Journal of Korea Robotics Society (2012) 7(4):231-242
http://dx.doi.org/10.7746/jkros.2012.7.4.231 ISSN: 1975-6291 / eISSN: 2287-3961

음향 신호를 이용한 수중로봇의 위치추정

Localization of an Underwater Robot Using Acoustic Signal

김 태 균[1], 고 낙 용†

Tae Gyun Kim[1], Nak Yong Ko†

Abstract This paper proposes particle filter(PF) method using acoustic signal for localization of an underwater robot. The method uses time of arrival(TOA) or time difference of arrival(TDOA) of acoustic signals from beacons whose locations are known. An experiment in towing tank uses TOA information. Simulation uses TDOA information and it reveals dependency of the localization performance on the uncertainty of robot motion and senor data. Also, comparison of the PF method with the least squares method of spherical interpolation(SI) and spherical intersection(SX) is provided. Since PF uses TOA or TDOA which comes from measurement of external information as well as internal motion information, its estimation is more accurate and robust to the sensor and motion uncertainty than the least squares methods.

Keywords: Underwater Robot, Acoustic Signal, Particle Filter, Least Squares, Uncertainty

1. 서 론

로봇의 위치추정은 지상과 공중에서 동작하는 로봇들뿐 아니라 수중에서 동작하는 로봇의 자율주행을 위해 필수적이다[1]. 지상과 공중에서는 다양한 센서를 사용할 수 있는 반면에, 수중환경에서는 음향신호와 내부센서들만을 사용할 수 있다[2]. 수중로봇의 위치추정을 위해서는 음향신호인 초음파 비이컨과 관성센서들이 주로 이용되며, GPS 정보의 경우 비이컨들의 위치를 알려주거나, 수중 로봇의 축적된 위치 오차를 수면에서 교정하기 위해 사용된다. 본 논문은 TOA(Time Of Arrival) 또는 TDOA(Time Difference Of Arrival) 정보를 이용하여 수중로봇 위치 추정하기 위한 파티클 필터(Particle Filter)[3,4]방법을 제안한다.

기존의 LBL[5], SBL[6], 그리고 USBL[7,8]등의 방법들은 수중로봇 또는 수중 음원의 위치를 추정하기 위하여 사용 되었다. 이 방법들은 거리에 대한 신호들의 TOA정보 또는 위상 차이를 이용하여 삼변측량으로 위치를 계산 한다. 만약 신호들의 송신시간을 알지 못할 경우, 각 신호원들이 수신된 신호원의 시간 차이를 이용하여 거리와 방향 정보를 계산한 후 최소자승법을 통해 위치를 계산할 수 있다[9,10].

로봇이 음향신호의 송신시간을 알지 못하고 도착시간만을 알 수 있는 경우에는, 거리 데이터를 직접적으로 사용할 수 없다. 하지만 로봇에 수신되는 TDOA정보를 이용하여 거리차이를 계산하여 쌍곡선 방법인 기하학적 방법을 통해 로봇의 위치를 추정 할 수 있다. 또한 수신된 현재 정보를 이용한 즉각적인 방법[11]은 TOA와 TDOA정보를 통해 수중로봇의 위치를 추정할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 PF(파티클 필터) 방법은 칼만 필터 또는 확장 칼만필터 방법과 같이 베이시안 필터에 기반한 필터링 방법[12,13]이다. 필터링 방법들은 즉각적인 방법에 비해 센서 데이터와 로봇 모션에 대한

Received : Jun. 16. 2012; Reviewed : Jul. 10. 2012; Accepted : Sep. 10. 2012
※ This work is supported by the project "2010 Regional Innovation Human Resource Development," funded by the "Ministry of Education, Science and Technology" and "Korea Research Foundation," with the research title of "Commercialization and education of autonomous navigation technology for robots(Project No: 2010-04-U-01-016)."
※ This work is supported by the MKE (The Ministry of Knowledge Economy), Korea, under the ITRC (Information Technology Research Centre) support program supervised by the NIPA (National IT Industry Promotion Agency)(Project No: NIPA-2012-H0301-12-2008).
† Corresponding author : Dept. Control, Instrumentation and Robot Engineering, Chosun University, Seoseok-dong, Dong-gu, Gwangju, Korea (nyko@chosun.ac.kr)
[1] Dept. Control and Instrumentation Engineering, Chosun University (ktg9114@naver.com)

Copyright ⓒ KROS

불확실성을 고려할 수 있다. 이로인해 외부 센서 정보를 일시적으로 이용하지 못할 경우에도 로봇의 위치를 추정 가능하다. 그러나 칼만 필터는 선형오차를 갖는 선형시스템에만 적용 가능하며, 비선형시스템을 고려할 수 있는 확장 칼만 필터의 경우 비선형시스템을 부분적으로 선형화 과정으로 인해 비선형 시스템과의 선형화 오차가 발생되는 단점이 있다. 이는 비선형 시스템을 선형화시키는 과정으로 인해 오차는 정규분포를 따른다고 가정하고 있으므로 비선형이 심하고 오차의 분포를 규정하기 힘든 시스템일 경우 시간이 갈수록 오차가 증가하게 된다[14]. 하지만 제안된 PF방법은 수중로봇의 기계적 오차, 트러스터의 추력, 그리고 수중환경의 해류등으로 인해 발생할 수 있는 수중로봇 동작에 대한 비선형성을 고려할 수 있다. 또한 센서 데이터의 측정 잡음에 대한 가우시안 특성과 더불어 정적 장애물에 대한 오차, 센싱 실패 오차, 그리고 설명 불가능한 측정 데이터 오차에 대하여 비가우시안 불확실성을 다룰 수 있다.

제안된 PF방법은 하이드로폰과 같은 외부센서들로부터 TOA 및 TDOA정보와 로봇의 모션정보를 축적하여 수중로봇의 위치를 추정한다. 이 방법은 내부 모션 명령, 추력, 또는 IMU와 AHRS와 같은 내부 센서들에 의해 로봇의 위치를 예측한다. 이후 외부 센서정보로부터 예측된 로봇의 신뢰도 계산하여 로봇의 위치를 추정하며 추정된 로봇 위치는 파티클의 분포로서 표현되어진다. 그리고 PF방법은 파티클과 외부센서의 수에 따라 연산량이 증가되어 수행 속도에 영향을 미친다. 가령 외부센서의 개수가 동일한 상황에서 파티클들의 수가 n배 만큼 증가하면 n배에 비례한 연산량이 증가하여 수행 속도 또한 n배 증가하게 된다. 또한 파티클의 수가 동일한 상황에서 외부센서의 수가 n배 증가하면 PF방법의 신뢰도 계산과정에서 Sensor model(·)에서의 연산량이 n배 증가하게 된다. 따라서 PF방법의 수행속도는 파티클의 수와 외부센서의 개수에 따라 연산량과 수행 속도가 비례하여 증가한다.

