

# 신경회로망을 이용한 필기체 한글 자모음 및 숫자인식에 관한 연구

\* 오동수, 이은철, 유재근, 남문현  
건국대학교 전기공학과

A Study on the Recognition of Hand-written Characters  
and Arabic numbers by Neural Networks

Oh Dong Su, Lee Un Cheal, Yoo Jae Guen, Nam Moon Hyun  
Dept. of Electrical Engineering Kon-Kuk Univ.

## ABSTRACT

In this paper, our study for the recognition of Hand-written Korean characters, Arabic numbers and alphabets by neural networks. This system extracts feature of character by using the MESH feature point of handwritten character, Arabic numbers and alphabets. To reduce the input image data, features are extracted from each input images. A MLP(multi-layer perceptron) with one hidden layer was trained with a modified BEP(back error propagation) algorithm. This method extracts feature sets of the characters directly from the scanner and can enhance computation speed without using the special preprocesses such as size normalization, smoothing, and thinning.

## I. 서론

근래에 신경회로망(Neural Network)에 대한 관심이 집중되면서 다양한 분야의 여러 방면에서 연구가 시도 되고 있는데, 이러한 논의는 인간 지능에 대한 의문을 제기하고 이의 인공적 실현에 대한 가능성 있는 접근방법으로 가시화 되어 가고 있다. 신경회로망은 각 역할을 수행하는 노드 구조의 단순성에 비해 강력한 분류(classification) 기능과 인식(recognition) 능력을 가지고 있다는 매력 때문에 패턴인식 분야에서 많은 연구가 있어 왔으며, 퍼지(fuzzy)가 인간의 애매한 표현의 처리에 이론적 바탕을 제공하여 논리성(logicality)을 갖는 추론 능력이 있다면 신경회로망은 반복 훈련을 통한 학습에 의해 정보의 분산처리 및 예측능력을 갖는다고 할 수 있다[1][2][8].

신경회로망의 응용분야는 다양하지만, 현재에는 로봇브 제어 및 전문가시스템, 플랜트 제어, 패턴인식, 음성인식, 인공지능, 기상예보, 주식시세 동향 분석 등의 알고리즘적인 해결을 찾기 어려운 문제들에 효율적으로 응용되고 있다. 본 논문에서는 이러한 신경회로망의 특성을 이용해서 우리 주변의 서류나 문건 등에 한글과 영문, 숫자등이 혼용되어 쓰이고 있는 점을 감안해 한글 필기체 자모음의 특성과 영어 알파벳, 아라비아 숫자에 대해 연구하고자 한다[4][9].

고도의 정보화 시대에 기업의 사무실이나 학교, 연구실 등

많은 양의 정보를 신속히 처리해야 할 필요가 있는 현대사회에서 컴퓨터의 역할은 날로 증가하고 있다. 따라서 제한된 기존의 키보드에 의한 작업 만으로는 매일 같이 쏟아져 나오는 방대한 양의 자료를 신속, 정확하게 처리하기가 곤란하므로 간단한 문자 입력수단인 자동 입력장치의 개발은 필수적이며, 이러한 것을 실현하기 위해서는 문자인식이 선행되어야 한다. 한글 문자 인식에 대한 연구는 1969년 한글 기본문자의 구조적 특징추출을 시작으로 하여 현재에 이르고 있고, 미국, 일본 등 일부 국가에서는 영문자 및 아라비아 숫자 인식 시스템을 실용화 하고 있다[5][13].

대표적인 인식 방법론은 원형 정합적 방법(Template Matching Method) 통계적 방법(Statistical Method) 구조적 방법(Structural Method)등이 있으며, 근래에는 신경회로망 모델을 이용한 한글 문자 인식에 대한 시도와 함께 퍼지이론을 함성하여 퍼지신경회로망(fuzzy neural network)에 대한 관심이 고조되고 있다[8][10][11].

