

차량검출 GMM 2.0을 적용한 도로 위의 차량 검출 시스템 구축

이 옥 민*, 원 인 수*, 이 상 민**, 권 장 우^o

On-Road Car Detection System Using VD-GMM 2.0

Okmin Lee*, Insu Won*, Sangmin Lee**, Jangwoo Kwon^o

요 약

본 연구에서는 레이더 검지 시스템과 통합하여 적용하기 위해 도로 위를 이동하는 자동차의 영상을 입력 받아 자동차를 검출하는 방법을 제안한다. 입력 영상의 제약조건이 있다. 도로 위에서 아래 방향을 비스듬히 내려 보는 고정된 시야를 가져야한다는 점이다. 주어진 영상 중 도로 영역만을 이용하기 위해 도로 영역을 관심영역으로 검출해 적용한다. 서론에서는 도로 영역 내에서 차량 검출을 위해 사용한 모션 히스토리 이미지 추출 방법, SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) 알고리즘, 히스토그램 분석 등을 적용한 실험결과와 이에 대한 한계점을 제시했다. 이를 해결하기 위해서 가우시안 혼합 모델(GMM, Gaussian Mixture Model)의 응용을 제안한다. 가우시안 혼합 모델 알고리즘을 응용한 차량 검출 GMM(VDGMM, Vehicle Detection GMM)과 이를 차량 검출에 더 최적화한 차량 검출 GMM 2.0을 설명하고, 차량 검출 GMM 2.0을 적용한 실험결과 및 결론을 제시한다. 도로 영역 검출 없이 GMM을 적용한 결과는 정확율, 재현율, F1이 각각 9%, 53%, 15%이었고, 도로 영역 검출 후 차량 검출 GMM 2.0을 적용한 결과는 각각 85%, 77%, 80%로 많은 차이를 보였다.

Key Words : Computer Vision, Digital Image Processing, Road Detection, Car Detection, GMM

ABSTRACT

This paper presents a vehicle detection system using the video as a input image what has moving of vehicles.. Input image has constraints. it has to get fixed view and downward view obliquely from top of the road. Road detection is required to use only the road area in the input image. In introduction, we suggest the experiment result and the critical point of motion history image extraction method, SIFT(Scale_Invariant Feature Transform) algorithm and histogram analysis to detect vehicles. To solve these problem, we propose using applied Gaussian Mixture Model(GMM) that is the Vehicle Detection GMM(VDGMM). In addition, we optimize VDGMM to detect vehicles more and named VDGMM 2.0. In result of experiment, each precision, recall and F1 rate is 9%, 53%, 15% for GMM without road detection and 85%, 77%, 80% for VDGMM2.0 with road detection.

※ 본 연구는 한국연구재단의 기초연구사업(2010-0020163)과 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 대학ICT연구센터육성 지원사업의 연구결과로 수행되었음.(IITP-2015-H8501-15-1019)

♦ First Author : Inha University Department of Computer Information Engineering, leekmin@gmail.com, 정희원

° Corresponding Author : Inha University Department of Computer Information Engineering, jwkwon@inha.ac.kr, 정희원

* Inha University Department of Electronic Security, arta007@naver.com

** Inha University Department of Electronic Security, sanglee@inha.ac.kr, 정희원

논문번호 : KICS2015-09-309, Received September 15, 2015; Revised November 9, 2015; Accepted November 9, 2015

1. 서 론

본 연구에서는 근거리 레이더 특성을 이용한 물체 탐지 시스템^[1]을 적용한 차량 검출 및 추적 시스템을 구축하기 위하여 도로 위를 이동하는 자동차의 영상만을 입력 받아 자동차를 검출에 대한 방법을 제안한다. 서론에서는 이를 적용하기 위해 활용했던 차량검출 방법에 대한 평가 및 한계를 제시한다.

