



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

Adaptive Multi-plane  
Homography 기반  
Single View 차량 측위

Localization And Detection on Single View  
based on Adaptive Multi-Plane Homography

2017 년 2 월

서울대학교 대학원

전기정보 공학부

이 광 수

Adaptive Multi-plane  
Homography 기반  
Single View 차량 측위

Localization And Detection on Single View  
based on Adaptive Multi-Plane Homography

지도 교수 이 혁 재

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함  
2017 년 2 월

서울대학교 대학원  
전기 정보 공학부  
이 광 수

이광수의 공학석사 학위논문을 인준함  
2017 년 2 월

위 원 장 \_\_\_\_\_ 채 수 익 (인)

부위원장 \_\_\_\_\_ 이 혁 재 (인)

위 원 \_\_\_\_\_ 조 남 익 (인)

# 초 록

본 논문에서는 사거리의 차량 정보를 얻기 위해 두대의 인프라 카메라를 이용한 멀티 뷰(Multi-View) 사거리 차량 감지(detection) 연구를 수행한다. 기존에 제시된 멀티 뷰 카메라 이용 연구에서 나타나는 좁은 감지 영역(FOV)을 보완하기 위해 단일 뷰(Single View) 영역까지 포함하여 감지 및 측위(Localization)를 수행한다.

이 때 단일 뷰 영역에서 발생하는 Homography 오류 보정을 위해 적응적 다중 평면(Adaptive Multi-Plane) Homography 기반의 차량 감지 및 측위(localization) 방식을 제안한다. 이 방식은 바닥면과 차량의 높이를 기반으로 다중 평면 Homography 행렬을 생성하고, 이를 영상 속의 차량의 위치나 크기 등의 특성에 따라서 차량마다 서로 다르게 적용하여 다중 평면 Homography를 생성한다. 생성된 다중 평면 Homography를 이용해 평면 시점(top view)에 적합한 형태로 측위 보정(Localization Refinement)을 수행하고 차량의 위치를 결정한다.

실제 사거리의 차량 영상을 이용하여 이 방식을 평가하였고, 단일 뷰 영역을 포함한 전체 사거리 영역에서 단일 Homography로 얻은 결과 대비 68% 향상된 검출 성능을 확인하였다.

**주요어** : Multi-plane Homography, Multi Camera, Single View, Intersection, Detection, Localization

**학 번** : 2015-20958

# 목 차

제 1 장 서 론 .....	1
1.1 연구 배경 및 목표.....	1
1.2 논문의 구성 .....	3
제 2 장 관련 연구.....	4
2.1 Homography .....	4
2.1.1 Homography Estimation Method.....	4
2.1.2 Direct Matching and RANSAC Method.....	8
2.2 Multi-View Homography Fusing Method for Detection.....	9
2.2.1 Occupancy Map.....	11
2.2.2 Detection Method and Procedure .....	12
2.2.3 Multi-View Detection Modeling .....	14
2.3 Multi-View and Multi-Plane Homography Data Fusing algorithm.....	16
2.3.1 Multi-plane Homography estimation.....	16

제 3 장 Adaptive Multi-plane Homography 적용을 활용한 차량 Localization 정확도 향상 방식 제안.....	20
3.1 기존 연구의 문제점 .....	20
3.2 차량 측위 방안 제안 .....	21
3.2.3 Adaptive Homography 생성 및 적용.....	23
3.2.4 Localization Correction .....	29
제 4 장 실험 결과 및 분석.....	34
4.1 실험 구현 방식 .....	34
4.2 제안 방식에 따른 결과.....	36
제 5 장 결론.....	42
참고 문헌.....	43
Abstract .....	47

## 표 목차

[표 1] Adaptive Multi-plane Homography 적용 결과 .....	38
[표 2] Ground Plane Homography 적용 결과 .....	39
[표 3] 제안 방식에 따른 검출 성공률 .....	40

## 그림 목차

[그림 1] Homography 형태 .....	5
[그림 2] (좌) 원본 이미지 (우) Homography 이미지.....	10
[그림 3] Multi-view Homography detection 과정 .....	13
[그림 4] Multi-plane Homography 생성 형태 .....	17
[그림 5] Multi Plane Homography 좌표 관계.....	18
[그림 6] 차량 측위 과정.....	22
[그림 7] 사이즈에 따른 Homography 왜곡 현상 .....	24
[그림 8] Multi-Plane Homography Estimation 좌표 위치 .....	26
[그림 9] Multi-plane Homography 행렬 결정 과정.....	27
[그림 10] Adaptive Homography 적용 영역 .....	28
[그림 11] Homography 보정 과정 .....	31
[그림 12] Correction 및 사각형 생성 결과 .....	32
[그림 13] 제안된 차량 검출 과정 및 결과.....	33
[그림 14] 사용된 데이터셋 예시.....	34
[그림 15] Top View 이미지.....	35
[그림 16] 그림 (14) 를 검출한 결과.....	36
[그림 17] 검출 결과 .....	37



# 제 1 장 서 론

## 1.1 연구 배경 및 목표

최근 자율 주행 기술의 발달은 모형 도로에서의 테스트를 넘어 실제 주행 및 상용차 개발로 까지 이어지고 있다. 대부분의 자율 주행 기술은 차량 내부의 카메라나 Lidar를 기반으로 주변 환경을 확인하고 자신의 위치를 확인하는 과정을 통해 차량을 제어하는 방식으로 이루어진다. 그래서 주변 환경 파악을 위한 detection 및 tracking 기술과 자신의 위치를 확인하는 localization(측위) 기술은 자율 주행에서 가장 기본이 되는 기술이자, 가장 급격하게 발전되고 있는 분야이다.

초기 자율 주행 연구의 대부분은 단 방향 도로나 자동차 전용 도로와 같이 차량이 일정한 방향으로 움직이고 차량 외의 물체가 나타나지 않는 구간에서 이루어졌다. 이런 도로 환경에서는 갑작스러운 차량의 움직임 변화가 적고, 차량 외의 물체를 detection 할 필요 없기 때문에 상대적으로 제어가 원활하기 때문이다. 이와 달리 일반 도로는 다양한 방향에서 차량이 움직이고 주차된 차량, 건물, 가로수, 보행자 등 차량 외의 수많은 물체들이 나타나게 된다. 특히 사거리의 경우 직진 외에 회전과 같은 다른 운동 형태가 나타나면서 하나의 복잡계의 형태를 보이게 된다. 따라서 차량의 자율 주행을 위해 필요한 정보의 양 또한 늘어나게 되고 이를 해결하기 위해 차량간 커뮤니케이션 외에 추가적인 커뮤니케이션이 요구된다.

이런 부분을 보완하고자 다양한 센서를 기반으로 차량간 통신 (V2X) 및 인프라와의 통신 (V2I) 이 이루어지는데, 이 때 전달되는 정보에는 각 차량의 위치, 속도, 비 정상적 움직임 여부, 보행자의 위치, 각 정지선이나 차선의 위치 등이 있다 [1]. 이 정보들은 대표적인 차량 내 센서 (in vehicle sensor)인 Lidar와 카메라를 통해서 측정이 된다. 그러나 Lidar의 경우 가격적인 문제가 있고, 카메라의 경우 다른 차량에 의해 시야가 가려지는 문제가 발생한다. 따라서 이러한 문제점을 보완하고 사거리의 전반적인 상황을 확인하기 위해서 Infra 카메라 (Surveillance camera)를 도입하는 경우가 많다. 이 때 사거리의 모든 부분을 촬영하기 위해서 서로 다른 view를 갖는 여러 대의 카메라를 설치해야 한다.

이렇게 생성된 정보는 일반적으로 top view (혹은 aerial view, bird view 등과 동일한 용어로 표현) 형태로 표시된다. 보통 지도나 네비게이션이 보여주는 형태가 Top View 형식이고, 각 차량에 필요한 좌표계 변환 시 적합한 형태이기 때문이다. 또한 일반적인 지도도 top view 형태이기 때문에 교통 상황 등과 같이 다른 정보와 결합하여 활용하기 유리한 측면도 있다. 따라서 detection된 결과를 top view 형태로 보다 정확하게 표시함으로써 차량 측위와 관련된 전반적인 적용이 가능하며, 그 중요성 역시 높다고 할 수 있다.

이 논문에서는 사거리에서, infra 카메라를 사용하여 차량을 detection하고 이 결과를 top view 상에 정확하게 localization 할 수 있는 방법으로 Multi-view and Multi-plane Homography data fusion 방식을 제안한다. 또한 top view localization 과정에서 발생하는 error를 보완하기 위해 localization refinement 방식도 제안한다.

## 1.2 논문의 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 Homography estimation의 이론과 이를 활용한 차량 detection 방식인 Multi view fusing algorithm에 대해서 알아본다. 3장에서는 Multi view fusing algorithm의 문제점과 이를 해결하기 위한 FOV 확장 방식에 대해 알아보고, 이 때 발생하는 Homography distortion 해결을 위해 Multi-plane Homography를 활용한 차량 검출 방식을 제안한다. 4장에서는 구현 방법과 실험 결과에 대해 확인하고 5장에서 결론을 맺는다.

## 제 2 장 관련 연구

### 2.1 Homography

Homography란 실제 물체를 이미지로 변환한 ‘상’을 의미한다. 일반적으로 실제 세계는 3차원의 물체로 구성되어 있고, 이를 찍은 이미지는 2차원으로 나타나기 때문에, 실제 세계의 일부 영역만이 이미지에 담기게 된다. 이 Homography를 이용하여 다른 형태의 view를 얻거나 원래 물체를 복원하는 등의 처리가 가능하다. 예를 들어 여러 장의 이미지의 동일한 부분을 찾아 이미지를 특정 view에 맞게 변환한 후, 변환된 이미지들을 겹쳐서 panorama 이미지를 만드는 것이 대표적인 Homography 적용 사례이다.

