

HOG 특징 및 영상분할을 이용한 부스팅분류 기반 자동차 검출 기법

[Vehicle Detection Scheme Based on a Boosting Classifier
with Histogram of Oriented Gradient (HOG) Features and
Image Segmentation]

최 미 순 ^{*} 이 정 환 ^{**} 노 태 문 ^{***} 심 재 창 ^{****}
(Mi Soon Choi) (Jeong Hwan Lee) (Tae Moon Roh) (Jaechang Shim)

요 약 본 논문에서는 HOG 특징벡터와 영상분할을 이용한 부스팅 분류기 기반의 자동차영역 검출 알고리즘의 연구에 대해서 기술한다. 입력된 영상으로부터 차량을 검출하기 위해 먼저 분할 후 합병(split-merge) 방법을 적용하여 영상을 분할한다. 그리고 가장 큰 두 영역을 검색 영역에서 제외하여 처리 속도를 향상 시킨다. 각 영역에 대해 HOG(histogram of oriented gradient) 특징을 추출한다. 분류기는 두 개의 모집단을 분류하는데 많이 사용되고 있는 AdaBoost 방법을 사용한다. 제안방법의 성능 평가를 위해 537개의 영상을 사용하여 분류기를 학습하였으며, 또한 학습에 사용하지 않은 비학습영상 500개를 사용하여 인식률을 구하였다. 실험결과 비학습영상에 대해 98.34%의 인식률을 얻었다. 결론적으로 제안된 방법이 지능형 자동차 제어 시스템에서 차량의 위치를 찾는 방법으로 활용될 수 있다.

키워드 : 자동차검출, 분할 및 합병, 부스팅기반 분류기, HOG특징

Abstract In this paper, we describe a study of a vehicle detection method based on a Boosting Classifier which uses Histogram of Oriented Gradient (HOG) features and Image Segmentation techniques. An input image is segmented by means of a split and merge algorithm. Then, the two largest segmented regions are removed in order to reduce the search region and speed up processing time. The HOG features are then calculated for each pixel in the search region. In order to detect the vehicle region we used the AdaBoost (adaptive boost) method, which is well known for classifying samples with two classes. To evaluate the performance of the proposed method, 537 training images were used to train and learn the classifier, followed by 500 non-training images to provide the recognition rate. From these experiments we were able to detect the proper image 98.34% of the time for the 500 non-training images. In conclusion, the proposed method can be used for detecting the location of a vehicle in an intelligent vehicle control system.

Key words : vehicle detection, split and merge, boosting_based classifier, HOG features

* 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업 (정보통신)의 일환으로 수행하였음. [KI002162, 다중카메라 기반 고속 영상인식 SoC 플랫폼]

^{*} 정 회 원 : 안동대학교 컴퓨터공학과
mschoi@andong.ac.kr
^{**} 정 회 원 : 안동대학교 전자공학과 교수
jhlee@andong.ac.kr
(Corresponding author임)
^{***} 정 회 원 : 한국전자통신연구원 책임연구원
tmroh@etri.re.kr
^{****} 중신회원 : 안동대학교 컴퓨터공학과 교수
jcschim@andong.ac.kr

논문접수 : 2010년 1월 21일
심사완료 : 2010년 7월 29일

Copyright©2010 한국정보과학회: 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 컴퓨터의 실제 및 레터 제16권 제10호(2010.10)

1. 서론

최근 첨단 차량제어 및 충돌방지시스템에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 차량 전방에 다른 차량이나 보행자 혹은 동물 등 주행에 방해할 수 있는 물체의 존재 유무 및 위치를 알 수 있으면 대형 교통사고 방지, 장애인의 주행도우미 등에 활용될 수 있다. 특히 선진국의 대형 자동차생산회사를 중심으로 지능형 첨단 차량 제어장치에 대한 많은 연구가 수행되고 있다[1-3]. 또한 주행 중 운전자의 과실로 인해 발생할 수 있는 교통사고를 미연에 방지하기 위한 각종 센서 및 장비개발과 이를 활용하기 위한 효과적인 알고리즘 개발에 관한 연구를 주로 하고 있다[4].

일반적으로 도로를 주행하는 운전자는 안전 주행을 위해 전방차량, 후방차량 및 옆 차선에서 다가오는 차량을 주시해야 한다. 지능형 차량제어 시스템은 운전자의 운전을 도와주기위한 시스템으로 전방에 있는 물체를 검출하여 알려주는 기능을 포함한다. 이때 지능형 차량 제어장치에서 사용되는 차량검출 방법은 일반적으로 두 단계로 이루어 진다[1,2].

