

천장 조명의 위치와 방위 정보를 이용한 모노카메라와 오도메트리 정보 기반의 SLAM

Monocular Vision and Odometry-Based SLAM Using Position and Orientation of Ceiling Lamps

황 서 연, 송 재 복*
(Seo-Yeon Hwang¹ and Jae-Bok Song¹)
¹Korea University

Abstract: This paper proposes a novel monocular vision-based SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) method using both position and orientation information of ceiling lamps. Conventional approaches used corner or line features as landmarks in their SLAM algorithms, but these methods were often unable to achieve stable navigation due to a lack of reliable visual features on the ceiling. Since lamp features are usually placed some distances from each other in indoor environments, they can be robustly detected and used as reliable landmarks. We used both the position and orientation of a lamp feature to accurately estimate the robot pose. Its orientation is obtained by calculating the principal axis from the pixel distribution of the lamp area. Both corner and lamp features are used as landmarks in the EKF (Extended Kalman Filter) to increase the stability of the SLAM process. Experimental results show that the proposed scheme works successfully in various indoor environments.

Keywords: ceiling, mobile robot, monocular camera, SLAM

I. 서론

SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)은 이동로봇 분야에 있어서 가장 해결하기 어려운 문제 중 하나이다. 일반적으로 지도 작성을 위해서는 로봇이 자신의 위치를 알아야 하는데, 이러한 위치 추정에는 주위 환경을 나타내는 지도가 있어야 가능하게 된다. 따라서 미지의 환경에서는 지도작성과 이를 이용한 위치추정이 동시에 수행되어야 한다. 지도작성과 위치추정을 수행하기 위해서 과거에는 주로 레이저스캐너, IR 스캐너, 또는 스테레오카메라와 같은 고가형 거리센서를 이용했으나, 최근에는 청소로봇을 비롯한 각종 소형로봇의 보급으로 인해 초음파센서, 모노카메라와 같은 저가형 센서를 이용한 해법이 각광을 받고 있다. 특히, 모노카메라는 스테레오카메라와 달리 물체까지의 거리를 계산하는 복잡한 일련의 과정을 담당하는 장치가 필요하지 않으므로 저렴한 가격으로 SLAM을 구현할 수 있는 장점이 있다.

모노카메라를 이용한 SLAM 방법은 주로 자연표식(코너, 직선 등)을 활용하며 카메라의 방향에 따라서 표식으로 사용되는 특징의 종류와 접근 방법도 다양하게 변한다. 천장을 바라보는 모노카메라를 이용한 방법의 경우에는 물체의 접근 정도에 따라 표식으로 추출하는 영상 특징들의 스케일 변화가 두드러지게 나타나므로, 이를 해결하기 위하여 스케일 변화에 강인한 SIFT와 같은 방법을 이용한다[1]. 측면을 바라

보는 모노카메라를 이용한 방법은 2륜구동 로봇에 주로 이용되며 표식까지의 거리 변화가 크지 않기 때문에 코너 또는 직선 특징을 표식으로 활용한다[2]. 모노카메라를 손에 직접 들고 SLAM을 수행하는 방법도 최근 성공적인 결과가 도출되었다[3]. 이 방법도 코너, 직선 등의 특징을 표식으로 활용하였으며[4], 결과는 환경을 시각적으로 재구성하는 용도로 사용되기도 하였다[5]. 천장을 바라보는 모노카메라를 이용한 방법은 영상 내에서 사람과 같은 이동 물체의 방해를 최소화할 수 있으며, 표식과 카메라와의 거리 변화를 고려할 필요가 없기 때문에, 계산 부하를 크게 줄일 수 있고 안정적인 주행을 가능하게 한다.

정면, 측면 또는 천장을 바라보는 모노카메라를 이용한 SLAM 방법은 이동로봇 플랫폼의 오도메트리 정보를 위치 및 방위의 3자유도 예측에 활용하므로, 카메라를 손에 직접 들거나 사용자의 몸에 장착한 채로 환경을 관찰하는 6자유도 방식에 비해 안정적이다. 그러나 이러한 장점에도 불구하고 천장 지향 카메라를 이용한 방법은 전방 지향 카메라를 이용한 방법에 비해 표식으로 활용할 수 있는 영상 특징의 개수가 상대적으로 적은 문제가 있다. 로봇이 특징을 지속적으로 관측하지 못하고 장시간 주행할 경우 위치 불확실성은 현저하게 커지고, 더 나아가 위치추정 실패가 발생한다. 따라서 이러한 문제점을 보완하기 위하여 코너, 직선, 문 등의 다양한 특징 정보를 융합하는 방법이 대안으로 제시되었다[6,7]. 다양한 특징을 활용하면 영상 내에서 관측되는 특징의 개수를 항상 일정하게 유지할 수 있으며, 이는 로봇의 위치 불확실성을 작게 유지하는 데 큰 도움이 된다.

본 논문에서는 천장 지향 모노카메라로부터 추출한 FAST (feature from an accelerated segment test) 코너[8]와 조명 특징을 표식으로 활용하여 SLAM을 수행하는 방법을 제안한다. 코

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 8. 6., 수정: 2010. 10. 19., 채택확정: 2011. 1. 5.
황서연, 송재복: 고려대학교 기계공학부

(etoile02@korea.ac.kr/jbsong@korea.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 지원으로 수행하는 21C 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)과 융복합형 로봇 전문인력 양성사업의 지원으로 수행되었음.

