

또 다른 접근방식에 의한 스테레오 정합 - 특징값의 퍼지화 (Another Approach to Stereo Matching - Fuzzification of Feature Values)

金 東 玄*, 崔 祐 榮**, 朴 來 弘**

(Dong Hyun Kim, Woo Young Choi, and Rae-Hong Park)

要 約

기존의 스테레오 정합방법은 좌, 우 영상에서 한 물체를 나타내는 특징의 값이 변화가 없다는 가정을 이용한다. 그런데 실제 영상의 특징은 영상의 취득구조와 취득시의 오차에 의해 차이를 갖고 잘못된 정합을 유발한다. 본 논문에서는 이런 방법과 달리 퍼지이론을 도입하여 특징의 변화 가능성을 고려하는 정합방법을 제안한다. 이 방법은 위와 같은 단점을 처리하여 일치하는 특징의 변화가 많은 경우에 잘못되는 정합의 수를 줄인다. 제안한 방법의 성능을 보이기 위해 선형선소를 특징으로 하여 실제 영상으로 실험한 결과를 보였다.

Abstract

Conventional stereo matching techniques are based on the assumption that the features representing an object in left and right images have fixed attribute values. But, in fact, such features may take different values due to the practical stereo image formation and the image acquisition error, and thus the conventional techniques tend to result in the incorrect matching of features.

In this paper, we propose a stereo matching method with a possibilistic view which copes with the possible variability of feature values. As a result, this method decreases the number of incorrect matching features when the values of corresponding features are somewhat large. The effectiveness of the proposed method is shown via computer simulation.

I. 서 론

2차원 신호인 영상에서 3차원의 정보를 얻어내는 방법으로 많이 연구되고 있는 것중의 하나가 스테레오 비전(stereo vision)이다. 이는 인간의 시각이 두개의 감각기관(눈)으로 구성되는 구조와 같으며 간단한 삼각법에 의해서 3차원의 깊이정보를 얻을 수 있는

장점이 있다. 그러나 삼각법을 이용하기 위해서는 이전 단계로서 한 물체를 나타내는 좌, 우 영상의 일치점을 찾아야 하는 문제가 있다. 이를 일치성 문제(correspondence problem)라고 하는데, 이를 해결하기 위한 방법으로는 크게 영역에 기초한 정합 방법(area-based matching method)과 특징에 기초한 정합 방법(feature-based matching method)이 있다.¹⁾ 영역에 기초한 방법은 좌, 우 영상에 존재하는 특정영역(area)간의 유사도를 비교하여 그 값이 가장 큰 부분을 일치하는 것으로 보는데 계산 시간이 많이 들고 영상의 변화에 매우 민감하기 때문에 항공영상등

*準會員, **正會員, 西江大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Sogang Univ.)

接受日字: 1991年 6月 11日

과 같이 영상이 연속적이고 부드럽게 변하는 경우에 주로 쓰이고 있다. 특징(feature)에 기초한 방법은 영상내의 밝기의 불연속점에서 얻어지는 뚜렷한 특징에 의해 유사도를 비교하는 것으로서 계산시간이 영역에 기초한 방법보다 적게 들고 정확도가 높아서 많은 연구가 행해지고 있다.

주로 이용되는 특징으로는 에지(edge)와 선소(line segment)가 있다. 에지를 특징으로 이용하는 경우 대개 영상을 취득하는 두 카메라의 중심축을 평행하게 두어 좌, 우 영상에서 일치하는 에지가 동일한 수평선(scan line) 위에 존재한다는 epipolar line 조건을 이용한다.^{6,7} 이 조건에 의해 탐색영역을 줄여 수행시간을 단축할 수 있다. 그러나, 실제의 영상에서는 취득시의 오차에 의해 일치하는 에너지가 다른 수평선 위에 존재하는 경우가 있다. 이런 문제점을 보완하는 방법이 선소를 특징으로 이용하는 것인데 이는 에지간의 수직적인 연결성을 특징에 포함시켜 위와 같은 문제가 있는 선소의 수를 선소의 끝점에 해당하는 점들로 축소시킨다.^{4,5} 또 선소의 특징을 간단히 표현하고 정합 여부의 판단을 쉽게 하기 위해 선소들을 선형으로 근사화하여 주로 사용하는데 이 근사화 과정에서 또 다른 오차가 만들어진다는 단점을 갖고 있다. 그러나 일반적으로는 이런 오차들이 정합에 미치는 영향이 매우 작다고 가정하고 특징간의 유사도를 비교하여 가장 큰 값을 갖는 것을 정합된 것으로 결정하는데 실제로는 영상 취득시의 오차(좌, 우 영상간의 밝기차, epipolar line의 변화 등)와 특징추출시의 오차에 의해 잘못된 정합이 발생한다.

본 논문에서는 이런 접근 방식과 다르게 좌, 우 영상에서의 특징의 변화와 그에 따른 오차를 인정하고 그 변화 가능성에 의해 유사도를 결정하여 정합하는 방법을 제안한다. 퍼지이론을 도입하여 특징의 변화 가능성을 표시하고 height와 ‘^’ (최소값) 연산을 이용하여 유사도를 결정한다. 이 때 특징들의 전체적인 관계를 고려하기 위해 유사도가 높은 것부터 일치하는 것으로 결정한다. 이 방법은 특징이 가질 수 있는 변화를 고려하여 오차가 많은 경우에 잘못되는 정합수를 줄인다.

