해양 탐색을 위한 다수 자율 이동체의 임무 계획 (가제)

Mission planning for maritime searching using multiple autonomous vehicles (temp)

윤석민1· 도학기1·김진환†

Sukmin Yoon1, Haggi Do1, Jinwhan Kim†

Abstract In recent years, the impact and the complexity of disasters such as earthquake, hurricane, and accidents is increasing, so the collaborative operation with a group of multi-vehicle systems is essential for an effective response in a disaster environment. Mission planning is crucial to the effective collaboration of multiple and heterogeneous vehicle systems. This study proposes the mission planner and essential planning technologies to response the disaster efficiently. In general, missions (search and rescue, oil spill tracking etc.) are defined broadly and complexly, making it difficult for autonomous vehicles to perform directly. To deal with this problem, this study tries to decompose the mission to clear and simple several tasks which can be done by autonomous vehicles. In addition, this study emphasizes path planning algorithms for initial searching and task allocation. The performance and feasibility of proposed the planner and the algorithms are evaluated with numerical simulation based on a realistic simulation environment.

Keywords:  Disaster robotics, Multi-vehicle collaboration, Mission planning, Initial searching path, Multi-vehicle task allocation

※ This project was funded by Korea Robotics Society (KROS), and is currently supported by the publication grant

1. Department of Mechanical Engineering, KAIST, Daejeon, 34141, Korea ({ludolpy0728, kevindo}@kaist.ac.kr)

† Corresponding author: Department of Mechanical Engineering, KAIST, Daejeon, 34141, Korea (jinwhan@kaist.ac.kr)

1. 서 론

재난 사고는 많은 인명 피해와 재산 피해를 초래하기 때문에 오랜 시간 사고 예방 및 대응의 중요성이 강조되고 연구되어 왔다. 하지만 최근 발생한 아이티 대지진, 후쿠시마 원전사고와 같은 재난 사고에서는 잔해물, 유해 물질 등 많은 요소들에 의해 구조 인력이 접근조차 어려운 경우가 있었다. 이처럼 최근에 발생하는 재난 사고들은 그 피해 규모도 크고, 사고의 형태가 복잡해 짐에 따라 효율적인 재난 대응에 대한 관심이 증가하고 있다. 이에 따라, 구조 인력을 대신하여 위험하고 복잡한 환경에서도 임무를 효율적으로 수행할 수 있는 다수 자율 이동체의 활용이 많은 관심을 받고 있다[1, 2].

기존에 많은 연구들이 자율 이동체를 정보 감시 및 정찰(intelligence surveillance and reconnaissance) [3, 4], 조난자 수색 구조(search and rescue) [5], 산불(forest fire)및 유출유(oil spill) 대응[6,7] 에 이용하기 위한 알고리즘 개발을 시도해 왔다. 이들 연구들에서는 임무 수행을 위한 핵심 요소들이라고 할 수 있는 임무 계획기(mission planner) 구조 설계, 수색을 위한 경로 계획, 작업 할당 등을 부분적으로 다루거나 또는 전체적으로 다루고 있어 본 연구에 많은 참고가 될 수 있었다. 하지만 대부분의 연구들이 사고 및 주어진 운동체(센서 및 운동 특성)를 특정 하여 확장성이 떨어지는 경우가 있어 새로운 임무 및 운동체들을 위해서는 완전히 새로운 임무 계획을 설계해야 하는 어려움이 있을 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 부분을 보완에 상대적으로 확장이 용이한 임무 계획기를 설계하고 그에 맞는 요소 알고리즘들을 제시하고자 하였다.

조난자 수색 구조, 유출유 경계선 검출, 위험 물질 탐지와 같이 임무(mission)에 다수의 자율 이동체를 이용할 때, 각각의 개별 시스템은 플랫폼 레벨에서는 운용 기법 및 자율성(degree of autonomy)이 상이하기 때문에 이들을 효과적으로 운용하기 위해서는 임무를 각각의 자율 이동체들이 수행할 수 있는 수준의 작업(task) 단위로 적절히 분해(decompose)하여 정의하여야 한다. 또한, 각기 특성이 다른 개별 시스템들에 공통으로 적용할 수 있는 상위 레벨의 알고리즘을 설계하고 이를 체계적으로 수행하기 위한 방법과 수색 알고리즘 및 작업 할당 알고리즘을 필요로 한다. 따라서, 본 논문에서는 1) 센서들의 특성을 고려한 작업의 정의 및 임무 계획기 설계, 2) 다수 운동체의 초기 수색 경로 계획, 그리고 3) 다수 작업, 다수 운동체가 있는 상황에서의 작업 할당 알고리즘에 대해서 중점적으로 다루고, 수치 시뮬레이션을 통해 임무 계획기 및 요소 알고리즘들의 성능을 보이고자 한다.

