

직선패턴 인식을 위한 새로운 광/디지털 불변 인식에 관한 연구

(A Study on the Novel Optical/Digital Invariant Recognition for Recognizing Patterns with Straight Lines)

許賢*, 鄭東圭*, 姜東星*, 潘在景**

(Hyun Huh, Dong Gyu Jung, Dong Seung Kang and Jae Kyung Pan)

要約

본 논문에서는 직선특징을 포함한 2차원 패턴에 대하여 패턴의 이동, 회전, 크기변화에도 불변하게 인식할 수 있는 새로운 광/디지털 패턴인식 방법을 제안하였다. 제시한 방법은 먼저 패턴의 직선특징을 Hough변환과 threshold과정을 통해서 추출한다. 두번째로 추출된 특징에 본 논문에서 유도된 수식을 적용하여 불변성을 부여한다. 마지막으로 추출된 패턴의 불변특징을 신경회로망으로 학습시켜 패턴인식에 사용하였다. 제시한 방법의 유용성 확인을 위해 9개의 2차원 직선패턴으로 컴퓨터 모의실험을 수행하였으며, 결국 패턴의 이동, 회전, 크기변화에도 불변한 인식이 가능하였다.

Abstract

A novel opto-digital pattern recognition method which has shift, rotation, and scale invariant properties is proposed for recognizing two dimensional images having straight lines. The algorithm is composed of three stages. In the first stage, the line features of the image are extracted. The second stage imposes the shift, rotation, and scale invariant properties on the extracted features through normalizing procedure. The required normalizing equations are analytically explained. In the last stage, the artificial feedforward neural network is trained with the extracted features. In order to evaluate the proposed algorithm, nine different edge enhanced binary images composed of straight lines are tested. Thus the proposed algorithm can recognize the patterns even though they are shifted, rotated, and scaled.

I. 서론

*準會員, **正會員 全北大學校 工科大學 電氣工學科
(Dept. of Elec. Eng., College of Eng.
Chonbuk Nat'l Univ.)
接受日字: 1994年 1月 11日

패턴인식은 원하는 목적물이나 신호의 존재를 확인, 분류하는 분야로써 군사적 분야와 산업적인 분야 등에서 더욱 그 응용범위가 확대되고 있으며, 더욱이

인간의 시각기능을 구현하는 의미에서 그 의의를 찾을 수 있다. 패턴인식을 연구하는 데 있어서 고려되어야 할 사항으로는 인식속도, 메모리 요구, 불변특성 및 잡음문제 등이 있다. 이러한 고려사항에 대해 광학적 시스템은 높은 병렬성, 대용량 고속처리 및 비간섭성 등 장점을 가지고 있으며, 디지털 시스템은 광학적 시스템에 비하여 정확성, 융통성, 프로그램을 통한 제어 및 데이터 해석 면에서 장점을 가지고 있다. 따라서 앞으로 패턴인식 시스템은 광학적 및 디지털 처리방식의 장 단점들을 고려한 광/디지털 시스템^{[1][2]}이 요구되며, 기능 면에서는 입력패턴의 이동, 회전, 크기변화에도 불변특성^{[3][4][5]}을 가진 시스템이 요구된다.

따라서 본 논문에서는 물리 계에서 흔히 볼 수 있는 직선특징을 지닌 2차원 영상패턴에 대해, 위 두 가지 요구조건을 만족시킬 수 있도록 신경회로망을 도입한 새로운 광/디지를 불변 패턴인식 알고리즘을 제안하려 한다. 제시한 불변 패턴인식 방식은 다음과 같이 3단계로 구성된다.

