

논문 2017-54-3-13

# 소나 기반 수중 로봇의 실시간 위치 추정 및 지도 작성에 대한 실험적 검증

( Experimental result of Real-time Sonar-based SLAM for  
underwater robot )

이 영 준\*, 최 진 우\*, 고 낙 용\*\*, 김 태 진\*, 최 현 택\*

( Yeongjun Lee, Jinwoo Choi, Nak Yong Ko, Taejin Kim, and Hyun-Taek Choi<sup>©</sup> )

## 요 약

본 논문은 수중 로봇 항법에 사용하기 위한 영상 소나 기반 SLAM (simultaneous localization and mapping) 방법을 제안하고, 성능 평가를 위해 실제 로봇에 탑재하여 실험한 내용을 소개한다. 일반적인 수중 항법은 관성 센서에서 출력되는 정보를 바탕으로 로봇의 위치 및 자세( $x, y, z, \phi, \theta, \psi$ )를 추정한다. 하지만, 장시간 주행할 경우 위치 오차의 누적으로 인하여 정확도가 감소하게 된다. 이에 본 논문에서는 영상 소나로부터 얻을 수 있는 외부 정보를 바탕으로 관성 항법의 위치 추정 성능을 높이고 지도 작성을 수행할 수 있는 SLAM 방법을 제안하고자 한다. 영상 소나를 위한 인공 표식물과 확률 기반 물체 인식 구조를 통해 인공 표식물의 인식 성능을 높이고, 이를 통해 얻게 된 인공 표식물의 위치 정보를 활용하여 관성 항법의 누적 오차를 줄이고자 한다. 항법 알고리즘으로는 확장형 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF)를 적용하여 로봇의 위치 및 자세를 추정하고 지도를 작성한다. 제안한 방법은 선박해양플랜트연구소에서 보유 중인 수중 로봇 'yShark'에 탑재하여 대형 수조에서 실시간 검증을 수행하였다.

## Abstract

This paper presents experimental results of realtime sonar-based SLAM (simultaneous localization and mapping) using probability-based landmark-recognition. The sonar-based SLAM is used for navigation of underwater robot. Inertial sensor as IMU (Inertial Measurement Unit) and DVL (Doppler Velocity Log) and external information from sonar image processing are fused by Extended Kalman Filter (EKF) technique to get the navigation information. The vehicle location is estimated by inertial sensor data, and it is corrected by sonar data which provides relative position between the vehicle and the landmark on the bottom of the basin. For the verification of the proposed method, the experiments were performed in a basin environment using an underwater robot, yShark.

**Keywords** : Sonar based SLAM, Probability, Extended Kalman Filter, Underwater robot, yShark

\* 정회원, 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소 수중로봇연구실  
(Marine robotics Lab, Korea Research Institute Of Ships & Ocean engineering)

\*\* 정회원, 조선대학교 전자정보공과대학 제어계측로봇공학과  
(Dept. Control, Instrumentation and Robot Engineering, Chosun University)

© Corresponding Author(E-mail : htchoi@kriso.re.kr)

※ 본 연구는 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소의 “광역항법을 위한 수중환경인식과 지능 자율항법의 기반기술 개발” 과제 및 산업통상자원부의 “수중 인공 구조물의 국소지역 정밀탐사가 가능한 1.0m 위치 오차를 갖는 수중로봇 자율유영 기술개발” 과제 지원을 받아 연구 되었습니다.

## I. 서론

최근 수중 로봇 연구 분야에서는 영상에 의해 획득된 수중 환경 정보를 이용한 수중 로봇의 자기 위치를 추정하고 동시에 수중 환경 지도를 작성하는 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) 연구가 다수 수행되고 있다<sup>[1~5]</sup>. 이러한 연구에 사용되는 대표적인 수중 영상으로는 광학 영상과 소나 영상이 있다. 수중 광학 영상은 풍부한 색상과 고해상도의 영상을 통해 다양한 정보를 얻을 수 있다. 하지만 수중에서 빛의 물리적인 특성에 따른 감쇠와 조명, 탁도 등의 환경적인 이유로 인하여 가시거리가 매우 짧거나 제한적이다. 이와 달리 소나 영상은 광학영상과 같이 풍부한 색상과 고해상도 영상을 제공하지는 못하나 소나가 사용하는 음향의 주파수에 따라 수 미터에서 수백 미터까지 관찰이 가능하다. 이는 수중 광학 영상에 비해 소나 영상이 수중에서 활용성이 더 높음을 의미한다.

소나 영상을 제공하는 장비에는 측면 주사 소나 (Side Scan Sonar), 다중빔 음향 측심기 (Multibeam Echo Sounder), 영상 소나 (Imaging Sonar) 등이 있다. 이 가운데 영상 소나는 다른 장비와 달리 광학 영상과 비교적 유사한 형태의 소나 영상을 제공한다. 최근에는 이러한 영상소나의 장점을 활용하여 이를 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 미국의 MIT와 Michigan 대학교에서는 소나 영상에서 두드러진 영역의 분포를 정규분포변환(Normal distribution transform, NDT)을 통하여 특징으로 등록하고 이를 활용하여 선저 모자이크 및 항법 알고리즘을 개발하였으며 대형 선박의 후미에 대한 3D 복원을 수행하기도 하였다<sup>[6~8]</sup>. 한편 수중 인공물로부터 음향 그림자(Acoustic shadow)를 모델링하여 정보를 검출하거나<sup>[9]</sup> 장애물 회피를 위한 연구<sup>[10]</sup>도 수행되었으며, 해저 면에서 얻을 수 있는 자연물 특징을 검출하여 무인 이동체의 항법에 활용하려는 연구<sup>[11]</sup>도 수행되었다.

위와 같이 소나 영상을 이용한 다양한 연구가 수행되고 있으나 아직까지 소나 영상은 다양한 정보를 얻을 수 있을 만큼 충분한 영상 품질을 제공하지는 못한다. 그림 1은 본 논문에서 사용된 고성능 영상 소나인 DIDSON (Dual-frequency identification sonar)<sup>[12]</sup>을 이용하여 얻은 해양 소나 영상이다. 영상의 윗부분은 해저 면이며 중간 부분에 물고기가 관찰되고 있음을 볼 수 있다. 이 영상을 보면 해상도가 매우 낮아 물체의 형태를 알아보기 힘들고 불균일한 화소 값과 하얀 반점(speckle) 등으

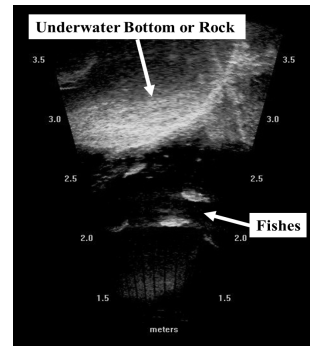


그림 1. 소나 영상의 예 (DIDSON 촬영)  
Fig. 1. Example of sonar image. (taken by DIDSON)

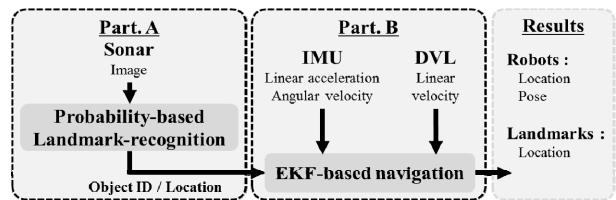


그림 2. 제안하는 소나 영상을 이용한 위치 추정 및 지도 작성 방법의 구조  
Fig. 2. Structure of sonar-based SLAM.

