

# 신경회로망을 이용한 온라인 문자 인식 시스템의 자소 분리에 관한 연구

홍봉화\*

## 목 차

- I. 서론
  - II. 온라인 문자 인식에서의 자소 분리
  - III. 코호넨 네트워크
  - IV. 실험 및 고찰
  - V. 결론
- 참고문헌  
Abstract

## I. 서론

최근 하드웨어의 발전으로 인하여 컴퓨터가 일반화되고 점차 소형화됨에 따라, 키보드보다 작고 간편한 입력수단으로써 펜을 사용하는 온라인 문자 인식의 필요성이 점점 증대하고 있다. 온라인 문자인식은 구문론적(Syntactic)방법과 통계적(Statistic)방법, 그리고 신경회로망(Neural Network)을 이용한 방법 등이 주로 연구되어지고 있다.<sup>[1]-[4]</sup>

본 논문에서 다루고자 하는 문자인식의 방법은 필기자에 의해 입력된 원시 데이터를 그림 1과 같이Freeman의 8방향 코드열로 변환하여 확으로 인식하고, 이 확들이 조합되어 하나의 자소로 인식되며, 인식된 자소들은 다시 상태 테이블

에서의 추적 과정을 거쳐 하나의 문자를 구성하게 된다.<sup>[1][4]</sup>

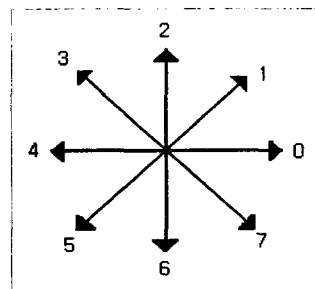


그림 1. 8방향 프리만 코드

이와 같이 한글 문자는 자소들의 조합을 통해 이루어진 조합문자이므로 온라인 문자 인식기에서의 자소의 올바른 분리와 인식이 문자를 인식하는데 큰 영향을 미치게 된다.

종래의 한글 필기 인식 방법은 사전에 글자꼴

\* 경희사이버대학교 정보통신학과 교수

모델을 갖고서 입력 문자와 비교하는 방법이 주를 이루고 있으며, 최근에는 문자인식에 뛰어난 성능을 지닌 신경 회로망(Neural Network)을 이용한 문자 인식 방법이 활발히 연구 중이다. 신경회로망에 의한 방법은 학습 과정을 포함하므로 문자의 변형이나 왜곡에 강하고 학습 능력, 분산 지식 표현, 병렬 처리 능력이 있는 반면에, 학습 시간이 길어지고 국소 최소 상태 (local minimum state)에 빠지거나 학습능력이 저하될 수도 있는 단점이 있다.<sup>[6]-[9]</sup>

구문론적 방법은 여러 가지 글자꼴을 사전에 저장하고 있다가 입력 문자가 들어오면 그중에서 가장 가까운 것으로 판단하게 되는데 필기 습관에 따라 문자가 서로 다르므로 모델의 수가 크게 늘어나게 된다.

이와 같이 구문론적 방법과 통계적 방법, 그리고 신경회로망을 이용한 방법들은 각각 장단점을 내포하고 있어서, 이들 중 한 가지 방법만을 사용하여서는 올바른 인식률을 장담할 수 없으므로 두 가지 이상의 방법을 혼용하여 각각의 방법 장점을 취하는 인식 방법이 필요하다.

본 논문에서는 인식률을 높이기 위하여 구문론적인 방법을 이용하며, 이와 함께 신경회로망을 이용하여 오인식 빈도가 높은 자소의 학습을 통해 애매한 문자를 올바르게 분리하여 오인식을 줄일 수 있도록 하였다. 그러나, 기존의 신경회로망을 이용하여 학습을 수행하는 경우, 과도한 학습시간의 소요와 불합리한 연결강도의 갱신으로 인한 국소해로 빠지는 문제점이 발생한다. 따라서, 본 논문에서는 연결강도 및 학습률( $\alpha$ )를 적극적으로 조정하여 학습시간을 단축시키고 학습효율을 극대화하여 인식률을 향상시키고자한다.