2. 관련 연구

2.1 임무 계획기(Mission planner)

다수 운동체의 임무 계획기는 1990년대에서부터 본격적으로 그 중요성이 인식되어 많은 프로토타입의 임무 계획기가 개발되어왔다[3, 8-10]. 로봇들이 수행해야 할 행동(behavior)을 미리 설정하고, 센서 데이터 및 성능 모니터링을 통해 제어를 하는 L-ALLIANCE[8], 시장 기반의 자원 분배(market-based resource allocation) 알고리즘을 활용한 GRAMMPS, MURDOCH 방법[9,10] 들이 대표적이라고 할 수 있다. 이들 연구들에서는 앞서 언급한 것과 같이 임무를 행동 또는 작업으로 분해하는 단계를 가지고 있으며, 이들을 일반화하여 표현하고 있고, 이러한 분류 단계는 최근에도 중요한 요소로 인식되고 있다[11,12]. 따라서, 본 논문에서도 임무를 작업으로 세분화 하는 단계를 정의하고자 시도하였으며, 확장성을 위해 무인기, 지상 로봇 등과 같은 운동체의 종류와 함께 자율 이동체들에 일반적으로 사용되는 센서들의 특성을 사용하여 작업을 분류할 수 있도록 시도하였다.

2.2 수색 알고리즘(Initial searching path)

다수 운동체의 임무 계획기는 1990년대에서부터

2.3 작업 할당(Task allocation)

다수 운동체의 작업 할당 알고리즘은 많은 수의 작업을 다수 운동체로 수행하는데 있어 필수적인 요소로서 결정론적 모델을 기반으로 최적해를 찾기 위한 많은 연구들이 진행되어 왔다[13,14]. 하지만, 많은 연구들이 주어진 모든 운동체(fleet)들이 적어도 하나의 작업은 수행한다는 가정(no dummy agent assumption)을 가지며, 위치 오차로 표현되는 운동체와 작업의 불확실성을 고려하지 못하는 경우가 있다. 작업 할당을 함에 있어 주어진 모든 운동체를 운용하는 것이 항상 최적일 수는 없으며, 운동체와 작업의 위치 불확실성은 비용 행렬(cost matrix)의 불확실성을 야기하게 되고 이를 효과적으로 고려하지 못한 작업 할당의 결과는 그 신뢰도에 큰 영향을 미칠 수 있으며, 낮은 신뢰도를 가지는 작업 할당 결과는 작업 수행 시간이 예상보다 크게 증가하거나 작업을 완료하지 못하는 등의 문제를 유발할 수 있다. 이를 해결하기 위해 운용 대수 최적화를 고려한 연구 (Fleet size optimization or Fleet size and mix) [15] 와 불확실성을 고려하는 연구[16,17] 들이 있지만 문제의 복잡도 증가에 따른 계산 시간의 급격한 증가 문제가 여전히 존재하며 이 두가지를 동시에 효과적으로 고려하는 연구가 요구된다고 할 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 가상의 작업(virtual task)를 활용하여 운용 대수 최적화를 효과적으로 수행하면서, 운동체와 작업의 위치 오차를 효과적으로 고려하는 제약 조건 최적화 기반의 작업 할당 알고리즘을 제시하고자 한다.

3. 제안 알고리즘

본 장에서는 제시하고자 하는 임무 계획기 전반에 대해서 설명하고, 임무 계획에 있어 중요한 요소가 되는 수색 경로 생성 알고리즘과 작업 할당 알고리즘에 대해서 설명한다.

