

확장 칼만 필터를 이용한 로봇의 실내위치측정

Indoor Localization for Mobile Robot using Extended Kalman Filter

김정민 · 김연태 · 김성신

Jungmin Kim, Yountae Kim and Sungshin Kim

부산대학교 전기과

요약

본 논문에서는 Inertial Navigation System (INS)와 Ultrasonic-SATellite (U-SAT)의 센서융합을 기반으로 100mm 이하의 정밀위치측정 시스템을 보여준다. INS는 자이로와 두 개의 엔코더로 구성되고, U-SAT는 네 개의 송신기와 한 개의 수신기로 구성하였다. 구성된 센서들은 정밀한 정밀위치측정을 위하여 Extended Kalman Filter (EKF)를 통해 센서들을 융합하였다. 위치측정의 성능을 증명하기 위해 본 논문에서는 로봇이 0.5 m/s의 속도로 주행한 실제 데이터(직진, 곡선)와 시뮬레이션을 통한 실험을 하였으며, 실험에 사용된 위치측정방법은 일반적인 센서융합과 INS 데이터만을 칼만 필터에 이용한 센서융합을 비교하였다. 시뮬레이션과 실제 데이터를 통해 실험한 결과, INS 데이터만을 칼만 필터에 이용한 센서융합이 더 정밀함을 확인할 수 있었다.

키워드 : 위치측정, 확장 칼만 필터, 센서 융합, 로봇, 기구학

Abstract

This paper is presented an accurate localization scheme for mobile robots based on the fusion of ultrasonic satellite (U-SAT) with inertial navigation system (INS), i.e., sensor fusion. Our aim is to achieve enough accuracy less than 100 mm. The INS consist of a yaw gyro, two wheel-encoders. And the U-SAT consist of four transmitters, a receiver. Besides the localization method in this paper fuse these in an extended Kalman filter. The performance of the localization is verified by simulation and two actual data(straight, curve) gathered from about 0.5 m/s of driving actual driving data. localization methods used are general sensor fusion and sensor fusion through Kalman filter using data from INS. Through the simulation and actual data studies, the experiment show the effectiveness of the proposed method for autonomous mobile robots.

Key Words : localization, EKF, Sensor fusion, robot, kinematics

1. 서 론

미래의 인간에 삶은 로봇과 공존하는 사회가 될 것이라는 다양한 예측 보고서가 말해주듯이, 로봇이 인간의 편의와 욕구를 충족 시켜줄 것이라 예상하고 있다. 현재의 로봇은 예전의 단순, 반복적인 작업을 하던 로봇에 비해 그 응용 범위와 목적이 다양해짐에 따라, 스스로 판단하고 자율적으로 이동하는 지능형 로봇이 요구되어진다. 이와 같은 지능형 로봇의 기술에는 무인자율주행, 환경인식 및 다중경로계획이 있다. 이 중 로봇의 자율주행 기술은 현재 가장 활발히 연구가 이루어지고 있으며, 이는 다시 로봇의 위치를 알아내는 자기위치측정(localization), 로봇의 효율적이고 안전한 이동을 위한 경로계획(path planning), 그리고 장애물회피(obstacle avoidance)로 이루어진다.

기존의 위치측정은 크게 전역위치측정(global localization)과 지역위치측정(local localization)으로 나누어진다.

전역위치측정은 흔히 GPS를 이용하여 로봇의 위치를 절대 좌표로 측정하는 형태로서, 측정오차가 예측가능하고 지역 위치측정에 비해 정밀한 위치측정이 가능하다. 하지만 반응 속도가 200 ms 수준으로 다른 지역위치측정 센서에 비해 비교적 빠르지만, 환경에 따라 수 m 수준에서 최대 수십 m의 오차가 발생된다. 이에 반해 지역위치측정은 흔히 차량 센서(Vehicle Sensors)나 관성항법시스템(Inertial navigation system)을 이용하여 로봇의 위치를 상대좌표로 측정하는 형태이다. 이는 반응속도가 빠르고 외란에 강하지만, 오차가 누적되어 위치측정의 정밀도가 떨어지게 되는 단점이 있다[1-2]. 현재는 두 기법을 융합(fusion)한 형태의 GPS/INS와 GPS/VS 연구가 활발히 진행 중에 있다[3-5]. 하지만 실내에서 주로 활동하는 로봇의 경우, 실내에서 수십 m 이상의 오차를 가지는 GPS를 이용한다는 것은 단순 실외에서의 항법(navigation) 용도가 아닌 실내에서의 정밀한 무인작업 용도로는 문제가 따르게 된다[6].

