

論文96-33B-3-10

# 적응공명이론에 의한 자동 부분형상 인식시스템

## (Automatic Partial Shape Recognition System Using Adaptive Resonance Theory)

朴 榮 泰 \* , 楊 鎮 星 \*

(Young Tae Park and Jin Sung Yang)

### 요 약

본 논문에서는 물체의 크기, 위치, 회전에 관계없이 부분적으로 중첩된 2 차원 물체들을 인식하고 상대위치를 계산하는 새로운 기법을 제시한다. 평활화된 k-cosine 함수의 국부최대값을 찾음으로써 근사적으로 중첩된 물체의 윤곽에 대한 특징점을 구하고, 특징점들간의 primitive들은 국부 윤곽을 특징점간의 선분의 직각방향으로 투영함으로써 생성된다. 신뢰성 높은 부분형상 정합을 위한 primitive 인식 과정으로서 적응공명이론(ART2)을 사용한다. Hough 공간에서 물체영상에 주어진 모델의 존재여부를 결정하기 위하여 유사한 크기비율과 회전각도를 가지는 정합된 primitive를 검출한다. 최종적으로 정합된 윤곽 세그먼트 쌍들의 평균자승오차를 최소화하는 이동벡터를 계산한다. 이와같은 모델에 근거한 정합 알고리즘은 모델이 추가되거나 변화할 경우 인식 알고리즘을 변화시키지 않고 ART2를 적응훈련시킴으로써 새로운 모델에 적용할 수 있으므로 다양한 공장자동화 응용분야에 활용될 수 있다.

### Abstract

A new method for recognizing and locating partially occluded or overlapped two-dimensional objects regardless of their size, translation, and rotation, is presented. Dominant points approximating occluding contours of objects are generated by finding local maxima of smoothed k-cosine function, and then used to guide the contour segment matching procedure. Primitives between the dominant points are produced by projecting the local contours onto the line between the dominant points. Robust classification of primitives, which is crucial for reliable partial shape matching, is performed using adaptive resonance theory (ART2). The matched primitives having similar scale factors and rotation angles are detected in the Hough space to identify the presence of the given model in the object scene. Finally the translation vector is estimated by minimizing the mean squared error of the matched contour segment pairs. This model-based matching algorithm may be used in diverse factory automation applications since models can be added or changed simply by training ART2 adaptively without modifying the matching algorithm.

\* 正會員, 慶熙大學校 電子工學科

(Department of Electronics Engineering Kyung Hee University)

※ 이 논문은 1994년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음

接受日字: 1995年8月4日, 수정완료일: 1996年2月21日

### I. 서론

시각정보에 의한 인간의 판단능력과 유사한 기능을 가진 컴퓨터 비전 시스템의 응용 분야로서 2 차원 영상을 통한 물체의 자동인식 시스템은 산업체 및 응용 전자 분야에서 기계부품의 자동인식 및 분류, 부품의 결점 인식, 다층 PCB에서의 결함 판별, 지문인식, 문

서인식을 통한 데이터 입력, 우편물 자동분류 등의 다양한 분야에 응용되고 있으며 로보트 비전과 같은 공장 자동화를 위한 목적으로 그 중요도를 더하고 있다.

물체의 전체 형상을 추출할 수 있는 경우, 1) 주변 환경으로부터 물체의 형상을 분리하기 위한 세그멘테이션, 2) 분리된 형상을 분별할 수 있는 특징벡터 추출, 3) 특징벡터의 분류에 의한 인식의 3단계로 이루어진 기본적인 방식에 의해 인간을 대신할 수 있는 컴퓨터 비전 시스템을 구현시킬 수 있다. 그러나 인식대상 물체가 중첩되거나 물체의 일부분 형상만이 카메라에 포착되었을 경우, 물체의 부분 형상만으로도 물체를 인식하고 인식된 물체의 상대 위치, 크기 및 회전 각도를 정확히 신출해 낼 수 있는 능력은 인간을 대신할 수 있는 컴퓨터 비전 시스템의 구축을 위해 매우 필요한 특성이다. 또한 인식 대상물체의 자동인식을 실현시키는 패턴인식 기법은 물체의 종류가 많아지고 물체의 모양이 비슷할 경우 인식속도가 느려지고 인식률이 저하하는 경향이 있다. 특히 인식대상 물체를 추가하거나 특징의 종류를 추가할 경우, 대상물체의 종류에 따라 유효한 특징의 종류가 다르고 인식 알고리즘도 인식 대상에 따라 변경시켜야 하므로 개발비용이 많이 소요된다. 따라서 훈련데이터의 변화에 따른 인식기의 자동 적응기능이 요구된다. 이를 실현하기 위한 연구로서 본 논문에서는 1) 물체의 변형이나 부분 손상 및 잡음에 민감하지 않는 인식능력, 2) 인식된 물체의 상대위치, 크기, 회전각도의 정확한 측정, 3) 학습과정의 고속화 및 자동화, 4) 인식 알고리즘의 고속화 등의 특성을 가진 새로운 부분형상인식 알고리즘을 제시한다.

물체가 중첩되거나 물체의 부분 형상만이 주어질 경우의 물체인식과 물체의 위치 산출방식의 기본적인 접근방식은 1) 특징점 추출, 2) 특징점에 의한 윤곽 세그먼트 형성 및 특징 추출, 3) 윤곽 세그먼트 인식, 4) 세그먼트 인식을 조합한 전체 형상인식 등의 4 단계에 의해 구성된다.<sup>[1,2,3,4,5,6,8]</sup> 물체의 중첩이나 Occlusion 이 존재할 경우 물체의 기준 영상과는 다른 윤곽 세그먼트가 존재하지만 이들에 의한 오인식은 물체의 인식에 영향을 미치지 못한다.

