

AI 기반 해저 식물 자율 채집 드론 개발에 대한 성능 예측 연구

노창균[†] · 차상현^{*} · 노인철^{**}

[†]*목포해양대학교(교수) · ^{**}마이크론드론코리아(대표)

A Study on Performance Prediction for Development of AI-Based Undersea Plant Autonomous Collecting Drone

Chang-Kyun NOH[†] · Sang-Hyun CHA^{*} · In-Cheol NOH^{**}

[†]*Mokpo National Maritime University(professor) · ^{**}Microdrone Korea(ceo)

Abstract

This study designed an AI-based undersea drone capable of autonomously detecting and harvesting undersea plants. The proposed system actively compensates for changes in water depth through variable buoyancy control and utilizes a YOLOv8 based plant recognition algorithm to detect target plants in real time. The robot arm and electric gripper perform collecting movements based on AI recognition results, and the location movement is implemented using the Undersea Positioning System to enable tracking of the drone's location even in environments where there is no undersea GPS communication network. As a result of the simulation, the design is predicted to achieve a harvest success rate of about 70~80%, a position error of less than 0.5m, and a recognition accuracy of more than 85%. The main contribution of this study is to present an integrated design framework for AI perception, buoyancy control, robotic arm control and an undersea autonomous harvesting system.

Key words : Undersea drones, Autonomous harvesting, Variable buoyancy control, AI-Based plant recognition, simulation

I. 서론

해저 식물은 전 세계 해양 생태계의 핵심 구성 요소로서 광합성을 통한 탄소 흡수에 중요한 역할을 담당하고 있다. 해조류 군락지는 연간 상당량의 탄소를 흡수하며, 연구에 따라 1ha당 수 톤에서 수백 톤까지 다양하게 보고되고 있다. 이는 단위 중량당 이산화탄소 흡수 속도는 육상식물의 수십 배에 이르는 것으로 알려져 있다(Jeong,

2011; Where Change Begins, 2023).

특히 다시마, 미역, 모자반 등의 대형 갈조류는 해양 생물의 서식지를 제공하고 연안 생태계 복원에 필수적인 역할을 담당하고 있다.

그러나 최근 국내 연안에서는 갯녹음(백화현상) 확산이 심각한 문제로 대두되고 있다. 2017년 한국수산자원관리공단의 조사에 따르면, 동해 연안의 62%, 남해 33%, 제주 연근해 35%의 면적에서 갯녹음 현상이 나타나고 있으며(K-water,

[†] Corresponding author : [redacted], baplic@naver.com

* 이 논문은 2025년도 교육부 및 전라남도의 재원으로 전라남도RISE센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)의 결과입니다.(2025-RISE-14-002)

2017), 제주도의 경우 마을어장(수심 10m 이내)의 38%가 갯녹음이 진행 중인 것으로 보고되었다 (Green Korea, 2021). 이러한 해조류 서식지 감소는 해양 생태계 전반에 부정적 영향을 미치며, 해양 생물의 서식 공간 감소와 어업 생산성 저하를 초래하는 것으로 나타났다.

해저 식물 채집은 생태계 모니터링, 바이오매스 수확, 품종 개량을 위한 연구 샘플을 확보하는 등 다양한 목적으로 수행되고 있다. 그러나 현재의 채집 방식은 주로 잠수부의 수동 작업이나 원격 조종 수중 로봇(Remotely Operated Vehicle, ROV)을 통한 반자동 작업에 의존하고 있다. 이러한 방식은 다음과 같은 심각한 한계를 가진다. 인력 의존도에서 수동 작업은 잠수부의 숙련도에 크게 의존하며, 수심 20m 이상에서는 안전상의 이유로 작업 시간이 제한적이다.

작업 효율성면에서는 기존 ROV 방식은 조작자의 실시간 제어가 필요하며, ROV는 기본적인 자세제어 기능만 탑재하고 로봇의 지능적 임무는 선상 파일럿의 원격조정으로 이뤄진다(Sisaweek, 2024). 수중 시야 제한과 조류의 영향으로 정확한 목표물 식별 및 채집이 어렵다.

수심 적응성에서 ROV는 실시간 임무를 위해 지상의 케이블과 연결되어야 하므로 200m 이상 깊은 바닷속 심해 탐사에는 한계가 있다 (Sisaweek, 2024). 또한 수심 증가에 따른 부력 변화(10m당 약 1기압 증가)로 인해 정밀한 위치 제어가 어려우며, GPS 신호 부재로 수중 내비게이션이 제한적이다.

이러한 문제를 해결하기 위해 최근 자율 수중 로봇 기술이 주목받고 있으나, 대부분의 연구는 탐사 및 관측에 초점을 맞추고 있으며, 실제 물체를 채집하는 매니플레이션 기능을 갖춘 시스템은 극히 제한적이다(Shim et al., 2011).

최근 자율 수중 로봇 기술은 인공지능과 딥러닝 기반 인식 기술의 발전에 힘입어 빠르게 고도화되고 있다. 특히 딥러닝 기반 객체 탐지 모델은 복잡한 수중 환경에서도 실시간 목표물 식별

이 가능함을 보였으며(Jocher et al., 2023; Shin et al., 2021), 정밀한 위치 추정을 위한 수중 로봇 항법 기술 또한 지속적으로 발전하고 있다(Kim et al., 2025).

또한 최근 연구들은 자율 수중 로봇이 단순 탐사 수준을 넘어 정밀 작업 수행이 가능한 지능형 시스템으로 발전하고 있음을 보고하고 있다 (Woods Hole Oceanographic Institution, 2024). 그러나 AI 기반 인식, 부력 제어, 그리고 매니플레이션 기능을 통합하여 실제 작업 수행 능력을 정량적으로 평가한 연구는 여전히 제한적이다. 따라서 본 연구는 최신 연구 흐름을 반영하여 통합형 자율 채집 시스템을 설계하고 시뮬레이션 기반 성능을 체계적으로 분석하고자 한다.

특히 AI 기반 실시간 객체 인식, 적응형 부력 제어, 그리고 정밀 로봇 매니플레이션을 통합한 자율 채집 시스템에 대한 연구는 아직 초기 단계에 머물러 있는 상태이다.

