

오프라인 필기체 한글 자소 인식에 있어서 특징성능의 비교*

Comparison of Feature Performance in Off-line Handwritten
Korean Alphabet Recognition

고태석[†], 김종렬^{††}, 정규식^{†††}
TaeSeog Ko, JongRyeol Kim, KyuSik Chung

요 약

본 논문에서는 근래의 필기체 한글인식에서 사용되고 있는 특징들의 인식 성능을 비교한다. 본 연구는 인식을 뿐만 아니라 인식시스템의 효율성을 향상시키기 위한 특징 선택의 기반을 마련함에 그 목적이 있다. 특징성능 비교를 위해 그 특징들의 특성들을 분석하였고, 그 특성에 따라 특징들을 전역적 특징(영상변환), 통계적 특징, 지역/위상적 특징의 3가지 종류로 분류하였다. 각 종류별로 한글 자소 특징을 나타내는데 적합한 특징들을 4~5 가지씩 선정하였고, 인식실험을 한글의 초성자음, 횡모음, 종모음별로 수행하였다. 실험에 사용된 인식기로는 오류역전과 알고리즘

† 숭실대학교 전자공학과 석사졸
Soongsil Univ. Dept.
of Electronic Engineering
1-1 SangDo 5-Dong, Dongjak-Gu, Seoul
e-mail:kodoll@g.soongsil.ac.kr
†† 천안공업전문대학 교수
Cheonan National Junior Technical College.

275-1 Boodae-Dong, Cheonan Choongnam,
e-mail:jrkim@g.soongsil.ac.kr
††† 숭실대학교 전자공학과 교수
Soongsil Univ. Dept.
of Electronic Engineering
1-1 SangDo 5-Dong, Dongjak-Gu, Seoul
e-mail:kchung@g.soongsil.ac.kr

*) "이 논문은 1995년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음"

으로 학습된 은닉층이 하나인 다층 퍼셉트론이 사용되었다. 실험에 사용된 학습 및 시험용 데이터는 PE92중 30벌이다. 실험 결과를 보면, 1) 지역/위상적 특징들이 다른 종류의 특징들보다 인식 성능이 우수 하였으며 2) 통계적 특징들 중에서는 망특징과 투영특징이, 전역적인 특징들 중에서는 왈쉬특징과 DCT 특징이, 지역/위상적 특징에서는 윤곽선 위상변화 특징과 오목성 특징이 각각 성능이 우수하였다.

주제어 자소인식, 특징성능

ABSTRACT

This paper presents a comparison of recognition performance of the features used in the recent handwritten Korean character recognition. This research aims at providing the basis for feature selection in order to improve not only the recognition rate but also the efficiency of recognition system. For the comparison of feature performance, we analyzed the characteristics of those features and then, classified them into three types: global feature(image transformation) type, statistical feature type, and local/topological feature type. For each type, we selected four or five features which seem more suitable to represent the characteristics of Korean alphabet, and performed recognition experiments for the first consonant, horizontal vowel, and vertical vowel of a Korean character, respectively. The classifier used in our experiments is a multi-layered perceptron with one hidden layer which is trained with backpropagation algorithm. The training and test data in the experiment are taken from 30 sets of PE92. Experimental results show that 1) local/topological features outperform the other two type features in terms of recognition rates 2) mesh and projection features in statistical feature type, Walsh and DCT features in global feature type, and, gradient and concavity features in local/topological feature type outperform the others in each type, respectively.

Keywords Korean Alphabet Recognition, Feature Performance

1. 서론

문자 인식은 지난 수년간 활발히 연구되어온 분야 중의 하나이다. 그 중에서 오프라인 한글의 인식에 관하여서는 지난 수년간 많은 연구

와 논문들이 발표되었고, 현재 인쇄체 문자에 대해서는 어느 정도 신뢰할 만한 기술들이 많이 개발되었으며, 실용화된 몇몇 제품들도 나와 있다. 그러나 아직까지 정형화된 방법론이 제안되지는 못하고 있다. 특히 필기체 한글 인

식의 경우, 그 형태의 복잡성 및 다양한 변형으로 인하여 인쇄체 보다는 더 어려운 문제를 포함하고 있다(이성환 1994).

한글 문자 인식의 접근 방법으로는 문자 레벨 인식과 자소 레벨 인식이 있다. 자소 레벨 인식의 경우 문자를 자소 단위로 분할하여 인식한 후, 이 자소의 조합으로 문자를 인식하는 방식이다. 이 방법은 자소의 분할의 정확도가 인식률에 많은 영향을 미치지만 자소 분할을 정확히 할 수만 있다면 구조적인 방법뿐만 아니라 기타의 다른 방법에서도 활용될 수 있을 것이다. 자소 분할은 그 자체가 쉬운 일은 아니지만 몇 가지 가능한 자소 분할 과정을 수행한 후, 가장 매칭이 잘 되는 결과를 취할 수 있을 것이다. 자소 분할 방식은 한글의 조합적 성격을 잘 반영할 뿐만 아니라 자소의 결합에 의해 모든 한글 문자를 인식할 수 있으므로 그 중요성이 크다 하겠다(장석진 외 1994).

