

실내용 이동로봇을 위한 위치추정 관측모델 설계 및 미끄러짐 오차 보상 기법 개발

Observation Likelihood Function Design and Slippage Error Compensation Scheme for Indoor Mobile Robots

문창배, 김경록, 정우진*, 송재복

(Chang-bae Moon, Kyoung-rok Kim, Woojin Chung, and Jae-Bok Song)

Abstract : A mobile robot localization problem can be classified into following three sub-problems as an observation likelihood model, a motion model and a filtering technique. So far, we have developed the range sensor based, integrated localization scheme, which can be used in human-coexisting real environment such as a science museum and office buildings. From those experiences, we found out that there are several significant issues to be solved. In this paper, we focus on three key issues, and then illustrate our solutions to the presented problems. Three issues are listed as follows: (1) Investigation of design requirements of a desirable observation likelihood model, and performance analysis of our design (2) Performance evaluation of the localization result by computing the matching error (3) The semi-global localization scheme to deal with localization failure due to abrupt wheel slippage. In this paper, we show the significance of each concept, developed solutions and the experimental results. Experiments were carried out in a typical modern building environment, and the results clearly show that the proposed solutions are useful to develop practical and integrated localization schemes.

Keywords : mobile robot, navigation, range sensor based localization, sensor model design

I. 서론

실내용 자율 이동로봇에 있어서의 위치추정의 문제는 크게 관측 모델, 모션 모델 그리고 필터링 기술로 분류 할 수 있다. 관측모델의 설계는 어떠한 센서와 환경지도를 사용하여 로봇의 위치를 계산할지를 결정하는 것이다. 모션모델은 로봇 운동의 불확실성을 반영하는 수학적 모델이다. 마지막으로 필터링 기술은 관측모델과 모션모델을 어떻게 수학적으로 표현하고 이를 통합할 것인지에 관련된 기술이다.

이동로봇의 위치추정 문제에 대한 많은 연구가 수행되어 왔다. 대표적인 연구로써 몬테 카를로 위치추정[6](이하 MCL) 기법이 있다. MCL 기법은 로봇의 위치에 대한 불확실성을 확률적으로 표현한다. MCL기법은 다른 기법에 비하여 오차에 대하여 강인하며 전역 및 국부 위치추정 문제를 동시에 해결 할 수 있다. 또한 간단한 수학적 표현으로 인하여 최근 가장 널리 쓰이는 기법이다. 최근의 많은 연구 성과로 인하여 위치추정 문제가 보다 쉽게 풀릴 수 있게 되었다. 다른 기법에 대한 비교는 [6]에 나타난 바와 같다.

이동로봇 위치추정의 실질적인 어려움 중에 대표적인 것이 체계적이고 정량적인 관측모델의 설계 기법에 대한 전략을 찾기 어렵다는 것이다. [1,2]에서 우리는 과학관 및 사무용 건물과 같은 인간과 공존하는 실제 환경에서 동작하는 거리

센서에 기반한 통합 위치추정 기법을 개발했다. MCL 기법에 기반한 지도작성, 위치추정 기법과 이를 통합하는 기법을 제안하였다. 이러한 실험을 통하여 실제 환경에서 동작하는 위치추정 기법을 개발하기 위해서 해결해야 하는 몇 가지 실질적인 문제에 주목하였다. 본 논문에서는 구체적으로 다음의 3가지 실질적인 문제에 대한 해결책을 제시하고자 한다.

(1) 효과적인 관측 모델을 설계하기 위하여 함수를 어떻게 설계하여야 하는가?

(2) 비 평탄 노면 주행할 때 바퀴의 미끄러짐을 어떻게 감지 할 것인가?

(3) 급작스러운 바퀴 미끄러짐을 감지한 경우에 위치추정 오차는 어떻게 보정할 것인가?

첫 번째 주제는 관측 모델의 구조적 설계에 관한 문제이다. 적절한 관측 모델 설계를 통해서 빠른 수렴 속도와 불확실성에 대해서 강인함을 가지는 위치추정 기법을 만들 수 있다. 하지만 이러한 두 가지 특성은 상호 상관계수에 있으며 오차를 정의하는 함수와 확률을 업데이트 하는 함수에 의하여 결정된다. 본 논문에서는 우선 관측 모델 설계의 요구조건을 제시하고 본 연구에서 개발한 맵매칭 기법과 이를 확률 함수로 표현하는 기법에 대해서 제시한다. 제안된 기법의 유용함은 실험을 통해서 검증하였다.

두 번째 주제는 계산된 위치추정 결과를 얼마나 신뢰할 수 있는지에 대한 문제이다. 방문자 등의 장애물에 의한 센서정보 오염이나 급격한 바퀴 미끄러짐과 같은 원인에 의해서 위치추정 실패 상황이 발생할 수 있다. 이와 같은 이상 상황이 발생한 경우에는 센서 정보는 위치를 계산할 때 무시 되어야 한다. 본 논문에서는 매칭에러를 이용한 위치추정 성공/실패를 판단하는 방법을 제시한다.

세 번째 주제는 준전역적 위치추정 기법에 대한 제시이다. MCL 기법에 기반한 위치추정 기법은 급격한 바퀴 미끄러짐

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 3. 2., 채택확정 : 2007. 10. 14.

