

저가 적외선센서를 장착한 이동로봇에 적용 가능한 격자지도 작성 및 샘플기반 정보교합

Grid Map Building and Sample-based Data Association for Mobile Robot Equipped with Low-Cost IR Sensors

권 태 범¹, 송 재 복²

Kwon Tae-Bum¹, Song Jae-Bok²

Abstract Low-cost sensors have been widely used for mobile robot navigation in recent years. However, navigation performance based on low-cost sensors is not good enough to be practically used. Among many navigation techniques, building of an accurate map is a fundamental task for service robots, and mapping with low-cost IR sensors was investigated in this research. The robot's orientation uncertainty was considered for mapping by modifying the Bayesian update formula. Then, the data association scheme was investigated to improve the quality of a built map when the robot's pose uncertainty was large. Six low-cost IR sensors mounted on the robot could not give rich data enough to align the range data by the scan matching method, so a new sample-based method was proposed for data association. The real experiments indicated that the mapping method proposed in this research was able to generate a useful map for navigation.

Keywords: Grid Map Building, Data Association, Low-cost Sensor, Mobile Robot

1. 서론

이동로봇의 주행은 로봇이 동작하는 환경에 대한 지도를 작성하고, 환경에서의 자신의 위치를 인식하고, 장애물을 회피하며 원하는 목적지까지 안전하게 움직이는 일련의 과정으로 구성된다. 대부분의 서비스 로봇에서 주행은 필수적인 기능으로, 로봇의 성능에 결정적인 영향을 주는 매우 중요한 기술이다. 따라서 오랜 기간 동안 많은 연구팀에 의해 주행 관련 연구가 수행되었지만, 대부분 고가의 정밀한 센서를 사용하여 이론적이며 수학적 내용을 위주로 연구하였다¹⁻³⁾. 그러나 최근 활발히 실용화 및 제품화가 진행되고 있는 서비스 로봇의 경우에는 고가의 정밀한 센서가 아닌 성능에 한계가 있는 저가의 센서를 주로 사용하기 때문에 기존의 이론적 연구 결과를 직접 적용하

기에는 많은 어려움이 있다. 따라서 로봇의 실용적인 주행 성능을 향상시키기 위해서는 저가센서에 적합한 주행기술을 연구하는 것이 필요하다. 주행에서 많이 활용되는 센서를 가격에 따라 정리하면 표 1과 같다.

본 연구에서는 주행에 필요한 여러 기술 중 지도작성을 다루고 있다. 격자지도, 위상지도, 특징지도 등의 다양한 형태의 지도가 주행에 사용되는데^{4,5)}, 본 연구에서는 환경을 일정한 크기의 격자로 나눈 후 각 격자가 장애물에 점유되어 있는지의 여부로 환경을 표현하는 격자지도를 대상으로 한다. 지도작성 기술이 중요한 이유는 주행의 여러 다른 기술들이 환경에 대한 지도를 필요로 하기 때문이다. 예를 들어, 위치인식 기술의 경우 센서정보와 미리 주어진 환경에 대한 정보를 비교하여 로봇의 위치를 인식하고, 경로계획 기술의 경우 주어진 지도를 이용하여 목적지까지의 최적경로를 생성한다.

서비스 로봇에서 사용되는 저가센서의 종류는 표 1에서 언급한 센서를 포함하여 다양하다. 가장 대표적인 센서가 초음파 거리센서와 적외선 거리센서, 그리고 단안카메라





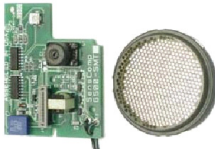
Received: 23.March.2009, Reviewed: 19.June, Accepted: 26.June

※ 이 연구는 지식경제부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었음.

¹ 고려대학교 기계공학부 지능로봇연구실 박사 후 과정

² 고려대학교 기계공학부 교수 (교신저자)

표 1. 주행에서 활용되는 센서의 가격에 따른 분류

~ \$1,500 (very expensive)	 SICK laser scanner \$5,000	 Hokuyo laser scanner \$2,500
\$1,500 ~ \$500 (expensive)	 Hokuyo IR scanner \$1,300	
\$500 ~ (cheap)	 Sharp IR sensor \$10~20	 Polaroid sonar sensor \$50~70

이다. 각 센서 별로 장단점이 있기 때문에 대부분 여러 종류의 센서를 조합하여 사용하고 있다. 적외선 거리센서의 경우는 거리 측정값의 정확도는 높지만 센서가 향하는 방향의 장애물만 탐지할 수 있다. 반면에, 초음파 센서는 음파가 넓은 각도로 퍼지기 때문에 센서가 향하는 방향에서 일정한 각도 이내의 장애물을 탐지할 수 있지만, 거리측정 정확도가 상대적으로 낮고 음파가 퍼지는 범위 내에서의 정확한 장애물의 위치를 알 수 없는 단점이 있다. 이 중 적외선 거리센서는 성능과 가격 면에서 장점이 있기 때문에 그림 1과 같이 다양한 서비스 로봇에서 사용되고 있지만, 이 센서를 이용한 지도작성 기능이 아직은 매우 부족한 상태이다.

