

구조화된 환경에서의 가중치 템플릿 매칭을 이용한 자율 수중 로봇의 비전 기반 위치 인식

Vision-based Localization for AUVs using Weighted Template Matching in a Structured Environment

김 동 훈, 이 동 화, 명 현*, 최 현 택
(Donghoon Kim¹, Donghwa Lee¹, Hyun Myung¹, and Hyun-Taek Choi²)

¹Dept. of Civil and Environmental Engineering, Robotics Program, Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST)

²Ocean System Eng. Research Division, Korea Institute of Ocean Science and Technology (KIOST)

Abstract: This paper presents vision-based techniques for underwater landmark detection, map-based localization, and SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) in structured underwater environments. A variety of underwater tasks require an underwater robot to be able to successfully perform autonomous navigation, but the available sensors for accurate localization are limited. A vision sensor among the available sensors is very useful for performing short range tasks, in spite of harsh underwater conditions including low visibility, noise, and large areas of featureless topography. To overcome these problems and to utilize vision sensor for underwater localization, we propose a novel vision-based object detection technique to be applied to MCL (Monte Carlo Localization) and EKF (Extended Kalman Filter)-based SLAM algorithms. In the image processing step, a weighted correlation coefficient-based template matching and color-based image segmentation method are proposed to improve the conventional approach. In the localization step, in order to apply the landmark detection results to MCL and EKF-SLAM, dead-reckoning information and landmark detection results are used for prediction and update phases, respectively. The performance of the proposed technique is evaluated by experiments with an underwater robot platform in an indoor water tank and the results are discussed.

Keywords: vision processing, object detection, segmentation, MCL (Monte Carlo Localization), SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), AUV (Autonomous Underwater Vehicle)

I. 서론

수중 로봇은 ROV (Remotely Operated Vehicle)와 AUV (Autonomous Underwater Vehicle)를 포함하며, 해양 공학 분야에서 활발히 연구되고 있는 분야로 수중 환경 탐사 또는 수중 구조물 조사 등의 목적으로 많이 개발되어 왔다. ROV는 원격지의 조종자와 유선으로 연결되어 조작되므로, 복잡한 작업을 수행할 수 있으며, 주로 수중 건설(construction)이나 구조(rescue) 등의 목적으로 사용된다[1-8]. AUV는 ROV와 달리 원격 조종 없이 자율적으로 임무를 수행하므로, 높은 수준의 자율 운항 능력을 필수적이며, 심해 탐사와 수중 환경 및 생태계 감시, 수중 인프라 구조 조사 등의 목적으로 사용된다. 이를 위해 수중 위치인식 기술은 매우 중요하며, 본 연구에서는 수중 미션 수행을 위한 수중 위치 인식 및 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) 문제를 해결하고자 하였다.

수중 환경은 지상과 달리 매우 동적인 3차원 환경이고, 매

질 특성상 가용한 위치 인식용 센서가 제한적이므로, AUV의 수중 위치 인식은 어렵지만 필수적인 분야이다. 다양한 응용 분야에서 위치 인식 및 경로 생성, 추종, 주변 환경 인식 등의 다양한 기능을 요구한다. 수중 인공 구조물 조사, 정박지 복귀 및 집안(docking)을 위한 경로 추종, 모니터링을 위한 특정 영역 탐사 등의 응용 연구가 있으며, 다양한 기법들이 소개되었다[9-13].

카메라를 통한 수중 영상 정보는 자율 수중 내비게이션에 유용한 방법 중 하나이다. 비록 수중 영상정보가 어쿠스틱 센서(acoustic sensor)와 같은 다른 수중 센서들에 비해 탐지거리가 짧고 잡음에 민감한 약점이 있지만, 주변 환경에 대한 많은 정보를 제공하므로 근거리 환경 탐지 및 내비게이션에 아주 유용하다. 하지만 앞서 말했듯이 수중 환경에서의 영상 기반 물체 인식은, 열악한 조명 조건과 탁도, 수중 부유물 등에 의한 낮은 가시성 때문에 쉽지 않다.

많은 연구에서 이러한 문제를 해결하고 수중 위치인식을 효과적으로 하기 위해서 인공 랜드마크(landmark)를 이용하였고, 다양한 랜드마크가 개발되었다. 그 중 많은 연구에서 컴퓨터비전 분야의 알고리즘을 수중 환경에 적용하여, 영상기반의 정박지 복귀 및 집안 기법을 연구하였다. Yu 등은 자체 제작한 인공 수중 랜드마크를 인식하여 AUV의 위치를 인식하기 위해 컬러 추출 방법을 제안하였다[14]. Park 등은 다수의 LED (Light-Emitting Diode)를 사용한 능동 랜드마크를 개발하였다[15]. 이 랜드마크는 집안 스테이션 주변에 설치되어

* 책임저자(Corresponding Author)

Manuscript received May 15, 2013 / revised June 10, 2013 / accepted June 30, 2013

김동훈: KAIST 로봇공학 학계전공(dh8607@kaist.ac.kr)

이동화: KAIST 건설 및 환경공학과(leedonghwa@kaist.ac.kr)

명 현: KAIST 건설 및 환경공학과/로봇공학 학계전공

(hmyung@kaist.ac.kr)

최현택: KIOST(htchoiphd@kiost.ac)

※ 본 연구는 산업통상자원부 기술혁신사업(로봇산업원천기술개발사업, No. 10043928)과 한국해양연구원(과제명: 고정밀 임무수행을 위한 인공 지능 기반의 수중 로봇 기술 개발)의 지원으로 수행되었음.

