

# 특징 공간상에서의 확률적 해석에 기반한 부분 인식 기법에 관한 연구

정회원 박보건\*, 이경무\*\*, 이상욱\*, 이진학\*\*\*

## A partially occluded object recognition technique using a probabilistic analysis in the feature space

Bo Gun Park\*, Kyoung Mu Lee\*\*, Sang Uk Lee\*, and Jin Hak Lee\*\*\*

### 요 약

본 논문에서는 관계 벡터 공간상의 특징 대응에 관한 확률적 해석에 기반한 새로운 부분 인식 기법을 제안한다. 효과적인 인식을 위해 물체를 관계 속성 그래프(Attributed Relational Graph; ARG)와 관계 벡터 공간들의 집합으로 표현한다. 또한 잡음이나 특징 소실로 인한 왜곡을 관계 벡터 공간에서의 관계 벡터 분포에 대한 왜곡으로 확률적으로 모델링한다. 제안하는 부분 인식 기법은 두 단계로 이루어진다. 우선 지역적인 특징(local feature)과 구조적인 일관성(structural consistency)을 사용하여 후보집합을 추출한다. 이렇게 추출된 후보집합 각각에 대해 관계 벡터 공간상에서의 에러 분석과 반복적인 voting 알고리즘을 통해 특징 소실을 검출한다. 실제 영상에 대한 실험 결과를 통해 제안한 알고리즘이 잡음이나 가려짐이 심한 경우에도 강건한 성능을 보임을 알 수 있으며, 릴렉세이션(relaxation) 기법과 수행 시간 비교 분석을 통해 계산량 측면에서의 성능 향상을 확인할 수 있다.

### Abstract

In this paper, we propose a novel 2-D partial matching algorithm based on model-based stochastic analysis of feature correspondences in a relation vector space, which is quite robust to shape variations as well as invariant to geometric transformations. We represent an object using the ARG (Attributed Relational Graph) model with features of a set of relation vectors. In addition, we statistically model the partial occlusion or noise as the distortion of the relation vector distribution in the relation vector space. Our partial matching algorithm consists of two-phases. First, a finite number of candidate sets are selected by using logical constraint embedding local and structural consistency. Second, the feature loss detection is done iteratively by error detection and voting scheme through the error analysis of relation vector space. Experimental results on real images demonstrate that the proposed algorithm is quite robust to noise and localize target objects correctly even in severely noisy and occluded scenes.

### I. 서 론

정합(Matching) 문제는 지난 수십년 동안 컴퓨터 비전 분야 중에서 가장 많이 연구되어 온 문제중의

하나이다. 모델 기반의 물체 인식이나 스테레오(stereo)와 움직임 추정에서의 대응(correspondence) 문제 등을 해결하기 위해 필수적으로 요구되어진다. 대개의 정합은 인식대상이 되는 물체를 일련의 기본 특징들로 모델링하기 때문에, 적절한 특징 정의

\* 서울대학교 전기컴퓨터공학부

\*\* 홍익대학교 전자전기공학과

\*\*\* 국방과학연구소

논문번호 : 010035-0312, 접수일자 : 2001년 3월 12일

\* 본 연구는 국방과학연구소 및 서울대 자동제어특화연구소의 연구비 지원에 의한 연구결과입니다.

와 추출은 물체 인식에 있어서 중요한 문제이다. 그러나 실제 적용에서는 가리어짐(occlusion), 잡음(noise)과 불확실한 저수준(low-level) 특징 추출에 의한 특징 소실이 일어나게 된다. 따라서 물체가 가리어져 있다고 가정하지 않은 대부분의 알고리즘은 가리어짐이 존재하는 복잡한 영상에 대해서는 성능이 저하된다.

지금까지 이러한 문제들을 해결하기 위해 다양한 연구가 진행되어 왔으며 현재도 많은 연구가 진행되고 있다. Bhanu와 Faugeras는 다각형 근사로 표현된 모델에 대한 계층적인 정합 기법을 제안하였다<sup>[1]</sup>. 모호성(ambiguity)과 일관성(consistency)의 정의와 이로부터 유추된 정합 척도를 반복적인 그래디언트 투사(gradient projection) 기법을 통하여 최대화시키는 확률적 릴렉세이션 기법을 통해 정합이 이루어진다. 다각형 근사 모델 정합을 위해 Koch와 Kashyap<sup>[2]</sup>은 상이도(dissimilarity) 척도와 축변환을 통해 가설을 추출하고 검증하는 알고리즘을 제안하였다. 이러한 기법들이 대부분 모델을 가정하고 있는 것과는 달리 자동적으로 모델을 생성하고 가리어진 물체를 인식하는 Hough 공간 표현에 기반을 둔 기법 또한 제안되었다<sup>[3]</sup>.

몇몇 연구자들은 초기의 Bhanu와 Faugeras의 연구<sup>[1]</sup>를 확장하여 그래프 표현 기법에 기반한 부분 인식 기법을 제안한 바 있는 데, 이 중 대표적인 것이 릴렉세이션 기법이다<sup>[4],[7]</sup>. 실제 시스템에 적용되고 있는 이 기법은 병렬 처리(parallel processing)와 간단한 갱신 법칙(update rule)에 의한 계산량의 감소로 인해 상당히 효과적인 인식 기법으로 인정되어지고 있다. 그러나 초기 확률값에 따라 성능이 크게 좌우되며, 특히 가리어짐으로 인한 특징 소실이 있을 경우 해당 특징에 잘못된 라벨(label)이 할당되어 국부 최소치(local minimum)로 수렴하는 단점이 있다.

이와는 달리 두 패턴(pattern)의 유사도(similarity)를 측정하는 하우스도르프 거리(Hausdorff distance)를 이용하는 정합 기법<sup>[12], [13]</sup>은, 일반적으로 잡음으로 인한 변동에 대해 강건하지만, 작은 범위 내에서의 기하학적 변환에 만 적용 가능하다는 단점이 있다. 또한 모델 특징과 입력 영상 특징들 사이의 대응 관계를 얻을 수 없으며, 입력 영상 전체에 대한 검색이 요구되므로 큰 입력영상의 경우 계산량의 문제점이 있다.

