

論文 91-28B-5-7

Preceding Layer Driven 다층 퍼셉트론을 이용한 한글 문자 인식

(The Recognition of Korean Character Using Preceding Layer Driven MLP)

白承燁*, 金董勳*, 鄭鎬宣**

(Seung Yeob Baeg, Dong Hoon Kim, and Ho Sun Chung)

要 約

본 논문에서 우리는 PLD 다층 퍼셉트론을 이용한 인쇄체 한글문자 인식 방법을 제안한다. 가중치를 정수로 정하고 전달함수를 계단 함수로 하는 새로운 학습 알고리즘이 하드웨어 설계를 위해 제안되었다. 실험 대상으로 한글 522자의 문자 영상을 600DPI(dot per inch)의 해상도를 가지는 스캐너로부터 얻었다. 한글 문자에서 특징을 추출하기 위한 전처리 과정은 개별 문자 분리, 잡음 제거, 선형화, 가지점 추출, 굴곡점 추출, 그리고 자획 분할이 있다. 사용된 특징 정보는 굴곡점의 형태와 갯수, 가지점의 갯수, 그리고 8 방향을 가지는 자획의 갯수이다.

Abstract

In this paper, we propose a method for recognizing printed Korean characters using the Preceding Layer Driven multi-layer perceptron. The new learning algorithm which assigns the weight values to an integer and makes use of the transfer function as the step function was presented to design the hardware. We obtained 522 Korean character-image as an experimental object through scanner with 600 DPI resolution. The preprocessing for feature extraction of Korean character is the separation of individual character, noise elimination smoothing, thinning, edge point extraction, branch point extraction, and stroke segmentation. The used feature data are the number of edge points and their shapes, the number of branch points, and the number of strokes with 8 directions.

I. 서 론

컴퓨터를 이용한 정보의 처리 및 전달은 양적으로 엄청나게 증가되고 있다. 이러한 정보를 일일이 사람의 수작업으로 컴퓨터에 입력시키지 않고, 보다 빠르게 입력시키기 위해 자동 입력 시스템이 필요하다.

자동 입력 시스템은 문자 인식이 선행되어야 하며 한글 문자 인식을 위한 많은 논문이 발표되었다.^{1)~14)} 한글 문자 인식의 주된 목적은 컴퓨터에 인간의 시각기능을 부가하여 입력된 한글 정보의 의미를 컴퓨터가 스스로 해독하는 기능을 가지게 하는 것이다.

일반적인 문자 인식 시스템은 특징 추출 부분과 인식 부분으로 구성된다. 한글 문자 인식 방법은 패턴의 표현 방법과 관별 방법에 의해 원형 정합 방법(template matching method)^{1)~2)} 통계적 방법(statisti-

*準會員, **正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)
接受日字: 1990年 12月 16日

cal method),¹³⁾ 구조적 방법(structural method)^{14,5)} 그리고 신경회로망 모델을 이용한 방법^{16,7)} 등이 있다.

기존의 많은 문자 인식 시스템에서 영상의 잡음을 제거하거나 중복선을 제거하기 위해 수행되는 선형화와 세선화는 소프트웨어로 처리될 경우 수행 시간이 너무 길어지는 문제점이 있다. 본 대학 VLSI & COMPUTER 연구실에서는 1989년 한글 문자의 인식에서 전처리 과정을 실시간 처리에 적합하도록 하드웨어로 구현하는 방안으로 다층 구조 퍼셉트론¹⁵⁾을 제안^{13,16)}하였고, 1990년에는 한글 문자를 자소로 분리하여 분리된 자소에서 특징점을 이용하여 인식을 하였다.¹⁷⁾ 한글 자소 분리를 위해서 전처리 과정에서 추출한 특징점을 이용하여 모음의 영역을 찾는 다음 횡 모음, 종 모음, 초성 및 종성의 순으로 자소를 분리하였다. 하지만 특징점 추출까지만 하드웨어로 구현하였으므로 인식 과정을 하드웨어로 구현할 필요가 있었다. 한글 문자 인식을 위한 많은 신경 회로망이 발표되었으나,^{16,7)} 훌륭한 분류 능력에도 불구하고 그들의 시냅스의 가중치가 부동 소수 방식으로 계산되고 너무 많은 노드와 커넥션을 가지기 때문에 하드웨어로 구현하기에는 어려움이 있다. 그러므로 한글 문자 인식의 실시간 처리를 위해서는 하드웨어로 구현이 가능한 새로운 알고리즘과 한글의 인식에 있어서 많은 입력정보를 가지고 효율적으로 분류할 수 있는 새로운 학습 모델이 필수적이다. 본 논문에서는 이를 위해 Preceding Layer-Driven 다층 퍼셉트론 신경 회로망을 제안하여 새로운 학습 알고리즘으로 학습을 하였다.

본 논문에서는 명조체 활자 522자를 대상으로 한글 문자 인식 시스템을 구현한다. 600 DPI(dot per inch) 해상도를 가지는 이미지 스캐너로부터 얻은 이진화된 문자 영상들이 문자 인식 시스템의 입력으로 사용된다. 입력으로 사용된 명조체 522자는 한국 기계화 표준 연구소에서 발표한 한글문자 작기 순서¹⁸⁾에 의해 상위 1500자의 문자에서 522자를 선정하여 Qnix 레이저 빔 프린터로 출력한 것이다.

우리는 인식 회로를 하드웨어로 구현하기 위하여 preceding layer driven 다층 퍼셉트론 신경회로망^{19,20)}을 사용하였고 정수의 가중치와 계단 함수를 가지는 신경 회로망을 설계하기 위한 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안된 preceding layer driven 다층 퍼셉트론 신경회로망은 CMOS 기술로써 칩 구현이 용이하도록 가중치의 값을 정수로 하고 뉴런의 활성화 수를 계단함수를 사용하며 다층 퍼셉트론의 학습에 기초하여 은닉층의 수가 고정되어 있지않고 학습의 난이도에 따라 은닉층이 증가하는 새로운 학습 알고

리즘으로 학습되었다. 문자 인식 시스템을 하드웨어로 구현하기 위해 특징 정보를 최소한으로 줄일 필요가 있다. 또한 한글은 초성, 중성, 종성이 규칙적으로 조합되는 조합 문자로서 기본 자소가 매트릭스 조직으로 구성되어 있으므로 한글의 특성을 효율적으로 나타낼 수 있고 적은 양의 특징 정보로서 문자 인식이 가능하게 하기 위해 구조적 해석방법을 이용하여 특징 정보를 얻는다. 문자의 특징 정보를 구하기 위해 자획을 분할하였으며 자획 분할을 위한 특징점 정보로서 가지점과 굴곡점을 추출한다. 인식을 위한 신경 회로망의 입력 정보는 가지점의 갯수, 5가지의 형태를 가지는 굴곡점의 갯수, 8가지의 형태를 가지는 자획의 갯수로 한다. 각각의 점은 화소에서 8방향을 얻고 화소들 중에서 가장 빈번하게 나오는 방향을 자획의 방향으로 정한다. 입력정보를 preceding layer driven 다층 퍼셉트론의 이진 정보로 코드 변환을 하였으며 한 문자에 대한 총 입력 비트는 37비트로 정한다. 다층 퍼셉트론의 출력은 코드 변환 없이 아래 한글의 화일이나 프린터로 출력할 수 있도록 2바이트 조합형 코드값과 같게 정한다.

