

스마트카를 위한 차선변경 인식시스템

A Lane Change Recognition System for Smart Cars

이 용 진, 양 정 하, 곽 노 준*
(Yong-Jin Lee¹, Jeong-Ha Yang², and Nojun Kwak^{1,*})

¹Department of Transdisciplinary Studies, Seoul National University

²Easywith Inc.

Abstract: In this paper, we propose a vision-based method to recognize lane changes of an autonomous vehicle. The proposed method is based on six states of driving situations defined by the positional relationship between a vehicle and its nearest lane detected. With the combinations of these states, the lane change is detected. The proposed method yields 98% recognition accuracy of lane change even in poor situations with partially invisible lanes.

Keywords: lane detection, lane change recognition, ADAS, the nearest lane, computer vision

I. 서론

현재 미국 유럽 등 해외에서 지능형 자동차를 위한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 또한 우리나라에서도 기업과 국가에서 무인자율주행 자동차 대회를 주최하는 등 지능형 자동차 분야에 대한 연구에 많은 투자를 하고 있다. 현재 양산되어 있는 지능형 자동차 관련기술들 가운데 카메라를 이용한 영상처리기술을 기반으로 차선을 인식하는 주행보조시스템(ADAS) [1,2]으로는 LKAS와 LDWS가 대표적이다. 이 시스템들은 차선을 이탈하지 않도록 운전대를 직접적, 간접적인 방법으로 운전자를 도와주는 역할을 하는 시스템이다. 이제 가까운 미래에 완전한 자율주행 자동차의 모습은 하나의 하선을 유지하면서 달리는 제한적인 시스템에서 벗어나, 차선을 변경하며 능동적으로 주행을 하고 또한 이를 이용해 도로위에서의 정확한 자신의 위치를 기반으로 경로를 생성하며 주행 경로를 판단 할 것이다. 차선인식 논문에서는 이러한 미래 지향적인 모습을 위한 강인한 차선 인식 시스템과 차선 변경을 인식하는 알고리즘을 설명하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 차선 인식을 위한 전처리와 알고리즘에 대해 설명을 한다. III 장에서는 차선 변경 인식을 위한 최인접차선과 차량의 상태를 정의하고 이를 이용한 인식 시스템에 대해 설명을 한다. IV 장에서는 실험 결과에 대해 설명을 하고 마지막으로 V 에서 결론 및 연구 방향에 대해 논한다.

II. 차선인식

최근의 차선인식은 에지기반의 방법[3,4]으로 영상의 특징을 추출하고 RANSAC [5] 알고리즘과 Hough Transform (HT)을 사용하여 소실점과 차선을 인식하는 방법[6,7]이 중요하다. 하지만 에지기반의 방법은 차선의 에지정보를 포함한 차선 인식에 불필요한 도로 영상의 모든 에지정보를 가지게 된다. 따라서 HT을 이용하여 직선을 검출할 때, 많은 계산량을 요구하게 되고 고사양의 프로세서를 사용하게 되는 단점이 있다.

이 논문에서는 차량에 장착된 고정되어 있는 카메라로부터 입력된 영상을 Inverse Perspective Mapping (IPM)으로 시점을 변환한다. 또한 차선 검출에 불필요한 에지정보를 제거하기 위해 차선만의 고유한 특징을 이용해 차선을 추출한다. 그리고 추출된 차선을 이용하여 허프변환(Hough Transform)과 군집화를 통해 차선을 인식한다.

1. 역 원근변환(Inverse Perspective Transform)

차량 전면에 부착된 카메라로부터 얻어지는 영상에서 평행한 두 차선은 소실점에서 서로 만난다. 역원근변환의 결과로 얻어지는 영상에서 차선은 서로 평행하게 보이므로 이를 이용해 차선을 검출하고자 한다.

$$\begin{pmatrix} wx' \\ wy' \\ w \end{pmatrix} = H \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}, H = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \quad (1)$$

입력 영상의 한 점 (x, y) 에서 변환된 영상의 한 점 (x', y') 으로의 변환은 (1)과 같이 정의된다. 이때 변환 행렬 H 는 입력 영상에서의 네 점과 이에 대응되는 변환영상 상에서의 네 점을 이용해 계산할 수 있다. 그림 1은 원래 영상에서 역 원근변환을 수행한 영상이다.

