센서 융합 기반 정밀 측위를 위한 노면 표시 검출

김 동 석¹⁾ · 정 호 기^{*2)}

한양대학교 자동차전자제어연구소 · 한양대학교 미래자동차공학과¹⁾

Road Surface Marking Detection for Sensor Fusion-based Positioning System

Dongsuk Kim¹⁾ · Hogi Jung^{*2)}

¹⁾The Research Institute of Automotive Electronics and Control, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

²⁾Department of Automotive Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

(Received 25 April 2014 / Revised 16 July 2014 / Accepted 18 July 2014)

Abstract : This paper presents camera-based road surface marking detection methods suited to sensor fusion-based positioning system that consists of low-cost GPS (Global Positioning System), INS (Inertial Navigation System), EDM (Extended Digital Map), and vision system. The proposed vision system consists of two parts: lane marking detection and RSM (Road Surface Marking) detection. The lane marking detection provides ROIs (Region of Interest) that are highly likely to contain RSM. The RSM detection generates candidates in the regions and classifies their types. The proposed system focuses on detecting RSM without false detections and performing real time operation. In order to ensure real time operation, the gating varies for lane marking detection and changes detection methods according to the FSM (Finite State Machine) about the driving situation. Also, a single template matching is used to extract features for both lane marking detection and RSM detection, and it is efficiently implemented by horizontal integral image. Further, multiple step verification is performed to minimize false detections.

Key words : Road surface marking(노면 표시), Positioning system(측위 시스템), Sensor fusion(센서 융합), Lane detection(차선 인식), Pattern recognition(패턴 인식)

1. 서 론

차량 위치의 정밀 측정(즉, 정밀 측위)은 지능형 자동차 시스템 개발에 있어 많은 연구자들이 관심을 가지는 분야로, 운전자 지원 시스템, 능동 안전 시스템, 자율 주행 자동차의 핵심 기술로 간주되고 있다. 차량 위치 측정에 기본적으로 사용되는 GPS(Global Positioning System)의 경우 상용화 가능한 GPS 정밀도의 한계 및 도심에서 음영, 반사에 의한 왜곡 문제가 심각하여 단독으로는 목표 정밀도를 달성하기 어렵다.¹⁾ 이를 보완하고자 GPS-INS(Inertial Navigation System) 융합을 활용하는 다양한 방법이

개발되어 왔으나 INS의 누적 오차에 의한 드리프트(drift) 문제를 완전히 해결하지 못하고 있다.^{2,3)} 이러한 문제점을 해결하기 위하여 최근 다양한 랜드마크의 고정밀 위치 정보를 담고 있는 EDM(Extended Digital Map)과 전방 카메라 기반 노면 표시 검출을 추가적으로 융합하는 센서 융합 기반 정밀 측위 시스템이 개발되고 있다.^{4,5)} 본 논문은 이를 위한 구성 요소 중 영상 기반 노면 표시 검출 알고리즘에 대해 설명한다.

센서 융합 기반의 측위 시스템에서 카메라 시스템의 주요 역할은 영상에서 노면 표시의 위치와 종류를 인식하는 것으로, 검출된 노면 표시를 EDM의 노면 표시 정보와 매칭함으로써 차량의 정확한 현

*Corresponding author, E-mail: hogijung@hanyang.ac.kr

Fig. 1 Position correction using RSM matching (a) RSM matching finds the correspondence between a RSM detected by the vision system and its information in EDM, (b) A position trajectory, depicted by arrows, shows a situation when the position is corrected by RSM matching

재 위치를 추정한다. 여기서의 노면 표시 인식은 상시적인 측위를 위한 유일한 정보가 아니고 GPS-INS 측위의 누적 오차를 제거하는 것이 주요 역할이다. Fig. 1에 노면 표시 검출 정보를 이용하여 자차의 경로를 보정하는 예를 보였다. 그림과 같이 GPS-INS 측위의 경로 오차가 발생 할 경우 카메라 시스템에서 검출한 노면 표시 정보와 EDM과의 매칭을 통해 자차의 위치를 보정하게 된다. 따라서, 카메라 시스템이 노면 표시를 오인식할 경우 전체 시스템의 성능을 심각하게 저해하기 때문에, 제안 시스템은 노면 표시의 오인식을 최소화하는 것을 목표로 하였다.

