

論文2003-40CI-5-4

## 문자형식 분류 기반의 인쇄체 문자인식에 관한 연구

### (A Study on Machine Printed Character Recognition Based on Character Type Classification)

林吉澤\*, 金湖然\*

(Kil Taek Lim and Ho Yon Kim)

#### 요약

본 논문에서는 문자의 형식정보를 이용하여 인식대상 문자군을 분할하여 인쇄체 문자를 인식하는 방법을 제안한다. 인식대상 문자를 전체 7개의 형식으로 나누는데, 한글 문자의 경우 자소 조합 방식에 따라 6개의 형식으로 분류하며, 영·숫자 및 기호 문자의 경우 1개의 형식으로 분류한다. 각 문자형식에 따라 입력 문자 영상을 몇 개의 인식단위로 나누고, 이에 대한 방향각도 특징을 추출하여 신경망 인식기에 입력하여 인식한 후 인식된 각 인식단위를 조합하여 문자인식을 한다. 각각 구현된 7가지 형식별 문자인식기를 단순 스위칭 및 통합 방법과 두 방법의 변형 방법 등 7가지의 방법으로 결합하여 최종 문자인식을 하였다. 실험 결과, 단순 스위칭 방법은 98.62%, 단순 통합 방법은 90.54%, 나머지 5가지의 변형 방법들이 97.35%에서 98.65%의 인식 성능을 보였다.

#### Abstract

In this paper, we propose machine printed character recognition methods which utilize the character type information and divide the character clusters. The characters are subdivided into a total of seven types, of which six types are for Hangeul according to the grapheme combination fashions and one type for English characters, numerals, and symbols. According to the character type, we separate input character image into several recognition units and recognize them by using the direction angle feature. The recognition for each character type is completed by combining recognition units which are recognized by neural networks respectively. For combining a total of seven character recognizers, we implemented seven methods such as switching method, integrating method, and their several variants. As experimental results, we obtained 98.2% recognition rate of simple switching method, 90.54% of integrating one, and between 97.35% and 98.65% of five variants.

**Keywords** : 문자인식(Character recognition), 형식분류(Type classification), 신경망(Neural networks), 스위칭 방법(Switching method), 통합 방법(Integrating method)

\* 正會員, 韓國電子通信研究院 郵政技術研究센터 自動  
區分處理研究팀

(Automatic Sorting and Processing Research Team  
Postal Technology Research Center, Electronics and  
Telecommunications Research Institute)

接受日字:2003年6月17日, 수정완료일:2003年8月25日

#### I. 서론

문자인식은 지난 수십 년간 많이 연구되어온 분야로, 현재에는 인쇄체 문자의 경우 범용 문서의 인식에 사용되는 상용 제품이 출시되어 사용되고 있으며, 필기체 문자의 경우 전장표 인식, 우편물 인식 등 제한적인 분야에서 문자인식 기술이 사용되고 있다. 따라서, 최근에

는 비교적 상용화가 많이 진행된 인쇄체 문자인식<sup>11-111</sup> 보다는 필기체 문자의 인식<sup>12-17)</sup>에 훨씬 더 많은 연구가 집중되고 있다. 그러나 이러한 연구의 편중 현상에도 불구하고 기존의 인쇄체 한글 문자인식 방법들 및 현재의 상용 인쇄 문자인식 시스템은 문자영상의 품질과 종류에 민감하여 저품질 및 다양한 형태의 글꼴에 대해서는 인식률이 저하되는 문제점을 여전히 가지고 있다. 이러한 문제점은 한글이 가진 특성에서 비롯된다. 한글은 19개의 초성과 21개의 중성 및 27개의 종성들이 2차원적 조합으로 되어 문자가 구성되기 때문에 인식대상이 11,172개가 될 정도로 매우 많다. 사용빈도가 높은 문자만을 대상으로 인식하더라도, 1,000~2,000여자가 되므로 인식시스템의 부담이 매우 커진다. 또한 한글 문자는 문자를 구성하는 자소 간의 구분이 작을 뿐 아니라 획 하나에 의해 결정될 정도로 유사성이 높아 인식이 영문이나 숫자에 비해 어렵다.

한글 문자인식 방법은 인식단위에 따라 문자단위 인식<sup>10, 11)</sup>과 자소단위 인식 방법<sup>15, 9)</sup>으로 나눌 수 있다. 문자단위 인식이 인식대상 문자의 수에 따라 인식률, 속도 및 메모리 요구량이 비교적 크게 달라지는 반면, 자소단위 인식은 비교적 일정한 수의 자소만을 인식하면 되므로 성능의 변화가 상대적으로 적다. 그러나, 두 접근법 중 어떠한 방법이 우수한가를 단언하는 것은 쉽지 않은 일이다. 왜냐하면 각 방법의 구현에 있어서 사용되는 특징과 적용되는 인식기의 종류, 분류 대상 문자의 종류 등에 따라 성능의 차이가 나타나기 때문이며, 주어진 문제에 보다 적절한 인식방법이 적용되어야 한다. 하지만, 자소단위 인식 방법은 문자단위 인식 방법에 비해 근본적으로 한글의 고유한 자소조합 특성을 이용하고 인식대상의 확장 가능성이 크므로 자소조합 특성을 용이하게 이용할 수 있는 인쇄체 문자인식에 많이 이용된다.

인쇄체 한글 문자인식에서 자소단위 인식에 관한 대부분의 연구<sup>15, 9)</sup>는 한글 문자를 자소의 조합 방식에 따라 6가지의 문자형식으로 나누어 형식별로 문자를 인식하는 방법을 사용한다. 이러한 연구들은 형식분류기를 이용하여 각 문자 형식을 분류한 후, 해당 형식을 구성하는 자소를 분리하여 각각 인식하고 조합함으로써 최종 문자인식을 한다. 이러한 형식분류 후 문자 상세인식 접근법은 한글뿐만 아니라 한자 인식과 같이 인식 대상 클래스 수가 많은 대용량의 문자인식이나 필기체 숫자 인식과 같이 복잡한 학습 특징 공간상에

서의 인식에서 전통적으로 취해지는 접근법이다<sup>11, 18, 19)</sup>. 이 접근법은 대규모의 복잡한 인식 문제를 보다 소규모로 나누어서 해결하는 방법으로 학습 특징 공간을 다수의 군집으로 분할하고 각 군집마다 인식기를 구성하여 인식하는데, 한글의 경우 각 군집이 각 문자형식에 대응된다고 볼 수 있다. 한글의 형식 기반 군집분할 방법은 통계적 특성을 이용하는 다른 방법과 달리, 문자의 군집 정보가 별도의 군집화 과정이 필요 없이 자소의 위치에 따라 사전에 결정된다. 대용량의 문자인식에서 이러한 접근법은 크게 두 가지의 방법으로 구현될 수 있는데, 군집을 대분류한 후 군집별 인식기로 상세 인식하는 스위칭 방법과 모든 군집별 인식기를 구동하여 인식한 후 군집별 인식기의 결과 값 중 하나를 선택하는 통합 방법이다(<그림 1> 참조). 한자 인식의 경우는 통합 방법을 적용한 연구가 많지만, 한글 인식의 경우와 한글과 한자의 동시 인식의 경우는 스위칭 방법을 적용한 연구가 대부분이다.

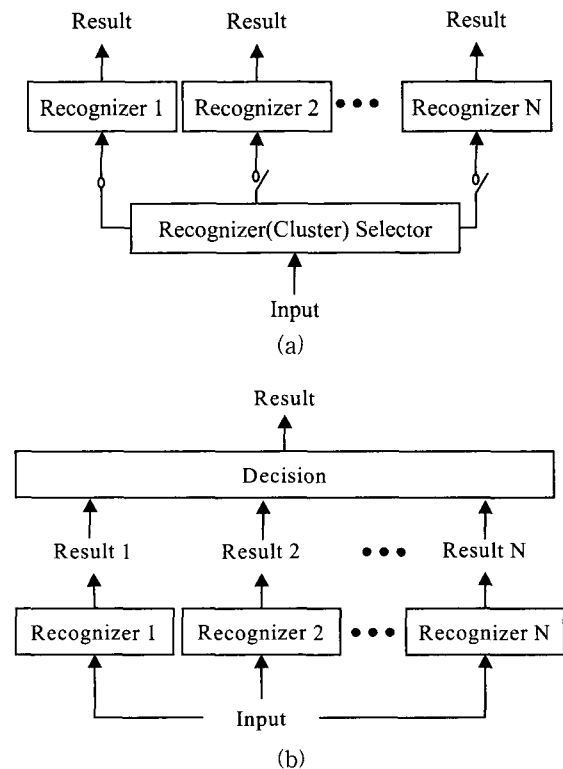


그림 1. 군집 분할 기반 문자인식 방법 (a) 스위칭 방법 (b) 통합 방법  
 Fig. 1. Clustering based character recognition methods (a) switching method (b) integrating method.

