차선관련 파라미터의 대칭성과 선형회귀에 기반한 차선이탈 인식

A Lane-Departure Identification Based on Linear Regression and Symmetry of Lane-Related Parameters

이 준 웅*, 이 운 근
(Joon-Woong Lee and Un-Kun Yi)

Abstract : This paper presents a lane-departure identification (LDI) algorithm for a traveling vehicle on a structured road. The algorithm makes up for the weak points of the former method based on EDF[1] by introducing a Lane Boundary Pixel Extractor (LBPE), the well known Hough transform, and liner regression. As a filter to extract pixels expected to be on lane boundaries, the LBPE plays an important role in enhancing the robustness of LDI. Utilizing the pixels from the LBPE the Hough transform provides the lane-related parameters composed of orientation and distance, which are used in the LDI. The proposed LDI is based on the fact the lane-related parameters of left and right lane boundaries are symmetrical as far as the optical axis of a camera mounted on a vehicle is coincident with the center of lane; as the axis deviates from the center of lane, the symmetrical property is correspondingly lessened. In addition, the LDI exploits a linear regression of the lane-related parameters of a series of successive images. It plays the key role of determining the trend of a vehicle's traveling direction and minimizing the noise effect. Except for the two lane-related parameters, the proposed algorithm does not use other information such as lane width, a curvature, time to lane crossing, and offset between the center of a lane and the optical axis of a camera. The system performed successfully under various degrees of illumination and on various road types.

Keywords : LDI, LBPE, hough transform, linear regression, departure ratio

I. 서론

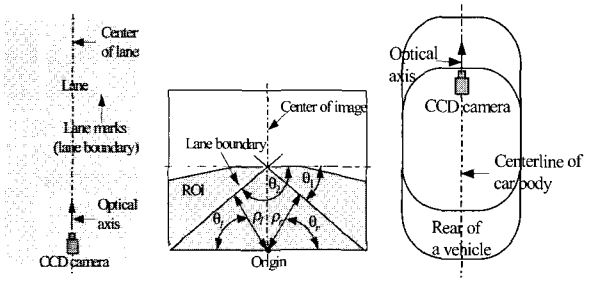
최근, 머신비전은 운전자의 부주의, 실수, 경험부족 등에 의한 사고감소를 위한 지능형 안전자동차의 개발에 크게 기여하고 있다[1-4,6-10]. 그러나 머신비전은 실외의 도로환경에 적절한 신뢰성을 얻기가 어려워 제한된 성공만을 보여왔다. 따라서 머신비전을 기반으로 한 시스템의 상용화는 큰 강인성을 요한다. 본 논문에서는 차선표식이 도색된 도로에서 주행중인 차량의 차선이탈인식을 강인하게 할 수 있는 머신비전 시스템을 제안한다. 제안된 알고리즘은 입력된 영상에서 차선경계의 기울기와 위치정보로 구성된 차선관련 파라미터를 추출하여 주행중인 차량의 차선이탈여부를 결정한다. 참고문헌 [1]에 언급된 바와 같이 한국의 대부분의 포장도로는 흰색, 노란색, 청색으로 차선표식이 도색되어 있으므로 도로환경이 다양한 잡음에 노출되어 강인성에 큰 영향을 받을지라도 차선관련 정보에 기반한 LDI 시스템은 영상처리에 의존할 수밖에 없다[1,2,7-10].

제안된 LDI 알고리즘의 기본 아이디어는 차선관련 정보의 대칭성에 기반을 두고 있다. 차량에 설치된 CCD 카메라의 광축과 차선의 중심이 그림 1(a)에 보인바와 같이 거의 일치하면 그림 1(b)에 정의된 좌우 차선경계에 대한 각도 θ_l과 θ_r 그리고 거리 ρ_l과 ρ_r은 거의 좌·우대칭을 형성하므로 이들 각각의 비인 θ_l/θ_r과 ρ_l/ρ_r은 1에 가까운 값을 갖는다. 따라서 광축이 차선의 중심으로부터 벗어나면 대칭성이 깨지므로 이러한 비도 1로부터 멀어진다. 카메라의 광축이 좌측 차선경계로 접근하면 θ_l과 ρ_l은 감소하는 반면 θ_r과 ρ_r은 증가하고, 반대로 카메라 광축이 우측 차선경계에 접근하면 θ_l과 ρ_l은 증가하지만, θ_r과 ρ_r은 감소한다. 그림 1(c)는 차량에 카메라 장착 개념도이다.

그림 2는 이런 성질을 뒷받침할 수 있는 예로, 차선이탈시 차선경계의 기울기와 위치가 어떻게 변화하는지 보이고 있다. 그림 2(a)와 (b)는 좌측 차선이탈의 경우로, θ_l과 ρ_l이 차량이 좌측 차선경계에 접근함에 따라 점점 감소되고 있고, 그림 2(c)와 (d)는 우측 차선이탈의 경우로, θ_r과 ρ_r이 차량이 우측차선경계에 접근함에 따라 감소되고 있음을 나타낸 것이다.

잡음이 없는 양호한 도로환경에서는 θ_l/θ_r과 ρ_l/ρ_r만 가지고도 LDI가 가능하지만, 실제 도로영상에 빈번히 나타나는 잡음 때문에 이들만으로는 정확한 LDI가 어렵다. 따라서 이 점을 극복하기 위해 본 논문에서는 최소제곱법(least squares method)에 기초한 선형회귀(Linear Regression, LR)[12]를 활용한다. LR을 통해 몇 개의 연속된 프레임들을 사용해서 차량이 차선경계에 어떻게 접근하는가에 대한 정보를 제공받고, 여기에 θ_l/θ_r과 ρ_l/ρ_r을 융합하여 LDI를 수행한다. 덧붙여 지금까지 알려진 대부분의 차선이탈인

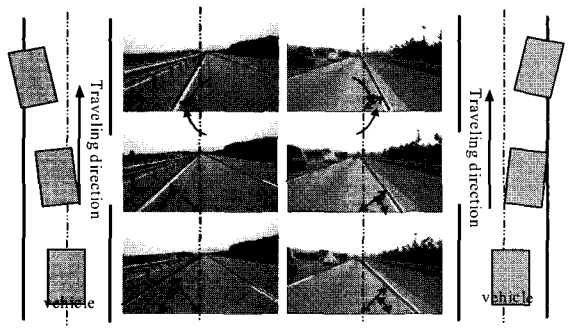
* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수 : 2004. 8. 30., 채택확정 : 2004. 12. 29.
이준웅 : 전남대학교 산업공학과(joonlee@chonnam.ac.kr)
이운근 : 부산경상대학 소방안전관리과(yiuk@bsks.ac.kr)
※ 본 논문은 한국과학재단 목적기초연구(R05-2004-000-10607-0)에서 지원하여 연구하였음.



(a) (b) (c)

그림 1. LDI의 기본 개념 (a) CCD 카메라의 광축과 차선과의 관계 (b) ROI 영역과 차선경계의 위치 및 방향 (c) 카메라 설치.

Fig. 1. The basics of LDI (a) description of the relationship of a CCD camera and lane (b) orientations and positions of lane boundaries, and region of interest(ROI) for image processing (c) camera installation on a vehicle.



(a) (b) (c) (d)

그림 2. 주행중인 차량의 차선이탈 (a) 좌측 차선경계로의 이탈 (b) 차량이 좌측 차선경계에 접근할 때 차선표식의 위치 및 방향 성분의 변화 (c) 우측 차선경계로의 이탈 (d) 차량이 우측 차선경계에 접근할 때 차선표식의 위치 및 방향 성분의 변화.

Fig. 2. The LD of a traveling vehicle (a) LD to left lane boundary, (b) changes in orientation and position of lane marks when a vehicle approaches the left lane boundary (c) Changes in orientation and position of lane marks when a vehicle approaches the right lane boundary (d) LD to right lane boundary.

식시스템[1,7-10]은 이탈시점만을 결정해준데 반해 제안된 LDI알고리즘은 차선이탈의 시작은 물론이려니와 종료까지도 결정해 준다는 점이 장점가운데 하나이다.

II. 선행연구 및 LDI알고리즘 구성

우리가 이미 제안한 바 있는 에지분포함수(edge distribution function, EDF) 기반의 LDI 시스템 [1]은 단지 $\xi=(\theta_1-90°)/(90°-\theta_2)$로 정의된 이탈척도 ξ만을 사용하고 있다. 이 식에서 θ_1과 θ_2는 그림 1(b)에 보인 바와 같이 정의된 각도로서 ξ는 본 논문의 θ_l/θ_r과 동일하다.

