

투고용 논문 2015

다중센서 기반 차선정보 시공간 융합기법

Lane Information Fusion Scheme using Multiple Lane Sensors

요 약

단일 카메라 센서를 기반으로 한 차선검출 시스템은 급격한 조도 변화, 열악한 기상환경 등에 취약하다. 이러한 단일 센서 시스템의 한계를 극복하기 위한 방안으로 센서 융합을 통해 성능 안정화를 도모할 수 있다. 하지만, 기존 센서 융합의 연구는 대부분 물체 및 차량을 대상으로 한 융합 모델에 국한되어 차용하기 어렵거나, 차선 센서의 다양한 신호 주기 및 인식범위에 대한 상이성을 고려하지 않은 경우가 대부분이었다. 따라서 본 연구에서는 다중센서의 상이성을 고려하여 차선 정보를 최적으로 융합하는 기법을 제안한다. 제안하는 융합 프레임워크는 센서 별 가변적인 신호처리 주기와 인식 신뢰 범위를 고려하므로 다양한 차선 센서 조합으로도 정교한 융합이 가능하다. 또한, 새로운 차선 예측 모델의 제안을 통해 간헐적으로 들어오는 차선 정보를 세밀한 차선정보로 정밀하게 예측하여 다중주기 신호를 동기화한다. 조도환경이 열악한 환경에서의 실험과 정량적 평가를 통해, 제안하는 융합 시스템이 기존 단일 센서 대비 인식 성능이 개선됨을 검증한다.

Abstract

Most of the mono-camera based lane detection systems are fragile on poor illumination conditions. In order to compensate limitations of single sensor utilization, lane information fusion system using multiple lane sensors is an alternative to stabilize performance and guarantee high precision. However, conventional fusion schemes, which only concerns object detection, are inappropriate to apply to the lane information fusion. Even few studies considering lane information fusion have dealt with limited aids on back-up sensor or omitted cases of asynchronous multi-rate and coverage. In this paper, we propose a lane information fusion scheme utilizing multiple lane sensors with different coverage and cycle. A precise lane estimation model is proposed to synchronize multi-rate sensors by up-sampling spare lane information signals. In addition, the range precision imbalance between multi-sensors caused by different field of view is adjusted by proposing particle-based linear regression optimization technique. Through quantitative vehicle-level experiments with around view monitoring system and frontal camera system, we demonstrate the robustness of the proposed lane fusion scheme.

Keywords : Lane estimation, lane track model, lane information fusion, multi-rate sensor fusion.

I. 서 론

자동차의 안전과 편의의 증대를 위해서 수많은 운전 보조 시스템(DAS, Driving Assistant System)이 제안되었다. 그중, 차선 검출 시스템(Lane Detection)은 차선 이탈 경고 시스템(LDWS), 차선 유지 지원 시스템(LKAS) 등 차량의 주행 보조에 필요한 핵심 시스템이다. 차선 검출 시스템은 차량의 차선 단위의 측위를 가능케 하며 차선 유지 제어에 필요한 신호를 전달한다는 점에서 상당한 정확도가 요구된다.

현재 대부분의 차선 검출 시스템은 전방 카메라에서 들어오는 영상을 바탕으로 영상처리 기술을 활용하여

차선을 검출하며 이를 차량 동특성 신호를 이용한 트래킹을 통해서 보정하는 방식을 취한다.^{[2]-[7]} 다양한 신호처리 기술, 기계학습 기술^{[5]-[6]}의 도입에도 불구하고 카메라는 센서 특성상 역광, 터널구간, 안개 낀 상황 등의 조도 환경에 상당한 영향을 받아 이미지를 적절히 처리 할 수 없는 경우가 생긴다. 이때, 차선 측정값이 일정 시간 들어오지 않아, 차선 검출 센서의 신뢰성을 유지하는 데 어려움이 있다.

