Transactions of KSAE, Vol. 21, No. 4, pp.43-53 (2013)

Copyright ⓒ 2013 KSAE / 124-06
pISSN 1225-6382 / eISSN 2234-0149
DOI http://dx.doi.org/10.7467/KSAE.2013.21.4.043

스케일-공간을 이용한 차선 마킹 후보 검출

유 현 중*

상명대학교 정보통신공학과

Detection of Lane Marking Candidates by Using Scale-space

Hyeon-Joong Yoo*

Department of I&T Engineering, Sangmyung University, Chungnam 330-720, Korea
(Received 27 February 2012 / Revised 11 October 2012 / Accepted 17 November 2012)

Abstract : Lane marking detection based on a mono camera sensor provides a low cost solution to both ITS (intelligent transportation systems) and DAS (driver assistant systems). A number of methods and implementations have been reported in the literature. However, reliable detection is still an issue. Traditional approaches are mostly based on statistics or Hough transforms. However, the former approaches usually include many irrelevant detection areas, and the latter are not practical because actual lanes are not usually suitable for the approximation with linear or polynomial equations. In this paper, we focus on increasing the reliability of detection by reducing the detection of irrelevant areas while improving the detection of actual lane marking areas, which is usually a tradeoff for most conventional approaches. We use scale-space for that. Through experiments with real images obtained from various environments, we could achieve a significant improvement over traditional approaches.

Key words : Lane marking detection(차선 마킹 검출), Scale-space(스케일-공간), ITS(지능형 운송 시스템), DAS (운전자 보조 시스템)

1. 서 론

최근 들어, 운전자를 대신하거나 도와줌으로써 안전 및 편의를 제공하는 다양한 기법들이 개발되고 있다. 예를 들면, 추돌 방지 및 선도 차량 추종 등을 위한 전방 차량 검출 및 추적, 안전한 차선 변경을 위한 측. 후방 차량 검출, 보행자 감지, 졸음 운전 방지를 위한 운전자 상태 인식, 그리고 이 논문의 주제인 차선 이탈을 방지하기 위한 차선 마킹 검출 등이 포함된다.

차선 마킹 검출은 일반적으로 대시 보드 또는 리어 뷰 미러 위치에 설치된 전방 카메라와 컴퓨터 비젼을 이용한다. 차선 마킹 검출 기술의 연구는 수십 년간 매우 다양한 접근 방식으로 수행되어 왔다. 차선 마킹은 상대적으로 어두운 바탕에 밝은 특징을 갖고 있으므로, 이를 이용하여, 에지 특징에 기반하는 접근법;[1] 칼라[2]와 텍스쳐[3] 같은 영역 특징에 기반하는 기법; 그리고, 구간 선형 분할,[4] 클로소이드,[5,6] 포물선,[7] 쌍곡선,[8] 운형자,[9] 스네이크[10] 등과 같은 모델링에 의한 접근법도 시도되고 있다. 이러한 모델링 기법들에는 특히 가림 현상(Occlusion)에 견고한 Hough 변환[11,12]을 일반적으로 함께 사용하고 있다. 그러나, 조명, 차선 마킹의 보존 상태 및 불규칙성(규정과 다른 차선 마킹을 포함하여), 혼동을 야기하는 유사 물체(예: 가로등), 심한 가림 현상 등의 원인으로 인해 견고한 성능을 달성하는 것은 아직도 이 분야에서 도전 과제이며, 이러한 탓에 실제로 대부분의 기존 기법들이 제한된 환경에서의 실험 결과를 제시하고 있고, 기법 특성상 제한된 환경에서만 동작하는 것으로 판단되고 있다.

*Corresponding author, E-mail: yoohj@smu.ac.kr

이와 같이 다양한 왜곡이 존재하는 차선 마킹의 검출에는 전역적 기하를 모델링하려는 Strong 모델보다는, 전역적 기하에 관한 가정을 사용하지 않는 Weak 모델로 접근하는 것이 실용적이므로,[12,13] 이 논문에서는 전역적 기하에 관한 가정이 없이 스케일-공간을 이용하여 환경 변화에 대해 뚜렷하게 견고한 동시에, 노이즈성 후보 영역 검출을 줄여주는 기법을 제안한다.

