

HoG와 AdaBoost를 이용한 번호판 영역 추출

유신*, 최성일*, 이완주**, 이병래***, 민경원****, 강현철*

요약

번호판 인식 시스템의 인식 성능의 향상을 위해서는 문자 추출 및 문자인식을 하는 인식단계의 성능도 중요하지만 번호판 영역의 추출의 성능, 또한 중요하다. 본 논문에서는 기존 번호판 추출 과정의 오류를 분석하여, 유형별 분류를 하고, HoG (histogram of gradient) 특징 추출과 AdaBoost 기반 검증 절차를 적용하여 알고리즘 개선을 하였다. HoG 특징은 다양한 유형의 번호판 유형과 잡음에 강건한 특성을 갖게 되어, 이전에 검출하지 못하였던 번호판 영역을 검출하는데 효과적인 방법임을 보여 준다.

Extraction of the License Plate Region Using HoG and AdaBoost

Sheen Lew*, CuiShengYi*, WanJoo Lee**, ByeongRae Lee***, KyoungWon Min****, Hyunchul Kang*

Abstract

For the improvement of license plate recognition system, correct extraction of a license plate region as well as character recognition is important. In this paper, with the analysis and classification of the error patterns in the process of plate region extraction, we tried to improve the extraction of the region using HoG(histogram of gradient) features and Adaboost. The results show that the HoG feature is robust to the noise and various types of the plates, and also is very effective to extract the region failed before.

Keywords :license plate, HoG, Adaboost, license plate region extraction

1. 서론

자동차 번호판을 대상으로 하는 화상시스템의 도입이 이루어진 이후, 수많은 알고리즘이 제안되었으며, 다양한 연구 성과들로 인하여 차량 번호판내의 문자 인식의 성능은 나날이 발전하여 오고 있다. 그러나 대부분의 논문에서 다루고 있는 부분은 올바른 번호판 영역이 추출되어 있음

을 전제로 문자 및 숫자를 인식하는 경우로, 번호판 영역 자체가 제대로 추출되어 있지 않은 상황에서의 문자 인식은 불가능하게 된다. 따라서 본 논문에서는 번호판 영역내의 문자 인식을 하기 전 단계인 번호판 영역 추출을 보다 효율적이고, 정확하게 할 수 있도록, 추출된 번호판 영역의 검증을 위하여 HoG 특징과 AdaBoost 기반으로 하여 번호판 영역 추출의 성능을 높이고자 한다.

2. 번호판 인식 시스템 개요

차량 번호판의 인식은 차량 전면부 영상으로부터 먼저 번호판 영역의 추출, 문자 추출들을 포함하는 전처리 단계와 문자 분류와 문자 인식을 포함하는 인식단계로 이루어진다. 이들 두 가지 프로세스 중에서 두 번째 단계에 해당하는 문자 인식에 대하여 PCA+ICA+LDA 혼합모델을 사용하여 100% 인식의 더 이상 개선의 여지가

※ 제일저자(First Author) : 유신

접수일:2009년 11월 06일, 완료일:2009년 12월 29일

* 인천대학교 정보통신공학과

ys9072@paran.com

** 용인대학교 컴퓨터학과

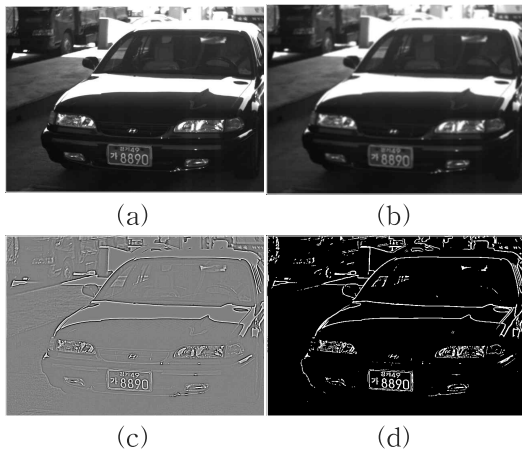
*** 한국방송통신대학교 컴퓨터학과

**** 전자부품연구원(KETI)

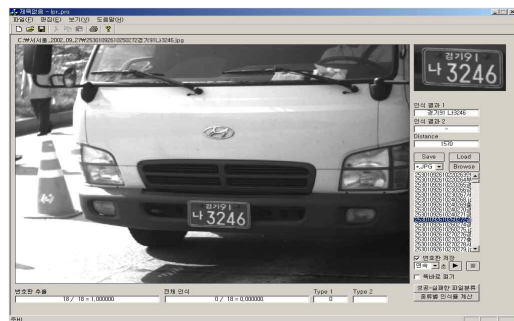
▣ 본 연구는 지식경제부 산업원천기술개발사업 [KI002162, 다중카메라 기반 고속 영상인식 SoC 플랫폼 개발]사업의 지원으로 수행 되었습니다.

