

## 호모그래피행렬을 이용한 노면검출

# Ground Plane Detection Using Homography Matrix

이 기 용, 이 준 웅\*  
(Ki-Yong Lee<sup>1</sup> and Joon-Woong Lee<sup>1</sup>)

<sup>1</sup>Chonnam National University

**Abstract:** This paper presents a robust method for ground plane detection in vision-based applications based on a monocular sequence of images with a non-stationary camera. The proposed method, which is based on the reliable estimation of the homography between two frames taken from the sequence, aims at designing a practical system to detect road surface from traffic scenes. The homography is computed using a feature matching approach, which often gives rise to inaccurate matches or undesirable matches from out of the ground plane. Hence, the proposed homography estimation minimizes the effects from erroneous feature matching by the evaluation of the difference between the predicted and the observed matrices. The method is successfully demonstrated for the detection of road surface performed on experiments to fill an information void area taken place from geometric transformation applied to captured images by an in-vehicle camera system.

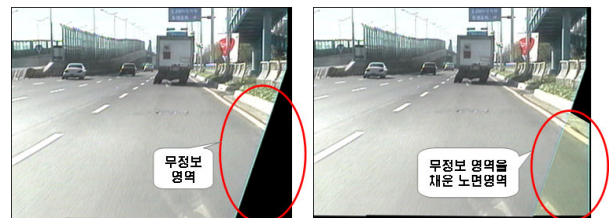
**Keywords:** homography matrix, ground plane detection, lane departure warning system

### I. 서론

최근 들어 영상기반의 지능형 시스템들의 차량장착이 늘고 있다. 이러한 시스템들의 개발은 충분한 성능평가를 요하므로 사람, 시간, 비용의 소요가 크다. 또한 이 시스템들이 작동되어야 할 도로환경은 매우 다양하며, 시스템을 장착할 차량의 종류 또한 다양하다[1]. 이런 상황에서 시스템의 성능을 평가하려면 시스템이 장착된 차량을 여러 형태의 도로에서 직접 운전을 해 봐야 한다. 문제는 이 때 투입될 맨아워(man-hour)가 늘 큰 짐이 된다는 점이다.

예를 들어, 차선이탈경보시스템의 경우 시스템을 적용할 대상 차종이 많다. 이 때 카메라의 장착 위치나 자세가 차량마다 다르다. 이런 이유로 시스템을 새로운 차종에 적용할 때마다 성능검증을 해야 한다. 단지 차량만 바뀌었을 뿐인데 매번 동일한 과정의 성능평가는 부담스런 행위이다. 따라서 시스템 개발과정이나 검증과정에서 맨아워 투입과 소요비용을 줄일 수 있는 방안을 강구해야 한다[2].

본 논문에서는 이러한 비용소요가 큰 행위를 하지 않고도 시스템을 평가할 수 있는 방법을 제안한다. 이 제안의 근거는 다양한 환경의 도로영상을 한번만 획득하여 보존해 놓고, 시스템이 새로운 차량에 장착될 때마다 카메라의 위치나 자세의 변경에 맞추어 기존 영상을 기하학적으로 변환하면 영상을 새로 촬영하지 않고도 시스템의 성능평가가 가능하다는 점이다. 그러나 카메라의 위치나 자세변경에 맞게 영상변환이 이루어지더라도 그림 1(a)에서 보인 바와 같이 변환된 영상에 정보가 빈 부분이 나타난다. 이런 무정보영역이 클 경우 시스템의 평가를 정확히 수행하기 어렵다. 따라서 이 무정보영역을 채워 넣는 것이 해결해야 할 과제다.



(a) An information void area by (b) Filling the information void geometric transformation. road surface area.

그림 1. 영상의 기하학적 변환과 무정보영역의 채움.

Fig. 1. Geometric transformation and filling of information void area by ground plane estimation.

차선이탈경보시스템은 차선표식이 그려져 있는 노면이 관심대상이므로 무정보영역 가운데 노면에 대응되는 영역을 그림 1(b)에 보인 것처럼 채워 넣으면 된다. 이 무정보영역에서 노면에 해당되는 영역은 대개 평면에 근사 한다. 따라서 논문에서는 노면의 무정보영역 추정엔 연속된 두 영상 사이의 평면 호모그래피행렬[3]을 계산하여 수행한다.

도로영상으로부터 노면이나 장애물추출에 관련된 연구들에 있어서 평면에 대응되는 영역을 찾아내는 연구는 많다 [2,4-7]. 이들 가운데는 스테레오비전을 토대로 하는 연구들 [6,7,11]도 있지만, 본 논문은 단안에 의존하는 차선이탈경보 시스템 개발과정의 성능평가에서 초래되는 비용절감에 목표를 두고 있다. 따라서 스테레오비전을 기반으로 한 노면검출 연구는 본 논문의 고려대상이 아니다.