이와 함께, 고속으로 주행하는 차량에서의 정밀 측정을 달성하기 위하여 실시간 처리 가능한 수준의 영상 처리 알고리즘 개발에 주안점을 두었다.

본 논문의 노면 표시 검출은 Fig. 2와 같이 주행 차로의 좌/우 차로 표시를 검출하는 차로 표시 인식부와 검출된 차로 표시를 기반으로 주행 차로 내에 존재하는 노면 표시를 검출하기 위한 노면 표시 인식부로 구성된다.

Fig. 2 Flow chart of the proposed system

차로 표시 인식부에서는 차로 검출 과정을 효과적으로 관리하기 위해 차로 변경 FSM(Finite State Machine)을 도입하였다. 이를 통해 상태(state) 별로 차로 표시 특징(feature) 추출을 위한 탐색 영역(gating)과 방법을 변경함으로써 검출 성능의 강인성을 개선하고 연산 속도를 최적화하였다. 또한, 단순하지만 전 과정 중 가장 많은 연산량을 필요로 하는 템플릿 매칭(template matching) 기반 특징 추출 단계에 horizontal integral image를 적용하여 실시간 처리 가능한 수준의 연산 속도를 확보하였다. 노면 표시 인식부에서는 오인식으로 인한 심각한 측위 오차를 발생시키지 않도록 다단계 검증을 통해 확실한 결과만을 출력하도록 하였으며, 실험 결과 정상 주행 상황에서 약 50% 이상의 노면 표시를 검출하는 동안 오인식을 발생시키지 않아 모든 검출 결과에 대한 높은 신뢰성을 확보하였다.

본 논문의 주요 구성은 다음과 같다. 2장에서는 노면 표시 ROI(Region of Interest) 설정의 기준이 되는 차로 표시 인식부에 대해 설명하고, 3장에서는 설정된 ROI 내에서 유효한 노면 표시의 존재 여부 판단 및 노면 표시의 종류를 분류하는 방법을 설명한다. 마지막으로 4장에서는 제안하는 카메라 기반 노면 표시 검출 시스템의 성능 및 알고리즘의 연산 속도를 실험을 통해 검증한다.

2. 차로 표시 인식

차로 표시(차선) 인식은 차선 이탈 방지 시스템(LDWS: Lane Departure Warning System)이나 차로

Fig. 3 ROI for lane marking detection

유지 시스템(LKS: Lane Keeping System) 등 차량 안전을 위한 운전자 보조 시스템(DAS: Driver Assist System)의 용도로 이미 오래 전부터 연구 되어 왔고 이미 상당 수준의 성능을 보이고 있다.⁶⁾

하지만, 본 논문과 같이 측위를 목적으로 차로 표시를 검출하는 경우는 기존 운전자 보조 시스템과 다른 요구 사양을 갖는다. 즉, 측위 목적의 차로 표시 검출은 지속적으로 상대적인 차선의 위치를 예측하기 위한 목적으로 차선의 곡률을 포함하여 원거리까지 대응해야 하는 문제가 아닌, 차로 표시를 통해 노면 표시가 존재할 가능성이 있는 영역을 검출하는 보조적인 역할을 한다. 따라서 본 논문에서

는 차로 표시 인식을 근거리 영역만을 대응하는 문제로 한정하였다. 이에 Fig. 3과 같이 근거리 영역(약 20m 이내)의 차로 표시 검출 ROI를 설정하고 이 영역 내의 차로 표시를 직선으로 가정하여 차로 표시 검출을 수행하였다.

이 장의 구성은 다음과 같다. 2.1절에서 차로 검출 상태의 효과적인 관리를 위해 제안하는 차로 변경 FSM 및 각 상태에서의 탐색 영역(gating) 설정 방법을 설명한다. 2.2절에서는 시스템의 실시간성 확보를 목적으로 하는 차로 표시 특징 추출 방법에 대해 설명하고, 추출된 특징을 이용해 차로 표시를 검출하는 방법에 대해 설명한다.