본 논문은 제안한 PF기반의 수중로봇 위치추정 방법과 최소자승법을 이용한 SI(Spherical Intersection) 및 SX(Spherical Interpolation)방법에 대해 비교 분석하였다. 그리고 본 논문의 수조 환경에서의 실험은 두 개의 TOA, 깊이, 그리고 각속도 정보를 이용하여 제안된 PF방법의 결과를 보였다. 또한 시뮬레이션 실험에서는 4개의 TDOA와 깊이 정보를 이용하여 로봇 모션과 센서 데이터의 불확실성의 차이 정도에 따른 PF방법의 성능 변화를 보였다. 실제 환경에서의 TDOA정보는 수중에서 온도, 압력, 염도, 그리고 해류에 의해 변화하기 때문에 초음파의 속도에 영향을 받는다. 따라서 본 논문의 시뮬레이션에서는 TDOA정보에 이와 같은 영향들을 반영하였고, 제안된 PF방법의 성능에 미치는 영향을 비교 분석하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 최소자승법을 이용한 SI와 SX방법에 대하여 설명하고, 이 방법들의 문제점들에 대해 설명한다. 3장에서는 PF방법의 위치추정 방법 및 로봇 모션과 TDOA정보의 불확실성을 다루는 과정에 대하여 설명한다. 4장은 실제 환경에서의 실험과 시뮬레이션 결과들을 고찰한다. 5장은 향후 연구에 대한 제안과 함께 본 논문의 결론을 보인다.

2. TDOA 위치추정 문제 설정과 최소 자승법

본 논문에서의 수중로봇 위치 추정 문제를 다루기 위해 TDOA정보는 다음과 같다. TDOA정보는 다수개의 비이컨들로부터 송신되는 신호이고, 비이컨들의 위치정보는 알고 있다. 이러한 비이컨들은 다른 비이컨들과 구별 가능한 초음파 신호를 전송한다. 그리고 로봇에는 한 개 또는 다수 개의 하이드로폰들이 부착되어 있으며, 각각의 하이드로폰들은 비이컨들과의 송신되는 신호를 동시에 수신한다. 하이드로폰은 다른 비이컨들로부터 송신된 신호를 구분할 수 있고, 하이드로폰에 수신된 신호의 도착시간을 알 수 있다. 하이드로폰이 부착된 수중로봇은 수신된 신호의 도착시간을 알 수 있다. 하지만 로봇은 외부 비이컨들로부터 송신된 시간의 정보를 알지 못한다. 따라서 로봇은 외부 비이컨들로부터 송신된 신호의 도착 시간 차이만을 이용하여 비이컨들로부터 거리차이를 획득한다.

본 절에서는 제안된 PF방법과의 비교를 위해서 TDOA정보를 사용하는 최소자승법에 의한 위치 결정 방법을 간략히 기술한다[9,10]. 그림 1은 최소자승법을 적용하기 위해 사용한 문제 설정 및 기호를 나타낸다. 그림에서 비이컨1을 나타내는 Sensor 1은 기준 센서로 가정하고, 로봇의 모든 좌표와 다른 비이컨들은 고정좌표계로 표현된다. 다음은 이 방법에서 사용되는 기호에 대한 설명이다.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} x_2 & y_2 & z_2 \\ x_3 & y_3 & z_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N & y_N & z_N \end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{x}_i = (x_i, y_i, z_i)$: the coordinate of the i-th beacon

$\boldsymbol{x}_r = (x_r, y_r, z_r)$: the coordinate of the robot

$d_i = ||\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_r||$: the distance between the robot and the i-th beacon

$d_{i1} = d_i - d_1$: range difference to the i-th beacon and the reference beacon

$\boldsymbol{d} = [d_{21}\ d_{31}\ \ldots\ d_{Ni}]^T$

R_i : distance between the i-th beacon and reference beacon

$\boldsymbol{\delta} = [(R_2)^2-(d_{21})^2\ (R_3)^2-(d_{31})^2\ \ldots\ (R_N)^2-(d_{N1})^2]^T$

$R_r = ||\boldsymbol{x}_r||$: distance between robot and the reference beacon

최소자승법 SI와 SX는 수식 (1)과 같다.

$$\hat{x}_r = \frac{1}{2} S*(\delta - 2R_r d) \quad \text{where } S* = (S^T W S)^{-1} S^T W \tag{1}$$

식 (1)의 SI와 SX에 대한 R_r값은 서로 다른 방법으로 R_r값을 계산한다. SI방법의 R_r은 식 (2)의 $\widetilde{R}_r$로 주어지며, SX의 경우 식 (3)의 값으로 계산 가능하다.

$$\widetilde{R}_r = \frac{1}{2}\frac{d^T \widetilde{T} \delta}{d^T \widetilde{T} d} \quad \text{where } \widetilde{T} = P_s^{\perp} = I - P_s \quad \text{and } P_s = SS* = S(S^T W S)^{-1} S^T W \tag{2}$$

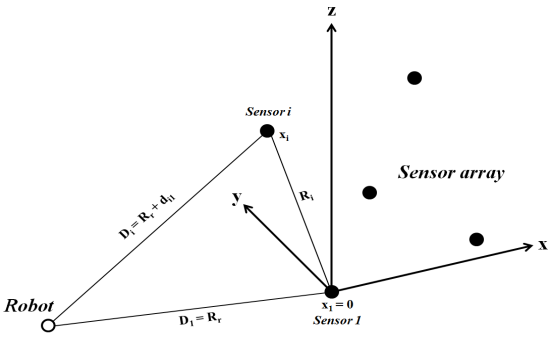


Fig. 1. Notations for instantaneous method SI and SX

$$\widetilde{R}_r = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a} \quad ; \quad \widetilde{R}_r \geq 0$$
$$\text{where } a = 4 - 4d^T S*^T S* d$$
$$b = 4d^T S*^T S* \delta \tag{3}$$
$$c = -\delta^T S*^T S* \delta$$

SI방법의 $\widetilde{R}_r$은 2개의 결과로 나타난다. 이 중 1개의 결과만이 정확한 위치의 결과로서, 다른 하나는 부정확한 결과를 나타낸다. 따라서 이 방법은 적절한 $\widetilde{R}_r$의 값을 선택해야 한다. 이러한 방법들을 통해 수중로봇의 위치를 추정하기 위해서는, SX방법은 3개의 TDOA정보가 필요하고 SI방법은 4개의 TDOA정보가 필요하다. 이는 SX방법의 경우, 3개의 TDOA정보를 획득하기 위해서는 최소 4개의 비이컨들이 필요하고, SI방법은 최소 5개의 비이컨들이 필요함을 의미한다. 또한 SI방법은 $x_1 = x_2 = \ldots = x_N$, 또는 $y_1 = y_2 = \ldots = y_N$, 또는 $z_1 = z_2 = \ldots = z_N$ 일 때 동작하지 않는다. 즉, SI방법은 올바른 추정 결과를 위해서 비이컨들에 대한 세 개의 좌표를 다르게 설정하여야 한다.

3. TDOA 위치추정 문제 설정과 최소 자승법

일반적으로 PF방법은 지상에서 동작하는 이동로봇의 위치추정 및 지도 작성을 위하여 이용되었다. 만약 수중로봇의 모션과 센서 출력에 대하여 적절한 모델링이 가능할 경우 PF방법을 이용하여 수중로봇의 위치추정에 대해 적용할 수 있다[15,16]. 일반적인 PF방법은 관측된 센서 데이터를 기반으로 예측된 상태를 수정하고, 다음 상태에 대한 수행 정보를 이용하여 대상에 대한 상태를 예측한다. 이와 같이 PF방법은 대상에 대한 상태를 추정하기 위해 예측과 교정단계로 반복한다. 그림 2은 PF방법에 대한 의사코드로 각각의 파티클들은 로봇의 위치추정에 대한 상태를 나타낸다.

