

에지 영상의 방향성분 히스토그램 특징을 이용한 자동차 번호판 영역 추출[†]

(Extraction of Car License Plate Region Using Histogram
Features of Edge Direction)

김 우 태*, 임 길 택**

(Woo-Tae Kim, Kil-Taek Lim)

요약 본 논문에서는 번호판 영역의 추출에 사용될 수 있는 특징 벡터와 이를 이용하여 문자와 비문자를 판별하고 숫자를 인식하는 방법을 제안한다. 제안하는 특징 벡터는 영상의 기울기 벡터에서 얻어지는 에지 영상의 방향 코드 히스토그램으로부터 추출된다. 추출된 특징 벡터를 MLP로 구현되는 문자 및 비문자 인식기에 입력하여 문자와 비문자를 판별함으로써 번호판 영역의 위치를 추정하고, 숫자를 인식한다. 실험 결과 제안하는 방법이 문자와 비문자의 정확한 판별, 번호판 영역의 위치 추정 및 숫자의 인식에 유용하게 적용될 수 있음을 알 수 있었다.

Abstract In this paper, we propose a feature vector and its applying method which can be utilized for the extraction of the car license plate region. The proposed feature vector is extracted from direction code histogram of edge direction of gradient vector of image. The feature vector extracted is forwarded to the MLP classifier which identifies character and garbage and then the recognition of the numeral and the location of the license plate region are performed. The experimental results show that the proposed methods are properly applied to the identification of character and garbage, the rough location of license plate, and the recognition of numeral in license plate region.

1. 서 론

자동차 번호판의 인식은 차량 입출고 관리, 주차 위반 기록, 교통정보 관리, 범법 관련 차량 색출 등의 다양한 분야에서 활용되고 있다. 입력 영상의 임의의 위치에 존재하는 자동차 번호판 정보를 자동으로 획득하기 위해서는 입력 영상 내에서 자동차 번호판 영역의 추출, 번호판 영역내 개별 문자의 추출, 문자 인식을 통한 최종 번호판 정보의 추출의 세부 과정이 순차적으로 수행된다. 자

동차 번호판 영역 추출에는 번호판의 색상 정보를 이용한 방법[1-3], 명암벡터 또는 기울기벡터를 이용한 방법[4-7], 색상 및 명암변화, 기울기벡터의 복합적인 정보를 이용하는 방법[8-9], 블롭 컬러링 기반의 방법[10] 등이 있다. 이들 기존의 번호판 영역 추출 방법은 거의 대부분 영상에 대한 경험적 분석 기법으로 구성된다. 번호판 영역의 추출 후 개별 문자의 추출은 보통의 경우 번호판 영역을 이진화 처리[11]한 후 수행된다. 이진화가 성공적으로 이루어지고 난 경우에는 개별 문자의 추출은 히스토그램, 영역 레이블링 등의 기법을 적용한다[6-7]. 추출된 개별 문자 영상에 대한 인식은 그물망 특징[7] 또는 기하학적 패턴벡터 [5] 등을

† 이 논문은 2008년 가야대학교 연구비에 의해 연구되었음.

* 가야대학교 인터넷보안학과 교수

** 경주대학교 컴퓨터멀티미디어공학부 조교수

특징으로 추출하고 이를 신경망[6-7], 원형정합[5, 8] 등으로 구현된 인식기에 입력함으로써 인식이 이루어진다.

번호판 영역 추출, 문자 분리 및 인식의 순차적 과정으로 이루어진 번호판 인식기의 처리 과정에서 가장 중요하게 취급되어야 할 과정은 번호판 영역의 추출이라고 할 수 있다. 첫 단계에서의 오류는 다음 단계로 오류가 전파되어 오류가 누적되고, 문자 분리와 인식의 경우와 달리 번호판 추출 오류가 있을 경우 사람에 의한 후처리가 어렵기 때문이다. 주차관리 시스템, 교통 정보 관리 시스템 등에서 문자 분리와 인식 오류가 발생하더라도 운송자가 수작업으로 교정할 경우 이들 오류는 번호판 추출 오류에 비해 훨씬 쉽게 교정될 수 있다.

우리나라 자동차 번호판 추출과 관련된 기존의 연구 결과들 중 상당수는 번호판의 색상과 명암도 영상의 기울기 벡터 정보를 이용하는 것이다 [1-10]. 색상 정보를 이용하는 방법은 녹색, 황색, 백색 등 번호판이 가진 고유의 색상이 가로대 세로비가 특정한 비율로 나타나는 영역을 찾는다. 이 방법은 번호판 색상 정보가 온전하게 존재할 경우는 비교적 우수한 추출률을 얻을 수 있으나, 날씨, 조명 변화 등에 따라 컬러 성분이 변할 가능성이 높아 추출률이 급격하게 감소할 수 있으며, 컬러 영상을 획득할 수 없는 경우에는 사용할 수 없는 등 응용 확장성이 떨어지는 단점도 있다. 컬러 영상을 사용하지 않고 명암도 영상을 사용하는 방법들은 영상 화소들의 명암도 변화, 즉 기울기 벡터로 표현되는 에지 특성을 주로 이용한다. 입력 영상에 대해 수직방향 에지 성분을 검출하고 이를 이용하여 번호판 영역을 검출해낸다[4-5]. 이들 방법들에서는 수직 방향 에지 성분과 더불어 번호판 영역 위치에 대한 개략적 사전지식을 매우 강한 조건으로 이용함으로써 번호판 추출 성공률을 높이고 있다.

본 논문에서는 번호판 영역의 추출에 사용될 수 있는 에지 영상의 추출 방법, 연결요소 성분의 방향 성분 특징 벡터와 이를 이용한 문자와 비문자 판별 방법을 제안한다. 제안하는 특징 벡터는 영상의 기울기 벡터에서 얻어지는 에지 성분의 방향 히스토그램으로부터 추출된다. 번호판 영역을 포함하는 영상 내에 존재하는 에지 성분들에는 반드시 숫자, 또는 문자 영상의 에지 성분들이 있다. 우리

는 이 에지 성분들의 방향각도 히스토그램을 번호판 영역내 존재하는 문자를 검출하는 정보로 활용한다. 기존의 번호판 추출 방법들에서는 경험적 규칙으로 번호판의 사각 외곽 테두리의 수직 에지 성분을 번호판 영역의 추출에 사용하였다. 번호판 영역이 영상의 하단에 있다고 가정하고 이 영역에서 나타나는 수직 에지 성분을 분석하는 것이다. 본 논문에서는 번호판 영역의 위치와 색상, 크기에 대한 가정이 없이, 문자 자체의 에지 성분을 이용함으로써 문자의 검출에 확장성이 높은 특징 벡터와 그것의 적용 방법을 제안한다. 실험 결과 제안하는 특징 벡터와 문자/비문자 판별기를 이용하여 문자와 비문자를 정확히 판별함으로써, 번호판 영역 위치, 크기 및 색상에 대한 어떠한 가정 없이 번호판 영역의 위치를 정확히 추정하였으며, 문자의 경우 평균 99.2%의 신뢰도로 정확히 인식하였다.

