

공학석사학위논문

선분 카메라쌍 알고리즘을 이용한 사각형 특징의  
기하학적 자세 추정을 통한 Factor Graph 기반  
비주얼 SLAM

Factor Graph based Visual SLAM with Geometric Pose  
Estimation of a Rectangle Feature using Coupled Line  
Camera Algorithm

충북대학교대학원

전기·전자·컴퓨터학부 제어로봇공학전공

이재민

2016년 8월

## 공학석사학위논문

# 선분 카메라쌍 알고리즘을 이용한 사각형 특징의 기하학적 자세 추정을 통한 Factor Graph 기반 비주얼 SLAM

Factor Graph based Visual SLAM with Geometric Pose  
Estimation of a Rectangle Feature using Coupled Line  
Camera Algorithm

지도교수 박 찬식

전기·전자·컴퓨터학부 제어로봇공학전공

이재민

이 논문을 공학석사학위 청구논문으로 제출함.

2016년 6월

본 논문을 이재민의 공학석사학위 논문으로 인정함.

심사위원장 (인)

심사위원 (인)

심사위원 (인)

충북대학교대학원

2016년 6월

# 차 례

<b>Contents</b>	i
<b>List of Figures</b>	ii
<b>List of Tables</b>	iii
<b>Abstract</b>	iv
<b>I. 서론</b>	1
1.1 연구 배경 . . . . .	1
1.2 연구 목적 및 제안 . . . . .	5
<b>II. 사각형 특징의 기하학적 성질을 이용한 스테레오 카메라의 자세 복원 방법</b>	8
2.1 평면 Homography를 이용한 카메라의 자세 복원 방법 . . . . .	8
2.2 선분 카메라쌍 방법을 이용한 사각형 복원 방법 . . . . .	10
2.3 3차원 자세 추정을 위한 스테레오 카메라 기반의 선분카메라쌍 방법	13
<b>III. 사각형 특징을 이용한 Factor Graph 기반 Visual SLAM</b>	20
3.1 SLAM을 위한 Factor Graph 표현 유도 . . . . .	20
3.2 최소자승법을 이용한 Factor Graph기반 위치 추정 및 지도 작성 .	23
<b>IV. 영상 분할 방법을 이용한 사각형 특징 추출 방법</b>	27
<b>V. 사각형 특징을 위한 특징 기술자</b>	31
<b>VI. 실험결과</b>	32



## List of Figures

1.1	An example of rectangle object segmentation in urban environment : Sign plates(blue), windows(red), wall(green), pillar(yellow) . . . . .	7
2.1	The configuration of planar homography with respect to correspond- ing points . . . . .	9
2.2	The configuration of single line camera model . . . . .	14
2.3	The configuration of coupled line camera model with a rectangle . .	14
2.4	Off-Centered quadrilateral alignment with maintaining congruency .	15
2.5	The configuration of simple stereo camera model . . . . .	18
2.6	Distance compensation for off-centered rectangle . . . . .	19
3.1	The example of belief network model for SLAM framework . . . . .	21
3.2	The example of factor graph model for SLAM framework . . . . .	21
4.1	The configuration of simple stereo camera model . . . . .	29
4.2	The configuration of simple stereo camera model . . . . .	30

## **List of Tables**

2.1	The coupled line camera algorithm for the rectangle reconstruction	13
4.1	Hough transform for line detection . . . . .	28
4.2	Image thresholding based rectangle detection . . . . .	28

# **Factor Graph based Visual SLAM with Geometric Pose Estimation of a Rectangle Feature using Coupled Line Camera Algorithm\***

*Lee, Jae-Min*

School of Electrical Engineering and Computer Science,  
Graduate School of Chungbuk National University,  
Cheongju, Korea

Supervised by Professor Chan sik Park

## **Abstract**

In this paper, we propose a method for estimating the pose of the camera using a rectangle feature utilized for the visual SLAM. A warped rectangle feature as a quadrilateral in the image by the perspective transformation is reconstructed by the Coupled Line Camera algorithm. In order to fully reconstruct a rectangle in the real world coordinate, the distance between the features and the camera is needed. The distance in the real world coordinate can be measured by using a stereo camera. Using properties of the line camera, the physical size of the rectangle feature can be induced from the distance. The correspondence between the quadrilateral in the image and the rectangle in the real world coordinate can restore the relative pose between the camera and the feature through obtaining the homography. In order to evaluate the performance, we analyzed the result of proposed method

with its reference pose in Gazebo robot simulator.

---

\*A thesis for the degree of Master in August 2016.

# I. 서론

## 1.1 연구 배경

자율 이동 로봇의 성공적인 임무 수행을 위해서는 주변 환경의 정보를 정합하고 자신의 위치를 파악하여 목표로의 접근을 위한 구동을 결정할 수 있어야 한다. 이 때 화성 탐사선, 재난 구조 로봇, 탄광 탐사로봇과 같이 사전에 정보가 주어지지 않은 환경에 놓인 로봇은 취득한 환경정보를 이용하여 스스로 지도를 작성하고 그 위의 자신의 위치를 추정하며 임무를 수행하여야 한다. 이러한 기술을 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)이라 하고 1986년 IEEE Robotics and Automation Conference에서 확률론적으로 문제에 접근하는 방안에 대한 토의를 가진 이후 이를 기반으로 연구가 계속되고 있다[1]. 확률론으로 SLAM문제를 수식화하여 계산하기 위해 전통적으로 Extended Kalman Filter[2], Unscented Kalman Filter[3], Extended Information Filter[4], Rao-Blackwellized Particle Filter[5]등의 recursive bayesian filtering기술이 응용되었다. 이후 SLAM문제를 Belief Network, Markov Random Field 등의 그래프 모델로 표현하고 그래프 최적화 기술을 이용하여 해결하고자 하는 시도가 이어졌고[6], 현재까지 많은 연구자들이 이 접근법을 바탕으로 SLAM기술의 계산 복잡도, loop closure, 동적으로 변하는 환경 등에 대한 문제를 개인한 특징 추출 방식 제안 및 센서 처리 방식 개선, 지도 표현 방식 변경과 같은 다양한 방법으로 해결하고자 하는 노력이 이어지고 있다.

알려지지 않은 환경의 정보를 취득하기 위해 어떤 센서를 사용할 것인지 결정하는 것

은 SLAM기술의 구제적인 형태와 성능을 크게 좌우한다. 센서로는 거리정보 기반의 LiDAR(Light Detection and Ranging)센서와 Sonar(Sound Navigation and Ranging)센서, RF(Radio Frequency) 또는 자기장을 이용한 인공 표식 인식 센서 그리고 카메라 등이 이용될 수 있다. 그러나 자율 이동 로봇이 임무를 수행하기 위한 환경 중 우주나 재해환경, 접근 불가 지역과 같이 사람의 접근과 활동의 제약이 존재하는 환경에서 인공 표식을 사전에 설치하여 SLAM에 활용하는 것은 굉장히 제한적일 수 밖에 없다. 따라서 SLAM에 관련된 많은 연구와 적용 사례들은 주어진 환경을 직접 추출할 수 있는 거리-방향 센서를 사용하여 문제를 정의하며 해결하고 있다. 그 중 자율 이동 로봇의 응용으로 가장 많이 연구되고 있는 두 센서는 LiDAR와 카메라로, 단일 센서를 이용한 연구는 물론 복수의 센서 또는 융합 센서 시스템을 구성하여 SLAM문제를 해결하는 연구도 활발하게 진행되어 왔다.

LiDAR는 센서로 부터 송출된 적외선의 Time-of-Flight를 응용하여 2차원 혹은 3차원 환경에 대한 거리 정보를 취득하는 능동형 센서이다. 충분히 강한 출력의 광원이 사용된다면 조명에 강인하고 일정한 검출 시간과 성능을 보장받을 수 있는 장점이 있으나 고정밀기계장치를 이용하여 충격에 민감하고 가격이 고가이다. 또한 점군으로 표현된 환경에 대한 거리정보는 취득 영역의 부피에 비해 비교적 적은 수 이고, 신호 세기 등 거리 이외의 정보는 취급이 어렵거나 사용이 제한적이기 때문에 데이터의 정보량은 비교적 적다고 할 수 있다. 카메라는 외부의 광원에서 발해져 직접 투사되거나 주변 물체에 반사되어 들어온 가시광선 근방의 전자기파에 대한 정보를 취득하는 감응형 센서이다. 주변 광원의 상태에 따라 사용에 제약을 받을 수 있으나 저렴한 가격에 고밀도의 환경정보를 취득할 수 있는 장점이 있다. 연산에 사용되는 로봇의 컴퓨터 혹은

연구용 워크스테이션의 성능이 높아지면서 보다 방대한 자료를 빠르게 처리할 수 있게 되어, 최근에는 저가에 풍부한 환경 정보를 취득할 수 있는 카메라를 이용하는 SLAM 기술의 연구가 각광을 받고 있다. 또한 두 센서의 장점을 살려 융합 시스템을 구축, 활용하는 방법도 제시되어 있다[7].

