

누적된 거리정보를 이용하는 저가 IR 센서 기반의 위치추정

Low-Cost IR Sensor-based Localization Using Accumulated Range Information

최 윤 규, 송 재 복*
(Yun-Kyu Choi and Jae-Bok Song)

Abstract: Localization which estimates a robot's position and orientation in a given environment is very important for mobile robot navigation. Although low-cost sensors are preferred for practical service robots, they suffer from the inaccurate and insufficient range information. This paper proposes a novel approach to increasing the success rate of low-cost sensor-based localization. In this paper, both the previous and the current data obtained from the IR sensors are used for localization in order to utilize as much environment information as possible without increasing the number of sensors. The sensor model used in the monte carlo localization (MCL) is modified so that the accumulated range information may be used to increase the accuracy in estimating the current robot pose. The experimental results show that the proposed method can robustly estimate the robot's pose in indoor environments with several similar places.

Keywords: mobile robot, localization, MCL (Monte Carlo Localization), virtual IR sensor

I. 서론

위치추정(localization)은 이동로봇이 신뢰성 있는 주행을 하기 위해 반드시 필요한 요소이다. 현재까지 개발된 확률기반의 위치추정 기법으로는 칼만필터(Kalman filter; KF)를 통해 이동정보의 오차를 최소화하여 위치추정을 수행하는 방법[1]과 주어진 격자지도에서 로봇이 격자를 점유하고 있는 확률을 계산하는 기법인 마코프 위치추정(Markov localization)[2], 그리고 지도 내에 샘플의 밀도를 통해 위치추정을 수행하는 몬테카를로 위치추정(Monte Carlo localization)[3,4] 등이 있다.

이러한 위치추정 방법들은 알고리즘의 특성에 따라 각기 다른 성능과 수행시간을 갖지만, 사용되는 거리센서의 종류에 따라서도 위치추정 성능이 결정된다. 거리센서는 고가의 레이저스캐너부터 저가의 초음파센서까지 다양하게 존재하며, 같은 종류의 센서라 하더라도 모델에 따라 다른 성능을 보인다. 기존에는 주로 레이저스캐너와 같은 성능이 좋은 고가의 거리센서를 사용하여 위치추정에 관한 연구를 진행하였다. 고가의 거리센서를 사용하면 정확하고 빠르게 로봇의 위치를 추정할 수 있지만, 비싼 가격으로 인해 일반가정에서 사용하는 보급형 로봇에는 적용하기 어려운 단점이 있다.

로봇이 대중에게 널리 보급되기 위해서는 저가의 센서를 사용하면서도 로봇의 위치를 높은 성공률로 추정하는 위치추정 기술이 개발되어야 한다. 기존의 저가 센서를 이용한 위치추정에는 비전센서를 이용한 방법[5]과 RFID를 이용한 방법[6], 그리고 초음파센서를 이용한 방법[7] 등이 있다. 비전센서는 거리정보 외에 다양한 환경정보를 얻을 수 있어 위치추정에 장점으로 사용되나, 거리정보를 계산하는데 시간이 많이 필요할 뿐만 아니라 로봇의 실제 위치를 정확히 인식할

수 없는 단점이 있다. 다른 방법으로는 실내공간의 특정지점에 RFID를 설치하여 로봇과의 통신을 통해 위치정보를 얻는 방법이 있다. RFID를 이용한 위치추정은 시스템 구성이 간편한 장점이 있으나, 실내공간에서 이동로봇의 주행영역이 점점 확대되어짐에 따라 추가적으로 장비를 설치해야 하는 문제로 인해 넓은 영역에서의 위치추정에는 적합하지 않다. 또한, 초음파센서는 가격이 저렴하고 구동시스템 구성이 간단하여 널리 사용되고 있으나, 거울반사 현상과 같은 음파의 특성상 정확한 거리의 측정이 어렵고 잡음 및 간섭에 민감한 단점이 있다. 이렇게 저가센서를 사용한 위치추정은 센서가 가지는 특성 및 한계로 인해 실용적으로 사용되지 않고 있다.

본 논문에서는 저가의 IR센서 8개를 사용하여 실용적으로 사용이 가능한 위치추정 방법을 제안하였다. 적은 수의 거리정보는 실제 로봇이 위치한 환경의 일부분만을 반영하므로, 적은 거리정보로 얻은 환경과 유사한 공간은 많이 존재할 수 있다. 그러나 과거의 거리정보를 누적하여 현재의 거리정보로 사용하면 많은 수의 거리정보를 얻을 수 있고, 환경을 자세하게 반영할 수 있기 때문에 유사한 공간과 구별이 용이하다. 따라서 본 논문에서는 기존의 MCL에 적용하여, 저가의 거리센서를 적게 사용하여도 유사한 공간으로 로봇의 위치가 잘못 추정되는 것을 막아 정확하게 로봇의 위치를 추정할 수 있는 방법을 제안하였다.

