

실외 이동로봇의 고도지도 기반 위치인식을 위한 고도관성모멘트 추출 및 정합

Extraction and Matching of Elevation Moment of Inertia for Elevation Map-based Localization of an Outdoor Mobile Robot

권태범, 송재복*, 강신천
(Tae-Bum Kwon, Jae-Bok Song, and Sin-Cheon Kang)

Abstract : The problem of outdoor localization can be practically solved by GPS. However, GPS is not perfect and some areas of outdoor navigation should consider other solutions. This research deals with outdoor localization using an elevation map without GPS. This paper proposes a novel feature, elevation moment of inertia (EMOI), which represents the distribution of elevation as a function of distance from a robot in the elevation map. Each cell of an elevation map has its own EMOI, and outdoor localization can be performed by matching EMOIs obtained from the robot and the pre-given elevation map. The experiments and simulations show that the proposed EMOI can be usefully exploited for outdoor localization with an elevation map and this feature can be easily applied to other probabilistic approaches such as Markov localization method.

Keywords : feature matching, localization, moment of inertia, outdoor navigation

1. 서론

거리센서 기반의 로봇의 실내주행의 경우에 환경에 대한 모델로 흔히 2D 격자지도를 사용한다. 로봇이 주행하는 공간이 평평하기 때문에 2차원 공간에서의 3자유도 (x, y, θ) 운동으로 로봇의 상태를 표현할 수 있고, 거리센서가 바닥과 평행하게 검출하도록 설치되어 있다면 늘 일정한 고도에 있는 장애물을 검출한다. 이는 그림 1과 같은 2D 격자지도로 주행환경을 충분히 모델링할 수 있음을 의미한다. 그러나 실외주행의 경우 로봇이 3차원 공간에서 6자유도($x, y, z, \text{roll } \psi, \text{pitch } \theta, \text{yaw } \phi$) 운동을 하기 때문에 거리센서의 종류와 설치 방법에 상관없이 반드시 환경을 3D 지도로 표현해야 한다.

실외환경을 표현하는 가장 대표적인 3D 지도로 고도지도 (elevation map)가 있는데, 주로 DSM(Digital Surface Map)이 많이 사용된다. 2D 격자지도를 3차원으로 확장한 개념으로 환경을 octree 형태의 데이터 구조로 표현하는 방식도 있지만, 3차원 공간에 대한 점유/비점유 정보를 저장해야 하므로 메모

리를 매우 많이 필요로 하고, 지도작성 자체가 어려운 단점이 있다[1]. 이에 비해, DSM의 경우는 2D 격자지도 형태의 데이터 구조에 점유/비점유 정보가 아닌 고도 정보가 저장된 형태로, GPS/INS 시스템과 Lidar 시스템을 장착한 항공기를 사용하여 작성할 수 있고, 외국의 경우 상업적으로 DSM을 제작해 주는 회사도 있다. 특히, 국방분야와 같은 특수한 분야에서는 환경에 대한 기본지도로 DSM을 사용하고 있다.

주어진 환경에서 로봇이 자율주행을 하기 위해서는 위치를 인식할 수 있어야 하는데, 실내주행과 달리 실외주행에서 위치인식은 GPS를 사용하여 상당부분 해결할 수 있다. 실외주행에서는 대상이 되는 환경이 매우 방대할 수 있는데, 이 경우 환경 전체에 대한 지도를 미리 작성하기도 어렵고, 지도가 있다고 해도 방대한 영역에서 GPS의 도움 없이 위치인식을 한다는 것은 매우 어렵고 현실적이지 못하므로, 거의 모든 실외 주행로봇은 GPS를 장착하고 있다. 따라서 실외주행의 경우 실내주행과 달리 환경에 대한 지도를 미리 가지고 있는 상태에서 지도에 기반한 위치인식을 하는 경우가 흔치 않은 상황이고, 주로 SLAM을 통한 환경 모델링에 관한 연구가 많이 진행되고 있다[2]. 하지만 GPS에 의존적인 위치인식 기술을 사용할 수 없는 분야도 있는데, 예를 들면 anti-GPS 신호를 고려해야 하는 국방무인로봇 등이 있다. 이런 경우는 환경에 대한 모델로 DSM이 주어졌을 때 로봇이 국부적으로 작성한 고도지도와 DSM과의 정합을 통해 로봇의 위치를 찾을 수 있어야 한다. 본 연구에서는 관성모멘트 (moment of inertia) 개념을 고도지도에 적용하여 환경에 대한 모델로 주어진 고도지도에서 로봇의 위치를 찾는 방법을 제안한다.

DSM을 이용한 위치인식 관련 연구는 흔치 않지만, 도시환경에 대한 모델을 작성하기 위해 DSM에 기반한 MCL (Monte Carlo Localization)을 수행한 연구가 있었다[3]. 이 연구에서는 차량에 수평방향으로 설치한 레이저스캐너에서 얻은 거리정보와 DSM에서 예측한 거리정보를 비교하여 차량의

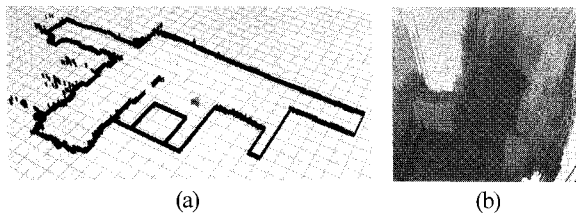


그림 1. 지도의 예; (a) 2D 격자지도, (b) 3D 높이지도.

Fig. 1. Examples of maps; (a) 2D grid map, and (c) 3D elevation map.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 4. 23., 채택확정 : 2008. 10. 6.

권태범, 송재복 : 고려대학교 기계공학과

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

강신천 : 국방과학연구소(ksc3413@yahoo.com)

※ 본 연구(논문)는 국방과학연구소 지원으로 수행하는 국방무인화기술 특화연구센터 사업의 일환으로 수행되었음.

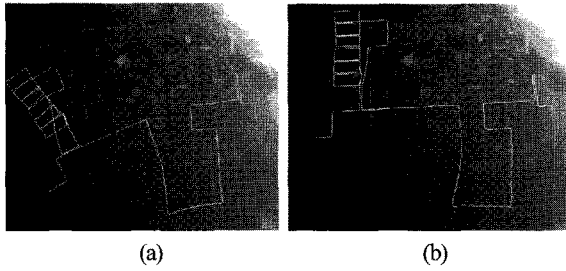


그림 2. 참고문헌 [3]의 실험결과: (a) 스캔매칭으로 계산한 경로, (b) MCL 기법으로 계산한 경로.
 Fig. 2. Experimental results in [3]: (a) path calculated by scan matching, and (b) MCL-corrected path superimposed over DSM.

