

論文97-34S-6-2

영역 분할에 의한 동적 계획법을 이용한 스테레오 정합

(Stereo Matching Using Dynamic Programming with Region Partition)

姜 昌 淳 *, 金 綜 得 **, 李 尙 昱 ***, 南 基 坤 ****

(Chang Soon Kang, Jong Deuk Kim, Sang Wook Lee, and Ki Gon Nam)

요 약

본 논문은 영상의 경계 정보를 이용하여 분할된 영상 영역 상에서 동적 계획법(dynamic programming)으로 좌우 영상간의 일치점(correspondence)을 찾는 스테레오 정합(stereo matching)을 구현하였다. 좌우 영상의 일치점을 찾기 위하여 영상의 밝기 정보를 이용하는 동적 계획법은 균일한 영상 밝기를 가지는 영역에서 잘못된 일치점을 찾는 오류를 범하여 커다란 정합 오차를 나타낸다. 따라서 본 논문에서는 균일한 밝기를 가지는 부분의 정합 오차를 줄이기 위하여 영상 영역을 균일한 밝기를 가진 영역과 밝기 변화가 많은 영역으로 분할한 후 그 각각에 대한 동적 계획법의 비용 산출 함수(cost function)가 다르게 적용되는 도약 비용(jump cost)을 가한 스테레오 정합 방법을 제안한다. 제안된 정합 방법은 몇 가지 시험 영상에 적용하였으며, 그 결과 정합 오차를 줄여 보다 정확한 3차원 형상 정보를 획득할 수 있음을 보인다.

Abstract

This paper proposes a modified dynamic programming for finding the correspondence between right and left images. A dynamic programming is based on the intensity of images for stereo matching. But this method is intended to mismatch at uniformed intensity region. To reduce the mismatching, the stereo images are segmented to various regions with respective uniform intensity, and the different cost function has applied to the segmented region during the dynamic programming. Cost function contains jump cost. And jump cost includes two parameter α and β , which have influence on minimum cost path. Experimental results show that the 3D shape of some stereo pairs can be finely obtained by this proposed algorithm.

I. 서 론

* 正會員, 東義工業專門大學 電子科

(Dept. of Elec. Eng., Dong Eui Tech. Junior College)

** 正會員, 現代電子產業株式會社 情報通信研究所

(Hyundai Electronics Industries Co., Ltd., Information & Telecommunication R&D Center)

*** 正會員, 慶尙大學校 情報通信工學科

(Dept. of Information & Communication Engineering, Gyeongsang National University)

**** 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Engineering, Pusan Nat'l Univ.)

接受日字: 1996年10月21日, 수정완료일: 1997年5月27日

컴퓨터 시각 분야는 영상의 음영(shading), 조직(texture), 움직임(motion) 및 스테레오 정보 등을 이용하여 물체의 깊이(depth), 형상 및 거리등의 3차원 정보를 인식하는 것이 중요한 과제이다. 스테레오 정합 방법은 좌우 영상의 차이 즉 변이(disparity)를 이용하여 3차원 정보를 획득하는 것으로 거리를 측정하는 방법으로 널리 사용하고 있다. 사람의 두 눈으로 본 시각의 차이를 변이라 할 때 좌우 시각간의 변이가 큰 지점은 사람의 눈으로부터 가까이 있는 것이고, 변이가 작은 지점은 사람의 눈과 멀리 떨어져 있는 것으로 인식한다. 마찬가지로 스테레오 정합은 좌우 카메라로부

터 받은 두 영상을 비교하여 서로 일치하는 점을 구하고, 이로부터 일치점의 변이를 구한다. 그 변이가 크면 카메라로부터 물체가 가깝게 위치해 있는 것이고, 변이가 작으면 카메라로부터 멀리 떨어져 있는 것으로 판단할 수 있다. 이때 카메라의 초점거리와 설치된 카메라 사이의 거리, 카메라의 시각(viewing angle) 등의 정보를 알면 삼각함수를 이용하여 실제 물체와의 거리를 유도할 수 있다^[11].

스테레오 정합에서의 중요한 과제는 좌우 영상간의 일치점^[2]을 찾는 것이다. 일치점을 찾는 방법으로는 필터링된 영상의 경계점(edge)^[3], 연결성을 가진 경계선(boundary)^[4], 분할된 경계선(line segment)^[5,6], 모서리(corner)^[7] 등의 특징(feature)을 찾아서 좌우 영상의 일치점을 찾는 방법(feature-based method)과 영상의 밝기 정보를 이용하여 좌우 영상의 일치점을 찾는 방법(intensity-based method)^[8]으로 사용하는 창들의 크기를 가변시키는 경우^[9], 창들에 가우시안 가중치를 적용하는 경우^[10], 영상에 대한 정보들을 해상도가 낮은 계층에서 해상도가 높은 계층으로 점진적으로 해석하는 계층적인 방법^[11] 등이 있다. 특징점을 이용한 방법은 추출된 특징점에서 정확한 일치점을 용이하게 찾을 수 있으나, 특징점의 변형에 민감한 반응을 보일 뿐만 아니라 특징점 이외의 영역에서는 변이를 구할 수 없다. 따라서, 내삽 과정(interpolation)을 거쳐야 하며 내삽과정에서 특징점 이외의 영역은 실제 물체의 표면과 무관하게 처리될 수밖에 없을 뿐 아니라 많은 계산량이 요구된다. 영상의 밝기 성분을 이용한 방법은 잡음에 민감한 반응을 보이지만 영상의 전 영역에 대해서 처리하기 때문에 복잡한 내삽과정과 같은 후처리 과정이 필요 없고 그에 따른 계산량도 줄일 수 있다. 그러나 이 방법은 균일한 영상의 밝기를 가지는 영역에서는 정합이 이루어지지 않는 경우가 발생한다.

