DBpia



論 文

# 2차원 영상의 투영을 이용한 복합패턴인식시스템에 관한 연구

正會員 潘 在 景* 正會員 朴 漢 奎*

# A Study on the Hybrid-Pattern Recognition System using Projection of 2-D Image

Jae Kyung PAN*, Han Kyu PARK* *Regular Members*

**要 約** 본 논문에서는 Radon 변환을 이용한 새로운 복합 패턴인식 시스템을 제안하고, 시뮬레이션을 통하여 성능을 확인하였다. 2차원 영상을 1차원투영데이타로 변환한 후, A/0를 이용하여 1차원 투영 데이타를 Fourier 변환하여 각도에 따른 fourier 스펙트럼을 구하였다. Fourier 스펙트럼 및 투영 데이타로부터 적절한 특징을 추출한 후, 제곱 Mahalanobis 거리를 이용하여 패턴을 인식하였다. 시뮬레이션의 결과는 입력패턴으로 선정한 10개의 패턴에 대해서 100%인식율을 보였다.

***ABSTRACT*** In this paper, new hybrid-pattern recognition system is proposed using Radon transform. Transforming the 2-D image into the 1-D projection data, Fourier spectrum at each projection angle is obtained by the Fourier transforming the projection data using the A/0. After extracting the suitable features from the Fourier spectrum and projection data, the input pattern is recognized using the squared Mahalanobis distance. The results of this system showed the 100% recognition rate for the 10 input patterns.

## 1. 서 론

광 영상특징으로부터 물체를 신속하게 구별하는데 사용된 패턴인식은 특히 산업적인 검사과정에서 많이 이용된다. 전형적인 패턴인식 시스템은 렌즈를 이용하여 TV카메라등 2차원 검출기에 영상을 맺힌 후 digitizer를 이용하여 컴퓨터에 입력시켜 패턴인식을 행하게 된다. 실시간 처리를 위하여 고속으로 특징추출(feature extraction)과 분류(classification)를 하기 위한 시스템에서는 특징추출 과정에서 계산적인 병목현상이 나타난다. 이러한 병목현상은 광학적 계산을 이용한 빠른 병열처리로 피할 수 있다.

Vander Lugt[1] 업적 이래 패턴인식은 정합 여파기(matched filter)를 이용한 광상관 기술이 이용되어 왔으며, 또한 렌즈를 이용하여 입력영상을 직접 Fourier 변환한 후 주파수 특징을 추출하고 영상을 직접 입력시켜 디지탈 처리한 후 특징을 추출하는 방법[2] 등이 있다.

*延世大學校 工科大學 電子工學科
Dept. of Electronics Yonsei University,
Seoul, 120 Korea.
論文番號 : 86-45 (接受 1986. 10. 27)



www.dbpia.co.kr

본 논문에서는 Radon 변환을 이용하여 2차원 영상을 1차원 투영 데이타로 변환한 후 패턴인식에 필요한 특징을 광학적으로 빠르고 쉽게 구할 수 있는 패턴인식 시스템을 제안하고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 본 시스템 성능을 밝혔다. 판별과정에서 10개의 입력패턴에 대하여 특징벡터의 평균값과 표준편차를 구하여 제곱Mahalanobis 거리[3]를 계산했으며, 임의의 입력패턴에 대하여 제곱Mahalanobis 거리를 비교하여 패턴종류를 판별하였다.

## 2. 라돈 변환 및 Central Slice 정리

2차원 함수를 투영한 라돈(Radon) 변환은 다음과 같이 정의된다.

$$\lambda(x', \phi) = \int f(\mathbf{r})\,\delta(x' - \mathbf{r}\cdot\hat{n})\,d^2\mathbf{r} \tag{1}$$

여기에서 $\mathbf{r} = (x, y)$은 대상 영역에서 위치 벡터이고, $f(\mathbf{r})$은 대상을 나타내며, $\hat{n}$은 그림 1에서 나타낸 x축에 관한 각도 $\phi$를 이루는 단위벡터이다. 1차원 델타(delta)함수는 y축에 대한 각도 $\phi$와 원점으로부터 수직거리 $x'$을 유지하는 선을 따라 면적분을 선적분으로 줄인다.

용이한 해석을 위하여 축 $x'$에 함수 $f(x, y)$를 투영하는 라돈변환을 고려한다. 여기에서 $x'$은 $x$축으로부터 각도 $\phi$만큼 회전된 축이며, 식(1)을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\lambda(x', \phi) = \int f(x, y)\,dy' \tag{2}$$

여기에서

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\phi & \sin\phi \\ -\sin\phi & \cos\phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \tag{3}$$

은 각도 $\phi$만큼 회전된 좌표계를 나타낸다.

