

論文95-32B-11-4

동심원 잡음패턴을 가진 물체의 위치정보획득 알고리즘

(An Algorithm to Obtain Location Information of Objects with Concentric Noise Patterns)

沈 泳 錫 *, 文 泳 植 *, 朴 成 漢 *

(Young-Seok Sim, Young-Shik Moon, and Sung-Han Park)

요 약

최근 자동생산 및 조립라인에서는 컴퓨터비전을 이용하여 물체인식 및 위치제어방법을 많이 활용하고 있다. 이와같은 컴퓨터비전 응용분야에서 물체를 정확히 인식하기 위하여 가장 중요한 것은 그 물체의 고유한 특징을 명확히 분석하고, 분석된 특징을 이용하여 효율적으로 정합시킬 수 있는 알고리즘을 찾는 것이다. 일반적으로 대상물체가 규칙적이거나 균일한 패턴을 포함하고 있을 때는 이 조건을 이용하여 문제를 단순화시킬 수 있다. 그러나, 대상물체가 상하좌우로 이동되어 있거나, 회전되어 입력되고, 또는 시각입력장치의 거리가 불균일한 환경 하에서는 문제 해결이 더욱 어려워진다. 또한 동심원 잡음패턴을 가지는 물체의 해석 및 인식 분야에서는, 직교 좌표계 보다는 극 좌표계로 특징정보를 표현하여 정합을 시도하는 것이 효율적이다.

본 논문에서는 동심원 잡음패턴을 가지는 물체를 인식하여, 위치정보를 획득하는 알고리즘을 제안한다. 이를 위하여, 먼저 효율적인 동심원 제거처리를 수행하여 특징성분을 얻는다. 여기서 얻어진 특징패턴의 극좌표 표현으로부터 특징정보를 얻는다. 이 특징정보를 이용하여 입력물체의 이동, 회전 및 크기 변화에 관계 없이 적용할 수 있는 알고리즘을 제안하며, 그 알고리즘의 실험 및 결과를 보인다.

Abstract

For the factory automation(FA) of production or assembly lines, computer vision techniques have been widely used for the recognition and position-control of objects. In this application, it is very important to analyze characteristic features of each object and to find an efficient matching algorithm using the selected features. If the object has regular or homogeneous patterns, the problem is relatively simple. However, if the object is shifted or rotated, and if the depth of the input visual system is not fixed, the problem becomes very complicated. Also, in order to understand and recognize objects with concentric noise patterns, it is more effective to use feature-information represented in polar coordinates than in cartesian coordinates.

In this paper, an algorithm for the recognition of objects with concentric circular noise-patterns is proposed. And position-control information is calculated with the matching result. First, a filtering algorithm for eliminating concentric noise patterns is proposed to obtain concentric-feature patterns. Then a shift, rotation and scale invariant algorithm is proposed for the recognition and position-control of objects using invariant feature information. Experimental results indicate the effectiveness of the proposed algorithm.

* 正會員, 漢陽大學校 電子計算學科

Hanyang Univ.)

(Dept. of Computer Science & Engineering,

接受日字:1994年3月3日, 수정완료일:1995年10月30日

I. 서 론

최근 무결점제품의 생산과 완전 무인자동생산 및 검사시스템의 구축을 위하여 컴퓨터시각장치를 적극 활용하고 있다. 특히 제품의 조립 및 검사라인에서 물체에 대한 인식과 위치제어를 위하여 robot arm과 결합하여 활용하는 컴퓨터비전시스템을 많이 응용하고 있다. 이런 목적을 수행하기 위하여 컴퓨터비전분야에서 여러가지 방법의 연구가 진행되어 왔는데^{[1]-[5]}, 이것을 큰 범주로 나누어 보면 다음과 같다. 첫째, FFT, 디지털 필터링, 컨벌루션 또는 통계적처리방법 등과 같은 신호 처리방법이 있다^[6]. 둘째, 영상전처리를 통하여 얻어진 중간결과영상으로 부터 기하학적 또는 통계적특징 등을 추출한 다음, 이 특징정보들에 constraint를 주든지 또는 규칙을 적용함으로써 수행되는 규칙기반방법(rule-based method)이 있다^[7]. 이 방법은 좀더 확장되어 인공지능 또는 전문가시스템으로 발전된다. 셋째, 최근 활발히 연구가 되고 있는 분야로서 물체인식에 대하여 결함허용(fault tolerant) 능력이 있는 neural 및 fuzzy 방법 등이 있다^[8]. 또한, 위의 방법을 복합적으로 이용하는 방법도 활용되고 있다^[9]. 전술한 방법들은 인식조건이나 환경에 따라 각기 다른 장단점을 갖는다. 첫번째 방법은 공간주파수 특성이 명확하거나 물체의 구분이 분명하고 변화가 단순한 영상에 적합하며, 알고리즘이 단순하다는 장점이 있다. 두번째 방법은 다소 복잡하고 위치나 형태의 변화가 심한 영상에 대하여 특징을 기초로 인식을 수행할 수 있는 방법이다. 그러나, 물체를 인식할 수 있는 고유한 특징을 얻어내는 것이 쉽지 않으며, 다소 heuristic한 방법을 적용하기 때문에 결과에 대한 보장성을 항상 만족 할 수 없다. 또한 경우에 따라 알고리즘이 지나치게 복잡해 지는 경우가 있다. 세번째 neural 및 fuzzy를 이용한 방법은 위의 두 방법보다 강한 결함허용 능력을 갖지만 실시간처리를 위해서는 H/W로 구성해야 한다는 어려운 점과, 유사한 물체의 정밀한 분류 및 인식에 대한 보장성이 적다는 단점이 있다.

현재 컴퓨터시각장치를 이용한 물체인식 및 위치제어방법의 실시간처리를 위해서 인식물체에 대해 invariant 한 특징정보를 이용하는 방법을 많이 활용하고 있다. 이 방법에서 가장 중요한 것은, 먼저 물체의 고유한 특징요소를 정확히 분석하고, 분석된 in-

variant 특징정보를 이용하여 합리적인 정합척도(matching measure)를 적용시키는 것이다.

또한 영상처리응용의 특별한 분야로서 동심원 잡음성분을 가지는 물체들에 대한 영상 해석 및 인식 분야가 있다. 이 분야의 연구는 입력영상이 동심원 잡음패턴과 동심의 특징패턴 가지고 있기 때문에, 기존의 직교 좌표계에서 특징정보를 획득하는 것 보다는 극좌표계에서 특징정보를 획득하고, 그것들의 invariant 특성을 이용하는 것이 효율적이다.