2.1 차로 변경 FSM

제안하는 차로 변경 FSM을 Fig. 4에 도식화했다. 여기서, 사각형은 FSM의 상태들을 나타내고, 화살표는 상태 간의 전이(transition)를 나타낸다. FSM은 기본적으로 detection, tracking, left departure, right departure, left entrance, right entrance의 6개의 상태로 구성된다.

각 상태 별 차로 표시 검출 상태는 다음과 같다. Detection은 최초로 차로 표시를 검출하는 상태를,

Fig. 4 FSM for managing driving situation

tracking은 앞선 영상에서 검출된 차로 표시 정보를 활용하여 차로 표시를 검출하는 상태를 나타낸다. Left departure와 right departure는 각각 주행 차로를 좌와 우로 이탈하는 상태를, left entrance와 right entrance는 각각 인접한 차로를 좌와 우에서 진입하는 상태를 나타낸다. 점선으로 그려진 상태들은 노이즈에 의한 과도한 상태 전이를 막기 위해서 상태 전이에 히스테리시스를 부여하는 역할을 수행하며, 기본적으로 전이 조건 발생 시 바로 상태 전이를 하지 않고 일정 프레임(frame) 동안 현재 상태를 유지하도록 하여 보다 안정적인 상태 간 전이를 유도한다.

상태 간의 전이는 다음과 같이 이루어진다. Detection 상태에서 차선이 검출 되면 tracking 상태로 전이되어 차선을 추적하게 된다. Tracking 상태 중 차선 검출이 실패하더라도 바로 detection 상태로 전이되지 않고 tracking lost 상태로 전이되어 tracking 상태에서와 동일한 탐색 영역에서의 차선 검출을 시도한다. Tracking lost 상태에서 일정 시간 내에 차선 검출이 성공할 경우 tracking 상태로 복귀하고, 실패할 경우에는 detection 상태로 초기화된다.

Tracking 상태 중 좌/우 차선 변경 시 Fig. 5에 도식화한 상태 전이 기준에 따라 상태 전이가 이루어진다. 좌측 차로 변경 시를 기준으로 설명하면 차선 추적 중 검출된 좌측 차선이 $\theta_{xb_left_departure}$ 를 통과할 경우 left departure 상태로 전이 되고, 이후 $\theta_{xb_left_entrance}$ 를 통과할 경우 left entrance 상태로 전이되어 차선 변경이 완료된 것으로 판단한다. 이후엔 tracking 상태로 전이되어 차선 추적을 지속하게 된다. Tracking lost 상태와 마찬가지로 left departure lost 상태를 두어 차선 변경 중 차선 검출이 이루어지지 않을 경우를 대응한다. 여기서, departure

Fig. 5 State transition parameters between departure and entrance states

Fig. 6 Yellow lines represent gating settings according to the state of FSM (a) Detection state, (b) Tracking state, (c) Right departure state, (d) Right entrance state

와 entrance 상태는 차로를 변경하는 동안 통과하는 차로 표시만을 검출하도록 하여 반대편 차로 표시가 상대적으로 멀어져 검출이 불안정해지는 문제를 해결하는 역할을 한다. 좌측으로 차로를 이탈하는 경우, 우측 차로 표시는 카메라로부터 멀어지기 때문에 검출이 실패할 가능성이 높아지고, 검출이 연속해서 실패하게 되면 좌/우 차로 표시를 전체 영상에서 다시 찾아야 하는 부담이 생기게 된다. 더욱이 차로 변경 중에는 좌/우 차로 표시가 직진 주행 시와 확연히 다른 위치에 있기 때문에 검출이 어렵고, 이를 고려하도록 detection 상태의 차로 표시 검출 영역과 범위를 사용할 경우 연산량이 증가하고 오검출의 가능성도 커지게 된다.