고정된 각도 $\phi$에 대해서 $\lambda(x', \phi)$는 $x'$의 1차함수이다. 이제부터 이 함수를 각도 $\phi$에서 $f(x, y)$의 투영이라 하고 완전한 2차원 분포 $\lambda(x', \phi)$를 투영데이타로 간주한다.

central slice 정리(central slice theorem; CST)는 $f(\mathbf{r})$의 Radon 변환과 fourier 변환에 관련되며, 그림 2와 같이 각도 $\phi$로 투영된 데이타의 1차원 fourier 변환은 2차원 fourier 영역에서 투영방향을 나타내는 단위벡터 $\hat{n}$에 평행한 선을 따라 구해지는 $f(\mathbf{r})$의 2차원 fourier 변환과 동일하다. 즉, 투영 데이타의 1차원 fourier 변환은 영상의 2차원 fourier 변환의 중심선을 따른 조각과 같다.

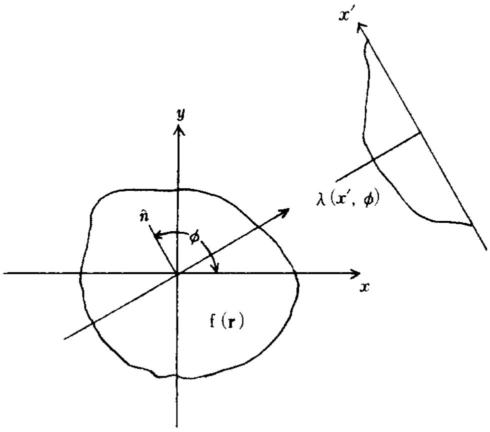



그림 1 라돈 변환의 기하학적 구조
Geometry for the Radon transform.

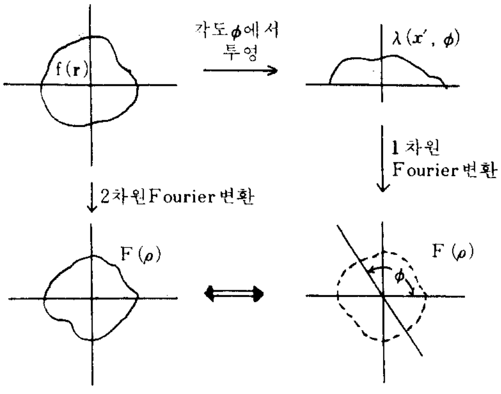



그림 2 Central Slice 정리
Central Slice Theorem.



www.dbpia.co.kr

## 3. 특징 추출 및 판별 함수

### 3-1 Fourier 스펙트럼의 특징 추출

Coherent 영상은 렌즈에 의해서 fourier 변환되고 대상 패턴의 fourier 스펙트럼은 렌즈의 후방 촛점면에 나타난다. g(x, y)를 대상패턴이라 하고 G(u, v)는 대상 패턴의 fourier 변환이라 가정한다.

$$G(u, v) = FT[g(x, y)] \tag{4}$$

여기에서 FT[ ]는 fourier 변환이다. fourier 변환의 고유한 특성은 다음과 같다.

i) g(x,y)가 실수일 때, 스펙트럼의 광세기 분포는 주파수가 0인 점 (u=0, v=0)에 관해 대칭적이다.

$$|G(u, v)|^2 = |G(-u, -v)|^2 \tag{5}$$

ii) 광세기 분포는 입력면에서의 입력 영상의 변위에 대하여 불변이다.

$$|FT[g(x, y)]|^2 = |FT[g(x-a, y-b)]|^2 \tag{6}$$

여기에서 a와 b는 각각 x, y 축으로의 변위이다.

iii) 입력 영상의 회전에 따라 회절 패턴은 주파수가 0인 점을 중심으로 같은 각도로 회전한다.

$$|FT[g(x\cos\phi - y\sin\phi,\ x\sin\phi + y\cos\phi)]|^2 = |G(u\cos\phi - v\sin\phi,\ u\sin\phi + v\cos\phi)|^2 \tag{7}$$

여기에서 $\phi$는 회전각도이다.

그림 3과 같이 fourier 스펙트럼의 광도측정을 fourier 변환면에서 할 수 있다면, sector 뒤에 있는 광 검출기에 입사하는 광 세기는 다음과 같다.

$$I(\theta) = \int_{\theta}^{\theta+\Delta\theta}\int_{r_1}^{r_2} |G(r, \theta)|^2\, r\, dr\, d\theta \tag{8}$$

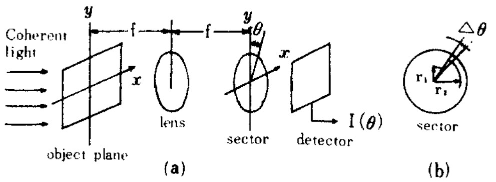



그림 3 아날로그 영상처리를 위한 기본적 광학시스템
(a) 광학시스템 (b) sector 의 구성
Basic optical system for analog image processing.
(a) optical system (b) configuration of sector.

