

# 도로 상의 자동차 탐지를 위한 카메라와 LIDAR 복합 시스템

## Camera and LIDAR Combined System for On-Road Vehicle Detection

황 재 필, 박 성 근, 김 은 태\*, 강 형 진  
(Jae Pil Hwang, Seongkeun Park, Euntai Kim, and Hyung-Jin Kang)

**Abstract :** In this paper, we design an on-road vehicle detection system based on the combination of a camera and a LIDAR system. In the proposed system, the candidate area is selected from the LIDAR data using a grouping algorithm. Then, the selected candidate area is scanned by an SVM to find an actual vehicle. The morphological edged images are used as features in a camera. The principal components of the edged images called eigencar are employed to train the SVM. We conducted experiments to show that the on-road vehicle detection system developed in this paper demonstrates about 80% accuracy and runs with 20 scans per second on LIDAR and 10 frames per second on camera.

**Keywords :** camera LIDAR fusion, sensor fusion, SVM, vehicle detection, computer vision

### I. 서론

1980년대 이후로 지능형 자동차를 개발하기 위하여 많은 연구가 진행되었다. 유럽에서는 PROMETHEUS (the Program for European Traffic with Highest Efficient and Unprecedented Safety) 프로젝트가 1986년에 시작되었고, 이외에도 GOLD [1], Vital[2] 및 여러 많은 시스템들이 개발되었다. 미국에서는 이 분야의 연구를 지원하기 위하여 NAHSC (National Automated Highway System Consortium) 가 구성되었다 [3]. 미국 DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) 에서는 많은 연구를 지원해주고 있으며, “Grand Challenge” 시험도 주최하고 있다[4]. 미국의 많은 대학교들 또한 이 분야의 연구를 진행하고 있다. 미국 카네기 멜론 대학의 Navlab에서는 여러 로봇 자동차를 개발하였다[4-6].

이러한 자동차들은 RADAR (Radio Detection And Ranging), LIDAR (Laser Imaging Detection And Ranging) 및 CCD 카메라 등의 여러 종류의 센서를 복합하여 사용한다. 이러한 센서들의 신호들은 컴퓨터를 통하여 복합적으로 처리된다. Pascal [8] 은 자동차를 판별하기 위하여 스테레오 비전과 SVM (Support Vector Machine) 을 사용했다. Miller [9]는 Gabor 필터를 이용하여 운행중인 자동차를 탐지하였다. Paragios 와 Deriche [10]은 Active Contour 를 이용하여 움직이는 자동차를 탐지하고 추적하였다. Beucher와 Bilodeau [11]은 고속 Watershed 변환을 이용한 지면 영역을 분리하고 장애물을 탐지하는 시스템을 설계하였다. Torre [12]는 optical flow를 이용한 도로 주행 및 물체 탐지를 하였다. Zomotor와 연구원들은 차선 탐지를 위한 카메라 및 LIDAR 융합 시스템을 설계하였다.

한 개의 센서만을 이용한 시스템은 한계를 가지고 있다. 예를 들어 만약 한 개의 카메라만을 이용하면 물체의 거리 및 위치를 정확하게 탐지하기 힘들다. 한편 LIDAR 나

RADAR 만을 사용한 시스템의 경우 물체의 거리와 방위각을 측정할 수는 있지만, 각각의 자동차를 인식하기는 힘들다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 ITS 관련 연구자들은 센서 융합 기술에 많은 관심을 갖고 연구를 하고 있다.

여러 센서를 융합하는 것은 두 가지 장점이 있다. 우선 각 센서는 다른 센서를 보완하는 역할을 하면서 연산량을 줄일 수 있다. 한가지 센서로 전체영역을 탐색하는 대신 하나의 센서로 대략의 후보 영역을 구하고, 다른 센서로 후보영역을 정밀하게 탐색하면 연산량을 줄일 수 있다. 두 번째 장점은 탐지와 거리 측정을 더욱 정확하게 할 수 있다는 것이다.

