새로운 자소분리 기법을 이용한 필기체 한글인식 시스템
Handprinted Korean Characters Recognition System by Using New jaso Decomposition Method

박 희 주*, 김 진 호**, 오 광 식***
Hee-Joo Park*, Jin-Ho Kim**, Kwang-Sik Oh***

요 약

본 논문에서는 새로운 자소분리 기법을 이용한 필기체 한글인식 시스템을 제안하였다. 새로운 자소분리 기법에는 국소영역 투영기법과 국소영역 Blob Coloring 기법이 포함되어 있다. 한글 각 자소의 특징들을 이용하여 Backpropagation 알고리듬으로 학습시켰고 인식과정에서 관심영역 탐색기법이 이용되었다. 4명의 필기자가 작성한 1600자의 한글을 학습시키고 학습되지 않은 밝기 영상의 문서에 대한 인식을 시도한 결과 95%의 인식률을 얻었다.

ABSTRACT

In this paper, handprinted Korean characters recognition system are proposed by using new "jaso" decomposition method. New "jaso" decomposition-method are include the local area projection method and the local area Blob Coloring method. Backpropagation networks are trained by the features of "jaso" region and searching methods of intrested region are applied in recalling procedures. After the 1600 handprinted Korean characters for 4 writers are trained, the recalling results are show that 95% recognition rate is obtained in non-trained brightness image documents of 1600 handprinted Korean characters by using the proposed algorithm.

I. 서 론

현대 정보사회에서 쏟아지는 많은 문서정보들을 컴퓨터에 입력시키기 위해서 글자들을 일일히 타이핑할 경우에는 많은 인력과 시간이 소비된다. 문서정보를 신속하게 컴퓨터에 입력 시키기 위해서는 문서입력의 자동화가 요구된다. 문서정보를 자동으로 컴퓨터에 입력 시키기 위해서는 먼저 카메라나 스케너를 통해 문서의 영상정보를 입력시킨 다음 영상정보내에 포함된 문자에 대해 문자인식을 수행하고 인식결과를 텍스트파일로 저장시키면 된다.

문자인식은 대상문자에 따라 필기체 문자인식과 인쇄체 문자인식의 두가지로 구분할 수 있다. 특히 인쇄체 문

* 경북산업대학교 전자계산학과 부교수
** 경북산업대학교 전자공학과 조교수
*** 대구효성가톨릭대학교 통계학과 교수

자의 경우 그 연구결과가 대단히 많이 발표 되었으며 국내에서도 상용제품들이 발표되고 있는 실정이다[1-6]. 인쇄체 문자인식에 대한 연구 결과가 많이 발표되었음에도 불구하고 필기체 문자인식에 대한 결과는 흔하지 않은 실정이다. 필기체 문자인식에 관한 연구는 한글이 갖고 있는 문자 수의 방대함과 문자간의 유사성이 심한 것 이외에도 인쇄체 문자에 비해 수많은 변형이 따르는 등의 어려움이 내재하고 있기 때문에 이에 대한 연구는 초보적인 수준에 이르고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 일반적인 문자인식시스템에서는 필기자에게 기입상의 제한을 두어 글자체의 변형을 작게 하거나 '자소간의 띄어쓰기' 또는 '또박또박 쓰기' 등의 필기 스타일에 상당한 제약을 가하고 있다.

필기체 문자의 인식방법은 인식대상 문자의 결합정도에 따라 완성형과 조합형으로 구분할 수 있다. 완성형 한글인식 방식은 글자단위로 특징을 추출하여 인식을 시도하는 방식이고 조합형 한글인식 방식은 글자의 초성, 중성 및 종성 영역을 구분한 다음 각 자소별로 인식을 시도하는 방식이다. 이 중 조합형 한글인식 방식은 글자수가 많고 폰트갯수도 많은 대규모 문자인식에 유리한 방식이다.

조합형 한글을 인식할 경우에는 한글을 6개의 유형으로 구분하고 유형별 특징에 따라 한글의 자소영역을 분리하여 인식하는 것이 일반적인 방법이다[6]. 기존의 자소영역 분리방법에는 국소영역 투영(local area projection) 기법이 흔히 이용되고 있다. 한글의 경우 자음과 모음이 인접 영역에 걸쳐서 표시되는 글자가 있으므로 국소영역 투영기법만으로 초성, 중성 및 종성영역을 분리하기가 어려운 경우가 흔히 생긴다. 이와같이 초성, 중성 및 종성영역에 포함된 자소가 정확하게 구분되지 않으면, 자소영역 분리에서 발생된 오차들이 문자 인식성능을 상당히 저하시킬 수 있다. 따라서 인식성능의 극대화를 위해 오차를 최소화시킬 수 있는 자소영역 분리방안이 마련될 필요가 있다.

