

# 동적인 임계화 방법과 개선된 학습 알고리즘의 신경망을 이용한 차량 번호판 인식

김 광 백<sup>†</sup>·김 영 주<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 차량 영상으로부터 동적인 임계화 방법과 개선된 성능의 학습 알고리즘에 의한 신경망을 이용하여 차량 번호판 인식방법을 제안하였다. 제안된 방법에서 번호판 영역은 차량 영상의 구조적 속성을 이용한 동적인 임계화 방법과 밀집비율을 함께 고려하여 추출하였다. 추출된 영역으로부터의 개별문자와 숫자는 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 각각 추출하였으며, 그들의 인식을 위해서 수정된 ART1과 지도 학습 방법을 결합한 개선된 성능의 신경망을 이용하였다. 제안된 방법의 성능을 확인하기 위해서 실제 차량 번호판들을 대상으로 실험한 결과, 기존의 그레이 명암이나 RGB 컬러 정보들을 이용하는 방법보다 추출률이 개선되었으며, 인식성능도 기존의 오류 역전과 알고리즘의 신경망보다 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

## Recognition of Car License Plate by Using Dynamical Thresholding and Neural Network with Enhanced Learning Algorithm

Kwang-Baek Kim<sup>†</sup>·Young-Ju Kim<sup>†</sup>

## ABSTRACT

This paper proposes an efficient recognition method of car license plate from the car images by using both the dynamical thresholding and the neural network with enhanced learning algorithm. The car license plate is extracted by the dynamical thresholding based on the structural features and the density rates. Each characters and numbers from the plate is also extracted by the contour tracking algorithm. The enhanced neural network is proposed for recognizing them, which has the algorithm of combining the modified ART1 and the supervised learning method. The proposed method has applied to the real-world car images. The simulation results show that the proposed method has better the extraction rates than the methods with information of the gray brightness and the RGB, respectively. And the proposed method has better recognition performance than the conventional backpropagation neural network.

**키워드 :** 차량 번호판(car license plate), 동적인 임계화(dynamical thresholding), 윤곽선 추적 알고리즘(contour tracking algorithm), 수정된 ART1(modified ART1), 개선된 신경망(enhanced neural network)

### 1. 서 론

현재 차량 인구가 늘어나면서 교통량의 상황을 실시간으로 파악하기가 어려워졌다. 차량 관련 범죄가 많아졌고 차량의 이동성이라는 특징으로 인해 차량 범죄의 해결이 힘들어지고 있다. 차량과 관련된 많은 문제를 해결하기 위해 국내외적으로 많은 연구들이 진행되고 있고, 이런 연구 중에 하나가 차량 번호판 인식에 관한 연구이다[1, 2].

입력된 차량 영상에 대한 차량 번호판 인식은 일반적으로 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 과정, 추출된 번호판 영역에서 개별 문자를 추출하는 과정, 그리고 추출된 문자를

인식하는 과정으로 이루어진다. 본 논문에서는 차량 번호판 영역이 전체 차량 영상에 비해 상대적으로 밀도가 높은 속성과 번호판 영역에서 문자 영역과 배경 영역이 명확히 구별되는 속성을 바탕으로 동적인 임계화 방법과 밀도를 이용한 번호판 영역 추출 방법을 제안하였으며, 추출된 번호판 영역에 대해 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 개별 문자를 추출하였다. 또한 오류 역전과 알고리즘의 은닉층 노드 수를 설정하는 문제를 개선하기 위해 은닉층의 노드를 동적으로 생성하는 개선된 신경망(enhanced neural network) 학습 알고리즘을 제안하고, 차량 번호 인식에 적용함으로써 인식률을 향상시켰다. 본 논문에서 제안된 알고리즘들을 바탕으로 차량 번호판 인식 시스템을 구현하고 실제로 수집된 차량 영상을 대상으로 실험하여 기존의 차량 번호판 인식 알고리즘과 그 성

<sup>†</sup> 정 회 원 : 신라대학교 컴퓨터정보공학부 교수  
논문접수 : 2001년 4월 26일, 심사완료 : 2001년 11월 16일

능을 비교 분석하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 차량 번호판 추출과 인식에 관한 관련 연구를 기술하고 3장에서는 개선된 임계화 방식과 밀도 비율을 이용한 차량 번호판 영역 추출 방법을 제시하였다. 4장에서는 추출된 번호판 영역에서 개별 문자를 윤곽선 추적으로 추출하는 방법을, 5장에서는 추출된 번호판의 문자들을 개선된 신경망 알고리즘으로 학습 및 인식하는 방법을 기술하였다. 그리고 6장에서는 본 논문에서 제안하는 방법으로 자동차 번호판 인식 시스템을 구현하여 실험하고, 7장에서 결론으로 마무리하였다.

## 2. 관련 연구

일반적으로 차량 번호판 인식 과정은 획득된 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 부분과 추출된 번호판 영역에서 문자들을 추출하여 인식하는 부분으로 구성된다. 각 부분에 대한 관련 연구는 다음과 같다.

### 2.1 차량 번호판 영역 추출

차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 기존의 방법들은 단일 컬러 모형을 이용한 그레이 명암도 변화, RGB(Red, Green, Blue) 컬러 모형, 그리고 HSI(Hue, Saturation, Intensity) 컬러 모형 등을 각각 이용하였다[3-5]. 이러한 단일 컬러 모형을 이용한 추출 기법들은 적용하는 칼라 모형의 특성에 따라 다음과 같은 제약점을 갖는다.

- (1) 그레이 명암도 변화를 이용한 추출 방법은 빛에 의한 정보 손실의 영향을 적게 받는 장점이 있으나, 비번호판 영역의 명암도 변화가 주어진 임계값을 만족하면서 번호판과 비슷한 특징을 갖는 경우에는 그 영역을 번호판 영역으로 오인하여 추출하는 문제점이 있다[2, 3].
- (2) 명암도 변화를 이용한 추출 방법은 임계값을 재조정할 경우, 전체 이미지 처리 시간과 임계값 재조정 횟수에 기인한 처리 시간이 추가로 필요하므로 전체 추출 속도가 저하된다[2, 3].
- (3) RGB 컬러 모형을 이용한 방법은 RGB 값이 주위의 밝기 변화에 따라 영향을 받는 문제점이 있다[4].
- (4) HSI 컬러 모형을 이용한 방법은 RGB 컬러 모형의 문제점을 해결할 수 있으나 HSI 컬러 값을 계산하기 위해 많은 처리 시간이 요구된다[5].
- (5) HSI 컬러 모형을 이용한 추출 방법은 번호판의 컬러인 녹색 색상을 완전히 잃어버린 차량에 대해서는 번호판 영역을 추출하기 어렵다[5].

위의 방법들은 색상의 특징에 의존하는 방법으로 많은 제약점을 가진다. 이런 제약점을 해결하기 위해 차량 영상의 통계적인 특징을 바탕으로 기존의 임계화 방법[6]을 개선한 동

적인 임계화 방법과 밀도 비율을 이용한 차량 번호판 추출 방법을 제안한다.