문창배 : 고려대학교(lunar@teramail.com)

김경록 : 삼성전자(rocknyou@gmail.com)

정우진, 송재복 : 고려대학교 기계공학과

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

※ 본 연구는 산업자원부 지원으로 수행하는 21C 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었으며, 부분적으로 고려대학교 특별연구비의 지원을 받았음.

과 같은 상황이 발생한 경우 모션 모델의 경계를 벗어나게 되어 샘플이 로봇의 실제 위치에 분포하지 않게 되어 위치추정에 실패하게 된다. 위치추정에 실패한 경우 예를 들면 문헌 [3]에 제시된 바와 같이 샘플을 지도 전체 영역에 대하여 전역적으로 분포시켜야 한다. 하지만 이러한 방법은 국부적 위치추정에 비하여 엄청나게 많은 계산을 요구한다. 본 연구에서 제시하는 기법은 샘플의 분포 영역을 위치추정 상태의 기록을 참고하여 매우 작은 영역으로 제한 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 관측 모델의 설계 요구 조건 및 본 연구에서 제시한 관측모델의 설계는 2장에서 제시한다. 3장은 준전역적 기법에 대해서 설명한다. 4장에서 실험 결과에 대하여 제시하고 5장에서 본 연구의 결론을 제시한다.

II. 관측 모델 설계

1. 관측 모델의 요구 조건

관측 모델 설계의 첫 번째 단계는 맵 매칭 오차 함수의 결정이다. 로봇의 실제 위치에서 맵 매칭 오차가 최소가 되며 계산된 샘플의 위치가 실제 위치에서 멀어질수록 오차가 증가하는 것은 매우 당연하며 성공적인 위치추정을 위한 가장 기본적인 요건이다. 다음 단계는 오차를 확률 분포로 맵핑하는 함수를 결정하는 것이다. 맵핑 함수의 설계에는 여러 가지 방법이 있으며, 수렴 성능은 이들 함수의 선택에 따라 결정된다.

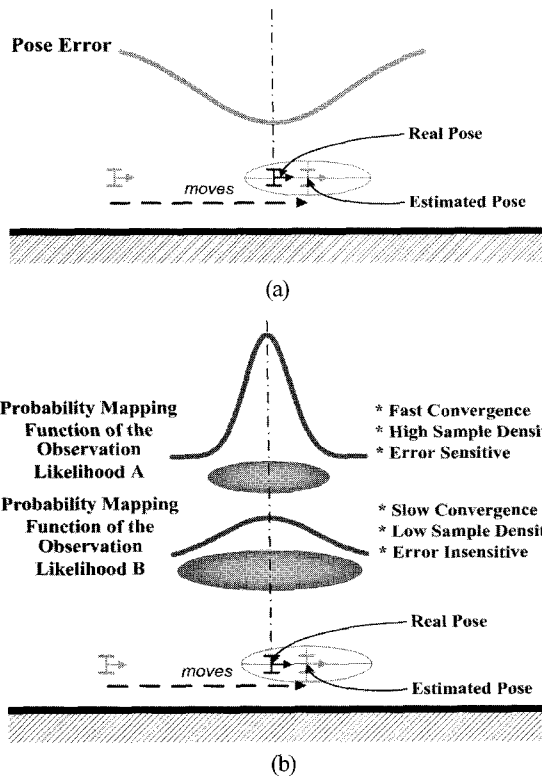


그림 1. (a) 위치오차의 분포 (b) 관측 모델 설계에 있어서의 상반 관계에 대한 개념적 설명.

Fig. 1. (a) Illustration of the pose error distribution (b) Conceptual illustration of trade-off characteristics in an observation likelihood function design.

만일 확률 함수가 위치오차 E 에 대하여 $p(E)$ 와 같다면 본 연구에서는 확률 함수의 민감도 $\partial p(E)/\partial E$ 에 관하여 집중한다. 만일 확률 함수의 민감도가 높다면 수렴 속도는 빠르게 된다. 하지만 불확실성에 대한 강인성은 상대적으로 낮아지게 된다. 이와 반대로 민감도가 낮다면 수렴 속도는 낮아지게 된다. 하지만 넓은 영역에 대한 수렴계산을 수행하므로 불확실성에 상대적으로 강인함을 뜻한다. 이러한 사실은 수렴 특성이 $p(E)$ 의 선택에 따라 결정됨을 뜻한다. 따라서 관측 모델은 수렴 속성에 대한 고려를 바탕으로 신중하게 결정되어야 한다. 지도 정보 m 및 시간 t 에서 샘플의 위치 $s_{i,t}$ 에 대한 센서 정보 o_t 의 확률함수 $p(o_t|s_{i,t}, m)$ 에 대한 개념적인 설명은 그림 1에 나타난 바와 같다. 이전의 실험 결과를 바탕으로 관측 모델의 설계는 다음과 같은 요구 조건을 만족해야 함을 알 수 있었다.

- (a) 관측 모델은 확률 분포가 로봇의 실제 위치에서 가장 높은 확률값을 가져야 하고 로봇의 위치에서 멀어질수록 완만하게 감소해야 하며, 반복 계산을 통해 실제 위치에 수렴해야 한다.
- (b) 샘플의 수렴 속도 및 수렴의 한계를 정량적으로 정할 수 있어야 한다. 이 때 수렴의 한계는 불확실성의 정도에 해당한다.
- (c) 센서의 부분적인 가려짐 등에 의한 센서 오염에도 오염되지 않은 계산 결과에 비해 급격하게 변하지 않는 성질을 가져야 한다.

