

---

# 신, 구 차량 번호판 통합 인식에 관한 연구

한건영\* · 우영운\* · 한수환\*\*

A Study on Recognition of Both of New & Old Types of Vehicle Plate

Kun-Young Han\* · Young Woon Woo\* · Soowhan Han\*\*

## 요 약

최근 들어 기존의 녹색 바탕의 차량 번호판에서, 흰색 바탕의 신 차량 번호판으로 교체되고 있다. 하지만, 아직 기존의 차량 번호판이 신 차량 번호판으로 전면 교체 되지 않아 두 번호판 모두 사용되고 있기 때문에 주차 관리 시스템, 속도위반, 신호 위반 등 무인 카메라를 이용한 시스템에서, 기존 차량 번호판과 신 차량 번호판 특징에 맞는 인식 시스템이 요구된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 기존의 녹색 번호판과 흰색 번호판 모두를 추출하고 인식할 수 있는 알고리즘에 관한 연구를 수행하였다. 다양한 환경에서 획득한 차량 영상으로부터 번호판 영역을 추출하기 위하여 형태학적 특징을 이용하였고, 추출된 번호판 영역의 수평, 수직 히스토그램과 문자의 상대적 위치 정보를 이용하여, 문자를 분리하였다. 최종적으로, 분리된 문자를 인식하기 위해 주성분 분석법(PCA : Principal Component Analysis)과 선형 판별 분석법(LDA : Linear Discriminant Analysis)을 적용하여 인식 시스템을 구성하였다. 실험 결과, 불규칙한 조명 상태에서도 상대적으로 높은 추출률과 문자 인식률을 나타내었다.

## ABSTRACT

Recently, the color of vehicle license plate has been changed from green to white. Thus the vehicle plate recognition system used for parking management systems, speed and signal violation detection systems should be robust to the both colors. This paper presents a vehicle license plate recognition system, which works on both of green and white plate at the same time. In the proposed system, the image of license plate is taken from a captured vehicle image by using morphological information. In the next, each character region in the license plate image is extracted based on the vertical and horizontal projection of plate image and the relative position of individual characters. Finally, for the recognition process of extracted characters, PCA(Principal Component Analysis) and LDA(Linear Discriminant Analysis) are sequentially utilized. In the experiment, vehicle license plates of both green background and white background captured under irregular illumination conditions have been tested, and the relatively high extraction and recognition rates are observed.

## 키워드

자동차 번호판, 국부 정규화, Otsu 이진화, 명암 변화

## Key word

Vehicle Linese Plate, Local Normalization, Otsu's Binarization, Intensity Variation

---

\* 동의대학교 멀티미디어공학과

\*\* 동의대학교 멀티미디어공학과 (교신저자)

접수일자 : 2009. 04. 16

심사완료일자 : 2009. 05. 04

## I. 서 론

오늘날 산업사회의 고도화와 함께 차량의 증가는 여러 방면에 영향을 주고 있다. 도로의 교통상황, 차량의 이동상황은 이미 실생활에서 중요한 정보로 활용되고 있으며, 자동차수의 증가에 따라 교통법규위반, 주차관리, 통행세 징수에 이르기까지 자동차의 제반관리를 위한 교통정보 자동인식의 필요성은 점차 증가하고 있다. 뿐만 아니라, 차량의 도난 사고 및 차량에 의한 범죄가 급격한 속도로 증가하고 있어 이에 대처하기 위한 자동차량 정보 처리기술의 필요성이 크게 대두 되었고, 그 과제중의 하나인 자동화된 차량 번호판 인식에 관한 많은 연구들이 국내외에서 이루어져 왔다. 이러한 차량 번호판 인식 시스템을 구성하기 위해 많은 연구들이 시도되어 왔으나, 일반적으로 야외에서 획득된 차량 영상은 시간대에 따라 조명(illumination)변화, 날씨 변화, 그림자 등에 의해서 번호판의 색상이나 에지에서 왜곡이 발생하여 인식 및 추출률에 많은 영향을 받아왔다[1]-[3]. 뿐만 아니라, 2006년 11월 이후 새롭게 도입된 흰색 바탕의 번호판은 그 색상과 형태가 기존의 번호판과 다르기 때문에 기존의 추출방법들을 그대로 사용할 수 없는 경우가 대부분이라 새롭게 도입된 번호판을 추출하고 인식할 수 있는 방법에 대한 필요성이 대두되고 있다[4]-[6]. 특히, 본 연구의 대상인 비영업용 차량의 경우 기존의 녹색 번호판이 흰색 바탕의 번호판으로 변경되어 색상정보를 이용한 기존 연구방법에 대한 변화가 불가피하게 되었다. 또한, 일반적인 차량 영상에서 조명의 밝기가 너무 밝아서 하이라이트(highlight)가 심한 영상이거나 어둡고, 조명의 위치가 다르면 차량 영상에 매우 많은 영향을 미친다. 대부분의 야외에서 촬영된 차량 영상은 빛의 세기나 방향에 따라 그림자 부분의 위치가 변하여 지역적으로 밝기 분포가 불균일하게 변화하므로, 본 논문에서는 조명변화에 영향을 받지 않으면서, 기존의 녹색 번호판과 새롭게 도입된 흰색 번호판 모두를 인식하는 방법을 제안한다. 본 논문에서는 입력영상을 그대로 이진화하지 않고, 국부 정규화(local normalization)[7]를 하여 조명에 영향을 받지 않도록 했다. 이후, Otsu 판별식을 이용한 이진화[8]를 기반으로 연결 요소를 추출하고, 이들 연결요소들의 형태학적 특징을 이용하여 번호판을 추출하였다. 또한, 문자 인식 방법으로는 주성분 분석법(PCA : Principal Component Analysis)[9][10]과 선형 판별

분석법(LDA : Linear Discriminant Analysis)[11] [12]을 결합한 형태의 패턴 인식기법을 사용함으로써 그 성능을 개선하였다.