2. 스케일-공간을 이용한 차선 검출

영상에 나타나는 차선 마킹의 크기는 앞에서 언급한 다양한 왜곡 요인 외에도 영상에서의 차선 위치, 카메라 규격 등 다양한 요인에 의해 달라진다. 이와 같이 실제 찾고자 하는 객체의 크기에 관한 사전 정보가 없을 때 Koenderink[14]와 Linderbeger[15]가 소개한 스케일 공간은 모든 스케일에서의 표현을 동시에 고려해서 자동으로 스케일을 선정하기 위한 프레임웍을 제공한다.

2.1 스케일-공간

어떤 신호에 대한 스케일 공간 표현은 그를 다양한 폭의 가우시언 커널로 컨볼루션시켜서 구성할 수 있다:

$$L(x,y,\sigma^2) = g(x,y,\sigma^2) \star f \tag{1}$$

여기서

$$g(x,y,\sigma^2) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \tag{2}$$

이며, σ는 가우시언 커널의 표준 편차를 나타낸다.

스케일 파라미터 a에 대해, 원래 영상 f와 스케일링된 영상 f'은

$$f(x,y) = f'(ax,ay) \tag{3}$$

의 관계가 있으며, f와 f'의 스케일 공간 표현은

$$L(x,y,\sigma^2) = g(x,y,\sigma^2) \star f \tag{4}$$
$$L'(x,y,\sigma'^2) = g(x,y,\sigma'^2) \star f'$$

으로 정의된다. 이 식에서 공간 변수들과 스케일 파라미터는

$$x' = ax, y' = ay, \sigma' = a\sigma \tag{5}$$

에 의해 변환된다. 따라서 L과 L'의 관계는

$$L(x,y,\sigma^2) = L'(x',y',\sigma'^2) \tag{6}$$

이 되며, m차 공간 미분은

$$\partial_{x^m} L(x,y;\sigma^2) = a^m \partial_{x^m} L'(x',y';\sigma'^2) \tag{7}$$
$$\partial_{y^m} L(x,y;\sigma^2) = a^m \partial_{y^m} L'(x',y';\sigma'^2)$$

를 만족한다.

L과 L'에 대해 똑 같은 필터링 결과를 유지하기 위해서, 영상의 정규화된 가우시언의 라플라시언(Laplacian of Gaussian)을 다음과 같이 정의할 수 있다:

$$\nabla^2_{norm} L(x,y,t) = \sigma^2(\partial_{xx} L + \partial_{yy} L) \tag{8}$$

일반적으로 이 특징 응답들의 지역 최대를 검출해서 최적 스케일로 선택한다.[16] 따라서, 화소의 최적 스케일은 공간 위치 정보를 수반하고, 그 화소의 특성 크기를 반영하게 된다.

입력 영상이 식 (3)의 상수 파라미터 a에 의해 리스케일링되면, 모든 스케일에 대해 최대 응답을 얻는 스케일은 같은 상수로 곱해진다. 따라서, 영상 f의 어떤 화소의 정규화된 스케일 공간 최대가 스케일 공간 표현의 스케일 σ_0에서 얻어진다면, 해당 스케일 공간 최대는 f'의 스케일 공간 표현의 스케일 $a\sigma_0$에서 얻어진다고 볼 수 있다.

2.2 LoG 필터링 스케일 공간

아래 Fig. 1은 폭이 각각 21, 15, 7, 3 인 펄스들을 보여주며, Fig. 2는 σ가 각각 펄스 폭들의 반인 10, 7, 3, 1인 LoG 필터들을 이 펄스들에 적용했을 때의 스케일 공간을 보여준다.

Fig. 2에서 최대 진폭이 특정 크기의 펄스의 위치와 일치함을 볼 수 있다. 펄스 폭에 비해 상대적으로 스케일이 작을 때는 양쪽 경계선 안쪽에 두 개의 극값이 있으나, 스케일이 커지면서 중심으로 모이고, 어느 스케일 이상이 되면 하나의 극값을 갖게 됨을 볼 수 있다. 또한, 특정 폭의 펄스에 대해서는 해당 표준편차 값을 사용한 LoG 필터가 최대 응답을 제공한다는 사실을 관찰할 수 있다. 따라서, LoG 연산자를 이용해서 객체의 스케일과 위치를 동시에 찾아낼 수 있을 것이다.

