

論文95-32B-12-6

경계선 및 영역 정보를 이용한 스테레오 정합

(Stereo Matching Based on Edge and Area Information)

韓圭必*, 金容奭*, 都敬勳*, 河永浩*

(Kyu-Phil Han, Yong-Suk Kim, Kyeong-Hoon Do, and Yeong-Ho Ha)

요 약

본 연구에서는 스테레오 시각의 정합법 중 경계선과 영역 기반 정합법의 장점을 이용하는 복합적인 정합 방법을 제안하였고, 제안된 정합법에 적당한 정합 요소를 추출하기 위해 새로운 특징 추출 연산자를 사용하였다. 정합은 비교적 정확한 변위를 구할 수 있는 경계선을 중심으로 영역의 내부로 변위를 확산하는 형태의 방법을 택하였고, 경계선, 경계선 주변 그리고 영역 내부의 정합 단계에 알맞은 정합 전략을 제시하였고, 또한, 국부 정보를 충실히 이용하기 위해서 국소 적응 창들을 이용하였다. 각 화소의 정합 오차들은 오정합을 줄이기 위하여 개선된 이완 처리 단계를 거쳐 최종 변위값을 출력하게 된다. 제안한 정합법은 정확한 변위를 얻을 수 있을 뿐만 아니라, 영상의 전체 변위를 얻을 수 있었다.

Abstract

A hybrid approach which includes edge- and region-based methods is considered. The modified non-linear Laplacian(MNL) filter is used for feature extraction. The matching algorithm has three steps which are edge, signed region, and residual region matching. At first, the edge points are matched using the sign and direction of edges. Then, the disparity is propagated from edge to inside region. A variable window is used to consider the local information of region shape and sign. This method has the advantages of feature-based method which give accurate matched points and area-based method which can obtain full-resolution disparity map. In addition, a new relaxation algorithm for considering matching possibility derived from normalized error and regional continuity constraint is proposed to reduce the mismatched points. By the result of simulation for various images, this algorithm is insensitive to noise and gives full-resolution disparity map.

I. 서 론

인간의 시각 체계는 서로 다른 위치에서 획득된 두 영상을 적절히 정합함으로써 거리 정보를 얻는 것으로 알려져 왔다. 스테레오 정합은 인간 시각 체계의 거리 추출 능력을 자동화하기 위한 컴퓨터 시각 분야중 하나이다. 이 방법은 능동적인 거리 측정법에 비해 효과

적이고 실제 응용 환경의 제약을 적게 받는다는 장점 때문에 의료 영상, 공장 자동화 및 지도 제작에 널리 이용되어 오고 있다^[1]. 거리 정보를 얻기 위한 스테레오 시각의 기본 단계는 영상 획득, 특징 추출, 스테레오 정합, 변위 추정, 변위로 부터의 거리계산 등으로 이루어지는데 여기에서 가장 중요한 인자는 특징으로 사용될 정합 요소의 선택과 그 요소에 적절한 정합 전략을 구하는 것이라 할 수 있다.

스테레오 정합은 정합 요소에 따라 크게 특징 기반(feature-based)법과 영역 기반(region-based)법으로 나눌 수 있다. 특징 기반에 사용되는 정합 요소

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

接受日字: 1995年4月6日, 수정완료일: 1995年11月16日

(matching primitive)는 영 교차점^[21], 경계선^[13], 모서리, 마루, 골, 원추 곡선^[41] 등이 있다. 이들은 정합 점이 정확하고 잡음에 강한 특징을 가지나, 정합되어지는 점들의 수가 적으므로 전체 영상의 변위값을 구하기 위해서는 폐색 모델링(occlusion modeling)과 변위연속성(disparity continuity)등을 포함하는 어려운 내삽(interpolation)과정을 필요로 하게 된다. 반면에, 영역 기반법에서의 정합 요소는 밝기 정보의 변화가 평탄하거나 동일한 영역의 모양, 평균 밝기 및 면적 등을 이용한다^[5]. 이 정합 요소는 밝기 정보에 많이 의존하기 때문에 잡음에 약한 면이 있지만 영상의 전체 거리 정보를 얻을 수 있다는 장점이 있다.

최근에는 계층적인 정합법^[6], 여러 가지 정합 요소를 이용하는 복합적인 정합법^[7], 색정보를 이용하는 정합법^[8], 여러 장의 스테레오 영상을 이용하는 정합법^[9], 그리고 위상을 이용하는 정합법^[10] 등이 제안되고 있다.

본 논문에서는 정확한 정합 점을 얻기 위해서 특징 기반 정합법 중에서 경계선 기반법(edge-based method)을 이용하고 전체 변위를 얻기 위해 영역 기반법(region-based)을 이용하는 복합적인 방법(hybrid method)을 사용하였다. 이런 복합적인 스테레오 정합에 적절한 정합 요소를 추출하기 위해서 NL(nonlinear Laplacian) 필터를 변형한 새로운 특징 추출 방법을 제안하였다. NL필터는 LoG계열의 필터보다 창들의 크기를 보다 작게 할 수 있을 뿐만 아니라 곱셈 계산이 없으며 모폴로지(morphology)로 접근이 가능하고 하드웨어 구현이 용이하다는 장점이 있다. 변형된 NL 미분 연산자는 Odd HDC(hierarchical discrete correlation), NL연산자 및 연결성이 강한 경계선을 연결해 주는 과정을 포함하고 있다. 본 논문에서 사용된 정합 요소는 영 교차점, 필터링된 후에 양의 값을 가지는 양의 영역, 음의 영역 및 영(zero)의 영역을 사용하였다. 그리고 정합 전략으로는 경계선에서 정확한 정합점을 찾은 후 그 점을 기준점으로 하여 변위를 각 영역의 내부로 확산하는 방법을 이용하였다. 그러므로 정합은 3단계(경계선, 경계선 주변, 영역 내부 정합)로 나누어지며 각 단계의 특징에 맞는 정합 전략을 제시하였다. 그리고 마지막으로 각 정합점에서 얻은 최소의 정합치들은 자기 화소의 정합에 사용된 창들의 크기로 정규화된 후 정합치의 확률 분포에 의해 각각 정합 가능성(possibility)으로 변

환되어진다. 보편적으로 이 변환에 사용되어지는 함수는 한 개의 차수를 가지는 sigmoid 함수를 이용하지만, 본 논문에서 구한 오차의 분포는 절대값과 최소 오차를 이용하기 때문에 정의역이 양의 실수이고 분포곡선이 비대칭성을 가진다. 그러므로 가능성 값으로 바뀌어질 때 평균을 기준으로 분포도가 다르므로 서로 다른 차수를 갖는 sigmoid 함수로써 변환을 수행하였다. 변환되어진 가능성치들은 주변의 가능성 값에 의해 개선되어지는 이완 처리 과정을 거쳐 최종 변위값을 출력하게 된다.