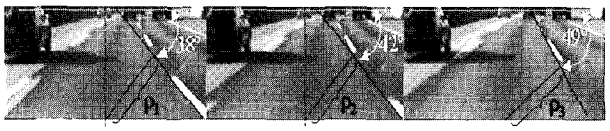


그림 3. 곡선도로의 연속된 영상과 차선관련 파라미터의 변화.

Fig. 3. Consecutive images of a curved road and the changes in lane-related parameters.

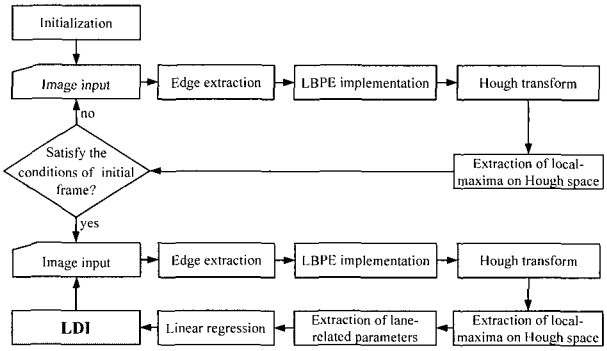


그림 4. DLI 시스템의 전체 과정.

Fig. 4. Overall procedure of LDI system.

이 방법은 차량이 그림 3처럼 파선으로 차선경계가 그려진 곡로 주행시 간혹 LDI에러가 발생하였는데, 그것은 차량이 차선의 중심으로부터 벗어나지 않은 경우임에도 θ_l과 θ_r 사이의 차가 급격히 발생했기 때문이다. 본 논문에서는 이러한 단점 극복을 위해 새로운 척도인 ρ_l/ρ_r을 도입한 것이다. 그림 3의 두 번째와 세 번째 프레임 사이의 각도차가 7° 였지만, 그림에서 보인 3개의 프레임에서의 거리 ρ_1, ρ_2, ρ_3은 거의 동일했고, 따라서 각 프레임의 ρ_l/ρ_r도 모두 1에 가까운 값을 가졌다. 즉, 차선관련 정보의 좌우 대칭성을 유지한 것이다.

주어진 영상에 대해 그림 1(b)에 나타낸 θ_l, ρ_l, θ_r, ρ_r과 같은 차선의 기울기와 위치에 관련된 파라미터를 어떻게 정확하게 추출하느냐가 LDI에 있어서 매우 중요하다. 도로영상 입력 후 일련의 과정은 이러한 파라미터들을 정확히 추출하는 데에 초점이 맞춰졌다. 첫째, 관심영역(region of interest, ROI)에서 차선표식의 경계에 위치하리라 예상되는 픽셀들을 LBPE에 의해 추출하는데, LBPE는 참고문헌 [2]에 설명한 바와 같이 발견적 접근법에 의해 설계된 필터이다. 둘째, LBPE로 추출한 픽셀들을 대상으로 하프변환(Hough Transform, HT) [11]을 수행하여 θ_l, ρ_l, θ_r, ρ_r을 예측한다. 따라서 이 파라미터들의 신뢰성은 LBPE에 의존된다.

그림 4는 LDI 알고리즘의 전체적인 흐름도이다. 초기화 과정에서 ROI 지정, 소벨에지(Sobel edge) 연산[11]과 HT에 사용되는 산각함수들의 계산시간 단축을 위한 룩업 테이블(look-up table, LUT)의 설정 및 알고리즘구현에 필요한 변수들을 초기화한다. 초기화 후, 320×240 픽셀의 영상을 입력하고, 소벨에지 연산을 수행한다. 이어서 LBPE를 통해 차선경

계에 있을 것으로 예상되는 픽셀들을 추출하고, HT를 통해 하프공간을 형성한 후, 하프공간의 로컬맥시마를 결정함으로써 θ_l, ρ_l, θ_r, ρ_r를 얻고, 이들로 LDI를 수행한다. 현 프레임의 차선관련 파라미터 결정에 이전 프레임의 정보가 이용되므로 몇 개의 조건들을 이용하여 초기 프레임을 선택한다.

III. LBPE

1. 에지추출

에지는 수학적으로 밝기함수(intensity function)의 그래디언트(gradient)로 정의된다. 이미지 $f(x, y)$의 임의의 점 (x, y)에서 그래디언트는 다음 (1)과 같이 벡터 ∇f로 표시된다.

$$\nabla \mathrm{f} = [G_x \; G_y]^T = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y}\right]^T \tag{1}$$

3×3 소벨 마스크를 사용하면 벡터 ∇f는 다음 (2)와 (3)과 같이 근사화 된다.

$$\begin{aligned} G_x = {} & f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) \\ & - f(x-1, y-1) - 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1) \end{aligned} \tag{2}$$

$$\begin{aligned} G_y = {} & f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) \\ & - f(x-1, y-1) - 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1) \end{aligned} \tag{3}$$

벡터 ∇f는 다음 (4)와 (5)로 표현되는 크기(magnitude) ∇f (x, y)와 방향(orientation) $\alpha(x, y)$의 두 개의 중요한 물리량을 갖는다.

$$\nabla \mathrm{f}(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \cong |G_x| + |G_y| \tag{4}$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left[\frac{G_x}{G_y}\right] \tag{5}$$

$\alpha(x, y)$의 계산시간 단축을 위해 앞의 그림 4의 초기화 단계에서 구축되는 LUT는 G_x, G_y의 범위와 $\alpha(x, y)$의 최소단위 레벨에 의해 그 크기가 결정된다. 또한 에지연산에서 에지크기의 임계값(threshold) 선택은 어려운 문제이지만 응용하려는 상황에 적합해야 한다. 도로영상에서 차선표식의 경계에 있는 픽셀들은 비교적 큰 에지크기를 갖고, 그 수에 있어서는 다른 픽셀들보다 작다. 따라서 차선표식의 경계에서 추출된 에지픽셀들의 효과를 높이기 위해서 임계값 이하의 에지크기를 갖는 픽셀들을 제거하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 참고문헌 [5]에 소개된 적응형 방법을 사용하여 임계값을 선택했다.

2. ROI의 분할

그림 5는 본 논문에서 적용된 ROI의 분할을 나타낸 것으로 ROI는 4개의 영역 L_u, R_u, L_l, R_l로 분할되었다. 여기에서 L, R은 좌우를 의미하고, 첨자 u, l은 상, 하를 나타낸다. 이러한 영역분할은 LBPE에서 차선경계에 놓여 있을 것으로 기대되는 픽셀을 찾는 데에 매우 중요한 영향을 미친다.

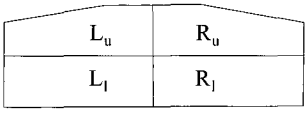


그림 5. ROI의 분할.
Fig. 5. Subdivision of ROI.

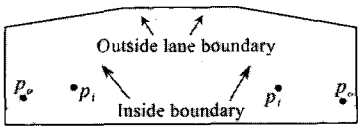


그림 6. 차선표식의 내·외측 경계.
Fig. 6. Inside/outside boundaries of lane marks.

예를 들어 서브영역 L_u내의 차선표식의 경계에 놓여 있는 어떤 픽셀이 L_u의 평균 밝기보다는 밝지만, ROI의 평균밝기보다 어둡다고 가정했을 때, 차선경계상에 놓일 픽셀의 조건으로 ROI의 평균밝기보다 큰 밝기를 선택한다면 그 픽셀은 선택될 수 없다. 이런 점이 ROI를 작은 영역들로 분할하는 이유이다. 본 논문에서는 각 서브 영역에 대해 밝기와 에지크기의 평균값들을 계산하고, 이러한 평균값들은 LBPE에 의해서 차선경계상의 후보 픽셀들을 추출하는 데에 이용된다.

3. LBPE

LBPE는 기본적으로 차선표식은 노면의 다른 부분에 비해 밝게 도색되어 있다는 것을 기본으로 한다. 이는 타어어 스키드 마크 또는 가드레일의 그림자와 같은 잡음으로부터 차선표식을 구별하도록 도움을 준다. 이러한 잡음들의 경계도 차선경계와 마찬가지로 눈에 띄게 큰 에지들을 갖지만 이들의 밝기값은 차선표식보다 크지 못하다. 따라서 에지정보와 밝기값의 융합은 노면에서 차선표식을 분리하는 데에 필요하다.

