

해저 지형정보를 이용하는 수중 로봇 위치추정 방법의 구현 및 성능 비교

Implementation and Performance Comparison for an Underwater Robot Localization Methods Using Seabed Terrain Information

노성우* · 고낙용**† · 최현택***

Sung Woo Noh*, Nak Yong Ko**†, and Hyun Taek Choi***

*조선대학교 정보통신공학과, **조선대학교 전자공학과, ***한국해양과학기술원

† Dept. Electronics Engineering, Chosun University

요 약

본 논문은 수중 로봇 위치추정을 위하여 무향 칼만 필터 방법을 제안한다. 이 방법은 해저 지형 정보와 로봇으로부터 수심 측정을 비교한다. 해저 수심 범위의 측정을 위해, DVL 센서를 이용한다. 일반적으로 DVL은 로봇의 속도 정보와 4개의 거리 데이터를 획득한다. 확장 칼만 필터는 지형 수심 범위 측정을 위해 자코비안을 유도하기가 가능하지 않기 때문에 지형 정보를 이용한 방법에는 유용하지가 않는다. 파티클 필터는 자코비안을 필요로하지 않고, 비선형 및 비 가우시안 시스템에 좋은 해결책이지만 연산량이 많은 단점이 있다. 본 논문에서는 무향 칼만 필터와 파티클 필터의 위치추정 성능과 처리 속도를 비교한다. 수중 네비게이션에 사용되는 무향 칼만 필터 방법은 일부 있지만 해저 지형 정보를 이용한 방법은 극히 드물다. 특히, 제안된 방법은 수백개의 스캔 범위 데이터를 사용하지 않고 4개의 범위 데이터만을 이용한다. 본 논문에서는 4개의 거리 데이터를 가지고 해저 지형을 기반을 둔 위치추정을 위한 무향 칼만 필터 방법의 접근 가능성을 보인다.

키워드 : 수중로봇, 위치추정, 해저 지형, 파티클 필터, 무향 칼만 필터

Abstract

This paper proposes an application of unscented Kalman filter(UKF) for localization of an underwater robot. The method compares the bathymetric measurement from the robot with the seabed terrain information. For the measurement of bathymetric range to seabed, it uses a DVL which typically yields four range data together with velocity of the robot. Usual extended Kalman filter is not appropriated for application in case of terrain navigation, since it is not feasible to derive Jacobian for the bathymetric range measurement. Though particle filter(PF) is a nice solution which doesn't require Jacobian and can deal with non-linear and non-Gaussian system and measurement, it suffers from heavy computational burden. The paper compares the localization performance and the computation time of the UKF approach and PF approach. Though there have been some UKF methods which are used for underwater navigation, application of the UKF for bathymetric localization is rare. Especially, the proposed method uses only four range data whereas many of the bathymetric navigation methods have used multibeam sonar which yields hundreds of scanned range data. The result shows feasibility of the UKF approach for terrain-based navigation using small numbers of range data.

Key Words : Underwater robot, Localization, Seabed terrain, Particle filter, Unscented Kalman filter

Received: Jun. 3, 2014

Revised : Dec. 30, 2014

Accepted: Feb. 4, 2015

† Corresponding author(nyko@chosun.ac.kr)

이 논문은 2013년 해양수산부 재원으로 한국해양과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(해양개발용 수중건설로봇 사업단)

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

수중 로봇은 심해 자원 조사, 수중 구조물 건설 뿐만 아니라 수중 조사 관측, 해저 영상 촬영, 해저 지형도 작성, 선박 선저 청소, 항만 청소, 어업, 양식 등 수산업, 기뢰 탐색 및 제거, 무인 항만 감시, 수중 정찰 등의 국방 분야에서 활용되고있다[1-2]. 이러한 다양한 분야에서의 활용을 위해서는 다양한 센서 측정 정보를 융합하여 외부 환경을 인지하고 위치를 알아내는 위치추정 기술이 필수적이다.

