

論文95-32B-1-16

# 다층 퍼셉트론을 이용한 한글 필기체 온라인 인식

## (Hangul Handwritten Character On-Line Recognition using Multilayer Perceptron)

曹政郁\*, 李壽永\*, 朴哲薰\*

(Jung Wook Cho, Soo-Young Lee, and Cheol Hoon Park)

### 요약

한글 자소의 특징을 학습한 신경회로망을 이용하여 위치와 크기에 무관한 정서 필기체 한글 온라인 인식 시스템을 구현하였다. 마우스나 타블렛으로 입력을 받은 한글의 각 획의 시작점과 끝점, 그리고 시작점부터 끝점까지 세개의 벡터를 뽑아서 신경망 입력으로 사용한다. 복모음과 복자음을 세분하면, 모든 자음과 모음은 네 획 이하이므로, 각 획에 해당하는 네개의 신경회로망을 두고, 해당 획수의 자모만을 학습시킨다. 또한, 효율적으로 자모를 구분할 수 있는 알고리즘을 제시한다. 신경 회로망은 오류 역전과 학습 규칙을 갖는 다층퍼셉트론(Multilayer Perceptron)을 이용한다.

### Abstracts

In this paper, we propose the position- and size-independent handwritten on-line Korean character recognition system using multilayer neural networks which are trained with error back-propagation learning algorithm and the features of Hangul consonants and vowels. Starting point, end point, and three vectors from starting point to end point of each stroke of characters inputted from mouse or tablet are applied as inputs of neural networks. If double consonants and vowels are separated by single consonants and vowels, all consonants and vowels have at most four strokes. Therefore, four neural networks learn the consonants and the vowels having each number of strokes. Also, we propose the algorithm of separating the consonants and vowels and constructing a character.

### I. 서론

최근 컴퓨터의 대중화와 소형화로 인해 음성 및 문자 인식에 의한 보다 자연스러운 Man-Machine Interface가 요구되고 있다. 문자인식의 방법은 문자

형태에 따라 인쇄체 문자인식과 필기체 문자인식으로, 인식 단위에 따라 음소단위 인식과 문자단위 인식으로 나누어진다. 영문 단어 인식은 각 알파벳에 해당하는 음소단위 인식이 비교적 많이 쓰이고 있고, 한글의 경우 음소들의 조합으로 한 문자가 이루어지기 때문에 인쇄체 문자의 경우 문자 단위인식이 가능하다. 그러나, 필기체의 경우, 음소의 조합에 의한 가능한 문자의 개수가 약 만 개 정도 되고, 문자에서 각 음소들의 변형이 매우 심할 수 있기 때문에 음소단위 인식을 많이 한

\* 正會員, 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., KAIST)

接受日字: 1993年 9月 16日

다. 또한, 입력 장치의 특징상 온라인(on-line) 인식과 오프라인(off-line) 인식으로 나눌 수 있다. 오프 라인 인식은 이미 쓰여진 글자를 인식한다는 것이 온라인 인식과는 다르다. 일반적으로, 온라인 인식은 획순이나 획수에 대한 정보를 이용할 수 있기 때문에 인식이 더 용이한 것으로 알려져 있으나, 온라인 인식의 특징상, 실시간의 빠른 인식이 필요하다.

인쇄체 문자의 경우 고전적인 패턴 매칭 기법이 유효하게 사용되어 진다<sup>[1,2,3]</sup>. 그러나, 온라인 인식에서 이런 방법의 문제점은 특징점을 일일이 골라내야 하며<sup>[4,5]</sup> 이렇게 정의된 특징점에 지나치게 의존한다는 것과 많은 문자의 인식의 경우 일일이 패턴매칭을 통한 인식시간이 길어진다는 문제가 있다. 일반적으로 쓰이는 인위적인 특징점 추출이 크게 변형된 글자 인식에 필요한 정확한 특징점을 항상 뽑아준다는 것은 기대하기 어렵고 특징점 추출 방법이 복잡하게되면, 또한 시간이 오래 걸린다는 문제가 있다. 따라서, 하드웨어로 구현된 신경회로망이나 퍼지시스템을 이용한 인식에서는 특징점 추출이 복잡하게되면 대부분의 인식 시간이 특징점 추출에 사용되므로, 하드웨어를 통한 고속화는 별 효과가 없게 된다.

