Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 23, No. 1, February 2013, pp. 35-45
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2013.23.1.35

영상 및 레이저레이더 정보융합을 통한 자율주행자동차의 주행환경인식 및 추적방법

Information Fusion of Cameras and Laser Radars for Perception Systems of Autonomous Vehicles

이민채* · 한재현** · 장철훈* · 선우명호***†

Minchae Lee, Jaehyun Han, Chulhoon Jang and Myoungho Sunwoo†

*한양대학교 자동차공학과

**(주) 만도 글로벌 R&D 센터

***한양대학교 미래자동차공학과

† Department of Automotive Engineering, Hanyang University

**Advanced Electronics, Mando Global R&D

요 약

자동차의 자율주행기능 실현을 위해서는 기존의 지능형자동차 인식시스템 보다 강인하고 우수한 성능의 주행환경 인식시스템이 요구된다. 특히, 카메라와 레이저레이더 센서는 물체의 특징, 거리 등의 정보를 제공하는 대표적인 주행환경인식 센서로, 이를 이용한 단일센서기반 인식시스템 연구가 활발히 이루어지고 있다. 일반적으로 레이저레이더 센서의 거리정보는 도로의 구조, 차량, 보행자 등의 인식을 위하여 많이 사용되며, 카메라의 영상정보는 차선, 횡단보도, 표지판 등의 주행환경 인지에 사용된다. 하지만, 단일센서기반 인식시스템은 센서의 특성 및 주행환경에 의한 오검출 또는 미검출 발생률이 높기 때문에 자율주행기능 구현에 적합하지 않다. 따라서 단일센서기반의 인식시스템의 한계를 극복하기 위하여 카메라, 레이저레이더, GPS 등을 이용한 정보융합 인식시스템 개발이 필수적이다. 이 연구에서는 영상 및 레이저레이더의 정보융합을 통해 강인한 차선인식, 횡단보도 인식 등을 수행하는 자율주행자동차의 주행환경 인식기술을 개발하였다. 이 연구를 통해 개발된 주행환경 인식기술은 자율주행자동차에 적용되어 다양한 주행시험을 통해 신뢰성 및 안정성이 검증되었다.

키워드 : 주행환경인식, 영상처리, 레이저레이더, 정보융합, 자율주행자동차

Abstract

A autonomous vehicle requires improved and robust perception systems than conventional perception systems of intelligent vehicles. In particular, single sensor based perception systems have been widely studied by using cameras and laser radar sensors which are the most representative sensors for perception by providing object information such as distance information and object features. The distance information of the laser radar sensor is used for road environment perception of road structures, vehicles, and pedestrians. The image information of the camera is used for visual recognition such as lanes, crosswalks, and traffic signs. However, single sensor based perception systems suffer from false positives and true negatives which are caused by sensor limitations and road environments. Accordingly, information fusion systems are essentially required to ensure the robustness and stability of perception systems in harsh environments. This paper describes a perception system for autonomous vehicles, which performs information fusion to recognize road environments. Particularly, vision and laser radar sensors are fused together to detect lanes, crosswalks, and obstacles. The proposed perception system was validated on various roads and environmental conditions with an autonomous vehicle.

Key Words : Road Environment Perception, Vision, Laser Radar, Information Fusion, Autonomous Vehicle

---

접수일자: 2012년 10월 9일
심사(수정)일자: 2012년 12월 4일
게재확정일자 : 2012년 12월 27일

† Corresponding author

본 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단(No. 2011-0017495), 지식경제부와 한국산업기술재단의 전략기술인력양성사업, 산업원천기술개발 사업(No. 10039673)의 지원을 받아 수행된 연구임.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서 론

차세대 지능형자동차의 궁극적인 목표인 자율주행자동차는 주행환경을 인식하여 운전을 보조하거나 스스로 주행함으로써 주행 안전성 및 편의성을 향상시키는 지능형자동차이다. 자율주행자동차 기술은 크게 주행환경인식, 경로계획, 경로추적 및 차량제어 기술로 이루어져 있다. 특히, 주행환경 인식기술은 차세대 지능형자동차 개발을 위하여 많은 연구 및 개발이 이루어지고 있으며, 자율주행자동차 연구에서도 핵심적인 부분이다 [1, 2]. 자율주행자동차는 차량, 차선, 장애물 등을 인식하기 위하여 카메라, 레이저레이더(laser radar) 센서, GPS 등의 다양한 종류의 센서를 이용한다. 이러한 센서 정보 처리를 위해서는 신호처리, 물체 인식 및 추적 기술 등의 다양한 분야의 기술이 필요하며, 하나의 센서만으로는 인식성능의 한계가 있다. 특히 카메라의 경우 조도와 같은 주행환경에 많은 영향을 받으며, 레이저레이더 또한 일반적인 경우 정확한 거리 정보를 제공하지만 날씨와 같은 외부환경에 취약하다. 이에 따라 다양한 센서정보를 융합하여 인식시스템의 강인성을 향상시키는 정보융합기술에 대한 활발한 연구가 이루어지고 있다. 이 연구에서는 영상 및 레이저레이더 센서를 이용하여 정보융합 주행환경 인식기술을 자율주행자동차에 적용하였다 [1].

2. 시스템 구조

2.1 인식 시스템 구조

이 연구를 통해 개발된 자율주행자동차의 주행환경 인식 시스템은 그림 1과 같이 센서 인터페이스(sensor interface), 주행환경인식(perception), 경로계획(path planning), 차량 제어 인터페이스(vehicle control interface)로 구성된다. 주행환경인식을 위하여 사용된 카메라와 레이저레이더 센서는 영상 및 거리 정보를 취득하고 이를 주행환경 인식 알고리즘에 제공한다. 주행환경인식 알고리즘은 차선 및 도로 경계를 인식하여 차량의 횡방향 제어에 제공하며, 횡단보도 및 과속방지턱을 인식하여 측정된 물체와의 거리를 차량의 종방향 거리제어에 제공하게 된다.

2.2 주행환경인식 센서 및 정보융합 네트워크 구성

이 연구를 통해 개발된 자율주행자동차에는 차선, 횡단보도, 과속방지턱 인식을 위한 카메라가 설치되었다. 카메라는 100dB의 광역역광보정(wide dynamic range)을 수행하는 컬러 CMOS 카메라가 사용되었으며 전방의 차선 및 횡단보도를 인식하기 위하여 전방 하단을 향하도록 설치되었다. 또한 근거리에서 횡단보도를 인식하기 위하여 비교적 초점거리가 짧은 8mm 렌즈가 사용되었다. 이러한 짧은 초점거리에 따라 발생하는 영상의 왜곡은 카메라 보정(camera calibration)을 통하여 왜곡보정을 필요로 한다. 카메라 보정은 카메라의 내부 파라미터(intrinsic parameter)와 외부 파라미터(extrinsic parameter) 찾기 위한 중요한 과정으로, 캘리포니아 공과대학 컴퓨터 비전 연구 그룹의 카메라 보정 툴(camera calibration toolbox)을 이용하였다. 특히, 차량간의 기하학적 관계를 나타내는 외부 파라미터의 경우, 노면상태, 차량의 가감속 등 외부 요인에 의한 차량자세변화에 민감하기 때문에, 실시간 차량자세추정을 통한 보상을 필요로 한다.