여기에서 r과 $\theta$는 fourier 변환면에서의 극좌표이며 $r_1$과 $r_2$는 각각 sector의 안쪽과 바깥쪽의 반지름이며, $\Delta\theta$는 secror의 개구각이다. 광검출기로부터의 출력신호는 주기 $\pi$인 $\theta$의 주기함수이고 입력면에서의 입력 영상의 변위에 무관하다.

동일한 모양을 가진 sector가 주파수가 0인 점에 대칭된다면 광검출기에 입사하는 광세기는 다음과 같이 주어진다.

$$I'(\theta) = \int_{\theta}^{\theta+\Delta\theta}\int_{r_1}^{r_2} \{|G(r, \theta)|^2 + |G(r, \theta+\pi)|^2\}\, r\, dr\, d\theta \tag{9}$$

이때 g(x, y)가 실수일 필요는 없으며, 식 (8)에서 구한 신호와 동일한 특성을 가진다.

광검출기의 출력 신호에 비례하고 입력영상의 변위와 회전에 무관한 새로운 함수 $J(\theta)$를 $I(\theta)$ 또는 $I'(\theta)$로 부터 구할 수 있다. $\theta$축에서 기준점을 $I(\theta)$ 또는 $I'(\theta)$가 최대치를 가지는 $\theta_m$으로 하고, $\theta$좌표는 기준점 $\theta_m$으로 부터의 각도라면, 함수 $J(\theta)$는 다음과 같이 표현된다.

$$J(\theta) = C\ I(\theta - \theta_m) \tag{10}$$

$$J(\theta) = C\ I'(\theta - \theta_m) \tag{11}$$

여기에서 C는 비례상수이다. 함수 $J(\theta)$는 입력 영상의 회전에 무관하고 $I(\theta)$ 또는 $I'(\theta)$와 동일한 모양을 하므로 변위및 회전에 불변인 특성함수를 얻을 수 있으며, 입력 영상의 방향도 $\theta_m$으로부터 구할 수 있다.

본 논문에서는 변위및 회전 불변 특성을 가진 함수 $J(\theta)$로부터 다음 6가지 특징을 추출한다.



www.dbpia.co.kr

첫번째 특징 $\alpha_1$은 함수 $J(\theta)$ 한 주기 내에서의 첨두치 갯수로 정의하고, 두번째 특징 $\alpha_2$는 최대치와 뒤이어 나오는 첨두치 사이의 각도로 정의한다.

$$\alpha_2 = \theta_2 \tag{12}$$

여기에서 $\theta_2$는 최대치 다음 첨두치가 나타나는 $\theta$값이다. 세번째 특징은 $\alpha_3$는 다음과 같은 비로 정의한다.

$$\alpha_3 = \int_{\pi/4}^{3\pi/4} J(\theta)\,d\theta \Big/ \left[ \int_0^{\pi/4} J(\theta)\,d\theta + \int_{3\pi/4}^{\pi} J(\theta)\,d\theta \right] \tag{13}$$

네번째 특징 $\alpha_4$은

$$\alpha_4 = \pi J(0) \Big/ \left[ \int_0^{\pi} J(\theta)\,d\theta \right] \tag{14}$$

다섯번째 특징 $\alpha_5$은

$$\alpha_5 = J(0) \Big/ \left[ J^2(0) + J^2(\pi/4) + J^2(\pi/2) + J^2(3\pi/4) \right]^{1/2} \tag{15}$$

이고, 여섯번째 특징 $\alpha_6$은

$$\alpha_6 = \left[ J(0) - J(\theta)\min \right] / \left[ J(0) + J(\theta)\min \right] \tag{16}$$

로 정의한다. 여기에서 $J(\theta)\min$은 $J(\theta)$의 최소치이다.

본 논문에서는 위의 6가지 특징을 추출하기 위하여 입력 영상 $g(x, y)$를 렌즈를 통하여 2차원 fourier 변환하는 대신 앞에서 밝힌 central slice theorem을 이용하여 1차원 투영데이타의 fourier 변환으로부터 2차원 fourier 스펙트럼을 구한다. 각도에 따른 fourier power스펙트럼 성분은 각 투영각도에 대한 1차원 fourier power 스펙트럼을 적분하여 구한다. 1차원 fourier power 스펙트럼을 구하는데 디지탈 방법으로는 실시간 처리에 부적당하다. 따라서 A/O (Acousto/Optic) cell을 이용하여 실시간 처리가 가능한 fourier power 스펙트럼을 구한다.

