

파티클 필터 방법을 이용한 특징점과 로봇 위치의 동시 추정

Simultaneous Estimation of Landmark Location and Robot Pose Using Particle Filter Method

김태균* · 고낙용**† · 노성우***

Tae Gyun Kim, Nak Yong Ko[†] and Sung Woo Noh

*조선대학교 제어계측공학과

**조선대학교 제어계측로봇공학과

***조선대학교 정보통신공학과

요 약

본 논문은 파티클 필터 방법을 이용하여 로봇의 외부에 설치된 특징점들과 로봇의 위치를 동시에 추정하는 SLAM 방법을 제안한다. 파티클 필터 방법은 로봇 동작의 비선형성 및 센서 오차의 비가우시안 특성을 고려할 수 있다. 제안된 방법에서 추정할 변수는 로봇의 위치와 특징점들의 위치이다. 본 연구에서 특징점은 초음파 신호를 발생시키는 4개의 비이컨들이 사용된다. 그리고 로봇은 비이컨들로부터 초음파 신호를 수신하여 각각의 비이컨까지의 거리를 계산한다. 그리고 영역센서를 이용하여 이동로봇이 동작하는 환경의 기하학적 지도정보를 생성하는 과정을 보였다. 제안된 방법은 로봇의 위치와 방향을 추정하기 때문에 영역센서에 의해 획득된 데이터를 사용하여 기하학적 지도를 생성할 수 있다. 또한 데드레크닝 방법 및 삼변측량 방법과의 로봇 위치추정 비교 실험을 통하여 제안된 방법을 평가하였다.

키워드 : SLAM, 파티클 필터, 특징점, 위치추정, 지도작성, 이동로봇

Abstract

This paper describes a SLAM method which estimates landmark locations and robot pose simultaneously. The particle filter can deal with nonlinearity of robot motion as well as the non Gaussian property of robot motion uncertainty and sensor error. The state to be estimated includes the locations of landmarks in addition to the robot pose. In the experiment, four beacons which transmit ultrasonic signal are used as landmarks. The robot receives the ultrasonic signals from the beacons and detects the distance to them. The method uses rang scanning sensor to build geometric feature of the environment. Since robot location and heading are estimated by the particle filter, the scanned range data can be converted to the geometric map. The performance of the method is compared with that of the deadreckoning and trilateration.

Key Words : SLAM, Particle filter, Landmark, Localization, Mapping, Mobile robot

1. 서 론

미지의 환경에 있는 이동로봇이 자율주행 하기 위해서는 주행 환경에 대한 정보를 획득하여 자신의 위치를 추정하면서 목적지까지 이동해야 한다. 이를 위해 이동로봇은 정확한 지도를 작성하고 동시에 로봇 스스로 자신의 위치를 추정하는 SLAM 기술이 필요하다[1-2].

접수일자: 2012년 1월 17일

심사(수정)일자: 2012년 4월 17일

게재확정일자: 2012년 4월 18일

† 교신저자

본 연구는 교육과학기술부, 한국연구재단의 2010년 지역혁신인력양성사업(과제명: 로봇의 자율주행 요소 기술 상용화 및 인력양성, 과제관리번호: 2010-04-대-01-016)의 지원에 의해 이루어짐.

이러한 SLAM 기술의 구현을 위해서는 지도 작성을 위해 로봇의 위치를 추정해야 하고, 로봇의 위치를 추정하기 위해서는 지도가 정확해야 한다[3]. 하지만 실제 이동로봇이 주행하는 환경에서는 불확실성이 포함된 센서정보를 이용해 지도를 작성하고, 작성된 지도를 이용해 로봇 위치를 추정하는 것은 나쁜 결과를 가져올 수 있다. 이렇듯 이동로봇이 미지의 환경에서 자율주행을 위한 SLAM 기술은 어려운 기술이라 할 수 있다[4].

기존 이동로봇의 SLAM 연구들은 주로 확률적 접근을 통해 SLAM 방법을 다루고 있다. 이와 같이 확률에 기반한 대표적인 방법으로는 EKF-SLAM, UKF-SLAM과 FastSLAM등이 있다[5]. EKF-SLAM 방법[6-7]은 확장 칼만 필터 기반으로 동작하는 SLAM 방법으로, 비선형 시스템을 선형화 시키는 과정을 통해 비선형 시스템을 다룰 수 있다. 하지만 특징점들의 수가 많아짐에 따라 계산량이 증가하며, 선형화 과정으로

인해 비선형 시스템과의 선형화 오차가 발생하는 단점을 지니고 있다[8]. UKF-SLAM 방법[9-10]은 EKF-SLAM 방법의 선형화 오차를 해결하기 위해 제안되어진 방법이다. 이 방법은 무향 칼만필터 기반으로 하는 방법으로 선형화 과정 없이 비선형 시스템을 다루어 선형화 오차가 발생하지 않는 특징을 지니고 있다[11]. FastSLAM 방법[12-13]은 파티클 필터와 확장 칼만 필터를 융합한 방법이다. 이 방법은 파티클 필터 방법에 의해 로봇 위치를 예측하고, 확장 칼만 필터에 의해 특징점에 대한 위치를 예측하는 방법이다. 이와 같이 이동로봇과 특징점 위치 추정에 대하여 서로 다른 필터를 적용함으로써 계산의 효율성을 높이는 방법이 제안되었다[14].