II장에서 퍼지이론을 설명하고 III장에서 퍼지이론에 의한 제안한 스테레오 정합을 설명한다. IV장에서 제안한 방법의 성능을 시험하기 위해 선형선소를 특징으로 하여 실험한 결과를 검토하고 V장에서 결론을 맺는다.

II. 퍼지(fuzzy) 이론^{6,7)}

1. 기본적인 이론

퍼지라는 말은 애매하다는 뜻으로서 실생활에 존재하는 애매한 개념을 컴퓨터가 처리할 수 있도록 하기 위해 Zadeh가 주장한 이론이다. 집합론적 관점에서 보면 전체집합 U의 원소 u에 대해 보통의 집합 A가 u라는 원소를 가질 수 있는 경우는 있다 (1)와 없다 (0)의 두가지만 존재한다. 그러나 퍼지 이론에서는 퍼지집합 A가 u라는 원소를 가질 경우가 0과 1사이의 값을 갖게 된다. 어떤 형태의 특성함수(characteristic function, membership function) μ 로서 원소 u가 집합 A에 포함되는 정도를 나타낼 때 다음처럼 표시하는데

$$u \mapsto \begin{matrix} M \\ \mu_A \end{matrix} \quad (1)$$

M : 포함정도(membership degree)를 나타내는 수 (0~1)의 집합

A가 보통의 집합인 경우 $M = \{0, 1\}$ 이 되지만 A가 퍼지 집합인 경우에는 $M = \{x \mid 0 \leq x \leq 1, x \text{는 실수}\}$ 가 된다. 따라서 원소 u는 다른 포함정도를 가지고 여러 집합에 속할 수 있게 된다.

이와 유사한 이론으로 확률 이론이 있는데 근본적인 차이점은 퍼지 이론에서는 확률대신 가능성을 생각한다는 것이다. 확률은 실제 일어나는 경우를 설명하는데 반해 가능성은 이론적으로 일어날 수 있는 경우를 설명한다. 그리고 확률은 모든 값을 더하면 1이 되지만 가능성은 모두 더해서 1이 된다는 제약이 없다. 가령 실수값을 갖는 u라는 변수에 대해 생각하면 확률적으로는 u가 1이라는 확률을 갖는 값은 단 하나 존재하지만 가능성의 측면에서 u가 1의 가능성을 갖는 값은 여러 개가 될 수 있다. 이런 성질은 스테레오 정합에서 좌, 우 영상에 존재하는 한 물체를 나타내는 특징점이 서로 다른 특징값을 갖게되는 경우를 수용하는데 적절하다. 즉 좌측영상에서 u_1 이라는 특징값을 갖는 물체가 우측 영상에서 $u_2 (\neq u_1)$ 라는 특징값을 가질 경우 확률 이론으로 한다면 u_2 가 u_1 일 확률은 1보다 작게 되지만 퍼지 이론으로 한다면 두 값이 어느 정도 차이가 있더라도 u_2 는 u_1 일 가능성이 1(즉 동일하다)이 될 수 있어서 보다 다당한 유사성을 보인다. 실제 유사도의 측정은 퍼지 이론에서 소개하는 가능성 척도(possibility measure)를 사용하게 된다. 이것은 확률 이론의 확률 척도(probability measure)와 비슷한 개념으로서 다음과 같이 정의한다.

A라는 퍼지집합에 대해 X라는 변수가 가질수 있는 값의 가능성 분포(possibility distribution)가 Π_x 라 하면 A의 가능성 척도 $\pi(A)$ 는

$$POSS[X \text{ is } A] = \pi(A) = \text{Sup } u [\mu_A(u) \wedge \pi_x(u)] \quad (2)$$

$\pi_x(u)$: Π_x 의 가능성 분포함수 (possibility distribution function)

로 주어진다. 이때 \wedge 기호는 보통 최소값을 의미하고 Sup는 최대값이 가질 수 있는 값 중의 최소값을 의미한다. 이것은 또 다른 형태로서

$$\pi(A) = \text{height}(A \cap \Pi_x) \quad (3)$$

와 같이 정의되는데 이는 분포 ($A \cap \Pi_x$)의 최대값을 의미한다. (그림 1). 개념적으로는 두 경우의 가능성의 조합(여기서는 최소값)이 가장 큰 경우를 선택하는 것이 된다.

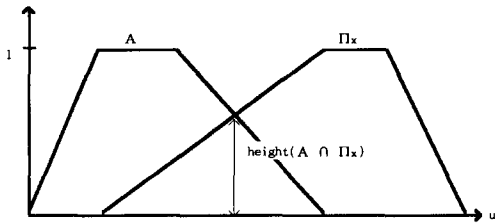


그림 1. ($A \cap \Pi_x$)의 height
Fig. 1. Height of ($A \cap \Pi_x$).

그리고, 퍼지 이론에서는 두 집합 A, B에 대한 가능성 척도 $\pi(A)$, $\pi(B)$ 가 있을 때 교집합 $A \cap B$ 에 대한 가능성 척도를

$$\pi(A \cap B) = \pi(A) \wedge \pi(B) \quad (4)$$

로 정의한다. 만일 독립적이 아니라면 등호는 작거나 같다. '≤'로 바뀌어야 하는데 보다 정확히는

$$\pi(A \cap B) = [\pi(A) \vee (1 - w_A)] \wedge [\pi(B) \vee (1 - w_B)] \quad (5)$$

로 정의한다. 이때 w_A, w_B 는 퍼지 집합 A, B의 $A \cap B$ 에 대한 중요도, 즉 가능성을 결정하는데 기여하는 정도를 의미한다. $\pi(\)$ 와 $(1 - w)$ 가 \vee , 최대값으로 연결되어 있기 때문에 w 값이 큰 경우, 즉 중요한 경우 $\pi(\)$ 값이 가능성 결정에 주로 기여하게 되고 이 값이 작으면 $\pi(\)$ 값의 기여도는 거의 무시된다.