Price<sup>[15]</sup>에 의한 초기의 2차원 물체인식 시스템은 모델과 입력영상에서 직선의 길이와 각도의 차이가 임계치보다 작으면 그차이를 불일치 배열에 저장한 다음 이를 이용하여 정합을 수행하였다. 이 방법은 정합을 위한 계산이 단순하였지만 그 계산량이 방대하였으며

크기 변화에 대한 고려가 충분하지 못하여 오인식율이 높았다. Wen과 Lozzi<sup>[11]</sup>는 윤곽 세그먼트의 선 모델트 함수를 사용하여 단계 2), 3)의 세그먼트를 인식하고 Hough 기법에 의해 단계 4)의 최종적 물체를 인식하는 방식을 제안했다. 이 방법은 primitive의 단순한 비교에 의해 형상의 변화가 심한 경우 오인식되어 이를 복구하기 힘든 문제점을 안고 있다. Ansari와 Delp<sup>[12]</sup>는 Sphericity 함수에 의해 인식된 윤곽 세그먼트를 Dynamic programming에 의해 원 형상과의 정합률이 가장 큰 물체로 인식하는 방식을 제시했다. 이 방법은 인식하고자 하는 물체가 복잡할 경우에도 좋은 결과를 보이나 대체로 계산의 오버헤드가 크며 계산량은 문제 의존적이기 때문에 알고리즘의 효율을 분석하기가 힘들다. Bhanu와 Ming<sup>[13]</sup>은 특징점 위치의 변화로 일치된 연속적인 특징점열이 끊기는 문제에 대해서 존재하지 않거나 추가로 삽입된 특징점쌍을 두개까지 허용하는 조건을 두어 일치된 특징점열을 구하고 세그먼트의 순열적 정합도가 높은 물체를 선택하기 위해 클러스터링 기법을 도입했다. Gorman<sup>[14]</sup>등은 물체를 퓨리에 계수를 이용하여 표현하고 이것을 이용해 세그먼트간 거리 테이블을 생성한 다음 Dynamic programming 기법을 이용하여 모델과 입력 영상 사이의 최단 거리를 구하였다.

위에서 예를 들은 방식들 중 일부는 윤곽 세그먼트 인식 단계에서 크기, 위치, 회전에 불변하는 패턴인식을 위한 특징추출에 있어 변환방식을 사용하므로 물체의 형상이 유사한 경우의 인식률이 떨어질 우려가 있으며 단계 4)의 Hough 변환이나 Dynamic programming과 같은 기법은 처리속도가 매우 느린 단점이 있다.

본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 특징추출에 있어 프로젝트된 데이터를 사용하여 윤곽 세그먼트의 세부 변별력을 높이고 단계 3)에서는 적응공명이론(Adaptive Resonance Theory)<sup>[13, 14]</sup>에 의해 윤곽 세그먼트를 건설하게 인식하며 단계 4)에서는 부분적인 Hough 기법에 의해 최종적인 부분 형상을 빠르게 인식하는 새로운 기법의 개발을 제안한다. (그림 1 참조)

본 논문의 II 장에서는 물체의 윤곽을 효율적으로 묘사할 수 있는 자동화된 특징점 검출방식을 제시하고, III 장에서는 특징점에 의한 윤곽 세그먼트 형성과 크기, 위치, 회전에 불변하는 프로젝트 벡터 추출 방법을

기술한다. IV 장에서는 적응공명이론과 Hough 기법에 의한 부분형상인식 알고리즘을 제안하며, V 장에서는 제안된 알고리즘에 의한 실험결과를 보인다.

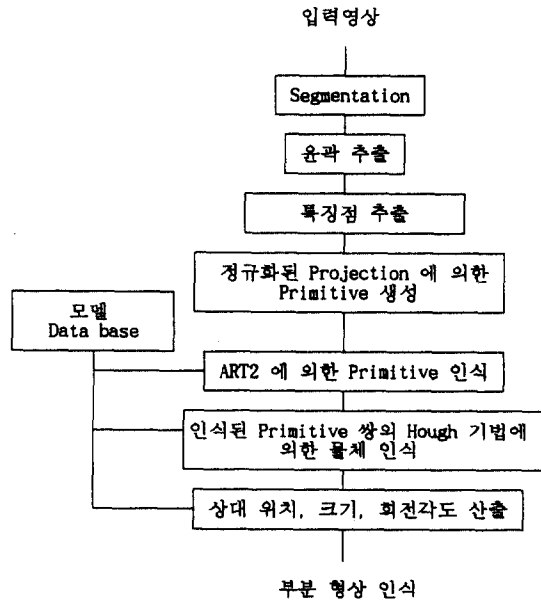


그림 1. 적응공명이론에 의한 부분 형상 인식 알고리즘  
 Fig. 1. Partial shape recognition algorithm using adaptive resonance theory. (ART2)