센서 신뢰성 유지를 위해 Son et al은 현재 차량이 주행하는 방향과 도로 형태가 어느 정도 유지한다는 가정을 바탕으로 차선과 차량 간의 상대적 운동을 통해 차선 예측 모델을 제안하였다.^{[8]-[9]} 이 차선 예측 모델

은 도시 공학적으로 설계된 도로에서 준수한 성능을 보이나, 급격한 도로 및 차선 변화가 있는 경우에서 한계가 있다.

때문에 성능 자체의 한계를 보완하기 위해 센서 이용을 다변화하는 연구로 라이다(LiDAR)를 이용한 방법^[10]과 다중카메라(AVM, Around View Monitor)를 이용하여 차선을 검출하는 방법^[11]이 제안되었다. AVM은 전방카메라와 다르게 다중 렌즈들이 바닥을 바라보고 있어 열악한 조도환경에 강건한 특성을 보이나 그 탐지범위가 근거리에 그쳐 전방 차선의 곡률이나 변화에 급격히 대처할 수 없으며, 차선의 반사율을 활용하여 차선을 검출하는 라이다의 경우 조도환경에 영향을 받지 않으나, 도로가 부족한 차선, 비에 의한 레이저신호의 난반사 등 제약적인 환경이 존재한다.

이렇듯 단일 센서 사용은 필연적인 약점이 존재하므로 이를 센서 융합을 통해 보완할 수 있으나, 대부분의 기존 센서 융합기법들은 차량 및 물체 인식에 기반^{[12]-[13]}을 두어 차선정보 융합에 직접 적용하기에는 한계가 있었다. 이를 위해 Thomaidis et al^[14]는 카메라 센서 시스템의 차선 정보에 라이다 센서 기반의 추가적인 차선 정보를 보조적으로 이용하는 것을 제안하였다. 하지만 이 기법은 다주기(Multi-rate) 특성을 고려하지 않았으며, 보조 센서의 경우 주 센서의 탐지가 실패하였을 때만 보조적으로 사용하여 인식 영역의 상이성에 따른 공간적 융합 이슈를 고려하지 않았다.

본 연구에서는 단일 센서를 이용한 차선검출의 한계를 극복하기 위해 여러 차선 검출 센서를 융합하는 융합 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 여러 차선 검출 센서의 다주기 신호를 동기화하는 시간적 융합과, 동기화된 두 차선 정보를 융합하여 더 정교한 차선 정보를 도출하는 공간적 융합으로 이루어진다.

본 연구의 의의는 다음과 같다. 우리는 개별적 센서 특성에 제약받지 않는 범용적인 차선융합 프레임워크를 제안한다. 제안하는 융합 프레임워크는 센서 별 가변적인 신호처리 주기와 인식 신뢰 범위 차이를 고려하여 융합하므로 어떠한 센서의 융합도 가능케 한다.

또한, 센서들의 다주기 신호의 동기화를 위한 정교한 차선 예측 모델을 제안한다. 제안하는 예측 모델은 기존의 요-운동과 속도 정보만 활용하는 기존 모델과는 달리, 추가적인 차량 동특성(Kinematic) 정보와 상태변수로 차선 예측을 더욱 정교하게 하였다. 이 모델은 제어에 적합한 미세 주기로 신호주기를 개선하는 효과를 가져갈 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 차선모델, 센서 구성 및 융합 구성 등의 전반적인 시스템 구성에 대해서 설명한다. 3장에서는 차선 예측 모델 기반의 시간적 융합과 최적기법 기반의 공간적 융합을 고려한 차선 정보 융합 프레임워크를 제안한다. 4장에서는 실차레벨 실험을 통해 차선 융합의 정량적 성능을 검증한 후 5장에서 추후 연구의 방향성에 대하여 논의한다.

II. 시스템 구성

1. 센서 구성 및 융합 이슈

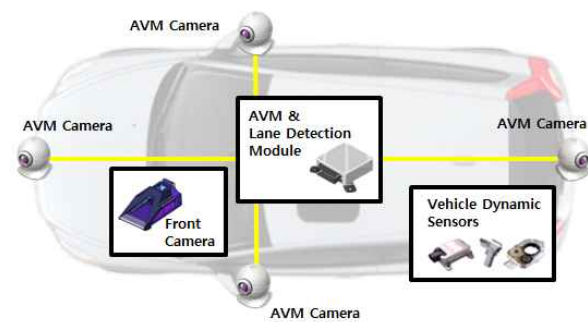


그림 1. 센서 구성도

Fig. 1. Sensor Configuration.

