

論文96-33B-2-19

# ART-1 신경망을 이용한 온라인 한자 인식

## (On-line Recognition of Chinese Characters Based on ART-1 Neural Network)

金相均\*, 鄭鍾和\*, 金鎮煜\*, 金恒俊\*\*

(Sang Kyoon Kim, Jong Wha Jung, Jin Wook Kim, and Hang Joon Kim)

### 요 약

본 논문에서는 Adaptive Resonance Theory-1(ART-1)신경망을 이용한 새로운 온라인 한자 인식 시스템을 제안한다. 온라인 필기체 한자를 구성하는 기본 요소인 획은 다양한 변형을 포함하고 있다. 제안된 시스템은 이러한 변형을 흡수하여 효율적인 획 인식을 수행하기 위해, 분류될 획 클래스에 대한 사전 지식 없이도 자동적으로 획들을 분류할 수 있으며 또한, 학습된 패턴에 대하여 직접 접근이 가능하여 빠른 획 인식 능력을 갖춘 ART-1 신경망을 이용하였다. 문자 인식은 일반화된 문자 리스트(Generalized Character List)로 표현한 한자 데이터베이스를 이용하였다. 데이터베이스는 인식된 획정보와, 퍼지함수를 이용하여 획득한 획간 위치정보의 순서열로 구성하였다. 제안된 시스템은 교육부 지정 교육용 기초 한자 1,800자를 대상으로 한 실험에서 97.85 %의 인식률과 0.81 sec/char의 인식 속도를 보였으며, 이러한 결과는 충분히 실용화할 수 있음을 제시한다.

### Abstract

In this paper, we propose an on-line recognition system of Chinese characters using an Adaptive Resonance Theory-1(ART-1) neural network. Strokes, primitive components of Chinese characters, are usually warped into a cursive form and classifying them is very difficult. To deal with such cursive strokes, we use an ART-1 neural network that has the following advantages: (1) it automatically assembles similar patterns together to form classes in a self-organized manner; (2) it directly accesses the recognition codes corresponding to binary input patterns after self-stabilizing; (3) it doesn't tend to get trapped in local minima, or globally incorrect solutions. A database for character recognition also dynamically constructed with generalized character lists, and a new character can be included simply by adding a new sequence to the list. Character recognition is achieved by traversing the Chinese database with a sequence of recognized strokes and positional relations between the strokes. To verify the performance of the system, we tested it for 1800 daily-used basic Chinese characters in Korea, and obtained a good recognition rate of 97.85% and a speed of 0.81 second per character. This results suggest that the proposed system is pertinent to be put into practical use.

### I. 서 론

\* 學生會員, \*\* 正會員, 慶北大學校 컴퓨터工學科  
(Dept. of Computer Eng., Kyungpook Nat. Univ.)

接受日字: 1995年9月21日, 수정완료일: 1995年12月29日

최근 들어 다양하게 개발되고 있는 정보 시스템들의 주요한 관심사는 사용자의 편의를 최대한 보장하는 인터페이스에 있다. 이와 같은 추세에 따라 음성이나 온라인 입력 문자를 통한 인터페이스와 같이 간편하고

자연스러운 데이터의 입력 방법이 많은 주목을 받고 있다. 최근에는 펜을 이용한 온라인 필기체 문자 인식 분야에 대한 활발한 연구가 진행되고 있으며, 특히 한자 문화권으로 일컬어지는 중국을 포함한 한국, 일본 등지에서는 온라인 필기체 문자 인식을 한자에 적용하는 연구가 활기를 띠고 있다.

한자는 대부분 단순한 직선 모양을 가지는 획의 조합으로 구성되어 있다. 그러나, 한자 자체의 방대한 문자 집합과 각 문자에 대한 획순과 획수의 다양성과 동일 문자에 약자, 속자, 동자 등의 문자가 존재하는 등, 필기자 개개인의 다양한 필기 습관에 따라 여러 가지 문자 변형이 존재하게 된다. 이와 같은 변형의 다양성은 온라인 한자 인식 분야에 어려움을 가중시키고 있다. 따라서, 이러한 획의 변형을 흡수하여 표현할 수 있는 효율적인 인식 방법이 절실히 요구되고 있다.

현재까지의 온라인 필기체 한자 인식에 관한 연구는 정해진 표준 획순과 획수를 지켜 쓰도록 필기자에게 요구하여 필기된 문자를 인식하는 연구가 주종을 이루었다. 대표적인 예로 1980년 Odaka가 발표한 논문들을 수 있다<sup>11)</sup>. 최근 들어서는 필기 제약을 없애는 방향으로 많은 연구가 진행되고 있다. 대표적인 연구로는 획순의 변형을 허용하여 필기된 문자를 인식하는 경우<sup>12,3,4)</sup>와 획수의 변형을 허용하여 문자를 인식하는 알고리즘<sup>15,6)</sup>, 그리고 획순과 획수 모두에 관계없이 필기자에게 제약을 가하지 않은 온라인 필기체 한자를 인식하는 알고리즘<sup>17,8)</sup>에 관한 연구가 꾸준히 행해지고 있다. 방법론적으로는, 필기자 각 개인의 필기 습관에 의해 나타나는 변형을 흡수하기 위하여, 각 문자 패턴에 대하여 필기자에 따른 다양한 필기 패턴들을 표준 패턴으로 생성하고 임의의 입력 패턴에 대해 정합하여 인식하는 탄력정합<sup>19)</sup>, 이완정합<sup>14)</sup>, 동적 프로그래밍 정합<sup>10,11)</sup> 등이 제시되고 있다. 그러나 이와 같은 방법들은 실제 온라인 문자의 필기시에 발생하는 변형된 획을 효율적으로 처리하는데 상당한 부가 작업을 요구하며 많은 기억 장소와 계산량을 필요로 하기 때문에, 온라인 한자 인식에 사용할 실용적인 시스템으로 발전시키기에는 많은 어려움이 따른다.