차량의 설치된 레이저레이더 센서는 SICK사의 LMS291

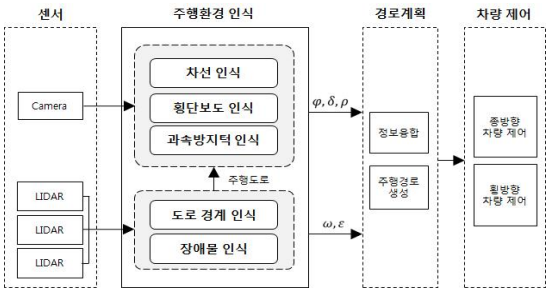

그림 1. 주행환경 인식 시스템 구조
Fig. 1. Architecture of perception systems

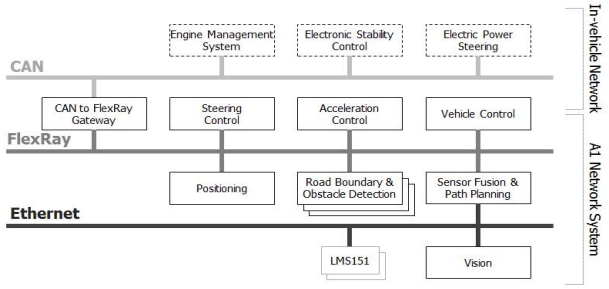

그림 2. 자율주행자동차의 정보융합 네트워크 구성도
Fig. 2. Network architecture of autonomous vehicles

모델 3개와 LMS151 모델 2개로 총 5개의 레이저레이더 센서가 설치되었다. 이 중 범퍼에 장착된 1개의 LMS291과 천정에 설치된 2개의 LMS291은 각각 근거리(short range), 중거리(middle range), 원거리(long range)를 담당하여 장애물 및 도로경계 인식을 수행하고, 그 외 2개의 LMS151은 비포장도로의 주행환경 및 장애물을 인식하기 위하여 사용되었다. 특히, 비포장도로의 경우 불규칙한 노면으로 인하여 차량의 움직임이 급격하게 변화함에 따라, 이를 보상하기 위한 확률기반의 장애물 인식을 필요로 한다. 따라서 주행 중 레이저레이더 센서로부터 획득된 거리 정보를 확률기반의 격자지도(grid map)를 이용하여 노이즈를 필터링하고 정적인 물체(static object)를 인식하게 된다. 이 논문에서는 도심 및 고속도로 주행환경과 같은 포장도로 주행환경에서 수행한 인식 알고리즘을 설명하고 있다.

그림 2는 정보융합 네트워크 구성도를 보여주고 있다. 자율주행자동차는 신속하고 효율적인 정보융합을 위하여 CAN, FlexRay 및 Ehternet을 이용한 네트워크기반 분산 인식시스템으로 구성되어 있다. 또한 이종 네트워크 간 정보융합을 위하여 게이트웨이(gateway)를 최적 설계하여 응답시간을 최소화 하였다. 특히 임베디드 시스템 간의 통신은 정확한 시간특성 및 강인한 오류내성을 갖춘 FlexRay를 사용하였다. FlexRay 네트워크는 고속의 동기화된 네트워크로, 자율주행자동차의 인식 및 제어 시스템과 같은 하드 리얼타임(hard real-time) 시스템에 가장 적합한 통신 프로토콜이다.

3. 차선 및 도로경계 인식

3.1 정보융합을 통한 주행차로 인식 및 차선인식

차선인식은 영상을 이용한 대표적인 지능형 자동차 인식

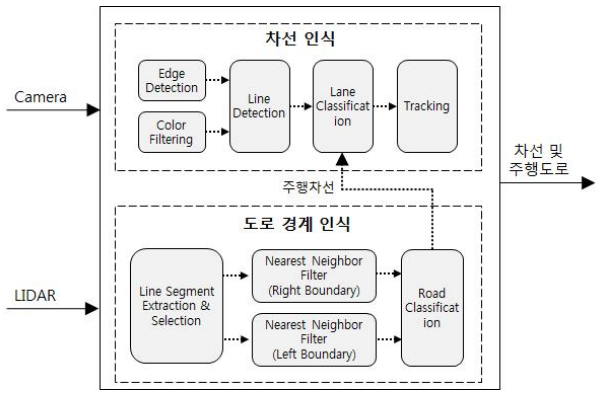

그림 3. 차선 및 도로경계 인식 시스템
Fig. 3. Lane and road boundary detection systems

분야로 많은 연구가 진행된 분야이다. 차선인식은 영상을 통해 획득된 윤곽선, 패턴 등의 정보를 이용하여, 직선, 곡선 등의 차선 모델로 나타내고, 이를 이용하여 주행하는 차량과 차선과의 관계를 제공하게 된다. 이러한 정보는 차선 중앙으로부터의 횡방향 오차(lateral offset), 차선과 차량간의 각도 차이(heading angle), 전방 차선의 곡률(curvature) 등의 정보 추정을 목표로 한다. 이러한 접근방법은 차선이탈방지 및 유지 시스템 개발에 주로 사용되었으며, 고속도로와 같은 제한적인 주행 환경에서만 동작하도록 개발되었다 [3]. 따라서 차선 인식 시스템을 자율주행자동차에 적용하기 위해서는 다양한 주행환경에 적용이 가능하도록 보완되어야 한다. 이 연구에서는 확률 기반의 차선인식 알고리즘을 사용하여 차선 인식 성능을 향상하였으며, 레이저레이더 센서 정보를 융합하여 주행차선 및 방향을 인식하였다. 그림 3은 이러한 차선인식 및 도로경계 인식 시스템을 보여주고 있다. 도로경계인식은 주행방향을 인식하는 시스템으로 활용되어 차량의 현재 차선과 진행방향을 검출하게 된다. 이러한 방법은 GPS의 오차가 큰 시스템에서도 정확한 차선 및 주행차로의 추정이 가능한 장점이 있다.

3.2 차선 검출 방법

차선인식시스템을 자율주행자동차에 적용하기 위해서는 다양한 주행환경에서 차선검출이 가능하도록 하여야 한다. 특히 차선이 명확하지 않거나, 조명 및 날씨 조건 등 외부 환경적인 요인에 의해 차선검출이 어려운 경우에도 인식이 가능하여야 한다. 이 연구에서는 확률을 기반으로 차선을 인식 및 추적하는 파티클 필터(particle filter) 기반의 차선 인식 및 추적시스템을 적용하였다.

확률기반의 상태변수를 추정 및 추적 방법은 식 (1)과 같이 과거부터 현재까지의 측정치를 기반으로 현재의 상태변수 X_i의 조건부확률밀도(conditional probability density)를 구하는 것을 목적으로 한다.

$$P(X_i|Y_0 = y_0, ..., Y_i = y_i) \quad (1)$$

특히 파티클 필터는 Bayesian 추정을 수행하는 sub-optimal 필터로 임의로 추출한 상태변수들의 집합으로 확률밀도를 표현한다. 측정 데이터는 상태변수의 사후 확률(posterior probability)를 계산하는 데 사용된다. 만약 시스템 또는 측정모델이 비선형 모델이라면, 사후 확률은 가우시안 분포를 만족하지 않는다. 이러한 non-Gaussian 분포를 추정하기 위해서는 비모수 필터(nonparametric filter)를 이용하며, 가중치가 부여된 무작위 표본을 이용하여 분포를 나타내게 된다. 비모수 방법론을 사용하는 파티클 필터는 임의로 결정된 일정한 수의 상태변수의 집합으로 사후(posteriors)를 표현한다. 이러한 파티클 필터는 무작위 표본을 이용한 비모수 근사(nonparametric approximation)를 통해 가우시안 분포보다 다양한 상태변수의 분포를 효과적으로 추정할 수 있다.

측정모델(measurement model)은 파티클 필터 기반의 상태변수 추정 시스템에서 가장 중요한 역할을 한다. 측정모델은 시스템에 따라 다양한 형태로 디자인 될 수 있다. 이 연구에서는 Dark-Light-Dark(DLD) 패턴을 이용한 패턴매칭 방법과 Canny edge 기반의 경계 검출(edge de-

