

# 코호넨 알고리즘을 이용한 자동차 번호판 인식

임은경\*, 허남숙\*\*, 김광백\*\*\*  
\*, \*\*, \*\*\* 신라대학교 컴퓨터정보공학부  
e-mail: \*perfume\_tree@hanamil.net  
\*\*nsheo@hanmail.net  
\*\*\*gbkim@silla.ac.kr

## Recognition of Car License Plate using Kohonen Algorithm

Yen-Koung Lim\*, Nam-Suk Heo\*\*, Kwang-Baek Kim\*\*\*  
\*, \*\*, \*\*\* Division of Computer Information Engineering, Silla University

### 요 약

차량 번호판 인식 시스템은 크게 번호판 영역의 추출과 인식 단계로 구분된다. 본 논문에서는 전처리 단계로써 임계화 방식을 이용하여 번호판 영역을 추출한다. 차량 영상을 임계화하고 영상에서 발생되는 잡음을 제거한다. 잡음이 제거된 차량 영상에서 각 라인의 밀도비율을 계산하여 번호판 영역에서 나타나는 밀도의 비율과 비슷하게 나타나는 영역을 후보영역으로 설정한다. 설정된 후보영역이 번호판 영역의 특징과 유사하게 나타나는 부분을 추출한다. 그리고 추출된 번호판 영역은 코호넨 알고리즘의 2×2마스크에 적용시켜서 윤곽선을 추출하고, 번호판의 문자와 숫자를 인식한다. 코호넨 알고리즘의 2×2마스크를 이용하게 되면, 윤곽선의 잡음을 최대한으로 줄여주는 특성을 가진다. 잡음이 제거된 후에, 번호판의 문자와 숫자들을 코호넨 알고리즘을 이용하여 인식하였다. 실험 결과에서는 임계화 작업을 이용한 번호판 추출과 코호넨 알고리즘을 이용한 번호판 인식이 우수하는 것을 알 수 있다.

### 1. 서론

현재 차량 인구가 늘어나면서 교통량의 조사와 교통량의 상황을 그때 즉시 파악하기가 어려워졌다. 차량과 관련된 범죄가 많아졌고 차량의 이동성이라는 특징으로 인해 차량 범죄의 해결이 힘들어지고 있다.

차량 영상의 추출에 관한 최근 발표된 국외에서의 연구로는 호프변환(Hough Transform)을 이용한 번호판 추출 방법이 있다[1, 2]. 호프변환은 차량영상에서 에지(edge)를 검출한 후, 호프 변환을 이용하여 번호판 영역을 추출한다.

국내의 연구로는 영역분할 후 병합(merge)에 의한 방법, 번호판 영역의 명암값 변화 특성에 의한 방법

등이 있다[3, 4]. 영역분할 후 병합에 의한 방법은 전체 영상을 수많은 작은 직사각형 내의 균일성을 측정하여 번호판이 있을 가능성이 있는 후보영역을 찾고, 후보 영역에 대해 차례로 호프변환을 이용하여 추출하는 방법이다. 반면에 번호판 영역의 명암값 특성에 의한 방법은 번호판 영역이 다른 영역보다 밝기의 변동폭이 크고 현저하며 변동 횟수도 많다는 특성을 이용하여 번호판 영역을 추출한다.

자동차 번호판 시스템은 그림 1에서처럼 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 부분과 각 문자와 숫자를 추출하는 부분, 인식하는 부분으로 나눌 수 있다[5, 6].

본 논문에서는 번호판 영역이 전체 차량 영상에 비해 상대적으로 밀도가 높다는 정보를 이용하여 번호판 영역을 추출하고 윤곽선 추적으로 각 문자와 숫자를 추출하여, 코호넨 알고리즘(kohonen algorithm)을 이용하여 인식한다.

