

모델 기반 지각적 그룹핑을 이용한 3차원 다면체의 인식 및 형상 복원

정희원 박인규*, 이경무**, 이상욱*

Recognition and Reconstruction of 3-D Polyhedral Object using Model-based Perceptual Grouping

In Kyu Park*, Kyoung Mu Lee**, Sang Uk Lee* *Regular Members*

요약

본 논문에서는 모델 기반 지각적 그룹핑을 이용한 3차원 다면체의 인식 및 형상 복원에 관한 새로운 기법을 제안한다. 2차원 입력 영상과 여기에서 추출된 특징들의 3차원 특징을 거리 측정기를 이용하여 추출하여 인식 및 복원의 기본 특징으로 이용한다. 이 때, 모델의 3차원 기하학적 정보는 결정 트리 분류기에 의하여 학습되며 지각적 그룹핑은 이와 같은 모델 기반으로 이루어진다. 또한, 1차 그룹핑의 결과로 얻어진 3차원 직선 특징간의 관계는 Gestalt 그래프로 표현되며 이것의 부그래프 분할을 통하여 인식을 위한 후보 그룹이 생성된다. 마지막으로 각각의 후보 그룹은 3차원 모델과 정렬되어 가장 잘 부합되는 그룹을 인식 결과로 생성하게 된다. 그리고 정렬의 결과로서 2차원 텍스처를 추출하여 3차원 모델에 매핑함으로써 실제적인 3차원 형상을 복원할 수 있다.

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 블록 영상과 지형 모델 보드 영상에 대하여 실험을 수행하였다. 실험 결과, 모델 기반의 그룹핑 기법은 결과 그룹의 수를 상당히 감소시켰으며 또한 잡음과 가리워짐에 강건한 인식과 복원 결과가 얻어졌다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a new 3-D object recognition algorithm for man-made polyhedral structures, based on a model-based perceptual grouping technique. Polyhedral objects are represented by 3-D line features, and both 3-D range image and 2-D intensity image are used to extract them in a scene. Perceptual grouping is performed on the extracted 3-D line features in a model-based framework, in which the decision tree classifier is employed for learning and retrieving geometric information of the 3-D model object. On the other hand, in order to construct relevant groupings of features in a scene, first-level grouping result is represented by Gestalt graph, which is then decomposed into a finite number of subgraphs, yielding candidate groupings for recognition. Finally, attempts are made to align each group with the 3-D model in order to find the best matching one. In addition, by mapping 2-D texture onto the extracted 3-D model, photo-realistic 3-D object can be reconstructed easily.

In order to evaluate the performance of the proposed algorithm, experiments are carried out on block and city model board scenes. It is shown that the proposed model-based grouping technique not only reduces the number of the generated hypotheses efficiently, but also provides quite robust matching and reconstruction against noise, distortions, and occlusions.

* 서울대학교 전기컴퓨터공학부

** 홍익대학교 전자전기공학과

논문번호: 010034-0312, 접수일자: 2001년 3월 12일

※ 본 연구는 국방과학연구소 및 서울대 자동차어특화연구센터의 연구비 지원에 의한 연구결과입니다.

I. 서론

최근 수년동안 컴퓨터 비전 분야에서 지각적 그룹핑 (perceptual grouping) 기법은 스테레오 정합, 모델 분류, 외곽선 완성, 물체/지표 분류, 영상 변화 감지등의 여러 가지 응용분야에 적용되어 왔다^[1,2,6,9,10,18,19,20]. 영상에서의 초기 특징들의 그룹핑은 초기 특징들로부터 고차원 특징을 추출할 수 있도록 하는 실마리를 제공하고 이를 이용하여 정확한 인식을 적은 계산량으로 수행할 수 있기 때문에 물체 인식에 있어서 매우 중요한 전처리 과정이다^[2,3]. 한편, 지각적 그룹핑은 컴퓨터 비전 분야의 해결되지 않은 문제중의 하나이고 따라서 일반적인 물체를 일반적인 환경에서 인식하는 데 적용하기에는 많은 어려움이 따른다. 그러나 지상 구조물을 대상으로하는 항공 영상과 같이 대상 물체가 다면체인 경우, 추출되는 특징들은 비교적 균일한 규칙성을 보이기 때문에 지각적 그룹핑의 기본적인 요소인 Gestalt 원리가 이러한 규칙성으로부터 용이하게 추출될 수 있다^[1]. 그러나 대부분의 기존 지각적 그룹핑 기법들은 대부분 몇 개의 매개 변수를 실험적으로 설정하는 등의 경험적인 기법이 대부분이기 때문에 이러한 기법들은 변화하는 입력 영상이 종류에 쉽게 적응적으로 동작하지 못한다. 더구나 이들은 기본적으로 간단한 기하학적 관계에 의존하기 때문에 항공 영상과 같이 잡음이 많이 존재하는 영상에 대해서는 잘 동작하지 않을 수 있다.

본 논문에서는 모델 기반의 지각적 그룹핑 기법을 이용한 지상 표적의 인식 및 복원 기법에 관한 연구를 수행하였다. 본 논문에서는 항공 영상에서의 건물 모델을 인식의 대상으로 보기 때문에 3차원 다면체 모델의 인식 및 복원에 관한 연구를 수행하였다. 모델 기반의 그룹핑을 수행하기 위하여 본 연구에서는 결정 트리 분류기 (decision tree classifier)를 이용하였으며 결정 트리 분류기의 생성 과정에서 주어진 3차원 모델의 기하학적 특징이 학습될 수 있도록 하였다. 즉, 모델로부터 얻어진 3차원 직선 특징쌍의 평행성 (parallel), 수렴성 (convergent), 동일직선성 (collinear)등의 정보를 포함하는 결정 트리 분류기를 생성한 후, 이에 근거하여 입력 영상에서의 3차원 직선 특징쌍의 관계를 분류하여 모델의 기하학적 형태와 부합하는 직선 특징만을 가려낸 후 적절한 연결 정보를 이용하여 그룹핑을 수행하는 기법을 제안한다. 입력 영상으로부터 3차원 직