요사이 각광을 받고 있는 은닉 마르코프 모델은 오프라인 필기체<sup>[6]</sup>와 온라인 필기체 인식<sup>[7]</sup>에서 대단히 우수한 성능을 보이고 있지만, 인식 속도가 느린 것이 단점으로 지적되고 있다. 또한, 퍼지를 이용한 인식<sup>[8]</sup>은 인식 속도가 빠르고, 인식기의 설계가 비교적 간단한 반면, 글자에 대한 규칙을 일일이 만들어주어야 한다는 문제가 있다.

이런 특징점 추출에 관한 문제와 기존 방법의 한계를 극복하기 위해서 다음 장에서 설명할 실시간 처리를 위한 간단한 특징점 추출 방법과 인식을 위한 신경회로망, 그리고 인식율을 향상시키기 위한 패턴 매칭방법을 사용한다<sup>[9]</sup>. 신경회로망은 근사화와 분류능력이 우수하고 일반화 특성이 있어서 잡음이 있거나 변형되고 왜곡된 데이터의 인식에 적합하며, 학습에 의해서 자체적으로 글자의 특징을 배우게 되므로 적은 노력으로도 개발이 가능하다<sup>[10]</sup>. 온라인 문자 인식에서처럼 사람마다 조금씩 글자를 다르게 쓰기 때문에 같은 글자에 대해 다양한 변형이 존재하는 경우, 신경 회로망은 뛰어난 능력을 발휘할 수 있게 된다. 또한 오인식을 줄이기 위하여 신경회로망으로 인식된 글자를 간단한 패턴 매칭 방법을 사용하여 오인식 글자를 제거함으로써 인식율을 향상시킨다. 따라서, 빠른 시간내에 높은 인식율을 얻을 수 있다.

이 논문에서는 정해진 획순과 획수로 정서된 한글을

인식하는 시스템을 목표로 하였으며, 글자의 크기와 약간의 회전에도 무관하게 인식하고자 했다. 가장 큰 특징은 자모의 학습만으로 모든 한글을 인식한다는 것이다. 다음 장에서는 구성된 인식 시스템에 대하여 설명하고, 3장에서는 자모를 구분하는 방법, 4장에서는 실험결과를 설명하고, 마지막으로 결론을 맺는다.

## II. 인식 시스템의 구성

먼저, 이 인식 시스템에서 최소의 인식요소인 자모들을 표1과 같이 정의한다. 이 중에서 'ㄹ', 'ㅂ', 'ㅈ', 'ㅊ'은 각각 두 가지의 형태에 대해서 학습시켰다. 'ㄹ'은 사람에 따라서 1획, 3획으로 다양하게 쓰여지므로, 이를 별개의 패턴으로 정의하였다. 'ㅂ'은 사람마다 쓰는 방법이 가장 다양한 자음인데, 본 인식 시스템의 제약으로 2획과 4획의 패턴만 정의했다. 'ㅈ'과 'ㅊ'도 두 가지 패턴으로 정의하였다. 그 이외의 다른 방법으로 쓰는 자모 형태들은 간단히 표에 첨가하여 신경회로망을 학습시킴으로써 인식이 가능하다.

표 1. 기본 인식 자모들

Table 1. The size of Neural Networks used in recognition experiment.

