

방향선소와 고유벡터 특징을 이용한 전기광학적 패턴인식 시스템*

신동화 · 장주석

부경대학교 정보통신공학과

(1997년 5월 30일 받음)

다양한 특징들을 광학적으로 병렬추출하여 패턴인식을 수행하는 시스템을 제안하고 실험하였다. 추출하려는 특징은 6개의 방향선소들 및 선소특징만으로 구별되지 않는 패턴들에 대한 공분산행렬의 고유벡터들이다. 이 시스템은 크게 특징추출부와 패턴인식부로 구성된다. 전자는 여러 특징을 병렬적으로 추출하기 위해 다중 Vander Lugt 필터를 사용하여 광학적으로 구현되었으며, 후자는 이들 추출된 특징들을 사용하여 패턴인식이 수행되도록 컴퓨터에서 구현되었다. 패턴인식 방법으로는, 추출된 특징을 인공신경망에 학습을 시키는 방법과 단순히 선소들의 논리적인 개수를 사용하는 방법, 두 가지가 각각 사용되었다. 여기서는 선소들로만 구성된 15개의 영문자 패턴들에 대해 실험하였고 그 실험결과를 보고한다.

I. 서 론

패턴인식은 오랫동안 연구되어온 어려운 문제로 아직 인식을 위한 최적 또는 최상의 알고리즘이 밝혀져 있지 않다. 일반적으로 입력패턴과 저장된 패턴 사이의 직접적인 매칭을 이용하거나, 입력패턴들의 특징을 추출하고 추출된 특징의 조합을 이용하여 패턴인식을 수행하는 것이 보통이다.^[1-4] 특히 특징추출을 이용하면 복잡한 특징추출 과정이 추가되지만 인식을 위해 사용하는 정보의 양을 크게 줄일 수 있으며, 입력패턴의 여러가지 변화에 대해서 둔감한 결과를 얻을 수 있는 장점이 있다. 그러나 기존의 특징추출에 의한 광학적 패턴인식에서는 특징추출이 경험적이고 복잡할 뿐 아니라 다양하게 변화되고 변위된 입력패턴에 대한 인식실험 연구가 부족하였다.^[2-4]

고등동물의 시각신경시스템에서도 특징을 추출하여 인식을 수행한다고 알려져 있다. 초기 시각피질에서는 단순히 회전된 선소들에 반응하는 세포가 있으며, 높은 정보처리단계로 갈수록 점차 복잡한 패턴에 반응하는 세포들이 존재한다는 것이 보고된 바 있다.^[5,6] 따라서 특징추출에 기초한 패턴인식방법은 생물학적 해법을 직접 모방하여 두뇌와 같은 일반적 패턴인식 시스템을 이해하고 구현하려는 것이라 할 수 있다.

본 논문에서는 생물학적 모델에서 사용되는 여러 특징들을 광학적으로 병렬추출하여 인식을 수행하는 새로운 형태의 시스템을 제안한다. 이 시스템은 크게 특징추출부와 패턴인식부로 구성된다. 전자는 광학적으로 구현되어 빠르게 병렬적으로 각 특징들을 추출하며 후자는 이들 추출된 특징을 이용하여 패턴인식을 수행한다. 특히 패턴인식과정은 인공신경망을 이용한 방법과 단순히 논리적인 특징들의 개수를 이용하는 방법을 컴퓨터에서 구현하여 수행되었다. 이때 추출되는 특징들은 단순한 선소들과 고유문자형태들이다. 고유문자형

태는 같은 선소특징을 가지는 패턴들에 대한 공분산행렬의 고유벡터이다. 제안한 특징추출방법이 패턴인식에 효과적임을 보이기 위해 선소들로만 구성된 15개의 영문자 패턴들에 대해 실험을 수행하고 변위되고 변형된 패턴들에 대한 인식결과들을 보고한다. 끝으로 제안한 시스템을 이용하여 보다 일반적인 패턴인식을 수행하는 방법에 대해 토의한다.

II. 특징 선택

고등동물의 초기시각피질에서는 단순한 방향선소에 반응하는 세포가 존재하고, 측두엽의 IT(Inferior Temporal) 영역과 같이 높은 정보처리 단계에 있는 세포들은 좀더 복잡한 패턴에 반응한다고 알려져 있다. 이러한 시스템을 흉내낸 패턴인식시스템이 제안된 바가 있지만, 추출하고자 하는 특징은 경험적으로 결정되었다.^[4,7] 이 경우, 어떤 특징을 선택하느냐에 따라 인식결과가 크게 달라질 수 있고, 최적의 특징을 결정하기가 힘들다는 단점이 있었다. 한편, Bruce 등은 두뇌의 높은 정보처리 단계에 위치한 세포들 중에는 입력패턴들의 고유벡터형태와 유사한 모양에 반응하는 것이 존재한다고 주장한 바 있다.^[8] 이런 이유로 본 논문에서는 단순한 방향선소 특징과 단지 선소들의 특징으로 구분되지 않는 패턴들을 구별하기 위한 고유벡터 특징 두 종류를 사용하였다.

사실 방향선소들은 많은 패턴에서 흔히 나타나기 때문에 인식을 수행하는 좋은 특징으로 사용되어질 수 있다.^[4] 그리고 고유벡터패턴은 역시 여러 유용한 점을 가지고 있다.^[9,11] 첫째, 단지 몇개의 고유벡터패턴들을 사용하여 효율적으로 많은 수의 패턴을 표현할 수 있다는 것이다. 둘째 이들은 패턴들의 특별한 특징을 포함하고 있어서 패턴 분류에 유용하다. 마지막으로 일단 구별하고자 하는 패턴들이 정해지면 쉽게 이들 고유벡터패턴들을 얻을 수 있다.