위치를 DSM 상에서 인식하였다. 그림 2(a)가 수평방향의 연속된 스캔값을 스캔매칭기법으로 정합하여 차량의 경로를 계산한 것인데, 시간이 지남에 따라 오차가 누적되는 것을 볼 수 있다. 반면에, DSM 상에서 MCL을 수행하여 얻은 그림 2(b)와 같은 경로는 약 10km 이상을 주행하여도 정확함을 볼 수 있다. 이 연구는 DSM을 기반으로 MCL 기법을 사용하여 차량의 위치를 인식한 좋은 연구지만, 몇 가지 단점이 있다. 우선 대상 환경을 건물이 많은 도시 환경으로 제한하였는데, 이는 지면과 수평 방향으로 고정된 레이저스캐너의 스캔정보만을 위치인식에 사용하기 때문에 수평방향으로 스캔되는 정보가 적은 환경에서는 위치인식을 올바르게 수행할 수 없기 때문이다. 또한, 초기에 대략적인 위치(±10m, ±10°)를 아는 상태에서 수행하여야 하고, 계산부하가 매우 크다는 단점이 있다. 그림 2(b)의 경로는 10.2km를 37분 동안 주행하며, 획득한 148,665세트의 스캔정보를 약 4시간(235분) 동안 계산하여 얻은 것이다.

관성모멘트 개념은 물리 및 공학의 여러 분야에서 사용된다. 대표적 예로 정역학 및 동역학에서 사용되는 면적 관성모멘트와 질량 관성모멘트가 있다. 단면 관성모멘트는 특정 영역의 면적이 지정한 축에 대하여 어떻게 분포되어 있는지를 나타내는 값으로 지정한 축에 대하여 일정한 값이다. 질량 관성모멘트는 질량의 분포이고, 마찬가지로 다양한 물리량의 분포를 관성모멘트 개념으로 표현할 수 있다. 관성모멘트 개념을 2D/3D 물체인식에 응용한 연구는 오래 전부터 많이 수행되었다[4]. 관성모멘트 기반의 물체인식은 개념이 단순하고 다양한 물체인식 목적에 유용하게 사용될 수 있는데, 특히 3D 물체인식의 경우 부분적인 정합 보다는 물체전체를 정합할 때 좋은 결과를 보이고 축을 중심으로 형상이 대칭적인 물체를 잘 인식한다[5,6].

본 연구에서는 고도지도가 포함하고 있는 정보인 고도정보를 관성모멘트 개념으로 정량화(quantification)한 고도 관성모멘트(elevation moment of inertia, EMOI)를 제안한다. EMOI가 환경모델로 주어진 DSM과 같은 고도지도와 로봇이 국부적으로 작성한 고도지도의 정합에 유용하게 사용될 수 있는 파라미터임을 실험을 통해 보이고, 실제 실외환경에서의 정합 및 이를 통한 로봇의 위치인식 가능성을 보이고자 한다.

우선 II 장에서는 고도지도 작성방법을 간단하게 설명하고, III 장에서 제안한 EMOI에 대해 설명한다. IV 장에서는

EMOI를 이용한 정합에 대해 설명하고, V 장에서 IV 장에서 설명한 정합을 통한 위치인식 방법을 설명하며, VI 장에서는 EMOI를 마코프 위치인식에 적용한 시뮬레이션 결과를 보인다. 마지막으로, VII 장에서 본 연구의 결론과 향후 연구과제를 언급한다.

II. 고도지도의 작성

본 연구에서 사용한 로봇은 MobileRobots사의 야외주행용 이동로봇 Pioneer 3AT 모델로, 평지에서 최대속도 0.7m/sec, 최대 적재하중 30kg, 최대 등판각도 25°의 사양을 가지고 있다. 거리센서는 SICK의 실외환경용 레이저스캐너인 LMS291 모델로, 0.5/1° 간격으로 180°를 스캔할 수 있으며, mm 수준의 정밀도로는 최대 32m까지, cm 수준의 정밀도로는 최대 80m까지 거리를 측정할 수 있다. 로봇의 이동은 엔코더와 자이로를 이용하여 계산한다[7]. DC모터를 이용하여 레이저스캐너의 기울임(tilting) 각도를 조절하였고, 로봇의 pitch와 roll 각도는 경사계(inclinometer)를 장착하여 측정하였다. 그림 3의 장치가 실험에 사용한 로봇이다.

고도지도는 환경을 2차원 격자로 나눈 후 각 격자에 해당하는 부분의 고도를 저장한 지도이다. 로봇에 장착된 레이저스캐너를 사용하여 고도지도를 작성하기 위해서는 전역좌표계 기준으로 로봇의 3차원 위치/방위(x, y, z, ψ, θ, φ)와 로봇좌표계 기준으로 레이저스캐너의 방위를 알아야 한다. 그림 4(a)와 같이 로봇좌표계 (X_{robot}, Y_{robot}, Z_{robot}), 틸트좌표계 (X_{tilt}, Y_{tilt}, Z_{tilt}), 레이저좌표계 (X_{laser}, Y_{laser}, Z_{laser})를 설정한다. d_i, α_i는 레이저스캐너에서 측정된 데이터의 거리와 각도를 나타내며, 1° 단위로 180°를 스캔하므로 i = 0, ..., 180이 된다. X_{laser}, Z_{laser}는 틸트축에서 실제 검출이 수행되는 레이저스캐너의 감지부까지의 오프셋을 의미한다. 따라서 레이저좌표계 기준의 d_i, α_i는 다음 식에 의해 틸트좌표계 기준의 X_{tilt}로 변환된다.

$$X_{tilt} = {}^{tilt}R_{laser} X_{laser} + {}^{tilt}T_{laser}$$

$$\text{where } X_{laser} = \begin{pmatrix} d_i \cos \alpha_i \\ d_i \sin \alpha_i \\ 0 \end{pmatrix}, {}^{tilt}R_{laser} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$${}^{tilt}T_{laser} = \begin{pmatrix} X_{laser} \\ 0 \\ Z_{laser} \end{pmatrix}$$

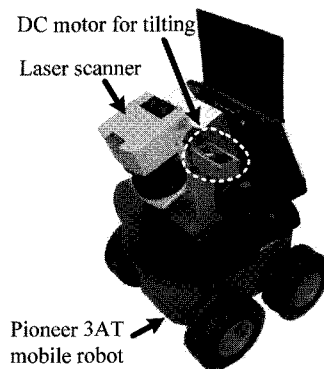


그림 3. 실험에 사용한 로봇.
 Fig. 3. Mobile robot for experiments.