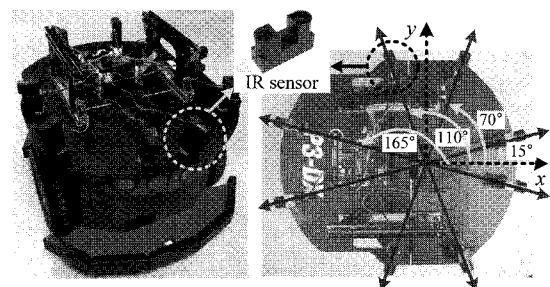


그림 1. 저가의 IR센서가 장착된 로봇과 IR센서의 배치.
Fig. 1. Low cost IR sensors of robot and their arrangement.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 4. 3., 수정: 2009. 6. 18., 채택확정: 2009. 6. 25.

최윤규: 고려대학교 메카트로닉스학과 석사과정(bazzi83@korea.ac.kr)

송재복: 고려대학교 기계공학부(jbsong@korea.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구 개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었음.

그림 1은 본 연구에서 사용된 이동 플랫폼인 Mobile Robots사의 Pioneer 3DX와 Sharp사의 IR센서(GP2Y0A710K)이다. 8개의 IR센서는 1~5m의 탐지거리를 가지며, 전방향으로 탐지가 가능하도록 배치하였다. 본 연구에서 사용된 IR센서는 근거리에서 거리정확도가 높고 온도변화(-10°~ 60°)에 영향을 덜 받으며, 저가센서 중에서도 저렴한 편이다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서는 본 연구에서 제안하는 누적된 거리정보를 이용한 가상의 IR센서에 대하여 설명하고, III장에서는 MCL에 대해 설명한다. IV장에서는 IR센서와 가상의 센서의 센서모델을 정의하였으며, V장에서는 가시도를 고려한 가상의 IR센서에 대해 설명한다. VI장에서는 위치추정 실험을 통해 가상의 IR센서의 성능을 평가하고, 마지막으로 VII장에서는 결론과 향후 연구과제에 대해 언급한다.

II. 누적된 거리정보를 이용한 가상의 IR센서

본 연구에서는 8개의 IR센서를 통해 8개의 거리정보를 얻기 때문에 181개의 거리정보를 얻는 레이저스캐너에 비해 거리정보가 양적으로 부족할 뿐만 아니라, 거리정보의 정확도 역시 낮다. 이러한 IR센서를 위치추정에 사용하면, 로봇은 자신의 위치를 정확히 인식하는 데 오랜 시간을 소요하게 되며, 위치추정에 실패할 가능성도 증가한다. 그러나 저가의 거리센서를 사용하더라도 과거에 수집한 거리정보를 잘 활용한다면 거리정보의 부족이라는 단점을 보완하여 보다 강한 위치추정을 구현할 수 있다. 그림 2는 과거의 거리정보를 활용하여 현재의 거리정보에 추가한 예이다.

그림 2(a)는 시간 t 에서 로봇이 지도상의 l_t 에 있을 때, IR센서를 통해 측정점(measured point)까지의 거리정보(R_1, \dots, R_8)를 얻은 그림이다. 그림 2(b)에서는 시간이 경과한 후($t+1$) Δs 만큼 로봇이 이동한 위치(l_{t+1})에서 새로운 거리정보를 얻게 된다. 이 때, 과거시간 t 에서 수집한 측정점들의 좌표를 현재의 로봇 위치를 기준으로 좌표 변환한다. 그러면 로봇과 좌표 변환된 측정점 사이의 거리정보(R_{v1}, \dots, R_{v8})를 얻을 수 있다. 따라서, 시간 $t+1$ 에서의 로봇은 센서를 추가적으로 부착한 것과 같이 더 많은 거리정보를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 과거의 거리정보의 누적을 통해 생성된 거리정보들을 가상

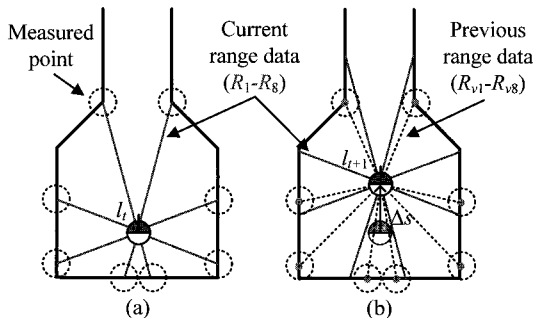


그림 2. 가상의 IR센서의 개념: (a) 시간 t 에서의 로봇 위치와 거리정보, (b) 시간 $t+1$ 에서의 로봇 위치와 추가된 거리정보.

Fig. 2. Concept of virtual IR sensors: (a) range data and robot pose at time step t , and (b) additional range data and robot pose at time step $t+1$.

