

Mean Field Annealing 신경회로망을 이용한 3차원 물체인식 (3-D Object Recognition Using A Mean Field Annealing Neural Network)

李亮烈 * , 朴來弘 **

(Yang-Lyul Lee and Rae-Hong Park)

요 약

3차원 물체 인식은 학습에 의해서 구성된 모델베이스를 이용하여 주어진 입력 영상에 존재하는 한 개 혹은 여러 개의 물체를 구별하는 과정이다. 본 논문에서는 입력 거리 정보를 받아들여 이 정보로부터 보이는 각 면에 대한 특징을 추출해낸 후 이 특징들을 입력 영상에 존재하는 물체를 묘사하는 특징으로 사용하여 이로부터 모델을 결정하는 방법을 제시한다. 영상 분할된 입력 물체는 그래프로 표현되는데, 물체 인식은 입력 물체의 그래프를 모델 베이스의 각 모델의 그래프와 정합하는 과정에서 얻어진다. 제한 조건을 만족시키는 정합을 수행하기 위하여 mean field annealing (MFA) 신경 회로망을 사용하였으며 가려진 물체 인식을 수행할 수 있는 정합을 위해 에너지 함수를 제안하였다. 제안한 알고리즘의 효용성을 입증하기 위하여 가려짐의 정도를 다르게 한 합성영상에 대해서 모의 실험을 하였다.

Abstract

3D object recognition identifies one or more objects in an input image using a model base. We present a scheme that automatically produces a symbolic description of the objects from the input range data in terms of their visible surface patches. The symbolic representation is formed as a graph and the matching between the object graph of a scene and the model graph in a model base is performed for object recognition. We use a mean field annealing (MFA) neural network that is a constraint satisfaction network. We also propose an energy function robust to occlusion in the matching process. Simulation results shows the effectiveness of the proposed object recognition system in the case of occlusion.

I. 서 론

3차원 물체 인식은 컴퓨터 비전의 궁극적 목표중의

하나로 학습에 의해 구성된 모델베이스를 이용하여 입력 영상에 존재하는 하나 이상의 물체를 찾는 것이다.

본 논문에서는 3차원 거리값으로 나타내어지는 거리 영상을 이용한다. 거리영상은 3차원 물체의 표면에서 미리 정해진 기준면까지의 수직 거리로 화소값이 표현된다. 거리영상은 밝기영상과는 달리 그림자나 빛의 반사, 조명 환경 등에 영향을 받지 않아 밝기영상에서 발생하는 문제점들이 줄일 수 있고 3차원 기하학적 특징을 직접적으로 제공하는 이점이 있다.

3차원 물체 인식 기법중 일반적이고 만족할만한 결과를 보여온 접근 방법은 입력 물체로부터 추출한 특

* 準會員, 西江大學校 電子工學科
(Department of electronics Eng., Sogan University)

** 正會員, 西江大學校 電子工學科
(Department of electronics Eng., Sogan University)

※ 본 연구는 제어계측 신기술 연구센터의 연구비지원에 의한 결과입니다.

接受日字:1998年7月18日, 수정완료일:1999年4月27日

징을 저장된 모델의 데이터베이스와 비교하여 가장 유사한 모델을 선택하는 방법이다. 입력 물체로부터 얻은 특징이 가려짐이나 일그러짐에 많은 영향을 받는 특징이라면, 이러한 상황에서 얻은 특징들은 모델과 정합하는 데 적당하지 않다. 이를 위해서 본 논문에서는 기하학적인 특징을 가지는 3차원 정보를 물체 인식을 위한 특징으로 사용하였으며 가려짐이나 물체에 손상이 있는 경우에도 이를 극복할 수 있도록 이러한 영향이 적다고 판단되는 면의 정합을 먼저 결정하고 이 부분의 정보를 다른 면의 정합에 이용하였다. 또한 그 특징을 이용한 비교 결과를 계속해서 다른 정합의 결과에 반영하는 신경회로망을 이용함으로써 정합에 취약한 특징을 일부 가지고 있는 경우에도 올바른 결과를 유도할 수 있다.

본 논문에서는 제한 조건을 만족시키는 신경회로망을 제안하고 있다. 신경회로망은 먼저 이 신경회로망의 에너지 함수로부터 결정되는 에너지 레벨은 MFA (Mean Field Annealing) 과정^[1]을 통하여 온도가 낮아짐에 따라 안정된 상태로 수렴하며 이 상태에서 이 에너지는 극소값을 갖는다. 또한 이는 최적 정합에 도달했음을 의미한다. MFA에 의한 최적화 과정은 SA나 Kerningham-Lin 알고리즘의 그것과 비교할 수 있으나 그 수렴속도 면에서 훨씬 빠르다. 이 속도 개선 효과는 계산에 있어서 균일한 자유도의 연속적 평균값이 주어진 온도에서의 안정화 속도가 SA에서 사용된 Markov chain보다 훨씬 빠르다는데 기인한다^[11].

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존의 3차원 물체 인식 방법의 장, 단점을 소개하고, III장에서는 MFA 신경 회로망을 이용한 물체 인식 방법에 대해서 알아보고, IV장에서는 제안한 3차원 물체 인식 알고리즘을 설명하며, V장에서는 실험 영상에 대한 실험 결과를 보인다. 마지막으로 VI장에서 결론이 뒤 따른다.

II. 기존의 3차원 물체 인식

기존의 거리영상을 이용한 3차원 물체 인식은 모델을 취득하는 방법, 인식하고자 하는 물체의 성질과 그 상황 등에 따라 다양한 방법이 제안되어왔다. 특히 모델 기반형 인식 방법에서는 모델을 어떻게 구성하느냐 하는 것이 인식 성능에 중요한 영향을 끼친다.