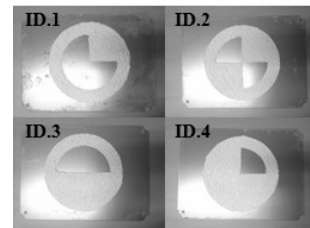


그림 3. 개발된 영상 소나용 인공 표식물  
Fig. 3. Artificial landmarks for imaging sonar.

로 인한 영상 잡음이 많은 것을 확인할 수 있다<sup>[13~14]</sup>. 이러한 영상에서 사람은 물체에 대한 경험적 사실을 통해 물체를 인식하지만 영상 처리를 통한 자동 인식 프로그램으로는 물체를 인지하기가 쉽지 않다. 대표적으로 영상 처리 분야에서는 물체의 인식을 위해 구배 (gradient) 기반 특징 검출 방법인 SURF, SIFT 등을 사용하여 물체를 인식한다. 하지만 소나 영상에서는 일반 광학 영상에 적용되는 알고리즘으로 물체 인식이 쉽지 않다. 이에 복잡한 형상의 물체나 미리 알고 있지 않은 자연물 등은 소나 영상을 통해 자동으로 인식하고 수중 로봇의 항법에까지 적용하는 것은 매우 어렵다.

이에 본 논문은 영상 소나를 위한 인공 표식물과 확률 기반 인식 방법을 이용하여 소나 영상 기반 수중 로봇 위치 추정 및 지도 작성 방법을 제안하고 이를 실제 로봇에 탑재하여 실시간 검증 실험 결과를 보여주고자

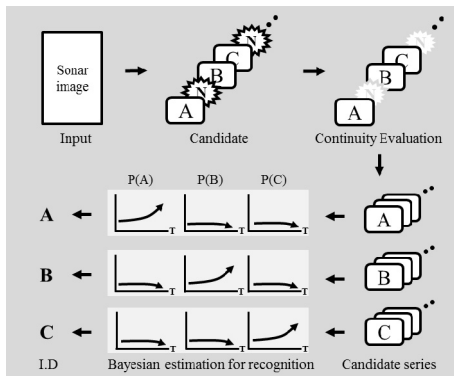


그림 4. 확률기반 수중 물체 인식 구조  
 Fig. 4. A framework of underwater object recognition based on probability.

한다. 소나를 통해 자연물을 인식하는 것은 매우 어렵기 때문에 소나에 효과적으로 검출될 수 있는 인공 표식물을 인식의 대상으로 선택하고자 한다. 또한, 소나 영상의 잡음으로 인한 인공 표식물의 잘못된 인식을 감소시키고자 기존에 알고 있는 인공 표식물 정보 및 측정 모델을 활용하여 베이시안 이론(Bayes' theorem)에 근거한 확률 기반 수중 물체 인식 구조를 제안한다. 마지막으로 제안된 방법을 수중 로봇에 탑재하여 실시간 실험을 수행하였다. 실험에서는 추측항법 및 SLAM 결과를 비교하고 특정 인공 표식물로 수중 로봇의 재방문 과정을 통해 성능을 검증한다.

본 논문의 II. 본론에서는 제안하는 방법의 전체 구조, 확률 기반 인공 표식물 인식 방법, 인공 표식물을 이용한 실시간 수중 위치 추정 및 지도 작성 방법을 차례로 설명한다. III. 실험에서는 제안하는 방법을 검증하기 위해 수행한 수조 실험 결과를 기술한다.

## II. 본 론

### 1. 제안하는 방법의 전체 구조

본 논문에서 제안하는 소나 영상 기반의 위치 추정 및 지도 작성 방법의 전체 구조는 그림 2와 같다. Part. A에서는 연속되는 소나 영상에서 인공 표식물로 추정되는 후보를 선별하고 확률 기반의 인식 과정을 통해 확실한 인공 표식물 정보를 추출한다. Part. B에서는 인식된 인공 표식물의 위치 정보를 사용하여 IMU(Inertial Measurement Unit)/DVL(Doppler Velocity Log) 기반의 관성 항법 결과를 보정하고 인공 표식물의 위치를 지도에 등록하는 SLAM을 수행한다.

### 2. 확률기반 인공 표식물 인식 방법

#### 가. 인공 표식물

본 연구에서는 낮은 품질의 소나 영상에서도 안정된 정보를 얻기 위해 그림 3과 같이 특별히 설계한 인공 표식물을 사용한다. 이는 초음파에 효과적으로 탐지가 될 수 있는 재질을 이용하고, 자동 인식을 위한 모델링이 수월하도록 외형을 설계한 것이다<sup>[15]</sup>.

#### 나. 후보의 선택 및 연속성 평가

수중 인공 표식물의 효과적인 인식을 위하여 그림 4와 같은 확률기반의 인식구조를 사용하였다. 본 인식구조는 기존의 연구 내용<sup>[16]</sup>에서 제시한 탐지 및 인식 구조에서 인식 부분을 베이시안 이론을 이용하여 개선한 것이다. 기존 연구 내용은 본 논문에서는 간략히 설명한다.

확률 기반 수중 물체 인식 구조의 첫 번째는 전체 영상에서 관심 물체와 유사한 물체를 검출하는 후보 선택 과정이다. 후보 선택 과정은 소나 전체 영상에서 인공 표식물이 있다고 추정되는 영역을 선별하는 것으로 후보로 선택된 영역의 영상 특징에 따라 다른 영상 처리 기법을 적용할 수 있고 좁은 영역에 대한 처리 시간도 짧게 소모되므로 실시간 동작에 유리하다. 본 논문에서는 인공 표식물의 외형을 고려하여 후보를 검출한다. 여기에는 소나의 운용 범위를 통해 모델의 크기가 고려된 원형 모델을 사용하여 Hough circle 변환을 적용하여 후보를 검출하였다.

