

論文97-34S-3-8

변이별 정합 척도 분포를 이용한 선소의 정합

(Segment Matching Using Matching Measure Distribution over Disparities)

姜昌淳*, 南基坤**

(Chang Soon Kang and Ki Gon Nam)

요 약

본 논문은 영교차 예지로부터 추출된 선소를 정합하기 위하여 선소간의 정합 척도와 구속 최적화 기법을 이용하는 새로운 스테레오 정합 알고리즘을 제안한다. 먼저 선소의 특성과 탐색 창들을 이용하여 좌우 영상에 존재하는 선소간에 초기 정합 척도와 평균 변이를 구한 후, 유사한 변이를 가지도록 하는 결합 구속 조건을 적용하여 선소간의 정합 척도를 경신함으로써 정합되는 선소를 구하였다. 정합 척도는 방향, 겹치는 부분의 길이, 밝기를 비교한 지수 함수를 사용하였다. 다양한 영상에 대한 실험 결과는 제안하는 방법이 선소의 변이를 정확하게 이끌어 내음 보여준다.

Abstract

In this paper, a new stereo matching algorithm is proposed which uses the constrained optimization technique and the matching measures between the segments extracted from zero-crossing edges. The initial matching measures and average disparities are calculated by the features of segments on the searching window of the left and right images. The matching measure is calculated by applying an exponential function using the differences of slope, overlapped length and intensity. The coherency constraint is that neighbouring image points corresponding to the same object should have nearly the same disparities. The matching measures are iteratively updated by applying the coherency constraint. Simulation results on various images show that the proposed algorithm more accurately extracts the segment disparity.

1. 서론

로봇 공학이나 자동화의 분야에서 처리 영역에 대한 3차원 정보는 로봇의 움직임이나 대상물의 검사를 위해서 필수적이다. 3차원 정보는 스테레오(stereo), 움직임(motion), 명암(shading), 텍스처어(texture) 등을 이용하여 얻어진다. 이 중 카메라를 이동하거나

또는 두 대의 카메라를 이용하여 얻은 두 영상을 이용하는 스테레오 비전은 인간의 시각 구조와 유사하며 환경의 특별한 제약이 없고 일반적인 자연 환경을 대상으로 할 수 있는 장점 때문에 많이 응용되고 있다.

영상의 정합은 스테레오 비전의 중요한 과제로써 3차원 공간상의 한 점이 좌우 두 영상에 투사되는 점의 일치성(correspondence)을 찾아내는 과정이다. 이러한 일치성의 검색 과정은 근본적으로 영상이 다른 두 위치에서 얻어지므로 두 영상의 밝기 차가 생기고 한 영상에 나타나는 점이 다른쪽 영상에는 폐색(occlusion) 등의 이유로 일치되지 않는 경우가 생기기 때문에 용이하지 않다. 공간상의 한 점이 두 영상에 투사되는 점의 위치 차를 변이(disparity)라고 하며, 변이의 크기

* 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, 釜山大學校 電子工學科

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

接受日字: 1996年11月14日, 수정완료일: 1997年3月6日

는 처리 영역상의 물체의 위치와 스테레오 카메라의 위치, 그리고 카메라의 물리적 특성 등에 따라 결정된다. 일반적으로 영상 정합 방법¹¹⁻³¹⁾은 크게 영역 기반(area based) 정합과 특징 기반(feature based) 정합으로 나눌 수 있다. 영역 기반 정합¹¹⁻¹⁵⁾은 화소와 화소간의 명암도에 의한 정합으로 좌우 영상의 영역간의 유사성에 근거하여 대응점을 찾는다. 이는 전체 화소에 대한 번이를 얻을 수 있으나, 좌우 영상의 명암도의 차이로 인한 정합 오차가 발생한 가능성이 크고 잡음에 약하다. 특징 기반 정합은 모든 화소에 대해 정합을 시키지 않고 영상의 명암 변화로 추출된 영교차 에지¹⁶⁻⁸¹⁾, 연결성을 가진 경계선¹⁹¹⁾, 모서리 성분¹⁰¹⁾, 선소¹¹⁻¹²¹⁾ 등의 특징점들을 이용한다. 이런 특징점들은 입력되는 영상의 조건에 덜 민감하여 잡음에 크게 영향을 받지 않을 뿐만 아니라 특징점의 화소에 대해서만 처리하므로 대응점에 대한 후보점의 수가 현격하게 감소하여 처리시간이 빠르다. 그러나 영상의 모든 화소들을 정합하는 것이 아니므로 얻어지는 번이가 성가치게 되어 번이를 구하지 않은 나머지 화소들에 대해서는 보간법을 이용하여 번이를 구해야 한다. 그러나 구하여진 번이가 영역 기반에 의한 번이보다 정확하기 때문에 많은 연구가 주로 특징 기반으로 이루어져 왔다.

대표적인 특징기반 스테레오 정합의 연구로는 Marr와 Poggio¹⁶¹⁾, Grimson¹⁷¹⁾이 특징점을 영교차 에지 화소로 하여 에지 화소의 극성과 방향의 유사성에 의하여 화소간에 정합하였고 Ohta와 Kanade¹³¹⁾는 에지 화소 정합의 정확도를 높이기 위하여 에지 화소의 수직 연속성을 고려한 알고리즘을 발표하였다. 이러한 에지 화소를 특징점으로 하는 것보다 에지를 이루는 선소를 정합의 특징점으로 사용하면 자연스럽게 에지의 수직 연속성을 함께 고려하게 되는 장점이 있다. 에지 선소를 특징점으로 하는 대표적인 연구로 Medioni와 Nevatia¹¹¹⁾는 좌우 영상에서 추출된 선소들의 특성에 의하여 정합 가능한 후보를 결정하고 주어진 범위 내에 존재하는 이웃 선소들의 번이들 간의 관계에 "minimum differential disparity" 기준을 적용하여 선소 정합을 하였다. 이 방법은 선소의 특성이 단지 정합 후보의 결정에만 사용되고 정합은 평균 번이가 최소인 선소를 정합 선소로 선택함으로써 선소가 한 쪽 영상에만 존재할 때 부정합의 문제가 발생한다. 그 밖에 Lee와 Leou¹²¹⁾는 계산 시간을 줄이기 위하여 좌

우 영상의 정합 가능한 선소들을 그룹으로 나누고 그룹별로 정합하였지만 선소들을 그룹으로 나누는 과정에서 부정합의 요인이 발생한다.

