

論文2000-37CI-4-3

확산을 이용한 스테레오 정합에서 경쟁적 변이 검출 (Competition-Based Disparity Detection on the Diffusion-Based Stereo Matching)

李相璨*, 金恩至**, 薛盛旭**, 南基坤**, 金在昌**
(Sang-Chan Lee, Eun-Ji Kim, Sung-Wook Seol, Ki-Gon Nam
and, Jae-Chang Kim)

요 약

본 논문에서는 스테레오 정합 과정에서 좌우영상의 대응점(correspondence)을 구할 때 주변에 있는 화소의 변이(disparity)분포와의 경쟁을 통해 잡음에 강인한 변이 검출 알고리즘을 제안한다. 제안한 경쟁적 변이 검출 알고리즘은 스테레오 영상의 정합의 신뢰성을 높이기 위해 초기단계에서 확산과정을 통하여 정합척도(matching measure)를 집중토록 한다. 이는 정합시킬 영상 영역의 크기가 너무 작으면 잡음에 민감해지고 너무 크면 영상이 무디어 지는 단점을 보완하여 영상 영역의 크기가 확산 과정을 통해 해결되도록 한다. 두 번째 단계는 확산을 통하여 집중된 정합척도로부터 최소/최대값을 검출하는 것으로 정합척도 분포를 경쟁적으로 조절함으로써 잡음에 강인한 변이를 검출하도록 한다. 본 논문에서 제시한 방법에 의한 실험결과로부터 자연영상의 경우 정합율이 약 6.96% 향상되었다. 이러한 실험결과로부터 제안한 경쟁적 변이검출 알고리즘은 기존의 변이검출 알고리즘보다 더 신뢰성있는 변이검출 방법임을 확인한다.

Abstract

In this paper, a new disparity detection algorithm which is robust to noise is presented. It detects the disparity of an arbitrary pixel through the iterative competition with neighbor pixels in the range of disparity.

A diffusion process to improve stereo matching confidence is used prior to detecting disparity of an arbitrary pixel. It is used for aggregating initial matching measure of the difference map. If the image region for matching is too small, a wrong match might be found due to noise. On the contrary, the region is too big, it results in blurring of object boundaries. Therefore, we decide the image region for matching by using the diffusion process for aggregating matching measure, then detect the true disparity with proposed competition method to the distribution of matching measure.

Through the proposed method we get the result of improving matching rate of 6.96% with real stereo image. From the simulation with the stereo image, the proposed disparity detection method significantly outperforms the conventional method to matching rate.

* 正會員, 東義工業大學 映像情報科

(Dept. of Image Processing, DjongEui Institute of Technology)

** 正會員, 釜山大學校 電子工學部

(Dept. of Elec. Eng., Pusan National University)

接受日:2000年2月10日, 수정완료일:2000年2月26日

I. 서론

최근 인간의 능력을 컴퓨터에 접목시키고자 하는 연구와 노력이 활발히 각 분야에서 진행되고 있다. 이 중에서 스테레오 비전은 인간의 시각 시스템을 컴퓨터로 구현하려는 한 분야로 3차원 공간상에 설치된 카메라

라의 기하학적 특성이 주어진 상태에서 카메라로부터 한 장면에 대해 얻어진 좌우 두 영상에서 상호간의 정합점을 찾아내고 정합점으로부터 3차원 깊이 정보를 추출하는 일련의 과정을 거친다. 여기서 좌우 두 영상으로부터 대응점을 추출하는 정합과정이 가장 중요하고 또한, 연산에 많은 시간이 소요된다. 일반적으로 스테레오 정합의 결과는 두 영상에서 얻어진 정합점의 상대적 거리를 변이도로 나타낸다.^[1] 두 영상 사이의 대응점을 찾기 위한 방법은 크게 영역기반 정합과 특징기반 정합의 두 가지로 대별된다.

특징기반 정합은 에지(edge), 선소 또는 꼭지점 등의 영상내의 특징점들을 대상으로 대응점을 탐색하여 정합하는 방법^[2, 3]으로써 상대적으로 빠른 시간에 깊이 정보를 구할 수 있고, 특징들은 입력되는 영상의 조건에 덜 민감하다. 그러나 특징점들에 대해서만 정합함으로써 획득되는 변이 정보가 희박하게 되어, 변이를 구하지 않은 나머지 화소들에 대해서는 보간을 해야 하는 후처리 과정이 필요하므로 특징점이 조밀하지 않는 경우는 보간의 어려움이 있다. 영상의 전 영역에 대한 변이도를 구하는 영역기반 정합^[4, 5]은 국부적으로 작은 영상영역을 정합 시킴으로써 조밀한 변이도를 구할 수 있지만 정합 시키는 영상 영역내의 모든 지점의 변이가 서로 유사하다는 가정을 하여야 하므로 경계부분에서 많은 오차가 발생한다.

