

에지특징의 단계적 조합과 수평대칭성에 기반한 선행차량검출

Detection of Preceding Vehicles Based on a Multistage Combination of Edge Features and Horizontal Symmetry

송 광 열, 이 준 웅*

(Gwang Yul Song and Joon Woong Lee)

Abstract : This paper presents an algorithm capable of detecting leading vehicles using a forward-looking camera. In fact, the accurate measurements of the contact locations of vehicles with road surface are prerequisites for the intelligent vehicle technologies based on a monocular vision. Relying on multistage processing of relevant edge features to the hypothesis generation of a vehicle, the proposed algorithm creates candidate positions being the left and right boundaries of vehicles, and searches for pairs to be vehicle boundaries from the potential positions by evaluating horizontal symmetry. The proposed algorithm is proven to be successful by experiments performed on images acquired by a moving vehicle.

Keywords : vehicle detection, horizontal symmetry, vertical edge accumulation

I. 서론

본 논문은 주행중인 자차량(ego vehicle)내에 설치된 카메라에 의해 전방의 차량을 검출하는 영상처리 알고리즘을 제안한다. 도로환경에서의 차량검출은 사전 충돌예방, 정지/서행 제어, 장애물 회피 및 차량간 안전거리 유지 등의 목적에 적용될 수 있는 강인성이 요구된다. 특히 레이더와 같은 능동 센서와의 융합이나 복수의 카메라를 사용하지 않고, 단안의 영상만으로 응용 시스템의 신뢰성을 높이려면 차량유무에 대한 정확한 검출뿐 아니라 차량과 노면이 접하는 위치의 정확한 탐색은 필수적이다

단안비전을 이용한 차량검출은 영상에 나타난 차량이 어떠한 특성을 보일지 알고 있다는 전제를 토대로 하는 연구가 많다[9,12]. 이러한 특성은 차량후보 추출의 근거가 되는데, 본 논문에서 고려하는 차량 전면이나 후면의 외양 특성은 다음과 같다. 1)0-BL(zero-bow line)이라는 차량중심축을 기준으로 좌우 대칭이다. 2)수평선 및 수직선들이 많다. 3)높이를 갖고 있다. 이러한 특성이 영상에 뚜렷이 드러나 있으면 영상처리를 통한 차량검출은 강인하게 이루어지지만, 잡음에 의해 차량외양특성의 손상이 심하다. 검지대상인 차량 자체는 물론이고 도로형태, 노면, 배경 등이 복잡하고, 특히 조명원 위치의 변화 및 시간대(time of day)와 날씨에 따른 조명의 빈번한 변화 등이 차량검출을 어렵게 한다. 또한 검출하려는 차량들이 카메라로부터 거리가 다르고, 보이는 방향이 다르므로 차량의 외양 특성이 영상마다 일관되게 나타나지 않는다. 더구나 차량의 외양에 관련된 특성들이 차량뿐 아니라 노면상의 표식이나 배경의 구조물 등에서도 나타난다. 이러한 요인들은 차량검출에 있어서 타입-I에러(false positive)와 타입-II 에러(false negative)를 유발한다. 본 논문에서는 이런 잡음상황에서 상기 1)과 2)의 특성이 드러난 부분을 영상에

서 강인하게 검출할 수 있는 알고리즘을 제안하고자 한다.

사전에 알려진 지식 또는 특성에 기반한 차량검출 연구에서는 그림자, 에지, 엔트로피(entropy), 대칭성, 광류(optical flow), 칼라 등이 활용되었다[12]. Xie[2] 등은 전방에 보이는 차량의 영상은 수직, 수평의 선분들이 가까이 모여 있다는 사실을 토대로 차량 검출 연구를 수행하였다. 이 방법은 선분추출과 추출된 선분들의 근접성 평가가 관건이었다. Smith와 Brady[1]는 차량은 강체(rigid body)이므로 동일 차량에 속한 픽셀들은 동일한 광류를 가질 거라는 전제를 기반으로 차량검출을 시도하였다. 하지만 기대와 달리 차량과 상관없는 노면과 같은 배경에서도 광류의 그룹핑이 이루어지고, 동일 차량도 둘 이상으로 분리되는 현상이 나타났다. Zielke[3]등과 Lee등[7]은 차량의 축대칭성을 기반으로 차량검출을 시도하였다. 이들의 방법에서 문제는 영상의 밝기에 있어서 축대칭성이 차량뿐만 아니라, 노면이나 배경의 건물 등에서도 존재하는 등 대칭성에 대한 반응이 여러 곳에서 나타남으로써 대칭성이 나타나는 곳을 곧바로 차량이 존재하는 곳으로 결정을 내릴 수 없다는 점이다. Bgoggi 등[6]은 입력영상을 거리별로 세 영역으로 나누어 수직에지를 기반으로 한 대칭성 검출시 거리에 대한 영향을 줄였다. Khammari 등은[13] 차량은 자신의 하단의 노면에 그림자를 드리운다는 점에 착안하여 영상에서 어두운 부분을 검출함으로써 차량검출을 시도하였다. 이 방법은 조명의 세기나 위치에 크게 영향을 받고, 노면의 표식이나 배경의 그림자를 차량의 그림자와 분간할 수 없는 상황에서 변별력이 크게 떨어지는 단점이 있다. 모델에 기반한 차량검출은 다양한 차종 및 차량의 자세(pose)에 대응되는 많은 모델을 준비해야 하고, 모델의 적절한 표현, 그리고 모델매칭 등 해결해야 할 요소가 많다[10,11]. 예를 들어 주행차선으로 끼어드는 차량의 경우, 영상에서는 차량의 측면의 일부만 보이기 때문에 이를 모델로 표현하기란 어렵다. Chang 등은[8] 차량분할을 칼라공간에서 시도하는 연구에서 특징으로 색상(hue)이나 밝기(intensity)를 사용하였다. Sun 등[9]은 도로차량검출을 목적으로 차량에 관련된 특징들에 훨씬 반응이 잘 나타나는 가보필터(Gabor filter)를 설계하는 방

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 10. 3., 채택확정 : 2008. 4. 14.

송광열, 이준웅 : 전남대학교 산업공학과(자동차연구소)

(skyclass@nate.com/joonlee@chonnam.ac.kr)

※ 본 연구는 2005년도 교육인적자원부의 재원으로 학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2005-003-D00334).

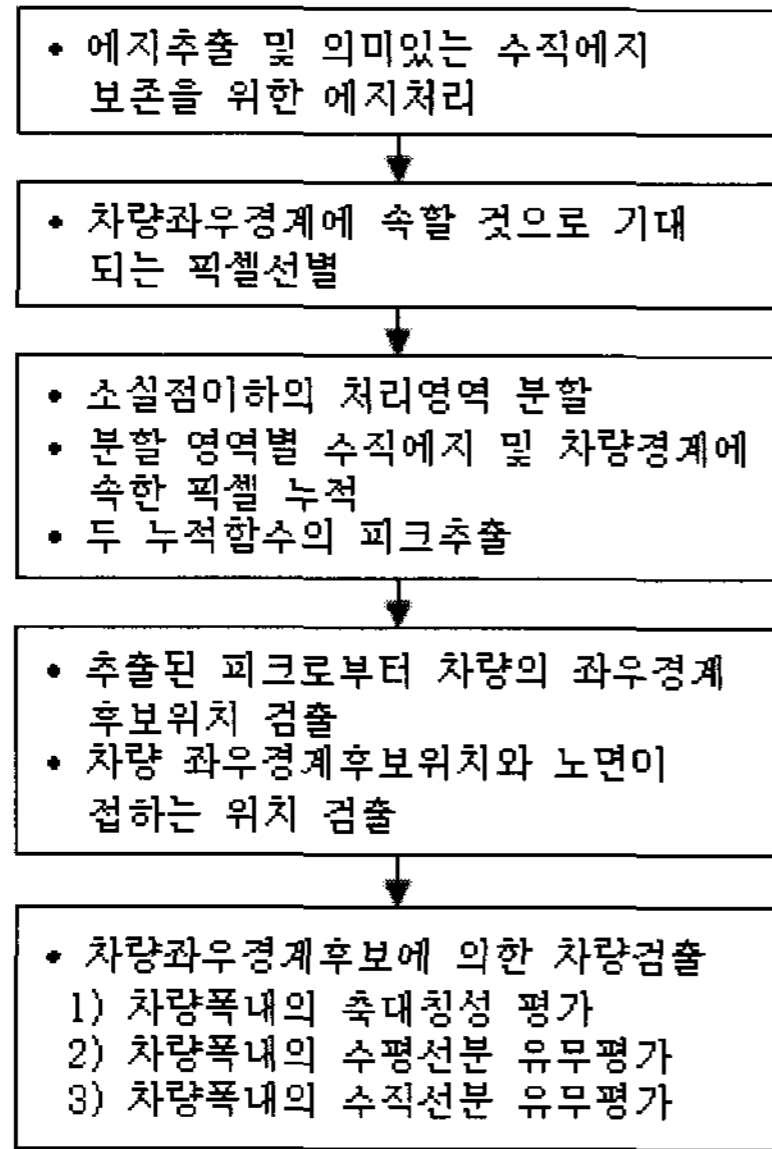


그림 1. 차량검출 흐름도.
Fig. 1. The flow-chart of the proposed algorithm.

법을 제시한 바 있다.

본 논문에서 제안된 알고리즘은 그림 1에 보인 바와 같은 절차로 구성되어 있다. 영상에서 차량의 외양 특성을 잘 설명하는 에지정보의 단계적인 조합을 통해 잡음의 영향을 극복하면서 차량의 좌우경계일 것으로 기대되는 열(column)의 위치를 탐색하고, 이 위치들이 노면과 접하는 행(row)의 위치를 검출한다. 그리고 노면과의 접점이 검출된 좌우경계 후보들을 대상으로 축대칭성을 평가하여 차량을 검출한다.

II. 축대칭성

축대칭성은 본 논문에서 제안하는 차량검출 알고리즘에서 중요한 역할을 하므로 본 절에서 축대칭성에 관련된 문제들을 고찰해 본다.

