

論 文

다각근사화와 좌표 이동을 이용한 겹친 2차원 물체 인식 및 은선 재구성

準會員 朴 原 震* 正會員 柳 光 烈** 正會員 李 大 寧***

A Study on 2-D Occluded Objects Recognition and Hidden Edge Reconstruction Using Polygonal Approximation and Coordinates Transition

Won Jin PARK*, Kwang Ryeol RYU**,
Dai Young LEE*** *Regular Members*

要 約 본 논문은 겹친 2차원 물체 인식과 좌표이동에 관한 실험적 시각 시스템 설계와 알고리즘에 관한 연구이다. 대상 물체는 실제 공구를 사용하였고 공구의 모양은 변하지 않으며 평면하다고 가정한다. 인식 시스템에서의 영상내의 물체의 형태는 물체의 인식에 이용되는 형태로 서술된다. 입력 데이터는 물체의 윤곽선의 순차적 배열로 감축되고 윤곽 데이터는 다각 근사화에 의해 최소한의 윤곽 꼭지점으로 줄어든다. 인식은 모델과 새로 입력된 영상과의 매칭에서 유사성을 찾는 과정이다. 다음 모델에서 겹친 물체로의 좌표이동에 의하여 은선은 재구성된다. 최상의 매칭은 유사성 검출의 최적화에 의해 얻어진다.

ABSTRACT This paper presents an experimental model-based vision system which can identify and locate objects in scenes containing multiple occluded parts. The objects are assumed to be rigid and planar parts. In any recognition system the type of objects that might appear in the image dictates the type of knowledge that is needed to recognize the object. The data is reduced to a sequential list of points or pixels that appear on the boundary of the objects. Next the boundary of the objects is smoothed using a polygonal approximation algorithm. Recognition consists in finding the prototype that matches model to image. Now the hidden edge is reconstructed by transition model objects into occluded objects. The best match is obtained by optimising some similarity measure.

I. 序 論

*, **, ***慶熙大學校 電子工學科

Dept. of Electronic Engineering
Kyung-Hee University, Seoul, 131, Korea.
論文番號 : 87-42(接受 1986. 11. 13)

현재 산업용 자동조립 로봇트는 시각 장치가 없기 때문에 미리 정해진 작업만을 수행하므로 미

소한 작업 환경의 변화에도 작업 수행이 사실상 불가능하다.⁽⁷⁾

이러한 단점을 보완하기 위하여 컴퓨터 시각장치가 개발되었으며, 이로 인해 부품의 자동조립 공정이 전 보다 훨씬 知能的이고 柔軟性을 갖추게 되었다.^{(4),(5),(6),(9),(10),(12),(13),(17)}

그러나 아직 실제 應用上的 여러 문제점이 있으며 또한 이러한 점이 課題로 남아 있다.⁽¹⁷⁾

본 論文은 모델을 바탕으로 한 컴퓨터 시각 장치와 影像패턴 인식 알고리즘에 관한 연구로써 물체가 獨立되어 있을 경우보다 인식이 어려운 겹친 물체의 인식과 겹침에 의해 가려진 윤곽(隱線)의 再構成에 관하여 시도하였다.

윤곽 검출과 다각 근사화에 의해 추출해 놓은 각각의 물체의 特徵 패턴을 모델링(Modelling)시킨 후, 시각 장치를 통해 새로 入力된 影像의 特徵 패턴과의 매칭(Matching)에 의해 위치정보를 계산하여 類似上을 검출하고 類似性이 기준치보다 높으면 인식하게 되며, 모델 좌표계에서 새로 入力된 영상 좌표계로 매칭에서 구한 좌표차 만큼 각각의 물체를 좌표 이동시켜 겹침에 의해 가려진 윤곽(隱線)을 再構成시킨다. 또한 물체들간의 相對的 위치도 결정하여 로보트에 전달하게 된다.^{(4),(5),(6),(9),(17)}

본 알고리즘은 計算上의 速度 문제와 영상 入力裝置의 改善 그리고 전용 시스템의 구성을 통하여 實時間(Real time) 처리되어 산업용 로봇에 적용할 수 있다.

II. 前處理(Preprocessing)와 모델形成

影像 分析은 入力된 影像을 비슷한 特徵을 갖는 여러 부분으로 나누어 줌으로써 영상을 認識하는데 有用한 특징을 추출하고 또한 전체영상을 특정한 부분만으로 줄여 줌으로써 데이터 감축의 효과를 얻어서 處理 속도로 빨라지고 매칭(Mat- ching) 횟수도 줄어들게 된다. ^{(1),(2),(8),(14),(15),(16)}

가. 輪廓 檢出

윤곽 검출은 影像分析의 첫 단계로써 영상의 照度 對比(Contrast)를 증가시키거나 그레이 레벨

(Gray level) 히스토그램(Histogram)變換 방법등이 있다.^{(1),(2)}

非線型 演算子중 대표적인 소벨(Sobel)演算子는 식(1)과 같이 정의할 수 있다.

$$S(m, n) = [dx^2(m, n) + dy^2(m, n)]^{1/2} \quad (1)$$

이때 dx, dy는 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} dx &= (g+2h+i) - (a+2b+c) \\ dy &= (c+2f+i) - (a+2d+g) \end{aligned} \quad (2)$$

식(2)를 考察해 보면, 그림 1-b에서 dx는 X

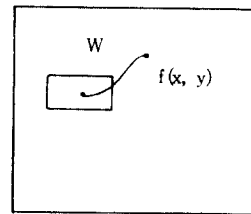


그림 1-(a) 공간 콘볼루션
Spatial Convolution.

a	b	c
d	e	f
g	h	i

그림 1-(b) 3×3 소벨 연산자 마스크
3×3 Sobel Operator Mask.

방향으로의 變化率을 계산하되, 3×3윈도우(Window)내의 각 점이 참여하는 比重(Weight)이 1 : 2 : 1로 주어지는 것이다.