첫 번째 단계는 2차원 직선패턴으로부터 직선특징들을 추출하는 단계이다. Hough변환은 강한 잡음특성을 가지면서 패턴의 직선 및 직경을 검출할 수도 있으며, 각 패턴의 고유한 분포를 보이므로 패턴인식에서 유용하게 적용될 수 있다. 2차원 패턴으로부터 직선 특징추출은 Hough변환 결과에 적당한 문턱값을 취함으로써 얻을 수 있다. 이와 같이 추출된 직선 특징들에는 패턴의 직선 수, 길이 및 각 직선들의 공간적인 분포 등 중요한 패턴정보를 포함하므로 여러 가지 패턴들에 대하여 정확한 인식이 가능하다. 게다가 단지 몇 개의 직선특징만을 사용함으로 신호처리가 용이하고 융통성 있는 시스템 설계가 가능하다. 특히 Hough변환은 광학적 시스템을 사용하여 구현할 수 있기 때문에 고속의 인식시스템 구현에도 기여할 것이다.^{[6][7]} 두 번째 단계는 추출된 특징에 대하여 패턴의 이동, 회전, 크기변화에도 같은 영상정보를 포함하도록 불변성을 부여하는 단계이다. 따라서 본 논문에서는 변형된 패턴의 Hough변환 결과에 불변성을 부여하기 위한 수식적 과정^[8]을 설명하였다. 마지막으로 각 패턴에 대하여 추출된 불변 특징들을 입력벡터로 사용하여 신경회로망을 학습시킴으로써 패턴인식에 적용하는 단계로 구성되어 있다. 특히 신경회로망의 도입은 학습능력을 부여할 수 있기 때문에 인간의 시각기능을 더욱 비슷하게 모방할 수 있으며, 인식속도의 향상에도 기여할 수 있다. 본 논문에서는 직선특징을 포함한 패턴들에 대해서 패턴의 이동, 회전, 크기변화에도 불변성이 부여된 특징들을 추출한

뒤, 신경망을 도입하여 패턴을 인식할 수 있는 새로운 광/디지를 패턴인식 알고리즘을 제시하였다. 그리고 9개의 직선패턴을 실험패턴으로 사용한 모의실험을 통해 제시한 패턴인식 알고리즘의 유용성을 확인하였다.

II. Hough 변환 및 불변특성

Hough변환은 2진 화소로 구성된 2차원 입력패턴에 대하여 패턴을 모든 방향으로 1차원 투영함으로써 얻어질 수 있으며, 만약 $f(x, y)$ 가 2차원 입력패턴일 때, 이 함수를 x 축과 θ 각을 이룬 방향에 대하여 1차원 투영은 식 (1)과 같이 정의된다.^[9]

$$h(p, \theta) = \iint_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(p - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (1)$$

이와 같이 Hough변환 결과가 파라미터 (p, θ) 평면의 직각 grid위에 정의될 때, 입력평면 위의 한 점 (x_0, y_0) 는 (p, θ) 평면에서 $p = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta$ 인 정현곡선과 일치하고, Hough변환 평면 위의 한 점 (p_0, θ_0) 는 입력평면의 원점에서 연직거리가 p_0 이고 그 연직선이 x 축에서 θ_0 의 각을 이루는 조건에 만족되는 한 직선과 일치한다. 이러한 특성은 Hough변환의 직선 검출능력의 근간을 이루며, 또다른 패턴의 특징요소로서 패턴의 직경(convex hull)분포를 투영 방향에 따라 나타낼 수도 있다.

특히 패턴의 이동, 회전, 크기변화에 대한 Hough변환 결과는 각 패턴의 고유한 분포특성을 나타내므로 적당한 정규화 및 수식과정을 통해 불변특성을 부여할 수 있다.^{[7][8][11]}

1. 이동(shift) 불변성

입력 $f(x, y)$ 의 공간 좌표축이 x 축으로 x_0 , y 축으로 y_0 만큼 이동될 때 식(1)에 대해서 Hough변환 결과 h' 는 식(2)와 같은 결과를 나타낸다.

$$h' = h(p - \sqrt{x_0^2 + y_0^2} \cos \Phi, \theta) \quad (\text{단 } \Phi = \theta - \tan^{-1} \frac{y_0}{x_0}) \quad (2)$$

즉 x, y 좌표 상에서 좌표축이 (x_0, y_0) 로의 이동은 (p, θ) 평면 상에서 p 축으로 $\sqrt{x_0^2 + y_0^2} \cos \Phi$ 만큼 이동한 것과 같다. 결국 좌표축 이동에 대해 Hough변환 평면에서는 p 값 보상으로 p 축에서 Hough변환 분포를 불변하게 할 수 있다.

특히 본 논문에서는 패턴의 위치변화에 대해서도 같은 크기 및 분포를 가지는 패턴의 직경성분만을 고려함으로써 패턴의 이동에 불변한 특성을 부여한다.

2. 회전(rotation) 불변성

입력패턴 $f(x,y)$ 가 (x,y) 좌표축 원점에 대하여 ϕ 만큼 회전 되었을 때, Hough변환 결과는 식 (3)과 같다.

$$h' = \begin{cases} h(p, \theta - \Phi + 2\pi) & 0 < \theta < \Phi \\ h(p, \theta - \Phi) & \Phi < \theta < 2\pi \end{cases} \quad (3)$$

즉 입력패턴이 ϕ 만큼 회전된 경우 (p,θ) 평면에서 p 좌표 성분은 불변이고, θ 좌표 성분만 ϕ 만큼 직선적으로 순환된 결과를 나타낸다. 따라서 좌표축 회전에 대한 불변성을 부여하기 위해, ϕ 축으로 직선적으로 회전하면서 상관(correlation)을 취함으로써 좌표축 회전에 대해 불변성을 부여할 수 있다.