많지 않을 만큼의 성과를 얻었으나, 첫 번째 프로세스의 전처리 단계의 성능 저하가 여전히 남아 있어 전체 시스템의 인식을 저하가 나타났다.[1] 따라서 첫 번째 프로세스 처리과정의 성능 향상을 위해 번호판 영역의 HoG 특징추출과 후보영역 검증을 위한 Adaboost 기반 알고리즘을 적용하여, 기존 방법에 비하여 보다 개선된 성능을 보이고, 이에 대한 검증을 하고자 한다.

2.1 번호판 후보 영역 추출 알고리즘



(그림 1) 번호판 후보 영역 추출 과정



(그림 2) 번호판 후보 영역 추출

번호판 후보 영역 추출의 과정은 (그림 1)과 같다. 전처리 과정으로 서브 샘플링을 한 후, 차영상으로 부터 번호판 후보영역을 추출한다. 저주파 영상은 원 영상에 5*5 평활화 필터를 적용하여 얻었다. 이렇게 얻어진 차영상은 밝기 분포에 적응적으로 다중 이진화 영상을 얻기 위해 다중 이진화 임계치로 이진화하였다.[2] (그림 2)

는 추출 결과를 나타낸다. 이진화된 영상에서 숫자영역에 해당하는 부분을 얻어낸 후, 얻어진 숫자영역이 번호판의 숫자에 해당하는지를 확인하기 위해, 번호판 내에 존재하는 숫자영역들 중에는 적어도 2개 이상의 이웃을 가진 숫자영역이 존재하며, 이웃으로 판별된 숫자영역들의 크기는 동일하고, 이웃이라고 판별된 숫자영역들에서 수직, 수평으로 일정거리 이내에 수직에지와 수평에지가 존재한다는 제약조건들을 적용하여 번호판 영역을 추출한다.[2]

3. 번호판 후보 영역 패턴 분석

번호판 후보영역이 추출되면, 일반적으로 인식기에 후보영상을 입력하여, 인식을 수행한다. 이 결과로 얻은 인식된 문자를 확인하여, 인식이 되면 번호판 영역이고, 인식이 정상적으로 되지 않으면, 잘못 추출된 번호판 후보 영상으로 보는 것이, 일반적인 방법이다.[3] 그러나, 인식기에 영상을 입력하여 문자를 추출하여 인식하는 과정은 수행시간이 많이 걸리는 작업으로, 다량의 후보영역이 하나의 입력이미지에 대하여 발생할 경우, 모든 후보영역을 다 인식하여 확인하기에는 무리가 있다. 따라서 인식기가 아닌 단순히 번호판 영역의 가부 판별을 빠르게 수행을 할 수 있다면, 더 많은 후보영역에 대한 검증이 가능하여 인식 성능 향상에 도움이 될 것이다. 이를 위해서는 우선 번호판 후보영역의 발생 패턴을 분류하여, 분석한 정보를 활용하여 번호판 검증을 하여야 할 것이다. 이러한 맥락에서, 최근에는 번호판 후보영역을 인식기에 입력하는 것이 아닌, 번호판 후보 영역에 대한 검증 프로세스를 적용한 사례들이 보고되고 있다.[4]

번호판 후보 영상의 패턴 분석을 위한 샘플 추출은 실제 고속도로 톨게이트를 진입하는 차량의 영상을 취득하여, 2.1절에서 소개된 알고리즘으로 개발된 자동차 번호판 인식 시스템에서 인식 오류를 유발한 영상을 분류된 것을 모아 번호판 후보 영역 유형별 분류를 하였다.

주야간 모두 48 시간 동안, 취득된 전체 취득 영상 (9,379 장) 중에서 인식오류를 유발한 영상만 추출한 441 개 이미지를 대상으로 분석하였다. 2007 년 01월 17 일 오후 12 시 11 - 2007년 01월 16 일 오전 12 시 17분까지의 취득 영상이다.