이와같이 계산한 소벨(Sobel)演算子는 X-Y 방향만을 측정하므로 윤곽선이 두꺼워지는 단점도 있으나 속도가 빠르고 윤곽이 끊어질 우려가 없기 때문에 비교적 윤곽의 보존성이 좋아 影像의 매칭에 아주 좋은 장점이 있고, 또한 라플라

시안(Laplacian)에 비해서 雜音(Noise)에 덜 민감하여 물체 인식에는 가장 많이 쓰인다.^{(1),(2)}

본 논문에서도 윤곽선이 끊기지 않아야 매칭이 되므로 소벨(Sobel)演算子를 사용하였다.^{(1),(2),(4),(17)}

나. 多角近似化(Polygonal Approximation)

소벨(Sobel)演算子에 의해 검출된 윤곽은 영상 입력시에 조명, 겹침등에 의하여 변형되거나 혹은 복잡하게 되는데 이를 보다 스무드(Smooth)하게 하여 少數의 직선들로 분할하여 주면 원래 영상의 모양은 보존되면서 원래 영상보다 훨씬 간단화된 직선도의 윤곽 패턴으로 검출되어 약 5~10%로 윤곽선이 줄어든다.^{(4),(8),(16),(17)} 이는 물체에서 윤곽점들의 위치 變化率이 작으면 並合(Merge)시키는 알고리즘이다.^{(4),(14),(15),(16)}

이전에는 윤곽점들의 각도 偏差를 계산하여 $\pm 10^\circ$ 이내는 並合(Merge)시키고 $\pm 10^\circ$ 이상에서는 分割(Split)시켰었다.⁽¹⁷⁾

그러나 이 경우는 雜音(Noise)에 민감하여 類似性(Similarity)이 많이 떨어지는 단점이 있었다.⁽¹⁷⁾

본 논문에서는 소벨 연산에 의해 검출된 영상의 그레이레벨 히스토그램에서 변화율의 비가 5% 이내에 드는 계곡(Valley)에서 평균치를 계산에 의하여 검출하였고, 그 값을 드레슬딩 하여 이진 영상으로 변환시켰다. 이러한 이진 영상에서 8방향 체인코드를 이용하여 초기점을 Left-

Upper로 설정하고 Left-Upper 우선순으로 시계 방향으로 추적하여 초기점으로 돌아오면 추적이 끝나게 된다. 이 결과 두꺼운 이진 윤곽은 최외각의 윤곽선만을 갖는 세선화된 결과를 갖게되어 다각 근사화 알고리즘이 수행된다. 다각 근사화 알고리즘은 윤곽선의 upper-left와 lower-right 방향의 대각선을 그어 점을 초기점과 끝점으로 보존시키는 방법을 사용하였다. 예를 들면 그림 2, 그림 3과 같다.

그림 2에서 \overline{AB} 윤곽에서 점 A와 점 B를 잇는 직선 선분에 平行하는 선분중 \overline{AB} 곡선에 접하는 점 C에서 선분 \overline{AB} 와의 垂直 거리가 최대가 되므로 C점을 검출하여 \overline{AB} 윤곽을 \overline{AC} 직선 선분과 \overline{CB} 직선 선분으로 分割(Split)하게 된다.

A점과 B점을 지나는 직선의 방정식이 A점, B점의 좌표값에 의해 결정되고 C점의 좌표는 윤곽 데이터의 좌표값이 되므로 \overline{CD} 선분은 \overline{AB} 선분과 垂直이 되어 기울기가 \overline{AB} 선분 기울기의 陰의 逆函數가 되고 C점의 좌표에 의해 \overline{CD} 선분의 직선 방정식이 결정되어 \overline{CD} 선분의 길이가 검출된다. \overline{CD} 선분의 길이 즉 dmax가 기준치보다 크면 \overline{AC} 선분과 \overline{CB} 선분으로 分割(Split)시키고, 기준치보다 작으면 \overline{AB} 선분으로 並合(Merge)시킨다.

dmax가 커질수록 윤곽 꼭지점의 수는 줄어들고, 반대로 dmax가 작아질수록 윤곽 꼭지점의 수는 늘어나게 된다. 모델링된 윤곽 꼭지점과 새로 입력된 공구의 윤곽 꼭지점의 dmax값은 서로 일치 해야하며 dmax값의 변화는 물체의 해상도에 영향을 미치나, 인식에는 영향을 미치지 않으므로 임의의 값을 설정하였다. 그림 3-a의 경우, 물체의 윤곽 데이터에 의한 多角近似化한 결과는, 17개의 꼭지점으로 이루어진 직선도의 윤곽이 검출된다. 계산시 물체 윤곽점들은 8방향 체인코드(Chain-Code)로 left-upper 방향 우선순위로 시계 방향으로 이동시키며 그림 3-b처럼 配列하고 각 점들을 직선 방정식에 代入하여가며 dmax를 검출한다.

多角近似化에서 꼭지점 발생 순서는 left 방향으로 발생시키며 그점을 open 하고, dmax가 기준치보다 작으면 right 방향으로 이동하여 close 시켜가는 방법을 사용한다. 초기점은 left-upper

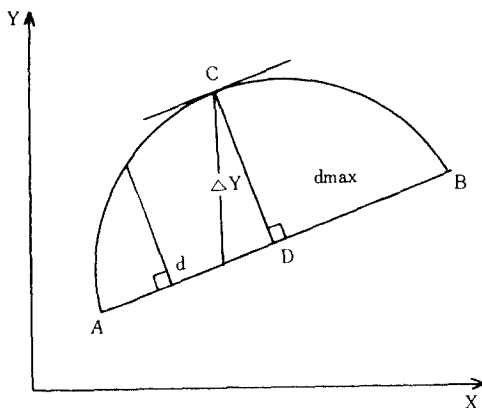


그림 2 꼭지점 검출 Vertex Point Generation.

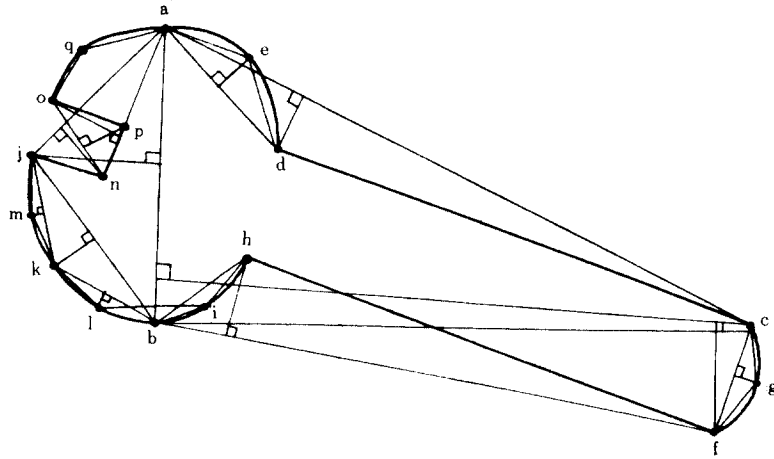


그림 3 -(a) 다각 근사화
Polygonal Approximation.

