

## 경계선 영역 정보를 이용한 밝기값 기반 스테레오 정합

## (Intensity Based Stereo Matching Algorithm Including Boundary Information)

崔東準\*, 金導鉉\*, 梁榮日\*\*

(Dong-Jun Choi, Do-Hyun Kim, and Yeong-Yil Yang)

## 요 약

본 논문에서는 왼쪽 카메라와 오른쪽 카메라에서 획득된 두 영상에서 변이를 찾는 새로운 비용함수를 제안하였다. Cox 등<sup>[10]</sup>은 극상선상에서 화소의 밝기값으로 비용함수를 계산한 후, 동적 프로그래밍법을 사용하여 스테레오 정합문제를 해결하였다. 본 논문에서는 밝기값 외에 새로운 두 비용함수를 제안하였다. 하나는 화소의 기울기 정보를 밝기값과 방향성의 가중치를 결정하는 기준으로 사용하는 것이다. 기울기가 큰 화소는 주로 화소의 밝기값에 의해 정합이 이루어지고, 기울기가 작은 화소는 방향성을 이용한 정합이 이루어지도록 비용함수를 조절하였다. 다음으로 현재의 극상선상에서 변이를 구하기 위해 이전 극상선상에서의 변이 정보를 이용하는 것이다. 좌우 영상에서 비교되는 두 화소  $p_i$ 와  $p_j$ 가 경계선상에 있고, 이전의 극상선상에서의 정합이 이루어진 두 화소  $p_k$ 와  $p_l$ 가 현 비교되는 화소와 같은 경계선상에 위치하면,  $p_i$ 와  $p_j$ 가 정합이 이루어질 가능성을 크게 비용함수를 조절하였다. 제안된 방법을 여러 영상에 적용한 결과 이전의 방법보다 더 정확한 정합이 이루어짐을 확인하였다.

## Abstract

In this paper, we propose the novel cost functions for finding the disparity between the left and the right images in the stereo matching problem. The dynamic programming method is used in solving the stereo matching problem by Cox et al.<sup>[10]</sup> In the reference<sup>[10]</sup>, only the intensity of the pixels in the epipolar line is used as the cost functions to find the corresponding pixels. We propose the two new cost functions. The information of the slope of the pixels is introduced to the constraints in determining the weights of intensity and direction(the historical information). The pixels with the higher slope are matched mainly by the intensity of pixels. As the slope becomes lower, the matching is performed mainly by the direction. Secondly, the disparity information of the previous epipolar line is used to find the disparity of the current epipolar line. If the pixel in the left epipolar line,  $p_i$  and the pixel in the right epipolar line,  $p_j$  satisfy the following conditions, the higher matching probability is given to the pixels,  $p_i$  and  $p_j$ . i) The pixels,  $p_i$  and  $p_j$  are the pixels on the edges in the left and the right images, respectively. ii) For the pixels  $p_k$  and  $p_l$  in the previous epipolar line,  $p_k$  and  $p_l$  are matched and are the pixels on the same edge with  $p_i$  and  $p_j$ , respectively. The proposed method compared with the original method<sup>[10]</sup> finds the better matching results for the test images.

\*\* 正會員, 慶尙大學校 電子材料工學科  
(GyeongSang National University, Dept. of  
Electronic Materials Engineering)

(GyeongSang National University, Research  
Center for Aircraft Parts Technology)

接受日字: 1997年12月15日, 수정완료일: 1998年9月14日

\* 正會員, 慶尙大學校 航空機部品研究所

## I. 서 론

스테레오 정합 방법은 좌우 영상의 차이, 즉 변이(disparity)를 이용하여 3차원 정보를 획득하는 것으로 거리를 측정하는 방법으로 널리 사용하고 있다. 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.<sup>[1]</sup> 스테레오 정합에서의 중요한 과제는 좌우 영상간의 일치점을 찾는 것이다.<sup>[2]</sup> 일치점을 찾는 방법으로는 필터링된 영상의 경계점(edge), 연결성을 가진 경계선(boundary),<sup>[3]</sup> 분할된 경계선(line segment),<sup>[4]</sup> 모서리(corner)<sup>[5]</sup> 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)으로 사용하는 창틀의 크기를 가변시키는 경우,<sup>[6]</sup> 창틀에 가우시안 가중치를 적용하는 경우 영상에 대한 정보들을 해상도가 낮은 계층에서 해상도가 높은 계층으로 점진적으로 해석하는 계층적인 방법 등이 있다.<sup>[7]</sup> 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, 보간 과정(interpolation)을 거쳐야 하며 보간 과정에서 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 보간 과정과 같은 후처리 과정이 필요 없고 그에 따른 계산 량도 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 폐색 영역(occluded region)을 찾는 데 유리한 동적 계획법을 많이 적용하고 있다.<sup>[8]-[10]</sup> Baker & Binford 와 Ohta & Kanade 는 에지 화소를 기본적인 정합 특징으로 하였고,<sup>[8]</sup> Geiger 등과 Cox 등은 각 화소점을 정합 특징으로 하였다.<sup>[10]</sup> 화소점

을 정합 특징으로 하면 전 영역의 변이를 구할 수 있다. 그러나 영상의 밝기 변화가 많은 영역에서는 대체로 정확한 일치점을 얻을 수 있으나 균일한 밝기를 가지는 영역에서는 일치점을 구하기 위한 주위 영역의 정보가 적어서 정확한 일치점을 구하기가 쉽지 않다.

