

무선통신 환경에서 데이터 손실 시 모바일 로봇의 측위 알고리즘

김신* · 신성* · 유성현**

Localization Algorithms for Mobile Robots with Presence of Data Missing in a Wireless Communication Environment

Sin Kim* · Sung Shin* · Sung Hyun You**

요약

모바일 로봇은 다양한 환경에서 임무를 수행하기 때문에 산업 분야에서 크게 활용되고 있다. 모바일 로봇이 작업을 수행하기 위해서는 경로를 생성하고 장애물을 탐지하기 때문에 실시간으로 로봇의 정확한 위치를 파악하는 것은 중요하다. 특히, 실내 환경에서 자율주행하는 모바일 로봇은 주어진 일을 정해진 영역에서 수행할 때, 보다 정밀한 측위 성능이 요구된다. 모바일 로봇은 무선통신 환경에서 송수신 데이터의 손실이 빈번히 발생하며, 데이터 손실 발생 시 예측 기술을 통해 로봇 스스로 자신의 위치를 파악하여 임무 수행을 이어 나가야 한다. 본 논문에서는 모바일 로봇의 위치 추정 정확도를 향상시키고, 데이터 손실 문제를 해결하고자 확장 칼만 필터 기반의 알고리즘을 제안한다. 삼변측량은 해당 순간에만 측정된 값을 사용하여 측위 성능이 부정확한 반면, 제안한 알고리즘은 데이터 손실 환경에서 예측 측정값의 잔차를 이용하기 때문에 모바일 로봇의 정밀한 위치 추정이 가능하다. 제안한 알고리즘의 우수한 성능 검증을 위하여 데이터 손실이 없는 환경과 데이터 손실 환경에서 모바일 로봇의 시뮬레이션을 수행하였다.

ABSTRACT

Mobile robots are widely used in industries because mobile robots perform tasks in various environments. In order to carry out tasks, determining the precise location of the robot in real-time is important due to the need for path generation and obstacle detection. In particular, when mobile robots autonomously navigate in indoor environments and carry out assigned tasks within pre-determined areas, highly precise positioning performance is required. However, mobile robots frequently experience data missing in wireless communication environments. The robots need to rely on predictive techniques to autonomously determine the mobile robot positions and continue performing mobile robot tasks. In this paper, we propose an extended Kalman filter-based algorithm to enhance the accuracy of mobile robot localization and address the issue of data missing. Trilateration algorithm relies on measurements taken at that moment, resulting in inaccurate localization performance. In contrast, the proposed algorithm uses residual values of predicted measurements in data missing environments, making precise mobile robot position estimation. We conducted simulations in terms of data missing to verify the superior performance of the proposed algorithm.

키워드

Mobile Robot, Trilateration, Localization, Extended Kalman Filter(EKF)

모바일 로봇, 삼변측량법, 측위, 확장 칼만 필터

* 조선대학교 전자공학부
(thegimsin@gmail.com, tlstd3107@chosun.kr)

** 교신저자 : 조선대학교 전자공학부
• 접수일 : 2023. 06. 27
• 수정완료일 : 2023. 07. 20
• 게재확정일 : 2023. 08. 17

• Received : Jun. 27, 2023, Revised : Jul. 20, 2023, Accepted : Aug. 17, 2023

• Corresponding Author : Sung-Hyun You
Department of Electronic Engineering, Chosun University
Email : you@chosun.ac.kr

I. 서론

자동화 기술의 확장으로 모바일 로봇은 스마트 공장, 물류 자동화, 서비스 분야 등 여러 분야에서 활용이 늘어나고 있다. 모바일 로봇의 자율주행 시 센서를 통해 주변 환경에 대한 정보를 얻어 장애물을 탐지하고 경로를 생성해야 하기 때문에 정확한 실시간 측위는 매우 중요하다[1], [2]. 실내 모바일 로봇의 경우 누군가에 의해 옮겨지거나 예상치 못한 충돌 등으로 기존에 계획했던 경로를 이탈하면 경로를 재진입해야 하며 이에 대한 위치 측위 능력이 필요하다[3]. 모바일 로봇이 수행하는 환경 인식, 상황 판단 및 의사 결정은 실시간으로 파악한 위치 정보에 크게 의존한다.