도로환경은 영상처리의 관점에서 보면 매우 복잡하다. 즉, 많은 요소들이 영상처리 알고리즘을 일관되게 적용하는 것을 어렵게 한다. 이러한 요소로는 오르막 길, 내리막 길, 직로, 곡로, 차선폭이 좁은 도로, 넓은 도로, 노면의 마모, 다양한 날씨상태, 반사광, 낮과 밤의 조도변화, 시멘트나 아스팔트같은 다양한 포장재료, 다양한 차선표식의 도료색깔, 보수중인 도로, 2중 3중으로 겹쳐진 차선표식, 파선 또는 실선의 차선표식, 노면의 화살표시나 문자들 또는 기타의 표식 등을 들 수 있다. 따라서 이렇게 복잡한 상황에서 신뢰성있게 차선경계상의 픽셀들을 추출하기 위해서는 합리적인 가정과 적절한 제한들을 가할 필요가 있다. LBPE는 입력영상의 밝기값과 에지의 특징들을 이용하여 차선경계상에 있을 것으로 추정되는 픽셀들을 정확히 추출하기 위해 다섯 개의 제한조건을 설정하고, 그림 5에 묘사된 영역들 각각에 대해 이들을 순차적으로 적용하면서 수행된다.

- 제한 1 : 노면은 광원에 의하여 포화되지 않아야 한다. 강한 햇빛에 의하여 반짝거리는 현상은 여름철 오후 시멘트 도로에서 흔히 발생한다. 다이내믹 레인지 카메라[13] 또는 특수한 렌즈 메카니즘을 사용하지 않는다면 이러한

조건에서 촬영된 영상에서 차선표식을 인식한다는 것은 매우 어렵다.

• 제한 2 : 차선표식의 경계에 있는 픽셀은 주어진 서브 영역의 평균 밝기이상의 밝기를 가져야 하며, 동시에 평균 에지크기이상의 큰 에지 크기를 가져야 한다.

• 제한 3 : 차선경계의 좌·우 방향을 그림 1(b)에 나타낸 θ_1과 θ_2로 했을 때, 차선표식의 경계상에 있는 픽셀이 되기 위해서는 (5)의 에지 방향은 θ_1과 θ_2를 고려하여 실험적으로 설정된 특정 범위 내에 있어야 한다.

특히, 제한 2와 3에서 조건을 너무 강하게 설정하면 차선경계상에 위치할 가능성이 큰 픽셀들이 탈락될 수 있으므로 조건을 완화해서라도 후보 픽셀의 탈락을 줄이고 다음 제한들을 이용하여 이들로부터의 선별이 이루어질 수 있도록 한다.

• 제한 4 : 그림 6에 나타낸 바와 같이 차선표식은 내·외측 경계를 갖는다. 따라서 본 논문에서는 처음 세 개의 제한조건을 만족한 픽셀들을 차선표식의 내·외측 경계로 분류한다. 이 분류를 위해 LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, RB_{out}로 명명한 4개의 집합을 구축한다. 여기에서 LB, RB는 좌·우 경계를, 아래 첨자 in, out는 각각 내·외측을 의미한다.

제한 4는 어떤 픽셀 p가 처음 세 개의 제한을 만족시키고, 그것의 위치가 영상의 수평방향에서 k라고 가정함으로써 규정된다. 그리고 다음 (6)을 계산한다.

$$Q = \sum_{i=k+1}^{k+n} w_i f_i - \sum_{i=k-n}^{k-1} w_i f_i \tag{6}$$

여기에서 n은 픽셀 p 좌우로 고려될 픽셀들의 수이고, w_i는 가중치이고, f_i는 픽셀 p 좌우의 어떤 픽셀 p_i의 밝기값이다. w_i와 n은 실험적으로 결정된다. 픽셀 p_i의 가중치 w_i는 p_i가 픽셀 p에 가까울수록 큰 값을 갖도록 한다. 차선표식의 경계상의 후보 픽셀이 되려면 Q의 절대값이 실험적으로 결정된 임계값 C 이상이여야 한다. 그 이유는 차선표식은 노면의 여타 부분에 비해 밝은 색으로 도색되었다는 가정 때문이다.

분류(sorting)는 다음 조건에 따라서 이루어진다.

1) 임의의 픽셀 p가 서브 영역 L_u 또는 L_l에서 처음 세 개의 제한을 만족시키고,

$Q \geq C$이고, $G_x > 0$, $G_y > 0$이면, $p \in LB_{out}$

$-Q \geq C$ 이고, $G_x < 0$, $G_y < 0$이면, $p \in LB_{in}$

2) 임의의 픽셀 p가 서브 영역 R_u 또는 R_l에서 처음 세 개의 제한을 만족시키고,

$Q \geq C$이고, $G_x > 0$, $G_y < 0$이면, $p \in RB_{in}$

$-Q \geq C$이고, $G_x < 0$, $G_y > 0$이면, $p \in RB_{out}$

여기에서 G_x 와 G_y는 (2), (3)에 의해 얻어진 것으로 이들의 부호가 분류에 중요한 역할을 한다.

• 제한 5 : 제한 4가 적용된 후에도 집합들에 속해 있는 거짓 픽셀들은 부가적인 제한에 의해서 제거되어야 한다. LB_{out}에 있는 어떤 픽셀 p_0를 참 픽셀로 가정하면 픽셀 p_0는 그림 6에 나타낸 것처럼 차선표식의 폭만큼 떨어진 우측에 LB_{in}에 속한 동반 픽셀 p_i를 가져야 하며, 더욱이 p_i와 p_0사이의 픽셀들은 균일하고 밝은 밝기분포를 가져야 한다. 역설적으로 픽셀 p_0에 대해 이런 조건이 성립되지 않으면 픽셀 p_0는 참 픽셀로 볼 수 없다. 여기에서 p_i와 p_0사이의 밝기분포의 균일성은 이들 사이에 있는 픽셀들의 밝기의 분산을 계산하여 검증한다. RB_{in}, RB_{out}에 포함된 픽셀들에 대해서도 같은 방법이 적용된다.

여기에 제안된 LBPE는 대부분의 차선표식이 선행 차량에 의해 가려지거나 다른 노이즈원에 의하여 지워지고 일부만 보일 경우에도 차선경계상의 픽셀들을 추출한다.

IV. 차선관련 파라미터 추출

그림 7에 묘사된 좌·우 차선경계에 관련된 파라미터인 θ_l, ρ_l, θ_r, ρ_r을 예측하기 위해 LBPE로 추출한 픽셀들을 원소로 하는 집합들 LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, RB_{out}을 대상으로 하프변환을 수행한다. 이를 위해 ROI를 좌·우 균등 분할하고, 밑선 중심에 원점을 설정하여 그림 7에 보인 바와 같은 두 개의 좌표계를 형성한다. 좌표계에서 y축은 두 좌표계에 공유된다. LB_{in}과 LB_{out}은 좌측 좌표계를, RB_{in}과 RB_{out}은 우측 좌표계를 기준으로 (7)에 의해 하프변환이 수행된다.

$$x\cos\theta + y\sin\theta = \rho \tag{7}$$

여기에서 (x, y)는 픽셀의 좌표값이고, θ는 x축과 피팅라인(fitting line) L의 법선이 이루는 사잇각이며, ρ는 좌표계의 원점과 라인 L사이의 거리이다.

우리는 먼저 LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, RB_{out} 각각에 대응될 누적배열(accumulator array) $H_{L_{in}}(\rho, \theta)$, $H_{R_{in}}(\rho, \theta)$, $H_{L_{out}}(\rho, \theta)$, $H_{R_{out}}(\rho, \theta)$를 구축하고, 각 누적배열의 모든 셀들을 0으로 초기화한다. 그림 7에서 알 수 있는 바와 같이 θ의 범위는 0°에서 90°이다. θ와 ρ의 증분은 각각 1°와 1로 설정했다. 선택된 θ에 대해 (7)에 의해 ρ를 계산하고, 선택된 θ와 계산결과 얻어진 ρ의 정수에 해당된 누적배열의 셀의 값에 1을 더한다. 이러한 처리를 보우팅(voting)이라 하고, 누적배열의 각 셀 값을 보우팅값(voting value)이라 하자. 하프변환종료 후, 다음 두 절차에 의하여 각 누적배열에서 지역최대들(local maxima)을 찾는다.

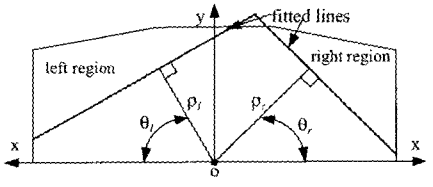


그림 7. 하프변환을 위한 좌표계와 파라미터의 표현.

Fig. 7. Coordinate systems for HT and graphical representation of parameter.

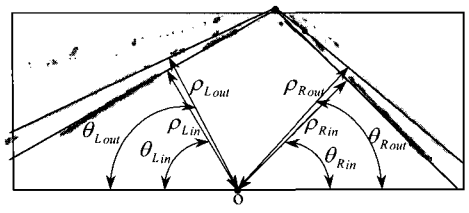


그림 8. 추출된 차선관련 파라미터.
Fig. 8. Extracted lane-related parameters.

