

실외 이동로봇의 고도지도 기반의 전역 위치추정을 위한 Hausdorff 거리 정합 기법

Hausdorff Distance Matching for Elevation Map-based Global Localization of an Outdoor Mobile Robot

지용훈, 송재복*, 백주현, 유재관
(Yong-Hoon Ji¹, Jea-Bok Song¹, Joo-Hyun Baek², and Jae-Kwan Ryu²)

¹Korea University

²LIG-Nex1

Abstract: Mobile robot localization is the task of estimating the robot pose in a given environment. This research deals with outdoor localization based on an elevation map. Since outdoor environments are large and contain many complex objects, it is difficult to robustly estimate the robot pose. This paper proposes a Hausdorff distance-based map matching method. The Hausdorff distance is exploited to measure the similarity between extracted features obtained from the robot and elevation map. The experiments and simulations show that the proposed Hausdorff distance-based map matching is useful for robust outdoor localization using an elevation map. Also, it can be easily applied to other probabilistic approaches such as a Markov localization method.

Keywords: localization, hausdorff distance, map matching, outdoor navigation

1. 서론

로봇이 미지의 환경을 주행하기 위해서는 그 환경에 대한 지도를 작성하고, 작성한 지도에서 현재 로봇의 위치, 목표지점의 위치와 그 지점까지의 경로 등이 필요하다[1]. 특히, 로봇이 현재 지도상의 위치를 정확히 알아야 경로를 따라 원하는 곳까지 이동할 수 있다. 따라서 이동로봇의 주행에 있어서 자신의 위치를 정확히 추정하는 것은 매우 중요하다. 실외 주행에서의 위치추정은 GPS를 사용하여 상당부분 해결할 수 있다. GPS 정보와 함께 로봇의 엔코더 및 관성센서 정보를 확장칼만필터(EKF: Extended Kalman Filter)를 통해 융합하여 로봇의 위치를 추정하는 기술이 제안되었다[2]. 그러나 GPS 신호가 고르지 못한 환경을 주행하거나 anti-GPS 신호를 고려해야 하는 국방 분야에서는, 로봇이 센서를 통해 국부적으로 작성한 지도와 환경에 대한 모델로서 주어진 지도와의 정합을 통해 로봇의 위치를 추정할 수 있어야 한다. 이와 같은 지도기반의 위치추정의 문제를 해결하기 위해서 현재까지 개발된 방법은 대표적으로 마코프 위치추정(Markov localization)이 있다. 마코프 위치추정은 격자지도를 이용할 경우 로봇이 위치할 확률을 모든 격자에서 계산하여 로봇의 위치를 추정하는 방법이다. 이때 확률 갱신은 주로 레이저 스캐너와 같은 거리센서를 사용한다. 따라서 2-D 격자지도로 환경의 모델링이 가능한 실내주행의 경우 로봇이 주행하는

공간도 항상 편평하므로 2차원 공간에서의 3자유도(x, y, θ) 운동으로 로봇의 상태를 표현할 수 있고, 거리센서가 바닥과 평행하게 설치되어 있다면 늘 일정한 높이에 있는 물체를 측정한다. 따라서 실내 환경에서는 거리센서 기반의 정합을 간단하게 수행할 수 있다[3,4]. 이에 비해서, 실외 환경에서의 주행은 로봇이 3차원 공간에서 6자유도($x, y, z, \text{roll } \psi, \text{pitch } \theta, \text{yaw } \phi$) 운동을 하므로 실외 환경에 대한 모델이 어떤 방식으로 작성되느냐에 따라 정합 방법이 크게 달라지게 된다.

실외 환경에서 지도 기반의 위치추정을 위하여 수행되었던 연구는 흔하지 않지만, 독일의 Freiburg 대학에서 다층 표면지도(multi-level surface map)라는 자체적으로 개발한 실외 환경지도를 사용하여 위치추정을 수행한 연구가 있었다[5]. 이 연구에서는 레이저 스캐너로부터 측정된 거리정보와 다층 표면지도에서 예측되는 거리정보를 정합하여 로봇의 위치를 추정한다. 이 연구에서는 실외 환경을 비교적 정확하게 표현하는 다층 표면지도를 사용하였기에 정확한 위치추정 결과를 보여준다. 그러나 일반적으로 널리 사용되는 지도에 대해서는 적용할 수 없다는 단점이 있다. 고려대학교에서는 실외 환경에 대한 기본 지도로 DSM (Digital Surface Model)을 사용하여 위치추정을 수행하였다[6]. 이 연구에서는 관성모멘트 개념을 고도지도(elevation map)에 적용한 EMOI (Elevation Moment of Inertia)라는 스칼라 값을 사용하여 정합을 수행하였다. 따라서 기존의 위치추정 성능을 유지함과 동시에 정합과정에서의 계산 부하를 많이 줄이고 있다. 그러나 계산 부하를 줄이기 위해서는 주어진 DSM 상에서 미리 계산한 EMOI 지도가 사전에 필요하다는 단점이 있다.