논문에서 호모그래피행렬 계산은 연속된 두 영상 사이의 특징점들의 정합을 통해 이루어진다. 이 때 추출된 특징점들은 노면상에만 있는 것이 아니며, 또 특징점 정합이라도 존재한다. 이 문제 해결을 위해 참고문헌 [1]에 제시된 방법으로 노면상의 백선표식의 경계픽셀들을 검출하고 정합된 특징점들 가까운 이웃에 이 경계픽셀들이 존재하면 그 때의 특징점들만 선별한다. 그러나 선별된 점들에도 여전히 정합에

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 1. 24., 수정: 2011. 3. 29., 채택확정: 2011. 8. 17.

이기용, 이준웅: 전남대학교 산업공학과(시스템자동화 연구소)  
(01710402@hanmail.net/joonlee@chonnam.ac.kr)

※ 이 논문은 2011년도 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2011-0012323).

러가 내재된다. 이 문제 극복을 위해 최근 영상들로부터 얻은 호모그래피행렬들과 현 영상에서 선별된 정합점들 가운데 네 개의 점들을 랜덤으로 선정하여 다수의 호모그래피행렬을 구한 후, 이 행렬들 가운데 가장 적합도가 큰 행렬을 찾는 알고리즘을 제안한다.

논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 호모그래피행렬 계산 알고리즘을 제시하며 III 장에서 영상의 기하학적 변환을 설명한다. IV 장에서는 실험결과, 그리고 V 장에서 결론을 맺는다.

## II. 호모그래피 계산

### 1. 호모그래피행렬

3차원내의 평면상의 한 점이 연속된 두 영상( $I_{t-1}$ ,  $I_t$ )에 투영될 때 투영점의  $I_{t-1}$ 의 체차좌표  $\mathbf{x}_1$  과  $I_t$ 의 체차좌표  $\mathbf{x}_2$  사이의 관계는 다음과 같이 호모그래피로 표현된다[3].

$$\mathbf{x}_2 \sim H\mathbf{x}_1 \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ H_{31} & H_{32} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기에서  $H$ 는  $3 \times 3$ 행렬이며,  $\sim$ 는 스케일(scale)까지 같다는 의미이다. 공간내에서 노면은 거의 평면이라고 가정하면, 식 (1)에 의한 변환으로 평면 영역은 항상 같은 위치에 놓이는 영상을 얻을 수 있다.  $H$ 계산을 위해 먼저 체차좌표로 표현된 식 (2)를 식 (3), (4)와 같이 비체차좌표로 표현한다.

$$x_2' = \frac{H_{11}x_1 + H_{12}y_1 + H_{13}}{H_{31}x_1 + H_{32}y_1 + H_{33}} \quad (3)$$

$$y_2' = \frac{H_{21}x_1 + H_{22}y_1 + H_{23}}{H_{31}x_1 + H_{32}y_1 + H_{33}} \quad (4)$$

여기에서 ( $x_2', y_2'$ )은  $I_t$ 에 투영된 점의 좌표다. 다음은 식 (3)과 (4)를 정리하여  $H$ 에 대해 풀다.

$$x_2'(H_{31}x_1 + H_{32}y_1 + H_{33}) = H_{11}x_1 + H_{12}y_1 + H_{13} \quad (5)$$

$$y_2'(H_{31}x_1 + H_{32}y_1 + H_{33}) = H_{21}x_1 + H_{22}y_1 + H_{23} \quad (6)$$

식 (5)와 (6)을 재정리하면 식 (7)과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_x \mathbf{h} &= 0 \\ \mathbf{a}_y \mathbf{h} &= 0 \end{aligned} \quad (7)$$

여기에서

$$\begin{aligned} \mathbf{h} &= (H_{11}, H_{12}, H_{13}, H_{21}, H_{22}, H_{23}, H_{31}, H_{32}, H_{33})^T \\ \mathbf{a}_x &= (-x_1, -y_1, -1, 0, 0, 0, x_2', x_2', y_1, x_2') \\ \mathbf{a}_y &= (0, 0, 0, -x_1, -y_1, -1, y_2', y_2', x_1, y_2') \end{aligned} \quad (8)$$

연속된 두 영상에서 4개 이상의  $n$ 개의 대응점이 주어졌을 때 식 (7)에 의해 다음과 같은 선형 시스템을 구축할 수 있다.

$$\mathbf{A}\mathbf{h} = 0 \quad (9)$$

여기에서  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_{x_1}^T, \mathbf{a}_{y_1}^T, \dots, \mathbf{a}_{x_n}^T, \mathbf{a}_{y_n}^T]^T$ . 식 (9)는 제차 선형 최소 자승법을 사용하여 풀 수 있다. 즉,  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 의 최소 고유치에

대응하는 고유벡터가 식 (9)의  $\mathbf{h}$ 가 된다[3].