2. 관측 모델 설계

그림 2는 본 논문에서 제시하는 맵 매칭 함수를 나타낸다. 기본적으로 위치 오차 E 는 스캔된 이미지의 빈 공간과 지도 상에서 계산된 면적의 차이로써 정의된다. Scan distance는 스캔 거리레이터 중 j 번째 측정된 거리에 해당한다. Reference distance는 지도를 통해 계산된 거리이다. 매칭에러는 다음 식에 의해서 표현된다.

$$Re\ ferArea_j = Re\ ferDist_j^2 \Delta\theta \tag{1}$$

$$ScanArea_j = ScanDist_j^2 \Delta\theta \tag{2}$$

$$DelArea_j = |Re\ ferArea_j - ScanArea_j| \tag{3}$$

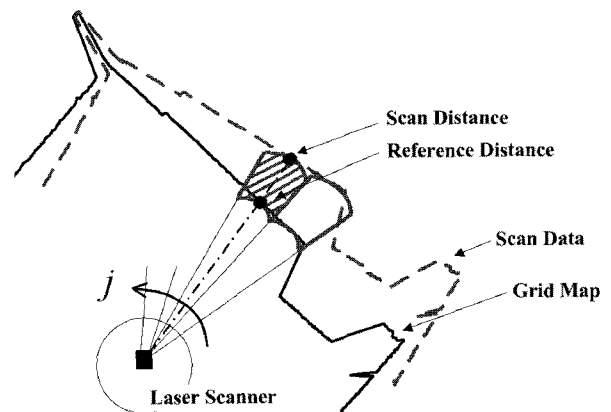


그림 2. 매칭에러의 정의.

Fig. 2. Definition of the matching error.

$$MatchingError(\%) = \frac{\sum_j DelArea_j}{\sum_j (ReferArea_j + ScanArea_j)} \times 100(\%) \quad (4)$$

(1)과 (2)는 빈 공간의 면적을 의미한다. (4)는 매칭에러의 정의이다. 매칭에러는 오차가 개별 거리 정보를 사용하지 않고 전체 면적을 이용하여 정의 되기 때문에 부분적인 센서 오염에 상대적으로 덜 민감하다는 장점을 지닌다.

문헌 [3]에 나타난 기존의 방법에서는 위치오차가 개별 거리 정보에 의해서 독립적으로 계산되며 개별 확률의 곱으로 표현되기 때문에 부분적인 센서 오염이 전체 위치추정 성능에 큰 영향을 끼치게 된다. 따라서 장애물 등에 의해 오염된 센서 정보는 부가적인 필터링 기술을 사용하여 제거되어야 한다.

로봇의 위치 오차를 표현하는 방법을 정의한 후 관측 모델 설계자는 $p(o_i | s_{i,t}, m) \leftarrow matching\ error$ 로 표현되는 확률 갱신 방법을 결정해야 한다. 간단한 예로 [1]과 같이 오차에 대한 반비례 함수를 사용할 수 있다.

본 논문에서는 로봇 위치의 확률 갱신을 위해 포화된 가우시안(saturated Gaussian) 함수를 사용한다. 가우시안 함수를 사용하는 경우 설계자는 매칭에러의 분산을 관측 함수로써 정량적인 수렴 속성에 대한 정량적인 평가를 할 수 있다. 또한, 샘플의 지나친 수렴은 확률함수의 포화 영역을 사용하여 예방할 수 있다. 이는 격자지도 자체에 대한 오류 및 센서 측정의 오류로 인하여 지나친 반복 계산에 의한 수렴은 적절하지 않기 때문이다. 또한 지나친 반복 계산에 의한 샘플의 수렴은 로봇의 위치에 대한 불확실성에 대하여 대처할 수 없게 하는 문제가 발생한다. 수렴의 한계 영역은 매칭에러의 분산을 관측 함수로써 쉽게 찾을 수 있다. 본 논문에서 설계한 확률 갱신 식은 다음 식과 같다.

$$p(x) = \frac{\eta}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} ; x \leq bias \quad (5)$$

$$p(x) = \frac{\eta}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(x - bias)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (6)$$

$$; bias < x \leq \mu_i + 3\sigma_i$$

$$p(x) = 0 ; x > \mu_i + 3\sigma_i \quad (7)$$

(5), (6), (7)을 이용하여 매칭에러를 이용한 확률값을 계산한다. η 는 확률 분포 정규화를 위한 계수이다. σ_i 와 μ_i 는 시간에서 샘플 전체의 매칭에러에 표준편차 및 평균을 나타낸다. $bias$ 는 실험적으로 정의된 매칭에러의 한계값을 나타낸다. (5)는 확률 함수의 포화 영역을 나타낸다. 이는 매칭에러가 $bias$ 보다 작을 때 확률 값이 포화됨을 의미한다. (7)은 매칭에러가 $\mu_i + 3\sigma_i$ 보다 클 때 확률 값이 0임을 의미하며 수렴의 한계를 나타낸다. (6)은 가우시안 확률분포 함수를 나타낸다.