획수	해당자모
1	ㄱ, ㄴ, ㄹ, ㅇ, ㅡ, ㅣ
2	ㄷ, ㅂ, ㅅ, ㅆ, ㅋ, ㆁ, ㅊ, ㅍ, ㅌ, ㅍ
3	ㄴ, ㅁ, ㅈ, ㅊ, ㅌ, ㅎ, ㅃ, ㅅ, ㅆ, ㅈ, ㅊ, ㅌ, ㅍ, ㅌ
4	ㅂ, ㅈ, ㅊ, ㅌ, ㅍ, ㅌ, ㅍ, ㅌ, ㅍ

복모음은 모두 단모음으로 나누어서 인식하기 때문에 따로 정의하지 않았다. 이렇게 함으로써 인식할 패턴의 수가 줄어들고, 패턴의 복잡성은 줄어들지만, 복모음을 단모음으로 갈라내서 인식해야 하기 때문에 자모의 분리가 더 어려워진다. 글자 '관'을 예로 들면, 만약 복모음을 인식 패턴에 두었다면, 'ㄴ'을 하나의 모음으로 인식하게 되므로 전체 3개의 자모로 분리된다. 하지만, 단모음의 조합으로 인식을 할 경우는 'ㄱ'와 'ㅌ'를 분리해내는 과정도 거쳐야 하므로 결국 인식 시간과 인식율에 안 좋은 영향을 준다.

'ㅂ'은 3획으로도 정의하였지만, 'ㅂ'이 두 개 쓰여진 것으로도 인식이 가능하다. 'ㅈ'도 4획으로도 인식가능하고, 3획의 'ㅈ'의 두 번 쓰여진 것으로도 인식 가능하다. 'ㅌ'과 'ㅍ'은 한 패턴으로 만들었지만, 'ㅌ'과 'ㅍ'이 각각 3획으로 쓰여진 'ㅌ'과 'ㅍ'을 단자음 두개로 인식

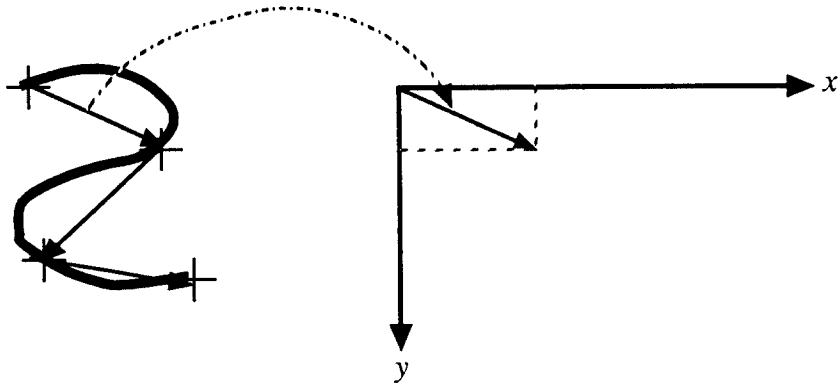


그림 1. '르'에서의 벡터의 추출

Fig 1. The extraction of vector from character '르'.

하게 한 이유는 이것들이 4회를 초과하기 때문이다. 그 이외에 다른 글자나 필기방법은 별 어려움없이 추가할 수 있다. 이 논문의 한글 인식 시스템에서는 다음과 같은 요소를 신경회로망의 입력으로 사용한다.

- 1) 각 획의 시작점
- 2) 각 획의 끝점
- 3) 그 획이 나아간 포인트의 경로를 셋으로 잘라낸 세 개의 벡터 (그림1 참조)

한 문자의 특징은 각 획당 5개씩의 특징을 모아 놓은 것이 된다. 실제 5개의 특징들은 그 x 좌표와 y 좌표로 나누어서 각각 신경회로망의 입력으로 쓰이기 때문에 한 획당 10개의 특징값이 있게 된다. 벡터의 각도를 입력으로 사용하지 않고 벡터의 x,y값을 입력으로 사용한 이유는 벡터의 각도는 어디를 영점으로 잡으나 불연속점이 생기기 때문이다(0도와 360도). 이런 불연속점이 인식에 안 좋은 영향을 줄 것이 명백했으므로, 비록 입력의 개수는 많아지지만, 위와 같은 방법을 선택했다. 이런 특징값들은 쓰여진 글자를 정규화한 후 얻게 되므로 글자의 크기와 무관한 인식이 가능하다.

