

# Unscented Kalman Filter을 이용한 Simultaneous Localization and Mapping 기법 적용

황아름 · 성우제  
서울대학교 조선해양공학과

## A Simulation for Robust SLAM to the Error of Heading in Towing Tank

Arom Hwang\* \*, Woojae Seong\*

Dept. of Naval and Ocean Engineering Seoul National Univ.\*

**KEY WORDS:** SLAM, Local Submap, AUV 부인 자율 잠수정, Range Sonar 거리 측정 소나, UKF, Data Association

**ABSTRACT:** Increased usage of autonomous underwater vehicle (AUV) has led to the development of alternative navigational methods that do not employ the acoustic beacons and dead reckoning sensors. This paper describes a simultaneous localization and mapping (SLAM) scheme that uses range sonars mounted on a small AUV. The SLAM is one of such alternative navigation methods for measuring the environment that the vehicle is passing through and providing relative position of AUV by processing the data from sonar measurements. A technique for SLAM algorithm which uses several ranging sonars is presented. This technique utilizes an unscented Kalman filter to estimate the locations of the AUV and objects. In order for the algorithm to work efficiently, the nearest neighbor standard filter is introduced as the algorithm of data association in the SLAM for associating the stored targets the sonar returns at each time step. The proposed SLAM algorithm is tested by simulations under various conditions. The results of the simulation show that the proposed SLAM algorithm is capable of estimating the position of the AUV and the object and demonstrates that the algorithm will perform well in various environments.

### 1. 서 론

AUV(Autonomous Underwater Vehicle)에 대한 활용도가 높아지면서, 긴 시간 동안 넓은 해역에서 운용되는 자율 운항하는 AUV의 항해 오차를 줄이고 정확한 위치를 파악하는 것은 AUV의 안전 하고 효율적인 운용에 있어서 중요한 문제가 되고 있다. 오랜 시간 동안 사용되어 온 미리 정해놓은 경로를 관성 항법 장치를 이용하여 항해하는 방법은 항해 시간이 길어지면 관성 항법 장치에서 발행하는 오차를 보정하지 않으면 무시할 수 없는 정도로 오차가 누적되어 AUV의 위치에 대하여 잘못된 정보를 제공하는 단점을 가지고 있다 (Smith et al., 1997). 관성 항법 장치를 사용할 때 발생하는 단점을 보완하기 위하여 음향 장치를 해저면 이나 모선에 장치하여 오차를 보정하는 방법이나 AUV가 운항 중 해수면으로 상승하여 GPS 정보를 이용하여 보정하는 방법이 사용되어져 왔다 (이종무 등, 2003). 이러한 방법들은 각각 해수면 노출로 인한 탐사 시간 장기화 및 복귀 어려움 및 음향 장치 설치 및 회수에 대한 어려움 및 운용 지역의 넓이에 대한 한계로 인하여 AUV의 넓은 해역에 대한 지속적인 해양 탐사 활동이 힘들게 할 수 있다. 이러한 기존의 방법에 대한 대안으로 외부에서의 도움이나 정보 없이 AUV 운용 해역에 대한 정보를 수집하여 이를 바로 AUV 위치를 파악하는 방법으로

제시된 방법이 Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) 기법이다. SLAM 기법의 목적은 고정되어 있는 AUV 운용 해역의 지형지물 정보를 이용하여 AUV의 위치를 파악하고 항해하는 것이다(Smith et al., 1997). SLAM 기법을 구현하기 위해서는 AUV와 물체의 위치를 동시에 추정하여 하는데, 이를 위하여 칼만 필터(Kalman Filter)가 주로 사용되어져 왔다. 칼만 필터는 백색 잡음 환경에서 선형화된 상태 방정식을 가지는 경우 가장 적합한 추정 기법으로 인정되어왔다(Wehlich and Bishop, 2004). 비선형식으로 표시되어지는 상태 방정식을 가진 system에 대해서 자코비안(Jacobian)을 이용하여 상태 방정식을 선형화하여 사용하는 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter) 역시 대부분의 경우에 대해서 백색 잡음 환경 일 경우 최적 추정 기법으로 여겨지고 있다. SLAM을 AUV 적용 시, AUV의 운동 방정식이 속도와 서수각의 곱으로 표시되는 비선형 방정식이기 때문에, 확장 칼만 필터를 적용할 때 선수각 오차가 추정 성능 결정에 매우 중요한 역할을 하게 된다. 더구나 예인 수조 실험 시, 정밀한 gyro 사용이 어려운 경우가 많기에 선수각 오차에 대하여 강인한 추정 알고리즘이 필요하게 된다. 이러한 확장 칼만 필터의 비선형성에 대한 약점을 극복하고자 여러 대안들이 연구되어져 왔다 (Simon and Chia, 2002) (Wen and Durrant-Whyte, 1992) (Geeter et al., 1997). 이 중 Unscented Kalman Filter (UKF)는 system에 대해서 자코비안(Jacobian)을 이용한 선형화 과정을 거치지 않고, 비선형 system 동적 관계식 (system dynamic equation)을 그대로 이용함으로써 동적 관계식의 비선형성에 의해서 받