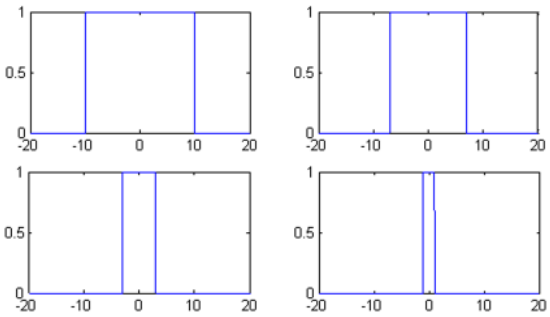


Fig. 1 Unit pulses of different widths

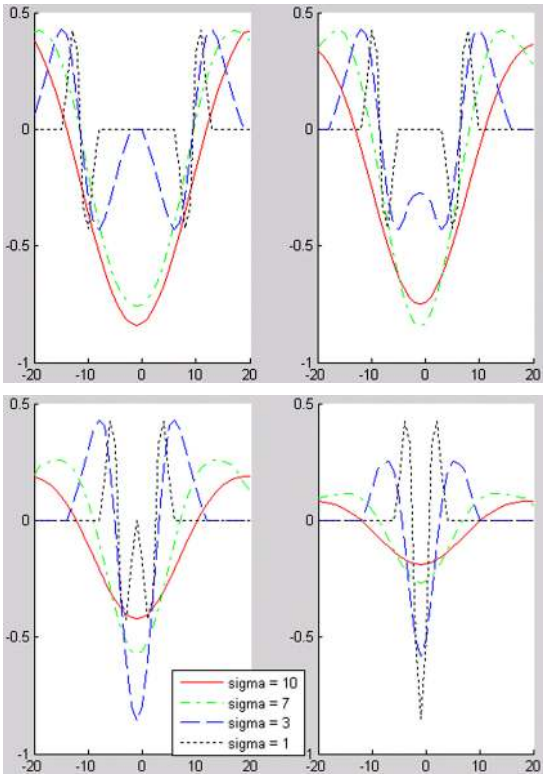


Fig. 2 1D LoG filtered scale space with σ = 10, 7, 3, 1 for the pulses in Fig. 1

3. 스케일 적응적 LoG 기반 차선 검출

실제 영상에서는 차선 마킹의 폭과 위치가 정해져 있지 않으며, 그에 대한 사전 지식도 갖고 있지 않다. 영상에 나타나는 차선 마킹의 폭이 영상의 밑부분 및 중앙 수직선으로부터의 거리 등에 따라 다르며, 규정에 맞지 않거나 훼손된 차선 마킹 등도 있으므로, 특정 값이 아닌, 범위를 갖는 차선 마킹 폭을 검출할 수 있도록 영상을 다양한 스케일의 이산 1D LoG 필터링 스케일 공간으로 표현한다.

3.1 실험 방법 및 결과

이를 위해 수평 및 수직 LoG 필터들로 영상을 각각 컨볼루션하고, 그 결과를 결합한다. 구체적 알고리듬은 다음과 같다:

Read an image
Repeat for each σ_i
  Generate a horizontal LoG filter, h(σ_i)
  Obtain filtered image (= $f_i(\sigma_i)$)
End
Repeat for each coordinate pair (x, y)
  Find j = $\underset{i}{\arg max}\{f_i(x, y)\ \forall i\}$
  Assign $f_j(x, y) = 1$, $f_i(x, y) = 0$ ($i \neq j$)
End
Threshold and then logically combine f_j's (= f)
Repeat for each σ_i
  Generate a vertical LoG filter, h(σ_i)
  Obtain filtered image (= $g_i(\sigma_i)$)
End
Repeat for each coordinate pair (x, y)
  Find j = $\underset{i}{\arg max}\{g_i(x, y)\ \forall i\}$
  Assign $g_j(x, y) = 1$, $g_i(x, y) = 0$ ($i \neq j$)
End
Threshold and then logically combine g_j's (= g)
Combine f and g to obtain the final result

Fig. 3의 실험 영상을 대상으로 한 이 알고리듬에 대한 자세한 설명은 다음과 같다. 이 영상의 크기는 165x220로서, 하단의 차선 폭 w는 약 10 화소이다. 스케일 σ의 값의 범위는 2.2절의 결과에 기반해서 최대 $w/2$를 넘지 않으며, 최소 1화소 보다 크며(즉, $1 < \sigma \leq w/2$), $\sigma_{i+1} = \lceil \sigma_i/2 \rceil$ 로서 설정된다. 단, $\sigma_i - \sigma_{i+1} > 1$이다. 따라서, 이 영상의 경우 $\sigma_1 = 5$와 $\sigma_2 = 3$이 사용된다. Fig. 4(a)와 (b)는 각각 두 스케일 값에 해당하는 수평 LoG 필터의 응답인 f_1과 f_2이