단안카메라를 이용하여 SLAM문제를 해결하고자 하는 초기 시도는 Lowe의 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)를 이용한 SLAM[8]과 particle filter를 이용한 SLAM[9], extended kalman filter를 기반으로 단안 카메라를 이용한 실시간 SLAM방법[10]이 있다. 이 후 이동 로봇 분야에서의 위치 추정 및 지도 작성 문제에 대해 카메라를 이용한 접근의 유효성이 입증 된 이후 후속 연구가 활발하게 연구가 진행되고 있다. 컴퓨터 비전 분야에서는 카메라를 이용하여 주어진 환경의 3차원 정보를 재구성하는 Structure from motion(SfM)이라는 문제가 로봇에서 통용되는 SLAM과 유사하다. 전통적인 SfM은 사전에 취득한 데이터에 대해 Bundle Adjustment[11]기법을 사용하여 연산 시간에 무관하게 고정밀의 결과를 얻는 것에 초점을 맞추고 있다. 근래들어 증강현실 등 실시간 처리 방법의 필요성이 대두됨에 따라 병렬연산과 Local Bundle Adjustment기법을 이용하여 실시간 SfM문제를 해결하는 방법[12]이 제안되면서 카메라를 이용한 위치 인식 및 지도 작성에 대한 연구의 다른 접근 방식이 정립되었다. 이에 따라 로봇 분야에서 전통적으로 사용되던 Recursive filtering방식과 컴퓨터 비전 분야에서 사용되던 graph optimization방식에 대한 분석[13]이 이루어졌고 연산 속도, 정확도, scalability등을 종합적으로 고려하였을 때 후자의 접근이 보다 바람직함을 제시하였다. 최신의 연구에서는 향상된 컴퓨터 성능과 General Purpose Graphic Processing Unit(GPGPU)의 사용이 용이해지면서 영상에서 특징을 명시적으로 추출하지

않고, 영상의 세기 정보를 직접 이용하여 카메라를 이용하여 실시간으로 SLAM을 해결하는 방법들이 제안되었다[14, 15].

SLAM에서는 정적인 환경에서의 위치 추정 및 지도 작성의 정확도 뿐 아니라 센서의 오작동이나 kidnapping등의 요인으로 불연속적인 위치 변화가 발생하거나 동적으로 변화하는 환경에 강인한 시스템을 구성하는 것도 중요한 문제로 여겨져 왔다. 일부에서는 생물해부학적 지식을 활용하여 설치류의 공간 각각 시스템을 모방하여 통계학적 추정을 기반으로 하는 기존의 것과 완전히 구별되는 시스템을 제안하여 동적인 환경 변화에 대해 대처하고자 하는 시도가 있었다[16]. 근래의 연구에서는 환경 변화에 대처하기 위해 기존의 SLAM시스템에 장소 인식 방법을 이용하여 성능을 보완하는 형태로 연구가 진행되어 왔다. 특징의 복잡도가 높지 않은 저 수준의 시각 특징으로 Chow-liu tree구조의 Bag-of-words를 구성하여 장소 인식을 수행하는 방법[17]이 정확도와 속도에서 우수한 성능을 보이고 있어 많은 후속 연구들이 이에 기반을 두고 있다. Loop closure 검출을 위해 장면이라는 고수준의 특징을 사용하여 반경 1000km 수준의 대규모 환경, 운행 기간 1년 이상의 장기 구동, 눈, 비 등의 기후 변화에도 강인하게 SLAM 문제에 대처할 수 있는 연구도 진행되었다[18].

점 특징 기반의 SLAM이 가지는 한계를 타파하기 위해 다른 형태의 시각 특징을 이용하는 접근도 연구되고 있다. Li의 연구에서는 연속된 영상에서 추출한 광류(optical flow)를 이용해 평면 특징을 이용하여 위치 추정 오차를 줄이고자 시도하였고[19], Lu의 연구에서는 기존의 점 특징과 함께 선분, 직선, 평면, 소실점 등을 그래프로 구성하여 추가된 기하 정보를 이용하여 정밀한 위치 추정을 가능케 하였다[20]. RGB-D 카메라를 통해 얻을 수 있는 추가적인 공간 정보를 함께 표현한 점구름 형태의 3차원

의 물체 구분하고 3차원 강체 움직임을 가지는 표식으로서 SLAM에 사용한 연구도 있다[21].

## 1.2 연구 목적 및 제안

이와 같이 카메라를 이용한 SLAM의 성능을 향상시키기 위한 다양한 시도가 있었다. 정리하면 점 특징을 추출하여 여러 장의 영상에서 특징간 정합을 통해 로봇 또는 카메라의 위치와 자세를 추출하여 SLAM문제를 풀어왔고, 국소 패치를 기반으로 하는 특징 기술자를 개선하여 연속된 영상간 정합이 아닌 임의의 위치와 자세 간의 상관관계를 계산하여 보다 정밀한 지도를 계산하는 loop closure 성능을 개선하였다. 보다 정밀한 위치 추정을 위해 선분, 평면 등의 다양한 기하 특징을 추가로 도입하여 향상된 정확도를 얻었다. 그러나 제안된 연구들에서는 정밀한 위치 추정을 위한 시각 특징 개선과 loop closure 성능 향상을 위한 특징 기술자의 성능 개선을 별도의 문제로 접근한다. 전자의 접근에서는 특징의 기술자 자체는 점 특징 기반의 기존 SLAM과 크게 다르지 않고, 후자는 국소 패치를 기반으로 별도의 장면 인식 시스템을 구축하여 기존 시스템과 융합하는 방식으로, 국소 패치를 대체할 수 있는 수준의 특징 자체에 대한 개선을 염두에 두지 않고 있다. 야지 환경을 제외하고는 방, 복도 등의 실내 환경과 건물이 존재하는 도심지와 같은 실외 환경에서는 Figure 1.1과 같은 타일, 창문, 계시판, 간판, 표지판 등의 다양한 직사각 형태를 가진 물체를 볼 수 있다. 이러한 직사각형 물체는 내부의 재질, 색상이 서로 구분 가능한 경우가 많고 특징이 가지는 정보량이 점 형태에 비해 많으며, 시각 정보를 의미론적으로 분할하기 위해 사용할 수 있는 가장 쉽게 찾을 수 있는 기하학적 형태이다. 본 논문에서는 점 기반의 시각 특징을 대체

하기 위한 사각형을 이용한 고수준 시각 특징 기반 visual SLAM 방법을 제안한다. 논문의 구성은 첫 째로 하나의 영상에서 주어진 임의의 사변형을 투영변환의 불변성 질을 이용하여 원본 직사각형으로 복원하는 선분카메라쌍 알고리즘을 통해 카메라와 특징간의 상대 위치와 자세를 추정하는 방법에 대해 설명한다. 단일카메라에서 얻은 영상에서 선분카메라쌍 알고리즘을 이용하여 복원한 직사각형은 실제 크기를 알 수 없어, 그 크기를 임의의 값으로 가정하고 결과를 도출한다. 따라서 하나의 장면에서 다수의 사각형 특징을 이용하여 위치 추정을 할 경우 특징 간의 스케일 정보를 알 수 없어 올바르게 공간 상의 위치 추정을 할 수 없다. 스테레오 카메라의 기하 관계를 이용하여 특징의 크기 모호성 문제를 해결하는 방법을 제시한다. 이와 같이 추출된 사각형 특징을 카메라의 위치 및 자세와 함께 factor graph로 표현하여 전체 경로 및 특징 지도를 추정하는 방법을 제안한다. 또한 추출된 사각형 특징 간의 유사도를 파악하기 위한 특징 기술자를 제안한다.



Figure 1.1: An example of rectangle object segmentation in urban environment : Sign plates(blue), windows(red), wall(green), pillar(yellow)

## II. 사각형 특징의 기하학적 성질을 이용한 스테레오 카메라의 자세 복원 방법

### 2.1 평면 Homography를 이용한 카메라의 자세 복원 방법

종래의 방법으로는 복수의 영상 간 점 특징을 정합하여 자세를 추정한다. 2장의 이미지에 대한 카메라 기하 관계는 epipolar constraint로 표현되며 이를 이용하여 fundamental matrix 또는 essential matrix를 추정하고 두 영상에 대한 카메라 자세 변화를 얻는다. 3개의 이미지에 대해서는 trifocal tensor를 이용하여 카메라 기하관계가 표현된다. 각각의 방법에 대해서는 Nister의 5-point RANSAC 알고리즘[22]과 Guerrero의 연구[23]가 그 예시이다. 이미지와 카메라간의 n-view geometry에 대해서는 hartley의 저서[24]에 보다 상세하게 설명되어 있다.

본 논문에서 집중 할 것은 1장의 이미지에 대한 카메라 기하 관계인 homography를 이용하여 카메라의 자세를 추정하는 것이다. Homography는 두 평면 사이의 변환을 표현하는 행렬로, 직사각 특징의 네 점이 한 평면 위에 있다는 가정을 두고 카메라의 자세를 복원한다. 이 접근에서는 2장 이상의 연속된 영상에서 5쌍 이상의 정합된 점을 필요로 하는 기존 방법에 비해 1장의 이미지에서 4개의 점 만으로 유일하게 카메라와 특징간의 상대 자세를 추정할 수 있다는 장점이 있다.

일반적인 카메라의 투영을 선형 사상으로 표현한다면 동차좌표계를 이용하여 식 (2.1)

과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \\ x_3' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

참고로 위의 투영 변환을 모델하기 위해 식 (2.2)의 pinhole 카메라 모델을 사용하기도 한다. 이 모델은 렌즈 왜곡에 대한 영향을 무시하고 초점거리, 광축 중심 등의 값으로 이루어진 내부 파라미터 행렬과 카메라의 상대 위치와 자세 정보로 이루어진 외부 파라미터 행렬로 이루어져 있다.

