

---

# 번호판 정규화에 의한 인식 성능 향상 기법

김도현\* · 강민경\*\* · 차의영\*

Recognition Performance Enhancement by License Plate Normalization

Do-Hyeon Kim\* · Min-Kyung Kang\*\* · Eui-Young Cha\*

## 요 약

본 논문은 자동차 번호판 인식 시스템의 전반적인 성능을 향상시키기 위한 전처리 방법과 신경회로망을 이용한 문자 인식을 제안한다. 먼저 자동차 번호판 영상에서 번호판의 외곽 직선을 가상 직선 매칭에 의해 검출하고 검출된 직선의 교점을 구하여 4개의 외곽 꼭지점을 구한다. 4개의 꼭지점 좌표에 의해 양선형 변환으로 직사각형 모양의 번호판 영상으로 정규화한다. 정규화된 번호판 영상으로부터 문자를 추출한 뒤 Delta-bar-delta 알고리즘에 의해 학습된 신경회로망 기반 인식기로 번호판을 인식한다. 다양한 환경에서 획득된 자동차 번호판 영상을 대상으로 실험한 결과 제안된 번호판 이미지의 정규화에 의해 인식 성능이 16%까지 향상됨을 확인하였다.

## ABSTRACT

This paper proposes a preprocessing method and a neural network based character recognizer to enhance the overall performance of the license plate recognition system. First, plate outlines are extracted by virtual line matching, and then the 4 vertexes are obtained by calculating intersecting points of extracted lines. By these vertexes, plate image is reconstructed as rectangle-shaped image by bilinear transform. Finally, the license plate is recognized by the neural network based classifier which had been trained using delta-bar-delta algorithm.

Various license plate images were used in the experiments, and the proposed plate normalization enhanced the recognition performance up to 16 percent.

## 키워드

자동차 번호판 인식 시스템, 번호판 정규화, 번호판 기울기 보정, Delta-bar-delta 알고리즘

## I. 서론

자동차 번호판 인식 시스템에서의 처리 과정은 영상 획득, 번호판 추출, 기울기 보정 및 번호판 정규화, 문자 분할 및 인식 과정으로 구분된다. 영상 획득(image acquisition) 과정은 여러 가지 영상 입력 장치를 통해 자동차 번호판 영상을 획득하는 단계로 영상의 크기 및 품질이 결정되는 과정이다. 번호판 추출(plate extraction)

과정은 획득된 영상에서 컬러 정보나 에지 정보를 분석하여 번호판 부분이 존재하는 영역을 검출하는 과정이다. 기울기 보정(skew correction) 및 번호판 정규화(plate normalization) 과정은 추출된 번호판의 기울기를 탐지하여 문자 분할 및 인식 과정을 효과적으로 수행하기 위한 적합한 형태의 영상으로 재구성하는 과정이다. 문자 분할(character segmentation) 과정을 통해 번호판에 존재하는 지역명, 지역 번호, 용도 문자, 일련 번호 등의 개별문

---

\* 부산대학교

\*\* 충남대학교

자 영역을 추출해 내고 마지막으로 문자 인식(character recognition) 과정에서 추출된 문자 분할 영역을 인식하여 코드화하게 된다.

자동차 번호판 인식 시스템에서는 다양한 형태를 가지는 문자 영역을 정확하게 인식할 수 있는 인식이 필수적이다. 뿐만 아니라 번호판의 문자를 인식하기 위해서 문자 분할이 제대로 수행되어야 하며, 문자 분할은 자동차 번호판이 기울어지지 않은 정형화된 상태에서 보다 정확하게 이루어질 수 있다. 즉, 번호판에서 지역명, 용도 문자, 차종별 코드 및 일련 번호 등의 문자 영역이 존재하는 위치를 번호판 형태의 사진 정보를 이용하여 찾기 때문에 번호판 영역이 일정한 크기와 형태를 가지는 정형화된 영상이어야 한다. 그러므로 번호판 영역이 기울어져 있거나 왜곡된 영상을 입력으로 받게 되면 문자 분할 작업이 매우 복잡하고 어려워지게 되고 여러 가지 부수적인 조건 처리가 추가되어야 하는 문제점이 있다. 결과적으로 잘못된 분할 영역에 의해 문자 인식 결과도 좋지 않게 되어 실용적인 시스템을 구축하기 힘들어진다. 그러므로 자동차 번호판 영상의 기하학적 왜곡을 보정하는 과정은 전체 자동차 번호판 인식 시스템에서 자동차 번호판의 문자 분할 작업과 인식 작업을 성공적으로 수행하게 하기 위한 매우 중요한 전처리 과정이 된다.

본 논문에서는 이러한 관점에서 CCD카메라나 디지털 카메라로 입력된 자동차 영상에서 번호판 영역이 기울어져 왜곡되어 있는 경우에도 이 영역을 효과적으로 보정하는 번호판 정규화 기법과 신경회로망 기법을 이용하여 학습된 차변 인식 시스템을 제안한다. 번호판 정규화 과정에서는 먼저 기울기 탐색 방법을 통해 번호판의 상하좌우 테두리 부분에 해당하는 직선을 검출해 내고 이 네 직선들이 서로 교차되는 교점을 찾아낸다. 4개의 교점에 의해 표현되는 사변형 모양의 왜곡된 번호판 영상을 직사각형의 영상으로 변환하는 양선형 변환(Bilinear transformation)을 이용하여 정규화함으로써 기하학적으로 왜곡된 영상이 보정된다. 마지막으로 정규화된 번호판 영상에서 문자를 분할하여 Delta-bar-delta 학습 알고리즘에 의해 학습된 문자 인식기를 바탕으로 자동차 번호판을 인식한다.

## II. 관련 연구

### 1. 번호판 영역 추출 방법

번호판 추출에 관한 기존의 연구는 대표적으로 명암도의 기울기를 이용한 명암 벡터에 의한 방법[1-3]과 컬러 정보를 이용하는 방법[3-8]으로 구분할 수 있다.

명암 벡터를 이용한 방법은 자동차 번호판 내부에 존재하는 문자 영역에 에지 정보가 많이 존재한다는 점을 이용하여 명암값의 변화가 큰 영역을 추출함으로써 번호판 영역을 추출하고자 하는 방법이다. 이 방법은 명암값의 기울기를 사용하기 때문에 에지 영역이 명확하게 추출되지 않거나 영상 내 존재하는 번호판 이외의 에지 영역에 대한 처리 등으로 인해 많은 문제점이 발생한다.

컬러 정보를 이용한 방법은 명암 벡터의 문제점을 극복하기 위한 방법으로 색상 정보를 사용하여 번호판을 추출하고자 하는 방법이다. 이 방법은 자동차 번호판의 배경 색이 비영업용 차량은 녹색, 영업용 차량은 노란색임을 이용하여 영상의 색상 정보를 분석함으로써 번호판 영역을 추출하는 방법이다. 보통 영상의 밝기값에 영향을 받지 않는 색상 성분을 얻기 위해 RGB 영상을 HSI, HSV, YIQ 등의 컬러 모델로 변환하여 번호판의 색상과 유사한 후보 영역으로 번호판 영역을 찾는다.