다. Fig. 4(c)와 (d)는 이진 영상으로서, 각각 Fig. 4(a)와 (b)를 화소별로 비교하여, 최대값일 때만 표시한 것이다. 이 이진 영상들을 각각 b_1과 b_2로 나타내면, 다음 식으로 정의할 수 있다:

$$b_j(x,y) = \begin{cases} 1 \text{ if } f_j(x,y) > f_i(x,y) \ \forall i \neq j \\ 0 \ otherwise \end{cases} \quad (9)$$

여기서 n으로 스케일 수를 나타낼 때, i, j = 1, 2, ..., n 이다. 따라서, 임의의 좌표 쌍 (x, y)에서 다음 식이 성립한다:

$$\sum_{i=1}^{n} b_i(x,y) = 1 \quad (10)$$

Fig. 4(e)와 (f)는 각각 Fig. 4(a)와 (b)에 문턱치를 적용한 결과이며, Fig. 4(g)는 분석을 위해 이들을 결합할 때 서로 다른 밝기 값을 사용해서 표현한 것이다. 이 경우, Fig. 4(g)에는 두 가지 밝기 값이 존재하며, 어두울수록 큰 스케일 공간에 해당한다. 즉, T를 문턱치(밝기 범위의 40%), n은 위에서와 같이 스케일 수라고 할 때, 이 과정을 수도코드로 표현하면 다음과 같다:

1) Prepare intensity values L_i:

$$\triangle_L = L/n \quad (11)$$
$$L_i = i \times \triangle_L \text{ for } i = 1, 2, ..., n$$

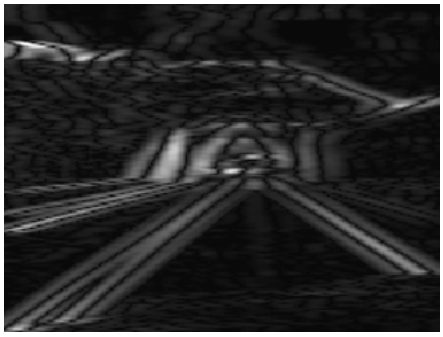
2) Threshold f_i at all coordinates (x, y) for all i:

$$f_i = \begin{cases} f_i \text{ if } f_i > T \\ 0 \ \ oth. \end{cases} \quad (12)$$

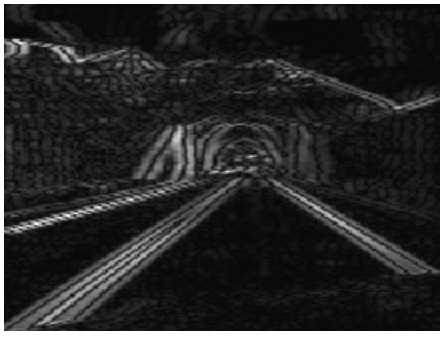
3) Combine f_i's to generate the image in Fig. 4(g):

$$f(x,y) = L_j \text{ if } f_j(x,y) > f_i(x,y) \ \forall i \neq j \quad (13)$$

Fig. 3 Test image 1



(a) f_1



(b) f_2

(c) b_1

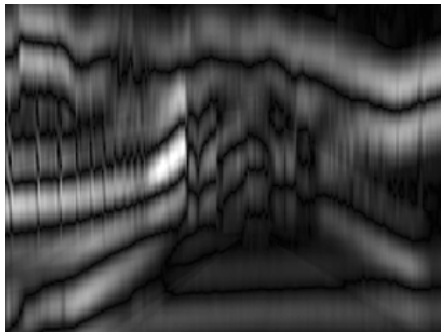
(d) b_2

(e) thr(f_1)

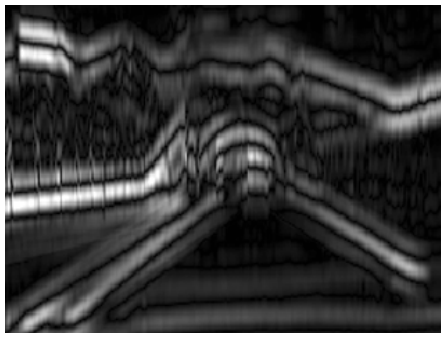
(f) thr(f_2)