인식 시스템은 완전히 분리된 4개의 다층퍼셉트론(Multilayer Perceptron)으로 이루어졌다. 이는 앞에서 학습되어질 자모를 정의할 때 모든 한글의 자모가 4회 이하이기 때문이다. 예를 들어, 1획의 자음과 모음은 1획의 MLP(이하 MLP1)에만 학습시키고, 2획의 모음과 자음은 2획의 MLP(이하 MLP2)에만 학습시킨다.

각 네트워크(network)의 입력은 앞에서 설명한 방법으로 뽑아낸 특징들이고, 출력은 각 획에 해당하는 자모이다. 예를 들어서 MLP1은 5개의 특징에 대한 10개의 입력을 가지며, 'ㄱ', 'ㄴ', 'ㄷ', 'ㅇ', 'ㅣ', 'ㅡ'를 대표할 6개의 출력 뉴런을 가지면 된다.

각 네트워크의 크기는 표2와 같다. 각 신경회로망의 구조는 몇 가지를 시도하여 가장 좋은 것으로 하였다.

표 2. 인식 실험에 사용된 신경회로망의 크기

Table 2. The size of Neural Networks used in recognition experiment.

명칭	입력층	은닉층	출력층
MLP1	10	12	6
MLP2	20	28	10
MLP3	30	40	13
MLP4	40	40	8

### Ⅲ. 자모 간의 구분

자모 간의 구분은 간단하면서도 효율적인 알고리즘을 이용한다. 일단 한 글자의 전체 획수가 4회 이하라면, (예: '가'-3획) 마지막 한 획을 제외한 획들(적어도 마지막 한 획은 모음이므로)을 해당하는 획수의 MLP에 입력으로 집어 넣는다.

4회 이상인 경우는 앞의 4회만을 사용한다. (4회 이상의 자모는 없으므로) 그림2의 '밖'자의 경우를 예로 들어 보면, 일단 4획이상이므로, 앞의 4획인 'ㅂ'을 MLP4에 입력으로 집어 넣는다. 당연히 'ㅂ'에 해당하는 출력 뉴런은 한계치 이상의 값을 내게 되므로 'ㅂ'을 선택할 수 있다. 이제 'ㅂ'을 하고 보면 역시 남은 획이 4회 이상이므로 앞의 4획('ㅏ'와 'ㄷ'의 2획)을 MLP4에 입력으로 집어넣는다. 이런 패턴은 학습시키지 않았으므로, 한계치 이상의 값을 내보내는 출력 뉴런은 없게 된다. 그러면, 다시 앞의 3획('ㅏ'와 'ㄷ'의 1획)을 MLP3의 입력으로 하면 이 역시 한계치 이상의 값을 내보내는 뉴런은 없을 것이다.

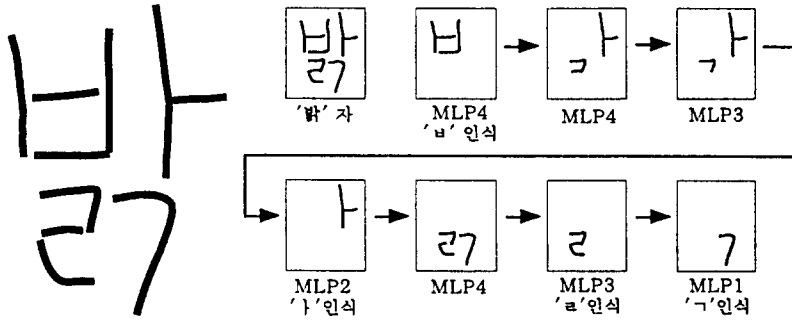


그림 2. '밖' 자의 경우, 인식과정  
 Fig 2. Recognition process in the case of character '밖'.