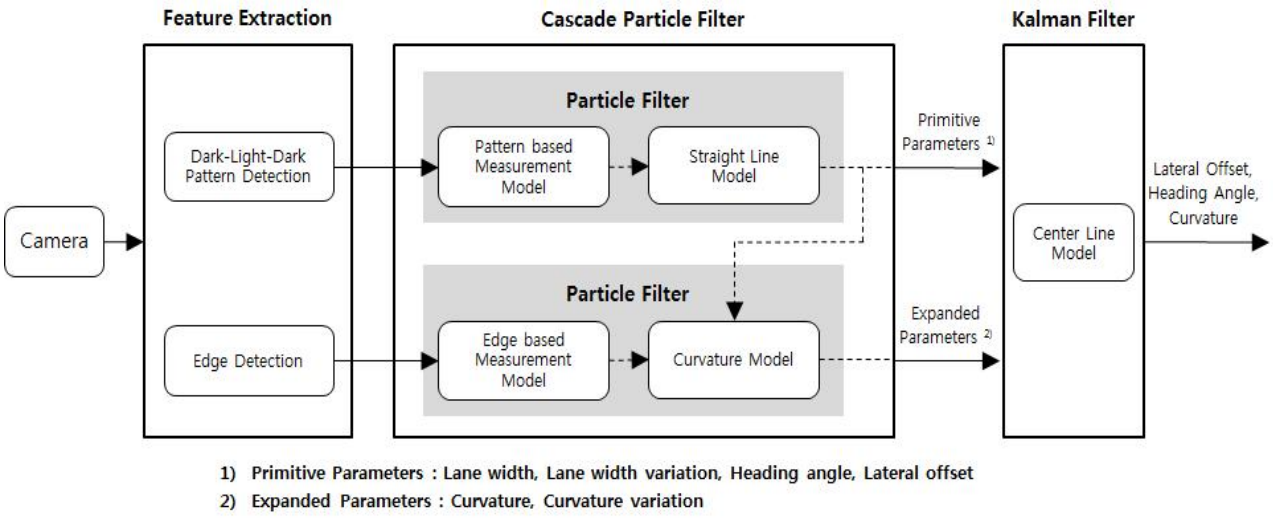

그림 4. 파티클 필터 기반 차선인식 시스템 구조
Fig. 4. Cascade particle filter based lane detection systems

tection) 방법이 사용되었다. DLD 패턴 검출 방법의 경우 근거리에서 강인한 차선인식을 위한 측정치로 사용되었고, Canny edge는 원거리의 차선인식을 위한 측정치로 사용되었다. 2가지 특징 추출 방법은 각각 2개의 중첩된 구조의 파티클 필터에 사용된다 [4-6].

그림 4는 제안된 차선인식 시스템의 구조를 나타낸다. 차선인식 시스템은 중첩된 구조의 2개의 파티클 필터를 사용한다. 특징 추출(feature extraction) 단계에서는 패턴과 경계를 이용하여 차선을 검출하고 중첩된 구조의 파티클 필터와 칼만 필터를 이용하여 차선을 인식 및 추적하게 된다. 중첩된 구조의 파티클 필터는 2단계로 구성된다. 첫번째 단계에서는 근사화 된 차선 모델 및 측정치를 기반으로 강인하게 차선을 인식 및 추적하며, 두번째 단계에서는 첫번째 단계에서 인식된 차선을 기반으로 보다 정확한 차선의 정보를 추정한다. 이에 따라 첫번째 단계에서는 차량의 횡방향 변위(lateral offset), 주행 방향(heading angle), 차선 폭(lane width), 차선 폭의 변화(lane width variation)를 추정하며, 두번째 단계에서는 곡률(curvature), 직선과 곡선의 접점(point of contact)을 추정하게 된다. 마지막으로 추정된 차선의 견고성(robustness)과 평활도(smoothness)를 향상시키기 위하여 칼만필터가 사용되었다 [7].

3.2.1 DLD 패턴 검출 방법

Dark-Light-Dark(DLD) 패턴은 DARPA Urban Challenge 2007을 통해 잘 알려진 TerraMax vision system에 적용된 방법이다 [4]. DLD 패턴은 여러가지 방법으로 구현될 수 있으며, 이 연구에서는 횡방향 필터링을 통해 다음과 같이 차이값을 구하였다.

$$I_d(u,v) = m_r(u,v) - m_l(u,v) \tag{2}$$

$$m_l(u,v) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} I(u-k,v) \tag{3}$$

$$m_r(u,v) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} I(u+k,v) \tag{4}$$

위 식에서 u와 v는 영상에서의 좌표를 의미하며 I는 카메라로부터 획득된 2차원 영상의 값이다. 횡방향 차이값 I_d는 왼쪽 평균값 m_l과 오른쪽 평균값 m_r의 차로 계산되며, 왼쪽과 오른쪽의 평균값은 크기 N의 window를 통해 계산된다. 만약 구해진 I_d가 문턱값(threshold value)인 γ보다 크게 된다며 경계로 선택되고, 좌우 크기에 따라 상승 문턱(rising edge) e_r 또는 하강 문턱(falling edge) e_f 로 결정되게 된다. 이에 따라 경계 맵(edge map) $E(u,v)$는 다음 식 (5)와 같이 결정된다.

$$E(u,v) = \begin{cases} e_r & if\ I_d(u,v) > \gamma \\ e_f & if\ I_d(u,v) < -\gamma \\ none & otherwise \end{cases} \tag{5}$$

위와 같이 획득된 패턴의 실제 길이는 homography를 통하여 결정되게 된다. Homography는 카메라 보정을 통하여 획득된 외부 파라미터(extrinsic parameter)를 이용하여 계산될 수 있으며, 이를 통하여 식 (6)과 같이 영상좌표를 실제 차량좌표로 역원근변환(inverse perspective mapping)

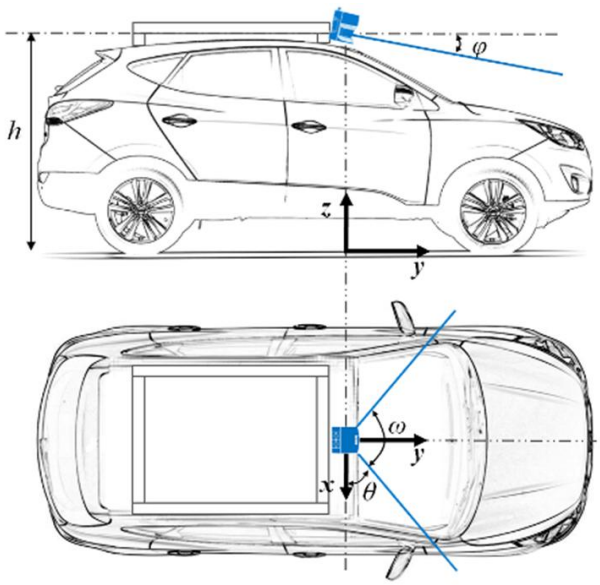

그림 5. 도로경계 인식을 위한 레이저레이더의 좌표계
Fig. 5. A coordinate system for laser radar

을 수행할 수 있다.

$$\mathbf{Hu} = \mathbf{x} \tag{6}$$

식 (6)에서 $\mathbf{u} = [u\ v]^{\mathrm{T}}$는 영상 좌표계에서 위치를 나타내며, $\mathbf{x} = [x\ y]^{\mathrm{T}}$는 차량 좌표계에서 위치를 나타낸다. 이에 따라 차량 좌표계에서의 u_r과 u_f은 $\mathbf{Hu_r} = \mathbf{x_r}$과 $\mathbf{Hu_f} = \mathbf{x_f}$와 같이 계산된다. 이때 $\mathbf{u_r} = [u_r\ v_r]^{\mathrm{T}}$과 $\mathbf{u_f} = [u_f\ v_f]^{\mathrm{T}}$는 영상에서는 상승과 하강 좌표를 의미하므로 $\mathbf{x_r} = [x_r\ y_r]^{\mathrm{T}}$과 $\mathbf{x_f} = [x_f\ y_f]^{\mathrm{T}}$는 차량 좌표계에서의 상승 및 하강 문턱이 된다. 마지막으로 패턴의 길이 w는 다음과 같이 계산된다.

$$w = |x_f - x_r| \tag{7}$$

이러한 방법을 통하여 검출된 다양한 길이의 패턴 중, 차선 패턴의 넓이와 유사한 길이의 패턴만이 차선검출을 위한 측정모델에 사용되게 된다. 이러한 방법은 bird's eye view를 이용한 차선인식 방법과 유사하나 전체 영상을 변환하는 것이 아니라 패턴길이 추정 시에만 연산을 수행하기 때문에 보다 효율적이며, 역원근 변환으로 인한 영상의 왜곡 없이 패턴을 인식하기 때문에 이로 인한 검출성능 저하를 방지할 수 있다.

3.3 주행차로 인식을 위한 도로경계 인식 시스템

주행차로 인식은 도로 경계를 인식함으로써 현재 주행방향을 인지할 수 있도록 설계되었다. 주행차로의 경우 영상처리를 통하여 중앙선을 인식하고 이를 기반으로 차량의 진행방향을 인식하는 것 또한 가능하다. 하지만 이는 카메라의 특성상 날씨 및 석양과 같은 조명조건에 취약한 단점이 있어 레이저레이더 센서를 이용한 도로 경계 인식시스템과 정보융합을 통하여 주행 차로를 인식하도록 하였다.