대부분의 영상은 잘 인식 되었으나 인식오류

가 발생한 영상을 분류해 보면, 크게 2가지로 나누어진다. 첫 번째는 번호판 영역은 잘 추출 되었으나, 문자인식에서 부분오류(1-2문자가 틀린 경우)가 발생하여 실패한 경우이다. 이 부분은 문자 인식 단계 알고리즘의 개선이 필요한 부분이다. 두 번째의 경우는, 번호판 영역 자체가 잘못 추출된 경우로서 본 논문에서 개선하고자 하는 경우로서 전체 오류 영상의 68.93%를 차지하고 있어 이 부분에 대한 성능개선이 의미가 크다는 것을 알 수 있다.

3.1 번호판 영역은 잘 추출 되었으나 문자 인식이 실패한 경우

인식오류를 유발한 441개 이미지 중 137개가 여기에 해당하여 31.06 %의 비율을 보였다. 추출된 해당 번호판 후보 영상들은 주로 육안으로는 구분이 가능하나 번호판 내의 영상에 조명의 불충분, 화질 저하, 기타 잡음 등의 영상 왜곡이 문제인 경우이다.

<표 1>의 (1)은 첫 번째 분류 내에서는 가장 발생 빈도가 높은 경우로서, 주로 야간에 발생하였다. 이런 경우, 보통 영상취득을 1 장이 아닌 2-3 장을 찍어, 영상취득이 잘 된 경우를 선택함으로써 해결 가능하다. <표 1>의 (2)의 경우는 번호판의 테두리 영역에 의도적으로 프레임을 장착하여, 발생하는 반사광에 의해 발생하는 영상왜곡에 의한 오류로서, 반사된 정도가 큰 경우의 오류는 피할 수 없으나, 적절한 후처리로 인식을 개선할 수 있을 것이다. <표 1>의 (3)의 경우는 특정 각도에서 발생하는 반사에 의한 오류로서, 발생빈도가 낮고, 의도적인 경우는 아니므로, 2-3장의 연속 영상 취득을 통해 해결 가능할 것이다. <표 1>의 (4)는 번호판이 물리적으로 휘어짐으로 발생하는 경우로, 빈도가 높지는 않지만 부분적인 개별 문자인식에서의 오류를 유발한다. 영상의 부분적인 왜곡을 극복할 수 있는 통계적 혼합 모델(PCA+ICA+LDA)등을 사용하여 해결가능하다.

3.2. 번호판 영역이 잘 못 추출된 경우

본 논문에서 성능 개선의 대상으로 삼고자하는 대상이다. 인식에 실패한 441개의 후보 영상 중 304 개가 여기에 해당하며, 인식 오류를 유발한 68.93%가 포함되는 경우이다. 일반적으로 기존에 제안된 많은 논문들에서 사용된 알고리즘

들을 살펴보면 번호판 후보 영역 추출을 위하여 사용되는 특징 값으로써 에지나 그레디언트 값의 분포를 사용하는데, 이러한 경우, 이후 기술되는 오류 유형에서 알 수 있듯이, 화면내의 에지 성분이 많은 그릴이나 범퍼, 라이트 부분이 번호판으로 오 인식 되는 경우가 많았다.[3] 이는 사용되는 특징 값의 특성에서 기인한 한계로 인해 발생하는 오류로서 단순히 후보영역 전체에 대한 글로벌 특징 값이 아닌 후보영역내의 지역적 특성과 상관관계를 잘 표현할 수 있는 특징 값을 사용함으로써 번호판 후보영역 추출의 정확도를 높일 수 있을 것이다.

<표 2>의 (1)은 번호판 주변 영역을 넓게 포함한 경우로 번호판 주변 영역을 포함하여 번호판 영역이 너무 넓게 추출된 경우이다. 그림에서 알 수 있듯이, 단순한 수직, 수평방향의 일반적인 에지 프로젝션을 통해서서는 구별이 어렵다. 표 2의 (2)는 그릴 자체가 번호판 영역으로 오 인식된 경우이다. 이 경우도 발생빈도가 높다. 표 2의 (3)은 차량라이트의 무늬등 에지 성분에 의해 오류 추출된 경우이다. 표 2의 (4)는 부분 추출된 경우로, 번호판 영역의 주변을 인식하였으나 일부 영역이 포함되지 못한 경우이다. 발생빈도가 높은 편이다. 이에 대한 적절한 알고리즘을 요구한다. 표 2의 (5)는 차량이 아닌 배경내의 구조물을 오인식한 경우이며, 표 2의 (6)은 안개 등, 리어 미러, 바퀴, 기타 차량구조물의 경우로 차량에 부착된 다양한 구조물을 번호판 영역으로 오인식 한 경우이다. 표 2의 (7)은 범퍼 부분내의 조명의 불 균일로 인한 에지 등이 원인으로 생각되며, 발생 빈도는 높지 않았다. 표 2의 (8)은 스티커, 차량 장식인 엠블럼등 이었고, 표 2의 (9)는 번호판의 위치를 변경한 경우로, 발생 빈도가 매우 낮았다.