### 2.2 신경망 기반의 문자 인식 알고리즘

문자 인식에 널리 적용되는 신경망 기반의 알고리즘으로는 오류 역전파 학습 알고리즘[7]과 ART1 알고리즘[11] 등이 있다. 오류 역전파 알고리즘은 다층 신경망(multilayer perceptron)의 대표적인 학습 알고리즘으로 영상 인식 등에 널리 사용되고 있으나 학습 속도가 느려지거나 지역 최소화(local minima)에 빠질 가능성이 있다[8-10]. 이러한 문제점은 은닉층의 노드 수 설정에서 기인한 것으로 학습 과정에서 은닉층의 노드 수가 필요 이상으로 많으면 학습 시간이 길어지고 은닉층의 노드 수가 적으면 지역최소화에 빠질 가능성이 높아진다. 기존 인식 알고리즘에서는 은닉층 노드 수를 대부분 경험적인 방법으로 설정함으로써 인식률을 저하시키는 원인이 되었다[9, 10].

ART1 알고리즘은 뉴런들 간의 경쟁 학습(competitive learning)에 의하여 자율적으로 패턴들을 분류하며 임의의 입력 패턴에 대해 이미 학습된 패턴을 잊지 않고 새로운 패턴을 학습하는 안정성(stability)과 적응성(plasticity)을 갖는다. 그러나 ART1 알고리즘은 구조가 복잡하고 패턴 수가 증가함에 따라 많은 양의 기억 장소가 요구된다[11, 12]. 그리고 ART1 알고리즘에서 경계 변수는 패턴들을 클러스터링하는 과정에서 반지름 값으로 사용되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치 허용도를 결정하는데, 차량 번호판의 숫자와 문자 인식에 적용하기 위해서는 경계 변수 값을 경험적으로 설정해야 하는 문제점이 있다.

본 연구에서는 오류 역전파 알고리즘에서 은닉층의 노드 수를 설정하는 문제와 ART1의 경계 변수 설정에 따른 인식률이 저하되는 문제점을 해결하기 위해 ART1을 수정하여 지도 학습 방법과 결합한 개선된 신경망을 제안하고 차량 번호판 인식에 적용한다.

## 3. 차량 번호판 영역 추출

일반적으로 차량 영상의 번호판 추출 및 인식에 있어서 번호판의 특징은 알고리즘의 구성에 있어서 중요한 요소이다. 차량 영상 및 번호판 영역의 구조적인 특징은 다음과 같다.

- ① 번호판 영역의 종횡 비율은 약 2 : 1이다.
- ② 번호판 영역의 문자 영역과 배경 영역의 색상은 뚜렷하게 구별된다.
- ③ 번호판 영역은 다수의 문자와 숫자가 제한된 영역에 구성되어 있으므로 다른 영역보다 밀집도가 높다. 여기서 밀도는 픽셀 값의 변화를 나타내는 윤곽선의 개수이다.
- ④ 번호판 영역의 문자와 숫자는 주어진 일정한 공간 영역에서 위치 정보를 가지며 각 문자와 숫자 사이에는 일

정한 간격이 있다.

차량 번호판 영역을 추출하기 위해 상기의 특징을 체계적으로 조건화하면 다음과 같이 정리될 수 있다.

- 조건 1. 번호판의 중형 비율은 2 : 1이다.
- 조건 2. 번호판 영역은 문자와 숫자의 표현으로 다른 영역에 비해서 밀도가 높다.
- 조건 3. 번호판 내의 문자와 숫자는 일정한 위치 정보와 일정한 간격을 가진다.

본 논문에서는 위와 같이 정의된 차량 영상의 특징을 바탕으로 동적인 임계화 방법과 밀도 비율을 이용하여 번호판 영역을 추출한다. 차량 영상의 임계화는 문자 영역과 배경 영역이 뚜렷이 구분되는 번호판의 속성을 이용하여 임계화 과정을 수행한다. 임계화 과정에서 사용하는 임계값은 전체 차량 영상의 평균 밝기 값을 기본 임계값으로 설정하고 동적으로 조정하는 방법을 적용하는데, 기본 임계값은 식 (1)과 같이 계산된다.

$$V_{threshold} = \frac{\sum_{y=0}^M \left\{ \sum_{x=0}^N I(x, y) \right\}}{M * N} \quad (1)$$

여기서,  $V_{threshold}$  는 입력 영상의 임계값이며,  $I(x, y)$ 는  $(x, y)$ 지점의 픽셀의 밝기 값이다. 그리고  $M$ 과  $N$ 은 영상의 가로와 세로를 나타내는 픽셀 수이다.

주어진 차량 영상에 대해 임계값을 전체 영상 평균 밝기값으로 설정하여도 번호판의 문자 영역과 배경 영역을 명확히 분리하지 못할 가능성이 있다. 이는 영상의 픽셀 값이 색상뿐만 아니라 주변 밝기에 많은 영향을 받게 되므로 정확한 임계값을 구한다는 것은 어렵기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 초기 임계값으로 번호판 영역 추출에 실패하면 식 (2)와 같이 임계값을 동적으로 변경하여 번호판 영역 추출을 다시 시도한다.

$$\begin{aligned} &\text{if } V_{threshold}(t) \geq C_{threshold} \text{ then} \\ &\quad V_{threshold}(t+1) = V_{threshold}(t) - \sigma \\ &\text{else } V_{threshold}(t+1) = V_{threshold}(t) + \sigma \end{aligned} \quad (2)$$

여기서,  $C_{threshold}$  는 색채 평균값이고,  $\sigma$ 는 밝기 평균값 ( $V_{threshold}(t)$ )과  $I(x, y)$ 에 대한 표준 편차로서 다음과 같이 계산된다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{x=0}^N \sum_{y=0}^M (V_{threshold}(t) - I(x, y))^2} \quad (3)$$

여기서, 밝기의 평균값 ( $V_{threshold}(t)$ )이 색채 평균값 ( $C_{threshold}$ )보다 큰 경우는 차량 영상이 밝은 색상을 많이 포함하고 있는 것을 의미하며, 차체의 색상이 밝은 경우이다. 따라서 차량의

각 문자들을 구분하기 위해 임계값을  $\sigma$ 만큼 감소시킨다. 반대로 밝기의 평균값이 색채 평균값보다 작은 경우는 차체의 색상과 배경이 어두운 경우이므로 차량의 각 문자들을 구분하기 위해 임계값을  $\sigma$ 만큼 증가시킨다.

동적 임계화가 적용된 차량 영상에서 실제 번호판 영역을 추출하기 위해 밀도를 계산한다. 여기서 밀도는 수직 방향 밀도값 ( $D_x$ )과 수평 방향 밀도값 ( $D_y$ )으로 구성된다. 수직 방향 밀도는 x축에 대한 픽셀 변화의 개수이고 수평 방향 밀도는 y축에 대한 픽셀 변화의 개수이다. 수직 방향 밀도의 개수가 10개 이상이면 세로축 번호판 영역으로 정의하고, 수평 방향 밀도의 개수가 6개 이상이면 가로축 번호판 영역으로 정의한다.

$$D_x = \frac{\sum_{y=0}^M \{I(x, y) - I(x, y+1)\}}{6} \quad (4)$$

$$D_y = \frac{\sum_{x=0}^N \{I(x, y) - I(x+1, y)\}}{10} \quad (5)$$

식 (4)와 식 (5)에서 세로축 영역 ( $D_x$ )이 1이상이고 가로축 영역 ( $D_y$ )이 1이상이면 번호판 영역이 된다. 그러나 (조건 2)에 근거하여 번호판 영역을 추출하면 하나 이상의 번호판 영역을 추출하는 문제가 발생하는데, 이는 (조건 2)의 ‘높은 밀도가 잡음이 많은 영역에서도 나타날 수 있기 때문이다. 즉, 도로나 바닥 등이 빛의 영향을 받아 발생하는 그림자 등으로 인해 높은 밀도를 가짐으로써 번호판 영역으로 추출되는 경우가 발생한다. 이에 일정한 크기의 마스크 안에 포함되는 경우는 잡음으로 처리하여 제거하는 과정이 필요하다.

