석 사 학 위 논 문

선분 카메라쌍 알고리즘을 이용한 사각형 특징의 기하학적 자세 추정을 통한 확장 칼만필터 기반 비주얼 SLAM

충 북 대 학 교 대 학 원

전기·전자·컴퓨터학부 제어로봇공학전공

이 재 민

지도교수 박 찬 식

2016 년 8 월

선분 카메라쌍 알고리즘을 이용한 사각형 특징의 기하학적 자세 추정을 통한 확장 칼만필터 기반 비주얼 SLAM

지도교수 박 찬 식

이 논문을 공학석사학위
청구논문으로 제출함

2016 년 5 월

충북대학교 대학원

전기·전자·컴퓨터학부 제어로봇공학전공

이 재 민

본 논문을 이재민의 공학석사학위 논문으로
인정함.

심사위원장 ______________________.

심사위　원 ______________________.

심사위　원 ______________________.

충북대학교　대학원

2016 년 6 월

차 례

ABSTRACT*

Extended Kalman Filter based Visual SLAM with Geometric Pose Estimation of a Rectangle Feature using Coupled Line Camera Algorithm

Jaemin Lee

Department of Electric ElectronicsComputer Engineering, Graduate School
Chungbuk National University
Cheongju, Korea

(Supervised by Professor Chan sik Park)

Modern networks are large-scale, composed of many layers with tens of thousands of devices. Cloud computing data centers and multi-layered transport networks are examples of such networks. ...

*A dissertation submitted to the committee of Graduate School, Chungbuk National University in a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy conferred in August 2016.

List of Tables

List of Figures

제 1 장

서론

1.1 연구 배경

1961년 미국의 유니메이션 (Unimation) 사에서 개발한 산업용 로봇 유니메이트(Unimate)를 시작으로 로봇은 비약적인 발전을 거듭하여 왔다. 그러나 많은 사람들이 기대하였던 인간의 지능을 가지거나 일상생활 속에서 인간과 공존하는 로봇은 아직도 초기 단계이다. 이는 로봇의 '몸'에 해당하는 기계학적인 제어 부분의 발전보다는 로봇의 '두뇌' 부분에 해당하는 알고리즘 부분의 발전이 여전히 필요하다는 것을 의미한다. 그 중 로봇의 자율주행은 인간과 공존하기 위한 로봇의 선결조건이라 할 수 있다. 로봇의 조작을 위해서 인간이 끊임없이 로봇 곁에서 로봇을 제어해 줄 수는 없으므로 로봇이 주변의 환경을 인식하고 그에 따른 자신의 위치를 파악한 뒤 원하는 목적을 달성하기 위해 스스로 움직일 수 있어야하기 때문이다. Simultaneous Localization and Mapping(SLAM)이란 로봇이 주행하면서 현재의 위치를 알아냄(localization)과 동시에 주변의 환경 지도를 작성(mapping)하는 알고리즘을 의미한다. 1980년대 이후 통계학 이론과 다양한 네비게이션 장치를 활용한 연구들이 진행되었고, 1995년 International Symposium on Robotics Research에서 SLAM이란 용어가 처음 등장했다. 1991년 Durrant-whyte 에 의해 칼만 필터 방법론에 기반한 확률적 접근으로 이론이 정립되었고, 뒤를 이어 계산 복잡도, 데이터 조합, 구현 등에 관한 연구가 활발히 진행되었다. SLAM을 위해 LRF(Laser Range Finder), sonar 등과 같은 거리 센서를 사용한 연구가 주로 진행되어 왔는데 이는 대부분 센서의 정보량에 비해 부피가 크고 가격이 비싸다는 약점을 가지고 있다.

