

삼차원 구조 복원을 위한 스테레오 비전의 가변윈도우법

김경범[#]

A Variable Window Method for Three-Dimensional Structure Reconstruction in Stereo Vision

Gyung Bum Kim[#]

ABSTRACT

A critical issue in area-based stereo matching lies in selecting a fixed rectangular window size. Previous stereo methods doesn't deal effectively with occluding boundary due to inevitable window-based problems, and so give inaccurate and noisy matching results in areas with steep disparity variations. In this paper, a variable window approach is presented to estimate accurate, detailed and smooth disparities for three-dimensional structure reconstruction. It makes the smoothing of depth discontinuity reduced by evaluating corresponding correlation values and intensity gradient-based similarity in the three-dimensional disparity space. In addition, it investigates maximum connected match candidate points and then devise the novel arbitrarily shaped variable window representative of a same disparity to treat with disparity variations of various structure shapes. We demonstrate the performance of the proposed variable window method with synthetic images, and show how our results improve on those of closely related techniques for accuracy, robustness, matching density and computing speed.

Key Words : Disparity(변이), Intensity gradient-based similarity(밝기구배 기반의 유사도), Three-dimensional disparity space (삼차원 변이공간), Variable window (가변윈도우)

1. 서론

삼차원 정보는 CAD/CAM, 구조복원 등에 매우 중요하다. 스테레오 비전에 의한 삼차원 정보 취득은 널리 이용되는 방법인데, 핵심 기술은 스테레오 영상에서 대응되는 점을 찾아 변이(disparity)를 구하는 스테레오 정합 알고리즘(stereo matching algorithm)이다.^{1,2}

스테레오 영상에서 고정된 사각형 윈도우를 이용하여 대응점(correspondence points)을 구하는 영

역기반 스테레오 방법에서는 적절한 윈도우 크기 선정은 평탄하고 세밀한 변이맵을 나타내는데 결정적이다. 최적의 윈도우 크기 선택은 스테레오 영상의 조직(texture)과 변이의 국소 변화량에 의존한다. 일반적으로, 작은 윈도우는 깊이불연속에서 평활화(smoothing)를 피할 수 있지만, 조직 변화가 적은 영역에서 신뢰성 있는 정합을 이루기 위해서는 밝기 변화가 포함될 수 있을 만큼 좀 더 큰 윈도우가 필요하게 된다. 한편, 변이가 윈도우 안에서 변하는 경계선 주변에서 윈도우 안의 밝기값은

^{1,2} 접수일: 2003 년 1 월 10 일; 게재승인일: 2003 년 4 월 28 일
[#] 교신저자: 국립충주대학교 기계설계학과
Email: kimgb@chungju.ac.kr, Tel: (043) 841-5378

투영왜곡(projective distortion)으로 인해 일치하지 않게 된다.

이 문제를 해결하기 위해, NCC(normalized cross correlation) 또는 SSD(sum of squared difference) 기반 스테레오 방식은 적용 대상에 따라 실험적으로 선택되어진 고정된 윈도우를 이용했기 때문에 윈도우 크기에 따른 변이맵의 상충성이 존재한다.¹ 투영왜곡의 영향을 감소하기 위해 형상의 추정된 자세(estimated orientation)에 따라 윈도우가 조절되는 방법이 제안된 바 있고, 윈도우 형태와 변이간에 관계를 유도하여 특징기반 정합에 의한 윤곽검출과 보간과정을 결합하여 문제의 해결을 시도한 바 있다.^{1,3} Levin⁴은 국소적 밝기 패턴에 따라 윈도우를 변경하였지만 변이 변화에 의한 불확도(uncertainty)가 제시되지 않았다. 이를 반영하기 위해 제시된 적응윈도우법(adaptive window method)⁵은 윈도우 크기와 형태가 밝기값과 변이의 국소 변화에 따라 반복적으로 변경, 갱신되는 방법이다. 이것은 깊이불연속에서 우수한 결과를 얻을 수 있지만, 변이 변동에 대한 평가 및 초기 추정된 변이의 신뢰성 문제 그리고 매우 많은 계산량이 요구되는 단점이 존재한다. 강건추정자와 직선마스크 기반 방식^{6,7}을 이용하여 삼차원 배열 안에서 가변윈도우 방식⁸이 처음으로 제안된 바 있다. 이 방법은 투영왜곡으로 인한 국외자의 영향을 최소한 감소하려는 시도인데, 사용되는 윈도우(사각형, 직선마스크) 자체에 투영왜곡의 영향이 포함되는 단점이 있어 정합후보점이 세밀한 변이를 나타내 주지 못하고 평활화가 발생하는 문제점이 있다.

본 논문에서는 깊이불연속에서의 투영왜곡과 완전한 영역에서의 정합오차를 동시에 최대한 감소시켜 세밀하고 완전한 변이를 추정할 수 있는 새로운 가변윈도우법을 시도하고자 한다. 정합후보점 선정에서는 작은 크기의 대응 윈도우 안에서 상관값과 밝기구배 기반의 유사도를 정의하여 구현함으로써 경계선 근처에서 평활화를 감소하였다. 잡음에 대한 견실성이 부족한 점은 삼차원 공간 안에서 정합후보점의 연결성을 조사하여 해결하였으며 윈도우 안의 변이가 동일하고 다양한 형상에도 대처 가능한 가변윈도우를 고안하였다. 이 가변윈도우는 기존 스테레오 방법에서의 윈도우 변이 모델과는 다른 임의의 방향으로의 변이가 동일한 정합영역으로서 차폐경계선에서의 투영왜곡으로 인한 정합오차를 최대한 감소시킨다.