본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위하여 선소 정합의 최적화 과정에 결합 구속 조건(coherency constraint)¹⁴¹⁾을 적용하는 선소 정합 방법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 영교차 에지로부터 수평에 가까운 선소와 수평에 가깝지 않은 선소를 추출한다. 추출된 선소별로 탐색 창틀과 선소의 유사성에 의하여 정합 가능한 후보 선소를 선정하여 선소와의 초기 정합 척도와 선소의 평균 번이를 구한다. 정합 척도는 정합의 신뢰도를 높이기 위하여 번이의 응집성을 요구하는 결합 구속 조건에 의하여, 주위 선소의 평균 번이에 따른 정합 척도의 분포 정도를 초기 정합 척도에 반복적으로 적용함으로써 정합 척도를 개선시킨다. 개선된 정합 척도로부터 정합되는 선소를 찾은 후 화소간의 번이를 구한다.

먼저 II장은 추출된 좌우 영상의 수평 선소와 비수평 선소 각각에 대하여 선소의 초기 정합 척도와 평균 번이를 구하고, 주위 선소의 평균 번이에 따른 정합 척도의 분포 정도를 초기 정합 척도에 반복적으로 적용하여 안정된 최대 정합 척도를 얻는 과정을 설명하고 III장은 이를 여러 가지 영상에 적용하고 그 결과에 대하여 검토하며 IV장에서 결론을 맺는다.

II. 정합 알고리즘

제안하는 스테레오 영상의 정합은 기준선(epipolar line)을 수평이라 가정하고 선소를 특징점으로 하여 정합 알고리즘의 전체적인 흐름은 그림 1에 나타내었다. 선소의 추출은 4 방향별로 각각의 영교차 에지를 생성한 뒤, 생성된 영교차 에지를 정, 부에지로 분리하고 분리된 에지로부터 수평에 가까운 수평 선소와 수평에 가깝지 않은 비수평 선소를 얻음으로써 이루어진다. 추출된 선소의 정합 과정은 다음과 같다. 좌측 영상의 모든 선소를 모델 선소로 하고, 각 모델 선소와 정합 가능한 우측 영상의 후보 선소들을 탐색 창틀과 선소의 특성에 의하여 결정한 뒤, 후보 선소들과의 초기 정합 척도와 평균 번이를 구한다. 정합 척도는 선소간의 방향, 겹치는 선소 길이 및 밝기의 차로 계산되며 모델 선소에 대한 후보 선소들간의 초기 정합 척도는 비슷한 척도를 갖는 여러개의 후보 선소가 나타날 수 있으

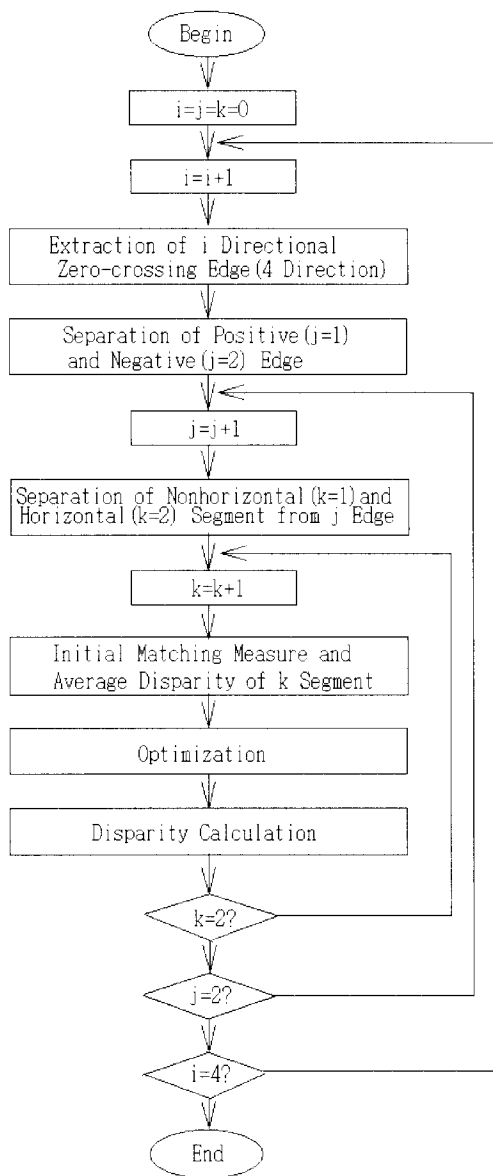


그림 1. 알고리즘의 흐름도
Fig. 1. Flow diagram.

므로 정합의 신뢰도가 떨어진다. 그러므로 주변에 있는 선소들이 각 변이에 대하여 정합 척도가 분포된 정도 (변이 분포 정도)를 계산하고, 이 값을 초기 정합 척도에 반복적으로 적용한다면, 변이 분포 정도가 큰 변이의 정합 척도는 점차 증가하게 되어 안정된 최대 정합 척도에 도달하게 되고 신뢰성 있는 정합 선소를 찾을 수 있다. 결과적으로 가까이 있는 선소들은 변이 분포 정도가 큰 변이에서 최대 정합 척도를 갖게 되므로 결합 구속 조건을 적용 받게 된다. 또한 선소 정합은 화

소간의 정합에 비하여 기준선간의 수직 연속성과 같은 보다 많은 정보를 이용할 수 있다. 그러나 기준선을 수평으로 가정한 대부분의 논문에서, 수평 선소는 경사 각도가 적어 기준선간의 정보가 부족하여 비수평 선소에 비하여 정합 오차가 크므로 대부분의 선소 정합은 비수평 선소에 제한되고 있다. 그러나 본 논문은 비수평 선소에서 얻어진 변이별 척도 분포 정도를 수평 선소의 정합 과정에 적용함으로써 수평 선소의 정합 오차를 줄이고자 하였다.