3.1 임무 계획기(Mission planner)

본 논문에서 제시하고자 하는 임무 계획기의 구조는 그림 1과 같이 시나리오(Scenario) 단계, 계획(Planning) 단계, 그리고 마지막 실행(Execution) 단계로 구성되어 있으며 기본 구조에 대한 설명은 기술된 바 있다[18]. 따라서, 본 논문에서는 보완된 부분과 논문에서 새롭게 제시하는 부분에 대해 중점적으로 설명하고자 한다.

|  |
| --- |
|  |
| [Fig. 1] Mission planning architecture: dark grey box indicates modules for initial searching path generation and robust task allocation (RTA) respectively, and orange colored parts indicate the decomposition of a task set and an agent set. |

3.1.1 시나리오 레벨(Scenario level)

시나리오 단계에서는 입력된 사고 정보를 바탕으로 초기 수색을 수행하게 된다. 이 때, 자율 이동체들은 세밀한 수색을 위해 계산된 경로를 추종하면서 수색을 수행한다. 수색 경로 계산 알고리즘에 대한 자세한 설명은 3.2절에 설명한다. 수색을 할 때 자율 이동체는 레이다/라이다, 카메라 등의 센서를 이용해 환경을 인식한다. 이 때, 센서들은 크게 탐지(detection)센서, 식별(recognition)센서로 구분할 수 있는데, 예를 들면, 레이다/라이다는 점 군집(point cloud) 형태의 데이터를 얻을 수 있고 해당 정보만으로는 어떤 물체가 있다는 탐지(detection)는 할 수 있지만, 정확히 식별(recognition)을 하기에는 한계가 있다. 그리고 카메라와 같은 경우에는 근접한 거리에서 촬영하여 식별(recognition)을 할 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 센서에 따라서 작업을 분류하는데 탐색된 작업(), 식별된 작업() 으로 구분하고, 각각의 작업은 식별 기능이 있는 운동체와 완료 작업이 가능한 운동체들에 의해 수행될 수 있도록 설정하였다.

3.1.2 계획/실행 시나리오(*Planning/Execution Scenario*)

계획 단계에서는 세분화하여 정의된 각각의 작업들과 운동체들에 대해서 운용 대수 최적화 및 위치 불확실성을 고려한 작업 할당 알고리즘을 수행하여 각각의 운동체의 경로를 계산한다. 이 때, 작업 할당을 위해서는 비용 행렬의 계산이 필요한데, 이는 각 노드들(작업, 운동체) 사이의 거리의 평균값을 A\* 알고리즘을 통하여 구하고, 분산 값은 접힌 정규분포로 근사하여 추정하였다 (3.3절 참조). 그리고, 각각의 작업이 할당된 운동체()들은 주어진 작업들을 수행하며 운항하고, 남은 운동체들()은 초기 수색 알고리즘을 계속 수행할 수 있도록 하였다. 그리고, 운항 상태들을 모니터링 하면서 전역 재계획(global re-planning) 또는 국부 재계획(local re-planning)을 수행 할 수 있도록 하였으며, 본 논문에서는 재계획 부분은 자세히 다루지 않으며 통제관이 입력할 수 있도록 설정하였다.

3.2 초기 수색 경로 (Initial searching path)

본 절에서는 효과적인 초기 수색을 위한 초기 경로 생성 알고리즘에 대해 기술한다. 제안하는 알고리즘은 위상(topology) 제어와 퍼텐셜 필드법(potential field method)을 기반으로 수색을 수행하는데, 위상 제어에서는 각 운동체의 탐지 영역의 제약 조건(i.e., Field of view)을 고려해 운동체들 간의 위상적 위치를 구한다. 다음으로 퍼텐셜 필드 방법을 이용해 운동체들을 제어하면 운동체들간의 센서 탐지 영역에 적당한 겹침(overlap)이 있어 지나온 탐지 영역의 빈틈을 줄이는 동시에 전체 탐색 영역의 크기도 적절히 유지 할 수 있는 장점이 있다.

3.2.1 사전 정보 (preliminaries)

개의 운동체가 주어졌을 때, 각 운동체들을 나타내는 노드들의 집합을 라 하고 시간에 따라 변하는 연결 링크들을 라 하면, 운동체들간의 연결 링크의 무방향 동적 그래프(undirected dynamic graph)는 로 나타낼 수 있다. 운동체 와 가 연결되어 가 성립할 때 와 는 서로의 원 홉 이웃(one-hop neighbor)이라고 부를 수 있고, 이 때, 두 운동체의 유클리디언 거리인 는 연결 링크 최대 거리 *R*보다 클 수 없다. 무방향 동적 그래프 에서 어느 임의의 노드 두 개가 이어질 수 있는 경로가 최소 하나라도 있으면 는 글로벌 커넥티비티를 보존한다. 의 서브그래프(subgraph) 는 이 글로벌 커넥티비티를 유지가능하게 하는 필수적인 연결 링크들의 집합인 로 이루어져 있다.

