

차선 변경 지원을 위한 레이더 및 비전센서 융합기반 다중 차량 인식

Multiple Vehicle Recognition based on Radar and Vision Sensor Fusion for Lane Change Assistance

김형태, 송봉섭*, 이훈, 장형선
(Heong-tae Kim¹, Bongsob Song^{1,*}, Hoon Lee², and Hyungsun Jang²)

¹Department of mechanical engineering, Ajou University

²ADAS recognition development team, Hyundai motor company

Abstract: This paper presents a multiple vehicle recognition algorithm based on radar and vision sensor fusion for lane change assistance. To determine whether the lane change is possible, it is necessary to recognize not only a primary vehicle which is located in-lane, but also other adjacent vehicles in the left and/or right lanes. With the given sensor configuration, two challenging problems are considered. One is that the guardrail detected by the front radar might be recognized as a left or right vehicle due to its genetic characteristics. This problem can be solved by a guardrail recognition algorithm based on motion and shape attributes. The other problem is that the recognition of rear vehicles in the left or right lanes might be wrong, especially on curved roads due to the low accuracy of the lateral position measured by rear radars, as well as due to a lack of knowledge of road curvature in the backward direction. In order to solve this problem, it is proposed that the road curvature measured by the front vision sensor is used to derive the road curvature toward the rear direction. Finally, the proposed algorithm for multiple vehicle recognition is validated via field test data on real roads.

Keywords: vehicle recognition, guardrail recognition, road curvature

1. 서론

유럽 신차 안전도 평가(Euro-NCAP)에서는 전방 물체와의 충돌 위험시 긴급 제동하는 자동 긴급 제동(AEB: Automatic Emergency Braking) 시스템, 차량이 차선을 이탈하는 경우 경고를 주는 차선 이탈 경고 시스템(Lane Departure Warning System), 차선 유지를 보조하는 차선 유지 보조 시스템(Lane Keeping Assistance System) 등과 같은 운전지원시스템의 장착을 점진적으로 유도하고 있다[1]. 또한 우리나라의 경우 2013년도 차대차 교통사고 통계에 따르면 정면 추돌과 측면 직각 충돌이 각각 27.83%, 39.17%로 발생하였다. 이는 전방뿐만 아니라 전측방이나 후측방의 안전도를 제고하기 위한 차선 변경 지원(LCA: Lane Change Assistance)이나 사각지대 인지(BSD: Blind Spot Detection) 시스템과 같은 운전지원시스템 개발을 통한 교통사고 예방의 필요성이 요구되고 있다.

AEB나 적응형 순항제어(ACC: Adaptive Cruise Control)와 같은 운전지원시스템을 구현하기 위해서는 주로 전방에 레이더와 비전센서를 사용하여 자차량과 같은 차로에서 주행하는 차량을 인식해야 하며, 이를 기반으로 상용화에 성공하였다[2-7]. 더 나아가 LCA를 구현하기 위해서는 우선 전방과

후방을 기준으로 각각 좌측 혹은 우측 차선에서 주행하는 차량을 인식하여야 한다. 이를 위해서 좀 더 넓은 인지범위를 가지고 있는 레이더나 비전센서가 사용된다면 더욱 좋겠지만 본 연구에서는 기존에 상용화되어 사용되고 있는 레이더와 비전센서를 기반으로 좌우차선의 차량을 인지하는 기술에 대해서 살펴보고자 한다.

그림 1은 가드레일 옆을 주행하는 상황에서 레이더가 가드레일을 인지하는 상황을 보여주고 있다(그림에서 검정색 X표시 참조). 그림 1(a)와 그림 1(b)는 각각 시간 t_1 과 t_2 의 주행 상황이며, t_1 에서는 가드레일 너머에 인지되던 물체(빨간

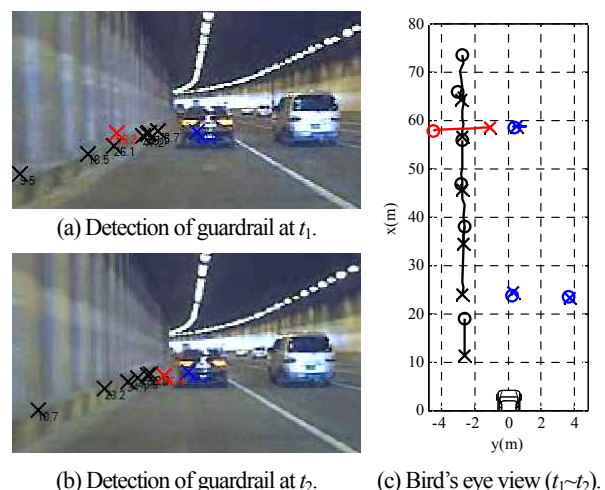


그림 1. 전방 레이더의 가드레일 인지 시나리오.

Fig. 1. Guardrail detection scenario by front radar.

* Corresponding Author

Manuscript received November 15, 2014 / revised December 15, 2014 / accepted December 30, 2014

김형태, 송봉섭: 아주대학교 기계공학과

(tae419@ajou.ac.kr/bsong@ajou.ac.kr)

이훈, 장형선: 현대자동차 ADAS 인지기술개발팀

(hoonlee@hyundai.com/janghs@hyundai.com)

* 본 연구는 현대NGV(No. 13RPHMCEL017)와 산업통산자원부(한국 산업진흥원) 산업융합기반구축사업의 연구비 지원(N0000889)에 의해 작성되었음에 의해 지원된 연구임.

색 X표시 참조)가 t_2 에서는 주행차로 안에서 인지된 것을 확인할 수 있다. 그림 1(c)는 t_1 에서 t_2 동안 레이더의 주변 물체에 대한 중평방향 상대 거리 측정결과를 표현한 결과이다(t_1 에서의 인지 결과는 O표시, t_2 에서의 인지 결과는 X표시, $t_1 \sim t_2$ 동안의 인지 결과는 실선표시). 그림 1(c)를 통해 t_1 에서 가드레일 너머에 인지된 물체(그림 내 빨간색 표시)가 시간이 지남에 따라 가드레일을 통과하고 t_2 에서는 주행 차로 안에서 인지되는 것을 확인할 수 있다. 이러한 가드레일 측방 주행 시 레이더의 인지성능 저하로 인해 발생하는 레이더 물체(그림 내 빨간색 표시)는 전측방 차량으로 오인식 될 가능성이 있다. 이러한 실도로 주행 시 발생하는 문제에 대응하기 위해 레이더와 비전을 융합하는 기술이 제안되고 있다[8-11]. 또한 가드레일 인식은 주로 가드레일에 대한 레이더 혹은 라이다 인지 결과를 확장된 물체(extended target)로 집단화하고, 이를 추적(tracking)하는 방식으로 구현되고 있다[12-14].