너는 환경 내 존재 비율이 높은 특징으로서 대다수의 모노카메라 기반 SLAM 기법에서 활용되고 있으나, 인접해 있는 유사한 모양의 코너 간에 정합 실패 문제가 빈번히 발생한다. 이로 인해 로봇의 위치추정 오차는 커지게 되며, 청소로봇과 같이 정확한 위치를 요구하는 응용분야에서는 경로계획 등의 위치정보를 기반으로 한 기능의 구현에 큰 문제를 야기할 수 있다. 반면에, 조명의 경우 코너와 달리 대부분의 실내환경에서 조밀하게 배치되어 있지 않고 서로 거리를 두고 배치되어 있기 때문에 인접한 조명과의 정합 실패가 거의 발생하지 않는다. 또한, 주변부보다 밝아 영상 내에서 강인하게 추출되므로, 이를 코너와 동시에 활용하여 위치추정 안정성을 크게 높였다. 보통 영상에서 영역을 특징으로 활용할 때 MSER (Maximally Stable Extremal Region) [9]과 같은 추출기법을 사용하지만, 조명은 주변영역과 쉽게 구분되므로 영상의 이진화를 통해 추출하였다. 제안한 조명특징 추출 방법은 기존에 원형이나 사각형 형태의 조명을 이용하는 방법[10]과 달리 조명의 윤곽은 고려하지 않기 때문에 형태에 구애받지 않고 위치 및 방위 정보를 활용할 수 있다. 코너는 3차원 공간상에서의 위치 정보를 활용하고 조명은 위치 정보뿐만 아니라 방위 정보도 활용하여 로봇의 위치와 방위를 정확하게 보정하는 데 기여하였다. 특징지도의 작성 및 로봇의 위치추정은 EKF (Extended Kalman Filter)에 기반하여 수행하였으며, 조명 방위의 유무에 따라 능동적인 대처가 가능하도록 하였다. 또한, 조명이 관찰되지 않는 경우에는 코너를 활용하여 위치추정 오차가 크게 발산하는 것을 방지하였다.

본 논문의 내용은 다음과 같다. II 장에서는 조명의 방향을 추출하는 과정에 대하여 소개하였고, III 장에서는 코너와 조명 특징을 표식으로 이용한 EKF기반의 SLAM 기법에 대하여 설명하였다. IV 장에서는 제안한 방법을 이용하여 실제 환경에서 실험한 결과를 나타내었고, V 장에서 결론을 도출하였다.

II. 조명 방위 추출

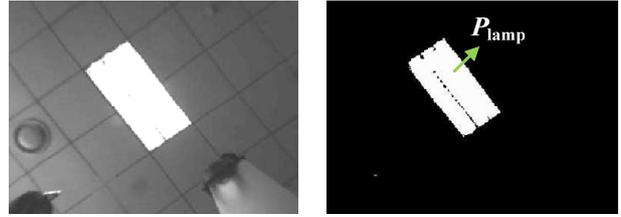
영상으로부터 조명의 방위를 추출하기 위해서는 이진화, 레이블링(labeling), 방위 추출의 과정이 필요하다. 먼저 흑백 영상에서 조명에 해당하는 밝은 부분을 추출하기 위하여 미리 정의한 임계값(threshold)을 기준으로 이진화를 수행한다. 영상의 모든 픽셀을 검사하여 밝기 값이 임계값 이상이면 조명에 해당하는 영역이라 가정하며, 다음과 같은 점들의 집합 P_{lamp} 로 표현할 수 있다.

$$P_{lamp} = \{p_{u,v} : p_{u,v} \in I, p_{u,v} > k\} \quad (1)$$

여기서 $p_{u,v}$ 는 조명 영역에 해당하는 점, I 는 입력 영상, 그리고 k 는 임계값을 의미한다. 이진화의 결과는 그림 1에 나타나 있다.

이진화를 통해 조명에 해당하는 부분을 추출한 후, 동시에 여러 개의 조명이 추출될 경우 이들을 구분하기 위해서 인접한 점들끼리의 그룹을 생성하는 레이블링 과정을 수행한다. 본 연구에서는 레이블링을 위해 일반적으로 사용되는 Grassfire 알고리즘을 사용하였다.

레이블링된 각 영역의 방위를 추출하기 위해서는 속해 있



(a) Original image. (b) Binary image.

그림 1. 영상 이진화의 결과.

Fig. 1. Examples.

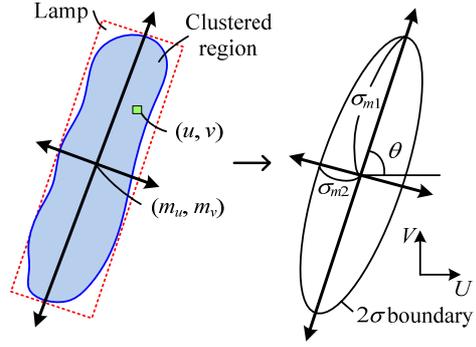


그림 2. 조명 방위의 추출.

Fig. 2. Extraction of lamp orientations.

