

이미지 좌표계상의 차선 모델을 이용한 차선 휨 검출

박종웅¹⁾ · 이준웅²⁾ · 장경영³⁾ · 정지화¹⁾ · 고광철⁴⁾

한양대학교 대학원¹⁾ · 전남대학교 산업공학과²⁾ · 한양대학교 기계공학부³⁾ · 한양대학교 전기전자컴퓨터공학부⁴⁾

The Detection of the Lane Curve using the Lane Model on the Image Coordinate Systems

Jongwoung Park¹⁾ · Joonwoong Lee²⁾ · Kyungyoung Jhang³⁾ · Jihwa Jung¹⁾ · Kwang Cheol Ko⁴⁾

¹⁾Department of Precision Mechanical Engineering, Graduate School of Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

²⁾Department of Industrial Engineering, Chonnam National University, Kwangju 500-757, Korea

³⁾Department of Mechanical Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

⁴⁾Department of Electrical & Computer Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

(Received 8 July 2002 / Accepted 27 November 2002)

Abstract : This paper proposes a novel algorithm to recognize the curve of a structured road. The proposed algorithm uses an LCF (Lane Curve Function) obtained by the transformation of a parabolic function defined on world coordinate into image coordinate. Unlike other existing methods, the algorithm needs no transformation between world coordinate and image coordinate owing to the LCF. In order to search for an LCF describing the lane best, the differential comparison between the slope of an assumed LCF and the phase angle of edge pixels in the LROI (Lane Region Of Interest) constructed by the LCF is implemented. As finding the true LCF, the lane curve is determined. The proposed method is proved to be efficient through various kinds of images, providing the reliable curve direction and the valid curvature compared to the real road.

Key words : Lane curve function (이미지 좌표계상의 차선 모델), Image processing (영상 처리), Gradient operators (기울기 연산자), Lane curvature (차선 곡률), Asymptote (접근선)

1. 서론

차선 이탈 경보/방지 시스템은 자차 앞의 차선을 인식하는 것이 기본적으로 선행 되어져야 한다. 차선 정보는 시각기능을 통해 얻어지므로, 컴퓨터 비전 기술은 차선 인식의 주요 센싱 수단으로 인정 받고 있으며, 최근 이러한 컴퓨터 비전을 이용한 차선 인식기술이 많이 제시되고 적용되어 왔다. 그러나 이들 방법은 고유의 장단점을 가지며, 따라서 본 연구에서는 과거에 개발된 방법의 장단점을 분석하고, 제시된 단점을 해

결하기 위한 새로운 방법을 제시하고자 하였다.

우선, 기존 기법을 네가지로 분류하여 각각의 특징을 살펴 보면 다음과 같다. 첫번째로는 모델기반의 차선(도로) 인식 방법이다.¹⁻³⁾ 이는 적당한 기하학적 도로 모델을 유지하고 사용하는 어려움, 복잡한 도로의 특성을 매칭시켜, 감지하는 어려움, 또한 계산의 복잡성을 가진다.

두번째는 Neural Network을 이용한 차선인식 방법⁴⁻⁶⁾이다. A. D. Bimbo⁵⁾와 J. W. Park⁶⁾은 차선 에지의 기울기와 위치를 Neural Network의 입력으로 하여 차선의 휨을 인식하였고, D. A. Pomerleau⁴⁾는 저해상도 영상을 입력으로 하여 차선의 휨을 인식하

* To whom correspondence should be addressed.
kyjhang@hanyang.ac.kr

었다. Neural Network을 이용한 방법은 차선의 국부적인 예러가 있더라도, 차선의 휨은 인식을 할 수 있는 장점을 가지고 있다. 그러나, Neural Network의 학습에 이용되는 도로 영상을 다양화 시켜야 하기 때문에, 새로운 형태의 도로를 인식 하기 위해서는 재학습이 필요하고, 이와 같은 학습과정은 많은 시간이 걸리는 것으로 알려져 있다.

셋째는 이미지의 특정 관심 영역을 분석하고 차량의 동력학 모델을 사용하여 차선을 인식하는 방법이다.^{7,8)} 이들은 차선의 위치를 계속적으로 추정할 수 있는 장점을 지니고 있다. 그러나, 전체 이미지 중에서 특정 관심 영역만을 취급하기 때문에 잡음이 차선 예지에 많이 있는 경우, 잡음을 차선으로 인식 하는 오류를 범할 수 있다.

