

# 차영상과 신경망을 이용한 자동차 번호판 지역 문자 인식

송영준\*, 김동우\*\*, 김영길\*, 장언동\*, 권동진\*, 안재형\*

\*충북대학교

\*\*충북대학교 BK21 충북정보기술사업단

e-mail: [songyjorg@dreamwiz.com](mailto:songyjorg@dreamwiz.com)

## License Plate Region Letters Recognition using the Difference Image and Neural Network

Yong-Jun Song\*, Dong-Woo Kim\*\*, Young-Gil Kim\*,  
Un-Dong Chang\*, Dong-Jin Kwon\*, Jae-Hyeong Ahn\*

\*Chungbuk National University

\*\*CBNU BK21 Chungbuk Information Technology

### 요 약

자동차 번호판 인식은 카메라의 발달과 무인자동차 주차 시스템, 불법 주정차 단속 등 응용 서비스의 증가로 부각되고 있는 텔레매틱스 분야의 핵심 기술이다. 특히 우리나라의 번호판은 영업용과 비영업용의 도색이 틀리고, 현재 4종류의 번호판 체계를 갖고 있다. 따라서 번호판 인식은 이들 번호판을 종류별로 분류하고 인식해야 되는 어려움이 있다. 본 논문은 레이블링 기법으로 번호판 종류를 분류하고, 지역 글자 인식에서 몽개짐 현상이 발생하는 경우, 기존의 신경망에서 인식치 못하는 것을 차영상과 신경망을 이용하여 인식을 향상 시켰다.

### 1. 서론

자동차 번호판 인식은 무인 자동차 주차 시스템, 무인 불법 주차 감시 시스템 등과 같이 자동차에 대한 정보를 분석하는 데 중요한 기술로서, 무인 자동차와 같은 차세대 텔레매틱스 분야의 핵심적인 기술이라 할 수 있다. 특히, 우리나라의 자동차 번호판은 차종 별로 각기 다른 번호를 부여 받고, 구형 번호판, 신형 번호판, 그리고 지역 표시가 없는 번호판에 이르기까지 다양한 종류가 있어 이를 종류별로 인식하게 하는 기술에 대한 연구가 계속되고 있다.

정확한 번호판 영역 검출은 번호판 인식 시스템의 인식률에 크게 영향을 미치며, 잘못 검출된 번호판 영역에 대해 전처리를 함으로써 인식률을 높이고 있다[1]. 기존의 차량 번호판 문자 인식 방법으로는 크게 원형 정합 방법, 구문론적 방법, 신경망을 이용한 방법 등이 있다. 원형 정합 방법은 기하학적 정합 방법을 개선시킨 방법으로서, 표준 패턴에 입력된 영상을 정합시켜 문자를 인식시킨다. 그러나 기울어진 영상이나 잡음이 있을 경우 인식률이 저

하되며, 환경이 변화되면 표준 패턴을 재구성해야 되는 단점을 지니고 있다[2].

구문론적인 방법은 문자 특징간의 상호 관련성 또는 상호 연결성 정보와 같은 구조적 정보를 이용하며 글자 크기, 기울기 등에 강한 특징을 지닌 반면에 구조적 정보를 정량화하여 추출할 수 있어야 한다는 어려움이 있으며, 특징간의 정확한 구조적 정보를 구하는 것이 용이하지 않은 단점이 있다[3].

신경망을 이용한 인식 방법에는 문자 영상의 화소값을 그대로 입력 패턴으로 정하는 비특징 추출 방법[4]과 문자 영상으로부터 특징을 추출하여 사용하는 특징 추출 방법[5]이 있다. 비특징 추출 방법은 특징을 추출하는 시간이 소모되지 않음으로 처리 시간이 적게 들 수 있다. 문자를 이루는 영상 정보와 인식 대상의 패턴수가 많은 한글 문자 인식에서는 인식 수행을 위한 계산량이 많아지고 입력 노드의 수가 많아지게 된다. 또한 문자 인식의 효율을 높이고자 자소 분리 방법을 이용한 차량 번호판의 문자 인식 연구가 있다[6]. 그러나 이는 실제 번호판의 훼손,

카메라의 성능, 기타 여러 가지 조건에 의해서 번호판 영상에 많은 잡음이 포함되므로 한글 문자를 자소 분리하는 것이 어렵다.