1. 대칭성척도

어떤 함수 $f(x)$ 의 우함수 $f_e(x)$ 와 기함수 $f_o(x)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 f_e(x) &= \frac{f(x) + f(-x)}{2}, \quad x \in (-d/2, d/2) \\
 f_o(x) &= \frac{f(x) - f(-x)}{2}, \quad x \in (-d/2, d/2)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

여기에서 d 는 함수 $f(x)$ 가 정의되는 구간이다. 함수에서 대칭축 위치, x_s 를 찾으려면 $x = i - x_s$ 를 이용하여 함수의 원점을 임의의 x_s 의 위치로 이동하면서 그 위치에서 축대칭성이 나타나는지 분석을 한다. 이를 위해 (1)을 다음과 같이 변환한다.

$$\begin{aligned}
 f_e(x + x_s) &= \frac{f(i) + f(-i)}{2}, \quad i \in (-w/2, w/2) \\
 f_o(x + x_s) &= \frac{f(i) - f(-i)}{2}, \quad i \in (-w/2, w/2)
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

여기에서 w 는 x_s 로 이동된 함수가 정의되는 구간이다. 본

논문에서는 x_s 에서 함수의 대칭성평가를 위해 Zielke[3]등이 제안한 대칭성 척도(symmetry measure)를 이용한다.

$$S(x_s, w) = \frac{\int f_e''(x + x_s)^2 dx - \int f_o''(x + x_s)^2 dx}{\int f_e''(x + x_s)^2 dx + \int f_o''(x + x_s)^2 dx}, \quad -1 \leq S(x_s, w) \leq 1
 \tag{3}$$

여기에서 $f_e''(x + x_s) = f_e'(x + x_s) - \frac{1}{w} \int_{-w/2}^{w/2} f_e'(x + x_s) dx$ 이다.

$S(x_s, w)$ 의 값이 1에 가까우면 우함수가 지배적이므로 이 때 x_s 는 축대칭 위치로 볼 수 있다.

2. 대칭성 평가시 고려사항

(3)의 대칭성척도에 의해 축대칭성이 나타난 위치를 영상에서 검출할 때 처리시간은 줄이고 검출의 신뢰성은 확보되어야 하는데, 이를 위해 고려할 요소는 다음과 같다. 1) 영상 내에 차량의 존재위치를 모르므로 어느 부분을 탐색할지 정해야 한다. 2) (2)에 사용된 함수와 폭 w 에 따라 동일 위치에서도 척도값이 크게 달라진다. 즉, 함수결정시 Zielke[3] 등처럼 단일 행의 밝기 프로파일만 고려하느냐 아니면 Lee[7] 등처럼 몇 개의 행을 묶어 얻은 밝기나 에지의 누적 프로파일을 고려하느냐를 정해야 한다. 또한 동일 함수도 x_s 의 위치나 w 에 따라 전혀 다른 대칭성이 나타나므로 차량폭이 반영된 w 를 선정해야 한다. 3) 척도의 값이 -1에서 1사이인데, 어떤 값을 택해서 축대칭성 유무를 판정할 것인지 정해야 한다.

제안된 알고리즘에서는 차량의 좌우경계에 해당될 후보위치들을 추출하고, 이들 각 위치에 대해 자신과 짝을 이뤄 축대칭성을 평가할 위치를 나머지 후보들 가운데서 선택한다. 이 때 짝으로 선택되려면 현재 고려중인 후보위치와의 거리가 대한민국에서 가장 소형 차량의 폭(약 1.4m)과 가장 대형 차량의 폭(약 2.5m)의 범위내에 있어야 한다. 이렇게 선택된 쌍의 거리가 w 가 되고, 쌍의 중점을 (2)의 x_s 로 가정하여 대칭성척도를 계산한다. 제안된 방법은 w 에 대한 문제뿐 아니라 대칭성탐색 영역설정 문제까지도 해결한다. 또한 본 논문에서는 대칭성평가에 에지와 밝기를 함께 사용하며, Lee[7]등이 수행한 것처럼 몇 개의 행을 묶어서 함수를 정의한다. 이에 대한 적용은 4절에서 이루어진다.

본 논문에서는 w 의 설정시 차량폭 반영을 위해 카메라 캘리브레이션[4] 데이터를 이용하여 3차원공간에서의 1m가 영상의 각 행에서 몇 픽셀이 될지 미리 계산을 한다. 영상의 행 j 에서 노면상의 1m가 차지하는 픽셀수를 P_j 라 하자. 이렇게 1m를 기준으로 각 행별로 픽셀수를 계산해 놓으면 고려할 차폭은 이 값에 따라 정할 수 있다. 예를 들어 행 j 에서 고려할 차폭이 1.9m 라면 $w = 1.9 P_j$ 로 하고, 2.5m 라면 $w = 2.5 P_j$ 로 한다. 그러나 차종마다 차폭이 다르고, 영상내에 차량의 존재여부도 모르며 차량의 존재를 안다고 해도 그 차종을 모르므로 특정의 차폭을 w 로 선택할 수는 없다. P_j 계산방법은 부록에 수록되어 있다.

III. 차량의 좌우경계 후보위치 검출

차량의 좌우경계 검출에 적절한 특징은 수직에지이지만,

수직에지가 차량에만 있는 것이 아니며, 차량내에서도 수직에지가 잘 드러난 곳이 좌우 경계에만 있는 것이 아니다. 더욱이 차량의 좌우경계가 잡음에 의해 잘 드러나지 않기도 하고, 때로는 심하게 휘어져 보이기도 한다. 이러한 문제의 해결여부는 에지정보를 처리하는 방법에 따라 달라질 수 있다. 본 논문에서 차량의 좌우경계 후보위치 검출을 위한 영상처리 영역은 “도로상의 차량은 소실점 위쪽으로는 위치할 수 없다.”는 전제하에 수평방향으로는 전 영역을, 수직방향으로는 소실점[5] 아래로 한정한다.

1. 에지처리

- 단계 1: 소벨연산자[5]를 이용해 에지를 추출한다. 에지는 수직성분 $G_x(x,y)$, 수평성분 $G_y(x,y)$, 각도 $\alpha(x,y)$ 로 구성된다. 여기에서 $\alpha(x,y)$ 는 0° 에서 180° 의 범위를 가지며, (x,y) 는 픽셀위치로서, x 는 수평방향의 좌표, y 는 수직방향의 좌표를 나타낸다.

- 단계 2: 차량의 좌우경계와 차량 외양에 나타난 수평선들을 효과적으로 식별할 목적으로 G_x 와 G_y 가 특정 각도내에 있는 것들을 다음과 같이 선택한다.

$$\begin{aligned} G'_x(x,y) &= \{G_x(x,y) \mid 69^\circ < \alpha(x,y) < 111^\circ\}, \\ G'_y(x,y) &= \{G_y(x,y) \mid \alpha(x,y) < 6^\circ \text{ or } \alpha(x,y) < 174^\circ\}. \end{aligned} \quad (4)$$

(4)에 사용된 각도값들은 90° , 0° , 180° 를 기준으로 카메라의 자세와 영상의 잡음 등을 고려하여 결정한 값들이다.

- 단계 3: (4)를 통해 얻은 $G'_x(x,y)$ 와 $G'_y(x,y)$ 에 대해 쓰레쉬홀딩 (thresholding) [14]과 NLMS(Non-local maximum suppression) [15]를 적용하여 에지의 크기가 적거나 국부적으로 최대가 아닌 픽셀들을 제거한다. 본 논문에서 차량과 노면의 접촉위치 검출은 먼저 차량의 좌우경계후보를 검출하고, 이 경계가 노면과 접할 것으로 추정되는 위치를 검출함으로써 이루어진다. 따라서 차량좌우경계 하단부에 수직의 에지픽셀들이 없으면 차량과 노면이 접하는 위치검출은 어렵다. 그러나 그림자나 조명원의 위치에 따라 차량의 하단부가 어두운 경향이 많다. 이런 상황에서 쓰레쉬홀딩값이 크면 차량좌우경계 하단의 수직에지가 사라질 가능성이 높고, 쓰레쉬홀딩을 적용하지 않으면 노면의 반사성 때문에 생긴 많은 에지들이 차량경계의 검출력을 떨어뜨린다. 이런 이유로 적응형 쓰레쉬홀딩법을 이용하여 제거되는 픽셀들의 수를 줄이고, NLMS를 통해 국부적으로 크기가 적은 에지는 제거해서 차량경계 검출력을 높인다.

- 단계 4: 도로영상에서 차선표식과 횡단보도 표식의 경계에 있을 것으로 기대되는 픽셀들을 제거한다. 차량경계와 관련없는 부분에서 수직에지가 나타날 가능성이 큰 곳이 차선표식과 횡단보도 표식의 경계이다. 따라서 차선표식과 횡단보도 표식의 경계에 있을 것으로 기대되는 픽셀들을 저자의 다른 논문[16]에 제시된 방법에 의해 제거함으로써 노면에 새겨진 표식들이 차량경계인식의 장애가 되는 현상을 줄인다. 이 과정에서 남은 수직, 수평에지를 $G''_x(x,y)$ 와 $G''_y(x,y)$ 라 한다.