결국, 'ㅏ'의 2획을 MLP2에 입력으로 넣어서 'ㅏ'까지 분리해 낼 수 있게 된다. 이 과정은 그림2에 잘 나타나 있다.

기본적인 알고리즘은 위와 같지만, 실제로 제대로 자모를 분리해 내기 어려웠다. 그 원인은 신경회로망이 방향이나 위치가 한두개쯤은 틀려도 제법 높은 출력값을 내보내기 때문이다. 즉, 획의 절대적인 특성을 나타내는 방향이나 획의 시작 위치가 달라도 선택이 된다는 문제점이 있었다. 이는 신경회로망의 장점이기도 하지만, 이런 경우는 단점으로 작용하게 된다. 이 경우 한계치를 높이고 좀 더 다양한 패턴에 대해서 학습을 많이 시키면, 어느 정도는 해결할 수 있지만, 그만큼 변형된 글자에 대한 인식이 어려워진다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 사용한 방법은 알고리즘적인 패턴 매칭이다.

신경회로망으로는 가능한 글자만을 뽑아주고, 그 중에서 패턴 매칭방법으로 전혀 해당되지 않는 글자를 골라낸다는 방식을 사용하였다. 다시 말하면, 신경회로망은 조금이라도 가능성이 있는 자모를 모두 골라내주고, 패턴 매칭으로는 이들 자모 중, 전혀 관계없는 패턴들을 빼버린다는 것이다. 결국 기존의 방법과 신경회로망의 장점을 함께 이용한 것이다.

예를 들면, '르'라는 패턴이 MLP4에 들어가게 되면, 이 패턴은 학습시키지 않은 패턴이므로 'ㅂ'이나 'ㅓ'에 해당하는 뉴런의 출력을 크게 할 수 있다는 것이다. 이 경우에 패턴 매칭으로 이런 불필요한 신경회로망의 선택을 교정할 수 있다는 것이다. 각 획에 대하여 다음과 같은 두 가지의 패턴 매칭 방법을 기준으로 rule table을 만들어 사용하였다.

1) 자모 획의 시작 방향과 끝 방향

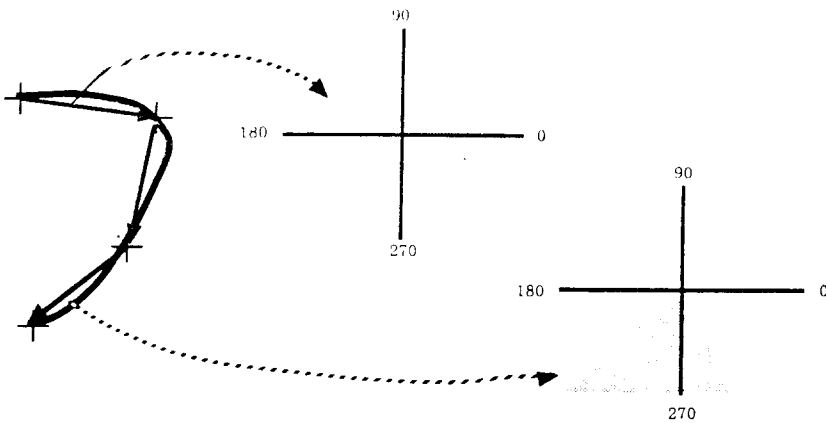


그림 3. 시작 벡터와 끝 벡터의 각도 제한  
 Fig. 3. Angle limitation of start vector and end vector.