는 점들의 분포에 대한 평균과 분산 개념을 이용한다. 점들이 이루는 분포로부터 방위를 추출하면 그림 2와 같이 주축의 길이 σ_{m1} 과 σ_{m2} , 그리고 U 축을 기준으로 한 회전각 θ 를 얻을 수 있으며, 그 과정은 다음과 같다.

$$\text{cov}(u, v) = \begin{bmatrix} E[(u - m_u)^2] & E[(u - m_u)(v - m_v)] \\ E[(v - m_v)(u - m_u)] & E[(v - m_v)^2] \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 $\text{cov}(u, v)$ 는 조명 영역 내부에 해당하는 점들의 분포에 대한 공분산을 나타내며, (m_u, m_v) 는 분포의 평균점을 의미한다. $\text{cov}(u, v)$ 는 수학적으로 행렬의 대각화를 통해 다음과 같은 형태로도 표현이 가능하다.

$$\text{cov}(u, v) = M^T \begin{bmatrix} \sigma_{m1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{m2}^2 \end{bmatrix} M, \quad M = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 M 은 σ_{m1} 과 σ_{m2} 로 표현된 타원 모양의 분포를 θ 만큼 회전시키는 행렬이다. 결과적으로, σ_{m1} , σ_{m2} , 그리고 θ 는 다음식을 통해 얻을 수 있으며, 그림 1의 영상에 대한 조명 방위 추출의 결과를 그림 3에 나타내었다.

$$a = E[(u - m_u)^2], \quad b = E[(u - m_u)(v - m_v)], \quad (4)$$

$$c = E[(v - m_v)^2]$$

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2b}{a - c} \right) \quad (5)$$

$$\sigma_{m1} = \sqrt{a + b \tan \theta}, \quad \sigma_{m2} = \sqrt{c - b \tan \theta} \quad (6)$$

조명의 방위가 얼마나 강인하게 추출되었는지는 다음과 같이 두 축의 비율 R_{ori} 를 계산하면 알 수 있다.

$$R_{ori} = \sigma_{m1} / \sigma_{m2} \quad (\sigma_{m1} > \sigma_{m2}) \quad (7)$$

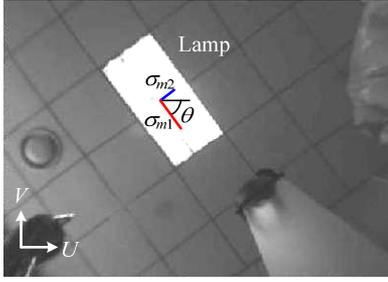
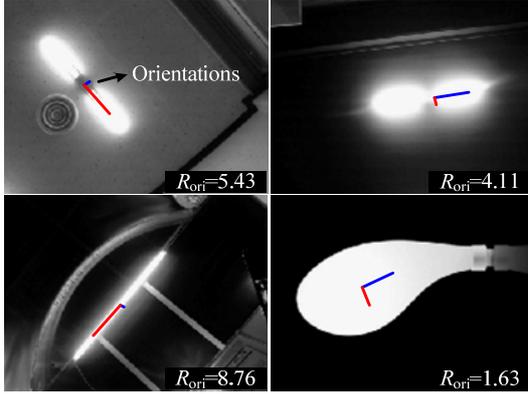


그림 3. 주축의 길이와 방위 추출의 결과.

Fig. 3. Extracted axis lengths and orientations.

그림 4. 다양한 조명들의 R_{ori} 값.Fig. 4. R_{ori} values for various lamps.

만약 R_{ori} 가 미리 정의한 임계값보다 크면 조명의 방위는 강인한 것으로 판단하고, 작은 경우에는 방위가 불확실한 것으로 간주한다. 다양한 종류의 조명에 대한 방위의 강인성은 그림 4에 나타나 있다. 조명의 길이가 길수록, 그리고 폭이 좁을수록 방위는 강인하게 나타난다.

III. EKF 기반의 SLAM

모노카메라는 스테레오 카메라와 달리 표식까지의 거리를 바로 측정하지 못하고 표식에 대한 방위 정보만 알 수 있기 때문에, 여러 번의 추정 과정을 통하여 확률적으로 표식까지의 거리를 계산하여야 한다. 카메라는 자체적으로 관측 오차를 갖고 있으므로 표식이 존재할 수 있는 영역은 그림 5와 같이 가우시안 분포의 타원 형태로 나타낼 수 있다. 표식을 여러 장소에서 관측하면 표식의 위치에 대한 불확실성이 그림 5와 같이 수렴한다. 로봇의 위치는 관측한 표식의 위치를 바탕으로 추정하며, 불확실성이 작은 표식일수록 로봇의 위치 추정에 큰 영향을 미친다.

본 논문에서는 EKF (Extended Kalman Filter)를 이용하여 표식과 로봇의 위치를 추정한다[11]. EKF는 일반적으로 로봇의 이동과 센서 측정에 관한 비선형 정보를 다루기 위하여 사용한다. 표식으로는 영상에서 추출한 코너와 조명 특징을 사용하며, 이를 포함한 EKF의 상태벡터는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X = [X_R, X_{C_1}, \dots, X_{C_n}, X_{L_1}, \dots, X_{L_m}]^T \quad (8)$$

$$X_R = [{}^G x_R, {}^G y_R, {}^G \theta_R] \quad (9)$$

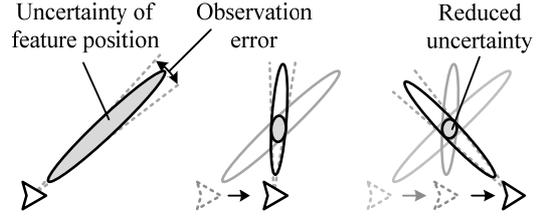


그림 5. 모노카메라 기반 SLAM의 원리.