이 논문에서는 LIDAR와 카메라 시스템을 직렬로 구성하여 지면의 차량을 탐지하는 시스템을 제안한다. LIDAR를 이용하여 후보 영역을 검출하고, 카메라를 이용하여 후보 영역에서 자동차를 검출한다. 카메라는 선택된 작은 영역만을 탐색하기 때문에 이 방법은 실시간으로 적용이 가능하다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어있다. II 장에서는 이미지 사용하는 이미지 처리 방법에 대하여 설명한다. III 장에서는 SVM을 간단하게 설명하고, PCA (Principal Component Analysis) 를 통한 고유차(Eigencar) 수 선택법과 학습 결과를 제시한다. IV 장에서는 실제 LIDAR와 카메라를 융합시킨 탐지 시스템을 제시한다. V 장에서는 실험결과를 보여준다. VI 장에서는 결론을 제시한다.

### II. LIDAR와 카메라의 융합

이번 장에서는 LIDAR를 이용하여 후보영역을 선택하는 알고리즘을 설명하고, 그 결과를 카메라에서 취득한 이미지에 대응시키는 방법을 설명한다.

#### 1. LIDAR를 이용한 자동차 후보영역 선택

LIDAR는 전방의 물체의 각도와 거리만 제공한다. 전방 물체에 대한 후보영역을 제공하기 위해서는 LIDAR 데이터를 그룹화 해야 한다. 이를 위하여 표 1에 나온 그룹화 알고리즘을 사용한다. 이 표에서  $R_{LIDAR}$  는 한번 LIDAR가 스캔을 실시할 때 나오는 측정 점들의 수이고,  $ga[n]$  은  $n$  번째 측정 점의 그룹 번호이다.  $g[n]$  은  $n$  번째 측정 점의 거리이며,  $gs$  는 그룹의 수이다. 이 알고리즘을 사용하여 우리는 비정

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 1. 30., 채택확정: 2009. 2. 25.

황재필, 박성근, 김은태 : 연세대학교 전기전자공학부

(pumnara@yonsei.ac.kr/keiny@yonsei.ac.kr/etkim@yonsei.ac.kr)

강형진 : 주) 만도 중앙연구소(hjkang@mando.com)

※ 본 연구는 한국 과학재단의 특정기초연구사업의 연구비 지원에 의하여 수행되었음.(R01-2006-000-11016-0).

표 1. LIDAR 데이터 그룹화 알고리즘.

Table 1. LIDAR data grouping algorithm.

```

Step 0. Initialize group assignment  $ga[n] = 0$ 
        ( $0 < n < R_{lidar}$ ) and group size  $gs = 0$ 
Step 1. Read data  $d[n] = 0$  ( $0 < n < R_{lidar}$ ) from
        radar
Step 2. while  $0 < n < R_{lidar}$ 
Step 3. If  $d[n] > range\_max$  or  $d[n] < range\_min$ 
        go to step 2.
Step 4. If  $d[n] - d[n-1] < T_{group}$ , put  $ga[n] = ga[n-1]$ 
        to assign the same group to  $n$ .
        Else  $gs = gs + 1$  and  $ga[n] = gs$  to start a
        new group.

```

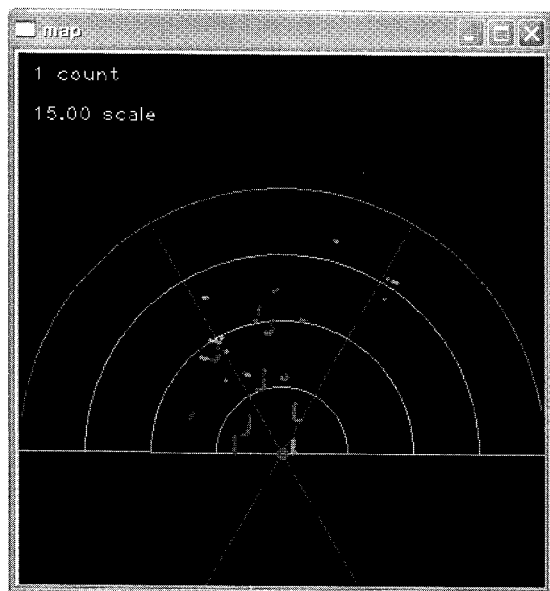


그림 1. 그룹화된 결과. 녹색은 작아서 무시된 물체이며, 청색과 보라색, 적색 물체는 그룹화된 물체들이다.