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & s_{skew} & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_X \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_Y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

이는 간단하게  $x' = K[R|t]x$ 로 표현 할 수 있다. 이 때 투영되는 대상이 어떤 평면

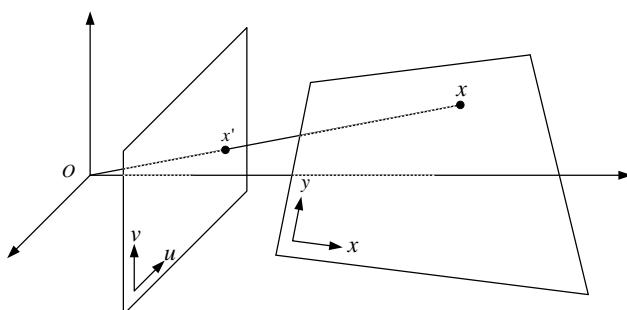


Figure 2.1: The configuration of planar homography with respect to corresponding points

위의 점이라면  $Z = 0$ 임을 이용하여 동차좌표계를 위에서 평면 homography 관계를 식(2.3)와 같이 선형방정식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x1' \\ x2' \\ x3' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x1 \\ x2 \\ x4 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

이는 간단하게  $\mathbf{x}' = H\mathbf{x}$ 로 표현 할 수 있고, 이 때  $R = [r_1 \ r_2 \ r_3]$  이라 하면  $H = K[r_1 \ r_2 | t]$ 이다.  $R$ 은 정규직교행렬이므로 식 (2.4)와 같이 복원할 수 있다.

$$R = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_1 \times r_2 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

여기서 동차좌표계를 이용한 이와 같은 표현에서 스케일에 대한 정보는 알 수 없으므로  $\text{rank}(H) = 8$ 이다. 따라서 두 평면 위의 서로 대응되는 점 쌍으로 평면 homography를 완전하게 추정하기 위해서는 적어도 4개의 쌍이 필요하다. 일반적으로는 카메라의 촬상면에 대응되는 점 만이 직접 측정이 가능하고 실세계의 대응점은 구하기 어려우므로 chessboard를 이용한 카메라 캘리브레이션을 수행할 때와 같이 이미 4 개의 점에 대한 형태 정보를 알고 있는 특수한 경우가 아니면 정상적인 자세를 추정할 수 없다.

## 2.2 선분 카메라쌍 방법을 이용한 사각형 복원 방법

본 논문에서는 영상 위의 4개의 점에 대응되는 실세계의 대응 점가질 수 있는 형태 중 직사각형일 경우 가지게 되는 기하적 성질을 이용하여 완전하게 카메라의 자세를 추정하는 방법에 대해 설명한다. 먼저 영상 위의 4개 점을 선분카메라쌍 알고리

즘[25, 26]을 이용하여 원본 사각형의 종횡비를 복원한다. 이 알고리즘은 투영 변환의 불변성인 collinearity를 바탕으로 영상 위의 선분과 실제 선분간의 관계를 Figure 2.2와 같은 가상의 선분 카메라 모델로 표현한다. 그러나 하나의 선분카메라만으로는 유일하게 투영 중심을 복원해낼 수 없다. 이에 직사각형을 구성하는 대각선 두 쌍에 대해 선분카메라 모델을 적용할 경우, Figure 2.3와 같이 두 선분카메라의 실제 평면 상 직선의 교차점이 두 직선을 등분하는 점이며 두 선분카메라의 투영중심은 동일하다는 조건을 추가로 이용할 수 있다. 이 조건에 의해 투영변환의 불변성 중 하나인 cross ratio를 이용하여 유일하게 사각형의 종횡비와 그에 대응하는 투영 중심을 복원할 수 있다. Table 4.2에 선분카메라쌍 알고리즘이 기술되어 있다. 복원한 종횡비를 토대로 영상 평면 위 사변형의 꼭지점에 대응되는 실세계 상에서 직사각형의 꼭지점의 좌표를 구성하고 평면 homography를 구해 이전 장의 방법을 이용하여 카메라의 위치와 자세를 추정한다. 이 때 추정되는 위치는 식 2.5와 같다.

$$p_c = \frac{d}{\sin \phi} (\cos \theta_0 \sin \phi, -\cos \theta_0 \cos \phi + \cos \theta_1, \sin \theta_0 \sin \theta_1 \sin \rho) \quad (2.5)$$

그러나 선분카메라쌍 기반의 사각형 복원 방법은 원본 사각형의 중점이 정확히 영상의 중심점과 대응되는 특별한 경우에 한하여 적용이 가능하다. 이를 보완하기 위해 소실선의 성질을 이용하여 주어진 사각형에 대해 합동이면서 영상에 대응되는 중심점이 광축에 정렬되는 가상의 사각형을 추출하는 방법이 있다[27]. 먼저 Figure 2.4의 직선  $\overleftrightarrow{w_0 w_1}$ 을 작도한다. 실세계의 직사각형에 대응되는 두 사변형의 대변을 연장하여 교차점을 찾거나, 별도의 소실점 추정 알고리즘을 사용하여 정렬하고자 하는 사변형에 대응되는 두 개의 소실점을 구한 뒤 직선으로 잇는다. 이렇게 작도한 소실선에서

원본 사변형의 중점과 각 꼭지점을 지나는 직선들과 만나는 두 점을  $w_{d,0}, w_{d,1}$ 이라 할 때, 이 두 점과 영상 중심  $o_m$ 을 지나는 직선을 작도한다. 원본 사변형의 중심과 영상 중심을 지나는 직선  $\overrightarrow{\delta_m u_m}$ 이 소실선  $\overrightarrow{w_0 w_1}$ 와 교차하는 점을  $w_m$ 이라 할 때, 이 점과 원본 사변형의 각 꼭지점을 지나는 직선과  $\overrightarrow{w_{d,0} o_m}, \overrightarrow{w_{d,1} o_m}$  두 직선들과 이루는 교점을 구하여 중심에 정렬된 사변형을 얻을 수 있다. 이 사변형은 역투영변환 시 원본 사변형에 대응되는 직사각형과 합동인 직사각형을 만들어 내는 성질이 있다. 이는 소실선 위의 점  $w_m$ 과 사변형의 각 꼭지점을 이은 선분은 원본 직사각형의 스케일변화가 그리는 사각기둥을 두 소실점으로 표현된 투영변환에 의해 영상에 투영된 형태임에 기인한다.

Table 2.1: The coupled line camera algorithm for the rectangle reconstruction

---

<b>Algorithm</b>	The coupled line camera algorithm for the rectangle reconstruction
<b>Input</b>	$l_i$ - a lenght of line camera, $i = 0, 1, 2, 3$ . $\rho$ - a cross angle of the quadrilateral diagonal.
<b>Output</b>	$\phi$ - the crossing angle of rectangle

---

- 1: **for**  $i = 0, 1$  **do**
- 2:     Find division ratio coefficient

$$\alpha_i = \frac{l_i - l_{i+2}}{l_i + l_{i+2}}.$$

- 3: **end for**
- 4: Find relative lenght coefficient

$$\beta = \frac{l_1}{l_0}.$$

- 5: Find lenght of principle axis

$$d = \sqrt{\frac{(1 - \alpha_1)^2 \beta^2 - (1 - \alpha_0)^2}{\alpha_0^2(1 - \alpha_1)^2 \beta^2 - \alpha_1^2(1 - \alpha_0)^2}}.$$

- 6: **for**  $i = 0, 1$  **do**
- 7:     Find  $\theta_i$  w.r.t

$$\cos\theta_i = d\alpha_i$$

- 8: **end for**
- 9: Find  $\phi$  w.r.t

$$\cos\phi = \cos\theta_0 \cos\theta_1 + \sin\theta_0 \sin\theta_1 \cos\rho$$


---

### 2.3 3차원 자세 추정을 위한 스테레오 카메라 기반의 선분카메라쌍 방법

단안 카메라에서 취득한 영상만으로는 3차원 공간 상 특징의 위치를 결정할 수 없다. 이는 투영변환에 의해 스케일에 대한 정보가 손실되기 때문이다. 상기한 선분카메라쌍 알고리즘 및 평면 homography를 이용한 사각형 기반 카메라 자세 추정 방법에서는 실제 크기 대신 중점과 각 꼭지점 간의 거리가 1인 사각형으로 가정한다. 이

