

논문 2004-41SP-6-4

영역 분할 기법과 경계 보존 변이 평활화를 이용한 스테레오 영상의 변이 추정

(Disparity Estimation using a Region-Dividing Technique
and Edge-preserving Regularization)

김 한 성*, 손 광 훈**

(Hansung Kim and Kwanghoon Sohn)

요 약

본 논문에서는 스테레오 영상으로부터 자연스러우면서도 정확한 변이 정보를 추출하기 위한 변이 추정 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 영역 분할 기법을 이용한 계층적 변이 추정부와 편미분 방정식(PDE: Partial Differential Equation)을 이용한 에너지 기반 경계 보존 변이 평활화부로 구성되어 있다. 제안된 계층적 변이 추정 기법은 빠르면서도 신뢰도 있는 변이를 제공하며, 이러한 변이장은 정확도와 평활화도를 함께 고려한 에너지 모델의 최소화 기법에 의해 자연스럽게 정밀한 최종 변이장으로 추출된다. 에너지 모델의 최소화 과정은 대응되는 Euler-Lagrange 방정식으로 변형되어 유한차분법(FDM: Finite difference Method)을 이용한 근사화를 통해 구현된다. 실험을 통해 제안된 변이 추정 기법은 다양한 환경의 영상에 대해서도 자연스러우면서도 정확하고, 경계가 잘 보존된 변이를 추정해 낼 수 있음을 검증하였다.

Abstract

We propose a hierarchical disparity estimation algorithm with edge-preserving energy-based regularization. Initial disparity vectors are obtained from downsampled stereo images using a feature-based region-dividing disparity estimation technique. Dense disparities are estimated from these initial vectors with shape-adaptive windows in full resolution images. Finally, the vector fields are regularized with the minimization of the energy functional which considers both fidelity and smoothness of the fields. The first two steps provide highly reliable disparity vectors, so that local minimum problem can be avoided in regularization step. The proposed algorithm generates accurate disparity map which is smooth inside objects while preserving its discontinuities in boundaries. Experimental results are presented to illustrate the capabilities of the proposed disparity estimation technique.

Keywords : Disparity estimation, Region-dividing technique, Energy-based regularization

I. 서 론

3차원 영상처리에 있어서 가장 중요한 문제 중 하나는 동일한 장면을 조금 다른 위치에서 찍은 두 장의 영상 내에서 정합점을 찾는 변이 추정(disparity estimation)이다.

1970년대 이후로 이러한 변이 추정에 관한 연구가 활발히 진행되었으며^[1], 2001년 IEEE Workshop on Stereo and Multi-Baseline Vision에서는 많은 최신 알

고리즘들이 발표되었다. 또한 D. Scharstein 과 R. Szeliski 는 현재 개발된 변이 추정 알고리즘들을 체계적으로 분류하였고^[2], 그들의 홈페이지를 통해 알고리즘들을 객관적으로 평가하고 있으며^[3], M. Brown 등은 최근의 변이 추정 방식과 가려진 영역(Occlusion) 추정 및 실시간 변이 추정 구현에 관한 알고리즘들을 수집해 정리하였다^[4]. 일반적으로 변이 추정 알고리즘은 접근 방법에 따라 특징 기반 기법, 에너지 기반 기법, 다이나믹 프로그래밍 기반 기법, 그리고 영역 기반 기법 등으로 분류할 수 있다.

먼저, 특징 기반 기법은 영상 내의 에지나 코너, 커브 등의 특징을 추출하여 이들을 정합하는 기법으로, 매우

* 학생회원, ** 정회원, 연세대학교 전기전자공학과
(Dept. of EE Eng. Yonsei University)

접수일자: 2004년1월20일, 수정완료일: 2004년11월4일

정확하고 밝거나 외부 환경 변화에 매우 강인한 장점이 있으나 추출된 변이 정보의 밀도가 떨어지고 특징 추출 과정에서 오류가 발생했을 경우 오류가 전파되는 단점이 있다^{[5][6]}. 에너지 기반 기법은 제안된 에너지 모델의 최소화를 통해 변이를 추출하는 기법이다^[7-9]. 이러한 기법들은 매우 정확한 변이 정보를 제공하지만 많은 연산량과 local minimum 문제 등을 단점으로 가지고 있다. 세번째로 다이나믹 프로그래밍 기반 알고리즘은 두 영상의 동일 행 내에서 코스트맵을 만들어 최적화 경로를 찾는 방식으로 행별로 독립적으로 수행되기 때문에 행간의 상관성이 떨어지고 에러가 전파되는 단점이 있다^{[10][11]}. 마지막으로 영역 기반 기법은 화소값의 유사성을 이용하여 정합을 수행한다^{[12][13]}. 그러나 일반적인 영역 기반 기법은 영상의 특징 정보를 활용하지 않으면서도 평활한 영역에서 매우 불안한 성능을 보이며, 객체의 경계 부분에서는 정합창이 두 영역에 걸침으로 인해 오류를 유발하게 되는 단점이 있다.