한글 문자 인식 방법은 크게 인식 대상인 입력 영상을 그대로 사용하는 방법과 입력 영상으로부터 인식 대상 문자의 특징을 잘 표현하여 주는 특징값을 추출하여 인식에 사용하는 방법이 있다. 인식하고자 하는 문자 영상을 그대로 사용하는 방법은 문자가 가지고 있는 고유한 성질을 소실할 위험이 없어 비교적 안정된 인식률을 얻을 수 있으나 영상 정보가 과다해지므로 계산량이 증가하여 인식 시스템의 효율이 떨어지는 결과를 초래하게 된다. 문자

영상의 특징을 사용하는 방법에서는 영상으로부터 어떠한 특징을 어떻게 추출하느냐가 중요한 문제가 된다. 이 방법은 시스템의 효율적인 측면에서 좋은 결과를 얻을 수 있기 때문에 이를 이용한 많은 문자 인식 연구가 진행되어 오고 있으나, 문자 인식 특히 필기체 한글 인식의 경우에 어떠한 특징을 사용할 것인가에 대한 비교 연구는 부족한 형편이다. 따라서 본 논문에서는 현재 필기체 한글 인식에 널리 사용되고 있는 특징들을 (Suen et.al 1980), (Mantas 1986) 의 기준을 바탕으로 전역적 특징, 통계적 특징, 지역/위상적 특징으로 분류하고, 이들 특징들에 대해 성능을 비교 평가해 보았다.

2. 특징 분류, 선택 및 추출(Suen et.al 1980)(Mantas 1986)

지금까지 문자 인식에서 사용되어온 특성들은 표1과 같이 크게 3가지 부류로 나눌 수 있다.

한글의 형태 분석을 통하여 고찰하여 볼 때 한글 자소의 중요한 특징은 첫째, 한글 자소는 주로 획과 같은 방향성을 가진 직선성분으로 구성되어 있다는 점이다. 따라서 본 논문에서는 전역적 특징인 영상 변환 특징과 지역/위상적 특징들은 영상내의 방향성분이나 획을 추출할 수 있는 특징들을 중심으로 선택하였다.

〈표 1〉 특징 분류

분류	추출 방법	특징의 종류
전역적 특징	· 한 문자 영상내에 포함된 모든 화소의 상태나 변화된 영상의 상태를 추출.	1) Template Matching and Correlations 2) Transformation & Series Expansion
통계적 특징	· 필기된 문자내의 통계적인 분포로부터 추출.	1) Zoning 2) Moments 3) n-tuple 4) Characteristic Loci 5) Crossing and Distance
지역/위상적 특징	· 문자의 기하 및 위상적인 특징을 추출. · 문자의 지역적인 특성을 표현.	1) 다각형 근사법 2) Convolution 특징추출 3) 획 분할 4) 위상적 윤곽선 추적

영상변환의 특징으로는 Walsh, FFT, DCT 등을 사용하였으며, 지역/위상적 특징으로는 윤곽선의 위상변화 특징 등을 사용하였다. 둘째, 한글 자소는 그 모양이 유사할 뿐만 아니라 같은 모양이라도 위치와 방향에 따라 의미가 달라지므로 지역적 형태의 변화를 구별할 수 있어야 한다. 이러한 특징은 통계적 특징 및 지역/위상적 특징을 선택할 때에 중요한 기준이 된다. 본 논문에서는 위의 표 1을 기준으로 하여 특징들을 분류하고, 이들을 중심으로 성능 비교를 수행하였다. 특징은 입력 영상의 정규화 과정을 수행한 후 각각 추출하였다.

2.1 전역적 특징

전역적 특징은 문자 영상의 전체적인 형태를 특징으로 추출하는 것으로 영상내의 모든 화소로부터 추출된다. 이런 특징에는 영상 변환, 급수 전개, 템플레이트 매칭 등이 있다. 전역적 특징은 추출하기가 쉬우며 잡영에 민감하지 않다. 그리고 영상 변환의 경우 문자의 이동나 회전의 문제를 해결할 수 있다. 그러나 영상내의 화소의 위치와 정렬상태에 의존적이고 문자의 왜곡과 변형에 매우 민감하다.

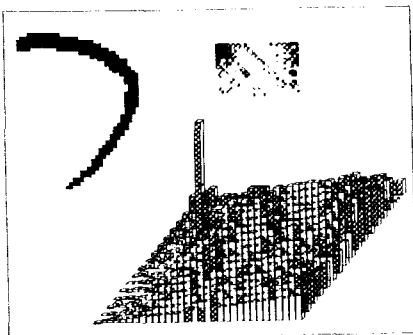
(1) FFT(Fast Fourier Transform) 변환(조문증)

외 1994]

FFT 변환은 속도가 느린 푸리에 변환의 단점을 개선한 것으로 넓은 영역의 영상 처리에 주로 사용되며 입력 문자 영상의 주파수 특징을 추출한다. 입력 영상을 2차원 고속 푸리에 변환을 이용하여 변환하면 입력 영상의 주파수에 대한 진폭 정보가 실수부로 나타나고, 위상 정보는 허수부로 나타난다. 따라서 복소수 계산과정이 필요하다.

