

상관계수와 하프변환을 이용한 차량번호판 자동인식

The Automatic Recognition of the Plate of Vehicle Using the Correlation Coefficient and Hough Transform

김경민, 이병진, 류 경, 박귀태
(Kyoung-Min Kim, Bynng Jin Lee, Kyoung Lyou and Gwi-Tae Park)

Abstract : This paper presents the automatic recognition algorithm of the license number in on vehicle image. The proposed algorithm uses the correlation coefficient and Hough transform to detect license plate. The m/n ratio reduction is performed to save time and memory. By the correlation coefficient between the standard pattern and the target pattern, licence plate area is roughly extracted. On the extracted local area, preprocessing and binarization is performed. The Hough transform is applied to find the extract outline of the plate. If the detection fails, a smaller or a larger standard pattern is used to compute the correlation coefficient. Through this process, the license plate of different size can be extracted. Two algorithms to each separate number are proposed. One segments each number with projection-histogram, and the other segments each number with the label. After each character is separated, it is recognized by the neural network. This research overcomes the problems in conventional methods, such as the time requirement or failure in extraction of outlines which are due to the processing of the entire image, and by processing in real time, the practical application is possible.

Keywords : correlation coefficient, Hough transform, neural network

I. 서론

최근 자동차의 수가 급격히 증가함에 따라 교통 문제가 심각하게 대두되고 있으며, 급격히 늘어난 차량을 효율적으로 관리하는 데 많은 노력과 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 문제점에서 출발한 '자동차 번호판 자동 인식에 관한 연구'는 현재 대부분 인력에 의존하고 있는 자동차 관리를 자동화 하는 중요한 과정이라고 할 수 있다. 이러한 차량 번호판 자동 인식기는 주차장이나 톨게이트 등에서 차량 번호를 자동으로 인식한 후 온라인으로 청구함으로써 자동요금 징수가 가능하게 해주고 도로 요지에 설치함으로써 과속 차량을 단속할 수도 있으며, 범죄 차량이나 도난 차량을 검거하는 데에도 유용하게 사용될 수 있다.

번호판 영역의 결정에는 여러 가지 알고리즘이 적용될 수 있다. 기존에는 에지(edge)영상을 검출하는 전처리를 수행하고 영상을 이치화한 다음 하프(Hough)변환으로 직선을 검출하여 번호판 영역을 결정[1]하거나 수직, 수평 방향의 투영 히스토그램(projection histogram)을 이용하여 번호판 영역을 추출[2]하였다. 그러나 전자는 입력 영상에 직선 성분이 많을 때에 검출에 실패할 가능성이 크다는 문제가 있고 후자는 번호판의 테두리 부분으로 판정하는 피크의 임계값을 찾는 것이 번호판 영상에 따라서 쉽지 않다는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 상관 계수(correlation coefficient)와 직선 검출 하프 변환을 함께 사용하는 방법을 제안하였다[3].

본 논문에서는 실험 영상의 자동차 번호판 숫자들의 평균 크기에 준하여 표준 패턴을 만들고, 검출에 실패한 경우 표준 패턴을 크게, 또는 작게하여 재검출하고 재검증하는 과정을 반복하여 신뢰도를 향상시켰다. 상관 계수와 하프 변환을 이용하기 위해 먼저 처리 속도를 빠르게 하기 위해 입력 영상을 축소하고 번호판의 표준 패턴을 만들어 상관

계수를 이용하여 번호판의 후보 영역을 검출한 다음 후보 영역에 대하여 전처리와 이치화한 후 하프 변환을 행하여 후보 영역을 검증함과 동시에 정확한 번호판의 테두리를 찾는다. 이 방법으로 차량 영상 전체에 대한 직선 검출로 인해 나타나는 번호판 테두리 검출의 실패와 시간 지연의 문제를 해결하고 실용적인 이용이 가능하도록 하였다.

또한 번호판을 검출한 후 번호판으로부터 문자를 분리해 내기 위해 다음의 두 가지 알고리즘, 즉, 투영을 이용한 방법과 라벨을 이용한 방법을 제안하였다[3]. 첫번째 투영을 이용한 방법은 수평 방향과 수직 방향으로 투영시켜 빈도가 가장 작은 골을 찾아 문자를 분리한다. 두번째 라벨을 이용한 방법은 이치화한 번호판 영상을 라벨링하여, 서로 연결된 화소의 그룹을 나눈 뒤 화소의 분포가 번호판 문자의 비율(가로:세로=1:2)에 적합한 그룹만을 선택한다. 이 분리된 문자에 대해 정규화과정을 거쳐 인식기의 입력으로 적합하도록 일정한 크기의 문자를 만든다. 마지막으로 본 논문에서는 패턴인식에 널리 사용되는 역전파 학습 신경회로망(neural network)을 사용하여 분리된 문자를 인식하였다.

II. 자동차 번호판 영역의 검출

1. 상관 계수와 하프변환을 이용한 검출

차량 영상으로부터 자동차 번호판 영역을 분리해 내기 위해 4개의 큰 숫자가 일정한 간격으로 배열되어 있다는 특성과 그것이 사각형 테두리로 둘러져 있다는 특성을 이용하였다. 여기서 과정은 크게 두 단계로 나뉘는데 그것은 첫째로 네 자리의 숫자에 상응하는 준비된 표준 패턴과 입력된 차량 영상과의 상관 계수를 계산하여 후보 영역을 검출하는 과정과 둘째로 후보 영역에 대하여 직선을 검출하는 하프 변환을 행함으로써 정확한 번호판의 위치를 찾아내고 동시에 후보 영역의 적합성을 판정하는 과정이다.

2. 입력 영상의 축소

후보 영역을 검출하기 위해 상관 계수를 이용하였는데 일반적으로 상관 계수를 비롯한 패턴 정합을 이용한 패턴 인식 기법은 입력 영상 전체에 대하여 부합율을 계산해야

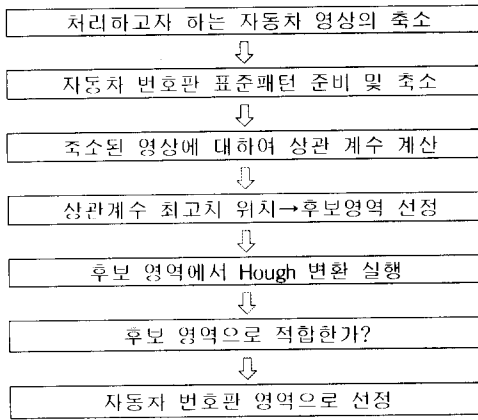


그림 1. 자동차 번호판 검출 알고리즘.
Fig. 1. The detection algorithm of the vehicle plate.