본 논문에서는 동심원 잡음패턴을 가진 물체의 효율적인 위치정보 획득 알고리즘을 제안한다. 컴퓨터시각장치를 이용하여 입력받은 다수의 동심원(또는 동심호) 패턴과 동심의 불규칙한 특징패턴으로 구성된 부품영상에 대하여 미리 등록된 모델부품과 정합시킴으로써 입력부품영상이 어떤 것인가를 식별한 후, 그 부품이 어떻게 놓여 있는가를 나타내는 위치정보를 획득하는 방법을 제안한다. 이를 위하여 특징정보획득에 장애요인이 되는 동심원 성분을 효율적으로 제거하는 방법과 획득된 동심의 특징성분을 부분영역으로 분리하는 방법을 제안한다. 얻어진 부분영역들 내의 특징패턴 중심의 극좌표 값을 기반으로하여 invariant한 특징정보를 얻는 방법을 제안한다. 여기서 얻어진 특징정보로부터 invariant table을 구하며, 미리 등록된 모델물체의 invariant table과 정합시킴으로써 입력물체를 인식하고 이로부터 위치정보를 획득하는 방법을 제안한다.

II. 제안된 알고리즘

1. 알고리즘의 전체구조

제안된 알고리즘의 전체구조는 그림 1과 같다.

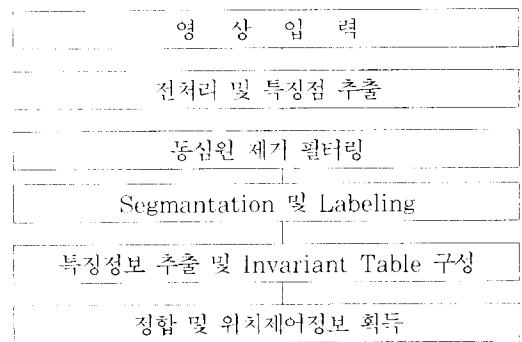


그림 1. 제안된 알고리즘의 전체구조

Fig. 1. Overall structure of the proposed algorithm.

알고리즘의 전체흐름은 다음과 같다. 먼저 영상전처리과정에서는 입력영상에 대하여 Gaussian convolution을 적용하여 다음 단계의 처리에서 충분히 사용할 수 있을 만큼 좋은 상태의 영상으로 image enhancement를 한다. 두번째 특징점추출 단계에서는 한 화소로 이루어진 특징점영상을 얻는다. 세번째 동심원 제거 필터링단계에서는 물체인식 및 위치제어과정에서 고유한 특징정보를 얻는데 장애요인이 되는 동심원을 제거한다. 네번째 단계에서는 동심원이 제거된 특징점영상을 특징패턴으로 세그멘테이션하고 분리된 특징패턴에 대하여 labeling 한다. 다섯째 특징정보추출 단계에서는 전단계의 과정을 통하여 얻어진 특징패턴의 극 좌표값을 이용하여 입력물체의 고유한 특성을 갖는 기하학적인 특징정보와 통계적 특징정보를 구하며, 이 특징정보로 부터 invariant table을 얻는다. 여섯번째 정합 및 위치제어정보획득 단계에서는 전단계에서 얻어진 invariant table과 이미 등록된 모델 부품의 invariant table을 정합시킴으로써 이동, 회전 및 크기 변화에 무관한 정합을 수행하고 그 결과로 부터 물체의 위치정보를 계산한다.

2. 전처리 및 특징점추출

입력된 영상을 처리하여 적절한 수준의 결과를 얻기 위하여서는 전과정의 각 단계에서 항상 적정 이상의 처리결과를 얻을 수 있어야한다. 만약 어떤 한 단계가 극도로 나쁜 결과를 산출 시킨다면, 나머지 단계에서 아무리 좋은 결과를 얻는 과정으로 이루어져 있다고 하더라도 그 하나의 불량한 과정에 크게 영향을 받기 때문에 좋은 결과를 기대하기 어렵다. 따라서 영상 전처리는 영상 입력 환경에 관계 없이 적정한 수준의 영상으로 만들어 줄 수 있는 image enhancement 과정이 포함되어야 한다. 본 논문에서는 이를 위하여 Gaussian convolution을 이용한다.

다음의 특징점 추출과정은 Sobel 연산자로 에지 영상을 구하고 그 에지영상평면에서 능선을 검출함으로써 한 화소로된 특징점을 얻을 수 있는 특징점추출방법을 이용한다¹¹⁰⁾. 이 방법은 연결성이 좋고 잡음에 덜 민감한 장점이 있다.

3. 동심원제거 필터링

전단계에서 얻어진 특징점들은 한 화소로된 물체의 윤곽선을 나타내고 있다. 이 영상은 동심원과 그 주위

에 입력물체의 특징패턴이 되는 흠영상이 복합적으로 구성되어 있다. 여기서 동심원 영상은 물체정합을 시키는데 장애요인이 된다. 왜냐하면, 동심원패턴은 물체의 전반에 걸쳐 나타나며, 인식하기 위한 모델들을 구별하기 위한 고유한 특징정보를 획득하는데 저해적인 특징점을 형성하기 때문이다. 따라서 동심원 및 동심호 성분의 제거과정을 수행해야 한다.

동심원패턴을 제거하는 과정은 먼저 특징점영상에서 좌우상하 끝점을 찾아 기하학적으로 동심원의 중심을 구한다. 이 중심은 입력패턴의 특성 상 그 중심이 된다. 즉, 입력 패턴의 중심 O_x , O_y 좌표는 식(1)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} O_x &= \frac{X_{right} - X_{left}}{2} \\ O_y &= \frac{Y_{up} - Y_{down}}{2} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 X_{right} 와 X_{left} 는 특징점영상에서 동심원 물체의 특징점들이 가지는 가장 우측 및 가장 좌측 화소의 x 좌표값이며, Y_{up} 과 Y_{down} 은 특징점영상에서 동심원 물체의 특징점들이 가지는 가장 상위 및 가장 하위 화소의 y 좌표값이다.