그러나 본 논문에서는 상관을 통한 계산적, 시간적 부담을 덜기 위해 직선특징의 추출을 통한 각 특징점들의 사이 각을 신경망 입력벡터로 사용하며, 동시에 회전에 대한 불변성도 부여한다.

3. 크기변화(scaling) 불변성

식 (1)에 대하여 $f(x,y)$ 가 a 만큼 확대 되었을 때 Hough변환 결과는

$$h'(p,\theta) = a h\left(\frac{p}{a}, \theta\right) \quad (4)$$

을 만족한다. 즉 $f(x,y)$ 의 a 만큼 확대는 (p,θ) 평면에서 $f(x,y)$ 의 에너지를 a 배하고, p 축으로 a 배 만큼 확대하는 결과를 가지며 θ 축 분포는 불변이다.

특히 본 논문에서는 패턴의 크기변화에 불변인 특성을 부여하기 위해 패턴특징의 하나인 패턴의 최대직경과 가장 긴 직선성분(Hough변환의 최대 값)으로 Hough변환 결과에 정규화를 취하였다.^[8] $f(x,y)$ 의 최대직경을 Δp_m 이라 하고, $h(p,\theta)$ 의 최대 값을 f_m 이라 할 때 (p,θ) 평면에서 $h(p,\theta)$ 를 Δp_m 및 f_m 으로 정규화 하면 크기변화에 불변한 특성을 얻을 수 있다. 즉

$$h(p,\theta) \implies \frac{h(p \times \Delta p_m, \theta)}{f_m} \quad (5)$$

다시 $f(x,y)$ 를 a 만큼 확대시킨 패턴 $f(x',y')$ 에 대하여 최대직경 및 가장 긴 직선성분을 $\Delta p_m', f_m'$ 라 할 때, $\Delta p_m' = \Delta p_m \times a, f_m' = a \times f_m$ 이다. 따라서 식 (4)의 $h'(p,\theta)$ 를 $\Delta p_m'$ 및 f_m' 로 정규화 시키면

$$\begin{aligned} a h\left(\frac{p}{a}, \theta\right) &\implies \frac{a h\left(\frac{p}{a} \times \Delta p_m', \theta\right)}{f_m'} \\ &= \frac{a h\left(\frac{p}{a} \times \Delta p_m', \theta\right)}{a f_m} \\ &= \frac{h(p \times \Delta p_m, \theta)}{f_m} \end{aligned} \quad (6)$$

가 된다. 이때 식(6)은 식(5)와 같은 분포를 가짐을 알 수 있다. 즉 패턴의 크기변화에 대해 패턴의 최대 직경과 최대직선성분으로 정규화를 취해서 불변한 특성이 언어짐을 알 수 있다.

III. 불변 패턴인식 알고리즘

본 논문에서는 Hough변환의 직선특징 검출능력을 근간으로 패턴의 직선 특징만을 추출한 뒤 불변성을 부여해서 신경망에 적용한 패턴인식을 연구하였다. 그림 1의 순서도와 같이 불변 특징추출 및 신경망 모델을 적용해서 연구한 불변 패턴인식 알고리즘은 다음과 같으며, 그림 2에서는 불변 특징추출 과정의 한 예를 보였다.

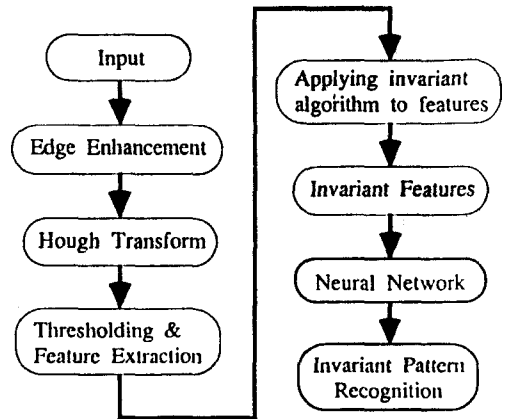


그림 1. 불변 패턴인식 순서도

Fig. 1. Flow chart for the invariant pattern recognition.