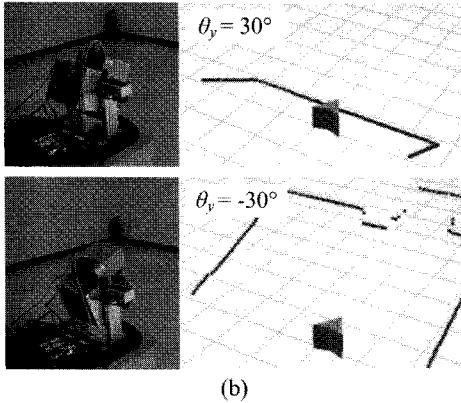
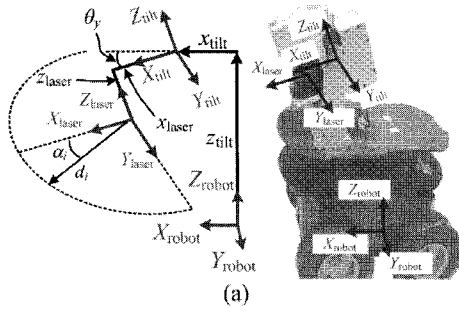


그림 4. (a) 로봇좌표계와 센서좌표계, (b) 3차원 공간에 표시한 레이저스캐너의 거리정보.

Fig. 4. (a) robot and sensor frames, and (b) Laser scanner data drawn in 3D space.

θ_y 는 그림 4(a)에서 보는 것과 같이 레이저스캐너의 틸트 각도를 의미하며, x_{tilt} , z_{tilt} 는 로봇좌표계의 원점에서 틸트축까지의 오프셋을 의미한다. 따라서 틸트좌표계 기준의 x_{tilt} 는 다음 식에 의해 로봇좌표계 기준의 x_{robot} 으로 변환된다.

$$X_{robot} = {}^{robot}R_{tilt} X_{tilt} + {}^{robot}T_{tilt}$$

where ${}^{robot}R_{tilt} = \begin{bmatrix} \cos \theta_y & 0 & \sin \theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_y & 0 & \cos \theta_y \end{bmatrix}$, ${}^{robot}T_{tilt} = \begin{pmatrix} x_{laser} \\ 0 \\ z_{laser} \end{pmatrix}$ (2)

식 (1)과 (2)를 통하여 레이저스캐너의 원점에서 극좌표계로 표현된 i 번째 거리정보(d_i , α_i)를 로봇좌표계 기준의 3차원 좌표(x_i , y_i , z_i)로 좌표 변환시키는 다음 식을 얻을 수 있고, 그림 4(b)는 이렇게 좌표 변환한 값을 3차원 공간에 그린 예이다.

$$X_{robot} = {}^{robot}R_{tilt} X_{tilt} + {}^{robot}T_{tilt}$$

$$= {}^{robot}R_{tilt} ({}^{tilt}R_{laser} X_{laser} + {}^{tilt}T_{laser}) + {}^{robot}T_{tilt}$$

or

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (d_i \cos \alpha_i + x_{laser}) \cdot \cos(\theta_y) + z_{laser} \cdot \sin(\theta_y) + x_{tilt} \\ d_i \sin \alpha_i \\ (d_i \cos \alpha_i + x_{laser}) \cdot \sin(-\theta_y) + z_{laser} \cdot \cos(\theta_y) + z_{tilt} \end{pmatrix}$$
 (3)

3차원 공간상의 각도(또는 방위)를 이용한 3차원 좌표변환 방법으로 본 연구에서는 다음과 같은 롤-피치-요 표기법을 사용하였다.

$$RPY(\phi, \theta, \psi) = \begin{bmatrix} c\phi \cdot c\theta & c\phi \cdot s\theta \cdot s\psi - s\phi \cdot c\psi & c\phi \cdot s\theta \cdot c\psi + s\phi \cdot s\psi \\ s\phi \cdot c\theta & s\phi \cdot s\theta \cdot s\psi + c\phi \cdot c\psi & s\phi \cdot s\theta \cdot c\psi - c\phi \cdot s\psi \\ -s\theta & c\theta \cdot s\psi & c\theta \cdot c\psi \end{bmatrix}$$
 (4)

즉, 롤, 피치, 요 각도를 알면 식 (4)를 이용한 3차원 좌표 변환이 가능하고, 이를 통해 3차원 공간에서의 오도메트리 계산 및 레이저스캐너 거리정보의 3차원 공간상으로의 좌표 변환이 가능하다. 이때 롤각 ψ 와 피치각 θ 는 경사계를 이용하여 직접 측정하고, 위치 (x , y , z)와 요각 ϕ 는 엔코더와 자이로로 계산한 변화량을 식 (4)로 좌표변환한 값을 누적하여 계산한다. 좌표변환을 통한 로봇위치 계산은 다른 많은 문헌에 자세히 설명되어 있다[8]. 그림 5(b)는 이렇게 계산한 로봇위치에서 레이저스캐너 거리정보를 3차원 공간에 그린 것이다.

고도지도를 작성하기 위해서는 레이저스캐너로 얻은 거리를 전역좌표계 기준의 3차원 값으로 변환해야 한다. 이때 로봇의 위치는 GPS/INS, 스캔매칭, SLAM 등의 다른 방법으로 보정되고 있다고 가정한다. 전역좌표계 기준의 3차원 값으로 변환된 레이저스캐너 정보와 고도지도의 격자에 저장되어 있는 고도를 비교하여, 새로 검출한 값이 고도지도의 격자에 저장된 값보다 크면 격자에 저장된 값을 검출한 값으로 바꾸고, 검출한 값이 격자에 저장된 값보다 작으면 격자에 저장된 값을 유지하는 방법으로 고도지도를 작성할 수 있다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$e_{t+1}(i, j) = \begin{cases} z_{t+1}(i, j), & \text{if } z_{t+1}(i, j) > e_i(i, j) \\ e_i(i, j), & \text{otherwise.} \end{cases}$$
 (5)

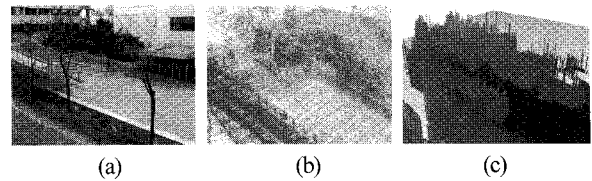


그림 5. 3차원 공간 탐지 및 고도지도 작성 예; (a) 실험환경, (b) 3차원 공간에 표시한 레이저스캐너 정보, (c) 고도지도.