선 특징을 추출하기 위하여 스테레오, 공간 부호화 등의 여러 가지 3차원 정보 취득 기법을 이용할 수 있는데, 본 연구에서는 공간 부호화 거리 영상 측정기를 이용하여 3차원 정보를 취득하였다. 이 때, 취득되는 3차원 정보의 잡음 모델을 고려하여 결정 트리 분류기에서의 학습 예 (training example)를 생성하는 데 유용하게 이용될 수 있도록 하였다. 즉, 주어진 3차원 모델은 잡음이 전혀 없는 완벽한 모델이기 때문에 이러한 모델과 3차원 정보의 잡음 모델을 결합하여 주어진 상황과 부합하는 학습 예를 생성하도록 한다. 결정 트리 분류기가 생성되면 입력 영상에서의 특징쌍들을 분류하여 Gestalt 그래프가 생성되도록 하고 Gestalt 그래프를 여러 개의 부그래프로 분할함으로써 특징들의 그룹이 얻어질 수 있도록 한 뒤, 간단한 정렬 (alignment) 방법을 이용하여 다면체 모델을 얻을 수 있도록 한다. 그림 1에 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 블록 다이어그램을 제시하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 지각적 조직화와 지각적 그룹핑, 그리고 이를 이용한 기존의 연구에 관하여 서술한다. 제 III장에서는 간단한 3차원 직선 특징의 추출과 잡음 모델링 기법에 관하여 서술하고 제 IV장에서는 결정 트리 분류기의 생성 및 결정 트리에 의한 입력 특징의 분류 기법에 관하여 서술하며 제 V장에서는 다면체 형상의 복원 기법을 제안한다. 제 VI장에서는 실험 결과를 제시하고 제 VII장에서는 결론을 제시한다.

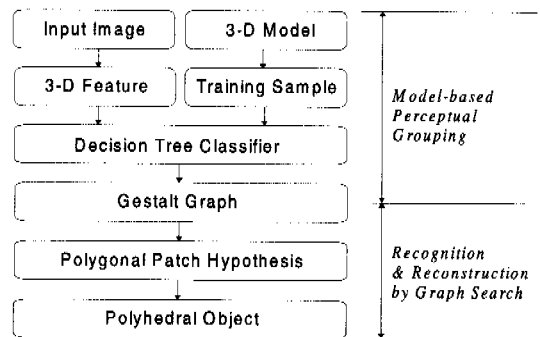


그림 1. 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 블록선도

II. 지각적 조직화와 지각적 그룹핑

1. 지각적 조직화(perceptual organization)

1920년대 독일의 심리학파중의 하나인 Gestalt 심리학의 학자들은 인간의 시각으로부터 인지되는 개

별의 물체가 각각의 부분으로부터 전체로 인식되는 과정을 그룹핑의 과정으로 생각하였다. 이들은 눈으로 입력되는 인간의 시각 정보에 있어서 인식의 대상이 되는 물체의 부분 부분을 이루는 특징들은 결코 무작위로 분포하지 않고 균일한 특징을 이루고 있으며 이러한 균일한 특징들이 부분에서 전체로의 그룹핑으로써 인식된다는 것이다. 이러한 과정을 통틀어 지각적 조직화 (perceptual organization)라고 하며 이들이 생각하는 인식은 기본적으로 근접성 (proximity), 평행성 (parallelism), 유사성 (similarity), 폐곡선성 (closure), 대칭성 (symmetry), 그리고 연속성 (continuation) 등의 기본 요소들을 인식하는 것으로부터 시작한다. 이러한 기본 요소들을 Gestalt 원리라고 한다.

2. 지각적 그룹핑(perceptual grouping)

컴퓨터 비전 분야에서는 영상에서의 물체 인식이라는 궁극적 목표를 달성하기 위하여 인간의 시각을 모방한 인식 시스템을 구현하는 연구가 수행되어 왔는데 이러한 시스템에서 쓰이는 기본 원리가 바로 지각적 조직화이며 영상 특징에 대한 지각적 조직화의 과정을 지각적 그룹핑이라고 한다. 그룹핑에 이용되는 특징으로는 점, 직선, 곡선, 면등이 있으며 처리되는 정보의 양 및 기존의 비전 알고리즘의 적용성등을 고려하였을 때 직선과 곡선 특징이 많이 이용되고 있다^[1,2,6].

3. 기존의 연구

지각적 그룹핑에 관하여 여러 분야에서 많은 연구가 수행되었다. 대체적으로 기존의 연구는 그룹핑을 위한 특징의 종류와 추상화의 단계를 기준으로 분류될 수 있다. Sarkar and Boyer^[2,3,4]는 Bayesian 망을 응용한 지각적 추론망 (Perceptual Inference Network (PIN))을 이용하여 영상 특징을 조직화하는 기법을 제안하였다. Havaladar^[6]은 한 장의 밝기 영상에서 일반적인 형태의 물체를 인식하기 위한 그룹핑 기법을 제안하였는데 근접성, 대칭성, 평행성, 그리고 폐곡선성등의 Gestalt 원리와 효율적인 양자화를 위한 기법을 제시하였다. Murino^[7]은 Hough 변환을 이용하여 직선 성분 그래프 (Straight-Segment Graph, SSG)를 생성한 후 라벨링의 에너지가 최소가 되도록 수렴시키는 기법을 제안하였다^[7]. 한편, Bayesian 망과 에너지 최소화 기법외에 Boshra 와 Zhang은 constraint-satisfaction 기법을 이용하였다^[10]. 이와 같은 지각적 그룹핑을 이용한 비전 알고리즘

은 크게 2단계의 접근 방식을 취하고 있다. 즉, 1단계로 적절한 Gestalt 원리를 구현한 후 영상에서의 특징에 적용한다. 2단계로는 특징의 그래프 구조나 망 구조를 생성한 후 Bayesian, 에너지 최소화, constraint-satisfaction 등의 기존의 알고리즘을 적용하여 그룹핑을 수행하는 것이다. 그러나 그룹핑의 과정에서 인식 대상의 모델이 이용된 경우는 거의 없으며 또한 대부분의 알고리즘은 2차원에서 구현되었다. 따라서 2차원 비전 알고리즘이 가지고 있는 한계를 극복하기 위하여 다음과 같은 새로운 시도가 바람직 할 것으로 생각된다^[11].

- ◆ 지각적 조직화에 있어서 학습 (learning)의 역할
- ◆ 물체 모델의 이용
- ◆ 3차원에서의 지각적 조직화
- ◆ 그룹핑 성능 측정의 척도
- ◆ 동영상에서의 지각적 조직화의 역할

본 논문에서는 위에서 제시된 새로운 방향중에서 앞의 세 가지의 사항이 구현되었다. 즉, 본 연구에서는 모델 기반의 지각적 그룹핑 기법을 제안하여 항공 영상에서의 지상 구조물을 포함한 다면체 모델의 인식 및 복원 문제를 해결하고자 한다. 모델 기반을 구현하기 위하여 결정 트리 분류기를 이용하였으며 3차원 모델의 학습이 이루어진다. 결정 트리 분류기^[15]는 기계 학습의 한 기법으로서 방대한 양의 관찰 데이터를 학습시켜 새로운 입력에 대한 분류를 효과적으로 수행하는 것으로 알려져 있으며 역시 잡음에 강건하다. 제안하는 기법은 이와 같이 모델 기반의 그룹핑을 수행함으로써 기존의 그룹핑 기법과는 달리 모델과 유사한 기하학적 특징을 지니는 그룹만을 추출함으로써 정합을 위한 후보 집합의 수를 크게 감소시켜 효율적인 정합을 수행할 수 있다.

