

# 차량 감지를 위한 센서 융합 시스템 구축에 관한 연구

김 세 진\*, 원 인 수\*, 권 장 우°

## Vehicle Detection System Using Sensor Fusion

Se-jin Kim\*, In-su Won\*, Jang-woo Kwon°

### 요 약

본 논문은 차량 감지를 위한 센서 융합 시스템 구축에 관한 연구를 다룬다. 레이더 센서와 비전 센서는 각각의 장단점이 있다. 먼저 레이더 센서는 감지율이 높고 빛, 우천, 눈과 같은 환경변화에 강하다. 하지만 가격이 비싸고 감지가 직관적이지 못하며, 전파의 난반사에 의한 오검지가 종종 발생한다. 비전 센서는 반대로 빛, 우천, 눈과 같은 환경변화에는 약하지만 가격이 저렴하고, 직관적인 감지가 가능하며, 설치와 관리가 간편하다. 그러므로 본 논문에서는 각각의 센서의 문제를 극복하고 더 높은 차량감지를 위해 두 센서를 융합하는 시스템을 다룬다. 레이더 센서는 칼만필터를 활용해 감지율을 높였으며 비전 센서는 기울기 기반 히스토그램 모델을 활용하여 차량을 감지하였다. 이때 두 센서를 감지한 결과는 기존 단일 센서만을 사용한 결과에 비해 유의미한 결과값을 보였다. Recall은 레이더 센서 단일검지 0.63, 비전 센서 단일 검지 0.69에서 0.78로 증가되었고, Precision은 레이더 센서 단일 검지 0.66와 비전 센서 단일검지 0.84에서 복합검지 0.92로 증가되었다. 또한 기존의 가우시안 혼합모델을 사용하였을 경우보다 약 22%정도 속도가 향상된 것을 FPS를 비교함으로써 알 수 있다.

**Key Words** : Radar, Vision, Vehicle Detection, Sensor Fusion, MOD

### ABSTRACT

This paper deals with the construction of a sensor fusion system for vehicle detection. radar sensor and vision sensor has its advantages and disadvantages. First, the radar sensor has a high detection rate and is resistant to environmental changes such as light, rain, and snow. However, the price is expensive, the index is not intuitive, and erroneous detection due to diffuse reflection sometimes occurs. Vision sensors, on the other hand, are sensitive to environmental changes such as light, rain, and snow, but they are cheap, intuitive to detect, and easy to install and manage. Therefore, this paper deals with a system that overcomes the problems of each sensor and fuses two sensors for higher vehicle detection. The radar sensor uses the Kalman filter to increase the detection rate. The vision sensor detects the vehicle using the gradient - based histogram model. In this case, the detection results of the two sensors are significantly better than those of the conventional sensor alone. Recall was increase from 0.63 for radar sensor and 0.69 for vision sensor to 0.78 for two sensor, Precision was increased from 0.66 for radasr sensor and 0.84 vision sensor to 0.92 for two sensor. In addition it can be seen by comparing FPS that the speed is improved by about 22% compared with the case of using the Gaussian Mixture Model

※ 본 연구는 인하대학교 WCSL(World Class Smart Lab)사업의 지원에 의하여 연구되었음.

♦ First Author : Inha University Department of Computer Science, donut\_coffee@naver.com, 학생회원

° Corresponding Author : Inha University Department of Computer Science, jwkwon@inha.ac.kr, 정회원

\* Inha University Institute for Information and Electronics Research, arta007@naver.com, 정회원

논문번호 : KICS2017-05-136, Received May 2, 2017; Revised July 20, 2017; Accepted August 22, 2017

## I. 서 론

오늘날 도로 위 차량을 검지하는 다양한 방법이 존재한다. 그 예를 들면 레이더 센서 검지기, 비전 센서 검지기, 루프 센서 검지기, 레이저 센서 검지기 등이 있다. 각 검지기는 각각의 장단점을 가지고 있다. 표 1은 각각의 센서를 비교하여 구분한 표이다<sup>1,2</sup>.

먼저 레이더 센서 검지기는 눈, 비, 조도 등과 같은 외부환경에 강하지만 난반사에 의한 고스트(ghost) 생성 및 검지율 하락과 관리자가 차량 검지를 직관적으로 이해하기 어렵다는 단점이 있다<sup>2</sup>.

두 번째로 비전 센서 가격이 저렴하고 알고리즘 위주의 구성이기 때문에 다른 기타 다른 비전 센서와도 호환성이 높다. 하지만 눈 비와 같은 기상현상에 취약하고 낮과 밤의 검지율 차이가 난다<sup>3,10</sup>.

세 번째로 루프 센서 검지기는 알고리즘이 단순해 검지율이 좋아 많이 사용하지만 설치와 유지 보수시에 지면에 손상을 주고 차선을 제한해야 한다는 문제점이 있다.

마지막 레이저 센서 검지는 목표 지점까지의 거리를 반환하는 레이저 센서를 활용해 일정 이상의 거리차가 발생하면 이를 차량으로 검지한다. 이때 두 지점을 나란히 검지하고 있으면 차량의 속도까지 검지가 가능하다. 하지만 설치비용이 많이들고 시각적 검증이 부족해 이후 단일 센서 검증에서 문제점을 발생한다<sup>9</sup>.

센서간 융합은 융합레벨에 따라 분류가 가능하는데 이는 저레벨(low level), 복합 레벨(hybrid level), 고레

벨(high level)이다. 저레벨 융합 방식은 각 센서를 통해 들어온 비가공 데이터(raw data)를 알고리즘을 활용해 조합하여 차량 여부를 판단한다. 하지만 이는 계산량이 많이 필요하고 검지율이 한 센서의 최고 검지율 이상으로 나오기 힘들다는 단점이 있다<sup>4</sup>. 복합 레벨 융합 방식은 가장 많이 사용되며 관심영역(ROI)를 지정하여 해당 관심영역만을 각각의 센서로 검지하고 이를 종합하여 결과를 도출한다<sup>5</sup>. 마지막으로 고레벨 융합방식은 각각의 센서를 통해 검지한 물체를 각각 종합한다. 본 논문에서는 관심영역을 활용하는 복합레벨 방식을 사용한다<sup>6</sup>.

본 논문은 기존의 센서 각각의 문제점을 극복하고 장점을 극대화하기 위해 센서 융합을 제안한다. 레이더 센서와 비전 센서를 복합 융합방식을 활용해 각각의 알고리즘으로 검지한 이후 두 센서간 검지 데이터를 종합하여 검지율을 향상시킨다.