2. 응용

이와 같은 이론을 스테레오 정합에 적용하기 위해 정합하려는 좌, 우 영상의 특징을 여러가지 속성(주위 화소 밝기, 각도 등)들로 표현하고 각 속성을 그림

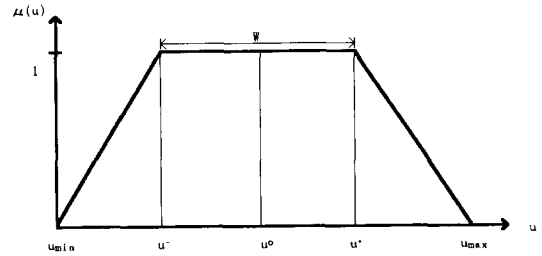


그림 2. 특성함수
Fig. 2. Membership function.

2와 같은 특성함수로서 나타내는데 이를 식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\mu(u) = \begin{cases} 0 & , u < u_{min} \\ \frac{u - u_{min}}{u^- - u_{min}} & , u_{min} \leq u < u^- \\ 1 & , u^- \leq u < u^+ \\ \frac{u_{max} - u}{u_{max} - u^+} & , u^+ \leq u < u_{max} \\ 0 & , u_{max} < u \end{cases} \quad (6)$$

그림 2에서 $W(u^- \sim u^+)$ 라는 폭은 한 쪽 영상에서 구해진 속성값이 다른 쪽 영상에서 보는 각도의 변화 등에 의해 생기는 차이를 고려하기 위한 것으로서 이 영역내의 값은 중심값 u_0 와 동일한 것으로 간주하여 가능성을 1로 한다. 가능성이 감소하는 부분($u_{min} \sim u^-$, $u^+ \sim u_{max}$)은 예기치 못한 오차(잡음, 겹쳐짐 등)에 의한 변화를 나타낸다. 이때의 가능성은 폭 W의 끝에서 최소 가능성을 갖는 값까지 선형적으로 감소한다고 가정한다. 즉 이 특성함수는 중심값 u_0 에 해당하는 한 선소의 속성이 다른 쪽 영상에서 보일 수 있는 변화의 가능성을 정량화한 것이다. 두 속성 간의 유사도는 식 (3)의 height를 적용하여 구한다.

그리고, 한 쌍의 특징점에 대한 정합여부를 판단하기 위해서는 각 속성간의 유사도를 종합해야 한다. 식 (4) 또는 (5)를 이용하는데 본 논문에서는 두 속성간의 관련성을 각 속성의 특성함수에 포함시켜 속성들이 서로 독립적일도록 하여 식 (4)를 이용하였다. 따라서 좌, 우 영상에 존재하는 특징 간의 유사도는 다음처럼 각 속성 간의 유사도중 최소값으로 결정된다.

$$\pi(A_1) \wedge \pi(A_2) \wedge \dots \wedge \pi(A_n) \quad (7)$$

이때 A_1, A_2, \dots, A_n 은 특징을 표현하는 각 속성들을 나타내고 \wedge 기호는 최소값을 나타낸다.

III. 특징값의 퍼지화에 의한 스테레오 정합

1. 특징추출

위에서 설명한 퍼지 이론을 스테레오 정합에 이용하기 위해서는 한 특징에 대해 가능한 많은 속성을 구하는 것이 바람직하다. 본 논문에서는 영상의 특징으로 선형선소를 사용하였고 각 선형선소는 각도, 길이, 좌, 우 영역의 밝기, 위, 아래 끝점의 y좌표 등의 6가지 속성으로 표현한다. 먼저 선형선소의 추출과정은 다음과 같다.

우선 3x3 Prewitt 연산자를 이용하여 한 화소에 대해 8방향의 경사세기를 구하고 그 중 최대값을 그 화소의 경사세기로 한다. 화소의 방향도 이때의 방향으로 한다. 모든 화소에 대해 구한 후 경사세기가 문턱값 T_s 이상인 화소를 시작점으로 하여 방향각이 그 화소의 방향각에 대해 $+45^\circ \sim -45^\circ$ 이내이고 경사세기가 T_n 이상인 이웃 화소중 경사세기가 최대인 것을 연결시키고 연결된 화소를 기준으로 또 다른 화소를 연결시켜 길이가 임계값 T_l 이상인 곡선을 추출한다.^{8,9)} 이 에지영상에 대해 수직거리의 임계값을 T_a 로 하여 선형 근사화¹⁰⁾를 하고 이렇게 얻어진 선형선소에 대해 각도, 길이, 선소 좌, 우 영역의 평균 밝기, 끝점의 y좌표로 속성을 구한다.

그런데 이 T_a 값에 의해 추출된 에지와 선형근사화된 에지의 위치가 달라지는 경우가 있다. 에지들이 서로 직선을 이루는 경우에는 이 현상이 잘못 추출된 에지를 제거하는 효과가 있지만 곡선을 이루는 경우에는 다소 문제가 된다. 이 변화분에 의해 잘못된 길이를 얻을 수도 있게 된다. 하지만 특징에 기초한 스테레오 정합의 마지막 단계로 길이를 보간할 때 주위 길이와의 관계에 의해 이와 같은 오차는 어느 정도 줄어들게 된다.