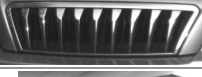







3.2 절에서 살펴본 바와 같이 번호판 영역 추출에서 발생하는 오류의 유형은 다양하며, 일반적으로 번호판으로 오인 되는 영상의 영역들은 그릴이나 라이트 범퍼 등으로 화면내의 에지 성분이 많은 영역들인 것을 알 수 있다. 따라서 단순한 에지나 그레디언트 성분의 프로젝션이나 히스토그램 분석 등을 통하여 구별 가능한 경우가 아니므로, 보다 지능적인 번호판 영역의 검증 알고리즘이 요구됨을 알 수 있다. 인식오류를 유발하는 번호판 후보영역의 유형별 분류 결과를 종합하여 살펴보면, 3.2절에서 기술된 두 번째

유형 304 장 중, 상위 발생빈도 4 가지 오류 유형이 296 장으로, 두 번째 오류 패턴 중 97.36%가 여기에 해당함을 알 수 있다.

<표 1> 번호판 영역 추출은 잘되었으나 번호판 문자 인식에 실패한 경우

	번호판 유형	발생 빈도	%
(1)		55 /137	40.1
(2)		48 /137	35.0
(3)		18 /137	13.1
(4)		16 /137	11.7

<표 2> 번호판 영역 추출이 잘못 된 경우

	번호판 유형	발생 빈도	%
(1)		82 /304	26.9
(2)		55 /304	18.0
(3)		61 /304	20.0
(4)		60 /304	19.7
(5)		20 /304	6.5
(6)		18 /304	5.9
(7)		4 /304	1.3
(8)		3 /304	0.9
(9)		1 /304	0.3

4. HoG

최근 얼굴인식, 보행자 인식 등의 객체 인식에서 에지의 방향성분의 히스토그램을 이용한

방법이 인기를 얻고 있다. 이러한 특징추출 방법 중의 하나인 HOG(local histogram of oriented gradients)는 Dalal et al.[5]에 의해 제안되었다. HoG 특징추출은 이미지를 영상내의 지역별 영역의 그라디언트 방향 성분의 발생 빈도를 누적시켜 히스토그램의 집합으로서 표현한다. 보행자나 얼굴 등의 다양한 포즈와 유형 등을 갖게 됨으로 인하여, 분류하여야 할 클래스내의 객체간의 공통성분을 추출하기에는 너무도 많은 잡음 성분이 있는 경우에도, 영상왜곡에 강인하여 분류에 적합한 특징을 추출할 수 있는 방법이다. 본 논문에서는 기존에 보행자와 얼굴인식에 사용되었던 HoG 특징이 기울어짐, 배경과 객체간의 대비(contrast)차이, 노이즈 등에 강건한 특징임이 검증되었음에 착안하여 이를 번호판영역 검증에 사용하고자 한다.

본 논문에서는 다음과 같은 3단계의 과정을 통하여 번호판 영역의 검증을 위하여, 이미지 1 장당, 최종 HoG 특징 벡터 1개씩을 생성하게 된다.

- 1) 영역별 그라디언트 값을 계산한다.
- 2) 셀 단위의 누적히스토그램을 구한다.
- 3) 블럭 내의 셀을 정규화한다.

해당 과정을 좀더 자세히 다루어 보면 다음과 같다.

4.1 그라디언트의 계산

번호판 후보 영역 이미지의 그라디언트는 식 1, 2의 2개의 1 차원 필터를 사용하여 간단히 구할 수 있다.

- horizontal : $(-1 \ 0 \ 1)$ (1)
- vertical : $(-1 \ 0 \ 1)^T$ (2)

그라디언트에 의하여 얻어진 방향은 0 에서 2π 까지, 즉 360 도의 영역을 갖는다. 이는 다시, 연산이 가능하도록 유한한 몇 개의 값으로 양자화 된다. 이 과정을 “binnig” 이라 표현하며, 이는 히스토그램이 갖게 되는 값의 개수를 결정한다. 본 논문에서는 이 중 0에서 π 까지의 값만의 취하여 20도 씩 차이를 두어 9가지 값만을 선택하였다. 이로서 흰 바탕에 검은 글자와 검은 바탕에 흰 글자인 경우에 대하여 다른 결과 값을 갖지 않게 되며, 기존 구형번호판과 신형번호판

의 대비가 반대로 되어 있음에 구애 받지 않도록 해준다. 결론적으로 각각의 셀은 9개의 히스토그램 값을 갖게 된다.