II. 한글 문자 인식 과정

본 논문에서 문자 인식의 소프트웨어 구성도는 그림 1에 나타나 있다. 한글 문자의 특징 추출을 위한 전처리 과정은 개별 문자 분리, 잡음 제거, 선형화 그리고 세선화 과정이 있다.

개별 문자로 분리된 영상은 그림 2에 나타나 있다. 한글 문자 인식에서 특징을 얻는 과정은 굴곡점 추출, 가지점 추출, 자획 분할이 있다. 한글 문자 '가'자에 대해서 특징점을 추출한 과정은 그림 3에 나타나 있다. 자획 분할은 가지점과 굴곡점을 이용하여 수행하였다. 인식을 위한 신경 회로망의 입력 정보는 가지점의 갯수, 5가지의 형태를 가지는 굴곡점의 갯수, 8가지의 형태를 가지는 자획의 갯수로 하였다. 각각의 점은 화소에서 8방향을 얻고 화소들 중에서 가장 빈번하게 나오는 방향을 자획의 방향으로 정하였다. 한글 문자 '가'자에 대한 자획 분할의 보기는 그림 4에 나타나 있다.

문자의 모든 정보를 입력으로 사용하면 입력 비트 수가 너무 많아 하드웨어로 구현이 힘들기 때문에 전처리 과정에서 중요한 특징을 찾아 입력으로 사용하는 것이 바람직하다. 입력 비트에서 3비트는 가지점의 갯수를 12비트는 4 가지 형태의 굴곡점의 갯수를 그리고 24비트는 8방향을 가지는 자획의 갯수를 나타내어서 전체 입력 정보는 37비트로 정하였다. 다

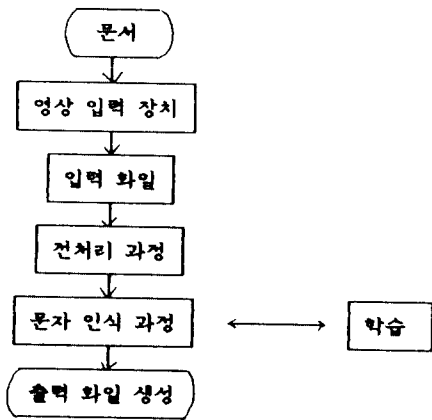


그림 1. 문자인식 시스템의 소프트웨어 구성도
 Fig. 1. The software configuration of Korean character recognition system.

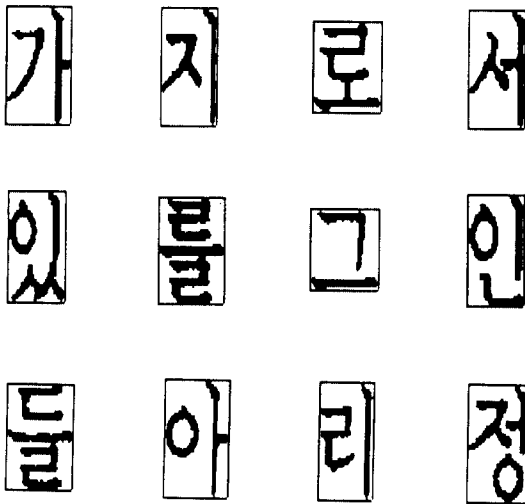


그림 2. 스캔된 영상에서 문자가 분리된 영상
 Fig. 2. Character separated image from scanned image.

층 퍼셉트론의 인식 효율을 높이기 위해 한글 문자 522자를 가지점의 갯수를 이용하여 여섯개의 그룹으로 나누어 학습을 하였다. 표 1은 가지점의 갯수에 의한 한글 문자 522자의 분류를 나타낸다.

인쇄체 한글 문자 인식을 위한 제안된 preceding layer driven 다층 퍼셉트론신경 회로망은 CMOS 기술로써 칩 구현을 용이하게 하기 위하여 가중치의 값을 정수로 하고 뉴런의 활성화 함수를 계단함수를 사용하는 새로운 학습 알고리즘으로 훈련되었다. 인식

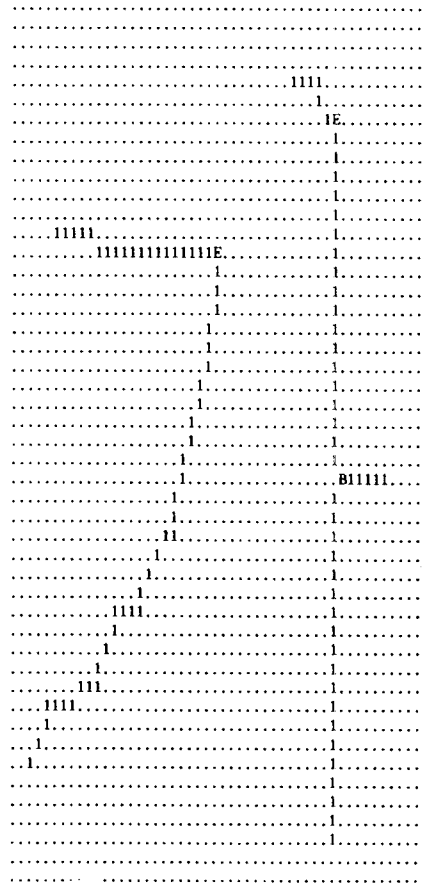


그림 3. 특징점 추출의 결과
 Fig. 3. Result of feature point detection.

을 위한 신경 회로망의 입력으로 사용된 한글의 특징 정보는 다층 퍼셉트론을 거쳐서 최종 16비트의 출력이 된다. 최종 출력은 조합형 2바이트 코드로서 아래 한글의 화일로서 바로 저장할 수도 있고 프린트의 입력 코드로 사용할 수도 있다. 표 2는 한글 문자 522자 중 90자의 특징 정보와 출력 코드를 나타낸다.

III. Preceding Layer Driven 다층 퍼셉트론

미국 Carnegie Mellon 대학의 Kelvin Lang과 Michal Witbrock은 일반적인 다층 퍼셉트론과는 커넥션의 형태가 다른 신경 회로망 모델을 제안하였고 그것의 은닉층의 역할을 해석했다.^[21]

그림 5에 나타나 있는 그들의 회로망은 두개의 노드를 갖는 입력층과 다섯개의 노드를 갖는 두개의 은닉층, 그리고 한개의 노드를 갖는 출력층으로 구

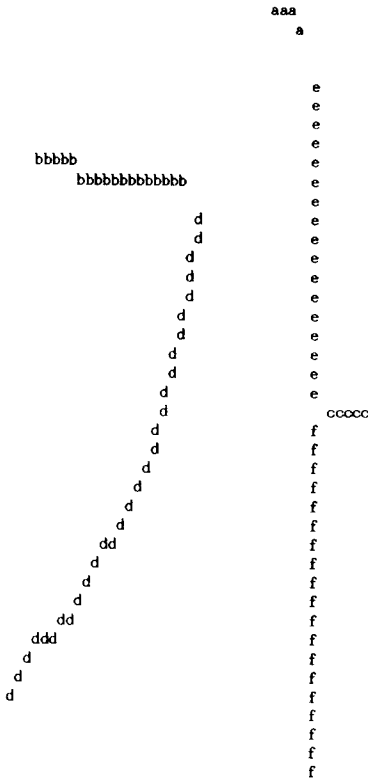


그림 4. 자획 분할의 결과
Fig. 4. Result of strokes segmentation.