권재욱 등의 연구<sup>[1]</sup>를 비롯한 몇몇 인쇄체 한글 문자 인식 연구<sup>[2-3, 9]</sup>에서는 자소 조합 형식에 따라 6개의 형식으로 구분을 하여 각 형식별 인식기로 인식하고 인식된 자소를 조합함으로써 최종 인식을 하였다. 이들의 방법은 모두 스위칭 방법을 적용한 것으로 통합 방법에 대한 연구는 포함되지 않았다. 스위칭 방법이 선호되는 이유는 크게 두 가지로 고려할 수 있는데, 우선 입력 영상의 문자 형식을 구분하여 해당 형식의 문자 인식기를 호출하는 형식분류기의 성능이 비교적 우수하다는 것과 둘째로 스위칭 방법의 처리 속도가 통합 방법의 처리 속도에 비해 일반적으로 빠르기 때문이다. 인쇄체 한글 문자인식을 위해서 스위칭 방법이 충분히 유용하지만, 가능한 대안으로서 통합 방법에 대한 연구도 필요하다고 할 수 있을 것이다. 또한 기존의 인쇄체 한글 문자인식 연구에서 형식분류기는 해당 형식 문자 인식기를 호출하는 기능만을 하고 최종 인식결과는 형식별 문자인식기의 출력값에 의해서만 결정되었다. 하지만, 형식분류기의 분류 결과값도 최종 문자인식 결과를 결정하는데 활용될 수 있을 것이므로 형식분류기와 문자인식기의 결합방법에 대한 연구도 유용하다고 할 수 있다.

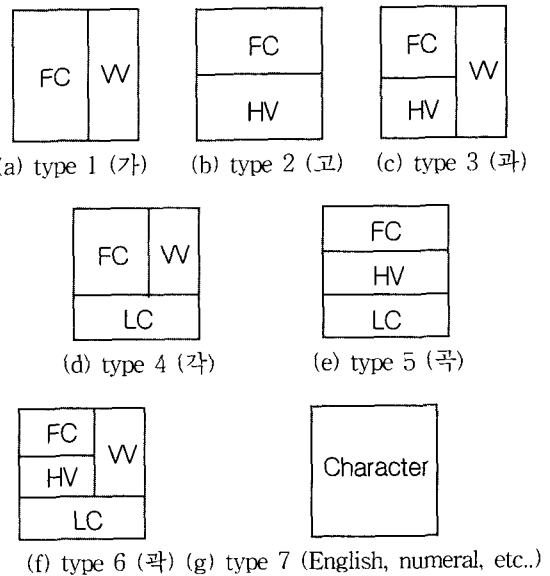
본 논문에서는 문자형식 정보 기반의 인식단위 분할 방법과 MLP (Multi-Layered Perceptrons)<sup>[20]</sup> 신경망 인식기를 이용한 인쇄체 문자인식 방법을 제안한다. 문자형식 별로 방향각도 특징을 입력으로 하는 신경망 인식기를 이용하여 형식별 문자인식기를 구현하고 스위칭 및 통합 방법과 몇 가지 변형 방법들에 대해서 각각 구현하고 성능을 비교한다. 입력 문자영상은 한글 문자 형식 6가지와 한글 이외의 기타 문자 형식 등 전체 7가지의 형식으로 나뉘어져 인식된다. 한글 문자는 자소의 조합 형태에 따라 형식별로 분류되어 각 형식별로 인식된다. 형식별 한글 문자인식을 위해서 자소 또는 자소의 조합으로 인식단위를 정의한다. 영·숫자 및 기호 등 한글 이외의 기타 문자 형식의 인식단위는 전체 문자영상이며 단일 인식기로 인식된다. 모든 형식의 각 인식단위마다 신경망 인식기가 구성되는데, 한글의 경우 인식단위의 결합을 위한 신경망 결합기를 통해 완성된 최종 문자를 출력하게 된다. 인식 실험은 각 형식별 인식기의 성능 실험과 스위칭 방법, 통합 방법 및 두 방법의 혼용 방법 등 7가지의 방법에 대한 분석 실험으로 이루어 졌다. 실험 결과 본 논문에서 제안하는 각 형식별 문자인식기는 평균 98% 이상의 높은 인

식률을 보였으며, 단순 스위칭 방법은 98.62%, 단순 통합 방법은 90.54%, 나머지 5가지의 변형 방법들이 97.35%에서 98.65%의 인식률을 보였다.

본 논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 먼저, II장에서 문자 형식의 분류와 각 형식별 인식단위에 대해 기술하고, III장에서는 각 인식기의 입력인 방향각도 특징과 신경망 인식기 등 형식별 문자인식 방법, 그리고 스위칭 방법, 통합 방법 및 두 방법의 변형 방법 등에 대해 설명한다. IV장에서는 사용된 문자영상 데이터와 이를 이용한 인식 실험 결과를 기술하고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 문자 형식분류 및 인식단위

본 논문에서의 인식대상 문자는 인쇄체 한글, 영·숫자, 기호 등이며, <그림 2>와 같이 전체 7개의 형식으로 분류된다. 한글의 경우 문자를 구성하는 자소 조합 방식 정보에 따라 6개의 형식으로 분류되며, 한글이외의 문자가 나머지 1개의 형식으로 분류된다.



FC : First Consonant, VV : Vertical Vowel  
HV : Horizontal Vowel, LC : Last Consonant

그림 2. 문자형식  
Fig. 2. Character type.

<그림 2>에 나타난 형식별 한글 문자의 인식을 위해 기존의 연구에서는 자소별로 인식을 한 후 결합함으로

써 최종 문자인식을 한다. 이러한 자소단위 문자인식에서의 인식대상 클래스의 수는 최소 5개 (2, 5 형식 문자의 횡모음)에서 최대 27개 (4, 5, 6 형식 문자의 종성 자음)로 각 자소는 인식 전에 반드시 분리되어야 한다. 분리된 자소는 각각 서로 다른 인식기에 의해 인식된 후 조합되어 최종적인 문자인식이 이루어지므로, 문자 인식 성능은 자소분리 성능과 매우 밀접하게 관련되어 있다. 대부분의 자소분리는 문자 형식별 자소의 배열과 글꼴에 따라 매우 경험적인 방법을 이용하게 되는데 저해상도, 저품질 문자영상에 대해서는 분리 난이도가 매우 높아지게 된다. 특히, 3형식 및 6형식과 같이 이중모음으로 구성된 문자의 경우에는 자소분리가 더욱 어려워진다. 본 논문에서는 기존의 자소단위 인식방법<sup>1, 5)</sup>과 다르게 인식단위를 자소 또는 결합된 자소를 이용함으로써 인식단위의 분리를 보다 용이하게 하고자 한다. 자소분리 과정에서 자소의 조합이 가장 복잡한 3과 6 형식의 문자에서 자소분리가 어려우므로 <그림 3>에서와 같이 3형식과 6형식의 초성자음과 횡모음을 하나의 인식단위로 하여 분리한다. 본 논문에서는 한글의 인식단위를 HRU (Hangul Recognition Unit)로 정의한다. 즉, 1, 2, 3 형식 문자의 경우 2개의 HRU가 있고 4, 5, 6 형식 문자에는 3개의 HRU가 있으며 이를 <그림 3>과 <표 1>에 나타내었다. 그리고, 7 형식 문자는 문자영상 전체를 인식단위로 한다.

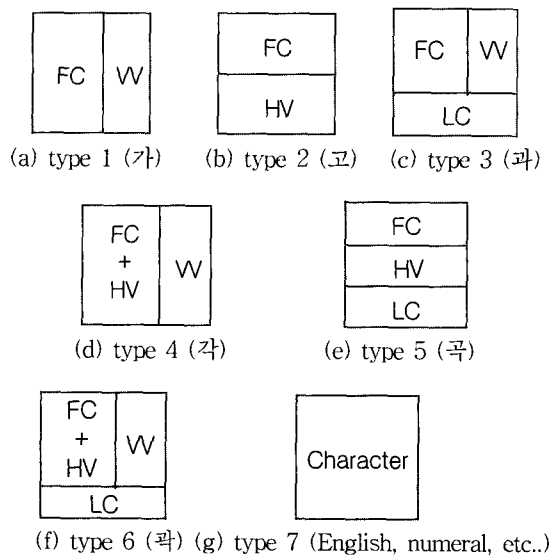


그림 3. 형식별 문자 인식단위  
Fig. 3. Recognition units according to the character type.

표 1. 형식별 한글 인식단위 HRU  
Table 1. Hangul recognition unit.

