

# 다면체 인식을 위한 탐색 공간 감소 기법

## A Reduction Method of Search Space for Polyhedral Object Recognition

이상용

Sang-Yong Rhee

경남대학교 정보통신공학부

### 요 약

본 논문에서는 다면체의 인식을 위하여 사용되는 여러-방향-보기 방법 (multiple-view approach)에서, ART-1 신경망을 이용하여 모델베이스의 탐색공간 크기를 줄이기 위한 방법을 제안한다. 이 방법에서 모델베이스는 물체를 둘러싸고 있는 보기 구체의 미리 정해진 시점에서 관측된 2차원 투영체에서 추출된 특징들로 구성된다.

### Abstract

We suggest a method which reduces the search space of a model-base on multiple-view approach for polyhedral object recognition using the ART-1 neural network. In this approach, the model-base is consisted of extracted features from two-dimensional projections observed at the predetermined viewpoints of a viewing sphere enclosing the object.

**Key Words** : Search Space, Polyhedral Object Recognition, ART-1, Multiple-view approach

### 1. 서 론

3차원 물체인식은 센서를 통하여 관찰한 물체가 무엇인가를 알기 위하여 혹은 그렇게 인식된 물체의 위치와 자세를 계산하는 과정이다. 물체를 인식하는 방법은 모델베이스에 있는 모델들과 비교해 일치되는 것을 찾아가는 모델베이스 기법(model-based method)[1~3]과 모델베이스 구축의 어려움과 모델링 자체의 한계를 극복하기 위하여 생김새에 기초한 기법(appearance-based method)[4~6]으로 나눈다[4].

생김새에 기초한 방법은 정규화된 크기와 밝기의 영상을 이용하여 고유공간(eigen space) 데이터베이스에 구축하고, 이 고유공간에서 거리가 최소인 물체를 찾는 방법을 사용한다[5,6].

모델베이스를 이용한 물체인식문제는 어떻게 물체를 표현할 것인가는 표현방법과 얼마나 빨리 그리고 효과적으로 모델베이스의 원소와 비교하여 일치되는 것을 찾아내느냐 하는 인식방법, 이 두 가지 문제로 나눌 수 있다. 이 두 가지 문제는 서로 밀접한 관계를 갖는데 물체인식을 위한 방법은 물체 표현 방법에 의해서, 반대로 물체 표현 방법은 물체인식 방법에 의해서 직접적인 영향을 받는다.

물체 표현 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 하나의 물체를 하나의 구조로 묘사하는 단일 3차원 모델 (single 3D-model) 표현법[2,7]과 다른 방법은 하나의 물체를 여러

각도에서 바라본 형태 즉, 여러 개의 2차원 투영체로 저장하는 여러-방향-보기 방법 (multiple-view approach) [3,4]이 있다. 본 연구에서는 물체의 표현을 위하여 여러-방향-보기 방법을 채택한다.

3차원 물체 표현을 위하여 여러-방향-보기 방법을 사용했을 때의 장점은 물체 인식 단계에서 모델베이스의 한 원소와 센서에 의해서 포착된 영상이 직접적으로 대응된다는 장점을 지니고 있다. 따라서 단일 3차원 모델을 사용할 경우에 발생하는 수고 즉, 물체 일부분만을 관찰하여 얻은 자료로 모델베이스의 각 원소와 부분 비교를 수행하여 일치되는 것을 찾거나 혹은 3차원 변환을 수행하여 비교일치되는 물체를 찾아야 하는 수고를 겪지 않아도 된다는 것이다.

물론 단점도 있는데 그것은 모델베이스가 굉장히 크다는 것이다. 즉 각 방향에 따라 보여지는 다양한 형태의 2차원 투영체를 저장해야 하므로 큰 기억장소가 요구되며, 큰 모델베이스를 탐색하여 일치되는 원소를 찾기 위한 시간도 오래 걸린다는 문제점을 지니고 있다.

여러-방향-보기 방법을 사용하여 물체를 인식한다는 것은 센서에 의해서 관측된 영상과 모델베이스의 원소들 중에서 가장 일치하는 찾아내는 것인데, 이러한 경우에는 모델베이스를 탐색하는 방법이 인식과정의 효율성에 지대한 영향을 끼친다.

