
인지이론과 ART 신경회로망에 기반한 한글 문자 분류 모델

Hangeul Character Classification Model Based on Cognitive Theory and ART Neural Network

장재혁*, 박종양**, 박재흥***

경상대학교 컴퓨터과학과*, 경상대학교 통계정보학과**, 경상대학교 컴퓨터과학과***

Jae-Hyuk Jang(speed_300@hanmail.net)*, Joong-Yang Park(joonyang@nongae.gsnu.ac.kr)**,

Jae-Heung Park(pjh@nongae.gsnu.ac.kr)***

요약

본 논문에서는 ART 신경회로망의 성능을 개선하기 위해, 불필요한 클러스터의 생성과 변화를 억제하여 효율적인 패턴 분류가 가능하도록 하는 학습 알고리즘을 제안한다. 또한, 패턴 분류의 정확성을 향상시키기 위해 한글의 구조적 특징을 이용한 위치추출 알고리즘을 적용하였다. 제안하는 학습 알고리즘은 현재 학습되는 패턴과 최초 패턴간의 일치도를 비교한 후 리셋 시스템을 작동케 한다. 그 결과, 신경회로망은 이미 입력되었던 패턴이 다시 입력되어도 새로운 클러스터의 생성을 방지하여 오인식율을 줄이게 된다.

■ 중심어 : | ART 신경회로망 | 인지이론 | 단기 기억 | 한글 구조 |

Abstract

In this paper, we propose a new training algorithm for improving pattern classification performance of ART neural network. The proposed train algorithm restricts unnecessary cluster generation and transition, applies the location extraction algorithm, and operates the reset system based on the agreement between the present learning pattern and the initial pattern.

As a result, repetitive input of a pattern does not generate a new cluster and mis-recognition rate decreases.

■ Keyword : | ART Neural Network | Cognitive theory | Short-term Memory | Structure of Hangeul |

I. 서론

인간의 뇌는 대량의 복잡한 데이터를 효율적으로 처리할 수 있을 뿐 아니라 외부의 자극이나 환경에 맞도록 자신을 변화시킬 수 있는 자기 구성적인 학습 능력을 갖고 있다. 또한 인간의 뇌는 연상, 추론, 인식 등 지

적인지 기능도 가지고 있다. 그러나 컴퓨터는 수치계산이나 정보의 저장 등 잘 정의된 업무 처리에 있어서는 상상을 초월할 정도의 비약적인 발전을 이루었지만 연상, 추론, 인식 등 인간이 비교적 쉽게 처리하는 소위 지적인지 분야의 처리에 있어서는 아직도 많이 부족한 면이 있다[1].

본 논문에서는 이러한 부족한 면을 ART 신경회로망 측면에서의 인식 방법에 인간의 정보인지 과정을 응용하여 그 해법을 찾으려 하였다.

ART(Adaptive Resonance Theory) 신경회로망은 이미 배웠던 학습을 지우지 않으면서 새로운 학습을 할 수 있는 안정성과 적응성을 가진 신경회로망 모델이다. 그러나, ART 신경회로망은 증가분류 알고리즘을 사용하여 동작함으로써 하향틀(Top-Down template)의 변화가 자주 발생하게 되어 한번 학습한 패턴에 대한 새로운 클러스터의 생성이 빈번하게 발생하기 때문에, 그 인식 효율이 떨어진대[2][3]. 따라서 학습 및 인식율의 개선을 위해서는 불필요한 클러스터의 생성을 제한할 수 있는 방법이 필요하다. 제한된 시스템은 인간의 정보 인지 과정을 신경망에 응용하여, 기 입력되었던 패턴의 재입력시 새로운 클러스터의 생성을 방지하여 비교적 반응속도가 빠른 인식이 가능하도록 구성하였다. 또한 문자인식 효율을 높이기 위해 문자의 유형분류에 중점하고, 각 문자의 특징추출을 위한 위치추출 알고리즘과 문자열 연결요소를 사용하여 문자열의 인식에 적용할 수 있도록 구성하여 제시하였다.

II. 한글구조의 특징과 문자열

1. 한글구조의 특징

한글은 자소들이 모여서 구성된 조합문자로, 기본자모 24자(단자음 14자, 단모음 10자)가 조합되어 초성, 중성, 종성을 가진다. 한글의 6형식은 초성, 중성, 종성의 배치에 따라 분류되어 있다. 한글의 무게 중심은 모음, 즉 종모음과 횡모음에 분포되어 있는 것이 특징이다. 한글의 6형식 구조를 [그림 1]에 나타낸다.

한글은 자음과 모음의 위치가 정해지고 구조적 체계를 지닌 문자이며, 모음 중심의 문자이다. 또한, 대부분의 문자처럼 한글도 구성에 필요한 기본적인 형태의 획이 존재한다. 한글은 조합문자이기 때문에 구조적으로 유사성이 매우 높아 인식을 행하는데 많은 어려움이 따른다. 한글은 종모음과 횡모음의 형태에 따라 글자 모양

이 민감하게 변하기 때문에, 다음의 특징을 이용하여 인식에 적용할 수 있다.