### 2. 번호판 기울기 검출 방법

기울어진 번호판의 기울기를 보정하는 대표적인 방법은 허프 변환에 의한 방법[8-10]과 선형 회귀 방정식 [11]을 이용한 방법으로 구분된다.

허프 변환(Hough Transform)에 의한 기울기 보정 방법은 자동차 번호판의 기울기를 검출하는 대표적인 방법으로 자동차 번호판의 테두리 부분이 직선 성분임을 가정하여 이 직선 성분을 찾음으로써 번호판의 기울기를 검출하는 방법이다. 허프 변환은 직각 좌표계상의 점들을  $\rho$ 와  $\theta$ 로 정해지는 극좌표계로 변환한 다음 이 극좌표계를 분석하여 직선을 찾아내는 방법이다. 허프 변환은 영상에서 각 픽셀들에 대해 모든 각도로 좌표계 변환 과정을 수행하게 되므로 영상의 픽셀수가 많을 경우에는 처리 속도가 느리다는 단점이 있다. 또한  $\rho\theta$  배열 공간에서 각도를 표현해야 하므로 보통  $1^\circ$  단위의 정밀도를 사용하는데 이 정밀도를 더 높게 되면 메모리가 기하급수적으로 증가되는 문제점도 발생한다.

점들의 분포가 있을 때 이 점들의 좌표를 이용하여 선

형 회귀 방정식으로 직선을 구할 수 있다. 일반적으로 종속 변수와 독립 변수의 함수 관계를 표현하는 선형회귀 모형은 식 (1)과 같다.

$$y_k = b_0 + b_1x_{1k} + b_2x_{2k} + \dots + b_px_{pk} + \epsilon_k, \quad (1)$$

$$\epsilon_k \sim N(0, \sigma^2)$$

여기서,  $n$ 은 총 자료수,  $y_k$ 는 종속변수  $y$ 의  $k$ 번째 자료값( $k = 1, 2, \dots, n$ ),  $b_i$ 는 회귀 계수( $i = 0, 1, \dots, p$ ),  $x_{ik}$ 는 독립변수  $x_i$ 의  $k$ 번째 값,  $\epsilon_k$ 는  $k$ 번째 자료의 오차항으로 정의되며 평균과 분산이 각각  $0, \sigma^2$ 인 서로 독립적인 정규분포를 따르는 것으로 가정한다. 특히, 가장 간단한 선형식인  $p = 1$ 인 경우 회귀 계수는 식 (2), (3)과 같다.

$$b_0 = \bar{y} - b_1\bar{x} \quad (2)$$

$$b_1 = \frac{\sum_k (x_{1k} - \bar{x})(y_{1k} - \bar{y})}{\sum_k (x_{1k} - \bar{x})^2} \quad (3)$$

여기서,  $\bar{x}$ 와  $\bar{y}$ 는 각각 주어진 자료의 평균이다.

즉, 직선의 방정식  $y = ax + b$ 와 유사한 1차 선형회귀 방정식을 이용하면 직선의 기울기  $a = b_1$ 이 되고  $y$ 절편  $b = b_0$ 가 된다. 하지만, 선형 회귀 방정식은 종속 변수와 독립 변수의 함수 관계를 표현하므로 수직선과 같이 기울기가 무한대인 직선, 즉,  $a = \infty$ 인 직선을 표현할 수 없다는 단점이 있다. 이것은  $ax + by + c = 0$ 으로 표현되는 직선의 일반식으로 접근하지 못한 결과이다. 뿐만 아니라 번호판의 테두리 부분은 하나의 직선으로 이루어져 있는 것이 아니라 4개의 직선이 서로 교차되고 있는 형태이므로 구하고자 하는 직선이 아닌 다른 직선에 해당하는 성분이 선형 회귀 방정식의 잡음으로 작용하는 문제점이 발생한다. 예를 들어, 번호판의 위, 아래 테두리 직선을 추출하기 위해 선형 회귀 방정식을 적용할 경우 번호판의 왼쪽, 오른쪽 테두리에 해당되는 픽셀들이 구하는 직선식의 정확도를 떨어뜨리는 요인으로 작용하게 된다. 따라서 이런 문제점을 해결하기 위한 추가적인 처리 과정이 뒷받침되어야 한다.

### III. 자동차 번호판 정규화

제안하는 번호판 정규화 방법은 먼저 자동차 번호판 영상에서 번호판의 테두리 부분에 대한 경계선 정보를 잘 반영할 수 있도록 번호판 경계선 추출 영상을 생성하고 이 경계선 추출 영상으로부터 상하좌우 네 방향으로 각각 번호판 테두리에 해당하는 직선을 검출한 후 이 직선의 기울기를 번호판 테두리의 기울기로 판단한다. 그리고, 번호판의 왜곡 보정 방법은 검출된 테두리 직선들의 교점을 각각 구하고 구해진 4개의 교점을 기준으로 양선형 변환 기법에 의해 정규화된 크기의 영상으로 변환하는 정규화 과정을 수행함으로써 왜곡된 번호판 영상을 정형화된 영상으로 변환한다.

#### 1. 자동차 번호판 영상의 테두리 기울기 검출

번호판의 테두리 부분에 대한 경계선을 검출한 영상을 만들기 위해서 본 논문에서는 컬러 검출 영상과 그래이 영상상을 이용한다. 먼저 밝기 정보에 민감하지 않은 컬러 정보인 색상(Hue) 정보를 사용하여 원 영상에서 번호판 색깔에 해당하는 녹색 영역을 추출한다. 이때, 번호판의 색상과 유사한 영역만을 추출하게 되면 번호판 영역이 추출될 수 있지만 불필요한 다른 영역도 같이 추출될 수 있으므로 경계선 검출 시 번호판의 테두리 부분이 아닌 부분에서도 경계선이 동시에 검출될 수 있다. 또한, 컬러 추출 영상에서 경계선을 추출하게 되면 번호판의 테두리 부분에서도 경계선이 검출되지만 번호판 내부의 숫자 부분에서도 경계선이 검출되므로 이러한 경계선은 기울기 검출 시 악영향을 줄 수 있다.

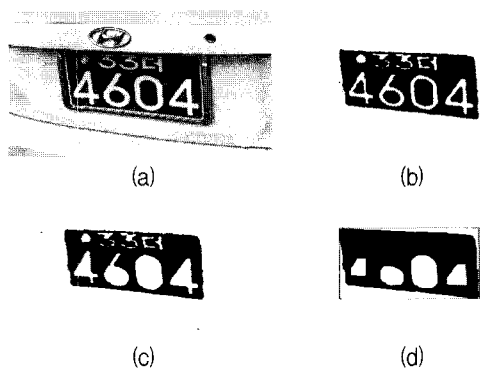


그림 1. 번호판 경계선 검출 영역 설정  
Fig. 1 Define edge extraction region of license plate

따라서 추출된 컬러 영상에서 Labeling을 수행하여 번호판보다 작은 크기를 가지는 불필요한 컬러 영역들은 제거하고, 번호판 색상 영역이 아닌 내부 숫자 영역은 모폴로지 닫힘 연산(Morphology closing)을 수행하여 번호판 색상 영역으로 채워 버림으로써 불필요한 경계선이 추출되지 않도록 하였다. 이와 같은 과정을 거친 다음 컬러 추출 영상으로부터 경계선 영상을 생성한다.