실내위치 측정의 국외 관련연구에는 대표적인 예로 1998년 미국에서 개발된 Minerva가 있다. 이는 마코프 위치추정 기술(Markov localization)과 천장 모자이크 기술, 그리고 모델 기반 dynamic window 기술 등으로 구성되어, Smithsonian 미국사 국립 박물관에 2주간의 시험운행에 성

접수일자 : 2008년 2월 13일

완료일자 : 2008년 7월 15일

본 연구는 지방연구중심대학육성사업 차세대물류IT기술 연구사업단에 의해 지원받은 연구임.

공한 바 있다[7]. 그리고 2003년 스위스에서 개발된 RoboX는 레이저센서를 이용하여 거리를 탐지하고 확률론적인 feature matching 위치추정기와 navigation function, elastic band, dynamic window 방법들을 혼합한 형태이다[8]. 이전의 실내위치측정 연구들은 대부분 카메라와 VS센서를 이용하여 로봇의 지역위치를 측정 하므로 오차가 누적되는 문제가 발생한다. 따라서 이런 문제를 해결하기 위해 대부분의 연구에서는 고가의 레이저 센서를 이용하였다. 본 연구에서는 이러한 전역위치측정시 발생하는 문제를 해결하기 위하여 조사한 결과, 현재 국내·외에 존재하는 전역위치측정 가능한 센서 중에서 초음파위성(U-SAT)이 가장 좋은 성능을 가지고 있었다. GPS와 U-SAT 비교는 표 1과 같다.

표 1. GPS와 U-SAT의 비교.

Table 1. Comparison between GPS and U-SAT.

	GPS	U-SAT
merit	regular errors of navigation	regular errors of navigation
	inexpensive	high accuracy (maximum ± 200 mm)
	outdoors available	outdoors and Indoors available
defect	slow response (maximum 200 ms)	slow response (maximum 400 ms)
	restriction on reception	expensive
	low accuracy (maximum \pm tens m)	weakness in disturbance

U-SAT는 400 ms의 반응속도로 GPS에 비해 느리고, 설치 환경에 대한 제약, 그리고 외란에 약한 특징을 가지고 있다. 하지만 실내외에서 활용이 가능하며, 주행 중 실내에서 최대 ± 200 mm, 실외에서 최대 ± 500 mm 수준의 정밀도를 가지고 있으므로 로봇의 정밀한 위치측정이 가능하다. 그러나 초음파위성은 반응속도와 외란 및 설치 환경에 따른 제약에 의해 GPS보다 정밀도가 떨어지게 되는 문제가 발생한다. 이에 본 연구에서는 U-SAT와 외란 및 설치 환경에 강인하며, 반응속도가 빠른 INS와의 칼만 필터를 활용한 센서융합 U-SAT/INS 시스템을 제안한다.

2. 계측 시스템

본 논문의 목표는 4개의 송신기와 1개의 수신기로 구성된 U-SAT과 2개의 엔코더, 1개의 자이로 센서로 구성된 INS 센서들의 융합에 의한 로봇의 정밀위치측정 시스템이다. 제작된 로봇의 구동 방식은 선형 2 자유도를 가지는 자동차 구동 방식으로 설계하였다. 그림 1은 위치측정을 위해 구현된 로봇의 시스템 구성을 보여준다.

U-SAT은 400 ms 속도로 데이터를 전송하게 설계되어 있으며, 최대속도 400 ms에 영향을 주지 않는 범위에서 데이터를 필터링하였다. INS는 100 ms 동안 엔코더와 자이로의 정보를 누적시켜 100 ms 단위로 데이터를 전송하도록 설계하였다. 전송되어진 INS 데이터와 U-SAT 데이터는 로봇의 컴퓨터상에서 정밀한 위치측정을 위해 사용된다. 또한 실제 로봇의 위치측정을 실시간-모니터링(realtime monitoring)을 수행하기 위하여, 무선이더넷(wireless ethernet)을 구축하여 무선으로 제어 및 감시 할 수 있도록 시스템을 구성하였다.