제안된 정합 방법은 특정 정합에서 전 영상의 변위 값(full-resolution disparity map)을 얻을 수 없는 단점과 영역 정합에서 잡음에 약한 면을 보완하였고 각 정합 단계에서 국부 적응 창들의 사용으로 영상의 국부 정보를 충실히 이용하였다. 본 논문에서 제시한 알고리즘으로 합성 영상과 실제 영상에 적용해 본 결과, 계산 시간이 적게 소요되고 비교적 정확한 변위 값을 얻을 수 있었다.

II. 특징 추출

정합에 필요한 요소를 추출하는데는 NL(nonlinear Laplacian)필터를 스테레오 정합에 알맞게 변형한 MNL(modified nonlinear Laplacian)필터를 사용하였고 정합에 사용된 특징들은 경계선, 영의 영역, 음의 영역 그리고 양의 영역 영상이다.

1. 변형된 NL필터

1) Odd HDC(hierarchical discrete correlation)

Odd HDC는 직접적인 상관도 함수나 고속 푸리에 변환을 이용한 상관도 함수보다 계산량이 적을 뿐만 아니라 창들의 크기를 여러 가지로 할 수 있다^[11]. 그리고 이 필터의 성질은 저역 통과 필터와 같은 역할을 한다. 실제 미분 연산자를 사용할 경우에는 ill-posed 미분 문제를 해결하기 위해 미분 연산 이전에 Gaussian 저역 통과 필터링을 한다. 이는 Poggio에 의해 제시된 미분 문제의 정규화(regularization)에 대한 연구에서 Gaussian 함수와 비슷한 cubic spline의 일차 미분 함수로 영상을 상층 적분하면 최적의 well-posed 문제로 전환할 수 있다는 사실에 근거한 것이다. 따라서, Gaussian 필터 대신에 Odd HDC를 사용하여 미분시 발생하는 ill-posed 문제를 well-

posed 문제로 전환시키는 최적화 필터로 사용하였다. 다음 식은 일차원 신호에서 HDC를 나타낸다.

$$g_0(x) = f(x),$$

$$g_l(x) = \sum_{i=-m}^m w(i)g_{l-1}(x+ir^{l-1}) \quad \text{for } l \geq 1. \quad (1)$$

여기서 $f(x)$ 는 입력 신호, $g_l(x)$ 는 단계 l 에서의 출력 신호, $w(i)$ 는 가중치 함수를 나타내고 창틀의 크기는 $k = 2m + 1$ 로 주어진다. HDC를 한번도 하지 않은 신호는 원신호와 같고 단계를 증가시킬수록 더 많은 몽롱화가 이루어진다. 이 필터의 성질은 가중치 함수에 의해 결정되는데 이것은 아래의 $w(i)$ 제약 조건에 의해 설명되어 질 수 있다.

Normalization : $\sum_{i=-m}^m w(i) = 1.$

Symmetry : $w(x) = w(-x)$ for all $x.$ (2)

Unimodal : $w(x_1) \geq w(x_2) \geq 0$ for $0 \leq x_1 \leq x_2.$

Equal Contribution : $\sum_{i=-m}^m w(j+ir) = \text{constant} (= \frac{1}{r})$
for all $j, 0 \leq j < r.$

여기서 첫번째 식은 저역통과 필터의 성질을 나타내며 크기가 5인 필터에 대해서 이산적인 $w(i)$ 의 가중치를 제약 조건에 의해 구해 보면 유일한 해를 구할 수 없지만, 각 계수에 대한 범위가 주어지므로 선택되어지는 값에 따라 약간의 차이가 있을 수 있다. 그러나 그 중에서 가중치가 순서대로 0.05, 0.25, 0.4, 0.25, 0.05 이면 상승 적분을 계속 반복할 때 Gaussian 함수에 가장 접근하는 것으로 알려져 있다.

2) 비선형 이차 미분(nonlinear Laplacian) 연산자

비선형 일차 미분 연산자 NG(nonlinear gradient)는 다음 식과 같이 정의되며 W 는 창틀 내의 모든 화소를 나타낸다.

$$NG1[I(m, n)] = \max_{(m+k, n+l) \in W} [I(m+k, n+l)] - I(m, n) \quad (3-a)$$

$$NG2[I(m, n)] = I(m, n) - \min_{(m+k, n+l) \in W} [I(m+k, n+l)] \quad (3-b)$$

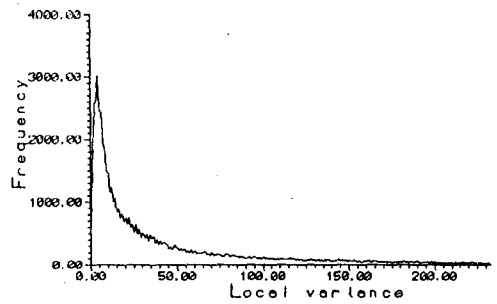
만약 계단 경계선에 NG연산자 적용을 해보면 식(3-a)은 경계선의 오른쪽 끝에서 응답이 가장 크고, 식(3-b)는 경계선의 왼쪽 끝에서 응답이 가장 크게 나타나므로 경계선의 이동을 가져온다는 단점이 있다.

비선형 이차 미분 연산자인 NL은 다음 식으로 나타

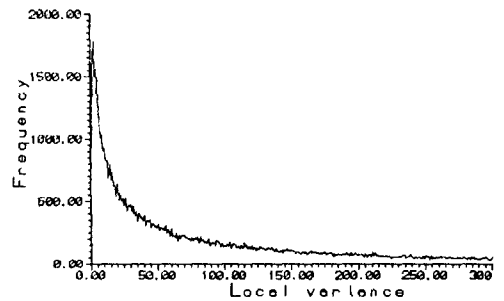
낼 수 있다.

$$NL[I(m, n)] = \{ \max_{(m+k, n+l) \in W} [I(m+k, n+l)] - I(m, n) \} - \{ I(m, n) - \min_{(m+k, n+l) \in W} [I(m+k, n+l)] \} \quad (4)$$

NL 연산자는 계단 경계선에 대한 감도가 뛰어나며 비이어서 효과도 없어서 정확한 경계선을 찾을 수 있다는 장점이 있다. 그리고 식(4)의 앞 항은 모폴로지의 팽창(dilation), 뒤항은 수축(erosion)에 각각 해당될 수 있으므로 모폴로지컬 미분 연산자와 밀접한 관계가 있다.