## II. 단일 센서 검지

### 2.1 레이더 센서 검지

#### 2.1.1 레이더 구조 및 통신방법

센서 검지를 위한 레이더 센서는 continental사의 ARS-308 모델을 사용하였다. ARS-308 모델은 200m 까지 검지가 가능한 주파수 변주 연속파(FMCW, Frequency Modulated Continuous Wave) 레이더이다. 레이더 센서와의 통신은 CAN(Controller Area Network)을 활용한다. 그림 1은 해당 ARS-308 레이

표 1. 각 센서별 장단점  
Table 1. Strengths and weaknesses about each sensor

	Character	Strength	Weakness
Radar Sensor	Detection using reflected wave that collides with the object.	Multi lane detection with single sensor Strong against weather environment	Sensitive to sensing angle and width Interference and EMI can occur
Vision Sensor	Detection in a ROI that is specified by utilizing image information.	Multi lane detection with single sensor Real-time monitoring of traffic information	Sensitive to weather environment Detection rate of day and night is different Sensitive to light
Loop Sensor	Detection using the loop coil, the inductance changes when the vehicle passes.	Reliability of detection information	Limited information road damage Traffic control during installation, maintenance
Laser Sensor	Detection using the laser sensor that returns the distance.	Classification of vehicles Not sensitive to light	Sensitive to weather environment Limited area of detection



그림 1. ARS-308 레이더 센서  
Fig. 1. ARS-308 Radar sensor

더 센서 모델이다.

### 2.1.2 칼만필터

레이더 센서 감지를 할 때 비가공 데이터만을 있는 그대로 추적하기엔 중간 중간 데이터 누락치가 존재한다. 이런 경우 매 프레임마다 감지가 안되기 때문에 감지율이 하락할 수 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 칼만필터를 활용하여 데이터를 예측(prediction)하고 갱신(update)한다<sup>8)</sup>.

칼만필터는 재귀적 필터로서 다양한 분야에서 사용되고 있다. 칼만필터의 전체적인 흐름은 그림 2를 통해 알 수 있다.

칼만필터는 이전 데이터와 현재 데이터를 활용하여 갱신하고 예측하는 과정을 반복한다. 이를 통해 센서 데이터 사이의 누락된 값을 예측하여 보정해준다. 또한 과거의 모든 데이터들은 현재 데이터에 대한 마르코브(markov) 연쇄를 가진다. 식 (1)은 마르코브 연쇄를 보여준다. 마르코브 연쇄란 현재 시간대의 상태가 이전 시간대의 상태에 의거함을 말한다. 즉 현재 시간대의 상태는 바로 이전 시간대의 상태까지의 모든 과거 상태를 함축함을 알 수 있다. 식에서 현재 시간대 k의 상태는 과거 시간대 k-1 상태에 의존하고 k-1 상태는 이전 상태에 의존하고 있기 때문에 현재 상태는 과거 모든 시간대의 상태를 함축하고 있음을 말한다<sup>8)</sup>.

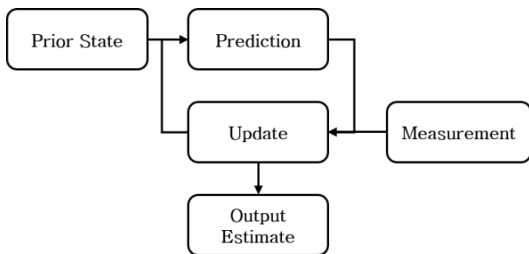


그림 2. 칼만필터 과정  
Fig. 2. Kalman filter process

$$p(x_k|x_1, \dots, x_{k-1}) = p(x_k|x_{k-1}) \quad (1)$$

### 2.1.3 고스트 제거

레이더 센서를 통해 차량을 감지하다 보면 실제로 차량이 아닌 경우 특히 배경 중 일부분을 차량으로 오인하는 문제가 생긴다. 이때 감지되는 배경, 즉 움직이지 않는데 움직인다고 감지되는 물체를 고스트(ghost)라 부른다. 고스트는 다양한 원인에 의해 발생할 수 있는데 센서 자체의 진동 혹은 전파 난반사에 의한 오검지가 주된 원인이다. 이때 레이더 센서에서 방사된 전파가 그림 3과 같이 다른 물체에 의해 반사되는 경우 레이더 센서는 두 전파 중 옳은 전파를 구분할 수 없게 되고 정지된 물체를 감지하게 된다.

고스트를 제거하기 위해선 고스트의 특성을 파악해야한다. 대부분의 고스트는 배경에서 생기기 때문에 배경의 특징과 궤를 같이한다. 배경의 특징은 실제로 가로 세로 움직임이 제한적이고 RCS(Radar Cross Section)이 일정하다. RCS는 레이더 센서를 통해 방사된 전파가 물체에 반사된 후 들어오는 평형 면적을 의미한다. 이때 RCS는 식 (2)와 같이 알 수 있다.

$$RCS = \lim_{d \rightarrow \infty} 4\pi d^2 \frac{S_o}{S_d} \quad (2)$$

식 (2)에서 d는 물체까지의 거리를 의미하고,  $S_o$ 는 물체로부터 수신한 주파수의 파워 밀도,  $S_d$ 는 물체로부터 거리에 대한 전력 밀도를 의미한다. RCS는 물체로부터 반사되어 오는 전파의 반사량이기 때문에 고정된 물체의 RCS 분산과 움직이는 물체의 RCS 분산 간에는 차이가 발생한다. RCS 분산값의 변화량을 통해 고스트를 제거할 수 있다. 표 2는 고스트 제거에

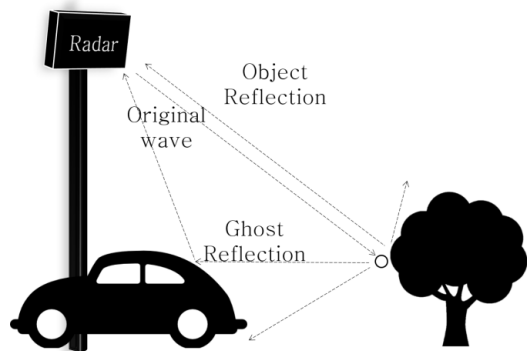


그림 3. 고스트 발생원인  
Fig. 3. Cause of ghost

표 2. 코스트 제거 변수  
Table 2. Ghost removal parameter

parameter	meaning
Sv	Speed vertical
Sh	Speed horizontal
Dv	Distance vertical
Dh	Distance horizontal
RCS var	RCS variance

사용된 5가지 변수이다. Sv는 물체의 가로 이동 속도를 의미한다. Sh는 물체의 세로 이동 속도를, Dv는 물체의 가로 이동 거리를 의미한다. Dh는 물체의 세로 이동 거리를 의미하는데 이때 위의 네가지 변수는 물체의 물리적인 이동을 전체로 구분한다. 마지막으로 RCS 분산을 이용하여 차량 여부를 결정한다.

## 2.2 비전 센서 검지

### 2.2.1 관심영역 설정

비전 센서를 통해 차량을 검지함과 복합 레벨의 센서 융합에 있어서 관심영역(ROI, Region of Interest)를 설정하는 것은 매우 중요하다. 관심영역 설정은 비전 센서의 계산량을 줄여주고 관심영역 외 지역을 검지에서 제외할 수 있기 때문에 정확도 역시 올려준다. 실험에서 지정한 관심영역은 그림 4와 같다.

