

2025년 추계학술발표대회 : 일반부문

Swarm Robotics-AI 기반 모바일 지붕 차양 시스템

- 실시간 객체 인식 및 강화학습 기반 제어 기초 검증 -

Intelligent Mobile Roof Shading System using AI-enabled Swarm Robotics

- Preliminary validation of real-time object detection and reinforcement learning control -

○이 혁 재* 이 황**
Lee, Hyuk-Jae Yi, Hwang

Abstract

In this study, we explore a preliminary validation of a control framework for swarm robotic units designed to operate as a mobile roof shading system that adapts to both human movement and variations in daylight. The proposed system integrates You Only Look Once (YOLO) for real-time human detection and tracking, a calibration procedure for orientation and localization, and a reinforcement learning controller based on Proximal Policy Optimization (PPO). The framework was evaluated within a Unity Machine Learning (ML) environment, where we assessed its performance in terms of detection accuracy, and training efficiency. Experimental results show that the robot can respond in a dynamic manner, continuously adjusting shading coverage according to user movement. Overall, the findings suggest that the swarm-based approach can provide a flexible and user-centered shading solution, offering clear advantages over conventional fixed shading devices and highlighting the potential of integrating computer vision and reinforcement learning into architectural robotics.

키워드 : 반응형 건축, 스웜 로봇, 차양 시스템, 객체 인식, 강화학습, 자율 제어

Keywords : Responsive Architecture, Swarm Robots, Shading System, Object Detection, Reinforcement Learning, Autonomous Control

1. 서론

1.1 연구의 배경

소형 모바일 봇의 집합적인 움직임을 연구하는 분야인 스웜 로봇(swarm robotics)을 건축에 활용하고자 하는 시도가 꾸준히 이어지고 있다 (Hosmer et al., 2024 ; Retsin et al., 2019). 기존의 건축 방식이 정형화된 시스템 및 부재에 의존하는 것과 달리, 스웜 로봇 시스템은 다수의 자율적인 개체가 분산된 의사결정과 협력적 행동을 수행할 수 있도록 설계된다. 이러한 시스템은 개미 군집이나 벌 무리와 같은 자연계의 자기조직화(self-organization) 현상에서 영감을 받았으며(Kala, 2024), 확장성(scalability), 결함 허용성(fault tolerance), 그리고 변화하는 환경 조건에 대한 적응성(adaptability) 측면에서 뚜렷한 장점을 지닌다.

최근 연구들은 건축 분야에서 스웜 로봇의 가능성을 실질적으로 보여주고 있다. 예를 들어 독일 Achim Menges 교수팀 (2022)은 모바일봇을 집합적으로 활용하여, 로봇을 건축구조 및 재료 자체로 활용하는 방안을 제시하였다.

이는 건물을 기계건설의 객체가 아니라, 움직이는 기계자체로 보는 접근이며, 대규모 구조를 보다 효율적으로 조립하는 방법이기도 하다. 비슷하게, Lochnicki와 Menges(2021)의 co-designing material-robot 연구는 건축 재료의 물리적 특성과 로봇 시스템을 동시에 설계하는 ‘재료-로봇 공동 설계’ 접근법을 제시하여, 구조적 성능과 환경 적응성을 동시에 향상시켰다. 한편, MIT의 FIBERBOTS(2018) 프로젝트는 섬유 복합재(fiber-based composites)를 디지털 방식으로 제작하기 위해 고안된 자율 스웜 로봇 시스템이다. 이 로봇들은 협력적으로 튜브형 구조물을 제작하며, 환경 피드백에 따라 형태와 성능을 변화시킬 수 있다. 이를 통해 자유곡면(free-form) 구조물이나 현장 맞춤형(site-responsive) 구조물을 자율적으로 구현하는 분산형 제작 방식의 실현 가능성을 보여주었다.

그러나 위와 같은 몇몇 혁신적인 연구에도 불구하고 (Mehrotra & Yi, 2025), 현재 건축 분야의 스웜 로봇 응용은 대부분 사전에 정의된 형상의 정적 구조물 제작에 집중되어 있으며 환경과 실시간으로 상호작용하는 구체적인 방법은 제한적으로 적용되어 왔다. 특히, 실시간 인지, 적응형 제어, 그리고 동작 반응형 모바일 시스템 기반의 인공지능 (artificial intelligence, AI) 차양 시스템에 대한 연구는 거의 구현된 바가 없다. 더 나아가 건축 설계-계획을 AI와 결합한 자율 로봇 영역으로 확장하기 위해서는, 단순히 미리 프로그래밍된 건축 작업을 수행하는 것을 넘어서 주변 환경과 사람의 움직임을 로봇이 자율적으로 인식하고 이에 따라 능동적으로 반응할 수 있는 제어 방식에 대한 연구가 필요하다.