Oshima와 Shirai^[2]는 평면과 곡면으로 이루어진 물체에 대한 모델 기반형 인식 기법을 개발하였다. 중심면 결정, 후보결정, 마지막으로 depth-first search 과정을 통하여 정합 여부를 확인하였다. Fan 등^[3]은 모델로 설정한 물체를 여러 방향에서 보아 각 방향에서 얻은 데이터들을 각 모델에 대한 특징으로 사용하였다. 그들은 입력 거리 데이터로부터 보이는 표면에 대한 정보를 얻어 이를 모델과 정합시키는 과정을 크게 3단계 (screener, graph matcher, analyzer)로 나누었다. Lin 등의 방법^[4]은 Hopfield 신경회로망^[5-6]을 사용한 물체 인식 알고리즘으로, 정합 과정은 뉴런과 연결강도를 정의한 변수로 구성된 에너지 함수 E 를 최소화함으로써 이루어진다. 면정합 기반 물체 인식 방법들은 중심되는 면을 설정하여 이면을 중심으로 다른 면들과의 관계를 특징으로 하여 물체 인식에 이용한다. 그러나 이런 방법들은 물체에 가려짐이나 손상이 있는 경우에는 그 특징값이 달라져 인식에 적용할 수 없다. 이에 Chen과 Lin^[7]은 이런 단점을 극복하고자 물체를 체적단위로 물체 인식에 적용하였다. 즉 물체를 체적단위로 하여 그 무게중심과 각 물체의 중심을 이루는 축을 특징값으로 하고 그 사이의 관계를 이용하였다. 여기서는 모델과 물체를 CSG (Constructive Solid Geometry) 표현 방법^[8]에 의해서 기술하여 이로부터 얻은 그래프를 정합하는 방법으로 가장 유사한 물체를 찾는다. 정합을 위하여 에너지 함수 E 를 설정하였는데 이 함수의 각 항은 정합의 유효성, 각 정합 단위의 유사성, 그래프의 보존성, 그리고 기하학적 구조의 유사성 등 여러 제약 조건을 만족시키기 위한 것이다.

III. Mean Field Annealing (MFA) 신경회로망을 이용한 물체 인식

그래프 정합에 의한 물체 인식의 최종 단계는 제한 조건을 만족시키는 모델과 입력 물체의 그래프 사이의 유사성을 찾는 것이다. 이러한 그래프의 유사성을 검사하기 위해서 annealed 신경회로망을 사용하였다. Annealed 신경회로망은 정합을 위한 제한 조건을 함축하며 뉴런의 결과에 의해 결정되는 에너지 함수와 제한 조건을 만족하는 경우에 감소하는 방향으로 진행되는 신경회로망에 의해 구성된다. 에너지의 값이 그 극소에 도달하면 최적 정합이 이루어진 것으로 본다.

제한 조건을 만족시키기 위한 신경회로망은 컴퓨터 비전 분야에서 많은 응용 예를 갖는다. 이 중에서 본 장에서는 MFA 신경회로망^[1]을 이용하여 물체 인식에 접근해 보고자 한다. MFA은 열적 평형 상태에서 원자의 움직임을 근사화 한 것으로 통계 역학과 simulated annealing (SA)의 관점에서 창출되었으며 traveling salesman problem과 graph partitioning problem을 해결하기 위해서 제안되었다.^[1] 또한 신경 회로망의 관점에서 볼 때 그 이득이 증가하거나 단련화되는 (annealing) 것에 비추어볼 때 원자의 안정화 과정과 동일하다는 것이 밝혀졌다. 평형 상태의 에너지로부터 신경회로망을 위한 제한 조건을 만족하도록 에너지 함수로 응용된 정합을 위한 에너지 함수 E 로부터 mean field

$$E_{ik} = E |v_{ik=1} - E |v_{ik=0} \tag{1}$$

$$= A \sum_{j \neq i} v_{jk} + \frac{B}{2} N_{ik} + C \sum_{j \neq i} \sum_{l \neq k} M_{ijl} v_{jl}$$

를 정의하였다.^[7] 여기서 상수 A, B, C 는 각 제한 조건에 대한 가중치이며 N_{ik} 와 M_{ijl} 는 입력 물체의 단위면 i, j 와 모델의 단위면 k, l 비교하는 과정에서 얻어진 상수이다.^[7] 뉴런 v_{ik} 의 최종 결과는 입력 물체의 면 i 가 모델의 면 k 에 정합되리라는 가설에 대한 신뢰도이며 이 뉴런의 결과값인 v_{ik} 는 0과 1 사이의 값을 갖는다. 예로 그림 1은 6개 면을 갖는 입력 물체와 11개 면을 갖는 모델로 구성된 6×11 2-D 배열 구조를 갖는 Hopfield 신경회로망을 나타낸다.

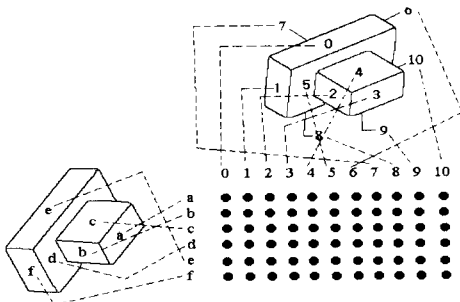


그림 1. 단위면의 정합을 위한 입력 물체와 모델의 행, 열 Hopfield 신경회로망 표현

Fig. 1. Hopfield neural network representation for surface-based matching between an object and a model.

뉴런 v_{ik} 를 단위면 i 가 단위면 k 에 정합할 확률이라 했을때 이는 Boltzman 분포를 갖는다고 가정하

로 입력 물체의 면 i 가 모델의 면 k 에 확실히 매핑되도록 하기 위하여 뉴우런

$$v_{ik} = \frac{e^{-\frac{E_k}{T}}}{\sum_j e^{-\frac{E_j}{T}}} \tag{2}$$

로 정규화하여^[7] 정의한다. v_{ik} 가 수렴해 가는 과정은 다음과 같다. 우선 초기온도 T 를 높게 설정한 다음, 냉각 상수 $\alpha < 1$ 를 곱해가면서 미리 정해둔 온도에 도달할 때까지 계속 냉각시킨다. 이때 온도가 감소함에 따라 mean field E_{ik} 에서 v_{ik} 가 수렴해 가는 과정이 곧 안정화 과정이며 이는 입력 물체의 면 i 가 모델의 면 k 에 정합되어 가는 과정이기도 하다.

