일반논문-09-14-2-15

관심영역(ROI-LB)의 최적 추출에 의한 차선검출의 고속화

정 차 근^{a)‡}

A High Speed Road Lane Detection based on Optimal Extraction of ROI-LB

Cha-Keon Cheong^{a)‡}

요 약

본 논문에서는 실용화를 목적으로 비전 시스템을 기반으로 한 차선검출의 성능개선과 처리과정의 고속화 알고리즘을 제안한다. 차선검출의 고속화를 위해 전처리 과정으로 수평소실선의 추정과 관심영역(ROI-LB)의 최적 선정으로 획기적인 검출영역의 감소가 가능하다. 블록단위의 ROI-LB 내에서 영상의 특징정보를 추출하고 이를 기반으로 한 Hough 변환의 적용에 의한 non-parametric 모델 매칭 기법으로 차선을 검출한다. Laplacian 필터를 사용해서 잡음제거와 동시에 에지 보강 과정을 처리함으로써 다양한 차선 패턴에 대한 특징정보 추출의 신뢰성을 향상시킨다. 또한 ROI-LB 내 블록별 에지의 방향성 정보의 클러스터링으로 차선으로 오인식되는 에지들의 제거가 가능해 차선검출의 성능을 개선할 수 있다. 제안 방법의 유효성을 검증하기 위해 다양한 실제 차선 패턴을 대상으로 한 실험결과를 제시한다.

Abstract

This paper presents an algorithm, aims at practical applications, for the high speed processing and performance enhancement of lane detection base on vision processing system. As a preprocessing for high speed lane detection, the vanishing line estimation and the optimal extraction of region of interest for lane boundary (ROI-LB) can be processed to reduction of detection region in which high speed processing is enabled. Image feature information is extracted only in the ROI-LB. Road lane is extracted using a non-parametric model fitting and Hough transform within the ROI-LB. With simultaneous processing of noise reduction and edge enhancement using the Laplacian filter, the reliability of feature extraction can be increased for various road lane patterns. Since outliers of edge at each block can be removed with clustering of edge orientation for each block within the ROI-LB, the performance of lane detection can be greatly improved. The various real road experimental results are presented to evaluate the effectiveness of the proposed method.

Keywords : vision system, lane detection, region of interest, vanishing line, Hough transform, edge orientation

1. 서 론

IT 기술의 진전에 따라 차선이탈 경고 시스템(LDWS : Lane Departure Warning System)이나 차선유지와 같은 안

전운전 보조 시스템, 자동 차량 제어 시스템 등과 같은 지능형 차량의 실용화를 위한 기술개발이 급속히 진행되고 있다. 지능형 차량 시스템을 위한 주요 과제는 주행차선의 유지, 인접차량과의 안전거리 확보와 근접 장애물의 검출과 충돌회피, 교통상황이나 도로 환경에 따른 차량속도 제어 등을 들 수 있다.

주행차선의 검출은 이들 주요 과제를 해결하는 핵심기술

a) 호서대학교 공과대학 시스템제어공학과

Dept. of system control Eng., College of Eng., Hoseo University

‡ 교신저자 : 정차근 (cheong@hoseo.edu)

· 접수일(2009년2월4일), 수정일(2009년3월3일), 게재확정일(2009년3월5일)

의 하나이고, 국제적인 관심 속에 관련된 많은 연구가 활발히 진행되어 왔다^[1]. 차선검출은 차선의 위치를 추정하고 판단하는 것으로 보다 정확한 차선검출을 위해 여러 가지 센서들이 활용되고 있다. 즉 이미지 센서, RADAR 또는 LIDAR 센서 등 다양한 센서들을 차선검출 및 전방물체 인식을 위해 단독 또는 이들을 융합된 형태의 센서들이 고효율의 지능형 차량제어 시스템 구현에 사용되고 있다.

이미지 센서에 의한 비전기반 시스템은 저렴한 비용으로 많은 정보의 추출이 가능하고, 기존의 다양한 비전처리 알고리즘을 활용할 수 있는 장점으로 인해 보편적으로 널리 활용되어 왔다. 비전기반의 차선검출 시스템은 입력영상으로부터 특징정보를 추출하고, 차선검출을 위한 파라미터릭 모델과 매칭^[2, 3, 5], Kalman 필터^[1] 또는 particle 필터링^[10] 등과 같은 갱신 알고리즘의 적용에 의한 근사화 방법이나 Hough 변환(HT)과 같은 변환에 의한 non-parametric 모델 매칭^[4] 등의 방법이 주로 연구되어 왔다.

차선검출의 성능을 개선하고 실용화 가능성을 높이기 위해서는 다음과 같은 다양한 도로조건이나 차선형태에 적응적으로 대응할 수 있는 알고리즘 개발이 필요하다.