모바일 로봇의 위치를 추정하는 방법은 크게 상대 위치 위치 인식과 절대 위치 인식으로 구분할 수 있다. 상대 위치 인식은 로봇의 내부에 장착된 센서 정보만을 이용하여 로봇의 위치를 추정하는 데드레코닝(Deadreckoning) 방법이 있다[4]. 이 방법은 외부 신호의 교란이나 시간 및 날씨의 영향을 받지 않으며 실시간으로 동작할 수 있는 장점이 있다[5], [6]. 하지만 로봇의 주행 및 흔들림 등에 의한 잡음으로 인해 오차가 누적되는 문제점을 지니고 있다. 절대 위치 인식은 로봇의 주행 환경의 외부에 비콘, 랜드마크, 또는 위성 신호 등을 이용하는 삼변측량(Trilateration)이 있다[4]. 삼변측량은 삼각형의 기하학을 사용하여 물체의 상대적 위치를 구하는 기법이다. 삼변측량은 목표로 하는 위치를 알기 위해 두 개 이상의 기준점과 물체의 각 기준점과의 거리를 이용한다[7], [8]. 이 방법은 외부 센서와 로봇 사이의 거리로부터 로봇의 위치를 추정하고, 현재의 상태에서 외부 센서 정보만을 이용하기 때문에 센서의 오차가 누적되지 않는다. 하지만 로봇과 센서들 사이에 장애물이 존재할 경우 부정확한 위치를 추정한다[9]. 또한, 무선으로 통신하며 주행하는 모바일 로봇은 위치를 추정하는데 데이터의 손실이 빈번히 발생하며, 모바일 로봇이 알려지지 않은 공간의 위치에 옮겨지는 로봇의 납치(Kidnapped robot) 문제가 발생할 수 있다[4]. 납치 문제가 발생했을 시 모바일 로봇은 기존의 계획했던 경로로 진입해서 모바일 로봇의 재위치를 찾아야 한다. 로봇의 내부에 장착된 센서와 외부 센서 정보를 융합하여 로봇의 위치를 추정하는 방법들이 제안되었다

[10], [11]. 대표적으로 칼만필터(Kalman filter)[12], [13], [14], [15], [16]와 파티클 필터(Particle filter)[17], [18]를 이용한 방법이 있으며, 베이시안 필터[19]에 기초하여 로봇의 위치를 추정한다.

본 논문에서는 데이터 손실 환경에서 모바일 로봇의 정밀한 위치 추정이 가능한 측위 알고리즘을 제안하였다. 상태공간 모델의 오차 공분산과 측정 모델의 오차 공분산을 결정하기 위해 수치적 방법으로 최적의 오차 공분산을 결정하는 방법을 제안한다. 무선 통신 환경에서는 데이터 손실이 빈번히 발생하는데, 제안한 알고리즘은 예측한 측정값과 추정된 측정값의 잔차를 이용하여 로봇의 위치를 추정한다. 삼변측량[20]은 해당 순간에만 측정된 값만 사용하여 위치 측위 성능이 부정확한 반면, 제안한 알고리즘은 데이터 손실 환경에서 예측 측정값의 잔차를 이용하기 때문에 모바일 로봇의 위치 추정이 가능하다. 제안한 알고리즘은 앵커와 모바일 로봇에 부착된 태그 사이의 거리값 정보를 이용하여 데이터 손실 시 모바일 로봇의 위치 추정을 목표로 하였으며, 시뮬레이션 수행을 통해 제안한 알고리즘의 성능을 검증하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 데이터 손실 시 모바일 로봇의 이동 경로를 추정하는 알고리즘을 소개하고, 3장에서는 제시된 모델을 기반으로 제안한 알고리즘의 우수성을 검증하기 위한 시뮬레이션 결과를 보이며, 4장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 무선통신 환경에서 데이터 손실 시 모바일 로봇의 측위 알고리즘

