

## Hough Transform을 이용한 한글 필기체 형식 분류에 관한 연구

正會員 具河成\* 正會員 高亨和\*

### A study on the Classification of Hand-written Korean Character Types using Hough Transform

Ha Sung Koo\*, Kyong Hwa Ko\* *Regular Members*

#### 要 約

본 논문에서는 필기체 문자 인식 시스템을 위하여 6형식 분류 알고리즘을 제안하였다.

입력 영상은 세선화 과정을 거친 후 삼음을 제거하는 절단화 과정을 거친후 64×64 크기로 정규화하여 이용하였다. 6형식 분류는 신경회로망의 모델 중 다층 퍼셉트론의 학습알고리즘을 이용하여 대분류와 상세분류 과정으로 이루어진다. 특징값 추출은 부분적인 특징값으로는 Subblock Hough transform을 이용하였으며 전체적인 특징값으로는 표본화 Hough transform을 이용하였다.

실험은 10사람이 한 형식당 30번씩 쓴 1800자를 대상으로 하였으며 받침의 유무로 대분류한 후 각기 종모음과 횡모음의 유무로 상세분류하여 90%의 분류 성공율을 얻었다.

#### ABSTRACT

In this paper, an algorithm with six types of classification is suggested for the recognition system of hand-written Korean characters. After thinning process and truncating process for noise refection, the input images are used generalized by 64×64 size. The six type classification is composed of preliminary and secondary classification process by using the learning algorithm of multi-layer perceptron. Subblock Hough transform is used as local feature and sampling Hough transform is used as global feature.

Experiment is conducted for 1800 characters which is written 30 times per each type by 10 persons. The 90% recognition rate is resulted by the preliminary classification of detecting the final consonant and by the secondary classification of detecting the vowels.

\* 광운대학교 전자통신공학과  
Dept. of Electronic Communication Kwang Woon University  
論 文 題 目 : 94168  
接 受 日 子 : 1994年 6月 22日

1. 서 론

현 시대에 있어 컴퓨터의 광활한 발전에도 불구하고 키보드를 이용한 입력은 많은 제약을 가지고 있다. 특히 한글 문자의 입력 자동화는 한글의 특성상 더욱 더 많은 입력의 난점을 가지고 있어 앞으로 다가올 정보화 사회에 있어 한글 문자의 입력 자동화는 필수적인 요건이라 생각된다. 1970년대 이후 활발한 연구가 수행되어 오고 있는 한글 인식에는 한글자 단위로 인식하는 방법과 자모의 조합으로 만들어지는 위상적인 특성을 이용하여 몇가지 형식으로 분류한 후 자모단위로 인식하는 방법이 있다[1,2]. 문자인식에 있어 기존의 접근 방식으로는 결정론적 방법, 구분론적 방법, 구조적인 방법이 있다. 앞에서의 방법들은 인식 알고리즘을 만들어서 그것에 따라 인식을 행하는 방법인 데, 이러한 방법의 문제점은 우리가 정확하게 문자인식 알고리즘을 모른다는 데 있다. 신경망은 정확한 알고리즘을 제시하지 않은 경우에도 그 자체의 작용능력으로 해결책을 제시하기 때문에 최근들어 많이 연구되어지고 있다[3,4,5,6,7]. 이러한 신경망의 문자영상 적용방법에는 이진영상을 그대로 입력단으로 하는 방법과 특징값을 추출하여 입력단에 입력하는 방법으로 나누어 진다. 전자의 경우에는 입력의 크기가 너무 커서 학습시간이 길어지고 약간의 잡음에도 민감한 인식율의 변화를 가져온다. 후자의 경우에는 전자의 난점을 보완하기 위해서 잡음에 강한 특징값을 입력대상으로 한다. 특징값은 크게 전체 특징값(global feature)와 부분 특징값(local feature)로 나뉘는 데, 한글의 경우에는 보통 전체 특징값으로는 히스토그램[3,6,7]과 부분 특징값으로는 매쉬를 이용한 특징값[5]이 많이 쓰인다. 본 논문에서는 Hough transform(HT)를 이용하여 특징값을 추출하여 기존의 히스토그램을 이용한 특징값과 매쉬를 이용한 특징값과 비교하여 제안한 특징값의 유용함을 보이고자 한다. 한글 형식 분류는 인쇄체와 필기체의 경우로 나누어지며 인쇄체의 경우는 활발한 연구가 이루어졌고 인식율도 만족할만한 성과를 보이고 있다[3,4,5,6]. 그러나, 필기체 한글은 필기자의 습관에 따라 자소의 위치가 일정하지 않으며 획의 길이, 각도, 위치에 대해 일정한 법칙을 만들어 내기가 매우 어려우므로 아직도 많이 연구되지 않았으며, 인식율도 만족할만한 단계는 아니다[7]. 본 연구에서는 필기체 문자 인식의 기초 단계로서 HT와 신경회로망을 이용한 한글문자의 형태분류를 하였다.