## II. 번호판 영역 추출과 종류 구분

### 2.1 번호판 영역 추출

본 논문에서 제안하는 방법은 번호판이 가지고 있는 형태학적 특징[4][13]을 기반으로 자동차 번호판 영역을 추출한다. 본 논문에서 제안된 차량 번호판 추출시스템을 요약해 보면 그림 1과 같다.

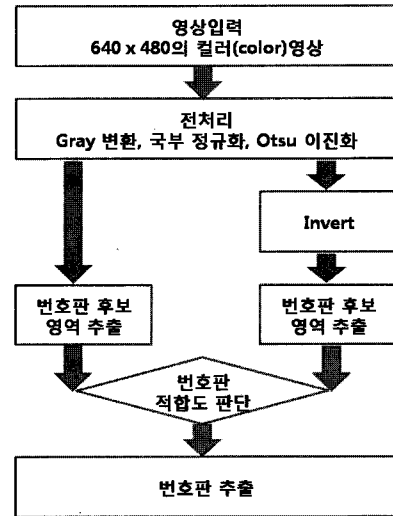


그림 1. 제안된 차량번호판 추출시스템 개요  
Fig. 1. The proposed method for the extraction of a vehicle license plate

단계별 처리 과정을 보면, 입력 영상에서 먼저 그레이 영상으로 변환 후, 영상의 빛의 세기나 방향에 따라 지역적인 조명차이를 줄이기 위해 국부 정규화를 식 (1)과 같이 수행하고, Otsu 이진화를 전처리 과정으로 적용한다.

$$g(x,y) = \frac{f(x,y) - m_f(x,y)}{\sigma_f(x,y)} \quad (1)$$

여기서,  $f(x,y)$ 는 입력 영상,  $m_f(x,y)$ 와  $\sigma_f(x,y)$ 는 입력 영상의 국부 평균 추정 영상, 국부 표준 편차의 추정

영상이고,  $g(x,y)$ 는 정규화된 영상이다. 국부적인 평균과 표준 편차의 추정은 공간적 평활화 즉,  $N \times N$  가우시안 필터링에 의해 구해진다. 본 논문에서는  $15 \times 15$  크기의 가우시안 평활화 필터 마스크를 적용하였다. 식 (1)에 대한 블록 다이어그램은 그림 2와 같다.

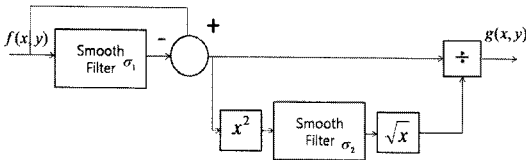


그림 2. 차량 영상의 국부 정규화 과정  
Fig. 2. Local normalization of a vehicle image

먼저, 입력 영상  $f(x,y)$ 에 가우시안 필터를 적용하여 국부 평균 추정 영상  $m_f(x,y)$ 을 생성하고, 입력 영상과 국부 평균 추정 영상에 대한 차 연산을 수행하여 차 영상을 생성한 후, 다음 연산의 입력으로 사용한다. 국부 표준 편차 추정 영상  $\sigma_f(x,y)$ 을 구하기 위해서 차 영상을 제공한 후, 가우시안 필터 마스크를 사용한 후 제공된 연산을 적용한다. 마지막으로 차 영상에서 국부 표준 편차 영상을 나눔으로써 국부 정규화된 영상을 구한다. 이후, Otsu 이진화를 식 (2)가 최대가 되는 임계값을 설정하여 적용한다.

$$\eta(T) = \left[ \frac{\sigma_B^2(T)}{\sigma_W^2(T)} \right]_{MAX} \quad (2)$$

여기서,  $\sigma_B^2(T)$ 는 클래스간 분산,  $\sigma_W^2(T)$ 는 클래스내 분산이다.

이진화 결과, 녹색번호판과 흰색 번호판의 문자와 배경부분이 반대로 나타난다. 따라서, 사전에 분석 대상 번호판이 녹색인지 흰색인지를 알 수 없기 때문에, 이진화된 영상을 반전한 후, 반전한 영상과 반전하지 않은 영상을 다시 입력으로 각각에 대해 동시에 모폴로지 연산 (Morphological Operation)을 적용하여 번호판 특징과 관계없는 부분은 잡음으로 간주하고 제거시키고, 수평 수직 투영을 이용해 번호판 후보영역을 선정한다. 다음, 채움 (fill) 연산을 식 (3)과 같이 적용한다.

$$g = [R_f(f_m)]^c \quad (3)$$

여기서,  $f_m(x,y)$ 는 식 (4)와 같고,  $f^c$ 는  $f(x,y)$ 의 여집합 즉,  $1-f(x,y)$ 이다.

$$f_m(x,y) = \begin{cases} 1-f(x,y) & \text{if } (x,y) \text{ is on the border of } f \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

마지막으로, 반전한 영상과 반전하지 않은 영상 각각의 번호판 후보 영역에서 번호판을 추출하기 위해 번호판 특징인 가로, 세로길이 비와 면적, 그리고 번호판은 “차량 영상의 하단부에 위치하고 있다”라는 특징을 함께 이용하여 번호판을 추출하였다. 이러한 처리 과정은 그림 3과 같다.