그림 1은 자동차 번호판 원 영상에서 컬러 정보를 이용하여 녹색 번호판 영역을 추출한 후 잡영 제거 과정을 거쳐 추출한 번호판 색상 영역(그림 1-(d)실선부분)에서 일정한 간격으로 확장시켜 번호판 경계선 검출 영역(그림 1-(d)점선부분)을 결정하는 과정을 보여주고 있다. 이렇게 번호판 경계선 검출 영역을 설정하는 이유는 자동차 번호판 색상에 해당하는 주변 영역만을 경계선 검출 영역으로 지정함으로써 자동차 전면의 환풍구 부분 등이 포함되어 테두리를 잘못 추출하는 오류를 방지하기 위해서이다. 그리고 번호판 경계선 검출 영역을 컬러 검출 영역보다 더 크게 확장하는 이유는 번호판 테두리에 해당하는 직선을 검색하기 위한 범위를 좀 더 넓혀줌으로써 기울어짐이 심한 번호판에 대해서도 직선 성분을 추출할 수 있게 하기 위함이다.

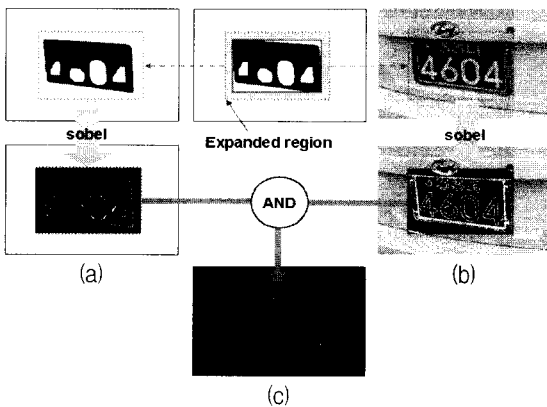


그림 2. 최종 번호판 경계선 검출 영상  
Fig. 2 Final edge extraction image of license plate

그림 2와 같이 컬러 정보를 이용하여 생성한 경계선 영상(a)과 그레이 영상에서 생성한 경계선 영상(b)을 AND 연산하여 동시에 경계선 정보가 존재하는 부분만을 최종 번호판 경계선 추출 영상(c)으로 획득한다. 이와 같이 생성한 경계선 추출 영상에는 경계선에 해당하는

픽셀들이 표시되어 있으므로 이 경계선 픽셀들을 이용하여 번호판 테두리 직선을 검출하게 된다.

## 2. 번호판 테두리 직선 검출

불특정한 영역으로 나타나는 번호판 영역을 직사각형 형태의 정형화된 영상으로 정규화 하기 위해서 그림 3과 같이 4개 방향으로 구분하여 각각 번호판의 테두리 직선을 검출하는 방법을 사용한다.

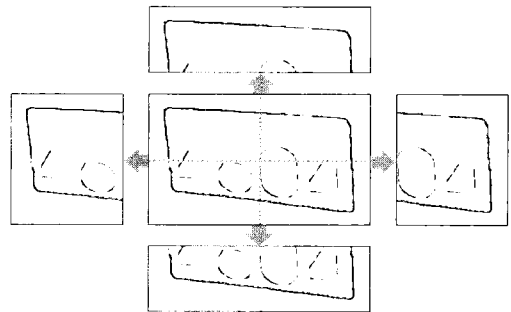


그림 3. 방향별 테두리 직선 검출 부분 영상  
Fig. 3 Directional sub-image for line extraction

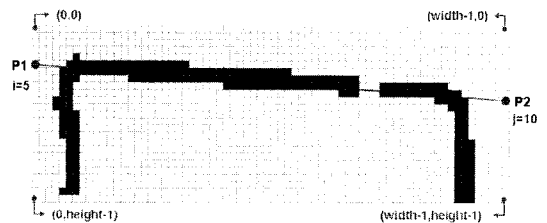


그림 4. 위쪽 테두리 직선 검출 예  
Fig. 4 An example of upper line extraction

각 방향별 경계선 추출 영상에서 임의의 픽셀  $P_1$ 과  $P_2$ 를 지나는 가상 직선상의 픽셀들 중에서 경계선에 해당하는 픽셀의 개수를 산출하면 이 가상 직선이 실제 테두리 직선과 얼마나 부합되는지를 계산할 수 있다.

예를 들어 그림 4와 같이 위쪽 테두리 경계선 영상의 경우, 좌측 임의의 점  $P_1$ 과 우측 임의의 점  $P_2$ 를 지나는 많은 가상 직선들 중에서 가장 많은 경계선 픽셀수를 가지는 가상 직선을 선택하게 되면 이 직선이 바로 위쪽 테두리에 가장 부합되는 직선이 된다. 여기서, 임의의 점  $P_1$ 과  $P_2$ 는 식 (4), (5)에 의해 각각 나타낼 수 있으며 이 두 점을 지나는 가상 직선의 개수는 결과적으로 영상 높

이의 제곱과 같다.

$$P_1 \in \{(0, i) | 0 \leq i < height\} \quad (4)$$

$$P_2 \in \{(width - 1, j) | 0 \leq j < height\} \quad (5)$$

위와 같이 구한 테두리 직선의 기울기는 식 (6)과 같이 구한다.

$$\theta = \arctan(width, j - i) \quad (6)$$

여기서,  $\arctan(\cdot)$ 는 삼각함수  $\tan$ 의 역함수이다. 두 점  $P_1(x_1, y_1)$ ,  $P_2(x_2, y_2)$ 를 지나는 직선의 일반식  $ax + by = c$ 에서  $a, b, c$ 는 식 (7)에 의해 각각 식 (8), (9), (10)으로 계산된다.

$$y - y_1 = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}(x - x_1) \quad (7)$$

$$a = y_2 - y_1 \quad (8)$$

$$b = x_1 - x_2 \quad (9)$$

$$c = (y_2 - y_1) \times x_1 + (x_1 - x_2) \times y_1 \quad (10)$$

일반적으로 번호판의 테두리 직선의 기울기는 일정한 범위 내에 존재하므로  $P_1$ 과  $P_2$ 가 이루는 각도가 지정된 기울기 검색 범위, 예를 들어  $-20^\circ \sim +20^\circ$ 를 벗어나게 되면 이 가상 직선을 검색 후보에서 제외함으로써 불필요한 탐색 과정을 줄여 검색 속도를 개선할 수 있다. 이와 같은 과정을 번호판의 아래쪽, 왼쪽, 오른쪽 테두리에 대해서도 동일한 방법으로 적용하게 되면 각각의 기울기를 가지는 네 방향 직선을 검출할 수 있다.

### 3. 양선형 변환에 의한 번호판 정규화

방향별로 4개의 테두리 직선을 검출하면 이 직선을 이용하여 번호판의 모서리를 찾을 수 있다. 이 모서리는 두 직선이 만나는 교점이므로 그림 5와 같이 왼쪽 위 모서리는 번호판의 위쪽 테두리 직선과 왼쪽 테두리 직선의 교점으로 찾을 수 있다. 마찬가지로 위쪽 테두리 직선과 오른쪽 테두리 직선의 교점을 구해 오른쪽 위 모서리를 찾고 같은 과정으로 왼쪽 아래 모서리와 오른쪽 아래 모서리를 찾는다.