최근에 고유 벡터(eigen-vecotr) 접근 방법을 기반으로 한 인식 기법이 새롭게 제안되었다<sup>[8],[10]</sup>. 특징

들을 일반화된 대칭축과 모드들로 표현되는 초공간(hyperspace)으로 변환시킴으로써 패턴간의 유사성을 측정한다. 그러나 대부분의 알고리즘은 물체들이 가리어져 있지 않다고 가정하고 있다. 이를 극복하기 위해 Ohba와 Ikeuchi는 모델과 입력 영상을 작은 고유창(eigen-window)들로 나누고 이들에 대해 고유 벡터 해석을 함으로써 이러한 문제를 해결하였다<sup>[11]</sup>. 그러나 이 기법은 조명의 변화에 민감하기 때문에 조명 추정 등의 에러로 인해 인식 성능이 크게 저하된다.

기하학적 해싱(geometric hashing) 기법은 입력 영상으로부터 정합 대상이 되는 후보들을 효과적으로 추출하는 기법으로 알려져 있다. Lamdan, Schwartz와 Wolfson은 다양한 기하학적 변환하에 임의의 점 집합에 대해 인식을 하는 새로운 해싱 기법을 제안하였다<sup>[14], [15]</sup>. Rogoutsos와 Hummel은 베이시안(Bayesian) 기법을 통하여 센서에 의한 잡음을 확률적으로 해석하였으며, 이에 기반한 voting 알고리즘을 연구하였다<sup>[16]</sup>. 그러나 가리어짐에 대한 영향에 대한 분석이 미비하며 복잡한 영상에 대해 가리어짐이나 문턱치 설정에 따라 voting이 제대로 이루어지지 않는다는 단점이 있다. 또한 점 특징이 아닌 직선 성분에 대한 적용이 쉽지 않다.

본 논문에서는 특징이 소실될 가능성이 많은 영상에서 이러한 단점들을 극복하는 새로운 부분 정합 기법을 제안한다. 제안하는 부분 인식 기법은 이동, 회전, 크기 변환 등의 동일 평면상에서의 기하학적 변환에 불변(invariant)하며, 특징 소실에 강건하다. 또한 특징들간의 일대일 대응을 얻을 수 있으며 한 모델이 영상에 여러 개 존재하는 경우에 대해서도 정확한 정합 결과를 얻을 수 있다. 기본적으로 잡음이나 특징 소실로 인한 왜곡을 관계 벡터 공간상에서의 관계 벡터들의 왜곡으로 변환하고 이를 확률적으로 해석함으로써 두 모델의 유사도 뿐만 아니라 특징 소실 검출을 하게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 2장에서는 제안하는 부분 정합 기법에 대해 간단히 서술하고, 3장에서는 ARG를 소개하고 표적의 모델링에 대해 언급한다. 4장에서는 잡음과 특징 소실의 확률적 해석과 새로운 유사도 척도를 제안한다. 다음으로 후보집합 추출에 관한 알고리즘을 설명하고 6장에서 추출된 후보 집합들과 모델의 부분 정합 기법에 대해 상세히 서술한다. 제안하는 알고리즘의 정합 성능과 수행 시간 성능을 분석한 실험 결과가 7장에 제시되며, 8장에서 본 논문을 마무리한다.

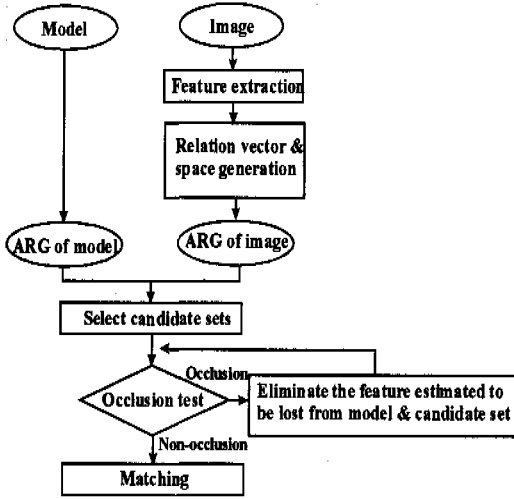


그림 1. 제안하는 알고리즘의 흐름도

## II. 특징 공간상에서의 확률적 해석에 기반한 부분 인식 기법

본 연구에서는 기존의 알고리즘들의 단점을 극복하고자 특징 공간상에서의 확률적 해석에 기반한 새로운 부분 인식 기법을 제안한다. 부분 인식을 위해 모델을 관계 벡터 집합과 지역적 정보뿐만 아니라 구조 정보까지 내포하는 속성 관계 그래프를 통해 모델링한다. 이에 기반하여 잡음이나 특징 소실로 인한 왜곡을 관계 벡터 공간상에서의 관계 벡터들의 왜곡으로 변환하고 이를 확률적으로 해석함으로써 두 모델의 유사도뿐만 아니라 특징 소실 검출을 하게 된다. 제안하는 기법은 2 단계로 이루어진다. 제안하는 알고리즘의 흐름도는 그림 1에 도시되어 있다. 우선 입력 영상으로부터 모델과 정합 가능성이 높은 후보집합들을 추출하는 데, 이를 통해 검색영역을 축소하고 궁극적으로 실시간 처리의 가

능성을 제공한다. 후보집합은 기준 모델과 같은 수의 특징을 가지며 각각의 원소는 기준 모델의 원소들과 일대일 대응을 하는 집합으로 지역적인 특징과 구조적인 일관성을 동시에 고려하여 추출하게 된다. 이렇게 추출된 후보집합 각각에 대해 관계 벡터 공간상에서의 여러 분석과 반복적인 voting 알고리즘을 통해 특징 소실을 검출한다. 소실된 특징 제거 후 새롭게 제안한 유사도 척도를 이용하여 정량적으로 정합을 하게 된다.