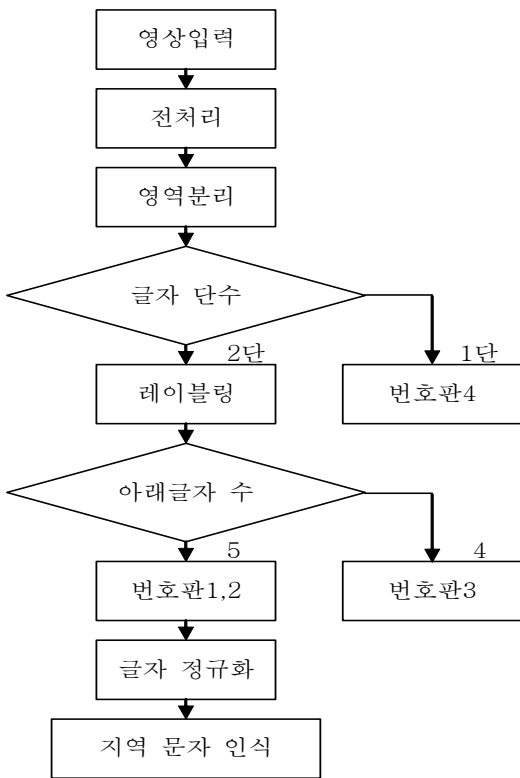
위에서 언급한 바와 같이 기하학적인 방법은 처리 시간이 빠르나 번호판 영역의 조그마한 변형에도 민감한 특성이 있고, 신경망의 경우에는 많은 패턴 수와 훈련 영상이 필요하고 처리시간이 오래 걸리는 단점이 있다.

본 논문은 지역 글자의 경우 두 가지 방법을 혼용하는 기법으로 인식 성능과 처리시간을 향상시키고자 하였다. 신경망만을 이용할 경우 두 번째 글자가 뭉쳐져 있거나 뭉개지는 현상으로 제대로 인식할 수 없어 오인식되지만 신경망과 차영상을 혼용하여 이러한 문제점을 해결하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안한 방법에 대하여 기술하고 3장에서는 실험 결과를 살펴본다. 4장에서는 결론과 향후 과제에 대하여 논한다.

**2. 제안 방법**

제안 방법의 전체 구성은 그림 1과 같다.



(그림 1) 제안하는 자동차 번호판 인식 과정

번호판 영역을 검출한 후 정해진 크기로 그레이 영상이 입력되면 Otsu 이진화를 하였다. Otsu 이진화 기법[7]으로 가변 임계값에 의해 조명에 의한 인식물의 저하를 일정 부분 보상해 줄 수 있다. 이진화된 영상은 수평 투영 기법으로 위 글자와 아래 글자의 영역을 분리한다. 번

호판 영역에 대해 형태학적 필터링을 적용하여 문자 이외의 잡음을 제거한다. 번호판 영역 안에 있는 흑백 영상의 각 문자별 폐곡선에 각각 레이블링 작업을 한다. 레이블링에 의해 글자별로 영역이 확정되면 글자 구성이 1단인지 2단인지 구분하여 번호판 4와 나머지 구형 번호판들을 구분한다. 구형 번호판은 다시 아래 글자 수를 확인하여, 5개의 레이블링으로 구성되면, 번호판 1, 2의 유형이므로 위 글자의 좌측부터 문자 영역 2개를 추출하고 문자 위치를 그 이후에 추출한다. 레이블링이 4개로 되면 번호판 3의 유형으로 분류하고 숫자와 문자 영역을 분리하고 숫자 위치와 문자 위치를 추출한다. 번호판의 분류는 그림 2와 같다. 지역 글자의 인식은 신경망과 차영상을 결합한 방법을 이용하였다. 번호판 3과 4의 경우에는 지역 글자가 없으므로 인식 알고리즘은 해당 사항이 없다.



(그림 2) 번호판의 분류

지역 글자는 신경망과 차영상을 결합한 방법으로 인식한다. 지역 글자에 사용되는 문자는 “서울, 부산, 인천, 대구, 대전, 광주, 울산, 경기, 경남, 경북, 충남, 충북, 전남, 전북, 강원, 제주”로 구분될 수 있으며, 울산의 경우는 번호판 2에만 존재한다.