위의 방법 중 통계적 방법은 서로 다른 문자들을 독립적으로 분리해 주는 적합한 특징을 결정하기 어려운 단점이 있으나, 기존의 정적인 문자인식 방법에 신경회로망을 사용함으로써 학습과 기억으로 문자를 인식하는 동적인 시스템이 되어 잡음에 강하고 패턴의 변형문제를 해결할 수 있다. 또한 특성 벡터의 크기를 제한해 정규화 시킨 소수의 중요도가 큰 입력만을 사용하여, 처리 시간을 절약하였다.

## II. 이론적 고찰

### II.1. 특징추출

#### II.1.1 특성점 추출

특징추출(feature extraction)은 문자의 분류를 위해 해당 문자의 특징을 가장 잘 표현해 줄 수 있는 특성벡터(feature vector)를 만드는 과정이며, 한 문자를 인식하기 위해 문자의 전체적인 특성을 반영하는 MESH 특성점을 사용하여 각 문자의 특징을 추출한다.

본 논문에서는 스캐너로부터 직접받은 문자영상에 대하여 전처리 작업인 정규화, 평활화, 세선화 등을 행하지 않고,

인식율을 높이는 MESH 특성점을 가지고 처리를 함으로써 처리 과정에서 소요되는 시간을 절약하였다. 또한 필요시에만 세선화 처리를 한 특성값을 신경망모델의 입력으로 사용하여 실시간 처리가 가능하도록 하고, 하드웨어로 쉽게 구현될 수 있게 하여 인식율을 높일 수 있게 하였다.

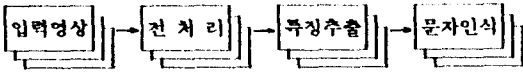


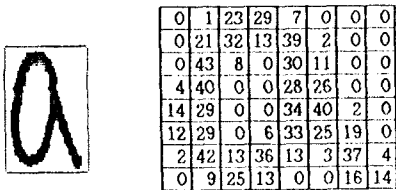
그림 2.1. 문자인식 시스템 구성도

일반적인 패턴인식 시스템의 기본기능이 입력패턴에서 출력으로의 유형을 결정하는데까지 이르는 것이라면, 분류까지는 몇 번에 걸친 정보의 변환이 일어난다. 이러한 문자인식의 과정이 그림 2.1에 나타나 있다.

II.1.2. MESH 특성점

MESH 특성점은 문자 패턴을 획의 배열로, 즉 검은 부분의 존재로서 특성을 줄 수가 있다. 본 연구에서는 이미지 스캐너로 읽어들이는 표준문자를 CRT 화면에 그래픽 영상으로 나타내어 윈도우 박스를 프로그램 상에서 설정하여 주고 그 안에 있는 한 문자의 특성값을 구한다[4].

본 논문에서의 특성값 추출은 입력영상을 56 \* 56 화소로 표현화하여, 그림 2.2의 (b)에서와 같이 문자패턴을 8 \* 8의 부분지역(cell)으로 나눈다. 이 때 64개의 부분지역이 존재한다. 화소가 존재하는 부분을 '1'로, 존재하지 않는 부분은 '0'으로 하여 화소 존재 부분의 해당 면적 값을 계산하여 그 부분 지역의 특성값으로 정한다. 따라서 MESH 특성점은 한 문자 영상에 대해서 64개 스칼라(Solar)값을 지닌 벡터로 구성된다.



(a) 'a'의 원영상 (b) 'a'의 MESH 특성값 영역분할  
그림 2.2. 문자의 MESH 특성 영역 분할

인식과정은 입력문자에 대해 특성점 벡터  $X=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 를 구한다음 48로 나누어 0과 1 사이의 정규화된 벡터로 만들었다. 본 논문에서 실제 인식에 사용된 문자 체계는 35 \* 28 화소의 2차 영상(binary image)으로, 사람의 손으로 쓴 필기체 한글 기본 자모음 24개와 아라비아 숫자 10개, 영문자 26개에 대해 인식의 중요한 열쇠가 되는 특성만을 검출해 입력 노드의 특성벡터로 삼았다.