본 논문에서 사용하는 고유벡터패턴은 참고문헌^[9,11]과는 조금 다르게 다음과 같이 계산된다. 만약 같은 선소특징을 가지는 M개의 패턴들이 존재한다고 가정하자. 각 문자에 대해 얻

*본 연구는 한국과학재단의 연구지원(961-0922-119-2)에 의해 수행된 것임.

어지는 선소특징들이 일치되는 위치로 각각의 패턴을 변위시킨다. 이렇게 변위된 패턴들은 일련의 벡터 C_m 으로 표현되어질 수 있다. 여기서 $m=1, 2, \dots, M$ 이다. 그러면 이들의 평균벡터 $\bar{C} = (1/M) \sum_{m=1}^M C_m$ 을 계산한다. 그리고 각각의 패턴에 대해 평균벡터 \bar{C} 를 뺀 $\Psi_m = C_m - \bar{C}$ 를 얻고 이들의 공분산 $(1/M) \sum_{m=1}^M \Psi_m \Psi_m^T$ 으로 부터 얻어지는 고유벡터를 추출할 특징으로 사용한다. 여기서 T 는 벡터의 전치를 의미한다. 사실 C_m 에서 평균벡터를 빼기 때문에 0이 아닌 고유값을 갖는 고유벡터는 $M-1$ 개이다.

본 논문에서는 선소로만 구성된 15개의 영문자패턴에 대해 인식을 수행하였다. 이들 패턴들을 그림 1에 나타내었다. 실험에서 사용한 추출하고자 하는 방향선소들을 그림 2에 나타내었다. 이들 선소는 모두 6개이고 30도씩 회전되어 있다. 인식하고자 하는 15개 영문자패턴들에 대한 선소특징이 같은 패턴들의 집합은 {L, T}과 {V, X}의 두가지이다. 이 두 집합에 대해 각각 하나씩의 고유벡터패턴을 얻을 수 있다. 이때 얻어진 이들 패턴을 적절히 역치화함으로써 이치화된 (혹

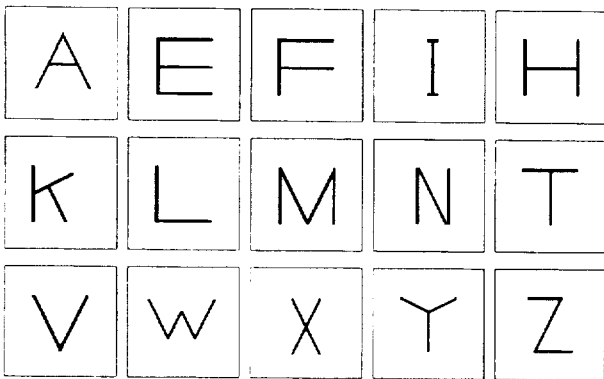


그림 1. 패턴인식실험에 사용한 문자패턴들



그림 2. 6개의 방향선소 특징패턴

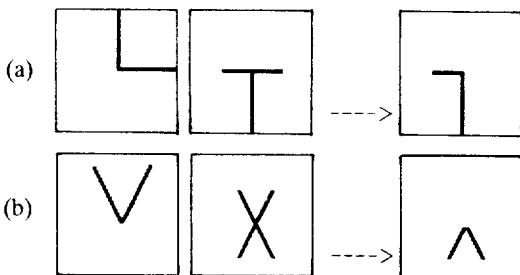


그림 3. (a) L과 T를 구별하기 위해 사용한 고유벡터패턴, Γ . (b) V와 X의 고유벡터패턴, Δ . 고유벡터패턴을 얻기 위해서는 먼저 방향선소의 특징이 정렬되는 위치로 각각의 문자를 이동시켜야 한다.

백) 패턴을 얻을 수 있는데 이들을 그림 3에 나타내었다. 사실 구해진 고유벡터문자들은 같은 선소 특징을 가지는 패턴들의 차이 성분으로 표현되는 것을 알 수 있다. 따라서 이들 패턴은 선소특징이 같은 두 집합을 구분하기에 좋은 특징이 된다.

III. 패턴인식 시스템의 구조

3.1. 특징추출부

어떤 입력패턴 $g(x, y)$ 로 부터 특징 $h_i(x, y)$ 를 추출한다는 것은 다음과 같은 cross-correlation으로 기술할 수 있다.

$$\iint h_i^*(u-x, v-y)g(u, v)dudv = c_i(x, y) \quad (1)$$

여기서 첨자 i 는 1, 2, 3, ..., N 을 나타내고, *는 복소공액 (complex conjugate)을 의미하며 u 와 v 는 적분 변수이다. 식 (1)의 연산은 병렬적으로 모든 특징들에 대해 동시에 얻어질 수 있으며 Vander Lugt 필터 혹은 정합 필터(matched filter)^[12]를 써서 광학적으로 간단히 구현할 수 있다.

이 특징추출부는 그림 4와 같이 광학적으로 구현되었다.^[13,14] 여기에는 선소특징 추출과정과 고유벡터특징 추출과정으로 나누어진다. 이때 선소 특징은 기준빔 R1을 사용하여 광폴리머 필름(Filter 1)에, 그리고 고유벡터특징은 기준빔 R2를 사용하여 다른 광폴리머 필름(Filter 2)에 각각 Vander Lugt 필터로 다중기록하였다. 기록 후 R1과 R2는 차단된다. 그리고 두개의 CCD 카메라(CCD1, CCD2)를 사용하여 선소특징과 고유벡터 문자 특징의 상관첨두값들을 검출하게 된다.