IV. MFA 신경 회로망을 이용한 제안한 3차원 물체 인식

MFA^[1]는 SA^[9]와 Hopfield 신경회로망^[5-6]의 결합된 형태를 보인다. 전체적인 구조는 정의된 mean field에서 원자가 온도에 따라 안정되어 가는 과정을 물체의 정합에 적용한 것이다. 본 논문에서는 3차원 물체를 이루는 면을 독립적으로 모델베이스에 저장하여 바라보는 방향이나 손상에 관계없는 인식이 가능하도록 하였다.

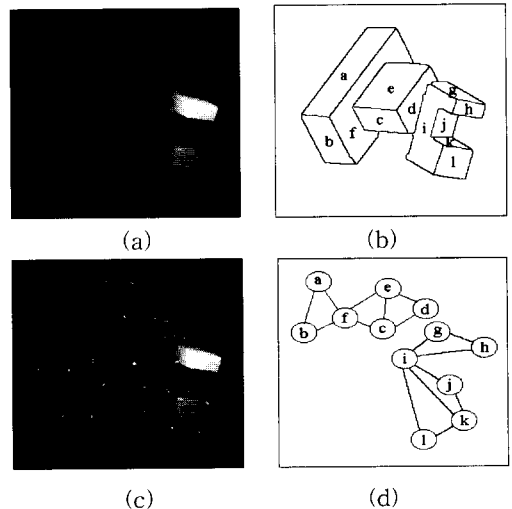


그림 2. 그래프 구조 (혼합 물체) (a) 입력 영상 (b) (a)의 영역 분할 (c) 각 영역의 특징점 추출 (d) 그래프 표현

Fig. 2. Graph structure for an image containing multiple objects. (a) input image (b) segmentation (c) extraction of feature point and (d) graph representation

본 논문에서는 정합 과정을 면간의 상관관계를 나타내는 그래프를 이용하여 설명한다. 두 물체로 이루어진 그림 2(a)의 영상을 그림 2(b)와 같이 에지 추출을 행하고^[10-11] 그림 2(c)와 같이 각 면의 특징점을 추출하였다. 이 특징점들 사이의 거리를 측정하여 이 거리가 설정한 임계값 이내에 들 경우에 이러한 특징점을 포함하는 면들을 이웃으로 설정함으로써 지붕형 에지를 식별하고, 그림 2(d)와 같이 이웃관계에 있는 면들을 연결하여 그래프를 구성하여 물체의 분리가 가능하도록 하였다.

1. 특징 추출

본 절에서는 3차원 물체인식을 위해 추출한 특징들에 대해 서술한다. 각 면의 특징으로는 3차원 물체를 이루는 면의 전체적인 형태를 표현할 수 있는 3차원 불변 모멘트를 사용하였다. $(p + q + r)$ 차 모멘트 m_{pqr} 로부터 구한 기하학적 중심 모멘트 M_{pqr} 를 이용하여 유도한 상대적인 불변 모멘트 J_1, J_2, J_3 를 유도하여 I_1, I_2 로 주어지는 2개의 불변 모멘트를 정의하여 면간의 정합을 위한 제한 조건으로 사용하였다.^[12-13]

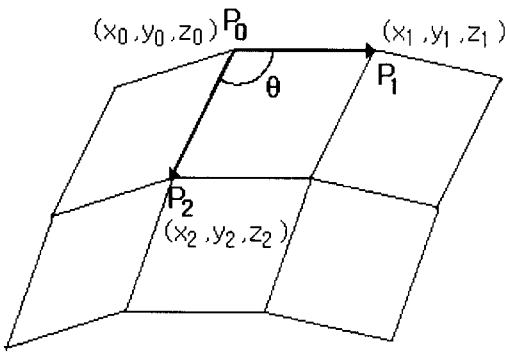


그림 3. 면의 3차원 면적을 구하기 위한 조각
Fig. 3. Patches for calculating 3-D area of a surface.

또한 물체에 대해 각 면을 정합하기 위한 특징으로 각 면의 면적을 사용하였는데, 각 면의 한 화소를 하나의 조각으로 가정하여 각 조각의 3차원 면적을 구한 후 각 면에 속하는 조각들의 면적의 합을 면의 면적으로 사용하는 방법을 사용하였다.^[14] 그림 3은 면의 면적을 구하기 위한 조각을 보여주고 있다. 그리고 3차원 물체를 좀 더 효율적으로 인식하기 위해 물체를 이루는 면간의 특징을 사용하였다. 면간의 특징으로는 각 면의 중심으로 설정한 점과 그 이웃으로 설정한 면들 사이의 거리를 사용하였다. 마지막으로 가려짐이

발생하는 경우에는 가려짐이 발생하는 부분의 정보를 가려짐이 없는 이웃하는 면의 정합 여부를 판단하여 현재 정합하고 있는 면의 정합에 이용하도록 하였다.

2. 제한한 에너지 함수를 이용한 그래프 정합

본 장에서는 MFA 신경회로망에 기초하여 물체 인식에 접근하고자 한다. 물체인식에 있어서 네트워크는 2차원 배열을 가진 뉴런으로 이루어진다. 열 k 와 행 i 에 나타나는 뉴런의 출력 v_{ik} 을 포함하며 제한 조건들을 함축하고 있는 에너지 함수 E 는

$$E = \frac{A}{2} \sum_k \sum_i \sum_{j \neq i} v_{ik} v_{jk} + \frac{B}{2} \sum_i \sum_k N_{ik} v_{ik} + \frac{C}{2} \sum_k \sum_i \sum_{j \neq i} \sum_{l \neq k} (M_{ikjl} + Q_{ikjl}) v_{ik} v_{jl} \quad (3)$$

과 같다. 여기서 양수인 A, B , 그리고 C 는 각 가중치를 나타낸다. N_{ik} 와 M_{ikjl} , 그리고 Q_{ikjl} 는 다음에 설명될 모델과 입력 물체 사이의 관계에서 결정되는 상수이다.