본 논문에서는 ART-1 신경망을 이용한, 자동화된 획분류방법에 근거한 온라인 한자 인식 시스템을 제안한다. ART-1 신경망은 사전 지식 없이 경쟁 학습에 의해 자동적으로 획들을 분류하므로, 한자의 방대한 문자 집합과 필기시에 발생하게 되는 획변형을 처리하기

에 적합하다. 또한 입력 패턴을 인식할 때, 학습에 의해 분류된 표준 패턴에 대하여 직접 접근하므로 빠른 확인식이 가능하다. 문자 인식은 일반화된 문자 리스트에 의해 구성된 한자 데이터베이스를 이용한다. 이러한 한자 데이터베이스는 ART-1 신경망을 이용하여 인식된 획정보와 퍼지함수를 이용하여 획득한 획간의 위치관계정보로 구성된 순서열로 구축하였으며, 효율적인 기억 공간의 이용과 실시간 처리에 적합한 인식 속도를 보장한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장은 온라인 한자 인식 시스템의 전체적인 구조와 전처리 단계, ART-1 신경망에 대한 간략한 소개와 이를 이용한 획 인식 단계, 퍼지함수를 이용한 획간의 위치관계 표현, 일반화된 리스트로 표현한 문자 데이터베이스를 이용한 문자 인식 단계에 대해서 각각 설명한다. 제3장에서는 교육부 지정 교육용 기초 한자 1,800자를 대상으로 실험한 결과를 분석하여 제안된 시스템의 성능을 검증하고, 문제점과 가능성 등을 검토한다. 끝으로 제4장에서 결론과 향후 연구 방향에 대해 논한다.

## II. 온라인 필기 한자 인식 시스템

### 1. 전체 시스템 구성

본 논문에서 제안하는 온라인 필기체 한자 인식 시스템의 전체적인 구성은 그림 1과 같다. 전자 태블릿에서 펜을 이용하여 입력된 문자 패턴에 대해 잡음과 훅(Hook), 중복점 등을 제거하는 전처리를 행한 후 방향 벡터를 이용한 특징점 추출을 통해 ART-1 신경망에 적합한 입력을 생성한다. 이를 ART-1 신경망에 적용시켜 획 인식 과정을 거친다. 이후 인식된 획간의 위치관계를 퍼지함수를 이용하여 인식한 다음, 인식된 획과 위치 정보의 순서열로 표현된 입력 문자를 일반화된 문자 리스트로 동적으로 구성된 한자 데이터베이스를 이용하여 인식한다.

### 2. 전처리와 특징벡터의 추출

온라인 한자 입력 획은 필기시 태블릿의 절대 좌표(x,y)의 순서쌍으로 이루어진다. 입력 획은 필기자의 필기 습관과 잡음 등에 의해 변형과 왜곡을 포함하며, 이는 문자 오인식의 요인이 된다. 이런 오류를 최소화하고 안정된 획을 추출하기 위해 적절한 전처리 과정을 거친다.

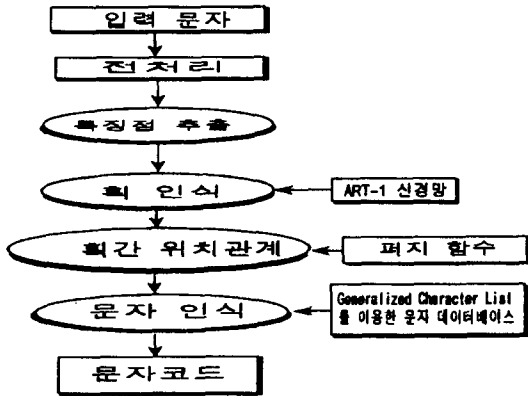


그림 1. 온라인 필기 한자 인식 시스템의 전체 구성도

Fig. 1. The overall structure of the system.

필기시 대표적 오류인 혹은 불규칙한 펜의 떨림과 필기자들의 필기습관등에 의해 생겨나게 되며, 특히 획의 시작 부분과 끝부분에서 매우 짧고 급격한 방향의 전환에 의해 대부분 발생한다. 이에 따라 문자 전체의 크기에 비례한 임계값 이하로 샘플링된, 획과 무관한 혹은 제거했다.

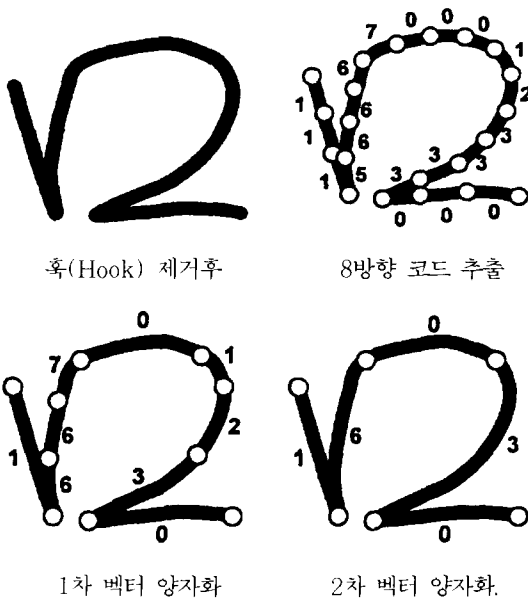


그림 2. 특징 벡터 추출 과정  
Fig. 2. Feature vector extraction.

그림 2는 특징 벡터의 추출 과정을 보여준다. 필기시 발생한 떨림, 필기 습관에 의해 생성된 혹은, 그리고 잡음 등을 제거하는 전처리 과정을 거쳐 샘플링된 좌

표의 순서쌍을 8-방향 코드로 변환시킨 후 1, 2 차 벡터 양자화를 이용한 특징 벡터 추출법에 의해서 최적의 특징점을 추출한다<sup>[12,13]</sup>.

