

논문 2011-48SP-4-10

칼라분류와 방향성 에지의 클러스터링에 의한 차선 검출

(Detection of Road Lane with Color Classification and Directional Edge Clustering)

정 차 근*

(Cha-Keon Cheong)

요 약

본 논문에서는 칼라분류 및 방향성 에지정보의 클러스터링과 이들의 통합에 의한 새로운 도로영역 및 차선검출 알고리즘을 제안한다. 도로영역 및 차선을 하나의 인식대상 물체로 취급하고, 통계적 파라미터의 반복 최적화에 의한 칼라정보의 클러스터링을 수행해서 검출과 인식을 위한 초기정보로 사용한다. 다음으로, 칼라정보가 갖는 물체인식 의 한계를 개선하기 위해 에지정보를 검출하고, 관심영역(Region Of Interest for Lane Boundary(ROI-LB))의 추출과 ROI-LB 영역에서 방향성 에지정보의 검출과 클러스터링을 수행한다. 칼라분류 및 에지 클러스터링의 결과를 통합해, 이들 각각의 정보가 갖는 특징을 이용함으로써 도로환경에 적합한 도로영역 및 차선을 검출할 수 있도록 한다. 제안방법은 도로와 차선에 관한 파라미터적 수학적 모델을 사용하지 않고 칼라 및 에지의 클러스터링 정보에 의한 non-parametric 방법으로 다양한 도로 환경에 유연한 대응이 가능한 장점을 갖는다. 본 제안방법의 유효성을 입증하기 위해 상이한 촬영조건 및 도로환경에서의 영상에 대한 실험결과를 제시한다.

Abstract

This paper presents a novel algorithm to detect more accurate road lane with image sensor-based color classification and directional edge clustering. With treatment of road region and lane as a recognizable color object, the classification of color cues is processed by an iterative optimization of statistical parameters to each color object. These clustered color objects are taken into considerations as initial kernel information for color object detection and recognition. In order to improve the limitation of object classification using the color cues, the directional edge cues within the estimated region of interest in the lane boundary (ROI-LB) are clustered and combined. The results of color classification and directional edge clustering are optimally integrated to obtain the best detection of road lane. The characteristic of the proposed system is to obtain robust result to all real road environments because of using non-parametric approach based only on information of color and edge clustering without a particular mathematical road and lane model. The experimental results to the various real road environments and imaging conditions are presented to evaluate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: 비전시스템, 차선검출, 칼라 클러스터링, 방향성 에지정보, 반복최적화

I. 서 론

비약적으로 발전한 IT 기술을 기반으로 교통 인프라, 운전의 안전성 향상과 차량 시스템의 지능화가 비약적

으로 발전하고 있다. 차량운전의 안전성 및 편리성을 획기적으로 개선하고, 교통사고의 예방과 운전부담을 줄이는 것을 목적으로 하는 지능형 차량 시스템은 차세대 ITS (intelligent transportation system) 구현을 위한 핵심기술로서 관련 기술개발에 많은 연구가 진행되고 있다^[1~2]. 지능형 차량 시스템의 주요 기능은 안전운전과 사고예방을 위한 충돌경고 및 충돌회피 시스템과 주행차선의 변경보조 및 장애물 인지와 같은 자율주행 시

* 정회원, 호서대학교 시스템제어공학과
(Dept. of System Control Eng. Hoseo University)

※ 이 논문은 2010학년도 호서대학교의 재원으로 학술연구비 지원을 받아 수행된 연구임 (2010-0091).
접수일자: 2011년3월8일, 수정완료일: 2011년5월2일

스텝으로 분류할 수 있다. 이들의 기능을 구현하기 위한 주요과제는 도로영역의 인식과 주행차선의 유지, 인접차량과의 안전거리 확보와 충돌회피를 위한 주변 장애물의 검출과 추적, 교통상황이나 도로 환경에 따른 차량제어 등을 들 수 있다.

도로영역의 인식과 주행차선의 검출은 차선이탈을 경고하고, 인접 장애물과의 충돌을 회피하기 위한 중요한 요소기술의 하나이다. 또한 주행차선의 정보는 다른 차량의 위치와 동일 차선내의 장애물 검출을 위한 기준 시스템으로도 이용할 수 있다. 다양한 도로환경에서 강인한 주행차선의 검출은 국제적인 관심 속에 많은 연구가 활발히 진행되어 왔다^[3~8, 17]. 보다 정확한 차선검출과 장애물 인식을 위해 이미지 센서, RADAR 또는 LIDAR 센서, 초음파 센서 등 다양한 센서들이 사용되고 있다^[1, 8~9].

이미지 센서에 의한 비전기반 시스템은 저렴한 비용으로 많은 정보의 추출이 가능하고, 기존의 다양한 알고리즘을 활용할 수 있는 장점으로 인해 널리 활용되고 있다. 비전센서 기반의 차선검출 알고리즘은 크게 i) 흑백영상의 특징정보를 기반으로 한 방법^[4], ii) 영역 정보 기반의 방법^[3], iii) 도로의 기하학적 모델기반의 방법으로 분류할 수 있다^[1]. 또한 특징정보 기반의 방법은 파라미터릭 모델 매칭^[3, 8], 칼만(Kalman) 필터^[1] 또는 퍼티컬(particle) 필터링^[9] 등과 같은 통계 파라미터의 최적화 알고리즘이나 Hough 변환(HT)과 같은 좌표변환에 의한 non-parametric 모델 매칭^[4] 등이 연구되고 있다.

가설검증(hypothesize and verify) 기법을 기반으로 차선경계선의 분류와 추적, 이들을 통합한 모델의 확률적 최적화 방법을 사용해서 차선의 변경, 합류 및 분리 등과 같은 다소 복잡한 실제의 도로환경에서도 강인한 검출결과를 도출할 수 있는 방법이 연구되고 있으나^[17], 실용화 가능성을 높이기 위해서는 다양한 차선 패턴과 도로환경 뿐만 아니라, 기후 및 조명의 변화에도 능동적으로 대응할 수 있는 알고리즘 개발이 필요하다. 기존의 연구에서 실제 도로 환경을 고려한 다양한 방법들이 개발되어 제한적인 기능을 중심으로 실용화 단계까지 이르고 있으나^[1~2], 방대한 계산량에 따른 실시간 처리 시스템 구현의 어려움, 차선 및 도로 환경의 물리적인 제한 등 범용성에는 한계가 있다.