AUV의 자동 접안을 돕는다. Dudek 등은 컬러 교정 필터를 사용한 산호초 인식 기법을 제안하였으며, 그들의 수중 로봇 플랫폼을 이용한 실험으로 이를 검증하였다[16]. Sattar와 Dudek은 이에 대한 후속연구로 앙상블 트래커(ensemble tracker)를 개발하여 수중 패턴인식 및 추종 성능을 보였다[17]. Negre 등은 자기 유사(self-similar) 랜드마크라는 수중 목표물을 제안하고, 이를 이용하여 수중 로봇에 대한 랜드마크의 거리와 방향각을 추정하는 실험을 소개하였다[18]. Maire 등은 접안 지역에 흑백의 띠로 위치정보가 표시된 막대를 설치하고, 하르(Harr) 사각 특징인식 기법을 적용한 접안 시스템을 제안하였다[19]. 이 연구들은 수중 위치인식을 위해 특별히 제작한 랜드마크를 제안하였지만, 대부분 랜드마크는 2차원 형태로 설계되어 정면에서 바라봐야 정확한 위치 인식이 가능하고, 측면이나 랜드마크 뒤 편에서는 위치인식의 정확도가 낮아지거나 랜드마크 음영 지역이 발생할 수 있다. Lee 등은 랜드마크 인식과 추종을 위한 컬러 교정 기법의 효과를 검증하였다[20]. 이 연구를 확장하여, Kim 등은 향상된 템플릿 기반의 랜드마크 인식기법을 제안하였고, 단순한 형태의 3차원 랜드마크를 단일 카메라를 이용하여 인식하는 실험으로 그 성능을 검증하였다[21]. 이 두 연구에서는 랜드마크 인식 기법을 검증하기 위해 3차원 랜드마크를 사용하였다. 하지만 이 기법들은 랜드마크의 크기 변화에 취약하여 AUV가 랜드마크와 일정한 거리를 유지하며 이동해야 하는 단점이 있다. 다른 연구에서는 수중 인공 구조물을 랜드마크로 이용하는 기법들이 제안되었다. Balasuriya 등은 단일 카메라와 어쿠스틱 센서를 이용한 자율 수중 케이블 추종 시스템을 개발하였다[22]. Hover 등은 수중에 잠겨있는 배 표면을 조사하기 위해 나사나 조립 홀(hole), 용접선 등을 랜드마크로 이용하였다[23]. 그리고 카메라 및 어쿠스틱 센서의 랜드마크 인식 결과를 활용하여 배 표면을 조사 중인 AUV의 위치인식과 SLAM 실험을 수행하였으며, 이를 통해 배의 3D 모델링을 하였다. 이러한 조사 작업을 위해서는 카메라뿐만 아니라 거리를 측정할 수 있는 센서(어쿠스틱 센서 등)가 함께 필요하다. 그 외에 구조화된 수중 공간에서 RF (Radio Frequency) 신호를 이용한 위치인식[24], 수중 구조물 검사로봇의 기구학적 관계를 이용한 EKF (Extended Kalman Filter) 기반 위치 추정[25]에 대한 연구가 진행되었다.

본 논문에서는 구조화된 환경에서의 영상기반 수중 위치 인식 기법을 제안한다. 수중 위치 인식을 위해 4개의 단순한 형태를 갖는 3차원 랜드마크를 설계하였다. 설계된 랜드마크는 템플릿 기반의 이미지 정합 기법[26]을 이용하여 인식하였다. 하지만, 기존의 템플릿 정합 알고리즘은 조명 조건의 변화나 어파인 변환(affine transform), 물체의 크기 변화 등에 강인하지 못하다. 그래서 지난 연구[21]에서는 가중치 템플릿 정합과 다중 템플릿 기반 물체 선택 기법을 제안하여 물체 인식 성능을 향상시켰고, 본 논문에서는 이를 확장하여 템플릿 정합 기반 물체 인식 알고리즘이 물체의 크기 변화에도 강인하도록, 컬러 기반 영상 분할(segmentation) 기법을 제안하였다. 그리고 영상 처리 결과를 활용하여 수중 로봇의 위치 인식 실험을 수행하였다. 먼저 MCL (Monte Carlo Localization) 알고리즘[27]을 통해 지도 정보 기반 위치 인식

실험을 수행하였다. 또한 지도 정보와 위치 정보를 동시에 획득하는 EKF기반의 SLAM 알고리즘[28]의 실험을 진행하였다. 제안한 알고리즘은 한국해양과학기술원(KIOST: Korea Institute of Ocean Science and Technology)에서 개발 중인 수중 로봇 yShark를 이용한 수조 실험을 통해 성능을 검증하였다. 제안한 랜드마크 인식 알고리즘의 결과는 기존 템플릿 정합 및 기존 제안한 방법과의 비교를 통해 성능 향상을 확인하였으며, 수중 위치 인식 및 SLAM 결과는 초음파 방식의 실내 GPS로부터 측정한 위치 정보(ground truth)와의 비교를 통해 성능을 확인하였다.

논문은 II 장의 본문과 III 장의 실험 결과, IV 장의 결론으로 구성되어있다. II 장에서는 영상기반 랜드마크 인식 기법과 지도 정보 기반 위치 인식 기법, 수중 영상기반 SLAM 기법에 대해 다룬다. III 장에서는 II 장에서 소개한 알고리즘들에 대한 실내 수조 실험 결과와 분석에 대해 다룬다.

II. 영상기반 랜드마크 인식 및 위치 인식

1. 영상기반 랜드마크 인식

자율 수중로봇의 궁극적인 목표는 인공 구조물이 없는 해양 환경에서의 자율 탐사이며, 이와 관련하여 수중 환경에서 자연물의 특징점을 이용한 수중 로봇의 위치 인식 및 주변 환경 인식에 대한 연구가 진행되었다[29-31]. 하지만 수중 환경에서는 수심에 따라 조명 조건이 급격히 악화되고, 탁도에 따라 가시성이 낮아지며, 수중 부유물에 의해 영상에 노이즈가 많은 등 영상처리에 불리한 특성이 있어서, 아직까지 자연물만을 랜드마크로 사용하기는 쉽지 않다.

본 연구에서는 인공 랜드마크를 설치한 수중 환경이 이러한 문제를 완화시키는데 도움이 될 것이라 생각하였고, 수중 위치 인식을 위해 그림 1과 같이 4개의 랜드마크를 설계하였다. 랜드마크는 원통형 구조의 대칭적인 형태로 설계되어, 로봇의 평면상의 움직임에서 카메라에 보이는 물체의 외형에 변화가 거의 없으며, 붉은색으로 도색되어 수중에서도 눈에 잘 띈다. 이러한 설계는 탁도가 높고 가시성이 낮은 수중 환경에서도 높은 랜드마크 인식률을 기대할 수 있다.