3. 획 인식(Stroke Recognition)

1) ART-1 신경망

ART 신경망은 이미 학습한 패턴을 지우지 않으면서 새로운 패턴을 학습하기 위해 필요한 적응성을 유지할 수 있는 Carpenter와 Grossberg에 의해 개발된 인공 신경망이다. 본 연구에 사용된 ART-1 신경망은 이진 패턴을 입력으로 한 비지도 학습 신경망으로, 기존의 BP학습알고리즘을 사용하는 다층퍼셉트론과 같은 지도 학습 신경망과는 달리, 학습시 분류될 그룹에 대한 사전 지식을 필요로 하지 않는 장점을 가지고 있다. 또한 ART-1 신경망은 입력으로 들어오는 최대 패턴의 수만큼의 반복적인 학습으로 자기안정화(Self-Stabilize)되는 특성을 가지고 있으며, 획 인식 과정에서 이미 학습된 대표 획 패턴으로의 직접 접근이 가능하기 때문에 인식 속도 면에서 장점을 가지게 된다. 아래의 그림 3은 일반적인 ART-1 신경망 모델의 구조를 보여준다.

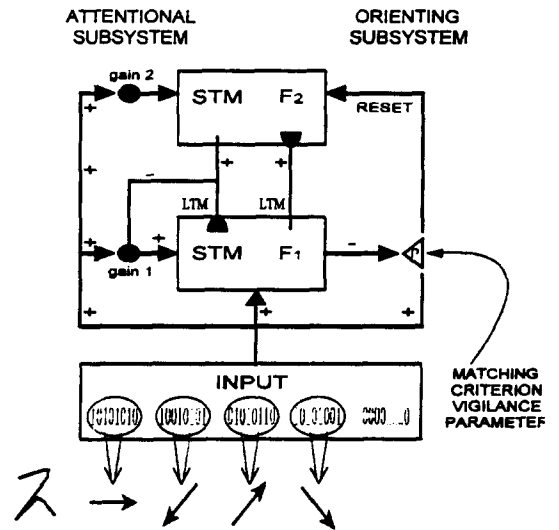


그림 3. ART-1 신경망 모델  
Fig. 3. The typical ART-1 architecture.

그림 3에서 보는 바와 같이 ART-1 신경망은 두 개의 서브 시스템 즉, 주의(attention)와 적응(orienting)서브 시스템으로 이루어져 있다. ART 신경망의 구조는 안정성과 적응성의 문제(stability-plasticity

dilemma)를 해결하기 위해서 고안되었고, 이 문제는 함수적으로 보수적인 관계를 갖는 두 개의 서브 시스템간의 상호작용에 의해 해결된다. 주의 서브 시스템은 학습한 패턴과 유사한 입력에 대하여 반응을 하고 안정된 내부 표현을 유지한다. 그러나 유사성이 없는 입력 패턴에 적응적으로 반응하여 새로운 카테고리를 생성하지는 못한다. 적응 서브 시스템은 유사성이 없는 패턴이 입력될 경우 주의 서브 시스템을 차단시킨다. 따라서 ART-1 모델은 새로운 입력 패턴과 기존의 기억된 패턴간의 유사도에 따라 기존의 카테고리를 학습하거나 새로운 카테고리의 생성 여부를 결정한다. 기존의 신경망 모델들은 학습을 많이 하면 할 수록 내부 표현이 복잡해져, 결국은 불안정 상태에 이르게 되는데 반해 ART 신경망 모델은 내부 표현이 복잡함에도 불구하고 안정성-적응성 문제에서 균형을 유지하게 되며, 다양한 이진 입력 형태와 크기에 상관없이 처리가 가능하다<sup>[14]</sup>.

2) ART-1 회분류기

본 연구에서 사용된 ART-1 신경망 모델은 이진 패턴만을 입력으로 받아들이기 때문에, 특징 벡터 추출법에 의한 특징점들의 8-방향 코드들은 표 1의 규칙에 따라 이진 입력으로 변환된다. 이 규칙을 적용하여 방향 코드들을 이진 입력 패턴으로 변환한 목적은 변환된 이진 입력 방향 코드들이 일관된 거리를 유지하도록 하기 위해서이다. 즉, 인접하고 있는 방향코드간의 거리는 짧게하고, 멀리 떨어져있는 방향들간의 거리는 길게되도록 정의하였다. 회분류기에서 사용된 ART-1 신경망은 120 개의 입력으로 구성하였으며, 이진 입력 패턴의 크기는 120 이다. 선택된 특징점들간의 방향성을 나타내는 코드들은 위의 규칙에 따라 이진 입력 데이터로 변환되고, 120개로 정해진 이진입력을 생성하기 위해 나머지 부분을 '0'으로 채운다<sup>[15]</sup>.

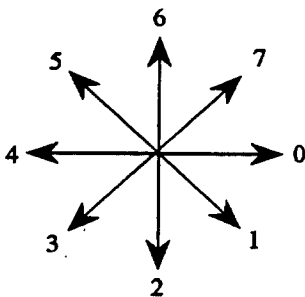


그림 4. 8-방향 코드  
Fig. 4. Eight direction codes.

표 1. 이진 입력 패턴  
Table 1. Binary input patterns.

Code	Binary Input
0	1 0 1 0 1 0 1 0
1	1 0 1 0 1 0 0 1
2	1 0 1 0 0 1 0 1
3	1 0 0 1 0 1 0 1
4	0 1 0 1 0 1 0 1
5	0 1 0 1 0 1 1 0
6	0 1 0 1 1 0 1 0
7	0 1 1 0 1 0 1 0

입력된 회분류기 패턴에 대해 ART-1 회분류기는 정의된 경계인수(vigilance parameter)를 사용하여 기존의 학습된 패턴과 입력 패턴간의 일치 정도를 판별한다. 이에 따라 입력 패턴들은 이미 기억된 패턴으로 학습되거나 새로운 패턴으로 분류하게 된다. 여기서 경계인수는 그 값이 커질수록 세밀한 분류를 하게되며, 작아질수록 개괄적인 분류를 하게 된다. 회분류기에 사용될 대표 패턴을 생성하기 위한 학습과정은 학습 데이터셋트를 반복적으로 ART-1 신경망에 적용하여 새롭게 생성되는 패턴이 더 이상 존재하지 않을 때까지 반복해서 수행하는 과정을 거친다.