3. 위치추정 결과에 대한 신뢰성 판단

위치추정 상태 평가의 목적은 현재 위치추정 상태가 “localizer success” 또는 “localizer warning”인지를 결정하는 데 있다. 본 논문에서는 로봇의 위치 오차를 나타내기 때문에

매칭에러를 사용하여 위치추정 실패를 평가한다. 위치추정 실패 상황이 되면 매칭에러 값이 비정상적으로 높은 값을 유지할 것이라는 점에 주목한다. 하지만 이러한 아이디어 적용의 어려움은 매칭에러의 한계값을 결정하는 것이다. 매칭에러는 성공적인 위치추정 상태에서도 다양한 오차로 인해서 0이 아니며 환경에 따라 변하게 된다. 따라서 매칭에러의 고정된 하나의 값을 사용해서는 위치추정 상태의 평가가 한계가 있다.

매칭에러 한계값은 환경 변화, 센서 특성 그리고 동적 장애물에 따라서 변해야 한다. 본 논문에서는 한계값은 매칭에러의 기록에 따라서 계산되며 위치추정 성공시의 매칭에러의 최대 값은 아래와 같은 한계값에 의해서 결정된다.

$$threshold = \mu_{i-n_i} + 3\sigma_{i-n_i} + bias \quad (8)$$

(8)은 위치추정 성공시의 매칭에러 한계값의 계산 방법을 나타낸다. μ_{i-n_i} 는 $i-n$ 단계에서 i 번째 단계의 매칭에러에 대한 평균이다. σ_{i-n_i} 는 매칭에러의 표준편차를 나타낸다.

매칭에러는 동적 장애물이나 부분적인 센서 오염에 의하여 순간적으로 한계값을 넘어질 수 있다. 많은 경우 기존의 MCL기법은 이러한 순간적인 위치추정 실패를 극복할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 원인에 의한 매칭에러의 이상치(outlier)를 제거하기 위해서 메디안 필터를 사용한다. 메디안 필터는 n 개의 점에 대해서 메디안 값으로 바꾸어 이상치를 제거하는 방법이다. 메디안 필터는 문헌 [10]에 나타난 바와 같이 이상치 제거에 사용되며 간단한 알고리즘으로 인하여 빠른 성능을 나타낸다. 위치추정 실패에 대한 판정은 발생 빈도는 매우 낮지만 이를 지속적으로 모니터링 해야 하며 따라서 메디안 필터를 사용하는 것이 적절하다. 본 논문에서는 $n = 15$ 를 사용하였다. 만일 메디안 필터에 의해서 계산된 매칭에러 값이 한계값 보다 큰 경우 위치추정 상태는 “localizer warning”상태가 된다.

III. 준전역적 위치추정 기법

문헌 [8]에서는 로봇의 실패상황에 대한 문제를 처리하기 위해서 실패상황을 계층적으로 분류하고 이를 검출하는 방법을 제시하였다. [8]에 나타난 방법은 계산이 [9]에 나타난 바와 같이 시간이 오래 걸리는 단점이 있으며, 실내용 2륜 차동 로봇에 직접적으로 적용하기가 어렵다. 본 연구에서 위치추정의 이상 상태에 대한 대처 기법으로써 준전역적 위치추정 기법을 제시한다. 로봇의 주행을 대한 기록을 바탕으로 하여 위치추정 실패의 시점을 찾아내고 이를 이용하여 로봇이 존재 가능한 영역을 계산한다. 샘플의 분포가 로봇이 이동 가능한 영역에서 제한적인 전역적 위치추정을 수행 하기 때문에 준전역적 위치추정 기법이라고 하기로 한다. 제안된 기법은 실제 실내 환경에는 불규칙한 바닥이 존재하고 이로 인한 급작스런 바퀴 미끄러짐에 대해서 효과적이다.

그림 3은 로봇이 위치추정에 실패했을 때 최대 이동 영역을 원으로써 나타낸다. 로봇이 p_0 에서 위치추정 성공 상태에서 주행을 시작하였을 때 로봇이 p_2 로 이동하는 중 p_1 에서 바퀴 미끄러짐이 발생한다. 결과적으로 바퀴 미끄러짐에 의해서 로봇은 p_2 에 위치한다. p_2 는 바퀴 엔코더에 의해서 계산

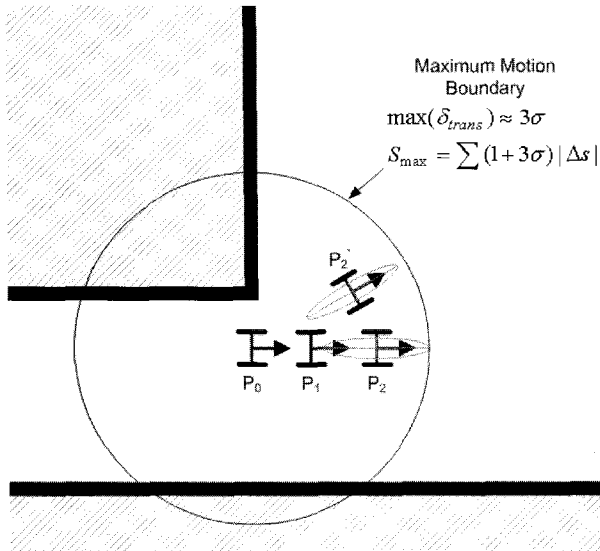


그림 3. 최대 운동 경계 모델 (P_0 : 마지막으로 위치추정에 성공한 위치, P_1 : 바퀴 미끄러짐이 발생한 위치, P_2 : 오도메트리 정보에 의해 계산된 위치, P_2' : 바퀴 미끄러짐에 의한 실제 로봇의 위치).