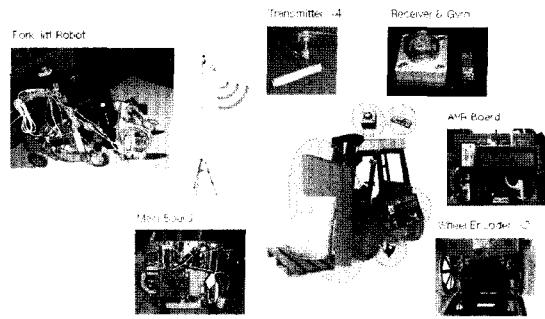


그림 1. 로봇의 시스템 구성

Fig. 1. System components of robot

2.1 기구학

로봇의 위치측정을 위해서는 로봇의 움직임에 대한 분석이 이루어져야 한다. 그림 2는 로봇이 위치한 공간에서의 좌표를 보여준다.

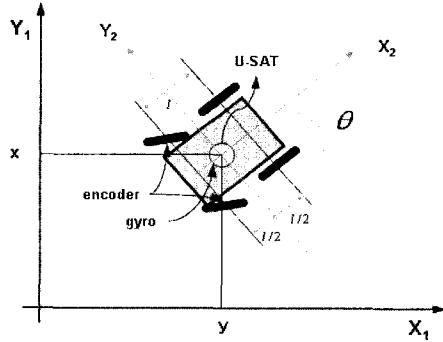


그림 2. 로봇의 좌표계

Fig. 2. Coordinate system for robot

위의 그림에서 X_1 - Y_1 좌표계는 로봇 외부에 기준점을 두 절대 좌표계이다. 그리고 X_2 - Y_2 좌표계는 로봇의 중심점을 원점으로 두고, 로봇이 향하는 방향을 x 축으로 하는 좌표계이다. 다음은 로봇의 자세(posture) P 의 정의이다.

$$P = (x, y, \theta)^T \quad (1)$$

여기서 x, y 는 로봇의 중심점의 좌표이고, θ 는 로봇의 앞 부분이 향하는 방향각이다. 자동차 구동 방식은 자전거 모델(bicycle model)로 간단히 나타낼 수 있다. 그림 3은 자동차 구동 방식을 자전거 모델 형태로 보인 기구학을 보여준다.

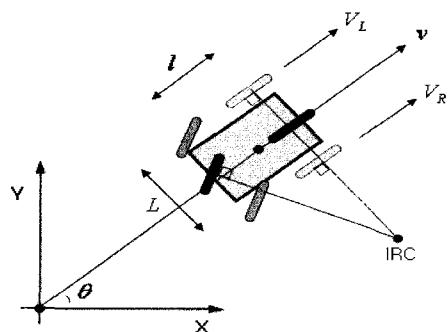


그림 3. 자전거 모델의 기구학

Fig. 3. Kinematics of Bicycle Model

로봇의 양 뒷바퀴의 각속도를 w 라고 하면, 오른쪽과 왼쪽 바퀴의 속도는 식 (2)와 같다.

$$V_R = r w, \quad V_L = r w \quad (2)$$

단, r 은 바퀴의 반지름

여기서 로봇 중심의 선속도는 v 이고, V_R 와 V_L 은 각각 오른쪽, 왼쪽 바퀴의 선속도이다. 반시계 방향에 로봇의 각속도를 w 라고 하면, v 와 w 는 다음과 같은 관계를 가진다.

$$w = \frac{V_R - V_L}{L} = \frac{r}{L} \quad (3)$$

$$v = \frac{V_R + V_L}{2} = r w$$

단, L 은 양 바퀴 사이의 거리

위 식은 2차원 평면 좌표계(그림 2)에서 식 (4)과 같은 기구학 식에 의해 연관 관계를 가지게 된다.

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v \\ w \end{pmatrix} \quad (4)$$

2.2 오차 분석

본 논문에서는 정밀한 위치측정을 위해서 칼만 필터를 사용하였으며, 사용된 칼만 필터의 매개변수를 설정하기 위하여 시뮬레이션 실험과 로봇의 실제 주행 데이터를 계측하고, 센서들의 오차를 분석하였다. 그림 4는 U-SAT과 INS 센서의 특징을 보여준다.

