

삼차원 변이 공간을 이용한 가변윈도우법

김경범*(국립충주대학교 기계설계학과), 이홍서(국립충주대학교 기계설계학과)

A Variable Window Method with Three-Dimensional Disparity Space

G. B. Kim(Mechanical Design Eng. Dept., CJNU), H. S. Lee(Mechanical Design Eng. Dept., CJNU)

ABSTRACT

Previous stereo methods doesn't deal effectively with depth discontinuity 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 with three-dimensional disparity space. It makes the smoothing of depth discontinuity reduced by evaluating corresponding correlation values and intensity gradient-based similarity in the space. In addition, it devises the novel arbitrarily-shaped variable window to treat with disparity variations of various structure shapes. We show how our results improve on those of closely related techniques for accuracy, robustness, matching density and computing speed.

Key Words : Intensity gradient-based similarity, Stereo matching, Three-dimensional disparity space, Variable window

1. 서론

삼차원 정보는 CAD/CAM, 구조복원 등에 매우 중요하다. 스테레오 비전에서 핵심 기술은 스테레오 정합 알고리즘(stereo matching algorithm)이다. 스테레오 영상에서 고정된 사각형 윈도우를 이용하여 대응점(correspondence points)을 구하는 영역기반 스테레오 방법에서의 최적의 윈도우 크기 선택은 스테레오 영상의 조직(texture)과 변이의 국소 변화량에 의존한다. 한편, 변이가 윈도우 안에서 변하는 경계선 주변에서 윈도우 안의 밝기값은 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 윈도우 크기에 따른 변이맵의 상충성이 존재한다. 윈도우 형태와 변이간에 관계를 유도하여 특징기반 정합에 의한 윤곽검출과 보간과정을 결합하여 문제의 해결을 시도한 바 있다. Levin¹은 국소적 밝기 패턴에 따라 윈도우를 변경하였지만 변이 변화에 의한 불확도(uncertainty)가 제시되지 않았다. 이를 반영하기 위해 제시된 적응 윈도우법(adaptive window method)²은 윈도우 크기와 형태가 밝기값과 변이의 국소 변화에 따라 반복적

으로 변경, 생성되는 방법이다. 이것은 깊이불연속에서 우수한 결과를 얻을 수 있지만, 매우 많은 계산량이 요구되는 단점이 존재한다. 강건추정자와 직선마스크 기반 방식을 이용한 가변윈도우 방식³이 처음으로 제안된 바 있지만, 이 방법은 사용되는 윈도우(사각형, 직선마스크) 자체에 투영왜곡의 영향이 포함되는 단점이 있어 정합후보점이 세밀한 변이를 나타내주지 못하는 문제점이 있다.

본 논문에서는 깊이불연속에서 정합오차를 최대한 감소시켜 정확한 변이를 추정할 수 있는 가변윈도우법을 시도하고자 한다. 정합후보점 선정에서는 대응 윈도우 안에서 상관값과 밝기구배 기반의 유사성을 정의하여 구현함으로써 경계선 근처에서 평활화를 감소시켰다. 잡음에 대한 견실성이 부족한 점은 삼차원 변이 공간 안에서 정합후보점의 연결성을 조사하여 해결하였으며 다양한 영상에도 대처 가능한 가변윈도우를 고안하였다.

삼차원 구조 복원을 위한 가변윈도우법은 정화하고 잡음으로 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. 가변원도우법

2.1 정합후보점 선정

정합후보점 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 상관값(correlation value) $\rho(u, v, d)$ 을 가지게 된다. 삼차원 변이 공간의 복셀에서 좌영상의 (u, v) 화소가 우영상의 정합 후보점 $(u+d, v)$ 에 정합될 상관값 $\rho(u, v, d)$ 는 식 (1)과 같이 구할 수 있다. 여기서, β 는 가중값을 의미한다.