(a)



(b)

그림 1. 실 영상의 국부 분산 분포

(a) "Girl" 영상의 국부 분산 분포(최대값:7,629) (b) "Pentagon" 영상의 국부 분산 분포(최대값:1,770)

Fig. 1. The distribution of the local variance for real image.

(a) "Girl" image. (b) "Pentagon" image.

3) 미소 경계치(edgeness) 화소의 제거와 영역 성장

실제 영상에 미분 연산자를 적용해 보면 3×3 이나 5×5 창틀에서 국부 분산이 5미만인 화소들이 많이 나오는 것을 볼 수 있다. 이들은 창의 내부에서 밝기값

변화가 아주 작아서 인간의 시각으로 감지할 수 없고 잡음으로 간주할 만큼 충분히 작은 값이다. 이 미소 경계점들을 경계선 정합에 이용하면 많은 오정합 가능성을 가지기 때문에, 경계선 주변의 국부 분산이 전체 국부 분산의 특정 문턱치 보다 작은 값을 가지는 화소들은 제거되어야만 한다. 그러나 어떤 물체의 한쪽 경계선은 급격히 변화하고 다른 면은 부드럽게 변화할 때에는 이 문턱치 값에 의해 물체의 완만한 부분의 경계선이 끊어지게 되는 결과를 가져온다. 그래서 이 현상을 보상하기 위해 문턱치로 제거되지 않은 화소들의 값을 중심으로 이전에 같은 부호를 가지고 있으면서 연결성이 있는 화소들은 다시 결합시키게 하였다. 여기서 누락된 화소들은 국부 분산이 적으므로 영역 기반 정합으로 정합 하는 것이 더 효과적이다. 그리고 문턱치의 결정은 될 수 있는 한 많은 경계선을 찾고 경계선 정합의 조건을 강화하여 오정합되는 화소를 제거하는 것이 합리적이므로, 최대 국부 분산에서부터 전체의 10%를 차지하는 국부 분산을 고려하지 않고 남은 화소들의 평균 국부 분산을 문턱치로 이용하였다.

그림 1은 "Girl"과 "Pentagon" 영상에서 창틀을 3×3으로 했을 때 최대 국부 분산의 10%를 제거한 값들의 분포를 나타낸다. 만약 문턱 값을 결정하는데 큰 분산값을 가지는 화소들을 고려한다면 정합 되어질 수 있는 화소가 제거되어질 수 있고 작은 국부 분산값까지 경계선에 포함시킨다면 스테레오 정합에 큰 오정합을 가져올 것이다.

4) 고립 영점 제거와 경계선의 위치 선정

미분 연산자에 의해 처리된 영상에는 자기화소의 값이 영이 되면서 부호가 교차되는 점은 아주 드물다. 그러나 이러한 점들은 대부분 변위가 변하는 경계선 부분에서 존재하고 영역 내부의 영의 영역과는 달리 부호를 가지는 영역들 사이에 고립 점으로 나타나므로 이완 처리 단계에서 자신의 변위값을 유지할 수 없게 되는 문제를 유발시킨다. 그 결과 경계선 변위의 침식을 가져오게 된다. 그러므로 영으로 양자화된 영 교차점, 즉 고립 영점들은 주변 영역중 0에 가까운 부호 영역으로 다시 분류되어야만 한다. 경계선 선정은 영역 영상에서 양자화된 값 중 부호가 교차하면서 영에 가까운 값을 영교차 점으로 선택하였다. 이렇게 할 경우 경계선의 일부 화소가 한 화소 정도 이동하는데, 스테레오 정합에는 큰 문제가 되지 않는 것을 볼 수 있다.

2. 특징 영상

정합 요소는 그림 2와 같이 경계선과 세개의 영역을 선택하였다. 경계선은 앞장에서 설명한 바와같고, 영역들은 MNL(modified nonlinear Laplacian) 필터링 이후 출력되는 화소의 값과 부호에 의해 결정되어진다. 먼저 양의 영역과 음의 영역은 각각 필터를 통과한 후 화소의 부호에 의해 결정되어지고, 영의 영역은 MNL 필터링 이후 출력 값이 0인 점들로 이루어진 영역이다. 이 영의 영역은 밝기 값이 동일한 영역의 크기가 미분 연산자의 창틀 크기보다 클 때 나타난다. 부호가 있는 영역은 경계선 주변의 영역이 되고 영의 영역은 경계선에서 멀리 떨어진 영역의 내부가 된다. 이들 영역들은 경계선 정합 이후 변위값을 확장시킬 때 중요한 정보를 제공하게 된다. 그림 2(b)에서 밝기를 3부분으로 나눌 수 있는데 가장 어두운 영역이 양의 영역, 그 다음이 음의 영역, 그리고 가장 밝은 부분이 영의 영역이다.



(a) (b)

그림 2. "Pentagon"의 특징 영상 (a) 경계선 영상 (b) 영역 영상

Fig. 2. The feature image of "Pentagon" (a) The edge image. (b) The region image.

III. 제안한 스테레오 정합 방법

제안한 정합 전략은 먼저 경계선들의 변위를 구한 다음 비교적 정확한 변위값을 가지는 이러한 경계선으로부터 영역 내부로 변위 값을 확장하는 형태의 방법을 선택하였고, 3단계의 정합 과정(경계선 정합 단계, 경계선 주변 화소의 정합 단계 및 영역 내부 화소 정합 단계)과 이완 처리 단계로 전체 4단계의 과정을 가진다. 각 정합 단계에서는 그 단계의 정합에 적합한 창틀의 크기와 형태를 국부 적응적으로 선택하였고, 이완 처리 단계에서는 주변의 정합 가능성 값을 영역 내부

의 변위 연속성 규칙을 이용하여 자신의 정합 가능성을 값을 변화시켰다.