PF방법의 입력값 X_{t-1}은 이전 샘플링 타임에서의 파티클들의 분포를 나타내고, $\boldsymbol{z}_t$는 관측된 센서 데이터, $\boldsymbol{u}_t$는 로봇 내부의 모션정보, E는 센서 데이터에 영향을 미치는 환경정보를 의미한다. 그리고 입력 값들은 새로운 파티클들을 나타내는 X_t 를 생성한다. 또한 파티클의 상태 정보 $\boldsymbol{x}_t = (x, y, z, \phi, \theta, \psi)$ 이고, 여기서 ϕ, θ, ψ는 롤, 피치, 그리고 요각을 나타낸다. 그림 2의 *Motion model(·)*은 수중로봇의 위치를 예측하는 과정으

==========

PF method$(X_{t-1}, \boldsymbol{u}_t, \boldsymbol{z}_t, E)$

==========

1. $\overline{X_t} = X_t = \phi$
2. *for* $i = 1$ *to* M *do*
3. $\quad \boldsymbol{x}_t^{[i]} = Motion\ model(\boldsymbol{u}_t, \boldsymbol{x}_{t-1}^{[i]})$
4. $\quad \omega_t^{[i]} = Sensor\ model(\boldsymbol{z}_t, \boldsymbol{x}_t^{[i]}, E)$
5. *endfor*
6. *for* $i = 1$ *to* M *do*
7. $\quad \boldsymbol{x}_t^{[i]} = Resampling\left(\left\{\left(\boldsymbol{x}_t^{[i]}, \omega_t^{[i]}\right) \middle| j = 1, \cdots, M\right\}\right)$
8. *endfor*
9. *return* X_t

==========

Fig. 2. Procedure of PF method using M particles

로, 로봇의 위치 $\boldsymbol{x}_t$는 로봇의 모션 명령 또는 오도미터와 같은 로봇 내부 모션 정보를 사용하여 로봇의 위치를 예측한다. 여기서 예측된 로봇의 위치는 외부 센서 정보를 이용하지 않고 로봇의 위치를 예상하는 데드레크닝과 유사하다. 이와 같이 *Motion model(·)*에서 예측된 로봇의 위치는 환경과 로봇 모션의 불확실성에 의해 오차를 포함하고 있다. *Sensor model(·)* 과 *Resampling(·)* 과정은 *Motion model(·)* 에서 예측된 로봇의 위치에 대하여 교정하는 과정이다. 이 과정은 환경정보 E, 그리고 로봇 위치와 관련된 외부센서 정보 $\boldsymbol{z}_t$를 이용하여 예측된 로봇의 위치에 대한 오차를 줄인다.

3.1 수중 로봇 위치 예측

본 절은 수중로봇의 위치 예측과정인 그림 2의 *Motion model(·)*을 자세히 설명한다. 로봇 위치 예측과정에서의 내부 모션 정보 $\boldsymbol{u}_t$ 는 $\boldsymbol{u}_t = (u, v, w, p, q, r)^T$ 로서, u, v, w, p, q, r은 surge, sway, heave, roll, pitch, 그리고 yaw에 대한 속도 명령이다. 식 (4)와 (5)는 수중로봇의 내부 모션의 속도정보에 대한 불확실성을 포함하는 과정이다[15]. 식에서의 *Sample*(·)함수는 불확실성을 생성하는 함수로서, 내부 모션 정보의 불확실성과 로봇 위치에 대한 측정 불가능한 불확실성을 결정한다.

식 (4)는 불확실성이 포함된 모션정보를 생성하는 식으로서, 로봇 모션에 대한 불확실성 파라미터 $\boldsymbol{\alpha}_p(\boldsymbol{u}_t)$와 로봇 모션 정지시의 모션 불확실성 파라미터 $\boldsymbol{\alpha}_s(\boldsymbol{u}_t)$를 통해 불확실성 모션 정보를 생성하게 된다.

$$
\begin{aligned}
&\hat{\boldsymbol{u}}_t = \boldsymbol{u}_t + sample(\boldsymbol{\alpha}_p(\boldsymbol{u}_t)|\boldsymbol{u}_t| + \boldsymbol{\alpha}_s(\boldsymbol{u}_t)) \\
&\boldsymbol{u}_t = (u \quad v \quad w \quad p \quad q \quad r)^T \\
&\boldsymbol{\alpha}_s(\boldsymbol{u}_t) = (\alpha_{us} \quad \alpha_{vs} \quad \alpha_{ws} \quad \alpha_{ps} \quad \alpha_{qs} \quad \alpha_{rs})^T \\
&\boldsymbol{\alpha}_p(\boldsymbol{u}_t) = \begin{pmatrix} \alpha_{uu} & \alpha_{uv} & \alpha_{uw} & \alpha_{up} & \alpha_{uq} & \alpha_{ur} \\ \alpha_{vu} & \alpha_{vv} & \alpha_{vw} & \alpha_{vp} & \alpha_{vq} & \alpha_{vr} \\ \alpha_{wu} & \alpha_{wv} & \alpha_{ww} & \alpha_{wp} & \alpha_{vq} & \alpha_{wr} \\ \alpha_{pu} & \alpha_{pv} & \alpha_{pw} & \alpha_{pp} & \alpha_{pq} & \alpha_{pr} \\ \alpha_{qu} & \alpha_{qv} & \alpha_{qw} & \alpha_{qp} & \alpha_{qq} & \alpha_{qr} \\ \alpha_{ru} & \alpha_{rv} & \alpha_{rw} & \alpha_{rp} & \alpha_{rq} & \alpha_{rr} \end{pmatrix}
\end{aligned} \tag{4}
$$

식 (5)는 수신된 모션 정보에 대하여 측정 불가능한 불확실성을 고려하는 수식이다. 수신된 모션 정보는 측정 불가능한 파라미터 $\lambda_p(u_t)$를 고려한 $\lambda=(\lambda_x, \lambda_y, \lambda_z, \lambda_\phi, \lambda_\theta, \lambda_\psi)$를 생성하여 로봇 모션 정보에 대한 불확실성을 고려할 수 있다.

$$
\begin{aligned}
&\boldsymbol{\lambda} = sample(\boldsymbol{\lambda}_p(\boldsymbol{u}_t)|\boldsymbol{u}_t|) \\
&\boldsymbol{\lambda}_p(\boldsymbol{u}_t) = \begin{pmatrix} \lambda_{xu} & \lambda_{xv} & \lambda_{xw} & \lambda_{xp} & \lambda_{xq} & \lambda_{xr} \\ \lambda_{yu} & \lambda_{yv} & \lambda_{yw} & \lambda_{yp} & \lambda_{yq} & \lambda_{yr} \\ \lambda_{zu} & \lambda_{zv} & \lambda_{zw} & \lambda_{zp} & \lambda_{zq} & \lambda_{zr} \\ \lambda_{\phi u} & \lambda_{\phi v} & \lambda_{\phi w} & \lambda_{\phi p} & \lambda_{\phi q} & \lambda_{\phi r} \\ \lambda_{\theta u} & \lambda_{\theta v} & \lambda_{\theta w} & \lambda_{\theta p} & \lambda_{\theta q} & \lambda_{\theta r} \\ \lambda_{\psi u} & \lambda_{\psi v} & \lambda_{\psi w} & \lambda_{\psi p} & \lambda_{\psi q} & \lambda_{\psi r} \end{pmatrix}
\end{aligned} \tag{5}
$$