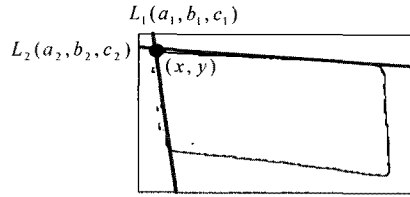


그림 5.  $L_1$ 과  $L_2$  직선의 교점 검출  
그림 5. Intersecting point of  $L_1$ 과  $L_2$

두 개의 직선이 만나는 교점은 Gauss-Jordan 법에 의해 다음과 같이 선형 연립방정식으로 계산한다. 그림 5와 같이 두 개의 직선  $L_1, L_2$ 을 행렬로 식 (11)과 같이 나타낼 수 있으며 두 직선의 교점  $(x, y)$ 은 식 (12)와 같이 역행렬에 의해 표현되며 Gauss-Jordan 법에 의해 구한다.

$$\begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \end{pmatrix} \quad (11)$$

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \end{pmatrix} \quad (12)$$

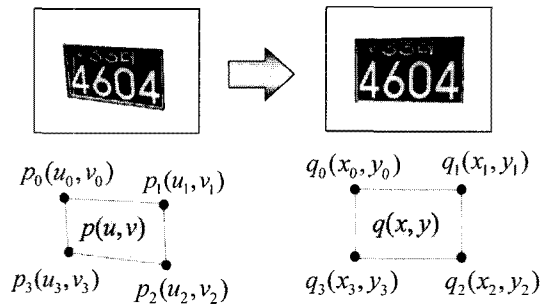


그림 6. 양선형 변환  
Fig. 6 Bilinear transform

이렇게 구해진 왜곡된 번호판 영역의 4개 꼭지점을 이용하여 그림 6과 같이 양선형 변환[12]을 수행함으로써 직사각형 형태의 정규화된 영상으로 번호판 영상을 보정한다. 그림 6에서  $p_0(u_0, v_0) \sim p_3(u_3, v_3)$ 은 양선형 변환 전의 4개 꼭지점을 나타내고  $q_0(x_0, y_0) \sim q_3(x_3, y_3)$ 는 변환 후의 직사각형의 좌표이다. 식 (13)~(21)을 이용하여 정규화된 영상에서의 픽셀  $q(x, y)$ 의 값을 왜곡된 영상에서의 픽셀  $p(u, v)$ 을 참조하여 구한다.

$$q(x,y) = p(u,v) \tag{13}$$

$$u = u^{01} + (u^{23} - u^{01}) \times dy \tag{14}$$

$$v = v^{03} + (v^{12} - v^{03}) \times dx \tag{15}$$

$$u^{01} = u_0 + (u_1 - u_0) \times dx \tag{16}$$

$$u^{23} = u_2 + (u_3 - u_2) \times dx \tag{17}$$

$$v^{03} = v_0 + (v_3 - v_0) \times dy \tag{18}$$

$$v^{12} = v_1 + (v_2 - v_1) \times dy \tag{19}$$

$$dx = x / (x_1 - x_0) \tag{20}$$

$$dy = y / (y_3 - y_0) \tag{21}$$

이때, 보정된 영상에서의 픽셀  $q(x,y)$ 이 참조하게 될 원 영상(왜곡 영상)에서의 좌표  $(u,v)$ 의 위치는 정수형이 아닐 수 있으므로 양선형 보간(bilinear interpolation)을 통해 이웃 픽셀들의 값을 고려하여 자연스럽게 영상을 재구성할 수 있게 한다.

#### IV. 번호판 문자 인식기

자동차 번호판의 문자를 인식하기 위해서 본 논문에서는 다양한 응용 분야에서 널리 사용되는 오류 역전파 알고리즘(BP)을 사용하는 다층 퍼셉트론으로 숫자 인식을 구현하였으며 학습 알고리즘은 Delta-bar-delta 알고리즘[13]을 사용한다.

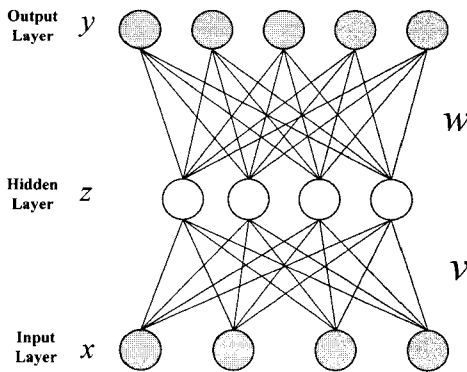


그림 7. 다층 퍼셉트론  
Fig. 7 MLP(Multi-layered perceptron)

#### 1. BP 알고리즘

오류 역전파 알고리즘(BP)은 순방향 다층 신경망의 학습에 널리 사용되는 대표적인 알고리즘이다. BP 알고리즘은 출력층 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층 간의 연결 강도를 변경하고, 이 오차 신호를 다시 은닉층에 역전파해서 은닉층과 입력층 사이의 연결 강도를 변경시키는 학습 방법을 사용한다. BP 알고리즘을 이용한 다층 신경망의 학습 절차는 다음과 같다.

Step 1. 입력층 패턴벡터  $x$ , 은닉층 출력벡터  $z$ , 출력층 출력벡터  $y$ 를 식 (22)와 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} x &= [x_1, x_2, \dots, x_n] \\ z &= [z_1, z_2, \dots, z_p] \\ y &= [y_1, y_2, \dots, y_m] \end{aligned} \tag{22}$$

입력층과 은닉층간의 연결강도  $v(p \times n)$ , 은닉층과 출력층간의 연결강도  $w(m \times p)$ 를 임의의 작은 값으로 초기화하고 임의의 학습률  $\alpha$ 를 설정한다.

Step 2. 학습 패턴 쌍을 차례로 입력하여 다음과 같이 은닉층의 가중합  $NET_z$  및 출력  $z$ , 출력층의 가중합  $NET_y$  및 최종 출력  $y$ 를 구한다.

$$NET_z = xv^T \tag{23}$$

$$z = f(NET_z) = \frac{1}{1 + \exp(-NET_z)} \tag{24}$$

$$NET_y = zw^T \tag{25}$$

$$y = f(NET_y) = \frac{1}{1 + \exp(-NET_y)} \tag{26}$$

Step 3. 목표치  $d$ 와 최종 출력  $y$ 를 비교하여 오차를 구하고 출력층의 오차 신호  $\delta_y$ 와 은닉층에 전파되는 오차 신호  $\delta_z$ 를 구한다.

$$E = \frac{1}{2} (d - y)^2 \tag{27}$$

$$\delta_y = (d - y)y(1 - y) \tag{28}$$

$$\delta_z = z(1 - z) \sum_{i=1}^m \delta_y w \tag{29}$$

Step 4.  $k$ 번째 학습 단계에서의 은닉층과 출력층간의 연결강도 변화량  $\Delta w^k$  및 입력층과 은닉층간의 연결강도 변화량  $\Delta v^k$  를 구하고 각각의 연결강도를 수정한다.