삼차원 구조 복원을 위한 제안된 가변윈도우법은 정확한 정합을 수행하고 잡음 등으로 인한 오정합(bad match)을 최소화하여 세밀하고 평탄한 변이를 얻을 수 있다. 또한, 구현이 용이하고 추정속도가 빠른 장점이 있다. 제안된 방법의 우수성은 기존 방법과의 성능 비교를 통해 검증하였다.

2. 스테레오 비전의 변이 분포 모델

삼차원 구조 복원을 위한 스테레오 비전 과정에서는 카메라 보정을 통해 카메라의 기하학적 구조와 광학 매개변수를 규명한 다음, 취득된 스테레오 영상이 평행 광학축 구조를 가지도록 영상 교정(image rectification)이 수행된다. 스테레오 정합은 교정된 영상에서 대응점의 위치차이, 즉 변이를 추정하는 기법이다. 정확한 변이 추정은 삼차원 구조 복원에 필수적인 요소이다. 스테레오 정합에서 어려운 점은 정합 모호성(matching ambiguity)과 깊이불연속(depth discontinuity) 영역에서 대응점의 밝기가 투영왜곡으로 인해 많은 차이가 발생하게 된다.

스테레오 정합의 신뢰성을 증대하기 위한 스테레오 정합 알고리즘은 관심 화소 주변의 후원량(amount of support)을 가공하고 계산함으로써 정합 후보점을 탐색하여 추정하여 왔다. 이웃 화소로부터 후원량 계산 방식은 알고리즘에 따라 각기 다르고 각 스테레오 알고리즘이 대상 형상에 대한 기본적 가정과 밀접하게 관련이 된다.

u 는 수평축의 관심 화소에 대한 상대적인 화소의 위치이고 d 는 변이를 나타낸다. MP 알고리즘은 대상 물체의 깊이가 일정함을 가정하고 있고, 한 점에 대한 정합은 동일한 변이를 갖는 이웃 화소(윈도우)를 이용하여 수행된다. 결국, MP 알고리즘은 식 (1-1)의 윈도우 범위 안에서 Frontoparallel Surface 이고 변이 변화는 무시하는 것을 가정하고 있다.

$$|u| \leq u_{\max} \quad (1-1)$$

Grimson은 특정한 범위 안에서 변이의 변화를 허용하는 사각형 윈도우를 사용한 것이다. 이것은 MP의 가정을 한단계 보완한 것으로 영역기반 스테레오 방법에 널리 적용되고 있다. PMF의 방식은 정확한 스테레오 정합을 위한 변이구배에 제한

을 두는 것으로, 변이구배(disparity gradient)는 관심 화소에서 떨어진 화소의 거리와 이에 대응되는 변이차에 대한 비율로 정의된다. 이 스테레오 알고리즘에 대한 가정은 식 (1-2)와 같고 정확한 변이추정을 위해서는 대상물체의 변이 구배가 작아야 한다는 가정에 대한 제한을 두는데 있다.⁹

$$\left| \frac{d}{u} \right| \leq G_T \quad (1-2)$$

결국, 대상물체는 깊이불연속영역이 아닌 평탄한 영역으로 이루어진 윈도우 영역을 가정하는 것이다. Prazdny¹⁰ 는 변이의 유사성에 기반하여 이웃 화소 사이에서 상호 작용하는 지원량을 정량화 하는 기준 $s(u, v)$ 를 식 (1-3)과 같이 제안하였다.

$$s(u, v) = \frac{1}{c|u-v|\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{|d_u-d_v|^2}{2c^2|u-v|^2}} \quad (1-3)$$

이 식의 의미는 이웃 화소의 변이들은 동일해야만 하는 일치 원칙(coherence principle)을 설명하는 것이다. Kanade⁵ 의 변이 모델은 식 (1-4)와 같이 윈도우 Ω 안에서 중심의 변이와 (u, v) 의 변이의 차이는 이들 위치간의 거리에 비례하는 분산을 가지며, 평균이 0 인 정규 분포를 의미한다. 즉, 정합영역 안에서 (u, v) 에서의 변이 기대값은 중심에서의 기대값과 동일하지만 그 점이 중심에서부터 멀어질수록 중심에서의 변이와 다를 가능성이 매우 크다는 것이다. 여기서, α_d 는 변이의 변동을 나타내는 상수이다.

$$d(u, v) - d(0, 0) : N\left(0, \alpha_d \sqrt{u^2 + v^2}\right), (u, v) \in \Omega \quad (1-4)$$

이상의 변이 모델을 분석해 보면 스테레오 영상에서의 작은 정합영역은 국소적으로 평면인 물리적인 의미를 가지고 있지만 정합 영역인 윈도우가 커질수록 왜곡된 평면 또는 곡면으로 변형됨을 예상할 수가 있다. 게다가 차폐 경계선에서는 서로 다른 위치에서 취득된 스테레오 영상에서 투영 왜곡으로 인한 정합 오차가 심하게 발생된다. 여기서, 기존 연구에서 가정된 대상 형상에서 고정된 후원 영역이 아니고 다양한 형상에 대응될 수 있는 임의의 영역이 필요하게 된다. 또한, 관심 화소에서 떨어진 거리에 따라 변이가 다를 가능성이 있음을 가정했는데, 넓은 평면을 가진 형상에서는