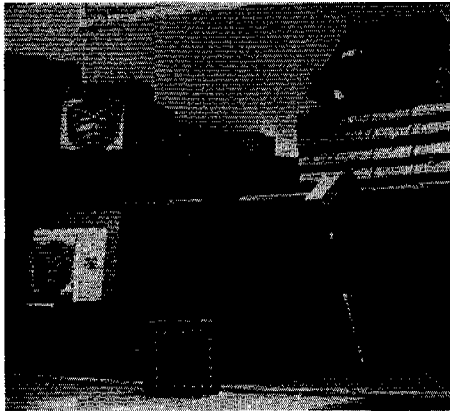
III. 3차원 직선 특징 추출

본 논문은 영상에서의 특징 (feature)을 지각적으로 그룹핑하여 인식에 이용하고자 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 대상이 되는 물체를 다면체로 한정하였다. 본 논문의 주요 응용 분야가 항공 영상에서의 지상 구조물의 인식이기 때문에 다면체 모델은 매우 유용하다. 본 논문에서 그룹핑과 인식을 위하여 이용되는 영상의 특징으로는 다면체를 효율적으로 표현할 수 있는 에지의 직선 성분 (line

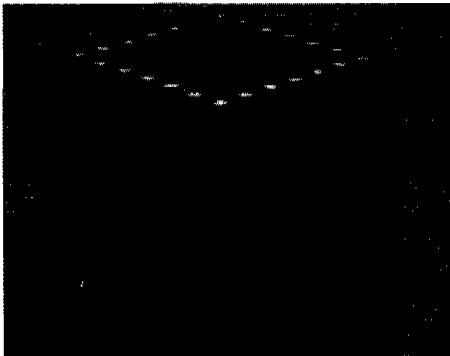
segment)이 되며, 이 때 3차원 정보를 동시에 취득하여 3차원 직선 특징을 그룹핑의 기본 특징으로 이용한다. 본 장에서는 3차원 직선 특징의 취득 기법과 강건한 표현 기법에 관하여 서술한다.

1. 2차원 직선 특징 추출

직선 성분을 추출하기 위하여 Nevatia-Babu 에지 검출 기법^[14]을 이용하여 에지를 검출한 후 세선화(thinning) 과정을 거친다. Nevatia-Babu의 기법은 검출되는 에지가 직선 형태일 때 좋은 성능을 보이며 Canny 에지 검출 기법보다 계산량이 적은 장점을 가지고 있다. 세선화된 에지는 연결(linking) 과정과 직선 근사(line fitting) 과정을 거치게 되고 결과적으로 2차원 직선 특징이 얻어지게 된다.



(a)



(b)

그림 2. 공간 부호화 거리 영상 취득기 (a) 취득 시스템 (b) 기준점들로 구성된 카메라 보정 물체

2. 3차원 정보 취득

본 연구에서 그룹핑은 3차원 공간에서 수행된다. 즉, 2차원 직선 특징에 대하여 3차원 좌표 정보를

추출하는데 이 때, 직선 특징의 양 끝점의 3차원 좌표를 구하기 위하여 본 연구에서는 그림 2에 나타난 공간 부호화 거리 영상 측정기를 이용하였다. 그러나 스테레오 기법이나 레이저 스캐너와 같은 다른 기법으로 얻어진 거리 영상도 이용할 수 있으며 각 기법에 대한 잡음 모델링 과정에만 영향을 미치게 된다.

3. 3차원 직선 특징의 강건한 표현

Nevatia-Babu 에지 검출 기법이나 Canny 에지 검출 기법은 기본적으로 화소의 Gradient 값에 의존하고 있다. 따라서, 2차원 영상에 대하여 화소 단위로 에지를 검출하게 되면 Gradient 창의 진행 방향과 화소의 밝기의 변화 방향에 따라 한 화소 정도의 오차는 항상 존재하게 된다. 그런데 거리 영상에 있어서 물체와 배경의 경계 부분에서 한 화소의 오차는 물체의 표면 부분이 배경의 거리 데이터를 가질 수 있는 매우 심각한 오차를 발생시킬 수 있기 때문에 이를 해결할 수 있는 직선 특징의 표현 방법이 필요하다.

본 논문에서는 이를 위하여 각 직선 특징의 좌익(left-wing)과 우익(right-wing) 표현 기법을 제안한다. 그림 3에 직선 특징의 좌우익 표현 방법도 시하였다. 좌익과 우익은 그림 3 (b)와 같이 2차원 영상에서 직선 특징의 수직 방향으로 한 화소 또는 두 화소 정도 거리에 놓인 평행 직선 특징이다. 따라서 단일 에지 검출에서 한 화소 정도의 오차가 발생하여 직선 특징이 올바른 3차원 특징을 가질 수 없는 경우에도 좌익과 우익중 하나는 실제로 구하고자 하는 3차원 직선 특징과 거의 같은 정보를 가질 수 있는 것이다. 이것은 각각 2차원 직선 특징의 좌, 우측에 존재하는 다른 직선 특징과의 기하학적 관계를 판단할 때 원래의 직선 특징 대신에 이용이 된다. 즉, 다른 직선 특징이 자신에 대하여 우측에 존재하는 경우는 우익을, 좌측에 존재하는 경우는 좌익을 이용함으로써 물체 표면에 존재하는 직선 특징들간의 비교가 이루어지는 것이다. 이와 같은 방법으로 2차원 직선 특징에 대하여 안정적인 3차원 직선 특징의 추출이 가능하게 된다.