본 논문에서 다루는 센서 융합은 그림 1과 같이 다중 카메라(AVM) 센서와 전방카메라 센서의 융합을 바탕으로 한다. 전방카메라 기반 차선검출 시스템의 경우, 인식범위가 전방5 m~40 m로 원거리 차선 탐지가 가능하여 곡률을 인식할 수 있으나, 역광, 터널과 같이 빛을 직접 받게 되는 상황에 취약하다. 반면 AVM 센서의 경우 시야 범위가 사방 8m 범위 이내로 원거리 차선 변화 및 곡률을 파악하기 어려운 단점이 있지만, 근접 차선 정보, 즉 측면 오프셋 정보 및 방향성 정보가 매우 정확하다. 또한, 바닥을 바라보는 센서 구성이므로 조도의 급격한 변화 및 역광의 환경에 강점이 있다.

일반적으로 카메라 센서 특성상 영상처리 속도는 가변적(50~130 ms)이며 IMU (inertial measurement unit), 속도계, 가속도계 등과 같은 차량 동특성 센서(10 ms)와 비교하여 상대적으로 느리다. 본 논문에서 다룰 차선 검출 센서의 경우 전방카메라 기반 센서와 다중카메라 기반 센서의 처리속도가 다르므로 정확한 융합을 위해서는 다주기 센서에 대한 고려가 필요하다.

2. 차선 모델

차선의 모델은 사용 목적 및 센서 특징 및 탐지범위

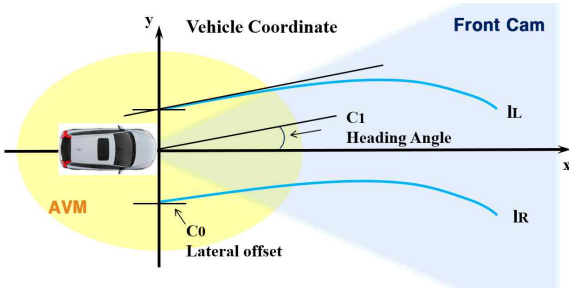


그림 2. 다항차수 기반 차선 모델 및 센서 인식 범위
Fig. 2. Lane model and sensor coverage.

에 따라 1차, 2차 또는 3차 다항식 기반의 차선 모델로 모델링 할 수 있다. 1차 다항식 모델은 차량 주행 정보 중 차선 오프셋과 방향성 정보만 추출되어 사용이 적으며 곡률 정보가 가미된 2차원 이상의 모델이 주류를 이룬다. 본 연구에서는 곡률의 변화가 선형적으로 이루어진다는 가정을 바탕으로 하는 차량의 3차 다항식으로 표현한 모델^[1]을 기준으로 차선 정보를 추출한다.

3차 다항식 모델은 식 (1)을 기반으로 하며 각 계수의 의미는 C_0 (lateral offset), C_1 (heading angle), C_2 (curvature), C_3 (curvature derivative)이다.

$$f(x) = C_0 + C_1x + C_2x^2 + C_3x^3 \quad (1)$$

III. 차선 융합 프레임워크 및 모델

센서의 융합의 프레임워크는 그림3과 같다. 언급한 바와 같이 각각의 센서는 서로 다른 신호주기와 탐지범위를 가진다. 두 센서의 시간적 비동기성을 동기화 시켜주기 위한 시간적 융합(Temporal Fusion), 센서 범위의 상이성을 보정해주는 공간적 융합(Spatial Fusion)으로 구성된다.

1. 시간적 융합(Temporal Fusion)

서로 다른 신호주기를 가진 두 센서의 융합을 위해 비동기적인 신호의 동기화가 선행적으로 필요하다. 그림 4-(a)에서 보듯, 두 차선 검출 시스템의 신호는 비동기적이며 그 신호의 처리속도 또한 차량의 동특성 정보 신호에 비해 그 주기가 간헐적이다. 신호의 보정을 위해서 다주기 칼만 필터기반 차선 예측 모델을 통해 차선정보주기를 신호 최소단위인 차량제어 주기 T_C 에 맞춘다. 그 후, 그림 4-(b)에서와 같이 동일 T_C 에서의 차선 정보를 융합한다.