먼저 차량이 존재할 가능성이 높은 후보영역(HG: Hypothesis Generation)을 먼저 찾고 이들 영역을 집중적으로 탐색하여 차량 영역을 찾는 확인과정(HV: Hypothesis Verification)을 거친다[1,2,5]. 그리고 후보영역 검출과정을 위해 적용하는 방법은 지식기반, 스테레오기반, 모션기반 등이 있으며, 확인과정은 주로 윈도우 정합방법을 사용하는데, 분류기로는 AdaBoost, SVM (support vector machine), 신경망이용 방법을 주로 사용한다[1,6]. 후보영역 검출과정에서 사용되는 특징은 응용에 따라 칼라, 텍스처, 수평 및 수직경계, 깊이정보, 역투영매핑(inverse projection mapping), 움직임정보 등이 있다[1,4,6,7].

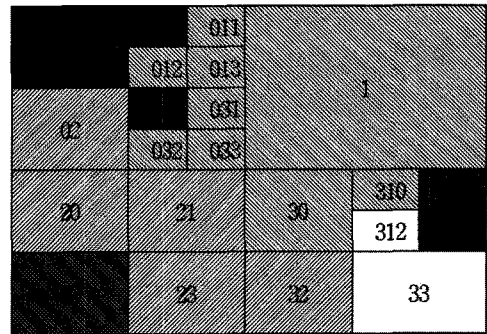
본 논문은 도로를 주행할 때 전방에 달리는 차량이나 노면에 주차된 차량을 검출하는 알고리즘을 개발하고자 한다. 이를 위해 차량의 전면과 후면영상을 이용하여 앞에서 달려오는 차량과 앞에서 달려가는 차량을 검출하는 방법을 주로 연구한다. 본 연구에서 사용한 특징은 얼굴인식분야에 주로 많이 사용되는 HOG[8]를 사용하고, 분류기로는 적용적 부스팅기법인 AdaBoost[6,9-12]를 사용한다.

특히 차량검출시간을 감소시키기 위해 입력영상을 분할후 합병(split-merge) 방법을 적용하여 먼저 영상을 분할하고, 분할된 영역중에서 차량이 존재하지 않을 영역을 제외하고 나머지 영역만 스캔하면서 차량을 검출하는 방법을 연구한다. 즉 입력영상에 대해 스캔모드를 선택하는데 시나도로 혹은 건물과 가로수 등 주변 환경이 복잡할 경우에는 영역분할을 좀 더 세밀하게 할 필요가 있으므로 미시적 모드를 선택한다. 또한 고속도로

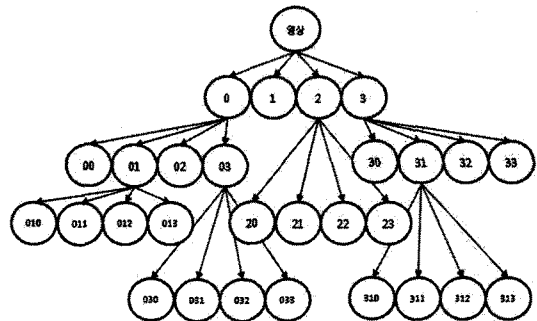
와 같이 전방의 차량과 노면 등으로 비교적 단순한 영역으로 구성된 영상인 경우 거시적 모드를 선택하여 영상분할을 수행한다. 미시적 및 거시적 모드에 따라 영상분할을 위한 변수를 다르게 설정하는데, 이렇게 하면 영상분할에 따른 차량영역이 제거될 가능성을 줄일 수 있으며 아울러 탐색영역이 감소하게 된다.

2. 자동차영역 검출을 위한 영상분할

자동차영역 검출을 위한 영상분할과정은 다음과 같다. 먼저 입력된 영상에서 자동차가 존재할 영역을 미리 찾고, 이 영역을 집중적으로 탐색하면 검출시간을 보다 빠르게 할 수 있다. 이를 위해 본 논문에서는 자동차영역 검출을 위한 전처리과정으로 분할후 합병 방법을 적용하여 입력영상을 분할한다[13]. 분할후 합병 방법의 구조도는 그림 1과 같다. 일반적으로 분할후 합병을 이용한 영상분할은 하나의 블록을 4개의 인접영역으로 나누고, 평균, 분산, 모멘트, 칼라, 텍스처 등의 척도를 계산하여 균일하지 않으면 계속하여 다시 4개 블록으로 분할하고, 마지막 단계까지 분할한 후 역으로 분할된 이웃블록에 대하여 다시 척도를 적용하여 특성이 오차범위 내에 든 블록은 동일한 영역으로 판단하여 합병하는 것이다.



