

# 인공신경망을 이용한 번호판 영역 추출

이규봉\* · 정연숙\* · 박호식\* · 박동희\* · 남기환\* · 한준희\* · 나상동\*\* · 배철수\*  
\*관동대학교 전자통신공학과, \*\*조선대학교 컴퓨터공학부

## Area Extraction of License Plates Using a Artificial Neural Network

Kyu-bong Lee\* · Yun-sook Jung\* · Ho-sik Park\* · Dong-hee Park\* · Kee-hwan Nam\* ·  
Jun-hee Han\* · Sang-dong Ra\*\* · Cheol-soo Bae\*  
\*Kwandong University · \*\*Chosun University  
E-mail : gogobong@empal.com

### 요 약

본 논문은 차량 번호판 중앙부 위치값을 기반으로한 신경망을 이용하여 차량의 번호판 영역을 추출하는 방법을 제안하고자 한다. 임의의 숫자들로 정의된 표시영역에 대한 학습패턴과 넓은 범위를 수용할 수 있도록 한 신경망의 학습패턴을 이용하여 보다 효율적인 방법을 제시하였다.

학습패턴으로 차량 번호판 인식의 최적화를 이루었고 차량번호 및 헤드라이트 부분의 은닉효과와, 학습패턴의 확대 및 감소에 대하여 연구하였다. 위의 과정을 통하여 지하주차장에서 595여대의 자동차에 대하여 번호판 영역을 추출한 결과 98.5%의 인식율을 보여주었다.

### ABSTRACT

In the current study, the authors propose a method for extracting license plate regions by means of a neural network trained to output the plate's center of gravity. The method is shown to be effective. Since the learning pattern presentation positions are defined by random numbers, a different pattern is submitted to the neural network for learning each time, which enables it to form a neural network with high universality of coverage. The article discusses issues of the optimal learning surface for a license plate covered by the learning pattern, the effect of suppression learning of the number and headlight sections, as well as the effect of learning pattern enlargement/reduction and of concentration value conversion. Results of evaluation tests based on pictures of 595 vehicles taken at an underground parking garage demonstrated detection rates of 98.5%

### 키워드

projection summing, Gaussian window, Suppression learning

### 1. 서 론

자동차는 오늘날 우리 생활에 있어서 없어서는 안될 중요한 일부가 되었다. 자동차를 관리, 감독하기 위해 설계된 보안 시스템들은 점차 발전하는 추세이다. 병원이나 학교, 회사의 시설물, 그리고 그 밖의 공공시설에 허가받지 않은 차량들의 출입을 모니터링 하기 위한 시스템이 필요하며 위와 같은 환경뿐만 아니라 주차장 출입이나 고속도로 톨게이트에서의 통행료 지불이나 다른 기타 지연 상황들에 대해 이 시스템을 적용함으로써 톨게이트 통

과 시간을 단축시킬 수 있으며 속도 위반이나 차량 도난에 대해서도 사용된다. 차량을 식별하기 위해선 여러 가지 구성요소가 있는데 그 중에서 정확하게 차량을 식별할 수 있는 구성요소는 번호판이다. 이는 차량의 소유주를 판별하고 그 정보를 검색할 수 있는 중요한 구성요소라 할 수 있다. 그러므로 번호판의 특정 정보를 추출하기 위한 번호판의 정확한 검출은 중요한 과제이다.

## II. 위치 검출 시스템의 구조

그림(1)에서 보여주시는것과 같이 번호판 위치 검출 시스템은 비디오 카메라와 카메라를 통해 촬영한 영상을 256 grey-level 영상을 얻기 위해 A/D 컨버터로 구성했다.