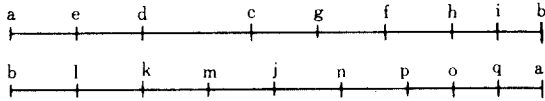
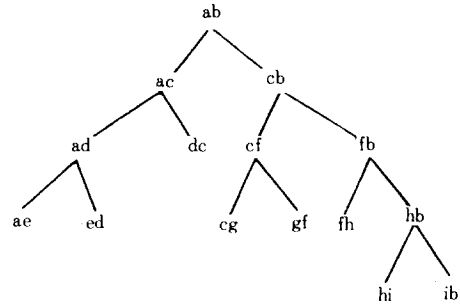


그림 3 -(b) 윤곽 데이터의 배열과 다각 근사화에 의한 꼭지점
Array of Edge Data and Vertex Point with
Polygonal Approximation.



이다.

그림 3-c는 꼭지점 발생 이진 트리를 보여준다. 다각 근사화 순서는 이진 트리 발생 순서와 같이 left 우선 방향으로 발생시키고 right 방향으로 이동한다.

본 알고리즘은 물체의 윤곽점에 의한 대각선상의 가장 먼 점을 추출하는 것으로 각도의 변화가 큰 특징점은 dmax에 의하여 반드시 검출되는, 초기점의 변동에 따른 방향성에 전혀 무관한 알고리즘이다.

다. 모델 形成

각각의 물체는 多角 近似化에 의해 검출된 꼭지점들의 座標값으로 모델링되고, 새로 입력된 영상은 이와같은 前 處理(Preprocessing)에 의해 똑같이 꼭지점들의 座標값으로 형성되어 모델링된 꼭지점들과 매칭이 이루어진다.

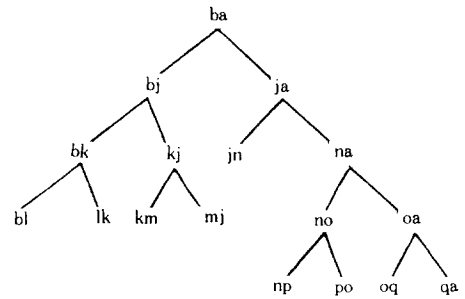


그림 3 -(c) 다각 근사화에 의한 꼭지점 발생 트리
Vertex Point Generating Binary Tree with
Polygonal Approximation.

본 논문에서의 경우 원래의 입력 영상이 80×80 디멘전, 64 그레이 레벨의 해상도를 갖고 전처리에 의하여 추출된 꼭지점이 약 40개 이므로

데이터 압축률이 40/80×80×6 (bits)가 되어 매칭 횟수를 줄여주는 효과를 갖는다.

Ⅲ. 매칭 (Matching)에 의한 認識과 隱線 再構成

가. 매칭 (Matching)

매칭은 前 處理에 의해 모델링된 꼭지점 群들과 새로 입력된 影像의 꼭지점 群들을 비교하고 類似한 群들을 찾아내고 位值 座標值들을 검출하여 내는 것이다.

모델링된 影像의 꼭지점들과 새로 입력된 影像의 꼭지점 群들을 기준축 (X축)에 의해 발생하는 각도 θ_i , θ_j 의 差와 座標移動差 Δx , Δy 를 검출해 내는 과정이다.

$$\begin{aligned} \theta &= \theta_j - \theta_i \text{ (Rotation angle)} \\ S &= K_j / K_i \text{ (Scale Factor)} \\ \Delta x &= S A_y \sin \theta - S A_x \cos \theta + C_x \quad (3) \\ \Delta y &= -S A_x \sin \theta - S A_y \cos \theta + C_y \end{aligned}$$

(Transition Factor)

모델과 새로 입력된 影像의 각각의 꼭지점들의 매칭 횟수는 모델의 꼭지점이 n개이고 새로 입력된 꼭지점이 m개라면 $n \times m$ 회가 되며 이들중 類似한 값을 검출하여 동일한 물체로 추정되고 類似한 파라미터 (Parameter)의 값으로 모델의 꼭지점을 새로 입력된 影像의 꼭지점으로 (Δx , Δy , θ) 만큼 이동시켜 重으로써 겹침에 의해 손상된 윤곽을 검출해낼 수 있다.

또한 겹친 影像에서는 물체의 윤곽선 내부에서 그레이레벨의 변화가 많은 물체는 아래에 위치하고, 변화가 없는 물체는 위에 위치함을 알 수 있다. 아래에 위치한 공구는 위에 위치한 공구에 의해 공구 내부에 윤곽선이 존재하기 때문이다.

影像의 디지털화 과정에서 解像度 (Resolution)가 높으면 겹침에 의해서 물체위에 위치한 물체의 윤곽선도 충분히 검출할 수 있다. 또한 Scale Factor S는 물체와 카메라와의 거리에 의해 크기가 변형되는 비를 검출해 내는 요소이다. 매칭에는 全般的 (Global) 매칭과 局部的 (Local)

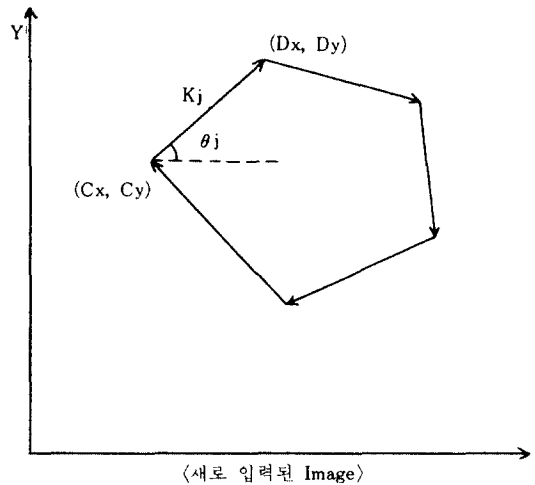
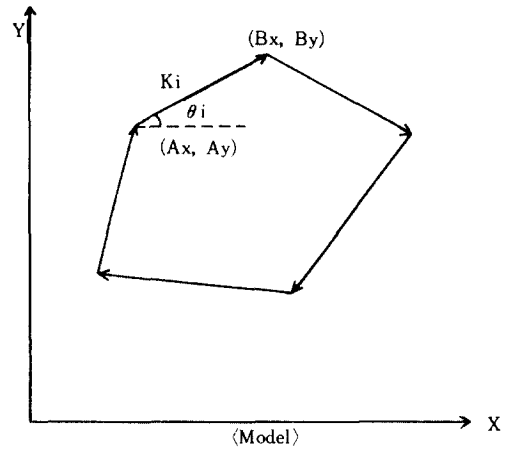


그림 4 모델 꼭지점과 새로 입력된 영상 꼭지점과의 매칭 Matching Model Vertex Point to Image Vertex Point.