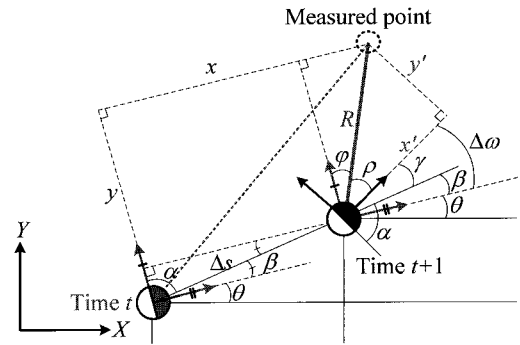


그림 3. 이동로봇의 이동모델.
Fig. 3. Motion model of a mobile robot.

의 IR센서(virtual IR sensor; IR-V)라 정의한다. 이 가상의 IR센서는 누적된 과거의 거리정보들을 현재의 로봇위치에서 사용하기 때문에 로봇의 이전위치를 기준으로 얻어진 측정점의 좌표들은 로봇이 이동하여 위치한 곳을 기준으로 변환되어야 한다.

그림 3은 시간 t 에서 x 축에 대하여 θ 의 방위를 가지는 로봇이 다음시간 $t+1$ 까지 Δs 의 직선변위와 $\Delta\omega$ 의 회전변위를 갖는 경우를 나타낸 그림이다. 시간 t 에서 이동로봇의 센서를 통해 측정된 측정점 x, y 는 시간 $t+1$ 에서 로봇의 위치를 기준으로 한 측정점 x', y' 으로 변환된다.

$$\begin{cases} \alpha + \beta = 90^\circ \\ \alpha + \gamma = 90^\circ \end{cases} \Rightarrow \beta = \gamma \quad (1)$$

$$R = \sqrt{(x - (\Delta s + e_x) \cdot \sin \beta)^2 + (y - (\Delta s + e_x) \cdot \cos \beta)^2} \quad (2)$$

$$\varphi = \tan^{-1} \left(\frac{x - (\Delta s + e_x) \cdot \sin \beta}{y - (\Delta s + e_x) \cdot \cos \beta} \right) \quad (3)$$

$$\rho = 90 - (\Delta\omega + \varphi + e_\rho) \quad (4)$$

여기서 β 는 시간 t 와 시간 $t+1$ 의 로봇의 위치변화에 의해 생성된 각도이고, R 과 ρ 는 각각 시간 $t+1$ 의 로봇 위치에서 측정점까지의 거리와 각도이다. e_x 는 직선이동에 의한 위치오차, e_ρ 는 회전이동에 의한 각도오차를 나타낸다. φ 는 ρ 를 구하기 위한 각도로 $x, y, \Delta s$, 그리고 β 를 이용하여 얻을 수 있다. 이렇게 구한 R 과 ρ 를 바탕으로 변환된 측정점의 좌표 x', y' 를 얻을 수 있다.

$$\begin{cases} x' = R \cdot \cos(\rho) \\ y' = R \cdot \sin(\rho) \end{cases} \quad (5)$$

가상의 IR센서는 매주기마다 생성되기 때문에 시간이 지남에 따라 누적되는 거리정보의 수는 증가한다. 그런데 거리정보가 필요 이상으로 누적되면 로봇주행의 실시간성을 저하시킬 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 누적되는 거리정보의 개수를 10개로 제한하였다.

III. 몬테카를로 위치추정

본 논문에서는 로봇의 위치추정을 위하여 몬테카를로 위치추정(MCL)을 사용하였다. MCL에서는 로봇이 위치할 수 있는 환경 전역에 로봇의 위치를 나타내는 샘플을 무작위로 추출(random sampling)하여, 로봇의 이동정보와 거리센서의 정

표 1. 몬테카를로 위치추정 알고리즘.

Table 1. Monte carlo localization algorithm.

1: Algorithm MCL (X_{t-1}, u_t, z_t, m):
2: $\bar{X}_t = X_t = \phi$
3: for $m = 1$ to M do
4: $x_t^{[m]} = \text{motion_model}(u_t, x_{t-1}^{[m]})$
5: $w_t^{[m]} = \text{sensor_model}(z_t, x_t^{[m]}, m)$
6: $\bar{X}_t = \bar{X}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$
7: endfor
8: for $m = 1$ to M do
9: draw i with probability $\propto w_t^{[i]}$
10: add $x_t^{[i]}$ to X_t
11: endfor
12: return X_t

보를 통해 각 샘플이 가지는 확률을 반복적으로 갱신함으로써, 로봇의 실제 위치를 찾는 기법이다.