-1	-1	-1	-1	-1
-1	0	0	0	-1
-1	0	16	0	-1
-1	0	0	0	-1
-1	-1	-1	-1	-1

(그림 1) 잡음을 제거하는 5×5 마스크

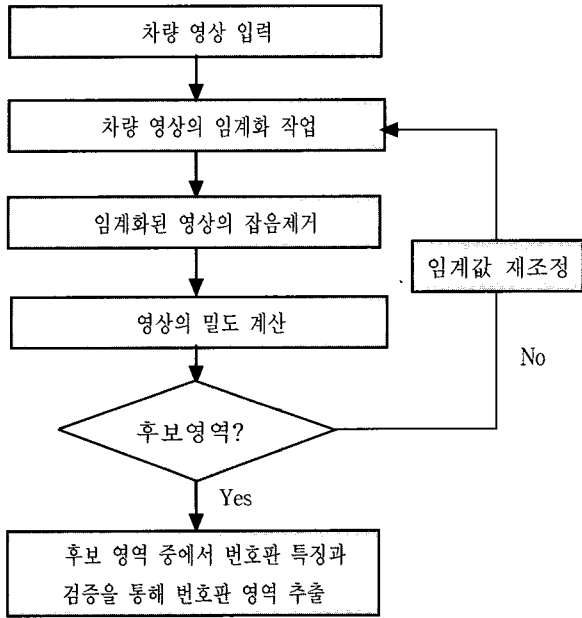
잡음 제거 과정은 (그림 1)의 5×5 마스크를 사용하여 중간 지점의 픽셀이 다른 주변의 픽셀과 다른 색상인 경우에 잡음이라 간주하고, 식 (6)을 이용하여 중간 지점의 픽셀을 주변의 색상과 동일하게 바꾼다.

$$I(x, y) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 \{I(x+i, y+j) * Mask(i, j)\} \quad (6)$$

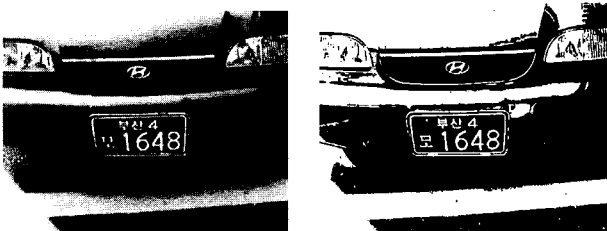
여기서  $i$ 와  $j$ 는 마스크의 인덱스이고, 5×5 마스크의 중심 지점이 (0, 0)이므로  $i$ 와  $j$ 는 -2와 2사이의 정수 값이다. 마스크의 크기를 크게 할수록 큰 잡음을 없앨 수 있다. 3×3의 마스크는 한 픽셀의 잡음만을 제거할 수 있으나 노면과 같은 비

번호판 영역의 잡음을 제거할 수 없다. 따라서 최대 9개의 정도의 잡음을 제거할 수 있는 5×5 마스크를 사용하여 노면과 같은 비 번호판 영역에서 밀도가 높게 나타나는 부분을 제거하였다.

임계화 과정과 잡음 제거 과정을 수행한 후에, 밀도를 계산하고 밀도의 비율이 큰 부분들을 후보영역으로 선택한다. 이때 후보 영역이 하나 이상 나타나면 번호판 영역의 특징(조건 1)을 이용하여 번호판 영역임을 판별하여 추출한다. 만약 후보 영역에서 번호판 영역의 특징이 나타나지 않거나 후보 영역을 선택할 수 없는 경우에는 임계값을 재조정하여 위의 과정을 반복한다. (그림 2)는 제안된 차량 번호판 영역 추출 과정을 나타내었고 (그림 3)은 번호판 영역에 대한 추출 결과를 나타내었다.



(그림 2) 차량 번호판 추출 구성도



(a) 차량 전면 영상 (b) 임계화된 차량 영상



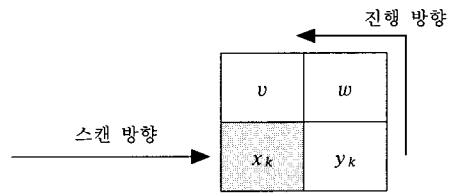
(c) 추출된 번호판 영역

(그림 3) 번호판 영역 추출 결과

#### 4. 윤곽선 추적 방법에 의한 개별 문자 및 숫자 추출

차량 영상으로부터 추출된 번호판 영역에서 각 문자와 숫자를 추출하는 방법으로는 영상 처리 기술을 응용한 여러 가지 기법들이 있다[13-17]. 예를 들면 번호판 영역에 대해 (조건 3)을 이용하여 번호판에서 나타나는 문자나 숫자의 위치 정보를 미리 파악하고 그 비율에 따라 분리하는 방법[13], 문자와 숫자를 구분하기 위해 윤곽선 추적을 적용하는 방법[14, 15], 히스토그램을 이용하여 추출하는 방법[16, 17] 등이 있다. 위치 정보를 이용한 추출 방법은 번호판 영역의 테두리가 정확히 추출되는 경우에만 적용될 수 있다. 또한 윤곽선을 추적을 적용하는 방법은 임계화 과정이 필요하며 문자와 배경이 정확히 구분되어야만 적용될 수 있다. 히스토그램 방법은 번호판 영역의 문자 분포에 대한 정보를 어느 정도는 제공하지만, 배경과 문자가 뚜렷이 구분되지 않는 경우에는 추출이 불가능하다.

본 논문에서는 번호판 영역을 상 하위 영역으로 구분하고 각 영역에 대해 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 문자를 추출한다. 먼저, 히스토그램 방법을 적용하여 번호판 영역을 상위 영역과 하위 영역으로 구분한다. 구분된 각 영역에서 2×2 마스크를 이용한 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 윤곽선을 추출함으로써 개별 문자를 추출한다. (그림 4)는 윤곽선 추적을 위해 사용한 2×2 마스크를 나타내었다. (그림 4)에서, 음영으로 나타나는 부분은 경계 픽셀이고 음영이 나타나지 않는 부분은 배경 픽셀이다. 2×2 마스크를 이용한 윤곽선 추적 과정은 다음과 같다.



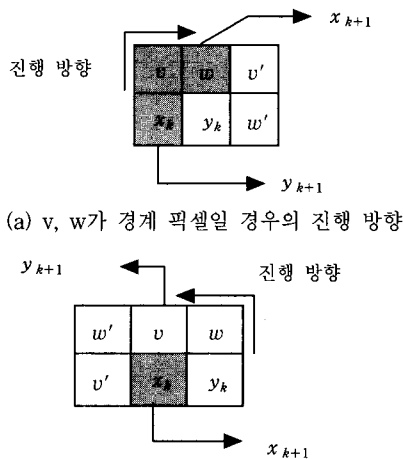
(그림 4) 윤곽선 추출을 위한 2×2 마스크

영상에서 경계 픽셀을 만나기 전까지는 왼쪽에서 오른쪽으로, 위쪽에서 아래쪽으로 스캔한다. 경계 픽셀을 만나면 시작점으로 선택하여 마스크의  $x_k$ 에 위치시키고  $v$ 와  $w$ 에 대응되는 두 픽셀을 고려하여 마스크의 다음 진행 방향을 결정하는데  $x_k$ 가 지나간 픽셀이 윤곽선이 된다.