1) 각 누적배열에서 지역최대들의 탐색대상을 다음 식 (8)로 한정한다.

$$\Theta_s=\{(\rho,\ \theta)\mid H_s(\rho,\ \theta)>v\},\quad s=L_{in},\ R_{in},\ L_{out},\ R_{out} \tag{8}$$

여기에서 v는 실험적으로 결정된 임계값이다. 이렇게 구축된 Θ_s의 원소들은 보우팅값에 기초하여 내림차순으로 정리한다. 집합 Θ_s내에 여전히 많은 요소들이 존재하면 다음 (9)에 의하여 한번 더 탐색대상을 줄인다.

$$N_s=\min\{N_d,\#\{\Theta_s\}\},\quad s=L_{in},\ R_{in},\ L_{out},\ R_{out} \tag{9}$$

이때 N_d는 실험치이고, $\#\{\Theta_s\}$는 Θ_s의 원소들의 수량이다. N_d는 Θ_s의 수가 최소한 이 수 이상이어야 하고, 지역최대들을 찾는 데에 있어서 Θ_s에서 이 정도의 원소들만 고려해도 충분하다는 두 가지 의미를 내포한다.

2) 각각의 Θ_s의 N_s개 요소들내에서 지역최대들이 탐색된다. 누적배열의 전역최대(global maximum)만 찾는 것이 쉽고, 전역최대가 다른 지역최대보다 차선 기하를 양호하게 묘사한 경우가 많지만, 항상 잡음에 자유롭지는 않다. 바로 이점이 누적배열에서 지역최대들을 찾는 이유다. 각 Θ_s의 지역최대들 중에서 차선경계를 가장 잘 묘사할 파라미터들을 탐색함으로써 그림 8에 나타낸 좌·우 차선경계의 내·외측에 관련된 8개의 파라미터들 $(\theta_{L_{in}}, \rho_{L_{in}})$, $(\theta_{L_{out}}, \rho_{L_{out}})$, $(\theta_{R_{in}}, \rho_{R_{in}})$, $(\theta_{R_{out}}, \rho_{R_{out}})$을 얻을 수 있다.

V. LDI

1. 초기 프레임의 선택

초기프레임의 조건으로 다음과 같은 두 가지를 설정한다. 1) 프레임은 차량이 차선의 중심에 가까이 있을 때 촬영된 것이어야 한다. 2) 차선의 좌·우 경계인 차선표식은 명확히 보여야 한다. 입력영상이 이 제약조건들을 만족하는지 확인하기 위해 몇 가지 조건들을 점검한다. 우리는 이러한 조건들을 편의적으로 타입 A와 타입 B로 칭한다.

• 타입A의 조건 : 차선의 중심에서 영상이 촬영되었는지, 그리고 차선표식이 명확히 보이는지를 하프변환에서 얻은 누적배열들 각각의 전역최대에 해당된 파라미터들 $(\theta_{L_{in}}, \rho_{L_{in}})$, $(\theta_{L_{out}}, \rho_{L_{out}})$, $(\theta_{R_{in}}, \rho_{R_{in}})$, $(\theta_{R_{out}}, \rho_{R_{out}})$을 가지고 확인한다.

1) 차선의 중심에서 영상의 촬영여부 검출조건

$\theta_{L_{in}}<\varphi_1,\ \theta_{L_{out}}<\varphi_2,\ \theta_{R_{in}}<\varphi_1,\ \theta_{R_{out}}<\varphi_2,$

$\theta_{L_{in}}+\theta_{R_{in}}<\Psi_1,\ \theta_{L_{out}}+\theta_{R_{out}}>\Psi_2$

여기에서 상수들 φ_1, φ_2, ψ_1, ψ_2는 실험적으로 결정되며, $\varphi_1<\varphi_2$이고 $\psi_1<\psi_2$이여야 한다.

2) 차선표식이 잘 보이는지를 검출하기 위한 조건

$0°\le \theta_{L_{out}}-\theta_{L_{in}}<\gamma,\ 0°\le \theta_{R_{out}}-\theta_{R_{in}}<\gamma,$

$\rho_{L_{out}}-\rho_{L_{in}}\ge 0,\ \rho_{R_{out}}-\rho_{R_{in}}\ge 0$

여기에서 상수 γ는 실험적으로 결정된 상수이다.

• 타입-B의 조건 : 다음 3가지 조건들은 하프변환에서 구축된 누적배열들의 정보를 통하여 차선표식이 명확히 보이는지 인식하기 위해 사용된다.

1) 각 누적배열에 대해 (9)의 N_s가 N_d와 동일한지의 여부.

2) (8)의 각 Θ_s의 N_s개 원소들내에서 전역최대 주변 가까이 있는 원소들의 보우팅값의 누적이 N_s개 원소들 전체의 보우팅값의 누적의 50% 이상을 차지하는 지의 여부.

3) 각 Θ_s의 지역최대들에 해당되는 파라미터 ρ와 θ의 표준편차를 σ_ρ와 σ_θ라 할 때, 이들의 합 $\sigma_\rho+\sigma_\theta$가 6보다 작은지의 여부.

두 번째와 세 번째 조건에서 사용된 상수 50과 6은 실험에 의해 결정하였다. 제안된 LDI시스템에서 임의의 입력영상이 초기프레임이 되려면 타입-A의 두 조건과 타입-B의 첫 번째 조건 그리고 타입-B의 두 번째 조건과 세 번째 조건중에 최소한 하나가 동시에 만족되어야 한다. 초기프레임으로 선정된 입력영상의 누적배열들의 전역최대에 해당하는 파라미터들 $(\theta_{L_{in}}, \rho_{L_{in}})$, $(\theta_{L_{out}}, \rho_{L_{out}})$, $(\theta_{R_{in}}, \rho_{R_{in}})$, $(\theta_{R_{out}}, \rho_{R_{out}})$이 초기 프레임의 차선관련 정보가 된다. 제안된 LDI시스템은 매순간 현재 고려되는 프레임의 차선관련 파라미터들이 뒤따르는 프레임의 차선관련 파라미터 결정에 영향을 미치도록 설계되어 있기 때문에 초기프레임 선정이 이와 같이 신중히 이루어진다.

2. 차선관련 파라미터의 결정

차선관련 파라미터들의 결정에는 (8)의 Θ_s의 지역최대들과 이전 프레임의 차선관련 파라미터들이 이용된다. 차선표식들이 보이지 않는다면, 현재 프레임의 차선관련 파라미터들은 이전프레임의 차선관련 파라미터들로 대체된다. 반면에 차선표식들이 보이면 다음의 절차에 따라서 차선관련 파라미터들이 정해진다. 1) 상기 타입-B의 3개의 조건이 만족된다면, 각각의 Θ_s의 전역최대에 해당하는 파라미터들 $(\theta_{L_{in}}, \rho_{L_{in}})$, $(\theta_{L_{out}}, \rho_{L_{out}})$, $(\theta_{R_{in}}, \rho_{R_{in}})$, $(\theta_{R_{out}}, \rho_{R_{out}})$이 현재 프레임의 차선관련 파라미터들로 선택된다. 2) 그러나, Θ_s가 타입-B의 조건을 불만족하는 것이 존재하면, 이전프레임의 차선관련 파라미터들과 현 Θ_s의 지역최대들의 파라미터들 사이의 차가 최소인 지역최대 하나를 선택한다.

3. LDI

제안될 LDI 알고리즘에서 가장 중요하게 여기는 점은 이

탈임에도 이탈로 인식하지 못하는 경우와 이탈이 아닌데 이탈로 인식하는 상황을 피하는 것이다. 먼저 이탈비를 구하고, 차선관련 파라미터들에 대하여 선형회귀를 적용하여 차선이탈여부를 판정한다.

3.1 이탈비(departure ratio)

차선관련 파라미터들 $(\theta_{L_{in}}, \rho_{L_{in}})$, $(\theta_{L_{out}}, \rho_{L_{out}})$, $(\theta_{R_{in}}, \rho_{R})$, $(\theta_{R_{out}}, \rho_{R_{out}})$을 사용하여 다음과 같이 4개의 비를 계산하고 이를 이탈비라 한다.

$$\xi_1 = \frac{\theta_{L_{in}}}{\theta_{R_{in}}},\ \xi_2 = \frac{\theta_{L_{out}}}{\theta_{R_{out}}},\ \xi_3 = \frac{\rho_{L_{in}}}{\rho_{R_{in}}},\ \xi_4 = \frac{\rho_{L_{out}}}{\rho_{R_{out}}} \quad (10)$$

카메라의 광축이 차선중심에 가깝고, 차선방향과 가능한 일치시키면, 4개의 비는 1에 가깝다. 따라서 이탈비들이 $\xi_i \le \eta$ 또는 $\xi_i \ge 1/\eta$, $i=1, \cdots, 4$의 범위에 있다면 차선이탈로 간주할 수 있다. 여기에서 η는 실험적으로 결정된 1보다 작은 상수이다.

