

수중로봇 위치추정을 위한 베이시안 필터 방법의 실현과 거리 측정 특성 분석

Implementation of Bayesian Filter Method and Range Measurement Analysis for Underwater Robot Localization

노성우¹, 고낙용[†], 김태균²

Sung Woo Noh¹, Nak Yong Ko[†], Tae Gyun Kim²

Abstract This paper verifies the performance of Extended Kalman Filter(EKF) and MCL(Monte Carlo Localization) approach to localization of an underwater vehicle through experiments. Especially, the experiments use acoustic range sensor whose measurement accuracy and uncertainty is not yet proved. Along with localization, the experiment also discloses the uncertainty features of the range measurement such as bias and variance. The proposed localization method rejects outlier range data and the experiment shows that outlier rejection improves localization performance. It is as expected that the proposed method doesn't yield as precise location as those methods which use high priced DVL(Doppler Velocity Log), IMU(Inertial Measurement Unit), and high accuracy range sensors. However, it is noticeable that the proposed method can achieve the accuracy which is affordable for correction of accumulated dead reckoning error, even though it uses only range data of low reliability and accuracy.

Keywords: underwater robot, localization, EKF, MCL, measurement outlier rejection

1. 서론

수중 로봇은 심해 자원 조사, 수중 구조물 건설, 수산업, 군사적 용도 등으로 사용되어지고 있다^[1]. 이를 위해 수중 로봇의 경로 계획, 장애물 회피 기술, 위치추정 기술, 지도 작성 기술 등과 같은 로봇의 자율 주행 기술이 요구된다^[2]. 특히 위치추정 기술은 다른 요소 기술들을 실현하기 위해 필수적으로 요구되는 기술이다. 수중 위치추정을 위한 확률 기반 방법으로는 칼만 필터(Kalman Filter: KF), 확장 칼만 필터(EKF), 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter: UKF), 파티클 필터(Particle Filter: PF) 또는 MCL

방법 등이 있다. 수중 로봇의 확률 기반 위치추정 방법은 Julier^[3], Wan^[4], Gordon^[5]에 의해서 발전되어왔다.

EKF는 수중 로봇 운동의 경우와 같이 상태 천이와 측정모델 함수가 비선형인 경우 선형화를 통하여 상태를 추정한다. 또한 상태 천이와 측정 오차가 가우시안 분포를 가지는 경우를 가정한다. 따라서 수중 로봇에서의 경우와 같이 상태 천이와 측정이 비선형성을 가지며, 오차에 비 가우시안 특성이 강한 경우 위치 추정 성능이 저하될 수 있다^[6].

파티클 필터를 이용한 위치 추정 또는 MCL 방법은 다수의 파티클을 이용하여 로봇의 확률적 위치 분포를 나타내며, 상태 천이와 측정에서 비선형 모델 함수를 그대로 이용한다. 따라서 비가우시안 오차 요소가 많고, 비선형성이 큰 수중 로봇의 경우에도 일반적으로 우수한 위치 추정 성능을 보인다. 그러나 추정해야할 변수가 많아지면 계산량이 많아져서 실시간 적용에 부적합해지는 문제점이 있다^[7].

현재 수중 로봇 위치추정을 위해서는 GPS(Global Positioning System), DVL(Doppler Velocity Log),

Received : Nov. 7. 2013; Reviewed : Dec. 24. 2013; Accepted : Feb. 14. 2014
※ This work was supported by NRF-Grant funded by the Korean Government(NRF-2013-R1A1A4A01-012469)

[†] Corresponding author : Dept. Control, Instrumentation and Robot Engineering, Chosun University, Seoseok-dong, Dong-gu, Gwangju, Korea (nyko@chosun.ac.kr)

¹ Information and Communication Engineering, Chosun University (nswking0212@naver.com)

² Ocean System Engineering Research Division, KIOST (ktg9114@naver.com)

IMU(Inertial Measurement Unit), LBL(Long Base Line), SBL(Short Base Line), USBL(Ultra Short Base Line) 등의 고가의 센서 시스템들이 일반적으로 사용되고 있다. 하지만 본 연구에서는 이러한 고가의 센서 시스템들을 사용하지 않고 로봇의 추진기(Thruster) 회전 속도, 러더(Rudder) 각, 엘리베이터(Elevator) 각 정보와 음향 비이컨에 의한 거리 정보를 사용하여 EKF와 MCL 방법에 의해 수중 로봇 위치 추정을 구현한다. 특히 음향 비이컨에 의한 거리 측정 값은 증명되지 않는 불확실성과 비정상 오차를 포함하고 있다. 따라서 본 논문에서는 원시 데이터 값을 사용하는 경우와 측정된 거리 값이 비정상이라고 판단되는 경우 비정상 데이터 제거를 통한 위치 추정 결과를 비교하였다⁸⁾. 또한, 수중 로봇의 위치추정 성능 향상을 위해 실험을 통해 획득한 거리 측정 데이터를 분석하여 센서의 측정 오차를 분석하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 논문에서 다루는 수중 로봇의 위치추정 조건을 기술하여 문제를 설정한다. 그리고 이 문제를 해결하기 위한 EKF와 MCL 방법에 대해서 설명한다. 3장은 EKF와 MCL 방법의 위치 추정 성능을 실험을 통해 검증하고, 센서의 오차 특성을 분석하는 과정을 설명한다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

2. 수중 로봇 위치추정 방법

2.1 문제 구성

본 논문은 그림 1과 같은 항주형(Cruising type) 수중 로봇을 대상으로 위치추정 방법을 실현한다.

수중 로봇은 자기수용성(Proprioceptive) 정보인 추진기 회전 속도, 러더 각, 엘리베이터 각의 정보와 외부 수용성(Exteroceptive) 센서 측정 정보인 음향 비이컨으로부터의 거리 정보를 이용하여 위치를 추정한다.