마스크의 다음 진행 방향은  $v$ 와  $w$ 가 모두 배경이면  $x_k$ 에서  $v, w$ 로의 진행이 불가능하기 때문에 기본 진행 방향인 반시계 방향으로 이동한다. 또한  $v$ 와  $w$ 가 모두 경계 픽셀이면  $x_k$ 에서  $v, w$ 로의 진행이 가능할 뿐만 아니라,  $v$  지점이 가장 가까이 있으므로  $x_k$ 는  $v$  지점으로 이동한다. 이 때  $w$  지점도 경계로 나중에 거쳐야 할 지점이기 때문에  $y_k$ 는  $w$ 로 이동하는 것이 아니라  $x_k$  지점으로 이동한다. 그러면 후에  $x_k$ 가  $w$

로 이동하는 것이 가능하게 된다. 따라서  $v'$ 와  $w'$ 가  $v$ 와  $w$ 의 다음 진행 위치라고 하면  $x_k$ 는  $v$  지점으로  $y_k$ 는  $x_k$  지점으로  $v'$ 는  $w$ 로  $w'$ 는  $y_k$ 로 이동하여 우측 방향으로 진행한다. 한편,  $v$ 가 경계이고,  $w$ 가 배경이면  $x_k$ 에서  $v$ 로의 진행이 가능하고,  $w$ 는 경계가 아니므로  $x_k$ 가  $w$ 로 지나갈 필요가 없기 때문에  $y_k$ 는  $w$ 로 진행한다. 반대로  $v$ 가 배경이고  $w$ 가 경계이면  $x_k$ 에서  $w$ 로의 진행이 가능하고,  $v$ 는 경계가 아니므로  $y_k$ 는 그대로 유지하여 우측 방향으로 진행한다.

(그림 5)의 (a)는  $v$ 와  $w$ 가 경계 픽셀일 경우의 진행 방향을, (b)는  $v$ 와  $w$ 가 배경 픽셀일 경우의 진행 방향을 나타내었다. <표 1>은  $2 \times 2$  마스크의 진행 방향을 도표로 나타낸 것으로  $v$ 와  $w$ 의 값은 0과 1의 값을 가지며, 0과 1은 각각 배경 픽셀과 경계 픽셀을 의미한다.

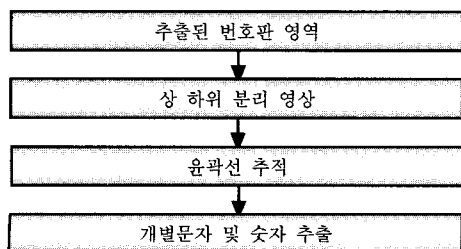


(a)  $v, w$ 가 경계 픽셀일 경우의 진행 방향  
(b)  $v, w$ 가 배경 픽셀일 경우의 진행 방향  
(그림 5)  $v, w$  값에 따른 마스크의 진행 방향

<표 1>  $2 \times 2$  마스크의  $v, w$ 에 따른 진행 방향

	$v$	$w$	$x_{k+1}$	$y_{k+1}$
전진	1	0	$v$	$w$
우측	0	1	$w$	$y_k$
우측	1	1	$v$	$x_k$
좌측	0	0	$x_k$	$v$

따라서 윤곽선 추출 알고리즘을 이용하여 번호판 영역으로부터 개별 문자를 추출하는 전체적인 과정을 도시하면 (그림 6)과 같다.

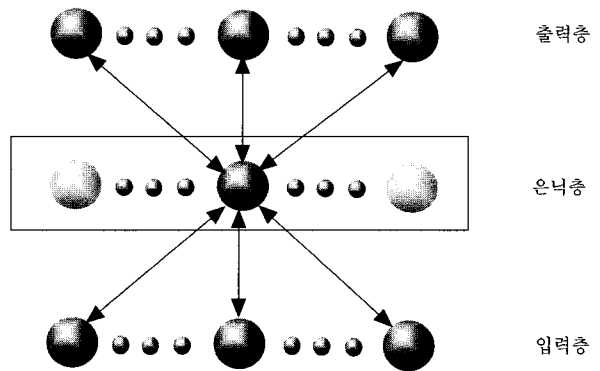


(그림 6) 개별 문자 추출 과정

### 5. 개선된 신경망을 이용한 번호판 인식

오류 역전파 학습 알고리즘은 영상 인식 등에 적용할 경우에 은닉층의 노드 수를 경험적으로 설정하여야 하며, 그에 따라 인식률이 좌우되는 문제점이 있다. 본 논문에서는 수정된 ART1 알고리즘과 지도 학습 방법을 결합하여 신경망의 은닉층 노드 수를 동적으로 변화시키는 개선된 신경망 알고리즘을 제안한다. 제안된 신경망의 구조는 (그림 7)과 같으며, 다음과 같은 구조적인 특징을 갖는다.

- (1) 입력층과 은닉층의 연결 구조는 수정된 ART1의 구조와 같고, 여기에서 출력층은 제안된 신경망 구조의 은닉층이다.
- (2) 은닉층의 노드는 각 클래스를 나타낸다. 따라서 전체적으로 완전연결(fully-connected) 구조를 가지나, 목표값과 실제 출력값을 비교하여 역전파시킬 때는 수정된 ART1에서 승자 뉴런으로 선택된 대표 클래스에 연결된 시냅스의 가중치만 역전파하는 승자 뉴런 방식을 채택한다.



(그림 7) 개선된 신경망 학습 모델

개선된 신경망이 은닉층 노드를 자가 생성하면서 은닉층 노드 수를 동적으로 설정하는 방법은 다음과 같다. 하나의 은닉층 노드로 시작하여 그 노드를 입력층에서 처음 제시된 패턴에 해당되는 클래스로 할당한다. 그 다음부터 제시되는 패턴들은 현 상태에서 존재하는 은닉층의 노드들에 대하여 승자를 채택하고, 은닉층의 모든 노드들이 승자 선정에 실패할 경우에는 노드를 하나 증가시켜 해당 패턴에 대한 클래스로 할당한다. 그러나 제시된 입력 패턴에 대해 은닉층에서 가장 큰 출력 값을 가지는 승자 노드가 대표 클래스가 되는 것은 아니다. 은닉층의 승자 노드와 입력 패턴간의 유사성을 계산하고, 그 유사성이 경계 변수보다 크면 현재의 승자 노드가 대표 클래스로 선택되어서 출력층으로 전달된다. 만약 은닉층의 승자 노드가 경계 변수보다 적거나 같으면 다음 승자가 될 수 있는 은닉층의 노드를 선택하고 유사성을 비교하여 대표 클래스를 선택한다. 그리고 최종적으로 승자로 선택된 은

닉층의 노드 중에서 유사성을 만족하는 노드가 없으면 은닉층에 새로운 노드를 생성하여 이 노드를 대표 클래스로 선택한다.