이상에서 논한 바와 같이 두 가지의 접근방식은 서로 장단점을 가지고 있으나 일반적으로 스테레오 비전 시스템은 영상의 전 영역에 대한 변이도를 요구하므로 영역기반 정합에 대한 연구가 비교적 활발히 이루어지고 있다. 이러한 과정에서 나타나는 중요한 관점은, "1. 두 영상간의 정합척도를 무엇으로 할 것인가? 2. 정합시킬 영역의 크기를 얼마로 할 것인가? 3. 후보 영역 중에서 최적의 정합점을 어떻게 찾을 것인가?" 하는 것이다. 정합척도는 두 지점간의 유사성을 결정하는 것으로 국부적인 화소단위나 조그만 영역 상에서 결정된다. 정합척도는 주로 영상의 밝기 차이의 절대치, 밝기 차이의 제곱, 상관도 등을 사용하며, 최적의 정합점은 이러한 정합척도를 최소/최대화 과정을 거쳐 결정된다. 이러한 과정에서 정합척도는 각 지점에 대하여 처리하는 것보다 그 주변의 정보도 함께 이용하는 것이 정합정도를 높일 수 있는데, 그 방법으로는 사각창(square window), 가우시안 콘볼루션(Gaussian convolution)^[6], 적응창(adaptive window)^[4], 확산과정

(diffusion process)^[7] 등이 사용된다. 일반적으로 상관도나 SSD(sum of squared difference)에 근거한 스테레오 정합에서는 응용분야에 따라 고정된 영역크기를 사용한다. Barnard와 Fischer^[8]가 지적하였듯이 상관도 혹은 SSD를 이용한 정합에서 중요한 과정은 정합에 필요한 충분한 밝기변화를 포함할 만큼 크고 투시변형(projective distortion)의 영향을 받지 않을 만큼 작은 영역의 크기를 결정하는 것이라 했다. 영역의 크기가 너무 작아 충분한 밝기변화를 포함하지 못하면 잡음의 영향을 받아 변이추정이 부실해지며, 반대로 너무 크게 설정되면 변이의 변화에 무디어지는(blurring) 결과를 낳게 된다.

이러한 이유로 하여 영역기반 정합에서는 국부적인 밝기변화와 변이변화를 고려하여 정합척도를 집계하는(aggregating) 영역의 크기를 결정하기 위하여 효율성, 병렬성, 영역의 크기를 조절할 수 있는 적응성과 같은 특성을 갖는 확산망^[9]을 이용하는 방법이 있다.

본 논문에서는 확산망의 특성비교에 따라 정합성능이 우수하며, 확산을 할 때 영상의 특징을 고려한 방향성을 가진 비등방성 확산망을 적용하였다. 또한, 변이 구간 내의 정합척도 중에서 최소/최대값을 갖는 변이를 검출하는 과정으로 잡음에 강인한 반복적, 경쟁적 변이 검출 알고리즘을 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 변이 검출 과정의 전 단계에 적용된 정합척도를 모으는 확산과정에 대해 설명하였고, III장에서는 기존의 변이 검출방법과 제안한 경쟁적 변이 검출 알고리즘을 나타내었다. IV장에서는 제안한 알고리즘을 적용한 스테레오 비전 시스템을 설명하였고, V장에서 이의 실험결과 및 토의를 나타내었다. 마지막 VI장에서는 결론을 내렸다.

II. 확산에 의한 정합척도 집계

본 장은 스테레오 비전 시스템에서 두 영상으로부터 얻어진 정합척도를 집계하는 수단으로 일반적인 SSD(혹은 선형확산), 비선형 확산, 비등방성 확산에 대해 자세히 알아보도록 한다.

좌우영상의 각 화소들간의 밝기정보에 대한 유사성을 나타내는 정합척도는 3차원 변이 공간(disparity space) 상에서 정의되며 다음과 같이 표현한다.

$$E_0(x, y, d) = f(I_L(x + d, y) - I_R(x, y)) \quad (1)$$

여기서 I_L 과 I_R 은 각각 좌우영상의 밝기정보이며, d 는 변이를 나타낸다. 그리고 좌우영상의 각 화소들간의 밝기정보에 대한 유사성을 나타내는 함수 f 는 SD(squared intensity difference), AD(absolute intensity difference)등이 사용된다. 또한, E_0 는 정합척도를 모으기 이전의 초기상태를 나타내며, 본 논문에서는 SD를 적용하여 다음과 같이 초기 정합척도를 구한다.

$$E_0(x, y, d) = \{I_L(x+d, y) - I_R(x, y)\}^2 \quad (2)$$

SSD 알고리즘은 일반적으로 정합척도를 모으기 위해 크기가 고정된 사각 마스크를 사용한다.(예 3×3 , 7×7 , 혹은 11×11) 이때 마스크 내의 화소들은 어떤 가중치(weight)를 가질 수 있으며, 일정한 방향으로 콘볼루션(convolution)이 되면서 정합척도를 모으게 된다. 즉 SSD 알고리즘에 의한 정합척도의 집속은 다음과 같이 표현된다.

$$E_n(x, y, d) = \sum_{(k, l) \in N} G(k, l) E_0(x+k, y+l, d) \quad (3)$$

여기서 N 은 일정한 크기의 마스크 내의 화소를 의미하고 G 는 마스크 내의 각 화소가 갖는 가중치를 의미하며 가우시안 함수가 보편적으로 사용된다. SSD 알고리즘은 확실히 정합척도를 모으는 효과를 나타내지만, 콘볼루션 마스크가 커질수록 초기영상의 불연속성이 무시되는 경향이 발생한다. 또한 SSD 알고리즘은 일정한 방향으로 확산과정을 반복하면서 정합척도를 모으는 선형확산과 같은 결과로 수렴된다.^[10] 식(3)을 선형확산으로 변형하면 다음과 같이 표현된다.

$$E_n(x, y, d) \leftarrow (1-4\alpha)E_{n-1}(x, y, d) + \alpha \sum_{(k, l) \in N_4} E_{n-1}(x+k, y+l, d), \quad (n=1, 2, 3, \dots) \quad (4)$$

여기서 N_4 는 $\{(-1,0), (1,0), (0,-1), (0,1)\}$ 로서 4방향 주변화소를 나타내며 α 는 확산계수로써 $(1-4\alpha) > 0$ 관계를 가져야 한다.^[9] n 은 확산횟수로 2차원 확산과정을 반복적으로 수행할 때마다 자신의 정보로부터 $(1-4\alpha)$ 의 비율과 인접 4개의 화소로부터 α 만큼의 정보가 집속되어 새로운 정보로 갱신된다. 이러한 동작형태를 나타낸 확산망은 그림 1과 같이 구현될 수 있다.