1.1 모션 히스토리 이미지

입력 받은 도로 영상에서 차량을 검출하기 위해 초기에 모션 히스토리 이미지(Motion History Image)를 사용해 구현했다. 이 방법은 영상 내에서 모션 히스토리를 지속적으로 갱신하는 과정을 통해 각 모션들의 방향과 각 객체들로 나누는 계산을 구현해 차량을 인식하는 방법이다^[2-4]. 먼저 그림 1.(a)와 같은 입력 영상에 대해 모션 히스토리 이미지를 적용하여, 그림 1.(b)의 결과를 얻는다. 이 후 모션 히스토리 이미지를 각각의 객체로 분할하여 객체들에 대해 영역 크기와 방향을 검출 하면, 그림 2.(b)와 같은 결과를 확인할 수 있다.

이 방법은 각 차량을 검출하여 추적하는 것은 가능하지만, 차량 외의 움직이는 요소들까지 객체로 인식하기 때문에 영상 자체의 흔들림 등의 잡음에 매우 취약함을 보인다. 이 방법을 개선하기 위해 waspmote의 위치 센서를 이용해 흔들림이 감지되는 경우, 일시적으로 계산을 멈추는 방법을 적용해 봤다. 하지만, 이런 방법은 연산 절차의 복잡함을 발생시킨다. 그로 인해 모션 히스토리 이미지 연산의 간결함을 무시하게 되어 평균 초당 프레임 수가 떨어지기 때문에 근본적

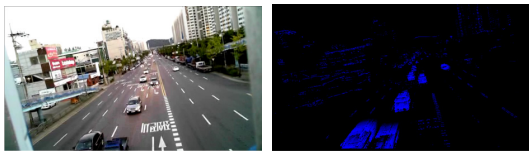


그림 1. (a)원본 영상, (b)모션 히스토리 이미지 적용 결과
Fig. 1. (a)source image, (b)result of MHI

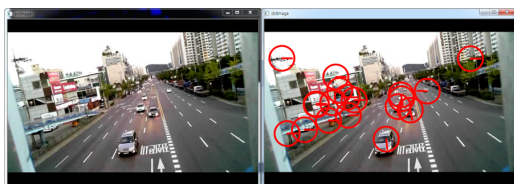


그림 2. (a)원본 영상, (b)차량 추출 결과
Fig. 2. (a)source image, (b)result of car detection

인 해결책이 되지 않았다.

1.2 SIFT Algorithm

SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) 알고리즘을 적용하여 그림 3.(a)와 같은 모델이미지에서 그림 3.(b)와 같은 결과를 얻어낼 수 있다. 원의 중심이 키포인트의 위치이고, 원의 크기는 스케일, 원 안에 있는 선분은 지배적인 방향을 나타낸다^{[5][6]}. 이 키포인트 검출결과를 이용해 실제 입력 영상에 대한 매칭을 수행할 수 있다. 결과는 그림 4와 같다. 입력 영상과 매칭 쌍 중에 좋은 쌍만을 골라내어 표시한 결과이다. 좋은 쌍을 골라내기 위해서 매칭 점수의 최소와 최대를 구할 필요가 있다. 여기서 매칭 점수는 거리를 뜻한다. 본 실험에서는 매칭 점수가 최소값의 2배 이내인 매칭 쌍만을 골라냈다^[6].

SIFT 알고리즘을 적용하여 실험한 결과, 입력 영상 내의 모델 이미지에 대해서만 인식 가능한 문제점을 확인했다. 또, 본 알고리즘을 적용할 때 고해상도 영상 사용에 따른 연산량이 증가되는 문제가 있다. 이를 통해 SIFT 알고리즘은 보편적인 차량 검출 및 실시간 이미지에 대한 적용은 어렵다는 판단을 했고, 범죄 차량 등의 특정 차량에 대한 추적 방법으로는 적합하다고 결론을 내릴 수 있다.