### 2. 제안된 방법의 개요

제안된 방법은 그림 2에 보인 바와 같이 4단계로 이루어진다. 첫 단계인 전·후 영상에서의 특징점추출은 참고문헌 [8]에 의해 수행된다. 두 번째 단계인 전·후 영상간 특징점 정합은 Lucas Kanade의 특징점 추적기[9]를 사용하여 이루어진다. 세 번째 단계인 노면에 속한 특징점 선별은 참고문헌 [1,12]에 제시된 방법을 이용하여 노면상의 백선표식의 경계픽셀들을 검출한 후, 단계 2에서 얻은 정합점들 가운데 이 경계픽셀들 가까이에 있는 것들만 찾아냄으로써 이루어진다. 마지막 단계는  $H$ 계산이다.

단계 4에서 중요한 점은 현 영상의  $H$ 를 얻는 것과 최근 영상들에서 얻은  $H$ 들을 유지하는 것이다. 그 이유는 다음과 같은 두 가지 문제들 때문이다. 첫째, 단계 3에서 노면에 속하지 않을 것으로 기대되는 정합점들을 제거했어도 선별된 점들에는 노면에 속하지 않는 것들이 여전히 포함될 수 있고, 또한 부정확하게 정합이 된 점들이 포함될 수 있다. 따라서 이들로부터 계산한  $H$ 가 부정확할 수 있다. 둘째, 식 (1)의  $H$ 계산에는 최소 네 점이 필요한데, 영상에 따라서는 단계 3에서 얻은 특징점의 수가 4개 미만일 수도 있다. 이 두 가지 문제점들의 해결방안은 3절에서 설명된다.

### 3. 호모그래피행렬 계산

연속된 두 영상에서 이전 영상의 노면과 현 영상의 노면이 차이가 난 것은 카메라의 회전이나 이동 또는 노면의 법선 벡터가 변한 것이 원인이다. 이러한 정보를  $H$ 가 담고 있기 때문에  $H$ 를 이용하여 현 영상의 노면과 이전 영상의 노면을 맵핑할 수 있다. 본 논문에서는 현 영상의 노면영역과 이전 영상의 노면영역을 잘 맵핑하는  $H$ 를 얻는 것이 목표다. 이를 위해 미리 많은  $H$ 들을 준비하고, 이 가운데 전·후 영상의 노면을 가장 잘 맵핑하는  $H$ 를 찾는다.

본 논문에서  $H$ 는 최근 영상들에서 얻은 10개와 현 영상에서 얻은 10개로 구성된다. 이 20개는 실시간 처리까지 고려하여 정한 것이다. 즉, 연속된 두 영상 사이의 변화는 크지 않을 것이기 때문에 만약 이 두 영상 사이에서 얻은  $H$ 들 가운데 만족스러운 것이 없다면 최근 10개의  $H$  가운데는 만족스러운 것이 있을 것이라는 기대를 한 것이다.

첫 영상의  $H$ 계산 때에는 최근 10개의  $H$ 는 없다. 따라서 카메라가 장착된 플랫폼(platform)인 차량이 주행시 보일 수

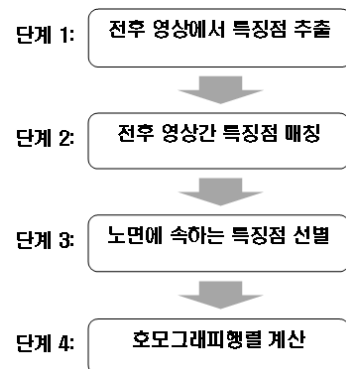


그림 2. 호모그래피행렬 계산과정.

Fig. 2. Overall flow for computing the homography matrix.

있는 다양한 모션을 흡수할 수 있도록 보관되어 있는 영상들로부터 사전에 충분한 수량의  $H$ 를 계산한다. 그리고 이  $H$ 들 하나하나를 9차원 공간의 점들로 표현하고 k-means 알고리즘을 이용하여 10개로 군집화한 후 각 군집의 평균을 초기 10개의  $H$ 로 정한다.