## III. 표적의 모델링

본 연구에서는 표적을 관계 벡터 집합과 지역적 정보뿐만 아니라 구조 정보까지 내포하는 속성 관계 그래프를 통해 모델링한다. 일반적으로 ARG는 노드(node)들과 그들 사이의 이진 관계로 구성되어진다. 그림 2에 네 개의 노드를 가지는 ARG의 한 예를 도시하였다. 본 연구에서는 강건한 표적 인식을 위해 ARG 뿐만 아니라 관계 벡터 공간이라는 새로운 정보를 덧붙여 모델링한다. 이들에 기반하여 다음과 같이 물체를 정의한다.

$$G = (V, R, F), \tag{1}$$

$V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 는 그래프의 노드들의 집합이고,  $R = \{r(v_i, v_j) | v_i, v_j \in V, i \neq j\}$ 은 노드 사이의 이진 관계들의 집합이다. 만일, 인식에 사용된 이진 관계의 수가  $N_j$ 라면, 이진 관계 벡터  $r(v_i, v_j)$ 는  $N_j$ 차원 벡터이며,  $r^{(k)}(v_i, v_j)$ 는  $k$ 번째 원소를 의미한다. 관계 벡터 공간들의 집합은  $F = \{R_i | i = 1, \dots, N\}$ 로 나타내어진다. 관계 벡터 공간  $R_i$ 는  $R$ 의 부분 집합으로 다음과 같이 정의된다.

$$R_i = \{r(v_j, v_i) | j = 1, \dots, N, j \neq i\}. \tag{2}$$

즉, 특징  $v_i$ 와  $V$ 에 있는 다른 특징들 사이의 관계 벡터들의 집합을 의미한다. 이들을 통해 물체를 표현함으로써, 특정한 특징을 중심으로 한 물체에 대한 구조 정보를 얻을 수 있다. 만일 두 물체가 거의 동일하다면, 대응하는 특징들의 관계 벡터 공간들 역시 유사함을 알 수 있다. 따라서 두 물체의 관계 벡터 공간들을 비교함으로써 대응되는 특징들간의 유사(analogy) 정도를 추정할 수 있다.

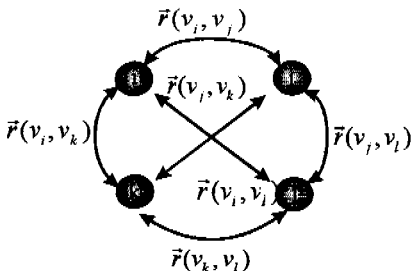


그림 2. 관계 속성 그래프(ARG)

#### IV. 유사도(similarity) 척도

두 모델  $G_1, G_2$ 가 같은 수  $N$ 개의 특징을 가지고 있다고 가정하자.

$$G_k = \{V^{G_k}, R^{G_k}, F^{G_k}\}, k=1,2. \quad (3)$$

이 때, 두 모델의 유사도는 다음과 같이 정의된다.

$$S(G_1, G_2) = \sum_{i=1}^N D(R_i) \cdot w_i. \quad (4)$$

여기서  $D(R_i)$ 는 두 개의 관계 벡터 공간  $R_i^{G_1}$ 와  $R_i^{G_2}$ 의 차이를 측정하는 함수이며,  $w_i$ 는 특징  $i$ 에 대한 가중치이다. 두 물체의 유사도를 대응되는 관계 벡터 공간사이의 절대 거리를 측정함으로써 직접적으로 구할 수 있지만, 잡음이나 부정확한 저수준 특징 추출로 인한 관계 벡터 공간의 왜곡으로 인하여 실제 적용에는 많은 문제점을 내포하고 있다. 따라서 본 논문에서는  $D(R_i)$ 를 대응되는 관계 벡터 공간상에 있는 모든 이진 관계들의 대응쌍에 대한 가중치 된 확률로서 해석함으로써 이러한 문제점들을 해결한다.  $D(R_i)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} D(R_i) &= \prod_{j=1}^N \alpha(v_i^{G_1}, v_j^{G_1}; v_i^{G_2}, v_j^{G_2}) \cdot w_{i,j} \\ &= \prod_{j=1}^N \beta(r(v_i^{G_1}, v_j^{G_1}) - r(v_i^{G_2}, v_j^{G_2})) \cdot w_{i,j}. \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $w_{i,j}$ 는  $v_i$ 와  $v_j$ 사이의 이진 관계에 대한 가중치이고,  $C(v_i^{G_1}, v_j^{G_1}; v_i^{G_2}, v_j^{G_2})$ 은 관계 벡터 공간상의 에러에 대한 확률로 정의되는 양립계수 척도이다.

이제 영상에 존재하는 이진 관계  $r^{(k)}(v_i, v_j)$ 의 분포가 가우시안(Gaussian)이고 각각의 이진 관계들의 에러가 서로 독립적(independent)이라고 가정하면, 관계 벡터의 에러에 대한 확률을 다음과 같이 유도할 수 있다<sup>[6]</sup>.

$$\begin{aligned} \beta(r(v_i, v_j) - r) &= \left( \prod_k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \right) \cdot \exp\left(-\sum_k \frac{(r^{(k)}(v_i, v_j) - r^{(k)})^2}{2\sigma_k^2}\right). \end{aligned} \quad (6)$$

여기서  $r$ 은 측정된(추정된) 관계 벡터이다. 관계

공간들에 가중치를 부여함으로써 특정 특징에 대한 우선 순위를 고려할 수 있으며, 각각의 이진 관계에도 가중치를 부여함으로써 특정 특징쌍에 대한 우선적 고려를 할 수 있다. 두 가지의 가중치,  $w_i, w_{i,j}$ 에 적당한 값을 부여함으로써 식 (4)에 정의된 유사도는 부분 인식을 포함하는 일반적인 인식에 효과적인 척도로서 적용될 수 있다. 예를 들어  $p$ 번째 특징이 소실되었다면, 그에 대응되는 가중치들을  $w_p=0$ 과  $w_{i,p}=0(i=1, \dots, N, i \neq p)$ 이라 설정함으로써 소실된 특징들이 정합과정에 미치는 불필요한 영향을 제거할 수 있다. 따라서 제안한 유사도 척도는 두 물체의 전체 유사도 뿐만 아니라 물체의 일부분들의 유사도를 측정할 수 있다. 즉, 고려하지 않는 특징에 대한 가중치를 0으로 설정함으로써 나머지 특징 집합들의 유사도를 측정할 수 있다.

#### V. 후보집합 추출

식 (4)에 정의되어 있는 유사도 척도를 사용하기 전에 후보집합들을 추출하는 알고리즘이 필요하다. 후보집합은 기준 모델과 같은 수의 특징을 가지고 있는 집합으로서 각각의 원소는 기준 모델의 원소들과 일대일 대응을 한다. 효과적인 후보집합 추출을 위해, 본 연구에서는 특징사이의 양립 척도(compatibility measure)뿐만 아니라 구조적인 일관성 정보를 이용하여 특징의 대응 관계(correspondence)를 구한다.