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

ε_{SAD} 는 식 (2)와 같고 일정한 크기의 원도우 Ω 안에서 대응되는 화소의 절대 밝기차의 합(sum of absolute difference)으로 정의 된다.

$$\begin{aligned} \varepsilon_{SAD}(u, v, d) &= \sum_{(u', v') \in \Omega} |f_L(u+u', v+v') - f_R(u+u'+d, v+v')| \\ \varepsilon_{\max} &= \max_d \varepsilon_{SAD}(u, v, d) \\ \varepsilon_{\min} &= \min_d \varepsilon_{SAD}(u, v, d) \\ \text{where } d_{\min} &\leq d \leq d_{\max} \end{aligned} \quad (2)$$

ε_{SAD} 값이 작으면 대응 화소의 상관 관계가 높다는 것을 의미하고 상관값은 1에 근접함을 알 수 있다. 이 반대의 경우, 상관값은 0에 접근한다. 결국, ε_{SAD} 의 값이 작을수록 높은 정합 가능 확률을 가지는 복셀이 존재한다. 계산된 상관값들의 양립성(consistency)을 증대하기 위해서는 그 상관값을 후원영역(support area) 안에서 평균(averaging)하여 그 복셀을 생성한다. 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.

본 연구에서는 일반적인 형상에 대처하기 위한 삼차원 후원 영역을 삼차원 변이 공간 안에서 고안하고 식 (1)과 밝기구배 기반의 유사도를 이용하여 정합 후보점 M_{mc} 의 선정을 위한 기준을 식 (3)과 같이 제안하고자 한다.

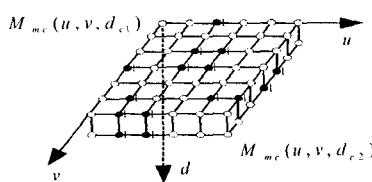


Fig. 1 Descriptions of a 3D disparity space

단순화를 위해 삼차원 후원 영역 Φ 는 고정된 폭과, 높이, 변이(깊이)를 갖는 정육면체 모양이고 N_v 는 삼차원 후원 영역의 복셀 개수이다.

$$\begin{aligned} M_{mc}(u, v, d) &= \frac{1}{N_v} \sum_{(u', v', d') \in \Phi} \rho(u+u', v+v', d+d') \\ S_G &= \frac{|\nabla f_L(u, v)| + |\nabla f_R(u+d, v)|}{2} - |\nabla f_L(u, v) - \nabla f_R(u+d, v)| \\ \text{if } M_{mc}(u, v, d) > M_{th} \text{ and } S_G > 0 \\ M_{mc}(u, v, d) &= 1 \\ \text{else} \\ M_{mc}(u, v, d) &= 0 \end{aligned} \quad (3)$$

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. 식 (1)의 상관값은 대응점의 밝기만을 고려하여 계산되었다. 반면, 식 (3)에서는 밝기의 변화 또한 고려함으로써 정합 후보점 선정의 신뢰성을 증대 시키고자 하였다.

2.2 삼차원 변이 공간 간신 및 변이 추정

Fig. 1 의 삼차원 변이 공간에서 특정한 변이를 갖는 이차원 영상의 화소 위치에 식 (3)을 이용하여 선정된 정합 후보점을 “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 기존 정합 알고리즘에서의 후원 영역에 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)⁴을 조사함으로써 삼차원 변이 공간에서의 정합 후보점을 생성해야 한다. 레이블링은 삼차원 변이 공간에서 각 복셀마다 연결된 복셀을 찾고 연결성분별로 구분하여 그것에 서로 다른 번호를 링기함으로써, 연결된 복셀의 수를 계산하여 구분된 연결성분의 면적을 복셀 단위로 구하는 것이다.