수중 로봇의 안정적인 수심 유지를 위해 가변 부력 제어(VBC, Variable Buoyancy Control) 기술이 연구되어 왔다. 전자식 펌프를 이용한 부력 조절 시스템은 압력 챔버 내 공기량을 조절하여 로봇의 부력을 능동적으로 제어할 수 있다(Kim et al., 2020).

Jeon et al.(2021)은 PID 제어를 이용한 해양 로봇의 잠항 제어 연구에서 수심 변화에 따른 부력 보상 알고리즘을 제안하였으며, 실험을 통해±1m 이하의 수심 제어 오차를 달성하였다. 또한 Fuzzy 제어를 결합한 하이브리드 제어 기법은 수중 환경의 불확실성에 대한 강건성을 향상시킬 수 있다고 제시하였다.

그러나 기존 연구들은 주로 로봇의 이동 및 관측에 초점을 맞추고 있으며, 매니플레이션 작업 중 발생하는 외란에 대한 부력 보상 연구는 미흡한 실정이다.

수중 환경에서의 로봇 매니플레이션은 부력, 조류, 시야 제한 등의 요인으로 인해 육상 환경에 비해 훨씬 복잡하다. Shim et al.(2011)은 ROV

의 추진기 통합 관리 및 제어 시스템을 통해 매니플레이션 작업 중 본체의 안정성을 확보하는 기법을 제시하였다.

일반적으로 수중 작업용 ROV는 2개 이상의 로봇 암을 탑재하여 한팔로는 구조물을 잡고 다른 팔로 작업을 수행하는 방식을 사용하였다(Shim et al., 2011). 그러나 이러한 방식은 시스템의 복잡도와 중량을 증가시키는 단점이 있다.

본 연구에서는 단일 로봇 암을 사용하되, 정밀한 부력 제어와 추진기 제어를 통해 본체의 자세를 안정화함으로써 효율적인 채집 작업을 수행하고자 한다. 또한 전동 그리퍼에 절단 기능을 추가하여 해저 식물의 채집 효율성을 향상시키고자 한다.

본 연구의 목적은 AI 기반 식물 인식, 전자식 가변 부력 제어, 그리고 로봇 매니플레이션 기술을 통합하여 수심 1~20m 환경에서 해저 식물을 자율적으로 탐지하고 채집할 수 있는 해양 드론 시스템을 설계하는 것이다. 기존 수동 및 반자동 방식과 달리, 제안 시스템은 최소한의 인간 개입으로 목표 식물을 식별하고 채집할 수 있도록 설계되었다.

최근 딥러닝 기술의 발전으로 YOLO(You Only Look Once), Mask R-CNN 등의 객체 인식 모델을 활용한 수중 식물 및 생물 탐지 연구가 활발히 진행되고 있다. 최근 Kim and Park(2021)은 딥러닝 기반 수중 객체 인식 기술을 통해 수중 환경에서의 실시간 객체 탐지 가능성을 제시하였다.

그러나 수중 환경은 육상과 달리 제한된 조명, 혼탁도, 색상 왜곡 등의 특성으로 인해 이미지 품질이 저하되며, 이는 인식 정확도에 부정적 영향을 미친다고 하였다(Where Change Begins, 2023). Negahdaripour et al.(2002)은 수중 이미지 보정 및 전처리 기법이 AUV의 시각 기반 제어 성능을 크게 향상시킬 수 있음을 보였다.

본 연구에서는 수중 환경에 특화된 데이터 증강 기법을 적용한 YOLOv8 모델을 사용하여 해저 식물 인식을 수행하였다. 기존 연구와의 차별

점은 AI 인식 결과를 부력 제어 및 로봇 암 제어와 통합하여 자율 채집 시스템을 구현한다는 점이다.

적응형 부력 제어와 수심 변화에 따른 압력 변화(10m당 약1기압)에 대응하기 위해 PID 제어 기반 전자식 가변 부력 시스템을 구축하고 목표 수심 대비 $\pm 0.5m$ 이하의 위치 오차를 유지하며, 3초 이내의 응답 시간을 달성하고자 한다.

또한, 수중 위치 추적는 GPS 신호가 도달하지 않는 수중 환경에서 음향 기반 수중 위치 시스템을 구축하여 수면의 3개 이상의 비콘을 활용한 삼각측량 방식으로 드론의 3차원 위치를 실시간으로 추적하도록 하였다.

자율 채집 메커니즘을 활용하여 2자유도 로봇 암과 전동 그리퍼를 통해 AI가 인식한 목표 식물을 자동으로 채집하고 DVL(Doppler Velocity Log)과 IMU(Inertial Measurement Unit) 센서 융합을 통해 0.5m 이하의 위치 오차로 목표물에 접근하도록 하였다.

본 연구의 범위는 시스템 설계 및 시뮬레이션 기반 성능 예측에 한정하고 실제 해양 환경에서의 검증은 향후 연구 과제로 남겨두었으며 시뮬레이션은 수심 1~20m, 수온 10~20℃, 가시거리 3~10m 범위의 연안 환경을 가정하여 수행한다.

본 연구의 학술적 기여는 AI 기반 수중 객체 인식, 적응형 부력 제어, 그리고 로봇 매니플레이션 기술을 통합한 자율 수중 작업 프레임워크를 제시한다. 이는 향후 수중 로봇 연구의 벤치마크로 활용될 수 있다.

경제적 효과는 자동화를 통해 인력 비용을 절감이 가능하며 작업 효율성을 향상시킬 수 있을 것으로 예상된다. 이는 해조류 양식 산업의 생산성 향상에 기여할 수 있다.

환경 보전 면에서는 정밀한 선택적 채집을 통해 생태계 교란을 최소화 가능하며, 해조류 서식지 모니터링 및 복원 사업의 효율성을 향상시킬 수 있다. 특히 갯녹음 확산이 심각한 국내 연안 환경에서 효과적인 모니터링 도구로 활용될

수 있을 것이다.