기준 모델  $M=(V^M, R^M, F^M)$ 과 입력 영상  $I=(V^I, R^I, F^I)$ 가 주어진 경우, 모델의  $i$ 번째 기준 특징  $v_i^M$ 과 입력 영상의  $j$ 번째 영상 특징  $v_j^I$ 간의 대응 척도(correspondence measure)를 다음과 같이 정의한다.

$$S(v_i^M = v_j^I) = \sum_{m=1, m \neq i}^N P_j(v_i^M, v_m^I) / (N-1). \quad (7)$$

여기서

$$P_j(v_i^M, v_m^I) = \begin{cases} \sum_{m \in C_{i,j}} C(v_i^M, v_j^M; v_i^I, v_m^I) / |C_{i,j}| & \text{if } C_{i,j} \neq \emptyset, \\ \text{Max } C(v_i^M, v_j^M; v_i^I, v_m^I) & \text{if } C_{i,j} = \emptyset, \end{cases} \quad (8)$$

$$\forall v_m^I \in C_{i,j} \text{ satisfy } |r(v_i^M, v_j^M) - r(v_i^I, v_m^I)| \leq \Delta.$$

$P_j(v_i^M, v_m^I)$ 은 어떤 관계 벡터  $r(v_i^I, v_m^I)$ 이  $R^I$ 에

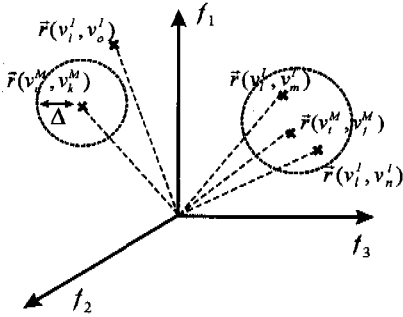


그림 3. 관계 벡터 공간의 예

존재하는 가능성(possibility)을 의미한다. 예를 들어 그림 3을 보면,  $C_{i,j} = \{v_i^M, v_j^M\}$  와  $C_{i,k} = \emptyset$  이므로,

$$P_j(v_i^M, v_j^M) = \frac{C(v_i^M, v_j^M, v_i^M) + C(v_i^M, v_j^M, v_i^M)}{2}, \quad (9)$$

$$P_k(v_i^M, v_j^M) = C(v_i^M, v_j^M, v_i^M),$$

이 된다.

이제 모든  $C_{i,j}$  ( $i=1, \dots, N, j=1, \dots, N, j \neq i$ )가 얻어졌다면, 이들 각각의 집합에서 하나씩의 특징들을 추출하여 다음과 같이 초기 후보집합들을 얻을 수 있다.

$$C_{mi}(i) = \{ (v_k^M, \dots, v_i^M, \dots, v_k^M) | v_k^M \in C_{i,1}, \dots, v_k^M \in C_{i,N} \}, \quad (10)$$

$$1 \leq k_m \leq |C_{i,m}|, \text{ for } m=1, 2, \dots, N, m \neq i.$$

초기 후보집합을 추출하는 과정에서 모델의 전체 구조정보 이용 없이 국부적인 이진 관계만을 사용하였기 때문에, 초기 후보집합들은 유효하지 않을 수 있다. 예를 들어,  $C_{mi}(i)$ 에서 어떤  $k_j$ 에 대해서  $S(v_i^M = v_k^M)$ 가 매우 작다면,  $v_k^M$ 를 포함하는 후보집합은 적당하지 않은 것이 된다. 그러므로, 구조적인 일관성 제한을 만족하기 위해,  $P_j(v_i^M, v_j^M)$ 은 다음과 같이 다시 구해져야 한다.

$$P_j(v_i^M, v_j^M)' = \begin{cases} \sum_{m \in C_{i,j}} \frac{C(v_i^M, v_j^M, v_i^M) \cdot S(v_i^M = v_m^M)}{|C_{i,j}|} & \text{if } C_{i,j} \neq \emptyset. \\ \text{Max } C(v_i^M, v_j^M, v_i^M) \cdot S(v_i^M = v_m^M) & \text{if } C_{i,j} = \emptyset. \end{cases} \quad (11)$$

이제 식 (11)을 식 (7)에 대입하면, 다음과 같은 변형된 대응척도를 얻을 수 있다.

$$P(v_i^M = v_j^M) = \sum_{j=1, j \neq i}^N P_j(v_i^M, v_j^M)' / (N-1). \quad (12)$$

초기 후보집합들은 이 값들에 따라 재배열된다. 만일  $P(v_i^M, v_j^M)$  값이 크다면, 이 때의 후보집합은 우선 순위를 갖게 된다. 이렇게 해서 재배열된 초기 후보집합들 중 우선 순위가 높은 것들만을 후보집합으로 추출하면 정합 대상의 수를 줄일 수 있다. 게다가 이들 집합에 두 가지 규칙을 적용하면 후보집합의 수를 더 줄일 수 있다. 하나는 배타 규칙(exclusion-rule)이고, 다른 하나는 유효성 규칙(usefulness-rule)이다. 배타 규칙은 어떤 후보집합에 주어진 모든 특징들이 서로 달라야 한다는 것으로 이것은 기준 모델 특징과 영상 내의 특징사이의 일대일 대응이 가능하게 한다. 반면 유효성 규칙은 양립계수의 합을 이용하여 의미 없는 집합을 제거하는 것이다. 만일 기준모델  $M$ 과 후보집합  $C$ 가 유사하다면 양립 척도  $C(v_i^M, v_j^M; v_i^M, v_j^M)$ 은 높은 값을 갖게 될 것이고 이들의 합은  $N C_2$ 와 유사한 값을 갖게 된다. 그렇지 않다면, 이 값보다 작게 된다. 그러므로 유효성 규칙을 수학적 형태로 정의하면 다음과 같다 : 다음과 같은 부등식을 만족할 때, 후보집합  $C$ 는 의미가 없다.

$$Cor(M, C) \leq a \cdot N C_2. \quad (13)$$

여기서  $Cor(M, C)$ 는 모든 양립 척도의 합으로 다음과 같이 정의된다.

$$Cor(M, C) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N C(v_i^M, v_j^M; v_i^M, v_j^M). \quad (14)$$

대부분의 경우에 위의 두 규칙을 적용하면, 최종적인 후보집합의 수는 상당히 줄어들게 된다.

