

# 다중 역전파 신경망을 이용한 차량 번호판의 인식

正會員 최 재 호\*, 조 범 준\*\*

## Recognition of Vehicle Number Plate Using Multi BackPropagation Neural Network

Jae Ho Choi\*, Bum-Joon Cho\*\* *Regular Members*

### 요 약

본 논문은 CCD 카메라로부터 얻어진 차량 영상에서 번호판 영역이 일정한 패턴의 광강도를 지니는 특징을 이용하여 번호판 영역을 추출하고 문자인식을 개선하기 위하여 단일 역전파 신경망 대신 다중 역전파 신경망으로 차량 번호판 인식 시스템을 구현하였다. 본 논문의 실험 결과, 효율적인 문자 영역의 추출이 가능하고, 기존의 단일 역전파 방법보다 학습 시간이 단축되고 인식률이 향상됨을 보인다.

### ABSTRACT

This paper proposes recognition system using multi-backpropagation neural networks rather than single back-propagation neural network to enhance the rate of character recognition resulting from extracting the region of vehicle number in that the image of vehicle number plate from CCD camera has a distinguish feature, that is, illumination of a pattern.

The experiment in this paper shows an output that the method using multi-backpropagation neural networks rather than single backpropagation neural network takes less training time for computation and also has higher recognition rate of vehicle number.

### I. 서 론

경제 성장과 산업사회의 고도화와 함께 교통량의 증가에 따른 사회적 문제가 증가하고 있는데, 자동차 번호 인식 시스템을 구현함으로써 범죄 차량 및

도난 차량을 실시간으로 자동 인식하여 범죄 차량 검거 및 예방과 도심 지역에서의 주차 또는 불법주停를 통과하는 자동차에 대하여 무인 자동 요금 징수방법(후불제)을 실시함으로써 신속한 데이터의 처리 및 교통 정체 방지에 효과를 기대할 수 있을 것이다.

지금까지 연구된 대표적인 오프라인(off-line) 인식 방법으로는 크게 나누어 저장된 문자 영상과의 정합 정도로 인식하는 형틀 정합법(template matching method),

\*송원전문대학 전자계산과  
\*\*조선대학교 컴퓨터공학과  
論文番號: 97323-0911  
接受日字: 1997年 9月 11日

문자 영상의 특징 벡터의 유클리드 거리로 인식하는 통계적 방법(statistical method), 그리고 문자를 구성하는 요소들의 구조적 연관성을 비교하여 인식하는 구조적 방법(structural method) 등이 있다.<sup>1)</sup>

최근에 와서는 신경회로망의 학습 과정을 통해 문자 인식에 필요한 정보를 습득하는 연구가 많이 이루어지고 있다.<sup>1,2)</sup> 신경회로망은 학습 능력, 분산 지식 표현, 병렬 처리 특성 등을 가지고 있으며, 약간의 잡음이나 손실 등으로 변형된 입력이 들어와도 이를 안전하게 처리할 수 있고, 신경회로망 자체의 구조적 손실로 인한 에러에도 잘 대처하는 결함 극복 능력이 있다. 이러한 신경회로망을 이용한 문자인식에 관한 연구가 매우 활발히 전개되고 있다.<sup>3,4)</sup>

본 논문에서는 CCD로부터 얻어진 차량 영상의 번호판 영역이 일정한 패턴의 광강도를 지니는 특징을 이용한 번호판 영역의 추출 방법과 단일 역전파 신경망을 이용한 인식 방법을 개선하기 위한 다중 역전파 신경망을 이용하여 차량 번호판 인식 시스템을 구현하였다.

이를 위하여 2장에서는 CCD 카메라로부터 얻은 영상에서 차량 번호판 영역의 추출과 해당 문자 추출에 대해 알아본다. 그리고 3장에서는 차량 번호 인식을 위한 신경회로망에 대하여 설명하고, 4장에서는 구현한 차량 번호판 인식 시스템의 구성과 결과를 분석하고, 마지막 5장에서는 결론과 앞으로의 연구과제에 대해서 논한다.