1962년 Hough에 의해 제안된 HT[8]는 일정한 패턴을 검출하는 데 있어 잡음에 대하여 강력한 기능을 가지고 있으므로 현재까지 활발한 연구가 진행되어오고 있다[9]. 본 논문에서 채택한 HT는 변수가 증가함에 따라 계산량이 지수적으로 증가하는 점을 보완하기 위하여 기존의 방법 중에서 비교적 간단하면서 기술기가 무한대로 가는 것을 방지한 Duda와 Hart의 알고리즘을 구상함으로써 부분적 HT로 부분적인 특징값(local feature)을 추출하였으며 일반화된 표본화 법칙을 이용하여 전체적인 특징값(global feature)을 얻었다[10].

분류단으로 사용된 신경 회로망은 인간의 뇌를 모델화 한 것으로 본 연구에서는 여러 모델중 최근 가장 많이 사용되고 있는 모델인 Multilayer Perceptron (MLP)을 이용하였다[11,12].

본 논문에서 제안한 6형식 분류 알고리즘은 입력 영상을 세분화한 후 전단하여 64 × 64 영상으로 정규화한 후 부분적 HT를 이용하여 받침의 유무를 대분류하고 표본화 HT를 이용하여 형모음과 중모음의 유무를 상세분류하여 6형식을 인식하며 필기체 한글 6형식 분류 알고리즘을 그림1과 같다.

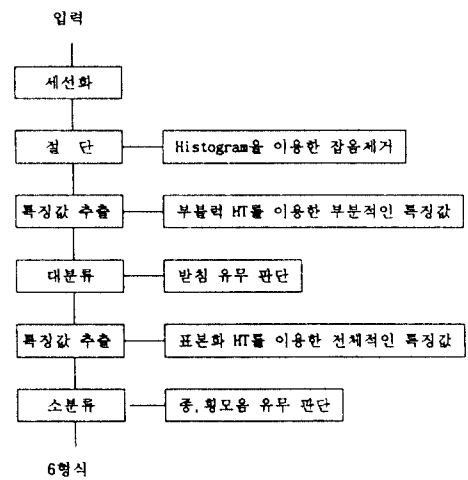


그림 1. 시스템의 흐름도  
Fig. 1. Flow chart of system.

II. 전 처 리

문자입력을 핸드스캐너로 받아 Zang과 Suen의 방법으로 세분화[13]한 후 세분화한 영상을 64 × 64 영상으로 정규화하면 필기자 습성에 따른 모음의 길이의 변

화때문에 같은 유형에서도 자음의 위상 특성이 많이 변하게 되며 오인식의 원인이 된다. 이러한 오인식 제거를 위하여 절단화를 행한 후 다시 정규화하는 방법을 이용하였다. 절단화 방법은 문자 영상의 가로축과 세로축을 각각 X축과 Y축이라 할 때, 절단은 X축의 앞쪽과 뒤쪽, Y축의 앞쪽과 뒤쪽의 4방향에 걸쳐 행한다. X축의 절단과정에서는 수직 히스토그램의 값을 이용하여 Y축의 경우에는 수평히스토그램의 값을 이용한다. 한가지 예로 X축 앞쪽의 절단은 (1)의 식으로 이루어진다.

$$X1 = \sum_{n=1}^{24} \{ V(n) + V(n+1) + V(n+2) \} \quad (1)$$

이 때,  $V(\cdot)$ 은 수직 히스토그램의 값을 나타내며  $X1$ 의 값이 일정한 문턱치를 초과할 때 그 좌표에서 5를 뺀 좌표를 기준좌표로 하며 추출된 기준좌표가 0이하 일 때는 0으로 한다. 나머지 절단화 과정도 (1)과 같이 히스토그램의 3가지 값을 더해 행해 졌으며 실험에 사용된 문턱치는 5를 사용하였다. 아래의 그림 2는 절단화하기전의 영상이며 그림 3는 절단화한 후의 영상이다.

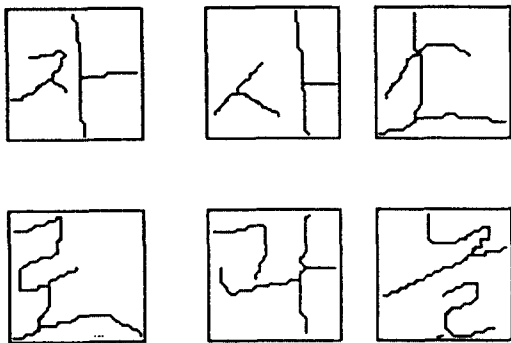


그림 2. 절단화하기전의 영상  
Fig. 2. Pre-truncated image.