(g) f(위의 수도 코드 참고)

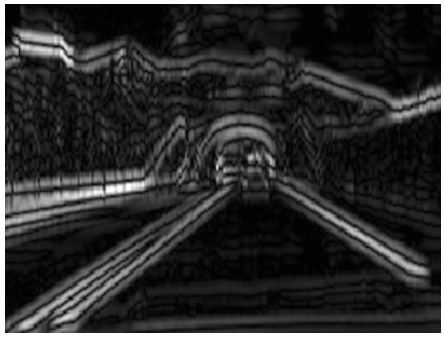
Fig. 4 Results of horizontal LoG filtering



(a) g_1



(b) g_2



(c) g_3

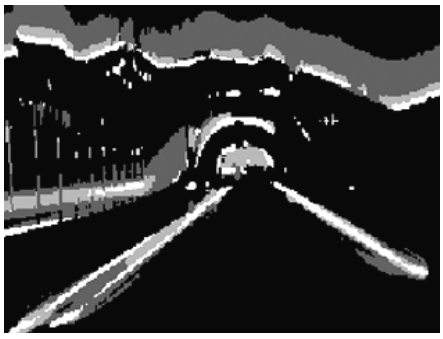
(d) b_1

따라서, Fig. 4(g)에서 어두울수록 폭이 넓은 객체에 해당한다. 마찬가지로, Fig. 5는 수직 LoG 필터에 의한 결과를 보여준다.(Fig. 4의 (e)와 (f)에 해당하는 그림은 Fig. 4(g)로부터 유추 가능하므로 생략하였다.) 차선 방향 특성상 주행 방향으로 일반적으로 더 폭이 넓을 것이므로 수직 스케일 $\sigma_1 = w$가 추가된다. 즉, σ = 10, 5, 3이 사용되었다.

Fig. 6은 Fig. 4와 5의 결과 영상 f와 g를 논리적으

(e) b_2

(f) b_3



(g) g

Fig. 5 Results of vertical LoG filtering

로 AND 시킨 결과를 보여준다.

Fig. 7(a)와 (b)는 비교를 위하여 차선 마킹 검출을 위한 다른 전형적인 기법들인 가변적 문턱처리[17]와 Hough 변환을 이용한 결과들을 보여준다. 사용된 가변적 문턱처리 기법의 공식은 다음과 같다:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 \text{ if } f(x,y) > a\sigma(x,y) \; AND f(x,y) > b\mu \\ 0 \; otherwise \end{cases} \tag{14}$$

Fig. 6 Result of logical AND of images f and g in Figs. 4 and 5

(a) Result with variable thresholding

(b) Results with Canny edge detection and its Hough transform

Fig. 7 Results with typical lane marking detection methods

여기서 μ는 전역 평균이다(실험 결과 이 응용에 대해 전역 평균이 지역 평균보다 좋은 성능을 제공했다). 공정한 비교를 위하여 각 기법에 사용된 파라미터들의 값은 각각 Gonzalez 등[17]과 MATLAB에서 사용한 값(houghlines(... BW, T,R,P, 'FillGap', 5, 'MinLength', 7))을 똑 같이 적용했다. Hough 변환이 일반적으로 에지 영상에 기반하기 때문에 Fig. 7(b)에 두 기법의 결과를 함께 넣었으며, 원본 영상에 중첩 표시된 칼라 직선들이 Hough 변환으로 검출된 차선 마킹들을 나타낸다. 또한 이들 칼라 직선의 노란색 x 표시는 시작점, 빨간색 x 표시는 끝점을 나타낸다.

Fig. 8~10은 기존 기법들과의 성능 비교를 위해 선정한 다양한 실제 영상들에 대한 추가 결과들이다. 각 그림의 (a)~(d)는 각각 원영상, 가변적 문턱처리, Hough 변환, 제안 기법에 의한 결과이다.