1. 선소의 추출

정합에 사용되는 대부분의 선소는 에지로부터 선소를 추출한 뒤, 다시 이를 연결하고 세선화한다. 이러한 연결과 세선화 과정에서 에지가 아닌 부분이 선소로 나타날 수 있고 선소를 이루는 화소의 위치에 오차가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 에지를 이루는 정확한 선소를 얻기 위하여 그림 2와 같이 수직, 수평 그리고 두 대각선의 4방향 각각으로 영교차 에지를 구하고, 각 방향별 영교차 에지를 정, 부에지로 분리한다. 분리된 에지로부터 수평 선소와 비수평 선소를 추출하는데 이때 수평 선소와 비수평 선소의 추출은 단층망^[15]을 이용한 패턴 정합에 의하여 이루어 진다.

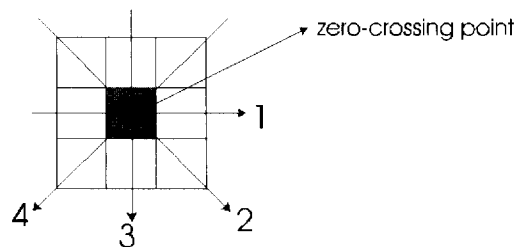


그림 2. 영교차점의 방향
Fig. 2. Direction of zero-crossing point.

2. 정합 후보 선소의 결정 및 초기 정합 척도

좌측 영상에 있는 모델 선소와 정합되는 후보 선소를 우측 영상에서 찾기 위하여 탐색 창틀을 이용하였다. 탐색 창틀은 그림 3과 같이 좌측 영상에 존재하는 모델 선소의 위치 (x_i, y_i) 에 대응하는 우측 영상계의 위치를 중심으로 한정된 거리 R_d 에 있는 두 평행선과 모델 선소의 시작점과 끝점의 기준선으로 둘러싸인 평행사변형으로 하였다. 후보 선소는 이 창틀 내에 존재하거나 창틀을 만나는 선소 중 모델 선소와 경사 각도 및 수평으로 겹치는 선소의 길이가 임계치내에 있는 선소로 결정하였다.

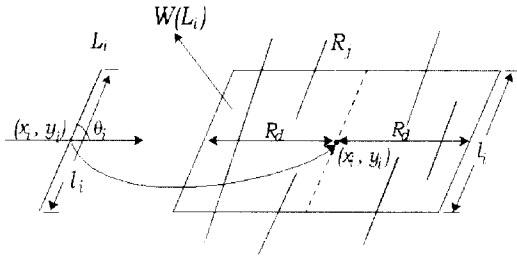


그림 3. 모델 선소 L_i 에 대한 선소 탐색 창틀 $W(L_i)$ 와 후보 선소들

Fig. 3. The search window $W(L_i)$ for L_i and candidate segments.

선소의 경사 각도 θ_i 는 비수평 선소는 수평선과 이루는 각도로, 수평 선소는 수직선과 이루는 각도로 정의하여 각 θ_i 의 범위는 $0^\circ \leq \theta_i \leq 180^\circ$ 가 되도록 하였다. 좌측 선소 L_i 의 각도를 θ_i , 우측 선소 R_j 의 각도를 θ_j 라 하면 이때 경사 각도차에 의한 선소의 유사 척도 S_o 는

$$S_o(i, j) = \begin{cases} \sin |\theta_i - \theta_j| & |\theta_i - \theta_j| < 90^\circ \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

로 정의하였다. 이때 경사 각도의 차에 의한 유사 척도 S_o 의 범위는 $0 \leq S_o \leq 1$ 이 되어 S_o 의 값이 작을수록 두 선소는 유사하며 90° 이상이면 유사성이 없는 것으로 보아 그 값이 1이 되게 하였다.

두 선소의 전체 수직 길이 Δy_i 과 수평으로 겹치는 수직 길이 Δy_s 는 그림 4에 나타난 바와 같이

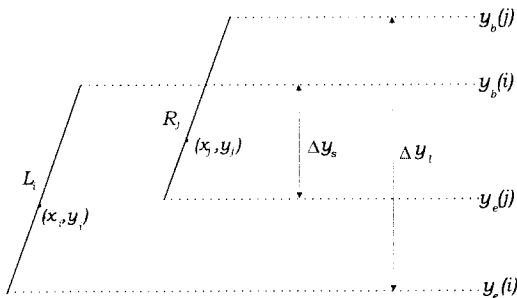


그림 4. 두 선소 사이에 겹치는 길이

Fig. 4. The overlapping length between two segments.

$$\Delta y_s = \min \{ \max [y_b(i), y_e(i)], \max [y_b(j), y_e(j)] \} - \max \{ \min [y_b(i), y_e(i)], \min [y_b(j), y_e(j)] \} \quad (2)$$

$$\Delta y_i = \max \{ \max [y_b(i), y_e(i)], \max [y_b(j), y_e(j)] \} - \min \{ \min [y_b(i), y_e(i)], \min [y_b(j), y_e(j)] \} \quad (3)$$

으로 정의하였다. 여기서 $y_b(i), y_e(i)$ 는 좌측 선소 L_i 의 시작점과 끝점의 y 값이고 $y_b(j), y_e(j)$ 는 우측 선소 R_j 의 시작점과 끝점의 y 값이다. 두 선소 L_i, R_j 의 길이를 l_i, l_j 라 하면 겹치는 선소 길이에 의한 유사 척도 $S_l(i, j)$ 은

$$S_l(i, j) = \begin{cases} 1 - \frac{\Delta y_s}{\Delta y_i} & ; \text{nonhorizontal segment} \\ 1 - \frac{\Delta y_s}{\Delta y_i} \cdot \frac{\min(l_i, l_j)}{\max(l_i, l_j)} & ; \text{horizontal segment} \end{cases} \quad (4)$$

로 정의하였다. 수평 선소에서는 겹치는 수직 길이가 전체 수직 길이와 비슷한 경우가 많으므로 선소의 길이 비율을 고려하였다. 유사 척도 S_l 은 한 선소가 나머지 한 선소에 완전히 겹치면 0이 되고 겹치는 부분이 없으면 1이 되므로 S_l 은 작을수록 두 선소는 유사하며 0에서 1사이의 값을 가진다. 좌측 영상의 모델 선소 L_i 에 대해서 오른쪽 영상의 선소 R_j 가 후보 선소가 될 조건은 다음과 같다.