본 논문에서 로봇의 위치, 방향, 속도 등은 SNAME

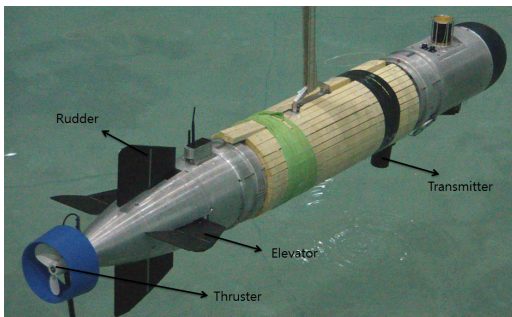


Fig. 1. Cruising type underwater robot

(Society of Naval Architects and Marine Engineers)에서 정한 표준 표기법에 따라 표시한다⁹⁾. 로봇의 속도 정보 (u, v, w, p, q, r) 중 u 가속도는 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다. K 는 추진기 회전 속도와 서지(Surge) 속도 사이의 비례 상수이고, t_{rpm} 는 추진기의 분당 회전 수이다.

$$u = K \cdot t_{rpm} \quad (1)$$

각속도 q 는 그림 2를 이용하여 구할 수 있다. 그림 2에서 다음 식 (2), (3)이 구해진다.

$$\frac{L_e}{R} = \tan(e_{ang}) \quad (2)$$

$$\frac{1}{R} = \frac{q}{u} \quad (3)$$

식 (3)에서 식 (4)가 유도 되고, 식 (2)에서 식 (5)가 유도된다.

$$q = u \cdot \frac{1}{R} \quad (4)$$

$$\frac{1}{R} = \tan(e_{ang})/L_e \quad (5)$$

따라서, 식 (5)를 식 (4)에 대입하여 각속도 q 가 다음 식 (6)과 같이 구해진다.

$$q = u \cdot \tan(e_{ang})/L_e \quad (6)$$

e_{ang} 는 엘리베이터 각, L_e 은 엘리베이터와 수중 로봇 피치(Pitch) 운동의 중심점 사이의 길이를 나타낸다. L_e 는 로봇의 무게 중심이 아닌 부가 질량(Added mass)까지 포함한 가상의 위치까지의 거리로서 본 논문에서는 실험을 통하여 L_e 는 3.0m로 설정하였다.

각속도 r 은 q 와 동일한 방법으로 식 (7)과 같이 유도된다.

$$r = u \cdot \tan(r_{ang})/L_r \quad (7)$$

r_{ang} 는 러더 각, L_r 은 러더와 수중 로봇 요(Yaw) 운동의 중심점 사이의 길이를 나타낸다. 본 연구에서는 그림 1과 같은 항주형 타입의 수중 로봇을 사용하므로 v, w, p 제어

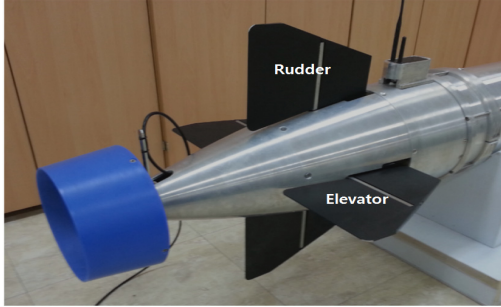
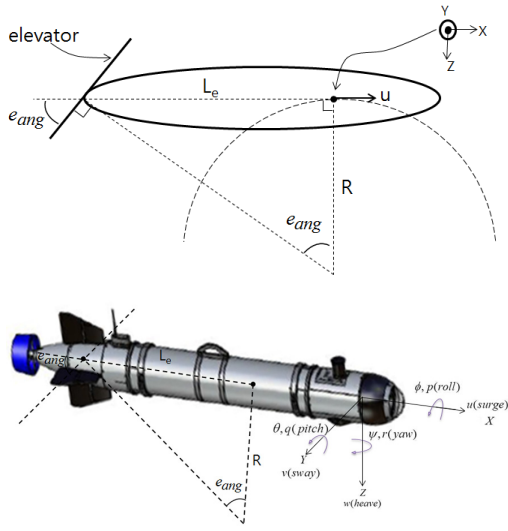


Fig. 2. Derivation of q

는 고려하지 않는다.

엘리베이터는 수중로봇 동작의 피치를 제어하며 러더는 요를 제어한다. 엘리베이터와 러더의 각도를 조합하여 제어도 가능하나 본 연구에서는 롤 제어를 고려하지 않으므로 로봇의 Y축을 중심으로 회전하는 두 개의 엘리베이터를 항상 동일한 방향과 동일한 각도로 제어한다. 그림2는 로봇의 Y축 음의 방향으로 본 측면의 그림을 사용하여 엘리베이터 각 e_{ang} 과 피치 각속도의 관계를 표현하였다. 그림에서 러더와 추진기는 표시하지 않았다. 만일 엘리베이터 각 e_{ang} 를 러더 각 r_{ang} 로 하면, 요 각속도 r 과 r_{ang} 사이의 관계를 표현하게 된다.

실험에서는 그림 3과 같이 4개의 비이콘에 음향 수신기를 설치하고 수중 로봇에는 음향 신호를 송신할 수 있는 송신기를 설치하였다. 수중 로봇에서 음향 신호를 송신하면 외부에 설치된 비이콘의 음향 수신기에서 TOA(Time Of Arrival)정보를 이용하여 EKF와 MCL에 사용하기 위한 거리 데이터를 계산한다.

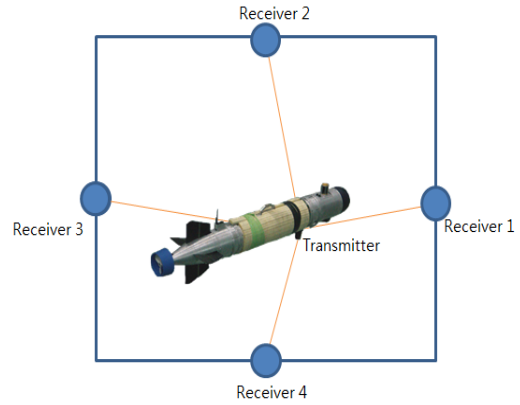


Fig. 3. Setup for experiments

2.2 EKF

본 논문에서의 위치추정 방법은 베이시안 필터의 하나인 확장 칼만 필터 방법이다^[10]. 이 방법은 수중 로봇의 위치를 예측하는 단계와 예측된 수중 로봇의 위치를 평가하고 갱신하는 단계로 구성된다. 예측 단계에서는 로봇의 속도 정보를 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측한다. 그리고 갱신 단계에서는 수중 로봇과 외부에 설치된 비이콘들 사이의 거리 측정값을 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정한다.

2.2.1 예측단계

EKF의 예측 단계는 수중 로봇의 자기 수용성 정보인 (u, v, w, p, q, r) 을 이용하여 로봇의 위치를 예측한다. 수중 로봇 위치의 상태 천이 방정식은 다음 식 (8)과 같다. 여기서, c 는 \cos , s 는 \sin 을 의미한다.

$$\bar{\mathbf{X}}_t = \mathbf{g}(\mathbf{u}_t, \mathbf{X}_{t-1}), \quad \varphi = \mathbf{X}_{t-1, \varphi}, \quad \theta = \mathbf{X}_{t-1, \theta}, \quad \psi = \mathbf{X}_{t-1, \psi}$$

$$= \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ z_{t-1} \\ \varphi_{t-1} \\ \theta_{t-1} \\ \psi_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} uc\theta c\psi\Delta t + vs\varphi s\theta c\psi\Delta t - vc\varphi s\psi\Delta t + wc\varphi s\theta c\psi\Delta t + ws\varphi s\psi\Delta t \\ uc\theta s\psi\Delta t + vs\varphi s\theta s\psi\Delta t + vc\varphi c\psi\Delta t + wc\varphi s\theta s\psi\Delta t - ws\varphi c\psi\Delta t \\ -u \sin \theta \Delta t + v \sin \varphi \cos \theta \Delta t + w \cos \varphi \cos \theta \Delta t \\ p\Delta t + q \sin \varphi \tan \theta \Delta t + r \cos \varphi \tan \theta \Delta t \\ q \cos \varphi \Delta t - r \sin \varphi \Delta t \\ q \sin \varphi \sec \theta \Delta t + r \cos \varphi \sec \theta \Delta t \end{pmatrix} \quad (8)$$