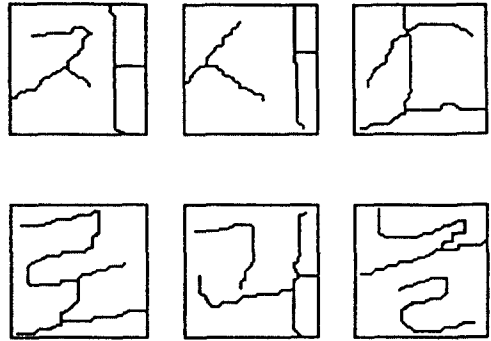
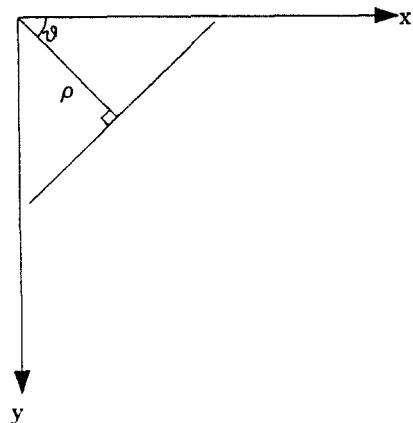


그림 3. 절단화한 후의 영상  
Fig. 3. Post-truncated image.

### III. 특징값 추출

본 논문에서 이용한 부분적인 특징값 추출을 위한 부분적 HT와 전체적인 특징값 추출을 위한 표본화 HT는 Duda와 Hart가 제안한 방법을 근거로 하는데 Duda와 Hart의 방법은 그림 4와 같이 한 직선은 그 직선에 수직이고 원점을 지나는 직선의 각도( $\rho$ )와 두 직선의 교차점과 원점의 거리( $\theta$ )로 표현할 수 있으며 본 논문에서는  $0-\pi$ 까지의 각도를 8단계로 양자화하여 사용하였다 [9].

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \quad \theta \in [0, \phi]$$



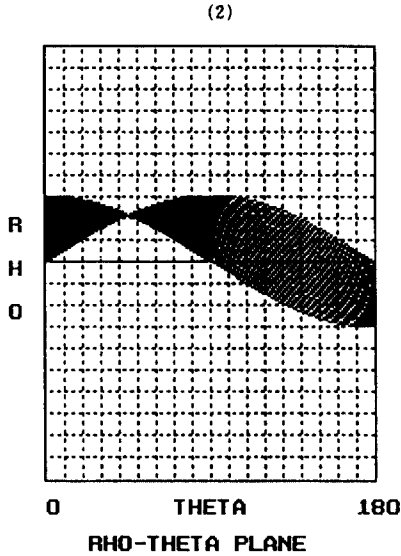


그림 4.  $\theta-\rho$  변수에 의한 직선의 표현과 변수공간  
 Fig. 4. A line representation by  $\theta-\rho$  parameters and parameter space.

III-1. 전체적인 특징값추출을 위한 표본화 HT

Duda와 Hart에 의해 제안된 HT은  $\rho$  변환의 특징상 다음과 같은 단점을 가지고 있다. 영상 공간의  $\rho$ 을 가진 화소 수가 증가할수록 계산량이 변수 공간에서 양자화된 각의 배수로 증가하게 되며 변수 공간의 각의 양자화 정도에 따라 계산량이 증가하게 되며 추후를 위해서는 횡보다 대각선 성분의 획이 길어지면 대각선 성분의 획이 추출된다. 한편의 특징상 정보를 가진 획의 길이가 적어 문턱치를 넘지 못하는 경우가 발생하며 하나의 획에서 문턱치를 넘는 성분이 여러개 생길 수 있다. 위의 문제점 중에서 계산량의 증가는 세선화 영상과 변수 공간에서 각을 8등분하여 해결할 수 있지만 획의 추출에 있어 생기는 단점 때문에 정확한 문자의 특징점 추출이 어렵게 된다. 이를 해결하기 위하여 변수 공간에서 누적배열을 계산함에 있어 영상 공간의 하나의 화소가 가질 수 있는 방향성분을 어느 정도의 확률을 가지고 누적배열에 누적될 수 있는 후보 가능성을 부여하는 일반화된 표본화 방법을 이용함으로써 작은 계산량으로 획의 방향 성분, 길이, 위치

등의 특징점 추출이 용이하게 된다. 전체적인 특징값을 계산하는 sampling Hough transform(SHT)는 그림 4와 같이 좌표축을 설정하고 입력 문자 영상의 크기가  $64 \times 64$ 일 때는 HT의 공간 특성상 표 1과 같이 각에 따른 거리의 최대치와 최소치를 나타낼 수 있다. 특징값 계산은 각과 거리에 따라 가질 수 있는 누적계수를 0도와 90도에서는 5단계로 나머지 각들은 4단계로하여 34개의 특징값을 얻었다. 0도와 90도를 5단계로 한 것은  $\rho$ 가 0인 각과 수평성분에서 수직과 수평성분의 획이 가장 잘 나타내므로 좀 더 세밀하게 나누어 위치정보를 잘 나타내게 한다.