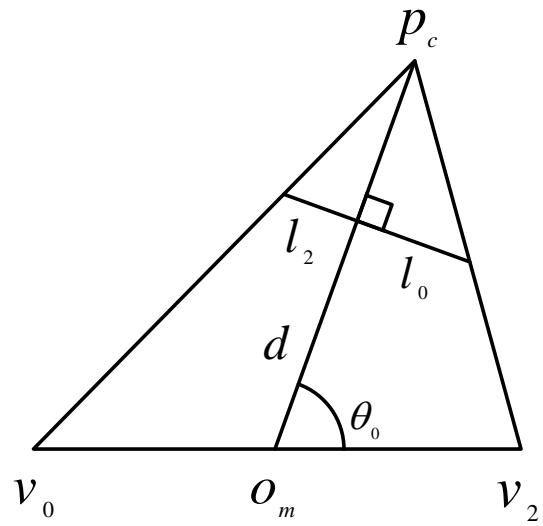


Figure 2.2: The configuration of single line camera model

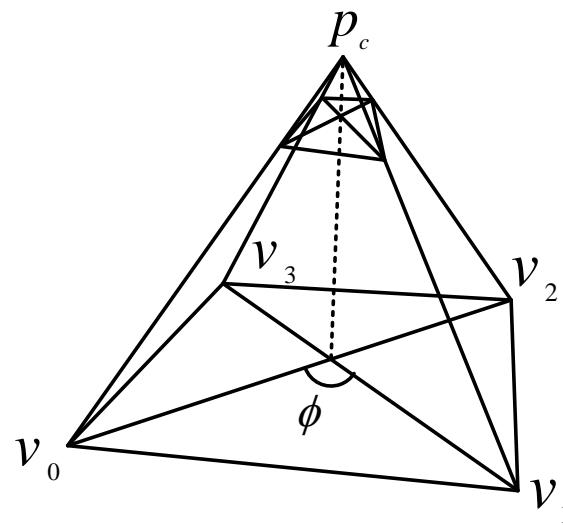


Figure 2.3: The configuration of coupled line camera model with a rectangle

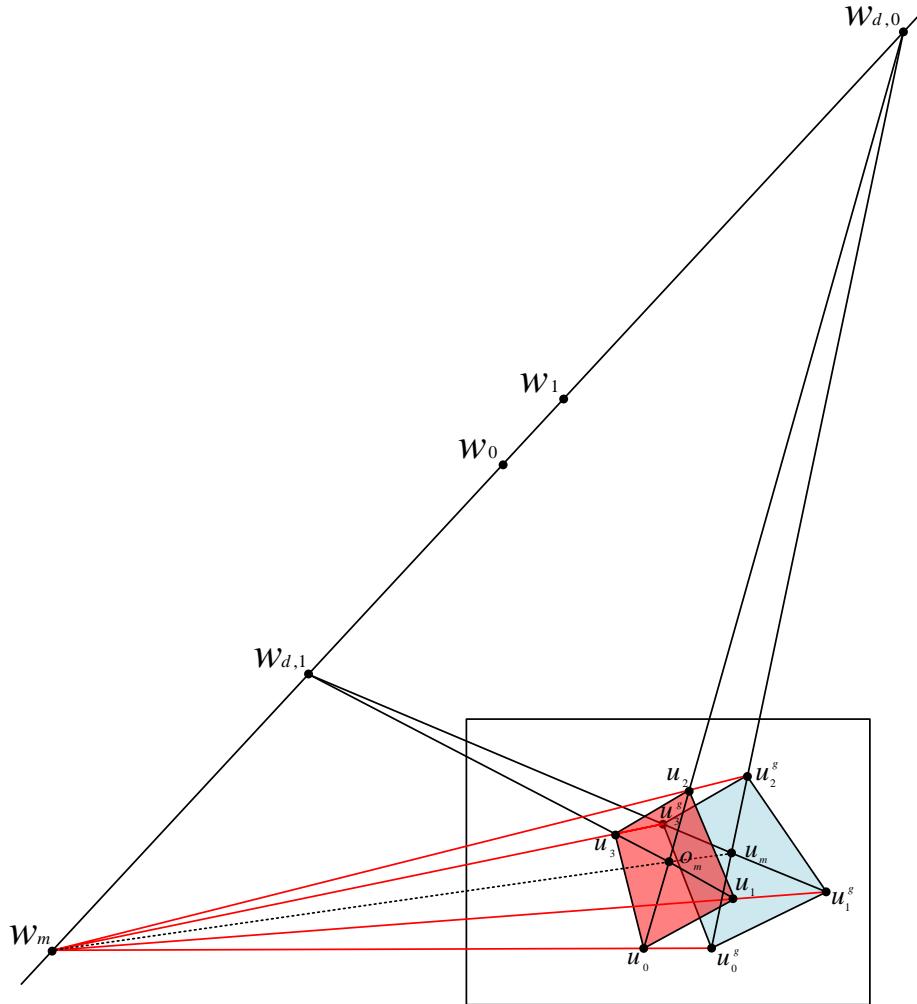


Figure 2.4: Off-Centered quadrilateral alignment with maintaining congruency

경우 같은 장면에서 크기가 다른 복수의 사각형에 대한 위치 추정 결과는 모두 다른 스케일을 가지므로, 동일한 위치에서 촬영된 영상에서 추출한 위치임에도 불구하고 추정에 사용된 특징 별로 상이한 값을 보이게 된다. 이에 스테레오 카메라를 이용하여 특징의 3차원 공간 정보를 완전히 추정하고 한 영상 내부의 복수의 특징에서 추정한 카메라의 위치 및 자세 결과물을 효율적으로 사용하는 방법에 대해 서술한다.

스테레오 카메라는 두 pinhole 카메라가  $X$ 축으로만  $b$ 만큼의 변위를 가지는 Figure 2.5와 같은 단순한 구조를 가지는 경우로 가정한다. 이 경우 두 카메라에서 3차원상의 점  $P$ 에 대응하는 점 쌍  $X_1 = (u_1, v_1), X_2 = (u_2, v_2)$ 에 대해 식 (2.6)의 관계를  $P$ 의 위치를 확정할 수 있음을 알 수 있다.

$$X = u_1 * \frac{Z}{f}, \quad Y = v_1 * \frac{Z}{f}, \quad Z = b * \frac{f}{u_1 - u_2} \quad (2.6)$$

식 (2.6)은 왼쪽 카메라를 기준으로 점  $P$ 의 위치를 표현한 것에 유의한다. 선분카메라쌍 알고리즘에서는 중심 정렬된 사각형에 대한 기하적 복원과 위치 추정을 수행한다. 위의 스테레오 카메라를 이용하여 얻을 수 있는 스케일 정보는 Figure 2.6의  $\|\overline{p_c u_m}\|$ 이며 위치 추정 결과의 스케일 보상을 위해 필요한 정보는 직사각형의 중점과 카메라의 투영 중심 사이의 거리  $\|\overline{p_c o_m}\|$ 이다. 이는  $o_m$ 을 중점으로 하는 가상의 정렬된 직사각형을 원점으로 두고 삼각형  $\Delta p_c o_m u_m$ 에 사인법칙을 적용하여 유도할 수 있다.

Figure 2.6에서  $\|\overline{p_c o_m}\|$ 을  $d$ ,  $\|\overline{p_c u_m}\|$ 을  $d'$ , 삼각형의 꼭지점인  $p_c, o_m, v_m$ 에 대한 각을  $\psi_1, \psi_2, \psi_3$ 이라 하고 평면  $\pi$ 에 대한 법선벡터를  $\vec{n} = [001]^T$ 이라고 둔다. 그 경우  $p_c$ 의 꼭지각  $\psi_1$ 는 Figure 2.2와 같이 영상평면과 광축이 수직을 이루고, 그 교점을  $u_{om}$ 이라 할 때 직각삼각형의 성질을 이용하여 아래와 같이 구할 수 있다.

$$\psi_1 = \tan^{-1} \frac{\|\overline{u_m u_{om}}\|}{f} \quad (2.7)$$

$o_m$ 의 꼭지각  $\psi_2$ 은 평면  $\pi$ 의 법선벡터와 식 (2.5)를 이용해서 유도할 수 있다.

$$\psi_2 = \frac{\pi}{2} - \cos^{-1} \frac{\vec{n} \cdot \vec{p}_c}{\|\vec{n}\| \|\vec{p}_c\|} \quad (2.8)$$

또한 삼각형  $\Delta p_c o_m u_m$ 에 대해 사인법칙에 의해 아래의 식이 성립한다.

$$\frac{d'}{\sin \psi_2} = \frac{d}{\sin \psi_3} \quad (2.9)$$

이를  $d$ 에 대해 정리하면 식 (2.10)와 같다.

$$\begin{aligned} d &= \frac{d'}{\sin \psi_2} \sin \psi_3 \\ &= \frac{d'}{\sin \psi_2} \sin(\pi - (\psi_1 + \psi_2)) \\ &= \frac{d'}{\sin \psi_2} \sin(\psi_1 + \psi_2) \end{aligned} \quad (2.10)$$

이와 같이 얻은  $d$ 를 이용해서 정확한 위치를 얻기 위해 실제 사각형의 크기를 구하여야 한다. Figure 2.2에서 직사각형의 중점에서 꼭지점까지 이은 선분에 해당하는  $\|\overrightarrow{o_m v_0}\|$ 의 거리를  $m$ 이라고 할 때  $d$ 와의 관계는 (2.11)와 같다.

$$m = d \frac{l_0}{f \sin \theta_0 + l_0 \cos \theta_0} \quad (2.11)$$

이를 이용해서 영상 위 원본 사변형의 꼭지점  $u_1, u_2, u_3, u_4$ 와 중심 정렬 된 직사각형의 꼭지점  $(m, 0), (m \cos \phi, m \sin \phi), (-m, 0), (-m \cos \phi, -m \sin \phi)$ 으로 평면 homography 를 구하여 카메라와 특징 간의 상대 자세를 복원할 수 있다.

