

신경망을 이용한 번호판 영역 검증에 관한 연구

강동우⁰ 이병모, 최선아, 김성우, 차의영
부산대학교 전자계산학과 신경회로망 및 실세계 응용 연구실
{ dkkang1, lbmo, kiddy, swkim, eycha }@harmony.cs.pusan.ac.kr

A Study of Car Plate Verification using Neural Network

Dong-Koo Kang⁰ Eui-Young Cha
Dept. of Computer Science, Pusan National University

요약

번호판 인식은 번호판 영역 추출, 세그멘테이션, 인식의 3단계로 나뉜다. 일반적으로 번호판 영역을 검출하는 과정에서 여러 후보영역이 추출되는데 검증 과정을 통해 그 중 하나를 선택한다. 따라서 적절한 검증 방법은 번호판 인식의 신뢰성을 높이기 위해 필수적이다. 본 논문은 다층 신경망에 사용하는 대표적인 알고리즘 중 하나인 역전파 알고리즘을 이용하여 번호판 후보 영역을 검증하는 방법을 제시한다. 신경망을 통한 학습을 위해 우선 적절한 훈련 이미지를 수집해야한다. 특히 번호판 이미지가 아닌 훈련 데이터를 수집하는 것은 어려운 문제이다. 본 논문에서는 효과적인 훈련 데이터 수집의 방법과 특징 벡터 생성에 대하여 제안하고 이 방법의 효용성을 실험을 통하여 검증한다.

1. 서론

번호판 인식은 번호판 영역 추출, 세그멘테이션, 인식의 3단계로 나뉜다. 번호판 영역 추출은 자동차 영상에서 번호판 영역을 찾아내는 과정이며 그 결과 여러개의 번호판 후보 영역이 생긴다.[1] 주어진 후보 영역에서 검증 과정을 거쳐 적절한 영역을 검출한 후 세그멘테이션 및 인식 단계를 거친다. 만약, 검증 단계에서 정확한 후보영역을 검출하지 못하면 그 다음 단계를 효과적으로 수행할 수 없게 된다.

본 논문에서는 후보 영역의 번호판 존재 여부를 판단하는 필터를 신경망을 통해 구현하는 방법에 대하여 제안한다. 즉, 추출된 번호판 영역이 번호판 영상에 근사하면 1에 가까운 값을 출력하고 번호판 영상에 근사하지 않으면 0에 가까운 값을 출력한다.[2]

제안한 신경망을 이용한 후보 영역 검증을 위해 우선, 주어진 이미지를 정규화한 후 이미지 전 처리 과정을 거친다. 전 처리된 이미지를 이용하여 3가지 종류의 특징 벡터를 생성하고 번호판 영상의 경우 1의 값을 그렇지 않은 영상의 경우 0의 값이 출력되도록 훈련한다.

신경망 훈련을 위한 사전 작업으로 훈련데이터를 수집해야 한다. 데이터 수집시 번호판 영상은 쉽게 수집할 수 있지만 비 번호판 영상은 그 수와 종류가 매우 다양 때문에 적절한 표본 집합을 결정하는 것이 쉽지 않다.

본 논문에서는 먼저 번호판이 아닌 이미지를 랜덤 값으로 생성하여 훈련한 후 훈련된 신경망 필터를 이용해 실험 영상에서 테스트하여 번호판이 아니지만 1에 가까운 값을 출력한 영상을 수집한다. 수집된 영상을 비 번호판 이미지로 추가하여 다시 훈련한다. 이 과정을 적절한 인식률에 도달할때까지 반복한다.

본 논문의 2장에서는 입력 영상의 전처리 과정을 살펴 보고 3장에서는 신경망 입력 벡터 생성에 관하여 설명한다. 4장에서는 신경망 훈련 방법을 설명하고, 5장에서는 실험을 통한 검증, 6장에서는 결론 및 향후 연구 과정에 관하여 설명한다.