첫째, R_j 는 모델 선소 L_i 를 중심으로한 창틀내, 또는 창틀을 만나는 선소가 되어야 한다.

둘째, 경사 각도의 유사 척도 S_o 가 임계치 T_o 보다 적어야 한다.

셋째, 기준선과 평행한 방향으로 겹치는 길이에 의한 유사 척도 S_l 이 임계치 T_l 보다 적어야 한다.

겹치는 화소의 평균 밝기차에 의한 유사 척도 $S_c(i, j)$ 는

$$S_c(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{T_i} \cdot \frac{1}{\Delta y_s} \cdot \sum_{k \in \Delta y_s} \delta I_k & \frac{1}{\Delta y_s} \cdot \sum_{k \in \Delta y_s} \delta I_k \leq T_i \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

로 정의하였다. δI_k 는 수직으로 겹치는 길이 Δy_s 의 각 기준선상의 평균 밝기차를 뜻하고 T_i 는 밝기차의 임계치이다.

왼쪽 영상의 모델 선소 L_i 에 대한 오른쪽 영상의 선소 R_j 가 후보 선소가 되면 두 선소의 정합 척도 P_{ij} 는

$$P_{ij} = e^{-(k_1 \cdot S_l + k_2 \cdot S_o + k_3 \cdot S_c)} \quad (6)$$

으로 정의하였다. 정합 척도 P_{ij} 는 S_o, S_l, S_c 의 값에 따라 0에서 1사이의 값을 가지고 S_o, S_l, S_c 의 값이 클수록 0에 가까운 값이 된다. 여기서 k_1, k_2, k_3 은

S_{ii}, S_{ij}, S_{ji} 의 비중에 따라 부가하는 가중치이다. 평균 변이 D_{ij} 는 기준선을 수평으로 가정하였으므로

$$D_{ij} = \frac{1}{\Delta y} \sum_{k=1}^N \delta d_k \quad (7)$$

이 된다. δd_k 는 수직으로 겹치는 길이 Δy 의 각 기준 선상의 평균 변이를 나타낸다.

3. 최적화

좌측 영상의 모든 선소들은 우측 영상에서 정합 후보 선소를 선정하고 식 (5)과 (6)에 의하여 정합 척도와 평균 변이를 구하였다. 그러나 정합 척도로는 비슷한 척도를 가진 후보 선소가 많이 나타나므로 이 척도로서 정합되는 선소를 찾았다면 신뢰성이 크게 떨어진다. 따라서 길합 구속 조건을 적용하여 이 초기 정합 척도를 경신시키면 정합의 신뢰성을 크게 증진시킬 수 있다. 초기 정합 척도와 평균 변이는 좌측 영상의 M 개 모델 선소와 우측 영상의 N 개 정합 후보 선소를 비교하여 $M \times N$ 개의 순서쌍 $(P_{ij}, D_{ij}), i=1, \dots, M, j=1, \dots, N$ 으로 구성된다. 여기서 좌측 영상의 선소 L_i 에 의한 우측 영상의 정합 후보 선소 N 개의 정합 척도는 그 합이

$$P_{i1} + P_{i2} + \dots + P_{iN} = 1 \quad (8)$$

로 되도록 정규화시킨다. 따라서 정합 척도 가운데 어느 하나가 증가하게 되면 다른 정합 척도들은 상대적으로 감소하게 된다. 이러한 특성은 특정한 선소와의 정합 척도가 증가함에 따라 다른 선소의 정합 척도가 증가하는 것을 제한하는 특성을 나타내고 있다. 그리고 순서쌍 $(P_{ij}, D_{ij}), i=1, \dots, M, j=1, \dots, N$ 의 정합 척도와 평균 변이를 이용하여 변이 분포 정도를 계산하고 변이 분포 정도를 이용하여 정합 척도를 경신하게 된다. 변이 분포 정도는 유사한 변이를 갖는 정합 척도의 분포 정도를 나타내며, 좌측 선소 L_i 와 우측 선소 R_j 의 정합 척도를 P_{ij} , 평균 변이를 D_{ij} 라 하면, 변이 분포 정도는 좌측 영상의 M 개 선소중 L_i 주변의 일정 영역에 있는 선소들이 우측 선소들과의 정합 척도를 모두 합한 값에 대하여 D_{ij} 와 유사한 변이를 가지는 우측 선소와의 정합 척도들을 합한 값의 비율로 한다. 이때 선소 L_i, R_j 의 n 차 변이 분포 정도 Q_{ij}^n 은 L_i 주변에 있는 선소들로부터 유사 변이의 정합 척도를 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$Q_{ij}^n = \frac{a_{ij}^n}{a_{ij}^n + q_{ij}^n} \quad (9)$$

$$a_{ij}^n = \sum_{L_i \in R(L_j)} \sum_{k=1}^N P_{ki}^{n-1} \text{ if } |D_{ij} - D_{ki}| \leq D_s, \quad k=1, \dots, M \quad (10)$$

$$q_{ij}^n = \sum_{L_i \in R(L_j)} \sum_{k=1}^N P_{ki}^{n-1} \text{ if } |D_{ij} - D_{ki}| > D_s, \quad k=1, \dots, M \quad (11)$$

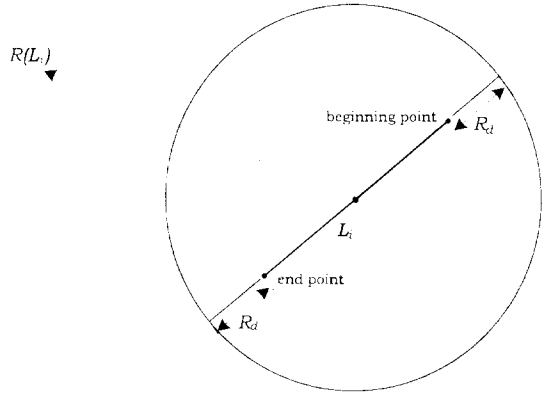


그림 5. $R(L_i)$ 의 영역.
Fig. 5. Region $R(L_i)$.