## II. 온라인 문자 인식에서의 자소 분리

### 2.1. 자소의 인식 및 조합

본 논문의 온라인 문자 인식 시스템에서는 전처리 과정을 거친 데이터는 코드열로 표현되며 방향정보와 특징점을 이용하여 획사전과의 정합 과정을 거쳐 하나의 획으로 인식된 후, 인식된 획들을 조합하여 하나의 자소로 인식하게 되는데, 이 과정을 그림 2에 나타내었다.

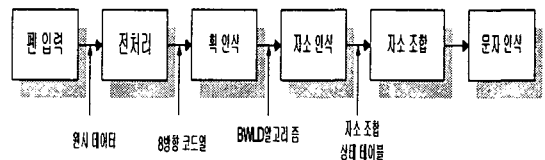


그림 2. 문자 인식 과정

획 인식 과정에서는 코드열로 표현된 획과 특징점을 이용하여 방향정보인 시종점 정보를 바탕으로 획사전에서 BWLD 알고리즘을 이용한 정합과정을 통하여 가장 유사한 획을 인식하며, 획사전의 영역 구분을 통하여 검색 범위를 줄임으로써 오인식을 최소화할 수 있도록 하였다.

인식된 입력 획들은 조합을 통하여 하나의 자소로 인식하게 된다. 획들의 조합은 이전까지 인식된 상태와 현재 입력된 상태, 그리고 이들의 위치정보를 이용하여 자소 조합 상태 테이블을 추적함으로써 자소로 인식하게 된다. 표 1에는 이러한 자소 조합의 추적영역을 분류하여 나타내었으며, 자소를 인식하기 위한 상태 테이블에서의 추적과정을 그림 3에 나타내었다.

표 1. 계층적으로 세분화된 자소의 추적 영역

초 성	단자음	ㄱ ㄴ ㄷ ㄹ ㅁ ㅂ ㅅ ㅇ ㅈ ㅊ ㅋ ㅌ ㅍ ㅎ
	복자음	ㄱㅅ ㅅㅅ ㅂㅅ ㅅㅅ ㅈㅊ
중 성	종모음	ㅣ ㅏ ㅓ ㅗ ㅛ ㅜ ㅠ ㅡ
	형모음	ㅛ ㅜ ㅠ ㅝ ㅞ ㅟ ㅠ ㅡ ㅢ
	조 합음	ㅓ ㅕ ㅗ ㅛ ㅜ ㅠ ㅝ ㅞ ㅟ ㅠ ㅡ ㅢ
종 성		ㄱ ㄴ ㄷ ㄹ ㅁ ㅂ ㅅ ㅇ ㅈ ㅊ ㅋ ㅌ ㅍ ㅎ ㄱ ㄴ ㄷ ㄹ ㅁ ㅂ ㅅ ㅇ ㅈ ㅊ ㅋ ㅌ ㅍ ㅎ ㄱ ㄴ ㄷ ㄹ ㅁ ㅂ ㅅ ㅇ ㅈ ㅊ ㅋ ㅌ ㅍ ㅎ
기 호		! @ # & % . . . . .
영문자		abcdefghijklmnopqrstuvwxyz ABCDEFGHIJKLMNOPQRSTUVWXYZ
숫 자		0 1 2 3 4 5 6 7 8 9

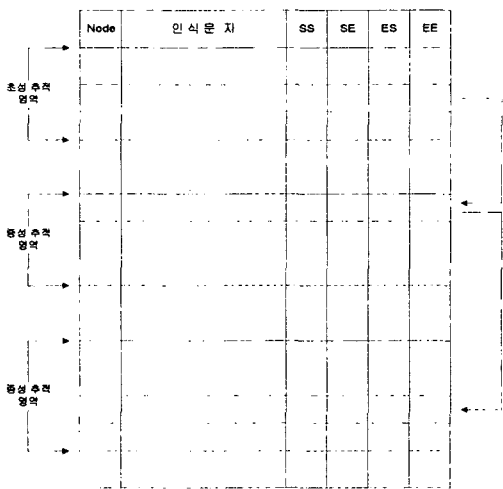


그림 3. 자소인식을 위한 상태테이블의 추적.