II. 특징점 검출

특징점은 2 차원 윤곽점들중 윤곽의 굴곡률이 높은 점들의 집합으로서 2차원 형상을 효율적으로 묘사할 수 있으며 부분형상인식을 위한 기준점으로 사용된다. 특징점을 검출하는 방법은 크게 두가지 그룹으로 나뉜다. 하나는 특징점을 직접적으로 각 또는 코너 검출 기법이다. Teh-chin 알고리즘<sup>[8]</sup> 은 각 검출에 기초한 특징점을 찾는 좋은 예이다. 이 알고리즘은 형상의 국부적인 상세도에 따라 특징점의 수를 자동으로 조절할 수 있는 잇점이 있는 반면 입력변수에 따른 형상묘사의 상세도가 달라질 수 있다. 다른 하나는 형상의 크기가 변경되어도 변하지 않는 안정된 특징점을 추출하는 Scale-space filtering<sup>[9]</sup> 기법으로서 가우시안 커널에 의한 평활화로 인해 특징점 추출속도가 느려지는 단점이 있다. 본 논문에서는 잡음이나 형상의 미세한 변화에 민감하지 않는 특징점 검출을 위해 각 윤곽점

의 평활화된 k-cosine 값을 굴곡률로 사용하고, 국부 최대값을 갖는 안정된 특징점을 추출하는 개선된 Scale-space filtering 기법을 사용한다.

1. k-cosine에 의한 굴곡률 계산

Turtle 알고리즘에 의해 추출된 윤곽점의 집합을

$$C = \{ p_i = (x_i, y_i) \mid i = 1, \dots, n \}$$

라 정의한다. i 번째 윤곽점의 굴곡률은 i-k 번째와 i+k 번째 윤곽점에 의해 계산된다. i 번째 윤곽점의 k-cosine 값인  $\cos \theta_{ik}$  는  $p_i$  에서  $p_{i-k}$  와  $p_{i+k}$  까지의 벡터인  $\vec{a}_{ik}$  와  $\vec{b}_{ik}$  를 이용해 다음과 같이 정의된다.

$$\cos \theta_{ik} = \frac{\vec{a}_{ik} \cdot \vec{b}_{ik}}{|\vec{a}_{ik}| |\vec{b}_{ik}|} \tag{1}$$

$\cos \theta_{ik}$  는 -1 과 +1 사이의 값을 가지며, 뾰족한 각(0 )에 대해서는 '1' 을 곧은 선(180 )에 대해서는 '-1' 의 값을 가진다. k 값은 윤곽형상묘사의 상세도를 결정하는 중요한 파라메타로서, 값이 작을수록 상세한 묘사가 가능하지만 잡음이나 형상의 미세한 변화에 민감하며, 클수록 물체형상의 세밀한 부분의 특징점 검출이 어려워진다. 따라서 윤곽 정보에 최대로 일치하는 k 값을 결정하기 위해 평활화 과정과 Scale-space filtering 방법에 의해 물체형상의 특징점을 자동으로 검출한다.

2. Scale-space filtering

Scale-space filtering은 평활화 커널의 크기를 증가시키면서 안정적인 특징점만을 검출할 수 있다. k-cosine 값은 형상의 미세한 변화나 잡음에 민감한 특성을 가지므로 Triangular 함수의 컨벌루션에 의해 평활화 과정을 거친다. 평활화 과정을 거친 k-cosine 값중 국부 최대값을 갖는 윤곽점은 물체형상을 결정짓는 중요한 특징점이다.

형상의 크기와 복잡도에 따라 형상을 정확히 묘사하기 위해 k 값의 적절한 선택이 필요하다. k 값을 자동으로 선택하기 위해 Scale factor k 를 증가시키면서 k 값의 변화에 불변하는 특징점을 검출한다. 그림 2 는 잡음이 첨가된 형상에 대해 k 값을 증가시키면서 안정된 특징점을 검출하는 예로서 k-cosine 함수와 Scale-space filtering에 의한 k 값의 자동선택 원리를 각각 그림 3 와 그림 4 에 보인다.

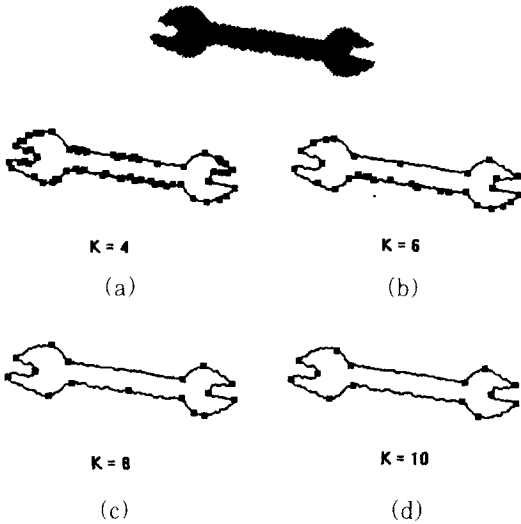


그림 2. k 값의 변화에 따른 특징점의 위치  
 Fig. 2. Location of Dominant points for various k values.

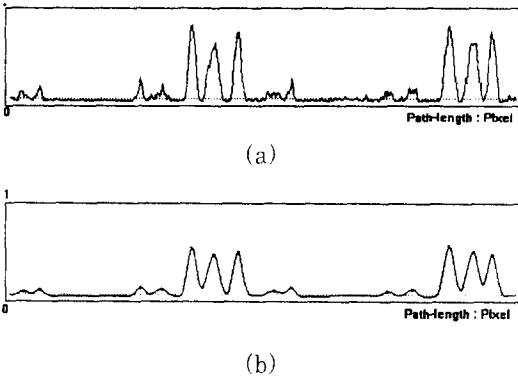


그림 3. 그림 2 형상의 k-cosine 함수 (k=10)  
 (a) 평활화하기 전 (b) 평활화한 후  
 Fig. 3. k-cosine function of Fig 2 shape (k=10).

