

UKF Localization of a Mobile Robot in an Indoor Environment and Performance Evaluation

한준희* · 고낙용†
Jun Hee Han and Nak Yong Ko†

*조선대학교 대학원 제어계측공학과, †조선대학교 전자공학과
*Dept. Control and Inst. Eng., Chosun Univ. †Dept. Electronics Eng., Chosun Univ.

요 약

본 논문은 실내 환경에서 이동로봇의 위치추정을 위해 무향 칼만 필터(UKF, Unscented Kalman Filter)를 적용하는 방법을 기술한다. 위치 추정을 위해 적용한 무향 칼만 필터 방법은 측정 거리에 따라 오차 공분산 값을 조절하는 새로운 측정 불확실성 모델을 제안한다. 또한 이 방법은 속도정보의 불확실성 및 측정 불확실성에 관한 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분을 '0'이 아닌 값으로 설정한다. 이 방법은 100*40m 의 실내 작업환경에서 외수용성 센서로서 레이저영역측정기(Laser range finder)를 가진 차륜형 이동로봇을 이용한 실험을 통하여 평가한다. 이 실험에서는 적응적 불확실성 모델을 사용하지 않는 보통의 방법과 제안된 방법의 추정성능을 비교한다. 또한 이 실험은 오차 공분산의 비 대각성분을 '0'이 아닌 값으로 설정하여 추정 성능이 개선되는 것을 확인한다. 이 논문은 이동로봇의 위치추정을 위한 실용적인 UKF 방법을 구현하고 그 성능을 평가 하는 것을 주요 내용으로 한다.

키워드 : 이동로봇 위치추정, 무향 칼만 필터, 측정 불확실성, 오차 공분산 행렬, 외수용성의 측정

Abstract

This paper reports an unscented Kalman filter approach for localization of a mobile robot in an indoor environment. The method proposes a new model of measurement uncertainty which adjusts the error covariance according to the measured distance. The method also uses non-zero off diagonal values in error covariance matrices of motion uncertainty and measurement uncertainty. The method is tested through experiments in an indoor environment of 100*40 m working space using a differential drive robot which uses Laser range finder as an exteroceptive sensor. The results compare the localization performance of the proposed method with the conventional method which doesn't use adaptive measurement uncertainty model. Also, the experiment verifies the improvement due to non-zero off diagonal elements in covariance matrices. This paper contributes to implementing and evaluating a practical UKF approach for mobile robot localization.

Key Words : Mobile robot localization, Unscented Kalman Filter, Measurement uncertainty, Covariance matrix, exteroceptive measurement

Received: Jan. 28, 2015
Revised : May. 24, 2015
Accepted: May. 24, 2015
† Corresponding author
nyko@chosun.ac.kr

이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NO. NRF-2013R1A1A4A01012469)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서 론

이동 로봇의 운전 및 관측에서는 상태 추정을 위한 필터링(filtering)방법들이 많이 사용되고 있다. 대표적인 필터링방법들은 확장 칼만 필터(EKF, Extended Kalman Filter)방법 [1][2][3][4], 파티클 필터(MCL, Monte Carlo Localization)방법[5][6][7][8], 무향 칼만 필터방법 [9][10]들이 있다. 본 연구는 이러한 필터링 방법 중 무향 칼만 필터 방법을 적용하여 이동로봇의 위치를 추정 한다.

무향 칼만 필터 방법은 비선형 시스템에 대해서도 적용할 수 있으며 확률론적인 방법으로 입자를 생성하는 파티클 필터의 특성을 가지고 있다. 파티클 필터의 경우는 입자의 개수가 많아 계산량이 증가하여 처리속도가 늦는 단점이 있다. 하지만 무향 칼만 필터 방법은 결정론적인 방법에 의해서 입자의 개수를 줄이고 가중치를 부여하여 평균을 내는 방법을 사용한다. 따라서 처리속도가 비교적 빠르며 확장 칼만 필터의 특성을 이용하여 위치추

정에 강인함을 보인다. 무향 칼만 필터 방법에서의 입자는 시그마 포인트로 표현한다. 무향 칼만 필터 방법은 조절 할 수 있는 설계변수가 많아서 유연하게 성능을 향상 시킬 수 있다. 하지만 적절하게 설계변수를 설정하지 못하면 추정이 불안정해진다. 일반적으로 무향 칼만 필터 방법을 사용하는 시스템의 경우에는 오차 공분산의 크기와 시그마 포인트의 생성 방법에 따라 추정결과에 많은 영향을 미친다. 또 하나의 중요한 것은 여러개의 시그마 포인트들이 한 곳에 집중하여서는 안 된다. 그리고 너무 분산 되어 시그마 포인트가 지 대상의 경계선을 벗어나지 않아야 한다.

