (3)과 같이 모델링하였다.

$$P(I|S) = \prod_p \exp\left(-\frac{|D(x_p, y_p, d)|^2}{2 \cdot \sigma_d^2}\right) \quad (3)$$

여기서, p 는 특정 위치를 나타내며, $D(\cdot)$ 는 계산된 정합비용이며 식 (4)에 나타내었다.

$$D(x, y, d) = \text{MIN}(C(x, y, d)/\sigma_b, \text{const}) \quad (4)$$

여기서, σ_b 는 예상되는 오차 성분의 분산이며, 특이값(outlier)의 영향을 최소화하기 위해 최대값을 const 로 제한하였다.

2.2 우선 확률

우선 확률은 정합 과정에서의 제약 조건들을 모델링하는 항으로, 일반적으로 평반(smoothness) 조건을 사용한다. 평반 모델은 Potts 모델, 편절된 선형 모델, 편절된 2차 함수 모델, 잡음과 특이값에 강한 강인 모델 등 다양하다.

본 논문에서는 그림 1과 같은 편절된 선형 모델을 사용하였으며, 식 (5)와 같이 특정 위치의 값은 인접 값에 영향을 받는 마코브 성질을 만족한다고 가정하여 모델링하였다.

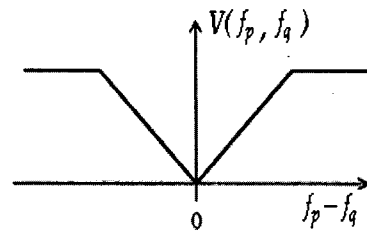


그림 1. 편절된 선형 모델

Fig. 1. Truncated Linear Model.

$$P(S) = \prod_p \prod_{p \in N(p)} \exp\left(-\frac{|V(f_p, f_q)|}{\sigma_s}\right) \quad (5)$$

그림 1과 식 (5)에서 f_p 와 f_q 는 p 와 q 위치에서의 레벨 값을 나타내며, $N(p)$ 는 p 위치에서의 이웃하는 화소들을 나타낸다. $V(\cdot)$ 는 평반 모델을 나타내는 함수이며, 식 (6)과 같이 표현된다.

$$V(f_p, f_q) = \text{MIN}(S \cdot |f_p - f_q|, \text{const}) \quad (6)$$

여기서, S 는 레벨 값의 차이 정도를 조절하는 인자이고, const 는 레벨 값의 증가를 억제하는 인자이며, $\|\cdot\|$ 는 유클리드 놈(Euclid Norm)을 나타낸다.

III. 표준 신뢰확산 알고리즘

그래프 모델^[4]에서 마코브 네트워크는 방향성이 없는 그래프로 그림 2와 같이 나타낼 수 있다. 이때 각 노드들의 집합인 $\{x_p\}$ 는 은닉 노드이고, $\{y_p\}$ 는 관측 노드를 나타낸다. $X=\{x_p\}$ 이고, $Y=\{y_p\}$ 라 하면, 사후 확률 $P(X|Y)$ 는 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$P(X|Y) \propto \prod_p \Phi(x_p, y_p) \prod_p \prod_{q \in N(p)} \Psi(x_p, x_q) \quad (7)$$

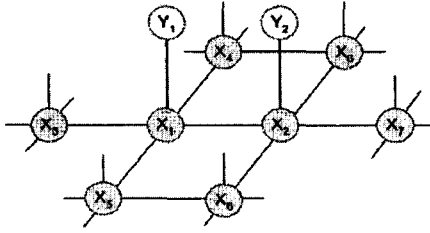


그림 2. 마코브 네트워크
Fig. 2. Markov Network.