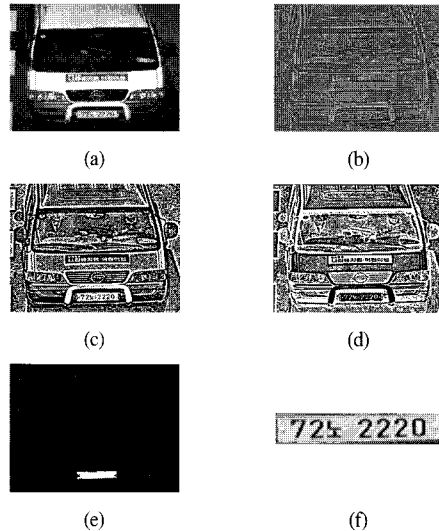


그림 3. 번호판 추출 과정 (a) 원영상 (b) 국부정규화 영상 (c) 이진화된 영상 (d) 반전한 영상 (e) 번호판 후보영역 (f) 추출된 번호판

Fig. 3. Extraction process of a vehicle license plate (a) An original image (b) The local normalized image (c) The binarized image (d) The inverted image (e) The candidate area of license plate (f) The extracted license plate

### 2.2 번호판 종류 구분과 문자 추출

기존의 차량 번호판의 경우 2004년 이후 지역 명을 뺀 전국단위 번호판을 보급한 이후, 2006년에 다시 흰색 번호판이 나오면서 기존의 지역번호판 그림 4의 (a),(b), 전국번호판(c), 흰색 짧은 번호판(d), 흰색 긴 번호판(e)이 혼재되어 번호판 추출의 문제를 더욱 혼잡하게 하고 있

다. 그림 4는 비영업용 차량의 번호판의 종류를 예시한 것으로, 본 논문의 실험에서 사용된 영상으로부터 추출한 것이고, 본 논문에서는 다음과 같이 다섯 종류로 구분한다.

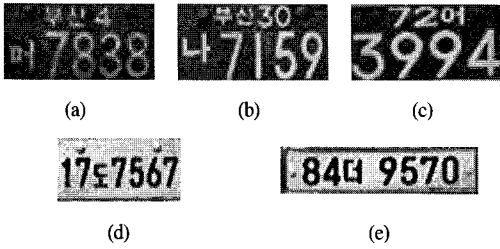


그림 4. 현재 운행되고 있는 비영업용 차량 번호판 종류  
 (a)지역 번호판 A (b)지역 번호판 B (c)전국 번호판  
 (d)흰색 짧은 번호판 (e)흰색 긴 번호판  
 Fig. 4. Types of vehicle license plates  
 (a) Local plate A (b) Local plate B (c) Nationwide plate (d) White narrow plate (e) White wide plate

다섯 가지의 번호판은 문자 및 숫자의 글꼴이 다르며, 각각의 위치 및 번호판내의 문자 및 숫자의 사용 개수등이 다르므로 문자의 정확한 분리와 인식을 위해 우선 번호판의 종류를 구분하는 것이 필요하다[14]. 본 논문에서는 반전한 영상과 반전하지 않은 영상을 동시에 사용하기 때문에 반전한 영상에서 번호판을 찾을 경우 녹색, 반전하지 않은 영상에서 번호판을 찾을 경우 흰색 번호판으로 먼저 구분된다. 여기서 다시, 녹색 번호판 경우는 지역 번호판 A, 지역 번호판 B, 전국 번호판, 세 종류로 문자의 위치의 특징을 이용하여 구분하고, 흰색 번호판의 경우는 흰색 짧은 번호판, 흰색 긴 번호판 두 종류로 가로 및 세로 비를 통해 각각 구분한다. 이후, 구분된 번호판은 번호판 테두리 특징을 이용하여 정확한 번호판 영역을 추출해 낸 후 크기를 정규화 한다. 문자 추출에 있어 번호판 영역에서 문자영역의 위치정보만으로도 문자의 추출은 가능하지만[15], 보다 정확한 문자 영역을 추출하기 위하여 투영 히스토그램 기법도 함께 병합하였다. 녹색 번호판의 경우 수평 방향으로 투영하여 상단부의 관청 기호와 작은 숫자 영역 그리고, 하단 부인 한글 문자와 큰 숫자 영역으로 구분한다. 분리된 상단부와 하단부 각각에 대하여 다시 수직 방향으로 투영시켜 각 문자들을 분리한다. 흰색 번호판의 경우는 상단부와 하단부로 나누지 않고, 수직 방향으로만 투영시켜 각 문

자들을 분리한다. 이러한 투영 히스토그램 기법은 번호판의 보존 및 촬영 상태에 따라 많은 영향을 받기 때문에, 공시되어진 문자간의 상대적 위치 정보를 병합하여 활용하였다. 즉, 번호판 영역에서 문자의 위치 정보를 이용하여 각 문자 사이의 공간에 문자 구분선을 두고, 이 구분선을 기준으로 투영히스토그램에서 앞 뒤 일정한 거리만큼 이동하며 문자 영역을 구분짓는 최소골의 위치를 찾아 각 문자들을 분리 시켰다. 번호판 영역에서 문자 구분선과 수평, 수직방향의 투영 정보는 그림 5에 표시 되어 있다.