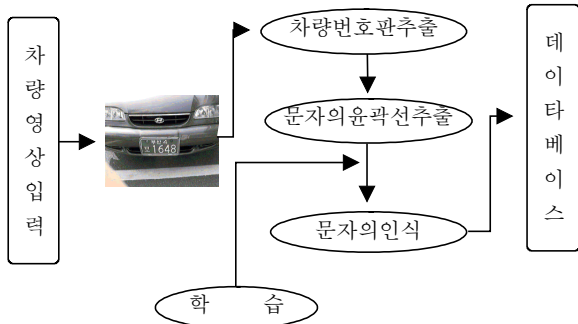


그림 1. 자동차 번호판 인식 시스템의 구조도

## 2. 차량 영상에서 번호판 추출 및 글자 추출

번호판 영역을 추출하기 위해서는 먼저 차량영상에서 번호판의 공통점과 특징을 분석 및 정의한다. 그 이후에 차량 영상에서 번호판 영역을 추출한다. 본 논문에서는 임계화 작업과 밀도 비율을 이용하여 번호판 영역을 추출하는 방법을 제안한다.

먼저, 차량영상에서 번호판을 추출하기 위해 공통점이나 특징을 찾아보면 다음과 같다.

- ① 번호판의 영역의 가로 세로의 비는 약 2:1이다.
- ② 번호판 영역의 문자 영역과 배경 영역의 색상이 뚜렷히 구별이 된다.
- ③ 번호판 영역은 다수의 숫자와 글자가 제한된 영역에 구성되어 있으므로 다른 영역보다 밀집도가 높다.
- ④ 번호판 영역의 글자와 문자는 주어진 일정한 공간 영역에서 위치 정보를 가진다.

위의 특징을 이용하여 번호판 영역을 추출한다. 위의 특징을 체계적으로 조건화하면 다음과 같이 표현된다.

- 조건 1. 번호판의 비율( $x$ 좌표 :  $y$ 좌표 = 2 : 1)  
 조건 2. 번호판 영역은 숫자와 글자의 표현으로 다른 영역에 비해서 밀도가 높다.  
 조건 3. 번호판내의 문자와 숫자는 일정한 위치 정보를 가진다.

주어진 차량 전면 영상에 대해 위의 조건에 따른 임계화 방식을 이용하여 차량 영상의 번호판 영역을 추출한다. 차량 영상을 임계화하여 차량영상에서 나

타나게 되는 밀도를 계산한다. 조건 2에 따라 밀도가 높고 동시에 조건 1을 만족시키는 부분을 번호판 영역으로 추출한다.

### 2.1 차량 영상에서 번호판 추출

앞의 조건들에 의해서 임계화 방식을 이용하여 번호판 영역을 추출한다. 임계화 과정에서 역치값(thresholding value)은 아주 중요 요소가 된다. 번호판의 글자 영역과 배경 영역을 뚜렷이 구별할 수 있는 값이어야 한다. 그렇지 않으면 번호판 영역을 실질적으로 추출할 수가 없다. 차량영상의 밝기도 많은 영향을 주기 때문에 역치값이 번호판 인식 시스템의 전처리 작업으로서 가장 중요한 역할을 한다. 역치값을 차량 영상의 평균값으로 설정하더라도 번호판의 글자와 배경영역을 명확히 분리하지 못할 가능성이 있다. 이미지의 색상뿐만 아니라 밝기의 많은 영향을 받게 되므로, 정확한 역치값을 구한다는 것은 어렵다. 본 논문에서는 처음에는 역치값을 차량 영상의 평균값으로 설정하지만, 차량영상의 번호판 추출이 실패하면 이 역치값을 동적으로 변경시킨다. 동적으로 변경시킬 때, 역치값은 평균값에 근사한 값으로 설정한다. 이상적인 역치값은 평균값에 근사한 값으로 나타나는 경우가 많기 때문이다. 임계화 작업을 수행한 후에, 번호판 영역을 추출하게 되면 큰 문제가 발생한다. 그것은 조건 2의 ‘높은 밀도’라는 단어에서 나타난다. ‘높은 밀도’는 잡음이 많은 영역에서도 나타나기 때문이다. 즉, 도로나 땅은 빛의 많은 영향을 받아 번호판에 그림자를 발생시키는 요소 중에 하나이다. 이 부분들은 임계화 과정 후에 아주 많은 잡음을 생성시키게 되고, 이 잡음은 밀도를 높이게 된다. 그러므로 일정한 크기의 마스크 안에 포함되는 그림자의 경우는 잡음으로 처리하여 이것을 삭제하는 작업이 필요하다. 임계화 과정과 잡음 제거 과정이 끝난 후에, 밀도를 계산하고 밀도의 비율이 큰 부분들을 후보영역으로 지정한다. 후보영역이 하나 이상이면 번호판 영역의 특징을 이용하여 번호판을 추출하고, 번호판 영역의 특징이 나타나지 않는 경우에는 임계화 과정의 문제로써 다시 임계화 과정을 수행한다. 그리고 후보영역이 하나도 나타나지 않는 경우도 임계화 과정을 다시 수행한다[7]. 그림 2는 수행된 번호판 영역 추출 과정을 보여준다.