표 1. 가지점 갯수에 의한 한글 문자 분류
Table 1. Classification of Korean characters using branch point number.

가지점 갯수	문자수
0	12
1	37
2	86
3	85
4	103
5	82
6	52
7	65

성되어 있다. 추가된 은닉 층들은 부자연스러운 신경 회로망에서 입력의 공간을 특정한 영역으로 효율적으로 분할하거나 복잡한 과제를 수행할 수 있게 해준다. 각 층을 지나는 커넥션들은 회로망에서 모든 낮은 층으로부터의 정보가 다음층으로 바로 전달될 수 있게 해주며 은닉층의 역할을 좀 더 유연하게

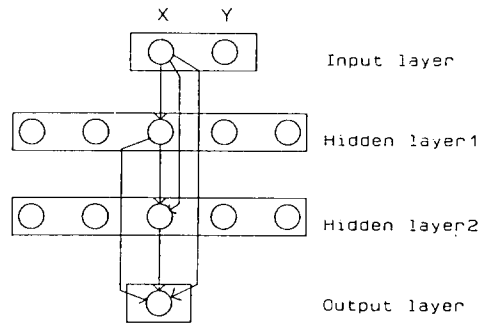


그림 5. Lang과 Witbrock의 신경 회로망
Fig. 5. Lang and Witbrock's neural network.

해준다. 첫번째 은닉층에 있는 노드들은 이러한 입력의 공간을 다양한 각도를 따라 두 개의 영역으로 분할한다. 두번째 은닉층의 노드들은 곡선모양의 응답 형태를 만들기 위해 이러한 첫번째 층의 조합을 사용한다. 출력의 노드들은 입력의 형태를 이러한 곡선 모양의 형태로 분류하는데 사용한다.

우리는 522자의 한글 문자를 인식하기 위해서 Lang과 Witbrock 모델의 커넥션 형태를 적용한 PLD 다층 퍼셉트론을 제안하였다. 그림 6은 PLD 다층 퍼셉트론을 나타낸다. 제안된 신경 회로망은 37개의 노드를 가지는 입력층과 16개의 노드를 가지는 출력층 그리고 16개의 노드를 각각 가지는 은닉층들을 가지고 있다. Lang과 Witbrock 모델의 학습은 back propagation 알고리즘이 사용되고, 입력은 아날로그 값이며 출력은 이진수의 디지털 값을 갖는다. 그들의 회로망은 두개의 노드를 갖는 입력층과 다섯개의 노

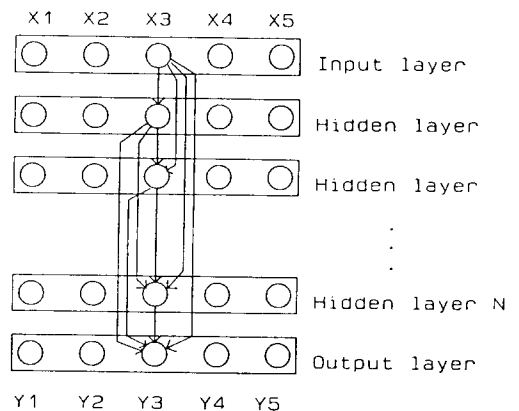


그림 6. PLD 다층 퍼셉트론 신경 회로망
Fig. 6. PLD MIP neural network.

표 2. 한글 문자 90자에 대한 특징 정보와 코드
Table 2. Feature data and code for 90 Korean characters.

	BP NO.	EP TYPE NO.	STROKE DIR NO.	code	
이	000	10 01 00 01 10	001 000 010 001 011 000 000 000	B7A1	
	010	10 01 00 01 11	010 000 010 001 100 000 010 000	B781	
	011	10 01 01 00 01	001 000 011 000 010 000 100 000	9461	
	는	000	00 00 01 00 00	010 000 011 000 000 000 001 000	9365
		010	01 00 00 00 01	010 000 010 001 001 000 000 000	B541
	100	00 10 11 01 01	001 000 011 001 011 000 101 000	D061	
	010	10 01 00 10 00	010 000 010 001 001 000 100 000	B769	
	001	10 00 00 00 00	001 000 011 000 001 000 001 000	89A1	
	110	01 01 10 10 01	010 000 010 000 100 001 101 001	D065	
	가	001	01 00 00 00 01	001 001 010 000 001 000 001 000	8861
		001	10 01 00 00 01	001 001 010 000 001 000 000 001	BBA1
011		10 00 01 01 01	000 000 100 000 011 000 011 000	9DA1	
100		00 00 00 00 10	010 001 100 000 010 000 000 000	ACE1	
001		01 01 01 01 01	010 000 010 000 010 000 011 000	B765	
001		01 00 00 00 00	010 001 010 000 000 000 000 000	8BA1	
011		01 00 01 01 01	010 000 011 000 011 000 010 000	9481	
101		10 00 00 01 00	000 000 011 000 010 000 011 000	95A1	
010		00 00 01 00 00	010 001 000 010 001 000 010 000	AC61	
있		010	10 00 01 01 01	000 001 001 010 011 001 000 001	B7B6
	110	11 01 01 00 00	000 000 110 000 010 000 101 000	9F69	
	000	01 00 00 00 00	010 000 010 000 000 000 000 000	8B61	
	000	10 00 01 11 00	001 000 010 000 100 000 001 000	B7A5	
	001	01 00 00 01 10	001 000 001 001 010 000 010 000	9061	
	000	01 00 00 10 01	001 000 011 001 001 000 000 000	B761	
	010	00 00 01 00 00	001 000 000 000 001 000 011 000	B4E1	
	010	10 00 00 00 00	001 010 011 001 001 000 000 000	88F5	
	010	01 00 00 00 01	010 000 100 000 000 000 001 000	8A82	
	들	010	10 01 10 00 00	000 000 011 000 010 000 100 000	9796
		001	10 00 01 01 10	001 000 000 010 011 000 011 000	b462
		010	10 00 00 01 01	001 000 011 001 010 000 010 000	9fa1
		011	00 00 00 00 01	001 001 010 001 010 000 001 001	b877
001		11 01 00 10 01	000 000 101 000 011 001 001 000	b779	
011		01 00 00 01 10	010 001 011 001 010 000 001 001	b941	
010		00 00 01 00 00	010 000 010 000 000 000 010 000	ae81	
010		01 01 00 00 00	010 001 010 000 001 000 001 001	b861	
101		00 01 01 00 01	010 000 100 010 100 000 010 000	b8e2	
001		01 00 00 00 01	001 000 010 000 001 001 000 001	afa1	
101		10 00 10 10 10	011 000 100 001 100 001 011 000	d081	
100		10 00 01 00 01	010 000 010 010 010 000 011 000	89c1	
011		01 00 01 00 01	010 000 001 000 010 000 100 000	9c61	
011		00 00 00 10 00	001 000 100 001 010 000 001 000	a681	
011		11 01 01 01 00	001 000 100 000 011 001 010 001	b8e5	
101		00 00 10 00 10	001 000 100 001 100 000 000 000	b561	
주		011	00 01 00 00 00	001 000 011 000 000 000 100 000	ba81
	011	10 10 01 10 00	000 000 101 000 010 000 100 000	95b7	
조	010	01 00 01 00 00	000 001 010 000 010 000 010 000	b9a1	
	100	01 00 01 00 10	000 000 100 001 101 000 010 000	a5a1	
	010	11 01 10 01 01	001 001 100 000 011 001 010 001	ac77	
	001	00 01 00 00 01	010 000 010 000 001 000 010 000	89b7	