밝기 기반의 정합 방법으로 다단계 결정 과정에서 최적성의 원리를 이용하고 폐쇄 영역(occluded region)을 찾는데 유리한 동적 계획법을 많이 적용하고 있다.^[12-16] 동적 계획법을 사용한 논문중에서 Baker & Binford^[12]와 Ohta & Kanade^[13]는 에지 화소를 기본적인 정합 특징으로 하였고, Geiger 등^[14]과 Cox 등^[15]은 각 화소점을 정합 특징으로 하였다. 화소점을 정합 특징으로 하면 전 영역의 변이를 구할 수 있다. 그러나 영상의 밝기 변화가 많은 영역에

서는 대체로 정확한 일치점을 얻을 수 있으나 균일한 밝기를 가지는 영역에서는 일치점을 구하기 위한 주위 영역의 정보가 적어서 정확한 일치점을 구하기가 쉽지 않다.

따라서 본 논문에서는 각 화소점을 정합 특징으로 하는 동적 계획법에서 영상을 몇 개의 영역으로 분할하여 각각의 영역의 성질에 따라 비용 함수를 다르게 적용함으로써 균일한 영상 밝기를 가지는 부분에서 보다 정확한 경로를 찾을 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 영상의 분할은 영상 영역의 특성에 따라 밝기 변화가 많은 **다변화 영역**과 밝기 변화가 적은 **저변화 영역**으로 구분되며, 저변화 영역은 다시 경계선으로 둘러싸인 **저변화 폐쇄 영역**과 그렇지 않은 **저변화 개방 영역**으로 구분된다. 각 영역별 적용 방법으로 다변화 영역은 종래의 동적 계획법을 적용하면 정확한 일치점과 변이를 구할 수 있으며 다변화 영역으로 둘러싸인 저변화 폐쇄 영역은 최적의 경로를 찾기 위한 정보가 부족하지만 구하고자 하는 변이가 주변의 변이와 유사할 것이므로 주위의 변이값을 그대로 유지하도록 최소 비용 산출 함수를 조정하여 적용하였고 저변화 개방 영역은 대체적으로 영상의 배경 부분에 해당하며, 배경 부분은 그 변이값이 불규칙하게 나타나는 특성을 나타내므로 저변화 영역의 변이값은 영에 가깝도록 비용 함수를 적용하였다.

제안된 알고리즘은 몇 가지 시험 패턴에 적용해 보았을 때 균일한 배경에 물체가 놓여있는 영상에 보다 효과적임을 보인다.

II. 동적 계획법에 의한 스테레오 정합

동적 계획법은 최소 비용 경로를 찾음으로써 정합을 할 수 있는 알고리즘으로 알려져 있다. 스테레오 정합에서의 동적 계획법은 우선 좌우 영상의 기준열의 화소값을 비교하여 차이도를 만들고, 차이도 상에서 시작점부터 목표점에 이르는 최소 비용 경로를 구함으로써 좌우 영상을 정합 시키도록 하는 것이다.

차이도는 좌우 영상의 기준열 e 를 x - y 축으로 하고 기준열 상의 좌우 영상의 화소값의 차이로 구성되는 2차원 평면이다. 차이도 상의 한 점 (l, r) 에서의 요소 값 $D_e(l, r)$ 은

$$D_e(l, r) = |R(e, r) - L(e, l) + |R(e-1, r) - L(e-1, l)| + |R(e+1, r) - L(e+1, l)|$$

$$0 \leq l < N_l, \quad 0 \leq r < N_r \quad (1)$$

로 구성된다. 여기서, $L(e,l)$ 과 $R(e,r)$ 는 각각 좌우영상에서 e 번째 기준열의 l 과 r 번째의 화소값이고, N_L , N_R 은 각각 좌우 기준열의 길이이다. 식 (1)에서 보는 바와 같이 차이도를 구성할 때 기준열뿐 아니라 기준열을 중심으로 상하의 열까지 함께 계산함으로써 이웃 열과의 연관성을 주어 좌우 영상을 비교하는데 더 많은 정보를 이용할 수 있도록 하였다. 그림 1에서와 같이 좌우 영상의 화소값이 유사한 위치의 값은 작게(어둡게) 나타나며, 유사하지 않는 위치에는 크게(밝게) 나타난다. 차이도에서 요소의 값이 작은 부분은 좌우 영상간에 일치성이 크다는 것을 의미한다. 따라서 시작점부터 목표점까지 정확한 정합을 하기 위해서는 좌우 영상의 화소 밝기의 차가 가능한 한 작은 값 즉 최소 비용을 가지는 점을 찾아야 한다.

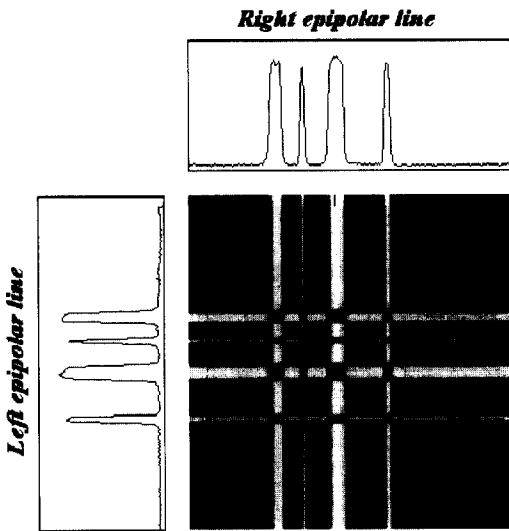


그림 1. 차이도
Fig. 1. Difference map.

동적 계획은 차이도 상에서 최소 비용을 가지는 경로를 찾기 위하여 두 번의 검색과정을 거친다. 첫 번째 검색은 시작점에서 목표점까지 각 지점까지의 최소 경로 비용과 최소 경로 비용을 나타내는 경로 방향(direction)을 구하는 것이다. 두 번째 검색은 첫 번째 경로 검색의 결과를 이용하여 목표점에서 시작점까지 최소 비용을 나타내는 경로 방향을 따라 전체 영역의 최소 비용 경로를 검색하는 것이다.

경로 비용(cost)은 시작점에서부터 차이도 상의 한 노드에 도달하는데 소요되는 차이 값의 합으로 정의한다. 경로 비용 $c(d,s)$ 를 차이도상의 한 노드 $s=(u,v)$ 에

서 다른 노드 $d=(l,r)$ 까지 도달하는데 소요되는 비용이라 할 경우, 노드 s 에서 노드 d 까지 도달할 수 있는 경로중 m 번째 경로의 경로 비용은

$$c_m(d,s) = \sum_{(i,j) \in M} D_e(i,j) \quad (2)$$

와 같이 표현된다. 여기서 M 은 노드 d 에서 s 까지 이르는 m 번째 경로를 구성하는 좌표의 순서집합을 나타내며, (i,j) 는 경로 M 상의 좌표를 나타낸다.