(a) 분할후 합병의 예



(b) 위 예제에 대한 나무구조

그림 1 영상 분할후 합병의 예

그림 1에서 숫자는 분할하는 순서대로 부여한 블록의 인덱스를 나타내는데, 예를 들면 312는 계층적으로 맨 위 층에서는 3번째 블록, 다음 층에서는 1번째 블록, 마지막 층에서는 2번째 블록을 나타내고 있다. 또한 분할 후 합병 알고리즘은 최소영역의 단위를 2×2까지 계층적으로 나누고 이를 합병하기 때문에 하드웨어로 구현하기 쉬운 장점이 있어 본 논문에서는 향후 SoC칩 구현을 고려하여 이 방법을 사용하였다. 그림 1(b)는 그림 1(a)의 경우를 나무구조로 표시한 것으로 분할후 합병시 이웃블록을 쉽게 찾으려 하기 위한 자료구조이다.

본 논문에서는 각 블록을 분할후 합병하기 위한 척도로는 평균 및 분산을 사용하였다. 도로영상의 경우 뒤에서 달리는 차량이 앞 차량을 추적하는 경우와 전방에서 달려오는 차량이 대부분이기 때문에 입력영상의 중앙부분은 아스팔트 위의 차량, 중앙선 등이 있으며, 좌우에는 나무, 숲, 가드레일 등이 있고 위쪽에는 하늘이 있을 수 있다. 따라서 입력된 영상을 해석할 수 있으면 차량이 존재하지 않을 영역을 먼저 제외하고 차량이 존재할 영역을 집중적으로 탐색하므로 고속알고리즘을 구현할 수 있다.

3. 제안된 자동차영역 검출 방법

3.1 HOG 특징추출

일반적인 도로에서 차량이 주행하는 경우 전방의 차량을 검출하기 위해 차량의 전·후면 영역을 잘 검출할 수 있는 특징을 추출할 필요가 있다. 차량검출을 위한 특징으로 HOG(histogram of gradient), 가버(Gabor)필터, Haar-like변환, 웨이블릿변환, 칼라, 텍스처, 스테레오 등이 사용될 수 있으나 응용에 따라 특징을 선택할 수 있다[1,8,14]. 본 논문에서는 얼굴인식에 주로 많이 사용되어 성능이 우수한 것으로 알려진 HOG특징을 사용하여 차량 영역을 검출하고자 한다.

HOG특징은 국소영역에 대한 밝기의 분포방향을 히스토그램으로 표현하여 특징벡터로 사용하는 것으로, 물체의 모양을 표현하는데 적합한 것으로 알려져 있다 [8,15]. HOG특징을 구하기 위해서는 먼저 기울기 크기 값과 방향성 값을 계산할 필요가 있다. 각 화소의 밝기 값을 $f(i,j)$ 라고 하면 기울기 크기 $m(i,j)$ 및 방향 $\theta(i,j)$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$m(i,j) = \sqrt{H(i,j)^2 + V(i,j)^2} \tag{1}$$

$$\theta(i,j) = \tan^{-1} \frac{V(i,j)}{H(i,j)} \tag{2}$$

여기서

$$H(i,j) = f(i+1,j) - f(i-1,j) \tag{3}$$

$$V(i,j) = f(i,j+1) - f(i,j-1) \tag{4}$$

이다. 기울기 크기 및 방향성 정보를 알고 있으면 이를

이용하여 8×8 화소영역으로 이루어진 셀(cell)영역의 밝기 변화에 대한 방향성 히스토그램을 구할 수 있다. $m(i,j)$ 를 계산하기 위해 소벨(Sobel)연산자를 사용하고, $\theta(i,j)$ 은 기울기 크기의 방향성만을 고려하면 0°~180°를 20°간격으로 나누어 하나의 셀당 9개의 방향성 히스토그램 빈(bin)을 갖도록 구성한다. 그리고 각 히스토그램 빈에 기울기 크기값을 누적하여 분포도를 구한다. 또한 한 개의 블록(block)은 3×3개의 셀을 포함하고 있으며 각 블록은 정규화하였다.