FFT 변환은 영상을 주파수의 진폭과 위상으로 나누어 표현하기 때문에 위치 이동에 관계없는 특성을 추출할 수 있으며, 원(original) 영상의 회전은 변환 계수의 회전과 동일한 각도로 이루어진다.

16×16 크기로 정규화된 영상을 푸리에 변환하면 16×16 크기의 푸리에 계수가 얻어진다. 푸리에 계수는 원점에 대해 대칭인 구조를 갖고 있고, 저주파 영역에 대부분의 스펙트럼이 분포한다. 따라서 16×16의 계수를 모두 사용하지 않고 2 사분면의 저주파 영역에 분포하는 8×8의 계수만 입력 특징으로 사용한다. 그림 1은 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 FFT 변환의 예를 보여주고 있다. 푸리에 변환식에서 x, y 는 원영상의 좌표이며, u, v 는 변환계수의 좌표, N 은 이산 푸리에 변환의 차수를 나타낸다. $f(x, y)$ 는 영상의 픽셀이며, $F(u, v)$ 는 푸리에 변환계수이다.



$$f(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp[j2\pi(ux + vy)/N]$$

$$F(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N]$$

〈그림 1〉 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 FFT 변환의 예

(2) HAAR 변환(Gonzalez & Woods 1992)

Haar 변환은 입력 문자 영상의 영상 특성을 얻어내기 위해 사용되며, 일반적인 영상 변환 방법과는 다른 특수한 방식을 사용하고 있다. 즉, 변환하려는 영상의 위치를 중심으로 크기를 점차로 줄여 나가면서 상·하 및 좌·우의 네 방향의 평균을 구해 나간다. 이렇게 하면 입력 영상의 윤곽선에 대한 정보를 얻어낼 수 있다. 다음식에서 N 은 변환 차수를 의미하며 p, q 는 영상의 좌표를 나타낸다.

수식

$$h_0(z) = h_{00} = \frac{1}{\sqrt{N}}$$

$$h_k(z) = h_{kx}(z) = \frac{1}{\sqrt{N}} (2^{p/2})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{N}} (-2^{p/2})$$

$$= 0$$

Loeve 변환과 유사하다. 이 변환은 직교성을 갖고 있으며 우수한 에너지 축약 효과가 있다. 또한 가장 적은 계수값으로 대부분의 정보를 함축할 수 있을 뿐 아니라 불연속성으로 인한 정보의 손실을 줄일 수 있다. 다음식에서 x, y 는 원영상의 좌표이며, u, v는 변환계수의 좌표, N 은 이산 코사인 변환의 차수이다. f(x,y) 는 영상의 한 점을 나타내며, C(u,v)는 코사인 변환계수를 나타낸다.

$$\text{for } z \in [0, 1]$$

$$\text{for } \frac{q-1}{2^p} \leq z \leq \frac{q-1/2}{2^p}$$

$$\text{for } \frac{q-1}{2^p} \leq z \leq \frac{q}{2^p}$$

$$\text{otherwise for } z \in [0, 1]$$

(3) DCT (Discrete Cosine Transform)변환 (Gonzalez & Woods 1992)

DCT 변환은 패턴공간을 감소된 차원의 특징 공간으로 변환시킨다. DCT 변환의 성능은 일반적으로 최적화되어 있다는 Karhunen-수식

(4) Walsh 변환(Gonzalez & Woods 1992)

Walsh 변환에서는 입력 문자 영상의 주파수 특성을 구한다. 푸리에 변환과 다른 점은 -1과 1로 구성된 배열을 핵으로 사용한다는 점이다. 또한 푸리에 변환 등에 사용하는 삼각 함수를

$$C(u, v) = a(u) a(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \cos \left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2x+1)v\pi}{2N} \right]$$

사용하지 않고, -1과 1로만 구성할 수 있기 때문에 모든 변환을 덧셈만으로 수행할 수 있다. 따라서 이 변환은 하드웨어로 쉽게 구현할 수 있을 뿐만 아니라 변환 속도가 매우 빠르다.

$$g(x, y, u, v) = \frac{1}{N} \prod_{i=0}^{n-1} (-1)^{[b_i(x)b_{n-1-i}(u) + b_i(y)B_{N-1-i}(v)]}$$

$$h(x, y, u, v) = \frac{1}{N} \prod_{i=0}^{n-1} (-1)^{[b_i(x)b_{n-1-i}(u) + b_i(y)B_{N-1-i}(v)]}$$

2.2 통계적 특징(이성환 1993)

통계적 특징은 입력 문자 영상의 화소들의 통계적 분포로부터 얻을 수 있으며 전역적 특징에 비하여 왜곡과 서체의 변형에 민감하지 않다. 또한 다른 방법에 비하여 구현시 계산속도가 빠르고 계산의 복잡도가 낮다(이성환 1993).

(1) 망 특징

입력 문자 영상을 8×8개의 부분 영역으로 분할한 후, 각 부분 영역에 대하여 흑화소(black pixel)의 수를 센다. 추출된 값은 정규화 과정을 거친 후 영상의 특징으로 사용한다. 특징 벡터는 8×8=64의 크기를 갖는다. 그림 2(a)는 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 망 특징의 예를 보여주고 있다.