	BP NO.	EP TYPE NO.	STROKE DIR NO.	code	
성	010	10 10 00 00 00	001 001 011 000 011 001 000 001	ac77	
	010	10 01 10 01 01	011 001 011 001 001 000 011 000	b877	
	001	00 01 00 01 00	010 000 010 000 010 000 001 000	b6e1	
	011	01 00 01 01 01	010 001 010 001 100 000 001 000	8941	
	101	10 00 11 01 00	001 000 100 000 011 000 101 000	9641	
중	100	10 00 01 01 01	000 000 011 001 010 010 010 000	bb77	
	111	11 10 00 10 01	001 000 011 000 100 001 100 000	d1c1	
	101	01 01 11 10 01	010 000 1 1 001 100 001 100 000	b6a5	
	010	11 01 01 10 00	001 000 100 000 011 000 011 000	a285	
	010	01 00 00 10 00	010 000 100 000 011 000 001 000	a065	
	011	10 00 10 00 01	011 000 011 001 011 000 001 000	a3a5	
	101	01 01 11 00 01	001 000 111 000 101 000 001 000	a165	
	010	01 00 00 01 00	010 000 010 001 000 000 010 000	b681	
	100	00 00 10 01 00	001 001 010 000 011 000 011 001	ace5	
	니	000	01 00 00 00 00	010 000 001 000 001 000 000 000	93a1
111		11 10 00 01 01	001 000 100 001 101 001 011 000	d241	
010		11 00 01 00 00	001 000 010 000 010 000 011 000	a281	
011		11 00 00 00 00	000 000 101 000 011 000 001 000	8a61	
101		10 00 01 00 00	010 001 011 001 100 000 010 000	8981	
100		01 00 11 01 01	001 001 010 001 011 001 010 001	64f6	
010		01 00 00 00 00	011 000 010 000 000 000 001 000	8a81	
101		00 00 00 00 00	010 001 001 000 000 000 000 001	afa5	
011		10 01 10 10 10	001 001 110 001 001 000 000 000	8977	
와		100	01 00 00 01 01	001 000 011 001 011 000 010 000	b5c1
		111	11 10 10 01 01	000 000 101 001 110 000 101 000	d069
		101	01 01 00 10 01	100 001 011 010 100 000 001 001	ac97
		111	01 01 00 01 00	011 000 010 001 011 000 100 000	d062
		001	11 11 01 11 01	001 000 100 000 100 000 100 000	9477
		010	10 00 00 00 00	000 001 010 000 010 000 010 000	ada1
	011	11 00 01 00 01	010 000 100 001 100 000 011 000	89c5	
	010	10 01 00 01 00	001 000 011 000 010 000 001 000	9ce1	
	010	00 00 00 00 11	011 000 010 010 010 000 000 000	9081	
	세	010	01 00 00 00 00	010 001 010 001 011 000 000 000	ad41
010		01 01 01 01 00	000 000 010 001 010 000 010 001	a9af	
100		01 00 00 00 10	000 000 100 000 011 000 001 000	b661	
010		11 01 10 00 00	001 000 100 000 100 000 010 000	9165	
001		10 00 00 10 00	010 000 011 000 010 000 000 000	a3a1	
100		01 01 01 11 11	001 000 111 000 110 001 000 000	a177	
101		10 10 00 01 11	010 000 011 000 100 001 010 000	d097	
011		00 01 01 01 10	010 000 011 000 110 000 000 000	a7a1	
110		01 00 01 00 01	010 000 101 000 100 000 001 000	a161	

드를 갖는 두개의 은닉층, 그리고 한개의 노드를 갖는 출력층으로 구성되어 있는 반면에 PLD 다층 퍼셉트론은 입력층이 아날로그 값이 아니고 이진수 디지털 값을 갖고 입력층과 은닉층의 출력이 다음층의 은닉층 또는 출력 노드의 입력으로 들어가며 은닉층의 수는 학습의 난이도에 따라 증가되어 질 수 있고 가중치의 값을 정수로 하고 뉴런의 활성화수를 계단 함수를 사용하는 새로운 학습 알고리즘에 의하여 학

습이 된다는 점이다. 은닉층의 출력이 원하는 출력과 같다고 보고 학습을 하여 첫번째 층에서 학습이 완전히 되지 않으면 다음 층으로 가서 전단의 입력과 출력을 입력으로 받아 계속 학습을 하게 됨으로 은닉층의 수가 제한되어 있지 않고 학습 알고리즘에 따라 늘어나게 된다. 즉 은닉층의 층수와 입력 노드수는 학습 알고리즘에 따라 학습의 정도에 따라 증가하게 된다. 출력층의 노드수를 16개로 정한 이유는 한글을 표시하는 조합형 코드가 2 바이트로 사용되기 때문이다. 따라서 인식을 위한 신경망의 출력은 아래 한글의 화일로 코드 변환없이 저장될 수 있다. 또한 프린터로 출력도 가능하다.

일반적인 문자 인식 과정에서 세선화를 전처리 과정으로 수행할 경우 굴곡점이나 최종점에 비해 가지짐은 가장 안정된 정보로서 얻을 수 있다. PLD 다층 퍼셉트론의 각각의 노드들은 그 아래에 있는 모든 층의 모든 노드들로부터 입력을 받기 때문에 은닉층의 수가 증가함에 따라 은닉층의 입력 노드수는 최종 출력층의 노드 수만큼 증가하게 된다. 은닉층의 입력 노드수가 너무 많아지면 하드웨어로 설계하기가 어려워지고 시냅스의 가중치 합계가 더 커진다. 그러므로 전단의 모든 층으로부터 입력을 받는 대신에 입력과 바로 전단의 몇몇 층에서만 입력을 받을 수도 있다.

