

# 자율 토공 작업을 위한 기구학적 제어와 학습 기반 계획 기술 동향

조준형, 신민규, \*조재우, \*정소이

아주대학교 AI융합네트워크학과, \*아주대학교 전자공학과

wnsgudd0126@ajou.ac.kr, saycode99@ajou.ac.kr, \*jaewoo43@ajou.ac.kr, \*sjung@ajou.ac.kr

## Kinematic Control and Learning-based Planning for Autonomous Earthwork Operations: A Review

Junhyung Cho, Mingyu Shin, \*Jaewoo Cho, \*Soyi Jung

Dept. of Artificial Intelligence Convergence Network, Ajou University

\*Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

### 요약

건설 산업의 자동화 요구에 따라 굴착기의 자율 작업에 관한 연구가 활발히 수행되고 있으나, 토양 상호작용의 비선형성과 작업 환경의 비정형성으로 인해 완전 자율화의 실현은 여전히 도전적인 과제로 남아 있다. 본 논문에서는 자율 토공 작업을 위한 핵심 기술을 기구학 및 동역학 기반 제어와 학습 기반 계획의 두 범주로 분류하고, 각 접근법의 연구 동향을 체계적으로 고찰하였다. 기구학 및 동역학 기반 접근법에서는 볼록 다면체 기반 성능 분석, 다목적 궤적 최적화, 적응 제어 및 다관절 협력 제어 기법 등이 검토되었으며, 학습 기반 접근법에서는 모방 학습을 통한 전문가 궤적 생성과 강화학습을 통한 자율 정책 학습 기법이 분석되었다. 본 고찰을 통해 각 접근법의 기술적 특성을 분석하고, 향후 연구 방향을 제시하였다.

### I. 서론

건설 산업은 숙련 노동력의 감소와 작업 현장의 안전성 확보 요구로 인해 자동화 기술의 적용이 요구되는 대표적인 분야이다. 특히 토공 작업은 건설 공정의 초기 단계에서 수행되는 핵심 공정으로서 전체 프로젝트의 공기 및 비용에 직접적인 영향을 미치며, 이에 따라 굴착기의 자율 작업에 관한 연구가 지속적으로 수행되어 왔다<sup>[1,2]</sup>. 그러나 토공 작업의 자동화는 제조업 로봇이나 자율주행 차량과 비교하여 본질적으로 높은 복잡성을 수반한다. 이는 굴착 과정에서 토양과 작업 장치 간에 발생하는 상호작용의 비선형성, 작업 환경의 비정형성, 그리고 유압 구동 시스템과 다관절 기구의 동역학적 결합 효과에 기인한다.

이러한 기술적 난제를 해결하기 위해 두 가지 접근법이 발전되어 왔다. 기구학 및 동역학에 기반한 모델 중심 접근법에서는 뉴턴-오일러 방정식을 활용한 매니퓰레이터의 동역학 모델 수립, 유압 서보 시스템의 비선형 특성 보상, 다목적 최적화 알고리즘을 통한 궤적 생성, 그리고 적응 제어 및 장벽 함수 기반의 구속 조건 만족 제어 기법 등이 연구되어 왔다. 이러한 모델 기반 방법론은 시스템의 물리적 거동에 대한 해석적 이해를 제공하며, 제어 성능의 이론적 보장이 가능하다는 장점을 갖는다. 한편, 토양 상호작용의 불확실성을 명시적으로 모델링하지 않고 데이터로부터 학습하여 적응적 계획 및 제어를 구현하고자 하는 인공지능 기반 접근법 또한 새로운 최적화 방식으로서 연구되고 있다. 심층 강화학습을 통한 굴착 정책의 자율 학습, 숙련 작업자의 시연 데이터를 활용한 모방 학습, 그리고 물리 법칙과 데이터 기반 학습을 결합한 물리 정보 기반 머신러닝 등이 이에 해당한다. 본 논문에서는 자율 토공 작업을 위한 기구학적 제어와 학습 기반 계획 기술을 등등한 관점에서 검토하고, 각 접근법의 특성과 연구 동향을 체계적으로 고찰한다.

### II. 기구학 및 동역학 기반 제어

자율 토공 작업의 실현을 위해서는 굴착기 작업 장치의 운동학적 관계와 유압 구동 시스템의 동역학적 특성에 대한 정밀한 이해가 선행되어야 한다. 이 분야의 연구는 크게 두 방향으로 전개되었다. 첫째는 작업 효율성과 에너지 소비를 고려한 최적 궤적의 생성이며, 둘째는 생성된 궤적을 실제 유압 시스템에서 정밀하게 추종하기 위한 제어 기법의 개발이다.