HRU(Type, index)	Recognition Unit	Example
HRU(1,1)	FC	ㄱ of 가
HRU(1,2)	VV	ㅣ of 가
HRU(2,1)	FC	ㄴ of 노
HRU(2,2)	HV	ㅏ of 노
HRU(3,1)	FC+HV	ㄱ of 귀
HRU(3,2)	VV	ㅣ of 귀
HRU(4,1)	FC	ㅎ of 환
HRU(4,2)	VV	ㅏ of 환
HRU(4,3)	LC	ㄴ of 환
HRU(5,1)	FC	ㅇ of 울
HRU(5,2)	HV	ㅓ of 울
HRU(5,3)	LC	ㄴ of 울
HRU(6,1)	FC+HV	ㄱ of 관
HRU(6,2)	VV	ㅏ of 관
HRU(6,3)	LC	ㄴ of 관

### III. 문자영상 특징 및 문자인식기의 구조

#### 1. 방향각도 특징

일반적으로 문자인식기의 입력으로 문자영상을 그대로 사용하지 않고 인식에 보다 용이한 특징 벡터로 변환하여 사용하는 것이 효율적이다. 문자인식에서 가장 많이 사용되는 특징은 흑화소 밀도 특징<sup>1), 6)</sup>으로, 입력 문자영상을  $N \times M$ 의 그물망으로 분할하여 각 그물망 내에서의 흑화소 밀도를 특징 값으로 사용한다. 이 특징은 추출이 용이하고 그물망 내의 문자획의 변형에 어느 정도 둔감하다는 장점이 있지만, 'o', '口' 등 유사한 문자간의 분별력이 떨어지는 단점이 있다. 본 논문에서는 인식기의 입력 특징을 흑화소 밀도 특징을 보완한 방향각도 특징을 사용한다. 흑화소 밀도 특징은 각 그물망 내에서 한 개의 값으로 표현되는데 반해 방향각도 특징은 각 그물망 내에서 다수 개의 방향각도로 표현되어, 유사 문자간의 분별력이 보다 향상되는 장점이 있다.

영상을 구성하고 있는 각 화소의 위치를 기준으로 인접하는 흑화소들을 벡터로 표현하고 이 벡터들을 합하여 얻어지는 방향각도를 해당 위치에서의 화소 방향각도로 한다.  $(x, y)$  위치에서의 화소 값을  $f(x, y)$ 로 표현하면, 화소의 방향각도  $a(x, y)$ 는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{\sum_{a,b} a \cdot f(x+a, y+b)}{\sum_{a,b} b \cdot f(x+a, y+b)} \right) \quad (1)$$

, where  $-\frac{w-1}{2} \leq a, b \leq \frac{w-1}{2}$

여기서,  $f(x, y)$ 는 0 또는 1의 값을 갖는 이진 화소값이며,  $f(x+a, y+b)$ 는  $f(x, y)$ 에서  $x$ 축 방향으로  $a$  만큼,  $y$  축 방향으로  $b$ 만큼의 거리에 위치한 화소의 값을 나타낸다. 또한  $w$ 는 화소 방향각도 계산에 포함되는 인접 화소들을 제한하는 창(창)의 크기이며,  $a$  와  $b$ 는 정수이다.  $w$ 를 3으로 두었을 때 8개의 인접하는 화소가 계산에 포함되며 5로 두었을 때는 24개의 인접화소가 포함된다. <그림 4>에서는  $w$ 를 3으로 두었을 때  $f(x, y)$ 경우의 예를 도시하였다. <그림 4(a)>에서는 창에서 한 개의 검

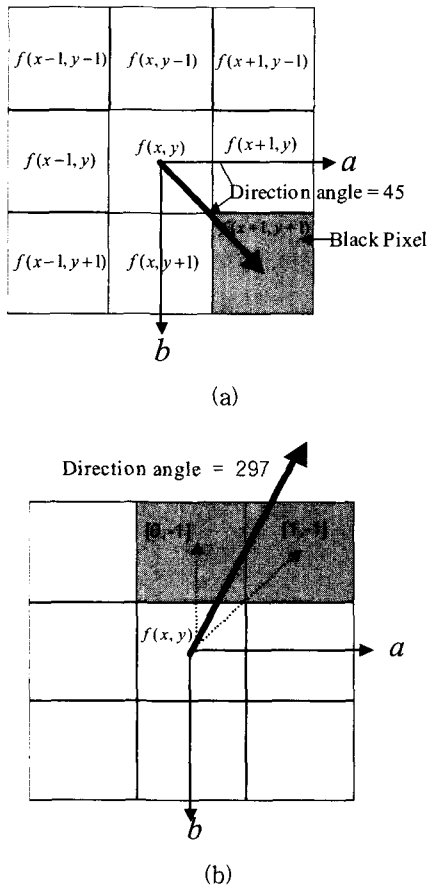


그림 4. 화소  $f(x, y)$ 의 방향각도 예  
Fig. 4. Examples of the direction angle of pixel  $f(x, y)$ .

은 화소가 존재하여 화소 벡터는<sup>[1,1]</sup>  $T$ 이며 방향각도는 45°이다. <그림 4(b)>에서는 297°의 방향각도가 계산된다. 여기서,  $T$ 는 벡터 전치(transpose)를 의미한다. 본 논문에서는  $w$ 를 3으로 제한한다.

문자영상에서 인식기의 입력이 되는 방향각도 벡터를 구하기 위해서는 우선,  $N_x \times N_y$  크기의 영상에 대해서  $B_x \times B_y$  개의 그물망으로 나눈 다음, 각 그물망별  $bw$  (bin-width)에 의해 결정되는  $L$ 개의 빈을 구성한다 (<그림 5> 참조). 본 논문에서는  $bw$ 를 45°로 하였는데, 각 그물망에는 8개(=360°/45°)의 빈이 존재한다. 즉, 전체 방향각도 공간인 0°~360°가 0~7개의 빈 공간으로 변환되는 것이다. 다음으로 각 그물망내의 모든 화소에 대해 방향각도를 구하고 식 (2)에 의해 계산되는 해당 빈에 누적한다. 식 (2)에서  $n$ 은 빈의 인덱스를 의미한다.

$$n = \frac{\alpha(x, y) + 1}{bw} \quad (2)$$

그물망 내의 모든 화소에 대해 식 (2)를 적용하여 빈의 누적치를 구한 다음, 빈의 누적치를 그물망의 크기인  $m_x \times m_y$ 로 나눈다. 따라서, 최종적으로  $B_x \times B_y$  개의 그물망과  $L$ 개의 빈에 의해  $B_x \times B_y \times L$  차원의 특징벡터가 구해진다.

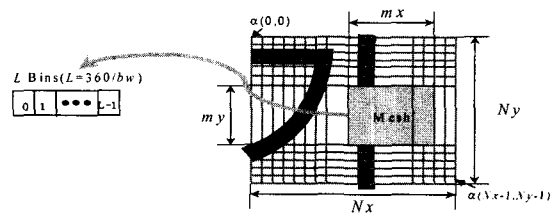


그림 5. 방향각도 특징 벡터의 추출  
Fig. 5. Extraction of direction angle vector.

## 2. 문자 형식별 인식

### (1) 문자인식 과정

본 논문에서의 한글 문자의 인식 과정은 <그림 6>과 같다. HRU들을 분리한 후, 각 HRU 영상에 대해서 특징이 추출되고 이 특징을 이용하여 각 HRU가 1차 인식된다. 인식된 HRU들을 단순히 결합함으로써 인식결과가 종료될 수 있지만, 이들을 단순 결합하면 한 개의 HRU라도 오인식되었을 경우 문자인식 결과가 잘못된다. 본 논문에서는 HRU들을 인식한 후 인식결과를 단

순히 조합하지 않고 2차 인식하는 과정을 수행함으로써 HRU들에 대한 인식결과들을 단순 결합함에 따라 일어나는 오인식 가능성을 감소시키고자 한다. 각 HRU의 재인식을 위해서 1차 HRU 인식이 HRU를 인식하는 과정 중에 나타나는 인식양상들을 새로운 특징으로 추출하고, 이를 2차 HRU 인식기에 입력하여 HRU를 인식한다. 인식양상 특징에 대해서는 뒤에서 설명하기로 한다. 마지막 단계로 인식된 HRU들을 결합하여 최종 인식된 문자를 출력하게 된다.

7형식 문자인 영어와 숫자, 기호의 인식은 한글의 경우와 달리 단순하다. 한글의 경우는 형식별로 HRU를 추출하여 인식하지만, 7형식 문자는 <그림 3>에 나타난 바와 같이 문자영상 전체가 하나의 인식단위이다. 따라서, 문자영상 전체에 대해 방향각도 특징을 추출하여 한번에 인식이 완료된다.