- 연속차선(solid line), 점선형(dashed-line) 차선, 또는 점멸등으로 구성된 차선 등 다양한 차선 패턴에의 대응
- 흰색(W), 황색(Y), 청색(B) 또는 적색(R) 등 차선의 색상 변화에의 대응
- 직선 또는 곡선 차선 등과 같은 다양한 도로 형태에의 대응
- 도로구조, 날씨, 나무 등의 그늘이나 조명변화, 불완전한 도로포장 등 상이한 도로환경에의 대응

이상과 같은 실제도로의 모든 차선 패턴이나 도로조건에 강인한 차선검출을 위한 연구가 진행되어 제한적인 기능을 중심으로 실용화 단계까지 이르고 있으나, 방대한 계산량에 따른 실시간 처리 시스템 구현의 어려움, 차선 및 도로조건의 물리적인 제한 등 범용성에는 한계가 있다. 일반적으로 고정된 카메라를 사용하는 경우, 영상에서 차선이 존재하는 영역은 일정한 범위에 한정된다. 기존 방법[1, 3, 5]에서는 이와 같이 차선이 한정된 상황을 고려하지 않고 영상전체를 대상으로 차선검출을 수행함으로써 많은 처리시간이 소요되는 문제가 있다. 또한 에지방향성에 대한 통계

적인 성질을 충분히 이용하지 않기 때문에 잡음 등에 민감하게 반응하는 문제가 있다.

본 논문에서는 다양한 차선형태 및 도로환경에 효율적으로 대응하고, 실용화를 목적으로 차선검출의 성능을 개선함과 동시에 계산량을 감소시켜 실시간 처리를 가능하게 하는 새로운 차선 검출 방법을 제안한다. 전처리 과정으로 차량에 고정 설치된 카메라의 특성과 영상평면에서의 차선의 속성 등을 기반으로 차선검출에 필요한 처리영역을 제한한다. 카메라의 초점거리와 경사각(tilted angle) 파라미터로부터 수평소실선(vanishing line)을 사전 추정하고, 이를 바탕으로 차선검출에 필요한 처리영역의 최적 선정을 수행한다. 이와 같이 최적 선정된 처리영역을 ROI-LB (Region Of Interest for Lane Boundary)라 한다. 블록 단위의 ROI-LB 내에서 영상의 특징정보를 추출하고 이를 기반으로 한 HT의 적용에 의한 non-parametric 모델 매칭 기법을 사용한다. 잡음제거를 위해 사용되는 일반적인 필터처리의 문제를 보완하기 위해 Laplacian 필터를 사용해서 잡음제거와 동시에 에지 보강을 처리함으로써 다양한 차선 패턴에 대한 특징정보 추출의 신뢰성을 향상시킨다. 또한 ROI-LB 내 블록별 에지의 방향성 정보의 통계적 성질과 직전 영상의 결과를 이용함으로써 차선으로 오인식되는 정보들의 제거와 획기적인 차선검출의 성능개선이 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 카메라 및 차선의 기하학적 좌표계를 기반으로 한 수평소실선의 추정을 기술하고, 영상 평면의 특성을 반영한 최적 ROI-LB의 선정 방법을 제시한다. 3절에서는 ROI-LB 영역 내에서의 적응적 에지 검출과 HT에 의한 구체적인 차선 검출방법을 기술한다. 끝으로 본 제안방법의 유효성을 검증하기 위해 다양한 실제 도로를 대상으로 한 차선검출의 실험결과들을 제시한다.

II. 수평소실선과 ROI-LB의 추출

수평소실선은 공간좌표계 내부의 평행선의 투사과정으로 영상평면에 만들어지는 수평선으로, 그 교차점을 vanishing point라 한다. 이는 2D 영상에서 3D 정보의 하나인 평행선 추출을 통해 3D 기하학적 구조 해석에 사용되어 왔

다^[11]. 지능형 차량을 위한 차선 검출에서 수평소실선은 영역을 한정시켜 보다 정확한 차선 검출에 활용되고 있다. Vanishing point의 검출 문제는 지상좌표계의 평행선이 영상평면 내에 생성한 교차점을 검출하는 문제에 해당되고, 이를 검출하는 방법으로 HT이나 Gaussian 함수에 의한 voting, 통계적인 접근법, 라인 클러스터링 등이 연구되어 왔다^[11].

본 논문에서는 보다 간단한 방법으로 문헌 [6]에서와 같이 카메라 및 차선의 기하학적 좌표계의 해석을 통해 수평소실선을 추정할 수 있는 기법을 사용한다. 그림 1은 카메라 및 차선의 기하학적 좌표계의 관계를 나타낸 것이다. 이때 차선은 평탄한 평면(flat plane)으로 가정한다. 또한 영상 센싱을 위한 카메라는 차선진행 방향으로 H의 높이로 차량에 고정되어 있는 것으로 한다. 지상좌표계를 (X, Y, Z) , 카메라좌표계를 (X_c, Y_c, Z_c) 그리고 촬상된 영상평면의 좌표계를 (u, v) 라 하면, 지상좌표계와 카메라 좌표계의 관계는 식 (1)의 관계를 갖는다^[6, 7].