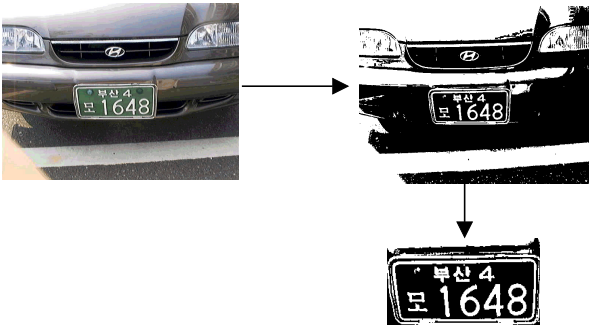


그림 2. 번호판 영역 추출 작업의 수행

차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 알고리즘은 다음과 같다.

입 력 : 차량 영상

출 력 : 차량 영상의 번호판 영역

- 단계 1. 차량 영상을 입력한다.
- 단계 2. 임계화 작업을 수행한다.
- 단계 3. 잡음 제거를 일정한 사이즈의 마스크를 이용하여 수행한다.
- 단계 4. 차량 번호판 영상의 각 라인의 밀도율을 계산한다.

$$Y\text{좌표의 밀도} = \frac{x\text{좌표에서의 변화의 개수}}{\text{이미지의 넓이}}$$

식(1)

$$X\text{좌표의 밀도} = \frac{y\text{좌표에서의 변화의 개수}}{\text{이미지의 길이}}$$

식(2)

- 단계 5. 밀도가 높은 영역을 번호판 후보 영역으로 추출한다.
- 단계 6. 추출한 후보 영역이 없거나, 후보 영역이 있으나 조건이 맞지 않는 경우 단계 2로 가서 실행한다.
- 단계 7. 조건이 맞는 후보 영역을 번호판 영역으로 추출한다.

## 2.2 코호넨 알고리즘을 이용한 번호판 문자의 윤곽선 추출

번호판 인식 시스템은 차량 영상에서 번호판을 추출 한후, 추출된 차량 번호판을 대상으로 인식하거나 혹은 번호판의 문자와 숫자를 대상으로 인식할 수 있다. 차량 번호판 전체를 대상으로 인식하는 경우에는 많은 오버헤드를 발생시킨다. 그리고 학습할 때에 나타날 수 있는 모든 차량 번호판이 존재해야 한다는 단점을 가진다. 반면에, 번호판에서 문자를 추출하여 인식하는 경우에는 글자체의 글자와 숫자

들만을 가지고 학습하면 된다.

번호판 영역에서 각 문자와 숫자를 추출하는 것은 영상 처리 기술로, 많은 처리 방법들이 있다. 앞의 조건 3을 이용하여 차량 번호판에서 나타나는 숫자나 글자의 위치 정보를 미리 파악하고, 추출된 번호판 영역에서 그 비율에 따라 분리하는 방법, 숫자와 글자를 구분짓는 윤곽선을 추출하는 방법, 임계값을 그레이 레벨의 히스토그램에서 계산하여 추출하는 방법, 단순히 하나의 임계값을 주어 임계화 시키는 방법 등이 있다[8, 9, 10, 11]. 본 논문에서는 숫자와 글자를 구분하기 위해서 윤곽선을 추출하는 방법을 이용하였다. 3×3 마스크를 이용하여 8방향으로 윤곽선 추출하거나 2×2 마스크를 이용하여 4방향으로 추출하는 방법이 있다[12]. 본 논문에서는 추출된 번호판 영역의 y좌표로 히스토그램(histogram)을 나타낸 밀도를 계산하여 상하위의 부분으로 나누어서 구분한다. 그리고 구분된 영역에 대해서 2×2 마스크를 코호넨 알고리즘에 적용시켜 윤곽선을 추출하는 방법으로 각 문자와 숫자들을 추출한다. 그림 3은 윤곽선 추출을 위한 2×2 마스크를 보여주고 있다.