그림 1에서 나타내는 β 는 선형확산의 경우 $\beta=0$ 의 값을 가진다.

선형확산과 같이 확산횟수에 따라 초기영상의 불연속성이 무시되는 경향을 보완하기 위해 초기영상을 계속적으로 보여주면서 확산을 하는 비선형 확산은 다음과 같이 나타낼 수 있다.^[11]

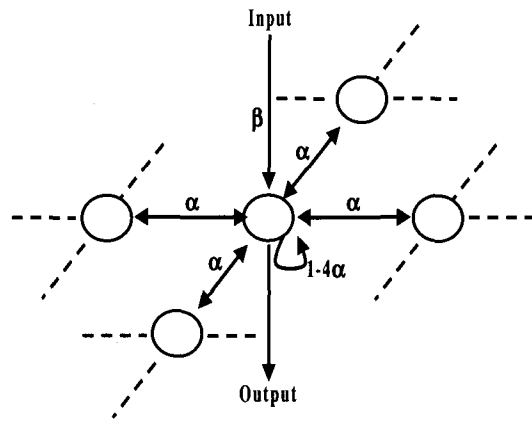


그림 1. 2차원에서의 확산망 구조

Fig. 1. Structure of 2-D diffusion network.

$$E_n(x, y, d) \leftarrow (1-4\alpha)E_{n-1}(x, y, d) + \alpha$$

$$\sum_{(k, l) \in N_4} E_{n-1}(x+k, y+l, d) + \beta E_0, \quad (n=1, 2, 3, \dots) \quad (5)$$

여기서 E_0 는 초기 정합척도이며 β 는 초기 정합척도 정보를 고려한 가중치를 나타낸다. 이때 $n > 0$ 경우 $\beta \neq 0$ 인 양의 값을 갖도록 한다.

스테레오 정합에 확산을 적용하는 목적은 임의의 화소에 대한 변이를 구하고자 할 때 그 화소만의 밝기 정보를 고려하는 것 보다 그 주변화소의 밝기 정보도 함께 고려하는 경우가 잡음(noise)에 의한 정합 에러가 적다는데 있다.^[11]

비등방성 확산은 비선형 확산과 달리 영상의 밝기 정보에 대한 특징을 고려하여 방향성을 갖고 확산이 진행되며, 임의의 신호 I 에 대해 다음과 같은 비등방성 확산 방정식으로 표현된다.^[12]

$$\nabla(\alpha(x, y, t) \nabla I) = \frac{\partial I}{\partial t} \quad (6)$$

여기서 $\alpha(x, y, t)$ 는 선형/비선형 확산에서의 일정한 확산계수와는 달리 영상에서 화소마다 값이 다른 확산계수를 나타낸다. 특히 영상내의 두 영역이 만나는 경계정보를 알 수 있다면 영역 내에 있는 화소의 확산계수는 1에 가깝게 하고, 경계부분에서는 0에 가깝게 함

으로써 확산이 진행됨에 따라 동일한 영역에만 확산을 주로 발생시킬 수 있다. 영역의 경계를 추정하는 값으로는 다음과 같이 영상의 밝기의 기울기 값을 이용한 확산함수를 사용한다.

$$\alpha(x, y, t) = f(\|\nabla I(x, y, t)\|) \quad (7)$$

식 (7)의 함수 f 는 경계부분에서 확산계수 즉 확산함수의 값을 0에 가깝게 하기 위해 경계부분에서 큰 값을 가지는 밝기의 기울기 $\|\nabla I(x, y, t)\|$ 에 단조감소적인 함수를 적당히 선택하면 된다. 본 논문에서는 다음과 같은 단조감소 함수를 사용하여 확산계수를 구하였다.^[12]

$$\alpha_n(x, y) = f(\|\nabla I_{n-1}(x, y)\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I_{n-1}(x, y)\|}{K}\right)^2} \quad (8)$$

여기서 K 는 상수이다. 식 (8)의 확산계수를 적용하여 임의의 화소 주변 4방향에 존재하는 화소들에 대하여 이산적인 반복 형태로 표현한 비등방성 확산은 다음과 같이 표현된다.

$$E_n(x, y, d) = \left(1 - \sum_{(k, l) \in N_4} \alpha_n(k, l)\right) E_{n-1}(x, y, d) + \sum_{(k, l) \in N_4} \alpha_n(k, l) E_{n-1}(x+k, y+l, d) \quad (9)$$

식 (9)의 비등방성 확산방정식은 확산이 진행될 때 영상의 국부적인 정보를 고려한 확산계수를 통해 주위정보를 집속함으로 영역이 달라지는 경계점을 넘어서는 부분의 정보는 집속하지 않고 같은 영역 안에서만 주위 정보를 집속함으로 영역의 경계부분이 강화되면서 확산이 진행된다. 따라서 변이를 구하고자 하는 임의의 화소만 고려하는 경우보다 잡음에 의한 정합 에러를 줄일 수 있다.^[10] 그림 2는 변이 정보가 물체에 해당하는 부분 df 와 배경에 해당하는 db 로 구분될 때 위치 P1, P2, P3, P4, P5, P6에서 선형/비선형 확산과 같은 등방성 확산을 이용하는 경우와 비등방성 확산을 이용하여 정합척도를 집속하는 경우에서의 확산 형태를 보인 것이다. 동일한 변이 정보를 갖는 영역의 중심에 위치한 P1, P4와 같은 지점에서는 모든 방향으로 확산되어 방향성을 갖지 않고 주위의 정합척도를 집속하지만 나머지 지점에서는 변이가 달라지는 불연속 영역에 위치하므로 같은 변이를 가진 영역 쪽으로만 확산이 발생하여 정합척도를 집속하게 된다.