$\bar{\mathbf{X}}_t$ 는 시각 t 에서 예측된 수중 로봇의 위치를 의미하는 $(x, y, z, \phi, \theta, \psi)$ 이며 Δt 는 샘플링 주기이다. 예측 단계에서 추정 오차 공분산 예측 $\bar{\Sigma}_t$ 는 $G_t, V_t, \Sigma_{t-1}, M_t$ 를 이용하여 계산되어지는 식 (9)와 같다. M_t 는 속도 정보의 오차에 대한 공분산 행렬이다.

$$\bar{\Sigma}_t = G_t \Sigma_{t-1} G_t^T + V_t M_t V_t^T \quad (9)$$

G_t 는 상태 천이 함수를 로봇 상태에 대해 편미분한 자코비안 행렬로서 식 (10)과 같이 나타난다. u_t 는 수중 로봇의 자기수용성 속도정보로서 (u, v, w, p, q, r) 을 의미한다.

$$G_t = \frac{\partial g(\mathbf{u}_t, \mathbf{X}_{t-1})}{\partial \mathbf{x}_{t-1}} \quad (10)$$

V_t 는 상태 천이 함수를 속도 정보에 대해 편미분한 자코비안 행렬로서 식 (11)과 같다.

$$V_t = \frac{\partial g(\mathbf{u}_t, \mathbf{X}_{t-1})}{\partial \mathbf{u}_t} \quad (11)$$

2.2.2 갱신단계

확장 칼만 필터의 갱신 단계는 외부 수용성 센서 측정 정보를 이용하여 예측 단계에서 계산된 수중 로봇 위치와 오차 공분산을 갱신한다. 식 (12)는 EKF의 갱신 단계에 대한 수식으로, 수중 로봇의 위치 X_t 와 오차 공분산 Σ_t 를 계산한다. K_t 는 칼만 이득, Q_t 는 센서 측정 잡음에 대한 공분산 행렬, \hat{Z}_t^i 는 i 번째 센서의 측정 함수에 의해 계산된 거리 정보이다.

$$\begin{aligned} S_t^i &= H_t^i \bar{\Sigma}_t [H_t^i]^T + Q_t \\ K_t^i &= \bar{\Sigma}_t [H_t^i]^T [S_t^i]^{-1} \\ X_t &= \bar{X}_t + K_t^i (z_t^i - \hat{z}_t^i) \\ \Sigma_t &= (I - K_t^i H_t^i) \bar{\Sigma}_t \end{aligned} \quad (12)$$

H_t^i 는 측정 함수를 로봇 상태에 대해 편미분한 자코비안 행렬로서 식 (13)과 같다. i 는 외부 수용성 센서 식별자로서 비이컨의 식별자이다. E 는 비이컨이 설치된 위치 정보를 의미한다.

$$H_t^i = \frac{\partial h(\bar{X}_t, i, E)}{\partial x_t} \quad (13)$$

2.3 MCL

MCL알고리즘은 파티클들을 이용한 확률 기반 위치추정 방법이다. 표 1에 MCL알고리즘을 의사 코드로 나타내었다^[11]. X_t 는 M 개의 파티클들의 집합으로서, 시각 t 에서의 로봇 위치의 확률적 분포를 나타내고, z_t 는 음향 비이컨에서 검출된 거리 값, u_t 는 자기 수용성 정보로서 추진기

Table 1. Pseudo code for MCL

Localization $PF(\mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{u}_t, \mathbf{z}_t, \mathbf{E})$

```

1.  $\bar{\mathbf{X}}_t = \mathbf{X}_t = 0$ 
2. for  $i = 1$  to  $M$  do
3.    $\mathbf{x}_t^{[i]} = \text{Motion model}(\mathbf{u}_t, \mathbf{x}_{t-1}^{[i]})$ 
4.    $\omega_t^{[i]} = \text{Sensor model}(z_t, \mathbf{x}_t^{[i]}, \mathbf{E})$ 
5. endfor
6. for  $i = 1$  to  $M$  do
7.    $\mathbf{x}_t^{[i]} = \text{Resampling}(\{(\mathbf{x}_t^{[j]}, \omega_t^{[j]}) | j = 1, \dots, M\})$ 
8. endfor
9. return  $\mathbf{X}_t$ 

```

\mathbf{X}_{t-1} : the set of estimated robot poses at time $t-1$

\mathbf{u}_t : robot command for internal sensor

z_t : received sensor information from external sensor

\mathbf{E} : environment information

\mathbf{X}_t : the set of estimated robot pose at time t

$\mathbf{X}_t = x_t, y_t, z_t, \phi_t, \theta_t, \psi_t$

회전 속도, 러더 각, 엘리베이터 각, AHRS 센서에서 출력된 롤, 피치, 요의 측정값이고, E 는 환경에 관한 정보로서, 여기에서는 음향 비이컨의 위치 정보이다.

표 1의 3행은 추측항법(Dead-reckoning) 방법으로서 전단계의 파티클 위치로부터 현재의 파티클 위치를 예측하는 과정이다. 4행은 예측된 파티클 위치에 대한 추정 신뢰도를 계산하는 과정이다. 여기에서는 음향 비이컨에서 측정된 거리 값과 해당 파티클에서 계산한 비이컨까지의 거리 값을 비교하여 신뢰도를 계산한다. 6~8행은 파티클에 대한 신뢰도를 기반으로 파티클들을 재선별하는 과정이다. 이러한 과정이 반복될 때마다 파티클들의 분포가 추정된 로봇의 위치를 나타낸다.