4. 3차원 정보의 잡음에 대한 확률 모델

보다 효율적이고 강건한 알고리즘을 만들기 위하여 본 연구에서는 잡음에 대한 확률적 모델링을 수행한다. 실제로 3차원 취득 시스템의 모든 내부, 외부 인자를 분석하여 수학적으로 잡음의 확률 분포를 구하기는 매우 어려우므로 본 연구에서는 귀납

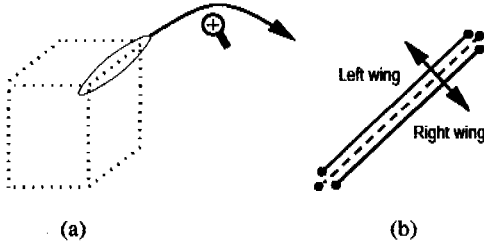


그림 3. 직선 특징의 좌우의 표현 방법 (a) 직선 특징 (b) 직선 특징의 좌익과 우익

적 방법에 의한 증거기반 (instance-based) 확률 모델 추정 기법을 이용한다. 즉, 그림 2 (b)와 같이 3차원 좌표가 알려진 72개의 기준점이 있는 기준 물체를 회전시키며 거리 영상을 각각 취득한 후, 기준점들에 대하여 3차원 좌표의 측정값과 이론값의 차이를 계산하여 잡음의 분포를 유도한다. 이 때 이용되는 확률 변수 \hat{X} 는 참값에 대한 3차원 공간상의 거리이며 관측된 확률 변수의 값은 특정한 확률 분포를 따르는 것으로 생각할 수 있다. 그림 4 (a)에 관측된 좌표값들의 오차 분포를 도시하였다. 좌표 (0, 0, 0)이 참값의 위치를 나타낸다. 도시된 분포에서 알 수 있는 바와 같이 관측된 오차는 전 방향으로 고루 분포하고 있으며 중심에 가까워질수록 밀도가 커지는 군집을 이루고 있다. 따라서 본 연구에서는 오차의 방향은 무시하고 오차의 L_2 norm 값을 확률 변수 \hat{X} 로 이용하도록 한다. 여기서 \hat{X} 는 가우시안 분포를 따른다고 가정한다. 관측된 데이터로부터 \hat{X} 의 확률 밀도 함수를 추정하기 위

하여 우선 \hat{X} 의 확률 분포 함수 $\hat{F}(x)$ 를 식 (1)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{F}(x) &= \text{Prob}(\hat{x} \leq x) \\ &= \frac{\# (\text{Samples with error less than } x)}{\# (\text{Total error samples})} \quad (1) \\ &= \frac{1}{N} \int_0^x \sum_{k=0}^{N-1} \delta(s - s_k) ds, \end{aligned}$$

여기서 s_k 는 k 번째 데이터의 거리 오차이다. 그림 4 (b)에 식 (1)을 이용하여 얻어진 $\hat{F}(x)$ 를 도시하였다. 이 경우 $\hat{F}(x)$ 는 계단 함수의 중첩 형태로서 미분 가능하지 않기 때문에 $\hat{F}(x)$ 를 직접 미분하여 확률 밀도 함수 $f(x)$ 를 구하지 않고 가우시안 분포로서 $\hat{F}(x)$ 를 최대로 근사하는 최적의 분산값 σ_m^2 를 찾도록 한다. 이와 같은 과정으로 얻어진 σ_m^2 에 의한 확률 분포함수 $F(x)$ 는 그림 4 (c)와 같으며 결과적으로 얻어진 확률 밀도 함수 $f(x)$ 는 그림 4 (d)에 도시하였다.

그런데 이와 같이 구한 측정 오차는 실제 측정 물체와 카메라로부터의 거리 D 에 비례하여 증가하므로 오차 모델을 구할 때와 다른 거리에서 거리 영상을 취득할 경우 보정 과정이 필요하다. 그림 5에 도시한 바와 같이 공간 부호화 거리 측정기는 측정 거리에 따라 선형으로 증가하는 특성을 보이므로 이 관계를 식 (2)와 같이 모델링할 수 있다.

$$X = a\hat{X} + b, \quad (2)$$

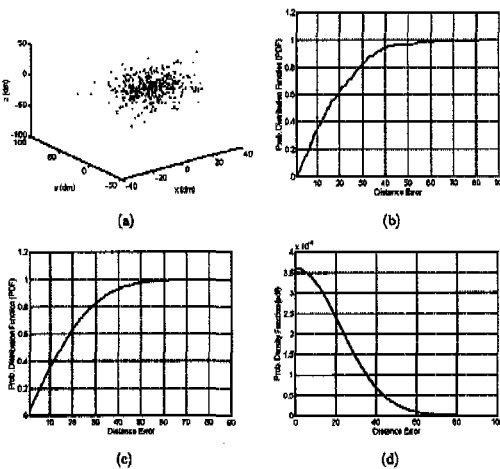


그림 4. 3차원 정보의 오차 모델링 (a) 기준점들의 오차 분포 (b) 측정된 확률 분포 함수 (c) 근사된 가우시안 확률 분포 함수 (d) 근사된 가우시안 확률 밀도 함수

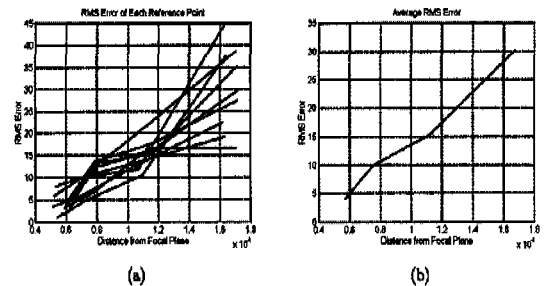


그림 5. 거리에 따른 공간 부호화 거리 측정기의 오차분포 (a) 기준점에서의 RMS 오차의 분포 (b) 평균 RMS 오차

여기서 a 와 b 는 그림 5와 같은 관측값으로부터 구할 수 있다. 이 때, 가우시안 확률분포의 분산값은 식 (3)과 같이 주어진다.

$$\sigma^2 = a^2 \sigma_m^2 \quad (3)$$

IV. 결정 트리 분류기의 생성 및 입력 특징의 분류

3차원 모델의 기하학적 정보는 결정 트리 분류기를 이용하여 학습된 후, 입력 영상에서의 특징을 분류하는 데 이용된다. 즉, 첫 단계의 그룹핑 과정에서 입력 영상에서 추출된 3차원 직선 특징의 동일 직선성, 평행성, 그리고 수렴성등이 검출되는데 이것은 결정 트리에 의한 분류로써 수행된다. 본 절에서는 캐드 모델로부터 학습 예를 얻고 이를 이용하여 결정 트리를 생성하는 과정에 관하여 서술한다.