여기서, $\phi(\cdot)$ 는 국부-명백성 함수라 하고, $\psi(\cdot)$ 는 국부-적합성 함수라 한다. 이 $\phi(\cdot)$ 와 $\psi(\cdot)$ 를 식 (3)과 식 (5)로 정의하면 식 (1)에서 MAP 값을 찾는 것은 마코브 네트워크에서 MAP 값을 찾는 것과 같게 되며, 식 (8)과 같은 형태가 된다.

$$P(X|Y) \propto \prod_p \exp\left(-\frac{|D(x_p, y_p, d)|^2}{2 \cdot \sigma_d^2}\right) \cdot \prod_p \prod_{q \in N(p)} \exp\left(-\frac{|V(f_p, f_q)|}{\sigma_s}\right) \quad (8)$$

본 논문에서는 식 (8)의 사후 확률의 최대값을 찾기 위해 Pearl이 제안한 신뢰확산 알고리즘^[5]을 사용하였다. 신뢰확산 알고리즘은 메시지 갱신 방법에 따라 sum-product와 max-product 방법으로 나뉘며^[3], 본 논문에서는 max-product 방법을 사용하였다. 표준 max-product 신뢰확산 알고리즘은 메시지 초기화, 메시지 갱신, 신뢰 값 계산의 3단계로 이루어진다. 초기화는 모든 메시지가 균일 분포를 갖도록 해야 하며 이때 은닉 노드는 식 (3)에서 구한 값을 갖는다. 메시지 갱신은 식 (9)와 같은 방법으로 이루어지며, 미리 설정된 수만큼 반복된다.

$$m_{pq}^{new}(x_p) = k \max_{x_p} \Phi(x_p, y_p) \Psi(x_p, x_q) \cdot \prod_{x_k \in N(x_p) \setminus x_q} m_{kp}(x_p) \quad (9)$$

여기서 m_{pq} 는 p 위치 노드에서 q 위치 노드로 전달되는 메시지를 나타내며, m_{pq}^{new} 는 m_{pq} 의 갱신되는 메시지이다. k 는 정규화 인자이고, $x_k \in N(x_p) \setminus x_q$ 는 p 위치에서 q 위치의 노드를 제외한 인접 노드를 나타낸다. 신뢰값 계산은 식 (10)과 같이 이루어진다.

$$b_p(x_p) = k m_p(x_p) \prod_{x_k \in N(x_p)} m_{kp}(x_p) \quad (10)$$

$$x_p^{MAP} = \arg \max_{x_p} b_p(x_p) \quad (10a)$$

여기서 b_p 는 p 위치에서의 신뢰값을 나타낸다. 식 (9)와 식 (10)에서 메시지와 신뢰값은 행벡터이며 메시지의 곱은 각 성분끼리의 곱이다.

IV. 선 그룹화 신뢰확산 알고리즘

신뢰확산 알고리즘은 메시지가 임의의 값으로 초기화되기 때문에 수렴된 값을 얻기 위해서는 많은 알고리즘의 반복이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 선 그룹화를 제안하였으며, 선 그룹화를 통해 얻은 메시지 값을 표준 신뢰확산 알고리즘의 초기값으로 사용하여 알고리즘의 반복을 줄였다.

본 논문에서 제안한 선 그룹화는 윤곽선 영상에 기초하여 이루어지며, 윤곽선 영상은 기준 영상에서 3x3의 마스크를 씌운 후, 식 (11)과 같이 중심 화소와 인접 화소와의 차이 정도에 따라 1씩 증가시키는 방법으로 구하였다.

$$M(p) = \sum_{i,j=-1}^1 K(p, i, j) \quad (11)$$

$$K(p, i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I_L(x_p, y_p) - I_L(x_p - i, y_p - j)| < T_e \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11a)$$

여기서, $K(\cdot)$ 와 $M(\cdot)$ 은 화소 값의 차이 정도에 따라 값을 할당하고 계수하는 함수이며, T_e 는 문턱 값을 나타낸다. 이와 같은 방법으로 구한 윤곽선 영상은 그림 3에 나타내었다.

그림 3에서 각각의 화소는 구성된 마코브 네트워크의 노드들의 위치와 동일하므로 윤곽선 영상을 기준으로 구성된 네트워크를 그룹화한다. 선 그룹화는 윤곽선 영상에서 주사선 방향으로 계수된 수가 같은 노드들의 집합을 하나의 노드로 간주함으로써 이루어진다. 이때

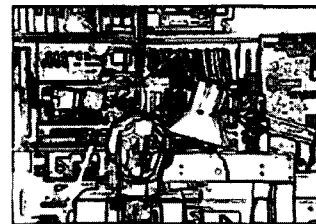


그림 3. Tsukuba 영상의 윤곽선 영상
Fig. 3. Edge Image of Tsukuba image.