다음 전처리과정에서 얻어진 특징점영상에 대하여 각 화소들을 중심으로 3x3 윈도우 내의 화소들에 straight line fitting을 수행한다. 이 영역 내의 화소들이 구성하는 직선식은 식(2)와 같이 표현될 수 있으며, 여기서 $L(x)$ 는 3x3 윈도우영역 내의 화소가 구성하는 직선함수이고, a 는 이 직선의 y절편이며, b 는 이 직선의 기울기이다.

$$L(x) = a + bx \quad (2)$$

Straight line fitting을 통하여 기울기 b 및 y축절편 a 값은 식(3)에 의해 추정될 수 있다¹¹¹⁾.

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \frac{1}{m \sum x_k^2 - (\sum x_k)^2} \begin{bmatrix} \sum x_k^2 & - \sum x_k \\ - \sum x_k & m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum y_k \\ \sum x_k y_k \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 m 은 윈도우 내의 straight line fitting 대상이 되는 화소수이다.

식(3)에서 얻어진 직선의 기울기 b 로 부터 테스트화소가 이루는 직선 $L(x)$ 와 x축과 이루는 각도 θ 는 식(4)에 의해 얻어진다.

$$\begin{aligned} \theta &= \tan^{-1}(b) && (m \sum x_k^2 \neq (\sum x_k)^2) \\ \text{or } \frac{\pi}{2} &&& (m \sum x_k^2 = (\sum x_k)^2) \end{aligned} \quad (4)$$

다음에는 테스트화소와 동심원의 중심을 연결하는 직선과 x축과 이루는 각도를 구한다. 만약 테스트화소가 동심원(또는 동심호)의 화소라면 이 두 직선은 직교하여 $\frac{\pi}{2}$ 의 각도차를 가지게 된다. 그러나 입력영상의 양자화 과정과 전처리과정 중의 오차를 고려하여 오차의 허용범위를 두어, 이 두 직선이 근사직교하는 것을 판단함으로써 동심원패턴화소를 제거한다. 그림 2는 동심원 제거를 위해 테스트 되는 화소와 동심원의 중심화소의 기울기 관계를 보여주고 있다.

식 (3)과 (4)를 그대로 적용하는 경우 매우 많은 계산량을 요구한다. 그러나 3x3 윈도우 내에서 중심 테스트화소를 제외하면, 구성 가능한 패턴이 256 가지 뿐이라는 점을 이용하여, 256 윈도우패턴에 대한 기울기 각도값을 미리 구하여 LUT(look-up table)로 구성한 후, 테스트화소의 기울기 각도를 구할 때 식 (3)과 (4)를 사용하지 않고 바로 LUT를 이용한다면 처리 시간 상의 이득을 얻을 수 있다.

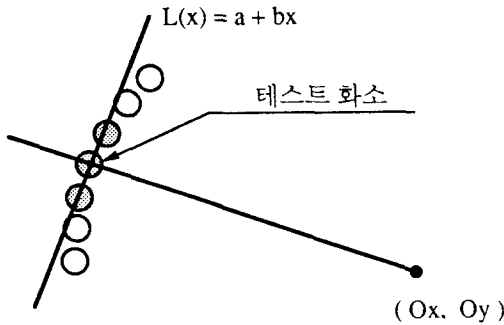


그림 2. 테스트화소의 기울기 관계
Fig. 2. Gradient relations on a test pixel.

4. 세그멘테이션 및 labeling

동심원패턴이 제거된 특징점영상은 여러개의 부분영역으로 구분되는 특징패턴을 나타낸다. 이 특징패턴은 컴퓨터가 물체 인식처리를 가능하게 할 수 있는 주요 정보단위요소가 되며, 컴퓨터가 이런 특징패턴을 인지하기 위해서는 각 특징패턴을 세그멘테이션하는 과정이 요구된다. 그러나 각 특징패턴 내의 모든 화소가 완전히 연결되어 있지 않기 때문에, 영상을 일정 비율로 축소시켜 특징패턴 내의 모든 화소가 연결되도록 한다. 최종적으로 축소되어 연결된 특징점 특징패턴들을 세그멘테이션시키고, 분리된 각 특징패턴을 차례로 labeling 한다^[5]. 1 차적으로 labeling 된 특징패턴에서 특징패턴의 화소수가 너무 적은 것은 잡음패턴으

로 인정하여 그것을 제거한다. Invariant한 특징정보를 획득할 수 있게하기 위하여 잡음영역이 제거된 특징패턴을 동심원의 중심을 기준으로 반시계 방향으로 relabeling 한다. 즉, 동심원의 중심을 기준으로한 극좌표계의 각도 θ 값이 증가하는 순으로 분리된 특징패턴을 relabeling 한다. 이것은 다음의 정합과정에서 위치이동 및 회전에 불변인 정합을 가능케하는 중요한 요소가 된다.

5. 특징정보추출 및 invariant table 구성

입력물체영상에서 여러 개로 분리되어 labeling 된 특징패턴들 간에 기하학적, 통계적 관계에 대한 기본특징정보를 구한다. 여기서 계산되는 기본특징정보들로서 각 특징패턴내의 화소 수를 나타내는 '특징패턴의 밀도', 각 특징패턴의 중심과 동심원의 중심과의 거리를 나타내는 '특징패턴거리', 동심원의 중심과 특징패턴의 중심을 연결했을 때 이루어지는 '특징패턴의 각도'를 구한다. 이러한 기본특징정보들은 다음의 식 (5), 식 (6), 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

① 특징패턴 밀도

$$D_i = \sum_{r=0}^{H_i-1} \sum_{s=0}^{V_i-1} I_i(r, s) \tag{5}$$

여기서,

- i : Segment 된 특징패턴 중에서 i 로 labeling 된 특징패턴번호,
- r : 특징패턴의 직사각형영역에 대한 상대적 x 좌표,
- s : 특징패턴의 직사각형영역에 대한 상대적 y 좌표,
- H_i : i 특징패턴의 직사각형영역에 대한 수평길이,
- V_i : i 특징패턴의 직사각형영역에 대한 수직길이,
- I_i : i 로 labeling 된 특징패턴의 특징점 영상이다.