## II. 번호판 영역의 추출과 해당 문자 추출

### 2.1 차량 번호판의 특성

현재 국내 차량 번호판은 다음과 같이 4가지 정보로 구성되어 있다.<sup>2,5)</sup>

첫 번째 영역은 한글 문자로 구성된 관할 지역 코드, 두 번째 영역은 숫자로 구성된 차종별 코드, 세 번째는 한글 문자로 구성된 용도별 분류 코드이고, 네 번째는 일련 번호 4자리로 구성되어 있다. 차량 번호판의 색상 특성을 살펴보면, 녹색 바탕에 백색문자로 구성된 자가용과 노란색 바탕에 녹색문자로 된 영업용이 있다.

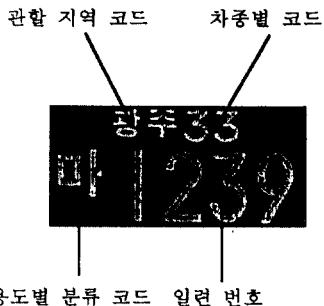


그림 1. 차량 번호판의 구성

Fig. 1 Composition of Vehicle Number Plate

### 2.2 번호판 영역의 추출

차량 영상에서 번호판 영역이 갖는 광강도 분포 특성을 살펴 보면 다음과 같다.<sup>2)</sup>

1) 번호판 영역에서의 번호판 배경과 문자간의 밝기는 주위 밝기에 따라 다소 차이가 있으나 최소한의 밝기 이상만 유지되면 밝기의 변동을 감지하기에 충분하다.

2) 번호판 영역에서는 수평축 또는 수직축으로 밝기의 변동 값 폭이 크고 변동 횟수도 다른 영역범위 보다 대체로 많다.

3) 번호판 영역에서 외곽 테두리와 문자의 밝기변동 거리 폭은 다른 영역에서의 밝기 변동 거리폭보다 대체로 아주 좁다.

4) 번호판 영역에서 문자를 만났을 때 그 위치에서 수직축으로 +와 - 방향으로 일정거리 범위내에 문자획 또는 외곽 테두리가 존재한다.

5) 차량 번호판의 가로와 세로 비는 약 2:1이다.

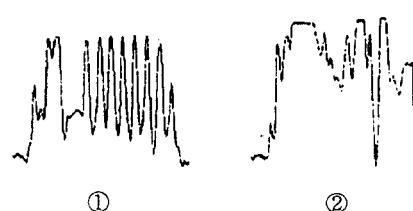


그림 2. 번호판 영역(①)과 다른 영역(②)에서의 광강도 변화의 차이

1)~5)의 제시 조건으로 차량 영상에서 광강도 분포 특징을 만족하는 영역을 찾아낸다.

그림 2는 차량 영상에서 번호판 영역과 다른 영역에서의 광강도 변화의 차이를 보여준다.

번호판 영역(①)에서의 광강도 분포의 특성은 1)~3)의 조건을 만족한다. 문자영역과 테두리 부분에서 광강도 변화가 있으나 그 폭이 작고 그 변화가 일정한 간격을 두고 나타난다.

### 2.3 번호판 영역에서 문자의 추출

차량에 대한 번호판 양식을 살펴보면 번호판은 일정한 비율로 규격화 되어 있다는 것을 알 수 있다. 이러한 사전 지식을 이용하여 차량의 번호판에서 개별 문자의 추출 방법을 사용하였다.

본 논문에서 구현한 시스템의 영역화 방법에 사용된 용어를 정의하면 그림 3과 같다.

관할 지역 코드 영역을 area[0], area[1]로 하고, 차종별 코드 영역을 area[2], area[3]으로, 용도별 분류 코드 영역을 area[4]이라 하고, 일련번호 부분을 area[5]에서 area[8]로 표현하였다.

그리고 area 한개의 좌표를 그림 4처럼 min\_x, max\_x, min\_y, max\_y로 표현하였다.