본 논문에서는 국소영역 투영방식 뿐만 아니라 국소영역 Blob Coloring기법을 도입한 새로운 자소영역 분리방안을 제안하고 Backpropagation network을 이용하여 필기체 한글인식을 시도하였다. 제안된 방식대로 한글인식 시스템을 구현하고 4명의 필기자가 또박또박 쓴 정서체에 대해 400자씩 총 1600자의 글자를 학습시키고 인식을 시도하였다. 또한 학습시키지 않은 다른 필기자의 글자를 인식시켜 보고 그 결과도 검토분석하였다.

Ⅱ. 필기체 한글 자동인식 알고리듬

1. 필기체 한글문서의 자동인식 시스템 구성

한글문서 자동인식 시스템은 문서영상을 문자영역과 비문자영역으로 분리한 다음 비문자영역은 압축파일로 저장하고 문자영역의 글자를 인식하여 문자코드로 저장한다. 한글문서 자동 인식시스템에서 가장 중요한 부분은 문자인식 부분이다. 한글문서를 자동으로 인식하기 위한 문자인식 시스템의 구성도는 그림 1과 같다. 문자인식 과정은 스캐너나 카메라를 이용하여 한글문서 영상을 입력받는 단계부터 시작된다.

전처리에서 문자영역과 비문자영역을 구분한다. 문자영역에서 문자열을 추출하고 각 문자열에서 하나의 글자를 분리한다. 하나의 글자영상에 대해 크기를 정규화시키고 문자의 특징들을 추출한다. 특징들로서는 매쉬 특징, 투영 특징, 교차횟수 특징 및 영상변환에의해 추출되는 특징 등 여러가지들이 이용될 수 있다.

문자인식을 위한 패턴분류방법에는 형틀정합방법(template matching method), 통계적방법(statistical method) 및 구조적인 방법(stryctural method) 등이 있고 최근 신경회로망을 이용하는 방법들이 많이 연구되고 있다[1-6]. 본 논문에서는 학습능력, 분산지식 표현능력 및 대규모의 병렬처리 능력을 가지고 있는 신경회로망을 이용하여 문자인식을 시도하였다.

문자인식방법에는 글자를 하나의 완성형 문자패턴으로 인식할 수도 있고, 글자를 초성, 중성 및 종성영역으로 분리한 조합형 문자패턴으로 인식할 수 도 있다. 본 논문에서는 상용 한글 400자 크기로 4종류의 폰트들을 인식할 수 있도록하기 위해 대규모 문자 인식 시스템을 구현하는데 적합한 조합형으로 문자인식을 시도하였다.

문자의 자소를 효과적으로 구분해 내기 위해서는 먼저 자소의 특징들이 비슷한 문자들 끼리의 유형을 정의 하고, 이들 유형별로 자소분류를 수행한다. 유형이 분류되고 나면 각 유형별로 초성, 중성 및 종성영역을 구분하고 각각의 자모에 대해서 특징추출 및 인식을 시도한다. 각 자모가 최종 인식되고나면 이들을 조합하여 조합형 한글코드를 출력한다. 만약 각 자모의 인식결과가 정확하지 못할 경우 후처리 과정에서 한글사전탐색 등과 같은 방법

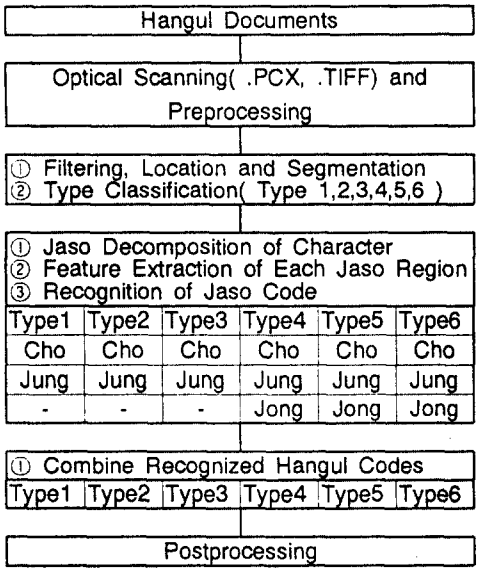

그림 1. 문자인식 시스템의 구성도
Fig. 1. Characters recognition system.