3.2 선형회귀(linear regression)

의도적인 것이 아니라면 매우 급한 차선변경은 없다. 이러한 사실에 따라 우리는 주행중인 차량의 차선이탈 가능성이 있는지를 식별하기 위해 선형회귀를 사용한다. 선형회귀의 회귀계수인 기울기(slope) s는 다음과 같다.

$$s = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - n\overline{xy}}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - n(\overline{x})^2} \quad (11)$$

여기에서 n은 데이터 수, x는 독립변수, y는 종속변수, $\overline{x}$, $\overline{y}$는 각각 독립변수와 종속변수의 평균값이다. 또한 참값 y와 추정값 $\hat{y}$사이의 에러에 대한 자승합(SSE: Sum of Square due to the Error)은 (12)에 의하여 결정된다.

$$SSE = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (12)$$

여기에서 우리는 실험적으로 $n=5$를 택했다. 즉, 5프레임의 영상의 차선관련 파라미터들이 변화하는 경향을 선형회귀를 통해 살펴봄으로써 주행중인 차량의 차선이탈 가능성 여부를 확인할 수 있다는 것이다.

차선관련 파라미터들의 선형회귀에 있어서 연속적인 다섯 프레임들의 8개의 차선관련 파라미터들 각각은 종속변수가 되고, 프레임 번호 1에서 5는 독립변수가 된다. 그리고 종속변수들의 기울기들 $S_{\theta_{L_{in}}}$, $S_{\rho_{L_{in}}}$, $S_{\theta_{L_{out}}}$, $S_{\rho_{L_{out}}}$, $S_{\theta_{R_{in}}}$, $S_{\rho_{R_{in}}}$, $S_{\theta_{R_{out}}}$, $S_{\rho_{R_{out}}}$과 그들의 에러자승합인 $SSE_{\theta_{L_{in}}}$, $SSE_{\rho_{L_{in}}}$, $SSE_{\theta_{L_{out}}}$, $SSE_{\rho_{L_{out}}}$, $SSE_{\theta_{R_{in}}}$, $SSE_{\rho_{R_{in}}}$, SSE_{θ_R}, $SSE_{\rho_{R_{out}}}$가 다음과 같이 차선이탈 가능성을 인식하는 데에 사용된다.

1) 우측차선이탈 가능성

$S_{\theta_R} < 0$, $S_{\rho_{R_{in}}} < 0$, $S_{\theta_{R_{out}}} < 0$, $S_{\rho_{R_{out}}} < 0$ 이고, $(SSE_{\theta_{L_{in}}} + SSE_{\rho_{L_{in}}} + SSE_{\theta_{L_{out}}} + SSE_{\rho_{L_{out}}} + SSE_{\theta_{R_{in}}} + SSE_{\rho_{R_{in}}} + SSE_{\theta_{R_{out}}} + SSE_{\rho_{R_{out}}}) < \vartheta$ 이고, $S_{\theta_{L_{in}}} \ge 0$, $S_{\rho_{L_{in}}} \ge 0$, $S_{\theta_{L_{out}}} \ge 0$, $S_{\rho_{L_{out}}} \ge 0$ 이면 $D=1$

2) 왼쪽이탈 가능성

$S_{\theta_{L_{in}}} < 0$, $S_{\rho_{L_{in}}} < 0$, $S_{\theta_{L_{out}}} < 0$, $S_{\rho_{L_{out}}} < 0$이고, $(SSE_{\theta_{L_{in}}} + SSE_{\rho_{L_{in}}} + SSE_{\theta_{L_{out}}} + SSE_{\rho_{L_{out}}} + SSE_{\theta_{R_{in}}} + SSE_{\rho_{R_{in}}} + SSE_{\theta_{R_{out}}} + SSE_{\rho_{R_{out}}}) < \vartheta$ 이고, $S_{\theta_{R_{in}}} \ge 0$, $S_{\rho_{R_{in}}} \ge 0$, $S_{\theta_{R_{out}}} \ge 0$, $S_{\rho_{R_{out}}} \ge 0$ 이면 $D=3$

여기에서 ϑ는 실험적으로 결정되고, $(SSE_{\theta_{L_{in}}} + SSE_{\rho_{L_{in}}} + SSE_{\theta_{L_{out}}} + SSE_{\rho_{L_{out}}} + SSE_{\theta_{R_{in}}} + SSE_{\rho_{R_{in}}} + SSE_{\theta_{R_{out}}} + SSE_{\rho_{R_{out}}}) < \vartheta$의 조건은 잡음에 의해 잘못된 결정을 방지하는데 사용된다. 회귀에러를 LDI에 활용하는 것은 본 연구의 중요한 아이디어 가운데 하나이다. 임의의 프레임에서 잡음에 의하여 차선관련 파라미터가 잘 못 검출됐을 경우 (10)의 이탈비와 (11)의 선형회귀계수가 차선이탈조건을 만족할 수 있다. 이때 회귀에러는 잘못된 LDI판정을 결정적으로 바로잡아주는 역할을 한다.

3.3 차선이탈의 결정

• **왼쪽 차선이탈 시작의 결정** : 이전 프레임까지는 차선이탈이 없다는 것을 전제로, (10)의 4개의 이탈비가 1보다 작고, 그들 중에 적어도 3개가 η보다 작으며, $D=3$이 선형회귀로부터 얻어지면, 왼쪽으로 차선이탈이 시작되었다고 결정한다. 이때, 이어지는 프레임 가운데 어느 프레임에서 이탈이 종료되는지를 결정하기 위해 다음 (13)으로 $A_{\rho_{in}}$, $A_{\rho_{out}}$를 계산해 놓는다.

$$A_{\rho_{in}} = \rho_{L_{in}} + \rho_{R_{in}},\ A_{\rho_{out}} = \rho_{L_{out}} + \rho_{R_{out}} \quad (13)$$

• **우측 차선이탈 시작의 결정** : 이전 프레임까지는 차선이탈이 없다는 것을 전제로, (10)의 4개의 이탈비가 1보다 크고, 이들 중 적어도 3개는 $1/\eta$보다 크며, $D=1$이 선형회귀로부터 얻어지면, 우측으로 차선이탈이 시작된 것으로 결정한다. 왼쪽 차선이탈과 동일하게 후속되는 프레임가운데 어느 프레임에서 차선이탈이 종료되는지 판단하기 위해 (13)을 계산해 놓는다.

• **차선이탈방향의 추적** : 차선이탈방향의 추적은 (10)의 4개의 이탈비로는 판단할 수는 없기 때문에 차선이탈의 시작부터 이탈방향을 추적하여야 한다. 이탈비로는 차량의 위치를 아는 것만 가능하다. 따라서 차선이탈 종료때까지 $\xi_i \le \eta$ 또는 $\xi_i \ge 1/\eta$, $i=1, \cdots, 4$의 조건에 관계없이 이탈의 초기방향을 추적한다.

3.4 차선이탈 종료의 결정

차선이탈이 진행되는 동안에 차선이탈의 종료여부가 다음과 같이 계속 체크된다. 먼저 (10)의 이탈비의 이탈조건이 더 이상 만족되지 않는지, 즉, $\xi_i > \eta$ 이고 $\xi_i < 1/\eta$, $i=1, \cdots, 4$인지를 체크하여 만족한 경우, 다음 두 가지 조건가운데 어느 하나를 만족하면 이탈종료로 결정한다. 1) $|A_{\rho_{in}} - (\rho_{L_{in}} + \rho_{R_{in}})| < \delta$ 이고, $|A_{\rho_{out}} - (\rho_{L_{out}} + \rho_{R_{out}})| < \delta$. 2) 초기프레임의 선택을 위해 규정된 타입-A 조건들의 만족여부. 위의 조건 1)에서 $\rho_{L_{in}}$, $\rho_{R_{in}}$, $\rho_{L_{out}}$, $\rho_{R_{out}}$는 현재 프레임의 차선관련 파라미터들이고, $A_{\rho_{in}}$, $A_{\rho_{out}}$는 (13)으로부

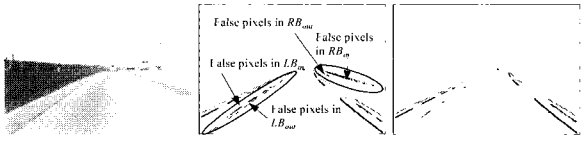
터 얻어진 것이며, δ는 실험으로 결정된 상수이다.