매칭 방법이 있는데 물체가 獨立되어 있을 경우에는 全般的 (Global) 매칭이 有利하고 물체가 겹쳐져 있을 경우에는 局部的 (Local) 매칭이 有利하다.⁽⁴⁾

全般的 (Global) 매칭 방법은 물체의 면적, 물체의 둘레길이, 홀(hole)의 갯수, 홀(hole)의 면적 등을 매칭 파라미터 (Parameter)로 사용하는 방법인데 이는 물체의 全部가 드러나 있어야 가능하다. 그러므로 물체가 겹쳐져 있을 경우에는 사용할 수 없는 방법이다. 局部的 (Local) 매칭 방법은 影像의 部分 특징을 매칭 파라미터로 사용하

는데, 코너(Corner), 曲率函數(Curvature Function) 등이 있다.

본 논문의 방법은 多角 近似化에 의한 꼭지점들로 좌표 매칭시키는 방법으로 局部的(Local) 매칭에 해당된다.¹⁴⁾

나. 認 識

認識은 기본적으로 각각의 물체에다 名稱을 붙이는 작업이다. 이는 認識의 대상이 될 한정된 물체의 특징을 데이터 베이스에 모델링 시켜놓고 새로 입력된 물체를 같은 방법으로 처리하여 類似한 쌍을 찾아서 類似性(Similarity)을 검출하는 과정이다.¹⁵⁾

검출된 유사성이 기준치보다 높으면 물체는 인식되고 명칭이 부여된다. 만일 유사성이 기준치보다 작게 되면 인식은 실패하게 된다.

본 실험에서는 각각의 공구의 다각 근사화에 의한 꼭지점의 수가 단일공구의 경우 약 20개 이므로 매칭에서 유사치가 10개 이상 존재하는 경우 동일한 물체로 간주하고 그 값의 평균치를 구하여 좌표이동 데이터로 삼았고 좌표이동 후 일치되는 면적의 백분율을 계산하여 50% 이상 되는 경우 인식하게 된다.

매칭에 의해 계산된 $(\Delta x, \Delta y, \theta)$ 값중 모델과 새로 입력된 영상이 일치하면 $(\Delta x, \Delta y, \theta)$ 는 일정한 값을 갖게 되고, 多角 近似化(Polygonal Approximation)된 직선의 선분比(Scale)도 일정하다. 즉 어떠한 모양의 물체라도 자기 고유 윤곽을 지니고 있으므로 본 알고리즘에 의해 認識이 가능하다.

그러므로 認識 알고리즘은 影像 내에서 물체의 각 부분을 識別하고 각 요소에 名稱을 부여한다(e,

g. 렌치, 플라이어, 스패너 등).

다. 隱線 再構成

검침에 의해 가려진 윤곽은 매칭에 의하여 검출된 위치 좌표차 $(\theta, \Delta x, \Delta y)$ 만큼 모델 좌표계에서 새로 입력된 영상좌표계로 물체를 좌표이동 시켜줌으로써 再構成 시킨다.

좌표이동식은 식 (3)과 같은 형태이고 식 (3)에서 구하여진 $(\Delta x, \Delta y, \theta)$ 의 평균치만큼 식 (4)와 같이 이동시켜주어 겹쳐진 영상에서 각각의 물체를 分離하고 검침에 의해 가려진 輪廓(隱線)을 再構成한다.

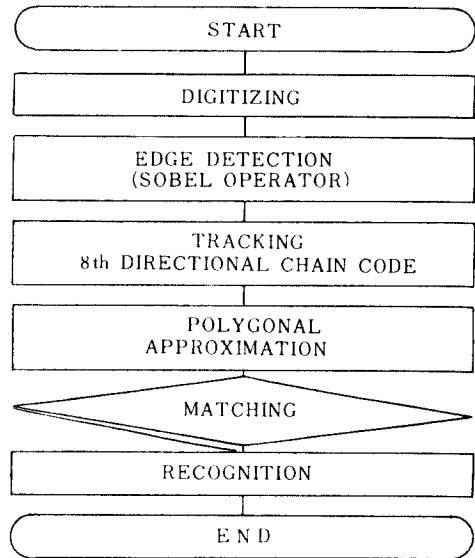


그림 5 알고리즘의 계통도
Systematic Diagram of Algorithm.

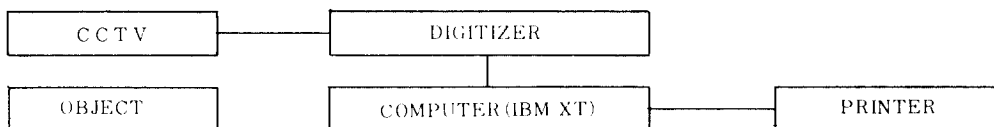


그림 6 컴퓨터 시각장치의 구성도
Diagram of Computer Vision System.

$$\begin{aligned} C_x &= -S A_y \sin \theta + S A_x \cos \theta + \Delta x \\ C_y &= S A_x \sin \theta + S A_y \cos \theta + \Delta y \end{aligned} \quad (4)$$

IV. 實驗 및 결과 考察

본 실험의 계통도는 그림 5 와 같다. 입력 影像은 그림 6의 컴퓨터 시각 장치를 통하여 입력시

켜 80×80의 디멘전(Dimension)으로 샘플링(Sampling)하고 64 그레이 레벨(Gray Level)로 量子化(Quantizing)하였다.

이렇게 디지털화(Digitizing)된 입력 影像을 소벨 演算子(Sobel Operator)를 이용하여 윤곽 추적하였고, 추적된 윤곽을 2진으로 처리하였다. 이때 히스토그램(Histogram)분포에서 골짜기(Valley)에 해당하는 점(45그레이 레벨)을 스레솔딩

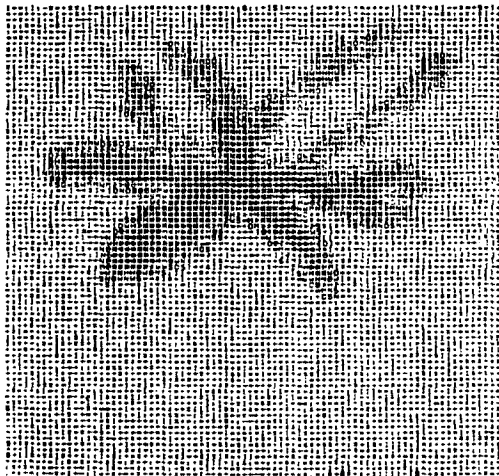


그림 7 겹친 공구의 디지털 영상
Digital Image of Occluded Tools.