2. 기울기 벡터와 방향성분 히스토그램

번호판의 구성 요소인 숫자와 한글 문자는 배경과 대비되는 밝기 값을 가지고 있으며 배경과 문자 혹은 뚜렷한 에지를 나타낸다. 우리는 문자의 에지를 문자의 일부로 간주한다. 번호판 영역을 포함한 입력 영상에서 에지 성분들이 정확히 추출되었다면, 이 중에는 찾고자 하는 번호판 문자들의 에지 성분이 반드시 포함되어 있다. 따라서 문자의 에지를 최대한 정확히 추출하도록 하여야 한다.

2.1 명암도 영상의 기울기 벡터와 에지 추출

입력 영상 $f(x,y)$ 의 기울기 벡터는

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

와 같으며, 이 기울기 벡터는 크기 성분(식 (2))과 방향 성분(식 (3))을 가진다.

$$|\nabla f| = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2)$$

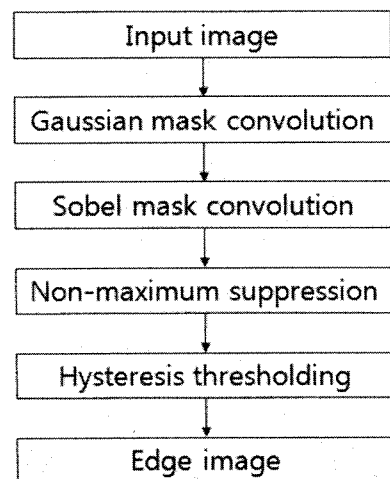
$$\alpha(x,y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3)$$

각 픽셀의 위치에서 수평, 수직 방향의 편미분 G_x , G_y 을 계산하기 위해서 보통 마스크를 적용하는데 Sobel, Prewitt 마스크 등이 많이 사용된다 [12]. 식 (2)의 기울기 벡터 크기 값이 큰 픽셀에 에지가 존재하게 된다.

Canny [13] 는 정확한 에지 추출을 위한 에지 추출기의 목적을 오류, 위치 추출, 반응의 관점에서 설정하였는데 다음과 같다. 우선 에지 추출기는 에지에만 반응하면서 어떠한 에지도 놓쳐서는 안 된다. 두 번째로 에지 추출기에 의해 발견된 에지와 실제 에지와의 거리는 가능한 한 최소화되어야 한다. 세 번째로 에지 추출기는 단일 에지만 존재하는 곳에서는 에지 픽셀을 여러 개로 판명하면 안된다. 처음 두 개의 특성을 가지는 이상적인 에지 추출기의 근사는 Gaussian 필터의 일차 미분이 된다. 마지막 특성은 지역적으로 최대 기울기가 아닌 픽셀들을 에지에서 제거하는 non-maximum suppression 과정과 hysteresis thresholding을 차례로 수행함으로써 구현된다. 이와 같이 구현되는 에지 추출기는 본 논문에서 요구하는 정확한 에지 추출 요구사항을 만족하며, 그림 1과 같은 과정으로 수행된다. 논문의 연구에서 적용된 Gaussian 필터는 5×5의 크기로 그림 2와 같으며, 그림 3은 에지 추출 과정을 순차적으로 보여준다. 그림 3의 (a)는 원시 입력 영상이며, (b)는 입력 영상에 Gaussian 마스크를 적용한 결과영상, (c)와 (d)는 Gaussian 마스크 처리된 영상에 Sobel 마스크를 적용함으로써 만든 수평 및 수직 에지 성분 영상, (e)는 (c)와 (d)를 이용하여 만든 영상, (f)는 non-maximum suppression을 수행한 결과인 1 픽셀 두께의 명암도 에지영상, (g)는 (f)에 hysteresis thresholding을 수행한 이진 에지영상으로 최종 결과이다. 이와 같은 과정으로 생성되는 에지 영상은 일반적인 Sobel 에지 영상 보다 더 정확하며 일관된 에지를 추출할 수 있다. Sobel 등을 이용한 에지의 경우 밝기값 변화 영역의 변화에 따라 에지 두께가 달라질 수 있다.

그림 3의 (f)는 non-maximum suppression이 수행된 결과인데, 이는 픽셀의 방향각에 직교하는 위치에 있는 두 이웃 픽셀들의 기울기 크기보다

작은 기울기 크기를 가지는 픽셀은 에지가 없는 것으로 함으로써 1 픽셀 두께의 에지 영상을 얻을 수 있다. 이를 구현하기 위해서 우리는 어떤 픽셀에 대한 방향각(식 (3))을 그림 4와 같이 코드로 표현한다. 방향각은 실제 구현에 있어서 $(-\pi, \pi)$ 구간의 atan2 함수로 식(3)의 값을 구한 후, 이를 $(0, 360)$ 구간의 각도로 변환하여 편리하게 사용한다. 어떤 픽셀의 방향각도가 157.5도와 202.5도 사이에 있으면 방향 코드는 4가 된다. 이 픽셀의 상하에 있는 두 픽셀의 기울기 벡터 크기 값보다 이 픽셀의 크기 값이 작다면 이 픽셀의 에지 크기는 0으로 설정된다. 방향코드를 영상에 적용한 예를 그림 5에 나타내었다. 기울기 벡터의 크기가 10이상인 픽셀들만 나타내었는데, 동일한 방향코드는 동일한 색상으로 표현되었으며 경계 위치가 뚜렷이 나타남을 볼 수 있다. 그림 3의 (f)는 여전히 명암도 값을 가지므로 에지 영상을 hysteresis thresholding을 수행함으로써 최종 이진 에지 영상을 얻는다. 에지의 이진화에는 임계값 단 하나만을 사용하지 않고, 높은 임계값(Th)와 낮은 임계값(Tl)을 같이 사용한다. 픽셀 중 Th보다 큰 값(기울기 벡터의 크기 값)을 가지는 픽셀은 에지 픽셀로 간주되어 바로 기록된다. 그 다음에 이 픽셀에 연결되었으며 Tl보다 큰 값을 가지는 픽셀도 마찬가지로 에지 픽셀로 선택되어 기록된다. 이 방식은 재귀적으로 구현할 수 있다.