2.3.1 모션모델

수중 로봇에 대한 모션 모델은 수중 로봇의 자기 수용성 정보 (u, v, w, p, q, r) 를 사용하여 파티클들의 위치를 예측한다. 표 2는 본 연구에서 사용한 모션 모델을 나타낸다. 여기에서 α 파라미터 $\alpha_{uu} \sim \alpha_{rs}$ 는 (u, v, w, p, q, r) 에 포함된 속도 불확실성을 고려할 수 있게 한다. 자기 수용성 정보 (u, v, w, p, q, r) 에 오차가 큰 경우에는 해당되는 α 파라미터를 크게 설정하여야 한다^[12]. 즉, $\alpha_{uu} \sim \alpha_{rs}$ 에 의해서 자기 수용성 속도 정보의 불확실성을 고려하여 $(\hat{u}, \hat{v}, \hat{w}, \hat{p}, \hat{q}, \hat{r})$ 를 구한다. T_{E1}, T_{E2} 는 로봇 좌표계에서 표현된 속도를 지

구 고정 좌표계에서의 속도로 변환해주는 행렬이다^[13]. T_{E1} 은 로봇의 선속도, T_{E2} 는 로봇의 각속도에 대한 변환 행렬이다. $sample()$ 함수는 오차 범위 내에서 하나의 값을 선택해주는 함수이다. $motion\ model()$ 은 속도의 불확실성을 고려하여 로봇의 위치를 $(x', y', z', \phi', \theta', \psi')$ 로 예측하여준다.

Table 2. Motion model used in MCL

$Motion\ model(u_i, x_{i-1})$
$\hat{u} = u + sample(\alpha_{uu} u + \alpha_{uv} v + \alpha_{uw} w + \alpha_{up} p + \alpha_{uq} q + \alpha_{ur} r + \alpha_{us})$
$\hat{v} = v + sample(\alpha_{vu} u + \alpha_{vv} v + \alpha_{vw} w + \alpha_{vp} p + \alpha_{vq} q + \alpha_{vr} r + \alpha_{vs})$
$\hat{w} = w + sample(\alpha_{wu} u + \alpha_{wv} v + \alpha_{ww} w + \alpha_{wp} p + \alpha_{wq} q + \alpha_{wr} r + \alpha_{ws})$
$\hat{p} = p + sample(\alpha_{pu} u + \alpha_{pv} v + \alpha_{pw} w + \alpha_{pp} p + \alpha_{pq} q + \alpha_{pr} r + \alpha_{ps})$
$\hat{q} = q + sample(\alpha_{qu} u + \alpha_{qv} v + \alpha_{qw} w + \alpha_{qp} p + \alpha_{qq} q + \alpha_{qr} r + \alpha_{qs})$
$\hat{r} = r + sample(\alpha_{ru} u + \alpha_{rv} v + \alpha_{rw} w + \alpha_{rp} p + \alpha_{rq} q + \alpha_{rr} r + \alpha_{rs})$
$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})^T = T_{E1}(\hat{u}, \hat{v}, \hat{w})^T$
$(\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\psi})^T = T_{E2}(\hat{p}, \hat{q}, \hat{r})^T$
$x' = x + \hat{x}\Delta t$
$y' = y + \hat{y}\Delta t$
$z' = z + \hat{z}\Delta t$
$\phi' = \phi + \hat{\phi}\Delta t$
$\theta' = \theta + \hat{\theta}\Delta t$
$\psi' = \psi + \hat{\psi}\Delta t$
return $x_i = (x', y', z', \phi', \theta', \psi')^T$

T_{E1}, T_{E2} : transformation matrix from body fixed frame to inertial frame

2.3.2 센서모델

센서 모델은 외수용성 센서에 의해 측정된 데이터 z_t^i 와 파티클에서 계산된 센서 데이터를 비교하여 파티클에 대한 신뢰도를 부여한다. 신뢰도는 4개의 확률 분포 요소 $P_{hit}(z_t^i|x_t, E)$, $P_{long}(z_t^i|x_t, E)$, $P_{max}(z_t^i|x_t, E)$, 그리고 $P_{rand}(z_t^i|x_t, E)$ 를 조합하여 구한다^[14,15]. $P_{hit}(z_t^i|x_t, E)$ 는 센서 측정 정보에 가우시안 특성을 가지는 잡음이 포함되어 있음을 고려한다. $P_{long}(z_t^i|x_t, E)$ 은 동적 또는 정적 장애물이 로봇과 비이컨 사이에 있는 경우를 고려한 확률 분포이다. $P_{max}(z_t^i|x_t, E)$ 는 센서 정보가 수신되지 않거나, 동작하지 않는 상황에서의 센서 감지 실패를 나타내주는 확률 분포이다. $P_{rand}(z_t^i|x_t, E)$ 는 센서 정보가 설명 불가능한 측정 오차를 가지는 경우를 나타내는 확률분포이다. z_t^i 는 센서에 의해 측정된 로봇과 i 번째 비이컨 사이의 거리 정보, x_t 는 예측된 파티클의 위치, E 는 환경 정보이다. 식 (14)는 4개의 확률 분포 요소들을 가중치 S_{hit} , S_{long} , S_{max} , S_{rand} 에 의해 조합하여 신뢰도를 계산하는 함수이다. 그림 4는

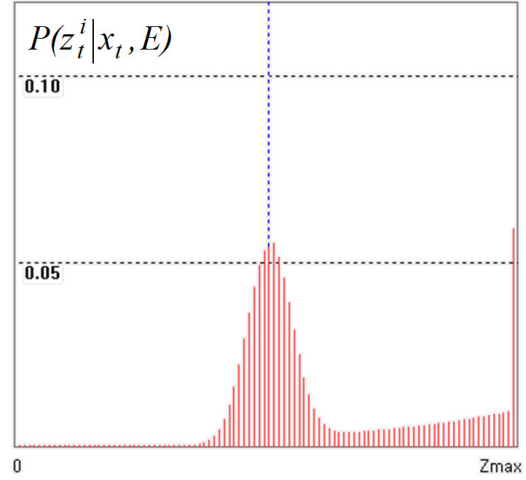


Fig. 4. Probability distribution for the sensor model

4개의 확률 분포 요소들을 나타낸 추정 가중치 확률 분포도이다.

확률분포 요소 P_{max} 에서 Z_{max} 는 음향 비이컨에서 로봇까지의 거리 정보가 센서 동작상의 오류에 의해서 측정되지 않는 경우에 센서로부터 출력되는 거리를 의미한다. 본 연구에서 사용된 음향 센서의 경우 비이컨에서 음향 신호 발생에 문제가 발생하거나 거울반사(Specular reflection), 신호 간섭, 각종 요인에 의한 비정상적인 신호 감쇠 또는 수신부에서 입력 신호를 판별하지 못하는 경우에 거리 값이 Z_{max} 로 출력된다. 이러한 센서의 정상 동작 실패 현상을 설명하는 확률분포 성분이 P_{max} 이다.

$$P(z_t^i|x_t, E) = \begin{pmatrix} S_{hit} \\ S_{long} \\ S_{max} \\ S_{rand} \end{pmatrix}^T \cdot \begin{pmatrix} P_{hit}(z_t^i|x_t, E) \\ P_{long}(z_t^i|x_t, E) \\ P_{max}(z_t^i|x_t, E) \\ P_{rand}(z_t^i|x_t, E) \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$S_{hit} + S_{long} + S_{max} + S_{rand} = 1$$