Fig. 5. Basic concept of monocular vision-based SLAM.

$$X_C = [{}^G x_C, {}^G y_C, {}^G z_C] \quad (10)$$

$$X_L = [{}^G x_L, {}^G y_L, {}^G z_L, {}^G \phi_L] \quad (11)$$

여기서 X_R 은 로봇의 위치와 방위, X_C 은 3차원 공간상의 코너의 위치, X_L 은 3차원 공간상의 조명의 위치와 방위를 나타낸다. 전역좌표계 상에서의 조명의 위치 (${}^G x_L, {}^G y_L, {}^G z_L$)은 영상에서 극좌표 (r_L, θ_L)로 표현되며, X 축 기준의 조명 방위 ${}^G \phi_L$ 은 영상에서 V 축 기준의 방위 ${}^V \phi_L$ 로 표현된다. 상태벡터에 대한 불확실성을 나타내는 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$P = \begin{bmatrix} P_R & P_{RC} & P_{RL} \\ P_{CR} & P_C & P_{CL} \\ P_{LR} & P_{LC} & P_L \end{bmatrix} \quad (12)$$

여기서 P_R 은 로봇 위치와 방위에 대한 공분산, P_C 와 P_L 은 각각 코너의 위치에 대한 공분산, 조명의 위치와 방위에 대한 공분산을 나타낸다. 공분산 행렬 P 의 비대각 원소(off-diagonal element)는 P_R, P_C, P_L 과 관련된 교차공분산(cross covariance) 행렬을 의미한다. EKF는 다음과 같이 예측과 갱신의 단계로 구성된다.

1. 예측

예측 단계에서는 시간 $t-1$ 에서 추정된 상태벡터에 시간 $t-1$ 에서 t 사이에 변화된 오도메트리 정보를 적용하여 시간 t 에서의 상태벡터 값을 예측한다. 예측한 상태벡터 \hat{X}_t^- 와 공분산 행렬 P_t^- 는 다음과 같다.

$$\hat{X}_t^- = f(\hat{X}_{t-1}, u_t)$$

$$= \begin{bmatrix} {}^G \hat{x}_{R,t-1} \\ {}^G \hat{y}_{R,t-1} \\ {}^G \hat{\theta}_{R,t-1} \\ \hat{X}_{C,t-1} \\ \hat{X}_{L,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta s_{r,t} + \Delta s_{l,t}}{2} \cos\left({}^G \hat{\theta}_{R,t-1} + \frac{\Delta s_{r,t} - \Delta s_{l,t}}{2b}\right) \\ \frac{\Delta s_{r,t} + \Delta s_{l,t}}{2} \sin\left({}^G \hat{\theta}_{R,t-1} + \frac{\Delta s_{r,t} - \Delta s_{l,t}}{2b}\right) \\ \frac{\Delta s_{r,t} - \Delta s_{l,t}}{b} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$P_t^- = \nabla F_x P_{t-1} \nabla F_x^T + \nabla F_u Q \nabla F_u^T \quad (14)$$

여기서 f 는 시스템의 동역학적 모델을 의미하며, 입력 $u_t = (\Delta s_{r,t}, \Delta s_{l,t})$ 는 시간 $t-1$ 에서 t 사이의 좌우 바퀴의 이동거리, b 는 바퀴 사이의 거리, $\hat{X}_{C,t-1}$ 과 $\hat{X}_{L,t-1}$ 은 각각 시간 $t-1$ 에서 추정된 코너의 위치와 조명의 위치와 방위를 나타낸다. (13)에서 전역좌표계 상에서의 표식의 위치와 방위는 불변이므로

로 시간 t 에서 예측한 값은 $t-1$ 에서의 값과 동일하다. (14)에서 Q 는 프로세스 잡음, $\nabla F_x = \partial f / \partial X$ 와 $\nabla F_u = \partial f / \partial u$ 는 각각 비선형 함수 f 의 상태벡터와 입력에 대한 자코비안 행렬이다. 위첨자 “ i ”는 갱신되지 않은 예측된 상태를 나타낸다. 행렬 Q 는 다음과 같다.

$$Q = \begin{bmatrix} k_r |\Delta s_r| & 0 \\ 0 & k_l |\Delta s_l| \end{bmatrix} \quad (15)$$

여기서 k_r 과 k_l 은 각각 좌우 바퀴와 바닥 간의 상호작용에 관한 상수를 의미한다.

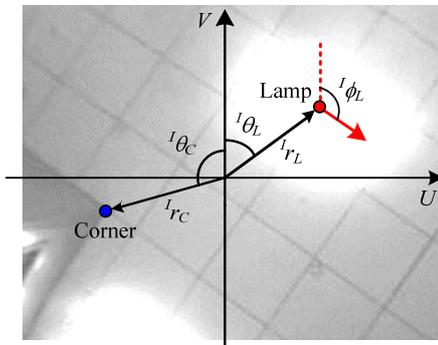
2. 갱신

갱신 단계에서는 예측한 상태벡터와 공분산 행렬을 관측 정보를 이용하여 보정한다. 센서좌표계와 전역좌표계의 관계는 예측한 상태벡터에 기반한 관측모델 h 에 의하여 다음과 같이 정의된다.

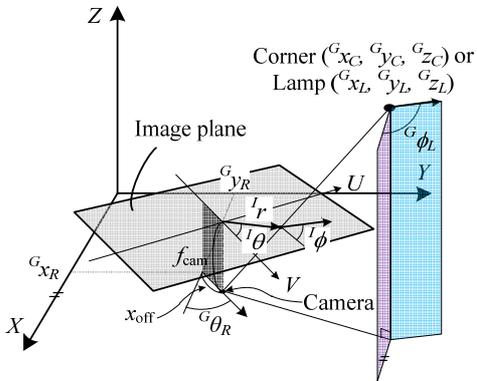
$$\hat{Z}_t = h(\hat{X}_t^-) \quad (16)$$

이때 \hat{Z}_t 는 시간 t 에서 예측한 상태벡터를 기준으로 센서좌표계 상에서 예측한 표식들의 위치와 방위를 나타낸다. 코너와 조명특징에 대한 관측모델은 다음과 같다.

$$h_c = \begin{bmatrix} {}^i r_c \\ {}^i \theta_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{RC})^2 + (y_{RC})^2} \times \frac{f_{cam}}{z_c} \\ \tan^{-1} \left(\frac{y_{RC}}{x_{RC}} \right) - {}^G \theta_R \end{bmatrix} \quad (17)$$



(a) Image plane.



