



## 수중 운반체 위치 추정 센서의 측정 시뮬레이션

### Simulation of Sensor Measurements for Location Estimation of an Underwater Vehicle

한준희\* · 고낙용\*\*† · 최현택\*\*\* · 이종무\*\*\*

Jun Hee Han\*, Nak Yong Ko\*\*, Hyun Taek Choi\*\*\*, and Chong Moo Lee\*\*\*

\*조선대학교 제어계측공학과, \*\*조선대학교 전자공학과,  
\*\*\*선박해양플랜트연구소 해양시스템연구부

\*Dept. Control and Inst. Eng. Chosun Univ., \*\*Dept. Electronics Eng. Chosun Univ.,

\*\*Ocean System Engineering Research Division, KRISO

#### 요 약

본 논문은 수중 운반체의 위치추정을 위해 사용되는 센서들의 시뮬레이션에 의한 측정값 생성 방법을 기술한다. 수중 로봇의 경우 항법의 실제 운항 실험에 많은 시간과 경비가 소요되며, 다양한 조건에서의 알고리즘 검증에 대해 실험 조건을 임의로 변화시키기 어렵다. 따라서 수중 항법의 시험 검사를 위해서는 실제 환경에서의 실험 전에 시뮬레이션을 통한 성능의 검증이 필수적이다. 본 연구에서는 거리 측정 센서, 깊이 측정 센서, 속도 측정 센서 그리고 자세 측정 센서들을 대상으로 실제 측정 상황에서 발생 가능한 불확실성들을 반영하여 센서 측정값을 시뮬레이션에 의해 구하는 방법을 구현한다. 측정값은 가우시안 잡음, 비정상 측정값, 그리고 측정치 사이의 상관관계에 의한 불확실성을 포함한다. 또한 각각의 센서들에 대하여 측정값의 불확실성은 물론 측정 시각도 불확실성이 포함되어 결정된다. 시뮬레이션을 통해 구해진 측정값에 대하여 통계적인 방법으로 불확실성에 관한 변수들을 구하고 센서 측정값의 설계시에 목표하였던 불확실성 변수 값들과 비교하여 제안된 방법의 타당성을 검증하였다. 또한 시뮬레이션에 의하여 구한 센서 측정값을 위치 추정 알고리즘에 적용하여 시뮬레이션 로봇의 실제 위치와 추정 위치를 비교하는 방법으로 실제 활용 가능성을 보인다.

키워드 : 시뮬레이션, 센서 측정, 측정 불확실성, 수중 로봇, 가우시안 잡음, 비정상 측정값, 상관 관계, 측정 시각 불확실성

#### Abstract

This paper describes a simulation method to generate sensor measurements for location estimation of an underwater robot. Field trial of a navigation method of an underwater robot takes much time and expenses and it is difficult to change the environment of the field trial as desired to test the method in various situations. Therefore, test and verification of a navigation method through simulation is inevitable for underwater environment. This paper proposes a method to generate sensor measurements of range, depth, velocity, and attitude taking the uncertainties of measurements into account through simulation. The uncertainties are Gaussian noise, outlier, and correlation between the measurement noise. Also, the method implements uncertainty in sampling time of measurements. The method is tested and verified by comparing the uncertainty parameters calculated statistically from the generated measurements with the designed uncertainty parameters. The practical feasibility of the measurement data is shown by applying the measurement data for location estimation of an underwater robot.

Key Words : Simulation, Sensor Measurement, Measurement Uncertainty, Underwater Robot, Gaussian Noise, Outlier, Correlation, Sampling Time Uncertainty

Received: Oct. 4, 2015  
Revised : Apr. 4, 2016  
Accepted: Apr. 20, 2016  
† Corresponding authors  
nyko@chosun.ac.kr

## 1. 서 론

전문 서비스용 로봇[1]중에서 수중로봇은 해양에서의 광대한 자원과 에너지, 공간을 활용하기 위해 투입된다. 이에 따라 현재 수많은 수중 잠수정의 무인화 기술에 관한 연구들이 진행되고 있다. 수중에서 잠수정을 무인화 하기 위해서는 로봇을 원격으로 조정(Remotely Operated Vehicle)하거나 자율적으로 잠수정을 동작(Autonomous Underwater Vehicle)하기 위한 항법기술이 필수적이다. 수중로봇의 항법기술은 위치추정[2], 경로계획[3], 지도 작성[4], 경로추적[5] 등이 있으며 이러한 항법기술을 사용하여 무인화 조작이 가능해진다[6]. 수중에서의 항법기술은 센서의 의존도가 높고 여러 가지 환경변수에 대한 불확실성이 존재한다. 그리고 수중환경은 지상과 다른 매질의 전도특성, 매질의 탁도에 의해 발생하는 센서의 잡음과 외란에 의한 비정상 측정값, 수온에 따른 센서 측정값간의 상관관계가 존재하게 된다.

이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NO. NRF-2013R1A1A4A01012469)  
“This research was a part of the project titled 'R&D center for underwater construction robotics', funded by the Ministry of Oceans and Fisheries(MOF) and Korea Institute of Marine Science&Technology Promotion(KIMST), Korea.”

실해역 자율항법 실험은 실제 센서의 측정값들을 직접 구하고 추정 알고리즘을 이용하여 그 성능을 확인한다. 그러나 실험의 위험성, 실험환경 제어의 어려움, 그리고 시간과 경비의 소요가 크므로, 실증 실험 이전에 시뮬레이션을 통한 검증이 선행되어야 한다. 시뮬레이션으로 자율항법 연구를 진행하기 위해서는 시뮬레이션 된 센서 측정값들이 필요하며 각종 불확실성에 대한 고려가 필수적이다. 시뮬레이션을 통한 연구에서는 사전에 수중로봇에 사용되는 센서와 외부 환경 조건을 고려하여 실제 환경과 얼마나 유사하게 시뮬레이션 환경이 설계되었는지가 중요하다.

본 논문은 수중항법기술 연구를 진행 할 때 발생하는 여러 가지 외부 환경에 의한 제약조건을 극복하고 사전에 센서 출력 및 각종 항법 알고리즘의 검증을 위하여 항법 센서들의 측정값을 여러 가지 불확실성에 대해 고려하여 시뮬레이션 한다. 불확실성들은 센서 측정값 자체의 불확실성에 의한 잡음과 외부환경에 의해 발생하는 센서 측정값 사이의 상관관계, 센서의 비정상적인 동작으로 인한 측정오차로 구분할 수 있다. 이러한 불확실성이 포함된 시뮬레이션 된 센서 측정값들을 사용하여 다양한 조건하에서 항법성능의 확인이 가능하다.