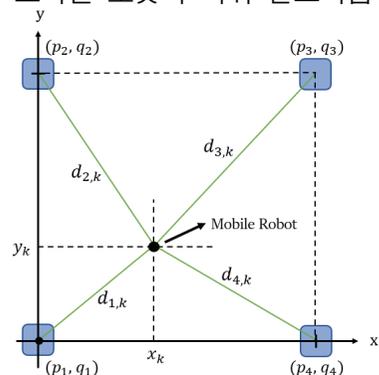


그림 1. 모바일 로봇 측위 시스템

Fig. 1 Mobile robot localization system

본 장에서는 잡음이 섞인 로봇의 위치를 추정하기 위해 비선형시스템에서 확장 칼만 필터(EKF: Extended Kalman Filter) 기반의 알고리즘을 제안한다. 그림 1은 모바일 로봇 측위 시스템을 나타낸다. 송신기의 역할을 하는 앵커의 좌표는 (p_1, q_1) , (p_2, q_2) , (p_3, q_3) , (p_4, q_4) 이다. 모바일 로봇에는 수신기의 역할을 하는 태그가 부착되어 있는데, 이때 각 앵커와 태그 사이의 거리 $d_{1,k}$, $d_{2,k}$, $d_{3,k}$, $d_{4,k}$ 는 $h_1(\mathbf{x}_k)$, $h_2(\mathbf{x}_k)$, $h_3(\mathbf{x}_k)$, $h_4(\mathbf{x}_k)$ 로 정의할 수 있으며 식(1), (2), (3), (4)와 같다.

$$d_{1,k} = h_1(\mathbf{x}_k) = \sqrt{(x_k - p_1)^2 + (y_k - q_1)^2} \quad \dots(1)$$

$$d_{2,k} = h_2(\mathbf{x}_k) = \sqrt{(x_k - p_2)^2 + (y_k - q_2)^2} \quad \dots(2)$$

$$d_{3,k} = h_3(\mathbf{x}_k) = \sqrt{(x_k - p_3)^2 + (y_k - q_3)^2} \quad \dots(3)$$

$$d_{4,k} = h_4(\mathbf{x}_k) = \sqrt{(x_k - p_4)^2 + (y_k - q_4)^2} \quad \dots(4)$$

비선형 상태공간 모델과 측정 모델은 식 (5), (6)과 같이 주어진다.

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \quad \dots(5)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad \dots(6)$$

상태공간 모델의 상태벡터는 $\mathbf{x}_k = [x_k, y_k]^T$ 이며, 이 때 x_k 와 y_k 는 2차원 직교좌표계에서 모바일 로봇 위치를

나타낸다. k 는 타임 스텝을 의미한다. \mathbf{z}_k 는 측정 벡터를 의미한다. 식(5), (6)의 함수 $f(\mathbf{x}_k)$, $h(\mathbf{x}_k)$ 는 각각 식(7), (8)와 같이 정의할 수 있다.

$$f(\mathbf{x}_k) = [f_1(\mathbf{x}_k) \ f_2(\mathbf{x}_k)]^T \quad \dots(7)$$

$$h(\mathbf{x}_k) = [h_1(\mathbf{x}_k) \ h_2(\mathbf{x}_k) \ h_3(\mathbf{x}_k) \ h_4(\mathbf{x}_k)]^T \quad \dots(8)$$

이때, $f(\mathbf{x}_k)$ 은 식 (9), (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_{k+1} = f_1(\mathbf{x}_k) = x_k \quad \dots(9)$$

$$y_{k+1} = f_2(\mathbf{x}_k) = y_k \quad \dots(10)$$

계산에 이용한 식(11)의 함수 $f(\mathbf{x}_k)$ 는 이전 상태로

부터 다음 상태를 구하는 함수이며, 식(12)의 함수 $h(\mathbf{x}_k)$ 는 상태와 측정치를 연관 짓는 함수이다.