실제 실험에서 사용한 광폴리머의 두께는 약 20 μm 이고 광원은 He-Ne 레이저이다. 선소들을 기록하기 위하여, 폭이 약 500 μm 이고 길이는 약 1 cm인 slit을 사용하였다. 이때 다중 Vander Lugt 필터를 제작하기 위해 회전다중 방법을 사용하였으며, 이때의 회전 다중화 각도는 편의상 선소의 회전 간격과 같은 30도로 하였다. 그러면 특별한 경우로써 연속하여 기록하고자 하는 패턴 사이의 회전각도와 다중화각도가 상쇄되어 단지 1개의 고정된 slit은 6개의 선소 홀로그램을 기록하기에 충분하다. 다중화된 6개의 홀로그램에 대한 회절효율은 약 1 % 정도였다. 그림 1의 몇몇 패턴에 대해 CCD1에 의해 검출된

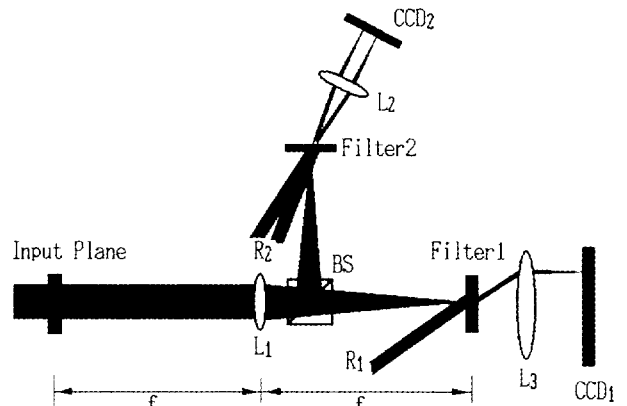


그림 4. 광학적 특징 추출 시스템

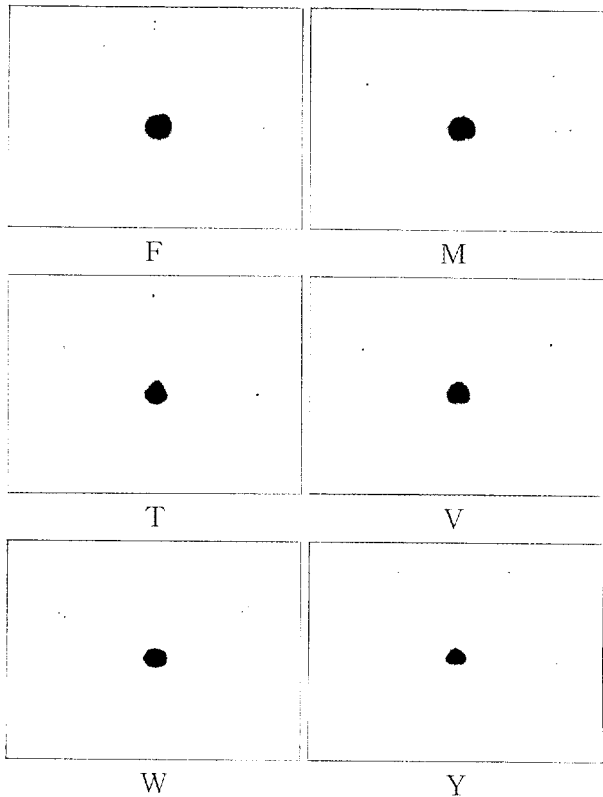


그림 5. 추출된 방향선소의 특징의 예들. 가운데의 큰 검은 부분은 입력패턴의 역상. 그림 1을 참고

선소특징들을 그림 5에 나타내었다. 특징패턴이 상호간에 완전히 직교하지 않기 때문에 유사한 선소에 대해 약한 잡음이 나타난다. 모두가 정확하게 선소의 특징을 잘 나타내고 있다.

사실 이 방법으로 특징들을 추출하는 것은 이산적 Hough 변환을 계산하는 것과 등가적인 관계이다. 즉, 식 (1)에서 특징함수들을 무한히 얇은 폭과 무한히 긴 길이를 가지는 선소라 가정하여 2차원 평면에 Dirac의 함수로 표현하기로 하자. 이들이 y축으로부터 반시계 방향으로 θ 만큼 회전된 경우는 $\delta(x\cos\theta + y\sin\theta)$ 로 표현되어 진다. 그러면 식 (1)에서 $h_i(x, y)$ 를 선소 $\delta(x\cos\theta_i + y\sin\theta_i)$ 로 대체하여 표현할 수 있다. 즉

$$c_i(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} \delta[(u-x)\cos\theta_i + (v-y)\sin\theta_i] g(u, v) dudv = \iint_{-\infty}^{\infty} \delta(x\cos\theta_i + y\sin\theta_i - u\cos\theta_i - v\sin\theta_i) g(u, v) dudv \quad (2)$$

여기서 $\delta(x) = \delta(-x)$ 의 우함수 성질을 이용하였다. 그리고 δ 함수 안의 $x\cos\theta_i + y\sin\theta_i$ 부분은 추출하고자 하는 선소의 수직 방향으로의 거리를 의미하며, 이를 ρ 로 표현할 수 있다. 그러면

$$c_i(\rho, \theta_i) = \iint_{-\infty}^{\infty} \delta(\rho - u\cos\theta_i - v\sin\theta_i) g(u, v) dudv \quad (3)$$