표 1. 변수공간의 최대값과 최소값  
 Table 1. Maximum and minimum value in the parameter space.

각	최소	최대	간격
0.0	0	64	64
22.5	0	83	83
45.0	0	90	90
67.5	0	83	83
90.0	0	64	64
112.5	24	50	83
135.0	45	45	80
157.5	50	24	83

III-2. 부분적인 특징점 추출을 위한 부분적HT

부분적인 특징값의 추출은 subblock Hough transform (SBHT)을 이용하였으며 이는 Duda와 Hart가 제안한 HT 방법이 각에 따른 히스토그램 역할을 하는 구체적인 특징값을 구하는 것이므로 이를 이용하여 부분적인 특징값을 추출하기 위해서는 전체의 영상을 분할하여 분할된 영역을 HT하여 각과 거리와 누적 계수를 구하는 것이다. 실험에서 사용된 입력영상의 크기는  $64 \times 64$ 이며 이것을  $8 \times 8$  부분적으로 나누어 각각의 부분적으로 HT한다. SBHT를 하여 얻은 변수공간의 정보는 거리와 각과 누적계수이며 거리의 정보는 블럭의 위치정보를 가지고 있기 때문에 거리의 정보를 제외시킬 수 있다. 누적계수로부터 얻는 정보는 같은 직선을 지나는 화소수의 합이므로 하나의 부분적 크기가  $8 \times 8$

인 것을 고려할 때, 문턱값을 4를 주어 4를 넘으면 직선을 가지고 있는 것으로 판단할 수 있다. 부블럭 내의 누적계수가 문턱값을 넘으면 직선이 있는 것으로 판별되고 직선의 방향성분의 정보를 가지는 각과의 조합으로 특징값이 계산되어 진다. 누적계수가 문턱치를 넘지 않을 경우에는 0, 직선이 있다고 판별될 때는 최대의 누적계수는 속한 각도가 0 일 때 0.1,  $1/8\pi$  일 때 0.2,  $2/8\pi$  일 때 0.3,  $3/8\pi$  일 때 0.4,  $4/8\pi$  일때 0.5,  $5/8\pi$  일 때 0.6,  $6/8\pi$  일 때 0.7,  $7/8\pi$  일 때 0.8을 특징값으로 하였다. 이와 같이 특징값의 범위를 0부터 0.8까지 한 것은 MLP에 적합한 입력범위를 만들기 위해서이다. 부블럭 HT를 이용한 특징값은 부블럭내의 획의 유부와 방향성분을 1차원 벡터로 표현할 수 있는 장점이 있다. 다음의 그림 5는 필기체 “괴”의 입력영상을 부블럭 HT를 적용하여 특징값을 계산한 예이다.

0.0 0.5 0.4 0.5 0.1 0.0 0.0 0.0  
 0.0 0.0 0.0 0.0 0.2 0.0 0.0 0.1  
 0.0 0.0 0.0 0.0 0.1 0.0 0.0 0.1  
 0.0 0.0 0.0 0.1 0.0 0.0 0.0 0.1  
 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.1  
 0.1 0.0 0.0 0.0 0.5 0.5 0.5 0.1  
 0.6 0.4 0.5 0.6 0.0 0.0 0.0 0.1  
 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.1

그림 5. Subblock Hough transform 방법을 이용한 특징값 추출

Fig. 5. Feature extraction using subblock Hough transform method.

#### IV. 분 류 단

실험에 사용된 분류단의 신경망 모델 중 지도자가 있는 MLP 모델을 그대로 사용하였으며 일반적으로 MLP를 이용한 한글의 6형식분류 방법에서는 신경회로망의 출력단의 노드의 수를 6형식당 하나씩을 주어 6개를 가지게 한다. 6개의 출력단을 사용한 방법은 횡모음, 종모음의 획의 성분이 일정 비율 이상의 길이를 가져야 하며 받침과 횡모음중 아래부분에 획을 가지는 “오”, “고”, “그”과의 차이가 뚜렷하게 나타나야 한다. 필기체 한글은 필기자의 습관에 의해 종모음의 길이