2. 입력 영상의 전처리 과정

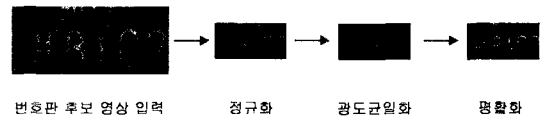


그림 1. 입력 영상의 전 처리 과정

이미지 전처리 과정은 그림1과 같이 정규화, 균일화, 평활화의 3단계를 거친다. 정규화를 통해 입력 영상의 가로, 세로 크기를 16행 32열로 고정한 후, 광도 균일화를 통해 번호판의 글자를 제외한 부분의 밝기를 일정하게 한다. 광도 균일화는 모폴로지 열림 연산을 통해서 글자 부분이 제거된 영상을 생성한 다음 정규화 영상과의 차연산을 이용하여 생성한다. 균일화된 영상은 평활화를 통해서 글자와 배경간의 구분을 뚜렷하게 한다.

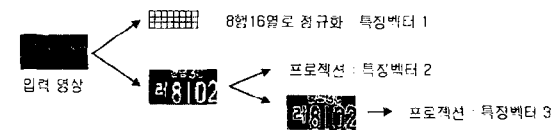


그림 2. 특징 벡터 생성 과정

3. 전처리영상에서 신경망입력을 위한 특징벡터 생성

훈련을 위해서 3가지 종류의 특징벡터를 생성한다. 첫째, 정규화된 영상을 8행 16열로 크기 정규화 및 광강도값도 0에서 1사이로 정규화한 128차원의 특징 벡터1을 생성한다. 둘째, 정규화된 영상을 이진화하여 가로·세로 프로젝션후 그 값을 나열하여 48차원의 특징 벡터2를 생성한다. 셋째, 정규화된 영상에 모폴로지 팽창 연산을 하여 원영상과의 차영상을 통해 경계 부분이 드러나는 이미지를 만든후 두 번째 방법과 같이 프로젝션하여 48차원의 특징벡터3을 생성한다.

4. 신경망을 통한 훈련

4.1 훈련 데이터의 수집

번호판 이미지는 자체 제작한 번호판 검출 프로그램으로 수집한다. 번호판 검출 프로그램은 모폴로지 연산과 특징 추출 함수를 통하여 특징 이미지를 생성하고 그 이미지를 바탕으로 클러스터링 기법을 이용하여 번호판 영역을 찾아낸다. 번호판 영역이 구해지면 그 영상에서 모폴로지 연산을 통해서 문자가 제거된 이미지를 생성한다. 원영상과 이 이미지의 차영상을 이진화 하여 레이블링 하는 방법을 통하여 세그멘테이션 과정을 수행한다.[3] 레이블링 값중 4자리 번호판 영역을 기준으로 좌·상 1/2 확장한 이미지를 번호판 이미지로 생성한다.

비 번호판 이미지는 검출 프로그램에서 실패한 영상을 수집한 것과 영상에서 임의의 영역을 잘라낸 영상을 이용한다.

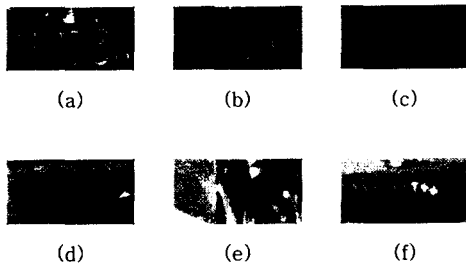


그림3. 훈련을 위한 이미지 샘플 (a)~(c)는 번호판 영상 (d)~(f)는 비 번호판 이미지

4.2 신경망 훈련 과정

신경망은 번호판 영상인 경우 1의 값을 가지고 비 번호판의 경우 0의 값을 가지도록 훈련한다. 신경망은 다층 퍼셉트론을 이용하고 학습 알고리즘은 BackPropagation을 이용한다.

신경망 훈련을 위한 샘플 데이터는 학습할 모든 종류의 데이터를 포함 할 수 없으므로 이것을 보완하기 위하여 다음과 같은 과정을 거친다.

첫째, 수집된 번호판, 비 번호판 이미지와 랜덤 광강도 이미지를 이용하여 훈련을 시작한다.