제1저자 황아름 연락처: 서울특별시 관악구 신림동 산56-1

02-880-7332 snu21@snu.ac.kr

생하는 오차 문제를 방지할 수 있다. UKF을 SLAM에 적용할 경우, 효율적 비선형성 극복을 위해서 수행하는 sample을 선택하는 작업으로 인하여, EKF에 비해서 많은 계산 시간 또는 계산 성능을 요구하게 된다. 이러한 계산 시간 및 성능에 대한 요구는 본질적으로 SLAM을 실제 적용할 때 언제나 야기되는 가장 중요한 문제 였으면, 이에 대해서 SEIF, Decoupled SLAM, FastSLAM기법 등이 제안, 연구되어져 왔다. SEIF 와 Decoupled SLAM 기법은  $O(1)$ 의 계산 복잡도 구현이 가능하나, 위치 추정치에 관한 consistency를 획득하기 위한 가정들에 대한 정밀한 검증은 필요하다. FastSLAM 기법은 AUV에 위치 추정 작업과 물체들에 대한 추정작업을 분리함으로써  $O(\log n)$ 의 계산 복잡도 구현이 가능하나, AUV에 대한 정확한 위치 추정을 위해서 이론적으로 무한개의 다른 물체가 필요하고, 실제 환경에 대한 적용 시 탐지되는 물체의 개수와 AUV 위치 추정 성능이 연관성을 가지고 있어 물체 개수가 많아질 경우 계산 부담이 커질 수 있다.

본 논문에서는  $O(1)$ 의 계산 복잡도 구현이 가능하며, 서울대학교 조선해양공학과 예인 수조 환경에서 소형AUV 운항 실험을 할 때 적용 가능한 UKF와 Local submap을 이용한 SLAM 기법을 제안하고, 제안된 기법에 대한 정식화 과정을 제시하고자 한다. 또한 예인 수조 환경에서 2차원 운동에 대한 시뮬레이션을 통해 제안된 기법의 성능 검증을 제시하고자 한다.

## 2. State Constraints을 이용한 SLAM

### 2.1 Local Submap을 이용한 SLAM

본 논문에서 제시하는 SLAM 기법은 Stochastic mapping 기법을 기본으로 하고 있다 (Smith *et al.* 1990). AUV가 실제 상황에서 얻을 수 있는 자기 자신 및 주변 환경에 대한 공간적인 정보에는 센서의 제원 등으로 인해 오차가 포함되어 있다. Stochastic mapping 기법은 이러한 공간 정보에 본질적으로 포함되어 있는 오차를 줄이기 위하여 여러 개의 센서를 이용하여 여러 개의 공간 정보를 획득하고, 이러한 다수의 공간 정보들을 결합하여 로봇이 운항을 하면서 만들어낸 map이 사용 가능한 정도의 낮은 오차를 가지는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 센서에 의해 얻을 수 있는 거리, 방위각과 같은 명목상 공간정보에 대한 측정치와 센서의 제원을 이용하여 당해 공간 정보에 대한 확률 분포를 구성한다. 또한, AUV와 탐지된 물체 정보를 결합하기 위하여 AUV와 탐지되는 물체들에 대한 공간 정보를 하나의 시스템 상태(system state) 벡터로 구성한다. 구성된 시스템 상태 벡터에 대하여 해당 확률 분포를 이용하여 기댓값과 공분산 벡터를 추정하며, 이때 기댓값은 정보에 대한 추정치, 공분산 값은 각 정보에 대한 오차 및 정보들 사이의 의존도를 나타낸다. 구해진 기댓값과 공분산 벡터를 이용하여 해당 정보에 대한 Stochastic map을 구성한다. 시간 흐름과 로봇의 이동에 따른 stochastic map 구성 요소의 변화에 대한 관계식을 확장 칼만 필터를 적용하여 구현하였다. 이를 통하여 로봇이 운항하면서 지속적으로 물체를

탐지하고 탐지된 물체를 표시하는 지도를 작성하고 동시에 작성된 지도를 항해에 이용하는 것이 가능한 것이다.

전술한 SLAM 기법은 지도 내에 기록되어지는 물체의 개수가 늘어나는 것에 따라 계산의 복잡도가  $O(n^2)$ 으로 증가하게 된다. 이러한 state 크기 변화로 인한 계산 복잡도 증가는 AUV가 항해하는 환경이 커지게 될 경우 SLAM을 실제 적용할 시 극복해야 할 문제로 대두되게 된다. 이러한 계산의 복잡도 증가 문제를 해결하기 위한 방법으로 여러 가지 기법들이 연구되어져 왔다. 이중 Local submap을 이용한 SLAM은 AUV가 운항하는 해역을 몇 개의 submap으로 나누어 submap 내에서는 Full covariance 기법을 적용하여 AUV와 물체의 위치에 대한 추정치를 구하고 각각 submap 내에서 구한 추정치는 오직 당해 submap 내에서 사용하는 방법이다 (Kim 2004). Full covariance 기법을 도입함으로써 AUV와 물체의 위치에 대한 추정치의 수렴성을 확보가 가능하다 (Newman 1999). 또한 EKF을 submap 내 SLAM 구현 기법으로 도입하여 local submap에서 획득한 추정치의 일관성 획득이 가능하며, 다른 submap을 통하여 획득되어진 위치 추정에 대한 정보를 이용하여 submap을 구성한 이후, submap 상호간의 추정치에 대한 정보 교환 없이 당해 submap 내에서만 사용함으로써 각 submap 위치 추정치에 대한 일관성 획득이 가능하다. 이러한 일관성 획득에서 가장 중요한 역할을 수행하는 것이 root feature라 불리는 각 submap내에서 사용되어지는 좌표계의 기준이 되는 물체이다. 각 root feature를 통해서만 정보 전달이 이루어짐에 따라 전체적인 과정의 일관성 획득이 가능하다. 또한 전체 환경을 여러 개의 submap으로 나누어 계산을 수행함으로써 전체 환경에 대한 Full covariance 기법을 사용 시 발생할 수 있는 계산 복잡도 증가를 방지할 수 있다.