4. 회간의 위치 관계

하나의 문자를 인식한 회들의 순서열만으로 표현하면 회 번호의 순서가 같고 모양이 다른 유사 문자들을 구별할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 한 문자를 회번호와 회간의 위치 관계의 순서열로 표현하여 인식에 사용한다. 한자는 한글의 구조보다 조금 더 복잡하기 때문에 상, 하, 좌, 우의 네 가지 방향만으로 정확한 표현을 하기가 어렵다<sup>[16]</sup>. 이런 복잡한 한자의 위치 관계를 상(U), 하(D), 좌(L), 우(R) 외에 교차(C)를 포함한 5가지 표현을 사용하여 나타내었다. 그러나 이러한 위치 관계의 표현들은 기존의 정해진 명확한 규칙들로 나타내기에는 모호한 성질이 있다. 이런 모호성을 표현하기 위해 퍼지 소속 함수를 사용하였다. 위치 관계를 나타내는 퍼지 소속 함수의 파라미터로는 이전 회와 현재 회간의 각도( $\theta$ )와 거리( $D_s$ )를 사용한다. 이 두 값은 그림 5와 같이 회의 최좌점( $Lx_i$ ), 최우점( $Rx_i$ ), 최상점( $Ty_i$ ), 최하점( $By_i$ ) 그리고 MBR (Minimum Boundary Rectangle)의 중심점( $Cx_i, Cy_i$ )

의 5개의 점을 이용하여 구한다. 각도에 의해서는 L1, R1, D1, U1, C1의 퍼지값이 구해지고, 중심점간의 거리에 의해서는 L2, R2, D2, U2, C2의 퍼지값이 구해진다. 두 획간의 위치관계를 구하기 위한 역퍼지화 과정은, 각도와 거리에 의한 각 퍼지값의 평균인  $F_R$ ,  $F_L$ ,  $F_U$ ,  $F_D$ ,  $F_C$  중 최대값을 두 획간의 위치관계로 선택했으며, 그림 6(g)에서 그림 5의 '슴'자를 예로 들어 위치관계 추출 과정을 보였다.

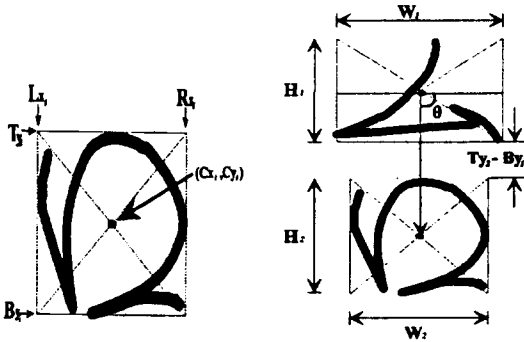
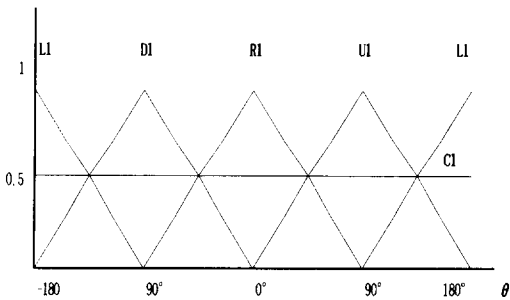
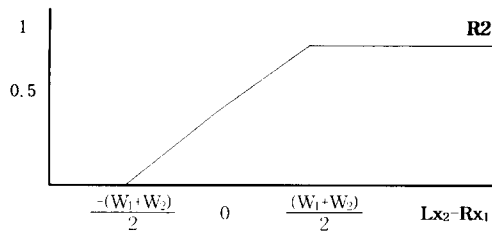


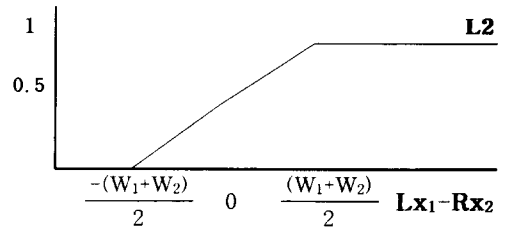
그림 5. 퍼지 소속 함수에 사용되는 특징점  
Fig. 5. Features used in fuzzy membership function.



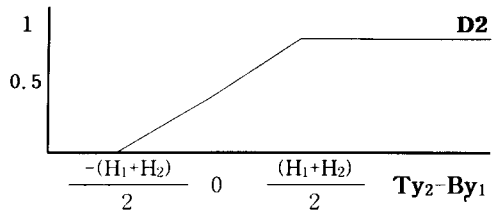
(a) 각도( $\theta$ )에 의한 퍼지함수  
(a) fuzzy functions by  $\theta$ .



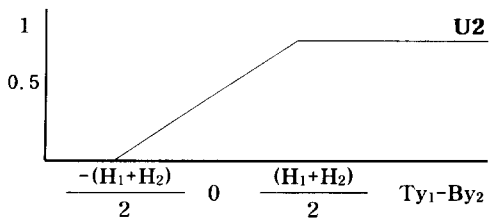
(b) 거리에 의한 우향성분을 위한 퍼지함수  
(b) fuzzy functions by distance for the right position.



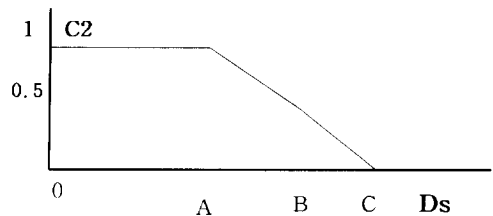
(c) 거리에 의한 좌향성분을 위한 퍼지함수  
(c) fuzzy functions by distance for the left position.



(d) 거리에 의한 하향성분을 위한 퍼지함수  
(d) fuzzy functions by distance for the down position.