#### 2.1.1 Homography Estimation Method

Homography를 생성하는 과정을 perspective 변환 이라고도 한다. perspective 변환은 이미지의 초점 이동, 크기 변환, 각도 변환 등을 모두 하기 때문에 similarity 변환이나 affine 변환과 차이를 갖는다. 이 변환을 위해서는 최소  $3 \times 3$  의 Homography 행렬이 필요하다. Homography 행렬을 계산하는 과정을 Homography estimation 이라고 하며, 두 개 이미지 간 포인트 매칭을 이용해 수행할 수 있다. 일반적으로 Homography는 3차원 벡터  $\mathbf{P} = (x, y, z)$  이 2차원의 점

$p = (x', y', z')$  형태로 투영된 강건한 평면을 가정한다.

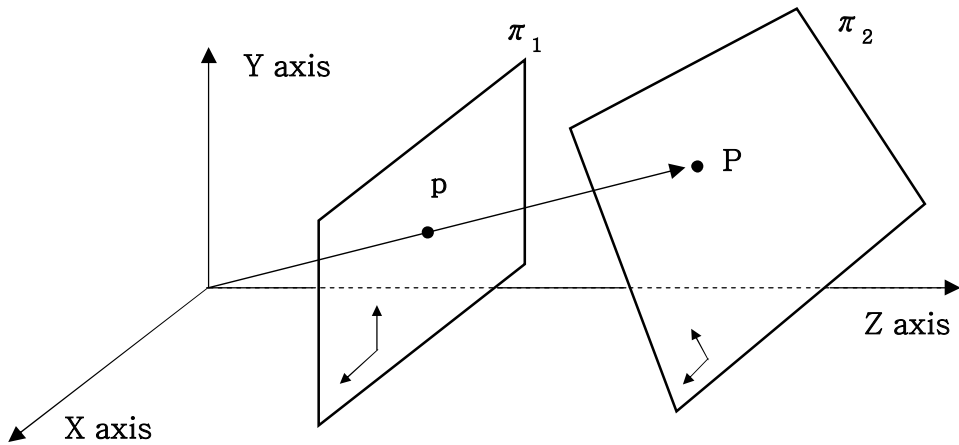


그림 1. Homography 형태

이를 표현하면 그림 (1) 과 같다. 이 때 원점은 촬영한 카메라의 위치가 되고,  $P$ 는 실제 위치,  $p$  는 특정 planar 에서의 위치가 된다. 여기서 평면  $\pi_1$  과  $\pi_2$  의  $z$  좌표를 1로 두게 되면,  $P$ 와  $p$  의 3차원 좌표는  $P = (x, y, 1)$  ,  $p = (x', y', 1)$  로 표현할 수 있다. 이 때 우리의 시점은 단일 평면만 볼 수 있으므로  $z$  값은 표현되지 않기 때문에 일반적인 경우  $P = (x, y)$  ,  $p = (x', y')$  를 가정한다.

위의 두 점은 다음과 같은 관계식으로 표현할 수 있다.

$$p = H * P \quad (1)$$

H를 다음과 같이 정의하면, 식 (1) 은 다음과 같이 서술할 수 있다.

$$\begin{pmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

이를 풀어 쓰면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$x' = \frac{h_{21} * x + h_{12} * y + h_{13}}{h_{31} * x + h_{32} * y + h_{33}}, \quad y' = \frac{h_{21} * x + h_{22} * y + h_{23}}{h_{31} * x + h_{32} * y + h_{33}} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} x'(h_{31} * x + h_{32} * y + h_{33}) &= h_{11} * x + h_{12} * y + h_{13} \\ y'(h_{31} * x + h_{32} * y + h_{33}) &= h_{21} * x + h_{22} * y + h_{23} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} -h_{11} * x - h_{12} * y - h_{13} + x'(h_{31} * x + h_{32} * y + h_{33}) &= 0 \\ -h_{21} * x - h_{22} * y - h_{23} + y'(h_{31} * x + h_{32} * y + h_{33}) &= 0 \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5) 와 같은 방식으로, 4개의 점에 대해서 관계식을 알게 되면 Homography 행렬 H를 구할 수 있게 된다. 이 과정은 식 (6) 과 같다.

$$\begin{bmatrix} -x_1 & -y_1 & -1 & 0 & 0 & 0 & x_1x'_1 & y_1x'_1 & x'_1 \\ 0 & 0 & 0 & -x_1 & -y_1 & -1 & x_1y'_1 & y_1y'_1 & y'_1 \\ -x_2 & -y_2 & -1 & 0 & 0 & 0 & x_2x'_2 & y_2x'_2 & x'_2 \\ 0 & 0 & 0 & -x_2 & -y_2 & -1 & x_2y'_2 & y_2y'_2 & y'_2 \\ -x_3 & -y_3 & -1 & 0 & 0 & 0 & x_3x'_3 & y_3x'_3 & x'_3 \\ 0 & 0 & 0 & -x_3 & -y_3 & -1 & x_3y'_3 & y_3y'_3 & y'_3 \\ -x_4 & -y_4 & -1 & 0 & 0 & 0 & x_4x'_4 & y_4x'_4 & x'_4 \\ 0 & 0 & 0 & -x_4 & -y_4 & -1 & x_4y'_4 & y_4y'_4 & y'_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11} \\ h_{12} \\ h_{13} \\ h_{21} \\ h_{22} \\ h_{23} \\ h_{31} \\ h_{32} \end{bmatrix} = 0 \quad (6)$$

이 식을 정리하면 식 (7) 과 같이 나타낼 수 있고, 이 때  $\mathbf{H}$ 는 식 (8) 과 같이  $\mathbf{A}$ 의 SVD를 구하여 계산할 수 있다.

$$\mathbf{AH} = 0 \quad (7)$$

$$\mathbf{UDV}^T = \mathbf{A} \quad (8)$$

최종적으로  $\mathbf{V}$  행렬의 마지막 열의 마지막 원소로 나눠주면 최종적인 Homography 행렬을 구할 수 있고, 이는 다음 식 (9) 로 표현된다.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

이 때 Homography 행렬이 모든 점에 대해서 estimation을 수행하지 않으므로 error가 발생되는데, 계산된 Homography 행렬의

역행렬을 Homography 상의 좌표와 곱하여 re-projection을 수행한 후, 원래 좌표와 re-projection된 거리 간의 차이를 계산하여 error를 측정할 수 있다.

## 2.1.2 Direct Matching and RANSAC Method

앞에서 설명했듯이 Homography 행렬은 보다 많은 좌표쌍을 선택할수록 더 적은 error를 얻게 되고, 이는 보다 정확한 Homography 행렬을 얻을 수 있음을 의미한다. 키 포인트를 찾아 매칭하는 방식인 SIFT 등의 방식을 통해 estimation을 수행하게 된다. 그러나, 이렇게 매칭된 좌표쌍의 정확도를 보장할 수 없기 때문에, 단순히 많은 좌표쌍 많으로는 error 감소를 효과적으로 이루어 낼 수 없다. 이를 해결하기 위한 대표적인 알고리즘이 RANSAC 이다 [2].

RANSAC은 다음과 같은 과정을 통해 수행된다. 먼저 SIFT나 SURF등의 알고리즘을 이용해 두 이미지간의 매칭 좌표들을 찾고 이를 좌표쌍으로 설정한다. 여기서 얻은 좌표쌍들을 임의로 선별하여 Homography estimation을 수행하여 각 error를 계산한다. 이를 반복하면서 error가 어떤 임계값보다 작을 경우, 해당 좌표쌍을 사용한 Homography 행렬을 채택하게 된다.

그러나, 충분한 수의 좌표쌍이 생성되지 않거나, 반대로 매칭되는 각 좌표를 정확히 알고 있는 경우에는 직접 좌표 매칭을 하여 estimation을 수행할 수도 있다.



## 2.2 Multi-View Homography Fusing Method for Detection

앞에서 Homography estimation을 하는 과정을 알아보았다면, 이번에는 Homography를 활용한 detection에 대해서 알아보고자 한다. Homography estimation을 통해 얻은 이미지는 perspective 변환 과정으로 인해 왜곡이 발생하게 된다. 왜곡의 형태는 그림 (2)의 노란색 표시와 같이 이미지가 늘어난 형태로 나타나게 된다. 이는 일종의 그림자와 유사한 형태로, 촬영되는 view에 따라서 투영된 이미지가 달라지기 때문이다.

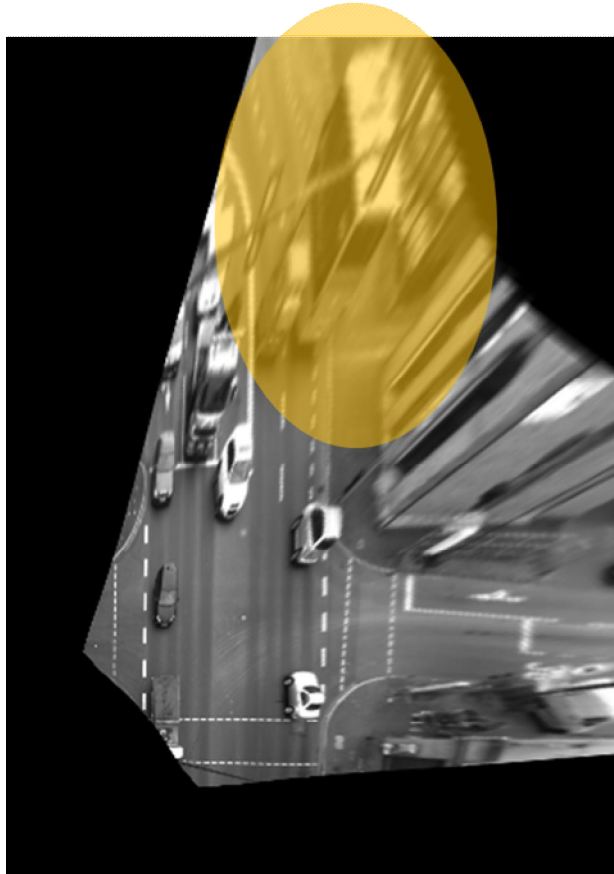


그림 2. (좌) 원본 이미지 (우) Homography 이미지

이를 보완하기 위해 서로 다른 view 에서 촬영한 이미지들을 top view나 특정 참조 이미지로 변환한 후 그 결과들을 중첩하여 겹친 영역을 찾아내는 방식으로 왜곡을 보정한다. 이렇게 여러 이미지를 중첩하여 왜곡을 보정하는 방식을 Multi-view Homography fusing method라 한다. 서로 다른 view를 갖는 카메라를 사용하기 때문에 촬영된 물체로 인해 가려지는 부분을 찾아낼 수 있다는 장점이 있어 다중 물체 detection 및 tracking에 주로 사용되는 방식이다. 특히 겹침(occlusion) 영역에서 detection이 가능하기 때문에 detection 및 localization의 정확성을 높일 수 있는 방식이라 할 수 있다.