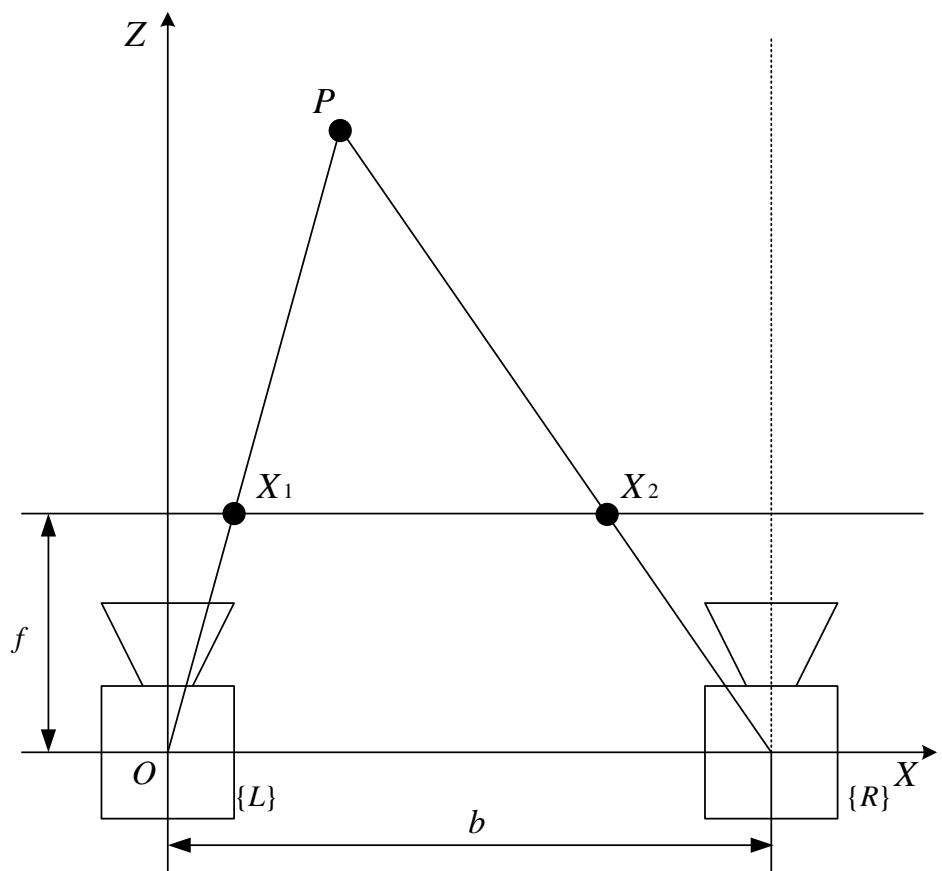


Figure 2.5: The configuration of simple stereo camera model

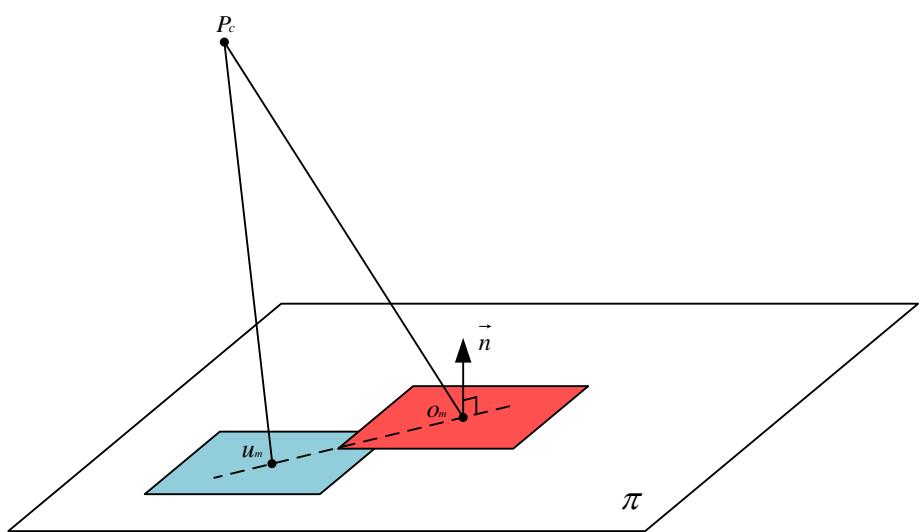


Figure 2.6: Distance compensation for off-centered rectangle

### III. 사각형 특징을 이용한 Factor Graph 기반 Visual SLAM

#### 3.1 SLAM을 위한 Factor Graph 표현 유도

복수의 사각형 특징 정보를 취합하여 특징지도 작성 및 위치 추정을 위하여 factor graph기반의 SLAM방법을 사용한다. Flitering 방법을 이용하는 접근과 다르게 이 방법에서는 로봇 또는 카메라의 현재 자세 만을 추정하는 것이 아니라 전체 경로를 추정 한다. loop closure 문제를 별도로 다룰 필요 없이 구성한 factor graph를 최적화 하는 것으로 해결할 수 있어 보다 정확한 지도 작성이 가능하게 한다. 또한 희소 선형대수 기법을 응용하여 전통적인 kalman filter기반의 SLAM을 대체할 수 있는 속도 개선과 증분형 계산이 가능한 알고리즘을 제안하고 있어 목적에 따라 같은 시스템으로 batch 처리, 실시간 처리를 선택하며 성능을 유지할 수 있다[28, 29, 30].

종래에 SLAM문제의 그래프 표현은 belief network라는 형태가 많이 사용되었다. belief network는 어떤 확률 변수 집합에 대해 조건부 독립 구조를 시각적으로 나타낸 것이다. 그래프를 구성하는 각 노드들은 앞 노드에만 직접적으로 의존하는 형태로, 방향성이 있고 비 순환성인 구조로 표현된다. Figure 3.1에 SLAM 문제를 belief network로 표현한 예시가 주어져 있다. Factor graph는 추정하고자 하는 확률밀도함수를 인수분해한 형태를 표현하는 무향성 양분 그래프(bipartite graph)의 일종이다. 이 형태는 marginal distribution의 효율적인 계산을 위해 주로 응용되는 형태이다.

$k$ 번째 로봇의 상태변수를  $x_k \in X$  ( $k \in 0, 1, 2, \dots, i$ ),  $m$ 번째 표식변수를  $l_m \in L$  ( $m \in 0, 1, 2, \dots, N$ ),  $n$ 번째 측정변수를  $z_n \in Z$  ( $n \in 0, 1, 2, \dots, j$ )이라 하자.

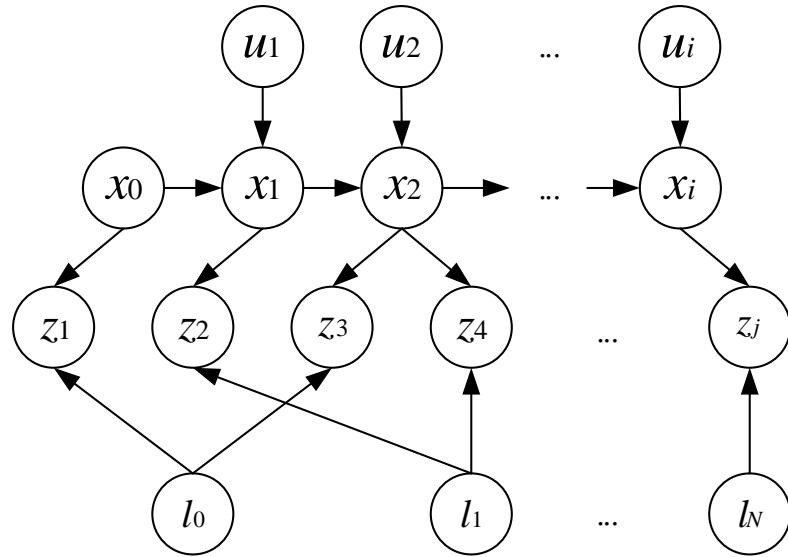


Figure 3.1: The example of belief network model for SLAM framework

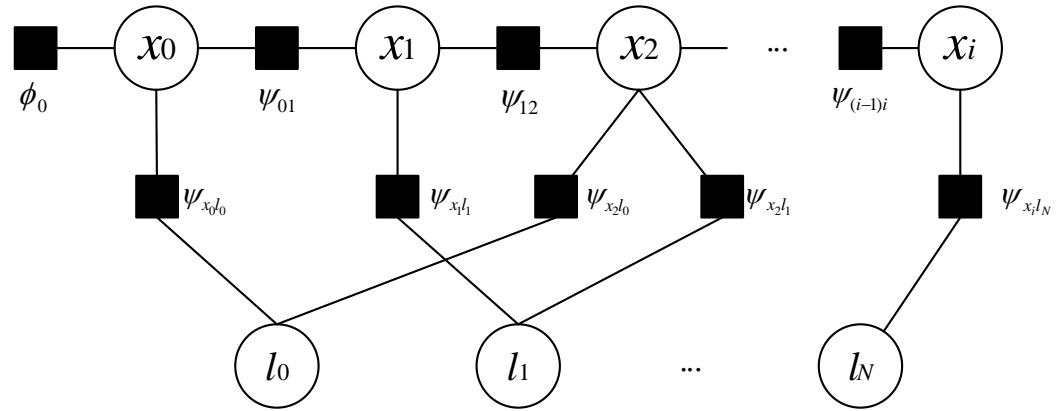


Figure 3.2: The example of factor graph model for SLAM framework

Belief network구조의 Figure 3.1에 해당되는 결합확률은 식 (3.1)과 같이 표현할 수 있다.

$$P(X, L, Z) = P(x_0) \prod_{k=1}^i P(x_k | x_{k-1}, u_k) \prod_{n=1}^j P(z_n | x_{kn}, l_{mn}) \quad (3.1)$$

통상적으로  $P(x_k | x_{k-1}, u_k)$ 는 로봇의 모션 모델,  $P(z_n | x_{kn}, l_{mn})$ 는 센서의 측정 모델이라 부른다. 여기서는 Data association문제를 고려하지 않고  $z_n$ 은 이미 알려져 있는 변수로 가정한다. 모델이 가우시안 분포를 따른다고 가정하면 로봇의 모션 모델을 식 (3.2)과 같이 표현할 수 있다.

$$x_k = f_i(x_{k-1}, u_k) + \omega_k, \quad P(x_k | x_{k-1}, u_k) \propto \exp -\frac{1}{2} \|f_i(x_{k-1}, u_k) - x_k\|_{\Lambda_k}^2 \quad (3.2)$$

마찬가지로 센서 관측 모델 또한 가우시안으로 가정 할 경우 식 (3.3)와 같이 표현할 수 있다.

$$z_n = h_n(x_{kn}, l_{mn}) + \nu_k, \quad P(z_n | x_{kn}, l_{mn}) \propto \exp -\frac{1}{2} \|h_n(x_{kn}, l_{mn}) - z_n\|_{\Sigma_n}^2 \quad (3.3)$$

이 때  $\|x\|_{\Sigma}^2 = x^T \Sigma^{-1} x$ 는 공분산  $\Sigma$ 에 대한 마할라노비스 거리를 말한다.