2. 속성값의 퍼지화(특성함수)

선형선소의 각 속성을 특성함수로 표현하는데 중요한 값이 최대 변위(maximum disparity)와 최소 변위(minimum disparity)이다. 변위란 좌, 우 영상에서 일치하는 점들이 갖는 수평선상의 거리차이를 의미하는데 최대 변위는 영상 내의 물체중 카메라에 가장 가까이 위치한 것에 의해 일어나고 최소 변위는 가장 멀리 떨어진 물체에 의해 일어난다. 즉 삼각법에서 길이 z 는 변위 d 와 다음과 같이 반비례 관계가 있다.

$$z = f * b / d \tag{8}$$

이때, f 와 b 는 카메라의 초점거리와 카메라 중심축

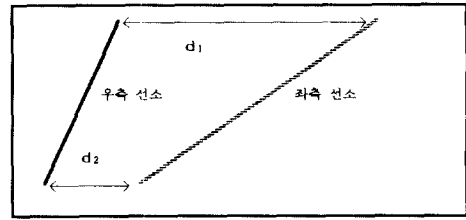


그림 3. 좌, 우 선소의 위치 관계

Fig. 3. Relation between left and right line segments in parallel axis stereo.

간의 거리(base line)를 의미한다.¹⁾ 그리고 취득한 스테레오 영상은 카메라의 중심축을 평행하게 하여 얻었기 때문에 좌, 우 영상을 겹쳐서 볼 경우 그림 3처럼 된다. 즉 양쪽의 선소가 겹치는 경우는 존재하지 않고 이론적으로는 epipolar line 조건을 만족한다. $D =$ 최대변위 - 최소 변위 라고 할 때 그림 3에 보이는 d_1 과 d_2 의 차는 최소 0에서 최대 D 까지 변하게 된다. 이것이 중요한 이유는 한 쪽 영상의 선소가 다른 쪽 영상에서 가질수 있는 최대 변화를 의미하기 때문이다. 3차원 공간상의 한 선형성분이 한 쪽 영상에 투영되어 길이가 1이고 각이 α 인 선소로 표현될 경우 이 선소가 다른 쪽 영상에서 표현 될 수 있는 길이 m 과 각도 β 를 구하면 이들 간의 관계는 다음과 같다(부록참조).

$$\cot \beta = \begin{cases} \frac{\cos \alpha - D_{1m}/1}{\sin \alpha}, & \alpha > \beta \\ \frac{\cos \alpha - D_{1m}/1}{\sin \alpha}, & \text{그 외의 경우} \end{cases} \tag{9}$$

$$m = 1 * \frac{\sin \alpha}{\sin \beta} \tag{10}$$

여기서 D_{1m} 은 정합이 예상되는 선소의 변위차이다. 여기서 각도 β 의 최소값을 β^- , 최대값을 β^+ 로 표시하면 β^- 는 식(9)의 윗식에서 D_{1m} 이 최대인 경우($D_{1m} = D$)의 값이고, β^+ 는 식(9)의 아랫 식에서 D_{1m} 이 최대인 경우의 값을 알 수 있다. m 의 경우에 최소, 최대값을 m^-, m^+ 로 표시하면 m^- 는 $\beta^- \sim \beta^+$ 사이에 90° 가 포함된 경우 식(10)에서 $\beta = 90^\circ$ 인 m 값이 된다. 만일 $\beta^- \sim \beta^+$ 사이에 90° 가 포함되지 않는다면 90° 에 가까운 β 값에 의해 m^- 가 결정된다. 즉, $m(x)$ 를 식(10)에서 $\beta = x$ 일 때의 m 값으로, $MIN(\)$ 을 최소값을 구하는 함수로 정의하면

$$m^- = MIN\{m(\beta^-), m(\beta^+)\} \tag{11}$$

가 된다. 반대로 m 의 최대값 m^+ 는 β 가 0° 나 180° 에 가까운 경우이다. 따라서

$$m^+ = \text{MAX}\{m(\beta^-), m(\beta^+)\} \quad (12)$$

가 된다. 여기서 MAX()는 최대값을 구하는 함수를 의미한다. 이런 관계를 이용하여 각도와 길이의 경우에 대한 특성함수를 그림 2와 같은 형태로 그릴 수 있다.

각도의 경우 특성함수의 변화 폭 w 는 식(9)에 의해 $u^- = \beta^-$, $u^+ = \beta^+$ 로 하고 양 끝의 값(u_{\min} , u_{\max})은 최소 가능성을 갖는 것으로 0° 와 180° 로 하였다. 이때 선형 근사화 과정에서 허용하는 임계값 T_a 에 의해 오차가 발생할 수 있는데 최대, 최소 변위를 여유 있게 잡아 이 오차가 포함된 것으로 가정한다. 단, 임계값 T_a 에 의한 오차가 클 경우는 0° 나 180° 부근으로 0° 보다 조금 큰 각이 약간의 변화로 180° 보다 조금 작게 되거나 그 반대로 될 수 있다. 이런 경우는 선소의 y좌표 변화가 T_a 보다 작을 때 나타날 수 있으므로 특성함수를 그림 4와 같이 하여 유사도를 결정한다. 이때 u^+ 와 u^- 는 선소의 y좌표 변화와 T_a 와의 차로서 결정된다. 예를 들어 길이가 10이고 각도가 10° 인 선소가 있다면 y좌표의 변화가 약 $2(\approx 10 \times \sin 10^\circ)$ 가 되므로 T_a 가 3이라면 선형근사화 과정의 오차로 이 선소는 180° 에 가까운 값을 가질 수가 있다. 따라서 이런 경우에는 그림 4(b)와 같이 180° 에 가까운 각을 가진 선소도 정합후보에 포함된다.