LCA를 구현하기 위해서는 전방뿐만 아니라 후방 및 후측방에 인접한 좌측 및 우측 차로에서 주행하는 차량 인식이 필요하다. 접근방식은 사용되는 센서의 구성에 따라 후측방 레이더만을 사용하는 경우와 후방비전센서를 이용하는 경우로 나눌 수 있다[15-18]. 후방비전센서를 사용하는 경우 도로 곡률반경도 동시에 측정을 해서 고속도로에서도 좌우측 차선에 위치한 차량을 인식할 수 있으나 날씨나 조도에 대해 민감한 특성을 가지기 때문에 후방 차량을 미검지하거나 오검지하는 경우가 발생할 수 있다. 후방레이더만을 사용하는 경우에는 후방 도로의 곡률반경을 측정할 수 없기 때문에 곡선도로에서 좌우측 차량을 잘못 판단할 수 있으며, 이는 결과적으로 LCA나 BSD의 오작동으로 연결된다.

본 논문에서는 레이더와 비전센서의 융합을 통하여 레이더가 인지한 사물의 형태(차량 또는 가드레일)를 구분함으로써 전방 좌우측 차량의 인지 성능을 개선하고 전방 비전센서의 도로곡률반경 정보를 후방 좌우측 차량 인지에 적용하여 오판단 상황을 개선하는 기술을 소개하고자 한다. 더 나아가 실제 도로주행 데이터를 기반으로 제안된 알고리즘의 성능을 평가하고자 한다.

II. 센서 구성 및 문제정의

전방 및 전측방 주행 차량 인식을 위해 77GHz기반 전방 레이더와 단안 비전센서가 사용되었고, 후방 및 후측방 차량 인식을 위해 후측방 레이더 2대가 사용되었다. 더 나아가 사용된 센서의 인지 거리 및 범위는 표 1과 같다. 전방 레이더의 경우 인지 대상물의 종류와 상관없이 총 64개의 물체정보를 측정하며, 후측방 레이더는 이동하는 물체에 대해서만 총 31개의 물체 정보를 측정한다. 비전센서의 경우에는 총 10개의 전방 차량에 대한 정보와 차선 검출 결과를 출력한다. 즉, 본 연구에서 제안하는 전후방 차량 인식 알고리즘에서 사용한 인지 센서의 출력 정보는 표 2에서 요약하였다.

주어진 센서 구성을 기반으로 차선 변경을 지원하기 위해 그림 2에서 보는 바와 같이 차선 별로 전방에 주행하는 차량 3대와 후방에서 주행하는 차량 3대를 인식하는 것을 목표로 한다. 전방에서 주행하는 차량에 대해서 차선별 위치에 따라 Front Vehicle in In-lane/Left-lane/Right-lane (FVI/FVL/FVR)으로

표 1. 환경 센서 사양.

Table 1. Specifications of environmental sensors.

Sensor		Detection range	Field of view
Front radar	Long mode	160 ~ 180 m	15 ~ 25°
	Short mode	60 ~ 80m	80 ~ 100°
Front vision		70 ~ 90m	60 ~ 80°
Rear radar		60 ~ 80m	160 ~ 200°

표 2. 센서 출력정보.

Table 2. Nomenclature of sensor output.

Sensor	Symbol	Description
Front radar	x_i^F	i -번째 전방 물체와의 종방향 상대 거리
	y_i^F	i -번째 전방 물체와의 횡방향 상대 거리
	\dot{x}_i^F	i -번째 전방 물체와의 종방향 상대 속도
Front vision	x_j^V	j -번째 전방 차량과의 종방향 상대 거리
	y_j^V	j -번째 전방 차량과의 횡방향 상대 거리
	c_0	전방 도로의 곡률
	ϕ	차선과 차량 진행방향 사이의 각도
	ρ^F	전방 도로의 곡률 반경 ($1/c_0$)
Rear radar	r_i^R	i -번째 후방 물체와의 상대 거리
	\dot{r}_i^R	i -번째 후방 물체와의 상대 속도
In-vehicle sensor	v	자차량의 속도
	$\dot{\psi}$	자차량의 요각속도 (yaw rate)

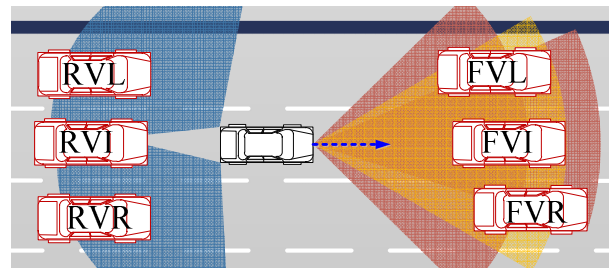


그림 2. 전방과 후방 다중 차량의 정의.

Fig. 2. Definition of front and rear multiple vehicles.

각각 정의하였으며 비슷한 방법으로 후방에서 주행하는 차량을 Rear Vehicle in In-lane/Left-lane/Right-lane (RVI/RVL/RVR)으로 각각 정의하였다.

III. 전방 다중 차량 인식 알고리즘

ACC와 같은 운전지원시스템을 위하여 레이더만을 사용하여 FVI를 인식하기 위해서는 일반적으로 측정된 횡방향 위치정보와 요레이트 값을 이용하여 판단하는 기술이 몇몇 논문에서 소개되어 있다[3-5,7]. 더 나아가 레이더와 비전센서가 활용되는 경우 레이더에서 인지된 장애물이 비전센서를 통해서도 인지되는지를 확인함으로써 장애물의 종류가 차량임을 판단한다. 그리고, 좀 더 정확한 횡방향 위치정보와 비전센서를 통해서 측정된 도로 곡률반경을 반영하여 좀 더 신뢰도 높게 FVI를 인지할 수 있다[6,9].

표 1에서 명시된 센서를 사용하여 차선 변경 지원을 위해 좀 더 넓은 영역, 즉 좌우차선에 위치한 차량을 인식하는 경



(a) Performance difference of position measurement. (b) Misdetection of vehicle out of vision sensor's field of view.

그림 3. 전측방 차량 판단의 어려움.

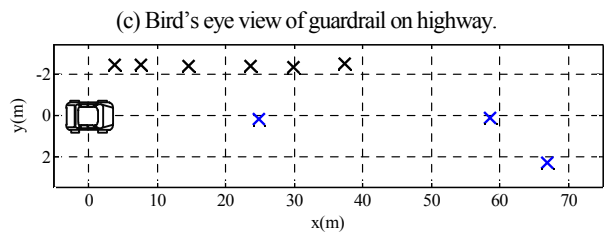
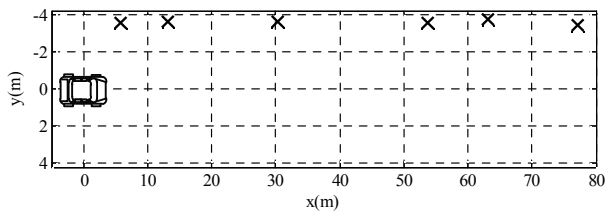
Fig. 3. Difficulties of recognition of front vehicles in left or right lane.