1. 경계선 정합 단계

경계선 정합에는 II장에서 구한 특징 영상들로부터 보편적으로 경계선 정합^[12]에 이용되는 경계선의 부호, 방향, 밝기값 뿐만 아니라, 경계선의 방향에 따라 창틀의 방향과 크기를 달리하여 정합에 이용하였다. 경계선 정합은 먼저 정합 범위 내에서 같은 부호를 가지고 방향이 비슷한 후보 화소들을 선택하여 그림 3과 같은 초기 창틀로 밝기 정보에 기반을 둔 정합을 한다. 이 창틀은 경계 화소의 방향에 따라 결정되며 크기는 확장되어질 수 있다. MAD(mean absolute difference)를 최소로 할 때의 창틀로 정합한 점을 초기 정합점으로 선택하였고, 이 최소 오차점을 중심으로 위에서 구한 창틀로 좌우 몇화소(전체 고려 변위폭의 50%에 해당하는 화소)에서 명암도 기반의 정합 오차를 다시 구하게 된다. 이는 이완 처리 단계에서 주변 값에 의해 변위(disparity)를 결정하게 하기 위해서이다.

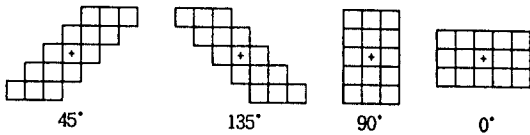


그림 3. 경계선 정합에 사용된 초기 창틀. 이때 "+"는 중심화소를 나타낸다.

Fig. 3. Proposed initial window type for edge pixel matching. "+" represents the center pixel.

2. 경계선 주변 화소 정합 단계

경계선 정합이 정확하다는 가정 하에서 경계선 주변 화소를 정합하게 되는데, 보편적으로 경계선에서 변위 값이 급격히 변하므로 경계선 좌우의 양과 음의 영역의 인접 화소는 주변 영역 화소의 변위 지표가 되므로 정확하게 선택되어야 한다. 그리고 이 인접 화소는 전체 변위 고려 범위에서 선택되어야 한다. 왜냐하면, 경계선의 좌우 변위중 어느 쪽이 경계선의 변위와 연결되어 있는지 모르기 때문이다. 실제 변위가 변하는 곳에서는 반드시 꽤색 영역이 존재함을 볼 수 있는데, 이 경우에는 경계선을 넘지 않고 양의 영역과 음의 영역의 모양을 잘 반영하는 창틀이 사용되어야 한다. 그러므로 본 논문에서는 전체 9×9창의 중심을 경계선 인접 화소에 위치시키고, 그 점을 중심으로 영역의 부

호가 같고 연결성이 있는 화소들을 성장시켜 영역의 형태에 맞게 창틀의 모양을 만들어 정합에 이용하였다. 단, 여기서 영의 영역은 경계선을 가로지르지 않고 양과 음의 영역에 접해 있으며 밝기 변화가 크지 않으므로 창틀에 넣어서 고려해도 무관하다. 그림 4는 영역 형태를 따른 창틀의 모양을 나타낸다. 경계선으로부터 영역 내부로 확장되는 화소수는 다음 정합 단계인 영역 내부 정합에서 가능한 한 창이 경계선을 넘지 않도록 하기 위해서 영역 내부 정합시 사용되는 최고 창틀 크기의 반 정도의 범위로 선정하였다.

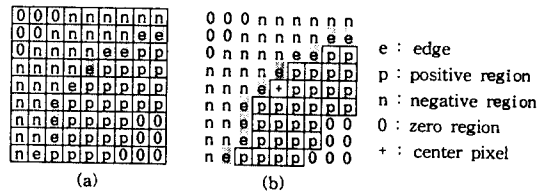


그림 4. 경계선 주변 화소들의 정합에 사용되는 창틀의 예

(a) 특징 영상 (b) 정합에 사용되는 창틀

Fig. 4. The example of window shape for signed region matching.

(a) Feature image. (b) The generated window.

Okutomi와 Kanade는 스테레오 정합시 변위의 변화와 창틀의 크기를 반복 추정을 통하여 정합 실험을 했을 때, 신호의 변화는 커야 하고 변위의 변화는 작아야 한다는 것을 알게 되었다^[13]. 그러므로 변위의 변화가 심한 곳에서는 작은 창틀이 유리하고 변화가 없는 곳에서는 큰 창틀이 유리하다는 것을 실험으로 증명하였다. 경계선에서는 변위의 변화가 있을 확률이 크므로 작은 창틀이 요구된다. 그러나 창틀이 너무 작으면 잡음에 약하므로 5×5 정방형 창틀(25pixels)보다 큰 것을 정합에 이용하였다.

3. 영역 내부 화소 정합 단계

경계선 주변 화소의 정합이 끝나면 그 값을 기준으로 영역 내부로 변위값을 찾게 된다. 영역의 내부는 변위의 변화나 밝기 값의 변화가 거의 없으므로 앞에서 설명한 것과 같이 창틀의 크기는 클수록 좋으며, 잡음의 영향도 상쇄시킬 수 있다. 여기서는 정방형 창틀을 이용하였으며 크기만 MAD에 의해서 결정되게 하였고 계산 시간을 줄이기 위해 이전 정합 단계에서 최소 오차를 갖는 변위의 주변 몇 화소만을 탐색하였다.

4. 이완 처리 단계

정합 3단계를 통해서 얻은 전체 영상의 정합 오차들은 자기 화소의 정합에 사용된 창들의 크기에 의해 정규화 되어져 각각의 정합 가능성 값으로 변환되어지는데, 이때, 전체 오차의 갯수는 영상의 크기에 고려 변위폭을 곱한 만큼의 계산량이 필요하게 된다. 그러므로 우리는 오차의 확률 분포를 실험적으로 추정하여 평균과 분산만을 계산하여 정합 오차를 정합 가능성 값으로 변환시켰다.

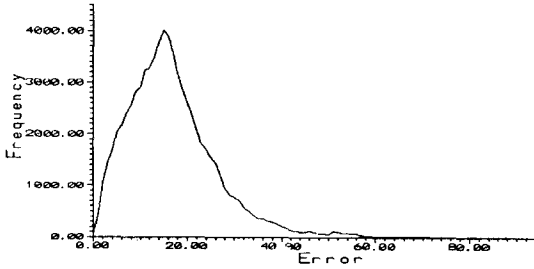


그림 5. "Pentagon" 영상의 정합 오차 분포
Fig. 5. The distribution of the matched error in "Pentagon" image.