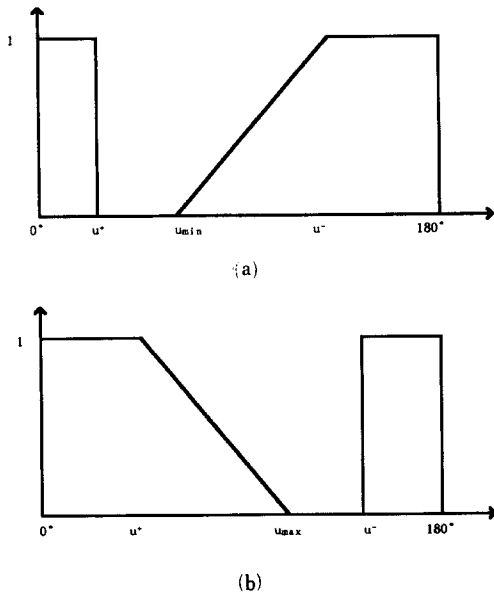


그림 4. 0° 와 180° 부근 각의 특성함수

Fig. 4. Membership function of an angle attribute near 0° or 180° .

길이는 식(11)과 (12)에서 구한 값으로 $u^- = m^-$, $u^+ = m^+$ 로 하고 양 끝의 값은 영상내 선소의 최소 길이와 최대 길이로 하였다.

좌, 우 영역의 평균 밝기는 정확한 함수관계를 밝히기는 어려우나 전체적 특성인 영상의 평균밝기가 국부적 특성인 선소의 좌, 우측 영역의 평균밝기와 근사적으로 1차적인 비례관계가 있다고 보고 좌, 우 영상의 평균밝기 차로서 선소 좌, 우 영역의 밝기특성을 결정하였다. 좌측 영상의 평균 밝기와 우측 영상의 평균 밝기의 차를 N 이라 하면 그림 2에서 $u - u^- = u^+ - u = 1.5N$ 으로 하고 $u - u_{\min} = u_{\max} - u = 10N$ 으로 하였다. 실험을 통하여 이와 같은 가정이 큰 오차없이 정합에 기여함을 알 수 있었다.

선소 끝점의 y좌표는 epipolar line의 변화를 고려하기 위한 속성이다. 이론적으로는 좌, 우 영상에서 일치하는 선소는 끝점이 동일한 수평선상에 있어야 하지만 영상취득시의 오차나 선형근사화 과정에서의 오차로 변화가 있다. 실험에서는 선형근사화 과정의 임계값 T_a 를 유효 변화폭으로 주어 $u - u^- = u^+ - u = T_a$ 로 하고 양끝의 값은 비교하는 다른 쪽 선소의 끝점 + T_a (또는 $-T_a$)로 하였다.

3. 스테레오 정합

실험에서는 좌측 영상의 선소를 기준으로 하여 우측 영상의 선소를 정합하였다. 선소 속성들의 특성함수간에 height 연산을 하고 그 중 최소값을 취하여 선소 간의 유사도로 한다. 계산량을 줄이기 위해 한 영상의 기준 선소에 대해 다른 쪽 영상의 제한된 범위 내의 선소만 대상으로 하는데 이 범위는 기준 선소에 대해 최대 변위와 최소 변위까지로 하고 상, 하 범위는 기준이 되는 선소의 끝점 좌표 $\pm T_a$ 로 한다. 최대 변위와 최소 변위는 입력 영상의 가능한 최대, 최소 길이정보와 영상 취득 구조에 의해 알 수 있다.

결과적으로 좌측 영상에 존재하는 선소에 대해 일치할 가능성이 있는 우측 영상내 후보 선소들과의 유사도가 얻어지게 되는데 이 값은 국부적인 특성만을 고려하여 나온 것이 되므로 전체적인 관계를 고려하기 위해 일치성의 결정은 다음과 같은 과정을 통해 유사도가 큰 것부터 우선적으로 하였다.

1. 왼쪽 선소 i 에 대해 다음 조건 a, b를 만족하는 오른쪽 선소 j 중 i 와의 유사도가 최대인 것을 찾아 정합된 것으로 한다.

조건 a. 선소 i 에 해당하는 범위내에 있다.

조건 b-1. 다른 선소와 정합되지 않았거나

b-2. 만일 이미 정합된 경우라면 그 유사도가 i 와의 유사도 보다 작다.

2. 조건 b-2를 만족하고 정합된 경우에는 이전에 j와 정합되었던 선소를 정합되지 않은 것으로 하여 다른 선소와 정합되도록 한다.
3. 새로 정합되는 선소가 없을 때 까지 반복한다.

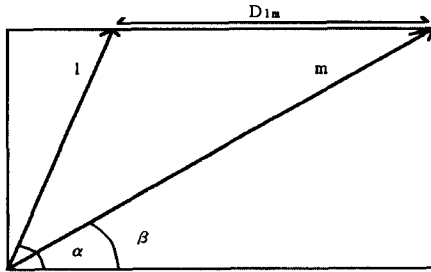


그림 5. 선소의 속성 변화
Fig. 5. Attribute change of the line segment.