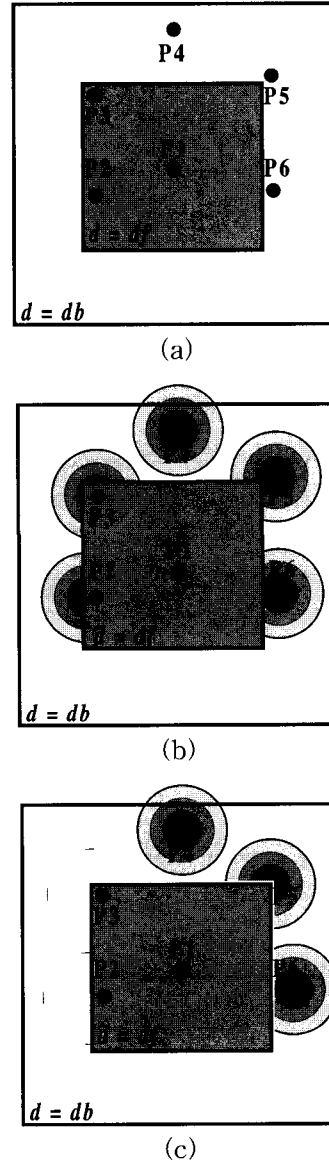


그림 2. 확산에 따른 집속영역의 형태
 (a) 정합척도 분포 (b) 선형/비선형 확산에서의 집속 형태 (c) 비등방성 확산에서의 집속 형태
 Fig. 2. Aggregated shapes by kinds of diffusion. (a) Matching measure distribution (b) Aggregated shape by linear or nonlinear diffusion (c) Aggregated shape by anisotropic diffusion

III. 제안한 경쟁적 변이 검출 방법

영역기반 또는 확산을 이용한 스테레오 정합에서 임의의 화소에 대한 변이를 구하는 방식은 좌우영상으로부터 설정된 변이 구간에서 얻어진 초기정합척도를

앞에서 언급한 SSD 혹은 선형확산, 비선형확산, 그리고 비등방성확산과 같은 방법을 이용하여 집중한 후, 그 결과를 이용하여 각 화소에 대한 변이 구간내의 정합척도가 최대값 또는 최소값을 갖는 변이를 그 화소의 변이로 결정하게 되고 이에 사용되는 식은 다음과 같다.

$$d(x, y) = \arg \min/\max_{d \in D} \{E_n(x, y, d)\} \quad (10)$$

여기서 D 는 변이영역으로 $D=[d_{\min}, d_{\max}]$ 로 제한된다. 기존의 변이 검출 방법은 그림 3에 나타난 것처럼 변이구간에서 집중된 정합척도 분포가 일정할 때, 즉 최소/최대가 여러 변이에서 나타나 실제 변이 $d(x, y)$ 를 최소/최대의 형태로 검출하기 어렵고, 폐색영역이나 잡음에 의해 집중된 정합척도가 실제 변이 $d(x, y)$ 에서보다 큰 임펄스의 형태로 나타날 때 이것을 최소/최대치로 판단하는 오류를 범하게 된다. 따라서 제안한 경쟁적 변이 검출 알고리즘에서는 앞에서 언급된 변이

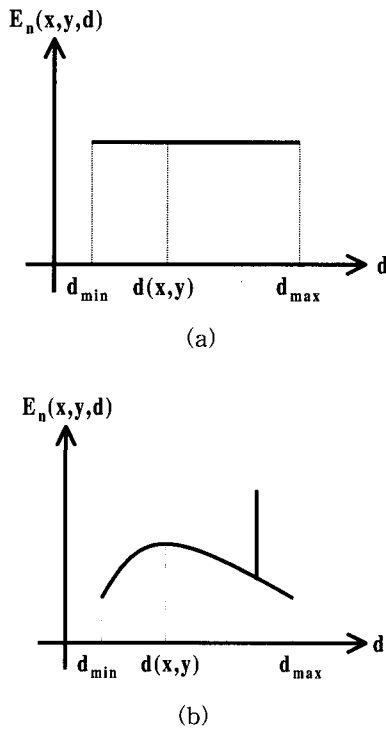


그림 3. 변이구간에서 집중된 정합척도 분포
 (a) 동일한 최대값을 갖는 정합척도 분포 (b) 임펄스 형태의 정합척도 분포
 Fig. 3. Distribution of matching measure in disparity range. (a) Uniform distribution (Multiple maximum) (b) Impulse type

검출 오류를 최소화할 수 있도록 변이를 구하고자 하는 화소와 주변 네방향에 존재하는 화소들간에 경쟁모델을 적용하였다.

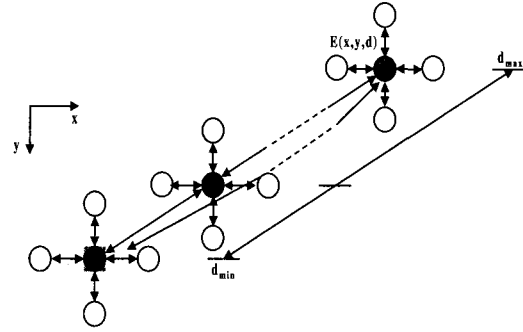


그림 4. 경쟁 모델
 Fig. 4. Competition model.