이것은 모델베이스 물체인식 방법의 근본적인 문제로, 모든 모델들을 탐색하지 않고 몇 개의 후보 모델로 탐색범위를 좁히는 방법에 대한 연구가 수행되고 있다. 최근에는 인덱싱 혹은 해싱 기법[8]도 제안되고 있지만, 일반적인 접근방법으로는 먼저 개략 탐색을 거쳐 후보 물체들을 선별하고 난 후에, 상세 비교하는 방법을 사용하는 것이다. 이러한 방법이 처음부터 상세 비교를 하는 것보다 탐색 시간이 짧고, 탐색

접수일자 : 2003년 4월 15일

완료일자 : 2003년 7월 20일

본 연구는 2002학년도 경남대학교 학술논문 게재 연구비의 지원으로 수행되었습니다.

공간이 적은 것은 자명하다고 할 수 있다. 본 연구에서는 물체 인식을 위한 기본방향으로 개략-상세 방법 (course and fine search method)으로 설정하되, 개략 탐색에서 모델베이스의 탐색 공간을 줄이기 위한 방법을 본 논문에서 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 ART-1에 대하여 간단히 설명하고, 3장에서는 물체 표현 방법과 신경망에 학습을 시키기 위하여 이진 행렬로 변환하는 방법을 설명한 후, 실험결과를 제시하고, 결론을 맺는다.

## 2. ART-1 신경망

ART-1 신경망[9]은 입력 패턴의 순서와 무관하게 실시간으로 패턴을 분류하는 자기조직 신경망으로, 되먹이기 과정에 의해서 향상되는 경쟁학습모델이다. 이 신경망의 기본적인 목적은 입력 자료들을 기존에 분류된 그룹들 중에 하나에 속하는 것으로 판단하거나 새로운 그룹으로 분류하는 것이다.

ART-1의 구조는 그림 1과 같이 두 개의 하부 시스템으로 구성되어 있다. 첫 번째 하부 시스템은 주의 하부 시스템 (attentional subsystem)으로 F1과 F2의 두개의 처리원소들의 계층으로 구성되어 있다. 각 계층은 단기 기억(short-term memory : STM)의 활성화된 패턴을 암호화한다. F1과 F2사이에 위에서 아래로 혹은 아래에서 위로 가는 통로는 가중치의 형태로 학습된 패턴을 저장하는 적응 장기 기억(long-term memory : LTM) 장소이다.

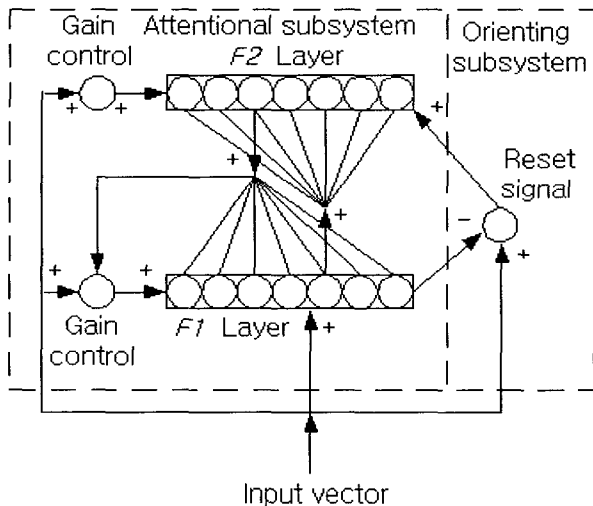


그림 1. ART-1  
Fig. 1 ART-1

계층 F1은 입력 패턴과 계층 F2에서의 되먹이기 신호를 받아드려서 적응 하부 시스템(orienting subsystem)에 대한 억제신호를 생성한다. 계층 F2는 학습된 카테고리들 위하여 경쟁적인 필드를 제공하고 입력형태에 대하여 가장 관련있는 카테고리들을 생성하고 F1에 대하여 되먹이기 신호를 제공한다. 두 번째 하부시스템은 적응 하부시스템으로 F1에서 아래에서 위로 위에서 아래로의 패턴에서 불일치가 일어나면 F2에 다시 시작 신호를 보내고 탐색과정을 시작시킨다.

이 신경망의 기본적인 동작원리는 하나의 패턴이 입력되

었을 때 LTM으로부터 후보패턴이 하나 제시되어서, 후보 패턴과 입력 패턴이 유사하면 그 그룹으로 분류가 되고, 유사하지 않으면 새로운 그룹이 형성되게 된다. 기능적인 면을 볼 때, ART-1은 이진 패턴의 자료를 그룹으로 나누는 기능을 수행한다. 입력이 이진 패턴으로 일관성을 갖고 변형된다면, 많은 패턴 인식과 분류 문제가 ART-1에 의하여 효과적으로 해결될 수 있다.