굴착 작업의 효율성을 극대화하기 위한 궤적 계획 연구에서는 다양한 최적화 기법이 적용되어 왔다. 3차원 볼록 다면체 기반의 굴착 성능 분석 방법론은 뉴턴-오일러 방정식에 기초하여 베킷 끝단에서 발휘 가능한 굴착력의 범위를 정량화하고, 유전 알고리즘을 통해 숙련 작업자 대비 향상된 힘 전달 효율을 갖는 최적 궤적을 도출하였다<sup>[3]</sup>. 독립 계량 유압 시스템 기반의 통합 프레임워크에서는 작업 시간, 에너지 소비, 저크를 동시에 최적화하는 다목적 함수를 수립하고, NSGA-II 알고리즘과 5차 B-스플라인 보간법을 결합하여 부드러운 관절 궤적을 생성하였다<sup>[4]</sup>. 한편, 토양 유출 저감을 위한 동작 계획 연구에서는 스쿠핑 단계에서 베킷을 본체 방향으로 당기며 상승시키는 백 모션 전략이 제안되어, 베킷 내 토양의 안식각 유지를 통해 유효 굴착량의 증대를 달성하였다<sup>[5]</sup>. 대규모 토공 작업을 위한 계층적 계획 프레임워크에서는 Boustrophedon 분할법을 통한 전역 경로 생성과 베이지안 최적화 기반의 굴착 파라미터 조정을 결합하여, 실증 실험에서 300 톤 규모의 토양 처리를 자율적으로 완수하였다<sup>[6]</sup>.

생성된 목표 궤적의 정밀한 추종을 위해서는 유압 시스템의 비선형성과 다관절 기구의 결합 효과를 효과적으로 보상하는 제어 기법이 필수적이다. 적응형 이미지 기반 비주얼 서보 제어 기법은 기구학적 루프와 동역학적 루프를 분리하고, 장벽 함수 기반의 구속 매커니즘을 도입하여 관절 속도가 허용 범위 내에서 유지되도록 규제함으로써 특이점 회피와 안정성을

동시에 확보하였다<sup>[7]</sup>. 대형 굴착기의 다관절 동기화 문제를 해결하기 위한 협력 제어 프레임워크에서는 평균 결합 협력 지표를 도입하여 관절 간 동기화 상태를 실시간으로 평가하고, 개선된 입자 군집 최적화 알고리즘을 통해 PID 이득값을 최적화함으로써 동기화 오차를 감소시켰다<sup>[8]</sup>. 초대형 굴착기를 대상으로 한 경사각-변위 매핑 기반 제어 방법론에서는 외부 경사각 센서를 활용하여 실린더 변위를 간접 추정하고, 위치-속도 제어를 적용하여 95톤급 장비에서 117 mm 이내의 위치 오차를 달성하였다<sup>[9]</sup>.

### III. 학습 기반 계획 기법

토양 상호작용의 복잡성과 작업 환경의 불확실성을 데이터로부터 학습하여 적응적 계획을 수행하고자 하는 인공지능 기반 접근법은 크게 두 가지 방향으로 전개되었다. 첫째는 숙련 작업자의 시연 데이터로부터 작업 패턴을 학습하는 모방 학습 기반 접근법이며, 둘째는 탐색을 통해 최적 정책을 자율적으로 탐색하는 강화학습 기반 접근법이다.

모방 학습 기반 접근법은 숙련된 전문가의 조작 데이터를 활용하여 명시적 동역학 모델 수립 없이 궤적을 생성하는 것을 목표로 한다. LSTM 기반의 딥러닝 시스템은 3D 포인트 클라우드 데이터로부터 지형 특징을 추출하고, 기구학적 제약을 고려한 굴착 영역 및 경유점을 순차적으로 생성하여 숙련 작업자와 대등한 생산성을 달성하면서도 작업 결과의 일관성을 향상시켰다<sup>[10]</sup>. 전역 변조 운동 원형 모델과 모델 예측 경로 적분을 결합한 계층적 프레임워크는 SE(3) 공간에서 전문가 시연의 전역적 특징을 확률적으로 학습하고, 부호 거리 필드 기반의 충돌 비용 함수를 통해 장애물 회피를 실시간으로 수행하였다<sup>[11]</sup>. 계획과 실행을 분리한 협력 학습 프레임워크에서는 상위 모듈이 강화학습으로 최적 굴착 위치를 결정하고, 하위 모듈이 이텐션 강화 생성적 적대 모방 학습으로 전문가 궤적을 생성하여, 다양한 토양 조건에서 90.8%의 작업 성공률을 달성하였다<sup>[12]</sup>.