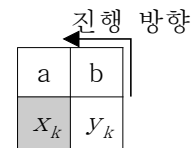
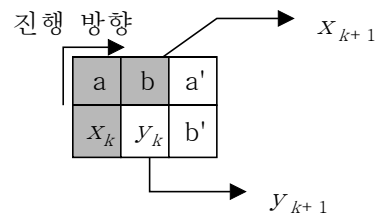
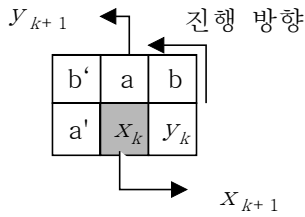


그림 3. 윤곽선 추출을 위한 2×2 마스크

2×2 마스크 알고리즘은 영역의 경계 픽셀중의 하나를 시작점으로 선택하여 마스크의  $x_k$ 를 그림 3과 같이 시작점에 위치시키고, a와 b에 대응되는 두 픽셀을 고려하여 마스크의 다음 진행 방향을 결정한다. 윤곽선 추적은 반시계 방향으로 진행한다. a가 경계 픽셀이고 b가 배경 픽셀이면 현재의 상태를 유지하면서 진행한다. a, b가 경계 픽셀이거나 a가 배경 픽셀이고 b가 경계 픽셀이면 그림 4의 (a)처럼 회전하고 a, b가 배경 픽셀이면 그림 4의 (b)처럼 왼쪽으로 회전하여 진행방향을 변경한다. 표 1은 2×2 마스크의 진행방향을 도표로 보여주고 있고 이 진행방향을 코호넨 알고리즘을 이용해서 구현한다.



(a) a, b가 경계 픽셀일 경우의 진행 방향



(b) a, b가 배경 픽셀일 경우의 진행방향  
그림 4. a, b값에 따른 진행 방향

표 1. 2x2마스크의 a, b에 따른 마스크의 진행 방향

	a	b	$x_{k+1}$	$y_{k+1}$
전진	1	0	a	b
우측	0	1	b	$y_k$
우측	1	1	a	$x_k$
좌측	0	0	$x_k$	a

번호판 영역에서 문자와 숫자를 추출하기 위한 작업은 다음과 같은 단계로 처리된다.

입 력 : 차량 번호판 영상

출 력 : 각 문자와 숫자의 텍스트화 된 파일

- 단계 1. 추출된 번호판 영상을 입력한다.
- 단계 2. y좌표의 히스토그램(histogram)을 계산한다.
- 단계 3. 상위 번호판부분과 하위 번호판 부분을 구분한다.
- 단계 4. (1) 시작점을 만날때까지 픽셀을 읽는다.  
시작점을 만나면 단계 4의 (2)로, 이미지의 모든 픽셀을 반복하면 단계 5로 가서 실행한다.  
(2) 시작점을 기준으로 표 1에 따라 윤곽선을 따라 간다.  
(3) 시작점에 도달하면 문자의 정보를 저장하고 단계 4의 (1)로, 아니면 단계 (2)로 가서 실행한다.
- 단계 5. 각 문자와 글자들의 정보를 조건 3과 같이 위치 정보를 분석하여 위치를 파악한다.
- 단계 6. 각 문자와 글자를 텍스트 형태로 변환시키고 파일에 저장한다.