4.2 셀과 블록 디스크립터

HoG 특징 추출 방법의 독특한 점은 이미지를 여러 셀로 나눔에 있다. 하나의 셀은 미리 정의된 픽셀 크기로 이루어진 4각 영역을 의미한다. 픽셀단위 크기가 정해지면 4각 영역의 셀 단위로 각 방향의 정해진 히스토그램을 구하기 위하여 방향에 따라 누적시킨다. 이때, 단순히 그래디언트의 크기, 즉, 에지 성분의 강도를 누적시킬 수 있을 것이다. 이로서 에지가 강하게 존재하지 않는 영역과 구별 가능할 것이다. 모든 셀에 대한 히스토그램이 계산되면, 얻어진 그래디언트 값의 누적된 히스토그램을 하나의 벡터로서 연결 가능 할 것이다. 이는 번호판 영역이 맞는지를 검증하기 위해서, Adaboost등의 분류기(classifier) 입력에 적합하도록, 하기 위함이다.

하나의 이미지 전체가 HoG 특징 값 벡터 하나로 표현 가능한 것이다.

4.3 블록단위 셀 히스토그램 정규화

4.2절 까지의 과정을 통하여 얻어진 벡터는 부분적인 조명의 차이, 주/야간 밝기 차이, 반사광 등의 각종 영상 잡음의 영향을 피하기 위하여 각 셀의 히스토그램을 정규화 할 필요가 있다.

셀 히스토그램은 이웃 셀의 히스토그램 값을 이용하여 지역적으로 정규화 된다. 정규화는 블록이라 불리는 여러 셀을 그룹으로 하여 이루어진다. 본 논문에서는 3*3 블록 단위 정규화를 하였다.

정규화 까지 마친 모든 셀의 히스토그램은 하나의 벡터로 연결되어 Adaboost 알고리즘을 통하여 번호판 영역임을 검증하는데 사용되게 된다.

벡터를 V 라 할때, 정규화 방법은 다음 3가지가 가능하다.

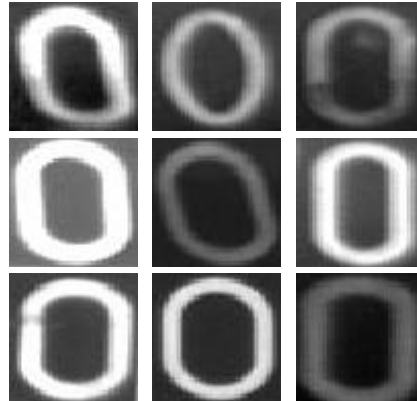
• none: 정규화를 하지 않는 경우, (3)

$$nf=1$$

• L1-norm :
$$nf = \frac{V}{\|V\| + \epsilon}$$
 (4)

• L2-norm :
$$nf = \frac{V}{\sqrt{\|V\|^2 + \epsilon^2}}$$
 (5)

ϵ 는 그래디언트 값이 없는 경우(나뉠셈의 분모가 0인 경우) 연산을 위해 필요하다. ϵ 는 매우 작은 값으로서 인식 결과에 영향을 미치지 않는다.