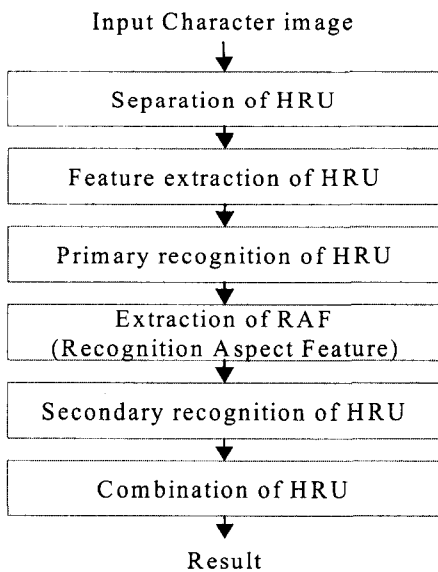


그림 6. 한글 문자인식 과정  
Fig. 6. Procedure of Hangeul character recognition.

(2) 문자 형식별 인식기 구성

한글 형식별 문자인식기는 다음 식과 같이 표현된다.

$$CR^T = \{ FHR^{Tn}, SHR^T \}, 1 \leq T \leq 6, 1 \leq n \leq N_T \quad (3)$$

여기서  $FHR^{Tn}$ 은  $T$  형식 문자의  $n$ 번째 HRU인  $HRU(T,n)$ 를 인식하는 인식기이며  $N_T$ 는  $T$  형식 문자의 HRU의 개수이다.  $SHR^T$ 는  $N_T$ 개의 HRU에 대해서

재인식을 수행하고 결과들을 결합하여 최종인식 결과를 생성하는 인식기이다. 1 형식 문자들에 대한 예를 들면,  $N_1$ 는 2이며,  $FHR^{11}$ 은  $HRU(1,1)$  즉, 1형식 문자의 첫번째 인식단위인 초성자음을 인식하는 인식기를 뜻하며,  $SHR^1$ 는  $FHR^{11}$ 과  $FHR^{12}$ 의 인식 후에 2차적으로 HRU를 인식하는 기능을 한다.  $CR^1$ 는 이들 3개의 인식기에 의해서 정의되는 1 형식 문자인식기이며 인식 성능은  $SHR^1$ 의 성능이 된다. 7 형식 문자에 대한 인식기는 인식단위를 문자영상 전체로 하기 때문에 단일 인식기로 구성되며  $CR^7$ 로 표현한다. 이러한 각 인식기들을 <표 2>에 나타내었다. <표 2>의 모든 인식기는 1개의 중간층을 가지는 MLP 신경망으로 구현이 된다. 즉,  $CR^1, CR^2, CR^3$ 은 3개의 MLP 신경망으로 구성되어 있고  $CR^4, CR^5, CR^6$ 은 4개의 MLP 신경망,  $CR^7$ 는 1개의 MLP 신경망으로 구성되어 있다.

표 2. 문자형식별 인식기

Table 2. Recognizers according to character type

Character type recognized	Recognizer
1	$CR^1 = \{ FHR^{11}, FHR^{12}, SHR^1 \}$
2	$CR^2 = \{ FHR^{21}, FHR^{22}, SHR^2 \}$
3	$CR^3 = \{ FHR^{31}, FHR^{32}, SHR^3 \}$
4	$CR^4 = \{ FHR^{41}, FHR^{42}, FHR^{43}, SHR^4 \}$
5	$CR^5 = \{ FHR^{51}, FHR^{52}, FHR^{53}, SHR^5 \}$
6	$CR^6 = \{ FHR^{61}, FHR^{62}, FHR^{63}, SHR^6 \}$
7	$CR^7$

<표 2>에 나타난 각 문자형식별 인식기 중  $CR^7$ 은 한번의 신경망 인식으로 인식이 완료되나, 한글 문자인식기인  $CR^1 \sim CR^6$ 은 <그림 6>의 과정으로 문자를 인식한다. 인식 과정에서 1차 인식을 담당하는  $FHR^{Tn}$ 인식기의 출력층 노드의 개수는 인식 대상 HRU의 수와 같으며, 각 노드에 하나의 HRU가 할당되고 이에 대한 인식 신뢰도 값을 출력한다.  $FHR^{Tn}$ 의 인식 과정에서 생성되는 정보인 신경망의 중간층 노드의 출력값과 출력층 노드의 출력값은 인식양상 특징으로 정의되어 2차 인식을 담당하는  $SHR^T$ 에서 활용된다.  $SHR^T$ 의 입력은 인식양상 특징 벡터로서 차원의 수는 각  $FHR^{Tn}$  인식기의 중간층 노드의 수와 출력층 노드의 수의 합이며, 각 차원의 값은  $FHR^{Tn}$ 의 중간층 및 출력층의 각 노드 출력값과 동일하다. 즉,  $FHR^{Tn}$ 의 중간층 및 출력

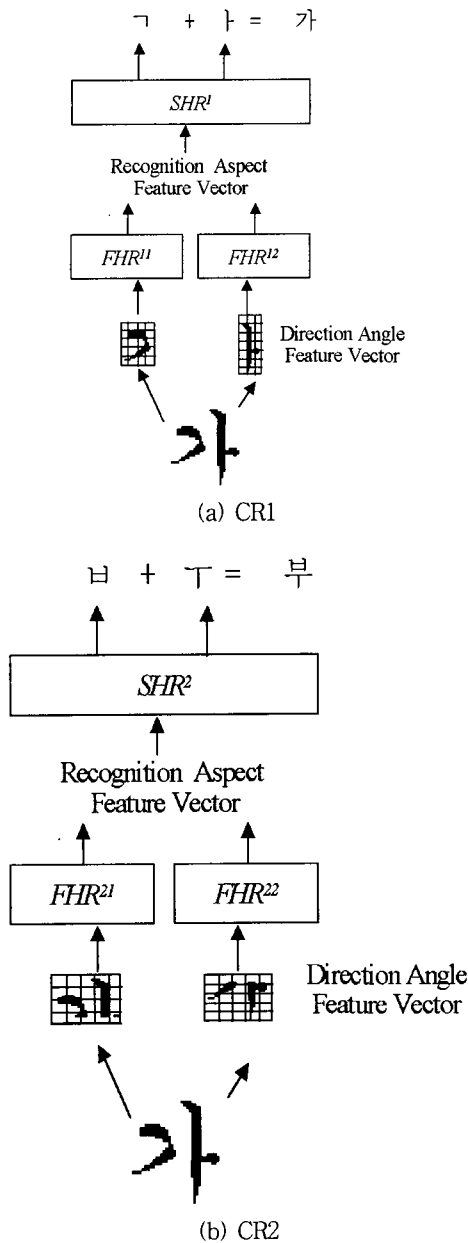


그림 7. 1형식 문자입력에 대한 1형식 및 2형식 문자 인식기의 인식 과정

Fig. 7. Recognition procedure of CR1 and CR2 for the type 1 character input.

층이  $SHR^T$ 의 입력층에 복사된다.  $SHR^T$ 의 출력층 노드의 개수는  $FHR^{Tn}$ 의 각 출력층 노드 개수들의 합과 같으며, 각 HRU에 대한 인식 신뢰도를 출력한다. 1형식 문자에 대한 예를 들어 설명하면, 1차인식기인  $FHR^{11}$ 과  $FHR^{12}$ 의 출력층 노드의 수는 1형식 문자의 초성자음의 수 및 종성모음의 수와 각각 같고, 각 노드

에는 하나의 초성자음 또는 종성모음이 할당된다.  $SHR^1$ 의 입력 노드의 수는  $FHR^{11}$ 과  $FHR^{12}$ 의 중간층 노드의 수와 출력층 노드의 수를 합한 값이 된다. 또한  $SHR^1$ 의 출력층 노드의 수는 1형식 문자의 초성자음 및 종성모음의 수와 일치하며, 각 노드에는 하나의 초성자음 또는 종성모음이 할당된다. 따라서, 최종 인식결과 코드는  $SHR^1$ 의 초성자음에 해당하는 출력층 노드들 중 최고값을 가지는 노드에 할당된 초성자음과 종성모음에 해당하는 출력층 노드들 중 최고값을 가지는 노드에 할당된 종성모음을 조합함으로써 얻어진다.

개별 HRU의 추출은 매우 경험적인 방법을 이용하는 것으로 기존의 방법<sup>1,3)</sup>과 유사하게 HRU를 충분히 포함할 수 있도록 HRU 영역을 크게 두었으며 최적의 HRU 영역을 찾지는 않는다. <그림 3>에 나타낸 바와 같이 HRU는 각 형식별로 비교적 일정한 부분에 나타나므로 입력 문자영상의 형식을 알면 HRU의 소실이 없도록 HRU 영역을 설정할 수 있다. 그러나, 문자의 형식이 잘못 추정되었을 경우는 완전히 잘못된 HRU가 추출되고 오인식이 발생하게 된다. <그림 7>에 예를 나타내었는데, (a)의 경우는 입력 문자의 형식을 올바르게 추정하여 HRU가 올바르게 추출되고 정확히 인식된 경우이며, (b)의 경우는 문자형식을 잘못 추정함으로써 잘못된 HRU가 추출되고 이로 인해 오인식이 발생한 경우이다.