Fig. 5. Examples of 3D space sensing and elevation map building; (a) experimental environment, (b) laser scan data drawn in 3D space, and (c) elevation map.

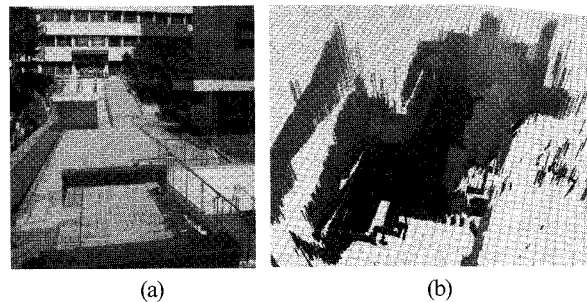


그림 6. 고도지도 작성 예; (a) 실험환경, (b) 고도지도.
Fig. 6. Example of elevation map building; (a) experimental environment, and (b) elevation map.

여기서, $e(i, j)$ 는 고도지도에 저장된 값으로 시간 t 까지 갱신된 격자 (i, j) 의 고도고, $z(i, j)$ 는 시간 t 에서 격자 (i, j) 를 탐지한 레이저스캐너의 거리값을 식 (3)을 통해 로봇좌표계로 변환한 후 식 (4)와 로봇의 방위를 통해 전역좌표계로 변환한 값의 전역좌표계 상에서의 z 값이다. 레이저스캐너로 검출한 모든 격자의 고도를 식 (5)로 갱신하는 것이 고도지도를 작성하는 과정이다. 그림 5(c)와 그림 6(b)는 이렇게 작성한 고도지도의 예이다.

III. 고도정보 기반 특징추출

환경에 대한 모델로 고도지도를 사용한다면 어떤 지점 사이의 거리와 고도가 중요한 정보이다. 따라서 거리와 고도를 고려하는 특징을 추출하면 로봇의 위치인식에 활용할 수 있다. 본 연구에서는 이런 특징으로 고도 관성모멘트를 제안한다. 관성모멘트 개념을 사용하면 지정한 축에 대하여 어떤 물리량의 분포를 나타낼 수 있는데, EMOI는 그림 7과 같이 지정한 축, 또는 공간상의 한 위치에서 관심이 되는 대상 영역 내의 고도의 분포를 나타내는 값이다. EMOI는 반경이 R 인 원형영역에서 구하는데, 이는 로봇의 방향(헤딩각)에 무관한 EMOI를 얻기 위해서이다. 고도지도에 저장된 고도는 해수면 기준의 고도일 수도 있고, 단순히 고도지도를 작성할 때의 임의의 지점을 기준으로 한 고도일 수도 있다. 본 연구에서는 고도의 절대값 대신에 EMOI를 계산하는 지점(즉, 그림 7에서의 중심점)의 고도를 기준으로 한 고도차를 고려한다. 따라서 EMOI는 거리(r)와 고도차(Δe)를 동시에 고려하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$EMOI(x, y) = \int r^2 de, \text{ for } r \leq R \quad (6)$$

여기서, (x, y) 는 EMOI의 계산이 수행되는 로봇의 위치이고, r 은 로봇의 위치부터 Δe 까지의 거리, R 은 EMOI의 계산이 수행되는 대상 영역의 반경을 각각 나타낸다. 격자 형태를 가지는 고도지도에서 식 (6)은 다음과 같이 구현할 수 있다.

$$EMOI(i, j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_k^2 \Delta e_k$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{p=i-R}^{i+R} \sum_{q=j-R}^{j+R} [(p-i)^2 + (q-j)^2] [e(p, q) - e(i, j)], \quad (7)$$

for $\sqrt{(p-i)^2 + (q-j)^2} < R$

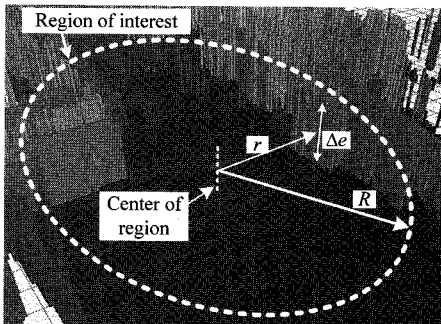


그림 7. 고도 관성모멘트의 정의.
Fig. 7. Definition of elevation moment of inertia (EMOI).

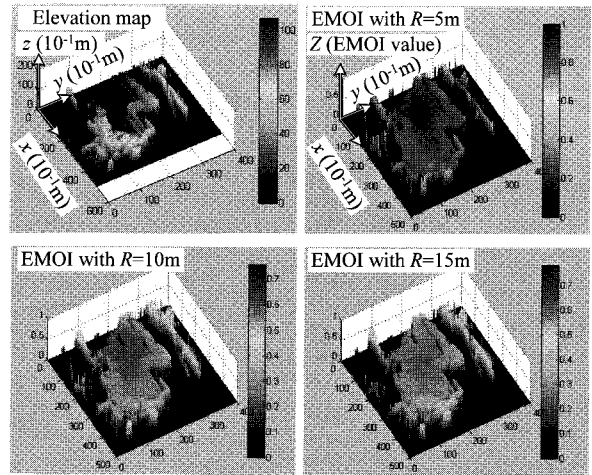


그림 8. 고도지도의 모든 격자에서 계산한 EMOI ($R = 5, 10, 15m$).
Fig. 8. EMOI calculated from all grids of elevation map ($R = 5, 10, 15m$).

여기서, (i, j) 는 EMOI의 계산이 수행되는 격자의 위치, n 은 EMOI 계산 영역 내의 총 격자의 개수, $e(i, j)$ 는 식 (5)를 이용하여 작성한 고도지도에서 격자 (i, j) 의 고도를 나타낸다. 또한, R' 은 실제 거리 $R(m)$ 을 격자 단위로 변환한 정수값으로, 예를 들어 고도지도에서 한 격자의 크기가 $0.1m \times 0.1m$ 이면 $1m$ 길이가 10개의 격자로 표현되므로 R' 은 $(10 \times R)$ 을 반올림한 정수가 된다. $\sqrt{(p-i)^2 + (q-j)^2}$ 는 격자 (i, j) 부터 격자 (p, q) 까지의 거리로, 이 거리가 R' 보다 작으면 격자 (p, q) 는 EMOI를 계산하는 대상이 되는 영역 내부의 격자이므로 EMOI 계산에 사용된다. 고도지도에서 격자의 크기는 다양하게 설정될 수 있으므로, 동일한 위치에서도 고도지도의 격자 크기에 따라 EMOI 계산에 사용되는 격자의 개수가 변하게 된다. 이 영향을 없애기 위해 격자 개수 n 으로 나누어준다.