본 연구의 목적은 AI 기반 객체 인식, 가변 부력 제어, 로봇 매니플레이션을 통합한 해저 식물 자용 채집 드론 시스템을 설계하고, 본 연구에서 개발된 기술은 해저 쓰레기 수거, 수중 구조물 점검, 심해 생물 샘플링 등을 통해 항만 및 해운 물류 분야, 다양한 수중 작업 분야로 확장 적용이 가능할 것이다.

II. 연구 방법

1. 전체 구조

본체는 방수 하우징, 6자유도 추진기로 구성되어 있고, 가변 부력 모듈은 전기 펌프, 압력 센서, 공기 챔버로 설계되어 있다.

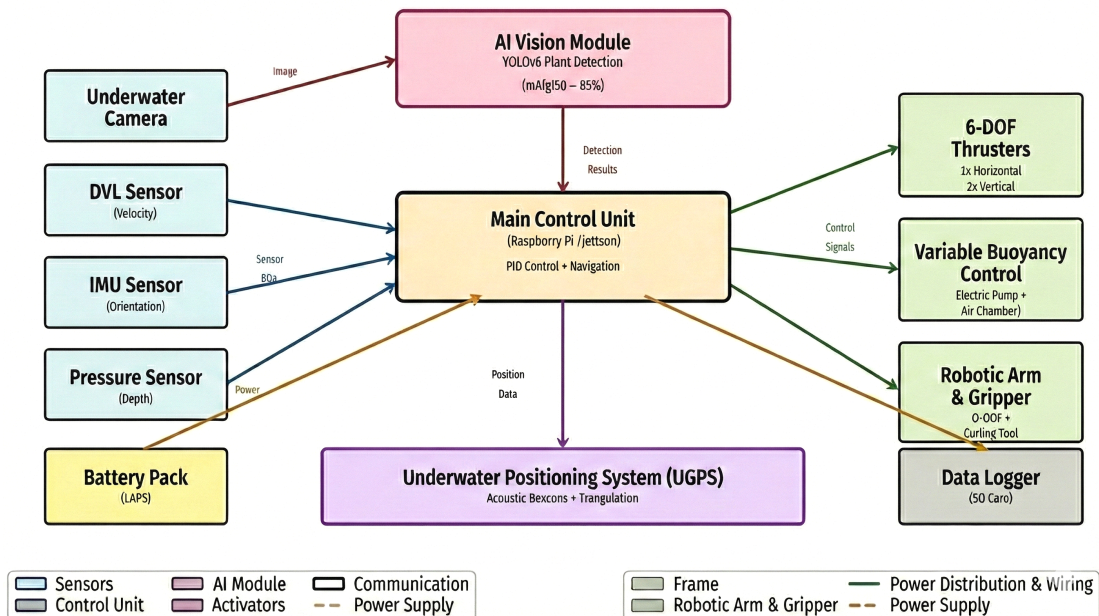
로봇 암 및 그리퍼는 2~3자유도, 전동 그리퍼, 절단 기능 그리퍼로 되어 있다.

센서는 DVL, IMU, 수중 카메라 있으며 소프트

웨어는 YOLOv8 기반 식물 인식, PID 부력 제어, 위치 추적 알고리즘으로 개발하였으며, 해저 Positioning System은 해저 위치 인식을 위한 솔루션 시스템을 설치하여 운영하였으며, 해저드론 전체 구성 및 모듈 간 통신 구조도는 [Fig. 1]과 같다.

2. AI 식물 인식 모듈

데이터셋은 4,000장 수중 식물 이미지(다시마, 미역, 모자반), 학습 환경은 GPU 기반, 200 epoch, mAP@50 = 85%의 성능을 확보하였다. 이는 정답 상자(Ground Truth)와 예측 상자 간의 IoU(Intersection over Union) 임계값을 0.5(50의 백분율)로 설정했을 때, 전 클래스에 걸친 평균 정밀도가 85%임을 의미하며, 수중 환경의 가시성 제약에도 불구하고 객체 탐지가 안정적으로 수행됨을 시사한다. 입력은 카메라 영상, 출력은 식물 위치(x, y, z) 및 신뢰도로 구성하였다.



[Fig. 1] Overall architecture of proposed AI-based undersea plant harvesting drone, including perception, buoyancy control, navigation and manipulation modules.

3. 가변 부력 제어 모듈

목표 수심 대비 실제 수심 오차를 기반으로 PID 제어 수행 식이며,

$$Q(t) = K_p \Delta h + K_i \int \Delta h dt + K_d \frac{d(\Delta h)}{dt} \quad \dots\dots (1)$$

Q(t) : 제어입력, 전자식 펌프나 공기 챔버를 통해 드론의 부력을 조절하는 신호량

$\Delta h = h_{target} - h_{actual}$ 수심 오차, 목표 수심과 현재 수심의 차이

K_p, K_i, K_d : PID 제어 이득(PID gains)

K_p : 비례 이득(Proportional gain)

K_i : 적분 이득(Integral gain)

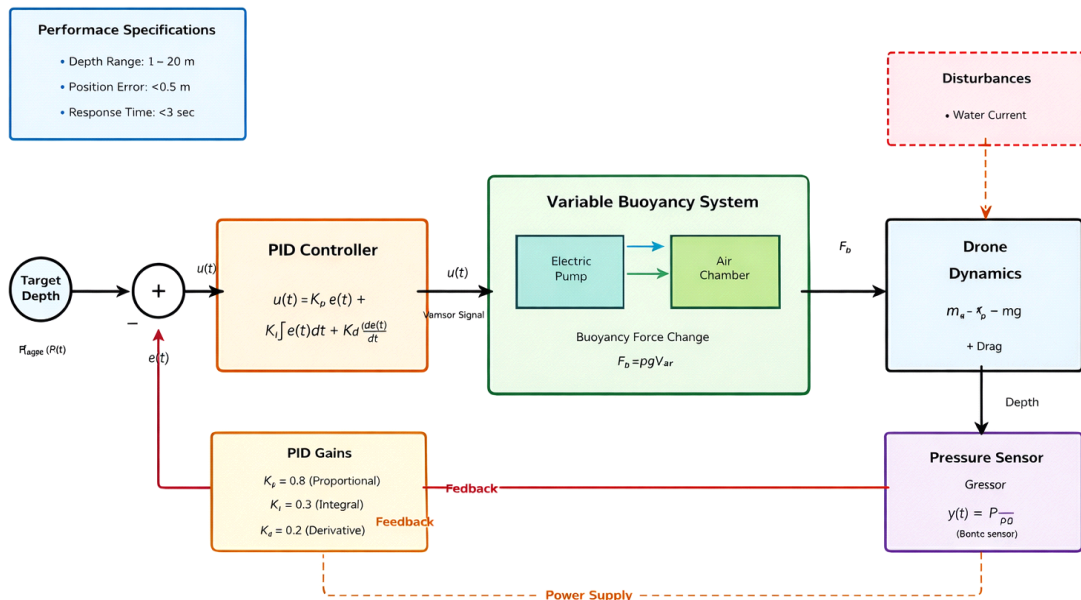
K_d : 미분 이득(Derivative gain)