여기서 $R(L_i)$ 는 그림 5와 같이 선소 L_i 의 시작점과 끝점에 R_s 를 더한 길이를 직경으로 하는 원의 영역을 뜻하고, $L_k \in R(L_i)$ 는 선소 L_k 가 이 영역 내에 포함되거나 이 영역을 만나는 것을 나타낸다. 그리고 변이가 대체로 특정값의 범위내에 분포되어 있기 때문에 변이 분포 정도는 분포도가 높은 변이일수록 큰 값을 나타낸다. 본 논문에서는 D_s 를 $1 + R_s/15$ 화소 거리로 하여 탐색 창들의 범위가 클 때는 유사 변이의 폭을 크게 하고 창들의 범위가 작을 때는 유사 변이의 폭을 작게 하였다. 식 (9)의 변이 분포 정도는 후보 선소에 대한 새로운 정합 척도를 계산하는데 사용되며 경신되는 n 차 정합 척도는 다음과 같이 계산된다.

$$P_{ij}^{(n+1)} = P_{ij}^n (1 + a \cdot Q_{ij}^n), \quad i=1, \dots, M, \quad j=1, \dots, N \quad (12)$$

여기서 a 는 가중치로서 정합 척도의 경신폭을 결정하게 된다. 즉 a 는 양의 값으로 작은 값일 때는 정합 척도가 안정된 수렴 특성을 가지지만, 경신폭이 작아 지리 횟수가 증가하며, 크게 하면 경신폭이 크게되어 선체적인 수렴 특성이 나빠진다. 본 논문에서는 영상의 종류에 관계없이 1의 값으로 하였다. 식 (12)에 대한 정합 척도는 다음과 같이 정규화 된다.

$$P_{ij}^n = \frac{P_{ij}^n}{\sum_{k=1}^M P_{ik}^n}, \quad i=1, \dots, M, j=1, \dots, N \quad (13)$$

정규화 과정에서 변이의 밀집도가 높은 선소의 정합 척도는 단조 증가하고 상대적으로 밀집도가 낮은 선소의 정합 척도는 단조 감소한다. 이상과 같은 반복 과정을 통하여 모델 선소 L_i 의 후보 선소중에서 한 선소의 정합 척도가 일정한 1의 값으로 수렴하게 된다. 이때 선소 L_i, R_j 의 정합 조건은 $l=1, \dots, N (l \neq j)$ 인 모든 l 에 대하여 $P_{il} \geq P_{jl}$ 와 $k=1, \dots, M (k \neq i)$ 인 모든 k 에 대하여 $P_{kj} \geq P_{ki}$ 를 동시에 만족되도록 하였고 정합되는 선소의 변화가 없을 때를 수렴 조건으로 하였다. 또한 수평 선소는 비수평 선소에 비하여 경사 각도의 차가 적고 대부분의 화소가 수평으로 배열되어 있으므로 초기 정합 척도의 정확도가 떨어지고 겹치는 화소의 수에 차이가 나면 평균 변이를 구하였을 때 오차가 크다. 따라서 수평 선소의 최적화 과정에서 변이 분포 정도를 구할 때 비수평 선소의 결과를 함께 적용함으로써 정합의 정확도를 높였다.

이상의 선소 정합 과정을 요약하면 다음과 같다.

- ① 좌측 영상의 모델 선소 L_i 에 대해서 우측 선소 R_j 가 후보 선소이면 초기 정합 척도와 평균 변이를 식(6), (7)에 의하여 계산한다.
- ② 주위 영역의 선소로 부터 유사한 변이를 갖는 정합 척도의 합으로 변이 분포 정도를 식 (9)에 의하여 계산한다.
- ③ 변이 분포 정도에 의하여 정합 척도를 식 (12), (13)에 의하여 정산하고 정규화 한다.
- ④ 수렴할 때 까지 2, 3번 과정을 반복한다.
- ⑤ 수렴된 정합 척도로부터 정합된 선소를 찾는다.

III. 실험결과 및 검토

제한하는 선소 정합 알고리즘을 PC 586(133)상에서 여러 가지 스테레오 영상으로 실험하였다. 사용된 영상은 크기가 256×256 이고 256 그레이 스케일로 되어 있다. 후보 선소를 결정짓기 위한 임계치로 식 (1)의 S_0 은 0.2, 식 (4)의 S_1 은 0.3으로 하였고 초기 정합 척도를 구하기 위한 식 (6)에서 $k_1=1, k_2=2, k_3=1$ 로 두었다.

그림 6의 (a),(b)는 합성 스테레오 영상이고 좌우 영

상에 LoG 연산자를 사용하여 수평 방향의 영교차점에 의하여 추출된 정 에지를 그림 6의 (c)와 (d)에, 부 에지를 (e)와 (f)에 나타내었다. 또한 그림 7의 (a), (b)는 그림 6의 부 에지에 단층망을 이용하여 분리한 비수평 선소를 나타내며 (c)는 정합된 선소를 좌측 영상에 보이고 있다. 실험에 사용된 모든 영상에서, 분리된 선소를 이루는 선소의 길이가 5화소 이상인 경우에만 정합에 사용될 선소로 선택 하였고 최적화 과정은 대체로 5회 정도의 반복 계산에 의하여 정합 척도는 안정된 값으로 수렴하였다.