이 식은 이산적 회전 간격을 가지는 θ_i 에 대한 Hough 변환과 같다.^[15,16]

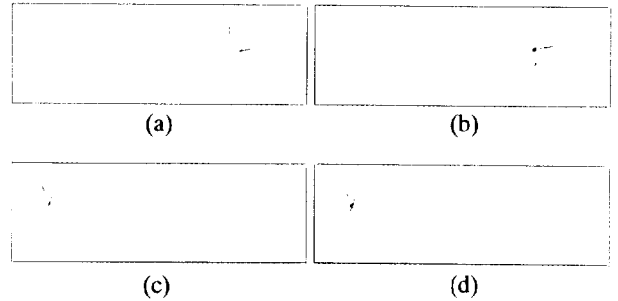


그림 6. 고유벡터패턴과 혼동되는 문자들 사이의 상관관계 결과의 예. (a) ㄱ과 L. (b) ㄱ과 T. (c) ㄹ과 V. (d) ㄹ과 X.

선소특징추출 방법과는 달리 고유벡터패턴들의 특징을 얻기 위해서 각다중기록 방법을 사용하였다. 이는 기록할 패턴의 수가 적고 실험의 편이를 위해 사용하였으며 선소특징추출과 같은 회전다중방법을 사용하여도 무방하다. 그리고 선소특징과 동일한 조건으로 실험하였다. 실험에서 사용한 모든 패턴과 특징패턴은 투명한 필름에 사진복사하여 사용하였다(검은 부분이 투명하게 된다.). 그림 1과 3에 보여지는 패턴들과 고유벡터패턴들의 실제 크기는 약 $1\text{ cm} \times 1\text{ cm}$ 로 만들었다. 이렇게 만들어진 두개의 고유벡터패턴은 Fourier 변환하여 각다중방법을 사용하여 광폴리머 필름에 기록하였고 이때의 각다중 각도는 약 5도였다. 그리고 실험 회절효율은 약 5% 정도이다. 그리고 고유벡터패턴과 혼동되는 문자들의 상관결과를 그림 6에 나타내었는데, 사용한 두 고유벡터패턴 "ㄱ"과 "ㄹ"은 T와 X를 잘 검출할 수 있음을 알 수 있다. 또한 고유벡터패턴 "ㄱ"은 H에서 검출될 수 있고 "ㄹ"은 A와 W에서 검출될 수 있다. 이들 H, A, 그리고 W 등은 방향선소 특징만으로 이미 유일하게 구분이 되므로 고유벡터 특징들이 추출되더라도 인식에 나쁜 영향을 주지 않는다.

3.2. 패턴인식부

3.2.1. 신경망을 이용한 방법

인공신경망 학습모델인 다층 Perceptron^[17]에 추출된 특징들과 입력된 문자 간의 관계를 학습시켜 인식을 수행하였다. CCD1과 CCD2로 검출된 빔의 세기 $|c_i(x, y)|^2$ 를 Perceptron의 입력으로 사용할 0과 2.5 사이의 값으로 바꾸었다. 그리고 선소특징이 나타날 수 있는 각 영역을 10개의 부영역으로 나누었다. 그리고 이들로부터 각 부영역의 최대값을 특징벡터 F의 각요소로 부합시켜 특징벡터를 얻었다. 이때의 특징벡터 차원은 62×1 이다. 여기서 60개는 방향선소에 대한 성분이고 나머지 두 성분은 두개의 고유벡터패턴의 결과이다. 고유벡터문자에 대해서 얻어지는 상관값은 위치에 상관하지 않고 단지 그것의 존재만이 중요하다. 그러므로 각각의 고유벡터문자의 존재가 검출되면(상관값이 최대값의 60%이상이면) 각 고유벡터에 대응하는 특징벡터의 요소를 1로 결정하고 그렇지 않으면 0으로 하였다. 사용한 다층 퍼셉트론의 입력, 중간, 출력 노드수는 각각 62, 15, 15로 하였다. 출력의 각 노드는 인식하고자 하는 문자 하나를 나타낸다. 이 구조를 그림 7에 나타내었다. 이 특징추출의 과정에서는 많은 차원의

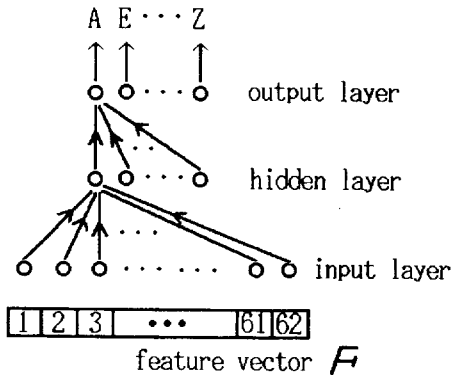


그림 7. 학습에 사용한 다층퍼셉트론의 구조

감소가 얻어짐을 알 수 있다. 즉 특징벡터의 차원은 입력패턴의 차원보다는 훨씬 적다. 이때 입력패턴의 변위나 여러 왜곡에 보다 둔감한 성질을 가지기 위해서는 많은 수의 변화된 패턴을 학습해야 한다. 그러나 인식할 패턴의 수가 증가할수록 학습량이 많아지는 단점이 있다.