변화와 횡모음의 각의 변화, 받침의 크기의 변화등이 심하게 나타나므로 서로 다른 형식에서의 비슷한 위상적 특성때문에 분류 성공율의 저하를 가져오게 된다. 이러한 단점을 해결하기 위하여 분류단을 세분하여 분류하는 방법을 택하였다. 대분류단은 받침의 유무로 1,2,3 형식과 4,5,6 형식으로 분류하며 특징값은 SBHT를 이용하여  $64 \times 64$  입력 영상에서 받침이 올 수 있는 세로축 아래 절반 영역과 가로축의 전영역인  $32 \times 64$ 를  $8 \times 8$ 로 부블럭화하여 32개의 특징값을 이용하였다 [7]. 상세 분류단은 횡모음과 종모음의 유무로 판별되며 모음의 특징은 전체적인 특징값을 추출하는 SHT를 이용하여 34개의 특징값을 이용하였다. 이는 대분류가 받침의 유무로 판별되며 받침은 자음으로 구성되어있고 필기자의 습관상 모음보다 획의 변형이 심하게 일어나며 획의 길이가 각각의 자음마다 틀리므로 부분적인 특징값이 적절하다. 상세분류는 모음의 유무로 판별되며 모음은 획의 길이가 크며 필기자가 필기시 획의 성분이어느 정도의 각을 유지하고 일정하게 쓰여지므로 전체적인 특징점이 적절하다.

#### V. 실험 및 결과

실험에 사용된 데이터는 1.5cm의 정사각형 속에 10 사람이 한형식당 30자씩 쓴 1800자이고, 300dpi의 해상도를 가진 핸드 스캐너를 사용하여 이진 영상으로 변

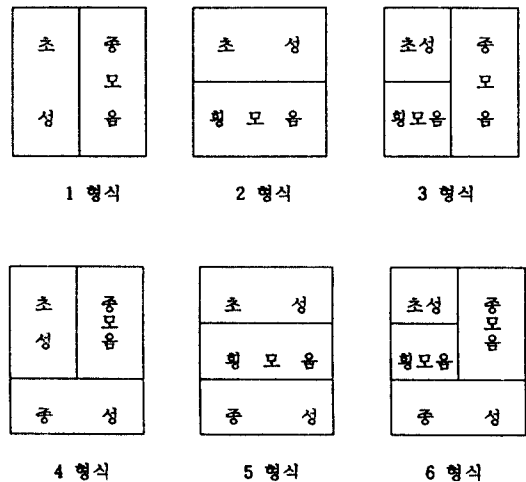


그림 6. 한글의 6형식

Fig. 6. 6 types of Korean Characters.

화한 후 T.Y.Zhang과 C.Y.Suen의 MAT방법[9]으로 세 선화한 자료를 절단화 과정을 거친 후 64×64로 정규화하여 입력단으로 사용하였으며 특징값의 추출과 분류실험은 SDT 200 workstation하에서 C언어로 구현하였다. 실험에서 사용된 한글의 6형식은 그림 6과 같이 정의되어 있다.

실험은 본 논문에서 제안된 전체적인 특징값과 부분적인 특징값을 유효성을 검증하기 위해서 표 2에서 기존의 방법과 제안한 방법의 차이를 보였으며, 전체적인 특징값으로는 히스토그램을 이용한 방법과 표분화된 HT 방법과 비교하였으며 부분적인 특징값은 매쉬를 이용한 방법과 부블러 HT와 비교하였다.

대분류단의 실험은 제안된 특징값의 유효성의 검증을 위해 부분적인 특징값을 64×64 입력 영상을 SBHT를 사용하여 64개의 특징값을 구한 경우(SBHT 64)와 세로축 윗부분을 제외하고 SBHT를 이용하여 32×64 입력영상에서 32개의 특징값을 구한 경우(SBHT 32)와 부블러 HT의 실험성을 검증하기 위해서 64×64 입력영상을 8×8 부블러로 나눠 부블러내의 정보를 가진 화소수의 합이 4를 넘을 때는 1 그렇지 않을 때는 0을 준 특징값 64개(MESH 64)와 세로축 윗부분을 제외하고 32개의 특징값을 구한 경우(MESH 32)와 비교하여 그림 7에 실었으며 전체적인 특징값과의 비교를 위해 SHT를 사용하여 추출한 34개의 특징값(SHT 34)과 비교하여 그림 8에 나타내었다. 실험에 사용된 신경회로망의 계수층 2인 사람이 한 형식당 30자씩 쓴 데이터중 절반인 한 형식당 15자씩 900자를 학습데이터로 하였으며 학습율 0.25, 관성항 0.8, 중간층은 하나이며 노드

갯수는 5개로 실험하였다. 대분류율은 그림 9에 나타내었다.