그러나 이러한 위치정보를 이용한 온라인 문자 인식에서는 부류 소속정도(Class membership)에 흑백 논리를 적용하여 어떤 입력된 한 패턴이 주어진 부류에 포함되면 참, 그렇지 않으면 거짓이라 하므로, 패턴의 분류가 애매한 경우에 흑백 논리식 부류할당 방식은 제한성을 갖는다. 따라서 신경회로망을 이용하면 위치정보를 이용하여 인식하는 구문론적인 방법이 가지고 있는 단점인 인식판단의 애매한 경우를 해결할 수가 있으므로, 신경회로망의 하나인 Kohonen 네트워크

를 도입하여 애매한 문자를 학습시켜 오인식 없이 문자를 인식할 수 있도록 하였다.

## 2.2. 자소 분리의 중요성

한글을 구조 해석적인 방법을 이용하여 인식하는 경우 먼저 입력된 획을 획 사전과의 유사도 판별을 통하여 표준 획으로 인식하고, 인식된 획들의 조합과정을 통해 자소로 인식하며, 다시 자소들의 조합과정을 통해 하나의 문자로 인식하게 된다.

한글의 초성, 중성, 종성 중에 하나의 자소를 오인식하게 될 경우에는 전체적으로 문자를 오인식하게 되며, 그 문자 뿐 만 아니라 다음에 입력되는 문자까지도 오인식하게 되는 경우가 발생한다. 따라서 하나의 문자를 이루는데 중요한 요소인 자소를 서로 분리하고 인식하는 문제는 매우 중요하다.

특히 모음인 중성 영역은 문자가 자음만으로는 될 수 없고 초성과 중성을 연결하는 역할을 하므로 정확한 중성의 인식이 필요하다.

온라인 문자 인식에 있어서 정확한 자소의 분리 인식이 인식률을 좌우하므로, 자소를 정확히 분리하여 인식하는 방법이 필요하다.

## 2.3. 자소 인식의 문제점

획들의 조합으로 이루어지는 자소의 인식에서 중성 모음의 일부가 초성 자음과 결합하여 다른 초성 자음으로 오인식되는 경우와 중성 모음의 일부가 종성 자음과 결합하여 다른 종성 자음으로 오인식되는 경우가 발생하게 된다.

이러한 오인식들은 대개 자소의 역추적 과정을 통하여 올바르게 분리 인식될 수 있으나 자소들의 위치정보만으로는 올바르게 분리할 수가 없으

므로 오인식을 줄이기 위하여 신경회로망을 이용하였다.

입력패턴이 어느 유형에 속할지를 정확하게 알 수 없는 경우에는 분류될 유형의 갯수를 미리 정하는 것보다는 입력 패턴들만의 자연스러운 경쟁을 바탕으로 한 자율(Unsupervised) 학습이 바람직하다.

Kohonen 네트워크는 출력층의 뉴런수를 임의로 지정하고 적당한 변수로써 학습을 행하면 자연스러운 군집화를 이룰수 있으며, 분류 후에 생성되는 전체 출력층의 분포를 관찰해 보면 비슷한 패턴끼리는 거리적으로 가까운 범위 안에 위치한다.