본 논문에서는 밝기 기반의 정합에서 밝기가 균일한 영역에도 정확한 대응점을 찾는 새로운 비용함수를 제시하였다. 최소 비용함수는 대응점이 존재할 경우에는 왼쪽과 오른쪽 영상의 밝기값들을 정규분포로 가정하여 구하고, 대응점을 찾지 못하면 고정된 값을 사용한다.<sup>[10]</sup> 화소의 기울기 정보와 경계선 정보를 비용함수에 추가하였다. 기울기 정보를 밝기값과 방향성의 가중치를 결정하는 기준으로 사용하였다. 기울기가 큰 화소는 주로 화소의 밝기값에 의해 정합이 이루어지고, 그리고 기울기가 작은 화소는 방향성을 이용한 정합이 이루어지도록 비용함수를 조절하였다. 그리고 두 화소의 정합 가능성을 크게 하기 위하여 경계선 정보를 다음과 같이 사용하였다. 좌우영상에서의 비교되는 두 화소가 경계선상에 있고, 이전의 극상선상에서의 정합이 이루어진 두 화소가 현 비교되는 화소와 같은 경계선상에 위치하면, 비교되는 좌우측 극상선에서의 두 화소가 정합이 이루어질 가능성을 크게 비용함수를 조절한다.

II장에서는 Cox *et al*<sup>[10]</sup>이 제안한 밝기값 기반 비용함수를 유도한 후, III장에서는 동적 프로그래밍을 이용하여 최소 비용을 구하는 과정과 본 논문에서 제안한 수정된 비용함수를 보이고, 최소비용 경로를 추적하여 변이를 구하는 방법을 소개한다. IV장에서는 무작위점 스테레오 영상과 실제 영상인 펜타곤과 얼굴상에 대해 제안된 알고리즘을 적용한 예를 보이고, V장에서 결론을 보인다.

## II. 밝기값 기반 비용함수

밝기값에 근거한 비용함수를 Cox 등<sup>[10]</sup>은 다음과 같이 유도하였다. 2대의 카메라를  $s = \{1, 2\}$  라 표기하고,  $Z_s$ 는 각 카메라의 극상선을 따라 측정된 값의 집합을 의미한다. 집합  $Z_s = \{z_{s,i}\}_{i=0}^{m_s}$  이다. 여기서  $m_s$ 는 카메라  $s$ 로부터 측정된 밝기 값의 총 수(극상선 상의 화소 수)이며,  $z_{s,i}$ 는 밝기값으로 공간상의 한 점  $x_k$ 로부터 첫 번째 카메라에서 측정된 밝기값을

$z_{1,i}$ 로 나타내고,  $z_{2,i}$ 는 두 번째 카메라에서 측정된 밝기값을 의미한다.  $z_{s,0}$ 는 dummy measurement로 대응되는 점이 없다는 것을 의미하고,  $M_{i_1, i_2}$ 는  $z_{1,i_1}$ 과  $z_{2,i_2}$ 이 상응한다는 것을 의미한다.  $M_{i_1, 0}$ 는 첫 번째 카메라에서는 공간상의 한 점이 측정이 되었지만, 두 번째 카메라에서는 폐색되었다는 것을 의미한다.

공간의 한 점  $x_k$ 로부터 발생된 대응쌍  $M_{i_1, i_2}$ 이 존재할 가능성(likelihood)은 다음과 같이 정의된다.

$$A(M_{i_1, i_2} | x_k) = \left(\frac{1 - P_D}{\phi}\right)^{\delta_{i_1, i_2}} [P_D p(z_{1, i_1} | x_k) \times P_D p(z_{2, i_2} | x_k)]^{1 - \delta_{i_1, i_2}} \quad (1)$$

단, 폐색 영역이면  $\delta_{i_1, i_2} = 1$ 이 되고, 정합 영역이면 0이 된다.  $p(z | x)$ 는 각 영상의 밝기값  $z_i$ 가 공간상의 점( $x$ )로부터 발생했다는 가정하의 확률밀도 함수를 나타내며,  $\phi$ 는 카메라의 시각범위,  $P_D$ 는 3차원 정보가 영상 평면에 투영될 확률을 나타낸다.

측정치  $z_{s,i}$ 가 공간의 참값  $z$ 에 대해 정규 분포되었다면,

$$p(z_{s,i} | x_k) = \frac{1}{(2\pi)^d S_s} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z_{s,i} - z)' S_s^{-1} (z_{s,i} - z)\right\} \quad (2)$$

단,  $d$ 는 측정값  $z_{s,i}$ 의 차원,  $S_s$ 는  $z_{s,i}$ 의 공분산 행렬이다.