을 시도하면 좀 더 정확한 인식결과를 얻을 수 있다.

2. 필기체 한글 인식을 위한 Backpropagation Network

한글문서의 자동입력을 위해 사용되는 분류기로 Backpropagation network을 사용한다. 개별 문자의 유형을 분류하기 위해 그룹분류기(group classifier)가 사용되고 각 그룹별 자소를 인식하기 위해 자소 분류기(jaso classifier)가 사용되는데, 이들 분류기로 Backpropagation network이 사용된다.

Backpropagation network과 같은 신경회로망은 기존 컴퓨터와 달리 다수의 간단한 프로세서를 이용하고 비교적 간단한 처리과정만으로 동작되며 분산지식 표현 능력과 일반화 능력을 가지고 있어서 문자인식을 위한 패턴 분류기(pattern classifier)로 흔히 이용된다. Backpropagation network 학습알고리듬은 신경회로망의 출력층의 오차를 최소화시키는 연결강도의 값을 경사 추적방법으로 구하는 알고리듬이다. Backpropagation network은 일반적으로 출력층(output layer), 은닉층(hidden layer) 및 입력층(input layer)의 3층으로 구성된다. 출력층에서는 하위층인 은닉층으로 출력층의 오차를 전파시키고, 은닉층에서는 오차추정후 이를 다시 하위층인 입력층으로 전파시킨다. Backpropagation 알고리듬은 Rumelhart등이 제안하였고 최근 Fahlman등이 수정형 알고리듬들을 발표하였다. 수정형 Backpropagation 알고리듬은 다음과 같다.

먼저 상위부 및 하위부 연결강도(connection weight : W_{ij})들을 랜덤값으로 초기화 시키고 패턴 X_j의 입력에 따라 각 층의 실제 출력값 O_j를 식(1) 및 (2)와 같이 계산한다.

$$S_j = \sum_{i=1}^{N} W_{ij} X_j \tag{1}$$

$$O_j = \sigma(S_j) \qquad \text{where, } \sigma(z) = [1 + \exp(-z)]^{-1} \tag{2}$$

실제 출력값이 계산되고 나면 다음과 같은 방식으로 연결강도들을 조정한다. 즉, 입력 및 출력쌍 $x^{(r)}$ $y^{(r)}$을 제시한 다음에 식 (3)과 같이 연결강도가 재조정된다.

$$w_{uv}^{(r)} = w_{uv}^{(r-1)} + \Delta w_{uv}^{(r)} \tag{3}$$

이때 $W_{uv}^{(r)}$은 상위부 및 하위부에 따라 계산 방식이 달라진다. 은닉층에서 출력층으로 연결된 상위부의 연결강도들은 식 (4)와 같이 재조정되고 입력층에서 은닉층으로 연결된 하위부 연결강도들은 식 (5)와 같이 재조정된다.

$$\Delta w_{jk}^{(r)} = \sigma(S_k) \tanh^{-1}[\, y_k^{(r)} - O_k^{(r)} \,] O_j \tag{4}$$

$$\Delta w_{ji}^{(r)} = \sigma(S_j) \left[\sum_{k=1}^{p} [\, \sigma'(S_k) \cdot \tanh^{-1}[\, y_k^{(r)} - O_k^{(r)} \,] W_{jk}^{(r)} \,] x_i^{(r)} \right. \tag{5}$$

where, $\sigma'(S_k) = \sigma(S_k)[1 - \sigma(S_k)] + 0.1$

여기서 목적값과 실제값 사이의 차이값 $[\, y_k^{(r)} - O_k^{(r)} \,]$이 크더라도 $\sigma(S_j)$가 0에 접근하면 연결강도를 조정하는데 어려움이 따르게 된다. 이를 해결하기 위하여 $\sigma(S_k)[1-\sigma(S_k)]$에 0.1을 더하였다. 한편 Sawai[4]가 재안한 선택적 학습방법을 사용하여 오차가 큰 패턴만 학습하도록 함으로써 학습시간을 줄일 수 있도록 하였다.