카메라는 최근의 반도체 기술의 발전에 힘입어 매우 넓은 범위의 환경 정보를 값싸게 제공할 수 있어 SLAM에 효과적으로 사용될 수 있다. 시각 정보를 이용한 SLAM을 visual SLAM 이라 부르고 단일 카메라, 스테레오 카메라, 전방위카메라를 이용한 SLAM으로 크게 나뉠 수 있다. 1998년 Davison등이 유럽 컴퓨터 비전 컨퍼런스(European Conference on Computer Vision)에 다른 센서 없이 카메라만을 사용한 방법을 제시함으로써, visual SLAM이 본격적으로 발전하게 되었다.[1] visual SLAM은 보통 단일 또는 다수 카메라의 입력 이미지의 코너, 에지(edge) 특징 등을 분석하고 이로부터 카메라의 이동 정보와 주변 지형(landmark)의 3차원 위치를 실시간으로 추정한다. A. Davison은 단일 카메라로 얻어진 이미지에 확률적 해석 방법을 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter) 상에 적용한 모노 SLAM 시스템을 제안하였다. 이후의 다른 연구에서는 카메라 추적과정을 안정화하기 위해 파티클(particle) 필터[4] 등이 적용되었으며, 3차원 정보가 바로 얻어지는 스테레오 SLAM[5], 컬러 및 적외선 카메라를 이용하는 방법 등도 있다[6]. 그러나 추정된 카메라 정보를 단순히 누적하는 경우 특징점의 잘못된 매칭(matching)으로 인한 오차가 지속적으로 증가하며, 맵이 넓어짐에 따라 카메라의 위치를 추정하는 데 완전히 실패할 수 있다. 대부분의 visual SLAM의 연구는 특징으로써 점 정보를 사용하였다. 영상을 이용해 카메라의 상대적인 자세 추정을 수행하기 위한 많은 알고리즘들이 영상 내의 복수의 점을 추출하여 사용하는 알고리즘이다. 여기에 점 특징 지도를 더하여 SLAM알고리즘으로 사용하는 형태에서 직선을 landmark로 사용하여 SLAM을 하는 연구가 몇 년 전부터 진행되었다.[7, 8] 또한 직선 성분이 많은 인공 구조물로 구성된 실내 환경에서는 직선을 이용한 SLAM이 점 정보를 이용한 것에 비해 더 유용한 정보를 제공할 수 있다는 연구가 제시되었다[9, 10]. 이러한 점을 바탕으로 단일 카메라를 이용하여 복도 환경에서 SLAM을 했을 경우 수직 직선과 바닥 직선으로 지도를 작성하는 연구가 있다[11]. 기존의 EKF visualSLAM 시스템은 특징점 주변에 일정한 크기의 패치를 예측된 카메라의 자세에 따라 워핑(warping)하여 이전 프레임의 패치의 밝기 값에 대한 상관(correlation) 정보를 검사하는 매칭 방식이 일반적이다[12]. 그러나 패치의 워핑과 상관 계수의 계산과정은 연산량이

많으며, 특징에 대한 정확한 기술보다는 시퀀스 상에서 연속된 매칭에 보다 적합하다. 따라서 급격한 카메라의 움직임시 부정확한 매칭 결과로 인한 오차가 발생한다. William et al.의 연구에서는 확장 칼만필터 SLAM시스템에서 오차가 누적되거나 급격하게 카메라를 이동하는 경우를 판단하여 이전 프레임까지 구축된 맵 정보를 전역적(exhaustive)으로 탐색하여 카메라 정보를 재 초기화하는 방법이 제안되었다[13]. 그 후 조금 더 발전된 방법으로 오차 누적으로 인한 추정값의 신뢰도 감소와 카메라의 드리프트(drift) 오차에 따른 특징점의 추적 실패를 판단하고 이전 프레임까지 구축한 특징점 정보를 다시 검색하여 3점 자세 (3-point pose) 알고리즘으로 카메라 파라미터를 추정하는 방법을 제시하였다[14].