3.2.2. 특징의 개수를 이용하는 방법

앞서 사용한 신경망시스템과는 달리 단지 추출된 특징들의 개수 정보를 이용한 시스템을 구성하여 인식도 별도로 수행하였다. 이 방법은 특징의 개수를 찾기 위한 단순한 알고리즘이 추가적으로 필요하다. 이 개수 정보를 얻기 위해서는 먼저 CCD1과 CCD2로 얻은 특징값들의 전체영역 각각을 최대 침두값으로 정규화하고 이를 적당하게 역치화함(50%)으로써 각각의 특징함수에 대한 개수 정보를 얻었다. 특히 선소의 개수추출 과정에서 입력패턴들이 입사되는 빔의 비균일성과 각 선소들에 대해 기록된 홀로그래ムの 회절효율의 차이에 대한 보정과정을 추가하였다. 이를 위해 단순평면파가 입사한 경우의 방사선 모양의 침두값들을 line profile을 구하여 각각의 세기를 측정하고 이들이 균일해 지도록 만들어 주는 가중치 벡터를 곱하였다. 한가지 예로, 그림 8(a)는 단순평면파가 입사한 경우 첫 번째 선소에 대한 침두값의 line profile 결과이고, 그림 8(b)는 이들을 균일하게 하기 위해 곱해진 가중치 분포값이다.

그림 1의 모든 패턴에 대해 각각의 방향선소 개수는 0-3 사이의 정보로, 고유벡터패턴들에 대해서는 그 패턴의 존재 유무인 0 또는 1로 표현된다. 예를 들어 인식하고자 하는 패턴이 E 라고 하면, 각각의 선소에 대한 특징은 그림 2의 선소들에 대해 [0 0 3 0 0 1]이란 정보를 얻을 수 있고 그림 3의 고

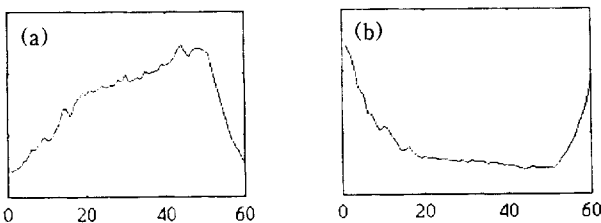


그림 8. (a) 단순평면파가 입사한 경우, 첫 번째 선소에 대한 방사선 방향의 침두값 세기분포, (b) 침두값이 균일해 지도록 하는 가중치 분포값.

표 1. 인식하고자 하는 모든 패턴들에 대한 특징벡터(P)의 표현

Input pattern	Feature vector P		Input pattern	Feature vector P	
	OL	EC		OL	EC
A	101010	01	N	000012	00
E	003001	00	T	001001	10
F	002001	00	V	100010	00
H	001002	10	W	200020	01
I	000001	00	X	100010	01
K	010011	00	Y	010101	00
L	001001	00	Z	100002	00
M	100012	00			

OL : Oriented line features, EC : Eigencharacter features

유벡터패턴에 대해서는 [0 0] 라는 정보를 얻을 수 있다. 이들 정보(총 8개 요소)를 그 패턴에 대한 특징벡터 P로 정의한다. 그러면 인식하고자 하는 모든 패턴에 대한 기준 특징벡터 P들은 표 1과 같이 표현된다. 그러므로 어떤 패턴이 입력되면 그 입력패턴에 대한 P를 얻게 되고 미리 구해진 기준 P들과 8개요소를 논리적으로 비교함으로써 인식을 수행하게 된다.

IV. 패턴인식 실험결과

4.1. 신경망 학습을 이용한 경우의 패턴인식 결과

그림 1의 모든 패턴들을 입력면에서 서로 다른 위치로 임의적으로 변위시키며 각 패턴에 대해 30개의 F들을 얻었다. 이때 변위된 범위는 x축과 y축으로 약 0.5 cm 정도이내였다. 얻어진 총 450개의 특징벡터(각 문자마다 30개씩) 중에서 150개(각 문자마다 10개씩)를 오류역전파법 알고리즘을 사용한 다층 퍼셉트론에 학습시켰다. 그리고 나머지 300개의 특징벡터는 올바른 인식률을 측정하기 위하여 시험되었다.

임의로 변위된 문자에 대한 인식결과를 표 2에 나타내었다.

표 2. 변위된 입력패턴에 대한 오류율

Input pattern	Error rate : line orientations+eigencharacters	Error rate : line orientations only
A	0/20	0/20
E	0/20	0/20
F	0/20	0/20
H	0/20	0/20
I	0/20	0/20
K	0/20	0/20
L	0/20	0/20
M	0/20	3/20(→ T)
N	0/20	0/20
T	0/20	0/20
V	0/20	0/20
W	0/20	0/20
X	0/20	2/20(→ V)
Y	0/20	0/20
Z	0/20	0/20
Total	0/300	5/300

적어도 300개의 시험 특징벡터에 대해서는 모두가 정확하게 인식을 하였다. 비교를 위해 두개의 고유벡터패턴을 사용하지 않은 경우에 대해 유사한 실험을 수행하였다. 이때 학습조건과 시험조건은 동일하였다. 단지 입력 노드 수만 60개였다. 이 경우에는 몇개의 "L"과 "X"가 "T"와 "V"로 각각 잘못 인식되는 것을 볼 수 있었다.

또한, 더 이상 학습을 하지 않고 약간 회전된 패턴에 대해 우리 시스템의 패턴인식 성질을 조사하였다. 입력면의 임의의 위치에 놓인 각각의 패턴을 2도에서 14도까지 2도의 간격으로 회전시켰다. 그러므로 문자마다 7개의 회전각에 대해 7개의 회전된 특징벡터를 얻어 변위된 패턴만이 학습된 다층 퍼셉트론에 시험하였다. 총 105개(각 문자마다 7개씩)의 문자 패턴에 대한 결과를 표 3에 나타내었다. 회전에 대해서는 다소 민감한 인식을 저하할 볼 수 있었는데, 이는 회전된 패턴도 학습을 시킴으로써 보완될 수 있을 것이다.