Fig. 1. Grouping result. Green objects are ignored objects and the blue, purple and red objects are the grouped objects.

규격이거나 너무 멀리 떨어진 물체를 제거한다. 이 결과는 그림 1에 나와있다.

## 2. 카메라 칼리브레이션 및 융합

본 논문에서는 시스템의 단순화를 위하여 자동차는 상하 방향으로만 오차가 발생한다고 가정한다. LIDAR와 카메라가 동일하게 좌우방향이나 횡진 방향으로의 오류는 동일하게 반영이 되기 때문이다. LIDAR 상의 데이터와 카메라 이미지의 연관 관계를 알아내기 위하여 우리는 카메라 칼리브레이션을 실시한다. 8개의 체스 판 이미지를 이용하여 카메라와 LIDAR사이의 관계를 파악한다. 그림 2는 LIDAR 데이터와 카메라로 취득한 이미지의 관계를 보여준다.

카메라 이미지의 하늘색과 노란색 점들은 LIDAR의 측정된 점과 대응 된다. LIDAR 데이터를 표 1의 알고리즘에 따라 그룹화 시킨 이후, 우리는 이미지에서 가능한 후보영역을 선택한다. 칼리브레이션 수식은 다음과 같다.

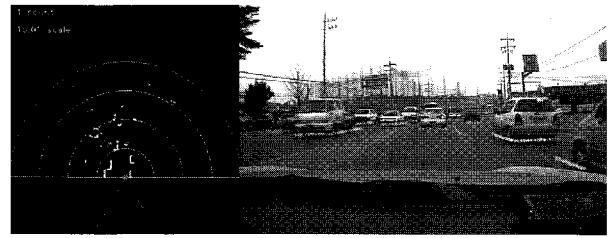


그림 2. LIDAR와 카메라 영상 대응 결과. 왼쪽이미지는 LIDAR 데이터를 조감도로 표현한 것이며, 오른쪽은 실제 카메라 영상에 대응된 이미지이다.

Fig. 2. LIDAR and camera image matching result. The image on the left side is the bird-eye view image that is reconstructed using the data from the LIDAR. The image on the right is the actual scene that is gained by the camera.

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = F \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서  $[u \ v \ 1]^T$  이미지 내에서의 위치를 나타내며  $s$ 는 스케일,  $[x \ y \ z \ 1]^T$ 는 실제 세계에서의 위치를 나타낸다.  $F$ 는 칼리브레이션 행렬이며, 이는 실험데이터를 이용하여 미리 연산한다[16]. 하지만 LIDAR는  $x$ 와  $z$ 값만을 제공한다. 얻어진다. 이론적으로 지면의 높이는 0으로 가정하기 때문에 수평 위치  $y$ 는 0으로 설정되고, 수식 (1)을 이용하여 LIDAR의 측정값과 영상이미지를 대응시킬 수 있다. 실험결과 영상에 대응되었을 때 오차는 좌우로 5% 이내였으며, 이는 클래시피이어 내에서 처리할 수 있는 범위 내이다.

## III. 영상시스템의 이미지 처리 시스템

이 논문에서 우리는 자동차 영상의 하반부의 에지 이미지를 특징 점으로 사용하여 자동차 인식을 한다. LIDAR에는 상하 방향의 오류를 검출하지 못하기 때문에 영상처리 부에서는 판별과 상하 방향의 오류 수정을 같이 한다. 영상처리 부에서는 모폴로지컬 필터링과 PCA, 이 두 가지 방법을 사용한다. PCA를 통하여 자동차 영상의 차원을 줄여서 SVM에서 처리시 빠르게 결과를 낼 수 있도록 해준다. 이번 장에서는 두 가지 방법을 간단히 설명하고, 이 둘을 융합한 이미지 처리 시스템을 설명한다.