Factor graph는 위의 belief network모델에서 자연스럽게 유도할 수 있다. 측정변수  $z$ 는 알려진 값이므로 표식과 로봇의 상태변수를 연결하는 결합확률 factor의 매개변수로 간주할 수 있다. 제어 입력  $u$ 또한 로봇 상태변수 간의 factor의 매개변수로 간주하면 Figure 3.2과 같이 나타낼 수 있다. 이렇게 구성된 factor graph는 알려지지 않은 로봇의 상태변수와 표식에 대응하는 노드와  $z$  또는  $u$ 를 매개변수로 가지는 두 가지 종류의 factor를 가진다. 이를 일반적인 factor graph형태로 표현하면 모든 알려지지

않은 변수 $\Theta$ 에 대한 결합 확률은 식 (3.4)와 같다.

$$P(\Theta) \propto \prod_{\{i,j\}, i < j}^i \phi_i(\theta_i) \prod_j^j \psi_{ij}(\theta_i, \theta_j) \quad (3.4)$$

이 때 SLAM문제에서는  $\psi_{ij}(\theta_i, \theta_j)$ 는 두 개의 알려지지 않은 추정치 $\theta_i, \theta_j$ 에 대해 센서 관측치  $z$ 나 제어입력  $u$ 에 관한 정보를,  $\phi_i(\theta_i)$ 는  $\theta_i$ 에 대한 초기치에 대한 정보를 내포하고 있다. 정리하면 식 (3.5)와 같다.

$$\begin{aligned} \phi_0(x_0) &\propto P(x_0) \\ \psi_{(k-1)k}(x_{k-1}, x + k) &\propto P(x_k | x_{k-1}, u_k) \\ \psi_{knmn}(x_{kn}, l_{mn}) &\propto P(z_n | x_{kn}, l_{mn}) \end{aligned} \quad (3.5)$$

이와 같이 알려져 있는 변수와 이미 알려진 값으로 나누어 factor graph를 구성하여 SLAM문제를 정의할 수 있음을 보였다.

### 3.2 최소자승법을 이용한 Factor Graph기반 위치 추정 및 지도 작성

이번 장에서는 구성한 factor graph를 이용하여 로봇의 상태변수와 표식들의 최적 추정치를 찾기 위한 방법을 설명한다. Filtering방식에서는 현재 로봇의 상태와 지도를 최대우도추정 또는 최소제곱추정을 하는 것에 비해 여기서는 전체 로봇 상태변수  $X$ , 지도  $L$ , 주어진 모든 측정값  $Z$ , 제어입력  $U$ 을 이용하여 최대사후확률 추정을 한다. 이전에 서술한대로 이미 알고있는 측정값과 제어입력은 factor의 매개변수로 포함되고 추정해야 할 미지변수의 집합  $X, L$ 을 한 데 모아  $\Theta := [X \ L]^T$ 로 둔다. 이 가정을

토대로 결합확률  $P(X, L, Z)$ 을 최대로 하는  $\Theta^*$ 를 식 (3.6)로 나타낸다.

$$\begin{aligned}\Theta^* &:= \arg \max_{\Theta} P(X, L|Z) \\ &= \arg \max_{\Theta} P(X, L, Z) \\ &= \arg \min_{\Theta} -\log P(X, L, Z)\end{aligned}\tag{3.6}$$

초기 자세  $x_0$ 를 상수로 가정하고 로봇의 모션 모델과 센서의 측정모델을 식 (3.2),

(3.3)을 사용할 경우 비선형 최소자승 문제로 식 (3.7)을 유도할 수 있다.

$$\Theta^* := \arg \min_{\Theta} \left\{ \sum_{k=1}^i \|f_k(x_{k-1}, u_k) - x_k\|_{\Lambda_k}^2 + \sum_{n=1}^j \|h_n(x_{kn}, l_{mn}) - z_n\|_{\Sigma_n}^2 \right\} \tag{3.7}$$

컴퓨터를 이용하여 비선형 최소자승 문제를 풀기 위해서는 식 (3.7)을 선형 최소자승 문제로 환원하여 접근하여야만 한다. 주어진 모션 모델을 truncated taylor expansion을 이용해 선형화 하면 아래와 같다.

$$f_k(x_{k-1}, u_k) - x_k \approx \{f_k(x_{k-1}^0, u_k) + F_k^{k-1} \delta x_{k-1}\} - \{x_k^0 + \delta x_k\} \tag{3.8}$$

마찬가지로 주어진 센서 관측 모델을 truncated taylor expansion을 이용해 선형화 하면 아래와 같다.

$$h_n(x_{kn}, l_{mn}) - z_n \approx \{h_n(x_{kn}^0, l_{mn}^0) + H_n^{kn} \delta x_{kn} + J_n^{mn} \delta l_{mn}\} - z_n \tag{3.9}$$

이 때  $F_k^{k-1}, H_n^{kn}, J_n^{mn}$ 은 각각 로봇 상태변수에 대한 로봇 모션 모델의 자코비안 행렬, 센서 관측 모델의 자코비안 행렬, 표식에 대한 센서 관측 모델의 자코비안 행렬이다.

$$\begin{aligned}F_k^{k-1} &= \frac{\partial f_k(x_{k-1}, u_k)}{\partial x_{k-1}} \Bigg|_{x_{k-1}^0}, \\ H_n^{kn} &= \frac{\partial h_n(x_{kn}, l_{mn})}{\partial x_{kn}} \Bigg|_{(x_{kn}^0, l_{mn}^0)}, \\ J_n^{mn} &= \frac{\partial h_n(x_{kn}, l_{mn})}{\partial l_{mn}} \Bigg|_{(x_{kn}^0, l_{mn}^0)}\end{aligned}\tag{3.10}$$

위에서 표기 상 편의를 위해 사용하였던 마할라노비스 거리 표기를 일반적인 유클리디언 거리 표기로 환원하기 위해 아래의 식을 이용한다.

$$\|x\|_{\Sigma}^2 = (\Sigma^{-T/2}x)^T(\Sigma^{-T/2}x) = \|\Sigma^{-T/2}x\|_2^2 \quad (3.11)$$

선형화한 모션 모델과 관측 모델을 이용하여 식 (3.7)를 선형 최소자승 문제로 근사한 식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \delta^* := \arg \min_{\delta} & \left\{ \sum_{k=1}^i \|F_k^{k-1}\delta x_{k-1} - I\delta x_k - (x_k^0 - f_k(x_{k-1}^0, u_k))\|_{\Lambda_k}^2 \right. \\ & \left. + \sum_{n=1}^j \|H_n^{kn}\delta x_{kn} + J_n^{mn}\delta l_{mn} - (z_n - h_n(x_{kn}^0, l_{mn}^0))\|_{\Sigma_n}^2 \right\} \end{aligned} \quad (3.12)$$

식 (3.12)에서  $\{x_k^0 - f_k(x_{k-1}^0, u_k)\}, \{z_n - h_n(x_{kn}^0, l_{mn}^0)\}$ 는 각각 로봇 제어 입력 또는 odometry의 예측 오차, 센서 측정치의 예측 오차이며 통상적으로 시간에 따라 변하지 않는 상수이다. 이에 식 (3.12)를  $\delta$ 에 관한 항들과 상수항들을 나누어 각각 행렬, 벡터 형태로 묶으면 아래와 같이 일반적인 선형 최소자승 문제의 형태로 정리할 수 있다.

$$\delta^* := \arg \min_{\delta} \|A\delta - b\|_2^2 \quad (3.13)$$

이 때  $A$ 의 블록 구조는 factor graph의 인접행렬과 완전히 동일하며, 각 변수 간의 상관관계가 대부분 존재하는 특수한 경우가 아니라면  $A$ 는 희소행렬의 형태를 가진다.  $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 인 full-rank 행렬이라 하면 선형 최소자승법의 유일해는 (3.14)와 같다.

$$A^T A \delta^* = A^T b \quad (3.14)$$

희소행렬의 성질을 이용하여 이를 효율적으로 풀기 위해  $A^T A$ 가 대칭 양행렬임을 이용하여 Cholesky factorization을 수행한다.

$$A^T A = R^T R, \text{ where } R \text{ is upper-triangular matrix} \quad (3.15)$$

위와 같이 factorization이 수행 되어 있는 경우에는  $R^T y = A^T b$ 를 구한 뒤  $R\delta^* = y$ 로 간단하게 최소자승법의 해를 구할 수 있다.