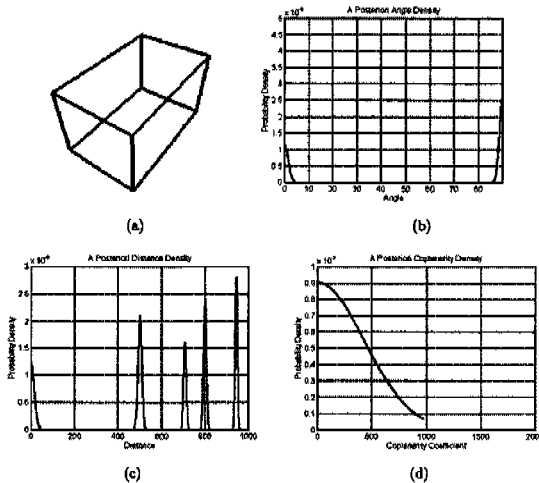


그림 6. 직육면체 모델에 대한 각 속성의 짝음 모델링 결과 (a) 직육면체 모델 (b) 각도 속성의 확률 밀도 함수의 조합 (c) 거리 속성의 확률 밀도 함수의 조합 (d) 동일 평면성 속성의 확률 밀도 함수

1. 3차원 캐드 모델과 짝음이 없는 학습 예
일반적인 모델 기반의 인식 기법과 마찬가지로 본 연구에서도 그림 6 (a)와 같이 3차원 캐드 모델을 이용한다. 캐드 모델은 3차원 선분과 다각형 면으로 표현되는데 학습 예는 기본적으로 이러한 3차원 선분, 즉 3차원 직선 특징의 쌍이며 이들간의 기하학적 관계는 각도, 거리와 같은 몇 가지 속성의 조합 결과로 표현된다. 이와 같이 캐드 모델에서 직접 생성된 학습 예는 짝음이 전혀 없으며 II장에서 유도한 짝음 모델에 의한 학습 예를 생성하여 결정 트리 분류기를 생성할 수 있도록 한다.

2. 분류 클래스

결정 트리의 출력이 되는 분류 클래스는 동일 직선성 (CL), 평행성 (PP), 수렴성 (CV), 그리고 비클래스 (NO)의 네 가지로 나뉜다. 또한 각

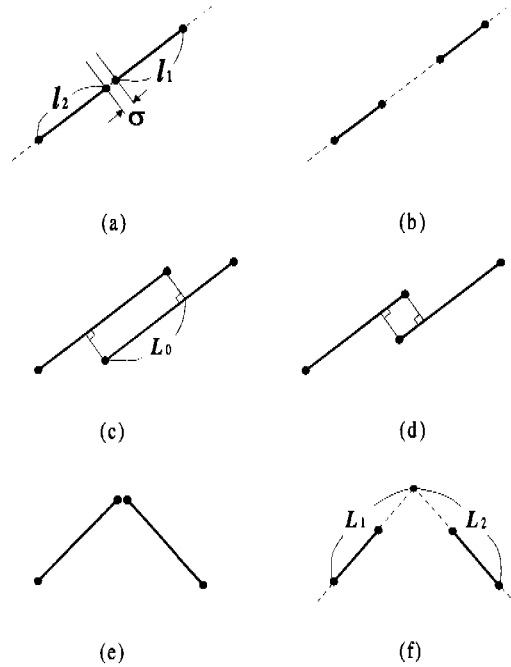


그림 7. 강클래스와 약클래스의 분류 (a) 동일 직선성 - 강클래스 (b) 동일 직선성 - 약클래스 (c) 평행성 - 강클래스 (d) 평행성 - 약클래스 (e) 동일 직선성 - 강클래스 (f) 동일 직선성 - 약클래스

각의 클래스는 그 신뢰도값의 크기에 따라 강클래스 (S)와 약클래스 (W)로 나뉜다. 신뢰도값은 학습 예를 구성하는 직선 특징간의 거리, 각도등의 기하학적 관계값들로서 계산되어지는데 이 값들은 미리 설정되어진 문턱치와 비교되어 강·약이 구분된다.

동일 직선성의 신뢰도값은 직선 특징간의 최소 거리이며 직선 성분의 길이가 길수록 신뢰도가 증가한다. 식 (4)에 신뢰도값을 이용한 강클래스 CL_S 와 약클래스 CL_W 결정 규칙을 제시하였다.

$$CL_S = \left\{ CL \mid \frac{\sigma}{\min(l_1, l_2)} \leq \alpha \right\} \quad (4)$$

$$CL_W = \left\{ CL \mid \frac{\sigma}{\min(l_1, l_2)} > \alpha \right\},$$

여기서 l_1 과 l_2 는 각 직선 성분의 길이를 의미하며 σ 는 직선 성분간의 최소 거리를 의미한다. 한편 평행성의 신뢰도값은 직선 특징간의 상대방으로 투사되었을때의 겹침 길이이며 역시 식 (5)와 같은 결정 규칙에 의해 강클래스 PP_S 와 약클래스 PP_W 로 구분된다.

$$PP_S = \left\{ PP \mid \frac{L_0}{\min(l_1, l_2)} > \beta \right\}$$

$$PP_W = \left\{ PP \mid \frac{L_0}{\min(l_1, l_2)} \leq \beta \right\},$$

여기서 L_0 는 겹침 길이를 의미한다. 그리고 수렴성의 신뢰도값은 두 직선 특징을 연장하였을 때의 교점과 직선 특징으로 만들어지는 두 개의 새로운 직선 성분과 기존의 직선 특징과의 겹침 길이로 정의되며 식 (6)과 같은 결정 규칙에 의해 강클래스 CV_S 와 약클래스 CV_W 로 나뉜다.

$$CV_S = \left\{ CV \mid \min\left(\frac{l_1}{L_1}, \frac{l_2}{L_2}\right) > \gamma \right\}$$

$$CV_W = \left\{ CV \mid \min\left(\frac{l_1}{L_1}, \frac{l_2}{L_2}\right) \leq \gamma \right\},$$

여기서 L_1 과 L_2 는 연장된 직선 특징의 길이를 의미한다. 식 (4-6)에 이용된 문턱치 α , β 와 γ 는 실험적으로 결정된다. 그림 7에 각 클래스에 대한 강클래스와 약클래스의 분류를 비교하여 도시하였다.

3. 노드의 속성

결정 트리를 이루는 노드는 클래스 분류를 정확히 수행하기 위한 적절한 기하학적 특징을 포함하고 있어야 한다. 우선 수렴성 CV 를 동일 직선성 CL 과 평행성 PP 로부터 구분하기 위하여 두 직선 특징이 이루는 내각 θ 를 고려한다. 또한 과도하게 멀리 위치한 특징들의 그룹핑을 막기 위하여 직선 특징들간의 최소 거리 d_{min} 을 생각한다. 그리고, 두 직선 특징이 유효한 평행성을 이루기 위하여 서로 투사 겹침이 있어야 하므로 투사 겹침의 길이 R 역시 노드의 속성에 포함한다. 마지막으로 3차원 공간상에서 동일 직선성, 수렴성, 평행성등을 이루기 위하여 반드시 두 직선 특징이 동일 평면상에 존재하여야 하기 때문에 두 직선 특징을 무한히 연장한 직선간의 최소 거리 C 를 동일 평면을 이루는 정도로 생각한다. 결과적으로 노드의 속성은 식 (7)에 나타낸 I 와 같이 4-원소로 이루어진 벡터의 형식으로 표현된다.