3. 실험 및 고찰

본 실험에서 사용한 로봇의 자기수용성(Proprioceptive) 정보는 추진기 회전 속도, 러더 각, 엘리베이터 각 정보이다. 또한 로봇에 장착된 음향 송신기로부터 4개의 비이컨에 장착된 음향 수신기까지의 거리를 외부 수용성(Exteroceptive) 센서 측정 정보로 그림 5에 나타난 16kHz 출력 특성을 가진 음향 신호 송신 센서를 사용하였다. 음향 거리 센서는 레드윌테크놀로지(주)에서 개발된 시작품으로서 아직 거리 출력 값에 대한 불확실성 특성이 구해지지

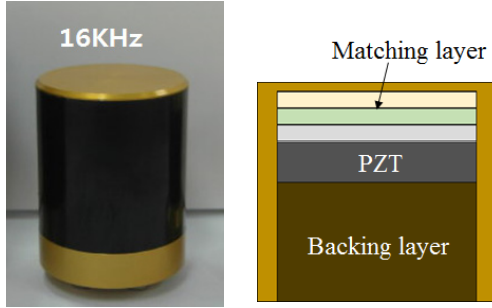


Fig. 5. Transducer used for experiment

않는 단계에서 본 연구에서 불확실성 특성을 추정하였다. 그림 6은 사용된 센서의 송신전압감도(TVR) 특성을 나타낸다. 표 3은 위치추정을 위해 이용한 추진기, 엘리베이터, 러더 액추에이터와 음향 거리 센서의 사양을 나타내었다.

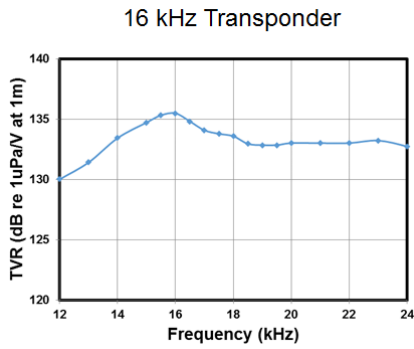


Fig. 6. TVR of the Transducer used for experiment

Table 3. Specification of actuators and sensors

Item	Specification
Truster	Max RPM : 1300 RPM
Rudder	Max Angle : 40 deg
Elevator	Max Angle : 40 deg
Range	Input voltage : 24 V
	Receive data rate : >1hz
	Acoustic frequency : 15khz

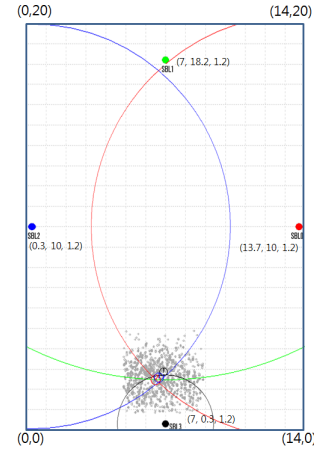
3.1 위치추정 실험

본 실험에서는 4개의 수신기와 수중 로봇에 장착된 1개의 송신기를 이용하여 EKF, MCL에 의해 위치를 추정하였다. 그림 7 (a)는 창원 대학교 수조 실험동 실험환경이고 (b)는 거리 정보와 위치추정 모니터링의 예를 나타내었다.

음향 비이커 4개의 수신기 위치 (x, y, z) 는 그림 (b)에 나타내었고, 그림에서 각 격자의 간격은 1m이다. 그림에서



(a) Test tank



(b) Monitoring

Fig. 7. Environment for experiment

거리를 나타내는 4 개의 원호가 하단 중앙부에서 서로 근접하며, 로봇의 위치를 나타내는 파티클들이 이 부분에 분포되어 나타나고 있다.

위치추정 실험은 총 4가지 형태의 주행 패턴으로 진행하였다. 다수의 시행 착오 실험을 통해 EKF와 MCL의 적용을 위한 매개변수를 표 4와 같이 설정하였다.

$\alpha_{uu}, \alpha_{ur}, \alpha_{ru}, \alpha_{rr}$ 는 2.3.1절에서 나타낸 모션의 불확실

Table 4. Parameter used for implementation of EKF localization and MCL

Parameta	EKF	MCL
α_{uu}	1.5 m	1.5 m
α_{ur}	0.3 rad	0.3 rad
α_{ru}	1.2 m	1.2 m
α_{rr}	0.1 rad	0.1 rad
σ_r	2.0 m	2.0 m
Number of particles	-	1000개
S_{hit}	-	0.8
S_{long}	-	0.05
S_{max}	-	0.1
S_{rand}	-	0.05
Outlier rejection	1.5 m	1.5m

성을 나타내는 α 파라미터이고 σ_r 은 거리 측정 오차의 표준 편차이다. S_{hit} , S_{long} , S_{max} , S_{rand} 은 MCL 방법 센서 모델의 확률 분포 요소들의 가중치를 나타낸다.

그림 8은 4가지 주행 실험을 통해 획득한 위치추정 궤적이다. EKF, MCL은 음향 비이컨에서 측정된 4개의 거리 데이터를 비정상 여부에 관계없이 이용한 경우의 위치추정 궤적이다. EKF_SOR, MCL_SOR은 측정된 거리 값이 비정상이라고 판단될 때 비정상 데이터를 제거한 후 EKF와 MCL을 적용한 경우의 위치추정 궤적이다. 비정상 데이터는 센서에서 측정된 거리 값과 추정된 로봇 위치에서 계산된 거리 값의 차이가 주어진 임계값(threshold)을 벗어난 데이터로서, 식 (15)의 조건에 해당되는 경우 비정상 데이터로 판정하였다. 식 (15)의 z_{bi} 는 i 번째 비이컨에서 측정된

거리 값이고 \hat{z}_{bi} 는 추정된 로봇 위치에서 계산된 i 번째 비이컨까지의 거리 값이다. l 은 비정상 거리 값으로 판단하기 위한 거리 오차의 임계값이다. 본 실험에서는 임계값을 1.5m로 설정하였다. 이 값은 3.2 절에서 설명하는 바와 같이 센서의 거리 오차 평균값이 최대 0.5158m이고, 표준 편차의 최대 값이 0.9515m임을 고려하여 설정하였다.