생성된 삼차원 변이 공간에서 정수형 변이는 각 변이에 따른 정합 후보점의 연결 성분(connected components; C)에 해당하는 정합 후보점의 수가 최대가 되는 위치를 식 (4)와 같이 추정한다.

$$\tilde{d} = \arg \max_j N_c(L) \text{ of } C(M_{mc}(u, v, d)) \quad (4)$$

where N_c :Number of connected labels(L)

2.3 가변원도우

깊이 불연속과 물체의 경계선에서의 점들은 부정확한 변이로 흡수 되기 때문에 세밀함이 없는 평활화 현상이 일어나게 된다. 이러한 물체 경계선에서의 평활화 현상은 경계선에 놓여진 후원 영역에 기인한다. 본 연구에서는 이 문제를 해결하기 위해 기존의 사각형 모양의 후원 영역 보다 일반적인 물체형상에 대해 대처 할 수 있는 가변원도우를 Fig. 2 와 같이 제안하고자 한다. Fig. 2 는 삼차원 변이 공간 안의 변이 d_h 평면에서 점 a, b, c 에 대한 가변원도우를 검정색으로 표시한 것이다. 이것은 임의의 형상이며 가변원도우 영역 안에서 동일한 변이를 갖는다.

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

$$\Psi = \left\{ w \mid w \in \mathbb{C}(M_{mc}(u, v, \tilde{d})) \cap \Omega_v \right\} \quad (5)$$

where Ω_v : Variable window mask

2.4 서브픽셀 변이 추정

스테레오 영상으로부터의 삼차원 구조 복원은 일반적으로 편향 광학적인 경우를 가정한 수학적 모델을 통해 이루어 진다. 실제로, 임의의 점이 스테레오 영상에 투영될 경우 각 좌표상에서 모호성이 존재하게 된다. 모호성을 규명하기 위한 서브픽셀 변이 추정은 고안된 가변원도우 안에서의 밝기만을 이용하여, 관점에 의한 밝기 변화가 발생되지 않음을 가정하여 수행한다. 왜냐하면, 정합후보점 선정 시 밝기 변화를 고려했기 때문이다.

가변원도우 안의 스테레오 영상의 밝기는 다음과 같은 관계를 가진다. 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

$$f_L(w_i) = f_R(w_i - \tilde{d}(w_i)) + n(w_i), w_i \in \Psi \quad (6)$$

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

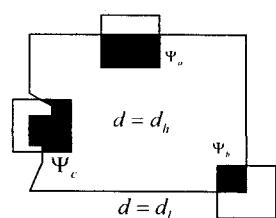


Fig. 2 Devised variable windows

영상의 밝기차와 미분값을 통해 추정한다.

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

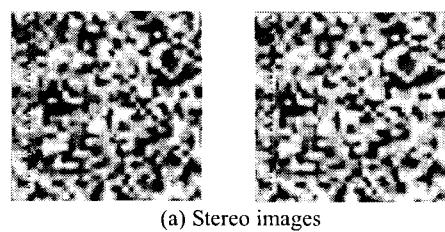
$$\delta\tilde{d} = -\frac{\sum_{w_i \in \Psi} f_R(w_i - d_0(w_i))(f_L(w_i) - f_R(w_i - d_0(w_i)))}{\sum_{w_i \in \Psi} f_R^2(w_i - d_0(w_i))} \quad (7)$$

여기서, 가변원도우를 이용하여 스테레오 정합을 수행함으로써 기존 영역기반 정합의 기본적 가정을 충분히 만족시키고 식 (7)를 통해 미지의 모호성이 규명되어 신뢰성 있는 변이를 추정할 수 있다. 제안한 가변원도우법의 성능에 대한 검증은 다음 절에서 실험을 통해 확인한다.

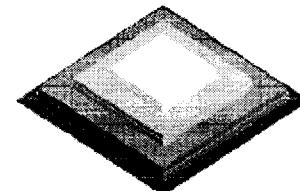
3. 실험

제안된 방법의 검증은 깊이 불연속이 존재하는 합성영상을 생성하여 이에 대한 모의 실험을 통해 수행한다. Fig. 3(a)는 변이 범위가 0~24 이고 변이가 단계적으로 불연속인 합성 스테레오 영상을 생성한 것이고 Fig. 3(b)는 그 스테레오 영상에 대한 실제의 변이 영상을 보인 것이다. 변이가 클수록 변이영상에서 밝게 표현하였다. Fig. 4 는 영역기반(SSD, NCC) 및 화소기반(MLMHV)⁵ 그리고 제안된 방법에 의해 추정된 변이 영상을 보인 것이다. 여기서, SSD 와 NCC 에서의 원도우 Ω 는 7 이며 제안된 방법에서의 $\Omega, M_{th}, \beta, \Phi$ 는 각각 3, 0.7, 9, 3 을 입력하여 실험을 수행하였다.