로봇의 위치는 고정 좌표계에서 나타내어진다. 고정좌표계에서 로봇의 위치를 예측하기 위해서는 로봇 좌표계에서의 속도 정보를 고정 좌표계에서의 속도 정보로 변환하여야 한다. 따라서 로봇 좌표계에서의 속도정보 u, v, w, p, q, r은 고정 좌표계에서의 속도정보 $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}$ 로 변환하기 위해 식 (6)과 같이 T_{E1}과 T_{E2}를 사용한다[16].

$$
\begin{aligned}
(\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T &= T_{E1}(\hat{u}, \hat{v}, \hat{w})^T \\
(\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi})^T &= T_{E2}(\hat{p}, \hat{q}, \hat{r})^T
\end{aligned} \tag{6}
$$

식 (7)은 식 (4) ~ (6)의 과정에 의해 계산된 정보들을 바탕으로 로봇의 위치를 예측하는 과정을 나타낸다. 여기서 x, y, z, ϕ, θ 그리고 ψ는 시각 t-1에서 파티클 정보이고, $\boldsymbol{x}_t$는 시각 t에서의 예측된 로봇 위치인 파티클의 상태정보이다.

$$
\begin{aligned}
x' &= x + \dot{x}\Delta t + \lambda_x \Delta t \\
y' &= y + \dot{y}\Delta t + \lambda_y \Delta t \\
z' &= z + \dot{z}\Delta t + \lambda_z \Delta t \\
\phi' &= \phi + \dot{\phi}\Delta t + \lambda_\phi \Delta t \\
\theta' &= \theta + \dot{\theta}\Delta t + \lambda_\theta \Delta t \\
\psi' &= \psi + \dot{\psi}\Delta t + \lambda_\psi \Delta t \\
\boldsymbol{x}_t &= (x', y', z', \phi', \theta', \psi')^T
\end{aligned} \tag{7}
$$

3.2 수중 로봇 위치 예측

수중로봇의 위치에 대한 예측과정에서는 오직 내부 모션 정보만을 고려하였다. 예측된 로봇 위치에 대한 교정 과정은 그림 2의 *Sensor model(·)*과 *Resampling(·)* 과정으로 구분할 수 있다. *Sensor model(·)*과정은 예측되어진 로봇 위치의 신뢰도를 계산하는 과정이다. 이 과정에서의 신뢰도는 실제 수신된 센서 데이터와 예측된 로봇인 파티클의 위치에서 예상되는 센서데이터를 비교하여 계산될 수 있다. 이후 *Resampling(·)*과정에서 예측된 로봇의 신뢰도를 바탕으로 로봇의 위치를 재생성한다.

식 (8)은 예측된 파티클 $\boldsymbol{x}_t$의 신뢰도 계산 과정을 나타낸다. TOA정보를 이용하여 신뢰도를 계산할 경우, 측정값 $\boldsymbol{z}_t = \{d_1, d_2, \ldots, d_N\}$는 물 속에서의 TOA정보와 초음파 속도를 이용하여 계산한 비이컨과 로봇과의 거리이다. 반면 TDOA정보를 이용할 경우, 측정값 $\boldsymbol{z}_t = \{d_{21}, d_{31}, \ldots, d_{N1}\}$는 물 속에서의 TDOA정보와 초음파 속도를 이용하여 비이컨들과의 거리 차이를 계산하여 신뢰도를 구한다. 각각의 p_{hit}, p_{long}, p_{max},와 p_{rand}는 측정 잡음, 예상하지 못한 장애물, 센서신호를 감지하지 못했을 때, 그리고 설명 불가능한 노이즈에 대한 확률을 나타내며, Z_{hit}, Z_{long}, Z_{max}, 그리고 Z_{rand}는 각 확률에 대한 가중치이다.

$$
\begin{aligned}
\prod_{k=1}^{n} p_k = & z_{hit} \cdot p_{hit}(z_t^k \mid x_t^k) + z_{long} \cdot p_{long}(z_t^k \mid x_t^k) \\
& + z_{max} \cdot p_{max}(z_t^k \mid x_t^k) + z_{rand} \cdot p_{rand}(z_t^k \mid x_t^k)
\end{aligned} \tag{8}
$$

그림 3은 식 (8)에서 표현된 수식을 이용하여 예측된 파티클의 신뢰도를 구하는 확률 밀도 함수의 예를 나타낸다. 수신된 센서정보의 측정 잡음에 대한 가우시안 특성, 수중로봇과 센서 사이에 존재할 수 있는 정적 장애물에 대한 오차 특성, 센싱 실패할 때의 특성, 그리고 설명 불가능한 측정 잡음에 대한 특성의 비가

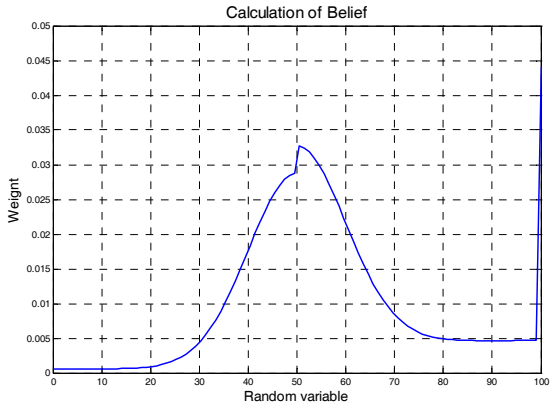


Fig. 3. Probability density used for calculation of belief particle

우시안 적인 불확실성을 다룰 수 있다. 가령 예측된 파티클의 위치로부터 예상되는 센서 터이터를 계산하여 그림 3과 같은 확률 밀도함수를 생성한다. 이후 로봇에 수신된 센서정보에 의해 예측된 파티클의 신뢰도를 계산한다.

파티클 재생성 과정은 예측된 파티클들로부터 파티클들을 다시 선택하는 과정이다. 이 과정은 예측되어진 파티클의 수 만큼의 파티클들을 선택한다. 이때 높은 신뢰도를 가진 파티클들이 선택되며, 선택된 파티클들은 다시 후보 파티클이 되어 중복 선택될 수 있다.

4. 실험 및 고찰

본 논문의 실험에서는 실제 환경에서의 수조실험과 시뮬레이션을 통해 제안된 방법을 고찰한다. 실제 환경에서의 실험은 두 개의 TOA정보와 깊이 센서 그리고 각속도 정보를 이용하였다. 그리고 시뮬레이션에서는 TDOA정보와 깊이 정보를 이용하여 PF방법과 최소자승법인 SI와 SX방법에 대하여 고찰한다.

4.1 수조환경에서의 실험

수조에서의 실험은 부산 국립수산과학원의 towing tank에서 실시하였다. 그리고 실험에 이용된 수중로봇은 삼성 탈레스[17]와 레드원테크놀러지(주)[18]에서 공동개발된 로봇으로 Surge, Heave, Pitch, 그리고 Yaw에 대한 4자유도를 가지고 있다. 그림 4는 실험을 실시한 수조 환경 및 로봇을 보여준다.

실험에 이용된 센서 정보는 각속도(p, q, r), 깊이, 그리고 로봇에 장착된 핑거와 하이드로폰과의 TOA정

Fig. 4. Towing tank and the underwater robot for the experiment

보를 통해 계산되는 거리정보이다. 제안된 PF방법에서의 각속도 정보는 수중로봇 위치를 예측하기 위한 단계에서 자세 예측을 위해 사용하고, 깊이 및 두 개의 TOA정보는 예측된 로봇의 위치를 교정하는 단계에서 사용된다. 그리고 본 실험의 PF방법에서 사용된 파티클의 수는 1000개이며, 그림 5와 같이 로봇의 주행경로를 두 곳의 경유점(0m, 0m, 1m), (15m, 0m, 1m)으로 설정하고 5회 왕복하여 실험을 실시하였다.