(그림 1) 에지 추출 흐름도

$$\frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}$$

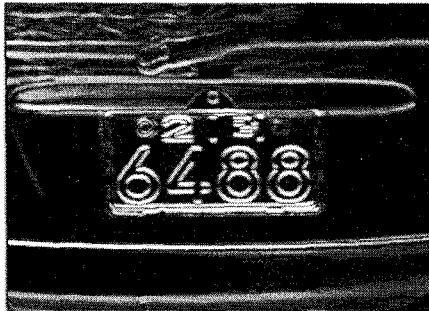
(그림 2) Gaussian 필터



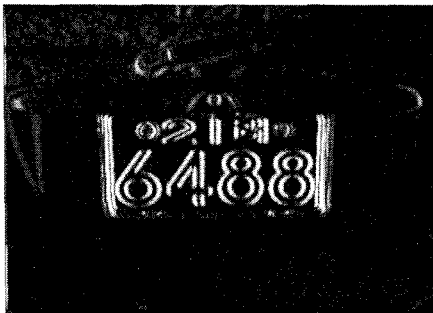
(a)



(b)



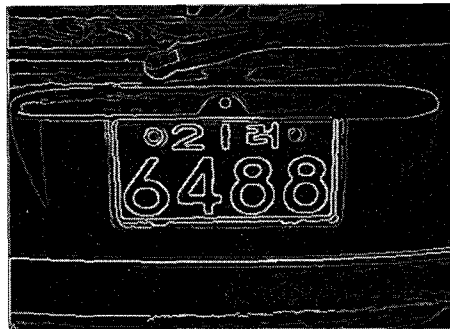
(c)



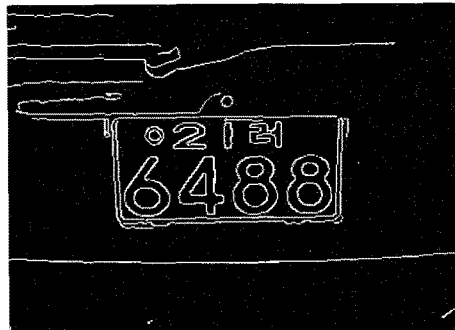
(d)



(e)

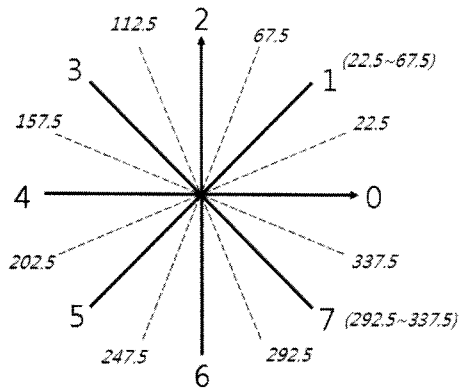


(f)

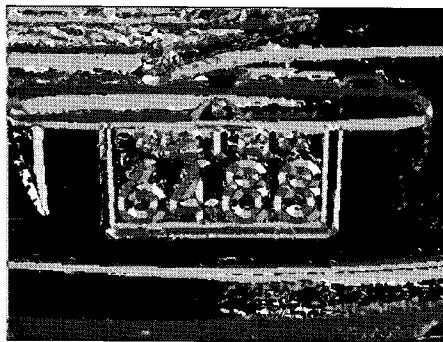


(g)

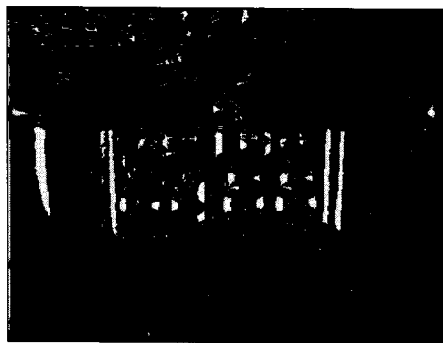
(그림 3) 자동차 번호판 에지 추출 과정 (a) 입력 영상, (b) Gaussian 마스크 처리된 영상, (c) 수평성분 Sobel 마스크 처리된 에지 영상, (d) 수직성분 Sobel 마스크 처리된 에지 영상, (e) Sobel 마스크 처리된 에지 영상, (f) non-maximum suppression 처리된 에지 영상 (g) hysteresis thresholding 처리된 최종 에지 영상



(그림 4) 픽셀 기울기 벡터의 방향각에 대한 코드 표현



(a)



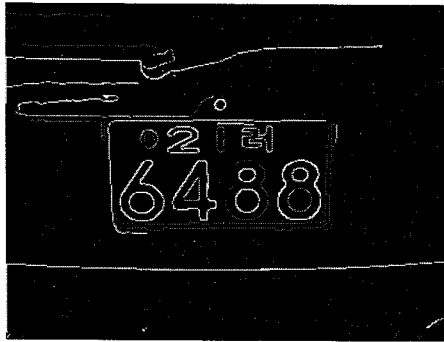
(b)

(그림 5) 픽셀 기울기 벡터의 방향각 (기울기 벡터의 크기가 10이상인 것만 표현) (a) 8 방향코드를 가지는 모든 픽셀 (b) 수직 방향코드(2, 6)를 가지는 픽셀 집합