넷째는 IPM(Inverse Perspective Mapping)을 통한 Top-view 이미지를 이용하여 차선의 휨을 인식하는 방법^{9,10)}이다. 이는 비교적 신뢰성 있는 결과를 내고 있는 것으로 알려져 있고, 최근에 주목 받는 방법이다. D.A. Pomerleau⁹⁾는 Top-view이미지에 대한 Scan Line Intensity의 특징을 이용하여 차선의 휨을 인식하고, M. Bertozzi¹⁰⁾는 Top-view 이미지에서의 차선 특징의 제한 조건을 이용하여 차선의 휨을 인식한다. 그러나, 이를 위해서 카메라 보정 및 카메라와 도로와의 관계를 나타낼 수 있는 데이터가 필요하고, 차선 휨 인식 과정 중에 계속적인 Top-view 이미지의 생성이 필요하다.

본 논문에서는 위에 제시된 여러 방법의 단점인 계산의 복잡성 및 차선 모델 적용의 어려움, Neural Network 학습의 어려움, 카메라 보정, 국부 영역에 대한 차선 인식 예러 및 Top-View 이미지의 생성 등의 어려움을 극복하는 새로운 기법을 제안한다. 이를 위해, 실 좌표계상의 차선 형상과 영상 좌표계상의 차선 형상에 대한 관계 정립을 통하여, 영상 좌표계에서 차선 경계를 묘사하는 LCF(Lane Curve Function)를 제안하고, 입력된 도로 영상으로부터 LCF를 찾아내고자 하였다. 이렇게 결정되는 LCF가 인식 하고자 하는 차선이 되고, 차선 휨은 앞서 설명한 기존 기술에서와 같은 어려움이 없이 인식 될 수 있다. 제안된 차선 휨 인식 기법은 실제 도로 영상에 적용되어 그 효율성이 검증 되었다.

2. Lane Curve Function (LCF)

2.1 실 좌표계의 차선 모델과 LCF

영상 좌표 상의 차선 모델인 LCF를 구하기 위해서, 우선 도로 상의 차선에 대한 수학적 모델을 정의한다. 도로에 있는 차선은 2차 포물선에 근사 될 수 있고, 실 좌표계상에서 식 (1)과 같이 표현 된다.¹¹⁾

$$x(y) = C + By + Ay^2 / 2 \tag{1}$$

실 좌표계에서 카메라의 광축과 차선의 방향이 평행 할 때, 차선의 방향을 y축으로 하고 도로 평면에서 y축에 수직인 방향을 x축으로 하면, A는 차선의 곡률이고, B는 차선의 각 지점에서의 기울기, C는 차선의 x축과의 교점을 나타낸다. 이러한 실 도로상의 모델을 실 좌표계와 카메라 좌표계, 그리고 컴퓨터 프레임 좌표계간의 관계를 이용하여 영상 좌표계에서의 모델로 변환하면 식 (2)와 식 (3)과 같이 된다. 유도 과정은 부록 I과 같다.

$$y_f = ax_f + b + \sqrt{cx_f^2 + dx_f + e} \tag{2}$$

$$y_f = ax_f + b - \sqrt{cx_f^2 + dx_f + e} \tag{3}$$

이를 본 논문에서는 LCF (Lane Curve Function)으로 정의한다. 이러한 LCF (2)와 (3)은 한 쌍을 이루어 하나의 차선 마크를 표시한다. 즉, Fig. 1에서 보인 바와 같이 식 (2)는 차량에 근접한 차선 마크에 해당하는 곡선을 나타내고, 식 (3)은 영상의 지평선에 근접하는 차선의 곡선을 나타낸다. 여기서는 전자를 근거리 LCF, 후자를 수평 LCF라고 한다. 근거리 LCF와 수평 LCF는 차선의 변곡점을 경계로 구분된다.

이와 같이 정의되는 LCF는 a, b, c, d, e의 5개 계수에 의해 결정 되는데, 여기서는 먼저 e를 제외한 나머지 계수를 점근선을 이용하여 결정하는 방법을 제안한다. Fig. 1에 보인 바와 같은 근거리 LCF의 점근선과 수평 LCF의 점근선은 각각 식 (4), (5)와 같이 표현 될 수 있다. (부록 II 참고)

$$y_f = (a + \sqrt{c})x_f + (b + \frac{d}{2\sqrt{c}}) \tag{4}$$

$$y_f = (a - \sqrt{c})x_f + (b - \frac{d}{2\sqrt{c}}) \tag{5}$$

이로부터 점근선은 계수 a, b, c, d 만으로 구성된다.