이상의 FSM을 사용하여 차로 표시 검출 탐색 영역 설정과 탐색 방법을 적응적으로 변경하였다. Fig. 6에 FSM의 상태에 따른 차로 표시 검출 탐색 영역 설정의 예를 보인다. 그림에 표시된 바와 같이 상태 별 탐색 영역 설정을 통해 차선 검출 영역을 제한하여 detection 상태만으로 검출 할 경우에 비해 연산량을 줄일 수 있고, 차로 표시 존재 가능성이 있는 영역에서만 차로 표시 검출을 수행함으로 연속하는 영상에서 보다 안정적인 결과를 기대 할 수 있다.

2.2 차로 표시 검출

FSM의 상태 별 탐색 영역 내에서의 특징 추출 방법은 동일하며 그 흐름은 다음과 같다. 단계별 결과

Fig. 7 Procedures of lane marking feature extraction (a) Input image, (b) Template matching results of left lane marking, (c) Binary image obtained by template matching and edge detection, (d) Thinning and finding inner edges

Fig. 8 Lane marking template

예를 Fig. 7에 보인다. (1) 차로 표시 폭을 고려한 차로 표시 템플릿(lane template)을 이용한 템플릿 매칭 및 에지 검출(edge detection) (2) 템플릿 매칭과 에지 검출이 임계치 이상인 픽셀(pixel)들 검출 (3) connected component 검출 및 템플릿 매칭의 최댓값으로 thinning 수행한다.

차로 표시 특징 추출을 위해 Fig. 8의 템플릿을 사용하였으며, 템플릿이 양인 부분의 폭 W 는 차로 폭을 표현하는 것으로 거리에 따른 차로 표시의 폭의 변화를 고려하여 영상의 높이 좌표(y)에 따라 적응적으로 설정하였다. 이와 같은 단순한 1차원 템플릿을 사용함으로써 영상 처리에 있어 일반적으로 가장 많은 연산량을 필요로 하는 전처리 과정, 즉, 특징 추출 단계의 연산량을 최소화하여 시스템의 실시간성을 확보하고자 하였다. 특히 사용된 템플릿은 integral image⁷⁾를 활용하여 연산이 가능한 형태로, 이를 활용하여 연산량을 획기적으로 축소할 수 있었으며, 그 효과는 실험 부분에서 제시하였다.

본 논문에서는 1차원의 템플릿을 사용하므로, 일반적인 형태의 integral image(영상의 2차원 윈도우의 intensity 합을 계산하기 위한 용도로 영상의 수직/수평 방향으로 누적하여 생성)을 생성하지 않고, 수평 방향으로만 누적하는 형태의 horizontal integral image를 생성하여 템플릿 매칭 및 에지 검출을 고속화하였다. Fig. 8의 차로 표시 폭(W)을 갖는 임의의 위치에서의 템플릿 특징값(T)과 에지 특징값(E)은 integral image(II) 상의 네 점($t1, t2, t3, t4$)에서의 값을 이용하여 각각 다음의 식(1)과 같이 계산되며, 에지 검출의 경우 차로 표시의 안쪽 에지 검출을 위해 좌측 차로 표시 특징(E_l)과 우측 차로 표시 특징(E_r)을 구분한다.

$$T = (2 \times (II(t3) - II(t2)) - (II(t4) - II(t3)) - (II(t2) - II(t1))) / W$$

$$E_l = ((II(t3) - II(t2)) - (II(t4) - II(t3))) / W$$

$$E_r = ((II(t3) - II(t2)) - (II(t2) - II(t1))) / W \quad (1)$$

이와 같이 추출된 특징들, 즉, 차로 표시의 안쪽 에지들은 좌/우 차로 표시를 추정하기 위한 후보점들이 된다. 이를 기반으로 차로 표시 검출을 위해 RANSAC(Random sample consensus) 알고리즘을 적용하여 좌, 우 각각 임의로 선택된 두 픽셀로 100개씩의 좌/우 직선을 추정하고, 각 직선을 만족하는 에지 픽셀 수를 consensus로 측정하였다.⁸⁾ 이와 같이 추정된 좌/우 직선 하나씩으로 구성된 조합을 전방 차로 표시에 대한 가설로 생성하고, 모든 가설 중 최적의 조합을 전방 차로 표시에 대한 인식 결과로 선택하였다. 좌/우 직선의 모든 조합 10,000(=100×100)개에 대한 적합도를 측정하기 위해 좌/우 직선 각각의 consensus 값을 기본으로, 차로 폭 조건을 만족하는지의 여부를 RBF(Radial basis function)를 이용하여 평가하여 최적 조합의 차로 표시 쌍을 검출하였다. Fig. 9는 검출 예를 보인다.