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} \quad \dots(11)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} h_1(\mathbf{x}_k) \\ h_2(\mathbf{x}_k) \\ h_3(\mathbf{x}_k) \\ h_4(\mathbf{x}_k) \end{bmatrix} \quad \dots(12)$$

$$= \begin{bmatrix} \sqrt{(x_k - p_1)^2 + (y_k - q_1)^2} \\ \sqrt{(x_k - p_2)^2 + (y_k - q_2)^2} \\ \sqrt{(x_k - p_3)^2 + (y_k - q_3)^2} \\ \sqrt{(x_k - p_4)^2 + (y_k - q_4)^2} \end{bmatrix}$$

상태공간 모델의 상태 모델과 측정 모델의 잡음 $\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k$ 는 가우시안 백색 잡음으로 평균이 0이며 분산이 각각 $Q = E[w_k w_k^T]$, $R = E[v_k v_k^T]$ 인 랜덤 잡음이다. 식(5), (6)에 테일러 급수 확장을 통해 각각 자코비안 $F_k = \frac{\partial f_k}{\partial \mathbf{x}_k} \Big|_{\hat{\mathbf{x}}_k}$, $H_k = \frac{\partial h_k}{\partial \mathbf{x}_k} \Big|_{\hat{\mathbf{x}}_k}$ 를 이용하여 표현하면 식 (13), (14)와 같다.

$$\mathbf{x}_{k+1} \approx f(\hat{\mathbf{x}}_k) + F_k(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{w}_k \quad \dots(13)$$

$$\approx f(\hat{\mathbf{x}}_k) - F_k \hat{\mathbf{x}}_k + F_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k$$

$$\mathbf{z}_k = h(\hat{\mathbf{x}}_k) + H_k(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{v}_k \quad \dots(14)$$

$$= h(\hat{\mathbf{x}}_k) - H_k \hat{\mathbf{x}}_k + H_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

식 (15)와 같이 보조 측정이 도입된다.

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k) + H_k \hat{\mathbf{x}}_k \quad \dots(15)$$

식(13)-(15)을 이용하면, 식(16)을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{x}_{k+1} \approx f(\hat{\mathbf{x}}_k) - F_k \hat{\mathbf{x}}_k + F_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad \dots(16)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = H_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

모바일 로봇의 위치를 추정하는 의사 코드는 표 1과 같다. 표 1에서 $m_e + m_a = 1$ 인 조건이 항상 성립한다. 데이터 손실이 없는 환경에서 $m_e = 1$, $m_a = 0$

이며 측정값 \mathbf{z}_k 와 추정된 측정값인 $h(\hat{\mathbf{x}}_k)$ 간의 잔차를 사용하는 반면, 데이터 손실 환경에서는 $m_e = 0$, $m_a = 1$ 이며 예측한 측정값 $h(\hat{\mathbf{x}}_{k-1})$ 와 $h(\hat{\mathbf{x}}_k)$ 간의 잔차를 사용하여 상태벡터 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 를 추정하였다.

표 1. 모바일 로봇의 위치를 추정하는 의사 코드
Table 1. Pseudo code for estimating the position of a mobile robot

Algorithm Proposed Algorithm	
Input:	$\mathbf{x}_{k-1}, P_{k-1}, \mathbf{z}, Q, R$
for	$i = 1 : N$
	Determine Jacobian matrices F_k, H_k
	$\hat{\mathbf{x}}_k = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1})$
	$P_k = F_k P_{k-1} F_k^T + Q$
	$K_k = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + R)^{-1}$
	$\hat{\mathbf{x}}_k = m_e \{\hat{\mathbf{x}}_k + K_k (\mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k))\}$ $+ m_a \{\hat{\mathbf{x}}_k + K_k (h(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}) - h(\hat{\mathbf{x}}_k))\}$
	$P_k = P_k - K_k H_k P_k$
end	
return	$\hat{\mathbf{x}}_k, P_k$