그림 4의 흰 점선 부분으로 되어 있는 부분이 관심영역이다. 이때 관심영역은 호모그래피(homography)를 활용하여 비전 센서와 레이더 센서의 좌표를 일치시킨 부분으로 지정하였는데 이는 다음 장에서 다룬다.

비전 센서는 노트북에 내장된 카메라를 활용한다. 이때 차량검지를 진행하기 위해선 영상 내 특징점

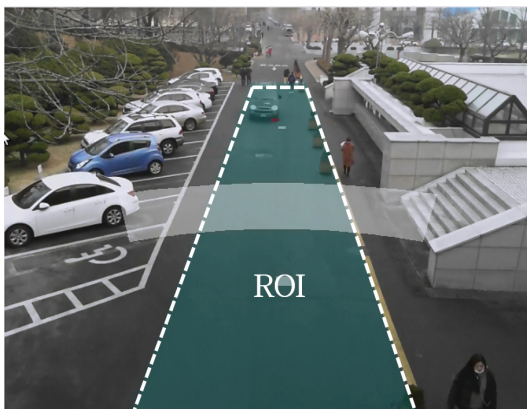


그림 4. 실험 내 관심영역  
Fig. 4. ROI in experiment

(feature)를 고르고 뽑아내야 하는데 본 논문에서는 기울기 방향성 히스토그램(HOG, Histogram of Oriented Gradients) 방식을 활용한다. 기울기 방향성 히스토그램 방식은 물체의 윤곽선 정보를 이용하여 내부 패턴이 복잡하지 않고 단순하며 외부 윤곽선이 단순한 물체를 식별하는데 적합하다. 기울기 방향성 히스토그램 방식은 물체의 가장자리의 빛의 강도에 대한 기울기의 분포로 물체를 구분한다. 방법은 그림 5와 같다. 우선 대상 물체를 일정한 크기의 셀로 분할하고 각 셀마다 엣지(edge)에 대한 방향성을 나타내는 히스토그램

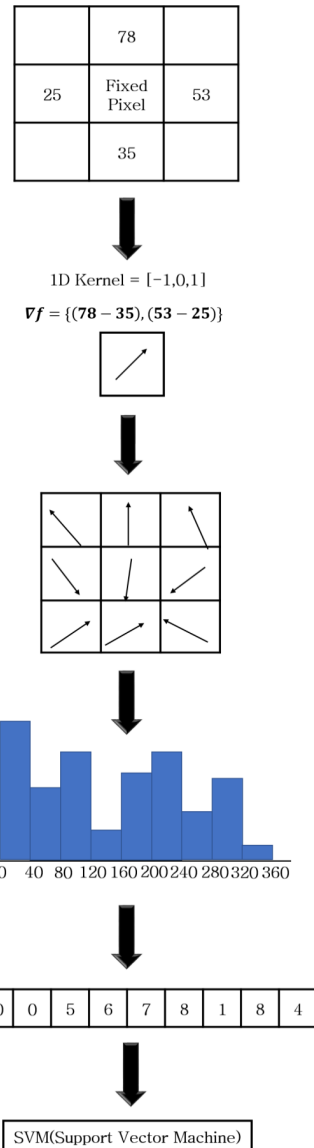


그림 5. 기울기 방향성 히스토그램 흐름도  
Fig. 5. HOG flow chart

을 구한다. 엡지는 빛의 강도의 차이가 큰 부분을 의미하는데 엡지를 구하기 위해선 해당 픽셀의 기울기 (gradient)를 구해야한다. 기울기를 구하기 위한 방식에는 여러방식이 있는데 본 논문에서는 1D-Kernel을 이용한다. 이는 [-1,0,1]로 이루어진 1차원 행렬을 인접픽셀에 곱함으로써 기울기의 크기와 방향성을 구한다<sup>[11]</sup>.

인접한 셀과의 관계를 이용하여 기울기를 구했다면 일정 범위의 픽셀을 모아 셀(cell)을 구분한다. 이때 셀은 픽셀들의 모임이며 3×3 크기의 픽셀의 모임이다. 이후 과정은 그림 6과 같다. 셀을 기준으로 모은 기울기 값을 활용하여 히스토그램을 그리는데 이때 히스토그램은 40도씩 분류하여 9개 구역으로 나누어 만든다. 만든 히스토그램을 벡터로 변환하여 서포트 벡터 머신(support vector machine)에 대입하여 물체를 감지한다. 서포트 벡터 머신은 분류(classification)와 회귀 분석(regression)등에서 다양하게 활용되며 벡터를 인풋으로 받아 해당 벡터내에서 두 물체를 분류하게 한다. 이때 영상 내에서 분류하게 되는 것은 차량과 배경이다.

### III. 센서융합

#### 3.1 호모그래피

두 센서 데이터를 서로 융합하여 하나의 감지결과를 이끌어 내기 위해선 무엇보다 두 센서의 감지 구간을 일치시키고 매핑(mapping) 시키는 과정이 중요하다. 이때 눈에 보이지 않는 가상의 레이더 좌표를 영상과 매칭시키기 위해 호모그래피를 활용한다. 호모그래피는 한 평면을 다른 평면에 투영(projection) 했을 때 올바른 투영점을 대응시키도록 하는 방법이다. 이는 영상 내 실제거리에 대한 왜곡을 보완하기 위한 방법인데, 이는 영상이 3차원 공간을 2차원으로 밖에 표현할 수 없다는 단점을 해결할 수 있다<sup>[7]</sup>.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = H \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \tag{3}$$

$$H = \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{pmatrix} \tag{4}$$

$$\text{where } A = \begin{pmatrix} -x & -y & -1 & 0 & 0 & 0 & x'x & x'y & x' \\ 0 & 0 & 0 & -x & -y & -1 & y'x & y'y & y' \end{pmatrix} \tag{5}$$

$$\text{and } H = (h_1 \ h_2 \ h_3 \ h_4 \ h_5 \ h_6 \ h_7 \ h_8 \ h_9)$$

본 논문에서는 호모그래피를 레이더의 가상좌표를 영상내 투영시키기 위해 활용한다. 이때 식은 식 (3)~(5)를 통해 알 수 있다. x'와 y'는 영상 내 좌표이고 x와 y는 레이더의 가상좌표이다. 이때 좌표는 영상 내 네점과 레이더 센서의 가장자리 네점을 서로 대응한다. H는 호모그래피 행렬이다. 이 행렬은 각각의 네점을 대응시키는 유일한 행렬로서 식 (5)를 통해 구할 수 있다<sup>[12]</sup>.

실제 대응은 그림 6과 같다. 레이더의 가상 좌표는 가로 40 세로 50으로 행렬을 기준으로 작성한다. 하단부 가운데를 0으로하여 좌측을 음의방향으로 우측을 양의방향으로 지정해 -20부터 +20까지의 가로 범위를 가진다. 세로 범위는 하단부를 0으로 하여 0부터 50까지로 지정한다. 호모그래피를 이용하여 좌표를 변환하였다면 해당 좌표를 영상에 투영시켜야한다. 실제로 영상과 레이더 좌표계를 통일시키기 위해선 영상 내 마커(marker)를 설치하여 마커를 기준으로 영상 내 네점의 좌표와 레이더의 가상좌표를 매핑시켜야 한다.