수중 환경의 악조건은 영상처리에 있어서 장애 요소로 작용한다. 매질의 특성 및 탁도에 의한 빛의 감쇠와 산란은 카메라 영상의 경계선을 흐리게 만들고, 수중 부유물은 이미지에 고주파 노이즈를 생성하며, 제한된 광원 조건은 로봇의 움직임에 따라 조명 조건을 크게 변화시켜 인공구조물 인식에 장애요소로 작용한다. 이를 해결하기 위해 수중 환경 및 카메라 특성에 의한 왜곡 보정(calibration) [32]과 경계선을 보존하면서 노이즈 제거가 가능한 양방향 필터링(bilateral filtering) [33]의 전처리 과정을 적용하였다.

인공 구조물을 수중 위치 인식에 사용하기 위해서는 컴퓨터

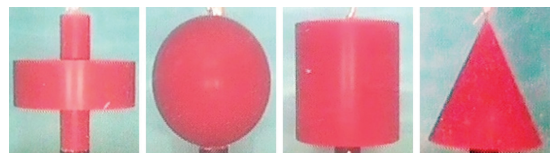


그림 1. 인공 랜드마크: 십자형기둥, 구, 원기둥, 삼각뿔.

Fig. 1. Artificial landmarks: cross, sphere, cylinder, and cone.

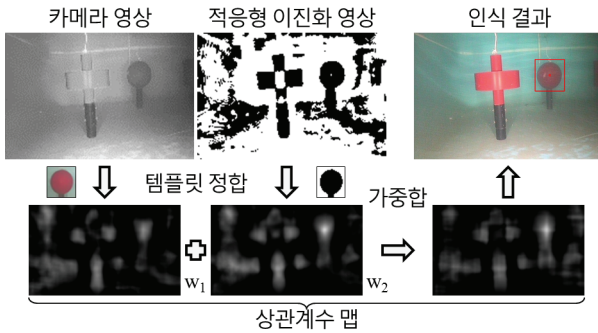


그림 2. 가중치 상관계수 기반 템플릿 정합 과정.
Fig. 2. Weighted correlation coefficient-based template matching.

터 비전 분야의 물체 인식 기법이 필요하다. 그 기법 중 하나인 특징점 기반의 기법에는 SIFT [34]와 SURF [35], GLOH [36], HOG [37] 등이 있으며, 다른 두 이미지에서 추출된 특징점들의 유사성을 분석하여 이미지를 정합한다. 이 기법은 주로 각진 모서리나 복잡한 문양 등의 특징점이 많은 물체에 적합하지만, 설계한 인공 구조물이 특징점이 적고 단순한 형태이므로 이미지 정합이 쉽지 않다[20]. 다른 물체 인식 기법으로 템플릿 정합[26] 기법이 있다. 템플릿 정합은 인식하고자 하는 물체의 영상(템플릿)을 입력된 영상의 모든 위치에서 비교하여 상관계수를 구하고, 임계치 이상의 상관계수가 나타나는 위치를 목표물의 위치로 알아내는 기법으로, 단순한 형태의 이미지도 정합이 잘 된다. 하지만 이 기법은 템플릿과 영상을 있는 그대로 비교하기 때문에 조명 조건이나 노이즈, 영상 속 물체의 크기 변화 등에 민감하다는 약점이 있다.

이러한 약점을 보완하고 인공 구조물을 인식하여 위치 인식에 활용하기 위하여, 지난 연구[21]에서는 가중치 상관 계수 기반의 템플릿 정합과 다중 템플릿 기반 물체 선택 방법을 제안하였으며, 내용은 다음과 같다. (i) 기존 템플릿 정합과 적응형 이진화(adaptive thresholding)를 적용한 영상의 템플릿 정합의 상관 계수를 가중 합하여 최종 상관계수를 계산한다(그림 2). (ii) 모든 템플릿에 대한 상관계수의 비교를 통해 상관계수가 가장 높은 위치의 구조물을 선택한다.

(i)의 방법은 흑백 명암 이미지(gray level image)에서의 템플릿 정합이 조명 변화에 민감한 단점을 보완하기 위한 방법으로, 그림 2와 같이 기존 템플릿 정합(첫번째 열)과 적응형 이진화를 적용한 영상을 이용한 템플릿 정합(두번째 열)의 상관계수를 각각 w_1 과 w_2 의 가중치로 가중 합하여 새로운 상관계수를 계산하는 과정(맨 아래 행)이다. 상관계수는 명암으로 표현하였으며, 밝을수록 높은 상관계수를 의미한다. 적응형 이진화를 거친 영상은 영상 속 물체의 외형을 두드러지게 하여 외형의 유사성을 상관계수에 반영하는 결과를 얻을 수 있다. 새로운 상관계수는 템플릿에 해당하는 랜드마크 주변에서 높은 것을 볼 수 있다.

(ii)의 방법은 상관계수가 높은 위치에 해당하는 템플릿을 선택하기 위한 방법으로, 인공 랜드마크의 색과 형태, 크기가 비슷해, 템플릿마다 임계값을 다르게 설정하는 것이 쉽지 않은 단점을 보완하기 위한 방법이다. 모든 템플릿에 대한 상관계수를 계산한 후, 하나의 임계값을 적용하여 목표물의 후보 위치를 구하고, 각 후보 위치에서 가장 큰 상관계수를 갖

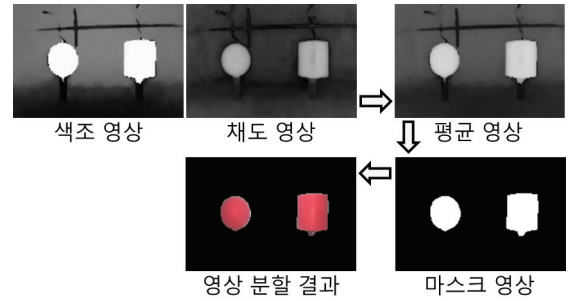


그림 3. 컬러 기반 영상 분할 과정.
Fig. 3. Color-based image segmentation.