수중로봇의 위치추정을 위해 필요한 센서 및 방법을포함하는 위치 추정 기술을 그림1에 나타내었다[3]. 자기 수용성

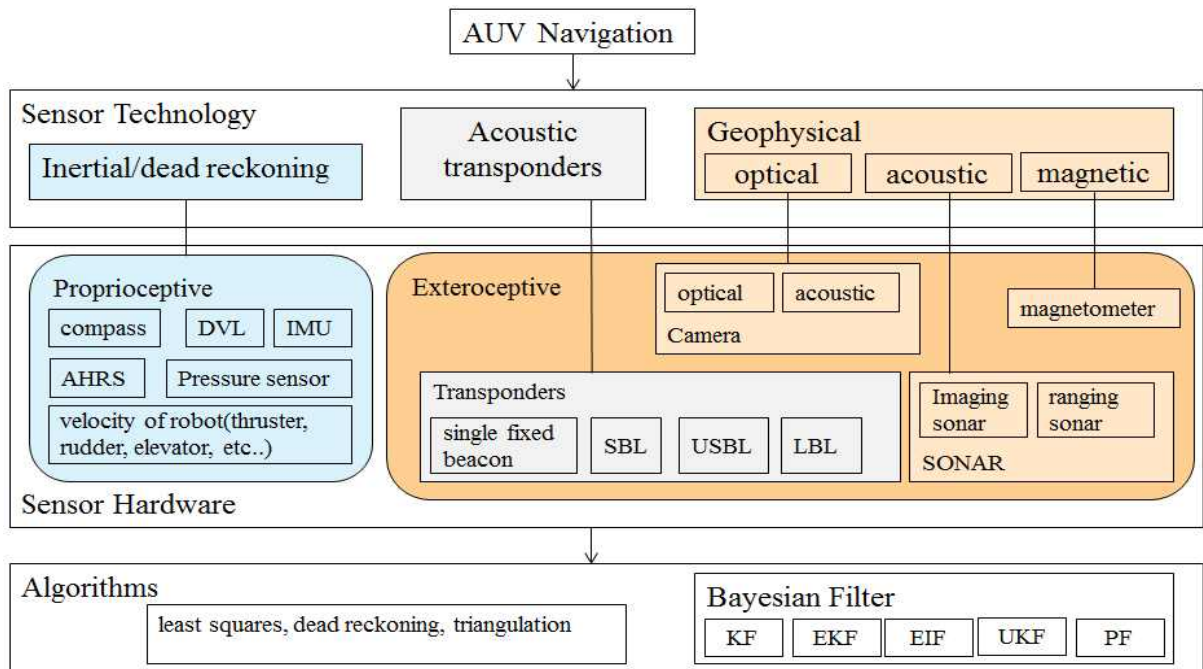


그림 1. 수중로봇 네비게이션 분류
Fig. 1. Type for navigation of underwater robot

(Proprioceptive) 센서는 외부로부터의 정보 없이 로봇 내부 상태의 변화를 감지할 수 있다. 자기 수용성 정보를 측정하는 대표적인 센서는 관성 센서(Inertial measurement unit, IMU)가 있다. 외수용성(Exteroceptive) 센서는 외부로부터 정보를 사용하여 로봇의 상태 변화를 감지한다. 외수용성 정보는 음향 신호를 이용하는 LBL(Long Base Line), SBL(Short Base Line), USBL(Ultra Short Base Line), 도플러 속도센서(DVL, Doppler Velocity Log), 영상 센서 등이 있다.

센서신호들을 사용하여 위치를 추정하는 방법들에는 데드레코닝(Dead-reckoning), 최소자승법, 삼각 측량법, 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF), 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF), 파티클 필터(Particle Filter) 등이 있다.

해저 지형 정보를 이용하는 수중 로봇 위치 추정 방법은 오랫동안 연구되어져왔다[4]. 수중 센서 기술의 발달로 수백개의 거리 정보를 스캔할 수 있는 multibeam sonar(다중빔 음향 측심기)를 사용한 지형 정보 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping) 방법도 연구되어지고 있다. Donovan은 해저 지형 정보를 단일 빔(single beam) 또는 4개 빔을 이용해 측정하고 파티클 필터를 사용하여 위치를 추정하는 방법을 제안하였다[5]. 또한 EKF를 사용하여 해저지형 지도를 생성하는 동시에 위치를 추정하는 방법도 연구되었다[6]. Nygren은 multibeam sonar에 의해 수집된 해저 지형 정보에 correlation method를 사용하여 수중 로봇의 위치를 추정하였다[7]. multibeam sonar에 의해 수집된 정보에 파티클 필터를 적용하여 위치를 추정하거나, SLAM을 실현하는 방법들도 제안되었다[8-9]. Anonsen은 135개의 빔을 사용하는 Kongsberg사의 EM300 multibeam sonar에 의한 데이터에 UKF를 적용하는 방법을 제

시하였다[10]. Teixeira가 연구한 multibeam sonar를 사용하지 않고 적은 수의 수중 고도계(altimeter)를 사용하는 지형 정보 이용 항법에는 PF가 적용되었다[11]. 여기에서의 소나에 의해 측정된 3개의 거리 정보와 자기장 측정 정보를 동시에 사용하여 위치를 추정하였다.

UKF는 비선형 시스템의 경우 적용성이 우수한 칼만 필터로서 수중 로봇의 항법을 위하여 적용 범위가 넓어지고 있다. Lin은 도플러 항법을 위해 도플러 센서의 scaling factor와 센서들의 회전 정렬 편차를 추정하기 위해 UKF를 사용하였다[12]. Stanway는 AUV의 USBL 항법에서 측정 지연에 따른 문제를 해결하기 위해 UKF를 사용하였다[13]. Wang은 해저까지의 거리 정보를 직접 이용하지 않고, Hough transform에 의해 특징 정보를 추출한 뒤 UKF를 사용하여 위치를 추정하였다[14]. 또한 UKF를 사용하여 수중 환경에서의 해저 지형이 아닌 중력장을 측정하여 위치를 추정하는 방법도 제시되었다[15].

위에 설명한 기존의 해저지형 정보를 이용하는 항법들 중 Anonsen[10], Nygren[7], Morice[8], Barkby[9]은 센서로서 multibeam sonar를 사용하였고, Donovan, Teixeira, Morice, Barkby은 추정 방법으로는 파티클 필터[5,8,9,11]나 EKF[6]를 사용하는 경우가 주를 이루어 왔다. UKF를 사용하는 경우에는 센서 정보를 직접 해저 지형 정보와 비교하지 않고, 특징을 추출하여 비교하였다[14]. 따라서 본 연구에서는 기존 방법들과 다르게 Multibeam sonar를 사용하지 않고 4개의 거리 정보만을 사용하면서 UKF 방법을 적용하는 해저 지형 참조 항법을 제시한다. 또한 제안된 방법은 측정 데이터로부터 특징을 추출하지 않고, 거리 정보를 해저 지형 정보와 직접 비교하는 방법을 선택하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 제안하는 방법과의 비교를 위하여 기존의 수중로봇 위치 추정방법을 간략

히 설명하고 본 연구에서 제안하는 해저 지형 정보를 이용하는 파티클 필터와 무향 칼만 필터에 대해서 설명한다. 3절에서는 시뮬레이션을 통해 알고리즘 위치추정 성능을 비교한다. 마지막으로 4절에서 결론 및 향후 연구에 대해 설명한다.