선택된 후보는 시간흐름에 따른 연속성을 평가 받게 된다. 연속성 평가 과정은 후보 선택 과정에서 선택될 수 있는 거짓 후보의 제거 기능을 갖고 있으며, 후보의 연속성을 평가하기 위해 후보의 추적 과정이 수행된다. 이러한 추적 과정은 파티클 필터 방법을 적용하여 수행하게 된다<sup>[17]</sup>.

#### 다. 확률적 고려에 의한 표식 인식 방법

후보 선택 및 연속성 평가 과정을 통해 얻어진 후보는 본 과정을 통해 최종 인식된다. 후보의 인식은 개별 후보에 대한 확률 평가 과정이 적용되어 진다. 평가되는 확률은 각 후보가 가질 수 있는 이름(ID)이 1부터  $k$ 까지 있다고 가정할 때 특정 이름(ID)로 인식되어질 확률  $p(x) \{x = 1, 2, \dots, k\}$ 이다. 이 가운데 확률 평가를 통해 가장 큰 확률을 갖는  $x$ 가 후보의 이름(ID)이 된다.

확률 평가 과정은 1) 확률 예측, 2) 조건부 확률 계산, 3) 실제 측정을 통한 확률 교정의 순서를 따른다. 1) 확률 예측 과정은 현재 영상에 존재하는 후보의 확률을 이전 영상에 존재한 후보들의 확률로부터 예측하는 단계이다. 식 (1)은  $t$ 시간에 존재하는 후보의 예측 확률 계산식이다.  $p(x_{t(i-1)}(j))$ 은 이전 후보  $j$ 의  $t-1$  일 때의 확률이며,  $p(l_{t(i)}(m))$ 은 이전 후보와의 관계를 나타내는 motion model로서 본 논문에서는 이전 영상과 현재 영상 후보 간 거리의 역수( $1/d$ )를 사용한다.  $M_{t(i-1)}$ 는 이전 영상에서의 총 후보의 개수이다.

$$\bar{p}(x_{t(i)}(m)) = \sum_{j=1}^{M_{t(i-1)}} p(x_{t(i-1)}(j)) \cdot p(l_{t(i)}(m)) \quad (1)$$

2) 조건부 확률 계산 과정은 이미 알고 있는(known) 정보를 확률에 반영하기 위한 단계이다. 이상적인 환경에서 특정한 방법을 통해 인공 표식물을 인식하면 특정한 방법의 이상적인 측정 모델 (measurement model)을 알 수 있다. 이러한 측정 모델 및 베이시안 이론을 적용하여 인공 표식물의 인식을 위한 확률 계산에 반영한다. 식 (2)는 이러한 계산을 나타내는 수식이다.  $p(z_{t(i)}(m)|x_{t(i)}(m))$ 는 이상적인 측정 모델을 나타낸다. 본 논문에서는 이름(ID)별 확률 측정을 위해 형상 행렬 인식 (Shape matrix identification)방법<sup>[18]</sup>을 사용한다. 어떤 특정 이름(ID)을 갖는 실제 인공 표식물을 형상 행렬 인식 방법으로 인식하였을 때 특정 이름이 나올 수 있는 유사도( $z_{t(i)}(m)$ )를 확률로 표현한 것이 측정 모델의 값이 된다.

$$p(x_{t(i)}(m)|z_{t(i)}(m)) = p(z_{t(i)}(m)|x_{t(i)}(m)) \cdot \bar{p}(x_{t(i)}(m)) \quad (2)$$

마지막 과정은 3) 실제 후보의 유사도 측정 결과를 통해 확률을 교정하는 단계이다. 본 논문에서는 <sup>[18]</sup>의 방법을 사용하여 후보별 유사도의 확률( $p(z_{t(i)}(m))$ )를 측정하며 하나의 후보마다 갖는 네 개의 확률  $p(x_{t(i)}(m)|z_{t(i)}(m))$ 에 각각 곱하여 최종 확률 ( $p(x_{t(i)}(m))$ ) 구한다. 확률 교정 단계는 식 (3)을 통해 연산한다.  $F_f$ 는 인공 표식물이 가질 수 있는 가능한 이름(ID)의 개수이며 본 논문에서는 4개이다.

$$p(x_{t(i)}(m)) = \sum_{j=1}^{F_f} p(x_{t(i)}(m)|z_{t(i)}(m)) \cdot p(z_{t(i)}(m)) \quad (3)$$

### 3. 인공 표식물을 이용한 실시간 수중 위치 추정 및 지도 작성

소나 영상 처리 과정을 통해 인식된 인공 표식물의 위치 정보는 수중 로봇의 위치 추정을 위해 사용될 수 있다. 소나 영상은 단일 채널 영상이며 가로축과 세로축은 물체와 소나 사이의 상대적인 방향과 거리를 나타낸다. 이를 이용하여 인공 표식물이 인식되면 영상 소나로부터 상대 위치를 알 수 있고, 이를 수중 로봇의 항법에 활용할 수 있다. 이를 위해 확장형 칼만 필터 기반의 SLAM 기법을 적용하여 수중 로봇의 정밀한 항법을 구현하고자 한다.

#### 가. 위치 예측 및 보정

수중 로봇의 SLAM 과정은 두 단계로서, 수중 로봇의 관성 항법 알고리즘에 의해 로봇의 위치를 예측하는 단계와 인식된 인공 표식물의 위치 정보를 지도에 등록하고 이로 부터 수중 로봇의 위치를 보정하는 단계로 나누어진다.

예측 단계는 관성 센서 정보로부터 계산된 항법 정보를 토대로 로봇의 위치를 추정하는 단계이다. 항법을 위해 일반적으로 사용되는 IMU와 수중에서 선속도를 측정하는 DVL의 융합을 통해 로봇의 위치를 예측한다. 이러한 관성 항법이 예측하는 로봇의 상태는 식 (4)와 같다.

$$X_v = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi \ u \ v \ w]^T \quad (4)$$

여기서  $x, y, z$ 는 수중 로봇의 3차원 위치이며  $\phi, \theta, \psi$ 는 로봇의 자세이다.  $u, v, w$ 는 로봇 좌표계(동체 좌표계) 상의 속도이다. 하지만, 이러한 관성 항법은 시간에 따라 위치 오차가 누적되어 로봇의 위치 정확도는 서서히 감소하게 된다.

이러한 단점을 극복하기 위해 보정 단계에서는 소나 영상에서 얻은 인공 표식물의 상대 위치 정보를 통해 추정된 로봇의 위치를 보정하게 된다. 인공 표식물의 위치는 수중 로봇과 상대적인 방향각  $\theta$ 와 거리  $r$ 가 된다. 이러한 정보를 갖는 상태 벡터는  $X_f = [r, \theta]$ 이다. 새로운 ID를 갖는 인공 표식물이 입력될 때마다 위의 상태 벡터가 추가되며, 이를 통해 보정 단계에서 추정되는 상태 벡터는 식 (5)와 같이 정의된다.

$$X = [X_v \ X_f^1 \ X_f^2 \ \dots \ X_f^k]^T \quad (5)$$

여기서,  $k$ 는 전체 인공 표식물의 갯수를 의미한다. 이

렇게 정의된 상태 벡터는 센서 정보가 입력될 때마다 재귀적(recursive)으로 추정되게 된다.