그림 2는 노면에 차선표식과 횡단보도 표식이 새겨진 영

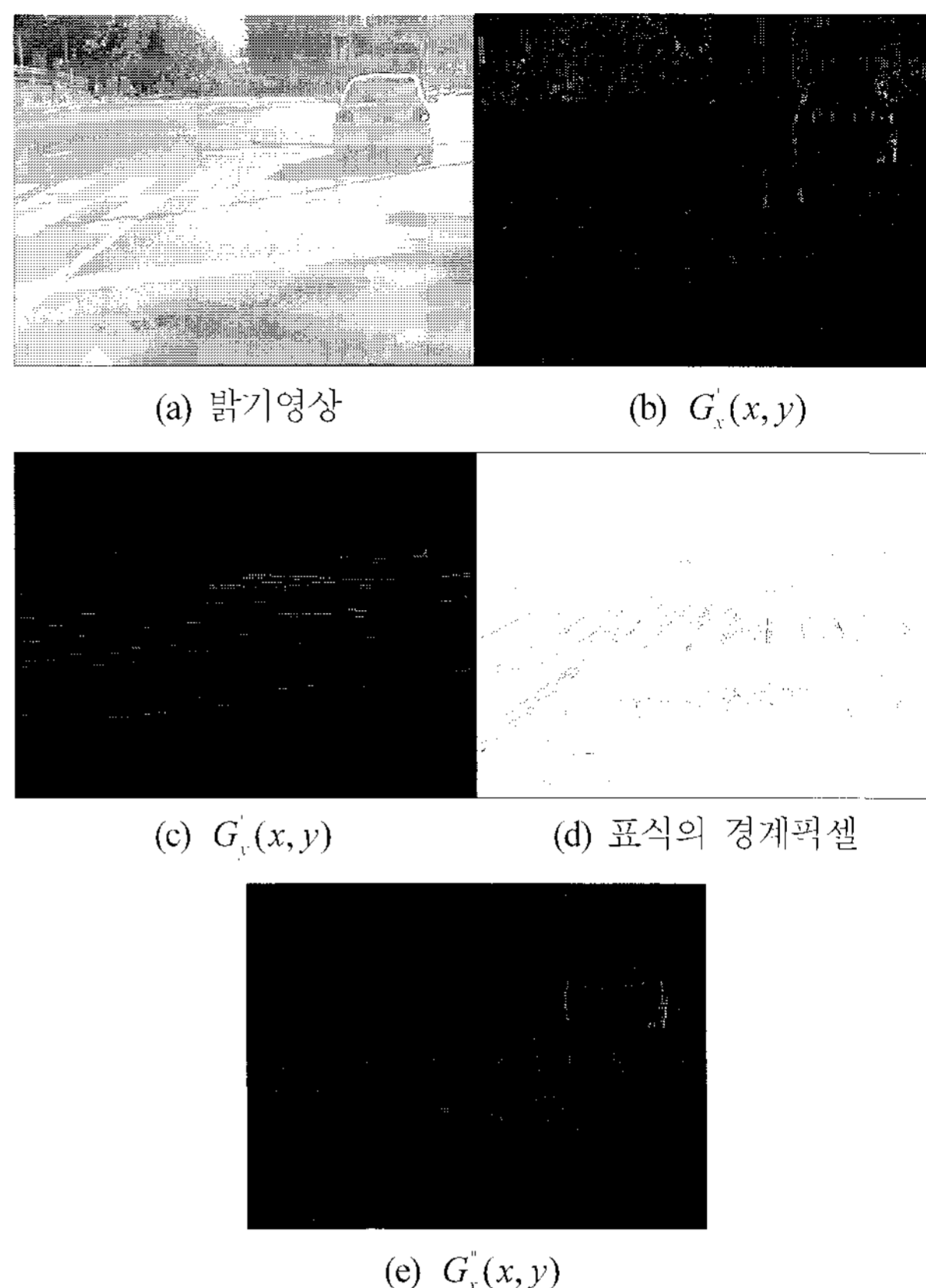


그림 2. 에지처리.

Fig. 2. Edge processing.

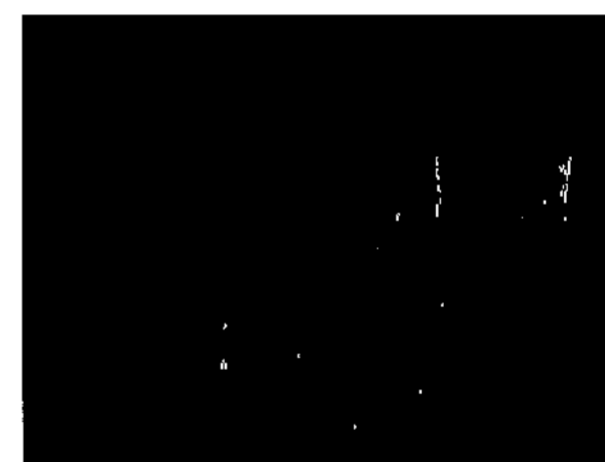


그림 3. 차량좌우경계 후보픽셀.

Fig. 3. Candidate pixels of vehicle's vertical boundaries.

상(그림 2(a))에 대한 에지처리결과를 보인 것이다. 그림 2(b)와 그림 2(e)는 모두 수직에지를 나타낸 것이지만, 전자는 노면에 새겨진 표식 경계상의 픽셀을 제거하지 않은 것이고, 후자는 표식 경계상에 있을 것으로 기대되는 픽셀(그림 2(d))을 제거한 후 소실점 아래 부분의 수직에지를 표시한 것이다.

2. 차량 좌우경계 후보검출

2.1 차량좌우경계 픽셀 선별

“차량의 좌우경계는 노면으로부터 거의 수직이며 어느 정도의 높이를 갖는다.”는 전제를 토대로 차량의 좌우경계에 해당될 가능성이 있는 픽셀을 $G''_x(i,j)$ 로부터 선별한다. 픽셀 (i,j) 에서 $G''_x(i,j) \neq 0$ 이면 행 j 의 위쪽으로 50cm에 해당되는 높이 $h = 0.5P_j$ 를 설정한다. 여기에서 P_j 는 2.2절에서 언급한 노면상의 1m가 영상의 행 j 에서 픽셀수로 환산된 값이다. 그리고 높이 h 와 열 $i, i-1, i+1$ 이 포함된 소영역내에 $G''_x(i,j) \neq 0$ 인 픽셀들의 수량이 $0.3h$ 이상이면 픽셀 (i,j) 는

차량경계에 속할 가능성이 있다고 보고, 이를 $G_x^s(i, j)=1$ 로 표기하며 그외의 경우는 $G_x^s(i, j)=0$ 으로 표기한다. 여기에서 $0.3h$ 는 실험적으로 선정한 값이다. 그림 3은 그림 2(e)에 보인 G_x'' 를 여기에서 제시한 방법으로 처리해서 얻은 G_x^s 를 보인 것이다.

2.2 탐색영역분할

영상에서 차량탐색은 영상의 하단으로부터 소실점 (vanishing point)까지 넓은 범위에 걸쳐 이루어진다. 이 영역을 한꺼번에 처리하는 것은 거리에 따른 차량크기의 상대적인 변화가 커서 비효율적이다. 따라서 본 논문에서는 카메라로부터의 거리에 따라 10m 이내, 10m-20m, 20m-40m, 40m 이상 이렇게 네 영역으로 탐색영역을 분할하고, 분할된 영역별로 차량의 좌우경계 후보 위치를 검출한다. 분할된 각 영역을 카메라로부터 가까운 곳부터 영역 0, 영역 1, 영역 2, 영역 3 이라 하고, 각각 A_0, A_1, A_2, A_3 로 표기한다.

2.3 $G_x''(x, y), G_x^s(x, y)$ 의 누적

차량의 좌우경계 검출은 G_x'' 와 G_x^s 를 함께 이용한다. 어떤 열에 G_x'' 가 큰 픽셀들이 많다면 그 열이 차량의 좌우경계일 가능성이 높지만, 어떤 열은 실제 차량의 좌우경계임에도 잡음의 영향으로 픽셀들의 G_x'' 가 작을 수 있다. 그러나 G_x^s 는 G_x'' 의 출현빈도에 의해 값이 결정되었으므로, 어떤 열 i 에 $G_x^s=1$ 인 픽셀들이 많다면 i 가 차량의 좌우경계일 수 있다. 이를 구현하기 위해 다음과 같이 분할된 영역별로 G_x^s 의 히스토그램을 구축한다.

$$H_{A_k}(i) = \sum_{j=D_k}^{U_k} G_x^s(i, j) \quad (5)$$

여기에서 아래첨자 A_k 는 A_0, A_1, A_2, A_3 가운데 하나를 뜻한다. i 는 열, j 는 행을 나타내고, D_k 와 U_k 는 영역 A_k 의 하한과 상한의 행을 나타낸다. 차량의 좌우경계후보로 고려될 수 있는 위치선정은 다음과 같이 H_{A_k} 의 피크위치를 추출함으로써 이루어진다.

$$\Omega_{A_k} = \{i | H_{A_k}(i) > \delta \text{ and } H_{A_k}(i) \geq H_{A_k}(l), l = i-2, \dots, i+2\} \quad (6)$$

여기에서 δ 는 0보다 큰 $H_{A_k}(i)$ 가 연속적으로 나타난 국부적인 영역의 $H_{A_k}(i)$ 의 평균이다. 만약 연속된 두 열 $i-1$ 과 i 가 동시에 피크가 되었다면 i 를 Ω_{A_k} 에서 제거한다.

G_x'' 도 다음 (7)과 같이 분할영역별로 누적을 취하고, 분할영역 누적의 합을 취해 탐색영역 전체의 누적 $F(i)$ 를 구한다.

$$F_{A_k}(i) = \sum_{j=D_k}^{U_k} G_x''(i, j) \quad (7)$$

$$F(i) = F_{A_0}(i) + F_{A_1}(i) + F_{A_2}(i) + F_{A_3}(i).$$

그리고 다음과 같이 $F(i)$ 의 피크의 위치를 선정하여 집합 Γ 를 구성한다.