### 2.2 Unscented Kalman Filter

SLAM 기법은 기본적으로 확장 칼만 필터를 도입하여, 로봇과 물체의 위치와 불확실성을 추정하였다. SLAM 이외의 비선형 시스템 추정에도 많이 사용되어져온 확장 칼만 필터는 기본적으로 비록 시스템이 비선형이지만, 부분적으로는 선형성을 가진다는 가정이 성립되어야만, 사용될 수 있다. 또한 비선형 시스템 관계식을 확장 칼만 필터에 적용하기 위하여 계산하여야 하는 자코비안(Jacobian)은 실제 적용시 유일해를 갖는 형태로 계산할 때 많은 어려움을 가지고 이용하여 상태 방정식을 선형화하는 것이 많은 문제점을 가지고 왔다. Unscented 칼만 필터는 비선형 시스템 관계식에 대해서 선형화 작업을 요구하지 않고 비선형 관계식을 그대로 사용함으로써, 비선형성으로 인한 오차 발생을 최소화 할 수 있는 이점을 가지고 있다. 비선형 관계식을 사용하기위해서, Unscented 칼만 필터는 Unscented 변환을 사용하고 있다. Unscented 변환은 Gaussian 분포의 평균과 분산을 sampling을 통하여, 적절하게 비선형 관계식에 적용하는 변환이다. Unscented 변환은 sigma point이라는 Gaussian 분포에 대한 sampling point를 구하는 것으로부터 시작한다. Sigma point를 구하는 방법은 아래와 같다.

$$\mathbf{x}^{(0)} = \bar{\mathbf{x}}. \quad (1)$$

$$\mathbf{x}^{(i)} = \bar{\mathbf{x}} + (\sqrt{N_x P_{xx}})_i, W^{(i)} = \frac{1}{2N_x}. \quad (2)$$

$$\mathbf{x}^{(i+N_x)} = \bar{\mathbf{x}} - (\sqrt{N_x P_{xx}})_i, W^{(i+N_x)} = \frac{1}{2N_x}. \quad (3)$$

식(2)-(3)에서  $N_x$ 은 시스템 상태 벡터의 차원이며,  $(\sqrt{N_x P_{xx}})_i$ 은  $N_x P_{xx}$ 의 matrix square root의  $i$ 번째 열을 나타낸다.

Unscented 칼만 필터는 Unscented 변환을 통해서 구한 sigma point를 이용하여, 추정치의 평균과 분산에 대한 예측(predict)을 수행하게 된다. 시스템 관계식이  $f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{q}(k))$ 일 때 예측은 시스템 추정치에 대한 예측은 아래와 같이 이루어진다.

$$\chi^i(k+1|k) = f(\chi^i(k), u(k), q(k)). \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W^i \chi^i(k+1|k) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W^i (\chi^i(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}_k) \times (\chi^i(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}_k)^T. \quad (6)$$

측정(measurement)에 대한 관계식이  $h(\mathbf{x}(k), \mathbf{w}(k))$ 일 때 측정치에 대한 예측은 아래와 같이 이루어진다.

$$Z_i(k+1|k) = \mathbf{h}(\chi_i(k+1|k), \mathbf{w}(k)), \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n+1} W_i Z_i(k+1|k) \quad (8)$$

칼만 gain을 구하기 위한 innovation은 Unscented 칼만 필터에서는 아래와 같이 구하여진다.

$$\mathbf{S}_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i (Z_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)) \times (Z_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k))^T, \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{.vv} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\chi_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)) \times (Z_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k))^T. \quad (10)$$

갱신 과정은 일반적인 칼만 필터의 갱신과정과 동일하게 이루어진다.

### 3. SLAM기법 정식화

#### 3.1 UKF을 이용한 local submap SLAM

전술한 Local submap을 이용한 SLAM 기법은 각각의 submap에 대해서 full covariance 방법을 이용하여 submap 내

에서의 AUV와 물체들에 대한 추정치를 계산하게 된다. 이때 AUV의 상태를 표시하는 system state는 식 (11)과 같이 정의된다.

$$\mathbf{x}_v = [x \ y \ V]. \quad (11)$$

식 (1)에서  $x$  와  $y$ 는 AUV의 2차원적 위치를 표시하며,  $v$ 는 AUV의 속도를 나타낸다. 거리 측정소나(Range Sonar)에 의해 탐지되는 물체의 상태를 나타내는 system state는 식(12)와 같이 정의된다.

$$\mathbf{x}_{on} = [x_{on} \ y_{on}] \quad n=1, 2, \dots, m. \quad (17)$$

식 (12)에서  $x_{on}$ 와  $y_{on}$ 는 탐지되어진 물체의 2차원적 위치를 표시한다.  $n$ 은 submap에 존재하는 물체에 갯수를 나타낸다. Stochastic mapping기법에 의해 현재 시스템 상태를 나타내는 시스템 상태 벡터는 AUV와 물체의 system state를 결합시켜 식 (13)과 같이 표현한다.

$$\mathbf{x} = [x_v \ x_{o1} \ x_{o1} \ \dots \ x_{om}]^T. \quad (13)$$

AUV의 운동은 이산적 2차 운동학적 모델(가속도가 백색 잡음으로 존재하는 등속도 운동 모델)을 이용하여 식 (14)와 같이 시간에 따른 이산화 수식으로 구성하였다.