그림 1. 카메라 및 차선의 기하학적 좌표계
Fig. 1. The geometric coordinate of camera and road lane

$$\begin{aligned} X_c &= X \\ Y_c &= Y \sin \phi + Z \cos \phi \\ Z_c &= -Y \cos \phi + Z \sin \phi - F \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 각도(angle) ϕ 는 지평면에 대한 카메라 경사각(tilted angle)이고, F 는 카메라 시선(line of sight)이 차선의 지상면과의 교차점까지의 거리로서 그림 1에서 $F = H \csc(\phi)$ 가 되는 것을 알 수 있다. pin-hole 카메라에서 영상평면으로의 투시 투영(perspective projection)을 가정하면, 영상평면 좌표계 (u, v) 와 $Z=0$ 인 차선의 지상평면(flat plane)의 좌표계 (X, Y, Z) 의 관계는 식 (2)와 같다,

$$\begin{aligned} u &= -f \frac{X_c}{Z_c} = f \frac{X}{Y \cos \phi + F} \\ v &= -f \frac{Y_c}{Z_c} = f \frac{Y \sin \phi}{Y \cos \phi + F} \end{aligned} \quad (2)$$

이 때 f 는 카메라의 초점 거리이다. 따라서 수평소실선의 위치 v_0 는

$$v_0 = \lim_{Y \rightarrow \infty} v = \lim_{Y \rightarrow \infty} f \frac{Y \sin \phi}{Y \cos \phi + F} = f \tan \phi \quad (3)$$

와 같이 주어지는 것을 알 수 있다. 그림 2는 실제 차선을 대상을 촬상한 도로영상을 대상으로 식 (3)으로부터 수평소실선을 계산해서 표시한 것이다. 이 때 그림 2(a)와 (b)의 카

(a)

(b)

그림 2. 실제 차도를 대상으로 계산한 vanishing line 검출 결과
Fig. 2. Detection result of vanishing line with real road image

메라 초점거리 f 는 동일한 값이고, 그림 2(a)에서의 경사각 ϕ 는 $\phi = 45^\circ$ 이고, 그림 2(b)에서는 $\phi = 30^\circ$ 로 한 경우이다.

차선 검출에서 ROI-LB 영역을 추출하여 수행함으로써 계산량의 삭감 및 검출결과와 성능개선에 효과를 발휘할 수 있다. 즉 전체 영상의 에지와 같은 모든 특징점을 대상으로 HT를 수행하면 3-1절에서 기술한 바와 같이 많은 계산량과 메모리 사용이 요구된다. HT에 의한 차선 검출에서 방대한 계산량을 줄이기 위한 방법으로 FHT^[12, 13], AHT, RHT 등 여러 방법이 제안되었으나^[11] 차선 검출성능의 제고 등에 한계를 보이고 있다.

실제의 도로 영상을 대상으로 한 차선검출에 있어 수평소실선 이상의 영역에는 차선이 존재하지 않으므로 영상처리의 필요성이 없고, 실제 차선의 연속성과 완만한 변화 특성을 고려함과 동시에 직전 영상의 결과를 반영한 경우 현 영상에서의 차선은 직전 영상 차선의 좌우측 일정한 영역 안에 존재하게 된다. 또한 차량에 일정한 높이로 고정된 카메라의 특성으로부터 차량에 인접한 차선은 항상 직선으로 근사시킬 수 있고, 수평 소실선 부근에 비해 비교적 두꺼운 차선폭을 갖는다.

그림 3은 본 논문에서 제안하는 ROI-LB를 결정하는 방법을 나타낸 것이다. θ 를 직전 프레임에서 왼쪽 차선이 vanishing point와 수평선(x-축)이 이루는 각(angle)이고, θ_1 과 θ_2 는 각각 최적의 ROI-LB를 결정하기 위한 각도이다. 그림 3에서와 같이 각 ROI-LB 영역의 높이 h 값으로 고정시키게 되면 i 번째 블록의 폭 w_i 는 식 (4)와 같이 계산된다.

그림 3. ROI-LB 결정

Fig. 3. The determination of ROI-LB

$$w_i = (v_0 - i h)(\cot \theta_2 - \cot \theta_1) \text{ [pels]} \quad (4)$$

비록 ROI-LB의 크기는 카메라의 공간해상도와 차량의 이동속도 등에 따라 가변되어야 하지만, 식 (4)에 따라 차량에 인접한 블록의 폭은 넓고, 수평소실선에 근접할수록 블록의 폭이 좁아져 고정된 카메라에 촬상된 차선의 특성을 잘 반영하고 있음을 알 수 있다. 본 논문에서와 같이 블록 형태로 ROI-LB를 사용함으로써 다양한 차선의 패턴이나 직선 또는 곡선 등의 도로형상에 유연하게 대응할 있으며, 차선이 검출영역을 벗어나는 경우를 최소화하기 위함이다. 또한 실제 도로에서는 차선이외에 방향안내 표시나 제한속도 표기 등의 다양한 주행 안내 정보나 횡단보도, 4거리 등과 같이 차선이외에 다양한 마킹이 존재한다. 기존의 알고