신경회로망을 이용하면 위치정보를 이용하여 인식하는 구문론적인 방법이 가지는 단점인 참 아니면 거짓이라고 판단하는 인식 판단의 애매한 경우를 해결할 수가 있으므로 신경회로망의 하나인 Kohonen Network을 이용하여 애매한 문자를 학습하면 인식과정중에 발생하는 애매한 문자를 오인식없이 인식할 수가 있는데, 신경회로망의 입력으로는 현재 획이 입력되었을 때 이전 획과의 위치정보 및 인식과정중 이전 상태와 현재 상태를 이용한다.

표 2는 자소들의 위치정보만을 이용하여 인식할때 빈번히 오인식이 발생하는 문자들 중 초성과 중성의 잘못된 결합으로 인한 오인식을 나타내었으며, 표 3은 중성과 중성의 결합으로 인하여 다른 중성으로 인식되는 것을 나타내었다.

이와같이 자소를 구성하는 획들의 잘못된 결합으로 인한 오인식은 현재 문자뿐 아니라 연결된 다른 문자에도 크게 영향을 미쳐 오인식이 발생하므로 자소들의 올바른 인식을 위하여 현재 입력된 획이 어느 자소에 속하는 지를 아는 것이 중요하다.

표 2. 초성과 중성의 결합으로 인한 오인식

초성	중성	문자	오인식
ㄱ	ㅏ	거	ㄱ
ㄱ	ㅓ	고	ㅓ
ㄱ	ㅗ	구	ㅋ
ㄱ	ㅡ	그	ㅈ
ㄱ	ㅡ	그	ㅋ
ㄴ	ㅏ	너	ㅂ
ㄷ	ㅓ	다	ㅌ
ㄷ	ㅓ	도	ㅌ
ㄷ	ㅡ	드	ㅌ
ㄷ	ㅣ	디	ㅌ
ㅇ	ㅡ	며	ㅌ
ㅂ	ㅏ	버	ㅂ
ㅅ	ㅓ	사	ㅅ
ㅅ	ㅓ	새	ㅅ ㅈ
ㅋ	ㅣ	키	ㄱ ㅈ
ㅅ	ㅣ	씨	ㅅ ㅓ

표 3. 중성과 중성의 결합으로 인한 오인식

중성	중성	오인식
ㅡ	ㅓ	ㅌ
ㅣ	ㅈ	ㅌ
ㅣ	ㅓ	ㅂ

### III. 코호넨 네트워크

#### 3.1. 기본적인 망구조

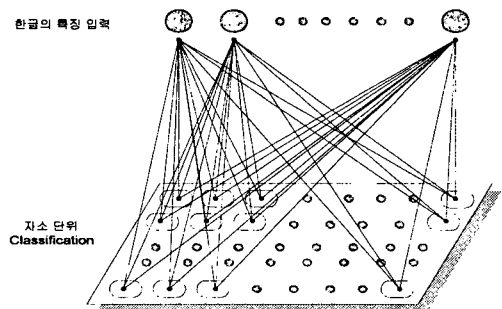


그림 4. Kohonen Network의 구조

그림 4에 나타난 Kohonen 네트워크는 여러

단계의 피드백이 아닌 단 하나의 전방향 전달을 사용하므로 구조상 수행이 상당히 빠르고 입력 데이터의 통계적 분포 변화에 코호넨 네트워크가 자동적으로 적응하므로 연속적인 학습이 가능하며, 주어진 입력 패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고 자기 스스로 학습할 수 있는 자기조직화를 통한 정확한 통계적 모델이다.

Kohonen 네트워크의 학습규칙은 식 (1)에 따라서 수행된다.

$$W_{new} = W_{old} + \alpha(X - W_{old}) \quad (1)$$

식 (1)에서  $W_{old}$ 는 조정되기 이전의 연결강도 벡터이고  $W_{new}$ 는 조정된 후의 새로운 연결강도 벡터이며,  $\alpha$ 는 학습상수이고  $X$ 는 입력패턴 벡터이다.