하기 때문에 시간이 많이 소요되고 번호와 문자가 각기 다른 번호판을 대표할 수 있는 표준 패턴을 정하기가 쉽지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위해 입력 영상을 축소하였다. 상관 계수를 적용할 때 번호판 네 자리 수의 배열 특성, 즉 숫자와 공백이 교대로 반복되는 특징을 이용하므로 이 특징이 뚜렷해지도록 가로축의 축소율보다 세로축의 축소율을 크게 한다. 이렇게 하여 얻어진 축소된 영상에 나타난 번호판 영역은 네 자리의 숫자 부분이 밝은 화소와 어두운 화소가 번갈아 나타나 뚜렷한 특징을 이룬다. 또한 입력 영상의 세로 방향을 큰 비율로 축소하면 인식하고자 하는 숫자들의 개별성이 사라지고 점선형의 패턴이 되므로 표준 패턴의 모양을 결정하기 용이해지는 이점이 있다.

입력 영상을 축소할 때에는 근방 화소들의 평균값을 사용하였다. 크기가 $M \times N$ 인 영상을 x축으로 m배, y축으로 n배 축소할 경우 축소된 영상의 계조치 $\bar{f}(x, y)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\bar{f}(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{s=ym}^{(x+1)m-1} \sum_{t=xn}^{(y+1)n-1} f(s, t) \quad (1)$$

여기서

$$s = 0, 1, 2, \dots, \frac{M}{m}, \quad t = 0, 1, 2, \dots, \frac{N}{n}$$

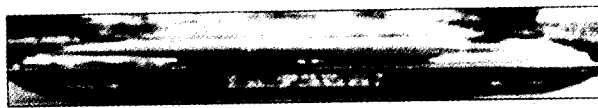


그림 2. 축소된 차량 영상.
Fig. 2. The reduced vehicle image.

3. 번호판의 표준 패턴 설정과 그 축소

표준 패턴은 숫자와 문자가 다른 모든 번호판에 적용될 수 있어야 하는데 여기서는 영상의 세로 방향을 큰 비율로 축소하여 그림 2에서 보듯이 숫자 모양이 구별되지 않으므로 숫자의 배열 특성만을 고려하여 그림 3처럼 직사각형 네 개가 나열된 모양으로 정하였다. 표준 패턴의 결정에 있어서 또 하나 주목해야 할 점은 차량의 원근에 따라서 번호판의 크기가 달라진다는 것인데 표준 패턴의 크기는 일반적으로 예상되는 거리에서의 네 자리 숫자 크기와 동일하게 한다. 그리고 뒤에 기술되는 후보 영역 검출 과정에서 검출에 실패하였다고 판단되었을 때, 크기가 다른 표준 패턴을 사용하여 상관 계수를 다시 계산함으로써 일정한 크기의 표준 패턴을 사용함에서 비롯될 수 있는 오류에 대비하였다.



그림 3. 표준 패턴.
Fig. 3. The standard pattern.

4. 상관 계수를 이용한 번호판 후보 영역 검출

4.1 상관 계수의 정의

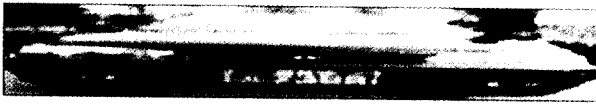
상관 계수[3]는 두 영상사이의 유사도를 나타내는 값으로서 두 영상에서 대응되는 각 화소의 명암 값을 곱하면 같은 영상일 때 값이 크다는 것을 이용한 것이다. 상관 계수를 구하는 식은 다음과 같다.

$$r(s, t) = \frac{\sum_x \sum_y f(x, y) - \bar{f}(x, y) [w(x-s, y-t) - \bar{w}]}{\left\{ \sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}(x, y)]^2 \sum_x \sum_y [w(x-s, y-t) - \bar{w}]^2 \right\}^{1/2}} \quad (2)$$

여기서 $s=0,1,2, \dots, M-1, \quad t=0,1,2, \dots, N-1$ 이고, w 는 표준패턴, $f(x, y)$ 는 원 영상, \bar{w} 는 $w(x, y)$ 안에 있는 모든 화소들의 평균값, 그리고 $\bar{f}(x, y)$ 는 w 와 겹쳐지는 $f(x, y)$ 안에 있는 모든 화소들의 평균값을 나타낸다. 상관 계수 $r(s, t)$ 를 계산할 때는 (2)에서 나타난 바와 같이 먼저 표준 패턴 w 의 평균값과 영상 f 의 계산되는 부분의 평균값을 구한다. 그리고 상관을 구할 때와는 달리 각각의 평균값을 표준 패턴과 입력 영상에서 빼줌으로써, 영상의 전체적인 밝기의 변화에 따라 상관 계수의 값은 변하지 않게 되어 일반적인 상관값을 이용한 패턴 정합방법의 단점을 극복할 수 있다. 이러한 특성은 자동차 번호판 표준 패턴을 이용하여 번호판을 검출할 때 날씨나 시간에 따른 채광변화로 인한 명암값의 변화에 크게 영향을 받지 않고 번호판을 검출할 수 있게 한다. 상관 계수 $r(s, t)$ 값은 -1부터 1사이의 값을 가지게 되며, 표준 패턴과 임의의 영상이 유사하면 할수록 1에 가까운 값을 갖게 되고 표준 패턴에 완전히 일치하는 경우의 값은 1이며 표준 패턴에 대하여 완전 역상일때는 -1값을 갖는데 여기서는 상관 계수가 가장 크게 나타나는 지점을 후보영역이라고 가정하였다.