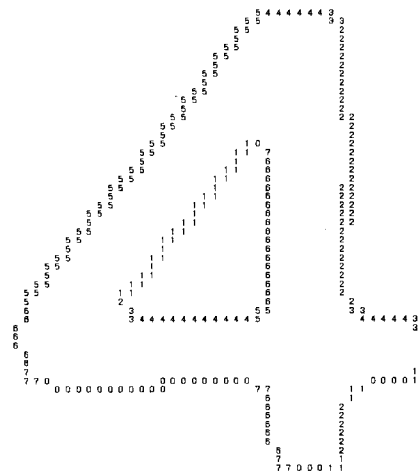
2.2 에지 영상 연결요소 분석 및 방향 성분 히스토그램 특징

추출한 에지로부터 의미 있는 정보를 찾기 위해

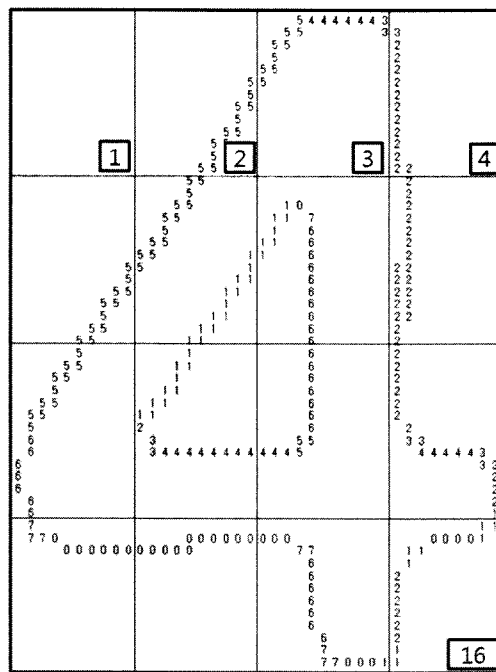
서 우리는 연결요소 분석을 실행한다. 1 픽셀 두께로 구성된 에지를 8방향 연결성을 기준으로 연결요소 분석한 결과를 그림 6과 그림 7에 나타내었다. 그림 6은 전체 영상에 대한 연결요소 분석 결과이며, 그림 7은 번호판 영역내의 숫자 영상 '4'에 대한 연결요소 분석결과를 방향코드로 표현한 것으로, 외부 경계 연결요소와 내부 경계 연결요소로 구성되어 있다. 이 연결요소로부터 우리는 방향 성분 히스토그램 특징을 생성한다. 방향코드로 표현되는 연결요소 영상을 가로와 세로로 일정한 크기의 그물망으로 분할한 후 각 그물망 내에서 방향코드들의 누적치를 구하고 이를 특징벡터로 사용한다. 연결요소의 방향코드 영상이 만약 $W \times H$ 이고, 가로 그물망의 수와 세로 그물망의 수가 각각 M_w , M_h 이라면, 각 그물망의 크기는 $S_w = W/M_w$, $S_h = H/M_h$ 가 된다. 그림 8을 예로 들어 설명하면, 방향코드 영상의 크기가 40×60 인 경우, $M_w = M_h = 4$ 로 가로, 세로 각 4개씩의 그물망으로 전체 16개의 그물망이 있다. 또 각 그물망의 크기는 $S_w = 10$, $S_h = 15$ 가 된다. 각 그물망은 래스터 스캔 방식으로 인덱스가 부여되는데 1에서 16까지 인덱스가 할당된다. 각 그물망마다 (0,4), (1,5), (2,6), (3,7)에 해당하는 방향코드 빈을 두고 그물망 내 코드들의 개수를 해당 빈에 할당함으로써 그물망별 방향코드 히스토그램을 구한다. 각 그물망별로 구한 히스토그램들을 1번 인덱스의 그물망을 시작으로 해서 차례로 연결시키면 전체 $4 \times 4 \times 4 (= M_w \times M_h \times \text{방향코드 쌍의 수})$ 차원의 특징 벡터가 추출된다. 특징벡터의 각 성분은 해당 그물망 내 최대 누적치로 나누어 정규화 하여 사용한다. 0과 4와 같이 반대방향의 코드를 동일한 빈에 누적한 것은 이들이 동일한 수평성분 선상에 있기 때문에 동일하게 표현되어야 하기 때문이다. 이와 같이 함으로써 동일한 숫자에 대해서 녹색 번호판의 숫자(배경이 어둡고 문자 획이 밝음)와 백색 번호판의 숫자(배경이 밝고 문자 획이 어둡음)에 대한 특징 벡터가 동일하게 추출될 수 있다.



(그림 6) 전체 영상에 대한 연결요소분석 결과 예



(그림 7) 그림 6 영상의 숫자 영상 '4'에 대한 연결요소 분석 결과의 방향코드 영상 표현 (2개의 연결성분이 있음)



방향코드 누적 빈
(0,4) (1,5) (2,6) (3,7)

1	0	0	0	0
2	0	12	0	0
3	6	9	0	2
⋮				
16	4	8	6	0

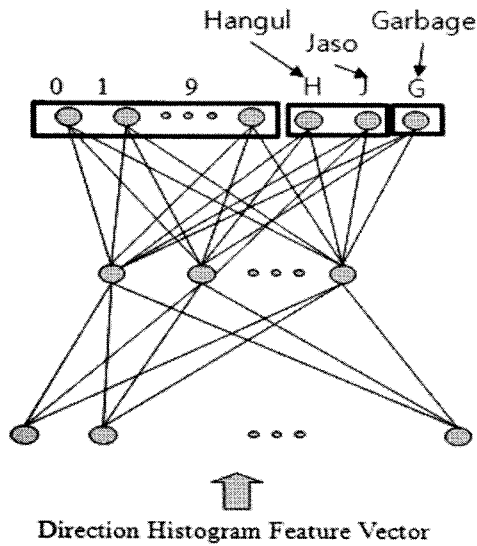
(그림 8) 예지 영상의 방향성분 히스토그램 특징

2.3 예지 영상 연결요소의 방향 히스토그램 특징을 이용한 문자와 비문자 판별

이 절에서는 예지 영상의 방향성분 히스토그램 특징을 이용한 문자와 비문자 판별 방법에 대해서 설명한다. 우리는 방향성분 히스토그램 특징 벡터

를 그림 9와 같은 문자/비문자 판별 및 인식기의 입력으로 사용한다. 문자/비문자 판별기는 MLP (Multi-layered perceptrons)[14]으로 구현된다. 하나의 은닉층을 가지며, 출력층은 숫자 0~9에 해당하는 숫자 노드, 한글문자 또는 자소에 해당하는 노드, 마지막으로 비문자에 해당하는 노드로 전체

13개의 노드를 가진다.