무향 칼만 필터 방법에 관한 연구들로는 서로 다른 필터링 방법 간의 비교[11][12], 센서 융합[13][14]과 같은 연구들이 진행 중이다. 추정을 위한 필터링 방법들은 외수용성 센서 정보로 위치를 보정할 때 센서의 정확도가 추정결과에 중요한 영향을 미친다. 따라서 알고리즘을 적용할 때에는 센서 정보에 대한 불확실성 값을 알맞게 고려해야 한다. 기존 연구에서는 측정된 센서의 불확실성 값을 하나의 정해진 값으로 표현 한다[15]. 그러나 측정된 센서 거리가 짧은 부분에서는 잡음이 적고 센서 거리가 길게 측정된 부분에서는 잡음이 많게 된다. 따라서 측정된 센서 정보의 불확실성은 서로 다르게 고려해야 한다. 따라서 본 연구는 측정된 센서 정보에 대하여 센서 거리에 비례하는 불확실성 값이 되도록 하는 방정식을 설계한다. 이 방정식은 실측위치와 추정위치의 오차율을 줄여 추정 결과가 좀 더 나아지는 역할을 수행한다.

추정 알고리즘을 사용 할 때에는 측정된 외수용성 센서 정보를 이용하여 위치를 알게 된다. 그리고 센서에 대한 불확실성을 고려할 때, 대부분의 연구는 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 0으로 한다[16][17][18][19]. 하지만 예측된 로봇의 위치로부터 하나의 계산된 센서 거리와 대응 되는 실측된 센서 거리가 다르다면 나머지 측정된 센서 거리와 계산된 센서 거리도 달라진다. 따라서 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 0이 아닌 값을 주는 실험을 통해 적절한 값을 찾아 실제 시스템에 맞게 구현하였다. 0이 아닌 값을 적용하면 추정 오차율이 줄어들어 추정정능이 향상된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 UKF 알고리즘의 순서도를 통해 무향 칼만 필터 방법을 이용한 추정 방법을 설명한다. 3장에서는 측정 센서의 불확실성 값에 대하여 적응적으로 변화하는 모델을 설계하여 적용한 방법을 설명한다. 그리고 4장에서는 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 측정 센서의 불확실성 값들에 대하여 0이 아닌 값을 주는 것에 대해 논한다.

2. 무향 칼만 필터 알고리즘

일반적으로 무향 칼만 필터를 적용할 때 사용하는 방법으로는 UT(Unscented Transform)방법과 SUT(Scaled Unscented Transform)방법이 있다. 시그마 포인트를 생성할 때 사용하는 방법은 출레스키 분해방법과 제곱근 행렬(Matrix

square root)방법이 있다. 본 연구에서는 UT방법과 출레스키 분해를 사용하여 알고리즘에 적용하였다. UKF를 이용한 위치추정 알고리즘 설계는 그림 1의 순서도와 같다.

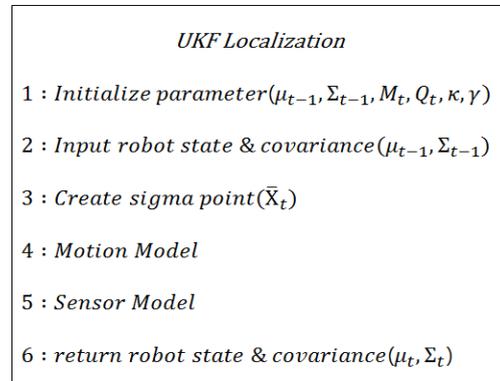


그림 1. UKF 의사코드

Fig. 1. Pseudo code of UKF algorithm

2-1 상태변수 초기화

본 연구에서 추정하고자 하는 상태변수는 이동로봇의 위치를 나타내는 $\mu_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T$ 이다. 그리고 μ_{t-1}^a 는 t-1에서의 위치정보 μ_t 와 내·외수용성 센서에 대한 불확실성의 평균이 '0'인 가우시안 분포를 갖는 상태변수의 평균값을 나타낸다. 다음은 내수용성 센서 정보의 불확실성에 대한 M_t 와 외수용성 센서 정보의 불확실성을 나타내는 Q_t 에 대해서 초기화 한다. 이 정보들은 센서 잡음에 대한 상태를 나타낸다. 그리고 내·외수용성 센서 정보의 불확실성은 알고리즘 과정을 수행할 때 계속 사용한다. 마지막으로 로봇위치에 대한 오차 공분산은 Σ_{t-1} 으로 나타내며 초기화 한다.