제안된 SLAM 방법은 특징점 기반으로 지도를 표현하고, 파티클 필터(Particle Filter)[15]방법을 이용하여 로봇과 특징점들을 추정한다. 논문에서 적용된 지도 표현 방법은 이동로봇의 지도 표현 방법들[16] 중 하나로 여러 SLAM 연구들[6][17-19]에서도 적용되어졌다. 이 방법은 외부 환경에 대한 특징점들을 추정하여 표현함으로써, 기하학적 정보를 표현하는 격자 지도 방법에 비해 계산량이 많지 않고 표현이 간결하다는 장점을 지니고 있다. 또한 제안된 파티클 필터 방법은 이동로봇 분야에서 레이저 센서, 초음파 센서, GPS 센서 등 다양한 센서들이 적용되어 많은 연구가 이루어졌고[20-22], 근래에는 수중로봇의 위치추정 분야에서도 제안되고 있다[23-24]. 이동로봇의 위치를 알아내기 위한 방법 중 하나인 삼변측량[25]과 파티클 필터 방법을 비교하여 보면, 삼변측량은 3변의 길이로부터 로봇의 위치(x, y)를 알아낼 수 있으나 로봇의 방향(θ)을 알 수 없고, 지도와 로봇 사이에 장애물이 존재할 경우 잘못된 위치를 추정할 수 있다. 반면에, 파티클 필터는 로봇의 위치와 방향 뿐 아니라 이동로봇의 동작과 센서신호원들의 불확실성이 고려되어 삼변측량의 문제점을 잘 해결할 수 있다[26].

본 논문에서 제안된 SLAM 방법은 기존 파티클 필터를 이용한 연구들과는 달리 이동로봇의 상태 뿐 아니라 특징점들에 대하여 일련의 파티클들로 표현하는 방법을 제안한다. 그리고 지도 정보인 특징점들의 불확실성과 로봇과 외부 비이컨 사이에 불규칙하게 존재할 수 있는 일시적인 장애물에 대한 고려 방법을 제시한다. 또한 실험을 통해 제안된 SLAM 결과와 영역센서를 이용하여 기하학적 지도의 생성 결과를 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 제안하는 SLAM 방법에 대해 분석 및 구현과정을 설명한다. 3장에서는 실제 이동로봇을 가지고 SLAM을 적용한 결과를 고찰한다. 끝으로 4장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. SLAM 방법

본 논문에서 제안하는 SLAM 방법은 파티클 필터 방법에 기반하고 있다[26]. 이 방법은 이동로봇의 위치와 외부의 특징점에 대해 파티클들로 표현하는 SLAM 방법으로 이 방법의 SLAM 결과를 이용하여 기하학적인 지도정보를 생성할 수 있다. 본 절에서는 파티클 필터를 이용하여 이동로봇 SLAM에 접근한 방법을 설명한다.

2.1 SLAM의 구성

제안된 SLAM 방법은 파티클의 위치를 예측하는 과정, 예측된 파티클의 신뢰도를 계산하는 과정, 그리고 계산된 신뢰도를 바탕으로 파티클들을 재생성하는 과정으로 구성되어진다. 따라서 제안된 SLAM 방법의 과정은 기존의 파티클 필터 방법과 동일하다. 그러나 여기에서 파티클은 로봇의 위치와 함께 특징점의 위치를 나타낸다. 특징점의 위치에 의해서 지도가 표현되므로 제안된 방법은 로봇의 위치와 지도 정보를 동시에 추정하는 SLAM이 된다.

SLAM 방법의 예측 과정은 로봇과 특징점의 위치를 예측한다. 이 과정은 로봇의 직진속도, 회전속도에 불확실성이 고려되어 로봇 위치를 예측하고, 특징점들에 대한 불확실성을 고려하여 특징점을 예측한다. 신뢰도 계산 과정은 예측된 파티클에 대해 추정 신뢰도를 부여하는 과정이다. 이 과정은 로봇의 현재 위치에서 수신된 거리정보와 예측된 파티클을 가지고 거리정보에 대한 불확실성 분포도를 만든다. 이와 같이 생성된 분포도를 바탕으로 파티클들에 대해 추정 신뢰도를 계산할 수 있다. 이후 계산된 신뢰도를 바탕으로 추정된 로봇과 특징점들의 위치를 재생성한다. 이러한 과정으로 매 샘플링마다 파티클들의 분포에 의해 로봇 위치와 특징점의 위치인 SLAM의 결과를 추정할 수 있다.

2.2 예측 과정

제안된 파티클 필터 방법의 예측 과정은 이동로봇의 속도 명령과 불확실성 파라미터들에 의해 이동로봇의 위치와 외부 비이컨들의 특징점 위치를 예측하는 과정이다. 기존 파티클 필터 방법의 예측 과정은 이동로봇의 상태정보(x, y, θ) 만을 예측하였다. 하지만 제안된 예측 과정은 특징점들에 대한 상태정보(m_x, m_y)를 예측한다. 식 (1)은 이동로봇의 속도 정보에 불확실성을 포함하는 과정이다. 수신된 직진 및 회전 속도 정보인 v 와 w 에 불확실성이 포함된 직진속도 \hat{v} 와 회전속도 \hat{w} , 그리고 로봇의 헤딩에 대한 불확실성 \hat{f} 을 생성한다. 이때 $sample(\cdot)$ 함수는 불확실성을 생성하는 함수로서 속도 정보에 대한 불확실성 파라미터들인 $a1 \sim a6$ 에 의해 이동로봇 속도정보의 불확실성이 결정되어진다.

$$\begin{aligned} \hat{v} &= v + sample(\alpha_1|v| + \alpha_2|w|) \\ \hat{w} &= w + sample(\alpha_3|v| + \alpha_4|w|) \\ \hat{f} &= sample(\alpha_5|v| + \alpha_6|w|) \end{aligned} \tag{1}$$

식 (2)는 식(1)에 의해 불확실성이 포함된 속도 정보를 바탕으로 이동로봇의 위치를 예측하는 과정이다. 여기서 x, y , 그리고 θ 는 시각 t-1에서 이동로봇에 대한 파티클의 상태정보를 나타낸다.