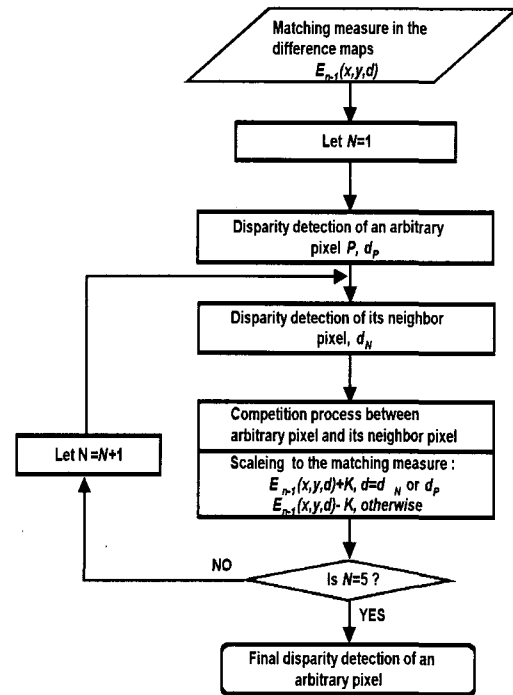


그림 5. 제안한 경쟁적 변이 검출 알고리즘의 흐름도
 Fig. 5. Flow chart of the proposed algorithm.

경쟁적 변이 검출 알고리즘은 변이를 구하고자 하는 화소의 주변 4방향에 존재하는 화소들의 변이가 구하고자 하는 화소의 변이와 동일할 확률이 우세하다는 점에 중점을 둔 것이다. 그림 4는 설정된 변이 구간에 따라 집중된 정합척도도 내에서 알고리즘에 적용할 임의의 화소와 그 주변화소와의 변이 경쟁 관계를 나타

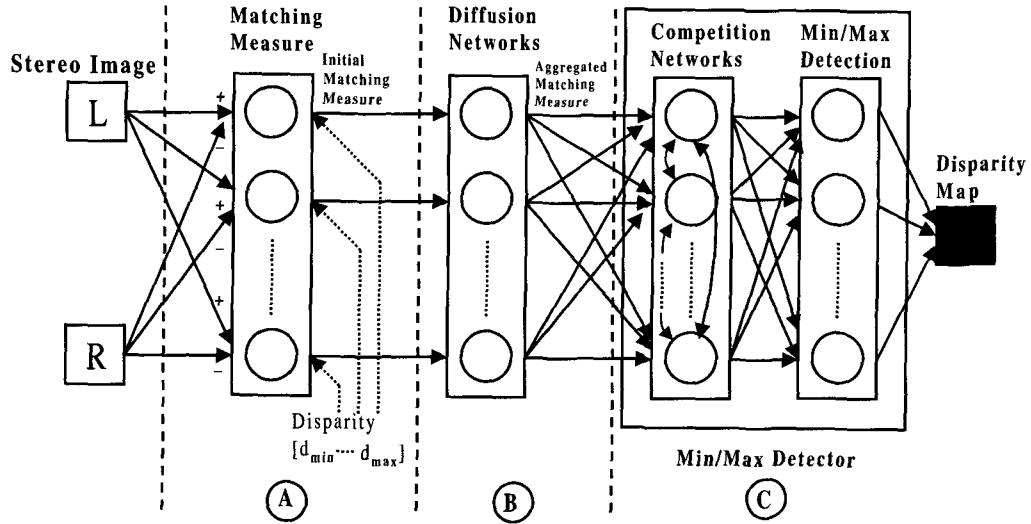


그림 6. 스테레오 비전 시스템 모델

Fig. 6. Stereo vision system with competitive minimum/maximum detector.

내었다. 여기서 중심화소들간의 화살표는 설정된 변이 구간내의 각 변이별 정합척도 분포에서 변이를 구하고자 하는 임의의 화소에 대한 경쟁 관계를 나타내고, 중심화소와 그 주변화소들간의 화살표는 변이별 정합척도 분포내에서 중심화소와 그 주변화소들간의 경쟁 관계를 나타낸다. 그림 5에서는 중심에 있는 P화소를 시작으로 한 주변 4개 화소들과의 순차적인 변이 경쟁을 통해 변이 구간 내에서 최종적으로 두드러지게 증가한 값에 해당하는 정합 신뢰도가 높은 변이를 구하는 알고리즘의 흐름도를 보인다.

여기서 $E_{n-1}(x, y, d)$ 는 임의의 화소에 대한 변이를 구하기 위해 설정된 변이 구간내의 변이 d에 대한 정합척도이며, d_n 은 주변의 4개 화소 중에서 N번째 화소에 대하여 구한 변이를 나타낸다. 먼저 변이를 구하고자 하는 임의의 화소에 대한 변이구간에서의 정합척도 분포를 구한 후 주변의 첫 번째 화소에 대하여 검출된 변이를 참조하여 앞에서 구한 정합척도 분포에서 해당하는 정합척도에 일정한 상수 값을 더하고 변이구간내의 나머지 변이에 대한 정합척도는 모두 일정한 상수 값으로 빼는 과정을 주변 4개 화소에서 반복하며 임의의 화소에 대한 정합척도 분포를 갱신하게 된다. 이와 같은 과정을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_n(x, y, d) \leftarrow E_{n-1}(x, y, d) + \gamma \sum_{(k,l) \in N_4} E_{n-1}(x+k, y+l, d) \quad (11)$$

$$\gamma = \begin{cases} +K & \text{if } E_{n-1}(x+k, y+l, d) = \max_{d \in D} \{E_{n-1}(x+k, y+l, d)\} \\ -K & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

여기서 K는 임의 상수이다. 이와 같은 경쟁 과정을 주변 4방향의 화소에 대해 반복 수행함으로써 최종적으로 갱신된 정합척도 분포에서 최소 혹은 최대값을 갖는 중심 화소의 정합 신뢰도가 높은 변이를 식 (10)에 의해 검출하게 된다.