표 1. UKF에 사용된 변수

Table 1. Parameters for UKF

Parameters	Explanation
μ_{t-1}^a	mean of augmented state
Σ_{t-1}^a	error covariance augmented state
M_t	error covariance of motion uncertainty
Q_t	error covariance of measurement uncertainty

2-2 모션모델 적용

UKF알고리즘은 비선형적인 상태를 추정하기 위해서 시그마 포인트를 이용한다. 시그마 포인트는 로봇의 위치를 예측할 수 있으며 시그마 포인트의 상태를 나타내기 위해서 식 (1)과 같은 계산을 한다.

$$\chi_{t-1}^a = (\mu_{t-1}^a, \mu_{t-1}^a + \gamma\sqrt{\Sigma_{t-1}^a}, \mu_{t-1}^a - \gamma\sqrt{\Sigma_{t-1}^a}) \quad (1)$$

식 (1)에서 설계변수 γ 는 시그마 포인트들이 얼마나 흩어져 있는가를 계산하기 위한 설계변수이며 $\sqrt{\Sigma_{t-1}^a}$ 는 출력 스키 분해로 얻어진다. Σ_{t-1}^a 이 가지고 있는 정보는 로봇위치에 대한 오차 공분산 Σ_{t-1} , 내수용성 센서정보의 불확실성을 나타내는 M_t , 외수용성 센서정보의 불확실성을 나타내는 Q_t 로 이루어져 있다. 시그마 포인트 행렬의 크기는 24×49 이다. 식 (2)는 식 (1)에서 구한 시그마 포인트를 이용하여 이동 모델을 적용한다.

$$\bar{\chi}_t^x = g(u_t + \chi_t^u, \chi_{t-1}^x) \quad (2)$$

식 (2)는 x, y, θ 에 관한 추측 항법(Dead reckoning)을 수행하여 49개의 시그마 포인트의 위치를 구한다. 식 (3)과 (4)는 추측 항법의 결과와 가중치를 이용하여 예측된 로봇의 위치의 기댓값(평균) $\bar{\mu}_t$ 와 오차 공분산 $\bar{\Sigma}_t$ 을 계산한다.

$$\bar{\mu}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} \bar{\chi}_{i,t}^x \quad (3)$$

$$\bar{\Sigma}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} (\bar{\chi}_{i,t}^x - \bar{\mu}_t)(\bar{\chi}_{i,t}^x - \bar{\mu}_t)^T \quad (4)$$

식 (1)에서의 γ 와 식 (3), (4)에서 가중치를 나타내는 w_i, w_c 는 무향 변환 방법에 의해서 구해진다. 무향 변환을 위한 상태변수는 x, y, θ , 직진속도, 회전속도, 19개의 센서 거리 정보를 나타내며 총 24개 이다.

2-3 센서모델 적용

예측된 위치를 보정하기 위해 사용한 센서는 그림 2 의 SICK(사)의 SICK LMS511 Laser Scanner 이다.

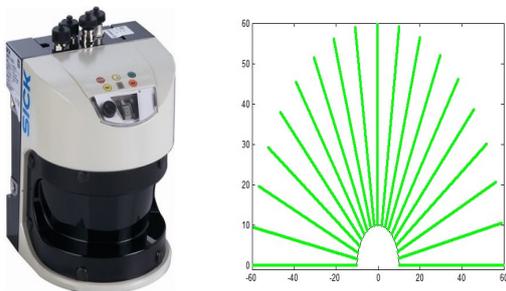


그림 2. 레이저 거리 측정 센서
Fig. 2. Laser Range Finder (LRF)

레이저 거리 측정 센서는 그림 2의 오른쪽 0° 에서부터 첫 번째로 하여 180° 까지 각각 10° 간격을 갖는 19개의 센

서거리를 이용하여 경계면을 검출한다.