이미지 센서 기반의 기존 방법에서는 영상의 에지정보를 중심으로 차선의 모델링과 매칭, 역투시변환법 등

으로 차선을 검출하는 방법이 주로 연구되어 왔다. 그러나 이들 방법에서는 영상의 중요한 지각정보의 하나인 칼라정보가 극히 제한적으로 사용되거나 전혀 활용되고 있지 않다. 칼라정보는 시각적 지각(visual perception)의 문제에서 대상물체나 영역의 부분적인 폐색(occlusion), 회전, 스케일이나 해상도 변화 등에서 기하학적 정보보다 유용한 특성을 갖고 있어 특정물체의 국소화(localization), 세그멘테이션, 물체의 인식 및 추적과 같은 비전 시스템 연구에 많은 관심과 주목을 받아 왔다^[10~15]. 지능형 차량 시스템 분야에서도 칼라정보는 시각적 지각을 위한 중요한 요소신호 중의 하나이다. 즉 주행차량 주변 장애물의 검출과 추적, 도로 및 차선 영역의 검출에 칼라 정보를 핵심적인 요소정보로 사용할 수 있다. 그러나 칼라정보는 조명이나 촬영조건에 따라 변화되는 비정상(nonstationary) 확률분포 특성으로 인해 칼라분포의 통계적 성질이 환경에 따라 변화되는 문제가 있다. 이로 인해 기존의 연구에서는 칼라정보가 갖는 비정상 확률분포 특성을 충분히 반영하지 못하고, 칼라성분의 평균치에 의한 간단한 보조정보로 국한시켜 사용하고 있다^[11, 13].

본 논문에서는 다양한 차선형태 및 도로환경에 효율적으로 대응하고, 도로영역 및 차선검출의 성능개선을 위한 새로운 검출방법을 제안한다. 이를 위해 먼저 차선을 하나의 인식 대상 물체로 취급하고, 도로영역 및 차선에 대응하는 칼라를 분류해서 차선검출과 도로영역의 인식을 위한 초기정보로 사용한다. 차선에 대한 칼라공간의 분류는 통계적 파라미터의 반복최적화 방법을 사용해서 수행된다. 또한 물체의 분류 및 인식에서 칼라정보가 갖는 경계선 구분의 불확실성, 오인식 등의 한계를 개선하기 위해 방향성 에지 정보의 검출과 클러스터링을 수행한다. 차선영역에 관한 방향성 에지정보는 차선 주변의 일정한 범위에 한정되는 특성으로부터 에지정보의 처리영역을 관심영역(ROI-LB)으로 제한하고 통계적 파라미터를 기반으로 방향성 에지정보의 클러스터링을 수행한다. 칼라분류 정보와 에지 클러스터링 결과를 통합 처리함으로써 도로영역 및 차선검출의 정확성을 개선하고 다양한 도로 환경에 강인한 검출결과를 도출될 수 있도록 한다. 칼라정보는 주변 환경 및 차선패턴의 변화 등이 차선검출에 미치는 영향이 에지정보에 비해 적다. 또한 에지정보는 차선과 유사한 칼라정보를 갖는 주변 환경을 구분하는데 사용할 수 있다. 따라서 잡음 등에 민감하게 반응하는 문제를 내포

하고 있는 기존의 방법과 달리, 칼라와 에지 정보를 통합해서 차선을 검출하는 본 제안방법은 외부 환경변화와 잡음 등에 강인한 특성을 갖는다.

제안방법의 특징은 다음과 같다.

- 차선의 칼라분포를 가우시안 확률분포함수로 근사화시키고 반복 최적화에 의한 칼라분류.
- 칼라정보와 방향성 에지정보 클러스터링 결과의 통합으로 다양한 도로환경에 유연한 대응이 가능함.
- 차선과 갓길과 같은 주행차선의 경계선 검출이 가능함.
- 칼라영역의 분류로 중앙선, 변경가능 차선, 교차로 등의 차선구분이 가능함.
- 처리영역을 제한함으로써 CIF (352×288) 영상의 경우 초당 15 프레임 이상의 실시간 처리가 가능함.

본 논문은 II장에서 HSI 칼라공간 모델을 기반으로 한 통계적 파라미터의 최적화에 의한 칼라분류를 기술하고 통계적 파라미터 추정 수렴성과 실험결과를 제시한다. 방향성 에지의 검출과 클러스터링에 의한 차선 검출 방법을 III장에서 제시하고, IV장에서는 칼라분류 및 방향성 에지 클러스터링의 통합에 의한 차선검출 방법을 기술한다. 다양한 조건의 도로영상을 대상으로 제안방법의 유효성을 검증할 수 있는 실험결과를 V장에서 제시한다.

II. 칼라영역의 확률분포 최적화에 의한 칼라분류

칼라는 물체표면에서의 반사조건, 조명변화와 시점(viewing point)의 기하학적 성질, 카메라 특성 등에 좌우되고, 촬영 시간이나 기후조건에 따라 가변된다. 따라서 물체의 정확한 칼라를 기술하고 해석하는 것은 고려할 변수가 너무 많아 이들 모두를 반영한 칼라정보 처리를 위한 범용적인 칼라모델을 도출하는 것은 매우 어려운 문제이다. 칼라의 효율적인 기술과 해석을 위한 칼라모델링은 i) 히스토그램 기반의 non-parametric 모델링과^[12, 14] ii) 혼합모델^[10, 15], iii) 퍼티클 필터링^[9], EKF 등의 파라미터릭 모델 등으로 분류할 수 있다. 히스토그램과 같은 non-parametric 칼라모델은 칼라의 변화를 적응적으로 반영할 수 있으나 칼라공간의 양자화 레벨 수에 성능이 크게 좌우되고 레벨 수가 증가함에 따라 계산량이 폭발적으로 증가하는 문제가 있다. 파라

미터릭 칼라 모델은 시간에 따라 변화되는 칼라의 확률분포 특성을 적응적으로 반영하고 관측대상과 촬영 조건의 특성에 적합한 확률분포 함수의 통계적 파라미터를 안정적으로 추정할 수 있으나 계산량이 방대하고 추정대상의 수학적 모델에 추정 결과가 좌우되는 문제가 있다.

본 논문에서는 조명변화에 따라 칼라변화의 감도를 완화시키고 보다 안정적인 칼라분포의 통계적 파라미터를 추출하기 위해 HSI 칼라 공간 모델과 반복 최적화 방법을 사용해서 칼라를 분류한다. RGB 칼라 공간 모델은 직각좌표 공간에 칼라의 각 화소를 나타내기 때문에 조명변화에 민감하게 반응하는 문제가 있다. 따라서 RGB 칼라공간 모델에 비해 외부 촬영 조건의 변화에 보다 강인한 특성을 갖고^[11], 사람의 칼라인식과 동일한 방법으로 칼라표현과 취급이 가능한 H(Hue), S(Saturation), I(Intensity) 칼라공간 모델을 사용해서 도로 및 차선의 칼라 분류를 수행한다. HSI 칼라공간 모델은 RGB 칼라공간모델에 비해 밝기변화에 대한 감도가 완화되는 특성이 있다.