II.1.3. 세선화 과정

이미지 스캐너로 받아 들인 영상의 잡음을 제거하는 평활화 처리는 소영역의 평균화로서 일종의 적분조작인 반면에,

세선화는 미분조작을 행함으로써 특징 추출을 보다 용이하게 하고 소수의 중요한 화상의 골격을 추출할 수 있다. 본 논문에서 사용된 세선화 알고리즘은 T.Y.Ihang과 C.Y.Suen이 제안한 방법을 이용하였다[6][7]. 이 방법은 양자화 된 2차 패턴(binary pattern)을 계산의 간편화와 인식의 용이성을 위해 패턴을 규격화 시키는 것이나 세선화로 인해 의미있는 중요한 화소(pixel)를 제거하여 오인식의 원인이 될수도 있다는 단점이 있다. 표본화한 양자화 패턴을 수식으로 표현해 보면

$$P(i, j) = V(1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, V \in \{0, 1\})$$

의  $m \times n$  행렬로서 각  $p(i, j)$ 를 화소로 정의한 2차 패턴이다. 세선화 과정을 거치면 최종적으로 변화하지 않는 데이터들이 남게 된다. 이 점들이 세선화 문자 영상이 되며 단점, 골극점, 분기점 등이 생성된다.

II.2. 신경회로망의 배경

II.2.1. 신경회로망의 특징

신경회로망은 데이터를 병렬분산처리 하므로 노드의 일부분에 손상이 있거나 데이터상에 왜곡과 변형에도 문제해결에 있어 고장에 강(fault tolerant)한 것으로 알려져 있다. 뇌를 생리학적으로 보면 뉴런의 세포가 그들 구조로 연결되어 있는데, 한 뉴런이 다른 뉴런들로부터 신호를 받아들여 그것을 합하여 흥분 여부를 결정한다. 이 흥분 여부에 따라 외부로 신호가 전달되며, 이러한 정보처리과정을 통해 인간의 사고과정이 이루어 진다[3].

신경회로망은 이러한 인간 두뇌 신경계의 특이한 구조와 기능을 보다 과학적으로 연구하고 기계에 인간의 사고와 같은 조건을 응용해 보고자 만들어진 수학적 모델로서, 인간의 중요한 능력의 하나인 학습(learning)능력을 문자 인식에 적용하고자 한다

신경회로망은 그림 2.3에서 처럼 적당한 가중치  $w_{ji}$ 가 각 입력치와 곱해서 더해진 결과를 출력한다. 따라서 출력결과 는 입력층에 주어진 데이터 값을 통해 전체 네트워크가 원하는 평형상태에 도달하는 방식으로 얻어진다. 정보는 처리기 사이의 연결 구조와 그것이 가지고 있는 값에 의해 결정된다. 이때 처리기는 학습을 통해 일정한 규칙을 발견하여 새로운 데이터의 입력시 적절한 결정을 할 수 있게 된다. 신경 회로망은 이러한 자체의 적응 능력으로 적절한 알고리즘을 생성해 낼수 있다는 잠재력 때문에 처리 매카니즘이 분명치 않은 패턴 인식이나 음성 인식등의 분야에서 크게 각광을 받고 있다. 특히 문자인식 분야에서는 다층 인식자(multi layer perceptron)와 역전파(back propagation)로 학습 시킨 신경망을 이용하는 연구가 활발히 진행되고 있다.

II.2.3. 신경회로망의 구성

본 논문에서 분류기로 사용한 학습 알고리즘은 지도학습이론(supervised learning)의 대표적인 방법인 다층 인식자(multi-layer perceptron)에 역전파(back propagation) 알고

리즘의 변형이다. 신경회로망은 Rosenblatt에 의해 제안된 다층 인식자로서 입력 노드와 출력 노드 사이를 연결하는 네트워크로 이루어져 있다. 다층 인식자란 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 회로망으로 학습에 의해 자기의 특성을 향상시켜 나가는 모델이다. 학습규칙은 LMS(least mean square) 절차에 따라 목표출력과 실제출력의 차이에 비례하도록 바꾸어 주는 것이다.