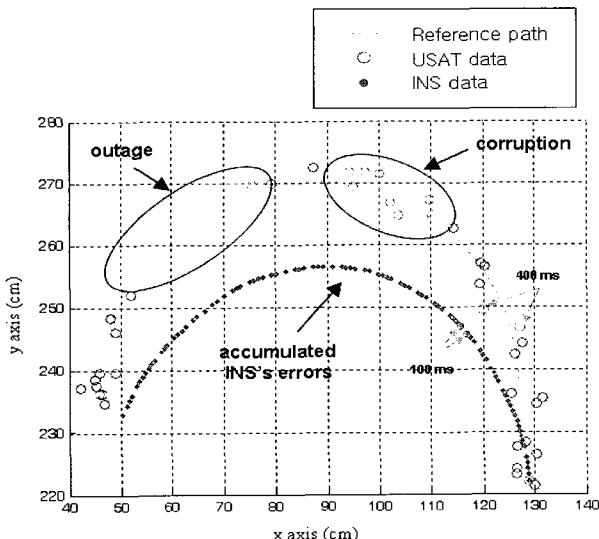


그림 4. U-SAT과 INS 센서의 특징

Fig. 4. Feature of U-SAT and INS Sensors

그림 4는 로봇의 주행 경로 옆으로 박스를 세워 외부 환경을 조절함으로서, 임의로 센서들의 오차를 유도한 위치측정 결과이다. U-SAT는 400 ms의 높은 반응속도를 가지고 있으며, 위 그림에서와 같이 외부 환경의 영향으로 노이즈가 생기게 되면, 반사파나 초음파 수신 감도에 따른 측정데이터 손상(corruption) 오차가 생기게 된다. 이 외에도 송신기를 설치한 위치 값에 대해서 충분한 신뢰성을 갖지 못

할 때와 센서 자체의 오차에 의해서 데이터 손실(outage)이 발생한다. 엔코더와 자이로 센서는 외부 환경의 영향을 거의 받지 않지만, 빠른 속도로 데이터를 발생시키게 되면, 오차 누적의 문제가 심각해진다.

U-SAT의 오차는 정지 상태에서 최대 ±50 mm의 오차를 가지며, 0.5 m/s로 운행하는 동안에 최대 ±200 mm의 실험 오차를 가졌다. 그리고 INS 센서인 엔코더는 ±0.4 deg/sec의 실험 오차를 가졌다. 자이로는 ±1.5 deg의 오차를 가지지만, 0.5 m/s로 운행하는 동안에 ±1.5 deg/200 ms 실험 오차를 가졌다. 그림 5는 자이로의 오차분포를 보여준다.

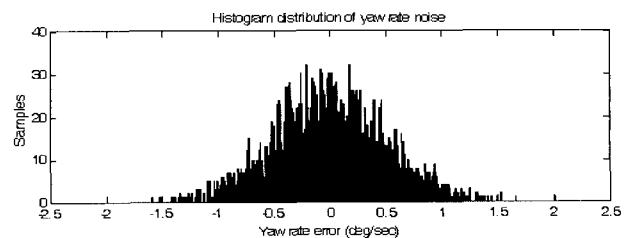


그림 5. 자이로의 오차 분포

Fig. 5. Distribution of Noise with Yaw gyro

3. 위치측정 및 예측 시스템

정밀한 위치측정을 위해서는 시스템의 모든 상태를 정확히 측정할 수 있어야 한다. 하지만 실제 시스템의 모든 상태를 정확히 알 수 없으며, 대부분의 경우에 잡음이 섞인 측정값을 이용하게 된다. 이에 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 확장형 칼만 필터를 적용한다.

3.1 로봇의 위치 예측

본 논문에서는 로봇의 정밀한 위치측정을 위해, 로봇의 위치정보 x , y 좌표와 각도 θ 에 대해 따로 추정하여 칼만 필터 알고리즘을 간단히 구성하였다. 로봇의 기구학, 비선형 동적 시스템 모델, 비선형 관측 모델의 모델링은 다음과 같다.

- 로봇의 기구학(Vehicle Kinematics)

$$D_{k+1} = \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k + T v_k \cos(\theta_k) \\ y_k + T v_k \sin(\theta_k) \\ \theta_k + T w_k \end{bmatrix} \quad (7)$$

- 비선형 동적 시스템 모델(Nonlinear Dynamic model)

$$x_k = f_{k-1}(x_{k-1}) + w_{k-1}, \quad w_k \sim N(0, Q_k) \quad (8)$$

- 비선형 관측 모델(Nonlinear Measurement model)

$$z_k = H x_k + v_{k-1}, \quad v_k \sim N(0, R_k) \quad (9)$$

$$\text{단, } H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

모델링이 끝나면, 칼만 필터 알고리즘에 적용시킨다. 칼만 필터 알고리즘은 다음 식(10), 식(11)과 같이 예측 방정식(predicted equations)을 계산한다.