4.2 표준 패턴과 상관 계수

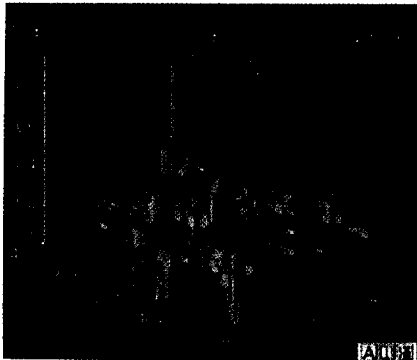
실제 번호판을 표준 패턴으로 사용했을 경우와 임의로 만든 직사각형 모양을 표준 패턴으로 했을 경우 각각의 상관 계수 값을 비교해 보면 다음과 같다. 그림 4와 그림 5는 입력 영상과 표준 패턴과의 상관 계수 값을 3차원으로 출력한 것이다. 높이축은 그 위치에서 상관 계수 값의 크기를 나타내며 가장 높은 점이 최대의 상관 계수 값에 해당한다. 아래 그림에서 상관 계수값이 가장 큰 점의 x 와 y 좌표를 구한 다음 이 좌표를 기준으로 충분히 넓은 영역을 후보 영역으로 간주한다. 번호판을 직접 표준 패턴으로 사용하여 상관 계수를 구하였음에도 불구하고 그 값이 정확히 1이 되지 않는 이유는 차량 영상 전체를 축소할 때 네 자리 번호 주변의 화소들이 평균값에 영향을 미쳐서 번호 주변 부분이 표준 패턴과 완전히 정합이 되지 않기 때문이다. 그림 4와 같이 임의로 만든 표준 패턴을 사용하여 상관 계수를 계산하면 최고치를 나타내는 위치가 입력 영상의 차량이 정지하는 위치와 번호판의 상태에 따라 원위치에서 조금씩 벗어나므로 상관 계수만으로 정확한 번호판 위치를 찾을 수는 없다. 또 입력 영상의 번호판 크기가 원근에 따라 표준 패턴의 크기에 비해 상당히 크거나 작을 경우는 번호판 위치가 아닌 다른 부분에서 최대의 상관 계수 나타낼 수 있으므로 일단 최고치 근방을 후보 영역으로 하고 2차 검출을 수행한다.



(a) 축소된 차량 영상



(b) 번호판 표준 패턴 (c) 표준 패턴의 축소된 형태



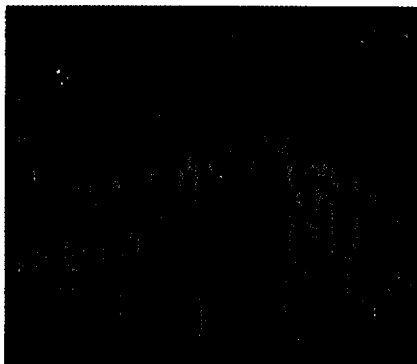
(d) 상관계수 값과 그 위치

그림 4. 번호판이 표준패턴인 경우의 최대 상관계수 값과 위치.

Fig. 4. The maximum correlation-coefficient and its location when the plate is the standard pattern.



(a) 직사각형 모양의 표준패턴 (b) 축소된 표준패턴



(c) 상관계수 값과 그 위치

그림 5. 직사각형 모양의 표준 패턴을 사용하였을 경우 최대 상관 계수 값과 위치.

Fig. 5. The maximum correlation-coefficient and its location when the artificial standard pattern is used.



그림 6. 직사각형 모양의 표준 패턴을 사용하였을 경우 번호판 후보 영역을 검출한 예.

Fig. 6. The extraction of candidate area when artificial standard pattern is used.

5. 2차 검출 (후보영역의 검증과 번호판영역 최종 검출)
5.1 전처리(preprocessing)

후보 영역을 검증하기 위한 방법으로 하프 변환을 이용하였다. 하프 변환은 직선을 검출하는 과정인데 이것을 수행하기 위해 임펄스 형태의 고주파 성분을 제거하고 이치화하는 과정이 필요하다. 먼저 모든 입력 영상에는 임펄스 형태의 잡영이 포함되어 있는데 이것은 화상 지리에 있어서 심각한 문제를 일으킨다. 잡영 제거를 하지 않고 이치화 하면 화상에 불필요한 잡영이 많아 목적하는 검출에 실패하는 경우가 있으므로 잡영 제거는 필수적이다. 여기서는 공간 평균치를 이용하여 잡영을 제거하였다.

직선을 검출하기 위한 하프 변환을 수행하려면 먼저 이치화과정을 거쳐야 하며, 이치화의 방법에는 특정한 임계값(threshold)처리와 에지 검출 방법으로 많이 사용되는데 비분필터처리가 보편적인데, 전자는 임계값을 어떻게 정하느냐에 따라 중요한 화상 정보가 소멸될 수도 있어 임계값을 정하는데 어려움이 있고 후자는 필요 이상의 선 성분이 많아진다는 단점이 있다. 여기서는 5×5의 마스크를 이용하여 임의의 점과 그 주위를 포함한 화소의 계조치 평균치와 그 점의 명암값을 비교하였다. 국부적인 공간 평균치는 특정 크기의 마스크, 즉 일정 크기의 주위 평균보다 그 점의 명암값이 크면 백으로 그보다 작으면 흑으로 결정하는 것이다. 이 방법은 전체적으로 잘 구별되지 않는 화소들도 그 근방의 점들과 비교되기 때문에 이치화 되면 선명하게 드러나는 장점이 있기 때문에 국부적인 공간 평균치를 이용하여 이치화하였다. 마스크의 크기선택은 마스크의 크기가 크면 할수록 전역적 임계화 방법과 유사하게 되며, 작으면 잡영의 영향을 많이 받게 되어 효율적으로 이치화하기 어렵다. 그리하여 본 논문에서는 잡영의 영향을 적게 받으면서 처리시간을 단축하기 하기 위해 실험을 통해 5×5로 선정하였다. 임계화를 위한 평균치 계산식은 (3)과 같다. (3)을 이용하여 후보영역을 이치화시킨 그림을 그림 7에 나타내었다.

$$v(m, n) = \frac{1}{N} \sum_{k=-2}^2 \sum_{l=-2}^2 y(m+k, n+l)$$

$$\begin{cases} y(m, n) = 255 & \text{if } v(m, n) \geq y(m, n) \\ y(m, n) = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

N: 처리하고자 하는 5×5마스크 내의 화소의 갯수

v(m, n): 입력 영상의 평균 화소값

y(m, n): 입력 영상의 화소값



그림 7. 후보 영역의 잡영 제거와 이치화.
Fig. 7. Noise elimination in candidate area and its binary image.