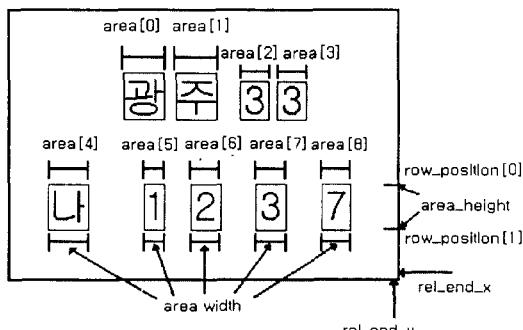


그림 3. 용어의 정의

Fig. 3 Definition of Terminology

area 한개의 좌표 표현을 상세히 그리면 다음과 같다. 숫자, 문자인식을 위해서는 구해진 영역좌표를 compaction시켜야 한다. 왜냐하면 정확히 문자부분의 좌표가 구해지지 않으면 인식을 위한 정확한 특징정보 추출(feature extraction)이 곤란하기 때문이다. 기울어

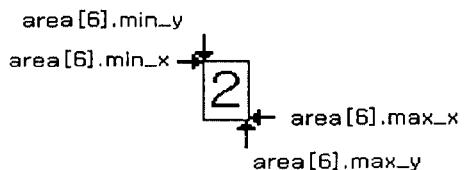


그림 4. 영역의 용어

Fig. 4 Terminology of Area

진 번호판 영상에서 일련번호의 경우 row\_position[0], row\_position[1] 값이 크게 구해질 수가 있고, 이런 이유로 그림 5처럼 영역 좌표가 잘못 구해질 수 있다.

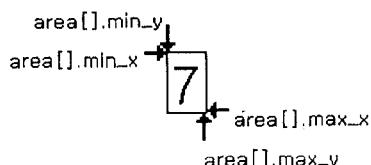


그림 5. 구해진 영역

Fig. 5 Acquired Area

#### 1) area[].min\_x compaction

area[].min\_y-area[].max\_y 구간안에서 area[].min\_x를 출발점으로 시작하여 아랫방향으로 진행한다. 숫자영역이면 중단하고, 배경영역이면 숫자영역이 나올 때 까지 전진하여 숫자영역이 존재하면 그곳을 area[].min\_x 좌표로 정한다.

#### 2) area[].max\_x compaction

area[].min\_x compaction과 동일한 방법으로 구해져 출발점을 area[].max\_x에서 출발하여 위방향으로 진행하면서 area[].max\_x 좌표를 구한다.

#### 3) area[].min\_y compaction

area[].min\_x-area[].max\_x 구간 안에서 area[].min\_y를 출발점으로 시작하여 우측방향으로 진행한다. 숫자영역이면 중단하고 배경영역이면 숫자영역이 나올 때 까지 전진하여 숫자영역이 존재하면 그곳을 area[].min\_y로 정한다.

4) area[].max\_y compaction

area[].min\_y compaction 방법과 동일하게 구하되  
area[].max\_y에서 출발하여 좌측방향으로 진행하면  
서 area[].max-y 좌표를 구한다.

Compaction 결과는 그림 6과 같다.

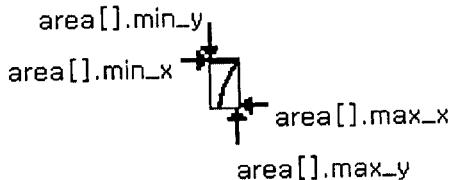


그림 6. Compaction 후 영역  
Fig. 6 Area after Compaction

## 2.4 문자의 정규화

차량 번호판으로부터 추출한 개별 문자를 인식 시스템에 입력하기 위해서는 각 문자들이 일정한 크기를 가져야 한다. 그러나 차량 번호판 영상에서 문자들의 크기가 다르므로 이를  $20 \times 20$ 의 일정한 크기로 정규화한다.