### 1. 에지 추출을 위한 모폴로지컬 필터링

본 논문에서는 자동차 전체의 이미지 대신, 자동차 하단부의 에지 이미지를 사용한다. 영상의 에지를 추출하기 위하여 모폴로지컬 필터링의 두 가지 연산, 팽창연산과 침식연산을 사용한다. 팽창연산은 밝은 부분을 확장시키는 역할을 하며, 침식연산은 밝은 부분을 줄이고, 어두운 부분을 확장시킨다. 팽창연산은

$$G(j,k) = \max(F(j,k), F(j,k+1), \dots, F(j+1,k+1)) \quad (2)$$

으로 정의 된다. 또한 침식연산은

$$D(j,k) = \min(F(j,k), F(j,k+1), \dots, F(j+1,k+1)) \quad (3)$$

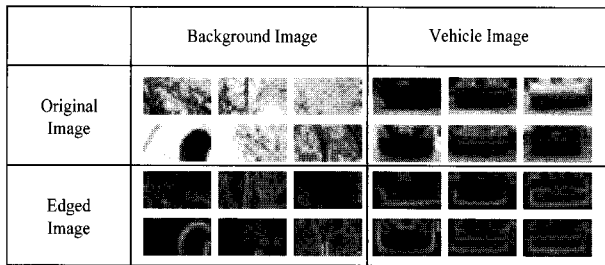


그림 3. SVM 학습에 사용된 자동차와 도로 이미지와 에지 이미지.

Fig. 3. Car images and road images used for SVM training and edged images.

으로 정의 된다. 여기서  $F(j,k)$ 는 원 이미지이며,  $G(j,k)$ 는 팽창연산을 한 이미지,  $D(j,k)$ 는 침식연산을 한 이미지이다. 에지 이미지는

$$E(j,k) = G(j,k) - D(j,k) \quad (4)$$

을 통하여 얻어지며, 이는 이미지의 그레디언트에 해당된다 [14].

## 2. 학습을 위한 이미지 처리 이미지 처리

이미지 처리과정은 두 단계로 이루어진다.

- (1) 자동차 이미지의 상반부를 제거하고, 하반부만 사용한다.
- (2) 자동차 이미지를 정규화 시킨 후, 에지 이미지를 추출한다.

우선 사각형인 자동차 전체의 이미지를 10% 마진을 가지고 반으로 잘라내서 하단부 이미지를 만든다. 마진을 두는 것은 좀더 에지가 확실하게 나타나도록 하고 오차에 대한 강인성을 부여한다. 자동차의 경우 세단이든 SUV이든 하단부는 비슷한 모습을 보여준다. 때문에 본 논문에서는 하단부 이미지만 사용한다. 그 후, 이미지들은 32x16 사이즈로 정규화 시킨다.

두 번째로, 우리는 모폴로지컬 팽창연산과 침식연산을 이용하여 에지를 추출한다. 이는 밝기의 영향을 줄이고, 좀더 강인한 외관 이미지를 사용하기 위해서이다. 그림 3은 이 정규화된 원 이미지와 에지 이미지를 보여준다. 차가 다른 색을 가진 경우, 원 이미지보다 에지 이미지가 더 차와 비슷하게 보이는 것을 살펴볼 수 있다.

모폴로지컬 에지 이미지를 얻은 이후라도, 벡터의 차원을 줄이기 위하여 PCA를 한다. 이는 연산량을 줄여 실시간 처리가 가능하게 하게 한다. 우리는 이 결과 나온 자동차 하단 이미지의 고유치를 고유자동차로 부르기로 한다. 이 고유자동차는 PCA 후 고유치가 높은 성분들로 구성된다.