3. 한글의 유형분류

컴퓨터에서 한글을 처리하기 위해 한글코드와 한글글꼴들이 정의되어 사용되고 있다. 한글코드는 2바이트 완성형 및 2바이트 조합형이 이용되고 있다. 일반적으로 컴퓨터 통신 등에 많이 이용되고 있는 완성형 코드는 한글 잦기 순서에 따라 선정된 2350자를 2바이트 코드로 할당한것이다. 한편 자판 입력시에 많이 이용되는 조합형 코드는 초성, 중성 및 종성 코드에 각각 5비트를 할당하고 한글 플래그 비트에 1비트를 할당한 2바이트 코드이다.

한글을 유형별로 구분하여 인식할 때는 초성, 중성 및 종성을 각각 분리하여 표현할 수 있는 2바이트 조합형코드를 사용하는 것이 편리하다. 한글의 자모수는 초성이 19개, 중성이 21개 그리고 종성이 27개 이다.

초성, 중성 및 종성들이 조합되어 표현되는 글자의 수는 약 28000자 정도가 되지만 한글의 제자원리에 부합되는 문자의 갯수는 11172자 이다. 한글 인식 시스템을 구성하기 위해 11172자 전부를 학습시키고 인식을 시도하는 것은 현실적으로 상당히 어려운 과제이며 특히 필기체의 경우에는 더욱 그러하다. 본 논문에서는 한글 잦기순서에 따라 기본 400자를 대상으로 학습시킨다. 1명의 필기자에 대해 기본 400자를 학습시키면 4명의 필기자에 대한 1600자가 학습되어야 한다. 따라서 400개의 글자 중에 한개의 글자를 구분해 내기 위해서는 고성능의 분류기가 사용되어야 한다. 그러나 글자를 유형별로 구분하고 각 유형별로 자소분리를 한 다음, 각 자소에 대한 인식을 시도한다면 분류 대상패턴의 갯수가 상당히 줄어들기 때문에 일반적인 분류기를 이용해도 쉽게 문자를 인식해 낼 수 있다.

한글을 그림2와 같이 6개의 유형별 그룹으로 구분하면 자소분리가 상당히 효과적으로 이루어 질 수 있다.

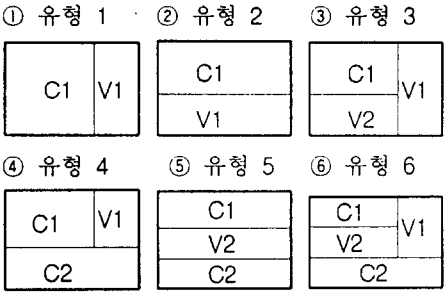

그림 2. 한글의 6가지 유형구분
Fig. 2. 6 types of Korean characters.

유형 1, 2, 3 등은 초성 및 중성으로만 구성되고, 유형 4, 5, 6 등은 초성, 중성 및 종성으로 구성되어 있다. 선정한 400자를 6개의 유형으로 구분하면 각 유형별 초성, 중성 및 종성의 갯수는 표 1과 같다. 유형그룹이 정확히 구분되고 나면 유형별 자소분류기에서는 최대 19개 패턴 중에 하나만 구분해 낼 수 있으면 된다. 따라서 한글 인식에서는 한글 400자를 유형별로 정확히 구분해 내는 것이 선결과제이다.

표 1. 한글의 각 유형별 초성, 중성 및 종성의 갯수
Table 1. The number of a Chosung, a Jungsung and a Jongsung for Korean characters types.

	유형 1	유형 2	유형 3	유형 4	유형 5	유형 6
초 성	19	19	19	19	19	19
중 성	8	5	5	7	5	3
종 성	-	-	-	17	17	5

본 논문에서는 입력된 각 문자를 40×40 화소영역으로 정규화 시키고 난 다음 그림1과 같은 유형에 따라 유형분류를 시도하였다. 유형 분류를 위한 유형 분류기로는 Backpropagation network이 사용되었다. 입력 특징은 40×40 화소를 8×8 크기의 64개 국소그룹으로 분할하여 각 국소그룹에서 추출하였으며, 이들을 Backpropagation network 학습 시에 입력으로 사용되었다. 따라서 유형 분류기는 입력층을 64개 뉴런으로 하고 은닉층을 20개 뉴런으로 하였으며 출력층은 6개 뉴런으로 하여 6개 유형으로 한글을 구분할 수 있도록 하였다.