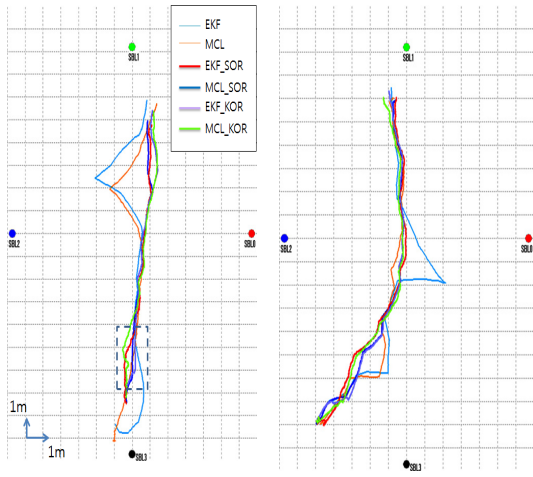
$$\|z_{bi} - \hat{z}_{bi}\| \geq l \tag{15}$$

또한 확률기반 카이제곱 테스트(Chi-square test)를 이용하여 비정상 데이터를 제거하여 위치추정을 실험하였다. 카이 제곱 테스트는 데이터 사이의 연관 정도를 판단하기 위한 방법이어서, 측정된 거리 정보가 어느 정도 정상적인 값으로 간주될 수 있는지 판단할 수 있는 근거를 제시해 줄 수 있다. 식 (16)에서 \hat{z}_{bi} 는 계산된 거리 값으로서 로봇의 위치가 정확히 추정되었다는 가정 하에 계산된다. 즉, \hat{z}_{bi} 거리의 예상 값(Expected value)이다. 측정된 거리 오차가 정상 분포를 가지는 것으로 가정하여 측정값과 예상 값의 차이가 일정한 범위내이면 정상적인 거리 데이터로 판정한다.

$$d_i^2 = \frac{(z_{bi} - \hat{z}_{bi})^2}{\sigma_{bi}^2} \tag{16}$$

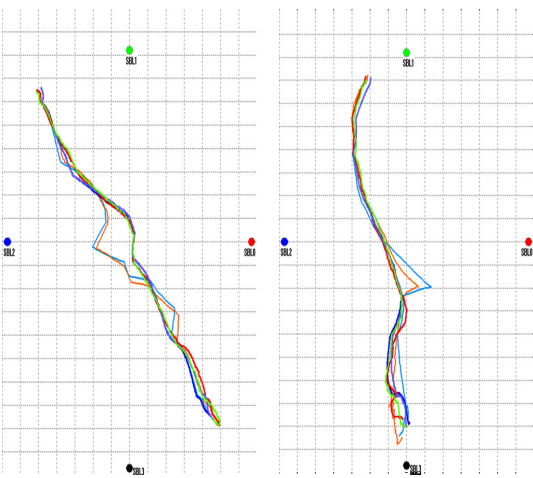
\hat{z}_{bi} = 로봇과 i 번째 비이컨 사이의 계산된 거리 값 + i 번째 측정 거리 오차의 평균값

σ_{bi} = i 번째 측정 거리 오차의 표준편차



(a) Trajectory 1

(b) Trajectory 2



(c) Trajectory 3

(d) Trajectory 4

Fig. 8. Estimated robot navigation trajectory

본 연구에서는 $C=3.84$ 로 하여 오차의 제곱이 분산 값의 3.84배 이내이면 정상적인 거리 값으로 판정하였다. 이 경우, $\alpha=0.95$ 즉 측정된 데이터 중 95%는 정상으로 판정하고 5%를 비정상 측정값으로 판정하게 된다.

EKF_COL, MCL_COL은 카이 제곱 테스트를 이용한 주행 궤적이다. 그림 8의 4개의 주행 모드에서 원시 음향 거리 데이터를 사용한 EKF, MCL 방법은 이동궤적이 정상 궤적으로부터 벗어나는 현상이 발생하였다. 그러나 EKF_SOR, MCL_SOR의 경우와 EKF_COR, MCL_COR에서는 비정상 거리 측정 데이터의 영향이 줄어들어 추정된 궤적이 EKF, MCL 방법보다 유연하고, 실제 로봇 궤적을 더 잘 따라감을 실험에서 관찰할 수 있었다. 그림 9는 주행 테스트 그림 8 (a)의 사각형 점선 구역을 확대한 그림이다.

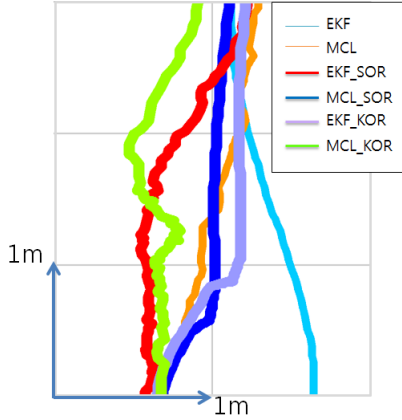


Fig. 9. Enlarged trajectory 1

그림 8에서 나타난 4가지 주행 테스트에 대해서 그림 10은 비정상 거리 데이터를 제거했을 경우와 원시 거리 데이터를 사용했을 경우의 이동 궤적의 차이를 나타내었다. 표 5는 그림 8에서 나타난 이동 궤적의 차이를 분석하였다. 그림 10과 표 5에서 알 수 있듯이 MCL 알고리즘은 EKF보다 비정상 거리 정보에 대해서 보다 강건함을 알 수 있다.

3.2 센서 오차분석

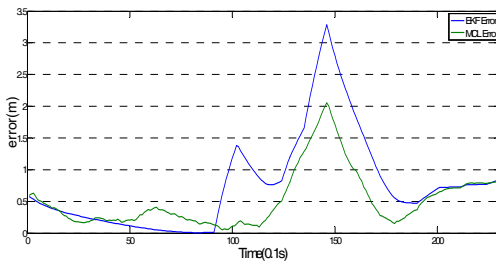
본 절은 위치추정 실험을 통해 획득한 거리 데이터의 거리 오차를 분석한다. 거리 오차의 분석을 통해 음향 거리 센서의 오차 정도를 구하였다. 그림 11은 4개의 비이컨 음

Table 5. Location difference analysis for EKF and MCL without outlier rejection

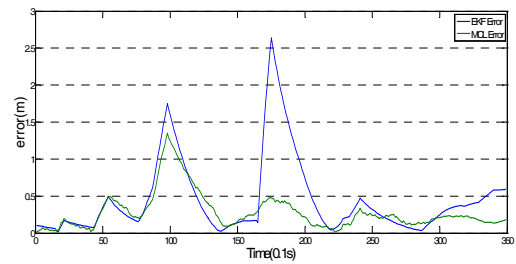
Trajectory	Min error (m)		Max error (m)		Average of error (m)		Standard deviation of error (m)	
	MCL	EKF	MCL	EKF	MCL	EKF	MCL	EKF
trajectory1	0.05	0.05	2.05	3.28	0.53	0.78	0.44	0.73
trajectory2	0.16	0.04	1.37	2.63	0.28	0.45	0.25	0.51
trajectory3	0.19	0.05	1.98	2.38	0.37	0.36	0.43	0.52
trajectory4	0.13	0.00	1.61	1.95	0.30	0.33	0.40	0.34

향 거리 센서에 대하여 각각 425개의 실제 측정된 거리 값을 정상 데이터와 비교하여 나타내었다. 그림 11에서는 비정상 데이터를 제거하고 MCL에서 구해진 추정 위치로부터 비이컨까지의 거리를 정상(기준) 값으로 간주하였다. 실제 센서에 의해서 측정된 거리 값이 기준 값으로부터 얼마만큼의 오차를 가지는지 분석하였다. 그림 11 (a)~(d)를 보면 기준 데이터 주변으로 센서 측정 거리 값이 분포되어 있지만 때때로 비정상 거리 데이터가 발생하는 현상을 볼 수 있다.