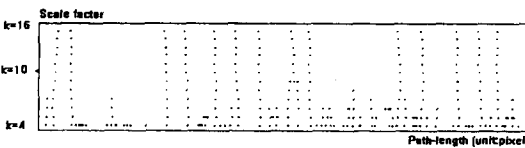


그림 4. Scale-space 영상  
 Fig. 4. Scale-space image.

### III. 정규화된 Projection에 의한 Primitive 생성

특징점 검출 알고리즘에 의해 추출된 특징점을

$S_i, i = 1, \dots, n$  로 표시하자.  $(S_i, S_{i+\delta})$  로 구성된 선 위에 윤곽점들을  $(S_i, S_{i+\delta})$  에 직교하는 방향으로 투영하면 물체형상을 구성하는 primitive를 추출할 수 있다.

$\delta$  는 primitive의 특성을 규정하는 파라미터로서 값이 작으면 물체의 세부 윤곽을 표시할 수 있는 반면 primitive들간의 분별력이 떨어진다. 반면에 클수록 분별력은 향상시킬 수 있으나 중첩의 정도가 심할 경우 분별력이 급격히 떨어진다.  $\delta$  값은 특징점 추출 알고리즘에 따라 결정되어야 하지만 특징점의 갯수와 위치에 민감하지 않은 정확한 인식을 위해  $\delta = 2$  (Type 1)과  $\delta = 3$  (Type 2) 의 두가지 종류의 primitive를 사용한다. 즉 물체의 회전에 무관한 인식을 위해서  $\delta = 2$  일때의  $n$  개의 primitive  $(S_1, S_3), (S_2, S_4), \dots, (S_n, S_2)$  와  $\delta = 3$  일때의  $n$  개의 primitive  $(S_1, S_4), (S_2, S_5), \dots, (S_n, S_3)$  로 구성된  $2n$  개의 primitive를 생성시킨다. 생성된 primitive의 정합은 물체인식을 위한 중간단계로서 primitive의 크기에 무관한 인식을 위해 정규화 과정을 거쳐 물체영상으로부터 생성된 primitive와의 정합을 통해서 이루어진다.

primitive의 크기, 위치, 회전에 무관한 특징으로서 Autogressive Model에 의한 파라메타<sup>10)</sup>, Fourier Descriptor<sup>11)</sup>, Moment Invariant Function<sup>12)</sup> 등을 사용할 수 있지만 이러한 기법은 물체의 전체적인 형상을 효과적으로 표현할 수 있는 반면, 물체의 세부 형태의 묘사에는 부적합하다.

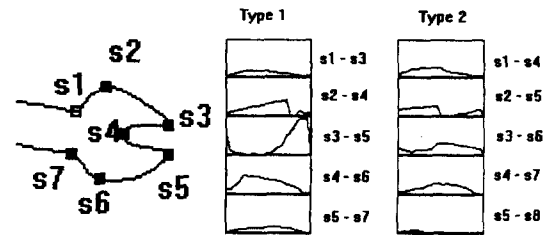


그림 5. 정규화된 투영에 의한 Primitive 생성의 예  
 Fig. 5. Example of primitives generated by normalized projection.

그림 5 에 primitive 생성과정의 예를 나타낸다.  $S_1$  과  $S_4$  사이의 Type 2 primitive 의 경우  $S_1$  과  $S_4$  를 연결하는 선의 연장선 상에 투영된 데이터를 정규화함으로써 생성된다.

#### IV. 적응공명이론과 Hough 기법에 의한 부분 형상 인식

##### 1. Primitive 인식

Carpenter와 Grossberg에 의해 제안된 적응공명이론(Adaptive Resonance Theory: ART2)<sup>[13, 14]</sup>은 새로운 패턴과 ART2의 내부 template 패턴과의 정합률이 높지 않을 경우 새로운 template 패턴을 자동으로 생성할 수 있는 stability-plasticity switching 기능과 과거에 학습된 정보를 잃어 버리지 않고 새로운 정보에 신속히 대응할 수 있는 적응학습기능을 가진 신경망 분류기의 훈련과정으로서 비교사 학습에 의한 template 정합에 기초를 두고 있다.

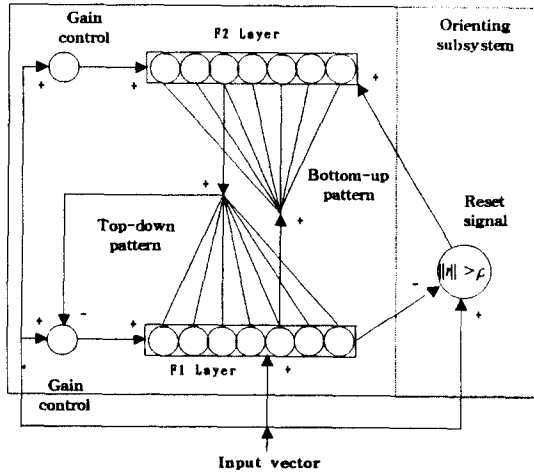


그림 6. ART2 구조  
Fig. 6. ART2 structure.