- (1) 각 자소자들 중 수평 방향으로 횡모음이 가장 길다.
- (2) 3,4,5,6 형식 중 횡모음이 가장 왼쪽에서 시작한다.
- (3) 각 자소들 중 수직 방향으로 종모음이 가장 길다.
- (4) 1,2,5,6 형식 중 종모음이 가장 위쪽에서 시작한다.
- (5) 종성은 횡모음보다 왼쪽에 오지 않는다.

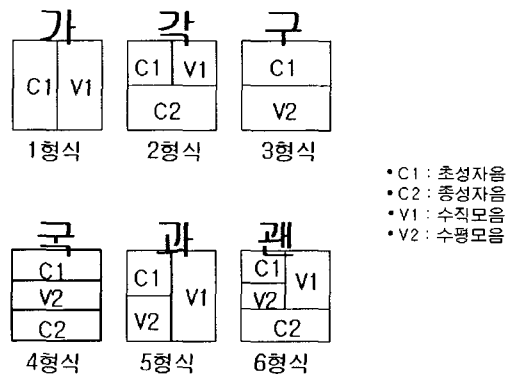


그림 1. 한글의 6형식

2. 문자열

문자열 인식을 위한 지금까지 연구는 크게 세 가지 방법으로 나눌 수 있다[4].

첫째, 인식기와 상호작용 없이 단순히 잘라내기만 하는 방법. 둘째, 인식기 기반 분리방법. 셋째, 총체적인 접근 방법이 있다. 그 중, 인식기 기반 분리방법은 낱자를 인식하는 부수적인 결과로서 분리가 이루어진다.

Rocha와 Pavlidis는 세선화를 통해 얻은 선분과 특이점들을 아크(arc)와 노드로 하는 그래프를 구성하고 이것을 기존에 정의된 원형과 정합시키는 방법을 통해 접촉 가능한 문자열을 임의의 획 분리방법에 의존하지 않고 인식하였다[5]. 그러나, 이 방법은 기존의 연구방법들과 마찬가지로 인식방법이 분리방법에 의존되는 문제점을 가진다. 다시 말해, 분리방법에서 발생한 오류를 인식방법에서 수정하기 힘들다는 것이다. 이런 문제점을 극복하기 위해 대부분 과분리(over-segmentation) 방법을 이용해서 인식기에서 최적의 것을 선택하도록 구성하지만, 다양한 변형을 모두 만족시킬 수 있는 분리

방법을 찾는 것은 불가능한 일이다. 본 연구에서는 단순히 잘라내는 방법을 사용하였다.

단계2 : 이진 입력벡터 x_i 가 제시된다.

$$x_i = 0 \text{ 또는 } 1, (i = 1, 2, \dots, n)$$

단계3 : F2층의 출력 값을 다음 식에 의해 구한다.

$$y_m = \sum_{i=1}^n w_{im} x_i \quad (3)$$

III. ART 신경회로망

1. ART 신경회로망의 구조

ART 신경회로망은 주의서브 시스템과 적응서브 시스템으로 구성되어 있으며, 주의서브 시스템은 비교층 F1과 인식층 F2로 되어 있는데, 단기 메모리인 STM(short term memory)에 활성화된 패턴을 저장한다. F1과 F2 사이에는 상, 하향 길이 있는데, 신호가 이 길이를 통과할 때마다 곱해지는 적응형 장기 메모리인 LTM(long term memory)을 가지고 있으며, 이득제어는 F1으로 하여금 상향패턴과 하향패턴을 구별할 수 있게 해준다. 적응서브 시스템은 상향패턴과 하향패턴 사이에 불일치가 발생하게 될 때마다 F2에 리셋 신호(reset signal)를 보내어 노드의 활성화를 억제한다[2].

그리고 F2층의 노드 중에서 최대 값을 가지는 노드 j 를 다음 식에 의해 구한다.

$$y_j = m = \max_{1, 2, \dots, M} \quad (4)$$

단계4 : 다음 식에 의해 승리 뉴런 j 에 대한 경계인수 검사를 한다.

$$\frac{1}{|X|} \sum_{i=1}^n v_{ij} x_i > \rho \quad (5)$$

2. ART 신경회로망의 동작 알고리즘

단계1 : 경계인수 ρ 및 상, 하향 LTM의 초기화

- a. 경계인수 값은 클러스터의 특성에 따라 '0'에서 '1' 사이의 값으로 정의된다.
- b. 상향 LTM의 초기값은 다음 식과 같다.

$$W = \left[\frac{1}{1+n} \right] \quad (1)$$

- c. 하향 LTM의 초기값은 다음 식과 같다.

$$V = [1] \quad (2)$$

여기서, 입력층 F1 및 인식층 F2의 노드 수가 각각 n, m 개일 때 상향 LTM W 및 하향 LTM V 는 $n \times m$ 매트릭스로 주어진다. 그리고 상향 LTM과 하향 LTM의 값을 식(1), (2)와 같이 정의한 이유는 경쟁학습 과정에서 모든 뉴런들의 초기 조건을 동일하게 설정하기 위해서이다.