1) Edge detection에 의해서 전처리된 입력패턴을 Hough변환 한다. 특히 Hough변환의 광학적 구현을 위한 방법으로는 영상회전기와 원기둥 렌즈를 이용하여 모든 방향에 대한 1차원 투영신호를 CCD와 같은 수광소자로 검출 및 메모리에 저장함으로써 얻을 수 있으며, 직접적으로 Hough변환용 CGH를 이용하여 실시간 적으로 얻을 수도 있다.^[9] [그림 2(b)]

2) 저장된 Hough변환 결과를 최대 직선 특징값(f_m)에 대하여 적당한 문턱 값($af_m : 0 < a < 1$)으로 제한하여 패턴의 직선특징들을 추출한다. [그림 2(c)]

3) Hough변환 평면에서 p 축을 각 패턴들의 직경 성분으로만 나타낼 수 있도록 각 패턴들의 특징 값들의 p 좌표 값을 수정하여 이동에 불변인 특성을 부여

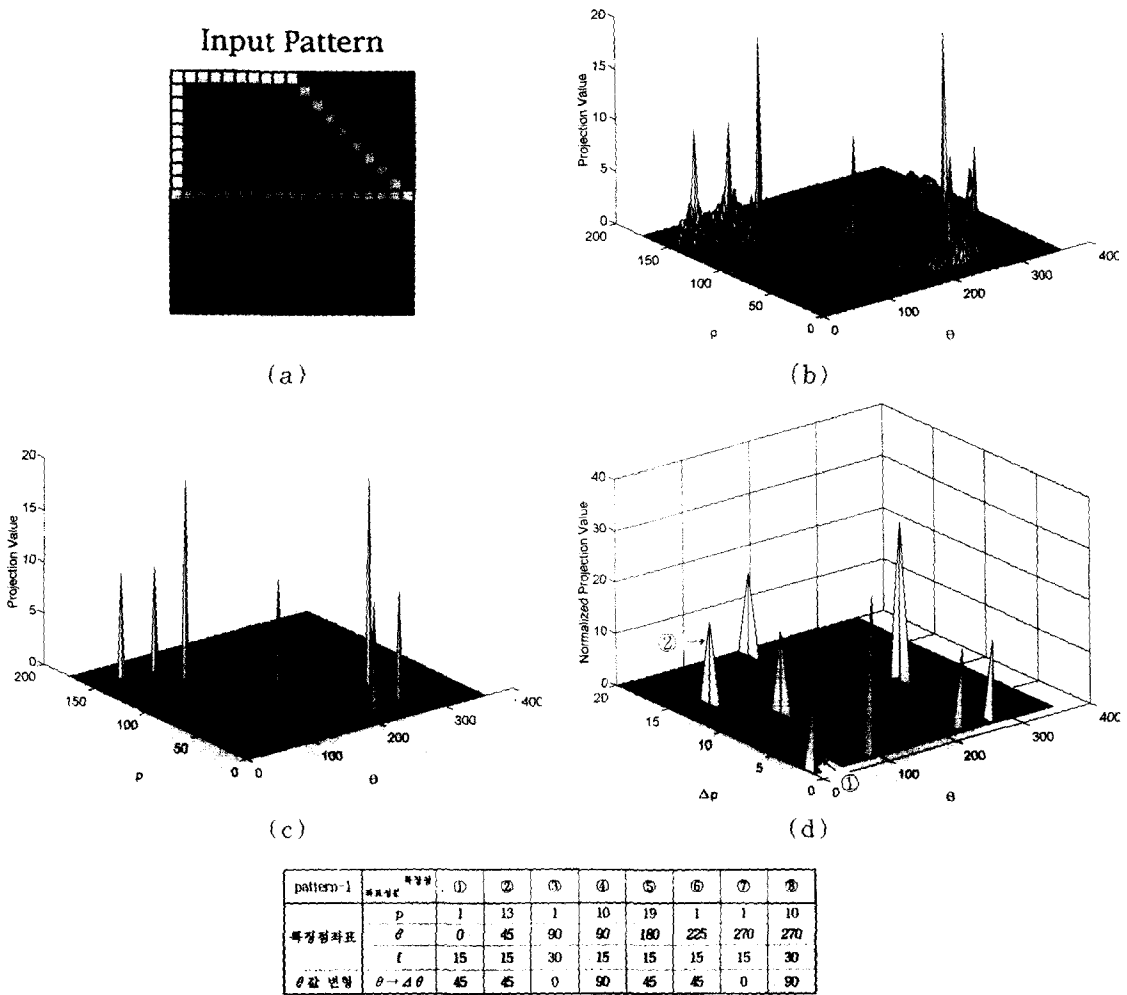
한다. 동시에 최대직경값(Δp_m) 및 최대 직선특징값(f_m)으로 정규화를 취해서 크기변화에 불변인 특성도 부여한다. [그림 2(d)]

