역할 모델의 적응적 전환을 통한 협업 채집 무리 로봇의 에너지 효율 향상

Energy Efficient Cooperative Foraging Swarm Robots Using Adaptive Behavioral Model

이 종 현, 안 진 웅, 안 창 욱*
(Jong-Hyun Lee¹, Jinung An², and Chang Wook Ahn¹)

¹Sungkyunkwan University

²DGIST

Abstract: We can efficiently collect crops or minerals by operating multi-robot foraging. As foraging spaces become wider, control algorithms demand scalability and reliability. Swarm robotics is a state-of-the-art algorithm on wide foraging spaces due to its advantages, such as self-organization, robustness, and flexibility. However, high initial and operating costs are main barriers in performing multi-robot foraging system. In this paper, we propose a novel method to improve the energy efficiency of the system to reduce operating costs. The idea is to employ a new behavior model regarding role division in concert with the search space division.

Keywords: swarm intelligence, swarm robotics, cooperative swarm robots, foraging robots

I. 서론

무리 지능(swarm intelligence)을 응용하여 하나의 개체가 아닌 다수의 군집을 로봇들이 모방하는 무리 로봇 공학(swarm robotics)은 다수 로봇의 동시 운용을 통해 채집, 관찰, 구조, 생산 등의 임무 수행 시간을 단축시키고, 로봇들이 서로 협업 하여 복잡하거나 많은 비용이 드는 작업을 비교적 쉽게 할 수 있으며, 일부 로봇이 고장 나더라도 남은 로봇들로 작업이 가능한 장점을 갖고 있기 때문에 무리 로봇 시스템에 대한 제어 알고리즘의 연구가 활발히 진행되고 있다[1-3].

무리 로봇 시스템을 제어하기 위한 방식은 중앙 집중식과 분산식으로 분류할 수 있다. 중앙 집중식 제어는 중앙 관리 시스템에서 모든 부분을 작업의 필요성에 따라 통제하는 방법으로서, 관리 시스템이 이상적인 로봇들의 이동 방향, 속도, 수행 작업 등을 계산하여 지정해 주기 때문에 정확하고 효율적인 제어가 가능하다는 장점을 갖는다[2]. 그러나 무리 로봇 시스템이 복잡화, 거대화됨에 따라 중앙 관리 시스템의 계산량과 통신량이 기하급수적인 증가를 보이고, 무리 로봇 시스템의 안정성 및 효율성의 저하를 가져오게 된다. 로봇 제어 시스템이 외부 환경적 변수에도 임무를 완수 할 수 있는 능력인 강건성(robust)과 여러 환경에 적용 가능한 유연성(flexible)이 로봇 제어 시스템을 산업에 활용하기 위하여 점차 중요시 되어가고 있고, 이를 해결하기 위해 분산식 제

를 사용하거나 중앙 집중식과 분산식 제어를 동시에 사용하기도 한다. 중앙 집중식과 다르게 분산식 제어 방식은 중앙 관리 시스템의 제어 없이 각각의 로봇이 지역적 환경에 맞추어 자율적으로 반응하며 작업을 수행한다. 이러한 방식은 상대적으로 작업 효율 최적화가 어렵지만 로봇 수의 증가에 따른 중앙 관리 시스템의 계산량 및 통신량의 기하급수적 증가를 피할 수 있어 많은 수의 로봇 운용에 적합한 방식이다[2-5]. 또한 중앙 집중식에 비해 분산식 제어 알고리즘의 작업 효율 최적화가 어렵다는 단점을 극복하기 위해 적응적(adaptive) 및 진화적(evolution-ary) 기법을 적용한 에너지 효율성 향상 기법이 제안되고 있다[5-8].

본 논문에서는 무리 로봇의 분산식 제어를 통한 협동 채집(cooperative foraging) 환경에서 새로운 행동 모델(behavior model)의 정의와 탐색 구역 분할을 이용하여 기존의 단순채집 로봇과 비교해 채집량 대비 에너지 사용량이 감소된 군집 제어를 수행하였다. 본 논문은 I 장에서 서론을 말하였고, II 장에서는 무리 지능(swarm intelligence)과 이를 응용한 무리 로봇 공학(swarm robotics) 그리고 제안 알고리즘의 비교 대상이 되는 분산 제어 채집 무리 로봇에 대해서 설명하였다. III 장에서는 채집 무리 로봇의 적응적인(adaptive) 역할 지정과 탐색 구역 분할을 통한 에너지 효율화에 대하여 설명하였다. IV 장에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 하여 실험결과를 보여주었다. 그리고 실험 결과를 기존의 방식과 비교 분석하여 마지막 V 장에서는 결론 및 향후 과제에 대해 논의한다.