## 2.2.1 Occupancy Map

Multi view Homography fusing method는 주로 보행자 detection에 주로 사용되었다. 이는 대부분의 Homography estimation이 바닥 면에서 매칭된 좌표쌍들을 바탕으로 이루어지기 때문이다. 따라서 어떤 물체가 바닥 면에 가깝게 위치할수록 perspective 변환에 따른 왜곡이 줄어들게 되고 detection 정확도를 높이는 결과를 얻게 된다. 보행자의 경우 차량이나 다른 물체에 비해 점유하고 있는 바닥 면의 넓이가 적어, 보행자의 발 부분만 detection 할 수 있으면 정확한 위치 판단이 가능하다.

그러나 보행자의 바닥면 외의 부분에서는 마찬가지로 왜곡이 발생하고, 왜곡이 발생한 여러 Homography들을 방식으로 중첩이 이루어지기 왜곡이 발생한 영역들 간에도 겹침이 발생하게 된다. 이렇게

물체의 Homography들이 중첩된 영역을 표시한 결과를 occupancy map 이라고 한다.

실제 3차원 공간에서 사람은 바닥 면에 고정되어 있으므로, 어떤 view에서 촬영된 이미지라 하더라도 바닥 면에 해당하는 값은 항상 갖고 있게 된다. 따라서 어떻게 변환을 하더라도 바닥에 해당하는 부분은 여러 번 중첩이 발생하게 되고, occupancy map에 표시된다. 따라서 occupancy map에서 여러 번 중첩된 부분을 확인하면 해당 부분이 사람이 서있는 부분이라고 가정할 수 있다. 그러나 왜곡이 발생된 부분 역시 여러 번 중첩될 수 있으므로 이 부분은 false positive가 된다. 따라서, Multi-view Homography를 활용하는 detection 알고리즘들은 false positive를 판단하는 과정이 필요하다.

## 2.2.2 Detection Method and Procedure

Multi view를 사용한 detection은 주로 그림 (3) 과 같은 과정으로 이루어진다.

전경 detection은 전경 검출을 통해 물체를 찾아내기 위한 과정이다. 배경 모델링을 통해 배경을 인식하고, 이를 원본 이미지와 subtraction 하는 과정을 통해 이루어진다. 이 논문을 포함하여 대다수의 경우 OpenCV에서 제공하는 효과적인 background subtraction model 을 사용했다.

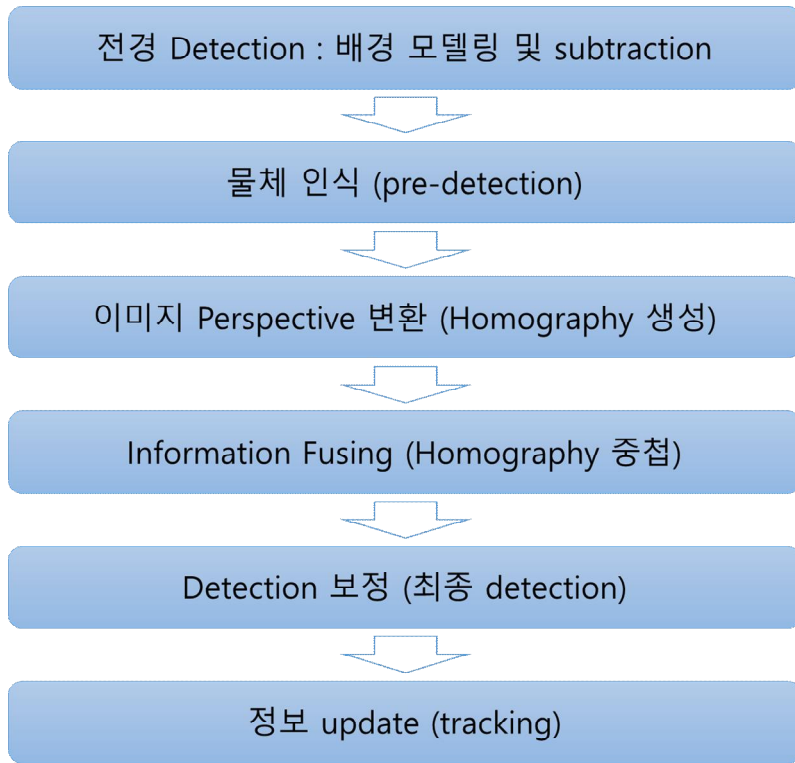


그림 3. Multi-view Homography detection 과정

여기서 구한 배경 모델을 이용해 물체 인식(pre-detection) 과정을 거치게 된다. Homography를 구하기 전에 배경을 제거하는 이유는 원본 이미지가 변형이 되지 않은 상태기 때문에 전경 detection 외에 다른 방식의 detection을 적용하기 용이한 측면도 있고, 물체 외의 다른 정보들을 제거하여 Homography 생성시에 왜곡을 감소시키기 위한 측면도 있다. Detection의 경우, HSV histogram을 이용한 유사성 검출 방식이나 [3], Haar feature를 활용한 방식 [4] 등을 사용하기도 한다. 필요에 따라서 classification을 이 단계에서 수행하기도 한다.

Perspective 변환 단계에서는 찾아낸 물체 정보를 변환 하여 Top view 등과 같은 reference view 형태로 변환한 Homography를 생성한다.

Multi-view 이미지를 사용하고 있으므로, 각 view 별로 위의 과정을 반복하여 여러 개의 Homography를 얻고, 이 homography들을 중첩하게 된다. 중첩 시에 각 물체들이 겹치는 중첩 영역을 체크하게 되는데, 이 부분이 실제 물체가 존재하는 영역이 되고 이 정보를 이용하여 기존의 pre-detection 결과를 보정한다.

최종적으로 검출된 물체의 정보를 이용해 tracking을 수행한다. 많은 경우 칼만 필터를 활용한 방법 [5,6] 이 가장 많이 사용되었고, Particle filter를 사용하기도 한다 [7,8].

### 2.2.3 Multi-View Detection Modeling

Homography 중첩을 통해 생성된 이미지들을 Fusion View 라 하자. 이 정보를 활용해 detection을 수행하는 다양한 방식이 존재한다.

James, et al. [9] 은 detection 된 좌표 값을 변환하여 단순히 거리 값의 임계값을 이용해 detection과 tracking을 수행했다. Sankaranarayanan, et al. [10] 의 경우 여러 view 에서 변환된 Homography에서 매칭되는 각 영역을 가우시안 분포로 가정하여, 임의로 하게 선택된 좌표의 공분산이 최소가 되게 하는 방식으로 정확한 좌표를 측정하는 방식을 제안했다. Khan, et al. [11] 은 occupancy map을 사용했는데, Homography의 바닥 영역을 reference로 하여

시간에 따른 변화 정보와 multi-plane 영역을 활용해 우도 map을 생성하여 detection과 tracking을 수행했다. Ren, et al. [12] 는 이와 유사한 방식에 색상 매칭을 추가한 방식으로 detection 정확도를 높이는 방식을 제안하기도 했다.

이 외에도 Peng, et al. [13] 은 detection으로 보행자 후보군을 생성한 후, 각 View의 Homograph를 활용해 Bayesian network를 생성하여 겹침영역 여부를 확인하는 알고리즘을 제안하기도 했다.

Homography 중첩을 통해 얻은 정보를 다시 원래 view로 역투영하는 방식도 제안되었다. Liem, et al. [14] 는 Homography 중첩을 이용해 보행자의 위치를 찾고, 이를 원래 view로 복원하여 복원된 위치의 사람의 외부 특성을 파악하여 detection과 tracking을 수행하였다.

여러 개의 view가 중첩되는 영역이 적은 상태에서 multi tracking을 하는 방식도 제안되었다. Yin, et al. [15] 은 중첩 영역과 비 중첩 영역을 구분하여 중첩 영역의 경우 바닥면 상에서 좌표 값을 비교하고 비 중첩 영역은 tracking을 이용하는 방식을 통해 FoV를 넓게 사용하는 방식을 제안하였다.

또 다른 방식으로는 Strigel, et al. [16] 이 제안한 방식이 있다. 이 방식은 8대의 카메라로 사거리를 촬영하여 각 Homograph를 모두 중첩한 후, 중첩된 횡수를 활용하여 detection을 수행하였다. 중첩되는 영역이 많도록 카메라를 설치하여 대부분의 카메라가 사거리의 중심 부분인 교차점을 향하고 있어, FOV가 매우 작아지는 문제가 있다. 대신 각 차량은 최소한 두대 이상의 카메라가 detection할 수 있고, 두개

이상의 Homography가 생성된다고 가정할 수 있기 때문에 비교적 간단하게 물체를 detection 할 수 있다는 장점이 있는 방식이다.

## 2.3 Multi-View and Multi-Plane Homography Data Fusing algorithm

Multi-View Homography를 사용시 문제점은 각 Homography가 겹치는 영역에서만 정확한 검출이 보장된다는 점이다. 따라서 많은 카메라를 사용한것에 비해 FOV가 좁아지는 문제가 발생한다. 또한 Homography를 생성시, 바닥면을 기준으로 좌표쌍 매칭을 하게 되므로 물체가 단일 planar가 아닌 경우 distortion이 발생하는 근본적인 문제점 역시 존재한다. 이를 보완하기 위해 물체의 다른 높이를 기준으로 Homography를 생성하는 Multi-plane Homography 방식이 제안되었다.