## 3. 물체의 표현

### 3.1 여러-방향-보기 방법

사람들이 여러 방향에서 본 물체의 외형을 기억하는 것과 같이, 여러-방향-보기 방법에서는 보기-구체(viewing sphere)의 미리 결정된 위치에서 관측된 물체의 2차원 투영체 집합으로 모델베이스를 구성한다. 본 논문에서는 대상 물체를 감싸는 보기-구체를 각 면이 삼각형인 320면체로 근사화 하고, 각 면의 중심에서 대상 물체에 대한 2차원 투영체들을 얻는다.

구를 320개의 면으로 근사화 하였기 때문에 320개의 투영체를 얻게 되지만, 320개의 투영체 전부를 그대로 저장한다는 것은 비합리적이므로, 투영체에서 특징 몇 가지만을 추출하여 저장하도록 한다. 본 논문에서 이용하는 특징들은 다음과 같다.

- (1)  $m$  : 투영체의 폐곡선 수
- (2)  $(n_1, n_2, \dots, n_m)$  :  $n_i$ 는 2차원 투영체의 폐곡선을 구성하는 경계선 갯수들로 편의상 크기순으로 나열한다.
- (3)  $((L_{11}, L_{21}, \dots, L_{K1}), (L_{12}, L_{22}, \dots, L_{K2}))$  :  $L_{1i}$ 은 모든 폐곡선 쌍에서, 두 폐곡선 사이의 간선이 전체적으로 닿아있는 것의 수를 나타내고,  $L_{2i}$ 는 모든 폐곡선 쌍에서, 두 폐곡선 사이의 간선이 부분적으로 닿아있는 수를 나타낸다. 그리고, 각 리스트는 크기순으로 정렬한다. 따라서  $L_{11} \geq L_{21} \geq \dots \geq L_{K1}$ 과  $L_{12} \geq L_{22} \geq \dots \geq L_{K2}$ 의 관계가 성립한다.
- (4)  $q$  : 둔각의 수가 2개 이상인 경우, 둔각 사이의 최대 꼭지점 수

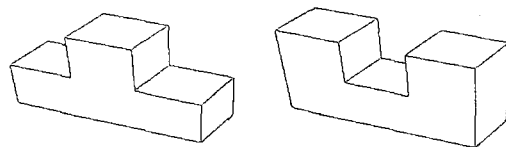


그림 2. 다면체  
Fig.2 Polyhedral Objects

위의 특징들 중에서 (1)에서 (3)까지는 특징은 물체를 구성하는 각 면이 모두 볼록(convex)한 경우에 이웃한 면들 사이의 위상적인 변화를 탐지할 수 있는 최소 집합임이 증명된 바가 있다[10]. 그러나, 그림 2의 다면체와 같이 물체를 구성하고 있는 폐곡선이 오목(concave)인 경우, (1)에서 (3)까지의 특징만으로는 동일하게 표현되어, 두 물체의 차이를 구별해낼 수가 없다.