$z$ 의 실제값을 모르기 때문에 대응쌍  $M_{i_1, i_2}$ 의 측정치로부터 얻어진  $\hat{z}$ 로  $z$ 를 근사화 시킨다.

$$z \approx \hat{z} = \frac{S_{i_2}}{S_{i_1} + S_{i_2}} \times z_{1, i_1} + \frac{S_{i_1}}{S_{i_1} + S_{i_2}} \times z_{2, i_2} \quad (3)$$

모든 쌍들에 대한 likelihood는 다음과 같다.

$$L(\gamma) = p(Z_1, Z_2 | \gamma) = \prod_{Z_{i_1, i_2} \in \gamma} A(M_{i_1, i_2} | x) \quad (4)$$

여기서  $\gamma$ 는 가능한 대응쌍의 집합을 의미하고,  $L(\gamma)$ 을 최대화하는 것은 다음 식과 등가이다.

$$\begin{aligned} \min J(\gamma) &= \min [-\ln(L(\gamma))] \\ &= \min \sum_{Z_{i_1, i_2} \in \gamma} \left\{ \delta_{i_1, i_2} \ln \left( \frac{P_D^2 \phi}{(1 - P_D)} \frac{1}{|(2\pi)^d S|} \right) \right. \\ &\quad \left. + (1 - \delta_{i_1, i_2}) \left[ \frac{1}{4} (z_{1, i_1} - z_{2, i_2})' S^{-1} (z_{1, i_1} - z_{2, i_2}) \right] \right\} \end{aligned} \quad (5)$$

### III. 동적 프로그래밍

변이를 구하기 위해서는 각 극상선에 대하여 동적 프로그래밍을 이용하여 최소 비용을 구한 후, 역 추적하여 최소 비용 경로를 구성한다. 1절에서는 정합점을 구하기 위하여 사용되는 제약조건에 대하여 살펴보고, 최소 비용을 구하는 동적 프로그래밍 알고리즘을 기술한다. 그리고 2절에서 최소 비용을 구하기 위해 제안한 비용함수에 대하여 설명한 후, 최소비용 경로를 추적하여 변이를 구하는 방법을 3절에서 소개한다.

#### 1. 동적 프로그램에 의한 최소 비용 탐색

식(5)의 해를 구함에 있어 탐색공간을 줄이고 문제를 단순화시키기 위해 다음과 같은 유일성 제약과 순서성 제약, 그리고 변이의 범위 제약을 적용한다. 유일성 제약은 정합을 위한 특징들은 두 영상에 독립적으로 위치하고, 왼쪽 영상의 특징은 오른쪽 영상의 특징에 하나 이상 정합될 수 없다는 제약이고, 순서성 제약은 왼쪽 영상 특징점  $z_{1, i_1}$ 이 오른쪽 영상의  $z_{2, i_2}$ 에 정합되었다면,  $z_{1, i_1+1}$ 은 오직  $j > 0$ 을 만족하는  $z_{2, i_2+j}$ 와만 정합될 수 있다는 제약이다. 세 번째 제약은, 변이는 일정한 값으로 한정되어 있다고 가정한다. 즉 좌영상의 극상선 상의  $i$ 번째 화소는 우영상에서  $i-R$ 번째에서  $i+R$ 번째의 화소들과만 정합이 이루어진다. 변이가 일정한 범위 내에 존재한다는 조건에 의해서 극상선 길이  $N$ 과  $N$  전체에서 최소 비용 경로를 구하지 않고, 변이가 0을 중심으로  $+R$ 에서  $-R$ 까지 범위에서만 구함으로써 탐색시간을 줄일 수 있다. 그림 1에서 열과 행은 우영상과 좌영상 각각에서 극상선의 화소의 위치를 나타낸다. 색이 칠해진 사각형은 변이 제약 조건을 만족하는 화소 쌍을 나타내고 흰색의 사각형은 변이 제약 조건이 만족되지 않는 화소 쌍들이다. 그림 1에서 최소 비용 경로 탐색에 있어 좌측 영상의 각 화소에 대하여 우측 영상의 극상선 길이  $N$ 까지 검색을 하지 않고 변이 제약에 의한  $2R$ 만큼만 검색함으로써 계산 시간을  $O(N^2)$ 에서(그림1에서 전체 화소쌍)  $O(NR)$ 으로(그림 1에서 색이 칠해진 사각형에 대응되는 화소쌍) 줄일 수 있다는 것을 의미한다.

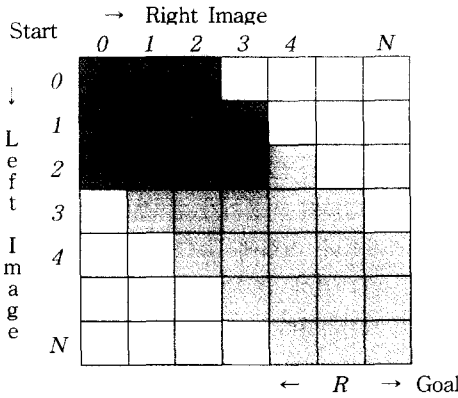


그림 1. 변이 제약 조건하에서 최소 비용 경로 찾기  
 Fig. 1. Searching the minimum cost in the range constraint.