여기서 $|X|$ 는 다음과 같다.

$$|X| \triangleq \sum_{i=1}^n |x_i| \quad (6)$$

만일, 입력패턴과 승리 뉴런간의 유사도가 충분히 커서 경계인수 검사를 통과하면 같은 클러스터로 학습하기 위하여 단계 6으로 간다.

실패하면,

Case 1 : F2층의 출력 노드 중에서 활성화된 노드가 하나 이상 남아 있는 경우 단계 6으로 간다.

Case 2 : F2층의 출력 노드 중에서 활성화된 노드가 하나도 없는 경우 입력패턴을 새로운 클러스터로 생성하기 위하여 단계 5로 간다.

단계5 : 식(5), (6)에 의해 상향 및 하향 LTM 값을 수정하여 학습한다. 그리고 단계 2로 간다.

$$w_{ij}(t+1) = \frac{v_{ij}(t)x_i}{0.5 + \sum_{i=1}^n v_{ij}(t)x_i} \quad (7)$$

$$v_{ij}(t+1) = x_i v_{ij}(t) \quad (8)$$

단계 6 : y_i 값을 0으로 주어 F2층의 출력 노드 j 를 차단한다. 그러면 이 노드는 현재의 클러스터 탐색 과정에서는 제외된다. 그리고 단계 3으로 간다.

3. ART 신경회로망의 문제점

ART 신경회로망은 증가분류 알고리즘을 사용하고 있다[2][3]. 따라서 입력패턴이 감소하는 순서로 들어올 경우 가장 최근에 입력된 패턴이 기억되게 된다. 이럴 경우 그 전에 들어왔던 패턴이 다시 들어올 때에는 새로운 노드의 활성화로 인해 불필요한 클러스터를 발생시킬 수 있다. 또한 리셋 횟수가 많아져 인식시간이 증가하게 되고, 새로운 패턴에 의한 부적절한 재코딩이 발생하게 된다[6]. 하나의 노드에 대한 하향틀의 변화가 자주 발생하게 되어 한번 학습한 패턴에 대한 새로운 클러스터의 생성이 빈번하게 이루어져 부적절한 인식이 자주 발생한다[2][3]. 그러므로 하향틀의 변화와 불필요한 클러스터의 생성을 제한하면 학습 및 인식의 성능을 개선할 수 있다.

4. 증가분류 알고리즘

입력패턴을

$P_0 = 1111111111$	$P_1 = 1111111110$
$P_2 = 1111111100$	$P_3 = 1111111000$
$P_4 = 1111110000$	$P_5 = 1111100000$
$P_6 = 1111000000$	$P_7 = 1110000000$

라고 했을 때 $P_0, P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, \dots$ 의 순서로 입력된다고 가정하자. 경계인수가 0.8일 때 P_0 가 입력되면 $III=10, |X|=10$ 이 되어 임의의 노드 R_j 에 기

역된다. 그 후에 패턴 P_1 이 입력되면 전에 기억되었던 $|X|$ 는 잃어버리게 되고 $|X|=9$ 가 되어 노드 R_j 로 학습되고, P_2 가 입력되면 $|X|=8$ 이 되어 역시 노드 R_j 가 활성화된다. 이렇게 반복하게 되면 패턴 P_6 에 이어 P_7 이 들어왔을 때 $III=3, |X|=3$ 이 되어, 역시 리셋 시스템이 억제신호를 보내지 않게 된다. 따라서 노드 R_j 가 다시 활성화되어 패턴 P_7 을 기억하게 된다. 그 후에 학습했던 패턴 P_0 가 다시 입력되면 $III=10, |X|=3$ 이 되어, 전에 학습되었던 노드 R_j 가 아닌 새로운 노드 R_k 로 학습된다. 따라서 패턴의 크기가 감소하는 순서로 입력될 경우, 한 번의 입력에 가장 작은 패턴에 대한 학습이 완료된다. 최악의 경우에는 ART 신경회로망은 n 개의 입력패턴에 대해서 n 번 학습을 반복한 후에 학습이 종료된다. 이와 같은 문제점은 ART 신경회로망이 증가분류 알고리즘을 사용함으로 단순히 $(|X|/III) < \rho$ 가 되어 리셋 시스템이 동작을 하지 않고 계속적으로 하향틀의 변화가 일어나게 된다[3].

IV. 인지이론

인간의 사물인지는 여러 단계를 거쳐 일어난다. 한 번의 학습과 습득으로 해당 사물에 대한 지식이나 정보가 인지되어지는 것은 아니다. 학습을 통한 인식 후 기억(Memory)을 통하여 해당 사물에 대한 정확한 정보가 인지되어진다[7].