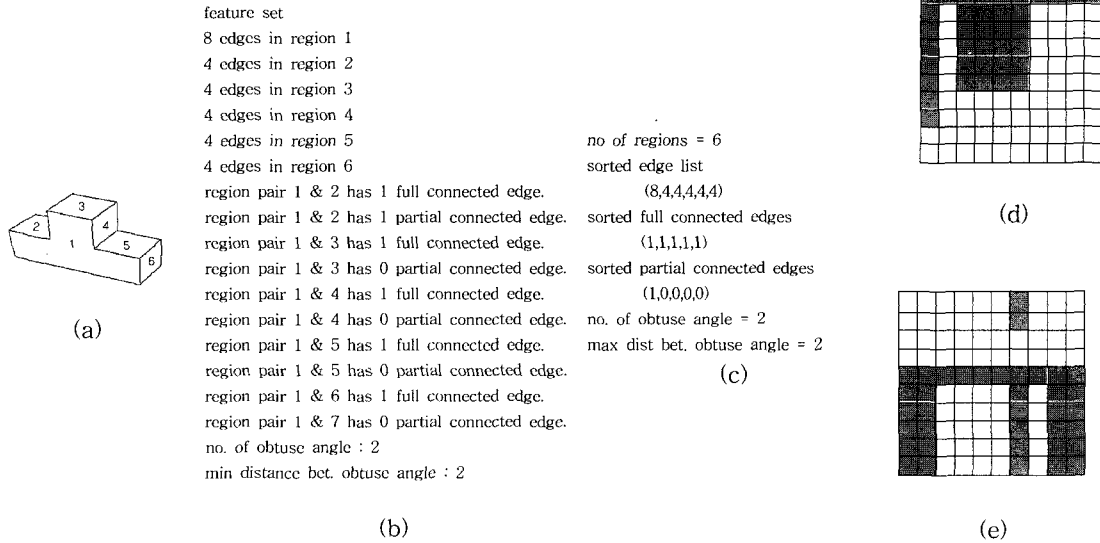


그림 3. 특징 표현 (a) 2차원 투영체, (b) 추출된 특징 집합, (c) 요약된 특징 집합 (d) 원 특징 행렬, (e) 회전 이동된 특징 행렬

Fig. 3 Feature Representation (a) an image of 2d projection (b) the extracted feature set (c) the summarized feature set (d) the initial matrix (e) the rotational-shifted matrix

물론 신경망을 이용하여 물체를 인식하기 위한 기본적인 접근은 개략 탐색을 하여 해당 카테고리만을 구별해내기 위한 것이기는 하지만 그림 2의 두 물체 정도는 구별할 수 있어야 한다. 본 연구에서는 (4)의 특징을 추가함으로써 이러한 문제를 해결하였다. 보기-구체의 한 면에서 본 투영체를 위의 특징들은 그림 3(b)와 (c)처럼 표현할 수 있다.

### 3.2 특징 벡터로의 변환

ART-1은 이진 패턴만을 사용하므로 위의 특징집합들을 이진 특징 벡터로 변환해야 한다. 각 특징 집합의 각 요소들을 이진 문자열로 코딩하는 것은 특징 벡터들의 각 값들은 정수형이기 때문에 어려운 일은 아니지만, 이진 문자열의 단순한 나열보다는 각 특징들의 중요도가 고려되도록 표현해야 한다. 본 연구에서는 하나의 정수를 동일한 수의 이진 자리로 표현한다. 즉, 3이라면 3개의 1로 표현한다. 이진법을 이용하여 각 정수값을 표현하는 방법도 있지만, 자리수가 늘어나기 때문에 바람직하다고 할 수 없다.

전체 특징 집합을 나타내는 이진 자리의 문자열들은  $10 \times 10$  행렬로 만들기 위해 정렬한다. 본 논문에서는 특징 집합의 정수값을 10이 넘지 않는다고 가정하였는데,  $m$ 이 10이상인 물체도 있을 수 있지만, 이러한 경우 10으로 간주하여 처리하거나, 필요하면 위의 행렬을 확장하여 사용한다. 앞 절에서 설명한 특징 표현 기법에 따라, 특징 집합의 요소들을  $m, (n_1, n_2, \dots, n_m), (L_{11}, L_{21}, \dots, L_{K1}), (L_{12}, L_{22}, \dots, L_{K2}), q$  순서로 정렬한다.  $m$ 은 가장 중요한 특징으로  $m$ 개의 이진 자리로,  $n_i, 1 \leq i \leq m$ 도 이진 자리로 표현한다.  $(L_{11}, L_{21}, \dots, L_{K1}), (L_{12}, L_{22}, \dots, L_{K2})$ 는 상대적으로 덜 중요한 특징 값이다. 따라서 개략 탐색 단계에서는  $S_1 = \sum_{i=1}^m L_{ai}, S_2 = \sum_{i=1}^m L_{2i}$  과 같이 두 개의 특징 값들의 합을 구한 후, 이진 자리로 표현하여 사용한다.

이제 위의 값을 행렬로 표현한다. 먼저  $S_1$ 과  $S_2$ 는 첫 번째와 두 번째 열에 넣고,  $n_i, 1 \leq i \leq m$ 들은 세 번째 열을 기준으로 행으로 차례대로 넣는다. 이렇게 하면 3번째 열이  $m$ 값이 된다.