그림 8은 그림 6의 환경에서 작성한 고도지도에서 R 을 5m, 10m, 15m로 하여 모든 격자에서의 식 (7)을 이용하여 EMOI를 계산한 결과이다. 실험에 사용한 고도지도의 격자 크기는 $0.1m \times 0.1m$ 이고, 고도 방향 해상도도 $0.1m$ 이다. 그래프 상에서 z 값이 비슷한 부분이 EMOI도 비슷한 것이고, 값이 높은 부분이 그 부분을 중심으로 반경 R 인 영역 내에서 고도 변화가 심한 부분이다. 한편, 환경에 대한 고도지도가 DSM 등의 형태로 미리 주어진다면 오프라인으로 EMOI도 간단하게 미리 계산해 놓을 수 있는데, 이 경우 다음 장에서 설명할 EMOI를 이용한 정합을 넓은 환경에서도 빠르게 수행할 수 있다.

IV. EMOI 기반 정합

고도지도의 거리와 고도 정보를 기반으로 계산한 EMOI는 계산이 수행된 특정 위치의 고유한 값이다. 따라서 환경에 대한 고도지도가 DSM 등의 형태로 주어졌다면, DSM으로부터 계산한 EMOI와 로봇이 주행하며 국부적으로 작성한 고도지도에서 계산한 EMOI를 비교할 수 있다. 이 결과를 활용하면 환경지도로 주어진 고도지도에서 로봇의 위치를 찾아낼 수 있다. 본 절에서는 지도상의 임의의 한 지점에서 계산

한 EMOI와 주어진 지도 전체에서 계산한 EMOI와 비교하여, EMOI 계산이 수행된 지점이 지도상의 어느 부분에 해당하는지를 찾는 방법에 대하여 설명한다.

본 연구에서는 DSM 형태의 고도지도가 환경에 대한 지도로 미리 주어졌다고 가정하지만, 실험환경에 대한 실제 DSM을 구할 수 없으므로 사용자가 위치보정을 하며 정확하게 작성한 그림 6(b)의 고도지도를 주어진 DSM이라 가정하였다. DSM상의 임의의 위치에서 식 (7)을 이용하여 EMOI를 구할 수 있는데, 예를 들어 로봇이 그림 9의 A 위치에 있을 때 EMOI를 계산하면 $R=5m$ 일 때 0.037133, $R=10m$ 일 때 0.045091, $R=15m$ 일 때 0.058503이다. 이렇게 임의의 위치에서 계산한 EMOI와 그림 8과 같이 지도 전체에서 계산한 EMOI

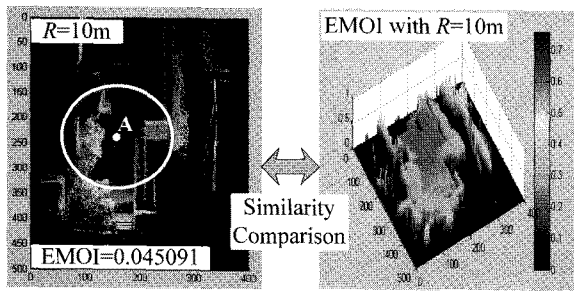


그림 9. 고도지도의 임의의 한 지점에서 계산한 EMOI와 모든 격자에서 계산한 EMOI 비교.

Fig. 9. Comparison of EMOI from one position under consideration with those from all grids of elevation map.

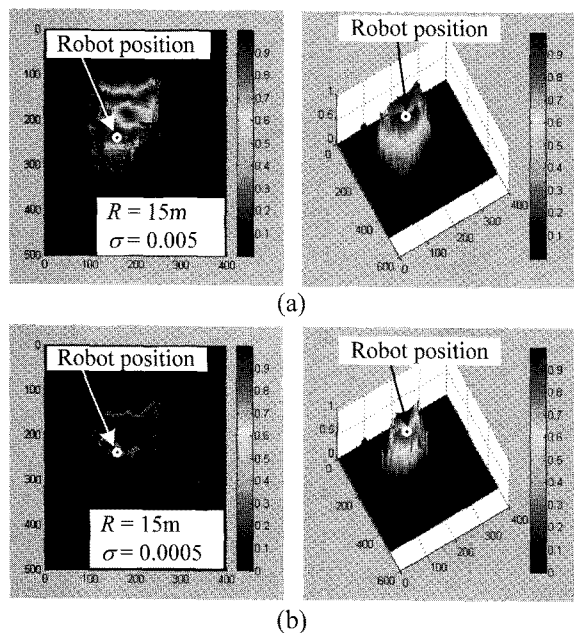


그림 10. 고도지도의 로봇 위치와 모든 격자에서 계산한 EMOI 비교 결과: (a) $R = 15m, \sigma = 0.005$, (b) $R = 15m, \sigma = 0.0005$.

Fig. 10. Comparison of EMOI from current robot position with those from all grids of elevation map: (a) $R = 15m, \sigma = 0.005$, and (b) $R = 15m, \sigma = 0.0005$.

를 비교할 수 있는데, 두 값의 차이가 작을수록 더 비슷한 부분이라고 판단한다. 유사도를 비교하는 함수는 다양하게 설계될 수 있는데, 본 연구에서는 다음과 같은 유사도 비교 함수를 사용하였다.

$$\text{Similarity}(\text{EMOI}_{\text{robot}}, \text{EMOI}_{\text{DSM}}) = \exp[-(\text{EMOI}_{\text{robot}} - \text{EMOI}_{\text{DSM}})^2 / \sigma^2] \quad (8)$$

여기서, $\text{EMOI}_{\text{robot}}$ 은 로봇의 현재 위치에서 계산한 EMOI, EMOI_{DSM} 은 그림 8과 같이 DSM에서 계산한 EMOI, σ 는 두 EMOI의 차이가 유사도의 차이를 결정하는 비율을 조절하는 계수이다. 식 (8)은 정규분포와 동일한 형태이고 조절해야 하는 계수는 σ 뿐이다. σ 가 작으면 EMOI가 비슷한 부분에서 비슷하지 않은 부분으로 갈수록 유사도가 급격히 작아지겠지만, 실제 환경에서 고도지도를 작성한 후 계산한 EMOI에 포함될 오류 및 잡음에 유사도가 민감하게 영향을 받을 것이다. 식 (8)을 이용하여 현재 로봇의 위치가 DSM에서 어느 부분과 유사한지를 찾은 결과가 그림 10(a)로, $R=10m$ 일 때 그림 9의 A 위치에서 계산한 EMOI를 DSM 전체의 EMOI와 비교한 결과이고, 값이 클수록(최대 1.0) 유사도가 높은 부분이다. EMOI를 계산한 A 위치 근처에서 유사도가 높은 것을 확인할 수 있다. 그림 10(b)는 σ 를 달리하여 비교한 결과인데, σ 가 작을수록 유사도가 높은 영역이 A 위치 근처로 좁게 모이는 것을 확인할 수 있다.