$$I = \{ \theta, d_{min}, R, C \}. \tag{7}$$

4. 실수 속성의 이산화

ID3이나 C4.5와 같은 대표적인 결정 트리 생성

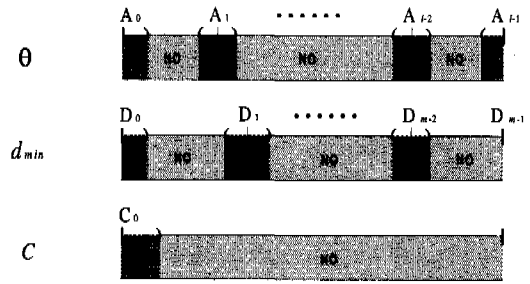


그림 8. 각 속성에 대한 이산화의 결과로 생성된 분류 구간

기법은 노드의 속성이 이산값이기 때문에 각도나 본 논문에서 이용하는 각도, 거리와 같은 연속값은 결정 트리 생성 이전에 반드시 이산화가 되어 있어야 한다¹⁶⁾. 본 논문에서 제안하는 과정은 다음과 같다.

주어진 3차원 모델은 잡음이 전혀 없는 캐드 모델이기 때문에 θ 와 C 는 수 개의 주요 값 (key value)을 가진다. 예를 들어 그림 6 (a)와 같은 간단한 직육면체 모델에서는 θ 는 0° 와 90° 를 주요 값으로 가진다. 따라서 입력 영상에서의 특징 분류 시 각도가 0° 에 가까우면 모델과 같은 평행성을 가지며 90° 에 가까우면 모델과 같은 수렴성을 가진다고 생각할 수 있는 것이다. 그러나 3차원 정보 취득시의 잡음의 영향으로 입력 영상으로부터 얻어진 값들은 이러한 주요 값과 정확히 일치할 수가 없다. 따라서 각 속성의 주요 값에 대한 관찰 값들의 확률 분포를 유도하고 이러한 확률 분포의 99% 신뢰 구간을 이용하여 실수값들을 구간으로 나누고 여기에 해당 클래스의 라벨을 부여함으로써 실수 속성의 이산화를 구현하는 것이다.

이제 각 속성에 대한 확률 분포를 유도하는 과정을 생각해보자. 예를 들어 두 선분이 이루는 각도를 의미하는 θ 속성을 확률 변수로 본다면 두 선분의 양 끝점의 좌표를 이용하여 식 (8)과 같이 새로운 확률 변수를 정의할 수 있다.

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{(\overline{X}_1 - \overline{X}_0) \cdot (\overline{X}_4 - \overline{X}_3)}{\|\overline{X}_1 - \overline{X}_0\| \|\overline{X}_4 - \overline{X}_3\|} \right) \tag{8}$$

여기에서 \overline{X}_i 는 각 선분의 끝점들의 좌표를 의미하는 확률 변수이며 III장에서 유도한 확률 분포를 따른다. 그런데 식 (8)에서 알 수 있는 바와 같이 비록 \overline{X}_i 의 확률 분포를 알고 있다고 해도 실제로 수학적으로 확률 변수 θ 의 확률 밀도 함수를 직접 구하는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 본 논문에서

는 귀납적인 증거 기반 (instance-based) 기법으로 θ 의 확률 밀도 함수를 추정하도록 한다. 즉, 직선 성분의 양 끝점에 대하여 \bar{X}_i 의 확률 분포에 의한 잡음을 임의로 부가한 후 θ 의 값을 관찰한다. 이 과정을 무수히 반복적으로 수행하여 θ 의 값을 저장하게 되면 결국 이 값들은 어떤 확률 분포에 의하여 생성된 것으로 볼 수 있다. 여기에서 역시 θ 가 가우시안 분포 $N(m, \sigma_A^2)$ 를 따른다고 가정하고 식 (1)을 이용하여 최적의 가우시안 분포로 근사하여 확률 분포 함수와 확률 밀도 함수를 구할 수 있다. 본 연구에서는 이와 같이 분석적인 방법이 아닌 귀납적인 방법으로 각 속성들에 대한 확률 분포를 구한 후 입력 영상에 대하여 이러한 확률 분포의 신뢰 구간에 포함되는지를 판단하여 결정 트리에서의 분류를 수행한다. 그림 6 (b-d)에 직육면체형태의 간단한 카드 모델에 대하여 θ , d_{min} , 그리고 C 에 대한 확률 밀도 함수를 추정한 결과를 도시하였다. 각 확률 분포에 대하여 $[m - 2.58\sigma, m + 2.58\sigma]$ 에 해당하는 99%의 신뢰 구간을 형성하고 각 구간에 라벨을 부여함으로써 각각의 속성에 대한 이산화가 수행된다. 따라서 의미있는 라벨이 부여된 각 구간은 주어진 3차원 카드 모델의 기하학적 특징의 주요 값을 중심으로한 확률적 신뢰구간이 되는 것이다. 이 때, 신뢰 구간 바깥의 구간은 NO의 라벨이 부여됨으로써 비클래스로 분류된다. 그림 8에 연속 속성에 대한 이산화의 결과로 생성된 분류 구간의 예를 도시하였다.

V. 다면체 형상의 복원

본 장에서는 결정 트리 분류에 의한 그룹핑의 결과로서 입력 영상에서 얻어진 3차원 직선 특징쌍의 관계를 이용하여 3차원 다면체 모델을 복원한다. 이것은 그룹핑의 결과 중에서 Gestalt 그래프의 연결되지 않은 부 그래프를 검색하는 방법으로 그룹을 나누고 이들 중에서 모델과 부합하는 그룹을 선택하고 모델과의 정합을 수행하는 과정으로 이루어진다.