1. 학습과 인식의 관계

인지이론에서 보면 학습과 인식은 서로 배타적인 것이 아니라, 상호 보완적인 것이다. 인식은 새로운 내용에 대한 학습을 통해 이전에 관련되지 않았던 뇌의 세포와 세포들 사이에 새로운 시냅스가 형성되며, 새로 형성된 시냅스는 많은 경우에 반복된 학습을 통해 더욱 강화되어 없어지지 않게 되는데 그 결과 새로운 인식이 생겨난다[8].

2. 단기 기억

기억은 저장되는 시간의 길이에 따라 감각 기억(sensory memory), 단기 기억(short-term memory: STM) 및 장기 기억(long-term memory: LTM)으로 나누어지며, 이 각각의 기억을 담당하는 뇌 부위는 서로 달리 존재하는 것으로 알려져 있다[9-11]. 단기 기억에서 우리 뇌는 주어진 여러 환경요소들을 최대한 파악하면서 최선의 결론을 내리고, 꼭 기억해야 할 것만 추후의 장기 기억으로 넘겨 기억하는 일을 하게 된다. 단기 기억 내용을 저장하고 활용하는 뇌의 부위로는 시상이나 변연계 부위, 대뇌피질에 있는 전두엽 영역 등이 있으나, 이 경우 가장 핵심적인 역할을 하는 뇌 부위는 변연계를 구성하는 구조물 중의 하나인 해마(hippocampus)이다[10][12]. 이 해마에서 단기 기억 내용을 운용하다가 필요한 경우 장기 기억으로 전환시킨다. 많은 기억 대상들의 경우, 해마에서 장기 기억으로 전환시키는 것은 그 기억내용에 대한 반복적인 경험이 있어야 가능하다[10][12].

템이 동작하므로 입력패턴의 크기가 감소하더라도 ML이 최초 활성화된 패턴의 크기를 기억하고 있다. 따라서, 다시 그 노드가 활성화 될 때에는 하향들의 변화가 ML을 기준으로 경계인수 범위 내에서만 가능하게 된다.

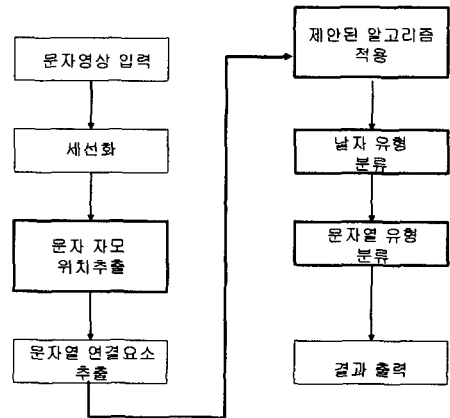


그림 2. 제안된 시스템 구조

V. 제안된 시스템

1. 제안된 시스템 구성

ART 신경회로망의 학습 및 인식율의 개선을 위해서는 하향들의 변화를 제한할 수 있는 방법이 필요하다.

이를 위해 인간의 정보처리 과정을 응용하여 해법을 찾을 수 있다. [그림 2]는 제안된 시스템의 구조이다.

제안된 시스템은 비교층(F1)에 24개의 뉴런, 인식층(F2)에 6개의 뉴런을 구성하였다.

1.1 기억층(Memory Layer) 도입

본 연구에서는 해마(hippocampus)의 기능과 유사하게 작용하는 새로운 층을 ART 신경회로망의 비교층(F1)과 인식층(F2) 사이에 추가하였다.

이 새로운 층을 최초 활성화 패턴 크기를 기억하는 층이라 하여 ML(memory-Layer)이라 하였다. 제안된 시스템은 ML에서 현재 학습되는 패턴과 같은 범주에 속하는 최초의 패턴과의 일치도를 비교 후 리셋트 시스

그러므로, 한번 학습된 패턴이 다시 들어올 경우 새로운 노드의 활성화를 방지하여 학습이 완료되며 오인식율을 줄이게 된다. 제안된 ART 신경회로망의 동작 알고리즘은 [그림 3]과 같다.

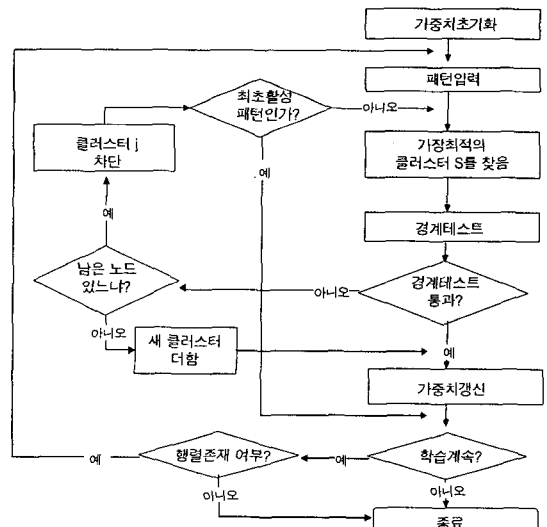


그림 3. 제안된 ART 신경회로망의 동작 알고리즘

1.2 수정된 ART 동작 알고리즘

[그림 3]은 제안된 시스템의 동작 알고리즘도이며, 동작 알고리즘은 다음과 같다.