2. 위치추정 항법 시스템

2.1 해저 지형 정보를 이용하는 위치추정 방법

본 연구에서는 해저 지형 정보를 이용하는 파티클 필터 방법과 무향 칼만 필터 방법을 적용하고 위치추정 성능을 비교 분석한다. 수중 로봇의 운동 모델링을 위해 필요한 속도 정보 $u_t = (u, v, w, p, q, r)$ 는 관성 센서 및 로봇 자체의 속도 명령을 이용하고, 알고 있는 해저 지형 정보를 사용한다. 로봇에서 해저 면까지의 거리는 4개의 거리 값을 제공하는 거리센서를 이용하여 측정한다고 가정한다. 그림 2에서와 같이 거리 센서에서 총 4개의 거리 정보 $z_t = (r1, r2, r3, r4)$ 를 획득한다. 4개의 거리는 3차원 공간에서 각각 수직선으로부터 30도의 지향 각을 갖는 해저 면까지의 거리이다.

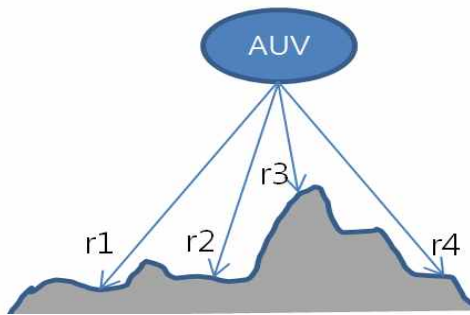


그림 2. 4개의 거리 정보를 이용한 해저 지형 측정
Fig. 2. Distance measurement to seabed using four range sensors

실 환경인 수중에서 도플러 효과를 이용한 대표적인 속도 측정 시스템은 DVL을 이용한다. DVL은 해저면으로부터 반사되어 되돌아오는 음향 신호의 도플러 주파수 변화로부터 수중로봇의 해저면에 대한 속도를 산출하여 수중로봇의 추측 항법에 사용되고 있다. 대표적인 DVL을 그림 3과 같다.



그림 3. Teledyne RDI의 DVL
Fig. 3. DVL with for transducer, form Teledyne RDI

원판형의 4개의 음향 트랜스듀서가 장착되어 있으며, 트랜스듀서의 음향 방사면이 해저면 방향으로 향하게 수중로봇에 장착된다. 음향빔은 수중로봇의 앞,뒤,좌,우 방향으로 방사되는 Janus 방식이 주로 사용되고 있다[24].

2.2 파티클 필터

파티클 필터 방법은 파티클의 분포를 통하여 확률 분포를 표현하는 방법이다. 하나의 파티클은 추정하려는 변수 벡터의 샘플을 의미한다. 여기에서 상태 벡터는 로봇의 위치와 방향각을 나타내는 벡터이다. 파티클 필터는 칼만 필터와 달리 시스템을 선형화하거나 불확실성을 가우시안 분포로 가정하여야하는 제약을 받지 않는다[16-18]. 그림 4는 파티클 필터를 적용한 위치 추정 방법의 의사 코드를 나타낸다.

그림의 Line 3에서 보인 “Motion model(•)”은 로봇의 위치를 예측하는 모션 모델이다. 이 단계에서는 자기수용성 정보에 의해 주어진 로봇의 속도 정보 u_t 와 이전 시각 $t-1$ 에서 추정된 위치 정보 X_{t-1} 를 이용하여 현재 시각 t 에서 로봇의 위치를 예측한다.

Line 4의 “Sensor model(•)”은 Line 3의 “Motion model(•)”에서 예측된 위치 X_t 에 대하여 추정 신뢰도 w 를 계산하는 센서 모델이다. 이 과정에서는 현재 시각 t 에서

```

=====
Particle filter method( $X_{t-1}, u_t, z_t, E$ )
=====
1.  $\bar{X}_t = X_t = \phi$ 
2. for  $i=1$  to  $M$  do
3.    $x_t^{[i]} = \text{Motion model}(u_t, x_{t-1}^{[i]})$ 
4.    $w_t^{[i]} = \text{Sensor model}(z_t, x_t^{[i]}, E)$ 
5. endfor
6. for  $i = 1$  to  $M$  do
7.    $x_t^{[i]} = \text{Resampling}(\{(x_t^{[j]}, w_t^{[j]}), j = 1, \dots, M\})$ 
8. endfor
9. return  $X_t$ 
=====
    
```

그림 4. 파티클 필터 방법의 의사코드
Fig. 4. Pseudo code of particle filter method

외부 센서 정보 z_t , 주행 환경에 대한 환경 정보 E 를 이용하여 모션 모델에서 예측된 파티클의 신뢰도를 계산한다. Line 7의 “Resampling(•)”은 모션 모델과 센서 모델에서 계산된 로봇의 위치와 신뢰도를 이용하여 파티클들의 위치를 재생성하는 리샘플링 단계이다. 이와 같이 파티클 필터 방법은 모션 모델을 적용한 예측 과정, 센서 모델을 사용한 신뢰도 계산 과정, 리샘플링을 통한 보정 과정이 반복적으로 수행되어 파티클들의 분포를 조정하여 추정된 로봇 위치에 대한 확실적인 분포를 파티클들의 분포에 의해 나타낸다.