* 고려대 건축학과 대학원 석사과정

** 고려대 건축학과 교수, 건축학박사

(Corresponding author : Department of Architectural Engineering, Korea University, hwyyi@korea.ac.kr)

이 연구는 2024년도 한국연구재단 연구비 지원에 의한 결과의 일부분임. 과제번호: RS-2024-00353461

표1. 자율 건축 및 스웜 로봇 관련 최근 연구 동향

No.	연구명	주요 특징	의의
1	Large-Scale Timber Co-Design (2024)	로봇, 재료, 공정의 공동 설계, 실규모 프로토타입 제작 및 성능 평가	대형 구조물 집단 조립의 신뢰성·반복 가능성 입증
2	Modular Self-Configurable Robots (2023)	자기 재구성 로봇 기술·제어·응용 종합 조사	건축 스케일 자기모듈 조립 전환 시 고려 요소 체계화
3	In-Plane Timber Construction (2022)	건축 재료(목재)를 로봇의 일부로 통합, 다중 로봇이 평면 구조를 협력 조립	재료와 로봇 기능의 통합으로 확장성·현장 적용성 강화
4	EMObot Diffusive Habitats (Bartlett, 2019-20)	분산 로봇+강화학습 기반 환경 반응형 구조	스웜 로봇의 환경 적응형 건축 응용 가능성 확대
5	Distributed Timber Construction (2019)	표준 목재 스트럿과 단순 구동 로봇의 협력 조립, 분산형 제작 프로세스	단순 로봇 다수를 통한 복잡 구조물 제작 가능성 시연
6	FIBERBOTS (MIT, 2018)	다수 로봇이 섬유 권선+UV 경화로 대형 튜브 구조 병렬 제작	완전 분산 제작, 자유형상·현장 적응형 구조 제작 가능성 입증
7	PizzaBot (2018)	부재가 로봇이자 구조 부재로 작동, 로봇이동 및 재귀 조립	불연속적(Discrete) 건축의 자기조립 가능성 제시

1.2 연구의 목적과 범위

본 연구의 목적은 스웜 로봇을 활용하여 사용자와 환경의 변화에 실시간으로 반응하는 지능형 차양 시스템을 제안하고 구현하는 데 있다. 이를 통해 기존의 고정형 차양 구조물이 갖는 한계를 극복하고, 건축 환경의 적응성과 사용자 중심성을 동시에 확보하는 새로운 건축적 접근을 제시하고자 한다.

연구 범위는 다음과 같이 설정하였다. 첫째, 다수의 로봇이 독립적으로 작동하면서도 협력적으로 차양 기능을 수행할 수 있는 분산 제어 기반 로봇 하드웨어 플랫폼을 설계한다. 둘째, You-only-look-once (YOLO) 기반 객체 감지 모델과 보정 알고리즘을 결합하여 사람의 위치와 움직임을 실시간으로 감지 및 추정한다. 셋째, Proximal Policy Optimization (PPO) 기반 강화학습 기법을 적용하여 로봇이 환경과 사용자의 움직임에 자율적으로 반응하는 제어 시스템을 구현한다. 넷째, Unity ML 시뮬레이션 환경을 구축하여 탐지 성공률, 강화학습 성능을 검증한다.

본 연구는 가상의 시뮬레이션 환경을 기반으로 진행되며, 실제 다중 클라이언트의 물리적 환경 실험은 추후 연구로 남겨둔다. 따라서 이번 연구는 개념 검증 수준에서 스웜 로봇 기반 차양 시스템의 가능성을 제시하는 데 중점을 두었다.

2. 연구 방법

2.1 지붕 차양 시스템 디자인 및 로봇 설계

본 연구에서 제안하는 차양 시스템의 전체 구성은 그림 1과 2에 제시되어 있다. 시스템은 크게 (1) 로봇 하드웨어, (2) 객체 인식 및 위치 추정 모듈, (3) 데이터 보정 (Calibration) 모듈, (4) 강화학습 기반 제어 모듈로 구성된다. 먼저 차양 기능을 수행하는 로봇이 핵심 요소로 배치되며, 웹캠을 통해 수집된 영상 데이터는 YOLO 기반 객체 인식 알고리즘을 통해 로봇의 위치와 방향 정보를 산출한다. 이러한 탐지 결과는 WebSocket Transmission Control Protocol(TCP)을 통해 컴퓨터로 전송된다. 전송된 데이터는 Exponential Moving Average(EMA) Smoothing 기반 보정 알고리즘을 통해 안정화된다. 마지막으로 보정된 정보는 Unity ML 환경에서 PPO기반 강화학습 제어 모듈에 입력되어 로봇의 자율 이동을 유도한다. 따라서 제안된 시스템은 탐지-전송-보정-제어의 일련의 과정을 통해 실제 차양 시스템 구현을 위한 기반을 제공한다.