하지만 실제 실험 환경에서 매번 마커를 설치하여 일일이 매핑시키기란 쉬운일이 아니다. 그렇기 때문에 영상 내 좌표를 능동적으로 변환이 가능하도록 실험을 진행하였다. 그림 7은 해당 변환 과정을 나타낸다. 그림 7처럼 네점의 좌표를 능동적으로 변경할 수 있다면 실제로 마커를 설치하지 않더라도 들어오는 실

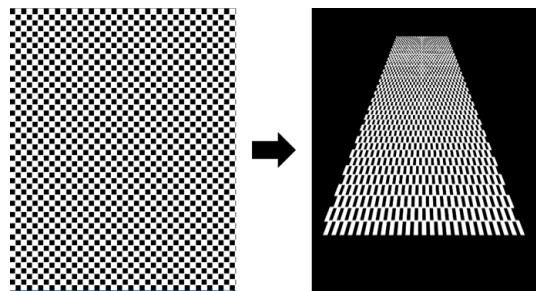


그림 6. 호모그래피 이용 좌표변환  
Fig. 6. Coordinates transform using homography

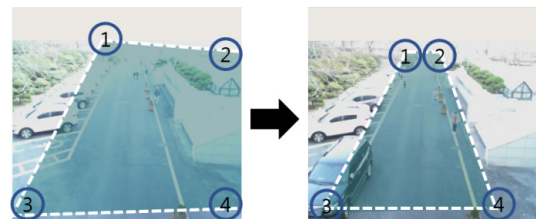


그림 7. 호모그래피 실험 내 변환  
Fig. 7. Homography transformation in experiments

협데이터를 기반으로 올바른 투사영역을 지정할 수 있다.

### 3.2 센서 융합 알고리즘

그림 8은 센서 융합 모듈의 처리 흐름도이다. 먼저 첫 프레임을 기준으로 레이더 센서 좌표와 비전 센서 좌표를 기준 값으로 정한 pvr을 0으로 초기화한다. 이후 레이더 센서를 통해 들어온 비가공 데이터를 이용해 레이더 센서의 x와 y 좌표 pr을 구한다. 이때 이전 좌표( $pr_{t-1}$ )와 현재 좌표( $pr_t$ )의 차이가 임계점 (threshold) 이하라면 움직이지 않는 물체로 간주하고 분류한다. 비전 센서가 검지한 움직이는 물체의 x와 y 좌표 (pv)을 계산한다.

이후 두 센서의 차량 검지 좌표인 pv와 pr을 각각 비교한다. 이때 두 센서 검지 거로가중에 하나의 검지 결과라도 현재 검지 결과가 존재하지 않을 때 가장 최근 검지 결과로 이를 대체한다. 두 센서의 검지 결과가 임계점 이상이라면 차량으로 검지하지 않는다. 이를 통해 검지 시작 후 일정 프레임 내에서 레이더 센서와 비전 센서가 동시에 같은 차량을 검지한 이후부터 차량으로 검지한다.

즉 두 센서가 복수 검지한 종합검지 이후의 차량만 차량이라고 검지한다. 이는 두 센서의 개별 검지시의 종합의 혼동을 최소화할 수 있다. 하지만 문제점은 검지 초반에 두 센서가 검지하는 차량이 다를 경우 발생할 수 있는데 실제로 이러한 문제는 실험 시작과 동시에 배경습득이 되지 않는 10프레임 내에서만 이루어졌기 때문에 전체 종합검지에서 관심영역 내 검지를 진행할 때는 문제가 되지 않았다.

실험 진행과정에서 종합 검지된 차량을 기준으로 센서종합좌표인 pvr은 레이더 센서 좌표와 비전 센서

의 좌표의 평균으로 구한다. 이때 pvr은 종합검지가 될 때 마다 매번 갱신된다. 차량의 진행을 추적하기 위해서 가장 최신의 pvr을 활용한다. 이후 새로운 센서 검지 데이터를 검증하기 위해 가장 최신의 pvr과 비교한다. 즉 각 센서 좌표인 pv와 pr을 pvr과 좌우 변동의 차이를 비교하고 차량의 이동방향이 일정함을 이용해 차량임을 검지한다.

차량을 검지할 때 차량의 이동방향을 활용함은 차량이 기준 도로 내에서 단일 방향으로만 움직이기 때문이다. 실험을 진행할 때 차량의 진행방향은 화면 하단이다. pvr의 y좌표는 레이더 센서 검지의 y좌표보다 항상 크거나 같다. 근거는 그림 10, 그림 13을 통해 확인할 수 있다. 그림 10, 그림 13을 보면 레이더 센서가 차량 검지를 진행할 때 차량의 전면부를 기준으로 차량을 검지한다. 그렇기 때문에 검지 영역은 차량의 앞부분으로 고정되어있다. 하지만 비전 센서 검지의 경우 차량을 검지할 때 차량의 전 영역을 검지하기 때문에 둘 사이의 평균값인 pvr의 y좌표는 항상 레이더 센서의 y좌표보다 크거나 같다. 그렇기 때문에 pvr의 y좌표가 pr의 y좌표보다 크거나 같고 pvr의 x좌표와 pr의 x좌표 차이가 임계점 이하일 때 차량으로 검지한다. 비전 센서 검지 역시 레이더 센서 검지와 같이 pvr과 비교한다. 하지만 이 경우 pv의 y좌표는 pvr의 y 좌표보다 크거나 같기 때문에 pvr의 y좌표와 비교하지 않고 최신 pvr 갱신시의 pv의 y좌표를 이용하여 비교한다. 즉 최신 pvr 갱신시의 pv의 y좌표를  $pv_{yt}$ , 현재 y좌표를  $pv_{yn}$ 로 하였을 때 비전 센서 검지 y좌표  $pv_{ym}$ 과 최신 pvr 갱신시 pv의 y좌표인  $pv_{yt}$ 를 서로 비교하여 방향성을 구분한다. 이때 레이더 센서와 마찬가지로 pvr의 x좌표와 현재 pv의 x좌표가 임

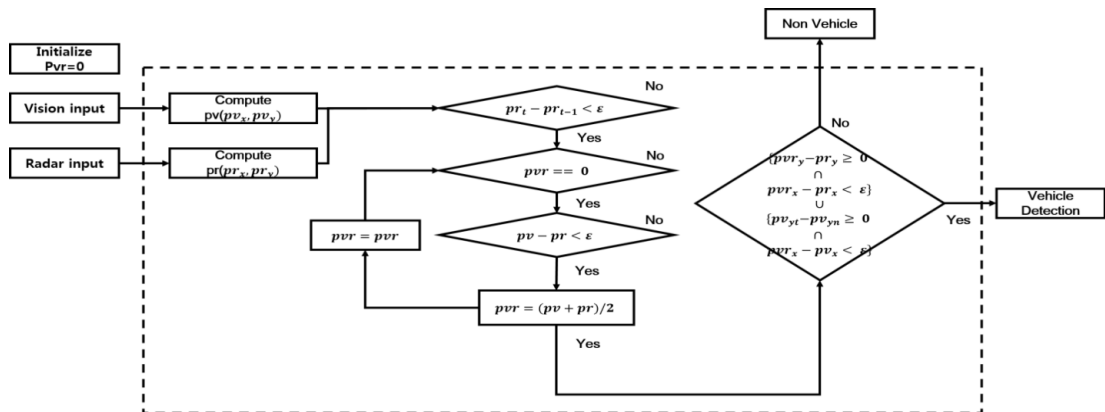


그림 8. 통합 모듈 흐름도  
Fig. 8. Fusion module flow chart

계점 이하 일 때 감지한다. 이렇게 각각의 과정을 거친 두 센서 감지 결과를 비교하여 얻은 감지 결과는 모두 차량 감지로 구분하고 차량감지를 진행한다.

