

굴착기 에너지 효율 향상을 위한 강화학습 기반 지역 굴착 계획 수립 알고리즘

조준형, 신민규, 정소이

아주대학교

wnsgudd0126@ajou.ac.kr, saycode99@ajou.ac.kr, sjung@ajou.ac.kr

A Reinforcement learning-based local excavation planning algorithm for improving excavator energy efficiency

Cho Junhyung, Shin Mingyu, Jung Soyi

Ajou University

요약

본 연구는 굴착 작업의 에너지 효율성을 높이기 위한 강화학습 기반 굴착 작업 계획 알고리즘을 제안한다. 굴착 작업에서의 CO₂ 배출량을 줄이기 위해, 다양한 작업 사이클의 특성과 유압 시스템의 에너지 손실을 정의하고, 강화학습 기법인 PPO를 활용하여 에이전트가 연료 소비를 최적화하며 목표 지형을 평탄화하는 작업을 학습하도록 하였다. 실험 결과, 에너지 효율을 고려한 모델이 더 높은 효율성과 작업 정밀도를 달성하였다.

I. 서론

굴착 작업은 건설 및 토목 현장에서 필수적이며, 이 과정에서 사용되는 유압 굴착기는 건설 장비 CO₂ 배출량의 약 60%를 차지한다. 이는 장비의 엔진 효율성과 작업자의 숙련도에 따른 차이로 인해 발생하며, 건설 산업의 에너지 소비와 탄소 배출 감소 필요성이 높아져 굴착 작업의 자동화와 에너지 효율성 개선을 위한 다양한 연구들이 진행되고 있다[1][2].

최근 강화학습(Reinforcement Learning, RL) 기반 접근법이 도입되면서, 굴착기의 효율적인 작업 계획 수립을 통한 연료 소비 최적화와 작업 정밀도 향상 가능성이 증대되었다. 본 연구에서는 굴착기의 에너지 효율을 높이기 위한 강화학습 기반 작업 계획 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 에이전트가 굴착 작업의 위치와 깊이를 최적화하여 평탄화 작업을 수행하도록 설계되었으며, 유압 시스템의 에너지 손실 특성을 반영하여 더욱 실제 현장에 가까운 실험 환경을 구현하였다. 본 연구는 연료 절감과 작업 자동화를 통해 건설 현장의 에너지 효율성을 개선하고, CO₂ 배출 감소에 기여하는 것을 목표로 한다.

II. 굴착기 에너지 효율 모델링

굴착기의 에너지 효율을 모델링하기 위해서는 먼저 굴착 작업 사이클의 특성을 파악해야 한다. 6개월 동안 3,733대의 굴착기로부터 수집한 데이터에 따르면, 굴착기의 실제 작동 시간 중 25%는 공회전, 15%는 작업 간 이동, 나머지 60%가 실제 토양을 이동시키는 작업에 할애되었다[3]. 토양 이동 작업의 대부분은 디깅(digging)과 덤핑(dumping) 작업으로 구성되며, 일정한 주기성을 가진다. 이는 굴착기의 구조적 특성과 관련이 있는데, 예를 들어 붐(boom)이 올라갔다 작업 후 다시 내려오는 등 일정 궤적을 따라 작업이 반복된다. 각 작업 단계에서 액추에이터에 걸리는 부하는 굴착한 흙의 양과 굴착기 각 부위의 각도 등에 따라 달라지므로, 본 연구에서는 한 사이클을 기준으로 연료 효율을 모델링하였다.

굴착기는 디젤 엔진에 의해 동력을 공급받으며, 이 동력은 유압 펌프에

의해 유압 동력으로 변환되어 액추에이터로 전달된다. 유압 시스템 내에서는 유압 밸브 스톱링 손실, 마찰 손실, 펌프 및 모터의 기계적 손실 등 다양한 에너지 손실이 발생하며, 한 작업 사이클에서 실험적으로 유압 시스템의 효율은 약 30~50%로 확인되었다. 따라서 본 연구에서는 한 사이클당 평균 효율을 40%로 정의하였다.