하나의 셀에 9개의 방향성 히스토그램 빈이 존재하고 하나의 블록에는 9개의 셀이 존재하므로, 한 블록의 히스토그램 빈의 수는 81개이다. 그리고 각 블록에 대한 특징값은 스캔방향에 대하여 한 셀씩 이동(sliding) 하면서 계산된다. 본 논문에서는 학습을 위한 영상의 크기는 64×64×8비트로서 8×8화소가 하나의 셀이므로 64개의 셀이 있고, 한 블록이 3×3셀로 구성되고 중복을 허용하여 이동하므로 블록의 수는 36개이다. 따라서 한 블록의 특징 수는 81이므로 HOG특징 수는 매 입력영상마다 15876 (=81×36)개가 구해진다.

각 블록에 대해 특징 p 는 다음 식 (5)를 이용하여 정규화 한다.

$$p = \frac{p}{\sqrt{\sum_{i=0}^k p_i^2 + \epsilon^2}} \tag{5}$$

여기서 k 는 블록내의 특징 수(본 논문에서는 81개)이고 ϵ 은 분모가 0가 되었을 때 계산 불능을 방지하기 위한 값으로 1이다. 이 특징을 사용하여 AdaBoost분류기를 학습하여 강한분류기의 모델변수를 구한다.

3.2 AdaBoost분류기를 이용한 자동차영역 검출

차량영상을 검출하기 위해 Freund와 Schapire[10,11]에 의해 제안된 AdaBoost 알고리즘을 사용하였다. AdaBoost 알고리즘은 약한 분류기(weak classifier)와 강한 분류기(strong classifier)를 사용하는 것으로 강한분류기는 약한 분류기의 선형결합으로 구성되는데 일반적으로 두 종류의 클래스를 분류하기 위한 분류기로 사용된다. 약한 분류기는 차량영상과 비차량영상이 포함된 학습데이터를 가장 잘 분류할 수 있는 특징 하나를 선택하는 것이며 다음 식 (6)과 같이 표현된다.

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j(x) < \delta_j \\ 0 & \text{if } p_j(x) \geq \delta_j \end{cases} \tag{6}$$

여기서 $h_j(x)$ 는 약한 분류기, $p_j(x)$ 는 특징값, δ_j 는 문턱치, x 는 학습영상이다. 강한분류기는 여러 개의 약한 분류기의 선형결합으로 HOG특징을 결합하여 차량 및 비차량영상을 구분하게 된다. 즉 약한 분류기를 학습시킨 후 올바르게 분류된 데이터에 대해서는 낮은 예러가 중치가 부과되고 올바르게 없게 분류된 데이터에 대해서

표 1 AdaBoost 알고리즘[10,11]

- (1) 입력영상 (차량: +1, 비차량: -1)
 $(x_1, y_1) \dots (x_n, y_n)$,
 $x_i \in X, y_i \in Y = \{-1, +1\}$
- (2) 초기 가중치 d_1 를 계산, $d_1(i) = 1/m$
- (3) 다음 ㉠, ㉡, ㉢, ㉣과정을 T번 반복한다.
 ㉠ ϵ_t 가 최소인 h_t 를 계산,
 $\epsilon_t = \Pr_{i \sim d_t}[h_t(x_i) \neq y_i]$
 ㉡ 가중치 계산, $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t}\right)$
 ㉢ 가중치 d_{t+1} 를 갱신,
 $d_{t+1}(i) = \frac{d_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ e^{\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) \neq y_i \end{cases}$
 ㉣ $\epsilon_t = 0$ 혹은 $\epsilon_t \geq \frac{1}{2}$ 이면 단계(4)로 간다.
- (4) 최종 강한분류기를 다음식과 같이 구한다.
 $H(x) = \text{sign}\left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)\right)$

는 높은 예러 가중치를 부과하여 조건이 만족될 때까지 반복적으로 가중치의 값을 갱신한다. 본 연구에서는 사용한 AdaBoost알고리즘을 아래 표 1에 요약하였다.

입력 값 x 는 64×64 크기의 학습영상이며, y_i 는 차량 영상 및 비차량영상을 나타내는 것으로 각각 +1 및 -1의 값을 갖는다. 단계(2)는 초기 가중치를 계산한다. 단계(3)에서는 약한 분류기를 생성하는 과정으로 최소 에러를 갖는 약한 분류기를 선택하는 단계이다. 그리고 선택된 약한 분류기에 대한 가중치를 갱신한다. 단계(4)는 약한 분류기로부터 강한분류기 모델값을 구하는 과정이다.