는 템플릿을 찾음으로써 물체 인식을 하였다.

이 방법은 조명이나 노이즈 등의 환경변화에 대해 성능을 향상시킬 수 있지만, 템플릿 이미지를 그대로 사용하는 템플릿 정합의 특성상 영상 속 물체의 크기가 템플릿 이미지의 크기와 다르면 인식률이 낮아진다. 이러한 단점을 보완하기 위해 그림 3의 과정과 같은 영상 분할 기법을 제안한다. AUV를 외부조명이 거의 없는 심해 환경에서 운용한다고 가정하였을 때, 수중 로봇에 장착된 조명이 가장 큰 광원이 되며, 붉은색의 인공 랜드마크는 그 색조(hue)와 채도(saturation)가 주변 환경에 비해 높은 색으로 촬영된다. 이러한 특성을 이용하여 영상 분할 방법을 개발하였다. 먼저 그림 3의 상단과 같이, 원본 영상을 HSV (Hue, Saturation, and Value) 컬러 모델로 변환한 후, 색조와 채도 이미지를 각각 추출하여 이 두 영상의 평균 영상을 만든다. 이 평균영상에 Gaussian filter를 적용하여 노이즈를 제거하고, 적응형 이진화 과정을 거쳐 이진 영상을 만든 다음, 침식(erosion)과 팽창(dilation) 연산을 적용하여 부유물이나 경계의 노이즈를 제거하고, 그림 3의 오른쪽 아래와 같은 이진 마스크(mask) 영상을 생성한다. 이 마스크 영상을 입력영상에 적용하면 그림 3의 가운데 아래와 같이 랜드마크의 후보군만 분할된다. 각 분할된 후보군이 어떤 랜드마크에 해당하는지 인식하기 위해, 템플릿 크기에 맞춰 그 크기를 변환한 후, 가중치 상관 계수 기반의 템플릿 정합과 다중 템플릿 기반 물체 선택 방법을 적용하여 인공 랜드마크를 인식한다. 이 영상분할기법을 적용하여 랜드마크 인식을 할 경우, 영상 속 랜드마크의 크기가 템플릿의 크기와 달라지더라도 랜드마크를 인식할 수 있으며, 템플릿 정합을 위해 입력 영상의 모든 영역을 템플릿 영상과 비교하지 않아도 되기 때문에 연산량을 줄일 수 있다.

2. 지도 정보 기반 위치 인식

영상 기반의 지도 정보를 이용한 위치 인식을 위하여 본 연구에서는 MCL (Monte Carlo Localization) 알고리즘을 이용한다[27]. 영상 정보를 통하여 수중 물체와 로봇간의 상대적인 거리와 각도 정보를 구한 후 미리 정의된 지도 정보 (여기서는 각 랜드마크의 위치들) 와의 비교를 통해 확률 기반의 위치 추정을 수행한다. MCL 알고리즘을 위해 k 시간에서의 N 개의 파티클(particle) 집합 $S_k = \{s_k^i\} (i=1...N)$ 을 정의한다. 파티클의 집합은 사후확률(posterior probability) $p(\mathbf{x}_k | Z^k)$ 를 나타내며, 이때 현재 로봇의 자세 $\mathbf{x}_k = [x, y, \theta]^T$ 와 측정값들의 집합 $Z^k = \{z_j\} (j=1...k)$ 이 사용된다. MCL 알고리

즘의 예측과 갱신 단계는 아래와 같다.

우선 예측 단계에서는 과거의 위치 및 측정값들을 기반으로 모션 모델을 이용하여 현재 위치를 구하게 된다. 현재 위치에 대한 예측 확률은 아래 식과 같다.

$$p(\mathbf{x}_k | Z^{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | Z^{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (1)$$

이를 각 파티클에 적용하면 파티클 s_{k-1}^i 는 로봇의 모션 모델 (motion model) $p(\mathbf{x}_k | s_{k-1}^i, \mathbf{u}_{k-1})$ 에 의해 \bar{s}_k^i 으로 예측되며, 여기서 \mathbf{u}_{k-1} 는 로봇의 추측 항법(dead-reckoning) 정보이다. 본 연구에서는 수중 로봇의 DVL (Doppler Velocity Log) 센서와 IMU (Inertial Measurement Unit) 정보를 이용하여 수중 로봇의 자세와 방향, 이동 속도, 변위를 추정한다. 이때 이동 (translation) 및 회전(rotation)의 잡음에 대한 표준 편차를 각각 σ_{trans} 와 σ_{rot} 로 정의한다.

갱신 단계에서는 측정값을 이용하여 아래 식과 같은 베이시안(Bayesian) 기반의 사후확률을 구한다.

$$p(\mathbf{x}_k | Z^k) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | Z^{k-1})}{p(\mathbf{z}_k | Z^{k-1})} \quad (2)$$

영상 처리 결과를 이용, 예측 단계에서 구해진 각 파티클에 대해 측정 모델 $w_k^i = p(\mathbf{x}_k | \bar{s}_k^i)$ 을 이용하여 가중치를 부여하게 된다. 영상 처리 결과에서는 랜드마크에 대한 거리와 방향각이 주어진다. 이때 거리와 방향각 추정의 잡음에 대한 표준 편차를 각각 σ_{range} 와 σ_{bear} 로 정의한다. 최종적으로 예측된 파티클과 각각의 가중치 값의 집합 $\bar{S}_k = \{\bar{s}_k^i, w_k^i\}$ 을 통해 리샘플링(resampling)을 거친 후 새로운 파티클 s_k^i 를 구하게 된다.

3. 수중 영상 기반 SLAM

지도 정보와 위치 정보를 동시에 획득하기 위하여 EKF기반의 SLAM 알고리즘을 사용하였고, 기본적인 SLAM 알고리즘의 형태는 참고문헌 [28]을 따른다. 수중 영상 기반 SLAM 알고리즘 또한 로봇의 움직임을 2차원 평면상에서 표현하였으며, 현재 로봇의 상태 변수는 $\mathbf{x}_k = [x, y, \theta]^T$ 와 같다. 그리고 i 번째 랜드마크의 위치 또한 상태 변수 $\mathbf{l}_{i,k} = [x, y]^T$ 로 나타낸다. 로봇과 랜드마크의 위치를 하나의 상태 변수로 나타냈으며 아래 식과 같다.