차로 표시 인식 성공 시, tracking 상태에서는 칼만 필터(Kalman filter)를 적용하여 차로 표시를 추적한다. 이때, Fig. 10과 같이 검출된 차로 표시의 상하점을 추적하였으며, 추적된 차로 표시를 기준으로 탐색 영역을 최소화하고 차로 표시 쌍을 찾기 위한 가설(직선)의 수를 좌/우 각각 20개로 줄인다. 이를 통해 tracking 상태에서의 안정적인 차로 표시 검출이

Fig. 9 Finding optimal lane marking pairs (a) Generated line pairs using RANSAC algorithm, (b) Estimated optimal line pair

Fig. 10 Four points (red dots) for tracking

가능하며, 조합의 개수를 $400(=20 \times 20)$ 개로 줄임으로써 실행시간을 단축할 수 있다.

3. 노면 표시 검출

노면 표시 검출부에서는 검출된 차로 표시를 참고하여 노면 표시 ROI를 설정하고 영역 내에 존재하는 노면 표시 후보를 생성 후, 노면 표시의 종류를 인식한다. 도로 주행 중 인식하기 위한 노면 표시의 종류는 제한이 있고 각 노면 표시는 법규로 지정된 형태를 갖기 때문에 대부분의 노면 표시 검출을 위한 논문에서는 단순한 템플릿 매칭을 사용한다.^{9,10)} 하지만 모든 노면 표시가 규격과 정확히 일치하도록 페인팅되어 있지 않을 뿐만 아니라, 노면의 오염, 역광에 의한 노면 반사나 그림자 등에 의해 생성된 후보의 다양성이 크다. 이에, 본 논문에서는 다양한 조건에서 노면 표시 샘플을 취득하고 이들을 활용하여 분류기를 학습하는 기계 학습(machine learning) 방법을 도입하여 생성된 노면 표시 후보의 다양성 문제를 대응하였다.

이 장의 구성은 다음과 같다. 3.1절에서는 차로 표시 템플릿을 이용해 노면 표시 후보를 생성하는 방법을 설명하고, 3.2절에서는 다단계 검증을 통해 생

성된 노면 표시 후보의 유효성 검증 및 종류를 인식하는 방법을 설명한다.

3.1 노면 표시 후보 검출

노면 표시 검출은 차로 표시 검출이 안정적이라고 판단되는 tracking 상태에서만 수행되며, 노면 표시 검출을 위한 ROI는 Fig. 11과 같이 검출된 차로 표시 사이로 설정한다.

ROI 내 노면 표시 존재 여부를 판단하기 위해 차로 표시 검출을 위해 사용했던 integral image를 활용하여 특징을 추출하고, 추출된 특징 값을 Fig. 12와 같이 y축 방향으로 누적해 히스토그램(histogram)을 생성한다.

이를 활용하여 노면 표시로 인해 템플릿 특징에 반응하는 영역, 즉 히스토그램 상 높은 값을 갖는 영역을 추출해 이를 노면 표시 후보로 설정한다. 히스토그램에 임계치를 적용해 노면 표시 후보를 검출하고자 하였으나, 노면 표시의 오염이나 훼손 등으로 인해 하나의 노면 표시가 단일 영역으로 추출되지 못하고, 일부만을 포함하는 영역들로 분리될 수

Fig. 11 ROI for RSM detection (regions between yellow lines)

Fig. 12 Histograms generation by accumulating RSM features horizontally (red curve at the left boundary)

있다. 또, 도로의 오염, 그림자 등으로 인해 노면 표시가 아닌 영역을 잘못 포함할 위험이 있다. 이에, 추출된 영역들의 가능한 모든 조합을 검토하여 노면 표시에 해당한다고 판단되는 경우만 출력하는 방법을 채택하였다. 즉, 히스토그램 값이 0 이상의 연결된 영역을 blob이라 정의하고 이를 노면 표시 후보 생성을 위한 기본 단위로 사용하였다. 검출된 blob들의 가능한 모든 조합을 노면 표시 후보로 발생시킨 후, 이를 다단계(multi-step) 분류기를 통해 검증하도록 하였다.