알고리즘 1은 좌우 영상 극상선의 밝기값으로부터 최소 비용 경로를 찾는 동적 프로그램이다. 최소 비용의 계산은 시작점(start)에서 목표점(Goal)까지 각 화소 쌍에 대하여 순차적으로 최소비용을 구하는 과정이다. 좌영상의 첫 번째 화소에 대해 우 영상에서 변이 제약 조건을 만족하는 화소에 대해 순차적으로 최소 비용을 계산한다. 좌영상의 두 번째 화소, 세 번째 화소 등 순차적으로 좌영상의 마지막 화소에 이를 때까지 위 과정을 반복 수행한다. 그림 1에서 ■와 □은 최소비용이 구해진 화소 쌍과 최소 비용이 구해지지 않은 화소 쌍이고 ■은 최소비용이 계산되고 있는 화소 쌍을 나타낸다. 주어진 화소 쌍에(■로 표시된 화소쌍) 대한 최소비용  $C(i, j)$ 를 구하는 과정이 그림 2에 설명되어 있다.  $C(i, j)$ 를 구하기 위하여 ■, ×, ▲로 표시된 화소 쌍의 최소비용  $C(i-1, j-1)$ ,  $C(i, j-1)$ ,  $C(i-1, j)$ 과 좌영상의  $i$ 번째 밝기값과 우영상  $j$ 번째 밝기 값이 사용된다. 알고리즘 1에서  $min1$  계산에 사용되는  $c(z_{1,i_1}, z_{2,i_2})$ 는 식 (5)의 두 번째 항으로 계산되고, 두 대응점의 정합 비용을 나타낸다. 이전에 비용이 구하여진 각 정합점에 대하여 정합 비용 ( $min1$ ), 왼쪽 폐색 비용( $min2$ ) 및 오른쪽 폐색 비용 ( $min3$ )을 구한 후 가장 적은 값을 선택하여  $C(i, j)$ 를 결정한다. 최소 비용 값을 구한 후, 역 추적하여 최소 비용 경로를 찾기 위하여 경로 정보를  $P(i, j)$ 에 저장한다.  $P(i, j)$ 로부터 최소 비용 경로를 구하는 과정은 대해서는 3절에서 자세히 기술하였다.

$$\text{Occlusion} = \left[ \ln \left( \frac{P_{D_s}}{1 - P_{D_s}} \frac{1}{|(2\pi)^d S_s^{-1}|^{1/2}} \right) \right]$$

```

for (i = 1; i ≤ N; i++) { C(i, 0) = i * Occlusion }
for (j = 1; j ≤ M; j++) { C(0, j) = j * Occlusion }
for (i = 1; i ≤ N; i++) {
    for (j = 1; j ≤ M; j++) {
        min1 = C(i-1, j-1) + c(z_{1,i_1}, z_{2,i_2});
        min2 = C(i, j-1) + Occlusion;
        min3 = C(i-1, j) + Occlusion;
        C(i, j) = cmin = min(min1, min2, min3);
        if(min1 == cmin) P(i,j) = 1;
        if(min2 == cmin) P(i,j) = 2;
        if(min3 == cmin) P(i,j) = 3;
    }
}
    
```

알고리즘 1. 최소 비용을 구하는 알고리즘의 pseudo-code  
 Algorithm 1. Pseudo-code for finding minimum cost.

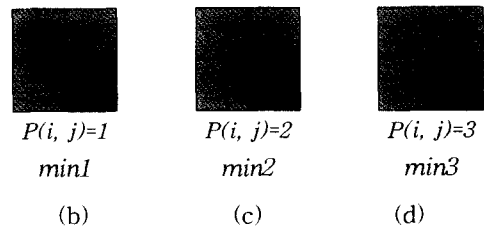
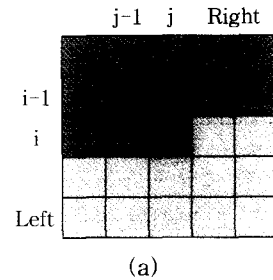


그림 2. 최소 비용 경로 찾기와 가능한 비용 경로  
 Fig. 2. Searching minimum cost path and three paths.

2. 방향성과 인접 극상선 정보를 이용한 비용합수  
 그림 2(a)에서 좌영상  $i$ 번째 화소와 우영상  $j$ 번째 화소의 비용을 결정할 때, Cox 등은 비용이 구하여진 부분(■으로 표시된 부분) 정보를 이용하여 결정하였다.  $(i, j)$ 로의 가능한 경로는  $(i-1, j-1)$ 에서  $(i, j)$ 로의 경로와  $(i-1, j)$ 과  $(i, j-1)$ 에서  $(i, j)$ 로의 경로로 그림 2(b), (c), (d)에 자세히 나와 있다. 각 경로에 대한 비용은  $min1$ ,  $min2$ , 그리고  $min3$ 이다.  $min1$ 이  $min2$ 나  $min3$ 와의 차가 월등하다면( $|min1 - (min2$

또는  $min3) | > T$  현재 비교하는 화소의 최소 비용 결정은 밝기값에 기반하여 결정하고  $|min1 - (min2$  또는  $min3)| \leq T$ 인 경우 그림 3에서 보인 것처럼 화소와의 연결성(방향성)을 고려하여 연결성이 최대가 되도록 최소 비용 경로를 설정하였다. 그림 3에서 (a)와 (b)의 연결성을 살펴보면, (a)는 끊어짐이 2번이지만 (b)는 4번의 끊어짐이 발생함으로 연결성이 최대가 되기 위해 (b)의 경우보다 (a)의 경우가 선택된다. 그리고 임계값인  $T$ 는 2를<sup>110)</sup> 사용하였다.