상세 분류단의 실험은 특징값의 유효성이 검증을 위해 전체적인 특징값을 64×64 입력 영상을 SHT를 사용하여 34개의 특징값(SHT 34)을 구한 경우와 Duda와 Hart의 원래의 HT를 SHT 34의 방법과 같은 방식으로 특징값을 구한 34개의 특징값(OHT 34)과 전체적인 특징값을 구하는 대표적인 방법인 히스토그램 방법을 이용하여 X축 히스토그램에 관한 성분 16개와 Y축 히스토그램 성분 16개를 구하여 신경회로망 입력에 적합하도록한 32개의 특징값(HIST 32)을 구한 경우와 비교하였다. 그림 10은 전체 특징값들의 상세 분류율의 비교이며 표 3은 전체 분류성능들의 표이다.

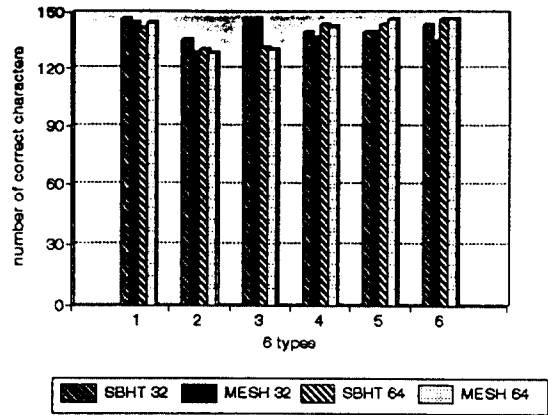


그림 7. 부분적인 특징값들의 대분류율의 비교  
Fig. 7. Recognition rate of preliminary classification using various local features.

표 2. 기존의 방법과의 비교  
Table 2. Comparison of conventional methods.

참고문헌 번호	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	제안된 방법
문자영상의 형태	인쇄체	인쇄체	인쇄체	인쇄체	필기체	필기체
입력영상의 크기	24×24	40×40	60×60	40×40	80×80	64×64
특징값추출방법	히스토그램	매쉬벡터	매쉬벡터	히스토그램	히스토그램	변형된 HT
사용된 신경망	Sawai's MLP	original MLP	Yeongho's MLP	SOFM	Sawai's MLP	original MLP

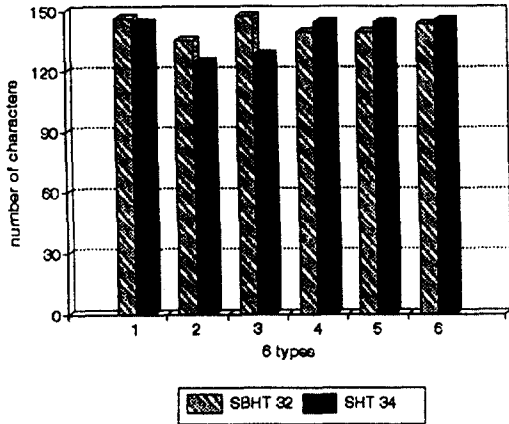


그림 8. 부분적인 특징값과 전체적인 특징값의 대분류율의 비교  
 Fig. 8. Recognition rate of preliminary classification using local feature and global feature

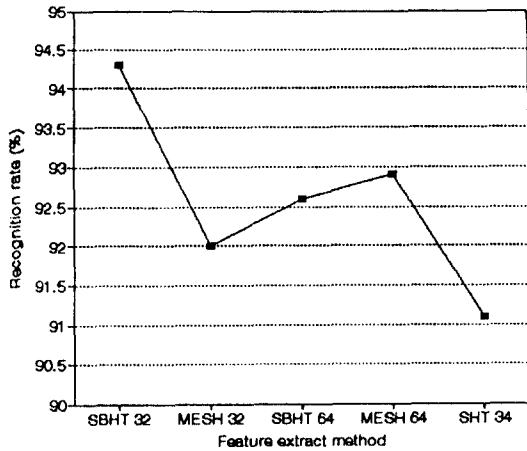


그림 9. 대분류율의 비교  
 Fig. 9. Recognition rate of preliminary classification using various features.

실험 결과는 받침의 유무로 분류하는 대분류시에는 전체적인 특징값보다 부분적인 특징값이 인식율이 높게 나타났으며 전체 영상으로부터 얻은 64개의 특징값과 윗 부분을 제외한 32개의 특징값이 높거나 비슷한 결과를 얻었다. 이는 받침의 위상 특성이 잘 반영되

는 것으로 64개의 특징값이 32개의 특징값으로 줄어듦으로서 신경회로망의 가장 큰 단점 중의 하나인 학습 시간을 크게 단축할 수 있는 장점이 있다. 또한, 입력 영상의 아래 절반을 사용한 경우 매쉬 벡터의 특징값보다 SBHT로부터 얻은 인식율이 높게 나타났는데 이는 SBHT가 부분력에 있어서 획의 방향성분까지 나타낼 수 있는 장점이 있기 때문이다. 가장 높은 인식율을 나타낸 SBHT 방법에서 오분류는 주로 2형식에서 나타남. 데, 이는 필기체 특성상 받침의 위상특성과 획의 방향성분이 횡모음의 “고, 교”와 비슷하게 표현되