$$\begin{aligned} x' &= x - \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \sin \theta + \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \sin(\theta + \hat{w}\Delta t) \\ y' &= y + \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \cos \theta - \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \cos(\theta + \hat{w}\Delta t) \\ \theta' &= \theta + \hat{w}\Delta t + \hat{f}\Delta t \end{aligned} \tag{2}$$

식 (3)은 특징점에 대한 불확실성을 포함하여 특징점들을 예측하는 과정이다. 특징점에 대한 불확실성 파라

미터 a_7 에 의해 특징점들에 대한 파티클들의 위치를 예측한다. 여기서 j 는 특징점들의 개수, mx 와 my 는 특징점에 대한 파티클의 상태정보이다.

$$\begin{aligned} jmx' &= jmx + \text{sample}(\alpha_7) \\ jmy' &= jmy + \text{sample}(\alpha_7) \end{aligned} \quad (3)$$

식 (4)는 식(1)~(3)의 과정을 거쳐 예측된 하나의 파티클 x_t 를 나타낸 것이다. 식 (4)와 같이 제안된 파티클 필터 방법을 이용한 SLAM은 기존의 이동로봇 상태 정보 뿐만 아니라 특징점에 대한 위치까지 표현된다.

$$x_t = ({}^r x', {}^r y', {}^r \theta', {}^l mx', {}^l my', \dots, {}^N mx', {}^N my')^T \quad (4)$$

직진속도 파라미터 a_1 과 a_2 는 이동로봇의 직진 방향에 대한 파티클들의 분포를 결정하게 된다. 이동로봇 직진속도 파라미터 a_1 과 a_2 의 값이 적을 때는 파티클들은 조밀한 분포도를 형성한다. 하지만 a_1 과 a_2 의 값이 크면 파티클들은 직진방향으로 넓게 분포된다. 회전속도 파라미터 a_3 와 a_4 는 로봇의 회전 방향에 대한 파티클들의 분포도를 결정한다. a_3 와 a_4 의 값이 적으면 로봇의 회전방향으로 파티클들이 조밀하게 분포되고, 파라미터들의 값이 크면 파티클들이 넓게 분포된다[26]. 그림 1은 본 논문에서 제안한 특징점 위치의 불확실성에 대한 파티클 분포를 표현한 것으로, 특징점 파라미터인 a_7 값에 따라 특징점의 불확실 분포 정도를 결정하게 된다. 그림 1의 a는 특징점 파라미터 값이 적었을 때의 파티클들 분포도로 a_7 의 파라미터 값이 작으면 특징점 파티클들은 특징점들 주변에 조밀하게 분포되고, 파라미터 값이 크면 b와 같이 파티클들이 넓게 분포된다.

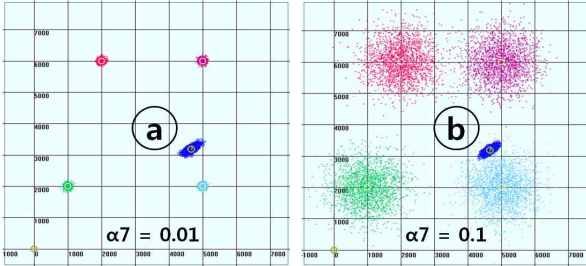


그림 1. 특징점 위치 불확실성에 의한 파티클 분포

Fig. 1. Particle distribution due to landmark location uncertainty

2.3 신뢰도 계산 과정

제안된 신뢰도 계산 과정은 외부 비이컨인 초음파 센서에 대한 과정이다. 일반적인 파티클 필터의 신뢰도 계산 과정은 주로 레이저 센서를 기반으로 하고 있고, 초음파센서들을 적용한 신뢰도 계산 과정의 경우 가우시안 확률분포만을 적용하여 동적인 장애물들에 대한 가능성을 고려할 수 없다. 본 절에서는 초음파센서에 대한 신뢰도 계산 과정의 방법을 보이고 있다. 더욱이 동적 장애물 확률분포에 대하여 기존의 P_{short} 대신 P_{long} 을 제시하여 기존의 센서모델과 차이를 보이고 각각의 확률분포들과 함께 초음파센서에 대한 신뢰도 계산 과

정을 구체화 한다.

초음파 센서 기반 신뢰도 계산 과정은 예측 과정에 의해 예측된 파티클들에 대하여 추정 신뢰도를 획득하는 과정이다. 제안된 과정은 식 (5)~(8)과 같이 가우시안 확률분포 P_{hit} , 지수 확률분포 P_{long} , 센싱 실패분포 P_{max} , 그리고 설명 불가능 측정분포 P_{rand} 들에 의해 파티클에 대한 추정 신뢰도를 계산하게 된다. 여기서, Z_t^k 는 외부 비이컨들과 로봇 사이의 초음파 거리데이터 ($z_t^1, z_t^2, \dots, z_t^n$), η 는 확률 밀도함수의 정규화 상수를 나타낸다. 식 (5)는 가우시안 확률분포를 나타낸 것으로, 로봇과 외부 비이컨 사이의 거리데이터가 제대로 수신될 확률분포를 의미한다. 이 확률분포는 예측된 로봇과 특징점들 사이의 거리를 중심으로 표현할 수 있다. 식 (6)은 지수 확률분포를 나타낸 것이다. 이 확률분포는 로봇과 외부 비이컨 사이에 불규칙하게 끼어드는 일시적인 장애물 즉, 동적 장애물에 대한 확률분포를 나타낸다. 기존 레이저 센서를 이용하여 파티클 필터 방법을 적용한 연구들에서는 동적인 장애물들이 존재할 경우 수신된 거리데이터는 실제 거리데이터보다 짧게 수신되기 때문에 동적 장애물에 대한 확률분포를 P_{short} 로 나타낸다. 하지만 초음파센서의 경우 로봇과 외부 비이컨 사이에 동적 장애물이 존재하게 되면 외부 비이컨에서 송신된 초음파는 이동로봇에 설치된 수신기에 직접적으로 수신되지 못하고 다른 곳으로 반사되어 수신기에 수신되어 진다. 따라서 초음파의 센서모델의 동적 장애물에 대한 확률 분포 P_{long} 을 식(6)과 같이 표현하였다. 식 (7)은 센싱 실패 분포이다. 이 확률분포는 초음파 센서의 이상으로 인해 로봇에 초음파 신호가 수신되지 않거나 센서가 동작하지 않는 상황을 나타내는 확률분포이다. 설명 불가능 측정 분포는 식 (8)과 같다. 이 분포도는 벽의 반사나 혼선으로 외부 비이컨과 로봇사이의 초음파 거리값이 올바르지 못할 경우를 나타낸다.