IV. 제안한 변이 검출 방법을 적용한 스테레오 비전 시스템

스테레오 비전 시스템의 전체적인 구성도는 그림 6과 같이 크게 세 부분으로 나눌 수 있는데, 그림 6의 A단계는 좌우영상으로부터 정합척도를 구하는 과정으로 본 논문에서는 squared difference를 사용하였고, B단계는 정합척도를 모으는 과정으로 가우시안 마스크를 사용하는 SSD방식(혹은 선형확산), 비선형 확산을 이용하는 방식, 그리고 비등방성 확산을 이용하는 방식등이 있다. 그리고 C단계는 모아진 정합척도를 이용하여 해당 화소의 변이 정보를 구하는 과정으로 본 논문에서 제안한 경쟁적 변이 검출 알고리즘을 적용하였다.

정합척도를 모으는 방법으로는 모으는 범위가 고정된 SSD 알고리즘과 확산을 이용하는 방법이 있다.

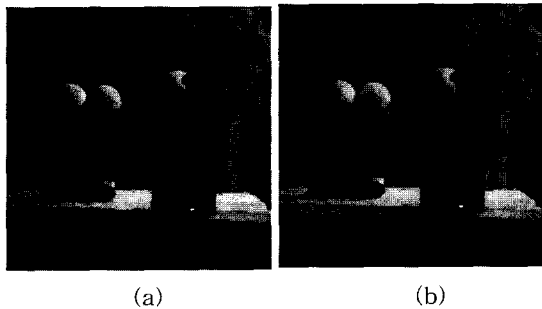
SSD는 앞에서 언급하였듯이 잡음에 의한 변이의 변형과 깊이(depth)의 흐릿해짐 사이에 상호관계(trade-off)가 존재한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 정합척도를 모으는 범위를 영상의 특징에 따라 가변시킬 수 있는 확산동작을 이용하여 그 범위가 결정되도록 하였다.

영상의 변이를 구하는 일반적인 과정은 설정된 변이 구간 내에서 크기가 최대인 정합척도에 해당하는 변이를 해당 화소의 변이로 결정하는 것이다. 이러한 과정으로 변이를 구할 경우, 변이 구간내의 어떤 정합척도가 잡음의 영향으로 값이 최대가 될 때 그것에 해당되는 변이를 화소의 변이로 결정하게 되는 정합 오류가 발생할 수 있다. 이러한 정합 오류를 줄이기 위해 본 논문에서는 영상에서 경계 영역을 제외한 부분은 주변의 화소가 동일한 변이를 갖고 또한 경계 영역에서도 주변 4방향을 고려할 때 동일한 변이를 갖는 수가 우세한 점을 이용하여 변이를 구하고자 하는 중심 픽셀의 주변 4방향의 화소에 대한 변이 경쟁을 통해 해당 화소의 보다 신뢰성 있는 변이를 검출하게 된다.

V. 실험결과 및 토의

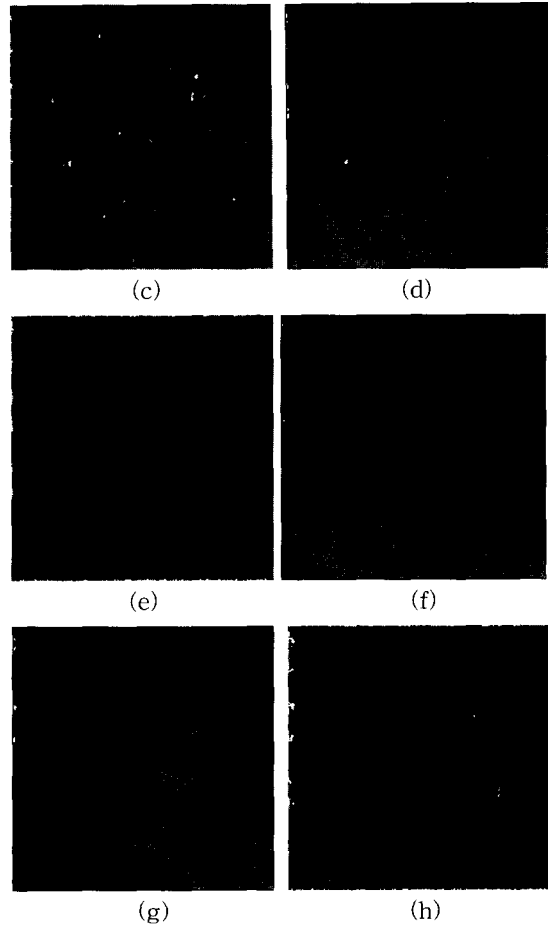
본 논문에서는 정합척도를 모으는 방법으로 확산을 이용하였고, 모아진 정합척도로부터 신뢰성 있는 변이를 검출하기 위해 주변 4방향의 화소에 제안한 반복적, 경쟁적 변이 검출 알고리즘을 적용하여 최종적인 변이를 검출하는 실험을 하였다.