나. 정보 교환

확장형 칼만 필터 기반의 SLAM을 수행하는데 가장 핵심이 되는 부분은 정보 교환 과정이다. 입력되는 모든 정보에 대한 분류 또는 삭제에 담당하는 단계로서, 본 논문에서는 물체 인식 과정에서 얻어지는 이름(ID) 정보와 함께 일반적인 거리 센서 기반의 정보 교환에 주로 사용되는 확률적 거리 (Mahalanobis distance)를 이용한 방법을 적용하였다. 인공 표식물의 이름(ID)과 확률적 거리 기반의 정보 교환을 동시에 적용하여 소나 영상 기반의 인공 표식물 인식 과정에서 얻어질 수 있는 일시적인 잘못된 인식에 대한 정보를 제거할 수 있도록 하였다. 이러한 과정을 통해 수중 로봇의 안정적인 항법 시스템을 유지할 수 있다.

III. 실험

1. 실험 준비

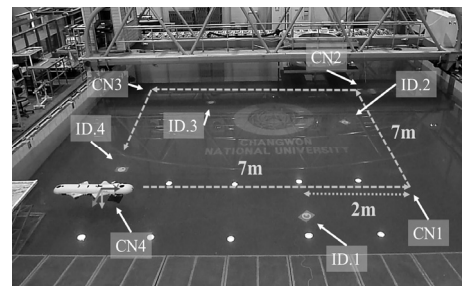
가. 실험 환경

제안한 소나 영상 기반 수중 물체 인식을 위한 확률 기반 인식 구조와 이 정보를 이용한 위치 추정 및 지도 작성 방법의 성능을 검증하기 위해 그림 5에서 보는 것과 같이 국립창원대학교 해양플랜트수조에서 검증 실험을 수행하였다. 사용된 수중 로봇은 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소에서 운용 중인 yShark을 이용하였다. 그림 6에서 보는 것과 같이 yShark은 길이 1.95m, 둘레 지름  $\phi 386\text{mm}$ 의 크기를 가진다. 4개의 수평 방향 추진기와 2개의 수직 방향 추진기를 통해 평면 무지향성 운동을 할 수 있다. 실험에 사용된 주요 항법 센서는 표 1과 같으며, 영상 소나(DIDSON)는 그림 6과 같이 수중 로봇의 전방 아래에 30도 하방을 바라보도록 장착하였다.

나. 실험 내용

검증 실험은 크게 2 단계로 나뉜다. 첫 번째 단계는 가로 7m, 세로 7m의 정사각형 경로를 따라 수중 로봇이 이동하며 경로 상에 임의의 위치에 놓인 인공 표식물을 인식한다. 두 번째 단계는 첫 번째 단계를 통해 작성된 지도의 검증을 위해 ID.2와 ID.3으로 수중 로봇의 재방문을 수행한다.

제안한 소나 기반 SLAM 방법의 성능 비교를 위해 수중 로봇에서 주로 사용되는 관성 항법을 동시에 수행하여 보고 그 결과를 비교한다. 수중 로봇의 관성 항법은 주로 IMU와 DVL 정보를 융합하여 로봇의 위치를 추정한다. 본 실험에서 IMU는 일반적으로 많이 사용되는 저가의 AHRS(Attitude and heading reference system)와 고성능 RLG(Ring laser gyro)를 모두 사용한다. 이를 통해 IMU 차이에 따른 기존의 관성항법과 제안한 항법의 성능 비교를 수행한다. 표 2는 본 실험에서 얻게 되는 각각의 실험 결과를 항법과 IMU에 따라 분류해 놓은 표이며, 본 논문의 실험 결과에서는 해당 분류를 토대로 설명한다.



\* CNn : 정사각형 경로의 모서리

그림 5. 수중로봇의 경로 및 인공표식물의 배치  
Fig. 5. Path of underwater robot and experimental setup.

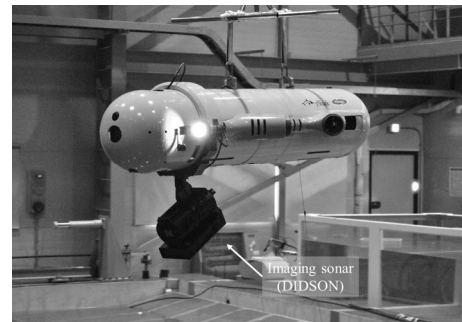


그림 6. 실험에 사용된 수중로봇과 DIDSON  
Fig. 6. Unmanned Underwater Vehicle and DIDSON.

표 1. 센서 장비 이름 및 사용되는 정보  
Table1. Specification of Sensors.

Sensor	Name	Information	Bias
AHRS	Microstrain 3DM-GX3-25	linear accel.	$\pm 0.005\text{g}$ for $\pm 5\text{g}$ range
		angular vel.	$\pm 0.2^\circ/\text{s}$ for $\pm 300^\circ/\text{s}$
RLG	Honeywell HD1700	linear accel.	0.001g
		angular vel.	$1^\circ/\text{hr}$
DVL	Linkquest NavQuest600	linear vel.	<b>Accuracy</b> $1\% \pm 1\text{mm/s}$
Imaging sonar	Soundmetrics DIDSON	object (r, $\theta$ )	-

표 2. 실험 방법에 따른 실험 결과의 분류  
Table2. Classification of Experimental results.

항법 \ IMU	AHRS	RLG
관성 항법	A 결과	C 결과
제안한 소나 기반 SLAM	B 결과	D 결과

2. 실험 결과

가. 확률적 인공 표식물 인식 결과

그림 7은 인공 표식물이 소나 영상에 나타난 후 각 인공 표식물별 ID.1부터 ID.4까지 확률 변화를 보여준다. 대표적으로 그림 7-(a)를 보면, ID.1이 소나 영상에서 발견되면 ID.1의 유사도( $z(1)$ )가 높게 측정되고 이에 따라  $p(1)$ 의 값이 시간 흐름에 따라 증가하는 것을 볼 수 있다. 반대로  $p(2)$ ,  $p(3)$  그리고  $p(4)$ 의 값은 서서히 감소한다. 이를 통해 실제 ID.1 인공 표식물이 소나 영상에서 발견되는 동안 ID.1으로 올바르게 인식되었음을 알 수 있다. 그림 7-(a)에서  $p(2)$ ,  $p(3)$ ,  $p(4)$ 의 확률 변화를 자세히 보면  $p(2)$ ,  $p(3)$ 에 비해서  $p(4)$ 의 확률이 더욱 하락하는 것을 볼 수 있다. 이는 매 영상마다 측정되는 ID.1에 대한 ID.4의 유사도( $z(4)$ )가 작게 측정되기 때문이다. 이러한 원인은 ID를 나타내는 인공 표식물의 내부 형상의 차이에 있다. 그림 6을 보면 ID.1의 내부 흑백 영역 비율은 3 : 1이다. 반면에 ID.4의 흑백 비율은 1 : 3으로 ID.1과 정확히 반