표 1은 파티클 필터(particle filter) 기반의 일반적인 MCL 알고리즘이다[8]. MCL 알고리즘에서는 로봇의 위치를 다음과 같이 샘플집합으로 표현한다.

$$X_t = \{x_t^{[1]}, x_t^{[2]}, \dots, x_t^{[M]}\} \quad (6)$$

여기서, x_t 는 샘플의 위치와 방위를 나타내고, M 은 샘플의 개수이다. 로봇의 위치는 M 개의 샘플이 지도상에 위치한 분포를 통해 추정된다. 현재 샘플들(X_t)의 위치를 계산하기 위하여 이전 시간의 샘플집합(X_{t-1})에 로봇의 이동정보(u_t)를 이용한 이동모델을 적용시킨다. 그 이후에 지도정보(m)와 센서의 거리정보(z_t)를 이용한 센서모델을 통해 샘플의 가중치(w_t)를 계산한다. 각 샘플의 가중치를 통해 높은 가중치를 가진 샘플은 그 주변에 복사되고, 낮은 가중치를 갖는 샘플들은 제거되는 resampling 과정을 수행한다. 이 과정을 반복적으로 수행하면 샘플의 집합은 하나의 위치로 수렴하게 되고, 이를 통해 로봇의 위치를 추정한다.

IV. 센서모델

MCL 알고리즘에서 사용되는 센서모델은 센서로부터 얻어진 거리정보를 이용해 샘플의 가중치를 계산하므로 센서모델은 사용하는 센서의 특성을 반영하여야 한다. 본 연구에서는 IR 센서에 대한 센서모델과 가상의 IR 센서에 대한 센서모델을 설계하였다.

1. IR 센서

IR 센서 모델을 설계하기 위해서 IR 센서로부터 다수의 거리정보를 수집하였다. 로봇 위치 l 로부터 o_i 의 거리만큼 떨어진 장애물을 센서로 측정하여 거리정보(d_i)를 수집하면, 수집한 측정거리는 그림 4(a)와 같이 실제의 거리 주변으로 분포된다. 이를 가우시안 함수(Gaussian function)로 곡선 맞춤(curve fitting)하여 근사화한다. 사용된 가우시안 함수는 다음과 같다.

$$p_{IR}(d_i | l) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(d_i - l)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

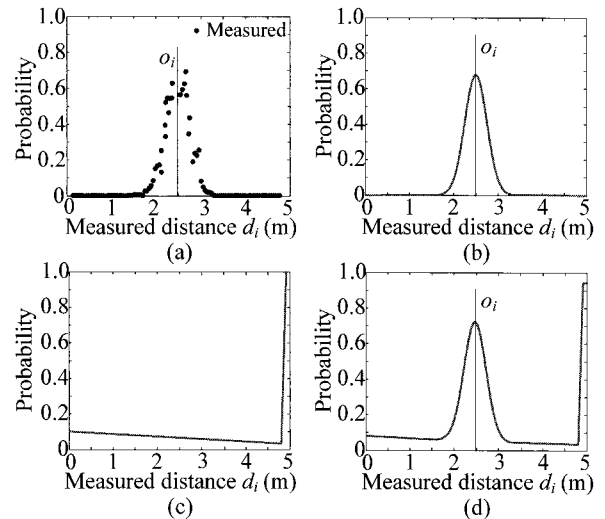


그림 4. MCL을 위한 센서모델: (a) 측정거리 정보의 분포, (b) 지도상의 장애물에 대한 확률분포, (c) 임의의 장애물을 고려한 확률분포, (d) 두 모델을 더한 확률분포.

Fig. 4. Sensor model for MCL: (a) distribution of measured distance, (b) probability due to known obstacles on map, (c) probability due to unknown obstacles, and (d) measured and approximated probability of measurement.

여기서, σ 는 가우시안 분포(Gaussian distribution)의 폭에 의해 결정되는 변수이다. 그림 5와 같이 가우시안 분포는 측정하는 거리에 따라 달라지기 때문에 σ 도 거리에 따라 다르게 정의된다. 그러므로 거리에 따른 σ 의 변화를 나타내는 관계식이 필요하다.

$$\begin{cases} \sigma = 0.012 \cdot d_i^2 - 0.05 \cdot d_i + 0.6 & (d_i > 2\text{m}) \\ \sigma = 0.098 & (1\text{m} \leq d_i \leq 2\text{m}) \end{cases} \quad (8)$$

식 (8)은 거리(d_i)에 따른 σ 의 변화를 나타낸 것으로, 각 계수는 실험을 통하여 얻었다. 거리에 따른 σ 의 변화는 선형적이지 않으므로 2차함수의 형태로 표현하였는데, 2m의 거리에서는 최소값을 가지게 되며, 따라서, 2m 이내의 거리에서의 σ 는 최소값을 가지도록 하였다. 한편, 사람 등 동적 장애물처럼 지도에 반영되지 않은 장애물이 임의의 위치에 분포되어 측정되는 경우를 고려해야 한다[2]. 이 때, 측정된 거리 d_i 가 가지는 확률은 다음과 같이 표현되며, 그림 4(c)와 같다.