이 가정이 위배될 수 있음을 알 수 있다. 결국, 임의의 형상으로 된 정합영역과 관심 화소에서 떨어진 거리와 관계없이 변이 d_c 가 동일한 정합영역이 필요성이 대두된다. 이를 반영하기 위해 본 연구에서는 가변윈도우 Ψ 를 고안하고, 이 가변윈도우 안에서 식 (2)와 같은 변이 모델을 제안하여 기존의 스테레오 알고리즘의 문제를 해결하고자 한다.

$$d(u, v) - d(0, 0) = d_c \quad (u, v) \in \Psi \quad (2)$$

3. 가변윈도우법

3.1 정합후보점 선정

정합 후보점 선정은 Fig. 1 과 같이 영상의 행과 열, 변이로 구성되는 삼차원 변이 공간에서 수행된다. 이 공간의 각 복셀(voxel) 안에는 스테레오 영상에서 대응되는 화소 간의 정합 가능 상관값(correlation value) $\rho(u, v, d)$ 를 가지게 된다. 예를 들어, 복셀 (u, v, d) 안에는 좌영상의 화소 (u, v) 가 변이 d 를 가질 수 있는 상관값이 존재한다. 정합 가능 상관값은 대응 화소에서 절대 밝기차의 합(sum of absolute difference) ϵ_{SAD} 을 이용하여 계산된다. ϵ_{SAD} 는 식 (3)과 같고 일정한 크기의 윈도우 Ω 안에서 대응되는 화소의 절대 밝기차의 합으로 정의 된다. 여기서, 변이는 스테레오 구조에서 고려 될 수 있는 최소 및 최대 변이이다.

$$\epsilon_{SAD(u, v, d)} = \sum_{(u', v') \in \Omega} |f_L(u + u', v + v') - f_R(u + u' + d, v + v')|$$

$$\epsilon_{\max} = \max_d \epsilon_{SAD(u, v, d)} \quad (3)$$

$$\epsilon_{\min} = \min_d \epsilon_{SAD(u, v, d)}$$

where $d_{\min} \leq d \leq d_{\max}$

삼차원 변이 공간의 복셀에서 좌영상의 (u, v) 화소가 우영상의 정합 후보점 $(u + d, v)$ 에 정합될 상관값 $\rho(u, v, d)$ 는 ϵ_{SAD} 를 이용하여 (4)와 같이 구한다. 여기서, β 는 가중값을 의미한다.

$$\rho(u, v, d) = \frac{1}{1 + \beta \frac{\epsilon_{SAD(u, v, d)} - \epsilon_{\min}}{\epsilon_{\max} - \epsilon_{\min}}} \quad (4)$$

정확한 정합을 반영 하기 위해서는 높은 정합 가능 확률을 가져야 한다. ϵ_{SAD} 값이 작으면 대응 화소의 상관 관계가 높다는 것을 의미하고

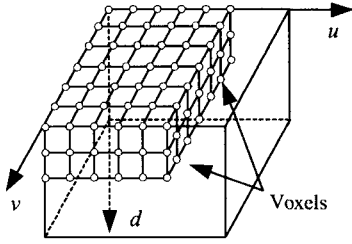


Fig. 1 Descriptions of a 3D disparity space

상관값은 1 에 근접함을 알 수 있다. 이 반대의 경우, 상관값은 0 에 접근한다. 결국, ϵ_{SAD} 의 값이 작을수록 높은 정합 가능 확률을 가지는 복셀이 존재한다.

계산된 상관값 들의 양립성(consistency)을 증대하기 위해서는 그 상관값을 후원영역(support area) 안에서 평균(averaging)하여 그 복셀을 갱신한다. 현재의 복셀이 정확한 정합이 될 경우, 정합에 대응되는 모든 복셀 만을 포함해야만 하는 것이다. 그러나, 정확한 정합은 미리 알 수 있는 것이 아니기 때문에 후원 영역을 결정하는데 특정한 가정이 필요하게 된다. 이에 대한 가정은 이미 서술되었고, 본 연구에서는 평면으로 이루어진 형상이 아닌 일반적인 형상에 대처하기 위한 삼차원 후원영역을 삼차원 변이 공간 안에서 고안하고 식 (4)와 밝기구배 기반의 유사도를 이용하여 정합 후보점 M_{mc} 의 선정을 위한 기준을 식 (5)와 같이 제안하고자 한다. 단순화를 위해 삼차원 후원영역 Φ 는 고정된 폭과, 높이, 변이(깊이)를 갖는 정육면체 모양이고 N_v 는 삼차원 후원 영역의 복셀 개수이다.

$$M_{mc}(u, v, d) = \frac{1}{N_v} \sum_{(u', v', d') \in \Phi} \rho(u+u', v+v', d+d')$$

$$S_G = \frac{|\nabla f_L(u, v)| + |\nabla f_R(u+d, v)|}{2} - |\nabla f_L(u, v) - \nabla f_R(u+d, v)| \quad (5)$$

if $M_{mc}(u, v, d) > M_{Th}$ and $S_G > 0$

$$M_{mc}(u, v, d) = 1$$

else

$$M_{mc}(u, v, d) = 0$$

여기서, S_G 의 첫번째 항은 대응점의 밝기구배 크기의 평균을 나타내고 두번째 항은 밝기구배 차이의 크기를 의미한다. $S_G > 0$ 의 의미는 대응 화소의 밝기 변화가 일치함을 의미하는 것이다. 스

테레오 영상에서의 밝기구배는 Sobel 연산자를 이용하여 계산한다. 식 (4)의 상관값은 대응점의 밝기만을 고려하여 계산되었다. 실제로 밝기만을 적용할 경우, 다른 관점의 카메라에 취득된 영상의 밝기에는 카메라 자체의 계인과 바이어스(bias) 뿐만 아니라 관점(viewpoint)의 차이로 인해 상당한 밝기차가 발생할 수 있다. 이를 해결하기 위해, 밝기의 변화 S_G 또한 고려함으로써 정합 후보점 선정의 신뢰성을 증대 시키기 위함이다.