1.2 사각형 특징을 이용한 VSLAM알고리즘의 이점

-효율적인 사각형특징 추출 알고리즘 개발의 필요성 -실내환경과 도심환경에서 모두 적용 가능한 scalable SLAM알고리즘 -물체인식과 결합한 보다 semantic 지도를 작성 가능케 함 -특징으로부터 고속으로 카메라의 자세를 얻어낼 수 있다(그러나 특징 추출속도가 관건으로 예상됨)

본 연구에서는 사각형 특징을 이용한 Visual SLAM알고리즘을 제안한다. 기존에 주로 연구되어 온 방법은 점 특징을 이용하는 것으로 영상에서 복수의 특징점을 찾고 매칭하여 카메라의 상대 위치와 자세를 갱신한다. 점 특징 기반의 SLAM은 로봇의 위치 추정과 지도 작성 모두 점을 이용하는 방법이라 할 수 있다. 그러나 점 특징의 특성 상 정보량이 굉장히 적어 SLAM에서 중요하게 다루어지는 data association문제, loop closing 문제에 효과적으로 대처하기 힘들다. 이 연구에서 제안하는 사각형 특징은 특정한 기하관계를 만족하는 4개의 점이다. 사각형 특징이 평면 위에 존재한다는 가정 하에 특징과 카메라 사이의 homography를 찾는 것으로 다수의 점을 이용하여 essential matrix를 얻는 것을 대체할 수 있다. 이는 지표가 고르지 못한 자연지형이나

카메라 추적 연구는 시퀀스 상에서 특징점의 대응관계를 기반으로 하기 때문에 검출 및

Figure 1.1: A picture of the same gull looking the other way!

매칭의 정확도에 의해 시스템 성능이 크게 영향 받는다. 기존 매칭과정에서는 특징 주변의 이미지 패치(patch)간의 상관도(correlation)를 구하거나 카메라 변환 등을 고려한 다해상도 패치의 차분(difference) 연산을 적용한다. 보다 정확한 매칭과 대상 장면의 기술을 위해 SIFT, SURF등의 특징 기술자(descriptor)를 적용하지만, 특징점의 추출과 기술자의 생성에는 많은 연산이 요구되기 때문에 실시간 응용분야에는 적합하지 않다.

사전에 구조화되지 않은 환경에서 평면 등의 기하 정보를 추정하는 기술은 증강현실에서 실제 및 가상 물체간의 상호작용을 위해 중요하다. Chekhlov은 재구성된 3차원 점 클라우드(cloud)로부터 평면 구조를 유추하여 SLAM 맵에 결합하였다[15]. 그러나 장면에 대한 맵이 증가하면서 발생하는 누적 오차나 잘못된 매칭 등으로 인한 오차 등은 고려되지 않았다. 시퀀스에서 자동적으로 평면을 검출하기 위한 방법은 일반적으로 호모그래피의 변환 오차를 비교하지만, 이를 판단하기 위한 문턱치(threshold)를 결정하기 어렵다. 또한 특징 집합으로 구성되는 동일 평면들을 구별하는 반복 투표(voting) 방법은 계산이 많기 때문에 실시간 분야

에 활용되기 어렵다. Simon은 게임 등의 실시간 활용을 위해 평면을 검출하고 이를 재구성하는 방법을 제안했다[16]. 대상 영상을 격자(grid)로 나누고 허프(hough) 변환의 국소 최대치(local maxima)를 구하여 동일 평면에 해당하는 사각형을 선택한다. 동일 사각형의 클러스터(cluster)와 참조 평면과의 교차선 영역을 구하며, 이를 이용해 3차원 위치와 방향정보를 구한다. 그러나 참조 평면을 구성하는 이미지의 2차원 다각형은 사용자의 수작업을 통해 설정하며, 실제 공간에 적용한 결과 를 제시하지 못했다.

목표 1 : robust rectangle detection in perspective image 본 연구에서 제안하는 SLAM 방법에 사용할 직사각형 특징을 추출하는 기술을 개발한다. 알려지지 않은 투영구조를 가진 이미지에서 사변형 특징을 검출하고 perspective warp되기 이전에 직사각형으로서의 제약조건을 만족하는 사변형을 찾는다. 연속된 scene에서 일관된 특징이 추출될 수 있도록 검출된 특징을 refine한다.

목표 2 : Scalable SLAM with rectangle feature 직사각형 특징을 이용한 SLAM알고리즘으로 도심지와 같은 환경에서의 large-scale SLAM문제와 복도나 방 안과 같은 환경에서의 small-scale SLAM문제를 동시에 해결할 수 있는 scalableSLAM 기술을 연구한다.