학습규칙은 연결강도 벡터와 입력패턴 벡터의 차이를 구한 다음 그것의 일정한 비율을 원래의 연결강도 벡터에 더하게 되므로, 승자 뉴런은 출력이 +1이 되고, 이웃한 뉴런들은 각각의 연결강도 벡터를 조정하여 입력벡터에 접근하므로 점차 범위가 줄어들게 된다. 학습과정의 진행은 승리뉴런과 일정한 범위의 이웃하는 뉴런들을 모두 학습하는데, 시간이 지나고 학습 횟수가 점차 증가하면서 이웃 뉴런들의 범위는 점차로 줄어들어 마침내는 최적화된 승리 뉴런만이 남게 된다.

승리 뉴런에 대한 Maxican hat이 감소하고 시간이 지남에 따라 점차 최적화되어가는 것을 그림 5에 나타내었다.

또한, Kohonen의 SOFM(Self-Organizing Feature Map)은 승자 뉴런과 위상적으로 이웃한 뉴런들을 함께 학습함으로써, 인간의 두뇌와 마찬가지로 유사한 입력패턴들을 인접한 출력 뉴런들 간에 기하학적인 관계로 형성시킨다.

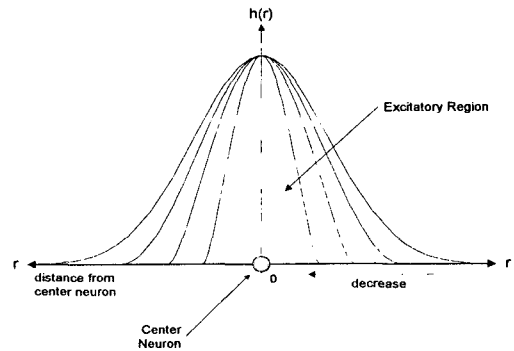


그림 5. 경쟁학습을 통한 이웃 뉴런의 감소.

이와 같이 승자뉴런 이외에도 이웃 뉴런들까지도 학습에 참여시킴으로써 가중치 벡터가 학습 패턴과 유사한 분포를 가지게 되므로, 초기 가중치 벡터의 영향을 적게 받고 더욱 안정된 학습을 진행하며, 최적화 문제 등에서 좋은 성능을 나타낸다.

따라서 Kohonen 네트워크를 이용한 한글문자의 자소는 오인식이 빈번히 발생하는 자소들로 인한 오인식을 줄이기 위해서 새로운 맵을 형성하게 되어 여러 필기자로 인한 다양한 필기체를 유동성 있게 흡수하여 인식할 수 있다.

### 3.2. 적응적인 망구조

본장에서는 입력과 출력노드들 사이의 연결강도를 적응적으로 결정할 수 있는 적응구조 자기조직화 신경회로망을 기술하였다. 초기망의 구조는  $4 \times 4$ 노드들로 구성된다. 노드  $i$ 의 가중치 벡터는  $W_i \in \mathbb{R}^n$ 에 의해 나타내어질 것이다. 연결가중치  $W_i$ 를 가지고 입력패턴  $X$ 의 정합을 위한 가장 단순한 분석적 측도는 내적  $X \cdot W_i$ 이 되며, 이것은  $X$ 와  $W_i$ 사이 유클리디언 거리(Euclidean distance)에 기초한다. 최소거리는 승자뉴런의 연결강도  $W_c$ 를 정의한다. 만약  $C$ 노드주의 이웃집합  $N_c$ 를 정의한다면  $N_c$ 내 모든 노드들의 각 학

습과정시 갱신되어진다. 여기에서  $N_c$ 의부 노드들은 좌측에 그대로 둔다. 이 이웃들은 다음에 따라서 입력된 패턴  $X$ 를 가지고 가장 잘 정합된 노드주위에 집중된다.

$$\|x - w_c\| = \min_i [\|x - w_i\|] \quad (2)$$

$N_c$ 의 반경은 시간에 따라 변할 수 있다. 좋은 전역적 순서화를 위하여  $N_c$ 를 매우 넓게 하여 시작하여야하며, 연결가중치의 갱신과정은 다음과 같다.