RGB 칼라공간 모델에서 HSI 칼라공간 모델로의 좌표변환은 식 (1)과 같다.

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} [\min(R, G, B)] \quad (1)$$

$$H = \cos^{-1} \frac{0.5 \times \{(R - G) + (R - B)\}}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}}$$

H 값의 범위는 0~360°로서 칼라의 색상을 나타내고, S는 0~1의 범위를 갖는 반경으로 칼라의 채도성분을 나타낸다. I는 칼라의 세기, 즉 명도성분에 해당하고 0~255의 범위를 갖는다.

칼라분류는 칼라정보 기반의 물체인식, 영역의 분류, 칼라 인덱싱(indexing) 등을 위한 전처리과정의 하나로 널리 사용되는 방법으로 일반화된 가우시안 혼합 모델(GMM)이나 통계 파라미터에 의한 유사도, 칼라차분의 평균치에 의한 k-means 등의 방법들이 연구되어 있다. 이들 방법들은 일정한 제한 조건에서 유용한 결과를 얻을 수 있으나 많은 계산량이 요구되는 문제가 있다^[11-15].

본 논문에서는 도로 및 차선영역의 칼라확률분포를 HSI 칼라공간의 일반화된 가우시안 분포함수로 모델화

한다. 즉 차선에 해당하는 흰색(W), 황색(Y), 청색(B)의 칼라영역과 아스팔트 포장 도로에 해당하는 흑색(K) 또는 시멘트 포장도로에 해당하는 회색(G)의 칼라영역을 대상으로 각 영역에서의 마할라노비스(Mahalanobis) 거리가 최소가 되도록 반복연산에 의한 최적화 방법을 사용한다. 최적화 방법은 적당히 분할된 초기영역을 대상으로 마할라노비스 거리가 줄어드는 방향으로 각 영역간의 칼라 샘플을 이동시켜 영역 내에서의 칼라 확률분포 함수가 최대가 되도록 칼라 영역의 분할을 수행한다. 제안 방법은 전체 칼라영역의 최적화에 관한 수학적 엄밀함은 보장할 수 없지만 개별 칼라 영역에서의 준 최적화를 빠르게 얻을 수 있는 장점이 있다.

R개의 분류대상 칼라영역에 대해 식 (2)와 같은 평가함수 J_e 를 정의한다.

$$J_e = \sum_{k=1}^R J_k \quad (2)$$

이 때 J_k 는 W, Y, B, K 등 차선의 칼라에 해당되는 칼라영역 D_k 에서 식 (3)과 같이 주어지는 마할라노비스 거리함수이다.

$$J_k = \sum_{\mathbf{x}_k \in D_k} [\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_k]^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} [\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_k] \quad (3)$$

여기서 \mathbf{x}_k 는 칼라영역 D_k 에 속한 HSI 칼라 성분으로 $\mathbf{x}_k = [x_{kH}, x_{kS}, x_{kI}]^T$ 로 주어지는 벡터이고, T 는 전치행렬을 나타낸다. $\boldsymbol{\mu}_k$ 는 칼라영역 D_k 에서의 평균으로 본 논문에서는 간단히 산술평균을 사용한다. 즉 칼라영역 D_k 에서의 화소수가 N_k 라 하면 $\boldsymbol{\mu}_k$ 는 $\mu_{kz} = \frac{1}{N_k} \sum_{\mathbf{x}_k \in D_k} x_{kz}$ ($z = H, S, I$ 의 성분을 나타내는 HSI 칼라 샘플) 이다. 또한 $\boldsymbol{\Sigma}_k$ 는 칼라영역 D_k 에서의 HSI 칼라성분간 공분산(covariance)으로 식 (4)와 같이 정의되는 값이다.

$$\boldsymbol{\Sigma}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{\mathbf{x}_k \in D_k} [\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_k][\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_k]^T \quad (4)$$

동질의 칼라성분만으로 구성된 최적의 칼라영역을 분류하기 위해 임의의 칼라영역 D_k 에 속한 샘플 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 를 새로운 칼라영역 D_j 로 이동하는 경우 영역간 평가함수 J_e 의 변화를 구해 이 값이 최소가 되도록 칼라영역을

분류한다. 즉, 칼라 샘플 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 의 이동에 의해 칼라영역 D_j 에서의 평균, 공분산 및 마할라노비스 거리함수의 변화는 다음 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} - \text{평균} : \boldsymbol{\mu}_j^* &= \boldsymbol{\mu}_j + \frac{\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_j}{N_j + 1} \\ - \text{Covariance의 변화} : \boldsymbol{\Sigma}_j^* &= \boldsymbol{\Sigma}_j + \frac{1}{N_j + 1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_j][\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_j]^T \quad (5) \\ - \text{평가함수의 변화} : J_j^* &= J_j + \frac{N_j}{N_j + 1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_j]^T \boldsymbol{\Sigma}_j^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_j] \end{aligned}$$

한편 샘플 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 가 다른 영역으로 이동한 영역 D_k 에서의 변화는 식 (6)과 같이 주어진다.

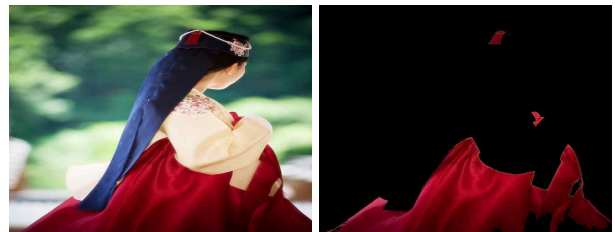
$$\begin{aligned} \text{평균의 변화} : \boldsymbol{\mu}_k^* &= \boldsymbol{\mu}_k - \frac{\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_k}{N_k - 1} \\ \text{Covariance의 변화} : \boldsymbol{\Sigma}_k^* &= \boldsymbol{\Sigma}_k - \frac{N_k}{N_k - 1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_k]^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_k] \quad (6) \end{aligned}$$

$$\text{평가함수의 변화} : J_k^* = J_k - \frac{N_k}{N_k - 1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_k]^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_k]$$

따라서 샘플 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 의 칼라영역 간 이동에 따른 마할라노비스 거리함수의 변화가 최소가 되도록, 즉 다음 식 (7)의 조건을 만족하는 경우에만 샘플 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 를 영역 D_k 에서 D_j 로 이동시킴으로서 영역간 칼라의 동질성이 유지되는 칼라영역을 분류할 수 있다

$$\frac{N_k}{N_k - 1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_k]^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_k] > \frac{N_j}{N_j + 1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_j]^T \boldsymbol{\Sigma}_j^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\mu}_j] \quad (7)$$

이상의 과정을 J_e 값이 일정한 범위에 수렴할 때 까지 반복함으로써 동질의 칼라성분으로 구성된 칼라영역을 분류할 수 있다. 그림 1은 이상의 방법에 따라 임의



(a) 칼라분류의 실험 원영상 (b) 적색 칼라분류의 결과

그림 1. 칼라영역 분류의 예.
Fig. 1. Example of color classification.