② 특징패턴 거리

$$L_i = \sqrt{(I_{i,x} - O_x)^2 + (I_{i,y} - O_y)^2} \tag{6}$$

여기서,

$$O_x = \frac{\text{입력패턴의 } x\text{좌표 최솥값} + \text{입력패턴의 } x\text{좌표 최댓값}}{2}$$

$$O_y = \frac{\text{입력패턴의 } y\text{좌표 최솥값} + \text{입력패턴의 } y\text{좌표 최댓값}}{2}$$

$$I_{i,x} = \frac{\text{특징패턴 내의 패턴화소에 대한 } x\text{좌표값의 합}}{\text{특징패턴 내의 패턴화소 수}}$$

$$I_{i,\alpha} = \frac{\text{특징패턴 내의 패턴화소에 대한 } y\text{좌표값의 합}}{\text{특징패턴 내의 패턴화소 수}}$$

[n : 특징패턴의 갯수]

$O_i(O_y)$ 는 입력물체 동심원의 $x(y)$ 중심 좌표값이고, $I_{i,\alpha}(I_{i,\alpha'})$ 는 i 특징패턴의 $x(y)$ 중심 좌표값이다.

③ i 번째 특징패턴의 각도

i 번째 특징패턴의 각도는 입력물체의 중심(O_i, O_y)를 기준으로 그 특징패턴이 4사분면 중 어디에 속하며, 또 특징패턴이 y 축 상에 놓여 있을 경우에 따라 식(7)과 같이 구할 수 있다.

$$\theta_i = \tan^{-1} \left(\frac{I_{i,\alpha'} - O_{i,y}}{I_{i,\alpha} - O_{i,x}} \right), \quad ((I_{i,\alpha} - O_{i,x}) \geq 0 \text{ and } (I_{i,\alpha'} - O_{i,y}) > 0)$$

$$\text{or } \tan^{-1} \left(\frac{I_{i,\alpha'} - O_{i,y}}{I_{i,\alpha} - O_{i,x}} \right) + \pi, \quad ((I_{i,\alpha} - O_{i,x}) < 0)$$

$$\text{or } \tan^{-1} \left(\frac{I_{i,\alpha'} - O_{i,y}}{I_{i,\alpha} - O_{i,x}} \right) + 2\pi, \quad ((I_{i,\alpha} - O_{i,x}) \leq 0 \text{ and } (I_{i,\alpha'} - O_{i,y}) > 0)$$

(7)

$$\text{or } \frac{\pi}{2}, \quad ((I_{i,\alpha} - O_{i,x}) > 0 \text{ and } (I_{i,\alpha'} - O_{i,y}) = 0)$$

$$\text{or } \frac{3}{2}\pi, \quad ((I_{i,\alpha} - O_{i,x}) < 0 \text{ and } (I_{i,\alpha'} - O_{i,y}) = 0)$$

위에서 구한 기본특징정보를 기초로 입력물체의 이동, 회전, 크기 변화에 관계없이 일정한 값을 가지는 invariant 특징정보를 구하여 invariant table을 구성한다. 식 (6)과 식(7)을 이용하여 각 특징패턴의 극좌표는 $P_i(L_i, \theta_i)$ 로 표현할 수 있다. 여기서, i 는 i 번째 특징패턴을 나타낸다. Invariant 특징정보는 식(8), 식(9)와 같이 나타낼 수 있으며, invariant table은 표 1과 같이 나타낼 수 있다.

④ i 번째 특징패턴에 대한 두 이웃 특징패턴의 각도차

$$A_i = \theta_{i+1} - \theta_i \quad (8)$$

⑤ i 번째 특징패턴의 밀도거리비

$$R_i = \frac{D_i}{L_i} \quad (9)$$

표 1. Invariant table
Table 1. Invariant table.

특징패턴 번호	특징패턴 간의 각도차	특징패턴의 밀도거리비
0	A_0	R_0
1	A_1	R_1
⋮	⋮	⋮
i	A_i	R_i
⋮	⋮	⋮
$n-1$	A_{n-1}	R_{n-1}

6. 정합 및 위치정보획득

입력물체가 데이터베이스에 등록되어 있는 부품패턴 중 어떤 것인가를 인식하기 위해서는, 먼저 등록하고자 하는 모든 부품패턴에 대하여 앞에서 설명한 invariant table을 데이터베이스로 구축하여야한다. 각 모델부품의 invariant table 데이터베이스는 그 물체의 이동, 회전, 크기 변화에 관계없이 불변량의 특징정보를 가지고 있다. 따라서 비지의 입력물체가 이동, 회전, 크기 변화를 가지고 입력되더라도, 그 입력 부품영상의 invariant table은 이상적으로는 등록된 모델 부품의 invariant table 데이터베이스 중에 어떤 하나가 된다. 다만 입력물체가 얼마 만큼 회전되어 입력되는가에 따라 특징패턴번호의 시작순서에 차이가 있을 뿐이다.

그러나 입력부품영상의 양자화 오차와 전처리과정상의 오차를 고려하여, 등록된 모델부품의 invariant table과 입력부품의 invariant table 간에 유사도를 정의하여 그 정합값이 어느정도 이상이 되면 정합된 것으로 결정한다. 구체적으로 정합 및 위치제어정보획득 알고리즘은 다음과 같다.

- (1) 입력물체의 특징패턴갯수, 동심원중심 및 각 특징패턴의 기본특징정보 (D_i, L_i, θ_i)를 구한 후, invariant table을 얻는다.
- (2) 입력물체의 특징패턴 갯수와 같은 수의 특징패턴을 가지는 모델 데이터베이스의 물체들을 정합후보물체로 놓는다.
- (3) 모델 데이터베이스 중 정합후보물체에 대한 invariant table 값과 입력 물체의 invariant table 값 간의 정합값을 구한다. 이 모델정합값들은 각 정합후보모델물체의 invariant table을 고정시켜 놓고 입력물체의 invariant table의 특징패턴번호를 증가시키며 식 (10)을 이용하여 특징 패턴 갯수 만큼의 정합값 M_j 를 구한다.

$$M_j = \frac{1}{1 + \alpha S_j^A + \beta S_j^R} \quad (10)$$

M_j 는 데이터베이스에 등록된 j 번째 모델물체의 invariant table과 입력물체의 invariant table에서 i 번째 특징패턴번호를 시작위치로

하여 두 invariant table의 유사도를 고려하여 계산되는 정합값이며, α , β 는 특징정보의 정합 영향성을 고려한 가중치상수이다. S_i^A 는 데이터베이스의 j 번째 등록모델의 invariant table과 입력물체의 i 번째 특징패턴을 시작위치로하는 invariant table 간에 특징패턴의 각도차에 대한 유사도를 나타낸다. S_i^R 는 데이터베이스의 j 번째 등록모델의 invariant table과 입력물체의 i 번째 특징패턴을 시작위치로하는 invariant table 간에 특징패턴의 밀도거리비에 대한 유사도를 나타낸다. S_i^A 및 S_i^R 는 각각 식 (11)과 (12)와 같이 나타낼 수 있다.

$$S_i^A = K_1 \sum_{k=1}^{m-1} | \widehat{A}_k - A_{mod(i+k)} | \quad (11)$$

여기서,

\widehat{A}_k : 식 (8)에 의해 구해지는 j 번째 등록모델의 k 번째 특징 패턴에 대한 각도차 값.