$$w^{k+1} = w^k + \Delta w^k = w^k + \alpha \delta_y z \quad (30)$$

$$v^{k+1} = v^k + \Delta v^k = v^k + \alpha \delta_x x \quad (31)$$

Step 5. 학습 패턴 쌍을 반복 입력하여 연결강도를 변경하며, 오차  $E$ 가 특정 범위  $E_{max}$  보다 적어지거나 지정된 반복회수를 수행하면 학습을 종료한다. 학습률  $\alpha$  와 오차신호  $\delta_x, \delta_y$  에 의해서만 결정되는 연결강도 변화량  $\Delta v, \Delta w$ 에 이전 학습 단계에서의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용하는 모멘텀(momentum) 알고리즘을 사용함으로써 학습 속도를 개선시킬 수 있다. 모멘텀 알고리즘을 사용한 연결강도의 변화량은 다음과 같다. 여기서  $\eta$ 는 모멘텀 상수이다.

$$w^{k+1} = w^k + \alpha \delta_y z + \eta \Delta w^{k-1} \quad (32)$$

$$v^{k+1} = v^k + \alpha \delta_x x + \eta \Delta v^{k-1} \quad (33)$$

### 2. Delta-bar-delta 알고리즘

Delta-bar-delta( $\Delta - \bar{\Delta}$ ) 학습 알고리즘은 각 학습 단계마다 연결강도의 변화에 따라서 학습률을 적응적으로 변경함으로써 학습 단계를 단축하고 궁극적으로 학습 시간을 효과적으로 감소시키는 방법이다. BP 알고리즘은 학습률  $\alpha$ 에 의존하여 연결강도가 변하는 데, 일반적으로 여러 학습 단계에 걸쳐 연결강도가 계속 증가하거나 혹은 증가와 감소를 반복하는 경우가 발생한다. 만약, 연결강도가 계속 증가한다면 이것은 학습률  $\alpha$ 가 너무 작기 때문에 연결강도를 적절히 변화시키는 데 상당히 많은 학습 단계가 요구될 것이라고 판단할 수 있으므로 학습률을 보다 큰 값으로 변경하여 학습 속도를 개선할 수 있다. 반면, 학습이 진행되면서 연결강도가 변화가 증가하거나 감소한다면 학습률이 너무 크기 때문에 연결강도가 적절히 변화되지 못한 것이라고 판단할 수 있으므로, 이 경우에는 반대로 학습률을 감소시킴으로써 학습 속도를 개선할 수 있다.

Delta-bar-Delta 알고리즘에서  $\Delta$ 와  $\bar{\Delta}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\Delta_w^k \equiv -\delta_y z^k \quad (34)$$

$$\bar{\Delta}_w^k \equiv (1-\beta)\Delta_w^k + \beta \bar{\Delta}_w^{k-1} \quad (35)$$

$$\Delta_v^k \equiv -\delta_x x^k \quad (36)$$

$$\bar{\Delta}_v^k \equiv (1-\beta)\Delta_v^k + \beta \bar{\Delta}_v^{k-1} \quad (37)$$

위와 같이 정의한  $\Delta$ 와  $\bar{\Delta}$ 을 이용하여  $k+1$  단계에서의 새로운 학습률  $\alpha^{k+1}$ 은 다음과 같이 구한다.

$$\alpha^{k+1} = \begin{cases} \alpha^k + \kappa & ; \bar{\Delta}^{k-1} \cdot \Delta^k > 0 \\ (1-\gamma)\alpha^k & ; \bar{\Delta}^{k-1} \cdot \Delta^k < 0 \\ \alpha^k & ; \bar{\Delta}^{k-1} \cdot \Delta^k = 0 \end{cases} \quad (38)$$

여기서,  $\beta, \kappa, \gamma$ 는 임의의 상수이며 학습률은  $\Delta$ 와  $\bar{\Delta}$ 가 같은 부호를 가지면  $\kappa$ 만큼 증가시키고 다른 부호를 가지면  $(1-\gamma)$ 만큼 감소시키는 방법으로 변경된다. 신경망에서의 연결강도의 변화는 다음과 같다.

$$w^{k+1} = w^k + \alpha^k \delta_y z + \eta \Delta w^{k-1} \quad (39)$$

$$v^{k+1} = v^k + \alpha^k \delta_x x + \eta \Delta v^{k-1} \quad (40)$$

### 3. 번호판 숫자 인식기의 설계

자동차 번호판의 문자 인식기의 학습을 위한 특정 벡터는 그림 8과 같은 추출 숫자 영상을 20x20 크기로 정규화한 총 400개의 명도값 데이터를 0~1 사이의 값으로 변환하여 사용하였다. 따라서 다층 퍼셉트론의 입력 노드의 수는 400개이며 은닉 노드의 수는 20개, 출력 노드의 수는 10개가 된다. 인식기를 학습하기 위해 사용된 입력 숫자 영상은 실험에 사용되지 않은 불특정 다수의 숫자 영상으로 학습하였다.

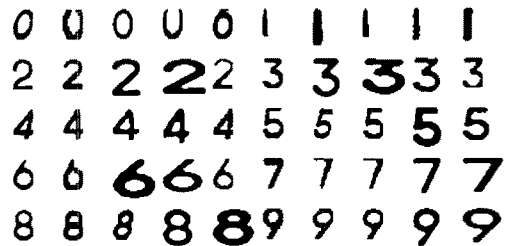


그림 8. 학습 문자 이미지  
Fig. 8 Training character image

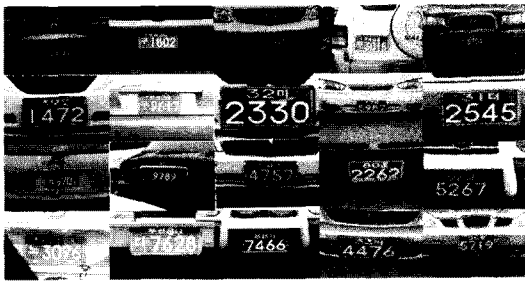


그림 9. 번호판 정면 영상의 예  
Fig. 9. Examples of the front images



그림 10. 번호판 측면 영상의 예  
Fig. 10 Examples of the slant images

## V. 실험 및 결과 분석

본 논문의 실험에 사용된 번호판 영상은 핸드폰 및 다양한 종류의 디지털 카메라(Contax i4r, Sonny P9, Nikon D70) 등으로 촬영된 총 621개의 디지털 영상이다. 번호판 영상의 화질 및 번호판을 촬영하는 각도에 따라 번호판 기울기 보정 및 정규화 성능을 비교 평가하기 위해서 총 621개의 실험 영상을 정면에서 번호판을 촬영한 영상(정면 영상) 398개와 측면에서 촬영한 영상(측면 영상) 223개로 구분하여 각각의 그룹에 대한 성능 평가를 수행하도록 하였다.