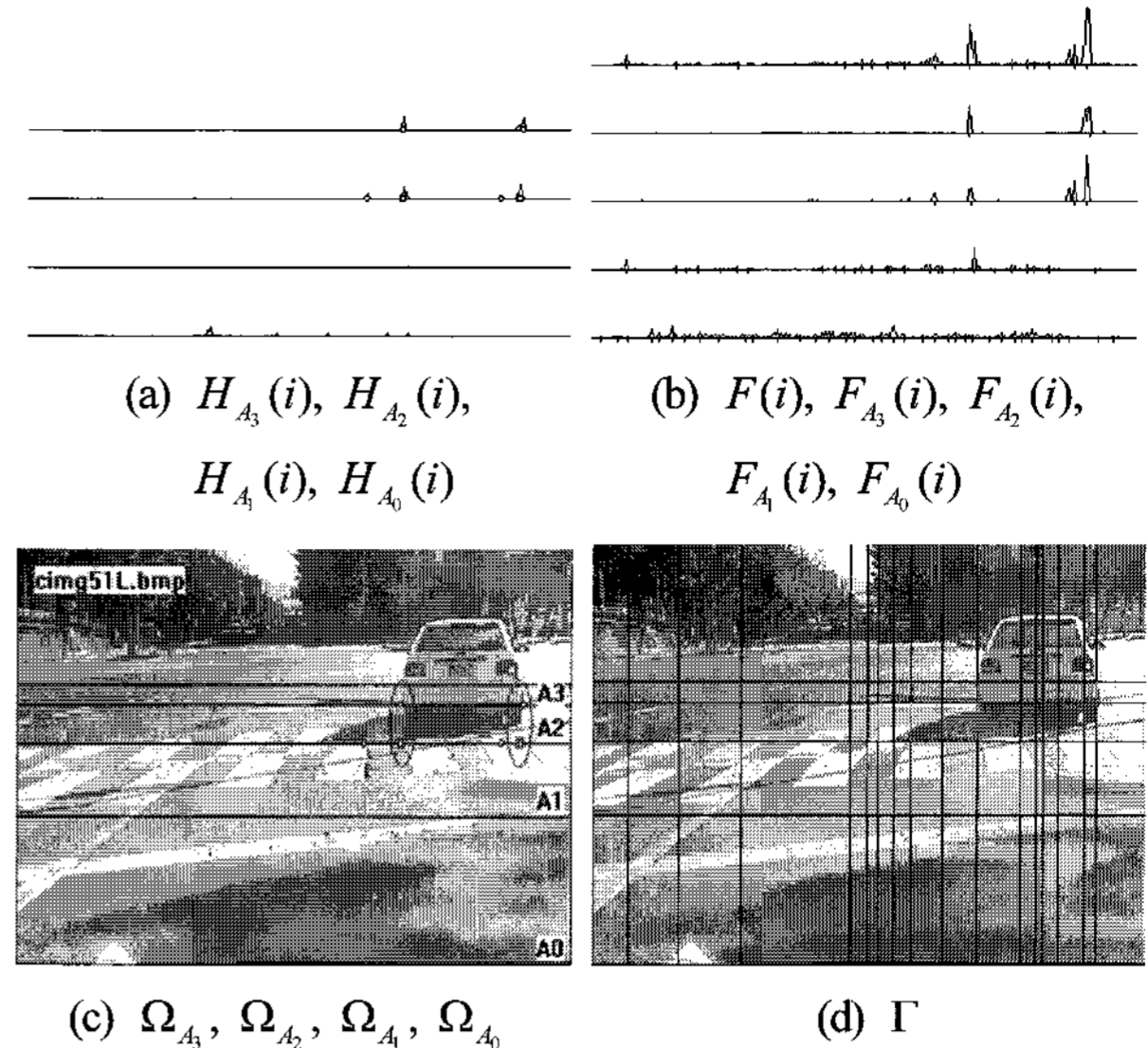


그림 4. 영역별 에지누적과 누적함수의 피크검출.

Fig. 4. Accumulation of edge magnitude and its peak extraction.

$$\Gamma = \{i | F(i) > \mu \text{ and } F(i) \geq F(l), l = i-2, \dots, i+2\} \quad (8)$$

여기에서 μ 는 0보다 큰 $F(i)$ 들의 평균이다. Ω_{A_k} 의 경우와 동일하게 연속된 두 열 $i-1$ 과 i 가 동시에 Γ 에 포함되면 i 를 Γ 에서 제거한다.

그림 4는 그림 2(e)와 그림 3의 $G_x''(x, y)$ 와 $G_x^s(x, y)$ 를 A_0, A_1, A_2, A_3 별로 누적인 결과와 이 누적으로부터 추출한 피크의 위치를 영상위에 표시한 결과다. 그림 4(c)와 (d)에 표시된 수평선들은 분할된 영역들을 표시한 경계이다. 그림 4(a)의 첫 분포는 $H_{A_3}(i)$, 두 번째는 $H_{A_2}(i)$, 세 번째는 $H_{A_1}(i)$, 네 번째는 $H_{A_0}(i)$ 이며, 그림 4(c)의 각 영역의 하한선에 표시된 작은 원이나 사각형은 해당 영역의 Ω_{A_k} 의 요소를 나타낸 것이다. 여기에서 사각형으로 표시된 열은 타원 내에 표시한 것처럼 윗 영역에 자신과 가까운 열이 피크로 선정되었음을 나타내며, 원으로 표시된 열은 자신과 가까운 열이 피크로 선정되어 있지 않음을 뜻한다. 그림 4(b)의 첫 분포는 $F(i)$, 두 번째는 $F_{A_3}(i)$, 세 번째는 $F_{A_2}(i)$, 네 번째는 $F_{A_1}(i)$, 다섯 번째는 $F_{A_0}(i)$ 이다. 그림 4(d)는 수식 (8)의 Γ 에 속한 요소들의 위치를 원영상에 수직선분으로 나타낸 것이다.

2.4 차량 좌우경계 후보 선정

(6)의 Ω_{A_k} 의 요소, i 가 차량의 좌우경계일 가능성은 다음과 같이 네 가지 지표를 설정하고 이 지표들의 값의 합을 구해 평가한다.

1) 지표 1은 i 가 A_k 의 바로 위 영역인 A_{k+1} 의 $\Omega_{A_{k+1}}$ 의 요소들과 다음과 같은 비교를 통해서 설정된다.

$$\eta_1(i) = \begin{cases} 1 & \text{if } |i-j| \leq 3, j \in \Omega_{A_{k+1}} \\ 0 & \text{elsewhere} \end{cases}$$

여기에서 거리차 3은 경험적으로 정한 것이다. 지표 1은 차량은 높이를 갖는 물체이므로, 차량은 영상에서 분할된 두

영역정도에 걸쳐 있을 것으로 보고 설정한 것이다. 단, 영역 A_3 의 경우 이 영역 위로 또 다른 영역이 없으므로 Ω_{A_3} 의 요소들의 지표 1의 값은 0이다.

2) 지표 2는 다음과 같이 설정된다.

$$\eta_2(i) = \frac{1}{N(i)},$$

where $N(l) = \text{descending order of } H_{A_k}(l), l \in \Omega_{A_k}$

3) 지표 3의 설정은 다음 절차로 이루어진다. 먼저 (8)의 Γ 의 요소 가운데 i 와 가장 가까운 것을 찾는다. 이 요소가 q 라면 (7)의 누적합수들의 비 $F_{A_3}(q)/F(q)$, $F_{A_2}(q)/F(q)$, $F_{A_1}(q)/F(q)$, $F_{A_0}(q)/F(q)$ 를 구해 이들의 순서를 정한다. 만약 i 가 속한 영역 A_k 가 이 비율 가운데 1위나 2위인 영역이면 i 에 대한 지표 3은 값이 부여되지만, 3위나 4위이면 값은 0이다. 이 때 $F(q)$ 가 Γ 내의 q 의 다른 요소들의 누적값보다 매우 적을 수 있다. 이 상황에서 $F_{A_k}(q)/F(q)$ 가 큰 것은 이와 반대로 $F(q)$ 가 커서 $F_{A_k}(q)/F(q)$ 가 적어진 q 에서 보았을 때 이 비율의 순서만으로 지표 3의 값을 결정하는 것은 문제일 수 있다. 따라서 이 문제를 다음 방법으로 해결한다. Γ 의 요소들의 $F(l)$ 의 평균을 구한다. 이 때 평균을 ζ 라 하고 $F_{A_k}(q)/\zeta$ 를 계산한다. 이를 토대로 i 의 지표 3의 값은 다음과 같이 정한다.

$$\eta_3(i) = \begin{cases} \frac{1}{O} & \text{if } O \leq 2 \text{ and } F_{A_k}(q)/\zeta \geq .5 \\ 0 & \\ \frac{0.5}{O} & \text{if } O \leq 2 \text{ and } F_{A_k}(q)/\zeta < .5 \end{cases}$$

여기에서 O 는 $F_{A_j}(q)/F(q), j=0, \dots, 3$ 를 내림차순으로 정렬했을 때의 순서다. 그리고 $F_{A_k}(q)/\zeta$ 의 임계치를 50%로 정한 것은 i 가 실제 차량의 경계라면 $F_{A_k}(q)$ 가 ζ 의 절반 이상은 될 것으로 기대했기 때문이다.

4) 지표 4는 지표 3을 정할 때 얻은 $F_{A_k}(q)/\zeta$ 가 된다.

$$\eta_4(i) = \begin{cases} F_{A_k}(q)/\zeta & \text{if } F_{A_k}(q)/\zeta < 1.5 \\ 1.5 & \text{if } F_{A_k}(q)/\zeta \geq 1.5 \end{cases}$$

여기에서 지표 4의 상한을 1.5로 정한 것은 지표 1, 지표 2, 지표 3의 최대치가 1이라는 점을 고려하여 지표 4의 영향력을 제한하기 위한 것이다.

여기에서 설정한 4개의 지표들의 합이 1보다 크면 i 는 차량의 좌우경계 후보가 된다. 동일한 방법으로 Ω_{A_3} , Ω_{A_2} , Ω_{A_1} , Ω_{A_0} 의 다른 모든 요소들도 차량의 좌우경계 후보가 될지 평가한다. 이렇게 해서 선정된 차량의 좌우경계 후보를 c_c (column candidate)라 한다. 그리고 c_c 가 노면과 접하는 행을 r_c (row candidate)라 한다. r_c 는 차량의 좌우경계 후보인 c_c 와 c_c 의 좌우에 있는 열의 G_x^s 분포를 분석함으로써 검출된다. 즉, 차량의 좌우경계 후보인 c_c 가 속한 영역 A_k 의 하단에서부터 상단부 쪽으로 $c_c, (c_c-1), (c_c+1)$ 이렇게 세

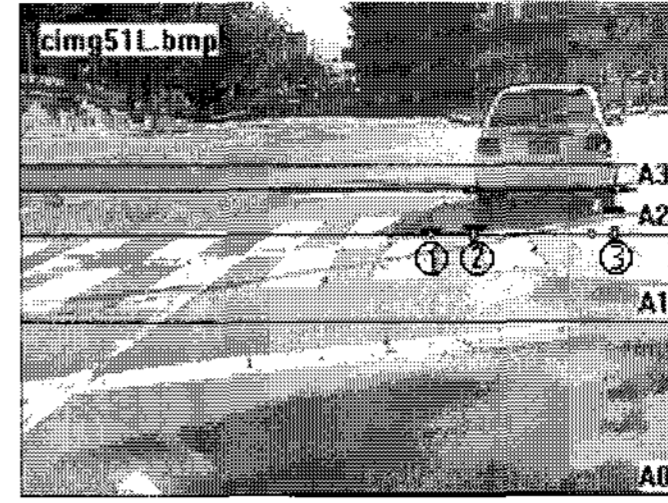


그림 5. 차량좌우경계후보의 노면접촉위치 검출.

Fig. 5. Detection of road-surface contact of the left and right candidate boundaries of a vehicle.

열을 대상으로 $G_x^s=1$ 인 픽셀이 연속적으로 나타나기 시작하는 행의 위치를 찾는 것이다.

그림 5는 차량의 좌우경계후보 위치와 이들의 노면과의 접촉위치를 추출한 결과를 보인 것이다. 그림 5에서 수평방향으로 까맣고 짧게 표시된 선분이 c_c 가 노면과 접촉한 위치 r_c 를 나타낸 것이다. 영역 A_0 와 A_1 에는 차량경계 후보가 없다. A_2 에서는 ①, ②, ③으로 표기된 세 군데에서 차량의 좌우경계후보가 검출되었고, A_3 에서는 두 군데에서 검출되었다. A_2 의 ①의 위치는 횡단보도표식경계에 있는 픽셀들을 제거하였지만 남은 픽셀로 인해서 생긴 결과다. A_3 의 차량 좌우경계후보 두 곳은 A_2 의 ②, ③의 위치와 일치한다.