본 논문에서는 이러한 변이 추정의 문제를 영역분할 기법을 이용한 계층적 변이 추정과 에너지 모델을 이용한 경계 보존 변이 평활화를 통하여 접근하였다. 제안된 계층적 변이 추정 기법은 영역분할 기법에 의해 검색 영역이 제한되기 때문에 빠르면서도 신뢰도 있는 변이를 제공하며, 이러한 변이장은 정확도와 평활화도를 함께 고려한 에너지 모델의 최소화 기법에 의해 자연스럽게 정밀한 최종 변이장으로 추출된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 영역 기반 기법에 기반하여 효율적으로 변이를 추정하는 영역 분할 기법과 계층적 변이 추정 기법을 제안하고, III장에서는 더욱 정밀한 변이를 추출하는 에너지 기반 평활화 기법을 제안한다. 제안된 알고리즘은 IV장의 실험을 통해 객관적, 주관적으로 평가되며, V장에서 결론 및 향후 연구 계획을 도출한다.

II. 계층적 변이 추정

본 논문의 알고리즘은 이상적인 평행식 스테레오 카메라를 가정하였고, 정합되는 점의 화소값은 같음(Lambertian surfaces)을 가정하였다^[14]. 평행식 카메라로 찍은 영상이 아닌 경우에는 카메라 변수 보정과 정렬을 통하여 평행 이미지로 만들 수 있다^[15].

제안 알고리즘은 먼저 영역 분할 기법에 의하여 미세 변이장을 찾는다. 영역 분할 기법은 영상의 특징 크기 순으로 영역을 분할해 가면서 정합점을 찾게 되므로 매

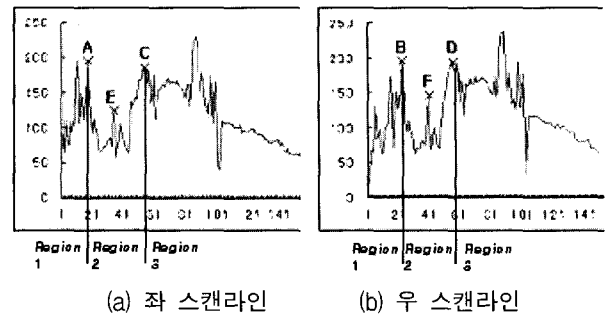


그림 1. 영역 분할 기법
Fig. 1. Scanlines of stereo image pair.

우 정확한 변이를 찾게 되며, 영역이 분할되어감에 따라 탐색 범위가 줄어들게 되므로 추정의 효율성이 증가된다. 하지만 추정된 변이장은 자연스럽게 정밀해야 한다. 즉, 평활한 표면에서는 부드럽루면서도 객체의 경계 부분에서는 정확한 변이의 불연속이 보장되어야 한다. 이에 두 번째 단계에서는 첫 단계에서의 결과를 기반으로 정합의 정확도와 변이장의 평활화도를 함께 고려한 에너지 모델을 이용하여 변이장의 평활화 과정을 수행한다. 최종적인 변이장은 에너지 모델의 최소화 문제에 상응하는 Euler-Lagrange 방정식을 이용한 비선형 편미분 방정식의 해법을 이용하여 도출된다.

1. 영역 분할 기법

대부분의 스테레오 영상은 순서에 관한 제약(ordering constraints)을 따른다. 순서에 관한 제약이란 좌영상에서 물체 A가 물체 B의 왼쪽에 있으면 우영상에서도 물체 A는 물체 B의 왼쪽에 나타난다는 특성이다^[16].

제안된 영역 분할 기법은 이러한 순서에 관한 제약에 기반하며, 정확한 정합이 될 가능성이 높은 순서대로 영역 기반 정합을 수행하여 실제 정합점에 대해서는 이 점을 기준으로 영역을 분할해 나가게 된다. 예를 들면, <그림 1>은 스테레오 영상에서 추출된 동일 라인의 프로파일을 보여준다. 여기서 만약 점 (A, B) 와 점 (C, D)가 정확한 정합쌍이라면 점 E는 순서에 관한 가정에 의해 점 B 와 D 사이에서 정합되어야 한다. 제안된 알고리즘에서 정합의 순서는 Canny 에지 검출기를 적용하여 결정된 에지의 크기 순으로 결정한다^[17]. 그리고 정합에서의 비용함수로는 SAD(Sum of Absolute Difference)를 사용하였다.

정합과정에서 영역이 분할된 후에 각 분할 영역 내의 화소들의 정합 탐색 범위는 자신이 속한 영역 내로 한정된다. 이러한 과정이 반복되면 특징이 약한 화소들도 주변의 강한 특징점들에 의해 탐색 범위가 제한되므로

변이의 신뢰도를 높일 수 있고 수행 속도도 높일 수 있다. 하지만, 만약 영역 분할에 오류가 발생하게 되면 그 이후의 화소들에 대해 오류가 전파되게 된다. 따라서 정합 과정에서 정합의 유무는 조심스럽게 판단되어야 한다. 우리는 정합의 신뢰도를 높이기 위하여 양방향 정합 기법을 이용하였다^[18]. 스테레오 모델에서의 유일성의 가정에 의하면 좌영상에서 우영상으로 추정된 변이 벡터 $d_l(x)$ 와 우영상에서 정합점으로부터 좌영상으로 추정된 변이 벡터 $d_r(x+d_l(x))$ 는 크기가 같고 방향이 정반대인 벡터가 된다. 따라서 정합 과정에서 양방향 정합의 결과가 식 (1)을 만족하면 이를 정확한 변이로 확정하고 영역을 분할하게 된다. 식 (1)에서 ϵ 은 양방향 정합의 정합 임계값을 나타낸다.