4) 회전에 대해 불변성을 부여하며, 신경회로망 입력에 유용한 특징 값으로 사용하기 위해 Hough변환 평면에서 한 특징값의 θ 값을 특징 점에서 우측으로 가장 가까운 다른 특징 점간의 투영각 차이($\Delta\theta$)로 대체해서 특징 값을 표시한다. [그림 2(e)]

5) 마지막으로 이상과 같이 불변성이 부여된 특징 점들의 좌표를 입력벡터로 사용하여 신경회로망을 충분히 학습시킨 뒤, 패턴인식을 위해 사용한다. 특히 회전에 대한 불변성을 부여하기 위하여, 4)과정에서

대치된 $\Delta\theta$ 값들의 회전에 대한 모든 가능한 특징값 분포를 고려하여 training pair(입력패턴의 직선특징수)를 구성한다. 본 논문에서는 가장 널리 이용되고 있는 역전파 학습 알고리즘(backpropagation network ; BPN)^[10]을 적용했으며, 이때 신경망 입력층의 뉴런수는 기준 패턴중 최대 직선특징점을 가진 패턴의 특징점 개수에 의해 결정된다.

본 논문에서 적용할 수 있는 패턴은 직선 특징성분이 포함된 패턴으로 한정되지만 대부분의 물리계에 존재하는 많은 패턴들이 직선들로 구성되어 있으므로 그 적용 범위는 충분하다. 불변 특징추출 과정의 한 예로 그림 2(a) 패턴을 입력으로 사용할 때, 그림



(e)

그림 2. 불변특징추출
Fig. 2. Invariant feature extraction.

2(b)는 그림 2(a)의 Hough변환된 결과를 나타내고 있으며, 이 Hough변환된 결과에서 직선 특징 점들을 검출하기 위해 최대 직선값의 28%로 문턱 값을 취한 결과를 그림 2(c)에서 보이고 있다. 그리고 그림 2(d)에서는 추출된 직선특징들에 대하여 이동과 크기변화에 대한 불변성 부여 수식들을 적용한 결과를 나타내고 있으며, 그림 2(e)에서는 그림 2(d)의 특징 점들의 좌표값을 추출한 뒤, 회전에 대한 불변성 부여 및 신경망 입력을 위한 θ 좌표값의 변형 결과를 나타내었다. 이와 같은 불변 특징점 분포에는 패턴의 불변성 뿐만 아니라 다음과 같은 입력패턴에 대한 중요정보가 포함되어 있다. 첫째로 패턴이 포함하는 직선 수를 알 수 있다. 둘째로 입력패턴에서 직선들 위치분포를 알려준다. 즉 패턴에서 직선들의 공간 위치를 Hough변환의 직각 grid위에서 각 직선들 사이의 사이각 및 각 직선들과 다른 직선들과의 상대적인 위치를 수치적으로 관찰할 수 있다. 세 번째로 패턴들을 구성하는 직선들의 길이정보를 알 수 있다.

예로 그림 2(a)패턴은 직선성분이 4개인 도형이지만 본 논문에서는 패턴을 180도가 아닌 360도 회전시키면서 Hough변환을 얻었기 때문에 그림 2(d)에서 패턴에 대한 불변 직선특징 수는 8개가 되었다. Hough변환 평면 (p, θ) 에서 첫 번째 특징점 $(1, 0, 15)$ 은 이 점과 관련된 입력패턴의 직선 투영위치가 0도이고 제일 좌측(1)에 있는 직선이라는 정보와 정규화된 직선의 길이가 15라는 사실을 알려준다. 그리고 두 번째 특징점 $(14, 45, 15)$ 은 패턴의 우측 사선의 특징 점임을 알 수 있다. 이것은 투영 각이 45도 이므로 $(1, 0, 15)$ 에 의한 직선과 역시, 45도의 사이각을 이루고 있음을 통해서 알 수 있으며, 또한 좌표값 14를 통해서 패턴의 투영시 직선의 공간적 위치

를 알 수 있다. 따라서 직선패턴에 대하여 이와 같이 추출된 특징정보에는 많은 직선패턴들에게 불변성을 부여하면서 각 패턴들을 구분할 수 있는 많은 정보를 포함하고 있음을 알 수 있다.