1) 오차의 확률 분포에 대한 가정

정합 과정에서 각 화소는 최소 오차를 선택하므로 작은 값을 가지는 오차값이 많으며, 또한, 절대값 오차를 사용하므로 근사적으로 Gaussian 확률 밀도 함수와 Laplacian 확률 밀도 함수의 중간 형태인 Rayleigh 확률 밀도 함수로 간주할 수 있다. 아래의 식은 Rayleigh의 확률 밀도 함수와 누적 분포 함수를 나타내며 그림 5는 "Pentagon" 영상에서 구한 오차의 분포이다. 이 그림에서 오차에 대한 가정이 타당함을 알 수 있다.

$$f_x(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0 \quad (5)$$

$$F_x(x) = 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0$$

σ^2 : variance

2) 가능성(possibility) 값으로 변환

오차의 평균이 정합 가능성 수치 0.5로 아래의 식과 같이 sigmoid 함수에 의해 대응되어지게 하였다. 가능성치 0.1과 0.9는 누적 분포의 90%와 10% 점이 대응되게 하였다. 가능성 값을 구하기 위해서 그림 6과 같은 변환 함수를 이용하였고, 양쪽 sigmoid 함수의 차수는 그림 6에 나타난 것과 같이 오차의 10%에

해당하는 점은 정합 가능성 0.9 그리고 90%는 0.1의 가능성 값에 대응시켜 해를 구하였다.

$$T(x) = \frac{1}{1 + \exp[\lambda_i(x - 1.18\sigma)]}, \quad i=1,2$$

i) $x < 1.18\sigma$

$$\frac{1}{1 + \exp[\lambda_1(0.32\sigma - 1.18\sigma)]} = 0.9 \quad (6)$$

$$\lambda_1 = \frac{\ln 9}{0.86\sigma}$$

ii) $x \geq 1.18\sigma$

$$\frac{1}{1 + \exp[\lambda_2(2.30\sigma - 1.18\sigma)]} = 0.1$$

$$\lambda_2 = \frac{\ln 9}{1.12\sigma}$$

Rayleigh 분포에서 평균점과 누적 분포가 10%인 점 그리고 90%인 점은 각각 1.18 σ , 0.32 σ , 2.3 σ 에 대응된다. 그러므로 평균(1.18 σ) 보다 작을 때와 클 때에 sigmoid 함수들의 차수를 구할 수 있다.

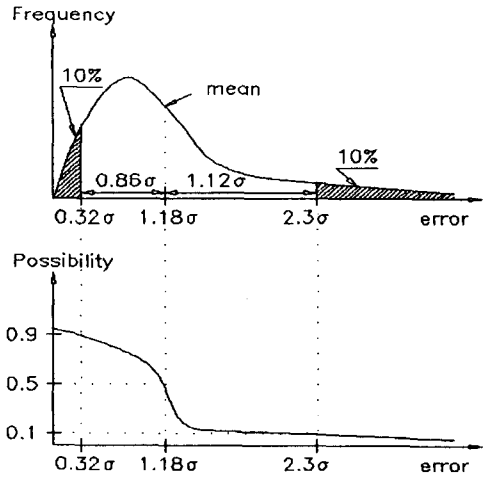


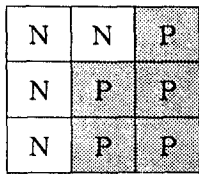
그림 6. 가능성 값으로서의 변환 함수
Fig. 6. The transform function by which error value is converted into possibility.

확률 분포의 비대칭성으로 인해 변환 함수(sigmoid)의 차수가 평균을 기준으로 다르게 되는데 이는 변환되어진 가능성 값이 어느 정도 균일한 분포를 갖게 만든다. 이 함수는 평균 이하에 속하는 화소들의 밀도가 높으므로 가능성 값을 조밀하게 할당하고 평균 이상에서는 드물게 할당하는 역할을 한다.

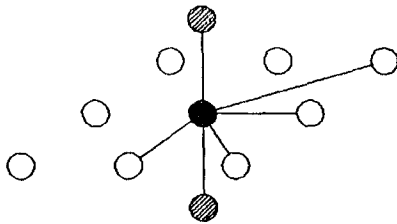
3) 영역 내부의 변위 연속성

이완 처리에서 변위가 너무 완만해 지는 것을 방지하기 위해서 고려 창은 3×3을 사용하였고 주변 값에

따라 활성 및 억제 입력을 받는 Marr와 Poggio의 cooperative 알고리즘과 비슷하다^[14]. 그러나 Marr와 Poggio의 알고리즘은 반복 수행을 함으로써 변위 불연속 점에서의 변위가 계속해서 침식되어지게 되고 영상의 형태를 고려하지 않으므로 실제 영상의 적용에는 적합하지 않다는 단점을 가진다. 보편적인 이완 처리 단계에서는 활성입력들이 모두 연결되어 있는데, 만약 중심 화소에서 변위가 급격히 변하게 된다면 다른 변위의 오정합 값을 활성 입력으로 받게 되므로 변위가 침식되는 영향을 가져오게 된다.



(a)



- excitatory neighbor
- inhibitory neighbor
- center point
- connection

(b)

그림 7. 영역에서의 변위 연속성을 적용했을 때의 이완 처리 연결 상태도

(a) 분할된 양과 음의 영역 (b) 각 노드의 연결 상태

Fig. 7. The proposed connection using regional continuity constraint in relaxation algorithm.

(a) an example of regional representation. (b) The connection of each node.

본 논문에서는 영역의 변위 연속성을 이용하므로 반복 과정을 계속하여도 다른 영역의 변위값은 고려하지 않으므로 수렴이 빨리 되고 변위가 급격히 변하는 곳에서 경계가 침식되는 현상이 거의 없다. 그림 7과 같이 고려 창내에서 같은 영역만을 활성 입력으로 받고

다른 변위층의 같은 화소의 가능성 값은 억제 입력으로 받게 된다. 이것은 한 화소에서 유일성을 만족하여야 하고 같은 영역의 주변 값은 연속하여야 한다는 것이다. 그리고 각 화소는 정합 확률이 아닌 정합 가능성 값을 나타내므로 변위 방향의 합이 1이 될 필요는 없다.