### VI. 부분 인식 기법

입력 영상으로부터 5장에 서술된 알고리즘을 적용하여 모든 후보집합들이 얻어졌을 때, 유사도 척도를 사용하기 위해서는 소실된 특징의 검출로부터 식 (4)과 식 (5)에 정의된 모든 가중치를 정해야 한다. 소실된 특징 추출을 위해 우선 확률적 모델링에 기반한 에러 검출 부등식(error detection inequality)을 유도한다. 이 부등식과 voting 알고리즘을 이용하여 특징 소실 벡터(feature loss vector)를 구한 후에 소실된 특징을 구한다.

잡음이나 특징 소실로 인한 왜곡을 검출하기 위해  $N_j$ 차원의 허용 가능한 에러 영역(tolerant error

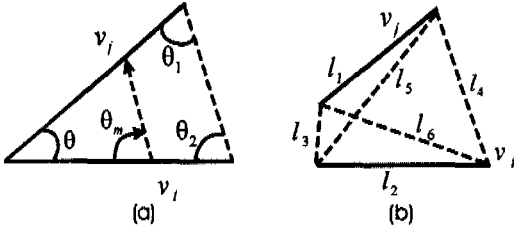


그림 4. 선분 사이의 이진 관계들.  
(a) 각도 관계, (b) 거리비 : DR.

region)을 정의한다.

$$D_E(r(v_i, v_j)) = D^{(1)} \times \dots \times D^{(N)} \quad (15)$$

이 영역에 들어가는 모든 관계 벡터  $r$ 은 아주 작은  $\Delta$ 에 대해  $|r(v_i, v_j) - r| \leq \Delta$ 을 만족한다. 후보 집합  $C = (V^c, R^c, F^c)$ 가 주어졌을 때,  $r(v_i^c, v_j^c) \in D_E(r(v_i^M, v_j^M))$ 은 다음과 같이 확률적으로 해석될 수 있다.

$$P(r(v_i^c, v_j^c) - r(v_i^M, v_j^M)) < P_{thres} \quad (16)$$

이제 식 (6)를 식 (16)에 대입하면, 다음과 같은 여러 검출 부등식을 얻게 된다.

$$\exp\left(-\sum_k \frac{e^{(k)}(v_i, v_j)^2}{2\sigma_k^2}\right) < f \quad (17)$$

$$e(v_i, v_j) = r(v_i^c, v_j^c) - r(v_i^M, v_j^M).$$

여기서  $f$ 는 미리 정의된 수이다. 식 (17)을 사용하여,  $N$ 개의 원소를 갖는 특징 소실 벡터  $L$ 을 구할 수 있다.

$$L = [K(1) K(2) \dots K(N)]^T \quad (18)$$

$K(i)$ 는 후보집합의 관계 벡터  $r(v_i^c, v_j^c)$ 들 중에서 부등식 (17)을 만족하는 관계 벡터들의 수이다. 이제 이 소실 벡터를 분석함으로써 소실된 특징은 쉽게 검출될 수 있다. 만일 두 개의 패턴이 거의 유사하다면, 특징 소실 벡터  $L$ 에 있는 모든 원소들은 0에 가까울 것이다. 반면, 가리어짐으로 인하여 특징 소실이 생기면, 해당하는 특징에 대한 원소의 값은 크고 다른 것들은 거의 0에 가까게 된다. 따라서  $L$ 을 분석하여 어떤 문턱치 위로 가장 큰 수를 갖는 원소가 소실된 특징이라 주장할 수 있게 된다. 이렇

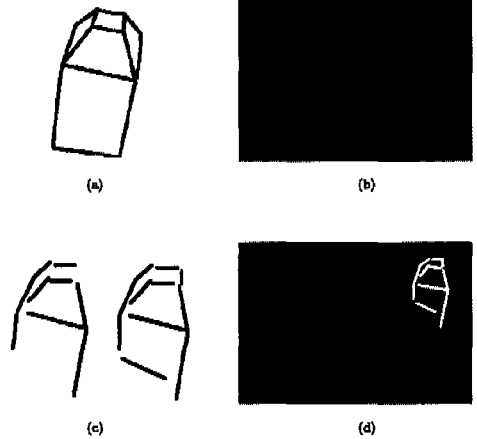


그림 5. 실험 영상 1 : 다면체 영상. (a) 기준 모델, (b) 입력 영상, (c) 후보집합, (d) 정합 결과.

게 소실되었다고 추정된 특징을 모델 집합과 후보 집합에서 모두 제거한 후, 동일한 알고리즘을 되풀이한다. 더 이상 소실된 특징이 없거나 모델을 표현하기 위해 필요한 최소의 특징 수에 도달할 때까지 이러한 과정을 반복 수행한다. 이 반복 수행 알고리즘을 통해 소실된 특징 추출은 물론 식 (4)과 식 (5)에 정의된 모든 기중치  $w_i, w_{i,j}$ 들을 정할 수 있다. 모든 특징 소실을 검출한 후 새롭게 제안한 유사도 척도를 사용하여 정합을 한다.

## VII. 실험 결과

### 1. 실험에 사용한 이진 관계

본 실험에서는 기본 특징으로 입력 영상으로부터 추출된 선분(line segments)들을 사용하였고, 선분 특징간의 이진 관계로 다음과 같은 네 가지를 사용하였다.

$$\begin{aligned} r^{(1)}(v_i, v_j) &= \theta, & r^{(2)}(v_i, v_j) &= \theta_c, \\ r^{(3)}(v_i, v_j) &= \theta_m, & r^{(4)}(v_i, v_j) &= DR. \end{aligned} \quad (19)$$

그림 4에 보여진 것처럼  $r^{(1)}(v_i, v_j)$ 은 두 선분  $v_i, v_j$ 사이의 각도이며,  $r^{(2)}(v_i, v_j)$ 은 나머지 다른 두 각 중 더 작은 값을 갖는 각도이다.  $r^{(3)}(v_i, v_j)$ 은  $v_i$ 의 중점으로부터  $v_j$ 의 중점을 연결했을 때 생기는 선분과  $v_j$ 사이의 각도이다. 마지막으로  $r^{(4)}(v_i, v_j)$ 는 거리비로서 두 선분의 끝점사이의 거

리의 평균값과 두 선분의 길이의 합의 비를 의미한다.

$$DR = \frac{l_1 + l_2}{(l_3 + l_4 + l_5 + l_6)/4} \quad (20)$$

이들 이진 관계는 평면상의 기하학적 변환에 불변하는 값들이다.