(a)

(b)

그림 4. 실제 도로영상에 대한 ROI-LB의 선정 결과

Fig. 4. The results of ROI-LB selection with real road image

리즘에 의한 차선 검출에서 이들 주행안내 정보가 차선으로 오인식될 가능성이 크다. 그러나 본 논문에서와 같이 ROI-LB 기반의 차선 검출을 수행함으로써 차선 이외의 정보를 차선검출 과정에서 미리 제거함으로써 검출성능을 높일 수 있다. 그림 4(a)와 (b)는 그림 2의 영상에 제안 방법의 ROI-LB를 중첩시킨 결과를 나타낸 것이다. 이 때 ROI-LB의 높이 h 는 $h = 30$ 으로 고정시켜 사용했다. 좌측 차선에서 ROI-LB의 폭을 결정하는 각 θ_1, θ_2 는 각각 $\theta \pm 4^\circ$ 의 값이고, 우측차선의 경우에도 이와 동일한 방법으로 처리한다.

III. HT와 에지방향성 클러스터링에 의한 차선검출

1. Hough 변환

HT의 기본개념은 파라미터 공간에서 에지와 같은 영상의 특징점을 지나는 곡선들의 궤적을 계산하는 것으로, 실수값의 파라미터 공간은 양자화에 의해 셀로 구분되고 각 셀에 대응되는 특징점의 수를 헤아리기 위한 accumulator의 메모리를 할당해서 처리한다. 따라서 HT의 본질적인 문

제는 파라미터 공간의 일양 양자화가 영상공간에서 계산된 곡선들의 nonuniform precision의 결과를 초래하는 점이다. 이로 인해 일반적인 HT에서 파라미터 공간의 각 파라미터들을 양자화과정을 거쳐 적당한 크기의 값을 갖는 영역으로 분할해서 이산화된 각 파라미터 공간에 대응되는 영상의 특징점의 수를 누적시켜 가장 큰 값을 갖는 영역의 파라미터 값으로부터 영상공간에서의 형상에 관한 정보를 추출한다. 이때 이산화된 파라미터 공간을 accumulator의 배열 또는 셀이라 한다. 특징점이 각 셀에 포함되는지의 여부를 결정하는 과정을 voting이라 하고, voting에 요구되는 계산량과 voting 정보 저장에 요구되는 메모리가 양자화 및 파라미터의 차수에 따라 지수 함수적으로 증가하는 문제가 있다^[11].

일반적인 영상평면의 직선이나 곡선의 패턴은 식(5)와 같이 일반화된 식으로 나타낼 수 있다

$$f(x, y, \mathbf{a}) = 0 \quad (5)$$

이때 (x, y) 는 영상의 좌표이고, 파라미터 $\mathbf{a}$ 는 영상패턴을 기술하는 파라미터 벡터이다. 특히 직선의 경우 영상패턴을 기술하는 식(5)는 그림 5(a)에 나타난 것처럼 $y = ax + b$ 의 직각좌표계의 (x, y) 평면은 식(6)과 같이 극좌표계인

그림 5. 좌표계의 변환과 HT

Fig. 5. The coordinate transformation and HT

(ρ, θ) 평면으로 변환할 수 있다.

$$f(x, y, \rho, \theta) = \rho - x \cos \theta - y \sin \theta = 0 \quad (6)$$

이 경우 (x, y) 평면에서 동일 직선상의 점들은 (ρ, θ) 평면에서 하나의 점에 대응한다. 그림 5(b)는 그림 5(a)의 직선상의 6개의 점들이 HT에 의해 (ρ, θ) 평면에서 하나의 점에 대응하고 있는 것을 나타낸 것이다. HT는 영상의 모든 특징점을 대상을 각 셀에 대응하는 특징점의 수를 누적시켜 최대값을 갖는 셀의 대푯값을 구해 영상의 선분을 추출한다. 따라서 계수공간이 다차원으로 확대되거나, 계수공간의 범위와 셀 단위의 정밀도를 높이면 각 셀에 대응하는 특징점의 누적값을 구하는데 필요한 계산량과 셀을 저장하기 위한 메모리 공간이 폭발적으로 증가한다. 일반적으로 q 개의 파라미터 공간과 양자화 간격이 b 인 경우 필요한 셀의 개수는 b^q 개가 된다^[11].

2. 에지 검출

영상의 특징점으로 에지를 검출하는 방법^[14]은 Sobel 연산자와 같은 1차 미분성분, Canny 연산자와 같은 2차 미분에 의한 제로 교차점, Steerable 필터^[1] 등 차선검출에서 다양한 방법들이 사용되고 있으나, 간단한 연산으로 영상의 변화 및 방향성 정보를 충분히 추출할 수 있는 Sobel 연산자에 의한 1차 미분으로 차선의 에지 성분을 검출한다. 에지 이미지는 ROI-LB 영역 내부의 화소를 대상으로 처리한다.