(b) Global coordinate.

그림 6. EKF 관측 모델.

Fig. 6. EKF observation models.

$$\begin{aligned} x_{RC} &= {}^G x_C - {}^G x_R - x_{off} \cos {}^G \theta_R \\ y_{RC} &= {}^G y_C - {}^G y_R - x_{off} \sin {}^G \theta_R \end{aligned}$$

$$h_l = \begin{bmatrix} {}^i r_L \\ {}^i \theta_L \\ {}^i \phi_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{RL})^2 + (y_{RL})^2} \times \frac{f_{cam}}{z_L} \\ \tan^{-1} \left(\frac{y_{RL}}{x_{RL}} \right) - {}^G \theta_R \\ {}^G \phi_L - {}^G \theta_R \end{bmatrix}$$

$$x_{RL} = {}^G x_L - {}^G x_R - x_{off} \cos {}^G \theta_R \quad (18)$$

$$y_{RL} = {}^G y_L - {}^G y_R - x_{off} \sin {}^G \theta_R$$

여기서 f_{cam} 은 그림 6에 나타난 바와 같이 카메라 초점거리를 의미하며, x_{off} 는 로봇 회전 중심으로부터 정면 방위로의 카메라 위치 오프셋, $[{}^i r_L, {}^i \theta_L, {}^i \phi_L]^T$ 는 영상 내에서 조명의 위치와 방위를 의미한다.

각 관측값을 이용한 상태벡터와 공분산의 갱신은 정보교합(data association) 과정을 통하여 이전에 저장한 표식과 동일한 것이라고 판별될 경우에 수행된다. 정보교합은 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)를 이용하여 다음과 같이 이루어진다.

$$\Psi = H_i P_i^- (H_i)^T + R_i \quad (19)$$

$$(Z_t - \hat{Z}_t)^T \Psi_k^{-1} (Z_t - \hat{Z}_t) < d \quad (20)$$

이 때 $H = \partial h / \partial X$ 는 상태벡터에 대한 관측모델의 자코비안 행렬, R 은 센서 잡음, Ψ 는 로봇에 대한 공분산과 센서 잡음을 포함한 표식의 공분산을 의미한다. 만약 (20)에서 계산한 마할라노비스 거리가 미리 정의한 임계값 d 보다 크면 새로운 특징으로 간주한다. 마할라노비스 거리가 d 보다 작으면 조명의 경우 정보교합에 성공했다고 판단하고, 코너의 경우에는 인접한 코너들 중 가장 적합한 것을 선택하기 위하여 NCC (Normalized Cross-Correlation)을 이용한 정합과정[10]을 추가로 수행한다. 정보교합에 성공하면 다음과 같이 시스템 상태를 갱신한다.

$$K_i = P_i^- H_i^T (H_i P_i^- H_i^T + R_i)^{-1} \quad (21)$$

$$\hat{X}_t^+ = \hat{X}_t^- + K_i (Z_t - \hat{Z}_t) \quad (22)$$

$$P_t^+ = (I - K_i H_i) P_t^- \quad (23)$$

여기서 K 는 칼만 이득이다. 이로써 시간 t 에서 추정된 로봇과 표식의 상태 \hat{X}_t^+ 와 P_t^+ 를 얻을 수 있다.

3. 표식 초기화

정보교합에 실패하면 관측한 영상 특징을 새로운 표식으로 간주하며 첫 관측정보를 바탕으로 기존의 상태벡터와 공분산 행렬에 새로운 표식에 대한 요소를 추가한다. 이 과정을 표식 초기화(landmark initialization)라고 하며, 증가한 상태벡터 \hat{X}^+ 와 공분산 행렬 P^+ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{X}^+ = \begin{bmatrix} \hat{X} \\ X_{new} \end{bmatrix} \quad (24)$$

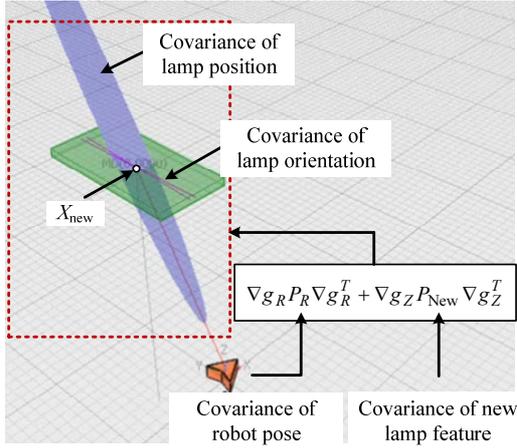


그림 7. 표식 초기화 과정.

Fig. 7. Landmark initialization process.

$$P^* = \begin{bmatrix} P_R & P_{RM} & P_R^T \nabla g_R^T \\ P_{RM}^T & P_M & P_{RM}^T \nabla g_R^T \\ \nabla g_R P_R & \nabla g_R P_{RM} & \nabla g_R P_R \nabla g_R^T + \nabla g_Z P_{new} \nabla g_Z^T \end{bmatrix} \quad (25)$$

여기서 X_{new} 와 P_{new} 는 새로운 표식의 초기 상태벡터와 공분산을 의미하며, P_M 과 P_{RM} 은 각각 이전에 등록된 표식들의 공분산과 P_R 과 P_M 의 교차공분산을 의미한다. ∇g_R 과 ∇g_Z 는 각각 로봇 위치와 관측에 대한 표식 위치의 자코비안 행렬이다. 결과적으로, 새로운 표식에 대한 공분산 행렬 P^* 는 그림 7에 나타낸 바와 같이 전역좌표계를 기준으로 로봇 위치에 대한 분산에 영향을 받아 설정된다.