IV. 컴퓨터 모의실험 및 성능분석

본 논문에서 제시한 불변 패턴인식 방법을 평가하기 위해 몇 가지 모의실험을 하였다. 이를 위해 간단하고 규칙적인 몇 개의 도형패턴을 기준패턴으로 놓고 이동, 회전 및 크기변화된 패턴에 대하여 제시한 불변 패턴인식 알고리즘을 적용하여 패턴의 인식결과를 보였다.

1. 데이터 베이스

제시한 패턴인식 방법의 평가를 위해 물리계에서 많이 볼 수 있는 직선특징을 포함한 9가지의 도형패턴을 입력으로 사용하였다. 각 패턴들은 edge detection에 의해 전처리된 영상으로 가정하였으며, 각 기준패턴들은 20×20 의 영상평면에 2진 화소로 구성되고 직선특징을 포함한 패턴들을 사용하였다. 그림 3에서는 기준패턴으로 사용된 9가지 도형패턴들을 나타내고 있다.

2. 불변 특징추출 및 신경회로망 학습

기준패턴의 Hough변환은 패턴을 1도씩 360도까지 회전시키면서 투영과정을 통해서 결과 분포를 얻었으며, 직선특징 추출을 위해 α 를 0.28로 문턱값을 취하였고 패턴에 대한 특징점들의 정규화는 패턴의 최대직경 Δp_m 을 20으로, 최대직선값 f_m 을 30으로 정규화했다. 이때 Hough변환 결과는 180도가 아닌 360도 회전을 통한 결과이므로 추출된 직선특징수는

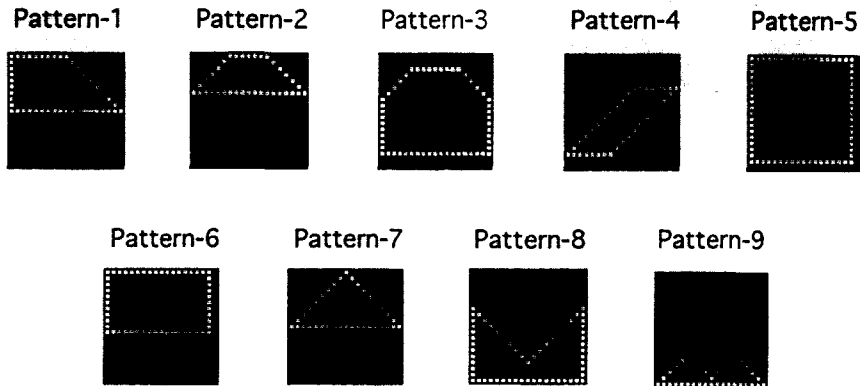


그림 3. 기준패턴
Fig. 3. Reference patterns.

패턴의 실제 직선수의 2배로 나타난다.

그리고 신경회로망 학습을 위해 본 논문에서는 역전파 학습 알고리즘^[6]을 도입했으며, 결국 추출된 각 패턴의 불변 특징분포에서 기준패턴의 회전에 따른 모든 가능한 특징분포를 고려하면서, 각 특징점들의 좌표값을 이용한 training pair를 구성하여 학습에 참여시켰다. 신경망의 입력층은 입력패턴중 가장 많은 직선특징을 포함하는 pattern-3 ((6×2)×3 = 36:직선특징수×3개 좌표)에 맞추어서 36개의 뉴런으로 구성하였고, 은닉층은 72개의 뉴런으로 구성시켰다. 그리고 출력층은 기준패턴의 수에 해당하는 9개의 뉴런으로 구성시켰으며, 목표값은 각 패턴에 대해 (100000000 (pattern-1) ~ 000000001 (pattern-9))와 같은 형식으로 배정하였다. 또한 학습률과 관성항은 0.0005 와 0.75로 사용하였으며, 신경회로망의 학습은 모든 학습패턴에 대해 전체 출력뉴런의 오차(sum square error)가 0.0005이하가

될 때까지 수행하였다. 신경회로망의 학습을 위해서 본 논문에서는 IBM 486DX/2 컴퓨터를 이용하였으며, 약 90분 정도의 학습시간이 소요되었다.