최소 경로 비용 $C(d,s)$ 는 노드 s 에서 d 까지 이르는 경로 중 최소 값을 가지는 경로의 비용을 나타내는 것으로 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$C(d,s) = \min\{c_m(d,s) \mid m=1, \dots, K\} \quad (3)$$

여기서 K 는 노드 s 에서 d 까지 이르는 모든 경로의 수를 나타낸다. 그리고, 노드 d 에 도달하기 위한 이전 노드를 $d-i$ 라고 하면 최소 경로 비용은

$$C(d,s) = \min\{c_m(d,d-i) \mid m=1, \dots, K\} + C(d-i,s) \quad (4)$$

와 같이 표현된다. 임의 지점의 경로 비용은 경로상의 이전 노드의 최소 경로 비용과 현재 노드의 차이 값의 합으로 계산됨을 나타낸다. 이전 노드 $d-i$ 가 존재할 수 있는 영역을 그림 2에서 A -영역과 B -영역이 될 수 있으나 B -영역으로 제한하였다. 마찬가지로 B -영역의 노드 $d-i$ 에서의 최소 경로 비용을 구하기 위해서는 A -영역의 경로 비용은 계산되어져 있어야 한다.

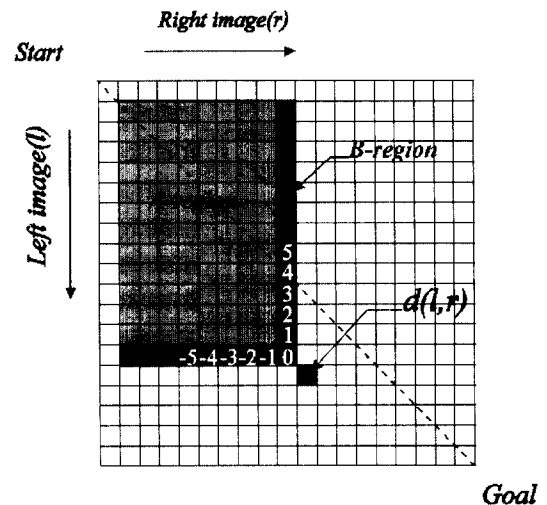


그림 2. 경로 찾기
Fig. 2. Searching minimum cost path.

두 번째 검색과정을 수행하기 위하여 식 (4)에서 최소 값이 나타나는 이전 경로의 방향(direction)을 저장한다. 그림 2에서 보는 것과 같이 수직 방향으로 진행할 때는 양수, 수평방향으로 진행할 경우는 음수, 대각선 방향으로 진행할 경우는 0으로 저장한다.

실제 스테레오 정합 문제에서는 좌우 영상의 변이는 일정한 범위 내에 존재하며, 변이는 급격하게 변하지 않는다는 제약 조건^[17]을 많이 두고 있다. 따라서 본 동적 계획 과정에서 계산 시간을 줄이고 위의 제약조건을 만족하도록 하기 위하여 몇 가지 수정을 가하였다.

그림 3에서와 같이 변이가 일정한 범위 내에 존재한다는 조건에 의해서 차이도의 전 영역에서 최소 비용 경로를 구하지 않고, 변이가 0을 중심으로 +RANGE에서 -RANGE까지 범위(밝은 회색으로 표시된 부분)에서만 구하고, 그 밖의 영역에는 비용을 최대값으로 설정한다. 그리고, 변이가 급격히 변하지 않는다는 조건에 의해서 식 (4)에서 이전 노드 $d-i$ 의 범위를 DEVI 영역으로 제한하였다.

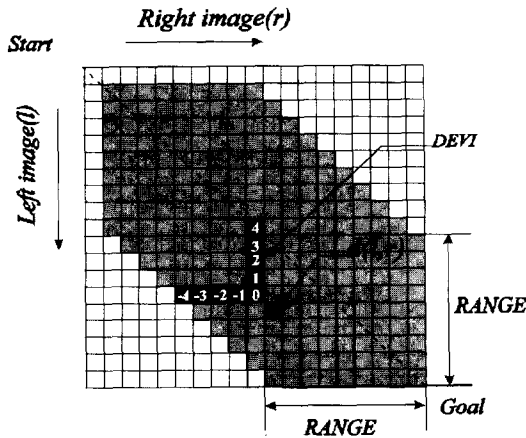


그림 3. 수정된 경로 찾기
Fig. 3. Modified Searching minimum cost path.

동적 계획법의 두 번째 과정은 첫 번째 과정에서 계산한 경로 비용과 경로 방향을 이용하여 최소 비용이 소요되는 경로를 검색하는 것이다. 이 과정은 목표점에서 역으로 경로 방향의 값을 읽어서 시작점에 도착할 때까지의 최소 경로를 찾는 것이다.

우선 검색의 시작점을 찾기 위하여 목표점 주위에서 구해진 경로 비용 중 최소 값이 나타나는 위치를 찾는다. 그리고 그 지점의 경로 방향을 읽어서 이전 노드의

위치를 얻는다. 그리고 다시 그 점을 시작점으로 하여 이러한 과정을 $l=0$ 또는 $r=0$ 이 될 때까지 반복한다. 경로 방향값을 이용해서 전 영역의 최소 비용 경로를 구하는 예를 그림 4에 나타내었다. 목표점에서 최소 경로 비용이 나타난다고 가정한다. 그리고 목표점에서의 경로 방향이 0이므로 대각선 방향으로 경로를 연결한다. 다시 그 지점에서의 경로 방향이 -2이므로 r 방향으로 -3만큼, l 방향으로 -1만큼 이동한 위치가 이전 노드가 된다. 마찬가지로 그 점을 시작점으로 이 과정을 반복한다.