이 연구에서는 도로 경계를 인식하기 위하여 2D 레이저

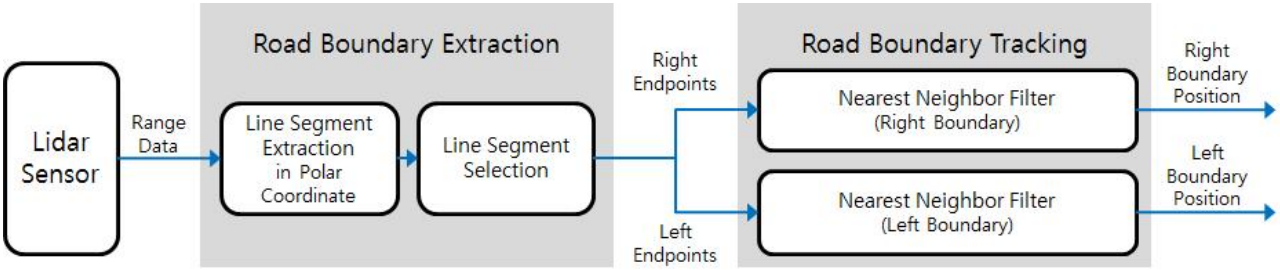

그림 6. 도로경계 인식시스템 구조
Fig. 6. Road boundary detection systems

레이더 센서가 그림 5과 같이 아래를 향하도록 설치되었다. 레이저레이더 센서는 높이 h, pitch angle ϕ를 가지도록 설치되었으며 scan angle 은 θ, scan angle range ω로 표기하였다. 이에 따라 레이저레이더 센서의 거리 데이터는 다음과 같이 극 좌표계에서 차량 좌표계 중심의 데이터로 변환되게 된다 [8, 9].

$$x_i = \rho \cos\theta_i \cos\psi \tag{8}$$

$$y_i = \rho_i(\sin\theta_i \cos\phi + \cos\theta_i \sin\psi \sin\phi) \tag{9}$$

$$z_i = h - \rho_i(\sin\theta_i \sin\phi + \cos\theta_i \sin\psi \cos\phi) \tag{10}$$

도로경계 인식시스템은 그림 6와 같이 크게 3부분으로 나뉜다. 우선 레이저레이더 센서로부터 극 좌표계 형태로 거리정보를 전달받는다. 획득된 거리정보를 차량에 설치된 센서 높이와 설치 각도를 고려하여 선분(line segment)을 추출한다. 추출된 선분은 실제 도로에 해당하는 선분과 도로 이외의 부분으로 나뉜다. 최종적으로 왼쪽과 오른쪽 도로 경계는 두 개의 NNF(Nearest Neighbor Filtering)를 이용하여 검출 및 추적 된다.

선분을 검출하기 위해서는 중단점(break point)을 인식하여야 한다. 중단점은 거리 데이터 중 불연속적인 지점을 찾는 것으로, 이전 각도의 데이터와 현재각도의 데이터가 일정한 값 이상 다르게 되면 중단점으로 선택되게 된다. 이때 사전에 미리 정해진 문턱값을 사용하게 될 경우 잘못된 선분이 검출되게 된다. 따라서 다음과 같은 수식에 의해 결정된 문턱값을 사용하게 된다.

$$D_{\max} = \rho_{i-1}(\sin(\lambda)/\sin(\lambda - \Delta\theta) - 1) + \epsilon \tag{11}$$

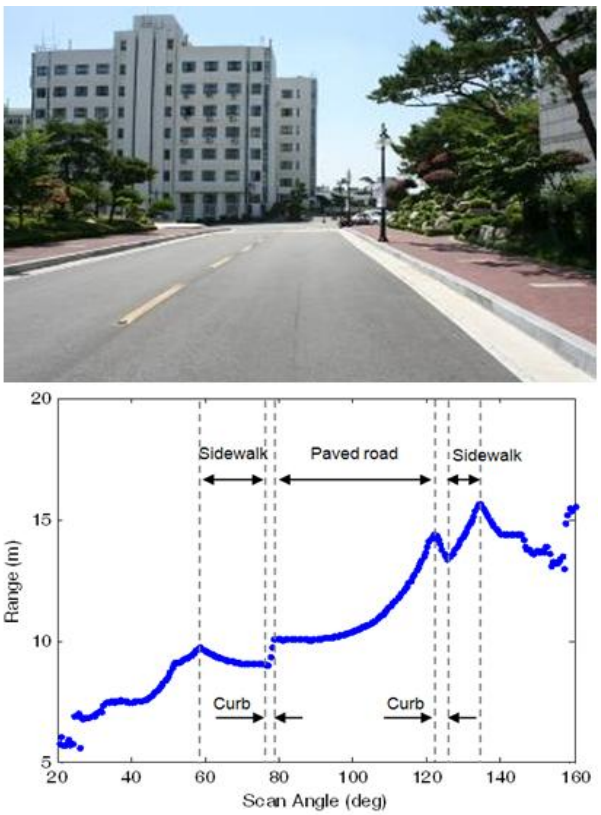

그림 7. 포장도로에서의 거리 데이터
Fig. 7. Raw data of a structured road with curbs

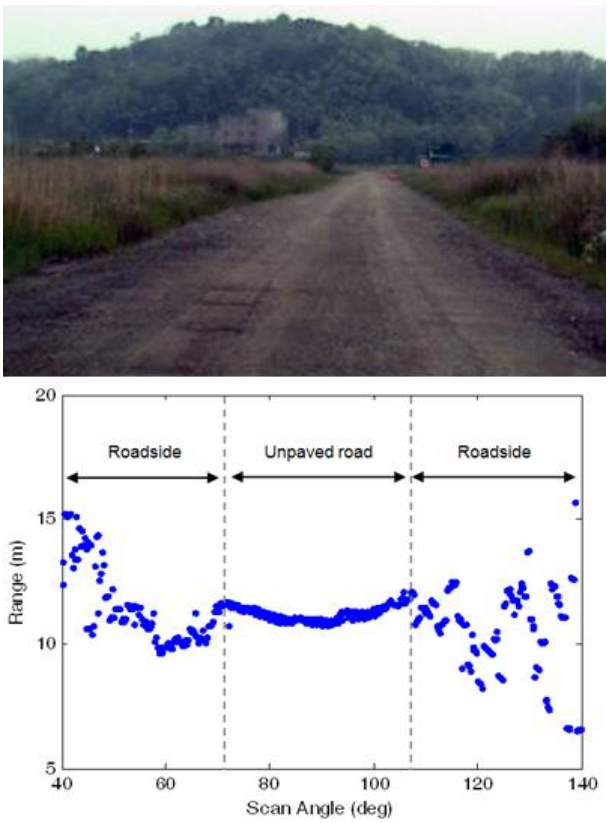

그림 8. 비포장도로에서의 거리 데이터
Fig. 8. Raw data of an unstructured road

여기에서 ρ 는 거리 데이터, λ 는 선분간의 최대각도 차이, $\Delta\theta$ 는 센서의 각도 분해능, ϵ 는 센서노이즈를 나타낸다. 그림 7과 그림 8는 획득된 비포장도로와 포장도로에서 얻어진 데이터를 보여준다 [10, 11]. 포장도로의 경우 검출된 선분은 도로와 연석, 보행로를 포함한다. 반면 비포장도로에서는 도로 외부의 수풀 나무 등으로 인하여 검출된 선분이 도로 내부에 존재하게 된다. 도로 경계를 인식하기 위해서는 검출된 선분 중 주행도로 표면을 나타내는 선분을 선택하여 왼쪽과 오른쪽 끝 지점을 도로경계로 사용한다.