센서 측정값 시뮬레이션의 장점은 실제 실험 환경에서 획득하기 어려운 백색잡음과 측정 센서간의 상관관계, 비정상 측정값을 제어 및 조작가능하다. 제공하는 시뮬레이션 된 센서 측정값들은 통계적인 방법으로 불확실성에 대한 성분들을 직접 구하여 검증한다. 간접적인 검증 방법으로는 생성된 시뮬레이션 측정 센서의 상관관계가 위치추정 성능에 미치는 영향을 비교하여, 상관관계가 적절히 반영되어 측정값이 시뮬레이션 되었는지 알 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안된 알고리즘에 사용되는 표기법을 정리한다. 3장에서는 측정값을 생성하는 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 다양한 조건에서 시뮬레이션 된 센서 측정값들을 구하고, 조건에 부합한 측정값이 구하여졌는지 검증한다. 5장에서는 연구 결과를 검토하고 가능한 추가 연구를 제안한다.

## 2. 표기법

시뮬레이션을 통하여 센서 측정값을 구하는 방법을 설명하기 위해 사용될 기호를 정리하면 다음과 같다.

- $x(t)$  시간  $t$ 에서의 상태변수;  

$$\mathbf{x}(t) = (x(t), y(t), z(t), \phi(t), \theta(t), \psi(t))^T$$
- $\mathbf{u}(t)$  시간  $t$ 에서 속도 값;

$$\mathbf{u}(t) = (u(t), v(t), w(t), p(t), q(t), r(t))^T$$

- $n_u(t)$  시간  $t$ 에서의 로봇의 속도 측정값에 포함된 가우시안 잡음;  

$$\mathbf{n}_u(t) = (n_{u_x}(t), n_{u_y}(t), n_{u_z}(t), n_{u_p}(t), n_{u_q}(t), n_{u_r}(t))$$
- $t_i$  로봇 이동정보가 구해지는  $i$ 번째 샘플링 시간
- $t_{s,i}$  센서 측정이 일어나는  $i$ 번째 샘플링 시간
- $\mathbf{u}_s(t)$  시간  $t$ 에서 센서에 의해 측정되는 속도 값;  

$$\mathbf{u}_s(t) = (u_s(t), v_s(t), w_s(t), p_s(t), q_s(t), r_s(t))^T$$
- $r_s(t)$  시간  $t$ 에서 센서에 의해 측정되는 거리 값;  

$$\mathbf{r}_s(t) = (r_{s,1}, r_{s,2}, r_{s,3}, r_{s,4})^T$$
- $d_s(t)$  시간  $t$ 에서 센서에 의해 측정되는 깊이 값
- $n_t(t)$  센서 측정 시간  $t$ 에 대한 가우시안 잡음
- $n_{s,u}(t)$  시간  $t$ 에서 속도 값에 대한 가우시안 잡음;  

$$\mathbf{n}_{s,u}(t) = (n_{s,u}(t), n_{s,v}(t), n_{s,w}(t), n_{s,p}(t), n_{s,q}(t), n_{s,r}(t))$$
- $n_r(t)$  시간  $t$ 에서 측정된 거리 값에 대한 가우시안 잡음;  

$$\mathbf{n}_r(t) = (n_{r1}(t), n_{r2}(t), n_{r3}(t), n_{r4}(t))^T$$
- $n_d(t)$  시간  $t$ 에서 측정된 깊이 값에 대한 가우시안 잡음
- $t_{update}$  상관관계 값이 갱신되는 시간
- $t_{gap}$  상관관계 값이 갱신되는 시간 간격
- $n_c(t)$  시간  $t$ 에서의 상관관계 값에 대한 가우시안 잡음
- $S_N$  무작위로  $N$ 개 표본 추출한 시간 행렬
- $\sigma_0$  비정상 측정값
- $d_i^2$  카이제곱검정 분포 값
- $z_i$   $i$ 번째 비컨에서 로봇까지 거리의 참 값
- $\hat{z}_i$   $i$ 번째 비컨에서 로봇까지 센서에 의해 측정된 거리 값

## 3. 센서 측정값 시뮬레이션

센서 측정값을 시뮬레이션하면 실제 센서의 측정값 대신 항법 성능 검증을 위하여 사용할 수 있으며, 다양한 환경 조건에서의 센서 측정값을 예측하여 구할 수 있다. 다음 그림1은 시뮬레이션으로 센서 측정값을 생성하는 과정을 나타낸다.

그림1은 시뮬레이션으로 측정 정보를 생성하는 과정을 나타낸다. 먼저 로봇 명령을 통해 로봇의 이동정보를 생성하고 로봇이 이동될 때 측정 되는 센서정보를 생성한다. 이때 측정 센서 정보의 출력 시간은 동기식/비동기식으로 출력 시간 처리가 가능하며 다양한 환경 조건을 만족시키기 위해 세 가지 잡음에 대해 고려하여 실제 실험환경과 유사성을 갖도록 한다.

다음 각 절들은 전체 시뮬레이션 과정에서 세부적으로 정보들을 생성하는 방법에 대해 기술한다.

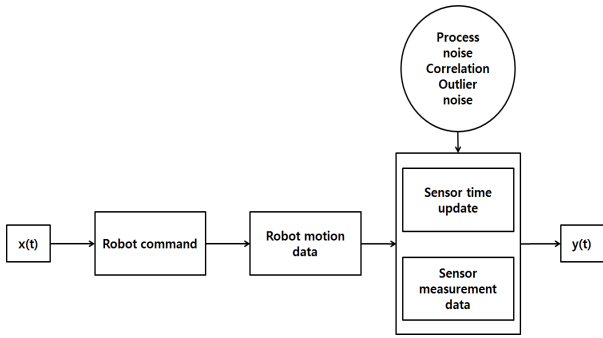


그림 1. 센서 측정값을 시뮬레이션으로 구하는 과정  
Fig. 1. Procedure for sensor measurement simulation

### 3.1. 로봇 이동정보 시뮬레이션

로봇 이동정보는 로봇의 실제 주행 궤적을 나타내며 각 시간에서 출력되는 시뮬레이션 센서 측정값을 생성하기 위한 용도로 사용된다.

로봇 이동정보를 생성하는 원리는 다음과 같다. 먼저 원하는 주행 시간을 결정하고 해당 시간에서 원하는 위치와 방향으로 주행하기 위해 속도 명령을 내린다. 해당 시간에서 로봇의 실제 속도 값은 실험 환경 조건을 만족시키기 위하여 불확실성을 고려한다. 실험 환경에서는 로봇을 물리적으로 이동시키거나 원격으로 조정할 경우 잡음으로 인한 오차가 발생한다. 따라서 오차에 대한 불확실성을 가우시안 잡음으로 고려한다.

로봇의 이동 정보의 생성은 속도명령과 속도정보의 오차에 대한 가우시안 잡음을 고려하여 표 1과 같이 나타낸다.