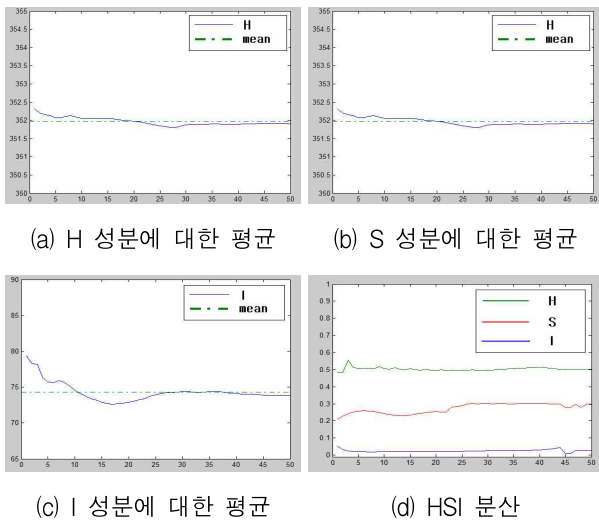


그림 2. 그림 1(a)의 실험영상에 대한 칼라분류의 평균 및 분산의 수렴성.

Fig. 2. The convergence of mean and covariance of color classification to the result of the Fig.1(a).



그림 3. 일반 도로영상에 대한 칼라영역의 분류.

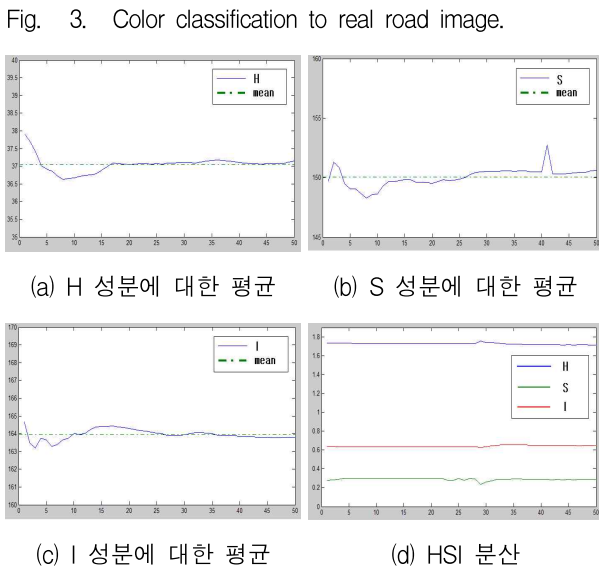


그림 4. 그림 3의 도로영상에 대한 흰색영역에 대한 칼라분류의 평균 및 분산의 수렴성.

Fig. 4. The convergence of mean and variance of color classification to the result of the Fig. 3(a).

의 칼라영상을 대상으로 한 칼라분류의 결과를 나타낸 것이다. 그림 1(a)의 칼라영상에 대해 적색에 해당하는 영역을 분류한 결과가 그림 1(b)이다. 그림 2는 HSI 각 성분의 평균과 분산이 반복과정에서 수렴하는 정도를 나타낸 것으로, 그림 1의 영상의 칼라분포가 비교적 단순하게 구성되어 있어 20회 이내의 반복과정에서 빠르게 수렴하는 것을 알 수 있다. 그림 3은 일반의 도로영상을 대상으로 한 흰색 및 황색 차선의 칼라영역의 분류결과를 나타낸 것이다. 그림 3(a)의 원 영상에서 알 수 있듯이 차선과 유사한 칼라분포를 갖는 영역이 모두 동일영역으로 분류되어 있음을 알 수 있다. 또한 그림 4의 평균 및 분산에 대한 칼라분류의 수렴성의 결과로부터 복잡한 일반 도로 영상의 경우에도 20회 이내의 반복연산에서 일정한 값으로 빠르게 수렴하는 것을 볼 수 있다.

III. 방향성 에지 성분의 클러스터링

도로영역 및 차선검출에 유용한 특징정보를 추출하기 위해서는 영상의 촬상과정에 혼입된 부가성 잡음 제거 처리가 필요하다. 잡음제거를 위해 일반적인 저역통과 필터(LPF)를 사용하면 잡음성분의 제거뿐만 아니라 차선검출에 필요한 유용한 특징정보까지 소실되는 문제가 발생한다. 특히 실제 도로에서의 차선이 선명하지 않거나 여러 원인으로 차선의 구별이 명확하지 않은 경우가 많다. 따라서 단순한 LPF의 적용은 차선검출의 결과에 나쁜 영향을 줄 가능성이 높다. 본 논문에서는 잡음제거와 동시에 차선검출에 유용한 에지성분을 강조하기 위해 Laplacian 필터함수를 사용한다. 입력영상에 Laplacian $\nabla^2 I(x,y)$ 를 적용하면 고주파 성분은 강조되고 저주파 성분은 줄어드는 효과를 갖는다. 이 때 $\nabla^2 I(x,y)$ 는 식 (8)과 같이 정의되는 함수이다.

$$\nabla^2 I(x,y) = \frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial y^2} \tag{8}$$

Laplacian 필터에 의한 에지가 강조된 신호 $E(x,y)$ 는 식 (9)로 주어진다.

$$E(x,y) = I(x,y) - \nabla^2 I(x,y) \tag{9}$$

잡음제거 및 에지가 강조된 식 (9)의 결과를 기반으로 방향성 에지정보는 Sobel 연산자에 의한 1차 미분의 방법을 사용해서 추출한다. Sobel 연산자에 의한 수평 및 수

