

모바일 엣지 컴퓨팅 기반 무인항공기 네트워크에서 강화학습을 통한 무인항공기와 태스크 매칭 방안 연구

김기태^o 홍충선*
경희대학교 컴퓨터공학과
{glideslope^o, cshong*}@khu.ac.kr

A Study on Matching Between UAV and Task in UAV-Assisted Mobile Edge Computing

요 약

Unmanned Aerial Vehicle(UAV)는 통신기술과 결합하여 미래에 다양한 서비스를 제공할 수 있을 것으로 전망되고 있다. 특히 이동할 수 있다는 장점과 카메라와 같은 기기나 다양한 센서를 부착하여 재난상황에서 모니터링, 스마트시티에서의 교통, 지형 데이터 수집 등 무궁무진한 활용 가능성이 있다. 하지만 UAV는 배터리나 컴퓨팅 리소스의 한계가 있으며 수집된 데이터를 머신러닝과 같은 기법을 이용하여 수행하는 경우에는 배터리 소모뿐 만아니라 적은 컴퓨팅 능력으로 인하여 태스크의 요구사항을 만족시킬 수 없다. 따라서 수집된 데이터를 주변 Mobile Edge Computing(MEC)서버에 수집된 데이터를 전송하여 분석이 가능하다. 따라서 본 논문에서는 임의의 지역에서 다수의 태스크 발생 시 무인항공기의 에너지 소모를 고려한 무인항공기-태스크 매칭 방법을 제안한다.

1. 서 론

무인항공기는 이전에 주로 군사용 감시나 관심지역 촬영 등으로 활용되었지만 최근 무인항공기의 장점과 통신 등, 영상처리 기술의 결합을 통하여 일상생활에서도 다양한 서비스가 등장하고 있다. 예를 들어 아마존이나 DHL과 같은 회사의 무인항공기 택배 서비스[1]가 가장 대표적인 사례이다. 또한 재난지역에서의 생존자 색출이나 탐색 등 인간이 진입할 수 없는 곳에 진입하여 임무를 수행하기도 하고 통신 모듈을 탑재하여 이동하는 기지국으로서 통신 수요가 일시적으로 많은 지역에 통신 서비스를 제공할 수 있다. 따라서 무인항공기의 활용은 어떠한 일을 함에 있어서 효율성과 이동하는 기지국의 사례처럼 추가로 기지국을 설치하지 않아도 필요한 때에 서비스를 제공할 수 있으므로 경제적인 측면 또한 상당한 이점이 있다. 이외에도 무인항공기의 활용은 이전에 볼 수 없었던 다양한 서비스들을 제공할 수 있게 될 것이며 많은 사람들의 삶에 편의를 가져다 줄 것으로 기대된다. 하지만 이러한 무인항공기의 가장 큰 문제는 배터리 짧은 배터리 수명으로 오랜 시간 동안 지속적인 서비스를 제공할 수 없다는 점이다. 현재 우리 일상생활에서 흔하게 접할 수 있는 소형 무인항공기 ‘드론’의 평균

비행시간은 대부분 최대 25~30분이다. 따라서 재난지역에서의 생존자 탐색, 24시간 감시 임무, 다수의 임무 발생으로 이동해야하는 거리가 많을 경우 여러 대의 무인항공기가 필요하고 자주 교체되어야 한다. 또 다른 문제점 중 하나는 무인항공기의 적은 컴퓨팅 자원이며 데이터 수집·분석 시나리오에서 보통 영상이나 사진과 같은 데이터 분석이 주류를 이루는데 이는 주로 기계학습 알고리즘 기반의 분석을 필요로 한다. 이 또한 적은 컴퓨팅 자원의 무인항공기가 직접 분석을 한다면 처리시간의 증가와 빠른 배터리 소모로 인하여 앞서 언급하였던 배터리 제약 문제와 더불어 무인항공기를 활용한 태스크 처리 효율성의 저하를 가져오게 된다.