우 추가적인 문제가 발생할 수 있다. 예를 들어서, 그림 3(a)와 같이 레이더와 비전센서(그림 내 X 표시와 □ 표시 참조)의 종횡방향 거리 측정 값의 차이가 더욱 커질 수가 있거나 그림 3(b)와 같이 레이더의 측정 범위가 비전의 측정 범위와 달라서 한 개의 센서에 의해서만 차량이 인식될 수가 있다. 따라서 레이더만을 사용하여 FVR과 FVL을 인식해낼 수 있어야 한다.

레이더만을 이용하여 FVR과 FVL을 인식하기 위해서는 차량과 가드레일의 구분이 필요하다. 그림 1과 같이 직선도로를 주행하는 상황에서는 레이더가 인지한 물체들의 횡방향 위치 정보만을 이용하여 가드레일임을 판단할 수가 있다. 하지만 도로 상 가드레일의 위치는 다를 수 있으며 곡선로의 경우도 고려해야 한다. 예를 들어서, 그림 4(a)는 고속도로 상 1차로에서 주행하는 상황이며, 레이더 인지 결과를 그림 4(c)에 표현하였다. 검정색 X로 표현한 가드레일에 해당하는 물체의 횡방향 위치(그림 내 y축 참조)를 보면 평균적으로 약 -3.6 (m)임을 확인할 수 있다. 한편 그림 4(b)는 국도에서 주행하는 상황이며, 그림 4(d)는 레이더 인지 결과를 표현한 것이다.



(a) Driving in highway road. (b) Driving in local road.



(d) Bird's eye view of guardrail on suburb road.

그림 4. 도로별 가드레일 인지 상황.

Fig. 4. Detection of guardrail by front radar on different roads.

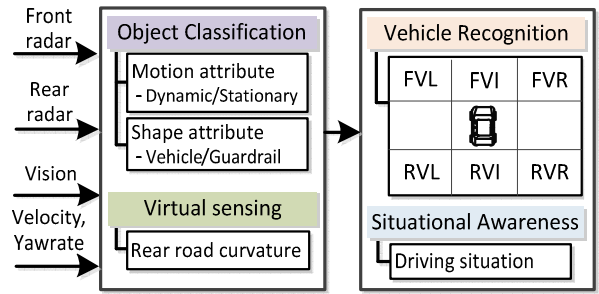


그림 5. 전후방 차량 인식을 위한 알고리즘 구성도.

Fig. 5. Schematic diagram of front and rear vehicle recognition.

가드레일에 해당하는 물체(그림 내 검정색 X표시)의 횡방향 위치를 보면 평균적으로 약 -2.4 (m)임을 확인할 수 있다. 곡선로의 경우도 동시에 고려될 경우 레이더에 의해서 검지되는 물체 중 가드레일에 해당되는 물체를 구별해내는 것이 더욱 어려워질 수 있다.

전방 다중 차량을 인식하는 경우 발생할 수 있는 그림 3과 4에서 언급된 문제를 해결하기 위해 그림 5와 같이 알고리즘을 구성하였다. 즉, 상황 인지(situational awareness), 물체 분류(object classification), 그리고 전방 차량 인지(recognition) 모듈로 구성되어 있다. 상황 인지는 차선을 따라 주행하는지 차선을 변경하는지 등을 판단하는 모듈로 비전센서의 차선과의 거리 정보를 이용하여 판단을 하며 본 논문에서는 차선을 따라 주행하는 상황만을 고려하였다.

물체 분류 모듈은 다시 운동 속성(motion attribute)와 형태 속성(shape attribute)으로 나눌 수 있다. 운동 속성의 경우 물체가 정지인지 이동인지를 판단하며 기구학을 기반으로 사용되는 수식은 다음과 같다[19].

$$M_i = \begin{cases} \text{Dynamic} & \text{if } |x_i^f + y_i^f \dot{\psi} + v| > \varepsilon_i \\ \text{Stationary} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

참고로 본 논문에서 사용되는 모든 ε_i 는 설계상수를 뜻한다. 형태 속성은 차량/가드레일/장애물로 분류한다. 우선 차량으로의 판단은 그림 3(a)에서 설명하였듯이 레이더와 비전의 위치 값간 거리가 미리 정해놓은 설계상수를 만족하는지 여부로 판단하고 있으며 본 논문에서는 가드레일을 판단하는 알고리즘에 대해서 중점적으로 소개하고자 한다. 만약 레이더에 검지된 물체가 차량이나 가드레일로 구분되지 않은 경우 장애물로 구분된다.

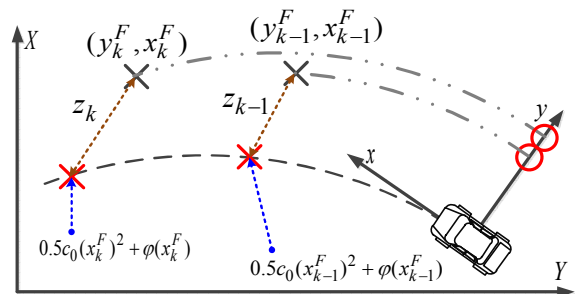


그림 6. 집단화를 위한 z_k 정의.

Fig. 6. Definition of z_k for clustering.

레이더에 의해 검지된 물체의 형태 속성을 가드레일로 판단하는 알고리즘은 투사(projection), 집단화(clustering), 가드레일 속성 판단으로 구성되어 있다. 첫 번째 단계는 레이더에 의해서 검지된 물체 중 운동 속성이 정지로 구분되는 물체의 종횡방향 위치를 도로 모델을 이용하여 차차와 평행한 축(즉 그림 6의 y 축 참조)으로 투영시킨다. 즉 비전센서가 출력하는 도로의 곡률 정보와 차선과 차량간 진행방향 사이의 각도를 이용하여 아래와 같이 차량의 중심을 원점으로 하는 차량 중심 좌표계(body-fixed coordinate)를 이용하여 다음과 같이 도로 모델을 정의 할 수 있다(그림 6 참조)[12,20].

$$y = f_r(x) = 0.5c_0x^2 + \varphi x \quad (2)$$

도로 모델을 기반으로 식 (1)에서 정지로 분류된 레이더의 트랙(track) 값을 y 축으로 투영을 시킨 후 값은 다음과 같이 정의하였다.

$$z_k = y_k - [0.5c_0(x_k^F)^2 + \varphi x_k^F] = y_k^F - f_r(x_k^F) \quad (3)$$

여기서 아래첨자 k 는 운동 속성이 정지로 분류되는 트랙을 뜻한다. 2차원상에 놓여있는 정지장애물을 투영 과정을 통해 1차원으로 정규화를 시키고 오름차순 정렬을 통해 z_k 로 재정의한다.