그림 6 과 같이 ART2는 입력층 F<sub>1</sub>, 출력층 F<sub>2</sub> 와 stable mode 및 plastic mode 를 전환하는 부시스템으로 구성된다. ART2의 template 패턴은 입력층과 출력층의 연결방향에 따라 Top-down 패턴과 Bottom-up 패턴의 두가지 형태로 존재한다. 입력층의 출력은 입력 패턴이 template 패턴에 의해 부분적으로 수정된 패턴을 생성하며 출력층 F<sub>2</sub>에서는 비교에 의해 최대의 출력을 나타내는 한개의 winning node가 선택된다. 부시스템에서는 입력패턴과 ART2 내부의 template 패턴과의 정합률 ||r||과 vigilance 파라미터 ρ를 비교하여 stable mode와 plastic mode를 자동 절환한다. ||r|| > ρ이면 입력 패턴이 winning node와 관련된 template 패턴과 정합이 이루어

졌음을 의미하며(stable mode), winning 노드의 template는 LTM식에 의해 변형된다. ||r|| < ρ일 경우 입력 패턴과 ART2의 template 패턴들과의 정합이 이루어 지지 않았음을 의미하며(plastic mode), 새로운 template와 출력 노드가 LTM 식에 의해 형성된다. (ART2의 자세한 동작식은 참고문헌 [14]을 참조바람.)

ART2는 입력 데이터에 따라 그 내부 구조를 자기구성시키므로 훈련 데이터가 충분하지 않을 경우에도 주어진 데이터의 분포를 적절히 근사시킬 수 있다. 다층 퍼셉트론의 훈련과정으로 널리 알려진 오류역전파 알고리즘과 달리 ART2는 학습된 정보를 잃지 않고 새로운 데이터에 대한 학습만으로 새로운 정보를 수용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 또한 입력력 훈련데이터를 반복적으로 사용하지 않고 ART2의 근사 능력을 발휘하는 자기구성 특성에 의해 학습속도가 월등히 빠르다. 따라서 훈련 데이터의 크기가 작을 경우 발생하는 분류기의 바이어스의 크기도 줄일 수 있다.

Primitive의 변형에 의한 오인식은 후처리 과정에서 복구되기 어렵기 때문에 입력 데이터의 변형에 민감하지 않은 적응학습 능력을 가진 ART2는 현실한 primitive 인식을 위해 효과적으로 사용될 수 있다. 모든 인식대상 물체에서 추출된 primitive들은 ART2의 비교사학습을 위한 훈련 데이터로 사용되며 ART2의 훈련은 특징공간에서 입력 패턴들의 군집화 특성을 소수의 template 패턴으로 표현하는데 그 목적이 있다.

##### 2. Hough 기법에 의한 부분형상인식

모델의 primitive  $a_i$  를 ART2의 입력층에 적용시켰을 때의 winning 노드와 물체의 primitive  $b_i$  를 적용시켰을 때의 winning 노드가 일치하면  $a_i$ 와  $b_i$ 는 정합된 primitive 쌍 ( $b_i, a_i$ ) 을 이룬다. 인식된 primitive 쌍중 크기비율과 회전각도가 유사한 primitive 집합을 검색하기 위해 2단계의 Hough 기법을 사용한다. 1단계로 크기비율  $S$ 가 유사한 bin 들을 생성한다. 2단계에서는 각각의 bin에 속하는 primitive 쌍에 대해 회전각도  $\theta$ 가 유사한 bin 들을 생성한다. 크기비율에 대한 bin의 크기는  $\pm 15\%$ , 회전각도에 대한 bin의 크기는 대략  $\pm 15^\circ$  정도로 정했다. 크기비율  $S$ 와 회전각도  $\theta$ 가 유사한 bin에 속하는 primitive의 갯수를  $\eta_{S,\theta}$ 로 나타내면,  $\eta_{S,\theta}$ 가 2 이상인 bin에 속

하는 primitive들이 서로 연속적인가를 판별하고, 연속인 primitive들만 최종적으로 정합된 primitive로 인식한다.  $\eta_{s,\theta}$ 가 2 이상이고 연속적이라면 모델이 현재의 물체에 존재하는 뚜렷한 정보를 제공한다. 이는 정합을 이룬 인접한 primitive쌍의 수가 2개 이상이며 크기비율과 회전각도가 일치하므로 모델과의 유사도가 매우 높기 때문이다. 이와 같은 기법에 의해 물체의 부분적 손상이 있는 경우도 물체의 부분정보만으로도 정확한 인식이 가능하다.

3. 상대위치, 크기 및 회전각도 산출기법

모델의 primitive와 정합된  $\eta_{s,\theta}$ 개의 인접한 primitive쌍  $(q_1, p_1), \dots, (q_n, p_n)$ 와 이들 primitive쌍으로부터 산출된 평균 크기비율  $S$ 과 평균 회전각도  $\theta$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$S = \frac{1}{\eta_{s,\theta}} \sum_{i=1}^{\eta_{s,\theta}} \frac{\text{length}(p_i)}{\text{length}(q_i)} \quad (2)$$

$$\theta = \frac{1}{\eta_{s,\theta}} \sum_{i=1}^{\eta_{s,\theta}} [\text{slope}(p_i) - \text{slope}(q_i)] \quad (3)$$

인식된 물체의 상대위치는 다음과 같은 좌표 변환 식으로부터 계산된다.

$$x' = S \cdot \cos(\theta) \cdot x - S \cdot \sin(\theta) \cdot y + t_x \quad (4)$$

$$y' = S \cdot \sin(\theta) \cdot x + S \cdot \cos(\theta) \cdot y + t_y \quad (5)$$

$(x', y')$ 는 물체의 좌표계를 의미하며,  $(x, y)$ 는 모델의 좌표계를 의미한다. 물체의 상대위치인  $(t_x, t_y)$ 는 모델의 primitive와 물체의 primitive의 좌표값을 이용하여 평균자승오차가 최소화가 되도록 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$t_x = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} [x' - (S \cdot \cos(\theta) \cdot x - S \cdot \sin(\theta) \cdot y)] \quad (6)$$

$$t_y = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} [y' - (S \cdot \sin(\theta) \cdot x + S \cdot \cos(\theta) \cdot y)] \quad (7)$$

즉, 크기비율  $S$ 와 회전각도  $\theta$ 에 의해 변환된 모델의 primitive와 물체의 primitive와의 평균 좌표 값의 차이로 상대위치를 계산할 수 있다.