4. 방위가 존재하지 않는 조명의 경우

원형이나 정사각형의 조명과 같이 (7)의 R_{ori} 값이 1에 근접하여 방위를 설정하기 힘든 경우 코너와 동일하게 방위가 존재하지 않는 점 형태의 표식으로 간주한다. 이 경우 (11)의 조명에 대한 상태벡터는 방위에 해당하는 요소 $^G\phi_L$ 을 제외하면 $X_L = [^Gx_L, ^Gy_L, ^Gz_L]^T$ 이 되며, (18)의 관측모델도 마찬가지로 $^L\phi_L$ 을 제외한 $h_L = [r_L, \theta_L]^T$ 의 형태가 된다. 또한, 조명을 처음 관측했을 때 방위가 존재하여 상태벡터에 $^G\phi_L$ 을 포함하였으나, R_{ori} 값이 임계값 근처일 경우 방위가 추출되지 않는 경우가 발생할 수 있다. 이 경우에도 관측모델을 $h_L = [r_L, \theta_L]^T$ 로 설정하여 방위에 관련된 부분을 갱신하지 않는다.

IV. 실험결과 및 고찰

실험은 실내환경에서 그림 8(c)와 같은 MobileRobots사의 Pioneer 3-DX 이동로봇 플랫폼에 120도의 시야각을 갖는 천장 지향 모노카메라를 부착하여 진행하였다. 카메라로부터 320×240 픽셀 크기의 흑백영상을 사용하였으며, 광시야각으로 인해 영상이 왜곡되는 현상은 별도의 캘리브레이션 과정을 통해 보정하였다. 표식으로는 영상에서 FAST 코너와 조명 특징을 추출하여 사용하였으며, EKF의 표식 초기화 과정에서 높이 불확실성은 0 ~ 5m로 설정하였다. 정보교합이 충분하지 않아 장시간 동안 큰 불확실성을 갖고 있는 표식들은 주행 중에 EKF에서 제외되었다. 로봇은 40cm/s의 평균 속도로 이동하였고, 모든 알고리즘은 실시간으로 수행되었다.

실험환경으로는 그림 8(a)와 8(b)에서와 같이 환경 A와 B

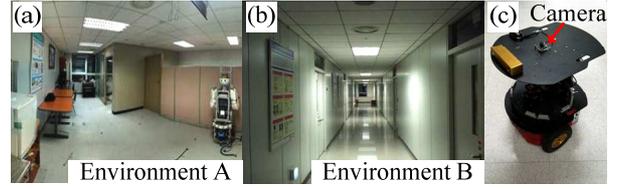


그림 8. 실험환경 및 이동로봇 플랫폼.

Fig. 8. Experimental environments and mobile robot platform.

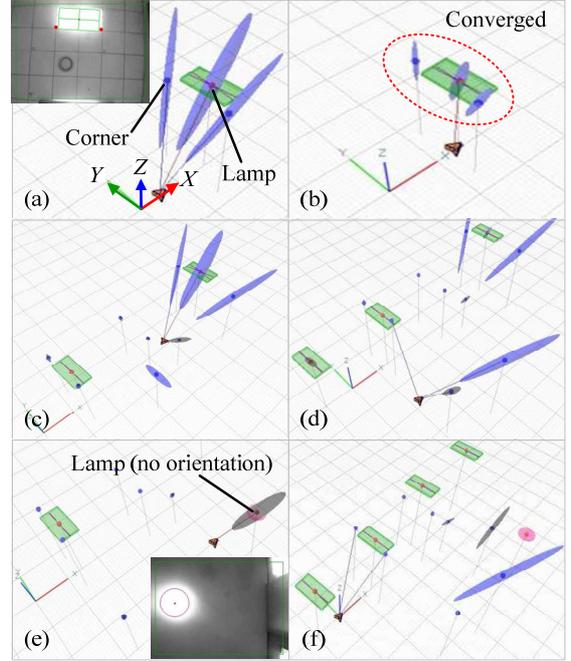


그림 9. 환경 A에서의 SLAM 결과.

Fig. 9. SLAM result in environment A.

의 두 장소를 선택하였다. 환경 A는 실험실 내부로서 코너와 직사각형 모양의 조명 및 정사각형 모양의 조명이 존재하였다. 환경 B는 복도로서 코너와 직사각형 모양의 조명이 다수 존재하였다. 환경 A에서는 사진에 주어진 경로 위를 주행하면서 제한한 방법의 특징지도 작성 및 위치추정 정확도를 확인하였으며, 환경 B에서는 직선으로 주행하여 복도 끝까지 왕복함으로써 로봇 방위의 추정 성능을 실험하였다.

