차선검출 위한 선형 판별 분석 기법 기반의 경계선 추출 방법

유훈재 양욱일 강민성 최재섭 손광훈

연세대학교 전기전자공학과

khsohn@yonsei.ac.kr

Edge Detector based on Linear Discriminant Analysis for Lane Detection

Yoo, Hunjae Yang, Ukil Kang, Minsung Choi, Jaeseob Sohn, Kwanghoon

School of Electrical Electronic Engineering, Yonsei University

요약

최근 IT 기술이 융합된 지능형 자동차 기술에 대한 관심이 높아짐에 따라 이에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 차선 검출은 지능형 자동차의 주요 과제인 첨단 안전자동차 기술의 핵심적인 부분으로 국내외에서 다양한 방법들에 대한 연구가 진행되었다. 차량의 안전을 향상시키기 위해서는 충분한 제동거리 확보가 가능한 거리까지 정확하고 빠른 차선 검출이 이루어져야 한다. 기존의 경계선 검출기반 차선 검출은 소실점 근처에서 경계선 검출이 이루어지지 않았다. 이는 차선과 도로의 색이 잘 구분되지 않는 채널을 사용하는 문제에서 기인한다. 따라서 본 논문에서는 선형 판별 분석 기법을 이용하여 차선과 도로 색을 가장 잘 구분할 수 있는 RGB 가중치를 계산하여 이로부터 projection 영상을 만들고, 변환한 영상에서 경계선 검출을 수행함으로써 보다 정확한 경계선 검출 결과를 얻는 방법을 제안한다. 제안한 방법으로 얻은 영상과 기존의 흑백 영상에 동일한 경계선 검출기를 적용하여 성능을 비교하고, 이를 적용한 차선검출 실험결과를 제시한다.

1. 서론

IT 기술이 융합된 지능형 자동차에 대한 관심이 높아지면서 이에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 특히, 사고위험을 줄여주는 차선 이탈경보, 차선유지, 전방/측면차량 충돌경보, 보행자 충돌경보등과 같은 첨단안전자동차(ASV : Advanced Safety Vehicle)기술은 지능형 자동차 기술의 기초가 되는 기술로서 많은 연구와 기술개발이 이루어지고 있다.

차선 검출은 ASV 기술의 핵심 기술로 영상센서를 이용한 비전 기반 방법이 가장 널리 활용되고 있다. 비전 기반 차선 검출 기법은 크게 feature 추출, outlier 제거 및 후처리, 차선 추적의 세 단계로 이루어진다. 각 단계에서 사용하는 알고리즘에 따라 차선 검출 알고리즘의 성능 및 특성이 결정 된다.

차선 검출 기술에서 사용하는 feature는 크게 경계선과 칼라로 나눌 수 있다. 칼라 기반 기술은 조명에 변화에 매우 취약하기 때문에 조명 변화가 잦은 도로 환경에 적용하기 어렵다. 경계선 기반 차선 검출 기술은 거리 증가에 따른 영상의 선명도 저하 문제로 인해 소실점 근처에서 경계선 검출이 잘 이루어지지 않는 단점이 있다. 따라서 이에 대한 해결방안으로 고해상도 데이터 획득이 가능한 센서를 사용하거나 탐지거리가 먼 이종의 센서를 결합하는 방법 등이 있으나, 이 또한 비용 증가와 실시간 처리의 어려움과 같은 문제가 있다.

본 논문에서는 기존의 경계선 기반 차선 검출 시스템의 문제를 해결하기 위해 선형 판별 분석(LDA: Linear Discriminant Analysis)을 이용하여 차선 검출에 보다 적합한 변환 축을 찾고 이를 이용하여 차선 검출 시스템의 성능을 향상시키는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 기존의 경계선 기반 차선 검출 방법의 문제점에 대하여 2장에서 언급하고, 3장에서 LDA를 통한 변환 축을 찾는 과정을 설명한다. 4장에서는 LDA과정을 이용한 차선 검출 시스템을 제안하고, 5장에서 실험 결과 및 분석을 하였다.

2. 기존 경계선 기반 차선 검출의 문제점

Wang은 CHEVP(Canny Hough Estimation Vanishing Point) 와 B-snake를 이용한 방법을 제안하였다[1]. Kim은 ANNs(Artificial Neural Networks)과 SVM 결합한 feature 추출 방법과 RANSAC, Partical filtering을 통한 후처리 과정을 제안하였다[2]. Danescu는 스테레오 영상을 이용한 차선 검출 방법을 제안하였다. 이 방법은 도로 모델에 대한 제한이 없고, 2D에 비해 많은 정보를 획득할 수 있지만, 3D 정보를 얻기 위한 깊이 추정과정과 metric calibration이 높은 복잡도를 갖는 문제가 있다[3].