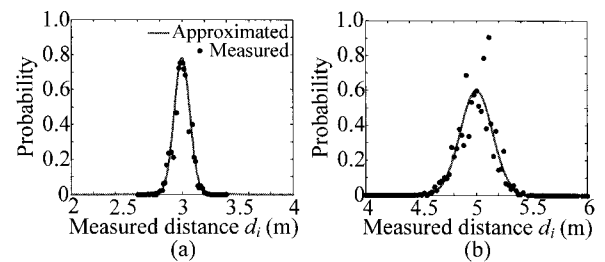


그림 5. 측정된 거리에 따른 확률분포: (a) 가까운 거리에서의 확률분포, (b) 먼 거리에서의 확률분포.

Fig. 5. Distribution of measured distance: (a) distribution in the short distance, and (b) distribution in the long distance.

$$p_{IR}(d_i) = c_r \cdot (1 - \sum_{j < i} p(d_j)) \quad (9)$$

여기서 c_r 은 장애물에 의해 센서가 반사되는 확률로 0.005로 설정하였다. 센서의 최대유효거리인 5m 근처에 확률이 크게 설정된 것은 최대유효거리에 접근하게 되면 센서를 통해 임의의 장애물 탐지가 어렵기 때문에, 임의의 장애물이 존재하게 되는 확률은 증가된다. 본 논문에서는 그림 4(b)와 4(c)의 센서모델을 중첩하여 그림 4(d)와 같은 센서모델을 사용한다.

2. 가상의 IR센서

로봇이 주행하는 환경은 동적 장애물의 출현, 정적 장애물의 위치변화 등 시간이 지남에 따라 변하기도 한다. 가상의 IR센서는 과거의 정보에 의해 생성된 것이므로 시간이 지남에 따라 정보의 신뢰도가 저하된다. 그러므로 가상의 IR센서의 센서모델은 시간에 따라 불확실성이 증가하도록 설계하였다.

그림 6(a)는 지도상의 장애물을 탐지하는 경우로, 시간 n 이 지난 후 증가된 불확실성으로 인해 확률이 낮아짐을 나타내며, 그림 6(b)는 지도상에 없는 임의의 장애물을 탐지하는 경우의 확률분포로 시간이 지남에 따라 동적 장애물 등에 의해 탐지될 확률이 증가함을 나타낸다. 이는 다음과 같이 표현된다.

$$p_{IR-V}(d_i|l) = \varepsilon_i \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(d_i - o_i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

$$p_{IR-V}(d_i) = \varepsilon_i \cdot c_r \cdot (1 - \sum_{j < i} p(d_j)) \quad (11)$$

여기서, ε_i 는 시간이 지남에 따라 증가하는 불확실성을 나타

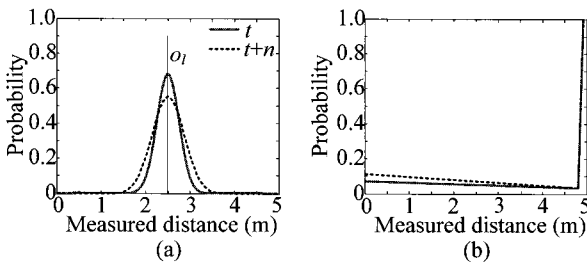


그림 6. 불확실성을 고려한 확률분포: (a) 지도상의 장애물의 확률분포, (b) 임의의 장애물의 확률분포.

Fig. 6. Probability with consideration of uncertainty: (a) probability relating to known obstacles on map, and (b) probability relating to unknown obstacles.

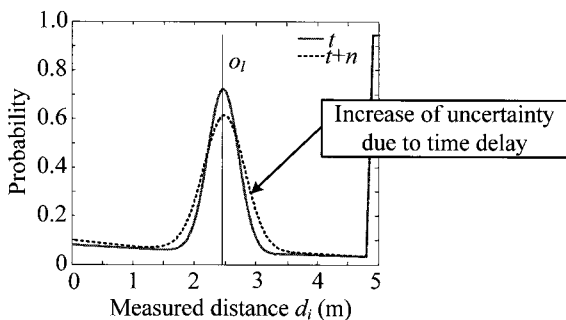


그림 7. 불확실성을 고려한 가상의 IR센서의 센서모델.
Fig. 7. Sensor model of IR-V with consideration of uncertainty.

내는 변수이다. 이렇게 불확실성이 고려된 두 센서모델을 더하여 가상의 IR센서에 대한 센서모델을 그림 7과 같이 설계하였다.

V. 가시도를 고려한 가상의 IR센서

가상의 IR센서에 의한 거리정보는 환경적인 요인으로 인해 현재 시점에서 잘못된 정보를 제공할 수 있다. 이러한 현상은 열린 문과 같이 특정 부분이 움푹 들어가거나 볼록하게 돌출된 환경에서 많이 발생된다. 이런 문제는 로봇이 현재위치에서 측정이 가능한 장애물만 탐지할 수 있게 가시도를 고려하여야 한다.