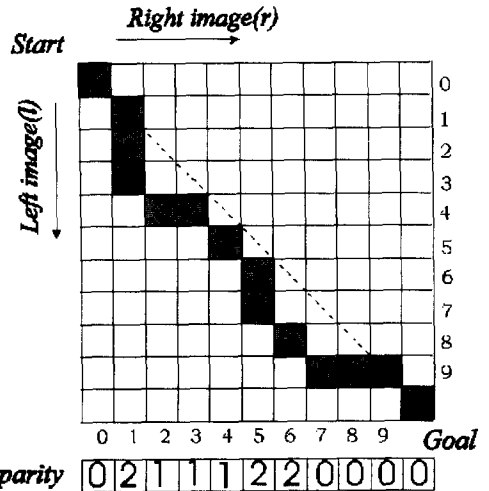


그림 4. 최소 비용 경로 검색 및 변이 계산
Fig. 4. Searching of minimum cost path and disparity.

변이는 차이도로부터 좌우 영상에서 정합 되는 두 노드를 찾았을 때 그 노드의 차이값을 말한다. 본 논문에서는 우측 영상의 노드를 기준으로 좌측 영상의 노드와의 위치 차이를 변이로 계산하였다. 즉, 그림 4에서와 같이 변이는 구해진 최소 비용 경로와 대각선 경로(그림 4의 점선 부분)와 수직 방향의 차이이다. 여기서 $r=2, 3$ 은 $l=4$ 와, $r=7, 8, 9$ 는 $l=9$ 와, 또한 $r=1$ 은 $l=1, 2, 3$ 과, $r=5$ 는 $l=6, 7$ 과 정합 된다. 이때 유일성의 원칙을 적용하면 $r=2, 7, 8$ 과 $l=1, 2, 6$ 의 정합 요소는 없다. $l=1, 2, 6$ 은 좌측 영상에서는 보이지만 우측 영상에서는 보이지 않는 부분이고 $r=2, 7, 8$ 은 우측 영상에서는 보이지만 좌측 영상에서는 보이지 않는 폐색(occlusion)^[14]이 발생한 부분이다. 그림 4에서 우측 영상에서 보았을 때 가려짐이 발생한 부분을 음수로 표현하였다. 따라서 우측 영상에 대한 좌측 영상의 일

치점이 없으므로 이전에 올바르게 정합된 변이를 그대로 유지하도록 하였다. 그림 4에서와 같이 $r=7, 8$ 에서 가려짐이 발생한 영역이므로 $r=9$ 에서의 변이값 0을 유지한다.

III. 영역 분할에 의한 동적 계획법

각 화소를 정합 특징으로하는 동적 계획법은 영상의 밝기 변화가 없는 부분에서는 정확한 일치점을 찾기가 어려운 문제점이 있다. 따라서 균일한 밝기를 가지는 부분에서 정확한 일치점을 찾기 위해 식 (2)의 경로 비용을 다음과 같이 수정하였다.

$$c_m(d, s) = \sum_{(i,j) \in M} \{C_j + D_e(i, j)\} \quad (5)$$

여기서 C_j 는 도약 비용으로써 다음과 같이 정의하였다.

$$C_j = \alpha \cdot |l-r| + \beta \cdot |direction| \quad (6)$$

여기서 α, β 는 상수이며 $direction$ 은 식 (2)에서 최소값이 나타날 때 저장하는 이전 경로의 방향이다. C_j 의 값이 클 경우 최소 비용 경로는 차이 값에 영향을 적게 받는다. 그리고 C_j 의 값이 작을 경우는 차이 값에 영향을 많이 받게 된다. 그리고 C_j 는 두 개의 변수 α, β 를 포함하고 있으며 그 각각의 변화에 따라서 경로가 달라질 수 있다. α 값을 크게 하면 $|l-r|$ 의 영향이 커지므로 변이가 큰 부분에서는 비용이 커지게 된다. 따라서 밝기 변화가 적은 부분에서 변이가 영이 될 확률이 높게 된다. 그리고 β 값을 크게 하면 $|direction|$ 값의 영향은 커지므로 변이의 변화가 큰 경우 비용이 커지게 된다. 따라서 이전의 변이값을 그대로 유지하는 경우에는 비용이 적게 든다. 따라서 α 값을 작게 함으로써 영상의 밝기 변화 부분을 잘 추적할 수 있도록 하거나 α 값을 크게 하여 변이를 영에 가까운 값을 가지도록 만들 수 있으며, β 값을 크게 하여 적은 밝기 변화는 무시하고 구분적으로 평탄(piecewise smooth)한 결과를 얻을 수 있다.

그림 5는 β 값을 고정시키고, α 값을 변화시켰을 때 최소 비용 경로의 변화를 보여주고 있다. 그림 5 (a)에서는 α 를 0.0으로 두었다. 목표점 부근에서 변이가 중간 부분의 밝기 변화가 많은 부분에서 구해진 변이값을 유사하게 유지하는 것을 볼 수 있다. 그리고 그림 5 (b)에서와 같이 α 를 0.5로 하였을 때는 밝기의 변화가

있는 부분에서는 정확하게 경로를 찾아가고 밝기 변화가 없는 부분에서는 변이가 영으로 되었다. 즉, 균일한 밝기를 가지는 부분에서의 변이는 영으로 만들 수 있다.

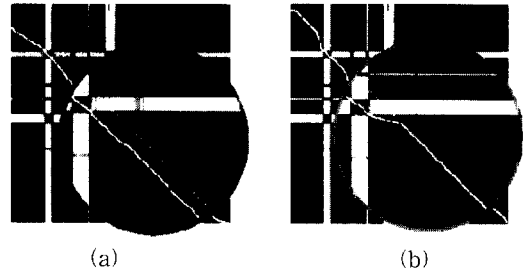


그림 5. $\beta = 0.5$ 일 때 α 값에 따른 최소 비용 경로. (a) $\alpha = 0.0$ 인 경우, (b) $\alpha = 0.5$ 인 경우

Fig. 5. Minimum cost path on α in the case $\beta = 0.5$ (a) $\alpha = 0.0$, (b) $\alpha = 0.5$

그림 6은 α 값을 고정시키고, β 값을 변화시켰을 때의 최소 비용 경로를 보여준다. β 값을 크게 했을 때의 경로가 β 값을 작게 했을 때보다 구분적으로 평탄한 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