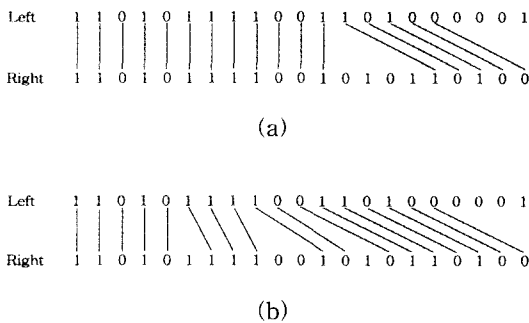


그림 3. 연결성을 고려한 정합  
 Fig. 3. Two matches considered a continuity.

연결성을 고려할 때의 범위를 Cox는 단순히  $\pm T$ 로 적용시켰으나, 본 논문에서는 좌우 영상 화소의 기울기 차이 정보를 다음과 같이 추가하였다. 수식은 다음과 같다.

$$|min1 - (min2 \text{ 또는 } min3)| \leq T + \epsilon \quad (6)$$

$$\epsilon = -(slope(i, j) - min) * \frac{D}{(max - min)} + D \quad (7)$$

$slope(i, j)$  : | 좌영상의 화소(i)의 기울기 - 우영상의 화소(j)의 기울기 |

$max$  : 극상선상의 변이영역 내의 좌우영상 기울기차의 최대값

$min$  : 극상선상의 변이영역 내의 좌우영상 기울기차의 최소값

$D$  :  $\epsilon$  범위 조절 변수(본 논문에서는 2를 적용)

여기서 좌측 영상 화소의 기울기는 현재 비교되는 화소(i)의 밝기값과 다음 화소의 밝기값(i+1)과의 차이를 의미한다. 좌우 영상 화소의 기울기 차이 정보( $\epsilon$ )를 적용시킴에 있어서 기울기 차이가 클 경우에는 방향성을 작게 하기 위하여  $\epsilon$ 의 값을 작게 적용시켰고

기울기 차이가 작을 경우에는  $\epsilon$ 의 값을 크게 함으로써 화소의 방향성분을 강조하였다.

본 논문에서는 이러한 기울기 차이 정보뿐만이 아니라 영상의 경계선 정보(boundary)를 비용함수에 첨가하였다. 영상의 경계선 정보를 이용하기 위해 먼저 기울기를 계산하여 기울기가 큰 부분들을 경계선 영역으로 설정하였다. 실험에서는(전 영상 내에서의 최대기울기  $\times 0.1$ ) 보다 큰 기울기를 갖는 영역을 경계선 영역으로 실험하였다. 그림 4에서  $Y_L$ 과  $Y_R$ 은 좌영상과 우영상에서 계산중인 극상선을 나타낸다. 정합 정도를 측정하기 위한 극상선상의 좌영상 화소( $p_i$ )와 우영상 화소( $p_j$ )는 이전의 극상선상의 좌영상 화소( $p_k$ )와 우영상 화소( $p_l$ )가 정합이 이루어진 상태이고, 화소  $p_i, p_j, p_k, p_l$  모두 경계선 상에 존재하면 화소  $p_i$ 과 화소  $p_j$ 의 비용 계산시 대응비용을 감소시켜 두 화소가 대응쌍이 될 가능성을 크게한다. 이는 알고리즘 1의  $min1$  값을 식 (8)과 같이 변경하였다. 여기서  $\alpha$ 는 이전에 정합이 이루어진 화소에 대한 정보를 이용하는 것으로, 동적 프로그래밍에서 최소 비용을 찾는 데 밝기값 보다는 상에서 경계선의 방향성을 더 강조하는 것을 의미한다.

$$min1 = C(i-1, j-1) + c(z_{1,i}, z_{2,j}) - \alpha \quad (8)$$

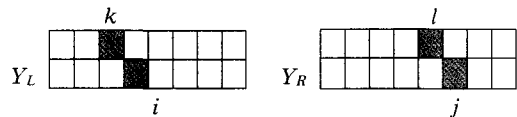


그림 4. 회색으로 표시된 화소는 경계선 영역을 나타내고, 화소  $p_i$ 와  $p_k$  그리고 화소  $p_j$ 와  $p_l$ 는 왼쪽 영상과 오른쪽 영상에서 같은 경계선 영역에 속해있다.

Fig. 4. The shaded area represents edges. Pixel  $p_i$  and  $p_k$  are on the same edge region in the left image and pixel  $p_j$  and  $p_l$  are on the same edge region in the right image.

### 3. 역추적에 의한 변이계산

그림 5에서 밝은 회색의 화소 쌍들은 최소 비용 경로를 나타낸다.  $R$ 은 우영상에서 화소의 위치를 나타내고  $L$ 은 좌영상에서 화소의 위치를 나타낸다. 변이를 구하기 위한 역추적 과정은  $L=9, R=9$  화소 쌍(Goal)에서부터  $L=0, R=0$  화소 쌍(Start)까지 역추적하는 것을 의미한다. 최소 비용 경로는 알고리즘 1에서 저장된  $P(i, j)$ 로부터 구하여진다.  $P(i, j)$ 가 1이

면 그림 2(b)와 같이  $min1$ 이 최소 비용이므로 대각선 방향으로 경로가 형성된다.  $P(i, j)$ 가 2인 경우는 그림 2(c)에서처럼  $min2$ 가 최소 비용이므로 오른쪽 방향으로,  $P(i, j)$ 가 3인 경우는 그림 2(d)에서처럼  $min3$ 가 최소 비용이므로 위쪽 방향으로 경로가 형성된다.