$$| d_l(x) + d_r(x + d_l(x)) | =: \delta < \epsilon \quad (1)$$

2. 계층적 변이 추정

영역 기반 알고리즘에서 정합의 신뢰도와 효율성은 정합창의 크기에 영향을 받는다. 일반적으로 큰 정합창은 결과의 신뢰도를 높이지만 동시에 계산상의 부하를 높이기 때문에 비효율적이다. 이에 우리는 2단계로 된 계층적 알고리즘을 제안한다.

첫번째 단계는 낮은 해상도 영상에서의 블록 기반 변이 추정이다. 입력된 스테레오 영상은 1/2로 다운샘플링 되어 N×N 크기의 블록 단위로 분할된다. 각 블록의 변이 벡터는 앞 절에서 서술한 영역 분할 기법을 이용해 블록 단위로 수행되며, 이 때 정합의 순서는 각 블록 내의 최대 에지의 크기로 결정된다. 양방향 정합에 있어 비정합 블록은 일단 제외되며 한 행 내에서 모든 정합이 수행된 후 비정합 블록들은 자신이 속한 영역 내에서 다시 단방향 정합을 통하여 변이를 할당 받는다. <그림 2>는 제 4장의 실험에서 사용될 "Head and lamp" 와 "Man" 스테레오 영상에 대한 초기 블록 변이 추정 결과이다.

계층적 추정에 있어 두 번째 단계에서는 이러한 블록 단위의 초기 변이를 기반으로 원영상에서 다시 영역 분할 기법을 사용하여 화소 단위의 미세 변이를 추정한다. 화소 단위의 변이 추정에서 후보 벡터로는 현재의 화소가 속해있는 블록과 그 주변 8개 블록들의 변이 벡터들을 이용하며, 미세 변이는 각 화소별로 후보 벡터들의 지정 범위 주변 ±a 내에서 추정된다. 따라서 미세 변이의 추정 탐색 범위는 후보 벡터들과 영역 분할에 의해서 제한된다. 이 때, 영역 분할 기법의 적용에 있어 양방향 정합에서 비정합 화소는 가려진 영역으로 판별하고 변이를 할당하지 않고 넘어간다.

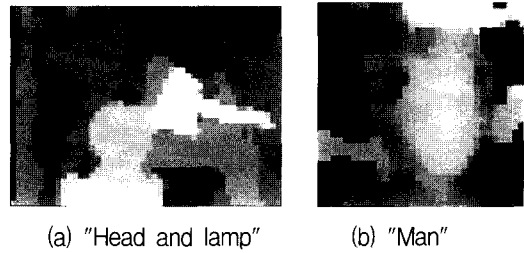


그림 2. 블록 단위 초기 변이 추정 결과
Fig. 2. Initial disparity vectors.

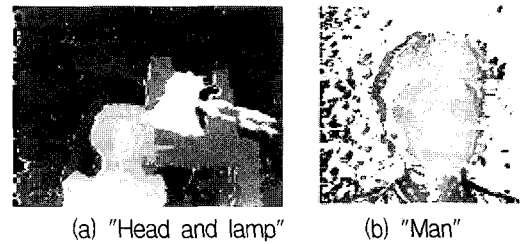


그림 3. 미세 변이 추정 결과
Fig. 3. Dense disparity maps.

<그림 3>은 이러한 미세 변이 추정에 의해 추정된 변이맵을 보이며, 결과 내에서 흰 부분은 가려진 영역을 나타낸다. 전체적으로 좋은 성능을 보이지만 <그림 3.(b)>에서 거의 정보가 없는 배경 부분에서는 변이 추정에 실패하는 것을 볼 수 있다.

III. 변이장 평활화

II장에서 제안한 변이 추정 기법은 비교적 정확한 변이장을 제공한다. 하지만 추정 과정에서 변이장내의 공간적 상관도가 고려되지 않았기 때문에 일부 잘못된 변이가 할당될 수 있다. 두 번째 문제는 가려진 영역에서 발생한다. 일반적으로 가려진 영역은 주변 배경 영역과 변이가 같다는 가정 하에 외삽되어 채워지며^{[2],[4]}, 우리 역시 이 방법을 사용하였다. 하지만 이러한 기법은 가려진 영역과 객체의 경계 부분에서 오류를 발생시키기 쉽다. 최종적인 변이장은 일반적인 객체의 특성상 연속적인 표면 내에서는 매우 부드러우며 객체의 경계 영역에서는 정확한 불연속을 보여야 한다. 이를 위해 우리는 식 (2)와 같이 변이의 정확도와 변이의 평활화도를 함께 고려한 에너지 함수를 제안하여 이를 최소화함으로써 최종 변이를 결정하는 평활화 과정을 제안한다.