III. 시뮬레이션

본 장에서는 MATLAB을 이용하여 로봇의 위치를 추정하는 시뮬레이션을 수행하였으며, 측정값으로 모바일 로봇에 장착된 태그와, 4개의 앵커 사이의 거리 값 정보를 사용하였다. 데이터 손실이 없는 환경과 데이터 손실 환경에서 시뮬레이션을 수행하였으며, 앵커는 고정된 위치 (0m, 0m), (0m, 5m), (5m, 0m), (5m, 5m)에 설치하였으며, 모바일 로봇은 초기 위치 좌표 (3.5m, 1.5m)에서 출발하여 시계 방향으로 일정한 속도로 종료 위치 좌표 (3.5m, 2.5m)까지 주행한다.

3.1 오차 공분산 결정

제한한 알고리즘에 사용하는 최적의 상태공간 모델 오차 공분산과 측정 모델 오차 공분산을 결정하기 위해 데이터 손실이 없는 환경에서 시뮬레이션을 수행하였다. 식(17)은 위치 추정 성능을 비교하기 위해 사용한 RMSE(Root Mean Square Error)를 나타낸 식이다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\hat{x}_k - x_k)^2}{N}} \quad \dots(17)$$

\hat{x}_k 는 삼변측량과 제한한 알고리즘을 이용하여 추정된 로봇의 위치 의미하며, x_k 는 실제 로봇의 위치를 의미하며, N은 데이터 개수를 의미한다. 최적의 상태공간 모델의 오차 공분산과 측정 모델의 오차 공분산을 결정하기 위해 데이터 손실이 없는 환경에서 오차 공분산을 변화시켜가며 시뮬레이션을 수행한 결과를 그림 2에 나타냈다. 그림 2에서 상태공간 모델의 오차 공분산과 측정 모델의 오차 공분산은 각각 $Q_{opt} = \text{diag}\{0.1m^2, 0.1m^2\}$, $R_{opt} = \text{diag}\{10m^2, 10m^2\}$ 일 때 RMSE 값이 가장 낮기 때문에 제안한 알고리즘의 시뮬레이션 오차 공분산으로 설정하였다.

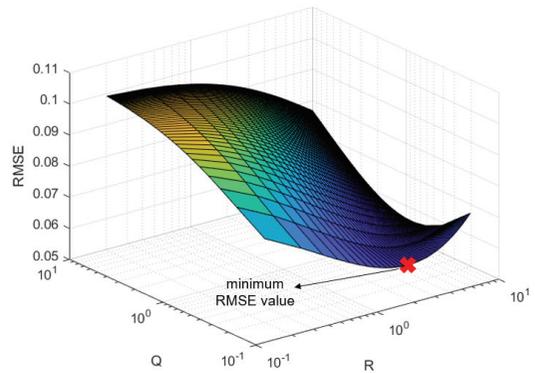


그림 2. 최적의 오차 공분산을 결정하기 위한 3차원 플롯

Fig. 2 3-D plot for determining optimal error covariance

3.2 데이터 손실이 없는 환경

데이터 손실이 없는 환경에서 모바일 로봇의 위치 추정 시뮬레이션은 그림 3과 같이 나타난다. 그림 4는 삼변측량과 제한한 알고리즘의 모바일 로봇의 위치 추정 오차 절댓값을 나타낸다. 데이터 손실이 없는 환경에서 삼변측량과 제한한 알고리즘의 오차 절댓값은 유사한 추위 성능을 보인다.