Fig. 3. Maximum motion boundary model (P_0 : last localization success pose, P_1 : slip position, P_2 : predicted robot pose by odometry, P_2' : robot pose by wheel slippage).

된 거리이다. 이러한 경우 최대 도달 가능 영역은 그림 3에 표현된 원으로 표현된다.

$$S_{max} = \sum_i (1 + 3\sigma) |\Delta s| \quad (9)$$

(9)는 바퀴 엔코더로 계산된 최대 이동 거리 S_{max} 를 계산하는 것을 보여준다. 이 때, σ 는 모션 모델의 표준편차이고 Δs 는 엔코더에 의해 측정된 거리이다. 가우시안 확률 분포 함수를 사용하는 모션 모델을 사용하여 급격한 바퀴 미끄러짐에 의한 최대 이동거리를 $\max(\delta_{trans}) \approx 3\sigma$ 와 같이 계산한다. 이를 통해 계산된 영역 내에서 전역적 위치추정을 수행한다. 계산된 S_{max} 를 이용하여 로봇이 마지막으로 위치추정에 성공한 위치인 P_0 를 중심으로 하는 원의 영역에서 샘플 1000개를 전역적으로 추출하여 위치추정을 수행한다.

IV. 실험

1. 실험 환경

본 논문에서 제시된 관측모델 및 준전역적 위치추정 실험은 그림 4에 나타난 일반적인 대형 건물에서 실시 되었다. 그림 4(a)는 실험 환경에 대한 사진이다. 실험 환경은 위치추정을 수행하는 데 있어서 $x = 64m \sim 70m$ 지점에 나타난 엘리베이터 홀 주변의 거울 면 등으로 인하여 위치추정에 어려움이 있다. 또한 지도와는 다르게 실제 공간에서는 열린 공간으로 나타나는 계단이 존재한다. 그림 4(b)는 실험 환경의 격자지도이며, 이 때 격자 한 개의 크기는 $10cm \times 10cm$ 이다.

그림 5는 실험에 사용된 2륜 차동 구동 로봇이다. 로봇은 전방과 후방에 SICK 레이저 스캐너 2개를 장착하고 있다. 레

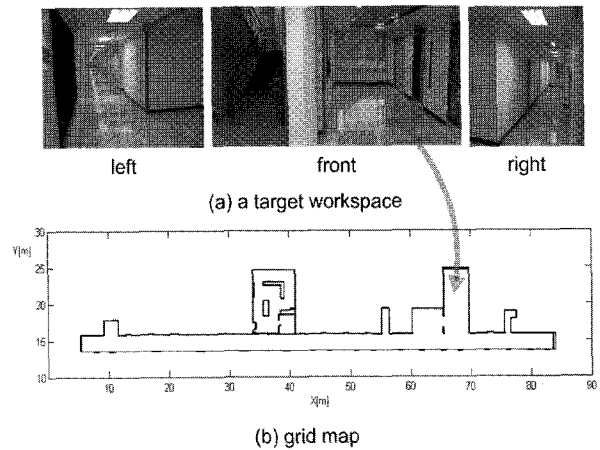


그림 4. 실험 환경.

Fig. 4. Experimental environments.

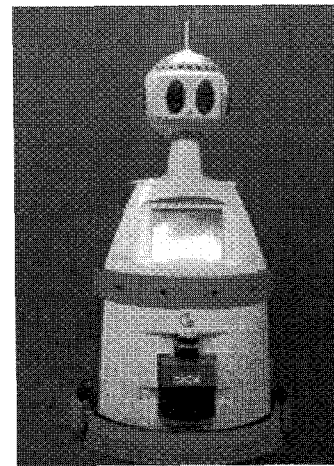


그림 5. 실험에 사용된 이동 로봇 인포테인먼트.

Fig. 5. Infotainment robot.

이저 스캐너는 전방 180° 를 1° 단위로 측정하며 최대 측정 거리는 9m이다.

2. 관측 모델

그림 6은 본 논문에서 제시된 매칭에러를 사용한 위치추정 결과를 보여준다. 그림 6의 왼쪽에 매칭에러 등고선이 나타나 있으며, 이에 대한 샘플의 매칭에러 분포에 따라 변하는 확률 분포가 오른쪽에 나타나 있다. 2단계의 센서 정보 갱신 후에 샘플은 매칭에러가 60% 이하인 영역으로 수렴한다. 3단계의 센서 정보 갱신 후에 샘플은 10% 영역으로 수렴한다. 수행된 실험은 샘플이 센서 정보를 갱신함에 따라 로봇의 위치로 수렴하는 것을 보여 준다.

그림 7은 정적 장애물에 의한 센서 정보 오염에 의한 매칭에러 등고선을 보여준다. Corruption ratio는 거리 오차가 1m 보다 큰 거리 데이터의 비율이다. 이 때 Corruption ratio의 측정값은 로봇의 위치에서 지도정보를 이용하여 예측된 거리와 실제 측정 거리의 차이를 계산한다. 그림 7에 나타난 바와 같이 장애물이 센서를 가린 경우에도 등고선의 변화가 크지 않다. 이러한 실험 결과는 장애물이 존재함에도 수렴성이 유지됨을 의미한다.