영역기반 방법에서는 깊이 불연속 영역에서의 평활화로 인해 큰 정합오차를 보이고 있는 반면, 화소기반 방법은 깊이 불연속 영역을 세밀하게 표현해 주고 있다. 한편, 제안된 방법은 화소기반 방



(a) Stereo images



(b) True disparity map with depth discontinuity

Fig. 3 Synthetic stereo images

법보다 깊이 불연속을 세밀하게 표현하지는 못하지만 영역기반 방법보다 우수한 변이 추정을 하고 있음을 알 수 있다.

Table 1 은 변이영상의 평가를 위해 RMS(root-mean-squared) Error, 오정합율(bad matchratio; BMR), 미정합율(no match ratio; NMR)과 계산시간을 보인 것이다. 이것은 식 (8)과 같다. SSD 는 원도우가 증가할수록 정합오차는 개선되고 있으나 투영왜곡의 영향으로 깊이불연속에서 정합 오차는 오히려 증가하고 있음을 BMR 을 통해 알 수 있고 또한, 수행 시간이 급격히 증가하고 있다. NCC 또한 이와 비슷한 결과를 보이고 있다. 화소기반인 MLMHV 는

$$\begin{aligned} \text{RMS} &= \left(\frac{1}{N_m} \sum_{(u,v)} |d_T(u,v) - \bar{d}(u,v)|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ \text{BMR} &= \frac{100}{N_m} \sum_{(u,v)} \left(|d_T(u,v) - \bar{d}(u,v)| > \Delta_d \right) \\ \text{NMR} &= \frac{100(N_p - N_m)}{N_p} \end{aligned} \quad (8)$$

where d_T : True disparity

N_m : Total number of matched pixels

Δ_d : Disparity error tolerance

N_p : Total number of pixels

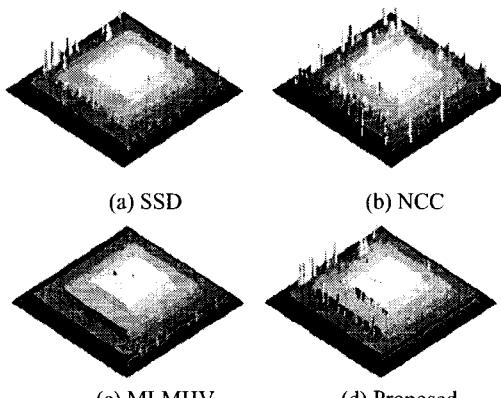


Fig. 4 Computed disparity maps

Table 1 Evaluations of several stereo methods for Fig. 4

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

정합 오차에서 제안된 방법보다 34%의 우수한 결과를 주고 있다. 이에 따라 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 밤기차가 크게 존재하고 잡음이 첨가된 스테레오 영상에서 더욱 큰 NMR 이 발생할 것임을 예상 할 수 있다. 제안한 방법은 가변원도우법을 적용하여 영역기반의 단점인 RMS 오차, BMR, 수행 시간에서 12%, 13%, 72%와 화소기반의 단점인 NMR 에서 82%를 동시에 감소시켜 보완하였다.

4. 결론

삼차원 구조 복원을 위한 스테레오 비전에서 깊이불연속에서의 정합 오차를 최대한 감소시켜 세밀하고 완만한 변이를 추정할 수 있는 새로운 가변원도우법을 제안하였다. 가변원도우법의 성능은 정확성, 즉 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 있음을 확인하였다.

참고문헌

- Levine, M. D., O'Handley, D. A., and Yagi, G. M., "Computer Determination of Depth Maps," Computer Graphics and Image Processing, Vol. 2, pp. 131-150, 1973.
- 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.
- 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.
- Jain, R., Kasturi, R., and Schunck, B. G., Machine Vision, McGraw-Hill, 1995.
- 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.