### 2. 실제 영상에 대한 실험

제안한 부분 인식기법의 성능평가를 위해 몇 장의 실제 영상에 대해 물체 인식과 추적에 관한 실험을 하였다. 그림 5에 다면체 영상에 대한 실험 결과가 제시되어 있다. (a)와 (b)는 각각 기준 모델과 입력 영상이다. 입력 영상은 3CCD 디지털 카메라로 취득되었다. 잡음에 대한 강건성을 알아보기 위해 추출된 선분의 양 끝점에 가우시안 잡음을 가하였다. 잡음에 의한 영향뿐만 아니라 불완전한 선분 추출과 열악한 조명으로 인하여 선분 특징의 분포가 왜곡되어 있음을 알 수 있다. (c)는 정합 가능성이 높은 후보집합들이며, 최종 정합 결과는 입력 영상에 오버레이(overlay)되어 (d)에 나타나 있다.

좀더 복잡한 영상에 대한 실험 결과가 그림 6에 나타나 있다. (a)는 정합 대상이 되는 기준 모델들이다. 간단한 다면체들뿐만 아니라 여러 개의 짧은 선분들로 근사화된 곡선 모델도 있다. (b)는 다면체들과 인형, 컵, 공구 등의 다양한 물체로 구성되어

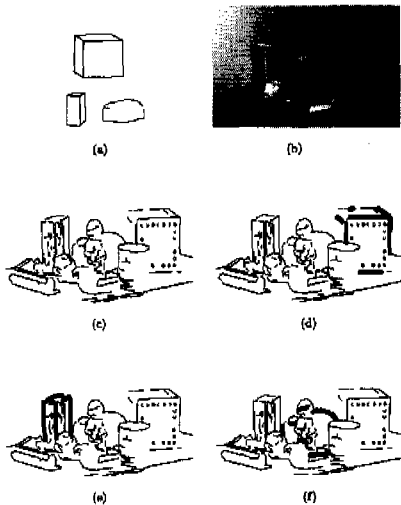


그림 6. 실험 영상 2 : 복잡한 영상. (a) 기준 모델, (b) 입력 영상, (c) 추출된 직선 성분, (d) 정합 결과 1, (e) 정합 결과 2, (f) 정합 결과 3.

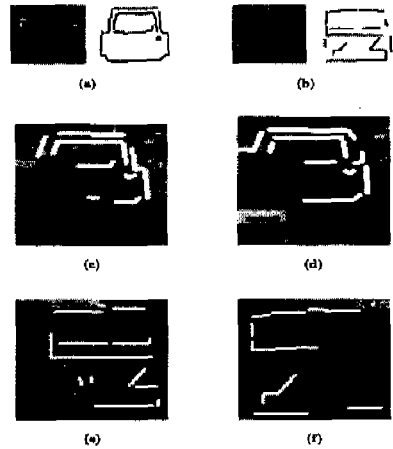


그림 7. 실험 영상 3 : 추적 영상. (a)-(b) 기준 프레임으로부터 추출된 기준 모델, (c)-(d) 모델 (a)의 정합 결과, (e)-(f) 모델 (b)의 정합 결과.

있는 것으로 기준 모델들 역시 다른 물체들에 의하여 심하게 가리어져 있음을 알 수 있다. (c)를 보면, 한 선분이 여러 개의 선분으로 나뉘어져 있으며 몇몇은 잡음이나 가리어짐에 의해 왜곡되어 있다. (d)-(f)는 정합 결과를 나타낸다. 이 실험을 통해 제안한 알고리즘이 잡음이 심하거나 가리어짐이 심한 환경 하에서도 강건한 동작을 함을 확인할 수 있다. 또한 곡선 모양의 임의의 물체에 대해서도 정합이 가능함을 알 수 있다.

다음의 실험 결과는 제안한 알고리즘을 적용하여

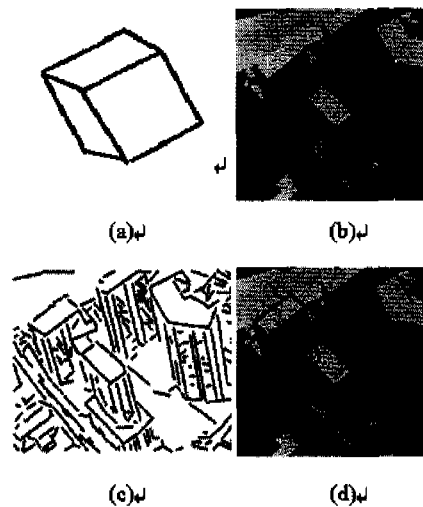


그림 8. 실험 영상 4 : 모델 보드 영상 1. (a) 기준 모델, (b) 입력 영상, (c) 에지 영상, (d) 정합 결과.

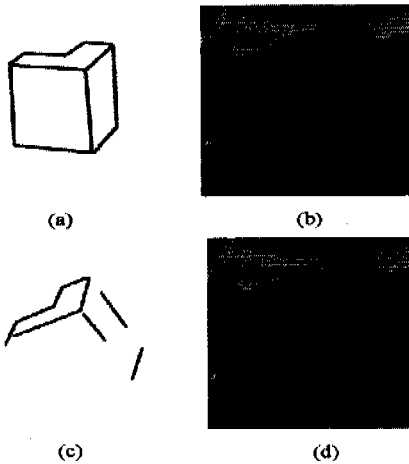


그림 9. 실험 영상 5 : 모델 보드 영상 2. (a) 기준 모델, (b) 입력 영상, (c) 후보집합, (d) 정합 결과.

추적(tracking)에 사용한 결과이다. 추적 대상이 되는 것은 그림 7에 있는 움직이는 자동차이다. 기준 모델은 (a)와 (b)에 있는 것처럼 기준 프레임(key-frame)에서 추출되었다. (c)-(f)를 보면, 입력 영상들이 입의 열악한 조명 조건하에 기준 모델과 다른 시점에서 촬영된 것임을 알 수 있다. 정합 결과가 각각의 영상에 오버레이 나타나 있다. 이 실험을 통해 제안한 알고리즘이 조명에 제약이 적을 뿐 아니라 잡음이나 가리어짐으로 인한 특징 소실과 어느 정도의 시점 변화에도 강건함을 확인할 수 있다. 마지막 실험 결과는 직접 제작한 모델 보드를 이용한 정합이다. 실제 항공 영상을 이용하기 어렵기 때문에 실제 지형을 축소하여 제작한 모델 보드로부터 건물 영상을 취득하여 이를 가지고 건물 인식을 하는 실험을 하였다. 그림 8과 그림 9에 실험

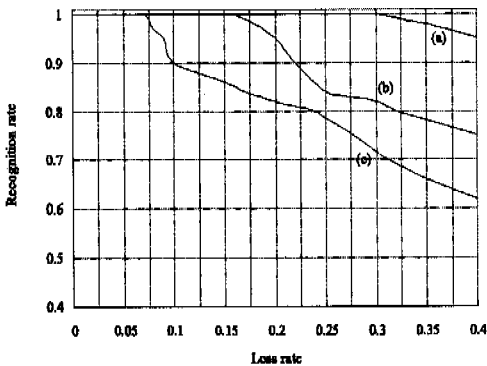


그림 10. 소실률에 따른 인식률 변화. (a) 잡음이 없는 경우, (b)  $\sigma=5$ , (c)  $\sigma=10$ .