본 논문에서도 실외 환경에 대한 모델로서 DSM을 사용한다. DSM을 사용하는 이유는 실외 환경을 표현하는 가장 대표적인 지도이며, 국방 분야와 같은 특수한 분야에서도 대부

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 4. 18., 수정: 2011. 7. 6., 채택확정: 2011. 7. 20.

지용훈: 고려대학교 메카트로닉스학과(jyace@korea.ac.kr)

송재복: 고려대학교 기계공학부(jbsong@korea.ac.kr)

백주현, 유재관: LIG 넥스원(주) 연구개발본부

(joohyunbaek@lignex1.com/jaekwan.ryu@lignex1.com)

※ 본 연구는 LIG넥스원의 지원으로 수행하는 산학협력의 일환으로 수행되었음.

※ 본 논문은 2011 제26회 ICROS 학술대회에서 초안이 발표되었음.

본 환경에 대한 기본 지도로 DSM을 사용하고 있기 때문이다. DSM은 2-D 격자지도 형태의 데이터 구조에 점유/비점유 정보가 아닌 고도 정보가 저장된 고도지도의 형태이다. 고도 지도는 같은 크기의 다수의 격자로 구성되어 있으며, 각 격자는 그림 3과 같이 위치정보 (x, y) 와 고도정보 z 를 포함하고 있다.

본 논문은 실외 환경에서 로봇에 장착된 레이저 스캐너를 사용하여 주변 환경에 대한 국부 고도지도를 작성한 후 작성한 국부 고도지도와 주어진 DSM과의 유사도를 비교하는 정합 방법을 개발하여, 로봇의 위치를 추정하는 방법을 제안한다. 유사도 비교를 위한 지표는 Hausdorff 거리 개념을 사용하며, 로봇의 위치는 마코프 위치추정 알고리즘을 사용하여 결정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 주어진 DSM과의 정합에 필요한 국부 고도지도의 작성방법을 간단하게 설명하고, III 장에서는 Hausdorff 거리의 개념을 설명한다. IV 장에서는 Hausdorff 거리를 이용한 정합에 관해 설명하고, V 장에서 Hausdorff 거리를 마코프 위치추정에 적용한 시뮬레이션 결과에 대해 기술한 후, 마지막 VI 장에서 전체 내용에 대한 결론과 향후 연구과제를 언급한다.

II. 고도지도의 작성

본 연구에서 사용한 로봇은 그림 1과 같은 MobileRobots사의 실외주행용 이동로봇 Pioneer 3AT 모델로, 평지에서 최대 속도 0.7m/sec, 최대 적재하중 30kg, 최대 등판각도 25°의 사양을 가지고 있다. 거리센서는 SICK의 실외 환경용 레이저 스캐너인 LMS291모델로, 0.5/1° 간격으로 180°를 스캔할 수 있으며, mm 수준의 정밀도로는 최대 32m까지, cm 수준의 정밀도로는 최대 80m까지의 거리를 측정할 수 있다.

실외 환경에 대한 모델로서 주어진 DSM과 로봇에 장착된 레이저 스캐너를 통해 분석한 주변 환경과의 정합을 통해 로봇의 위치를 추정하기 위해서는 로봇 주변 환경에 대한 국부 고도지도를 작성하여야 한다. 국부 고도지도를 작성하기 위해서는 DC모터를 이용하여 2-D 레이저 스캐너를 기울임(tilting)으로써 환경에 대한 3차원 정보를 얻는다. 이렇게 얻은 레이저 거리정보들은 극좌표계로 표현된 (d_n, α_n) 형태이다. 즉, (d_n, α_n) 은 레이저 스캐너로 측정된 정보의 거리와 각도를 나타내며, 1° 단위로 180°를 스캔하므로 $n = 0, \dots, 180$ 이 된다. 레이저 스캐너의 원점에서 극좌표계로 표현된 n 번째 거리정보 (d_n, α_n) 를 로봇좌표계 $(X_{robot}, Y_{robot}, Z_{robot})$ 기준으로 표현된 $(x_n,$



그림 1. 실험에 사용한 로봇.
Fig. 1. Mobile robot for experiments.

$y_n, z_n)$ 으로 변환하기 위하여 그림 2와 같이 로봇좌표계 $(X_{robot}, Y_{robot}, Z_{robot})$, 틸트좌표계 $(X_{tilt}, Y_{tilt}, Z_{tilt})$, 레이저좌표계 $(X_{laser}, Y_{laser}, Z_{laser})$ 를 설정한다. 여기서 x_{laser}, z_{laser} 는 틸트축에서 실제 검출이 수행되는 레이저 스캐너의 감지부까지의 오프셋을 의미한다. θ_y 는 레이저 스캐너의 틸트 각도를 의미하며, x_{tilt}, z_{tilt} 는 로봇좌표계의 원점에서 틸트축까지의 오프셋을 의미한다.