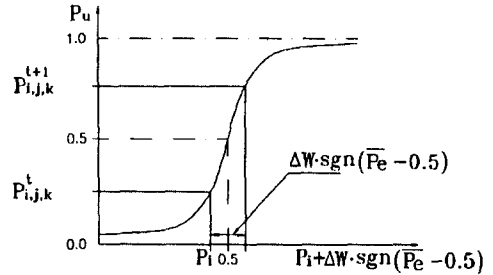


그림 8. 노드의 새로운 가능성 값

Fig. 8. The new possibility value of nodes.

표 1. 주변 값에 대한 가능성 값의 상태와 변화분(ΔW)

Table 1. The displacement and the stat of the neighborhood possibility value.

Case	Inhibitory	Current	Excitatory	ΔW
1	AL	L	S	↓
2	AL	L	L	↑
3	AS	S	L	↑
4	AS	S	S	↓
5	OL	S	L	↑
6	OL	S	S	↓
7	OS	L	S	↓
8	OS	L	L	↑

* AL(AS) : 현재 고려되는 중심값 보다 모두 큰(작은) 것

OL = OS : 한 개만 큰 것

L(S) : 가능성 값이 0.5보다 큰(작은) 것

↓(↑) : 크게 감소(증가) ↑(↓) : 작게 감소(증가)

* AL(AS) : All nodes are larger(smaller) than center node.

OL = OS : One node is larger than center node.

L(S) : The possibility value is large(smaller) than 0.5.

↓(↑) : Heavily decrease(increase)

↑(↓) : Decrease(Increase)

만약 정합 확률로써 이 과정을 푼다면 수렴하는 속도가 아주 느릴 것이지만 유일성을 반드시 만족하게 된다. 그러나 정합 가능성의 값으로 풀 때는 큰 정합 가능성 값을 가지는 곳이 한개이상 존재하게 될 수도 있는데 이 문제를 풀기 위해 주변 화소값의 이용이 아

주 중요하게 된다. 제한한 방법으로 이완 처리를 할 경우 주변 값의 큰 가능성 값으로 수렴하므로 유일성을 만족하게 된다.

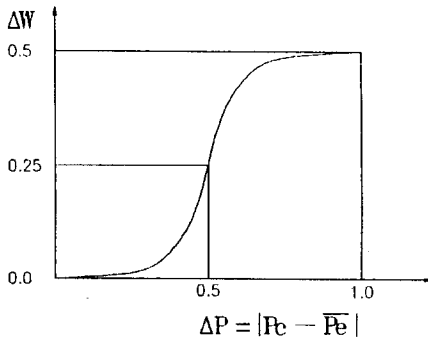


그림 9. 가능성 값의 변화분에 대한 sigmoid 함수
Fig. 9. The simoid function of width.

4) 가능성 값의 변화

변화되어질 가능성 값은 표 1과 같이 주변의 활성 입력의 상태와 억제 입력의 상태에 의해 8가지로 구분 되어질 수 있다. 그림 7에서 본 것처럼 활성 입력은 같은 범위층의 주변 가능성 값들이고, 억제 입력은 2 차원 영상에서 같은 화소에서의 다른 범위값의 가능성 값이다. 이들의 상태에 의해 새로운 가능성 값의 증가와 감소 및 변화 폭이 결정되어진다. 이전 상태의 가능성 값이 아래 식에 의해 다음 상태의 값으로 변화되어진다.

$$P_{i,j,k}^{t+1} = \frac{1}{1 + \exp[-\lambda_p \{ P_{i,j,k}^t + \Delta W \text{sgn}(\bar{P}_e - 0.5) - 0.5 \}]} \quad (7)$$

그림 8은 식(7)에 대한 설명이다. 다음 식에서 sgn 함수는 값을 증가시킬 것인지 감소시킬 것인지를 결정하는데, 이는 주변의 활성 입력의 상태에 의해서 주어진다.

$$\text{sgn}(\bar{P}_e - 0.5) = \begin{cases} 1 & \bar{P}_e \geq 0.5 \\ -1 & \bar{P}_e < 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

왜냐하면, 주변 값이 모두 큰 값이면 중심값 또한 커야 하고 주변 값이 적으면 자기 자신도 적게 되어야 한다. 우리는 0.5를 문턱치로 정하였다. 다음으로 변화분 ΔW는 그림 8과 비슷하지만 최대값이 0.5로 제한되어 있다. 이는 변화분의 최대값이 1보다 크면 반복 수행 시 비정상적인 값에 의해 한 번에 수렴되어서 오정합 번위를 출력할 수 있기 때문이다. 그러므로 0.5근처의 값이 가장 적당하다. 그리고 아래의 식은 가능성 값의

차이와 변화 폭을 나타낸다.

$$\Delta W = \frac{0.5}{1 + \exp[-\lambda_p(\Delta P_e - 0.5)]} \quad (9)$$

$$\Delta P = |P_c - \bar{P}_e|$$

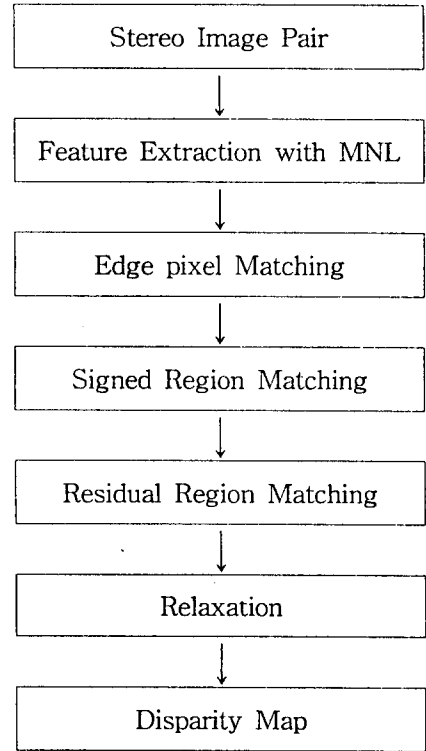


그림 10. 제안한 스테레오 정합 순서도
Fig. 10. The block diagram of the proposed stereo matching algorithm.