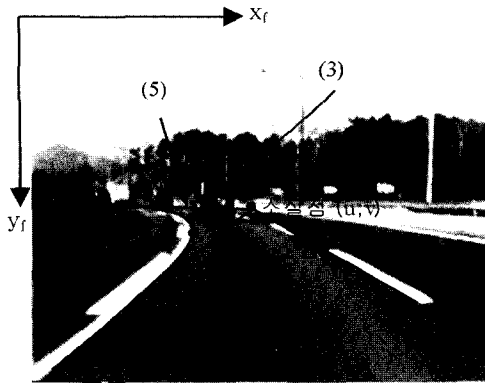


Fig. 1 Lane curve function and its asymptote

것을 알 수 있다. 따라서, LCF의 점근선을 구할 수 있으면, e 를 제외한 계수를 구할 수 있게 된다. 즉, 수평LCF의 점근선을 $y=m_h x+n_h$ 라고 하고, 근거리 LCF의 점근선을 $y=m_n x+n_n$ 이라고 하면, 부록 III에 보인 바와 같이 점근선 계수는 LCF 계수와 식 (6)과 같은 관계가 성립함을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} m_h &= a - \sqrt{c} = 0 \\ n_h &= b - \frac{d}{2\sqrt{c}} = C_y \approx v \\ m_n &= a + \sqrt{c} \\ n_n &= b + \frac{d}{2\sqrt{c}} \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)에서 수평 점근선의 기울기 m_h 가 0이 되는 경우는, 차량에 설치된 카메라의 광축을 노면에 평행하게 설정을 하였기 때문에, 입력 영상의 차선 소실점이 영상 y 축의 중심에 오게 됨을 의미한다. 이 경우 수평 점근선은 $y = n_h = C_y$ 가 된다. 그런데, 실험에 사용되는 이미지는 가급적 카메라를 노면에 평행하게 맞추었으나, 정확하게 평행하지 않을 수가 있고, 차량 자체의 피치운동이 있을 수 있으므로, 실제로는 $y = v$ (v 는 소실점의 y 축 좌표값)로 놓고 구한다.

한편, 점근선에는 곡선 정보는 포함 되지 않으므로, LCF의 곡선 정보는 e 에 포함 되어 있다는 것을 예상 할 수 있다. 이를 증명하기 위해서, 본 논문에서는 실제도로의 차선 모델 (1)과 LCF와의 관계를 수식으로 정리 했으며, 자세한 내용은 부록 I에 기술 되어 있다. 그 결과, 차선의 곡률 정보 A 는 계수 a, b, c, d, e 중

에 e 에만 포함이 되어 있는 것을 알 수 있으며, 이러한 e 와 곡률 정보 A 와의 관계는 식 (7)에 나타나 있다.

$$e = (b - C_y)^2 + \left(-\frac{Af^2 T_z}{d_{px} d_{py}}\right)a \quad (7)$$

식 (7)에 포함 되어진 여러 상수 값은 Table 1에 제시된 바와 같다.

Table 1 The calibrated camera intrinsic parameter and the frame grabber parameter

항목	값(mm)	항목	값(개수)
f	14.002733	C_x	160
T_z	1162.784498	C_y	120
d_{px}	0.0204375	N_{cx}	768
d_{py}	0.020375	N_{cy}	494
d_x	0.008515625	N_{fx}	320
d_y	0.009898785	N_{fy}	240

2.2 LCF의 계수 결정

LCF의 계수 a, b, c, d, e 를 결정하기 위해서 우선 곡률 정보 e 를 제외한 a, b, c, d 값을 식 (6)으로부터 구하면 식 (8)과 같다.

$$\begin{aligned} a &= \frac{m_n}{2} \\ c &= \frac{m_n^2}{4} \\ b &= \frac{v + n_n}{2} \\ d &= \frac{m_n}{2}(n_n - v) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서, m_n 과 n_n 은 근거리 LCF의 점근선 계수로 이는 기존의 방법¹²⁾으로 찾는다. 이렇게 하여 좌, 우 차선에 대한 근거리 차선의 점근선이 결정되면, 차선의 소실점은 이들의 교점으로부터 구한다.

이렇게 하여 a, b, c, d 값을 결정한 뒤에, 곡률 A 가 포함된 미지의 계수 e 값은 식 (7)에서 곡률이 포함된 상수항을 매개변수 k 로 치환하고, 축차적으로 k 값을 변화 시키며, 실제 차선에 가장 잘 일치하는 k 값을 구함으로써 결정된다. 매개 변수 k 는 식 (9)에 나타나 있다.

$$e = (b - v)^2 + ka$$

$$(k = (-Af^2T_z) / (d_{px}d_{py})) \quad (9)$$

여기서 상수 f, T_z, d_{px}, d_{py} 는 양의 값을 가지고, 곡률 A 는 식 (1)로부터, 양수일 때는 우회전 차선이 되고, 음수일 때는 좌회전 차선이 됨을 알 수 있다. 이러한 값들을 식 (9)에 적용하면, 직선 차선, 즉 k 값이 0이 될 때를 기준으로, k 값이 음수이면 우회전 차선이 되고, 양수이면 좌회전 차선이 됨을 알 수 있다.

k 값은 식 (10)과 같이 변화시킨다.

$$k = \epsilon i$$

$$(\epsilon = 25, i = -40, -39, -38, \dots, 40) \quad (10)$$

Fig. 2는 식 (10)의 i 값을 30, 15, 0, -15, -30으로 변화시킨 경우의 LCF를 차선 이미지에 겹쳐서 나타낸 그림이다. $i = 30$ 일 때 LCF와 실제 차선이 가장 잘 일치하고 있음을 알 수 있다.