표 1. 이동정보 생성 알고리즘  
Table 1. Algorithm for generation of motion data

1.	Algorithm motion_data ( $\mathbf{u}(t), \mathbf{n}_u(t)$ )
2.	for $t=0$ to $N$ do
3.	$\mathbf{u}(t) = \mathbf{u}(t) + \mathbf{n}_u(t), \mathbf{n}_u(t) \sim N(0, \sigma_u)$
4.	$\mathbf{x}(t) = \text{motion\_model}(\mathbf{u}(t), \mathbf{x}(t-1))$
5.	endfor
6.	return $\mathbf{u}_t, \mathbf{x}(t)$

표 1은 로봇 이동정보를 생성하는 알고리즘으로 시간  $t$ 에서 속도명령  $\mathbf{u}(t)$ 에 가우시안 잡음  $\mathbf{n}_u(t)$ 를 적용하여 로봇이 이동할 때의 실제 속도에 대한 불확실성을 고려한 것으로 나타낸다. 생성된 로봇의 실제 속도 값  $\mathbf{u}(t)$ 는 추측항법기에 적용하여 시간  $t$ 에서 로봇의 위치와 자세를 나타내는  $\mathbf{x}(t)$ 를 구하고 로봇의 위치에 대한 이동궤적으로 나타낸다. 따라서 표 1의 알고리즘에서 생성되는 정보는 시간  $t$ 에서 로봇의 실제 속도 값  $\mathbf{u}(t)$ 과 위치 및 자세  $\mathbf{x}(t)$ 이다.

### 3.2. 동기식/비동기식 센서 출력 시간 시뮬레이션

측정 센서 정보 획득 시 측정 정보 처리 시간은 동기식 처리방법과 비동기식 처리방법이 있다. 동기식 처리방법은 비동기식에 비해 전송 효율이 높은 장점이 있지만 하나의 기준시간으로 동기 신호를 맞추어야 하는 문제로 별도의 기억장치를 필요로 하기 때문에 가격 대비 효율이 좋지 않다. 따라서 비동기식 처리방법을 일반적으로 사용하지만 시뮬레이션 측정 센서정보를 생성할 때에는 동기식 처리방법이 필요하다. 각 센서 정보가 측정되는 시각에서 모든 센서 정보들이 출력되기 때문에 불확실성에 대하여 잡음을 편리하게 적용할 수 있고 검증하는 측면에서도 잘 적용되었는지 판단하는 것이 용이하다.

다음은 센서 출력 시간 정보를 생성하는 방법으로 표 2와 같이 알고리즘으로 나타낸다.

표 2. 센서 측정 시각 생성 알고리즘  
Table 2. Algorithm for generation of sensor measurement time

1.	Algorithm measurement_time ( $t_{s,i-1}, n_t(t), \Delta t$ )
2.	for $t=0$ to $N$ do
3.	update $n_t(t)$
4.	$t_{s,i} = t_{s,i-1} + (\Delta t + n_t(t)), n_t(t) \sim N(0, \sigma_t)$
5.	$t_{s,i-1} = t_{s,i}$
6.	endfor

표 2에서  $\Delta t$ 는 동기식 센서출력 시간과 비동기식 센서출력 시간을 생성할 때 다른 의미를 갖는다. 먼저 동기식 센서 출력시간은 동기화 시점의 시간에서 모든 센서 측정 정보를 출력해 주기 때문에 모든 센서의 출력되는 시간간격  $\Delta t$ 가 같다. 하지만 비동기식 센서 출력 시간을 고려해야 하는 이유는 여러 가지 측정센서 정보들의 출력 시간이 실제로 동일한 시간에서 출력 되지 않기 때문에  $\Delta t$ 는 각 센서마다 독립적으로 다르게 설정 되어야 한다. 따라서 비동기식 센서 출력 시간은 표 3과 같이 실제 측정 센서의 데이터 시트를 참고하여 만들었으며 본 논문에서 사용하는 측정 센서들로 구성되었다. 선속도를 측정하는 DVL(Doppler Velocity Log)은 TeleDyne RD사의 Workhorse Navigator, 각가속도를 측정 하는

표 3. 측정값 갱신 주기  
Table 3. Update rate of measurement

sensor	$\Delta t(\text{sec})$
DVL	0.20
AHRS	0.01
range1	0.10
range2	0.10
range3	0.10
range4	0.10
depth	0.02

AHRS(Miniature Attitude Heading Reference System)는 microstrain사의 3DM-GX3®-25, 거리를 측정하는 HPT Ultra-Short BaseLine과 Telemetry Transceiver, 깊이를 측정하는 Submersible Depth Sensors Series8000을 참조하였다.

### 3.3. 가우시안 잡음을 적용한 센서 측정값 시뮬레이션

본 절에서는 로봇의 이동에 따른 센서 측정값의 시뮬레이션 과정을 소개한다. 수중 실험은 운반체에 여러 가지 센서들을 장착하여 운반체가 이동할 때 센서의 측정값들을 실시간으로 획득한다. 센서의 종류는 속도측정 센서, 거리 측정센서, 깊이측정 센서로 구성된다. 다음 표 4는 속도 측정값의 생성 방법을 알고리즘으로 표현하였다.

표 4. 속도 측정값 생성 알고리즘  
Table 4. Algorithm for generation of velocity measurement data

1.	Algorithm velocity_data ( $t_j, t_{s,i}, \mathbf{u}(t), \mathbf{n}_{s,u}(t)$ )
2.	for $j = 0$ to $N$ do
3.	for $i = 0$ to $N$ do
4.	if $t_j - t_{s,i} < 0.01 \ \& \ t_j - t_{s,i} > 0$
5.	$\mathbf{u}_s(t_{s,i}) = \mathbf{u}(t_j) + \mathbf{n}_{s,u}(t_{s,i}), \ \mathbf{n}_{s,u}(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_{s,u})$
6.	endif
7.	endfor
8.	endif

표 4에서 다섯 번째 과정은 표 1에서 로봇이 이동할 때의 시간  $t_j$ 과 로봇의 실제 속도 값  $\mathbf{u}(t_j)$ 에 가우시안 잡음  $\mathbf{n}_u(t_{s,i})$ 을 고려하여 센서에서 얻어지는 속도 측정값  $\mathbf{u}_s(t_{s,i})$ 을 생성한다.

로봇의 위치추정을 위해 사용하는 외 수용성 센서는 불확실성을 극복하기 위해 센서를 융합하여 사용한다[8]. 본 논문에서는 외 수용성 센서 측정값을 시뮬레이션 하기 위하여 거리와 깊이에 대한 두 가지 측정값을 생성한다. 다음은 거리 측정값 생성 방법을 표 5와 같이 나타낸다.