목표 3 : real-time SLAM using coupled line camera calibration method that finds homography analytically 기존의 많은 연구에서는 epipolar geometry를 통해 얻은 essential matrix에 특이값 분해를 통해 camera의 motion estimation을 수행하였다. 본 연구에서는 coupled line camera를 이용한 camera calibration 기법으로 해석적인 방법으로 homography를 얻어 보다 빠르게 motion estimation을 수행

visual SLAM은 자율이동로봇의 주행 뿐 아니라 웨어러블 컴퓨팅, 사용자 인터페이스, 증강 현실, 로봇 수술 등의 분야에 응용된다.

제 2 장

EKF-SLAM Framework를 이용한 사각형 특징 기반의 Visual SLAM

2.1 SLAM Framework

영상 위의 사변형을 구성하는 각 점을 가우시안 확률변수로 표현

$$y_t = \begin{bmatrix} X_t & m \end{bmatrix}^T$$

$$X_t = \begin{bmatrix} x & y & z & \mathbf{q} \end{bmatrix}^T$$

$$m_i = \begin{bmatrix} x_i & y_i & z_i & \mathbf{q}_i \end{bmatrix}^T$$

$$u_t = \begin{bmatrix} v_x & v_y & v_z & q_{\omega,u} & q_{x,u} & q_{y,u} & q_{z,u} \end{bmatrix}^T$$

where $\mathbf{q} = \begin{bmatrix} \eta & \epsilon_x & \epsilon_y & \epsilon_z \end{bmatrix}^T$ a quaternion

$$Z_t^i = \begin{bmatrix} N(u_i, \sigma_{u_i}) \\ N(v_i, \sigma_{v_i}) \end{bmatrix}, \quad i = 0, 1, 2, 3.$$

Note. Normal distribution can be represented by following form,

$$N(\mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp - \frac{(x-\mu)^2}{2\sigma}$$

CLC 혹은 동등한 사각형 복원 알고리즘을 이용하여 상대자세를 복원

$$f(Z_t^i) = \begin{bmatrix} x_t^i & y_t^i & z_t^i & \mathbf{q}_t^i & s_t^i \end{bmatrix}^T,$$

2.2 EKFSLAM

$$p(f(z_t)|X_t, m) = \prod_{i=1}^{K} p(f(z_t^i)|c_t^i, X_t, m)$$
$$p(X_t|f(Z_t^i), c_t^i, m) = \eta\, p(f(Z_t^i)|c_t^i, X_t, m)p(X_t|c_t^i, m)$$

$$p(f(Z_t^i)|c_t^i, X_t, m) = N(x_t^i - \hat{x}) \cdot N(y_t^i - \hat{y}) \cdot N(z_t^i - \hat{z}) \cdot N(\mathbf{q}_t^i - \hat{\mathbf{q}}) \cdot N(s_t^i - \hat{s})$$

2.2.1 Sensor model for rectangle feature

Prediction:

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k)$$
$$P_{k|k-1} = \frac{\partial f}{\partial x} P_{k-1|k-1} \frac{\partial f}{\partial x}^T + Q_k$$

Correction:

$$\tilde{y_k} = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})$$
$$S_k = \frac{\partial h}{\partial x} P_{k|k-1} \frac{\partial h}{\partial x}^T + R_k$$
$$K_k = P_{k|k-1} \frac{\partial h}{\partial x}^T S_k^{-1}$$
$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k \tilde{y}_k$$
$$P_{k|k} = (1 - K_k \frac{\partial h}{\partial x}) P_{k|k-1}$$
$$f(x_{t-1}, u_t) = x_{t-1} \oplus u_t$$
$$z_i = h(x_v, m_i) = m_i \ominus (x_v \oplus x_s)$$