### 3.3 시스템 UI 구성

그림 9는 실제 실험을 진행한 시스템 UI이다. 좌측은 비전 센서 감지를 보여주고 우측은 레이더 센서 감지를 보여준다. 이때 가운데 보이는 변수들은 위에 설명한 고스트 제거 변수와 호모그래피 이동 좌표 변수이다. 각각의 값을 실험환경에 맞춰 능동적으로 대처할 수 있도록 구성하였다.

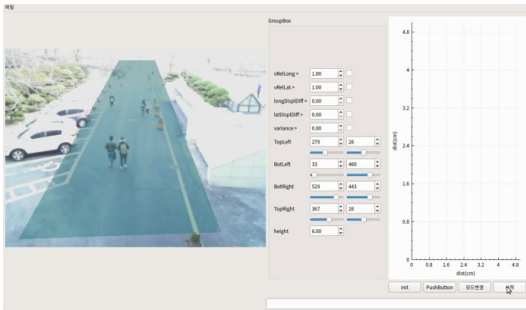


그림 9. 시스템 UI  
Fig. 9. System UI

## IV. 실험 환경 및 결과

### 4.1 실험 환경

실험은 아래 구역에서 수행되었으며 총 5개의 차량 영상을 대상으로 하였다. 이때 감지 영역의 크기는 세로 50m, 가로 4m로 지정하였다.

표 3은 실험환경을 나타낸다. 실험은 양일간 진행되었다. 실험은 총 5회 진행하였으며 각 영상별 프레임이 모두 120프레임 이상이므로 총 실험데이터는 600프레임 이상으로 차량감지를 분석, 판단하기에 적절하다. video1과 video2는 첫날 실험한 영상으로서 video의 실험프레임이 다른 영상에 비해 느린 이유는

표 3. 실험환경  
Table. 3. Experiment environment

	Experiment Date	Experiment Time	Experiment Frame
video1	2017.01.17	15:27	198
video2	2017.01.17	16:20	122
video3	2017.01.18	11:10	123
video4	2017.01.18	12:07	122
video5	2017.01.18	13:15	127

차량의 속도가 다른 차량에 비해 느렸기 때문이다. 실험을 평가할 때 각 실험별 프레임을 중첩해 프레임별 감지능력을 판단하였으며 프레임은 초당 평균 10-20 프레임 정도로 진행되었다. 식 (6)~(8)은 실험을 평가하는 기준이다. Precision은 정밀도를 의미하는데 이는 센서를 통해 차량으로 감지한 경우 중에 실제로 차량인 경우의 비율을 의미한다. Recall은 재현율을 의미하는데 이는 실제로 차량인 경우 중에 센서에서 차량으로 감지한 경우의 비율을 의미한다. F-MEASURE는 Recall과 Precision의 조화평균으로 구할 수 있으며 감지성능을 비교하는 지표로서 활용된다. TP(True Positive)는 실제 차량인데 센서에서 차량으로 감지한 경우를 FP(False Positive)는 실제 차량이 아닌데 센서에서 차량으로 감지한 경우를, FN(False Negative)는 실제 차량인데 센서에서 차량으로 인식하지 않은 경우를 의미한다.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$F - \text{MEASURE} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

### 4.2 레이더 센서 실험 결과

그림 10은 레이더 센서 단일 감지를 나타낸다. 레이더 센서를 단일 감지하였을 경우 레이더 센서가 차량 전면부에 반사된 펄스를 이용해 차량으로 감지하기 때문에 레이더 센서의 차량 감지 영역은 차량의 전면부 하단을 가리키고 있다. 화면의 흰 점선으로 표현

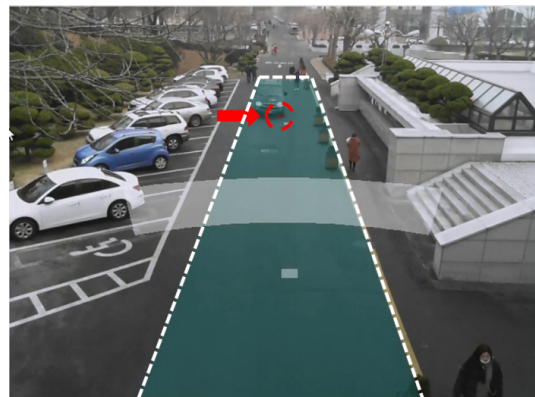


그림 10. 레이더 센서 단일 감지  
Fig. 10. Radar sensor detection

된 부분은 관심영역으로서 관심영역 밖의 지점은 검지하지 않는다.

그림 11은 레이더 센서 단일 검지시 오검지를 나타낸다. 이때 오검지란 실제로 차량이 아닌데 차량으로 검지한 경우를 의미한다. 하지만 이 같은 경우 관심영역 밖의 지점에서 검지되었기 때문에 해당 검지는 제거할 수 있다.

그림 12는 관심영역 내 오검지를 보여준다. 이때 화면에 붉은색으로 표시한 부분이 관심영역 내 오검지 영역이다. 이같은 경우가 단순 레이더 센서 검지에서의 문제점이 된다. 이러한 경우를 극복하기 위해 비전 센서와의 융합을 제안하게 되었고 센서 융합 실험 결과에서 향상된 결과를 보이게 된다.