(e) 거리에 의한 상향성분을 위한 퍼지함수  
(e) fuzzy functions by distance for the up position.



$$A = \frac{\sqrt{\text{Min}(H_1, H_2)^2 + \text{Min}(W_1, W_2)^2}}{2}$$

$$B = \frac{\sqrt{\left(\frac{H_1 + H_2}{2}\right)^2 + \left(\frac{W_1 + W_2}{2}\right)^2}}{2}$$

$$C = \frac{\sqrt{\text{Max}(H_1, H_2)^2 + \text{Max}(W_1, W_2)^2}}{2}$$

$$D_s = \sqrt{(Cx_2 - Cx_1)^2 + (Cy_2 - Cy_1)^2}$$

- (f) 거리에 의한 교차성분을 위한 퍼지함수
- (f) fuzzy functions by distance for the cross position.

Angle $\theta = 90^\circ$	Distance	
C1 = 0.50	C2 = 0.06	F <sub>C</sub> = 0.28
L1 = 0.01	L2 = 0.03	F <sub>L</sub> = 0.02
R1 = 0.02	R2 = 0.05	F <sub>R</sub> = 0.03
U1 = 0.00	U2 = 0.00	F <sub>U</sub> = 0.00
D1 = 0.99	D2 = 1.00	F <sub>D</sub> = 0.99

- (g) 위치관계 계산
- (g) A computing positional relation.

그림 6. 위치관계계산을 위한 퍼지함수 및 추출과정  
Fig. 6. Fuzzy membership functions for positional relation and a calculation.

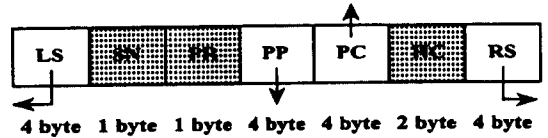
5. 문자 인식

문자 인식은 획 인식 단계에서 인식된 획과 획간의 위치 관계로 표현한 문자를 문자 데이터베이스에서 동일한 혹은 가장 유사한 문자를 찾음으로써 이루어진다. 본 논문에서는 획과 획간의 위치 관계 표현되는 문자 데이터베이스를 일반화된 문자 리스트를 이용하여 동적으로 구성하였다<sup>17)</sup>. 이 문자 데이터베이스의 리스트는 일반화된 연결 리스트 형태로써 좌우 노드간에는 OR 관계를, 상하 노드간에는 AND 관계를 나타낸다. 즉 동일한 코드를 갖는 문자에 대한 서로 다른 입력 순서를 좌우에 나타내고, 문자의 동일한 입력 순서를 상하에 나타낸다. 이와 같은 형태의 문자 리스트의 이용으로 서로 다른 문자가 같은 경로를 공유할 수 있으므로 저장 공간을 효율적으로 사용할 수 있으며 실시간 처리에 적합한 빠른 인식 속도를 보장한다. 그림 7의 (a)는 문자 리스트의 노드 구조를 나타내며, (b)는 '古'자를 일반화된 문자 리스트를 이용하여 표현한 예이다. 예에서 노드의 요소중 획번호(SN)에 해당하는 항목은 가시성을 높이기 위해 상응하는 획모양으로 표현하였다.

III. 실험 결과 및 분석

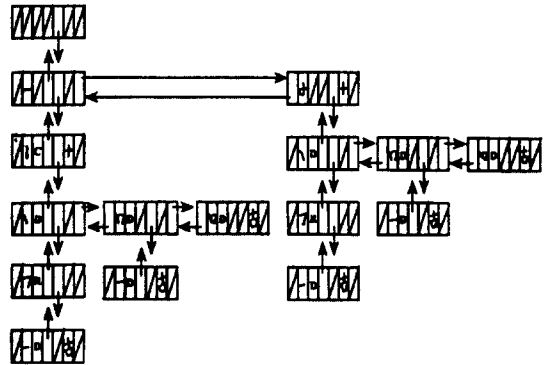
제안된 시스템의 성능을 검증하기 위해서, 교육부 지정 교육용 기초 한자 1,800자를 40명의 필기자가 각 세트당 4명이 450자씩 필기한 1,800자의 총 12세트의

21,600자에 대하여 실험하였다.



LS : Left Sibling      RS : Right Sibling  
PP : Point to a Parent    PC : Point to a Child  
SN : Stroke Number      PR : Positional Relation  
HC : Character Code

- (a) 노드 구조
- (a) The structure of node.



- (b) '古'자를 일반화된 문자 리스트로 표현한 예
- (b) A generalized character list of '古'.

그림 7. 한자 인식에 필요한 문자 데이터베이스를 구성하는 일반화된 문자 리스트의 구조

Fig. 7. The structure of generalized character list for Chinese database.

시스템은 IBM PC Pentium-75 상에서 C언어로 구현하였고, 입력 장치로 WACOM HD-648A 태블릿을 이용하였다. 글자세트중 임의의 7세트로부터 추출한 100,000여개의 샘플획을 획분류를 위한 ART-1 신경망의 학습데이터로 이용하였으며, 나머지 5세트의 획들은 테스트데이터로 사용하였다. ART-1 신경망의 학습과정에서 경계 인수에 따라 여러가지 유형의 그룹이 생성되었다. 성공적으로 분류된 그룹 생성을 위해서는 최적의 경계 인수 선택이 필수적이기 때문에 경계 인수를 변화시키면서 획분류 실험을 행하였다. 경계 인수의 조절을 통해 분류된 그룹수의 변화를 그림 8에서 보여주고 있다. ART-1 신경망을 통해 경계 인수 0.7과 0.8일 때 분류된 대표 획의 모양은 그림 9의 (a), (b)에 각각 나타내었다.