### 2.3.1 Multi-plane Homography estimation

앞에서 설명한 Homography estimation은 바닥 면을 기준으로 하여 Homography 행렬을 계산했다. 그래서 바닥 면을 찾을 수 있는 경우 그 결과가 제대로 나타나지만 높이가 있는 물체의 경우 왜곡이 발생되기도 한다. 이렇게 이미지 내에서 물체의 3차원 view를 확인할 수 있는 경우, 물체의 높이를 활용한 Homography estimation이 가능하다. 그림 (4) 를 보면 높이  $h$ 에 대한 Homography가 바닥면



에서 조금 더 높은 위치에 생성되는 것을 확인할 수 있다.

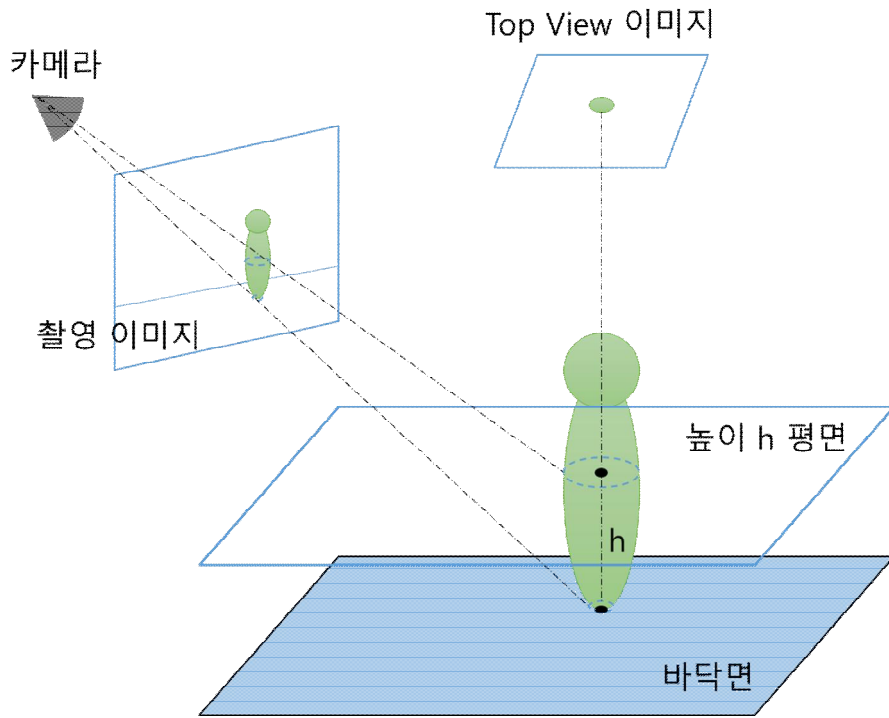


그림 4. Multi-plane Homography 생성 형태

이렇게 높이  $h$ 에 따라서 다르게 생성된 Homography 들을 Multi-plane Homography라 한다. Multi-plane Homography estimation 과정을 살펴보기 위해 위의 그림을 그림 (5) 와 같이 간략하게 나타낼 수 있다.

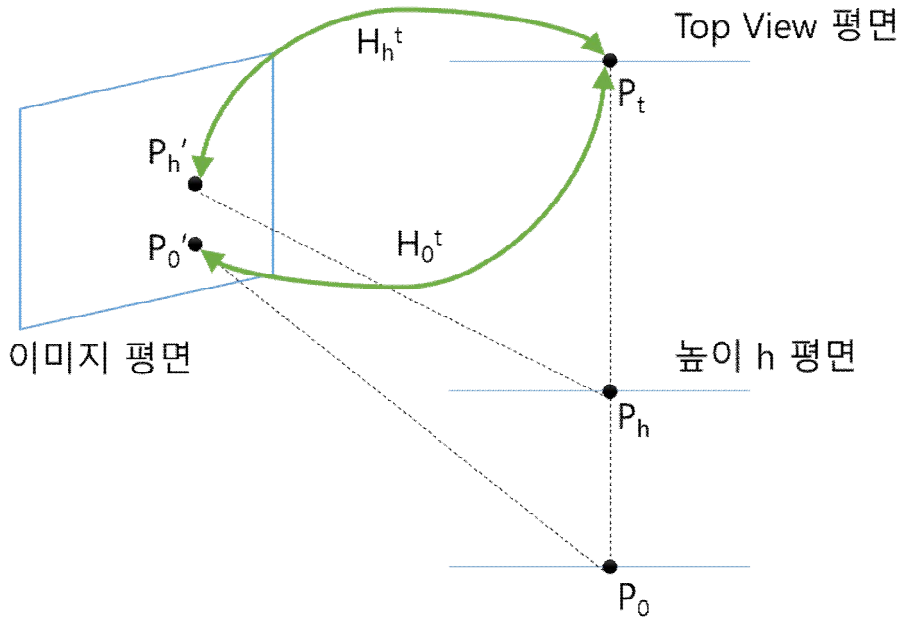


그림 5. Multi Plane Homography 좌표 관계

바닥 면을 기준으로 식 (1) 을 다시 작성하면 식 (10) 과 같다. 이 때  $P_0 = (x, y, 0)$  이고 사용되는 Homography 행렬을  $H_0^t$  라 하자

$$p_0' = H_0^t * P_0 \quad (10)$$

마찬가지로  $P_h = (x, y, h)$  이므로  $p_h^t$  는 식 (11) 과 같이 나타낼 수 있다.

$$p'_h = H_h^t * P_h \quad (11)$$

이 때, 식 (2) 을 참고하여 각 열을  $m_n$ 으로 나타내면, 높이 h가 영향을 미치는 부분은 식 (12) 과 같이 3번째 열과 관련이 있는 것을 확인할 수 있다. 따라서  $H_h^t$ 는 식 (13) 처럼 정리할 수 있다 [17].

$$p'_h = H_h^t * P_h = [m_1, m_2, m_4 + h * m_3]p_0 \quad (12)$$

$$H_h^t = H_0^t + [0 | h m_3] \quad (13)$$

따라서, 바닥 면을 이용해 estimation을 수행하고, estimation시 사용된 좌표쌍에 높이 값을 추가하면 Multi-plane Homography 행렬을 구할 수 있다.

## 제 3 장 Adaptive Multi-plane Homography 적용을 활용한 차량 Localization 정확도 향상 방식 제안

### 3.1 기존 연구의 문제점

이제부터, 앞의 연구들을 다시 한 번 살펴보고, 사거리 detection 적용과 관련한 주요 문제점을 되짚어본 후 이를 개선하기 위한 정확도 향상 방식을 제안하고자 한다.

먼저, 사거리에서 8대의 카메라를 이용해 Multi-view Homography를 생성하여 차량을 detection하는 Strigel, et al. [16]의 경우, 지나치게 많은 카메라가 설치되어야 하고, 단순히 차량의 겹침 여부만을 확인하여 detection을 수행하기 때문에 FOV가 매우 좁아지는 문제가 발생한다. 따라서 8대의 카메라를 사용했음에도, 주요 detection 영역은 사거리가 중첩되는 사각형 구역으로 제한되어있다.

그러나 일반적인 사거리에서 차량의 정보는 사거리 중심부 외에도 도로 영역에서 얻어지는 정보들이 더 중요하다. 이 부분을 촬영하기 위해서는 중첩되지 않은 영역의 카메라 정보 역시 사용되어야 한다. 따라서 비 중첩 영역에서의 카메라 정보 사용을 통한 FOV 확장이 우선되어야 한다.

그러나 카메라의 촬영 영역이 중첩되지 않는 단일 영역에서 Homography를 생성할 경우 왜곡이 크게 발생하여 정확한 차량 위치

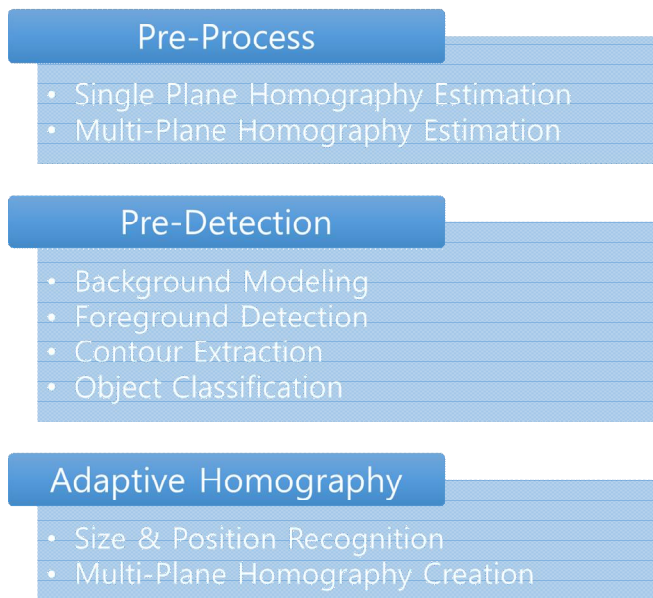
검출이 어렵다는 문제가 발생한다. 이는 Homography estimation이 단일 평면을 가정하여 수행된다는 근본적인 문제 때문이다. 도로위에서의 Homography estimation은 특히 바닥 면을 기준으로 이루어지는데, 차량은 바닥뿐 아니라 높이 까지 갖고 있는 다중 평면 물체이기 때문에 차량의 바닥 면 외의 옆면이나 천장과 같은 위치에서의 Homography에서 왜곡이 발생하게 된다.

이 논문에서는 이러한 문제점을 보완하여 다중 카메라로 촬영한 사거리 환경에서, 중첩되지 않은 단일 영역의 Homography 왜곡으로 인해 발생하는 문제를 해결하기 위해 Adaptive Multi-plane Homography 방식을 도입하고 이를 이용해 차량의 위치를 평면도 상에서 정확하게 찾아내는 방식을 제안하고자 한다.