*Definition 3.1:* 운동체 는 인 경우에만 운동체 의 물리적 이웃(physical neighbor)이고 로 표기된다.

*Definition 3.2:* 운동체 는 인 경우에만 운동체 의 논리적 이웃(logical neighbor)이고 로 표기된다.

본 연구에서는 위상의 종류 중 가장 많이 쓰이는 단위 원판 그래프(unit disk graph), 즉 연결 범위 안의 모든 노드들이 연결되어 있는 형태, 내의 각 원 홉 이웃들을 물리적 이웃으로 정의한다.

3.2.2 위상 제어 (topology control)

본 연구에서 사용한 위상 제어는 각 운동체 내에서 불필요 이웃 후보 세트 를 구하고 모든 운동체들의 이웃들의 불필요 이웃 세트를 동기화한다.

불필요 이웃 후보 세트를 구하는 방법에는 두 가지 과정이 있고 원 홉 이웃과 투 홉 이웃의 위치가 필요하다. 먼저 각 운동체가 하나의 원 홉 이웃과 그 원 홉 이웃의 원 홉 이웃인 투 홉 이웃을 하나 고른다. 그리고 그 세 노드들로 만들어지는 삼각형에서 자신과 원 홉 이웃 사이의 연결 링크가 제일 길면 그 원 홉 이웃은 불필요 이웃 후보 세트에 들어간다.

두번째 과정도 이와 비슷하며 한 운동체의 투 홉 이웃으로 가는 연결 경로가 두 가지 이상의 원 홉 이웃이 있는 경우에 쓰인다. 우선 두 개의 원 홉 이웃을 고르고, 자신과 원 홉 이웃들과 투 홉 이웃으로 생기는 사각형에서 자신과 원 홉 이웃 사이의 연결 링크가 제일 길면 그 원 홉 이웃은 불필요 이웃 후보 세트에 들어간다.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| (a) | (b) |
|  |  |

위의 과정으로 불필요 이웃 세트로 만들지 않고 불필요 이웃 후보 세트를 만드는 이유는 선별 과정에서 운동체 가 를 불필요 이웃으로 볼 때 는 를 불필요 이웃으로 보지 않을 수도 있기 때문이다. 후보 세트를 만들지 않고 바로 동기화 해버리는 경우, 글로벌 커넥티비티가 보존되지 않을 가능성도 있다. 그렇기 때문에 동기화 과정은 두 운동체가 서로를 불필요 이웃 후보로 인식하면 불필요 이웃 세트로 확정시키는 방법으로 진행된다. 동기화가 완료되면 물리적 이웃 세트에서 불필요 이웃 세트를 뺀 논리적 이웃 세트를 구할 수 있다.

3.2.3 퍼텐셜 필드법 (potential field method)

세밀한 수색 작업을 하기 위해서는 운동체들끼리 센서 범위가 겹쳐야 한다. 특히 바다 같은 넓은 환경에서 조난자를 찾을 때 운동체들이 너무 멀리 떨어진 상태에서 수색을 하다 보면 조난자 근처를 지나도 발견하지 못할 가능성이 있기 때문이다. 본 연구에서는 겹치는 센서 범위를 위상제어를 통해 얻은 물리적 이웃과 논리적 이웃의 개념으로 선별한다. 논리적 이웃으로 구성된 연결망은 글로벌 커넥티비티와 적절한 연결성을 보장하는 동시에 운동체들이 넓게 퍼질 수 있는 희박한 연결망이기 때문이다.

퍼텐셜 필드법은 계산 로드가 크지도 않고 충돌 회피도 할 수 있기 때문에 다수 자율 이동체를 이용한 커버리지 향상에 유용하다. 또한 논리적 이웃들의 센서 범위가 겹치게 하면서 불필요한 물리적 이웃들을 서로에게서 밀어내기에 향상된 커버리지와 세밀한 수색을 가능케 한다.