그림 4에 나타낸 복합 패턴인식 시스템에서 dove프리즘을 이용하여 영상을 회전시키면서 원기둥렌즈를 이용하여 1차원 검출기 어레이에 광을 집속시켜 $\lambda(x', \phi)$의 전기적인 신호로 바꾸어 A/O 1변조기를 통하여 광세기 변조한다. triple-product algorithm에 근거하여 시간영역 신호를 광대역 fourier 변환하며, A/O 2 변조기의 carrier는 선형 주파수 변조(linear frequency modulation)를 하기 위한 신호이다.

### 3-2 불변 모멘트

투영 데이타로부터 변위, 회전및 기하학적 크기에 불변인 모멘트를 구할 수 있다. 불변모멘트 $\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_7$은 기하학적 영상모멘트 $m_{pq}$의 다항식의 조합으로 나타난다.

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y)\, dxdy \tag{17}$$

불변 모멘트 $\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_7$은 10개의 모멘트 $m_{00}$, $m_{01}$, $m_{10}$, $m_{11}$, $m_{20}$, $m_{02}$, $m_{12}$, $m_{21}$, $m_{30}$ 및 $m_{03}$에 관계하므로 이를 구할 수 있다면 쉽게 불변 모멘트를 구할 수 있다. 영상 데이타 자체보다는 투영데이타로부터 직접 모멘트를 구할 수 있으며, 기하학적 모멘트와 투영 데이타의 관계를 나타내기 위하여 먼저 y축과 각도 $\phi$를 이루는 중심축에 관해서 $f(x, y)$의 n차 모멘트를 계산한다.

$\lambda(x', \phi)$의 n차 모멘트 $m_n^\phi$는 다음과 같다.

$$m_n^\phi = \int x'^n \lambda(x', \phi)\, dx' = \iint x'^n f(x, y)\, dx'dy' \tag{18}$$

식(3)과 (18)로부터

$$m_n^\phi = \iint (x\cos\phi + y\sin\phi)^n f(x, y)\, dxdy = \sum_{i=1}^{n} \binom{n}{i} \cos^{n-i}\phi \sin^i\phi\, m_{n-i,\,i} \tag{19}$$

식(19)는 모멘트 $m_{pq}$와 투영데이타로부터 구한 모



www.dbpia.co.kr

멘트 $m_n^{\phi}$의 관계를 나타낸다. $m_{pq}$를 구하기 위해서는 식(19)의 역이 필요하며, 구하는 방법은 여러가지가 있지만 편리한 방법은 다음과 같다.

$$m_{00}=m_0^{\phi}, \quad (\text{임의의 } \phi) \qquad (20\text{ a})$$

$$m_{j0}=m_j^{0} \quad (j=1,2,3,\cdots) \qquad (20\text{ b})$$

$$m_{0j}=m_j^{\pi/2} \quad (j=1,2,3,\cdots) \qquad (20\text{ c})$$

$$m_{11}=m_2^{\pi/4}-\frac{1}{2}(m_2^{0}+m_2^{\pi/2}) \qquad (20\text{ d})$$

$$m_{21}=\frac{1}{3}[\sqrt{2}\,(m_3^{\pi/4}+m_3^{3\pi/4})-m_3^{\pi/2}] \qquad (20\text{ e})$$

$$m_{12}=\frac{1}{3}[\sqrt{2}\,(m_3^{\pi/4}-m_3^{3\pi/4})-m_3^{0}] \qquad (20\text{ f})$$

본 시스템에서 필요한 모멘트 $m_{pq}$를 구하기 위해서는 다만 $\phi=0,\ \pi/4,\ \pi/2,\ 3\pi/4$의 4개의 투영을 측정하면 된다.

변위불변 성질을 가진 중심 모멘트(central moment)는 다음과 같이 주어진다.

$$\mu_{pq}=\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}(x-\bar{x})^{p}(y-\bar{y})^{q}\,f(x,y)\,dxdy \qquad (21)$$

여기에서 $\bar{x}=\frac{m_{10}}{m_{00}}$, $\bar{y}=\frac{m_{01}}{m_{00}}$

중심 모멘트로부터 변위및 회전에 대한 불변 모멘트는 다음과 같이 주어진다.