환경 A에서 코너와 조명 특징을 표식으로 사용하여 SLAM을 수행한 결과가 그림 9에 나타나 있다. 실험 환경에 존재하는 조명은 직사각형과 원형의 형태였으며, (7)에서 언급한 R_{ori} 값의 임계값은 1.5로 설정하였다. 직사각형 조명은 R_{ori} 값이 1.88로 강인한 방위 정보를 제공하였지만, 원형 조명은 R_{ori} 값이 1에 근접하므로 코너와 동일하게 3차원 공간상의 위치정보만 활용하였다. 처음 표식을 발견했을 때에는 그림 9(a)와 같이 관측한 방향으로 분산이 크게 설정된다. 이후 다른 지점에서 표식을 관찰하면 그림 9(b)와 같이 분산이 수렴된다. 두 번째와 세 번째 조명이 표식으로 등록된 결과가 각각 그림 9(c)와 그림 9(d)에 나타나 있다. 그림 9(e)의 로봇이 위치한 공간에는 코너가 거의 없고, 방위정보가 없는 정사각형 형태의 조명(그림에 적색으로 표시)이 한 개만 존재하였다. SLAM의 최종 결과는 그림 9(f)에 나타나 있다.

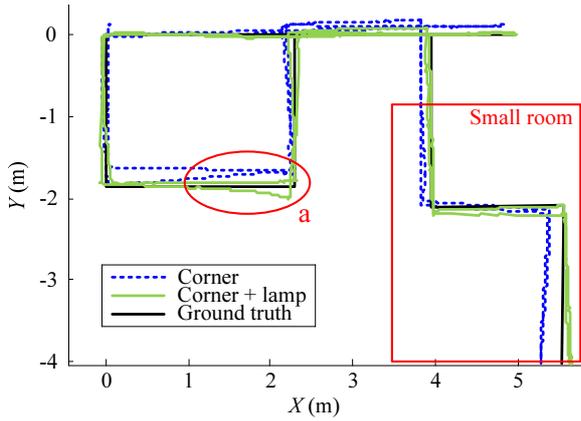


그림 10. 환경 A에서의 로봇 위치추정 결과.

Fig. 10. Estimated path of robot in environment A.



그림 11. 환경 A의 작은 방 천장 모습.

Fig. 11. Ceiling of a small room in environment A.

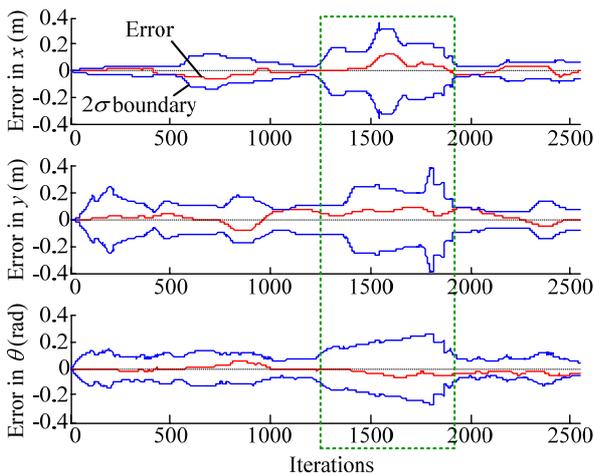


그림 12. 환경 A에서의 로봇 위치 및 방위 오차의 추이.

Fig. 12. Robot pose errors over iterations in environment A.

코너와 조명을 동시에 표식으로 사용한 경우 로봇의 위치는 그림 10에 나타낸 것과 같이 $\pm 10\text{cm}$ 이내의 오차가 발생하였다. 표식으로 코너만 사용한 경우 최대 $\pm 20\text{cm}$ 의 오차가 발생한 것과 비교하면 위치추정 성능이 크게 향상되었음을 알 수 있다. 구간 a에서는 조명이 존재하지 않아 코너만을 표식으로 사용하여 주행하였으며, 일부 인접해 있는 유사한 모양의 코너에 대한 정합 실패로 인해 주행경로가 직선으로 나타나지 않았다. 이로 인해 발생한 오차는 이후에 다시 조명을 관측함으로써 감소하였다. 그림 10의 작은 방에 해당하는 공간의 천장은 그림 11과 같이 텍스처가 적은 일반 가정환경의 천장과 동일하게 꾸며놓았다. 이 공간에는 코너가 거의 존재하지 않고 정사각형 모양의 조명만 존재하기 때문에 코너만을 표식으로 사용한 경우 오차가 크게 발생하였다.

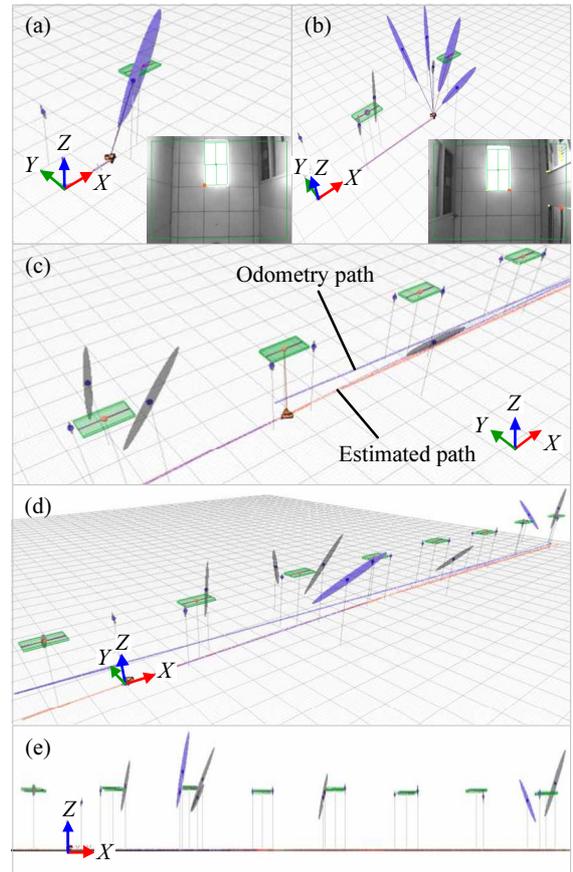


그림 13. 환경 B에서의 SLAM 결과.