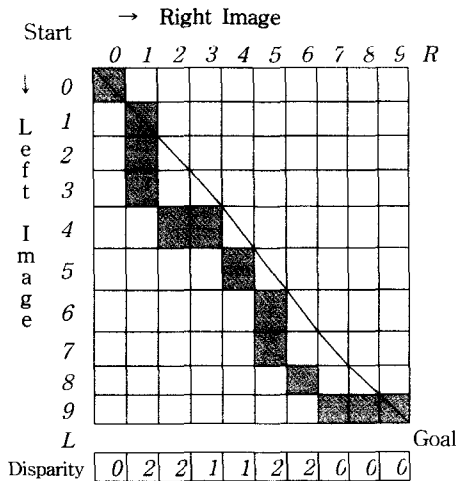


그림 5. 최소 비용 경로 및 변이  
Fig. 5. Minimum cost path and disparity.

좌우 영상에서 정합 되는 두 화소를 찾았을 때, 변이는 두 화소의 위치 차이값을 말한다. 즉, 변이는 그림 5에서 최소 비용 경로상의 화소 쌍인 밝은 회색 부분에서만 구해진다. 본 논문에서는 좌측 영상의 화소를 기준으로 우측 영상의 화소와의 위치 차이를 변이로 계산하였다. 즉, 그림 5에서와 같이 변이는 구해진 최소 비용 경로와 대각선 경로(그림 5의 실선 부분)와의 수직 방향의 차이이다.  $R=2, 3$ 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 정합이 이루어진 것을 보인다. 이 때 유일성 제약을 적용하면  $R=2, 7, 8$ 과  $L=1, 2, 6$ 의 정합 화소는 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)이 발생한 부분이다. 수평방향으로의 경로는 우영상에서는 보이지만 좌영상에서는 보이지 않는 좌측 폐색(left occlusion) 영역이라고하고, 수직 방향의 정합경로는 좌영상에서만 보이는 우측 폐색(right occlusion) 영역이라고한다. 좌측 영상에 대한 우측 영상의 일치점이 없으므로 경로 역 추적시 정합된 변이를 그대로 유지하도록 하였다.

#### IV. 실험 결과

프로그램은 Windows 95에서 Visual C++를 사용하여 실행하였다. Cox등이 제안한, 영상에서 화소들의 수평성분과 수직성분을 모두 이용한 MLMH+V 알고리즘과 비교한 결과를 보인다. 그림 6(a), (b)는 수직성분과 수평 성분의 경계선만이 존재하는 무작위점 스테레오 영상의 좌우 영상을 나타낸다. 그림 6의 좌우 영상에 대해 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용한 경우와 Cox등이 제안한 알고리즘을 적용한 결과 그림 6에서 보인 것처럼 동일한 변이영상을 얻을 수 있었다. 그림 6(d)는 그림 6(c)에서 구한 변이 영상의 3차원 표현이다.

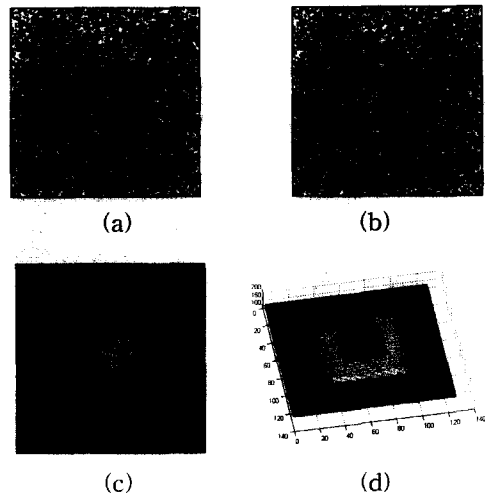


그림 6. 무작위점 스테레오 영상 및 변이 영상 (a) 좌측 영상 (b) 우측 영상 (c) gray scale로 표현된 변이 영상 (d) 3차원으로 표현된 변이 영상  
Fig. 6. Random dot stereograms and disparity maps. (a) Left image (b) Right image (c) Disparity map which is represented with gray scale, and (d) which is represented with 3-dimensional plot.

그림 7의 (a), (b)는 실영상인 펜타곤의 좌우 영상이며, 펜타곤 영상에 대해 Cox등이 제안한 알고리즘을 적용하여 구한 변이영상이 그림 7(c)이고, 그림 7(d)는 제안한 비용함수를 사용하여 구한 변이 영상이다. 그림 7(d)에서 보면 펜타곤의 좌·우측 부분뿐만 아니라 경계선 부분에서 더욱 선명하며 배경 부분에서도 역시 그림 7(c)에서 보다 더욱 선명함을 알 수 있다. 그림 7(c)와 (d)를 3차원으로 구성한 그림이 그림 8이며, 좌측 상단과 펜타곤의 건물 표면, 그리고 경계

선 부분에서 본 논문에서 제안된 알고리즘이 더 정확히 변이를 구했음을 알 수 있다. 앞에서 보인 펜타곤 영상의 예에서 경계선 부분에서는 본 논문에서 제안된 알고리즘이 더 좋은 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있지만 배경 부분에 대해선 제안된 알고리즘이 더 적합함을 인식하기가 어렵다.