표 5. 거리 측정값 생성 알고리즘  
Table 5. Algorithm for generation of range measurement data

1.	Algorithm range_data ( $t_j, t_{s,i}, \mathbf{u}(t), \mathbf{x}(t)$ )
2.	for $j = 0$ to $N$ do
3.	for $i = 0$ to $N$ do
4.	if $t_j - t_{s,i} < 0.01 \ \& \ t_j - t_{s,i} > 0$
5.	$\Delta t = t_{s,i} - t_j$
6.	$\mathbf{x}(t_{s,i}) = \text{motion\_model}(\mathbf{u}(t_j), \mathbf{x}(t_j), \Delta t)$
7.	$\mathbf{r}_s(t_{s,i}) = \sqrt{(B_{k,x} - x_z(t_{s,i}))^2 + (B_{k,y} - x_y(t_{s,i}))^2 + (B_{k,z} - x_z(t_{s,i}))^2} + \mathbf{n}_r(t_{s,i}), \ \mathbf{n}_r(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_r)$
8.	break
9.	endif
10.	endfor
11.	endif

일곱 번째 줄에서 생성된 거리 측정값  $r_s(t_{s,i})$ 은 로봇의 위치 좌표에서부터 비컨 위치  $B_k(k = 1 \dots 4)$ 까지 거리에 대한 참 값을 구한다. 센서에 의해 측정되는 거리 값은 불확실성들을 포함하기 때문에 가우시안 잡음  $\mathbf{n}_r(t_{s,i})$ 을 고려해야 한다.

다음 표 6은 깊이 측정값을 생성하는 알고리즘이며 거리측정값 생성 방법과 동일하다.

표 6. 깊이 측정값 생성 알고리즘  
Table 6. Algorithm for generation of depth measurement data

1.	Algorithm depth_data ( $t_j, t_{s,i}, \mathbf{u}(t), \mathbf{x}(t)$ )
2.	for $j = 0$ to $N$ do
3.	for $i = 0$ to $N$ do
4.	if $t_j - t_{s,i} < 0.01 \ \& \ t_j - t_{s,i} > 0$
5.	$\Delta t = t_{s,i} - t_j$
3.	$\mathbf{x}(t_{s,i}) = \text{motion\_model}(\mathbf{u}(t_j), \mathbf{x}(t_j), \Delta t)$
4.	$d(t_{s,i}) = x_z(t_{s,i}) + n_d(t_{s,i}), \ n_d(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_d)$
8.	break
9.	endif
10.	endfor
5.	endif

로봇이 위치한 실제 깊이 값은 시간  $t_{s,i}$ 에서 수면에서의 좌표 (0,0,0)부터 로봇위치까지의 높이  $x_z(t_{s,i})$ 를 구하고 깊이 측정값은  $x_z(t_{s,i})$ 에 가우시안 잡음  $n_d(t_{s,i})$ 을 적용하여 만든다.

### 3.4 상관관계와 비정상 측정값이 고려된 거리 센서 측정값 시뮬레이션

본 절에서는 외부환경 및 센서특성에 의해 발생하는 잡음을 고려하기위해 거리 측정값에 다양한 잡음을 적용하는 방법을 기술한다. 잡음의 종류는 가우시안 잡음, 센서 간의 상관관계, 비정상 측정값으로 구분하고 다음 과정을 통해 실제 환경과 유사한 거리 측정값을 만든다.

가우시안 잡음은 표 4, 표 5, 표 6에서 다음 식(1), 식(2), 식(3)과 같이 구하였다.

$$\mathbf{u}_s(t_{s,i}) = \mathbf{u}(t_j) + \mathbf{n}_{s,u}(t_{s,i}), \ \mathbf{n}_{s,u}(t) \sim N(0, \sigma_{s,u}) \quad (1)$$

$$\mathbf{r}_s(t_{s,i}) = \mathbf{r}_s(t_{s,i}) + \mathbf{n}_r(t_{s,i}), \ \mathbf{n}_r(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_r) \quad (2)$$

$$d(t_{s,i}) = x_z(t_{s,i}) + n_d(t_{s,i}), \ n_d(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_d) \quad (3)$$

식(1)은 로봇이 이동할 때의 실제 속도 값  $\mathbf{u}(t_j)$ 에 속도 측정 센서의 불확실성을 고려하기 위하여 가우시안 잡음  $\mathbf{n}_{s,u}(t_{s,i})$ 을 적용한다. 식(2)는 센서 측정이 일어나는  $i$ 번째 샘플링 시각  $t_{s,i}$ 에서 비컨과 로봇위치까지 거리의 참값  $r_s(t_{s,i})$ 이 거리 측정값에 포함된 가우시안 잡음  $\mathbf{n}_r(t_{s,i})$ 을 적용하였다. 식(3)의 깊이 측정값은 식(2)와 같은 방법으로 잡음이 적용된다.

가우시안 잡음이 포함된 거리 측정값  $r_s(t_{s,i})$ 은 상관관계 값  $n_c(t)$ 과 비정상 측정값  $\sigma_0$ 이 적용되며 다음 표 7은 거리 측정값에 대한 상관관계를 고려하기 위한 알고리즘이다.

표 7. 상관관계 적용 알고리즘  
Table 7. Algorithm for application of correlation

1.	Algorithm Application_correlation ( $t_s, r_s(t), n_c(t)$ )
2.	for $i = 0$ to $N$ do
3.	if $t_{s,i} > t_{update} + t_{gap}$
4.	update $n_c(t_{s,i})$
5.	$t_{update} = t_{update} + t_{gap}$
6.	endif
7.	$r_s(t_{s,i}) = r_s(t_{s,i}) + n_c(t_{s,i}); n_c(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_c)$
8.	endfor

표 7의 알고리즘은 센서 측정이 일어나는  $i$ 번째 샘플링 시각이 시간간격  $t_{gap}$ 의 안에 들어올 경우 상관관계 값에 대한 가우시안 잡음  $n_c$ 를 표 5와 식(2)에서 구한 거리측정 값  $r_s(t_{s,i})$ 에 적용한다.  $i$ 번째 샘플링 시각이 시간간격  $t_{gap}$ 을 벗어날 경우 상관관계 값에 대한 가우시안 잡음  $n_c$ 를 업데이트하고 현재시간은 다음 시간간격으로 넘어가기 위해 다섯 번째 줄의 알고리즘을 수행하도록 한다.

다음 표 8은 거리 측정 센서가 비정상적인 측정값을 발생시킬 때의 조건을 고려하기 위해 만든 알고리즘이다.