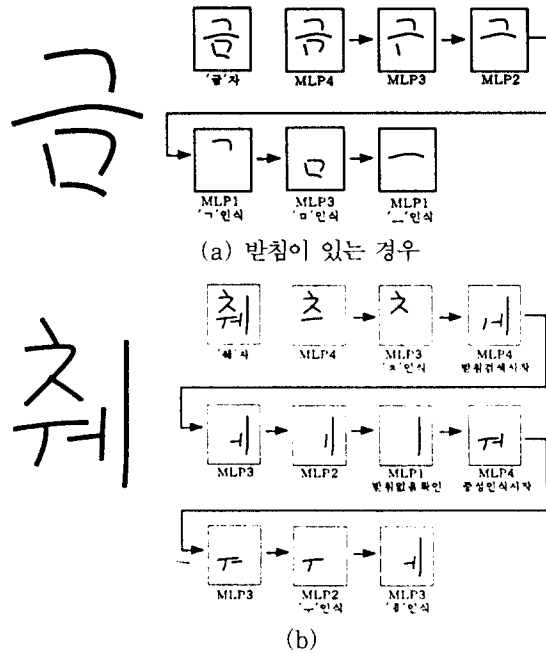


그림 4. 실제의 인식 과정

Fig. 4. Process of Recognition.

각 자모의 각 획들은 어느 정도의 형태를 유지하며, 그 글자를 구성하기 위해서는 도저히 나올 수 없는 형태가 있다는 것을 이용했다. 그림3에서 볼 수 있듯이 'ㄱ'은 시작 벡터와 끝 벡터는 어느 정도의 각도 안에서 존재해야 'ㄱ'자가 될 수 있다. 구체적인 방법은 각 글자의 각 획의 시작벡터와 끝 벡터가 어느 정도의 각도 안에 있어야 한다는 정보를 수치화해서 기억해 두었다가, 몇 개의 자모가 신경회로망에 의해서 선택되었을 경우, 그 자모들의 획의 시작과 끝 벡터를 추출해서 표준의 데이터와 비교한다는 것이다.

이 비교는 OR연산으로 이루어지기 때문에 인식 속도에 거의 영향을 주지 않는다.

2. 자모 획의 시작점과 끝점의 위치

다른 한 가지는 위치에 관한 것이다. 'ㄷ'을 예로 들면, 'ㄷ'의 첫 획의 시작점은 항상 두번째 획의 끝 점에 대해서 위쪽 그리고, 왼쪽에 존재한다는 것이다. 정서체의 경우 이것이 위반된 'ㄷ'자는 있을 수 없다. 이러한 비교도 앞의 방향에 대한 매칭과 마찬가지로 OR연산으로 수행하기 때문에 인식 속도에 거의 영향을 주지

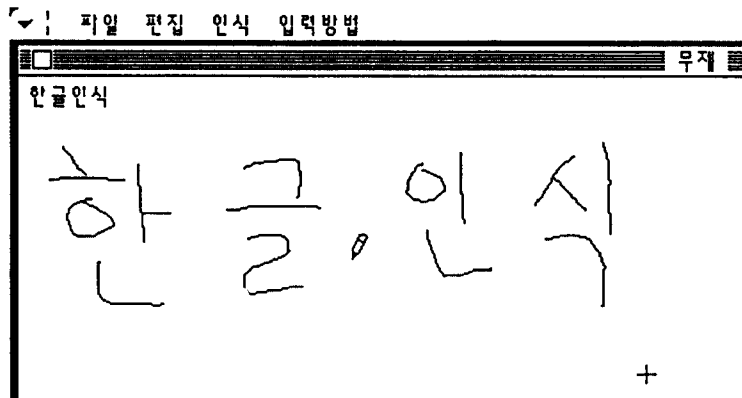


그림 5. 인식 실험의 모습

Fig. 5. Figure of recognition experiment.

않는다.

다른 문제점으로 받침이 없는 글자, 즉 한 개의 초성과 중성으로 이루어진 글자들은 앞에서 설명한 방법으로 인식이 잘 되었으나 받침이 있는 문자는 조금 문제가 있었다. 'ㄱ'자 같은 경우에는 'ㄷ'의 첫 획이 'ㅡ'와 함께 'ㄱ'로 인식되어서 오인식이 생기고 결국 인식이 불가능하게 된다.