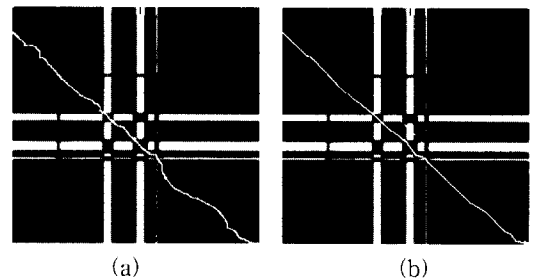


그림 6. $\alpha = 0.0$ 일 때 β 값에 따른 최소 비용 경로. (a) $\beta = 0.0$ 인 경우, (b) $\beta = 1.0$ 인 경우

Fig. 6. Minimum cost path on β in the case $\alpha = 0.0$ (a) $\beta = 0.0$, (b) $\beta = 1.0$

따라서 동적 계획법의 최소 비용 경로 산출 함수의 C_j 를 적절히 조절함으로써 좀 더 정확한 변이를 구할 수 있다. 그림 7 (a)는 α, β 를 모두 0으로 두고 계산한 결과이다. 그림에서 보는 것과 같이 배경 부분의 균일한 밝기를 가지는 부분에서 불규칙한 값을 가지게 되어 알고자하는 물체 부분과 변이가 구분되지 않는다. C_j 값을 적절히 설정하면 그림 7 (b)와 같이 균일한 밝기를 가지는 부분의 변이가 0으로 되면서 좀 더 정확한 결과를 얻을 수 있다.

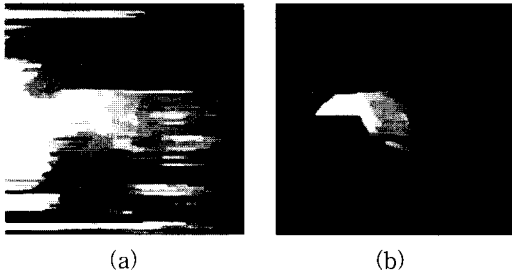


그림 7. 도약 비용을 적용했을 때와 안했을 때의 변이도 (a) 도약 비용을 적용하지 않았을 때 (b) 도약 비용을 적용했을 때
 Fig. 7. Disparity map when we apply jump cost and don't apply jump cost. (a) don't applied jump cost (b) applied jump cost

하지만 영상의 전 영역에 균일하게 도약 비용을 적용했을 경우 균일한 밝기를 가지는 영역이지만 영이 아닌 변이를 가지는 부분에서도 변이가 0으로 됨으로써 오차가 발생하게 된다. 그림 8 (a)에서는 전 영역에 균일한 도약 비용을 적용했을 경우의 좌우 영상의 한 기준열에 대한 최소 비용 경로를 보여준다. 밝기의 변화가 있는 부분의 변이는 정확하게 구할 수 있으나 그 중간 부분의 변이는 영으로 됨으로써 오차가 발생한다. 따라서 이런 영역에서는 그림 8 (b)와 같이 그 양쪽 변이와 유사한 변이값을 유지하도록 만들어주고 그 바깥부분은 변이가 0이 되어야한다. 그러기 위해서는 도약 비용을 각각의 영역에 다르게 적용시켜야 한다. 따라서 영상을 몇 개의 영역으로 나눌 필요가 있다.

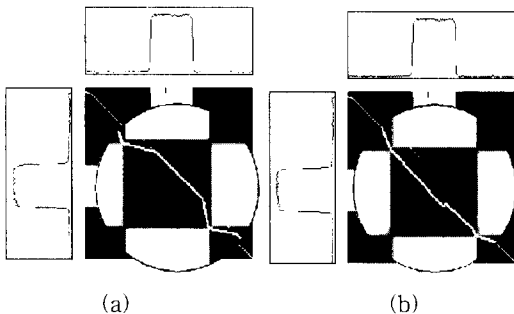


그림 8. 바람직한 최소 비용 경로 (a) 영역 분할 없이 도약 비용을 적용했을 때의 최소 비용 경로 (b) 구하고자하는 최소 비용 경로
 Fig. 8. Desired minimum cost path. (a) Minimum cost path when applied jump cost without region partition, (b) Desired minimum cost path

영상을 영역별로 다음과 같이 세 가지로 구분할 수 있다.

1. 밝기 변화가 많은 다변화 영역 (**REGION 1**)
2. 균일한 밝기를 가지면서 경계선으로 둘러싸인 저변화 폐쇄 영역 (**REGION 2**)
3. 균일한 밝기를 가지면서 경계선에 둘러싸이지 않은 저변화 개방 영역 (**REGION 3**)

위의 각 영역에서의 이상적인 최소 비용 경로는 다르다. **REGION 1**의 경우는 밝기의 변화가 많기 때문에 그 정보만을 이용하여 경로를 정확히 구할 수 있다. 오히려 도약 비용을 적용함으로써 오차가 발생할 수 있다. 따라서 α, β 를 모두 작은 값으로 설정하여 도약비용의 영향을 감소시킨다. 그리고 **REGION 2**의 경우는 균일한 밝기를 가지지만 그 변이는 주위의 밝기 변화가 있는 부분과 유사한 값을 가져야 한다. 따라서 α 값을 작게 해서 주위의 변이를 유지하면서 차이 값이 적은 지점을 찾도록 하였고 β 값을 크게 하여 구분적으로 평탄한 결과를 얻도록 한다. 그리고 **REGION 3**은 영상에서의 배경 부분이 될 가능성이 크므로 변이를 영으로 만들고, 구분적으로 평탄한 결과를 얻기 위하여 α, β 모두 큰 값으로 설정한다.

본 논문에서는 영상에서 영역을 분할하기 위해서 영상의 경계선^[18]을 이용하였다. 일반적으로 밝기의 변화가 많은 부분에 경계선이 존재하고, 경계선으로 둘러싸인 부분은 같은 변이를 가진다. 따라서 그림 9와 같이 경계선 부분을 **REGION 1**이라고 하고, 어느 한 점 주위의 4방향에 대해 검색을 했을 때, 모든 방향에 대해 경계선이 존재하면 그 점은 **REGION 2**, 4방향 중 한 방향이라도 경계선이 존재하지 않으면 **REGION 3**으로 정의하였다.