영상의  $H$ 는 그림 2에 보인 단계 2에서 선별된 특징점들로 계산할 수 있다. 그러나 이 특징점들내에는 노면에 속하지 않는 것들도 있기 때문에 모든 특징점들로 하나의  $H$ 를 얻는 대신에 랜덤하게 4점씩 택해서 10개의  $H$ 를 계산한다. 본 논문에서 많은 실험을 통해  $H$ 의 인자가운데  $H_{11}, H_{12}, H_{22}$ 가 다음 조건을 만족하면 연속된 영상사이의 노면 맵핑이 양호하다는 것을 밝혀냈다.  $0.95 \leq H_{11} \leq 1.0, 0.95 \leq H_{22} \leq 1.0, H_{12} \geq 0.05, H_{11}/H_{22} \geq 0.98$ . 따라서 계산된  $H$ 가 이 조건을 만족하지 않으면 버리고, 만족하면 이  $H$ 로 그림 2의 단계 3에서 선별된 특징점들을 대상으로 현재 영상의 특징점  $(x_2, y_2)$ 을 이전 영상으로 투영하여  $(x_1, y_1)$ 를 얻는다.

$$x_1 = \frac{H_{11}x_2 + H_{12}y_2 + H_{13}}{H_{31}x_2 + H_{32}y_2 + H_{33}} \quad (10)$$

$$y_1 = \frac{H_{21}x_2 + H_{22}y_2 + H_{23}}{H_{31}x_2 + H_{32}y_2 + H_{33}} \quad (11)$$

이 때  $(x_1, y_1)$ 가  $(x_2, y_2)$ 에 대응된 이전 영상의 특징점  $(x_1, y_1)$ 를 중심으로 반경 1.5픽셀 이내에 있는지 확인한다. 투영이 1.5픽셀 이내로 이루어진 점들의 수가 6개 이상이면  $H$ 는 최종  $H$ 가 될 후보가 된다. 여기에서 사용한 1.5픽셀과 숫자 6은 실험값이다.

현 영상의 10개의  $H$ 들과 최근 10개의  $H$ 들 가운데서 가장 좋은  $H$  선정에 사용할 적합도  $S$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$S = \frac{\text{제거된 경계픽셀의 수}}{I_{t-1} \text{의 차선표식의 경계픽셀의 수}} \quad (12)$$

$S$ 의 분자항은 고려하고 있는  $H$ 에 의해  $I_t$ 의 차선표식의 경계픽셀들을  $I_{t-1}$ 에 투영했을 때 투영된 픽셀의 반경 1픽셀 안에  $I_{t-1}$ 의 차선표식의 경계픽셀이 존재하면 그 때마다 1씩 더해져서 얻은 값이다. 즉, 좋은  $H$ 라면 이  $H$ 에 의해  $I_t$ 의 차선표식의 경계 픽셀들을 이전 프레임으로 투영시킬 때,  $I_{t-1}$ 의 차선표식의 경계 픽셀들에 잘 맵핑시킬 것이다. 이를 토대로  $H$ 들 가운데 가장 좋은  $H$ 를 고른다.

현 영상의  $H$ 의 선정은 다음과 같이 3단계로 이루어진다. 첫째, 최근 영상에서 얻은 10개  $H$ 들 각각의  $S$ 를 계산하고 가장 큰  $S$ 를 낀  $H$ 를 찾아낸다. 이 때의  $S$ 를  $S'$ 이라 하고  $H$ 를  $H'$ 이라 한다. 둘째, 현 영상의 10개  $H$ 들 각각의  $S$ 를 계산한 후 가장 큰  $S$ 를 낀  $H$ 를 찾는다. 이 때의  $S$ 를  $S''$ 이라 하고  $H$ 를  $H''$ 이라 한다. 셋째,  $S''$ 과  $S'$ 을 비교하여  $S''$ 이  $S'$ 보다 크면  $H''$ 을  $H$ 로 선정하고, 최근 10개의  $H$ 들 가운데 임의로 하나를 제거하고  $H''$ 을 최근 10개의  $H$ 들에 포함시킨다. 반대로  $S'$ 이  $S''$ 보다 크면  $H'$ 을  $H$ 로 선정한다. 만약 현 영상에  $H$ 의 후보가 없을 경우도  $H'$ 을 현 영상의  $H$ 로 선정한다.

### III. 기하학적 변환

#### 1. 카메라모델

기하학적 변환을 위해 먼저 카메라모델을 정의한다. 카메라 모델은 공간상의 한 점이 영상평면에 투영되는 과정을 모형화한 것이다. 본 논문에서는 핀홀(pin-hole) 모델[10]을 사용한다. 공간상의 한 점  $(X_w, Y_w, Z_w)$ 를 컴퓨터상의 디지털영상 좌표  $(X_f, Y_f)$ 로 변환하는 수식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} X_f \\ Y_f \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fk_x & 0 & C_x & 0 \\ 0 & fk_y & C_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기에서  $k_x = \frac{N_{fx}}{N_{cx}d_x}, k_y = \frac{N_{fy}}{N_{cy}d_y}$ ,  $s$ 는 스케일팩터이고,  $\mathbf{R}$ 은 회전행렬,  $\mathbf{T}$ 는 병진벡터,  $f$ 는 초점거리이다.  $N_{fx}, N_{fy}$ 는 디지털영상좌표계상의 영상의 수평, 수직방향의 픽셀의 수,  $N_{cx}, N_{cy}$ 는 카메라 CCD 셀의 수평, 수직방향의 수이며,  $d_x, d_y$ 는 각 CCD 셀의 수평, 수직방향의 거리이다.  $C_x, C_y$ 는  $N_{fx}, N_{fy}$ 의 절반값이다.