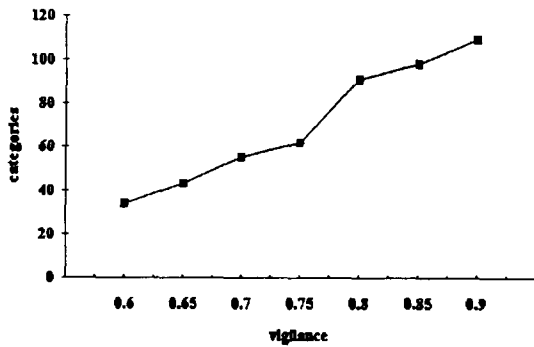


그림 8. 경계값 변화에 따라 분류된 그룹수  
Fig. 8. The number of categories with vigilance.

본 논문에서 제안된 한자 인식 시스템중 획 분류기 및 인식기로 사용되는 ART-1 신경망의 최적의 경계인수는 실험을 통하여 0.8 일 때 가장 이상적인 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있었으며, 그 결과는 표 2에 기술하였다. 획 분류시, 임의의 입력획이 다른 그룹으로 분류되어야 하는데, 경계인수의 값이 작기 때문에 동질성이 떨어지는 어떤 그룹에 포함되었을 때, 그리고 입력획이 기존의 그룹에 포함되어야 하는데 경계인수의 값이 크기 때문에 새로운 그룹을 형성하였을 때, 이러한 획들은 잘못 분류된 획으로 간주하였다.

표 2. ART-1 신경망을 이용한 획 분류 결과  
Table 2. Correct classification rate of strokes.

경계 인수	0.6	0.7	0.8	0.9
분류된 그룹수	34	55	91	111
분류율	87.3%	95.4%	99.3%	93.2%

표 3. 문자 인식 결과  
Table 3. Recognition rate of characters.

실험 대상	글자수	정인식	오인식	기각	인식률
학습용	12,600 자	12,548 자	57 자	0 자	99.54%
테스트용	9,000 자	8,589 자	148 자	263 자	95.43%

문자 인식 실험에서의 인식률은 표 3에 나타내었다. 학습용 문자에 대한 인식률은 99.54%, 테스트용 문자에 대한 인식률은 95.43%. 평균 인식률은 97.85%였다. 그리고 평균 인식 시간은 0.81sec/char였다.

stroke number	stroke shape	frequency rate	stroke number	stroke shape	frequency rate	stroke number	stroke shape	frequency rate
1	一	28.0	2	ㄱ	0.01	3	丨	14.9
4	ノ	5.72	5	ㄴ	1.36	6	ㄷ	2.06
7	ㄹ	1.04	8	ㅁ	3.0	9	ㅂ	1.9
10	ㅋ	0.1	11	ㅇ	1.5	12	ㅅ	1.7
13	ㅌ	0.8	14	ㅊ	1.7	15	ㅍ	1.3
16	ㅊ	0.36	17	ㅋ	0.36	18	ㅌ	0.06
19	ㅌ	0.5	20	ㅍ	0.32	21	ㅊ	0.06
22	ㅍ	0.74	23	ㅊ	0.06	24	ㅌ	0.42
25	ㅊ	1.72	26	ㅌ	0.26	27	ㅍ	0.01
28	ㅌ	0.36	29	ㅍ	0.28	30	ㅊ	0.66
31	ㅊ	0.02	32	ㅌ	0.06	33	ㅍ	0.16
34	ㅌ	0.04	35	ㅍ	0.02	36	ㅊ	0.06
37	ㅊ	0.18	38	ㅌ	0.46	39	ㅍ	0.70
40	ㅌ	0.02	41	ㅍ	0.28	42	ㅊ	1.28
43	ㅊ	0.48	44	ㅌ	0.51	45	ㅍ	1.54
46	ㅌ	0.02	47	ㅍ	0.3	48	ㅊ	2.06
49	ㅊ	3.46	50	ㅌ	10.44	51	ㅍ	1.86
52	ㅌ	0.36	53	ㅍ	0.06	54	ㅊ	1.04
55	ㅊ	0.14						

(a)

stroke number	stroke shape	frequency rate	stroke number	stroke shape	frequency rate	stroke number	stroke shape	frequency rate
1	一	12.86	2	一	28.0	3	丨	0.04
4	ノ	17.4	5	ノ	6.42	6	ㄷ	0.04
7	ㄹ	1.14	8	ㄴ	1.0	9	ㅂ	0.82
10	ㅋ	0.04	11	ㅇ	3.06	12	ㅅ	0.28
13	ㅌ	0.50	14	ㅊ	3.04	15	ㅍ	0.30
16	ㅊ	0.44	17	ㅋ	0.10	18	ㅌ	0.74
19	ㅌ	0.20	20	ㅍ	0.46	21	ㅊ	0.12
22	ㅍ	0.30	23	ㅊ	0.08	24	ㅌ	3.46
25	ㅊ	1.80	26	ㅌ	0.36	27	ㅍ	0.10
28	ㅌ	0.28	29	ㅍ	0.50	30	ㅊ	0.14
31	ㅊ	0.22	32	ㅌ	0.04	33	ㅍ	0.06
34	ㅌ	0.70	35	ㅍ	0.72	36	ㅊ	1.72
37	ㅊ	0.16	38	ㅌ	0.10	39	ㅍ	0.04
40	ㅌ	0.10	41	ㅍ	0.36	42	ㅊ	0.20
43	ㅊ	0.14	44	ㅌ	0.46	45	ㅍ	1.04
46	ㅌ	0.04	47	ㅍ	0.06	48	ㅊ	1.10
49	ㅊ	0.06	50	ㅌ	1.0	51	ㅍ	0.6
52	ㅌ	0.04	53	ㅍ	1.86	54	ㅊ	2.74
55	ㅊ	0.04	56	ㅌ	0.02	57	ㅍ	1.10
58	ㅌ	0.02	59	ㅍ	0.00	60	ㅊ	0.36
61	ㅊ	0.16	62	ㅌ	0.10	63	ㅍ	0.20
64	ㅌ	0.10	65	ㅍ	0.20	66	ㅊ	0.10
67	ㅊ	0.24	68	ㅌ	0.14	69	ㅍ	0.02
70	ㅌ	0.02	71	ㅍ	0.14	72	ㅊ	0.06
73	ㅊ	0.36	74	ㅌ	0.08	75	ㅍ	0.02
76	ㅌ	0.04	77	ㅍ	0.34	78	ㅊ	0.06
79	ㅊ	0.04	80	ㅌ	0.06	81	ㅍ	0.02
82	ㅌ	0.12	83	ㅍ	0.02	84	ㅊ	0.20
85	ㅊ	0.06	86	ㅌ	0.02	87	ㅍ	0.02
88	ㅌ	0.06	89	ㅍ	0.06	90	ㅊ	0.14
91	ㅊ	0.02						