3.2 정합 후보점 갱신 및 변이 추정

Fig. 2 는 Fig. 1 의 삼차원 변이 공간에서 특정한 변이 d_{c1}, d_{c2} 를 갖는 이차원 영상의 화소 위치에 식 (5)를 이용하여 선정된 정합 후보점을 검정색 "1"로 표시하고 나머지는 정합이 될 수 없는 복셀을 보인 것이다. 삼차원 형상이 스테레오 영상에 투영될 경우, 관심 화소를 중심으로 동일한 변이가 존재할 가능성이 매우 크다는 것은 2 장에서 서술하였듯이, 기존 정합 알고리즘에서의 후원영역에 대한 가정을 통해 확인 할 수 있다. 정합영역이 커질수록 정합영역이 왜곡된 평면 또는 곡면으로 변형됨을 예상할 수가 있다. 삼차원 변이 공간 안에서 관심 화소를 중심으로 동일한 변이가 존재할 가능성이 있음을 나타낼 수 있는 물리적인 의미를 고려하기 위해서는 각 변이에 대응되는 이차원 평면에서 레이블링(labeling)을 통해 각 화소에 대해 4 방향의 연결성(4 directional connectivity)을 조사함으로써 삼차원 변이 공간에서의 정합 후보점을 갱신해야 한다. 레이블링은 삼차원 변이 공간에서 각 복셀마다 연결된 복셀을 찾고 연결성분별로 구분하여 그것에 서로 다른 번호를 명기함으로써, 연결된 복셀의 수를 계산하여 구분된 연결성분의 면적을 복셀 단위로 구하는 것이다. 여기서, 각 삼차원 변이 공간에서의 연결성분은 동일한 변이를 갖는 화소들의 집합을 의미한다. 연

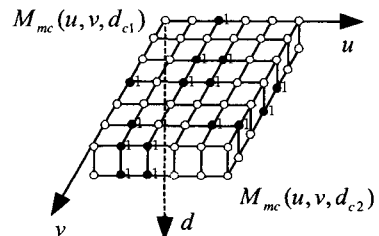


Fig. 2 Selected match candidates with a specific disparity

결성분을 구하기 위한 알고리즘은 아래와 같은 순서로 수행되고 검색방향으로 만나게 되는 복셀 M_{mc} 의 위쪽과 왼쪽 방향의 이웃 복셀은 각각 “ M_{upN} ” 과 “ M_{leftN} ”로 표기한다.

- ① $M_{mc}(u, v, d)$ 의 값이 “0” 이면 다음 검색위치로 진행한다.
- ② $M_{mc}(u, v, d)$ 의 값이 “1”이면 M_{upN} 와 M_{leftN} 를 검사한다.
 - M_{upN} 와 M_{leftN} 의 값이 “0”이면 $M_{mc}(u, v, d)$ 에 새로운 레이블을 저장한다.
 - M_{upN} 와 M_{leftN} 의 값에서 하나만이 “1”이면 그 값을 $M_{mc}(u, v, d)$ 에 저장한다.
 - M_{upN} 와 M_{leftN} 의 값이 “1”이면 이 값 중에서 하나를 선택하여 $M_{mc}(u, v, d)$ 에 저장한다. 이때, 등가테이블(equivalence table)에 저장한다.
- ③ 검색이 끝나면 등가테이블을 정렬한 다음, 각 변이에 따른 삼차원 변이 평면을 등가테이블에 있는 값으로 각각의 레이블을 갱신한다.

갱신된 삼차원 변이 공간의 관심 복셀에서 정수형 변이는 각 변이에 따른 정합 후보점의 연결 성분(connected components; C)에 해당하는 정합 후보점의 수가 최대가 되는 위치를 식 (6)과 같이 추정한다.

$$\tilde{d} = \arg \max_d N_c(L) \text{ of } C(M_{mc}(u, v, d)) \quad (6)$$

where N_c : Number of connected labels(L)

3.3 가변윈도우

Fig. 3 을 보면, 세계의 점 a, b, c 는 각각 다른 변이 d_h, d_l 을 위한 후원 영역을 부분적으로 받고 있다. 점 a 는 물체의 안쪽으로부터 좀 더 많은 후원을 받고 있으므로 변이가 d_h 로 추정 될 가능성이 많다. 물체의 구석에 위치해 있는 점 b 는 후원 영역의 70% 이상이 배경에 걸쳐 있기 때문에, 변이 d_l 로부터 더 많은 후원을 받고 있어 변이 d_l 이 될 가능성이 많음을 알 수 있다. 여기서, 점 c 는 정사각형 후원 영역이 아닌 임의의 모양을 가진 후원 영역임을 알 수 있다. 깊이 불연속과 물체의 경계선에서의 점들은 부정확한 변이로 흡수되기 때문에 세밀함이 없는 평활화 현상이 일어난다. 이러한 물체 경계선에서의 평활화 현상은 경계선에 놓여진 후원 영역에 기인한다.