단계1 : 경계인수 ρ 및 상, 하향 LTM의 초기화

단계2 : 이진 입력벡터 x_i 가 제시된다.

단계3 : F2층의 출력 값을 구한다.

단계4 : 승리 뉴런 j 에 대한 경계인수 검사를 한다.

만일, 입력패턴과 승리 뉴런간의 유사도가 충분히 커서 경계인수 검사를 통과하면 같은 클러스터로 학습하기 위하여 단계 6으로 간다.

실패하면,

Case 1 : F2층의 출력 노드 중에서 활성화된 노드가 하나 이상 남아 있는 경우 단계 6으로 간다.

Case 2 : F2층의 출력 노드 중에서 활성화된 노드가 하나도 없는 경우 입력패턴을 새로운 클러스터로 생성하기 위하여 단계 5로 간다.

단계5 : 상향 및 하향 LTM 값을 수정하여 학습한다. 그리고 단계 2로 간다.

단계6 : F2층의 출력 노드 j 를 차단한다.

그리고, 단계 7로 간다.

단계7 : 출력패턴이 최초 활성패턴 인지 비교한다.

Case 1 : 최초 활성패턴이면 현재의 클러스터 탐색 과정에서 제외된다.

Case 2 : 기 활성화된 패턴이면 단계 3으로 간다.

2. 입력패턴 세선화

문자인식에서 세선화 알고리즘은 인식율을 결정하는 가장 중요한 요인이다[13]. 본 연구에서 사용한 세선화 알고리즘은 병렬성 구현이 용이하고, 세선화된 결과는 완전히 1화소 두께가 된다. 세선화할 영역은 "1"의 값을 갖고 배경부분은 "0"의 값을 가진다. [그림 4]의 중심점 (p_0)에서 "1"의 값을 갖고, 8개의 이웃(8-neighbor)값이 적어도 하나는 "0"의 값을 갖는 점을 기본으로 아래의 2단계 알고리즘으로 세선화를 하게 된다[13].

p_8	p_1	p_2
p_7	p_0	p_3
p_6	p_5	p_4

그림 4. 8개의 이웃(8-neighbor)값

단계 1 : 다음의 조건을 만족하는 중심점의 값을 지운다.

a) $2 \leq N(p_0) \leq 6$

b) $S(p_0) = 1$

c) $p_1 \cdot p_3 \cdot p_5 = 0$

d) $p_3 \cdot p_5 \cdot p_7 = 0$

$N(p_0)$: p_0 의 이웃 중에서 "0"이 아닌 값의 수

즉, $N(p_0) = p_1 + p_2 + \dots + p_8$

$S(p_0)$: $p_1, p_2 \dots p_7, p_8$ 의 순서로 진행될 때 "0"에서 "1"로 천이 되는 수

단계 2 : a), b)의 조건은 '변함없으나 c), d)의 조건이 다음과 같이 변하며 이 조건을 만족하는 점을 제거한다.

a') $2 \leq N(p_0) \leq 6$

b') $S(p_0) = 1$

c') $p_1 \cdot p_3 \cdot p_7 = 0$

d') $p_1 \cdot p_5 \cdot p_7 = 0$

3. 문자의 자모 위치추출

기존의 한글인식은 단순히 선분, 획 등의 정합만을 이용하여 자소분류에 중점을 두고 이루어졌다[4]. 그러나 문자인식의 방법이 다양하고 인식대상 문자의 특성이 각각 다르므로 효율적인 인식을 위해서는 먼저 포괄적인 특징적 유형분류가 필요하다[13]. 단순한 정합만을 이용하는 것이 아니라 특징적 유형분류가 이루어진다면 어떠한 유형의 문자에도 그 응용이 이루어질 수 있으며 응용 분야의 확대에도 큰 효과가 있을 것이다. II-1절에서 언급한 한글 6형식과 특징을 이용하여 유형분류에 적용할 수 있다. 패턴의 자모 위치추출은 세선화 과정에서 추출된 골격선으로 부터 실제 패턴의 자모 위치를 추출할 목적으로 템플릿을 사용하였다. 제안된 자모 위치추출 템플릿은 모음 위치 중심이며 각 픽셀의 값을 가변적으로 주어 효과적인 자모 위치를 추출하고자 하였다. 제안된 자모 위치추출 템플릿은 16X16 크기를 가지는 정사각형으로, 먼저 세선화 과정에서 얻어진 골격선을 정형화하여 템플릿에 위치시킨다. 이때, 골격선이 위치한 화소는 흥분으로 인식하고 나머지 화소들은 무

시한다. [그림 5]는 제안된 자모 위치추출 템플릿이며 추출 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1 : 세션화 된 입력 영상을 템플릿에 적용. 적용식은 (9)와 같다.