이를 통해 레이저 스캐너의 원점에서 극좌표계로 표현된 n 번째 거리정보 (d_n, α_n) 를 로봇좌표계 기준의 3차원좌표 (x'_n, y'_n, z'_n) 로 변환시키는 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{cases} x'_n \\ y'_n \\ z'_n \end{cases} = \begin{cases} k \cdot \cos(\theta_y) + z_{laser} \cdot \sin(\theta_y) + x_{tilt} \\ d_n \sin \alpha_n \\ k \cdot \sin(-\theta_y) + z_{laser} \cdot \cos(\theta_y) + z_{tilt} \end{cases} \quad (1)$$

where $k = d_n \cos \alpha_n + x_{laser}$

이후 3차원 공간상의 로봇의 롤, 피치, 요(ψ, θ, ϕ) 방위각을 고려하기 위하여 본 논문에서는 다음 식과 같은 롤-피치-요 표기법을 사용하였다.

$$\begin{cases} x_n \\ y_n \\ z_n \end{cases}^T = \begin{bmatrix} c\phi c\theta & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi & c\phi s\theta c\psi + s\psi s\psi \\ s\phi c\theta & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\psi s\psi \\ -s\theta & c\theta s\psi & c\theta c\psi \end{bmatrix} \begin{cases} x'_n \\ y'_n \\ z'_n \end{cases} \quad (2)$$

여기서 전역 좌표계에 대한 로봇의 롤, 피치, 요(ψ, θ, ϕ) 각도는 IMU를 이용하여 직접 측정한다. 식 (1)의 결과를 식 (2)에 대입함으로써 레이저 거리정보를 로봇의 방위각을 고려한 3

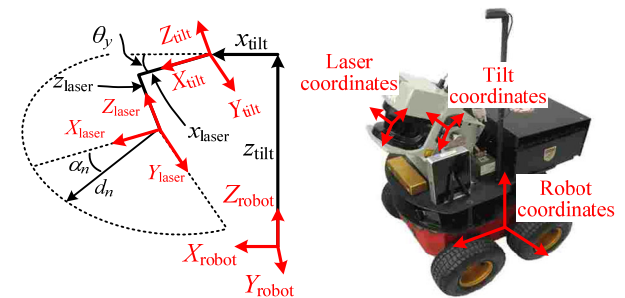


그림 2. 로봇좌표계와 센서좌표계.
Fig. 2. Robot frame and sensor frame.

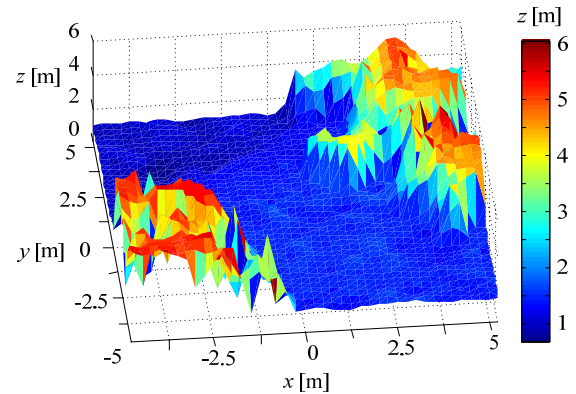


그림 3. 국부 고도지도.
Fig. 3. Local elevation map.

차원 좌표 (x_m, y_m, z_m) 로 변환할 수 있다. 이와 같이 얻어진 레이저 거리 정보를 위치 (x_m, y_m) 와 높이 z_m 를 표현하기 위하여, 환경을 2차원 격자로 나눈 후 각 격자에 해당하는 부분의 고도를 저장한다. 즉, 3차원 좌표로 변환된 레이저 스캐너의 고도 정보와 고도지도의 격자에 저장되어 있는 고도를 비교하여, 새로 측정된 값이 고도지도의 격자에 저장된 값보다 크면 격자에 저장된 값을 측정값으로 바꾸고, 측정값이 격자에 저장된 값보다 작으면 격자에 저장된 값을 유지하는 방법으로 국부 고도지도를 작성한다.

$$e_{ij}(t+1) = \begin{cases} z_{ij}(t+1), & \text{if } z_{ij}(t+1) > e_{ij}(t) \\ e_{ij}(t), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

여기서 e_{ij} 는 격자 (i, j) 에 기록되는 고도, z_{ij} 는 새로 측정된 고도를 의미한다. 레이저 스캐너의 거리 정보를 통해 계산한 모든 격자의 고도를 식 (3)으로 갱신하는 것이 국부 고도지도를 작성하는 과정이다. 그림 3은 이렇게 작성한 로봇 중심의 10x10m 범위에 대한 국부 고도지도의 예이다.