IV. 실험 결과 및 검토

실험에 쓰인 영상은 카메라의 중심축이 평행하도록 하여 epipolar line 조건을 만족하도록 하였고 256 × 256의 크기와 256개의 밝기단계를 갖도록 하였다. 그림 6에 실험에 사용한 영상중 4쌍을 도시하였는데 모두 좌, 우 영상간에 선소들의 속성(주변 밝기, 각도, 좌표, 길이 등) 변화를 어느 정도 갖고 있다. 추출된 선소를 그림 7에 보였는데 (a)의 경우는 비교적 단순한 영상이지만 부분적으로 끊어져서 생긴 작은 선소들이 좌, 우 영상에서 다소 큰 차이를 보인다. (b)나 (c)의 경우는 물체의 곡선 성분이나 표면 반사의 차이로 인해 좌, 우의 선소가 눈에 띄게 다른 형태를 보이고 있다. (d)는 선소의 갯수가 가장 많고 그림자 부분에서 추출된 선소가 두드러진 차이를 보인다. 이와 같은 영상을 대상으로 제안한 방법과 비교하기 위해 선소를 특징으로 사용한 Medioni⁴⁾의 정합 방법을 적용하여 그림 8에 결과를 보였고 그림 9에 제안한 방법의 결과를 보였다.

Medioni 등의 방법은 주위 선소들과의 관계를 고려하여 정해진 창틀 내의 중심 선소와 다른 선소 간의 평균 변위 차를 최소화 하도록 반복적으로 계산을 하여 정합을 유도한다. 이 방법에서는 선소의 끊어짐 등을 고려하여 1 : N 정합을 허용한다. 제안한 방법과 비슷한 점은 선소의 속성중 주변 밝기와 각도의 변화를 어느 정도 인정하여 정합후보 선정에 이용하였다는 것인데 이를 정합의 판단기준으로 이용하지는 않았다. 또한 epipolar line의 변화를 고려하

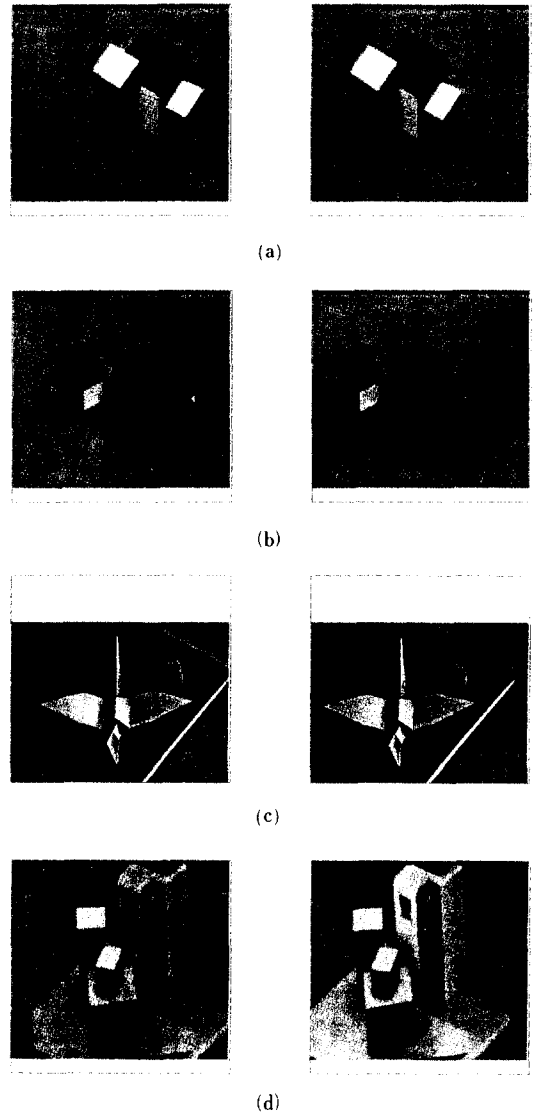
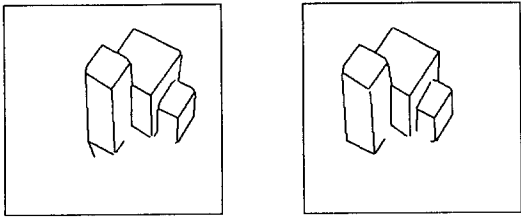


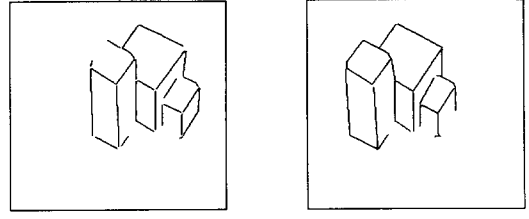
그림 6. 원 영상
Fig. 6. Stereo images.

지 않고 각도의 변화에 의한 평균 변위의 변화도 고려하지 않았다. 결과적으로 영상취득이나 선형근사화 과정에서 발생한 선소의 좌표변화에 의해 정합이 잘못되는 경우가 나타났다. 특히 이런 현상은 길이가 짧은 선소중 각도 변화가 많은 것에서 주로 보이지만 어떤 경우에는 잘못된 정합에 의해 주위 선소의 평균변위가 달라져서 정합에서 제외되는 선소들도 보인다.