그림 8(a)에서 로봇은 누적된 거리정보로 가상의 IR센서를 생성한다. 이 때, 시간 $t-10$ 에서의 거리정보로 생성된 v_{10} 은 가까운 벽을 지나 멀리 떨어진 벽을 탐지한다. v_{10} 은 로봇과 가까운 벽을 무시하게 되는데, 이것은 잘못된 거리정보로 제거되어야 한다. 잘못된 가상의 IR센서는 다른 시간에 생성된 가상의 IR센서들을 비교함으로써 제거할 수 있다. 예를 들어, 그림 8(b)와 같이 잘못된 거리정보 v_{10} 은 시간 $t-5$ 의 거리정보로 생성된 가상의 IR센서 v_5 와 시간 t 의 로봇 위치에서 같은 각도(α)를 가진다. 이렇게 현재 위치에서 같은 각도를 갖는 가상의 IR센서가 존재하면 최근에 저장된 정보로 생성된 가상의 IR센서(v_5)는 신뢰하고, 오래된 거리정보로 생성된 가상의 IR센서(v_{10})는 제거한다. 그림 9는 가시도를 고려하여 신뢰성이 있는 거리정보만을 사용한 결과이다.

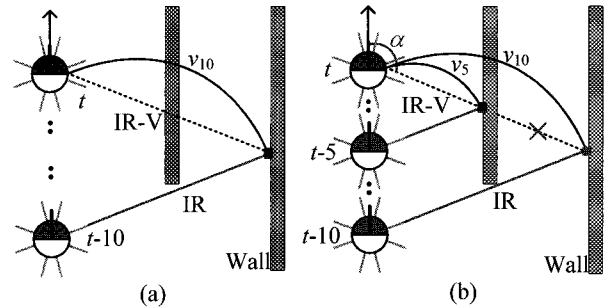


그림 8. 잘못된 가상의 IR센서의 예: (a) 가시도를 고려하지 않은 가상의 IR센서, (b) 가시도를 고려한 가상의 IR센서.

Fig. 8. Example of wrong IR-V: (a) IR-V without consideration of visibility, and (b) IR-V with consideration of visibility.

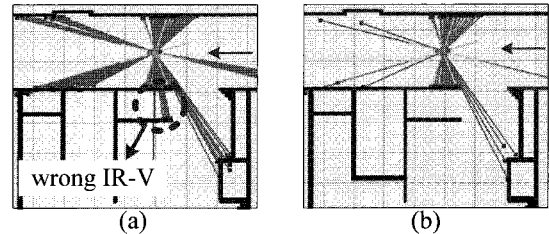


그림 9. 가시도를 고려한 가상의 IR센서: (a) 열린 문에 의한 잘못된 가상의 IR센서 생성, (b) 잘못된 가상의 IR센서의 제거.

Fig. 9. IR-V with consideration of visibility: (a) generation of wrong IR-V by open door, and (b) elimination of wrong IR-V.

VI. 실험 및 고찰

가상의 IR센서의 사용은 거리정보의 수를 증가시켜 주는 효과가 있다. 많은 거리정보는 환경의 정보를 자세하게 반영하기 때문에 환경 내에서 장소간의 구별을 용이하게 한다. 따라서 많은 거리정보를 사용하는 것이 위치추정에 유리하며, 이를 실험을 통하여 보였다.

그림 10(a)에서는 실제 로봇이 A에서 0°의 각도로 위치해 있다고 가정하였다. A, B, C 그리고 D는 실험환경에서 서로 유사한 구조로, 로봇의 위치라고 추정되는 후보영역이다. A~D의 각 공간에는 샘플들이 위치하고, 이 샘플들은 그림 10(b)와 같이 실제 로봇의 IR센서와 가상의 IR센서로 얻은 거리정보를 갖게 된다. 여기서, 각 샘플에 적용된 거리정보와 위치정보를 식 (7)과 식 (10)에 적용하면 각 위치에서의 확률은 다음과 같이 구할 수 있다.