그림 3. (a)모델 이미지, (b)키포인트 검출결과
Fig. 3. (a)model image, (b)key point detection



그림 4. 입력 영상 내에서 차량 검출 결과
Fig. 4. car detection in input image

1.3 히스토그램 역투영

히스토그램은 입력 영상에 대해 f 의 명암값 등을 나타낸 빈도수로, 명암값 범위 내의 값들이 각각 영상에 몇 번 나타나는지 표시한다. 이를 통해 영상의 특성을 파악하거나 품질을 개선할 수 있다^[5]. 본 연구에서는 적용하기 위해 히스토그램의 역투영 연산을 이용해 물체를 검출하는 방법을 이용했다^[6]. 물체의 모양은 무시하고 단순히 색 분포만으로 검출하는 방법으로, 2차원 히스토그램을 이용해 색 분포를 분석했다^[7]. 그림 5.(a)와 같이 차량 모델이 주어지면 영상의 색상 채널(Hue Channel), 채도채널(Saturation Channel)을 이용해 모델의 히스토그램(Hm)을 구하면 그림5.(b)와 같은 결과를 얻을 수 있다.^[8] 그림 6.(a)의 입력 영상에 대해 히스토그램 역투영 연산결과 그림 6.(b)와 같이 연산이 제대로 이루어지지 않는 것을 확인할 수 있다. 이는 차량 모델의 히스토그램 분석 결과가 특성이 있는 것으로 판단하기 어려움이 있고, 차량 검출에 적합한 방법이 아니라는 것을 판단할 수 있다.

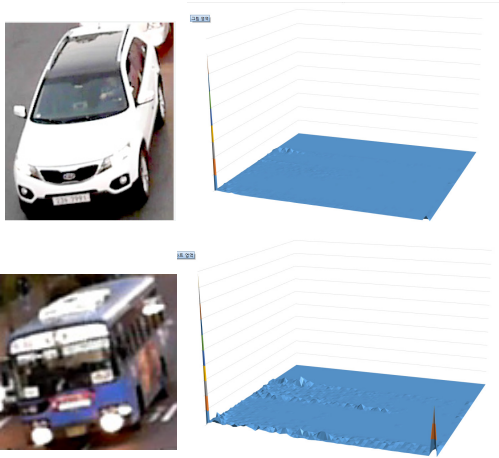


그림 5. (a)차량 모델 (b)2차원 히스토그램(HS)
Fig. 5. (a)car model, (b)2-d histogram(HS)

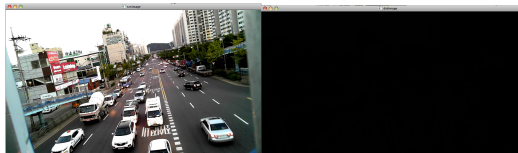


그림 6. (a)입력 영상 (b)역투영 영상
Fig. 6. (a)car model, (b)back projection image

II. 제안한 시스템

주어진 영상은 도로 외의 영역을 포함하고 있으며

로 불필요한 연산이 실행될 수 있다. 이는 컴퓨터 자원의 낭비이므로 이를 피하기 위해 도로 영역만을 관심 영역으로 검출하는 방법이 필요하다. 따라서 그림 7의 순서와 같이 캐니 엣지 탐색 후, 분할 허프 변환을 통해 관심 영역을 검출한다. 그 다음 차량 검출 가우시안 혼합 모델 알고리즘을 이용하여 차량을 검출하는 시스템을 제안한다. 분할 허프 변환과 차량 검출 가우시안 혼합 모델은 본 논문에서 제안하는 방법이다.

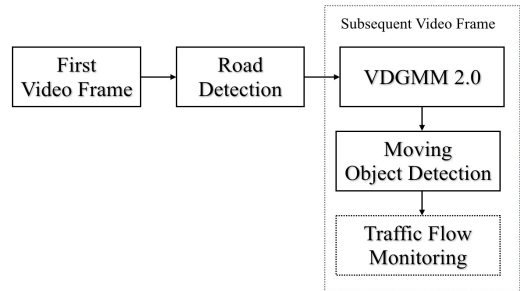


그림 7. 제안한 차량 검출 시스템.
Fig. 7. Proposed vehicle detection system.