(그림 9) 문자/비문자 판별 및 숫자 인식기

출력층의 각 노드의 출력값 중 가장 큰 출력값을 가지는 노드에 대응되는 클래스를 최종 출력 클래스로 결정한다. 앞 12개의 노드 중에서 최대 출력값이 있으면 문자/비문자 판별 결과는 문자가 되며, 마지막 노드의 출력값이 가장 크면 비문자로 판별한다.

그림 9의 MLP의 학습에는 입력 특징벡터와 더불어 목표벡터가 필요하다. 목표 벡터는 예를 들어 $[0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ 와 같이 설정되는데, 이는 어떤 숫자 2에 대한 목표 벡터이고, $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ 은 비문자 입력에 대한 목표 벡터이다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 데이터

본 논문의 실험에 사용된 영상은 PDA에서 획득한 400×300 크기의 컬러 영상으로 자동차의 전면과 후면의 번호판이다. 사용된 번호판의 예를 그림 10에 나타내었는데 전체 영상의 수는 160개이다. 본 연구에서는 컬러성분을 이용하여 번호판 영역을 추출하고자 하는 것이 아니므로 실험을 위해서

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (4)$$

의 변환식을 통해 명암도 영상을 추출하여 사용하였다. 위 식에서 R, G, B는 컬러 성분 중 빨강, 녹색, 파랑색 성분을 각각 뜻한다. 실험에서 번호판 영역의 위치, 크기, 색상, 지역, 종류 등에 대한 어떠한 사전 정보도 이용하지 않는다.

방향각 히스토그램 특징을 이용한 문자와 비문자의 판별 성능 실험에는 연결요소의 가로와 세로의 비 등으로 비문자인지 쉽게 판별 가능한 연결요소는 제외한다. 예를 들어 가로가 세로에 비해 2배 이상 크면 문자일 가능성이 없기 때문에 이러한 연결요소는 문자/비문자 판별기의 입력에서 배제한다. 또한 전체 입력 영상의 크기를 고려했을 때 연결요소의 가로 또는 세로의 크기가 너무 크면 문자가 아닌 경우이므로 이들도 입력에서 배제한다. 문자/비문자 판별기의 입력은 간단한 경험적 조건식으로 정확히 판단할 수 없는 연결요소만을 대상으로 한다. 학습과 테스트에 사용된 숫자, 한글문자 및 자소, 비문자는 표 1과 같은 구성을 가지는데, 그림 11에 예를 나타내었다.

<표 1> 학습과 테스트에 사용되는 번호판 구성 성분의 수

구분	숫자	한글/자소	비문자	계
학습	345	155	1160	1660
테스트	291	110	1124	1525





(그림 10) 자동차 번호판 영상의 예

```
width: 22 height: 13 class: Garbage
4
5 5 4 4
6
6
7
6
6
6
6
6
6
6
7 1 1 0 0
7 1
7 0

width: 22 height: 23 class: Hangul
4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4
5 5 3 3
6 3
7 2
7 7 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 7 2
6 2
6 2
5 5 2
4 4 4 4 4 4 5 5 3 3
5 5 4 4 4 4 4 4 4 4 3 3
6 2
6 7 2
7 0 0 0 0 0 7 7 0 0 0 0 1 1
7 6 1
6 2
6 2
6 2
6 2
6 2
6 1 2
7 7 0 1
```

```
width: 21 height: 26 class: 7
4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4
5 5 3 3
6 2
6 2
7 7 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2
7 7 2
6 1
6 1 1
5 5 1
5 5 1 1
5 1
5 5 1 1
5 1
5 5 1 1
5 1
5 5 1 1
5 1
5 5 1 1
5 1
5 5 1 1
5 1
5 5 1 1
5 1
6 1
6 7 1 1
7 0 0 1
```

(그림 11) 연결요소의 방향코드 표현의 예

3.2 실험 결과

제안 방법의 성능을 검증하기 위하여 우리는 그림 9의 MLP를 입력층 노드의 수는 100개, 은닉층의 노드의 수는 30개, 출력층의 노드의 수는 14개로 하여 구현하였다. 예지 영상에 씌우는 그물망을 가로와 세로 각각 5개로 설정하여 얻은 특징 벡터의 차원이 100차원으로 각 벡터 성분이 입력층의 각 노드에 입력된다. 학습 반복 횟수는 50회로 제한하였다. 특징 벡터를 144차원으로 하고, 은닉층의 노드의 수를 40, 50개로 변경하여 실험한 경우에도 실험결과와는 동일하였다.

학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 인식률을 표 2와 3에 혼동 행렬로 나타내었다. 이 혼동 행렬은 각 입력 클래스가 어떻게 판별되었는가를 나타낸다. 학습 데이터의 경우 모두 100% 정확히 판별되었다. 테스트 데이터의 경우 입력 숫자 클래스 '0'은 모두 정확히 인식되었으며, 숫자 클래스 '1'은 '1'로 제대로 판별된 경우가 94.7%이며 5.3%가 잘못 판별되었는데 모두 비문자로 판별되었음을 뜻한다. 숫자 클래스 '8'은 '5'로 판별된 경우가 3.3%, 비문자로 판별된 경우도 3.3%, '8'로 제대로 판별된 경우는 93.3%임을 나타낸다. 전체적으로 보면 숫자는 다른 숫자로 오인식되기 보다는 비문자로 판별된 경우가 대부분임을 알 수 있다.

입력에 대한 인식률뿐만 아니라 인식 결정에 대한 신뢰도도 매우 중요한 성능 지표이다. 인식기의

결정이 얼마나 믿을 만 한 것인가에 대한 기준이 신뢰도이다. 예를 들어 인식기가 어떤 미지의 입력을 클래스 2로 결정하였는데 이 결정이 얼마나 신뢰할 수 있는지를 나타낸다. 번호판 정보의 추출에는 숫자와 한글, 자소의 존재 여부를 판별하는 것이므로 이들에 대한 인식기의 신뢰도를 계산하여 그림 12와 그림 13에 학습 데이터와 테스트 데이터에 대해 각각 나타내었다. 그림을 보면 학습 데이터의 경우 예측할 수 있듯이 인식기의 인식 결정은 100%의 신뢰도를 보였다. 그림 13의 테스트 데이터에 대한 신뢰도의 경우에도 평균 99.2%로 매우 높게 나타남을 알 수 있다. 숫자의 경우 1과 5를 제외하고는 인식기의 결정이 100% 신뢰할 수 있음을 의미한다. 표 3과 비교하여 분석해보면, 인식 결정이 '5'로 나왔는데 실제 입력은 '5'가 아니고 8일 가능성이 약 3.5%정도이다. 이와 같은 결과는 번호판 영상에 대한 어떠한 사전 정보와 경험적 규칙을 이용하지 않고도 숫자/문자 판별기만을 이용함으로써 번호판 영역의 추정이 가능함을 증명하는 것이다.