여기서 ΔW의 값은 현재 노드의 가능성 값과 주변의 활성 입력 입력의 평균 값의 차이에 의해 결정되는데 이 변화폭을 0에서 1사이가 된다. 그러므로 λd의 값은 그림 9에서 쉽게 구할 수 있게 된다. λP는 sigmoid함수의 차수를 결정하는데 이 값에 따라 수렴 속도를 나타낸다. 변화분의 최대 상한값(ΔW)과 sigmoid함수의 차수(λP)는 큰 제약이 없다. 그리고 t는 반복 수행 횟수를 나타낸다. 식(7)-(9)를 근거로 하여 영상에 적용해 본 결과 약 10회의 반복 수행에서 수렴하는 것을 볼 수 있었다. 이때 λP는 6으로 하였다. 그림 10은 제안한 스테레오 정합 방법의 전체적인 과정을 보여준다.

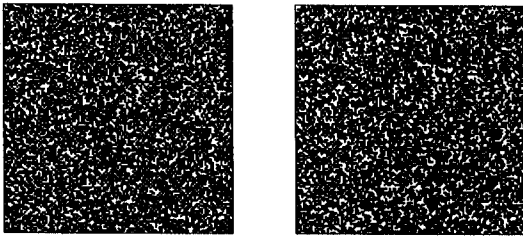
IV. 실험

본 논문에서 제안한 정합 방법의 타당성을 확인하기

위해 여러 장의 RDS 영상, "Stripe" 영상, 그리고 실 영상 등에 대해서 실험을 하였다. 합성 영상에서는 정합 성능을 객관적으로 평가하기 위해서 아래의 식과 같이 계산된 변위 $\widehat{d}_{i,j}$ 와 실제 변위 $d_{i,j}$ 사이의 SAE (sum of absolute error)와 MSE(mean squared error)를 사용하였다. 그리고 실험 방법은 정합 3단계의 사용과 영역 내의 변위연속성의 사용 유무에 따라 크게 3가지로 나누어 실험을 하였다.

$$SAE = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (d_{i,j} - \widehat{d}_{i,j})^2 \quad (10)$$

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (d_{i,j} - \widehat{d}_{i,j})^2$$



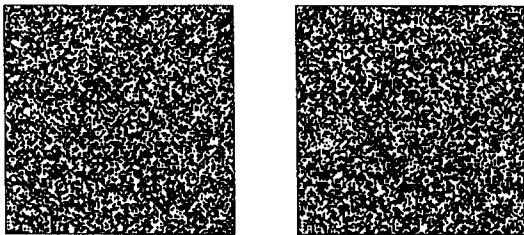
(a) (b)

그림 11. 우 영상에 10% 잡음이 섞인 30% RDS

(a) 좌 영상 (b) 우 영상

Fig. 11. 30% RDS. 10% dots of right image are decorrelated.

(a) Left image. (b) Right image.



(a) (b)

그림 12. 우 영상에 20% 잡음이 섞인 50% RDS

(a) 좌 영상 (b) 우 영상

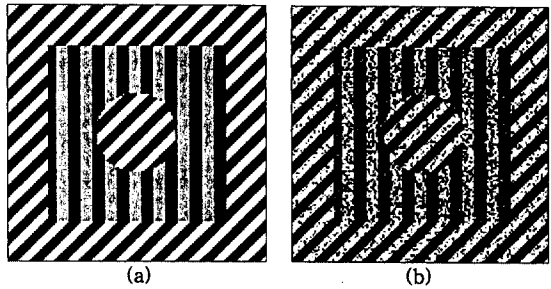
Fig. 12. 50% RDS. 20% dots of right image are decorrelated.

(a) Left image. (b) Right image.

- 1) 정합 3단계를 고려하지 않고 각 화소 정합시 MAD를 최소로 하는 정방형 크기 가변 창틀만을 이용하고 이완 처리를 한 경우

- 2) 제안한 3단계 정합을 하고 영역의 변위 연속성을 고려한 이완 처리를 하지 않은 경우
- 3) 제안한 방법을 모두 사용한 경우

실험에 사용된 영상은 30% RDS 좌우 영상에서 우 영상에 10%의 잡음이 섞인 영상, 50% RDS 영상에 20%의 잡음이 섞인 영상, 그리고 0~255 사이의 밝기 값을 가지는 주기적인 줄 무늬 영상에 표준편차 50인 Gaussian 백색 잡음이 실린 합성 영상들과 실 영상인 256×256 크기의 "Pentagon"을 사용하였다.



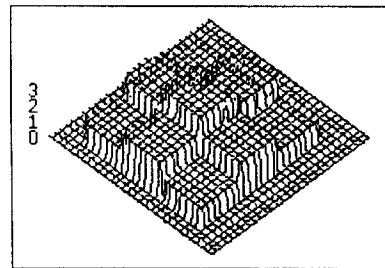
(a) (b)

그림 13. 우 영상에 20% Gaussian 백색 잡음이 섞인 줄 무늬 영상

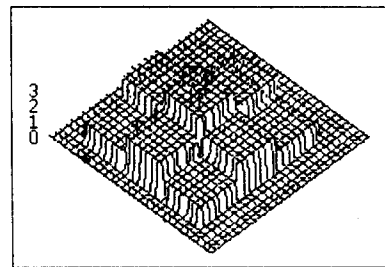
(a) 좌 영상 (b) 우 영상

Fig. 13. "Stripes" image with white Gaussian noise in which the standard deviation is 50.

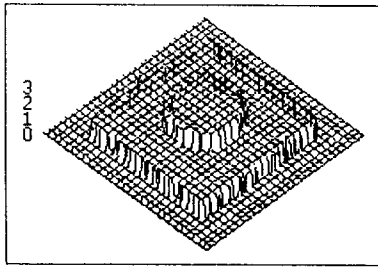
(a) Left image. (b) Right image.



(a)



(b)



(c)

그림 14. 제안된 방법 모두를 사용해서 얻은 결과
(a) 30% RDS (b) 50% RED (c) 줄무늬 영상

Fig. 14. The disparity map for synthetic images. The results is obtained using the jproposed algorithm. (a) 30% RDS. (b) 50% RDS. (c) "Stripe" image.



(a)

(b)

그림 15. "Pentagon" 영상

(a) 좌 영상 (b) 우 영상

Fig. 15. "Pentagon" image.

(a) Left image. (b) Right image.