5.2 하프 변환을 이용한 후보 영역에서의 직선 검출

번호판의 정확한 위치를 검출함과 동시에 후보 영역의 타당성을 검증하기 위해 하프 변환을 이용하여 번호판 테두리부분의 직선을 검출하였다. 하프 변환은 직선, 각 등의 파라미터로 표현된 도형의 특징 검출의 유력한 방법의 하나로 여러 가지 화상처리에 사용되어 왔다. 하프 변환은 화상 중의 각 에지점에 대해서 파라미터 평면에 각각의 궤적을 그리기 때문에 처리 시간이 많이 걸리는 단점이 있으나 여기서는 상관 계수를 이용하여 후보 영역을 검출하였으므로 작은 평면 안에서만 처리하면 되고 번호판 테두리의 직선 성분은 거의 수직과 수평의 두 성분밖에 없으므로 검출하는 직선의 각을 제한하면 처리 속도를 향상시킬 수 있다. 여기서는 수평 성분을 87°에서 93°까지, 수직 성분을 -3°에서 3°로 제한하였다.

하프 변환에 의한 기본 원리는 아래와 같다.

1) 화상을 이치화하여 얻어진 흑화소를 $P_i(X_i, Y_i)$ 라고 한다. 여기서 ρ, θ 는 (4)에 각 점 (그림 8(b)) 좌표치를 대입해 파라미터 평면위의 궤적을 그리면 그림 8(c)와같이 각 점에 대해 한 개씩의 곡선이 된다. 흑화소에 대응하는 각각의 궤적을 C_i 라고 한다.

$$C_i: \rho = X_i \cdot \cos \theta + Y_i \cdot \sin \theta \quad (i = 1, 2, \dots) \quad (4)$$

2) X-Y 평면상에서 동일 직선 위에 두 점이 있다고 하면 그림 9(c)와 같이 파라미터 평면 위에서 궤적은 단 한번 교차한다. X-Y평면상에 직선성분이 있다고 하면 그림 9(c)와 같이 파라미터 평면상에 궤적의 집중점이 생긴다. 여기에서 궤적이 가장 집중해 있는 점 (θ_j, ρ_j) 에 대응하는 X-Y평면상의 구하고자 하는 직선이다.

3) 파라미터 상의 한 점은 X-Y평면상의 한 직선에 대응하므로 구하는 직선의 방정식은 다음과 같다.

$$Y = -(X \cdot \cos \theta_j / \sin \theta_j) + (\rho_j / \sin \theta_j), \quad (\theta = 0) \quad (5)$$

$$X = \rho_j, \quad (\theta = 0) \quad (6)$$

그림 9는 후보 영역을 하프 변환하여 $\theta-\rho$ 평면에 나타낸 것이다. 이치화된 후보 영역의 각 점은 아래에서 보는 것과 같이 $\theta-\rho$ 평면 상에 곡선을 이루게 된다. 이 곡선은 X-Y 평면에서 임의의 한 점을 지나는 무수히 많은 직선들이 원점과 이루는 거리와(ρ) 수선의 발이 X축과 이루는 각(θ)을 나타낸다. 이 곡선이 $\theta-\rho$ 평면에서 많이 겹쳐질수록 겹쳐진 부분에 해당하는 각과 거리에 직선을 이루는 점들이 많다는 것을 의미한다. 위 그림에서는 곡선의 겹친

정도를 명암으로 나타냈고 가장 짙은 점이 후보 영역의 직선을 의미한다. 예를 들면 그림 9(a)에서 A직선은 원점에서부터 매우 가까운 부분에 위치하고 있고 원점에서 A직선으로 수선의 발을 내렸을 때 그 수선의 발이 X축과 이루는 각은 거의 0°에 가깝다. A직선은 그림 9(b)에서 0° 근방의 θ 축과 가까운 짙은 점인 A점에 해당된다. 한 직선에 대응되는 $\theta-\rho$ 평면상의 점이 두 점씩 나타나는 이유는 음의 각으로 음의 거리만큼 떨어진 직선과, 같은 절대치의 양의 각으로 양의 거리만큼 떨어진 직선은 동일한 것이기 때문이다. 그림 9에서는 -180°에서 +180°까지의 모든 각도에 대하여 하프 변환을 하였지만 본 논문에서는 위에서 언급하였듯이 번호판이 일반적으로 수평과 수직 성분만 있다는 것을 고려하여 처리 시간을 단축하기 위해 각도의 일정 범위만을 제안하여 계산하였다.

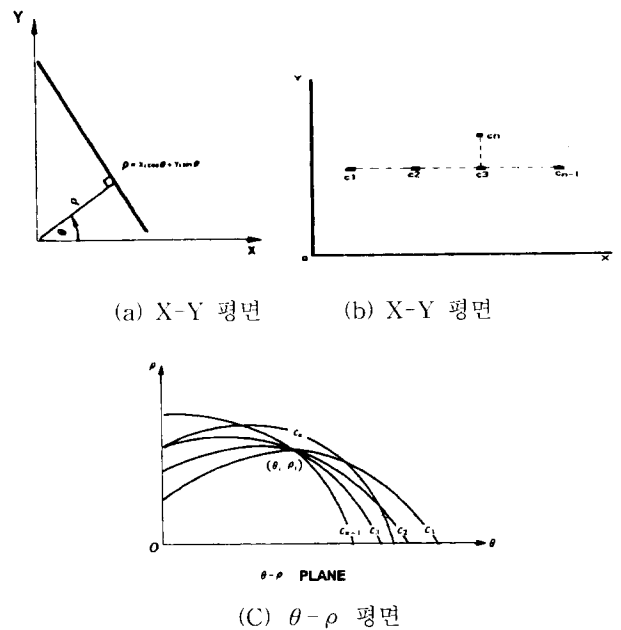
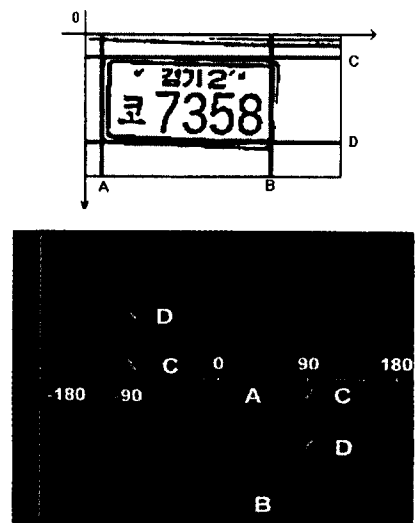


그림 8. X-Y평면과 $\theta-\rho$ 평면.
Fig. 8. X-Y plane and $\theta-\rho$ plane.



(a) 후보 영역 X-Y 평면 (b) $\theta-\rho$ 평면상의 곡선

그림 9. 후보 영역의 하프 변환.
Fig. 9. Hough transform of candidate area.