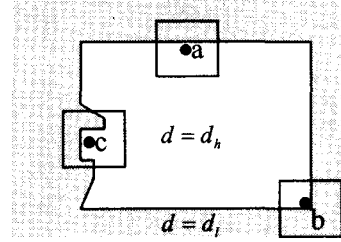


Fig. 3 Support areas for two disparities d_h, d_l

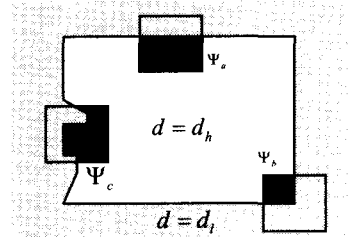


Fig. 4 Devised variable windows for a specific disparity d_h

본 연구에서는 이 문제를 해결하기 위해 기존의 사각형 모양의 후원 영역 보다 일반적인 물체 형상에 대해 대처 할 수 있는 가변윈도우를 Fig. 4 와 같이 제안하고자 한다. Fig. 4 는 삼차원 변이 공간 안의 변이 d_h 평면에서 점 a, b, c 에 대한 가변윈도우를 검정색으로 표시한 것이다. 이것은 임의의 형상이며 가변윈도우 영역 안에서 식 (2)에서 가정한 바와 같이 동일한 변이를 갖는다. 결국, 가변윈도우 영역의 크기는 이웃 화소에서 얼마나 많이 후원을 받을 수 있느냐 하는 것이 관건이므로 연결된 정합 후보점의 개수에 의존함을 알 수 있다. 기존 연구에서 제안한 (1)식들은 정확한 정합 위치를 모르기 때문에 정합이 되는 후보점이 될 가능성이 있는 영역을 가정한 것이다.

본 연구에서는 이 영역을 정합 후보점의 최대 연결성이라는 물리적 의미를 부여함으로써 새로운 가변윈도우를 고안하였다. 이 가변윈도우는 다음 식과 같이 정의하고 Ω_v 는 가변윈도우의 범위를 제한하기 위하여 도입된 마스크이다.

$$\Psi = \{w | w \in C(M_{mc}(u, v, \tilde{d})) \cap \Omega_v\} \quad (7)$$

where Ω_v : Variable window mask

3.4 서브픽셀 변이 추정

스테레오 영상으로부터의 삼차원 구조 복원은

일반적으로 핀홀 광학계인 경우를 가정한 수학적 모델을 통해 이루어진다. 실제로, 임의의 점이 스테레오 영상에 투영될 경우 각 좌표상에서 모호성이 존재하게 된다. 이 정합 모호성은 스테레오 투영왜곡, 반복 패턴, 국소적 균일한 밝기, 잡음 등을 포함하고 있다.¹¹ 모호성을 규명하기 위한 서브픽셀 변이 추정 은 고안된 가변윈도우 안에서의 밝기만을 이용하며, 관점에 의한 밝기 변화가 발생되지 않음을 가정하여 수행한다. 왜냐하면, 정합후 보점 선정시 밝기 변화를 고려했기 때문이다.

가변윈도우 안의 스테레오 영상의 밝기는 다음과 같은 관계를 가진다.

$$f_L(w_i) = f_R(w_i - \tilde{d}(w_i)) + n(w_i), w_i \in \Psi \quad (8)$$

$$\text{Where } \tilde{d}(w_i) = d_0(w_i) + \delta\tilde{d}(w_i)$$

여기서, f_R 을 $w_i - d_0(w_i)$ 에서 선형화 한 다음 이차항 이상을 무시하면, 잡음의 합 E 는 식 (9)와 같이 정의된다. 모호성을 나타내는 보정값 $\delta\tilde{d}(w_i)$ 는 E 가 최소가 되도록 스테레오 영상의 밝기차와 미분값을 통해 추정한다.

$$E = \sum_{w_i \in \Psi} n^2(w_i), \quad \frac{\partial E}{\partial \delta\tilde{d}} = 0$$

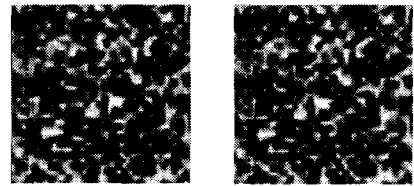
$$\delta\tilde{d} = \frac{\sum_{w_i \in \Psi} f_R'(w_i - d_0(w_i))(f_L(w_i) - f_R(w_i - d_0(w_i)))}{\sum_{w_i \in \Psi} f_R'^2(w_i - d_0(w_i))} \quad (9)$$

여기서, 가변윈도우를 이용하여 스테레오 정합을 수행함으로써 기존 영역기반 정합의 기본적인 가정을 충분히 만족시키고 식 (9)를 통해 미지의 모호성이 규명되어 신뢰성 있는 변이를 추정할 수 있다. 제안한 가변윈도우법의 성능에 대한 검증은 다음절에서 실험을 통해 확인한다.