2.3 Jacobian $\frac{\partial y}{\partial u}$

참고 : Quaternion과 rotation matrix사이의 관계

$$R(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \eta^2 + \epsilon_x^2 - \epsilon_y^2 - \epsilon_z^2 & 2(\epsilon_x \epsilon_y - \eta \epsilon_z) & 2(\epsilon_x \epsilon_z + \eta \epsilon_y) \\ 2(\epsilon_x \epsilon_y + \eta \epsilon_z) & \eta^2 - \epsilon_x^2 + \epsilon_y^2 - \epsilon_z^2 & 2(\epsilon_y \epsilon_z - \eta \epsilon_x) \\ 2(\epsilon_x \epsilon_z - \eta \epsilon_z) & 2(\epsilon_y \epsilon_z + \eta \epsilon_x) & \eta^2 - \epsilon_x^2 - \epsilon_y^2 + \epsilon_z^2 \end{bmatrix}$$

$$\xi = \begin{bmatrix} u_x & u_y & u_z & \omega_x & \omega_y & \omega_z \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{u} & \omega \end{bmatrix}^T$$

2.3.1 Jacobian Matrices of 3D Pose with Quaternion

$$X_t = f(X_{t-1}, u_t) = X_{t-1} \oplus u_t$$

$$= \begin{bmatrix} x_{t-1} + (q^2_{\omega,t-1} + q^2_{x,t-1} - q^2_{y,t-1} - q^2_{z,t-1})v_x + 2(q_{x,t-1}q_{y,t-1} - q_{\omega,t-1}q_{z,t-1})v_y + 2(q_{x,t-1}q_{z,t-1} + q_{\omega,t-1}q_{y,t-1})v \\ y_{t-1} + 2(q_{x_t-1}q_{y,t-1} + q_{\omega,t-1}q_{z,t-1})v_x + (q^2_{\omega,t-1} - q^2_{x,t-1} + q^2_{y,t-1} - q^2_{z,t-1})v_y + 2(q_{y,t-1}q_{z,t-1} - q_{\omega,t-1}q_{x,t-1})v \\ z_{t-1} + 2(q_{x,t-1}q_{z,t-1} - q_{\omega,t-1}q_{y,t-1})v_x + 2(q_{y,t-1}q_{z,t-1} + q_{\omega,t-1}q_{x,t-1})v_y + (q^2_{\omega,t-1} - q^2_{x,t-1} - q^2_{y,t-1} + q^2_{z,t-1})v \\ q_{\omega_{t-1}}q_{\omega,u} - q_{x_{t-1}}q_{x,u} - q_{y_{t-1}}q_{y,u} - q_{z_{t-1}}q_{z,u} \\ q_{x_{t-1}}q_{\omega,u} + q_{\omega_{t-1}}q_{x,u} - q_{z_{t-1}}q_{y,u} + q_{y_{t-1}}q_{z,u} \\ q_{y_{t-1}}q_{\omega,u} + q_{z_{t-1}}q_{x,u} + q_{\omega_{t-1}}q_{y,u} - q_{x_{t-1}}q_{z,u} \\ q_{z_{t-1}}q_{\omega,u} - q_{y_{t-1}}q_{x,u} + q_{x_{t-1}}q_{y,u} + q_{\omega_{t-1}}q_{z,u} \end{bmatrix}$$

$$\left.\frac{\partial f}{\partial x}\right| = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_v}{\partial x_v} & \mathbf{0}_{7\times7} & \cdots \\ \mathbf{0}_{7\times7} & \mathbf{I}_{7\times7} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