Sobel 연산자에 의한 ROI-LB 영역 내의 수평 및 수직 방향의 에지 $\nabla_x I(x, y)$, $\nabla_y I(x, y)$ 는 식 (7)과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \nabla_x I(x, y) &= [I(x-1, y+1) + 2I(x, y+1) + I(x+1, y+1)] \\ &\quad - [I(x-1, y-1) + 2I(x, y-1) + I(x+1, y-1)] \\ \nabla_y I(x, y) &= [I(x-1, y-1) + 2I(x-1, y) + I(x-1, y+1)] \\ &\quad - [I(x+1, y-1) + 2I(x+1, y) + I(x+1, y+1)] \end{aligned} \quad (6)$$

또한 1차 미분성분의 크기 $G(x, y)$ 와 그 방향성분 $\theta(x, y)$ 는

$$\text{Gradient Magnitude } G(x, y) = \sqrt{\{\nabla_x I(x, y)\}^2 + \{\nabla_y I(x, y)\}^2} \quad (8)$$

$$\text{Gradient Orientation } \theta(x, y) = \arctan\left(\frac{\nabla_y I(x, y)}{\nabla_x I(x, y)}\right) \quad (9)$$

와 같다. 차선으로 인식할 수 없는 잡음성 에지 이미지의 제거는 ROI-LB 내부의 에지성분의 크기 (intensity)의 평균값 G_{ave} 을 계산하고, 이를 기준으로 다음과 같이 처리한다.

$$G_{ave} = \frac{1}{N_{tot}} \sum_{x, y \in \Omega} G(x, y) \quad (10)$$

여기서 N_{tot} 는 ROI-LB 영역에서의 $G(x, y)$ 화소의 전체 개수이고, Ω 는 ROI-LB의 영역을 나타낸다. ROI-LB 영역에서의 에지 $g(x, y)$ 는

$$g(x, y) = \begin{cases} G(x, y) & \text{if } G(x, y) \geq G_{ave} \\ 0 & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (11)$$

와 같이 처리함으로써 영상의 휘도변화를 반영한 기준치 처리로 다양한 태양광 조명조건 변화의 영향을 줄일 수 있다.

3. 에지 방향성 클러스터링에 의한 차선검출

영상의 촬영과정에 혼입된 부가성 Gaussian 잡음 제거를 위해 저역통과필터(LPF)에 의한 전처리 과정이 필요하다. 이와 같이 잡음제거를 위해 LPF를 적용하면 잡음성분의 제거뿐만 아니라 차선과 같은 유용한 에지 정보까지 소실되는 문제가 발생한다. 특히 실제의 차도에서의 차선은 선명하지 않거나 여러 원인으로 차선의 구별이 명확하지 않은 경우가 많다. 따라서 단순한 LPF의 적용은 차선검출의 결과에 큰 영향을 미치게 된다.

이를 해결하기 위해 본 논문에서는 Laplacian 필터함수^[14]를 사용해서 차선의 에지 보강을 수행했다. 입력영상에 Laplacian $\nabla^2 I(x, y)$ 를 적용하면 고주파 성분은 강조되고 저주파 성분은 줄어드는 효과를 갖는다. 이 때 $\nabla^2 I(x, y) =$

$\frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial y^2}$ 으로 정의되는 함수이고, 이를 이용해서 에지를 보강한 신호 $E(x,y)$ 는 식 (12)로 주어진다.

$$E(x,y) = I(x,y) - \nabla^2 I(x,y) \quad (12)$$

그림 6(a)는 그림 2(b)의 영상을 대상으로 ROI-LB 영역에서 Laplacian 필터를 적용하기 전의 에지 $g(x,y)$ 이고, 그림 6(b)는 Laplacian 필터를 적용한 이후의 에지성분을 나타낸 것이다. 이 결과에서 Laplacian 필터를 적용하면 에지성분이 강조되는 것을 알 수 있다.

좌우측의 ROI-LB 영역 전체에 대해 식(9)로 주어지는 에지의 방향성 $\theta(x,y)$ 의 평균 $\overline{\theta_{TL}}$ 과 $\overline{\theta_{TR}}$, 그리고 분산 σ_{TL}, σ_{TR} , 각 차선의 ROI-LB 영역 내 블록별 평균 $\overline{\theta_{iL}}, \overline{\theta_{iR}}$, 분산 σ_{iL}, σ_{iR} 을 구해서 에지의 클러스터링을 수행한다. 좌측 차선을 대상으로 i 번째 블록에서의 평균과 분산의 차이를 다음과 같이 정의하면

$$\text{Average edge orientation difference : } \overline{\theta_{diff}} = |\overline{\theta_{iL}} - \overline{\theta_{iR}}| \quad (13)$$

$$\text{Edge orientation variance difference : } \sigma_{diff} = |\sigma_{iL} - \sigma_{iR}| \quad (14)$$

이들의 분포에 따라 서로 다르게 처리함으로써 각 영역에서의 차선 이외의 에지 성분의 제거와 강인한 차선 검출을 가능하게 한다.