$$P_{hit}(z_t^k | x_t) = \begin{cases} \eta N(z_t^k; z_t^{k*}, \sigma^2) & \text{if } 0 \leq z_t^k \leq z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$N(z_t^k; z_t^{k*}, \sigma_{hit}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(z_t^k - z_t^{k*})^2}{2\sigma_{hit}^2}}$$

$$P_{long}(z_t^k | x_t) = \begin{cases} \eta \lambda_{long} e^{-\lambda_{long}(z_{max} - z_t^k)} & \text{if } z_t^{k*} \leq z_t^k \leq z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$P_{max}(z_t^k | x_t) = I(z = z_{max}) = \begin{cases} 1 & \text{if } z_t^k = z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

$$P_{rand}(z_t^k | x_t) = \begin{cases} \frac{1}{z_{max}} & \text{if } 0 \leq z_t^k < z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

식 (9)는 초음파 센서값의 불확실성들을 고려한 식 (5)~(8)을 하나의 확률 분포도를 나타낸 것이다. 식 (9)에서 나타낸 바와 같이 4개의 분포도를 가지고 로봇에 수신되는 거리데이터와 추정된 로봇 위치 및 특징점들

의 위치에 대해 파티클들의 추정 신뢰도를 계산할 수 있다. 여기서, Z_{hit} , Z_{long} , Z_{max} 그리고 Z_{rand} 는 각각의 확률 분포에 대한 가중치이다.

$$P_{rand}(z_t^k | x_t) = \begin{cases} \frac{1}{z_{max}} & \text{if } 0 \leq z_t^k < z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

2.4 재생성 과정

파티클 리샘플링은 센서신호에 근거해 이동로봇과 특징점의 위치를 추정하는 과정이다. 이 과정은 파티클의 신뢰도에 따라 파티클들을 재생성하는 과정이다. 일반적으로 룰렛(Roulette)[27] 방법과 확률론적 일반 샘플링(Stochastic Universal Sampling)[28] 방법등이 사용된다. 룰렛 방법은 적은 신뢰도를 가진 파티클들이 제대로 선택하지 못하는 균형 선택의 문제점이 지니고 있다. 따라서 논문에서는 확률론적 일반 샘플링 방법을 사용하여 파티클들을 재생성 하였다.

3. 실험 및 고찰

본 논문에서 사용된 이동로봇과 외부 비이컨, 그리고 영역 센서는 그림 2와 같다. 실험에 이용된 차륜형 이동로봇은 레드윈테크놀로지(주)[29]에서 개발된 이동로봇으로 이더넷 통신을 이용하여 로봇을 제어한다. 외부 비이컨으로 사용된 센서는 KOREA LPS[30]에서 개발된 A105 시스템이다. 이 시스템은 최소자승법에 의한 삼변측량 결과를 이동로봇에 제공하고 초음파 비이컨 4개, 위성들의 동기화 및 데이터 전송을 위한 방송기, 그리고 초음파 비이컨의 거리 및 좌표정보를 수신하는 수신기로 구성된다. 또한 이동로봇에 장착된 영역센서는 SICK[31]에서 개발된 LMS511 시스템으로서, SLAM 결과인 로봇 및 외부 비이컨들의 위치정보들을 바탕으로 로봇의 이동환경에 대한 기하학적인 지도를 생성한다.



그림 2. 이동로봇 및 센서 시스템
Fig. 2. Mobile robot and sensor system

그림 3은 실험을 수행한 조선대학교 전자정보공과대학 6층 자율로봇 실험실(6122호)의 환경이다. 그림에서

보이는 라인은 이동로봇이 지나가는 경로이고, 이동로봇은 4개의 경유점 WP1(1.7m, 1m), WP2(4.8m, 1m), WP3(4.8m, 4.6m), WP4(1m, 4.6m)를 경유하여 이동한다. 그리고 외부 비이컨의 위치 B1(0m, 0m), B2(5.8m, 0m), B3(5.8m, 5.6m), B4(0m, 5.6m)에 설치되어져있다. 이동로봇은 경유점 WP1에서 WP4를 경유하고 다시 WP1로 되돌아오며, 이러한 방법으로 5회 주행하였다.