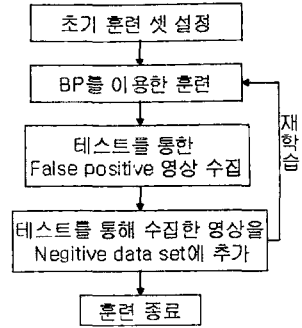


그림 4. 훈련 과정

둘째, 훈련을 마치면 번호판이 없는 이미지에서 일정 원도우의 크기 내의 이미지를 잘라서 테스트를 시작한다. 테스트 과정에서 1에 가까운 값이 나오는 값을 모아서 비 번호판 데이터로 추가한다.

셋째, 추출한 비 번호판 데이터를 이용하여 재 훈련을 시작한다.

다섯째, 이 과정을 충분한 학습이 이루어질때까지 반복한다.

5. 실험

실험에 사용한 컴퓨터는 P-III 800 CPU에 256M 메모리를 사용하였고 Visual C++ 6.0을 이용하여 구현하였다. 실험에 사용된 영상은 640×480, 1300×1030크기에 256gray를 사용하였다. 실험에 사용된 영상은 디지털 카메라 및 프로그레시브 스캔 카메라로 캡처한 영상을 사용하였다.

실험에 사용된 이미지는 번호판 이미지 455개, 비번호판 이미지 2676개를 사용하였다. 번호판 이미지는 훈련과 테스트를 위해 228개와 227개의 두 그룹으로 나누었고, 비 번호판 영상은 466, 540개의 그룹으로 나누었다.

특징 벡터 생성시 입력값을 0~1로 정규화 하였고, 학습 알고리즘은 BackPropagation을 이용하였다. 신경망 구조는 3 Layer 퍼셉트론을 사용하였고, 은닉층의 노드는 20개, 출력층은 1개로 하였다.

5.1 특징 추출 방법 및 훈련 반복수에 따른 인식률 차이

첫 번째 실험은 동일한 샘플 데이터로 3가지의 특징 추출 방법을 이용하여 훈련할때 훈련 반복 횟수에 따른 인식률의 차이를 살펴보았다.

인식률 결과는 그림5와 같이 나왔다. 훈련 데이터는 번호판 영상(227) + 비번호판 영상(439)이고 나머지 767개의 데이터는 테스트 데이터(번호판:228, 비번호판:425)이다. 비 번호판 영상은 랜덤 광강도를 가진 영상과 오검출 번호판 영상을 수집하였다. 실험 결과는 특징벡터2의 인식률이 가장 높게 나타났고, 특징벡터3, 특징벡터2

의 순으로 나왔다. 또한 훈련 반복횟수의 양에 따라 인식이 증가하는 경향을 보였다.

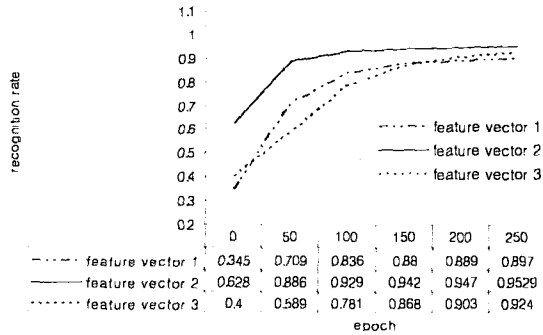


그림 5. 훈련 반복 횟수에 따른 테스트 데이터의 인식을 변화

5.2 false positive rate vs false negative rate

두 번째 실험은 훈련된 신경망 필터를 통해 번호판 이미지와 비 번호판 이미지에 대한 false positive rate 및 false negative rate를 조사하였다. 훈련 데이터는 번호판 데이터 225개와 비 번호판 데이터 1795를 이용하였다. 히든층의 수는 20개, 반복 횟수는 300으로 훈련하였다. 실험결과 특징 벡터 1(크기 정규화)번은 false positive rate가 가장 낮은 반면, false negative rate가 높게 나왔다. 특징 벡터 2(프로젝션)번이 전체적으로 높은 비율을 나타내었다.