1) 상태 모델 (State model)

$$\hat{x}_k(-) = f_{k-1}(\hat{x}_{k-1}(+)) \quad (10)$$

2) 관측 모델 (Measurement model)

$$\hat{z}_k = H\hat{x}_k(-) \quad (11)$$

k 번째 상태(priori state estimate) $\hat{x}_k(-)$ 을 측정하기 위해, $k-1$ 번째 예측된 상태(posteriori state estimate) $\hat{x}_{k-1}(+)$ 을 비선형 함수(non-linear function) f_{k-1} 통해 구한다. 측정할 관측값은 k 번째 측정할 상태 예측값 $\hat{x}_k(-)$ 을 이용되고, 비선형 방정식을 선형화하기 위해 비선형 함수(식(12))를 이용한다.

$$\Phi_{k-1}^{[1]} \approx \frac{\partial D_k}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_{k-1}(+)} \approx \begin{bmatrix} 1 & 0 & T v_{k-1} \sin \theta_{k-1}(-) \\ 0 & 1 & T v_{k-1} \cos \theta_{k-1}(-) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

이는 선형 근사 방정식(linear approximation equations)이라 하며, 테일러급수(Taylor series)를 이용한다. 여기서 k 번째 에러 공분산(priori estimate error covariance)을 예측하면 식(13)과 같다.

$$P_k(-) = \Phi_{k-1}^{[1]} P_{k-1}(+) \Phi_{k-1}^{[1]T} + Q_{k-1} \quad (13)$$

칼만 이득(Kalman gain) K 을 구하기 위해 식(14)를 사용한다.

$$\bar{K}_k = P_k(-) H_k^{[1]T} [H_k^{[1]} P_k(-) H_k^{[1]T} + R_k]^{-1} \quad (14)$$

식(14)에서 구해진 칼만 이득 K 를 이용하여 k 번째 예측된 상태 $\hat{x}_k(+)$ 를 개선하면 식(15)과 같다.

$$\hat{x}_k(+) = \hat{x}_k(-) + \bar{K}_k(z_k - \hat{z}_k) \quad (15)$$

여기서 $z_k - \hat{z}_k$ 는 오차(residual)이라 부르며, 실제 관측값과 예측된 관측값의 차를 말한다. k 번째 상태 예측이 끝나면, 마지막으로 에러 공분산(posteriori estimate error covariance)을 식(16)과 같이 개선한다.

$$P_k(+) = \{I - \bar{K}_k H_k^{[1]}\} P_k(-) \quad (16)$$

3.2 위치측정 기법

본 장에서는 2.2장에서 알아본 것과 같이 U-SAT와 INS 센서들이 가지는 문제를 해결하기 위해, 센서융합을 이용한다. 일반적으로 U-SAT는 정밀도가 높아 U-SAT 정보만을 이용하여 로봇의 위치측정이 가능하지만, 400 ms의 느린 반응속도 때문에 400 ms 사이의 이상반응을 감지할 수 없게 되는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 반응속도가 빠른 INS 센서를 100 ms 간격으로 보정(interpolation)하며, 외부 환경에 의해 U-SAT 데이터가 손실되는 경우에는 INS 데이터를 대체하여 사용하도록 하였다. 본 논문에서는 성능 비교 실험을 위해 일반적인 센서융합 방법과 INS 데이터를 칼만 필터에 이용한 센서융합 2 가지 방법을 사용하였다. 일반적인 센서융합과 INS 데이터만을 칼만 필터에 이용한 센서융합은 칼만 필터 부분만 다른 뿐 내용은 같다. 그림 6은 INS 데이터만을 칼만 필터에 이용한 센서융합을 보여준다.

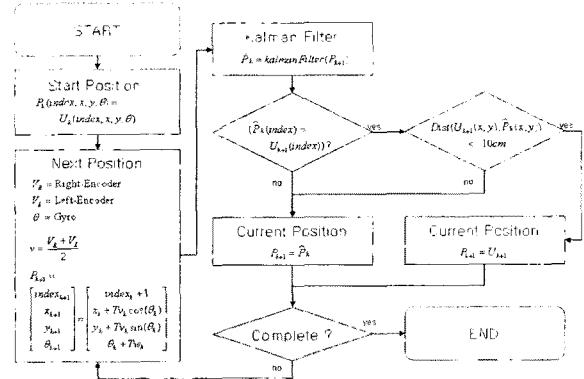


그림 6. 칼만 필터에 이용한 센서 융합 (INS)

Fig. 6. Sensor fusion using Kalman filter (INS)

INS 데이터만을 칼만 필터에 이용한 방법은 다음 위치 P_{k+1} 로부터 칼만 필터를 통해 측정된 로봇의 위치 \hat{P}_k 을 구한다. 이러한 칼만 필터를 적용한 센서융합은 센서들의 잡음을 확률변수로 취급하여 상태측정오차의 기댓값이 최소가 되도록 상태변수를 측정하고 시간에 따른 잡음 변화를 적절하게 예측함으로써, 더욱 정밀한 위치측정을 가능하게 하기 위함이다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