형태 속성을 가드레일로 판단하기 위한 두 번째 단계는 z_k 를 이용하여 불연속점(breakpoints)을 찾고 이를 기반으로 집단화를 수행하는 것이다. 식 (3)에서 정의되어 있는 z_k 를 이용하여 불연속점을 구하는 식은 다음과 같다.

$$\begin{cases} K_k \leftarrow \text{False} & \text{if } |z_k - z_{k-1}| \leq \varepsilon_2 \\ K_k \leftarrow \text{True}, K_{k-1} \leftarrow \text{True} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

즉 연속한 두 개의 z_k 를 비교하여 차이가 임계 값보다 크면 다른 집단이라고 판단하여 두 개의 점을 임시적인 불연속점으로 정의한다. 그 후 두 개의 임시 불연속점 사이에 존재하는 정지 장애물의 수가 3개 이상인 경우에 집단화를 수행하고 해당 임시 불연속점을 최종 불연속점으로 선정한다. 이 과정에서 그림 1에서 언급한 가드레일 사이에 위치하며 전방에서 주행하는 차량과 유사한 상대속도로 이동하는 레이더 물체는 집단화에 포함되지 않는다. 그 이유는 위의 과정은 정지 장애물만을 대상으로 하기 때문이다.

마지막으로 집단화를 통해 구한 불연속점을 이용하여 가드레일 영역과 레이더 64개 물체의 위치정보를 아래 식 (5)와 같이 비교한다.

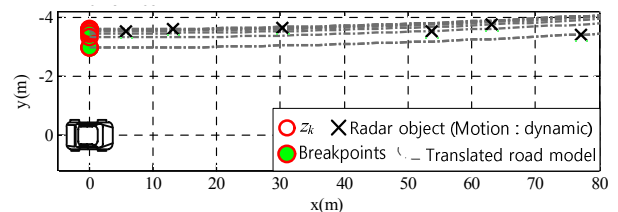
$$\begin{aligned} 0 \leq x_i^F \leq \max_k(x_g) \text{ and} \\ f_r(x_i^F) + y_1 - \varepsilon_3 \leq y_i^F \leq f_r(x_i^F) + y_2 + \varepsilon_4 \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 x_g 는 집단화를 통해 선정된 가드레일에 해당하는 정지장애물의 종방향 상대거리를 의미한다. 또한 y_1 과 y_2 는 각각 집단화의 결과를 통해 구한 불연속점의 횡방향 위치이다. 위의 식 (5)를 만족하는 레이더 물체의 경우에는 형태 속성을 가드레일로 부여한다. 따라서, 전방 레이더가 출력하는 64개 트랙의 형태 속성은 다음과 같이 분류한다.

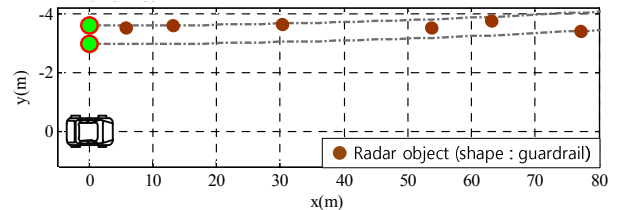
$$S_i = \begin{cases} \text{Vehicle} & \text{if } |p_j - q_i| \leq [\varepsilon_5, \varepsilon_6]^T \\ \text{Guardrail} & \text{if (5) is satisfied} \\ \text{Obstacle} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 $p_j = [x_j^V, y_j^V]^T \in \mathfrak{R}^2$ 는 전방 비전센서로 측정된 j 번째 물체의 위치 값이며 $q_i = [x_i^F, y_i^F]^T \in \mathfrak{R}^2$ 는 레이더가 측정한 i 번째 물체의 위치 값을 뜻한다. 참고로 본 논문에서 사용된 레이더의 횡방향 위치 측정 정확도가 낮아 가드레일 자체를 인식하고 추적하는 방법 [12,13]을 사용하기에 부적합하다고 판단되어 레이더 검지 물체 중 가드레일에 해당하는 물체가 FVL이나 FVR로 오인식 되는 문제를 해결하기 위해서 레이더 검지 물체의 형태 속성을 매 샘플마다 판단하는 방법을 사용하였다.

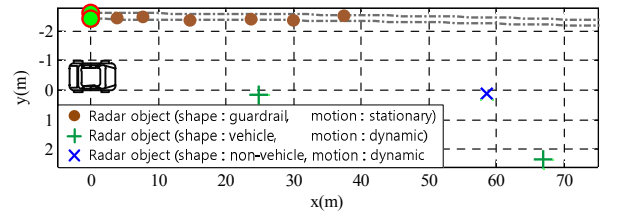
다음으로 가드레일의 위치가 가변적으로 변하는 상황에서 가드레일 형태 속성 판단 기술의 과정 및 결과를 그림 7에서 표현하였다. 그림 4(a)에서 소개한 고속도로 주행 상황에서 가드레일 판단 기술이 어떻게 적용되었는지를 그림 7(a)와 (b)를 통해 확인하고자 한다. 먼저, 그림 7(a)에서는 가드레일을 판단하는 과정 중 투영결과와 불연속점 선정과정을 확인할 수 있다. 식 (1)을 통해 분류된 정지 장애물(그림 내 검정 X표시)를 y 축에 투영시키기 위해 식 (3)과 같이 도로 모델을 각각의 정지 장애물을 통과하도록 평행 이동 시킨 것을 확인할 수 있다. 이 도로 모델들과 y 축이 만나는 점이 z_k (그림 내 \circ 표시)로 정의되는 것과 식 (4)를 통해 불연속점(그림 내 \bullet 표시)를 선정한 결과를 확인할 수 있다. 그림 7(a)를 통해 선정된 불연속점을 통해 식 (5)와 같이 레이더 물체가 가드레



(a) Generation of z_k and breakpoints by projection.



(b) Definition of guardrail area and shape attribute.



(c) Shape and motion attribute results of local road scenario.

그림 7. 형태 및 운동 속성 결과.

Fig. 7. Shape and motion attribute of detected objects.

일 영역에 속하는지 판단하며, 이를 그림 7(b)에서 확인할 수 있다. 끝으로 식 (6)에 의해 형태 속성이 가드레일이라 판단된 결과(그림 내 ●표시)를 확인할 수 있다.

그림 7(c)에서는 그림 4(c)에서 소개한 국도 주행상황에서 식 (1)과 (6)의 결과인 운동 속성과 형태 속성의 결과를 확인할 수 있다. 그림 7(b)에서 보았던 것처럼 불연속점의 선정결과와 가드레일에 해당하는 물체의 형태 속성과 운동 속성이 판단된 결과를 확인가능 하다. 또한 형태 속성과 운동 속성에 기반하여 전방에서 주행하는 차량(그림 내 초록색 + 및 파란색 X표시)이 표현된 결과를 확인할 수 있다.