2.1 도로 영역 검출

관심영역 검출 방법에는 단순한 관심영역 지정 방법과 동적인 관심영역 검출 방법이 있다. 단순한 관심영역 지정 방법은 별도의 계산과정 없이 특정한 4각형 영역을 관심영역으로 지정하는 방법이다. 이 방법의 경우 계산과정이 없으므로 상수시간 내에 관심영역을 지정할 수 있다. 하지만 단순한 4각형 영역으로는 도로 영역만을 관심 영역으로 지정할 수 없기 때문에 본 연구와는 맞지 않는 관심영역 검출 방법이다. 이와 반대로 동적인 관심영역 검출 방법은 추가적인 연산과정이 필요하지만, 직선 도로영상에 한해서는 어떤 영상이라도 도로영역만을 관심영역으로 검출하는 것이 가능하다. 본 연구에서의 관심영역은 도로영역으로 영상 내에서는 사다리꼴과 비슷한 모양의 6각형 영역이다.

이를 얻기 위해서는 일련의 과정이 필요하다. 먼저 도로에 평행한 빗변 요소를 얻어야 한다. 이를 위해서 첫째, 그림 8.(a)와 같이 입력 영상을 받아서 캐니 엣지 탐색(Canny Edge Detection)을 사용한다.

결과는 그림 8.(b)와 같다. 둘째, 영상을 좌우로 2분할한다. 이는 이후 단계인 허프 변환을 효율적으로 이용하기 위함인데, 이 과정을 통해 영상 이미지의 제약 조건을 활용하여 도로의 윤곽선을 얻을 수 있다. 셋째, 도로에 대한 윤곽선만을 남기기 위해 비선형 라인을

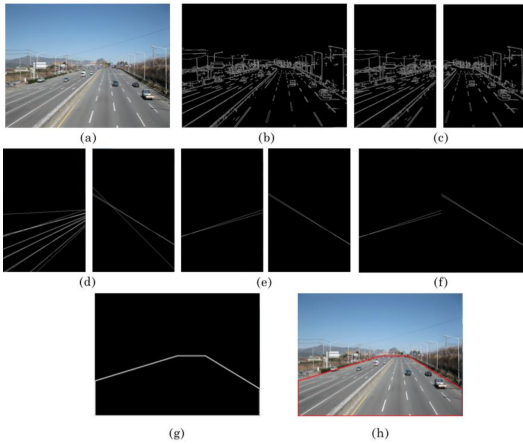


그림 8. (a)입력 영상, (b)캐니 엣지 탐색, (c)영상 좌우 2분할, (d)2분할 영상 허프변환, (e)기울기 필터 적용, (f)2분할 영상 병합 및 평균값계산, (g)관심영역 검출 결과, (h)입력 영상에 적용

Fig. 8. (a)input image, (b)canny edge detection, (c)image division, (d)Hough transform, (e)slope filter application, (f)image merging and calculate average, (g)result of road detection and (h)apply to input image

제거하고 선형라인만을 추출하는 과정이 필요한데, 허프 변환을 이용하여 비선형 라인인 잡음을 제거한다¹⁰⁾. 유효 선형 라인 추출이 후에 남아 있는 선형 라인들은 도로와 인접한 건물들의 윤곽선 등 여전히 도로 외의 윤곽선을 포함하고 있다. 이를 제거하기 위한 네 번째 단계로, 영상을 좌우 반으로 나누어 각각의 영역에 대해 경사 필터를 적용(Slope Filter Application)한다. 좌측 영역은 경사가 20~80도인 선형라인만 추출하고, 우측영역은 경사가 100~160도인 선형 라인만을 추출한다. 그림 8.(c)~(e)는 이 과정을 그림으로 나타내는데, 본 논문에서는 이를 분할 허프 변환이라 명명한다. 이 각각의 영상을 다시 병합하면, 그림 8.(f)가 된다.