### III. 차량 번호 인식을 위한 신경회로망

### 3.1 신경회로망과 역전파 알고리즘

신경회로망이란 인간의 신경 조직을 모델화한 것으로써, 간단한 기능을 가진 여러 개의 단위 처리기 사이를 서로 대규모로 연결시킨 네트워크 형태의 구조이다. 종래의 폰 노이만 컴퓨터의 순차적인 처리 방식과는 달리 단순 기능의 처리기를 상호 병렬로 연결시켜 이들 사이의 연결강도를 조절하여 그 결과를 얻으며, 이처럼 주어진 노드들 사이의 연결 강도 값을 구하는 것을 학습이라 한다. 처리 요소들간의 상호 연결에 의한 분산 기억과 병렬처리에 의해 짧은 시간내에 오차 보정 능력이 높은 신호를 처리할 수 있을 뿐 아니라, 학습 규칙에 의해 스스로 새로운 것을 배워나갈 수 있다.<sup>1)5(6)8(9)</sup>

다중 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 3층이상의 계층구조를 가지며, 입력층에서 중간층, 출력층의 방향으로 연결되어

있으며 각 층내의 상호 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는다.

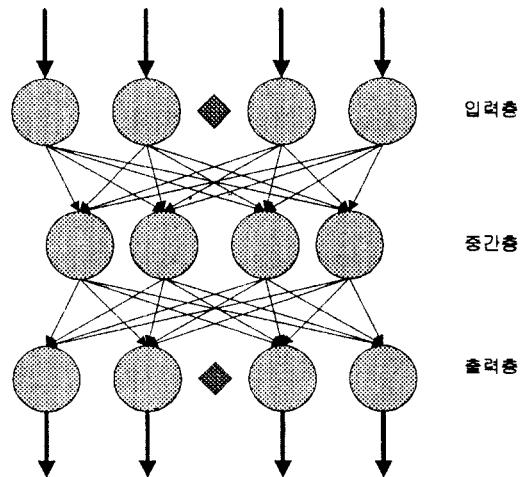


그림 7. 다층 퍼셉트론  
Fig. 7 Multi-layer Perceptron

본 논문에서는 다중 퍼셉트론을 오류 역전파 알고리즘<sup>5)(6)(8)</sup>을 사용하여 학습시켰다.

오류 역전파 학습 알고리즘의 기본 원리는 입력층의 각 노드에 입력 패턴을 부여하면, 각 노드에 의해 변환되어 중간층에 전달하고 출력층에서는 신호를 출력한다. 이 출력값과 목표값을 비교하여 차이를 줄이는 방향으로 연결강도를 조절하고 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 다시 이를 근거로 자기층의 연결강도를 조절해 간다. 주어진 입력 패턴이 출력층에 전파되면서 변한 출력 패턴을 원하는 목표패턴과 비교하여 출력된 패턴이 목표패턴과 일치하면 학습은 발생하지 않고, 일치하지 않으면 출력 패턴과 목표 패턴의 차이를 감소시키는 방향으로 연결강도를 조절하면서 학습을 반복한다. 연결강도를 변화 시키기 위한 규칙은 입력과 출력의 쌍을  $\rho$ 로 표시하여 수식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta_p W_{ij} = \eta \cdot (t_{pj} - o_{pj}) i_{pj} = \eta \cdot \delta_{pj} i_{pj} \quad (1)$$

여기서  $\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj})$ 는 목표 출력과 실제 출력의 오차,  $t_{pj}$ 는 p번째 목표 출력 패턴의 j번째 요소,  $o_{pj}$ 는 p

번제 입력 패턴에 의해 산출된 실제 출력 패턴의  $j$ 번째 요소,  $i_{pj}$ 는  $p$ 번재 입력 패턴의  $i$ 번째 요소,  $\Delta_p W_{ij}$ 는 입력층  $i$ 로부터 출력층  $j$ 로의 연결 강도의 변화량,  $\eta$ 는 시스템 이득을 나타낸다.