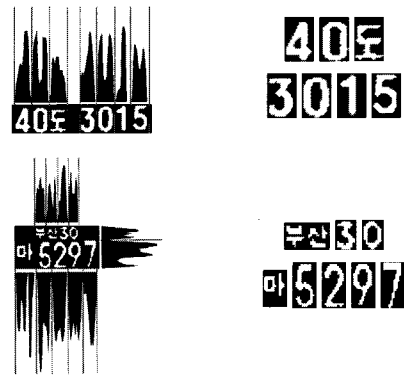


그림 5. 번호판의 문자 구분선과 수평, 수직 투영을 이용한 각 문자 분리  
 Fig. 5. Extraction of characters from a license plate using relative positioning information and projection

### III. 문자 인식

#### 3.1 PCA + LDA

본 논문에서는 주성분 분석법을 이용한 차량 번호판 인식[16]에 선형 판별 분석법을 결합하여 성능을 개선하였다. PCA의 특성은 클래스에 관계없이 분산이 가장 큰 축으로 영상을 사영시켜 표현하기 때문에 비슷한 결과값들로 영상이 표현되면, PCA 방법으로는 오인식의 가능성이 높아진다. 이를 보완하기 위해 본 논문에서는 PCA가 적용된 데이터 값에 LDA를 다시 적용 하였다. LDA는 PCA와 더불어 대표적인 특징 벡터 차원 축소 기법중의 하나이며, 각각의 특성을 학습함으로써 보다 정확하고, 환경 변화에 둔감한 특성을 지니고 있어 실시간으로 적용 가능한 알고리즘이다. 제안한 문자 인식 흐름

도는 그림 6과 같다.

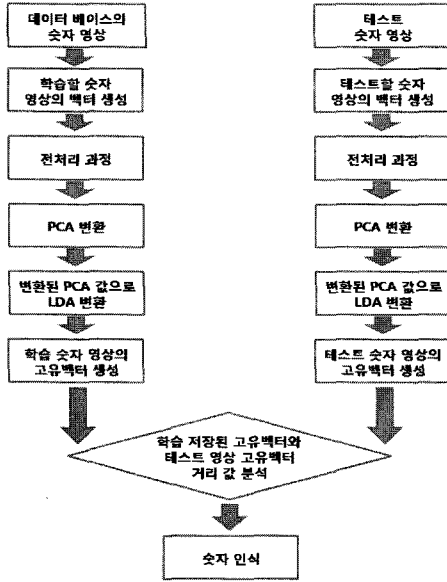


그림 6. 문자 인식 흐름도

Fig. 6. Flowchart of character recognition process

문자인식의 단계별 처리 과정을 보면 다음과 같다.

**Step 1. 숫자 영상의 벡터 생성**

본 논문에서 취급하는 영상은 크기를 정규화하여 하나의 벡터(vector)로 변환한다. 따라서, 본 논문에서 사용된 숫자 영상의 크기가  $20 \times 20$ 이고, 학습할 영상의 샘플 개수(0-9까지)가  $M$ 개일 때, 각 학습 영상을  $M$ 개의  $20^2 \times 1$ 의 열벡터로 학습 영상 벡터 집합  $S$ 를 식 (5)와 같이 구성한다.

$$S = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_M\} \quad (5)$$

**Step 2. 조명 보정**

조명 보정이란 빛과 배경에 의하여 발생하는 에러를 줄이기 위하여 설정된 평균과 분산을 기준으로 모든 이미지를 정규화하는 알고리즘이다. 조명 보정은 식 (6)과 같이 수행한다.

$$g'(X_i) = \frac{(f(X_i) - m_f(X_i)) \times ustd}{\sigma_f(X_i) + um} \quad (6)$$

여기서,  $f(X_i)$ 는 입력 벡터,  $m_f(X_i)$ 는  $f(X_i)$ 의 평균값,  $ustd$ 는 임의의 표준편차 값,  $\sigma_f(X_i)$ 는 입력 영상의 표준편차 값,  $um$ 은 임의의 평균값이고,  $g'(X_i)$ 는 조명 보정된 영상이다. 본 논문에서는 실험 결과값으로 가장 좋은 결과가 나오는 표준편차 값과 평균값을 각각 100, 80을 사용하였다.

**Step 3. 평균 영상**

학습 영상 벡터 집합  $S$ 로부터 평균영상 벡터를 식 (7)과 같이 계산한다.