5.3 후보 영역의 검출

하프 변환을 이용하여 번호판 테두리 부분의 직선을 검출하면 수평선과 수직선의 거리의 비, 즉 가로와 세로의 비가 2:1이 된다. 그러나 상관 계수를 이용한 번호판 위치의 일차 검출이 실패하였을 경우 번호판 영역이 아닌 다른 영역이 후보 영역으로 선정되면 하프 변환을 이용하여 직선을 검출했을 때 가로와 세로의 비가 2:1이 되지 않고 대부분 수평선이나 수직선 사이의 거리가 너무 작거나 크다. 그러므로 하프 변환 수행 후 수평선과 수직선의 거리를 각각 계산하여 그 비가 적절한가를 판단하여 오차가 큰 경우는 1차 검출이 실패한 것으로 간주하고 크기가 다른 표준 패턴을 사용하여 상관 계수를 다시 계산한다. 여기서는 실험 영상 데이터의 평균으로 정한 표준 패턴을 첫번째로 사용하고 그 다음 시도에는 데이터의 표준편차만큼 더한 크기의 표준 패턴을, 그리고 마지막으로 표준편차만큼 뺀 표준 패턴을 사용하여 2회를 더 반복해서 검출해 볼 수 있도록 하였는데 이러한 방법으로 원근에 의한 번호판 크기 문제를 효과적으로 해결할 수 있었다.

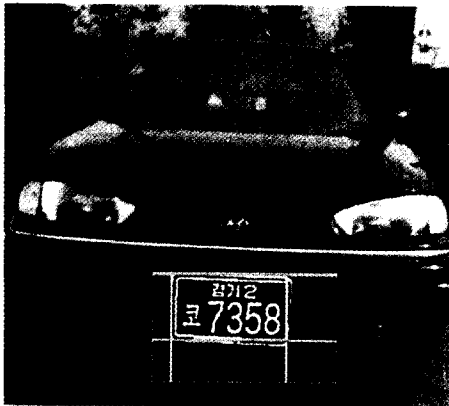


그림 10. 하프 변환을 이용한 번호판 위치 최종 검출.
Fig. 10. The extraction of the plate location using hough transform.

III. 문자 영역의 분리와 정규화

1. 투영을 이용한 문자 영역의 분리

투영법을 이용한 개별 문자 분리 알고리즘은 그림 11와 같다.

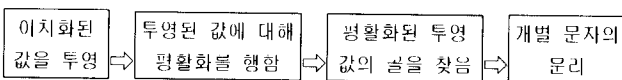


그림 11. 투영법을 이용한 문자 분리 알고리즘.
Fig. 11. The characters segmentation algorithm using projection histogram.

숫자를 분리해 내기 위해서 먼저 이치화된 영상을 Y축 방향으로 투영한다. Y축 방향으로 먼저 투영하는 이유는 차량 번호가 2행으로 되어 있고 그 행간의 간격이 다른 문자간의 간격에 비해 크므로 먼저 행을 분리한 후 X축 방향 투영을 행하여 개별 문자를 분리하는 것이 쉽기 때문이다. Y축 방향의 투영은 (7)을 통하여 구할 수 있다.

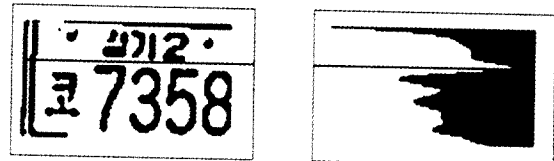
$$P(y) = \sum_{x=x_1}^{x_2} g(x, y), \quad R = \{x \mid x_1 \leq x \leq x_2\}. \quad (7)$$

여기서, $g(x,y)$ 는 좌표 (x,y) 에서 영상의 이치화된 값이며, R 은 투영하고자 하는 x축 상의 좌표 구간이다.

투영하여 얻어진 히스토그램 데이터 $P(y)$ 를 사용하여 행간을 분리하려면 잔존하는 잡영의 영향과 폭이 넓은 행간 이외에 존재하는 좁은 공간 때문에 행간을 판단하기 곤란해진다. 따라서 대표적인 골을 찾기 위해서는 명암이 급격히 변화하는 것과 잡영의 영향을 완화하기 위해 평활화를 행하여야 한다. $P(y)$ 를 평활화하기 위해 사용된 수식은 (8)과 같다.

$$\bar{P}(y) = \frac{P(y-1) + P(y) + P(y+1)}{3}. \quad (8)$$

실험적으로 위와 같은 평활화를 5회정도 적용하였다.



(a) 이치 영상 (b) Y축에 대한 투영 히스토그램

그림 12. Y축 방향의 투영 히스토그램.
Fig. 12. The projection-histogram in Y-direction.

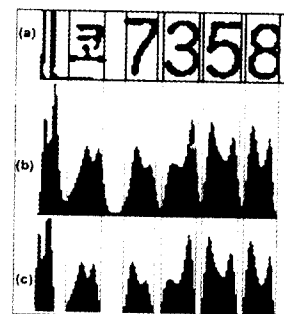
그림 12에서 보듯이 평활화를 거친 Y축 방향의 투영값 $P(y)$ 는 매우 단조롭기 때문에 투영값 중 가장 작은 값을 가지는 곳을 행간이라고 판단한다.

숫자를 분리하기 위해 위에서 잘라 낸 아래 부분 영상에 대하여 X축 방향 투영을 행하며 수식은 (9)와 같다.

$$P(x) = \sum_{y=y_1}^{y_2} g(x, y), \quad R = \{y \mid y_1 \leq y \leq y_2\} \quad (9)$$

여기서 $g(x,y)$ 는 좌표 (x,y) 에서 영상의 이치화된 값이며, R 은 투영하고자 하는 y축 상의 좌표 구간이다.

본 논문에서는 개별 문자를 분리하기 위해 임계값을 사용하였다. 횡 방향으로 잘려진 아래 부분만을 투영하므로 잡영의 영향이 적기 때문에 골의 위치가 확실하게 구분되는데 특정 임계값을 정하여 그 보다 작은 투영 값을 0으로 하는 방법으로 분리되어야 할 골 부분의 $P(x)$ 값을 모두 0으로 만든다.



(a) 횡방향으로 잘린 번호판 영역
(b) X축방향으로 투영한 그래프
(c) 투영값에서 임계값을 감산한 그래프

그림 13. 번호판 영역에서의 문자 분리.
Fig. 13. The separation of characters from plate area.