4. 한글 문자의 자소분리 기법

문자에 대한 유형이 분류되고 나면 각 유형별로 자소를 분리한다. 전술한 바와 같이 조합형 한글인식에서는 문자의 자소분리 능력이 인식성능을 크게 좌우한다. 기존의 자소분리 방법에는 한글의 유형별 특징에 따른 국소영역 투영기법이 이용되었다. 한글의 각 유형별 기본적인 특징은 표 2과 같다. 유형별 특징을 이용하여 국소영역을 투영시키면 각 유형의 모음 영역을 구분해 낼 수 있다. 중성 모음을 먼저 추출하고 나면 나머지 영역에서 초성 및 종성을 구분해 낼 수 있다.

표 2. 한글의 각 유형별 자소특징
Table 2. Jaso features for Korean characters types.

한글 유형	유형별 자소특징	
	초성, 중성, 종성 구분선	모음의 획 특징
유형 1	한개의 세로선	한개 또는 두개의 세로 긴 획
유형 2	한개의 가로선	한개의 가로 긴획
유형 3	한개의 가로선 및 세로선	한개의 가로 긴획, 한개 또는 두개의 세로 긴 획
유형 4	한개의 가로선 및 세로선	한개 또는 두개의 세로 긴 획
유형 5	두개의 가로선	한개의 가로 긴 획
유형 6	두개의 가로선 및 한개의 세로선	한개의 가로 긴획, 한개 또는 두개의 세로 긴 획

이때 한글의 구조적 특징상 초성, 중성 및 종성영역이 겹쳐 있는 경우에는 분리된 자소에 인접영역의 자소부분이 포함될 수도 있다. 특히 필기체 한글의 경우 초성, 중성 및 종성들이 상호간에 겹쳐있는 경우가 많기 때문에 국소영역 투영만으로 정확히 자소를 분리해 내는 것이 어려운 실정이다. 그러므로 국소영역 투영 뿐만 아니라 중성모음 획의 구조적 특징과 국소영역 Blob Coloring 기법을 이용하면 이들 잡음 부분을 상당히 제거 시킬 수가 있다.

Blob Coloring 알고리듬은 주어진 영상영역내의 Blob들을 구분하여 찾아내는 영역추출 알고리듬이다. Blob Coloring알고리듬은 그림 3과 같이 중심화소값(Xc), 윗쪽화소값(Xu) 및 왼쪽화소값(Xl)들이 이용된다.

```
[ Blob Coloring Algorithm ]
k=1, Scan the image from left to right and top to bottom.
If( Img(Xc)=1){
    If( Img(Xu)=1 and Img(Xl)=0) then blob_color(Xc) := blob_color(Xu)
    If( Img(Xl)=1 and Img(Xu)=0) then blob_color(Xc) := blob_color(Xl)
    If( Img(Xl)=1 and Img(Xu)=1) then blob_color(Xc) := blob_color(Xl)
    If( Img(Xl)=0 and Img(Xu)=0) then blob_color(Xc) := k, k:=K+1
}
After one complete scan of the image, color equivalance-adjustment can be used.
```

그림 3. Blob coloring 알고리듬
Fig. 3. Blob coloring algorithm.

잡음 영역을 제거하고 자소를 정확하게 분리해내기 위한 자소분리 알고리듬은 그림 4와 같다.

그림 4에서 D_{th1}은 고립 미소영역을 제거 하기위한 임계 Blob 크기이고 D_{th2}는 인접영역으로 부터 잡음으로 첨가되어 온 영역을 제거하기 위한 임계 Blob 크기이다. 일단 한 개의 자소부분이 추출되고 나면 인접 영역의 자소를 정확히 추출해 내기 위해 기존 Blob, (I_{Blob})은 지우고 지워진 Blob, (E_{Blob})은 복구시키는 과정을 수행한다.

제안된 방식대로 유형별 글자들의 자소영역을 분류한 예를 그림 5에 도시하였다.

그림 5에서는 중성영역의 모음이 인접영역에 나타 나지 않았을 뿐만 아니라 종성모음 영역에 포함되었던 잡음들도 모두 제거된 것을 알 수 있다. 그림과 같이 추출된 각 자소 영역에 대하여 자소인식을 시도한다.