위와 같은 경계선 검출 기반 차선 검출 방법은 그림 1과 같은 과정으로 이루어진다. 이들 방법들은 획득한 칼라 영상을 흑백 영상으로 변환하여 경계선 검출을 수행한다. 이는 칼라 영상에 적용되는 경계선 검출 기법들은 알고리즘의 복잡도 증가에 비한 성능 향상 효과가 적기 때문이다. 이러한 방법들은 outlier 제거 및 후처리 과정에서 부적절한 경계선들을 제거하고 검출되지 않는 영역에 대한 보상을 수행하는데 중점을 둔다. 그러나 경계선 검출이 잘 일어나지 않는 경우에는 전체 시스템의 성능 저하가 크게 나타날 수 밖에 없다.

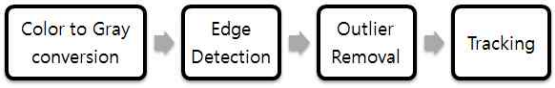

그림 1. 경계선 기반 차선 검출 방법

그림 2. 차선 검출 영상

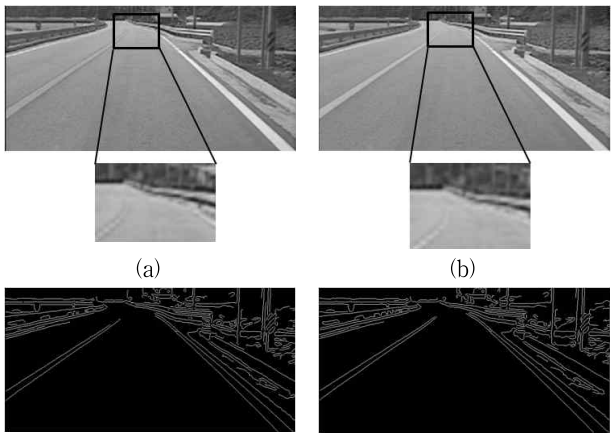

그림 3. Intensity of HSI(a), Y channel of YUV(b) 영상 및 Canny Edge Detector 적용 결과(c), (d)

그림 2는 칼라 영상에서 노란색과 흰색 차선을 수동으로 검출한 결과이다. 그림에서 보이는 것처럼 도로 끝부분에 곡선 구간이 존재하는 것을 확인할 수 있다.

이 영상을 흑백 영상으로 변환해보면 그림 3 (a),(b)와 같이 소실점 근처에서 차선과 도로의 구분이 불명확해진다. 이러한 영상에서 경계선 추출 과정을 수행하면 그림 3(c),(d)처럼 직선부분의 도로 경계선만이 검출되고, 이러한 경계선 검출 결과로부터 그림2와 같은 차선을 추출하는 것은 매우 어렵다.

RGB 공간에서 차선과 도로의 색 분포를 살펴보면 그림 4에 나타나는 것처럼 충분히 구분되는 색 분포를 띄는 것을 알 수 있다. 그럼에도 위와 같은 경계선 검출 결과가 나타나는 것은 칼라 영상을 흑백 영상으로 변환하는 과정에서 차선 영역의 경계선 정보가 손실되었기 때문이다. 따라서 이러한 데이터 손실을 최소로 하는 변환 축으로 변환을 한다면 차선 검출에 보다 용이한 영상을 얻을 수 있을 것이다.

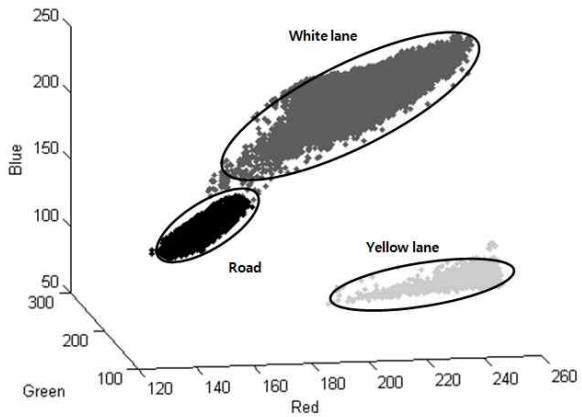

그림 4. 차선과 도로의 RGB 공간 색 분포 (100 frames)

경계선 정보의 손실은 차선과 도로 사이의 색상 차이가 감소로 인하여 발생하는 현상이다. 이를 방지하기 위해서는 이들의 차이를 최대로 유지해주는 변환 축을 찾아야 한다. 이를 위해 그림 4에서 사용한 차선과 도로 sample data를 이용한 LDA 방법을 사용하였다.