최종적으로 전방 차량 인지 모듈에서는 운동 속성과 형태 속성을 이용하여 전방 물체에 대해 FVI/FVR/FVL의 판단을 수행한다. 우선 형태 속성이 차량으로 분류되는 물체를 대상으로 FVI/FVR/FVL을 판단한다. 하지만, 그림 3이나 그림 7(c)에서 제시된 바와 같이 실제 차량이지만 형태 속성이 차량이라 판단하기 힘든 상황이 발생한다. 그림 7(c)의 경우 실제로는 자차량과 동일한 1차로를 주행하고 있는 차량(그림 내 파란색 X표시)임에도 형태 속성이 장애물(obstacle)로 분류되었음을 확인할 수 있다. 따라서 형태 속성이 장애물로 분류된 물체 중 운동 속성이 이동(dynamic)으로 분류된 레이더 물체에 대해서도 FVI/FVR/FVL를 판단하는 대상에 포함하였다.

전방 다중 차량에 대해서 FVI/FVR/FVL로 판단하는 알고리즘은 기존 문헌에서도 소개하고 있는 곡률반경을 이용하여 FVI를 인식하는 기술을 적용하였다[5,21]. 자차량의 주행 궤적을 곡률반경을 이용하여 동심원으로 표현하였고, 이 주행 궤적과 전방 물체간의 횡방향 상대 거리를 식 (7)과 같이 구하였다.

$$p_i^F = \begin{cases} \rho^F - \sqrt{(x_i^F)^2 + (y_i^F - \rho^F)^2} & |\rho^F| < \varepsilon_7 \\ y_i^F & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

최종적으로 식 (7)에서 정의한 주행 궤적과 물체 간의 횡방향 상대거리와 설계상수와의 비교를 통해 전방 차량을 인지한다.

$$T_F = \begin{cases} \text{FVL} & \text{if } p_i^F < -\varepsilon_8 \\ \text{FVR} & \text{if } p_i^F > \varepsilon_8 \\ \text{FVI} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

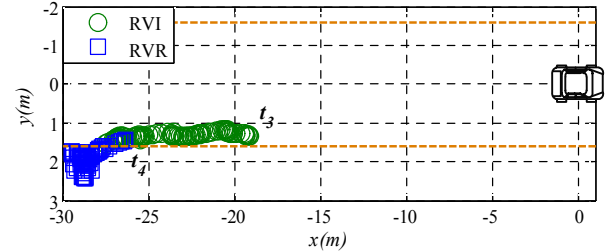
IV. 후방 다중 차량 인식 알고리즘

후측방 레이더만을 이용하여 후방 차량을 인식하는 경우 후방 도로의 곡률 반경을 측정할 수 없고, 이 때문에 곡선 도로를 주행하는 상황에서 오인식이 발생할 수 있다. 그림 8은 자차량과 후방 차량이 1차로 곡선도로(고속도로 램프 구간)에서 주행하는 상황이므로 후방 차량을 RVI로 인식해야 한다. 하지만 RVI/RVL/RVR을 구분하기 위한 임계값(갈색 점선)으로 고정 값을 사용하면 시간 t_4 이후부터 후방 차량을 RVR로 잘못 인식하는 결과가 발생한다. 후방의 곡률 반경을 측정할 수 없어 발생하는 이러한 차량 오인식 문제를 해결하기 위해서 전방 도로의 곡률 반경 측정 결과를 후방 도로에 적용하는 기술이 필요하다.

본 논문에서 제안하는 후방 차량 인식 알고리즘의 구성은



(a) Detection of rear vehicle at t_3 . (b) Detection of rear vehicle at t_4 .



(c) Bird's eye view ($t_3 \sim t_4$).

그림 8. 고정 임계값을 이용한 후방 차량 인식 결과.

Fig. 8. Experimental result of recognition of rear vehicle based on fixed threshold.

그림 5에서 확인할 수 있다. 알고리즘은 크게 상황 인지, 가상 센서(virtual sensing)와 후방 차량 인지(recognition) 모듈로 구성되어 있다. 후방레이더는 전방레이더와는 달리 이동하는 물체에 대해서만 인지 결과를 출력하기 때문에 물체 분류 모듈은 필요가 없다. 상황 인지의 경우 전방 차량 인식 알고리즘과 동일하게 차선을 따라 주행하는 상황만을 고려하였다. 가상 센서 모듈은 후방 도로에 대한 곡률 반경을 구하는 역할을 수행한다. 후방 차량 인지 모듈에서는 앞서 구한 후방 도로의 곡률 반경 값을 이용하여 전방 차량 판단과 같은 방식으로 RVI/RVL/RVR을 판단한다.

우선 후방 도로의 곡률 반경을 구하기 위해서 먼저 후방 차량의 위치에서 자차량의 위치까지 도달하는데 걸리는 시간을 구한다. 즉, 그림 9의 상황에서 A 지점의 후방 차량이 B 지점에 도달하는데 걸리는 시간을 계산하며 이를 TTC (Time To Collision)를 기반으로 다음과 같이 정의한다.

$$t_i = \frac{r_i^R}{v_i^R} = \frac{r_i^R}{v + \dot{r}_i^R} \quad (9)$$

다음으로는 전방 비전센서가 측정하는 곡률 반경 정보를 식 (9)에서 구한 시간만큼 다음과 같이 시간지연을 시킨다.

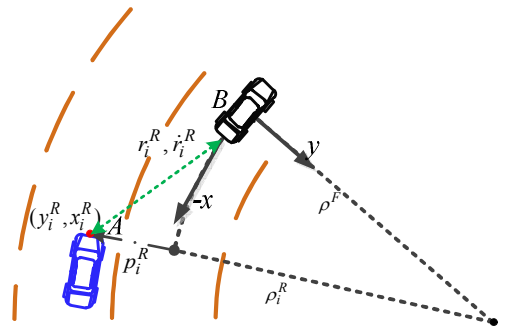


그림 9. 후방 차량에 대한 레이더 인지정보의 좌표 정의.