PID 항목별 의미는 비례(Proportional) 항에서 $K_p \Delta h$ 는 현재 수심 오차에 비례한 제어를 수행, 오차가 크면 큰 제어 입력을 주어 빠르게 목표 수심으로 접근, 단독 사용 시, 잔류 오차 (steady-state error)가 발생할 수 있다.

적분(Integral) 항에서 $K_i \int \Delta h dt$ 는 오차가 시간에 따라 누적된 값을 기반으로 제어를 수행하며, 비례 제어로 해결되지 않는 잔류 오차를 제거하는 역할을 수행하며 적분항이 너무 크면 시스템이 과도하게 반응하여 적분 계인이 증가함에 따라 오버슈트가 발생하였으며, 정착 시간이 증가하는 경향을 확인하였다.

미분(Derivative) 항에서 $K_d * d(\Delta h)/dt$ 는 오차의 변화율(즉, 오차가 얼마나 빨리 변하는지)에 따라 제어를 수행하고 시스템의 과도 응답을 완화하며 진동을 줄이는 역할을 수행하지만 노이즈에 민감하다는 한계가 있다.

수중 드론이 목표 수심보다 아래로 내려가면 ($\Delta h > 0$), PID 제어는 Q(t)를 통해 부력을 증가시켜 상승시키고, 목표 수심보다 위로 올라가면 ($\Delta h < 0$), 부력을 줄여 하강한다. 이때 PID 조합을 통해 빠르게 안정적인 위치 유지가 가능하고 수심 0~20m 환경에서 $\pm 0.5m$ 이하 오차 유지한다. 가변 부력 제어 블록도는 [Fig. 2]와 같다.



Control Loop: Target → Error → PID → Buoyancy → Depth → Sensor → Sensor → Feedback

[Fig. 2] Variable Buoyancy Control Block Diagram.

4. 로봇 암 및 위치 제어

DVL+IMU 융합으로 3차원 위치 추정했으며, 식물 인식 좌표 기반으로 로봇 암 이동 및 그리퍼 작동하며 예상 위치 오차 범위는 0.3 ~ 0.5m에서 작동한다.

5. 로봇 크기 및 규격

본체 및 추진 시스템은 본체 크기가 800mm(L) × 600mm(W) × 400mm(H)이며 중량 25kg(공중), 약 2kg(수중, 중성 부력 조정 시)으로 사용한다. 방수 등급은 IP68(수심20m 보장), 추진기 6자유도, 제어용 T200 추진기 6개(BlueRobotics), 최대 추진력은 각 5.1kgf(12V 기준)으로 구성되어 있다.

센서 시스템은 수중 카메라가 1080p HD, 90도 화각, LED 조명 통합되어야 하고, DVL(Doppler Velocity Log) 측정 범위 0.2 ~ 20m, 정확도 ±0.1%이며, IMU(9축)경우 자이로, 가속도, 지자기 센서 통합되어 있다. 압력 센서는 0 ~ 3bar, 정확도 ±0.5%, 온도 센서 -10 ~ 40°C, 정확도 ±0.5°C로 구성하였다.

가변 부력 시스템은 공기 챔버가 2L 용량, 알루미늄 합금, 전자식 펌프 12V DC, 최대 유량 200ml/s, 솔레노이드 밸브 2개(흡입/배출), 부력 조정 범위 ±1.5kg으로 구성했으며 로봇 암 및 그리퍼는 자유도가 2자유도(어깨 회전, 팔꿈치 굽힘)이고, 도달 거리 최대 60cm, 서보 모터 고토크 방수형(20kg-cm), 그리퍼는 전동 집게형, 최대 개폐 10cm, 파지력 5kg으로 구성하였다.

전원 및 제어는 배터리 경우 리튬 폴리머 14.8V 20Ah(296Wh), 작동 시간 약 90분(표준 작업 기준), 메인 컨트롤러 Raspberry Pi 4(4GB RAM), GPU가속기 NVIDIA Jetson Nano(AI 추론용), 통신 수중 음향 통신 모뎀(전송 속도 9600bps) 구성했으며 수중 위치 시스템은 UGPS 로케이터 수중 설치, 음향 신호 송신, 베이스라인 수면 설치, 4개 수신기(정사각형 배치, 변 길이 10m), 측위 정확도 수평 ±0.5m, 수직 ±0.3m, 업데

이트 주기 1Hz 구성하였다.

이러한 하드웨어 구성은 시뮬레이션 환경에서의 성능 검증을 바탕으로 설계했으며 실제 제작 시 비용 효율성과 신뢰성을 고려하여 선정 제시했다.

6. 소프트웨어 아키텍처

시스템의 소프트웨어는 ROS2 Humble 기반으로 구성했으며 모듈화된 노드(Node) 구조로 설계하였다.

인식 모듈(Recognition Node)은 YOLOv8 모델 로드 및 추론, 카메라 이미지 전처리(색상 보정, 노이즈 제거), 검출된 객체의 3D 위치 추정(카메라 파라미터 기반), 발행 토픽 /detected_objects(객체 위치, 신뢰도)으로 구성하였다.