그림 2는 제안방법의 블록도이다. 운전자의 주행모드에 따라 스캔방식이 결정되는데 고속도로와 같이 주변 배경이 단순한 경우(아래는 도로면, 위는 하늘)는 거시적(macro) 스캔모드로 선택한다. 거시적 스캔모드는 영

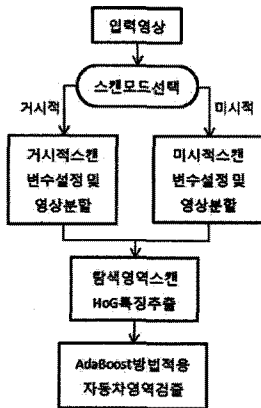


그림 2 제안방법의 블록도

상분할을 위한 설정변수인 평균 및 분산값을 크게하여 영역의 수는 줄이고, 영역 내의 화소 수는 크게 되도록 한다. 반대로 미시적(micro) 스캔모드는 주변 배경이 보다 복잡한 경우로 평균 및 분산값을 감소시켜 분할된 영역의 수는 증가하게 하고 각 영역의 화소 수는 감소하게 한다. 이렇게 하면 복잡한 배경을 갖는 입력영상에서 영상분할에 의하여 차량영역이 제거되는 경우를 줄일 수 있다. 스캐모드의 선택은 분할후 합병 알고리즘의 입력변수인 평균 및 분산값을 사용하여 결정할 수 있는데 본 논문에서는 사용자에게 의해 수동적으로 입력된다.

4. 실험 결과 및 고찰

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 도로주행하고 있는 차량영상과 주차된 차량의 전·후면영상을 사용하여 컴퓨터 모의실험을 수행하였다. AdaBoost 분류기의 학습에 사용된 영상은 전면영상 137개와 후면영상 100개를 포함하여 모두 237개의 차량영상과 300개의 비차량영상을 포함하여 전체 537개이다. 그리고 각 영상은 64×64×8 비트 크기를 갖는다. 그림 3은 실험에 사용된 학습영상의 일부를 표시한 것이다.

AdaBoost 분류기의 학습은 학습영상 537개 각각에 대하여 앞에서 설명한 HOG특징벡터를 계산하여 AdaBoost의 강한분류기 모델변수 $H(x)$ 를 구하였다. 또한 분류기의 분류성능을 알아보기 위해 학습에 사용된 영상 537개와 학습에 사용되지 않은 영상(비학습영상) 500개로 실험하였다. 그러므로 분류기 성능평가를 위해 사용한 영상은 모두 1037개이다.

실험결과 학습영상을 사용하여 분류한 결과는 진양성(true positive) 및 진음성(true negative) 모두 100% 인식률을 얻었다. 표 2는 비학습영상을 입력영상으로 하여 분류한 결과이다. 비학습영상을 사용한 결과는 가양성(false positive)이 0.33%이고, 가음성(false negative)이 3.0%가 되었으며 진양성 및 진음성은 각각 97.00%, 99.67%를 얻었다.

그림 4에는 특징벡터의 수에 따른 가양성, 가음성 결과를 학습영상과 비학습영상에 대하여 나타내었다. 실험

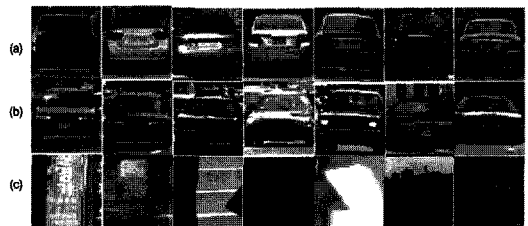
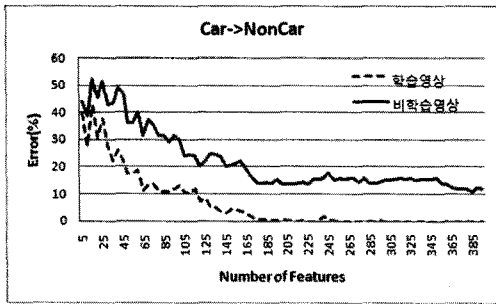