3. 스위칭 및 통합 방법을 이용한 문자인식

III.2절과 같이 구현되는 형식별 문자인식기는 <그림 8>과 같이 스위칭 방법 및 통합 방법으로 구현되어 완전한 문자인식 시스템을 구성한다. <그림 8(a)>의 스위칭 방법에서 형식별 문자인식기를 선택하는 형식분류기도 MLP 신경망으로 구현한다. 형식분류기는 7형식 인식기와 마찬가지로 문자영상의 방향각도 벡터를 입력으로 하며, 각 형식에 대응되는 7개의 출력노드를 가지고 있다. 따라서, 7개의 출력노드 중 최고 출력값을 가지는 출력노드에 할당된 형식을 형식분류기의 분류 결과로하여, 이에 해당하는 형식의 CR 문자인식기가 호출된다. CR 문자인식기의 문자클래스별 신뢰도값은 CR 문자인식기의 각 HRU에 해당하는 출력노드의 값들을 곱한 값으로 정의하고, 이 값이 최대가 되는 문자클래스를 인식결과로 한다. 예를 들어 1형식 문자에서 첫 번째 HRU인 초성자음 'ㄱ'에 해당하는  $SHR^1$ 의 노드의 값이 0.9이고, 모음 'ㅏ'에 해당하는 값이 0.9이면

문자 '가'의 신뢰도값은 0.81이 된다. <그림 8(b)>의 통합 방법은 형식분류기를 구동하지 않고 7개의 모든 형식별 문자인식기를 구동하여 신뢰도값을 얻은 후, 최고의 신뢰도값을 가지는 문자클래스를 최종 인식결과로 하는 방법이다.

이러한 기본적인 스위칭 방법과 통합 방법은 형식분류기의 활용여부에 따라 혼용되어 다양하게 구현될 수 있는데, 이를 <표 3>에 요약하여 나타내었다. <표 3>에서 TR은 형식분류기를 의미하며 기호 'x'와 'o'는 형식분류기를 문자인식 결과와 결합하여 사용하는 여부를 나타낸다. 방법 1은 기본 스위칭 방법이며, 방법 2는 통합 방법이다. 방법 3은 단순 통합 방법을 약간 변형한 것으로 형식분류기를 통합 방법에 적용한 방법이다. 각 형식별 문자인식기의 문자인식 신뢰도값에 형식분류기의 해당 출력노드의 값을 곱하여 새로운 문자인식 신뢰도값을 구한 후 이 중 가장 큰 값을 가지는 문자클래스를 최종 인식결과로 하는 방법이다. 방법 4는 단순 스위칭 방법을 변형한 것으로, 형식분류기의 1순위

표 3. CR를 이용한 문자인식 방법 요약  
Table 3. Summary of character recognition methods using CRs.

TR: Type Recognizer (형식분류기),  
CR<sup>w</sup>: recognizer for winner type,  
CR<sup>r</sup>: recognizer for runner-up type  
(·): Optional recognizer

Methods	Recognizers selected	TR weighting
Method 1	CR <sup>w</sup>	x
Method 2	CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup>	x
Method 3	CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup> , CR <sup>r</sup>	o
Method 4	CR <sup>w</sup> , CR <sup>r</sup>	x
Method 5	CR <sup>w</sup> , CR <sup>r</sup>	o
Method 6	CR <sup>w</sup> , (CR <sup>r</sup> )	x
Method 7	CR <sup>w</sup> , (CR <sup>r</sup> )	o

분류결과의 오류 가능성을 감안하여 2순위 형식에 대해서도 인식을 하여 보다 높은 신뢰도값을 가지는 문자클래스를 인식 결과로 하는 방법이다. 방법 5는 방법 4에 형식분류기를 적용한 방법으로 방법 3의 경우와 마찬가지로 형식분류기인 TR의 출력값으로 CR 문자인식기의 신뢰도값을 가중화한 후 최고 신뢰도값을 가지는 문자클래스를 인식 결과로 한다. 방법 6은 형식분류기의 1순위 분류율이 충분히 높다고 가정하고, 형식분류기 TR의 출력값이나 CR 문자인식기의 신뢰도값이 임계치 보다 낮을 경우에만 2순위 형식의 CR을 선택적으로 호출한다. 방법 7은 방법 6에 형식분류기를 적용한 방법으로 형식분류기인 TR의 출력값으로 CR 문자인식기의 신뢰도값을 가중화한 후 최고 신뢰도값을 가지는 문자클래스를 인식 결과로 한다.

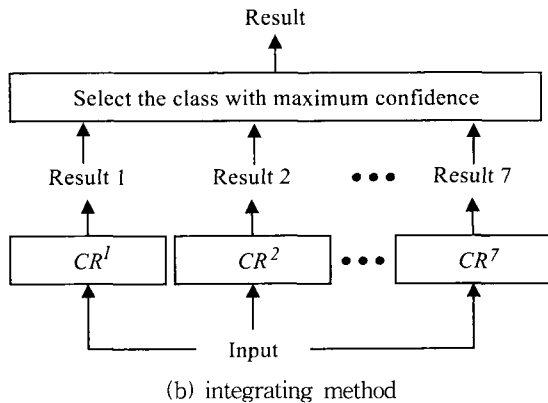
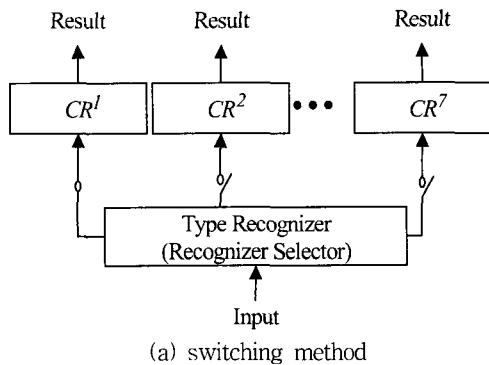


그림 8. 스위칭 및 통합 방법  
Fig. 8. Switching and integrating method.

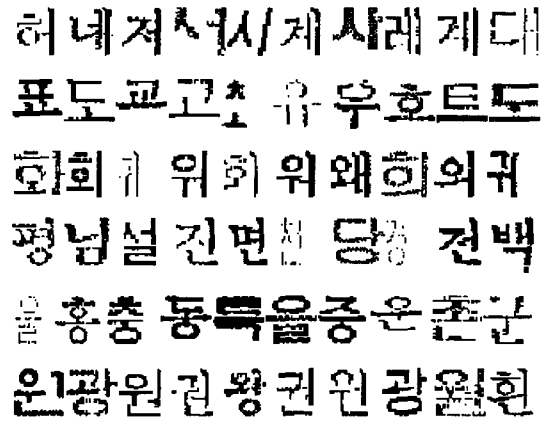
#### IV. 실험 및 결과

본 논문에서 구현되는 문자인식기에 대한 성능 실험은 200 dpi의 해상도로 입력된 실제 우편봉투 영상에서 추출한 인쇄체 문자영상에 대해서 수행되었다. 우편봉투 영상은 1999년부터 2001년간 서울 및 동서울 우편집중국에서 수집된 우편봉투 5만통에서 추출한 것으로 재질, 창의 유무, 글자체 등이 매우 다양한 형태로 되어 있다. 우편봉투 내에 존재하는 문자영상은 기존의 인쇄체 한글 문자인식에 사용된 300 dpi 해상도의 문자에 비해 크기가 일반적으로 작은 것이 특징이다. 또한 이 진화의 영향에 따라 문자의 획이 끊어지거나 잡영이



존재하는 등 매우 저품질의 문자영상이 다수 존재한다. 본 논문에서는 각 인식기의 학습을 위해서 301,078개의 문자영상을 사용하였고, 테스트를 위해서 301,071개의 문자영상을 사용하였다.

본 연구에서는 <표 2>의 문자인식기를 신경망의 중간층 노드 개수를 변화 시키면서 다양한 크기로 구현하였다. 모든 신경망 인식기에 대해서 중간층의 노드 개수를 30, 40, 50, 60, 70개로 변화시키면서 구현하였는데, 신경망의 학습 파라미터는 학습율 0.1, 관성항 0.7, 학습 반복 횟수 100회로 동일하게 하여 오류역전파 방법<sup>[20]</sup>을 이용하여 학습을 하였다. 학습 파라미터는 경험적으로 설정한 것인데, 학습 반복 횟수를 100회 이상하여도 뚜렷한 인식성능의 차이가 발견되지 않아 100회로 동일하게 하였다.  $CR^1 \sim CR^6$ 의  $SHR$  인식기는  $FHR$  인식기와 동시에 학습하지 않고, 각  $FHR$  인식기의 학습을 모두 완료한 후 학습하였다.