4. 횡단보도 인식시스템

4.1 Geometry 정보를 이용한 패턴 인식

횡단보도 인식시스템은 차선인식 시스템과 같은 방법으로 카메라 보정을 통하여 외부 파라미터(extrinsic parameter)를 추출하고 homography를 계산하게 된다. 횡단보도는 일정한 규격의 패턴으로 구성되어 있으므로, homography를 이용하여 패턴의 실제 길이를 추정하고 규격에 맞는 패턴만을 추출할 수 있다. 하지만 homography의 경우 영상평면과 도로 평면 사이의 관계이므로 주행 중 발생하는 차량의 pitch 모션에 의해 발생하는 오차에 영향을 받게 된다. 이에 따라 원거리에서는 횡단보도의 패턴의 길이 및 횡단보도와 차량의 거리 추정에 많은 오차가 발생할 수 있다. 또한 차량이 급격하게 정차 및 출발하는 경우, 근거리에서도 횡단보도와 차량 간의 거리도 오차가 발생할 수 있다. 특히, 차량이 횡단보도와의 거리를 인지하여 정차하여야 하는 경우 급격한 제동으로 인한 pitch 모션은 거리오차를 발생시키고, 차량을 정확하게 제어하는데 많은 어려움이 발생하게 된다. 따라서 정확한 차량 제어를 위해서는 정차 시 차량의 pitch 모션을 보상하는 방법이 필수적이다 [12].

4.2 횡방향 패턴 인식

횡방향 패턴 인식은 횡단보도와 같은 패턴의 길이를 이용하여 검출된 Dark-Light-Dark(DLD) 패턴을 검출한다. 또한 검출된 DLD 패턴은 거리에 따라 그 길이가 다르고 형태가 상이하기 때문에 이를 고려하여 패턴 인식을 수행하여야 한다. 그림 9는 이러한 횡단보도 인식 시스템 구조를 보여주고 있다. 이 연구에서는 labeling을 이용하여 세그먼테이션(segmentation)을 수행하고 이를 그래프(graph) 구조의 자료구조로 구성하여 반복되는 패턴을 검출하였다. Labeling은 대표적인 세그먼테이션 방법으로 이진영상을 object 단위로 구성할 수 있는 장점이 있다. 하지만 일반적

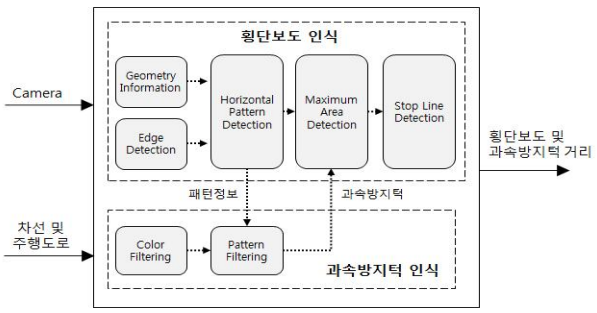

그림 9. 횡단보도 및 과속방지턱 인식시스템
Fig. 9. Crosswalk and speed bump detection system

으로 전체 영상을 2번 이상 검사하여야 하며, object 관리를 위하여 set을 구성하고 merge 연산을 수행하여야 하기 때문에 많은 연산을 필요로 한다. 이 연구에서는 이를 최소화하기위해 패턴의 특성을 고려하여 특정 방향으로만 검출을 수행하는 directional labeling 방법을 사용하였다. directional labeling의 경우 횡 방향 또는 종 방향으로만 픽셀을 검사하며, 정해진 크기의 kernel을 사용하여 시간 복잡도 및 세그먼테이션 성능을 보장한다. 이는 횡단보도와 같이 일정한 방향으로 이루어진 경계를 세그먼테이션 하는 경우에 유용하며 한 번의 이미지 전체 픽셀의 검사를 통해 세그먼테이션을 완료한다. 알고리즘 1은 directional labeling 알고리즘을 설명하고 있다.

검출된 object는 edge의 특징에 따라 rising edge와 falling edge로 나뉘어지며, 이를 이용하여 하나의 DLD 패턴을 구성할 수 있다. 이때 homography를 이용한 패턴의 길이 뿐 아니라, object 중심점 간의 각도, object의 크기 등의 여러가지 조건이 적용되며, 이는 횡단보도의 규격을 고려하여 필터링이 수행되도록 설계하였다. 위 단계를 통해 구성된 하나의 DLD 패턴은 graph 구조로 구성되게 된다. 하나의 DLD 패턴은 횡방향으로 다른 DLD 패턴을 검사하여 여러 개의 edge 및 direction을 가지는 multigraph 형태로 구성되게 된다. 이러한 multigraph 구조의 경우 모든 경우의 수를 나타낼 수 있어, 전체 graph 순회를 통해 최적의 해를 찾을 수 있지만, 연산시간이 크게 증가할 수 있다. 따라서 조건에 부합하는 패턴들로만 graph를 구성하여 연산시간을 줄이고, 하나의 최적값을 찾는 대신 여러 후보군을 생성함으로써 검출속도를 줄일 수 있다. 이렇게 검출된 여러 개의 후보는 NNF를 통하여 필터링되어, 최종적으로 횡단보도의 위치가 검출 및 추적된다. 알고리즘 2는 이에 대한 알고리즘을 기술하고 있다.

Algorithm 1. Directional labeling

```
01  n = 1, k = 1
02  FOR v = 0 to H_i
03    FOR u = 0 to W_i
04      edge_{u,v} = getEdge(u,v)
05      label = L(u,v)
06      /* Initialize a new label */
07      IF label = 0 THEN
08        label = n
09        n = n + 1
10        Obj(n) = createObject(u,v,edge_{u,v})
11      ENDIF
12      /* Expand region of segments */
13      FOR v_i = v + 1 to v + K_h
14        FOR u_i = u - K_w to u + K_w
15          IF edge_{u,v} = edge_{u_i v_i} THEN
16            L(u_i,v_i) = label
17            Obj(label - 1).insert(u_i,u_v)
18          ENDIF
19        ENDFOR
20      ENDFOR
21    ENDFOR
22  ENDFOR
```

Algorithm 2. Grouping

```
sortObject( labelObjects )
FOR i = 1 to N_obj
  /* Initialize group */
  IF isAssigned(i) = true THEN
    CONTINUE
  ENDIF
  group = findNearest( labelObjects )
  IF group = 0 THEN
    CONTINUE
  ENDIF
  /* Group growing */
  q = 1
  WHILE q
    FOR k = i+1 to N_obj
      IF isAssigned(k) = true THEN
        CONTINUE
      ENDIF
      d(k) = calculateDistance(i, k)
    ENDFOR
    q = findMinDist(d)
    IF q ≠ 0 THEN
      group.insert(q)
    ENDIF
  ENDWHILE
ENDFOR
```

Algorithm 3. Pitch estimation

```
iterations = 50, n = 5, t = 5
best_error = ∞, best_model = 0
WHILE i < iterations
  /* Initialize random sets */
  S = randShuffle(points)
  sum = 0
  FOR k = 1 to n
    sum = sum + S(k)
  ENDFOR
  mean = sum/n
  FOR k = n+1 to N_S
    IF norm(m − S(k)) < t THEN
      consensus_set.insert( S(k) )
    ENDIF
  ENDFOR
  /* Find best model */
  FOR k = 1 to N_s
    [u σ] = meanStdDev(consensus_set)
    error = σ/u^2
  IF error < best_error THEN
    best_model = mean(consensus_set)
    best_error = error
  ENDIF
  i = i+1
ENDWHILE
```

4.3 차량자세추정 및 거리오차 보상

검출된 횡단보도의 거리는 차량의 감속제어에 사용되게 된다. 이때 차량이 감속함에 따라 pitch 모션이 발생하게 되고, 이는 기존에 homography에서 가정한 차량과 도로와의 관계를 벗어나게 된다. 특히 차량이 감속시 횡단보도와의 거리는 멀게 추정되며, 가속시에는 가깝게 추정된다. 이러한 경향성은 차량의 거리제어의 방향과는 반대의 피드백을 제공하게 되어 제어기가 발산할 수 있다. 따라서 횡단보도와의 거리 정확성 향상을 위하여 pitch 보상이 필요하다.

이 연구에서는 소실점과 RANSAC을 이용한 차량의 pitch 추정을 수행하였고, 이를 이용하여 homography를 실시간 보정하였다. 횡단보도는 평행한 직선성분으로 이루어져 있기 때문에, 여러 직선이 교차하는 소실점을 찾음으로써 보다 정확한 pitch 계산이 가능하다. 차선의 경우 직선성분이 적어 소실점 계산의 정확도가 떨어질 수 있는 반면 횡단보도는 패턴의 개수가 많아 소실점 추정이 수월하다. 하지만 정확한 직선이 검출되지 않을 경우 여러개의 소실점이 검출될 수 있으므로, 강인한 소실점 추정을 위하여 RANSAC 알고리즘이 사용되었다. 알고리즘 3은 사용된 RANSAC 알고리즘을 설명하고 있다.