$$E(d(x, y)) = \int_{\Omega} (I_l(x, y) - I_r(x + d(x, y), y))^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} \psi(\nabla d(x, y), \nabla I_r(x, y)) dx dy \quad (2)$$

위 식에서 Ω 는 이미지 영역을 의미하고, λ 는 평활

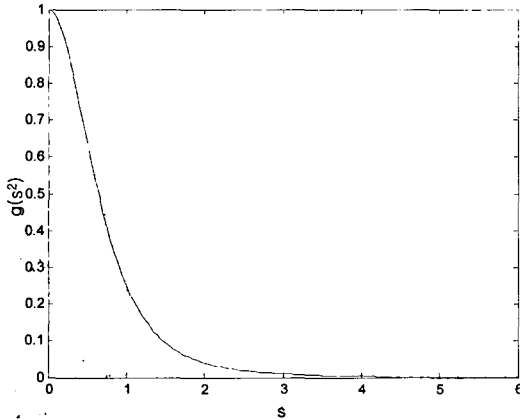


그림 4. 확산도 함수
Fig. 4. Diffusivity function.

화부의 가중치를 나타내며, $\psi(\nabla d, \nabla I_i)$ 는 그 구배 (gradient)가 다음 식 (3)으로 나타내어지는 변이장과 영상의 구배에 관한 함수이다.

$$\nabla(\psi(\nabla d, \nabla I_i)) = g(|\nabla I_i|^2)\nabla d \tag{3}$$

우리는 평행식 카메라를 가정하였으므로 변이 벡터는 x축 방향으로만 발생하게 된다. 따라서 식 (2)의 에너지 함수를 최소화하는 변이장 $d(x,y)$ 를 찾는 문제는 대응되는 Euler-Lagrange 방정식의 해를 찾는 문제로 변형되어지며, 이는 다음과 같은 포물선형(parabolic) 편미분 방정식에서 t 가 무한대(∞)로 접근할 때의 수렴해와 동일하다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial d}{\partial t} = & \lambda \operatorname{div}\left(g(|\nabla I_i(x,y)|^2)\nabla d(x,y)\right) \\ & + (I_i(x,y) - I_i(x+d,y))\frac{\partial I_i(x+d,y)}{\partial x} \end{aligned} \tag{4}$$

위 편미분 방정식은 보조항이 있는 비선형 확산 방정식과 동일한 꼴이며^[19], $g(|\nabla I_i|^2)$ 는 매질의 전도율에 따른 확산도를 나타내는 함수이다. 우리는 영상 내 객체의 경계 영역에서는 확산(평활화)이 일어나지 않고 경계가 보존되길 원한다. 이러한 경계 보존을 위한 확산도 함수에 대해서는 이미 많은 연구가 이루어졌으며,

우리는 그 중 Geman과 McClure가 제안한 식 (5)의 확산도 함수를 사용하였다^[20]. <그림 4>은 확산도 함수의 그래프를 보여준다.

$$g(s^2) = \frac{1}{(1+s^2)^2} \tag{5}$$

식 (4)를 풀기 위해 우리는 유한 차분을 이용해 연속적인 시스템을 이산화하였다. 모든 공간적인 미분은 전방 차분(forward difference)을 이용해 근사화 되었으며, 비선형적인 시스템 내의 함수는 Taylor 전개를 한 후, 1차항까지만 사용함으로써 선형 시스템으로 근사화하였다. 이를 통해 식 (4)는 다음 식 (6)과 같이 근사화되며, 최종적인 변이장은 k 에 대한 반복적 갱신법에 의해 구해질 수 있다.

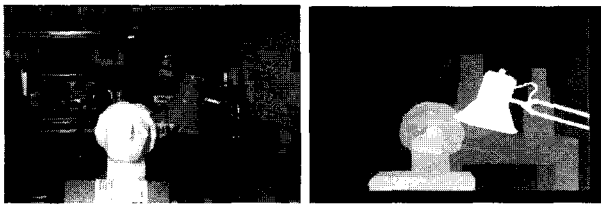
일반적으로 에너지 기반 방식의 문제점은 에너지 모델이 볼록면체(convex)가 아닐 때 잘못된 해, 즉 local minimum으로 수렴하는 것이다. 그러나 우리가 제안한 평활화 기법은 2장에서 추정된 변이장을 초기 변이로 사용하므로 이미 초기치가 충분히 최종 해에 접근해있기 때문에 이러한 local minimum문제에 의한 오류를 최소화할 수 있다.