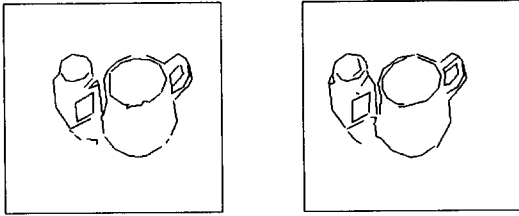
제안한 방법에서는 이와는 달리 선소 주변의 밝기 변화와 각도의 변화뿐만 아니라 길이와 좌표변화도



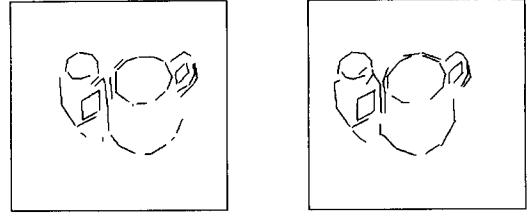
(a)



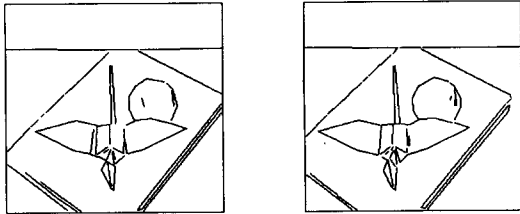
(a)



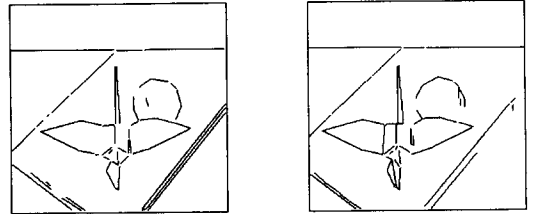
(b)



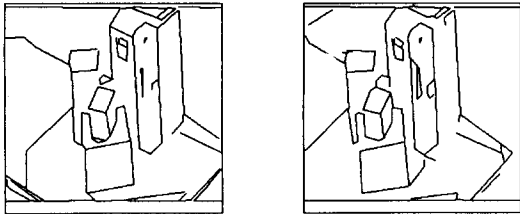
(b)



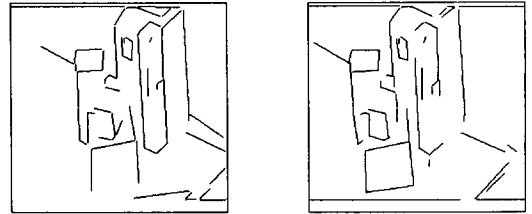
(c)



(c)



(d)



(d)

그림 7. 선형 선소
Fig. 7. Line segments.

그림 8. Medioni 등의 방법에 의한 결과
Fig. 8. Results by the Medioni et al. method.

고려하였고 이 변화를 정합의 매개로 이용하여 보다 나은 결과를 얻을 수 있었다. Medioni 등의 방법에서 잘못 정합되거나 정합이 이루어지지 않은 선소들도 제안한 방법에서는 어느 정도 올바르게 수정이 되었다. 제안한 방법에서 잘못 정합되고 Medioni 등의 방법에서는 제대로 정합된 선소들도 있는데 이는 주로 제안한 방법에서 1:1 정합만을 허용하였기 때문에 나타났다. 한 쪽 영상에서 구한 선소가 다른 쪽 영상에서는 끊어진 몇 개의 선소로 표현될 수 있기 때문에 그런 선소의 나머지 부분은 정합에서 제외되거나 잘못

정합되기도 한다. 그러나 전체적으로는 Medioni 등의 방법에 비해 제안한 방법을 적용하였을 때 보다 올바른 정합결과를 얻을 수 있었다. 이상의 결과를 표 1에 정리하였는데 제안한 방법의 오차율(잘못된 정합수/정합된 총 갯수)이 더 작음을 알 수 있다.

V. 결론

스테레오 영상은 두장의 영상을 서로 다른 위치에서 얻기 때문에 기본적으로 영상의 밝기나 동일한 물체의 방향등이 조금씩 변하게 된다. 그리고 이 변화

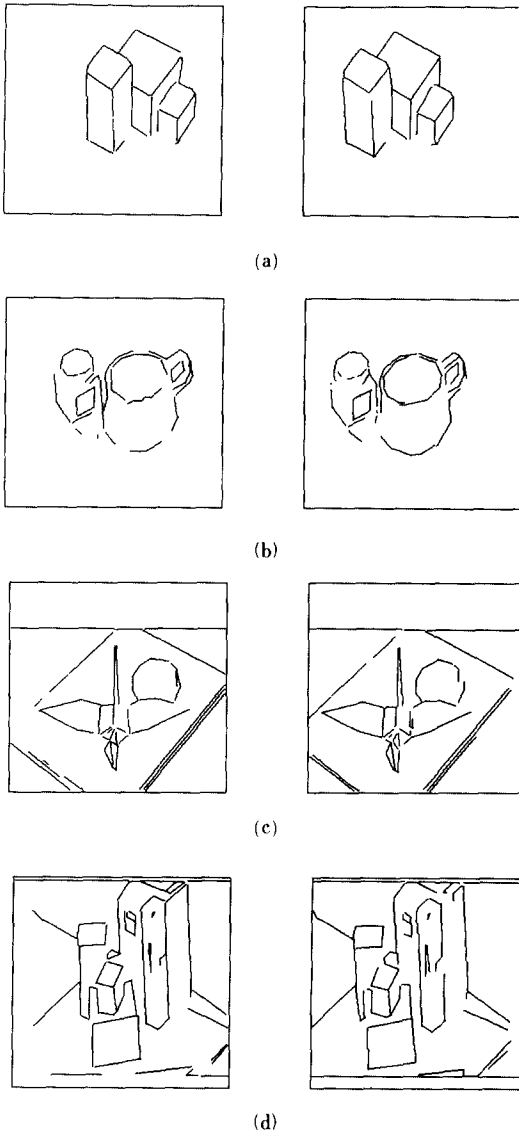


그림 9. 제안한 방법의 결과
Fig. 9. Results by the proposed method.