센서의 오차 공분산 Q_t 는 식 (5)과 같이 총 19개의 센서 거리에 대한 불확실성을 고려한 19×19 크기의 행렬을 갖는다.

$$Q_t = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{19}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

각각 24개의 시그마 포인트 위치에서 경계선까지 10° 간격을 갖는 19개의 센서 거리를 계산하기 위해 식 (6)과 같이 센서 거리를 계산한다.

$$\bar{Z}_t = h(\bar{\chi}_t^x) + \chi_t^z \quad (6)$$

식 (6)과 같이 계산하여 얻어진 센서 거리들은 시그마 포인트의 가중치를 부여한다. 식 (7)에서는 가중치를 부여한 센서 거리의 평균값을 구하고 식 (8)에서는 센서 거리에 대한 오차 공분산을 구한다.

$$\hat{z}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} \bar{\chi}_{i,t}^x \quad (7)$$

$$S_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)(\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T \quad (8)$$

식 (9)은 추정하고자 하는 상태변수와 계산된 센서 거리를 이용하여 교차공분산을 계산한다. 칼만 이득은 교차공분산을 이용하여 식 (10)과 같이 구한다.

$$\Sigma_t^{x,z} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\bar{\chi}_{i,t}^x - \bar{\mu}_t)(\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T \quad (9)$$

$$K_t = \Sigma_t^{x,z} S_t^{-1} \quad (10)$$

실제 측정된 센서 거리와 식(7)에서 계산된 센서 거리의 차에 칼만 이득을 곱하고 예측된 상태변수 $\bar{\mu}_t$ 에 더하여 최종적으로 추정된 위치를 식 (11)와 같이 계산하고 식 (12)과 같이 위치에 대한 오차 공분산을 갱신한다.

$$\mu_t = \bar{\mu}_t + K_t(z_t - \hat{z}_t) \quad (11)$$

$$\Sigma_t = \bar{\Sigma}_t - K_t S_t K_t^T \quad (12)$$

3. 적응성을 갖는 센서의 불확실성 오차 공분산 설계

19개의 센서거리에 대한 불확실성을 갖는 Q_t 는 기준에

하나의 값으로 결정하지 않고 센서 거리에 대해서 적응적으로 변화 하도록 설계하였다. 기대효과로는 외수용성 센서정보에 대한 측정 잡음을 실제 거리정보와 비례하게 만들어 추정 성능을 향상시킨다. 측정 불확실성 값을 적응적으로 변화시키는 방법은 식 (13)과 같이 표현한다.

$$Q_{t,i} = \sigma_{r,i}^2 + \gamma_s w_{s,i}, (i = 1, \dots, 19) \quad (13)$$

σ_r^2 는 식 (5)에서 시스템 모델에 알맞은 파라미터 값을 사용한다. 그리고 w_s 는 $t-1$ 에서의 19개의 센서 거리에 대한 가중치들을 식 (15)을 이용하여 얻는다.

$$z_{total} = \sum_{i=1}^{19} z_{t-1,i} (i = 1, \dots, 19) \quad (14)$$

$$w_{s,i} = z_{t-1,i} / z_{total} (i = 1, \dots, 19) \quad (15)$$

식 (13)에서의 γ_s 는 외수용성 센서정보에 대한 불확실성 값을 제어하는 파라미터이며 각각의 센서 거리에 대한 가중치를 결정할 수 있는 상수 값을 갖는다.

4. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 설계

위치추정에서 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 고려하는 것은 추정 성능에 많은 영향을 미친다. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 고려해야 하는 부분은 Σ_{t-1} , M_t , Q_t 이다.

먼저 $t-1$ 에서의 초기 오차 공분산 Σ_{t-1} 는 비 대각 성분들을 0으로 한다. 시그마 포인트들을 나타내기 위해 식 (1)에서는 $\sqrt{\Sigma_{t-1}^a}$ 에 대하여 콜레스키 분해방법을 수행한다. 이때 초기 오차 공분산 Σ_{t-1} 의 비 대각 성분들이 0이 아니게 되면 하 삼각행렬 성분에서 양의 정부호(positive definite)가 아니기 때문에 콜레스키 분해가 불가능 하다. 따라서 초기 오차 공분산 Σ_{t-1} 의 비 대각 성분들은 0으로 결정한다. Σ_t 에서 계산된 오차 공분산은 다음 시간 $t-1$ 에서 양의 정부호 행렬이 되어 콜레스키 분해가 가능하다. 다음으로 내수용성 센서 정보의 불확실성을 나타내는 초기 M_t 는 식 (16)을 따른다.

$$M_t = \begin{bmatrix} \alpha_1 v_t^2 + \alpha_2 w_t^2 & 0.0001 \\ 0.0001 & \alpha_3 v_t^2 + \alpha_4 w_t^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들의 값이 작으면 속도정보 M_t 에서 직진속도 v_t^2 와 회전속도 w_t^2 가 서로 영향을 적게 준다. Q_t 에 대한 비 대각 성분들도 마찬가지로 식 (5)에서

비 대각 성분들을 추가하면 식 (17)과 같다.

$$Q_t = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \dots & 0.0001 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.0001 & \dots & \sigma_{19}^2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

식 (16)과 식 (17)은 추정이 완료되는 시점까지 일정한 값 그대로 사용하게 된다.