그림 6은 PF방법에 의해 XY평면에서의 추정된 수중로봇 위치에 대한 궤적이다. 그림 6의 A, B 그리고 C는 실제 수중로봇의 주행 오차로 인해 추정된 결과로서, A의 경우 추정된 궤적은 경유점(0m, 0m)으로부터 X축으로 1.5m~-3.5m, Y축으로 0m~-2m 차이를 보인다. 그리고 C는 경유점 (15m, 0m)으로부터 X축으로

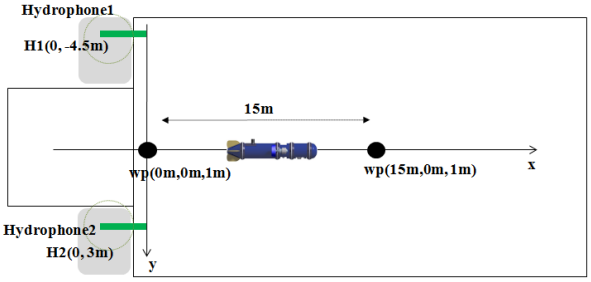


Fig. 5. Dimensions for experiment in the towing tank

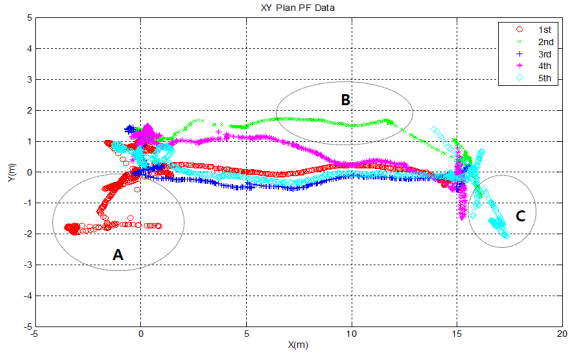


Fig. 6. Estimated trajectory in the XY plane

0m~-2.5m, Y축으로 1m~-2.5m 사이에 분포되어 있다. 이는 수중로봇 회전 시에 추정된 결과로서, 실험에 이용된 수중로봇은 정해진 경유점에서 정지하여 회전 동작을 수행하지 못하고 Surge속도명령과 Yaw명령을 동시에 수행하여 회전하기 때문이다. 그리고 2회 주행 시 발생된 B의 경우는 주행 경로에서 Y축으로 0m~1.8m 사이에 분포된 궤적을 보인다. 이는 수중로봇이 정확하게 주행경로를 주행하지 못하고 주행경로를 벗어나 주행하였을 때 나타난 현상이다. 따라서 A와 C와 같이 추정된 궤적이 경유점과 차이를 보이는 이유는 다른 경유점으로 이동하기 위하여 회전할 때 발생되는 주행오차이고, B의 경우 직진 주행시 주행경로를 벗어난 실제 수중로봇의 주행오차로 판단된다.

그림 7은 PF방법의 XZ평면에서 추정된 수중로봇 위치에 대한 궤적이다. 실제 수중로봇에는 TOA정보를 송신하는 핑거가 장착되어져 있고, 외부에 이를 수신하는 하이드로폰이 설치되어져 있다. 이때 수중로봇으로부터 송신되는 TOA정보는 수중로봇이 수면이 아닌 수중 상태에서만 획득 가능하다. 따라서 실험에서는 수중로봇을 Z축으로 0~1.5m 사이에서 주행되도록 실험을 실시하였기 때문에 추정된 궤적은 Z축으로 0~1.3m에 분포 되어졌음을 확인할 수 있다.

표 1과 2는 실제 수중로봇이 경유하는 두 개의 경

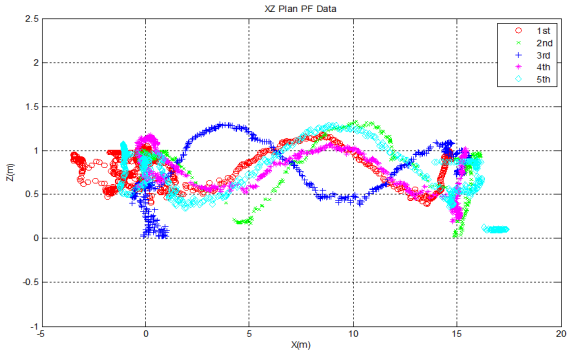


Fig 7. Estimated trajectory in the XZ plane

Table 1. Estimated location for the way point (15m, 0m, 1m)

(unit : m)

	x	y	z	error
1st	14.7437	-0.18066	0.898906	0.3295
3rd	15.2773	-0.41532	0.750819	0.5581
5th	14.757	-0.11727	0.374185	0.6815

Table 2. Estimated location for the way point (0m, 0m, 1m)

(unit : m)

	x	y	z	error
2nd	-0.32892	1.35421	0.626474	1.4428
4th	-0.25793	0.563906	0.597935	0.7390

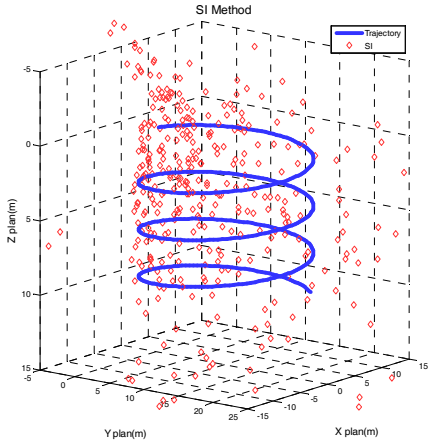
유점(0m, 0m, 1m), (15m, 0m, 1m)에 대한 위치추정 결과이다. 표 1과 2에서 x, y, 그리고 z는 PF 방법에 의해 추정된 위치의 결과를 나타내며 error는 경유점의 위치와 추정된 위치와의 거리차이를 의미한다.

4.2 시뮬레이션을 이용한 실험

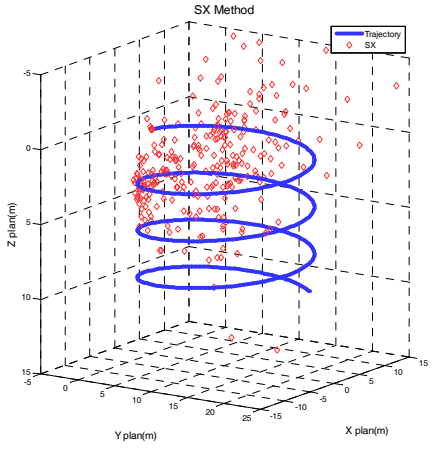
본 절은 제안된 PF방법의 성능 검증을 위해 최소자승법인 SI와 SX방법들과 비교 분석하고, 수중로봇의 모션과 센서의 불확실성에 따른 PF방법의 성능 변화를 고찰한다. 실험에서 이용된 시뮬레이션은 실제 수중환경에서 발생할 수 있는 수중로봇의 모션과 센서 정보에 대한 불확실성이 포함되었다. 그리고 시뮬레이션에서 이용되는 센서정보는 TOA정보를 사용할 수 없는 환경으로 가정하였기 때문에 로봇과 센서 사이의 거리를 직접적으로 계산할 수 없다. 하지만 로봇의 깊이를 알 수 있는 깊이 정보와 TDOA정보를 통해 로봇에 수신된 센서 신호들의 차이를 이용할 수 있다. 시뮬레이션에서의 수중로봇 모션 동작은 그림 8과 9와 같이 반지름이 10m인 원형의 궤적을 그리면서 Z축으로 이동하도록 surge=1.0m/s, yaw=0.1rad/s, 그리고 heave=0.05m/s로 설정하였다. 이와 같은 환경에서 제안된 방법과 다른 방법들과의 추정결과를 보인다.