기본적인 행렬을 만들고 난 후 해밍 거리를 크게 하기 위하여 중요한 특징인  $m, n_1$  그리고  $q$ 를 이용하여 열 방향으로  $m$ 만큼, 행 방향으로  $n_1 - (n_1 - q)$ 만큼 회전이동 시킨다. 이렇게 이동하면 그림 2의 두 물체도 최종적인 행렬은 차이가 많이 나게 된다. 생성된 행렬을 ART-1의 입력으로 사용한다. 그림 3(d)와 3(e)는 원특징 행렬과 회전 이동된 행렬을 각각 나타낸 것이다.

### 3.3 ART-1 신경망의 구현

입력 이진 벡터는 그림 3의 행렬과 같이 100개의 원소를 갖고 있으므로, F1의 각 노드는 하나의 원소에 대응되도록 100개로 한다. F2에서 사용 가능한 노드의 수는 학습순서와 경계 변수(vigilance parameter)의 어떻게 정하느냐에 따라 변화하므로 고정할 필요는 없지만, 보기-구체의 총 면수인 320면을 넘지 않도록 한다.

## 4. 실험결과

우리는 제안된 방법의 실험을 위하여 보기 구체를 삼각형으로 근사화하여 사용하였다. 먼저 구체의 모든 시점으로부터의 영상에서 추출된 특징집합으로 표현된 이진 벡터 집합을 사용하여 ART-1이 안정상태에 도달할 때까지 학습시켰다. 여기에서 안정상태란 새로운 이진 입력 벡터에 의해서 새로운 그룹이 형성이 되지 않는 것을 의미한다. 경계 변수 값은 0.8을 사용하였다.

테스트 샘플이 320개의 시점(viewpoint)으로부터 추출된

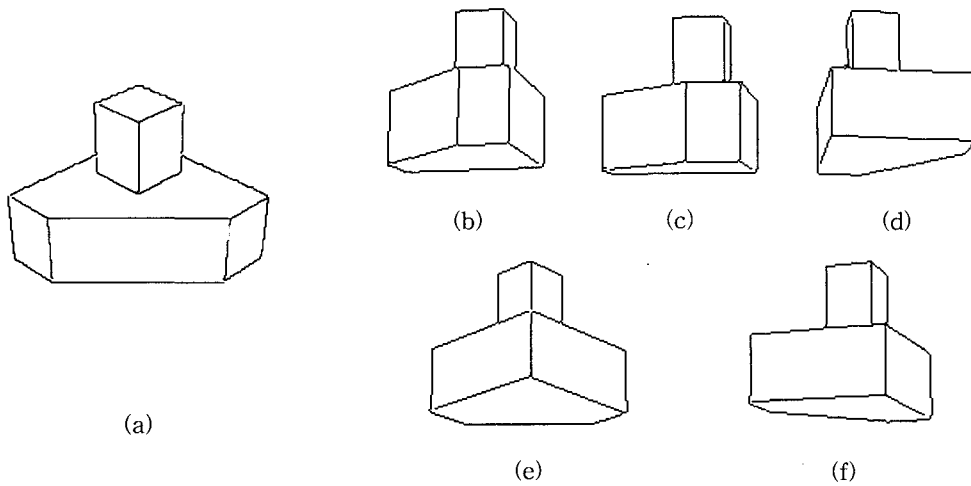
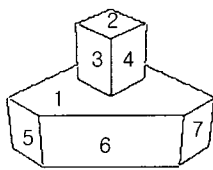


그림 4. (a) 합성 영상 (b) 보기점 149의 투영체 (c) 보기점 150의 투영체  
 (d) 보기점 126의 투영체 (e) 보기점 42의 투영체 (f) 보기점 287의 투영체  
 Fig. 4 (a) Synthetic image (b) Viewpoint 149 (c) Viewpoint 150 (d) Viewpoint 126  
 (e) Viewpoint 42 (f) Viewpoint 287

것 중에 하나이고, 면과 꼭지점이 정확하게 추출되었다면, 인식률은 100퍼센트이다. 그러나, 테스트 샘플들이 시점들의 주위에서 추출된 것이라면 인식률은 물체마다 차이가 있지만 90%이다. 이러한 이유는 학습시킨 시점들은 이산적인 점들이므로 다면체의 모든 투영체가 표현된다고 볼 수 없기 때문으로 판단된다. 또한 면과 꼭지점들이 정확하게 추출되지 못한 경우도 올바른 결과를 구할 수 없었는데, 이는 본 연구의 관심과는 거리가 있는 것이므로 고려하지 않는다.