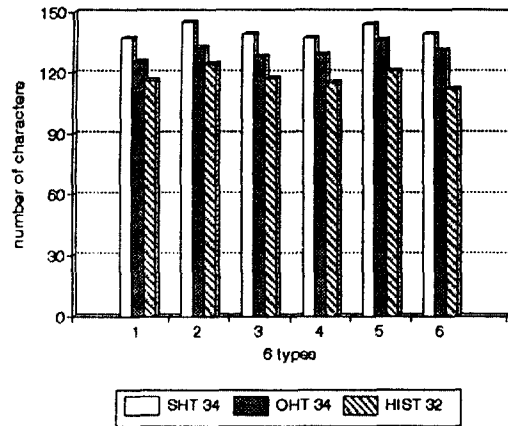


그림 10. 전체적인 특징값들의 상세분류율 비교  
 Fig. 10. Recognition rate of secondary classification using various global features.

표 2. 전체 분류 성공율  
 Table 2. Total recognition rate

	1형식	2형식	3형식	4형식	5형식	6형식
학습 문자수	150	150	150	150	150	150
실험 문자수	150	150	150	150	150	150
대분류시 오분류 문자수(SBHT 32)	4	15	3	11	11	8
상세분류시 오분류 문자수(SHT 34)	13	5	13	15	8	13
중복된 오분류를 제외한 문자수	15	16	14	18	13	14

는 데에서 기인하며 특히, 모음 "고"의 경우 앞부분의 획을 생략하고 쓰는 경우 받침의 "나"으로 인식되는 경우가 많이 발생한다.

모음의 유부로 관별되는 상세분류의 경우에는 모음이 입력영상의 전 범위에서 나타나며 필기자의 습성상 가장 긴 획을 한번에 필기하므로 획의 각이 어느 정도 유지되므로 전체 특징값이 적절하다. SIFT으로 34개의 특징값을 추출한 경우가 히스토그램으로 32개의 특징값보다 높은 인식율을 나타내었는데, 이는 획이 어느 정도의 각을 가지고 쓰여질 때 SHT가 이를 각의 변화를 어느 정도 흡수할 수 있으며 HT 특성상 각의 정보를 가지고 있기 때문이다. 오분류의 주 원인은 받침이 올 때 필기자의 습성상 모음의 길이가 전체 영상의 크기에 비해 상대적으로 짧아지는 문자에서 주로 발생하는 데 6형식에서 종모음이 짧아지는 경우 가장 많이 발생하였다.

대분류시 오분류 문자 영상을 그림 11에 나타내었으며 상세 분류시 오분류 문자 영상은 그림 12에 나타내었다.

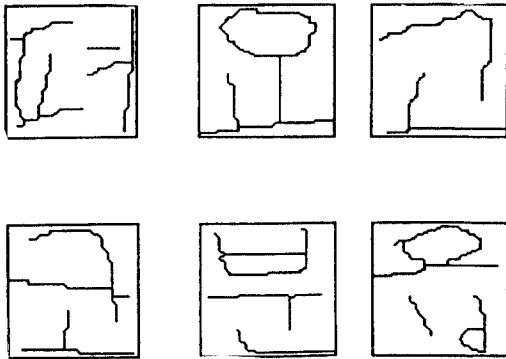


그림 11. 대분류시 오분류 문자의 예  
Fig. 11. Incorrect characters in preliminary classification.

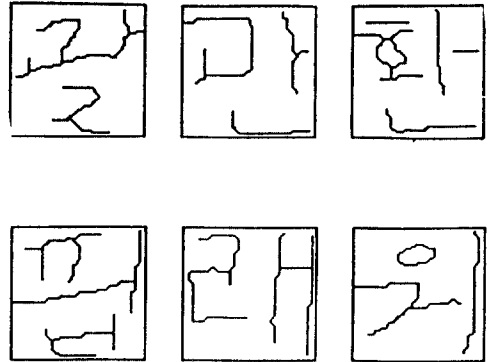


그림 12. 상세분류시 오분류 문자의 예  
Fig. 12. Incorrect characters in secondary classification.



VI. 결 론

본 논문에서는 전체적인 특징값을 추출하는 표본화 HT와 부분적인 특징값을 추출하는 부분력 HT로 추출된 특징값을 신경망의 입력 벡터로하여 한글의 6형식 분류를 실험하였다.