III. Hausdorff 거리

주어진 고도지도에서 얻어지는 환경과 로봇에 장착된 레이저 스캐너로 얻는 환경을 정합하기 위해서는 각 환경에서 특징을 추출하고, 특징의 유사도를 분석하는 유사도 측정 함수가 필요하다. 환경에 대한 모델로서 사용되는 고도지도에서 추출되는 특징은 일반적으로 점들의 집합이나 평면과 같은 기하학적 도형으로 표현된다. 따라서 두 기하학적 도형간의 유사도 측정 함수를 정의하기 위해서는 두 도형간의 적절한 거리 개념을 선택할 필요가 있다. 여기서 거리 개념이란 비교 대상이 되는 두 도형간의 형상이 유사할수록 작아지는 개념의 거리를 의미한다. 본 연구에서는 Hausdorff 거리를 두 특징간의 유사도 측정 지표로서 활용한다[7,8].

그림 4의 두 도형 A, B 에 대하여 A 로부터 B 로의 Hausdorff 거리는 수학적으로 다음과 같이 정의된다.

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \{ \min_{b \in B} \{ d(a, b) \} \} \quad (4)$$

여기서 a 와 b 는 도형 A 와 B 에 속하는 임의의 점을 의미한다. 또한, $d(a, b)$ 는 a 와 b 의 유클리드 거리이다. 마찬가지로 B 로부터 A 로의 Hausdorff 거리는 다음 식과 같이 정의된다.

$$h(B, A) = \max_{b \in B} \{ \min_{a \in A} \{ d(b, a) \} \} \quad (5)$$

최종적으로 A 와 B 사이의 Hausdorff 거리는 식 (4)와 (5)에 의해 계산되는 거리 중 큰 거리로 다음 식과 같이 정의된다.

$$H(A, B) = \max \{ h(A, B), h(B, A) \} \quad (6)$$

이와 같이 Hausdorff 거리를 통해 두 도형간의 차이를 계산하면, 그림 4(a)의 두 도형이 그림 4(b)의 두 도형보다 유사하다는 것을 쉽게 알 수 있다.

실제 구현에서는 Hausdorff 거리의 계산 부하를 감소하기 위하여 도형 상에 존재하는 모든 임의의 점이 아닌, 도형 상에서 추출한 특징에 대해서만 Hausdorff 거리를 계산한다. 본문에서는 그림 5(a)와 같이 도형 A, B 에서 추출한 특징을 꼭지점이라 가정하고 추출한 꼭지점에 대해서만 Hausdorff

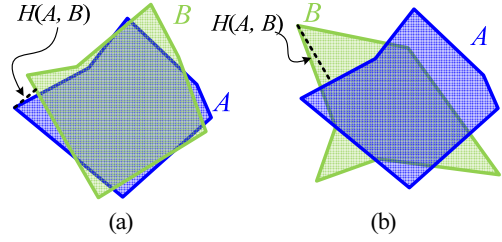


그림 4. Hausdorff 거리를 이용한 유사도 비교.
Fig. 4. Similarity comparison using Hausdorff distance.

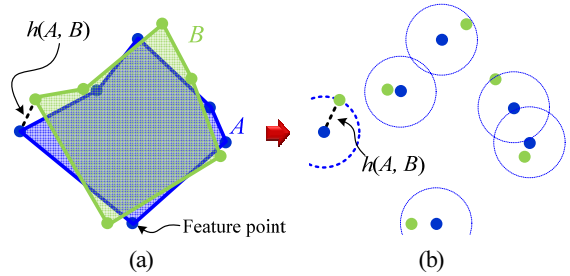


그림 5. 특징점 기반의 Hausdorff 거리 계산.
Fig. 5. Calculation of Hausdorff distance based on feature points.

표 1. Brute force 알고리즘.

Table 1. Algorithm of brute force method.

1: Brute force algorithm $h(A, B)$:
2: $h = 0$
3: for every point a_i of A
4: $shortest = \text{Inf}$
5: for every point b_j of B
6: $d_{ij} = d(a_i, b_j)$
7: if $d_{ij} < shortest$ then
8: $shortest = d_{ij}$
9: if $shortest > h$ then
10: $h = shortest$

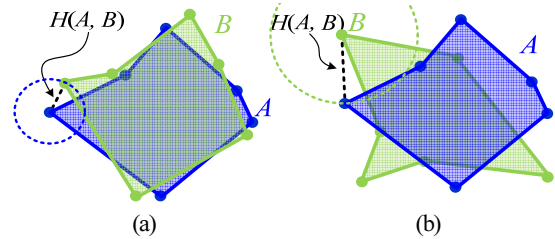


그림 6. 특징점 기반의 Hausdorff 거리를 이용한 유사도 비교.
Fig. 6. Similarity comparison using feature-based Hausdorff distance.

거리를 계산하는 알고리즘에 대하여 설명한다.