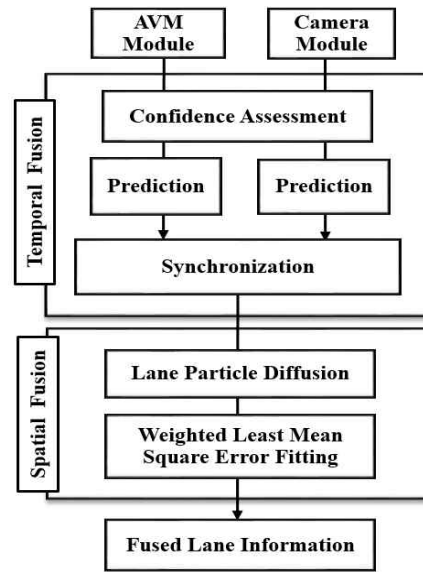


그림 3. 차선 정보 융합 프레임워크
Fig. 3. Lane Sensor Fusion Framework.

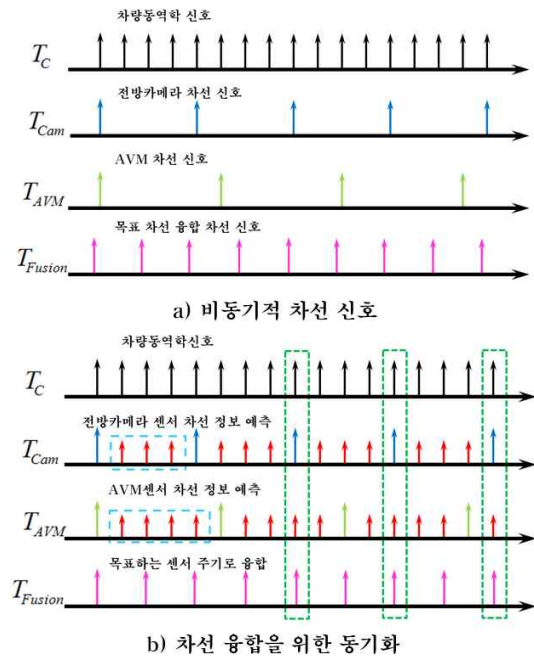


그림 4. 칼만 기반 차선 예측을 통한 동기화
Fig. 4. Synchronization by Kalman-based lane estimation.

가. 차량의 운동과 차선의 관계에 대한 가정

제안하는 차선 예측 모델은 몇 가지 가정을 따른다. 각 센서의 주기는 일정하며 T_{AVM} , T_{Cam} 는 빈번하게 들어오는 차량신호 T_C 의 일정 배수로 가정한다. 간헐적인 차선 정보가 T_C 마다 차량 신호를 이용하여 차선 모델 상태(State)들이 예측되고 각각 예측된 값들은 동

일 T_c 상의 값을 토대로 융합한다.

차선의 형태가 유지되고, 차량이 차선을 따라 주행하고 있다고 가정하면, 차량과 차선의 상대적인 운동을 도식할 수 있다. 차량은 속도와 요-운동 정보를 가지고 연속적인 운동을 하므로, 차량 신호와 차선의 상대적 지표를 식 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} C_0 &= e_y = y - y_{des} \\ C_1 &= e_{\psi} = \psi_{des} - \psi \end{aligned} \quad (2)$$

또한 차선 계수의 시간적 변이는 선형적이라는 가정을 추가하면 시간 $k+1$ 에서의 계수 C 값은 k 에서의 계수 값에서 시간과 계수 $\frac{dC[k]}{dt}$ 값과 시간의 곱으로 표현할 수 있으므로 식 (3)을 바탕으로 각 차선 계수에 대해 시간 $k+1$ 과 k 에서의 관계를 도출할 수 있다.

$$C[k+1] = C[k] + T_c \dot{C}[k] \quad (3)$$

나. 차선 예측 모델

각 차선 계수에 대해서 식(2)과 (3)를 토대로 차선 예측 모델을 도출하고 이를 상태 공간 식으로 표현하면 식(4)와 같다.