직 방향의 에지 $\nabla_x E(x,y)$, $\nabla_y E(x,y)$ 를 구하고 크기 $G(x,y)$ 와 그 방향성분 $\theta(x,y)$ 는

$$G(x,y) = \sqrt{\{\nabla_x E(x,y)\}^2 + \{\nabla_y E(x,y)\}^2} \quad (10)$$

$$\theta(x,y) = \arctan\left(\frac{\nabla_y E(x,y)}{\nabla_x E(x,y)}\right) \quad (11)$$

와 같다. 차선으로 인식할 수 없는 잡음성 에지 이미지의 제거는 대상영역에서의 에지성분 크기의 평균값 G_{ave} 을 계산하고, 이를 기준으로 다음과 같이 처리한다.

$$G_{ave} = \frac{1}{N_{tot}} \sum_{x,y \in \Omega} G(x,y) \quad (12)$$

여기서 N_{tot} 는 주어진 영역 Ω 에서의 $G(x,y)$ 화소의 전체 개수이다. 영역 Ω 에서의 에지 $g(x,y)$ 는

$$g(x,y) = \begin{cases} G(x,y) & \text{if } G(x,y) \geq G_{ave} \\ 0 & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (13)$$

와 같이 처리함으로써 영상의 휘도변화를 반영한 기준치 처리로 촬상 시 다양한 조명조건의 변화에 의한 영향을 줄일 수 있다.

이상과 같이 검출된 방향성 에지 성분을 대상으로 에지 클러스터링을 다음과 같이 수행한다. 먼저, IV장에서 기술되는 좌우측 차선의 관심영역을 중심으로 에지의 방향성 $\theta(x,y)$ 의 평균 $\overline{\theta_{TL}}$ 과 $\overline{\theta_{TR}}$, 그리고 분산 σ_{TL} , σ_{TR} , 각 차선의 관심영역 내 블록별 평균 $\overline{\theta_{iL}}$, $\overline{\theta_{iR}}$, 분산 σ_{iL} , σ_{iR} 을 구한다. 다음으로 좌측 차선을 대상으로 i 번째 관심영에서의 평균과 분산의 차이를 다음의 식 (14) 및 (15)와 같이 정의하면

Average edge orientation difference :

$$\overline{\theta_{diff}} = |\overline{\theta_{iL}} - \overline{\theta_{TL}}| \quad (14)$$

Edge orientation variance difference :

$$\sigma_{diff} = |\sigma_{iL} - \sigma_{TL}| \quad (15)$$

이들의 분포에 따라 적응적으로 처리함으로써 각 영역에서의 차선에 대한 클러스터링이 가능하다. 구체적인 처리방법은 다음과 같다.

- (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 $\overline{\theta_s} = \sigma_s = 0.05 \text{ rad}$ 의 값을 사용했다. 이들 결과로부터 에지성분 검출에 잡음의 영향을 완전히 배제할 수는 없다. 그러나 부가성 잡음의 에지 방향성이 랜덤하므로, 평균값이 작고 분산이 크다. 따라서 (ii)의 처리과정에 의해 그 잡음성분이 차선검출에 미치는 영향을 줄이는 것이 가능하다.

IV. 통합에 의한 도로 및 차선 검출

II장에서 제안한 칼라 분류에 의한 정보만으로 차선 영역을 정확히 검출하는 것은 한계가 있다. 특히 조명의 변화나 촬상 조건 즉 그림자, 도로 및 차선과 유사한 칼라성분을 갖는 자연환경, 교통표지판 및 주변 건축물 등이 있는 경우 칼라정보만으로 이들을 분류하는 것은 매우 어렵다. 또한 영상의 에지와 같은 특징정보는 도로구조나 날씨, 주변장애물 등에 따라 검출성능이 크게 좌우된다. 또한, 실제의 도로환경에서는 차선이 선명하지 않거나 여러 요인에 의해 차선의 구별이 분명하지 않은 경우가 많다. 따라서 칼라정보 및 에지와 같은 특징정보가 갖는 이점을 살려, 이들 정보들을 통합 처리함으로써 실

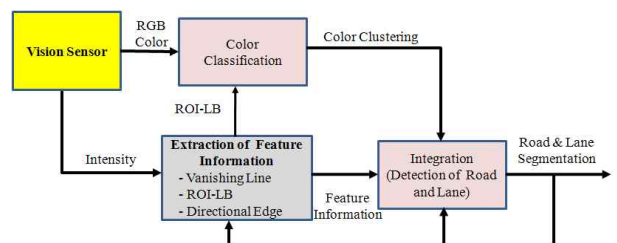


그림 5. 도로 및 차선검출을 위한 제안방법의 블록도
Fig. 5. The proposed block diagram for the detection of road and lane,

제 도로 환경에 적응적인 대응이 가능한 도로영역 및 차선검출이 가능하다. 뿐만 아니라 중앙선이나 전용도로 등과 같은 주행차선의 속성을 파악할 수 있고, 잡음이나 주변 환경에 의한 오류성 에지나 그림자 및 주변장애물의 영향에 강인한 차선검출 및 추종이 가능하다.

그림 5는 본 논문에서 제안하는 칼라 분류 및 방향성 에지 클러스터링 정보와의 통합에 의한 도로 및 차선검출의 알고리즘 구성을 블록도로 나타낸 것이다. 도로 및 차선은 평탄한 평면이라 하면 카메라가 주행차량에 고정으로 설치된 경우, 도로 및 차선의 영역은 영상 내의 일정한 범위로 제한된다. 그림 5의 특징정보 추출과 처리부에서 문헌 [16]에서 제안된 방법을 사용해서 수평소실선과 차선의 검출 영역을 제한한 관심영역(ROI-LB)을 추출한다.