IV. 실험 결과

1. 실험 환경

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 3가지 다른 종류의 스테레오 영상을 실험에 사용하였다. <그림 5>의 “Head and lamp”와 “Sawtooth”는 Scharstein의 홈페이지에 평가용으로 실제 변이맵과 함께 제공된 영상이다[3]. “Head and lamp”는 384×288의 크기로 최대 변이는 16이며 변이맵은 변이 벡터의 크기를 16배하여 밝기값으로 나타낸 것이다. “Sawtooth” 영상은 434×380 크기의 영상이며 최대 변이는 20이고 변이맵은 8배로 증폭시킨 결과이다. 그리고 <그림 6>의 “Man” 영상은 80cm의 매우 큰 카메라 간격으로 찍은 256×256 크기의 영상이며 최대 변이는 65 화소이다.

$$\begin{aligned} \frac{d^{k+1}(x,y) - d^k(x,y)}{\tau} = & \lambda \left\{ \frac{\partial}{\partial x} \left(g \left(\left| \frac{\partial I_i(x,y)}{\partial x} \right|^2 \right) \times \frac{\partial d^k(x,y)}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(g \left(\left| \frac{\partial I_i(x,y)}{\partial y} \right|^2 \right) \times \frac{\partial d^k(x,y)}{\partial y} \right) \right\} \\ & + (I_i(x,y) - I_i(x+d^k(x,y),y)) \times \frac{\partial I_i(x+d^k(x,y),y)}{\partial x} + (d^k(x,y) - d^{k+1}(x,y)) \times \left(\frac{\partial I_i(x+d^k(x,y),y)}{\partial x} \right)^2 \end{aligned} \tag{6}$$



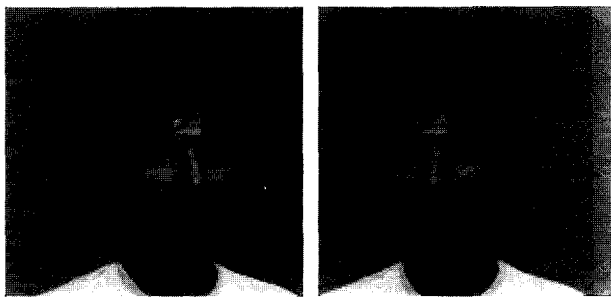
(a) Head and lamp



(b) Sawtooth

그림 5. 실험 영상의 좌영상과 실변이맵

Fig. 5. Left images and ground truth disparity maps of test sets.



(a) Left image

(b) Right image

그림 6. "Man" 영상

Fig. 6. "Man" stereo image pair.

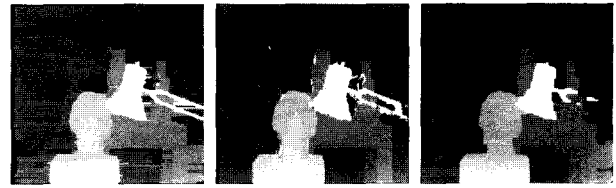
표 1. 실험에 사용된 변수

Table 1. Parameters in the experiment.

변수	사용값
블록과 정합창 크기	$N = 8$
양방향 정합 임계치	$\epsilon = 1$
후보벡터 주변 탐색 범위	$a = 2$
에너지 함수내 가중치	$\lambda = 2000$
구배 step size	$\delta_f=3 / \delta_d=1$
시간적 차분 step size	$\tau = 0.0001$
반복 회수	$T = 150$

제안된 알고리즘에는 변이 추정부의 3개와 평활화부의 4개, 총 7개의 변수가 존재한다. <표 1>에는 실험에 사용된 변수를 나타내었다. 변수들은 실험적으로 결정되었으며 모든 영상에 대해 동일한 변수가 적용되었다. 그리고 구배의 근사화에 사용된 step size δ 는 영상의 구배보다 변이장의 구배가 결과에 더 민감하므로 영상과 변이장에 대해 각각 다른 값을 사용하였다.

제안된 알고리즘은 다음과 같은 5개의 대표적인 알



(a) Dynamic prog.

(b) Graph cut

(c) Pix-to-pix



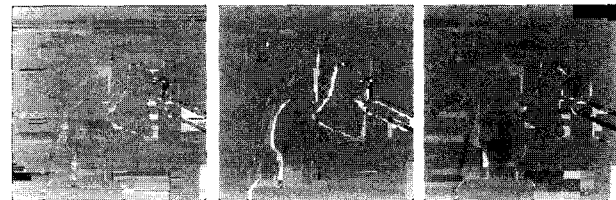
(d) Cooperative

(e) MMHM

(f) Proposed

그림 7. "Head and lamp" 변이맵

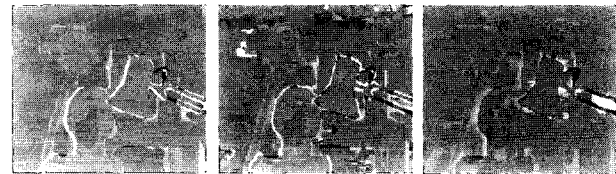
Fig. 7. Disparity maps of "Head and lamp".



(a) Dynamic prog.

(b) Graph cut

(c) Pix-to-pix



(d) Cooperative

(e) MMHM

(f) Proposed

그림 8. "Head and lamp" 변이맵 차영상

Fig. 8. Difference images with ground truth ("Head and lamp").

고리들들과 동일한 환경에서 성능이 비교 되었다.