(b)

그림 9. 경계 인수( $\rho$ )에 따라 자동 분류된 획  
(a) 경계값( $\rho$ )=0.7 일 때 분류된 획  
(b) 경계값( $\rho$ )=0.8 일 때 분류된 획  
Fig. 9. Categories with Vigilance.  
(a) Categories when  $\rho=0.7$ .  
(b) Categories when the  $\rho=0.8$ .

오인식과 기각의 인식 오류를 유발시키는 원인은 비 학습 문자패턴에 의한 인식 오류와 필기자의 필기미숙에 의한 비정상적 문자 인식 오류, 모호한 문자 인식 오류 등으로 요약할 수 있다. 먼저 비학습 문자 패턴에 의한 인식 오류에서는 학습된 문자의 수가 충분치 못한 상태이거나 필기자가 정상적이고, 일반적이지 않은 필기를 할 경우 발생할 수 있다. 따라서, 인식 방법에 의해 발생하는 오류가 아니기 때문에 학습된 문자수를 늘임에 따라서 간단히 해결될 수 있다. 필기미숙에 의한 인식 오류는 필기구의 사용에 익숙지 않은 사용자가 필기하려는 획과 다른 획을 생성할 경우 발생한다. 특히 과도한 획과 끊어진 획을 많이 포함하는 입력 문자 인식에 오류가 발생함을 알 수 있었다. 이러한 오류는 필기자의 필기 초기의 문자들에서 나타나고 필기가 진행됨에 따라 감소하였다. 따라서 일정 시간 필기해본 경험이 있는 필기자의 경우에는 이러한 문제는 거의 발생하지 않았다. 마지막으로 모호한 문자에 의한 오류가 있는데 예를 들면, "甲", "申", "由"자와 같이 유사한 획모양과 획순을 가진, 구분이 모호한 문자 인식에 어려움이 있었다. 그림 10에 언급한 오류에 해당하는 문자들을 예시하였으며, 표 4는 인식 오류유형에 따른 문자수와 그 비율이다. 그리고 그림 11은 실험에 사용된 필기 한자의 예이며, 그림 12는 구현한 온라인 한자 인식 시스템을 보여준다.

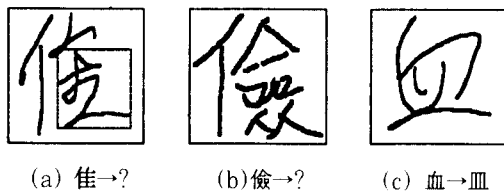


그림 10. 인식오류 유형별 문자의 예  
Fig. 10. Example of recognition error.

표 4. 오류유형에 따른 비율  
Table 4. Relative ratio of error types.

인식어러 종류	어러 문자수(자)	비 율(%)
비학습 문자	312	75.91
필기 미숙	38	9.24
모호한 문자	61	14.84
합 계	411	100.00

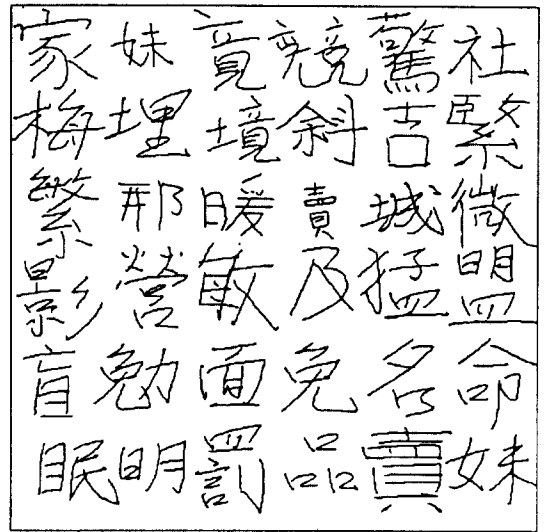


그림 11. 인식 실험에 사용된 한자들  
Fig. 11. Sample test characters.



그림 12. 온라인 필기 한자 인식 시스템의 구현  
Fig. 12. An implementation of the system.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 ART-1 신경망을 사용한 온라인 한자 인식 시스템을 제안하였다. 자동적인 획분류와 학습패턴에 대한 직접 접근이 가능한 ART-1 신경망을 이용하여 획을 인식하였다. 그리고 문자인식은 분류된 대표 획과 그 획간의 위치 정보를 지닌, 일반화된 문자 리스트 구조의 한자 데이터베이스를 이용하였다. 제안된 방



법의 성능을 검증하기 위해 실험한 결과, 제안된 시스템이 온라인 필기체 한자 인식에 효과적이며, 기존의 방법에 비해서 실용적임을 알 수 있었다.

본 논문에서 제안한 온라인 한자 인식 시스템의 장점은, ART-1 신경망의 도입으로 사전 정보 없이 자동화된 획분류가 가능하기 때문에 온라인 한자의 방대한 획 변형에 효율적으로 대처할 수 있다는 점과, 학습된 패턴에 대한 직접 접근이 가능하기 때문에 빠른 획 인식이 가능한 점이다. 또한 획순 및 획수의 변형 면에서 문자를 인식된 획과 획간의 위치 관계 퍼지함수를 이용하여 나타내므로 획수나 획순의 변형에 관계없이 모든 문자를 표현할 수 있다. 그리고 획과 획간의 위치 관계를 일반화된 문자 리스트로 표현한 문자 데이터베이스를 이용하기 때문에 저장 공간과 인식 속도 면에서도 충분한 이점을 가지게 된다.