Duta와 Hart가 제안한 기존의 HT는 직선 검출에 있어 잡음에 대하여 강력한 기능을 가지나 문자의 하나의 획이 여러 각도에서 검출될 수 있으므로 이를 보완하는 표본화 방법을 이용하여 전체적인 특징값을 얻을 수 있었으며, 본래의 HT특성상 누적계수는 각에 따른 히스토그램 역할을 하는 전체적인 특징값을 나타내므로 부분적인 특징값을 구하기 위해 부분력 단위로 HT를 취하여 부분적인 특징값을 얻었다.

분류단으로는 신경회로망의 MLP 모델을 사용하였으며 MLP의 그 특성상 여러가지의 문제점이 발생하는데 첫번째는 학습 시간이 많이 소요되며 두번째는 학습문자의 집합에 있어 어느 위치에 속했는가 하는 것으로 분류 성공율의 많은 차이가 난다. 본 연구에서는 첫번째의 단점을 Dai의 알고리즘으로[11] 해결하고자 하였으나 속도의 개선보다는 방산의 위험이 더욱 커짐으로 실험 결과에 신지 않았으며, 두번째의 개선 방법으로는 오류가 많이 나는 학습 데이터 부분을 무작위하게 섞어서 사용하는 방법으로 개선하였다.

실험을 통해 받침의 유무 판별은 부분적인 특징값이 적절하며 모음의 유무 판별은 전체적인 특징값이 유효함을 알 수 있었고 오분류의 주원인은 대분류시 횡모음과 받침의 유사함에 있었으며 상세분류시에는 받침이 존재하는 형식에서의 필기자의 습관에 따른 모음의 길이의 변화에 있었다.

앞으로의 연구방향은 좀 더 나은 인식율을 위해 6형식의 분류를 2형식의 모음에 따른 7형식으로 확장하여 실험을 해보아야 할 것이며 형식 분류를 하는 궁극적인 목적인 자모의 분리를 대분류만의 정보로서 할 수 있는 인식 시스템을 개발하여야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 이 주근, 남궁 재찬, 김 영건, "윈도우 분할 알고리즘을 이용한 문자 형태 인식 및 부패된 분리," 대한 전자공학회 춘계 학술발표회 논문집, 제 3권 제 1호, pp.3-7, 1980.

[2] 최 필용, 이 기영, 구 하성, 고 형화, "접촉점에서의 국소 그래프 패턴에 의한 필기체 한글의 자소분류에 관한 연구," 대한 전자공학회 논문지, 제 30권 B편 제 4호, pp.254-273, 1993년 4월.

[3] 김 상우, 전 윤호, 최 종호, "신경회로망을 이용한 인쇄체 한글 문자의 인식," 대한전자 공학회 논문지, 제 27권 2호, pp.228-235, 1990년 2월.

[4] 김 병기, 김 향준, "신경망 모델을 이용한 한글 문자의 형태 분류와 인식," 한국 정보과학회 추계 학술발표 논문집, 서울, pp.303-306, 1989년 10월.

[5] 권 재욱, 조 성배, 김 진형, "계층적 신경망을 이용한 다중 크기의 다중 활자체 한글문서의 인식," 한국 정보 과학회 논문지, 제 19권 1호, pp.69-78, 1992년 1월.

[6] 김 우성, 방 승양, "신경회로망을 이용한 한글 한자 혼용 문서 인식에 관한 연구," 대한 전자공학회 논문지, 제 29권 2호, pp.50-59, 1992년 2월.

[7] 최 종호, 전 윤호, 김 명찬, "신경회로망을 이용한 필기체 한글 형태 분류," 제 3 회 상호처리합동학술대회 논문집, pp.168-170, 1990.

[8] P.V.C.Hough, Method and Means for Recognizing Complex Patterns. U.S. Patent 3069654, 1962.

[9] R.O.Duda and P.E.Hart, "Use of Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures," Commun. ACM, Mach 15, pp.11-15, 1972.

[10] 구 하성, 고 형화, "한글 특징점 추출을 위한 일반화된 표본화 알고리즘을 이용한 수정된 Hough Transform에 관한 연구," 대한 전자 공학회 9월 계제예정.

[11] A.Krzyzak, W.Dai and C.Y.Suen, "Classification of Large set of Handwritten Characters using Modification Back propagation Model," IJCNN Volume II, pp.225-232, 1990.

[12] Y.H.Pao, Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, Addison-Wesley, 1989.

[13] T.Y.Zhang and C.Y.Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," Commun. ACM, Mach 27, pp.236-239, 1984.

具 河 成 (Ha Sung Koo)

정회원

1965년 8월 13일생

1989년 2월 : 광운대학교 전자통신 공학과 졸업(공학사)

1991년 8월 : 광운대학교 전자통신 공학과 대학원 졸업  
(공학석사)

1991년 9월 ~ 현재 : 광운대학교 전자통신 공학과 박사  
과정 재학

※주관심분야 : 문자인식, 화성처리등

高 亨 和 (Hyong Hwa Ko)

정회원

1949년 4월 25일생