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad (7)$$

**Step 4. 각 학습 영상 벡터와 평균 영상 벡터의 차 벡터 계산**

식 (7)에 의해 학습 영상 벡터와 평균 영상 벡터의 차 벡터 영상을 식 (8)과 같이 구한다.

$$\phi_i = X_i - \psi \quad (8)$$

**Step 5. 공분산 행렬 계산**

공분산 행렬은 식 (9)와 같이 구할 수 있지만, 계산량이 많기 때문에 식 (10)과 같이 snapshot analysis 방법 [17][18]을 사용한다.

$$S_t = \sum_{i=1}^M (X_i - \psi)(X_i - \psi)^T \quad (9)$$

$$S_t = \sum_{i=1}^M \phi_i^T \phi_i \quad (10)$$

**Step 6. 공분산 행렬에 대한 고유값, 고유벡터 계산**

공분산 행렬  $S_t$ 로 고유값  $\lambda_i$ 와 그 고유값에 대한 고유벡터  $e_i$ 를 식 (11)에 의해 구한다.

$$S_t e_i = \lambda_i e_i \quad (1 \leq i \leq M) \quad (11)$$

이후, 크기가 큰 순으로 고유값에 해당하는  $p$ 개의 고유벡터  $e_i$ 를 정렬하고 선택한 다음, 실제 고유벡터를 식 (12)와 같이 구하고, 식 (13)과 같이 정규화 단계를 추가

한다.

$$e_i' = \Phi_i \times e_i \quad (1 \leq i \leq p) \quad (12)$$

$$e_i'' = \frac{e_i'}{\|e_i'\|} \quad (1 \leq i \leq p) \quad (13)$$

**Step 7.** 변환 행렬 구성 및 LDA에 입력될 패턴 집합 계산  
 p개의 고유벡터를 선택하였다면 식 (14)과 같이 p개의 고유벡터로 구성된다. 식 (14)에서 구한 고유벡터를 식 (15)의 변환식을 이용해 최종적으로 p차원으로 투영된 패턴 집합을 구한다.

$$W_{PCA} = [e_1'', e_2'', \dots, e_p''] \quad (14)$$

$$y_i = W_{PCA}^T \times \Phi_i \quad (1 \leq i \leq p) \quad (15)$$

**Step 8.** 클래스내 분산과 클래스간 분산 계산  
 PCA에서 p차원으로 투영된 패턴집합을 입력으로, 클래스내 분산과 클래스간 분산을 식 (16)과 식 (17)에 의해 구한다.

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^{N_j} (y_i^j - \mu_j)(y_i^j - \mu_j)^T \quad (16)$$

여기서, c는 클래스 개수(0,1,2,...,9),  $N_j$ 는 j번째 클래스에 속하는 샘플 개수,  $y_i^j$ 는 j번째 클래스의 i번째 영상 벡터,  $\mu_j$ 는  $\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} X_i$ , 즉 j번째 클래스의 평균이다.

$$S_b = \sum_{j=1}^c (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (17)$$

여기서,  $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$  즉, 전체 학습 패턴의 평균이고, N은 학습패턴 개수이다.

**Step 9.** 변환행렬 구성 및 최종 패턴 집합 계산  
 식 (18)을 이용해  $i=q$ 번째까지의 큰 고유값에 해당하는 고유벡터  $w_i$ 를 구하고, 식 (19)와 같이 정규화 단계를 추가한 고유벡터  $w_i'$ 를 식 (20)과 같이 정렬한다.

$$S_j w_i = \lambda_i S_w w_i \quad (18)$$

$$w_i' = \frac{w_i}{\|w_i\|} \quad (1 \leq i \leq q) \quad (19)$$

$$W_{LDA} = [w_1', w_2', \dots, w_q'] \quad (20)$$

PCA+LDA에서 PCA는 입력 영상 벡터의 차원을 감소시키고, LDA는 클래스별 분리를 최대화 한다. 따라서, PCA+LDA를 위한 변환 행렬은 식 (21)과 같고, PCA에 의해 p차원으로 다시 LDA에 의해 q차원의 새로운 벡터  $z_i$ 로 투영된 패턴 집합을 식 (22)와 같이 구하게 된다.

$$W_{PCA+LDA} = W_{LDA}^T W_{PCA}^T \quad (21)$$

$$z_i = W_{PCA+LDA} \Phi_i \quad (1 \leq i \leq q) \quad (22)$$

**Step 10.** 인식

인식에서는 학습패턴 집합과 미지의 데이터(테스트 숫자)에 대하여 유클리디언(Euclidean) 거리를 계산하여 그 값이 최소가 되는 학습 영상 찾는다.

**IV. 실험 및 결과 분석**

본 실험에서는 디지털 카메라로 14:00부터 18:00경까지 촬영한 주행 중인 비영업용 차량을 대상으로 펜티엄 iv 상에서 번호판 추출, 번호판 종류 구분 및 문자 추출 그리고, 문자 영역 인식 실험을 수행하였다. 입력 영상은 640×480 RGB 컬러영상으로 230대중 225대의 차량에서 번호판 및 문자 영역을 성공적으로 추출 할 수 있었으며, 추출된 번호판은 모두 번호판 종류 별로 구분이 가능하였다. 표 1은 추출된 번호판의 개수 및 추출률 그리고, 번호판 종류 구분률을 보여주며, 표 2는 구분된 번호판의 종류별로 분리 획득한 등록 번호와 용도별 번호, 용도별 기호, 관청기호 개수이다. 번호판 225대에서 추출된 숫자 및 문자 샘플들중 용도별 번호와 기호, 관청기호에 대한 종류별로 다양한 추출이 어려움에 따라 등록번호에 대해서만 모두 같은 크기로 정규화 시킨 후 인식 과정을 수행하였다.