5.1 개선된 신경망 알고리즘

기존의 ART1 학습 알고리즘은 첫 번째 입력을 첫 번째 클러스터의 대표 패턴으로 선택하고 다음 입력이 들어오면 첫 번째 대표 패턴과 비교하여 첫 번째 대표 패턴과의 거리가 경계 변수보다 적으면 첫 번째 클러스터로 분류하고, 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 생성하게 된다. 이러한 과정이 모든 입력 패턴들에 적용되면 클러스터의 개수는 시간에 따라 점점 증가하게 된다. 따라서 개선된 신경망에서 입력층과 은닉층의 학습 방법으로 기존의 ART1을 적용할 경우에는 은닉층의 노드 수가 필요 이상으로 증가되거나 서로 다른 패턴들을 같은 패턴들로 분류하는 문제가 발생하게 된다.

이에 본 논문은 기존 ART1의 문제점이 입력 패턴과 클러스터의 대표 패턴간의 거리 측정 방법과 경계 변수에 따라 좌우되는 사실[11, 12]을 바탕으로 제안된 신경망 구조에서 1의 개수 비율에 의해 유사성을 구분하지 않고, 같은 값을 가진 노드의 개수를 이용하여 유사성을 구분하도록 하였다. 즉 유사도 측정을 식 (7)과 같이 저장 패턴과 입력 패턴간의 Equivalence(Exclusive NOR)의 놈(norm) 비율로 사용하였다.

$$\frac{\|T \odot X\|}{\|X\|} \quad (7)$$

따라서 개선된 신경망 구조에서 입력층과 은닉층의 연결 가중치 조정은 식 (7)을 이용한 수정된 ART1을 적용하여 승자 뉴런(winner-take-all) 방식을 채택한다. 입력층과 은닉층간의 연결과 은닉층과 출력층간의 연결을 구분하여 살펴보면, 은닉층에서 채택된 승자 노드는 입력 패턴의 대표 클래스가 되므로 대표 클래스의 저장 패턴에 입력 패턴을 반영하기 위해서 은닉층의 승자 노드와 입력층으로 연결된 가중치만을 조정한다. 또한 입력 패턴에 대한 목표값을 대표 클래스에 의한 출력값에 반영하기 위해 출력층의 노드와 은닉층에서 승자 노드로 선택된 대표 클래스와 관련된 연결 가중치를 조정한다.

제안된 신경망 구조를 바탕으로 차량 번호판 인식에 적용할 개선된 신경망 학습 알고리즘을 단계별로 정리하면 다음과 같다.

단계 1. 입력층과 은닉층 사이의 상향 가중치인  $b_{ij}$ 와 하향 가중치인  $t_{ij}$ 를 초기화하고, 은닉층과 출력층 사이의 가중치인  $w_{jk}$ 를 -1과 1사이의 임의의 값으로 초기화한다. 여기서  $i$ 는 입력층,  $j$ 는 은닉층, 그리고  $k$ 는 출력층의 노드를 의미한다.

$$t_{ij}(0) = 1, b_{ij}(0) = \frac{1}{1+D}, 0 \leq i \leq D, 0 \leq j \leq S$$

여기서,  $D$ 은 입력 패턴의 노드수,  $S$ 은 은닉층의 노드수이다.

단계 2. 입력 패턴( $x_i^p$ )과 목표값( $t_k^p$ )을 제시한다. 여기서  $p$ 는 패턴의 개수이다.

단계 3. 은닉층의 출력값( $O_j$ )를 계산한다.

$$O_j = \sum_{i=0}^D b_{ij}(t)x_i^p$$

단계 4. 은닉층에서 승자 노드 ( $\mu_{j^*}$ )를 선택한다.

$$\mu_{j^*} = \text{Max}_j [O_j]$$

단계 5. 승자 노드의 하향 가중치 ( $t_{ij^*}(t)$ )와 입력 패턴간의 유사도를 계산한다.

$$\|X\| = \sum_{i=0}^D x_i^p$$

$$\|T \odot X\| = \sum_{i=0}^D t_{ij^*}(t)x_i^p$$

$$\frac{\|T \odot X\|}{\|X\|}$$

단계 6. 만약 계산된 유사도가  $\frac{\|T \odot X\|}{\|X\|} > \rho$ 이면 현재의 승자 노드를 대표 클래스로 선택하고 단계 8로, 그렇지 않으면 단계 7로 간다. 여기서  $\rho$ 은 경계 변수이며 0과 1사이의 값이다.

단계 7. 현재 승자 노드 ( $\mu_{j^*}$ )의 출력값을 0으로 하고 단계 4로 가서 다음 승자가 될 수 있는 은닉층 노드를 선택한다. 만약 은닉층에서 유사성을 만족하는 승자 노드가 없으면 새로운 노드를 생성한다. 그리고 생성된 노드가 대표 클래스가 되어 단계 8로 간다.

단계 8. 입력 패턴과 승자 노드간의 유사성이 인정된 단계 6의 대표 클래스와 단계 7에서 새로 생성된 대표 클래스의 상향과 하향 가중치를 갱신한다.

$$t_{ij^*}(t+1) = t_{ij^*}(t)x_i^p$$

$$b_{ij^*}(t+1) = \frac{t_{ij^*}(t)x_i^p}{0.5 + \sum_{i=0}^D t_{ij^*}(t)x_i^p}$$

단계 9. 은닉층의 대표 클래스 ( $\mu_{j^*}$ ), 은닉층의 대표 클래스와 출력층의 연결 가중치 ( $w_{j^*k}$ ), 출력층 노드의 오프셋( $\theta_k$ )을 이용하여 출력층의 출력값( $O_k$ )을 계산한다.

$$O_k = \frac{1}{1 + e^{-(w_{j^*k}\mu_{j^*} + \theta_k)}}$$

단계 10. 학습 패턴의 목표값( $t_k^p$ )과 실제 출력값( $O_k$ ) 사이의 차이를 이용하여 연결 가중치 ( $w_{j^*k}$ )와 오프셋 ( $\theta_k$ )의 오차 ( $\delta_k$ )를 구한다.

$$\delta_k = (t_k^p - O_k)O_k(1 - O_k)$$

단계 11. 오차를 이용하여 연결 가중치( $w_{j,k}$ )와 오프셋( $\theta_k$ )을 조정한다.

$$w_{j,k}(t+1) = w_{j,k}(t) + \alpha \delta_k O_k$$

$$\theta_k(t+1) = \theta_k(t) + \alpha \delta_k$$

여기서  $\alpha$ 은 학습률이며 0과 1사이의 값이다.

단계 12. 모든 학습패턴에 대해 전부 학습할 때까지 단계 2로 간다.

단계 13. 총오차 자승합이 오류 한계값(error criteria)보다 적거나 같으면 학습을 종료하고, 아니면 단계 3으로 간다.

### 6. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 Intel Pentium-II 550MHz CPU와 64 MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 Delphi 5로 자동차 번호판 인식 시스템을 구현하였다. 실험에 사용된 차량 영상은 일반 비사업용 차량인 자가용과 승합용 차량을 대상으로 하였으며, Kodak DC265 Zoom 디지털 카메라를 사용하여 256 컬러의 640×480 픽셀 크기를 가진 114개의 차량 영상을 수집하고 성능 평가 실험에 적용하였다.

번호판 영역 추출에 대해서는 기존의 그레이 명암도 변화를 이용한 방법[3], RGB 컬러 정보를 이용한 방법[4] 그리고 제안된 추출 방법을 각각 실험하여 번호판 영역의 추출 비율을 비교하였으며, 개별 문자 추출에서는 위치 정보를 이용한 방법과 윤곽선 추적을 이용한 방법간의 추출 비율을 비교하였다. 또한 추출된 개별 문자 인식 성능을 확인하기 위하여 오류 역전과 알고리즘과 개선된 신경망 알고리즘간의 인식률을 비교하였다.