카메라 및 차선의 기하학적 좌표계 해석을 통해 차선검출에 필요한 ROI-LB를 결정한다. 실제의 도로영상에서는 수평소실선 이상의 영역에는 차선이 존재하지 않아 영상을 처리할 필요가 없다. 또한, 차선의 연속성과 완만한 변화특성을 고려하고, 직진 영상의 검출결과를 반영하면 현재 영상에서의 차선은 좌우측 일정한 영역 내에 존재하게 된다. 뿐만 아니라 주행차량에 근접한 차선은 직선으로 근사시킬 수 있으며 수평소실선 부근에 비해 비교적 넓은 차선폭을 갖는다. 이상의 결과를 반영해서 ROI-LB는 가변 사이즈의 블록 영역이 될 수 있도록 한다. θ 를 직진 프레임에서 왼쪽 차선이 수평소실점(vanishing point)과 주행차량에 근접한 수평선(x-축)이 이루는 각도라 하면, 최적의 ROI-LB 영역의 크기는 각도 θ_1 과 θ_2 에 의해 결정될 수 있도록 한다. 각 ROI-LB 영역의 높이를 h 값으로 고정시키게 되면 i 번째 블록의 폭 w_i 는 식 (16)과 같이 계산된다.

$$w_i = (v_0 - ih)(\cot \theta_2 - \cot \theta_1) \text{ [pels]} \quad (16)$$

v_0 는 주행차량에 근접한 수평선에서 수평소실점까지의 거리이다. 비록 ROI-LB의 크기는 카메라의 공간해상도와 차량의 이동속도 등에 따라 가변되어야 하지만, 식 (16)에 따라 차량에 인접한 블록의 폭은 넓고, 수평소실선에 근접할수록 블록의 폭이 좁아져 고정된 카메라에 촬영된 차선의 특성을 잘 반영한다. 블록 형태의 ROI-LB를 사용함으로써 다양한 차선의 패턴이나 직선 또는 곡선 등의 도로형상에 유연하게 대응할 있으며, 차선이 검출영역을 벗어나는 경우를 최소화할 수 있다.

ROI-LB 기반의 차선 검출을 수행함으로써 차선 이외의 정보를 차선검출 과정에서 미리 제거함으로써 검출성능을 높일 수 있다.

그림 6은 에지 검출과 ROI-LB 영역의 결정, 방향성 에지 클러스터링의 결과들을 나타낸 것이다. 그림 6(a)의 도로영상에서 잡음제거 및 에지 강화처리에 의한 에지 검출의 결과를 나타낸 것이 그림 6(b)이다. 그림 6(b)의 결과로부터 그림자와 도로주변의 나무, 전방의 자동차와 사람 등의 장애물이 차선검출에 많은 영향을 미치는 것을 알 수 있다. 따라서 기존의 처리방법으로는 이들의 영향을 배제하고 정확한 차선을 검출하는 것이 용이하지 않다. 그러나 그림 6(c)의 ROI-LB 영역을 대상으로 III장에서 기술한 식 (13)의 결과와 방향성 에지 클러스터링을 적용함으로써 차선 이외의 불필요한 정보들의 제거가 가능함을 알 수 있다.

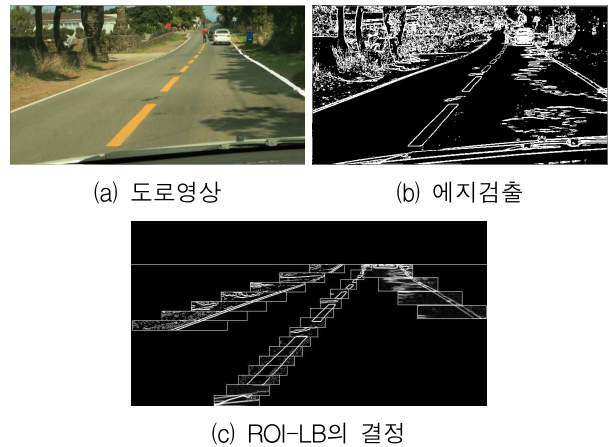


그림 6. 에지 검출 및 ROI-LB.
Fig. 6. Result of edge detection and ROI-LB.

칼라분류와 방향성 에지의 클러스터링 정보의 통합처리 과정은 다음과 같다. 먼저 칼라 분류 결과로부터 ROI-LB 영역에서의 칼라정보와 방향성 에지의 클러스터링에 의한 차선 정보를 검출한다. 다음으로 각 ROI-LB 영역의 화소 (x, y) 에서 k 번째 프레임의 방향성 에지성분의 클러스터링 $e_k(x, y)$, 칼라분류 $C_k(x, y)$ 에 대해 아래의 처리과정으로 차선 $L_k(x, y)$ 를 결정한다.

- i) if ($(e_k(x, y) == 1) \ \&\& \ (C_k(x, y) == 1)$)
 $L_k(x, y) = 1$ (차선으로 인식)
- ii) if ($(e_k(x, y) == 1) \ \&\& \ (C_k(x, y) != 1)$) {
차선의 칼라가 탈색, 누락, 오염 등으로 칼라클러스터링에 포함되지 않은 경우나 차선영역 이외의 방향성

에지 성분에 의한 것으로 직전 프레임의 결과를 반영하여 다음과 같이 처리한다.

- if ($(L_{k-1}(x,y) == 1) \ \&\& \ (C_{k-1}(x,y) == 1)$) $L_k(x,y) = 1$ (차선으로 인식)
- else $L_k(x,y) = 0$
- }
- iii) if ($(e_k(x,y) != 1) \ \&\& \ (C_k(x,y) == 1)$) {
 조명변화에 의해 차선의 에지점 부근에서 오인식되거나 차선내부의 영역에 해당되는 것으로 판단한다.
 - if ($(L_{k-1}(x,y) == 1) \ \&\& \ (e_{k-1}(x,y) == 1)$) $L_k(x,y) = 1$ (차선으로 인식)
 - else if $((L_{k-1}(x,y) == 1) \ \&\& \ (C_{k-1}(x,y) == 1))$ $L_k(x,y) = 1$
 - else $L_k(x,y) = 0$
- }
- iv) if $((e_k(x,y) != 1) \ \&\& \ (C_k(x,y) != 1))$ $L_k(x,y) = 0$

V. 실험결과

본 논문에서 제안한 차선검출 방법을 검증하기 위해

실제 차도를 대상으로 다양한 조건의 차선에 대해 실험을 수행했다. 먼저 수평소실선과 ROI-LB의 검출은 [16]에서 제시한 방법을 적용했다. 각각의 입력영상에 대해 II장에서 기술한 칼라클러스터링과 III장에서 기술한 방향성 에지의 추출 및 클러스터링을 수행하고 IV장의 두 클러스터링 결과의 통합방법을 사용해서 최종적으로 차선이 검출되도록 했다. 연속적인 입력영상에서 직적 프레임의 결과만을 반영함으로써 메모리 사용량과 처리시간이 크게 증가하지 않도록 했다.