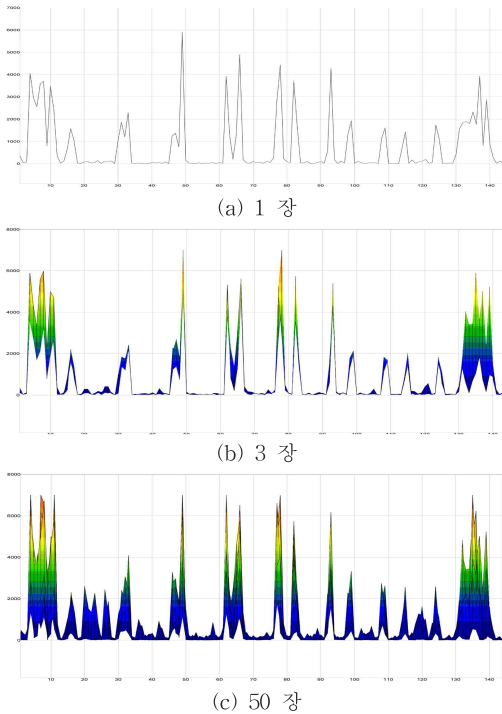


(그림 3) HoG 추출 테스트 영상

마지막으로, HoG 특징 추출과정에 사용되는 번호판의 크기에 따라 최종 생성된 HoG 벡터의 길이가 달라진다. 따라서, 영상크기의 정규화과정을 거친 다음, HoG 특징추출을 하여야 할 것이다. 이를 위하여 우선, 실제 영상에서 추출된 번호판 후보영역들의 분포를 조사하여 보니, 153 * 65 - 437 * 239 의 크기 범위의 분포를 갖고 있었다.

따라서 본 논문에서는 번호판의 일반적인 가로와 세로의 비율 등을 고려하여 300 * 200 의 평균 정도의 크기를 선택하여 이미지 크기에 대한 정규화를 수행하여 모든 후보영상의 크기를 균일하게 한 뒤, 사용하였다. (그림 3)과 같이 HoG 특징의 추출 특성을 살펴보기 위하여 번호판에서 추출된 숫자 영상 50장을 사용하여 보았다. 이는 조명의 불균일, 오염에 의한 왜곡, 휘어짐 등이 포함되어 차이는 있으나, 영상 상호간에 유사성을 갖고 있는 경우이다. (그림 4)는 (그림 3)의 입력영상으로 1, 3, 50 장을 사용하여 추출된 HoG 특징 벡터를 그래프로 표현한 것이다. 동일한 숫자 '0'에 대한 HoG 특징은 상호간의 차이가 다소 존재하나 유사성을 갖고 있음을 그림을 통해 직관적으로 알 수 있다. 이는 64 * 64 크기의 단일 이미지를 16 * 16 블록 크기를 사용하였다. 따라서 4 * 4 개의 Cell이 생성되고, 각 Cell은 9개의 Histogram을 갖게 된다. 그래프의 수평방향에 144개의 Cell 단위 벡터를 표

현한 것이며, 수직 방향은 해당 Cell에 대한 9가지 gradient 방향에 대한 Histogram별 합산 값이다.



(그림 4) HoG 특징 추출 결과

5. AdaBoost

Adaboost 알고리즘은 학습시간은 비교적 많이 걸리지만, 인식은 매우 빠른 특징을 갖고며, 훈련 데이터가 충분하고, 입력데이터에 오류(노이즈)가 섞이지 않았다는 전제가 필요하나, 인식 성능도 SVM 등에 뒤지지 않는 최적에 근사한 성능을 보인다.[6] 아울러 우수한 성능의 번호판 인식 시스템에 사용된 사례[4][7]들도 있어, 번호판 인식 시스템에 적용하기에 적합한 알고리즘으로 판단하여 선택하게 되었다.

AdaBoost 학습 알고리즘의 과정을 간단하게 요약해보면 다음과 같다.

1. 학습에 필요한 번호판이 정확히 추출된 이미지들과 동일한 크기의 번호판이 포함되지 않은 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ 를 준비한다. 여기서 번호판이 아닌 이미지와 번호판 이미지 각각

에 대해서 $y_i = 0, 1$ 이다.

2. $y_i = 0, 1$ 에 대해서 가중치 $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ 를 초기화한다. 여기서 m 과 l 은 번호판이 아닌 이미지와 번호판 이미지 각각의 개수이다.
3. $t = 1, \dots, T$

가중치를 정규화한다. $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$ (6)

각각의 이미지 j 에 대해서 분류기(classifier) h_j 를 학습시킨다. 에러는 $\epsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$ 으로 계산된다.

여기서 약분류기(weak classifier) $h_j(x)$ 는 특징점 f_j , 임계값 θ_j , 그리고 부등호의 방향을 표시하는 parity p_j 로 구성된다.

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

최저의 에러값 ϵ_t 를 가지는 분류기를 선택한다. 가중치를 갱신한다.

$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-\epsilon_i}$ 만약 이미지 x_i 가 정확하게 분류되었다면 $\epsilon_i = 0$ 그렇지 않으면 $\epsilon_i = 1$ 이다. 그리고 $\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1 - \epsilon_t}$ 이다.

4. 최종적으로 결정되어지는 강분류기(strong classifier)는 다음과 같다.

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h(x) \geq 0.5 \times \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

여기서 $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ 이다.