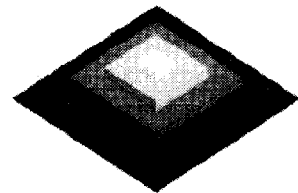
4. 실험

제안된 방법의 검증은 깊이 불연속과 완만한 형상이 존재하는 합성영상을 생성하여 이에 대한 모의 실험을 통해 수행한다. Fig. 5(a)는 변이 범위가 0-24 이고 변이가 단계적으로 불연속인 합성 스테레오 영상을 생성한 것이고 Fig. 5(b)는 그 스테레오 영상에 대한 실제의 변이 영상을 보인 것이다. 변이가 클수록 변이영상에서 밝게 표현하였

다. Fig. 6 은 영역기반(SSD, NCC) 및 화소기반(MLMHV)¹² 그리고 제안된 방법에 의해 추정된 변이 영상을 보인 것이다. 여기서, SSD와 NCC에서의 윈도우 Ω 는 7이며 제안된 방법에서의 $\Omega, M_{Th}, \beta, \Phi$ 는 각각 3, 0.7, 9, 3을 입력하여 실험을 수행하였다. 영역기반 방법에서는 사각형 윈도우의 문제점으로 대두되는 깊이 불연속 영역에서의 평활화로 인해 큰 정합오차를 보이고 있는 반면, 화소기반 방법은 깊이 불연속 영역을 세밀하게 표현해 주고 있다. 한편, 제안된 방법은 화소기반 방법보다 깊이 불연속을 세밀하게 표현하지는 못하지만 영역기반 방법보다 우수한 변이 추정을 하고 있음을 알 수 있다.

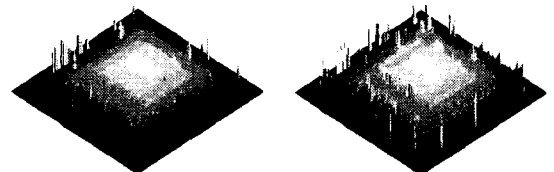


(a) Stereo images



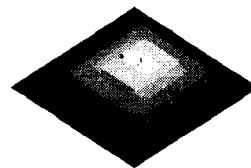
(b) True disparity map with depth discontinuity

Fig. 5 Synthetic stereo images

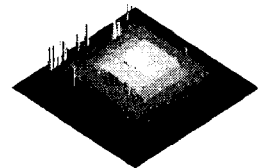


(a) SSD

(b) NCC



(c) MLMHV



(d) Proposed

Fig. 6 Computed disparity maps

Table 1 Evaluations of several stereo methods for Fig. 6

Method (Ω)	RMS error	Bad match ratio(%)	No match ratio(%)	Time (sec)
SSD(3)	2.11	23.88	0.31	3.05
SSD(11)	1.87	28.11	0.36	40.25
SSD(15)	2.01	30.12	0.24	74.67
NCC(3)	2.32	24.35	0.60	3.58
NCC(11)	2.02	28.32	0.45	42.09
NCC(15)	2.11	30.31	0.14	77.65
MLMHV	1.21	16.95	6.93	1.05
Proposed	1.86	20.74	1.21	0.83

Table 1 은 추정된 변이 영상의 평가를 위해 RMS (root-mean-squared) Error, 오정합율(bad match ratio; BMR), 미정합율(no match ratio; NMR)과 계산 시간을 보인 것이다. 이에 대한 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \text{RMS} &= \left(\frac{1}{N_m} \sum_{(u,v)} \left| d_T(u,v) - \bar{d}(u,v) \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\
 \text{BMR} &= \frac{100}{N_m} \sum_{(u,v)} \left(\left| d_T(u,v) - \bar{d}(u,v) \right| > \Delta_d \right) \\
 \text{NMR} &= \frac{100(N_p - N_m)}{N_p}
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

where d_T : True disparity
 N_m : Total number of matched pixels
 Δ_d : Disparity error tolerance
 N_p : Total number of pixels

여기서, 오정합율은 변이 차이 Δ_d 가 1 화소 이상 차이가 발생하는 화소의 비율을 나타낸 것이고, 미정합율은 전체 화소에서 정합을 수행하지 못한 화소의 비율을 의미한 것이다. 미정합율이 높으면 높을수록 정합 후에 보간 과정을 통한 후처리가 필요하기 때문에 정확한 복원이 되기 어렵고 많은 시간이 요구된다. 계산 시간은 Clock 명령을 이용해 Visual C++ 6.0 에서 작성한 프로그램을 IBM PC 2Ghz 시스템에서 수행한 시간을 보인 것이다. SSD 는 윈도우가 증가할수록 정합오차는 개선되고 있으나 투영왜곡의 영향으로 깊이 불연속 영역에서 정합 오차는 오히려 증가하고 있음을 BMR 을 통해 알 수 있고 또한, 수행시간이 급격히 증가하고 있다. NCC 또한, 이와 비슷한 결과를 보이고 있다. 화소기반인 MLMHV 는 정합 오차에서 제안된 방법보다 34%의 우수한 결과를 주고 있다. 이에 따

라 화소기반의 특징이라고 할 수 있는 깊이불연속에서 세밀한 변이를 RMS 와 BMR 을 통해 알 수 있으나, 이 현상속에는 정합되지 않는 화소가 다수 포함되지 않아 수치가 낮은 점을 염두해야만 한다. 따라서 MLMHV 는 깊이 불연속에서 미정합 화소가 영역기반 방법에 비해 매우 큰 수치를 NMR 을 통해 확인 할 수 있다. 이것은 밝기차가 크게 존재하고 잡음이 첨가된 스테레오 영상에서 더욱 큰 NMR 이 발생할 것임을 예상할 수 있다.

제안한 방법은 새로운 가변윈도우법을 적용하여 영역기반의 단점인 RMS 오차, BMR, 수행 시간에서 12%, 13%, 72%와 화소기반의 단점인 NMR 에서 82%를 동시에 감소시켜 보완하였다.