$A_{mod(i+k)}$: 입력물체의 mod(i+k) 번째 특징패턴에 대한 각도차 값.

K_1 : S_i^A 값을 0 이상 1 이하로 정규화하기 위한 정규화상수.

j의 범위 : 0.....m-1 (m : 등록모델물체 중 정합후보모델의 개수).

i의 범위 : 0.....n-1 (n : 특징패턴의 개수)이다.

$$S_i^R = K_2 \sum_{k=1}^{m-1} | \widehat{R}_k - R_{mod(i+k)} | \quad (12)$$

여기서,

\widehat{R}_k : 식 (9)에 의해 구해지는 j 번째 등록모델의 k 번째 밀도거리비 값.

$R_{mod(i+k)}$: 입력물체의 mod(i+k)번째 특징패턴에 대한 밀도거리비값.

K_2 : S_i^R 값을 0 이상 1 이하로 정규화하기 위한 정규화상수이다.

식 (10)을 통하여 얻어진 특징패턴 개수 만큼의 정합값 중에서 최대값이 입력부품과 정합후보물체 중의 한 모델에 대한 모델정합값이 된다. 이것은 식 (13)과 같이 표현될 수 있다.

$$M_j^i = MAX(M_0^i, M_1^i, \dots, M_{m-1}^i, \dots, M_{n-1}^i) \quad (13)$$

여기서,

j : 0.....m-1 .

i ∈ { 0, 1, ... ,n-1} .

m : 정합후보 표본모델의 개수.

n : 특징패턴의 개수이다.

따라서 M_j^i 는 입력물체와 데이터베이스의 j번째 등록모델물체와의 모델정합값이 된다. j번째 등록모델에 대해서는 입력물체의 i번째 부분 영역을 시작으로 식 (10)의 정합값을 구했을때, 최대 정합값을 갖는다는 것을 의미한다.

(4) 모든 정합후보모델물체에 대하여 앞의 (3)번 과정을 수행하여 정합후보 모델물체 개수 만큼의 모델정합값을 구한다. 식 (14)와 같이 얻어진 모델정합값의 최대값이 일정값 보다 크면 입력물체가 그 물체와 정합된 것이다. 아래 식은 입력물체가 데이터베이스에 등록된 k번째 모델물체와 정합된 것을 나타내고 있다.

즉,

$$IF (M_j^i = MAX(M_0^i, M_1^i, \dots, M_{m-1}^i, \dots, M_{n-1}^i)) > Matching Theshold \quad (14)$$

THEN k = Matched Model Number

i = 정합된 등록모델의 0 특징패턴과 일치하는 입력물체의 특징패턴번호

ELSE No Matching

여기서 i값은 입력물체의 특징패턴 번호이며, 최종적으로 정합된 데이터베이스의 k 모델물체가 0 번째 특징패턴 부터 시작하고 입력물체는 i 번째 특징패턴 부터 시작하여 식 (10)의 정합값을 계산할 때 최대정합값을 갖는다. 즉, 이것은 입력물체가 데이터베이스에 등록된 k번째 등록 모델물체와 정합되며, 입력물체가 동심원의 중심으로 부터 i특징패턴 만큼 회전이동되었다는 것을 의미한다.

(5) 정합 모델을 찾았을때 아래식에 의하여 입력물체의 위치제어를 위한 좌표이동값과 회전각도를 구한다.

$$\begin{aligned} \text{즉, } d_x &= x - x^{Input} \\ d_y &= y - y^{Input} \\ d_\theta &= \theta'_0 - \theta_i^{Input} \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 $x(y)$ 는 대상물체를 위치해야 할 기준동심원의 $x(y)$ 중심좌표이고, $x^{Input}(y^{Input})$ 는 입력물체 동심원의 $x(y)$ 중심좌표이다.

θ'_0 는 정합된 j 번째 데이터베이스 모델물체의 첫 번째 특징패턴이 이루고 있는 각도이고, θ_i^{Input} 는 입력물체의 i 번째 특징패턴이 이루고 있는 각도이다. d_x, d_y, d_θ 는 입력물체를 정확한 위치에 정확한 각도로 놓기 위해서 제어 해야할 x 좌표 차이, y 좌표 차이 및 각도 차이이다.

III. 실험 및 결과

본 논문의 실험을 위하여 영상입력장치로서 PC-vision-plus를 사용하여 512 x 512 해상도와 256 gray level의 영상을 입력 하였으며, 대상 물체가 가로세로 250 x 250의 검사영역에 하나씩 입력된다고 가정하여, IBM PC486에서 데이터처리를 수행하였다. 링형 형광 조명을 입력물체에 수직으로 조사하며, 조명의 중심에 CDD 카메라를 설치하여 영상을 입력받는다. 입력물체를 하나씩 처리하며, 위치제어정보를 획득하기 위해 소요되는 처리시간은 하나의 물체당 3-4초 정도로 나타났다.

본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능실험을 위하여, 동심원 잡음패턴을 가진 10종류의 실제 부품영상을 가지고 위치이동, 크기변화(최대 20%), 회전이동 등의 변화를 주어 실험하였다. 먼저 이 10 종류의 모델 물체에 대하여 각각의 invariant table을 등록모델물체의 데이터베이스로 구축한다. 다음, 각도와 위치이동 및 크기 변화를 가지고 입력된 미지의 입력부품영상에 대하여 invariant table을 구하여 데이터베이스의 invariant table과 정합시킨다. 정합결과로 부터 입력물체가 등록된 데이터베이스의 모델물체 중 어떤 것인가를 인식하고 입력물체의 이동각도와 이동변위를 식(15)를 사용하여 계산한다.

사진 1은 본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능실험을 위하여 사용된 동심원잡음 패턴을 가진 10종류의 실제 부품 중 대표적인 4가지 모델부품영상을 보여주고 있다. 사진 2는 회전 및 위치이동되어 입력된 임의의 부

품 영상을 보여준다.