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k) + \mathbf{q}(k). \quad (14)$$

식 (14)에서  $k$ 는 이산화된 시간을 나타내며,  $\mathbf{F}$ 는 전달 행렬을 나타내며, 식 (20)와 같이 표현된다.  $\mathbf{q}$ 는 오차 항으로 백색 가우시안 잡음으로 가정한다.

$$\mathbf{F} = [\mathbf{F}_v \ \mathbf{F}_o]. \quad (15)$$

$$\mathbf{F}_v = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T \cos \psi \\ 0 & 1 & T \sin \psi \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

$$\mathbf{F}_o = \begin{bmatrix} 1 & 0 & L & 0 \\ 0 & 1 & L & 0 \\ M & M & O & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

측정값은 물체에 대한 거리 및 방위각으로 얻어지며, 측정 오차는 기댓값이 0라고 가정하며 분산은 소나 제원에 의하여 구할 수 있다. 측정값은 식 (18)과 같이 정리 될 수 있다.  $r$ 은

물체까지의 거리,  $\theta$  는 방위각을 나타내며,  $\mathbf{w}$  는 각각에 대한 측정 오차를 나타낸다.

$$\mathbf{z}(k) = \begin{bmatrix} r(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} + \mathbf{w}(k) \quad (18)$$

식(18)은  $\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{w}(k)$  와 같이 system state의 함수로서 표현 할 수 있다. 이 때 함수  $\mathbf{h}$ 는 식(19)와 같이 표현 된다.

$$\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k)) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x(k) - x_o(k))^2 + (y(k) - y_o(k))^2} \\ \arctan \frac{y_o(k) - y(k)}{x_o(k) - x(k)} \end{bmatrix}. \quad (19)$$

전술한 AUV에 대한 수식화 모델을 이용하여 Unscented 칼만 필터 알고리즘을 적용하여 예측(Predict)이 이루어진다.

$$\chi^i(k+1|k) = \mathbf{F}\chi^i(k) + u(k) + q(k). \quad (20)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W^i [\mathbf{F}\chi^i(k) + u(k) + q(k)] \quad (21)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W^i (\chi^i(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}_k) \times (\chi^i(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}_k)^T. \quad (22)$$

$$\mathbf{Z}_i(k+1|k) = \mathbf{h}(\chi_i(k+1|k), \mathbf{w}(k)). \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n+1} W_i \mathbf{Z}_i(k+1|k) \quad (24)$$

system state을 구성하고 있는 물체의 개수가  $m$  개 라 할지다 로 실제 획득 가능한 소나 정보의 개수가 3개이면 SLAM과정에서 이용되어지는 물체는 3개이기 때문에 지도에 기록된 물체와 소나를 통해 측정된 측정치를 미리 비교하여 획득한 측정치와 연관성이 큰 물체를 선택하는 것은 계산 효율을 높일 수 있다. 이를 위하여 Nearest Neighbor Standard Filter(NNSF)을 이용하여 획득된 측정치와 상관성이 큰 물체를 선택하여 이에 대해서만 남은 과정을 수행하게 된다 (Bar-Shalom and Forman, 1988). NNSF는 Predict 과정에서 획득한 물체에 대한  $m$  번째 예측 측정치와  $n$  번째 실제 측정치 사이의 innovation 을 이용하여 특정 물체를 선택하게 된다. innovation은 아래와 같이 표현된다.

$$\Gamma_{m,n}(k+1) = \mathbf{z}_n(k+1) - \hat{\mathbf{z}}_m(k+1|k) \quad (25)$$

$m = 1, 2, K, M, n = 1, 2, 3, k : \text{time index}.$

식 (25)에 의해 구하여진 innovation은 공분산 행렬  $S_{m,n}(k+1)$ 에 의해 정규화 되어 다음과 같은 정규화 된 innovation을 구할 수 있다.

$$\gamma_{m,n} = \Gamma_{m,n}^T \mathbf{S}_{m,n}^{-1} \Gamma_{m,n}. \quad (26)$$

$\gamma_{m,n}$ 은 2차 자유도를 카이( $\chi^2$ ) 분포를 보여주기 때문에 측정된 물체와 예측된 물체가 일치할 수 있는 확률을 결정하는 것이 가능하다.  $\gamma_{m,n}$ 이 사전에 정해진 임계치 보다 작은 경우 실제 얻어진  $n$  번째 측정치는 예측된  $m$  번째 측정치에 관련된 innovation 행렬과 칼만 gain을 구하는 것에 이용된다. 특정 실제 측정치에 대하여 모든  $m$  개의 예측 측정치를 이용하여 구한  $\gamma_{m,n}$ 이 임계치보다 클 경우 새로운 물체의 system state를 구성하여 기존 시스템 상태 벡터에 더하게 되고 새로운 시스템 상태 벡터에 대한 covariance matrix를 구성한다. 새로운 시스템 상태 벡터와 covariance matrix는 식 (27)~(29)과 같이 구성되어진다.