PLD 다층 퍼셉트론의 중요한 특징은 문턱치 함수를 계단 함수를 사용한다는 점이다. 따라서 문턱치 함수를 인버터 두개를 사용한 버퍼나 차동 증폭기를 사용함으로써 신경망의 하드웨어 구현이 용이하다. 그러나 계단 함수가 문턱치 함수를 통과하기 전의 상태를 두가지 상태로 나타낼 수 밖에 없기 때문에 은닉층에서 서로 다른 입력이 같은 출력으로 나타날 수가 있다. 따라서 기존의 다층 퍼셉트론과 같은 구조를 가질 경우 그 다음층에서 분류가 불가능해진다 그러므로 입력층의 입력을 그 아래의 모든 층의 입력으로 전달하여 은닉층에서 구분하지 못한 경우에도 그 다음의 층에서 분류가 가능하게 하였다. PLD 다층 퍼셉트론의 또 다른 특징은 시냅스의 가중치 값들이 정수의 값을 가진다는 것이다. 기존의 학습 규칙에 따르면 시냅스의 가중치가 부동 소수점 방식으로 표현되고 활성화 함수가 선형인 관계로 하드웨어로 구현하는데 어려움이 있었다. 시냅스의 가중치가 정수값을 가질 경우 각각의 가중치는 CMOS의 컨덕턴스 크기를 조절함으로써 CMOS 회로로 구현하기가 쉽다. 또한 학습 규칙이 단층 퍼셉트론의 학습에 기초하고 있으므로 은닉층의 결과를 미리 예측한다. 원래의 입력 이외에 은닉층의 갯수를 변화시

키기 위해 다른 조작을 하지 않는 한 제안된 PLD 다층 퍼셉트론 출력층의 최종 출력과 은닉층의 출력이 같다고 가정하고 학습을 수행한다.

IV. 학습 알고리즘

그림 7은 하드웨어 구현을 위한 PLD 다층 퍼셉트론의 구조도이다. 이 회로에서 두개의 인버터가 뉴런으로 사용되고 이진 정보가 입력으로 사용된다. 각각의 노드들은 그 아래에 있는 모든 층의 모든 노드로부터 입력을 받는다. 제안된 학습 방법은 단층퍼셉트론의 학습에 기초하고 있고 은닉층의 출력을 출력층의 출력과 같다고 가정하고 각각의 층에 대한 학습을 수행하게 된다.

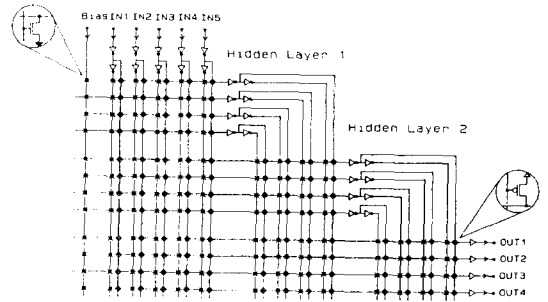


그림 7. 하드웨어 구현을 위한 PLD MLP의 구조
Fig. 7. Structure of PLD MLP for hardware implementation.

인식을 위한 신경 회로망의 학습과정은 다음과 같다.

- [단계 1] 모든 회로망의 가중치를 1로 초기화한다.
- [단계 2] 다음의 공식에 따라 각각의 출력 노드로부터 훈련될 입력 정보가 적용되고 NET 신호가 계산된다.

$$NET_j = \sum X_i W_{ij} \tag{1}$$

NET_j = 노드 j의 net 출력 값
 X_i = i번째 입력
 W_{ij} = 노드 i에서 j로 연결된 시냅스의 가중치

- [단계 3] 각각의 출력 노드로부터 NET 신호에 대하여 문턱치 함수가 적용된다.

OUT_j = 1 NET_j가 0보다 크거나 같을때
 OUT_j = 0 그외의 경우
 OUT_j = 노드j의 출력값

[단계 4] 목표값과 실제 출력값의 차를 구해서 각각의 출력의 오차를 구한다.

$$\text{error}_j = \text{target}_j - \text{OUT}_j \quad (2)$$

[단계 5] 다음 과정에 따라 가중치를 변경한다.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \text{error}_j \quad (3)$$

$W_{ij}(t)$ = 시간 t에서 노드 I에서 J로 연결되는 시냅스의 가중치

[단계 6] 모든 출력 노드의 오차가 0이 되거나 학습의 반복 횟수가 일정 횟수를 넘을때 까지 단계 2에서 단계 5까지 과정을 반복 수행한다.

[단계 7] 은닉층을 하나 증가시키고 에러가 영이 될 때까지 단계 2에서 단계 6까지 반복 수행한다.

V. 학습용 신경칩의 설계

그림 7에 나타난 preceding layer driven 다층 퍼셉트론의 각각의 시냅스는 두 가지의 연결을 가지고 있으며 각 연결은 1 또는 0의 입력에 의해서 구동된다. 학습의 결과로서 나타나는 시냅스의 가중치는 양수일 때는 PMOS, 음수일 때는 NMOS의 컨덕턴스 값으로 대체하여 CMOS 회로로 설계한다. 따라서 하나의 시냅스를 구현하는것은 최대 두개의 MOS로서 가능하다. 만일 가중치가 역제를 나타낼 경우는 NMOS, 반대로 흥분을 나타낼 경우는 PMOS를 이용하고 가중치의 크기는 MOS의 W/L값을 변화시킴으로서 회로망이 가지는 시냅스의 기능을 CMOS 회로로서 구현할 수 있다. 뉴런에서의 전달함수는 계단 함수로 정하였고 칩 상에서는 두 개의 인버터를 이용하여 설계하였다. 구동된 PMOS의 컨덕턴스 합계가 구동된 NMOS의 컨덕턴스 합계보다 크거나 같으면 그 계단 함수를 통과한 노드의 값은 1, 아니면 0이 된다. 계단 함수를 좀 더 정확하게 구현하기 위하여 차동 증폭기를 두 개의 인버터 대신에 사용할 수도 있다. 차동 증폭기를 이용하여 문턱치 함수를 나타낼 경우 가중치의 합계가 100 정도에서도 구분 가능해진다. 하나의 시냅스가 나타낼 수 있는 입력 노드의 수가 많아질 경우, 칩의 핀수가 많아지는 문제점과 입력에 의해서 구동되는 MOS의 갯수가 많아져서 뉴런의 출력값을 결정하기가 어려운 문제가 있으므로, 문자 정보를 그대로 신경망의 입력으로 사용하지 않고 적당한 특징 정보를 추출하여 입력으로 사용한다.

VI. 실험 결과 및 고찰

한글문자를 인식하기 위해 전처리 과정을 통하여 얻은 37비트의 특징정보를 인식을 위한 신경망의 입력으로 이용하였다. 또한 한글 음소를 인식하기 위해서는 25비트의 특징 정보를 이용하였다.

인식을 위해 제안된 PLD (preceding layer driven) 다층 퍼셉트론은 전반적으로 분류할 입력의 거짓수가 적을 때에는 CMOS 회로로 구현할 수 있는 적당한 학습 결과를 얻을 수 있었다. 그러나 입력의 거짓수가 늘어남에 따라 시냅스의 가중치가 커지고 은닉층의 수는 많이 증가하였다. 그러므로 우리는 두 가지 측면에서 인식 실험을 수행하였다. 하나는 소프트웨어만으로 학습을 수행하는 것이고 또 하나는 가능한 한 시냅스의 가중치와 은닉층의 수를 줄여서 하드웨어 구현이 가능하게 하는 것이다.