표 1. 수행 시간의 비교 분석.

Algorithm	Image set	Step I	Step II	Total time(ms)
Proposed algorithm	Set 1(N=9,M=289)	17,705	401	18,106
	Set 2(N=14,M=75)	1,722	230	1,952
	Set 3(N=19,M=51)	2,253	541	2,794
Relaxation	Set 1(N=9,M=289)	17,696	68,659	86,355
	Set 2(N=14,M=75)	1,715	11,457	13,172
	Set 3(N=19,M=51)	2,262	9,874	12,136

결과가 나타나 있다.

### 3. 인식률에 대한 실험

특징 소실에 강건한 정도를 정량적으로 알아보기 위해 RADIUS 항공 영상과 건물 모델들을 사용하여 인식률 실험을 하였다. 인식률은 정합을 수행한 횟수와 정합에 성공한 횟수의 비로 정의하였으며, 실험에서는 소실율에 대한 인식률을 조사하였다. 여기서 소실율은 전체 특징 수와 소실된 특징 수의 비이다. 또한 잡음에 대한 영향을 살펴보기 위해 가우시안 분포의 표준 편차값을 0에서부터 10까지 변화시키며 실험을 하였다. 10장의 영상에 대해 실험을 하였으며, 인식률에 대한 그래프를 그림 10에 제시하였다. 잡음이 없는 경우, 비록 소실율이 증가함에 따라 인식률이 낮아지지만, 약 30%의 특징 소실이 있는 경우에도 정확하게 표적을 인식함을 알 수 있다. 잡음의 정도가 커짐에 따라, 인식률은 점차적으로 감소한다. 그러나  $\sigma=5$ 인 경우, 20%의 특징 소실이 있어도 여전히 강건하게 정합에 성공함을 알 수 있다.

### 4. 수행 시간의 비교 분석

앞에서는 제안한 알고리즘을 정합 성능 면에서 분석하였다. 이번 절에서는 수행시간에 대한 분석을 하기 위해 계산량 측면에서 선택세이션 기법과 상호 비교하였다. 제안한 알고리즘은 크게 두 단계로 나뉜다. 입력 영상들로부터 선형 특징을 구한 후 후보집합을 추출하는 과정이 첫 번째이고, 후보집합과 기준 모델을 부분 정합하는 것이 두 번째이다. 선택세이션 기법도 두 단계로 나누어 생각할 수 있다. 앙럼 계수를 구하고 초기 확률을 선정하는 단계와 반복적으로 확률을 갱신하며 라벨의 가중치를 수렴



시키는 두 단계로 나눌 수 있다. 결국 두 알고리즘은 각 단계는 비슷한 작업을 수행하므로 이들 각각에 대해 계산량을 비교하려고 한다. 모델의 선형 특징 수를  $M$ 개라 하고, 입력 영상의 선형 특징을  $N$ 개라 하면, 릴랙세이션 기법은 전체 계산량은  $O(N^2M^2)$ 이 된다. 양립성 척도를 계산하는 과정으로, 첫 번째 단계에서는 릴랙세이션에 비해 계산량의 이득이 없다. 그러나 제안하는 알고리즘에서 후보집합 추출과 부분 정합하는 과정은  $O(N^2M)$ 의 계산량이 필요하다. 이것은 릴랙세이션 기법에 비해 훨씬 적은 계산량이다. 결국 제안한 알고리즘은 릴랙세이션 기법에 비해 계산량에서 많은 이득을 볼 수 있다. 정량적으로 알아보기 위해 실제 영상에 대해 수행시간을 비교하였다. 실험 결과는 표 2-1에 제시되어 있다. 여기서 'Step I'은 릴랙세이션의 경우는 양립 계수 계산과 초기 확률 추정까지의 수행 시간, 제안하는 알고리즘의 경우는 후보 집합 추출까지의 수행 시간을 의미한다. 마찬가지로 'Step II'는 릴랙세이션의 경우 반복하여 확률을 갱신하여 수렴시키는 과정에서 소요되는 시간을, 제안하는 알고리즘의 경우는 후보 집합과 기준 모델 사이의 정합 과정에서 소요되는 시간을 나타낸다. 이론적인 수치와 같이 릴랙세이션 기법에 비해 수행 시간 측면에서 이득을 볼 수 있으며, 실시간 처리에 대한 가능성도 확인할 수 있다.

### VII. 결론

본 논문에서는 일반적인 환경에서 강건하게 동작할 수 있는 새로운 2차원 부분 인식기법을 제안하였다. 관계 벡터 공간상에서 관계 벡터들의 분포를 확률적으로 모델링함으로써 잡음이나 특징 소실로 인한 왜곡을 검출할 수 있으며 이들을 고려한 유사도 척도를 제안하였다. 또한 적절한 이진 관계의 설정으로 인하여 동일 평면상에서의 이동, 회전, 크기 변화 등의 기하학적 변환에 강건한 동작을 보인다.

제안하는 기법은 우선 검색 영역의 축소와 실시간 처리를 위해 입력 영상으로부터 후보집합을 추출한다. 확률적 해석에 기반하여 특징 사이의 양립 척도뿐만 아니라 구조적인 일관성 정보를 이용하여 특징의 대응 관계를 구하고, 이 과정을 통해 전체 영역 검색 없이 수십 개 정도의 후보집합만을 추출한다. 이렇게 추출된 후보집합 각각으로부터 특징 소실 검출 부등식을 통해 특징 소실 벡터를 구하여 소실된 특징을 반복적으로 검출한다. 검출된 소실특

징들을 제거한 후 새롭게 정의한 유사도 척도를 이용하여 재 정합함으로써 부분인식을 수행한다.