A~D의 환경은 실제 로봇에서 얻은 IR센서의 거리정보로 표현되는 환경과 유사하므로, 샘플 모두 높은 위치확률을 가진다. 하지만 실제 로봇이 위치한 A를 제외한 다른 공간(B~D)은 가상의 IR센서를 통해 표현되는 환경과 많은 차이가 있어 B~D에 있는 샘플은 낮은 위치확률을 가진다. 이러한 특성은 MCL알고리즘의 resampling 과정에서 반영되어 낮은 확률을 가지는 샘플은 빠르게 제거된다. 그러므로 다수의 거리정보를 사용하면 유사한 환경의 위치로 잘못된 수렴을 막을 수 있다. 이 때, 실제 로봇위치인 A에서 가상의 IR센서를 사용한 샘플의 위치확률이 IR센서를 사용한 샘플의 위치

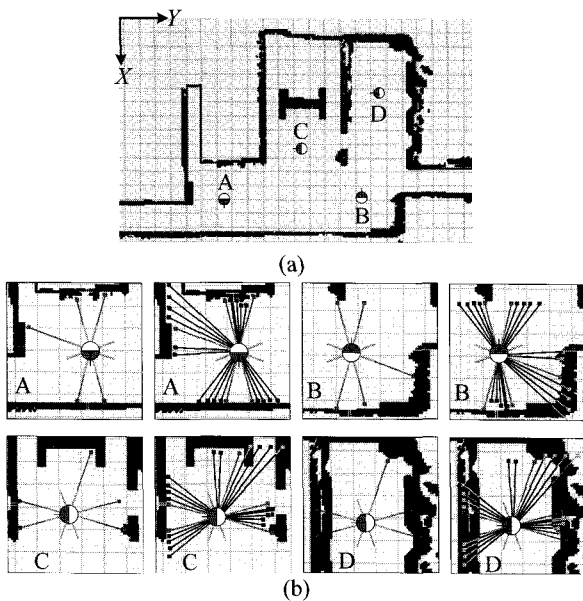


그림 10. 유사한 공간에서의 거리정보 비교: (a) 전체환경에서 유사한 공간들, (b) 각 지역에서의 거리정보.
Fig. 10. Comparison of range data at similar environments: (a) similar environments, and (b) range data on each region.

표 2. 실제 로봇 위치와 샘플 위치의 확률.
Table 2. Probability of reference pose and candidate pose.

	A	B	C	D
IR	0.78	0.69	0.71	0.60
IR-V	0.73	0.30	0.47	0.23

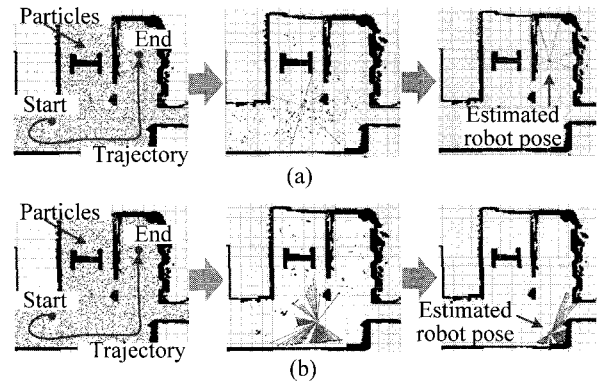


그림 11. MCL 수행과정: (a) 8개 IR센서를 사용한 MCL의 수행과정, (b) 가상의 IR센서를 사용한 MCL의 수행과정.
Fig. 11. Procedure of MCL: (a) MCL with 8 IR sensors, and (b) MCL with IR-V.

확률보다 낮은 이유는 식 (10)에서 언급한 것과 같이 시간이 지남에 따라 거리정보에 불확실성이 포함되기 때문이다.

위치추정 실험을 위하여 20m×11m 공간의 실험환경에서 10,000개의 샘플을 임의로 추출하고, 동일한 궤적을 따라 30 cm/s의 속도로 로봇을 움직이게 하였다. 이를 바탕으로 IR센서와 가상의 IR센서를 사용하여 MCL의 수행과정을 통해 위치추정의 성능을 비교하였다. 그림 11에서도 알 수 있듯이, 8개의 IR센서를 사용한 위치추정은 궤적이 끝나는 지점에서 샘플들이 수렴하였지만, 가상의 IR센서를 사용한 위치추정은 궤적의 중간에서 수렴하는 것을 알 수 있다.

그림 12는 앞의 위치추정 실험을 통해 얻은 결과로 샘플의 수렴성과 개수의 변화를 분석한 것이다. 그림 12(a)는 시간과 resampling 단계에 따라 실제 위치에서 0.2m 내에 존재하는 샘플의 수와 전체 샘플의 수의 비율을 나타내며, 그림 12(b)는 시간과 resampling 단계에 따른 샘플수의 변화를 나타내었

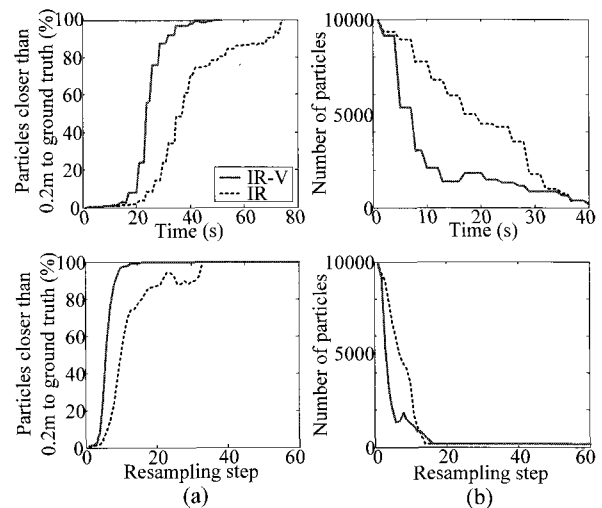


그림 12. 위치추정 성능 비교: (a) 로봇의 실제위치로의 샘플 수렴성 비교, (b) 샘플 개수의 변화 비교.
Fig. 12. Comparison of localization performance: (a) convergence of samples to true robot pose, and (b) number of particles according to time and resampling step.