지역 글자의 인식은 먼저 지역 글자를 단일 글자로 분리하고, 첫 번째 글자에 대해서는 신경망으로 가장 유사한 3개의 글자를 찾고, 두 번째 글자에서는 차영상으로 가장 유사한 5개의 글자를 찾게 한다. 이를 조합하여 지역 글자를 인식하게 된다. 여기서 사용되는 차영상은 기준 폰트로 만들어 놓은 영상과 입력 영상에서 추출된 글자들과의 차이를 의미한다.

그림 3에 지역 글자 “강원”을 인식하는 예를 보여주고 있으며 그 과정은 아래와 같다.

- 1단계 : 신경망을 이용하여 첫 번째 글자에 대한 1-3 순위까지를 후보 글자로 선택한다.  
→ 경 - 광 - 강
- 2단계 : 차영상을 이용하여 두 번째 글자에 대한 1-5 순위까지를 후보 글자로 선택한다.

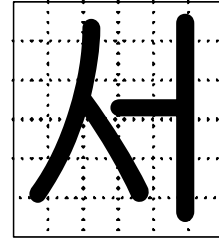
→ 원 - 천 - 전 - 산 - 기

3단계 : 지역글자 인식의 최우선 순위는 신경망에 주고 3 순위까지만 사용한다.

→ 경운 (x) - 경천 (x) - 경전 (x) -> 해당되는 지역이 없으므로 다음 첫 글자의 조합을 조사한다.

→ 광원 (x) - .... -> 해당되는 지역이 없으므로 다음 글자로 넘어가고,

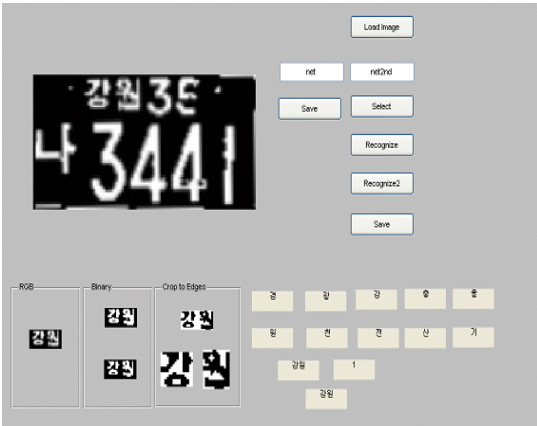
→ 강원 -> 지정된 지역 글자와 매칭되므로 이것을 해당 지역 글자로 인식하게 된다.



(그림 5) 특징 벡터

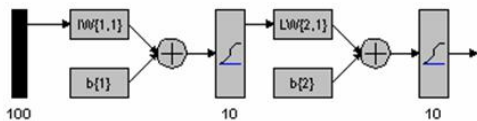
<표 1> 특징 벡터와 뉴런의 개수

번호판 유형	정규화 크기	블록 크기	특징 벡터 차원	뉴런의 개수
번호판1 지역글자	20×20	2×2	100	20 개
번호판2 지역글자	20×18	2×2	90	20 개



(그림 3) 지역 글자 인식 방법

본 논문에서 사용된 신경망은 그림 4와 같이 구성되어 있으며, 신경망[8]에서 사용되고 있는 파라미터는 그림 4와 같이 크게 4가지로 나눌 수 있고, 이는 입력 가중치 값(IW{1,1} : Input Weight)과 레이어 가중치(LW : Layer Weight), 입력 바이어스(b{1} : Input Bias), 레이어 바이어스(b{2} : Layer Bias)로 구분된다.



(그림 4) 번호판에 대한 신경망 구조

신경망의 입력 벡터는 글자의 모든 정보를 이용하지 않고 글자의 특성을 반영하는 특징 벡터를 구하여 사용한다. 이를 위해 그림 5에서와 같이 하나의 문자에 대해 점선과 같은 블록으로 나누어 입력 특징 벡터를 구한다.

본 논문에서는 차량 번호판 영역을 140×70으로 정규화한 후 문자들을 인식하고 있다. 표 1은 각 번호판에 대한 지역 글자에 대한 특징 벡터와 뉴런의 개수를 보여준다.