지도작성을 위해 거리센서 정보를 수집하는 경우 로봇의 위치를 정확히 아는 것이 매우 중요하다. 로봇의 위치 불확실성을 제거하여 거리센서 값을 정확히 정렬하는 것은 SLAM(simultaneous localization and mapping) 문제이며^{6, 7}, 좀 더 큰 위치불확실성을 제거하기 위해서는 정보교합

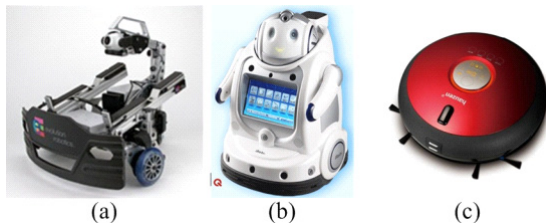


그림 1. 적외선 거리센서를 사용하는 상용화된 서비스 로봇 (a) Evolution Robotics의 Scorpion, (b) 유진로봇의 iRobi Q, (c) 삼성 하우젠 청소로봇.

(data association) 기법이 필요하다^{8, 9}. 하지만 SLAM 및 정보교합을 위해서는 정밀한 센서를 사용하는 것이 유리하고, 기존의 격자지도를 기반으로 한 정보교합 연구도 측정값이 정확하고 정보량도 많은 레이저스캐너를 이용한 연구가 대부분이다. 그러나 본 연구에서는 정밀도가 비교적 낮은 적외선 거리센서를 이용하여 제한적이지만 정보교합을 수행하는 방법을 연구하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 우선 2장에서는 엔코더로 추정된 로봇의 각도와 자이로로 추정된 로봇의 각도를 칼만필터(Kalman filter)로 융합하여 로봇의 각도를 보정하고, 보정한 각도의 불확실성을 추정하는 방식에 대해 설명한다. 3장에서는 적외선 거리센서 정보를 베이시안 갱신방법(Bayesian update formula)으로 처리하여 격자지도를 작성하는 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 정확한 지도를 작성하기 위하여 정보교합을 수행하는 방법을 설명한다. 마지막으로, 5장에서는 본 연구의 결론과 향후 연구과제를 언급한다.

2. 칼만필터를 이용한 로봇의 각도 불확실성 추정

거의 모든 이동로봇은 위치추정을 위해 기본적으로 엔코더를 장착하고 있다. 엔코더 정보를 이용하여 측정된 로봇의 이동량을 누적하여 주행환경에서 초기위치를 기준으로 로봇의 위치를 계산한다¹⁰. 그러나 엔코더만 사용하는 경우에는 바닥과 마퀴 사이의 미끄러짐 등으로 인한 오차가 누적되어 계산하는 로봇의 위치 불확실성이 지속적으로 증가하는 문제가 있다. 따라서 로봇의 위치를 정확히 추정하기 위해서는 엔코더 이외의 센서를 사용하여 엔코더로 계산한 로봇의 위치를 보정하는 것이 필요하다. 대표적인 방법이 레이저스캐너를 이용한 스캔매칭¹¹ 및 관성 센서를 이용한 위치보정 기법 등이다^{10, 12}. 본 연구에서는 격자지도 작성을 위한 거리센서로 고가의 레이저스캐너 대신에 저가의 적외선 센서를 사용하므로, 위치보정을 위한 센서도 저가의 자이로를 사용하였다. 그림 2는 실험에 사용한 로봇 및 센서 구성을 보여준다. 이동 플랫폼으로는 Mobile Robots사의 Pioneer 3DX 모델을 사용하였으며, 전방과 옆면을 향한 6개의 적외선 거리센서를 사용하였다. 적외선 거리센서는 탐지거리가 1m~5m인 Sharp의 GP2Y0A710K 모델이며, 자이로는 MicroInfinity의 CruzCore R1001E 모델이다.

본 연구에서는 로봇의 위치(x, y)는 엔코더 정보만 사용하여 계산하고, 로봇의 각도(θ)는 엔코더 정보와 자이로 정보를 칼만필터로 융합하여 계산한다. 따라서 다음과 같이 1차원 동적 시스템에 대한 칼만필터 식을 이용할 수 있다.

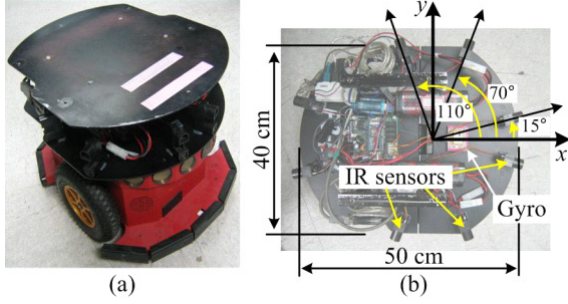


그림 2. 실험에 사용한 로봇 및 센서 구성: (a) 이동 플랫폼으로 사용한 Pioneer 3DX, (b) 적외선 거리센서 및 자이로의 배치.