최근에는 한글 문자 인식에 신경망을 이용하려는 여러 시도가 있어 왔는데, 가장 많이 이용하는 것이 다층 인식자로서 초기의 단층 인식자(single layer perceptron)가 풀지 못하는 문제를 해결 할수 있고, 문제의 해결에 맞는 적절한 학습 방법도 고안되어 있다. 이 학습 방법을 BEP라 부르는데 이는 Widrow의 delta rule을 다층 구조의 회로망에 맞도록 일반화(generalization) 시킨 것이다. [1][2]

다층 인식자의 학습방법으로 역전파가 많이 이용되고 있으나, 수렴에 대한 문제에서 학습후에 오차 값을 하위층에 전파하여 연결 강도를 재조정 시키며 학습을 하는 global minimum을 찾지 못하고 local minimum에 빠지는 경우가 발생 할수 있다. 이러한 여러 문제의 해결을 위해 가중치를 random 하게 변경 시키는 시도와 함께, 초기 포화현상은 시그모이드 활성화함수의 기울기를 조정함으로써 학습 속도를 빠르게 하는 방법 등이 제안 되고 있다[12].

학습과정은 입력패턴과 출력패턴의 쌍을 가지고 수행된다. 먼저 입력패턴이 신경회로망에 입력되어 신경망에 의한 출력패턴이 계산된다. 이 실제 출력이 바라는 목표출력과 일치하면 학습은 중단된다. 이 두값 사이에 차이가 있다면 이 차이를 감소시키는 방향으로 연결선의 가중치를 변경시킨다.

### III. 실험

#### III.1 패턴인식 프로그램

MESH 특성값을 추출해 패턴의 인식 결과까지 전체적인 시뮬레이션 과정을 확인 할 수 있게 그림 3.1에서 문자 인식 프로그램(PATTERN RECOGNITION PROGRAM)으로 표현하였다. 그림 3.1에서 1번 모드를 선택해 스케너로 인식하고자 하는 패턴의 문자를 입력시킨다. 입력 패턴파일이 생성되면 2번 모드로 읽어들이 파일 이름을 선택한다. 3번을 택해 입력파일을 CRT 화면에 그래픽 영상으로 나타내어 완성된 그래픽 화면에 이상이 없으면, 4번 모드로 인식문자의 포착을 위해 그림 3.2와 같이 윈도우 박스(Window Box)를 프로그램상에서 설정해 주고 불려내의 한문자의 특성값을 그림 3.3과 같이 행렬로 나타낸다. 이 값을 5번 모드로서 읽어 들인 문자에 대한 인식에 가치있는 특성점만을 선택해 신경회로망의 입력에 적합한 값으로 데이터 파일을 작성한다. 6번 모드로 작성된 파일을 신경망의 학습용과 인식용으로 구분해 신경회로망의 입력치로 한다. 7번을 누르고 신경망의 학습에 적절한 형태의 입력력 및 중간층 노드의 갯수와 샘플 데이터 갯수등을 제시하면 인식여부의 결과를 출력 시켜 프린트 하도록 하였다.

#### III.2. 한글 자모음 및 숫자인식

한글은 자음 14개 모음 10개의 기본 자모로 구성되어 있지만, 자모음의 기본 자소가 어우러져 이들이 서로 결합하여 조합문자를 이룬다는 구조적 특성을 지닌다. 이러한 풀어 쓰기의 형태의 인식은 실제적이지 못한 단점이 있어 모아 쓰기 형태로 조합하여 인식하는 연구가 진행되어야 할 것이다.