따라서 앞서 언급한 문제들을 해결하기 위한 방안의 연구가 필요하며 본 논문에서는 그 첫 번째 단계로 무인항공기와 어떠한 임의의 지역에서 태스크 발생 시 에너지 효율을 고려한 태스크와 무인항공기의 매칭 방법을 제안한다. 논문 [2]에서는 모바일 사용자의 태스크 오프로딩 시 최적의 서비스를 제공할 수 있는 노드 선택 기법이 제안되었으며 앞서 무인항공기를 이용해 수행되었던 [3]에서는 무인항공기의 현재 위치만 고려되었으며 MEC서버와 무인항공기의 숫자가 항상 같을 때 1:1 매칭만을 고려하고 있다. 또한 [4]에서는 태스크의 숫자와 무인항공기의 숫자가 같을 때만을 고려한다. 따라서 본 논문에서는 무인항공기의 마지막 위치와 한 대의 무인항공기가

이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2015-0-00567, 유무선 통합 네트워크에서 접속 방식에 독립적인 차세대 네트워크 기술 개발) 또한 이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2019-0-01287, 분산 엣지를 위한 진화형 딥러닝 모델생성 플랫폼). *Dr. CS Hong is the corresponding author

하나 이상의 태스크를 수행하는 시나리오를 고려한다.

2. 관련 연구

2.1 Mobile Edge Computing

Mobile Edge Computing(MEC)란 기지국과 액세스 포인트와 같은 모바일 사용자의 가까이에 컴퓨팅 자원을 위치시켜 모바일 기기에서 처리하기에 무리가 있는 태스크들을 오프로딩 시킬 수 있으며 콘텐츠 캐싱을 통하여 멀리 위치한 서버까지 가지 않더라도 가까운 곳에서 콘텐츠를 전송받을 수 있는 분산 컴퓨팅 방법이다. 하지만 이런 MEC 서버의 자원 또한 유한함으로 이를 효율적으로 사용하는 것 또한 굉장히 중요하다. 또한 모바일 사용자가 오프로딩 시 가장 가까운 MEC서버가 항상 최적의 서비스를 제공할 수 없다. 현재 MEC 서버의 혼잡도와 네트워크 상태가 영향을 미치기 때문이다.

2.2 Deep Q-Learning

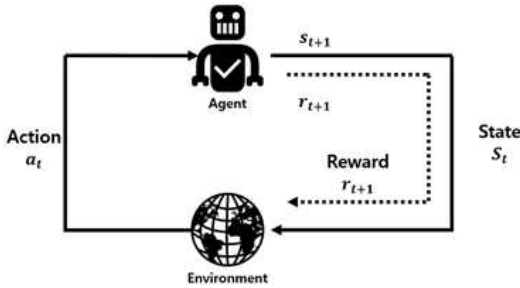


그림 1. 강화학습

Deep Q-Learning은 강화학습의 일종으로 Agent가 현재 상황을 관찰 후 특정한 Action을 취하게 되고 이러한 Action에 따라서 보상을 받음으로서 가장 보상을 크게 받을 수 있는 정책(Policy)를 학습하는 방법이다. 따라서 Q-Learning에서는 최적화 하려는 변수를 이용해 올바른 보상함수를 계산하는 것이 가장 중요하다.

3. 제안사항

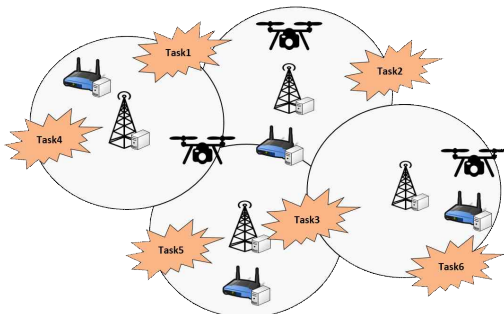


그림 2. 시스템 모델

그림2는 제안하는 논문에서의 시스템 모델을 나타낸다. 먼저 임의의 지역에서 무인항공기 숫자보다 많은 Task가 발생하고 무인항공기 주변에는 연결 가능한 MEC서버를

탑재한 액세스 포인트와 기지국이 있다.