표 4는 레이더 센서 단일 센서 검지 실험 결과이다. 실험결과를 보면 video1과 video2는 Precision이 높은 반면 video3-5는 Precision은 낮은 결과가 보인다. 이는 FP가 크기 때문이다. 즉 실제 차량이 아닌데 레이

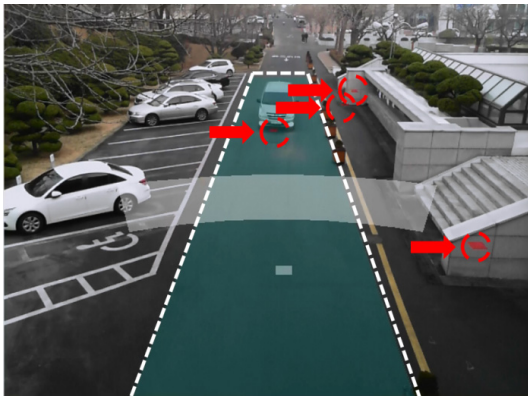


그림 11. 레이더 센서 오검지  
Fig. 11. Radar sensor wrong detection

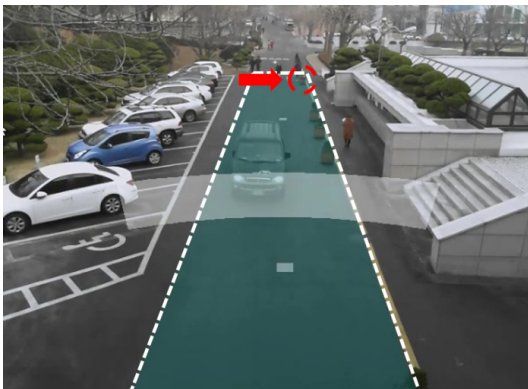


그림 12. 관심영역 내 레이더 센서 오검지  
Fig. 12. Radar sensor wrong detection in ROI

표 4. 레이더 센서 단일 검지 실험 결과  
Table. 4. Radar sensor experimental result

Radar	Precision	Recall	F-MEASURE
video1	1	0.5	0.66
video2	1	0.64	0.76
video3	0.33	0.45	0.38
video4	0.56	0.99	0.72
video5	0.43	0.56	0.49

더 센서에서 차량으로 검지한 경우가 늘었는데 이는 센서의 흔들림과 센서에서 차량을 과검지한 경우가 많기 때문이다. 특히 video 3에서는 Precision이 낮는데 이 경우 센서 내에서 물체로 인식하는 임계치 조정때 따른 난반사에 의해 FP가 증가한 것이 이유이다. 해당 결과는 F-MEASURE에도 영향을 미치기 때문에 F-MEASURE 역시 다른 실험에 비해 작은걸 알 수 있다. 또한 전체적으로 Recall이 전체적으로 낮은걸 알 수 있는데 이는 FN이 증가했기 때문이다. 이는 즉 실제 차량인데 이를 통해 차량으로 검지하지 않은 경우 역시 다수 확임 됨을 알 수 있다.

### 4.3 비전 센서 실험 결과

그림 13은 비전 센서 단일 검지를 보여준다. 화면에 붉은색으로 표시된 부분을 검지하였고 차량 전체를 검지하기보다 차량의 일부분을 검지하는 모습을 보인다.

그림 14는 비전 센서 검지의 오검지를 보여준다. 이때도 레이더 센서와 마찬가지로 관심영역을 지정했으므로 그 밖 영역에서의 검지는 차량으로 검지하지 않는다.

그림 15는 관심영역 내 비전 센서 오검지를 보여준

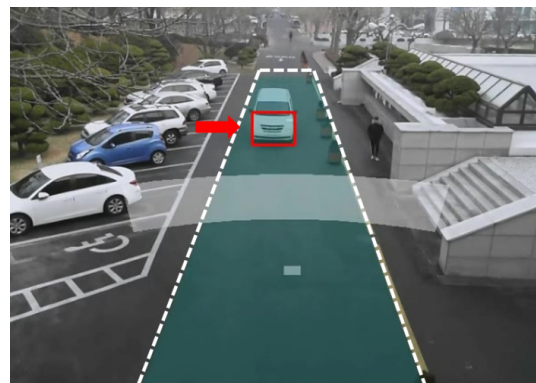


그림 13. 비전 센서 단일 검지  
Fig. 13. Vision sensor detection



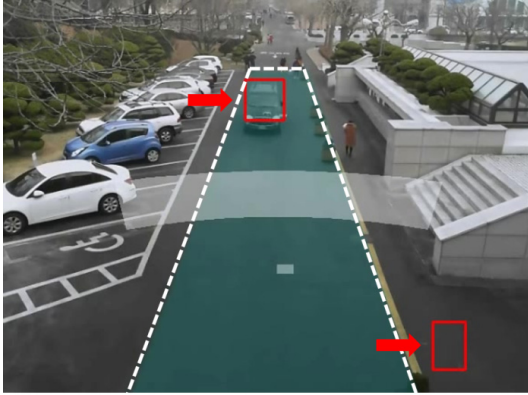


그림 14. 비전 센서 오검지  
Fig. 14. Vision sensor wrong detection

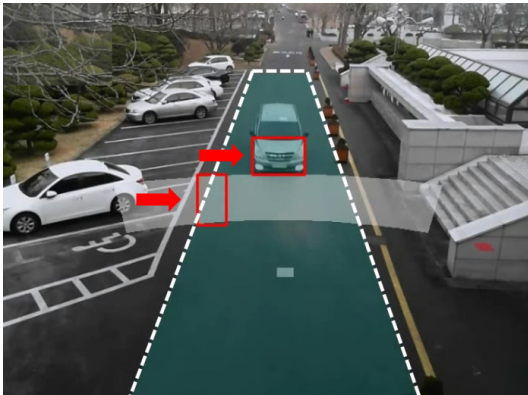


그림 15. 관심영역 내 비전 센서 오검지  
Fig. 15. Vision sensor wrong detection in ROI

다. 레이더 센서와 마찬가지로 위와 같은 경우에 어떤 것이 물체인지 구별하기 쉽지 않기 때문에 센서별 융합을 통해 해당 오검지를 제거하고자 한다.

표 5는 비전센서 단일 검지 실험결과이다. 전체적으로 고른 결과를 보여준다. 레이더 센서 검지에 비해 video1과 video2는 Precision이 낮는데 이는 FP가 증가했기 때문이다. 즉 실제차량이 아닌데 차량으로 검지한 경우가 늘어났으며 이는 비전 센서가 외부 환경

표 5. 비전 센서 단일 검지 실험 결과  
Table. 5. Vision sensor experimental result

Vision	Precision	Recall	F-MEASURE
video1	0.87	0.5	0.64
video2	0.8	0.74	0.77
video3	0.76	0.65	0.7
video4	0.86	0.75	0.8
video5	0.9	0.81	0.85

요인에 의한 센서 오검지가 레이더 센서에 비해 많음을 알려준다.

#### 4.4 센서 융합 실험 결과

그림 16은 레이더 센서와 비전센서를 통해 동시 검지한 그림이다. 두 센서 모두 검지한 경우에 그림의 오른쪽에서 보이는 레이더 센서의 오검지를 피할 수 있다. 또한 그림 17과 같이 레이더 센서의 관심영역 내 오검지 역시 비전 센서와의 복수 검지를 통해 오검지를 제거하였다.