각 그룹을 대표하는 노드는 그룹의 중앙에 위치한 노드가 되며, 특정 그룹의 대표 노드에 영향을 미치는 노드는 대표 노드와 인접하는 그룹의 중앙 노드가 된다. 그러나 위와 같은 방법으로 그룹화한 후, 신뢰확산 알고리즘을 적용시킨 결과는 다이나믹 프로그래밍한 결과와 유사한 주사선 방향으로의 번짐 현상이 나타난다. 이러한 문제를 해결하기 위해 그룹화 방법을 주사선 방향으로의 그룹화(FHG: Forward Horizontal Grouping), 주사선 반대방향으로의 그룹화(IHG: Inverse Horizontal Grouping), 위에서 아래로의 그룹화(FVG: Forward Vertical Grouping), 아래에서 위로의 그룹화(IVG: Inverse Vertical Grouping)의 4가지로 나누어서 수행하였다. 신뢰확산 알고리즘에서 메시지는 두 노드사이의 상관정도를 나타내는 값으로 메시지가 전달되는 두 노드가 같은 물체 안에 있는 경우에는 메시지 전달이 잘 이루어지며, 그렇지 않을 경우에는 메시지 전달이 잘 이루어지지 않는다. 본 논문에서는 이러한 성질을 이용하여 식 (12)과 같이 메시지 전달 과정에서 갱신되는 메시지에 페널티를 부여하였다.

$$m_{p,q}^{new}(x_p) = W(p, q) \max_{x_p} m_{p,q}(x_p) \quad (12)$$

$$W(p, q) = \begin{cases} \exp(\lambda_p), & \text{if } |M(p) - M(q)| > T_p \\ 1, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12a)$$

식 (12)에서 $W(\cdot)$ 는 페널티 함수로 식 (12a)에 나타내었다. 식 (12a)에서 λ_p 는 상수이며, T_p 는 문턱값을 나타낸다.

본 논문에서는 갱신되는 메시지의 계산을 줄이기 위해 메시지는 유일한 최대값을 갖는 성질을 이용한 Sun^[3]의 방법을 사용하였다. Sun이 사용한 모델은 모든 레벨 범위에 대해 정의한 모델인 반면, 본 논문에서 사용한 모델은 특정 범위 이상에 대해서는 정의하지 않은 편절된 선형 모델이므로, 편절된 영역에서는 계산을 수행하지 않는다.

V. 실험 결과

본 논문에서는 Middlebury 스테레오 연구실 (<http://www.middlebury.edu/stereo>)의 데이터를 사용하였고, 펜티엄 IV, 1.7[GHz] PC로 MFC를 이용하여 구현하였다. 기준 영상과 정합되는 영상과의 차이의 최대값을 제한한 const 값과 두 노드사이의 공간적 변화량을 정의한 모델에서 최대 변화량을 제한한 const 값은 모두 20을 사용하였으며, 가망도와 우선 확률 모델의 분산 값인 σ_d 와 σ_s 는 각각 18과 60을 사용하였다.

본 논문에서 사용된 윤곽선 영상은 각 실험 영상마다 2에서 7 사이의 적절한 문턱 값(T_e)을 선택하여 얻었으며, 메시지 전달 정도를 조절하기 위해 사용된 문턱값(T_p)은 2, 그때의 λ_p 값은 0.03을 사용하였다. 위의 인자들은 실험영상에 대해서 모두 동일하게 적용되었다. 본 논문에서 제안한 선 그룹화 방법은 표준 신뢰확산 알고리즘을 수행하기위한 메시지의 초기 값을 구하는 과정이므로, 선 그룹화를 이용하여 신뢰확산 알고리즘을 수행한 후 표준 신뢰확산 알고리즘을 8회 수행하였다.

