

접근 방식과 적용 환경에 따른 다중 로봇 임무 할당 기술 동향

윤정란, 박수현

숙명여자대학교

yojr3001@sookmyung.ac.kr, soohyun.park@sookmyung.ac.kr

Research Trends in Multi-Robot Task Allocation (MRTA) Technologies Based on Approaches and Application Environments

Jungran Yoon, Soohyun Park

Sookmyung Women's Univ.

요약

다중 로봇 시스템(Multi-Robot System, MRS)의 운영을 위한 핵심 기술인 다중 로봇 임무 할당(Multi-Robot Task Allocation, MRTA)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 과거에는 정적 환경과 중앙집중적 제어 방식에 초점을 맞추었으나, 실제 산업 현장의 복잡성과 예측 불가능성에 대응하는데 한계가 있었다. 이에 최근 연구들은 동적 환경 적용, 이종 로봇 운용, 에너지 효율성, 확장성 확보 등 현실적인 제약 조건들을 해결하는 방향으로 발전하고 있다. 본 논문은 이러한 최신 연구 흐름을 분석하여 미래 연구 방향을 제시한다. 이를 위해 최근 발표된 MRTA 연구를 1) 접근 방식, 2) MRTA 분류 체계, 3) 시스템의 핵심 구성 요소, 4) 목표 함수, 5) 성능 평가 지표로 비교 분석한 결과, 최신 MRTA 연구들은 중앙 집중식 제어에서 벗어난 분산화된 의사결정, 예측 불가능한 상황에 대응하기 위한 동적 환경 적용 능력, 다양한 로봇을 활용하는 이종 시스템 및 에너지 효율 최적화, 그리고 강화학습과 같은 학습 기반 접근법의 부상이라는 기술 동향을 보였다. 그러나 제안된 알고리즘의 검증이 대부분 시뮬레이션에 의존하여 현실과 시뮬레이션의 간극이 존재하고, 통신 제약에 민감하며, 복잡한 제약 조건의 통합이 미흡하다는 한계점도 확인되었다. 본 연구는 이러한 분석을 바탕으로 디지털 트윈 기술 활용, 강건한 통신 프로토콜 개발, 인간-로봇 상호작용(Human-Robot Interaction, HRI) 고려, 그리고 생성형 AI와 같은 최신 AI 기술의 접목을 제안한다.

I. 서론

인더스트리 4.0 시대가 도래하며 스마트 팩토리, 물류 자동화, 재난 대응 등 다양한 산업 현장에서 다수의 로봇을 유기적으로 협력시키는 다중 로봇 시스템(Multi-Robot System, MRS)의 중요성이 부각되고 있다. 단일 로봇이 수행하기 어려운 복잡하고 방대한 작업을 여러 로봇이 협력하여 처리함으로써 전체 시스템의 생산성, 효율성, 그리고 예측 불가능한 상황에 대한 강건성을 향상시킬 수 있다. 이러한 다중 로봇 시스템의 운영을 위한 핵심 기술이 바로 다중 로봇 임무 할당(Multi-Robot Task Allocation, MRTA)이다. MRTA는 주어진 임무들을 각 로봇의 능력과 상태에 맞게 최적으로 분배하고 순서를 정하는 의사결정 문제로, 시스템 전체의 성과를 좌우하는 역할을 한다.

과거의 MRTA 연구들은 주로 정적 환경을 가정하거나 중앙집중적 제어 방식에 초점을 맞추었다. 이러한 접근법들은 통제된 환경에서는 효과적일 수 있으나 실제 산업 및 재난 현장에서 발생하는 예측 불가능한 변화에 유연하게 대처하기 어렵다는 한계를 가지고 있었다. 이에 따라 최근의 연구들은 현실 세계의 복잡성을 반영하는 새로운 도전 과제들을 해결하는 방향으로 발전하고 있다. 로봇 고장이나 새로운 임무의 출현과 같은 변화가 실시간으로 발생하는 동적 환경(dynamic environment)에서의 즉각적인 대응 능력, 각기 다른 능력치를 가진 로봇들을 효과적으로 활용하는 이종 로봇(heterogeneous robots) 시스템의 운용, 제한된 배터리로 장시간 임무를 수행하기 위한 에너지 효율성, 그리고 수백, 수천 대의 로봇으로 구성된 대규모 시스템을 원활하게 운영하기 위한 확장성 확보가 핵심적인 연구 주제로 부상하였다.

본 논문은 이러한 최신 연구 흐름을 분석하고 미래 연구 방향을 제시한

다. 이를 위해 본론에서는 최근 발표된 MRTA 연구를 1) 접근 방식, 2) MRTA 분류 체계, 3) 시스템의 핵심 구성 요소(에이전트, 환경, 조정 방식), 4) 목표 함수, 5) 성능 평가 지표로 비교 분석하였다. 결론에서는 분석 결과를 종합하여 MRTA 기술의 핵심 동향을 요약하고 현재 연구들이 가진 한계점을 지적하며 향후 연구 방향을 제언하고자 한다.