V. 실험결과 및 분석

본 실험에서는 그림 7 과 같은 6 가지 형상을 기준 모델로 하고, 그림 8 와 같이 6 가지 물체가 중첩된 형상에 대한 부분형상인식 실험을 하였다.

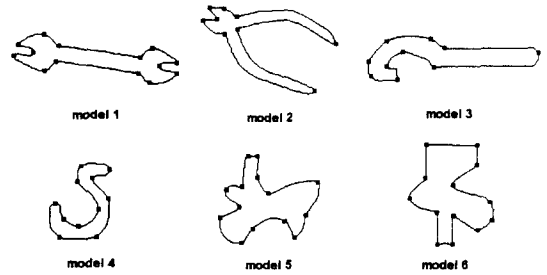


그림 7. 기준 모델 영상에 대한 특징점 (k=10)  
Fig. 7. The dominant points for the basic model shapes.

제안한 모든 알고리즘은 SUN SPARC 20 워크스테이션에서 C로 구현하였다. 그림 8 에서 (a)는 크기비율 1 로 잡음없이 물체를 중첩시킨 경우이고, (b)는 크기비율 0.8로 축소되고 90° 회전된 물체형상에 잡음이 첨가된 경우이다. II 장에서 제안한 Scale-space filtering 기법에 의해 자동으로 추출된 모델의 특징점을 표시한다. 그림 8 (a)의 경우 Scale-factor  $k$ 가 10 일 때, 그림 8 (b)는  $k$ 가 8 일 때 안정된 특징점을 검출할 수 있었다.

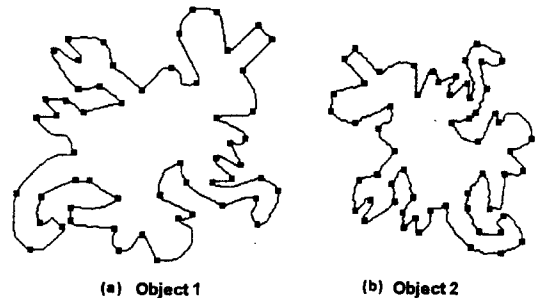


그림 8. 실험물체에 대한 특징점 (a)  $k=10$ , (b)  $k=8$

Fig. 8. The dominant points for the overlapped shapes.

III 장에서 제안한 정규화된 Projection에 의해 기준 모델과 물체형상에 대한 primitive를 생성하였다. 특징점의 위치가 모델특징점의 위치와 정확히 일치하지 않는 경우에도 강건한 인식을 위해 Type 1( $\delta = 2$ ), Type 2( $\delta = 3$ )의 두종류의 primitive를 함께 사용하였다. Projection 갯수  $N$ 은 20 으로 정하였다. 6 가지 모델의 primitive 데이터에 ART2의 학습과정을 적용하여 생성된 59개의 template 패턴을 그림 9 에

보인다. 이들 패턴은 primitive 데이터의 유사도에 따라 자동으로 생성된다. template 패턴의 수는 vigilance 파라미터  $\rho$  가 클수록 많아지며 primitive를 더욱 세밀하게 묘사하지만 primitive의 변형에 민감하게 동작하므로 견실한 인식을 위해 적절한 값을 택해야 한다. ART2의 파라미터인 a, b, c, d,  $\theta$  는 각각 10, 10, 0.1, 0.9 및 0 로 선택하고 vigilance 파라미터  $\rho$  는 0.995를 사용했다. 모델을 추가한 경우 새로운 모델의 primitive 중 기존의 primitive들과 유사하지 않은 primitive 데이터만이 ART2 내부에 자동으로 생성된다.

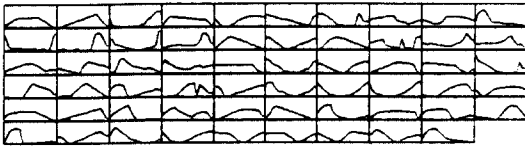
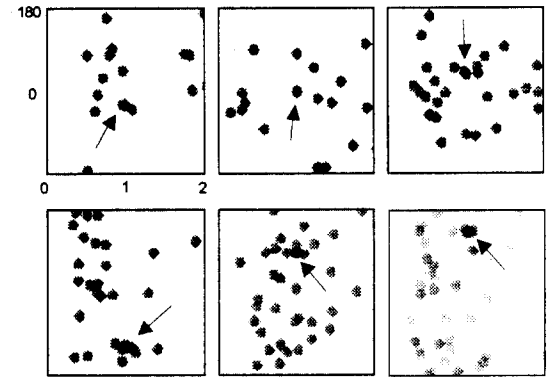


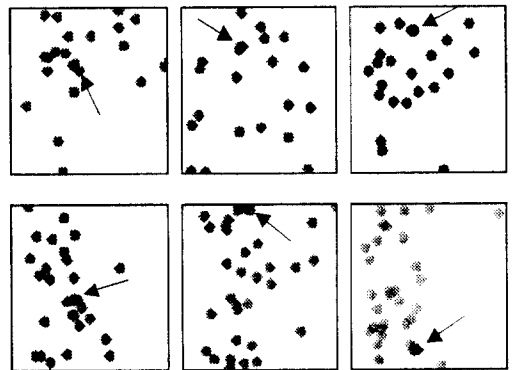
그림 9. ART2 내부에 생성된 Template 패턴  
Fig. 9. Template patterns generated in ART2.