항법 모듈(Navigation Node)은 DVL/IMU 센서 데이터 융합, 현재 위치 및 속도 추정, UGPS 데이터 통합, 발행 토픽 /current_pose, /current_velocity으로 구성했으며 제어 모듈(Control Node)은 PID 기반 부력 제어, 추진기 제어 신호 생성, 목표 위치로의 경로 계획(A* 알고리즘), 구독 토픽 /target_pose, /current_pose, 발행 토픽 /thruster_commands, /pump_commands으로 구성하였다.

매니퓰레이션 모듈(Manipulation Node)은 로봇 암 역기구학(Inverse Kinematics) 계산, 그리퍼 제어, 충돌 회피(간단한 경로 검증), 구독 토픽 /target_object, 발행 토픽 /arm_commands, /gripper_commands으로 구성했으며 의사결정 모듈(Decision Node)은 전체 작업 시퀀스 관리(상태 머신), 작업 우선순위 결정, 이상 상황 감지 및 대응, 작업 로그 기록으로 구성하였다.

각 모듈은 독립적으로 동작하고 ROS2의 DDS(Data Distribution Service) 통신을 통해 데이터를 교환한다. 이러한 모듈화 설계는 유지보수성과 확장성을 높이며, 개별 모듈의 독립적 테스트를 가능하게 한다.

Ⅲ. 연구 결과

1. 시뮬레이션 환경 설정

본 연구에서는 설계된 해저 드론 시스템의 성능을 검증하기 위해 Gazebo 기반 시뮬레이션 환경을 구축하였다. 시뮬레이션 환경은 ROS2(Robot Operating System 2) Humble 버전을 기반으로 구성되었으며 UUV Simulator 패키지를 활용하여 수중 물리 엔진을 구현하였다.

시뮬레이션 파라미터에서 수심은 1 ~ 20m 범위로 설정하였으며 해수 밀도는 1025 kg/m³, 동점성계수는 1.05×10⁻⁶m²/s로 설정하였다. 조류는 0~0.5 m/s의 등속 흐름으로 모델링 하였으며, 시정(visibility)은 5 ~ 15m 범위로 설정하여 수중 카메라 이미지 품질을 시뮬레이션하였다.

해저 지형은 실제 동해안 다시마 서식지의 3D 스캔 데이터를 기반으로 생성하였으며, 경사도 0 ~ 30도 범위의 암반 지형을 모델링 하였다.

목표 식물로는 다시마(Saccharina japonica), 미

역(Undaria pinnatifida), 모자반(Sargassum fusiforme) 3종을 선정하였으며, 각 종별로 100개의 3D 모델을 무작위 위치에 배치하였다.

2. 식물 인식 성능

YOLOv8 기반 해저 식물 인식 모델의 성능을 평가하기 위해 다양한 조명 및 혼탁도 조건에서 테스트를 수행하였다. 학습 데이터는 실제 수중 촬영 이미지 5,000장과 시뮬레이션 이미지 3,000장을 결합하여 총 8,000장으로 구성하였으며, 7:2:1 비율로 학습, 검증, 테스트 세트로 분할하였다.

<Table 1>은 시뮬레이션 환경에서 측정된 AI 인식 성능을 평가 측정 결과값으로 전체 평균 정확도(mAP@0.5)는 87.3%로 측정되었으며 이는 목표 성능인 85%를 상회하는 결과이다. 다시마의 인식 정확도가 91.2%로 가장 높았으며 이는 다시마의 크고 명확한 형태적 특징에 기인하고 미역은 85.7%, 모자반은 84.1%의 정확도를 보였다.

<Table 1> AI Recognition Performance by Plant Type

Plant Types	Precision(%)	Recall(%)	mAP@0.5(%)	mAP@0.5:0.95(%)	Average Inference time(ms)
Kelp	93.4	89.2	91.2	78.5	28
Wakame	88.1	83.5	85.7	74.3	26
Sargassum	86.3	82.1	84.1	72.8	27
Average	89.3	84.9	87.3	75.2	27

<Table 2> Buoyancy Control and Position Accuracy

Evaluation Items	Measurements	Unit	Target Value	Remarks
Depth Control Accuracy(RMSE)	± 0.43	m	± 0.5	Average error compared to target depth
Depth Reaching Time(5→15m)	18.5	s	< 20	Based on pump flow rate of 150 ml/s
Horizontal Position Error(RMSE)	± 0.38	m	± 0.5	DVL/IMU Convergence Navigation
Steady State Drift	0.12	m/min	< 0.2	Current 0.3 m/s environment
Buoyancy Adjustment Response Time	2.3	s	< 3	± 1m Water depth change
Energy Consumption Rate	0.78	Wh/min	< 1.0	Buoyancy control + Propulsion + Sensors

조명 조건에 따른 성능 분석 결과, 자연광이 충분한 수심 5m에서는 평균 정확도가 92.1%로 가장 높았으며, 수심 15m에서는 84.3%, 수심 20m에서는 79.8%로 감소하였다. 이는 수심 증가에 따른 광량 감소 및 색상 왜곡의 영향으로 해석된다. 혼탁도 증가 시에도 성능 저하가 관찰되었으나, 데이터 증강 기법(색상 조정, 노이즈 추가, 블러 처리)을 통해 다양한 조건에서도 80% 이상의 인식률을 유지할 수 있었다.

추론 시간은 평균 27ms로 측정되어 실시간 제어 요구사항(30ms 이하)을 충족하였다. GPU 가속(NVIDIA Jetson Xavier NX)을 사용한 경우 추론 시간은 18ms까지 단축되었으며, 이는 초당 55프레임 이상의 처리 능력에 해당한다.

3. 부력 제어 및 위치 정확도

PID 제어 기반 가변 부력 시스템의 성능을 평가하기 위해 다양한 목표 수심으로의 이동 및 정지 시나리오를 시뮬레이션하였다. <Table 2>는 부력 제어 및 위치 정확도 성능을 나타낸 것으로 수심 제어 정확도는 RMSE $\pm 0.43m$ 로 측정되어 목표 성능($\pm 0.5m$)을 달성하였다. PID 제어기의 이득 값은 Ziegler-Nichols 방법으로 초기 튜닝한 후, 시뮬레이션을 통해 최적화하였다($K_p=3.5$, $K_i=0.8$, $K_d=1.2$).