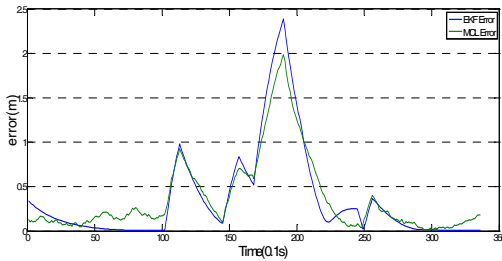
그림 11에서 가로 축은 기준 데이터, 세로 축은 측정된 데이터이다. 이상적인 측정 데이터인 경우 기준 데이터와 일치하여야 하므로 기울기 1인 실선과 일치하여야 하나 실제 데이터는 실선과 일치하지 않음을 알 수 있다. 빨간색 점선은 기준 데이터로부터 1.5m 떨어진 거리를 나타내며, 본 연구에서는 이 점선을 벗어난 데이터를 비정상 데이터



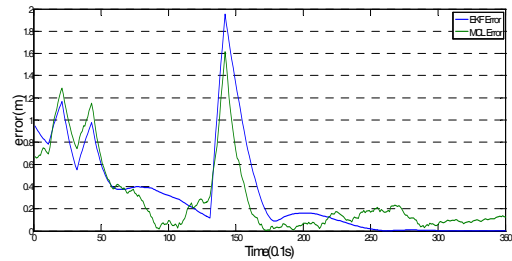
(a) Location difference for the trajectory 1



(b) Location difference for the trajectory 2



(c) Location difference for the trajectory 3



(d) Location difference for the trajectory 4

Fig. 10. Location difference of EKF and MCL without outlier rejection

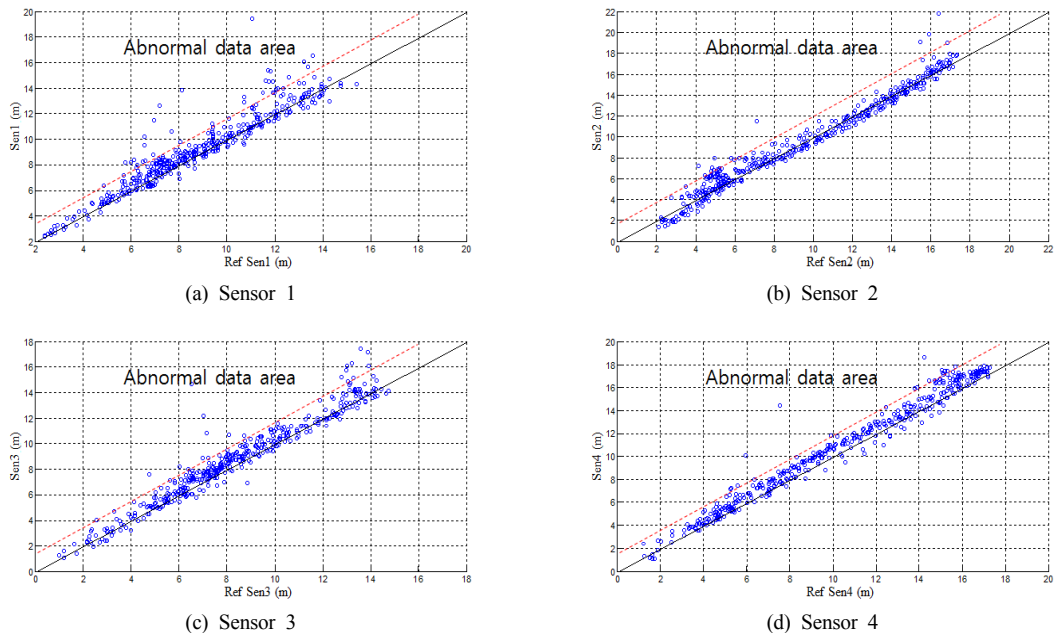


Fig. 11. Measured range data

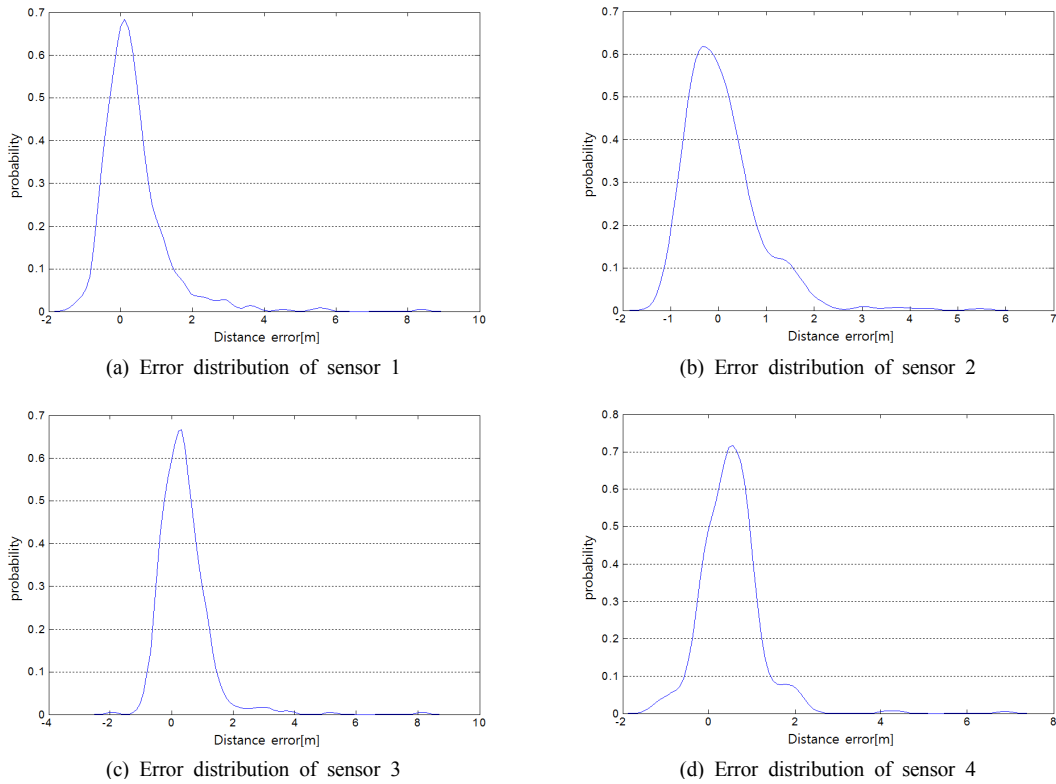


Fig. 12. Range error distribution of the 4 range

로 간주하였다.