그러면, 실제 차선과 가장 잘 일치하는 곡률성분 i 값의 결정 방법이 필요한데 이에 대해서는 다음 장에서 논한다.

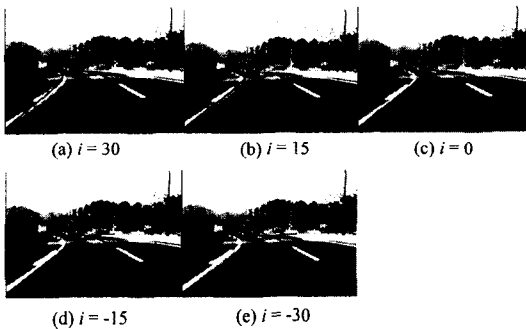


Fig. 2 Lane curve function for the various i in (11)

3. LCF와 예지 특징 비교에 의한 차선 흰 인식

3.1 LROI(Lane Region of Interest)

LROI는 검색영역으로 LCF 중 근거리 영역 이상, 소실점 이하로 하며 이를 중심으로 차선 마크 두께의 2배의 너비를 갖도록 설정 된다. Fig. 3은 좌회전, 직진, 우회전 각각의 LROI 설정을 보여준다. 휘어진 삼각형 모양이 LROI, LROI 중앙의 실선이 LCF를 나타낸다.

3.2 LCF와 차선 예지의 특징 비교

실제 차선과 가장 잘 일치하는 LCF를 결정하기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 방법을 채택하였다. 즉, 식 (10)과 같이 k 를 변화시켜 가면서 그때마다의 LCF를 생성하고 이에 해당하는 LROI를 앞절과 같이 설정하여, 이 영역에서의 이미지 기울기와 LCF의 기울기를 비교하는 것이다. 만약 LCF와 LROI가 실제 차선 위에 설정된다면 이미지 기울기와 LCF의 기울기는 일치할 것이다. 이와 같은 개념을 구현하기 위해 여기서는 식 (11)로 표현되는 LROI 내의 예지 포인트에 대한 기울기와 식 (12)로 표현되는 LCF의 기울기를 이용한다. 단, 여기서 G_{yf}, G_{xf} 는 각각 영상 포인트의 y 방향과 x 방향의 경사도이고, LCF의 기울기 y'_f 는 각도로 환산한 β (식 (13))을 이용한다.

$$\alpha(x_f, y_f) = \tan^{-1} \left(\frac{G_{yf}}{G_{xf}} \right) \quad (11)$$

$$y'_f(x_f) = a \pm \frac{2cx_f + d}{2\sqrt{cx_f^2 + dx_f + e}} \quad (12)$$

$$\beta(x_f) = \tan^{-1}(y'_f(x_f)) \quad (13)$$

그리고 LCF의 결정을 위하여는 식 (14)와 같이 표현되는 α, β 의 차인 D_j 가 최소가 되는 i 를 찾으면 된다.

$$D_j = |\alpha^j(x_f, y_f) - \beta^j(x_f)| \quad (14)$$

(단, $1 \leq j \leq N_b, j$ 는 정수)

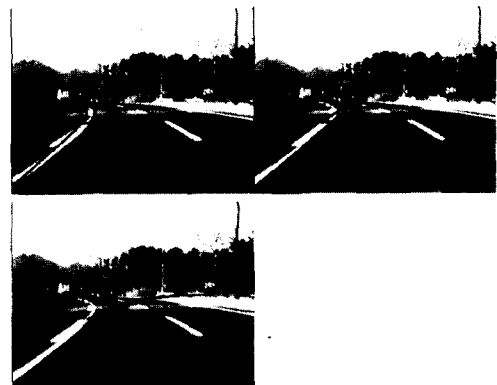


Fig. 3 The establishment of LROI (Lane region of interest)

N_i : i 번째 LROI내에서의 에지 포인트의 개수
(i 는 식 (11)에서의 값으로 $-40 \sim 40$ 사이의 정수값이다.)

단, 여기서 LROI내의 에지 포인트는 다수 존재할 수 있으며 따라서 LROI내의 모든 에지 포인트에서 D 값을 계산한 후 최소가 되는 i 값을 찾는다. 그러면 식 (10)과 (9)로부터 LCF의 계수 e 가 결정될 수 있고, 이로써 LCF의 모든 계수가 결정되며, 차선 인식과 함께 휨의 검출이 가능하다.