그림 14는 문자와 숫자가 검출된 예를 나타낸다. (a), (c), (e), (g), (i)는 전체 영상에서 추출한 에지 영상의 연결요소 성분들이고 (b), (d), (f), (h), (j)는 검출된 문자 또는 숫자 연결요소 성분들이다. 전체 영상에 존재하지만 문자/숫자 연결요소 영상에 없는 성분들은 모두 비문자로 판별되어 제거되었음을 의미한다. 그림에서 숫자의 경우 모두 정확히 인식되었다. (b) 영상에서 '버'의 오른쪽에 존재하는 원 영상은 자소로 인식되었다. (d)에서는 'C'와 'T'가 자소로 인식된 경우이다. (f)에서 '거'가 검출되지 않은 것은 학습 데이터가 부족하여 학습에 이 문자가 포함되지 않았기 때문이다. 학습 데이터를 확장한다면 이 문자도 정확히 검출될 것으로 판단된다. (g)와 (i)는 동일한 번호판에 대한 에지 영상 연결요소 분석 결과인데, hysteresis thresholding에서 임계값이 다르게 적용되어 에지 영상 이진화 결과도 다르게 나타난 경우이다. (g)는 Th, Tl이 각각 150, 50이며, (i)는 Th, Tl이 30, 10이다. 에지가 검출만 된다면 문자와 숫자도 제대로 검출될 수 있음을 보여준다. 숫자의 경우 일부가 손실이 되었음에도 불구하고 모두 정확히 인식되었다. 번호판 내에 존재하는 숫자 또는 문자가 적어도 하나라도 판별되는 번호판 후보 영역 검출

률은 99% 이상이었다. hysteresis thresholding의 상한 임계값과 하한 임계값에 따라 약간의 변동이 있을 수 있으므로 검출률의 정확한 수치가 중요한 것이 아니다. 번호판 내에 존재하는 숫자 또는 문자의 일부를 검출한 후 정확한 번호판 영역의 추출이 진행될 수 있다. 대부분의 기존의 방식에서는 번호판 영역에 대한 다양한 사전지식을 이용하여 번호판 영역 후보를 결정하지만, 본 논문에서의 방법은 사전지식이 전혀 없이 번호판 영역 후보를 결정할 수 있는 장점이 있다. 또한 번호판뿐만 아니라 문자, 특히 숫자를 포함하는 문자열이 적용되는 다양한 응용 분야에서 문자열의 검출에 사용될 수 있다.

4. 결론

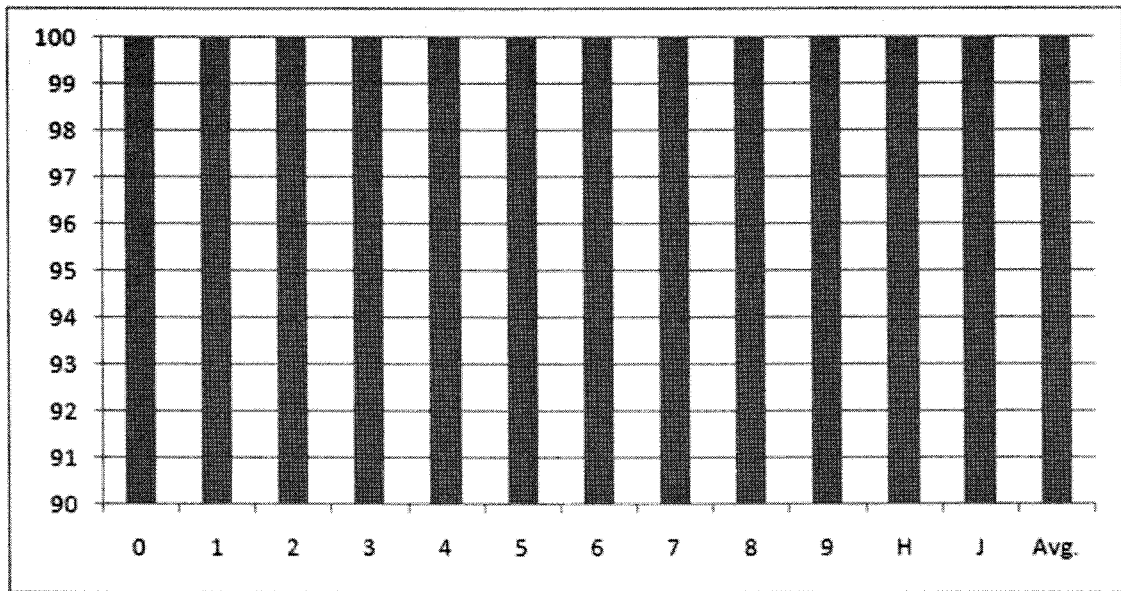
본 논문에서는 번호판 영역의 추출에 사용될 수 있는 특정 벡터와 이를 이용하여 문자와 비문자를 판별하고 숫자를 인식하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 번호판 영역의 위치와 색상, 크기에 대한 가정이 없이, 문자 자체의 에지 성분을 이용하는 것으로 번호판 영역의 추출 및 문자의 인식에 확장성이 높게 적용할 수 있다. 제안하는 특정 벡터는 영상의 기울기 벡터에서 얻어지는 에지 성분의 방향 히스토그램으로부터 추출된다. 에지 성분의 견실한 추출을 위해서 우리는 Canny 에지 추출기의 특성을 만족하는 에지 추출기를 구현하였다. 에지의 방향각을 8종류의 방향코드들로 정의하고, 에지 영상에 그물망을 씌우고 그물망내 방향코드 히스토그램을 구하여 특정 벡터를 구성하였다. 추출된 특정 벡터를 MLP로 구현되는 문자/비문자 검출기에 입력하여 문자와 비문자를 판별함으로써 번호판 영역의 위치를 추정하고자 하였다. PDA로 획득한, 번호판을 포함하는 자동차 전면 및 후면 영상에 대해 제안하는 방법을 적용한 결과, 문자와 비문자의 정확한 판별, 번호판 영역의 위치 추정 및 숫자의 인식에 제안 방법이 유용하게 적용될 수 있음을 알 수 있었다.