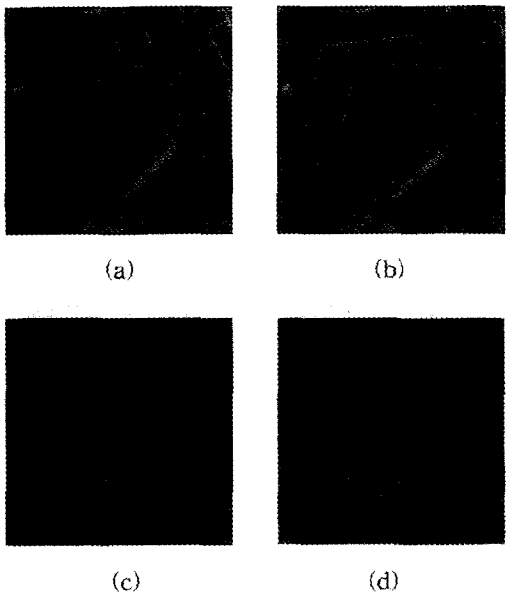


그림 7. 펜타곤 스테레오 영상 및 변이 영상 (a) 좌영상 (b) 우영상 (c) Cox 방법에 의하여 얻어진 변이 영상 (d) 기울기와 경계선 정보를 이용하여 얻어진 변이 영상

Fig. 7. "Pentagon" stereo images and disparity maps. (a) Left image (b) Right image (c) Disparity map obtained from Cox's method. (d) Disparity map obtained from the method considering the slope and edge information.

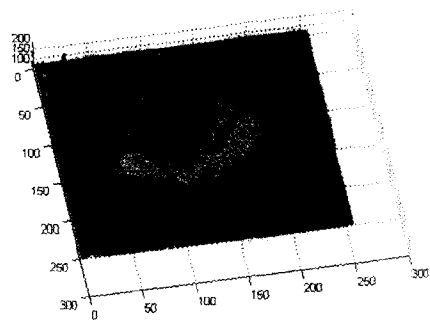
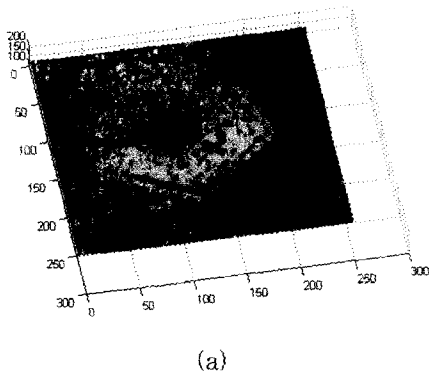


그림 8. 펜타곤 영상에 대한 변이 영상의 3차원 그림 (a) Cox에 의해 얻어진 변이 영상 (b) 제안한 알고리즘 적용시 얻어진 변이영상

Fig. 8. Three-dimensional plot of disparity map about the "Pentagon" stereo images, (a) which are obtained from Cox's method, and (b) which are obtained from the proposed method.

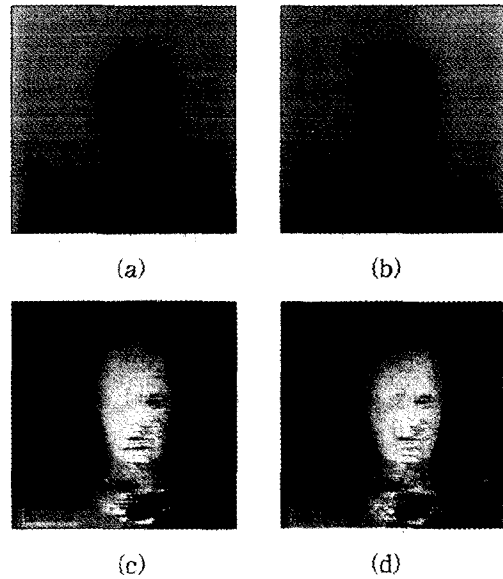
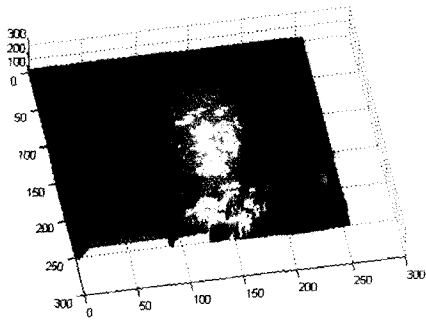


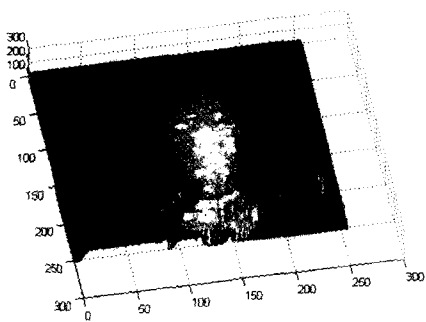
그림 9. 얼굴상의 스테레오 영상 및 변이 영상 (a) 좌영상 (b) 우영상 (c) Cox 방법에 의하여 얻어진 변이 영상 (d) 기울기와 경계선 정보를 이용하여 얻어진 변이영상

Fig. 9. The "Face" stereo images and disparity maps. (a) Left image (b) Right image (c) Disparity map obtained from Cox's method. (d) Disparity map obtained from the method considering the slope and edge information.