Fig. 13에 blob의 조합을 이용한 후보 검출 방법을 보인다. 그림과 같이 단일 노면 표시가 두 개의 blob으로 쪼개어져서 생성되었을 경우 각각의 blob들(blob 1, 2) 뿐만 아니라 이들의 조합에 의해 생성된 blob(blob 3) 역시 노면 표시 후보로 생성된다.

생성된 후보의 분류를 위해 후보 영역의 조감도를 생성하여 크기를 동일하게 하였다.¹¹⁾ 조감도는 사전에 카메라 캘리브레이션 및 영상을 통해 추정된 롤(roll), 틸트(tilt) 각을 통해 생성하였으며, 검출된 차로 표시 대비 자차의 진행 각(yaw angle)을 계산하여 노면 표시가 조감도 상에서 수직하게 나타나도록 하였다. Fig. 14는 조감도로 변환된 노면 표시의 예를 보인다.

Fig. 13 Concepts for generating RSM candidates with multiple blobs

Fig. 14 Examples of bird's eye view image of RSM

3.2 노면 표시 인식

본 논문에서는 Fig. 15와 같이 국내 노면 표시 중 테스트 주행 중 상대적으로 출현이 빈번하여 분류기 학습을 위해 충분한 수의 샘플을 취득할 수 있었던 9종의 노면 표시를 인식하였다.¹²⁾

노면 표시 검출 인식부에서의 주요 과제인 오인식 최소화를 위해 Fig. 16과 같은 다단계의 노면 표시 인식 및 검증을 수행한다. 검출된 후보의 종류를 인식하기 위해 기계 학습 기반의 방식을 채택하였다.

노면 표시 검출 단계에서는 노면의 그림자나 오염 등으로 인해 노면 표시 이외 다수의 네거티브(negative) 후보들이 생성된다. 더욱이, 히스토그램 기반 방식에서 생성된 모든 blob의 조합을 후보로 발생시키기 때문에 검출하고자 하는 노면 표시 외에 많은 수의 네거티브들이 생성된다. Binary classification 단계는 이러한 네거티브들을 조기에 걸러내어 노면 표시의 종류를 인식하는 multi-class classification 단계에서의 연산 부담을 줄이고 시스템의 오인식을 최소화하는 역할을 한다. 이러한 목적으로

Fig. 15 Classification targets in this paper

Fig. 16 Multi-step verification for RSM detection

binary classifier는 가능한 모든 네거티브를 걸러내도록 임계치를 높게 설정하여 오인식율(FPR : false positive rate)을 0%로 하면서 약 83%의 인식율(TPR: True positive rate)을 나타내도록 학습되었다. 사용된 특징(feature) 및 분류기는 현재까지의 보행자 인식 분야에서 단일 특징을 사용하는 분류기 중 가장 우수한 성능을 보이는 HOG(Histograms of Oriented Gradients)와 linear SVM(Support Vector Machine)을 사용하였다.^{13,14)}

노면 표시로 분류된 후보는 multi-class classifier에서 분류하고자 하는 9종의 노면 표시 외에 네거티브까지 포함한 총 10 클래스(class) 분류를 통해 네거티브 여부를 다시 검증한다. Multi-class classifier는 HOG를 사용하여 특징 추출을 하고 multi-class SVM을 사용하여 노면 표시의 종류를 인식한다.¹⁵⁾

이 후, 각 노면 표시별로 규정된 노면 표시의 길이와 검출된 노면 표시 길이와의 비교를 통해 적합성을 검증하고, 연속 영상에서 3 프레임이상 동일 클래스로 분류될 때에만 최종적으로 노면 표시의 종류를 확정하는 과정을 통해 오인식의 발생 가능성을 최소화하였다.