$$\left.\frac{\partial f_v}{\partial x_v}\right|_{7\times7} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_v}{\partial x} & \frac{\partial x_v}{\partial y} & \frac{\partial x_v}{\partial z} & \frac{\partial x_v}{\partial q_\omega} & \frac{\partial x_v}{\partial q_x} & \frac{\partial x_v}{\partial q_y} & \frac{\partial x_v}{\partial q_z} \\ \frac{\partial y_v}{\partial x} & \frac{\partial y_v}{\partial y} & \frac{\partial y_v}{\partial z} & \frac{\partial y_v}{\partial q_\omega} & \frac{\partial y_v}{\partial q_x} & \frac{\partial y_v}{\partial q_y} & \frac{\partial y_v}{\partial q_z} \\ \frac{\partial z_v}{\partial x} & \frac{\partial z_v}{\partial y} & \frac{\partial z_v}{\partial z} & \frac{\partial z_v}{\partial q_\omega} & \frac{\partial z_v}{\partial q_x} & \frac{\partial z_v}{\partial q_y} & \frac{\partial z_v}{\partial q_z} \\ \frac{\partial q_{\omega,v}}{\partial x} & \frac{\partial q_{\omega,v}}{\partial y} & \frac{\partial q_{\omega,v}}{\partial z} & \frac{\partial q_{\omega,v}}{\partial q_\omega} & \frac{\partial q_{\omega,v}}{\partial q_x} & \frac{\partial q_{\omega,v}}{\partial q_y} & \frac{\partial q_{\omega,v}}{\partial q_z} \\ \frac{\partial q_{x,v}}{\partial x} & \frac{\partial q_{x,v}}{\partial y} & \frac{\partial q_{x,v}}{\partial z} & \frac{\partial q_{x,v}}{\partial q_\omega} & \frac{\partial q_{x,v}}{\partial q_x} & \frac{\partial q_{x,v}}{\partial q_y} & \frac{\partial q_{x,v}}{\partial q_z} \\ \frac{\partial q_{y,v}}{\partial x} & \frac{\partial q_{y,v}}{\partial y} & \frac{\partial q_{y,v}}{\partial z} & \frac{\partial q_{y,v}}{\partial q_\omega} & \frac{\partial q_{y,v}}{\partial q_x} & \frac{\partial q_{y,v}}{\partial q_y} & \frac{\partial q_{y,v}}{\partial q_z} \\ \frac{\partial q_{z,v}}{\partial x} & \frac{\partial q_{z,v}}{\partial y} & \frac{\partial q_{z,v}}{\partial z} & \frac{\partial q_{z,v}}{\partial q_\omega} & \frac{\partial q_{z,v}}{\partial q_x} & \frac{\partial q_{z,v}}{\partial q_y} & \frac{\partial q_{z,v}}{\partial q_z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3\times3} & A \\ \mathbf{0}_{4\times3} & B \end{bmatrix}$$

$$A = 2\begin{bmatrix} q_{\omega,t-1}v_x - q_{z,t-1}v_y + v_z q_{y,t-1} & q_{z,t-1}v_x + q_{\omega,t-1}v_y - q_{x,t-1}v_z & -q_{y,t-1}v_x + q_{x,t-1}v_y + q_{\omega,t-1}v_z \\ q_{x,t-1}v_x + q_{y,t-1}v_y + q_{z,t-1}v_z & q_{y,t-1}v_x - q_{x,t-1}v_y - q_{\omega,t-1}v_z & q_{z,t-1}v_x + q_{\omega,t-1}v_y - q_{x,t-1}v_z \\ -q_{y,t-1}v_x + q_{x,t-1}v_y + q_{\omega,t-1}v_z & q_{x,t-1}v_x + q_{y,t-1}v_y + q_{z,t-1}v_z & -q_{\omega,t-1}v_x + q_{z,t-1}v_y - q_{y,t-1}v_z \\ -q_{z,t-1}v_x - q_{\omega,t-1}v_y + q_{x,t-1}v_z & q_{\omega,t-1}v_x - q_{z,t-1}v_y + q_{y,t-1}v_z & q_{x,t-1}v_x - q_{y,t-1}v_y - q_{z,t-1}v_z \end{bmatrix}^T$$

$$B = \begin{bmatrix} q_{\omega,u} & -q_{x,u} & -q_{y,u} & -q_{z,u} \\ q_{x,u} & q_{\omega,u} & q_{z,u} & -q_{y,u} \\ q_{y,u} & -q_{z,u} & q_{\omega,u} & q_{x,u} \\ q_{z,u} & q_{y,u} & -q_{x,u} & q_{\omega,u} \end{bmatrix}$$