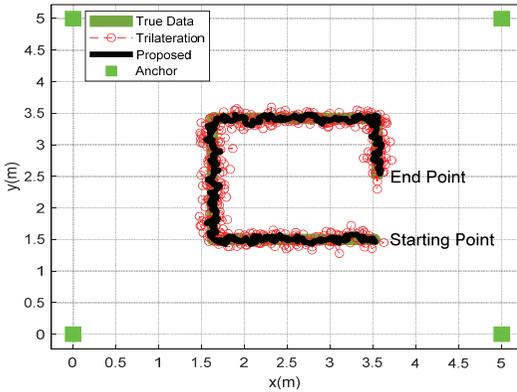


그림 3. 데이터 손실이 없는 환경에서 모바일 로봇 위치 추정
Fig. 3 Mobile robot position estimation without data missing case

낸다. 데이터가 손실되었을 때 삼변측량은 해당 순간에만 측정된 값을 사용하기 때문에 오차 절댓값은 빠르게 증가했으며 부정확한 성능을 보였다.

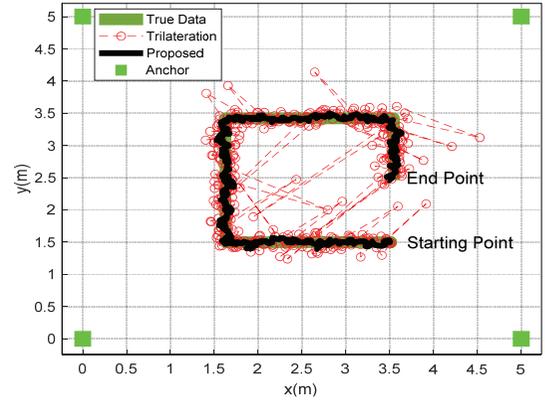


그림 5. 데이터 손실 환경에서 모바일 로봇 위치 추정
Fig. 5 Mobile robot position estimation with data missing case

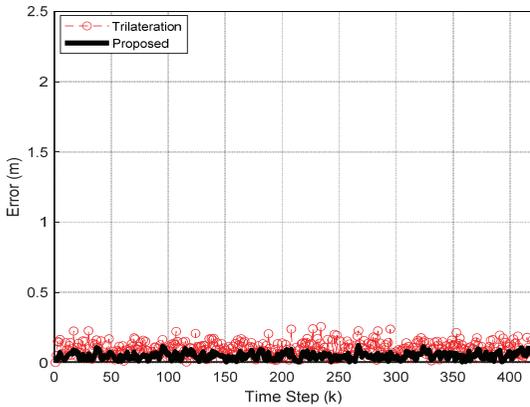


그림 4. 데이터 손실이 없는 환경에서 모바일 로봇의 위치 추정 오차 절댓값
Fig. 4 Absolute error in mobile robot position estimation without data missing case

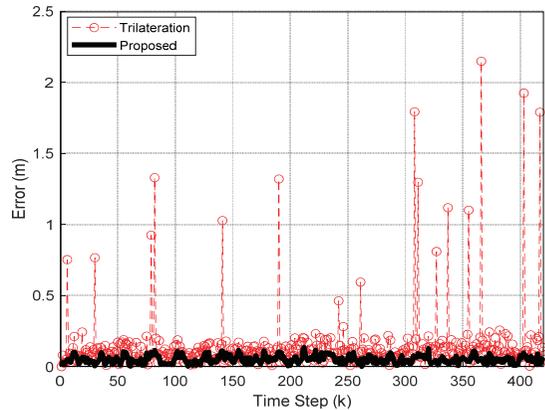


그림 6. 데이터 손실 환경에서 모바일 로봇의 위치 추정 오차 절댓값
Fig. 6 Absolute error in mobile robot position estimation with data missing case

3.3 데이터 손실 환경

데이터 손실 환경은 임의의 시간에서 측정값을 수신할 수 없다고 가정하고, 삼변측량과 제안한 알고리즘의 위치 추정 성능을 평가하였다. 4개의 앵커의 데이터가 1% 내외로 손실되는 상황을 가정하였다. 데이터 손실 환경에서 모바일 로봇의 위치 추정은 그림 5와 같이 나타난다. 그림 6은 삼변측량과 제안한 알고리즘의 모바일 로봇의 위치 추정 오차 절댓값을 나타