1. 그래프 표현과 부 그래프 분할

본 논문에서는 Gestalt 관계의 망, 즉 Gestalt 그래프를 이용한다. Gestalt 그래프는 3-원소의 벡터 $G=(V, E, DT)$ 로 표현할 수 있으며 여기에서 V , E 와 DT 는 각각 노드의 집합, 에지의 집합, 그리고

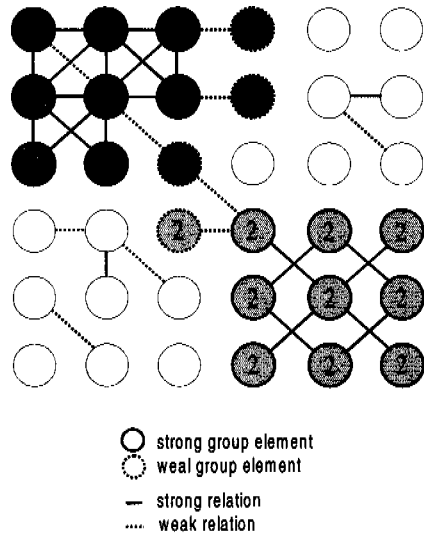


그림 9. Gestalt 그래프와 부그래프 분할

결정 트리를 의미한다. 노드의 속성은 길이, 방향 등과 같은 직선 특징 자체의 기하학적 성질이며 에지의 속성은 식 (7)에 주어진 I벡터와 같다. 만약 결정 트리의 분류 결과가 수렴성 또는 평행성인 경우 에지는 직선 특징들이 놓이게 되는 평면의 방정식을 역시 속성으로 지니게 된다. 그림 9에 Gestalt 그래프의 생성 예를 도시하였다. 그림 9에서 각각의 원은 직선 특징을 의미하는 노드를 나타내며 노드를 연결하는 직선과 점선 에지는 각각 식 (4-6)에 의해 유도된 강클래스와 약클래스를 의미한다. Gestalt 그래프는 수 개의 분리된 부그래프의 조합으로 나뉘어 질 수 있는데 각각의 부그래프는 강클래스 또는 약클래스의 관계로 연결된 노드들의 집합이다. 그림 9의 예에서는 Gestalt 그래프가 두 개의 부그래프로 분할되었으며 하나의 노드를 공유하고 있음을 알 수 있다. 이와 같이 분할된 부그래프를 그룹핑의 결과 그룹으로 생각하며 인식을 위한 후보 집합을 구성하게 된다.

2. 다면체 모델의 생성

3차원 다면체 모델을 생성하기 위하여 우선 복수의 그룹들 중에서 모델과 가장 잘 부합하는 그룹을 선택한다. 이것은 간단한 정렬 기법 (alignment method)로 가능한데 각각의 그룹은 수 개 정도의 직선 성분으로 이루어져 있기 때문에 정렬 기법의 가장 큰 문제인 계산량 문제에 구애받지 않고 정렬을 수행할 수 있다. 정렬을 수행하는 과정에서는 강클래스의 관계로 연결된 노드들만을 이용하며 그림 9

에서 실선으로 표현된 노드들이 해당된다. 즉, 추출된 그룹핑 결과를 구성하는 3차원 선분들에 대하여 모델의 3차원 선분의 위치 관계의 양립성을 모든 순열의 조합에 대하여 비교한 후, 양립성이 가장 높은 그룹을 선택하는 것이다. 이와 같이 그룹을 선택한다는 것은 결국 물체 인식을 수행한다는 것과 같으며 최종적으로 얻어지는 그룹이 인식의 결과가 되는 것이다. 마지막으로 2차원 영상에서 취득된 텍스처 정보를 정렬된 모델에 매핑하여 실제적인 3차원 형상을 복원한다.

VI. 실험 결과

본 연구에서 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 블록 영상 및 도시 모형 영상에 대한 실험을 수행하였다. 블록 영상에 대한 실험 결과는 그림 10에 제시하였다. 그림 10 (a)와 (b)에 각각 입력 밝기 영상과 3차원 카드 모델을 도시하였다. 공간 부호화 기법을 이용하여 거리 영상을 취득한 결과는 그림 10 (c)에 도시하였고 밝기 영상에서 취득한 직선 특징을 그림 10 (d)에 도시하였다. 결정 트리 분류기와 부그래프 분할을 통하여 취득된 직선 특징의 그룹은 그림 10 (e)에 나타내었으며 이 경우 모델과 부합되는 오직 하나의 그룹이 추출되었다. 또한 그림 10 (f)에 2차원 영상에서 취득된 텍스처를 카드 모델에 매핑한 결과를 나타내었다.

항공 영상에 대한 성능을 평가하기 위하여 본 연구에서 제작한 1000:1 도시 모형 모델에 대한 실험을 수행하였다. 여러 방향에서 바라본 도시 모형 모델 보드의 모습을 그림 11에 도시하였다. 모형 모델은 1cm의 길이가 실제 세계에서 1m에 해당되며 다양한 형태과 크기의 건물 모형이 포함되어 있다. 그림 12와 그림 13에 모델 보드에 대한 실험 결과를 제시하였다. 실험결과 그림 12 (c)에 나타난 바와 같이 4개의 그룹이 형성되었으며 정렬 결과 그룹 3이 모델에 부합하는 그룹임을 알 수 있다. 2차원 영상에서 텍스처 데이터를 취득한 후 카드 모델에 매핑한 결과는 그림 12 (f)에 나타내었다. 그림 13에 다른 방향에서 바라본 실험 영상에 대한 결과를 제시하였으며 이 경우 모델에 부합하는 오직 하나의 그룹이 생성됨을 알 수 있다.

그룹핑과 정렬의 수행 시간은 추출된 직선 특징의 수에 따라 변하지만 세 가지실험의 경우 모두 약 1분 정도 이내에 모든 과정이 수행되었고 이 때 이용된 컴퓨터는 Pentium II 400 MHz이며 실험에

대한 코드 최적화는 이루어지지 않았다.

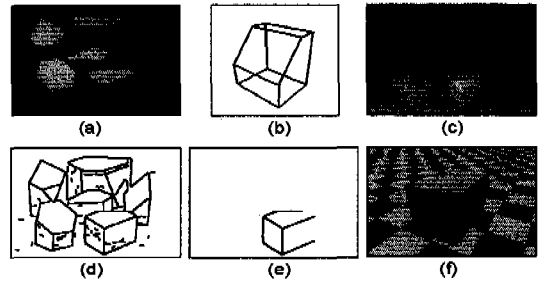


그림 10. 실험결과 (a) 입력 밝기 영상 (b) 3-D 카드 모델 (c) 측정된 거리 영상 (d) 직선 특징 (e) 그룹핑 결과 (f) 복원된 3차원 모델



그림 11. 여러 방향에서 바라본 도시 모형 모델 보드 (1000:1)

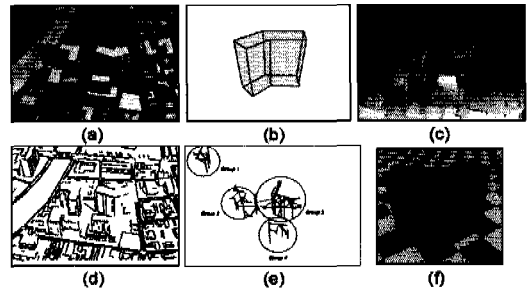


그림 12. 실험결과 (a) 입력 밝기 영상 (b) 3-D 카드 모델 (c) 측정된 거리 영상 (d) 직선 특징 (e) 그룹핑 결과 (f) 복원된 3차원 건물 모델