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{A}\mathbf{x}[k] + \mathbf{B}\mathbf{u}[k]$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T_c & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -a_x T_c & -2V_x^2 T_c & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 2V_x T_c & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 6V_x T_c \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ T_c & V_x T_c \\ 0 & -T_c \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

이때, 상태 벡터와 제어 인풋 벡터는 식(5)와 같다

$$\mathbf{x} = [C_0 \quad \dot{C}_0 \quad C_1 \quad C_2 \quad C_3]^T \quad \mathbf{u} = [a_y \quad \dot{\psi}]^T \quad (5)$$

기존 차선 칼만 모델^[3]과 다르게 정교한 차선 예측을 위해서 오프셋 C_0 의 미분치를 상태 변수에 추가하여 고려하였다. 차량의 가속도 성분(a_x, a_y) 또한 추가적으로 반영하여 차선과 차량의 상대적 운동관계를 더욱 심층적으로 반영하였다.

다. 차선 모델 업데이트

차선 예측 모델로부터 다음 주기에 대한 차선예측을 바탕으로 측정 모델은 다음과 같다.

$$\mathbf{z}[k] = \mathbf{H}\mathbf{x}[k] + \mathbf{v}[k] \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

3차원 차선 모델의 모든 계수 C_0, C_1, C_2, C_3 가 측정값이며 $\mathbf{v}[k]$ 는 측정 에러 변수이다. 모델의 예측(prediction)과 측정(correction)은 칼만 필터 모델을 따르므로 공분산에 대한 예측과 업데이트 또한 측정신호가 들어올 때 진행된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}[k]^- &= \mathbf{A}\mathbf{x}[k-1] + \mathbf{B}\mathbf{u}[k-1] \\ \mathbf{P}_k^- &= \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \end{aligned} \quad (7)$$

식 (7)에서 예측된 공분산을 토대로 칼만 이득을 계산하고, 업데이트된 칼만 이득을 바탕으로 공분산을 업데이트 한다(식8).

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k &= \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \end{aligned} \quad (8)$$

라. 기타 차선 모델에 대한 예측 모델

차선 검출 센서의 종류나 특성에 따라 차선 모델이 3차 다항식이 아닌 경우가 존재할 수 있다. 차선 검출을 위한 모델링은 3차 다항식 모델 이외에 2차 다항식 모델, 또는 1차 다항식 모델 등으로 다양하므로 각 차원의 모델에 따른 예측이 가능하도록 표 1과 같이 모델링 할 수 있다.

	1차 다항식 모델	2차 다항식 모델
State	$\mathbf{x} = [C_0 \quad \dot{C}_0 \quad C_1]^T \quad \mathbf{u} = [a_y \quad \dot{\psi}]^T$	$\mathbf{x} = [C_0 \quad \dot{C}_0 \quad C_1 \quad C_2]^T \quad \mathbf{u} = [a_y \quad \dot{\psi}]^T$
State Space Equation	$\mathbf{x}[k+1] = \begin{bmatrix} 1 & T_c & 0 \\ 0 & 1 & -a_x T_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}[k] + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ T_c & V_x T_c \\ 0 & -T_c \end{bmatrix} \mathbf{u}[k]$	$\mathbf{x}[k+1] = \begin{bmatrix} 1 & T_c & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -a_x T_c & -2V_x^2 T_c \\ 0 & 0 & 1 & 2V_x T_c \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}[k] + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ T_c & V_x T_c \\ 0 & -T_c \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{u}[k]$

표 1. 차선 검출 모델 별 예측 모델

Table 1. Lane estimation models on n-th order polynomial.