도형 A 로부터 B 까지의 특징점 기반의 Hausdorff 거리 $h(A, B)$ 를 구하는 과정은 다음과 같다. 우선 그림 5(b)와 같이 도형 A 의 모든 꼭지점을 중심으로 하는 원들을 동시에 확장시킨다. 모든 원의 내부에 도형 B 의 꼭지점이 하나 이상 포함되는 순간까지 원을 확장시키면, 이 때의 원의 반지름이 $h(A, B)$ 가 된다. 마찬가지로, 도형 B 로부터 A 까지의 특징점 기반의 Hausdorff 거리 $h(B, A)$ 또한 같은 방법으로 구한다. 최종적으로, $H(A, B)$ 는 식 (6)에 의해 두 원의 반지름 중 큰 값이 된

다. 특징점 기반의 Hausdorff 거리를 계산하기 위해 본 논문에서는 표 1과 같은 brute force 알고리즘을 사용하였다. 그림 6은 특징점 기반의 Hausdorff 거리를 구한 결과이며, 도형상의 모든 임의의 점을 이용하여 Hausdorff 거리를 구한 결과인 그림 4와 큰 차이가 없다는 것을 알 수 있다.

IV. Hausdorff 거리 기반의 정합

본 논문에서 제안하는 정합 기법은 고도지도에서 추출되는 특징에 대한 정합 기법이다. 환경에 대한 고도지도가 주어져 있다면, 여기서 추출한 특징과 로봇이 주행하며 작성한 국부 고도지도에서 추출한 특징에 대하여 Hausdorff 거리를 계산할 수 있고, 이를 기반으로 주어진 고도지도에서 로봇의 위치를 추정할 수 있다. 본 장에서는 지도상의 임의의 한 격자에서 추출한 특징을 주어진 지도상의 모든 격자에서 추출한 특징들과 각각의 Hausdorff 거리를 계산하여 지도상의 임의의 한 부분이 전체 지도 중 어느 부분과 유사한지를 찾는 방법에 대해 설명한다.

본 연구에서는 그림 7(a)의 환경인 그림 7(b)와 같은 DSM을 주어진 고도지도로 사용한다. 전체 환경의 넓이는 125 x 125 m이며, 한 격자의 크기는 25 x 25 cm로서 로봇이 위치할 수 있는 격자는 모두 25,000개가 존재한다. Hausdorff 거리의 계산을 위해 추출하는 특징은 그림 7(c)와 같이 고도지도의 외곽선을 추출하여 사용한다. 지도상의 임의의 위치에서 추출한 외곽선이 이루는 점들의 집합과 지도상의 모든 격자에서 추출한 외곽선들이 이루는 점들의 집합들과의 각각의 Hausdorff 거리를 계산할 수 있는데, Hausdorff 거리가 작을수록 더 유사한 부분이라고 판단할 수 있다. Hausdorff 거리 기반의 유사도를 비교하는 함수는 다양하게 설계할 수 있는데, 본 연구에서는 다음과 같은 유사도 비교 함수를 사용하였다.

$$\text{Similarity}(H(P_{\text{robot}}, P_{\text{map}})) = \exp\left(-\frac{(H(P_{\text{robot}}, P_{\text{map}}))^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

여기서 P_{robot} 은 로봇 위치에서 추출한 외곽선이 이루는 점들

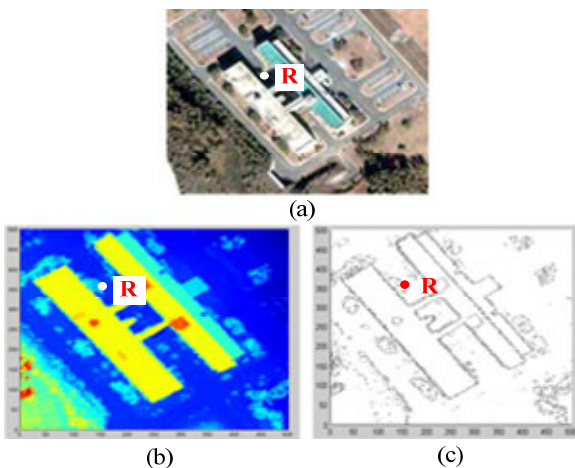


그림 7. 실험 환경: (a) 실제 환경, (b) 고도지도, (c) 고도지도의 외곽선.

Fig. 7. Experimental environment: (a) Real environment, (b) Elevation map, and (c) Edge of elevation map.

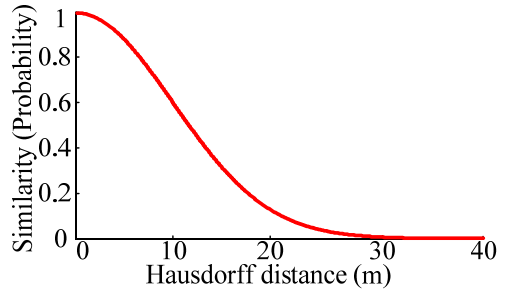


그림 8. Hausdorff 거리 기반의 유사도 비교 함수.

Fig. 8. Hausdorff distance-based similarity comparison function.