3. 변형된 입력에 의한 성능분석

본 논문에서 제시한 광/디지털 불변 패턴인식 알고리즘의 유용성을 알아보기 위해 각 기준패턴에 대해 9가지의 변형된 패턴들을 입력으로 가한 뒤, 학습된 신경망의 출력을 관찰하였다. 표1에서는 입력패턴으로 사용된 9가지 회전 및 크기변화된 패턴들의 변형내용들과 변형된 입력에 의한 신경망 출력단의 9개 결과치를 나타내었다. 입력패턴의 회전 변형요소는 기준패턴에 대해 0에서 360도 사이의 임의의 회전, 그리고 크기변화량은 기준패턴에 대해 0.5에서 3.5배된 패턴을 사용하였다. 특히 이동에 대한 불변성은 본 논문의 특징추출 과정에서 이미 불변성이 부여 되었으므로 고려하지 않았다. 결국 표1 시뮬레이션 결과의 빗금친 부

표 1. 변형된 입력에 의한 인식결과

Table 1. Recognition results.

입력패턴	신경망 출력단		1	2	3	4	5	6	7	8	9
	회전 (도)	변형요소 크기 (배)									
pattern-1	60	2	0.9208	0.0634	0.0026	0.0126	0.0003	0.0373	0.0114	0.0037	0.0169
pattern-2	125	0.5	0.0689	0.9209	0.0066	0.0353	0.0006	0.0345	0.0167	0.0005	0.0018
pattern-3	15	1.5	0.0004	0.0051	0.9711	0.0001	0.0127	0.0008	0.0039	0.0103	0.0173
pattern-4	100	5	0.0119	0.0009	0.0019	0.9491	0.0368	0.0086	0.0138	0.0072	0.0003
pattern-5	230	0.75	0.0226	0.0002	0.0069	0.0437	0.9471	0.0270	0.0061	0.0121	0.0008
pattern-6	200	1.25	0.0284	0.0233	0.0026	0.0144	0.0234	0.9474	0.0133	0.0011	0.0016
pattern-7	30	3.5	0.0135	0.0109	0.0107	0.0038	0.0065	0.0043	0.9745	0.0004	0.0159
pattern-8	90	1.5	0.0141	0.0001	0.0156	0.0107	0.0217	0.0007	0.0004	0.9699	0.0168
pattern-9	300	1.5	0.0198	0.0183	0.0141	0.0071	0.0001	0.0191	0.0075	0.0381	0.9550

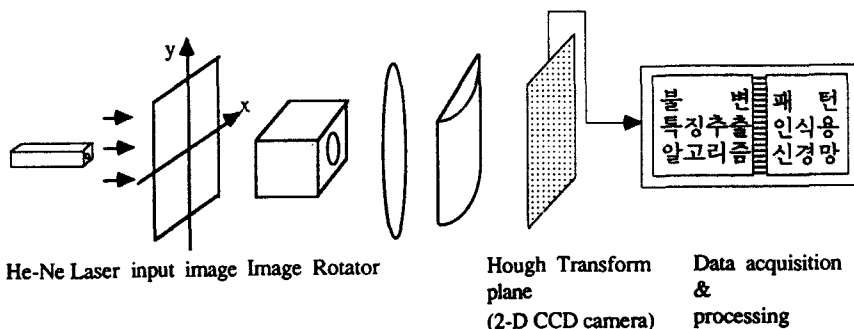


그림 4. 제시한 광/디지털 복합 패턴인식 시스템

Fig. 4. A proposed optical/digital hybrid pattern recognition system.

분으로 나타난 바와 같이 어떠한 변형패턴에 대해서도 완전한 인식이 이루어짐을 알 수 있다.

그림 4 는 본 논문에서 제시한 광/디지틀 복합 패턴 인식을 위한 시스템의 개략적인 블록도를 나타내었다.

제시한 불변 패턴인식 시스템은 광학적인 처리부분과 디지틀 처리부분으로 분류된다. 광학적 처리부분은 조준된 레이저광을 입력패턴에 조사하고, 영상회전기에 해당하는 dove프리즘이나 영상회전용 CGH로 입력영상의 회전 및 원기둥 렌즈에 의한 1차원 투영과정을 통해서 Hough변환된 신호를 CCD카메라로 검출한다. 특히 고효율의 CGH로 Hough변환을 구현한다면 실시간 적인 Hough변환을 얻을 수 있다. 디지틀 처리부분은 Hough변환된 신호를 컴퓨터에 입력시켜 특징들을 추출한 뒤, 각 특징에 불변성을 부여한다. 그리고 얻어진 불변 특징신호를 신경망에 입력시켜 그 결과 값에 의해 입력패턴을 인식한다.