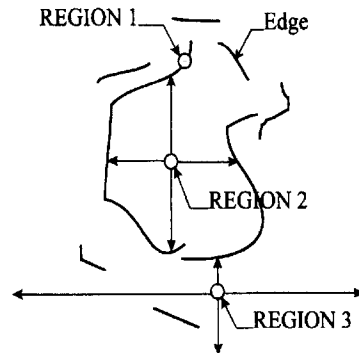


그림 9. 영상의 영역 분할 방법
 Fig. 9. The method of region partition.

경계선에 의한 영역 분할을 실제 영상에 적용한 예를 그림 10에 나타내었다. 그림 10 (a)는 원 영상이고, 그림 10 (b)의 검은색 선으로 표시된 부분이 **REGION 1**, 회색으로 표시된 부분이 **REGION 2**, 흰색으로 표시된 부분이 **REGION 3**이다. 그림 10 (b)에서 보는 것과 같이 실제 영상에서 경계선을 구하게 되면 영상의 가장자리 부분에 경계선이 나타나는 경우가 많은데 이 때의 경계선은 영역 분할의 조건에서 제외한다.

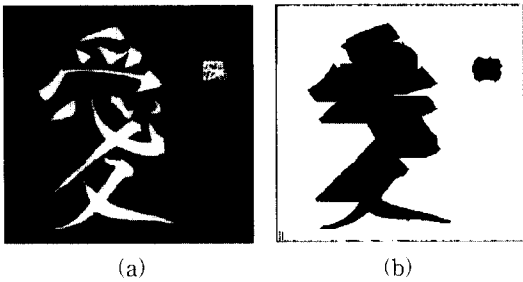


그림 10. 영역 분할 결과 (a) 원 영상 (b) 영역 분할 결과

Fig. 10. Result of region partition. (a) Original image, (b) Result of region partition.

그림 11에서는 실제로 영상의 영역을 분할하고 각 영역에 도약 비용을 다르게 적용했을 때의 결과이다. 그림 7 (b)에서 변이가 영이 아니지만 균일한 밝기 부분에서 변이가 영으로 되는 오차가 있었다. 하지만 영역을 분할할 경우 그와 같은 영역은 **REGION 2**로 분할됨으로써 주위의 변이를 유지하게 되어 정확한 변이를 구할 수 있게 되었다.

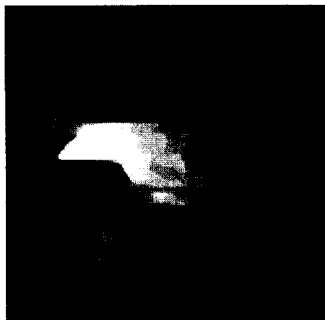


그림 11. 영역 분할 후 도약 비용을 적용했을 때의 결과

Fig. 11. Disparity map applied jump cost after region partition.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 중점을 둔 영상은 균일한 밝기를 가지 는 배경에 물체가 놓여 있는 것으로 그와 같은 영상에 본 알고리즘을 적용해 보았다. 그리고 좌우 영상의 기준열은 서로 평행하다고 가정을 한다. 적용한 영상은 256x256 크기의 영상을 사용하였고, 도약 비용의 변수 α, β 는 다변화 영역인 **REGION 1**은 밝기의 차가 정합을 위한 주된 정보가 될 수 있으므로 $\alpha=0, \beta=0$ 으로, **REGION 1**로 둘러싸인 저변화 폐쇄 영역 **REGION 2**는 **REGION 1**의 변이와 유사하므로 이를 적절히 유지하기 위하여 $\alpha=0, \beta=0.5$ 로, 주로 배경 영역인 저변화 개방영역 **REGION 3**은 변이가 0 되게 하기 위하여 $\alpha=1$, 또한 이 값을 유지시키기 위하여 $\beta=1$ 로 설정하여 정리하면 표 I과 같다.

표 1. 영역에 따른 도약 비용의 변수 α, β 설정

Table 1. Jump cost variables α, β depend on region.

	REGION 1	REGION 2	REGION 3
α	0.0	0.0	1.0
β	0.0	0.5	1.0

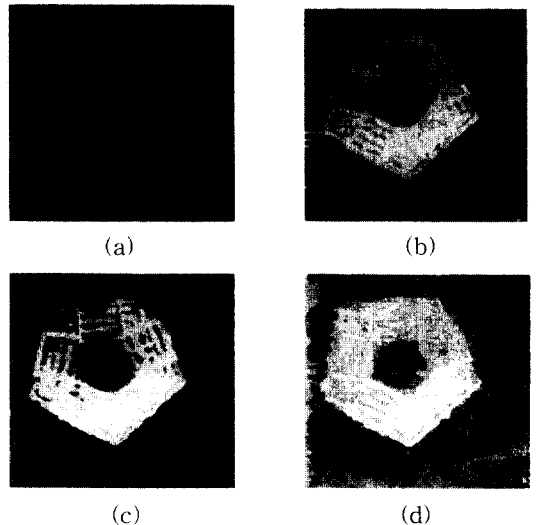


그림 12. Pentagon 영상의 결과 (a) Cox 등의 알고리즘 결과 (b) 도약 비용을 적용하지 않았을 경우 (c) 영역 분할 없이 도약 비용을 적용했을 경우 (d) 영역 분할 후 도약 비용을 적용했을 경우

Fig. 12. Result of pentagon image. (a) Result of Cox *et al* algorithm (b) don't apply jump cost (c) apply jump cost without region partition (d) apply jump cost after region partition