2. 에지추출

차선의 특징 점을 추출하는 것은 차선 인식에서 가장 중요한 부분이다. 차선을 추출을 위해서 일조량의 변화나 광원의 변화를 고려해 설계를 하여야 한다. 차선의 색을 이용

* Corresponding Author

Manuscript received May 12, 2014 / revised July 11, 2014 / accepted November 14, 2014

이용진, 곽노준: 서울대학교 융합과학기술부

(esrobb3@ajou.ac.kr/nojunk@snu.ac.kr)

양정하: 이지위드(jhyang@ezwith.com)

※ 이용진, 곽노준은 미래창조과학부 및 한국연구재단의 일반연구 자지원사업(NRF-2013R1A1A1006599)의 지원을 받았으며 양정하는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2013년도 콘텐츠산업 기술지원사업의 지원을 받아 이 연구를 진행하였음.



(a) Original image.



(b) IPT image.

그림 1. 역 원근변환.

Fig. 1. Inverse Perspective Transform.

하는 방법은 이와는 맞지 않으므로 차선과 도로와의 밝기의 차이와 각 픽셀의 기울기를 이용해 차선을 추출한다.

Sobel은 에지 추출의 가장 대표적인 1차 편미분 연산자이다. 수평마스크, 수직마스크를 이미지에 필터링 하는 방법으로 x축, y축의 편미분을 계산한다.

영상의 한 점 (x, y) 에서 소벨 에지의 그래디언트는 $\nabla f(x,y) = [g_x, g_y]^T = \left[\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right]^T$ 로 표현된다. 이 그래디언트를 이용해 크기와 방향(2)을 계산할 수 있다.

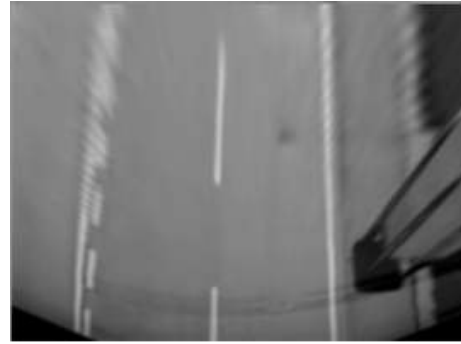
$$\begin{aligned} mag(\nabla f(x,y)) &= \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \\ ori(\nabla f(x,y)) &= atan(g_x/g_y) \end{aligned} \quad (2)$$

3. 차선추출

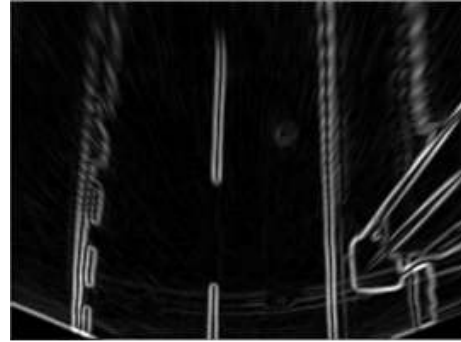
그림 2는 Sobel을 이용해 추출한 에지의 크기(Magnitude)를 보여준다. 크기이미지에서 차선은 차선의 양 옆으로 도로와의 경계가 뚜렷이 보인다. 이러한 차선의 특징을 이용해 차선을 추출한다.

정상적인 주행을 하는 차의 경우 차와 차선이 수평의 각도를 가질 수는 없다. 소벨 에지 추출을 이용해 계산한 이미지의 방향이 밝은 쪽에서 어두운 쪽으로의 방향을 가지는 것을 이용한다. $ori(\nabla f(x,y))$ 값이 $0^\circ \pm 45^\circ$, $180^\circ \pm 45^\circ$ 의 값을 가지는 픽셀을 취하고 열을 기준으로 극대 값을 취한다.