실제 주행 데이터를 계측할 로봇의 개발 환경은 Window XP Fundamental이며, 프로그램 개발 도구로 Codevision과 AVR studio를 사용하였다. 주행 시뮬레이션 및 모니터링(monitoring) 위한 개발 환경은 Windows 2003 Server 상에서 MATLAB 2006 R2를 이용하여 시뮬레이션과 성능 평가를 하였으며, Borland C++ 빌더를 이용하여 구현하였다. 로봇의 실제 주행 데이터를 얻기 위한 작업공간의 크기는 500×200 cm이고, 로봇의 실제 주행 정보는 무선 이더넷을 이용하여 모니터링 시스템을 통해 확인하였다. 이는 그림 7과 같다.

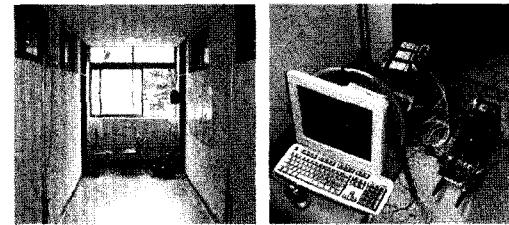


그림 7. 실제 실험을 위한 환경
Fig. 7. Environment for actual experiment

실험 데이터는 실제 주행 데이터인 직진, 커브 각각 10개씩에 외란에 약한 U-SAT의 일부 데이터를 제거, ± 3 cm의 노이즈 추가, ± 6 cm의 노이즈 추가, 일부 데이터 제거와 ± 6 cm의 노이즈 추가를 하여 각각 50개의 데이터를 생성하였다. 실험은 생성된 100개의 데이터를 대상으로 일반적인 센서융합과 INS 데이터를 칼만 필터에 이용한 센서융합을 비

교 실험하였다. 본 논문에서는 시뮬레이션 실험을 통해 칼만 필터의 매개변수(Q, R)를 표 2와 같이 설정하였다.

표 2. 칼만 필터의 매개변수

Table. 2. Parameters of Kalman Filter

Algorithm	Kalman	
	mean	variance
Gyro	0	0.02
Encoders	0	0.04
U-SAT	0	0.1

4.1 직진 데이터

로봇이 실제 환경에서 직진하게 될 때, INS 데이터는 정확히 직진으로 위치를 측정하게 된다. 하지만 실제로 완벽히 평평한 바닥은 있을 수 없으며, 하드웨어 자체의 오차와 로봇의 초기상태 설정에 따라 위치측정 오차가 크게 나타나게 된다. 그림 8은 실제 직진 데이터를 일반적인 센서융합과 INS 데이터를 칼만 필터에 이용한 센서융합 방법으로로봇의 위치를 측정한 결과를 보여준다.

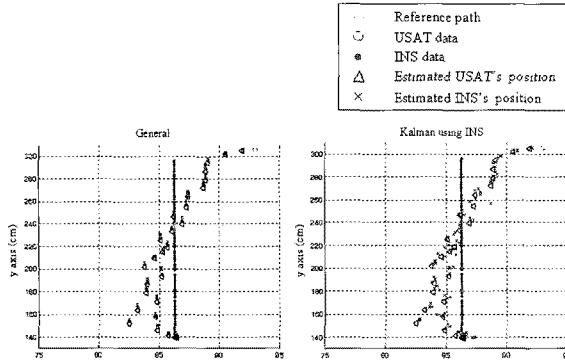


그림 8. 실제 데이터를 이용한 실험 (직진)

Fig. 8. Experiment using actual data (straight)

로봇의 실제 직진 주행 데이터들의 일반적인 센서융합인 경우에는 실제 로봇의 주행과 INS 데이터의 정보가 달라 정밀한 위치측정을 하지 못하였다. 이에 반해, INS 데이터를 칼만 필터에 이용한 센서융합 방법이 오차가 더 감소하였음을 볼 수 있었다. 표 3과 그림 9는 50개 직진 주행 데이터의 위치측정 결과이다.

로봇의 초기 위치 설정과 하드웨어적인 오차에 의해 로봇의 위치측정의 결과가 달라짐을 확인할 수 있었다. 이러한 문제들은 센서융합을 통해 해결 할 수 있었으며, 전체적인 오차분석을 확인할 수는 없었지만, 칼만 필터를 활용한 센서 융합이 다른 센서융합에 비해 더 정밀함을 볼 수 있다.