표 1. 입력 영상의 번호판 추출률 및 종류 구분률  
Table 1. Extraction and classification ratios for the types of license plates

번호판 종류	개수, 추출률	입력 영상 개수	번호판 추출개수 (추출률(%))	번호판 종류 개수 (구분률(%))
지역 번호판 A	17개	17개	15개(88.2)	15개(100)
지역 번호판 B	72개	72개	71개(98.6)	71개(100)
전국 번호판	21개	21개	21개(100)	21개(100)
긴 번호판(흰색)	72개	72개	70개(97.2)	70개(100)
짧은 번호판(흰색)	48개	48개	48개(100)	48개(100)
합계	230개	230개	225개	225개

표 2. 분리 획득된 문자의 수

Table 2. Numbers of extracted characters from each type of license plates

번호판 종류	개수, 추출률	등록 번호	용도별 번호	용도별 기호 (문자)	관청 표시 (문자)
지역 번호판 A	60개	15개	15개	30개	
지역 번호판 B	284개	142개	71개	142개	
전국 번호판	84개	42개	21개	•	
긴 번호판(흰색)	280개	140개	70개	•	
짧은 번호판(흰색)	192개	96개	48개	•	

본 논문에서는 실험에서 사용된 다섯 개의 번호판 종류를 명확히 구분하고, 차량 번호판의 색깔 및 추출된 문자의 글꼴이 다르기 때문에 인식 시스템의 효율적인 구성을 위해 표 3과 같이 번호판을 종류별로 모두 구분해 학습 데이터를 구성하여 인식한 것과, 표 4와 같이 번호판을 흰색과 녹색으로만 구분하여 학습데이터를 구성한 것에 대한 두 가지 실험환경에 대해서 실험을 수행하였다.

표 3. 실험환경 1

Table 3. Simulation environment 1

번호판 종류	학습 샘플수	실험 환경 1	
		번호판	개수
흰색 번호판	긴 번호판	20개, 40개, 60개	
		짧은 번호판	20개, 40개, 60개
	지역 번호판 A	20개, 40개	
녹색 번호판	지역 번호판 B	20개, 40개	
	지역 번호판 C	20개, 40개	

표 4. 실험환경 2

Table 4. Simulation environment 2

번호판 종류	학습 샘플수	실험 환경 2
		개수
흰색 번호판	80개, 120개, 160개	
녹색 번호판	120개	

표 5부터 표 11까지 제시된 실험 결과에서 알 수 있듯이 PCA 방법보다 LDA를 결합한 인식의 인식률이 상승함을 알 수 있었고, 학습샘플의 수를 증가시킴으로써 인식률이 상승함을 알 수 있었다. 또한, 본 인식 시스템은 번호판 종류를 명확히 구분하지만, 흰색과 녹색 번호판 두 종류로만 구분한다고 가정하고 실험한 결과, 번호판 종류를 모두 구분한 인식시스템보다는 인식률이 낮게 나타났다.

표 5. 인식률 (실험환경 1, 학습 샘플수: 20개)

Table 5. Recognition results under simulation environment 1 with 20 learning samples for each of five types of license plates

번호판 종류	인식률	등록 번호 개수	등록번호에 대한 인식률(%)					Avr.
			실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	
긴형	PCA	280개	80.00	83.57	88.93	83.57	77.14	<b>82.60</b>
	PCA&LDA		86.43	85.36	90.36	85.36	81.78	<b>85.86</b>
짧은형	PCA	192개	71.54	72.91	76.56	70.31	77.08	<b>73.68</b>
	PCA&LDA		71.54	76.04	77.60	78.64	81.77	<b>77.12</b>
지역 번호판 A	PCA	60개	83.33	95.00	93.33	91.67	91.67	<b>91.00</b>
	PCA&LDA		91.67	95.00	95.00	95.00	90.00	<b>93.33</b>
지역 번호판 B	PCA	284개	94.01	97.18	95.07	95.78	95.07	<b>95.42</b>
	PCA&LDA		97.19	97.88	96.48	94.37	96.83	<b>96.55</b>
전국 번호판	PCA	84개	94.05	90.48	97.62	92.86	92.86	<b>93.57</b>
	PCA&LDA		96.43	96.43	98.81	92.86	97.62	<b>96.43</b>

표 6. 인식률 (실험환경 1, 학습 샘플수: 40개)

Table 6. Recognition results under simulation environment 1 with 40 learning samples for each of five types of license plates

번호판 종류	인식률	등록 번호 개수	등록번호에 대한 인식률(%)					Avr.
			실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	
긴형	PCA	280개	90.36	94.29	91.79	91.79	92.86	<b>92.22</b>
	PCA&LDA		93.21	96.07	94.29	94.29	95.71	<b>94.71</b>
짧은형	PCA	192개	88.02	87.50	89.06	88.02	88.02	<b>88.12</b>
	PCA&LDA		91.15	88.54	90.10	90.10	90.63	<b>90.12</b>
지역 번호판 A	PCA	60개	96.67	93.33	95.00	98.83	96.67	<b>96.10</b>
	PCA&LDA		96.67	95.00	96.67	100	96.67	<b>97.00</b>
지역 번호판 B	PCA	284개	97.89	96.83	99.30	98.99	97.54	<b>98.11</b>
	PCA&LDA		97.54	98.24	99.65	98.99	98.24	<b>98.53</b>
전국 번호판	PCA	84개	98.81	97.62	98.81	95.24	95.24	<b>97.14</b>
	PCA&LDA		100	100	100	96.43	97.62	<b>98.81</b>