그림 3은 소벨 에지 영상에서 각 픽셀의 방향 값만을 이용해 간단하게 문턱치 처리를 한 영상이지만 도로위의 나무와 전신주의 그림자와 같이 필요 없는 대부분의 에지 정



(b) IPT image.



(b) Edges detected by Sobel operator.

그림 2. 소벨 에지 검출.

Fig. 2. Sobel Edge Detection.



(a) Edges detected by Sobel operator.



(b) Thresholded image.

그림 3. 문턱치처리.

Fig. 3. Threshold.

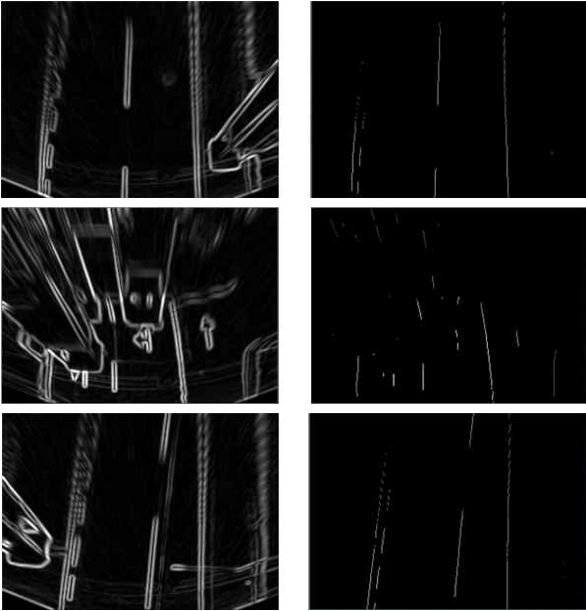


그림 4. 차선 추출 결과.
Fig. 4. Result of Lane Extraction.

보가 제거된 것을 볼 수 있다. 차선의 좌우 에지를 이용해 하나의 차선으로 인식하기 위해서는 아래와 같은 차선의 특징을 이용하도록 한다.

하나의 차선에서 소벨 에지 검출 방법으로 추출된 차선의 양쪽의 에지는 그 크기(Magnitude)값은 큰 변화가 없이 비슷하고 방향(Orientation)값은 반대위상을 가진다. 또한 거리가 멀어질수록 차선의 폭이 점점 좁아지는 원래 영상과는 다르게 역 원근변환의 영상은 차선의 폭이 거리와 무관하게 일정하게 유지가 된다. 그리고 도로 주행 중인 차량과 차선이 이루는 최대각도를 45°로 정하면 수식(3)과 같이 정리를 할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 m(x_1, x_2, y) &> threshold \\
 m(x_1, y) &= m(x_2, y) \pm margin_1 \\
 \frac{1}{2}\pi < o(x_1, y) < \frac{3}{2}\pi, \\
 ABS(o(x_1, y) - o(x_2, y)) &= \pi \pm margin_2 \\
 x_1 - x_2 &= width_{lane}
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

여기에서 x_1 과 x_2 는 같은 y 행에 위치하는 차선의 양쪽 에지에 해당되는 점이다. 한 점 (x, y) 에서의 크기 값은 $m(x, y) = mag(\nabla f(x, y))$ 로 정의하고, 방향 값은 $o(x, y) = ori(\nabla f(x, y))$ 으로 정의 하였다. 이러한 조건을 만족하는 x_1, x_2 를 찾아 $(x_1+x_2)/2$ 를 차선의 위치로 결정한다.

이 논문에서는 192x144영상으로 실험을 하였고, 수식(3)의 threshold는 0.15, Margin1은 0.3, Margin2는 0.2, 그리고 차선의 폭은 5±2Pixel로 정하여 실험을 하였다. 그 결과 그림 4에서 차선의 제외한 나머지 에지 성분들이 적절히 제거된 것을 확인할 수 있다.