- (1) Dynamic programming^[2] - scanline 기법
- (2) Graph cut^[21] - 2D MRF 전역 최적화
- (3) Pixel-to-pixel^[22] - 개선된 scanline 기법
- (4) Cooperative^[23] - 확산에 의한 반복법
- (5) MMHM^[24] - 영역 기반 고속 알고리즘

2. 주관적 평가

<그림 7>~<그림 10>은 "Head and lamp"와 "Sawtooth" 영상의 좌영상에 대한 변이맵과 추정된 변이맵의 실변이에 대한 차영상을 보여준다. 차영상에 있어서 정확한 값은 중간 밝기값(128)으로 표현되고, 밝거나 어두운 정도는 실변이로부터의 오차의 크기를 의미한다.

결과를 보면 Graph cut 과 Cooperative 알고리즘은

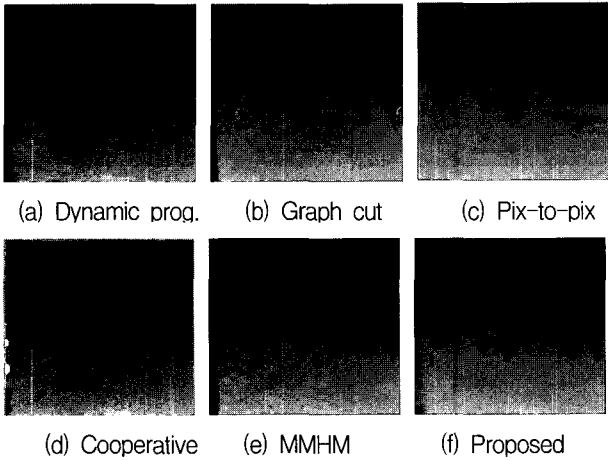


그림 9. "Sawtooth" 변이맵
Fig. 9. Disparity maps of "Sawtooth".

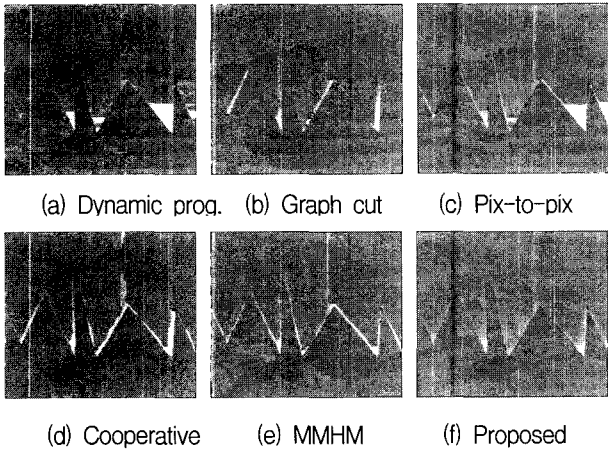


그림 10. "Sawtooth" 변이맵 차영상
Fig. 10. Difference images with ground truth ("Sawtooth")

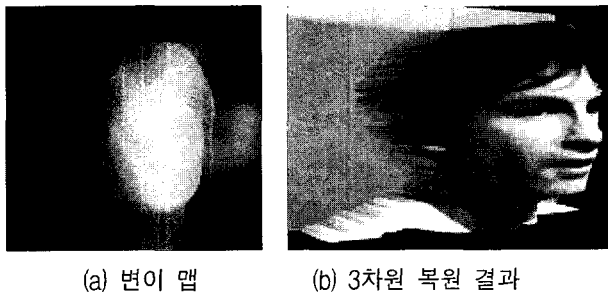


그림 11. "Man" 결과
Fig. 11. Results of "Man".

매우 깨끗하고 정확한 결과를 보여주지만 차영상에서 관찰되듯 객체의 경계 영역에서는 큰 오차를 유발한다. 그리고 Pixel-to-pixel과 다이내믹 프로그래밍 알고리즘은 객체의 경계 부분은 매우 정확하게 찾지만 가로 방향으로의 오류의 전파 현상을 볼 수 있다. 이에 비해 제안된 알고리즘의 결과로부터 우리는 추정된 변이가 객체 내에서 부드러우면서도 객체의 경계 영역에서는 불연속을 잘 유지하고 있음을 볼 수 있다. 하지만 차영상

표 2. 객관적 평가 결과

Table 2. Comparative performance.

	BMP (%)		RMSE (pixel)	
	Head and lamp	Sawtooth	Head and lamp	Sawtooth
Dynamic (1)	5.01	3.49	1.1216	1.4901
Graph cut (2)	4.04	2.18	1.1841	1.2291
Pix-to-pix (3)	5.54	3.30	1.2506	1.4847
Cooperative (4)	4.59	3.38	1.3882	1.2289
MMHM (5)	8.00	3.03	1.6242	1.2069
영역분할 (6)	5.42	2.52	1.1159	1.3028
최종 결과 (7)	5.21	2.52	0.9278	0.9094

에서 볼 수 있듯이 일부 영역에서 확산 작용의 누출로 경계가 흐려진 것이 보이며, "Head and lamp" 영상 내의 오른쪽 스탠드의 팔 부분과 같이 매우 좁은 배경 부분에서는 정확한 변이 추정에 실패하는 것을 볼 수 있다. 그러나 기존의 비교 알고리즘에 비하면 그 성능은 주관적으로 우수하였다.