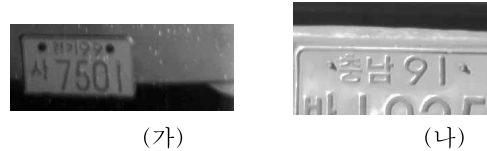
HoG 특징을 추출하게 되면, 원 영상은 가로와 세로 방향에 대하여 정해진 셀의 크기로 나뉘게 된다. 본 논문에서는 취득 영상의 크기를 고려하여 16 * 16 픽셀 단위 셀의 크기를 선정하였다. 이로써 300 * 200 크기로 입력 영상을 크기를 균일하게 정규화 한 후, HoG 특징 추출을 하였다. HoG 특성상 영상의 크기가 벡터의 수량을 결정

하므로, 동일 조건하의 영상간의 비교를 위한 후보 영역의 크기 조절이 필요했으며, 취득 영상에서도 거리가 일정하지 않아 추출된 번호판 후보 영역의 크기를 재조정할 필요가 있었다. 각 이미지에서부터 추출된 HoG 특징 벡터를 AdaBoost 학습 알고리즘을 이용하여 번호판 영역이 포함된 후보영역과 번호판이 포함되지 않은 후보 영역을 가장 잘 판단할 수 있는 앞 절에서 보여진 형태의 강 분류기를 찾도록 설계된다. 각각의 입력영상에 대해서 판단의 에러를 최소화 할 수 있는 최적의 임계값이 결정되게 된다.

6. 실험

본 논문에서 제시하는 방법의 유효성을 검증하기 위하여 <표 3>과 같이 학습에 1244개와 검증 테스트에 학습에 참가하지 않은 추출된 389개의 번호판 후보 영상을 사용하였다. 앞서 사용한 번호판 후보영역 패턴 분석 데이터 자료는 오류가 많이 발생한 야간에 취득한 영상을 포함한 경우이며, <표 3>에 사용된 경우는 주간에 10시간 동안 취득한 영상을 대상으로 하였다. 실험은 1차와 2차로 나누어 진행하였다. <표 4>는 1차 실험을 통해 얻은 결과이다. 이를 통하여 훈련 시, 번호판 후보 영역 추출과정에서 그림 4의 (가)와 (나)의 2가지 유형이 훈련 잡음으로 작용함을 알 수 있었다. 즉, (그림 4)의 (가)와 (나)는 각각 번호판이 포함되어 있으나 너무 넓게 포함되어 있어, 번호판 이외의 영역이 존재하여, 번호판인 것도 아니고, 번호판이 아닌 것도 아닌, 분류가 잘 되지 않는 경우이다. 다른 데이터의 사용상의 변화 없이, 단순히 (그림 4)의 (가)와 (나)를 포함하여 학습하는 경우, 번호판 검증 성공률의 저하가 발생함을 <표 4>의 결과를 통해 알 수 있는데, 훈련 데이터 유형 (a)는 (가)와 (나)를 모두 포함하려 훈련한 경우, (b)는 (가)만을 포함한 경우, (c)는 (가)와 (나) 모두 포함하지 않은 경우의 학습 데이터를 사용하여 검증한 검증결과이다. 아울러 이를 통하여 Adaboost 특성상, 훈련 시 노이즈에 영향을 많이 받는 것도 확인할 수 있었다. 따라서 2차 실험에서는 실험방법을 변경하여 진행하였다. 전제 조건은 학습 시 잡음으로 작용하는 영상은 배제하고, 검증 시에도 후보영역 추출단계의 오류에 해당하는 (그림 4)의 (가)와 (나)는 포함하지 않았다. 최종 실험 결과는

<표 5>에서와 같다. 훈련과 테스트 과정에 사용된 데이터에 따라 번호판 검증 성공률은 다소 달라질 수 있겠으나, 우수한 100%의 인식 성능을 보이고 있으며, <표 4>의 단계별 검증 결과로 알고리즘의 유효성을 확인 할 수 있었다.