$$\phi(1)=\mu_{20}+\mu_{02} \qquad (22\text{ a})$$

$$\phi(2)=(\mu_{20}-\mu_{02})^2+4\mu_{11}^2 \qquad (22\text{ b})$$

$$\phi(3)=(\mu_{30}-3\mu_{12})^2+(3\mu_{21}-\mu_{03})^2 \qquad (22\text{ c})$$

$$\phi(4)=(\mu_{30}+\mu_{12})^2+(\mu_{21}+\mu_{03})^2 \qquad (22\text{ d})$$

$$\phi(5)=(\mu_{30}-3\mu_{12})(\mu_{30}+\mu_{12})[(\mu_{30}+\mu_{12})^2-3(\mu_{21}+\mu_{03})^2]+(3\mu_{21}-\mu_{03})\cdot(\mu_{21}+\mu_{03})[3(\mu_{30}+\mu_{12})^2-(\mu_{21}+\mu_{03})^2] \qquad (22\text{ e})$$

$$\phi(6)=(\mu_{20}-\mu_{02})[(\mu_{30}+\mu_{12})^2-(\mu_{21}+\mu_{03})^2]+4\mu_{11}(\mu_{30}+\mu_{12})(\mu_{21}+\mu_{03}) \qquad (22\text{ f})$$

$$\phi(7)=(3\mu_{21}-\mu_{03})(\mu_{30}+\mu_{12})[(\mu_{30}+\mu_{12})^2-3(\mu_{21}+\mu_{03})^2]-(\mu_{30}-3\mu_{12})(\mu_{21}+\mu_{03})\cdot[3(\mu_{30}+\mu_{12})^2-(\mu_{21}+\mu_{03})^2] \qquad (22\text{ g})$$

함수 $\phi(1)$, $\phi(2)$, $\cdots$, $\phi(7)$은 다음과 같은 정규화된 중심모멘트 $\eta_{pq}$를 대입하므로써 크기 변화에 불변인 모멘트 $\beta_1$, $\beta_2$, $\cdots$, $\beta_7$을 구할 수 있다.

$$\eta_{pq}=\frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}} \qquad (23)$$

여기에서 $\gamma=\frac{p+q}{2}+1$

본 논문에서는 fourier 스펙트럼으로부터 구한 특징 외에 $m_{00}$와 $\beta_1$, $\beta_2$, $\cdots$, $\beta_7$의 모멘트 값을 특징 파라미터로 채택하며, 각각을 $\alpha_7$, $\alpha_8$, $\cdots$, $\alpha_{14}$의 특징벡터로 간주한다.

### 3-3 판별(Discrimination) 함수

입력패턴이 속하는 정확한 패턴 종류의 결정은 앞에서 정의한 특징 벡터 $\alpha(\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_n)$를 이용하므로써 행할 수 있다. Bayes 이론으로 부터 다음과 같은 가정을 한다.

i) $\alpha$에 대한 상태 경우 확율밀도 함수는 다변수 정규분포이다.
ii) 각각의 특징은 독립적이다.
iii) 패턴종류 갯수는 상수이다.
iv) 입력패턴의 전치확율(priori probability)은 모든 종류의 패턴에 대해서 동일하다.

위와 같은 가정하에 최소오차분류(minimum-error-rate classification)는 다음과 같은 판별함수를 이용하여 얻는다[3].

$$D_{i(\alpha)}=-\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}\left(\frac{\alpha_j-\overline{\alpha_{ij}}}{\sigma_{ij}}\right)^2-\frac{1}{2}\log\left(\prod_{j=1}^{n}\sigma_{ij}\right) \qquad (24)$$

여기에서 $\alpha_j$는 입력패턴에 대한 특징 벡터 $\alpha$의 j 번째 특징이며, $\overline{\alpha_{ij}}$는 i 번째 패턴종류에 속하는 모든 패턴에서의 j 번째 특징의 평균값이고, $\sigma_{ij}$는 $\alpha_{ij}$의 표준편차이다. 식 (24)의 우변 첫항의 절대값은 특징영역에서 제곱 Mahalanobis 거리와 같다.

본 논문에서 제안한 복합 패턴인식시스템의 분류는 판별함수 $D_i(\alpha)$를 이용한다. 함수 $D_i(\alpha)$를 먼저 모든 종류의 패턴에 대해서 계산하고, 입



www.dbpia.co.kr

력 패턴이 판별함수가 최대값을 가지는 패턴종류에 속한다고 결론짓는다.

## 4. 시뮬레이션 및 결과고찰

본 논문에서 제안한 복합 패턴 인식 시스템의 개략도는 그림 4와 같다. 이 시스템은 기능별로 dove 프리즘을 이용한 회전기능, 원기둥 렌즈를 이용하여 2차원 영상을 투영한 1차원 신호로 바꾸는 Radon 변환 기능, 1차원 광신호를 CCD 어레이를 이용하여 전기적인 신호로 바꾼 후 A/O를 이용한 fourier 변환하는 기능, Radon 변환된 데이타 및 fourier 변환된 데이타로부터 앞에서 밝힌 특징을 추출하는 기능으로 나눌 수 있다.