VI. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서는 차량에 탑재된 CCD 카메라로 촬영된 영상으로 제안된 시스템이 평가된다. 도로 주행시험은 아스팔트나 시멘트로 포장된 고속도로나 차선표식이 있는 포장도로에서 시행되었다.

그림 9는 LBPE의 제한 5의 중요성을 다룬다. 그림 9(b)의 타원들에 포함된 픽셀들은 차선경계에서 추출되지 않은 거짓 픽셀들로, 가드레일의 그림자와 마모된 노면 비롯된 것이다. 이 픽셀들은 그림 9(c)에 보인 바와 같이 LBPE의 제한 5에 의해 대부분 제거되었다.

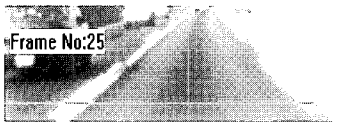
그림 10은 차선관련정보의 추출과정을 나타낸다. 그림 10(a)의 원시영상에 대해 LBPE는 그림 10(b)에 보인 4개의 집합 LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, RB_{out}를 구축했다. 그림 10(b)에서 밝은 픽셀들이 차선표식의 경계에서 얻어진 것이다. 이러한 집합들에 포함된 픽셀들은 하프변환을 통해 그림 10(c)에 나타낸 것과 같은 4개의 누적배열을 생산했다. 이 그림에서 수평축은 파라미터 ρ, 수직축은 파라미터 θ를 나타내고, 화살표는 지역최대들을 나타내며, 검은색은 해당된 셀의 보우팅값이 0임을 의미한다. 그림 10(d)는 식 (8)의 Θ_s 내용을 표현한 것이다. 우리는 (9)의 N_d를 17로 설정했다. 이 표현에서 첫 번째 칼럼의 A는 각 θ, 두 번째 칼럼의 D는 거리 ρ, 세 번째 칼럼의 Vote는 누적배열의 보우팅값을 나타낸다. 그리고 네 번째 칼럼내의 숫자 1은 이 셀이 지역최대임을 가리키고, 숫자 0은 반대로 이 셀이 지역최대와는 상관없음 뜻한다. 그림 10(d)에서 보인 바와 같이 (9)의 4개의 Θ_s들 모두의 N_s가 N_d와 같고, $\Theta_{L_{out}}$는 두 곳의 셀 (104, 62)와 (102, 58)를 지역최대로 가지고 있다. 이 실험에서 사용된 원시영상은 $\Theta_{L_{in}}$, $\Theta_{R_{in}}$, $\Theta_{L_{out}}$, $\Theta_{R_{out}}$의 전역최대의 파라미터들이 모두 초기프레임 선정의 타입-A와 타입-B 조건을 만족했으므로 LDI의 초기프레임으로 선정될 수 있다. 그림 10(e)은 각각의 Θ_s에 대한 지역최대들의 파라미터를 기반으로 핏팅(fitting)된 선들을 대응되는 LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, RB_{out}에 표시한 것이다. 우리는 차선관련 정보로 각 Θ_s의 전역최대에 대응되는 셀의 좌표 (97,56), (106,50), (104,62), (112,55)를 택했다.



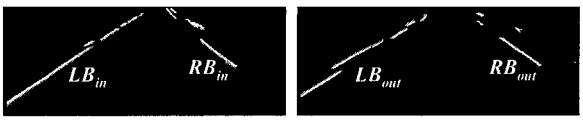
(a) (b) (c)

그림 9. LBPE의 실험결과 (a)입력영상 (b)제한 5의 처리 전 LBin, LBout, RBin 과 RBout.

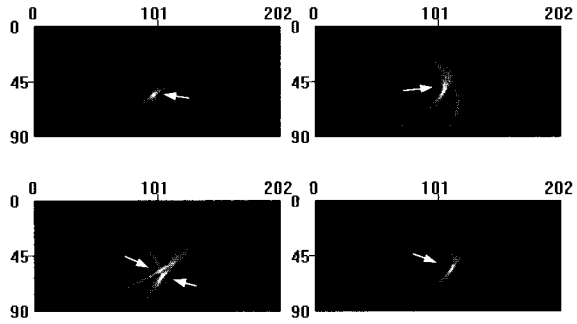
Fig. 9. An experimental result of LBPE (a) raw image, (b) LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, and RB_{out} before constraint 5, (c) LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, and RB_{out} after constraint 5.



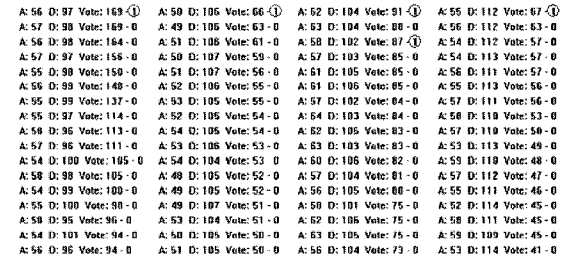
(a) Raw image



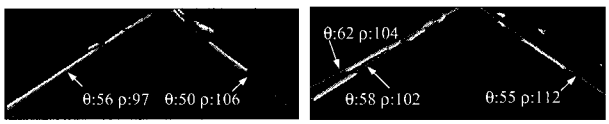
(b) Sets from LBPE LB_{in}, LB_{out}, RB_{in}, and RB_{out}



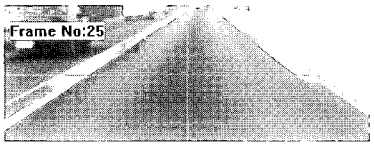
(c) Accumulator arrays: $H_{L_{in}}(\rho, \theta)$, $H_{R_{in}}(\rho, \theta)$, $H_{L_{out}}(\rho, \theta)$, and $H_{R_{out}}(\rho, \theta)$



(d) Representations for $\Theta_{L_{in}}$, $\Theta_{R_{in}}$, $\Theta_{L_{out}}$, and $\Theta_{R_{out}}$ of Eq. (8), respectively



(e) Fitted lines of local maxima for each Θ_s



(f) Final results of HT

그림 10. 차선관련 정보추출.

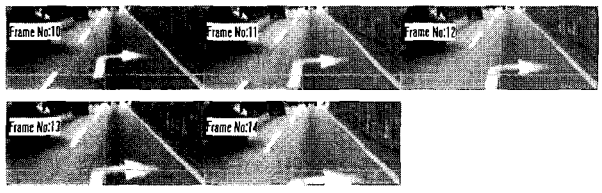
Fig. 10. Extraction of lane-related information.

이 데이터를 토대로 얻은 라인을 그림 10(f)의 원시영상에 중첩하여 표시하였다. 덧붙여 (10)의 이탈비를 계산하면 4개의 이탈비 모두 1에 가깝기 때문에 현재 차량이 차선중

앙을 주행하고 있음을 알 수 있다.

그림 11은 차선이탈이 발생하지 않은 5개의 연속프레임에 적용한 선형회귀 결과를 나타낸 것으로 선형회귀를 통해 차선이탈 가능성을 판단할 수 있음을 보이고자 했다.

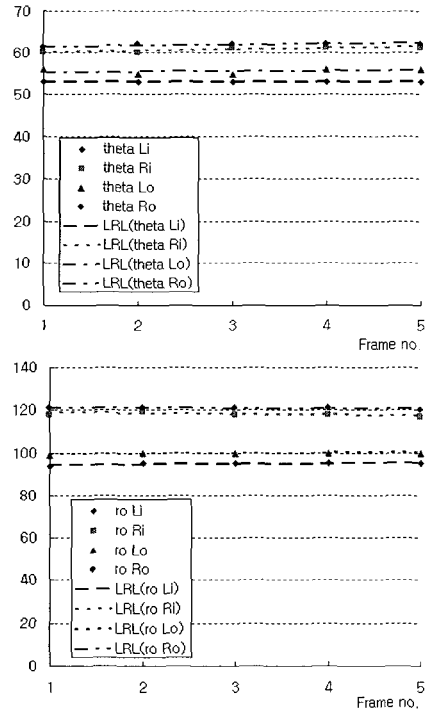
그림 11(a)는 원시영상을 나타내고, 그림 11(b)는 5개의 연속 프레임들의 차선관련 파라미터들을 나타냈다. 5번째 프레임에 대한 (10)의 이탈비는 $\xi_1=0.869$, $\xi_2=0.963$, $\xi_3=0.812$, $\xi_4=0.833$이다. 이러한 차선관련 파라미터들에 선형회귀 적용 후에 우리는 $S_{\theta_{L_{in}}}=0$, $S_{\rho_{L_{in}}}=0.2$, $S_{\theta_{L_{out}}}=0.1$, $S_{\rho_{L_{out}}}=0.2$, $S_{\theta_{R_{in}}}=0.3$, $S_{\rho_{R_{in}}}=-0.3$, $S_{\theta_{R_{out}}}=0.2$ $S_{\rho_{R_{out}}}=-0.2$를 얻었고, 회귀에러의 합은 4.1이었다. 이탈비와 회귀결과에 따라 차선이탈이 발생되지 않았음을 알 수 있다. 차선관련 파라미터들에 대한 선형회귀결과를 그림 11(c)에 도시하였다. 여기에서 첫 번째 그림은 각 θ의 회귀를 나타내고, 두 번째 그림은 거리 ρ의 회귀를 나타낸다.