- (i) $\overline{\theta_{diff}} \leq \overline{\theta_s}$ 이고 $\sigma_{diff} \leq \sigma_s$ 이면 동일방향의 차선을 갖는 영역으로 처리함.
- (ii) $\overline{\theta_{diff}} \leq \overline{\theta_s}$ 이고 $\sigma_{diff} > \sigma_s$ 이면 동일방향의 차선 이외에 차선과 다른 에지 성분이 혼입되어 있는 영역으로 인식하고 $\overline{\theta_s}$ 보다 큰 방향성의 에지성분을 제거함.
- (iii) $\overline{\theta_{diff}} > \overline{\theta_s}$ 이고 $\sigma_{diff} \leq \sigma_s$ 이면 곡선 등과 같이 차선의 방향이 변화되는 영역으로 처리함
- (iv) $\overline{\theta_{diff}} > \overline{\theta_s}$ 이고 $\sigma_{diff} > \sigma_s$ 이면 곡선과 같이 차선의 방향이 변화되는 영역임과 동시에 차선 이외의 에지 성분이 혼입되어 있는 영역으로 인식하고 (ii)와 같은 방법으로 에지성분을 제거하고 처리함.

여기서 $\overline{\theta_s}$ 와 σ_s 는 주어진 값으로 본 논문에서는 $\overline{\theta_s} = 0.05 \text{ rad}$ 의 값을 사용했다.

다양한 잡음에 대한 차선 검출의 성능은 ROI-LB 영역에서의 에지성분 검출 결과에 크게 좌우된다. 촬영 조명의 변화가 아닌 가우시안 잡음이나 임펄스성 잡음과 같이 부가성 잡음은 전처리 필터과정으로 그 영향을 완화시킬 수 있다. 그림 7은 가우시안 노이즈 및 임펄스성 잡음이 존재하는 경우에 ROI-LB 영역에서의 에지성분 검출 결과를 나타낸 것이다. 그림 7(a)의 SNR=23.2dB인 가우시안 잡음영상에 대한 ROI-LB영역에서의 에지검출 결과를 나타낸 것이 그림 7(b) 이다. 또한 그림 7(c)의 SNR=18.9dB의 임펄스 잡음영상에 대한 에지성분 검출결과가 그림 7(d)이다. 이들

(a) 에지보강 처리전의 결과

(b) Laplacian 필터에 의한 에지보강 처리후의 결과

그림 6. ROI-LB 영역에서의 에지성분 검출 결과

Fig. 6. Edge detection result within region of ROI-LB

(a) 가우시안 잡음영상(SNR=23.2dB)

(b) ROI-LB 영역에서의 에지성분 검출

(c) 임펄스 잡음영상(SNR=18.9dB)

(d) ROI-LB 영역에서의 에지성분 검출

그림 7. 부가성 잡음영상에 대한 ROI-LB 영역에서의 에지성분 검출결과

Fig. 7. Edge detection results within region of ROI-LB with additive noise

결과로부터 ROI-LB내의 에지성분 검출에 잡음의 영향을 완전히 배제할 수는 없다. 그러나 이와 같은 부가성 잡음의 에지 방향성이 랜덤하므로, 평균값이 작고 분산이 크다. 따라서 (ii)의 처리과정에 의해 그 잡음성분이 차선검출에 미치는 영향을 줄이는 것이 가능하다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 차선검출 방법을 검증하기 위해 대학주변의 실제 차도를 대상으로 다양한 조건의 차선에 대해 실험을 수행했다. 이를 위한 테스트 베드로 일반 승용차를 사용해서 CCD 카메라 및 고해상도 캠코더를 실험차량의 룸 미러 상단에 고정시켜 촬영된 영상을 사용했다.

수평소실선 추정을 위한 카메라의 초점거리는 동일한 값으로 통일시켰으며, 경사각 ϕ 는 30° 와 45° 의 값을 사용했다. 2절에서 기술한 바와 같이 직전 영상의 결과를 반영해서 각 영상마다 최적의 ROI-LB를 추출했다. 단 초기 프레임을 결과를 얻기 위해 연속 3프레임의 결과를 통합해서

최종 초기 프레임의 결과로 사용했다. 따라서 초기 프레임에서의 차선 추정에 기존 방법에 비해 많은 처리시간이 소요되지만, 이는 초기화 과정으로 실용화에 문제가 되지 않는다. 각 프레임마다 3-3절에서 기술한 식 (12)와 같은 Laplacian 필터를 처리해서 에지보강을 수행하고, ROI-LB 영역을 대상으로 식 (11)로 주어진 에지성분을 추출해서 사용했다. 에지성분의 세기정보를 그대로 사용하기 때문에 2진화와 세선화 처리는 필요 없다. 차선검출은 ROI-LB 영역의 식(13)과 (14)로 주어진 에지 방향성 정보의 클러스터링에 따라 블록단위로 차선 검출을 수행했다.