표 7. 흰색번호판에 대한 인식률  
(실험환경 1, 학습 샘플수: 60개)

Table 7. Recognition results under simulation environment 1 with 60 learning samples for each of two types of white color license plates

번호판 종류		인식률	등록번호 개수	등록번호에 대한 인식률(%)					
				실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	Avr.
긴형	PCA	280개	94.64	94.64	95.00	94.79	95.71	<b>94.96</b>	
	PCA&LDA		97.50	96.07	97.50	96.79	97.14	<b>97.00</b>	
짧은형	PCA	192개	93.75	92.70	90.63	93.75	94.72	<b>93.11</b>	
	PCA&LDA		94.72	94.27	94.79	95.31	95.83	<b>94.98</b>	

표 8. 흰색번호판에 대한 인식률  
(실험환경 2, 학습 샘플수: 80개)

Table 8. Recognition results under simulation environment 2 with 80 learning samples for white color license plates

번호판 종류		인식률	등록번호 개수	등록번호에 대한 인식률(%)					
				실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	Avr.
긴형	PCA	280개	93.21	91.49	90.71	92.50	90.71	<b>91.72</b>	
	PCA&LDA		93.57	93.93	92.50	92.50	92.50	<b>93.00</b>	
짧은형	PCA	192개	90.63	88.54	91.15	87.54	89.06	<b>89.38</b>	
	PCA&LDA		91.15	91.14	91.67	90.63	90.63	<b>91.04</b>	

표 9. 흰색번호판에 대한 인식률  
(실험환경 2, 학습 샘플수: 120개)

Table 9. Recognition results under simulation environment 2 with 120 learning samples for white color license plates

번호판 종류		인식률	등록번호 개수	등록번호에 대한 인식률(%)					
				실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	Avr.
긴형	PCA	280개	94.64	96.43	97.86	94.64	93.93	<b>95.38</b>	
	PCA&LDA		97.14	96.07	97.86	95.38	96.07	<b>96.50</b>	
짧은형	PCA	192개	92.18	94.79	96.35	95.31	96.35	<b>95.00</b>	
	PCA&LDA		94.27	95.83	96.88	96.88	98.44	<b>96.46</b>	

표 10. 녹색번호판에 대한 인식률  
(실험환경 2, 학습 샘플수: 120개)

Table 10. Recognition results under simulation environment 2 with 120 learning samples for green color license plates

번호판 종류		인식률	등록번호 개수	등록번호에 대한 인식률(%)					
				실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	Avr.
지역번호판 A	PCA	60개	100	100	100	100	100	<b>100</b>	
	PCA&LDA		100	100	100	100	100	<b>100</b>	
지역번호판 B	PCA	284개	99.30	99.30	97.89	98.24	99.65	<b>98.88</b>	
	PCA&LDA		100	99.30	98.24	97.89	100	<b>99.09</b>	
전국번호판	PCA	84개	100	100	100	100	100	<b>100</b>	
	PCA&LDA		100	100	100	100	100	<b>100</b>	

표 11. 흰색번호판에 대한 문자 인식률  
(실험환경 2, 학습 샘플수: 160개)

Table 11. Recognition results under simulation environment 2 with 160 learning samples for white color license plates

번호판 종류		인식률	등록번호 개수	등록번호에 대한 인식률(%)					
				실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	Avr.
긴형	PCA	280개	98.21	95.71	97.50	96.07	96.43	<b>96.78</b>	
	PCA&LDA		96.43	97.86	97.86	96.79	98.21	<b>97.43</b>	
짧은형	PCA	192개	96.36	94.79	95.83	95.83	98.44	<b>96.25</b>	
	PCA&LDA		98.44	96.88	96.88	96.88	96.88	<b>97.19</b>	

V. 결론

본 논문에서는 기존의 녹색 번호판뿐만 아니라 2006년 11월 이후 새롭게 도입된 흰색 번호판을 형태학적 특징을 이용해 번호판 추출하였다. 녹색 번호판과 흰색 번호판은 가로와 세로 비율뿐만 아니라 문자의 배치 형태가 다르기 때문에 형태학적 특징을 최대한 활용하는 접근 방식을 사용하였다. 그리고, 입력 영상에서의 빛의 세기나 조명에 영향을 받지 않도록 국부 정규화를 수행함으로써 어둡거나 밝게 입력된 영상, 구겨지거나 훼손되어진 경우에도 좋은 추출률을 얻을 수 있었다. 추출된 번호판에서 문자 추출은 투영히스토그램과 문자의 위치 정보와 가로, 세로 비를 통해 번호판 종류를 명확히 구분할 수 있었고, 투영 히스토그램과 문자의



상대적 위치 정보를 함께 이용함으로써 번호판 내 왜곡이나 잡음이 있어도 문자 추출이 가능하였다. 문자 인식 시스템은 기존의 PCA만 적용한 시스템보다 실시간에 적용가능하고, 환경 변화에 둔감한 특성을 지니고 있는 LDA를 결합함으로써 상대적으로 높은 인식률을 얻을 수 있었다. 앞으로 제안된 인식 시스템의 활용도를 높이기 위하여 번호판의 용도별 번호와 기호, 판정 기호 문자에 대하여도 인식 범위를 확대하여 실험과 연구를 할 계획이다.