4.2.1 최소자승법과 PF방법의 비교

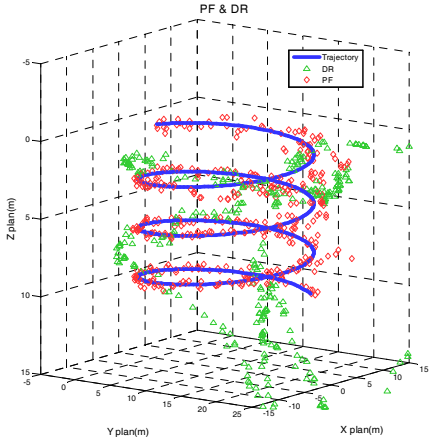
시뮬레이션은 4개의 TDOA정보를 사용하기 위해 초음파 비이컨 5개를 이용하였으며, 위치는 (0m, 0m, 0m), (0m, 10m, 1m), (-10m, 10m, 2m), (-10m, 0m, 3m), 그리고 (-5m, 5m, 4m)로 설정하였다. 이와 같이 설정된 비이컨들과 로봇 사이의 거리 측정 잡음에 대한 표준편차는 0.5m로 가정하였다. 또한 PF방법에서 4개의 TDOA정보와 함께 깊이에 대한 정보를 이용하며 이에 대한 측정 잡음을 표준편차 0.5m로 설정하였다. 시뮬레이션에서의 로봇 궤적은 Z축 이동과 동시에 원형의 궤적을 그리면서 이동한다. 그림 8은 이와 같이 환경에서의 시뮬레이션 결과를 보여준 것으로, SI, SX, 그리고 PF방법에 대한 추정된 로봇 위치의 궤적



(a) Estimated locations by the SI method



(b) Estimated locations by the SX method



(c) Estimated locations by the PF and DR methods

Fig. 8. Comparison of localization methods for spiral trajectory motion of the underwater robot

에 대한 결과이다. 그림 8의 (a)와 (b)는 최소자승법인 SI와 SX방법을 이용한 로봇 위치를 추정한 궤적의 결과를 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 SI와 SX방법의 결과인 SI와 SX는 시뮬레이션 로봇의 이동궤적에 분포되지 않는다. 그림 (C)는 PF방법과 추측항법인 데드레크닝 방법의 결과로서, DR은 데드레크닝 방법을 이용한 추정 궤적, PF는 제안된 PF방법을 이용한 추정 궤적을 나타낸다. 그림 (C)에서 보는 바와 같이 데드레크닝 방법의 경우 수중로봇의 모션 에러 누적으로 인해 시간이 지날 수 록 오차가 누적되어 잘못된 궤적을 추정한다. 하지만 PF방법을 이용한 PF궤적은 로봇의 이동 궤적 주위에 분포되어 추정함을 볼 수 있다.

표 3은 각 위치 추정 방법들의 거리오차 평균과 표준편차 그리고 최대오차이다. 여기서 거리오차는 시뮬레이션에서의 실제 로봇 위치와 추정된 위치와의 차이를 의미한다. 표 3에서 SI, SX, 그리고 DR에 비해서 제안된 PF방법에 의한 추정이 가장 작은 오차를 가지고 있음을 알 수 있다.

Table 3. Error distance of localization methods

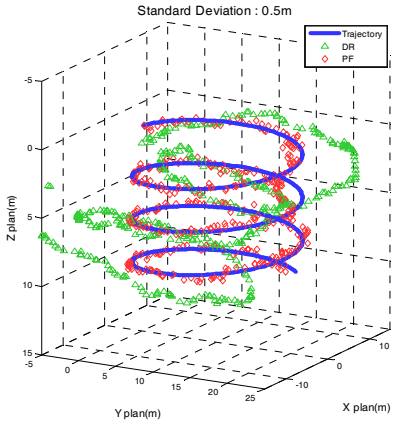
(unit : m)

	SI	SX	DR	PF
Average	20.2613	9.3543	19.9754	1.3050
Standard deviation	45.6065	6.2523	8.5417	1.0825
Maximum error	384.1004	53.5179	34.5196	6.1290

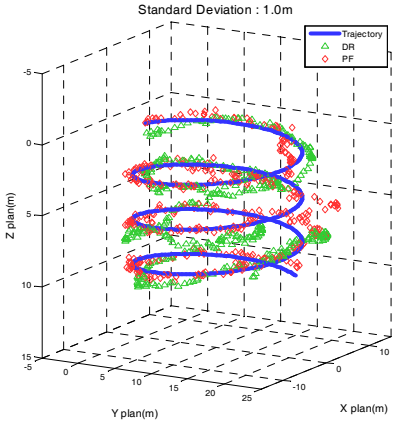
4.2.1 센서 불확실성에 대한 PF의 성능

본 절의 시뮬레이션은 센서의 불확실성을 다양하게 변화시키면서 이에 따른 PF 방법의 성능 변화를 살펴본다. 이 실험에서의 수중로봇은 그림 8과 동일한 궤적으로 이동하도록 하였다. 그림 9의 (a)는 센서의 불확실성에 대한 표준편차 σ_s를 0.5m, (b)는 1.0m, 그리고 (c)는 2.0m에 대한 실험 결과이다. 그림 9의 (a), (b), 그리고 (c)에서 보면 추측항법인 DR은 모션오차의 누적으로 인해 시간이 지날 수 록 잘못된 궤적을 추정하였다. 하지만 제안된 방법인 PF는 센서의 불확실성이 증가하여도 DR보다 수중로봇의 궤적을 적절하게 추정하고 있다.

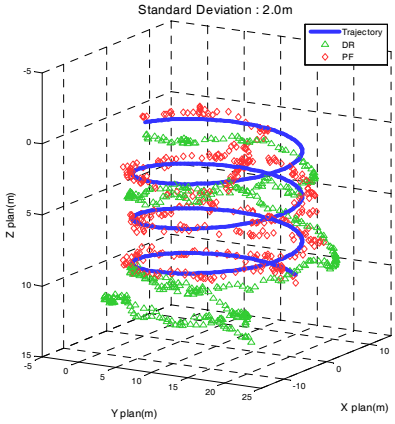
그림 10은 그림 9의 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 실제로봇의 위치와 PF방법으로부터 추정된 로봇과의 거리오차를 나타낸다. 여기서 $x_{r,est}$는 PF 방법에 의한 추정된 로봇의 위치이고, $x_{r,real}$는 실제 로봇의



(a) Estimated locations by the PF method with σ_s = 0.5m



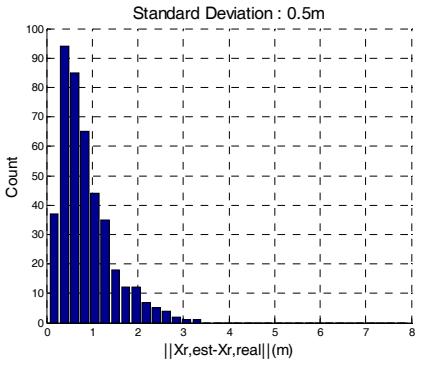
(b) Estimated locations by the PF method with σ_s = 1.0