이 후에 두 선분 요소를 비교해 가운데 끝점이 아래에 있는 선분 요소를 기준으로 y축과 평행하고, 다른 선분 요소에 접하는 선분을 관심 영역의 윗변으로 지정한다. 다시 두 선분 요소의 양 끝점과 입력 영상의 좌우 각각 하단의 끝점을 이어 관심영역의 측면과 아랫변으로 지정한다. 위 과정을 통해 그림8.(g)와 같은 관심영역이 검출된다. 이를 그림8.(h)와 같이 입력 영상에 적용하여 관심영역으로 활용한다.

2.2 차량 검출

차량 검출을 위해서 가우시안 혼합 모델(GMM, Gaussian Mixture Model)방법을 사용해 윤곽선을 추출하여 각각의 객체로 분리 했다^{10,11)}. 프레임 시퀀스

에서 영상 내 픽셀은 이전 프레임을 통한 분포가 일정한 평균값과 표준편차의 가우시안 분포를 따른다. 가우시안 혼합 모델은 이런 전제조건 하에서 상태를 다양하게 변화시키는 특징을 가지고 있다. 영상 프레임에서 발생하는 픽셀값 X는 영상 프레임 시퀀스 상태에 따라 변하게 되는데, 이를 pixel process라고 한다. 이 pixel process는 일정한 분포를 가진다. 이를 $f(X|k)$ 라 하고, f의 확률밀도함수가 식(1)의 가우시안 분포를 따른다고 가정한다. 식에서 μ_k, σ_k^2 는 각각 k 상태 분포에서의 평균과 분산을 의미한다. 계산 복잡도를 고려하여 픽셀값을 구성하는 요소들은 상호 독립이라고 가정한다.

$$f(X|\mu_k, \sigma_k^2) = \frac{1}{(2\pi)^n | \sigma |^{1/2}} e^{-1/2(X-\mu_k)^T \sigma^{-1}(X-\mu_k)} \quad (1)$$

$k = 1, 2, \dots, n$

가우시안 알고리즘에서 신규 입력 프레임의 픽셀 값 X에 대해 각 분포의 표준편차와 표준편차가 일정한 크기 이내인 매칭 분포를 찾은 후, 새로 선택된 데이터로부터 구해진 분포 값이 큰 순서대로 정렬하여 이중 몇 개의 분포를 영상의 배경으로 간주하고 가중 계수를 갱신하여 배경영상의 정확도를 높인다.^{10,12)}

도로 영역만을 관심영역으로 지정했기 때문에, 도로 외에 영역의 잡음에는 반응하지 않지만, 도로 내 영역에 차가 아닌 객체들이 검출되는 경우가 발생했다. 이는 주로 카메라의 흔들림, 차 내부에서의 움직임 감지, 조명을 객체로 인식하는 경우 등이다.

이를 해결하기 위해 기존 가우시안 혼합 모델 알고리즘에 두 가지 절차를 추가 했다. 첫째, 자동차의 평균 크기인 1200픽셀 영역이 되지 않는 요소들은 차가 아닌 것으로 간주한다. 둘째, 검출한 객체의 영역이 겹치는 경우, 한 영역이 다른 영역에 포함되는지 판단해 포함되는 영역은 차가 아닌 것으로 간주한다^{13,14)}.

이는 그림 9에서 (a), (b), (c), (d)를 통해 확인할 수 있듯이 크게 4종류가 있고, 각각의 사각 영역을 R_i , 좌측상단 점을 $pt11$, 우측하단 점을 $pt12$ 라 하면, 식(2)의 $o(.,.)$ 으로 판단할 수 있다.