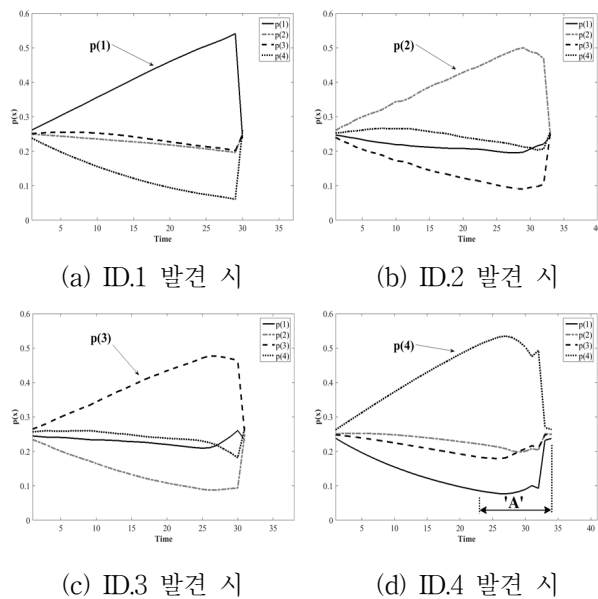


그림 7. 인공 표식물 인식 시 나타나는 ID별 확률 변화  
Fig. 7. Trend of probability on recognition.

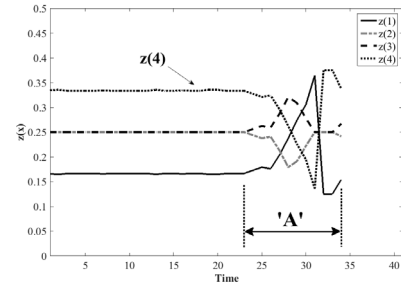


그림 8. ID.4의 측정값 변화  
Fig. 8. Measurement trend of ID.4.

대이다. 이것은 유사도 측정 시 서로 가장 작은 유사도를 갖게 하며 결과적으로 큰 확률 차이를 보이게 된다.

그림 8은 소나 영상에서 ID.4에 해당하는 인공 표식물이 나타날 때 매 영상마다 측정되는 유사도 측정값( $z(x)$ )의 변화를 보여준다. 'A'구간을 보면 모든 유사도 측정값의 변화가 크다. 이는 단일 영상만을 이용하여 인식이 수행될 경우 실제 ID.4로 인식되어야 하는 'A'구간에서 ID.1, ID.3, ID.4로 잘못 인식될 수 있음을 나타낸다. 하지만 그림 7-(d)에서 'A'부분을 보면 잘못된  $z(x)$ 의 입력으로 인해  $p(4)$ 가 다소 감소하긴 하나 계속 높은 확률을 가지며 최종적으로 ID.4가 가장 높은 확률을 갖게 됨을 볼 수 있다. 이를 통해 잡음 또는 다른 영향에 의해 단일 영상에서 잘못된 인식이 수행되어도 제안된 확률 기반 인식을 통해 강인한 인식 성능을 유지할 수 있음을 볼 수 있다.

나. 위치 추정 실험 결과 1

위치 추정 및 지도 작성과 관련된 첫 번째 실험 결과로서, 일반적으로 사용되는 IMU인 AHRS와 DVL에 의한 관성항법 결과(A 결과)와 제안한 소나 기반 SLAM 결과(B 결과)를 비교 분석한다.

그림 9는 AHRS와 DVL을 이용하여 관성 항법에 의해 추정된 로봇의 경로이다. 추정된 경로를 보면 매 바퀴마다 오른쪽으로 서서히 회전하는 것을 볼 수 있다. 이러한 이유는 AHRS에 의해 추정되는 방향각이 계속해서 오차가 누적되어 발생하는 현상이다. 이러한 표류 오차(drift error)는 수중 로봇의 이동거리에 비례하여 증가됨을 확인할 수 있다. 로봇이 최종 위치( $x = 0m$ ,  $y = 0m$ )에 도착하였을 때 추정된 최종 위치는  $x = -1.56m$ ,  $y = -2.62m$ 으로 오차가 많이 누적되어 있다.

그림 10은 제안된 소나 기반 SLAM에 의해 추정된 경로이다. 매 바퀴마다 표류 오차로 인해 추정된 경로가 오른쪽으로 서서히 회전하는 것은 관성 항법 결과와

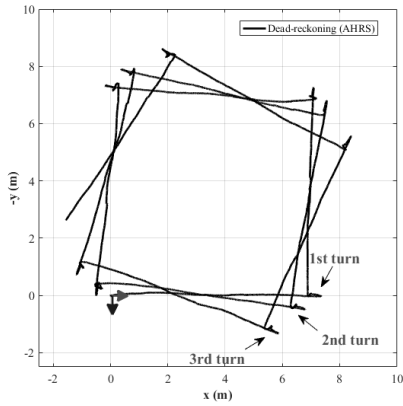


그림 9. AHRS, DVL을 이용한 관성 항법에 의해 추정된 로봇의 경로(표 2의 A)  
 Fig. 9. Estimated path of dead-reckoning with AHRS, DVL. (A in table.2)

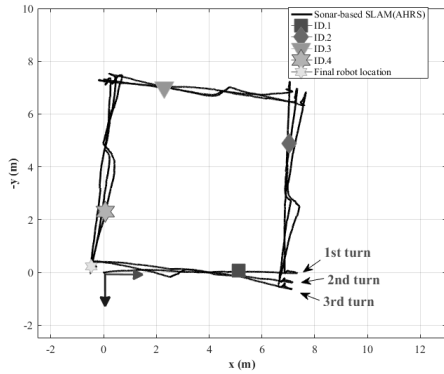


그림 10. 제안한 방법을 이용하여 추정된 로봇의 경로 (표 2의 B)  
 Fig. 10. Estimated path of proposed method with AHRS, DVL, Imaging sonar. (B in table.2)

표 3. 정사각형 모서리 위치와 추정 위치와의 오차(B) 비교  
 Table3. Comparison between reference position and estimated position at corner of path.