#### 6.1 번호판 영역 추출에 대한 실험 결과

114개의 차량 영상에 대해 기존의 번호판 추출 방법[3, 4]과 제안된 추출 방법에 대한 실험 결과는 <표 2>와 같다. 여기서 추출 시간은 번호판 영역 추출에 성공한 경우의 평균 추출 시간이다.

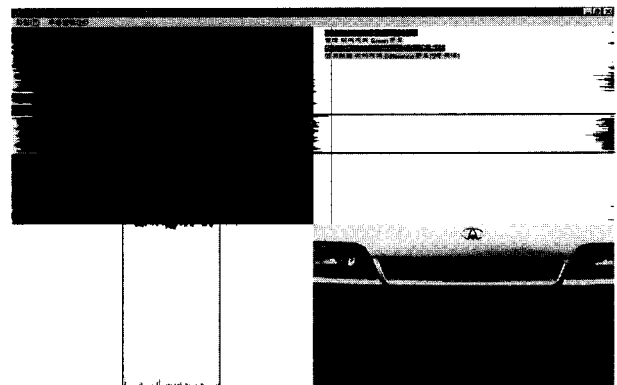
<표 2> 114개 번호판 영상에 대한 영역 추출 결과

	추출 성공	추출 실패	평균추출 시간
그레이 명암도 변화[3]	107	7	0.7(sec)
RGB 컬러 정보[4]	104	10	0.6(sec)
제안된 방법	112	2	0.5(sec)

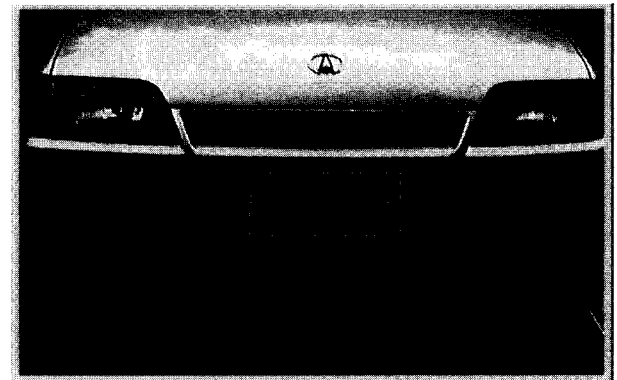
<표 2>의 결과에서, RGB 컬러 정보를 이용한 방법은 번호판 영역에서 녹색이 많이 분포된 차량 영상의 경우에는 추출에 성공하였으나, 전체적으로 녹색이 분포된 차량의 경우에는 녹색의 비율만으로 번호판 영역을 추출할 수 없었고 녹

색 잡음을 제거하기 위해 최빈수를 이용한 평활화 처리를 수행함으로써 추출 시간이 제안된 추출 방법보다 더 소요되었다. 그레이 명암도 변화를 이용한 번호판 추출 방법은 컬러 영상을 그레이 영상으로 변환하는 전처리 과정으로 인하여 추출 시간이 가장 많이 소요되었다.

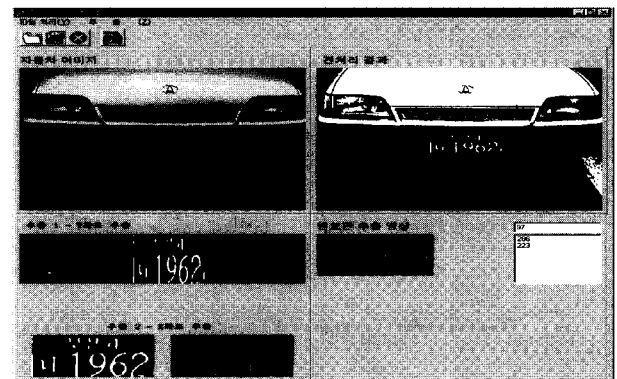
(그림 8)은 114개의 번호판 영역 중에서 녹색 분포가 거의 나타나지 않는 1개의 영상에 대해 기존의 방법과 제안된 방법에 의한 추출 결과를 도시한 예이다. (그림 8)에서 (a)의 경우에는 녹색의 분포가 거의 나타나지 않아 번호판 추출에 실패한 것이고, (b)와 (c)의 경우는 번호판 추출에 성공한 것이다.



(a) RGB 컬러를 이용한 추출 방법(번호판 영역 추출 실패)



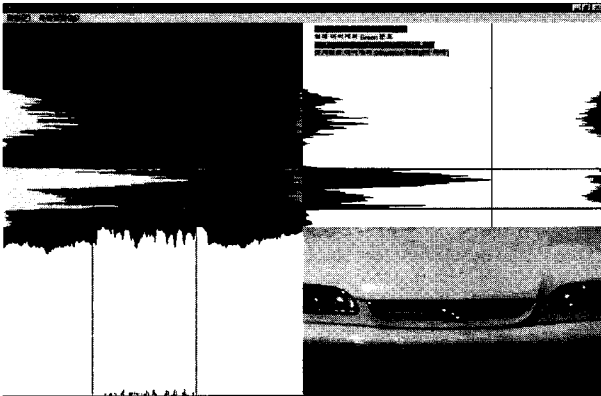
(b) 그레이 명암 변화를 이용한 추출 방법(번호판 영역 추출 성공)



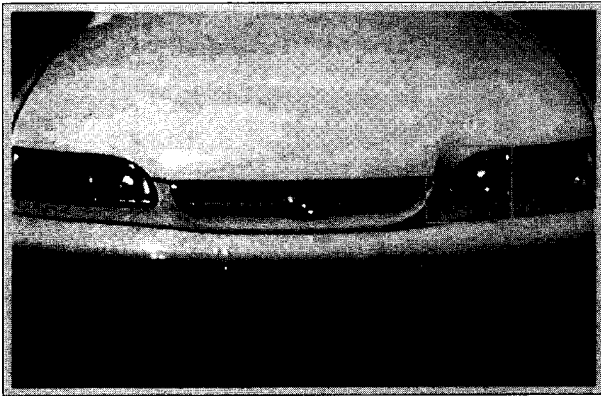
(c) 제안된 추출 방법(번호판 영역 추출 성공)

(그림 8) 번호판 추출 방법들간의 추출 결과 비교 1

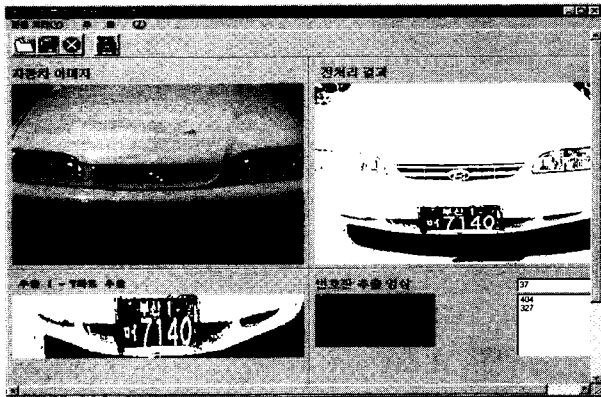
또한 (그림 9)는 114개의 번호판 영역 중에서 차체와 조명 방향으로 인하여 번호판 영역이 어둡고 차체에 녹색 분포가 퍼져 있는 1개의 영상에 대해 기존의 방법과 제안된 방법에 의한 추출 결과를 도시한 예이다. (그림 9)에서 (a)의 경우에는 여러 영역에서 녹색의 밀집도가 높게 나타나서 번호판 추출에 실패한 것이고 (b)의 경우는 비 번호판 영역의 명암도 변화가 현재의 임계값과 번호판 영역의 특징을 만족하여 다른 영역을 번호판으로 추출한 것이고 (c)의 경우는 번호판 추출에 성공한 것이다.