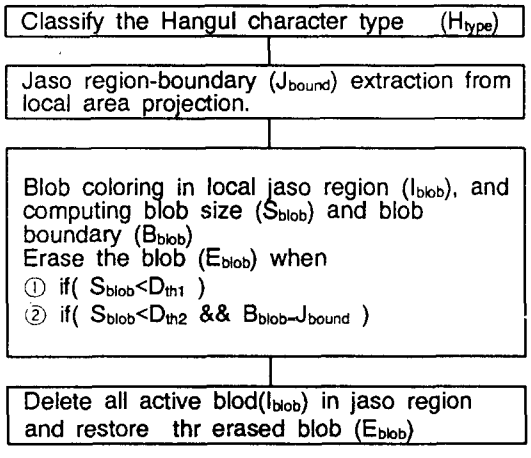

그림 4. 자소 분리 알고리듬
Fig. 4. Jaso decomposition algorithm.

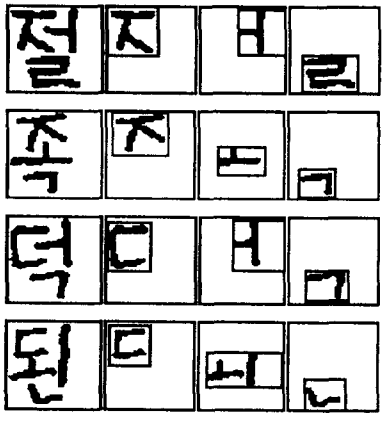

그림 5. 제안된 방식대로 자소영역을 분류한 예
Fig. 5. Examples of Jaso decomposition.

5. 특징추출, 자소인식 및 관심영역 탐색

분리된 각 자소영역에서 특징을 추출한다. 첫번째로 식 (6)과 같은 매쉬 특징(mesh feature)을 추출한다.

$$M_{XY}(x, y) = [\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{M-1} f(x\times N+i, y\times M+j)]/(N\times M) \quad (6)$$

$$where, \qquad N=\frac{S_X}{W_X} \quad \text{and} \quad M=\frac{S_Y}{W_Y}$$

여기서 W_X 및 W_Y는 각각 자소영역 S_X 및 S_Y를 국소영역으로 x 방향 및 y 방향으로 분할 할 때의 분할 갯수이다. 따라서 N 및 M은 매쉬 특징을 추출할 국소영역의 가로 및 세로방향 화소 갯수이다. 식 (6)을 이용하면 영상영역 $f(x\times N+i,\ y\times M+j)$으로 부터 정규화된 매쉬 특징 $M_{XY}(x,\ y)$을 구할 수 있다. 한편 투영 특징들은 다음과 같이 구할 수 있다. 식 (7) 및 (8)에서 $P(x)$ 및 $P(y)$는 각각 세로방향 및 가로방향의 정규화된 투영값 들이다.

$$P(x)=[\sum_{i=0}^{S_y-1} f(x,\ i)]/S_Y \tag{7}$$

$$P(y)=[\sum_{i=0}^{S_x-1} f(i,\ y)]/S_X \tag{8}$$

교차횟수 특징은 식 (9) 및 (10)과 같이 구할 수 있다.

$$C(X)=[\sum_{i=0}^{S_y-1} f(x,\ i)\times\overline{f(x,\ i+1)}]\ /J_X \tag{9}$$

$$C(Y)=[\sum_{i=0}^{S_x-1} f(i,\ y)\times\overline{f(i+1,\ y)}]\ /J_Y \tag{10}$$

여기서 J_X 및 J_Y는 각 유형의 자모영역에서 획들의 최대 교차 횟수이다. 따라서 $C(X)$ 및 $C(Y)$는 각각 정규화된 교차 횟수가 된다.

유형별 및 자소별 추출된 특징들을 이용하여 Backpropagation network 을 학습시키고 인식을 위한 회상(recall)을 시도한다. 인식시에 Takahashi[1]가 제안한 출력값 신뢰도 지수 RF를 사용하여 최종인식에 대한 오차를 줄이도록 하였다.

$$RF=\max1+(1-\frac{\max2}{\max1}) \tag{11}$$

하여 최종인식에 대한 오차를 줄이도록 하였다. 즉 RF가 0.7 이하이면 관심영역 탐색기법에 의해 관심영역 획의 수 및 획의 방향에 대한 정보를 탐색하여 인식오차를 줄일 수 있도록 하였다.