마지막으로 추정된 소실점 위치를 이용하여 다음과 같이 pitch 각도를 계산할 수 있다.

$$\theta_{pitch} = (v_{ref} - v_{vanishing}) \times W_{pixel}/f \qquad (12)$$

여기에서 v_{ref}는 영상좌표계에서의 정확한 소실점 위치이며 정차한 차량을 기준으로 측정되었다. W_{pixel} 은 카메라 픽셀의 크기이며 f 는 초점거리이다. 이와 같이 계산된 pitch를 이용하여 실시간에 homography를 계산함으로써 정확한 거리추정이 가능하다.

4.4 과속방지턱 인식 및 횡단보도 인지 성능 향상

과속방지턱은 횡단보도와 가장 유사한 패턴을 보이는 물체로, 각도 및 색상 정보를 제외한 다른 패턴은 횡단보도와 매우 유사하다. 일반적으로 횡단보도 앞에는 정지선이 존재하여, 정지선을 인식할 경우 과속 방지턱과 오인하는 경우를 줄일 수 있다. 하지만 정지선의 경우 차량 내부에 설치된 카메라의 검출거리 한계로 인해, 차량이 횡단보도에 근접하였을 경우에는 검출이 어렵게 된다. 반대로 원거리에서는 정지선의 종방향 길이가 짧게 나타나기 때문에 구분이 어려운 경우가 많다. 따라서 정지선의 유무를 파악하여 횡단보도와 과속방지턱을 구분하기 위해서는 거리에 따른 제약사항이 발생하게 되며, 정지선만으로 오검출을 줄이는데는 한계가 있다.

횡단보도 각도 정보의 경우 또한 정지선과 유사한 제약사항을 가진다. 과속방지턱과 거리가 먼 경우, 각도를 정확하게 인지하기 어려우며 과속방지턱의 특성상 차량의 타이어에 의한 마모가 쉽게 일어나기 때문에 각도를 인지하기에 충분하게 선명한 경계가 나타나지 않을 수 있다.

마지막으로 색상 정보의 경우에는 CCD 또는 CMOS 센서의 특성과 조명조건에 큰 영향을 받는다. 일반적으로 컬러 카메라의 경우 dynamic range가 넓지 못하여, 조명 및 조도에 의해 제약을 받는 경우가 많다. 또한 석양 또는 색상이 포함된 조명에 의해서 white balance가 맞지 않을 경우 흰색을 과속방지턱의 황색으로 오인할 수 있게 된다. 이에 따라 색상정보 또한 많은 오검출 또는 미검출을 발생시킬 수 있는 요인이 된다. 따라서 위의 세 가지 요인을 모두

고려하여 과속 방지턱 인식 알고리즘을 구성하여야 보다 높은 인식 성능을 보일 수 있으며, 결과적으로 횡단보도와 과속방지턱을 효과적으로 구분할 수 있다. 이 연구에서는 컬러 정보를 이용하여 과속 방지턱을 인식하였으며, 횡단보도 또는 방지턱으로 인식된 영역에 대하여 컬러 세그먼테이션을 수행하여 황색부분의 비율을 측정하였다. 이는 비교적 간단하여 오류가능성이 존재하나, 오검출의 경우는 NNF를 이용하여 필터링을 수행하면 오검출을 줄일 수 있다.

5. NNF 기반 횡단보도 및 도로경계 추적

5.1 시스템 모델

횡단보도 및 도로경계는 차량의 움직임과 도로의 지형에 따라 변화하게 된다. 따라서 대상의 위치를 추정 시 도로의 지형 또는 차량의 움직임을 고려하여 대상의 위치를 추정하는 것은 매우 어렵다. 이에 따라, 이 연구에서는 다음과 같이 free motion model을 이용하여 횡단보도 및 도로 경계를 추정하였다.

$$\mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{s}_k + \mathbf{w}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{s}_k + \mathbf{w}_k \tag{13}$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{C}\mathbf{s}_k + \mathbf{v}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{s}_k + \mathbf{v}_k \tag{14}$$

이때, $\mathbf{s} = [x, y, \dot{x}, \dot{y}]$ 이고 T_s는 샘플링 주기이다. 또한, 공정잡음(process noise) w와 측정잡음(measurement noise) v 는 독립적이며, 평균이 0이고 각각 R_w, R_v의 공분산을 가지는 가우시안 분포를 나타낸다.

5.2 Nearest Neighbor Filter(NNF)

영상과 레이저레이더를 이용한 인식 방법의 경우, 알고리즘에 의한 추정오차 뿐만 아니라 측정(measurement)의 근원에 의한 부정확성 문제가 발생할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 다양한 데이터 연관(data association) 방법이 제안되었으며, 대표적인 방법으로 PDA(Probabilistic Data Association)와 NNF(Nearest Neighbor Filter) 필터가 있다. NNF는 계산 과정이 간단하여 물체추적 분야에 가장 널리 사용되고 있다. NNF는 궤적(track)에 대한 예측값과 가장 근접한 측정이 궤적에 가장 적합한 측정이라고 가정한다. 이에 따라 NNF는 가장 근접한 측정을 이용하여 칼만 필터의 상태를 갱신하게 된다. 비록 가장 근접한 측정이 목표가 아닌 클러터(clutter)로 인한 거짓 측정(false measurement)이라고 하여도, 계산 과정이 간단한 NNF는 실시간 물체 추적에서 큰 장점을 가진다. 특히 이 연구에서 적용한 선분 추출 및 선정 알고리즘을 통해 거짓 측정을 줄일 수기 때문에 NNF는 도로경계 및 추적에 적합하다.

우선 초기값과 오차 공분산(error covariance)이 결정되면 prioristate $\hat{\mathbf{s}}_k^-$ 와 오차 공분산 $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 는 다음과 같이 예측될 수 있다.

$$\hat{\mathbf{s}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{s}}_{k-1} \tag{15}$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{R}_w \tag{16}$$

다음으로, ellipsoidal validation gate를 통해 측정이 평가된다. Validation gate 내부에 포함되는 측정만이 추정하고자 하는 목표로부터 생성된 측정이라고 여겨지고 그렇지 않은 측정은 버려지게 된다. 시간 k에서 ellipsoidal validation gate 는 다음과 같이 정의 된다.

$$G_{\gamma,k} = \{\mathbf{z}_k : \mathrm{D}(\mathbf{z}_k) \le \gamma\} \tag{17}$$

여기에서 $g = \sqrt{\gamma}$ 이며, 게이트의 크기와 정규화된 자승거리(normalized distance squared) $\mathrm{D}(\mathbf{z}_k)$는 다음과 같이 정의된다.

$$\mathrm{D}(\mathbf{z}_k) = (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k^-)\mathbf{Q}_k^{-1}(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k^-) \tag{18}$$

여기에서 $\hat{\mathbf{z}}_k^- = \mathbf{C}\hat{\mathbf{s}}_k^-$ 는 prioristate 로부터 예측된 측정이며, $\mathbf{Q}_k = \mathbf{C}_k\mathbf{P}_k^-\mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_v$ 는 measurement residual covariance 이다. 시간 k에 유효한 측정 중에서 가장 근접한 측정 $\mathbf{z}_k^*$ 는 다음과 같이 결정된다.

$$\mathbf{z}_k^* = \arg\min \mathrm{D}_{z_k \in G_{\gamma,k}}(\mathbf{z}_k) \tag{19}$$

만약 measurement update시 유효한 측정이 있다면, posterioristate $\hat{\mathbf{s}}_k$ 와 오차 공분산 $\mathbf{P}_k$ 는 다음 식을 이용하여 보정된다.

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \hat{\mathbf{s}}_k^- + \mathbf{L}_k(\mathbf{z}_k^* - \hat{\mathbf{z}}_k^-) \tag{20}$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{L}_k\mathbf{C}_k)\mathbf{P}_k^- \tag{21}$$

여기서 칼만필터 게인 $\mathbf{L}_k$는 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{L}_k = \mathbf{P}_k^-\mathbf{C}_k^T(\mathbf{C}_k\mathbf{P}_k^-\mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_v)^{-1} \tag{22}$$

만약 유요한 측정이 없다면 다음과 같이 예측값을 사용하게 된다.