(a) RGB 컬러를 이용한 추출 방법(번호판 영역 추출 실패)



(b) 그레이 명암 변화를 이용한 추출 방법(번호판 영역 추출 실패)



(c) 제안된 추출 방법(번호판 영역 추출 성공)

(그림 9) 번호판 추출 방법들간의 추출 결과 비교 2

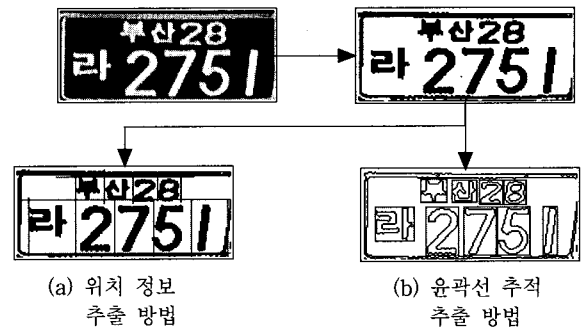
6.2 개별 문자 추출에 대한 실험 결과

윤곽선 추적을 이용한 방법과 위치 정보를 이용한 방법[13] 간의 개별 문자 추출 결과는 <표 3>과 같다. 위치 정보를 이용한 방법은 번호판 영역의 테두리가 정확히 추출된 경우에만 개별 문자들의 위치 정보를 이용하여 추출할 수 있었고, 그 외의 경우에는 개별 문자 추출에 실패하였다. 윤곽선 추적을 이용한 추출 방법은 위치 정보를 이용한 방법보다 개별 문자 추출률이 향상되었으나 개별 문자 사이에 간격이 없는 경우에는 추출할 수 없었다. <표 3>에서 추출 시간은 개별 문자 추출에 성공한 경우의 평균 추출 시간이고, 추출 개수는 제안된 번호판 추출 방법에 의해서 추출된 영역에 대해 추출에 성공한 개별 문자의 개수이다.

(그림 10)은 위치 정보를 이용한 방법과 윤곽선 추적 방법으로 개별 문자들을 추출한 하나의 예를 나타내었다.

<표 3> 개별 문자 추출 결과

	개별 문자의 전체 개수	위치정보를 이용한 방법[11]		윤곽선 추적을 이용한 방법	
		추출 개수	평균 추출 시간(sec)	추출 개수	평균 추출 시간(sec)
관할관청 기호	200	182	0.065(sec)	192	0.071(sec)
차종별 기호	183	177	0.053(sec)	180	0.068(sec)
용도별 기호	100	90	0.032(sec)	95	0.041(sec)
등록 번호	400	385	0.102(sec)	396	0.143(sec)
총 계	883	834	0.252(sec)	863	0.323(sec)



(a) 위치 정보 추출 방법

(b) 윤곽선 추적 추출 방법

(그림 10) 위치 정보를 이용한 방법과 윤곽선 추적을 이용한 방법간의 개별 문자 추출 결과

6.3 개별 문자 인식에 대한 실험 결과

차량 번호판의 개별 문자에 대한 오류 역전과 알고리즘과 개선된 신경망의 학습 시간을 비교한 결과는 <표 4>와 같다. 학습을 위해 오류 역전과 알고리즘의 초기 연결 가중치의 범위를 -1과 1사이의 범위로 설정하였으며, 개선된 신경망에서는 입력층과 은닉층 사이의 학습 구조로 수정된 ART1 알고리즘을 사용하므로 은닉층과 출력층 사이의 연결 가중치만 -1과 1사이의 임의의 값으로 초기화하였다. 학습 데이터는 각각 관할 관청 기호(192개), 차종별 기호(180개), 용도별 기호



(95개), 등록번호(396개)를 사용하였고, 각각의 실험 알고리즘에 대해 학습률과 모멘트는 0.75와 0.8로 설정하였다. 그리고 개선된 신경망에서 은닉층의 노드를 생성 또는 갱신하는데 사용되는 경계 변수는 경험적으로 실험하여 관찰관청 기호에서는 0.8, 차종별 기호에서는 0.90, 용도별 기호에서는 0.81 그리고 등록 번호에서는 0.88로 설정하는 것이 최적으로 나타났다.

<표 4>의 실험 결과를 통해 오류 역전파 알고리즘은 은닉층의 노드 수가 필요 이상으로 많으면 판별 성능에 영향을 거의 미치지 않는 부가적인 노드가 존재하여 학습 시간이 많이 소요되는 것을 알 수 있었다. 그리고 <표 5>는 <표 4>에서 학습한 결과를 기반으로 각각의 알고리즘에 대한 인식률을 비교한 결과로서 개선된 신경망 알고리즘이 오류 역전파 알고리즘보다 인식률이 향상된 것을 알 수 있다.

<표 4> 오류 역전파 알고리즘과 개선된 신경망 알고리즘간의 은닉층 노드 수에 따른 학습 시간 결과

	오류 역전파 알고리즘		개선된 신경망	
	은닉층 노드수	평균 학습 시간	은닉층 노드수	평균 학습 시간
관찰관청 기호	50	35(min)12(sec)	99	29(min) 38(sec)
	99	40(min)39(sec)		
차종별 기호	45	31(min)10(sec)	61	28(min) 41(sec)
	61	38(min)52(sec)		
용도별 기호	30	23(min)14(sec)	54	20(min) 32(sec)
	54	31(min)4(sec)		
등록 번호	80	58(min)44(sec)	101	40(min) 59(sec)
	101	1(hour) 9(min)33(sec)		

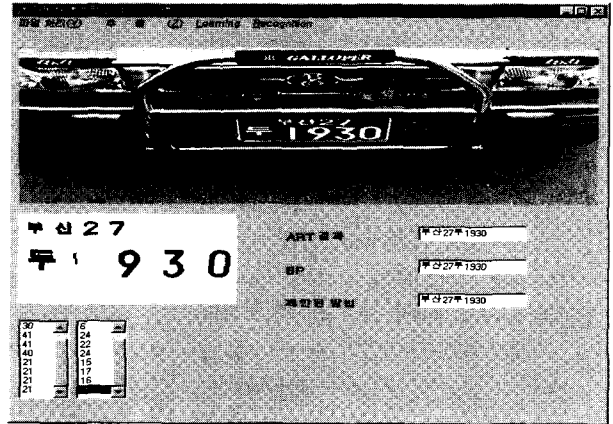
<표 5> 오류 역전파 알고리즘과 개선된 신경망 알고리즘간의 인식 결과

알고리즘	구분	은닉층 노드 수		인식 결과	
		①	②		
오류 역전파 알고리즘	관찰관청 기호	50	99	170/192	172/192
	차종별 기호	45	61	170/180	173/180
	용도별 기호	30	54	85/95	88/95
	등록번호	80	101	386/396	388/396
개선된 신경망	관찰관청 기호	99		189 /192	
	차종별 기호	61		93/95	
	용도별 기호	54		178/180	
	등록번호	101		394/396	

<표 6>은 평균 인식 시간을 나타낸 것으로 오류 역전파 알고리즘의 은닉층 노드 수가 <표 5>의 ②인 경우와 개선된 신경망을 대상으로 인식 시간을 표기하였다. 제안된 신경망 알고리즘은 승자 노드만이 출력값을 계산하므로 오류 역전파 알고리즘보다 인식 시간이 단축된 것을 <표 6>에서 알 수 있다. (그림 11)은 제안된 방법으로 구현한 차량 번호판 인식 시스템의 전체 화면이다.