II. 관련 연구

1. 무리 지능

사회성 동물인 꿀벌, 개미, 물고기, 새들로부터 무리 전체의 지능적인 행동을 관찰할 수 있다. 흰개미나 말벌이 고도로 복잡한 구조의 집을 짓는 것이나 개미가 먹이를 운반할

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 9. 2., 수정: 2011. 11. 15., 채택확정: 2011. 12. 23.

이종현, 안창욱: 성균관대학교 정보통신공학부

(ljh08375@skku.edu/cwan@skku.edu)

안진웅: 대구경북과학기술원 로봇시스템연구부(robot@dgist.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 육성지원사업의 연구결과로 수행되었음(NIPA-2011-(C1090-1121-0008)).

본 연구는 교육과학기술부에서 지원하는 대구경북과학기술원 기관교유사업(11-RS-01)에 의해 수행되었음.

때 페로몬을 이용하여 최단거리로 이동하는 것 등이 그 예이다. 이러한 집단 행동을 통해 표출되는 지능을 무리 지능(swarm intelligence)이라고 한다. 무리 지능은 각 구성원의 지능 총합보다 월등한 수준의 지능을 표출하는 특성이 있고, 무리 지능을 응용하여 분산형 문제의 해결 방법이나 알고리즘을 개발하려는 연구가 활발히 이루어지고 있으며 다양한 분야에서 성과를 보이고 있다[6-8]. 또한 무리를 이룬 상태로 이동하는 동물들이 서로 충돌 없이 즉각적으로 방향을 전환하거나 개미가 먹이를 채집하는 것 같은 자연 현상들은 겉보기에 복잡하기 때문에 내부적으로 복잡한 과정이 있는 것처럼 보이지만 단순 행동 모델만을 이용하여 이런 자연현상들의 모의실험이 가능한 것으로 입증되었다[1,2].

2. 무리 로봇 공학

무리 지능을 응용한 무리 로봇(swarm robots) 제어에 관한 연구인 무리 로봇 공학(swarm robotics)은 자기 조직화(self-organized), 강건성 및 유연성의 장점을 갖기 때문에 연구 및 응용 분야에서 각광받고 있다[3-7].

많이 알려진 휴머노이드 2족 보행 로봇이나 자전거를 타는 로봇, 계단을 오르는 로봇 등 할 수 있는 일이 많아지고 로봇 자체도 점점 복잡해지는 로봇들이 있다. 이러한 로봇들과 다르게 무리 로봇 공학은 로봇 각각의 복잡한 기능을 추구하기보다는 각각의 기능을 수행하는 로봇을 가능한 단순한 구조로 많은 수의 무리를 만들어 로봇간의 상호 작용과 협업으로 복잡한 기능을 수행하도록 하는 것이다. 이러한 협동과 상호작용은 하나의 로봇이 하기 어려운 작업을 비교적 쉽게 가능하게 한다. 예를 들어, 무리 로봇간에 물리적 결합을 통해 형태를 재구성하여 불규칙한 지형을 통과 하거나, 더 증가된 힘으로 무거운 물체를 이동시킬 수 있는 것과 같이 로봇들은 협동을 통해 새로운 기능을 가질 수 있고 이를 통해 다양한 임무를 완수할 수 있다. 또한 단순한 구조는 대량 생산을 수월하게 하며 비용적 측면에서도 더 나은 효과를 거둘 수 있다[4].

3. 분산 제어 채집 무리 로봇

자연의 동물이나 사람들의 기본적인 채집 활동을 단순화 하면 크게 4가지의 행동 모델로 나눌 수 있다. 그림 1과 같이 첫째로 음식이나 광물 등을 찾고(finding), 둘째로 발견하면 찾은 물체를 수집한다(grabbing). 다음으로 저장소로 돌아오고(homing), 마지막으로 저장소에 도착하면 물체를 보관하고(saving) 다시 처음의 탐색으로(finding) 돌아간다[4].