### 3.2 차량 측위 방안 제안

차량 검출 및 측위는 다음과 같은 과정으로 이루어진다. 먼저 다중 평면 Homography estimation을 수행하고, 전경 검출을 통해 차량을 검출 및 구분한다. 구분된 각 차량 별로 estimation을 통해 얻은 행렬 중 적합한 행렬을 선택하여 Multi-plane Homography 이미지들을 생성한 후, 해당 Homography를 통해 최종적으로 차량을 검출 및 측위 표시를 하게 된다. 이 과정은 그림 (6) 과 같은 순서로 이루어진다.

그림 6. 차량 측위 과정



Pre-Process 단계는 Homography estimation이 이루어지는 단계이다. 여기에 Multi-Plane Homography estimation 단계를 추가하여 이후 Adaptive Homography 생성이 이루어질 수 있도록 사전에 계산을 한다. Pre-Detection 단계에서는 Xu, et al. [18] 이 제안한 방법을 사용하였다. 먼저 영상 자료 중 배경 모델링이 가능한 이미지들을 선별하여 OpenCV에서 제공하는 MOG2 방식을 사용해 사전에 배경 model을 생성한다. 이 이미지와 원본 이미지를 subtraction하는 방식을 통해 전경 검출이 이루어지고, 검출된 전경은 OpenCV에서 제공하는 approxPolyDP [19] 알고리즘을 이용해 외곽선 추출 및 외곽선 최적화 과정을 거쳐 물체로 인식시킨다. Adaptive Homography 단계에서는 앞에서 구분된 물체들의 크기와 위치를 바탕으로 적합한 Homography 행렬을 선별하여 Multi-plane Homography를 생성하는 과정이다. Localization Correction 단계에서는 앞에서 생성된 Homography들을 이용하여 실제 물체의 위치를 찾아내는 보정작업을 거치게 되고 최종적으로 top view 이미지에 검출 결과를 표시하게 된다.

### 3.2.3 Adaptive Homography 생성 및 적용

FOV를 확장하여 Single View 영역의 영상정보를 사용할 경우, Homography 왜곡이 커지게 된다. 이 경우는 주로 차량의 크기가 크거나 높이 차이가 커서 바닥 면 외의 다른 평면이 영상에 주로 보이는

경우 발생한다. 이는 그림 (7) 에서 확인할 수 있다.

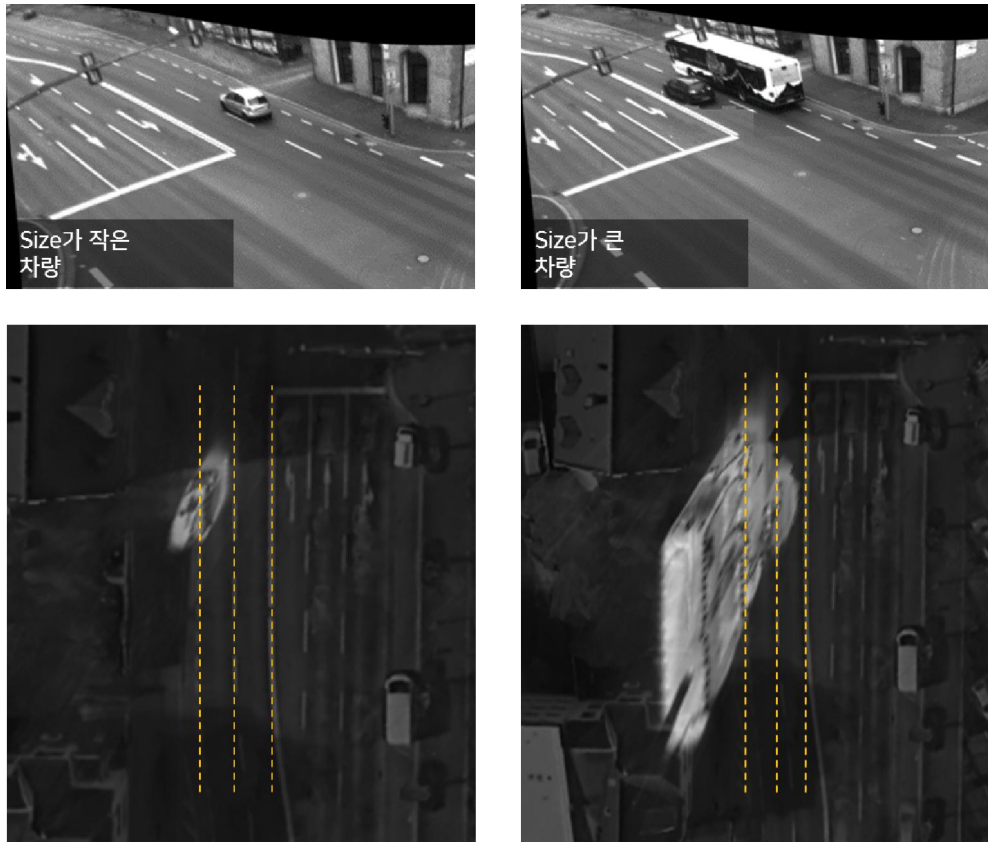


그림 7. 사이즈에 따른 Homography 왜곡 현상. (노란색은 차선, 좌측은 size가 작은 차량의 homography, 우측은 size가 큰 차량의 homography)

이를 해결하기 위해 차량의 다른 평면을 이용하여 Homography를 생성하여 보다 왜곡이 적은 Homography를 얻는 방법을 사용할 수 있다. 특히 차량은 높이를 가진 물체이므로 차량의 높이를 기반으로 다중 평면 Homography를 사용하면 효과적인 Homography를 얻을 수



있다. 이를 위해 먼저 바닥 면 기반 Homography Estimation을 수행 후, Multi-plane Homography Estimation을 수행하는 과정을 거치게 된다.

바닥 면 Homography estimation은 카메라에서 촬영한 영상의 바닥 면과 Reference로 사용하는 top view 간의 좌표쌍 매칭을 통해 이루어진다. 이 때, 차량은 높이를 갖고 있는 다중 평면 물체이므로, 앞에서 구한 Homography 행렬에 차량의 높이 값을 보정한 연산을 수행하면 해당 높이에서의 Homography Estimation을 수행할 수 있다. 이 때 선택되는 다중 평면 좌표의 위치는 그림 (8)을 통해 확인할 수 있다.

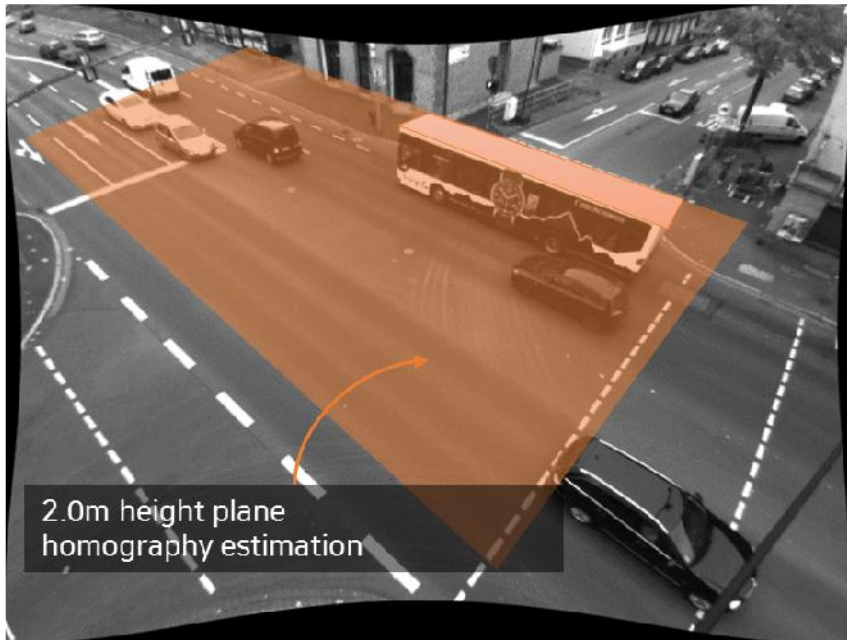
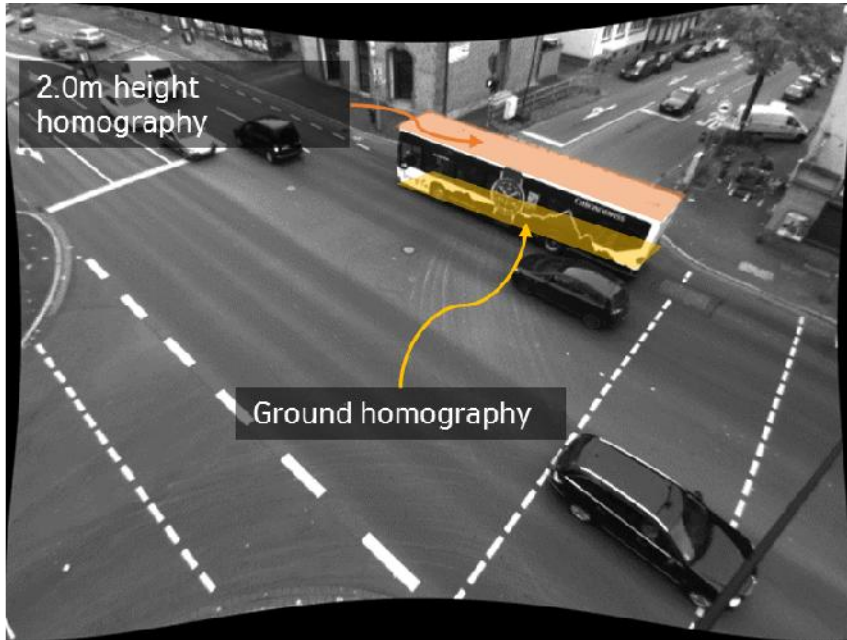


그림 8. (상)Multi-Plane Homography 의 위치 (하) estimation시 선택하는 좌표의 위치

이렇게 좌표를 선택하기 위해서는 해당 위치에서의 높이 값이 필요하다. 일반적으로 차량은 크기에 따라 일정한 높이를 가지므로 소형, 중형, 대형 차량을 가정하여 각각 1.4m, 1.6m, 2.0m의 높이 값을 설정하였다. 이 값을 바닥 면 Homography estimation 시에 사용한 좌표에 추가하여 3차원 좌표 값을 생성하였고, 앞의 계산에 따라서 Multi-plane Homography 행렬을 얻을 수 있었다.