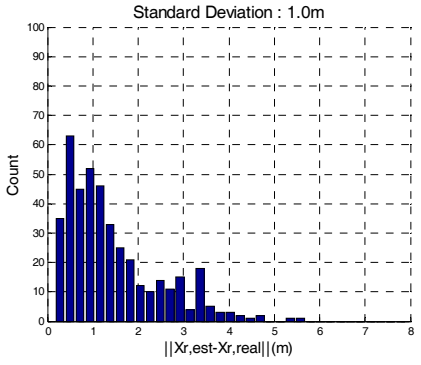
(c) Estimated locations by the PF method with σ_s = 2.0m

Fig. 9. Dependency of localization performance of the PF on measurement uncertainty

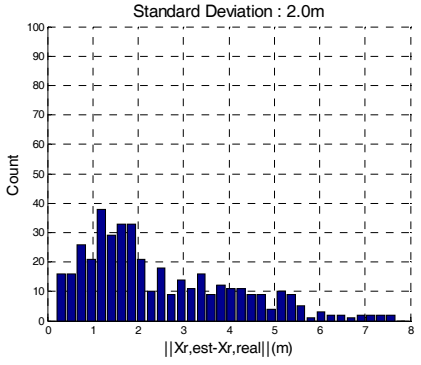
위치를 의미한다. 그리고 표 4는 그림 10의 히스토그램에서 표현된 거리 오차 $\| x_{r,est} - x_{r,real} \|$를 최대오차,



(a) Localization error distribution with σ_s = 0.5m



(b) Localization error distribution with σ_s = 1.0m



(c) Localization error distribution with σ_s = 2.0m

Fig. 10. Comparison of distance error distribution for measurement uncertainty

평균, 그리고 표준편차를 통해 분석한 결과이다. 그림 10의 (a), (b), 그리고 (c)를 보면 센서 불확실성이 증가하면 거리 오차는 증가되었다. 하지만 표 4의 오차 거리에 대한 평균과 표준편차는 PF방법에 의한 센서 오차에 따라 위치 추정 영향을 미치지만, 추정 성능 오차에 비례하지 않는 결과를 보인다. 표 4에서 센서에 대한 불확실성을 0.5m로 실험했을 때 최대 오차는

Table 4. Distribution of distance error for measurement uncertainty σ_s

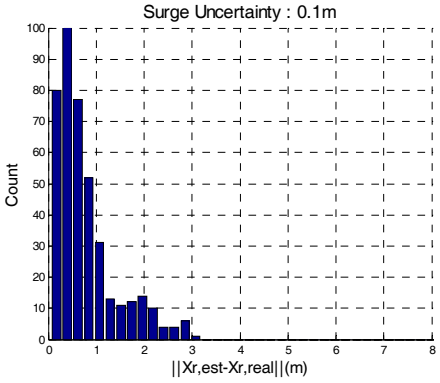
(unit : m)

	σ_s = 0.5	σ_s = 1.0	σ_s = 2.0
Average	0.8553	1.4276	2.5560
Standard deviation	0.5721	1.0224	1.7818
Maximum error	3.3237	5.5759	10.2980

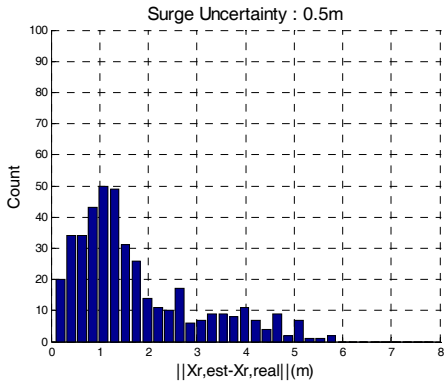
3.3237m였고, 그림 10의 (a)에서와 같이 2.5m~3.3m사이 오차는 총 422회 중 9회 발생하였다. 하지만 이러한 오차가 발생하더라도 다음 추정에서 오차가 줄어들기 때문에 제안된 PF방법은 실제 수중로봇에 적용 가능하다. 또한 실험에서는 로봇의 회전 반경 10m에서 센서 불확실성의 표준 편차를 0.5m로 설정하여 큰 센서 불확실성을 가정하였다. 그러나 이와 같은 상황에서 DVL, 자이로등의 정보를 이용하지 않았음에도 최대 3.3237m의 오차와 평균오차 0.8553m의 성능을 얻을 수 있었다.

4.2.3 모션 불확실성에 대한 PF방법의 성능

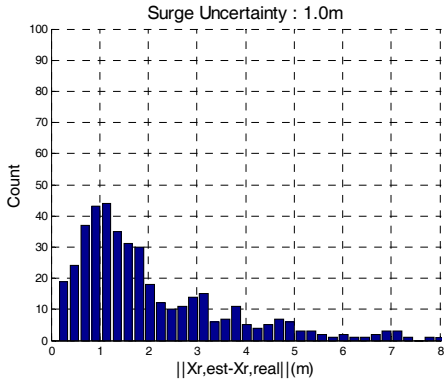
마지막으로 모션 불확실성의 차이에 대한 파티클 필터의 추정 성능을 비교한다. 시뮬레이션은 센서의 불확실성 σ_s = 1.0m로 가정하고, 수중로봇의 모션 불확실성에 대하여 surge속도 정보에 대한 불확실성 파라미터를 α_{uu} = 0.1, 0.5, 그리고 1.0으로 가정하였다. 그림 11의 (a), (b), 그리고 (c)는 그림 10과 동일하게 실제 수중로봇 위치와 추정된 위치의 거리차이에 대한 히스토그램이다. 또한 표 4는 그림 11의 히스토그램에서 표현된 거리 오차를 분석한 결과이다. 표 5의 거리 오차에 대한 평균과 표준편차를 보면 수중로봇의 모션 오차 또한 PF방법의 위치 추정 성능에 영향을 미치지



(a) Distribution of distance error with α_{uu} = 0.1m



(b) Distribution of distance error with α_{uu} = 0.5m



(c) Distribution of distance error with α_{uu} = 1.0m

Fig. 11. Comparison of distance error distribution for motion uncertainty

만, 모션의 오차 정도에 비례하여 오차가 증가되지 않는다.

Table 5. Distribution of distance error for motion uncertainty α_{uu}

(unit : m)

	α_{uu} = 0.1	α_{uu} = 0.5	α_{uu} = 1.0
Average	0.7706	1.7501	2.1148
Standard deviation	0.6281	1.2885	1.7202
Maximum error	3.1045	5.7256	10.7186

5. 결 론

제안된 PF방법은 내부 모션 및 외부 센서정보를 기반으로 수중로봇의 위치를 추정할 수 있는 방법이다. 본 논문에서는 최소자승법 SI와 SX방법들과 제안된 PF방법을 비교하여 분석하고, TOA 및 TDOA정보를 사용하는 수중로봇의 위치추정 방법을 제안하였다.

수조 실험에서는 수중로봇의 자세를 예측하기 위한 각속도(p, q, r)정보와 예측된 자세를 교정하기 위한 2개의 TOA, 그리고 깊이 정보를 사용하여 제안된 PF방법을 적용하여 그림 5와 6을 통해 결과를 보였다. 그림 5에서의 A, B, C의 경우 경유점과 주행 경로상에서의 오차가 존재하지만 이는 실제 수중로봇의 주행오차로 인해 추정된 궤적으로 판단되며 실제 5회 주행에 대한 수중로봇의 이동궤적을 따르고 있어 제안된 방법으로 수중로봇 위치 추정 문제를 해결 가능함을 볼 수 있다.