그리고 크기에 대한 성질 역시 조사하였다. 이때 크기변화는 그림 9(a)와 같이 학습한 패턴에 대해 79%에서 121%내에서 7%의 간격으로 얻어진 특징벡터 105개 (각 문자마다 7개씩)를 시험하였다. 이 결과를 표 4에 나타내었고 결과에서 보여지듯 학습한 패턴의 약 7%내에서는 단지 하나를 제외한 모든 패턴을 인식하였다. 또한 점선형태의 150개 패턴에 대해서는 총 30개의 오류가 발생하였다. 이 경우에는 패턴을 구성하는 선소가 많은 패턴들(E, H, M, W)에서 특히 많이 발생하였다.

표 3. 회전된 입력패턴에 대한 인식 결과

Rotation angle	2°	4°	6°	8°	10°	12°	14°
Error rate	0/15	0/15	0/15	0/15	0/15	1/15	4/15
Patterns not recognized						X	I, T, V, X

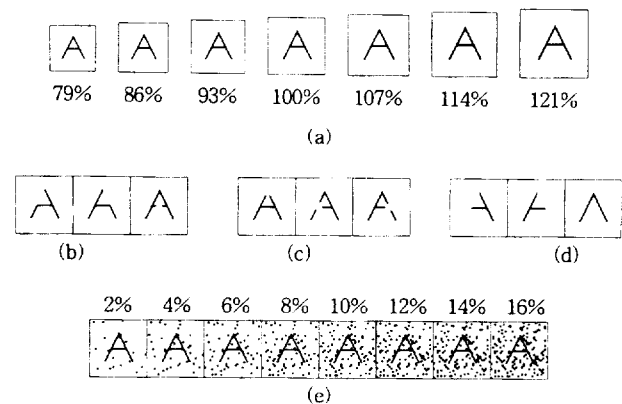


그림 9. 몇 가지의 변형의 예. (a) 크기가 변화한 경우. (b) 선소의 일부가 지워진 경우. (c) 구석이 지워진 경우. (d) 완전한 선소 하나가 지워진 경우. (e) 무작위의 잡음이 첨가된 경우.

표 4. 크기변화에 대한 인식 결과

Size variation	79%	86%	93%	100%	107%	114%	121%
Error rate	14/15	10/15	1/15	0/15	0/15	7/15	12/15

표 5. 잡음이 첨가된 문자들에 대한 인식결과

Clutter noise	2%	4%	6%	8%	10%	12%	14%	16%
Error rate	0/15	0/15	3/15	4/15	9/15	10/15	11/15	15/15
Patterns not recognized			I, M, W	+Y	+E, F, L, V, Z	+N	+T, A, -N	all

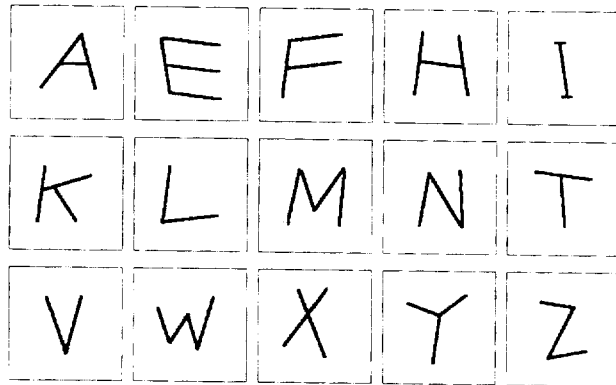


그림 10. 시험에 사용한 왜곡된 문자패턴

입력패턴의 몇가지 변형에 대한 인식성질을 조사하였다. 예로써 그림 9(b) 및 (c)와 같이 입력패턴을 구성하는 한 선소의 약 50%를 지우거나 한 코너를 지우는 변형에 대해서는 시험한 모든 패턴이 올바르게 인식하였다. 그러나 그림 9(d)와 같이 하나의 선소전체를 지우는 경우에는 거의 인식을 하지 못하였다(약 43가지의 경우 중 67%가 오류). 그리고 그림 9(e)와 같은 랜덤한 clutter 형태의 잡음을 첨가하였을 경우 수%의 잡음에 대해서는 제대로 인식함을 표 5에서 알 수 있다.

마지막으로 그림 10과 같은 변형된 문자들 집합을 시험하였다. 이 경우에 있어서 8개의 패턴(A, E, I, L, M, N, X와 Z)에 대해서는 올바르게 인식을 하였지만 그 밖에 패턴들은 인식을 하지 못하였다. 이것은 첨두값의 레벨이 심하게 약화되었기 때문이었다. 따라서 이들 패턴들에 대해 얻어지는 특징벡터값들을 정규화한 후 다층 퍼셉트론의 입력으로 사용한다면 더 좋은 인식률을 얻을 수 있을 것이다. 더욱이 이런 여러개의 변형된 패턴들을 추가적으로 학습을 시켜서 다른 변형된 패턴들에 대해서도 인식을 할 수 있을 것이다.