5. 시뮬레이션 및 결과

실험은 그림 3 장소에서 얻은 지도 정보와 레드윈테크놀러지(주)사의 NRLAB02 로봇에서 엔코더 정보를 획득하여 내수용성 센서정보로 사용한다. 그리고 외수용성 센서 정보는 SICK사의 LMS511로 얻은 센서 정보를 사용한다. LMS511의 정확도는 $\pm 12mm$ 이다. 실험을 위해 사용한 컴퓨터 사양은 표 2에 나타내었으며 추정실험을 위한 프로그램은 Matlab2014를 사용한다. 실험에서 나타낸 지도는 그리드 맵 기반이며 격자간의 최소거리는 $10cm$ 이다. 주행거리는 파란색 선으로 나타내며 가로 $56m \times 12m$ 이다.

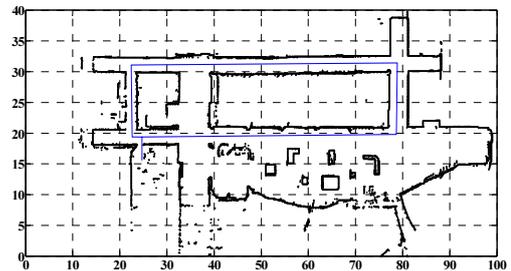


그림 3. 지도환경 및 로봇 주행 경로

Fig. 3. Map environment and robot navigation path

표 2. 실험에서 사용한 컴퓨터 사양

Table 2. Computer specification

Windows version	Windows 7 Enterprise K
Processor	Intel® Core™ i7-3770 CPU @ 3.40GHz @ 3.40GHz
RAM	8.00 GB
System	32bit OS

5-1 제어변수

UKF를 적용하기 위해서 본 실험에서는 UT방법과 콜레스키 분해방법을 사용하여 알고리즘을 적용한다. 중요한 것은 조절 가능한 파라미터 값을 적절히 사용하지 않으면 추정성

능을 저하시킨다는 점이다. 따라서 표 3와 같이 위치 추정에 사용하는 조절 가능한 파라미터 값들을 정리하였다.

표 3. 제어변수 값
Table 3. Control parameter value

Control parameter	Value
α_1	0.0600
α_2	0.0600
α_3	0.0600
α_4	0.0600
$\sigma_i^2, i = 1, \dots, 19$	0.9^2
Σ_{t-1}	0.1^2
γ_s	0.05
γ	3.4278

$\alpha_1, \dots, \alpha_4$ 는 내수용성 센서 정보의 잡음을 나타낸다. $\sigma_i^2, i = 1, \dots, 19$ 는 외수용성 센서 정보의 잡음을 나타낸다. Σ_{t-1} 은 오차 공분산의 초기 파라미터를 나타내며 γ_s 는 외수용성 센서 정보의 측정 잡음을 조절할 수 있는 가중치를 나타낸다. γ 는 촐레스키 분해방법을 적용할 때 시그마 포인트의 분산 정도를 조절할 수 있는 파라미터를 나타낸다.

5-2 설계된 센서 불확실성 비교 실험

첫 번째 실험은 기존의 측정 센서의 불확실성 값을 하나로 결정하는 방법을 사용한 추정방법과 매 시간마다 달라지는 센서 거리를 가중치로 이용하여 측정 센서의 불확실성 값을 변화시켜 추정하는 방법을 비교한다. 추정된 로봇위치의 거리 오차를 검증하는 방법은 추정된 위치와 주행 궤적의 거리 차이에 대한 평균(E(error)), 표준편차(σ (error)), 최대오차거리(Max.), 표준 오차(RMSE, Root Mean Squares Error)로 나타낸다. 주행 궤적은 그림 3에서 파란색 선을 의미하고 로봇은 이 선을 기준으로 이동한다.