<표 2> 학습 데이터에 대한 인식률 혼동 행렬(%)

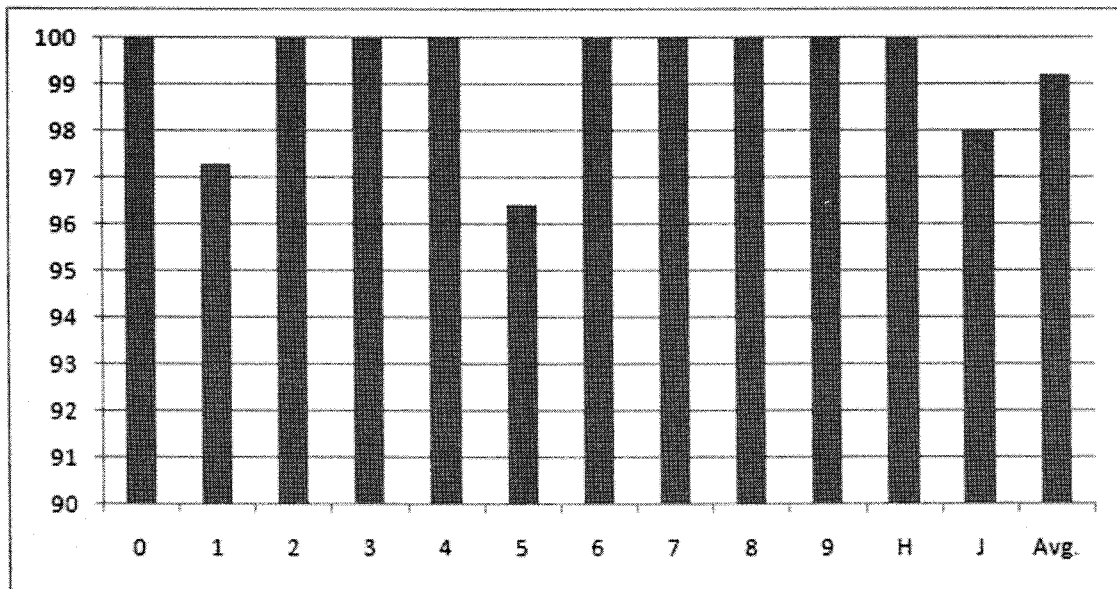
In \ Out	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	H	J	G
0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0
J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100

<표 3> 테스트 데이터에 대한 인식률 혼동 행렬(%)

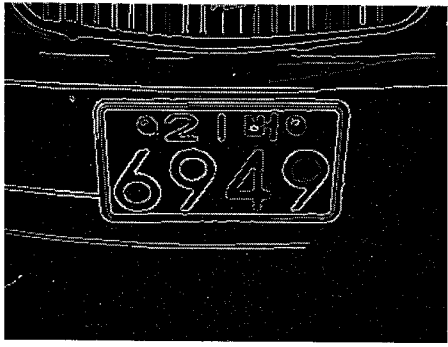
In \ Out	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	H	J	G
0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	94.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5.3
2	0	0	97.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.8
3	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	90.0	0	0	0	0	0	0	0	10.0
5	0	0	0	0	0	93.1	0	0	0	0	0	0	6.9
6	0	0	0	0	0	0	96.3	0	0	0	0	0	3.7
7	0	0	0	0	0	0	0	95.7	0	0	0	0	4.3
8	0	0	0	0	0	3.3	0	0	93.3	0	0	0	3.3
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.0	0	0	4.0
H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84.4	2.2	13.3
J	0	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75.4	23.1
G	0.1	0.8	0	0	0	0.1	0.1	0.2	0.1	0	0	1.2	97.5



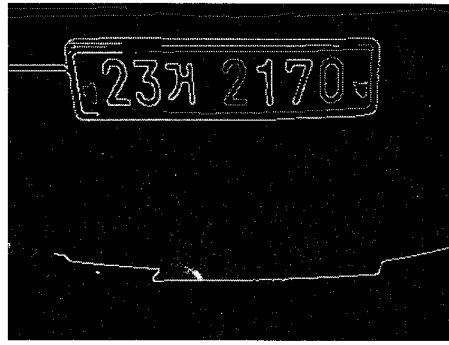
(그림 12) 학습 문자 데이터에 대한 판별 신뢰도(%)



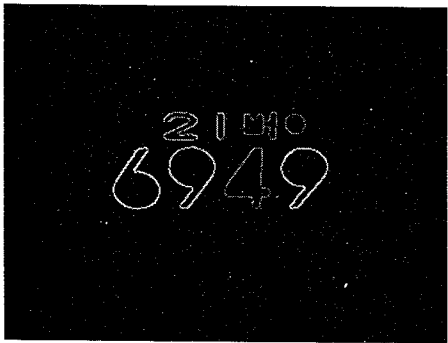
(그림 13) 테스트 문자 데이터에 대한 판별 신뢰도(%)



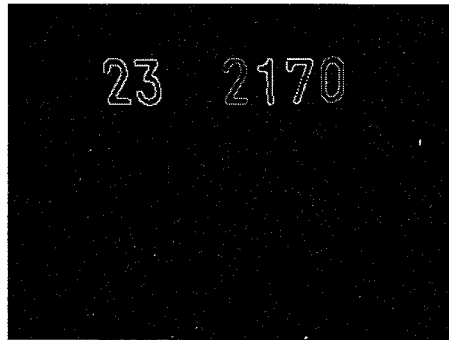
(a)



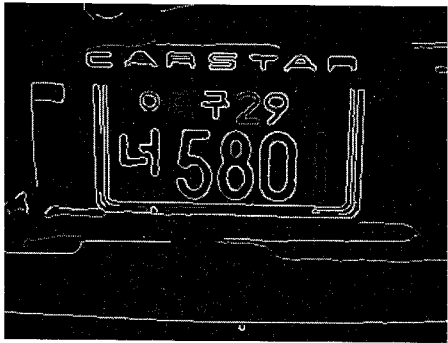
(e)