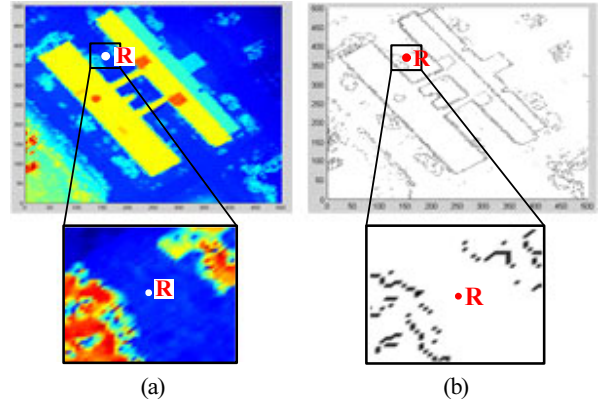


그림 9. 로봇 위치에서의 특징 추출: (a) R 위치에서의 국부 고도지도, (b) 국부 고도지도의 외곽선.

Fig. 9. Feature extraction: (a) Local elevation map at position R, (b) Edge of local elevation map.

의 집합, P_{map} 은 환경에 대한 모델로서 주어진 고도지도에서 추출한 외곽선이 이루는 점들의 집합, σ 는 Hausdorff 거리의 크기가 유사도의 차이를 결정하는 비율을 조절하는 계수이다. 그림 8은 σ 가 12.5일 때의 Hausdorff 거리의 크기와 유사도 사이의 관계를 보여준다.

주어진 고도지도상의 모든 격자 위치에서 추출한 외곽선이 이루는 점들의 집합과, 로봇의 현재 위치에서 추출한 외곽선이 이루는 점들의 집합 간에 계산한 Hausdorff 거리를 식 (7)을 이용하여 비교하면 현재 로봇의 위치가 고도지도에서 어느 부분에 해당하는지를 다음과 같이 찾을 수 있다.

그림 9(a)는 로봇의 위치라고 가정한 그림 7의 위치 R를 중심으로 10x10m 범위에 대한 국부 고도지도이며, 그림 9(b)는 이 국부 고도지도에서 추출한 외곽선이다. 그림 10은 그림 9(b)의 외곽선을 이루는 점들의 집합을 고도지도의 모든 격자에서 추출한 외곽선이 이루는 점들의 집합과 Hausdorff 거리를 구한 후, 식 (7)의 유사도 비교 함수를 통해 로봇이 위치할 수 있는 확률을 모든 격자에 대하여 계산한 결과인데, 값이 클수록 유사도가 높은 부분이다. 실제 로봇의 위치라고 가정한 위치 R 근처에서 유사도가 높음을 확인할 수 있다.

그림 10(a)와 (b)는 각기 σ 를 달리하여 비교한 결과이다. σ 가 작으면 그림 10(b)와 같이 유사도가 높은 영역이 위치 R 근처로 좁게 모이는 것을 확인할 수 있다. 그러나 σ 가 작을수록 센서 정보 및 고도지도에 포함되는 오류 및 잡음에 유사도가 민감하게 영향을 받는다는 단점이 있다. 그러나 σ 가

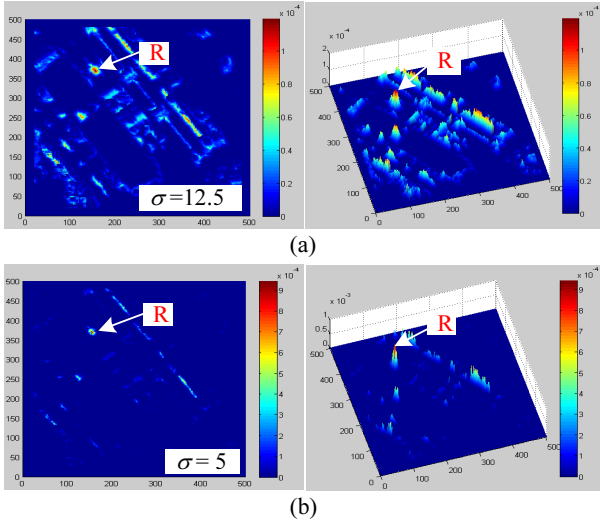


그림 10. Hausdorff 거리 기반의 전역 위치추정 결과: (a) $\sigma=12.5$, (b) $\sigma=5$.
 Fig. 10. Result of global localization based on Hausdorff distance: (a) $\sigma=12.5$ and (b) $\sigma=5$.

크면 그림 10(a)와 같이 실제 로봇이 존재하는 위치 R 이외에도 유사도가 높은 부분이 여러 영역에 분포되어 있는 것을 볼 수 있다. 따라서 좀 더 정확한 로봇의 위치추정을 위해서는 마코프 위치추정과 같은 전역 위치추정 기법에 Hausdorff 거리 기반 정합 알고리즘을 적용시킬 필요가 있다.

V. 마코프 위치추정 결과

본 장에서는 Hausdorff 거리 기반 정합이 위치추정에 활용될 수 있음을 마코프 위치추정 시뮬레이션을 통해 검증하고자 한다. 마코프 위치추정은 로봇이 위치할 확률을 모든 격자에서 계산하여 로봇의 위치를 찾는 방법으로, 각 격자의 확률은 운동모델(motion model)과 센서모델(sensor model)을 통해 갱신된다. 표 2는 마코프 위치추정 알고리즘에 대하여 설명하고 있다. 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 고려하여 확률을 갱신하는 모델이다. 본 실험에서는 IV 장에서 설명한

표 2. 마코프 위치추정 알고리즘.