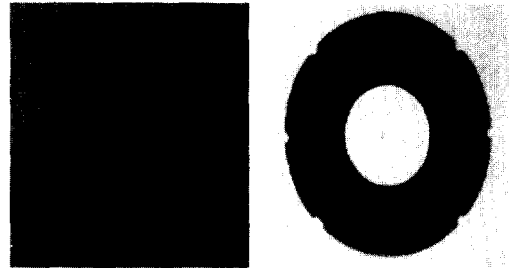
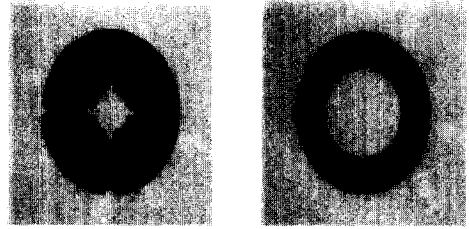


사진 1. 대표적인 4가지 동심원 잡음패턴을 가지는 모델부품영상

Photo 1. Four model-images with concentric circular patterns.

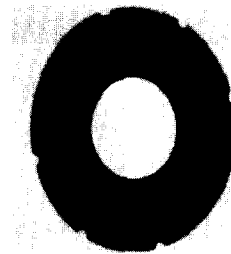
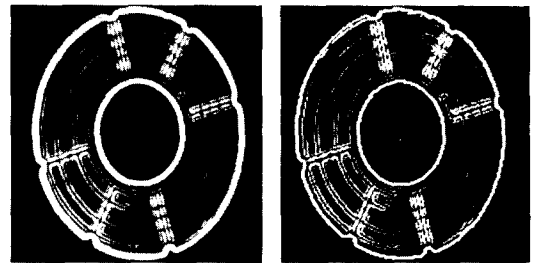


사진 2. 입력부품영상
Photo 2. Input image.



(a)

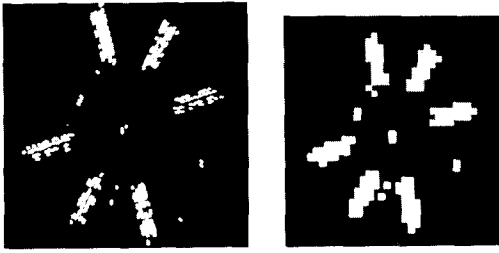
(b)

(a) 에지검출영상

(a) Result of edge detection

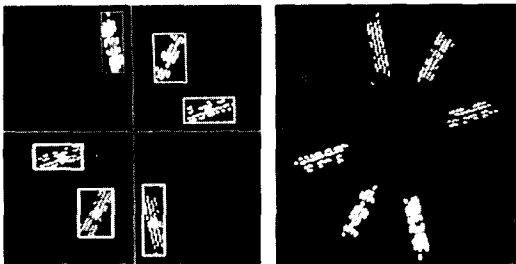
(b) 특징점추출영상

(b) Result of feature-points detection



(c) (d)

(c) 동심원패턴을 제거한 영상
 (c) Removal of concentric circular patterns
 (d) Segmentation을 위하여 해상도를 줄인 영상
 (d) Low resolution image for segmentation



(e) (f)

(e) Segmentation 결과영상
 (e) Segmented image
 (f) 특징패턴 추출결과영상
 (f) Extraction of feature patterns

사진 3. 입력부품영상에 대한 처리과정 결과
 Photo 3. Processing results for an input image.

사진 3은 입력물체영상에 대한 처리과정을 보여준다. 사진 3의 (a)는 사진 2에 대한 에지 검출 영상이고 (b)는 에지영상에서 추출한 한화소로 구성된 특징점추출영상이다. 사진 3의 (c)는 특징점영상에서 동심원 성분 제거 필터링 처리를 하여 동심원 성분을 제거한 특징성분 결과영상이다. 사진 3의 (d)는 segmentation을 위하여 특징점영상을 5:1 비율로 축소한 것이다. 각 특징패턴 내부가 연결된 화소로 나타나는 (d)의 결과를 가지고 segmentation 및 labeling을 수행한다. 사진 3의 (e)는 그림 (d)의 segmentation된 결과를 이용하여 다시 1:1 비율로 환원하여 (c) 영상에 대하여 노이즈제거 및 relabeling한 결과를 나타

낸 것이다. 사진 3의 (f)는 segmentation 및 labeling 과정에 대한 최종결과로서 여섯개의 특징패턴으로 나누어진 것을 보여준다. 사진 3의 (f)에서 각 특징패턴에 대하여 invariant 특징정보를 구한 다음 데이터베이스의 모델물체들과 정합시킨다.

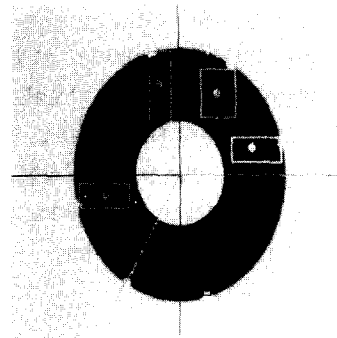


사진 4. 입력부품을 제어하기 위해 필요한 이동위치와 회전각도를 표시한 최종결과 영상

Photo 4. The final result showing position displacement and rotation angle.

사진 4는 알고리즘의 최종 결과로서 이동시켜야 할 위치와 회전 시켜야 할 각도를 보여준다. 여기서 입력영상의 처리결과를 그래픽으로 보여주고 있다. 색깔이 다른 6개의 사각형의 모습은 입력영상의 특징 성분이 되는 홈 패턴을 정확히 특징패턴으로 검출하였음을 보여 준다. 사각형의 색깔이 다른 것은 6개의 부분 영역의 특징패턴이 각각 다르게 labeling되었음을 보여준다. 각 특징패턴 영역의 중심에 두터운 점은 특징패턴의 기하학적인 중심을 보여 준다. 청색의 십자형 좌표축 중심은 입력물체의 중심을 나타내며 이것과 모델의 기준 좌표와의 차이가 입력물체를 이동시켜야 할 x, y 축 좌표 거리가 된다. 분홍색의 두 선분으로 만들어진 각도는 입력물체가 회전되어 있는 각도를 나타낸다. 사진 2의 입력물체에 대한 정확한 제어 정보 결과 값은 표 2의 물체 F의 번호 3에 나타나 있다.