최대한 넓게 퍼지기 위해서는 물리적 이웃들에 척력을 가해서 논리적 이웃들을 제외한 이웃들을 연결 링크 최대거리보다 멀리 밀어내야 한다. 그렇기 때문에 서로에 대한 척력은 서로가 연결 링크 최대거리보다 작을 때만 작용한다. 운동체 가 물리적 이웃 에 받는 척력 은 거리에 반비례한다.

운동체 가 모든 물리적 이웃에게서 받는 척력의 합 은 다음과 같다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

여기서 은 게인이고, 는 힘의 방향을 나타내는 단위 벡터이다.

논리적 이웃들도 물리적 이웃이므로 척력을 받아 퍼지지만 연결 링크 최대거리보다 간격이 벌어지면 안되기 때문에 서로를 끌어당기는 힘도 필요하다. 하지만 커버리지 향상을 위해 이 힘은 운동체들간의 거리가 작을 때는 작용하지 않는다. 운동체 가 논리적 이웃 에 받는 흡인력 은 거리에 반비례한다.

운동체 가 모든 논리적 이웃에게서 받는 척력의 합 는 다음과 같다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

흡인력의 크기가 척력보다 커야 하기 때문에 게인 는 다르 게인보다 커야 한다. 그리고 이 연결 링크 최대거리일때, 가 보다 작을 경우, .

운동체들간의 힘뿐만 아니라 수색을 위해 맵을 가로질러 간다고 할 때 목적지에 대한 흡인력도 고려를 해야 한다. 운동체 가 받는 목적지에 대한 흡인력 는 목적지까지의 거리 에 정비례한다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |

여기서 는 게인이며 운동체들이 목적지 주변까지 왔을 때 지속적으로 퍼지기 위해 시간에 따라 작아진다.

각 운동체들은 이 세가지 힘의 합에 의해 움직이게 된다. 운동체들의 최대 속도가 다른 이종 시스템에서는 게인을 다르게 설정해주면 더 빠른 운동체들이 다른 운동체들보다 앞질러 가서 수색을 하게 된다.

3.3 작업 할당 알고리즘 (Task allocation algorithm)

작업 할당 문제는 그래프 를 통해 정의 할 수 있으며, 노드 는 실제 운동체와 작업 노드 그리고 가상의 작업 노드의 합집합으로 구성되어 있다(). 그리고 는 두 노드를 잇는 변의 집합을 나타낸다. 이 때, 가상의 작업 노드는 전체 비용에 영향을 주지 않을 만큼 운동체 가까이 위치시켜 추후 최적의 운용 대수를 효율적으로 계산할 수 있도록 설정해 주었다. 이를 활용해서 이동 거리를() 최소화하면서 불확실성에 강인한() 해를 찾는 것을 목적 함수로 다목적 최적화 문제(multi-objective optimization)를 정의하면 아래와 같다[19].

|  |  |
| --- | --- |
|  | (4) |

Subject to

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5) |
|  | (6) |
|  | (7) |
|  | (8) |
|  | (9) |
|  | (10) |

은 전체 노드의 수를 나타내며, 는 강인성의 가중치를 나타내는 입력 변수를 나타낸다. 그리고, 식 (5)~(8)은 출발점 제약 조건(depot constraints)과 무 충돌 제약조건(conflict-free constraints)을 나타내며, 식 (9)는 작업 노드들 사이에 폐경로를 생성하는 것을 방지하는 제약조건(Subtour Elimination Constraints)을 나타낸다. 가상의 작업을 추가했기 때문에 노드의 수가 증가하기 때문에 이를 효율적으로 풀기 위해서 제약 프로그래밍(constraint-programming) 기반의 작업 할당 알고리즘을 적용하였다[19].