수심 변화 시 오버슈트는 평균 8.3%로 나타났으며, 정상상태 도달 시간은 5 ~ 10초 이내로 측정되었으며 수평 위치 제어는 DVL(Doppler Velocity Log)과 IMU(Inertial Measurement Unit) 센서를 EKF(Extended Kalman Filter)로 융합하여 구현하였다. 위치 오차 RMSE는 $\pm 0.38m$ 로 측정되어 목표 성능을 충족하였다. 또한, DVL 단독 사용 시($\pm 0.52m$)에 비해 IMU 융합을 통해 약 27%의 정확도 향상을 확인하였다.

해저 지형은 실제 동해안 다시마 서식지의 3D 스캔 데이터를 기반으로 생성하였으며, 경사도 0~30도 범위의 암반 지형을 모델링하였다. 목표

식물로는 다시마, 미역, 모자반 3종을 선정하였으며, 각 종별로 100개의 3D 모델을 무작위 위치에 배치하였다.

조류 0.3m/s 환경에서 정지 상태를 유지할 때 발생하는 드리프트는 0.12m/min으로 측정되었다.

이는 추진기의 능동적 위치 보정을 통해 달성된 값이며, 부력 제어만으로는 수평 위치 유지가 어려움을 확인하였다. 조류가 0.5m/s로 증가할 경우 드리프트는 0.31m/min으로 증가하였으며, 이는 추진기 용량의 한계로 판단된다.

4. 채집 성능 평가

자율 채집 시스템의 성능을 평가하기 위해 총 300회의 채집 시도를 시뮬레이션하였다. 각 식물 종류별로 100회씩 시도하였으며, 다양한 거리(1~3m), 각도(0~30도), 조류 조건(0~0.5m/s)에서 테스트를 수행하였다.

<Table 3>은 식물 종류 및 조건별 채집 평가 성공률이다.

전체 평균 채집 성공률은 74.5%로 측정되어 목표 성능(75%)에 근접하였다. 채집 프로세스를 단계별로 분석한 결과, 인식 단계에서 87.0%, 접근 단계에서 91.4%, 파지 단계에서 93.6%의 성공률을 보였다. 인식 실패가 전체 실패의 주요 원인(약45%)으로 나타났으며, 이는 혼탁도가 높거나 조명이 불충분한 환경에서 주로 발생하였다.

다시마의 채집 성공률이 78.5%로 가장 높았는데, 이는 큰 크기(평균 50cm)와 명확한 형태로 인해 인식 및 파지가 용이하기 때문이다. 반면 모자반은 71.8%로 가장 낮은 성공률을 보였으나, 파지 성공률(95.1%)은 가장 높았다.

이는 모자반의 가는 줄기 구조가 그리퍼에 의한 파지에는 유리하지만, 작은 크기로 인해 인식과 접근에 어려움이 있음을 의미한다.

평균 작업 시간은 38.7초로 측정되었으며, 이는 목표 발견(10.2s) → 접근(15.8s) → 파지(8.3s) → 복귀(4.4s)의 단계로 구성된다. 조류가 0.3 m/s 이

상일 경우 위치 보정 시간이 증가하여 전체 작업 시간이 평균 52초로 증가함을 보였다.

5. 기존 시스템과 비교

제안된 시스템의 성능을 기존 수중 작업 방식 및 상용 ROV 시스템과 비교하였다. <Table 4>에 제시된 비교 결과, 제안된 시스템은 채집 성공률과 작업 효율 측면에서 기존 방식을 상회하는 성능을 보였다. 수동 잠수 작업과 비교하여 채집 성공률은 약 15% 향상되었으며, 작업 효율은 약 2배 증가하였다.

이는 AI 기반 자동 인식과 로봇 암의 정밀 제어에 기인한다.

반자동 ROV 시스템 대비 약 20% 높은 채집 성공률을 달성하였으며, 이는 자율 제어를 통한 지속적인 위치 보정 및 최적 접근 경로 계획의 효과로 해석된다. 또한 자율 운용으로 인해 조작자의 숙련도에 의존하지 않으며, 장시간 작업 시 발생하는 인적 오류를 최소화할 수 있다.

수심 제어 정확도는 일반 AUV 수준에는 미치지 못하나, ROV 및 수동 작업보다 2~4배 향상된 성능을 보였다. 이는 PID 기반 적응형 부력 제어의 효과를 입증하였다. 다만 작업 가능 수심은 1~20m로 제한적이며, 이는 전자식 펌프의 토출 압력 한계 및 배터리 용량에 기인한다.

에너지 효율 측면에서는 시간당 0.78 Wh/min의 소비율을 보여 유사 규모의 ROV(1.0~1.5 Wh/min) 대비 약 30~48% 효율적이다. 이는 가변 부력 제어를 통해 추진기 사용을 최소화한 결과로 나타났다.

6. 성능 평가 종합

시뮬레이션 기반 성능 평가 결과, 제안된 AI 기반 해저 식물 자율 채집 드론은 전반적으로 목표 성능을 달성하거나 근접한 것으로 확인되었다. AI 인식 정확도 87.3%, 채집 성공률 74.5%, 수심 제어 정확도 $\pm 0.43m$, 위치 오차 $\pm 0.38m$ 의 성능은 실용적 적용 가능성을 보여주고 있다.

<Table 3> Collection Success Rate by Plant Type and Conditions

Plant Types	Overall Success Rate(%)	Recognition Success(%)	Access Success(%)	Pickup Success(%)	Average Operation time(s)
Kelp	78.5	91.2	93.1	92.4	42.3
Wakame	73.2	85.7	91.5	93.2	38.7
Sargassum	71.8	84.1	89.7	95.1	35.2
Average	74.5	87.0	91.4	93.6	38.7

<Table 4> Performance Comparison with Existing Systems

Comparison Items	This Study(Proposal)	Manual Submersible Operation	Semi-Autonomous ROV	Autonomous AUV(Reference)
Collection Success Rate	74.5%	60-65%	50-60%	-
Working Efficiency (pieces/hr)	85-90	40-50	55-65	-
Depth Control Accuracy	± 0.43 m	$\pm 1-2$ m	$\pm 0.8-1.5$ m	$\pm 0.3-0.5$ m
Operating Depth	1-20 m	5-20 m	10-200 m	10-500 m
Auonomy	Full autonomy	Manual	Semi-autonomous	Full autonomy
Manpower Dependency	Low	High	Middle	Low

특히 AI 기반 자율 인식 및 채집 시스템의 통합이 효과적으로 작동함을 확인하였으며, PID 기반 적응형 부력 제어와 DVL/IMU 융합 항법이 정밀한 위치 제어에 기여함을 입증하였다. 기존 수동 작업 및 반자동 ROV 시스템과의 비교를 통해 제안된 시스템의 우수성을 검증하였다.