그림 3은 본 알고리즘에서 실험한 10개의 실제 부품에 대하여 위치이동, 회전이동, 크기변화를 시킨 120개의 입력영상에 대한 특징점추출영상이다. 이 10개의 부품은 다수의 동심원 성분을 가지며, 각 모델에 따라 물체의 특징이 될 수 있는 홈 패턴이 2개 부터 6개 가

지 나타나있다. 영문자 A 부터 J 까지는 부품의 고유 심볼을 나타내며, 숫자 1 부터 12 까지는 각 부품에 대하여 변화를 주어 입력한 것을 나타낸다. 표 2는 그림 3의 120개 실험 대상에 대한 결과로서 식 (15)를 사용하여 제어해야할 x, y축 이동거리를 화소단위로 나타낸 것과 회전시켜야할 각도를 나타낸 것이다.

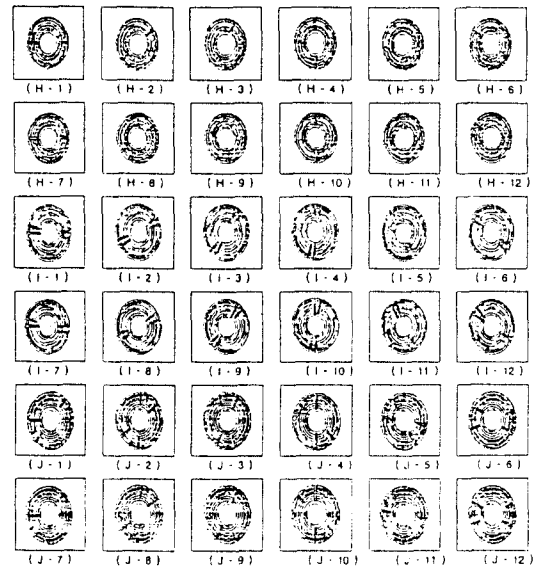
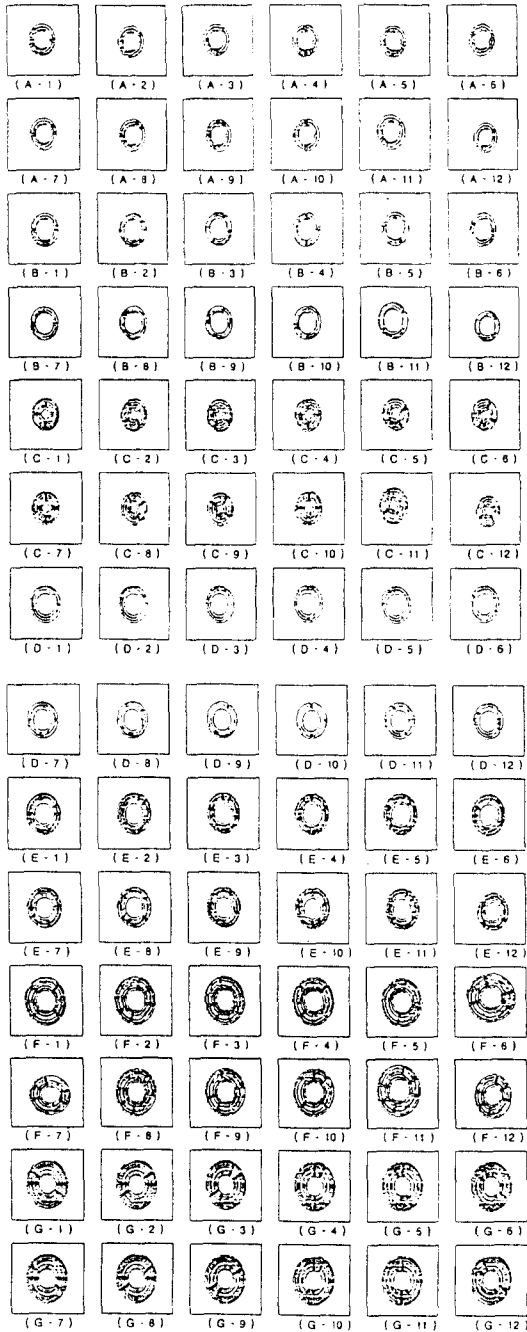


그림 3. 10종류의 실 물체에 대하여 위치를 다르게 하여 입력한 영상의 특징적 영상
 Fig. 3. Feature-points of 10 input objects with shift, rotation and different scale.

알고리즘의 실험은 총 130개 입력영상에 대하여 수행하여 그 중 120개의 결과를 논문에 실었다. 130개 중 1개의 입력영상이 모델 데이터베이스와의 정합에 실패하는 결과를 나타내었다. 이 오류의 원인은 전처리를 거쳐 특징패턴을 검출하는 과정에서, 조명 등 영상 입력 환경의 불균일로 인한 잡음의 영향으로 정확히 특징패턴을 검출하지 못한 이유로 나타났다.

IV. 결 론

영상처리응용의 특별한 분야로서 동심원 잡음성분을 가지는 물체들에 대한 영상 해석 및 인식이 요구되고 있다. 본 논문에서는 이런 입력물체에서 효율적으로 특징패턴을 추출하고, 극좌표로 표현된 특징패턴의 invariant 정보로 부터 위치 이동, 회전이동 및 크기 변화에 무관한 정합알고리즘을 제안한다.

제안된 알고리즘은 먼저, 규칙적으로 나타나는 동심원 성분이 그 물체를 인식하는데 장애 요인이 된다는 점에 착안하여 효율적인 동심원 성분 제거필터를 사용하여 동심원 성분을 제거한다. 동심원 성분 제거 필터

표 2. 그림 3의 10 모델물체에 대한 각각 12 종류 표본의 위치정보획득결과.

Table 2. Results of location information for 10 model objects with shift, rotation and different scale.