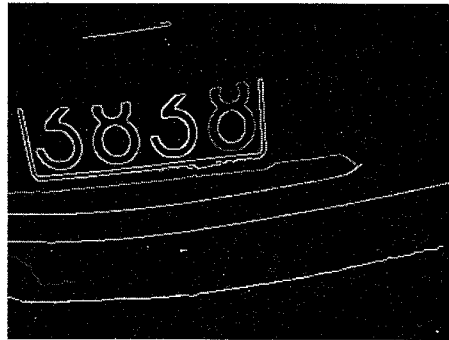
(b)



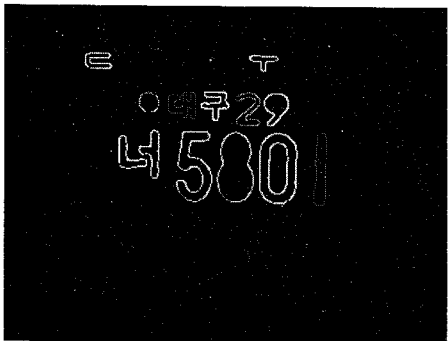
(f)



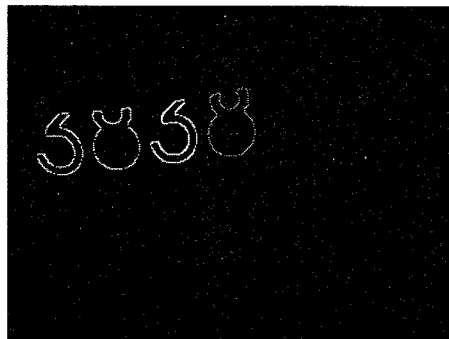
(c)



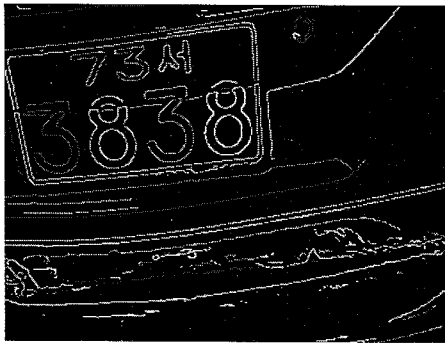
(g)



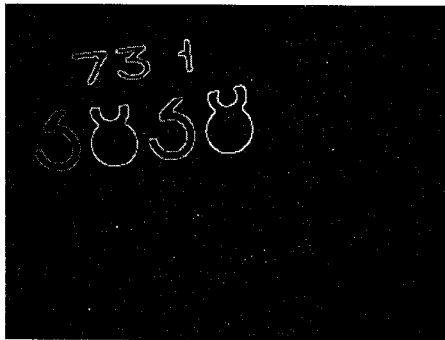
(d)



(h)



(i)



(j)

(그림 14) 숫자와 문자가 검출된 예

참 고 문 헌

[1] 전영민, 차정희, “차량번호판 색상모델에 의한 번호판 영역분할 알고리즘”, *전자공학회논문지*, 제43권 CI편 제2호, pp. 21-32, 2006.

[2] 임은경, 김광백, “칼라 정보를 이용한 자동차 번호판 인식 시스템”, *한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집*, 제2권1호, pp. 377-381, 1999.5

[3] 문성원, 장언동, 송영준, 안재형, “기울기에 따른 차량번호판 인식 성능 분석”, *한국정보기술학회 하계학술대회 논문집*, pp. 90-93, 2004.

[4] 김숙, 조형기, 민준영, 최종욱, “명암벡터를 이용한 차량번호판 추출 알고리즘”, *정보과학회 논문지(B)*, 제25권 제4호, pp. 676-684, 1998.

[5] 이용주, “수직 및 수평 명암도 변화값과 원형 패턴벡터를 이용한 차량번호판 추출 및 인식 알고리즘”, *정보처리학회논문지* 제8-B권 제2호, pp.195-200, 2001.

[6] 조보호, 정성환, “특징 영역 기반의 자동차 변

호판 인식 시스템”, *한국정보처리학회 논문지*, 제6권 제6호, pp. 1686-1692, 1999.

[7] 구건서, “기울어진 신규차량번호판 인식을 위한 FE-MCBP”, *한국컴퓨터정보학회 논문지*, 제12권 제5호, pp. 73-91, 2007.

[8] 김병기, “명암변화와 칼라정보를 이용한 차량 번호판 인식”, *한국정보처리학회 논문지*, 제6권 제12호, pp. 3683-3693, 1999.

[9] 박창석, 김병만, 서변훈, 김준우, 이광호, “이동 차량에서의 실시간 자동차 번호판 인식”, *한국산업정보학회논문지*, 제9권 제2호, pp. 32-43, 2008.

[10] 김병수, 송미영, 조형제, “숫자를 둘러싸는 최소사각형에 기반을 둔 자동차 번호판 추출”, *한국멀티미디어학회지*, 제4권 제3호, pp. 71-82, 2000.

[11] 서병훈, 김병만, 문창배, 신윤식, “그림자가 있는 차량 번호판의 이진화”, *한국산업정보학회 논문지*, 제13권 제4호, pp. 1-13, 2008.

[12] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd Edition, Prentice Hall, 2001.

[13] J. Canny, “A Computational Approach To Edge Detection”, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 6, pp. 679-714, 1986.

[14] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, “Learning Internal Representations by Error Propagation”, *Parallel Distributed Processing*, vol. 1, Eds. D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, pp. 319-362, 1986.



김 우 태 (Woo-Tae Kim)

- 정회원
- 1986년 8월: 경북대학교 전자공학과(공학사)
- 1989년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학석사)
- 1994년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학박사)
- 1993년 3월 ~ 1997년 2월: 창신대학 전산계산학과 조교수
- 1997년 3월~ 현재: 가야대학교 인터넷보안학과 교수
- 관심분야 : 패턴인식, RFID/USN, 임베디드시스템 등



임 길 택 (Kil-Taek Lim)

- 정회원
- 1993년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학사)
- 1995년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학석사)
- 1999년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학박사)
- 1999년 3월 ~ 2004년 2월: 한국전자통신연구원 우정기술연구센터 선임연구원
- 2004년 3월~ 현재: 경주대학교 컴퓨터멀티미디어공학부 조교수
- 관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전, 멀티미디어 신호 처리, 신경망 등

논문접수일 : 2009년 6월 5일

논문수정일 : 2009년 7월 25일

게재확정일 : 2009년 8월 4일