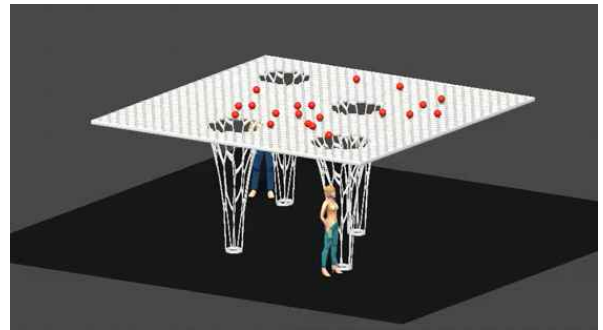


그림 1. Mobile Bot 차양 시스템 디자인

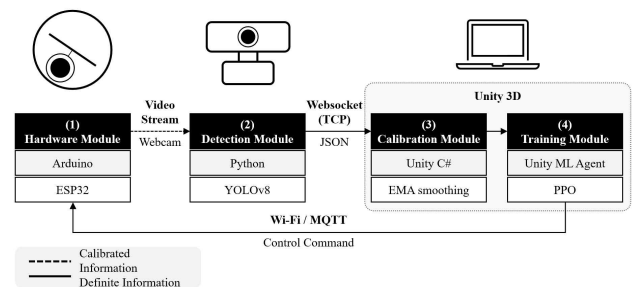


그림 2. 시스템 구성도

차양 시스템을 위한 스웜 로봇 기반 자율 제어 구조를 가상 환경에서 설계하였다. 가상의 실험 공간은 약 8 m × 8 m 면적을 기준으로 설정하였으며, 사람 수를 1-3명 범위에서 변화시켜 시뮬레이션을 진행하였다. 사람의 위치에 따라 로봇이 자동으로 분산·집결하여 달성하도록 설계하였으며, 필요한 로봇의 수와 개별 로봇의 움직임은 시뮬레이션 조건에 따라 변화하였다.

로봇 (그림 3)은 ESP32 기반 제어 장치를 탑재한 구형 형태를 가정하였다. 각 로봇은 개별적으로 이동할 수 있으며 MQTT 프로토콜을 통해 중앙 서버와 최소한의 통신만 수행하고 대부분의 의사결정은 자율적으로 처리한다. 이를 통해 분산 제어(distributed control) 구조를 구현하였다.



그림 3. Swarm Bot 1개 모듈

2.2 객체 인식 모델

사람 및 기준 마커(marker) 탐지를 위해 YOLO 객체 탐지 모델을 사용하였다. 학습 데이터셋은 연구자가 직접 라벨링한 영상 프레임으로 구성되었으며, 라벨 클래스는 ‘ball’, ‘marker red’, ‘marker green’으로 설정되었다. 학습된 모델은 시뮬레이션 환경 내에서 실시간 객체 인식 성능을 검증하는 데 사용되었다.



그림 4. YOLO 객체 인식

YOLO 탐지를 통해 얻은 좌표값을 바탕으로, 각 로봇은 자신의 위치와 방향을 추정하였다. 특히 marker red와 marker green의 중심 좌표를 기준으로 활용하여 로봇의 방향성을 판정하였다. 위치 추정 과정에서 발생하는 잡음을 줄이기 위해 EMA 기반의 보정 알고리즘을 적용하여 누적 오차를 최소화하였다.



그림 5. 로봇의 위치 및 방향 추정

2.3 로봇 제어 알고리즘 시뮬레이션 환경

로봇 제어에는 Proximal Policy Optimization (PPO) 알고리즘을 적용하였다. 상태(state)는 사람 및 로봇의 상대 위치, 속도, 충돌 여부로 정의하였으며, 행동(action)은 전진, 회전, 정지와 같은 이동 명령으로 구성하였다. 보상 함수는 (1) 사람과 로봇의 내적값이 클수록 보상, (2) 목표를 향한 상태에서 행동을 유지하는 시간 만큼 보상, (3) 로봇 간의 충돌 발생 시 패널티, (4) 목표에 도달 시 보상값을 크게 얻도록 설정하였다.