4.2 곡선 데이터

실제 로봇이 곡선을 주행하는 경우에는 바퀴의 슬립현상이 일어나 앤코더와 자이로의 기울어짐 오차가 다른 경우보다 높게 발생한다. 곡선 데이터의 위치측정은 앞서 직진 데이터에 행하였던 것과 같은 실험 통해 성능을 분석하였다. 실제 곡선 데이터를 일반적인 센서융합과 INS 데이터만을 칼만 필터에 이용한 센서융합, 제안된 센서융합 방법을 이용한 위치측정은 그림 10과 같다.

표 3. 실제 데이터의 최소·최대 오차 (직진)

Table. 3. The minimum and maximum of the errors (straight)

Algorithm	Error (cm)	
	min	max
General sensor fusion	± 0.1025	± 7.0682
Kalman filter using INS	± 0.0845	± 6.9241

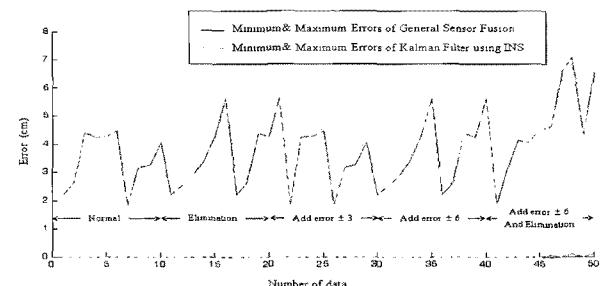


그림 9. 실제 데이터의 최소·최대 오차 (직진)

Fig. 9. The min. and max. of the errors (straight)

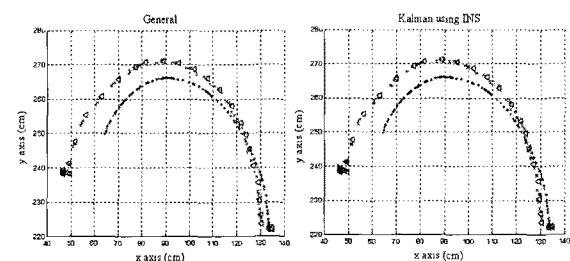


그림 10. 실제 데이터를 이용한 실험 (곡선)

Fig. 10. Experiment using actual data (curve)

위와 같이, 로봇의 실제 곡선 주행 데이터들은 일반적인 센서융합만으로도 충분히 정밀한 위치측정을 가능함을 알 수 있다. 이러한 경우는 U-SAT과 INS 데이터들에 노이즈가 적게 포함된 경우이며, U-SAT 데이터들의 손상이나 손실에 의한 경우에는 일반적인 센서융합에 한계가 있다. 표 4와 그림 11은 50개의 로봇의 곡선 주행 데이터들의 위치측정 결과를 보여준다.

표 4. 실제 데이터의 최소·최대 오차 (곡선)

Table. 4. The minimum and maximum of the errors (curve)

Algorithm	Error (cm)	
	min	max
General sensor fusion	± 0.1642	± 6.4360
Kalman filter using INS	± 0.1360	± 5.8215

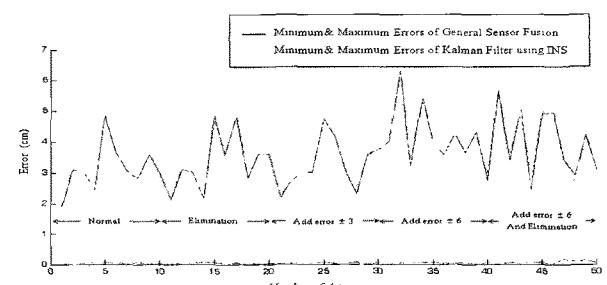


그림 11. 실제 데이터의 최소·최대 오차 (곡선)

Fig. 11. The min. and max. of the errors (curve)

본 논문에서는 칼만 필터의 매개변수 설정하기 위해, 시뮬레이션을 통해 MSE의 평균과 분산을 분석하였다. 이는 칼만 필터의 매개변수로 사용하였으며, 일반적인 센서융합에 비해 위치측정의 정밀도가 ± 10 mm 가량 개선됨을 확인하였다. 또한 일반적인 센서융합들에 비해 노이즈에 강인함을 확인할 수 있었다. 실제 데이터를 통한 실험은 전체적인 오차분석의 어려움에 의해 오차의 최대·최소값을 분석하였고, 분석된 오차는 최대 ± 70 mm을 가짐을 확인하였다.