두 그래프로 표현되는 모델과 입력물체의 차이를 계산하기 위해 0과 1 사이의 값을 갖는 정규화된 측정치로서

$$d(a, b) = \frac{|a - b|}{\max(a, b)} \quad (4)$$

를 사용한다.^[13] 지금까지 설명했던 바와 같이 정합은 크게 면마다 그 자체의 특징을 비교하는 경우와 다른 면과의 관계를 고려하는 경우로 나누어볼 수 있는데 i, j 를 입력 물체의 면, k, l 을 모델의 면을 나타내는 인덱스라고 하자. 입력 물체의 면 i 의 3차원 불변 모멘트를 각각 I_{1i}, I_{2i} , 면적을 A_i 라 하고 모델의 면 k 의 불변 모멘트를 각각 I_{1k}, I_{2k} , 면적을 A_k 라 할 때

- $d(I_{1i}, I_{1k}) < Th_1$
 - $d(I_{2i}, I_{2k}) < Th_2$
 - $d(A_i, A_k) < Th_3$
- (5)

를 만족하느냐에 따라 $Surface_match(i, k)$ 의 값을 결정된다. 즉 식 (5)의 조건을 모두 만족하는 경우에는 $Surface_match(i, k) = 1$ 로, 그렇지 않은 경우에는 0으로 정한다. 그리고 조건에서 임계값 Th_1, Th_2 , 그리고 Th_3 의 값은 실험적으로 0.2로 정하였다.

N_{ik}, M_{ikjl} 그리고 Q_{ikjl} 의 값은 다음과 같이 결정하

였다.

1) N_{ik} 의 결정

제한 조건을 포함하는 에너지 함수에서 N_{ik} 를 포함하는 항은 면 자체가 가지는 특징을 비교하기 위한 항이다. N_{ik} 는

$$N_{ik} = \begin{cases} -1.0 & \text{for } Surface_match(i, k) = 1 \\ 1.0 & \text{for } Surface_match(i, k) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

와 같이 결정한다

2) M_{ikl} 과 Q_{ikl} 의 결정

식 (3)의 세 번째 항은 $v_{ik}v_{jl}$ 를 포함한다. 이 항은 현재 비교하는 면뿐 아니라 주변 면과의 관계를 고려하는 항이다. 우선 M_{ikl} 를 1.0로 정하여 놓고 다음과 같이 결정한다. 면 i 의 중심점은

$$\bar{x}_i = \sum_{u=0}^{N-1} x_{iu}, \quad \bar{y}_i = \sum_{u=0}^{N-1} y_{iu}, \quad \bar{z}_i = \sum_{u=0}^{N-1} z_{iu} \quad (7)$$

로 나타낼 수 있으며 여기서 N 은 각 면에 해당하는 화소의 개수이다. 입력 물체의 면 i 의 중심점을 $C_i = (\bar{x}_i, \bar{y}_i, \bar{z}_i)$, 모델의 면 k 의 중심점을 $C_k = (\bar{x}_k, \bar{y}_k, \bar{z}_k)$, 그리고 $\|C_i - C_j\|$ 를 i 면과 j 면 사이의 3차원 거리라 할 때 조건

$$\frac{|\|C_i - C_j\| - \|C_k - C_l\||}{\max(\|C_i - C_j\|, \|C_k - C_l\|)} < \epsilon_{len} \quad (8)$$

을 만족하는 경우에 $M_{ikl} = -1$ 이 된다. 여기서 ϵ_{len} 은 미리 정해진 임계값이다.

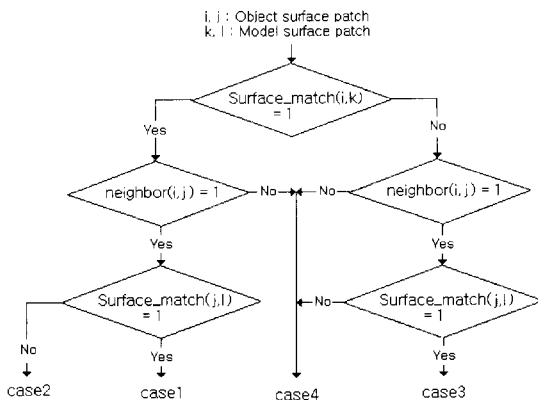


그림 4. Q_{ikl} 결정을 위한 흐름도

Fig. 4. Flow chart for determination of Q_{ikl} .

Q_{ikl} 는 이웃하는 면의 정합 여부에 의해서 결정되며

이 항은 현재 정합하고자 하는 면의 정합 여부를 이들 각각의 이웃하는 면의 정합 여부를 참고하여 판단하기 위한 항이며, 이를 통하여 에너지 극소화 과정을 촉진시키기 위한 항이다. Q_{ikl} 는 그림 4와 같이 현재 정합하고자 하는 면과 이들의 각 이웃하는 면의 첫 번째 정합 결과를 참고로 하여 각 4가지 경우로 나누어 할당하였다.

뉴우런의 최적화 과정은 현재의 온도를 T 라고 하면 E_{ik} 는 E 가 v_{ik} 와 선형 관계에 있으므로 mean field 근사화에 의해 온도 감소에 따라 E_{ik} 로부터 정규화된 뉴우런의 값 v_{ik} 를 구하는 과정이다.

V. 실험 결과 및 토의

1. 모델 구성

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성을 실험하기 위하여 그림 5와 같은 3가지 모델 영상을 구성하였다. 합성 모델 영상은 CAD 합성 영상으로 분할된 각면에 대한 정보를 가지고 있으며 모두 256×256 합성영상이다. 그림 5는 입력 물체의 단위면과 특징을 비교하게 될 모델의 단위면 구분을 위한 예지기반으로 영역화한 결과이다.