Prediction stage :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t+1}^- &= \hat{x}_t + u_t \\ \sigma_{t+1}^- &= \sigma_t^2 + \sigma_{w,t+1}^2 \end{aligned} \quad (1)$$

Kalman gain :

$$K = \frac{\sigma_{t+1}^-}{\sigma_{t+1}^- + \sigma_{gyro,t+1}^2} \quad (2)$$

Update :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t+1} &= \hat{x}_{t+1}^- + K(z_{t+1} - \hat{x}_{t+1}^-) \\ \sigma_{t+1}^2 &= \sigma_{t+1}^- (1 - K) \end{aligned} \quad (3)$$

x 는 로봇의 상태 중 각도(θ)이며, u 는 각도 변화 입력이고, z 는 자이로로 측정된 각도이다. σ^2 은 로봇 각도 오차의 분산, σ_w^2 는 입력 오차의 분산, σ_{gyro}^2 는 관측(observation)값(본 실험에서는 자이로로 측정된 각도 변화량)의 오차의 분산이다. 실제 현상을 적절하게 모델링할 수 있는 σ_w^2 과 σ_{gyro}^2 을 정해주면 칼만이득 K 가 자동으로 조절되어 상태 x 의 최적값을 추정하게 된다. 본 실험에서 사용한 로봇을 이용하여 방대한 데이터를 수집하여 분석한 결과 엔코더로 추정된 각도의 분산은 엔코더로 추정된 직선이동량 $\Delta d_{encoder}$ 와 회전량 $\Delta \theta_{encoder}$ 의 함수인 가우시안 분포로 모델링할 수 있으며, 자이로로 측정된 각도도 회전량 $\Delta \theta_{gyro}$ 의 함수인 가우시안 분포로 모델링할 수 있다. 따라서 σ_w^2 과 σ_{gyro}^2 은 다음과 같고, σ^2 의 초기값은 $(0.1^\circ)^2$ 으로 사용하였다.

$$\begin{aligned} \sigma_w^2 &= (\alpha \Delta d_{encoder})^2 + (\beta \Delta \theta_{encoder})^2 \\ \sigma_{gyro}^2 &= (\gamma \Delta \theta_{gyro})^2 \end{aligned} \quad (4)$$

수집한 데이터를 분석하여 $\alpha = 3^\circ/m$, $\beta = 0.1$, $\gamma = 0.02$ 를 적절한 값으로 설정하였다. 칼만필터에 관한 내용은 여러 관련 문헌에 자세히 설명되어 있다^{[10][12]}.

표 2는 바닥이 평평한 실내 환경에서 길이가 5~60m 정도인 다양한 경로를 20회 주행하며 엔코더만 사용하여 로봇의 각도를 추정된 경우의 오차와 엔코더와 자이로를 융합하여 각도를 추정된 경우의 오차의 평균이다. 주행 중 매 5m 마다 바닥의 격자를 이용하여 실제 각도와 차이를 측정하였고, 절대값을 누적하여 이동거리에 따른 각도 오차를 계산하였다. 본 실험에서는 엔코더와 자이로를 융합한 경우의 오차가 엔코더만 사용한 경우의 오차의 약 35% 정도였다. 그림 3은 실험 중 한 경우의 예로, 60m 이상 주행한 후 추정된 각도와 실제 각도와의 오차를 측정된 결과이다. 그림 3(a)는 엔코더만 사용하여 로봇의 경로를 추정된 결과이고, 그림 3(b)는 동일한 실험 데이터를 이용하여 엔코더와 자이로를 융합하여 경로를 추정된 결과이다. 그림 3(c)는 그림 3(b) 실험 중 추정된 로봇의 각도에 대한 분산이다. 자이로도 엔코더와 마찬가지로 상대적인 변화량을 측정하기 때문에 오차가 누적되고, 따라서 로봇의 각도를 자이로로 보정하더라도 불확실성이 줄어들 수는 없다. 이와 같이 추정된 각도 불확실성은 다음 장에서 설명할 격자지도 작성 과정에서 활용되고 있다.

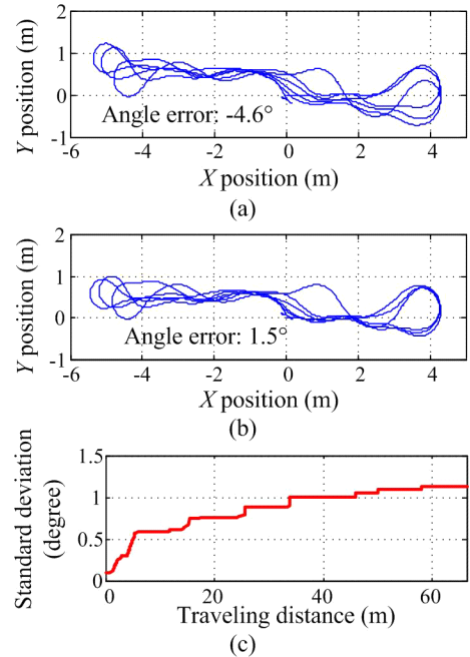


그림 3. 엔코더 정보와 자이로 정보를 칼만필터로 융합하여 추정된 로봇의 각도 및 각도 불확실성: (a) 엔코더로 추정된 로봇의 경로 및 각도 오차, (b) 엔코더 정보와 자이로 정보를 칼만필터로 융합하여 추정된 로봇의 경로 및 각도 오차, (c) 칼만필터로 추정된 각도의 불확실성.

표 2. 엔코더로 추정된 각도와 엔코더와 자이로를 융합하여 추정된 각도의 거리에 따른 오차발생 비율 평균.