그림 5. 직선 검출 결과.
Fig. 5. Result of Line Detection.

4. 차선인식

역 원근변환 영상이 만들어 질 때 차와 먼 쪽인 영상의 상단부분은 실제와는 많이 다른 이미지가 형성이 되는데 이를 최대한 보완하기 위해 스무딩(Smoothing), 이중선형보간법 등이 사용된다. 그림에도 불구하고 비교적 선명한 영상의 하단부분과 대조적으로 영상의 상단부분이 흐리게 변환된 것을 그림 1을 통해 확인 할 수 있다. 따라서 그림 4의 차선을 추출한 결과영상에서도 선명한 결과를 보이는 하단 부분과는 다르게 상단 부분으로 갈수록 점차 추출된 결과가 적어지는 것이 확인 되어 진다.

허프변환(Hough Transform)은 영상에서 물체의 윤곽을 이루는 직선 또는 곡선이 매개변수로 표현되어 질 수 있는 경우에 그것을 검출하는 방법으로 부분적으로 흐릿한 상과 잡음이 있는 상을 처리 하는데 사용할 수 있다. 그리고 이 변환은 검출대상이 연속적인 직선뿐만 아니라 차선의 파선과 같은 경우에도 적용이 가능하며, 통계적인 값을 이용하므로 잡음에 비교적 강하다. 또한 검출하고자 하는 변수의 범위를 지정할 수 있기 때문에 알고리즘의 연산 속도가 빠르다. 그림 5는 허프 변환을 이용해 차선을 검출한 결과이다.

많은 직선이 추출되어 계산량이 많아지는 것을 막기 위해 허프 변환 시 ρ - θ Space에서 극대 값을 구해 각각 직선의 파라미터로 정함으로서 차선을 검출한다. 그림에도 불구하고 그림 5와 같이 하나의 차선에도 여러 개의 직선이 검출되기 때문에 하나의 직선으로 통합을 한다.

차선의 중심좌표가 (x, y) , 수직축으로부터 θ 의 기울기를 가지는 차선을 $l(x, y, \theta)$ 으로 모델링을 한다. 직선의 중심좌표의 y 값은 항상 영상의 높이의 절반이 되기 때문에 군집화(Clustering)는 x 값을 이용한다. 실시간으로 입력되어지는 차선을 잘 군집화하기 위해서는 이전 프레임과 다음 프레임에서 차선의 수평이동의 마진을 고려해 주어야 한다. 결국 실험적인 결과로 ±20Pixel 범위에 직선은 하나의 직선으로 처리한다.

$$\begin{aligned}
 l_k(x_m, y_m, \theta_m)_{(k \leq 5)} \\
 x_m &= (x_1 + x_2 + \dots + x_n) / n \\
 y_m &= 0.5 \times Height \\
 \theta_m &= (\theta_1 + \theta_2 + \dots + \theta_n) / n
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

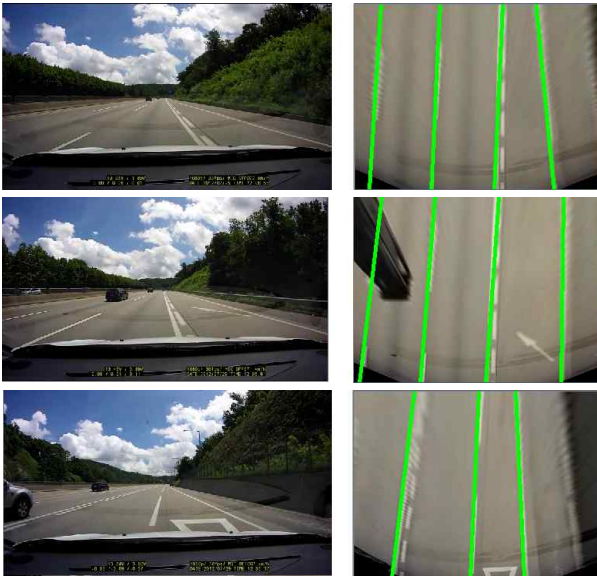


그림 6. 차선 검출 결과.
Fig. 6. Result of Lane Detection.