본 논문에서 제안한 기울기 보정 및 정규화 기법은 전체 번호판 인식 시스템에서 매우 중요한 전처리 과정이지만 그 유용성을 객관적이고 정량적으로 평가하기는 힘들다. 따라서 본 논문에서는 제안된 기울기 보정 및 정규화 기법에 의해 왜곡된 번호판 영상이 보정되는 예를 다양한 번호판 영상을 통해 먼저 살펴본 후, 번호판 문자 인식기를 이용한 문자 인식 결과를 통해 그 유용성을 평

가하였다. 그리고 색상 정보를 이용하여 번호판을 추출한 영역을 그대로 인식하는 방법(method1;Noraml), 단순한 Hough 변환을 사용하는 방법(method2;Simple HT), 수정된 Hough 변환을 사용한 방법(method3;Modified HT)과 제안된 방법(method4;Proposed)을 서로 객관적으로 비교 평가할 수 있도록 하였다.

색상 정보를 이용하여 번호판을 추출한 영역을 그대로 인식하는 방법은 녹색 계열의 번호판의 색상 정보 영역을 탐지하여 그 영역을 문자 분할 및 인식에 필요한 적당한 크기로 정규화하는 방법이다. 단순한 Hough 변환을 사용하는 방법은 번호판 영상으로부터 경계선 정보를 추출한 다음 경계선 영상으로부터 직선 성분을 검출하여 그 직선의 각도로 번호판의 기울어짐을 판단하고 영상을 회전시킴으로써 기울기를 보정하는 방법이다. 수정된 Hough 변환을 사용한 방법은 단순한 Hough 변환을 사용하는 방법과 유사하지만 그 단점을 개선한 방법으로써 제안한 방법과 같이 번호판의 테두리 경계선 정보에 불필요한 성분이 포함되지 않도록 하여 효과적으로 직선을 검출하도록 수정한 방법이다. 제안된 방법과 Hough 변환을 사용하는 방법에서 번호판의 기울기 검출 범위는  $-20^{\circ}$ ~ $+20^{\circ}$ 로 설정하였다.

그림 11에서 제안된 방법의 테두리 직선 검출 결과와 정규화되는 결과 영상을 다른 알고리즘들에 의한 결과와 비교하고 있다.

색상 정보를 이용하여 번호판을 추출한 영역을 그대로 인식하는 방법은 그 처리 과정이 단순하고 빠르므로 번호판의 왜곡이 심하지 않을 경우에는 효율적이지만 왜곡이 보정되지 않은 상태로 크기만 정규화되므로 문자 분할 및 인식 과정에 적합하지 않음을 알 수 있다.

단순한 Hough 변환을 사용하는 방법은 번호판 영상에 존재하는 가장 큰 직선 성분이 번호판의 테두리임을 가정하여 그 테두리의 기울기로 영상을 회전하여 기울기를 보정하게 되는데, 이 과정에서 번호판의 테두리 뿐만 아니라 번호판의 내부의 글자 부분도 경계선 정보가 검출되기 때문에 테두리 부분이 아닌 다른 부분이 직선으로 오검출되는 경우가 많이 발생하게 됨을 알 수 있다. 즉, 기울기 보정이 필요없는 영상인 경우에도 잘못된 기울기 검출로 인해 번호판을 회전시킴으로써 이후 과정을 더욱 악화시킬 가능성이 높기 때문에 단순한 Hough 변환을 사용한 방법은 오히려 전체적인 성능을 떨어뜨리는 결과를 낳게 된다.





그림 11. 번호판 왜곡 보정 성능 비교

Fig. 11 Comparison of the correction performance of the plate distortion

수정된 Hough 변환을 사용한 방법은 번호판의 테두리 직선 성분이 오검출 되는 경우가 현저히 줄어들었다. 번호판의 상하좌우 테두리 중에서 주로 상하 테두리 부분이 가장 긴 직선 성분에 해당하므로 Hough 변환을 사용하는 방법은 이 직선을 검출하여 번호판을 회전시킨다. 따라서 번호판의 상하좌우 네 방향에 존재하는 모든

테두리 경계 부분을 검출할 수 없으므로 3차원 원근 왜곡이 발생한 번호판 영상은 번호판의 좌우 테두리 부분이 기울어지게 되어 번호판 부분이 마름모나 사다리꼴의 형태로 정규화되는 결과를 나타낼 수 있다. 그러므로 이후 과정인 문자 분할 과정에 많은 어려움을 주게 되고 추출되는 번호판의 문자 또한 기울어지게 되어 문

자 인식 성능을 떨어뜨리는 요인으로 작용하게 된다.

제안된 방법은 3차원 원근 왜곡이 발생한다고 하더라도 번호판의 상하좌우 테두리를 모두 검출하므로 4개의 직선 성분에 의해 번호판의 4개 꼭지점을 검출할 수 있고 이 4개 점을 사용하여 영상을 직사각형 형태로 변환하여 규격화된 번호판 영상을 만들어낼 수 있으므로 문자 분할 및 인식 과정에서의 오류를 최소화할 수 있는 장점을 가진다.

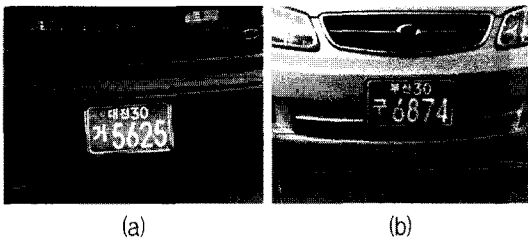


그림 12. 번호판 영역 검출 오류

Fig. 12 Region extraction error of the plate image

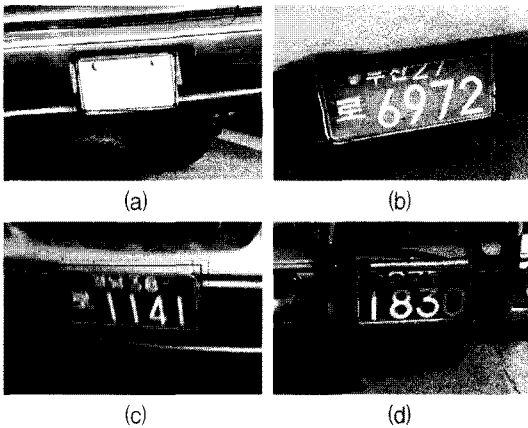


그림 13. 번호판 인식 오류

Fig. 13 Recognition error of the plate image

그림 12는 번호판의 테두리 직선을 검출하지 못한 경우의 예를 나타내고 있으며 이러한 오류에 대한 이유를 분석하여 그림 13에 도시하였다. 그림에서 (a)는 번호판의 왜곡이 심하여 테두리 직선이 직선 검색 영역을 벗어나는 경우로 번호판 왼쪽 테두리 검색 시 탐색 영역 왼쪽 위 지점 보다 테두리에 해당하는 직선이 더 왼쪽으로 향해 있어서 가상 직선을 그을 수 없는 경우에 해당된다.

이와 같은 유형의 번호판은 테두리 검색 영역을 더 확장해줌으로써 해결할 수 있지만 그렇게 되면 다른 경계선들이 많이 포함되어 테두리가 아닌 부분을 직선으로 검출할 수 있는 문제점이 발생하게 되므로 검색 영역을 적절하게 확장하는 방법에 대한 연구가 필요하다. (b)는 번호판 테두리가 직선 각도 검색 범위를 초과하는 경우로 번호판의 위쪽과 아래쪽 테두리가 20°를 초과하여 많이 기울어져 있는 영상이다. 이 경우는 테두리 직선이 직선 검색 영역을 벗어나는 경우이기도 하다. 제안된 방법에서는 테두리 직선의 각도가  $\pm 20^\circ$  이내인 것만 검색하게 되므로 정확한 테두리를 찾을 수 없게 된 예이다. 이와 같은 유형의 번호판에 대해서는 각도 검색 범위를 더 넓혀주면 해결할 수 있지만 검색해야 할 가상 직선의 수가 더 많아지므로 시간이 많이 걸리는 단점이 있다.