3. 선형 판별 분석(Linear Discriminant Analysis)

선형 판별 분석(LDA)의 목적은 클래스를 알고 있는 데이터들을 가장 잘 구별할 수 있는 projection 축을 찾는 것이다. 이를 위해 LDA는 클래스간 분산과 클래스내 분산을 정의하고, 이를 통해 변환 축 W를 찾는 함수를 정의한다.

LDA에서 정의하는 클래스 간 분산은 각 클래스들의 평균의 분산이다.

$$S_B = \sum_{i=1}^{c} n_i (m_i - m)(m_i - m)^t \quad (1)$$

n_i 는 각 클래스의 데이터 수, m_i 는 각 클래스의 평균이고 은 m 전체 데이터의 평균이다.

클래스 내 분산은

$$S_W = \sum_{i=1}^{c} \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^t \quad (2)$$

C_i 는 i번째 클래스에 속하는 데이터 집합이고, c는 클래스의 수이다.

변환 데이터 Wx가 최대 클래스간 분산과 최소 클래스내 분산을 갖도록 하는 변환 축은 다음 식을 최대화하는 W이다.

$$J(W) = \frac{|W^t S_B W|}{|W^t S_W W|} \quad (3)$$

4. 제안 방법

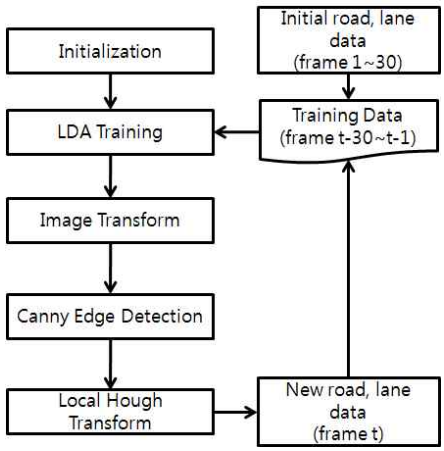

그림 5. 제안 방법

LDA를 이용한 경계선 검출 방법을 이용한 차선 검출 과정은 그림 5와 같다. LDA를 수행하기 위해서 차선과 도로 색에 대한 training을 수행한다. 초기 training과정은 첫 30 프레임에 대하여 이루어진다. Training data가 많을수록 LDA의 성능은 향상 되지만 차선 검출은 적은 메모리와 빠른 속도의 처리를 필요로 하고 터널이나 날씨 등으로

인한 조명변화가 잦기 때문에 한번의 training으로 모든 경우에 해당하는 변환 축을 찾기 어렵다. 따라서 현재 영상을 기준으로 이전 30 프레임 영상들이 training data로 사용된다. Training 을 통하여 얻은 변환 축을 현재 영상에 적용하여 그림 6과 같은 새로운 projection 채널 영상을 얻는다.

LDA 축으로 변환한 영상은 기존의 경계선 기반 차선 검출 기법의 입력으로 사용한다. 경계선 기반 차선 검출 기법은 [1]에서 사용한 CHEVP방법을 사용하였다. CHEVP 방법은 Canny Edge Detector와 Hough Transform으로 구성된 차선 검출 알고리즘이다. 그림 7은 LDA 축으로 변환한 영상에 Canny Edge Detector를 적용한 결과이다. 앞에서 보인 그림3의 결과와 비교했을 때 곡선부분의 차선까지 경계선으로 찾아낸 결과를 볼 수 있다. 또한 도로와 차선의 대비는 증가하고 다른 부분과의 대비는 감소하여 차선을 제외한 경계선들은 오히려 줄어든 결과를 보인다. 경계선이 검출 된 영상은 5개의 영역으로 나눠서 Hough Transform을 적용한다. 위쪽으로 갈수록 차선의 방향 변화가 심하므로 영역은 아래에서 위로 갈수록 좁게 설정한다. 이렇게 영역을 나누어서 차선을 검출함으로써 기울기가 변하는 곡선차로를 기울기가 다른 직선이 연결된 형태로 표현이 가능하다.

차선 검출 결과는 흰색 차선, 노란색 차선, 중앙선으로 분리되어 나타나며, 검출된 차선과 그 근처 픽셀 값들은 다시 차선에 대한 training data로 사용되고, 중앙선 근처의 값들은 도로에 대한 training data로 사용된다.