<그림 11>은 "Man" 영상에 대한 변이맵과 추정된 변이맵으로부터 스테레오 모델을 이용해 복원된 3차원 모델을 보여준다. 결과에서 제안된 알고리즘은 매우 큰 변이를 가진 스테레오 영상에서도 자연스럽게 정확한 변이를 추출할 수 있음을 볼 수 있다.

3. 객관적 평가

수행된 알고리즘들의 객관적 성능 평가는 Zitnick과 Kanade가 사용하였던 BMP(Bad Matching Percentage)^[22] 와 RMSE (Root-Mean-Square Error)를 사용하였다. BMP 평가에서는 실변이맵에 대하여 추정된 변이의 오차가 1이상일 경우는 잘못된 변이라 평가하고 영상 전체 화소 중 잘못된 변이의 비율을 계산한다.

실험에 사용된 알고리즘들은 영상의 외곽 경계를 처리하는 알고리즘을 포함하지 않고 있으므로 외곽 20 픽셀은 평가에서 제외하였다.

<표 2>는 실험 알고리즘들의 비교 결과이다. 표에서 영역분할은 2장에서 제안한 영역 분할을 이용한 계층적 변이 추정의 결과이고, 최종 결과는 변이장 평활화까지 수행된 결과를 의미한다. 제안된 알고리즘은 BMP 비교에서는 "Head and lamp" 영상에서 그다지 좋지 않은 결과를 보였지만 "Sawtooth" 에서는 Graph cut에 이은 좋은 성능을 보였고, RMSE 평가에서는 모두 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 제안된 평활화 기법이 가려진 영역에서의 큰 오차를 억제시켜 주었기 때문이다. 하지만 이것이 높은 BMP를 유발한 원인이 되기도 한다.

마지막으로 우리는 컴퓨터에서의 수행 속도를 통해

표 3. 수행 시간
Table 3. Computation time.

Images	Time (sec)
Head and lamp (384×288)	6.469
Sawtooth (434×380)	9.496
Man (256×256)	5.078

연산의 효율성을 측정하였다. 실험은 Pentium IV 3.0 GHz CPU에 512MByte 메모리를 장착한 Windows XP 기반의 PC에서 수행되었으며 <표 3>이 각 영상별 수행 시간을 보여준다.

실제로 비교 알고리즘들은 모두 다른 환경에서 구현되었기 때문에 연산 시간으로 효율성을 평가하기는 어렵다. 하지만 참고 문헌에 따르면 MMHM은 실시간에 가까운 연산 속도를 보이고 scanline 방식들은 대체로 10초 이내의 연산 속도를 보인다. 그리고 Graph cut 은 변수 설정과 옵션에 따라 20초에서 700초 사이의 큰 변화를 보인다. 제안 알고리즘은 비록 실시간 구현에는 이르지 못하지만 만족할만한 수행 속도를 보이고 있다. 그러나 제안 알고리즘도 변수, 특히 반복 회수에 따라 연산 시간이 크게 차이가 나므로 최적 변수 설정과 편미분 방정식을 고속으로 풀 수 있는 알고리즘 연구가 필요하다.

V. 결 론

본 논문에서 우리는 계층적 변이 추정과 변이 평활화로 구성된 변이 추정 알고리즘을 제안하였다. 제안된 영역 분할 기법은 스테레오 영상의 순서에 관한 가정을 이용하여 매우 빠르고 정확한 변이를 제공하며, 변이 평활화부에서 제안된 신뢰도와 평활화도를 함께 고려한 에너지 함수는 객체의 경계를 잘 보존하면서 부드럽고 정확한 변이를 최종적으로 찾아낸다. 제안된 알고리즘은 다른 최신 알고리즘들과 비교해서도 주관적으로나 객관적으로나 우수한 성능을 보임을 실험을 통해 검증하였다.

향후 연구로는 먼저 시스템의 안정성을 유지하면서도 효율적으로 최종 변이를 찾을 수 있는 최적 변수 결정법에 대한 연구가 필요하다. 특히 시간적 step size τ 와 반복 회수 T 는 조심스럽게 결정되어야 한다. 큰 τ 값은 시스템을 빠르게 수렴하게 해 전체적인 수행 시간을 줄이지만 자칫하면 해 자체가 발산되어버릴 수 있다. 반면 작은 τ 값과 큰 T 값은 성능의 개선 없이 연산 시간의