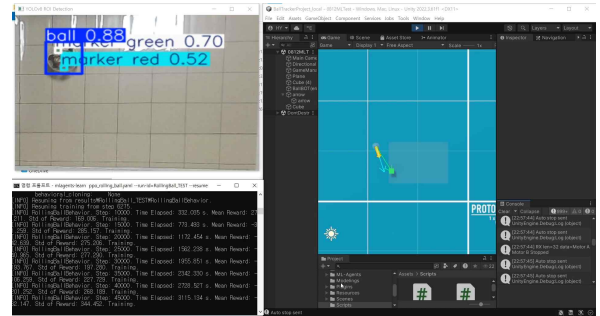


그림 6. PPO를 이용한 트레이닝

Unity ML-Agents를 기반으로 가상 환경을 구축하였다. 각 에피소드(episode)는 일정 시간 동안 로봇들이 사람을 추적하며 차양 효과를 제공하는 과정을 포함한다. 학습은 약 50,000 step 이상 진행되었으며, 다중 로봇의 협력적 움직임이 emergent behavior 형태로 나타나는지를 분석하였다.

3. 실험 및 결과

3.1 YOLO 객체 탐지 결과

YOLO 기반 객체 탐지 모델은 학습된 데이터셋을 바탕으로 평균 정확도는 약 mAP 0.65 수준을 기록했다. 이는 높은 성능은 아니다. 하지만 본 연구의 시뮬레이션 환경에서 사람 및 마커를 구분하고 추적하기에는 충분했다. 특히 단순한 배경이나 일정한 조도의 환경에서는 탐지 성공률이 높게 유지되었다. 또한 로봇 제어에 필요한 기본적인 위치 정보와 방향성 데이터를 안정적으로 제공하였다. 반면에 조명 변화가 커지거나 배경의 복잡해질 경우 탐지 정확도가 일시적으로 저하되는 현상이 관찰되었다. 이는 실내·실외 환경 전환, 그림자 발생, 다중 객체 등장 등 현실적 요인에 의해 성능 저하가 발생할 수 있음을 보여준다. 따라서 향후 연구에서는 데이터셋 다양성 확보와 조명·배경 변화에 강건한(robust) 모델 학습을 통해 탐지 성능을 개선할 필요가 있다. 이는 실제 환경에서의 적용 가능성을 높이는 중요한 단계이다.

3.2 로봇 제어 강화학습 결과

본 연구에서는 시뮬레이션 환경에서의 초기 학습을 통해 에이전트가 안정적으로 보상을 축적하도록 한 뒤, 학습된 정책을 실제 환경으로 전이(transfer)하여 추가 학습을 수행하였다. 그 결과, 시뮬레이션 단계에서 누적 보상은 약 200k step까지 점진적으로 상승하여 최대 400 이상에 도달하였다(그림 7, 좌). 실제 환경으로 전환 직후에는 환경 잡음(noise)과 불확실성으로 인해 보상 값이 일시적으로 급격히 감소하는 현상이 나타났다. 그러나 학습이 진행됨에 따라 보상 값은 점차 회복되었으며 약 1.6M step 구간까지 선형적인 상승 추세(linear increasing trend)를 보였다(그림 7, 우). 특히 실제 환경에서 보상 값은 센서 노이즈 및 외부 요인으로 인해 단기적으로 큰 변동성이 컸으나, 장기적인 관점에서는 향상되는 경향성을 보였다. 이는 시뮬레이션에서 학습된 초기 정책이 실제 환경에서도 효과적으로 전이학습(transfer learning)될 수 있음을 입증한다.

그림 8은 본 연구에서 제안한 시스템의 로봇의 움직임을 보여준다. 그림 8의 왼쪽 이미지는 실제 환경에서 YOLO 기반 객체 탐지 모델이 로봇의 위치와 방향을 실시간으로 파악하는 모습을 보여준다. 이 데이터를 활용하여 그림의 오른쪽과 같이 Unity ML 환경과 연동하고, PPO로 학습된 정책에 따라 로봇을 제어하였다. 이를 통해 실제 센서 데이터와 가상 제어 환경 간의 1:1 대응이 가능함을 확인할 수 있었으며, 학습된 정책이 로봇의 이동과 집결을 안정적으로 유도하는 것을 검증하였다. 특히 PPO 학습 결과 로봇이 목표 변화에 유연하게 반응하는 모습을 통해, 스웜 로봇 기반 건축 시스템의 실질적 활용 가능성을 확인할 수 있었다.