세션화된 입력 영상을 $M_{16 \times 16}$ 이라 하면.

$$M_{16 \times 16} = (m_{ij}), m_{ij} = 0(\text{비 적용된 픽셀}) \quad (9)$$

$$m_{ij} = 1(\text{적용된 픽셀})$$

단계 2 : 패턴의 각 픽셀 값과 매칭되는 입력영상의 픽셀 값을 곱하여 0보다 클 경우 참.

위치추출 템플릿을 $N_{16 \times 16}$ 라 하면,

$N_{16 \times 16} = (n_{ij}), n_{ij}$ = 추출 템플릿 각 픽셀 값

$$a_{ij} = m_{ij} \times n_{ij} \quad (10)$$

단계 3 : 각 픽셀이 참일 경우 해당 클래스에 누적 값 10을 추가.

$$\text{If } a_{ij} > 0 \text{ then } a_{ij} + 10 = b_{ij} \quad (11)$$

단계 4 : 해당 픽셀 값이 V이상일 경우 흥분으로 인식. b_{ij} 를 새로운 픽셀 값으로 인식 후.

$$\text{If } b_{ij} \geq 17 \text{ then 해당 픽셀 흥분으로 인식. (12)}$$

이때, a_{ij} 는 적용 픽셀 값, m_{ij} 는 템플릿 픽셀 값, n_{ij} 는 추출 픽셀 값이다.

4. 한글 유형분류

본 연구에서는 모음을 중심으로 한글의 구조적 특성을 이용하여 6형식을 분류하였다. [그림 5]의 템플릿에서, 한글 종모음은 위치 변화가 적으나 종성에 따른 변화가 크고, 횡모음은 위치 변화는 많으나 종성에 따른 크기 변화가 없으므로 횡모음의 긴 보에 가중값을 주었다.

[그림 5]의 템플릿에 의해 추출된 자모의 위치를 기준으로 자소들 중에서 긴 보가 있으면 3형식 또는 4형식이고, 그렇지 않으면 1, 2, 5, 6 형식이다. 그러나 긴 보로 추출되는 것 중에서, 긴 보는 짧은 보와 종모음의 결합기가 붙어서(빔, 왈 등) 긴 보로 추출되는 경우가 있으므로 긴 기둥이 존재하면 5형식 또는 6형식이고, 그렇지 않은 것은 3형식 혹은 4형식이며 이들에 대해 종성 성분 여부에 따라 6형식과 4형식으로 분류된다. 긴 기둥이 있는 것은 1, 2, 5, 6 형식이다. 긴 기둥이 템플릿의 y축 선상에서 분절이 있다면 2, 6 형식이고, 그렇지 않으면 1, 5 형식과 2, 6 형식이다.

그림 5. 한글 자모 위치 추출 템플릿

이것을 대상으로 짧은 보(짧은 횡모음)가 존재하는지를 조사하여, 존재하면 5, 6 형식이고, 그렇지 않으면 1, 2 형식이다. 이들 중에서 종성을 조사하여 2형식과 6형식을 분류한다. 종성 성분을 조사하는 것은 특정지역의 하변에 수평 성분이 있으면 종성이 있는 것으로 판단한다.

5. 문자열 연결요소 추출

문자열에서의 낱자의 연결요소 크기는 낱자 혹은 잡영 등의 판단에 사용할 수 있는 결정적 변수이다. 그런데 잡영이 존재하거나 문자들이 조각나 있거나 혹은, 이웃 문자와 접촉될 수 있는 상황에서 낱자의 연결요소 크기를 정확히 구하는 것은 매우 중요한 일이다[5].

그러므로 식(13)을 만족하는 것들만을 낱자에 대한 연결요소로 계산한다.

$$H.h \geq \text{Average Height} \quad (13)$$

$$\&\& H.h \geq H.w$$

H.h는 한글 연결요소의 높이, H.w는 한글 연결요소의 폭, Average Height는 한글 연결요소의 평균 크기보다 큰 연결요소들의 높이이다.

평균 획 폭 역시 중요한 변수로 수평과 수직 방향의 획 폭들 중에서 식(14)를 이용하여 계산한다.

$$\arg \max_x (\text{freq}|x| + \text{freq}|x - 1|/2 + \text{freq}|x + 1|/2) \quad (14)$$

freq | |는 발생빈도 값이다.

6. 문자열 유형분류

한글 문자열 유형분류는 단순히 잘라내는 방법을 사용하였다. 먼저 입력 영상의 세선화 과정을 거친 후 추출된 자모 위치와 연결요소 단위를 기준으로 템플릿을 matrix 처리한다. 우선, 영상이 입력되면 세선화 과정을 거치고, 한글의 구조적 특징에 의해 제안된 자모 위치추출 템플릿을 이용하여 각 낱자를 평가한다. 이후 문자열 처리를 위해서 화소 수준에서의 연결된 요소를 찾아 정보를 획득한다. 입력된 문자열 영상은 이진영상이므로 화소값이 특정 임계값 이상인 경우에만 문자가 존재하는 것으로 보고 그렇지 못한 경우에는 문자가 없는 것으로 간주한다. 알고리즘은 식(15), (16)과 같다.