$$\hat{\mathbf{x}}(k) \leftarrow \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(k) \\ \hat{\mathbf{x}}_{o_{new}} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mathbf{P}(k) \leftarrow \begin{bmatrix} \mathbf{P}(k) & \mathbf{P}(k)\mathbf{G}_v^T \\ \mathbf{G}_v\mathbf{P}(k) & \mathbf{G}_v\mathbf{P}(k)\mathbf{G}_v^T + \mathbf{G}_z\mathbf{R}\mathbf{G}_z^T \end{bmatrix}.$$

$$\mathbf{z}_{new} = \begin{bmatrix} r \\ \theta \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x}_{o_{new}} = \mathbf{l}(\mathbf{x}(k), \mathbf{z}_{new}) = \begin{bmatrix} x + r \cos \theta \\ y + r \sin \theta \end{bmatrix}. \quad (28)$$

$$\mathbf{G}_v = \frac{\partial \mathbf{l}}{\partial \mathbf{x}_v} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -r \sin \theta \\ 0 & 1 & r \cos \theta \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G}_z = \frac{\partial \mathbf{l}}{\partial \mathbf{z}_{new}} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -r \sin \theta \\ \sin \theta & r \cos \theta \end{bmatrix}. \quad (29)$$

기존 물체에 관련된 실제 측정치 탐색 및 새로운 물체에 대한 추가 작업이 완료된 이후 일반적인 확장 칼만 필터의 과정을 이용하여 갱신(update) 작업이 수행된다. 이를 위하여 innovation, 공분산 행렬을 전술한 식 (9),(10)와 같이 계산한다. 계산되어진 innovation, 공분산 행렬을 이용하여  $m$  번째 물체에 대한 칼만 gain과 갱신 (Update)에 대한 계산이 식 (30)-(32)과 같이 이루어진다.

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_{xv} \mathbf{S}_k^{-1}. \quad (30)$$

$$\mathbf{x}(k+1|k+1) = \mathbf{x}(k+1|k) + \mathbf{K}(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k). \quad (31)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{K}\mathbf{S}_k\mathbf{K}^T. \quad (32)$$

### 3.2 지도 위치 추정

AUV가 운항을 함에 따라 속해있던 local submap을 벗어나게 될 경우 AUV가 새롭게 속하게 될 submap에 대한 탐색 또는 제작 작업을 하게 된다. 이러한 submap에 대한 관리 작업

을 지도 위치 추정 작업(Map location estimatoin)이라 하며, 이 작업은 AUV가 기존의 submap에서 벗어나는 경우에만 필요한 작업으로서 전술한 한개의 submap에 대한 Full covariance SLAM 작업과 별도로 운용을 하는 것이 가능하다. 지도 위치 추정 작업의 순서는 아래와 같다. AUV가 기존의 submap에서 벗어나는 경우 먼저 AUV의 현재 위치를 포함하고 있는 기존 submap이 있는 지에 대한 탐색 작업을 수행하게 된다. 기존 submap이 존재하는 경우 AUV가 당해 submap을 현재 시간에서 사용할 submap으로 결정하여 전술한 full covariance SLAM을 이용하여 당해 submap에 대하여 AUV와 물체에 대한 추정 작업을 수행하게 된다. 만일 여러 개의 submap이 검색될 시에는 구성된 순서 상 가장 오래된 submap에 AUV가 속해 있는 것으로 결정한다. 기존 submap에서 적합한 submap을 찾지 못할 시에는 새로운 submap을 제작하게 된다. 이 때 새롭게 제작되어지는 submap은 현재의 AUV의 위치를 중심으로 하는 원으로 구성하게 된다. 새로이 구성되는 subamp의 root feature는 반드시 기존 submap과 공유하는 feature 중 결정되어진다. 공유되고 있는 feature가 여러 개일 경우 각기 root feature에 대한 global uncertainty 값을 구하여 그 중 가장 작은 값을 가지고 있는 feature를 root feature로 결정하게 된다. AUV의 이동으로 인하여 기존의 submap에서 다음 submap으로 이동 시 system state의 모든 값은 아래 관계식에 의해 새로운 submap의 root feature을 기준으로 하는 값으로의 변환이 이루어진다. 2.1절에서 전술한 바와 같이 root feature는 당해 submap 내에 AUV가 속해 있을 시 SLAM 과정에서 제외되어 submap 사이의 정보 교환을 방지한다. submap 이동시 root feature의 이동으로 인한 system state 와 covariance matrix의 변환은 식(34)-(36)과 같이 이루어진다.

새로운 submap의 root feature가 속해있던 기존 submap의 root feature의 global position vector는 식 (34)와 같이, 새롭게 선택된 root feature가 기존에 속해 있던 local submap의 root feature에 대한 local position vector는 식 (35)과 같이 표현될 수 있다.

$$\mathbf{x}_{oi} = \begin{bmatrix} x_{oi} \\ y_{oi} \\ \theta_{oi} \end{bmatrix}. \quad (34)$$

$$\mathbf{x}_{ij} = \begin{bmatrix} x_{ij} \\ y_{ij} \\ \theta_{ij} \end{bmatrix}. \quad (35)$$

새롭게 구성되는 submap의 root feature의 global position vector는 식 (36)과 구할 수 있다.

$$\mathbf{x}_{oj} \equiv \mathbf{x}_{oi} \oplus \mathbf{x}_{ij} = \begin{bmatrix} x_{oi} + x_{ij} \cos \theta_{oi} - y_{ij} \sin \theta_{oi} \\ y_{oi} + x_{ij} \sin \theta_{oi} - y_{ij} \cos \theta_{oi} \\ \theta_{oi} + \theta_{ij} \end{bmatrix}. \quad (36)$$