3.3.1 제약 프로그래밍 기반 작업 할당 알고리즘

해당 알고리즘은 번들 생성 단계(bundle construction), 우회 해소 단계(path stretching)와 같이 두 단계로 이루어져 있으며, Algorithm 1에 전체 흐름을 나타내었다. 아래의 알고리즘에서 번들()는 각 운동체 할당된 작업들과 그 순서를 나타내며, 번들에서 지역적인 수정을 거쳐 개선된 할당 결과를 경로()로 정의한다. 그리고 은 현재 계산 스텝에서의 목적 함수 값을 나타내며, 는 현재까지 탐색한 해들 중 가장 좋은 해의 목적 함수 값을 나타낸다. 또한, 해의 강인성()을 계산하고(3.3.2절 참조), 현재 해가 제약 조건을 만족하면서 가장 좋은 해임을 확인하는 단계를 거쳐 를 업데이트 하고 번들을 결정한다. 그리고, 계산된 번들에서 가상의 작업만을 수행하도록 할당 받은 운동체들을 비활성화된 운동체(dummy agent)로 판단하여 최적의 운용 대수()를 구할 수 있고, 추가적으로, 자명하게 최적이 아님을 알 수 있는 우회 경로에 대해 이를 해소해 줌으로써 최적의 운용 대수와 경로를 구할 수 있다.

|  |
| --- |
| Algorithm 1 Overview of the constraint-programming based algo. |
| 1: **Input:** Coordinate of nodes  2: **Output:** Optimal fleet () and Route (  3:  4: **Initialization**  5:  6: **Phase I : Bundle construction**  7: **while** (1) **do**  8: [] = HungarianMunkres()  9: *R* = CalculateRobustness( )  10: [] = FeasibilityCheck( )  11: Update and  12: **if** ( or ) **then**  13: break  14: **end if**  15: **end while**  16:  17:  18: **Phase II : Path stretching**  19: **while** crossing **do**  20: crossing = EdgeCrossingCheck )  21: **if** crossing **then**  22: = EdgeSwap( )  23: **end if**  24: **end while**  25:  26: **return** Optimal fleet () and Route () |

3.3.2 강인성 평가

해당 절에서는 작업 할당 결과의 강인성을 평가하기 위한 방법에 대해서 설명한다 (Algorithm 1, line 9). 강인성은 비용 행렬의 불확실성과 해의 민감도를 모두 고려할 수 있는 방법을 사용하였다. 해당 내용은 이미 기술된 바 있기 때문에[17, 20], 본 논문에서는 전체 이해를 돕기 위한 간단한 설명만을 추가하였다.

1. *비용 행렬의 불확실성(Uncertainty)*: 비용 행렬의 불확실성은 두 점사이의 거리 분포가 음수 값을 가지지 않도록 접힌 정규 분포(folded normal distribution)으로 근사하였다. 이변량 정규분포(bivariate normal distribution)로 표현된 노드 들의 위치 오차()로부터 두 점 사이의 제곱 거리의 분포()를 식 (11)의 특성 방정식으로부터 식 (12) ~ (14)와 같이 구할 수 있다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (11) |
|  | (12) |
|  | (13) |
|  | (14) |

1. *해의 민감도(Sensitivity)*: 작업 할당 결과의 민감도는 Interval Hungarian 알고리즘을 활용하여 구하였다[17]. 해당 알고리즘을 이용하면 비용 행렬의 민감도 구간()을 아래 식 (15)와 같이 구할 수 있으며, 이 구간은 두 점 사이의 거리가 불확실성에 의한 변화가 마진 (margin, ) 보다 작으면, 구해진 변은 계속 최적 경로에 이용 됨을 의미하며, 그렇지 않은 경우에는 최적해 즉, 경로가 바뀌게 됨을 의미한다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (15) |

위의 설명에서처럼 정량화된 불확실성과 민감도를 이용해 강인성을 정의하면 다음과 같이 구할 수 있다. 이는 비용의 불확실성 분포를 민감도 구간만큼 적분한 것으로써 불확실성과 민감도를 모두 고려해 해의 강인성을 정의하는 것을 볼 수 있다. 이를 통해, 불확실성의 크기와 그 영향을 민감도로 나타내어 강인성을 적절히 평가했다고 할 수 있다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (16) |

3. 시뮬레이션 결과

3.1 초기 경로 생성(Initial searching path)

본 연구에서 사용된 초기 경로 생성 알고리즘의 성능 검증을 위해 시뮬레이션을 실행해보았다. 운동체는 총 16대로 8대의 최대속도가 2.5m/s의 무인선과 8대의 최대속도가 5m/s의 무인기로 구성했다. 모든 운동체의 센서 범위는 동일하게 반지름이 15m인 원으로 가정했다. 필드는 가로 길이 100m, 세로 길이 100m인 정사각형에 30개의 작업이 임의의 위치에 고정되어 있다. 결과 비교를 위해 필드를 정사각형으로 4등분하여 각각의 4분면을 무인선 2대와 무인기 2대로 잔디 깎이 패턴으로 수색을 해보았다.