문자 개수를 n, 입력영상을 $M_{16 \times 16n}$ 이라 하면, 첫 번째 문자

$$M_1 = (m_{ij}), i = 1 \dots 16, j = 1 \dots 16 \quad (15)$$

$$a_{ij} = m_{ij} \times n_{ij}$$

n 번째 문자

$$M_n = (m_{ij}), i = 1..16, j = 16_{(n-1)+1}..16_n$$

$$a_{ij} = m_{ij} \times n_{i(j-16n)} \quad (16)$$

VI. 실험 및 고찰

1. 실험 데이터

본 연구에서는 제안된 시스템 성능을 평가하기 위해 KS-C5601로 표현될 수 있는 한글 6형식의 각 형식별 글자를 대상으로 총 2350글자를 16x16의 크기로 패턴한 데이터를 사용하였으며, 이 데이터는 해상도 300dpi 트루 컬러로 스캐닝된 후 이진화 과정을 거친 것이다. [표 1]은 실험 데이터의 형식별 분포이다.

표 1. 실험 데이터의 형식별 분포

형식	1	2	3	4	5	6	합계
자음	149	1064	91	585	109	347	2350
모음	6.36	45.49	3.87	24.89	4.64	14.76	100

2. 낱자에 대한 인식

한글 낱자에 대한 인식 실험에서 [표 2]는 경계변수별 유형 분류율과 인식율, 그리고 클러스터 수를 나타내었다.

표 2. 경계변수별 분류율, 인식율, 클러스터 수

경계변수	0.6	0.7	0.8	0.9
유형분류율(%)	95.4	97.7	96.2	96.4
패턴인식율(%)	93.2	95.9	94.9	94.1
클러스터 수	7-31	10-34	14-39	19-41

ART 신경회로망은 III-3절에서 언급한 문제로 인해 학습 및 인식율이 떨어지게 된다[2][3]. 표 2에서 보면, ART 신경회로망은 경계변수 값의 변화에 따라 생성되는 클러스터의 수가 다르게 되는데 경계변수 값이 작게 되면 클러스터의 반경이 커짐에 따라 하나의 클러스터가 많은 패턴을 수용하게 된다. 그러나, 이 경우 클러스터의 개수는 작아지는 반면 많은 패턴들을 저장하게 되어 인식부의 부담은 커지게 된다. 반대로 경계변수 값

이 크게 되면 클러스터의 반경이 작아지므로 많은 클러스터가 생성된다. 이 경우 다양한 패턴들을 저장할 수 있지만 분류 및 인식에 있어서 비교해야 할 클러스터의 개수가 많기 때문에 인식시간과 오인식율의 증가를 가져온다.

본 연구에서는 클러스터 수에 대비하여 높은 패턴 분류율과 인식율을 보인 0.7을 최적의 경계변수 값으로 선택하였다. 그리고, 제안된 시스템의 효율성을 입증하기 위하여 본래의 ART 신경회로망을 이용하여 얻은 결과와 제안된 시스템의 결과를 비교하는 실험을 하였다.

[표 3]은 본래의 ART 신경회로망과 제안된 시스템의 성능을 비교하여 나타내었다. 실험에서는 객관적 비교를 위해 제안된 시스템에서 적정변수로 선택한 경계변수 0.7을 사용하였으며, 입력패턴의 순서를 동일하게 사용하였다.

실험결과, 성능이 각 2.9%와 4.2% 개선되었음을 알 수 있다.

표 3. 시스템 성능 비교

구분	제안된 시스템		본래의 ART 신경망	
	유형 분류율	패턴 인식율	유형 분류율	패턴 인식율
성능(%)	97.7	95.9	94.8	91.7

[표 4]는 본래의 ART 신경회로망과 제안된 시스템의 클러스터 생성을 비교하였다. 클러스터의 수는 분류해야 할 후보 클래스의 수를 결정한다. 따라서 클러스터의 수가 너무 많으면 인식시간과 오인식율이 증가하게 된다. 실험결과, 클러스터 생성이 평균 3.0개와 22.1개 줄었음을 알 수 있다.

표 4. 클러스터 생성 비교

구분	제안된 시스템		본래의 ART 신경망	
	최저 평균	최고 평균	최저 평균	최고 평균
클러스터 생성(개)	12.5	36.3	15.5	58.4

3. 문자열에 대한 실험

문자열에 대한 실험은 우편번호부에서 임의 선택한 3자로 된 300개의 지명을 사용하였다. 문자열 유형분류는 낱자 유형분류에서 가장 적절한 경계변수 값으로 선택한 0.7을 사용하였으며 총 300개의 지명 문자열 영상 중 3자의 지명을 모두 유형분류에 성공한 것만을 분류에 성공한 것으로 간주하였다. 총 234개 지명의 단어 유형분류에 성공하여 78%의 문자열 분류 성능을 나타내었다.