2.3 무향 칼만 필터

무향 칼만 필터는 확장 칼만 필터와 달리 비선형 시스템에 대한 선형화 작업이 없으며, 시그마 점(sigma point)이라 불리는 몇 개의 추출된 상태 변수 표본을 사용하여 상태를 추정하고 평균과 분산을 구하는 방법이다[19]. 무향 칼만 필터는 추출된 시그마 점들에 대하여 비선형 시스템 함수를 직접 적용하여 새로운 시그마 점들을 구한 후, 이들을 이용하여 예측된 위치에 대한 확률 분포의 평균과 분산을 근사

화하여 구한다[20-21].

무향 칼만 필터는 파티클들을 무작위로 추출하는 파티클 필터 방법과는 달리 결정론적인 방법을 통하여 시그마 점들을 추출한다[22]. 무향 칼만 필터는 확장 칼만 필터와 달리, 자코비안을 구할 필요 없으며, 확장 칼만 필터와 비슷한 계산 속도로 확장 칼만 필터보다 높은 차수의 비선형 시스템 모델이 가능하여 강인한 성능 특성을 보인다[23].

무향 칼만 필터의 예측 단계는 자기수용성 정보인 수중 로봇의 속도 정보 $u_t = (u, v, w, p, q, r)$ 를 이용한다. 수중로봇의 t-1시점의 위치 μ_{t-1} , 그리고 로봇 속도 정보 u_{t-1} 와 관측 데이터의 잡음 r_{t-1} 을 나타내는 확장 상태 벡터 (augmented state vector)는 식(1)과 같이 나타낸다. 속도 정보와 관측 데이터의 잡음은 평균값을 '0'으로 설정한다.

$$\mu_{t-1}^a = [\mu_{t-1}, u_{t-1}, r_{t-1}]^T \quad (1)$$

t-1시점의 수중 로봇 위치 공분산 행렬 Σ_{t-1}^a 은 식(2)와 같다. 속도 정보 잡음의 공분산 행렬 M_t , 그리고 관측 데이터 잡음 공분산 행렬 Q_t 를 사용하여 확장 상태 벡터의 오차 공분산 행렬을 구한다.

$$\Sigma_{t-1}^a = \begin{bmatrix} \Sigma_{t-1} & 0 & 0 \\ 0 & M_t & 0 \\ 0 & 0 & Q_t \end{bmatrix} \quad (2)$$

확장 상태 변수들의 분포를 나타내는 시그마 점은 식(3)으로 생성한다.

$$X_{t-1}^a = \left[\mu_{t-1}^a \quad \mu_{t-1}^a + \gamma\sqrt{\Sigma_{t-1}^a} \quad \mu_{t-1}^a - \gamma\sqrt{\Sigma_{t-1}^a} \right] \quad (3)$$

시그마 점은 오차 공분산을 이용하여 확장 상태 변수들을 평균값들을 중심으로 추출한다. $\sqrt{\Sigma_{t-1}^a}$ 은 확장 상태 벡터의 오차 공분산 행렬에 대한 제곱근 행렬로서, Σ_{t-1}^a 을 출레스키 분해(Cholesky decomposition)하여 구한다. 시그마 점들을 구하는 과정에서도 자코비안을 사용하지 않으며 선형 근사 과정이 필요 없다. γ, λ 는 시그마 점들의 분포 정도를 정하는 변수로서 식 (4)와 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \gamma &= \sqrt{n + \lambda} \\ \lambda &= \alpha^2(n + \kappa) - n \\ (\alpha &= 0.7, \kappa = 0) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 n 은 확장 상태 벡터의 변수의 개수이고, α, κ 는 시그마 점들의 분포 범위를 결정하는 파라미터이다.

시그마 점들에 대하여 운동 모델을 적용하여 시각 t에서의 시그마 점은 식(5)와 같이 구한다.

$$\bar{X}_t^x = g(u_t + X_{t-1}^u, X_{t-1}^x) \quad (5)$$

$g(\cdot)$ 는 로봇의 운동 모델을 포함하는 확장 상태 벡터에 대한 상태 천이 모델이다. X_{t-1}^u 는 시그마 점에서 속도 명령 부분을 의미한다.

시그마 점에서 로봇의 위치에 해당하는 부분 벡터에 가중치를 곱하여 평균은 식(6)으로 구한다.

$$\bar{\mu}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} \bar{X}_{i,t}^x \quad (6)$$

즉, 시각 t에서의 수중 로봇의 위치를 예측하는 단계이다. L은 확장 상태 벡터의 차수, 즉 확장 상태 벡터의 변수의 개수로서 위치 $(x, y, z, \phi, \theta, \psi)$, 속도 정보 (u, v, w, p, q, r) , 그리고 측정 데이터 개수 (r_1, r_2, r_3, r_4) 의 합으로 16이 된다.