표 1 특징 추출 방법에 따른 인식을 비교

인식률	false data		true data	
	(참/전체)	false positive rate	(참/전체)	false negative rate
특징벡터 1	871/881	1.14%	205/227	9.69%
특징벡터 2	867/881	1.59%	221/227	2.64%
특징벡터 3	806/881	8.51%	223/227	1.76%

5.3 훈련된 신경망을 임의의 장면 영상에 테스트

세 번째 실험은 훈련된 신경망을 임의의 번호판이 존재하지 않는 영상에 테스트를 하였다. 첫 번째 두 번째 실험은 모든 비 번호판의 표본을 검출할수 없기 때문에 일반화를 위하여 훈련된 신경망을 통해 False Positive한 영상만을 더 추출하여 재 학습하였다. 각각의 장면 영상은 640 x 480의 이미지로 번호판이 존재하지 않는 임의의 영상을 선정하였다. 이 영상을 가변 윈도우를 이동시키면서 1052개의 샘플 영상을 추출하여 훈련된 신경망으로 테스트 하였다. 테스트 결과 번호판으로 인식한 영상을 비 번호판 영상으로 추가하여 재학습하였다. 실험 결과는 표1과 같다.

표 2 재학습을 통해 장면 이미지에서의 인식을

인식률	특징추출1	특징추출2	특징추출3
자동차 영상	97.80 %	98.95 %	80.51 %
책꽂이 영상	97.73 %	94.00 %	69.55 %
신발 영상	97.70 %	98.05 %	70.97 %

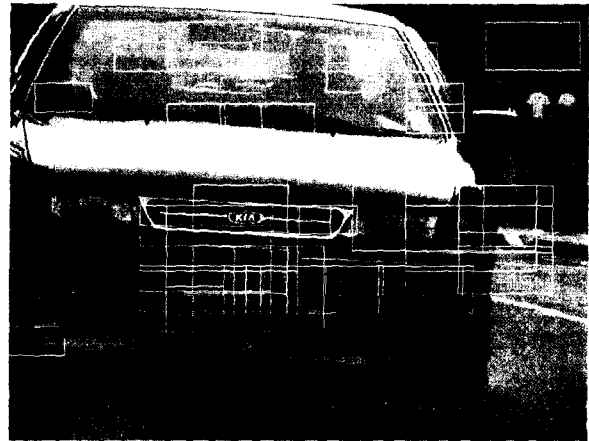


그림 6 그림 7. 1083개의 임의의 윈도우로 테스트한 결과 1052개가 false로 응답하였고 31개가 true로 응답하여 97.1%의 정확도를 보였다.

6. 결론 및 향후 연구 과제

실험 결과 신경망을 이용한 번호판 검출 방법은 최대 98% 이상의 높은 인식을 나타내었다. 특징 추출 방법은 크기 정규화, 이진화 영상의 프로젝트션, 이진화 영상의 외곽선 검출 후 프로젝트션의 3가지 방법을 사용하였다.

그 결과 이진화 영상의 프로젝트션 방법이 가장 높은 인식을 나타내었고 이진화에서 외곽선을 추출한 것은 false positive rate가 높게 나타나는 경향이 있었다. 또한, 비 번호판을 사용자가 임의로 선정한 것 보다 훈련된 신경망에 의해서 오인식된 데이터를 추가하여 재 학습하는것이 인식률 향상에 큰 영향이 없음을 알았다. 향후 연구 과제로는 DCT 변환 및 웨이블릿 변환 영상등 다양한 이미지 변환을 통한 특징 추출 방법으로 실험할 예정이다.

[참고 문헌]

[1] 박익성, 이철희, 김일정, 자의영, "광강도 분포 특성을 이용한 차량 번호판 영역 추출", 한국 정보처리 학회 춘계 학술 발표 논문집, pp.1105-1109, 1997
 [2] Henry A. Rowley, "Neural Network-Based Face Detection", CMU-CS-99-117, 1999
 [3] 장동구, "모폴로지와 ART2를 이용한 번호판 위치 검출 및 문자 세그멘테이션에 관한 연구", 한국 정보 과학회 추계 학술 발표 논문집, pp.328-330, 2001