## IV. 영상 분할 방법을 이용한 사각형 특징 추출 방법

직사각형은 투영변환에 의해 영상에서 사변형의 형태로 나타나게 된다. 사변형은 선분 4개와 면으로 이루어진 도형이므로 생성적 관점에서 이를 검출하는 방법도 이와 관련되어 있다. 직선의 추출에 널리 이용되는 방법에는 Table 4.1에 서술한 hough transform을 이용한 방법이 대표적이다. 이 방법은 카테시안 좌표계에서 표현되는 직선의 방정식  $y = ax + b$ 꼴을 변형하여  $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$ 와 같이 파라미터 기준 좌표계로 치환하고, 파라미터 좌표계 위에서의 한 점이 직선 하나에 대응하는 성질을 응용하여 카테시안 좌표계 위의 점들을 파라미터 공간으로 변환하며 생기는 정현파 형태의 함수를 이산화하여 모든 점에 대해 파라미터 공간에 대한 accumulator를 만든다. 만들어진 accumulator를 이용하여 일정 값이 넘는 점에 대해 카테시안 공간의 직선으로 추출한다. Canny edge 검출기등의 방법을 이용해서 영상의 edge정보를 추출한 뒤, 그 픽셀 값을 SLAM에 사용할 사각형 특징을 추출하기 위해 영상 분할 기술을 바탕으로 접근한다.

Table 4.1: Hough transform for line detection

---

<b>Algorithm</b> Hough transform for line detection
<b>Input</b> $B$ -A binary edge image, $N$ -thresholding level
<b>Output</b> $\{\chi = (\rho, \theta)\}$ - set of line parameters, $i = 0, 1, \dots, n$ .
<pre> 1: Initialize accumulator array <math>A(i, j)</math> to zeros 2: <b>for</b> all elements of the binary edge image <math>B(x, y)</math> <b>do</b> 3:   <b>if</b> <math>B(x, y) == 1</math> <b>then</b> 4:     <b>for</b> all elements of the accumulator array <math>A(\rho, \theta)</math> <b>do</b> 5:       Increase the value of corresponding cell associated with <math>\rho = x \cos \theta +</math>        <math>y \sin \theta</math>. 6:     <b>end for</b> 7:   <b>end if</b> 8: <b>end for</b> 9: Find all local maxima in accumulator array <math>A</math> and store in <math>\chi</math> </pre>

---

Table 4.2: Image thresholding based rectangle detection

---

<b>Algorithm</b> Image thresholding based rectangle detection
<b>Input</b> $I$ -An image obtained by the camera, $N$ -thresholding level
<b>Output</b> $\{P_i\}$ - set of quadruple vertices of rectangles, $i = 0, 1, \dots, n$ .
<pre> 1: <b>for</b> <math>i = 0, 1, \dots, N</math> <b>do</b> 2:   Do image thresholding for an image <math>I</math> 3:   Find a set of contours <math>C = \{c_0, c_1, \dots, c_j\}</math> using chain code method in an    thresholded image. 4:   <b>for</b> each contour <math>c_k</math> <b>do</b> 5:     Find a set of connected line segments <math>L</math> in the contour <math>c_k</math> using split-      and-merge method. 6:     <b>if</b> the number of elements in <math>L = 4</math> and satisfying convexity <b>then</b> 7:       <b>end if</b> 8:     <b>end for</b> 9:   <b>end for</b> </pre>