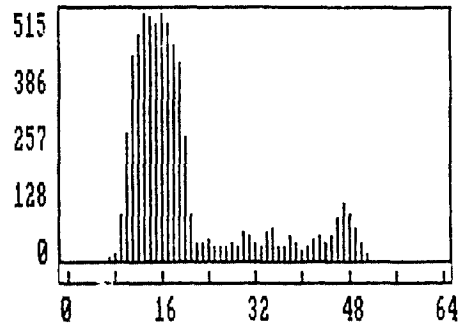


그림 8 그림 7의 히스토그램
Histogram of Fig. 7.

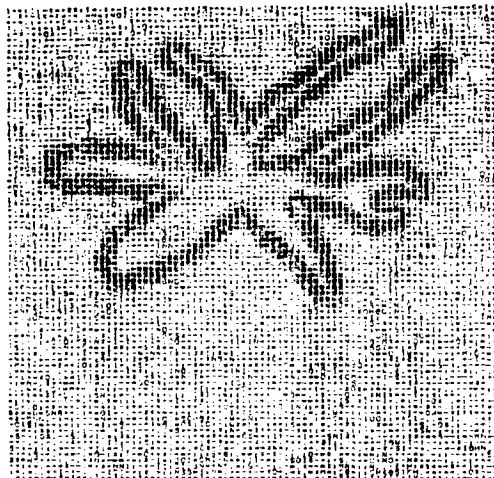


그림 9 겹친 공구의 윤곽 추출
Edge Detection of Occluded Tools.

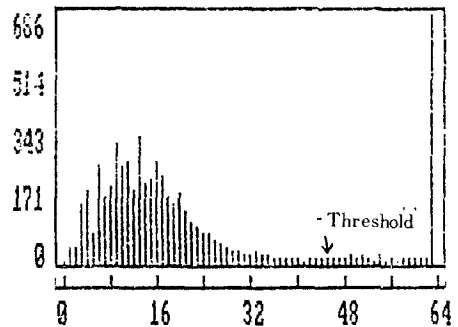


그림 10 그림 9의 히스토그램
Histogram of Fig. 9.

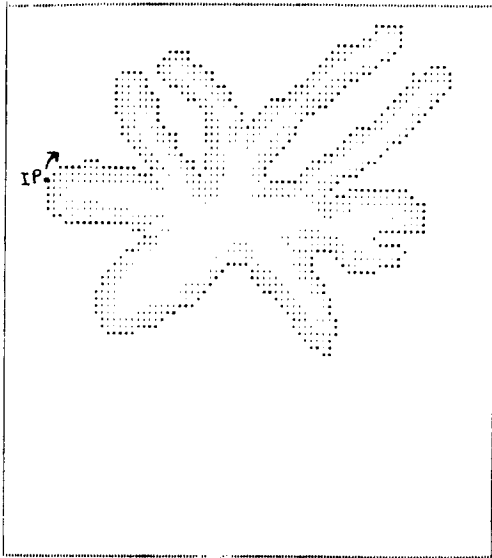


그림 11 방향 코드에 의한 겹친 공구의 윤곽 추적(진한 점)
Edge Tracking of Occluded Tools by Chain Code.

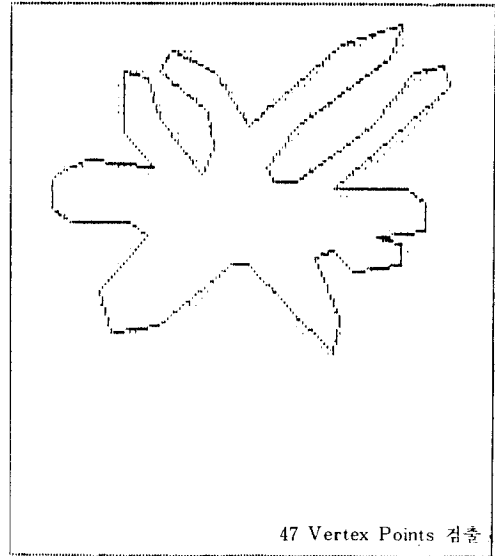


그림 12 겹친 공구의 다각 근사화
Polygonal Approximation of Occluded Tools.

(Thresholding)시켰다. 2진으로 처리된 윤곽은 8 방향 체인 코드(Chain Code)에 의해 순차적으로 (X, Y) 좌표값으로 읽어진다. 이러한 윤곽 좌표값을 이용하여 多角 近似化(Polygonal Approximation)가 행해져서 원래 影像은 물체의 형태를 최대한 보존하면서 최소의 윤곽 꼭지점을 갖게 된다.^{(4)(8), (6), (17)}

본 실험에서는 룬노우즈 플라이어, 렌치, 스캐너 세 개의 공구를 각각 前 處理(Preprocessing)하여 모델링하고 세 개의 공구가 겹쳐진 影像을 새로 입력시켜 동일하게 前 處理하여 모델링된 각각의 공구와 매칭에 의해 角度差(θ), 座標 變換值($\Delta x, \Delta y$)를 계산한다.

그림 7은 겹친 공구의 디지털이징된 영상을 보이다. 그림 8은 그림 7의 히스토그램을 나타낸다. 그림 9는 소벨 演算子(Sobel Operator)에 의해 검출된 윤곽이고 그림 10은 그림 9의 히스토그램을 나타낸다. 그림 8과 그림 10을 비교하여 보면 그림 10에서 높은 그레이레벨의 분포가 많음을 알 수 있다.

그림 11은 방향코드에 의해 검출된 윤곽이다. 방

향코드 추적시 초기점은 Left-Upper 점이며, Left-Upper 우선으로 시계 방향으로 진행해 간다.

그림 12는 多角 近似化(Polygonal Approximation)에 의해 추출된 꼭지점을 보여준다. 다각 근사화에 의한 겹친 공구의 꼭지점은 47개가 검출되었다.

다각 근사화에 의하여 80×80 디멘전과 64 그레이레벨의 원래 영상이 약 40개의 꼭지점으로 충분히 형태를 보존하므로 데이터 압축률이 $40/80 \times 80 \times 6$ (bits) = 약 1/960 정도의 놀라운 결과를 얻었다.

I : 새로 입력된 영상의 꼭지점번호

M : Model의 꼭지점번호

θ_i : X축과 Model 꼭지점과 이루는 각도

(그림 4 참조)

θ_j : X축과 새로입력된 영상꼭지점과 이루는 각도

(그림 4 참조)

$\theta : \theta_j - \theta_i$ (그림 4 참조)

Δx Model과 새로입력된 영상과의 위치좌표

Δy (그림 4 참조)

표 1 렌치와 새로 입력된 겹친 공구와의 매칭에 의해 검출된 유사한 쌍
 Extracted Similar Pair with Matching Wrench to Occluded Tools.