Fig. 7 은 잡음에 대한 견실성을 확인키 위해 RMS 오차, BMR, NMR 을 비교한 그림이다. 수행 시간을 기준으로 고려하여 Ω 는 3 을 적용하였으

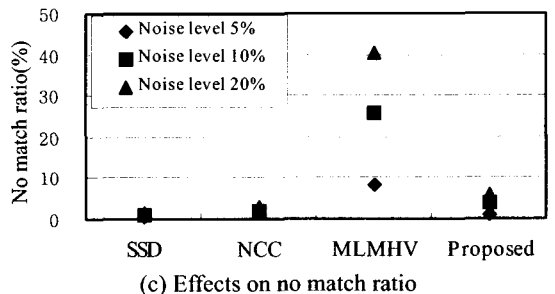
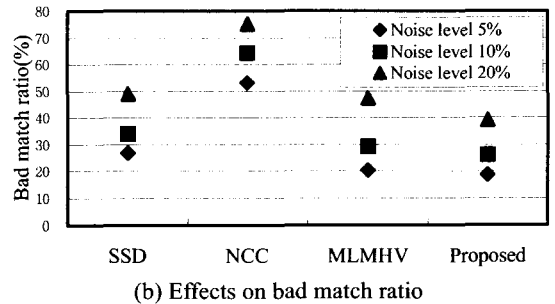
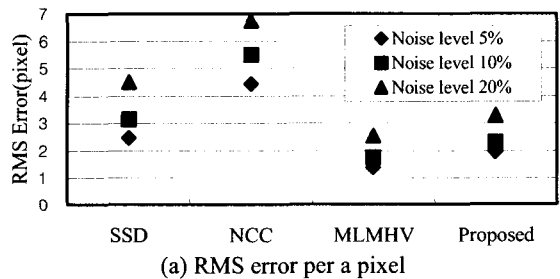
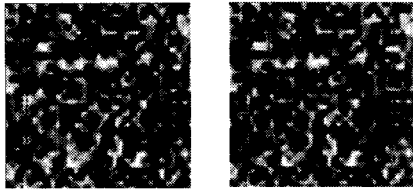
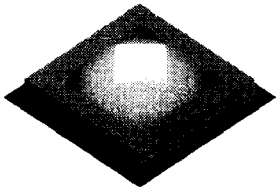


Fig. 7 Comparisons of robustness to various noise levels

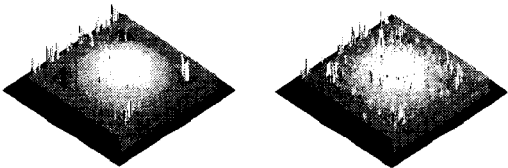


(a) Stereo images



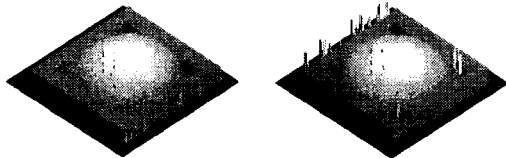
(b) True disparity map

Fig. 8 Synthetic stereo images



(a) SSD

(b) NCC



(c) MLMHV

(d) Proposed

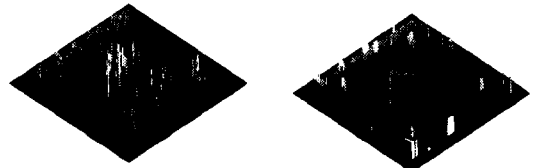
Fig. 9 Computed disparity maps for Fig. 8(a)

며, 잡음은 최대밝기의 5%, 10%, 20%에 해당되는 범위 안에서 생성된 균일 분포를 이용하였다. 제안된 방법은 잡음이 첨가된 영상에서도 영역기반과 화소기반의 방법을 보완하여 더 우수한 결과를 나타내고 있으며, 이것은 RMS, BMR, NMR 을 통해 알 수 있다. 제안한 방법은 SSD 를 기준으로 평균 RMS 는 25%, BMR 은 23%의 향상과 MLMHV 의 단점인 NMR 을 85% 감소시킨 것을 알 수 있다.

Fig. 8(a)는 깊이 불연속과 변이가 완만하게 변하는 형상이 동시에 존재하는 합성 스테레오 영상을 생성한 것이다. Fig. 8(b)는 20 화소의 반지름을 갖는 반구가 12 화소의 변이를 갖는 사각형 형상 안에 놓여 있고, 그 반구의 정점 위에 24 화소의 실제 변이 영상을 보인 것이다.

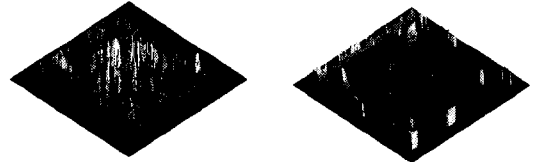
Table 2 Evaluations of several stereo methods for Fig. 8

Method (Ω)	RMS error	Bad match ratio(%)	No match ratio(%)	Time (sec)
SSD(3)	2.18	16.08	0.40	3.09
SSD(9)	1.92	19.51	0.31	27.51
SSD(15)	2.06	23.67	0.06	76.34
NCC(3)	2.68	23.11	0.66	3.52
NCC(9)	2.09	21.37	0.24	28.75
NCC(15)	2.24	24.11	0.09	78.39
MLMHV	1.06	10.77	10.02	1.06
Proposed	1.92	14.83	2.80	0.86



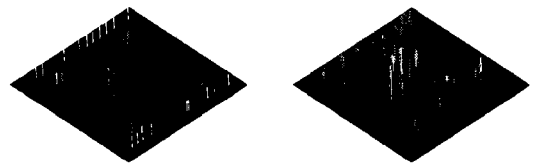
(a) SSD($\Omega=3$)

(b) SSD($\Omega=15$)



(c) NCC($\Omega=3$)