4. 실험 결과

제안한 시스템의 검증을 위하여 한양대학교에서 성수역 구간에서(Fig. 17) 순환 주행하며 취득한(오전 1회, 오후 2회) 전방 영상(109,869 프레임, 약 1시간 30분간 주행)을 이용해 노면 표시 검출율을 측정하였다. 평가는 Fig. 18(a), (b)와 같이 정상 주행 시 전방 영상에서 확인되는 분류기에 포함된(9종) 노면 표시에 대한 검출 및 인식 성공률을 측정하였다. Fig. 18(c)와 (d)와 같이 차로를 변경하거나 가려진 노면 표시는 평가에서 제외하였다.

노면 표시 인식을 위해 사용한 HOG feature의 파라미터는 Table 1과 같다.

평가 지표로는 노면 표시 인식 성공율을 나타내는 TPR(True Positive Rate), 검출했으나 노면 표시의 종류 판단에 실패한 노면표시 오인식율 FPR(False Positive Rate), 그리고 노면표시 검출에 실패한 missing rate을 사용하였으며, 검증 결과를 Table 2에 나타내었다.

Fig. 17 Test course (red lines)

Fig. 18 Driving situations (a), (b) Normal conditions that RSM can be detected, (c), (d) RSM cannot be detected when vehicle drives over lane markings or RSM is invisible due to obstacles

검증 결과, 오인식율을 0%로 유지하면서 약 50%의 노면 표시를 검출할 수 있음을 확인하였다. 검출이 실패한 주요 상황은 교차로 구간에서 평행한 차선이 존재하지 않거나, 차로 표시나 노면 표시가 오염 등으로 인해 불분명한 경우였다. 이와 같은 상황들은 향후에 한쪽 차선만 존재하는 경우에도 노면

Table 1 Test parameters for HOG

Parameter	Value
Window size	24×48 pixels
Cell size	6×6 pixels
No. of orientation	9-bins (unsigned)
Block size	2×2 cell
Block overlap	0.5 block
Normalization method	L2-norm

Table 2 Evaluation results of RSM detection system

총 노면 표시 개수	TPR	FPR	Missing rate
282	50.35% (=142/282)	0% (=0/282)	49.65% (=140/282)

표시를 검출하는 방법을 개발하여 해결할 예정이다. Fig. 19에 최종적으로 인식된 노면 표시 결과 예를, Fig. 20에 노면 표시 검출 실패 예를 나타내었다.

다음으로, 실시간성 확보를 위해 적용한 차로 변경 FSM과 integral image를 이용한 특징 추출의 연산 시간 단축 효과를 평가하였다. 먼저, 차로 표시 인식만 수행하면서, detection state만 적용했을 때와 FSM

Fig. 19 RSM detection results (a) Notice cross-work, (b) Left turn, (c) Forbidden left turn, (d) Straight

Fig. 20 Missed RSMs (a) In an intersection, (b) Visible only one side of lane markings

Table 3 Comparison of processing speed

측정 범위	FSM 적용	Integral image 적용	수행시간 (ms / frame)
차로 표시 인식	X	X	49.73
	O	X	34.33
전 과정	O	X	56.36
	O	O	29.19

을 적용했을 때의 실행 시간을 비교한 결과, 약 30%의 수행시간이 단축되었음을 확인하였다. 또, 노면 표시 검출까지 포함한 전 과정에서의 integral image 사용 여부에 따른 프레임당 수행시간을 비교한 결과, 약 48%의 수행시간이 단축되었음을 확인하였다. 실험은 3.4GHz PC, windows 7 환경에서 수행되었으며, 제안 시스템은 visual C++ 2010으로 구현되었다. 결과는 Table 3과 같다.

결과와 같이, 제안하는 차로 변경 FSM과 integral image를 이용한 특징 추출은 모두 효과적으로 수행 시간을 단축시켜 줄 수 확인 할 수 있었다. 특히, 측정된 시스템의 프레임 당 연산 시간은 29.19 ms로 측정되었는데, 이는 초당 약 34 프레임의 영상을 처리 가능한 것으로 시스템의 실시간성을 확보할 수 있음을 확인하였다.