(2) 투영 특징

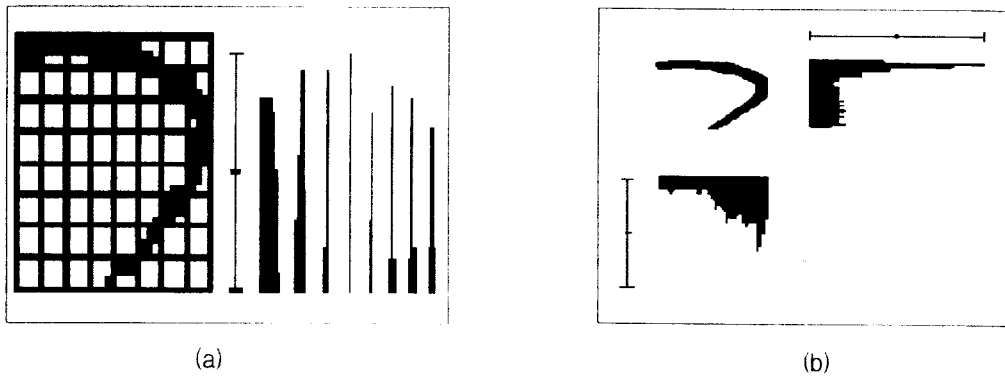
입력문자 영상을 수직 방향과 수평 방향으로 각각 투영시키면서 투영 방향의 흑화소의 수를 구하여 그 값을 특징으로 사용한다. 한글의

모음과 같이 수직과 수평 방향의 직선 성분의 획을 가지는 경우 적절한 정보를 얻을 수 있다. 그림 2(b)는 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 투영 특징 예를 보여주고 있다.

(3) 영교차 특징

이 방법은 초기의 필기체 문자 인식에 사용된 특징 추출 방법으로서 문자 변형에 크게 영향을 받지 않고 매우 간단하게 특징을 추출할 수 있으며 특징값이 정수이므로 하드웨어 구현이 쉽다는 장점이 있다.

본 논문에서는 정규화된 경계 구역 내의 문자 영상에 대하여 수직 또는 수평 방향으로 주사(scan)하면서 백화소에서 흑화소로 바뀌는 점의 수 또는 흑화소에서 백화소로 바뀌는 점의 수를 각 주사선별로 계산한 것이다. 백화소에서 흑화소로 바뀌는 점의 수를 교차 횡수로

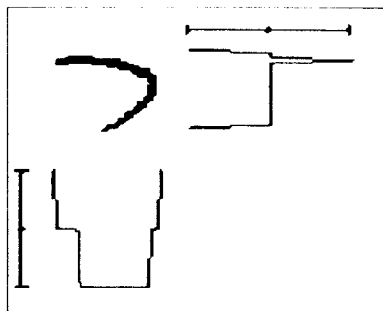


〈그림 2〉 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 망특징(a)과 투영특징(b)의 예

정의할 경우, 수평 방향의 교차 횟수 $CCh(i)$ 와 수직 방향의 교차 횟수 $CCv(j)$ 는 다음과 같이 정의된다. 그림 3은 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 영교차 특징의 예를 보여주고 있다.

(4) 8 방향 영교차 특징

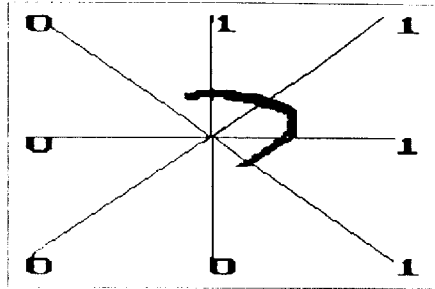
입력 문자 영상의 무게 중심으로부터 8방향으로 주사하면서 획과 만나는 교차 횟수를 구하여 특징으로 사용한다. 그림 4는 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 8방향 영교차 특징의 예



$$CCh(i) = \sum_j \overline{f(i, j)} \cdot f(i, j+1)$$

$$CCv(j) = \sum_i \overline{f(i, j)} \cdot f(i+1, j)$$

〈그림 3〉 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 영교차 특징의 예



〈그림 4〉 한글 필기체 자소 'ㄱ'에 대한 8방향 영교차 특징의 예

를 보여주고 있다.

2.3. 지역/위상적 특징 (Favata et.al 1994) [Chabra et.al 1993]

지역 및 위상적 특징은 필기 문자의 기하 및 위상적 특징으로 지역적인 특징을 나타낸다. 이러한 특징으로는 다각형 근사법, 컨볼루션 특징, 획 분할, 위상학적 윤곽 추적 등이 있다. 지역 및 위상적 특징은 왜곡과 서체 변화에 민감하지 않고, 이동과 회전 변화에 관계없이 사용될 수 있다 [Dai et.al 1992].