표 8. 비정상 측정값 생성 알고리즘  
Table 8. Algorithm for generation of outlier measurement

1.	Algorithm Application_outlier ( $t_s, r_s(t), \sigma_o$ )
2.	$s_N = \text{sample}(t_s, N)$
3.	for $i = 0$ to $N$ do
4.	if $s_N = t_{s,i}$
5.	$r(t_{s,i}) = r(t_{s,i}) + \sigma_o$
6.	endif
7.	endfor

표 8에서  $s_N$ 은 센서 측정이 일어나는  $i$ 번째 샘플링 시각  $t_{s,i}$ 에서 무작위로  $N$ 개만큼 표본 추출하여 비정상 측정값이 생기는 시간 행렬을 만든다. 그리고 시각  $t_{s,i}$ 와  $s_N$ 을 비교하여 시간이 같을 경우 비정상 측정값이 적용되는 시점으로써 표 7의 일곱 번째 줄의 가우시안 잡음과 상관관계가 적용된 거리 측정 정보  $r(t_{s,i})$ 에 임의의 상수  $\sigma$ 를 적용한다.

따라서 다음 식 (4)는 최종적으로 모든 잡음이 포함된 거리 측정값을 나타낸다.

$$r_s(t_{s,i}) = r_s(t_{s,i}) + n_r(t_{s,i}) + n_c(t_{s,i}) + \sigma_o \quad (4)$$

### 4. 실험평가

3장에 기술된 내용을 이용하여 시뮬레이션 된 센서 측정값들을 생성한다. 생성된 센서 측정값들에 대한 불확실성들이 적절하게 적용 되었는가를 판단하기 위하여 통계적인 방법으로 공분산 행렬을 직접 구한다. 통계적으로 구한 거리와 깊이 측정값의 공분산 행렬과 알고리즘 구현시 사용한 잡음 값들을 비교하는 직접적인 방법을 통해 실제 불확실성 값들이 정확히 구현되었는지 검증한다.

로봇은 초기위치 (0,0,0)에서 3분 동안 주행 하도록 설정하였으며 로봇의 속도명령과 로봇의 속도 측정값에 포함된 가우시안 잡음  $n_u(t)$ 은 다음 표 9와 같이 설정한다.

표 9. 로봇 명령과 로봇 이동에 대한 가우시안 잡음  
Table 9. Gaussian noise for robot command and robot motion

	command	motion noise( $\sigma$ )
$u_t$	0.5m/s	0.10
$v_t$	0.0m/s	0.00
$w_t$	0.2m/s	0.15
$p_t$	0.0rad/s	0.00
$q_t$	0.0rad/s	0.00
$r_t$	0.5rad/s	0.10

표 9는 수중환경 위치추정 실험에서 로봇의 주행을 위해 실험자의 측정 오차, 로봇 구동을 위한 외부 입력 장치에 의한 오차가 발생한다. 따라서 로봇의 움직임에 대한 오차를 실제 실험 환경과 유사하도록 만들기 위해 표 9와 같이 파라미터를 설정하였다.

그림 2는 로봇명령에 의한 주행 궤적(검정색 점선)과 로봇의 실제 주행 궤적(빨간색 실선)을 표 9를 참고하여 생성한다.

다음 표 10은 센서 측정값에 대한 가우시안 잡음을 고려할 때 사용한 표준편차 값을 정리하였다.

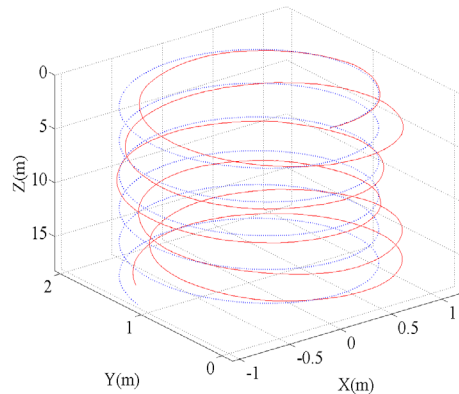


그림 2. 로봇 명령에 의한 궤적과 실제 이동 궤적  
Fig. 2. Trajectory by robot command data and trajectory of real motion

표 10. 시뮬레이션 센서 측정값에 포함된 가우시안 잡음  
Table 10. Gaussian noise applied to simulated measurement

	standard deviation	value
velocity measurement noise	$\sigma_u$	0,1
	$\sigma_v$	0
	$\sigma_w$	0,1
	$\sigma_p$	0
	$\sigma_q$	0
	$\sigma_r$	0,1
range measurement noise	$\sigma_{r_1}$	0,1
	$\sigma_{r_2}$	0,1
	$\sigma_{r_3}$	0,1
	$\sigma_{r_4}$	0,1
depth measurement noise	$\sigma_d$	0,2

표 10은 센서 측정 값이 출력 될 때 센서 내부적으로 발생하는 측정 오차를 고려하기 위하여 위와 같이 파라미터를 설정하였다. 파라미터 값은 사용자가 센서 측정값의 잡음을 임의로 변경해 가면서 실험할 수 있는 장점이 있다.

표 11은 표 10의 가우시안 잡음을 설정하기 위해 참고한 실제 센서들의 불확실성 관련 값들을 보여준다.

표 11. 가우시안 잡음 관련 센서 특성 사양  
Table 11. Specification of sensor features related to Gaussian noise

sensor	feature	value
AHRS	Attitude resolution	$< 0.1^\circ$
DVL	Precision @1m/s	$\pm 1.0cm/s$
Range measurement	Range Precision	0.01%
Depth measurement	Accuracy	0.01%
	Resolution	$1 \times 10^{-8}$

#### 4.1. 가우시안 잡음 적용 검증

공분산 행렬은 시뮬레이션으로 생성된 전체 거리 측정값과 깊이 측정값을 이용하여 통계적인 방법으로 구하였으며 측정값에 적용한 불확실성 값들을 알 수 있다. 다음 식(5)는 공분산 행렬을 나타내며 거리와 깊이 측정값에 적용한 가우시안 잡음 값  $n_r(t)$ 을 관찰 할 수 있다.

$$E(X) = \begin{bmatrix} 0.0096 & 0.0002 & 0.0001 & 0.0001 & -0.0002 \\ 0.0002 & 0.0100 & -0.0003 & 0.0001 & -0.0006 \\ 0.0001 & -0.0003 & 0.0106 & 0.0003 & 0.0002 \\ 0.0001 & 0.0001 & 0.0003 & 0.0097 & 0.0003 \\ -0.0002 & -0.0006 & 0.0002 & 0.0003 & 0.0405 \end{bmatrix} \quad (5)$$

네 가지 거리측정 값에 대한 가우시안잡음  $n_r(t)$ 의 표준편차 값으로  $\sigma_{r_i} = 0.1, (i = 1, 2, 3, 4)$ , 깊이측정 값에 대한 가우시안 잡음  $n_d(t)$ 의 표준편차 값은  $\sigma_d = 0.2$ 로 설정 하였다. 식(5)의 대각 행렬  $E(X)$ 을 살펴보면  $\sigma_{11}^2 - \sigma_{44}^2$ 까지 0.01에 가까운 숫자가 나타나는 것은 거리 센서 측정값에 적용한 가우시안 잡음  $n_r(t)$ 의 표준편차를  $\sigma_{r_i} = 0.1, (i = 1, 2, 3, 4)$ 로 설정하였기 때문이다.  $\sigma_{55}^2$ 성분은 깊이 측정값에 대한 불확실성을 나타내며 적용한 가우시안 잡음이 표준편차 값으로  $\sigma_d = 0.2$ 로 설정되었기 때문에  $\sigma_{55}^2 \approx \sigma_d^2$ 의 결과로 0.0405값이 나타났다.