본 논문에서 인식한 한글 자모음 문자 체계는 56 \* 56 소의 이진 영상(binary image)으로 300 화소를 갖는다. 사람의 손으로 쓴 필기체 기본 자모음 24개에 대해 2명으로 부터 하얀 종이위에 검은 사인펜으로 680자의 데이터를 받아 한 개인의 필체를 자음 'ㄱ'에서 'ㅈ'까지 10자와 'ㅇ'부터 '9'까지 10개의 숫자에 대해 200자를 선택해, 학습과 인식용으로 구분하였고, 학습에 참가한 데이터는 인식에서 제외 되었다.

신경회로망은 하나의 중간층(hidden layer)을 갖는 2층 구조를 갖는다. 중간층은 30개이며 숫자는 241번 자모음은 367번의 혼련으로 학습이 이루어졌다. 학습에 소요 된 시간은 9분 14초와 13분 35초 이다. 아라비아 숫자는 유사성이 적은 30개로 한글 자모음은 임의로 앞 부분에서 랜덤하게 30개를 추출해 학습을 시킨 결과, 인식은 각각 94.29% 와 84.29% 이다. 평균 인식율은 89.29%로서 손으로 쓴 필기체 인식이라는 점을 감안하면 혼련된 신경회로망이 입력범위에 대하여 어느정도 일반화하고 있음을 알 수 있다. 혼련 세트 로 삼아 혼련된 가중치 집합을 이용하여 반응 인식을 살펴본 것이 표 1과 2에 있다.

오인식된 숫자는 비교적 유사성이 있는 패턴으로 오인 되었음을 알 수 있는데, 실제 데이터를 검증해 본 결과 0 이 7로 식별 되었을 때 0.020568과 0.036017로서 0과 7사이를 혼동하다 7로 인식이 되었다. 따라서 쓸 때마다 자획의 특성이 변하는 필기체라는 점을 고려 한다면, 각 문자간 특성의 차이가 큰 것으로 학습을 하는 것이 시간은 오래 걸리나 인식율에서는 유리함을 알 수 있다. 숫자에 대해 중간층의 갯수를 2개로 하였을 때 95.71%로 증가하였다.

자음의 인식율을 높이는 방법으로 유사성이 낮은 학습 데이터와의 교체보다는 세선화를 통한 단점과 분기점의 수로 최종인식을 하고자 했다. 표 2에서 오인식 된 문자를 살펴보면

'ㄱ' → ㅅ (2) ㅁ (2), 'ㄷ' → ㅇ (2), 'ㄴ' → ㅅ (1)  
'ㅇ' → ㅈ (1), 'ㅈ' → ㅁ, 'ㅁ' → ㅈ (1), 'ㅇ' → ㅁ (1)

으로 11개가 잘못 판단 되었음을 알 수 있다. 오인식 된 자음의 구조로 보아 세선화 과정시 화소를 줄여 줄 수 있는 특징점의 추출보다는 골격 추출시 생성되는 단점의 갯수와 분기점의 수를 인식 조건으로 이용하는 것이 바람직 하다. 그림 3.7에서 세선화 과정을 거친 문자 'ㅅ'에서 단점이 2개면 ㅈ과 ㅅ으로, 4개면 ㅈ으로 우선 인식하게 하고 단점이 2개였을 때 분기점의 갯수로 최종 인식하였다. 세선화 과정 이후 자음의 인식율은 94.29%이고 모음은 95.71%이다.

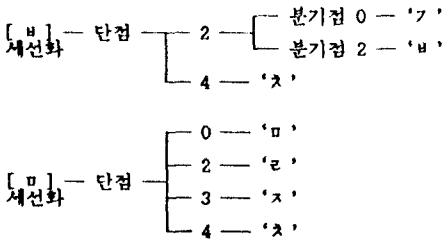


그림 3.7. 자음 b와 m의 최종인식

참고로 학습에 참여하지 않은 다른 개인의 필체에 대한 인식율은 바람직한 결과를 얻어내지 못했으며, 필체에 구애받지 않는 범용적인 불변특징점이 요구된다.