## IV. 판별 시스템

### 1. Support Vector Machine (SVM)

SVM은 가장 널리 사용되는 클래스피어중 하나이다. SVM은 전체 시스템의 구조적 위험을 최소화 시키는 시스템이다. SVM은 가장 큰 마진을 가지고 두 클래스를 분할하는 결정 초 평면을 구하는 것이다. 이진 SVM의 경우, 판단식은

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (5)$$

이다. 여기서  $x$ 는 입력이고,  $x_i$ 는 SV (Support Vector)이며,  $K(x_i, x)$ 는 커널 함수이다[14]. 결과 식의 부호는 입력이 어느 클래스에 속하는지를 알려준다. 식 (5)는 몇몇 타입의 커널 함수들이 사용된다. 이는 다음과 같다.

$$\text{선형 커널 함수} : K(x_i, x) = x_i \cdot x \quad (6)$$

$$\text{다항 커널 함수} : K(x_i, x) = (x_i \cdot x + 1)^n \quad (7)$$

$$\text{가우시안 커널 함수} : K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / 2\sigma^2) \quad (8)$$

여기서  $n$ 은 다항식의 차수이며,  $\sigma$ 는 가우시안 커널 함수의 표준편차이다[14].

### 2. 고유 자동차의 수 선택

본 논문에서는 286개의 자동차 이미지와 300개의 비-자동차 이미지를 사용하여 자동차 판별 시스템을 학습하였다. SVM의 성능을 평가하기 위하여 37개의 자동차 이미지와 2000개의 도로에서 촬영한 동영상에서 얻어진 도로 이미지

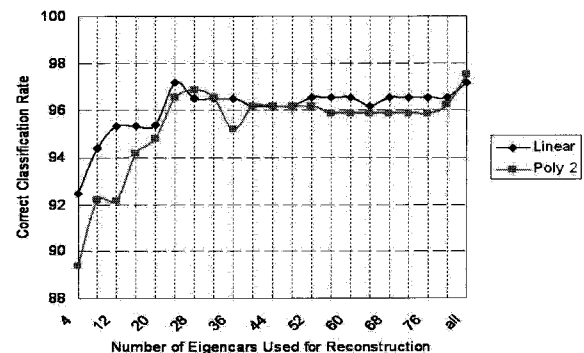


그림 4. 선형 커널 함수와 2차 다항 커널 함수를 사용한 학습 결과.

Fig. 4. Training result linear stands for linear kernel and poly 2 stands for second order polynomial kernel.

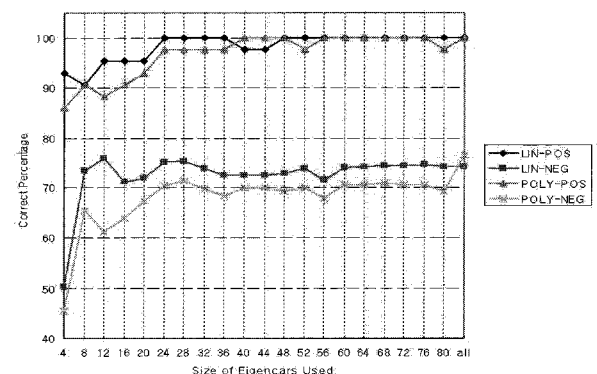


그림 5. 개별 선형 커널 함수와 2차 다항 커널 함수를 이용한 학습 결과.

Fig. 5. Test result. LIN stands for linear kernel and POLY stands for polynomial kernel. POS stands for positive correct classification rate and negative correct classification rate.

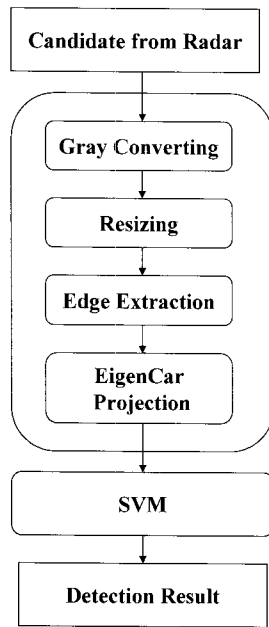


그림 6. 물체 탐지 과정의 블록 다이어그램.

Fig. 6. Object detection overall procedure block diagram.

를 사용한다.

고유자동차의 수와 판별 성능의 관계를 찾고, 적절한 고유자동차 수를 선택하기 위하여 우리는 여러 고유자동차의 수를 실험하였다. 본 테스트는 SVM light [15]를 기반으로 C++로 구현되었다. 학습결과와 테스트결과는 그림 4와 5와 같다.