또한 각 그룹화 방법들(FHG, FVG, IHG, IVG)은 3회씩 수행되며, 각 방법마다 2-4회 반복하여 신뢰확산 알고리즘을 수행하였다. 또한 각 그룹화 방법들이 수행되는 순서는 결과 영상에 상당한 영향을 주므로, 본 논문은 실험을 통하여 가장 좋은 결과를 얻을 수 있는 IHG, IVG, FVG, FHG 순서로 수행하였다. 각 그룹화를 수행할 경우, 그룹의 크기를 변화시키면서도 수행하였다. Tsukuba, Sawtooth, Map 영상들은 그룹의 크기를 변화시키지 않은 경우와 결과가 같거나 거의 유사했지만, Venus 영상의 경우에는 그룹의 크기를 변화시키면서 알고리즘을 적용시켰을 때가 훨씬 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

Scharstein와 Szeliski^[6]가 제안한 성능 평가 방법을 사용하여 표준 신뢰확산 알고리즘과 제안된 알고리즘,

표 1. 표준 신뢰확산 알고리즘과 제안된 알고리즘, 그 외 다른 정합 알고리즘의 성능 평가 결과 [단위: %]
Table 1. The evaluation results of standard belief propagation, proposed method and other methods. [%]

알고리즘	Tsukuba			Sawtooth			Venus			Map	
	B_0^c	B_r^c	B_D	B_0^c	B_r^c	B_D	B_0^c	B_r^c	B_D	B_0^c	B_D
표준 신뢰확산 알고리즘	2.77	2.14	10.14	1.17	0.34	6.50	1.64	2.09	17.77	0.25	3.07
제안된 알고리즘	1.61	0.47	8.29	1.07	0.23	7.00	0.59	0.48	7.49	0.17	2.20
Belief Prop ^[3]	1.15	0.42	6.31	0.98	0.30	4.83	1.00	0.76	9.13	0.84	5.27
Graph Cuts ^[2]	1.86	1.00	9.35	0.42	0.14	3.76	1.69	2.30	5.40	2.39	9.35
Dyn. prog ^[6]	4.12	4.63	12.34	4.84	3.71	13.26	10.10	15.01	17.12	3.33	14.04
SSD + MF ^[6]	5.23	3.80	24.66	2.21	0.72	13.97	3.74	6.82	12.94	0.66	9.35

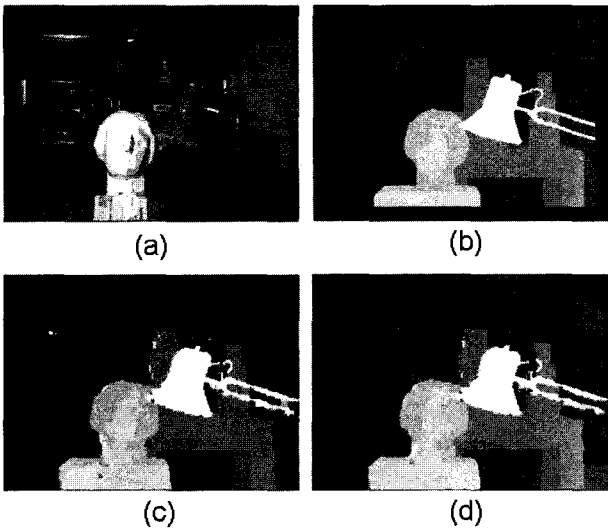


그림 4. Tsukuba 영상의 결과 영상 (a) 기준 영상 (b) 기준 변이 영상 (c) 표준 신뢰확산 알고리즘 (d) 제안된 알고리즘

Fig. 4. Result images of Tsukuba image. (a) reference image, (b) ground truth image, (c) standard belief propagation, (d) proposed method.

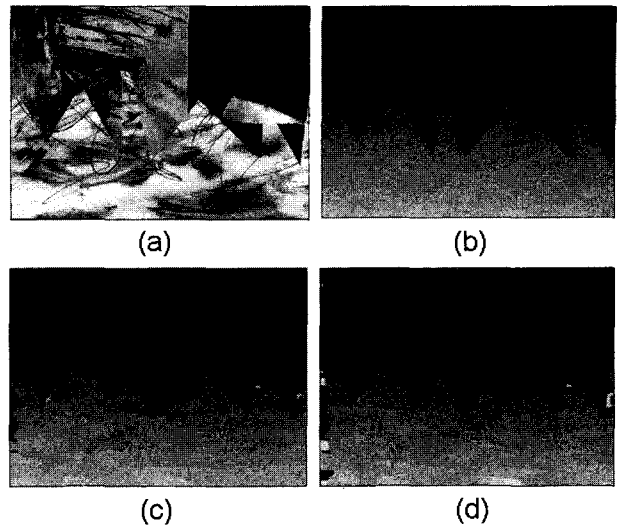


그림 5. Sawtooth 영상의 결과 영상 (a) 기준 영상 (b) 기준 변이 영상 (c) 표준 신뢰확산 알고리즘 (d) 제안된 알고리즘

Fig. 5. Result images of Sawtooth image. (a) reference image, (b) ground truth image, (c) standard belief propagation, (d) proposed method.