여러 개의 직선들의 x값과 θ 값의 각각의 평균을 군집화된 결과 차선의 x값과 θ 값으로 사용한다(4). 또한 실험적으로 영상 내에서 차선의 개수는 5개 이상 존재 할 수 없기 때문에 차선개수의 최댓값을 5개로 정한다.

III. 차선 변경 인식

차선 변경 인식은 차선 인식 결과를 통해 얻은 차선의 정보를 이용한다. 차선 변경 인식은 차선 변경의 상황에서 검출된 차선의 수평이동만을 이용해 변경을 인식[8]하는 방법이 있다. 하지만 이러한 방법은 차선과 차량이 이루는 각도를 고려치 않아 차량이 차선의 상단부로 주행 시 많은 오 검출이 발생할 수 있다. 다른 방법으로는 차량의 좌측과 우측으로 인식된 각각의 차선의 각도와 차량중심까지의 거리 정보를 이용해 차량의 이탈을 인식하는 방법[5]이 있다. 이 방법은 높은 정확도를 보이지만 휴리스틱한 접근방법으로써 장착된 카메라의 각도와 위치에 따라 많은 파라미터를 수정해 주어야하는 단점이 있다.

이 절에서는 II절에서 수행했던 차선인식의 결과를 이용해 차량의 진행방향을 판단하고 차선변경을 인식하는 방법에 대해 설명한다. 이를 위해서 차량과 가장 가까운 차선을 최인접차선으로 정의한다. 또한 차량과 최인접차선과의 거리와 각도 정보를 이용해 차량의 상태를 6가지로 구분하고 이 6가지 상태의 변화를 이용해 차선 변경을 인식한다.

1. 최인접차선

차량의 진행방향을 검출하기 위해서 검출된 차선들의 기울기를 이용한다. 특히 차량과 가장 가까운 차선은 여러 가지 전처리와 차선인식을 위한 후처리의 결과로 다른 차선들보다 정확한 기울기를 나타낸다. 역 원근 변환시에 소실점과 가까운 쪽이나 영상의 양 옆은 영상의 정보가 많이 손실이 크다. 반면 차량과 가까운 부분 즉 영상의 하단 중심부는 카메라의 왜곡이나 잡음으로부터 영향이 적다. 이에 따라 차량의 중심부와 가까운 차선 즉 영상의 중심부에서



그림 7. 최인접차선.
Fig. 7. Most Adjacent Lane.

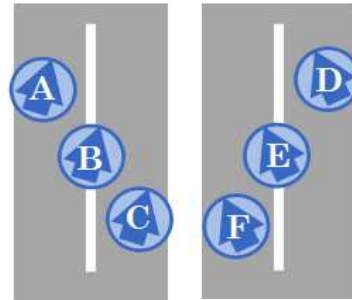


그림 8. 차량의 상태.
Fig. 8. States of a Vehicle.

가장 가까운 차선을 최인접차선으로 정의하고 그 기울기를 차량의 진행방향(heading)으로 정의한다.

2. 차량의 상태

최인접차선이 가질 수 있는 값을 이용해 차량의 상태를 6가지(A-F)로 각각 정의하였다. A의 상태는 차량이 차선의 왼쪽에 있고 차량의 기울기는 양의 방향을 가지는 상황을 의미한다. 영상을 기준으로는 최인접차선의 x값은 영상의 중심보다 크고, θ 는 0 보다 작은 값을 가지는 상태이다.