\*  $CN_{ij}$  :  $i$  바퀴 중  $j$ 번째 모서리  
 \* 위치 단위 : meter

순서	모서리	참값		관성 항법			제안한 소나 기반 SLAM			오차 감소율(%) $((1 - \frac{E_s}{E_d}) \times 100)$
		X	Y	$X_d$	$Y_d$	$E_d$	$X_s$	$Y_s$	$E_s$	
1	$CN_{11}$	7	0	6.89	0.03	0.11	6.87	0.01	0.13	-14.4
2	$CN_{12}$	7	-7	7.08	-6.84	0.18	7.04	-6.81	0.19	-8.5
3	$CN_{13}$	0	-7	0.27	-7.26	0.38	0.25	-7.21	0.33	13.1
4	$CN_{14}$	0	0	-0.50	-0.42	0.65	-0.39	-0.37	0.54	17.7
5	$CN_{21}$	7	0	6.29	0.39	0.81	6.66	0.30	0.45	44.0
6	$CN_{22}$	7	-7	7.48	-6.28	0.87	7.28	-6.45	0.62	28.7
7	$CN_{23}$	0	-7	0.82	-7.79	1.14	0.46	-7.24	0.52	54.4
8	$CN_{24}$	0	0	-1.05	-1.16	1.56	-0.40	-0.39	0.56	64.3
9	$CN_{31}$	7	0	5.38	1.15	1.99	6.61	0.53	0.66	66.9
10	$CN_{32}$	7	-7	8.18	-5.09	2.25	7.56	-6.31	0.89	60.4
11	$CN_{33}$	0	-7	2.23	-8.33	2.60	0.69	-7.41	0.80	69.1
12	$CN_{34}$	0	0	-1.56	-2.62	3.05	-0.46	-0.22	0.51	83.3

유사하나 오차의 크기는 감소한 것을 볼 수 있다. 이러한 이유는 영상 소나에 의해 인식된 인공 표식물의 위치 정보를 토대로 소나 기반 SLAM의 보정 단계에서 로봇의 위치 정보가 보정된 결과로서, 이러한 현상은 로봇이 인공 표식물의 위를 지날 때마다 나타나고 있음을 확인할 수 있다. 또한 이동 거리가 길고 AHRS의 누적 오차가 증가함에 따라 보정되는 위치도 증가함을 볼 수 있다. 결과적으로 로봇의 최종 추정된 위치( $x = -0.46m, y = -0.22m$ )도 원점에 근접하게 추정되었다.

표 3과 그림 11은 이동 경로의 증가에 따른 위치 오차의 변화를 확인하기 위해 수중 로봇이 주행한 정사각형 경로의 모서리 위치( $CN_{ij}$ )와 개별 항법에 의해 추정된 위치 사이에 위치 오차를 정리한 결과이다. 관성 항법의 위치 오차 결과는 이동거리에 따라 연속적으로 증가하는 반면, 제안한 방법은 오차가 1m 이하에서 유지됨을 볼 수 있다. 평균 오차의 경우 관성 항법은 1.29m, 제안한 방법은 0.51m로 감소되었음을 확인 하였다. 본 실험에서 관성 항법 대비 제안한 소나 기반 SLAM의 평균 오차 감소율은 최종 위치에서 83.3%이며, 평균 오차 감소율은 39.9%로 측정 되었다. 이러한 결과는 기존에 많이 사용되는 관성 항법 대비 제안한 소나 기반 SLAM의 위치 추정 성능이 더욱 향상되었음을 확인할 수 있다.

다. 위치 추정 실험 결과 2

그림 12는 IMU 센서로 RLG를 사용하여 관성 항법 및 제안한 소나 기반 SLAM을 통해 수중 로봇의 경로를 추정해본 결과이다. 관성 항법 결과(C 결과)와 소나 기반 SLAM 결과(D 결과)를 보면 수중 로봇의 정사각형 경로와 매우 유사하며 두 결과의 큰 차이를 확인할 수 없다. 이러한 이유는 두 가지 원인으로 분석될 수 있다.

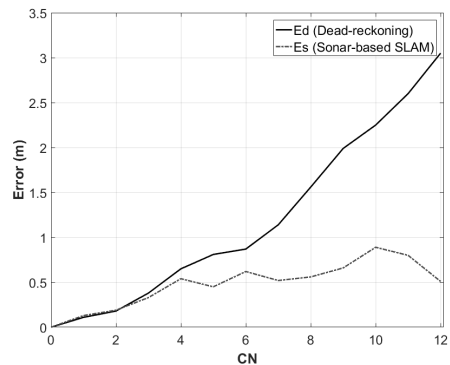


그림 11. 이동거리에 따른 위치 오차 변화  
 Fig. 11. Position error according to robot odometry.

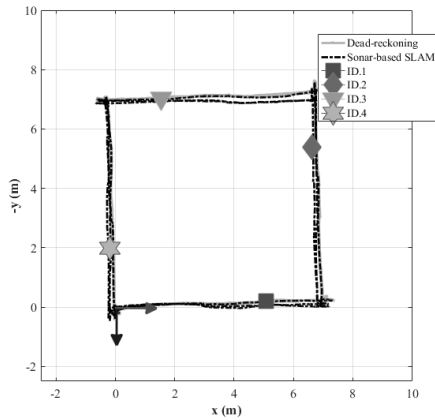


그림 12. 관성 항법 (RLG, DVL) 및 제안하는 방법에 의한 경로 추정 결과 (RLG, DVL, Imaging sonar)  
Fig. 12. Estimated path of dead-reckoning (RLG, DVL) and proposed method. (RLG, DVL, Imaging sonar)

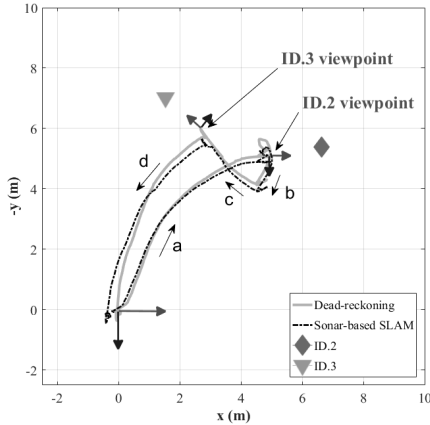


그림 13. 지도 검증을 위한 인공 표식물 재방문  
Fig. 13. Verification of map using revisiting.