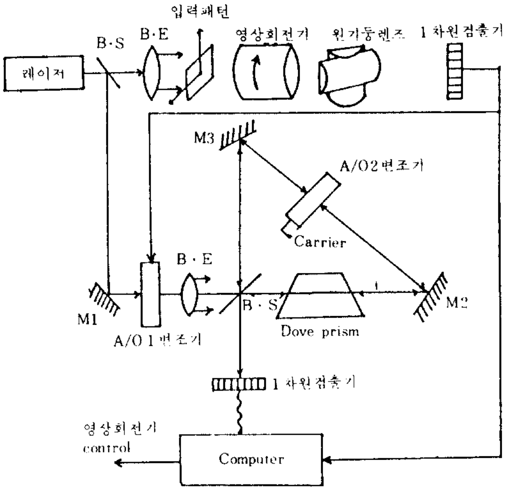



**그림 4** 제안한 복합 패턴인식 시스템 블록도
**Block-diagram of proposed hybrid-pattern recognition system.**

제안한 복합 패턴 인식시스템의 성능을 확인하기 위한 시뮬레이션과정을 그림 5에 나타내었다. Digitizer를 통하여 64×64 2차원 영상을 컴퓨터에 입력시킨 후 회전각도 1°로 하여 180° 회전 시키면서 투영 데이타를 얻었다. 각각의 투영 각도에 따른 투영 데이타는 128개의 데이타로 형성되었으며 1차원 FFT를 취하므로써 fourier 스펙트럼을 구하였다.

위에서 구한 투영 데이타로부터 모멘트 $m_{00}$와 불변 모멘트 $\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_7$을 구하고 각도에 따른 fourier 스펙트럼으로부터 앞에서 나타낸 특징들을 추출하였다.

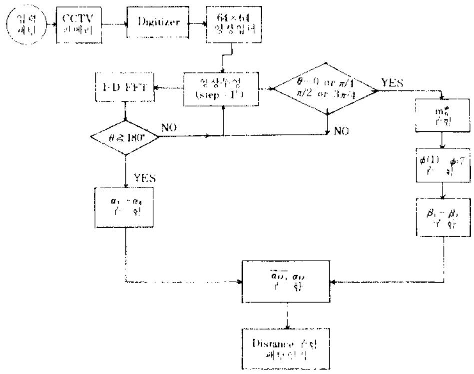



**그림 5** 시스템 시뮬레이션을 위한 흐름도
**Flow-chart for the system simulation.**

시스템 시뮬레이션을 위한 입력패턴은 디지탈 처리와 2차원 fourier 스펙트럼을 이용한 시스템[2]과 비교하기 위하여 그림 6의 패턴을 선정하였다. 각각의 입력 패턴에 대하여 각도에 따른 투영 데이타로부터 fourier 스펙트럼과 모멘트를 구한 후 본 패턴 인식 시스템에서 필요한 특징을 추출하고, 판별 거리(distance)를 구하였다. 그림 6의 투영각도에 따른 fourier 스펙트럼을 그림 7에 나타내었다.

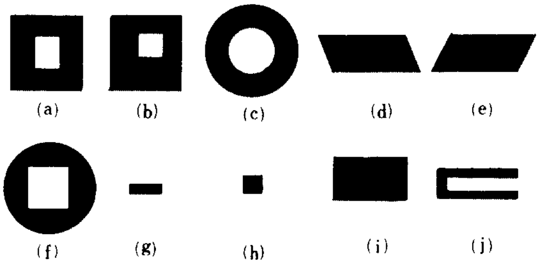



**그림 6** 시뮬레이션용 입력패턴
**Input patterns for simulation.**

시뮬레이션은 각각의 입력패턴에 대하여 20번을 행하였으며 입력패턴을 인식할 수 있는 각 패턴에 해당하는 판별거리는 표 1과 같으며 100%의 인식율을 보였다.