연결강도를 조절하는 목적은 출력에서 나타나는 오차를 줄이기 위한 것이며, 이 오차를 수식 (2)와 같이 정의할 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (2)$$

여기에서  $E_p$ 는 입력과 출력 패턴  $p$ 에서의 오류 측정 값이고, 모든 입력패턴에 대한 오차의 측정값을  $E$ 라 하면  $E = \sum E_p$ 로 표시할 수 있다.

### 3.2 다중 역전파 신경회로망

본 논문은 단일 역전파 신경망을 사용한 방법을 개선시키기 위해 다중 역전파 신경망을 사용하여 인식 시스템을 구성하였다. 단일 역전파 신경망은 학습할 때 많은 학습 데이터에 대한 학습시간의 오비 헤드와 유사성을 가진 문자에 대한 오인식의 문제점이 발생하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 다중 역전파 신경망은 단일 역전파 신경망을 여러개 두어 인식하려고 하는 문자들을 네개의 그룹으로 나누어 인식 처리한다.<sup>4)</sup> 여기에 사용한 다중 역전파 신경망은 인식의 효율화를 위해 관할 지역 코드의 한글 인식 부분과 차종별 코드의 숫자 인식 부분, 용도별 분류 코드의 한글 인식 부분, 일련 번호의 숫자 인식 부분으로 나누어 그룹별로 학습시킨 후 실험 데이터를 인식한다.

다중 역전파 신경망의 장점은 단일 역전파 신경망과 비교하여 분석했을 때 인식률과 학습 속도면에서 향

표 1. 단일 역전파 신경망과 다중 역전파 신경망의 비교  
Table 1. Comparison of Single Backpropagation Neural Network and Multi Backpropagation Neural Network

종류 항목	단일 역전파 신경망	다중 역전파 신경망
특 징	학습 패턴 분류 수가 100개 정도	학습 패턴을 번호판 구성을 맞게 그룹별로 분할
인식률	90%	95%
학습시간	8시간 30분	4시간 41분

표 2. 입력 패턴과 학습 패턴의 Target Value

Table 2. Input Pattern and Target Value of Learning Pattern

수 자	입력 패턴	패턴수	Target Value
차종별 코드, 일련번호	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9	10	00000~1001
용도별 분류 코드	가, 나, 다, 라, 마, 바, 사, 아, 자, 차, 카, 타, 파, 하, 기, 너, 더, 리, 베, 허, 고, 노, 도, 로, 모, 보, 소, 오, 조, 초, 쇠, 토, 포, 호, 구, 누, 뉴, 루, 부, 수, 우, 주, 추, 쿠, 투, 푸, 후, 그, 노, 도, 로, 모, 보, 스, 오, 츠, 쿠, 투, 포, 흐,	61	000000~111100
관할 지역	서, 인, 대, 광, 부, 경, 전, 충, 강, 제	10	0000~1001
코드	울, 천, 전, 주, 산, 구, 기, 남, 북, 원	10	0000~1001

상되었다. 단일 역전파 신경망을 통한 번호판 인식률은 90% 정도였으나, 다중 역전파 신경망의 경우 95% 이상의 인식률을 보였다.

표 1은 단일 역전파 신경망과 다중 역전파 신경망의 비교를 나타낸 것이고, 학습에 사용된 패턴을 살펴 보면 표 2와 같다.

## IV. 실험 및 결과 분석

차량 번호의 인식을 위해 구현한 시스템은 IBM/PC Pentium-200Mhz, Windows 95 환경에서 Visual C++ 4.1을 사용하여 구현하였다. 실험을 위해 다변한 날씨 상태에서 주·야간에 CCD 카메라를 사용하여 그림 8 과 같이 차량 번호판 300개를 촬영하여 실험 데이터로 사용하였다. 촬영한 300개의 데이터를 주위 환경의 조명도나 번호판의 훼손 정도에 따라 A, B, C 등급으로 분류하였다. 여기서 A 등급은 사람의 육안으로 끝바로 알아볼 수 있을 정도의 데이터이고, C 등급은 금방 알아 볼 수 없을 정도로 어둡거나 훼손이 심한 데이터이며, 그 나머지 데이터를 B 등급으로 하였다. A, B 등급까지는 인식 가능 범위이고, C 등급은 한 문자 또는 그 이상의 문자 인식이 불가능한 것이다.