(1) 윤곽선의 위상 변화 (Gradient)

평활화가 된 문자 영상의 윤곽선에 소벨 (Sobel) 연산자를 적용하여 윤곽선의 각 점에서의 방향성분을 추출한다. 즉, 윤곽선 상의 각 점에서 소벨 연산자에 의해 dy/dx 를 계산하여 방향성분으로 표시한다. 방향성분은 360도를 30도씩 나누어 총 12개의 값으로 나타낸다. 방향성분을 구한 후 문자 영역을 4×4 의

그물망으로 나누고, 각 영역 내에 들어 있는 방향성분의 분포를 0~1 사이의 값으로 정규화하여 특징벡터로 사용한다. 특징벡터는 16개의 영역에 대해 12개의 방향성분으로 구성되므로 $4 \times 4 \times 12 = 192$ 의 크기를 갖는다. 그림 5는 입력 영상의 윤곽선 및 윤곽선 상의 각 점에서의 방향성분의 변화를 보여주고 있다.

(2) 끝점, 분기점 (EndPoint : EDP)

윤곽선 영상을 4×4 크기의 그물망으로 나누고, 각 영역에 분포하는 끝점 및 분기점의 개수를 특징벡터로 사용한다. 특징벡터는 $4 \times 4 \times 2 = 32$ 의 크기를 갖는다

(3) 지역화소 밀도 (Coarse Pixel Density : CPD)

입력 영상을 4×4 크기의 그물망으로 나누고, 각 영역 내의 흑화소의 수가 임계값 이상이면 '1' 그렇지 않으면 '0'으로 나타낸다. 특징벡터는 $4 \times 4 = 16$ 의 크기를 갖는다.

$$\Delta f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad \Delta f = \text{mag}(\Delta f) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

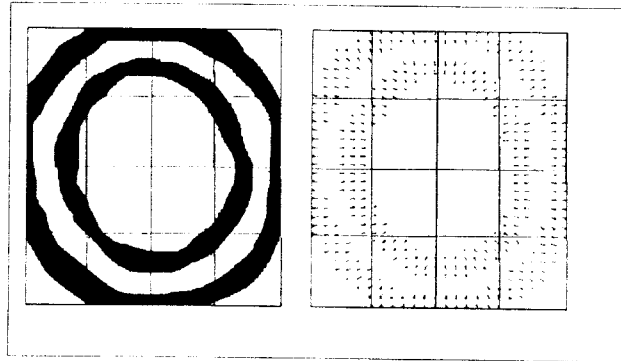
$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right)$$

a. 영상 $f(x,y)$ 에서의 방향성분 b. 영상 $f(x,y)$ 에서의 방향성분의 크기와 방향

$$G_x = (Z_7 + 2Z_8 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_2 + Z_3)$$

$$G_y = (Z_3 + 2Z_6 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_4 + Z_7)$$

c. 소벨(sobel) 연산자로부터 방향성분을 구하는 식



〈그림 5〉 필기체 한글 자소 'o'에 대한 윤곽선 및 방향성분

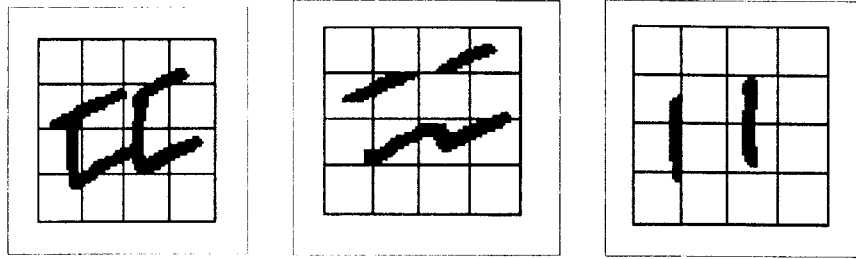


〈그림 6〉 끝점 및 분기점 추출을 위한 마스크

(4) 기본 획 (Large Stroke Feature : LSF)

입력 영상을 4×4 의 그물망으로 나누고, 수평 성분과 수직 성분의 영상 지도를 구한다. 각 영역에 대하여 영역내에 분포하는 수평 성

분이나 수직 성분의 런길이(run-length)가 각 그물망의 길이의 $1/2$ 이상이면 그 성분의 특징이 존재하는 것으로 특징벡터를 나타낸다. 특징벡터는 $4 \times 4 \times 2 = 32$ 의 크기를 갖는다. 그



〈그림 7〉 한글 필기체 자소 'ㄷ' 에 대한 수평 및 수직 성분의 지도

림 7은 한글 필기체 자소 'ㄷ'에 대하여 4×4 크기의 그물망으로 나눈 후, 수직 성분과 수평 성분의 지도를 구한 예를 보여주고 있다.