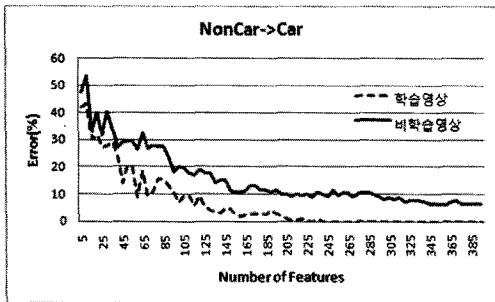
그림 3 학습에 사용된 영상 (a) 차량후면, (b) 차량전면, (c) 비차량영상

표 2 비학습영상의 분류결과

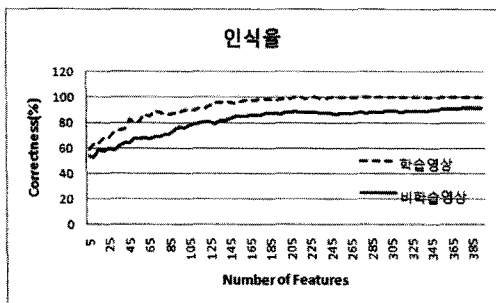
비학습영상 및 15876개 HOG 특징사용		분류결과(%)	
		Car	NonCar
비학습영상 (500개)	Car(200)	97.00	3.00
	NonCar(300)	0.33	99.67



(a) 가음성(false negative)

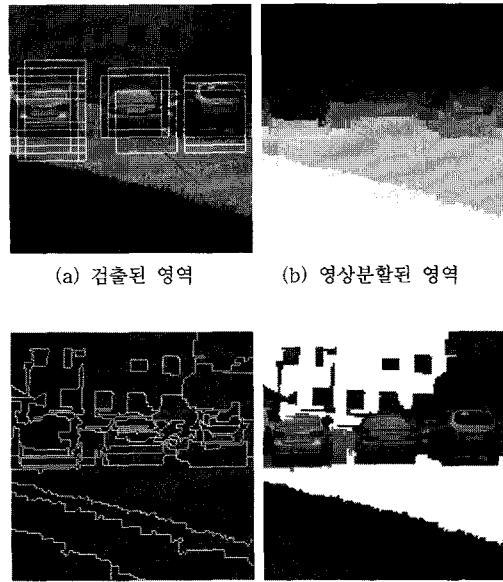


(b) 가양성(false positive)



(c) 학습영상 및 비학습영상의 인식률
그림 4 특징수에 따른 인식 및 오차율

결과 비학습영상에 비해 학습영상에 대한 결과가 보다 우수함을 알 수 있으며 이는 AdaBoost 분류기의 모델 변수가 학습영상에 더 잘 맞도록 설계된 연유이다. 그리고 특징수가 400개 정도 사용하였을 때 학습영상의 경우 100% 인식률을 보였으며, 비학습영상의 경우 93% 인식률을 나타내었다. 특히 가양성인 경우 학습영상의



(a) 검출된 영역 (b) 영상분할된 영역

(c) 분할된 영역경계선 (d) 탐색할 영역

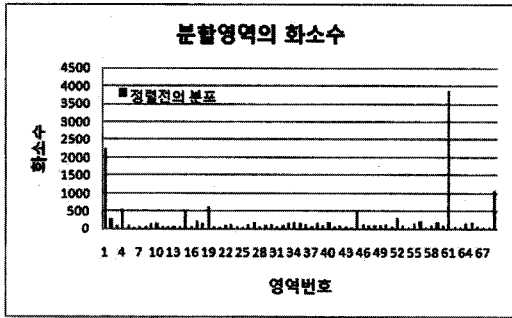
그림 5 주차된 영상의 실험결과

경우 특징수가 240개부터 0%값을 나타냄을 알 수 있었다. 그림 4(c)는 학습 및 비학습영상에 대한 전체 인식율 및 오차율을 나타내었다.

그림 5는 건물 앞에 주차된 차량을 검출한 결과이다. (a)는 원영상 및 검출된 영역을 함께 표시한 것이고, (b)는 영상분할된 결과이다. 그리고 (c)는 분할된 영역의 경계선이고, (d)는 분할후 합병방법으로 분할된 영역 중에서 면적이 가장 큰 두 개의 영역(위아래의 흰색부분)을 제외한 영역을 표시한 것이다.