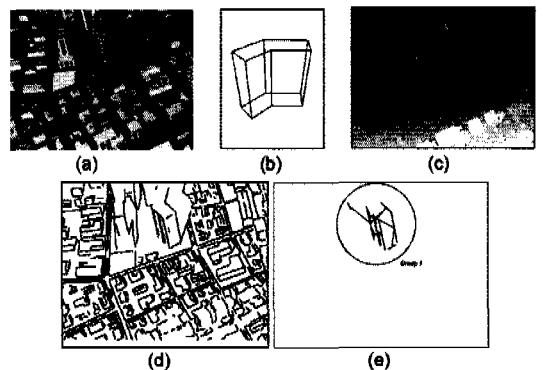


그림 13. 실험결과 (a) 입력 밝기 영상 (b) 3-D 카드 모델 (c) 측정된 거리 영상 (d) 직선 특징 (e) 그룹핑 결과

VII. 결론

본 연구에서는 모델 기반의 지각적 그룹핑 기법을 이용한 지상 표적의 인식 및 복원 기법에 관한 연구를 수행하였다. 또한 항공 영상에서의 건물 모델을 인식의 대상으로 보아 3차원 다면체 모델의 인식 및 복원에 관한 연구를 수행하였다. 모델 기반의 그룹핑을 수행하기 위하여 본 연구에서는 결정 트리 분류기 (decision tree classifier)를 이용하였으며 결정 트리 분류기의 생성 과정에서 주어진 3차원 모델의 기하학적 특징이 학습될 수 있도록 하였다. 즉, 모델로부터 얻어진 3차원 직선 특징쌍의 기하학적 정보를포함하는 결정 트리 분류기를 생성한 후, 이에 근거하여 입력 영상에서의 3차원 직선 특징쌍의 관계를 분류하였다. 이와 같이 모델의 기하학적 형태와 부합하는 직선 특징만을 가려낸 후 적절한 연결 정보를 이용하여 그룹핑을 수행하는 기법을 제안하였다.

제안하는 알고리즘의 성능은 블록 영상과 도시 모형 모델 보드를 이용하여 측정되었다. 실험 결과, 모델 기반의 그룹핑 기법은 결과 그룹의 수를 상당히 감소시켰으며 또한 잡음과 가리워짐에 강건한 3차원 물체의 인식과 복원 결과가 얻어졌다.

참 고 문 헌

[1] R. Mohan and R. Nevatia, "Using perceptual organization to extract 3-D structures," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 11, pp. 1121-1139, Nov. 1989.

[2] S. Sarkar and K. L. Boyer, "Perceptual organization in computer vision: A review and a proposal for a classificatory structure," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no. 2, pp. 382-399, March/April 1993.

[3] S. Sarkar and K. L. Boyer, "A computational structure for preattentive perceptual organization: Graphical enumeration and voting methods," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 24, no. 2, pp. 246-267, February 1993.

[4] S. Sarkar and K. L. Boyer, "Integration, inference, and management of spatial infor-

mation using Bayesian networks: Perceptual organization," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 3, pp. 256-274, March 1993.

[5] S. Sarkar and K. L. Boyer, "Using perceptual inference networks to manage vision processes," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 62, no. 1, pp. 27-46, July 1995.

[6] P. Havaladar, G. Medioni, and F. Stein, "Perceptual grouping for generic recognition," *International Journal of Computer Vision*, vol. 20, no 1/2, pp. 59-80, 1996.

[7] V. Murino, C. S. Regazzoni, and G. L. Foresti, "Grouping as a searching process for minimum-energy configuration of labelled random fields," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 64, no. 1, pp. 157-174, July 1996.

[8] R. L. Castano and S. Hutchinson, "A probabilistic approach to perceptual grouping," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 64, no. 3, pp. 399-419, November 1996.

[9] A. J. Descombes and T. Pun, "Asynchronous perceptual grouping: From contours to relevant 2-D structures," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 66, no. 1, pp. 1-24, April 1997.

[10] M. Boshra and H. Zhang, "A constraint-satisfaction approach for 3-D object recognition by integrating 2-D and 3-D data," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 73, no. 2, pp. 200-214, February 1999.

[11] K. L. Boyer and S. Sarkar, "Perceptual organization in computer vision: Status, challenges, and potential," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 76, no. 1, pp. 1-4, October 1999.

[12] A. Selinger and R. C. Nelson, "A perceptual grouping hierarchy for appearance-based 3D object recognition," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 76, no. 1, pp. 83-92, October 1999.

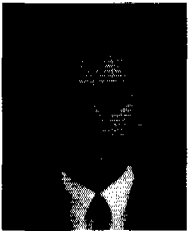
[13] D. Crevier "A probabilistic method for

extracting chains of collinear segments," *CVGIP:Computer Vision and Image Understanding*, vol. 76, no. 1, pp. 36-53, October 1999.

- [14] R. Nevatia and K. R. Babu, "Linear feature extraction and description", *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 13, no. 1, pp. 250-269, July 1980.
- [15] J. R. Quinlan, "Induction of decision trees," *Machine Learning*, vol. 1, pp. 81-106, 1986.
- [16] U. M. Fayyad and K. B. Irani, "Multi-interval discretization of continuous-valued attributes for classification learning," *Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1022-1027, Chambéry, France, September, 1993.
- [17] S. Sarkar and K. L. Boyer, *Computing Perceptual Organization in Computer Vision*, World Scientific, 1994.
- [18] *Proc. IEEE Computer Society Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision*, Santa Barbara, CA, June 1998.
- [19] *Proc. IEEE Computer Society Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision*, Corfu, Greece, September 1999.
- [20] I. K. Park, K. M. Lee, and S. U. Lee, "Recognition and reconstruction of 3-D objects using model-based perceptual grouping," *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, vol. I, pp. 720-724, Barcelona, Spain, September 2000.

박인규(In Kyu Park)

정회원



1995년 2월: 서울대학교
제어계측공학과 학사
1997년 2월: 서울대학교
제어계측공학과 석사
1997년 3월~현재: 서울대학교
전기컴퓨터공학부
박사과정

<주관심 분야> 컴퓨터 비전, 그래픽스 및 멀티미디어 응용

이경무(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, 영상처리 및 멀티미디어 응용

이상욱(Sang Uk Lee)

정회원



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

1980년 1월~1981년 10월: General Electric Co.
연구원

1981년 10월~1983년 2월: M/A-COM 연구소
선임연구원

1983년 3월~현재: 서울대학교 전기컴퓨터공학부
교수

<주관심 분야> 영상 신호처리, 컴퓨터비전, 멀티미디어 응용