#### 2. 기하학적 변환

카메라의 장착 위치나 자세가 변하면 동일한 장면도 영상에 투영된 영역이 달라지므로 영상을 다시 촬영해야 한다. 그러나 재촬영 없이 달라진 자세나 위치에 맞게 영상을 변환하려면 현 영상의 좌표  $(X_f, Y_f)$ 를 3차원 공간의 월드좌표로 역투영한 후 새로운 카메라 좌표로 투영한다. 노면이 평탄하다고 가정하면 월드좌표계의 수직축인  $Z$ 축의 좌표값은 0이 된다. 노면상으로 역투영된 좌표  $(X_w, Y_w, 0)$ 가 새로운 좌표계로 투영되는 과정은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} X_f' \\ Y_f' \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fk_x & 0 & C_x & 0 \\ 0 & fk_y & C_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}' & \mathbf{T}' \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

여기에서  $\mathbf{R}'$ 과  $\mathbf{T}'$ 은 카메라의 변경된 자세와 위치를 표현한다. 원 영상의 좌표  $(X_f, Y_f)$ 와 새로운 좌표  $(X_f', Y_f')$ 는 동일한 색상을 갖는다.

### IV. 실험결과

제안된 시스템의 성능은 차량 실내의 전면 글래스 후미의 중앙부에 설치된 카메라에 의해 획득된 수많은 칼라영상에 대해 평가되었다.

#### 1. 노면 특징점 선별과 호모그래피행렬 계산

그림 3은 입력영상의 호모그래피행렬을 얻는 일련의 과정을 보인 것이다. 그림 3(a)와 (b)는 연속된 전·후 영상이고, 그림 3(c)는 전·후 영상에서 추출한 특징점을 보인 것이며, 그림 3(d)는 그림 3(c)의 특징점들 간의 정합결과이다. 그림 3(e)는 차선표식의 경계픽셀을 추출한 결과로 그림 3(c)의 특징점들 중에서 노면에 속한 점들만을 선별하는데 사용된다. 그림 3(f)는 차선표식의 경계픽셀을 사용하여 선별한 노면에 속한

특징점들의 전·후 영상에서 대응관계를 보인 것이다. 현재 영상의 호모그래피행렬은 II-3절에서 설명한 바에 따라 그림 3(f)에 보인 정합점들 중에서 랜덤하게 4개의 점들을 선택하여 얻은 10개의 행렬들과 최근 영상들에서 결정된 10개의 행렬들 중에서 가장 적합도가 높은 것이 선정된다. 다음  $H$ 가 이 방법에 의해 결정된 호모그래피행렬이다.

$$H = \begin{bmatrix} 0.992387 & 0.161630 & 1.670558 \\ -0.001381 & 0.992102 & 0.942507 \\ -0.000028 & 0.001127 & 1.000000 \end{bmatrix} \quad (15)$$

다음 실험결과는 식 (15)의  $H$ 가 전·후 영상간의 노면영역을 잘 맵핑함을 보인 것이다. 그림 4(a)는  $H$ 를 그림 3(a)의  $I_{t-1}$ 에 적용하여  $I_t$ 를 추론한 영상이다. 추론된 영상의 노면영역이 그림 3(b)에 보인 실제  $I_t$ 의 노면영역과 잘 맵핑되는지 보이기 위해 추론된  $I_t$ 와 실제  $I_t$ 를 차분해 보았다. 차