	엔코더만 사용	엔코더와 자이로 융합
이동 거리에 따른 각도오차 발생 비율	최대 ±0.53°/m	최대 ±0.19°/m

3. 베이시안 갱신방법을 이용한 격자지도 작성

거리센서를 이용한 격자지도 작성은 베이시안 갱신방법 (Bayesian update formula)을 통해 수행된다. 이 방법은 가장 대표적인 격자지도 작성방법으로^[13-15], 대부분의 지도작성 연구에서 사용되고 있다. 로봇의 상태(x, y, θ)가 t_0 부터 t 까지 주어지고($x_{0:t}$), 관측값(본 실험에서는 적외선 거리센서 정보)이 t_0 부터 t 까지 주어질 때($z_{0:t}$), i 번째 격자 m_i 가 점유되어 있을 확률은 다음 식으로 계산할 수 있다.

$$p(m_i | x_{0:t}, z_{0:t}) = \frac{p(m_i | x_{0:t-1}, z_{0:t-1})p(m_i | x_t, z_t)}{[1 - p(m_i | x_{0:t-1}, z_{0:t-1})][1 - p(m_i | x_t, z_t)]} \quad (5)$$

t 에서 격자 m_i 가 점유되어 있을 확률 $p(m_i | x_{0:t}, z_{0:t})$ 는 $t-1$ 에서 격자 m_i 가 점유되어 있을 확률 $p(m_i | x_{0:t-1}, z_{0:t-1})$ 와 t 에서의 관측값으로 판단한 격자 m_i 가 점유되어 있을 확률 $p(m_i | x_t, z_t)$ 를 이용하여 식 (5)와 같이 계산한다. 각 격자가 점유되어 있을 확률은 서로 독립이라고 가정하고, 새로운 관측값이 들어올 때마다 각 격자가 점유되어 있을 확률을 식 (5)로 각각 갱신하면 격자지도를 작성할 수 있다. t 에서의 관측값으로 판단한 격자 m_i 가 점유되어 있을 확률 $p(m_i | x_t, z_t)$ 는 그림 4와 같은 역센서모델(inverse sensor model)로 계산할 수 있다. $p(m_i | x_t, z_t)$ 를 역센서모델이라 하는 이유는 지도와 상태가 주어졌을 때 관측값이 나올 확률을 계산하는 센서모델 $p(z_t | x_t, m)$ 와 대비되는 개념이기 때문이다. 베이시안 갱신방법에 의한 지도작성에 관한 내

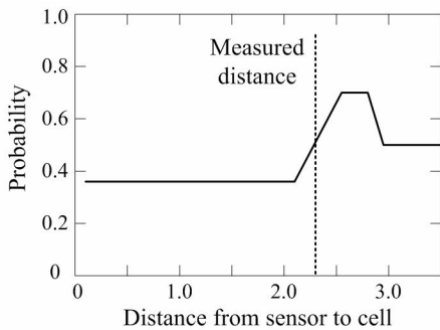


그림 4. 격자지도 작성에 사용되는 역센서모델 (inverse sensor model).

용은 관련 문헌에 자세히 설명되어 있다^[13-15].

적외선 거리센서는 센서가 향하는 방향의 장애물만 탐지할 수 있지만, 로봇의 위치 자체에 불확실성이 포함되어 있으므로 센서가 향하는 방향 또한 불확실성을 포함하고 있다. 따라서 칼만필터로 추정된 로봇의 각도 불확실성을 이용하여 3σ 범위 내에 있는 격자 m_j 의 확률은 다음과 같은 역센서모델을 이용하여 갱신시킨다.

$$p(m_j | x_t, z_t) = \begin{cases} 0.5 - (0.5 - p(m_j | x_t, z_t))^{1.0+|\alpha/3\sigma|} & p(m_j | x_t, z_t) < 0.5 \\ p(m_j | x_t, z_t) & p(m_j | x_t, z_t) = 0.5 \\ 0.5 + (p(m_j | x_t, z_t) - 0.5)^{1.0+|\alpha/3\sigma|} & p(m_j | x_t, z_t) > 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

α 는 센서가 향하는 방향과 센서로부터 격자 m_j 를 향하는 방향 사이의 각도이다. 3σ 범위 내에 있는 모든 격자의 확률을 식 (6)로 계산하면 그림 5와 같다.

그림 6은 실제 환경에서 그림 2와 같이 6개의 적외선센서를 장착한 이동로봇을 이용하여 지도를 작성한 실험결과이다. 그림 7(b)와 같이 3개의 구역으로 구성된 8.9m×7.1m의 공간 중 가장 넓은 구역에서 실험을 하였고, 그림 6(a)는 이 환경에 대한 실제 사진으로 책상, 의자, 책꽂이 등이 존재함을 볼 수 있다. 그림 6(b)는 수집한 적외선 거리센서 정보와 작성한 격자지도이고, (c)는 격자지도 작성 과정이다. 약 12m의 짧은 거리를 이동하였기 때문에 로봇의 위치오차가 크지 않았고 비교적 정확한 지도가 작성되었다. 실험에 사용한 적외선 거리센서가 1m 이내의 장애물을 정확히 탐지하지 못하고 1m 이상의 장애물로 인식하는 단점이 있어서 그림 6(c)-4와 같이 가까운 장애물을 먼 격자에 반영하는 문제가 발생하였다.