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_k \\ \mathbf{l}_{1,k} \\ \vdots \\ \mathbf{l}_{i,k} \end{bmatrix} \quad (3)$$

EKF-SLAM의 예측 단계에서는 DVL 센서와 IMU 정보가 사용된다. IMU 센서에서는 수중 로봇의 자세와 방향에 대한 정보를 얻어낸다. DVL 센서에서는 이동 속도와 이동 변위에 대한 정보가 주어진다. 이러한 센서 정보를 이용하여 예측 단계에서는 아래 식과 같이 상태 변수 $\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}$ 과 오차 공분산 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 이 예측된다.

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1|k-1} + \mathbf{U}_k \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_k \quad (5)$$

여기서 \mathbf{F} 는 상태전이 모델, \mathbf{U}_k 는 제어입력, \mathbf{Q}_k 는 시스템 잡음 공분산이다. 이때 시스템 잡음의 표준편차는 x, y 의 경우 각각 5 cm, θ 은 1°로 설정하였다. 제어입력 \mathbf{U}_k 는 DVL 센서로부터의 변위 x, y 와 IMU 센서로부터의 θ 값으로 구성된다. 이때 상태전이 모델 \mathbf{F} 는 항등 (identity) 행렬이다.

영상을 통해 측정된 랜드마크의 거리 및 방향각 정보는 앞서 예측 단계에서 구해진 상태 변수와 오차 공분산 정보를 갱신하여 최종 상태 변수를 구하게 된다. 갱신 단계는 아래 식들과 같다.

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} \quad (6)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k \quad (7)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T\mathbf{S}_k^{-1} \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k\mathbf{V}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k\mathbf{K}_k^T \quad (10)$$

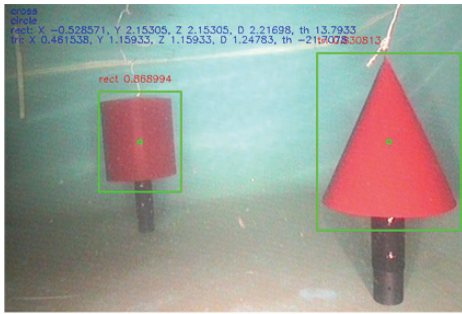
\mathbf{V}_k 는 예측된 측정값과 실제 측정값의 오차이며, \mathbf{Z}_k 는 실제 측정값, \mathbf{H} 는 측정 모델, \mathbf{R}_k 는 측정 잡음 공분산이며, \mathbf{K}_k 는 칼만(Kalman) 이득을 나타낸다. 최종적으로 상태 변수인 $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$ 와 오차 공분산 $\mathbf{P}_{k|k}$ 가 구해진다. 이때 측정값 \mathbf{Z}_k 는 랜드마크까지의 거리 및 방향각으로 구성되며, 측정 모델 \mathbf{H} 는 로봇의 2차원 자세 \mathbf{x} 에서 랜드마크의 위치 \mathbf{l} 사이의 상대 자세를 구하는 식으로 나타난다. 또한 측정 잡음의 표준편차는 거리값의 경우 20cm, 방향각은 3°로 설정하였다.

III. 실험 결과

1. 실험 환경

KIOST에서 개발 중인 수중로봇 yShark [20]를 이용한 수조 실험을 통해 제안한 알고리즘의 성능을 검증하였다. 수조는 외부 조명 차단이 가능한 실내 수조로, 그 크기는 7m (폭) × 4.5m (길이) × 1.2m (깊이)이며, 내부에 4개의 인공 랜드마크를 설치하였다. yShark는 5자유도 유형이 가능한 AUV로, 내비게이션을 위한 전, 하방을 향하는 두 개의 카메라와 DVL, IMU, 실내 GPS를 장착하고 있다. 실내 GPS는 초음파 방식인 KoreaLPS [38]의 USAT A105를 사용하였으며, 40kHz 대역의 초음파 신호를 이용하여 0.1m-0.01m의 오차로 yShark의 위치를 측정한다.

수중 로봇의 위치 인식 실험을 위해 그림 4와 같은 경로를 설정하였다. 로봇의 이동 경로는 사각형의 직선 운동이며, 수조의 왼쪽 아래에서 출발하여, 벽에서 1m 떨어진 경로를 따라 움직이며, 회전은 하지 않는다. 센서(카메라, DVL, IMU, 실내 GPS) 데이터는 동기화된 시간 정보와 함께 저장되며 조명에 대한 반사율을 고르게 하기 위해, 목표물을 무광 빨간색 페인트로 도색하였다. 인공 목표물은 가까운 목표물과 먼 목표물이 동시에 보일 수 있도록 아래 그림과 같이 배치하였다. 인공 목표물 배치 후, 사진에 각 목표물 상단에 실내 GPS 수신기를 위치시켜 절대 위치를 저장하였다. 가까운 목



■ 실내 GPS
■ MCL 실험 결과
■ 추측 항법 결과



(a) Elapsed time 10 sec.



■ 실내 GPS
■ MCL 실험 결과
■ 추측 항법 결과



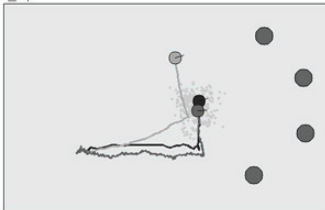
(d) Elapsed time 40 sec.

그림 5. 각 그림의 상단 부분: 랜드마크의 탐지 결과. 하단 부분: MCL 알고리즘 결과.

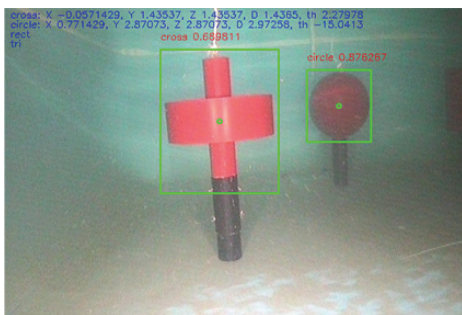
Fig. 5. Top of each figure: a landmark detection result. Bottom: a MCL result.