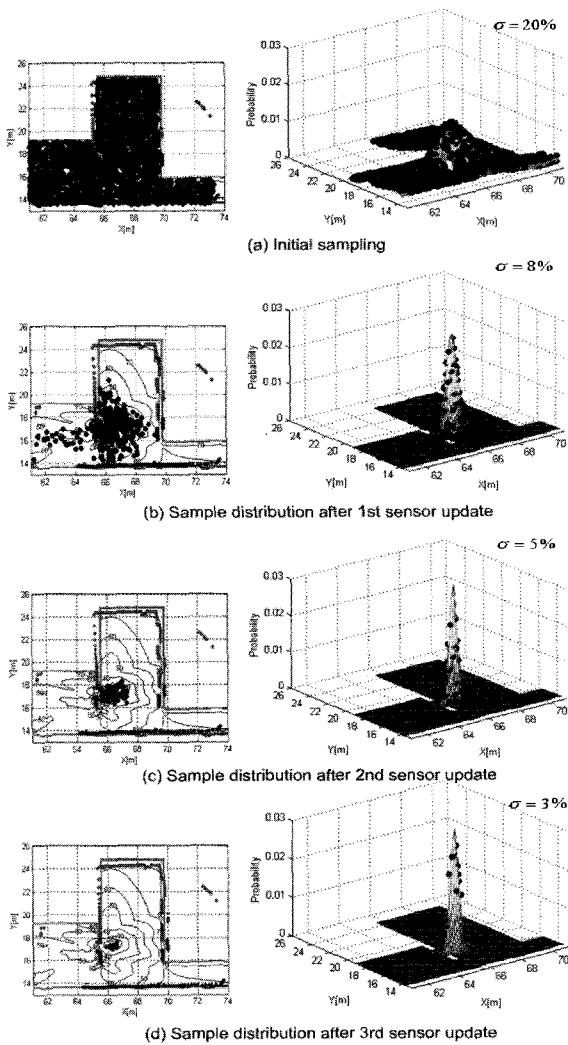


그림 6. MCL에 의한 샘플의 수렴 과정.
Fig. 6. Convergence of samples by MCL.

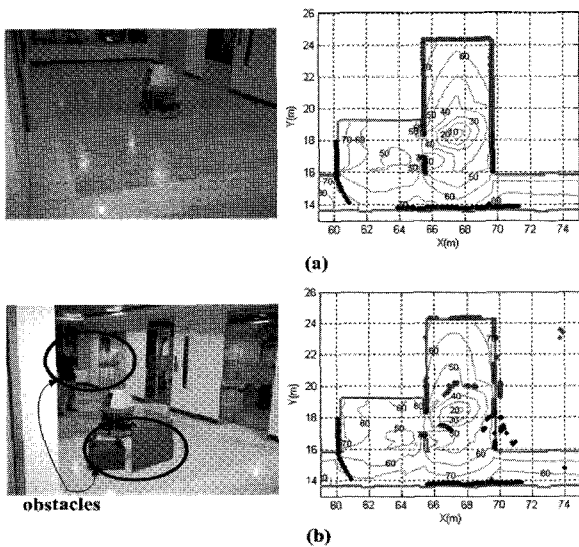


그림 7. 장애물의 의한 센서 정보의 오염으로 인한 매칭에러 등고선 (a) 오염도 0%, (b) 오염도 30%.

Fig. 7. Matching error contour by corruption of sensor data by obstacles (a) Corruption ratio 0% (b) Corruption ratio 30%.

3. 위치추정 결과에 대한 신뢰성 판단

그림 8은 로봇이 약 670m를 주행하는 동안 측정된 매칭에러를 나타낸다. 주행 실험은 그림 4에 나타난 환경에서 수행되었으며 위치추정 결과는 모든 경우에 위치추정은 성공적으로 수행되었다. 이는 실험 중 위치추정 상태가 “localizer success”임을 의미한다. 위치추정 상태가 “localizer success”임에도 매칭에러는 다양한 에러로 인해서 0이 아님을 나타낸다. 그림 8(a)는 매칭에러가 한계값을 초과하는 결과를 보여준다. 이러한 결과는 위치추정 상태의 평가 결과가 “localizer warning”상태임을 나타내며 이는 메디안 필터 없이 위치추정 상태를 평가할 때 잘못된 결과이다. 그림 8(b)는 메디안 필터를 사용했을 때의 매칭에러 기록이다. 그림 8에 나타난 바와 같이 메디안 필터를 사용하여 이상치가 제거 되는 것을 알 수 있다. 따라서 위치추정 상태의 평가 결과는 항상 성공으로 나타나며 이는 실험 결과와 일치한다.

그림 9는 43.3m 지점에서 급작스런 바퀴 미끄러짐에 의해서 매칭에러가 한계값을 초과하는 결과를 나타낸다. 위치추정 상태는 “localizer warning”상태가 된다. 이러한 실험 결과를 통해서 매칭에러가 심각한 위치추정 실패시점에 한계값을 초과하는 것을 알 수 있다.