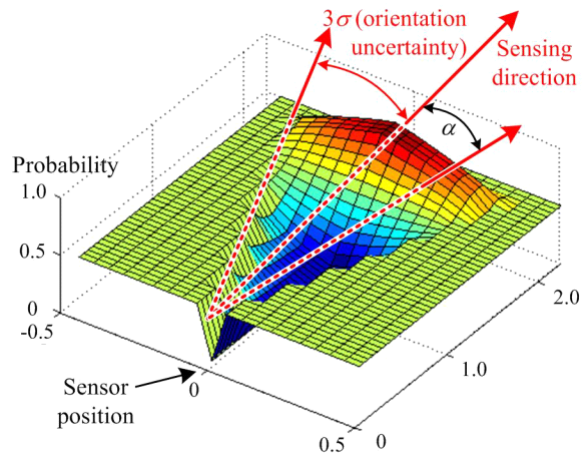


그림 5. 로봇의 각도 불확실성을 고려하여 격자지도를 작성하기 위한 역센서모델.

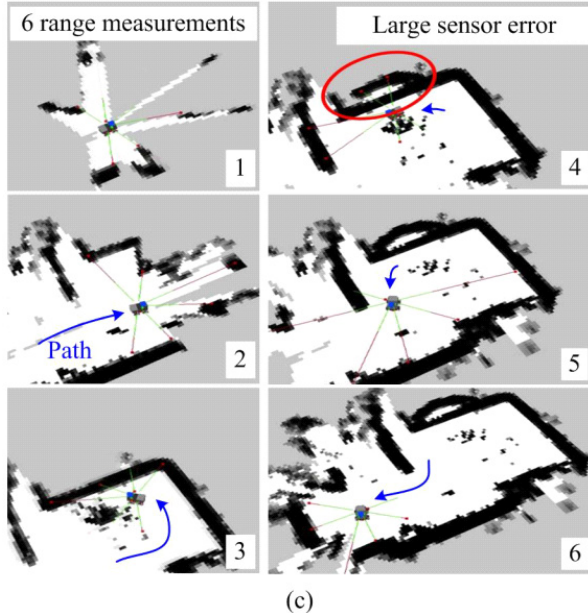
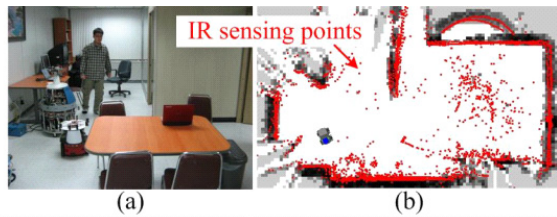


그림 6. 적외선 거리센서를 이용한 격자지도 작성 결과 (a) 실험환경, (b) 작성된 격자지도, (c) 격자지도 작성 과정.

그림 7은 동일한 환경에서 레이저스캐너로 작성한 지도와 그림 6(b)의 지도를 비교한 결과이다. 적외선 거리센서의 경우 적외선이 투과하는 유리나 적외선이 대부분 흡수되는 검은 천으로 만들어진 소파 등을 탐지하지 못하기 때문에 그와 같은 물체는 지도에 정확히 반영되지 않았다. 레이저스캐너도 비슷한 단점이 있지만 장애물까지의 거리가 가깝다면 레이저스캐너는 유리나 검은 소파 등도 탐지할 수 있기 때문에 정확한 지도를 작성할 수 있었다. 또한

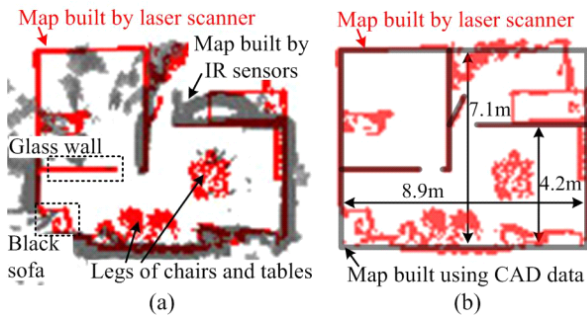


그림 7. 적외선 거리센서로 작성한 지도와 레이저스캐너로 작성한 지도 비교 결과.

책상과 의자 다리 등과 같이 가는 봉 형태의 물체도 센서의 한계로 인하여 정확히 지도에 반영되지 못하였다. 하지만 벽이나 큰 가구 등은 레이저스캐너로 작성한 지도와 유사하게 지도에 반영되었다.

4. 샘플기반 정보교합

그림 6의 지도작성 중에는 짧은 거리를 주행하였기 때문에 로봇의 위치오차가 크지 않았고, 그 결과 정확한 지도를 작성할 수 있었다. 그러나 로봇이 긴 거리를 주행한다면 자이로로 보정을 하더라도 로봇의 위치오차가 지속적으로 증가하게 된다. 그림 8은 이에 대한 실험 결과로, 그림 2의 로봇을 이용하여 약 7m×7m인 공간에서 약 70m 정도를 주행하며 거리데이터를 수집하여 지도를 작성한 실험이다. 그림 8(a)는 CAD 도면을 보고 수작업으로 작성한 정확한 지도이며, 실험 중 로봇이 이동한 경로를 표시하였다. 그림 8(b)는 그림 8(a)의 경로로 로봇이 주행하며 수집한 적외선 거리센서 정보이다. 그림 8(c)는 수집한 센서정보로 작성한 격자지도와 그림 8(a)의 정확한 지도를 중첩하여 그린 것으로, 로봇의 위치오차로 인해 부정확한 지도가 작성된 것을 볼 수 있다. 이 문제를 해결하기 위해서는 정보교합을 통해 기존에 지나갔던 위치를 다시 지나갈 때 동일한 위치인 것을 인식하고 로봇의 위치를 보정하는 작업이 필요하다. 하지만 이미 언급하였듯이 기존의 격자지도 기반 정보교합 기법을 사용하기 위해서는 레이저스캐너와 같이 정보량도 풍부하고 데이터도 정밀한 센서가 필요하다는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 성능이 제한적이기는 하지만 적외선 거리센서를 이용하여 정보교합을 수행하는 샘플기반 정보교합 기법을 연구하였다.