채집 무리 로봇이란 위에서 언급한 것과 같은 행동 모델을 무리 로봇에 적용하여 채집 활동을 하는 무리 로봇이다. 개개의 로봇에 행동 모델의 정의를 통하여 분산화를 이룰 수 있고[3], 중앙 제어 방식과 비교해 넓은 다수의 개체를 사용

그림 1. 기본적인 채집 활동의 상태 전이도.

Fig. 1. Finite state machine of basic foraging activity.

한 광범위한 작업에서도 계산량이 급속도로 증가하지 않는다는 장점을 가지고 있다[6-8].

채집 무리 로봇은 그림 2와 같이 운용된다[4]. 우선 저장소에서 채집을 위해 나온(go to work) 로봇은 무작위로 이동(random walking)을 하며 먹이를 찾는다. 무작위 이동은 기본적으로 앞으로 나아가는 로봇에 랜덤한 확률에 의하여 좌, 우 각각 90도 내에서 임의의 각도로 방향전환을 통해 이루어진다. 만약 탐색 과정 중 현재 탐색시간이 최대 탐색시간을 초과할 경우($T_s > Th_s$) 저장소로 돌아가서(homing) 최대 휴식 시간을 초과할 때까지($T_r > Th_r$) 충전하며(recharging) 대기한다. 탐색 과정에서 먹이를 발견하면 먹이에 접근하고(approaching food) 충분히 가까워지면 먹이를 수집하여(collecting food) 집으로 돌아가서(move to home) 저장한다(store). 하지만 먹이에 접근하는 도중(approaching food) 다른 로봇의 수집이나 장애물 회피 동작으로 인해 먹이가 사라지게 되면 다시 주변을 검색한다(searching area). 이때 다시 먹이를 찾게 되면 수집(collecting food)과 저장(store)의 과정을 진행하고, 찾지 못하면 다시 무작위 이동(random walking)을 한다. 그림 2의 Th_s , Th_r , T_s , T_r 는 각각 최대 휴식시간, 최대 탐색시간, 현재 휴식시간, 현재 탐색시간을 나타낸다.

다수의 로봇들에 그림 2와 같은 단순한 행동 모델을 부여하면 무작위로 흩어져 있는 먹이를 채집해 저장하는 분산화된 작업을 할 수 있다. 로봇의 기능 구현을 위해 그림 3과 같이 채집 무리 로봇 시스템을 구성하는 각 로봇에는 물체 탐색과 장애물 회피를 위한 적외선 감지장치와, 저장소의 위치를 찾기 위한 GPS가 장착 된다. 또한 물체를 수집할 수 있

그림 2. 채집 로봇의 세부적인 작업 상태 전이도.

Fig. 2. A more specific version of a state machine for a single robot.

그림 3. 로봇 개체 구성도.

Fig. 3. The composition of a robot of foraging robot system.

그림 4. 채집 무리 로봇 시스템 개념도.
Fig. 4. A concept of foraging robot system.

는 수집장치와 이동을 위한 모터와 바퀴, 배터리를 갖는다[8-12].

로봇은 단순 행동 모델을 수행하기 위해 최소한의 물리적 장비를 갖추고 있고, 유한한 에너지 저장량과 낮은 계산 능력을 갖는다. 따라서 채집 무리 로봇의 소비 에너지 효율은 무리 로봇 제어 성능의 중요한 이슈 중 하나이다[13-15].

III. 채집 무리 로봇의 에너지 효율 향상

그림 5와 같은 채집 무리 로봇들은 저장소에서 주변을 탐색하기 위해 움직이고 먹이를 발견하거나 에너지가 부족해지면 저장소로 돌아가서 저장하거나 충전한 다음 다시 주변을 탐색하는 과정을 반복한다. 이러한 과정에서 로봇들은 저장소 주변을 확률적으로 더 많이 탐색하게 되고 머물게 된다. 이로 인해 로봇간 충돌의 가능성이 높아지고, 개체의 밀도가 높아지는 현상에 의해 병목현상의 발생 확률이 높아지며 에너지의 낭비가 발생하게 된다. 또한 저장소에서 먼 거리에 있는 음식은 상대적으로 탐색 확률이 낮아지게 된다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 로봇 간의 역할 분담과 탐색 지역의 분할을 이용하여 탐색 작업이 효율적으로 이루어지고, 에너지의 효율성을 높일 수 있는 방법을 제안한다.