V. EMOI 기반 정합을 통한 위치인식

EMOI는 특정 위치 근처의 거리에 따른 고도 분포를 정량화한 스칼라 값으로 고도지도 전체에서 비슷한 부분이 여러 군데일 수 있다. 그림 10에서도 유사도가 높은 부분이 여러 영역에 분포되어 있는 것을 볼 수 있는데, 이는 단 하나의 EMOI만을 비교하기 때문이다. 따라서 EMOI를 정합하여 로봇의 위치를 찾기 위해서는 여러 EMOI를 정합하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 EMOI를 계산하는 대상 영역의 반경을 달리하며 계산한 복수개의 EMOI를 정합하여 로봇이 위치할 수 있는 영역을 줄여나가는 방법을 제안한다.

그림 8은 A 위치에서 계산한 $R=5m, 10m, 15m$ 일 때의 EMOI를 보여주고 있는데, 세 값은 동일한 로봇위치에서 대상이 되는 영역의 반경을 변화시키며 계산한 EMOI이다. 이제 EMOI와 DSM에서 계산한 EMOI를 4장에서 설명한 방법으로 정합한 결과가 그림 11이다. R 이 다르면 EMOI를 계산하는 영역 내에서의 고도의 분포도 다르기 때문에 EMOI 정합을 통해 계산한 유사도의 분포도 다르다. 그러나 모두 로봇 위치 근처에서 높은 유사도를 보이고 있다. 각 격자에는 $R=5, 10, 15m$ 일 때의 유사도 계산 결과가 각각 저장되어 있는데, R 에 따른 유사도 계산 결과는 서로 독립적이다. 따라서 한 격자 내에서 R 을 달리하며 얻은 유사도 계산 결과를 곱한 값을 최종 유사도라고 한다면, 공통적으로 유사도가 높은 격자는 최종 유사도가 커지고 특정한 R 에서 유사도가 낮은 격자는 다른 R 에서 유사도가 높다고 하더라도 최종 유사도는 낮아지게 된다. 이렇게 로봇이 위치할 가능성이 높은 영역을 축소시켜 가면서 로봇의 위치를 추정한 결과가 그림 12이고, A 위치 근처에서 유사도가 가장 높음을 볼 수 있다.

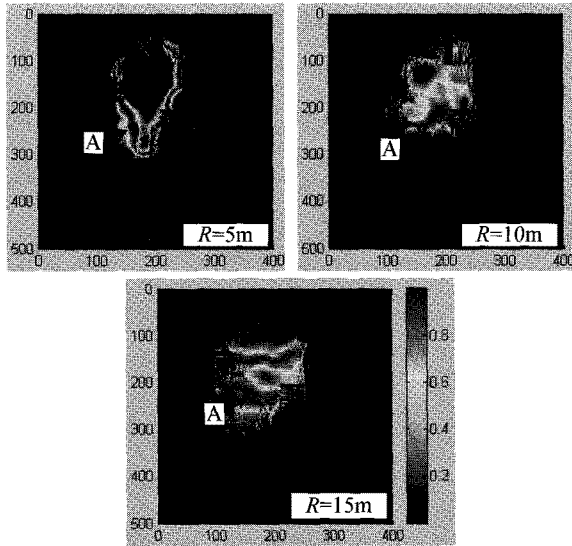


그림 11. 여러 R값에서 계산한 EMOI의 비교 결과. ($R = 5, 10, 15m$, and $\sigma = 0.005$.)

Fig. 11. Comparison of EMOI for $R = 5, 10, 15m$ with $\sigma = 0.005$.

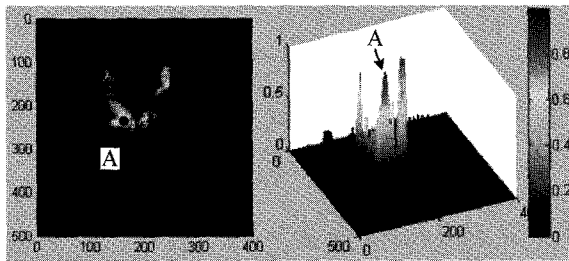


그림 12. 여러 R값에서 계산한 EMOI를 비교하여 구한 로봇의 위치인식 결과.

Fig. 12. Localization result using comparisons of EMOI with various values of R .

그림 13은 그림 6(b)의 고도지도가 환경에 대한 DSM으로 주어졌을 때 실제 야외환경에서 수행한 실험 결과이다. 그림 13(a)에서 로봇은 경로 1을 따라 주행하며 환경에 대한 고도 지도를 작성한다. 이때 로봇의 위치보정 및 정확한 지도작성을 위해 EKF 기반 SLAM 기법이 사용되었다. 로봇이 지도를 작성한 후에 A 위치에서 EMOI를 계산한 후 DSM에서 계산한 EMOI와 유사도를 비교한 결과가 그림 13(b)이고, 로봇의 위치 A 부근을 점선 원으로 표시하였다. 그림 13(b), (d), (f)에서 각 격자는 유사도가 높을수록 진하고 유사도가 낮을수록 흐리게 표시되었는데, 그림 13(b)의 경우 로봇이 작성한 국부 지도가 환경을 충분히 모델링하지 못하였기 때문에 실제 로봇 위치의 근치는 유사도가 낮음을 확인할 수 있다. 그림 13(c)에서 로봇이 경로 2를 따라 주행하며 지도를 작성한 후 B 위치에서 유사도를 비교한 결과가 그림 13(d)이고, 경로 3을 따라 주행한 후 C 위치에서 유사도를 비교한 결과가 그림 13(f)이다. 그림 13(e), (f)의 경우 전체 환경에 대한 국부 고도지도가 충분히 작성되어 실제 로봇의 위치 C 부근의 격자의 유사도가 높음을 확인할 수 있다. 이 실험결과를 보면