제안한 알고리즘의 효용성을 나타내기 위해 실험에 사용한 스테레오 영상은 실험실에서 2대의 카메라로 제작한 256×256 크기의 테스트 영상과 256×256 크기의 자연영상인 트리(Tree) 영상이며, 정합척도를 모으는데 있어 고정된 영역 크기를 갖고 가우시안 마스크를 사용한 SSD 알고리즘, 비선형 확산을 이용한



(a)

(b)



(c)

(d)

(e)

(f)

(g)

(h)

그림 7. Test 영상 및 변이 영상 (a) 좌영상 (b) 우영상 (c) SSD에 일반적인 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (d) SSD에 제안한 경쟁적 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (e) 비선형 확산에 일반적인 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (f) 비선형 확산에 제안한 경쟁적 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (g) 비등방성 확산에 일반적인 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (h) 비등방성 확산에 제안한 경쟁적 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상

Fig. 7. Test images and disparity maps. (a) Left image (b) Right image (c) Disparity map obtained by using the general disparity detection method and SSD (d) Disparity map obtained by using the proposed method and SSD (e) Disparity map obtained by using the general disparity detection method and nonlinear diffusion (f) Disparity map obtained by using the proposed method and nonlinear diffusion (g) Disparity map obtained by using the general disparity detection method and anisotropic diffusion (h) Disparity map obtained by using the proposed method and anisotropic diffusion.

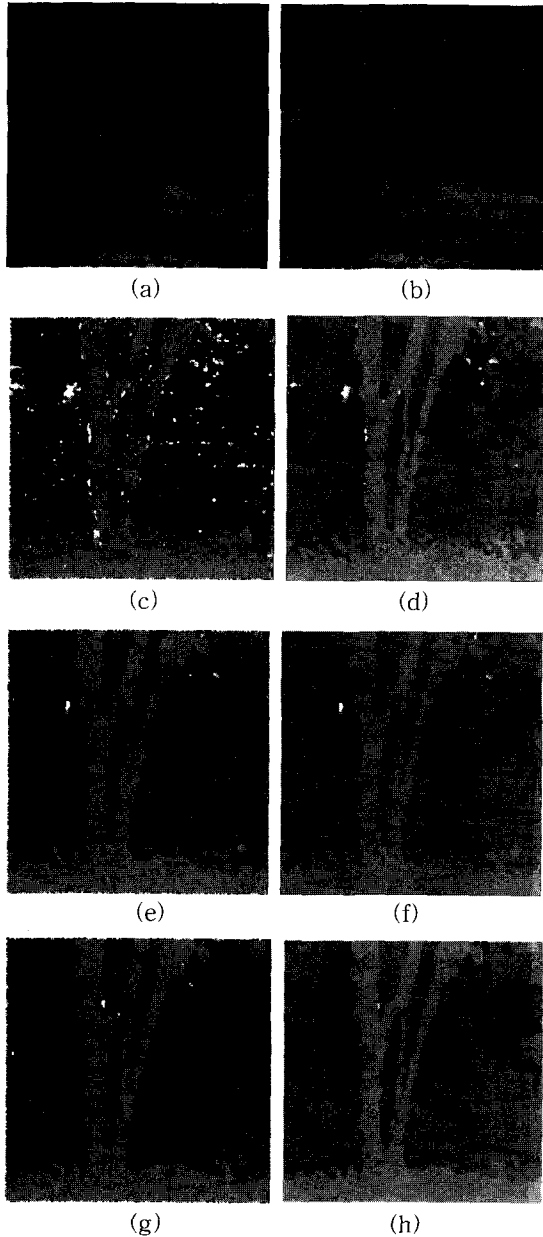


그림 8. 트리 영상 및 변이 영상 (a) 좌영상 (b) 우영상 (c) SSD에 일반적인 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (d) SSD에 제안한 경쟁적 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (e) 비선형 확산에 일반적인 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (f) 비선형 확산에 제안한 경쟁적 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (g) 비등방성 확산에 일반적인 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상 (h) 비등방성 확산에 제안한 경쟁적 변이 검출 방법을 적용하여 구한 변이 영상

Fig. 8. "Tree" stereo images and disparity maps. (a) Left image (b) Right image (c) Disparity map obtained by using the general disparity detection

method and SSD (d) Disparity map obtained by using the proposed method and SSD (e) Disparity map obtained by using the general disparity detection method and nonlinear diffusion (f) Disparity map obtained by using the proposed method and nonlinear diffusion (g) Disparity map obtained by using the general disparity detection method and anisotropic diffusion (h) Disparity map obtained by using the proposed method and anisotropic diffusion.

Scharstein방법^[11], 그리고 비등방성 확산을 이용한 Malik방법^[12]에 일반적인 변이 검출 과정을 적용하여 얻어진 변이도와 성능 비교를 하였다. SSD에 적용된 마스크의 크기는 7×7로 하였고, 비선형 확산 및 비등방성 확산은 확산 횟수를 20으로 하여 실험하였다. 3장에 언급된 바와 같이 일반적인 변이 검출 과정은 최종적인 변이를 검출할 때 본 논문에서 제안한 알고리즘과 달리 변이 구간 내에서 단순히 해당 화소의 정합 척도가 최대 또는 최소값이 되는 변이를 그 화소의 변이로 결정한다.

일반적인 변이 검출 방법을 적용한 그림 (7)과 (8)의 (c), (e), (g)결과를 살펴보면 고정된 영역을 이용하여 정합척도를 모으는 SSD의 결과보다 영역의 크기를 영상의 특징에 따라 가변시키는 비선형 확산, 비등방성 확산을 이용한 방법이 보다 정확한 변이 정보를 구할 수 있음을 볼 수 있고, 그림 (7)과 (8)의 (d), (f), (h)결과를 보면 제안한 변이 검출 알고리즘을 적용한 결과는 보다 우수한 성능을 나타냄을 볼 수 있다. 실험 결과를 보다 객관적으로 비교하기 위하여 정합율을 도입하였다.^[13] 정합율 m은 다음과 같이 정의된다.

$$m = \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{y=0}^{N_x-1} \sum_{x=0}^{N_y-1} k(x, y)$$

$$\text{where, } k(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I_R(x, y) - I_L(x + D(x, y), y)| \leq \theta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

여기서 θ 는 최대 밝기차의 5%, 즉 12로 설정하였다. 이것은 정합율 m이 전체 영상에 대해 좌,우 정합 화소의 밝기차가 12 이내인 정합쌍의 비율을 의미한다. 영상 자체만으로는 모든 화소에 대한 정확한 변이 정보를 알 수 없기 때문에 정의한 정합율은 절대적인 성능 분석의 기준이라 할 수는 없고 다만 대략적인 성능 판단의 기준으로 삼을 수 밖에 없다.