신경망의 출력은 한글 음소 인식에서는 5비트로 정하였고 한글 문자에 대해서는 16비트로 정하였다. 은닉층의 갯수와 입력 노드의 PLD 다층 퍼셉트론의 특성에 의해 정하여 졌다. 은닉층의 갯수는 분류할 입력의 거짓수가 많거나 입력 상호간의 유사도가 높을수록 학습 규칙에 따라 늘어났다. 은닉층의 입력 노드의 수는 PLD 다층 퍼셉트론이 하드웨어 구현을 위한 제약으로 인해 다층 퍼셉트론 학습 규칙에 기초하고 있으므로 출력층의 최종 출력노드와 같다.

표 3은 한글 음소 24자에 대한 특징 정보를 나타낸다. 한글 음소 24자에 대한 학습의 결과는 표 4에 나타나 있다. 표 4에 나타난 결과에서 하나의 출력 노드의 연결되는 시냅스의 가중치 합계가 15이하로 정해질 수 있음을 알 수 있다. 따라서 그 결과는 입력의 갯수가 적을 때는 학습의 결과를 CMOS 회로로 구현할 수 있음을 보여준다.

24자의 대한 인식 회로는 25개의 노드를 가지는 입력층과 5개의 노드를 가지는 출력층, 그리고 각각 5개의 노드를 가지는 두개의 은닉층으로 구성되어 있다.

표 2에 있는 한글 문자 90자에 대한 학습 결과는 표 5에 나타나 있다. 소요된 은닉층의 수는 3개이며 층이 증가될수록 인식율이 높아짐을 알 수 있다. 표에 나타난 결과는 시냅스의 가중치 합계에 제한을 두지 않고 각각의 층에서 200번씩 학습을 반복하여 얻은 결과이다. 학습에 소요된 시간은 아폴로 워크스테이션 상에서 15분 50초였다. 학습의 결과 입력의 거짓수가 90개로 늘어남에 따라 시냅스의 가중치가 회로로 구현하기에는 곤란한 크기를 가짐을 알 수 있었다.

표 3. 자모 24자에 대한 특징 정보

Table 3. Feature data for 24 vowels and consonants.

NO.		BP NO.	EP TYPE NO	STROKE DIR NO.
1	ㄱ	0 0 0	01 00 00 00 00	001 000 001 000
2	ㄴ	0 0 0	01 00 00 01 00	001 000 010 000
3	ㄷ	0 0 1	00 00 01 00 00	001 000 011 000
4	ㄹ	0 0 0	11 01 10 00 00	010 000 100 000
5	ㅁ	0 0 1	10 00 01 00 00	010 000 011 000
6	ㅂ	0 1 0	10 00 01 01 00	100 000 100 000
7	ㅅ	0 0 1	11 01 10 00 01	000 010 001 010
8	ㅇ	0 0 0	10 01 01 00 00	010 000 010 000
9	ㅈ	0 0 1	11 10 01 00 00	010 000 010 000
10	ㅊ	0 1 0	01 01 01 01 10	001 010 100 000
11	ㅋ	0 0 1	01 00 00 01 00	010 000 010 000
12	ㅌ	0 1 0	01 01 10 01 00	001 000 100 000
13	ㅍ	1 0 0	01 10 00 01 01	010 000 110 000
14	ㅎ	0 0 0	01 01 01 10 00	010 000 100 000
15	ㅏ	0 0 1	01 00 00 00 00	010 000 010 000
16	ㅑ	0 1 0	01 01 10 00 00	011 000 011 000
17	ㅓ	0 0 1	01 00 00 01 01	010 000 010 000
18	ㅕ	0 1 0	01 00 00 00 00	011 000 011 000
19	ㅗ	0 0 1	10 00 01 00 00	001 000 011 000
20	ㅛ	0 1 0	00 00 00 00 00	010 000 011 000
21	ㅜ	0 0 1	01 00 01 00 00	001 000 011 000
22	ㅠ	0 1 0	01 00 01 00 00	010 000 100 000
23	ㅡ	0 0 0	00 00 00 00 00	000 000 001 000
24	ㅣ	0 0 0	01 00 00 00 00	000 000 001 000

그림 8은 한글 문자 90개의 학습 결과에서 얻은 시냅스 가중치의 분포도이다.

가로축은 가중치의 크기를 나타내고 세로축은 각각의 가중치 크기에 대한 갯수를 나타낸다. 그림6에서 나타난 결과는 시냅스의 가중치가 대체로 0과 15 사이에 많이 분포함을 알 수 있다.

한글 문자 522자에 대한 학습 결과는 표 6에 나타나 있다. 표 6에 나타난 결과는 시냅스의 가중치 합계에 제한을 두지 않고 각각의 층에서 200번씩 학습을 반복하여 얻은 결과이다. 입력의 가짓수가 77개 인 그룹 1에서의 소요된 학습시간은 아폴로 워크스테이션 상에서 11분 14초였다. 표 6에 나타난 결과는 입력의 가짓수에 따라 신경망의 층수가 늘어남을 볼 수 있고 두번째 그룹에서는 각 입력의 유사성으로 인해서 학습이 어려웠음을 알 수 있다.

그림 9는 표 6에서 4개의 층이 소요된 첫번째 그룹의 77자에 대한 학습 결과 나타난 시냅스 가중치 분포이다. 77자에 대한 학습 결과 역시 가중치의 분포가 주로 0과 15사이에 밀집함을 알 수 있었다.

표 4. 표3에 대한 학습 결과

Table 4. Result of learning for Table3.

		at first layer, No. of input : 25												
input	1	0	2	-1	0	0	-2	-2	0	0	...	-1	0	
		0	0	0	-2	1	2	3	-1	0	...	0	0	
		1	0	1	-1	-1	-1	-1	1	0	...	1	0	
		0	1	1	0	0	-2	-1	-1	0	...	2	0	
		0	-4	6	0	-2	0	-2	0	0	...	0	0	
input	0	0	-3	0	0	0	1	2	0	0	...	0	0	
		0	0	-1	1	-1	-2	-3	1	0	...	0	0	
		0	-1	-1	1	1	1	1	-1	0	...	-1	0	
		0	0	-1	0	1	2	1	1	0	...	-2	0	
		0	4	-6	0	2	0	2	0	0	...	0	0	
		at second layer, No. of input : 30												
input	1	0	0	0	0	-1	0	-1	0	0	...	3	-2	
		0	0	0	-4	0	0	0	-2	0	...	0	0	
		0	0	-1	0	2	0	0	0	0	...	0	0	
		0	0	-1	0	-1	0	0	0	0	...	6	-1	
		0	-3	5	0	0	0	-1	0	0	...	1	8	
input	0	0	-1	-1	0	0	0	0	0	-1	...	-3	1	
		0	0	0	2	0	-2	0	0	0	...	0	0	
		0	0	1	0	-2	0	0	0	0	...	0	0	
		0	-1	0	0	0	0	0	0	1	...	-6	1	
		0	4	-5	0	0	0	2	0	0	...	0	-8	
		at third layer, No. of input : 35												
input	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	
		0	0	0	0	2	0	0	0	0	...	-2	0	
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	10	0	
		0	-2	4	0	0	0	0	0	0	...	0	6	
input	0	0	-2	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	
		0	0	0	0	-2	0	0	0	0	...	1	0	
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	-8	0	
		0	3	-4	0	0	0	1	0	0	...	0	-6	

표 5. 표 2에 대한 학습 결과

Table 5. Result of learning for Table2.