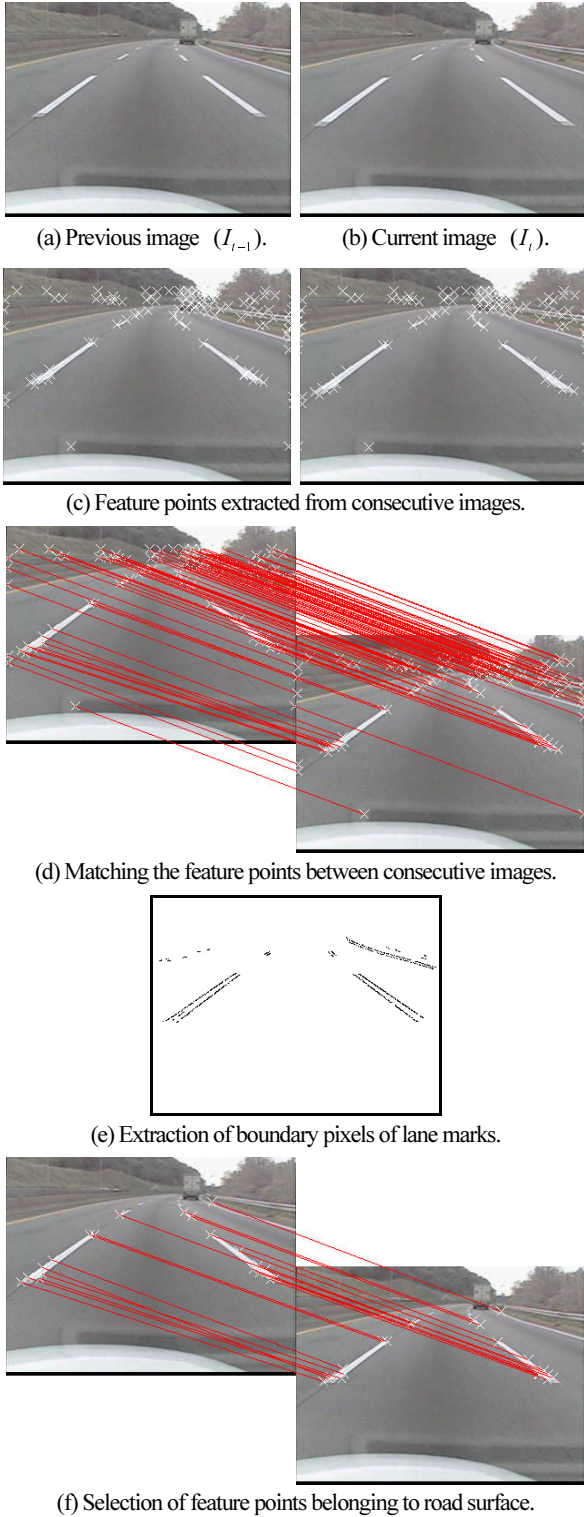


그림 3. 호모그래피행렬 계산.  
 Fig. 3. Computation of homography matrix.

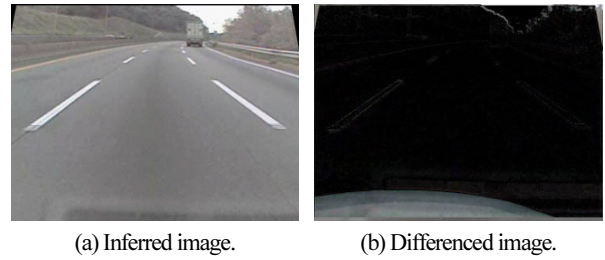


그림 4. 추론한 영상과 실제 영상의 비교.  
 Fig. 4. Comparison of inferred and real current images.

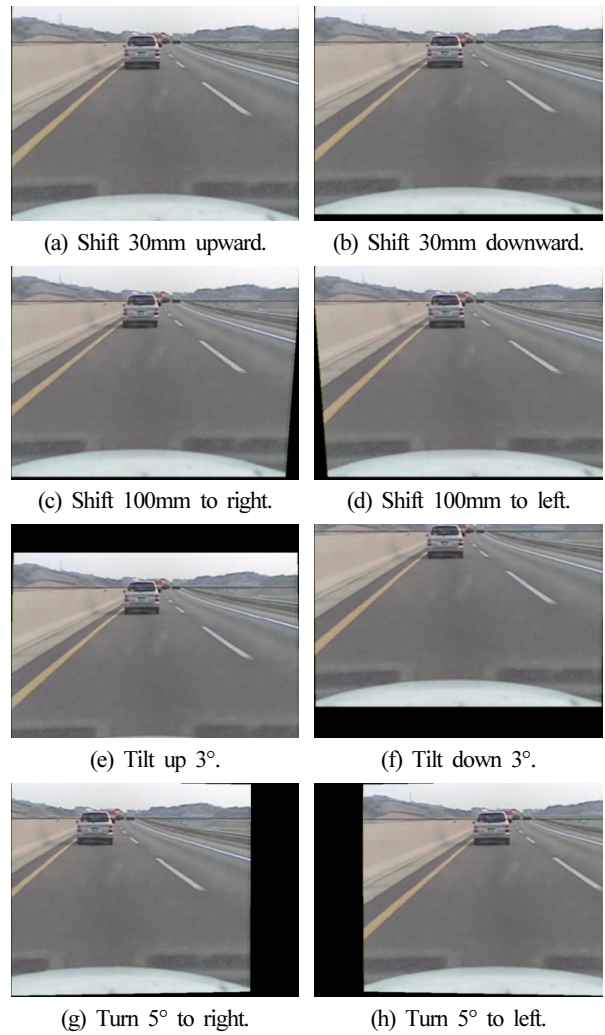


그림 5. 기하학적 변환 결과.  
 Fig. 5. Results of geometric transformation.