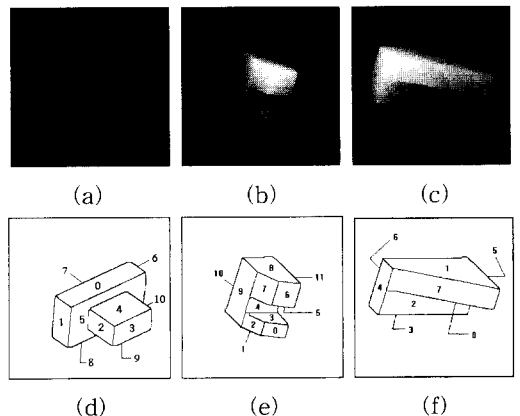


그림 5. 합성 모델 영상 및 영역화 (a) Model 1 (b) Model 2 (c) Model 3 (d) (a)의 영역화 (e) (b)의 영역화 (f) (c)의 영역화

Fig. 5. Model base used in experiments. (a) Model 1 (b) Model 2 (c) Model 3 (d) segmentation of (a) (e) segmentation of (b) and (f) segmentation of (c)

2. 단일 물체 정합

그림 6은 각기 다른 조건으로 주어진 입력 영상으

로 사용할 실험 영상 set이다. 그림 6(a), (b), (c), (d), (e), (f)는 Model 1 (Model 2)과의 정합을 시도하기 위하여 물체를 다양하게 회전 및 이동시킨 영상이다. 그림 6(j)~(o)는 각 입력 물체의 영역화 결과이다. 그림 7(a)는 입력 물체와 모델의 각 면으로 구성된 뉴런의 최종 결과값을 보이고 있으며 결과에서 보는 바와 같이 그림 6(f) Object I-6의 각 면이 Model 2의 각 면에 정확하게 정합된 것을 볼 수 있다. 정합 여부를 판단하기 위하여 임계값을 0.99로 설정하여 임계값이상 되었을 때는 정합된 것으로, 그렇지 않은 경우는 정합되지 않은 것으로 판단한다.

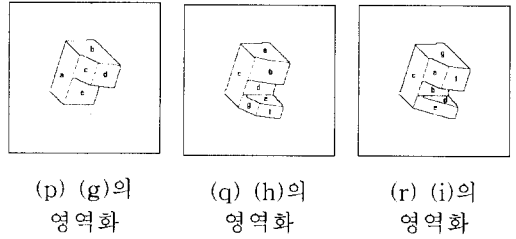
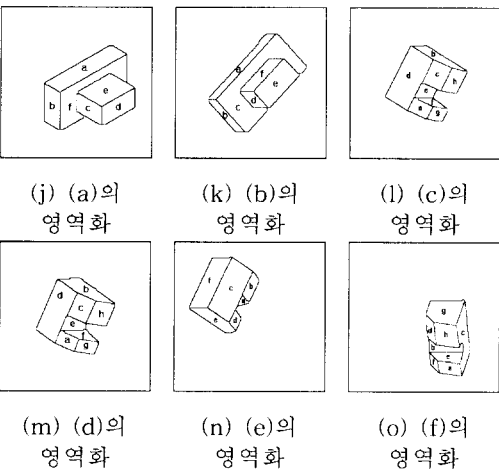
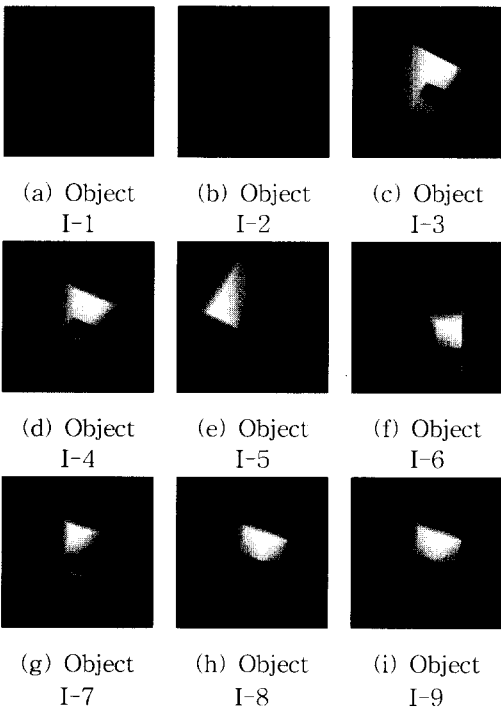


그림 6. 실험에 사용한 합성 거리영상 Set I과 영역화

Fig. 6. Input image Set I used in experiments and its segmentation results.

Final network state :

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
a	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
b	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
c	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
d	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
e	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
f	0.000000	0.000000	0.999999	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
g	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
h	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

--- Thresholding ---

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
a	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
c	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
d	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

(a)

Final network state :

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
a	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
b	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.999999	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
c	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000
d	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
e	0.000000	0.000000	0.000000	0.999999	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
f	0.000000	0.000000	0.999999	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
g	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

--- Thresholding ---

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
a	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
b	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
c	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
d	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0

(b)

그림 7. 입력 영상 Set I과 Model 2의 정합 (a) Object I-6의 정합 (b) Object I-9의 정합

Fig. 7. Matching of input image Set I with Model 2. (a) Matching of Object I-6 (b) Matching of Object I-9

그림 6(g), (h), (i)는 모델과 부분적이 변형이 생긴 입력 물체의 정합이 어떤 결과를 보이는지 알아보기 위한 실험 영상이며 그림 6(i)의 Object I-9는 그림 5(b)의 Model 2에 부분적인 변형을 가한 영상이다. 그림 6(p), (q), (r)은 각각 이들의 영역화 결과이다. 그 정합 결과를 그림 7(b)에 보였는데 입력 물체의 면 ㉔는 모델의 어느 특정면과의 뉴런 결과값이 더이상 증가하지 않는 것을 볼 수 있으며 이 경우엔 어느 면 과도 정합이 안된다는 의미에서 모델의 각 면과의 정합 결과를 U로 표시하였다. 이와 관련해서 면 ㉔의 정합은 이웃하는 면으로 결정된 면 ㉔의 영향을 받아 수렴 속도가 다른 면에 비해서 늦어졌음을 알 수 있는

데, 마찬가지로 면 ㉔를 이웃하는 면으로 가지고 있는 면 ㉔는 ㉑, ㉒면을 이웃하는 면으로 가지고 있기 때문에 올바르게 수렴하였다. 표 1은 입력 영상 Set I의 각 영상들이 Model 1과 Model 2와 정합한 결과를 보인다. 표에서 유사도는 입력 물체의 면의 개수와 이 단위면들과 정합되는 모델의 면들의 개수의 관계에서 결정한다. 또한 Object I-7~ Object I-9의 정합 결과는 부분적인 변형이 있는 경우의 예로 그만큼 유사도가 작아짐을 알 수 있다.