새로운 root feature의 covariance matrix는 식 (37)과 같이 구하여진다. root feature의 global uncertainty는 covariance matrix의 determinant 새로운 구성될 submap과 기존 존재하는 submap사의 공유되는 물체의 개수가 복수일 경우에는 모든 공유되는 물체에 대하여 식(34)-(37)을 이용하여 global uncertainty을 구하여 그중 가장 낮은 수치를 가지고 있는 물체를 새로운 submap의 root feature로 사용하게 된다.

$$\mathbf{P}_{oj,oj} = \mathbf{J}_{\oplus} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{oi,oi} & \mathbf{P}_{oi,ij} \\ \mathbf{P}_{ij,oi} & \mathbf{P}_{ij,ij} \end{bmatrix} \mathbf{J}_{\oplus}^T, \quad \mathbf{J}_{\oplus} \equiv \frac{\partial(\mathbf{x}_{oj})}{\partial(\mathbf{x}_{oi}, \mathbf{x}_{ij})} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -(y_{oj} - y_{oi}) & \cos \theta_{oi} & -\sin \theta_{oi} & 0 \\ 0 & 1 & (x_{oj} - x_{oi}) & \sin \theta_{oi} & \cos \theta_{oi} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (37)$$

Table 1 General Parameter for simulation.

Sampling time	1 Hz
Operation time	120 sec
Variance of velocity	$(0.1 \text{ m/s})^2$
Variance of objects	$(1 \text{ m})^2$
Variance of range	$(1 \text{ m})^2$
Variance of angle	$(1^\circ)^2$

#### 4. 시뮬레이션

전술한SLAM 기법이 실제 예인 수조 환경에서 선수각 오차에 강인지 여부를 확인하기 위하여 Decoupled 기법의 성능 확인을 위해서 AUV I의 운동을 근사할 수 있는 simulator을 이용하여 3개의 소나를 이용한 zigzag 모션 실험을 수행하여 (Arom and Seong, 2005) 획득한 예인 수조에 대한 거리 정보를 이용하여 시뮬레이션 을 수행하였다.

실험에서 사용되어지는 기본 인자는 Table1에 제시되어 있는 인자를 사용하였다. Table 2에 지그재그 운동 시 사용되어진 조건이 제시되어 있다. 물체는 기본적으로 point feature로 가정하여 별도의 형상을 가지고 있지 않는 것으로 가정하였다. Local submap 기법을 위한 인자들은 Table 3에 제시되어 있다. Fig. 1은 실험에서 사용되어진 simulator를 보여 주고 있다.

Table 1 General Parameter for simulation.

Sampling time	1 Hz
Operation time	120 sec
Variance of velocity	$(0.1 \text{ m/s})^2$
Variance of objects	$(1 \text{ m})^2$
Variance of range	$(1 \text{ m})^2$
Variance of angle	$(1^\circ)^2$

Table 2 Conditions of experiment.

Velocity	0,1, 0,3 m/s
Number of channels	3
Number of objects	6
Distribution of objects	irregular
Change of heading	-20 ~ 20 °

Table 3 Parameter for Local Submap.

Range of Submap	3 m
Number of sharing feature	4
Number of neighboring	2

Table 4 Conditions of extra objects.

Shape	Cylinder	Cube
Material	Stainless steel	steel
Dimension	$\varnothing 50 \times 200 \text{ mm}$	$50 \times 50 \times 100 \text{ mm}$

실험 시 사용된 환경은 예인 수조 벽 이외에도 별도의 물체를 부표를 이용하여 예인 수조 내 6군데에 수심 50 cm 의 위치에 배치하여 실험을 수행하였다. 실험에서 사용되어진 물체에 대한 조건은 Table 4에 제시되어 있다. 물체의 형태가 point feature가 아니지만, cylinder 형태를 가지고 있어 point feature로 가정하여 실험을 수행하였다. Fig. 2는 속도가 예인 전차를 0.1 m/s로 운행하였을 때 확장 칼만 필터 기반 SLAM 기법의 결과를 좌측에, Unscented 칼만 필터 기반 SLAM 기법의 결과를 우측에 각각 보여 주고 있다. Fig. 3은 예인 전차 운행 속도가 0.3 m/s 일 때 확장 칼만 필터 기반 SLAM과 Unscented 칼만 필터 기반 SLAM 기법에 의한 결과를 Fig. 2와 마찬가지로

가지로 각각 보여 주고 있다. 예인 수조 실험 시 벽에 대한 절대 위치 정보는 시간의 변화에 따라 변화하지 않음으로 오차 분석에 사용하기에 적합하다. 이에 Fig. 4, 5는 각각 Fig. 2, 3에 도시되어 있는 결과에 대해서 벽의 y 방향 위치에 관한 에러의 절댓값에 대한 분석 결과를 보여 주고 있다.