로봇의 상태에 포함된 불확실성은 칼만필터나 파티클필터 등으로 모델링할 수 있다^{14, 15)}. 제한한 샘플기반 정보교합 방법도 로봇의 상태를 표현하기 위하여 다수의 샘플(혹은 파티클)을 이용한다. 그림 9와 같이 로봇이 이동함에 따라 로봇의 위치에 대한 불확실성도 커지므로 샘플들이

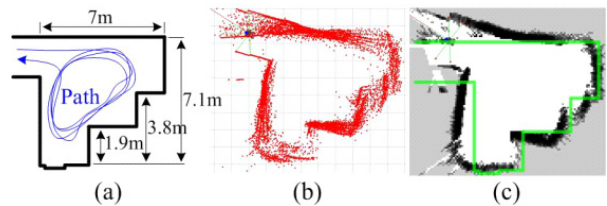


그림 8. 위치 불확실성이 큰 로봇에서 수집한 적외선 거리정보로 작성한 격자지도: (a) CAD 데이터를 참고하여 작성한 지도, (b) 수집한 적외선 거리정보, (c) 격자지도 (녹색(연한색) 선은 (a)의 지도를 중첩하여 그린 것).

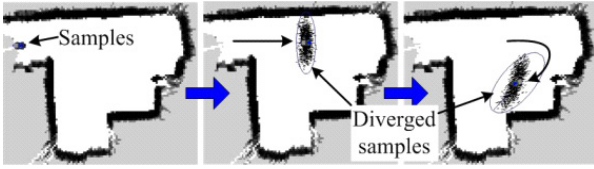


그림 9. 샘플로 표현한 로봇의 상태 (x, y, θ) .

넓게 퍼지면서 불확실성을 표현한다. 이때, 샘플들이 분포한 영역이 로봇이 위치할 가능성이 있는 영역이다. 정보교합을 수행하기 위해서는 현재 로봇의 위치가 이전에 로봇이 지나갔었던 위치 근처인지를 판단해야 한다. 만약 정보량이 많고 정확한 레이저스캐너를 사용하는 경우라면, 스캔매칭 기법을 사용하여 t 와 $t+n$ 의 두 시점에서의 스캔정보가 얼마나 매칭되는지를 계산하여 t 와 $t+n$ 두 시점에서 로봇의 위치가 유사한지를 판단하고 스캔값을 정렬하는 것이 가능하다. 하지만 소수의 적외선 거리센서를 사용하는 경우에는 스캔매칭 기법을 사용하는 것이 불가능하기 때문에, 본 연구에서는 그림 11(b)와 같이 일정 거리마다 (2m) 노드를 생성한 후 이를 활용하고 있다. 그림11(c)에서와 같이 샘플이 분포하는 영역이 기존에 생성된 노드를 포함한다면, 현재 로봇의 위치가 기존에 로봇이 지나갔었던 위치 근처일 가능성이 높다고 판단한다. 기존에 로봇이 지나갔었던 위치라면 주변환경이 충분히 지도에 반영되었을 가능성이 높다. 따라서 적외선 거리센서 정보와 현재까지 작성된 지도를 매칭하여 정보교합을 수행하고 거리센서 정보를 정렬할 수 있다. 거리센서 정보와 지도의 매칭에는 다음과 같은 센서모델을 사용하였다¹³⁾.

$$p(z | x, m) = \prod_{k=1}^K p(z^k | x, m) \quad (7)$$

$$p(z^k | x, m) = \alpha_{\text{obstacle}} \cdot p_{\text{obstacle}}(z^k | x, m) + \alpha_{\text{rand}} \cdot p_{\text{rand}}(z^k | x, m) + \alpha_{\text{max}} \cdot p_{\text{max}}(z^k | x, m) \quad (8)$$

여기서 K 는 적외선 거리센서의 개수이고, p_{obstacle} , p_{rand} , p_{max} 는 각각 센서로 탐지한 장애물에 의한 확률, 임의의 잡음에 의한 확률, 센서 유효거리의 한계에 의한 확률이다. α_{obstacle} , α_{rand} , α_{max} 는 각각 p_{obstacle} , p_{rand} , p_{max} 에 곱해지는 가중치이다. 적절한 값을 사용하여 실험에 사용한 센서모델은 그림 10과 같다.