정리 1: State A, B, C, D, E, F

- A : $x > \text{Image Center}, \theta < 0.$
- B : $x \approx \text{Image Center}, \theta < 0.$
- C : $x < \text{Image Center}, \theta < 0.$
- D : $x < \text{Image Center}, \theta > 0.$
- E : $x \approx \text{Image Center}, \theta > 0.$
- F : $x > \text{Image Center}, \theta > 0.$

3. 차선 변경 인식

도로 위에서 차량의 주행을 가장 단순히 나타낸다면 그림 9와 같이 나타낼 수 있다. (가)와 (나)는 각각 왼쪽 차선 변경과 오른쪽 차선 변경을 나타낸 것이고 (다)와 (라)는 차선 변경 취소, (마)와 (바)는 차선과 인접하게 직선주행을 하는 것을 나타낸다. (마), (바)와 (가), (나)를 구분해내는 것은 쉬워 보이지만 (다), (라)를 구분하는 것은 쉽지 않다.

차선을 변경하는 시나리오에서 최인접차선을 이용한 차량의 상태를 사용하여 차선변경을 인식한다. 차량의 주행시나리오를 차량의 상태로 표현하면 다음과 같이 표현할 수 있다. (가)의 경우에는 차량의 상태 변화는 D→E→F, (나)의 경우에는 A→B→C, (다)의 경우에는 A→B→F, (라)의 경우에는 D→E→C, (마)의 경우에는 D→E→E, (바)의 경우에는 A→B→B로 간단하게 표현 되어 진다. 이때 차선이 변경 되

는 시나리오는 (가)와 (나)로 각각 다른 주행 시나리오와 상태벡터가 D→E→F, A→B→C로 구분이 된다.

그림 10은 우측 방향 차선 변경 시 차량의 상태변화를 예측한 그림이고 실제로 그림 11은 최인접차선의 중심 값과 기울기 값의 변화를 보여주고 있다. 그림 11에서 보는 바와 같이 우측 차선 변경 시 기울기 값은 항상 0보다 작으며, 영상크기 192x144의 실험조건에서 최인접차선의 중심이 $192/2 = 96$ 보다 큰 값 120으로부터 시작해 80까지 감소하는 것을 보여준다. 이때 차량의 상태는 A→B→C로 순차적으로 변화하였고 차선 변경이 인식 되었다.

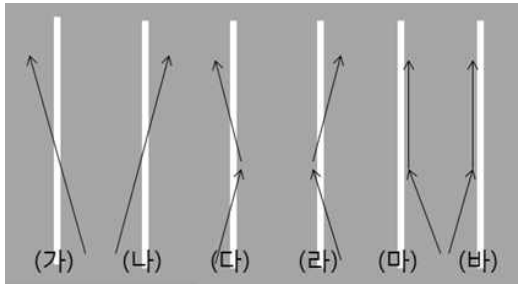


그림 9. 차량 주행 예시.
Fig. 9. Examples of Vehicle Drive.

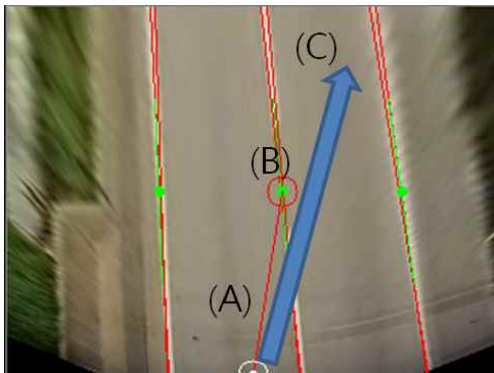


그림 10. 우측 차선 변경.
Fig. 10. Lane Change to the Right.

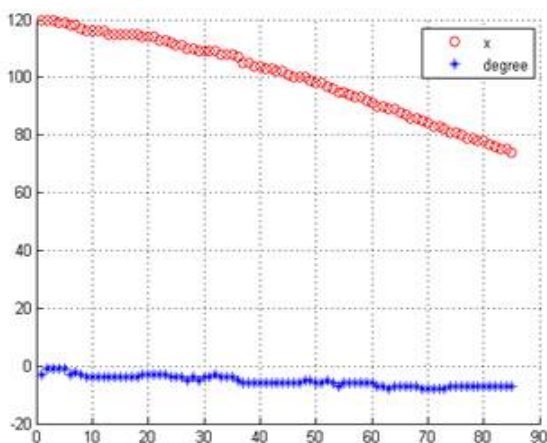


그림 11. 최인접차선의 정보.
Fig. 11. Information on the Most Adjacent Lane.