그림 6(a)는 그림 5의 영상에 대하여 각 영역에 대한 분할영역의 화소수를 표시한 것으로, 즉 가로축인 영역번호에 따른 영역 화소수의 분포도이다. 본 논문에서는 화소수가 가장 큰 두 영역은 차량이 포함되지 않은 영역(도로 혹은 하늘 등)으로 가정하여 이를 제외한 나머지 영역을 탐색하여 차량영역을 구한다. 그림 6(b)는 탐색할 영역의 화소수와 탐색체의 영역의 화소수의 비율을 표시한 것이다. 그림 6(c)는 블록분할을 위한 평균 문턱값 변화에 따른 탐색하여야 할 화소수와 분할영역 수를 표시한 것이다. 영역의 수가 많을수록 탐색화소수도 증가하고, 반대로 영역의 수가 적을수록 탐색화소수가 감소함을 알 수 있는데 이는 크기가 큰 영역의 수가 증가함을 의미한다. 시간 및 공간 복잡도(time and space complexity)를 O 표기 형태로 분석해 볼 때, 기존의 방식은 O(n)의 복잡도를 가지며, 제안된 방법은 O(0.63 × n)으로 약 37% 정도의 시간 및 공간 복잡도의 향상이 이루어진다.

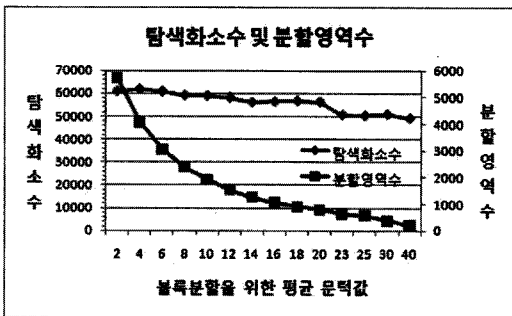
그림 7 및 그림 8은 도로주행중인 차량영상에 대한



(a) 분할영역의 화소수



(b) 탐색 및 탐색제외 영역의 화소수비율



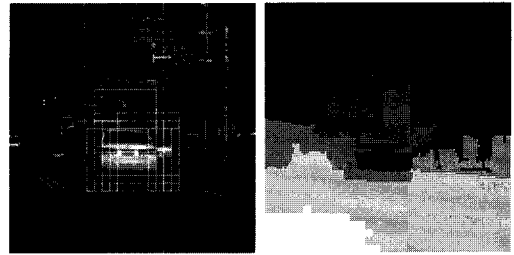
(c) 탐색화소수 및 분할영역수

그림 6 블록분할을 위한 평균문턱값에 따른 탐색화소수 및 분할영역수

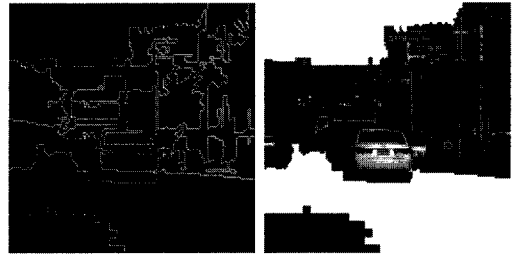
실험결과이다. 본 논문에서는 분할 후 합병알고리즘에서 이웃블록의 분할 및 합병을 위한 변수로는 평균 및 표준편차를 사용하였는데 각각 10으로 설정하였다.

5. 결론

본 논문에서는 입력영상에 대하여 HOG특징벡터 및 영상분할을 적용하여 부스팅기반의 자동차 검출방법을 연구하였다. 입력영상을 분할후 합병기법을 사용하여 분할하고 차량이 존재하지 않을 영역(주로 도로 및 하늘 등)을 사전에 제외하고 나머지 영역만 집중적으로 탐색하여 차량을 검출하는 방법을 제안하였다. 탐색영역의

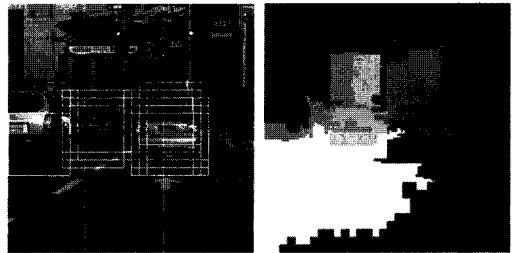


(a) 검출된 영역 (b) 영상분할된 영역

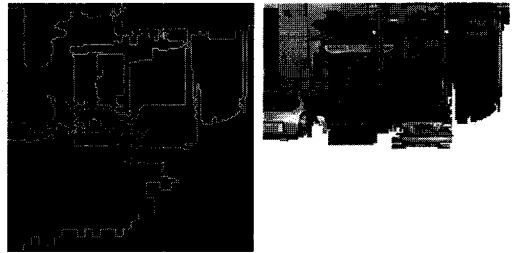


(c) 분할된 영역경계선 (d) 탐색할 영역

그림 7 주행중인 영상의 실험 결과 I



(a) 검출된 영역 (b) 영상분할된 영역



(c) 분할된 영역경계선 (d) 탐색할 영역

그림 8 주행중인 영상의 실험 결과 II

각 화소에 대하여 HOG특징을 추출하였으며 이를 Ada-Boost 분류기에 적용하여 영역을 차량 혹은 비차량영역으로 분류하였다. 컴퓨터 모의실험은 일반도로 및 주차장에서 획득한 영상을 사용하여 실험을 하였다.