2. 공간적 융합 (Spatial Fusion)

시간적 융합 단계에서 예측된 차선 정보를 바탕으로 기준 주기 T_c 마다 공간적 융합을 진행한다. T_c 시간마다 예측된 차선 계수는 서로 다른 인식범위에 의한 측정 정보이므로 오차 범위가 서로 다르다. 또한 센서의 인식범위에 따라 차선 모델 별 차이가 있을 수 있다. 때문에, 각 센서의 신뢰범위와 차선 모델을 고려한 공간적 융합이 필요하다. 본 세션에서는 예측된 차선

정보와 이에 상응하는 센서 신뢰거리를 바탕으로 다수의 차선 파티클(Particle)을 생성하고, 생성된 모든 파티클들을 토대로 예측된 차선 정보와 파티클 간의 에러를 최소화하는 최적 차선 추출 방법을 통해 공간적 차선 융합을 진행한다.

가. 차선 파티클 생성(Lane Particle Diffusion)

차선 파티클 들은 일정 거리 샘플(ex 0.2 m)마다 정의된 개수만큼 생성한다. 파티클들은 차선 모델을 기반으로 생성하며 샘플 거리(x_s)별 오차 정도($\alpha(x)$, $\beta(x)$)가 추가적으로 고려된다. 센서 별 차선 파티클 샘플 x_{sc} 와 x_{sa} 은 인식 범위를 고려하여 생성한다.

$$\begin{aligned} y_{\text{Cam Particle}} &= C_0 + C_1 x_{sc}(i) + C_2 x_{sc}(i)^2 + C_3 x_{sc}(i)^3 \\ y_{\text{AVM Particle}} &= C_0 + C_1 x_{sa}(i) \\ \text{when } x_{sc}(i) &\in [3, 40], x_{sa}(i) \in [-7.5, 7.5], i \in [0, N_{\text{sample}}] \end{aligned} \quad (9)$$

나. 차선 최적 도출

정의된 개수만큼의 차선 파티클이 생성되면 이를 바탕으로 최적의 차선을 도출한다. 이를 위하여 Weighted Least Mean Square Error Sum을 통해서 차선모델 내 차선 계수들을 추출한다.^[15] 최적화 수식은 목표 차선 $f(x)$ 와 파티클의 에러값이 최소가 되는 $f(x)$ 를 구하는 방식이며, 파티클 별 가중치는 센서의 신뢰범위에서 멀어질수록 그 값이 작아지도록 설계하였다.

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & \sum_{i \in \text{particle}} \omega_i \|f(x_i) - y_{\text{particle}}(i)\|_2^2 \\ \text{subject to} \quad & C_2 \leq \kappa, C_3 \leq \gamma \end{aligned} \quad (10)$$

이때, 차선의 곡률 C_2 와 곡률의 변화율 C_3 은 실험적으로 그 값이 어느 일정 이상 커질 수 없는 점을 고려하여 목표함수의 Inequality constraint로 설정하였다. 식 (10)의 결과로서 $f(x)$ 의 차선 계수 C_0 , C_1 , C_2 , C_3 가 얻어지며, 센서 융합의 목적에 따라 $f(x)$ 의 모델을 1차 혹은 2차 다항식 기반 모델링으로 목표하는 차선 계수를 추출 할 수 있다.

IV. 실험

제안된 기법의 적합성을 검증하기 위해서 어려운 조도 환경 시나리오인 터널, 역광 등의 열악한 조도환경을 대상으로 하였다. 이때의 차선융합을 통한 탐지율 개선 여부와 단일 센서의 차선과 융합 차선의 측면 오

특징	제조업체/모델	처리속도 (ms)	인식 범위 (m)
전방 카메라	Edmund EO-0813C	100	4~35
AVM 카메라	LG 전자	80	-8~8
차량동특성 센서	현대 Tucson	10	해당없음

표 2. 센서 별 특징

Table 2. Sensor Characteristics.