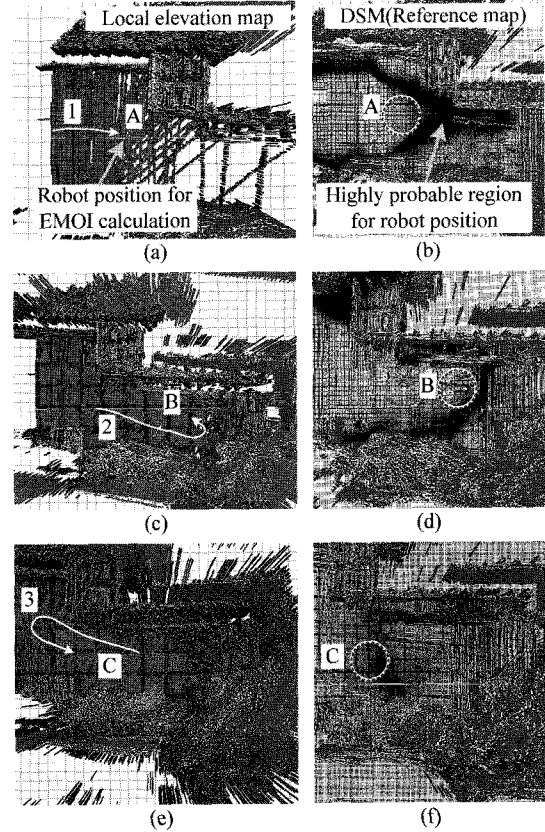


그림 13. 실제환경에서 작성한 국부 고도지도에서 계산한 EMOI와 DSM에서 계산한 EMOI를 비교하여 로봇 위치를 추정한 결과: (a)(c)(e) 로봇이 작성한 국부지도 및 EMOI를 계산한 로봇의 위치, (b)(d)(f) 주어진 DSM 및 EMOI를 이용한 유사도 비교 결과.

Fig. 13. Localization by comparisons of EMOI calculated from DSM with that from local elevation map built in real environment: (a)(c)(e) elevation map built by robot and robot position for EMOI calculation, and (b)(d)(f) pre-given DSM and result of similarity comparison using EMOI.

로봇이 국부적으로 작성한 지도에서 계산한 EMOI와 DSM에서 계산한 EMOI를 비교하여 DSM에서의 로봇 위치를 추정할 수 있음을 알 수 있다.

VI. 마코프 위치인식 시뮬레이션

본 장에서는 EMOI 기반 정합이 위치인식에 활용될 수 있음을 마코프 위치인식(Markov localization) 시뮬레이션을 통해 보이도록 한다. 마코프 위치인식은 모든 격자에서 로봇이 위치할 확률을 계산하여 로봇의 위치를 찾는 방법으로, 각 격자의 확률은 운동모델(motion model)과 센서모델(sensor model)을 통해 갱신된다. Table 1은 마코프 위치인식 알고리즘이다. 로봇의 위치를 x 라고 할 때 로봇이 x 에 위치할 확률을 $bel(x)$ 라 하고, $bel(x)$ 에 대한 예측치를 $bel(x)$ 라 한다. 운동모델 $p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1})$ 은 로봇에 가한 이동명령 u_t 와 u_{t-1} 에 의한 x_{t-1} 에서 x_t 로의 로봇의 위치변화 및 이와 관련된 불확실성을 고려하여 확률을 갱신하는 모델이고, 센서모델 $p(z_t | x_t)$ 은 로봇의 위치가 x_t 라고 가정했을 때 z_t 의 센서정보가 들어올 가능성을 고려하

여 확률을 갱신하는 모델이다. 본 실험에서는 4장에서 설명한 EMOI 유사도 비교를 위한 식 (8)의 $EMOI_{robot}$ 이 z_t 에 해당한다. 마코프 위치인식은 표 1의 알고리즘을 통해 로봇이 위치할 확률을 모든 격자에 대하여 매 주기마다 계산하는 방법으로 가장 대표적인 확률기반 위치인식 방법 중 하나이며, 더 자세한 내용은 다른 연구를 참고하면 된다[8,9].

그림 14와 같이 DSM 상에서 로봇이 1→2→3→4의 위치로 차례로 이동하였다고 가정하자. 로봇은 5장의 실험에서와 같이 SLAM을 통해 지도를 작성한 상태이고, 이 지도를 이용하여 현재 위치에서의 EMOI를 계산한다. 각 위치에서 $R=5m$ 로 EMOI를 계산한 값은 순서대로 0.0404, 0.0366, 0.0247, 0.0099이다. 1, 2, 3, 4의 각 위치에서 계산한 EMOI와 DSM에서 계산한 EMOI의 유사도를 비교하여 마코프 위치인식 과정에서 센서모델을 통한 확률갱신에 사용한다. 마코프 위치인식에서는 초기에 모든 격자의 확률은 합이 1.0이 되도록 정규화(normalizing) 되어 있다. 이후 1→2→3→4로 위치가 변할 때 각각의 이동량과 운동모델에 따라 확률이 변하게 되는데, 본 시뮬레이션에서는 10%의 오도메트리 오차를 인위적으로 추가하였다. 각각의 위치에서 계산한 EMOI를 DSM과 정합하여 얻은 결과와 센서모델에 의해 모든 격자의 확률이 갱신되고 그 결과는 그림 15와 같다. 1→2→3→4로 진행함에 따라 확률이 높은 격자가 EMOI를 계산한 위치 근처로 수렴함을 볼 수 있다. EMOI를 계산한 정확한 위치와 확률이 가장 높은 부분이 미세한 차이가 있는데, 이는 운동모델에 임의로 추가한 오도메트리 오차 때문이다.

표 1. 마코프 위치인식 알고리즘.
Table 1. Algorithm of Markov localization method.

Update the belief bel whenever... ... an action u is executed: • Apply motion model : $bel^-(x_t) = \int p(x_t x_{t-1}, u_{t-1}) bel(x_{t-1}) dx_{t-1}$... new sensory input z is perceived: • Apply sensor model : $bel(x_t) = p(z_t x_t) bel^-(x_t)$ • Normalize the belief.
--

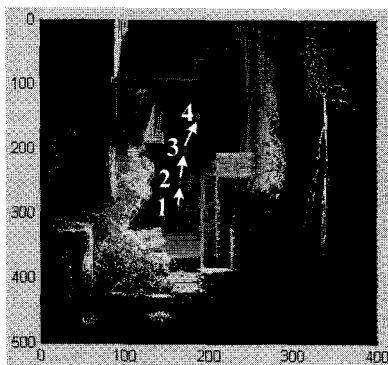


그림 14. 시뮬레이션에서 로봇의 이동.
Fig. 14. Movement of robot in simulation.