II. 본론

접근 방식은 학습 기반 접근법, 최적화 기반 접근법, 시장 기반 접근법으로 나뉜다. 학습 기반 접근법(learning-based approaches)은 데이터로부터 학습하고 시간이 지남에 따라 스스로 성능을 개선하는 방식이다. 처음에는 성능이 다소 떨어질 수 있지만 데이터가 쌓일수록 복잡하고 불확실한 환경에 잘 적용하고 더 나은 결정을 내리게 된다. 최적화 기반 접근법(optimization-based approaches)은 주어진 문제에 대해 수학적으로 가장 좋은, 즉 최적의 해결책을 찾는 데 중점을 둔다. 문제가 명확하게 정의되어 있고 변하지 않는 정적인 상황에서 가장 효과적이다. 시장 기반 접근법(market-based approaches)은 시장 거래에서 영감을 받아 만들어진 방법이다. 기본 아이디어는 상품이 가장 높은 입찰자에게 팔리는 과정에 기반한다. MRTA 문제에서는 로봇들이 특정 기준에 따라 태스크에 입찰하고 중앙 에이전트(서버나 로봇)가 입찰을 받아 태스크를 로봇들에게 할당하는 역할을 한다. 최신 연구들은 최적화 기반 접근법을 가장 많이 사용하였고 최적화에 학습, 시장 기반 접근법을 각각 더하여 사용하기도 하였다. MRTA 문제는 로봇의 능력, 태스크 요구사항, 시간을 기준으로 분류한다. 로봇의 능력을 기준으로 로봇이 한 번에 하나의 태스크만 수행할 수

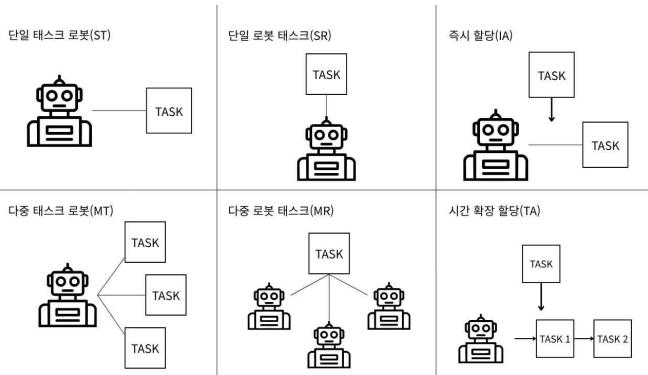


그림 1. 분류 체계에 따른 MRTA 분류

있는 단일 테스크 로봇(Single-Task Robots, ST)과 여러 테스크를 동시에 수행할 수 있는 다중 테스크 로봇(Multi-Task Robots, MT)으로 나뉜다. 테스크 요구사항을 기준으로 테스크를 수행하는 데 정확히 한 대의 로봇이 필요한 단일 로봇 테스크(Single-Robot Tasks, SR)와 여러 대의 로봇이 필요한 다중 로봇 테스크(Multi-Robot Tasks, MR)로 나뉜다. 시간을 기준으로 각 로봇이 한 개의 테스크만 수행하며 미래 계획이 없는 즉시 할당(Instantaneous Assignment, IA)과 로봇에게 계획 기간 동안 여러 테스크를 순차적으로 할당할 수 있는 시간 확장 할당(Time-Extended Assignment, TA)으로 나뉜다. 최신 연구들은 ST-SR-TA 시나리오를 가장 많이 가정했고 현실 환경의 복잡성을 고려하여 ST-MR-TA, MT-MR-TA 등의 시나리오를 가정한 연구도 이뤄지고 있다.

다중 로봇 테스크 할당 과정에는 로봇, 환경, 협업의 세 가지 요소가 고려된다. 로봇의 능력에 따라 센서, 액추에이터, 연산 능력이 동일한 동질 로봇(homogeneous robots)과 서로 다른 종류의 로봇이 협력해야 하는 이질 로봇(heterogeneous robots)으로 나뉜다. 환경에 따라 테스크가 미리 할당되는 정적 환경(static environment)과 실시간으로 테스크가 할당되는 동적 환경(dynamic environment)으로 나뉜다. 협업에 따라 로봇들은 분산(distributed), 중앙집중(centralized), 탈중앙(decentralized) 방식으로 상호작용한다. 정적 환경에선 중앙집중식 협업이 이루어졌고 동적 환경에서는 분산, 탈중앙식 협업이 이뤄졌다. 그리고 로봇의 종류에 따라 이종 로봇 시스템에서 더 현실적이고 복잡한 문제 상황을 가정하였다. 종합적으로 점차 이종 로봇들이 동적 환경 속에서 분산, 탈중앙 방식으로 협업하는 시나리오로 나아가고 있다.