분결과 노면의 대부분의 영역에서는 0에 가까운 값을 보였다. 그림 4(b)는 차분결과로서 검은색 영역이 차분값이 0인 곳이다. 즉, 제안된 방법으로 얻은  $H$ 가 전·후 영상간의 노면 변화를 정확히 표현하고 있음을 보였다.

2. 기하학적 변환결과

그림 5는 카메라의 위치나 자세변화에 맞게 영상을 기하학적으로 변환한 결과이다. 그림 5(a)-(d)는 카메라가 상·하 또는 좌·우로 이동함에 따른 변환결과이고, 그림 5(e)-(h)는 카메라가 상·하 또는 좌·우로 회전함에 따른 변환결과다. 그림 5의 각 영상에 보인 검은색 영역은 카메라의 위치나 자세 변화에 맞게 영상을 변환한 과정에서 생긴 무정보영역이다.

3. 무정보 노면영역 추론

그림 6은 차량이 주행차로를 변경중일 때 획득한 영상들을 대상으로 이 영상들을 획득할 당시의 카메라 장착위치로부터 카메라가 우측으로 15cm 이동했을 경우를 상정하여 이 이동에 대응되는 영상변환을 수행하고(그림 6의 좌측 열) 이

때 생긴 무정보영역을 영상정보추론을 통해 채운 결과(그림 6의 우측 열)를 보인 것이다. 그림 6의 좌측열에 보인 영상들의 우측에 까맣게 보인 삼각형 영역이 카메라의 우측 이동으로 생긴 무정보영역이다. 단, 변환된 영상 하단부의 일정한 영역이 검게 보인 것은 이 부분에 실험차량의 본넷이 보여서 잘라내 버린 것이지 카메라의 이동과는 상관없다. 기하학적 변환 이전의 원 영상을  $I_i$ , 식 (14)에 의한 기하학적 변환 이후의 영상을  $I_i'$ 이라 했을 때  $I_i'$ 의 모든 위치는  $I_i$ 에 대응된다. 따라서 이 대응관계에 의해  $I_i'$ 의 무정보 영역의 각 픽셀은 원 영상  $I_i$ 에 맵핑되고, 이렇게 맵핑된 위치는 다시 식 (10)과 (11)에 의해  $I_i$ 의 이전 영상  $I_{i-1}$ 에 맵핑된다. 이 두 번의 맵핑과정에 의해  $I_i'$ 에 나타난 무정보 영역에 채울 영상 정보는  $I_{i-1}$ 로부터 가져온다. 이 추론 과정을 통해 그림 6의 좌측 영상들의 검은 색으로 되어 있는 픽셀들의 정보를  $I_{i-1}$ 로부터 가져와 채운 결과가 그림 6의 우측열에 보인 영상이다. 이 결과를 보면 카메라의 위치 이동과 무관하게 잘라낸 실험차량의 본넷 부분도 정확하게 채워졌음을 알 수 있다.

이 실험의 기하학적 변환과 영상정보 추론은 코어2쿼드 2.4GHz의 CPU를 갖는 개인용 컴퓨터에서 초당 15프레임 이상의 처리속도로 이루어졌다.

V. 결론

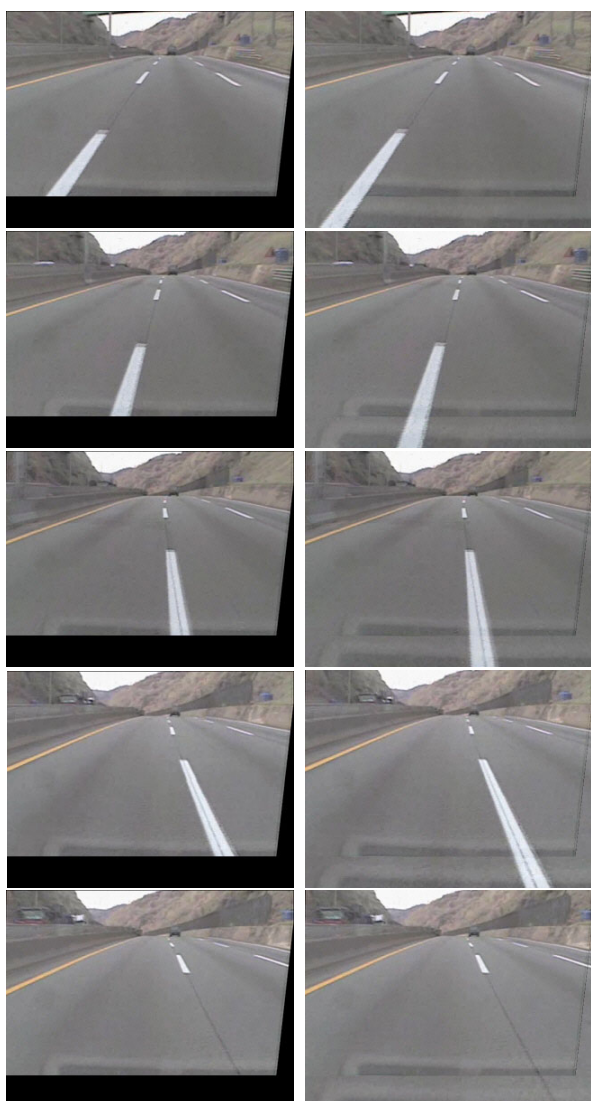
본 논문은 영상기반 지능형 시스템들을 평가할 때 적용 차종의 변경 등에 의해 이미 차량에 장착된 카메라의 위치나 자세가 변경될 수 있다. 이럴 때마다 새로 도로영상을 취득하지 않고도 카메라의 위치나 자세가 변경되기 이전에 이미 취득해 놓은 기존 영상을 이용할 수 있는 방법을 제안하였다.