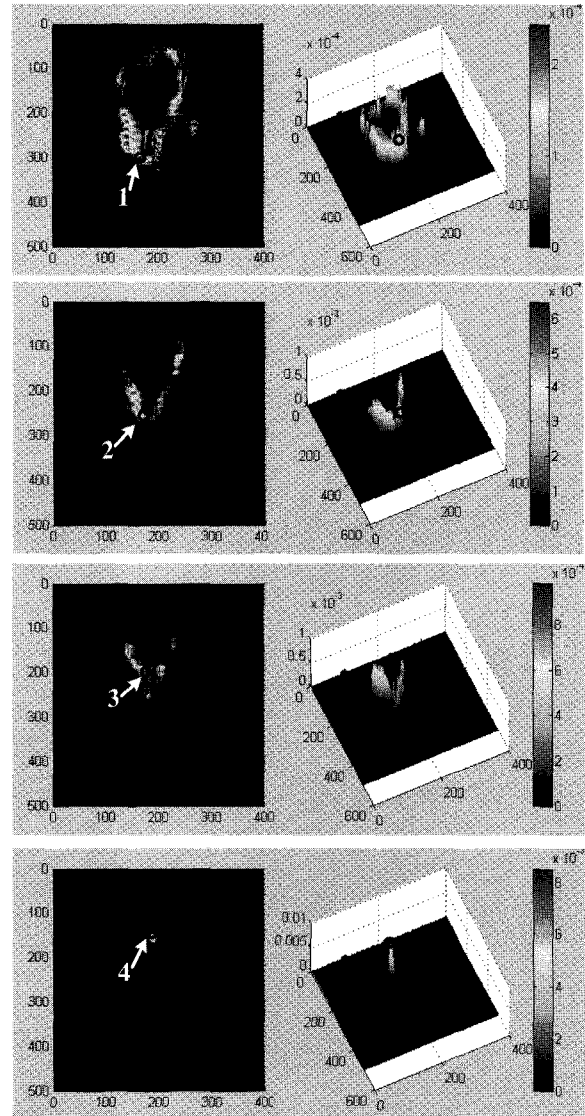


그림 15. EMOI 기반 정합을 마코프 위치인식 방법에 적용하여 위치추정을 한 시뮬레이션 결과.
Fig. 15. Simulation result for Markov localization using EMOI-based matching.

VII. 결론

본 연구에서는 로봇에 장착된 센서로 작성한 고도지도와 환경에 대한 지도로 주어진 DSM을 정합하여 DSM 상에서의 로봇의 위치를 인식하는 방법을 개발하였다. 이를 위해 고도 관성모멘트(EMOI)를 제안하였다. 실험 및 시뮬레이션을 통하여 EMOI 기반 정합의 성능 및 위치인식의 활용 가능성을 보였으며, 수행한 연구로부터 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1. 제안한 EMOI는 관성모멘트 개념을 고도지도에 응용한 것이다. 임의의 위치 주변에서 거리에 따른 고도 분포를 나타내는 스칼라로, 3차원 공간상에서 해당 위치의 고유한 특성이다.
2. 주어진 DSM에서 계산한 EMOI와 로봇이 국부적으로 작성한 고도지도에서 계산한 EMOI를 비교하여 DSM 상에서 로봇이 위치할 가능성이 높은 부분을 찾을 수

있으므로, 로봇의 위치인식이 가능하다.

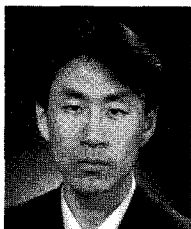
3. 제안한 EMOI는 기존의 확률기반 위치인식 기법의 정합 부분에 적용되어 다양하게 활용될 수 있다. 본 연구에서는 마코프 위치인식 기법에 EMOI를 적용한 시뮬레이션을 통하여 이를 입증하였다.

다른 방법과 마찬가지로 EMOI를 이용한 위치인식도 불확실성을 어떻게 처리하는지가 중요한 이슈이다. 불확실성을 발생시키는 대표적인 요인의 예로는 로봇이 실제 환경에서 SLAM 등의 기법으로 작성한 고도지도가 환경에 대한 지도로 주어진 DSM 등과 정확이 일치하지 않는 것이 있다. 추후 연구도 실제 환경에서 발생하는 이런 불확실성을 극복할 수 있도록 EMOI를 개선하는 것과 정합 방법을 보완하는 것에 중점을 둘 것이다.

참고문헌

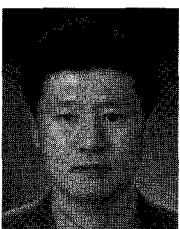
- [1] E. Shaffer and M. Garland, "A Multiresolution Representation for Massive Meshes," *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, vol. 11, no. 2, pp. 139-148, March-April 2005.
- [2] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous Localization and Mapping: Part I, the essential algorithms," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, March 2006.

- [3] C. Fruh and A. Zakhor, "An Automated Method for Large-Scale Ground-based City Model Acquisition," *Trans. on International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 1, pp. 5-24, Oct. 2004.
- [4] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Speeded Up Robust Features (SURF)," *Trans. on Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, June 2008.
- [5] H. Laga, H. Takahasi, and M. Nakajima, "Spherical Wavelet Descriptors for Content-based 3D Model Retrieval," *Proc. of International Conference on Shape Modeling and Applications*, pp. 75-85, June 2006.
- [6] R. Ohbuchi, T. Otagiri, M. Ibato, and T. Takei, "Shape-Similarity Search of Three-Dimensional Models Using Parameterized Statistics," *Proc. of 10th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications(PG'02)*, pp. 265-274, Oct. 2002.
- [7] J. Borenstein and L. Feng, "Gyrodometry: A New Method for Combining Data from Gyros and Odometry in Mobile Robots," *Proc. of International Conference on Robotics and Automation*, pp. 423-428, April 1996.
- [8] R. Siegwart and I. R. Nourbakhsh, *Introduction to Autonomous Mobile Robot*, The MIT Press, 2004.
- [9] D. Fox, *Markov Localization: A Probabilistic Framework for Mobile Robot Localization and Navigation*, Doctoral Thesis, Univ. of Bonn, Germany, 1998.



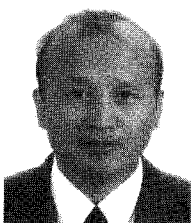
권태범

1997년 8월 15일생. 2003년 고려대학교 기계공학과(공학사). 2009년 고려대학교 기계공학과(공학박사). 관심분야는 이동 로봇의 지도작성 및 위치추정, 실외주행.



송재복

1960년 8월 5일생. 1983년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1985년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 1992년 MIT 기계공학과(공학박사). 1993년~현재 고려대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 Design and Control of Safe Manipulators, Mobile Robotics, Haptics.



강신천

2001 Texas A&M University 기계공학과(공학박사). 1991년~현재 국방과학연구소 근무. 관심분야는 자율시스템, 통합주행제어.