향후 연구과제는 SVM, 신경망분류기와 비교할 필요가 있으며, 아울러 다양한 특징을 사용하여 성능을 비교 평가하기 위한 연구가 필요하다.

참고 문헌

- [1] Zehang, "On-road vehicle detection a Review," *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, vol.28, pp.694-711, 2006.
- [2] J. M. Collado, C. Hilario, A. de la Escalera, J. M. Armingol, "Model based vehicle detection for intelligent vehicles," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.572-577, June, 2004.
- [3] Xin Li, XiaoCao Yao etc, "A real-time vehicle detection and tracking system in outdoor traffic scenes," *Proc. of the 17th International conference on Pattern recognition (ICPR'04)*, 2004.
- [4] D. Gavrila and V. Phlomin, "Real-time object detection for "smart" vehicles," *In CVPR*, pp.87-93, USA, 1999.
- [5] G. Wang, E. Xiao, "Review on vehicle detection based on video for traffic surveillance," *IEEE Intelligent Conference on Automation and Logistics*, 2008.
- [6] P. Sakrapee, S. Chunhua, and Jian Zhang, "Fast pedestrian detection using a cascade of boosted covariance features," *IEEE Trans. Circuit and System for Video Technology*, vol.18, no.8, August 2008.
- [7] Zehang Sun, George Bebis, and Ronald Miller, "Monocular precrash vehicle detection: features and classifiers," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.15. no.7, pp.2019-2034, July 2006.
- [8] N. Dalal and B. Triggs, "Histogram of oriented gradients for human detection," *CVPR2005*, vol.1, pp.886-893, 2005.
- [9] P. Viola, M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.1, pp.511-518, 2001.
- [10] Yoav Freund Robert E. Shapire, "A short introduction to boosting," *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, vol.14, no.5, pp.771-780, 1999.
- [11] Yoav Freund and Robert E. Schapire, "A decision theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting," *In Computational Learning Theory: Eurocolt '95*, pp.23-37, Springer Verlag, 1995.
- [12] J. H. Lee, M. S. Choi, J. W. Seo, Y. G. Lee, T. M. Roh, and J. C. Shim, "Vehicle detection based on the boosting classifier and image segmentation," *Proc. of the 12th conference on the Korea Multimedia Society*, Nov. 2009 (in Korea).
- [13] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, "Pattern recognition(2nd)," John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [14] I. Autio and T. Elomaa, "Flexible view recognition for indoor navigation based on Gabor filters and support vector machines," *Pattern Recognition*, 36, pp.2769-2779, 2003.
- [15] B. K. Kim, Y. H. Lee, and T. S. Kim, "3D face recognition using curvature histogram of oriented gradients(HOG) for face contour line," *Journal of Korean Institute of Information Technology*, vol.7, no.6, pp.105-114, Dec. 2009 (in Korea).



최 미 순

1991년 2월 안동대학교 전산통계학과 졸업. 1998년 2월 안동대학교 대학원 졸업(공학석사). 2004년 2월 안동대학교 대학원 박사수료. 1991년 11월~1994년 12월 (주)포스코 FA프로그램 개발. 1998년~현재 안동대학교 시간강사. 관심분야는

Image Processing, Pattern Recognition, Computer Vision, Biometrics



이 정 환

1984년 2월 경북대학교 전자공학과 학사. 1986년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사. 1993년 8월 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사. 1990년 3월~현재 국립안동대학교 전자공학과 교수. 2008년~2009년 미국 워싱턴주립대학교 방문교수. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 임베디드 비전시스템

노 태 문

정보과학회논문지 : 컴퓨팅의 실제 및 레터 제 16 권 제 6 호 참조

심 재 창

정보과학회논문지 : 컴퓨팅의 실제 및 레터 제 16 권 제 6 호 참조