그림 18은 레이더 센서와 비전 센서의 융합을 통해 비전 센서의 약점을 극복한 모습을 보여준다. 비전 센서는 차량을 인지할 때 종종 하나의 차량을 두 개의 객체로서 분리하여 인지하는 경우가 생긴다. 이같은 경우 차량의 통행량을 카운팅(counting) 하게 될 경우

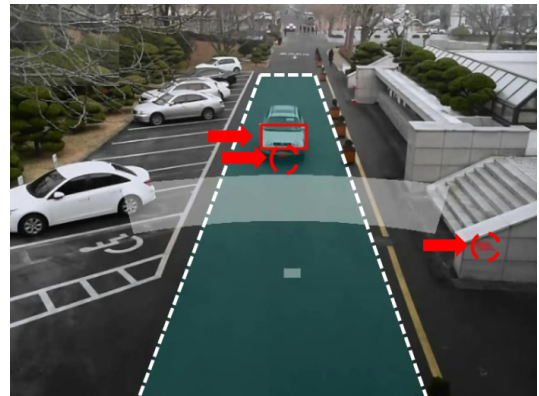


그림 16. 레이더 센서 비전 센서 동시 검지  
Fig. 16. Radar and vision sensor detection at the same time

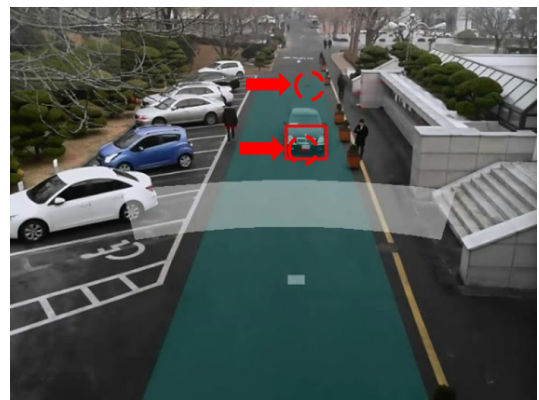


그림 17. 레이더 센서 비전 센서 동시검지를 통한 관심영역 내 오검지 제거  
Fig. 17. Removal wrong detection in ROI using radar and vision sensor fusion

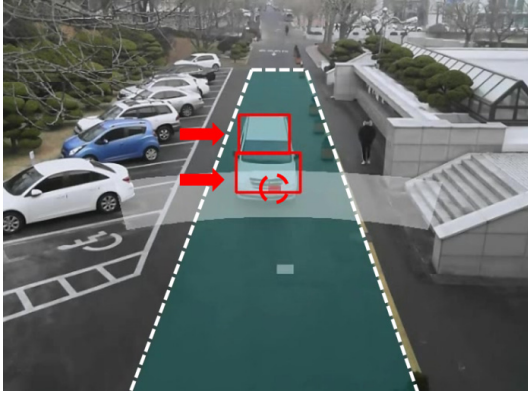


그림 18. 비전 센서 단일 물체 중복 검지를 레이더 센서와의 복수 검지 활용 단일검지  
Fig. 18. Single detection using radar and vision sensor fusion

오류가 발생하게 되는데 레이더 센서와의 복수 검지를 통해 단일 차량으로 검지가 가능해진다.

표 6은 레이더 센서와 비전 센서를 그림 8에서의 융합 알고리즘을 활용하여 검지한 결과이다. 전체적으로 Precision과 Recall이 상승하였으며 F-MEASURE 역시 같이 증가하였다. 이는 앞의 종합모듈에서 말한 것과 같이 차량의 방향성을 활용하여 레이더 센서와 비전 센서에서 각각 검지 하였을 경우 종합할 수 있었기 때문이다. 이에 따라 FN과 FP 역시 각각 줄어들었다. 이때 차량인데 차량이 아니라고 인식하는 경우는 종합 모듈을 활용해 방향성이 일치하고 좌우 변동폭이 일정 이하이면 차량으로 인식하였기 때문에 줄었고 차량이 아닌데 차량이라고 인식한 경우는 두 센서의 복수 검지를 통해 줄일 수 있었다. 즉 FN의 감소는 Recall의 증가를 FP의 감소는 Precision의 증가를 나타내게 되었다.

표 6. 레이더 + 비전 센서 복합 검지 실험 결과  
Table. 6. Radar and Vision sensor experimental result

Radar Vision	Precision	Recall	F-MEASURE
video1	1	0.67	0.8
video2	1	0.83	0.91
video3	0.85	0.73	0.79
video4	0.86	0.87	0.86
video5	0.9	0.82	0.86

#### 4.5 센서별 결과 비교

표 7은 각 센서별 실험결과를 종합하여 평균 낸 후 정리한 표이고 그림 19는 이를 그림으로 나타내었다. 전체적으로 성능이 향상된 것을 볼 수 있으며 이를 통해 해당 융합이 검지 능력 향상에 도움이 됨을 알 수 있다.

기존의 연구는 비전 센서의 검지를 가우시안 혼합 모델(GMM, Gaussian Mixture Model)을 활용하였다. 고정된 시야 내에서 사용된 비전 센서 영상의 각 픽셀 값은 일정한 가우시안 분포를 따른다. 이 때 이동하는 물체가 있다면 해당 물체는 기존의 가우시안 분포를 따르지 않게 된다. 이를 통해 가우시안 분포가 일정한 배경을 추출하고 가우시안 분포가 기존과 다른 전경으로 분류되는 차량을 검출하는 방식이 가우시안 혼합 모델을 활용한 방식이다. 하지만 이는 매 프레임마다 픽셀단위의 가우시안 분포를 조사해야하기 때문에 계산량이 많아 실제로 영상 내 프레임 저하를 가져온다. 실제로 이는 초당 프레임 수(FPS, Frame Per Second)를 통해서 비교해 볼 수 있는데 초당 프레임 수는 검지 이전의 원본 실험영상의 경우 평균 30프레임을 유지한다. 이때 비전 센서 검지는 매 프레임마다 차량을 검지하므로 알고리즘 별로 계산량이 다르기 때문에 초당 프레임 수의 저하가 나타날 수 있다.

표 8과 그림 20은 본 저자의 기존연구와의 비교를 나타낸 표이다. 다섯 개의 video별 실험 내 평균 FPS

표 7. 센서별 실험결과 비교  
Table. 7. Comparison of experimental results by sensor

	Precision	Recall	F-MEASURE
Radar	0.66	0.63	0.6
Vision	0.84	0.69	0.75
Radar Vision	0.92	0.78	0.84

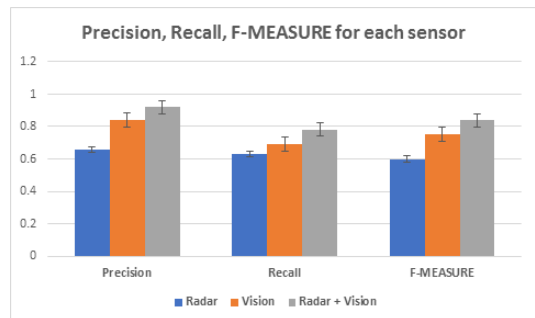


그림 19. 센서별 Precision, Recall, F-MEASURE 성능 비교  
Fig. 19. Precision, Recall, F-MEASURE for each sensor

표 8. 가우시안 혼합모델과 기울기 방향성 히스토그램 FPS 비교

Table. 8. Comparison of FPS of GMM and HOG

FPS	GMM	HOG
video1	7.3	12.4
video2	12.5	14.4
video3	11.6	15.5
video4	12.4	13.7
video5	13.7	17.8
average	11.5	14.76