그림 11(c)에서 센서모델을 이용하여 각 샘플의 확률을 갱신한 후 샘플의 위치와 확률을 곱하여 가중치 평균을 계산하면 샘플로 추정된 로봇의 위치를 구할 수 있다. 지도와 거리센서 정보가 잘 매칭된다면 샘플은 그림 11(d)와

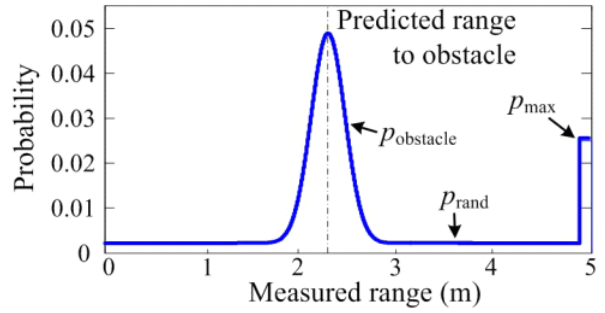


그림 10. 샘플의 위치에서 예상되는 거리와 센서로 측정된 거리의 차이를 이용하여 확률을 계산하기 위한 센서모델.

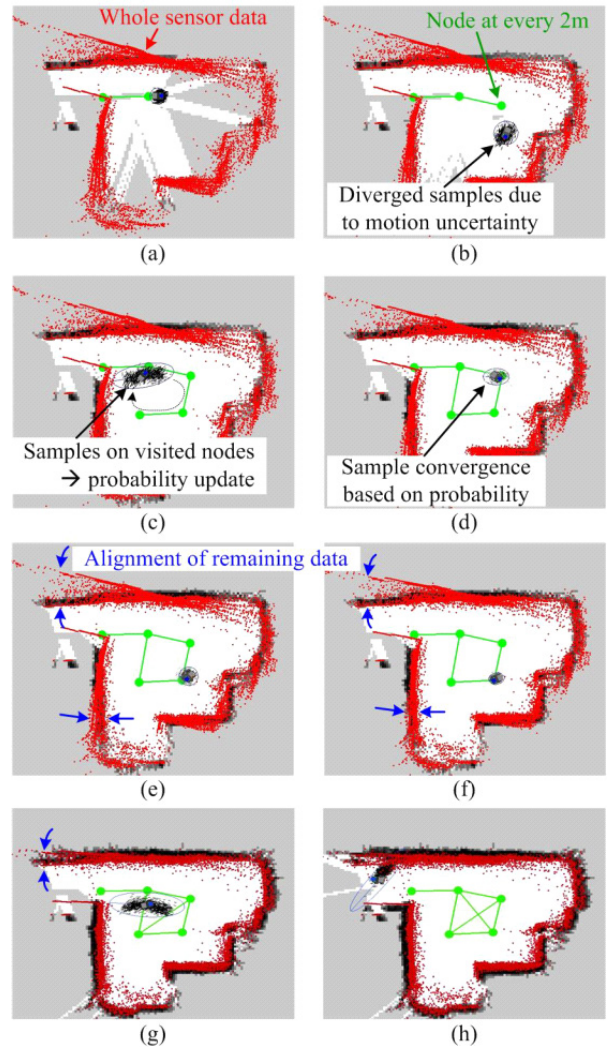


그림 11. 샘플기반 정보교합을 이용한 적외선 거리센서 정보 정렬 및 격자지도 작성.

같이 수렴할 것이며, 위치가 보정되었으므로 남아 있는 적외선 거리센서 정보가 그림 11(e)와 같이 정렬될 것이다.

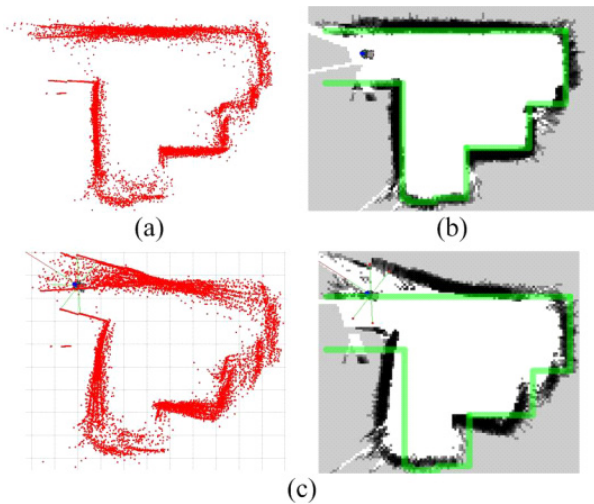


그림 12. 정보교합으로 보정한 적외선 거리정보로 작성한 격자지도: (a) 보정된 적외선 거리정보, (b) 격자지도(녹색(연한색) 선은 그림 8(a)의 지도를 중첩하여 그린 것), (c) 정보교합으로 보정하기 전의 적외선 거리정보 및 격자지도.

샘플의 분포가 노드를 포함하지 않는 경우에는 위치 불확실성 증가를 고려하여 샘플을 퍼뜨리고, 넓게 퍼진 샘플의 분포가 노드를 포함하는 경우에는 지도와 센서정보를 매칭하여 로봇의 위치를 보정하는 과정을 반복하면, 그림 11(a)의 초기 센서정보를 그림 11(b)와 같이 보정할 수 있다.