이런 문제를 해결하기 위해서 자모를 잘라내는 순서를 바꾸었다. 먼저, 초성을 골라낸 후 중성, 중성의 순서로 인식을 하면 이런 문제들은 대부분 해결되었다. 하지만, 이렇게 함으로써 중성이 없는 글자를 인식시 인식 시간이 길어지게 된다. 왜냐하면 중성이 있는지 검사한 후 다시 중성을 찾기 때문이다. 그림4에 이런 과정을 보인다.

#### IV. 인식 실험과 결과 분석

학습은 그다지 쪼그러지거나 변형되지 않은 표준 형태의 자모를 개발자가 각 자모당 9개씩 만들어서 1000번씩 학습시켰다. 학습은 물론 오차역전파법 (Error Back Propagation)을 사용하였고, SDT-400에서 모든 자모를 다 학습시키는데 3시간 정도가 소요되었다. 사용한 인식 시스템은 Macintosh IIcx (68030, 16Mhz)이다.

그림5는 인식을 수행하고 있는 모습이다. 평균적인 인식 시간은 한자당 1초 정도이다. 획이 많다고 시간이 꼭 오래 걸리는 것은 아니었으며, 자모를 구분하는 과정에서 신경회로망을 적게 이용하게되면 인식 속도가 빨랐다. 예를 들어서 '펼'자 같은 경우는 MLP4, MLP3, MLP4, MLP3, MLP3를 통과하면 인식이 가능하지만, 더 획수가 적은 '첼'자의 경우는 MLP4, MLP3, MLP4, MLP3, MLP2, MLP1, MLP4, MLP3, MLP2, MLP3의 복잡한 과정을 거쳐야 하므로 인식이 더 늦게 된다.

인식율의 측정은 개발자가 아닌 3명에게 각각 100자씩을 쓰도록 하여서 그 인식결과를 이용하였다.

이 3명에게 존재하는 자모와 획순에 대해 자세히 설명한 후 쓰게 하였으며, 글자의 선정은 한글의 빈도순으로 300자를 추렸다. 인식에 실패한 글자는 300자 중에서 12자로 인식율은 96%이다.

대부분의 인식 실패는 한 획의 'ㄹ'에 있었다. 'ㄹ'은 윗 부분과 아래부분을 어떻게 쓰느냐에 따라서 'ㄱ'이나 'ㄴ'으로 오인식되는 것이다. 이런 글자들은 모두 5자였다. 또 다른 문제는 '진'자가 '견'자로 인식되는 문제였다. 이 문제는 애매하게 쓰여진 문자의 경우로써 사람

도 오인식을 할 수 있는 경우이다. 이 시스템을 개선하기 위해서는 한 획을 3개 이상의 벡터로 더 세분화하는 것이다. 즉, 획의 모양을 더 충실히 인식에 사용하는 것이다. 하지만, 그렇게 하면 그만큼 신경회로망으로의 입력 수가 늘어나 시냅스가 많아져서 인식속도는 더욱 느려질 것이다. 해결 방법으로는 요사이 많이 연구되고 있는 신경회로망 칩을 인식에 사용하는 방법이 있을 것이다.

#### V. 결론

신경회로망을 사용해서 온라인으로 쓰여진 정서 필기체 한글의 자모를 인식하고 인식된 자모를 종합해서 한 글자의 한글을 인식하는 과정을 보였다.

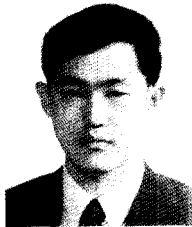
이 논문에서 제안한 필기체 인식 시스템이 가지는 장점은 자모의 학습만으로 모아쓰여진 한글 전체를 인식할 수 있다는 것이다. 또, 신경회로망을 사용해서, 어느 정도 변형된 글자나 회전된 글자를 어려움없이 인식해냈다. 해결해야 될 문제점으로 자모 사이에 흘러 쓴 글자의 경우 인식할 수 없다는 점이 있고, 획의 특징수를 늘리는 방법과 최적의 신경망 구조에 대한 연구가 필요하다. 앞으로 속기 인식 등에 적용을 고려하고 있다.