표 1. 정합된 결과
Table 1. Matching results.

그림 6	선소갯수		정합된 갯수		잘못된 정합	
	좌	우	Medioni 방법	제안한방법	Medioni 방법	제안한방법
(a)	36	32	35	31	2	0
(b)	67	71	67	55	16	9
(c)	72	73	61	62	14	13
(d)	99	96	71	77	21	3

는 정합을 위해 특징을 추출하는 과정에서 더 커질 수도 있다. 기존의 스테레오 정합 방법에서는 두 영상간의 이러한 변화를 매우 작다고 가정하여 정합을 시도하였기 때문에 그러한 변화가 커지는 경우에 실패하는 경우가 있다. 본 논문에서는 이러한 특징의 변화 문제를 해결하기 위해 fuzzy 이론을 이용한 정합 방법을 제안하였다. Fuzzy 이론에서 특성함수를 이용하여 특징의 변화 가능성을 정량화하고 이 가능성에 의해 스테레오 영상에서 특징간의 유사도를 측정하고 정합여부를 결정한다. 실험을 통해 제안한 방법이 스테레오 영상간의 변화에 강한 특성을 보인다는 것을 관찰하였다. 특징의 변화를 많이 고려하지 않은 기존의 방법으로 Medioni 등에 의한 정합결과와 비교하여 보다 좋은 결과를 얻었다. 정합의 조건으로 1:1 정합만을 허용하여 한 쪽 영상의 선소가 다른 쪽 영상에서 두개 또는 여러개로 나타나는 경우에는 그 중 한 선소만 정합되는 경우가 발생하는데 이것은 앞으로 해결할 과제로서 선소간의 연결성을 고려하여 1:N 정합을 허용하는 방법을 연구해야 할 것으로 생각된다.

부 록

그림 5에서, $\beta < \alpha$ 인 경우에 선소간의 관계식은 삼각함수에 의해

$$1 \times \sin \alpha = m \times \sin \beta \tag{13}$$

$$1 \times \cos \alpha + D_{1m} = m \times \cos \beta \tag{14}$$

로 표현된다. 식(14)에서 식(13)을 변끼리 나누면

$$\frac{\cos \alpha + D_{1m}/1}{\sin \alpha} = \cot \beta \tag{15}$$

즉 식(9)의 윗 식이 된다.

$\beta > \alpha$ 인 경우에는

$$1 \times \sin \alpha = m \times \sin \beta \tag{13}'$$

$$1 \times \cos \alpha - D_{1m} = m \times \cos \beta \tag{14}'$$

로 되고 식(14)'에서 식(13)'을 변끼리 나누면

$$\frac{\cos \alpha - D_{1m}/1}{\sin \alpha} = \cot \beta \tag{15}'$$

가 되어 식(9)의 아랫 식이 된다.

따라서 β 를 알때 길이 m은 식(13) 또는 (13)'에서

$$m = 1 \times \frac{\sin \alpha}{\sin \beta} \tag{16}$$

가 된다.

參 考 文 獻

- [1] U.R. Dhond and J.K. Aggarwal, "Structure from stereo-A review," *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics*, vol. SMC-19 no. 6, pp. 1489-1510, Nov./Dec. 1989.
- [2] 최우영, 최종수, 이상욱, 박래홍, "스케일 공간상의 지문영상을 이용한 스테레오 정합" 전자공학회 논문지-B, 제28권 B편 제 2호, pp. 53-60, 1991년 2월.
- [3] Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by intra- and inter-scanline search using dynamic programming," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 139-154, March 1985.
- [4] G. Medioni and R. Nevatia, "Segment-based stereo matching," *Comput. Vision Graphics and Image Processing*, vol. 31, pp. 2-18, 1985.
- [5] D. Sherman and S. Peleg, "Stereo by incremental matching of contours," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 12, no. 11, pp. 1102-1106, Nov. 1990.
- [6] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 1, pp. 3-28, 1978.
- [7] M. Grabisch and H. Prade, "Multi-attribute classification and fuzzy integral," *Proc. Intern. Conf. Fuzzy Logic & Neural Network*, pp. 841-844, 1990.
- [8] 최칭, 이상미, 김남철, 손현, "에지 추적에 의한 영상분할 및 부호화," 전자공학회논문지, 제26권, 제3호, pp. 106-112, 1989.
- [9] 구경봉, 최우영, 박래홍, 이쾌희, "계층적 특징들을 이용한 스테레오 정합," 제3회 신호처리 합동학술대회논문집, pp. 23-26, 1990.
- [10] R. Nevatia and K.R. Babu, "Linear feature extraction and description," *Comput. Vision Graphics Image Processing*, vol 13, pp. 257-269, 1980.

著 者 紹 介



金 東 玄 (準會員)

1969年 3月 18日生. 1991年 2月 서강대학교 전자공학과 졸업. 현재 서강대학교 전자공학과 석사과정. 주관심분야는 Image Processing, Computer vision 등임.

崔 祐 榮 (正會員) 第23卷 第6號 參照

현재 서강대학교 대학원 전자공학과 박사과정



朴 來 弘 (正會員) 第23卷 第6號 參照

현재 서강대학교 전자공학과 부교수