I	M	θ_i	θ_j	θ	Δx	Δy
19	19	-56.31	66.50	-122.81	3.68	109.81
19	17	-56.31	66.80	-123.11	-21.06	139.26
20	18	-39.81	82.88	-122.68	1.18	105.12
16	13	-51.34	71.57	-122.91	-4.87	89.34
17	14	-73.30	51.34	-124.64	-28.68	122.70
23	19	-56.31	66.50	-122.81	21.68	94.81
16	11	-51.34	66.37	-117.71	4.66	66.21
17	12	-73.30	50.19	-123.50	-14.11	97.09
23	17	-56.31	66.80	-123.1	-3.06	124.26
24	18	-41.19	82.88	-124.06	2.56	117.51
16	8	-51.34	70.82	-122.16	4.75	79.04
19	11	56.31	66.37	-122.68	-3.02	90.27
27	19	-51.71	66.50	-118.21	3.94	119.31
13	3	-33.69	90.00	-123.69	17.49	45.25
20	10	-39.81	77.91	-117.71	15.66	65.04
27	17	-51.71	66.80	-118.51	-23.08	146.68
19	7	-56.31	63.44	-119.74	-10.61	107.03
23	11	-56.31	66.37	-122.68	14.98	75.27
24	10	-41.19	77.91	-119.09	16.07	77.10
27	13	-51.71	71.57	-123.28	-10.55	122.48
19	4	-56.31	61.93	-118.24	11.77	84.81
20	5	-39.81	77.47	-117.28	11.74	83.86
23	7	-56.31	63.44	-119.74	7.39	92.03
27	11	-51.71	66.37	-118.08	-1.17	99.30
23	4	-56.31	61.93	-118.24	29.77	69.81
24	5	-41.19	77.47	-118.66	12.60	96.00
27	8	-51.71	70.82	-122.53	-1.00	112.13
36	14	-71.57	51.34	-122.91	-0.69	120.62
41	19	-53.13	66.50	-119.63	31.09	83.50
36	12	-71.57	50.19	-121.76	14.62	95.46
41	17	-53.13	66.80	-119.93	4.75	111.53
41	13	-53.13	71.57	-124.70	16.69	87.03
41	11	-53.13	66.37	-119.50	25.48	63.61
41	8	-53.13	70.82	-123.95	25.98	76.44
44	10	-45.00	77.91	-122.91	41.21	32.19

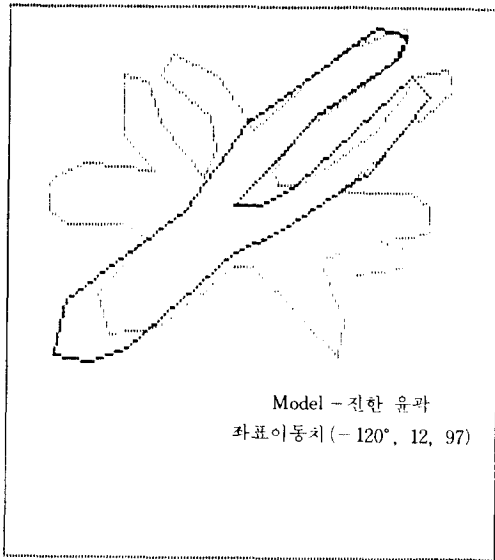
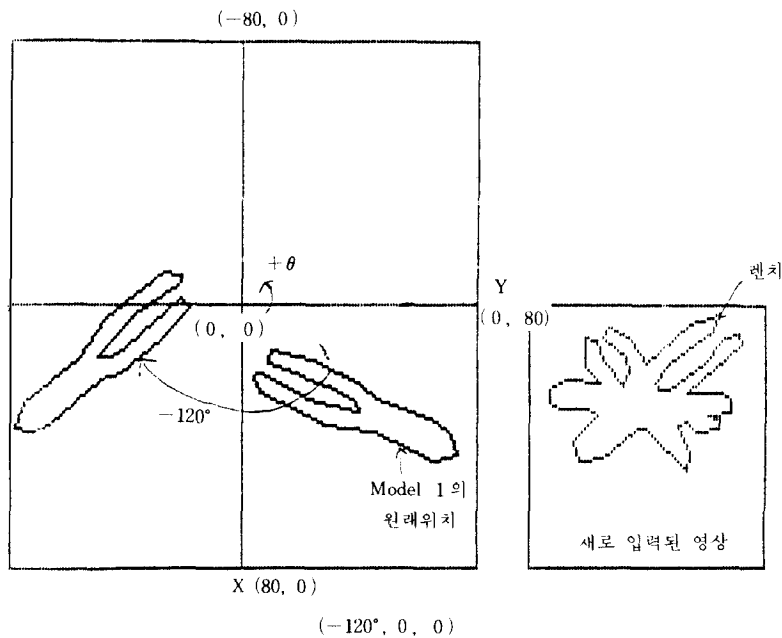


그림13 공구 1에서 새로 입력된 겹친 공구 로의 좌표이동
Model Tool 1 to Occluded Tools 2-D Transition.

표 1은 렌치와 겹친 공구와의 매칭에 의해 검출된 類似한 쌍의 $(\theta, \Delta x, \Delta y)$ 를 나타내며, 표는 매칭의 결과 유사 각도 편차가 $\pm 10^\circ$ 이내에 드는 쌍이 10개 이상 존재하는 경우를 검출한 것이며 이들중에서 $\Delta x, \Delta y$ 편차값이 ± 20 이내에 드는 값을 밑줄을 그었고 그들의 평균값이 $(-120.04, 12, 97)$ 와 같이 검출되었다.

그림13, 그림14, 그림15는 매칭 결과표에 의해 검출된 $(\theta, \Delta x, \Delta y)$ 에 의해 각각의 모델에서 새로 입력된 겹친 影像으로의 座標 이동된 결과를 보여준다. 겹침에 의해 가려진 윤곽은 그림과 같이 나타나 있다.