예측된 로봇 위치의 오차 공분산은 식(7)로 나타낸다.

$$\bar{\Sigma}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\bar{X}_{i,t}^x - \bar{\mu}_t)(\bar{X}_{i,t}^x - \bar{\mu}_t)^T \quad (7)$$

시그마 점과 예측 값의 차이에 가중치를 곱하여 그 평균을 구한다. $w_i^{(m)}$ 은 위치 예측을 위한 가중치로서 식 (8)과 같이 나타낸다. $w_i^{(c)}$ 은 오차 공분산을 구하기 위한 가중치 값으로 식 (9)와 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} w_m^0 &= \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ w_m^i &= \frac{1}{2(n + \lambda)} \text{ for } i = 1, \dots, 2L \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} w_c^0 &= \frac{\lambda}{n + \lambda} (1 - \alpha^2 + \beta) \\ w_c^i &= \frac{1}{2(n + \lambda)} \text{ for } i = 1, \dots, 2L \\ (\beta &= 2 \text{ for Gaussian distribution}) \end{aligned} \quad (9)$$

무향 칼만 필터의 갱신 단계는 외수용성 정보에 의해 측정된 정보를 이용하여 예측된 로봇의 위치를 보정 (correction)한다. 예측단계에서 계산된 예측된 수중 로봇의 위치, 예측된 오차 공분산, 외수용성 센서 정보 z_t , 그리고 환경 정보 E를 이용하여 수중 로봇의 위치와 오차 공분산을 보정한다.

예측된 거리 측정 데이터는 식(10)으로 구한다.

$$\bar{Z}_t = h(\bar{X}_t^x) + X_t^z \quad (10)$$

$h(\bar{X}_t^x)$ 함수는 수중 로봇의 위치와 해저 지형 정보로부터 4개의 거리 값을 구해주는 측정 모델 함수이다. \bar{X}_t^z 는 확장 상태 벡터에서 측정 잡음에 해당하는 부분 벡터이다.

예측된 거리 측정 데이터의 평균과 오차 공분산은 식(11)과 같다. \hat{z}_t 는 예측된 외수용성 센서 측정 벡터의 가중 평균 벡터이다.

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

$$S_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_t) (\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T \quad (11)$$

$\Sigma_t^{x,z}$ 은 로봇의 위치, 방향각을 나타내는 벡터와 외수용성 센서 측정값을 나타내는 벡터의 교차 공분산(cross covariance)행렬은 식(12)와 같이 나타낸다. 수중 로봇의 위치와 오차 공분산의 칼만 이득은 식(13)으로 나타낸다.

$$\Sigma_t^{x,z} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\bar{X}_{i,t}^x - \bar{\mu}_t) (\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T \quad (12)$$

$$K_t = \Sigma_t^{x,z} S_t^{-1} \quad (13)$$

최종적으로 추정된 수중 로봇의 위치와 위치 오차 공분산은 식(14)로 나타낸다. μ_t 는 외수용성 센서 측정값을 사용하여 최종적으로 추정된 상태 변수들의 값이다. 즉, 예측 단계와 보정 단계에서 최종적으로 출력되는 추정된 상태 변수 값들로 이루어진 벡터이다.

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

$$\Sigma_t = \bar{\Sigma}_t - K_t S_t K_t^T \quad (14)$$

3. 실험 및 고찰

본 절에서는 해저 지형 정보를 이용하는 파티클 필터와 무향 칼만 필터 방법의 위치추정 거리 오차의 평균, 표준편차, 최대 오차, 그리고 알고리즘 처리 시간을 시뮬레이션을 통해 비교 분석한다. 알고리즘 처리 시간은 MS윈도우스 OS에서 시간측정을 위해 지원하는 QueryPerformance-Frequency 함수와 QueryPerformanceCounter 함수를 이용하여 타이머 클래스를 제작하였다. 제작된 타이머는 1ms 측정에 있어서 0.2 %의 오차가 있었으며, 최대 2u Sec의 오차를 가진다. 실험에는 인텔 i7-3770 CPU(3.4GHz) 프로세서를 가진 PC를 사용하였다.

그림 5는 위치추정에 사용된 환경의 해저 지형도이다. 로봇은 해저에서 x: 60m, y: 60m, z: 15m 의 작업공간에서 이동한다. 그림 5는 그림 6에 나타낸 해저 지형에 대한 시뮬레이션 해저 지형도이다.

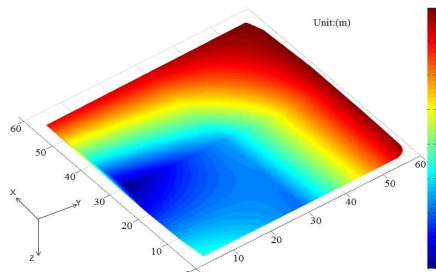


그림 5. 해저 지형도
Fig. 5. Underwater bathymetry

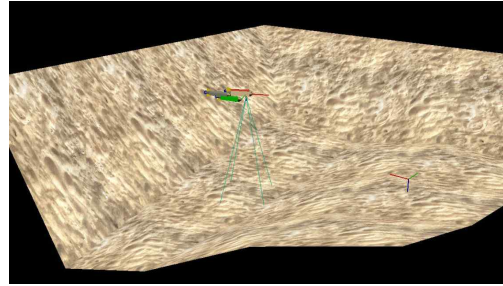


그림 6. 해저 지형 정보를 이용한 위치추정 시뮬레이션
Fig. 6. Localization simulation using underwater bathymetry

해저 지형 정보를 이용한 위치추정 방법은 그림 7과 같이 시뮬레이션을 이용한다. 불확실성이 포함된 실제 로봇에 해저 지형을 측정 할 수 있는 거리 측정 소나를 장착한다. 그리고 외수용성 방법 중의 하나인 해저 지형 정보 총 4개를 얻는다. 본 실험은 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성을 동일한 조건으로 한 파티클 필터 방법과 무향 칼만 필터 방법의 위치추정 성능을 비교한다.