3.1 Task Clustering & Trajectory Optimization

본 논문에서 무인항공기의 고도는 같고 각각의 Task의 발생 위치와 무인항공기의 위치는 500X500 2차원 평면을 고려한다. 태스크의 개수가 무인항공기의 개수보다 많을 경우 무인항공기는 하나 이상의 태스크를 수행해야 한다. 따라서 먼저 태스크 클러스터링 이후에 태스크 클러스터와 무인항공기의 매칭을 고려한다. 또한 무인항공기의 에너지 소모는 이동거리와 관련이 있다. 따라서 같은 태스크 클러스터링 안에서도 얼마나 효율적이게 이동하느냐에 따라 에너지 소모량을 최소화 할 수 있다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위하여 Travelling Salesman Algorithm[3]을 활용하여 이동거리를 최소화 한다. 또한 무인항공기 이동시 에너지 모델은 아래의 수식1로 나타낼 수 있다.

$$E_{flying} = \frac{P_{flying}^{min}}{\eta} \cdot d$$

수식 1. 무인항공기의 에너지 소모 모델[5]

$$P_{flying}^{min} = (v' + v \sin \beta) T$$

수식 2. 무인항공기 이동을 위한 최소에너지[5]

$$T = mg + f_d$$

수식 3. 무인항공기의 속도 v' 를 위한 추진력[5]

수식1에서 무인항공기의 에너지소모는 이동거리 d와 연관이 있다. 수식2,3은 수식1을 유도하기 위한 수식이다 [5]. 무인항공기 에너지 소모 모델로서 무인항공기의 속도, 공기 밀도, 중력가속도 뿐 아니라 무인항공기의 프로펠러의 각도까지 고려하여 다양한 형태의 프로펠러 각도를 가진 무인항공기를 고려할 수 있다.

3.2 Q-Learning Based UAV-Task Cluster Matching

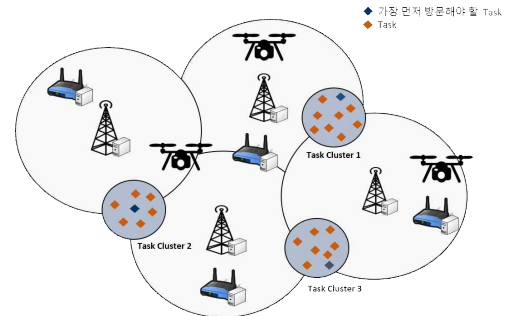


그림 3. 태스크 클러스터와 무인항공기 매칭

다음 단계는 클러스터링 된 태스크 클러스터와 태스크를 순차적으로 수행할 무인항공기를 Q-Learning을 이용하여 매칭 한다. 그림4는 예시로서 클러스터링 된 태스크와 먼저 이동해야할 노드를 나타낸 그림이다. 여기서 수식 4와 같이 보상함수 계산을 위하여 무인항공기와 태

스크 클러스터와에서 가장 먼저 방문할 Task의 위치, Travelling Salesman Algorithm을 통해 구한 태스크 클러스터 내에서의 이동거리, 마지막 태스크 종료 후 무인항공기의 마지막 위치까지의 이동거리를 고려한다. 이에 역수를 취하여 이동거리가 작을수록 많은 보상을 받을 수 있도록 하고 매칭 조합을 통하여 Reward의 기댓값이 가장 큰 조합을 찾는 정책을 학습하게 된다. 여기서 각각의 거리는 2차원 평면에서 유클리드 거리를 통해 거리를 구한다.

$$Reward = \frac{1}{Distance_{UAV-Task} + Distance_{task} + Distance_{task-last}}$$

수식 4. 보상함수

따라서 본 논문에서 고려한 Q-Learning을 위한 State, Action은 아래 표1과 같이 정리할 수 있다.

구분	내용
State	1. UAV의 현재 위치 2. Task 클러스터에서 첫 번째 방문해야할 Task의 위치 3. UAV의 마지막 위치
Action	무인항공기와 Task 클러스터 매칭