표 4는 추정이 완료되었을 때의 두 가지 검증결과를 나타낸다. 그림 4는 기존에 외수용성 센서 정보의 측정 잡음을 하나로 했을 때의 실험결과를 나타내고 그림 5는 제안한 방법을 사용해서 측정 잡음에 대해 적응적으로 변화시키는 실험결과를 나타낸다. 그리고 측정 센서의 거리 정보는 로봇이 유리로 된 경계면을 측정할 때 기존의 측정거리보다 두 배 증가된 거리를 나타낸다. LRF는 물체에 반사되어 돌아오는 거리가 유리를 통과하게 되면 두 배가 되기 때문이다. 따라서 이런 조건에서는 파라미터를 잘못 결정하게 되면 시그마 포인트가 경계선에서 벗어나게 되어 알고리즘에서 계산한 센서 거리와 실측된 센서 거리가 달라지기 때문에 추정성능을 저하시킨다.

실험은 외부센서 데이터의 크기에 비례하여 불확실성 값을

변화시켰다. 변화된 불확실성 값은 가중치를 적용하여 사용되었다. 실제로 LRF 센서 거리를 측정할 때 유리에 반사가 될 경우에는 지도상의 경계선에서 벗어나 측정거리가 두 배가 되었다. 그리고 중앙에서 길게 측정되는 부분에서는 잡음이 크게 된다. 따라서 특정 구간에서는 알고리즘에서 계산한 센서 거리 값과 실측된 센서 거리의 차이가 많이 나기 때문에 짧게 측정된 쪽으로 위치가 추정되는 현상을 볼 수 있다. 이 때 시그마 포인트가 경계선에서 벗어나게 되면 추정이 완전히 이루어지지 않는다. 따라서 적응적으로 변화하는 측정 센서의 불확실성 값을 설정하여 추정오차를 줄일 수 있다.

표 4. 측정 불확실성 모델의 비교 실험 결과 비교
Table 4. Result of experiment comparing measurement uncertainty model

	Fixed measurement uncertainty	Adaptive measurement uncertainty
E(error)	0.2903	0.2423
σ (error)	0.1934	0.1501
Max.	0.8257	0.7404
RMSE	0.3489	0.2850

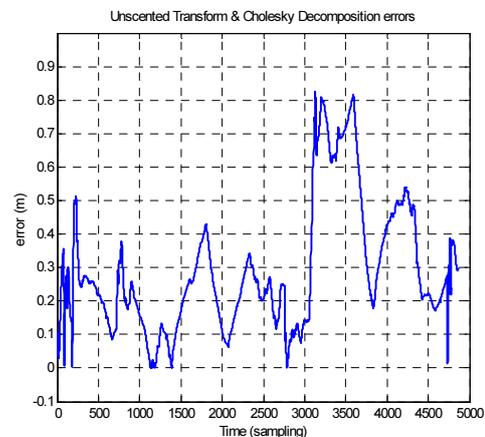
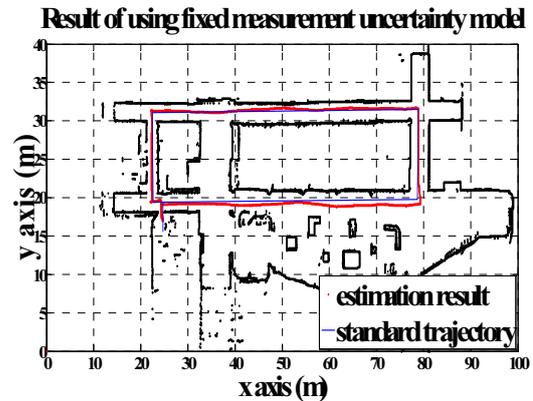


그림 4. 고정된 측정 불확실성 모델을 사용한 결과
Fig. 4. Result of using fixed measurement uncertainty model

Result of using adaptive measurement uncertainty model

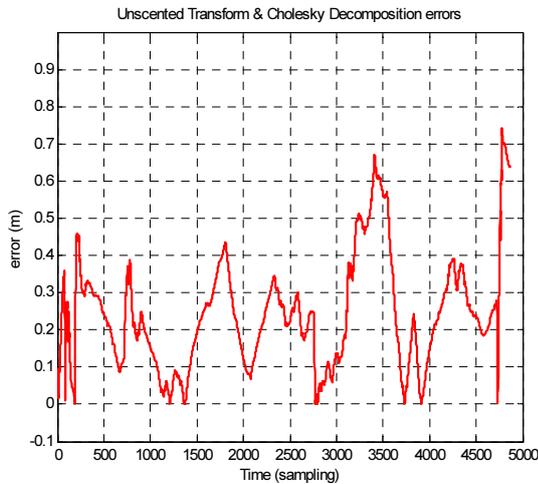
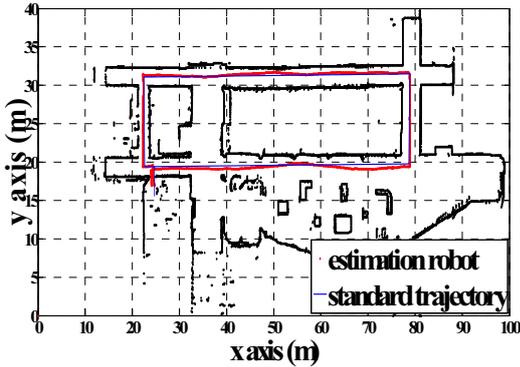