그림 13은 투영값 $P(x)$ 에서 실험적으로 구한 임계값을 뺀 후 음이 되는 경우에는 0을 대입하여 얻은 그래프이다. 이렇게 최종적으로 얻어진 $P(x)$ 값으로 경계선을 구하는데 문자

의 시작점과 끝점은 (10)과 같은 방법으로 구할 수 있다.

IF $P(x_0) > 0$ and $P(x_0 - 1) = 0$ and $P(x_0 + 1) > 0$
 THEN 문자의 시작점
 IF $P(x_0) > 0$ and $P(x_0 - 1) > 0$ and $P(x_0 + 1) = 0$
 THEN 문자의 끝점 (10)

2. 라벨링을 이용한 문자 분리

라벨링[5]은 인접한 화소에 같은 라벨을 붙여서 분리된 화소를 구분하는 방법인데 이를 이용하여 개별문자 분리를 하였다. 개별문자 분리알고리즘은 그림 14와 같다.

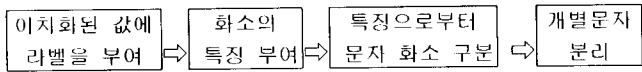


그림 14. 라벨을 이용한 문자 분리 알고리즘.

Fig. 14. The segmentation algorithm using labeling.

2.1 번호판 부분의 라벨링

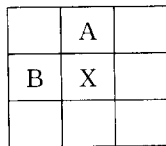


그림 15. 라벨 결정 마스크.

Fig. 15. The label decision mask.

라벨을 붙이는 알고리즘은 다음과 같다.

x가 0인 경우는 무조건 x에 라벨 -1을 부여한다. 만약, x가 255 이면 다음과 같이 라벨을 부여한다.

- ① $A=B=0$ 의 경우: 우선 X에는 새로운 양의 정수로 된 라벨을 부여한다.
- ② $A=B \neq 0$ 의 경우: X에 A와 동일한 라벨을 부여한다.
- ③ $A>B=0$ 의 경우: ②와 마찬가지로 A와 동일한 라벨을 부여한다.
- ④ $A>B \neq 0$ 의 경우: X에 B와 동일한 라벨을 부여하고, A와 동일한 라벨을 가지는 모든 화소를 B와 동일한 라벨로 변경한다.
- ⑤ $B<A=0$ 의 경우: X에 B와 동일한 라벨을 부여한다.
- ⑥ $B>A \neq 0$ 의 경우: X에 A와 같은 라벨을 부여하고, B와 동일한 라벨을 가지는 모든 화소를 A와 동일한 라벨로 변경한다.

이런 과정을 통하여 번호판의 모든 백화소에 라벨을 붙이게 된다.

2.2 각 라벨의 특징부여와 문자 분리

번호판의 숫자의 특징은 가로 길이 : 세로 길이가 1 : 2인 특징이 있다. 이러한 특징을 이용하기 위해서 같은 라벨을 가지는 화소의 수와 각 화소 그룹들의 최대, 최소 X,Y 좌표를 구하고 같은 라벨을 가진 화소 그룹의 가로, 세로의 비를 구하여 가로와 세로의 비가 1 : 2인 화소 그룹을 숫자로 판단한다. 숫자 중 1은 1 : 2의 비를 만족시키지 않지만, 최대, 최소 Y좌표와 주변 문자의 크기를 비교함으로써 숫자임을 판단할 수 있다. 라벨을 이용하여 분리된 문자를 그림 16에 나타내었다.

3. 개별 문자 정규화

투영법을 이용하여 번호판에서 분리해 낸 개별 문자는 크기가 다양하고 그 영역 안에서 한쪽으로 치우쳐지는 경향이 있어 인식기에 입력하는 데에 적합하지 못하다. 따라서 문자의 크기를 일정하게 교정하고 위치를 바로잡아 정규화

할 필요가 있다. 분리한 개별 문자 영역 안에 문자의 상,하,좌,우의 틈을 없애기 위해 다시 한번 X축, Y축 방향으로 투영을 하여 빈 공간을 잘라 낸 후 일정한 크기로 정규화 시킨다.

라벨을 이용하여 분리해 낸 문자는 문자를 이루는 최대, 최소 X, Y좌표를 사용했기 때문에 위치 정규화 과정은 필요 없고, 일정한 크기로 정규화 시키기만 하면 된다. 크기를 정규화 하기 위해 모든 개별 문자를 일정한 크기로 축소하였다. 축소를 하면 문자 인식기의 입력 층이 작아지므로 속도 면에서도 유리하다. 크기를 축소하는데 본 논문에서는 다음의 샘플링 방법을 이용하였다.

크기가 $M \times N$ 인 영상 $g(x,y)$ 를 $m \times n$ 의 크기로 만드는 방법은 (11)과 같다.

$$g_s(x_s, y_s) = g\left(\frac{x \times M}{m}, \frac{y \times N}{n}\right). \quad (11)$$

여기서, $\{x | x$ 는 m 의 배수, $0 < x < M-1$ 이고, $\{y | y$ 는 n 의 배수, $0 < y < N-1$ 이다.

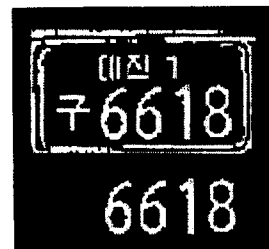


그림 16. 라벨을 이용하여 분리된 문자.

Fig. 16. The characters segmented by labeling.

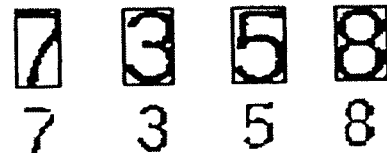


그림 17. 샘플링을 이용한 문자 정규화.

Fig. 17. The regulation of segmented characters by sampling.