#### 4.2. 상관관계 적용 검증

측정센서의 상관관계 검증 실험은 전체 시뮬레이션 측정 센서 값에 가우시안 잡음을 적용하지 않고 독립적으로 거리측정 값에 상관관계 값만을 적용하였으며 1초 간격으로  $n_c(t)$ 를 적용한다.  $n_c(t)$ 의 표준편차 값은 상관관계가 클 경우에는  $\sigma_c = 0.2$ , 작았을 경우에는  $\sigma_c = 0.05$ 로 설정하여 적용하였으며 1초간격 내에서는 동일한상관관계값이 적용된다. 다음식(6)와식(7)은시뮬레이션에서 생성된 4개의 거리와 1개의 깊이 측정 값에 대하여 통계적으로 구한 공분산 행렬이다.

$$E(X) = \begin{bmatrix} 0.0339 & 0.0323 & 0.0328 & 0.0327 & 0 \\ 0.0323 & 0.0327 & 0.0318 & 0.0317 & 0 \\ 0.0328 & 0.0318 & 0.0324 & 0.0315 & 0 \\ 0.0327 & 0.0317 & 0.0315 & 0.0325 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$E(X) = \begin{bmatrix} 0.0028 & 0.0027 & 0.0027 & 0.0027 & 0 \\ 0.0027 & 0.0028 & 0.0027 & 0.0027 & 0 \\ 0.0027 & 0.0027 & 0.0028 & 0.0027 & 0 \\ 0.0027 & 0.0027 & 0.0027 & 0.0028 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

식 (6)은  $\sigma_c = 0.2$ 인 경우, 식 (7)은  $\sigma_c = 0.05$ 인 경우의 공분산 행렬이다. 식(6)과 식(7)에서 비 대각 행렬의 성분 값(은)은 거리와 깊이 측정값에 대한 상관관계 값을 나타낸다. 식(6)의 비 대각 행렬에서 값이 존재하는 것은 상관관계가 높을 경우  $\sigma_c = 0.2$ 로 설정하였기 때문에  $\sigma_c^2 = 0.04$  값에 근사한 값으로 나타내어지며 성분  $\sigma_{55}$ 와 같이 0으로 나타나는 이유는 깊이 측정값에 대한 상관관계를 적용하지 않았기 때문에 거리 측정값과 깊이 측정값에 관계된 성분들은 모두 0으로 나타난다.

#### 4.3. 가우시안 잡음과 상관관계 복합적용 검증

잡음을 복합적으로 적용한 실험은 가우시안 잡음  $n_r(t)$ 과 상관관계  $n_c(t)$ 를 동시에 거리측정 값에 적용한다. 잡음들에 대한 표준편차 값은 위에서 설정한 값과 동일하며 실험은 상관관계가 높을 경우 식 (8)과 낮을 경우 식(9)로 구분하여 공분산 행렬로

나타내었다.

$$E(X) = \begin{bmatrix} 0.0455 & 0.0356 & 0.0344 & 0.0355 & 0.0020 \\ 0.0356 & 0.0481 & 0.0367 & 0.0369 & 0.0008 \\ 0.0344 & 0.0367 & 0.0477 & 0.0356 & 0.0002 \\ 0.0355 & 0.0369 & 0.0356 & 0.0471 & -0.0003 \\ 0.0020 & 0.0008 & 0.0002 & -0.0003 & 0.0397 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$E(X) = \begin{bmatrix} 0.0122 & 0.0018 & 0.0018 & 0.0016 & 0.0001 \\ 0.0018 & 0.0123 & 0.0020 & 0.0020 & 0.0004 \\ 0.0018 & 0.0020 & 0.0125 & 0.0019 & -0.0012 \\ 0.0016 & 0.0020 & 0.0019 & 0.0117 & 0.0001 \\ 0.0001 & 0.0004 & -0.0012 & 0.0001 & 0.0391 \end{bmatrix} \quad (9)$$

4.4 위치추정 결과에 의한 시뮬레이션 측정값 검증

가우시안 잡음, 상관관계 값, 비정상 측정값이 포함된 시뮬레이션 측정 정보를 사용하여 실제로 세 가지의 EKF(Extended Kalman Filter) 위치추정 알고리즘[10]에 적용하였다. EKF 위치추정 알고리즘의 종류는 AS(Asynchronous), SC(Synchronous Collective), SI(Synchronous individual) 방법으로 나눌 수 있으며, SC방법은 시뮬레이션 측정값에 상관관계 값이 적용 되었을 경우 다른 방법들에 비해서 추정성능이 좋다[11].

표 12는 시뮬레이션 측정값 검증을 위해 사용한 EKF 위치추정 알고리즘[16]에 대한 의사코드를 나타낸다.

표 12. EKF 위치추정 처리과정  
Table 12. Procedure for EKF location estimation

Localization EKF( $\mathbf{x}(t-1), \Sigma(t-1), \mathbf{u}_s(t), \hat{z}_i$ )
1. $\bar{\mathbf{x}}(t), \bar{\Sigma}(t)$ = Prediction step( $\mathbf{x}(t-1), \Sigma(t-1), \mathbf{u}_s(t)$ ,
2. $\mathbf{x}(t), \Sigma(t)$ = Correction step( $\bar{\mathbf{x}}(t), \bar{\Sigma}(t), \hat{z}_i$ )
3. return $\mathbf{x}(t), \Sigma(t)$

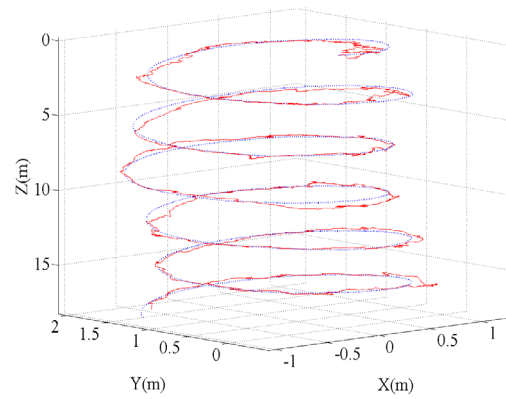
표 12에서 첫 번째 줄은 속도정보  $\mathbf{u}_s(t)$ 를 이용하여 추측항법(Dead-reckoning)을 적용하고 수중로봇의 위치를 예측한다. 두 번째 줄은 시뮬레이션 거리측정센서와 깊이측정 센서의 측정값  $\hat{z}_i$ 을 이용하여 예측된 위치를 최종적으로 보정하게 되며 참고문헌[16]에서 2.2.2절의 보정 방법을 사용한다. 알고리즘에서 측정값들에 대한 불확실성은 측정값 생성 시 고려하였던 잡음들을 이용하여 조절 파라미터로 선택하였다.