표 1. 입력 영상 Set I과 Model 1과 2의 정합 결과 (유사도)

Table 1. Matching result between the input image Set I and Models 1 and 2 (Similarity).

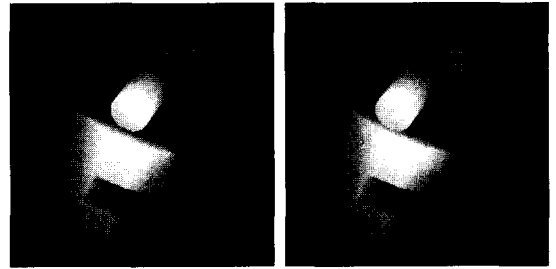
모델	Model 1					Model 2			
	Object I-1	Object I-2	Object I-3	Object I-4	Object I-5	Object I-6	Object I-7	Object I-8	Object I-9
유사도	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.80	0.86	0.86

3. 혼합 물체 정합

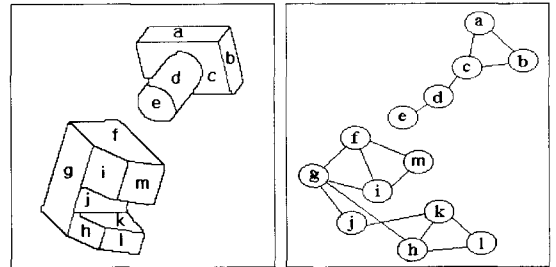
그림 8(a), (b), (c), (d) 각각은 입력 영상의 면 ㉑에 대해 가려짐이 전혀 없는 경우, 약 30%, 40%, 그리고 50%의 가려짐이 있는 경우이며 이때 뒤에 가려진 물체를 인식하기 위한 실험 영상이다. 그림 8(e)와 8(f)는 각각 그림 8(a)의 영역분할 결과와 이의 그래프 표현을 나타낸다. 그림 9는 온도 변화에 따른 뉴런 값의 변화를 나타내는 그래프이다. 그래프에서는 보는 바와 같이 v_n 의 정합이 다른 단위면의 정합에 비해서 속도가 많이 떨어짐을 알 수 있다. 그림 8(c), (d)에서와 같이 가려짐이 심해지는 입력 물체의 단위면 ㉑의 정합 과정을 중심으로 살펴보면 v_n 의 정합 결과가 처음에는 낮은 신뢰도를 보이거나 온도가 감소함에 따라 뉴런의 결과값이 증가하여 최종에는 정합됨을 알 수 있다.



(a) 입력 영상 II-1 (b) 입력 영상 II-2

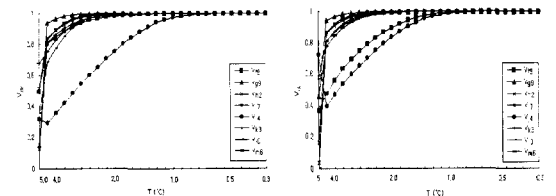


(c) 입력 영상 II-3 (d) 입력 영상 II-4

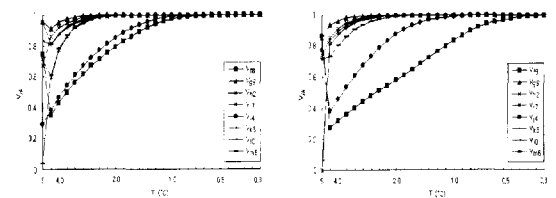


(e) 영역 분할 (f) 그래프 표현

그림 8. 실험에 사용한 합성 거리영상 Set II
Fig. 8. Input image Set II used in experiments.



(a) (b)



(c) (d)

그림 9. 합성 거리영상 Set II과 Model 2의 정합 (a) 입력 영상 II-1 (b) 입력 영상 II-2 (c) 입력 영상 II-3 (d) 입력 영상 II-4

Fig. 9. Matching result of the input image Set II with Model 2. (a) Input image II-1 (b) Input image II-2 (c) Input image II-3 (d) Input image II-4

그림 10은 가려지는 면이 전체 정합에 미치는 영향을 알아보기 위해서 다른 단위면이 가려지도록 한 입

력 영상으로 각 그림 설명은 그림 8에서와 같다. 그림 11(a), (b), (c), (d) 그래프를 살펴보면 (a)는 가려짐이 전혀 없는 경우이며 단위면 ⑥의 정합이 가장 빨리 이루어졌음을 알 수 있다. 또 (b), (c), (d)에서의 단위면 ⑥의 정합 과정을 살펴보면 그림 9의 단위면 ①의 정합에 비해 가려짐 정도에 따라 그 변화가 현저하지 않음과 동시에 가려짐이 존재하는 경우에도 어느 정도까지는 이웃하는 면의 영향으로 수렴 속도가 가려짐이 전혀 없는 면에 비해 크게 떨어지지 않음을 알 수 있다.