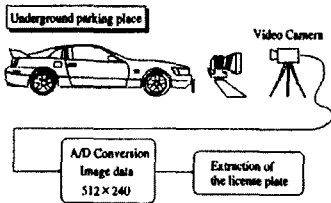


그림 1. 위치검출 시스템 구성

## III. 번호판 위치검출 방법

### 3-1. 네트워크 모델

신경망 모델은 3계층의 계층적 학습법을 위해 역전파를 이용한 번호판의 중앙 위치를 검출하기 위해 사용된다[1,2]. 우리는 문턱치값을 구하기위해 다음식과 같은 시그모이드함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{1.0}{1.0 + \exp(-x/U_0)} \quad \text{식(1)}$$

### 3-2. 학습패턴과 습득 신호

본 논문에서는 학습패턴생성에 대해서 기술할 것이다.  $3 \times 3$  Sobel연산자를 가지고 그림(2)과 같이 입력이미지로부터  $192 \times 96$ 영역을 추출하고  $32 \times 16$ 으로 다시 압축한 정보를 가지고 이미지를 처리하게 된다. 압축된 이미지데이터는 최초의 입력번호판의 이미지데이터와 유사한 정보가 생성된다. 학습패턴은 그림(3)에서 보여주듯이 excitation과 suppression패턴에 의해서 만들어진다.

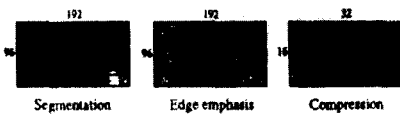


그림 2. 입력패턴의 예

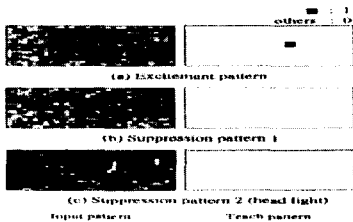


그림 3. 학습패턴의 예

### 3-3. 번호판 영역 계산법

신경망에서 학습법의 실용성과 용이성은 학습패턴에 의한 번호판 영역의 백분율에 따라 변화된다. 도출된 번호판 영역에서 가로는  $w$ 로 표시하였고 세로는  $h$ 로 표시하였다. 도출된 번호판 영역  $S_w$  은 식(2)를 통해 얻을 수 있었다.

$$S_w = HW \quad \text{식(2)}$$

번호판영역  $S_p$ 는 다음식으로부터 얻을 수 있다.  $(x_1, y_1)$ 는 번호판의 왼쪽 윗부분을 가리키고  $(y_2, y_2)$ 는 번호판의 오른쪽 아래부분을 가리킨다.

$$S_p = (x_2 - x_1 + 1)(y_2 - y_1 + 1) \quad \text{식(3)}$$

도출된 이미지를 포함하는 번호판 영역  $S_i$ 는 다음과 같은 과정을 거치게 된다.

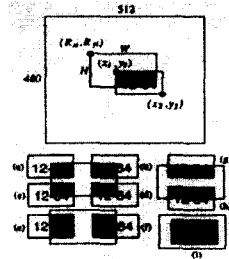


그림 4. 번호판 영역 계산

만약  $(Rxi, Ryi)$ 가 도출된 번호판 영역의 왼쪽위에 위치하게된다면 다음과 같은 식에 의해서 번호판과 도출된 영역의 위치관계를 가지고 (a)-(b)까지의 과정을 통해 계산된다.

$$S_i = \begin{cases} (a) (x_2 - R_{xi} + 1)(y_2 - R_{yi} + 1) \\ (b) (R_{xi} + W - x_1 + 1)(y_2 - R_{yi} + 1) \\ (c) (x_2 - R_{xi} + 1)(R_{yi} + H - y_1 + 1) \\ (d) (R_{xi} + W - x_1 + 1)(R_{yi} + H - y_1 + 1) \\ (e) (x_2 - R_{xi} + 1)(y_2 - y_1 + 1) \\ (f) (R_{xi} + W - x_1 + 1)(y_2 - y_1 + 1) \\ (g) (x_2 - x_1 + 1)(y_2 - R_{yi} + 1) \\ (h) (x_2 - x_1 + 1)(R_{yi} + H - y_1 + 1) \\ (i) (x_2 - x_1 + 1)(y_2 - y_1 + 1) \end{cases} \quad \text{식(4)}$$

번호판 영역 추출결과를 백분율로 나타내는 식은 다음과 같이 정의하였다.

$$\alpha = \frac{S_i}{S_p} \times 100[\%] \quad \text{식(5)}$$

### 3-4. 번호판 검출과정

차량의 번호판에서 센터위치는 다음의 과정에 의해서 진행된다.