프셋 성능 비교를 통해 융합에 의한 차선 정확도를 측

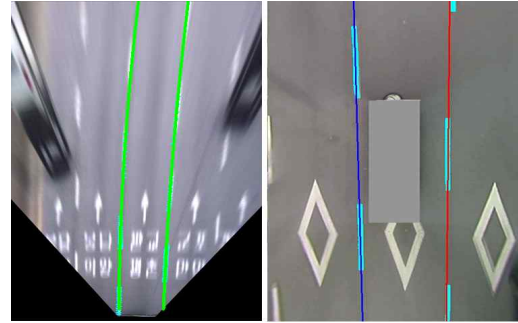


그림 5. 전방카메라 기반 차선탐지(좌) AVM 카메라 기반 차선 탐지(우)

Fig. 5. Lane detection of front camera and AVM.

정하였다.

사용한 테스트 장비와 특징은 표2와 같다. 차선검출 시스템의 경우 상용 제품을 사용하지 않고 각 카메라 시스템 별 이미지 Raw Data를 수집하여 자체 알고리즘^[7]을 통해 차선 검출한 결과(그림5)를 이용하였다. 이때, 탐지 범위(FOV)에 따라 전방카메라의 경우 3차 다항식 기반, AVM의 경우 1차 다항식 모델의 차선 계수를 취득하였다. 차선 정보는 따로 트래킹을 넣지 않은 측정 데이터만 융합 시스템의 측정값으로 인가하였다. Ground Truth로서 차선의 검출 성공 여부를 판단할 보조 카메라를 장착하여 인식률 및 차선 오프셋의 정밀도를 파악하였다. 해당 데이터는 서울-과천 및 외곽순환 고속도로 내에서 시속 70~100 km으로 달리며 20분가량 (이미지 기준 8200 프레임) 취득한 결과를 사용하였다.

단일 전방 카메라 센서를 통해 탐지한 결과와 차선의

융합성능 센서구성	인식율(%)	신호주기	오프셋에러(m)
전방 카메라	94.9%	100ms	0.0289
차선 융합기 (CAM+AVM)	98.1%	10ms	0.0202

표 3 단일 센서와 센서 융합의 성능 결과 비교

Table 3. Performance Comparison between monocular camera and fusion result.

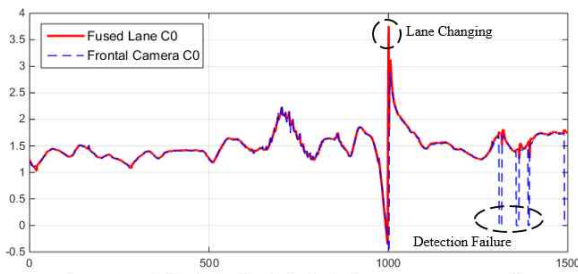


그림 6-a). 차선 융합 및 단일 차선의 Lateral Offset 비교

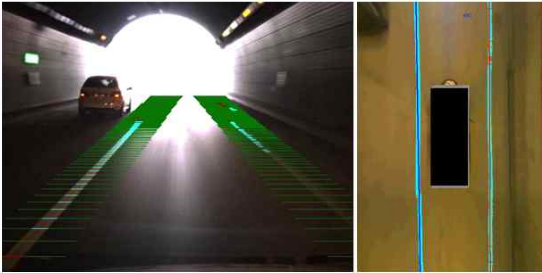


그림 6-b). 차선탐지 실험환경 (좌) 전방인식 (우) AVMin식

그림 6. 터널 구간 내 차선 융합 실험

Fig 6. Lane fusion tests on tunnel driving scenarios.

융합을 바탕으로 검출한 차선의 인식율과 측면 오프셋에러 값, 센서 주기를 비교하였다 (표3). 그림 6-(a)을 보면, 그림 6-(b)과 같은 터널의 Black-out/ White-out 현상으로 전방카메라에서의 미 검출이 발생하더라도 이를 다른 센서로부터 얻어지는 측정값을 바탕으로 융합을 통해 보완하는 것을 확인할 수 있다. 때문에 기존에 94.9%이던 탐지성능이 3.2%가량 더 증대 되었다. 또한, 차선 오프셋의 정보 또한 8cm가량 개선되었다 (사람의 눈과 이미지 칼리브레이션에 의한 Ground Truth 오차 범위 2.4 cm, 오탐, 미탐지에 의한 에러는 제외). 이는 융합차선 정보가 기존 차선 센서들의 측정값을 바탕으로 융합되기 때문에 검출 차선 대상으로는 약간의 개선만 존재함을 알 수 있다. 마지막으로, 센서의 주기 또한 차선 예측모델을 기반으로 하기 때문에 10 ms 마다 데이터가 들어올 수 있게 되었다.