제안하는 방법의 처리 흐름을 Fig. 4에 나타낸다. 먼저 근거리 차선 경계 정보와 소실점 정보로부터 휨과 무관한 LCF의 계수를 결정하고, 차선 에지의 특징량으로부터 휨과 관련 있는 나머지 계수를 결정한다.

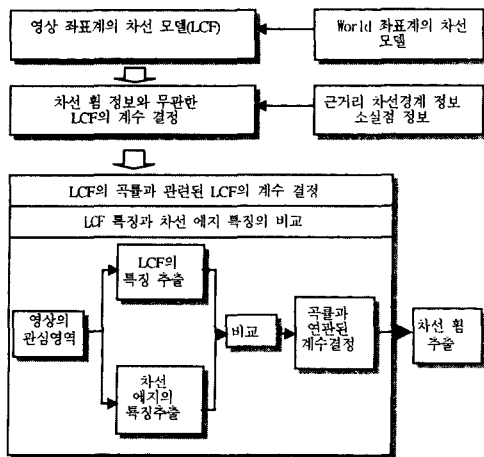


Fig. 4 Process overview

4. 차선의 휨 검출

4.1 실험 방법

경부고속도로 서울에서 청주 사이의 구간 중에서 좌회전, 직진, 우회전이 골고루 분포가 되어 있는 구간을 대상으로 실험을 하였다.

실험 시는 차량의 백미러 뒷부분에 CCD 카메라를 부착하고, 이를 비디오로 녹화하여 실험을 하였다.

실험에 쓰인 구간에서 획득한 이미지 프레임의 개수는 2000개 였으며, Fig. 5와 같이 직진, 우회전, 직진, 좌회전, 직진, 좌회전, 직진 순서의 일련의 차선 휨 방향 패턴을 가진다.

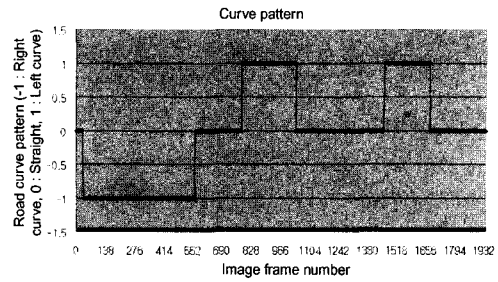


Fig. 5 Lane curve direction pattern

4.2 실험 결과

Fig. 6은 제안된 방법으로 구한 차선의 휨을 나타낸다. 식 (10)의 i 값은 실제 도로 영상에서 좌, 우측 차선 마크에 대해 두 개가 구해지는데, Fig. 6은 이 두개의 값을 더한 값이다. 이때, $-$ 값은 우회전을, 0 은 직진, $+$ 값은 좌회전을 나타낸다. 우회전에서 직진으로 바뀌는 등의 천이 구간에서는 i 값이 서서히 증가하거나, 감소하는 경향을 나타내고 있음을 알 수 있다. 이 결과는 Fig. 5의 실제 도로의 휨 방향 패턴과 일치하는 결과이다.

Fig. 7은 Fig. 6에서 구한 차선 곡률 성분 i 를 이용하여 LCF를 구해, 실제 도로 영상에 겹쳐서 표시한 그림을 나타낸다. 그림의 나열 순서는 실제 도로 영상의 입력 순서로 나열 되어 있고, 입력 영상 중에서 차선 인식이 어려운 도로환경만을 선택하였다.

차선 휨 인식 결과에서 보듯이, 도로 바닥이 노후되어 색이 변질 되어 있는 경우, 도로 바닥에 타이어 마크가 있는 경우, 차선이 도로 구조물의 그림자에 가려져 있는 경우, 차선 주위로 차량이 붙어 있어 차선인식이 용이 하지 않은 경우 등에서 차선 휨을 잘 인식하고 있는 것을 보여 주고 있다. 또한 약한 회전을 나타내는 세번째 회전구간(좌회전), 중간 정도의 회전을 나타내는 첫번째 회전구간(우회전), 강한 회전을 나타내는 두번째 회전구간(좌회전)에서 인식된 LCF는 차선의 휨 정도를 잘 나타내고 있다. 이와 같은 인식결과는 본 논문의 차선 인식 방법이 도로 영상의 국부적인 부분에서 차선을 인식하지 않고, 도로 영상의 전체 모양에서 특징을 찾기 때문에 가능한 것임을 알 수 있었다. 또한 Neural Network을 이용하는 방법처럼 차선 휨의 출력력을 3단계 또는 5