그림 5. 적응성을 갖는 측정 불확실성 모델을 사용한 결과

Fig. 5. Result of using adaptive measurement uncertainty model

5-3 비 대각 성분 비교 실험

다음 실험은 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 값에 따른 추정변화를 비교한다. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 값을 0으로 주었을 때와 0이 아닌 일정한 값을 주었을 때의 추정 실험을 관찰 하였다. 표 5은 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분이 0일 때와 값이 존재할 때의 두 가지 추정결과에서 얻은 검증결과를 나타낸다.

표 5. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분의 영향

Table 5. Effect of off diagonal terms of error covariance matrix

	zero off-diagonal terms	non zero off-diagonal terms
E(error)	0.2738	0.2423
σ (error)	0.1829	0.1501
Max.	0.8607	0.7404
RMSE	0.3292	0.2850

먼저 초기화 시킨 오차 공분산의 비 대각 성분에 값을 주었을 경우에는 콜레스키 분해 계산이 불가능하여 알고리즘을 수행할 수 없다. 그리고 내수용성 센서정보의 불확실성을 나타내는 행렬은 비 대각 성분들을 큰 값으로 줄 경우 콜레스키 분해가 안 된다. 따라서 각각의 방법에서의 실험은 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들의 최적 값을 0.0001로 주었다. 따라서 두 번째 실험은 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 0으로 실험할 때보다 추정오차가 줄어든 것을 확인 하였다.

6. 결론

본 논문은 UKF방법이 가지고 있는 특성을 이용하여 실내 이동로봇의 위치추정에 대한 실험을 하고 성능을 비교 분석 하였다. 제안하는 방법은 측정 센서의 불확실성 값에 대한 새로운 모델링 방법을 제시하여 추정성능을 향상시켰다. 측정 거리와 비례하는 불확실성 값은 실제 환경에 더 알맞게 설계한 것이다.

제안된 방법은 UT와 콜레스키 분해에서 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 값을 0이 아닌 값으로 하여 추정성능을 향상시켰다. 비대각 성분이 0이 아닌 값으로 고려한 것은 추정을 위해 사용한 직진속도와 회전속도 정보, 그리고 센서 측정거리들이 서로간의 영향을 미치기 때문이다.

UKF방법은 추정위치에 대한 오차범위를 줄이기 위해 좋은 설계 파라미터 값을 찾는 것이 필요하다. 본 연구에서는 제어 파라미터 변경을 통해 $3.4250 < \gamma < 3.4300$ 사이에서 향상된 추정결과를 얻었다. 제어 파라미터를 크게 설정하면 시그마 포인트가 경계선 밖으로 벗어나 실측거리와 알고리즘에서 계산한 센서 거리가 크게 차이가 나고 파라미터를 작게 설정하여 시그마 포인트의 분산 정도가 작으면 잘못된 예측된 위치에서 원래의 로봇위치로 보정할 수 없게 된다.

본 연구에서는 측정 센서의 불확실성에 대한 새로운 모델링 방법을 제안하였으나 향후 내수용성 센서정보의 불확실성에 대한 연구와, 불확실한 환경에서의 상황인지를 위한 동작 방법에 관한 연구[20]가 더 필요한 것으로 판단된다.

References

[1] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, "New extension of the Kalman filter to nonlinear systems", *Proc. SPIE*, vol. 3068, pp. 182-193, 1997.
 [2] L. Jetto, S. Longhi, 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, pp. 219 - 229, 1999.