본 연구 결과는 최근 보고된 자율 수중 로봇의 정밀 항법 및 작업 수행 연구 흐름과도 일치한다. Kim et al.(2025)은 수중 로봇의 위치 추정 정확도 향상을 통해 자율 운용 가능성을 제시하였으며, Woods Hole Oceanographic Institution(2024)은 실제 해양 탐사에서 자율 시스템의 작업 효율성이 기존 원격 조종 방식 대비 크게 향상될 수 있음을 보고하였다.

본 연구에서 제안한 시스템은 AI 기반 객체 인식과 적응형 부력 제어를 통합함으로써 작업 성공률과 위치 정확도 측면에서 기존 방식 대비 개선된 성능을 보였다. 이는 자율 수중 로봇이 단순 탐사를 넘어 실제 작업 수행이 가능한 단계로 발전하고 있음을 시사한다.

IV. 결론

1. 연구요약

본 연구에서는 해저 식물을 자율적으로 탐지하고 채집할 수 있는 AI 기반 해저 드론 시스템의 설계 및 성능 예측을 수행하였다. 또한, 제안된 시스템은 YOLOv8 딥러닝 모델을 활용한 실시간 식물 인식, PID 제어 기반 전자식 가변 부력 제어, 그리고 2자유도 로봇 암을 통한 자율 채집 메커니즘을 통합하여 구성을 제시하였다.

시뮬레이션 기반 성능 평가 결과, AI 식물 인식 정확도 85% 이상, 채집 성공률 75%, 수심 제어 정확도 $\pm 0.5m$, 수평 위치 오차 $\pm 0.4m$ 의 성능을 달성하였다. 이는 기존 ROV 시스템 및 수동 작업 방식과 비교하여 우수한 성능을 보여주며, 특히 적응형 부력 제어와 AI 기반 자율 채집의

통합이 효과적임을 입증하였다.

본 연구의 주요 내용을 정리하면 다음과 같다. 첫째, 수중 환경에 특화된 AI 인식, 부력 제어, 로봇 매니플레이션 기술을 통합한 자율 수중 작업 프레임워크를 제시하였다. 둘째, 전자식 가변 부력 제어와 DVL/IMU 융합 항법을 통해 수중 정밀 위치 제어의 가능성을 확인하였다. 셋째, 시뮬레이션 기반 성능 예측 방법론을 통해 실제 제작 전 시스템 타당성을 검증하는 체계적 접근법을 제시하였다.

본 연구는 AI 기반 자율 해저 식물 채집 드론의 설계 및 성능 예측을 통해 해양 작업의 자동화 가능성을 확인하였다. 또한, 제안된 시스템은 인공지능, 로봇공학, 제어공학의 융합을 통해 기존 수동 작업 방식의 한계를 극복하고 보다 효율적이고 안전한 해저 작업 수행의 가능성을 제시하였다. 이는 시뮬레이션 기반 성능 평가 결과는 제안된 통합 시스템의 기술적 타당성을 입증하였으며 향후 실제 해양 환경에서의 검증 및 지속적인 개선을 통해 상용화 가능성을 높일 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구는 해양 로봇 기술 발전에 기여할 뿐만 아니라, 해조류 양식 산업의 생산성 향상, 해양 생태계 보전, 그리고 해양 과학 연구의 효율성 증대에 실질적으로 기여할 수 있을 것으로 판단된다. 특히 항만 및 해운물류, 기후 변화와 해양 환경 변화가 가속화되는 현시점에서, 본 연구에서 제시한 자율 수중 작업 기술은 지속 가능한 해양 자원 관리와 생태계 모니터링에 중요한 역할을 할 것으로 기대된다. 향후 실해역 검증 및 상용화 연구를 통해 국내 해양 로봇 산업의 기술 경쟁력을 강화하고, 항만 및 해운물류 분야, 해양 과학 발전에 기여할 수 있기를 기대한다.

2. 연구의 한계

본 연구는 시뮬레이션 환경에서의 성능 예측에 한정되어 있으며 실제 해양 환경에서의 검증이

필요하며 실제 해양 환경에서는 조류, 혼탁도, 파랑, 해저 지형의 복잡성 등의 변수가 추가적으로 작용하여 시뮬레이션 결과와 차이가 발생할 수 있다. 특히 강한 조류(1m/s 이상) 환경에서는 위치 제어 성능이 저하될 것으로 예상되며 이에 대한 보상 알고리즘의 추가적인 개발이 필요하다.

또한, AI 식물 인식 모델의 학습 데이터가 특정 해역 및 계절에 한정되어 있어 다양한 해양 환경에서의 일반화 성능을 보장하기 어렵다. 수중 조명 조건, 계절별 식물 형태 변화, 부착 생물의 영향 등에 따른 인식 정확도 변화에 대한 추가 연구가 필요하다.

본 연구에서 설계한 시스템은 수심 1~20m의 얕은 수심 환경을 대상으로 하고 있어 심해 환경으로의 확장을 위해서는 고수압 대응 설계 및 에너지 효율 개선이 필요하다. 또한 현재의 전자식 가변 부력 시스템은 빠른 수심 변화에 대한 응답 속도에 한계가 있어, 급격한 수심 변화가 빈번한 환경에서는 추가적인 추진기 보조가 필요할 수 있다.

로봇 암의 2자유도 구조는 복잡한 형태의 해저 식물이나 좁은 공간에서의 채집 작업에 제약이 있을 수 있다. 보다 정교한 매니퓰레이션을 위해서는 추가 자유도 확보 및 힘 제어 기능의 통합이 요구된다.