(5) 오목성 특징 (Up Down Left Right Hole : UDLRH)

입력 영상을 4×4 크기의 그물망으로 나눈 후, 각 영역 별로 모든 백화소를 기준점으로 하여 상하좌우로 영상의 끝까지 주사한다. 주사선이 흑화소와 만날 경우, 주사선의 기준점이 주사 방향으로 특징점을 갖는 것으로 한다. 상하좌우 모든 방향에서 흑화소와 만나는 경우는 상하좌우 및 원형 특징을 갖는 것으로 나타낸다. 이렇게 얻어진 각 화소별 특징을 영역 별로 더하여 특징으로 사용한다. 특징벡터는 4×4×5=80의 크기를 갖는다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 환경 및 실험 방법

실험은 IBM PC 486DX2-66상에서 수행되었다. 특징의 성능 평가시에는 NWORKS 신경망 시뮬레이션 프로그램(Neuralware 1989)을 이용하여 각각의 특성을 비교하였다. 신경망의 구조는 1개의 입력층과 1개의 은닉층을 갖는 다층 퍼셉트론 구조를 이루고 있으며, 학습 알고리즘은 오류역전파 알고리즘을 사용하였다(Zurada 1992). 학습시 사용된 각종 파라메타는 다음과 같다. 학습률은 0.5~0.1, 관성항은 0.9~0.6 이다. 이 파라메타들은 학습 횟수의 진행에 따라 점차로 변화시키면서 실시하였다. 학습은 제곱평균오차가 10^{-4} 이하이거나 학습횟수가 20만번을 초과할 경우에 종료하였다. 신경망의 은닉층의 개수는 최초 입력 노드수의 1/4로부터 입력노드의 수까지 점차로 증가시키면서 안정된 인식결과를

언을 때까지 반복 실험을 실시하여 결정하였다. 표 2는 실험에 사용된 특징별, 자소별 신경망의 노드수를 보여주고 있다.

실험시 사용된 데이터는 포항공과대학에서 구축한 필기체 한글 문자 데이터베이스 PE92를 사용하였다. PE92는 500여명에 의하여 다양한 글씨체로 작성되었으며, KS 완성형 한글 2350자에 대하여 100벌이 수집되었다. 수집용지는 흰색 A4 용지를 사용하였고, 한 장에 97~98자씩 배열하였으며, 1벌은 한글 2350자를 총 24장으로 나누어 구성하였다. PE92는 음절인식을 위한 데이터이기 때문에 모든 데이터는 음절로 구분되어 있다. 따라서 본 실험에서는 이러한 데이터로부터 자소를 인위적으로 분리하여 각 자소별 특징을 추출한 후, 학습용 데이터를 인식기에 입력하여 학습시켰다. 그리고 테스트용 데이터를 사용하여 성능 평가를 하였다. 특징의 성능 평가를 위해 사용된 패턴의 개수는 학습용으로 자음 1786, 종모음 1035, 횡모음 305개를 사용하

였고, 테스트용으로 자음 1558, 종모음 927, 횡모음 290개를 사용하였다. 그림 8은 실험에 사용된 데이터의 예이다.

3.2 특징별 인식 실험 결과

특징의 성능 평가를 위해 통계적 특징과 전역적 특징인 영상 변환에 의한 특징, 그리고 지역/위상적 특징을 인식률 관점에서 비교 평가하였다. 특징의 종류들은 한글 문자 인식에 사용되어온 특징들을 중심으로 선택하였으며, 자소의 성질에 적합한 것들을 부가적인 작업 없이 추출하였다. 표 3, 4, 5는 각각의 특징별로 자음, 종모음, 횡모음에 대하여 인식 실험을 수행한 결과의 비교표이다. 표에서의 인식률은 기각없이 모든 데이터를 구별할 경우에 대한 인식률과 오인식률을 나타낸다. 특징들 간의 인식률을 비교하기 위해 같은 종류와 같은 수의 데이터를 사용하여 실험을 실시하였다.

실험 결과를 살펴 보면 인식률은 대체적으로

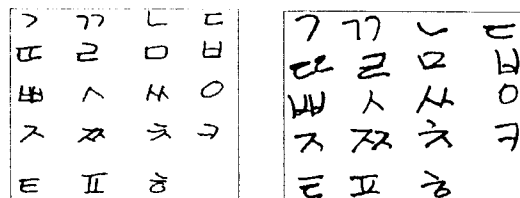


그림 8. 실험에 사용된 자음에 대한 데이터의 예

〈표 2〉 실험에 사용된 신경망의 노드 구성

			입력층	은닉층	출력층
통계적 특징	8*8 팜	자음	64	35	19
		총모음	64	40	9
		횡모음	64	5	5
	투영	자음	64	35	19
		총모음	64	40	9
		횡모음	64	30	5
	잉교차	자음	64	19	19
		횡모음	64	20	9
		횡모음	64	20	5
8방향 성분	자음	8	19	19	
	총모음	8	9	9	
	횡모음	8	5	5	
영상 변환에 의한 특징	FFT	자음	64	19	19
		총모음	64	9	9
		횡모음	64	5	5
	Haar	자음	64	19	19
		총모음	64	9	9
		횡모음	64	5	5
	Walsh	자음	64	32	19
		총모음	64	9	9
		횡모음	64	5	5
	DCT	자음	64	19	19
		총모음	64	9	9
		횡모음	64	5	5
지역/위상적 특징	CPD	자음	16	16	19
		총모음	16	16	9
		횡모음	16	5	5
	Gradient	자음	192	96	19
		총모음	192	45	9
		횡모음	192	30	5
	UDLRH	자음	80	40	19
		총모음	80	40	9
		횡모음	80	40	5
	LSF	자음	35	19	19
		총모음	35	18	9
		횡모음	35	12	5