IV. 신경회로망을 이용한 문자 인식

문자를 인식하는 방법에는 여러 가지가 있다. 문자의 특징을 이용하는 방법 중에 상관 마스크를 이용하는 방법, 주변 분포를 이용하는 방법, 계층 구조에 기인하는 방법, 정규화 패턴의 합성 문자 획득에 의한 방법과 문자 배정의 정보를 이용하는 방법이 있다[5]. 이러한 방법은 사람이 문자 형태에 대한 정보를 미리 주어야 하지만 본 논문에서 적용한 신경회로망은 학습에 의해 스스로 문자 정보에 대한 특징을 추출하여 각 문자를 인식할 수 있다. 번호판에서 추출된 문자 영상은 비교적 잡음이 많이 존재하므로 노이즈에 비교적 둔감한 신경회로망 인식기가 적합하다. 본 논문에서 사용한 학습기는 연결 가중치를 조절해 주는 방법으로 입력 데이터(문자 신호)를 넣어 실제 출력을 구한 후 이것을 목표 출력과의 오차를 하위 층으로 연결 가중치 조절하는 데 사용하고 이것을 반복하면서 최급강하법으로 오차를 최소가 되는 연결 강도를 구하는 역전파학습방법을 사용하였다. 인식기의 구성은 그림 18과 같이 입력층, 은닉층 그리고 출력층으로 구성되며, 입력층은 200개, 은닉층은 20개, 출력층은 10개의 노드로 구성하였다. 입력층 노드의 개수는 앞 3절의

개별문자 정규화 과정에서 정규화 크기를 10×20 으로 하였으므로 200개의 노드로 구성되며, 은닉층의 개수는 실험에 의해서 학습성능이 양호한 것을 선택하였으며, 그리고 출력층은 0에서 9까지 아라비아 숫자에 각각 대응하는 10개의 노드로 구성하였다. 또한 학습기의 학습계수와 모멘트는 학습결과가 양호한 것을 선택하였으며, 실제로 이 수치는 본 실험에서 크게 영향을 미치지 않았다.

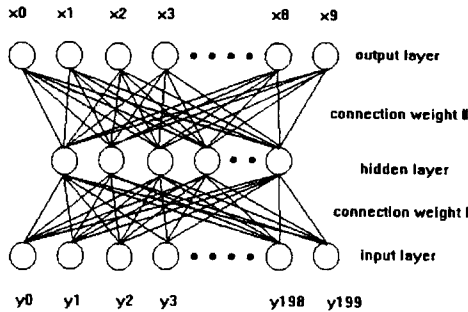


그림 18. 신경망 인식기의 구조.
Fig. 18. The structure of neural network recognizer.

V. 실험 결과

1. 번호판 검출 실험 및 결과

실험에 사용한 영상은 카메라로 찍은 사진을 스캐너를 이용하여 데이터화한 것이다. 처리장치로는 80486 DX2 (66MHz)의 IBM PC를 사용하였고 소프트웨어는 GCC(ver. 1.1)을 사용하였다.

카메라와 차량 사이의 최적 거리는 특정 거리로서 일정할 것이므로 실제 적용할 때 그 최적 거리에서 영상을 포착할 수 있도록 특정 센서를 사용한다는 가정하에 원근의 차가 크지 않도록 샘플 영상을 취하였다.

표 1. 상관 계수+하프 변환 알고리즘의 번호판 검출 결과.

Table 1. The plate detection result using the correlation coefficient and Hough transform algorithm.

번호판 검출 방법	실험 영상의 수	성공한 영상의 수	성공률	소요된 시간
상관계수와 하프 변환	30	25	83%	0.4초

번호판 영역 검출에 실패한 경우는 상관 계수 계산시 번호판의 크기가 준비된 표준 패턴들의 크기에서 많이 벗어난 경우와 하프 변환을 수행할 때 직선 성분이 너무 많거나 번호판 테두리의 윤곽선 정보가 훼손되어 직선 검출에 실패한 경우이다. 이러한 예를 그림 19에 보였다.

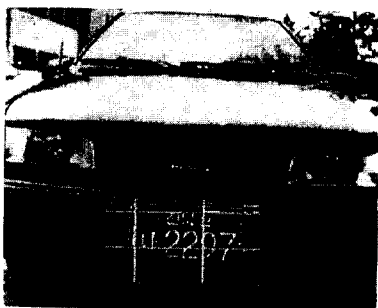


그림 19. 번호판 검출에 실패한 경우.
Fig. 19. An example of failure in extracting the plate area.

2. 개별 문자 분리 실험 및 결과

표 2는 투영을 이용한 방법과 라벨을 이용한 개별 문자 분리 결과를 나타낸다. 투영을 이용한 방법은 실시간 처리가 가능하며, 반면 라벨링을 이용한 개별 문자 방법은 상대적으로 약 1~2초의 시간이 소요됨을 실험 결과 밝혀졌다. 그러나 성공률은 상대적으로 라벨링에 의한 방법이 높게 나타남을 표 2를 통해 알 수 있다. 투영을 이용한 개별 문자 분리에서 실패한 경우는 0이 포함된 경우였는데 0은 수직방향 투영할 때 중간부분의 투영값이 다른 숫자에 비해 작기 때문에 하프 변환으로 번호판을 분리해 낼 때 아래 부분이 약간만 잘리더라도 그 부분을 분리해야 할 '공' 부분으로 보았다. 이러한 예를 그림 20에서 보였다. 라벨을 이용했을 때 실패한 원인은 숫자와 테두리 부분이 붙어 있어서 같은 화소의 그룹으로 라벨링 되었기 때문이다. 실패한 번호판을 그림 21에서 보여주고 있다.

표 2. 투영을 이용한 방법과 라벨을 이용한 방법의 개별 문자 분리 결과 비교.

Table 2. The comparison of two segmentation algorithms(labeling and projection).

개별 문자 분리 방법	실험 영상의 수	성공한 영상의 수	성공률
투영을 이용한 방법	30	27	90%
라벨을 이용한 방법	30	29	96%

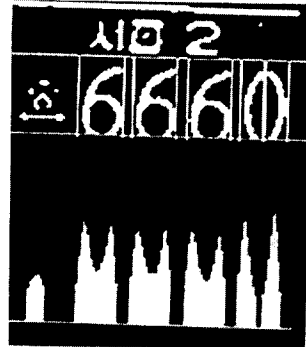


그림 20. 개별 문자 분리에 실패한 예(투영).
Fig. 20. An example of failure in projection.

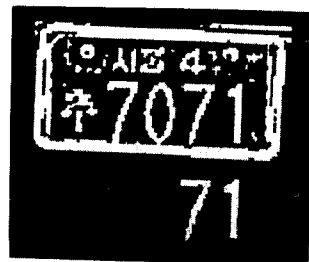


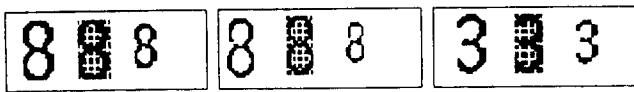
그림 21. 개별 문자 분리에 실패한 예(라벨링).
Fig. 21. An example of failure in labeling.