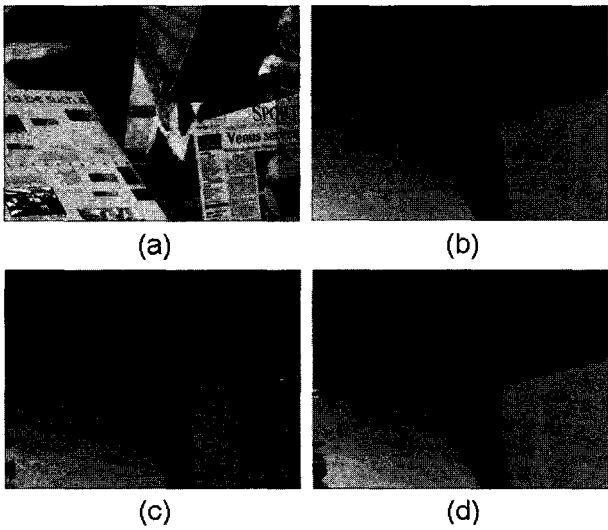


그림 6. Venus 영상의 결과 영상 (a) 기준 영상 (b) 기준 변이 영상 (c) 표준 신뢰확산 알고리즘 (d) 제안된 알고리즘

Fig. 6. Result images of Venus image. (a) reference image, (b) ground truth image, (c) standard belief propagation, (d) proposed method.

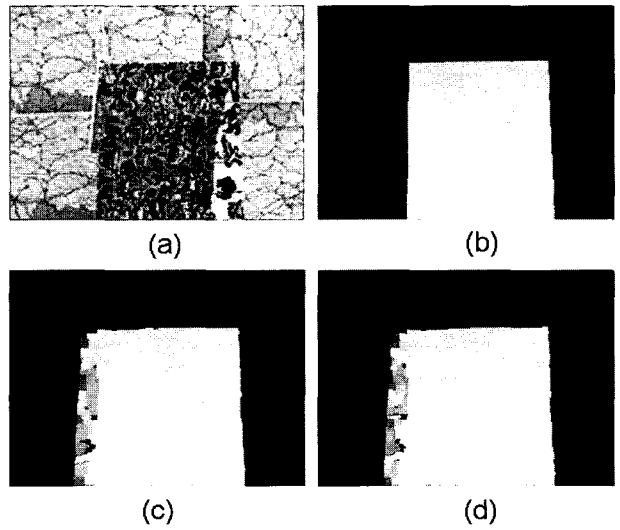


그림 7. Map 영상의 결과 영상 (a) 기준 영상 (b) 기준 변이 영상 (c) 표준 신뢰확산 알고리즘 (d) 제안된 알고리즘

Fig. 7. Result images of Map image. (a) reference image, (b) ground truth image, (c) standard belief propagation, (d) proposed method.

그리고 다른 정합 알고리즘의 성능 평가 결과를 표 1에 나타내었으며, 그림 4부터 그림 7에 결과영상들을 나타내었다. 표 1에서 B_0^c 는 폐색 영역이 아닌 영역, B_T^c 는 변화율이 적은 영역, B_D 는 인접 화소가 불연속인 영역에서의 오차를 나타내며, 표 안의 값들은 각 영역에서 오차가 1화소 보다 큰 화소들의 백분율[%] 값이다. 그림 4에서부터 그림 7에 나타난 결과 영상에서 표준 신뢰확산 알고리즘은 128회 반복한 결과이다. 표 1로부터

본 논문이 제안한 선 그룹화는 표준 알고리즘 뿐 만 아니라 다른 정합 알고리즘들과도 비교하여 보다 정확한 결과 값을 얻을 수 있다.