Fig. 9. Definitions of coordinates and variables.

$$\rho_i^R(k) = \rho^F \left(k - \left\lfloor \frac{t_i}{T} \right\rfloor \right) \quad (10)$$

여기서 T 는 샘플링 타임을 의미한다. 이렇게 구한 후방 도로에 대한 곡률 반경은 매 시간마다 계산된 시간지연에 따라 전방 도로의 곡률 반경이 사용되므로, 부드럽게 인지되는 전방 도로의 곡률 반경과 달리 값이 튀는 현상이 자주 발생한다. 이러한 문제를 해결하고자 고속도로의 기하학적인 구조가 급격하게 바뀌지 않는다는 가정하에 저주파 통과 필터를 적용하여 최종적으로 후방 도로 곡률 반경을 식 (11)과 같이 필터링한다.

$$\bar{\rho}_i^R(k) = \alpha \bar{\rho}_i^R(k-1) + (1-\alpha) \rho_i^R(k) \quad (11)$$

위의 과정을 통해 구한 후방 도로에 대한 곡률을 이용하여 차량인지 모듈에서는 RVI/RVL/RVR 판단을 한다. 기본적으로 전방 차량 인지하는데 사용된 식 (7), (8)과 유사한 방식으로 후방레이더 인지 결과와 곡률을 이용하여 후방 차량을 인식한다. 먼저 후방 레이더에 의해 인지된 물체의 위치 정보와 각 물체에 대한 곡률 반경을 이용하여 아래 식과 같이 주행 궤적과 후방 물체와의 횡방향 거리를 정의 하였다.

$$p_i^R = \begin{cases} \bar{\rho}_i^R - \sqrt{(x_i^R)^2 + (y_i^R - \bar{\rho}_i^R)^2} & |\bar{\rho}_i^R| < \varepsilon_7 \\ y_i^R & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

최종적으로 식 (12)에서 정의한 물체의 횡방향 상대거리를 기반으로 RVI/RVL/RVR을 판단한다.

$$T_R = \begin{cases} \text{RVL} & \text{if } p_i^R < -\varepsilon_9 \\ \text{RVR} & \text{if } p_i^R > \varepsilon_9 \\ \text{RVI} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

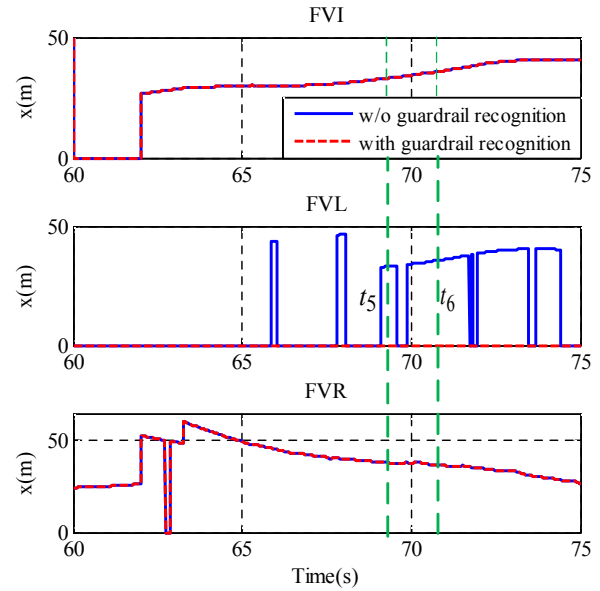
V. 실험적 검증

도로 주행 데이터를 기반으로 제안된 전후방 다중 차량 인식 알고리즘의 성능을 검증하였다. 우선 전방 다중 차량 인식 알고리즘을 검증하기 위해서 그림 10(a)와 (b)에서 보는 바와 같이 고속도로에서 주행한 데이터를 사용하였으며 형태 속성을 이용하지 않고 횡방향 정보만을 사용하는 알고리즘을 성능 비교 대상으로 선정하였다. 먼저 그림 10(a)와 (b)를 통해 자차량이 1차로를 주행하는 상황에서 2차로를 주행하던 전방 우측 차량이 1차로로 차선 변경해 오는 것을 확인할 수 있다. 이 주행상황에 대해 가드레일 형태 속성 판단 기술을 이용한 전방 차량 인식 알고리즘(그림 내 빨간색 점선 표시)와 형태 속성을 사용하지 않는 알고리즘(그림 내 파란색 실선 표시)의 FVI/FVL/FVR의 인식결과를 그림 10(c)에 표현하였다. FVI와 FVR 인식의 경우에는 가드레일 인식 알고리즘 적용 여부에 관계없이 동일한 성능을 보임을 확인할 수 있다. 반면 가드레일 형태 속성 판단 기술이 적용되지 않은 경우에는 FVL이 지속적으로 인식되는 것을 확인할 수 있는데, 자차량이 지속적으로 1차로를 주행하고 있는 상황이므로 이를 오인식이라 할 수 있다. 반면 가드레일 판단 기술이 적용된 경우에는 FVL이 인식되지 않은 것을 확인할 수 있으며, 이를 통해 오인식이 개선된 것을 확인할 수 있다.



(a) Front snapshot at 61s.

(b) Front snapshot at 70s.



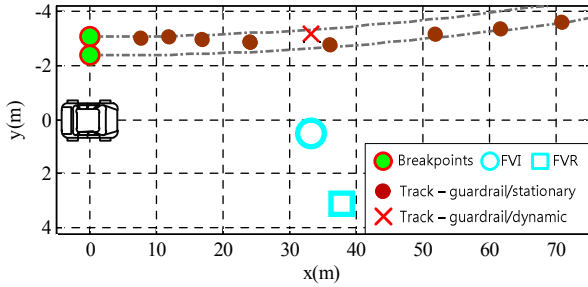
(c) Recognition results of FVI/FVL/FVR.

그림 10. 전방 다중 차량 인식 결과.

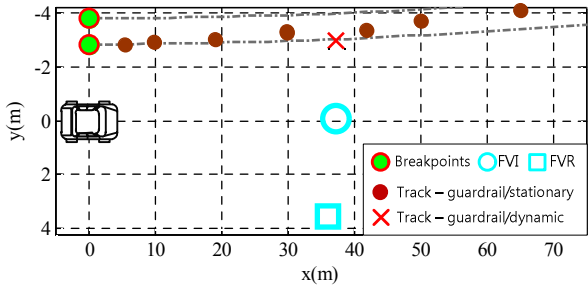
Fig. 10. Performance comparison of recognition of front multiple vehicles.

추가적으로 그림 11(a)와 (b)는 그림 10(c)에서 보인 FVL의 오인식이 발생한 구간 중 대표적으로 t_5 와 t_6 에서 가드레일이 인식됨에 따라 레이더 물체의 형태 속성이 가드레일로 판단되는 것을 표현한 것이다. 그림 11(a)와 (b)에서 가드레일 위치에 인지된 레이더의 이동 물체(빨간색 X표시)는 가드레일 측방 주행 시 발생하는 레이더의 인지성능 저하 문제에 해당하며, 가드레일 형태 속성 판단 기술을 사용하지 않은 경우에는 해당 물체가 FVL의 오인식을 유발하였다. 먼저 그림 11(a)에서 가드레일 인식 알고리즘의 집단화 결과인 불연속 점(그림 내 ●표시)가 선정된 것을 확인할 수 있다. 이 집단화 결과를 이용하여 식 (5)와 (6)을 통해 레이더 물체들의 형태 속성을 가드레일이라고 판단한 결과 (그림 내 ●, 빨간색 X 표시)를 확인할 수 있다. 가드레일 주변에 인지된 식 (1)에서 운동 속성을 이동으로 부여 받은 레이더 물체(그림 내 빨간색 X 표시)가 식 (5)와 (6)을 통해 형태 속성을 가드레일이라 부여 받은 것에 따라 식 (8)을 수행하는 물체의 대상에서 제외된다. 그림 11(b) 또한 그림 11(a)의 결과와 유사하게 가드레일 주변에 인지된 이동 물체(빨간색 X 표시)의 형태 속성이 가드레일로 판단됨에 따라 FVL이라 인식되지 않은 것을 확인할 수 있다.