■ 실내 GPS
■ MCL 실험 결과
■ 추측 항법 결과



(b) Elapsed time 20 sec.



■ 실내 GPS
■ MCL 실험 결과
■ 추측 항법 결과



(c) Elapsed time 30 sec.

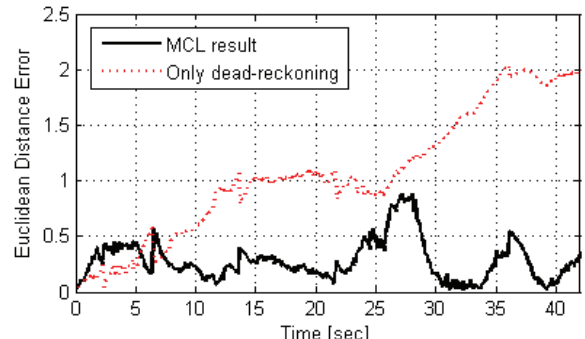


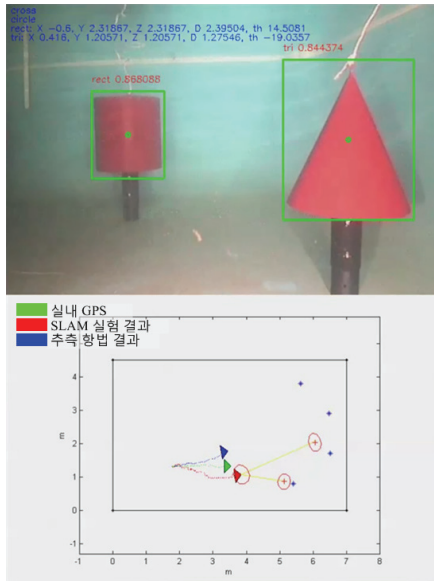
그림 6. 예측 항법만으로 추정된 결과 오차와 MCL 결과 오차. (실내 GPS 측정값과 비교).

Fig. 6. Only dead-reckoning and MCL error results. (Compared with indoor GPS).

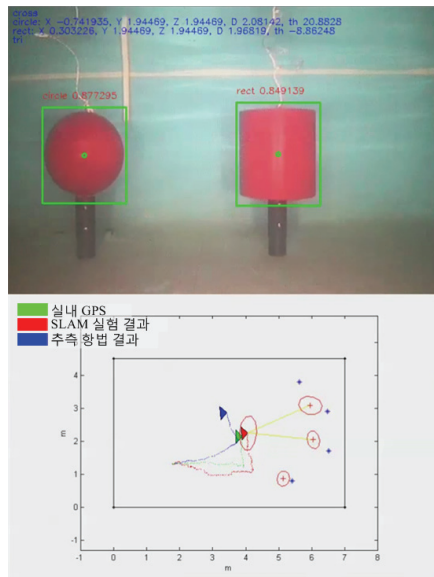
의 잡음에 대한 표준 편차인 σ_{range} 와 σ_{bear} 를 각각 0.5 m 와 5° 로 설정하였다. MCL 알고리즘의 수행 결과는 그림 5와 같다. 실험 경과 시간에 따라 네 가지 결과를 나타내었다. 카메라로부터 입력되는 영상과 영상 처리를 통해 얻어진 랜드마크의 각도 및 거리 추정 결과는 상단에 표시되었다. 하단에는 실내 GPS로 측정된 실제 수중 로봇의 궤적과 추측 항법을 이용한 위치 추정, MCL 알고리즘을 적용하여 추정된 결과를 각각 표시하였다. 추측 항법을 통한 위치 추정의 경우 최종 결과는 수조 밖에 위치한다. 추측 항법 및 MCL 결과의 시간에 따른 거리 오차는 그림 6에 나타내었다. MCL 결과의 경우, 실내 GPS로 측정된 결과를 추종하며, 위치오차의 RMSE (Root Mean Square Error)는 0.28m로 나타났다.

4. 수중 영상 기반 SLAM

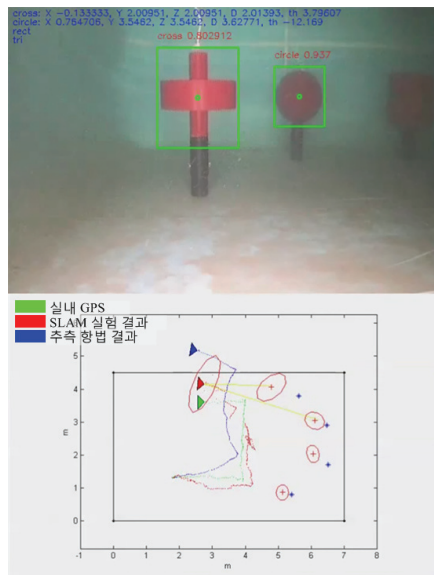
수중 영상 기반 SLAM 실험은 EKF 기반의 SLAM 알고리즘이 사용되었으며 실험 결과는 그림 7과 같다. 실험 경과



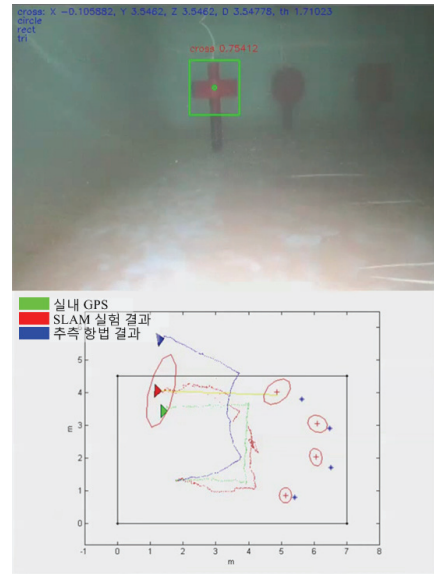
(a) Elapsed time 10 sec.



(b) Elapsed time 20 sec.



(c) Elapsed time 30 sec.