표 13은 세 가지 종류의 EKF 위치추정 알고리즘을 적용한 검증 결과를 나타내며 검증방법은 로봇의 이동정보에서의 위치를 기준으로 로봇추정위치 사이의 거리를 계산하여 거리오차평균(Mean), 거리오차의 표준편차(Standard deviation), 최대오차거리(Maximum error), 표준 오차(RMSE, Root Mean Squares Error)로 나타낸다.

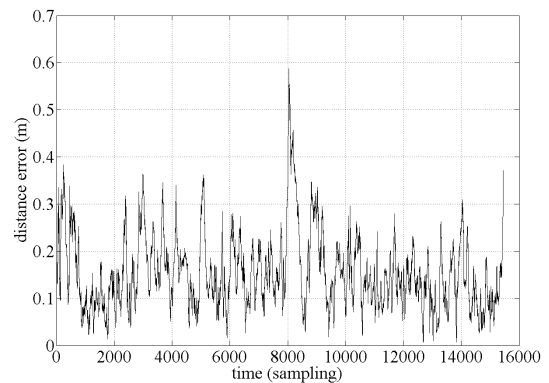
표 13. 생성된 측정값을 이용한 위치추정 결과의 통계적 해석  
Table 13. Statistical analysis of the estimation using the generated measurement

Case	Mean	Standard deviation	Maximum error	RMSE
AS	0.1522	0.0869	0.6016	0.1332
SC	0.1537	0.0795	0.5873	0.1730
SI	0.1737	0.0885	0.6011	0.1950

표 13의 결과를 살펴보면 SC 방법이 비교적 가장 성능이 우수한 것을 확인할 수 있으며 사용한 시뮬레이션 측정값에 상관관계 값이 존재한다는 것을 의미한다. 다음 그림3은 성능이 우수하였던 SC 방법에서의 위치추정결과와 샘플링 시간에서 발생하는 거리오차를 그래프로 나타내었다.



(a) Localization by SC method



(b) Distance error of estimated location

그림 3. 생성된 측정값을 이용한 위치추정 결과  
Fig. 3. Result of localization using the generated measurement

그림3에서 위치추정 알고리즘은 EKF synchronous collective(SC) 방법이다. 사용한 시뮬레이션 측정값들은 모든 잡음들이 포함되어있으며 거리측정 값에 대한 상관관계가 높게 적용 했을

경우이다. (a)에서 검정색 점선은 로봇의 실제 이동정보이며 빨간색 실선은 시뮬레이션 측정값을 사용한 EKF synchronous collective 위치추정 결과를 나타낸다. (b)는 샘플링 시간에서 로봇의 실제 이동 궤적(점선)과 EKF 알고리즘에 의한 추정 궤적과의 거리오차를 그래프로 나타내었다. (b)의 거리오차에 대한 수치적 정보는 표 13에 통계적으로 해석하여 나타내었다.

표 14는 최종적으로 생성된 시뮬레이션 측정값들 중에서 비정상적으로 동작할 때의 상황을 검증하기 위하여 나타내었다. 알고리즘을 수행하면서 카이제곱검정[12]을 통해 비정상 측정값이라고 판단되는 측정값 검출된 횟수와 시뮬레이션 센서 측정값을 만들 때 적용한 비정상 측정값을 포함한 센서 측정값의 개수를 비교한다.

표 14. 비정상 측정값의 검출 검증  
Table 14. Verification of detection for outlier

Case	Rate of successful association	number of success/ number of outlier error
1	100%	276/276
2	95.7%	264/276
3	100%	276/276

카이제곱 검정은 다음 식(10)과 같이 실시한다.

$$d_i^2 = \frac{(z_i + \hat{z}_i)^2}{\sigma_r^2} \quad (10)$$

비정상 측정값은  $\pm 1m$ 오차범위로 설정하였으며 비정상 측정값을 제거하기 위하여  $d$ 는 2.5로 설정하였다. 정규분포표에서는 98.76%안에서 정상적인 측정값이라고 판단한다. Case1과 Case3는 비정상 측정값이 발생하였을 때 거리 측정값을 100%로 검출한 것을 확인 할 수 있다. 결론적으로 비정상 측정값이 적용되어 만들어진 측정값들이 알고리즘 안에서 카이제곱 검정을 통해 비정상 측정값이라고 검출된 것을 확인 할 수 있었으며 비정상 측정값이 잘 적용된 시뮬레이션 된 측정값을 생성하였음을 알 수 있다.

### 5. 결론

본 논문은 센서에 대한 성능 시험과 검증을 위하여 위치추정 실험에서 사용하는 센서 측정값의 시뮬레이션 방법을 기술하였다. 시뮬레이션 센서 측정값은 센서의 특성과 여러 가지 불확실성을 고려하여 실제 실험환경과 유사성을 갖도록 설계하였다.

본 논문의 장점은 실제 수중로봇의 위치추정을 위해 사용되는 측정 센서들은 불확실성에 대한 정확한 값을 알 수 없지만 시뮬레이션 방법에서는 적용한 불확실성값을 찾는 것이 가능하였다. 시뮬레이션 된 센서 측정값은 불확실성을 고려하기 위해 각각의 센서 측정값에 가우시안 잡음을 적용하였다. 거리 측정값의 경우는 센서 간의 상관관계와 비정상적인 측정오차에 대하여 불확실성을 추가적으로 고려하였다. 생성된 시뮬레이션 센서 측정값의 검증을 위하여 통계적인 방법으로 거리와 깊이 측정값에 대한 공분산 행렬을 구하였으며 시뮬레이션 측정값 생성 시 적용한 불확실성 값들과 비교하였다. 공분산 행렬은 거리측정값, 깊이측정값에 대한 상관관계를 알 수 있으며 센서 측정값들을 생성하기 위해 고려한 불확실성 값들을 추론할 수 있다. 거리와 깊이 측정값에 적용된 불확실성을 간접적인 방법으로 검증하는 방법도 나타내었다. 간접적인 방법은 시뮬레이션 된 측정값에 상관관계 값이 올바르게 적용되었는지 확인하기 위하여 상관관계 값이 존재한다는 것을 알 수 있는 SC방법과 그렇지 않은 SI방법의 위치추정 결과를 비교한다. 시뮬레이션 된 측정값에 포함되는 불확실성 중에서 비정상 측정값 검출도 실행하였다. 알고리즘 내에서 카이제곱 검정을 통해 실제로 비정상 측정값이 검출 되었으며 비정상 측정값이 잘 적용 된 시뮬레이션 측정값을 생성하였음을 확인 하였다.