### 3. 코호넨 알고리즘을 이용한 인식

인공 신경망(Artificial Neural Network)은 병렬 분산 처리(Parallel Distributed Processing)원리를 근간으로 하여 생물학적인 신경회로를 간단히 수학

으로 모델링하여 구현한 것이다. 신경회로망 기법은 과거의 경험을 이용하여 자기조정의 학습 기능을 갖고 있어 새로운 환경에 적응할 수 있다. 신경회로망 학습 모델에는 크게 지도학습(Supervised Learning Method)와 비지도학습(Unsupervised Learning Method)방법이 있다[13, 14].

코호넨(kohonen)에 의해 제안된 코호넨 알고리즘은 비지도 학습의 한 형태로 자기 조직화(self-organizing)하여 경쟁 구조를 가진다. 자기 조직화란 주어진 입력패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고 자기 스스로 학습 할 수 있는 능력을 말한다. 코호넨은 계층적인(hierarchical)시스템이 아니라 그림 5에서 보는 것처럼 두개의 층으로 이루어져 있다. 이 네트워크의 첫 번째층은 정규화된 입력패턴으로 입력층을 의미하고, 윤곽선 추출 단계에서 추출한 각 문자들의 텍스트화된 값들이 입력층의 입력값으로 들어온다. 두 번째 층은 경쟁층(competitive layer)인데 2차원의 격자 또는 1차원의 격자로 이루어져 있다. 모든 연결들은 첫 번째 층에서 두 번째 층으로의 연결되고 완전연결(fully connected)되어 있다.

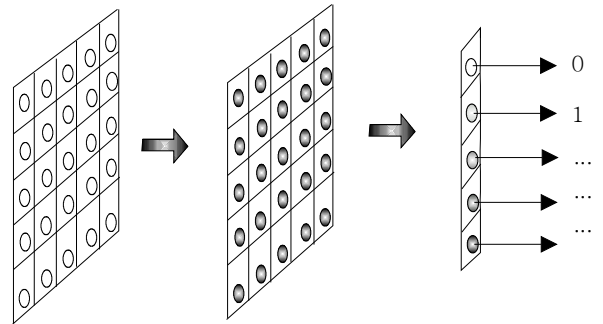


그림 5. 코호넨의 구조도

코호넨의 학습 방법은 '승자-독점(winner-take all)'이다. 승자만이 출력을 낼 수 있으며 승자와 그 이웃들만이 그들의 연결강도를 조정할 수 있기 때문이다. 그래서 각 뉴런들은 연결강도 벡터와 입력벡터가 얼마나 가까운가를 계산하고, 각 뉴런들은 학습할 수 있는 특권을 부여받기 위해 경쟁하기 되는데, 입력층과 경쟁층사이의 거리가 가장 가까운 뉴런이 승리하게 된다. 이 승자 뉴런이 출력신호를 보낼 수 있는 유일한 뉴런이 된다. 번호판 인식 시스템에서 윤곽선 추출과 문자의 정합(matching)에 사용된 코호넨 알고리즘은 다음과 같다.

입 력 : 모든 문자와 숫자의 텍스트화 된 파일, 인식할 문자나 숫자의 텍스트화 된 파일

출 력 : 각 문자나 숫자의 인식된 결과

처 리 : 코호넨 알고리즘

단계 1. 연결강도를 초기화한다.

neighborhood\_size, 학습 상수(alpha\_value) 등을 초기화한다.

단계 2. 새로운 입력벡터를 제시한다.

단계 3. 출력 값을 계산한다.

$$output_j = \sum_{i=0}^n w_{ij} X_i$$

단계 4. 가장 큰 출력 값  $output_j^*$ 은 1로 나머지  $output_j$ 는 0으로 설정한다.

$$output_j^* = Max(output_j)$$

단계 5. 승자 뉴런인  $j^*$ 의 이웃들의 연결강도를 재 조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(x_i(t) - w_{ij}(t))$$

$j$ 는  $j^*$ 의 이웃 반경내의 뉴런이다.  $\alpha$ 는 0 과 1사이의 값으로 시간이 경과함에 따라 점차적으로 줄어진다.

단계 6. 학습할 모든 문자와 숫자가 매칭이 잘 이루어질 때까지 단계2로 가서 반복한다.