그림 7~그림 11은 이상의 실험 조건과 처리과정으로 검출된 결과를 제시한 것이다. 제시한 실험결과들에서 (a) 입력영상, (b) ROI-LB 영역에서의 방향성 에지 성분, (c) 및 (d) 칼라분류에 의한 도로영역 및 차선의 분류, (e) 통합결과에 의한 차선검출의 결과, (f) 도로영역의 추출 결과 등을 나타낸 것이다. 먼저 그림 7은 평균휘도 165의 쾌청한 날씨에 나무그림자 및 주변에 장애물이 혼재하는 도로조건에서의 결과이고, 그림 8은 흰색차선과 유사한 칼라를 갖는 가로수의 꽃을 갖는 평균휘도 161의 밝은 조명조건에서의 도로이다. 또한 그림 9는 가드레일과 도로에 차선과 같은 방향으로 미끄럼방지 시설을 갖는 평균휘도 115인 흐린날의 도로에 대한 결과이며, 그림 10은 평균휘도 135인 흐린날의 비교적 간단한 구조의 도로에

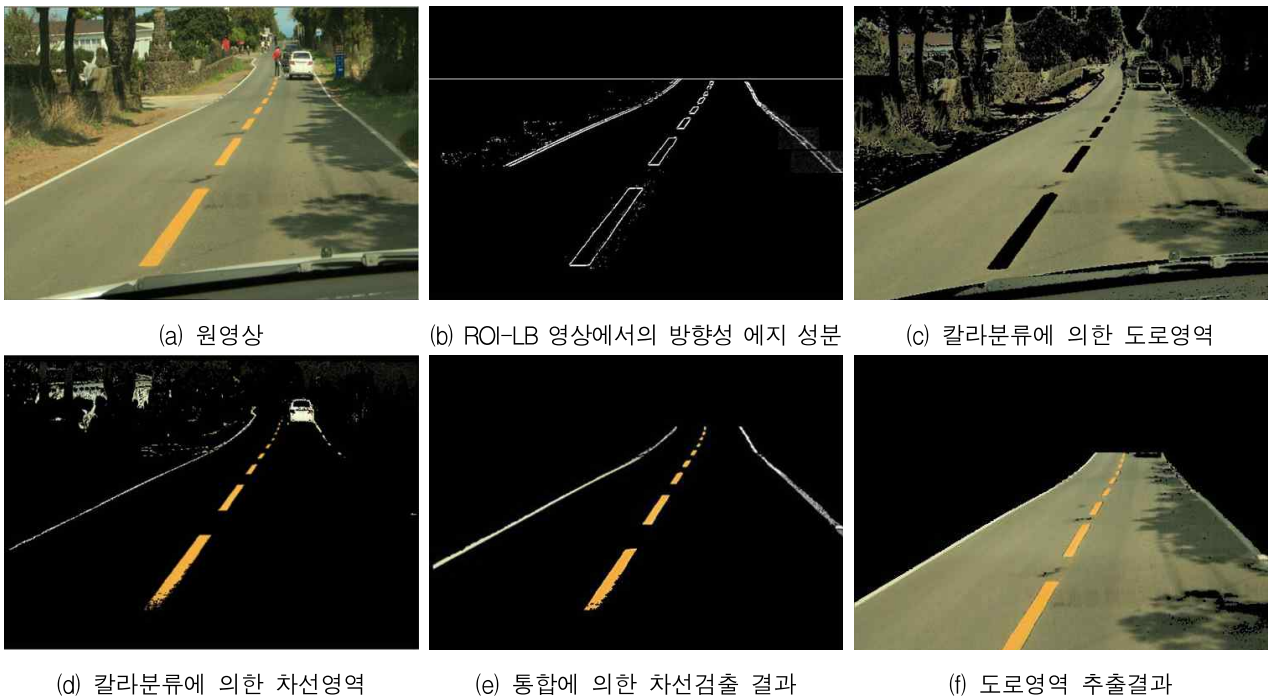


그림 7. 평균휘도 165의 쾌청한 날씨에서의 실험결과
 Fig. 7. The experimental result for the 165 average luminance on the shiny day.



그림 8. 평균휘도 161의 맑은 날씨에서의 실험결과

Fig. 8. The experimental result for the 161 average luminance on the clear day.



그림 9. 평균휘도 115의 흐린 날씨 및 미끄럼방지 도로에서의 실험결과

Fig. 9. The experimental result for the 115 average luminance on the cloudy day.

대한 것이다. 마지막으로 그림 11은 평균휘도 120인 저녁 무렵의 시골길에 대한 일반도로에 대한 것으로 활상에서의 조명조건이 그림 7과는 매우 상이한 경우의 결과이다.

제시된 실험결과에서 알 수 있는바와 같이 다양한 조명 조건이나 차선 패턴 및 도로 상황에서도 본 제안 방법으로 차선과 도로영역이 정확하게 검출되는 것을 알 수 있



그림 10. 평균휘도 135의 흐린 날씨의 간단한 구조 도로에서의 실험결과
 Fig. 10. The experimental result for the 135 average luminance on the cloudy day.



그림 11. 평균휘도 120의 저녁무렵 시골길에서의 실험결과
 Fig. 11. The experimental result for the 120 average luminance on the sunset time.

다. 또한, 에지 클러스터링 및 통합과정에서 처리영역을 ROI-LB 영역으로 제한해서 사용하기 때문에 처리시간을 HT 기반의 방법에 비해 최대 8배까지 줄일 수 있으며

^[16], CIF(352×288) 영상의 경우 초당 15 프레임 이상의 처리가 가능하다.

이상의 실험결과로부터 제안방법에 의한 검출성능이

우수함을 알 수 있다. 즉 파라미터릭 모델을 사용하지 않고 실제 도로영상으로부터 칼라정보와 에지정보를 검출하고 이들을 결합해서 사용하므로 차선이 검출되지 않거나 차선위치가 잘못 검출되는 경우는 발생하지 않는다. 이 결과는 파라미터릭 모델을 사용하는 기존의 방법에서 차선위치 검출 오차의 표준편차 평균이 13.14cm 정도 발생하고^[1], 도로 환경에 따라 차선모델이 실제 차선과 일치하지 않는 현상이 발생하거나^[3], 그림자의 영향이 강한 경우에 차선검출의 인식율이 저하되는 문제가 있는 것^[17]에 비해 제안방법의 정량적 우수성을 보이는 것이라 할 수 있다. 또한, 문헌 [4]에서는 모델 파라미터의 최적화에 의해 실제 차선과의 불일치를 완전히 제거할 수 있음을 기술하고 있지만, 에지정보만을 사용하기 때문에 도로환경 및 차선패턴의 변화에 검출결과가 영향을 받는다. 제안방법은 이상과 같은 그림자의 변화나 도로환경에 검출능력이 크게 좌우되지 않는다. 그림 7 및 8의 결과는 그림자의 영향이 강한 도로환경에서도 차선검출이 정확하게 검출되고 있음을 보이고 있으며, 그림 10과 11은 조명 및 날씨의 변화에 강인한 검출결과가 얻어지는 것을 알 수 있다. 그러나 그림 9에 결과에서 우측차선의 수평소실선 근처에서와 같이 제안방법은 차선이 분명하지 않고 주변 환경과 유사한 칼라를 갖는 경우에는 검출능력이 저하되는 문제가 있다.