5. 결 론

본 논문에서는 센서 융합 기반 정밀 측위를 위한 영상 기반 노면 표시 검출 방법에 대해 설명하였다. 제안하는 시스템은 오인식 최소화 및 실시간 처리 가능한 수준의 영상처리 알고리즘 개발에 주안점을 두었다.

실시간 동작성을 확보하기 위하여, 제안 시스템은 주행상황에 대한 FSM에 따라 차로 표시 검출 영역과 탐색 방법을 변경하고, 차로 표시와 노면 표시 검출을 위한 특징 추출을 단순한 템플릿 매칭으로 공용화하고, 이를 horizontal integral image로 구현하였다. 노면 표시의 검출을 위해 다단계의 검증을 실시함으로써 오인식을 발생하지 않고 유효한 수준의 검출 성능을 보임을 확인하였다.

후 기

본 연구는 지능형자동차상용화연구기반구축사

업(과제명 “GPS-DR, 영상 및 도로 정보를 융합한 횡방향 정밀도 20 cm 이내의 저가형 측위 시스템 개발”, 과제번호: 10045880)의 지원을 받아 수행하였다.

References

- 1) I. Skog and P. Handel, “In-car Positioning and Navigation Technologies - A Survey,” *Intelligent Transportation Systems, IEEE Trans.*, Vol.10, No.1, pp.4-21, 2009.
- 2) Z. Wu, M. Yao, H. Ma and W. Jia, “Improving Accuracy of the Vehicle Attitude Estimation for Low-cost INS/GPS Integration Aided by the GPS-measured Course Angle,” *Intelligent Transportation Systems, IEEE Trans.*, Vol.14, No.2, pp.553,564, 2013.
- 3) G. Gao and L. Gérard, “INS-assisted High Sensitivity GPS Receivers for Degraded Signal Navigation,” *Proceedings of the 19th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2006)*, pp.2977-2989, 2006.
- 4) S. Nedeveschi, V. Popescu, R. Danescu, T. Marita and F. Oniga, “Accurate Ego-vehicle Global Localization at Intersections through Alignment of Visual Data with Digital Map,” *Intelligent Transportation Systems, IEEE Trans.*, Vol.14, No.2, pp.673-687, 2013.
- 5) M. Schreiber, C. Knoppel and U. Franke, “Lane-Loc: Lane Marking Based Localization Using Highly Accurate Maps,” *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp.449-454, 2013.
- 6) S. Yenikaya, Y. Gökhan and D. Ekrem, “Keeping the Vehicle on the Road: A Survey on On-road Lane Detection Systems,” *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2013.
- 7) P. Viola and M. Jones, “Robust Real-time Object Detection,” *International Journal of Computer Vision*, Vol.57, Issue 2, pp.137-154, 2004.
- 8) M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography,” *CACM*, Vol.24, Issue 6, pp.381-395, 1981.
- 9) L. Ziqiong, W. Shengjin and D. Xiaoqing, “ROI Perspective Transform Based Road Marking Detection and Recognition,” *International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP)*, pp.841-846, 2012.
- 10) I. M. Chira, C. Ancuta and G. D. Radu, “Real-time Detection of Road Markings for Driving Assistance Applications,” *International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES)*, pp.158-163, 2010.
- 11) M. Bertozzi, A. Broggi and A. Fascioli, “Stereo Inverse Perspective Mapping: Theory and Applications,” *Image and Vision Computing*, Vol.16, Issue 8, pp.585-590, 1998.
- 12) The Office of Legislation (Republic of Korea), *Enforcement Regulations Appendix 6, The Road Traffic Act*, 2014.
- 13) N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,” *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005)*, Vol.1, pp.886-893, 2005.
- 14) M. Enzweiler and D. M. Gavrila, “Monocular Pedestrian Detection: Survey and Experiments,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Trans.*, Vol.31, No.12, pp.2179-2195, 2009.
- 15) K. Crammer and Y. Singer, “On the Algorithm Implementation of Multiclass Kernel-based Vector Machines,” *The Journal of Machine Learning*, Vol.2,3, pp.265-292, 2002.