저장소 주변 탐색의 집중으로 인한 병목현상과 먼 거리의 음식은 탐색 확률이 낮다는 점은 임시 저장소를 두는 것으로 해결 할 수 있다. 예를 들어, 그림 6(a)에서 삼각형 형태로 위치한 작은 세 개의 원과 같이 탐색 영역의 넓이를 기준으로 영역을 분할하고, 각 영역에 대한 임시 저장소는 그 영역에서 수집된 음식이 저장소에 가기 전 임시로 보관되는 공간이 된다. 임시로 보관된 음식은 이것의 운반만을 담당하는 로봇에 의해 저장소로 옮겨지게 된다. 서로 다른 역할을 하는 두 로봇 간에 음식을 직접적으로 교환하는 것은 아니지만, 행동 모델의 정의를 통해서 채집 활동이 분업화되어 협동이 이루어지고, 이러한 협동은 중앙 탐색 집중화와 병목현상을 줄여주는 역할을 한다. 이러한 임시 저장소의 배치를 통한 탐색 영역의 분할은 사각형, 오각형 등 다양한 형태로 이루어 질 수 있지만 본 논문에서는 단순화하여 효율성의 검증을 용이하게 하기 위해 삼각형 형태만 고려하였다.

이에 본 논문에서는 그림 2와 같은 기존의 무리 로봇 채집 작업 알고리즘에 그림 6(c)와 같이 운반 작업에 대한 행동 모델을 추가하여 기존의 채집 작업과 분리하였다. 그림 2에서

(a) The composition of foraging robot system.

(b) Trace of foraging robot work (Router: 10).

그림 5. 채집 무리 로봇 구성의 예.

Fig. 5. Instance of conventional foraging robot system.

의 재충전과 같은 행동 모델은 본 논문에서는 불필요하다고 생각되어 생략하고 단순화 하였다. 수집 로봇은 채집 작업 (collecting work)을 하는 로봇으로서, 음식을 수집한 위치에 따라 가까운 임시 저장소 또는 본 저장소에 보관하는 것을 제외하고 기존의 채집 무리 로봇의 작업과 같다. 운반 로봇은 운반 작업(conveying work)를 하는 로봇으로서, 임시 저장소에 음식이 있을 경우, 임시 저장소와 본 저장소를 이동하며 음식을 본 저장소로 운반하게 되는데, 이동 중에는 음식 탐색 작업 없이 두 곳 사이를 직선으로 이동한다.

그림 6(c)의 Th_w , Th_s , T_w , T_s 는 각각 최대 대기시간, 최대 탐색시간, 현재 대기시간, 현재 탐색시간을 나타낸다. 두 작업의 적응적인 전환을 위해 이러한 변수들을 사용하였다. 이에 따라 로봇은 일정시간 채집 작업을 수행하고 일정시간 운반하는 작업을 수행하게 된다. 예를 들어, 운반 로봇이 저장소에 음식이 없을 때 기다리는 시간인 대기시간(T_w)이 실험을 통해 정해진 최대 대기시간(Th_w)을 초과하면 운반 로봇은 수집 로봇의 역할로 전환한다. 반대로 수집 로봇이 음식을 찾지 못하고 탐색하고 있는 시간인 탐색시간(T_s)이 최대 탐색시간(Th_s)를 초과하게 되면 수집 로봇은 운반 로봇으로 역할을

(a) Divided search space by using temporary stores.

(b) Probability of finding food in divided search space.

(c) A state transition diagram of proposed foraging system.

그림 6. 제안 시스템의 개요.

Fig. 6. Overview of proposed system.

그림 7. Th_w 와 Th_s 의 변화를 통한 근거리 로봇의 상호 작용.
Fig. 7. The interaction of robots by changing Th_w and Th_s .

그림 8. 제안 알고리즘을 적용한 로봇들의 이동 자취.

Fig. 8. Movement of robots in proposed system ($R_{outer} = 100$).

전환한다. 각각의 로봇이 이와 같은 역할을 수행함에 따라, 모든 로봇들이 둘 중 한 가지 작업에만 편중되거나, 로봇 개체의 고장으로 인해 채집 작업이 이루어지지 않는 문제에 대처할 수 있고, 개체 수의 크기에 상관 없이 작업이 이루어질 수 있는 확장성(scalability) 또한 갖게 된다.