단계 7. 인식할 경우, 인식할 문자나 숫자의 테스트화 된 화일을 단계 2에서 제시하고 단계 3에서 단계 5까지를 실행한다.

#### 4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 자동차 번호판 인식 시스템을 구현한 결과는 표 2와 같다. 640×480 픽셀 크기의 256칼라 차량 영상 50개를 대상으로 실험하였다. 자동차 번호판 인식 시스템은 IBM 호환 기종의 펜티엄 상에서 C++ Builder로 구현하였다. 표 2에서 번호판 추출 갯수는 차량 영상에서 임계화 작업으로 번호판이 정확히 추출된 갯수를 나타내고 있고, 50개의 영상 중에서 50개 모두 추출된것을 보여준다. 문자 추출의 갯수는 코호넨 알고리즘을 이용한 2×2 마스크 방식으로 정확히 추출된 번호판의 문자와 숫자의 갯수이다. 표 2에서 얻어낸 결과에서 코호넨 방법의 인식은 성능이 뛰어났고, 임계화와 밀도계산에 의한 번호판 추출 역시 정확히 추출하였다.

그림 6과 그림 7에서는 코호넨 알고리즘의 학습 결과를 보여주고 있다. 그림 6은 자동차 번호판에서 숫자와 문자들이 학습하는 동안에 각 특징들을 분류하는 과정을 나타내고 있다. 그림 7은 반복 횟수가

증가할수록 클러스터(cluster)의 갯수가 증가함을 볼 수 있다. 그리고 반복 횟수가 증가하면서 승자 노드(winner node)의 갯수가 점점 많아진다. 승자 노드의 갯수가 증가한다는 것은 오분류된 갯수가 줄어들고, 학습이 제대로 이루어짐을 의미한다.

표 2. 자동차 번호판 추출 및 인식 결과

(정확히추출(인식)된 갯수/영상에서 추출(인식)되어야하는 갯수)

	번호판 추출 갯수	문자 추출 갯수	번호판 인식 갯수
작은 문자	50/50	97/100	97/100
큰 문자		50/50	50/50
작은 숫자		83/85	83/85
큰 숫자		200/200	200/200

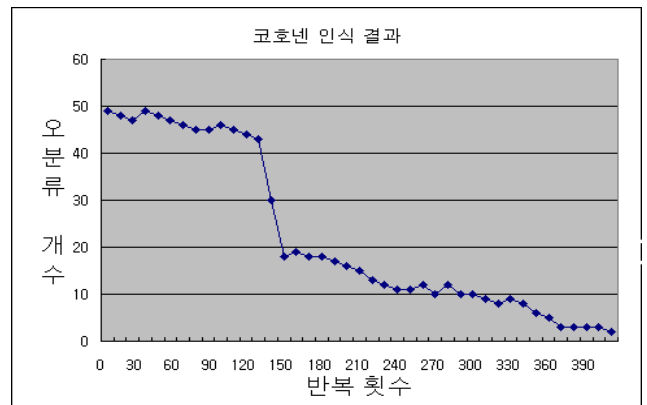


그림 6. 코호넨 인식 결과 - 반복 횟수와 오분류 갯수 사이의 관계

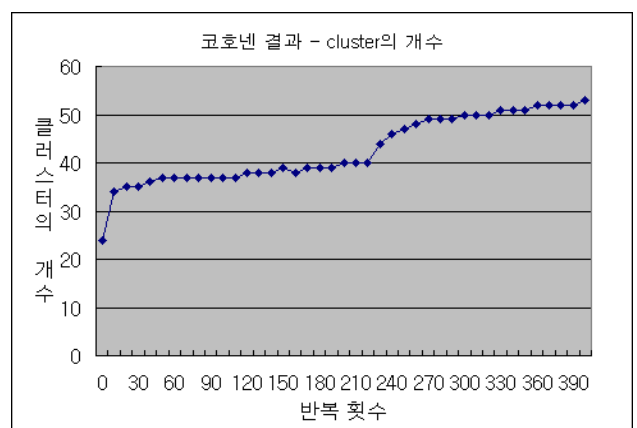


그림 7. 코호넨 인식 결과 - 반복 횟수와 클러스터의 갯수 사이의 관계

그림 8은 자동차 번호판 추출 및 인식 프로그램을 전체 화면을 보여주고 있다.