앞의 그림 4와 그림 5에서 볼 수 있다시피, 인식률은 고유자동차를 24개 사용했을 때까지 참인 샘플은 약 90%, 거짓인 샘플은 약 70%까지 증가한다. 이후, 인식률은 변화하지 않는다. 이런 이유로 본 논문에서는 24개의 고유자동차를 자동차 탐지에 사용한다.

### 3. 탐지

실제 도로에서 탐지 시에는 자동차가 상하로 흔들리거나 도로가 상하로 움직이는 경우도 발생을 한다. 이를 고려하기 위하여 우리는 탐지 영역을 LIDAR를 이용하여 검출한 후보 영역에서 위아래로 탐지영역을 확장하여 사용한다. 이 탐지영역을 각각 1차원 벡터로 변환하여 고유자동차를 이용하여 차원을 줄인 후, SVM을 이용하여 탐지한다.  $j \in U$ 를 탐색 영역의 인덱스라고 설정하고,  $x_j$ 는 특징 점 벡터이다. 우선 우리는 다음과 같이 SVM의 결과인  $c_j$ 을 연산한다.

$$c_j = f(x_j) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b\right) \quad (9)$$

$$= \begin{cases} 1 & \text{if } x_j \text{ is a car} \\ -1 & \text{if } x_j \text{ is not a car} \end{cases}$$

그리고 탐지된 자동차의 위치는

$$i = \arg \min_{j \in R} (c_j > 0) \quad (10)$$

으로 판단한다. 실제 탐지를 위하여 우리는 우선 이미지를 취득한 후, 특징 점 벡터를 취득한다. 그 후, 우리는 SVM을

표 2. 탐지 과정.

Table 2. Detection process.

- 1) We first cut the area that passed by the LIDAR system from the original captured image.
- 2) The area is resized to a 32x64 image. After resizing, we can get 49 images which are each 32x16.
- 3) We translate these 32x16 images to 49 512x1 vectors. We transform these vectors using the transformation generated by PCA. As a result, we have 49 24x1 vectors.
- 4) Submit each vector to SVM and get
- 5) Find the minimum of  $j \in U$  in which  $c_j$  is greater than zero

각각의 특징 벡터에 적용하여 식 (9)의 결과를 취득하고, 식 (10)을 이용하여 자동차를 탐지한다. 전체적인 과정은 그림 6과 표 2에서 볼 수 있다.

### V. 실험

본 논문에서는 그림 7과 같은 실험 시스템을 사용하였다. 운전석 내부에 CCD 카메라가 설치 되었고, S-VIDEO 단자를 이용하여 프레임 그래버(frame Grabber)를 통하여 컴퓨터에 연결되었다. LIDAR는 번호판 위치에 장착되었으며, CAN 통신을 통하여 컴퓨터와 연결되었다. 실험결과는 4가지 기준을



그림 7. 실험 시스템.

Fig. 7. Experiment system.

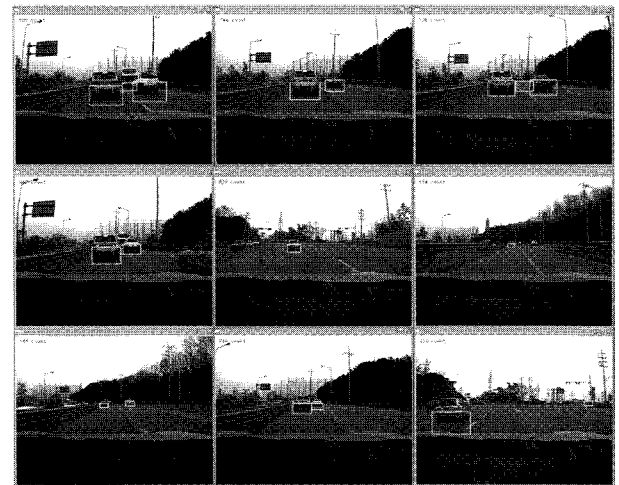


그림 8. 차가 한대 또는 두 대 있는 도로상에서 촬영한 이미지의 실험결과.

Fig. 8. Some test results on an image sequence of a road with one or two vehicle.