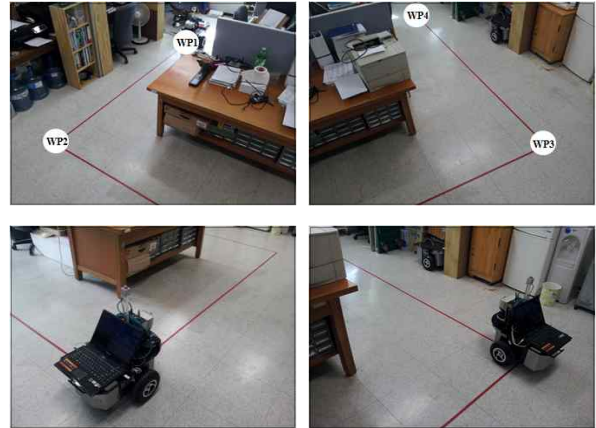


그림 3. 실험환경
Fig. 3. Environment for experiment

외부 비이컨들에서 수신되는 거리데이터의 정확성을 판단하기 위해 (1.7m, 1.0m)에서 이동로봇을 정지시킨 후 천장에 설치된 외부 비이컨 B3로부터 로봇으로 수신되는 거리 데이터 1000개를 획득하였다. 그림 4는 획득된 1000개의 데이터 중 유효한 854개의 데이터를 나타낸 것이다. 유효하지 않은 데이터는 146개로서 로봇과 초음파 비이컨 사이에 예상치 못한 동적인 장애물 및 초음파의 회절등에 의해 발생된 데이터로 사료된다.

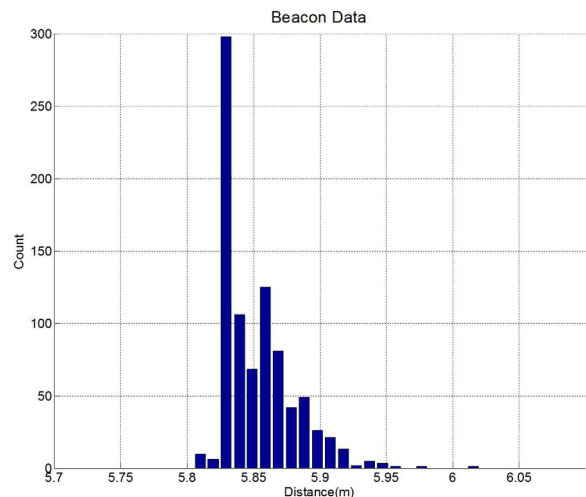


그림 4. 수신된 거리데이터
Fig. 4. Received sensor data

표 1은 그림 4와 동일한 이동로봇 위치에서 각각의 외부 비이컨으로부터 수신되는 거리데이터들을 분석한

것이다. 여기서, B_n 은 로봇과 n 번째 외부비이컨 사이의 거리 데이터, Real Dist는 로봇과 외부 비이컨 사이의 실제 거리, 그리고 Avg와 Dev는 수신된 1000개에 대한 거리데이터의 평균과 표준편차를 의미한다. B1에서 B4로 갈수록 표준편차가 커지는 이유는 로봇의 위치와 초음파 비이컨 사이에 정적인 장애물들이 B1에서 B4로 갈수록 많이 존재하였기 때문이다.

표 1. 외부 비이컨과 로봇사이의 거리데이터
Table 1. Distance data between external beacons and the robot

unit : m

	B1	B2	B3	B4
Real Dist	1.97	4.22	6.16	4.90
Avg	1.85	4.01	5.77	5.44
Dev	0.09	0.23	1.40	1.71

그림 5는 실험에 대한 순서도이다. 초기에 이동로봇의 주행환경에서 외부 비이컨인 초음파 센서를 설치하고 제안된 방법의 파라미터들을 설정한다. 그리고 이동로봇이 동작하면 제안된 방법에 의해 예측과정, 신뢰도 계산과정, 그리고 파티클 재생성 과정을 반복하면서 SLAM의 결과를 획득한다. 이후 SLAM의 결과로부터 영역센서를 사용하여 기하학적인 지도 정보를 생성하는 순서로 실험을 실시하였다.

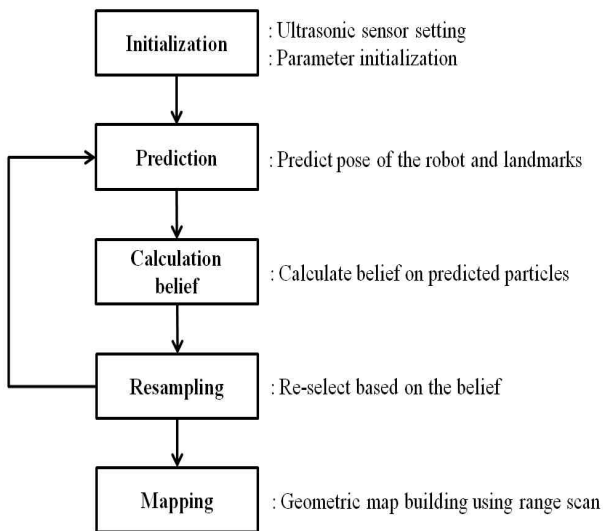


그림 5. 실험 과정
Fig. 5. Procedure of the experiment

그림 6의 a는 284초에서의 SLAM, b는 338초에서의 SLAM결과를 나타낸다. 그림의 a와 b에서 삼변측량 결과인 LPS 위치는 로봇의 이동경로가 아닌 잘못된 위치를 추정하고 있다. 이러한 원인은 로봇에 수신되는 거리데이터의 에러가 크게 존재했기 때문이다. 따라서 삼

변측량을 이용하여 위치추정을 할 경우 로봇과 외부 비이컨들 사이에 유효한 데이터를 가질 때 올바른 위치추정 결과를 얻을 수 있다. 또한 데드레크닝 결과 DR은 센서오차의 누적으로 인해 올바르지 못한 위치추정 결과를 보이고 있다.