본 연구 분야에서 해결하고자 하는 문제들은 주로 최적화 문제로 정의되며, 이를 위한 목표 함수는 크게 비용 최소화와 성과 최대화라는 두 가지 방향성을 가진다. 가장 보편적인 목표 함수는 비용 최소화로 '총 작업 시간(makespan) 최소화', '총 이동 거리 및 비용 최소화', '총 에너지 소비량 최소화' 등이 대표적인 예이다. 특히 단일 목표가 아닌 다중 목표 최적화가 보편적으로 적용되고 있다. 이는 현실 세계의 문제들이 상충 관계에 있는 여러 요소를 동시에 고려해야 하는 복잡성을 가지고 있음을 반영한다.

5. 성능 평가 지표

제안된 방법론들의 성능을 평가하기 위해 사용된 지표들을 분석한 결과 크게 시간 효율성, 자원 효율성, 그리고 임무 성공률의 세 가지 범주가 사용되었다. 시간 관련 지표가 가장 활용 빈도가 높았는데, 총 작업 시간, 계산 시간, 평균 대기 시간 등을 제안된 알고리즘의 연산 속도와 전체 프로세스 완료까지 소요되는 시간을 직접적으로 측정하여 시스템의 신속성과 처리 능력을 평가하는 척도로 사용되었다. 다음으로 자원 효율성 관련 지표로 총에너지 소비량, 총 이동 거리, 사용한 로봇 수 등이 사용되었으

며 이는 물리적 시스템이 가지는 에너지 및 자원의 제약을 고려하고 있음을 보여준다. 마지막으로 임무 성공률 및 성과 관련 지표는 효과성과 정확성을 측정한다. 성공률, 완료된 작업 수, 최적성 격차와 같은 지표가 사용되었다.

III. 결론

본문에서는 다중 로봇 임무 할당의 최신 연구 동향을 분석한 결과, 최신 연구들은 중앙 집중식 제어에서 벗어나 분산화된 의사결정으로 나아가고 있으며 예측 불가능한 상황에 대응하기 위한 동적 환경 적응 능력을 중요하게 다루고 있었다. 또한 다양한 종류의 로봇으로 구성된 이종 시스템과 에너지 효율을 최적화하려는 시도, 그리고 강화학습과 같은 학습 기반 접근법의 부상은 이 분야의 핵심적인 기술적 흐름으로 확인되었다.

하지만 이러한 발전에도 불구하고 한계점이 존재했다. 첫째, 제안된 알고리즘의 유효성 검증이 대부분 시뮬레이션에 의존하고 있어 현실과 시뮬레이션의 간극이 여전히 크다. 둘째, 불안정한 통신 환경에서의 강건성 확보가 필요하다. 마지막으로, 시간 창(time window)이나 작업 선후 관계와 같은 복잡한 제약 조건들을 통합적으로 처리하는 정교한 알고리즘 개발은 아직 초기 단계에 머물러 있다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 미래 연구는 먼저 시뮬레이션과 현실의 격차를 줄이기 위해 현실 세계를 가상 환경에 정밀하게 복제하는 디지털 트윈 기술을 적극적으로 활용하여 알고리즘의 현실 적용성을 높여야 한다. 또한 불안정한 통신 환경에서도 신뢰성 높은 협업이 가능하도록 알고리즘 연구가 필요하다. 더 나아가 인간-로봇 상호작용(Human-Robot Interaction, HRI)을 핵심 요소로 고려하는 새로운 임무 할당 프레임워크를 개발해야 한다. 마지막으로 생생형 AI와 같은 최신 AI 기술을 접목하여 작업 자동 분해 및 동적 환경에 효과적으로 대응하는 시스템을 구축하는 연구가 필요하다.

ACKNOWLEDGMENT

ITRC ACK

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터사업의 연구결과로 수행되었음(IITP- 2024-RS-2024-00436887).

참 고 문 헌

- [1] A, Athira & J, Divya & Subramaniam, Umashankar. (2024). A Systematic Literature Review on Multi-Robot Task Allocation. ACM Computing Surveys. 57. 10.1145/3700591.
- [2] Hamza Chakraa, François Guérin, Edouard Leclercq, Dimitri Lefebvre, Optimization techniques for Multi-Robot Task Allocation problems: Review on the state-of-the-art, Robotics and Autonomous Systems, Volume 168, 2023, 104492, ISSN 0921-8890
- [3] Gerkey BP, Matarić MJ. A Formal Analysis and Taxonomy of Task Allocation in Multi-Robot Systems. The International Journal of Robotics Research. 2004;23(9):939-954.
- [4] Shakeri, Z., Benfriha, K., Varmazyar, M. et al. Production scheduling with multi-robot task allocation in a real industry 4.0 setting. Sci Rep 15, 1795 (2025).
- [5] Y. Yu, Q. Tang, Q. Jiang and Q. Fan, "A Deep Reinforcement Learning-Assisted Multimodal Multiobjective Bilevel Optimization Method for Multirobot Task Allocation," in IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 29, no. 3, pp. 574-588, June 2025, doi: 10.1109/TEVC.2025.3535954.