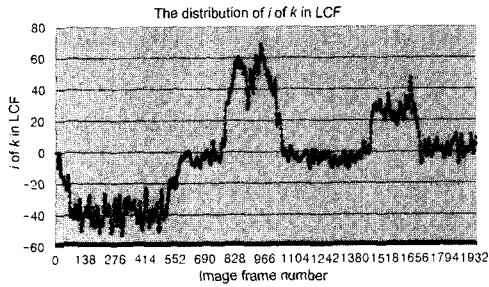


Fig. 6 The distribution of *i* in *k* of LCF

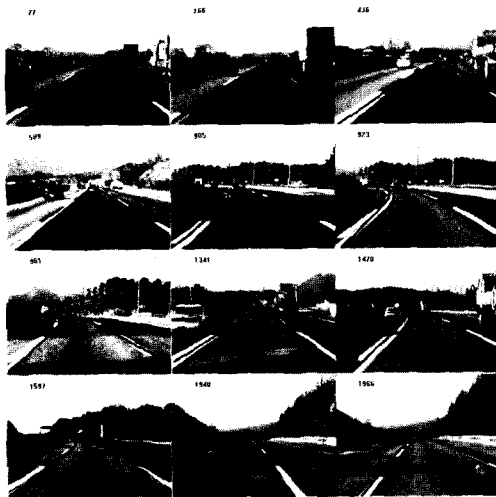


Fig. 7 The detected LCF in the real lane image

단계로 나누어 출력할 필요가 없이 도로 영상과 일치하는 차선 모델 자체에서 바로 차선 휨을 구할 수 있기 때문에 정도가 더 우수한 차선 휨 인식 결과가 나타나는 것을 알 수 있었다. 이로써, 제안하는 방법의 유효성을 검증할 수 있다.

다음은 Fig. 6에서 구해진 *i* 값을 이용하여 실제 차선의 곡률을 추정하고, LCF와 제안된 LCF계수 결정 방법의 유효성을 검증한다. 곡률은 식 (15)와 같다. 초점거리 *f*, 지면으로부터의 카메라의 높이 *T_c*, 카메라 내부인자 *d_{px}*, *d_{py}* 값은 카메라 보정을 통하여 구한다. *d_{px}*, *d_{py}* 값은 부록 1의 식 (I-7)에 설명되어 있다. 여기서의 카메라 보정은 구해진 곡률 성분 *i* 값이 실제 도로의 곡률과 어떤 관계가 있으며, 그 값의 타당성을 확인하기 위해서 이루어졌으며, 앞에서 제안된 알고리즘에서는 카메라 보정 작업이 필요없다. 이 값들은 Table 1과 같다.

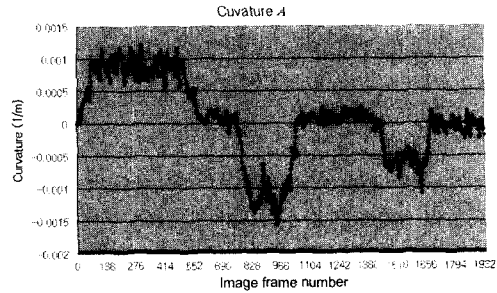


Fig. 8 Curvature A

$$A = -\frac{kd_{px}d_{py}}{f^2T_c} \quad (15)$$

Fig. 8은 Fig. 6에서 구한 *i*와 식 (15)를 이용하여 차선의 곡률을 구한 것이다. 곡률이 + 값을 가질 때는 우회전을 나타내고, 0의 값을 가질 때는 직진, - 값을 가질 때는 좌회전을 나타낸다. Fig. 6의 *i* 값에서와 같은 경향으로, 천이구간에서 서서히 바뀌는 것을 알 수 있으며, 급한 회전 구간에서는 상대적으로 큰 값을 나타내고 있다.

곡률은 0.001m⁻¹에 가까운 값을 가지며, 데이터에서 나타나는 최대 곡률은 0.00157m⁻¹이다. 한국의 도로구조 시설 기준을 따르면, 시속 120km/h의 최고 속도로 설계된 도로의 최대 곡률은 0.00141m⁻¹이고, 시속 100km/h의 최고 속도로 설계된 도로의 최대 곡률은 0.0022m⁻¹이다. 본 논문에서 적용된 도로는 경우 고속도로 이므로, 최대 곡률은 0.0022m⁻¹이다. 따라서 구해진 곡률은 도로 시설 기준에 맞는 곡률 범위에서 구해졌음을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 도로상의 차선 휨을 인식하기 위해 LCF를 기반으로 한 새로운 알고리즘이 제안되었다. 제안된 알고리즘은 실제 도로 영상에 적용되어 우수한 차선 휨 인식 성능을 보이고 있음을 보였다. 기존의 많은 방법들이 카메라 보정을 토대로 한 Top-view영상에 의존하였지만 제안된 방법은 입력 영상의 변환 과정 없이 적용될 수 있음이 장점 가운데 하나이다. 제안된 방법은 평지의 도로를 대상으로 하였으나 고속도로의 오르막 도로나 내리막 도로에서도 차선의 휨 인식 성능은 저해되지 않았다.