그림 6. LDA 축으로 변환한 영상

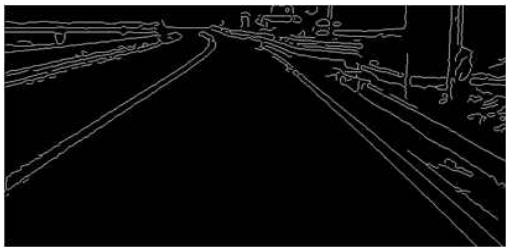

그림 7. Canny Edge Detector 적용 결과

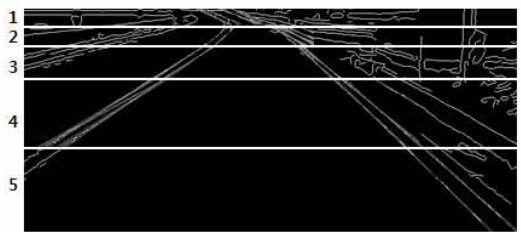

그림 8 Hough Transform 적용 결과

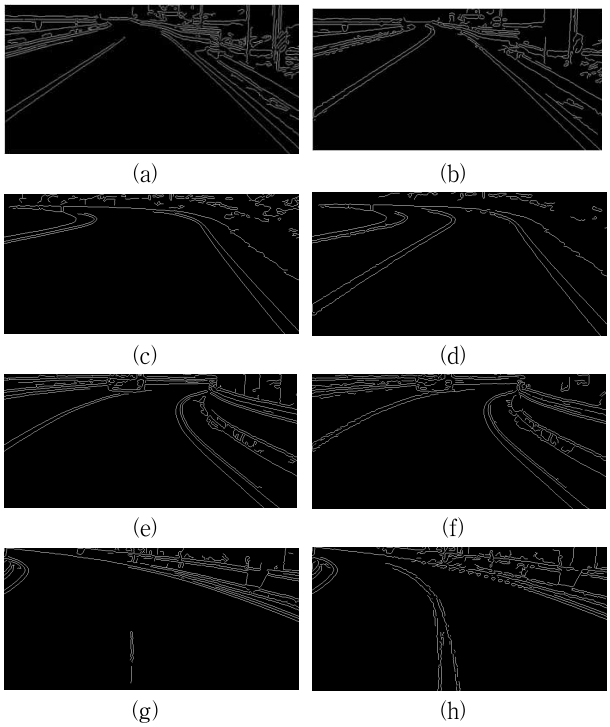

그림 9. 기존 방식 경계선 검출 결과 (a), (c), (e), (g)와 제안 방식을 이용한 검출 결과 (b), (d), (f), (h)

그림 10. 차선 검출 결과

5. 실험 결과

차선 검출 실험은 1차로 주간 주행 영상에 대하여 수행하였다. 실험에서 사용한 입력 영상은 720×480 칼라 영상이었다. 주변 장애물에 의한 차로 가려짐이 없는 영상을 대상으로 하였으며, 직선차로 및 곡선차로에 모두에 대하여 제안한 방법을 적용해 보았다.

그림 9는 기존 방식과 제안한 방식의 경계선 추출 결과이다. 결과를 비교하였을 때 제안한 방식이 차선 영역의 경계선 검출이 잘 이루어진 것을 확인할 수 있다.

그림 9의 결과를 이용하여 직선 및 곡선 차로 검출을 수행하였다. 수행 결과는 그림 10에 나타나있다. 특히 그림 7의 가장 위쪽 영역인 1, 2 영역에 해당하는 부분에서 발생하는 곡선에서의 검출 성능이 향상되어 나타나는 것을 확인할 수 있다.

6. 결론

본 논문에서는 LDA를 이용한 차선 검출 방법에 대하여 제안하였다. 차선과 도로의 색은 RGB공간에서 충분히 구분되는 분포를 갖기

때문에 LDA 방법을 통해 차선 검출에 보다 효율적인 RGB 채널의 가중치를 구하면, 기존의 achromaticity 채널보다 경계선이 선명한 영상을 얻을 수 있었다. 이러한 변환 영상을 기존의 차선 검출 방법에 적용한 결과 더 나은 검출 결과를 보였다. 하지만, 제안한 방법의 LDA 초기 training 과정이 수동적으로 이루어졌다는 문제는 해결해야할 점으로 남는다. 또한, 기울기가 변하는 직선이 연결된 형태로 표현되는 차선 검출 결과를 curve-fitting하여 보다 자연스럽고 정확한 결과를 얻을 수 있다.

Reference

[1] Y. Wang, E. Teoh, and D. Shen. “Lane detection and tracking using b-snake”. Image Vision and Computing, 22(4):269--280, April 2004

[2] ZuWhan Kim, “Robust Lane Detection and Tracking in Chalenging Scenarios” IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, Mar. 2008

[3] R. Danescu, “Probabilistic Lane Tracking in Difficult Road Scenarios Using Stereovision” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Jun, 2009