Table 2. Algorithm of Markova localization method.

Update the belief bel whenever... ... an action u is executed: <ul style="list-style-type: none"> 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: <ul style="list-style-type: none"> Apply sensor model: $bel(x_t) = p(z_t x_t) bel(x_t)$ Normalize the belief.
--

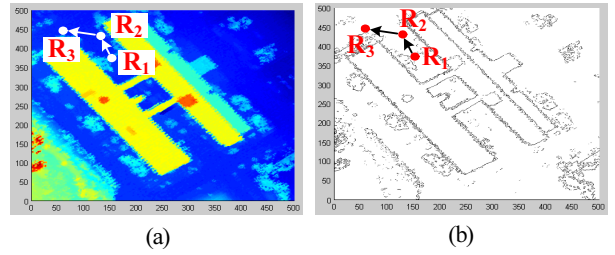


그림 11. 마코프 위치추정을 위한 로봇의 운동모델.
 Fig. 11. Motion model of robot for Markov localization.

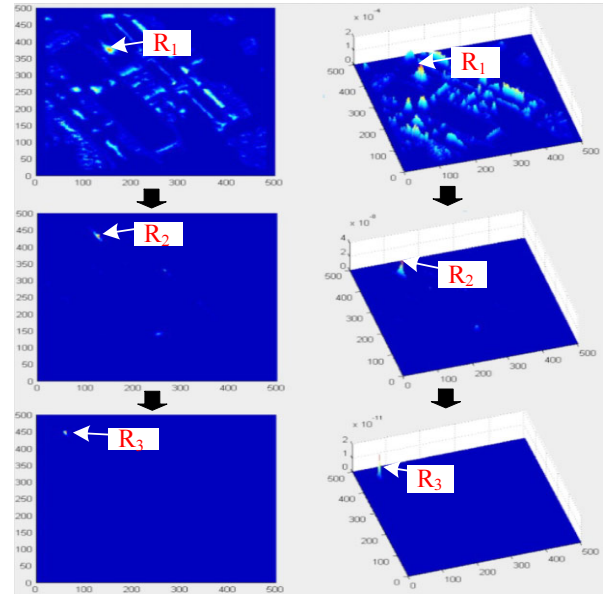


그림 12. Hausdorff 거리 정합을 통한 마코프 위치추정.
 Fig. 12. Markov localization using matching of Hausdorff distance.

Hausdorff 거리 기반의 유사도 비교를 위한 식 (7)의 P_{robot} 이 z_t 에 해당한다. 마코프 위치추정은 표 2의 알고리즘을 통해 로봇이 위치할 확률을 모든 격자에 대하여 매 주기마다 계산하는 방법으로 가장 대표적인 확률기반 위치추정 방법 중 하나이며, 더 자세한 내용은 참고문헌에 자세히 설명되어 있다[9].

그림 11과 같이 주어진 고도지도 상에서 로봇이 $R_1 \rightarrow R_2 \rightarrow R_3$ 의 위치로 차례로 움직인다고 가정하자. 로봇이 처음에 위치해 있다고 가정한 R_1 위치에서 로봇이 위치할 수 있는 확률은 이전 장에서 이미 계산한 바와 같이 그림 10과 같다. 이후 차례로 R_2, R_3 위치에서 추출한 특징과 주어진 고도지도의 전체 격자에서 추출한 특징과의 Hausdorff 거리를 계산한 후에, 식 (7)을 통해 유사도를 비교하여 마코프 위치추정 과정에서 센서모델을 통한 확률갱신에 사용한다. 그 결과는 그림 12와 같다. $R_1 \rightarrow R_2 \rightarrow R_3$ 로 진행함에 따라 확률이 높은 격자가 실제 로봇의 위치로 수렴하는 것을 볼 수 있다.

그림 12와 같은 확률분포가 주어졌을 때, 추정된 로봇의 위치는 다음 식과 같이 구해진다.

$$X_{\text{est}} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P_{ij} X_{ij} \tag{8}$$

여기서 X_{est} 는 추정된 로봇의 위치 ($x_{\text{est}}, y_{\text{est}}, z_{\text{est}}$)이고, M, N 은 주어진 DSM의 x, y 방향 격자의 개수를 의미한다. 그리고 X_{ij} 는

표 3. 마코프 위치추정 결과.

Table 3. Results of Markov localization.

Step	Real pose (x, y, z) [m]	Estimated pose (x, y, z) [m]	Error [m]
R ₁	(39, 92, 1.37)	(56.55, 64.98, 0.37)	32.23
R ₂	(34, 105, 0.29)	(40.6, 92.95, 1.37)	13.78
R ₃	(13.25, 109, 0.73)	(14.24, 109.55, 0.64)	1.14

(i, j) 격자의 위치 (x_i, y_j, z_{ij})를 의미하며, p_{ij}는 (i, j) 격자에 대한 로봇이 위치할 확률이다. 이때 확률은 정규화되어 있다고 가정한다. 표 3은 그림 12의 마코프 위치추정 확률 분포와 식 (8)을 통해 각 단계별로 로봇의 위치를 추정된 결과이다.