카메라의 위치나 자세의 변화에 맞게 기존 영상을 새로운 카메라 좌표계로 변환하는 과정에서 정보가 존재하지 않는 영역이 발생한다. 이 영역 가운데 노면에 해당되는 영역을 채우기 위해 “공간상의 동일 평면에 대한 두 뷰(two view)는 호모그래피행렬에 의해 서로 맵핑된다.”는 원리를 이용하였다. 이 때 정확한 호모그래피행렬을 얻는 것이 중요하므로 호모그래피행렬을 정확하게 계산하는 방법을 제시하였다.

여러 형태의 실험을 통해 제안된 방법이 전·후 영상간의 노면 변화를 나타내는 호모그래피행렬을 정확히 계산하고, 이를 이용해 추론한 정보가 매우 정확함을 보였다.

참고문헌

[1] J. W. Lee, “A lane-departure identification based on LBPE, hough transform and linear regression,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 99, no. 3, pp. 359-383, 2005.  
 [2] K. Y. Lee and J. W. Lee, “Geometric transformation of images and estimation of road-surface information,” *IPIU 2009*, pp. 99-103, 2009.  
 [3] Y. Ma, S. Soatto, J. Kosecka, and A. A. Sastry, *An Introduction to 3-D Vision From Images to Geometric Models*, Springer, 2004.  
 [4] J. Zhou and B. Li, “Homography-based ground detection for a mobile robot platform using a single camera,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 4100-4105, 2006.  
 [5] J. Arrospe, L. Salgado, M. Nieto, and R. Mohedano,



(a) Geometric transformed images. (b) Inferring image information.

그림 6. 연속된 영상에서의 기하학적 변환과 영상정보 추론.  
 Fig. 6. Inpainting the information void area from geometric transformation in successive images.

- “Homography-based ground plane detection using a single on-board camera,” *IEE Intell. Transp. Syst.*, vol. 10, no. 2, pp. 149-160, 2010.
- [6] N. Chumerin and M. M. Van Hulle, “Ground plane estimation based on dense stereo disparity,” *TProc. Int. Conf. on Neural Networks and Artificial Intelligence*, pp. 209-213, 2008.
- [7] M. Okutomi, K. Nakano, J. Maruyama, and T. Hara, “Robust estimation of planar regions for visual navigation using sequential stereo images,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3321-3327, 2002.
- [8] J. Shi and C. Tomasi, “Good features to track,” *Proc. of CVPR '94*, pp. 593-600, 1994.
- [9] J. Y. Bouguet, “Pyramidal implementation of the lucas kanade feature tracker description of the algorithm,” *Technical report, Intel Corporation, Microprocessor Research Labs*, 1999.
- [10] 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.
- [11] K. Y. Lee and J. W. Lee, “Stereo-vision based road slope estimation and free space detection on road,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 4, pp. 346-352, 2011.
- [12] J. W. Lee, “Stop-line and crosswalk detection based on blob-,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 8, pp. 799-806, 2011.



### 이 기 용

2002년 전남대학교 산업공학과(공학사).  
2004년 전남대학교 산업공학과(공학석사).  
2011년 전남대학교 동 대학원 박사.  
2011년~현재 삼성전자 책임연구원. 관심분야는 지능형자동차, 영상처리, 컴퓨터비전.



### 이 준 응

1984년 전남대학교 산업공학과(공학사).  
1986년 KAIST 산업공학과(공학석사).  
1997년 KAIST 자동차 및 설계공학과(공학박사).  
1986년~2000년 기아자동차 연구소 및 현대기아연구개발본부 전자개발센터 근무.  
2000년~현재 전남대학교 산업공학과 교수. 관심분야는 지능형안전자동차, 차량자율주행, 컴퓨터비전, 센서퓨전.