다음은 그림 8에서 소개한 상황에 대해 제안한 후방 도로 곡률 기반 차량 인식 알고리즘을 검증하였다. 먼저 직선도로에서 램프구간으로 진입하는 상황에서 비전센서가 측정하는 전방 도로의 곡률과 이를 기반으로 식 (9)-(11)을 통해 구한

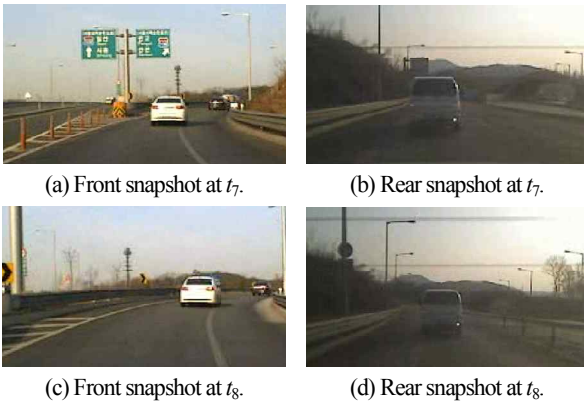


(a) Vehicle and guardrail recognition results at t_5 .



(b) Vehicle and Guardrail recognition results at t_6 .

그림 11. t_5 와 t_6 에서의 차량 및 가드레일 판단 결과.
Fig. 11. Vehicle and guardrail recognition at t_5 and t_6 .

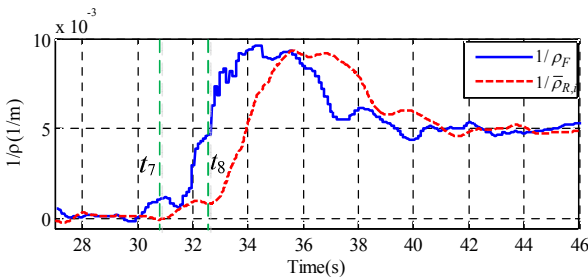


(a) Front snapshot at t_7 .

(b) Rear snapshot at t_7 .

(c) Front snapshot at t_8 .

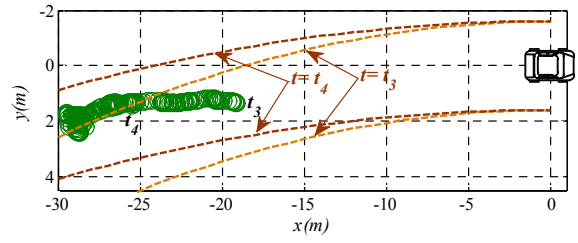
(d) Rear snapshot at t_8 .



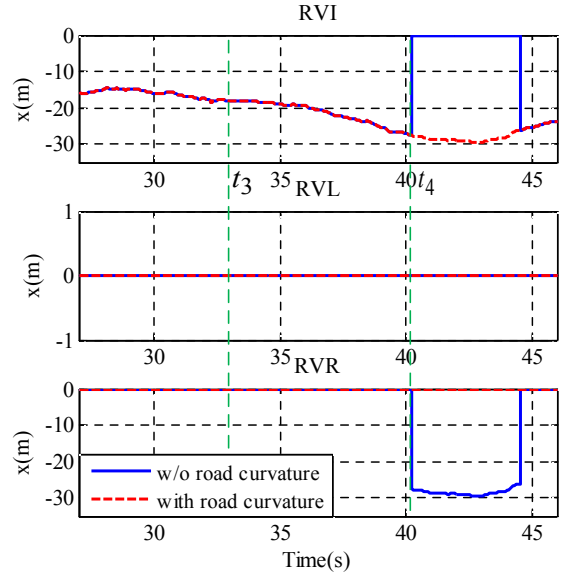
(e) Comparison of front and rear road curvatures.

그림 12. 곡선도로 진입 및 주행 상황에서의 전후방 도로 곡률 비교.
Fig. 12. Comparison of the road curvature measured by front vision and the road curvature on curved road.

후방 도로의 곡률을 비교하였다(그림 12 참조). t_7 에서 차량이 램프구간으로 진입함에 따라 전방 도로의 곡률(그림 내 파란색 실선 표시)이 서서히 증가하는 것을 확인할 수 있다. 반면, 이 시간의 후방 도로는 직선도로의 형태이며, 후방 도로의



(a) Bird's eyes view (t_3 - t_4).



(b) Recognition results of RVI/RVL/RVR.

그림 13. 후방 도로의 곡률 반경을 통한 후방 차량 인식 결과.
Fig. 13. Recognition result of rear vehicle based on road curvature in the backward direction.

곡률(그림 내 빨간색 점선 표시) 또한 직선도로와 유사하게 계산된 것을 확인할 수 있다. 또한 램프 구간을 주행함에 따라 t_8 에서 이전보다 급격한 곡선도로로 변화하는 것과 그에 따라 전방 도로의 곡률 정보 또한 큰 폭으로 증가하는 것을 확인할 수 있다. 하지만, 동일 시간의 후방 도로는 아직 완만한 곡선도로이며, 후방 도로에 대한 곡률 또한 전방 도로의 곡률에 비해 작게 구해진 것을 확인 가능하다.