V. 결론

본 논문에서는 많은 물리 계에서 흔히 볼 수 있는 직선특징을 지닌 2차원 영상패턴에 대해 기존의 패턴 인식 방식보다 많은 패턴들을 불변성을 가지면서 고속으로 정확하게 인식을 할 수 있는 새로운 광/디지틀 복합 패턴인식 알고리즘을 제시하였다. 본 논문에서 제시한 불변 패턴인식 알고리즘은 광학적인 처리 단계와 디지틀 처리단계로 구성되어 있다. 즉 직선특징이 포함된 입력패턴에 대해서 직선검출능력이 강한 Hough변환을 취하는 광학적인 단계, 그리고 디지틀 컴퓨터를 이용해서 적당한 문턱값으로 직선특징을 추출한 뒤 입력의 이동, 회전, 크기변화에 대해 제시한 불변성 부여 관련 수식을 적용하는 단계 및 신경회로망을 도입하여 고속의 인식특성을 얻는 단계로 구성되어 있다. 제시한 방식의 성능고찰을 위하여 9가지의 도형패턴들을 이용하여 모의실험을 하였다. 결국 제시한 불변 패턴인식 알고리즘은 같은 2차원 영상을 직접 처리하는 것 보다 신호처리가 단순하고 더욱 융통성을 부여할 수 있으며, 불변성도 부여된 인식이 가능하였다.

參考文獻

- [1] J. R. Leger and S. H. Lee, "Hybrid Optical Processor for Pattern Recognition and Classification Using a Generalized Set of Pattern Functions," *Appl. Opt.*, Vol.21, pp. 274-287, Jan.1982.
- [2] T. Minemoto and J. Narano, "Hybrid Pattern Recognition by Features Extracted from Object Patterns and Fraunhofer Diffraction Patterns," *Appl. Opt.*, Vol.24, No.18, pp.2914-2920, Sep.1985.
- [3] K. Mersereau and G. M. Morris, "Scale, rotation, and shift invariant image recognition," *Appl. Opt.*, Vol.25, No.14, pp.2338-2342, July 1986.
- [4] M. Fang and G. Hausler, "Class of transforms invariant under shift, rotation, and scaling," *Appl. Opt.*, Vol.29, No.5, pp.704-708, Feb.1990.
- [5] H. C. Schau, "Shape recognition with scale and rotation invariance," *Opt. Eng.*, Vol.31, No.2, pp.268-274, Feb.1992.
- [6] G. Eichmann and B.Z.Dong, "Coherent optical production of the Hough transform," *Appl. Opt.*, Vol.22, No.6, pp.830-834, Mar.1983.
- [7] G.R.Gindi and A.F.Gmitro, "Optical Feature Extraction via the Radon Transform," *Opt. Eng.*, Vol.23, No.5, pp.499-506, 1984.
- [8] 허 현, 강동성, 정동규, 반재경, "Hough변환을 이용한 이동, 회전, 크기변화에 대해 불변한 특징추출", *한국통신학회 하계종합학술대회 논문집*, Vol.12, No.1, pp.388-392, 1993
- [9] P. Ambs, S.H.Lee, Q.Tian, and Y.Fainman, "Optical implementation of the Hough transform by a matrix of holograms," *Appl. Opt.*, Vol.25, No.22, pp. 4039-4045, Nov.1986.
- [10] James A. Freeman and D. M. Skapura, *Neural Networks*, Addison-Wesley, New York 1991.
- [11] R.Krishnapuram and D.Casasent, "Hough Space Transformations for Discrimination and Distortion Estimation," *Computer vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 38, pp. 299-316, 1987.

著 者 紹 介



許 賢(準會員)

1967年生. 1992年 2月 전북대학교 전기공학과 졸업. 1994年 2월 동 대학원 전기공학과 석사학위 취득. 현재 동 대학원 박사과정. 주관심 분야는 광정보처리, 신경회로망, 광도파소자 해석 등임.



鄭 東 圭(準會員)

1968年生. 1993年 2月 전북대학교 전기공학과 졸업. 현재 동 대학원 석사과정. 주관심 분야는 광정보처리, 전력선 통신 시스템 설계 등임.



姜 東 星(準會員)

1968年生. 1993年 2月 전북대학교 전기공학과 졸업. 현재 동 대학원 석사과정. 주관심 분야는 광정보처리, 광도파소자 해석 등임.



潘 在 景(正會員)

1956年生. 1980年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업. 1982年 2월 동 대학원 전자공학과 석사학위 취득. 1987年 8월 동 대학원 전자공학과 박사학위 취득. 1991年 ~ 1992年 미국 Ohio State University 객원 교수. 1987年 5월 ~ 현재 전북대학교 전기공학과 부교수. 주관심 분야는 광정보처리, 광고환 및 컴퓨팅, OEIC, 광도파소자 등임.