본 논문에서는 근거리 로봇들 사이의 상호작용을 위해 Th_w 와 Th_s 의 값을 변화시켰다[4]. 그림 7과 같이 한 로봇의 음식의 발견을 성공한 경우 일정 반경 n 이내의 로봇들에게 발견 라디오 신호를 송신하고, 이를 수신한 주변 로봇들은 Th_s 값을 증가시켜 발견된 음식 주변 탐색을 강화한다. 반대로 음식을 찾지 못하고 최대 탐색시간을 초과한 수집 로봇이 운반 작업으로 전환 시에도 주변에 발견 실패 신호를 송신한다. 이를 수신한 로봇들은 Th_s 값을 줄여 음식이 적은 곳의 탐색을 감소시킨다. Th_w 에도 같은 규칙을 적용하여 운반 로봇의 최대 대기시간 또한 변화 하도록 하였다. 이러한 로봇들의 상호 작용을 통해 지역적 정보의 공유가 이루어 질 수 있고, 정보의 반영을 통해 에너지 효율성의 증대가 가능하다.

본 절에서 설명한 제안 시스템에 대한 로봇들의 자취는 그림 8과 같다. 수집 로봇이 세 임시 저장소를 기준으로 안쪽에서 발견한 음식은 본 저장소로 운반하고, 바깥쪽에서 발견한 음식은 가까운 임시 저장소로 운반함을 보인다.

IV. 실험

본 논문에서는 기존 알고리즘과 제안 알고리즘의 시뮬레이션 결과 비교를 통하여, 제안 알고리즘의 유용성을 제시하고자 했으며, 이를 위해 두 알고리즘이 시간, 탐색공간크기, 군집의 로봇 개체수의 변화에 따른 음식당 평균 에너지 소비량 비교 실험을 하였다. 본 실험에서 사용한 기존 알고리즘은 그림 2와 같은 작업을 수행하는 알고리즘으로 실험 결과 그래프에 “uncooperative”로 표기하였고, 제안 알고리즘은 3절에서 소개한 로봇의 역할 분담을 통한 탐색 공간 분할 협업 알고리즘으로 “cooperative”로 표기하였다.

시뮬레이션은 Linux 환경에서 C++과 OpenGL 기반의 시뮬레이션 프로그램을 통해 이루어졌고, 실험의 신뢰성을 높이기 위해 결과 그래프에는 10회 반복한 결과의 평균값을 사용하였다. 로봇과 음식이 임의의 위치에 발생되기 때문에 똑같은 환경에서 시뮬레이션을 수행하여 경우에 따라 아주 좋은 결과를 얻을 수도 있고, 아주 안 좋은 결과를 얻을 수도 있다. 10회 반복한 평균값을 사용하면 이러한 편차를 감소시킬 수 있고 제안 알고리즘에서 발생한 아주 좋은 결과와 기존 알고리즘에서 발생한 아주 안 좋은 결과를 비교한 경우를 배제할 수 있다. 또한 표 1의 데이터와 같이 로봇의 센서와 모터의 사용량을 토대로 계산되어 많은 논문[3-8]에서 사용되고 있는 로봇 상태 별 에너지 소모량을 이용해 실험하여 실제 환경과의 유사도를 높이하고자 하였다. 표 1의 avoidance 에너지 소모량은 6 또는 9이다. 로봇은 장애물이 0.5거리 이내에 있으면 제자리에서 랜덤한 방향으로 60도 회전 후 다시 출발한다. 이 경우에는 6의 에너지를 소모한다. 센서의 범위 ϕ 가 120°로 전 영역을 커버하지 못하고, 돌발 상황에 의해 로봇끼리 충돌하는 경우가 발생한다. 이 때는 로봇이 후진하고 방향을 전환한다. 이 경우 로봇의 에너지 소모량은 9이다. 실험에서 채집의 목표가 되는 음식은 시작 전 100개가 임의의 위치에 배치되고, 시작 후 10초에 하나씩 임의의 위치에 생성된다.