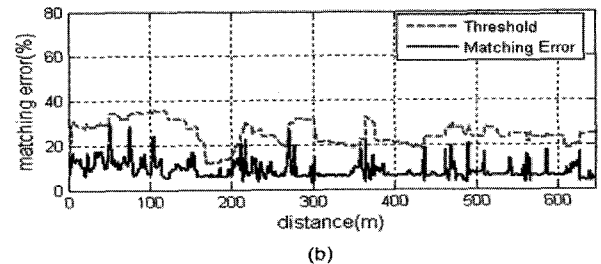
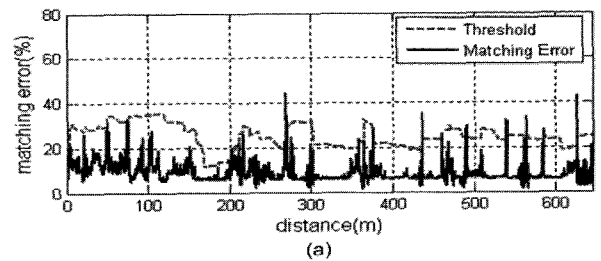


그림 8. 주행 중 매칭에러 (a) 메디안 필터 적용하지 않은 경우, (b) 메디안 필터 적용한 경우.

Fig. 8. Matching error during navigation (a) without median filter, (b) with median filter.

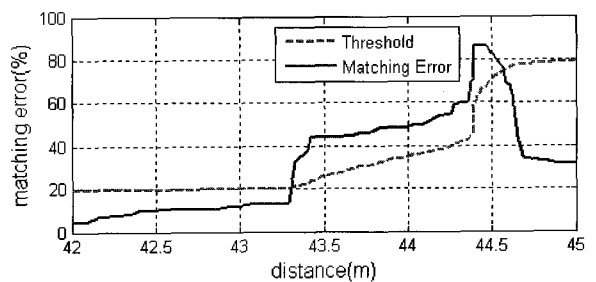


그림 9. 위치추정에 실패 했을 때의 매칭에러.

Fig. 9. Matching error when localization is failed.

그림 10은 기존의 MCL에 의한 주행 중 매칭에러를 보여 준다. 위치추정은 21m 지점의 급격한 바퀴 미끄러짐에 의해서 완전히 실패한다. 그림 10에 나타난 것과 같이 매칭에러는 위치추정 실패 이후 복원되지 않는다.

그림 11은 그림 12에 나타난 공간에서 수행되었으며 그림 10과는 다른 결과를 보여준다. 20m 지점에서 매칭에러는 급격한 바퀴 미끄러짐에 의해서 한계값을 초과하게 되고 위치추정 상태는 “localizer warning”으로 전환된다. 따라서 로봇은 준전역적 위치추정 기법을 통해 위치복원 시도를 수행한다. 그림 11에 나타난 바와 같이 매칭에러는 21m 지점 이후 정상 상태로 복원 된다.

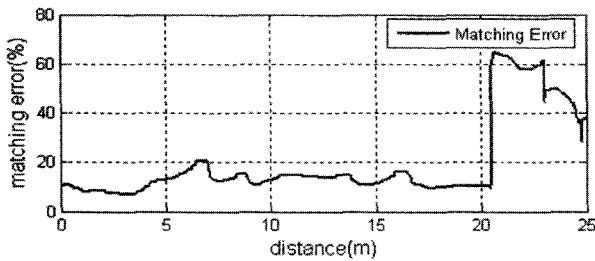


그림 10. 기존의 MCL 기법을 사용하였을 경우 매칭에러.
Fig. 10. Matching error by conventional MCL.

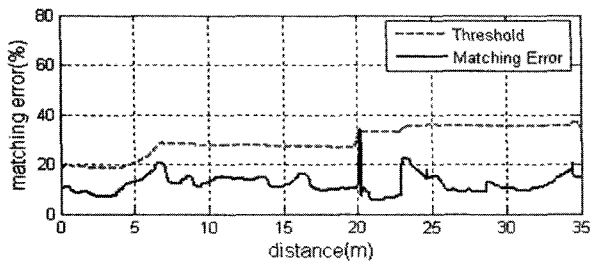


그림 11. 준전역적 위치추정 기법을 적용하였을 때의 매칭에러.
Fig. 11. Matching error by the proposed semi-global localization.

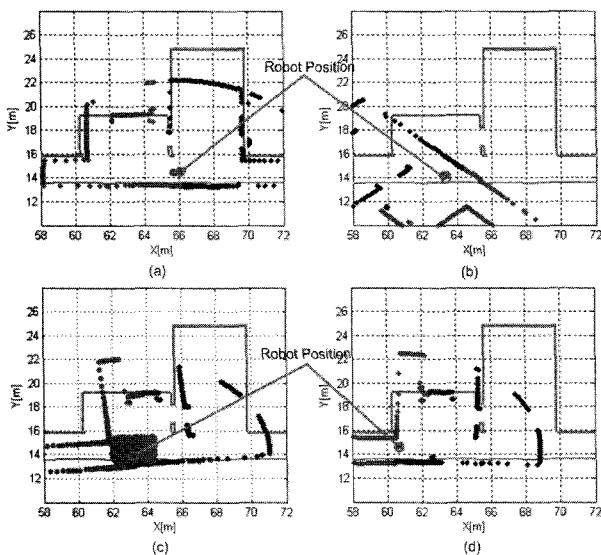


그림 12. 격자 지도로 본 준전역적 위치추정 기법.
Fig. 12. Semi-global localization steps.