수중 로봇은 거리센서를 장착하여 4 개의 거리 데이터를 얻는다. 본 연구에서는 무향 칼만 필터와 파티클 필터가 동일한 성능을 가진 자기 수용성 센서와 외수용성 센서를 사용하여 로봇 위치를 추정한다. 즉 센서의 불확실성을 모델링하는 파라미터를 동일하게 설정한다. 표 1은 실험에 적용된 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성 파라미터를 나타낸다. 표 2는 실험에 사용한 속도 명령 정보이다. 수중 로봇 이동은 서지(surge) 운동과 요(yaw) 각에 의하여 반지름 10m인 원호 궤적을 갖는다. 또한 피치(pitch) 각에 의하여 나선형 궤적을 따라 이동하게 된다

표 1. 불확실성이 포함된 파라미터 설정 값
Table. 1. Value for uncertainty parameter

	proprioceptive error parameter(m)					exteroceptive error parameter(m)
	α_{ax}	α_{ay}	α_{az}	α_{q1}	α_{σ}	σ_T
dead reckoning	0	0	0	0	0	-
real robot	2.0	0.0	0	1.0	1.5	-
PF UKF	2.0	2.0	1.0	1.0	1.0	1.0

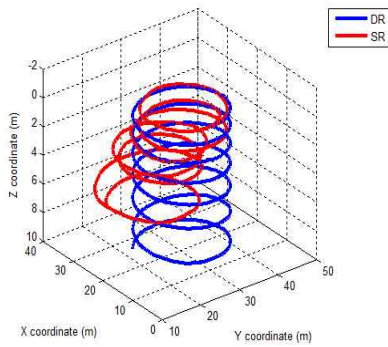
표 2. 시뮬레이션의 자기 수용성 정보
Table. 2. Motion command for the simulation

surge(u)	pitch(q)	yaw(r)	Δt
3.0(m/s)	0.1(rad/s)	0.3(rad/s)	0.1(sec)

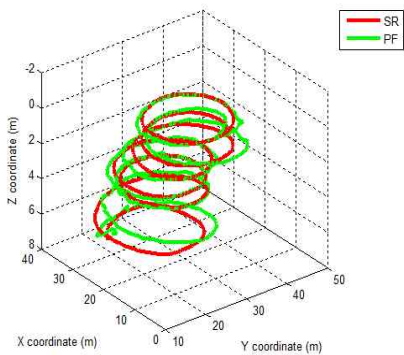
그림 7 (a)는 데드레크닝 방법, (b)는 파티클 필터 방법, (c)는 무향 칼만 필터 방법에 의한 위치 추정 결과를 나타낸다. 데드레크닝 방법은 시간이 흐를수록 오차가 누적되어 커지는 현상을 보인다. “DR”로 표시된 궤적은 데드레크닝에 의한 궤적이고, “SR”은 실제 로봇의 궤적이다. “SR”로 표시된 실제 로봇은 조류의 흐름, 입력 속도 오차 등을 포함하여 모델링되었으므로 규칙적인 나선형 궤적으로부터 벗어나게 된다. 데드레크닝 방법은 이러한 실제 로봇 이동

의 불확실성을 고려하지 못하므로 규칙적인 나선형이 되어 실제 로봇 궤적으로부터 벗어나게된다. (b), (c)는 파티클 필터와 무향 칼만 필터 방법의 결과이다. 파티클 필터 방법과 무향 칼만 필터 방법은 실제 로봇의 궤적에 가까운 위치 추정 결과를 보인다.

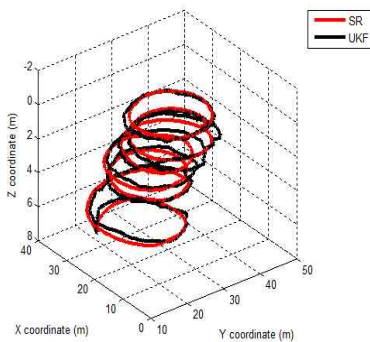
그림 8은 실험 결과에 의한 위치 추정 오차 히스토그램이다. 실제 로봇의 위치 “SR”과 각각의 방법들에 의해 추정된 로봇 위치 사이의 거리 오차 분포를 나타낸다. 여기에서 xest,pos는 각각의 방법들에 의해 추정된 로봇 위치이고, xreal,pos는 로봇의 실제 위치를 나타낸다. 그림 9는 매 샘플링 시간마다 추정된 로봇 위치와 실제 로봇 위치 사이의 거리 오차를 나타낸다.



(a) dead reckoning



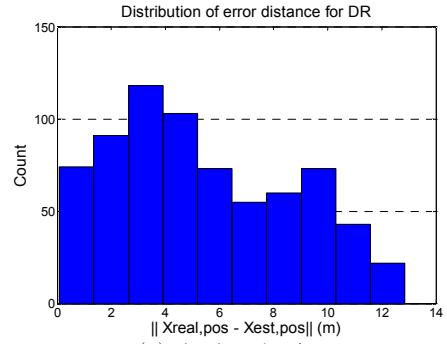
(b) particle filter



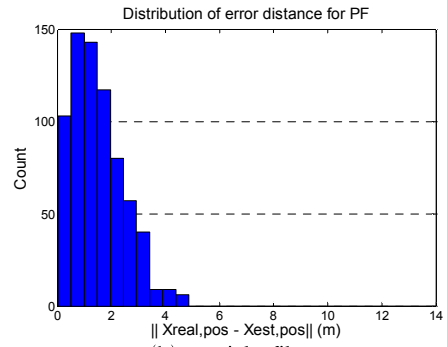
(c) unscented Kalman filter

그림 7. 위치 추정 궤적

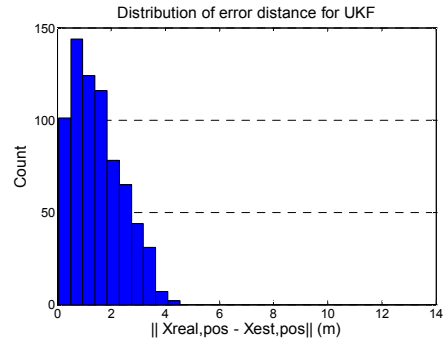
Fig. 7. Estimated trajectory for the three methods