5. 결 론

본 연구에서는 실제 로봇의 정밀한 위치측정 실험을 위해 INS센서와 U-SAT 센서를 이용하여 직접 로봇을 구현하고, 실제 센서들의 데이터를 계측하였다. 실제 위치측정에 있어, 오차분석은 일반적으로 선형 최소 자승 근사법을 사용하지만, 실제 데이터를 통한 실험에서 센서들의 오차가 정상오차에 대해 가정한다는 것에 무리가 있을 뿐만 아니라, 실험을 위한 실제 환경과 측정을 위한 도구 그 자체의 한계 때문에 본 연구에서는 시뮬레이션을 이용하였다. 이를 통해 칼만 필터의 매개변수를 정하고, 실제 로봇의 주행 데이터를 통하여 실험을 하였다. INS 데이터를 칼만 필터에 이용한 센서융합과 일반적인 센서융합 두 가지 방법들을 비교 실험을 하였다. 실험은 INS 데이터를 칼만 필터에 적용한 센서융합을 통한 위치측정 방법이 일반적인 센서융합 방법에 비해 성능 평가에 있어, 우수함을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Barshan, B. and H. F. Durrant-Whyte, "Inertial Navigation Systems for Mobile Robots," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 11, no. 3, pp. 328-342, 1995.
- [2] Solda, Erik, Worst, Rainer, Hertzberg and Joachim, "Poor Man's Gyro-based Localization," *Proceedings of the 5th IFAC/EURON Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles IAV*, 2004.
- [3] Hassel, M. and J. Hertzberg, "Sensor Fusion for Localizing a Mobile Robot Outside of Buildings," *Proceedings of the 9th International Symposium on Intelligent Robotic Systems*. pp. 477 484, 2001.
- [4] J. Z. Sasiadek, P. Hartana, P., "Sensor fusion for navigation of an autonomous unmanned aerial vehicle," *IEEE Robotics and Automation*, vol. 4, pp. 4029-4034, 2004.
- [5] W. Li, and H. Leung, "Constrained unscented Kalman filter based fusion of GPS/INS/digital map for vehicle localization," *IEEE Intelligent Transportation Systems*, pp. 1362-1367, 2003.
- [6] F. Figueroa and A. Mahajan, "A robust navigation system for autonomous vehicles using ultrasonics," *Control Eng. Practice*, vol. 2, no. 1, pp. 49-59, 1994.
- [7] Sebastian Thrun, Maren Bennewitz, Wolfram Burgard, Armin B. Cremers, Frank Dellaert, and Dieter Fox, "MINERVA: A Second-Generation Museum Tour-Guide Robot," in *Proceeding of the IEEE Conference on Robotics and Automation*, Detroit, Michigan, USA, pp. 1999-2005, 1999.
- [8] R. Siegwart, K.O. Arras, S. Bouabdallah, D. Burnier, G. Froidevaux, X. Greppin, B. Jensen, A. Lorotte, L. Mayor, M. Meisser, R. Philippson, R. Piguet, G. Ramel, G. Terrien, and N. Tomatis, "Robox at Expo.02: A large-scale installation of personal robots," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 42, no. 3-4, pp. 203-222, 2003.

저 자 소 개

김정민(Jungmin Kim)

2006년 : 신라대학교 컴퓨터공학과 졸업
2008년 : 부산대학교 전기공학과 졸업
(공학석사)
2008년 ~ 현재 : 동대학원 전기전자공학과
박사과정



관심분야 : 신호처리, 영상처리, 지능제어, 로봇
E-mail : kjm16@pusan.ac.kr

김연태(Yountae Kim)

2003년 : 부산대학교 전자전기통신공학부
졸업
2005년 : 동대학원 전기공학과 졸업
(공학석사)
2008년 : 동대학원 전기공학과 박사졸업
(공학박사)
2008년 ~ 현재 : 대우조선해양 연구원



관심분야 : 신호처리, 영상처리, 고장진단, 지능제어
E-mail : dream0561@pusan.ac.kr

김성신(Sungshin Kim)

1986년 : 연세대학교 전기공학과 졸업
(공학석사)
1996년 : Georgia Institute of
Technology, 전기공학과 졸업
(공학박사)
1998년 ~ 현재 : 부산대학교 전자전기공학과
부교수



관심분야 : 지능 시스템, 데이터 마이닝
Phone : +82-51-510-2374
Fax : +82-51-513-0212
E-mail : sskim@pusan.ac.kr