$$\dot{V}_{Diesel}[\frac{1}{h}] = \dot{V}_{ICE0} + 0.22P_{ICE} = \dot{V}_{ICE0} + 0.22(P_{Idle} + \frac{P_{Pump, AVE}}{\Delta\eta_{Pump}}) \quad (1)$$

$$P_{Idle} = m_0 n_{ICE} \quad (2)$$

$$P_{Pump} = \frac{P_{Act, pos, AVE}}{\eta_{Hyd}} \quad (3)$$

한 사이클에서 굴착기의 연료 효율은 식 (1)과 같이 정의된다[4]. \dot{V}_{Diesel} 은 디젤 엔진의 시간 당 연료 소비량으로, 한 사이클 당 연료 효율을 나타내는 지표이다. \dot{V}_{ICE0} 는 공회전 상태의 연료 소비량, P_{ICE} 는 디젤 엔진의 출력 전력을 나타낸다. 0.22는 디젤 엔진의 연료 소비 계수를 나타낸다. P_{ICE} 는 엔진이 생성하는 총 출력 전력을 의미하며, 공회전 상태에서의 출력 P_{Idle} 과 유압 시스템에 의해 소비되는 가변 연료량인 $\frac{P_{Pump, AVE}}{\Delta\eta_{Pump}}$ 의 합으로 표현된다.

III. 강화학습 시스템 모델

본 연구에서 사용한 PPO(Proximal Policy Optimization) 강화학습 환경은 5가지 요소인 상태, 행동, 보상 함수로 정의된다. 이 모델의 목표는 에이전트가 최적의 위치를 선택하여 굴착 작업을 수행하면서, 에너지 효율을 극대화하기 위해 전체 굴착 횟수를 최소화하는 방향으로 학습한다.

1) 상태(states) $S = \{gridmap_h\}$ 로 정의한다. $gridmap_h$ 는 그리드 셀

의 높이 정보를 나타내며, 이를 통해 굴착 작업의 목표 지형과 현재 지형 상태를 확인할 수 있다.

2) **행동(action)** $A = (x, y, a)$ 로 정의한다. 디깅 작업 시 그리드 맵 상에서 작업 영역을 선택해야 하므로 시작 위치 (x, y) 를 결정해야 한다. 행동 a 의 경우 l 과 $soil$ 로 정의되며, l 은 굴착해야 할 영역의 길이를 의미하며, $soil$ 은 디깅 시 굴착량을 의미한다.

3) **보상(reward)** $R = \sum R_{step} + R_{episode}$ 로 정의된다. R_{step} 은 매 스텝마다 에이전트가 선택한 행동에 의해 받게 되는 보상을 의미하며, $R_{episode}$ 는 한 에피소드가 종료될 때 결과에 따라 추가되는 보상을 의미한다. 에이전트는 다음과 같은 보상 수식을 바탕으로 선택된 행동에 따른 보상을 최대화하는 것을 목표로 학습한다.

$$R_{step} = w_1 R_{bucket} + w_2 R_{height} + w_3 R_{distance} - w_4 R_{error} \quad (2)$$

R_{step} 은 각 수식 (2)와 같이 표현되며 w_1, w_2, w_3, w_4 는 각 보상에 대한 가중치를 의미하며, 총합은 1이다.

1) R_{bucket} 은 한 번의 굴착 시 굴착량에 따른 보상으로, 에너지 최적화를 위해 한 번에 최대한 많은 양을 굴착하고 총 굴착 횟수를 최소화하는 것을 목표로 한다. R_{height} 는 $|h_{current} - h_{goal}| + \beta$ 로 정의된다. 선택된 영역의 평균 높이 $h_{current}$ 와 목표 높이 차이에 따른 보상으로, 학습 시 높이가 높은 그리드부터 우선적으로 제거할 수 있도록 한다. β 는 현재 높이가 목표 높이에 가까워질수록 R_{height} 가 작아지므로, 이를 보정하여 더 일관된 보상을 제공한다. $R_{distance}$ 은 $1/\sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2}$ 로 정의된다. 이전 선택 영역과 현재 선택 영역 간의 거리 차이를 나타낸다. 에너지 효율 측면을 고려하여, 굴착기는 한 영역에서의 모든 굴착을 완료한 후 다른 위치로 이동해 굴착하도록 한다. R_{error} 은 평탄화 목표 높이보다 초과하여 토양을 굴착하는 경우 음의 보상을 줌으로써 목표 높이에서 벗어난 것을 방지한다.

$$R_{episode} = R_{height} + R_{range} \quad (4)$$

디깅 및 덤핑 모델의 $R_{episode}$ 는 수식 (7)로 표현된다. R_{height} 는 전체 영역의 높이와 목표 높이 간 차이의 최댓값이 1보다 작은 경우, 에피소드를 종료하고 양의 보상을 부여한다. R_{range} 는 굴착 가능 영역을 벗어난 경우 음의 보상을 부여한다.