$$w_i(t+1) = \begin{cases} w_i(t) + \alpha(t)[x(t) - w_i(t)] & \text{if } i \in N_c(t) \\ w_i(t) & \text{if } i \notin N_c(t) \end{cases} \quad (3)$$

식 (3)에서  $\alpha(t)$ 는 학습률( $0 < \alpha(t) < 1$ )를 나타내며, 식(4)의 값에 따라 유동적으로 변화시킴으로써 학습효율을 증가 시킬 수 있다. 즉 학습률  $\alpha(t)$ 를 입력패턴( $X$ )과 승자 뉴런의 연결강도( $W_c$ )의 차를 이용하여 유동적으로 갱신함으로써, 신경회로망의 단점인 과도한 학습으로 인한 속도지연 및 국소치에 빠지는 문제를 해결할 수 있을 것으로 생각한다.

$$\alpha(t+1) = \begin{cases} e^{-(x(t)-w_j(t))^2}, & -1 \leq \delta_j \leq 1 \\ e^{|x(t)-w_j(t)|}, & -1 \geq \delta_j \text{ 또는 } 1 \leq \delta_j \end{cases} \quad (4)$$

식 (4)에서  $\delta_j$ 는 입력패턴과 연결가중치와의 오차를 나타낸다. 이 오차에 의하여 학습계수를 유동적으로 갱신함으로써 학습효율을 극대화 할 수 있다.

## IV. 실험 및 고찰

본 논문에서는 자소 분리를 위한 신경회로망으로 Kohonen 네트워크를 이용하였는데 입력 층과 출력 층으로 구성되어 있어 은닉 층(Hidden Layer)를 가지는 3층 이상의 신경회로망에 비해 빠르게 학습을 수행하고 신경회로망을 간단히 구성할 수가 있다.

Kohonen 네트워크의 입력으로는 상태테이블에서 추적된 이전 상태까지의 획 코드와 현재의 획 코드, 그리고 이전 획과 현재 획간의 시종점을 이용한 4개의 위치 정보(SS, SE, ES, EE)를 이용하였으며, 이러한 6개의 입력들을 학습하므로 오인식이 발생하는 자소들을 올바르게 분리할 수 있도록 하였다.

오인식 가능한 자소들은 학습과정을 통하여 기존의 위치정보를 이용하여 자소를 분리 인식하던 방법에 비해 다양한 필기체의 변형들을 분리해 낼 수가 있어 자소들의 잘못된 결합으로 인한 오인식을 방지하여 인식률을 향상시킨다.

Kohonen 네트워크의 경쟁학습 과정을 통하여 한글 문자의 자소는 서로 분리되어 독립된 맵을 형성하게 되므로 획들의 잘못된 결합으로 인한 오인식을 줄이게 되어 인식률을 높일 수 있다.

그림 6은 Kohonen 네트워크를 이용하여 자소를 분리한 예를 나타내었다.



오인식 : 구?  
신경망 이용 : 금

그림 6. Kohonen 네트워크를 이용한 자소 분리

오인식이 자주 발생하는 자소들을 학습시켜 독립된 맵을 생성할 때 맵의 크기를 크게 하면 자소들이 서로 겹치지 않고 맵 위에 골고루 분포하는 것을 알 수 있다.

맵은  $N \times N \times 2$  byte의 크기로 구성되었으며, 맵의 크기를 크게 하면 할수록 그만큼 많은 용량을 차지하게 되고 인식결과로는 자소의 2 바이트 정보만을 얻기 때문에 비효율적이 된다.

따라서 단순히 맵의 크기를 크게 하지 않고 적절한 크기로 맵을 생성한 후, 학습상수  $\alpha$ 를 오차에 따라 적응적으로 변경시킴으로서 최적의 연결강도를 갱신하여 효율적인 학습을 수행할 수 있다.