앞으로의 연구 방향은, 제안한 인식 기법이 정확한 확인식이 전제되었을 때 우수한 문자 인식 결과를 보이기 때문에 실제 문자에서 잡음이나 왜곡에 의해 끊어지거나 뭉쳐진 획을 추출할 수 있는 보다 강력한 전처리 기법의 연구와 또한, 모호한 몇몇 문자 클래스에 대한 부가적인 인식 알고리즘의 연구이다. 또한 교육용 기초 한자 1,800자보다 더 많은 한자 전체 집합 50,000여자에 대하여 확장 적용하고, 거기에 따른 보다 효율적인 데이터베이스 구축 방법의 연구에 있다.

#### 참 고 문 헌

- [1] K. Odaka, H. Arakawa, and I. Masuda, "On-line recognition of handwritten characters by approximating each stroke with several points," *Trans. Inst. Electron. Commum. Eng. Japan*, vol. J63-D, pp. 153-160, 1980.
- [2] K. Odaka, H. Arakawa, and I. Masuda, "On-line recognition of handwritten characters by approximating each stroke with several points," *IEEE Trans. System, Man and Cybernetics*, vol. SMC=12, no. 6, pp. 898-903, 1982.
- [3] Y.-J. Liu and J.-W. Tai, "A method of line segment ordering by character structure for on-line handwritten Chinese character recognition," *Chinese Journal of Automation*, vol. 1, no. 1, pp. 55-64, 1989.
- [4] 김기철, 이성환, "이완 정합을 이용한 획순에 무관하게 흘러 쓴 한자의 온라인 인식," 한국정보과학회 논문지, 제22권 제3호, pp. 423-430, 1995. 3
- [5] S.-I Hanaki and T. Yamazaki, "On-line recognition of handprinted Kanji characters," *Pattern Recognition*, vol. 12, no. 6, pp. 421-429, 1980.
- [6] K. Ikeda, T. Yamamura, Y. Mitamura, S. Fujiwara, Y. Tominaga, and T. Kiyono, "On-line recognition of hand-written characters utilizing positional and stroke vector sequences," *Pattern Recognition*, vol. 13, no. 3, pp. 191-206, 1981.
- [7] T. Wakahara and M. Umeda, "Stroke-number and stroke-order free on-line character recognition by selective linkage method," in *Proc. 1983 Int. Conf. on Text Processing with a Large Character Set, Tokyo, Japan*, pp. 157-16, 1983.
- [8] T. Wakahara and M. Umeda, "On-line cursive script recognition using stroke linkage rules," in *Proc. 7th Int. Conf. on Pattern Recognition, Montreal, Canada*, pp. 1065-106, 1984.
- [9] 박희선, 이성환 "효과적인 대 분류와 탄력 정합을 이용한 흘러 쓴 한자 온라인 인식 시스템," 정보과학회논문지, 제20권 제9호, pp. 1309-1319, 1993. 9
- [10] C. -K. Lin, K. -C. Fan, and F. T. -P. Lee, "On-line recognition by deviation-expansion model and dynamic programming matching," *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 2, pp. 259-268, 1993.
- [11] 이 회동, 김 태균, T. Agui, M. Nakajima, "확장된 DP 매칭법에 의한 흘림체 한글 온라인 인식," 대한 전자공학회 논문지, 제15권 제

- 3호, pp. 29-37, 1989. 1
- [12] Jin Wook Kim, Jong Wha Jung, Min Ho Park, and Hang Joon Kim. "On-line Chinese character recognition using ART based stroke classification," in *Proc. JTC-CSCC'95*, pp. 73-76, 1995.
- [13] Jin Wook Kim, Kee Chul Jung, Sang Kyoon Kim, and Hang Joon Kim, "Shape classification of on-line Chinese character strokes using ART-1 neural network," *WCNN' 95*, Vol 2, pp. II-191-II-194, 1995.
- [14] G. A. Carpenter and S. Grossberg. "A massively parallel architecture for a self organizing neural pattern recognition machine," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 37:54-115, 1987.
- [15] 정중화, 김진욱, 박민호, 김항준, "ART 신경망을 이용한 온라인 한자 획 분류," 한국정보과학회 봄학술 발표논문집 제22호 제1권, pp. 1029-1032, 1995. 4
- [16] P. K. Kim, J. Y. Yang, and H. J. Kim, "On-line cursive Korean character recognition using extended primitive strokes," in *Proc. The 3rd Pacific Rim International Conference on A.I.(PRICAI)*, pp. 816-821, 1994.
- [17] Ellis Horowitz et. al, *Data structures in Pascal*, Computer science press, pp. 145-160, 1987.

저 자 소 개



金相均(學生會員)  
1965년 8월 16일생. 1991년 8월 경북대학교 통계학과 학사학위 취득. 1994년 2월 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사학위 취득. 1994년 3월 ~ 현재 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정 재학중

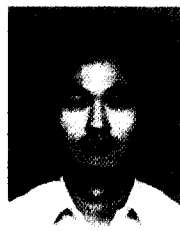
정 재학중



鄭鍾和(學生會員)  
1971년 9월 5일생. 1995년 2월 경북대학교 컴퓨터공학과 학사학위 취득. 1995년 3월 ~ 현재 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사과정 재학중



金鎭煜(學生會員)  
1972년 1월 2일생. 1994년 2월 경북대학교 컴퓨터공학과 학사학위 취득. 1994년 3월 ~ 현재 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사과정 재학중



金恒俊(正會員)  
1954년 12월 30일생. 1977년 2월 서울대학교 전기공학과 학사학위 취득. 1979년 2월 KAIST 전기 및 전자 석사학위 취득. 1980년 ~ 현재 경북대학교 컴퓨터공학과 교수. 주관심분야는

인공지능, 문자인식, 음성인식, 병렬처리, 컴퓨터 구조 등임.