(가) (나)
(그림 4) 훈련 잡음 유형

<표 3> 실험에 사용된 영상

	학습 데이터	검증 데이터
전체 번호판	1244	389
번호판	684	249
번호판 이외영역	423	92
훈련 미참가(잡음)	137	58

<표 4> 단계별 번호판 후보 영역 검증 결과

훈련 데이터 유형	검증 데이터	검증결과	성공률 (%)
(a)	번호판 이외영역	97 / 140	69.28
(b)	번호판 이외영역	110 / 140	78.57
(c)	번호판 이외영역	116 / 140	82.85

<표 5> 번호판 후보 영역 검증 결과

검증 데이터	검증결과	성공률 (%)
번호판	249 / 249	100
번호판 영역	92 / 92	100

7. 결론

본 논문에서는 번호판 인식 시스템의 성능 향상을 위하여, 번호판 후보 영역의 검증을 위하여, HoG 특징과 Adaboost 기반 분류기를 사용하였다. 제안된 방법으로 추출된 번호판 후보영역을 검증을 효과적으로 할 수 있음을 알 수 있었다. 검증 과정에 전제조건으로 번호판이 넓게 추출되거나, 부분적으로 추출된 경우는 포함하지 않았으므로, 번호판 후보 추출단계에서의 오류가 없다는 가정이 있어야 하나, 검증성공률 100%의 우수한 결과를 얻었다. 하지만 실험을 통하여 Adaboost 특성상 학습 데이터의 오류 포함 시의 현격한 성능 저하를 확인 할 수 있었으므로, 향후에는 최적화된 분류 성능을 보이는 SVM 등을 통한 인식성능을 비교하여 알고리즘의 우수성을 검증하거나 보다 나은 분류기의 선택을 통한 추가 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] 정병준, 강현철, “독립 성분 분석을 이용한 번호판 숫자 인식”, 전자공학회 논문지, vol.46, no.2. 2009. 3.
- [2] B. R. Lee, K. Park, H. Kang, H. Kim, and C. Kim, “Adaptive local binarization method for recognition of vehicle license plates,” in Lecture Notes on Computer Science, vol. 3322, Springer-Verlag, 2004, pp. 646 -655.
- [3] Anagnostopoulos, C.N.E. A, I.E. L, V. K, “A License Plate-Recognition Algorithm for Intelligent Transportation System Applications”, Intelligent Transportation Systems, Vol 7, Issue 3, pp.377-392, Sept. 2006
- [4] Wang, S.-Z., Lee, H.-J., “A Cascade Framework for a Real-Time Statistical Plate Recognition System”, Information Forensics and Security, Vol 2, pp.267 - 282, 2007.
- [5] Navneet Dalal and Bill Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection.”, International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol 2, pp.886 - 893, 2005.
- [6] Ron Meir, “An introduction to boosting and leveraging”, pp.118-183, 2003.
- [7] Huaifeng Zhang, Wenjing Jia, Xiangjian He, Qiang Wu, “Learning-Based License Plate Detection Using Global and Local Features”, Pattern Recognition, Vol 2, pp.1102-1105, ICPR 2006

유 신



1998년 : 인천대학교 정보통신공학과 (학사)
 2000년 : 인천대학교 정보통신공학과 (석사)

2000년~현 재: 인천대학교 정보통신공학과 (박사과정)
 관심분야 : 영상통신, 영상압축, 패턴인식, 컴퓨터비전

최 성 일



1999년 : 중국 연변대학 전자공학과 (학사)
 2005년 : 중국 연변대학 성인교육학원 컴퓨터공학과(학사)
 2008년 : 인천대학교 정보통신공학과 (석사)

관심분야 : 영상처리

이 완 주



1987년 : 연세대학교 대학원 전자
 전자기 공학과 (공학사)
 1989년 : 연세대학교 대학원 전자
 공학과 (공학석사)
 1995년 : 연세대학교 대학원 전자
 공학과 (공학박사)

1995년~현 재: 용인대학교 컴퓨터정보학과 교수
 관심분야 : 영상처리, 물체추적

이 병 래



1987년 : 연세대학교 대학원 전자
 공학과 (공학석사)
 1989년 : 연세대학교 대학원 전자
 공학과 (공학박사)

1992년~현 재: 한국방송통신대학교 교수
 2001년~ 2002년: North Carolina State Univ. 방문연구원

관심분야 : 영상처리, 패턴인식

민 경 원



1997년 : 홍익대학교 대학원 전자
 공학과 (석사)

1997년~현 재: 전자부품연구원 책임연구원
 관심분야 : 레이더 및 영상센서 신호처리, 이동 방송
 솔루션 시스템 H/W 및 S/W

강 현 철



1982년 : 연세대학교 대학원 전자
 공학과 (공학석사)
 1982년 : 연세대학교 대학원 전자
 공학과 (공학박사)

1990년~현 재: 인천대학교 정보통신공학과 교수
 관심분야 : 화상통신, 패턴인식, 컴퓨터비전