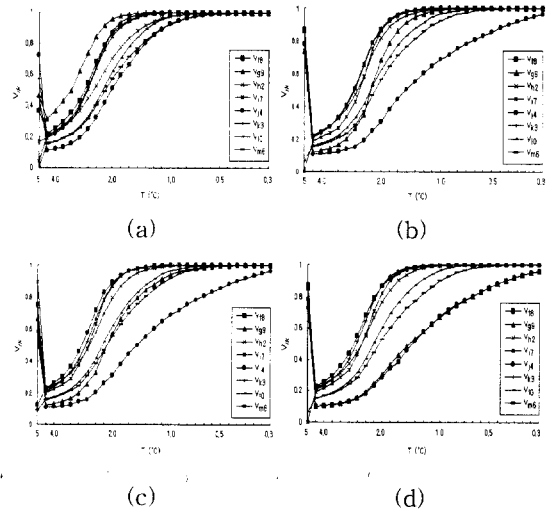


그림 11. 합성 거리영상 Set III과 Model 2의 정합 (a) 입력 영상 III-1 (b) 입력 영상 III-2 (c) 입력 영상 III-3 (d) 입력 영상 III-4
 Fig. 11. Matching result of the input image Set III with Model 2. (a) Input image III-1 (b) Input image III-2 (c) Input image III-3 (d) Input image III-4

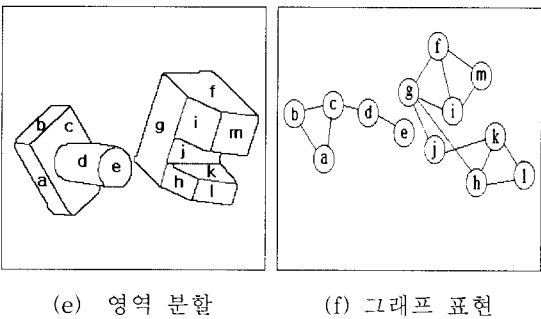
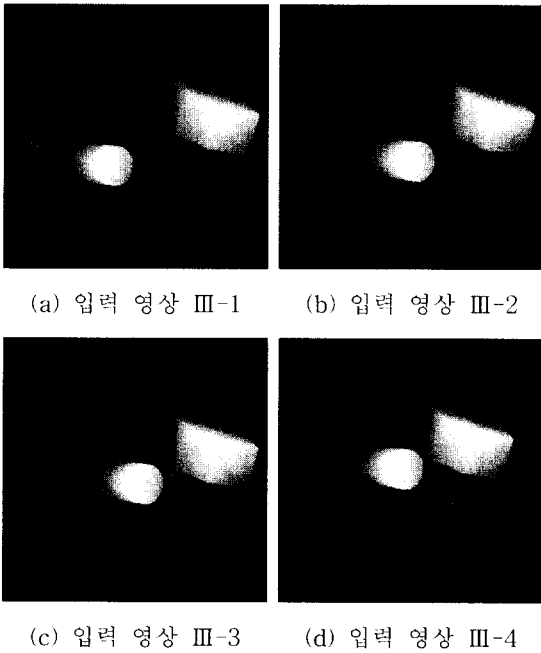


그림 10. 실험에 사용한 합성 거리영상 Set III
 Fig. 10. Input image Set III used in experiments.

표 2 (표 3)에서는 그림 8 (그림 10)에 있는 각 입력 영상 Set II (Set III)와 Model 2의 최종 정합 결과를 보였다.

표 2. 입력 영상 Set II와 Model 2의 정합 결과 (유사도)

Table 2. Matching results between the input image Set II and Model 2 (Similarity).

입력 영상		II-1	II-2	II-3	II-4
유사도	기존의 방법	1.0	0.75	0.63	0.63
	제안한 방법	1.0	1.0	1.0	1.0

표 3. 입력 영상 Set III과 Model 2의 정합 결과 (유사도)

Table 3. Matching results between the input image Set III and Model 2 (Similarity).

입력 영상		III-1	III-2	III-3	III-4
유사도	기존의 방법	1.0	1.0	0.63	0.63
	제안한 방법	1.0	1.0	1.0	1.0

4. 실제 영상 정합

그림 12는 MSU Pattern Recognition Lab.에서 white scanner로 제작한 240×240 크기의 실제 거리 영상으로 각각 다른 방향에서 바라본 영상 ((a), (d), (g))과 그 영역화 결과 ((b), (e), (h)), 그리고 이를 기반으로 구성된 그래프 ((c), (f), (i))를 보이고 있다. 그림 13은 그림 12에 보인 실제 영상과 Model 3의 정합 과정 및 결과 Hopfield 신경 회로망의 뉴런의

결과값을 보이고 있다. 정합 결과를 보면 부분적인 손상이 있는 단위면 ①의 정합속도가 다른 면의 정합속도에 비해 늦으며 입력 물체의 단위면 모두가 모델의 단위면에 옮겨 정합되었음을 알 수 있다. 다른 면도 모두 제대로 정합되었음을 알 수 있다. 또 이를 유사도로 표현했을 때 표 4에서와 같이 1.0의 유사도를 가짐을 알 수 있다.

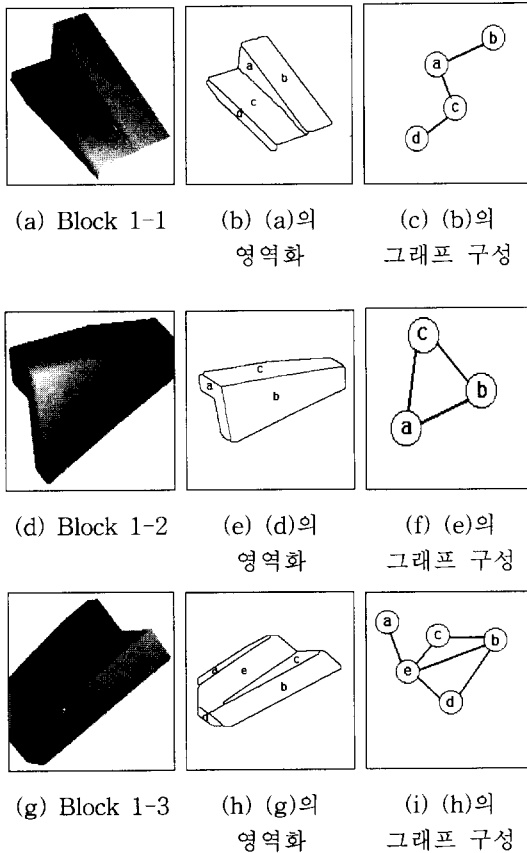


그림 12. 실험에 사용한 실제 거리 영상 Set IV
Fig. 12. Input real image Set IV used in experimets.