(a) dead reckoning



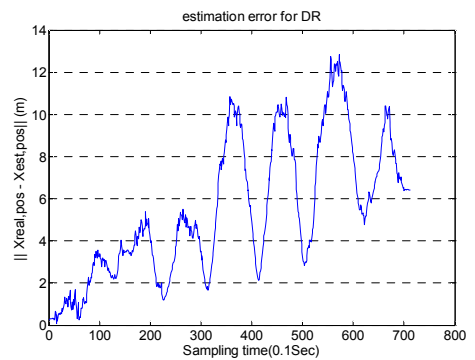
(b) particle filter



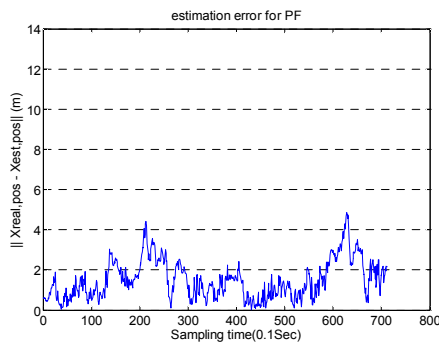
(c) unscented Kalman filter

그림 8. 추정 궤적의 거리 오차

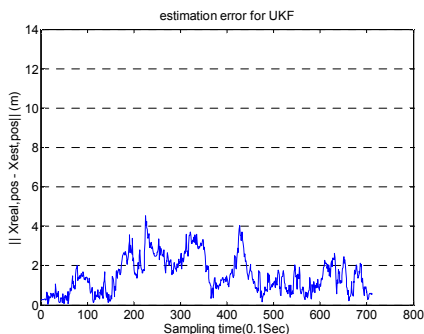
Fig. 8. Distance error of estimated trajectory



(a) dead reckoning



(b) particle filter



(c) unscented Kalman filter

그림 9. 시간 누적에 대한 거리 오차

Fig. 9. Distance error of sampling time accumulation

표 3은 각 방법들에 대하여 거리 오차의 평균, 표준 편차, 최대 오차, 알고리즘 처리 시간을 보여준다.

표 3. 추정 궤적에 대한 거리 오차 및 처리 시간 분석

Table. 3. Distance error and processing time analysis of the methods

	average error(m)	standard deviation(m)	error max(m)	$\Delta t(\text{sec})$
dead reckoning	5.43	3.27	12.84	0.0000035
PF	1.50	0.95	4.87	0.013
UKF	1.50	0.92	4.53	0.0003

그림 7, 8, 9, 그리고 표 3을 분석한 결과 파티클 필터와 무향 칼만 필터는 시간이 지남에도 거리 오차가 증가하지 않고 실제 로봇 위치에 근접한 위치 추정이 이루어짐이 관찰된다. 파티클 필터보다 무향 칼만 필터 방법에 의한 위치 추정의 오차 수준이 작은 것으로 계산되나, 그 차이가 무시할 만한 수준으로 판단된다. 그러나 두 방법의 알고리즘 처리 속도는 무향 칼만 필터가 파티클 필터보다 약 40배 빠를 수 있다.

4. 결론

본 연구에서는 해저 지형 정보를 이용하여 파티클 필터와 무향 칼만 필터에 의해 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법을 구현하고 그 성능을 분석하였다. 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성을 고려하여 파티클 필터와 무향 칼만 필터 방법에 의한 위치추정 오차의 평균과 표준 편차

그리고 처리 속도 등을 비교하였다. 데드레크닝 방법과 달리, 파티클 필터와 무향 칼만 필터 방법에서는 시간이 지나더라도 위치추정 오차가 누적되는 현상이 나타나지 않는다. 이는 파티클 필터와 무향 칼만 필터 방법이 자기 수용성 정보와 함께 외수용성 정보를 사용하여 오차를 보정하기 때문이다.

파티클 필터와 무향 칼만 필터의 경우 위치 추정 오차 평균과 표준 편차는 큰 차이를 보이지 않는다. 그러나 알고리즘 처리 수행 속도는 무향 칼만 필터가 파티클 필터 방법보다 약 40배 빠른 결과를 보인다. 향후 실 해역 지형 정보를 이용한 실시간 위치추정 실험을 통해 적용성을 향상시킬 것이 요구된다. 또한 제안된 방법이 적용 가능한 해저 지형 특성 및 지형 정보 분해도를 파악하는 연구가 필요할 것으로 판단된다.