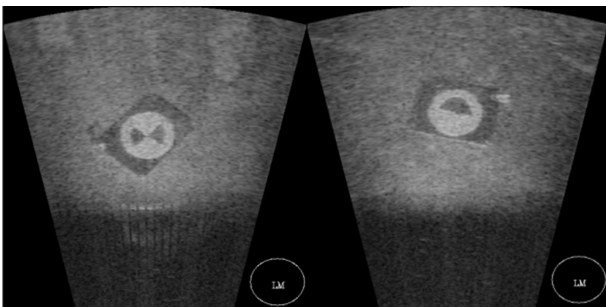


그림 14. 인공 표식물의 소나 영상 (ID.2, ID.3)  
Fig. 14. Sonar image of artificial landmark. (ID.2, ID.3)

첫 번째 원인은 본 실험에 사용된 RLG는 매우 고성능 센서 장비이다. 센서의 사양을 보면 방향각의 편향성(바이어스, bias)은  $\sigma^1$  기준  $1^\circ/hr$ 을 갖는다. 이는 초당  $\pm 0.2^\circ$ 의 정확도를 갖는 AHRS와 큰 차이를 보인다. 이런 우수한 성능은 방향각에 대한 오차의 누적이 크게 발생하지 않도록 하고 이를 이용한 위치 추정 결

과에도 큰 오차를 보이지 않게 한다. 두 번째 원인은 안정된 DVL 정보의 습득이다. IMU와 마찬가지로 관성 항법과 제안한 소나 기반 SLAM에 모두 사용되는 DVL은 본 실험 환경과 같이 매우 평탄한 수조 바닥면에서는 매우 정확하고 잡음이 없는 선속도를 전달한다. 이로 인해 선속도에 대한 위치 오차가 거의 나타나지 않는다. 하지만 실제 해양 조건을 가정하면 해저 면이 기울거나 평탄하지 않고 주변에 높은 벽과 같은 해양 구조물이 존재한다면 DVL은 잡음이 매우 많이 섞이거나 잘못된 값(false)을 정보로 출력하게 되고 본 실험과 같은 결과는 실제로 얻기 어렵다. 고성능의 RLG와 평탄한 해저면을 갖게 되어 안정적인 선속도 값을 출력하는 DVL을 이용하여 관성 항법을 수행하는 것은 매우 이상적인 환경에서 실험을 수행하는 것이다. 조류 및 파도에 의한 다방면의 외력이 존재하고 해저 면이 평탄하지 않고 변화가 심하며 수중 로봇의 이동거리가 길어지는 환경에서는 관성 항법의 오차가 커질 수 있음을 예상할 수 있다. 만일 위와 같은 조건에서 실험이 수행된다면 관성 항법 결과는 누적 오차가 계속해서 증가할 것이며, 제안한 소나 기반 SLAM은 소나 정보에 의해 위치가 보정되어 위치 오차가 일정 범위 내에서 유지될 수 있음을 기대할 수 있다.

#### 라. 완성된 지도의 검증

제안한 방법을 통해 만들어진 지도의 검증을 위해 ID.2와 ID.3으로 수중로봇을 이동시켜 보는 수중 로봇의 재방문 실험을 수행하였다. 그림 13을 보면 수중 로봇의 이동 경로는 최초 원점에서 출발하여  $a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d$ 순서로 이동하였다. 원점에서 ID.2으로 이동 명령을 전달받고 'a' 경로를 따라 이동한 후 ID.2를 관찰하였다. ID.2 viewpoint는 로봇이 ID.2를 보기 위해 도착한 위치를 나타낸다. 여기서 얻어진 ID.2에 대한 소나 영상을 그림 14의 왼쪽에 나타내었다. 이어서 수중 로봇은 ID.3으로 이동 명령을 전달받고  $b \rightarrow c$ 의 순서로 이동한다. ID.3의 viewpoint에 도착하여 얻어진 영상을 그림 14의 오른쪽에 나타내었다. 이후 복귀 명령을 받고 d 경로를 따라 수중 로봇은 원점으로 복귀하였다. 이러한 재방문 검증 과정을 통해 지도 작성 과정에서 등록된 인공 표식물의 위치가 올바르게 추정되었으며, 완성된 지도가 수중로봇이 사용하기에 적합함을 확인할 수 있다.



#### IV. 결 론

본 논문에서는 수중 로봇의 효과적인 위치 추정 및 지도 작성을 위하여 소나 영상을 이용한 위치 추정 방법을 제안하고, 이를 실제 수중 로봇에 탑재하여 실시간 수행 결과의 분석을 통해 성능을 검증하였다. 일반적으로 많이 사용되는 관성 항법은 시간의 흐름에 따라 위치 오차가 서서히 증가한다. 이러한 오차의 증가를 막기 위해 본 논문에서는 영상 소나로부터 얻어진 수중 인공 표식물에 대한 위치 정보를 토대로 관성 항법에 의해 추정된 위치 결과를 확장형 칼만 필터를 통해 융합, 보정하도록 설계 하였다. 실제 수중 로봇에 탑재하여 실시간 실험을 통하여 얻은 결과를 보면 AHRS와 DVL 정보로부터 얻어진 관성 항법 결과는 시간의 흐름에 따라 방향각의 오차가 누적되고 위치 오차도 함께 증가하는 모습을 보인다. 하지만 제안한 소나 기반 SLAM 결과에서는 인공 표식물의 정보가 인식될 때 수중 로봇의 추정된 위치가 보정되어 위치 오차의 증가를 감소 시키는 것을 확인할 수 있었다. 완성된 지도의 정확도 평가를 위해 수중로봇의 재방문 실험을 수행해 본 결과를 보면 수중 로봇의 이동된 지역에서 얻은 인공 표식물의 소나 영상이 적합하게 얻어진 것을 확인할 수 있었다. 이는 소나 영상 정보를 이용한 제안한 항법이 수중 로봇의 항법 정보로 활용하기에 적합함을 알 수 있었다.

본 논문에서 수행된 검증 실험은 실내 수조라는 제한적 조건으로 인해 실제 해양 환경에서 제안된 방법이 얼마만큼 성능을 가질 수 있는가에 대한 의구심을 갖도록 한다. 실제 환경은 넓은 영역에서 위치 추정이 수행되어야 하고 조류 및 탁도에 의한 위치 추정 감소가 나타날 수 있다. 본 논문에서 제안된 방법은 매우 정밀한 위치를 추정할 수 있고 위치 오차의 증가를 줄일 수 있으나 완벽하게 감소시킬 수는 없다. 만일 광대역 항법에서 지상 GPS와 같은 수중 USBL(Ultra Short Baseline)을 제안된 방법과 융합하여 사용된다면 더 높은 위치 정확도를 얻을 수 있을 것이다. USBL은 일정한 위치 오차를 갖으나 정확도가 높고, 제안된 방법은 위치 오차가 점차 증가하나 정밀도가 높은 시스템이므로 두 가지 정보를 융합한다면 정확도 및 정밀도가 높은 수중 광역 위치 추정이 가능하다. 또한 인공 표식물에 국한된 소나 정보가 아닌 수중 자연물에서 얻을 수 있는 정보를 규정하고 검출하여 인공물에 국한되지 않고 실제 수중 환경으로 확장이 가능한 소나 기반 수중

물체 인식 기술이 필요하다. 이에 차기 연구로서 소나 영상으로 입력된 외부 환경 정보에서 특징점을 규정하고 이를 검출하여 실제 해양 환경에서 광대역 항법에 활용할 수 있는 소나 기반 자연물 특징점 검출 방법에 대한 연구를 수행하고자 한다.