- [3] J. M. Kim, Y. T. Kim, S. S. Kim, "An Accurate Localization for Mobile Robot Using Extended Kalman Filter and Sensor Fusion", *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 2928 - 2933, 2008.
- [4] Jungmin Kim, Yountae Kim, Sungshin Kim, "Indoor Localization for Mobile Robot using Extended Kalman Filter", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 18, no. 5, pp. 706-711, 2008.
- [5] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert, "Robust Monte Carlo localization for mobile robots", *Artificial intelligence*, vol. 128, pp. 99-141, 2001.
- [6] T. G. Kim, N. Y. Ko, S. W. Noh, "Simultaneous Estimation of Landmark Location and Robot Pose Using Particle Filter Method", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 22, no. 3, pp. 353-360, 2012.
- [7] Hyunhak Cho, Jungmin Kim, Joocheol Do, Sungshin Kim, "Improvement of Positioning Accuracy of Laser Navigation System using Particle Filter", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 21, no. 6, pp. 755-760, 2011.
- [8] DaeHee Lee and Yeon-Mo Yang, "Two-Dimensional Localization Problem under non-Gaussian Noise in Underwater Acoustic Sensor Networks", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 23, no. 5, pp. 418-422, 2013.
- [9] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems", *Progress in Biomedical Optics and Imaging(SPIE Proceedings Series)*, 1997.
- [10] Gabriel Hartmann, Fay Huang, Reinhard Klette, "Landmark Initialization for Unscented Kalman Filter Sensor Fusion in Monocular Camera Localization", *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 13, no. 1, pp. 1-10, 2013.
- [11] Z. Kurt-Yavuz, S. Yavuz, "A comparison of EKF, UKF, FastSLAM2.0, and UKF-based FastSLAM algorithms", *INES 2012 IEEE 16th International Conference on Intelligent Engineering Systems*, pp. 37-43, 2012.
- [12] K. J. Kim, C. G. Park, M. J. Yu, Y. B. Park, "A Performance Comparison of Extended and Unscented Kalman Filters for INS/GPS Tightly Coupled Approach", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 12, no. 8, pp. 780-788, 2006.
- [13] W. Li, H. Leung, "Constrained Unscented Kalman Filter Based Fusion of GPS/INS/Digital Map for Vehicle Localization", *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, vol. 2, pp. 1362 - 1367, 2003.
- [14] J. H. Lee, K. H. Jung, J. M. Kim, S. S. Kim, "Sensor Fusion of Localization using Unscented Kalman Filter", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 21, no. 5, pp. 667-672, 2011.
- [15] M. St-Pierre, D. Gingras, "Comparison between the unscented Kalman filter and the extended Kalman filter for the position estimation module of an integrated navigation information system", *2004 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 831 - 835, 2004.
- [16] P. Zhang., J. Gu, E. E. Milios, P. Huynh, "Navigation with IMU/GPS/Digital Compass with Unscented Kalman Filter", *Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation Niagara Falls*, pp. 1497 - 1502 vol. 3, 2005.
- [17] W. Chai, C. Chen, E. Edwan, J. Zhang, O. Loffeld, "INS/Wi-Fi Based Indoor Navigation Using Adaptive Kalman Filtering and Vehicle Constraints", *Positioning Navigation and Communication (WPNC)*, 2012 9th Workshop on, pp. 36 - 41, 2012.
- [18] H. Qasem, L. Reindl, "Unscented and Extended Kalman Estimators for non Linear Indoor Tracking Using Distance Measurements", *Positioning, Navigation and Communication, 2007. WPNC '07. 4th Workshop on*, pp. 177 - 181, 2007.
- [19] K. Xiong, C. W. Chan, H. Y. Zhang, "Detection of satellite attitude sensor faults using the UKF", *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 43, pp. 480 - 491, 2007.
- [20] J. S. Kim, J. S. Jeong, and G. K. Park, "Utilization of Planned Routes and Dead Reckoning Positions to Improve Situation Awareness at Sea", *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 14, no. 4, pp.288-294, 2014.

저 자 소 개



한준희(Jun Hee Han)

2014년 : 조선대학교 제어계측로봇공학과
공학사

2014년~현재 : 조선대학교 대학원 제어계측
공학과 석사과정

관심분야 : 지상로봇, 수중로봇, 위치추정

Phone : +82-62-230-7766

E-mail : han_junhee@naver.com



고낙용(Nak Yong Ko)

1985년 : 서울대학교 제어계측공학과
공학사

1987년 : 서울대학교 대학원
제어계측공학과 공학석사

1993년 : 서울대학교 대학원
제어계측공학과 공학박사

1997년~1998년, 2004년~2005년 : Carnegie Mellon Univ.,
Robotics Institute, visiting research scientist

1992년~현재 : 조선대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 지상로봇과 수중로봇의 자율주행

Phone : +82-62-230-7108

E-mail : nyko@chosun.ac.kr