표 1은 2가지 실험 영상에 대한 각 알고리즘별 정합율을 나타낸 것이다. 정합율의 수치적인 측면에서도 제안한 알고리즘의 성능이 우수함을 알 수 있었다.

표 1. 정합율(m)에 의한 알고리즘의 성능 비교
Table 1. Performance of algorithms for matching rate[%].

	general disparity detection		proposed competitive disparity detection	
	Test	Tree	Test	Tree
SSD(or linear)	83.66	87.80	84.04	87.85
nonlinear	83.68	87.92	84.07	88.69
anisotropic	84.37	88.02	84.77	94.98

VI. 결 론

본 논문에서는 스테레오 정합에서 해결해야 할 중요한 과제중의 하나인 영상의 보다 정확한 변이를 찾는 방법을 제안하였다. 일반적인 변이 검출 알고리즘의 경우 확산을 통해 집중된 정합척도로부터 단지 최소 또는 최대값을 찾아 그때의 변이를 해당 화소의 변이로 결정하는 방식으로 만약 정합척도 분포에서 다수개의 최대 또는 최소값이 존재하는 경우나 잡음으로 인해 비정상적인 최소 또는 최대값이 존재하는 경우에 이를 해당 화소의 변이로 결정하는 오류를 범하게 된다. 그러나 제안한 변이 검출 알고리즘의 경우 이러한 오류의 최소화를 위하여 집중된 정합척도를 설정된 변이 구간 내에서 주변 네 방향의 화소에 대하여 반복, 경쟁과정을 거친다. 두 알고리즘에 대한 객관적인 성능 비교를 위해 정합율을 도입하여 수치적으로 비교한 결과, 제안한 경쟁적 변이 검출 알고리즘은 기존의 변이 검출 알고리즘에 비해 정합율이 전반적으로 향상되었음을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] U. R. Dond and J. K. Aggarwal, "Structure from stereo-a review," *IEEE Trans. on systems, Man and Cybernetics*, vol. 19, no. 6, pp. 1189-1510, Nov./Dec. 1989.
- [2] D. Marr and T. Poggio, "A computational theory of human stereo vision," in *Proc. Royal Society London B*, vol. 204, pp. 301-328, 1979.
- [3] S. Barnard and W. Thompson, "Disparity analysis of images," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 2, no. 4, pp. 333-340, Jul.1980.
- [4] T. Kanade and M. Okutomi, "A stereo matching algorithm with an adaptive window : theory and experiment," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 9, pp. 920-932, Sep. 1994.
- [5] D. Terzopoulos, "Multilevel computational processes for visual surface reconstruction," *Compt. Vision and Graphics Image Processing*, vol. 24, pp. 52-96. 1983.
- [6] D. Scharstein, "Matching images by comparing their gradientfields," *12th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 1199, pp.1630-1639, 1989.
- [7] R. Szeliski and G. Hinton, "Solving random-dot stereograms using the heat equation," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 284-288, SanFrancisco, Jun. 1985.
- [8] S. T. Barnard and M. A. Fischer, "Stereo vision," in *Encycloperdia of Artificial Intelligence*, pp. 1083-1090, New York : Jon Wiley, 1987.
- [9] 권률, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "확산뉴런망을 이용한 영상처리," *전자공학회 논문지*, 제 30권 B 편, 제 1호, pp. 90-99, 1993
- [10] 이상찬, 남기곤, 김재창, 강창순, 정두영, "확산망을 이용한 스테레오 정합에 관한 연구," *전자공학회 논문지*, 제 53권 S편, 제 2호, pp. 126-136, 1998
- [11] D. Scharstein, R. Szeliski, "Stereo matching with non-linear diffusion," *Int'l J. of Computer Vision*, vol.28, no. 2, pp. 155-177, Jul. 1998.

[12] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 12, no. 7, pp. 629-639, Jul. 1990.

[13] 주재흠, 오종규, 설성욱, 이철현, 남기곤, "에지정보를 강조한 동적계획법에 의한 스테레오 정합," *대한전자 공학회 논문지*, 제36권 S편, 제10호, pp. 123-131, 1999

저 자 소 개



李 相 璿(正會員)

1959년 9월 24일생. 1985년 2월 부산대학교 전자공학과 공학사. 1985년 1월~1991년 6월 (주)효성 컴퓨터사업부 근무. 1994년 2월~부산대학교 대학원 전자공학 석사. 1994년 3월~현재 부산대학교 대학원 박사과정. 1997년 3월~현재 동의공업대학 영상정보과 조교수

薛 盛 旭(正會員)

1995년 2월 경성대학교 컴퓨터공학과 공학사. 1998년 2월 부산대학교 대학원 전자공학 석사. 1998년 9월~현재 부산대학교 대학원 전자공학 박사과정

南 基 坤(正會員) 第36卷 S編 第5號 參照

현재 부산대학교 전자공학과 교수. 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소 연구소 연구원



金 恩 至(正會員)

1973년 6월 10일생. 1999년 2월 부산대학교 전자공학과 공학사. 1999년 8월~현재 부산대학교 대학원 전자공학 석사과정

金 在 昌(正會員) 第35卷 S編 第2號 參照

현재 부산대학교 전자공학과 교수