www.dbpia.co.kr

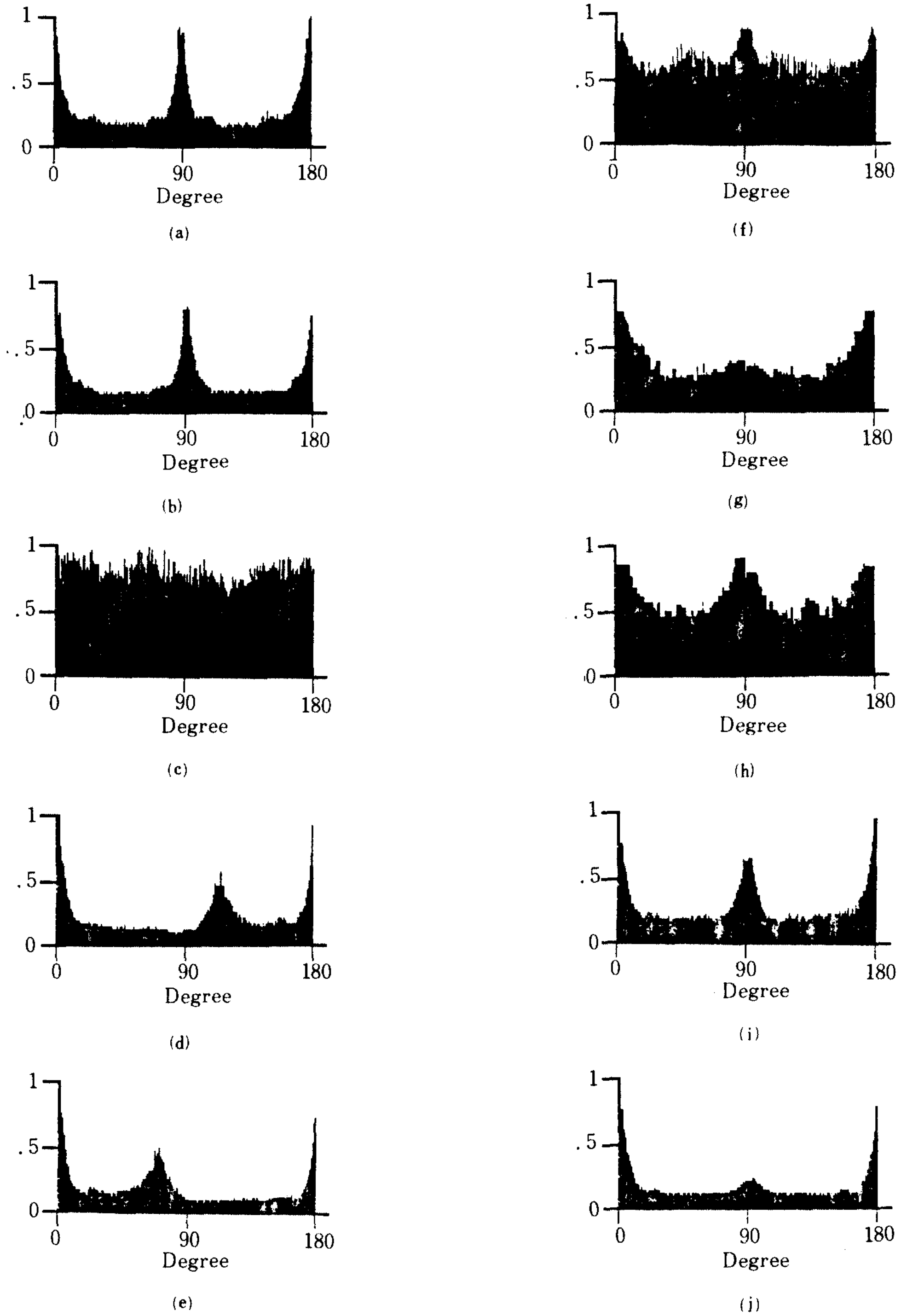



**그림 7** 입력패턴에 대한 투영각도에서의 fourier 스펙트럼
Fourier spectrum of input patterns at each projection angle.



www.dbpia.co.kr

表 1 입력패턴에 대한 제곱Mahalanobis 거리의 시뮬레이션 결과
Simulation results of squared Mahalanobis distance for input patterns.

| 입력 패턴 \ 입력 종류 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | −1.655939 | −40.74117 | −2E+20 | −3158.353 | −5890.589 | −706.1921 | 33024.84 | −115634.3 | −19360.2 | −5E+19 |
| 2 | −68.33901 | −2.891314 | −2E+20 | −2808.337 | 5529.348 | 990.7707 | −34576.63 | −121084.5 | 12733.81 | 5E+19 |
| 3 | −2E+20 | −2E+20 | −6.788535 | −8189.93 | −11207.85 | 754.0441 | −19482.28 | −67519.29 | −2E+20 | −5E+19 |
| 4 | −20241.39 | −65397.13 | −2E+20 | −4.376273 | −49.53174 | −19821.01 | −10741.55 | −38021.86 | 10189.06 | −5E+19 |
| 5 | −5E+19 | −5E+19 | −5E+19 | −34.87697 | 11.92465 | −23943.00 | 10326.5 | −36621.32 | −5E+19 | −1233.773 |
| 6 | −1138.808 | −1345.818 | −2E+20 | −6220.14 | 9844.231 | −.8628917 | −25913.79 | −90052.35 | 43430.26 | −5E+19 |
| 7 | −8.21E+15 | −3.12E+16 | −2E+20 | −3.32E+13 | −2.50E+13 | −6.09E+15 | 5.744873 | −133.2786 | −1.50E+14 | −5E+19 |
| 8 | −2.45E+21 | −2.45E+21 | −4.05E+21 | −2.97E+14 | −2.30E+14 | 5.68E+16 | 288.0712 | −2.158813 | −2.45E+21 | −3.2E+21 |
| 9 | −9592.219 | −34836.02 | −2E+20 | −1149.832 | −1757.434 | 8904.134 | −12197.55 | −43153.36 | −3.643175 | −5E+19 |
| 10 | −5E+19 | −5E+19 | −5E+19 | −163364.3 | −139071 | −2.75E+07 | −2742.58 | −9975.033 | 5E−19 | −5.602169 |