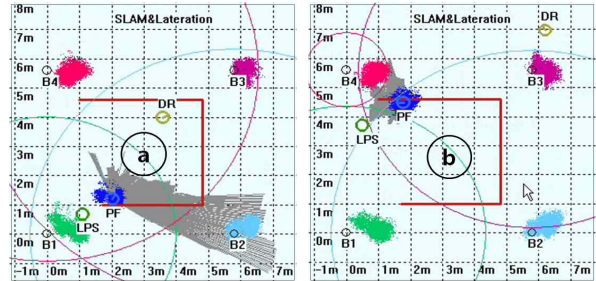
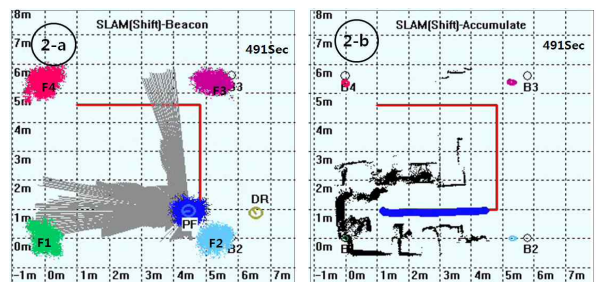
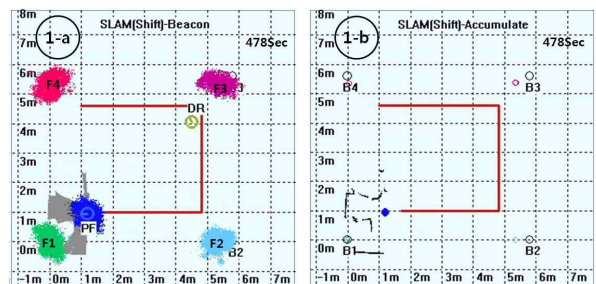


그림 6. t=284초와 338초에서의 SLAM 결과
Fig. 6. SLAM at t=284sec and 338sec

그림 7은 이동로봇이 주어진 이동경로 따라 주행하기 시작한 후 478초부터 563초 동안의 5번째 왕복에 대한 일련의 과정이다. 로봇은 경유점 1에서 4로 이동한 후 다시 경유점 1로 이동한다. 그림 7의 a는 이동로봇이 이동하면서 로봇의 위치추정과 동시에 특징점에 대한 지도 작성의 결과이다. a에서 PF는 이동로봇의 위치추정 결과에 대한 평균을 의미하고, F1 ~ F4는 지도 작성 결과인 특징점들의 위치추정 분포에 대한 결과이며, B1~B4는 실제 특징점들인 비이컨들의 위치를 나타낸다. 여기에서 특징점 정보는 서론에서 언급한 바와 같이 지도정보를 의미한다. 이동로봇의 추정 결과를 나타내는 PF는 이동로봇 주행경로의 주위에 분포되어져 있고, 특징점 4개에 대한 파티클들도 특징점들 주위 분포되어져있어 로봇의 위치와 특징점의 위치를 추정하고 있음을 보여주고 있다. 그림 b는 그림 a의 SLAM결과를 바탕으로 480초부터 563초까지의 이동로봇 궤적과 영역센서를 이용하여 축적된 기하학적인 지도정보의 결과를 나타낸다.