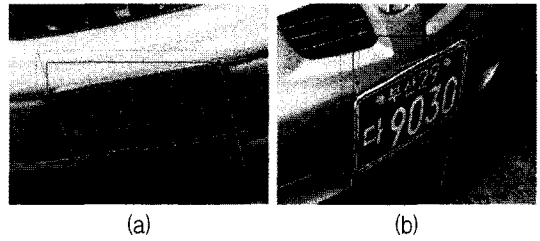


그림 14. 번호판 직선 검출 오류

Fig. 14 Line extraction error of the plate image

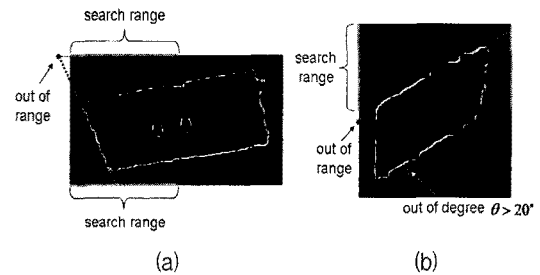


그림 15. 번호판 테두리 직선 검출 오류 분석

Fig. 15 Analysis of the line detection error

그림 14는 번호판 색상 영역 자체가 잘못 검출된 경우로 (a)는 차량색이 번호판 색과 유사하고 (b)는 아래쪽 바닥 색깔이 번호판 색과 유사한 경우이다. 이와 같은 유형의 영상은 번호판 영역 추출 시 색상 정보의 이용과 함께 번호판의 형태적, 구조적 정보를 활용하여 번호판 영역

을 정확하게 찾아낼 수 있는 사전 처리 작업이 추가되어야 한다. 그림 15는 번호판 테두리 직선 검출은 잘 되었지만 번호판 문자 인식에 실패한 경우의 예이다. (a)는 번호판에 반사가 심하여 문자를 인식하지 못한 예이고 (b)는 지역명과 차종코드 부분이 가려져 그 부분을 인식하지 못하고 일련 번호 부분만 인식한 경우의 예이다. (c)는 영상에서 흐려짐 현상(blurring)이 발생하여 문자 인식에 실패한 경우이며 (d)는 그림자가 번호판에 영향을 주어 정확한 문자 분할 및 인식 작업에 오류가 생긴 예이다. 이와 같은 유형의 번호판 영상은 매우 처리하기 힘든 영상으로 제안하는 번호판 왜곡 보정 기법으로는 해결할 수 없는 영상의 예이다. 이러한 문제점을 해결할 수 있는 방안은 영상을 획득하는 과정에서 개선되어야 할 부분이 많으며 조영 보정에 관한 전처리나 그림자 처리에 대한 추가적인 연구가 필요할 것으로 판단된다.

왜곡된 번호판 영상의 보정 성능이 실제 번호판 문자 인식에 얼마나 유용한지를 평가하기 위해 번호판에 존재하는 일련 번호와 차종 코드 숫자에 대한 인식 실험을 수행하였다. 일련 번호는 자동차 번호판에서 가장 크고 비교적 분할이 쉬운 문자인데 반해 차종 코드는 상대적으로 크기가 작고 한글 문자와 이웃하고 있어서 문자 분할 시 고려해야 할 요소가 더 많다. 표 1과 표 2은 각각 정면 영상(front)와 측면 영상(slant) 별로 일련 번호와 차종 코드에 대한 인식 성능을 비교 결과이다.

표 1. 일련 번호에 대한 문자 인식률  
Table. 1 Recognition accuracy of serial number

일련번호	구분	개수	정인식	인식률
method 1 Normal	Front	398	299	75.1%
	Slant	223	131	58.7%
	Total	621	430	69.2%
method 2 Simple HT	Front	398	179	45.0%
	Slant	223	63	28.3%
	Total	621	242	39.0%
method 3 Modified HT	Front	398	310	77.9%
	Slant	223	145	65.0%
	Total	621	455	73.3%
method 4 Proposed	Front	398	342	85.9%
	Slant	223	171	76.7%
	Total	621	513	82.6%

표 2. 차종 코드에 대한 문자 인식률  
Table. 2 Recognition accuracy of code number

차종 코드	구분	전체	정인식	인식률
method 1 Normal	Front	398	268	67.3%
	Slant	223	102	45.7%
	Total	621	370	59.6%
method 2 Simple HT	Front	398	130	32.7%
	Slant	223	37	16.6%
	Total	621	167	26.9%
method 3 Modified HT	Front	398	264	66.3%
	Slant	223	109	48.9%
	Total	621	373	60.1%
method 4 Proposed	Front	398	323	81.2%
	Slant	223	150	67.3%
	Total	621	473	76.2%

색상 정보를 이용하여 번호판을 추출한 영역을 그대로 인식하는 방법(method 1)은 영상의 왜곡이 발생하는 경우에도 보정 과정을 거치지 않기 때문에 번호판에 존재하는 문자 영역을 제대로 분할하기가 매우 힘들게 되며 결과적으로 인식률이 낮아지게 된다. 본 논문에서는 비교적 크기가 크고 단순한 숫자 부분만을 인식하는 인식기를 사용했기 때문에 인식률의 크게 떨어지지 않은 것으로 판단되지만 지역명이나 용도부 문자 등의 한글 영역을 분할하여 인식해야 하는 경우에는 문자 분할 부분에서 오류가 많이 발생하게 되어 실용성 있는 번호판 인식 시스템을 구축하기 힘들 것으로 판단된다.

단순한 Hough 변환을 사용하는 방법(method 2)은 잘못된 테두리 직선 검출로 인해 번호판이 잘못 회전됨으로써 문자 분할 과정 및 인식 과정에서 매우 낮은 인식 결과를 나타내었다.

수정된 Hough 변환을 사용한 방법(method 3)은 왜곡된 번호판을 어느 정도 보정해 주기 때문에 일련 번호 인식에 관해서는 method 1보다 좋은 인식 성능을 나타낸다. 특히, 왜곡이 심한 측면 영상에서 상대적으로 더 우수한 성능을 나타내지만 차종 코드의 경우 정면 영상에서 오히려 더 낮은 인식률을 나타낸다. 이것은 화질이 좋지 않거나 경계선 정보가 많이 검출되는 번호판 영상에서 테두리 직선의 기울기 검출 오류로 인해 회전하지 말아야 할 것을 회전시켜 버림으로써 생기는 오류라고 분석된다. 뿐만 아니라 방법은 번호판의 가장 긴 직선 성분

인수평 테두리 부분을 잘 찾아 회전 보정을 거치게 되고 하더라도 원근 왜곡된 번호판의 좌우 테두리 부분이 기울어지게 되어 지역명이나 용도 문자 등의 분할은 어려울 것으로 판단되고 인식 성능의 향상도 크게 기대할 수 없었다.