#### 참 고 문 헌

- [1] 정봉만, 권오석, 김태균, "온라인 입력 한글의 적용학습과 인식에 관한 연구", 한국정보과학회지 논문지, 제 16권 5호, pp.487-497, 1989.9
- [2] 이은주, 권오석, 김태균, "필기체 한글에서 자모 분리와 인식", 한국정보과학회 논문지, 제15권6호, pp.526-534, 1988.12
- [3] 김태균, 이은주, "한글에 적합한 획 해석에 의한 연속 필기 한글의 On-Line인식에 관한 연구", 한국정보과학회지 논문지, 제 15권 3호, pp. 171-181, 1986.6
- [4] 이정환, 홍성민, 윤현식, 조원경, "온라인 문자인식 시스템의 전처리에 관한 연구", 대학전자공학회 추계종합학술대회 논문집, 제 15권 2호, pp200-203, 1992.11
- [5] 이항미, 박재성, 송영길, 박진열, 이은주, 김태균, "On-Line 한글인식을 위한 전처리 기법에 관한 연구", 제2회 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 종합 학술대회 논문집, pp.170,-179 ,

- 1992.10
- [6] 박희선, 이성환, "은닉 Markov 모델을 이용한 필기체 한글의 오프라인 인식", 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 종합 학술대회 논문집, pp.298-309, 1992.10
  - [7] 신봉기, 김진형, "은닉 마르코프 모델을 이용한 한글 인식", 제1회 문자인식 워크샵, pp.189-194, 1993.5
  - [8] 전병환, 구분석, 김성훈, 김재희, "퍼지 이론을 응용한 펜 컴퓨터에서의 On-Line 획인식 기법", 한국 퍼지시스템 연구회 춘계학술대회 학술발표논문집, 제1권 제1호, pp.168-176, 1991.3
  - [9] 최정훈, 권희용, 김춘석, 황희용, "신경망 모델을 이용한 한글 필기체 온라인 인식", 한국 정보과학회지 논문지, 제17권 5호, pp.540-548, 1990.9
  - [10] C.H.Park, "Neuro-fuzzy information Processing," '91 국내외 한국 과학기술자 학술회의 하계 심포지움 논문집, pp.90-94, 1991
  - [11] 송영길, 박재성, 이항미, 박진열, 이은주, 김태균, "연속 필기 한글의 온라인 인식 및 학습", 제2회 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 종합 학술대회 논문집, pp.160.-169, 1992.10
  - [12] 송영길, 박재성, 이항미, 박진열, 이은주, 김태균, "획방향과 길이요소 가중 DP매칭에 의한 흘려쓴 한글 인식", 제2회 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 종합 학술대회 논문집, pp.170.-179, 1992.10

저 자 소 개



曹 政 郁(正會員)

1969年 1月 30日生. 1990年 2月 한국과학기술원 과학기술대학 전기및 전자공학과(공학사). 1994年 2月 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사). 1990年 3月 ~ 1990年 8月 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 위촉연구원. 현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정 재학 중. 주관심 분야는 신경회로망, CAD, 생물전자공학, 인지심리학 등.

李 壽 永(正會員)

1952年 1月 15日生. 1975年 서울대학교 전자공학과 학사과정 졸업. 1977年 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정 졸업. 1984年 미국 Polytechnic Institute of New York 박사학위 취득. 1977年 ~ 1980年 대한엔지니어링 주식회사 근무. 1982年 ~ 1985年 미국 General Physics Corp. 근무. 1986年 ~ 현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 근무. 부교수. 주관심 분야는 신경회로망, 수치해석 등임.

朴 哲 薰(正會員)

1961年 4月 14日生. 1984年 2月 서울대학교 전자공학과(공학사). 1985年 California Institute of Technology(공학석사). 1990年 California Institute of Technology(공학박사). 1991年 ~ 현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 조교수. 주관심 분야는 신경회로망 구조, 패턴인식, 음성인식, 뉴로-퍼지, 영상처리, 비선형 동적 시스템, 광연산 등.