III. 영문자 인식

문자 인식이 실시간 처리를 목적으로 한다면, 세선화시 소요되는 시간은 바람직 하다고 볼 수는 없다. 따라서 영어 알파벳 소문자에 대해서는 세선화를 행하지 않고 학습에 참여하는 갯수로 인식율을 향상 시키고자 했다. 그 결과가 표 3에 나타나 있다.

학습에 참여 하는 샘플 데이터들 2개 증가 시켰을 때 인식율이 14%나 증가 함을 알 수 있었다. 이는 10개의 데이터 중 2개가 학습에 참가 했을시 필기체라는 것을 감안 하더라도 출력력이 일반화 되지 못하여 동일 문자의 필기체이므로 학습에 참여 하지 않은 데이터들의 유사도를 극복하지 못했다고 볼 수 있다. 학습에 대부분의 데이터가 참여 한다면 인식율은 100%에 가까울 것으로 기대되나 실제상에서는 수렴하여 어느 정도 포화상태가 되면 더이상 증가하지 않음을 알 수 있었다. 따라서 최소한의 데이터 만이 학습에 참여하는 것이 인식율도 높이고 심 처리도 가능하게 한 것이다

IV. 실험 결과

본 논문에서는 GS-C105 이미지 스캐너(Image Scanner)를 사용해 300 DPI(dot per inch)로 영상을 입력 받아 IBM PC-386DX(56MH) 상에서 C언어로 동작 시켰다. 전처리 과정은 MESH 특성점을 사용해 특징을 추출하여 0.0과 1.0사이로 정규화 시킨 값을 신경회로망의 입력치로 삼았다. 필기체 한글 자음은 세선화 과정을 거쳐 단점의 갯수로 인식율을 높일 수 있었으며, 아라비아 숫자는 중간층 갯수로, 영문자는 학습참여 갯수를 증가 시킴으로서 필기체 입에도 비교적 높은 인식율을 얻을 수 있었다. 인식과정에서는 다층인식자와 BEP를 이용하여 문자인식 프로그램(PATTERN RECOGNITION PROGRAM)을 프로그램상에서 전체적인 인식 과정을 확인할 수 있게 하였다.

인식에 있어서 신경회로망의 학습 방법 및 가중치의 수렴에 대해 다양한 방법으로 연구가 있어야 할 것이고, 문자의 크기나 왜곡에 대해 범용적으로 적용되는 불변특징점을 추출하여 후처리과정을 거쳐 분류를 한다면 인식율은 향상될 것으로 보인다. 한글 문자의 모아 쓰기 형태와 한글, 영어, 숫자가 섞인 혼용문자의 인식이 앞으로 연구되어야 할 과제이다.

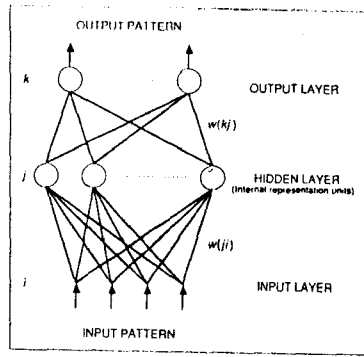


그림 2.3 신경회로망의 구조

\*\*\*\*\*  
\* 문자 인식 프로그램 \*  
\* (PATTERN RECOGNITION PROGRAM) \*  
\*\*\*\*\*

1. 문자 읽기
2. 화일 읽기
3. 화면 띄우기
4. MESH 특성값
5. 정규화 특성치
6. 신경회로망 입력 데이터
7. 신경회로망 학습
8. 인식 결과
9. 끝