제안한 다중 역전파 신경망은 정규화된 20×20의 영상 데이터를 입력하여 학습한다.

학습 패턴은 관할 지역 코드 48개, 용도별 분류코드 68개, 일련번호, 차종별 코드 170개를 차량 번호판 영상 70개에서 임의로 추출하여 사용하였다. 입력층과 중간층, 출력층의 노드 수는 표 3과 같다.

표 3. 실험에 사용한 신경망의 구조

Table 3. Structure of Neural Network For Experiment

	차종별코드, 일련번호	용도별 분류 코드	관할 지역 코드	
입력층	20 * 20	20 * 20	20 * 20	20 * 20
중간층-1	12	15	15	15
중간층-2	6	8	8	8
출력층	4	6	4	4



그림 8. 인식 실험에 사용된 입력 영상

Fig. 8 Input image of recognition experiment

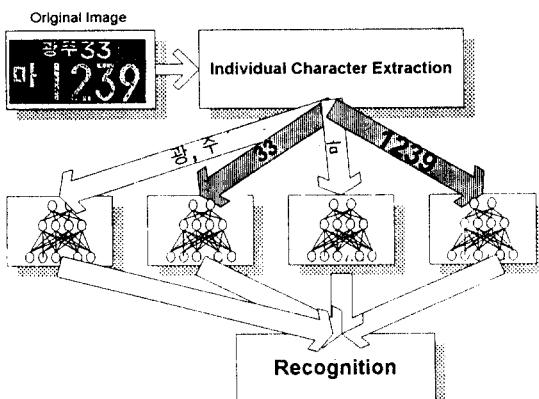


그림 9. 시스템의 구성도

Fig. 9 Configuration of System

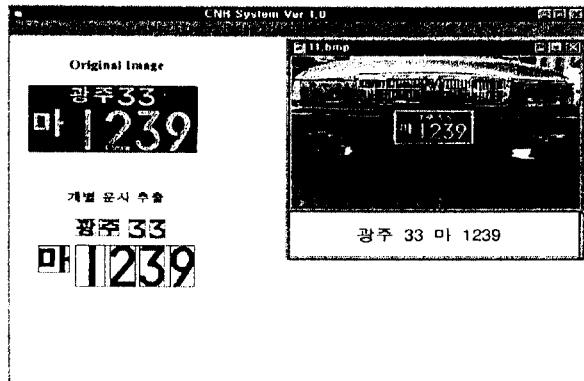


그림 10. 차량 번호 인식 프로그램

Fig. 10 Recognition Program of Vehicle number

구현한 시스템의 구성도는 그림 9와 같고, 그림 10은 차량 번호 인식 프로그램의 사용자 인터페이스이다.

차량 영상에서 번호판 영역의 추출 결과를 살펴보면, 표 4와 같이 A와 B 등급의 데이터는 대부분 추출이 가능하고, C 등급의 경우처럼 영상 자체가 양호하지 못한 경우에도 번호판 영역의 추출이 가능하였다. 그리고 인식률을 살펴 보면 표 5에서 나타낸 것처럼 관할 지역 코드와 용도별 분류 코드의 한글 문자 인식에서 오인식률이 더 높았고, 차종별 코드와 일련번호의 숫자 인식에서 오인식률이 더 낮았다. 이처럼

표 4. 번호판 영역의 추출 결과

Table 4. Result of Extraction for Plate Area

	차량 영상 수	영역 추출
A	100	100
B	100	95
C	100	81

표 5. 실험에 의한 인식률

Table 5. Result of Recognition rates

분류 데이터 등급	관할 지역 코드 (한글)	차종별 코드 (숫자)	용도별 분류 코드 (한글)	일련번호 (숫자)
A	97%	99%	98%	99%
B	90%	95%	91%	96%
C	64%	83%	70%	87%

물리적으로 훼손되었거나 조명의 변화량에 따라 번호판에서 해당 문자를 추출할 때에 실패가 많이 생겨 오인식률이 높아졌다. 그리고, 기울어진 번호판의 영상에 대해서도 오인식을 하였다.