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \hat{\mathbf{s}}_k^- \tag{23}$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- \tag{24}$$

6. 실험 결과

6.1 차선 인식

그림 10은 다양한 환경에서 수행한 차선 인식 결과를 보여주고 있다. 주행시험은 고속도로, 도시고속화도로, 국도, 주행시험장 등에서 이루어졌으며, 자율주행자동차의 안전한 시험을 위하여 주행시험로에서는 자율주행으로 전체 시스템이 검증되었으며, 공공도로의 경우 영상을 녹화하여 인식시스템의 성능을 검증하였다. 또한 인식시스템의 강인성을 확보하기 위하여 주간, 야간 등 다양한 조명 조건과 우천 등의 날씨 조건에서 주행시험을 수행하였다.

일반적으로 차선인식 결과는 실제 차량이 운행한 경로를 정확하게 기록하기 어렵기 때문에 오차를 분석하는데 많은

그림 10. 다양한 주행환경에서 검출된 차선
Fig. 10. Lane detection results in various road environments

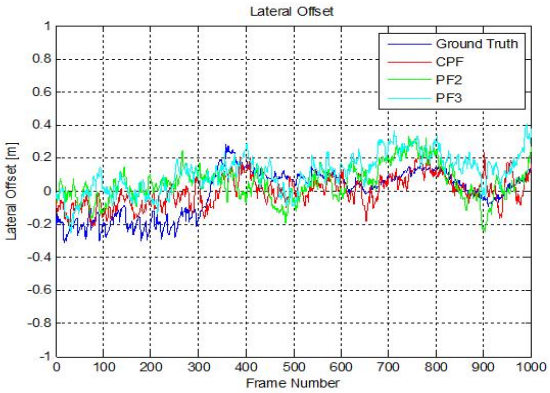

그림 11. 횡방향 위치 추정결과 비교
Fig. 11. Comparisons of lateral offsets between particle filters

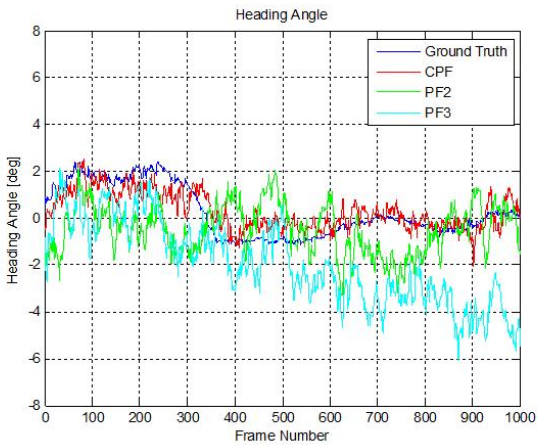

그림 12. 차량 주행방향 추정결과 비교
Fig. 12. Comparisons of heading angles between particle filters

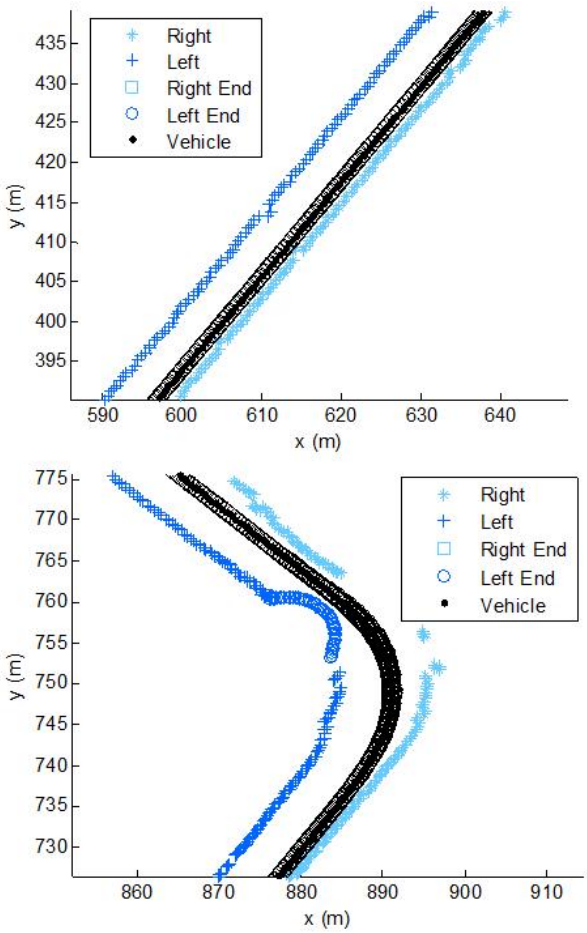

그림 13. 도로경계 인식 결과
Fig. 13. Road boundary detection results

어려움이 따른다. 이 연구에서는 녹화된 영상의 이미지를 분석하여 차선의 위치를 모두 기록하고, 이를 기반으로 실제 차선위치를 결정하였다. 이러한 과정은 매 프레임마다 이루어져야 하므로 일정 기간의 영상에 대해서만 이루어졌다. 그림 11과 12는 분석된 1000 프레임 동안의 결과를 나타내고 있으며, 각각 횡방향 오차(lateral offset)와 주행 방향 오차(heading angle)를 비교하고 있다. 각 비교 결과는 4가지 데이터를 보여주고 있으며, 이는 이 연구에서 제안된 CPF(Cascade Particle Filter) 와 기존의 파티클 필터를 비교하고 있다. 이때 PF2와 PF3는 각각 2차 다항식으로 이루어진 차선 모델과 3차 다항식으로 이루어진 차선 모델을 사용한 것이다. 그림 11과 같이 일반적인 파티클 필터의 경우 차선 모델에 따라 오차가 크게 다르며, 실제 차선위치와도 오차가 큰 것을 알 수 있다. CPF의 경우 평균 오차가 -0.007621m 이었으며, 분산이 0.010036 인 반면 PF2와 PF3는 각각 평균 오차가 -0.058518m, -0.116971m 이며 분산은 0.020224, 0.011961로 CPF보다 현저히 큰 것을 알 수 있다. 주행 방향 오차는 그림 12와 같이 더 많은 차이를 보인다. 이와 같이 대부분의 주행환경에서 제안된 CPF가 가장 좋은 성능을 보였으며, 자율주행자동차에 적용하기에 적합한 것으로 확인되었다.

6.2 장애물 및 도로경계인식

장애물은 차량에 장착된 3개의 레이저레이더를 사용하여 검출되었으며, 각각 설치된 각도에 따라 전방 15m, 20m, 80m 이내의 장애물을 검출하도록 설계되었다. 그림 13은 인식된 도로 경계를 보여주고 있다. 차량이 오른쪽 차선으로 주행하였기 때문에 오른쪽 도로 경계가 가깝고, 왼쪽 도로 경계가 먼 것을 알 수 있다. 직선에서 일부 결과가 다른 경우에는 나무와 같은 지형지물에 의한 결과이며, 그림에서와 같이 급격한 곡선구간에서는 다소 오차가 존재한다. 하지만 차선검출과 함께 사용되어 주행차선을 인식하기 위한 부분인 직선에서는 차량의 진행방향을 인식하기에 충분한 성능을 보여주고 있다. 또한, 이러한 급격한 곡선에서의 차선 및 도로 경계인식 오차는 차량 모델을 이용하여 필터링이 가능하며, 이를 이용하여 차량이 급커브 구간에서도 안정적인 운행이 가능하다.

6.3 횡단보도 인식

그림 14는 횡단보도 인식 결과를 보여주고 있다. 횡단보도 인식 시스템은 차선인식 결과를 바탕으로 현재 주행차선에 위치하는 횡단보도만을 검출하게 된다. 또한 과속방지턱 등과 같은 유사한 패턴에 대해 오검출을 줄이기 위하여 컬러 정보를 사용하게 된다. 그림 14와 같이 검출된 차선은 붉은색으로, 횡단보도는 파란색으로 검출된 결과를 보여주고 있다. 그림의 녹색 부분은 인식된 횡방향 패턴이며, 우천으로 인하여 고인 빗물이 패턴으로 검출된 경우 또한 나타내고 있다. 과속 방지턱의 경우 그림과 같이 차량 타이어와의 잦은 마찰로 인하여 패턴이 흐려지는 경우에도, 컬러 정보를 이용하여 횡단보도와 구분이 가능하다. 그림 15는 NNF를 통해 추적되는 대상들을 서로 다른 색으로 표기하여 나타낸 것이다. 일반적으로 횡단보도는 그림과 같이 30m 이상에서 검출되나 25m - 30m 구간에서 미검출이 발생하여 새로운 대상으로 다시 초기화 되는 것을 볼 수 있다.