(d) Elapsed time 40 sec.

그림 7. 각 그림의 상단 부분: 랜드마크의 탐지 결과. 하단 부분: EKF-SLAM 알고리즘 결과.

Fig. 7. Top of each figure: a landmark detection result. Bottom: an EKF-SLAM result.

시간에 따라 네 가지 결과를 나타내었다. 카메라로부터 입력되는 영상과 영상 처리 결과는 상단에 표시되었다. 하단에는 실내 GPS로 측정된 실제 수중 로봇의 궤적과 추측 항법을 이용한 위치 추정, SLAM 알고리즘을 적용하여 추정된 결과를 각각 표시하였다. 단일 카메라의 한계로 인해 영상처리를 통해 추정되는 랜드마크와의 거리와 방향 데이터는 정확도가 상당히 떨어지며, 추정된 랜드마크의 위치는 실제 위치와의 오차가 많이 발생하였다. 추측 항법을 통한 위치 추정인 경우 최종 결과는 수조 밖에 위치한다. SLAM 결과의 경우, 실내 GPS로 측정된 결과를 추종하며, 위치오차의 RMSE는 0.73m로 나타났다.

IV. 결론

본 논문에서는 영상 기반 랜드마크 인식 기법과 이를 활용한 지도 정보기반 수중 위치인식 및 SLAM 기법을 소개하였다. 구조화된 환경에서의 위치 인식을 위해 4개의 단순한 형태의 3차원 랜드마크를 설계하였으며, 이를 인식하기 위해 템플릿 정합 기법을 도입하였다. 템플릿 정합의 성능 향상을 위해 지난 연구 내용을 확장하여, 영상 속 물체의 크기 변화에도 강인한 템플릿 정합 기반 기법을 제안하였다. 제안한 기법의 성능은 KIOST에서 개발 중인 수중 로봇 플랫폼 yShark를 이용한 수조 실험을 통해 검증하였으며, TPR을 기준으로 기존 알고리즘에 비해 2배 이상의 성능을 보였다. 그리고 영상 처리 결과를 활용하여 수중 로봇의 위치 인식 실험을 수행하였다. 먼저 MCL 기반의 지도 정보 기반 위치 인식 실험을 수행하였다. 그리고 지도 정보와 위치 정보를 동시에 획득하는 수중 SLAM 실험을 진행하였다. 두 실험도 yShark를 이용한 수조 실험을 통해 성능을 검증하였으며, MCL 위치인식 및 SLAM 결과 모두 수십 cm의 위치 오차 성능을 보여주었다.

REFERENCES

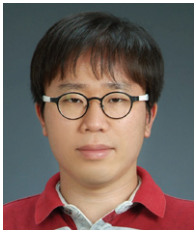
- [1] M. Caccia, "Laser-triangulation optical-correlation sensor for ROV slow motion estimation," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 31, no. 3, pp. 711-727, 2006.
- [2] M. Caccia, "Vision-based ROV horizontal motion control: near-seafloor experimental results," *Control Engineering Practice*, vol. 15, no. 6, pp. 703-714, 2007.
- [3] F. Ferreira, G. Veruggio, M. Caccia, and G. Bruzzone, "Real-time optical SLAM-based mosaicking for unmanned underwater vehicles," *Intelligent Service Robotics*, vol. 5, no. 1, pp. 55-71, 2012.
- [4] K. N. Leabourne, S. M. Rock, S. D. Fleischer, and R. Burton, "Station keeping of an ROV using vision technology," *Proceedings of MTS/IEEE OCEANS'97*, vol. 1, pp. 634-640, 1997.
- [5] S. Negahdaripour and P. Firoozfam, "An ROV stereovision system for ship-hull inspection," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 31, no. 3, pp. 551-564, 2006.
- [6] M. Nomoto and M. Hattori, "A deep ROV "DOLPHIN 3K": design and performance analysis," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 11, no. 3, pp. 373-391, 1986.
- [7] L. Whitcomb, D. Yoerger, H. Singh, and J. Howland, "Advances in underwater robotic vehicles for deep ocean exploration: Navigation, control, and survey operations," *Proc. of the Ninth International Symposium on Robotics Research*, pp. 346-353, 1999.
- [8] D. Yoerger, J. Newman, and J.-J. Slotine, "Supervisory control system for the Jason ROV," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 11, no. 3, pp. 392-400, 1986.
- [9] G. A. Hollinger, B. Englot, F. S. Hover, U. Mitra, and G. S. Sukhatme, "Active planning for underwater inspection and the benefit of adaptivity," *International Journal of Robotics Research*, vol. 32, no. 1, pp. 3-18, 2013.
- [10] B.-H. Jun, J.-Y. Park, F.-Y. Lee, P.-M. Lee, C.-M. Lee, K. Kim, Y.-K. Lim, and J.-H. Oh, "Development of the AUV isimiand a free running test in an ocean engineering basin," *Ocean Engineering*, vol. 36, no. 1, pp. 2-14, 2009.
- [11] A. Kim and R. Eustice, "Pose-graph visual SLAM with geometric model selection for autonomous underwater ship hull inspection," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robotics and Systems 2009*, pp. 1559-1565, 2009.
- [12] G. Marani and S. Choi, "Underwater target localization," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 17, no. 1, pp. 64-70, 2010.
- [13] S. E. Webster, R. M. Eustice, H. Singh, and L. L. Whitcomb, "Advances in single-beacon one-way-travel-time acoustic navigation for underwater vehicles," *International Journal of Robotics Research*, vol. 31, no. 8, pp. 935-950, 2012.
- [14] S.-C. Yu, T. Ura, T. Fujii, and H. Kondo, "Navigation of autonomous underwater vehicles based on artificial underwater landmarks," *Proceedings of MTS/IEEE OCEANS 2001*, pp. 409-416, 2011.
- [15] J.-Y. Park, B.-H. Jun, P.-M. Lee, and J. Oh, "Experiments on vision guided docking of an autonomous underwater vehicle using one camera," *Ocean Engineering*, vol. 36, no. 1, pp. 48-61, 2009.
- [16] G. Dudek, M. Jenkin, C. Prahacs, A. Hogue, J. Sattar, P. Giguere, A. German, H. Liu, S. Saunderson, A. Ripsman, S. Simhon, L.-A. Torres, E. Milios, P. Zhang, and I. Rekleitis, "A visually guided swimming robot," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robotics and Systems 2005*, pp. 3604-3609, 2005.
- [17] J. Sattar and G. Dudek, "Robust servo-control for underwater robots using banks of visual filters," *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation 2009*, pp. 3583-3588, 2009.
- [18] A. Negre, C. Pradalier, and M. Dunbabin, "Robust vision-based underwater homing using self-similar landmarks," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, no. 6-7, pp. 360-377, 2008.
- [19] F. D. Maire, D. Prasser, M. Dunbabin, and M. Dawson, "A vision based target detection system for docking of an autonomous underwater vehicle," *Proc. of the Australasian Conference on Robotics and Automation 2009*, 2009.
- [20] D. Lee, G. Kim, D. Kim, H. Myung, and H.-T. Choi, "Vision-based object detection and tracking for autonomous navigation of underwater robots," *Ocean Engineering*, vol. 48, pp. 59-68, 2012.
- [21] D. Kim, D. Lee, H. Myung, and H.-T. Choi, "Object detection and tracking for autonomous underwater robots using weighted template matching," *Proc. of MTS/IEEE OCEANS 2012*, Yeosu, Korea, 2012.
- [22] B. Balasuriya, M. Takai, W. Lam, T. Ura, and Y. Kuroda, "Vision based autonomous underwater vehicle navigation: underwater cable tracking," *Proc. of MTS/IEEE OCEANS'97*, vol. 2, pp. 1418-1424, 1997.
- [23] F. S. Hover, R. M. Eustice, A. Kim, B. Englot, H. Johannsson, M. Kaess, and J. J. Leonard, "Advanced perception, navigation and planning for autonomous in-water ship hull inspection," *International Journal of Robotics Research*, vol. 31, no. 12, pp. 1445-1464, Oct. 2012.
- [24] D. Park, K. Kwak, W.-K. Chung, and J. Kim, "Infrastructure-based localization system using underwater wireless sensor network," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 8, pp. 699-705, 2012.
- [25] Y.-J. Heo, G.-H. Lee, and J. Kim, "Extended Kalman filter-based localization with kinematic relationship of underwater structure inspection robots," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 4, pp. 372-378, 2013.
- [26] R. Brunelli, *Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice*, Wiley, 2009.
- [27] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, "Monte Carlo localization for mobile robots," *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation 1999*, vol. 2, pp. 1322-1328, 1999.
- [28] G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H. F. Durrant-Whyte, and M. Csorba, "A solution to the simultaneous localisation and map building (SLAM) problem," *IEEE Transactions of Robotics and Automation*, vol. 17, no. 3, pp. 229-241, 2001.
- [29] J. Aulinas, M. Carreras, X. Llado, J. Salvi, R. Garcia, R. Prados, and Y. R. Petillot, "Feature extraction for underwater visual SLAM," *Proceedings of MTS/IEEE OCEANS 2011*, pp. 1-7, 2011.
- [30] J. Salvi, Y. Petillot, S. Thomas, and J. Aulinas, "Visual slam for underwater vehicles using video velocity log and natural landmarks," *Proceedings of MTS/IEEE OCEANS 2008*, pp. 1-6, 2008.