그러나 본 알고리즘은 카메라로부터 근거리에서 있는 차선 경계와 소실점이 검출 되었다는 전제에서 이들 정보를 이용하여 LCF의 계수를 추정 하기 때문에 근거리 차선 경계 정보나 소실점 정보에 에러가 많으면 성능이 저하 될 수 있다. 하지만, 강인한 근거리 차선 인식 기법을 기반으로 한다면, 간편하면서 강인한 휨 인식 알고리즘의 하나로 응용 될 수 있을 것으로 생각된다.

References

- 1) J. Crisman, C. Thorpe, "SCARF : A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections," IEEE Trans. Robot. Automat., Vol.9, pp.49-58, Feb, 1993.
- 2) K. Kluge, C. Thorpe, "Representation and Recovery of Road Geometry in YARF," in Proc. IEEE Intelligent Vehicles '92 Symposium, IEEE, pp.114-119, 1992.
- 3) W. Enkelmann, G. Struck, J. Geisler, "ROMA : A System for Model-based Analysis of Road Markings," in I. Masaky, Ed., Proc. IEEE Intelligent Vehicle '95 Conf., Detroit, MI, IEEE, pp.356-360, 1995.
- 4) D. A. Pomerleau, Neural Network Perception for Mobile Robot Guidance, Kluwer Academic, Boston, 1994.
- 5) A. D. Bimbo, L. Landi, S. Santini, "Determination of Road Directions using Feedback Neural Nets," Signal Processing, Vol.32, pp.147-160, 1993.
- 6) J. W. Park, K. Y. Jhang, J. W. Lee, "Detection of Lane Curve Direction by using Image Processing based on Neural Network and Feature Extraction," Journal of Image Processing and Technology, Vol.45, No.1, January/February, pp.69-75, 2001.
- 7) R. Behringer, "Road Recognition from Multifocal Vision," Proceedings of the Intelligent Vehicle '94, IEEE, pp.302-307, 1994.
- 8) E. D. Dickmanns, B. D. Mysliwetz, "Recursive 3-D Road and Relative Ego-state Recognition," IEEE Trans. on PAMI, Vol.14, No.2, pp.199-213,

- 1992.
- 9) D. A. Pomerleau, "RALPH: Rapidly Adapting Lateral Position Handler," Proceedings of the Intelligent Vehicles '95 Symposium, Detroit, USA, IEEE, pp.506 -511, 1995.
- 10) M. Bertozzi, A. Broggi, "GOLD : A Parallel Real-Time Stereo Vision System for Generic Obstacle and Lane Detection," IEEE Transactions on Image Processing, Vol.7, No.1, pp.62-81, 1998.
- 11) R. Risack, N. Mohler, W. Enkelmann, "A Video-based Lane Keeping Assistant," in Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000, IEEE, pp. 356-361, Dearborn (MI), October 3-5, 2000.
- 12) J. W. LEE, U. K. YI, K. R. Baek, "A Cumulative Distribution Function of Edge Direction for Road-Lane Detection," IEICE Trans. Inf. & Sys., Vol.E82-D, No.9, pp.1206-1216, September, 2001.

부록 I : LCF(Lane Curve Function)

카메라 좌표계(x_c, y_c, z_c)는 실 좌표계($x, y, 0$)와 회전 변환 R , 이동 변환 T 로 표현 되며, 변환은 식 (I-1) 과 같다.

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x \\ y \\ 0 \end{bmatrix} + T = \begin{bmatrix} r_{xx} & r_{xy} & r_{xz} \\ r_{yx} & r_{yy} & r_{yz} \\ r_{zx} & r_{zy} & r_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x - T_x \\ y - T_y \\ -T_z \end{bmatrix} \quad (I-1)$$

여기서, 회전 변환 R 과 이동 변환 T 는 각각 식 (I-2)와 식 (I-3)과 같다.

$$R = \begin{bmatrix} r_{xx} & r_{xy} & r_{xz} \\ r_{yx} & r_{yy} & r_{yz} \\ r_{zx} & r_{zy} & r_{zz} \end{bmatrix} \quad (I-2)$$

$$T = \begin{bmatrix} -T_x \\ -T_y \\ -T_z \end{bmatrix} \quad (I-3)$$

핀 홀 카메라 모델에 의해 영상좌표(x_i, y_i)와 카메라 좌표 사이의 관계는 식 (I-4)로 나타난다.