증가만을 초래한다. 두번째 목표는 연산 속도를 증가시키는 것이다. 실험에서 많은 시간이 편미분 방정식을 푸는데 할당되었다. 현재 우리는 편미분 방정식을 유한요소법(FEM: Finite Element Method)을 이용하여 빠르고 효율적으로 푸는 방법을 연구하고 있다. 특히 유한요소법 기반 기법은 삼각망을 이용하므로 변이 추정 다음 단계인 3차원 영상 복원에 직접 활용될 수 있다. 마지막으로 반복 패턴과 특징이 없는 평활 영역에 있어서도 강한 정합 알고리즘을 연구해야 한다. 대부분의 영역 기반 기법들은 이러한 영역에서 매우 취약한 성능을 보이므로, 이러한 특수 영역의 검출과 이 영역에서의 강한 변이 추정 기술이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] R. M. Haralick and L.G. Shapiro, "Image Matching," Chap. 16 in *Computer and Robot Vision*, vol.2, Addison-Wesley, 1993.
- [2] D. Scharstein and R. Szeliski, "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-frame Stereo Correspondence Algorithms," *IJCV*, vol.47, pp.7-42, 2002.
- [3] <http://www.middlebury.edu/stereo>
- [4] M. Brown, D. Burschka and G.D. Hager, "Advances in Computational Stereo," *IEEE Trans. PAMI*, vol.24, pp.993-1008, 2003.
- [5] J. Y. Goulermas and P. Liatsis, "Hybrid Symbiotic Genetic Optimisation for Robust Edge-based Stereo Correspondence," *Pattern Recognition*, vol.34, pp.2477-2496, 2001.
- [6] T. Lindeberg, "Scale-space Behavior of Local Extrema and Blobs," *JMIV*, vol.1, pp.65-99, 1992
- [7] S.T. Barnard, "Stochastic Stereo Matching Over Scale," *IJCV*, vol.3, pp.17 - 32, 1989.
- [8] L. Robert and R. Deriche, "Dense Depth Map Reconstruction: A Minimization and Regularization Approach which Preserves Discontinuities," *LNCS*, vol.1064, pp.439-451, 1996
- [9] O. Faugeras and R. Keriven, "Variational Principles, Surface Evolution, PDE's, Level Set Methods and the Stereo Problem," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol.7, pp.336 - 344, 1998.
- [10] M. Mozerov, V. Kober and T. Choi, "Improved Motion Stereo Matching based on a Modified Dynamic Programming," *Optical Eng.*, vol.40, pp.2234-2239, 2001.
- [11] C. J. Tsai and A.K. Katsaggelos, "Dense Disparity Estimation with a Divide-and-conquer Disparity Space Image Technique," *IEEE Trans.*

- Multimedia*, vol.1, pp.18-29
- [12] K. Nishihara, "Practical Real-time Imaging Stereo Matcher," *Optical Eng.*, vol.23, pp.536 - 545, 1984.
- [13] R.E.H. Franich, "Disparity Estimation in Stereoscopic Digital Images," Doctoral dissertation, Technische Universiteit Delft, 1996.
- [14] O. Faugeras, *Three-Dimensional Computer Vision: A Geometric Viewpoint*, The MIT Press, London, 2001.
- [15] D. V. Papadimitriou and T.J. Dennis, "Epipolar Line Estimation and Rectification for Stereo Image Pairs," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol.5, pp.672-676, 1996.
- [16] A. L. Yuille and T. Poggio. "A Generalized Ordering Constraint for Stereo Correspondence," *A.I. Memo 777*, AI Lab, MIT, 1984.
- [17] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. PAMI*, vol.8, pp.679-698, 1986.
- [18] E. Izquierdo, "Stereo Matching for Enhanced Telepresence in 3D Videocommunications," *IEEE Trans. CSVT*, vol.7, pp.629 - 643, 1997.
- [19] J. Weickert, "A Review of Nonlinear Diffusion Filtering," *LNCS*, vol.1252, pp.3 -28, 1997.
- [20] S. Geman and D.E. McClure, "Bayesian Image Analysis: An Application to Single Photon Emission Tomography," *Proc. Statistical Computation Section, Amer. Statistical Assoc.*, Washington, DC, pp.12 - 18, 1985.
- [21] Y. Boykov, O. Veksler and R. Zabih, "Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts," *IEEE Trans. PAMI*, vol.23, pp.1222-1239, 2001.
- [22] S. Birchfield and C. Tomasi, "Depth Discontinuities by Pixel-to-pixel Stereo," *IJCV*, vol.35, pp.269-293, 1999
- [23] L. Zitnick and T. Kanade, "A Cooperative Algorithm for Stereo Matching and Occlusion Detection," *IEEE Trans. PAMI*, vol.22, pp.675 -684, 2000.
- [24] K. Mühlmann, D. Maier, J. Hesser and R. Männer, "Calculating Dense Disparity Maps from Color Stereo Images, an Efficient Implementation," *IJCV*, vol.47, pp.79-88, 2002.

 저 자 소 개



김 한 성(학생회원)
 1998년 연세대학교
 전파공학과 학사
 2001년 연세대학교
 전기전자공학과 석사
 2001년~현재 연세대학교
 전기전자공학과 박사과정

<주관심분야: 3차원 영상 신호 처리, 혼합 현실>



손 광 훈(정회원)
 1983년 연세대학교
 전자공학과 학사
 1985년 미국 Univ. of Minnesota
 석사
 1991년 미국 North Carolina State
 Univ. 전자공학과 박사

1992년~1993년 한국전자통신연구소 선임연구원
 1994년 미국 Georgetown Univ. Post. Doc. fellow
 1995년~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수
 <주관심분야: 3차원 영상 신호 처리, 영상 부호화, 3차원 얼굴 인식>