그림 9에서는 본 논문에서 제안된 알고리즘 적용시 배경부분에서 더욱 좋은 결과를 얻을 수 있었음을 보여주고 있다. Cox가 제안한 알고리즘 적용하여 얻어진 변이영상인 그림 9(c)에서 보면 얼굴의 좌측과, 그림 9(a), (b)에서 목옆의 좌측 막대기로 인해 좌측 목옆 부분에서 부정확한 변이 영상이 구해짐을 알 수 있다. 그림 9(d)는 경계선 정보와 기울기 정보를 고려한 제안된 알고리즘을 적용시킴으로써 얼굴의 좌측과, 목옆의 부정확한 변이까지 제거된 선명한 변이 영상이 획득됨을 알 수 있다. 얼굴의 좌측인 배경영역은 기울기가 최소이므로 식 (7)에서  $\epsilon$ 이 최대가 되므로 정합시 방향성분이 최대가 고려된다. 즉 본 논문에서 제안한 비용에서는 끊어짐이 최소가 되고 연결성이 최대가 되는 방향으로 정합이 이루어짐을 알 수 있다.



(a)



(b)

그림 10. 얼굴상 영상에 대한 변이 영상의 3차원 그림 (a) Cox에 의해 얻어진 변이 영상 (b) 제안한 알고리즘 적용시 얻어진 변이 영상

Fig. 10. Three-dimensional plot of disparity map about the "Face" stereo images, (a) which are obtained from Cox's method, and (b) which are obtained from the proposed method.

## V. 결론

스테레오 시각은 서로 다른 위치에서 획득한 두 영상으로부터 3차원 거리 정보를 추출하는데 유용하며, 좌우영상으로부터 대응점을 찾는 정합 과정이 가장 중요하다. 각 화소의 밝기값을 사용함으로써 특징 추출 작업이 요구되지 않으며 적응창 문제도 피할 수 있는 장점을 가지고 있다.

본 논문에서는 비용함수를 정합이 이루어 질 때와, 폐색되었을 때로 구분하여 부분적인 비용함수를 적용시켰다. 균일한 밝기를 가지는 영역에서는 Cox 등의 알고리즘 결과와 함께 보이고, 정합오차를 줄이기 위해서 유일성과 순서성 제약을 동적 프로그래밍에 적용시킬 때 경계선 정보를 비용함수에 적용하고, 이웃하는 화소들의 기울기 값을 적용함으로써 유일성과 순서성 제약을 적용했을 경우 보다 더 좋은 결과를 얻었다. 실험을 통하여 제안한 알고리즘을 적용한 결과 균일한 밝기를 가지는 배경에 물체가 놓여 있는 영상에서도 변이를 잘 찾을 수 있었다.

## 참고 문헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, pp. 68-71, 1993.
- [2] D. Marr and T. Poggio, "Cooperative computation of stereo disparity," *Science*, vol. 194, pp. 283-287, 1976.
- [3] Y. S. Sim and S. H. Park "A Study on the Feature Points Detection for Stereo Matching", *Journal of the Research Institute of Industrial Sciences*, vol. 30, pp. 27-33, 1990.
- [4] G. Medioni and R. Navatia, "Segment-based stereo matching," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 31, pp. 2-18, 1985.
- [5] N. M. Nasrabadi and C. Y. Choo, "Hopfield network for stereo vision correspondence," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 3, no. 1, Jan. 1992.
- [6] T. Kanade and M. Okutomi, "A stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment," *IEEE*



*Trans on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-16, no. 9, pp. 920-932, Sep. 1994.

[7] 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.

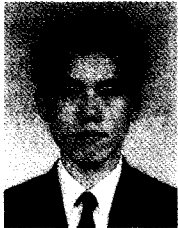
[8] H. H. Baker and T. O. Binford, "Depth from edge and intensity based stereo," *Proc. Int. Joint Conf. Artif. Intell.*, Vancouver, Canada, pp. 631-636, Aug.

1981.

[9] N. Grammalidis and Michael G. Strintzis, "Multiview Video Coding Using a Multi-state Dynamic Programming Disparity Estimation Algorithm," *SPIE*, vol. 2952, pp. 12-20, 1996.

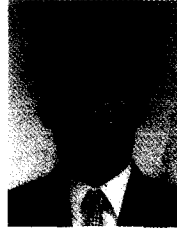
[10] I. J. Cox, S. L. Hingorani and S. B. Rao, "A Maximum likelihood stereo algorithm," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 63, no. 3, pp. 542-567, May. 1996.

저 자 소 개



崔 東 準(正會員)

1969년 6월 7일생. 1992년 2월 경상대학교 전자재료공학과 졸업(학사). 1998년 2월 경상대학교 전자공학과 졸업(석사). 현재 경상대학교 항공기부품기술연구소 연구원. 주 관심분야는 ASIC 설계와 영상처리신호임.



金 導 鉉(正會員)

1970년 4월 11일생. 1996년 2월 경상대학교 전자재료공학과 졸업(학사). 1998년 2월 경상대학교 전자재료공학과 졸업(석사). 현재 경상대학교 항공기부품기술연구소 연구원. 주 관심분야는 ASIC 설계와 영상처리신호임.



梁 榮 日(正會員)

1983년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1985년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사), 1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(박사). 1990년~현재

경상대학교 전기전자공학부 부교수. 1994년 1월~1995년 1월 UC, Irvine 교환교수. 경상대학교 항공기부품기술연구소 연구원. 주 관심분야 VLSI&CAD, 영상신호처리 등.