4.2. 특징의 개수를 이용한 패턴인식 결과

신경망에 시험한 모든 패턴들에 대해 특징의 개수만을 검출하여 비교하는 방법을 사용하여 인식을 수행하였다. 변위된 모든 패턴들(15×30=450)에 대해서 모두가 잘 인식을 하였다. 이 실험에서는 단지 6개의 선소특징에 대한 개수정보와 고유벡터패턴에 대한 정보를 임의로 변위된 위치에서도 쉽게 얻어질 수 있기 때문에, 변위에 대한 불변적인 성질을 가짐을 알 수 있다. 그리고 회전에 대한 인식은 신경망을 적용한 경우와 유사한 결과(10도 회전까지는 오류가 없음)를 얻었다. 앞절에서 사용한 79%~121%까지 크기변화된 패턴들에 대해서는 모두를 올바르게 인식하였다. 이는 특징들의 개수정보

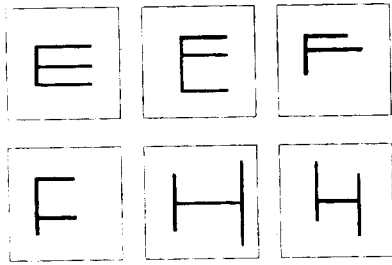


그림 11. 선소의 개수정보를 이용하였을 경우만 특별히 인식되는 패턴들의 예

는 입력패턴의 크기변화에 대해 사실상 아무런 영향을 받지 않기 때문이다.

점선형태의 패턴에 대해서는 전체 150개 시험패턴에 대해 3개(E, M, W)에서 오류가 발생하였는데 이것은 광학적 특징 추출과정에서 발생한 잡음의 영향에 의해 하나의 침두값이 상대적으로 많이 감소하여 나타난 오류이다. 이들은 최적의 주위 조건을 갖추어 실험을 한다면 충분히 막을 수 있는 오류이다. 그리고 입력패턴의 구석을 삭제한 경우의 패턴들(총26)에 대해서는 5개의 오류가 발생하였는데 이들 오류는 고유벡터패턴들에 대한 출력이 제대로 나타나지 않았기 때문에 발생하였다. 즉 A와 같은 패턴에서 위의 코너가 삭제된 패턴은 고유벡터패턴 A와의 상관이 없어서, 오인식이 발생하게 된다. 그리고 선소의 반을 삭제한 경우에는 전체 42개의 시험패턴 중에서 5개의 오류가 발생하였는데 이들은 삭제된 선소의 값이 역치값을 넘지 못하여 그 특징개수를 정확하게 나타내지 못하여 나타난 오류들이다. 하나의 선소를 완전히 제거한 경우에는 모든패턴에서 오류가 발생하였는데 이는 본 시스템이 선소의 개수정보를 이용하기 때문이다. 특히 그림 11과 같은 왜곡된 패턴들에 대해서는 신경망을 사용한 방법보다 우수하게 인식하였다.

V. 토의 및 결론

우리가 사용한 두 종류의 시스템은 많은 면에서 향상될 수 있다. 실험에서 사용하였던 투명한 필름에 사진복사된 패턴들 대신에 공간광변조기를 사용하는 것이 바람직하다. 우리의 시스템은 매우 빠르게 특징을 추출할 수는 있지만 실시간적으로 인식을 수행하지 못했다. 이는 Frame-Grabber를 사용하여 광학적으로 얻어진 상관값의 출력을 특징벡터로 변환하는 과정에서 상대적으로 긴 시간이 소요되었기 때문이다. 그러므로 빠른 데이터변환을 목적으로 하는 전기광학 시스템을 사용한다면 실시간적 패턴인식이 가능할 것이다. 그리고 다층 퍼셉트론 역시 광학적으로 구현하여 전광시스템 실현도 가능하다.^[14]

비록 실험한 두 시스템에서는 선소로만 구성된 문자패턴에 대해서만 인식을 수행하였지만 우리의 방식은 보다 복잡하고 일반화된 패턴들에 대한 인식에 적용 가능하다. 이렇게 하기 위해서는 더 많은 방향선소들과 고유벡터패턴들을 추출해야 한다. 예를 들어 C, O, Q, G 등의 둥근패턴들에 대한 컴퓨터 모의실험 결과를 그림 12에 나타내었다. 그림 12의 위쪽에 보