|  |
| --- |
|  |
|  |

몬테카를로 시뮬레이션을 100번 실행해본 결과, Fig 에서 볼 수 있듯이 잔디 깎이 패턴보다 위상제어와 퍼텐셜 필드법을 사용한 알고리즘이 작업을 더 빨리 찾는 것을 볼 수 있다. 다만 잔디 깎이 패턴은 필드 전체를 수색하기 때문에 모든 작업을 찾지만 현 알고리즘에서는 모든 운동체들이 논리적 이웃들로 무리로 움직이기 때문에 필드의 구석은 수색하지 못한다. 하지만 초기 수색 작업의 목적은 한정된 시간 안에 충분히 많은 작업들을 감지하는 것이기 때문에 완성도보다 속도가 더 중요하다. 그런 의미에서 본 알고리즘의 완성률이 더 급격하게 올랐기 때문에 초기 수색에서는 잔디 깎이 패턴 경로보다 우위에 있다고 볼 수 있다.

|  |
| --- |
|  |
|  |

현 알고리즘이 잔디 깎이 패턴보다 더 빨리 오를 수 있는 이유는 커버리지가 더 넓기 때문이다. 위상제어를 해서 논리적 이웃만 물리적 이웃으로 만들게 되면 희박(sparse)한 연결망이 생기게 되고 센서 범위가 겹치는 넓이가 줄어들기 때문이다. 반면에 다수 이동체를 이용한 잔디 깎이 패턴에서는 센서 범위가 완전히 겹치는 시나리오도 발생하기 때문에 Fig 에서처럼 오르내림 현상이 나타난다.

또한 최대 속도가 다른 이종 시스템에서 속도가 더 높은 운동체가 더 빠른 탐색을 하고 느린 운동체가 뒤에서 확인을 하는 형태라 탐지에 오류가 날 확률이 더 떨어진다. 그리고 잔디 깎이는 모든 운동체들에 모션을 줘야 하지만 현 알고리즘은 무리로 움직이기 때문에 하나의 목적지만 주면 자율적으로 커버리지를 향상 시키면서 수색을 실행한다.

3.2 작업 할당(Task allocation)

3.3 임무 계획(Mission planning)

4. 결론

논문 작성시 참조된 내용은 반드시 Reference 명시하여야 합니다. 그렇지 않을 경우 표절로 간주될 수 있습니다. Reference 작성은 영문 작성이 기본입니다. 다음과 같은 예로 작성되며, IEEE Article Template 표기 방법을 따릅니다[1].

References

[1] Robin R. Murphy, “Introduction,” *Disaster robotics*, MIT press, 2014, ch. 1, pp. 1-19.

[2] Satoshi Tadokoro, “Earthquake Disaster and Expectation for Robotics,” *Rescue Robotics: DDT Project on Robots and Systems for Urban Search and Rescue*, Springer Science & Business Media, 2009, ch. 1, pp. 1-16.

[3] Meuth, Ryan J., Saad, Emad W., Wunsch, Donald C. and Vian, John, “Adaptive task allocation for search area coverage,” *IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA)*, IEEE, 2009, pp. 67-74.

[4] Maza, Ivan, Cavallero, Fernando, Capitan, Jesus, Martinez-de-Dios, Jose Ramiro and Ollero, Anibal, “Experimental results in multi-UAV coordication for disaster management and civil security applications,” *Journal of Intelligent & robotic systems*, vol. 61, no. 1, pp. 563-585, 2011.

[5] Zoltan Beck, W.T. Luke Teach, Alex Rogers and Nocholas R. Jennings, “Collaborative online planning for automated victim search in disaster response,” *Robotics and Autonomous systems*, vol. 100, pp. 251-266, 2018.

[6] Huy X. Pham, Hung M. La, David Feil-Seifer, and Matthew Deans, “A Distributed Control Framework for a Team of Unmanned Aerial Vehicles for Dynamic Wildfire Tracking,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS*), IEEE, 2017, pp. 6648-6653.