가장 큰 판별거리는 두번째 큰 판별거리에 비하여 3배 이상 됨을 볼 수 있다.

## 5. 결 론

패턴인식 시스템에서 계산적인 병목현상을 없애기 위하여 라돈 변환을 이용한 새로운 복합 패턴인식시스템을 제안하였으며, 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 만족할 만한 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 2차원 영상을 1차원 투영데이타로 변환하여 투영 각도에 따른 fourier 스펙트럼을 구하므로 패턴인식을 하기 위한 특징들을 fourier 스펙트럼및 투영데이타로부터 쉽고 빠르게 추출할 수 있다. A/O를 이용하여 투영데이타를 triple-product algorithm에 근거하여 fourier 변환할 수 있다.

실시간 패턴인식을 가능하게 하기 위한 시간적인 문제는 입력영상을 회전하는 dove 프리즘의 회전속도가 가장 중요한 요소로써 현재의 기술수준으로 미루어 450rpm 정도의 스텝모터를 사용하므로써 영상의 video frame time (1/30 sec) 으로 처리 가능하다. 또한 인코히어런트 광을 코히어런트 광으로 변환하는 BSO ITCC를 사용한다면 film을 제작치 않고 대상물을 직접 TV카메라로 입력하여 실시간 처리 가능하다.

## 參 考 文 獻


(1) A. VanderLugt, "Signal Detection by Complex Spatial Filtering," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. IT－10, pp. 139－, 1964.

(2) T. Minemoto & J. Narano, "Hybrid Pattern Recognition by Features Extracted from Object Patterns and Fraunhofer Diffraction Patterns," Appl. Opt., vol. 24, pp. 2914－2920, Sep. 1985.

(3) R. O. Duda & P. E. Hart, Pattern Classification and Scene Analysis, Wiley, New York, 1973.

(4) A. Rosenfeld & A. C. Kak, Digital Picture Processing, Academic Press, New York, 1976.

(5) G. G. Lendaris & G. L. Stanley, "Diffraction-Pattern Sampling for Automatic Pattern Recognition," Proc. IEEE, vol. 58, pp. 198－216, Feb., 1970.

(6) G. R. Gindi & A. F. Gmitro, "Optical Feature Extraction via the Radon Transform," Opt. Eng., vol. 23, pp. 499－506, Sep. / Oct. 1984.

(7) F. Merkle & T. Lörch, "Hybrid Optical-Digital Pattern Recognition," Appl. Opt., vol. 23, pp. 1509－1516, May 1984.

(8) T. Minemoto et al, "Hybrid Pattern Recognition using the Fraunhofer Diffraction Pattern," Opt. Comm., vol. 51, pp. 221－226, Sep. 1984.

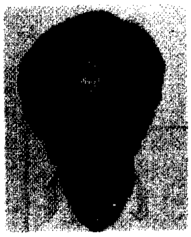
(9) D. Casasent, "Pattern Recognition: A Review," IEEE Spec., pp. 28－33, Mar. 1981.

(10) S. Maitra, "Moment Invariants," Proc. IEEE, vol. 67, pp. 697－699, Apr. 1979.

(11) H. Glünder, "Integrals along Central Slices through the Power Spectrum and the Auto-correlation Funtion," Opt. Comm., vol. 57, pp. 3－9, Feb. 1986.




www.dbpia.co.kr



**潘 在 景**(Jae Kyung PAN)　　正會員
1956年 2月 19日生
1976. 3～1980. 2　延世大學校電子工學科卒業(工學士)
1980. 3～1982. 2　延世大學校　大學院電子工學科(工學碩士)
1982. 9～現在：延世大學校　大學院　電子工學科　博士課程

**朴 漢 奎**(Han Kyu PARK)　　正會員
1941年 6月21日生
1964年 2月：延世大學校電氣工學科卒業
1968年 2月：延世大學校大學院電氣工學科卒業(工學碩士)
1973年：불란서 파리대학교(소르본느대학교)博士課程修了(DEA)
1975年：불란서 파리 6 대학(ph. D)
1976年～現在：延世大學校工科大學電子工學科教授



www.dbpia.co.kr