실제 영상에 대한 실험 결과와 기존 기법과의 비교 분석을 통해 제안하는 기법의 성능의 우수성을 검증하였고, 잡음에 대한 강건성 뿐만 아니라 수행 시간 면에서도 이득이 있음을 확인할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 2차원 물체형상의 부분인식 기법을 실제 3차원 물체의 인식에 확장 적용하기 위해서는 3차원 모델과 입력 영상의 시점 또는 물체의 포즈 정보를 알고 있어야 하는데, 향후 이러한 문제에 대한 연구를 통하여 보다 실제적인 3차원 물체인식 문제를 해결할 수 있으리라 기대하고, 이와 아울러 실시간 처리를 위해서도 추정 기법 등의 추후 연구가 수행되어야 한다.

### 참고 문헌

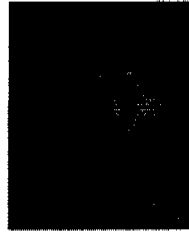
- [1] B. Bhanu and O. D. Faugeras, "Shape Matching of Two-Dimensional Objects," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 6, no. 2, pp. 137-156, March 1984.
- [2] M. W. Koch and R. L. Kashyap, "Using Polygons to Recognize and Locate Partially Occluded Objects," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 9, no. 4, pp. 483-494, April 1987.
- [3] O. Yáñez-Suárez and M. R. Azimi-Sadjadi, "Unsupervised Clustering in Hough Space for Identification of Partially Occluded Objects," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 21, no. 9, pp. 946-950, September 1999.
- [4] A. Rosenfeld, R. A. Hummel, and S. W. Zucker, "Scene labeling by relaxation operations," *IEEE Trans. Sys. Man and Cyber.*, vol. 6, no. 6, pp. 420-453, June 1976.
- [5] R. A. Hummel and S. W. Zucker, "On the foundation of relaxation labeling process," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 5, no. 3, pp. 267-286, May 1983.
- [6] W. J. Christmas, J. Kittler and M. Petrou, "Structural Matching in Computer Vision Using Probabilistic Relaxation," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 17, no. 8, pp. 749-764, August 1995.
- [7] R. C. Wilson and E. R. Hancock, "Structural

Matching by Discrete Relaxation," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 19, no. 6, pp. 634-647, June 1997.

- [8] L. S. Shapiro and J. M. Brady, "Feature-based correspondence: an eigenvector approach," *Image and Vision Computing*, vol. 10, no. 5, pp. 283-288, June 1992.
- [9] S. H. Park, K. M. Lee, and S. U. Lee, "A Line Feature Matching Technique Based On an Eigenvector Approach," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 77, no. 3, pp. 263-283, March 2000.
- [10] S. Sclaroff and P. Pentland, "Modal Matching for Correspondence and Recognition," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 17, no. 6, pp. 545-561, June 1995.
- [11] K. Ohba and K. Ikeuchi, "Detectability, Uniqueness, and Reliability of Eigen Windows for Stable Verification of Partially Occluded Objects," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 19, no. 9, pp. 1043-1048, September 1997.
- [12] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman, and W. J. Rucklidge, "Comparing Images Using the Hausdorff Distance," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 15, no. 9, pp. 850-863, September 1993.
- [13] D. G. Sim, O. K. Kwon, and R. H. Park, "Object Matching Algorithms Using Robust Hausdorff Distance Measures," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 8, no. 3, pp. 425-429, March 1999.
- [14] Y. Lamdan, J. Schwartz and H. Wolfson, "On Recognition of 3D Objects from 2D Images," *Proc. IEEE Int'l Conf. Robotics and Automation*, IEEE Computer Soc., Los Alamitos, Calif., pp. 1407-1413, 1988.
- [15] Y. Lamdan, J. Schwartz and H. Wolfson, "Affine Invariant Model-Based Object Recognition," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 6, no. 5, pp. 578-589, 1990.
- [16] I. Rigoutsos and R. Hummel, "A Bayesian Approach to Model Matching with Geometric Hashing," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 62, no. 1, pp. 11-26, July 1995.

박 보 건(Bo Gun Park)

정회원

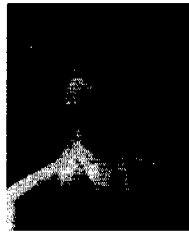


1998년 2월 : 서울대학교  
전기공학부 학사  
2000년 2월 : 서울대학교  
전기공학부 석사  
2000년 3월~현재 : 서울대학교  
전기컴퓨터공학부  
박사과정

<주관심 분야> 컴퓨터 비전, 그래픽스 및 영상 신호 처리

이 경 무(Kyoung Mu Lee)

정회원



1984년 2월 : 서울대학교  
제어계측공학과 학사  
1986년 2월 : 서울대학교  
제어계측공학과 석사  
1993년 3월 : Univ. of Southern  
California (USC) 전기  
공학과 박사

1993년 5월~1994년 4월 : USC, Signal and Image Processing Institute 연구원

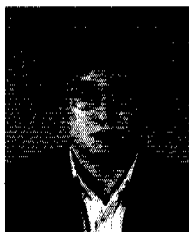
1994년 4월~1995년 8월 : 삼성전자 자동화연구소  
선임연구원

1995년 8월~현재 : 홍익대학교 전자전기공학부  
조교수

<주관심 분야> 컴퓨터 비전, 영상 처리 및 멀티 미디어 응용

이 상 욱(Sang Uk Lee)

정회원



1973년 2월 : 서울대학교  
전기공학과 학사  
1976년 5월 : Iowa State  
University 석사  
1980년 2월 : Univ. of Southern  
California (USC) 전기  
공학과 박사

1980년 1월~1981년 10월 : GE Co. 연구원

1981년 10월~1983년 2월 : M/A-COM 연구소  
선임연구원

1983년 3월~현재 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부  
교수

<주관심 분야> 영상 신호 처리, 컴퓨터 비전, 멀티 미디어 전송 및 응용

이 진 학(Jin Hak Lee)

정회원



1980년 2월 : 경북대학교

전자공학과 학사

1987년 2월 : 경북대학교

전기공학과 석사

1996년 2월 : 충북대학교

컴퓨터공학과 박사수료

1979~현재 : 국방과학연구소

<주관심 분야> 신호처리, 영상처리, 패턴 인식