## V. 결론

본 논문에서는 한글의 필기체 입력 중 정자체와 획사전에 의해 정의된 획들만을 인식하도록 하였는데 이러한 제한이 없이는 획순에 의한 정보를 이용할 수 없을 뿐 아니라 시스템이 너무 커지며 오히려 오인식이 발생할 확률이 커진다.

따라서 여러 필기자의 필기 습관에 의한 애매함은 고려하지 않았으며 오인식이 빈번히 발생하는 한글의 자소들을 추출하여 이들의 잘못된 결합으로 인한 오인식을 방지하기 위해 신경회로망을 이용하여 자소들을 분리할 수 있는 맵을 형성하였다.

또한, 신경회로망의 학습에서 중요한 역할을 담당하는 학습계수를 오차에 따라 유동적으로 갱신할 수 있는 알고리즘을 적용함으로써 학습효율의 극대화를 이룰 수 있도록 하였다.

모의실험의 조건으로 동일한 정보를 가지고 추적하는 자소 조합 상태 테이블과 결합하여 오

인식이 빈번히 발생하는 자소를 분리하여 인식하였다.

모의실험 결과 본 논문에서 제안한 방법이 기존의 방법에 비하여 오인식 비율을 감소시킬 수 있었으며, 학습 횟수를 30%줄일 수 있었다.

추후 연구과제로는 자소들의 올바른 분리 인식과 인식률의 향상을 위하여 맵에 분포되어 있는 여러 출력들의 최적화를 위하여 이들 정보를 모아 또 다른 맵을 만들어 문자를 인식할 수 있도록 하는 것이다.

## 참고문헌

- [1] 홍성민의 5, "구조해석적 방법과 획사전을 이용한 온라인 문자 인식 시스템", 「제1회 문자인식워크샵 발표 논문집」, 1993, pp. 195-198
- [2] 박수성, "한영 혼용 문자인식을 위한 계층적 상태 테이블 구성 및 학습에 관한 연구", 경희대학교 대학원 석사학위 논문, 1993. 8
- [3] 나우균, "온라인 문자인식 시스템에서 한글의 자소 및 문자 분리에 관한 연구", 경희대학교 전자공학과 석사학위논문, 1995. 2.
- [4] *Windows for Pen Computing*, Microsoft Presents
- [5] "펜을 이용한 자료입력 시스템 기술개발에 관한 연구", 통상산업부, 1995
- [6] 최재혁, 남궁재찬, "모듈화된 신경망을 이용한 혼용 문서 인식시스템의 구현", 「춘계 신경망 및 퍼지시스템 Proceeding of '95 FAN」
- [7] 신봉기, 김진형, "통계적 방법에 의한 온라인 한글 필기 인식", 「제4회 한글 및 한국어

정보 처리 학술 발표 논문집], 1992

- [8] 이광형, 오길록 공저, 「퍼지 이론 및 응용」,  
홍릉과학 출판사, 1992
- [9] 정성엽, 조성원, “가변 출력층 구조의 경쟁학  
습 신경회로망을 이용한 패턴인식”, 「대한  
전자공학회지」, 제33권, B집, 제2호, 1996. 2



## A Phoneme Separation and Learning Using of Neural Network in the On-Line Character Recognition System

Bong-Hwa Hong\*

### Abstract

In this paper, a Hangul recognition system using of Kohonen Network in the phoneme separation and learning is proposed. A Hangul consists of phoneme that are consists of strokes. The phoneme recognition and separation are very important in the recognition of character. So, the phonemes which mismatching has been happened are correctly separated through the learning of neural networks. also, learning rate( $\alpha$ ) adjusted according to error, in order to solved that its decreased the number of iteration and the problem of local minimum, adaptively

Key words: Neural Network, Phoneme Separation, On-line Character

---

\* Dept. of Information Communication Eng., Kyung Hee Cyber University