컴퓨터 시각 認識 장치에서 가장 중요한 요소는 計算速度(CPU Time)와 認識率(Similarity)을 들 수 있는데, 影像 入力시 카메라의 感知能力은 공구표면의 光學的 특성에 의해 결정되는데 대 상공구의 반사특성이 좋지 못하며, 또한 光源에 의한 그림자 雜音(Noise)도 상당한 영향을 미치



좌표이동후 새로 입력된 영상의 렌치와 방향성이 일치하고 있음

그림13-(a) 그림13의 보충설명 그림

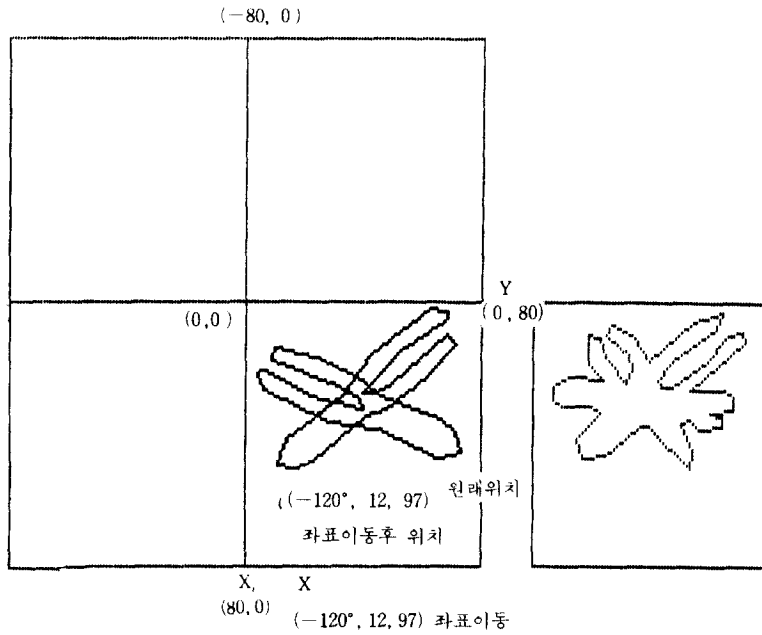


그림13-(b) 그림13의 보충설명 그림.

고 있으며 카메라와 물체의 위치와 각도의 미소한 변화등도 고려해야할 것이다.

그리고 비슷한 공구의 認識에는 影像 入力시에 解像度(Resolution)를 높여주어야만 認識이 가능

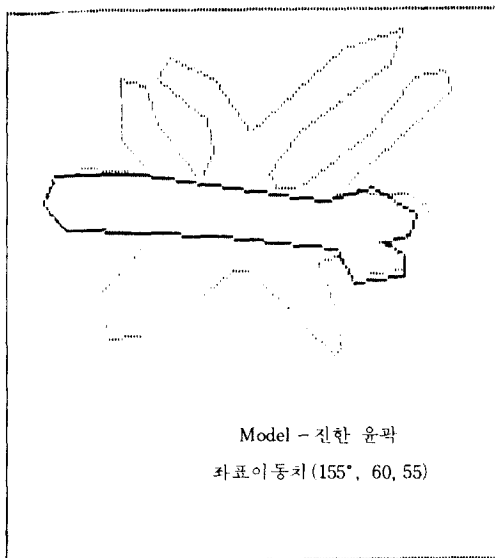


그림14 공구2에서 새로 입력된 겹친 공구 로의 좌표이동 Model Tool 2 to Occluded Tools 2-D Transition.

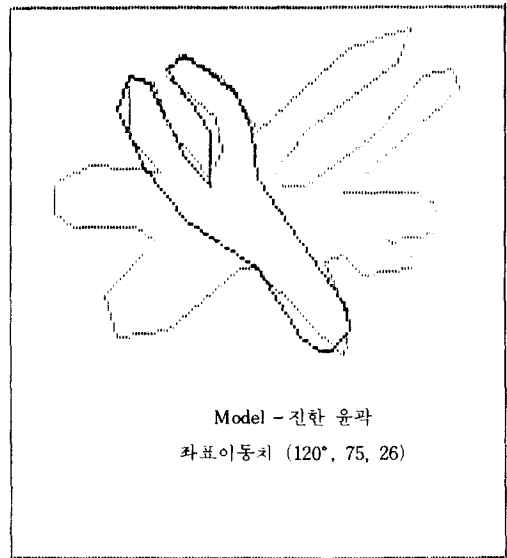


그림15 공구3에서 새로 입력된 겹친 공구 로의 좌표이동 Model Tool 3 to Occluded Tools 2-D Transition.

해지므로 계산량이 많아져서 시간이오래 걸리게 된다. 유사성 검출은 식 5 와 같다.

$$\begin{aligned} \text{유사성} &= \frac{\text{일치된 면적}}{\text{MODEL의 면적}} \times 100(\%) \\ &= \frac{\text{일치된 Pixel 수}}{\text{MODEL의 Pixel 수}} \times 100(\%) \quad (5) \end{aligned}$$

식 5에 의하여 각각의 공구의 유사성은 표 2와 같다.

표 2 유사성 검출
Similarity Measure.

공구 1	89.69(%)
공구 2	93.23(%)
공구 3	91.59(%)
평균	91.50(%)

다각 근사화 방법이 이전보다 인접 화소에 독립적인 알고리즘이므로 잡음에 강하여 유사성이 매우 높아졌음을 알 수 있다.¹⁷⁾

본 실험의 알고리즘은 BASIC MS-VERSION 2.2와 MS-VERSION 1.0 컴파일러를 사용하여 CPU-TIME은 표 3과 같이 나타났다.

표 3 계산 시간
Computation Time(CPU-TIME).

윤곽 검출(Sobel Operator)	40 초
체인 코드 추적과 다각 근사화	10 초
매칭과 인식	20 초
좌표이동에 의한 은선 재구성	10 초

실제 산업용 로봇에 적용이 되려면 實時間(Real Time)處理가 가능해야 하므로 시간을 단축시키는 방법으로 並列處理(Parallel Processing)가 시도되고 있다. 이는 한 장의 影像을 여러개의 프로세서(Processor)로 처리하는 방법인데, 프로세서 數만큼 計算速度는 빨라진다.

V. 結 論

산업용 로봇의 시각 시스템 구성을 위한 다각도의 연구가 계속되는 과정에서 겹친 物體의

認識도 많이 시도되고 있다.^{(4),(5),(6),(9),(10),(13),(17)}

그러나 인식 對象에 따라서 認識 方法도 달라져야 아직 여러가지 假定을 안고있는 실정이다. 본 연구에서는 多角 近似化에 의해 個個 物體의 特徵點 座表를 모델링하고 새로 입력된 겹친 物體 特徵點 座表와의 좌표 매칭을 시도하여 인식하고 좌표 정보를 이용하여 개개 물체에서 겹친 물체 에로의 좌표 이동을 실시하여 겹침에 의한 隱線을 再構成 하였다. 오차도 10(%)이내에 들어 매우 만족할 만한 결과를 얻었다. 다각 근사화 방법이 이전보다 잡음에 강하여 유사성이 약30(%) 이상 개선되었고¹⁸⁾計算速度도 퍼스날 컴퓨터로 처리하여 약80초 걸렸으므로 전용 시스템을 구성하고 알고리즘을 기계어로 번역한다면 實時間處理가 가능하다.