Ⅲ. 시뮬레이션 및 결과 고찰

전술한 바와 같은 한글 인식 알고리듬을 컴퓨터상에 구현하고 실제 필기체 문서영상을 대상으로 인식 실험을 시도하였다. 인식대상 문자의 갯수는 한글 잣기순서에 따라 선정된 400개의 글자로 하였고 4명의 필기자들의 문자를 모두 인식할 수 있도록 학습시켰다. 따라서 전체 학습문자 갯수는 1600개가 된다.

문서 입력장치인 스캐너는 HP IIc 스캐너를 이용하였으며 해상도는 300DPI에서 밝기정도(B)를 달리하면서 여러 종류의 문서영상을 입력 시켰다.

유형분류 및 유형별 자소인식을 위한 Backpropagation network은 표 3 및 표 4와 같이 구성하였다.

1200개의 글자를 HP IIc스캐너의 밝기정도(B)를 120로 하여 문서영상을 입력시키고, 입력된 문서영상의 각 문자들에 대해 유형분류 및 자소인식을 위한 학습을 시켰다. 학습된 network의 인식성능을 평가 하기 위하여 학

표 3. 유형분류를 위한 network구성
Table 3. Network configuration for type classification.

층 구분	입력층	중간층	출력층
뉴런 갯수	64	20	6

표 4. 유형별 자소인식을 위한 network구성
Table 4. Network configuration for jaso recognition.

유형	초성	중성	종성
1	62-20-19	61-20-8	-
2	62-20-19	40-20-5	-
3	62-20-19	66-20-5	-
4	62-20-19	66-20-3	62-20-17
5	62-20-19	60-20-5	62-20-17
6	62-20-19	55-20-3	62-20-5

습되지 않은 문서영상에 대해 문자인식을 시도하였다.

표 5는 B＝115에서의 유형분류율을 도시한 것이고 표 6은 문자인식률을 도시한 것이다.

표 6을 보면 유형분류율이 99%이상 되기 때문에 문자인식과정에서 유형분류를 통한 자소인식방식의 유형분류 알고리듬은 비교적 우수하다고 볼 수 있다. 표 6의 인식결과를 보면 학습된 B＝120보다 어두운 B＝115인 문서영상인데도 불구하고 95%이상의 인식률을 나타내고 있음을 알 수 있다.

표 5. 입력문서 유형분류율 (B＝115)
Table 5. Type classification performance. (B＝115)

유 형	문자수	오분류 문자수				분류율
		필기자1	필기자2	필기자3	필기자4	
1	80	0	0	1	0	
2	44	0	0	0	0	
3	15	0	0	1	0	
4	162	0	1	1	1	
5	84	0	1	0	0	
6	15	2	1	1	0	
합 계	400	2	3	4	1	
분류율		99.5	99.3	99.0	99.8	99.4

표 6. 입력문서 문자 인식율 (B＝115)
Table 6. Characters recognition performance. (B＝115)

유 형	문자수	오인식 문자수				인식율
		필기자1	필기자2	필기자3	필기자4	
1	80	4	1	5	2	
2	44	0	1	0	2	
3	15	0	0	1	2	
4	162	15	1	13	8	
5	84	0	4	6	6	
6	15	2	1	1	1	
합 계	400	21	8	26	21	
인식율		94.8	98.0	93.5	94.8	95.3

표 7은 인식시스템에 학습된 B＝120에서의 한글문서 영상을 인식한 결과이다. 학습된 문서영상을 인식한 결과이기 때문에 99%이상의 인식률을 나타내고 있다. 표 8은 학습된 문서영상보다 밝은 영상인 B＝125에서의 문자인식을 시도한 결과를 도시한 것이다.

표 7. 입력문서 문자 인식율 (B=120)
Table 7. Character recognition performance. (B = 120)

유 형	문자수	오인식 문자수				인식율
		필기자1	필기자2	필기자3	필기자4	
1	80	0	0	0	0	
2	44	0	0	0	0	
3	15	0	0	0	0	
4	162	1	0	0	0	
5	84	0	0	0	0	
6	15	0	0	0	0	
합 계	400	1	0	0	0	
인식율		99.9	100	100	100	99.9

표 8에서는 필기자2에 작성된 문서 영상의 인식률은 높으나 필기자 2, 3, 4에 작성된 문서영상의 인식률은 약간 낮아짐을 볼 수 있다. 이는 필기자 1에 의해 작성된 문서영상이 다른 필기자에 비해 비교적 정자로 필기되어 인식률이 나은 것으로 추정된다. 표 9는 학습된 문서와 달리 학습하지 않은 다른 필기자가 작성한 문서영상을 B = 120에서 스캐닝하여 문자인식을 수행한 결과를 도시한 것이다.