IV. 차량후보검출

차량후보 검출은 영역 A_k 의 c_c 들과 r_c 들을 이용하여 차량의 좌우경계 후보 c_c 가 차량의 좌우경계인지를 검증하는 것이다. 검증은 만약 c_c 가 실제 차량의 경계일 경우 만족해야 할 가정들을 설정하고, 이들의 만족여부를 평가함으로써 이루어진다.

1. 가정의 설정

가정 1: c_c 의 좌측 또는 우측으로 차량폭의 범위내에 c_c 와 쌍을 이뤄 수평대칭성을 만족하는 요소가 Ω_{A_k} 내에 있다.

가정 2: c_c 의 좌측 또는 우측으로 차량폭의 범위내에 수평에지인 $G_y^s(x, y)$ 가 분포되어 있다.

가정 3: c_c 의 좌측 또는 우측의 $2P_{r_c}$ 내에 Ω_{A_k} 의 요소들이 존재한다. 이 가정은 차량의 전면이나 후면에는 차량의 좌우경계뿐 아니라 다른 수직선분들도 있다는 것을 근거로 한 것이다. 여기에서 탐색범위를 $2P_{r_c}$ 로 정한 것은 범위가 너무 크면 차량과 무관한 정보가 개입될 수 있기 때문이다.

가정 4: c_c 의 좌측 또는 우측으로 $2P_{r_c}$ 내에 $\Omega_{A_{k+1}}$ 내에도 요소들이 존재한다. 이 가정은 차량은 높이를 갖는 물체라는 점을 근거로 한 것이다. 즉, 영상내에 차량이 존재한다면 A_k 와 A_{k+1} 의 두 영역에 걸쳐 수직의 선분들이 나타날 것으로 본 것이다. 단, 가정 4는 A_3 에는 적용하지 않는다.

2. 가정의 평가

c_c 가 좌우측의 어느 쪽 경계가 될지 결정은 가정들을 평가하면서 가능성(likelihood)이 있는 쪽에 점수(credit)를 부여

하고, 모든 가정들의 평가 후 부여된 점수를 합산함으로써 이루어진다. 합산후 우측 점수가 높으면 c_c 는 좌측경계가 되고, 반면에 좌측점수가 높으면 우측경계가 된다. 가정 2, 가정 3, 가정 4의 평가는 가정 1의 평가결과에 따라 선택적으로 이루어진다.

2.1 가정 1의 평가

c_c 의 좌측 또는 우측으로 2.2절에서 언급한 차량폭보다 조금 더 넓은 범위인 $P_{r_c} \sim 2.6P_{r_c}$ 내에 c_c 와 쌍(pair)을 이루는 요소들이 Ω_{A_k} 내에 있는지 찾는다. 만약 쌍을 이루는 요소가 없다면 c_c 의 가정 1은 성립되지 않는다. c_c 와 쌍을 이루는 요소를 c_c' 라 하자. c_c 와 c_c' 사이의 수평대칭성은 (3)의 $S(x_s, w)$ 에 의해 평가된다. 따라서 평가범위 w 는 $|c_c - c_c'|$ 가 되고, x_s 는 c_c 와 c_c' 의 중심위치로 한다. 평가에 사용될 함수를 구축하기 위해 r_c 의 위로 복수의 행이 포함된 띠(belt), B_{r_c} 를 설정한다.

$$B_{r_c} = 0.7P_{r_c} \tag{9}$$

여기에서 B_{r_c} 를 70cm높이로 정한 이유는 대개 노면부터 차량범퍼까지의 높이가 70cm 정도 된다고 보았기 때문이다. 그리고 c_c 와 c_c' 가 차량의 실제 좌우경계임에도 차량하단부에 드리워진 그림자 등의 잡음요인에 의해 대칭성검출이 안될 수 있다. 이런 에러(false negative)를 줄이기 위해 B_{r_c} 를 r_c 로부터 $B_{r_c}/2$ 만큼 위로 이동시켜 새로운 띠, B_{r_c}' 을 하나 더 설정한다. w 와 B_{r_c} 로 정해진 패치(patch)와 w 와 B_{r_c}' 로 정해진 패치 두 곳에 대한 $S(x_s, w)$ 계산을 위해 다음과 같이 함수를 구축한다.

$$\begin{aligned} I(i) &= \sum_{j \in B_{r_c}} \sum_{i \in w} g(i, j), \\ I'(i) &= \sum_{j \in B_{r_c}'} \sum_{i \in w} g(i, j), \\ V(i) &= \sum_{j \in B_{r_c}} \sum_{i \in w} G'_x(i, j), \\ V'(i) &= \sum_{j \in B_{r_c}'} \sum_{i \in w} G'_x(i, j), \\ E(i) &= \sum_{j \in B_{r_c}} \sum_{i \in w} (G'_x(i, j) + G'_y(i, j)), \\ E'(i) &= \sum_{j \in B_{r_c}'} \sum_{i \in w} (G'_x(i, j) + G'_y(i, j)). \end{aligned} \tag{10}$$

여기에서 $g(i, j)$ 는 영상의 밝기이며, $G'_x(i, j)$, $G'_y(i, j)$ 각각은 3.1절의 에지처리 단계 3에서 얻은 수직, 수평의 에지이다. $I(i)$, $V(i)$, $E(i)$, $I'(i)$, $V'(i)$, $E'(i)$ 각각에 대해 $S(x_s, w)$ 를 계산하고 이 가운데 가장 큰 값을 c_c 와 c_c' 의 $S(x_s, w)$ 로 택한다. 동일한 방법으로 c_c 의 좌우에 존재하는 모든 쌍들의 $S(x_s, w)$ 를 얻은 후, c_c 의 좌측으로 형성된 쌍들의 $S(x_s, w)$ 가운데 가장 큰 것을 $S(x_s, w)_L$ 라 하고, 우측으로 형성된 쌍들의 $S(x_s, w)$ 가운데 가장 큰 것을 $S(x_s, w)_R$ 라 한다. 그리고 가정 1을 통해 c_c 가 차량경계가

될지 또 된다면 좌우측 가운데 어느 쪽 경계가 될지 검증을 위해 좌우측 배점을 다음과 같이 한다.

$$C_L^1 = \begin{cases} 0 & \text{if } S(x_s, w)_L \leq 0 \\ 1 & \text{if } S(x_s, w)_L > 0 \\ 2 & \text{if } S(x_s, w)_L > 0.5 \text{ or} \\ & (S(x_s, w)_R > 0 \text{ and } S(x_s, w)_L > S(x_s, w)_R) \\ 3 & \text{if } S(x_s, w)_L > 0.5 \text{ and} \\ & (S(x_s, w)_R > 0 \text{ and } S(x_s, w)_L > S(x_s, w)_R) \end{cases}$$

$$C_R^1 = \begin{cases} 0 & \text{if } S(x_s, w)_R \leq 0 \\ 1 & \text{if } S(x_s, w)_R > 0 \\ 2 & \text{if } S(x_s, w)_R > 0.5 \text{ or} \\ & (S(x_s, w)_L > 0 \text{ and } S(x_s, w)_R > S(x_s, w)_L) \\ 3 & \text{if } S(x_s, w)_R > 0.5 \text{ and} \\ & (S(x_s, w)_L > 0 \text{ and } S(x_s, w)_R > S(x_s, w)_L) \end{cases}$$

C_L^1 과 C_R^1 모두 0이면 가정 1은 성립되지 않은 것이다.

2.2 가정 2의 평가

가정 2의 평가는 가정 1의 평가결과에 따라 달라진다.

a) 가정 1이 성립되어 c_c' 이 c_c 의 짝이 되었을 때 다음 두 가지 경우를 고려한다.

첫째, c_c' 이 c_c 의 우측에 있을 때 c_c 의 좌측에 $c_L = c_c - (c_c' - c_c)$ 라는 위치를 정하고, r_c 를 하한으로, $r_c - 1.5P_{r_c}$ 를 상한으로 하는 영역을 설정한 후 G_y' 의 분포를 다음과 같이 조사한다.

$$\begin{aligned} n_L(j) &= \sum_{i=c_L}^{c_c} q(i, j), \\ n_R(j) &= \sum_{i=c_c}^{c_c'} q(i, j), \end{aligned} \tag{11}$$

여기에서 $j = r_c - 1.5P_{r_c}, \dots, r_c$ 이며, $q(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } G_y'(i, j) > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$

이고, 아래첨자 L 과 R 은 각각 좌측과 우측을 뜻한다. $n_L(j)$ 와 $n_R(j)$ 로 다음과 같은 네 가지의 요소를 계산한다.

$$\begin{aligned} Q_L &= \sum_{j=r_c-1.5P_{r_c}}^{r_c} n_L(j), & Q_R &= \sum_{j=r_c-1.5P_{r_c}}^{r_c} n_R(j), \\ N_L &= \sum_{j=r_c-1.5P_{r_c}}^{r_c} s_L(j), & N_R &= \sum_{j=r_c-1.5P_{r_c}}^{r_c} s_R(j). \end{aligned} \tag{12}$$

여기에서

$$s_L(j) = \begin{cases} 1 & \text{if } n_L(j) > n_R(j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \text{ 이고, } s_R(j) = \begin{cases} 1 & \text{if } n_L(j) < n_R(j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

이다. 가정 1의 평가결과에 따르면 c_c 는 차량의 좌측경계일 가능성이 크지만 수평성분의 에지는 오히려 c_c 의 왼쪽에 더 분포되어 있어 c_c 가 우측경계가 아닌가 하는 의심을 낳을 수 있다. 이를 반영하기 위해 가정 2의 평가에 대한 배점을 다음과 같이 한다.

$$C_L^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_L > Q_R \text{ and } N_L > N_R \\ 0 & \text{elsewhere,} \end{cases}$$

$$C_R^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_R > 0.5Q_L \text{ or } N_R > 0.5N_L \\ 0 & \text{elsewhere.} \end{cases}$$

둘째, c_c' 이 c_c 의 좌측에 있을 때 c_c 의 우측으로 $c_R = c_c + (c_c - c_c')$ 라는 위치를 정하고, 다음과 같이 G_y^n 의 분포를 조사한다.

$$n_L(j) = \sum_{i=c_c'}^{c_c} q(i, j), \quad n_R(j) = \sum_{i=c_c}^{c_R} q(i, j), \quad j = r_c - 1.5P_{r_c}, \dots, r_c. \quad (13)$$