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{fx_c}{z_c} \\ \frac{fy_c}{z_c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \frac{(x-T_x)r_{xx} + (y-T_y)r_{xy} - T_z r_{xz}}{(x-T_x)r_{xx} + (y-T_y)r_{yy} - T_z r_{zz}} \\ f \frac{(x-T_x)r_{yx} + (y-T_y)r_{yy} - T_z r_{yz}}{(x-T_x)r_{xx} + (y-T_y)r_{yy} - T_z r_{zz}} \end{bmatrix} \quad (I-4)$$

실 좌표계에서 카메라 좌표계로의 변환 시 z 축 방향만의 이동과 x 축에 대한 90°회전만을 고려하면 식 (I-4)는 (I-5)같이 간략화 된다. 이때, 고려된 좌표 변환시의 가정은 식 (I-4)에 포함이 된 좌표 변환식의 변수를 가장 간략화 시키기 위한 가정이 되며, 이렇게 함으로서 구하고자 하는 영상 좌표상의 차선 모델의 미지의 계수의 개수를 최소로 줄일 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{fx_c}{z_c} \\ \frac{fy_c}{z_c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \frac{x}{y} \\ f \frac{T_z}{y} \end{bmatrix} \quad (I-5)$$

식 (I-5)으로부터

$$x = \frac{x_i T_z}{y_i}, \quad y = \frac{f T_z}{y_i} \quad (I-6)$$

를 얻을 수 있다.

또 (x_i, y_i) 는 이상적 이미지 좌표계이므로 이를 (x_f, y_f) 의 컴퓨터 이미지 좌표계로 변환 할 수 있다. 변환 수식은 식 (I-7)과 같다.

$$\begin{aligned} x_i &= (x_f - C_x) d_{px} \\ y_i &= (y_f - C_y) d_{py} \end{aligned} \quad (I-7)$$

(여기서, $d_{px} = d_x \frac{N_{cx}}{N_{fx}}$)

x_i, y_i : 이상적 이미지 좌표계

x_f, y_f : 컴퓨터 이미지 좌표계

C_x, C_y : 컴퓨터 프레임 메모리의 중심

N_{cx}, N_{cy} : CCD 센서의 셀 수

N_{fx}, N_{fy} : 이미지의 수평, 수직 분해능

d_x, d_y : 인접 CCD 센서 셀 간의 중심 거리

본문의 식 (1)에서 밝혔듯이 도로에 있는 차선은 2차 포물선에 근사 될 수가 있다. 식 (I-6)과 식 (I-7)를 본문의 식 (1)에 대입하고, 수식을 정리하면 실 좌표계의 차선 모델을 영상 평면에 투영한 식 (I-8)과 같은 형태의 식이 구해진다.

$$y_f = ax_f + b \pm \sqrt{cx_f^2 + dx_f + e} \quad (I-8)$$

여기에서,

$$\begin{aligned} a &= \frac{T_z d_{px}}{2Cd_{py}} \\ b &= \frac{-T_z C_x d_{px} - BfT_z + 2C_y C d_{py}}{2Cd_{py}} \\ c &= \frac{T_z^2 d_{px}^2}{4C^2 d_{py}^2} \\ d &= -\frac{C_x d_{px}^2 T_z^2 + BfT_z^2 d_{px}}{2C^2 d_{py}^2} \\ e &= \frac{d_{px}^2 T_z^2 C_x^2 + 2BfT_z^2 d_{px} C_x + B^2 f^2 T_z^2 - 2CAf^2 T_z^2}{4C^2 d_{py}^2} \\ &= (b - C_y)^2 + \left(-\frac{Af^2 T_z}{d_{px} d_{py}}\right)a \end{aligned} \quad (I-9)$$

이다.

식 (I-8)을 본 논문에서는 LCF(Lane Curve Function)라고 정의한다. 주의 깊게 살펴보면 곡률 정보는 계수 e값에만 포함이 되어 있는 것을 알 수 있다.

부록 II : LCF의 점근선

식 (I-8)의 LCF의 점근선을 $y_a = mx_a + n$ 이라고 할 때, m 과 n 은 식 (II-1)과 같이 정의 되며, 최종적으로는 식 (II-2)와 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} m &= \lim_{x_f \rightarrow \infty} y'_f(x_f) \\ n &= \lim_{x_f \rightarrow \infty} [y_f(x_f) - x_f y'_f(x_f)] \end{aligned} \quad (II-1)$$

$$y_a = (a \pm \sqrt{c})x_a + (b \pm \frac{d}{2\sqrt{c}}) \quad (II-2)$$

부록 III : LCF의 점근선과 실제도로모델과의 관계

식 (I-9)와 식 (II-2)로부터

$$\begin{aligned} m &= a \pm \sqrt{c} = \frac{T_z d_{px}}{Cd_{py}} \text{ or } 0 \\ n &= b \pm \frac{d}{2\sqrt{c}} = -\frac{C_x d_{px} T_z + BfT_z}{Cd_{py}} + C_y \text{ or } C_y \end{aligned} \quad (III-1)$$