IV. 시뮬레이션 환경 구현 및 결과 분석

본 연구에서는 강화학습 기반 굴착 작업 계획 알고리즘을 학습하고 검증하기 위한 실험을 수행하였다. 실험은 파이썬의 Pytorch와 Gymnasium 라이브러리를 사용하여, 그리드 크기를 0.5m로 가정한 20x40 크기의 그리드 기반 지형 모델에서 진행되었다. 알고리즘 성능 검증은 에이전트가 디깅(digging) 작업을 통해 주어진 목표 지형을 평탄화하는 시나리오로 구성되었다. 디깅 작업을 통해 환경을 업데이트하는 알고리즘에서는 에이전트가 작업 영역을 선택하면, 해당 영역의 굴착 지점을 목표 높이만큼 낮추어 전체 높이를 갱신하는 방식을 적용하였다. 또한, 토양 변동을 반영하기 위해 Laplacian smoothing 기법을 활용하여 주변 환경을 업데이트하였다. 연료 소비량의 경우, 참고문헌에 따라 18톤 굴착기의 6리터 엔진이 1800rpm에서 동작할 때 V_{ICE0} 은 2.9L/h이고, P_{idle} 은 30L/h,

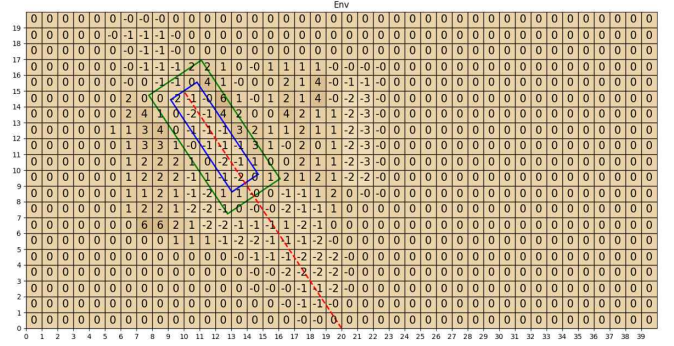


그림 1. 실험 환경 굴착 결과

표 1. 실험 결과

모델	에피소드 길이	평균 높이	평균 표준편차
강화학습 모델	33.5	0.1875	0.2478
에너지 효율 기반 모델	26.4	0.1752	0.2285

$\frac{P_{Pump,AVE}}{\Delta\eta_{Pump}} = 70L/h$ 로 가정하여, 수식 (1)에 따라 한 사이클 당 소모되는 연료량은 24.9L/h가 된다.

에너지 효율이 관련 리워드가 배제된 강화학습 모델과 에너지 효율 기반 강화학습 모델을 100회 반복하여 평균 에피소드 길이, 평균 높이, 표준편차를 확인한 결과는 표 1에 나타나 있다. 실험 결과, 에너지 효율 기반 모델이 일반 모델에 비해 에피소드 길이가 평균 7.1회 더 짧아 한 굴착 에피소드 당 176.79L/h 만큼 연료를 절감하였으며, 평균 높이와 표준편차 또한 미세하게 더 작은 것으로 확인되었다.

V. 결론

본 연구에서 제안한 강화학습 기반 굴착 작업 계획 알고리즘은 굴착 작업의 에너지 효율성과 작업 정밀도를 동시에 높이는 데 기여할 수 있음을 실험적으로 확인하였다. 에이전트는 연료 소비를 최소화하면서도 목표 지형에 근접하게 작업을 수행함으로써, 일반 모델보다 높은 효율을 보였다. 본 알고리즘은 굴착기 작업의 자동화를 통해 CO₂ 배출량 감소와 연료 비용 절감에 도움을 줄 것으로 기대되며, 향후 연구에서는 더욱 다양한 환경 조건과 보상 구조 개선을 통해 실제 현장 적용 가능성을 높이는 것이 목표이다.

ACKNOWLEDGMENT

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

참고 문헌

- [1] P. Egli and M. Hutter, "Towards RL-Based Hydraulic Excavator Automation," in *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2020, pp. 2692-2697.
- [2] L. Terenzi and M. Hutter, "Towards Autonomous Excavation Planning," *arXiv preprint arXiv:2308.11478*, 2023.
- [3] M. Helmus and M. Fecke, *Standardisierung definierter Lastzyklen und Messmethoden zur Energieverbrauchsermittlung von Baumaschinen: Schlussbericht zum Forschungsvorhaben*, Jan. 2015.
- [4] M. Vukovic, R. Leifeld, and H. Murrenhoff, "Reducing Fuel Consumption in Hydraulic Excavators—A Comprehensive Analysis," *Energies*, vol. 10, no. 5, article no. 687, 2017.