$n_L(j)$ 와 $n_R(j)$ 를 이용하여 (12)의 네 가지의 요소를 계산한다. 그리고 c_c 의 차량경계로서의 가능성검증을 위해 좌우측 배점을 다음과 같이 한다.

$$C_L^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_L > 0.5Q_R \text{ or } N_L > 0.5N_R \\ 0 & \text{elsewhere,} \\ C_R^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_R > Q_L \text{ and } N_R > N_L \\ 0 & \text{elsewhere.} \end{cases} \end{cases}$$

b) 가정 1이 성립되지 않았을 경우 c_c 의 좌우측으로 각각 $c_L = c_c - 1.6P_{r_c}$ 과 $c_R = c_c + 1.6P_{r_c}$ 를 정한 후 G_y^n 의 분포를 다음과 같이 조사한다.

$$n_L(j) = \sum_{i=c_L}^{c_c} q(i, j), \quad n_R(j) = \sum_{i=c_c}^{c_R} q(i, j), \quad j = r_c - 1.5P_{r_c}, \dots, r_c. \quad (14)$$

여기에서 $q(i, j)$ 는 (11)의 규정을 따른다. $n_L(j)$ 와 $n_R(j)$ 를 이용하여 (12)의 네 가지의 요소를 계산한다. 그리고 c_c 의 차량경계로서의 가능성검증을 위해 좌우측 배점을 다음과 같이 한다.

$$C_L^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_L > Q_R \text{ and } N_L > N_R \\ 0 & \text{elsewhere,} \\ C_R^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_R > Q_L \text{ and } N_R > N_L \\ 0 & \text{elsewhere.} \end{cases} \end{cases}$$

2.3 가정 3의 평가

다음과 같이 집합을 구축한다.

$$K_L = \{i | i \in \Omega_{A_k} \text{ and } c_c - 2P_{r_c} < i < c_c\},$$

$$K_R = \{i | i \in \Omega_{A_k} \text{ and } c_c < i < c_c + 2P_{r_c}\}.$$

그리고 c_c 의 차량경계로서의 가능성검증을 위해 좌우측 배점을 다음과 같이 한다.

$$C_L^3 = \begin{cases} 1 & \text{if } C_L^1 = 0 \text{ and } C_R^1 = 0 \text{ and } n(K_L) > n(K_R) \\ 0 & \text{elsewhere,} \\ C_R^3 = \begin{cases} 1 & \text{if } C_L^1 = 0 \text{ and } C_R^1 = 0 \text{ and } n(K_R) > n(K_L) \\ 0 & \text{elsewhere.} \end{cases} \end{cases}$$

2.4 가정 4의 평가

다음과 같이 집합을 구축한다.

$$K_L = \{i | i \in \Omega_{A_{k+1}} \text{ and } c_c - 2P_{r_c} < i < c_c\},$$

$$K_R = \{i | i \in \Omega_{A_{k+1}} \text{ and } c_c < i < c_c + 2P_{r_c}\}.$$

그리고 c_c 의 차량경계로서의 가능성검증을 위해 좌우측 배점을 다음과 같이 한다.

$$C_L^4 = \begin{cases} 1 & \text{if } C_L^1 = 0 \text{ and } C_R^1 = 0 \text{ and } n(K_L) > n(K_R) \\ 0 & \text{elsewhere,} \\ C_R^4 = \begin{cases} 1 & \text{if } C_L^1 = 0 \text{ and } C_R^1 = 0 \text{ and } n(K_R) > n(K_L) \\ 0 & \text{elsewhere.} \end{cases} \end{cases}$$

3. 차량검출

차량검출은 c_c 가 가정의 평가에서 점수를 받지 못한 경우와 받은 경우로 나누어 행한다.

전자의 경우는 대개 차량이 영상의 좌우 가장자리에서 일부만 보일 때 나타난다. c_c 가 영상의 좌우 가장자리로부터 $1P_{r_c}$ 이내에 있고, 이 범위내에 Ω_{A_k} 의 요소가 있다면 c_c 는 일부만 보이는 차량의 경계라는 판정을 한다.

후자의 경우에 있어서는

(1) 가정 1이 성립되었을 때, $C_L = C_L^1 + C_L^2$, $C_R = C_R^1 + C_R^2$ 를 계산하고,

1) 만약 $C_L > 1$ 이고 $C_L > C_R$ 이면 c_c 는 차량의 우측경계로, 그리고 이 조건을 만족시킨 c_c 의 짝 c_c' 를 차량의 좌측경계로 선택한다.

2) 만약 $C_R > 1$ 이고 $C_R > C_L$ 이면 c_c 는 차량의 좌측경계로, 그리고 이 조건을 만족시킨 c_c 의 짝 c_c' 를 차량의 우측경계로 선택한다.

3) 상기 1), 2) 어느 조건도 만족되지 않을 경우 c_c 는 차량의 경계가 될 수 없다.

(2) 가정 1이 성립되지 않았을 때 $C_L = C_L^2 + C_L^3 + C_L^4$, $C_R = C_R^2 + C_R^3 + C_R^4$ 를 계산하고,

1) 만약 $C_L > 1$ 이고 $C_L > C_R$ 이면 c_c 를 차량의 우측경계로 선택한다.

2) 만약 $C_R > 1$ 이고 $C_R > C_L$ 이면 c_c 를 차량의 좌측경계로 선택된다.

3) 상기 1), 2) 어느 조건도 만족되지 않을 경우 c_c 는 차량의 경계가 될 수 없다.

그림 6은 그림 5의 차량좌우경계후보와 이들의 노면과의 접촉위치에 의해 검출된 차량 후보를 표시한 것이다. 그림 5에 보였던 A_2 의 ②, ③의 위치는 정확하게 차량의 좌우경계와 일치하지만 이들의 노면접촉 위치의 차이로 인해 차량후보 검출결과는 차이가 나타났다.



그림 6. 차량검출.

Fig. 6. Vehicle detection.

V. 실험결과

그림 7은 전방을 주시하도록 차량에 장착된 카메라를 보인 것으로 실험은 이 카메라를 이용하여 이루어졌다. 사용된

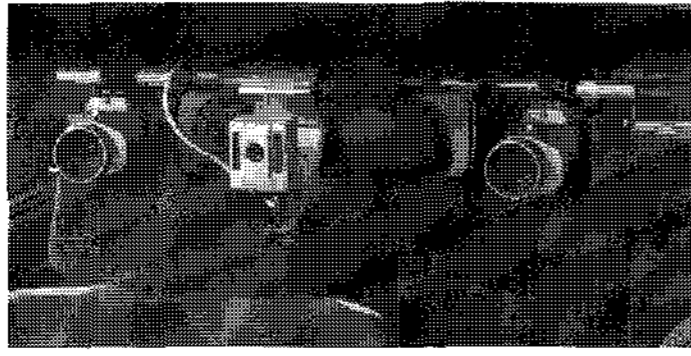
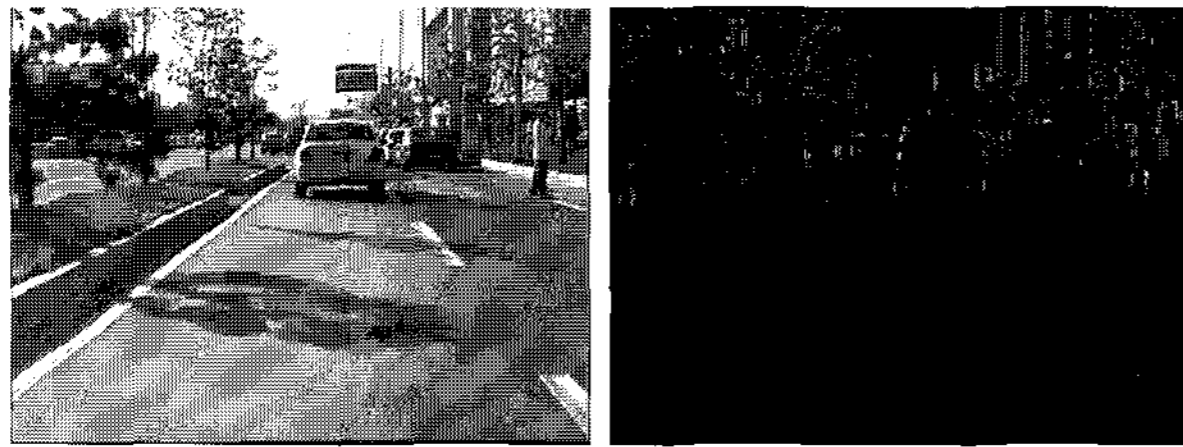


그림 7. 실험차량 및 카메라.

Fig. 7. Experimental vehicle and camera.