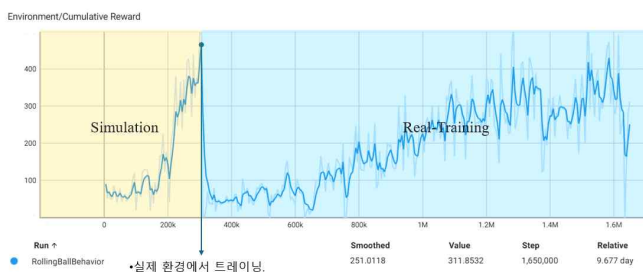


그림 7. Tranfer Learning 보상값 그래프

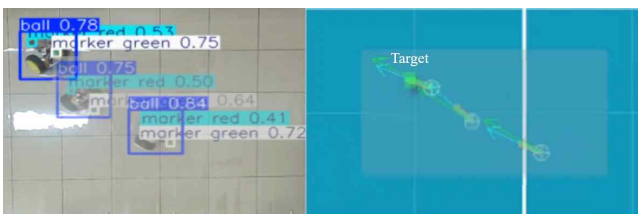


그림 8. 실제 환경과 매칭하여 PPO 학습을 수행한 결과.

4. 결론

본 연구는 스웜 로봇을 활용한 자율형 차양 시스템의 가능성을 가상 환경에서 검증하였다. YOLO 기반 객체 인식과 PPO 기반 강화학습을 결합하여, 다수 로봇이 사람을 추적하고 분산적으로 제어할 수 있음을 시뮬레이션으로 트레이닝 하였고 이를 실제 로봇에도 적용해보았다.

본 연구의 기여는 (1) 자율 제어 건축 시스템 설계 가능성 제시, (2) 스웜 로봇 기반 차양 구조물 시뮬레이션 로봇 제어 검증, (3) 분산 제어 및 강화학습 결합의 건축 응용 가능성 확대에 있다. 다만, 본 연구는 다중 로봇 제어는 현재 가상 환경에 국한되었기 때문에 실제 하드웨어 적용과 센서 노이즈 대응, 사용자 경험 기반의 피드백 시스템 구축이 향후 보완되어야 한다. 향후 연구에서는 다중 에이전트 제작 및 환경 센서 통합, 실시간 반응형 건축 실험으로 발전시킬 예정이다.

참고문헌

- Leder, S. & Menges, A. (2022). Leveraging building material as part of the in-plane robotic kinematic system for collective construction, *Adv. Sci.*
- Leder, S.; Bonwetsch, T.; Menges, A. (2024). Enhanced Co-Design and Evaluation of a Collective Robotic Construction System for Large-Scale In-Plane Timber Structures. *Autom. Constr.*
- Leder, S.; Vasey, L.; Menges, A. (2019). Distributed Robotic Timber Construction: Robot-Material Collaboration. In *Proceedings of ACADIA 2019: Ubiquity and Autonomy*; Austin, USA.
- Bartlett School of Architecture. (2018). PizzaBot Project. In *Robotic Building: Architecture in the Age of Automation*; Burry, J., Ed.; De Gruyter: Berlin, Germany, pp. 153-162.
- Bartlett B-Pro RC4. EMObot and Diffusive Habitats Projects.(2019-2020) Bartlett B-Pro Research Cluster 4.
- Duro-Royo, J.; Mogas-Soldevila, L.; Oxman, N. (2018). FIBERBOTS: Design and Digital Fabrication of Tubular Composites through Robot Swarms. In *Fabricate 2018: Rethinking Design and Construction*; University College London: London, UK, p. 154-161.
- Vu, L.A.T.; Ahn, H.S.; Pham, M.T. (2023). Modular Self-Configurable Robots—The State of the Art. *Actuators* 12, 78.
- Mehrotra, A.; Yi, H. (2025). Performance Comparison of Deep Rule-based Design Form, *Front. Archit. Res.*
- Kala. R. (2024). Swarm and evolutionary robotics. In Kala, R. eds., *Emerging Methodologies and Applications in Modelling, Autonomous Mobile Robots*, Academic Press, pp. 953-999.
- Hosmer, T., Mutis, S. (2024). Autonomous ecologies of construction: Collaborative modular robotic material eco-systems with deep multi-agent reinforcement learning, *International Journal of Architectural Computing*, 22(4): pp. 661-688.