본 연구에서는 수중환경에서의 여러 가지 불확실성들을 고려하여 시뮬레이션 센서 측정값들을 생성하고 생성 된 센서 측정값에 포함된 불확실성에 대한 검증을 하였으나 향후 측정 센서의 측정 편차[13]에 의한 잡음을 추가적으로 고려하고 시뮬레이션 측정값들을 이용하여 위치추정 뿐만 아니라 자세 추정 [14][15]에 대한 검증도 필요한 것으로 판단된다.

### References

- [1] W. S. Eom, Y. K. Kim, J. H. Lee, G. H. Choi and E. S. Sim, "Development Trend of Intelligent Robots", *Current Industrial and Technological Trends in Aerospace*, vol. 11, no. 1, pp. 150-160, 2013.
- [2] Y. J. Heo, G. H. Lee and J. H. Kim, "Extended Kalman Filter-based Localization with Kinematic Relationship of Underwater Structure Inspection Robots", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 372-378, 2013.
- [3] G. Y. Lee, S. B. Kim and C. H. Song, "Global Path Planning for Autonomous Underwater Vehicles in Current Field with Obstacles", *The Korean Society of Ocean Engineers*, vol. 26, no. 4, pp. 1-7, 2012.



- [4] S. B. Williams, P. Newman, G. Dissanayake and H. D. Whyte, "Autonomous Underwater Simultaneous Localisation and Map Building", *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation San Francisco*, vol.2 pp. 1793-1798, 2000.
- [5] S. Hong, J. S. Choi, H. W. Kim, M. C. Won, S. C. Shin, J. S. Rhee and H. U. Park, "A path tracking control algorithm for underwater mining vehicles", *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 23, no. 8, 2009.
- [6] A. Budiyanom, "Advances in unmanned underwater vehicles technologies: Modeling, control and guidance perspectives", *Indian Journal of Marine Sciences*, vol. 38, no. 3, pp. 282-295, 2009.
- [7] M. B. Larsen, "Synthetic Long Baseline Navigation of Underwater Vehicles", *OCEANS 2000 MTS/IEEE Conference and Exhibition*, vol. 3, pp. 2043-2050, 2000.
- [8] S. Majumder, S. Scheduling and H. F. D. Whyte, "Multisensor data fusion for underwater navigation", *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 35, no. 2, pp. 97-108, 2001.
- [9] J. H. Han and N. Y. Ko, "UKF Localization of a Mobile Robot in an Indoor Environment and Performance Evaluation", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 25, no. 4, pp. 361-368, 2015.
- [10] E. Wolbrecht, B. Gill, R. Borth, J. Canning, M. Anderson and D. Edwards, "Hybrid Baseline Localization for Autonomous Underwater Vehicles", *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 78, no. 3, pp. 593-611, 2015.
- [11] Nak Yong Ko, Tae Gyun Kim, and Hyun Taek Choi, "Synchronous and Asynchronous Application of a Filtering Method for Underwater Robot Localization", *International Journal of Humanoid Robotics*, September, 2015.
- [12] S. W. Noh, N. Y. Ko and T. G. Kim, "Implementation of Bayesian Filter Method and Range Measurement Analysis for Underwater Robot Localization", *The Journal of Korea Robotics Society*, vol. 9, no. 1, pp. 28-38, 2014.
- [13] G. Troni and L. L. Whitcomb, "Adaptive estimation of measurement bias in three-dimensional field sensors with angular rate sensors: Theory and comparative experimental evaluation", *In Proc. Robot. Sci. & Syst. Conf.*, 2013.
- [14] M. D. Hua, K. Rudin, G. Ducard, T. Hamel and R. Mahony, "Nonlinear attitude estimation with measurement decoupling and anti-windup gyro bias compensation", *in Proc. IFAC World Congr.*, pp. 2972-2978, 2011.
- [15] G. Troni and L. L. Whitcomb, "Preliminary Experimental Evaluation of a Doppler-aided Attitude Estimator for Improved Doppler Navigation of Underwater Vehicles," *Robotics and Automation(ICRA), 2013 IEEE International Conference on*, pp. 4134-4140, 2013.
- [16] N. Y. Ko, T. G. Kim, "Filtering Method for Location Estimation of an Underwater Robot", *International Journal of Robotics and Automation(IJRA)*, vol. 3, no. 3, pp. 168-183, 2014.

### 저 자 소 개



#### 한준희(Jun Hee Han)

2014년 : 조선대학교 제어계측로봇공학과 공학사  
 2014년~2016년 : 조선대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정  
 2016년~현재 : 대한상공회의소 인천 인력개발원 컴퓨터제어시스템과 교수

관심분야 : 지상로봇, 수중로봇, 위치추정  
 Phone : +82-62-230-7766  
 E-mail : han\_junhee@naver.com



#### 고낙용(Nak Yong Ko)

1985년 : 서울대학교 제어계측공학과 공학사  
 1987년 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과 공학석사  
 1993년 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과 공학박사

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

관심분야 : 지상로봇과 수중로봇의 자율주행  
 Phone : +82-62-230-7108  
 E-mail : nyko@chosun.ac.kr



**최현택(Hyun Taek Choi)**

1991년 : 한양대학교 전자공학과  
1993년 : 한양대학원 전자공학과  
2000년 : 한양대학원 전자공학과 (공학 박사)  
1993년~1995년 : KT 연구개발원 전임연구원  
2000년~2003년 : 미국하와이주립대학교  
기계공학과 후기박사

2003년~현재 : 한국해양연구원 선임연구원

관심분야 : 수중 로봇, 정밀/강인제어, 인공지능

E-mail : htchoi@moeri.re.kr



**이중무(Chong Moo Lee)**

1985년 : 서울대학교 조선해양공학과  
1987년 : 서울대학원 조선해양공학과  
2005년 : 서울대학원 조선해양공학과  
(공학박사)  
1988년~1991년 : 해군사관학교 조선공학과  
전임강사

1991년~현재 : 한국해양연구원 책임연구원.

관심분야 : 무인잠수정의 수중 음향 항법, 무인 잠수정 설계, 수중  
구조물의 방사소음

E-mail : jmlee@moeri.re.kr