이 행렬 중 차량의 중심 좌표와 크기에 따라 적합한 행렬을 선택하여 연산을 통해 Homography를 생성하게 된다. 제안된 알고리즘의 이전 단계에서 이미 차량이 검출 및 구분 되어있으므로, 해당 차량의 중심 좌표와 크기도 알 수 있다. 따라서 그림 (9) 와 같은 과정을 통해 행렬을 선택하게 된다.

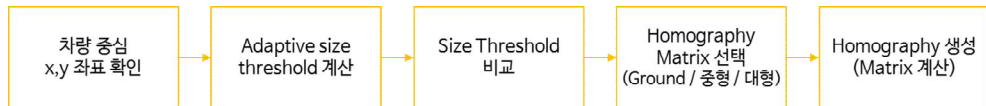
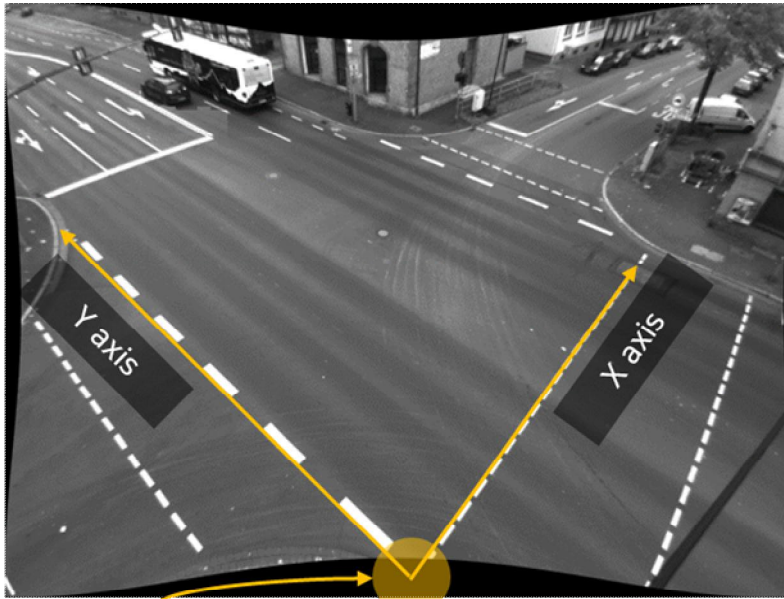


그림 9. Multi-plane Homography 행렬 결정 과정

Adaptive Homography가 적용되는 영역은 다음 그림 (10) 과 같다.



카메라 중심 좌표 (0,0) 가정

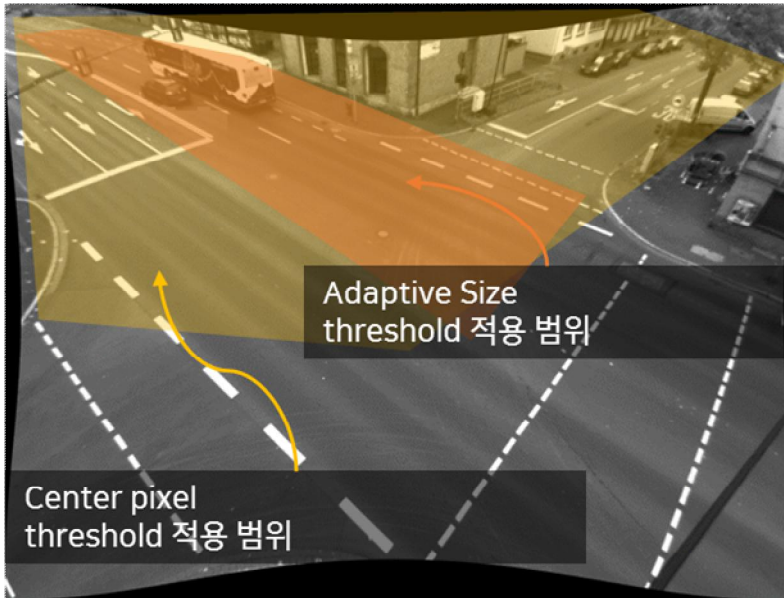


그림 10. Adaptive Homography 적용 영역

먼저 classified 된 차량의 중심 좌표를 찾아, 카메라가 촬영한 영상의 원점에서 차량의 중심까지의 거리를 구하고, 이 거리에 비례하는 크기 임계 값을 구한다. 이 임계 값에 따라서 소형, 중형, 대형 차량 인지를 판단하게 되고, 판단 결과에 따라 앞에서 미리 계산한 행렬을 최종적으로 선택해 Homography를 얻게 된다.

카메라의 원점에서 차량의 중심 좌표까지의 거리를 구한 이유는, 차량이 카메라에서 점점 멀어질수록 차량의 크기가 점점 작아지기 때문이다. 따라서 차량의 크기를 구분하는 임계값 역시 거리에 따라 변화 해야하고, 이를 위해 거리에 따른 적응형 임계값을 설정하여 차량의 크기를 결정하도록 했다.

### 3.2.4 Localization Correction

생성된 Homography는 기존의 화면을 top view 처럼 변화시킨 이미지이다. 또한 검출된 차량 외에 전경 검출 시 처리되지 않은 그림자나 배경으로 인식된 유리 등 투과성 물체, 겹침 현상(Occlusion) 등의 이유로 생성된 Homography가 정확한 차량의 위치를 표시하지 못하는 문제가 발생한다.

이를 보정하기 위해 Multi-plane Homography와 바닥 면 Homography를 모두 사용하여 두 Homography 간의 중첩을 이용해 정확한 차량의 위치를 보정하고, 중첩 영역의 크기를 이용하여 차량의 크기를 확정하는 방식을 제안한다. 먼저 바닥 면 Homography estimation 시에 바닥 부분의 좌표를 top view로 옮겼으므로, 바닥 면

Homography의 경우 차량 바닥 부분의 위치를 포함하게 된다. Multi-plane Homography의 경우 차량 천장 부분의 좌표 값을 이용해 Estimation을 수행했으므로, 천장 부분의 위치를 포함하게 된다. 그런데 top view에서 볼 때, 차량의 바닥과 천장은 모두 동일한 위치에 존재한다. 따라서 두 Homography를 중첩하게 되면 top view 상에서 동일한 위치를 찾을 수 있으며, 차량의 정확한 위치를 검출 할 수 있게 된다. 그림 (11) 과 같이, 각 Homography가 왜곡 되어 나타나지만, 이를 중첩하여 차량의 정확한 위치를 검출하는 과정을 확인할 수 있다.

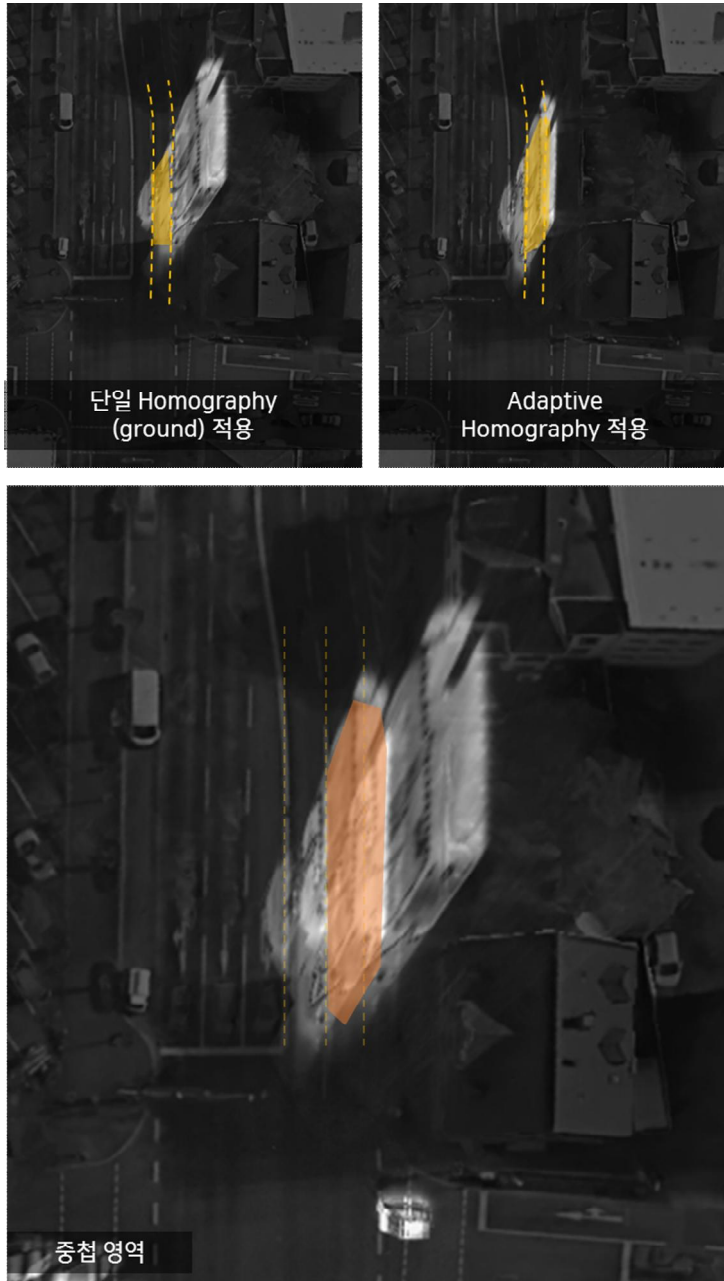


그림 11. Homography 보정 과정  
 (상단 좌측부터 순서대로 바닥면 Homography, Adaptive Multi-plane Homography, 두 Homography의 중첩 영역)

여기서 찾아낸 영역의 중심 좌표를 찾아내고 이 영역에 내접하는 사각형을 그려 최종적으로 차량의 검출 및 차량 크기를 확정하게 된다. 이 결과는 다음 그림 (12) 와 같다.