또한 선 그룹화로 인해 알고리즘의 반복수를 줄일 수 있었다. 식 (8)의 MAP 값을 찾는 것은 에너지를 최소화하는 것과 같으므로^[7], 알고리즘의 각 반복에 따른 에너지의 감소를 그림 8에 나타내었다. 그림 8에서 선 그룹화 알고리즘은 표준 알고리즘보다 적은 반복으로

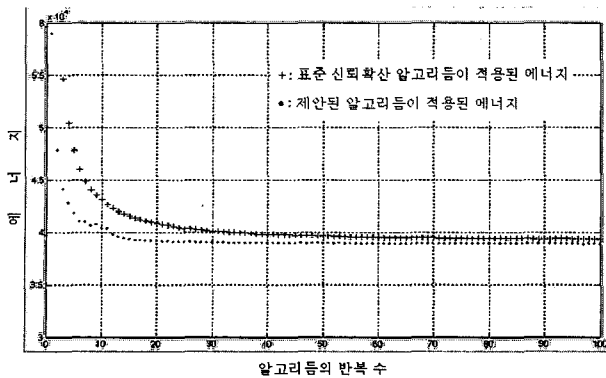


그림 8. 알고리즘의 반복에 따른 에너지 변화(Tsukuba 영상)

Fig. 8. Energy variation by iterations of algorithm (Tsukuba image).

수렴된 에너지를 얻을 수 있으며, 보다 작은 에너지를 가짐을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서 사용한 개략적인 윤곽선 영상은 끊어진 윤곽선을 연결하는 과정이 없기 때문에 영상을 추출한 결과를 얻거나 완전한 윤곽선 영상을 얻는 것 보다 알고리즘을 더욱 단순화 할 수 있다. 그러나 물체 간 경계 부근에서의 정합은 정확히 이루어지지 않는 단점이 있다. 하지만 영상 추출 결과를 사용하거나 메시지 전달 과정에서 그룹 간 상관성을 고려하여 메시지에 다양한 방법으로 페널티를 부여한다면 이와 같은 문제점은 극복될 것이다.

본 논문은 잡음을 모델링 할 때 카메라로부터 영상을 얻는 과정에서 발생하는 샘플링 잡음을 고려하지 않았으며, 폐색 영역 역시 고려하지 않았다. 따라서 하위 화소를 고려하거나 개략적인 윤곽선 영상 대신 영상추출

결과를 사용하고, 폐색 영역을 고려한다면, 본 논문이 제안한 알고리즘의 성능은 더욱 향상될 것이다.

참 고 문 헌

- [1] M. Z. Brown, D. Burschka, and G.D. Hager, "Advance in Computational Stereo", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.25, no.8, pp.993-1008, 2003.
- [2] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, "Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.23, no.11, pp.1222-1239, 2001.
- [3] J. Sun, H-Y Shum, and N-N Zheng, "Stereo Matching Using Belief Propagation", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.25, no.7, pp.787-800, 2003.
- [4] P. Smyth, "Belief Networks, Hidden Markov, Models, and Markov Random Fields: a Unifying View", *Pattern Recognition Letters*, vol.18, pp.1261-1268, 1997.
- [5] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann Publishers, 1998.
- [6] D. Scharstein and R. Szeliski, "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms", *Int'l J. Computer Vision*, vol.47, no.1, pp.7-42, 2002.
- [7] M.F. Tappen and W.T. Freeman, "Comparison of Graph Cuts with Belief Propagation for Stereo, using Identical MRF Parameters", *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision*, vol.2, pp.900-906, 2003.

저 자 소 개



김 봉 겸 (학생회원)
2003년 금오공과대학교
전자공학과 학사 졸업
2005년 금오공과대학교
전자공학과 석사 졸업
<주관심분야: 영상처리, 패턴인식, 스테레오비전>



임 재 권 (정회원)
1977년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업
1979년 경북대학교 전자공학과
석사 졸업
1991년 미국 Texas A&M 대학교
박사 졸업

1979년~1986년 국방과학연구소, 선임연구원
1991년~현재 금오공과대학교 전자공학부 교수
1999년~2000년 미국 Purdue 대학교 방문교수
2000년~2002년 구미산업기술정보센터 소장
<주관심분야: 컴퓨터비전, 신호처리, 칼라재현>