본 실험에서는 실험의 편의를 위해 로봇들의 이동이나 센서에서 발생하는 오차는 무시하였고, 로봇의 에너지 충전은 하지 않는 것으로 가정하였다. 또한 그림 9, 10, 11의 실험은 환경을 단순화하여 실험의 불확실성을 줄이기 위해 고정된 Th_w 와 Th_s 값을 사용하였다. 시뮬레이션 시작 전 로봇들은 탐색 영역 내 임의의 위치에 배치되고, 시작 후 “uncooperative”의 경우 모든 로봇들은 random walk의 작업을 수행한다. “cooperative”의 경우 탐색영역 내부를 반지름을 기준으로 둘

표 1. 로봇 상태 별 에너지 소비량.

Table 1. The robot energy consumption of each state.

State	energy consumed(unit/sec)
go to work	6
random walking	8
approaching food	8
collecting food	12
searching area	8
moving	8
store	12
waiting	1
avoidance	6 or 9

로 분할하여 각 로봇이 배치된 위치에 따라 conveying robot과 collecting robot으로 구분하고 conveying robot은 go to cache, collecting robot은 random walk의 작업을 수행한다. 로봇의 크기, 로봇 센서의 거리 r , 범위각 ϕ 는 각각 0.3, 1, 120°로 가정하였다.

$$\text{energy consumption per food} = \frac{\text{total energy consumption}}{\text{number of foraged foods}} \quad (1)$$

음식당 평균 에너지 소비량은 수식 (1)에 따라 구해진다. 모든 로봇들의 동작에 따른 에너지 소비를 더한 전체 소비 에너지에서 총 채집한 음식의 개수를 나누어 평균적으로 하나의 음식을 채집하기 위해 소비되는 에너지량을 측정한다. 그림 9는 시간의 흐름에 따라 두 알고리즘의 평균 에너지 소비량을 비교한 그래프이다. 초기에 로봇들이 모두 음식을 가지고 있지 않아서 추가로 소모된 에너지들 때문에 평균 에너지 소비량은 그림 9에서 1800초 이후 큰 변화가 없는 것과

그림 9. 시간에 따른 음식당 평균 에너지 소비량의 변화 (R_{outer} : 100, no. robots: 24).

Fig. 9. Energy consumption per one foraged food as the spending times (R_{outer} : 100, no. robots: 24).

그림 10. 탐색 공간의 반지름의 변화에 따른 평균 에너지 소모량 변화 (no. robots: 24, time: 3600sec).

Fig. 10. Energy consumption per one foraged food as the changing radius of search space (no. robots: 24, time: 3600sec).

그림 11. 로봇 수에 따른 평균 에너지 소모량 변화 (R_{outer} : 100, time: 3600sec).

Fig. 11. Energy consumption per one foraged food as the changing number of robots (R_{outer} : 100, time: 3600sec).

같이 일정 시간이 흐르고 평형상태를 이루게 된다. 또한 800 초 전 평균 에너지 소비량은 음식 개수 변화에 그래프가 민감하게 반응하게 된다. 채집 무리 로봇은 장시간 작동하는 환경이기 때문에, 일정 시간이 흐른 이후 평균 에너지 소비량이 안정되었을 때의 결과가 실험의 목적에 부합한다. 따라서 그림 10과 그림 11의 평균 에너지 소비량은 시뮬레이션 시작 후 1시간이 지난 시점에 측정되었다.

그림 10은 무리 로봇 개체 수(24기), 음식 생성 빈도, 상황별 로봇의 에너지 사용량 등 조건이 모두 동일한 상태에서 탐색 영역의 반지름을 의미하는 R_{outer} 값을 변경하였을 때의 그래프이다. 그림 10의 결과에서 탐색 영역의 반지름이 증가함에 따라 기존 알고리즘에 비해 제안 알고리즘의 성능이 좋아짐을 볼 수 있었다. R_{outer} 값의 증가에 비례하여 탐색 공간의 넓이도 증가한다. 이에 따라 기존 알고리즘은 저장소 주변의 탐색 확률에 비해 저장소와 멀리 떨어진 곳의 탐색 확률이 낮아지고, 탐색영역 가장자리는 탐색할 확률이 거의 없어지게 된다. 하지만 실험에서는 음식이 동일한 밀도로 임의의 위치에 생성이 되기 때문에 탐색 공간의 분할을 이용한 제안 알고리즘이 더 좋은 에너지 효율을 보이게 된다. 그림 11은 탐색 영역 반지름 100에서 로봇 수의 변화에 따라 에너지 변화량을 비교한 결과이다. 로봇 수에 비례하게 성능의 차이도 커지게 되었다. 기존 알고리즘이 저장소 주변에서도 항상 random walking을 통한 탐색을 하기 때문에 로봇이 많아질수록 저장소 주변의 중복 탐색이 증가한다. 각 로봇은 센서에 다른 로봇이 감지되면 방향을 전환하거나 후진하여 회피하지만 이와 같이 여러 로봇이 모이는 경우 회피 및 충돌이 발생할 수 있다. 이러한 로봇간의 회피 및 충돌의 증가는 에너지의 낭비를 발생시키기 때문에 로봇의 수가 많아 질수록 제안 알고리즘이 더 나은 성능을 나타나는 것으로 보여진다.