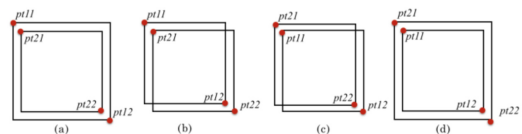


그림 9. 검출한 객체의 영역이 겹치는 경우의 수
Fig. 9. Case when each object is stacked.

$$o(R1, R2) = \begin{cases} true & \text{if } (pt_{11} < pt_{21} \text{ and } pt_{12} > pt_{22}) \\ & \text{or } (pt_{11} > pt_{21} \text{ and } pt_{12} < pt_{22}) \\ false & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

이렇게 제한한 VDGMM 알고리즘은 비슷한 속도로 나란히 달리는 차량을 각각의 객체로 인식하는 문제, 여전히 차량의 아닌 영역을 객체로 검출하는 점 등의 문제가 있다. 이를 해결하기 위해 검출되는 객체들의 사각 영역이 참 긍정일 때와 거짓 긍정일 때의 차이가 크다는 점을 착안해, 검출되는 객체들 중 차량인 경우와 차량이 아닌 경우의 사각 영역의 비율의 평균값을 측정했다. 결과는 표 1과 같다. 참 긍정인 차량이 검출되는 경우는 정사각형에 가까운 비율이고, 그 외에는 다양한 비율을 가진 직사각형 영역이 나타남을 확인할 수 있다. 따라서 참 긍정범위에 있는 객체는 차량으로 판단해 검출하고, 그 외의 영역은 차량이 아니므로 검출하지 않는다. 이를 검출하기 위한 방법은 식 (3)을 이용한다.

$$T = \arg_{i=0,1,\dots,n-1} R(i) = \begin{cases} true & \text{if } 0.9 < T < 1.1 \\ false & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

$$R(i) = \frac{height(i)}{width(i)}$$

III. 실험결과

주어진 영상으로 정확률과 재현율을 측정하고 F 측

표 1. 사각영역 크기 비율 계산결과
Table 1. result of rectangle region ratio

	video1	video2	video3	video4	video5	video6
TP	1.06	1.02	1.04	1.02	1.03	1.04
FP	3.12	3.6	0.64	4.74	0.43	0.76

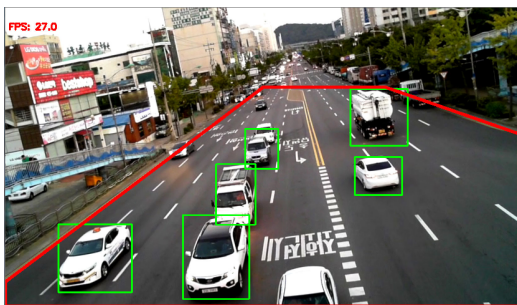
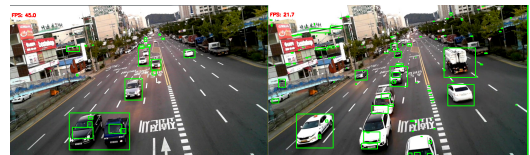


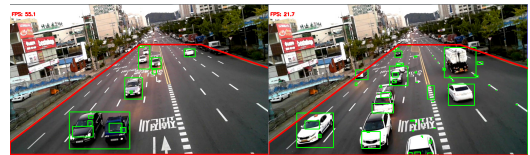
그림 10. 차량 검출 GMM 2.0을 이용한 차량검출 적용결과
Fig. 10. car detection using VDGMM 2.0

정법 중 F1 측정용 활용하여⁶⁾ 정확률과 재현율을 같은 비중으로 보는 지표를 활용해 제안한 시스템의 성능을 평가 했다. 본 실험에서는 실험 대상 영상에 대해 동일한 프레임에서 관심 영역 검출 전 가우시안 혼합 모델 알고리즘 적용 영상과 관심 영역 검출 후 가우시안 혼합 모델 알고리즘 적용영상, 마지막으로 관심 영역 검출 후 차량 검출 가우시안 혼합 모델 알고리즘을 적용했을 때의 지표를 비교 했다. 각 실험 방법에 따라 10 프레임간격의 이미지를 이용해 계산을 했고, 비교 영상 그림은 지면 상 두 종류만 실었다. 각 실험 방법에 따른 영상 이미지는 그림 11이다.