IV. 실험 결과

실험을 위하여 충청북도 청원군 오창읍 시가지 주행영상을 사용하였다. 실험 영상은 1920x1080, 30FPS (Frame Per Second)의 영상을 획득하였고, 주행시간은 43분 9초이다. 파인드라이브사의 블랙박스를 이용하여 영상을 획득 하였다.

실험 방법은 실험 영상을 이용하여 알고리즘을 동작시킨다. 역 원근 변환이미지는 192x144의 크기로 변환하여 실험하였고 영상 내에 차선이 변경되는 시점에서 차선 변경이 인식이 되는지 알아본다.

차선 변경은 주행 43분 9초 동안 좌측과 우측방향 차선 변경이 총 59회가 있었다. 실험 결과 42회의 차선 변경이 검출 되었고 41회가 True Positive, 1회는 False Alarm이었다. 차선 변경 인식의 Detection rate은 70%이었고 정확도는 98%로 높은 정확도를 가지고 있다.

그림 12에서 빨간 원은 위치한 방향으로의 차선변경을 의미한다. 반면 차선 변경이 인식되지 않는 경우는 그림 13이 대표적인 예이다. 그림에서 보이는 바와 같이 차선의 포인트가 노후화되어 차선 인식이 제대로 되지 않은 경우이다. 심지어 어떤 경우는 육안으로도 인지가 불가능하여 도로의 너비를 가늠해 차선을 예측해 관찰을 해야 인지가 될 정도로 도로의 상태가 좋지 않은 곳이 있었다.

차선 오 검출은 도로상의 차선이 아닌 횡단보도나 방향표시 화살표 등으로 인해 발생하였다. 그림 14와 같이 횡단보도는 알고리즘에서 정의한 차선의 폭에서 마진을 준 범위내의 폭을 가짐으로서 차선으로 오 검출이 발생하였고, 화살표시는 차선과 평행하고 폭도 차선과 일치하기 때문에 오 검출되었다. 이는 본 논문의 알고리즘이 보완되어야 할 부분이다.

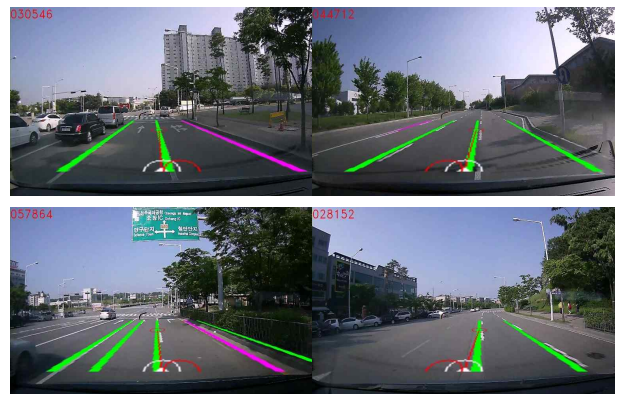


그림 12. 차선 변경 인식.
Fig. 12. Lane Change Detection.



그림 13. 차선 변경 미 인식의 예.
Fig. 13. Examples of Missing Lane Change Detection.

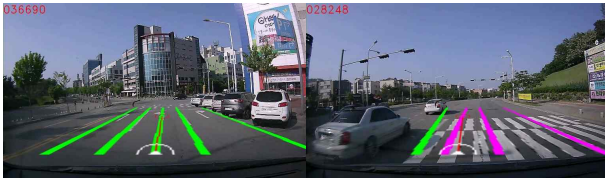


그림 14. 차선 오 검출의 예.

Fig. 14. Examples of False Lane Detection.