강화학습 기반 접근법은 보상 함수의 설계를 통해 에이전트가 최적 굴착 정책을 자율적으로 학습하도록 유도한다. DDPG 알고리즘 기반의 연속 굴착 계획 시스템은 굴착 효율, 에너지 소비, 작업 시간을 종합적으로 고려한 다목적 보상 함수를 설계하여, 트렌칭 작업에서 동작 간 연속성을 유지하면서 에너지 효율을 향상시켰다<sup>[13]</sup>. PPO 알고리즘과 전이 학습을 결합한 적응형 3D 시뮬레이션 프레임워크는 합성 환경에서의 사전 학습과 실제 현장 데이터 기반의 미세 조정을 통해 91.15%의 사이클 타임 예측 정확도를 달성하였다<sup>[14]</sup>. 한편, 물리 정보 기반 머신러닝 접근법은 뉴턴-오일러 방정식에 기초한 메커니즘 모델과 데이터 기반 학습을 결합하여, 순수 물리 모델이나 순수 데이터 기반 모델 대비 굴착 저항력 추정 정밀도를 현저히 개선하였다<sup>[15]</sup>.

### IV. 결 론

본 논문에서는 자율 토공 작업을 위한 기구학적 제어와 학습 기반 계획 기술 및 연구 동향을 고찰하였다. 기구학 및 동역학 기반 접근법은 시스템의 물리적 거동에 대한 해석적 이해를 제공하며, 제어 성능의 이론적 보장이 가능하다는 장점을 갖는다. 반면, 학습 기반 접근법은 명시적 모델링이 곤란한 토양 상호작용의 불확실성에 대해 데이터로부터 적응적으로 대응 할 수 있다는 강점을 보유한다. 물리 정보 기반 머신러닝이나 계층적 협력 학습 프레임워크와 같이 모델 기반 지식과 데이터 기반 학습을 융합하는 연구가 높은 성능을 달성한 사례는 이러한 통합적 접근의 유효성을 시사 한다. 향후 연구에서는 시뮬레이션과 실제 현장 간의 격차를 줄이기 위한 전이 학습 기법의 고도화, 다양한 토양 조건에 대한 강건성, 그리고 제어된 컴퓨팅 환경에도 실시간성을 위한 연산 효율성 개선이 주요 과제이다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터사업의 연구결과로 수행되었음.  
(IITP-2026-RS-2024-00436887)

### 참 고 문 현

- [1] J. Lee, Y. Ham, H. Park, and J. Kim, "Challenges, tasks, and opportunities in teleoperation of excavator toward human-in-the-loop construction automation," *Automation in Construction*, 135, 104119, Mar. 2022.
- [2] M. Shin et al., "Adaptive excavation automation in complex soil environments using reinforcement learning," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 22, pp. 21181-21194, Sep. 2025.
- [3] Z. Zou, X. Pang, and J. Chen, "Comprehensive theoretical digging performance analysis for hydraulic excavator using convex polytope method," *Multibody System Dynamics*, 47, pp. 137-164, May 2019.
- [4] J. Chen, Y. Guo, X. Kong, K. Xu, and C. Ai, "Trajectory planning and high-precision motion control of excavators based on independent metering hydraulic configuration," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 55(11), pp. 8689-8700, Nov. 2025.
- [5] R. Yajima et al., "Digging motion planning for excavators to reduce soil spillage," *ROBOMECH Journal*, 12, 8, Apr. 2025.
- [6] L. Terenzi and M. Hutter, "Toward autonomous excavation planning," *IEEE Transactions on Field Robotics*, 1, pp. 292-317, Jan. 2024.
- [7] B. Zhang et al., "Adaptive image-based visual servoing control of excavators with hydraulic actuator dynamics," *Nonlinear Dynamics*, 114, 50, Dec. 2025.
- [8] H. Feng et al., "Collaborative high-precision trajectory control for heavy excavators based on an improved particle swarm optimization algorithm," *Automation in Construction*, 180, 106546, Dec. 2025.
- [9] H. Ding et al., "Trajectory planning and control of large robotic excavators based on inclination-displacement mapping," *Automation in Construction*, 158, 105209, Feb. 2024.
- [10] J. Huh et al., "Deep learning-based autonomous excavation: A bucket-trajectory planning algorithm," *IEEE Access*, 11, pp. 38047-38060, Apr. 2023.
- [11] C. Feng et al., "Excavator trajectory planning via global probabilistic learning from expert demonstrations," *Automation in Construction*, 182, 106736, Feb. 2026.
- [12] J. Cho, M. Shin, J. Kim, and S. Jung, "Collaborative learning architecture for autonomous excavator planning and execution," *Automation in Construction*, 182, 106742, Feb. 2026.
- [13] X. Tan et al., "Reinforcement learning-based trajectory planning for continuous digging of excavator working devices in trenching tasks," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 40(13), pp. 1847-1870, May 2025.
- [14] C. Yoon, Y. Ham, and S. Han, "Reinforcement learning-driven adaptive 3D simulation and visualization of excavator operations," *Automation in Construction*, 181, 106626, Jan. 2026.
- [15] S. Li et al., "Application of physics-informed machine learning for excavator working resistance modeling," *Mechanical Systems and Signal Processing*, 209, 111117, Mar. 2024.