Fig. 2, 3에 도시된 결과를 살펴보면, Unscented 칼만 필터를 적용한 SLAM 기법이 벽과 벽이 외에 물체에 대해서 수행한 mapping 결과가 확장 칼만 필터를 적용한 기법에 비해서, heading 각이 변화할 때 와 변화한 이후, 보다 정확한 결과를 보여 주고 있음을 확인 할 수 있다. 특히 heading 각 변화시, 확장 칼만 필터를 적용한 SLAM 기법의 경우, 예인 수조 벽이 heading 각 변화에 따라 그 위치가 따라 변화하는 것은 목격할 수 있으며, 이는 AUV의 위치를 추정할 때 heading 각 변화로 인하여 생겨나는 비선형성에 의해서 발생하는 오차로 인한

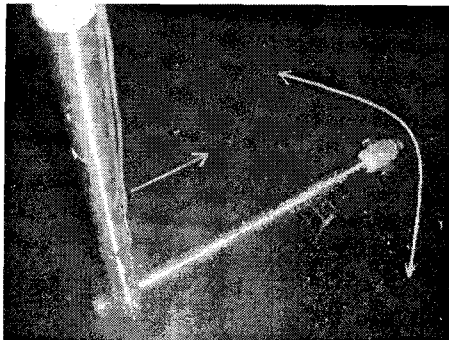


Fig. 1 Simulator for heading motion.

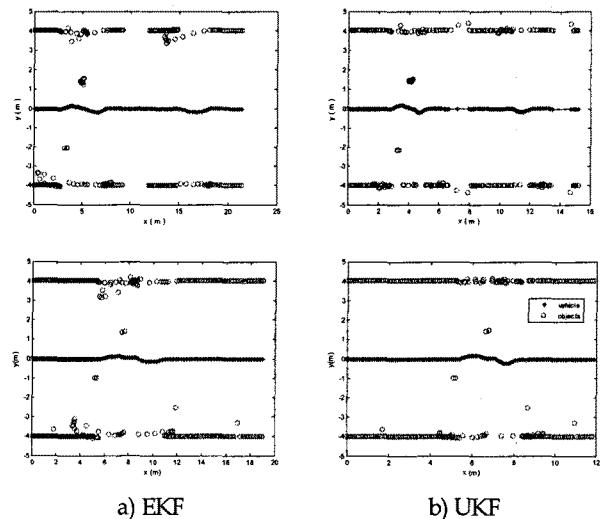


Fig. 2 Comparison Mapping Result between EKF and UKF when velocity is 0.1 m/s

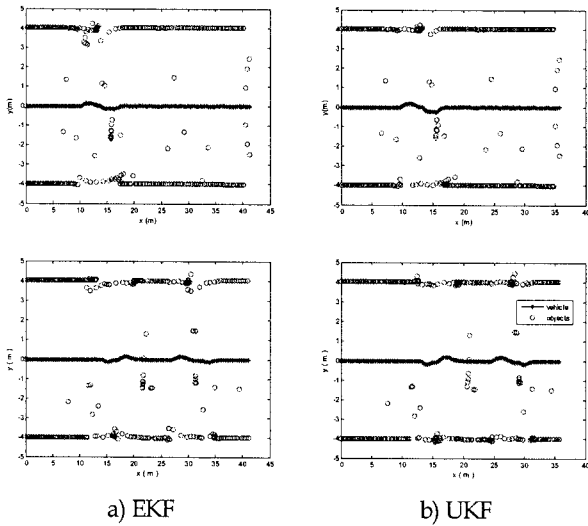


Fig. 3 Comparison Mapping Result between EKF and UKF when velocity is 0.3 m/s

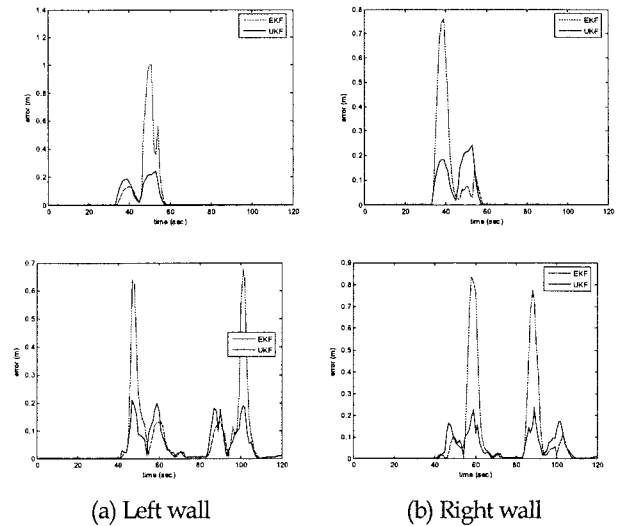


Fig. 5 Comparison Errors about the both wall of towing tank between SLAM based on EKF and UKF when velocity is 0.3 m/s

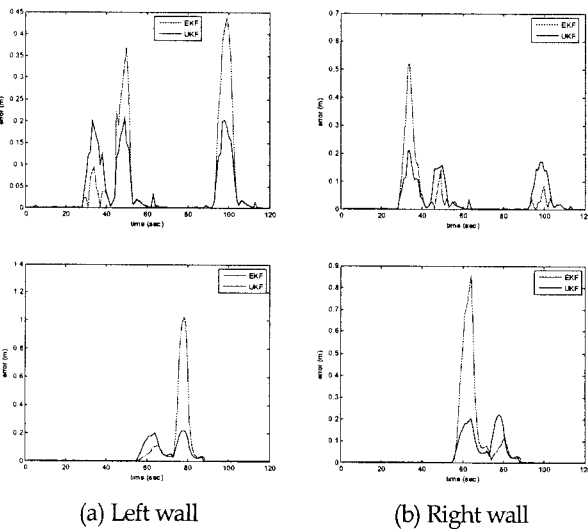


Fig. 4 Comparison Errors about the both wall of towing tank between SLAM based on EKF and UKF when velocity is 0.1 m/s