그림 14. 횡단보도 인식 결과
Fig. 14. Crosswalk detection results

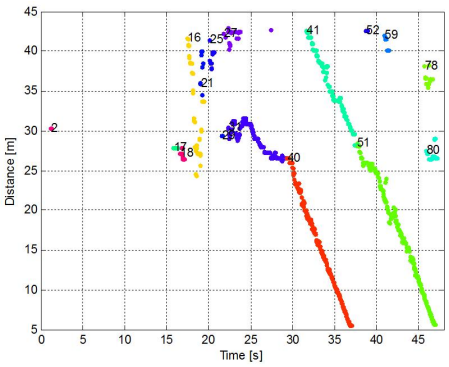

그림 15. NNF로 추적된 횡단보도 거리
Fig. 15. Crosswalk distance plot of NNF tracking objects

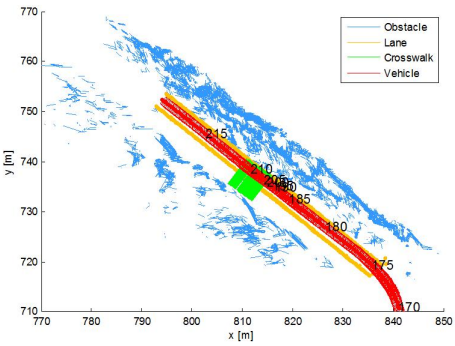

그림 16. 차선, 횡단보도 및 장애물의 최종 검출 결과
Fig. 16. Detection of lane, crosswalk and obstacles

그림 16은 최종적으로 인식된 장애물을 차선 및 횡단보도 인식 결과와 종합하여 보여주고 있다. 이를 분석한 결과 횡단보도와의 거리가 멀 경우 거리오차가 5m 이상 발생하였으며, 이에 따라 그림과 같이 횡단보도 위치가 여러 곳에 존재하게 된다. 이를 시간 기준으로 분석할 경우, 그림 15와 같이 먼 거리에서 횡단보도와의 거리가 일정하지 않게 검출되는 것을 볼 수 있으나, 이는 원거리이기 때문에 발생하는 현상으로 실제 거리제어에는 큰 영향을 주지 않는다.

7. 결론

이 연구는 영상 및 레이저레이더를 이용한 자율주행자동차의 주행환경 인식기술을 기술하고 있다. 제안된 자율주행자동차의 인식 시스템은 카메라 및 레이저레이더 센서를 이용하여 차선 및 횡단보도 인식을 수행한다. 차선 인식은 다양한 조도 및 환경조건에 적합하도록 파티클 필터를 이용한 확률적인 인식방법을 적용하였다. 횡단보도는 과속방지턱이 오검출 되는 것을 방지하기 위하여, 컬러 세그먼테이션 방법을 사용하였다. 또한 레이저레이더를 이용한 도로경계인식 시스템은 주행차선을 인식하고 이를 차선인식 시스템에 제공하여, 차량의 주행방향을 결정하였다. 제안된 주행환경 인식기술은 자율주행자동차에 적용되어 다양한 주행시험을 통해 신뢰성과 안정성이 검증되었다.

References

[1] Keonyup Chu, Jaehyun Han, Minchae Lee, Dongchul Kim, Kichun Jo, Dong-eon Oh, Enae Yoon, Myeong-gi Gwak, Kwangjin Han, Donghwi Lee, Byungdo Choe, Yangsoo Kim, Kangyoon Lee, Kunsoo Huh and Myoungho Sunwoo, "Development of an Autonomous Vehicle: A1," *Transactions of KSAE*, vol. 19, no. 4, pp. 146-154, 2011.

[2] Jungmin Kim, Jungmin Heo, Sungyoung Jung and Sungshin Kim, "Path-planning using Modified Genetic Algorithm and SLAM based on Feature Map for Autonomous Vehicle," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 19, no3, pp. 381-387, 2009.

[3] M. Bertozzi, L. Bombini, A. Broggi, P. Cerri, P. Grisleri, P. Medici, and P. Zani, "GOLD: A framework for developing intelligent-vehicle vision applications," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 23, pp. 69-71, 2008.

[4] A. Broggi, A. Cappalunga, C. Caraffi, S. Cattani, S. Ghidoni, P. Grisleri, P. P. Porta, M. Posterli, and P. Zani, "TerraMax Vision at the Urban Challenge 2007," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol. 11, pp. 194-205, Mar 2010.

[5] Je Jin Kim and Young Hoon Joo, "Mobile Object Tracking Algorithm Using Particle Filter," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 19, no 4, pp. 586-591, 2009.

[6] R. Danescu and S. Nedevschi, "Probabilistic lane tracking in difficult road scenarios using stereovision," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol. 10, pp. 272-282, 2009.

[7] J. Ruyi, K. Reinhard, V. Tobi, and W. Shigang, "Lane detection and tracking using a new lane model and distance transform," *Machine Vision and Applications*, vol. 22, pp. 721-737, 2011.

[8] L. Cremean and R. Murray, "Model-based estimation of off-highway road geometry using single-axis ladar and inertial sensing," *in Proc. IEEE Conf. Robot. and Autom.*, 2006.

[9] G. A. Borges and M. J. Aldon, "Line extraction in 2D range images for mobile robotics," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 40, pp. 267-297, 2004.

[10] V. Nguyen, "A comparison of line extraction algorithms using 2D range data for indoor mobile robotics," *Autonomous Robots*, vol. 23, pp. 97-111, Aug 2007.

[11] R. Duda and P. Hart, *Pattern recognition and scene analysis*, Wiley, New York, 1973.

[12] Taejun Park and Tai-Hoon Cho, "A study of crosswalk recognition for autonomous vehicles," *Proceedings of KIIS Fall Conference*, vol. 20, no 2, pp. 422-424, 2010.

저 자 소 개

이민채(Minchae Lee)

2006년 : 한양대학교 전자전기공학부 공학사
2008년 : 한양대학교 자동차공학과 공학석사
2008년～현재 : 한양대학교 자동차공학과 박사과정

관심분야 : Vision, Information fusion, SW architecture
Phone : +82-2-2220-0453
E-mail : eagerid@gmail.com

한재현(Jaehyun Han)

2004년 : 한양대학교 전자컴퓨터공학부 공학사
2006년 : 한양대학교 자동차공학과 공학석사
2011년 : 한양대학교 자동차공학과 공학박사
2011년～2012년 : 한양대학교 자동차공학과 박사후과정
2012년～현재 : 만도 글로벌 R&D 센터 선임연구원

관심분야 : Intelligent vehicle, Embedded software, In-vehicle network, Information fusion
Phone : +82-2-6188-3163
E-mail : jhan@mando.com

장철훈(Chulhoon Jang)

2011년 : 한양대학교 기계공학부 공학사
2011년～현재 : 한양대학교 자동차공학과 석박사통합과정

관심분야 : Intelligent vehicle, Computer vision
Phone : +82-2-2220-0453
E-mail : chulhoonjang@gmail.com

선우명호(Myoungho Sunwoo)

1979년 : 한양대학교 전기공학과 공학사
1983년 : Univ. of Texas at Austin, Elec. Eng., M.S
1990년 : Oakland University, System Eng., Ph.D
1993년～현재 : 한양대학교 미래자동차공학과 교수
2009년 : 한국자동차공학회 제22대 회장
2009년～현재 : 한국공학한림원 정회원
2011년～현재 : SAE(미국자동차공학회) Fellow
2011년～현재 : EVAAP(아태지역전기자동차학회) 회장

관심분야 : Adaptive control algorithms, Distributed real-time control systems
Phone : +82-2-2220-0453
E-mail : msunwoo@hanyang.ac.kr