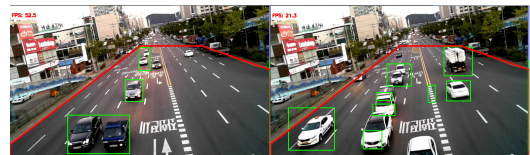
실험결과, 관심 영역을 검출한 이 후에 정확률이 1.6배가량 상승함을 확인 했다. 이는 도로 영역만을 관심 영역으로 검출하여, 도로 외에 영역에 잡음에 대한 거짓 긍정 지표가 현저히 줄어들었음을 의미 한다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 11. (a)도로 영역 검출 전 GMM 적용 결과 (b)도로 영역 검출 후 GMM 적용 결과 (c)도로 영역 검출 후 차량 검출 GMM 적용 결과 (d)도로 영역 검출 후 차량 검출 GMM 2.0 적용 결과

Fig. 11. (a)GMM without road detection (b)GMM with road detection (c)VDGMM with road detection (d)VDGMM 2.0 with road detection

또한, 관심 영역 검출 후 제안한 가우시안 혼합 모델을 적용하여 도로 내의 영역의 잡음도 처리함으로써 정확률이 5배 상승했다. 재현율의 경우는 제안한 가우시안 혼합 모델을 적용하여도 큰 영향이 없었지만, 차량검출 가우시안 혼합 모델 2.0을 적용했을 때 상승함을 확인할 수 있었다. 실험 결과는 표 2, 적용 방법에 따른 각 측정 지표의 비교 그래프는 그림 12에 나타나 있다.

표 2. 실험결과
Table 2. result of experiment

	precision	recall	F1 rate
GMM without road detection	0.09	0.53	0.15
GMM with road detection	0.15	0.6	0.24
VDGMM with roaddetection	0.75	0.6	0.67
VDGMM 2.0 with road detection	0.85	0.77	0.80

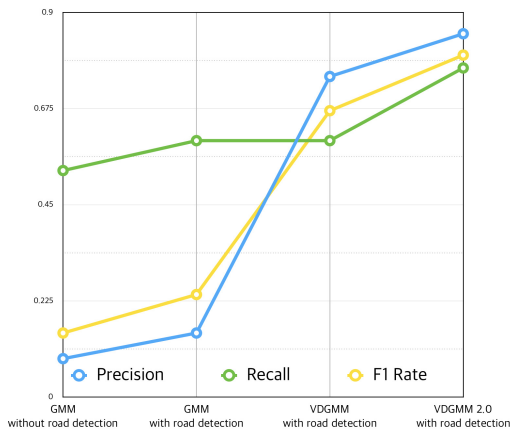


그림 12. 적용 방법에 따른 각 측정 지표 비교
Fig. 12. measurement index each methods

IV. 결 론

본 실험을 통해, 제안한 시스템을 이용하면 정확률을 큰 폭으로 상승 시킬 수 있다는 점을 확인할 수 있다. 이는 도로 영역만을 관심 영역으로 검출하는 방법과 제안한 가우시안 혼합 모델 알고리즘을 적용함으로써 거짓 긍정률을 효과적으로 줄였기 때문이다. 하지만 재현율은 그다지 상승하지 않았는데,

이는 참 긍정의 수치가 적기 때문이다. 참 긍정 수

치를 올리기 위해서는 차량검출 가우시안 혼합 모델 2.0 알고리즘을 적용하여 참 긍정의 수치를 올렸기 때문이다. 조금 더 재현율을 올리기 위해서는 하나의 차량이 여러 객체로 분리되었을 때 하나로 합치는 방법 등 차량 검출에 대한 연구가 필요하다. 또한, 정지해 있는 차량의 추적 방법 등 차량 추적 방법을 연구해 거짓 부정을 줄여 재현율을 높이는 것도 가능하다.

또한, 추후에 레이더 검지 시스템과 통합하여 차량의 위치, 속도, 차종 등에 대한 정보를 포함¹¹⁾하여 보다 구체적인 차량검출 시스템을 구축할 수 있다.