\*\*\*\*\*  
\* 번호선택 -----> \*  
\*\*\*\*\*

그림 3.1. 한글 인식 시스템의 초기화면

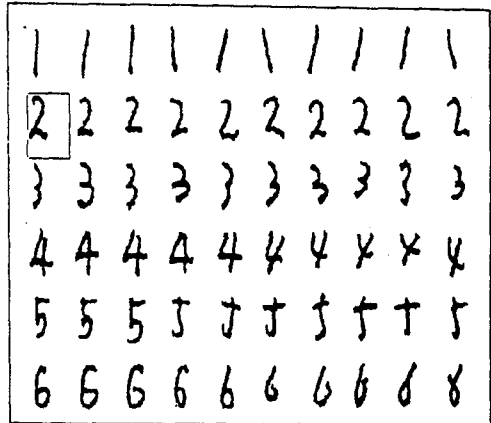


그림 3.2. 입력 문자가 CRT 화면에 나타난 그래픽 영상

MESH[] = {  
0, 9, 18, 0, 0, 0, 0, 0,  
1, 15, 24, 11, 0, 0, 0, 0,  
0, 0, 30, 4, 0, 0, 0, 0,  
0, 23, 31, 2, 0, 0, 0, 0,  
11, 21, 12, 21, 0, 0, 0, 0,  
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,  
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,  
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0 }  
}

Save filename? --->2

그림 3.3. MESH 특성값

0.00000 0.18750 0.37500 0.00000  
 0.02083 0.31250 0.50000 0.22917  
 0.00000 0.00000 0.62500 0.08333  
 0.00000 0.47917 0.64583 0.04167  
 0.22917 0.43750 0.25000 0.43750

그림 3.4. 정규화 된 특성 벡터치

표 1. 아라비아 숫자에 대한 인식

| 숫자 | 인식 수 | 오인식 수 | 오인식 자 | 인식율 (%) |
|----|------|-------|-------|---------|
| 0  | 6    | 1     | 7     | 85.71   |
| 1  | 7    | x     | x     | 100.00  |
| 2  | 7    | 0     | x     | 100.00  |
| 3  | 6    | 0     | 2     | 85.71   |
| 4  | 7    | 0     | x     | 100.00  |
| 5  | 7    | 0     | x     | 100.00  |
| 6  | 6    | 1     | 0     | 85.71   |
| 7  | 7    | 0     | x     | 100.00  |
| 8  | 7    | 0     | x     | 100.00  |
| 9  | 6    | 1     | 5     | 85.71   |
| 계  | 66   | 4     | 7205  | 94.29   |

표 2. 한글 자음에 대한 인식

| 자음 | 인식 수 | 오인식 수 | 오인식 자 | 인식율 (%) |
|----|------|-------|-------|---------|
| ㄱ  | 6    | 1     | ㅅ     | 85.71   |
| ㅋ  | 7    | 0     | ㅁ     | 100.00  |
| ㆁ  | 5    | 2     | ㅇ     | 71.42   |
| ㄴ  | 6    | 1     | ㅇ     | 85.71   |
| ㄷ  | 6    | 1     | ㅅ     | 85.71   |
| ㅌ  | 7    | 0     | ㅁ     | 100.00  |
| ㅍ  | 7    | 0     | ㅁ     | 100.00  |
| ㅊ  | 6    | 1     | ㅁ     | 85.71   |
| ㅌ  | 6    | 1     | ㅁ     | 85.71   |
| ㅍ  | 6    | 3     | ㅁ     | 42.86   |
| 계  | 59   | 11    | ㅁㅇ    | 84.29   |

표 3. 학습 참가 갯수의 인식 비교

| 인식 문자 | 인식 수 |    |    | 오인식 수 |   |   | 인식율 (%) |     |     | 인식 증가율 (%) |
|-------|------|----|----|-------|---|---|---------|-----|-----|------------|
|       | 학습갯수 |    |    | 학습갯수  |   |   | 학습 갯 수  |     |     |            |
|       | 2    | 3  | 4  | 2     | 3 | 4 | 2       | 3   | 4   |            |
| a     | 6    | 8  | 9  | 4     | 2 | 1 | 60      | 80  | 90  | 30         |
| b     | 8    | 10 | 10 | 2     | 0 | 0 | 80      | 100 | 100 | 20         |
| c     | 9    | 9  | 10 | 1     | 1 | 0 | 90      | 90  | 100 | 10         |
| d     | 8    | 9  | 9  | 2     | 1 | 1 | 80      | 90  | 90  | 10         |
| e     | 10   | 10 | 10 | 0     | 0 | 0 | 100     | 100 | 100 | 0          |
| 계     | 41   | 46 | 48 | 9     | 4 | 2 | 82      | 92  | 96  | 14         |