## V. 결 론

본 논문에서는 광강도의 중감상태와 변화를 가지 고 차량 번호판 영역을 추출하고, 추출된 번호판에서 사전 지식을 이용하여 해당 문자를 분리하였다. 그리고 분리된 문자를 인식의 효율화를 위해 관할 지역 코드의 한글 인식부분과 차종별 코드의 숫자 인식부 분, 용도별 분류 코드의 한글 인식부분, 일련 번호의 숫자 인식 부분의 네부분으로 나누어 그룹별로 학습 시킨 후 실험 데이터를 인식하였다. 단일 역전과 땅 을 사용하여 숫자와 한글 문자를 학습과 인식을 시도 할 경우에는 많은 양의 데이터를 한꺼번에 학습해야 하기 때문에 기본적으로 많은 유사 패턴이 나올 경우 오인식의 잠재성을 배제할 수가 없다. 그러나 다중 역전과 신경망을 사용한 방법은 숫자 영역과 한글 문 자 영역을 나누어서 학습하고 인식함으로써, 학습 시 간의 단축과 오인식률도 줄일 수 있으며, 인식 속도 또한 향상되었다.

앞으로의 연구 방향은 기울어져 있는 번호판 처리 와 후처리 기법을 적용하여 인식률의 향상을 가져오는 것이다.

## 참 고 문 현

1. 이 성환, 문자 인식: 이론과 실제, I 권 및 II 권, 홍릉과학출판사, 1993년 10월.
2. 배익성 외 3인, “광강도 분포 특성을 이용한 차량 번호판 영역 추출”, 1997년 한국정보처리학회 춘계 학술 발표 논문집, 제4권 제1호, pp. 1105-1109.
3. 서창진 외 3인, “자동차 번호판 영역에서 문자 추출과 신경회로망을 이용한 문자인식”, 1997년 한국 정보처리학회 춘계 학술 발표 논문집, 제4권 제1 호, pp. 1101-1104.
4. 구건서, 오해석, “타이어 분류 코드의 효율적 인식 을 위한 MCBP망”, 1997년 2월 한국정보처리학회 정보처리논문지, Vol. 4, No2, 465-482.

5. 한국과학기술연구원 부설 시스템공학연구소, “차량 자동인식 시스템의 개발에 관한 연구”, 과학기술처, 1991. 7.
6. Zurada, Jacek M., Introduction to artificial neural system, New York, West Publishing Co., 1992.
7. James A. Freeman, David M. Skapura, Neural Networks (Algorithms, Application, and Programming Techniques), Addison-Wesley Publishing Company, California, 1991.
8. Maureen Caudill and Charles Butler, Understanding Neural Networks: Computer Explorations, MIT Press, 1992.
9. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J.: “Learning internal representation by error Back-Propagation,” Parallel Distributed Processing, 1: 318~362, 1986.



최재호(Jae Ho Choi) 정회원  
1984년 2월: 조선대학교 전산기공  
학과 학사  
1989년 2월: 조선대학교 전산기공  
학과 석사  
1997년 8월: 조선대학교 컴퓨터공  
학과 박사과정 수료  
1995년 3월~현재: 송원전문대학  
전자계산과 조교수

※주관심분야: 패턴인식, 영상처리



조범준(Bum-Joon Cho) 정회원  
1980년: 조선대학교 졸업  
1988년: 한양대학교 대학원 졸업  
(공학박사)

1989년~1990년: University of Connecticut(Post-Doc)  
1990년~1991년: University of Massachusetts(Post-Doc)

1980년~현재: 조선대학교 공과대학 컴퓨터공학과 교수

※주관심분야: 패턴인식, 컴퓨터 비전