표 8. 입력문서 문자 인식율 (B = 125)
Table 8. Characters recognition performance. (B = 125)

유 형	문자수	오인식 문자수				인식율
		필기자1	필기자2	필기자3	필기자4	
1	80	1	1	4	5	
2	44	1	1	2	2	
3	15	0	0	2	2	
4	162	14	3	7	7	
5	84	1	6	6	6	
6	15	1	3	3	2	
합 계	400	18	14	24	24	
인식율		95.5	96.5	94.4	94.0	95.0

표 9를 보면 학습되지 않은 출력 영상에 대해서도 유형분류율이 95%이상의 높은 인식결과를 얻을 수 있고 문자 인식율은 77%이상 임을 보여 주고 있다.

표 9. 학습하지 않은 필기자의 문자 인식율 (B = 120)
Table 9. Characters recognition performance for non-trainned characters. (B = 120)

유 형	문자수	필기자1		필기자2	
		오분류 문자수	오인식 문자수	오분류 문자수	오인식 문자수
1	80	0	12	2	16
2	44	11	16	5	14
3	15	1	6	0	5
4	162	1	28	2	25
5	84	3	24	5	20
6	15	4	6	4	6
합 계	400	20	92	18	86
인식율		95.0	77.0	95.5	78.5

시뮬레이션 결과 본 인식알고리듬은 학습된 필기자의 문서 영상에 대해 밝기가 달라지더라도 전체 95%이상의 인식률을 얻을 수 있어서 비교적 높은 인식성능을 나타냄을 확인하였다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 국소영역 투영방식 뿐만 아니라 국소영역 Blob coloring 기법을 도입한 새로운 자소영역 분리방안을 제안하고 Backpropagation network을 이용하여 문자인식을 시도하였다. 제안된 방식대로 한글인식 시스템을 구현하고 4명의 필기자에 400자씩 전체 1600개의 글자를 학습시키고 인식을 시도하였다.

시뮬레이션 결과 문서인식을 위한 유형분류 알고리듬은 99%이상의 높은 정확도를 보였고 학습된 문서영상보다 밝거나 어두운 문서영상에 대해서도 95%이상의 인식률을 나타내었다. 또한 학습되지 않은 다른 필기자의 문서영상에 대해서도 77%이상의 높은 인식결과를 얻을 수 있음 확인하였다. 이상의 결과로 본 인식 알고리듬을 사용하면 필자종속 문서인 경우 상당히 높은 인식결과를 얻을 수 있음을 확인 하였다.

앞으로 관심영역탐색을 위한 휴리스틱 알고리듬을 보완하고 후처리에서 단어사전 검색방안을 추가한다면 한글문서 인식률은 더욱 높아지리라 기대된다.

참 고 문 헌

1. H. Takahashi, "A neural network OCR using geometric and zonal pattern features," *ICDAR* '91, Paris, vol. 2, pp. 821-828, 1991.
2. S. Shlien, "Multifont character recognition for typest documents," *IEEE Trans. on PAMI.*, vol. 2, no. 4, pp. 603-620, 1988.
3. K. S. Fu and A. Rosenfeld, "Pattern recognition and computer vision," *IEEE Computer*, vol. 17, no. 10, pp. 274-282, Oct. 1984.
4. H. Swai, A. Waibel, P. Haffer, M. Miyatake, and K. Shikano, "Parallelism, hierarchy, scaling in time-delay neural networks for spotting Japaness phonemes/ CV-syllables," *Proc. of IJCNN, Washington D. C.*, vol. 2, pp. 81-88, 1989.
5. Y. H. Pao, Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, Addison Wesley Publishing Co. Inc., 1989.
6. 김 우태, 진성일, 신경회로망을 이용한 다중 크기 및 다중 활자체의 한글과 영어 혼용문서 인식 시스템, 경북대학교 대학원 박사학위논문, 1993.
7. 한글 기계화 연구소 : 한글 기계화 연구, 1975.
8. 컴퓨터 속의 한글, (주) 정보시대, 이준희, 정내권, 1991.