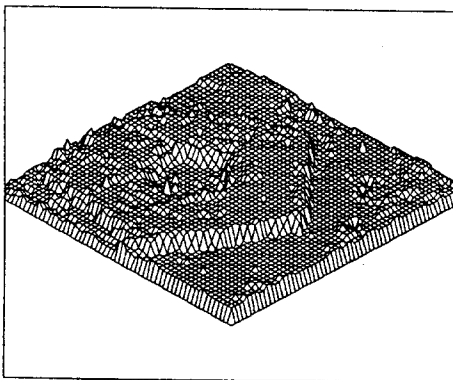


그림 16. "Pentagon" 영상의 실험 결과

Fig. 16. The experimental result for "Pentagon" image.

합성 영상들의 크기는 128×128 이고 탐색 영역은 0

~7 화소이며 최대 창들의 크기는 11×11로 설정하였다. 그림 11에서 16까지는 실험에 사용된 영상과 그 결과를 나타낸다. 표 2는 각 방법에 대한 MAE와 SAE를 나타낸다. 여기에서 방법 1)과 2)를 비교해 볼 때 이완처리가 필요하다는 것을 알 수 있다. "Pentagon" 영상의 실험 결과는 그림 16과 같다. 실영상에서도 제안한 정합법이 잘 적용됨을 볼 수 있었다.

표 2. 합성 영상의 실험 결과

Table 2. The result of the various methods for synthetic image.

Images	Noise	Variable window & relaxation		Three matching steps		Proposed algorithm	
		MSE	SAE	MSE	SAE	MSE	SAE
30%RDS	10% random noise	0.067	1094	0.131	2149	0.043	703
50%RDS	20% random noise	0.084	1375	0.184	3012	0.046	754
Stripes	$\sigma = 50$ Gaussian noise	0.074	1220	0.064	1048	0.042	682

위의 실험을 통하여 제안한 정합법이 특별한 전 처리와 후 처리 없이 잡음이 많이 섞인 영상에서 비교적 정확한 변위를 얻을 수 있었다.

V. 결론 및 고찰

본 논문에서는 특징 기반법과 영역 기반법의 장점을 고려한 복합적인 방법을 제안하였다. 특징 기반법에서 영상의 전체 변위 값을 얻을 수 없는 단점과 영역 기반법에서 잡음에 약하고 정확한 변위를 찾을 수 없는 단점을 보완하였다. 새롭게 적용된 영역의 변위 연속성 제약 조건은 경계선 부근에서의 뭉통화가 적으며 잡음이 섞인 영상에서 오정합을 크게 줄여 주는 것을 볼 수 있었다. 또한, 본 알고리즘은 계산 시간이 적게 소요된다. 전체적인 정합의 요지는 정확한 경계선의 변위를 주변 화소로 전파시키고 각 정합 단계에 알맞은 정보와 국부 가변 창틀을 이용하는 것이다. 이 알고리즘의 단점은 특징이 빈약한 영상에서 약간 성능이 떨어지는 것을 볼 수 있었다. 왜냐하면, 이런 영상에서는 경계선 정보보다 영역 정합의 비중이 더 크게 이용되

기 때문이다. 그러나 한 화소에서 오 정합 되어도 그 값의 전파가 크기 않고 이완 처리 과정에서 3×3 창과 영역의 변위 연속성을 이용하므로 경계 부분의 뭉롱화가 적고 잡음에 강하고 실 영상에 적용이 잘됨을 알 수 있었다.

앞으로의 연구 방향은 특징이 빈약한 영상의 성능 향상 방법과 영상의 크기와 변위 고려 폭이 아주 클 경우의 계산량 증가를 줄이기 위한 계층적인 전략이 연구 되어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] U. R. Dhondand and J. K. Aggarwal, "Structure from stereo: a review," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 19, no. 16, pp. 1498-1510, 1989.
- [2] W. Eric L. Grimson, "Computational Experiments with a feature based stereo algorithm," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-7, no. 1, pp. 17-34, 1985.
- [3] Gerard Medioni and Ramakant Nevatia, "Segment-based stereo matching," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 31, pp. 2-18, 1985.
- [4] Song De Ma, "Conics-based stereo, motion estimation, and pose determination," *Intern. J. Comp. Vision*, vol. 10, no. 1, pp. 7-25, 1993.
- [5] Dimitrios S. Kalivas and Alexander A. Sawchuk, "A region matching motion estimation algorithm," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 54, no. 2, pp. 275-288, 1991.
- [6] D. De Vleeschauwer, "An intensity-based, coarse-to-fine approach to reliably measure binocular disparity," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 57, no. 2, pp. 204-218, 1993.
- [7] Steven D. Cochran and Gerard Medioni, "3-D surface description from binocular stereo," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 14, no. 10, 1992.
- [8] John R. Jordan III and Alan C. Bovik, "Using chromatic information in edge-based stereo correspondence," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 54, no. 1, pp. 98-118, 1991.
- [9] Masatoshi Okutomi and Takeo Kanade, "A Multiple-baseline stereo," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 15, no. 4, 1993.
- [10] John (Juyang) Weng, "Image matching using the windowed Fourier phase," *Intern. J. Comp. Vision*, vol. 11, no. 3, pp. 211-236, 1993.
- [11] Peter J. Burt, "Fast filter transforms for image processing," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 16, pp. 20-51, 1981.
- [12] Andrew J. Parker, Elizabeth B. Johnston, J. Stephen Mansfield, and Yuede Yang, "Stereo, Surfaces, and Shape", *Computational Models of Visual Processing*, Part 7, Ch. 22, pp. 359-381, 1991.
- [13] M. Okutomi and T. Kanade, "A Locally adaptive window for signal matching," *Intern. J. Comp. Vision*, vol. 7, no. 2, pp. 143-162, 1992.
- [14] D. Marr and T. Poggio, "Cooperative computation of stereo disparity," *Science*, vol. 194, pp. 283-287, 1976.

저 자 소 개



韓圭必(正會員)

1993년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1995년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1995년 3월 ~ 현재 신도리코 연구소 연구원. 주관심 분야는 컴퓨터 비전, 영상 처리 등임

상 처리 등임

金容奭(正會員) 第32卷 B編 第1號 參照

현재 경북대학교 전자공학과 박사과정

都敬勳(正會員) 第32卷 B編 第1號 參照

1995년 8월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학박사)

河永浩(正會員) 第32卷 B編 第1號 參照

현재 경북대학교 전자공학과 교수