그림 12는 20m 지점에서의 준전역적 위치추정 기법의 수행 과정을 격자지도 상에 측정 결과와 함께 나타낸다. 그림 12(b)에서 바퀴 미끄러짐에 의해서 매칭에러가 한계값을 초과하고 이로 인해 위치추정 실패 상황에 돌입하여 그림 12(d)에 나타난 바와 같이 위치 추정기는 10회의 샘플링 과정을 통해서 위치추정 실패를 극복한다.

실험 결과를 통해 로봇이 위치추정 실패를 본 논문에서 제안된 기법을 통해서 극복함을 보였다. 그림 12(c)에서 샘플을 분포 시키는 면적은 2.64m²이다. 따라서 본 논문에서 제안한 기법의 필요 영역은 전역적 위치추정을 위해 필요한 영역은 전체 지도 상의 면적 약 290m²에 비하여 100배나 크다. 이는 준전역적 위치추정 기법이 기존의 전역적 위치추정 기법에 비하여 빠르고 정확하다는 것을 나타낸다.

V. 결론

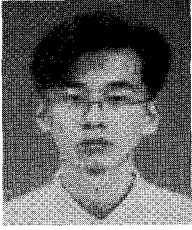
본 논문에서는 이동로봇이 신뢰성 있는 위치추정을 수행하기 위해서 풀어야 할 세가지 실질적인 문제에 대한 고찰을 수행하였으며 이들 문제에 대한 해결책을 제시하였다. 본 논문에서 제시된 관측 모델 설계기법, 위치추정 결과의 신뢰성에 대한 평가 기법 및 준전역적 위치추정 기법을 사용하여 실제 환경에서 적용 가능한 신뢰성 있는 위치추정 기법을 개발하였다. 제시된 기법은 실제 환경에서 실험적으로 검증했다. 매칭에러의 계산은 매우 간단하지만 이를 이용한 위치추정 상태에 대한 평가는 실질적인 위치추정 성능을 향상시키는데 있어서 매우 큰 효과가 있음을 알 수 있다.

참고문헌

- [1] D. H. Lee and W. J. Chung, "Discrete status based localization for indoor service robots," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, no.5, October 2006, pp. 1737-1746.
- [2] D. H. Lee and W. J. Chung, "Dependable localization strategy in dynamic real environments," *IEEE/RSJ International Conf. on Intelligent Robotics and System(IROS)*, 2005.
- [3] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, Probabilistic Robotics, The MIT Press, 2005, pp.153-169.
- [4] A. Doucet, Nando de Freitas, and Neil Gordon, Sequential Monte Carlo Methods in Practice, New York: Springer-Verlag, January 2001, pp.10-13.
- [5] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, S. Thrun, "Monte carlo localization for mobile robots," *IEEE Int. Conf. on robotics and Automation(ICRA)*, 1999.
- [6] J.-S. Gutmann, D. Fox, "An experimental comparison of localization methods continued," *IEEE/RSJ International Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS)*, 2002.
- [7] S. Lensor and M. Veloso, "Sensor resetting localization for poorly modeled mobile robots," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA)*, IEEE, San Francisco, CA, 2000.
- [8] V. Verma, G. Gordon, R. Simmons, S. Thrun, "Particle filters for rover fault diagnosis," *Robotics & Automation Magazine, Special issue on Human Centered Robotics and Dependability*, June 2004.
- [9] C. Plagemann, D. Fox, W. Burgard, "Efficient failure detection on mobile robots using particle filters with gaussian process proposals," *IJCAI 2007*, pp 2185-2190.

[10] E. Olson, M. Walter, S. Teller and J. Leonard, "Single-cluster spectral graph partitioning for robotics applications,"

Proceedings of Robotics: Science and Systems, 2005.



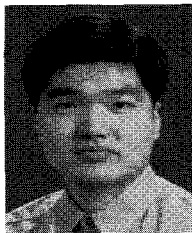
문 창 배

1978년 7월 15일생. 2006년 고려대학교 기계공학과(공학사). 2006년~현재 고려대학교 대학원 기계공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 이동로봇, 지능제어, 주행행동 선택.



김 경 복

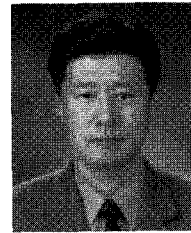
1976년 11월 2일생. 2003년 연세대학교 기계공학과 졸업. 2005년 연세대학교 대학원 기계공학과 석사. 2005년~현재 삼성전자 생기(연) 서비스로봇 개발. 관심분야는 서비스로봇, 로봇주행.



정 우 진

1970년 11월 20일생. 1993년 서울대 기계설계학과 졸업. 1995년 동경대 기계정보공학과 석사. 1998년 동 대학원 박사. 1998년~2005년 KIST 선임연구원. 2005년~현재 고려대학교 기계공학과 조교수. 관심분야는 이동로봇 위치추정 및

주행제어, 논홀로노믹 시스템 제어, 다지 로봇 손.



송 재 복

1960년 8월 5일생. 1983년 서울대 기계공학과(공학사). 1985년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 1992년 MIT 기계공학과(공학박사). 1993년~현재 고려대학교 기계공학과 교수. 관심분야는 이동로봇의 주행, 햅틱스, 지능로봇 시스

템의 설계 및 제어.