반면, 제안한 알고리즘은 삼변측량보다 우수한 위치 추정 성능을 보여주었다. 즉, 삼변측량은 데이터가 손실 시 모바일 로봇의 위치 추정 성능이 낮지만, 제안한 알고리즘은 예측 측정값의 잔차를 이용하기 때

문에 삼변측량에 비해 모바일 로봇의 위치를 정확하게 추정한다. 표 2는 데이터 손실이 없는 환경, 데이터 손실 환경에서의 삼변측량과 제안한 알고리즘의 RMSE 값을 비교한 결과이다. 데이터 손실이 없는 환경에서의 삼변측량과 제안한 알고리즘의 RMSE 값은 각각 0.1074, 0.0536으로 삼변측량과 제안한 알고리즘의 성능이 유사한 반면, 데이터 손실 환경에서 삼변측량과 제안한 알고리즘의 RMSE 값은 각각 0.2753, 0.0566으로 제안한 알고리즘이 삼변측량보다 약 5배의 성능 차이를 보인다. 결과적으로, 제안한 알고리즘은 데이터 손실 시 더 우수한 성능을 보인다.

표 2. 데이터 손실이 없는 환경과 데이터 손실 환경에서 RMSE 비교

Table 2. RMSE comparison without data missing case and data missing case

	Without data missing (m)	Data missing (m)
Trilateration [20]	0.1074	0.2753
Proposed	0.0536	0.0566

IV. 결론

본 논문에서는 모바일 로봇의 정밀한 위치 추정을 위한 확장 칼만 필터 기반 알고리즘을 제안하였다. 모바일 로봇은 고정된 위치에 설치되어 있는 앵커와 태그 사이의 거리값 정보를 이용하여 측위를 한다. 최적의 상태공간 모델의 오차 공분산과 측정 모델의 오차 공분산을 결정하기 위해 데이터 손실이 없는 환경에서 수치적인 방법을 통하여 최적의 오차 공분산을 결정하였다. 무선으로 통신하는 앵커와 태그 사이의 거리값 정보에는 잡음이 포함되어있을 뿐만 아니라, 데이터 손실이 종종 발생하기 때문에 정확한 위치 좌표를 측정하는 데 어려움이 있다. 이때 제안한 알고리즘은 데이터 손실 시 예측 측정값의 간차를 이용하여 모바일 로봇의 정밀한 위치 추정을 할 수 있다. 시뮬레이션을 통해 제안한 알고리즘의 성능을 확인한 결과 측위 성능이 기존 방법보다 우수함을 검증하였다.

References

- [1] G. N. Desouza and A. C. Kak, "Vision for mobile robot navigation: a survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 2, Feb. 2002, pp. 237-267.
- [2] Y. Kim, J. Kang, J. Yoon, Y. Lee and S. Baek, "implementation of Camera-Based Autonomous Driving Vehicle for Indoor Delivery using SLAM," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 4, Aug. 2022, pp. 687-694.
- [3] S. You, C. Ahn, Y. S. Shmaliy, and S. Zhao, "Minimum weighted Frobenius norm discrete-time FIR filter with embedded unbiasedness," *IEEE Transactions on Circuits Systems II: Express Briefs*, vol. 65, no. 9, Sept. 2018, pp. 1284-1288.
- [4] T. Kim and N. Ko, "Comparison and Analysis of Methods for Localization of a Mobile Robot," *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, vol 11, no 1, Jan. 2013, pp. 79-89.
- [5] C. C. Tsai, "A localization system of a mobile robot by fusing dead-reckoning and ultrasonic measurements," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 47, no. 5, Oct. 1998, pp. 1399-1404.
- [6] L. Jetto, S. Longhi, and G. Venturini, "Development and experimental validation of an adaptive extended Kalman filter for the localization of mobile robots," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 15, no. 2, Apr. 1999, pp. 219-229.
- [7] F. Thomas and L. Ros, "Revisiting trilateration for robot localization," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 21, no. 1, Feb. 2005, pp. 93-101.
- [8] H. Lee and D. Lee, "A Study on Localization System using 3D Triangulation Algorithm based on Dynamic Allocation of Beacon Node," *The Journal of Korea Information and Communications Society*, vol. 36, no. 4, Apr. 2011, pp. 378-385.
- [9] F. Thomas and L. Ros, "Revisiting trilateration for robot localization," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 21, no. 1, Feb. 2005, pp. 93-101.
- [10] S. You, C. Ahn, S. Zhao, and Y. S. Shmaliy,