본 논문에서 언급된 전체 실험은 [19]를 통해 동영상으로 확인할 수 있다. 실시간 추정된 수중 로봇의 위치 및 소나 영상을 확인할 수 있으며, 실제 수중 로봇이 이동한 정사각형 경로의 추종 성능을 확인할 수 있다.

#### REFERENCES

- [1] B. Kalyan, A. Balasuriya and S. Wijesoma, "Multiple target tracking in Underwater Sonar Images using Particle-PHD filter," International Conference on OCEANS, 2006.
- [2] M. Pinto, B. Ferreira, A. Matos and N. Cruz, "Using side scan sonar to relative navigation," International Conference on OCEANS, 2009.
- [3] A. Mallios, P. Ridaio, D. Ribas, F. Maurelli and Y. Petillot, "EKF-SLAM for AUV navigation under probabilistic sonar scan-matching," International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 4404-4411, 2010.
- [4] TG. Kim, and NY. Ko, "Localization of an Underwater Robot using Acoustic Signal," Journal of Korea Robotics Society, vol. 7, no. 4, pp. 231-242, 2012.
- [5] D. Lee, D. Kim, S. Lee, H. Myung and H. T. Choi, "Experiments on localization of an AUV using graph-based SLAM," International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI), pp. 526-527, 2013.
- [6] H. Johannsson, M. Kaess, B. Englot, F. Hover, and J. Leonard, "Imaging sonar-aided navigation for autonomous underwater harbor surveillance," International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 4396-4403, 2010.
- [7] M. VanMiddlesworth, M. Kaess, F. S. Hover, and J. Leonard, "Mapping 3D Underwater Environments with Smoothed Submaps," International Conference on Field and Service Robotics (FSR), 2013.
- [8] F. Hover, R. Eustice, A. Kim, B. Englot, H. Johannsson, M. Kaess, and J. Leonard, "Advanced perception, navigation and planning for autonomous in-water ship hull inspection," Journal of Robotics Research, vol. 31, no. 12, pp. 1445-1464, 2012.
- [9] S. C. Yu, "Development of real-time acoustic image recognition system using by autonomous

- marine vehicle,” *Journal of Ocean Engineering*, vol. 25, no. 1, pp. 90-105, 2008.
- [10] S. Karabchevsky, B. Braginsky, and H. Guterman, “AUV real-time acoustic vertical plane obstacle detection and avoidance,” *International Conference on Autonomous Underwater Vehicles (AUV)*, 2012.
- [11] M. Fallon, J. Folkesson, H. McClelland, and J. Leonard, “Relocating underwater features autonomously using sonar-based SLAM,” *Journal of Ocean Engineering*, vol.38, no.38, pp. 500-513, 2013.
- [12] E. O. Belcher, W. H. Hanot and J. Burch, “Dual-Frequency identification Sonar(DIDSON),” *Symposium on Underwater Technology*, pp. 187-192, 2002.
- [13] M. V. Sarode and P. R. Deshmukh, “Reduction of speckle noise and image enhancement of image using filtering techniques,” *Journal of Advancements in Technology*, vol.2, no.1, pp. 30-38, 2011.
- [14] D. Kuan, A. Saqchuk, T. Strand, and P. Chavel, “Adaptive restoration of images with speckle,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal processing*, vol.35, no.3, pp.373-383, 1987.
- [15] Y. Lee, JH. Lee and HT. Choi, “A Framework of Recognition and Tracking for Underwater Objects based on Sonar Images : Part 1. Design and Recognition of Artificial Landmark considering Characteristics of Sonar Images,” *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers on System and Control*, vol. 52, no. 2, pp. 422-429, 2014.
- [16] Y. Lee, TG. Kim, JH. Lee and HT. Choi, “A Framework of Recognition and Tracking for Underwater Objects based on Sonar Images : Part 2. Design and Implementation of Realtime Framework using Probabilistic Candidate Selection,” *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers on System and Control*, vol. 51, no. 3, pp. 630-639, 2014.
- [17] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Forx, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, 2005.
- [18] A. Goshtasby, “Description and Discrimination of Planar Shape Using Shape matrices,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-7, no. 6, pp. 778-743, 1985.
- [19] [www.youtube.com/watch?v=aYYmyf0ks7w](http://www.youtube.com/watch?v=aYYmyf0ks7w)

저 자 소 개



이 영 준(정회원)  
 2009년 충남대학교 메카트로닉스 공학과 학사 졸업.  
 2014년 충남대학교 메카트로닉스 공학과 석사 졸업.

2011년~현재 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소 기술원.  
 <주관심분야: 소나 영상처리, 영상소나>



김 태 진(정회원)  
 2011년 KAIST 전기및전자공학과 학사 졸업.  
 2014년 KAIST 로봇공학학제전공 석사 졸업.

2014년~현재 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소 연구원.  
 <주관심분야: 무인수상선, 자율항법>



최 진 우(정회원)  
 2003년 포항공과대학교 기계공학과 학사 졸업.  
 2005년 포항공과대학교 기계공학과 석사 졸업.  
 2011년 포항공과대학교 기계공학과 (로보틱스) 공학박사.

2013년~현재 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소 선임연구원.  
 <주관심분야: 수중로봇, 위치인식, SLAM>



최 현 택(정회원)-교신저자  
 1991년 한양대학교 전자공학과 학사 졸업.  
 1993년 한양대학교 전자공학과 석사 졸업.  
 2000년 한양대학교 전자공학과(제어 및 로보틱스)공학박사.

1993년~1995년 KT 연구개발원 S/W 연구소 전임연구원.  
 2000년~2003년 하와이 주립대학교 기계공학과 Post-  
 -Doc.  
 2003년~현재 한국해양과학기술원 책임연구원.  
 <주관심분야: 수중로봇, 해양시스템, 강인제어>



고 낙 용(정회원)  
 1985년 서울대학교 제어계측공학과 학사 졸업.  
 1987년 서울대학교 제어계측공학과 석사 졸업.  
 1993년 서울대학교 제어계측공학과 박사 졸업.

1997년~1998년, 2004년~2005년 Carnegie Mellon Univ., Robotics Institute, Visiting Research Scientist.  
 1992년~현재 조선대학교 교수.  
 <주관심분야: 로봇 및 제어 공학, 로봇 항법>