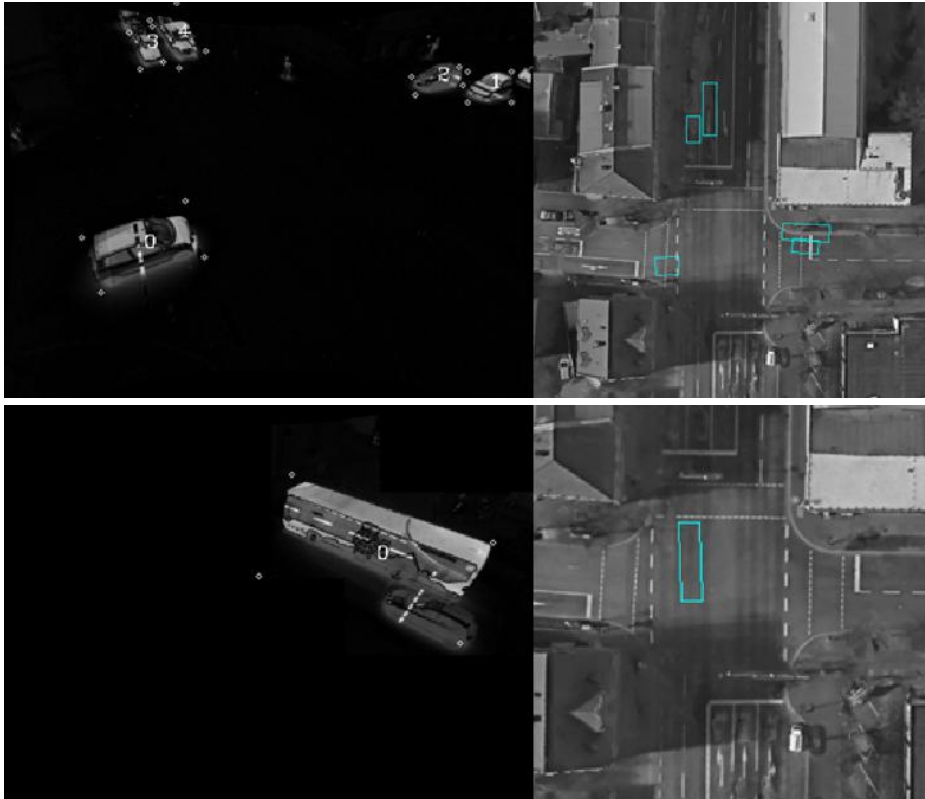


그림 12. Correction 및 사각형 생성 결과

이를 적용하여 차량 검출 및 Adaptive Homography 생성, Localization Correction 까지의 전체적인 과정과 결과는 그림 (13) 에 나타나 있다.



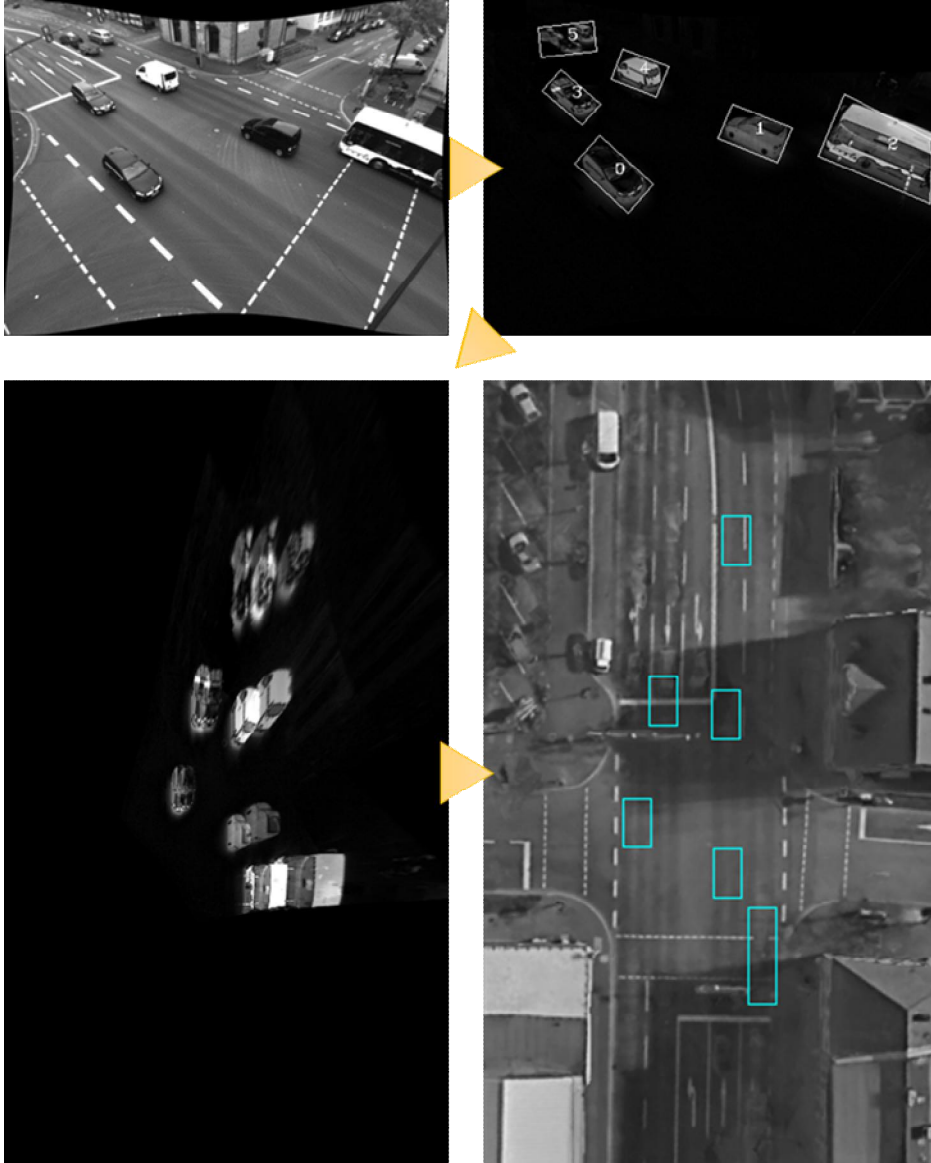


그림 13. 제안된 차량 검출 과정 및 결과

## 제 4 장 실험 결과 및 분석

### 4.1 실험 구현 방식

본 논문에서는 Ko-PER 프로젝트에서 사용된 데이터셋을 사용하였다 [20]. 이 데이터셋은 그림 (14) 와 같이 카메라를 사용해 사거리를 서로 다른 각도에서 촬영한 영상 이미지이다. 이 때, 차량 간 겹침이나 가리움 현상으로 인해 발생하는 문제를 제외하기 위해 프레임을 선별하여 사용하였다. 또한 그림 (15) 와 같이 해당 영상 자료가 촬영된 실제 위치를 구글 지도로 검색하여, 해당 위치의 지도 이미지를 top view 로 사용하였다 [21].



그림 14. 사용된 데이터셋 예시

알고리즘 성능 평가를 위해, Pre-Process 단계는 기존 연구와 동일하게 진행하였다. 구분된 차량의 Homography를 생성 시, 제안된 Adaptive multi-plane Homography를 적용한 알고리즘을 사용하는 방식과 바닥 면 Homography 만을 사용한 방식을 비교하였다. Estimation 시에는 직접 두 이미지에서 좌표쌍을 선택하는 방식을 사용했다. SIFT나 SURF 등의 방식을 사용한 경우 오히려 매칭되는 좌표쌍이 4개 미만으로 나타나는 경우가 많았다.



그림 15. Top View 이미지

본 논문의 경우 FOV를 넓은 상태에서 각 Multi-view 카메라의 중첩되지 않은 영역의 성능을 비교해야 하므로, 두 카메라가 중첩되는 영역에서는 기존의 Multi-view 차량 검출 알고리즘을 사용하였다.

## 4.2 제안 방식에 따른 결과

검출된 결과는 그림 (16) 에 나타나있다. 검출 결과는 하얀색 박스, ground truth는 노란색 박스로 표시하였다. 원본 영상 및 차량 검출 및 top view 표시 결과는 그림 (17) 에 나타나있다. 검출 성공 여부는 IOU를 이용했으며, 0.5 이상인 경우를 성공으로 판단했다.

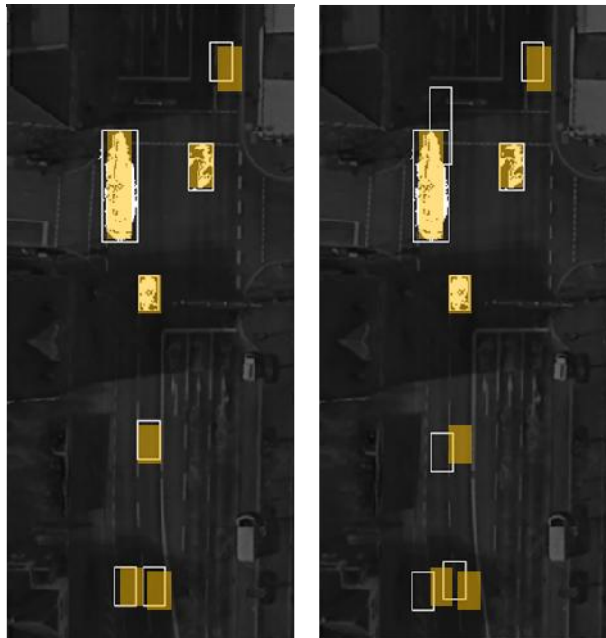


그림 16. 그림 (14) 를 검출한 결과. (좌) 제안된 방식으로 검출한 결과, (우) 기존 방식으로 검출한 결과



그림 17. 검출 결과

사용 방식에 따른 IOU 값은 표 (1) 과 표 (2) 에 나타나있다. 표 (1) 은 제안된 방식에 따른 IOU를 계산한 결과이고, 표 (2) 는 바닥면 Homography를 사용해 IOU를 계산한 결과이다.