입력물체	No. 위치 정보												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Object A	d_x	2	5	2	4	3	4	5	7	6	5	-7	15
	d_y	5	10	5	9	10	5	7	10	11	10	-1	20
	d_θ	166	-141	118	-87	-61	-31	5	38	63	91	-140	-143
Object B	d_x	8	8	6	4	7	4	4	6	4	5	-3	18
	d_y	12	12	7	11	9	11	13	10	8	9	1	22
	d_θ	175	-137	-114	-87	-64	-28	-1	-140	-111	-87	-137	-139
Object C	d_x	7	7	5	6	4	6	4	6	5	7	-5	16
	d_y	7	8	9	8	7	8	8	9	10	6	-3	18
	d_θ	2	35	66	86	114	144	175	148	-118	-91	36	36
Object D	d_x	4	2	2	4	4	3	4	4	5	5	4	5
	d_y	12	10	9	7	11	9	10	9	9	8	9	9
	d_θ	174	-144	-111	-88	-62	-30	175	-141	-115	-88	-63	-35
Object E	d_x	5	9	7	5	6	4	4	4	4	4	9	18
	d_y	10	9	7	8	8	9	8	7	7	8	9	19
	d_θ	-76	-37	-14	-161	-128	-100	75	-46	-14	-158	-37	37
Object F	d_x	4	4	7	5	6	9	17	5	6	5	-7	14
	d_y	10	7	6	6	10	-9	18	7	6	4	-4	17
	d_θ	177	-143	-115	-90	-62	-28	-29	139	-112	-87	-144	-143
Object G	d_x	5	5	7	7	5	6	4	4	5	5	6	6
	d_y	5	7	7	9	7	8	9	7	9	9	9	6
	d_θ	-38	0	-143	117	-92	-68	-36	0	-147	-117	-91	-67
Object H	d_x	5	4	5	5	3	4	6	4	6	6	5	5
	d_y	7	10	9	6	9	8	9	8	7	7	7	6
	d_θ	0	-139	114	-87	-66	-35	0	-141	-110	88	-62	-37
Object I	d_x	6	6	6	4	5	4	-2	4	5	4	5	5
	d_y	10	6	6	6	7	7	8	8	6	3	6	9
	d_θ	-9	-147	-119	-96	-69	43	-10	-147	-121	-93	-67	-41
Object J	d_x	7	6	8	7	4	7	2	5	7	5	6	6
	d_y	10	7	7	11	11	9	11	5	5	6	9	9
	d_θ	176	-136	-112	-88	-62	-34	-177	-136	-111	90	-63	-30

링으로 동심의 특징패턴 성분만 추출되며, 그 특징성분을 부분영역으로 분리한 후 labeling 한다. 여기서 얻어진 특징패턴에서 3 종류의 기본특징정보를 구하고, 그 특징패턴의 기본특징정보로 부터 회전, 이동 및 크

기 변화에 관계 없이 적용될 수 있는 invariant table을 구한다. 등록 데이터베이스의 모델물체와 입력물체간의 invariant table에 대한 정합값을 구하여 입력물체가 등록되어 있는 어떤 물체인가를 인식한다.

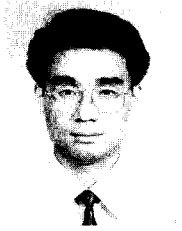
그 인식결과로부터 입력물체가 제어되어야 할 이동좌표와 회전각도를 구한다.

제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 10 종류의 동심원 잡음패턴을 가진 물체에 대해 다양한 방법으로 회전, 이동 및 크기변화를 주어 130개의 입력영상을 얻어 정합을 시도하였으며, 120개의 결과를 논문에 실었다. 정합결과 1개만이 모델과의 정합에 실패하였다. 이 오류의 원인은 조명 등 영상 입력 환경의 불균일로 인한 잡음의 영향으로 나타났다. 동심원 잡음패턴을 가진 물체의 해석에 대한 향후 연구과제로서는 잡음에 덜 민감한 전처리 방법과 정합방법에 대한 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

- [1] Azriel Rosenfeld and Avinash C. Kak, "Digital Picture processing", Academic Press 1982.
- [2] Berthold Klaus Paul Horn, "Robot Vision", the MIT press, 1986.
- [3] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, "Digital Image Processing", Addison Wesley, 1992.
- [4] D.H.Ballard, C.M.Brown, "Computer Vision", Prentice Hall, 1982.
- [5] Milan Sonka, Vaclac Hlavac, Roger Boyle, "Image Processing, Analysis and Machine Vision", Chapman & Hall Computing.
- [6] Christoph Zetsche and Terry Caelli, "Invariant Pattern Recognition Using Multiple Filter Image Representation", Computer Vision, Graphics and Image Processing Vol. 45, pp 251 - 262 1989.
- [7] R.Bergevin and M.D.Levine, "Extraction of Line Drawing Features for Object Recognition", Pattern Recognition, Vol. 25, No. 3, pp 319 - 334, March 1992.
- [8] S.Z.Li, "Matching : Invariant to Translations, Rotations and Scale Changes", Pattern Recognition, Vol. 25, No. 6, pp 583 - 594, June 1992.
- [9] P.W.M. Tsang, P.C. Yuen and F.K. Lam, "Recognition of Occluded Objects", Pattern Recognition, Vol. 25, No.10, pp 1107 - 1117, October 1992.
- [10] 심영석, 이창훈, 박성한, "Edge Intensity 평면에서의 특징점추출", 제 1회 신호 처리 합동 워크샵, 대한전자공학회, Vol. 1, pp 98-102, 1988
- [11] Melvin J. Maron, "Numerical Analysis", Macmillan Publishing Co.

저 자 소 개



沈 泳 錫(正會員)

1964년 7월 7일생. 1987년 2월 한양대학교 전자공학과 졸업. 1989년 2월 한양대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1993년 3월 ~ 현재 한양대학교 대학원 전자계산학과 박사과정중. 1995년 3월~현재 안산전문대학교 전임강사. 주관심분야는 컴퓨터비전.



文 泳 植(正會員)

1957년 6월 6일생. 1980년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(학사). 1982년 2월 한국과학원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1990년 6월 캘리포니아 주립대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(박사). 1982년 3월 ~ 1985년 2월 한국전자통신연구소 연구원. 1989년 8월 ~ 1990년 11월 미국 InnoVision Medical 선임연구원. 1990년 12월 ~ 1992년 2월 생산기술연구원 선임연구원. 1992년 3월 ~ 현재 한양대학교 전자계산학과 조교수. 주관심분야는 컴퓨터비전, 패턴인식, 병렬처리 등임.



朴 成 漢(正會員)

1947년 6월 2일생. 1970년 2월 한양대학교 전자공학과 졸업(B.S). 서울대학교 전자공학과 졸업(M.S). 텍사스 주립대학교 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(Ph. D). 1974년 3월~1978년 8월 경북대학교 전자공학과 전임강사. 1984년 5월~1984년 8월 텍사스 주립대학교 Instructor. 1984년 3월~1986년 2월 금성사 중앙연구소 수석연구원. 1986년 3월~현재 한양대학교 전자계산학과 교수. 1989년 8월~1990년 7월 텍사스 주립대학교 Visiting Researcher. 주 관심분야는 B-ISDN 및 멀티미디어 통신. 신경회로망 이론, Computer Vision. 시각정보처리 등임.