모델의 primitive  $q_i$ 를 ART2의 입력층에 적용시켰을 때의 winning 노드와 물체의 primitive  $p_i$ 를 적용시켰을 때의 winning 노드가 일치하면  $q_i$ 와  $p_i$ 는 정합된 primitive 쌍 ( $p_i, q_i$ )을 이룬다. 각 모델에 대해 정합된 모든 primitive 쌍의 크기비율과 회전각도를 Hough 공간에 나타내면 그림 10 과 같다. 그림 10 은 기준모델과 Object 1 과 Object 2 물체형상에 대한 Hough 공간을 나타낸다. Hough 공간에서 가로축은 크기비율로 0 에서 2 의 범위이고, 세로축은 회전각도로  $-180^\circ \sim +180^\circ$  범위를 나타낸다. Hough 공간에서 비슷한 크기비율과 회전각도로 정합된 primitive가 많을수록 한 점에 모이게 된다. 즉 Hough 공간에서 한 점에 많이 모이는 공간점좌표에서 나타내는 크기비율과 회전각도로 기준모델이 변화되어 중첩된 물체의 일부에 존재함을 알 수 있다. 그러나 Hough 공간상에서 2개 이상 중첩된 모든 점들이 모델 물체가 존재함을 의미하지는 않는다. 이는 우연의 일치로 서로 연관이 없는 2개 이상의 primitive 쌍의 크기비율과 회전각도가 일치할 수 있기 때문이다. 따라서 Hough 공간에서 2개 이상의 겹쳐진 점의 primitive 쌍에 대해 물체와 모델의 primitive들이 서로 연속적인지를 검증한다. 정합된 primitive가 서로 연속적이라면 물체의 윤곽중 2개 이상의 연속적인 primitive가

모델의 연속적인 primitive와 정합을 이룸을 의미하므로 모델형상이 물체형상에 존재하는 뚜렷한 증거를 제공한다.



(a)



(b)

그림 10. (a) Object 1 의 각 Model에 대한 Hough 공간 (b) Object 2 의 각 Model에 대한 Hough 공간

Fig. 10. (a) Hough space for each model of object 1 (b) Hough space for each model of object 2

이와 같이 Hough 공간에서 동일 bin에 속하는 2개 이상의 연속된 primitive 쌍들에 대한 평균 크기비율과 회전각도를 계산하고 식 (6)과 (7)에 의해 상대위치를 계산하여 물체형상에 중첩시킨 결과와 정합된 기준모델과 물체형상의 부분형상을 Object 2에 대하여 그림 11에 나타내었다. 정합된 부분에 해당하는 Hough 공간상의 위치를 그림 10(b)에서 화살표로 표시한다.

그림 12 는 최종적으로 중첩된 두가지 실험물체 형상을 각각의 기준모델과 정합된 전체 결과 형상을 보인다.

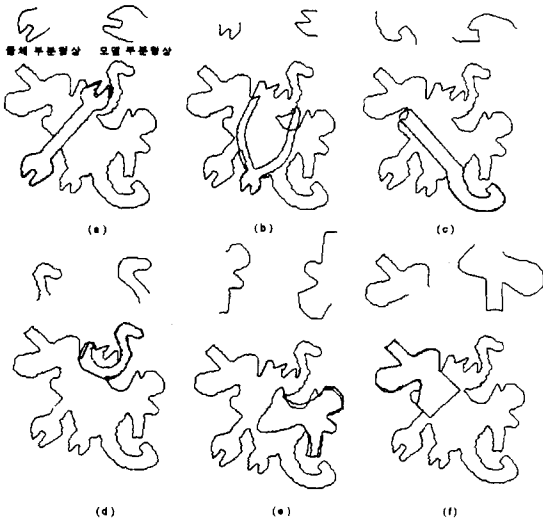


그림 11. 정합된 모델과 물체(Object 2)의 부분형상과 중첩시킨 결과형상

Fig. 11. Matched partial shapes and overlapped contours for object 2.

그림 12 (a) 에서 Object 1 의 경우 6 개의 모델이 거의 완벽한 정합을 이루었다. Object 2 의 중첩된 물체형상에 대해서는 그림 12 (b) 와 같이 축소과정에서 디지털 양자화 오차와 잡음으로 인해 완전히 일치된 정합은 아니지만 거의 일치된 정합 결과와 상대위치를 얻었다.

6 가지 모델에 대한 학습시간은 1.95초. 그림 Object 1 과 Object 2 의 두가지 실험영상의 부분형상 인식 시간은 각각 1.77초, 2.13초 소요되었다. 모델형상의 변형이 심할수록 인식속도가 떨어짐을 알 수 있다.

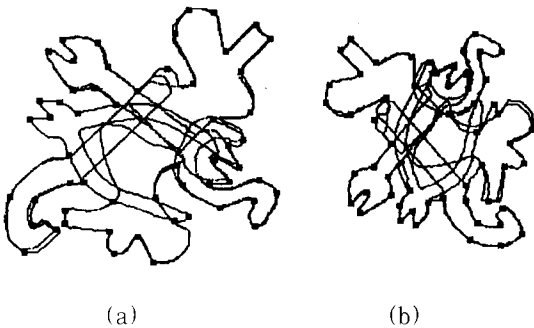


그림 12. 인식된 모델의 상대위치 변환에 의해 중첩시킨 결과형상

Fig. 12. Shapes overlapped by locating recognized models.