IV. 실험결과

본 논문에서는 다양한 촬영조건 및 도로 환경 조건에도 강인한 차선 검출을 위한 칼라분류와 방향성 에지 클러스터링에 의한 통합 방법을 제안했다. 각 칼라영역의 통계적 파라미터의 반복최적화에 의한 칼라 분류의 결과를 차선 및 도로영역 검출의 초기정보로 사용하고, ROI-LB 영역에서의 방향성 에지의 검출과 클러스터링 결과와의 통합으로 조명조건의 변화나 다양한 도로환경에 강인한 차선검출이 가능함으로 보였다. 실험결과로부터 165 ~ 115 범위의 평균휘도, 촬영 시점 및 기후, 도로환경 등의 변화에도 도로영역과 차선이 비교적 정확하게 검출되는 것을 확인했다. 또한 제안방법은 실제의 차선의 변화를 고려한 ROI-LB 영역으로 한정해서 차선검출을 수행하기 때문에 실시간 처리에 문제가 없음을 보였다. 특히 제안방법은 non-parametric 방법에 기반하고 있어 다양한 도로 환경에 유연한 대응이 가능한 장점을 갖는다.

본 논문에서 계산량을 줄이기 위해 간단한 알고리즘의 칼라분류 방법을 사용했으며, 방향성 에지정보의 통계적 파라미터의 기준치 처리에 의한 에지 클러스터링, 전 프레임의 결과에 기반을 둔 통합 등의 새로운 알고리즘을 제안했다. 칼라 및 방향성 에지정보를 통합된 파라미터로 사용해서 확률적 최적화 방법의 적용과 계산량을 줄일 수 있는 알고리즘에 대한 연구가 필요하다. 향후 비전센서 이외에 RADAR 센서, 초음파센서 등 다른 센서와의 통합처리, 범용성을 갖는 파라미터릭 차선 모델의 개발과 파라미터 추정 등의 연구가 진행되어야 한다. 주행차선 주변의 장애물의 검출 및 추적 시스템과 함께 이에 대한 많은 연구를 통해 로봇을 포함한 지능형 시스템에 관한 연구를 진행시켜 나갈 예정이다.

참고 문헌

- [1] Joel C. McCall and Mohan M. Trivedi, "Video-based lane detection estimation and tracking for driver assistance : Survey, system, and evaluation," IEEE Trans. Intelligence Transportation Systems, vol. 7, no. 1, pp. 20-37, March 2006.
- [2] 최진욱, 윤영삼, "자동차의 미래, 지능형자동차," <http://www.eic.re.kr/>, 2010년 12월
- [3] Qing Li, Nanning Zheng and Hong Cheng, "Springrobot : a prototype autonomous vehicle and its algorithm for lane detection," IEEE Trans. Intelligence Transportation Systems, vol. 5, no. 4, pp. 300-308, Dec. 2004.
- [4] YoungUk Yim and Se-Young Oh, "Three-feature based automatic lane detection algorithm (TFALDA) for autonomous driving," IEEE Trans. Intelligence Transportation Systems, vol. 4, no. 4, pp. 219-225, Dec. 2003.
- [5] Hsu-Yung Cheng, Bor-Shenn Jeng, Pei-Ting Tseng, and Kuo-Chin Fan, "Lane detection with moving vehicles in the traffic scenes," IEEE Trans. Intelligence Transportation Systems, vol. 7 no. 4, pp. 571-582, Dec. 2006.
- [6] M. Aly, "Real time detection of lane marks in urban streets," in Proc. IEEE Intelligence Vehicle Symposium, pp. 7-12, June 4-6 2008.
- [7] Stephan Sehestedt, Sarath Kodagoda, Alen Alempijevic, and Gamini Dissanayake, "Efficient lane detection and tracking in urban environments," in Proc. 3rd European Conference

- Mobile Robots, pp. 1-6, Sept. 19-21, 2007.
- [8] J. M. Clanton, D. M. Bevy, and A. S. Scottedward, "A low cost solution for an integrated multisensor lane departure warning system," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, vol. 10, no. 1, pp. 47-59, March 2009.
- [9] F. Caron, M. Davy, E. Duflos, and P. Vanheeghe, "Particle filtering for multisensor data fusion with switching observation models : Application to land vehicle positioning," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 55, no. 6, pp. 2703-2719, June 2007.
- [10] Y. Raja, S. J. McKenna, and S. Gong. "Segmentation and tracking using colour mixture models," in Proc. of Asian Conference. on Computer Vision, pp. 607-614, 1998.
- [11] Y. Ren, C. Chua, and Y. Ho, "Color based tracking by adaptive modeling," in 7th International Conference on Control, Automation, Robotics and Visual (ICARCV'02), pp. 1597-1602, Dec. 2002.
- [12] P. Jansen, W. van der Mark, and J.C. Heuvel, Frans C. A. Groen, "Colour based off-road environment and terrain type classification," in Proc. of the 8th International Conference on Intelligent Transportation System, pp. 61-66, Sept. 2005.
- [13] Y. He, H. Wang, and Bo Zhang, "Color-based road detection in urban traffic scenes," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, vol. 5., no. 4, pp. 309-318, Dec. 2004.
- [14] D. Guo, T. Fraichard, Ming Xie, and C. Laugier, "Color modeling by spherical influence field in sensing driving environment," in Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000, pp. 249-254, Oct. 2000.
- [15] S. J. McKenna, Y. Raja, and S. Gong, "Object tracking using adaptive colour mixtures models," in Proc. of Asian Conference. on Computer Vision, pp. 615-622.
- [16] 정차근, "관심영역(ROI-LB)의 최적 추출에 의한 차선검출의 고속화", 한국방송공학회 논문지, 제14 권 제2호, pp. 253-264, 2009년 5월
- [17] ZuWhan Kim, "Robust lane detection and tracking in challenging scenarios," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, vol. 9, no. 1, pp. 16-26, March 2009.

 저 자 소 개



정 차 근(정회원)

1982년 경북대학교 전자공학과 졸업.

1984년 서울대학교 전기공학과 석사 졸업.

1993년 Univ. of Tokyo 전기공학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 영상처리 및 부호화, 이미지센서, 지능형 자동차, 디지털 통신>