### 참고문헌

- [1] Lu Xiaobo, Ling Xiaojing, Huang Wei, "Vehicle License Plate Character Recognition," IEEE Int. Conf. Neural Network & Signal Processing, Nanning, China, December, pp.1066-1069, 2003.
- [2] S. Yoshimori and Y. Mitsukura, "License Plate Detection System in Rainy Days," Proc. of IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, pp.972-976, 2003.
- [3] T. Natio, et al., "Robust License-Plate Recognition Method for Passing Vehicles Under Outside Environment," IEEE Tran. on Vehicle Technology, Vol.49, No.6, pp.2309-2319, 2000.
- [4] 한건영, 한수환, 장경식, "형태학적 특징과 명암 변화를 이용한 신 차량 번호판 추출," 한국해양정보통신학회, 지능정보 및 응용 학술대회, pp.123-127, 2008.
- [5] 김광백, 우영운, "형태학적 특징과 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 신 차량 번호판 인식," 한국 컴퓨터 정보학회 논문집 제13권, 제6호, pp.273-278, 2009.
- [6] 김도현, 차의영, "그레이 레벨링 및 퍼지추론규칙을 이용한 흰색 자동차 번호판 추출 기법," 한국해양정보통신학회 논문지, 제12권, 8호, pp.1495-1504, 2008.
- [7] Xudong Xie, Kim-Man Lam, "An Efficient Method for Face Recognition under Varying Illumination," Circuits and Systems ISCAS International Symposium on May, Vol.4, pp.3841-3844, 2005.
- [8] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram", IEEE Trans. on System Man Cybernetic, Vol.SMC-9, No.1, pp.62-66, 1979.
- [9] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, second ed, New York : Academic Press, pp.452-459, 1990.
- [10] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86, 1991.
- [11] P.N Belhumeur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, "Eigen-face vs. fisherface: recognition using class specific linear projection," IEEE Trans, Pattern Anal. and Machine Intell., Vol.19, No.7, pp.711-720, July 1997.
- [12] S. Balakrishnama, A. Ganapathiraju, "LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS A BRIEF TUTORIAL," Institute for Signal and Information Processing, 1998.
- [13] 김숙, 조형기, 민준영, 최종욱, "명암벡터를 이용한 차량번호판 추출 알고리즘," 한국정보과학회, 정보과학회논문지(B) 제25권, 제4호, pp.676-684, 1998.
- [14] 김도형, 이선화, 김미숙, 차의영, "자동차 번호판 영역의 문자 추출과 인식에 관한 연구," 한국정보과학회 추계 학술발표 논문집, 제27권, 제2호, pp.338-340, 2000.
- [15] 조보호, 정성환, "ART2 신경회로망을 이용한 차량 번호판 문자 인식," 한국정보과학회 가을 학술발표 논문집(B), pp. 455-458, 1997.
- [16] 한수환, 박성대, 김판곤, "칼라정보와 주성분 분석법을 이용한 차량 번호판 인식에 관한 연구," 한국 콘텐츠학회 2005 춘계 종합학술 대회 논문집 제3권 제1호, pp.437-442, 2005.
- [17] Simon Haykin Neural Networks : A Comprehensive Foundation, Second Edition, Prentice Hall, 1999.
- [18] 김승식, 이대종, 박장환, 유정웅, 전명근, "조건부 FCM과 방사 기저 함수 네트워크를 이용한 유도전동기 고장 검출," 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제14권 제7호 pp.878-882, 2004.

## 저자소개



한건영(Kun-Young Han)

2007년 2월 : 동의대학교  
멀티미디어공학과 (공학사)  
2009년 2월 : 동의대학교 본대학원  
디지털미디어공학과 (석사)

2009년 3월 ~ 6월: 동의대학교 본대학원  
디지털미디어공학과(박사과정)  
※관심분야: 디지털신호 및 영상처리, 패턴인식, 퍼지  
및 신경회로망



우영운(Young Woon Woo)

1989년 2월 : 연세대학교  
전자공학과(공학사)  
1991년 8월 : 연세대학교 본대학원  
전자공학과(공학석사)

1997년 8월 : 연세대학교 본대 학원 전자공학과  
(공학박사)  
1997년 9월 ~ 현재: 동의대학교 멀티미디어공학과  
교수  
2008년 ~ 현재: 한국해양정보통신학회 학술이사  
※관심분야: 지능시스템, 패턴인식, 퍼지이론, 의료  
정보



한수환(Soowhan Han)

1986년 2월 : 연세대학교  
전자공학과 (공학사)  
1990년 3월 : 미 플로리다공대  
(Florida Institute of Technology)  
전기전자공학과 (석사)

1993년 6월 : 미 플로리다 공대(Florida Institute of  
Technology) 전기전자공학과 (박사)  
1994년 3월 ~ 1997년 2월 : 관동대학교 컴퓨터공학과  
조교수  
1997년 3월 ~ 현재: 동의대학교 멀티미디어공학과  
정교수  
2003년 3월 ~ 2004년 2월 : University of Alberta,  
Canada 교환교수  
※관심분야: 디지털신호 및 영상처리, 패턴인식, 퍼지  
및 신경회로망