	0	1	2	3	4	5	6	7
a	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
b	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
c	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
d	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.992840	0.007160	0.000000	0.000000
e	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

--- Thresholding ---

	0	1	2	3	4	5	6	7
a	0	0	0	1	0	0	0	0
b	0	0	0	0	0	0	0	1
c	1	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	0	0	1	0	0	0
e	0	0	1	0	0	0	0	0

그림 13. Block 1-3과 Model 3의 정합
Fig. 13. Matching of Block 1-3 with Model 3.

표 4. 입력 영상 Set IV와 Model 3의 정합 결과 (유사도)

Table 4. Matching results between the input image Set IV and Model 3 (Similarity).

입력물체	Block 1-1	Block 1-2	Block 1-3
유사도	1.0	1.0	1.0

5. 임의의 뉴런의 초기값에 대한 정합

그림 14는 각 뉴런의 정합 결과가 임의로 설정되는 뉴런의 초기값에 관계없이 이루어짐을 보이기 위한 그래프이다. 두 개의 커다란 주류를 나타내고 있는 그래프는 각각 가려짐이 전혀 없는 면과 가려짐이 가장 많은 면에 대한 정합 과정을 비교하여 나타낸 것이다. 즉 그래프 I은 가려짐이 전혀 없는 면에 대한 정합 과정이며 그래프 II는 가려짐이 있는 면의 정합 과정이다. 50개의 뉴런의 초기값을 임의로 선정하여 실험하였으며 보는 바와 같이 임의의 초기값에 관계없이 정합이 옮겨 이루어짐을 알 수 있다.

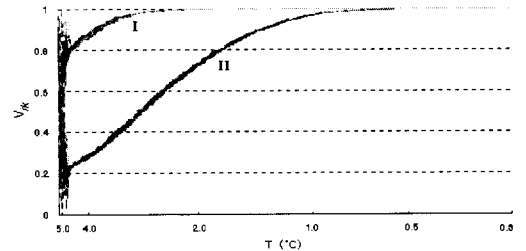


그림 14. 임의의 뉴우런 초기값에 대한 정합
Fig. 14. Matching with random initial neurons.

VI. 결 론

여러 제한 조건으로 구성된 제안된 에너지 함수를 MFA 신경 회로망을 이용하여 최적화함으로써 중심이 되는 면뿐만 아니라 주변 면과의 관계를 고려하고 그 주변 면의 정합 정도를 이용함으로써 어느 정도의 가려짐에 대해서도 강건하게 인식할 수 있었다.

앞으로 잡음 등을 고려한 좀더 실제와 가까운 상황으로 설정한 상태에서 다양한 종류의 영상에 대한 실험이 필요하며 실제 인식 시스템에 적용하기 위해선 현재 독립적으로 적용되고 있는 모델과의 정합 과정을 통합하는 과정이 필요할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] D. E. Van Doot Bout and T. K. Miller, III, "Graph partitioning using annealed neural network," *IEEE Trans. Neural Net.*, vol. NN-1, no. 2, pp. 192-203, Jan. 1990.
- [2] M. Oshima and Y. Shirai, "Object recognition using three-dimensional information," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-5, no. 4, pp. 353-361, July 1983.
- [3] T.-J. Fan, G. Medioni, and R. Nevatia, "Recognizing 3-D object using surface description," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-11, no. 3, pp. 1140-1157, Nov. 1989.
- [4] W.-C. Lin, F.-Y. Liao, C.-K. Tsao, and T. Lingutla, "A hierarchical multiple-view approach to three-dimensional object recognition," *IEEE Trans. Neural Net.*, vol. NN-2, no. 1, pp. 84-92, Jan. 1991.
- [5] D. W. Tank and J. J. Hopfield, "Simple 'neural' optimization networks: An A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. CAS-33, no. 5, pp. 533-541, May 1986.
- [6] 정우상, 송호근, 최중수, "Hopfield 신경회로망을 이용한 모델 기반형 3차원 물체 인식," 대한전자공학회 논문지, 제 33-B권, 제 5호, pp. 60-72, 1996년 5월
- [7] T.-W. Chen and W.-C. Lin, "A neural network approach to CSG-based 3D object recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-16, no. 7, pp. 719-726, July 1994.
- [8] C. Torras, *Computer Vision: Theory and Industrial Application*, Springer-Verlag, 1992.
- [9] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr., and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671-680, May 1983.
- [10] K.-M. Lee, R.-H. Park, and J. S. Choi, "Edge-based segmentation of range images: Integrating roof and step edges," *Optical Engineering*, vol. 35, no. 6, pp. 1730-1738, June 1996.
- [11] A. P. Davignon, "Detecting orientation discontinuities in range images by use of directional derivatives," in *Proc. 11th Int. Conf. Pattern Recognition*, Hague, Netherlands, pp. 455-458, Aug./Sep. 1992.
- [12] C.-H. Lo and H.-S. Don, "3-D moment forms: Their construction and application to object identification and positioning," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-11, no. 10, pp. 1053-1064, Oct. 1989.
- [13] R. J. Prokop and A. P. Reeves, "A survey of moment-based techniques for unoccluded object representation and recognition," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, no. 5, pp. 438-460, Sep. 1992.
- [14] Y. K. Ham and R.-H. Park, "3D object recognition in images using hidden Markov models and neural networks," *Pattern Recognition*, vol. 32, no. 5, pp. 729-742, May 1998.

저 자 소 개



李亮烈(正會員)

1996년 2월 서강대학교 전자공학과 학사. 1998년 2월 서강대학교 전자공학과 석사. 1998년 2월~현재 현대전자 이동통신 단말기 연구소에 재직중. 주관심 분야는 3차원 비전

朴來弘(正會員) 第 33卷 B編 第 9號 參照

현재 서강대학교 전자공학과 교수