그림 12(a)는 그림 8(b)의 센서정보를 제안한 샘플기반 정보교합으로 보정한 결과이고, 그림 12(b)는 작성된 격자지도와 그림 8(a)의 정확한 지도를 중첩하여 그린 것이다. 정보교합으로 보정하기 전의 거리정보 및 격자지도인 그림 8(c)와 비교하면 긴 거리를 이동하여 누적된 위치오차가 적절히 보정된 것을 확인할 수 있다. 정확한 지도와 작성된 지도의 격자 일치율을 비교하면 정보교합을 수행하지 않은 그림 12(c)의 경우 약 44%이지만, 정보교합을 수행한 그림 12(b)의 경우는 약 83%이다.

5. 결론

서비스 로봇에서 저가센서의 사용은 증가 추세에 있지만, 저가센서를 이용한 주행기술의 개발은 아직 매우 부족한 상황이다. 본 연구에서는 저가센서 중에서도 적외선 거리센서를 이용한 격자지도 작성에 관해 다루었고, 실제 환경에서의 여러 실험을 통해 가능성을 검증하였다. 저가센서인 자이로를 사용하여 로봇의 각도 불확실성을 예측하였으며, 예측한 불확실성을 고려하여 기존의 격자지도 작성 방법을 개선하였다. 고가센서 위주로 연구되었던 격자지도 기반 정보교합을 저가센서로 수행하기 위해 부분적

으로 작성된 격자지도와 센서정보를 매칭하는 방법을 사용하였다. 실제 환경에서 작성한 지도와 CAD 도면을 참고하여 정확히 작성한 지도를 비교하여 제안한 방법의 성능 및 가능성을 보였다.

본 연구에서 사용한 적외선 거리센서의 경우 1m 이내의 가까운 장애물까지의 거리를 잘못 인식하는 문제와 유리, 검은 소파 등을 인식하지 못하는 문제가 있다. 이 문제는 적외선 거리센서와 함께 가장 많이 사용되고 있는 저가센서인 초음파 거리센서를 사용하면 해결할 수 있다. 따라서 추후 연구를 통해 다양한 저가센서를 융합한 실용적 주행기술을 개발할 계획이다.

참고문헌

- [1] J. S. Gutmann, W. Burgard, D. Fox and K. Konolige, "An experimental comparison of localization methods," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 736-743, 1998.
- [2] S. Thrun and M. Montemerlo, "The Graph SLAM Algorithm with Applications to Large-Scale Mapping of Urban Structures," *International Journal of Robotics Research*, vol. 25, pp. 403-429, 2006.
- [3] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, B. Wegbreit, "FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem," *Proc. of AAAI02*, pp. 593-598, 2002.
- [4] S. Thrun, "Learning Metric-Topological Maps for Indoor Mobile Robot Navigation," *Artificial Intelligence*, vol. 98, pp. 21-71, 1998.
- [5] T. B. Kwon and J. B. Song, "Thinning-based Topological Exploration Using Position Probability of Topological Nodes," *Advanced Robotics*, vol. 22, pp. 339-359, 2008.
- [6] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous Localization and Mapping: Part I, the essential algorithms," *IEEE Trans. on Robotics and Automation Magazine*, vol. 13, pp. 99-110, 2006.
- [7] Y. J. Lee, T. B. Kwon and J. B. Song, "SLAM of a Mobile Robot Using Thinning-based Topological Information," *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 5, pp. 557-583, 2007.
- [8] L. Feng and M. Evangelos, "Globally consistent range scan alignment for environment mapping," *Autonomous*

Robots, vol. 4, pp. 333-349, 1997.

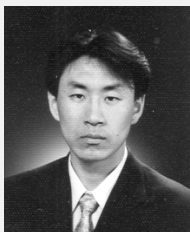
- [9] D. Musicki, R. Evans and S. Stankovic, "Integrated Probabilistic Data Association," *IEEE Trans. On Automatic Control*, vol. 39, pp. 1237-1241, 1994.
- [10] R. Siegwart and I. Nourbakhsh, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, The MIT Press, Cambridge, 2004.
- [11] L. Feng and M. Evangelos, "Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 18, pp. 249-275, 1997.
- [12] J. Borenstein, H. R. Everett and L. Feng, *Where am I?*, University of Michigan, <http://www-personal.umich.edu/~johannb/shared/pos96rep.pdf>, 1996.
- [13] A. Elfes, "Using Occupancy grids for mobile robot perception and navigation," *IEEE Journal of Computer*, vol. 22, pp. 46-57, 1989.
- [14] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, Cambridge, 2005.
- [15] H. Choset, K. M. Lynch, S. Hutchinson, G. Kantor, W. Burgard, L. E. Kavraki and S. Thrun, *Principles of Robot Motion: Theory, Algorithms, and Implementations*, The MIT Press, Boston, 2005.



송재복

1983 서울대학교 기계공학과
(공학사)
1985 서울대학교 기계설계학과
(공학석사)
1992 MIT 기계공학과(공학박사)
1993~현재 고려대학교 기계
공학부 교수

관심분야 : Design and Control of Safe Manipulators,
Mobile Robotics, Haptics



권태범

2003 고려대학교 기계공학과
(공학사)
2009 고려대학교 기계공학과
(공학박사)
2009~현재 고려대학교 기계
공학부 지능로봇연구실
박사후 과정

관심분야 : Mobile Robotics Navigation