$$\left.\frac{\partial f_v}{\partial u}\right|_{7\times 7} = \begin{bmatrix} C & \mathbf{0}_{3\times 3} \\ \mathbf{0}_{4\times 3} & D \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} q^2_{\omega,t-1} + q^2_{x,t-1} - q^2_{y,t-1} - q^2_{z,t-1} & 2q_{x,t-1}q_{y,t-1} - 2q_{\omega,t-1}q_{z,t-1} & 2q_{\omega,t-1}q_{y,t-1} + 2q_{x,t-1}q_{z,t-1} \\ 2q_{\omega,t-1}q_{z,t-1} + 2q_{x,t-1}q_{y,t-1} & q^2_{\omega,t-1} - q^2_{x,t-1} + q^2_{y,t-1} - q^2_{z,t-1} & 2q_{y,t-1}q_{z,t-1} - 2q_{\omega,t-1}q_{x,t-1} \\ 2q_{x,t-1}q_{z,t-1} - 2q_{\omega,t-1}q_{y,t-1} & 2q_{\omega,t-1}q_{x,t-1} + 2q_{y,t-1}q_{z,t-1} & q^2_{\omega,t-1} - q^2_{x,t-1} - q^2_{y,t-1} + q^2_{z,t-1} \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} q_{x,t-1} & -q_{x,t-1} & -q_{y,t-1} & -q_{z,t-1} \\ q_{x,t-1} & q_{\omega,t-1} & -q_{z,t-1} & q_{y,t-1} \\ q_{y,t-1} & q_{z,t-1} & q_{\omega,t-1} & -q_{x,t-1} \\ q_{z,t-1} & -q_{z,t-1} & q_{y,t-1} & q_{\omega,t-1} \end{bmatrix}$$

2.3.2 Jacobian $\frac{\partial h}{\partial x}$

sensor model은 아래와 같다.

$$z_i = h(x_v, m_i) = m_i \ominus (x_v \oplus x_s)$$

이 때

$$\frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_v} & \frac{\partial h_1}{\partial y_1} & 0 & 0 & \cdots \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_v} & 0 & \frac{\partial h_2}{\partial y_2} & 0 & \cdots \\ \frac{\partial h_3}{\partial x_v} & 0 & 0 & \frac{\partial h_3}{\partial y_3} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

2.3.3 Exponential Map - Rotation Matrix

$\xi \in \mathrm{se}(3)$일 때 $SE(3)$와 아래와 같은 관계가 성립한다.

$$\exp(\xi) = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{V}u \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{R} = \mathbf{I} + A\omega_X + B\omega_X^2, \mathbf{V} = \mathbf{I} + B\omega_X + B\omega_C^2$$

$$\theta = \sqrt{\omega^T\omega}, A = \frac{\sin\theta}{\theta}, B = \frac{1-\cos\theta}{\theta^2}, C = \frac{1-A}{\theta^2}$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 + B(\omega_2^2 - \omega_3^2) & -A\omega_3 - B\omega_1\omega_2 & A\omega_2 - B\omega_1\omega_3 \\ A\omega_3 + B\omega_1\omega_2 & 1 - B(\omega_1^2 + \omega_3^2) & A\omega_1 + B\omega_2\omega_3 \\ A\omega_2 - B\omega_1\omega_3 & -A\omega_1 - B\omega_2\omega_3 & 1 - B(\omega_1^2 - \omega_2^2) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} 1 + C(\omega_2^2 - \omega_3^2) & -A\omega_3 - C\omega_1\omega_2 & A\omega_2 - C\omega_1\omega_3 \\ A\omega_3 + C\omega_1\omega_2 & 1 - C(\omega_1^2 + \omega_3^2) & A\omega_1 + C\omega_2\omega_3 \\ A\omega_2 - C\omega_1\omega_3 & -A\omega_1 - C\omega_2\omega_3 & 1 - C(\omega_1^2 - \omega_2^2) \end{bmatrix}$$

practical approach로 $\mathbf{R}^6 \rightarrow SE(3)$대신 $\mathbf{R}^6 \rightarrow R \times S^3$를 이용하고 컴퓨터의 정밀도 오차를 고려하여 matrix exponential의 급수 전개를 제한하여 계산상의 편의를 얻는 방법이 있다.

제 3 장

Data Association

제 4 장

실험결과

제 5 장

결론

dd

제 6 장

부록

dd

참 고 문 헌

[1] J. Lee, "Camera calibration from a single image based on coupled line cameras and rectangle constraint," in *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference of*, no. Icpr, 2012, pp. 758–762.

감사의 글

감사의 글을 적으시면 되겠습니다. 감사합니다.

이재민 배상