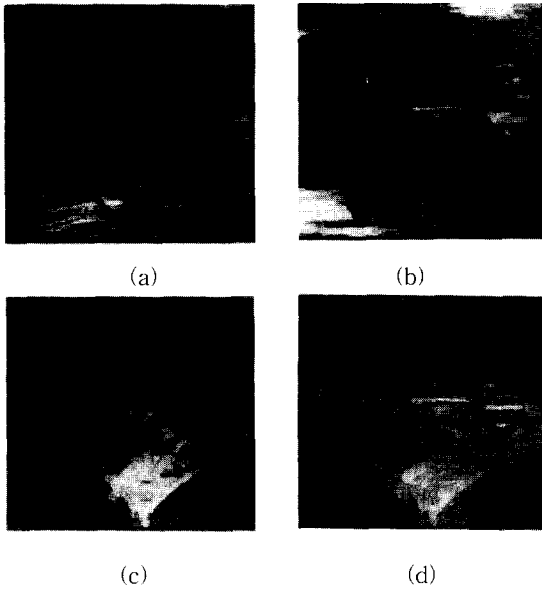


그림 13. Book 영상의 결과 (a) Cox 등의 알고리즘 결과 (b) 도약 비용을 적용하지 않았을 경우 (c) 영역 분할 없이 도약 비용을 적용했을 경우 (d) 영역 분할 후 도약 비용을 적용했을 경우

Fig. 13. Result of book image. (a) Result of Cox et al algorithm (b) don't apply jump cost (c) apply jump cost without region partition (d) apply jump cost after region partition

그림 12에서 그림 15까지 여러 가지 시험 영상에 Cox 등^[15]이 적용한 알고리즘과 본 알고리즘을 적용한 결과를 비교하여 나타내었다. 그림 12는 pentagon 영상에 Cox 등의 알고리즘과 본 논문에서의 결과를 나타내었는데 pentagon 영상과 같이 영상의 전 영역에 많은 경계선이 분포되어 있는 경우에는, 영역 분할이나 도약 비용의 적용 없이도 대체로 좋은 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 그러나 그림 13에서 그림 15에 있는 영상의 경우에 균일한 밝기를 가진 영역에서 정합 오차가 많이 발생함을 볼 수 있다. 그림 13의 (a)는 Cox 등이 적용한 알고리즘의 결과이고 (b)는 본 논문에서 도약 비용을 사용하지 않았을 때의 결과이다. 그림 (a), (b) 모두에서 배경 부분의 균일한 밝기를 가지는 부분에 불규칙한 변이값이 나타나는 것을 볼 수 있다. 따라서 관심이 있는 책에서의 변이를 알아보기 힘들게 된다. 그림 13 (c)는 도약 비용을 적용($\alpha=0.5$, $\beta=1.0$)하고 영역을 분할하지 않았을 때의 결과이다.

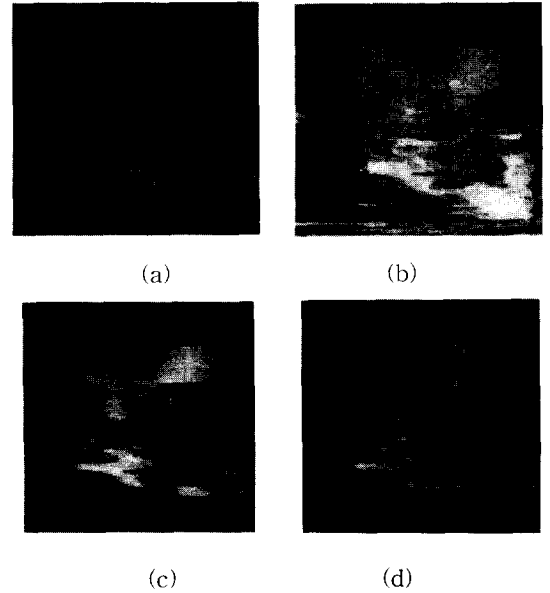


그림 14. Renault 영상의 결과 (a) Cox 등의 알고리즘 결과 (b) 도약 비용을 적용하지 않았을 경우 (c) 영역 분할 없이 도약 비용을 적용했을 경우 (d) 영역 분할 후 도약 비용을 적용했을 경우

Fig. 14. Result of renault image (a) Result of Cox et al algorithm (b) don't apply jump cost (c) apply jump cost without region partition (d) apply jump cost after region partition

물체의 균일한 밝기를 가지는 배경 부분에서는 변이가 영으로 만듦으로써 영상에서 책 부분만의 변이를 구할 수 있게 하였다. 하지만 책 내부의 균일한 밝기를 가지는 부분에서도 변이가 영에 가깝게 만들어짐으로써 오차가 발생하게 되었다. 원래는 책 내부의 균일한 밝기를 가지는 부분의 변이는 그 주위의 경계선 부분의 변이와 유사한 값을 가지도록 하여야 한다. 따라서 그림 13 (d)와 같이 영상의 영역을 분할하고 영역에 따라 다른 도약 비용을 적용했을 때는 책 내부의 균일한 밝기를 가지는 부분에서 정합 오차가 개선됨을 알 수 있다. 그리고 그림 14, 그림 15에서도 마찬가지로 (a), (b)에 Cox 등의 알고리즘과 본 논문에서 도약 비용을 사용하지 않았을 때의 결과를 나타내고 (c)에서 도약 비용을 일정하게 적용한 결과를 보이며, (d)에서 영역에 따라 도약 비용을 적용함으로써 균일한 밝기를 가지는 배경 부분에서의 변이는 영에 가깝게 만들고, 물체 내부의 균일한 밝기를 가지는 부분에서는 주위의

경계선 주위의 변이를 그대로 유지하도록 하여 구하여진 결과를 보이고 있다.

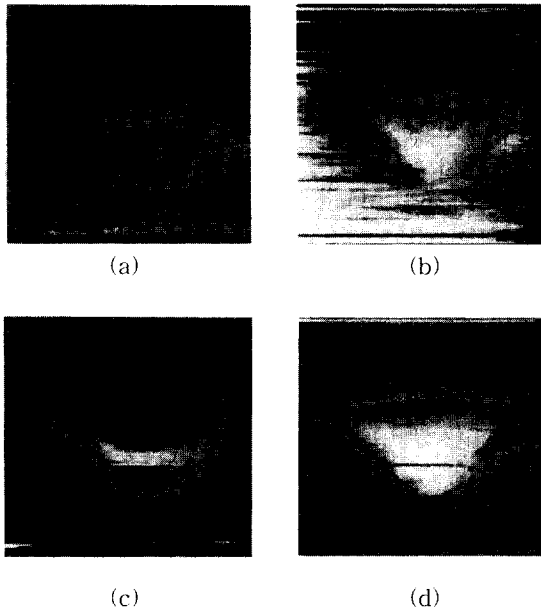


그림 15. Sandwich 영상의 결과 (a) Cox 등의 알고리즘 결과 (b) 도약 비용을 적용하지 않았을 경우 (c) 영역 분할 없이 도약 비용을 적용했을 경우 (d) 영역 분할 후 도약 비용을 적용했을 경우