제안된 방법은 일련 번호와 차종 코드 모두 다른 방법에 비해 월등히 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다. 비교적 인식하기 용이한 일련 번호의 경우 기존의 방법보다 9.3%(정면영상 8%, 측면영상 11.7%)의 인식을 향상이 있었으며 작은 숫자인 차종 코드의 경우 기존의 방법보다 16.1%(정면영상 14.9%, 측면영상 18.4%)의 인식을 향상을 나타냄을 알 수 있다. 특히 번호판 영상의 왜곡이 심한 측면 영상에서 상대적으로 더 좋은 인식 성능의 향상을 나타내었다.

본 논문에서 사용한 621개의 테스트 영상으로 번호판 문자 인식 시스템의 성능을 살펴본 결과 실제 번호판 영역의 추출 과정에서 많은 오류가 발생했으며 기울기 보정이 제대로 되었음에도 불구하고 문자 분할 과정에서의 오류로 인해 제대로 인식되지 않는 영상이 많음을 확인하였다. 그러므로 전체적인 인식 성능의 향상을 위해서는 제안한 번호판 왜곡 보정 단계 및 인식기 성능의 향상 뿐만 아니라 번호판 영역 추출 및 문자 분할 성능 등이 전체적으로 뒷받침되어야 함을 알 수 있으며 문자 인식 과정이 이루어지기 전까지의 과정이 종합적으로 잘 처리되지 않으면 결과적으로 최종 인식 성능이 나빠지게 된다.

## VI. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 자동차 번호판 인식 시스템에서 매우 중요한 전처리 과정인 번호판 영상의 왜곡 보정 및 정규화 방법 제안하였다. 실험 결과 제안한 방법이 왜곡된 번호판의 네 방향 테두리 기울기를 모두 찾아 보정함으로써 기존의 방법보다 더욱 우수한 왜곡 보정 성능을 보여주는 것을 확인할 수 있었다. 뿐만 아니라  $\Delta$ -bar- $\Delta$  알고리즘에 학습된 신경회로망에 의해 문자를 인식하여 일련 번호와 차종 코드에 대해 인식률을 살펴본 결과 기존의 방법보다 9% 이상 인식률이 향상되는 것을 알 수 있었다. 특히 번호판의 기울기에 영향을 많이 받는 작은 숫자 영역인 차종 코드에 대해서는 16% 이상 인식률이

향상되었으며 이것은 제안한 방법이 번호판의 왜곡을 보정하는 전처리 기능을 효과적으로 수행했음을 알 수 있었다.

향후 연구 과제로는 2007년형 신형 자동차 번호판의 특징인 흰색 도색 번호판을 위해 색상 정보를 사용하지 않고 번호판 영역을 추출하는 방법에 대한 연구가 필요하며, 이를 바탕으로 제안한 기울기 보정 기법을 더욱 개선하여 번호판 테두리가 심하게 왜곡된 번호판 영상, 경계선 정보가 명확하게 나타나지 않는 영상 등에 대한 보정 성능 개선에 대한 연구를 수행할 계획이다.

## 참고문헌

- [1] 김숙, 조형기, 민준영, 최종욱, 이주현, "숫자영역 명암벡터를 이용한 차량번호판 추출 알고리즘" 한국지능정보시스템학회 학술대회논문집, 제2권, pp.111-117, 1996. 11
- [2] 조보호, 정성환, "칼라 명암도 변화를 이용한 차량 번호판 추출", 한국정보과학회 봄 학술발표논문집, 제25권, 제1호, pp.625-627, 1998. 4
- [3] 권숙연, 전병환, "색상 정보와 명암 벡터를 이용한 차량 번호판 추출", 한국정보과학회 가을 학술발표 논문집, 제28권, 제2호, pp.415-417, 2001. 10
- [4] 장언동, 송영준, 김영길, "칼라 정보와 선형 회귀 방정식을 이용한 차량 번호판 추출", 한국콘텐츠학회 / 한국통신학회 추계 종합학술대회 논문집, 제1권, 제2호, pp.218-222, 2003. 11
- [5] 이정란, 남미영, 김미영, 이종희, 김광백, "칼라 정보를 이용한 자동차 번호판 추출에 관한 연구", 한국정보처리학회 추계학술발표논문집, 제5권 제2호, pp.1349-1352, 1999.
- [6] 이현창, "자동차 번호판 영상에서 효율적인 번호판 영역 검출 시스템의 설계 및 개발", 한국컴퓨터정보학회 논문지 제10권 제5호, pp.87-93, 2005. 11,
- [7] 권성진, 김경환, "퍼지원리에 기반한 차량 번호판 추출 방법", 한국정보과학회 한국컴퓨터종합학술대회 논문집(B), pp.850-852, 2005. 7
- [8] 이운석, 김희승, "HSI 컬러모델에 기반한 자동차 번호판 영역 추출", 서울시립대학교 산업기술 연구소 논문집, 제 6집, 2호, pp. 57-63, 1998.

- [9] 김미숙, “FHT를 이용한 차선 검출에 관한 연구”, 부산대학교 멀티미디어협동과정 석사학위논문, 2001.
- [10] 구경모, “복합특성정보를 이용한 통합 차량번호판 추출 및 인식시스템 설계”, 부산대학교 컴퓨터공학과 공학석사 학위 논문, 2005.
- [11] 이문규, 허해숙, “선형합수 fitting을 위한 선형회귀 분석, 역전파신경망 및 선형 Hebbian 신경망의 성능비교”, 한국경영과학회지, 제20권, 제3호, pp.17-29, 1995.
- [12] 문성원, 장언동, 송영준, “기울어진 차량 번호판 영역의 검출”, 한국콘텐츠학회논문지, 제4권, 제3호, pp.125-130, 2004
- [13] 김도현, 박재현, 길철기, 차의영, “혼용 문자 코드 집합을 위한 계층적 다중 문자 인식기”, 한국해양정보통신학회 논문지, 제11권, 제10호, pp.1977-1985, 2007.



차 의 영(Eui-Young Cha)

1979년 경북대학교 전자공학과 졸업.  
 1982년 서울대학교 전자계산학과 석사 졸업.

1998년 서울대학교 컴퓨터공학과 박사졸업.  
 1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원.  
 1995년~1996년 University of London 방문교수.  
 1985년~현재 부산대학교 컴퓨터공학과 교수, 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신연구소 소속 연구원  
 ※ 관심분야: 컴퓨터비전, 신경망, 웨이블릿

저자소개



김 도 현(Do-Hyeon Kim)

2001년 부산대학교 전자계산학과 졸업.  
 2003년 부산대학교 전자계산학과 석사 졸업.

2006년 부산대학교 컴퓨터공학과 박사 수료.  
 2007년 부산대학교 컴퓨터공학과 박사 재학 중.  
 ※ 관심분야: 패턴인식, 영상처리 및 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경망, 제어자동화시스템.



강 민 경(Min-Gyung Kang)

2000년 인제대학교 전자계산학과 졸업.  
 2002년 부산대학교 멀티미디어학과 석사 졸업.

2007년 충남대학교 교육대학원 컴퓨터교육 석사재학중.  
 ※ 관심분야: 신경망, 영상처리, 생물 패턴분석.