표 1. Q-Learning의 State와 Action

4. 실험결과

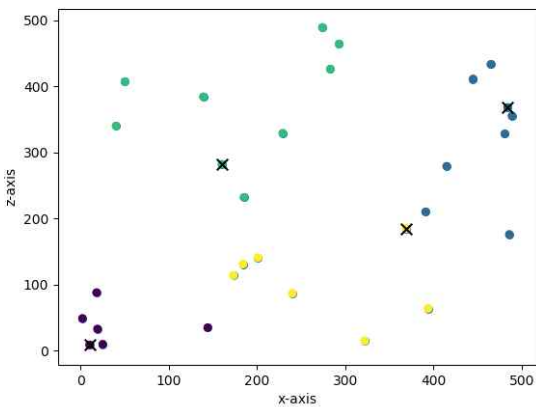


그림 4. UAV와 태스크 클러스터 매칭

그림4와에서 X는 UAV를 나타내고 점은 태스크를 나타내며 실험을 무인항공기가 Task에 매칭 후 처음 방문해야 하는 Task로 이동한 모습이다. 실험을 위하여 Python과 강화학습 라이브러리인 Keras를 이용해 500X500평면에 무작위 위치에 50~100개의 태스크와, 4대의 무인항공기를 생성하고 무인항공기의 숫자와 같은 수인 4개로 태스크들을 클러스터링 후 제안한 방법을 적용하였다.

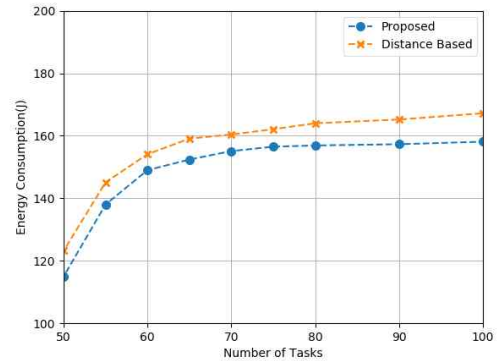


그림 5. 거리기반 매칭과 에너지 소모량 비교

그림5는 무인항공기가 가장 가까운 클러스터와 매칭 된 후 클러스터 내의 태스크를 처리할 때 매번 가장 가까운 거리를 우선으로 순회하며 태스크를 수행하였을 소모되는 무인항공기들의 에너지의 평균 소모량과 제안한 방법을 통한 매칭 시 소모되는 에너지의양의 평균을 나타낸다. 제안한 방법으로 매칭 하였을 때 무인항공기가 최소 거리를 이동하게 되므로 에너지 소모가 더 적음을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 임의의 위치에서 발생하였을 때 무인항공기가 이동하여 데이터를 수집 후 인접한 MEC서버와 협력해야 할 때 무인항공기의 배터리 소모를 고려한 강화학습 기반 태스크와 무인항공기 매칭 방법을 제안하였다. 무인항공기의 배터리 소모는 무인항공기의 이동거리와 관련이 있으며 이에 착안하여 Q-Learning의 보상함수를 이동거리를 통해 계산하였다. 실험결과 가장 가까운 거리만을 찾아가 임무를 수행할 때 보다 에너지 효율이 높음을 확인 하였다. 향후 연구로는 태스크 클러스터링 시 단순 거리뿐만 아니라 태스크의 특성이나 요구사항을 고려한 클러스터링 방법을 고려할 예정이다.

6. 참고문헌

- [1] Amazon.com INC. Amazon Prime Air. Accessed on Apr. 2, 2016.[Online], www.amazon.com/primeair
- [2] 김기태, 홍충선, "기계학습을 이용한 SDN 기반 모바일 서비스를 위한 최적 엣노드 선택 메커니즘", 2018년 한국컴퓨터종합학술대회(KCC 2018), 6.20-6.22, 제주도, 2018
- [3] 김기태, 홍충선, "강화학습을 이용한 UAV-EDGE 협업 태스크 오프로딩 방안 연구", 2019년 한국컴퓨터종합학술대회(KNOM 2019), 05.30.-05.31, 대구, 2019
- [4] Kitae Kim and Choong Seon Hong, "Optimal Task-UAV-Edge Matching for Computation Offloading in UAV-Assisted Mobile Edge Computing," The 20th Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium(APNOMS 2019), Sep. 18-21, 2019, Matsue, Japan
- [5] Joshua K. Stolaroff, Constantine Samaras, Emma R. O' Neill, Alia Lubers, Alexandra S. Mitchell & Daniel Ceperley, "Energy use and life cycle greenhouse gas emmissions of drones for commercial package delivery", Nature Communications9, article number 409, 13 Feburary. 2018.