시뮬레이션 실험 4.2절은 수중로봇의 모션정보와 TDOA정보만을 획득할 수 있는 조건에서 기존의 방법들과 제안된 PF방법을 비교하고, 센서 및 모션의 불확실성에 의한 PF방법의 성능 변화를 분석하였다. 시뮬레이션 실험 4.2.1절은 TDOA정보를 획득할 수 있는 환경에서 최소자승법과 제안된 PF방법의 추정결과를 비교하여 제안된 방법의 적용 가능성을 보이고 있다. 이 실험에서는 센서 및 로봇 모션정보를 동일하게 설정한 조건에서 기존의 위치추정 방법들과 제안된 PF방법의 성능을 비교하였다. 그림 8에서 보인 바와 같이 위치 추정 방법들 중 제안된 PF방법만이 수중로봇의 이동 궤적 주위에 위치하고 있으며, 표 3에서 이에 대한 오차의 정도를 분석하여 기존의 방법에 비해 제안된 PF방법이 적절하다는 것을 보여주고 있다. 이는 실제 수중 환경에서 동작하는 수중로봇의 위치 추정을 위해 오차가 포함된 TDOA정보를 이용할 경우 SI와 SX방법은 나쁜 추정결과가 예상되어지나 제안된 방법은 SI와 SX방법에 비해 좋은 결과를 기대할 수 있다. 또한 SI방법의 경우 최소 4의 TDOA정보로 동작하기 때문에 5개의 비이컨들이 필요하다. 그리고 SX방법은 최소 3개 이상의 TDOA정보로 동작함으로 인해 최소 4개의 비이컨들이 필요하며, 두 개의 결과로 인해 수중로봇의 위치에 대한 결과를 적절하게 선택하는 문제점이 있다. 시뮬레이션 실험 4.2.2절과 4.2.3절에서는 센서와 모션의 오차의 정도를 변화하면서 제안된 PF방법의 불확실성에 대한 추정성능에 대한 비교 분석하였다. 이 실험에서 보듯이 센서와 모션의 불확실성이 크면 실제 수중로봇 이동궤적과 추정궤적에 대한 거리오차는 증가하지만 센서 및 모션의 불확실성 정도에 비례하여 오차가 증가하지 않았다. 이는 실제 수중환경에서 센서 및 모션의 불확실성이 크거나 센서가 수신 되지 상황에서도 제안된 방법을 이용하여 로봇 위치를

추정할 수 있을 것으로 예상된다.

본 논문에서는 수중로봇의 위치추정을 위해 TOA 및 TDOA정보를 사용하는 PF방법을 제안하였다. 제안된 방법은 실제 수조에서의 실험과 시뮬레이션을 통해 추정 성능 및 로봇 모션과 센서의 불확실성에 따른 성능 변화를 고찰하였다. 향후, 칼만필터(Kalman filter) 및 정보필터(Information filter)방법과의 비교 분석을 통해 제안된 PF방법의 효율성을 검증하고 실제 수중환경에서 실험을 실시하여 검증할 것이다.

참고문헌

[1] J. J. Leonard, A. A. Bennet, C. M. Smith, and H. J. S. Feder, "Autonomous underwater vehicle navigation", MIT Marine Robotics Laboratory, Technical Memo 98-1, 1998.

[2] P. Corke, C. Detweiler, M Dumbabin, M. Hamilton, D. Rus, and I. Vasilescu, "Experiments with Underwater Robot Localization and Tracking", Proc. IEEE Conf. Robotics and Automation, pp. 4556-4561, April, 2007.

[3] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic Robotics, MIT Press, 2005

[4] T. G. Kim, N. Y. Ko, and K. G. Kim, "Experiments and Analysis of MCL Based Localization for Mobile Robot Navigation", Proc. IEEE Conf. Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS), pp. 221-227, January, 2011.

[5] B. P. Foley and D. A. Mindell, "Precision Survey and Archaeological Methodology in Deep Water", ENALIA Journal of the Hellenic Institute of Marine Archaeology, vol. 6, pp. 49-56, 2002.

[6] W. H. Cheng, "Study mobile underwater positioning system with expendable and multi-functional bathythermographs", Ocean Engineering, vol. 32, pp. 499-512, December, 2005.

[7] R. D. Christ and R. L. Wernli Sr, The ROV Manual: A User Guide for Observation Class Remotely Operated Vehicles, Butterworth-Heinemann, pp. 320, August, 2007.

[8] J. Opderbecke, "At-sea calibration of a USBL underwater vehicle positioning system", Proc. MTS/IEEE Conf. OCEANS'97, vol. 1, pp. 721-726, October, 1997.

[9] J. O. Smith and J. S. Abel, "The Spherical Interpolation Method of Source Localization", IEEE J. Ocean. Eng., vol. 12, No. 1, pp. 246-252, 1987.

[10] J. O. Smith and J. S. Abel, "Closed-Form Least-Squares Source Location Estimation from Range-Difference Measurements", IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 35, pp. 1661-1669, 1987.

[11] A. Alcocer, P. Oliveira, and A. Pascoal, "Underwater Acoustic Positioning Systems Based on Buoys with GPS", Proc. Eighth European Conf. on Underwater Acoustics, 8th ECUA, Carvoerio, Portugal, June, 2006.

[12] N. Y. Ko, T. G. Kim and S. W. Noh, "Monte Carlo Localization of Underwater Robot Using Internal and External Information", Services Computing Conf. (APSCC), 2011 IEEE Asia-Pacific, pp. 410-15, 2011.

[13] A. Alcocer, P. Oliveira, and A. Pascoal, "Study and Implementation of an EKF GIB based Underwater Positioning System", IFAC Conf. on Control Applications in Marine Systems CAMS04, Ancona, Italy, 2004.

[14] S. Y. Hwang, J. M. Lee, "Estimation of Attitude and Position of Moving Objects Using Multi-filtered Inertial Navigation System", The Korean Institute of Electronic Engineers, vol. 60, no. 12, pp. 2239-2345, 2011.

[15] N. Y. Ko, T. G. Kim, and Y. S. Moon, "Particle Filter Approach for Localization of an Underwater Robot Using Time Difference of Arrival", Proc. MTS/IEEE Conf. on OCEANS'12 Yeosu, May, 2012.

[16] T. G. Kim, N. Y. Ko, S. W. Noh, and Y. P. Lee, "Localization on an Underwater Robot Using Monte Carlo Localization Algorithm", The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, vol. 6, pp. 288-295, 2011.

[17] http://www.samsungthales.com/

[18] http://www.redone-technologies.com/

김 태 균

2007 조선대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)
2009 조선대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사)
2009~현재 조선대학교 제어계측공학과 공학박사 과정
관심분야 : 이동로봇, 수중로봇, 자율주행

고 낙 용

1985 서울대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)
1987 서울대학교 대학원 제어계측공학과 졸업 (공학석사)
1993 서울대학교 대학원 제어계측공학과 졸업 (공학박사)
1997~1998, 2004~2005 미국 Carnegie Mellon Univ. Visiting research scientist
1992년~현재 조선대학교 제어계측로봇공학과 교수
관심분야 : 지상로봇과 수중로봇의 자율주행