(a) Raw images for five consecutive frames

Frame No.	$\theta_{L_{in}}$	$\rho_{L_{in}}$	$\theta_{L_{out}}$	$\rho_{L_{out}}$	$\theta_{R_{in}}$	$\rho_{R_{in}}$	$\theta_{R_{out}}$	$\rho_{R_{out}}$
1	53	94	60	118	56	99	61	121
2	53	95	60	119	55	100	62	121
3	53	95	61	118	55	100	62	121
4	53	95	61	118	56	100	62	121
5	53	95	61	117	56	100	62	120

(b) Lane-related parameters for five consecutive frames



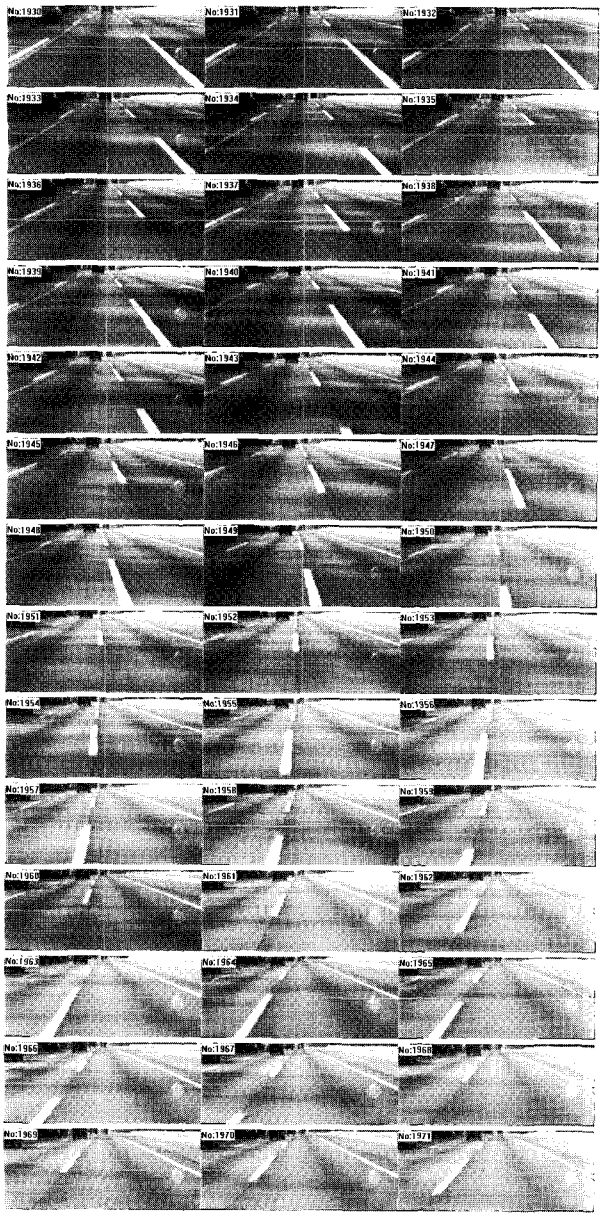
(c) Linear regression for the lane-related parameters

그림 11. 차선이탈을 하지 않은 상황의 LDI.
Fig. 11. LDI at non-departure situation.

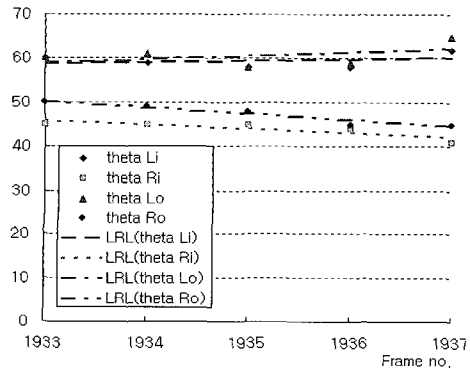
다음은 차선이탈을 했을 때의 실험결과다. 그림 12(a)는 차량이 오른쪽으로 움직이고, 오른쪽 차선경계를 가로질러 차선이탈이 이루어졌을 때 획득한 일련의 이미지들을 보인 것이다. 프레임 번호는 이미지의 좌측상단에 표시하였다. 이탈조건이 프레임 번호 1937전까지는 만족되지 않았다. 프레임 번호 1937에서 차선관련 파라미터들은 $\theta_{L_{in}}=62$, $\theta_{L_{in}}=111$, $\theta_{L_{out}}=65$, $\rho_{L_{out}}=115$, $\theta_{R_{in}}=41$, $\rho_{R_{in}}=78$, $\theta_{R_{out}}=45$, $\rho_{R_{out}}=86$이고, 이탈비들은 $\xi_1=1.5122$, $\xi_2=1.4444$, $\xi_3=1.4231$, $\xi_4=1.3372$이다. 실험에 의하여 ξ_1, ξ_2에 대해 $\eta=0.7$로 설정하고, ξ_3, ξ_4에 대해서는 η를 0.75로 설정했다. 이탈비들은 $1/\eta$를 초과했고, 프레임 1933으로부터 프레임 1937까지의 연속된 프레임들의 선형회귀 결과가 그림 12(b)와 같다. 그림 12(b)의 윗쪽은 $\theta_{L_{in}}$, $\theta_{L_{out}}$, $\theta_{R_{in}}$, $\theta_{R_{out}}$의 선형회귀결과이고, 아래쪽은 $\rho_{L_{in}}$, $\rho_{L_{out}}$, $\rho_{R_{in}}$, $\rho_{R_{out}}$의 선형회귀결과이다. 계산된 회귀계수들과 에러제곱합은 다음과 같다. $S_{\theta_{L_{in}}}=0.3$, $S_{\rho_{L_{in}}}=2.1$, $S_{\theta_{L_{out}}}=0.8$, $S_{\rho_{L_{out}}}=2.1$, $S_{\theta_{R_{in}}}=-0.9$, $S_{\rho_{R_{in}}}=-0.3$, $S_{\theta_{R_{out}}}=-0.4$, $S_{\rho_{R_{out}}}=-2.4$, $SSE_{\theta_{L_{in}}}=10.3$, $SSE_{\rho_{L_{in}}}=41.1$, $SSE_{\theta_{L_{out}}}=22.8$, $SSE_{\rho_{L_{out}}}=49.1$, $SSE_{\theta_{R_{in}}}=3.9$, $SSE_{\rho_{R_{in}}}=10.8$, $SSE_{\theta_{R_{out}}}=1.6$, $SSE_{\rho_{R_{out}}}=7.6$이고, 이들은 우측 차선이탈 가능성의 조건들을 만족시킨다. 따라서 프레임 번호 1937에서 우측 차선이탈 시작으로 판정되었다. (13)의 $A_{\rho_{in}}$과 $A_{\rho_{out}}$의 계산결과는 189와 201이다. 그림 12(c)와 (d)는 그림 12(a)에 나타낸 일련의 영상들에 대한 차선관련 파라미터들을 그래프로 나타낸 것들이다. 이러한 그래프들로부터, 차선이탈이 시작되고, 종료됨에 따라 차선관련 파라미터들이 어떻게 변화되는지를 알 수 있다. 프레임 번호 1950에서 차선관련 파라미터들은 $\theta_{L_{in}}=67$, $\rho_{L_{in}}=124$, $\theta_{L_{out}}=69$, $\rho_{L_{out}}=125$, $\theta_{R_{in}}=79$, $\rho_{R_{in}}=104$, $\theta_{R_{out}}=73$, $\rho_{R_{out}}=108$이고, 이탈비들은 $\xi_1=0.8481$, $\xi_2=0.9452$, $\xi_3=1.1923$, $\xi_4=1.0953$이다. 이 프레임에서 이탈조건은 만족되지 않지만, 시스템은 차선이탈 종료조건이 만족되지 않기 때문에 여전히 차선이탈 모드이다.