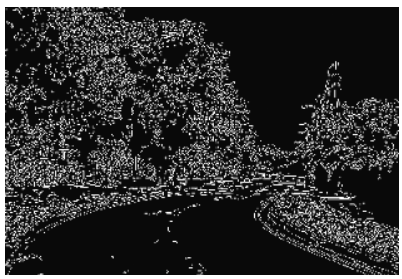
3.2 실험 결과 분석

Fig. 6~10은 다양한 환경에서 얻은 실제 영상들에 대한 결과를 보여준다. 공정성을 위해 각 기법마다 전형적인 파라미터 값들을 사용했으며, 전체 실험에 대해 이 값들은 고정되었다. Fig. 6과 7은 Fig. 3에 대한 결과들을 보여준다. Fig. 7(a)의 가변적 문턱처리 결과는 차선 마킹 영역의 검출에 실패했으며, Fig. 7(b)의 두 번째 그림인 Hough 변환 결과에서는 뚜렷한 차선 마킹 에지들이 검출에서 제외되었음을 볼 수 있는데, 그 원인은 다음의 두 가지로 분석될 수 있다: (1) 첫째, 실제 영상에서 차선 마킹이 직선으로 나타나지 않는 경우가 더 흔하며; (2) 둘째, Hough 변환 계산에 사용된 파라미터 값들(예: 합병을 위한 직선 간 거리, $\rho-\theta$ 공간에서의 쎌의 문턱치) 이 이 경우에 대해 적절치 않았다. 후자의 경우 성능 향상을 위해 이를 조절하게 되면 일반적으로 다른 부작용이 따르게 되는 등, 이의 조절은 간단한 일이 아니며, 기법 간 공정한 비교가 어려워진다.

Fig. 8(a)는 곡선 구간을 보여준다. Fig. 8(b)의 가변적 문턱처리 결과는 차선 마킹 영역 검출에 실패했다고 볼 수 있으며, Fig. 8(c)의 결과는 Hough 변환이 곡선 구간에서 쓸모없음을 보여준다. 그 반면에 제안 기법의 결과인 Fig. 8(d)에는 거의 모든 차선 마킹 이 검출되어 있다. 그 반면에 이 경우에 대해 가

(a) Original image

(b) Result with variable thresholding



(c) Results with Canny edge detection and its Hough transform

(d) Result with the proposed technique

Fig. 8 Results of test image 2

(a) Original image

(b) Result with variable thresholding

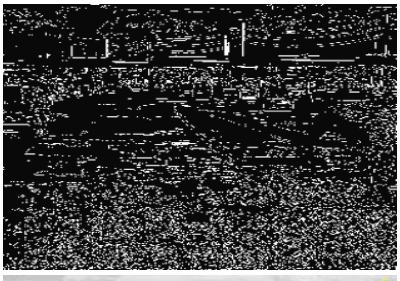
(c) Results with Canny edge detection and its Hough transform

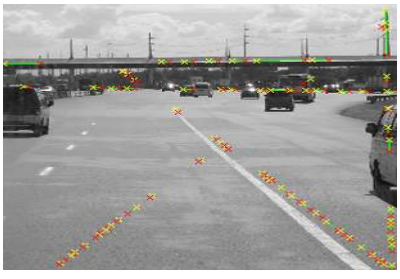
(d) Result with the proposed technique

Fig. 9 Results of test image 3

(a) Original image

(b) Result with variable thresholding





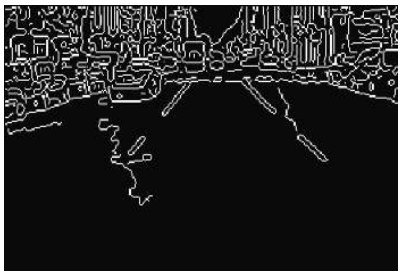
(c) Results with Canny edge detection and its Hough transform

(d) Result with the proposed technique

Fig. 10 Results of test image 4

(a) Original image

(b) Result with variable thresholding



(c) Results with Canny edge detection and its Hough transform

(d) Result with the proposed technique

Fig. 11 Results of test image 5

(a) Original image

(b) Result with variable thresholding

(c) Results with Canny edge detection and its Hough transform

(d) Result with the proposed technique

Fig. 12 Results of test image 6

변적 문턱처리에 비해 무관한 영역이 많이 검출되었다. 그러나, 객체의 크기와 위치 정보를 함께 이용해서 대부분의 무관한 영역들을 제거할 수 있을 것이다.

Fig. 9(a)는 도로표지판과 가로수가 비교적 뚜렷한 영상이다. Fig. 9(b)의 가변적 문턱처리 결과는 뚜렷한 차선 마킹 검출조차 실패했고, 무관한 영역은 검출되었다. Fig. 9(c)의 하프 변환 결과에 대한 분석은 그림 7에서와 비슷하다: 즉, 실제 영상에서 일반적으로 차선이 직선으로 나타나지 않으며, 그로 인해 직선이 끊김으로써 정작 중요한 차선이 후보 선정 단계에서 배제된 것으로 판단된다.