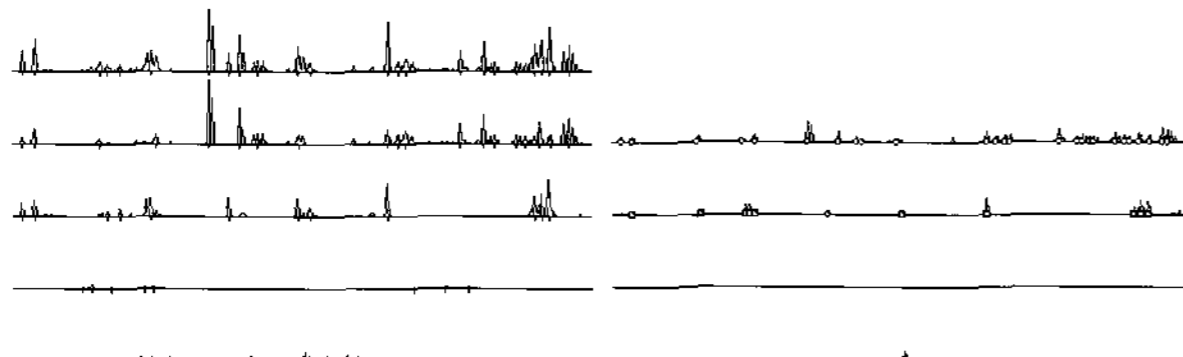
(a) 원 영상

(b) G'_x



(c) G''_x

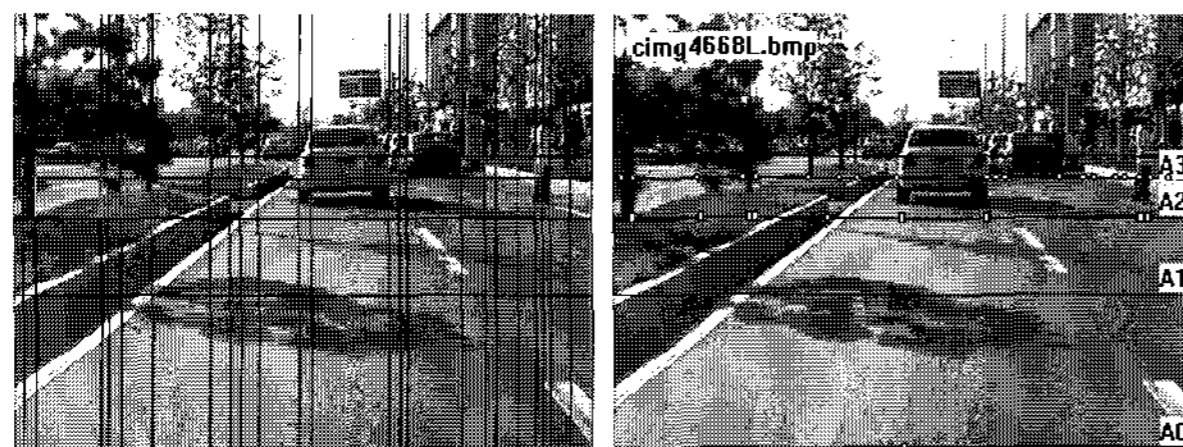
(d) G''_x



(e) $F(i), F_{A_3}(i), F_{A_2}(i)$

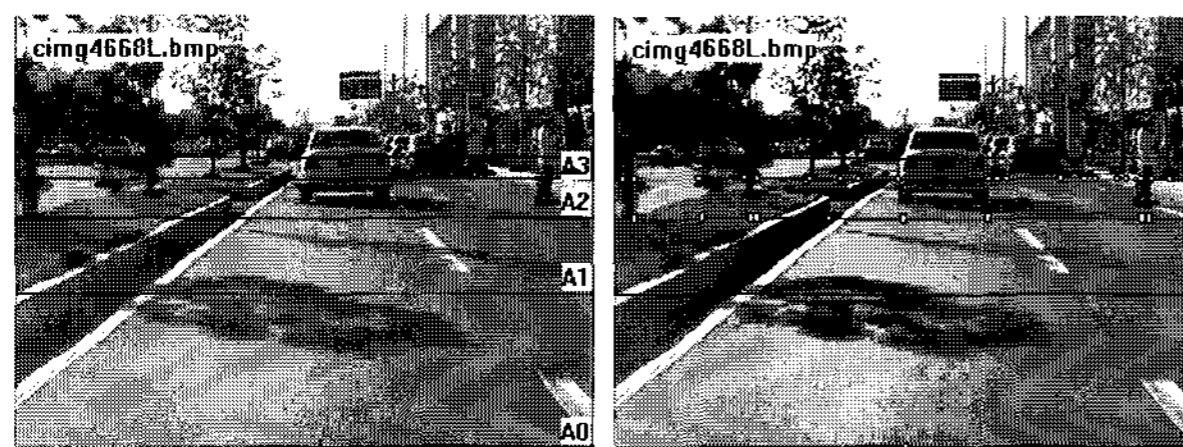
(f) $H_{A_3}(i)H_{A_2}(i)H_{A_1}(i)H_{A_0}(i)$

$F_{A_4}(i), F_{A_0}(i)$



(g) Γ

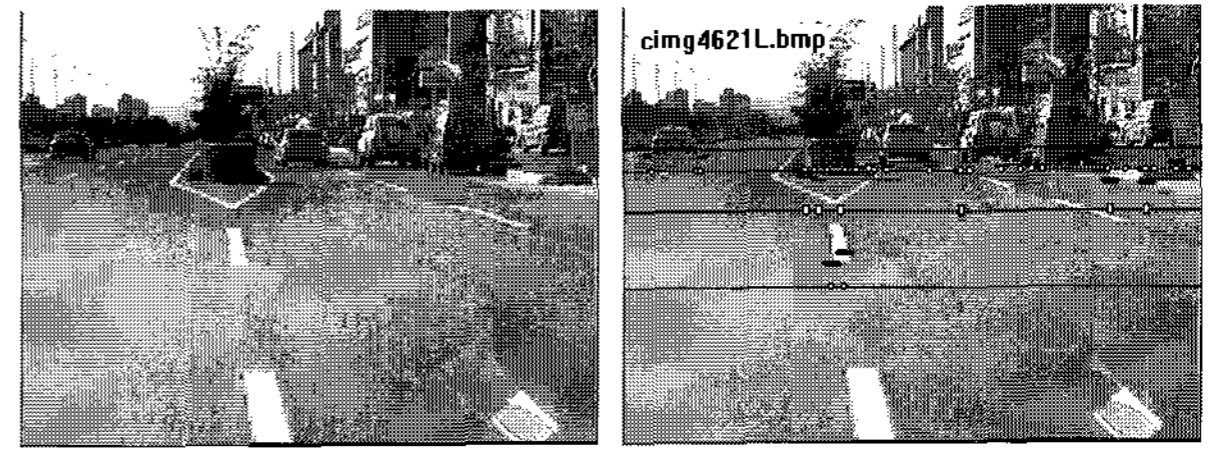
(h) $\Omega_{A_3}, \Omega_{A_2}, \Omega_{A_1}, \Omega_{A_0}$



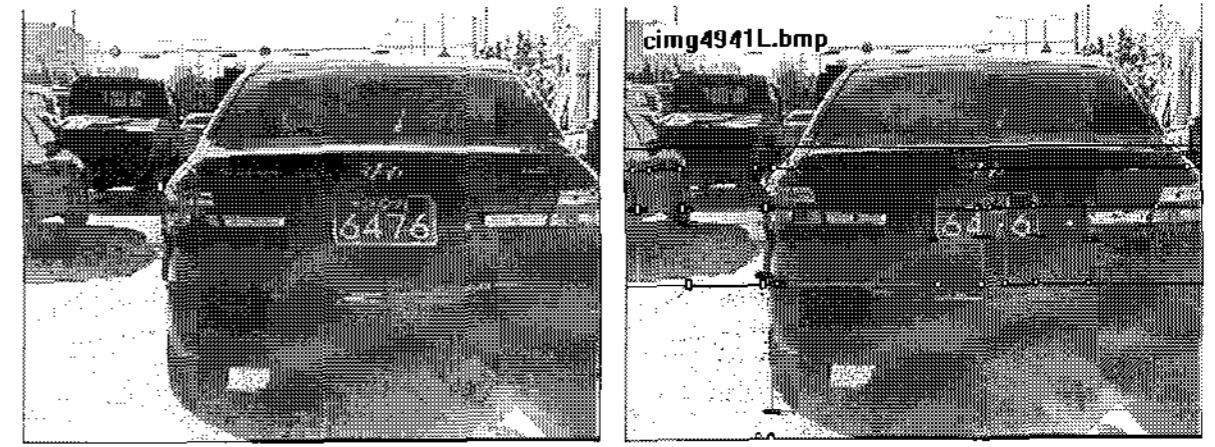
(i) 차량경계후보의 노면접촉위치 (j) 검출된 차량후보

그림 8. 차량검출.

Fig. 8. Vehicle detection.



(a) 다수의 차량이 존재한 경우



(b) 차량이 카메라에 접근한 경우

그림 9. 차량검출사례.

Fig. 9. Examples of vehicle detection.

영상의 크기는 320x240 (열수x행수)이다.

그림 8은 그림 8(a)의 영상에 대해 실시된 차량의 좌우경계 후보와 차량검출결과를 보인 것이다. 이 예에는 차량검출 영역내에 차량과 나무, 건물, 보행자 등이 존재하고 있다. 그림 8(b)와 (c)를 비교해 보면 차선표식 경계픽셀 제거과정에서 차량의 좌우경계상의 픽셀 일부도 제거되었음을 알 수 있다. 이러한 점이 영상처리의 어려운 점이다. 또한 그림 8(g)와 (h)에서 볼 수 있듯이 차량외에 나무, 건물, 보행자 등에서도 누적함수의 피크가 추출된다. 그 이유는 이러한 물체들의 경계에도 차량경계와 속성이 유사한 수직에지가 존재하기 때문이다. 그림 8(i)는 차량경계 후보와 이 후보들의 노면접촉위치를 나타낸 것이고, 그림 8(j)는 차량후보 검출 결과이다. 그림 8(j)를 보면 나무와 나무 또는 나무와 차량사이가 본 논문에서 고려하는 차량폭 범위내에 있고, 또 이들 사이에 G'_y 가 존재하여 차량으로 오인식되는 결과가 나타났다.

영상처리에 의해 이 문제를 해결할 수 있는 방법에는 본 논문에서 제안한 알고리즘과 차선정보추출 알고리즘을 통합하는 방법이 있을 수 있다.

그림 9은 또 다른 차량검출 사례를 보인 것이다. 그림 9(a)는 차량검출영역내에 4대의 차량이 보인 경우이다. 중앙에 보이는 장애물은 비차량이지만 제안된 알고리즘에서 이를 차량과 구별하기는 어렵다. 하지만 이 장애물이 차량이 아니더라도 자차량의 입장에서는 검지해야 할 대상이다. 그림 9(a)의 우측의 차량후보 검출결과에서 보인 바와 같이 차량 검출은 성공적으로 이루어졌다. 그림 9(b)는 자차량에 매우 근접되어 있으면서 후미 전체가 영상에 보이지 않는 차량이 존재한 사례를 보인 것이다. 대상 차량의 좌우경계후보가 쌍으로 존재하지는 않았지만, 4절에서 설명한 가정 2, 가정 3, 가정 4의 평가에 의해서 차량검출이 이루어진 것이다.

VI. 결론

본 논문에서는 자차량 전방에서 주행중인 차량을 검출할 수 있는 머신비전 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘

은 “차량의 외양은 축대칭성이 나타나고, 수직/수평 선분이 많으며, 높이를 갖는다.”는 특성에 대한 증거를 입력 영상에서 인지한다. 차량의 외양구조에 관련된 특성의 증거를 성공적으로 인지하기 위해 첫째, 차량의 좌우경계에 해당될 것으로 기대되는 수직성분의 에지를 선별하기 위해 4단계의 에지처리를 제안하였다. 단계적 에지처리는 차량의 좌우경계 후보위치와 이러한 후보위치가 노면과 접하는 위치를 신뢰성있게 추출할 수 있는 토대가 되었다. 둘째, 좌우경계 후보위치가 노면과 접하는 위치에 카메라캘리브레이션 정보를 조합해서 차량의 종류나 카메라로부터 거리에 상관없이 축대칭성을 검출할 수 있는 로직을 제안하였다. 셋째, 차량좌우경계 후보별로 후보가 차량의 좌우경계가 될 가능성을 평가하는 방법을 도입하였다. 이 방법은 전방차량이 자차량의 측방에 위치하여 영상에 국부적으로 보임으로써 축대칭성이 만족되지 않더라도 차량검출을 가능케 하는 기초가 되었다.