정합된 선소로 부터 변이의 계산은 기준선을 수평으로 가정하였으므로 비수평 선소에서 화소점 (x, y) 의 변이 $d(x, y)$ 는 정합된 선소 L_i, R_j 의 x 좌표값을 x_i, x_j 라 할 때 $d(x, y) = x_i - x_j$ 가 된다.

정합된 수평 선소의 변이 계산은 정합된 두 선소의 길이가 다르면 epipolar선 상에 있는 선소를 이루는 여러 개의 화소 수가 일치하지 않으므로 변이에 오차가 생기게 된다. 따라서 수평 화소의 변이 $d(x, y)$ 는 $d(x, y) = x_{ci} - x_{cj}$ 와 같이 선소 L_i 의 중심점의 x 좌표 x_{ci} 와 선소 R_j 의 중심점의 x 좌표 x_{cj} 의 차로 하였다.

제한하는 방법과 Medioni & Nevatia의 방법을 비교하기 위하여 추출된 선소에 두 방법을 똑 같이 적용하였다. R_d 를 70으로 하였을 때 그림 8(a)는 Medioni & Nevatia의 방법에 의한 결과이고 8(b)는 제안하는 방법에서 얻은 결과이다. 좌,우 영상의 에지로 부터 추출된 선소의 수는 342, 343이었는데 Medioni & Nevatia의 방법에서 정합된 선소의 수는 246, 변이의 범위는 70~ 70이고 제안하는 방법에서 정합된 선소의 수는 260, 변이의 범위는 69~37이었다. 그림 9의 (a), (b)는 기계 부품 Renault 영상이고 $R_d=30$ 일때의 정합된 결과를 (c), (d)에 나타내었다. 좌,우 영상에서 추출된 선소 446, 412 중에서 Medioni & Nevatia의 방법은 262, 제안하는 방법은 292개의 선소가 정합되었고 변이의 범위는 각각 23~30, 30~3 이었다. 두 영상은 변이가 모두 양의 값이 되어야 하므로 제안하는 방법이 Medioni & Nevatia의 방법보다 정확하게 정합되며 보다 많은 선소가 정합되는 것을 알 수 있다. 그림 10의 (a), (b)는 pentagon 스테레오 영상으로 $R_d=8$ 로 정합시킨 결과 양의 변이인 부분을 (c), (e)에, 음의 변이인 부분을 (d), (f)에 나타내었다. 정합

결과에서 좌우 영상의 에지로 부터 추출된 선소의 수는 1355, 1590이고 Medioni & Nevatia의 방법에서 정합된 선소는 989, 제안하는 방법에 의하여 정합된 선소는 1043이었으며 변이의 범위는 두 방법 모두 +8~ -8 이었다. 그림 11의 (a), (b)는 책의 영상이며 정합 결과 양의 변이인 부분을 (c), (c)에, 음의 변이인 부분을 (d), (f)에 나타내었다. 실험의 결과, 추출된 선소에 대하여 Medioni & Nevatia의 방법은 63~73%의 선소가 정합되었고, 제안하는 방법은 70~80%의 선소가 정합되었다. 따라서 제안하는 방법이 Medioni & Nevatia의 방법보다 더 많은 선소가 정합되고 오차가 적음을 알 수 있다. 실험에 사용된 선소는 추출된 에지를 단순히 수평과 비수평으로 분류하여 얻었기 때문에 Babu¹⁶⁾에 의해 추출된 선소보다는 선소 중간에 끊어지는 부분은 많으나 에지를 이루는 위치는 대체로 정확하다. 따라서 이러한 선소에서 Medioni & Nevatia알고리즘이 사용되기에는 불충분한 것으로 생각되며 선소의 정합 방법에서 선소의 특성을 단지 정합 후보의 결정에만 사용되는 것보다 정합 척도의 계산에 고려함이 더 좋은 결과를 얻을 수 있음을 실험 결과로부터 알 수 있다. 제안하는 방법의 정합 결과를 요약하면 표 1과 같다.

표 1. 정합 결과
Table 1. Matching results.

Image pairs		Synthetic image	Pentagon	Book	Renault
Image size		256×256	256×256	256×256	256×256
Nos of line segments in L		342	1355	539	446
Nos of line segments in R		343	1590	516	412
Nos of matched segments	M & N's method	246	989	371	262
	Proposed method	260	1043	390	292
Disparity range	M & N's method	70 ~ 70	8 ~ -8	18 ~ -18	23 ~ 30
	Proposed method	69 ~ 37	8 ~ 8	18 ~ 15	30 ~ 3

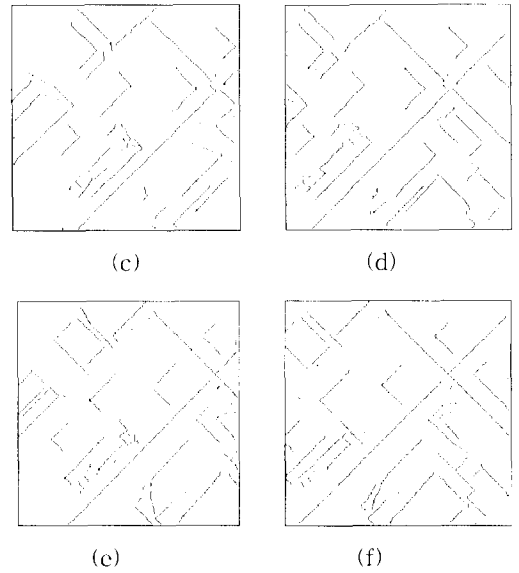
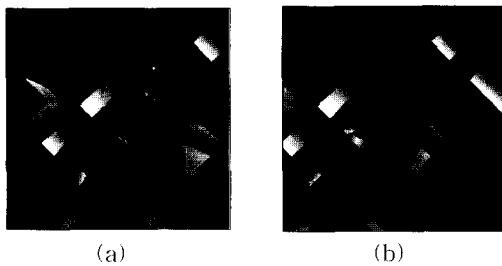