Fig. 15. Result of sandwich image. (a) Result of Cox et al algorithm (b) don't apply jump cost (c) apply jump cost without region partition (d) apply jump cost after region partition

V. 결 론

본 논문에서는 각 화소점을 정합 특징으로하는 동적 계획법에서, 균일한 밝기를 가지는 영역에서는 일반적으로 정합 오차가 발생함을 Cox 등의 알고리즘 결과와 함께 보이고 이 오차를 줄이기 위해서 영상의 영역을 분할하고 분할된 각각의 영역별로 최소 비용 산출 함수를 다르게 적용함으로써 정합의 결과를 개선하려고 하였다. 실험을 통하여 제안한 알고리즘은 균일한 밝기를 가지는 배경에 물체가 놓여 있는 영상에서 보다 정확한 변이를 구할 수 있었고 pentagon과 같이 전 영역에 밝기의 변화가 많은 영상에 대해서는 도약 비용 및 영상 분할을 고려하지 않았을 때의 방법과 유사한 결과를 얻을 수 있었다. 또한 기존의 동적 계획법

중 Baker & Binford, Ohta & Kanade는 비용 함수에 분산을 이용하는데 비하여 Cox 등이나 본 논문에서는 비용 함수로 밝기값을 이용하므로 연산의 수가 적어 속도면에서 유리하다. 그리고 본 논문에서는 영상의 영역을 분할하는 과정이 필요한데 PC-586(133)상에서 영역 분할에 소요된 시간이 약 2초였다. 이는 전체 소요시간 90~100초에 비하여 약 2%에 지나지 않았으며 추출된 에지로부터 영역이 분할되므로 에지를 추출하는 단계의 하드웨어가 추가되어 진다.

본 논문에서 제안한 알고리즘들은 균일한 밝기를 가지는 부분이 많은 영상의 전 영역에서의 변이를 구하는데 적합한 것으로 판단되며 앞으로 영상의 영역을 좀더 정확하게 분할할 수 있는 방법에 관한 연구와 경계선의 정합 결과가 저 변화 폐쇄 영역의 정합에 중요한 영향을 미치므로 경계선 영역의 정확한 정합에 관한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, *Image Processing, Analysis and Machine Vision*, Chapman & Hall Computing, pp. 385-392. 1993.
- [2] D. Marr, T. Poggio. "Cooperative computation of stereo disparity," *Science* Vol. 194, pp. 283-287, 1976.
- [3] D. Marr and T. Poggio. "A computational theory of human stereo vision," *Proc. Roy. Soc. London*, B204, pp. 301-308, 1979.
- [4] S. B. Pollard, J. E. W. Mayhew, and J. P. Frisby, "PMF : A stereo correspondence algorithm using a disparity gradient limit," *Perception*, Vol. 14, pp. 449-470, 1985.
- [5] G. Medioni and R. Nevatia, "Segment-based stereo matching," *Computer Vision, graphics and Image Processing*, Vol. 31, pp. 2-18, 1985.
- [6] 강창순, 남기곤, "변이별 정합 척도 분포를 이용한 선소의 정합," *전자공학회 논문지*, 제 34 권 S편 제 3호, pp. 74-83, 1997년 3월
- [7] N. M. Nasrabadi and C. Y. Choo, "Hopfield network for stereo vision

correspondence," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 3, no. 1, Jan. 1992.

[8] G. A. Wood, "Realities of automatic correlation problem," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 49, pp. 537-538, 1983.

[9] T. Kanade, M. Okutomi, "A Stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* Vol. 9, no. 9, pp. 920-932, 1994

[10] M. D. Levine, "Computer determination of depth maps," *CVIP2*, pp. 131-150, 1973.

[11] D. Terzopoulos, "Multilevel computational processes for visual surface reconstruction," *Compt. Vision Graphics Image Processing*, vol. 24, pp. 52-96, 1983.

[12] H. H. Baker and T. O. Binford, "Depth from edge and intensity based stereo," in *Proc. Int. Joint Conf. Artif. Intell.*, Vancouver, B. C., Canada, pp.631-636, Aug. 1981.

[13] Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by intra- and inter-scanline search using dynamic programming," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* Vol. 7, no. 2, pp. 139-154, 1985.

[14] D. Geiger, B. Ladendorf and A. Yuille, "Occlusions and binocular stereo", *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 14, pp. 211-226, 1995.

[15] I. J. Cox, S. L. Hingorani, S. B. Rao and B. M. Maggs, "A maximum likelihood stereo algorithm," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 63, no. 3, pp. 542-567, May 1996.

[16] 김종득, 강창순, 전계록, 남기곤, "잡음 첨가 및 오차 보정에 의한 동적 스테레오 정합", *대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집*, Vol. 19, no. 1, pp. 471-474, 1996

[17] U. R. Dhond and J. K. Aggarwal, "Structure from stereo-A review", *IEEE Trans. System, Man, and Cybermatics*. Vol. 19, no. 6, 1989.

[18] L. S. Davis, "A survey of edge detection techniques," *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 4, pp. 248-270, 1975.

저 자 소 개

姜昌淳(正會員) 第34卷 S編 第3號 參照
 현재 동의공업전문대학 전자과 부교수

金綜得(正會員)
 1995년 2월 부산대학교 전자공학과(공학사). 1997년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 현재 현대전자산업주식회사 정보통신연구소 연구원 주관심분야는 컴퓨터 비전, MPEG-4



李尙昱(正會員)
 1977년 2월 부산대학교 전자공학과(공학사). 1988년 2월 부경대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1995년 2월 부경대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료. 1980년 3월~1995년 7월 통영수산전문대학 통신

南基坤(正會員) 第34卷 S編 第3號 參照
 현재 부산대학교 전자공학과 부교수, 컴퓨터 및 정보통신연구소 연구원

과 교수. 1995년 8월~현재 경상대학교 정보통신공학과 교수 주관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴인식, 신경회로망 등