## VI. 결 론

본 논문에서는 물체가 중첩되거나 물체의 부분 형상만이 주어질 경우, 적응공명이론(ART2)과 Hough 기법에 의한 새로운 부분형상 인식 및 상대위치 산출 방법을 제시하였다. 특징추출에 있어 투영된 데이터를 사용하여 윤곽 세그먼트의 세부 변별력을 높이고 크기, 회전 및 위치에 불변하는 정규화된 투영 데이터에 ART2를 적용시켜 윤곽 세그먼트를 견실하게 인식하며 부분적인 Hough 기법에 의해 최종적으로 부분 형상을 빠르게 인식할 수 있는 특성을 가지고 있다.

여러가지 물체가 심하게 겹쳐있는 영상에 대한 실험 결과, 물체의 특징이 충분히 나타나 있을 경우 물체의 위치, 크기, 회전에 관계없이 영상에 존재하는 모든 물체를 정확히 인식하고 물체의 상대위치도 정확히 계산되었다. 또한 잡음이 첨가된 부분물체 영상에 대한 실험에서도 잡음에 의한 물체형상의 변형이 심하지 않을 경우 성공적인 정합을 이루었다. 모델물체가 추가될 경우 인식 알고리즘을 변화시키지 않고 새로운 물체의 primitive에 대해 ART2를 적용훈련시키고 모델 데이터베이스만을 추가함으로써 인식 시스템을 간단히 확장시킬 수 있으므로 공장자동화를 위한 부품인식 등과 같은 실질적인 응용분야에서 효율적으로 활용될 수 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] W.Wen and A.Loizzi, "Recognition and Inspection of Manufactured Parts Using line moments of Their Boundaries", *Pattern Recognition*, vol 26, pp. 1461-1471, 1993.
- [2] N. Ansari and E. J. Delp, "Partial Shape Recognition: a landmark-based approach", *IEEE Trans. on PAMI.*, 12(5), pp. 470-483, 1990.
- [3] B.Bhanu and I.C.Ming, "Recognition of Occluded Objects: A Cluster-Structure Algorithm", *Pattern Recognition*, pp. 199-211, 1987
- [4] J.W. Gorman, O.R. Mitchell and F.O. Kuhl, "Partial Shape Recognition Using Dynamic Programming", *IEEE Trans.*



- on *PAMI.*, Vol 10, No. 2, pp 257-266, 1988.
- [5] H.Liu and M.D. Srinath, "Partial Shape Classification using contour Matching in Distance Transformation", *IEEE Trans. on PAMI.*, Vol 12, pp. 1072-1079, 1990.
- [6] D.H. Ballard, "Generalizing The Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes", *Pattern Recognition* Vol. 13, No. 2, pp. 111-122, 1981.
- [7] C.C. Lin and R. Chellappa, "Classification of Partial 2D Shapes Using Fourier Descriptor", *IEEE Trans. on PAMI.*, Vol 9, 1987.
- [8] C.H. Teh and R.T. Chin, "On The Detection of Dominant Points On Digital Curves", *IEEE Trans. on PAMI.*, Vol 11, pp. 859-872, 1989.
- [9] S.C. Pei and C.N. Lin, "The Detection of Dominant Points On Digital Curves By Scale-space Filtering", *Pattern Recognition* Vol. 25, No.11, pp. 1307-1314, 1992.
- [10] S.R. Dybois and F.H. Glans, "An Autoregressive Model Approach to Two-Dimensional Shape Classification", *IEEE Trans. on PAMI.*, Vol 8, No 1, pp. 55-65, 1986.
- [11] C.T. Zahn and R.Z. Roskies, "Fourier Descriptors for Plane Closed Curves", *IEEE Trans. Comput. C-21*, pp. 269-281, 1972.
- [12] M.K. Hu, "Visual Pattern Recognition By Moment Invariants", *IEEE Trans. Inform. Theory IT-8*, pp. 179-187, 1962.
- [13] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "ART2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns," *Applied Optics*, 26(23), pp. 4919-4930, 1987
- [14] J. A. Freeman and D.M.Skapura, "Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques," *CNS*, 1991.
- [15] K. E. Price, "Matching Closed contours", in Proc. 7th Int. Conf. Pattern Recognition, Montreal, P.Q., Canada, pp. 990-992, 1984.

---

 저 자 소 개
 

---



朴榮泰(正會員)

1979年 2月 서울대학교 전자공학과(학사), 1981年 8月 한국과학기술원 전기 및 전자공학부(석사), 1989年 12月 University of California, Irvine 전기 및 컴퓨터공학과(Ph.D.), 1990年

1月 ~ 1990年 7月 University of California, Irvine (Post Doc.), 1990年 7月 ~ 1991年 2月 Innovision Medical Inc., 1991年 6月 ~ 1992年 1月 대우통신 중앙연구소, 1992年 3月 ~ 현재 경희대학교 전자공학과(조교수). 주 관심 분야는 컴퓨터 비전, 패턴인식, 신경회로망 학습이론 등임.



楊鎭星(正會員)

1994年 2月 경희대학교 전자공학과(학사), 1996年 2月 경희대학교 전자공학과(석사), 1996年 2月 ~ 현재 포스콘 근무. 주 관심 분야는 컴퓨터 비전, 디지털 영상처리 등임.