그림 12, 13은 근거리 로봇들 사이의 상호작용에 의해 반경 8 이내에 위치한 로봇들의 Th_w , Th_s 값을 변화시켰을 때의 결과 “cooperative”와 기존의 알고리즘 “uncooperative”의 결과를 비교한 그래프이다. 그림 12의 결과는 그림 11의 결과와 비교해 약 10%의 에너지 효율 향상을 확인 할 수 있었다. 또한

그림 12. 근거리 로봇의 상호작용 시 시간에 따른 음식당 평균 에너지 소비량의 변화 (R_{outer} : 100, no. robots: 66).

Fig. 12. When the interaction at close range robots each other, energy consumption per one foraged food as the spending times (R_{outer} : 100, no. robots: 66).

그림 13. 근거리 로봇의 상호작용 시 시간에 따른 채집한 총 음식 수의 변화 (R_{outer} : 100, no. robots: 66).

Fig. 13. When the interaction at close range robots each other, number of foraged food as the spending times (R_{outer} : 100, no. robots: 66).

그림 13의 결과와 같이 상호작용을 적용한 제안 알고리즘은 기존의 알고리즘 보다 더 빠른 속도로 음식을 채집 할 수 있었다. 이러한 결과는 근거리 로봇 사이의 상호작용을 통한 지역적 정보 공유에 의해 로봇 개체가 정보를 획득하고, 획득한 정보로 인해 더 효율적인 탐색을 했기 때문에 나타난 것으로 보여진다.

V. 결론

분산 제어식 무리 로봇의 채집 작업에서 에너지 효율 향상 문제에 탐색 영역 및 역할의 분할과 근거리 로봇의 상호작용 알고리즘을 적용한 결과 다음과 같은 결론을 도출하였다.

기존의 채집 알고리즘과 비교하여 제안 알고리즘의 전반적인 에너지 효율 향상을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 이는 기존의 알고리즘에서 중앙에 집중된 탐색과 채집 활동으

로 인해 중복 탐색과 충돌로 인한 병목현상 등이 발생하게 되었고, 제안 알고리즘의 탐색 영역 분할이 이에 대한 해결책이 되었기 때문이다.

채집의 대상이 되는 물체가 전체 탐색영역에서 동일한 밀도의 임의의 위치에 일정한 시간 간격으로 생성되는 환경에서 채집 무리 로봇의 작업 에너지 효율성을 개선하고자 하였고, 이와 같은 환경에서 실험하여 그 유용성을 확인하였다.

그림 10의 결과에서 제안 알고리즘은 탐색공간의 넓이가 작은 경우 보다 큰 경우에 더 높은 에너지 효율성을 보였다. 이러한 결과를 통해 제안 알고리즘을 큰 규모의 무리 로봇에 적용할 경우 더 높은 에너지 효율을 얻을 수 있다는 점을 알 수 있다.

본 논문에서는 채집 무리 로봇의 탐색 영역 넓이와 군집 개체 수를 알 수 있는 경우 에너지 효율성에 대한 연구를 하였으나, 채집 무리 로봇이 크게 확장되어 개체 수와 영역 넓이를 알기 어려운 상황에서 개체의 적응적인 탐색 영역 분할과 진화적 행동 모델 변화에 대해 향후 연구를 확장할 계획이다. 또한 현재 연구에서는 그림 12, 13의 실험 결과와 같이 무리 로봇의 효율성이 증대되기 위해서는 근거리 로봇간의 상호작용에 의한 매개변수(Th_w , Th_s) 값의 변화 규칙이 무리 로봇 운용 환경에 적합하게 정해져야만 한다. 하지만 적합한 규칙을 정하는데 상당한 어려움이 따르기 때문에 무리 로봇 시스템에서 개체의 적응적(adaptive) 행동 변화의 필요성이 있고 향후 이에 대해 연구할 계획이다.