R₁과 같이 로봇이 위치할 확률 분포가 한 곳이 아닌 여러 곳에 분산되어 수렴한 경우에 식 (8)을 통해 계산한 로봇의 위치 오차가 크지만, 마코프 위치추정을 통해 모든 격자의 확률을 두 차례 갱신하면 R₃과 같이 추정된 로봇의 위치 오차가 0에 가깝게 수렴하는 것을 표 3을 통해 알 수 있다.

VI. 결론

본 연구에서는 실외 환경에 대한 모델로서 주어진 전체 환경의 고도지도와 로봇이 위치한 지점에 대한 국부 고도지도를 정합하여 전체 고도지도 상에서 로봇의 위치를 추정하는 방법을 개발하였다. 이를 위해 Hausdorff 거리 기반의 정합 방법을 제안하였다. 시뮬레이션을 통하여 Hausdorff 거리 기반 정합 방법이 전역 위치추정에 활용될 수 있음을 보였다. 제안한 Hausdorff 거리는 기존의 확률 기반 위치추정 기법의 정합 부분에 적용되어 다양하게 활용할 수 있다. 본 연구에서는 마코프 위치추정 기법에 Hausdorff 거리 기반 정합 기법을 적용한 시뮬레이션을 통하여 이를 입증하였지만, Hausdorff 거리를 이용한 위치추정도 로봇이 센서로 작성하는 국부 고도지도가 환경에 대한 모델로서 주어진 전체 고도지도와 불일치하는 부분이 많다면 위치추정 성능이 저하될 것이다. 따라서 이런 불확실성을 극복할 수 있도록 정합 방법을 개선하는 것과 위치추정 알고리즘의 실시간성을 위하여 Hausdorff 거리를 구하는 알고리즘의 계산 부하를 줄이는 연구를 진행할 계획이다.

참고문헌

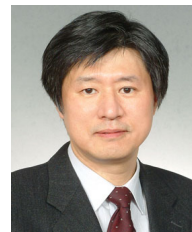
[1] R. Siegwart and I. R. Nourbakhsh, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, MIT Press, Cambridge, 2004.
 [2] C. W. Roh, Y. S. Kang, and S. C. Kang, "Development of autonomous navigation robot in outdoor road environments," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 3, pp. 293-299, 2009.
 [3] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, "Active Markov localization for mobile robots," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 25, pp. 195-207, 1998.
 [4] D. Fox, "Markov localization: a probabilistic framework for mobile robot localization and navigation," Doctoral Thesis, Univ. of Bonn, Germany, 1998.
 [5] R. Kummerle, R. Triebel, P. Pfaff, and W. Burgard, "Monte carlo localization in outdoor terrains using multilevel surface maps," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, pp. 346-359, 2008.

[6] T. B. Kwon, J. B. Song, and S. C. Kang, "Extraction and matching of elevation moment of inertia for elevation map-based localization of an outdoor mobile robot," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 2, pp. 203-210, 2009.
 [7] W. Rucklidge, "Efficient computation of the minimum Hausdorff distance for visual recognition," Doctoral Thesis, Cornell University, 1995.
 [8] W. Rucklidge, "Efficient visual recognition using the Hausdorff distance," *Lecture Notes in Computer Science*, 1995.
 [9] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, 2005.
 [10] Y. H. Ji, J. B. Song, and J. H. Baek, "Hausdorff distance matching for elevation map-based global localization in outdoor environments," *Proc. of 2011 26th ICROS Annual Conference (in Korean)*, Gwangju, Korea, pp. 41-44, May 2011.



지 용 훈

2010년 경희대학교 기계공학과(공학사). 2010년 경희대학교 컴퓨터공학과(공학사). 2010년~현재 고려대학교 대학원 메카트로닉학과 석사과정 재학중. 관심 분야는 이동로봇의 주행.



송 재 복

1983년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1986년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 1992년 MIT 기계공학과(공학박사). 1993년~현재 고려대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 안전 머니플레이터, 이동로봇의 주행, 지능로봇 시스템의 설계 및 제어.



백 주 현

1989년 한양대학교 기계설계학과(공학사). 1991년 한양대학교 기계설계학과(공학석사). 2002년 한국과학기술원(KAIST) 기계공학과(공학박사). 1991년~현재 LIG 넥스원(주) 연구개발본부 수석연구원. 관심분야는 소형 무인차량, 웨어러블 로봇, 실외주행 알고리즘.



유 재 관

2004년 경희대학교 기계공학과(공학석사). 2005년 JAIST 정보과학연구과(공학박사). 2005년~현재 LIG 넥스원(주) 연구개발본부 선임연구원. 관심분야는 웨어러블 로봇, 휴머노이드, 모바일 머니플레이션.