- [31] H. Singh, A. Can, R. Eustice, S. Lerner, N. McPhee, O. Pizarro, and C. Roman, "Seabed AUV offers new platform for high-resolution imaging," *Eos, Transactions American Geophysical Union*, vol. 85, no. 31, pp. 289-296, 2004.
- [32] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Transactions on Pattern Analysis*, vol. 22, no. 11, pp. 1330-1334, 2000.
- [33] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," *Proceedings of Sixth International Conference on Computer Vision*, pp. 839-846, Jan. 1998.
- [34] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [35] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "Surf: Speeded up robust features," *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, pp. 404-417, 2006.
- [36] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," *IEEE Transactions on Pattern Analysis*, vol. 27, no. 10, pp. 1615-1630, 2005.
- [37] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 886-893, 2005.
- [38] KoreaLPS, <http://korealps.co.kr>
- [39] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 8, pp. 861-874, 2006.



김 동 훈

2009년 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부. 2011년 KAIST 로봇공학학제전공 석사. 2011년~현재 KAIST 로봇공학학제전공 박사과정. 관심분야는 수상/수중 로봇, 로봇 비전.



이 동 화

2005년 경북대학교 전자전기공학부 학사. 2005년~2008년 (주)비앤디 선임연구원. 2010년 경북대학교 대학원 전자전기컴퓨터학부 석사. 2010년~현재 KAIST 건설 및 환경공학과 박사과정. 관심분야는 로봇 네비게이션, 영상 처리, 수중/수상 로봇, 수중음향신호처리.



명 현

1992년 KAIST 전자전산학 학사. 1994년 KAIST 전기 및 전자공학 석사. 1998년 KAIST 전기 및 전자공학 박사. 1998년~2002년 한국전자통신연구원(ETRI) 선임연구원. 2002년~2003년 (주)이머시스 연구소장/기술이사. 2003년~2008년 삼성전 자종합기술원 전문연구원. 2008년~현재 KAIST 건설 및 환경공학과 교수. 관심분야는 로봇 네비게이션, 건설로봇, 수중/수상 로봇, 소프트웨어.



최 현 택

1991년 한양대학교 전자공학 학사. 1993년 한양대학교 전자공학과 석사. 2000년 한양대학교 전자공학과(제어 및 로봇틱스) 공학박사. 1993년~1995년 KT 연구개발원 S/W 연구소 전임연구원. 1996년~2000년 한양대학교 컴퓨터교육위원회 강사. 2000년~2000년 KT 연구개발원 멀티미디어 연구소 전임연구원. 2000년~2003년 하와이 주립대학교 기계공학과 Post-Doc. 2003년~현재 한국해양과학기술원 책임연구원. 관심분야는 수중 로봇, 해양 시스템, 강인 제어.