지역/위상적 특징, 영상 변환에 의한 특징, 통계적 특징의 순으로 나타났다. 그 이유는 한글의 자소들은 주로 직선 성분으로 구성되어 있지만 단순한 직선 성분이 아니라 직선 성분들

의 조합에 의해 다양한 형태를 이루고 있고, 자소 사이의 유사성이 많으며, 필체의 변화가 심하기 때문에 전역적 특징이나 통계적 특징보다 지역적이고 위상적인 특징이 자소를 구

분하는데 중요한 요소가 되기 때문이다. 횡모음은 통계적 특징, 영상 변환에 의한 특징, 지역/위상적 특징의 각 범주 내에서는 비교적 비슷한 성능을 보여주고 있는데 이는 횡모음의 형태가 상대적으로 단순한 모양을 하고 있기 때문이다.

통계적 특징의 경우, 망 특징은 모든 자소에 대하여 전체적으로 비교적 좋은 성능을 보여주었고, 투영 특징은 모음 대해 좋은 성능을 보여 주었다. 투영 특징이 모음에 대해 좋은 성능을 나타내는 이유는 모음은 주로 수직과 수평 방향의 직선 성분으로 이루어져 있고, 투영 특징은 그러한 특성을 표현하기에 적합하기 때문이다. 영교차 특징을 사용하였을 경우, 인식 혹은 오인식보다 구분하지 못하고 기각(reject)하는 경우가 더 많았는데 이것은 한글 자소가 주로 직선 성분의 조합으로 구성되어 있으므로 이를 구분하기에 영교차 특징이 불충분하였기 때문이다.

영상변환에 대한 특징의 경우, DCT 변환 특징과 Walsh 변환 특징이 좋은 결과를 보여 주었다. 그 이유는 이 두 특징은 한글의 직선 성분을 잘 표현해 주는 방향성분을 나타내는데 우수하기 때문이라고 생각된다. 또한 영상 변환에 의한 특징은 한글 자소의 작은 획을 잡영으로 취급하여 ‘ㄱ’와 ‘ㅋ’ 등을 구분하지 못하는 경우가 발생하기도 하였다. 또한 통계적 특징에 비해 ‘ㄹ’과 ‘ㅇ’ 등을 구분하지 못하

는 현상이 발생하였는데, 이것은 영상의 변형을 흡수하지 못한 결과라고 판단된다.

지역/위상적 특징은 한글의 특성을 고려하여 방향성분을 잘 표현할 수 있는 특징들에 대해 주로 실험을 하였다. 그 결과, 윤곽선의 위상 변화 특징과 오목성 특징등이 좋은 성능을 보여주었다. 이 특징들은 자·모음에 대하여 모두 좋은 결과를 보여 주었는데, 이는 앞에서도 살펴 본 바와 같이 직선 성분의 결합으로 이루어진 한글 자소의 특성을 잘 표현하여 주기 때문이라 하겠다. 특히 횡모음에 대해서는 상당히 우수한 결과를 보여주고 있는데 이는 횡모음이 주로 수직과 수평 성분의 직선으로 이루어져 있는 단순한 형태를 갖고 있기 때문이다.

4. 결론

본 논문에서는 필기체 한글의 인식에 있어서의 각 특징들의 인식 성능을 평가해 보았다. 이를 위해 지금까지 필기체 한글 인식에 사용되어온 특징들을 정량적으로 분석한 후에 3가지 범주로 분류하고, 한글 자소의 특성을 표현하기에 적당한 특징들을 각 범주에서 4가지씩 선택하였다. 인식 실험은 분류하고자 하는 패턴들의 변형을 흡수할 수 있는 신경회로망을 사용하였으며, 학습 알고리즘은 오류 역전파 알고리즘을 이용하였다. 실험 결과, 전체적으

〈표 3〉 자음에 대한 각 특징들의 인식을 비교

분류	특징종류	학습데이터		테스트 데이터	
		인식률	오인식률	인식률	오인식률
통계적 특징	8*8 망	95.86	4.14	75.99	24.01
	부영	83.76	16.24	63.67	36.33
	영교차	65.61	34.49	42.98	58.02
	8방향 성분	61.91	38.09	53.86	46.14
영상 변환에 의한 특징	FFT	76.60	23.40	59.76	40.24
	Haar	93.23	6.77	78.77	21.23
	Walsh	97.87	2.13	84.03	15.97
	DCT	98.72	1.28	77.77	22.23
지역/위상적 특징	CPD	77.89	22.11	57.68	42.28
	EDP	78.08	21.92	58.69	31.31
	Gradient	98.60	1.40	88.06	11.94
	UDLRH	98.71	1.29	87.74	12.26
	LSF	71.67	28.33	55.71	44.29