(d) NCC($\Omega=15$)



(e) MLMHV

(f) Proposed

Fig. 10 Disparity Error maps for Fig. 8(b)

Fig. 9 는 각 기법에 의해 추정된 변이 영상을 보인 것이고 Fig. 10 은 Fig. 8(b)의 실제 변이와 Fig. 9 의 추정된 변이와의 오차를 그림으로 나타낸 것이다. 오차가 클수록 밝게 표현하였다. MLMHV 는 실제 형상을 가장 세밀하고 평탄하게 잘 표현해 주고 있는데, 이것은 한 화소 만의 상관관계를 고려하는 화소기반의 고유 특성이다. 그러나 미정합 화소가 잡음이 첨가 되지 않았음에도 불구하고 다른 방법보다 10 배 이상으로 너무 크게 발생하고 있음을 Table 2 의 NMR 수치를 통해 알 수 있다. 영역기반인 SSD, NCC 의 Ω 는 3 으로 적용되어 변이 영상에서 우연 오차(random error)가 Fig. 10(a,

c)를 보면 전체적으로 발생하고 있다. Ω 가 15 일 경우, 우연 오차는 감소하고 있으나 깊이 불연속 영역에서의 투영왜곡으로 인한 시스템 오차(systematic error)가 더 크게 발생하여 Table 2의 BMR 수치와 Fig. 10(b, d)를 통해 확인 할 수 있다.

제안된 방법은 영역기반에 비해 깊이 불연속과 완만한 영역을 더 상세히 표현해 주고 있음을 알 수 있다. 이것은 Table 2의 SSD의 RMS와 BMR에서 각각 11%, 8% 감소와 MLMHV의 NMR에서 72% 감소를 통해 확인 할 수 있다. 또한, 제안한 방법은 기존 알고리즘 구현 방법에 차이는 있겠지만 영역기반에 비해 3 배, 화소기반에 비해 23%의 추정시간이 빠른 장점이 있다. 따라서, 본 논문에서는 정합 오차인 RMS 오차, 정합의 정확성인 오정합율, 변이의 조밀성인 미정합율, 그리고 계산 속도를 가변윈도우법을 제안하여 적용함으로써 최소화 시켰다.

5. 결론

삼차원 구조 복원을 위한 스테레오 비전에서 깊이불연속과 완만한 영역에서의 정합 오차를 동시에 최대한 감소시켜 세밀하고 완만한 변이를 추정할 수 있는 새로운 가변윈도우법을 제안하였다. 정합후보점 선정에서는 상관값과 구배기반의 유사도를 정의하여 경계선 근처에서 평활화를 감소하였다. 삼차원 변이 공간 안에서 정합후보점의 최대 연결성을 조사하여 잡음에 대한 견실성을 증대하였으며 윈도우 안의 변이가 동일하고 다양한 형상에도 대처 가능한 새로운 가변윈도우를 고안하였다. 이 가변윈도우는 차폐경계선에서의 투영왜곡으로 인한 정합오차를 최대한 감소시킨다.

본 논문에서 제안한 방법의 성능은 정합의 정확성인 RMS 오차, 오정합율, 변이의 조밀성을 나타내는 미정합율 그리고 추정 속도를 통해 검증한 결과, 기존 스테레오 방법보다 우수한 결과를 주었다. 또한, 구현이 용이하고 추정속도가 고속인 장점이 있어 삼차원 정보를 요구하는 머신비전(machine vision) 시스템에 널리 적용되리라 판단된다.

참고문헌

1. Jain, R., Kasturi, R. and Schunck, B. G., Machine Vision, McGraw-Hill, 1995.

2. 조진연, 김기범, "스테레오비전을 이용한 3차원 물체 측정 시스템," 한국정밀공학회추계학술대회논문집, pp. 224-228, 2001.

3. Hoff, W., Ahuja, N., "Surfaces from Stereo: Integrating Feature Matching, Disparity Estimation, and Contour Detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 2, pp. 121-136, 1989.

4. Levine, M. D., O'Handley, D. A. and Yagi, G. M., "Computer Determination of Depth Maps," Computer Graphics and Image Processing, Vol. 2, pp. 131-510, 1973.

5. Kanade, T., Okutomi, M., "A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 9, pp. 920-932, 1994.

6. 김경범, 김낙현, 정성종, "강건추정자와 직선마스크를 이용한 스테레오 정합," 대한기계학회 논문집(A), 제 24 권, 제 4 호, pp. 991-1000, 2000.

7. Kim, G. B., Chung, S. C., "A New Area-Based Stereo Algorithm for Measurement of 3D Shapes," Transactions of NAMRI/SME, Vol. 28, pp. 383-388, 2000.

8. 김경범, 정성종, "가변윈도우의 투영왜곡을 고려한 스테레오 정합 알고리즘," 대한기계학회 논문집(A), 제 25 권, 제 3 호, pp. 461-469, 2001.

9. Dhond, U. R., Aggarwal, J. K., "Structure from Stereo: A Review," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 19, No. 6, pp. 1489-1510, 1989.

10. Prazdny, K., "Detection of Binocular Disparities," Biological Cybernetics, Vol. 52, No. 2, pp. 93-99, 1985.

11. Rodrigue, J. J., Aggarwal, J. K., "Stochastic Analysis of Stereo Quantization Error," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 5, pp. 467-470, 1990.

12. Cox, I. J., Hingorani, S. L. and Rao, S. B., "Maximum Likelihood Stereo Algorithm," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 63, No. 3, pp. 542-567, 1996.