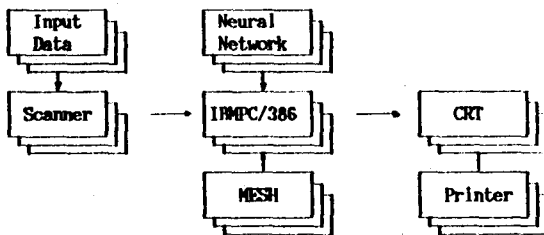


그림 3.5. 인식 장비 및 시스템 구성 블록도

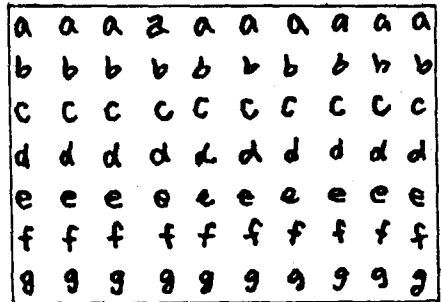
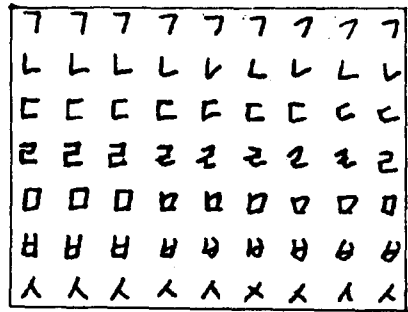


그림 3.6. 실험에 사용 된 자모음 및 알파벳 문자

참 고 문 헌

- [1] D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, "Parallel distributed processing," vol.1, vol.2, MIT Press, 1986.
- [2] Yoh-Han Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks.", Addison-Wesely, 1989.
- [3] 방승양, "신경회로망모델의 기초," pp.13-21, 교학사, 1990.
- [4] 이수현, "문자패턴 인식 시스템에서 혼란을 통한 인식률 향상에 관한 연구," 건국대학교 석사학위 청구논문, 1990.
- [5] 김상우, 전운호, 최종호, "신경회로망을 이용한 인쇄체 한글 문자 인식에 관한 연구," 전자공학회 논문지, 제27권 제2호 pp.65-71, 2월 1990.
- [6]安居院猛, 中山島正之, 木見鳩季子, "C言語による画像處理," 照光堂, 1990.
- [7] T. Y. Ihang and C. Y. Suen. "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns.", Communication of ACM, Vol.27. No3, pp.236-239, 1984.
- [8] 전홍태, "퍼지신경제어기(Fuzzy Neural Controller)의 구현," 전기학회지 40권 4호 4월, 1991.
- [9] 中野聲, 飯沼一元, 同谷滋 "NEURO 「入門と 實習 ニューロ コソビューク」," 技術評論社, 1989.
- [10] K.S.Fu, and A. Rosenfeld, "Pattern Recognition and Computer Vision," IEEE Computer, pp. 274-282, October 1984.
- [11] 박종욱, 이주근, "Shape pattern에 의한 필기체 한글 인식," 전자공학회지 논문지, pp420-425, 1985.
- [12] 오상훈, 이영직, 김명원, "역전파 학습시 초기 가중치가 학습의 초기포화에 미치는 영향," 전자공학회 논문지 제28권 B편 제 4호, 4월 1991.
- [13] 박인규, 진성일, "신경망을 이용한 한글 문자 인식에서 Feature 추출에 관한 연구," 제3회 신호처리 합동 학술대회 논문집 제3권 제1호, 1990.

\* 본 논문의 일부는 한국과학재단의 지원으로 이루어졌음