1. 신경망을 통해 도출된 입력번호판의 압축 이미지를 가지고 3-1에서 기술했던 것과 같은 방법을 사용함으로써 출력값을 계산할 수 있다.
2. 산출된 출력값 16×8과 확대된 192×96값을 가지고 가우시안창을 적용함으로써 처리한다.
3. 그림(5)에서 보여주는 것과 같이 임의의 이동값을 가지고 도출된 이미지를 x와 y방향으로 스캔한다.
4. 모든 입력 이미지는 1-3까지의 반복된 과정을 통해서 구해진다.
5. 계산을 통해 산출된 값중에 가장큰 출력값이 번호판의 중앙부 위치값이 된다.



그림 5. 도출영역의 스캔

### 3-5 이미지 데이터

실제와 같은 환경을 위해서, 이 실험에서 사용된 이미지는 지하의 주차 차고에서 일시적으로 주차된 자동차의 이미지를 CCD 카메라에 의해 획득하였다. 입력이미지 순서는 그림(6)에서 보여주는 것과 같다. 본 논문에서는 차량 595대의 이미지를 데이터베이스화 했고 데이터베이스화한 이미지중에 22%는 배경색상이 번호판과 같은 그린색이다. 차량의 위치에 따라 촬영거리가 일정하지 않아 차량 번호판의 사이즈가 모두 일정하지는 않다.

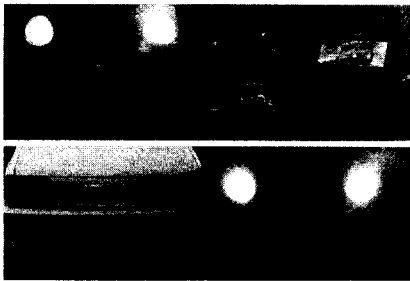


그림 6. 입력이미지의 예

## IV. 실험 결과

### 4-1. 최적학습영역의 검출

학습 패턴에 의한 작은 번호판 영역을 가지고 신경망을 통하여 정확하게 위치를 검출하는 것은 어려운 일이다. 이는 검출오류 비율을 증가시키는 한 요소가 된다. 그래서, 우리는 excitation학습에서 작은 번호판 영역을 포함하는 패턴을 포함하지 않기로 했다. 도출된 창들의 변화 넓이는 x와 y방향으로 32화소로 설정하였고 번호판이 60%이상 도출된

윈도우에 포함될 경우 성공적인 인식률을 확인하였다. 그림(7)은 projection summing의 예로서 원의 크기에 따른 신경망에서의 응답포인트를 보여준다. 그림에서도 보여주듯이 번호판 센터 부근에 응답포인트가 집중되어 있는 것을 확인할 수 있다. 전조등이나 번호판 주위에 나타났는 검출오류 부분이다. 그래프에서 나타나듯이 번호판 영역의 60%이상을 포함할 경우 97.5%(580/595)의 값으로 가장 좋은 인식률을 보여주었다. 실험을 통해 우리는 최적의 학습영역 (a=60)이라는 값을 알 수 있다.



그림 7. projection summing의 예

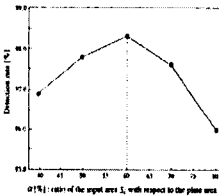


그림 8. 학습영역의 최적화

### 4-2. 가우시안창의 유효성

projection summing이 이루어질 때 이미지의 출력값에 가우시안창을 적용하는 것은 번호판 인식율을 증가시키는데 영향을 끼친다. 우리는 실험에서 윈도우 크기를 16에서 28까지 화소를 변화시키며 다양한 윈도우 크기를 가지고 테스트했다. 명확한 결과값을 얻기 위해, 도출된 윈도우 이미지에서 x와 y 방향 모두 64화소로 이동폭을 설정해야 했다. 가우시안창을 통한 최대 출력값은 전조등에서 번호판 중앙부로 이동했음을 볼 수 있다. 실험에서 가우시안창을 사용하지 않은 경우 87.1%(518/595)에서 가우시안창을 사용한 경우에는 93.3%(555/595)로 14.2%증가했음을 알 수 있었다. 실험결과 22화소의 가우시안창 크기는 22화소가 가장 최적값이었고 이 값은 차후의 시험에 사용되었다.