(a) character images

허[호], 네[노], 저[노], 서[노], 사[노], 제[노], 새[노], 레[노], 계[노], 대[노], 표[노], 도[노], 교[노], 고[노], 최[노], 회[노], 위[노], 우[노], 회[노], 트[노], 도[노], 화[노], 회[노], 귀[노], 위[노], 회[노], 위[노], 왜[노], 회[노], 외[노], 귀[노], 평[노], 님[노], 넝[노], 설[노], 닐[노], 진[노], 진[노], 면[노], 편[노], 친[노], 친[노], 당[노], 당[노], 경[노], 건[노], 전[노], 전[노], 백[노], 울[노], 울[노], 흥[노], 흥[노], 충[노], 충[노], 동[노], 동[노], 특[노], 특[노], 울[노], 울[노], 중[노], 중[노], 운[노], 운[노], 촌[노], 촌[노], 관[노], 관[노], 원[노], 원[노], 광[노], 광[노], 원[노], 원[노], 광[노], 광[노], 원[노], 원[노], 광[노], 광[노], 원[노], 원[노]

(b) true class [result class]

그림 9. 오인식된 문자영상 예  
Fig. 9. Sampled examples of misrecognized character images.

모든 신경망 인식기의 학습을 완료한 후 테스트 문자영상에 대한 인식 실험 결과 가장 성능이 좋은 인식

기의 결과를 <표 4>에 나타내었다. 5형식의 수평모음 (HRU(5,2))과 6 형식의 수직모음 (HRU(6,2))를 제외하고 모든 다른 HRU에 대한 인식 성능에 99%이상의 높은 인식 성능을 나타내었다. 주목할만한 것은 3 형식을 제외하고는 모든 형식에 있어서 자음보다는 모음에 대한 인식률이 낮다는 것이다. 이는 모음이 작은 획 또는 점에 의해 구분되므로 인식단위 영상내에 잡영이 포함되었을 경우 모음이 자음에 비해 인식이 어려워지기 때문이다. 모든 HRU 인식 성능 중 5 형식 문자의 수평모음에 대한 인식률이 가장 낮았는데, 이는 모음과 자음의 접촉이 다른 형식에 비해 심하기 때문이다. 각 형식별 문자인식률을 살펴보면 5형식 문자를 제외하고는 모두 98%이상의 높은 인식률을 나타내었다. <그림 9>는 각 문자형식별로 오인식된 문자영상을 나타낸 것으로 많은 영상에서 획의 소실 및 접촉이 발생하여 오인식이 되었음을 추정할 수 있다.

<그림 10>은 중간층 노드 수의 변화에 따른 HRU 및 형식별 인식성능을 나타낸다. 그림에서  $CR$  인식기의 인식률 분포를  $FHR$  인식기와 구분하기 위해 사각형 내에 포함하였다. 그림을 살펴보면, 모음인식기인  $FHR^{T2}$ 의 인식 성능 편차가 자음인식기에 비해 작음을 알 수 있다. 그림에 나타내지 않았지만 MLP 신경망의 중간층의 노드 수가 많아지면 대체로 인식 성능도 증

표 4. FHR인식기와 CR인식기의 인식 결과  
Table 4. Recognition results of FHRs and CRs.

HRU	HRU 인식기	HRU 인식율 (%)	문자 인식기	문자인식율 (%)
(1,1)	$FHR^{11}$	99.63	$SHR^1, CR^1$	98.99
(1,2)	$FHR^{12}$	99.32		
(2,1)	$FHR^{21}$	99.81	$SHR^2, CR^2$	99.56
(2,2)	$FHR^{22}$	99.52		
(3,1)	$FHR^{31}$	99.33	$SHR^3, CR^3$	99.10
(3,2)	$FHR^{32}$	99.74		
(4,1)	$FHR^{41}$	99.49	$SHR^4, CR^4$	98.25
(4,2)	$FHR^{42}$	99.25		
(4,3)	$FHR^{43}$	99.26		
(5,1)	$FHR^{51}$	99.58	$SHR^5, CR^5$	97.64
(5,2)	$FHR^{52}$	97.98		
(5,3)	$FHR^{53}$	99.68		
(6,1)	$FHR^{61}$	99.25	$SHR^6, CR^6$	98.38
(6,2)	$FHR^{62}$	98.91		
(6,3)	$FHR^{63}$	99.62		
-	-	-	$CR^7$	99.22

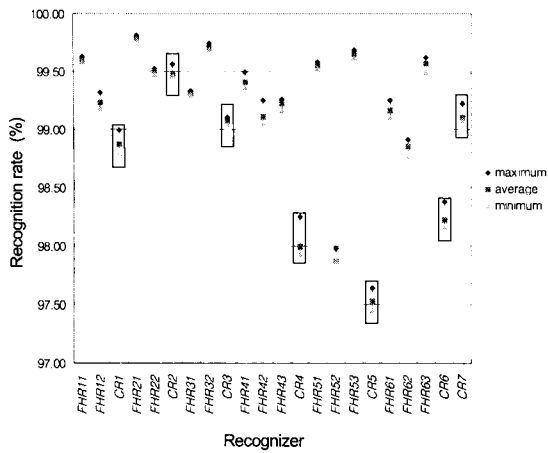


그림 10. 인식기별 인식 성능 분포  
Fig. 10. Distribution of recognition performances of FHRs and CRs.

가하였는데, 자음의 경우는 중간층 노드 수의 변화에 따른 인식률의 변화가 모음에 비해 적게 나타났다. 또한, FHR의 인식 성능 편차가 CR의 인식 성능 편차보다 작음을 알 수 있다. 이는 각 FHR 인식기의 성능 편차가 누적되었기 때문이다. 또한 문자형식이 간단하며 인식대상 클래스의 수가 상대적으로 적은 2형식 및 3형식 문자의 인식 성능이 우수하며, 상대적으로 문자형식이 복잡한 4, 5, 6 형식에 있어서 인식 성능이 저하되고 그 편차가 보다 뚜렷이 나타남을 볼 수 있다.

다음 실험으로 <표 4>의 인식기들을 이용하여 <표 2>의 방법들을 구현하였다. 단순한 스위칭 방법인 방법 1에 대한 전체적인 문자인식 성능의 실험 결과는 <표 5>와 같이 나타났다. <표 5>에서 인식율은 식 (4), 식 (5), 식 (6)과 같이 계산되었다. 각 식에서 NCR은 올바르게 인식된 문자의 수, NTOT는 전체 문자의 수이며, NTR은 형식이 올바르게 인식된 문자의 수를 의미한다. 즉, 식 (4)는 문자인식율, 식 (5)는 형식분류율을 의미하며, 식 (6)은 형식이 올바르게 분류된 문자들에 대한 문자인식율을 의미한다.

$$Rec(C) = \frac{NCR}{NTOT} \times 100 (\%) \quad (4)$$

$$Rec(T) = \frac{NTR}{NTOT} \times 100 (\%) \quad (5)$$

$$Rec(C|T) = \frac{NCR}{NTR} \times 100 (\%) \quad (6)$$

<표 5>를 살펴보면 1형식과 3형식, 4형식과 6형식

간의 형식분류 오류가 다른 형식간의 분류 오류보다 크다는 것을 알 수 있다. 이는 '과'와 '파' 등의 예에서처럼 단일 자음과 횡모음의 결합된 형태가 단일 자음과 유사하므로 발생하는 오류가 많기 때문이다. 그러나 전체적으로 99.9%의 형식분류율과 98.62%의 문자인식률은 기존의 다른 연구에서 보고된 인식률에 비해 우수한 것으로 본 논문의 특징과 문자인식기의 구조가 인쇄체 문자의 인식에 효과적임을 증명하는 것이다.