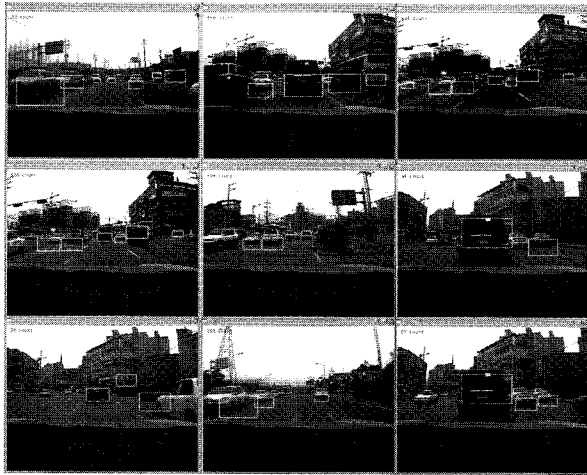


그림 9. 복잡한 도시환경에서의 도로상에서 촬영한 이미지의 실험결과.

Fig. 9. Some test results on an image sequence of a road in a complex city environment.

표 3. 두 영상을 이용한 실험 결과.

Table 3. Some Test Results with two image sequences.

	참 탐지	물체 위치 오류	거짓 탐지	탐지 실패
실험 1	85 %	1 %	13 %	1%
실험 2	78 %	5 %	8.5 %	8.5%

가지고 평가하였다. 참 탐지는 자동차의 하단부로 정확하게 탐지한 경우이다. 물체 위치 오류는 물체를 탐지 했지만, 자동차의 상하 위치가 잘못 맞춰진 경우를 말한다. 거짓 탐지는 자동차가 아닌 물체를 자동차로 판별한 경우이며, 물체 탐지 실패는 자동차를 탐지 못하고, 놓친 경우를 말한다. 그림 8은 우리가 사용한 첫 실험용 이미지들에서의 실험결과를 보여준다.

이 영상은 하나 또는 두 대의 자동차와 분리대가 설치된 도로에서 촬영된 영상이다. 참 탐지율은 85%였으며, 거짓 탐지율은 13%, 그리고 탐지 실패율은 1%로 나타났다. 거짓 탐지는 주로 지면에 설치된 막대들과 차량 사이의 수직 공간들에 의하여 나온 결과들이다. 물체가 탐지된 이후, 계속 동일한 위치에서 나타난다.

그림 9는 더욱 복잡한 환경에서 실험된 결과이다. 참 탐지율은 78%였으며, 물체 위치 오류율은 5%, 거짓 탐지율은 8.5%, 그리고 탐지 실패율은 8.5%로 나타났다. 이러한 결과는 물체가 너무 어둡거나 너무 멀리 있어서 에지 정보가 사라진 것 원인으로 파악된다. 실험에서는 50개의 이미지에서 344개의 오브젝트들이 처리하였으며 15fps로 처리가 가능하였다.

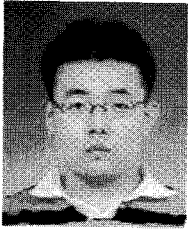
## VI. 결론

이 논문에서 우리는 LIDAR와 카메라를 융합한 자동차 탐지 시스템을 제안하였다. 본 시스템은 LIDAR를 이용하여 후

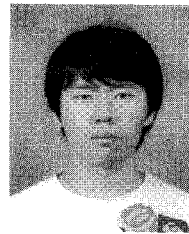
보영역을 추출하고, 카메라로 취득한 영상데이터를 이용하여 자동차를 판별한다. 간단한 그룹화 알고리즘을 이용하여 레이다에서 온 데이터를 처리한 후, 고유자동차를 이용하여 영상 입력의 차원을 줄여서 SVM에 입력하여 결과를 찾아낸다. 이 방법은 간단하고 적용하기 쉬운 장점이 있다. 실험결과 약 80%의 성능을 보였고, 15fps의 속도로 실행이 가능하였다. 차후, 특징 점 추출 방법과 클래시피어 선택에 주로 연구하여 더 향상된 시스템을 개발할 예정이다.