	최고 성공율	최대 가중치 값			
		0 입력		1 입력	
		PMOS	NMOS	PMOS	NMOS
입력층	77	72	66	62	70
2층	85	80	82	85	77
3층	32	87	93	96	87
4층	100	70	57	56	70

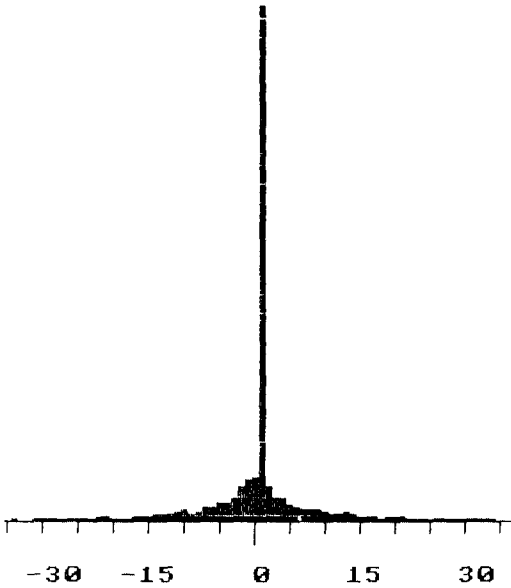


그림 8. 표 5에서의 가중치 분포
Fig. 8. Distribution of weights at Table 5.

표 6. 한글 522자의 학습 결과
Table 6. Result of learning for 522 Korean characters.

그룹	층수	입력 수	가지점 수
1	4 층	77	0.7
2	6 층	89	1.6
3	4 층	86	2
4	4 층	84	3
5	5 층	103	4
6	4 층	81	5

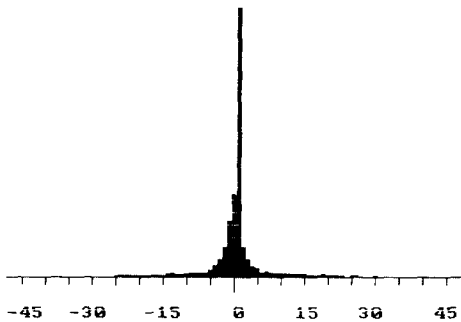


그림 9. 한글 문자 77자 인식에서의 가중치 분포
Fig. 9. Distribution of weights at 77 Korean characters recognition.

각 층의 노드에서 구별될 수 있는 가중치의 최대합은 차동 증폭기를 적용했을 때 약 100정도이다. 따라서 가중치의 합을 100이하로 줄일 필요가 있다.

따라서 그룹 1의 77자의 글자를 대상으로 가중치의 합을 제한해 보았다. 각 층의 학습의 반복 횟수는 200으로 정하였다. 가중치의 최대합을 1000으로 정했을 때 학습의 결과가 표 7에 나타나있다. 소오되는 층수는 4개이고 각 상태에서 최대 가중치 들을 표 7에 나타내었다. 가중치의 제한을 둘때 나타나는 특징은 학습이 진행됨에 따라 나타나는 성공율의 변화가 제한을 두지 않았을 때보다 더 불규칙하다는 것이다. 또한 입력 노드수가 많을때는 각 시냅스가 가질 수 있는 가중치의 허용범위가 줄어들므로 학습이 더 어려워짐을 알 수 있다. 따라서 전단의 모든 층에서 입력을 받는 것을 전단의 일부에서만 입력을 받는 것이 가중치를 줄이는데 더 효율적일 수가 있다. 본 연구에서는 입력층과 바로 전단으로부터 한 개 층의출력을 입력으로 사용하는 방식의 모델과 입력층과 전단의 두개 층으로 부터 출력을 입력으로 사용하는 두 가지 모델에 대해 가중치를 줄이는 실험을 하였다.

그룹 1의 77자의 글자를 대상으로 가중치의 합을 750으로 제한했을때 실험결과를 표 8과 표 9에 나타내었다. 각 층의 학습의 반복 횟수는 200으로 정하였다. 각 상태에서 최대 가중치와 각 층에서의 최고 인식율을 표에 나타내었다. 표 8은 입력층과 바로 전단으로부터 한개 층의출력을 입력으로 사용하는 방식의 ID MLP(input driven multi-layer perceptron) 모델로 학습한 결과이며 표 9는 입력층과 전단의 두개 층으로 부터 출력을 입력으로 사용하는 PLD MLP를 이용한 학습 결과이다.

이상의 결과로 최대 가중치 합계를 줄이면 줄일수록 인식에 필요한 은닉층의 수는 늘어나며 한계가

표 7. 가중치 합을 1000으로 둔 한글 77자의 학습 결과

Table 7. Result of learning for 77 Korean characters with limited weight sum 1000.

	최고 성공율	최대 가중치 값			
		0 입력		1 입력	
		PMOS	NMOS	PMOS	NMOS
입력층	77	52	69	64	50
2 층	91	99	70	67	102
3 층	98	68	66	64	68
4 층	100	72	49	50	72

표 8. 가중치 합을 750으로 둔 한글 77자의 학습 결과

Table 8. Result of learning for 77 Korean characters with limited weight sum 750.

	최고 성공율	최대 가중치 값			
		0 입력		1 입력	
		PMOS	NMOS	PMOS	NMOS
입력층	77	52	69	64	50
2 층	87	58	43	42	62
3 층	93	74	41	40	74
4 층	98	52	46	45	52
5 층	98	73	55	55	78
6 층	100	79	30	30	79

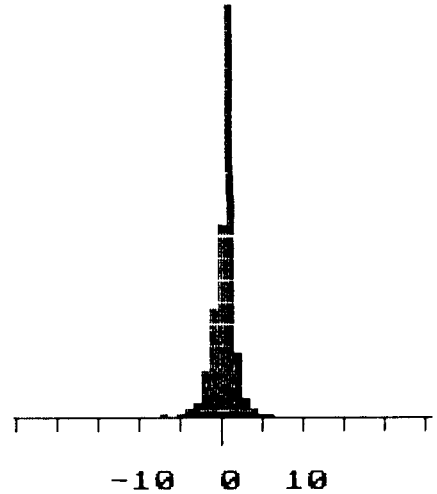


그림 10. 표 9에서의 가중치 분포
Fig. 10. Distribution of weights at Table 9.

표 9. 가중치 합과 가중치 최대치에 제한을 둔 한글 25자의 학습 결과

Table 9. Result of learning for 25 Korean characters with limited weight sum and limited maximum weight.

	최고 성공율	최대 가중치 값			
		0 입력		1 입력	
		PMOS	NMOS	PMOS	NMOS
입력층	97	10	10	10	10
2 층	98	10	8	10	10
3 층	99	10	6	6	10
4 층	100	10	5	6	10

Ⅶ. 결 론

한글 문자 인식을 위하여 새로운 신경 회로망인 PLD 다층 퍼셉트론을 이용하여 문자 인식 시스템을 구현하였다. 실험은 명조체 522자와 한글 자모 24자를 대상으로 수행되었다. 가중치 값을 정수로 하고 전달 함수를 계단 함수로 정하기 위한 새로운 학습 알고리즘이 신경 회로망을 CMOS 칩으로 설계하기 위하여 제안되었다.