참고문헌

- [1] E. Bonabeau, M. Dorigo, and G. Theraulaz, *Swarm Intelligence: from Natural to Artificial Systems*, Oxford University Press, 1999.
- [2] Reynolds, "Flocks, herds, and schools: a distributed behavioral model," *Computer Graphics*, vol. 21, no. 4, pp. 25-34, 1987.
- [3] W. Liu, A. Winfield, J. Sa, J. Chen, and L. Dou, "Strategies for energy optimisation in a swarm of foraging robots," *Second International Workshop, LNCS*, vol. 4433, Springer, Heidelberg, 2006.
- [4] Alan F. T. Winfield, *Foraging Robots*, Springer, New York, pp. 3682-3700, 2009.
- [5] N. Trawny, S. I. Roumeliotis, and G. B. Giannakis, "Cooperative multi-robot localization under communication constraints," *International Conference on Robotics and Automation (ICRA '09)*, Kobe, Japan, pp. 4394-4400, 2009.
- [6] K. Lerman, "Mathematical model of foraging in a group of robots: Effect of interference," *Autonomous Robots*, vol. 13, no. 2, pp. 127-141, 2002.
- [7] J. Guerrero and G. Oliver, "Multi-robot task allocation strategies using auction-like mechanisms," *Artificial Research and Development in Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, pp. 111-122, 2003.
- [8] L. Li, A. Martinoli, and Y. Abu-Mostafa, "Learning and measuring specialization in collaborative swarm systems," *Adaptive Behavior, special issue on Mathematics and*

Algorithms of Social Interactions, vol. 12, no. 3-4, pp. 199-212, 2004.

- [9] S. Garnier, J. Gautrais, and G. Theraulaz, "The biological principals of swarm intelligence," *Swarm Intelligence, Springer Newyork*, vol. 1, no. 1, pp. 3-31, 2007.
- [10] D. H. Kim, "Self-organization for multi-agent groups," *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 2, no. 3, pp. 333-342, Sep. 2004.
- [11] T. Balch and R. C. Arkin, "Behavior-based formation control for multirobot teams," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 14, pp. 926-939, Dec. 1998.
- [12] D. Lambrinos, R. Möller, T. Labhart, R. Pfeifer, and R. Wehner, "A mobile robot employing insect strategies for navigation," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 30, no. 1-2, pp. 39-64, 2000.
- [13] N. Lemmens and K. Tuyls, "Stigmergic landmark foraging," *International conference on Autonomous Agents and Multi Agent Systems (AAMAS)*, 2009.
- [14] A. F. Winfield and O. E. Holland, "The application of wireless local area network technology to the control of mobile robots," *Microprocessors and Microsystems*, vol. 23, pp. 597-607, 2000.
- [15] G. Theraulaz, E. Bonabeau, and J.-L. Deneubourg, "Response threshold reinforcement and division of labour in insect societies," *Biological Sciences*, vol. 265, pp. 327-332, 1998.

이 종 현

2010년 성균관대학교 정보통신공학부 졸업. 2010년~현재 성균관대학교 대학원 전자전기컴퓨터공학과 석사과정 재학. 관심분야는 진화알고리즘, 유전알고리즘, 군집지능, 협업채집군집로봇.

안 진 응

1997년 한국과학기술원 기계공학과(공학석사). 2005년 동 대학원(공학박사). 2005년~2008년 광운대학교 정보제어공학과 조교수. 2008년~현재 대구경북과학기술원 실용로봇연구소 소장. 관심분야는 무리지능, 진화알고리즘, 군집로봇, Neurohaptics, 재활로봇.

안 창 욱

2000년 고려대학교 전파공학과(공학석사). 2005년 광주과학기술원 정보통신공학과(공학박사). 2005년~2007년 삼성종합기술연구원 전문연구원. 2008년~현재 성균관대학교 정보통신공학부 조교수. 관심분야는 진화알고리즘, 지능형 네트워크, 자기-제조립 군집 로봇.