- “Frobenius Norm-Based Unbiased Finite Impulse Response Fusion Filtering for Wireless Sensor Networks,” *IEEE Transactions Industrial Electronics*, vol. 69, no. 2, Feb. 2022, pp. 1867-1876.
- [11] S. You, J. Pak, C. Ahn, P. Shi, and M. Lim, “Unbiased Finite-Memory Digital Phase-Locked Loop,” *IEEE Transactions on Circuits Systems II: Express Briefs*, vol. 63, no. 8, Aug. 2016, pp. 798 - 802.
- [12] S. Y. Chen, “Kalman Filter for Robot Vision: A Survey,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, no. 11, Nov. 2012, pp. 4409-4420.
- [13] J. N. Greenberg and X. Tan, “Dynamic Optical Localization of a Mobile Robot Using Kalman Filtering-Based Position Prediction,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 25, no. 5, Oct. 2020, pp. 2483-2492.
- [14] S. You, C. Ahn, Y. S. Shmaliy, and S. Zhao, “Fusion Kalman and Weighted UFIR State Estimator With Improved Accuracy,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 67, no. 12, Dec. 2020, pp. 10713-10722.
- [15] S. You, D. Pae, and H. Choi, “A Digital Phase-locked Loop design based on Minimum Variance Finite Impulse Response Filter with Optimal Horizon Size,” *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 16, no. 4, Aug. 2021, pp. 591-598.
- [16] G. Song, N. Ko, and H. Choi, “Attitude Estimation of Unnamed Vehicles Using Unscented Kalman Filter,” *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 14, no. 1, Feb. 2019, pp. 265-274.
- [17] F. Gustafsson, F. Gunnarsson, N. Bergman, U. Forssell, J. Jansson, R. Karlsson, and P. Nordlund, “Particle Filters for Positioning, Navigation, and Tracking,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, Feb. 2022, pp. 425-437.
- [18] A. Doucet, N. de Freitas, and N. Gordon, *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [19] V. Fox, J. Hightower, L. Lin, D. Schulz, and G. Borriello, “Bayesian filtering for location estimation,” *IEEE Pervasive Computing*, vol. 2, no. 3, 2003, pp. 24-33.
- [20] H. Kang, J. Yun, and J. Lee, “Localization for Mobile Robot by Selective Anchors in Indoor GPS and EKF,” *The Journal of Korea Robotics Society*, vol. 6, no. 1, Mar. 2011, pp. 58-68.

감사의 글

이 논문은 2023년도 조선대학교 연구비의 지원을 받아 연구되었음.

저자 소개



김신(Sin Kim)

2020년 ~ 현재 조선대학교 전자공학부 학부생
 ※ 관심분야 : 측위 및 위치 추정, 자율주행, 모바일 로봇, 드론



신성(Shin Sung)

2023년 조선대학교 전자공학부 졸업
 2023년 ~ 현재 조선대학교 대학원 전자공학과 대학원생
 ※ 관심분야 : 모바일 로봇, 드론, 측위 및 위치 추정, 상태추정기



유성현(Sung Hyun You)

2013년 서울과학기술대학교 전자 IT미디어공학부 졸업(공학사)
 2019년 고려대학교 전기전자공학부 대학원 졸업(공학박사)
 2019년 ~ 2020년 고려대학교 연구교수
 2020년 ~ 현재 조선대학교 전자공학부 조교수
 ※ 관심분야 : 상태추정기, 측위 및 위치 추정 알고리즘, 지능제어, 최적제어, 드론, 자율주행