## 참고문헌

- [1] M. Bertozzi, A. Broggi, G. Conte, and A. Fascioli, "Obstacle and lane detection on ARGO," *IEEE Intelligent Transportation Systems Conf.*, pp.1010-1015, 1997.
- [2] B. Ulmer, "Vita—An Autonomous Road Vehicle (ARV) for collision avoidance in traffic," *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, pp. 36-41, 1992.
- [3] D. Bishop, "Vehicle-Highway Automation Activities in the United States," *International AHS Workshop*. US Dept. of Transportation, 1997.
- [4] C. Thorpe and T. Kanade, "Vision and navigation for the carnegie mellen navlab," *Proc. DARPA Image Understanding Workshop*, 1985.
- [5] C. Thorpe, M. Hebert, T. Kanade, and S. Shafer, "Vision and navigation for the carnegie-mellon navlab," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 10, no. 3, pp. 362-373, 1988.
- [6] C. Thorpe, J. D. Carlson, D. Duggins, J. Gowdy, R. MacLachlan, C. Mertz, A. Suppe, and C. Wan, "Safe robot driving in cluttered environments," *Proc. 11th Int'l Symp. Robotics Research*, 2003.
- [7] M. Walton, "Robots fail to complete grand challenge," *CNN News*, Mar. 2004.
- [8] P. Pascal, "Stereovision based vehicle classification using support vector machines," *MIT master diploma paper*, 2004.
- [9] Z. Sun, G. Bebis, and R. Miller, "On-road vehicle detection using Gabor Filters and support vector machines," *IEEE Proceeding DSP 2002*, vol. 2, pp. 1019-1022.
- [10] N. Paragios and R. Deriche, "Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects" *IEEE Trans-PAMI*, vol. 22, pp. 266-280, 2000.
- [11] S. Beucher and M. Bilodeau, "Road segmentation and obstacle detection by a fast watershed transformation," *Proc. Int. Veh. Symp.*, pp. 296-301, 1994.
- [12] A. Guacgetti, M. Campani, and V. Torre, "The use of optical flow for road navigation" *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 14, no. 1, pp 34-48, 1998.
- [13] Z. Zomotor and U. Franke, "Sensor fusion for improved vision based lane recognition and objecttracking with range-finders," *IEEE Conf. on Int. Trans. Sys.* pp. 595-600, Nov. 1997.
- [14] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern classification* 2nd Edition, Wiley & Sons, Inc., Canada, 2001.
- [15] "SVM\_light," [http://www.cs.cornell.edu/People/tj/svm\\_light/](http://www.cs.cornell.edu/People/tj/svm_light/)
- [16] D. A. Forsyth and J. Ponce *Computer Vision : a Modern Approach*, Prentice Hall, 2002.

**황 제 필**

2003년 연세대학교 기계전자공학부(공학사). 2005년 연세대학교 전기전자공학부(공학석사). 2005년~현재 연세대학교 전기전자공학부 박사과정 재학중. 관심분야는 지능형자동차, 컴퓨터 비전, 패턴인식.

**박 성 근**

2004년 연세대학교 기계전자공학부(공학사). 2004년~현재 연세대학교 전기전자공학부 석박통합과정 재학중. 관심분야는 State Estimation, 레이더 신호처리, 지능형자동차.

**김 은 태**

1992년 연세대학교 전자공학과(공학사). 1997년 연세대학교 전자공학과(공학석사). 1999년 연세대학교 전자공학과(공학박사). 1999년~2002년 국립한경대학교 제어계측공학과 조교수. 2002년~현재 연세대학교 전기전자공학부 부교수. 2003

년 University of Alberta, visiting researcher. 2003년 대한 전자공학회 해동상 수상. 관심분야는 Computational Intelligence.

**강 형 진**

1992년 연세대학교 전자공학과(공학사). 1997년 연세대학교 전자공학과(공학석사). 1999년 연세대학교 전자공학과(공학박사). 1999년~현재 만도 중앙 연구소 재직중. 2005년~현재 국립경북대학교 겸임교수. 관심분야는 지능형자동차를 위한 제어시스템 설계 및 신호처리.

한 제어시스템 설계 및 신호처리.