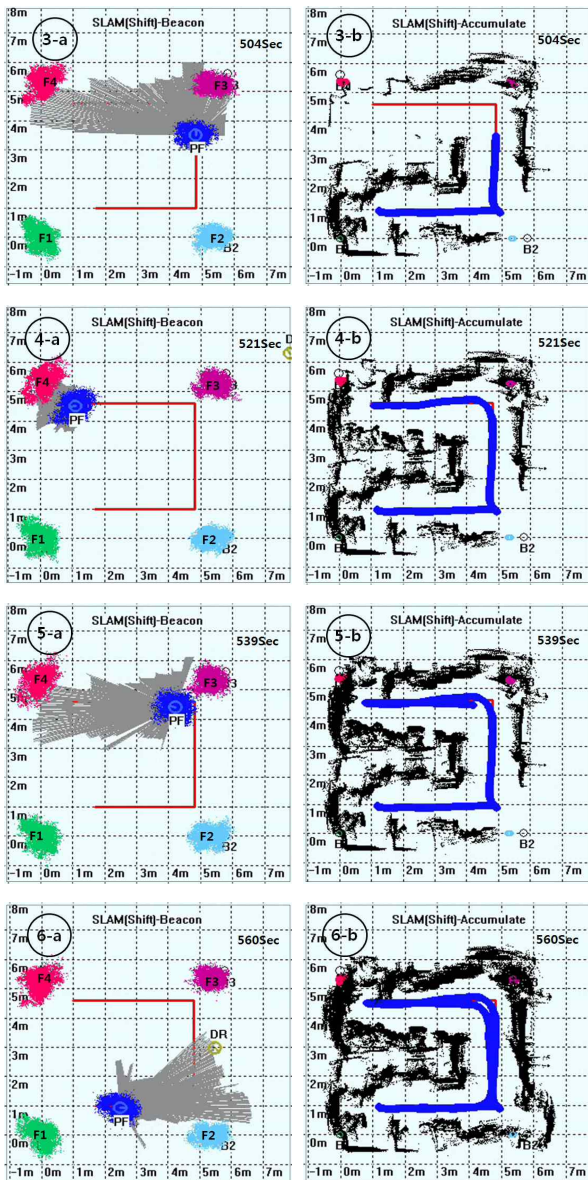


그림 7. 5번째 왕복 이동시의 SLAM 과정
 Fig. 7. SLAM procedure for the 5-th round-trip motion

그림 8은 그림 7의 과정에 대한 SLAM 결과이다. 그림에서 표시된 PATH는 이동로봇이 주행한 주행경로, DR은 이동로봇의 데드레크닝 정보에 의한 궤적, PFRobot은 제안된 SLAM 방법에 의한 로봇 위치추정 궤적, LPS는 삼변측량에 의한 로봇의 위치추정 결과이다. 그리고 PFBn은 SLAM에 의해 추정된 외부 비이컨 n번째의 위치, Bn은 실제 환경에 위치한 외부 비이컨들의 위치정보 좌표를 나타낸다. 그림에서 보는바와 같이 데드레크닝 결과는 센서오차의 누적으로 인해 이동로봇의 주행경로를 벗어나 잘못된 궤적을 그리고 있다. 그리고 삼변측량의 결과인 LPS는 이동로봇 주행경로의 주변에 대부분 분포되어져 있지만, 거리정보가 부정확할 때 LPS Poor1~4처럼 잘못된 위치가 추정됨을 확인할 수 있다. 이는 외부 비이컨들로부터 출력되는 센서

신호들이 적절하지 못할 때 나타나는 현상으로, 비이컨과 수신기 사이에 동적 및 정적인 장애물이 존재하거나, 센서신호에 에러가 많이 포함되어져 있을 때 잘못된 위치가 추정된다. 하지만 제안된 SLAM 방법으로 이동로봇의 위치를 추정한 PFRobot의 경우, 이동로봇의 이동경로 주위에 파티클들이 분포되어 데드레크닝과 삼변측량 방법들 보다 좋은 결과를 보인다. SLAM 방법에 의해 추정된 외부비이컨 파티클들은 설치된 비이컨들 주변 B1~B4의 주변에 위치되어져 있음을 확인할 수 있다. 여기서 PFB1이 B1으로 추정된 이유는 획득된 SLAM 결과의 B1 지도 정보를 원점으로 설정하였기 때문이다. 또한 B1과 B2의 사이의 각도만큼 회전시켜 데이터를 분석하였기 때문에 B2에 대한 지도정보가 X축으로 분포된다.

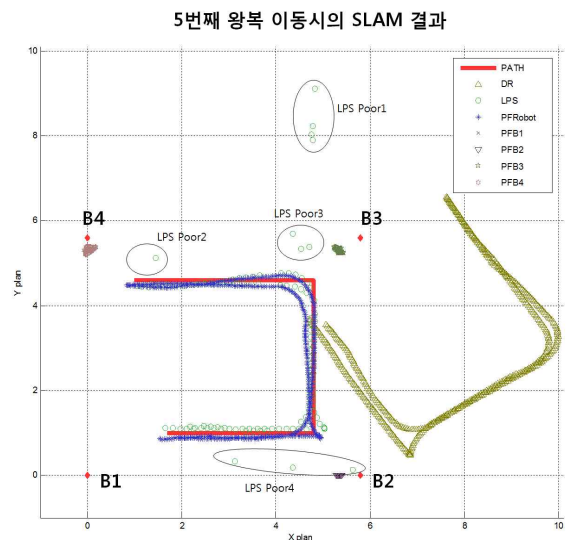


그림 8. 5번째 왕복 이동시의 로봇 SLAM 결과
 Fig. 8. SLAM result for the 5-th round-trip motion

4. 결론

본 논문은 지도가 주어지지 않는 상황에서 이동로봇이 자율주행을 위한 SLAM 방법이다. 제안된 방법은 이동로봇과 특징점들, 그리고 센서 신호의 불확실성들을 고려한 방법으로 실험을 통해 제안된 방법을 검증하였다. 실험에서 보이는 바와 같이 이동로봇의 내부센서만을 이용하여 로봇의 위치를 추정하는 방법의 경우, 시간이 경과함에 따라 센서 오차의 누적으로 인하여 잘못된 위치를 추정한다. 그리고 외부센서만을 이용한 삼변측량의 경우, 내부센서만을 이용하는 방법과는 달리 센서오차가 누적되지 않지만 외부센서의 정확성에 의해 성능이 결정된다. 이는 이동로봇이 동작하는 환경이 정적 또는 동적인 장애물들이 많이 존재할 경우, 잘못된 위치추정 결과를 가져올 뿐 아니라 이동로봇의 방향을 추정할 수 없다는 단점을 지니고 있다. 하지만 제안된 방법은 이동로봇의 내부센서와 외부센서의 불확실성을 고려함으로써 이동로봇과 외부 특징점들을 추정하는

SLAM이 가능하다. 또한 SLAM 결과를 바탕으로 기하학적인 지도정보를 생성할 수 있음을 실험에서 보였다.