Fig. 10(a)는 톨게이트 부근 영상으로서, 도로면과 차선 마킹 간의 밝기 차이가 작고 노이즈가 많은 경우이다. Fig. 10(b)의 결과는 영상이 전반적으로 밝고 콘트라스트가 낮아 가변적 문턱처리가 검출에 무용함을 보여준다. Fig. 10(c)의 캐니 에지 검출 결과는 사람의 눈으로 보기에는 차선이 비교적 뚜렷한 경우에도, Canny 에지 검출기를 사용했음에도 불구하고 검출된 에지들이 거의 이어져 있지 않을 수 있음을 보여준다. 에지 영상은 거의 노이즈 수준이며, 그에 따라 Hough 변환에 의해 검출된 직선 또한 실제 차선 마킹에서 벗어나 있다. 물론 이러한 문제는 필터링에 의해 줄일 수 있으나, Fig. 10(d)의 제안 기법에 의한 실험 결과와 비교해 볼 때, 제안 기법이 이러한 전처리의 필요성을 제거해주는 장점도 갖고 있음을 확인할 수 있다. Fig. 10(d)에서는 모든 차선 마킹이 정확하고 뚜렷하게 검출되었다.

Fig. 11(a)의 영상에는 카메라 해상도와 화질이 낮아 허위 등고선이 있다. 또한, 블록 사이로 햇빛이 비추고 있다. 이 영상에 대해 가변적 문턱처리는 차선 마킹 검출에 완전히 실패했으며, Canny 에지 검출기는 허위 등고선의 영향으로 무관한 곡선 에지를 검출했다. 또한 블록 사이로 비추는 햇빛의 영향으로 인한 수평 에지 등으로 인해, Hough 변환에 의해 수평 직선이 많이 검출되었다. 그 반면, Fig. 11(d)의 제안 기법에 의한 결과는 허위 등고선과 조명(햇빛)의 영향을 거의 받지 않았다.

마지막으로 Fig. 12(a)의 영상에 대해서도 기존 기법들과 달리 제안 기법은 주행 차선 양쪽의 마킹들 중 눈으로 분간할 수 있는 모든 마킹을 검출하여, 결과적으로 차선 마킹 검출에 현저하게 유리한 결과를 제공하고 있다.

3.3 논의 및 향후 계획

제안 기법이 기존의 전형적인 차선 마킹 검출 기법들에 비해 훨씬 안정적인 성능을 제공함이 확인되었다. 게다가, 제안 기법의 결과는 불필요한 성분들을 전반적으로 적게 포함하고 있으며, 중요한 성분들은 항상 가장 많이 포함하고 있다. 일반적으로 특정 기법에서 이 두 가지 특성은 서로 Tradeoff의 관계에 있으므로, 이 점은 제안 기법의 장점으로서 특히 강조될 수 있을 것이다. 전반적으로, 다양한 실제 환경에 대한 실험을 통해 제안 기법이 기존 기법들에 비해 현저하게 더 견고하다는 것을 확인할 수 있었다. 그리고, 각 기법의 튜닝에 필요한 파라미터들이 다양해서 실행 속도를 비교하는 것은 별 의미가 없겠으나, 제안 기법에서는 1차원 필터를 사용하고, 전처리가 필요 없기 때문에 계산량에서 적어도 불리하지 않을 것으로 판단된다(가변적 문턱처리 기법도 통계 계산에 기반하기 때문에 전처리가 바람직하다).

다른 기법에서와 마찬가지로, 제안 기법에 대해서도 추적이나 예측 기법 등에 의해 성능을 향상시킬 수 있을 것이다. 레이블링된 객체에 해당하는 스케일 공간의 검출 영역 안에 인접한 둘 이상의 그레이 레벨이 존재할 때(Fig. 4와 5의 Fig. (g) 참고), 각각의 위치 관계가 거리 관계와 일치하는 경우에만 차선 영역 후보로서 통과시킨다면(예를 들어, 밝은 영역이 어두운 영역의 위에 있어야 한다), 무관한 또는 노이즈성 후보 영역을 더욱 제거할 수 있을 것이다. 차선 마킹의 텍스쳐, 위치 정보 등의 계산 추가에 의해서도 성능 개선을 기할 수 있을 것이다.