그림 6에서 알 수 있는 바와 같이 ROI-LB 추출에 의해 처리영역이 줄어들기 때문에 차선 검출에 소요되는 계산량은 획기적으로 줄어드는 것을 확인했다. 전체적인 계산량은 사용하는 프로세서 환경이나 프로그램의 최적화 및 영상에 따라 변화되지만, 동일한 환경에서는 본 제안 방법이 일반적인 HT를 적용한 방법에 비해 8배 이상 계산량을 줄일 수 있음을 확인했다. 이러한 결과는 ROI-LB의 최적 추출과 블록별 에지 방향성 정보의 클러스터링에 기인한 것이다. 그림 8은 본 제안방법에 의한 4종류의 서로 다른 차

그림 8. 4종류의 차선에 대한 HT, HT+수평소실선, 제안방법의 의한 검출결과 및 처리속도

Fig. 8. Lane detection results and processing speed comparisons with HT, HT-vanishing line, and the proposed method for 4 road lanes

선영상에 대한 결과를 나타낸 것이다. 그림 8의 좌측열의 영상 즉 그림 8(a), (d), (g), (j)의 결과는 HT 만을 적용한

것으로 가장 많은 처리시간과 차선 이외에 동일방향의 선 분이 함께 검출되는 것을 알 수 있다. 그림 7의 중간열의

영상 즉 그림 8(b), (e), (h), (k)의 결과는 수평소실선에 관한 정보를 반영한 것으로 처리시간이 최대 50% 정도 줄어들지만 검출된 결과가 차선과 여전히 일치하지 않는다. 마지막으로 그림 8의 우측열인 (c), (f), (i), (l)의 결과는 제안 방법에 의한 것으로 처리시간이 최대 8.56배 줄어들고, 차선이 보다 정확하게 검출되는 것을 확인할 수 있다.

제안 알고리즘의 유효성을 검증하기 위해 그림 8에서와

같이 단순한 HT 및 수평소실선의 반영에 의한 결과를 비교했다. 기존에 제안된 모든 방법을 실험으로 검증하고 제안 방법과 비교하는 것은 한계가 있다. 제안방법은 기존방법에 비해 검출처리 영역의 제한과 에지방향성에 대한 통계적인 특성을 이용함으로써 차선검출의 고속화 및 신뢰성 향상을 가져올 수 있다.

그림 9는 이상의 실험 조건과 처리과정으로 검출된 결과

(a) 평균휘도 123의 흐린 날씨

(b) 평균휘도 146의 흐린 날씨

(c) 평균휘도 158의 맑은 날씨

(d) 평균휘도 148의 맑은 날씨

(e) 평균휘도 137의 맑은 날씨

(f) 평균휘도 138의 흐린 날씨

그림 9. 다양한 조건의 차선에 대한 검출결과

Fig. 9 Road lane detection results for various condition of road images

를 제시한 것이다. 그림 9(a)는 인접차선에 미끄럼 방지 시설이 되어 있어, 차선과 교차되는 방향(x축)으로 검출되는 에지 성분을 갖는 직선 도로의 평균휘도 123의 흐린날 오후에 대한 결과이고, 그림 9(b)는 횡단보도와 분기선, 가드레일 등이 있는 도로 상황에서 평균휘도 146의 흐린날의 오후에 대한 결과이다. 그림 9(c)는 태양빛의 세기가 강한 조건에서 전체적으로 평균 휘도값이 158인 높은 영상에서의 검출 결과이다. 또한 그림 9(d)와 (e)는 그림자 및 차선 내부에 차선과 유사한 방향성을 갖는 도로조건에서의 맑은날 오전 결과이고, 그림 9(f)는 그림 9(c)와는 반대로 흐린날씨로 인해 전체적으로 휘도값이 낮은 상태로 차선 마킹이 뚜렷하지 않은 조건에서의 검출 결과를 나타낸 것이다. 이상과 같이 다양한 조명조건이나 차선 패턴 및 도로 상황에서도 본 제안 방법으로 차선이 정확하게 검출되는 것을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 다양한 차선의 패턴과 도로 환경 조건에도 강인한 차선 검출이 가능한 방법을 제안했다. 특히 카메라의 특성과 촬영된 영상평면에서의 차선의 속성을 기반으로 간단히 수평소실선과 최적 관심영역 (ROI-LB)을 추출하고, 이를 기반으로 차선을 검출함으로써 기존 방법에 비해 8배 이상 이상 계산량을 줄일 수 있었다. 또한 Gaussian 잡음과 같이 부가성 잡음제거를 위해 사용되는 일반적인 필터 처리의 문제를 보완하기 위해 잡음제거와 동시에 에지보강이 가능한 Lalacain 필터를 사용했다. 이는 선명하지 않은 차선이나 구별이 명확하지 않은 차선의 특징정보 검출에 유용한 방법이다. 차선을 검출하기 위해 ROI-LB 영역을 기반으로 블록단위별 작은 영역을 대상으로 영상의 특징정보를 추출해서 non-parametric 모델 매칭 기법을 사용했다. 이 때 블록별 에지 방향성의 통계적 특성을 이용함으로써 다양한 패턴의 차선검출이 가능함을 보였다.