각 프레임에 대하여 성공률을 분석한 결과는 표 (3) 에 나타나있다.

표 1. Adaptive Multi-plane Homography  
적용 결과 (단위 px)

Frame	Proposed	Ground Truth	intersection	IOU
1	2264	3464	2384	0.7129
2	5450	2768	2764	0.5068
3	5546	4357	3329	0.5064
4	6068	5243	4312	0.6161
5	5540	4246	3588	0.5789
6	4354	3436	2942	0.6068
7	4200	3330	2684	0.5539
8	4543	3621	2847	0.5355
9	4436	4147	2946	0.5226
avg				0.5711

표 2. Ground Plane Homography 적용 결과

Frame	Proposed	Ground Truth	intersection	IOU
1	2356	3464	1411	0.32
2	5849	2768	2211	0.3451
3	7266	5054	2503	0.255
4	6776	5243	3328	0.3829
5	6898	4246	2544	0.2958
6	5857	3436	2276	0.3244
7	5386	3330	1803	0.2608
8	5705	3621	1623	0.2107
9	4380	4147	1646	0.2392
<b>avg</b>				<b>0.2927</b>

표 3. 제안 방식에 따른 검출 성공률

Frame	차량수	제안 방식		기존 방식	
		검출수	성공률	검출수	성공률
1	4	3	75%	2	50%
2	6	5	83%	4	67%
3	6	5	83%	3	50%
4	6	5	83%	4	67%
5	7	6	100%	4	57%
6	5	5	100%	2	40%
7	5	4	80%	2	40%
8	6	5	83%	2	33%
9	7	5	71%	3	43%
avg			84%		50%



단일 화면 영역에서 바닥 면 Homography 만을 사용한 검출 성공률은 50% 였으나, 본 연구의 방식을 적용한 경우 84%의 성공률을 얻을 수 있었다. 단순히 IOU 수치만을 비교했을 때에도, 바닥 면 Homography를 사용한 결과보다 2배 높은 0.57 정도의 IOU 값을 얻었다.

바닥 면 Homography 만을 사용한 경우를 살펴보면, 중첩된 영역 외에는 거의 대부분의 구간에서 검출을 성공하지 못한 데 비해 제안된 방식을 사용한 경우 성공률이 68% 향상된 것을 통해 Homography 왜곡과 관련된 원인 확인과 해결 방식 제안이 잘 이루어졌음을 확인할 수 있었다.

## 제 5 장 결론

본 논문에서는 다중 카메라를 사용한 사거리 차량 detection 시, 단일 카메라 영역에서 Homography 왜곡을 보정하여 검출 정확도를 높이기 위한 방법으로 Adaptive Multi-plane Homography 및 Localization 개선을 위한 Homography 보정 방식을 제안하였다. 이 방식은 차량의 높이를 가정하여 다중 평면 Homography Estimation을 수행 후, 촬영된 영상에서 차량의 좌표와 크기 등을 이용해 적합한 Homography를 생성하는 방식으로 이루어진다. 이렇게 생성된 Homography는 top view 형태로 나타나는데, 바닥 면 Homography와 다중 평면 Homography를 중첩하여 top view 상에 차량의 위치를 정확하게 나타내게 된다. 이를 통해 단일 촬영 영역에서 단일 Homography를 사용하는 방식 대비 68% 향상된 차량 검출 결과를 얻을 수 있었다.

특히, 일반적으로 카메라의 단일 촬영 영역에서 Homography의 왜곡을 보정하기 위한 다른 정보가 존재하지 않아 다른 방법을 사용해 검출을 수행했는데, 다중 평면 Homography를 생성하여 단일 Homography를 보정하는 아이디어를 제시했다는 점에서 차후 차량 검출이나, 왜곡 보정과 관련된 다양한 분야에 적용될 수 있을 것으로 기대한다.

## 참고 문헌

- [1] K. David and A. Flach, "CAR-2-X and Pedestrian Safety," in IEEE Vehicular Technology Magazine, vol. 5, no. 1, pp. 70–76, Mar, 2010.
- [2] A. F. Martin and C. B. Robert, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," in Communications of the ACM, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, Jun, 1981.
- [3] Y. Wang, Y. Zou, H. Shi and H. Zhao, "Video Image Vehicle Detection System for Signaled Traffic Intersection," in Proceedings of the IEEE International Conference on Hybrid Intelligent Systems, Shenyang, 2009, pp. 222–227.
- [4] R. Meng, S. Nelakuditi, S. Wang and R. R. Choudhury, "OmniView: A mobile collaborative system for assisting drivers with a map of surrounding traffic," in Proceedings of IEEE International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC), Garden Grove, CA, 2015, pp. 760–765.
- [5] M. Al-Smadi, K. Abdulrahim and R. A. Salam, "Traffic surveillance: A review of vision based vehicle detection, recognition and tracking," International Journal of Applied Engineering Research, vol. 11, no. 1, pp 713–726, 2016.

- [6] S. Sivaraman and M. M. Trivedi, "Vehicle Detection by Independent Parts for Urban Driver Assistance," in IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 14, no. 4, pp. 1597–1608, Dec. 2013.
- [7] J. Zhang and H. Xiong, "Online multi-camera tracking-by-detection approach with particle filter," in Proceedings of the IEEE International Conference on Computers, Communications, and Systems (ICCCS), Kanyakumari, 2015, pp. 150–153.
- [8] A. N. Mohamed, M. O. Ahmad, M.N.S. Swamy, L. Jongwoo and Y. Ming-Hsuan, "Online multi-object tracking via robust collaborative model and sample selection," Computer Vision and Image Understanding, vol. 154, pp. 94–107, Jan, 2017.
- [9] B. James and E. Tim, "Multi camera image tracking," Image and Vision Computing, vol. 24, no. 11, pp 1256–1267, Nov, 2006.
- [10] A. C. Sankaranarayanan, A. Veeraraghavan and R. Chellappa, "Object Detection, Tracking and Recognition for Multiple Smart Cameras," in Proceedings of the IEEE, vol. 96, no. 10, pp. 1606–1624, Oct. 2008.
- [11] S. M. Khan and M. Shah, "Tracking Multiple Occluding People by Localizing on Multiple Scene Planes," in IEEE Transactions on

Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 3, pp. 505–519, March 2009.

- [12] J. Ren, M. Xu, J. S. Smith and S. Cheng, “Multi–view and multi–plane data fusion for effective pedestrian detection in intelligent visual surveillance,” *Multidimensional Systems and Signal Processing*, vol. 27, no. 4, pp. 1007–1029, Oct, 2016.
- [13] P. Peng, Y. Tian, Y. Wang, J. Li and T. Huang, “Robust multiple cameras pedestrian detection with multi–view Bayesian network,” *Pattern Recognition*, vol. 48, no. 5, pp. 1760–1772, May 2015
- [14] M. C. Liem and D. M. Gavrila, “Joint multi–person detection and tracking from overlapping cameras,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 128, pp. 36–50, Nov, 2014,
- [15] F. Yin, D. Makris, S. A. Velastin and E. Tim, “Calibration and object correspondence in camera networks with widely separated overlapping views,” *IET Computer Vision*, vol. 9, no. 3, pp. 354–367, 2015.
- [16] E. Strigel, D. Meissner and K. Dietmayer, "Vehicle detection and tracking at intersections by fusing multiple camera views," in *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Gold Coast, QLD, 2013, pp. 882–887.

- [17] A. Criminisi, I. Reid and A. Zisserman, “Single view metrology”, *International Journal of Computer Vision*, vol. 40, no. 2, pp. 123–148, Nov, 2000.
- [18] M. Xu, J. Ren, D. Chen, J. Smith and G. Wang, “Real-time detection via homography mapping of foreground polygons from multiple cameras,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 2011, pp. 3593–3596.
- [19] D. Douglas and T. Peucker, “Algorithms for the reduction of the number of points required for represent a digitized line or its caricature”, *Canadian Cartographer*, vol. 10, no. 2, pp. 112–122, Dec, 1973.
- [20] E. Strigel, D. Meissner, F. Seeliger, B. Wilking, K. Dietmayer, “The ko-per intersection laser scanner and video dataset”, in *Proceeding of IEEE Intelligent Transportation Systems*, 2014. pp. 1900–1901.
- [21] Google, “Google 지도, 아샤펜부르크” , Internet:  
<https://www.google.co.kr/maps/@49.9705224,9.1614199,119m/data=!3m1!1e3?hl=ko>, Dec. 1, 2016.

Abstract

# Localization and Detection on Single View based on Adaptive Multi-Plane Homography

KwangSoo Lee

Electrical and Computer Engineering

The Graduate School

Seoul National University

In this paper, we study multi-view vehicle detection using two infrastructure cameras to obtain vehicle information in intersection. In order to compensate for the narrow field of view for detection in the previous research with multi-view cameras, detection and localization are performed including single view areas.

In this case, we propose the vehicle detection and localization method based on adaptive multi-plane homography for homography error correction in a single view area. In this method, multi-plane homography matrixes are created based on the ground plane data and the height of the vehicle. And the multi-plane homographies are generated by applying the different homography matrix to each vehicle according to the features such as the vehicle's position and

the size of the vehicle in the image. Then the localization refinement is performed in a suitable form for the top view using the generated multi-plane homographies. And the position of the vehicle is determined.

This method was evaluated by using actual images of intersection and performed in the entire range including single view regions. The detection performance was improved by 68% compared with the result obtained by single homography only.

**Keywords** : Multi-plane Homography, Multi Camera, Single View, Intersection, Detection, Localization

**Student Number** : 2015-20958