Fig. 13. SLAM result in environment B.

반면에, 조명을 동시에 표식으로 사용한 경우에는 추정된 위치가 실제 주행 경로에 근접하였다. 이 결과로부터 일반적인 가정환경에서도 코너와 조명을 동시에 표식으로 활용하면 위치추정 정확도를 크게 높일 수 있음을 알 수 있다.

주행 도중 발생한 로봇의 위치와 방위 오차의 추이는 그림 12에 나타나 있다. 직사각형 모양의 점선으로 표시한 부분은 로봇이 그림 10에서 나타낸 작은 방 안으로 진입했을 때에 해당하는 부분으로, 적은 수의 표식을 관찰하여 추정된 로봇 위치와 방위의 불확실성이 증가하였음을 알 수 있다. 하지만 조명 표식을 관찰하여 오차가 발산하지는 않았으며, 방에서 나온 이후에 다시 작은 위치와 방위 불확실성을 유지한 것을 확인할 수 있었다.

환경 B의 복도환경에서의 실험 결과는 그림 13에 나타내었다. 그림 13(a)와 그림 13(b)와 같이 로봇이 원점을 출발하여 X축을 따라 일직선으로 이동하면서 추출한 코너와 조명을 표식으로 등록하였다. 이후 복도 끝에 도달하여 180도 회전 후 돌아오는 부분이 그림 13(c)에 나타나 있으며, 이 때 오도메트리 오차는 크게 발생한 반면에 추정 오차는 거의 발생하지 않았음을 알 수 있다. 그림 13(d)와 같이 결과적으로 복도 끝까지 일직선으로 왕복하는 도중 추출한 8개의 조명이 모두 표식으로 등록되었으며, 로봇의 위치와 방위가 성공적으로 추정되었음을 확인할 수 있다. 천장에서 추출된 코너와 조명의 높이에 대한 분산은 그림 12(e)와 같이 동일한 높이로 수렴하였다.

V. 결론

본 논문에서는 천장 지향 모노카메라를 기반으로 영상에서 추출한 코너와 조명 특징 정보를 융합하여 SLAM을 수행하였다. 조명은 주로 공간 내에서 코너와 달리 조밀하게 배치되어 있지 않기 때문에 강인한 표식으로 활용할 수 있으며, 위치정보뿐만 아니라 방위정보를 추출하여 로봇의 위치와 방위를 정확하게 추정할 수 있음을 보였다. 다양한 환경에서의 실험으로 제안한 방법의 효용성을 증명하였으며, 결과적으로 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- 1) 천장 조명의 위치 및 방위 정보는 로봇의 위치와 방위를 정확히 추정하는 데 크게 기여하였다. 조명은 코너와 달리 정보교합이 강인하게 이루어지기 때문에 장시간 SLAM 수행 시 안정성을 유지할 수 있었다.
- 2) 방위정보가 존재하지 않는 조명의 경우 방위 성분의 비율을 계산하여 자동적으로 코너와 같은 점 형태의 표식으로 분류한다. 따라서 다양한 형태의 조명을 표식으로 활용할 수 있다.
- 3) 조명은 대부분의 실내환경에 존재하므로, 코너와 같은 다른 종류의 표식과 융합하여 기존의 코너만을 표식으로 활용하는 방법에 비해 보다 다양한 환경에서 안정적으로 SLAM을 수행할 수 있다.

참고문헌

[1] S. Se, D. Lowe, and J. Little, "Mobile robot localization and mapping with uncertainty using scale-invariant visual landmarks," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 8, no. 21, pp. 735-758, Aug. 2002.

[2] T. Lemaire, S. Lacroix, and J. Sola, "A practical 3D bearing-only SLAM algorithm," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2449-2454, Aug. 2005.

[3] A. Davison, I. Reid, N. Molton, and O. Stasse, "MonoSLAM: real-time single camera SLAM," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 6, pp. 1052-1067, June 2007.

[4] P. Smith, I. Reid, and A. Davison, "Real-time monocular SLAM with straight lines," *Proc. of the 17th British Machine Vision*

Conference, Sep. 2006.

[5] R. Newcombe and A. Davison, "Live dense reconstruction with a single moving camera," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010.

[6] S. Y. Hwang and J.-B. Song, "Upward monocular camera based SLAM using corner and door features," *Proc. of the IFAC 17th World Congress*, pp. 1663-1668, July 2008.

[7] W. Y. Jeong and K. M. Lee, "Visual SLAM with line and corner features," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2570-2575, Oct. 2006.

[8] E. Rosten and T. Drummond, "Machine learning for high-speed corner detection," *Proc. of European Conf. on Computer Vision*, May 2006.

[9] J. Matas, O. Chum, M. Urba, and T. Pajdla, "Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions," *Proc. of British Machine Vision Conference*, pp. 384-396, 2002.

[10] 명현, 정우연, 방석원, KR-B-10-0877071, 2008.

[11] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, MIT Press, Massachusetts, 2005.



황 서 연

2006년 고려대학교 기계공학과(공학사).
2006년~현재 고려대학교 대학원 기계공학부 박사과정 재학중. 관심분야는 이동로봇 주행, 비전센서 기반 기술.



송 재 복

1983년 서울대학교 기계공학과(공학사).
1986년 서울대학교 기계공설계학과(공학석사).
1992년 MIT 기계공학과(공학박사).
1993년~현재 고려대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 안전 머니플레이터, 이동로봇의 주행, 지능로봇 시스템

의 설계 및 제어.