앞으로 여러 연구에서 제안된 SLAM방법들을 비교 분석을 통해 제안된 방법의 효율성을 검증할 것이다. 그리고 본 논문에서 기하학적으로 표현하고 있는 지도 정보를 선분화 과정을 통해 간결하고 정확한 지도 생성 방법을 연구할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] S. Thrun, "Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation," *Artificial Intelligence*, Vol. 99, No. 1, pp. 21-71, 1998.
- [2] J. Borenstein, B. Everett, and L. Feng, "Navigating Mobile Robots: Systems and Techniques, A. K. Peters, Ltd.," 1996.
- [3] 이용주, 송재복, "동적 환경에서 이동로봇의 동시적 위치추정 및 지도작성," *2005 제어자동화시스템 공학회 합동학술발표대회*, 2005.
- [4] 안수용, 강정관, 이래경, 오세영, "실내 복도 환경에서 선분 특징점을 이용한 비전 기반의 지도 작성 및 위치 인식," *제어로봇시스템학회 논문지*, Vol. 16, No. 1, pp. 40-47, 2010.
- [5] 오정석, 심귀보, "대칭모형 기반 SLAM : M-SLAM," *한국지능시스템학회 논문지*, Vol. 20, No. 4, pp. 463-468, 2010.
- [6] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping(SLAM) : Part I," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 13, pp. 99-110, 2006. 06.
- [7] T. Bailey and H. Durrant-Whyte, "Simultaneous Localization and Mapping(SLAM): Part II," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 13, No. 3, pp. 108-117, 2006.
- [8] G. P. Huang, A. I. Mourikis and S. I. Roumeliotis, "Observability-based Rules for Designing Consistent EKF SLAM Estimators," *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 29, No. 5, pp. 502-528, 2010.
- [9] S. Julier, J. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, "A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators," *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol. 45, No. 3, pp. 477-482, 2000.
- [10] R. Martinez-Cantin and J. A. Castellanos, "Unscented SLAM for Large-Scale Outdoor Environments," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*, pp. 3427-3432, 2005. 08.
- [11] G. P. Huang, A. I. Mourikis and S. I. Roumeliotis, "On the Complexity and Consistency of UKF-based SLAM," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 4401-4408, 2009.
- [12] M. Montemerlo, S. Thrun, et al, "FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem," *Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 18, pp.93-598, 2002.
- [13] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit, "FastSLAM 2.0: An Improved Particle Filtering Algorithm for Simultaneous Localization and Mapping that Provably Converges," *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1151-1156, 2003.
- [14] M. Montemerlo and S. Thrun, "Simultaneous Localization and Mapping with Unknown Data Association using FastSLAM," *IEEE Intl. Conf on Robotics and Automation*, 2003. pp. 1985-1991.
- [15] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic robotics*, MIT Press, Cambridge, 2005.
- [16] T. TSUBOUCHI, "Nowadays Trends in Map Generation for Mobile Robots," *In Proceeding of IEEE/ RSJ international Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 848-833, 1996.
- [17] J. Mullane, B. Vo, M. Adams and W. S. Wijesoma, "A Random Set Formulation for Bayesian SLAM," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1043-1049, 2008.
- [18] 광노산, 이범희, Y. Kazuhito, "Rao-Blackwellized 파티클 필터를 이용한 이동로봇의 위치 및 환경 인식 결과 도출," *로봇공학회 논문지*, Vol. 3, No. 4, pp. 308-314, 2008. 11.
- [19] M. W. M. G. Dissanayake, P. Newman, P. Clark, H. F. Durrant-Whyte and M. Csorba, "A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 17, No. 3, pp. 229-241, 2001.
- [20] 고낙용, 김태균, "외부 센서를 이용한 이동 로봇 실내 위치 추정," *제어로봇시스템학회 논문지*, Vol. 16, No. 5, pp. 420-427, 2010.
- [21] 노성우, 고낙용, 김태균, "위치 추정, 충돌 회피, 동작 계획이 융합된 이동로봇의 자율주행 기술 구현," *한국전자통신학회 논문지*, Vol. 6, No. 1, pp. 148-156, 2011.
- [22] 노성우, 김태균, 고낙용, "GPS센서와 MCL알고리즘을 이용한 실외환경에서의 이동로봇 위치추정," *2011년도 추계학술대회 학술발표 논문집*, Vol. 21, No. 2, pp. 49-51, 12. 2011.
- [23] 김태균, 고낙용, 노성우, 이영필, "몬테카를로 위치 추정 알고리즘을 이용한 수중로봇의 위치추정," *한국전자통신학회 논문지*, Vol. 6, No. 2, pp. 288-295, 2011.
- [24] N. Y. Ko, T. G. Kim and S. W. Noh, "Monte Carlo Localization of Underwater Robot Using Internal and External Information," *Services Computing Conference (APSCC) on 2011 IEEE*

Asia-Pacific, pp. 410-415, 2011. 12.

- [25] F. Thomas, and L. Ros, "Revisiting trilateration for robot localization," *IEEE Trans. on Robotics.*, Vol. 21, No. 1, pp. 93-101, 2005.
- [26] 김태균, 고낙용, 노성우, "초음파비이컨을 사용한 이동로봇 실내주행용 파티클필터 SLAM," *한국전자동신학회 논문지*, Vol. 7, No 2, 2012.
- [27] 김태균, *유비쿼터스 센서 환경에서의 이동로봇 위치추정*, 조선대학교 석사학위 논문, 2009.
- [28] J. E. Baker, "Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm," *Proc. of the 2nd International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 14-21, 1987.
- [29] <http://www.redone-technologies.com/>
- [30] <http://korealps.co.kr/>
- [31] <http://sick.com/>

저 자 소 개



김태균(Tae Gyun Kim)

2007년 : 조선대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)
 2009년 : 조선대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사)
 2009년~현재 : 조선대학교 대학원 제어계측학과 공학박사 과정

관심분야 : 이동로봇, 수중로봇, 자율주행
 Phone : 062-230-7766
 E-mail : ktg9114@naver.com



고낙용(Nak Yong Ko)

1985년 : 서울대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)
 1987년 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사)
 1993년 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학박사)

1997년~1998년, 2004년~2005년 : 미국 Carnegie Mellon Univ. Visiting research scientist.
 1992년~현재 : 조선대학교 제어계측로봇공학과 교수

관심분야 : 지상로봇과 수중로봇의 자율주행
 Phone : 062-230-7108
 E-mail : nyko@chosun.ac.kr



노성우(Sung Woo Noh)

2007년 : 조선대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)
 2010년 : 조선대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사)
 2010년~현재 : 조선대학교 대학원 정보통신공학과 박사과정

관심분야 : 이동로봇, 경로계획, 맵빌딩
 Phone : 062-230-7766
 E-mail : nswking0212@naver.com