V. 결론

본 논문에서는 인식범위와 검출주기가 다른 여러 차선 센서의 차선정보를 융합하는 기법을 제안하였다. AVMin과 전방 카메라 센서의 실차기반 실험을 통해 상이한 검출주기, 인식범위를 갖는 다중 차선탐지 센서의 융합이 효과적으로 이뤄지는 것을 확인하였다. 향후 다양한 차선 검출 시스템 (ex 고정밀 라이다 기반 차선검출 시스템) 등과의 융합 실험을 통해 차선융합에 대한 심층적 검증 실행할 것이다.

REFERENCES

- [1] E. Dickmanns and D. Mysliwetz, "Recursive 3D road and relative ego-state recognition," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 14. no. 2, pp 119- Feb. 1992.
- [2] M. Nieto and L. Salgado, "Robust multiple lane road modeling based on perspective analysis," Image Processing, ICIP, San Diego, 2008.
- [3] J. McCall and M. Trivedi "Video-based Lane Estimation and Tracking for Driver Assistance: Survey, System, and Evaluation," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol. 7 No. 1, March 2006
- [4] S. Kang, S. Lee, J. Hur and S. Seo, "Multi-lane Detection based on Accurate Geometric Lane Estimation in Highway Scenarios," in Intelligent Vehicles Symposium(IV), Michigan, 2014.
- [5] J. Hur, S. Seo. "Multi-lane detection in urban driving environments using conditional random fields." in Intelligent Vehicles Symposium, Australia, 2013.
- [6] B. Huval and A. Y. Ng, "An Empirical Evaluation of Deep Learning on Highway Driving", arXiv, April 2015
- [7] S. Lee, S. Kim, S. Seo, "Accurate Ego-Lane Recognition utilizing Multiple Road Characteristics in a Bayesian Network Framework," IEEE Conf. on Intelligent Vehicles Symposium(IV) pp 543-548, Korea, June 2015.
- [8] Y. Son, and C. Chung, "Robust Multirate Control Scheme With Predictive Virtual Lanes for Lane-Keeping System of Autonomous Highway Driving," IEEE Trans. on Vehicular Technology. Vol. 64. no. 8. pp 3378-3391 Sep. 2014.
- [9] Y. Son, and C. Chung, "Predictive Virtual Lane Method using Relative Motions between a Vehicle and Lanes," International Journal of Control, Automation, and Systems Vol. 13, no. 1, pp 146-155, 2015.
- [10] T. Li and D. Zhidong "A new 3D LIDAR-based lane markings recognition approach," IEEE Int. Conf. on Robotics and Biomimetics (ROBIO), pp 2197-2202, Dec. 2013
- [11] C. Kum, and H. Kim "Development of Lane Detection System using Surrounding View Image of Vehicle," in Conf. on the Korean Society Of Broad Engineers, pp 331-334, Seoul, Korea, June 2013.
- [12] M. Aeberhard, and T. Bertram, "Track-to-Track Fusion With Asynchronous Sensors Using Information Matrix Fusion for

- Surround Environment Perception,” IEEE Trans. on Intelligent Transportation System. Vol. 13. no. 4. pp 1717–1726 June. 2013.
- [13] Y. Son and C. Chung, “ Asynchronous Sensor Fusion using Multi-rate Kalman Filter,” Trans. of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 63, No. 11, pp. 1551–1558, 2014
- [14] G. Thomaidis and A. Amditis, “Multi-sensor tracking and lane estimation in highly automated vehicles,”in IET Intelligent Transportation Systems, Vol 7, no. 1, pp. 160–169, 2013
- [15] S. Boyd and L. Vandenberghe “Convex Optimization”, Cambridge University Press, Ch. 6, pp. 291–342 , 2004