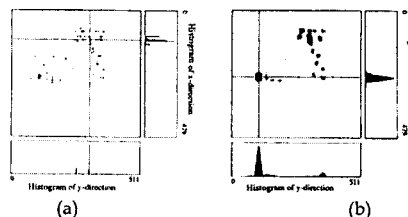


그림 9. (a) 가우시안창을 적용하지 않은 경우 (b) 가우시안창을 적용한 경우

### 4-3. suppression 학습법

번호판의 최적의 학습 영역을 얻는 것에 대한 실험은 다수의 검출오류가 번호판 주위의 부분과 전조등 부분에 나타나는 것을 확인하였다. suppression 학습법을 통해 검출오류 부분을 억제하기위해 이 학습법을 사용하였다. 그림 10은 suppression 학습법을 적용한 후에 얻어진 검출결과를 그래프로 보여준다. suppression 학습을 사용하지 않은 경우 93.3%의 검출률을 보여주었고 번호판 주위를 억제한 경우 95.3%, 헤드라이트를 포함해서 억제한 경우는 96.5%까지 증가했음을 보여주고 있다.

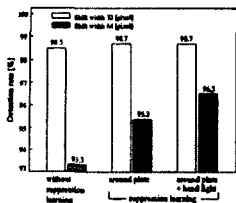


그림 10. suppression 학습의 효과

## V. 결론

본 논문에서는 신경망을 통한 차량번호판의 위치를 검출하는 방법을 제안하고 그 유효성을 보여주었다. 실험을 통해 도출된 이미지가 번호판 최적의 학습영역에 포함될 때 projection summing 과정에 가우시안창을 적용함으로써 끼치는 영향에 대해서도 고찰하였다. 번호판 영역이 학습패턴에 의해 60% 이상 포함됐을 경우 32화소값의 변화폭으로 595대의 자동차를 통해 실험한 결과로 97.5%의 인식율을 나타냈다. 그리고 본 실험에서 suppression 패턴을 사용함으로써 번호판 주위나 헤드라이트 부분의 검출오류데이터를 억압함으로써 실제 번호판을 인식하는데 98.7%까지 개선된 결과를 보여주었고 여러 학습패턴을 적용함으로써 향상된 결과값을 얻을 수 있었다. 향후 과제로 100%의 결과를 산출하기 위해서는 번호판과 차량이 색상이 동일한 경우일 때나 기타 다른 요소들을 배제할 수 있는 기술이 요구된다.

## 참고 문헌

[1] K. Imai, K. Gohara, and Y. Uchigawa. Recognition of laterally written character lines using a 3-layered model. Trans. I.E. I.C.E., PRU91-3 (1991).  
 [2] J. Nishimura and N. Koyama. Learning capability vs input pattern resolution in back propagation method. Trans. Int. Inf. Proc. Eng. Jpn., 35, No. 11, pp. 2331-2337 (1994).  
 [3] H. Kato et al. Number plate recognition

techniques. Mitsubishi Electric Industries Review, 62, No. 2, pp.8.12 (1988).  
 [4] H. Takahashi, E. Maeda, A. Shio, and K. Ishii. Image recognition techniques for automation of parking garage supervision. NTT R&D, 41, No. 4, pp. 493. 500(1992).  
 [5] Y. Handa et al. Development and applications of fast image processing devices. Mitsubishi Heavy Industries Review, 27, No. 1, pp. 76.80 (1990).  
 [6] M. Deguchi, K. Kato, G. Miya, and M. Hinenoya. Development of a number plate reading device for computing the travel time. Sumitomo Electrical Industries, No. 139, pp. 8.13 (1991).  
 [7] T. Sai, T. Agui, and M. Nakajima. Number plate region extraction method using adaptive parameter flat area-restricted half conversion. I.E.I.C.E. (D-II),72, No. 4, pp. 597.604 (1994).