Ⅶ. 결론

본 연구에서는 ART 신경회로망의 성능개선과 효율적 인식을 위해 뇌의 부위 중 해마(hippocampus)의 기능을 이용하여 시스템을 구성하였다. ART 신경회로망은 3.3절에 언급한 문제점 등 때문에 타 신경망에 비해 인식분야에 비교적 덜 사용되었다[3]. 그러나, 실험결과 제안된 시스템은 패턴분류 및 인식에도 향상된 성능을 보였음을 알 수 있다.

ART 신경회로망은 그 경계변수 값의 변화에 따라 생성되는 클러스터의 수가 다르게 되는데 경계변수를 정하기 위한 실험결과, [표 2]에서 경계변수가 0.7일 때가 가장 높은 유형 분류율과 인식율을 나타내었다. 또한 [표 3]에는 제안된 시스템의 성능을 본래의 ART 신경회로망과 비교하여, ART 신경회로망의 성능이 개선되었음을 보였다. 패턴 분류율과 인식율은 입력패턴에 대해 97.7% 와 95.9%로 나타나 제안된 시스템의 효율성을 입증하였다. [표 4]에서는 제안된 시스템과 본래의 ART 신경회로망의 평균 클러스터 생성 수를 비교하였다. 그 결과 클러스터 생성이 각 평균 3.0개와 22.1개 줄었음을 알 수 있다. 그러나, 제안된 시스템은 낱자에 대해서는 상당히 높은 성능을 보였으나, 단어기반 문자열 분류는 78%의 성능을 보여 더 나은 문자열 인식을 위해서는 단어의 분리와 문자간 간격인식, 문자간 간섭해결, 문자열 통합에 더 많은 연구가 이루어져야 할 것이다.

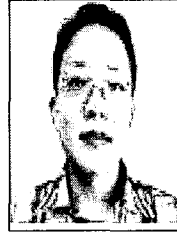
참고문헌

- [1] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks," Bradford Books, pp.316-423, 523, 1991.
- [2] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-organizing Neural Network," IEEE Computer, Vol.21, No.3, pp.77-88, 1988.
- [3] 이남일, 확장된 ART 신경회로망을 이용한 자동 지문인식 시스템, 경북대학교 박사학위 논문, 1993.
- [4] 정선화, 수직분할에 기반한 필기 한글 문자열 인식에 관한 연구, 전남대학교 박사학위논문, 2001.
- [5] 윤성수, 가설과 재구성에 기반한 무제약 필기 숫자열 인식, 연세대학교 박사학위 논문, 2002.
- [6] M. T. Hagan and H. B. Demuth, "Neural Network Design," PWS, pp.16-47, 1995.
- [7] 길이만, "뇌정보 처리에 기초한 인공 신경회로망," 교육부 교육월보, 제192호, pp.34-38, 1997.
- [8] 조주연, "학습 및 기억에 대한 인지과학적 발견의 교육적 적용," 초등교육 저널, Vol.12, pp.5-27, 1998.
- [9] J. R. Anderson, "Cognitive psychology and its implication(3rd)," New York Freeman, pp.34-89, 1990.
- [10] A. Baddeley. "Your memory' A user's guide," London, Prion. pp.48-74, 1996
- [11] 이재호, "인간기억의 구조와 과정", 한국인지 과학회, 제1회 인지과학학술강좌 자료집, pp.110-138, 1996.
- [12] R. L. Horn, "Classroom learning & teaching," New York, Longman, pp.19-56, 1995.
- [13] 장래복, 신경회로망을 이용한 인쇄체 한글 인식에 관한 연구, 상균관 대학교 과학기술 논문집, pp.243-258, 1992.

저자소개

장 재 혁(Jae-Hyuk Jang)

정회원



- 1995년 2월 : 안동대학교 미술학과(학사)
- 2003년 2월 : 광운대학교 멀티미디어학과(공학석사)
- 2003년 3월~현재 : 경상대학교 컴퓨터과학과 박사과정

<관심분야> : 신경망, 영상인식, UML, 인공지능

박 중 양(Joong-Yang Park)

정회원



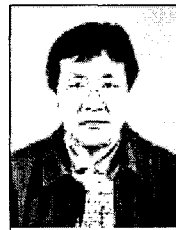
- 1982년 : 연세대학교 응용통계학과(학사)
- 1984년 : 한국과학기술원 산업공학과(공학석사)
- 1994년 : 한국과학기술원 산업공학과(공학박사)

• 1989년~현재 : 경상대학교 통계정보학과 교수

<관심분야> : 신경망, S/W신뢰성, 선형 통계 모형

박 재 흥(Jae-Heung Park)

정회원



- 1978년 : 충북대학교 수학교육과(학사)
- 1980년 : 중앙대학교 전산학과(공학석사)
- 1989년 : 중앙대학교 전산학과(공학박사)

• 1983년~현재 : 경상대학교 컴퓨터과학과 교수

<관심분야> : S/W 테스트, 신뢰성, 신경망, UML