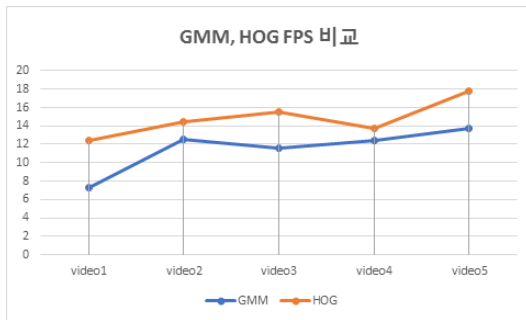


그림 20. GMM, HOG FPS 비교  
Fig. 20. FPS comparison of GMM, HOG

를 비교하였다. 특히 video1에서 기존 결과와의 차이가 가장 많이 두드러졌는데 이는 원인이 가우시안 혼합모델의 배경 추출에서 찾을 수 있다. 가우시안 모델은 배경에 대한 가우시안 분포 정의가 실험 초반에 진행되기 때문에 첫 번째 실험인 video1은 둘 사이의 차이가 다른 실험에 비해 크다. 실험 결과를 보면 각각의 결과 내에서 기울기 방향성 히스토그램이 전체적으로 높은 초당 프레임 수를 보임을 알 수 있다. 평균적으로 기존 가우시안 혼합 모델에 비해 기울기 방향성 히스토그램이 평균 28% 정도 향상됨을 알 수 있다. 배경학습으로 인한 프레임 차이를 보이는 video1을 제외하더라도 평균 22% 정도 향상됨을 알 수 있다. 두 실험은 같은 환경에서 진행되었으며 실험 시스템 환경은 표 9와 같다.

표 9. 실험 환경 시스템  
Table. 9. Experimental environment of system

Processor	Intel i7-4790 3.6GHz
Memory	16GB
OS	Windows7 64bit
Development	QT FRAMEWORK 10.4

## V. 결론

본 논문에서는 차량감지를 위한 센서 융합 시스템 구축을 제안하였다. 레이더 센서와 비전 센서를 융합하여 각각의 약점을 보완하고 센서 융합을 통해 감지율 향상에 초점을 맞추었다. 레이더 센서는 감지율은 높지만 감지각도와 폭에 민감하고 전자기 장애를 일으킬 수 있다. 그에 반해 비전센서는 날씨나 빛과 같은 외부환경에 영향을 많이 받는다.

두 센서를 융합하기 위해 관심영역을 지정하는 복합융합방식을 사용하였으며 각각의 센서에서 차량을 각각 감지한 후 이후 융합하는 형태를 취하였다. 이때 레이더 센서는 들어오는 데이터를 칼만필터를 활용하여 차량의 감지율을 향상시켰고 비전 센서의 경우 기울기 방향성 히스토그램 방식을 활용하여 차량을 감지하였다. 이후 차량의 방향성과 좌우 이동폭을 활용하여 차량이 일정한 방향으로 움직이고 직선 주행한다는 가정하에 그림 8과 같은 알고리즘을 활용하여서 두 센서의 감지결과를 융합하였다. 이때 두 센서의 좌표를 매칭시키기 위해 호모그래피를 사용했으며 해당 호모그래피를 이용해 입체공간과 영상 내 공간의 좌표를 일치시켰다.

두 센서를 융합하여 감지한 결과는 각각의 센서를 통해 개별 감지한 것보다 Precision은 0.92로, Recall은 0.78로, F-MEASURE은 0.84로 세 지표 모두 성능이 향상된걸로 나타났다. 이는 각 센서가 다른 센서의 누락값을 보완하였고 또한 두 센서 복수 감지된 차량을 통해 오검지를 줄일 수 있었기 때문이다.

또한 기존 연구인 비전 센서 감지에서 가우시안 혼합모델을 활용하는 것과 비교해서 초당 프레임수가 21% 정도 평균적으로 증가하였다. 이를 통해 연산속도가 기존의 연구에 비해 증가하였음을 알 수 있었다.

결과적으로 단일 센서를 활용하는 것보다 두 센서를 융합하여 차량을 감지하는 방법이 감지율을 높인다는 것과 기존의 가우시안 혼합모델에 비해 기울기 방향성 히스토그램 방식이 코스트(cost)가 낮다는 것을 알 수 있었다. 하지만 실험은 단일 차선을 기준으로 진행되었으므로 앞으로 다차선 도로에서 활용되는 방안 역시 추가적인 연구와 실험이 필요하다.

## References

- [1] G. L. Foresti, V. Murino, and C. Regazzoni, "Vehicle recognition and tracking from road image sequences," *IEEE Trans. Veh. Technol.*,

vol. 48, no. 1, pp. 301-318, 1999.

- [2] Ministry of Land, *Transport and Maritime Affairs, ITS essential education curriculum for city traffic managers PART2, Understanding basic traffic information system*, 2010 from www.molit.go.kr
- [3] A. Haselhoff, A. Kummert, and G. Schneider, "Radar-vision fusion for vehicle detection by means of improved haar-like feature and adaboost approach," *15th Eur. IEEE Sign. Process. Conf.*, pp. 2070-2074, 2007.
- [4] Y. Choi, G. Lee, and G. Cho, "Utilizing LiDAR data to vehicle recognition on the road," *The J. Korean Assoc. Geographic Inf. Stud.*, vol. 10, no. 4, pp. 179-188, 2007.
- [5] S. Honma and N. Uehara, "Millimeter-wave radar technology for automotive application," *Signal*, vol. 1, pp. 11-13, 2001.
- [6] S. Blackman and R. Popoli, *Design and analysis of modern tracking system*, Artech House, pp. 23-25, 1999.
- [7] X. Liu, Z. Sun, and H. He, "On-road vehicle detection fusing radar and vision," *ICVES*, pp. 150-154, 2011.
- [8] S. Yang, B. Song, and J. Um, "Radar and vision sensor fusion for primary vehicle detection," *J. Inst. Contr., Robotics Syst.*, vol. 16, no. 7, pp. 639-645, 2010.
- [9] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," *J. Basic Eng.*, vol. 82, no. 1, pp. 35-45, 1960.
- [10] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *IEEE CVPR 2005*, pp. 886-893, 2005.
- [11] S. Benhimane and E. Malis, "Homography-based 2d visual tracking and servoing," *The Int. J. Robotics Res.*, vol. 26, no. 7, pp. 661-676, 2007.
- [12] D. Elan, "Homography Estimation," A Master's Essay Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science, 2009.

김 세 진 (Se-jin Kim)



2015년 2월 : 인하대학교 통계학과 졸업  
 2015년 3월~현재 : 인하대학교 컴퓨터공학과 석사과정  
 <관심분야> 비전컴퓨팅, MOD, Tracking

원 인 수 (In-su Won)



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

<관심분야> Computer Vision, Deep Learning, Visual Tracking

권 장 우 (Jang-woo 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