그림 13은 후방 도로의 곡률 반경을 구한 결과를 이용하여 후방 차량을 인식한 결과이다. 그림 13(a)에서 표현한 조감도를 통해 RVI/RVL/RVR의 구분을 위한 임계값(갈색 및 흑갈색 점선)이 후방 도로의 곡률을 토대로 표현되는 것을 확인할 수 있다. 이러한 임계값을 기반으로 t_3 에서 t_4 를 지나 계속해서 후방 차량을 RVI로 인식함에 따라 그림 8에서 발생한 후방 차량의 오인식 상황이 해결되는 것을 확인할 수 있다. 그림 13(b)는 후방 도로의 곡률을 적용하기 전과 후의 RVI/RVL/RVR의 인식 결과를 비교한 것이다. t_4 전까지는 RVI/RVL/RVR 인식 결과가 동일하지만 그 이후부터 약 4.5 초 동안 후방 곡률을 이용하지 않은 알고리즘의 경우(그림 내 파란색 실선 표시) 후방 차량을 RVI가 아닌 RVR이라고 오인식 하게 된다. 하지만 후방 곡률을 이용하는 알고리즘의 경우(그림 내 빨간색 점선 표시) 지속적으로 후방 차량을 RVI라고 인식하는 것을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 차선 변경 지원을 위해 레이더와 비전센서의 융합에 기반한 전후방 다중차량 인식 기술을 제안하였다. 레이더의 성능저하 문제를 해결하기 위해 곡선도로를 주행하거나 전방 레이더의 부정확한 횡방향 위치 측정 문제를 고려하여, 도로 모델에 기반하여 가드레일을 인식하는 기술을 제안하였다. 후방 및 후측방에 인접한 좌측 및 우측 차로에서 주행하는 차량을 인식하는 경우, 후방 도로의 곡률을 측정할 수 없기 때문에 특히 곡선로에서 오인식이 발생할 수 있다. 이를 보완하기 위해 전방 비전센서가 측정한 곡률반경을 이용하여 후방 곡률 반경을 구하는 기술을 제안하였다. 향후 계획으로는 좀 더 다양한 도로주행 데이터를 가지고 검증하고자 한다.

REFERENCES

- [1] 2020 ROAD MAP – European new car assessment programme, EURO NCAP, June 2014.
- [2] S. Jung, W. Lee, and Y. Kang, "Neighboring vehicle maneuver detection using IMM algorithm for ADAS," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 8, pp. 718-724, Aug. 2013.
- [3] S. Moon, H. Kang, and K. Yi, "Multi-vehicle target selection for adaptive cruise control," *Vehicle System Dynamics*, vol. 48, no. 11, pp. 1325-1343, Oct. 2010.
- [4] D. Langer and T. Jochem, "Fusing radar and vision for detecting, classifying and avoiding roadway obstacles," *Proc. of IEEE IVS*, pp. 333-338, 1996.
- [5] A. Sandberg, H. Sivencrona, and M. Tömgren, "Deterministic target selection - setting requirements on speed and yaw rate in automotive sensor systems," Available at www.mecel.se/about/papers/20080527Dep-endableTargetSelection.pdf, 2007.
- [6] R. Mobus, B. Mato, and M. Manfred, "Multi-object adaptive cruise control," Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, vol. 2623, pp. 359-374, 2003.
- [7] S. Yang and B. Song, "Radar and vision sensor fusion for primary vehicle detection," *Journal of ICROS*, vol. 16, no. 7, pp. 639-645, Jul. 2010.
- [8] G. Alessandretti, A. Broggi, and P. Cerri, "Vehicle and guard rail detection using radar and vision data fusion," *IEEE Trans. on ITS*, vol. 8, no. 1, pp. 95-105, Mar. 2007.
- [9] M. Nishigaki, S. Rebhan, and N. Einecke, "Vision-based lateral position improvement of radar detections," *Proc. of IEEE ITSC*, pp. 90-97, 2012.
- [10] Y. Tan, F. Han, and F. Ibrahim, "A radar guided vision system for vehicle validation and vehicle motion characterization," *Proc. of IEEE ITSC*, pp. 1059-1066, 2007.
- [11] E. Richter, R. Schubert, and G. Wanielik, "Radar and vision based data fusion - advanced filtering techniques for a multi object vehicle tracking system," *Proc. of IEEE IVS*, pp. 120-125, 2008.
- [12] C. Lundquist, U. Orguner, and F. Gustafsson, "Extended target tracking using polynomials with application to road -map estimation," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 59, no. 1, pp. 15-26, Jan. 2011.
- [13] A. Polychronopoulos, A. Amdits, N. Floudas, and H. Lind, "Integrated object and road border tracking using 77GHZ automotive radars," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 151, no. 6, pp. 375-381, Dec. 2004.
- [14] K. R. S. Kodagoda, W. S. Wijesoma, and A. P. Balasuriya, "CUTE: curb tracking and estimation," *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 14, no. 5, pp. 951-957, Sep. 2006.
- [15] J. D. Alonso, E. R. Vidal, A. Rotter, and M. Muhlenberg, "Lane-change decision aid system based on motion-driven vehicle tracking," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 5, pp. 2736-2746, Feb. 2008.
- [16] B.-F. Lin, Y.-M. Chan, L.-C. Fu, P.-Y. Hsiao, L.-A. Chuang, S.-S. Huang, and M.-F. Lo, "Integrating appearance and edge features for sedan vehicle detection in the blind-spot area," *IEEE Trans. on ITS*, vol. 13, no. 2, pp. 737-747, Jun. 2012.
- [17] H. G. Jung, Y. H. Cho, and J. Kim, "ISRSS: integrated side/rear safety system," *International Journal of Automotive Technology*, vol. 11, no. 4, pp. 541-553, Aug. 2010.
- [18] J. Wenger, "Automotive radar - status and perspectives," *Proc. of IEEE Compound Semiconductor Integrated Circuit Symposium*, pp. 21-24, 2005.
- [19] H. Kim and B. Song, "Vehicle recognition based on radar and vision sensor fusion for automatic emergency braking," *Proc. of 13th ICCAS*, pp. 1342-1346, 2013.
- [20] C. Lundquist and T. M. Schön, "Joint ego-motion and road geometry estimation," *Information Fusion*, vol. 12, no. 4, pp. 253-263, Oct. 2011.
- [21] H. Kim, B. Song, H. Lee, and H. Jang, "Multiple vehicle tracking and estimation for all-around perception," *Proc. of 12th International Symposium on Advanced Vehicle Control*, pp. 480-485, 2014.
- [22] K. Yi and J. Lee, "Vehicle dynamics control applications to automobiles: survey and some new trends," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 20, no. 3, pp. 298-312, Mar. 2014.



김 형 태

2013년 아주대학교 기계공학부 졸업. 2013년~현재 아주대학교 공과대학원 기계공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 센서융합, 표적추적, 차량 제어.



송 봉 섭

1996년 한양대학교 정밀기계공학과 졸업. 1999년 U. C. Berkeley 기계공학부 석사. 2002년 동 대학원 박사. 2002년~2003년 U. C. Berkeley California PATH 연구원. 2004년~현재 아주대학교 기계공학과 교수. 관심분야는 비선형 및 차량 제어, 센서융합, 최적화, 고장감지 및 진단.



이 훈

1998년 조선대학교 기계공학과 졸업. 2000년~2006년 기아자동차 근무. 2008년 U. M. Ann Arbor 기계공학부 석사. 2012년 U. T. Austin 기계공학부 박사. 2012년~현재 현대자동차 ADAS 인지기술개발팀 책임연구원.



장형선

2003년 서울시립대학교 전자전기공학부 졸업. 2002년~2011년 삼성탈레스 레이더 시스템 개발. 2011년~현재 현대자동차 ADAS 인지기술개발팀 책임연구원.