표 5. 방법 1의 형식분류율 및 형식별 문자 인식기의 인식율

Table 5. Type and character recognition rate of Method 1

In/Out	Type1	Type2	Type3	Type4	Type5	Type6	Type7	Rec(T)	Rec(C)	Rec(C T)
Type1	53,254	0	20	6	0	0	12	99.93	98.87	98.94
Type2	0	37,086	0	3	5	1	15	99.94	99.49	99.94
Type3	24	1	12,310	10	0	1	0	99.71	98.84	99.13
Type4	19	1	7	76,506	7	33	10	99.90	98.24	98.33
Type5	1	1	0	3	48,463	0	4	99.98	97.72	97.73
Type6	0	0	4	70	1	6,054	0	98.78	97.32	98.53
Type7	8	15	1	9	7	1	67,098	99.94	99.13	99.19
계								99.90	98.62	98.72

단순한 통합 방법인 방법 2에 대한 전체 문자인식 성능은 <표 6>과 같다. 방법 1에 비해 형식분류율과 문자인식율이 매우 저하되었는데, 특히 3, 6, 7형식의 문자인식율이 낮게 나타났다. 3 형식과 6형식은 다른 형식에 비해 상대적으로 문자의 수가 적어 인식기의 학습이 다른 형식에 비해 과도하게 학습됨으로써 다른 형식의 문자 입력의 경우에 제대로 반응하지 못한 것으로 판단된다. 이러한 현상은 MLP 신경망에 있어서 알려진 문제로 전혀 학습에 참가하지 않은 입력에 대해서도 신경망의 출력값이 매우 높게 나타나서 오인식 되는 문제이다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방안으로 각 형식별 인식기의 학습시 다른 형식의 문자들을 동시에 학습하는 방법을 고려할 수 있으나, 이는 각 형식별 인식기의 학습이 제대로 되지 않거나 해당 형식 문자에 대한 인식 성능이 저하되는 단점이 있다. 이러한 대안은 숫자 인식과 같이 클래스의 수가 작은 경우에는 어느 정도 효용이 있으나 본 논문에서 다루는 한글 및 영·숫자, 기호 등을 통합하는 대규모 인식에는 부적절하다. 7형식 문자의 오인식 특성을 살펴보면 오인식 형식이 1형식과 2형식에 많이 발생하는데, 이는 한글에

비해 간단한 구조로 되어 있는 영·숫자 및 기호 등의 문자가 한글 문자 형식 중 상대적으로 간단한 형식인 1형식과 2형식으로 오인식된 것이다. 방법 2를 변형하여 형식분류기를 활용한 방법 3의 형식 및 문자인식율은 <표 7>과 같이 나타났는데, 전체적인 인식 성능과 오류 양상이 방법 1과 비슷하다.

표 6. 방법 2의 형식분류율 및 형식별 문자 인식기의 인식율

Table 6. Type and character recognition rate of Method 2.

In Out	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5	Type 6	Type 7	Rec(T)	Rec(C)	Rec(CT)
Type 1	51,076	324	305	955	252	30	150	95.84	95.34	99.48
Type 2	741	35,323	43	281	511	33	178	95.18	95.01	95.18
Type 3	816	642	9,942	756	140	12	38	80.53	80.25	99.66
Type 4	1,257	1,007	315	72,787	667	384	176	95.04	94.25	99.17
Type 5	541	1,807	40	910	44,846	234	94	92.52	91.40	98.79
Type 6	182	182	119	905	201	4,521	19	73.76	73.41	99.51
Type 7	4,784	2,289	939	1,911	1,268	196	55,732	83.04	82.85	99.77
계								91.09	90.54	99.39

표 7. 방법 3의 형식분류율 및 형식별 문자 인식기의 인식율

Table 7. Type and character recognition rate of Method 3.

In Out	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5	Type 6	Type 7	Rec(T)	Rec(C)	Rec(CT)
Type 1	53,239	1	17	5	0	0	10	99.94	98.88	98.94
Type 2	0	37,092	0	1	2	0	15	99.95	99.51	99.95
Type 3	20	1	12,314	8	0	3	0	99.74	98.88	99.14
Type 4	30	25	15	76,430	12	45	26	99.80	98.20	98.39
Type 5	1	34	1	6	48,377	21	32	99.80	97.64	97.83
Type 6	0	1	7	58	5	6,058	0	98.84	97.52	98.66
Type 7	8	14	1	5	3	2	67,106	99.95	99.14	99.19
계								99.86	98.61	98.76

방법 1, 2, 3의 결과로 보아, 인쇄체 문자인식에 있어서 방향각도 특징을 입력으로 하는 MLP 신경망 형식 분류기는 99% 이상의 분류율로 자소 조합 방식을 기반으로 하는 문자의 형식분류에 적절하여, 형식 대분류 후 문자 상세인식 전략을 사용하는 방법에 매우 유용하게 사용될 수 있음을 알 수 있다. 또한 각 형식이 알려진 후의 문자인식에 있어서도 마찬가지로 방향각도 특징을 입력으로 하는 2단계 MLP 신경망 인식 방법이 98% 이상의 인식율을 보여 유용하게 사용될 수 있음을 알 수 있다.

단순 스위칭 방법과 통합 방법을 혼용하여, 형식분류기의 1순위 분류결과뿐만 아니라 2순위 형식에 대해서도 인식을 하여 보다 높은 신뢰도값을 가지는 문자클래스를 인식 결과로 하는 방법인 방법 4, 5, 6, 7에 대한 문자인식 결과를 방법 1, 2, 3의 결과와 함께 <그림 11>에 나타내었다. 방법 5와 7이 98.65%의 인식율로 가장 높은 인식율을 보였는데, 각각 방법 4와 6에 문자인식 신뢰도값을 형식분류기의 결과값으로 가중화한 방법으로 방법 3의 경우에서처럼 형식분류기의 분류결과값이 문자인식율의 향상에 도움이 되었다는 것을 나타내는 것이다. 방법 6과 7은 방법 4와 5의 변형으로, 형식분류기 TR의 출력값이나 CR 문자인식기의 신뢰도값이 임계치( $\beta$ ) 보다 낮을 경우에만 2순위 형식의 CR을 선택적으로 호출하였다. <그림 11>에서 나타났듯이, 형식분류기와 문자인식기의 인식결과가 의심스러운 경우만 호출한 방법 6과 7이 무조건적으로 2순위 형식에 대해서도 인식한 방법 4와 5에 비해 성능이 우수함을 알 수 있다.

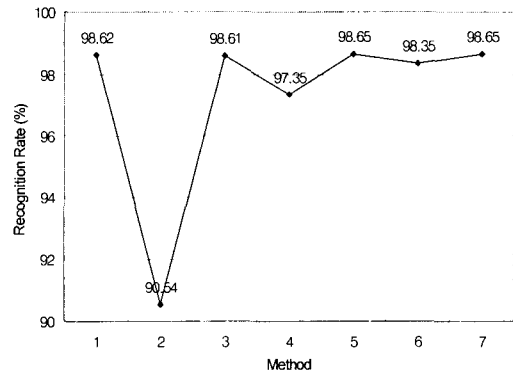


그림 11. <표 3>의 문자인식 방법별 인식율  
Fig. 11. Recognition rates with respect to the recognition methods in Table 3.

임계치에 따른 2순위 형식 문자인식기의 선택비율과 인식률을 살펴보기 위해 방법 7을 대상으로 실험하여 결과를 <표 8>에 나타내었다. 임계치가 낮을수록 2순위 형식이 선택되는 비율이 낮았는데, 임계치가 0.1인 경우 전체적으로 0.39%에 해당하는 입력에 대해서 2순위 인식이 호출되었으며, 임계치가 0.9인 경우는 2.34%의 2순위 인식이 호출율을 보였다. 즉, 대부분의 입력에 대해서 형식분류 결과값과 문자인식 신뢰도값이 0.9이상의 높은 값을 보였음을 알 수 있다. 형식별 2

표 8. 방법 7에서 임계값  $\alpha$ 에 따른 2순위 형식 선택 비율과 인식율

Table 8. Runner-up type selection rates and character recognition rates with respect to threshold  $\beta$  in Method 7.

Type	$\beta=0.1$		$\beta=0.5$		$\beta=0.9$	
	Runner-up type selection rate (%)	Rec(C)	Runner up type selection rate (%)	Rec(C)	Runner up type selection rate (%)	Rec(C)
1	0.26	98.88	0.49	98.88	0.95	98.88
2	0.12	99.51	0.27	99.51	0.72	99.51
3	0.27	98.88	0.86	98.89	1.91	98.90
4	0.67	98.25	1.13	98.26	1.83	98.26
5	0.42	97.72	0.89	97.73	1.80	97.73
6	0.90	97.57	2.09	97.59	4.65	97.59
7	0.26	99.14	1.10	99.14	5.17	99.14
Total	0.39	98.64	0.87	98.65	2.34	98.65

순위 인식기 호출율을 살펴보면 임계치가 낮을 때는 문자의 구조가 비교적 복잡한 4, 5, 6형식의 경우가 크게 높게 나타났다. 반면에, 임계치에 따른 인식율은 뚜렷한 변화가 없는 것으로 나타났다. 이와 같은 실험 결과로 볼 때, 형식분류기의 인식능력이 우수한 경우 형식분류기의 결과값과 문자인식기의 신뢰도값을 기반으로 2순위 형식에 대해서는 선택적으로 인식을 함으로써 인식속도의 저하를 야기시키지 않으면서도 인식율을 향상시킬 수 있다는 것을 알 수 있다.