References

- [1] D. Park, I. Ryu, K. Byun, S. Lee, and J. Kwon, "An analysis on short-range-radar characteristic for developing object detecting system," *J. KICS*, vol. 39, no. 12, pp. 1267-1279, Dec. 2014.
- [2] J. W. Davis, "Hierarchical motion history images for recognizing human motion," in *Proc. IEEE Workshop Detection and Recognition of Events in Video, 2001*, pp. 39-46, Vancouver, BC, Canada, 2001.
- [3] M. A. R. Ahad, J. K. Tan, H. Kim, and S. Ishikawa, "Motion history image: its variants and applications," *Machine Vision Appl.*, vol. 23, no. 6, pp. 255-281, Mar. 2012.
- [4] G. R. Bradski and J. W. Davis, "Motion segmentation and pose recognition with motion history gradients," *Machine Vision Appl.*, vol. 13, no. 3, pp. 174-184, Jul. 2002.
- [5] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, *Image processing, analysis, and machine vision*, 3rd Ed., Thomson, 2008.
- [6] I. Oh, *Computer Vision*, Hanbit Academy, 2014.
- [7] H. Oh and J. Choi, "A recognition algorithm of car license plate using edge projection and directivity vector," *J. KICS*, vol. 7, no. 1, pp. 83-92, Feb. 2009.
- [8] P. Viola and M. J. Jones, "Robust real-time face detection," *Int. J. Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, May 2004.
- [9] C. Lee and D. Ding, "An adaptive road ROI determination algorithm for lane detection," *J.*

IEIE, vol. 51, no. 1, pp. 116-125, Jan. 2014.

[10] Z. Zoran, "Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction," in *Proc. Int. Conf. Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 28-31, 2004.

[11] S. Narayan, "Vision-based vehicle detection and tracking method for forward collision warning in automobiles," in *Proc. IEEE Intell. Veh. Symp.*, vol. 2, pp. 626-631, 2002.

[12] K. Lim and J. Lee, "Moving object detection algorithm for surveillance system," *J. KICS*, vol. 30, no. 1C, pp. 44-53, Jan. 2005.

[13] J. M. Ban, B. Lee, and H. Kang, "Vehicle recognition using NMF in urban scene," *J. KICS*, vol. 37, no. 7, pp. 554-564, 2012.

[14] A. F. Bobick and J. W. Davis, "The recognition of human movement using temporal templates," *Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 23, no. 3, pp. 257-267, Aug. 2002.

이 옥 민 (Okmin Lee)



2014년 2월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 졸업
 2014년 2월~현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 석사과정
 <관심분야> 컴퓨터비전, HCI, 기계학습, 레이더 검출

원 인 수 (Insu Won)



2006년 2월 : 인하대학교 전자공학과 공학과 졸업
 2009년 2월 : 인하대학교 전자공학과 공학과 석사
 2015년 2월 : 인하대학교 전자공학과 박사
 2015년 8월~현재 : 인하대학교 전자공학과 연구교수

<관심분야> 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 기계 학습

이 상 민 (Sangmin Lee)



1987년 2월 : 인하대학교 전자공학과 졸업
 1989년 2월 : 인하대학교 전자공학과 석사
 2000년 2월 : 인하대학교 전자공학과 박사
 2006년 6월~현재 : 인하대학교

전자공학과 교수

<관심분야> Brain-Machine interface, Bio-Signal Processing, Psycho-Acoustic

권 장 우 (Jangwoo Kwon)



1990년 2월 : 인하대학교 전자공학과 졸업
 1992년 2월 : 인하대학교 전자공학과 석사
 1996년 8월 : 인하대학교 전자공학과 박사
 1996년~1998년 : 특허청 사무관

1998년~2009년 : 동명대학교 컴퓨터공학과 부교수
 2006년~2012년 : 정보통신산업진흥원 인재양성단장
 2012년~현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 교수
 <관심분야> HCI, 신호처리, 지능형 시스템