그림 6. 합성 영상과 수평 방향의 영교차 에지 (a),(b) 합성 영상 (c),(d) 정 에지 (e),(f) 부 에지
Fig. 6. Synthetic images and horizontal zero-crossing edges. (a),(b) Synthetic image (c),(d) Positive edges (e),(f) Negative edges

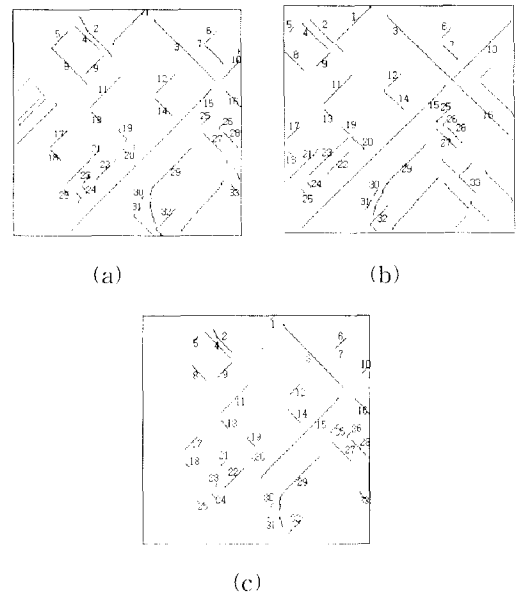


그림 7. 그림 6의 부 에지로 부터 추출된 비수평 선소와 정합 결과 (a) 좌측 영상의 비수평 선소 (b) 우측 영상의 비수평 선소 (c) 정합 결과
Fig. 7. Nonhorizontal segments extracted from poaitive edges and matching result of Fig. 6 (a) Nonhorizontal segments of left image (b) Nonhorizontal segments of right image (c) Matching result

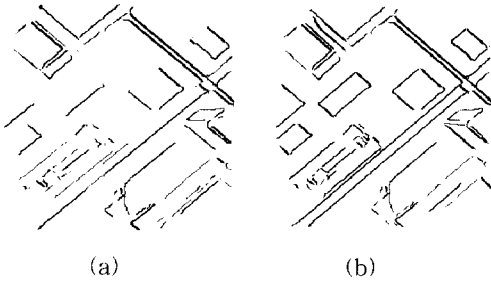
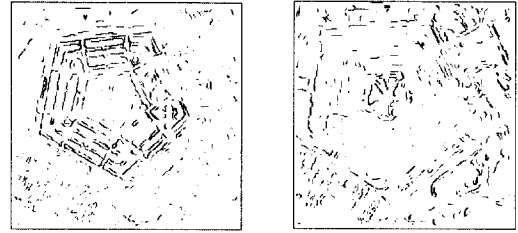
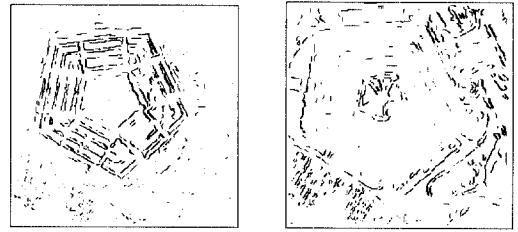


그림 8. 그림 6의 영상에 정합된 결과 (a) Medioni & Nevatia의 방법에 의한 결과 (b) 제안하는 방법에 의한 결과

Fig. 8. Matching result in image of Fig. 6. (a) Result by Medioni & Nevatia's method (b) Result by the proposed method



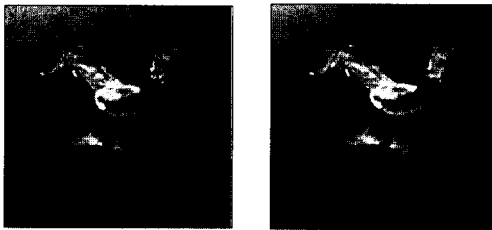
(c) (d)



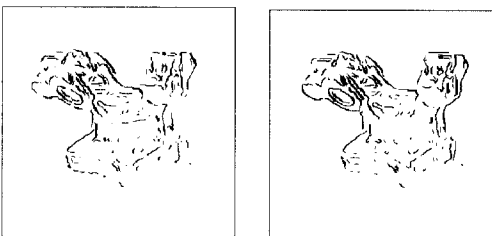
(e) (f)

그림 10. Pentagon 영상의 정합된 결과 (a) 좌측 영상 (b) 우측 영상 (c),(d) Medioni & Nevatia의 방법에 의하여 양과 음 변이를 구한 결과 (e),(f) 제안하는 방법에 의하여 양과 음 변이를 구한 결과

Fig. 10. Matching result in Pentagon image. (a) Left image (b). Right image (c),(d) Result by Medioni & Nevatia's method for positive and negative disparity (e),(f) Result by the proposed method for positive and negative disparity



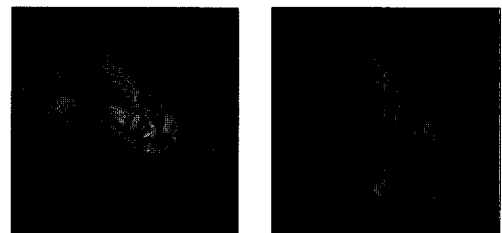
(a) (b)



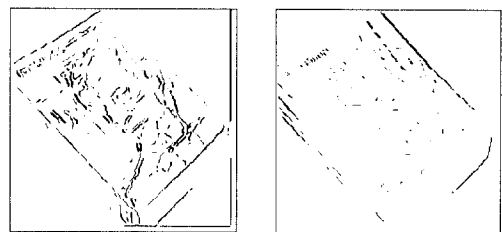
(c) (d)

그림 9. Renault 영상의 정합된 결과(a) 좌측 영상 (b) 우측 영상 (c) Medioni & Nevatia의 방법에 의한 결과 (d) 제안하는 방법에 의한 결과