<표 6> 인식 처리 시간 결과

	EBP	제안된 신경망
관찰관청 기호	0.032(sec)	0.022(sec)
차종별 기호	0.030(sec)	0.021(sec)
용도별 기호	0.026(sec)	0.017(sec)
등록번호	0.092(sec)	0.061(sec)
총계	0.180(sec)	0.121(sec)



(그림 11) 차량 번호판 인식 시스템 화면

## 7. 결 론

본 논문에서는 차량 번호 인식을 위해 동적인 임계화 방법과 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 차량 번호판 영역과 개별 문자 영역을 추출하였고 개선된 신경망 알고리즘을 제안하여 개별 문자 인식에 적용하였다.

번호판 영역 추출 방법은 번호판 영역의 문자와 배경이 뚜렷하게 구별되고, 번호판 영역의 밀도가 다른 영역보다 높다는 구조적인 특징을 이용하여 동적인 임계화 기반의 임계화 방식으로 차량 번호판 영역을 추출하였다. 114개의 차량 영상을 실험한 결과, 112개의 번호판 영역을 추출하였고 명암도 변화 방법 및 RGB 정보를 이용한 방법보다 추출률이 향상되었다. 개별 문자 추출 방법으로는 윤곽선 추적을 이용한 추출 방법을 적용하였으며, 실험을 통하여 위치 정보를 이용한 추출 방법보다 더 효율적임을 알 수 있었다. 그리고 추출된 개별 문자 인식을 위하여 개선된 신경망 학습 알고리즘을 제안하였다. 개선된 신경망 학습 알고리즘은 오류 역전파 학습 알고리즘의 은닉층 노드 수를 설정하는 문제를 해결하기 위하여 입력층과 은닉층 사이의 학습 구조를 수정된 ART1을 적용하였으며 실험을 통하여 오류 역전파 학습 알고리즘보다 학습 시간이 단축되고 인식률이 높은 것을 확인할 수 있었다.

향후 연구 과제로는 버스 전용 차선에 적용하기 위하여 다양한 시간대에 버스 전용차선 카메라에서 촬영된 영상에 대해 실험하여 보완할 것이며, 개선된 신경망 알고리즘에서 은

닉층의 노드를 동적으로 생성할 때에 유사한 패턴이 다른 노드로 생성되어 은닉층의 노드 수가 증가되는 부분을 개선할 것이다.

**참 고 문 헌**

[1] 최형진, 오영환, 나가지마, “컴퓨터 영상처리를 이용한 차량번호판 추출 방법”, 전자공학회논문지, 제24권 제2호, pp.309-314, 1987.

[2] 조보호, 정성환, “특징 영역 기반의 자동차 번호판 인식 시스템”, 정보처리학회논문지, 제6권 제6호, pp.1686-1691, 1999.

[3] 조희정, 허남숙, 양황규, 김광백, “그레이 명암도 변화에 의한 차량 번호판 추출에 관한 연구”, 정보처리학회 추계학술발표논문집, 제5권 제2호, pp.1353-1356, 1998.

[4] Y. K. Lim, K. C. Kim and K. B. Kim, “Recognition System of a Car Plate using a Fuzzy Networks,” Proceedings of AFSS’2000, Vol.2, pp.1003-1008, 2000.

[5] 남미영, 이종희, 김광백, “개선된 HSI 컬러 정보를 이용한 자동차 번호판 추출 시스템”, 한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집, 제2권 제1호, pp.345-349, 1999.

[6] 전병태, 소정, 유장희, “훼손된 차량 번호판 영상의 혼합적 이치화 방법”, 전자공학회지, Vol.31-B, No.10, pp.1550-1560, 1994.

[7] Abhijit S. Pandya, Robert B. Macy, Pattern Recognition with Neural Networks in C++, CRC Press, 1996.

[8] Y. Hirose, K. Yamashita and S. Hijiya, “Backpropagation Algorithm which Varies the Number of Hidden Units,” Neural Networks, Vol.4, pp.61-66, 1991.

[9] 김광백, 전지애, 차의영, “신경 시스템에 의한 오류역전파 학습의 학습 속도 및 지역 최소화 해결 방안”, 인공지능 신경망 및 퍼지 시스템 종합학술대회논문집, pp.592-601, 1992.

[10] K. B. Kim, M. H. Kang and E. Y. Cha, “A Fuzzy Competitive Backpropagation using Nervous System,” Proceedings of WCSS’97, pp.188-193, 1997.

[11] M. Georopoulos, G. L. Heileman and J. Huang, “Properties of Learning Related to Pattern Diversity in ART1,” Neural Networks, Vol.4, pp.751-757, 1991.

[12] K. B. Kim and K. C. Kim, “A Study on Face Recognition using New Fuzzy ART,” Proceedings of ITC-CSCC’98,

Vol.2, pp.1057-1060, 1998.

[13] 김희석, 이평원, 김영재, “차종, 번호판 위치 및 자동차 번호판 인식을 위한 영상 처리 알고리즘 개발”, 한국자동차공학회의논문집, Vol.2, pp.1718-1721, 1997.

[14] 원남식, 손윤구, “8-이웃 연결값에 의한 병렬세선화 알고리즘”, 정보처리학회논문지, 제2권 제5호, pp.701-710, 1995.

[15] 김성영, 권태균, 김민환, “추적에 의한 단순화된 윤곽선 추출”, 한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집, 제2권 제1호, pp.356-361, 1999.

[16] 이승우, 구건서, 남석우, 이기성, 오해석, “기울어진 자동차 영상으로부터의 자동차 번호판 인식”, 한국정보과학회 가을학술발표논문집(A), pp.463-466, 1995.

[17] 김광백, 김영주, “명암도 변화 및 HSI 정보와 개선된 ART2 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식”, 퍼지 및 지능시스템학회논문지, Vol.11, No.5, pp.379-387, 2001.



**김 광 백**

e-mail : gbkim@silla.ac.kr  
 1993년 부산대학교 대학원 전자계산학과 (이학석사)  
 1996년~1997년 동의공업전문대학 사무자동화과 진임강사  
 1999년 부산대학교 대학원 전자계산학과 (이학박사)  
 1997년~현재 신라대학교 컴퓨터정보공학부 조교수  
 관심분야 : 인공 신경망, 영상 처리, 생체 신호 처리, 퍼지 시스템, 의료 영상 인식, 차량 번호판 인식



**김 영 주**

e-mail : yjkim@silla.ac.kr  
 1988년 부산대학교 계산통계학과 졸업 (이학사)  
 1990년 부산대학교 대학원 계산통계학과 (이학석사)  
 1990년~1995년 큐닉스컴퓨터 응용 시스템 연구소  
 1999년 부산대학교 대학원 전자계산학과(이학박사)  
 2000년~현재 신라대학교 컴퓨터정보공학부 전임강사  
 관심분야 : 분산시스템, 멀티미디어, 영상 압축 및 통신