References

- [1] J. C. Kinsey, R. M. Eustice, and L. L. Whitcomb, "A survey of underwater vehicle navigation: Recent advances and new challenges," *IFAC Conference of Manoeuvring and Control of Marine Craft*, 2006.
- [2] S. W. Noh, N. Y. Ko, Y. S. Moon, C. H. Yun, and H. T. Choi, "Navigation for an Unmanned Underwater Vehicle Using Unscented Kalman Filter," *Korean Unmanned Underwater Vehicle*, 2014.
- [3] L. Paull, S. Saeedi, M. Seto, and H. Li, "AUV Navigation and Localization: A Review," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 39, No. 1, Jan. 2014.
- [4] O. Bergem, "Bathymetric navigation of autonomous underwater vehicles using a multibeam sonar and a Kalman filter with relative measurement covariance matrices," Dr. Scient thesis, University of Trondheim, Norway, 1993.
- [5] D. H. Lee and Y. M. Yang, "Two-Dimensional Localization Problem under non-Gaussian Noise in Underwater Acoustic Sensor Network," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol.23, No.5, 2013.
- [6] J. Kim and H. S. Jung, "An Approach towards Online Bathymetric SLAM," *Proc. OCEANS 2011*, Sept. 2011.
- [7] I. Nygren and M. Jansson, "Terrain navigation for underwater vehicles using the correlator method," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol.29, No.3, pp. 906-915, 2004.
- [8] Morice, Colin, Sandor Veres, and Stephen McPhail, "Terrain referencing for autonomous navigation of underwater vehicles," *IEEE Oceans 2009-Europe*, May 2009.
- [9] S. Barkby, S. Williams, O. Pizarro, and M. Jakuba, "Incorporating prior maps with bathymetric distributed particle slam for improved auv navigation and mapping," *MTS/IEEE Biloxi-Marine Technology for Our Future: Global and Local*

Challenges, Oct. 2009.

[10] K. B. Anonsen and O. Hallingstad, "Sigma point Kalman filter for underwater terrain-based navigation." *Proc. IFAC Conf Control Appl. Marine System*, Sep. 2007.

[11] F. Teixeira and A. Pascoal, "Geophysical navigation of autonomous underwater vehicles using geo-magnetic information," *Proceedings of NGCUV'08-IFAC Workshop on Navigation*, 2008.

[12] C. Lin, X. Feng, and Y. Li, "UKF-based Parameter Estimation Method for Precise UUV Navigation," *Proceedings of the 12th International Offshore and Polar Engineering Conference*, 2010.

[13] M. J. Stanway, "Delayed-state sigma point Kalman filters for underwater navigation," *Autonomous Underwater Vehicles(AUV)*, 2010.

[14] H. Wang, G. Fu, J. Li, Z. Yan, and X. Bian, "An adaptive UKF based SLAM method for unmanned underwater vehicle," *Mathematical Problems in Engineering*, 2013.

[15] L. Wu, J. Ma, and J. Tian, "A self-adaptive unscented Kalman filtering for underwater gravity aided navigation," *Proc. 2010 IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium*, May. 2010.

[16] T. G. Kim, "Localization Method for Navigation of an Underwater Robot," PhD thesis, Chosun University, 2013.

[17] S. J. Kim and Y. H. Joo, "Mobile Object Tracking Algorithm Using Particle Filter," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol.19, No.4, 2009.

[18] T. G. Kim, N. Y. Ko and 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, 2012.

[19] E. A. Wan, R. Van Der Merwe. "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation," *Adaptive Systems for Signal Processing*, 2000.

[20] S. J. Julier, J. K. Uhlmann. "New extension of the Kalman filter to nonlinear systems," *AeroSense'97. International Society for Optics and Photonics*, 1997.

[21] J. H. Lee, K. H. Jung, J. M. Kim and S. S. Kim, "Sensor Fusion of Localization Using Unscented Kalman Filter," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol.21, No.5, 2011.

[22] A. R. Hwang, "Simultaneous localization and mapping based on the unscented kalman filter for unmanned underwater vehicle," Phd. thesis, Seoul University, 2007.

[23] R. Van Der Merwe, E. A. Wan. "The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation," *2001 IEEE International Conference on*, 2001.

[24] C. H. Yun, Y. P. Lee, N. Y. Ko, and Y. S. Moon, "Broad-band Underwater Acoustic Transducer for Doppler Velocity Log," *Journal of Institute of*

저 자 소 개



노성우(Sung Woo Noh)

2008년 : 조선대학교 제어계측공학과
공학사
2010년 : 조선대학교 대학원 제어계측
공학과 공학석사
2014년 : 조선대학교 대학원 정보통신
공학과 공학 박사

관심분야 : 지상로봇, 수중로봇 네비게이션
Phone : +82-62-230-7766
E-mail : nswking0212@naver.com



고낙용(Nak Yong Ko)

1985년 : 서울대학교 제어계측공학과
공학사
1987년 : 서울대학교 대학원 제어계측공
학과 공학석사
1993년 : 서울대학교 대학원 제어계측공
학과 공학 박사

1997년~1998년, 2004년~2005년 : Carnegie Mellon Univ,
Robotics Institute, visiting research scientist
1992년~현재 : 조선대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 지상로봇, 수중 로봇 네비게이션
Phone : +82-62-230-7108
E-mail : nyko@chosun.ac.kr



최현택(Hyun Taek Choi)

1991년 : 한양대학교 전자공학과 공학사
1993년 : 한양대학교 대학원 전자공학과
공학석사
2000년 : 한양대학교 대학원 전자공학과
(제어 및 로봇틱스) 공학박사
1993년~1995년 : KT 연구개발원
S/W 연구소 전임연구원

2000년~2003년 : 하와이 주립대학교 기계공학과 Post-Doc.
2003년~현재 : 한국해양과학기술원, 선박해양플랜트연구소
책임 연구원

관심분야 : 수중로봇, 해양시스템, 강인제어
Phone : +82-42-866-3813
E-mail : htchophd@kiost.ac