그림 8. 자동차 번호판 추출 및 인식 시스템

## 5. 결론

본 논문에서는 차량 영상을 임계화하여 번호판 영역을 추출하고, 코호넨 알고리즘을 이용하여 번호판의 문자와 숫자를 추출 및 인식하였다.

본 논문에서 50개의 차량영상에서 50개의 번호판 영역을 추출하였다. 코호넨 알고리즘은 지도학습 방법과는 다르게 구조상 수행이 상당히 빠른 모델로 실시간 처리에 유용하고 연속적인 학습이 가능하다. 그리고 임계화 방식에서의 번호판 추출은 실험에서 보았듯이 성능이 뛰어난 것을 볼 수 있다. 문제점은 역치값에 따라 결과가 달라지기 때문에 역치값의 설정이 아주 중요하다.

향후 연구 과제로는 본 논문에서 문제점이 되고 있는 불안한 임계화 방식이 아닌 웨이블릿 변환(wavelet transform)이나 푸리에 변환(fourier transform)과 같은 주파수를 이용하여 번호판을 추출하고자 한다. 이 방법으로 번호판 추출 부분의 문제점을 보완하고, 자동차 번호판 인식 시스템을 데이터베이스와 연결하여 주차관리 시스템을 개발할 것이다.

## 참고 문헌

[1] 최형진, 오영환, 나가지마, “컴퓨터 영상처리를 이용한 차량번호판 추출 방법”, 전자공학회논문지, 제24권, 제2호, pp.309-314, 3월. 1987.  
 [2] 최형진, 오영환, 나가지마, "피라미드 구조화 호프변환을 이용한 차량 번호판 추출방법“, 한국정보과학회, '87 봄 학술발표논문집 Vol. 14, No.1, pp.312-315, 1987.  
 [3] 정효식, “분할된 영역의 특성을 이용한 차량번호

판 포착”, 동국대학교 석사 학위 논문, 12월. 1992.

[4] 연구보고서, “이동식 차량번호판 인식시스템의 개발에 관한 연구”. 과학기술처, 5. 1992.  
 [5] 임은경, 김광백, “새로운 인공 신경망을 이용한 자동차 번호판 인식에 관한 연구,” 제11회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 논문집, pp.243 ~ 245, 2월. 1999.  
 [6] R. Taktak, M. Dufaut, and R. Husson, "Road Modeling and Vehicle Detection By Using Image Processing," IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 1994 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, pp.2153-2158, Oct. 1994.  
 [7] Milan Sonka, Vaclav Havac and Roger Boyle, "Image Processing, Analysis and Machine Vision," University Press, Cambridge, pp.113 ~ 121, 1993.  
 [8] 이진배, “조명과 기울기에 강한 차량번호판 인식에 관한 연구”, 숭실대학교 석사학위 논문, 6월. 1995.  
 [9] 이승우, 구건서, 남석우, 이기성, 오해석, “기울어진 자동차 영상으로부터의 자동차 번호인식,” 한국정보과학회 가을 학술 발표 논문집(A), pp.463-466, 10월. 1995.  
 [10] 최경민, 금기문, 진영근, 김태균, “HSI간의 관계를 이용한 칼라 영상 클러스터링 방법에 의한 문자 영역 추출”, 한국정보과학회 가을 학술 발표 논문집(A), pp.459-462. 10월. 1995.  
 [11] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", Addison Wesley, 1992.  
 [12] 김성영, 권태균, 김민환, "추적에 의한 단순화된 윤곽선 추출“, 한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집, pp.356 ~ 361, 1999.  
 [13] A. James and Freeman, Neural Networks : Algorithm, Application and Programming Techniques, Addison-Wesley, 1991.  
 [14] Abhijit S. Pandya, Robert B. Macy, Pattern Recognition with Neural Networks in C++, CRC Press, 1996.