V. 결론

본 논문에서는 차선 인식 알고리즘에 대해 설명하고 인식한 차선을 이용해 차량이 차선을 변경하였을 때를 인식하는 시스템에 대하여 소개하였다. 차선의 평행한 특징을 이용하기 위해 IPM 영상을 사용하였고 차선 에지의 크기와 방향 등 차선의 정보를 이용해 차선 이외의 불필요한 에지 정보를 제거함으로써 차선 인식의 정확도를 높였다. 차선변경은 차량과 가장 가까운 차선을 최인접차선으로 정의하였고 차량과 차선이 이루는 방향을 이용해 차량의 진행방향을 인식하였다. 이는 기존의 차선 변경 인식의 휴리스틱한 방법에서 벗어나 정의된 6가지 차량의 상태 변화의 조합을 이용해 변경을 인식을 수행하였다. 높은 성능의 차선 변경 인식은 현재 변경하고자 하는 차선에 대한 높은 인식률이 필요하다. 실제 도로에서 획득한 데이터는 주변 구조물이나 그림자, 측방에서 주행하는 자동차와 횡단보도 등 차선인식의 성능에 영향을 주는 요인들이 많지만 본 논문에서 사용된 알고리즘은 이와 같은 외부적 요인에 영향을 적게 받는다. 그럼에도 불구하고 화살표와 같이 도로상에 차선의 같은 폭을 가지는 페인트 문양에서 차선의 오인식이 있고 향후 이러한 문제들에 대한 보완에 대한 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] Y. C. Liu, K. Y. Lin, and Y. S. Chen, "Bird's-eye view vision system for vehicle surrounding monitoring" *Proceeding Conference Robot Vision*, pp. 207-218, Feb. 2008.
- [2] M. Xie, H. Chen, X. F. Zhang, X. Guo, and Z. P. Yu, "Development of navigation system for autonomous vehicle to meet the DARPA urban grand challenge," *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, pp. 767-772, Sep. 2007.
- [3] E. D. Dickmanns and B. D. Mysliwetz, "Recursive 3-D road and relative ego-state recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 14, no. 2, pp. 199-213, Feb. 1992.
- [4] H. Kim, Y. Hwang, Y. Kim, D. Lee, and J. Lee, "A real time lane detection algorithm using LRF for autonomous navigation of a mobile robot," *Journal of Institute of Control, Robotics, and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 11, pp. 1029-1035, Nov. 2013.
- [5] M. A. Fishler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with apphcatlons to image analysis and automated cartography," *Communication of the ACM*, vol. 24, Jun. 1981.
- [6] J. W. Lee and U. K. Yi, "A lane-departure identification based on linear regression and symmetry of lane-related parameters," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering (in Korea)*, vol. 11, no. 5, May 2005.
- [7] B. C. Kwon, D. W. Sin, and K. S. Park, "A study on a lane detection using robust edge detection for the road condition changes," *26th ICROS Annual Conference (in Korea)*, pp. 366-370, May 2005.
- [8] S.-Y. Chen and J.-W. Hsieh, "Edge-based lane change detection and its application to suspicious driving behavior analysis," *International Conference Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 415-418, Nov. 2007.



이용진

2012년 아주대학교 전자공학과 학사.
2014년 아주대학교 전자공학과 석사.
2014년~현재 서울대학교 융합과학부
전임연구원. 관심분야는 영상 처리, 컴
퓨터비전, 패턴인식.



양정하

2008년 서울대학교 전기공학부 학사.
2001년 서울대학교 전기공학부 석사.
2000년 1월~2006년 4월 (주)일레자인
연구소장. 2006년 6월~현재 (주)이지위
드 대표이사.



곽노준

1997년 서울대학교 전기공학부 학사.
1999년 서울대학교 전기공학부 석사.
2003년 서울대학교 전기공학부 박사.
2003년~2006년 삼성전자 통신연구소
책임연구원. 2006년~2007년 서울대학
교 BK21 정보기술사업단 BK 조교수.
2007년~2013년 아주대학교 전자공학부 조/부교수. 2013년~
현재 서울대학교 융합과학부 부교수. 관심분야는 패턴인식,
기계학습, 영상처리, 컴퓨터비전.