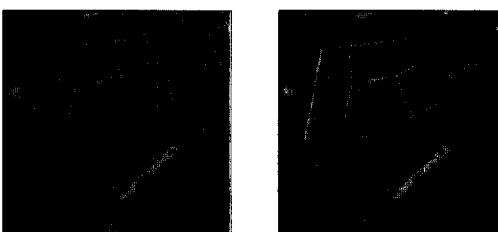
Fig. 9. Matching result in Renault image. (a) Left image (b). Right image (c) Result by Medioni & Nevatia's method (d) Result by the proposed method



(a) (b)



(c) (d)



(a) (b)

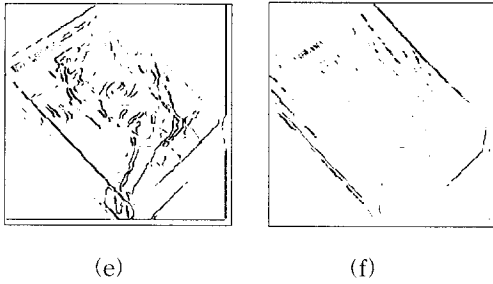


그림 11. Book 영상의 정합된 결과 (a) 좌측 영상, (b) 우측 영상 (c),(d). Medioni & Nevatia의 방법에 의하여 양과 음 변이를 구한 결과 (e),(f) 제안하는 방법에 의하여 양과 음 변이를 구한 결과

Fig. 11. Matching result in Book image. (a) Left image (b). Right image (c),(e) Result by Medioni & Nevatia's method for positive and negative disparity (d),(f) Result by the proposed method for positive and negative disparity

IV. 결 론

본 논문에서는 모델 선소와 후보 선소들간에 초기 정합 척도와 평균 변이를 구하고, 주위 선소의 변이 분포 정도에 의하여 선소의 정합 척도를 최적화 시키는 방법으로 스테레오 비전에서 일치성의 문제를 해결하고자 하였으며 여러가지 스테레오 영상에 적용하여 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 실험 결과, 전체 선소의 약 70~80%가 정합되었고 정합된 선소의 오차는 5% 이내 이었다. 정합되지 않는 선소가 발생하는 것은 추출된 선소가 곡선으로 나타난 것도 문제가 되지만 일반적으로 한 영상에서 두 선소가 겹쳐져 있거나 한 쪽 영상에만 선소가 나타나는 경우, 선소가 끊어져 모델 선소의 후보 선소에 들지 못하는 경우이다. 그러므로 선소의 정합을 위해 정확한 선소의 추출이 요구된다. 최적화 과정에서의 변이 분포 정도는 정합 척도를 계산하는 선소를 중심으로 하는 주변 영역에서 얻을 수 있는데 변이 분포 정도를 구하는 영역은 선소를 찾기 위한 창들의 크기를 결정하는 R_s 에 따라 정하였다. 또한 제안하는 알고리즘은 최적화 과정에서 정합 척도를 변이 분포 정도에 의하여 경신할 때 주위 선소로부터 역제성이 없는 대신에 정규화 과정에 의하여 자연스럽게 경쟁하도록 하여 결합 구속 조건이 만족되도록 하였다. 앞으로 선소에만 구하여진 변이로부터 영상의 전

영역에 대한 변이를 얻기 위하여 영상의 여러 가지 특성을 함께 적용하는 보간 방법 및 정확한 선소의 추출을 위한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Vol. 2, Addison Wesley, pp. 289-378, 1993.
- [2] O. Faugeras, *Three-Dimensional Computer Vision*, MIT press, Cambridge, MA, pp. 165-244, 1993.
- [3] D. Marr, *Vision*, W. H. Freeman and Company, pp. 99-159, 1982.
- [4] D. Terzopoulos, "Multilevel computational processes for visual surface reconstruction," *Comput. Vision and Graphics Image Processing*, Vol. 24, pp. 52-96. 1983.
- [5] 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.
- [6] D. Marr and T. Poggio, "A computational theory of human stereo vision," *Proc. Roy. Soc. London*. Vol. B204, pp. 301-328, 1979.
- [7] W. E. L. Grimson, *From Images to Surfaces*. MIT Press, Cambridge, MA, 1981.
- [8] K. L. Boyer and A. C. Kak, "Structural stereopsis for 3-D vision," *IEEE Trans on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. PAMI-10, no. 2, pp. 144-166, 1988.
- [9] 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.
- [10] N. M. Nasrabadi and C. Y. Choo, "Hopfield network for stereo vision correspondence," *IEEE trans. on Neural Networks*, Vol. 3, no. 1, Jan. 1992.
- [11] G. Medioni and R. Nevatia, "Segment-based stereo matching," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 31, pp. 2-18, 1985.
- [12] S. H. Lee and J. J. Leou, "Dynamic

- programming approach to line segment matching in stereo vision," *Pattern Recognition*, Vol. 27, no.8, pp. 961-986, 1994.
- [13] Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by intra- and inter-scanline search," *IEEE Trans on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. PAMI-7, no. 2, pp. 139-154, Mar, 1985.
- [14] K. Prazdny, "Detection of binocular disparities," *Biological Cybernetics*, Vol. 52, pp. 93-99, 1985.
- [15] I. Aleksander and T. J. Stocham, "Guide to pattern recognition using random-access memory," *Computers & Digital Techniques*, Vol. 2, no. 1, pp. 29-40, Feb. 1979.
- [16] R. Nevatia and K. R. Babu, "Linear feature extraction and description," *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 13, pp. 257-269, 1980.

 저 자 소 개



姜 昌 淳(正會員)

1951년 3월 20일생. 1975년 부산대학교 전자공학과 학사. 1989년 8월 부산대학교 전자공학과 석사. 1994년 8월 부산대학교 전자공학과 박사 과정 수료. 1990년 3월 ~ 현재 동의공업전문대학 전자과 조교수. 전

공분야는 패턴인식, 컴퓨터 비전



南 基 坤(正會員)

1977년 부산대학교 전자공학과 학사. 1981년 부산대학교 전자공학과 석사. 1989년 부산대학교 전자공학과 박사. 1990년 ~ 현재 부산대학교 전자공학과 부교수. 컴퓨터 및 정보통신연구소 연구원. 전공분야는

컴퓨터 비전 및 패턴인식