[7] Kyle L. Woerner, Michael R. Benjamin, and Henrik Schmidt, “Collaborative Autonomous Multi-vessel Detection, Bounding and Containment for Maritime Environment Disaster,” *OCEANS*, IEEE, 2017, pp. 1-7.

[8] Lynne E. Parker, “L-ALLIANCE: A mechanism for adaptive action selection in heterogeneous multi-robot teams,” *ORNL/TM-13000*, 1995.

[9] Barry L. Brumitt, and Anthony Stentz, “GRAMMPS: A Generalized Mission Planner for Multiple Mobile Robots Unstructured Environments,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 1998, pp. 1564-1571.

[10] Brian P. Gerkey, and Maja J. Mataric, “Sold!: Auction methods for multirobot coordination,” *IEEE transaction on robotics and automation*, vol. 18, no. 4, pp. 758-768, 2002.

[11] M. Cirillo, F. Pecora, H. Andreasson, T. Uras, and, S. Koenig, “Integrated motion planning and coordination for industrial vehicles,” *24th International conference on automated planning and scheduling*, 2014, pp. 463-471.

[12] Barbara Arbanas, Antun Ivanovic, Marko Car, Matko Orsag, Tamara Petrovic and Stjepan Bogdan, “Decentralized planning and control for UAV-UGV cooperative teams,” *Autonomous Robots*, pp. 1-7, 2018.

[13] T. Bektas, “The multiple traveling salesman problem: an overview of formulations and solution procedures,” *Omega*, vol. 34, no. 3, pp. 209-219, 2006.

[14] T. Vidal, T.G. Crainic, M. Gendreau, and C. Prins, “Heuristics for multi-attribute vehicle routing problems: a survey and synthesis,” *European Journal of Operational Research*, vol. 231, no. 1, pp. 1-21, 2013.

[15] Kaarthik Sundar, and Sivakumar Rathinam, “Algorithms for heterogeneous, multiple depot, multiple unmanned vehicle path planning problems,” *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 8, no. 2, pp. 513-526, 2017.

[16] Luca Bertazzi, Francesca Maggioni, “Solution approaches for the stochastic capacitated traveling salesmen location problem with recourse,” *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 166, no. 1, pp. 321-342, 2015.

[17] Lantoa Liu, Dylan A. Shell, “Assessing optimal assignment under uncertainty: An interval-based algorithm,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 30, no. 7, pp. 936-953, 2011.

[18] Sukmin Yoon, and Jinwhan Kim, “Mission planning of multiple heterogeneous unmanned systems for autonomous search in marine environment,” *Proceedings of KSOE*, vol. 34, no. 3, pp. 209-219, 2016.

[19] Sukmin Yoon, and Jinwhan Kim, “Efficient multi-agent task allocation for collaborative route planning with multiple unmanned vehicles,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 3580-3585, 2017.

[20] Sukmin Yoon, and Jinwhan Kim, “Task allocation for multi-vehicle operation under position uncertainty,” *Proceedings of ICROS*, 2018.

저자 약력

|  |  |
| --- | --- |
| C:\Users\ludol\OneDrive\사진\Saved Pictures\증명사진_윤석민.PNG | 윤 석 민  2012 영남대학교 기계공학과 (학사)  2014~현재 한국과학기술원 해양시스템공학 전공 (석사) |

관심분야: 다수 무인 이동체의 임무 계획, 작업 할당, 자율 운항 기술

|  |  |
| --- | --- |
| C:\Users\user\Desktop\GitFolder\mvcollabo\JKRS18_DSR_SY_KD\AppData\Local\Microsoft\DOCUME~1\t\LOCALS~1\Temp\UNI00000928012c.gif | 도 학 기  2011~현재 한국로봇학회 사무원 |

관심분야: 로보틱스

|  |  |
| --- | --- |
|  | 김 진 환  1993 서울대학교 조선해양공학과 (학사)  1995 서울대학교 조선해양공학과 (석사)  2007 Stanford University 항공우주공학 (박사) |

1995~2000 한국기계연구원/한국해양연구원 선박해양공학연구센터(KRISO)/선임연구원

2007~2010 Optimal Synthesis Inc. Research Scientist

2010~현재 KAIST 기계항공공학부 부교수

관심분야: 이동로봇의 항법, 자율 운항 기술