차선 및 도로를 표현하는 정보는 에지 이외에 칼라, 텍스처 등이 있으나, 본 논문에서는 에지이외의 정보는 이용하지 않았다. 따라서 다양한 차선의 패턴과 물리적 도로 환경, 조명조건 등 실제의 모든 조건을 만족하는 차선을 검출하

기 위해서는 칼라와 같은 다른 정보의 이용과 비전센서 이외에 적외선 센서나 RADAR 센서 등 다른 센서와의 통합 처리, 범용성을 갖는 파라미터릭 차선 모델의 개발과 파라미터 추정 등의 연구가 진행되어야 한다. 향후 많은 연구를 통해 지능형 차량의 실용화를 위한 시스템이 구현되기를 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] Joel C. McCall and Mohan M. Trivedi, "Video-based lane detection estimation and tracking for driver assistance : Survey, system, and evaluation", IEEE Trans. Intell. Transportation Sys., vol. 7, no. 1, pp. 20-37, March 2006.
- [2] Qing Li, Nanning Zheng and Hong Cheng, "Springrobot : a prototype autonomous vehicle and its algorithm for lane detection", IEEE Trans. Intell. Transportation Sys., vol. 5, no. 4, pp. 300-308, Dec. 2004.
- [3] Chis Kreucher and Sridhar Lakshmanan, "LANA : A lane extraction algorithm that uses frequency domain feature", IEEE Trans. Robotics and Automation, vol. 15, no. 2, pp. 343-350, April 1999.
- [4] YoungUk Yim and Se-Young Oh, "Three-feature based automatic lane detection algorithm(TFALDA) for autonomous driving", IEEE Trans. Intell. Transportation Sys., vol. 4, no. 4, pp. 219-225, Dec. 2003.
- [5] Claudio R. Jung and Christian R. Kelber, "A lane departure warning system based on a linear-parabolic lane model", in Proc. of the IEEE Intell. Vehicle Sym., pp. 891-895, Parma, Italy, June 14-17, 2004.
- [6] T. N. Schoepflin and Daniel J. Dailey, "Dynamic camera calibration of roadside traffic management cameras for vehicle speed estimation", IEEE Trans. Intell. Transportation Sys., vol. 4, no. 2, pp. 90-98, June 2003.
- [7] Hsu-Yung Cheng et al, "Lane detection with moving vehicles in the traffic scenes", IEEE Trans. Intell. Transportation Sys., vol. 7 no. 4, pp. 571-582, Dec. 2006.
- [8] M. Aly, "Real time detection of lane marks in urban streets", in Proc. IEEE Intell. Vehicle Sym., pp. 7-12, June 4-6 2008.
- [9] S. Sehestedt et al, "Efficient lane detection and tracking in urban environments", in Proc. 3rd European Conf. Mobile Robots, pp. 1-6, Sept. 19-21, 2007.
- [10] B. Brilault-O'Mathony, "New method for vanishing point detection", Computer Vision, Graphics, and Image Proc., vol 54. no. 2, pp. 289-300, 1991.
- [11] J. Illingworth and J. Kittler, "A survey of the Hough transform", Computer Vision, Graphics, and Image Proc., vol 44. pp. 87-116, 1988.
- [12] Nicolas Guil, Julio Villalba and Emilio L. Zapata, "A fast Hough transform for segment detection", IEEE Trans. Image Proc., vol. 4,

no. 11, pp. 1541-1548, Nov. 1995.

- [13] H. Li, Mark A. Lavin, and R. J. Le Master, "Fast Hough transform : a hierarchical approach", Computer Vision, Graphics, and Image

Proc., vol 36. pp. 139-161, 1986.

- [14] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Prentice Hall

저 자 소 개

정 차 근

- 1993년 2월 : 일본 동경대학 전기공학과(공학박사)
- 1984년 1월 ~ 1997년 8월 : LG종합기술원 책임연구원
- 1995년 4월 ~ 1996년 3월 : 일본 방송통신기구 초빙연구원
- 2002년 1월 ~ 2002년 4월 : 일본 동경대학 초빙교수
- 1997년 9월 ~ 현재 : 호서대학교 시스템제어공학과
- 주관심분야 : 디지털 통신, 영상처리 및 부호화, 지능형차량제어, Machine Vision 등