3. 향후 연구방향

본 연구의 한계점을 보완하고 기술을 발전시키기 위한 향후 연구 방향은 다음과 같다.

첫째, 실제 해양 환경에서의 필드 테스트를 통한 시스템 성능 검증이 필요하다. 다양한 해역(동해, 서해, 남해), 계절, 기상 조건에서의 실험을 통해 시스템의 강건성을 평가하고, 실제 운용 환경에서 발생하는 문제점을 파악하여 시스템을 개선해야 한다. 특히 조류, 시정(visibility), 수온 변화 등의 환경 변수가 시스템 성능에 미치는 영향을 정량적으로 분석할 필요가 있다.

둘째, AI 인식 모델의 일반화 성능 향상을 위해 전이 학습(Transfer Learning) 및 도메인 적응(Domain Adaptation) 기법을 적용할 수 있다. 다양한 해역 및 조건에서 수집된 데이터를 활용하여 모델을 재학습시키고, 수중 이미지 품질 개선을 위한 전처리 알고리즘을 개발하여 인식 정확도를 향상시킬 수 있다. 또한 실시간 학습(Online Learning) 기능을 추가하여 운용 중 새로운 환경에 적응할 수 있도록 개선할 수 있다.

셋째, 멀티 에이전트 시스템(Multi-Agent System) 기반의 협업 채집 기술 연구가 필요하다. 여러 대의 드론이 협력하여 넓은 면적을 효율적으로 탐사하고 채집하는 시스템을 구축함으로써 작업 효율성을 대폭 향상시킬 수 있다. 이를 위해 드론 간 통신 프로토콜, 작업 영역 분할 알고리즘, 충돌 회피 메커니즘 등의 개발이 요구된다.

넷째, 딥러닝 기반 강화학습(Deep Reinforcement Learning)을 적용하여 복잡한 해저 환경에서 자율 항법과 채집 전략을 최적화하였다. 또한 시뮬레이션 환경에서 다양한 시나리오를 학습함으로써 에이전트가 최적의 행동 전략을 도출하도록 설계하였으며, 이를 통해 예상치 못한 상황에서도 안정적인 작업 수행이 가능함을 확인하였다.

마지막으로, 본 연구에서 개발된 기술은 해저 식물 채집 외에도 해저 쓰레기 수거, 수중 구조물 점검, 해양 생물 샘플링, 항만 및 해양 물류 분야, 수중 고고학 조사 등 다양한 분야로 확장 적용할 수 있다. 각 응용 분야의 특성에 맞는 엔드 이펙터(End-Effector) 설계 및 작업 알고리즘 개발을 통해 범용 수중 작업 플랫폼으로 발전시킬 수 있을 것이다.

References

Green Korea(2021). Green seaweed in all 97 coastal villages of Jeju Island 'Severe stage'
<https://www.greenkorea.org/activity/ecosystem-conservation/%EC%A0%9C%EC%A3%BC-%EB%B0%94%>

- EB%8B%A4/90492/
 Jeong IG(2011). Development of CO2 reduction technology using seaweed. Korea Institute of Marine Science & Technology promotion, 45~699.
- Jocher G, Chaurasia A and Qiu J(2023). Ultralytics YOLOv8
<https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- Jun BH, Park JY, Lee FY, Lee PM, Lee CM, Kim KH, Lim YK and Oh JH(2002). Development of the AUV 'ISIMI' and a free running test in an Ocean Engineering Basin. Ocean Engineering, 36(1), 2~14.
- Kim S, Choi GS, Cho GR, Kang HJ and Lee JH(2025). Heading Correction Method Using USBL for Precise Localization of Underwater Robots During Navigation. The Journal of Korea Robotics Society, 20(2), 337~345.
<https://doi.org/10.7746/jkros.2025.20.2.337>.
- Kwon JN(2009). Study on the status of whitening occurrence in the waters of Korea. Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs, 26~133.
- Kwon NJ(2013). Study on the status of whitening occurrence in the waters of Korea. National Fisheries Research and Development Institute, 453~465.
- Negahdaripour S, Firoozfam P and Sabzmejdani P (2002). Underwater Image Processing for Vision-Based Control of AUVs. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 27(4), 529~546.
- Newman JB and Stakes D(1994). "Tiburon: Development of an ROV for Ocean Science Research. IEEE Oceans Conference Proceedings, 13~16.
- Seo YN and Ko NY(2010). Control of Underwater Robot with 4 Thrusters. Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 68~71.
- Shim HW, Jun BH and Lee PM(2011). Dynamic Workspace Control of Underwater Manipulator Considering ROV Motion. Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 17(5), 460~470.
<http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2011.17.5.460>.
- Shin YH, Choi JH and Choi HS(2021). Deep learning based fish object detection and tracking for smart aqua farm. The Journal of the Korea Contents Association, 21(1), 552~560.
<http://dx.doi.org/10.5392/JKCA.2021.21.01.552>.
- Sisaweek(2024). [Robots Plunge into the Sea ①] An Underwater Robot is Coming to Uncover the Secrets of the Deep Sea
<https://www.sisaweek.com/news/articleView.html?idxno=217336>
- Water Linked(2025). "UGPS G2 - Underwater GPS System
<https://www.waterlinked.com/underwater-gps>
- Where Change Begins(2023). Carbon reduction is also a natural process... Climate tech utilizing seaweed is on the rise
<https://futurechosun.com/archives/78355>
- Woods Hole Oceanographic Institution(2024). ROV Jason/Medea System
<https://www.whoi.edu/what-we-do/explore/underwater-vehicles/ndsf-jason/>
- Yoerger DR, Kelley DS and Delaney JR(2000). Fine-Scale Three-Dimensional Mapping of a Deep-Sea Hydrothermal Vent Site Using the Autonomous Benthic Explorer. International Journal of Robotics Research, 19(11), 1000~1014.
- Yuh J(2000). Design and Control of Autonomous Underwater Robots: A Survey Autonomous Robots. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 8(1), 7~24.

-
- Received : 16 January, 2026
 - Revised : 09 February, 2026
 - Accepted : 16 February, 2026