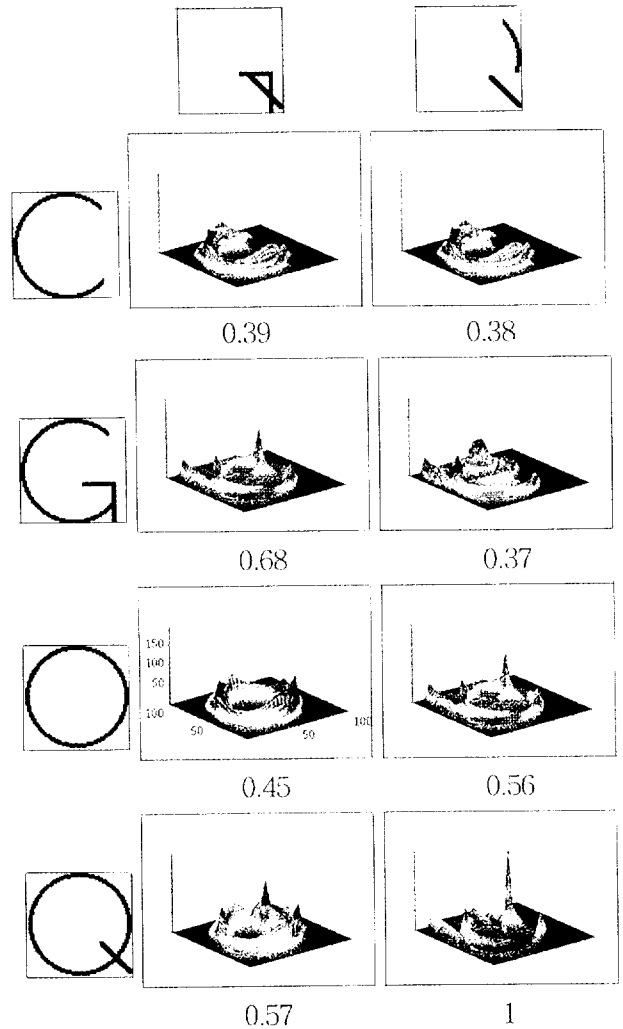


그림 12. 둥근패턴(C, G, O, Q)을 인식하기 위한 컴퓨터 모의인식실험 결과

이는 두 개의 패턴이 고유벡터이고 4개의 둥근패턴들에 대한 상관관계를 나타내었다. 아래의 숫자는 전체 패턴에 대한 최대 침두값에 대해 각 패턴들의 정규화된 값의 상관치이다. 여기서 단지 두 개의 고유벡터만을 사용하여 충분히 4개의 둥근패턴을 인식할 수 있음을 알 수 있다. 궁극적으로 일반적인 실제 패턴의 인식을 위해서는 입력패턴의 선소만을 강조하여 (edge enhancement) 이를 선소화(skeletonization)하는 전처리 과정이 필요할 것이다.

결론적으로 본 논문에서는 다양한 특징의 광학적 추출에 기초한 광학적 문자인식시스템을 제안하고 이를 구현하였다. 그리고 선소로만 구성된 15개의 영문자 패턴에 대해 실험하였다. 이때 패턴인식부에서 두가지 방법을 사용하였다. 임의로 변위된 입력에 대해 두 방법 모두 잘 인식을 하였고 제한된 범위 내에서 회전된 패턴 역시 잘 인식하였다. 점선형태의 패턴이나 크기의 변화 등에 대한 왜곡은 특징의 개수 정보를 이용하는 방법이 더 우수하였고 반면 구석이 삭제된 경우나 하나의 선소가 삭제된 경우에 있어서는 신경망을 이용하는 방법이 더 우수하였다. 앞으로 우리의 방식을 보다 복잡하고

일반화된 패턴들에 대한 인식에 적용할 것이다.

참고문헌

- [1] R. Brunelli and T. Poggio, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel. **15**, pp. 1042-1052 (1993).
- [2] M. S. Alam, Appl. Opt. **34**, pp. 8148-8153 (1995).
- [3] R. Srinivasan, J. Kinser, M. Schamschula, J. Shamir and H. J. Caulfield, Opt. Lett. **21**, pp. 815-817 (1996).
- [4] N. Wang and L. Liu, Appl. Opt. **35**, pp. 3868-3873 (1996).
- [5] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, Sci. Am. **241**, March, pp. 150-162 (1979).
- [6] C. G. Gross, Phil. Trans. R. Soc. Lond. B **335**, pp. 3-10 (1992).
- [7] K. Fukushima, Neural networks **1**, pp. 119-130 (1988).
- [8] V. Bruce, A. M. Burton and I. Graw, Phil. Trans. R. Soc. Lond. B **335**, pp. 121-128 (1992).
- [9] L. Sirovich and M. Kirby, J. Opt. Soc. Am. A **4**, pp. 519-524 (1987).
- [10] M. Turk and A. Pentland, J. of Cognitive Neurosci. **3**, pp. 71-86 (1991).
- [11] A. J. O'Toole, H. Abdi, K. A. Deffenbacher and D. Valentin, J. Opt. Soc. Am. A **10**, pp. 405-411 (1993).
- [12] A. Vander Lugt, IEEE Trans. Inform. Theory **IT-10**, pp. 139-145 (1964).
- [13] J.-S. Jang and D.-H. Shin, Opt. Lett., **21**, pp. 1612-1614 (1996).
- [14] J.-S. Jang and D.-H. Shin, Proceedings of SPIE, vol. **3703**, pp. 265-276 (1997).
- [15] G. Eichmann and B. Z. Dong, Appl. Opt. **22**, pp. 830-834 (1983).
- [16] H. Huh and J. K. Pan, Opt. Eng. **35**, pp. 997-1002 (1996).
- [17] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Research Group, Parallel Distributed Processing Vol. 1 : Foundations, Chap. 8 (MIT press, Cambridge, MA, 1986).
- [18] J.-S. Jang, S.-G. Shin, S.-W. Yuk, S.-Y. Shin and S.-Y. Lee, Opt. Eng. **32**, pp. 80-87 (1993).

Electrooptic pattern recognition system by the use of line-orientation and eigenvector features

Dong-Hak Shin and Ju-Seog Jang

*Department of Telematics Engineering, Pukyong National University,
Pusan 608-737, Korea*

(Received : May 30, 1997)

We proposed a system that can perform pattern recognition based on parallel optical feature extraction and performed experiments on this. The feature to be extracted are both 6 simple line orientations and two eigenvectors of the covariance matrix of the patterns that cannot be distinguished with the line orientation features alone. Our system consists of a feature-extraction part and a pattern-recognition part. The former that extracts the features in parallel with the multiplexed Vander Lugt filters was implemented optically, while the latter that performs the pattern recognition by the use of the extracted features was implemented in a computer. In the pattern recognition part, two methods are tested; one is to use an artificial neural network, which is trained to recognize the features directly, the other is to count the numbers of specific features simply and then to compare them with the stored reference feature numbers. We report the preliminary experimental results tested for 15 alphabet patterns with only straight line segments.