3. 개별 문자 인식의 실험 및 결과

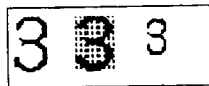
개별 문자 인식을 위하여 신경망 회로를 역전파 방법에 의하여 학습하였다. 학습에 사용한 표준 패턴 문자들은 번호판에서 임의로 선택하여 사용하였다. 반복 학습은 약 1500회 시행하였다. 학습 시간은 약 5분 정도 걸렸다.

표 3. 숫자 인식 결과.
Table 3. The result of number-recognition.

	전체 개수	인식 개수
1	12	12
2	13	13
3	17	16
4	6	6
5	9	9
6	15	15
7	10	10
8	7	7
9	5	5
0	10	10



(a) 학습 데이터



(b) 오분류 예

그림 22. 학습 데이터와 오분류 예.

Fig. 22. Learning data and the example of error classification.

개별 문자분리가 성공한 전체 104개의 숫자중에서 103개를 인식하여 99%의 인식률을 보였다. 인식의 결과 역전파 학습 신경회로망의 뛰어난 학습능력으로 대부분의 글자는 잘 인식하지만 표 2에서와 같이 한 개의 3을 8자로 인식하고 있다. 그림 22(a)는 실제로 개별문자로 추출된 숫자간의 샘플링 과정을 거쳐 정규화되어 학습에 사용된 3과 8자를 나타내며, 그림 22(b)는 3을 8로 오인식한 예를 보이고 있다. 이러한 문제점의 경우 정규화 알고리즘을 좀 더 정교하게 수정한다면 해결되어질 수 있을 것으로 사료된다. 또 본 연구에서는 인식한 결과 3이나 8이 나오면 3과 8만을 구분할 수 있는 신경회로망을 한 번 더 사용하여 해결할 수 있었다. 개선된 알고리즘으로 개별 문자 분리가 성공한 것은 모두 인식하게 되었다.

VI. 결론

본 논문에서는 상관 계수와 직선 검출 하프 변환을 함께 사용하여 번호판을 인식하는 방법을 제안하여, 또한 번호판

을 검출한 후 번호판으로부터 문자를 분리해 내기 위해 다음의 두 가지 알고리즘 즉, 투영을 이용한 방법과 라벨을 이용한 방법을 제안하였다. 그리고 본 연구에서는 실험 영상의 자동차 번호판 숫자들의 평균 크기에 준하여 표준 패턴을 만들고, 검출에 실패한 경우 표준 패턴을 크게, 또는 작게하여 재검출하고 재검증하는 과정을 반복하여 신뢰도를 향상시켰다.

상관 계수와 직선 검출 알고리즘을 이용한 방법은 큰 폭의 원근 차이에 약하여 거리 상의 제약 조건이 있지만 계산량이 적어 빠른 처리 속도를 보여주었다. 이 방법에 차량이 접근할 때 거리를 판별하는 알고리즘을 추가하거나 하드웨어적으로 앞서 언급한 센서를 부착하여 사용한다면 높은 인식율을 보여줄 것으로 예상된다. 또한 주행중의 차량에 대한 번호판 검색에 대해서도 차량 감지 알고리즘을 추가한다면 가능하리라 여겨진다.

앞으로의 연구 방향은 번호판 영역 검출시 직선 검출 하프 변환을 수행할 때 후보 영역에 직선 성분이 많은 경우나 테두리 부분의 윤곽선 정보가 훼손되었을 경우의 검출 실패에 대비한 알고리즘을 개발하는 것과 직사각형 검출 알고리즘에서 계산량을 줄여 처리 시간을 단축하는 것이 앞으로의 과제이다. 본 논문에서는 자가용의 번호판만을 대상으로 검출 실험을 하였으나 현재 노란 바탕에 청색 글씨로 규정된 영업용 차량의 번호판 영상은 흑백의 명도(Gray level)로 나타냈을 때 자가용 번호판과 역상 관계를 가지므로 이 사실에 착안하여 앞서 제시한 알고리즘과 같은 방법으로 접근한다면 인식이 가능하다고 여겨진다.

참고문헌

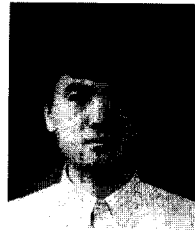
- [1] 崔亨振, 吳永煥, 安居院 猛, 中島正之, “컴퓨터 영상 처리를 이용한 차량 번호판 추출 방법,” 전자공학회 논문지, vol. 24, no. 2, pp. 127-132, 1987.
- [2] 최환수, “실시간 자동차 번호판 좌표 추적에 관한 연구,” 제 6 회 신호처리합동 학술대회 논문집, 제 6권 1호, pp. 678-681, 1993.
- [3] Rafael C, Gonzalez, Richard E, Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Company, Inc, 1992.
- [4] 이상원, 학습하는 기계 신경망, ohm사, 1993.
- [5] 金太均, 崔亨振, 화상 처리 기초, 正益社, 1990.
- [6] 全炳兌, 尹皓燮, “신호 처리 기법을 응용한 차량번호판 추출방법,” 전자공학회 논문지 vol. 30, no. 7, pp. 92-101, 1993.
- [7] 이완호, 김은석 主略, “CNN신경망을 이용한 차량 번호판 인식,” 광운대학교 전자공학과.
- [8] 이성환, 패턴인식의 원리 vol. I, II, 홍릉과학출판사, 1995.



김 경 민

1988년 고려대 전기공학과 졸업, 1991년 동대학원 졸업(공학석사), 1996년 동대학원 졸업(공학박사), 1996년 ~ 1997년 고려대 정보통신기술공동연구소 선임연구원, 1997년 9월 ~ 현재 국립여수수산대학교 전임강사 현재 관심분야는

컴퓨터 비전, 퍼지 및 신경회로망, 스테레오 비전등임.



류 경

1988년, 1990년 고려대학교 전기공학과 학사, 석사학위. 1990년 ~ 1995년 (주) LG전자 연구원. 1996년 ~ 현재 고려대학교 전기전자전파공학부 박사과정. 관심분야는 컴퓨터 비전, 퍼지 및 신경회로망, 시스템설계 등임.



이 병 진

1996년 고려대 전기공학과 졸업, 1996년 ~ 현재 동대학원 재학중, 현재 관심 분야는 컴퓨터 비전, 스테레오 비전, 유전자 알고리즘 등임.

박 귀 태

제어·자동화·시스템공학회 논문지 제 3권 제 2호 참조.