### V. 결론

본 논문에서는 문자형식 정보 기반의 인식단위 분할 방법과 MLP 신경망 인식기를 이용한 인쇄체 문자인식 방법을 제안하였다. 문자 형식별로 방향각도 특징을 입력으로 하는 신경망 인식기를 이용하여 형식별 문자인식기를 구현하였고 스위칭 방법과 통합 방법을 중심으로 몇 가지 변형 방법들에 대해서 각각 구현하고 성능을 비교하였다.

입력 문자영상은 한글 문자를 위한 6형식에 한글 이외의 기타 문자를 위한 1형식을 더해 총 7 형식으로 나뉘어져 인식된다. 한글 문자는 자소의 조합 형태에 따라 형식별로 분류되어 각 형식별로 인식된다. 형식별 한글 문자인식을 위해서 자소 또는 자소의 조합으로 인식단위를 정의한다. 기타 문자 형식의 인식단위는 전체 문자영상이며 단일 인식기로 인식된다. 모든 형식의

각 인식단위마다 신경망 인식기가 구성되는데, 한글의 경우 인식단위의 결합을 위한 신경망 결합기를 통해 완성된 최종 문자를 출력하게 된다. 인식 실험은 각 형식별 인식기의 성능 실험과 스위칭 방법, 통합 방법 및 두 방법의 혼용 방법에 대한 분석 실험으로 이루어졌다. 실험 결과 본 논문에서 제안하는 각 형식별 문자인식기는 평균 98% 이상의 높은 인식률을 보였으며, 스위칭 방법과 통합 방법을 혼용한 방법이 보다 우수한 인식 성능을 보였다. 형식 분류기를 이용하지 않은 단순 통합 방법의 인식률이 가장 낮았으며, 형식 분류기의 결과값을 이용하여 2순위 형식에 대해서 선택적으로 인식을 하는 것이 1, 2순위 형식 모두에 대해 인식하는 것 보다 인식률이 높게 나타났다.

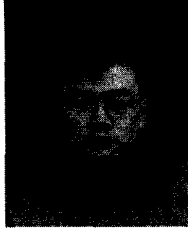
본 논문의 실험 결과로부터 알 수 있듯이, 방향각도 특징을 입력으로 하는 MLP 신경망 형식분류기는 인쇄체 문자인식을 위한 형식분류에서 99% 이상의 분류율을 보일 만큼 자소 조합 방식을 기반으로 하는 문자의 형식분류에 효과적으로 사용될 수 있다. 따라서, 방향각도 특징은 문자 형식에 따른 대분류 후 문자 상세인식을 시도하는 전략에 매우 유용하게 사용될 수 있다. 또한 형식 분류 후의 문자인식에 있어서도 방향각도 특징을 입력으로 하는 2단계 MLP 신경망 인식 방법이 98% 이상의 인식율을 보일 정도로 뛰어난 성능을 보였다. 이는 방향각도 특징이 형식분류뿐만 아니라 상세분류에 있어서도 유용한 특징으로 사용될 수 있음을 나타내는 것이다. 형식분류 후 복수 후보 형식을 고려하여 인식하는 2단계 인식 전략의 단점인 속도 저하를 보완하기 위해서는 형식분류기의 분류율이 99%이상 우수한 경우에, 형식분류기의 결과값과 문자인식기의 신뢰도값을 기반으로 2순위 형식에 대해서만 선택적으로 인식을 하도록 할 수 있다. 이러한 선택적 시도를 이용하면 인식속도의 저하를 야기시키지 않으면서도 인식율을 향상시킬 수 있다.

### 참 고 문 헌

- [1] 권재욱, 조성배, 김진형, "계층적 신경망을 이용한 다중 크기의 다중활자체 한글문서 인식", 한국정보과학회 논문지, 제19권 제1호, pp. 69-79, 1992
- [2] S. B. Cho and J. H. Kim, "Hierarchically structured neural networks for printed Hangeul character recognition," International Joint

- Conference on Neural Networks, Vol. 1, pp. 265-270, 1990.
- [3] 이진수, 권오준, 방승양, "개선된 자소 인식 방법을 통한 고인식률 인쇄체 한글 인식", 한국정보과학회 논문지, 제23권 제8호, pp. 841-851, 1996
- [4] 이관호, 장희돈, 남궁재찬, "동적자소분할과 신경망을 이용한 인쇄체 한글 문자인식에 관한 연구", 한국통신학회논문지, 제19권 제1호, pp. 2133-2145, 1994
- [5] 최동혁, 류성원, 강현철, 박규태, "계층구조 신경망을 이용한 한글 인식", 대한전자공학회 논문지, 제28권 B편 제11호, pp. 1-7, 1991
- [6] 김우태, 윤병식, 박인규, 진성일, "인쇄체 한글 문자인식을 위한 특징성능의 비교", 한국정보과학회 논문지, 제20권 제8호, pp. 1103-1110, 1993
- [7] S. I. Chien, "Hangul(Korean) and English OCR system using multiple hypothesis driven neural nets," Korean-French Character Recognition Workshop, pp.37-52, 1994.
- [8] 장명옥, 천대녕, 양현승, "연결화소를 이용한 문서 영상의 분할 및 인식", 한국정보과학회 논문지, 제20권 제12호, pp. 1741-1751, 1993
- [9] 김정우, 이행세, "인쇄체 한글 및 한자의 인식에 관한 연구", 한국통신학회논문지, Vol. 17, No. 11, pp. 1175-1184, 1992.
- [10] 이성환, "다양한 활자체 및 크기를 갖는 대용량 한글의 고속 인식을 위한 최적 트리 분류기", 한국정보과학회 논문지, 제20권 제8호, pp. 1083-1092, 1991.
- [11] B. S. Kang, K. T. Lim, and S. I. Chien, "SOM-MLP multi-layered neural network with false-alarming nodes for large scale pattern recognition," Journal of Electrical Engineering and Information Science, Vol. 4, No.2, pp. 232-238, 1999.
- [12] H. Kim and J. Kim, "Hierarchical random graph representation of hanwritten characters and its application to Hangul recognition," Pattern Recognition, Vol. 34, pp. 187-201, 2001.
- [13] S. H. Jeong, K. T. Lim, and Y. S. Nam, "A combination method of two classifiers based on the information of confusion matrix," International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, pp. 519-523, 2002.
- [14] H. Y. Kim, K. T. Lim, and Y. S. Nam, "Handwritten numeral recognition using neural network classifier trained with negative data," International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, pp. 395-400, 2002.
- [15] K. Kim, J. Kim, and C. Suen, "Segmentation-based recognition of handwritten touching pairs of digits using structural features," Pattern Recognition Letters, Vol. 23, pp. 13-24, 2002.
- [16] G. Kim and V. Govindaraju, "A Lexicon driven approach to handwritten word recognition for real-time applications," IEEE Tran. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 4, pp. 366-379, 1997.
- [17] 임길택, 남윤석, 진성일, "회전 및 이동 영상을 이용하는 모듈 구조 신경망 기반 필기체 숫자 인식," 한국정보처리학회 논문지, 제 7권, 제6호, pp. 1834-1843, 2000
- [18] F. Togawa, T. Ueda, T. Aramaki, and A. Tanaka, "Receptive field neural network with shift tolerant capability for Kanji character recognition," International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp. 1490-1498, 1988.
- [19] A. Iwata, H. Kawajiri, and N. Suzumura, "Classification of hand-written digits by a large scale neural network 'CombNET-II'," International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp. 1021-1062, 1991.
- [20] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning internal representations by error propagation," Parallel Distributed Processing, Vol. 1, pp.319-362, 1986.

저 자 소 개



林 吉 澤(正會員)

1993년 : 경북대학교 전자공학과(공학사). 1995년 : 경북대학교 전자공학과 (공학석사). 1999년 : 경북대학교 전자공학과 (공학박사). 1999년~현재 : 한국전자통신연구원 우정기술연구소 선임연구원. <주

관심분야 : 패턴인식, 문자인식, 영상처리, 컴퓨터비전, 신경망 등>



金 湖 然(正會員)

1992년 : 연세대학교 전산학과(이학사). 1994년 : 한국과학기술원 전산학과(공학석사). 1997년 1월~2월 : 일본 NHK放送技術研究所 방문연구원. 1999년 : 한국과학기술원 전산학과(공학박사). 1999년 9월~

11월 : 독일 SIEMENS ElectroCom 방문연구원. 1999년~현재 : 한국전자통신연구원 우정기술연구소 선임연구원. <주관심분야 : 패턴인식, 문자인식, HMM, 영상처리, 신경망, 기계학습 등>