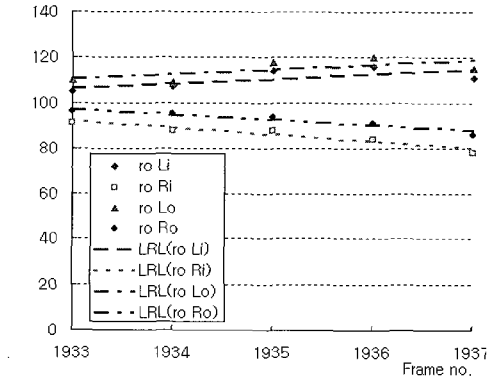
즉, 저장된 $A_{\rho_{in}}$과 현 프레임의 $\rho_{L_{in}}+\rho_{R_{in}}$사이, 그리고 저장된 $A_{\rho_{out}}$과 현 프레임의 $\rho_{L_{out}}+\rho_{R_{out}}$ 사이에는 큰 차이가 존재한다. 그러나 프레임 번호 1971에서 차선이탈 종료조건이 만족되었기 때문에 제안된 LDI시스템은 이탈종료로 판정한다. 이 프레임의 차선관련 파라미터들은 다음과 같

다. $\theta_{L_{in}}=44$, $\rho_{L_{in}}=85$, $\theta_{L_{out}}=45$, $\rho_{L_{out}}=93$, $\theta_{R_{in}}=65$, $\rho_{R_{in}}=112$, $\theta_{R_{out}}=66$, $\rho_{R_{out}}=115$이고, 이탈비들은 $\xi_1=0.6769$, $\xi_2=0.9452$, $\xi_3=1.1923$, $\xi_4=1.0953$이다.

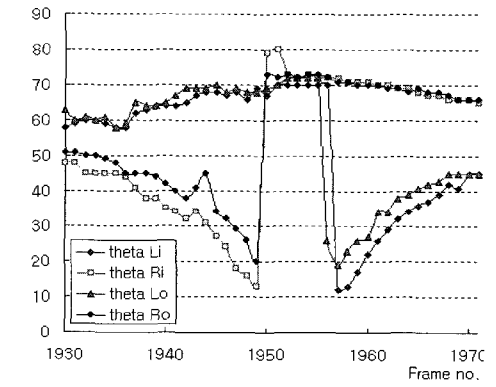


(a) A series of images depicting the situation of lane-departure

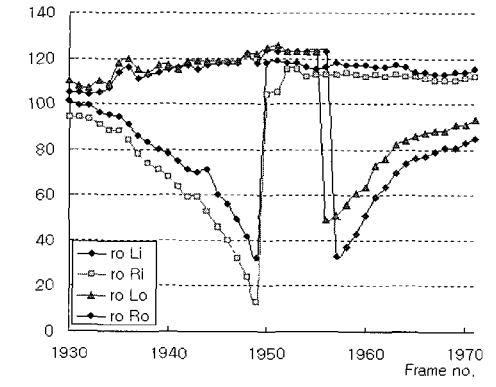




(b) Linear regression for the lane-related parameters at the instant of lane departure



(c) Plot of lane-related parameters, $\Theta_{L_{in}}$, $\Theta_{R_{in}}$, $\Theta_{L_{out}}$, and $\Theta_{R_{out}}$



(d) Plot of lane-related parameters, $\rho_{L_{in}}$, $\rho_{R_{in}}$, $\rho_{L_{out}}$, and $\rho_{R_{out}}$.

그림 12. 오른쪽 차선이탈 상황에서의 실험결과.

Fig. 12. Experimental results of lane-departure to the right side.

VII. 결론

LDI시스템의 성공여부는 다음과 같은 두 가지 근본적 문제가 관련된다. 1) 다양한 도로환경에서 신뢰성있는 차선관련 파라미터들을 얻을 수 있느냐와, 2) 차선이탈의 시작과 종료를 강인하게 결정할 수 있는가이다. 이러한 관점에서 보았을 때 제안된 LDI 시스템은 성공적이었다.

LBPE와 HT는 신뢰성있는 차선관련정보검출을 실현하였

다. LBPE는 휴리스틱한 접근법이지만 다양한 도로환경에서 차선경계의 후보픽셀들을 강인하게 추출하였다. 또한 LBPE는 추출된 픽셀들을 차선표식의 내외측으로 분류하였고, 결국 이러한 기능은 LDI에 중요한 역할을 하였다. 본 논문에서 HT는 누적배열의 생성, 지역최대 탐색 그리고 이들의 차선표식의 유무판단에의 활용 등 큰 기여를 하였다. 특히. LDI 관점에서 HT는 방향과 위치로 구성된 차선관련 파라미터를 제공함으로써 EDF 기반의 이전 시스템의 단점을 극복할 수 있도록 했다.

본 논문에서는 연속된 영상의 차선관련 파라미터들의 선형회귀를 통해 주행중인 차량의 차선이탈 가능성을 판단하고, 차선이탈 시작 결정에 이탈비와 회귀결과를 융합함으로써 차선이탈 인식의 오류를 최소화하였다.

참고문헌

[1] J. W. Lee, "A machine vision system for lane-departure detection", *CVIU,* vol. 86, pp. 52-78, 2002.

[2] J. W. Lee, C. D. Kee and U. K. Yi, "A new approach for lane departure identification", *Proc. IEEE Intelligent Vehicles 03,* pp. 100-105, 2003.

[3] D. A. Pomerleau and T. Jochem, "Rapidly adapting machine vision for automated vehicle steering", *IEEE Expert Intelligent Systems and Their App.,* April, pp. 19-27, 1996.

[4] E. D. Dickmanns and A. Zapp, "Autonomous high speed road vehicle guidance by computer vision", *Proc. IFAC 10th Triennial World Congress,* pp. 221-226, 1987.

[5] J. W. Lee, U. K. Lee, and K. R. Baek, "A cumulative distribution function of edge direction for road lane detection", *IEICE,* vol. E84-D, no. 9, pp. 1206-1216, 2001.

[6] J. D. Crisman and C. E. Thorpe, "SCARF: a color vision system that tracks roads and intersections", *IEEE Trans. Robotics Automat.* vol. 9, no. 1, pp. 49-58, 1993.

[7] J. H. Seo, H. C. An, S. S. Jeong and Y. G. Kong, "Development of lane deviation warning and preventing system through vision system and steering control", *98 Seoul ITS Congress,* CD-Rom, 98.

[8] K. Sato, T. Goto and Y. Kubota, "A study on a lane departure warning system using a steering torque as a warning signal", *Proc. AVEC' 98,* pp. 479-484, 1998.

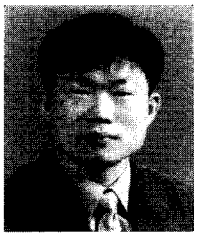
[9] M. Brattoli, R. Tasca, A. Tomasini, E. Chioffi, D. Gerna and M. Pasotti, "A vision-based alert system", *Proc. IEEE Intelligent Vehicles 96,* pp. 195-200, 1996.

[10] J. W. Lee, K. S. Kim, S. S, Jeong, Y. W. Jeon, "Lane departure warning system: its logic and on-board equipment (20005331)", *Proc. JSAE, Japan,* pp. 9-11, 2000.

[11] R. G. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing,* Addison-Wesley, 1992.

[12] C. R. Hicks and K. V. Turner, *Fundamental Concepts in the Design of Experiments,* Oxford University Press, 1999.

[13] K. Yamada, T. Nakano and S. Yamamoto, "A vision sensor having an expanded dynamic range for autonomous vehicles", *IEEE Trans. On Vehicular Tech.,* vol. 47, no. 1, pp. 332-341, 1998.



이 준 웅

1984년 2월 전남대학교 산업공학과 졸업. 1986년 2월 한국과학기술원 산업공학과 석사. 1997년 2월 한국과학기술원 자동화 및 설계공학과 박사. 2000년 6월~현재 전남대학교 산업공학과 교수. 관심분야는 컴퓨터비전, ITS 및 지능형 자동차.

이 운 근

1969년 3월 12일생. 1991년 울산대학교 전기공학과 졸업. 1993년 동 대학원 석사. 2002년 부산대학교 전자공학과 박사. 1992년~1998년 동환산업㈜ 연구소 주임연구원. 1999년~2003년 삼창기업㈜ 제어기술연구소 선임연구원. 2003년~현재 부산경상대학 소방안전관리과 전임강사. 관심분야는 신호처리, 컴퓨터비전, 지능제어, 지능형 자동차, 자율주행시스템.