### 3. 실험 결과

실험에 사용한 영상은 디지털 카메라로 각 지역에서 촬영한 740장의 자동차 영상에 대하여 적용하였다. 자동차 번호판 영역은 수작업에 의해 140×70 그레이 영상으로 정규화하였으며, 이진화 작업부터 자동화된 프로그램으로 실험하였다. 구현한 프로그램은 신경망에서 훈련 영상들의 특징 벡터들을 구하기 위해 MATLAB 7.0을 사용하였고 전체적인 인식기는 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였다.

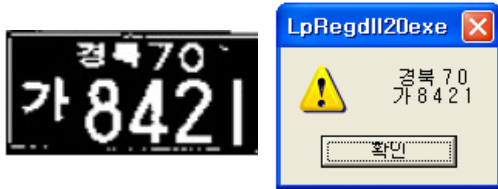
본 실험에서는 정지된 정면 영상에 대하여 실험하였고, 기울어진 영상에 대해서는 아핀 변환[1]을 이용하여 기울기 보정을 하였다. 또한 조명에 의해 아주 어둡거나 밝은 번호판 영상에 대해서는 Otsu 이진화를 통해 배경과 문자들을 구분하였다.

표 2는 지역 글자에 대해 신경망만을 이용한 방법과 제안된 방법에 대한 인식률을 보여준다. 특히 지역 글자에서 두 번째 글자의 경우 대부분 초·중·종성으로 구성되어 있어 글자가 뭉쳐져 있거나 전처리에 의해 뭉개지는 현상이 발생하여 신경망 방법만을 이용하여 인식할 경우, 인식률이 많이 떨어짐을 보인다.

<표 2> 지역 글자 인식률

	번호판 1	번호판 2
신경망 방법	94.2 %	95.7 %
제안된 방법	97.6 %	99.2 %

지역 글자의 경우 그림 6과 같이 두 번째 글자가 뭉개지는 현상이 발생해도 제안된 방법에 의해 보완되어 인식이 되었다. 즉, “경”으로 시작하는 지역 글자는 경기, 경남, 경북의 3가지 경우이지만 본 논문에서 제안된 방법을 적용한 결과 경북의 유사도가 제일 크므로 ‘경북’으로 결정되었다.



(그림 6) 번호판 인식 프로그램 실행

#### 4. 결론

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 자동차 번호판 영역을 검출한 이후에 번호판 문자와 숫자를 인식하는 방법에 대한 것으로서 주차 관리 시스템 등에 응용될 수 있다. 제안된 방법은 첫 번째 지역 글자의 경우 신경망을 이용하고 두 번째 지역 글자는 차영상 기법을 혼용하여 속도와 인식률을 향상시켰다. 특히 지역 글자의 경우 글자들이 뭉개지는 현상이 발생할 경우 신경망만을 이용하여 인식하는 경우보다 높은 성능을 보이고 있다.

향후 연구과제는 보다 한국 번호판에 맞는 특징 벡터를 추출하여 신경망 인식기의 성능을 개선시키는 연구가 필요하다.

#### 감사의 글

이 논문은 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국 학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임

#### 참고문헌

- [1] 문성원, 장언동, 송영준, "기울어진 차량 번호판 영역의 검출," 한국콘텐츠학회논문지, 제4권, 제3호, pp.125-130, 2004.
- [2] T. Natio, "License plate recognition method for inclined plates outdoors," Proc. Information Intelligence and Systems, pp.841-851, 1996.
- [3] C. Coetzee, "PC based number plate recognition system," Proc. ISIE, Vol.2. pp.605-610, 1998.
- [4] 조보호, 정성환, "ART2 신경회로망을 이용한 차량 번호판 문자 인식," 한국정보과학회논문지, 제24권, 제2호, pp.455-458, 1997.
- [5] 권재욱, 조성배, 김진형, "계층적 신경망을 이용한 다중 크기의 다중 활자체 한글 문서 인식," 한국정보과학회

지, 제19권, 제1호, pp.69-79, 1992.

[6] 김성우, 강동구, 박대현, 차의영, "자소 분리 방법을 이용한 차량번호판의 용도구분 문자 인식," 제14회 국제정보올림피아드, 2002.

[7] N. Otsu, "A Threshold Selection Method From Gray Level Histograms," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, pp.62-66, 1979.

[8] M. Ilunga, D. Stephenson, "Infilling streamflow data using feed-forward back-propagation artificial neural networks: Application of standard BP and pseudo MacLaurin power series BP techniques," Water SA, Vol.31, No.2, pp.171-176, 2005.