표 3. 20번 실험을 통한 위치추정의 성공률.

Table 3. Success rate of localization with IR and IR-V.

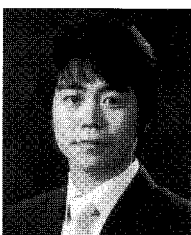
	IR	IR-V
Success rate	75 %	90 %

다. 위 그래프를 통하여 거리정보의 양이 많을수록 샘플개수도 급격히 줄어들고, 샘플들이 로봇의 실제위치로 수렴하기 위한 시간 및 resampling 단계도 단축시킴을 알 수 있었다.

본 논문에서의 위치추정 성공은 60번의 resampling 단계 이후 로봇의 실제위치에서 0.2m 내에 모든 샘플이 존재하는 경우로 정의하였다[9]. 표 3은 20번의 위치추정 실험을 통해 얻은 성공률을 나타낸 것으로 가상의 IR센서를 사용하여 위치추정의 성공률이 향상됨을 알 수 있었다. 그러므로 가상의 IR센서를 이용한 위치추정은 위치추정 시간의 단축뿐만 아니라 위치추정의 실패를 줄일 수 있었다.

VII. 결론

본 연구에서는 저가의 IR센서를 사용하여 로봇의 위치를 인식하는 방법을 개발하였다. 저가센서는 센서의 특성상 짧은 유효거리와 부족한 정보량 때문에 위치추정 성능이 저하될 수 있다. 이를 위해 과거에 누적된 거리정보를 사용하는 가상의 IR센서를 제안하여, 센서의 개수를 늘리지 않더라도 많은 거리센서를 얻을 수 있는 효과를 보았다. 많은 거리정보는 환경을 자세히 표현할 수 있기 때문에 유사한 공간이 다수 존재하는 환경에서 위치추정 실패를 줄일 수 있었으며, IR센서를 사용한 위치추정과 비교실험을 통해 가상의 IR센서의 성능을 검증하였다. 추후 근거리측정이 가능한 센서의 추가를 통해 IR센서의 유효거리를 보완하여 가상의 IR센서를 이용한 위치추정의 성공률 향상에 중점을 둘 것이다.

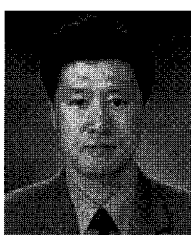


최 윤 규

2008년 고려대학교 컴퓨터정보학과(이학사). 2008년~현재 고려대학교 메카트로닉스학과 석사과정 재학중. 관심분야는 이동로봇의 위치추정.

참고문헌

- [1] F. Lu and E. Milios, "Globally consistent range scan alignment for environment mapping," *Autonomous Robots*, vol. 43, pp. 333-349, Oct. 1997.
- [2] D. Fox, "Markov Localization: A Probabilistic Framework for Mobile Robot Localization and Navigation," *Doctoral Thesis*, University of Bonn, Germany, 1998.
- [3] 양주호, 송재복, "효율적인 몬테카를로 위치추정을 위한 샘플 수의 감소," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제 12권 제5호, pp. 450-456, 2006.
- [4] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, and F. Dellaert, "Robust monte carlo localization for mobile robots," *Proc. of National Conference on Artificial Intelligence*, vol. 128(1-2), Apr. 2001.
- [5] H. Koyasu, Jun. Miura, and Y. Shirai, "Mobile robot navigation in dynamic environments using omnidirectional stereo," *Proceeding of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 893-898, Sep. 2003.
- [6] D. Hahnel, W. Burgard, D. Fox, K. Fishkin, and M. Philipose, "Mapping and localization with RFID technology," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 1015-1020, May 2004.
- [7] T. Arail and E. Nakatno, "Development of measuring equipment for location and direction using ultrasonic Waves," *Transactions of the ASME*, vol. 105, pp. 152-156, 1983.
- [8] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, "Probabilistic robotics," The MIT Press, London, 2005.
- [9] R. Kummerle, R. Triebel, P. Pfaff, and W. Burgard, "Monte carlo localization in outdoor terrains using multi-level surface maps," *Field and Service Robotics*, pp. 213-222, Springer, 2008.



송 재 복

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.