---

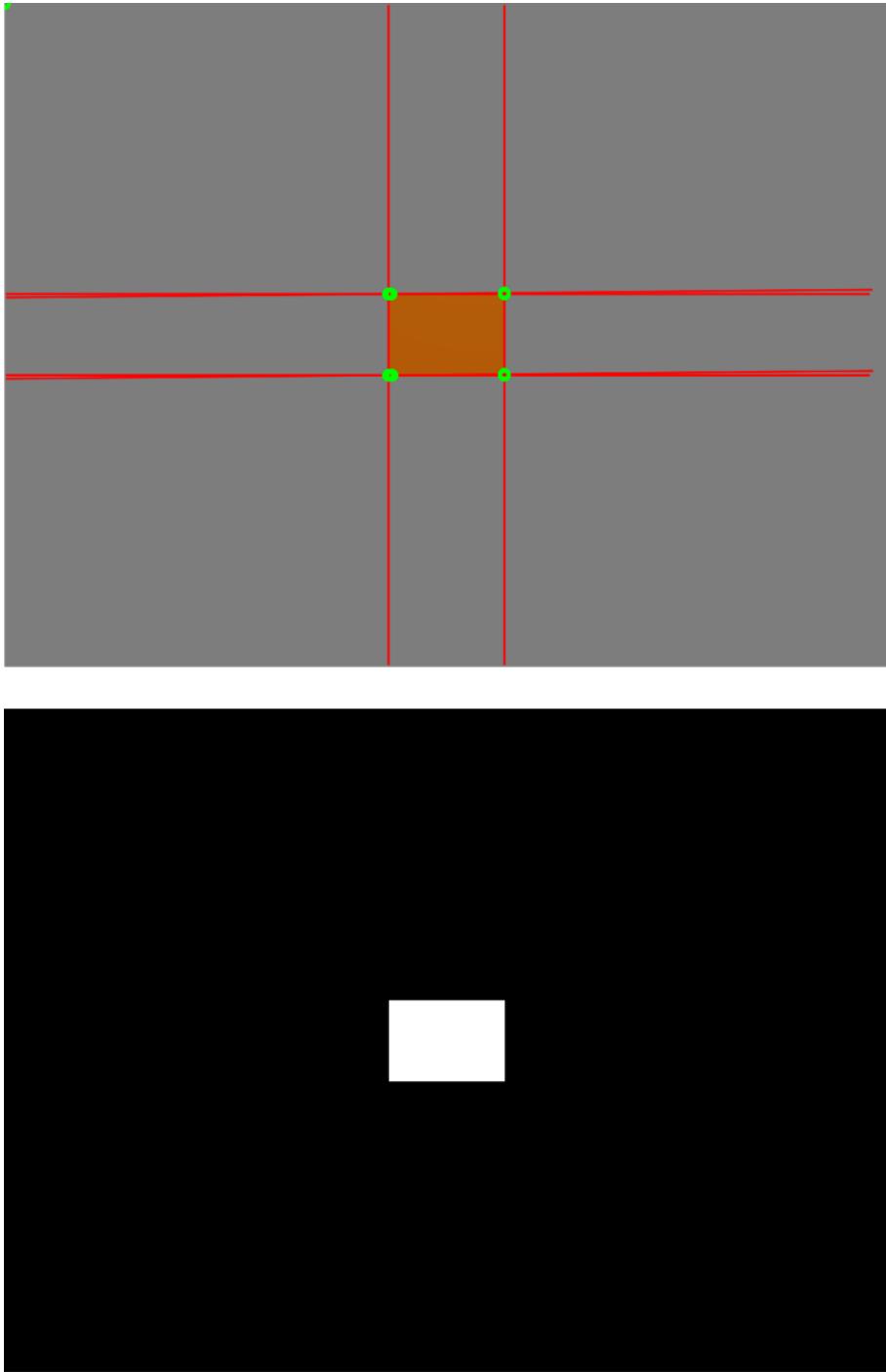


Figure 4.1: The configuration of simple stereo camera model

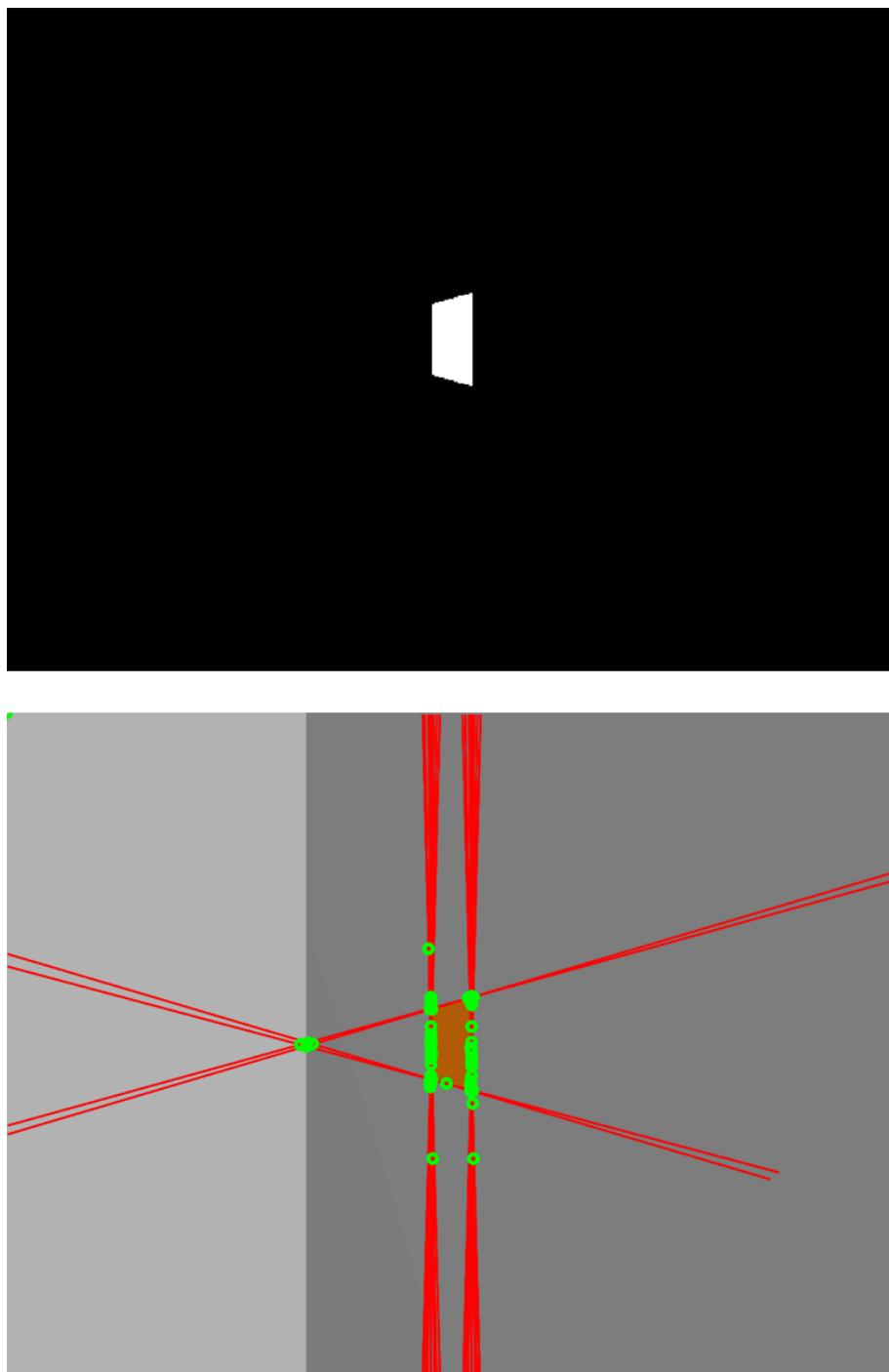


Figure 4.2: The configuration of simple stereo camera model

## V. 사각형 특징을 위한 특징 기술자

일반적인 점 특징이 특징 기술자로 점 근방의 국소 패치를 가공하여 이용하는 것에  
비해 사각형은 특징의 내부에 특징 기술자로서 사용될 수 있는 정보가 포함되어 있다.  
특징 추출 시 사각형의 네 꼭지점은 같은 평면 상에 위치하는 것을 가정했으므로 점  
특징 기반의 특징 기술자가 국부 패치 위의 영상은 같은 평면 상에

## VI. 실험결과

## 참 고 문 헌

- [1] B. Y. H. Durrant-whyte, T. I. M. Bailey, P. Cheeseman, J. Crowley, H. Durrant, and H. Durrant-Whyte, “Simultaneous localization and mapping: part I,” *Robotics & Automation Magazine, IEEE*, vol. 13, no. 2, pp. 99–110, 2006.
- [2] G. Dissanayake, H. Durrant-whyte, and T. Bailey, “A computationally efficient solution to the simultaneous localisation and map building (slam) problem.” in *Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA '00. IEEE International Conference on*, no. April 2000, 2000, pp. 1009 – 1014 vol.2.
- [3] R. Martinez-Cantin and J. A. Castellanos, “Unscented SLAM for large-scale outdoor environments,” in *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*, 2005, pp. 328–333.
- [4] S. Thrun, Y. Liu, D. Koller, A. Ng, Z. Ghahramani, and H. Durrant-Whyte, “Simultaneous Localization and Mapping with Sparse Extended Information Filters,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 23, no. 7, pp. 693–716, 2003.
- [5] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit, “FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem,” in *Pro-*

*ceedings of the National conference on Artificial Intelligence.* Menlo Park, CA; Cambridge, MA; London; AAAI Press; MIT Press; 1999, 2002, pp. 593–598.

- [6] R. Kümmerle, G. Grisetti, H. Strasdat, K. Konolige, and W. Burgard, “G2o: A general framework for graph optimization,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011, pp. 3607–3613.
- [7] P. Newman, D. Cole, and K. Ho, “Outdoor SLAM using visual appearance and laser ranging,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 2006, 2006, pp. 1180–1187.
- [8] S. Se, D. Lowe, and J. Little, “Vision-based global localization and mapping for mobile robots,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 21, no. 3, pp. 364–375, 2005.
- [9] E. Eade and T. Drummond, “Scalable Monocular SLAM,” in *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1 (CVPR’06)*, vol. 1. Ieee, 2006, pp. 469–476.
- [10] A. J. Davison, I. D. Reid, N. D. Molton, and O. Stasse, “MonoSLAM: Real-time single camera SLAM,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 29, no. 6, pp. 1052–1067, 2007.
- [11] B. Triggs, P. F. McLauchlan, R. I. Hartley, and A. W. Fitzgibbon, “Bundle Adjustment — A Modern Synthesis,” *Vision Algorithms: Theory and Practice*, vol. 1883, pp. 298–372, 2000.

- [12] G. Klein and D. Murray, “Parallel tracking and mapping for small AR workspaces,” in *2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, ISMAR*, 2007.
- [13] H. Strasdat, J. M. M. Montiel, and A. J. Davison, “Real-time monocular SLAM: Why filter?” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2010, pp. 2657–2664.
- [14] C. Forster, M. Pizzoli, and D. Scaramuzza, “SVO : Fast Semi-Direct Monocular Visual Odometry,” in *IEEE Int. Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2014.
- [15] J. Engel, T. Sch, and D. Cremers, “LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM,” in *Computer Vision–ECCV 2014*. Springer International Publishing, 2014, pp. 834–849.
- [16] M. J. Milford and G. F. Wyeth, “Biologically Inspired SLAM System,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 5, pp. 1038–1053, 2008.
- [17] M. Cummins and P. Newman, “Appearance-only SLAM at large scale with FAB-MAP 2.0,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 30, no. 9, pp. 1100–1123, 2011.
- [18] M. J. Milford and G. F. Wyeth, “SeqSLAM: Visual route-based navigation for sunny summer days and stormy winter nights,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2012, pp. 1643–1649.

- [19] W. Li and D. Song, “Toward featureless visual navigation : simultaneous localization and planar surface extraction using motion vectors in video streams,” in *IEEE Int. Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2014, pp. 9–14.
- [20] Y. Lu and D. Song, “Visual Navigation Using Heterogeneous Landmarks and Unsupervised Geometric Constraints,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 31, no. 3, pp. 736–749, 2015.
- [21] R. F. Salas-Moreno, R. A. Newcombe, H. Strasdat, P. H. J. Kelly, and A. J. Davison, “SLAM++: Simultaneous localisation and mapping at the level of objects,” in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013, pp. 1352–1359.
- [22] D. Nistér, “Preemptive RANSAC for live structure and motion estimation,” *Machine Vision and Applications*, vol. 16, no. 5, pp. 321–329, 2005.
- [23] J. J. Guerrero, a. C. Murillo, and C. Sagüés, “Localization and matching using the planar trifocal tensor with bearing-only data,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 2, pp. 494–501, 2008.
- [24] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, 2003. [Online]. Available: <https://books.google.com/books?hl=ko{&}lr={&}id=si3R3Pfa98QC{&}pgis=1>

- [25] J.-H. Lee, “Camera calibration from a single image based on coupled line cameras and rectangle constraint,” in *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International ...*, no. Icpr, 2012, pp. 758–762.
- [26] ——, “A New Solution for Projective Reconstruction Based on Coupled Line Cameras,” *ETRI Journal*, vol. 35, no. 5, pp. 939–942, oct 2013.
- [27] ——, “New Geometric Interpretation and Analytic Solution for Quadrilateral Reconstruction,” in *2014 22nd International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, aug 2014, pp. 4015–4020.
- [28] F. Dellaert and M. Kaess, “Square Root SAM: Simultaneous Localization and Mapping via Square Root Information Smoothing,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 25, no. 12, pp. 1181–1203, 2006.
- [29] M. Kaess, A. Ranganathan, and F. Dellaert, “iSAM: Fast incremental smoothing and mapping with efficient data association,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, no. April, 2007, pp. 1670–1677.
- [30] M. Kaess, H. Johannsson, R. Roberts, V. Ila, J. Leonard, and F. Dellaert, “ISAM2: Incremental smoothing and mapping with fluid relinearization and incremental variable reordering,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011, pp. 3281–3288.
- [31] W. Zhang and J. Košecká, “Extraction, matching and pose recovery based on dominant rectangular structures,” in *Proceedings - 1st IEEE International*

*Workshop on Higher-Level Knowledge in 3D Modeling and Motion Analysis,  
HLK 2003*, 2003, pp. 83–91.

- [32] F. Han and S. C. Zhu, “Bottom-up/top-down image parsing with attribute grammar,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 1, pp. 59–73, 2009.
- [33] B. Mičušík, H. Wildenauer, and J. Košecká, “Detection and matching of rectilinear structures,” in *26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, 2008.
- [34] C. R. Jung and R. Schramm, “Rectangle detection based on a windowed hough transform,” in *Brazilian Symposium of Computer Graphic and Image Processing*, 2004, pp. 113–120.
- [35] J. C. Bazin, I. Kweon, C. Demonceaux, and P. Vasseur, “Rectangle extraction in catadioptric images,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2007.
- [36] H. Bhaskar, N. Werghi, and S. Al Mansoori, “Combined spatial and transform domain analysis for rectangle detection,” *Audio, Transactions of the IRE Professional Group on*, pp. 1–7, 2010.

## 감사의 글

감사의 글을 적으시면 되겠습니다. 감사합니다.

이재민 배상