그림 4는 실험에 사용된 다면체 중에 하나로 (a)는 합성된 영상이고, (b)와 (c), (d)와 (e)와 (f)는 동일한 특징값을 갖되 다른 보기-점에서 추출된 투영체들의 예이다. 그림5는 2차원 투영체와 그 투영체의 회전 이동된 특징행렬이다.



no of regions = 7  
 sorted edge list  
 (9,4,4,4,4,4)  
 sorted full connected edges  
 (1,1,1,1,1,1,1,1,1)  
 sorted partial connected edges  
 (1,1,0,0,0,0,0,0,0)  
 no. of obtuse angle of region 1 = 2  
 max dist bet. obtuse angle of region 1 = 6

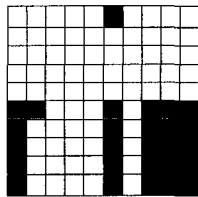


그림 5. 투영체와 회전이동된 행렬  
 Fig.5 An image of a 2D projection and the rotational-shifted matrix

## 5. 결 론

본 논문에서는 여러 방향 보기법의 문제점인, 모델베이스

의 큰 탐색공간을 줄이기 위하여 ART-1을 이용하는 방법을 제시하였다. 3차원 물체 인식을 위한 기본 접근 방법으로 개략 탐색 후 상세 탐색을 가정한다면, 본 논문에서 제시된 방법은 개략 탐색 단계에 해당된다.

본 연구는 물체의 일반적인 특징인 외곽선과 그들의 관계만을 특징으로 추출하여 사용하였기 때문에 해당물체의 형태에 크게 영향을 받지 않는다. 또한 ART-1의 특성상 임의의 학습환경에서도 안정되게 카테고리화가 이루어졌다. 이것은 필요한 경우에 시점의 수를 늘릴 수 있기 때문에 여러-방향-보기 접근법에 아주 적절한 성질이라고 할 수 있다.

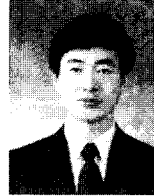
추후로 연구해야할 과제는 다음과 같다. 본 논문에서는 대상 물체를 다면체, 특히 각 면이 다각형인 물체로 한정하였으나, 각 면이 다각형이 아닌 물체로 확장이 필요하며, 추가적으로 자유곡면으로 이루어진 물체의 개략탐색을 할 수 있도록 연구를 진행할 계획이다.

## 참 고 문 헌

- [1] P. Besl and R. Jain, "Three-Dimensional Object Recognition," ACM Computing Surveys, vol. 17, no. 1, pp. 75-145, 1985.
- [2] R. T. Chin and C. R. Dyer, "Model-Based Recognition in Robot Vision," ACM Computing Surveys, vol. 18, no. 1, pp. 67-108, 1986.
- [3] M. Korn and C. Dyer, "3-D Multiple-view Object Representations for Model-Based Object Recognition," Pattern Recognition, vol. 20, no. 1, pp. 91-103, 1987.
- [4] Andera Selinger and Randal C. Nelson, "Appearance-Based Object Recognition Using Multiple Views," Proc. IEEE Conf. on CVPR, vol. 1, pp. 905-911. 2001.
- [5] H. Borotschinig, L. Paletta, M. Prantl, and A. Pinz, "Appearance-based active object recognition,"

저 자 소개

- Image and Vision Computing, vol.18, pp. 715-727, 2000.
- [6] H. Murase and K. Nayar, "Visual learning and recognition of 3-d objects from appearance," Int. J. of Computer Vision, vol. 14, no. 1, pp. 5-24, 1995.
- [7] R. Horaud, "New Methods for Matching 3-D Objects with Single Perspective Views," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-9, no. 3, pp. 401-412, 1987.
- [8] June Ho Yi and David M. Chelberg, "Model-Based 3D Object Recognition Using Bayesian Indexing," Computer Vision and Image Understanding, vol. 69, no. 1, pp. 87-105, 1998.
- [9] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 37, pp. 52-115, 1987.
- [10] F. Y. Liao, "Multiple-View Approach to 3-D Object Recognition," Ph. D. Dissertation, 1990.
- 



이상용

1982년 : 고려대 산업공학과 졸업

1984년 : 고려대 대학원 산업공학과 (공학 석사)

1992년 : 포항공대 대학원 산업공학과 (공학박사)

1992년~현재 : 경남대학교 정보통신공학부 부교수

관심분야 : 컴퓨터 비전, 뉴로-퍼지, 지능로봇

Phone : 055-249-2706

E-mail : syrhee@kyungnam.ac.kr