본 실험에서의 다각 근사화에 의한 데이터 압축율이 약 1/10,240 이므로 윤곽에 의한 인식이 가능한 물체의 전송시 응용이 가능하고 指紋 인식에도 응용이 가능할 것으로 예상된다.

공구나 부품등에서 모양이 변형되는 공구가 많으나 시험적인 단계에서 고정을 가정하였고 고정된 공구의 인식을 바탕으로 유동성 공구의 인식을 시도할 계획이다. 유동성 공구의 경우 유동성의 한계등 더욱 많은 매칭 파라미터를 필요하게 될 것이다. 影像 입력 장치인 카메라는 3차원 공구의 윤곽이 조명의 변화에 민감하여 겹친 물체의 경우 雜音이 많아지고, 윤곽이 변형되는 경우가 많다. 그러나 평편한 물체는 본 알고리즘으로 충분히 잡음 문제를 극복할 수 있고, 대부분의 공구가 평편하므로 산업용 로봇에 적용이 가능할 것으로 전망한다.

본 실험에서 나타나는 많은 파라미터는 데이터 입력 과정이 일정하게 유지되는 조건에서 인식에 미치는 영향이 무시할 정도였으나 실제 작업 환경에서는 충분한 고려가 있어야 할 것으로 전망한다.

본 실험을 통해 자동 조립 工程에서 겹친 공구의 認識과 座表移動이 가능하므로 위치좌표를 로봇에 전달하여 작업이 훨씬 知能的이고 柔軟性을 갖춘 작업을 기대할 수 있겠다.

앞으로 並列 하드웨어의 적용으로 더욱 속도가

빠른 컴퓨터 시각認識 장치의 구성을 시도할 계획이다.

參 考 文 獻

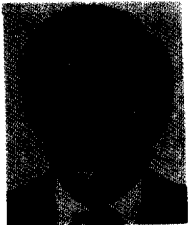
- (1) A. Rosenfeld, A. C. Kak, Digital Picture Processing, Academic Press, 1976.
- (2) E. L. Hall, Computer Image Processing and Recognition, Academic press, 1979.
- (3) W. K. Pratt, Digital Image Processing, John Wiley & Sons, 1978.
- (4) R. L. Kashap and Mark W. Koch, "Computer Vision Algorithms used in Recognition of Occluded Objects," The Conference on Artificial Intelligence Applications, 1st, pp. 150-155, IEEE, 1984.
- (5) Perkins, W. A., "A Model-Based Vision System for Industrial Parts," IEEE Transactions on Computers, C-27, no. 2, pp. 126-143, February 1978.
- (6) Perkins, W. A., "Simplified Model-Based Part Locator," Proceedings 5th International Conference on Pattern Recognition, pp. 260-263, IEEE, 1980.
- (7) Mattill, J. "The Bin of Parts Problem and the Ice-Box Box Puzzle," Technology Review, 78, pp. 18-19, June 1976.
- (8) Montanary, U., "A Note on Minimal Length Polygonal Approximation to Digitized Contour," Communications of ACM 13, no. 1, pp. 41-47, January 1970.
- (9) Ayache, N., "A Model Based-Vision System to Identify and Locate Partially Visible Industrial Parts," Proceedings of Computer Vision and Pattern Reconition, pp. 492-494, IEEE, June 1983.
- (10) Bolles, R. C. and Cain, R. A., "Recognizing and Locating and Partially Visible Workpieces," Proceedings Pattern Recognition and Image Processing, pp. 498-503, IEEE, June 1982.
- (11) Ledly, R. S., "High-Speed Automatic Analysis of Bi-medical Picture," Science 146, no. 21, Oct-Dec pp. 216-223, 1964.
- (12) Pavlidis, T. and Horowitz, S., "Segmentation of Plane Curves," IEEE Transactions on Computers, C-23, no. 8, pp. 860-870, Aug. 1974.
- (13) Trof, H., "Analysis-By-Synthesis Search for Sementic Segmentation Applied to Workpieces Recognition," 5th International Conference on Pattern Recognition, pp. 241-244, IEEE, 1980.
- (14) Pavlidis, T. Algorithms for Graphics and Image Processing, Computer Science Press, 1982.
- (15) Pavlidis, T., Structural Pattern Recognition, Springer-Verlag, N. Y., 1977.
- (16) Urs, Ramer, "An Iterative Procedure for the Polygonal Approximation of Plane Curves," Computer Graphics and Image Processing, pp. 244-256, 1972.
- (17) 박원진, 이대영, "검친 2 차원 물체의 인식에 이용되는 컴퓨터 비전알고리즘," 한국통신학회 1985년도 추계학술발표회 논문집 pp. 103-105, Nov. 1985.



朴 原 震 (Won Jin PARK) 準會員
 1962年 4月 3日生
 1981年 3月~1985年 2月: 慶熙大學校 電
 子工學科 工學士(B.S.)
 1985年 3月~現在: 慶熙大學校 大學院
 電子工學科 工學碩士(M.S.)
 1986年 3月~1987年 2月: 慶熙大學校 產
 業工學科 電算助教



柳 光 烈 (Kwang Ryeol RYU) 正會員
 1954年 9月 15日生
 1975年 2月: 光云工大 無線通信學科 工
 學士(B. S.)
 1980年 8月: 慶熙大學校 大學院 電子工
 學科 工學碩士(M. S.)
 1985年 2月: 慶熙大學校 大學院 電子工
 學科 博士課程修了
 1984~1985: 三星電子 綜合研究所 代理
 現在: 曠원大學校 電算情報學科 學科長



李 大 寧 (Dai Young LEE) 正會員
 1940年 3月 18日生
 1968年 9月~1970年 3月: 캘리포니아州
 立大學院 (工
 學碩士)
 1976年 9月~1979年 9月: 延世大學校 大
 學院 電子工學
 科(工學博士)

1971年 9月: 慶熙大學校 工科大学 電子工學科 助教授
 1977年 3月: 慶熙大學校 工科大学 電子工學科 副教授
 1982年 3月~現在: 慶熙大學校 工科大学 電子工學科 教授, 本學
 會理事
 1982年 9月: 慶熙大學校 工科大学 長, 韓國情報科學會理事