제안된 알고리즘이 단안의 흑백영상으로부터 차량검출을 성공적으로 수행할 수 있음을 실험결과를 통해 보였다. 앞으로 차량후보로부터 차량을 분리해낼 수 있는 연구가 진행될 것이다.

참고문헌

- [1] S. M. Smith and J. M. Brady, ASSET-2: Real time motion segmentation and shape tracking, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 17, no. 8, pp. 814-820, 1995.
- [2] M. Xie, L. Trassoudaine, J. Alizon, and J. Gallice, Road Obstacle Detection and Tracking by an Active and Intelligent Sensing Strategy, *Machine Vision and Applications*, vol. 7, pp. 165-177.
- [3] T. Zielke, M. Brauckmann and W. V. Seelen, Intensity and Edge-Based Symmetry Detection with an Application to Car-Following, *CVGIP:Image Understanding*, vol. 58, no. 2, pp. 177-190, 1993.
- [4] R. Y. Tsai, “A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses,” *IEEE Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 4, pp. 323-344, 1987.
- [5] R. G. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [6] A. Broggi, P. Cerri, and P. C. Antonello, Multi-Resolution Vehicle Detection using Artificial Vision, *IV '04*, pp. 310-314, 2004.
- [7] J. W. Lee and I. S. Kweon, “Map-based probabilistic reasoning to vehicle segmentation,” *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 12, pp. 2017-2026, 1998.
- [8] J. Y. Chang and C. W. Cho, “Vision-based forward-looking traffic scene analysis scheme,” *IV '07*, pp. 56-61, 2007.
- [9] Z. Sun, G. Bebis and R. Miller, “On-road vehicle detection using evolutionary gabor filter optimization,” *IEEE Trans. Intell. Transport Syst.*, vol. 6, no. 2, pp.125-137, 2005.
- [10] J. Ferryman, A. Worrall, G. Sullivan, and K. Baker, “A generic deformable model for vehicle recognition,” *Proceedings of British Machine Vision Conference*, pp. 127-136, 1995.
- [11] T. Kalinke, C. Tzomakas, and W. V. Seelen, “A texture-based object detection and an adaptive model-based classification,” *IV '98*, pp. 143-148, 1998.
- [12] M. B. V. Leeuwen and F. C. A. Groen, “Vehicle detection with a mobile camera - supporting midrange, distant, and passing cars,” *IEEE Robotics & Automation Magazine March*, pp. 37-42, 2005.
- [13] A. Khammari, F. Nashashibi, Y. Abramson, and C. Laugeau, “Vehicle detection combining gradient analysis and AdaBoost classification,” *IV '05*, pp. 1084-1089, 2005.
- [14] J. W. Lee, U. K. Yi, and K. R. Baek, “A cumulative distribution function of edge direction for road lane detection,” *IEICE E84-D*, vol. 9, pp. 1206-1216, 2001.
- [15] O. Faugeras, “Three-dimensional computer vision - a geometric viewpoint,” The MIT Press, 1993.
- [16] J. W. Lee and U. K. Yi, “A lane-departure identification based on LBPE, hough transform, and linear regression,” *CVIU*, vol. 99, pp. 359-383, 2005.

부록

차량은 영상에서 소실점보다 더 먼 곳에 존재할 수 없다. 따라서 다음의 과정으로 소실점을 구하여 차량검출 영역을 소실점 이하로 제한한다.

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \mathbf{T}, \quad (\text{A-1})$$

$$\text{여기에서 } \mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix}.$$

$$u = \frac{f \cdot x_c}{z_c}, \quad v = \frac{f \cdot y_c}{z_c}, \quad (\text{A-2})$$

$$X_f = u \cdot \frac{N_{fx}}{N_{cx} \cdot d_x} + C_x, \quad Y_f = v \cdot \frac{N_{fy}}{N_{cy} \cdot d_y} + C_y \quad (\text{A-3})$$

(A-1)은 월드좌표계의 점 (X, Y, Z) 가 카메라 좌표계의 점 (x_c, y_c, z_c) 로의 변환식이다. 여기에서 \mathbf{R} 은 회전행렬이고, \mathbf{T} 는 병진벡터이다. (A-2)는 (x_c, y_c, z_c) 가 영상평면의 점 (u, v) 로 바뀌는 관계식이며, f 는 카메라원점과 영상평면까지의 거리이다. (A-3)은 (u, v) 가 디지털 좌표계의 점 (X_f, Y_f) 로 바뀌는 관계식이다. (A-3)에서 N_{cx} , N_{cy} 는 각각 CCD 카메라의 수평, 수직방향의 CCD 셀의 개수다. d_x , d_y 는 각각 CCD 셀의 수평방향의 셀간 거리, 수직방향의 셀간 거리를 나타낸다. N_{fx} , N_{fy} 는 각각 디지털 좌표계의 수평, 수직방향의 픽셀수이다. C_x , C_y 는 각각 N_{fx} 와 N_{fy} 의 절반이다. 월드좌표계의 Y 축이 도로방향과 나란하고, 카메라의 광축을 Y 축에 근사게 맞추면 소실점, (V_x, V_y) 는 다음과 같이 (A-2)로부터 영상평면에서의 소실점의 좌표를 구하고, 이를 (A-3)에 대입하면 얻어진다.

$$u = \lim_{Y \rightarrow \infty} \frac{f \cdot x_c}{z_c}, \quad v = \lim_{Y \rightarrow \infty} \frac{f \cdot y_c}{z_c} \quad (\text{A-4})$$

$$V_x = u \cdot \frac{N_{fx}}{N_{cx} \cdot d_x} + C_x, \quad V_y = v \cdot \frac{N_{fy}}{N_{cy} \cdot d_y} + C_y$$

영상의 행별로 고려할 차량쪽 설정은 다음 과정을 통해 이루어진다. 먼저, 노면은 평탄하다는 가정을 한다. 디지털 좌표계의 Y_j 이하의 각 행에 대해 월드좌표계의 Y 좌표를 구한다.

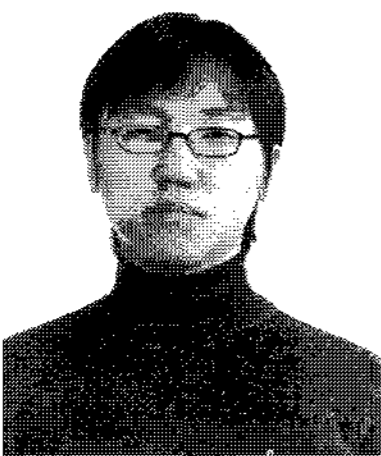
$$\begin{bmatrix} (fr_{11} - ur_{31}) & (fr_{12} - ur_{32}) & (fr_{13} - ur_{33}) \\ (fr_{21} - vr_{31}) & (fr_{22} - vr_{32}) & (fr_{23} - vr_{33}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} uT_z - fT_x \\ vT_z - fT_y \end{bmatrix} \tag{A-5}$$

여기에서 노면은 평탄하다는 가정에 의해 $Z=0$ 이 되고, 디지털 좌표계의 수평축 중심에 대해 계산을 하면 수식 (A-3) 으로부터 구한 (u,v) 에서 $u=0$ 이 된다. 따라서 (A-5)에서는 Y 좌표를 얻는다. 다음은 월드좌표계상의 1m가 디지털 좌표계의 수평축 중심에서 몇 픽셀이 되는지 계산한다. 이렇게 1m를 기준으로 픽셀의 수를 계산해 놓으면 차량의 폭은 이것의 몇 배를 취할 것인지에 따라 반영할 수 있다. 또한 차량의 높이 방향에 대해서도 원하는 높이를 1m(1000mm)기준의 픽셀수를 이용할 수 있다. 예를 들어 40cm만 고려하고 싶을 경우 0.4배만 취하면 된다. 디지털 영상의 j 번째 행에서 월드좌표계상의 1m가 몇 픽셀이 되는지는 다음과 같이 계산한다.

$$P_j = X_{fr} - X_{fl} \tag{A-6}$$

여기에서

$$X_{fl} = \frac{N_{fx}}{N_{cx} \cdot d_x} \frac{f(r_{11}(X_0 - 500) + r_{12}Y_j + T_x)}{r_{31}(X_0 - 500) + r_{32}Y_j + T_z} + C_x,$$



송 광 열

1981년 3월 10일생. 2006년 전남대학교 산업공학과(공학사). 2006년 전남대학교 산업공학과 석사과정. 관심분야는 컴퓨터비전, 지능형자동차 응용분야.

$$X_{fr} = \frac{N_{fx}}{N_{cx} \cdot d_x} \frac{f(r_{11}(X_0 + 500) + r_{12}Y_j + T_x)}{r_{31}(X_0 + 500) + r_{32}Y_j + T_z} + C_x.$$

여기에서 숫자 500은 1m의 절반인 500mm를 나타내며, Y_j 는 (A-5)에서 얻은 디지털 영상의 행(row)별 Y 좌표이고, X_0 는 카메라의 원점의 월드좌표계상에서의 X 좌표로서 다음 식에 의해 얻어진다.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \mathbf{R}^{-1} \begin{bmatrix} x_c - T_x \\ y_c - T_y \\ z_c - T_z \end{bmatrix} \tag{A-7}$$

카메라좌표계에서 카메라 원점은 $(0,0,0)$ 이므로 (A-7)로부터 $X_0 = -(r_{11}T_x + r_{21}T_y + r_{31}T_z)$ 이 된다. 이렇게 얻은 P_j 를 영상 위에 표시하면 그림 A1와 같다.



그림 A1. 공간상의 1m에 대한 영상의 픽셀거리.

Fig. A1. Pixel distance of 1m of 3D space.



이 준 응

1984년 전남대학교 산업공학과(공학사). 1986년 KAIST 산업공학과(공학석사). 1997년 KAIST 자동차 및 설계공학과(공학박사). 1986년~2000년 기아자동차 생산기술본부 및 연구소, 현대기아 연구개발본부. 2000년~전남대학교 산업공학과 교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 지능형자동차 응용분야.