4. 결 론

스케일 공간을 차선 마킹 검출에 이용하였고, 가변적 문턱처리, Hough 변환 같은 전형적 기존 기법들과 다양한 실제 영상에 대해 비교 실험하였다. 공정한 비교를 위하여, 기법들의 기본형을 사용하였다. 예를 들어, Hough 변환을 차선 검출에 적응시키

기 위해 매우 다양한 튜닝이 시도되고 있으며, 이들 중 선정하여 비교하는 것은 공정하지 않을 수 있다. 이 논문에서는 기법들의 기본형을 사용함으로써 제안 기법의 잠재력을 보이는 데 중점을 두었다. 실험을 통해 제안 기법이 환경 변화에 대해 뚜렷하게 더 안정적인 성능을 제공함이 관찰됨으로써 견고성을 확인할 수 있었고, 그와 동시에 현저하게 정확한 검출 결과를 제공함도 확인할 수 있었다. 또한, 일반적으로 특정 기법에 대해 Tradeoff 관계에 있는 특징인, 중요 성분 검출 특징과 노이즈 또는 무관한 성분 배제 특징을 모두 갖추고 있음도 확인되었다.

후 기

이 연구는 상명대학교의 지원에 의해 수행되었음.

References

1) J. Y. Sung, K. B. Lee and M. H. Han, “Development of Rear-side Vehicle Recognition System Using Optical Flow,” KSAE Spring Conference Proceedings, pp.1680-1684, 2006.
2) J. D. Grisman and C. E. Thorpe, “SCARF: A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections,” Robotics and Automation, IEEE, Vol.9, Issue 1, pp.49-58, 1993.
3) J. Zhang and H. Naqel, “Texture-based Segmentation of Road Images,” Proc. IEEE Int. Conf. Intelligent Vehicles, pp.260-265, 1994.
4) M. A. Nasirudin and M. R. Arshad, “A Feature-based Lane Detection System Using Hough Transform Method,” Proc. Int. Symp. Intelligent Transportation Systems, pp.166-169, 2007.
5) E. Dickmanns and B. Mysliwetz, “Recursive 3-D Road and Relative Ego-state Recognition,” Pattern Recognition Machine Intelligence, IEEE, Vol.14, Issue 2, pp.199-213, 1992.
6) D. Khosla, “Accurate Estimation of Forward Path Geometry Using Two-clothoid Road Model,” Proc. IEEE Symp. Intelligent Vehicles, Vol.1, pp.154-159, 2002.
7) H. Jung and E. Chung, “Development of Lane Change Decision Aid System Using a Vision Sensor,” KSAE 05-L0015, pp.107-112, 2005.
8) Y. Wang, E. K. Teoh and D. Shen, “Lane Detection and Tracking Using B-snake,” Image Vision Computing, Vol.22, Issue 4, pp.269-280, 2004.
9) Y. Wang, D. Shen and E. K. Teoh, “Lane Detection Using Catmull-rom Spline,” Proc. IEEE Int. Conf. Intelligent Vehicles, pp.51-57, 1998.
10) P. Hough, Method and Means of Recognizing Complex Patterns, U.S. Patent 3069654.
11) B. John, “Application of the Hough Transform to Lane Detection and Following on High Speed Roads,” Proc. Irish Signals and Systems Conference, 2001.
12) S. Sehestedt, S. Kodagoda, A. Alempijevic and G. Dissanayake, “Ecient Lane Detection and Tracking in Urban Environments,” Proc. European Conf. Mobile Robots, pp.126-131, 2007.
13) R. Jiang, R. Klette, S. Wang and T. Vaudrey, “Lane Detection and Tracking Using a New Lane Model and a Distance Transform,” Machine Vision and Applications, pp.1-17, 2011.
14) J. Koenderink, “The Structure of Images,” Biological Cybernetics, Vol.50, pp.363-370, 1984.
15) T. Lindeberg, “Scale-space Theory: A Basic Tool for Analyzing Structures at Different Scales,” Journal of Applied Statistics, Vol.21, pp.225-270, 1994.
16) T. Lindeberg, “Feature Detection with Automatic Scale Selection,” International Journal of Computer Vision, Vol.30, pp.79-116, 1998.
17) R. Gonzalez, R. Woods and S. Eddins, Digital Image Processing Using MATLAB, 2nd Edn., Pearson Eduction Inc., USA, 2010.