그림 12 (a)~(d)는 4개의 센서 측정 거리 오차의 확률 분포를 나타낸다. 표 6은 4개의 센서 측정 거리 오차의 평균과 표준 편차를 나타내었다. 4개의 센서는 오차의 표준편차가 최소 0.7213m, 최대 0.9515m가 되며, 오차의 최대 평균값은 0.5158m로 구해졌다.

Table 6. Mean and standard deviation of the range measurement error

Sensor	Average of error	Standard deviation
Sensor1	0.3943(m)	0.9515(m)
Sensor2	0.0993(m)	0.8165(m)
Sensor3	0.3946(m)	0.8217(m)
Sensor4	0.5158(m)	0.7213(m)

4. 결론

본 논문은 수중 로봇 위치추정에 EKF와 MCL 알고리즘을 적용한 예를 보이고 성능을 분석하였다. 고가의 정밀 센서인 DVL, IMU, LBL, SBL, USBL을 사용하지 않고, 정확도가 높지 않은 음향 거리 센서 정보, 그리고 자기수용성 정보인 추진기 회전 속도, 러더 각, 엘리베이터 각 만을 사용하여도 MCL 이나 EKF 에 의해 로봇의 위치를 추정하는 것이 가능함을 보였다. 또한 실험을 통하여 거리 정보를 구하는데 사용한 음향 거리 센서의 오차 특성을 분석하였다. 구해진 거리 오차 특성 정보를 바탕으로 비정상 측정 데이터를 검출하고 이를 위치 추정 알고리즘에서 사용하지 않도록하여 추정 성능을 향상시킬 수 있음을 보였다. 본 연구에서도 일반적으로 알려진 바와 같이 MCL이 EKF 보다 위치 추정 성능은 우수한 것으로 나타났다. 본 연구에서는 자기 수용성 정보와 4 개의 거리 정보만을 사용하여 EKF 와 MCL을 구현하였다.

향후계획은 AHRs(Attitude and heading reference system, 자세 방위 장치) 등 좀 더 다양한 센서와 수중 영상 분석을 통한 특징점 정보 등을 추가하여 사용한다면 위치 추정 성능을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. 또한 실제 수중 로봇의 정확한 위치를 알 수 있는 방법을 고안하여 위치추정 방법의 성능 분석을 정확히 할 수 있도록 실험할 예정이다.

References

- [1] S. B Williams, et al., "Monitoring of Benthic Reference Sites Using an Autonomous Underwater Vehicle", IEEE Robotics & Automation Magazine, Vol. 19, No. 1, pp.73-84, Mar. 2012.
- [2] J. Borenstein, B. Everett, and L. Feng, Navigating Mobile Robots: Sensors and Techniques, AK Peters. 1996.
- [3] S. Julier, J. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, "A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Filters and Estimators", IEEE Trans. on Automatic Control, Vol.45, No.3, pp.477-482, March 2000.
- [4] R. van der Merwe, "Sigma-point Kalman Filters for Probabilistic Inference in Dynamic State-Space Models", Ph.D. thesis, Oregon Health & Science University, April 2004.
- [5] N. Gordon, D. Salmond, and A. Smith, "Novel Approach to Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian State Estimation", IEEE Proc. Radar and Signal Processing, Vol.140, No.2, pp.107-113, 1993.
- [6] D. H. Lee, Y. M. Yang, and K. M. Huh, "Position Estimation of MBK system for non-Gaussian Underwater Sensor Networks", Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol.50, No.1, pp.232-238, 2013.
- [7] D. H. Kim, "Rao-Blackwellized Multiple Model Particle Filter Data Fusion algorithm", The Journal of Korea Navigation Institute, Vol.15, No.4, pp.556-561, 2011.
- [8] M. J. Black, A. Rangarajan, "On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision", International Journal of Computer Vision, Vol.19, No.1, pp.57-91, 1996.
- [9] Society of Naval Architects and Marine Engineers, "Nomenclature for Treating the Motion of a Submerged Body through Fluid", SNAME Technical and Research Bulletin, No.1-5, April, 1952.
- [10] V. Fox, J. Hightower, L. Lin, D. Schulz, and

G.Borriello, "Bayesian Filtering for Location Estimation", IEEE Pervasive Computing, Vol.2, No.3, pp.24-33. 2003.

- [11] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, "Probabilistic Robotics", MIT Press, 2005.
- [12] T. G. Kim, N. Y. Ko, S. W. Noh, and Y. P. Lee, "Localization on an Underwater Robot Using Monte Carlo Localization Algorithm", The Journal of the Korean institute of electronic communication sciences, Vol.6, No.2, pp.288-295, 2011.
- [13] C. W. Kang, Y. M. Yoo, and C. G. Park, "Performance Improvement of Attitude Estimation Using Modified Euler Angle Based Kalman Filter", Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, Vol.14, No.9, pp.1-5, 2008.
- [14] T. G. Kim, "Localization Method for Navigation of an Underwater Robot", Ph. D. diss., Chosun University, 2013.
- [15] T. G. Kim, N. Y. Ko, and S. W. Noh, "Simultaneous Estimation of Landmark Location and Robot Pose Using Particle Filter Method", International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, Vol.22, No.3, pp.353-360, 2012.



노성우

2007 조선대학교 제어계측 공
학과(공학사)
2010 조선대학교 대학원 제어
계측공학과 졸업 (공학
석사)
2014 조선대학교 대학원 정보

통신공학과 졸업(공학박사)

관심분야 : 지상로봇, 수중로봇 네비게이션

E-mail : nswking0212@naver.com



고낙용

1985 서울대학교 제어계측공
학과 (공학사)
1987 서울대학교 대학원 제어
계측공학과 (공학석사)
1993 서울대학교 대학원 제어
계측공학과 (공학박사)

1997~1998, 2004~2005 미국 Carnegie Mellon Univ.

Visiting research scientist

1992년~현재 조선대학교 제어계측로봇공학과 교수

관심분야 : 지상로봇과 수중로봇의 자율주행

E-mail : nyko@chosun.ac.kr



김태균

2007년 조선대학교 제어계측
공학과 졸업 (공학사)
2009년 조선대학교 대학원 제
어계측공학과 졸업 (공
학석사)

2013 조선대학교 대학원 제어
계측학과 공학 졸업(공학박사)

2013~현재 한국 해양과학기술원 해양시스템연구부
박사후 연수

관심분야 : 이동로봇, 수중로봇, 위치추정

E-mail : ktg9114@naver.com