〈표 4〉 종모음에 대한 각 특징들의 인식을 비교

분류	특징종류	학습데이터		테스트 데이터	
		인식률	오인식률	인식률	오인식률
통계적 특징	8*8 망	97.58	2.42	79.50	20.50
	부영	96.81	3.19	79.50	20.50
	영교차	97.22	2.78	64.36	35.64
	8방향 성분	79.01	20.96	66.67	33.33
영상 변환에 의한 특징	FFT	82.00	18.00	64.24	35.76
	Haar	93.67	6.33	79.51	20.49
	Walsh	97.19	2.81	80.56	19.44
	DCT	93.61	6.39	83.33	16.67
지역/위상적 특징	CPD	95.86	4.14	75.99	24.01
	EDP	94.59	5.41	82.96	17.04
	Gradient	99.03	0.97	83.28	16.72
	UDLRH	98.55	1.45	89.64	11.36
	LSF	85.02	14.98	70.01	29.99

〈표 5〉 횡모음에 대한 각 특징들의 인식을 비교

분류	특징종류	학습데이터		테스트 데이터	
		인식률	오인식률	인식률	오인식률
통계적 특징	8*8 망	98.03	1.97	81.72	18.28
	투영	99.75	0.25	84.14	15.86
	영교차	97.25	2.75	76.55	23.45
	8방향 성분	98.46	1.54	81.33	18.67
영상 변환에 의한 특징	FFT	86.70	13.30	73.77	26.23
	Haar	98.63	1.37	79.51	20.49
	Walsh	98.25	1.75	80.56	19.44
	DCT	98.72	1.28	86.82	13.18
지역/위상적 특징	CPD	99.02	0.98	86.90	3.10
	EDP	97.70	2.30	93.10	6.90
	Gradient	99.82	0.18	85.17	4.82
	UDLRH	99.86	0.14	94.83	5.17
	LSF	97.38	2.72	85.17	4.83

로는 직선 성분의 결합으로 이루어진 한글 자소의 특성을 가장 잘 표현해 주는 지역/위상적 특징이 비교적 좋은 성능을 보여주었고, 통계적인 특징 중에서는 망 특징과 투영 특징이, 전역적 특징인 영상 변환에 의한 방법에서는 Walsh 특징과 DCT 특징이, 지역/위상적 특징에서는 윤곽선의 위상 변화 특징과 오목성 특징이 각 범주 내에서 좋은 성능을 보여 주었다.

위의 결과를 통하여 한글의 자소를 구별하는 특징은 직선성분을 잘 표현하는 특징이어야 할 뿐만 아니라 직선 성분의 결합에 의한 지역/위상적 특징도 잘 표현할 수 있어야 하며, 망 특징과 같이 전체적인 변형도 흡수할 수 있는 특징이어야 함을 알 수 있었다. 그러나 이러한

성질을 모두 갖춘 특징을 선택하기는 매우 어렵기 때문에 개개의 특징을 특징 단계에서의 결합이나 인식기 단계에서의 결합을 통하여 인식 성능을 향상시키는 방법이 연구되어야 할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [이성환 1993] 이성환, "문자인식 - 이론과 실제 -", 홍릉과학출판사, 1993.
 [이성환 1994] 이성환, "오프라인 필기 인식 기술의 연구 현황," 제2회 문자 인식 워크샵, pp.3-37, 1994.
 [장석진 외 1994] 장석진, 강선미, 김혁구, 노

- 우식, 김덕진, "자소인식 신경망을 이용한 한글 문자 인식에 관한 연구," 전자공학회 논문지, 제31권, pp81-87, 1994.
- [조문중 외 1994] 조문중, 강민석, 윤건수, 이현주, 안승권, "Fourier 변환을 이용한 신경회로망 On-Line 문자인식," JCE-ANF '91, 제1회 인공지능 신경망 및 퍼지 시스템 종합학술대회, pp. 81-87, 1994.
- [Chabra et.al 1993] Keith K. Chabra, Patrick Sheppard, Richard Smith, Ben Wittner, "High-Order Statistically Derived Combination of Geometric Feature for Handprinted Character Recognition," ICDAR, pp.397-401, 1993
- [Dai et..al 1992] M. Dai, P. Baylou and M. Najim, "An Effective Algorithm for Computation of Shape Moments from Run-Length Codes or Chain Codes," Pattern recognition, Vol. 25, No. 10, pp. 1119-1128, 1992.
- [Favata et.al 1994] J.T.Favata, G Sirikantan, and S.N. Shihari CEDAR, "Handprinted Character/Digit Recognition using a Multiple Feature/Resolution Philosophy," IWFHR-IV, pp.57-66, 1994.
- [Gonzalez & Woods 1992] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley Publishing Company, 1992.
- [Mantas 1986] J. Mantas, "An Overview of Character Recognition Methodologies," Pattern Recognition, vol. 19, No.6, pp.425-430, 1986
- [Neuralware 1989] Neural ware, "Neural Works Professional II and Neural Works Explorer," Neural Ware, Inc. 1989.
- [Suen et.al 1980] C.Y. Suen, M. Berthod and s. Mori, "Automatic Recognition of Handprinted Characters-The State of the Art," *Proc of the IEEE*, vol 68, no.4, pp.469-487, 1980
- [Zurada 1992] Jacsck M. Zurada, "Artificial Neural Systems", West Publishing Company, 1992.