문자 인식을 위해 이용한 특징 정보는 굴곡점의 갯수와 그들의 형태, 가지점의 갯수, 그리고 자획의 8방향과 각 방향의 갯수이며 이들 정보는 다층 퍼셉트론의 입력으로 사용되었다. 제안된 PLD 다층 퍼셉트론의 입력은 37비트이며 출력은 아래 한글의 화일이나 프린터로 바로 출력될 수 있도록 2바이트 조합형 한글 코드로 정하였다.

한글 자모 24자에 대한 학습의 결과에서는 시냅스의 가중치 합을 15이하로 제한하여 CMOS회로로 설계할 수 있는 적당한 가중치 값을 얻을 수 있었으나 인식 대상이 많아지면 학습은 되었으나 가중치 값이 너무 크고 은닉층의 갯수가 많아 칩으로 구현하는데에는 어려움이 있다. 한글 문자 522자를 가지점 갯수에 의한 분류법으로 여섯개의 그룹으로 분류하여 따로 학습을 수행하였다. 학습은 아폴로 워크스테이션 상에서 수행되었으며 한글 문자 77자에 대한 학습 시간은 11분 14초였다.

앞으로의 연구 과제는 문자 인식을 위한 입력 문

너무 심해지면 인식에 상당한 어려움을 겪음을 알 수 있다. 표 8와 표 9를 비교해 보면 전단의 하나의 층에서만 입력을 받는것보다 두 개의 층에서 입력을 받는 것이 더 효율적일 수 있다는 것을 알 수 있다. 또한 은닉층의 갯수가 늘어나면 그에 따라 인식율이 계속 높아짐을 알 수 있으나 어느 정도 이상에서는 인식율을 높이기가 어려워짐을 알 수 있다.

차동 증폭기를 활성화 함수로 대체할 경우 구별 가능한 가중치의 최대합은 100정도이다. 하나의 시냅스가 최대 10의 가중치를 갖도록 제한을 하고 가중치 최대합을 100으로 제한했을 때 수렴이 가능한 최대 입력 가지수는 25개였다. 각 층에서의 학습의 반복 횟수는 100으로 정하였다. 표10은 한글 문자 25자에 대한 가중치에 두가지 제한을 둘 경우의 학습의 결과이다. 그림10은 표10에 대한 시냅스 가중치의 분포를 나타낸다.

자의 갯수를 더 늘이는 것과 가중치와 은닉층의 갯수가 작아질 수 있는 방향으로 신경 회로망을 모듈화하는 것이다.

參 考 文 獻

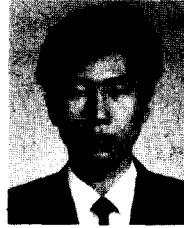
- [1] R.L. Kashyap and B.J. OoMen, "An effective Algorithm for String Correction Using Generalized Edit Distance," *Inform. Sci.*, vol. 23, pp. 123-142, 1981.
- [2] 남기곤, 박의열, 이양성, "겹쳐진 물체의 인식을 위한 정합 알고리즘," 전자공학회 하계종합학술대회 논문집, pp. 671-674, 1988.
- [3] 전수연, 조동섭, "단위 벡터를 이용한 한글인식에 관한 연구" 전자공학회 하계종합학술논문집, pp. 1104-1106, 1987.
- [4] 박중욱, 이주근, "Shape pattern에 의한 필기체의 한글 인식," 전자공학회논문지, pp. 420-428, 1985.
- [5] 권중장, "특징점을 이용한 한글 문자의 인식" 한국과학기술원 석사 학위 논문, 1987.
- [6] 고병기, 김진형, 양현승, "경쟁하는 신경망 조직을 이용한 인쇄체 한글 문자의 인식," 제1회 영상처리 및 이해 워크샵 논문집 pp. 127-134, 1989.
- [7] 김상우, 전원호, 최종호, "복합 신경 회로망을 이용한 인쇄체 한글 문자의 인식," 전자공학회 논문지, pp. 37-43, 1990.
- [8] 이은주, 김태균, 김대영, "필기체 한글의 효율적 표현 및 인식," 전자공학회 하계 종합 학술대회 논문집, pp. 310-312, 1984.
- [9] 유성필, 김태균, "축성 문법을 이용한 필기체 한글 문서내의 자모 인식," 전자공학회논문지, pp. 85-93, 1989.
- [10] 이승호, 조창제, 김일영, 조성배, 양현승, 김진형, "한글 문서 인식 시스템 SILNOON의 개발," 한국정보과학회 춘계 학술대회 논문집, pp. 211-214, 1989.
- [11] 이주근, 남궁재찬, 김영건, "한글 패턴에서 Subpattern 분리와 인식에 관한 연구," 전자공학회 논문지, pp. 1-8, June, 1981.
- [12] 이주근, 김영건, 남궁재찬, "Character pattern의 부분 분리에 의한 인신 algorithm," 정보과학회 학술 발표 논문집, pp. 43-50, 1980.
- [13] 배창석, "신경회로망 알고리즘을 이용한 한글 문자 인식," 경북대학교 석사 학위 논문, 1989.
- [14] 박인규, 진성일, "신경망을 이용한 한글 문자 인식에서 Feature 추출에 관한 연구," 제3회 신호처리 합동 학술대회 논문집, pp. 172, 1990.
- [15] F. Rosenblatt, "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain," *Psychological Review*, vol. 65, pp. 386-408, 1958.
- [16] 류종필, "신경 회로망을 이용한 문자인식용 칩 설계," 경북대학교, 석사학위 논문, 1989.
- [17] 김종렬, "특징점 추출에 의한 한글 문자 인식 및 전처리용 신경 칩의 설계," 경북대학교, 석사 학위 논문, 1990.
- [18] 한글 기계화 연구소: 한글 기계화 연구, 1975.
- [19] 백승엽, 정호선, "Preceding Layer Driven MLP를 이용한 한글 문자 인식용 Neural Chip, 제3회 신호처리합동 학술대회 논문집, pp. 175-177, 1990.
- [20] 한효진, 김동훈, 정호선, "Preceding Layer Driven MLP 신경 회로망을 이용한 디지털 파형 발생기," 제3회 신호처리합동 학술대회 논문집, pp. 445-447, 1990.
- [21] D. S. Touretzky and D. A. Pomerleau, "What's Hidden In The Hidden Layers?," *BYTE Magazine*, pp. 227-233, August 1988.

 著 者 紹 介



白 承 煥(準會員)

1966年 6月 10日生. 1989年 2月
경북대학교 전자공학과 졸업. 1991
年 2月 경북대학교 전자공학과
석사학위 취득. 1991年 3月~현
재 삼성중공업 근무중. 주관심분
야는 문자인식, 신경회로망 등임.



金 董 勳(準會員)

1968年 7月 3日生. 1990年 2月
경북대학교 전자공학과 졸업. 1990
年 3月~현재 경북대학교 전자
공학과 석사과정. 주관심분야는
신경회로망 및 퍼지이론의 응용
및 구현, X WINDOW SYSTEM
S/W 및 CAD tool 개발 등임.

鄭 鎬 宣 (正會員) 第26卷 第6號 參照

현재 경북대학교 전자공학과
교수