영향이 원인으로 예측된다. Fig. 2, 3에 도시된 결과로부터 확장 칼만 필터에 비해서 Unscented 칼만 필터가 가지고 있는 장점인 비선형성에 대한 영향을 덜 받는 것은 확인할 수 있다. Fig. 4, 5에서 벽에 대한 양 기법에 대한 오차 분석 결과를 살펴보면, Unscented 칼만 필터를 적용한 SLAM 기법이 확장 칼만 필터를 사용한 기법에 대해서 heading 각 변화시 최대 오차에서는 약 20% 이상 오차 발생이 줄어들 것을 보여 주고 있다. 또한 확장 칼만 필터를 사용하는 기법에서는 상황에 따라 오차의 상한 값이 변화하는 것에 비해 Unscented 칼만 필터에 의한 오차는 모든 경우에서 일정한 값 이상으로 증가하지 않고 제한되고 있음을 확인할 수 있다. 이는 전술한 바와 같이 비선형성에 대해서 강인한 성질을 가지고 있는 Unscented 칼만 필터의 이점을 확실하게 보여주고 있는 것이다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 예인 수조 내에서 운항하는 AUV에 대하여 거리 측정 소나를 이용한 SLAM 기법에 대해서 비선형성으로 인한 오차 발생을 최소화 할 수 있도록 Unscented 칼만 필터를 도입, 적용하였다. Unscented 칼만 필터를 기반으로 하는 SLAM을 AUV에 적용함에 있어 계산 능력에 대한 부담 감소와 구성되어지는 주변 환경에 대한 지도 및 AUV 위치 정보 등에 대한 일관성을 획득하기 위하여 Local Submap을 이용한 기법을 도입하여 알고리즘을 정식화하였다. 등속도 운동을 하며 heading 각이 다양하게 변화하고 다수의 point feature 형태의 물체가 존재하는 환경에서 시뮬레이션을 수행하여, 제안된 알고리즘이 적절한 성능을 보여 주는 것을 확인 하였다.

향후 연구 과제로서 point feature 아닌 형상을 가진 물체가 존재하는 환경에서의 성능에 대한 확인 및 다양한 형상을 가진 물체에 대해서 feature parameter를 추출할 수 있는 기법에 대한 개발이 필요 할 것이다. 또한 AUV 자율 운항 실험을 위해서 AUV의 총괄 항해 제어 시스템과 연동 작업이 이루어져야 할 것이다. 또한 3차원 운동시에도 사용가능하도록 추가적인 알고리즘 개선 작업이 필요 할 것이다.

## 참 고 문 헌

- 이종무, 이판목, 김시문, 홍석원, 서재원, 성우제 (2003). "반자율무인잠수정의 수중 복합항법 시스템 성능평가를 위한 회전팔 시험," 한국해양공학회지 제 17권 pp73-80.
- C. M. Smith, J. J. Leonard, A. A. Benenett, C. Shaw (1997). "Feature-based Concurrent Mapping and Localization for Autonomous Underwater Vehicles," Oceans 97, vol 2, pp 896-901.

- G. Welch, G. Bishop. "An introduction to the Kalman Filter," available at <http://www.cs.unc.edu/~welch>
- R.N. Carpenter (1998). "Concurrent Mapping and Localization with FLS," Proceedings of AUV98, pp 133 - 148.
- D. Simon, T.L. Chia (2002). "Kalman Filtering with State Equality Constraints," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 38, pp. 128-136.
- W. Wen and H. Durrant-Whyte (1991). "Model based active objects localisation using multiple sensors," Intelligent Systems and Robotics.
- J. De Geeter, H. Van Brussel, and J. De Schutter (1997). "A smoothly constrained Kalman Filter," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 19 pp. 1171-1177.
- R. Smith, M. Self, P Cheeseman (1990). Estimating Uncertain spatial relationship, in I. Cox and G Wilfong, editors, Autonomous Robot Vehicles, Springer-Verlag.
- S.J. Kim (2004). *Efficient Simultaneous Localization and Mapping Algorithm Using Submap Networks.* PhD Thesis, MIT.
- P.M. Newman (1999). *On the Structure and Solution for Simultaneous Localisation and Mapping Problem.* PhD Thesis, The University of Sydney.
- Y.Bar-Shalom, T.E. Forman (1988). *Tracking and Data Association*, Academic Press.
- A. Hwang, and W. Seong (2005). "Concurrent Mapping and Localization Simulation and Experiment using Range Sonar Data," UUST05.
- A. R. Stubberud and S.C. Stubberud (2004). "Sequential constraint estimation: implementation modifications," pp. 916-921 International Conference on Information Fusion.
- S. J. Julier and J. K. Uhlmann (1997). "A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems", Proc 11th SPIE
- S. J. Julier and J. K. Uhlmann (2004). "Unscented filtering and nonlinear estimation", Proc IEEE, vol 92, no 3, pp 401-422.
- J. Andrade-Cetto, T. Vidal-Calleja, and A. Sanfeliu (2005). "Unscented Transformation of Vehicle State in SLAM", Proc. IEEE ICRA pp 323-328.
- J. Langelaan and S. Rock (2005). "Passive GPS-Free Navigation for Small UAVs", IEEE Aerospace Conference, pp.1- 9.
- R. Martinez-Cantin and J. A. Castellanos (2005). "Unscented SLAM for Large-Scale Outdoor Environments", IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 328-333.