

그래프 합성곱 신경망과 동적 클러스터링을 활용한 대규모 군집 UAV 통신

김 요 셉*, 신 요 안°

Large-Scale UAV Swarm Communication with Graph Convolutional Network and Dynamic Clustering

Yo-Sep Kim*, Yoan Shin°

요 약

본 논문에서는 대규모 UAV (Unmanned Aerial Vehicle) 군집 네트워크에서 통신 복잡도 증가에 따라 발생하는 통신 효율 저하와 네트워크 지연 문제를 해결하기 위해, 그래프 합성곱 신경망 모델과 동적 클러스터링 및 클러스터 리더 지정을 통한 통신 흐름 재구성 방법을 제안한다. MATLAB 통신 시뮬레이터를 사용한 모의실험을 통해 제안 방법이 통신 성능과 안정성 향상에서 효과적임을 검증하였다.

키워드 : 대규모 UAV 군집 통신, 그래프 합성곱 신경망, 동적 클러스터링, 클러스터 리더 지정, 통신 흐름 재구성

Key Words : Large-scale UAV swarm communication, graph convolutional network, dynamic clustering, cluster leader designation, communication flow reconfiguration

ABSTRACT

In this paper, we propose a method to address communication efficiency degradation and network

latency issues arising from increasing complexity in large-scale unmanned aerial vehicle (UAV) swarm networks. The proposed approach involves a graph convolutional network model combined with dynamic clustering and cluster leader designation to restructure communication flow. Simulations using a MATLAB communication simulator verify the effectiveness of the proposed method in enhancing communication performance and stability.

I. 서 론

최근 UAV (Unmanned Aerial Vehicle) 기술이 빠르게 발전함에 따라, 다중 UAV의 협력 및 군집 비행을 통한 대규모 임무 수행의 중요성이 높아지고 있다. 이에 맞춰 UAV 통신 기술 역시 활발히 연구되고 있으며, 주로 2.4GHz 및 5.8GHz Wi-Fi 대역을 활용한 전통적인 통신 방식 외에도 장거리 통신을 위한 LTE, 5G 네트워크의 활용 방안이 모색되고 있다^[1]. 또한, UAV 간 직접 통신을 가능하게 하는 D2D (Device-to-Device) 통신과 다양한 주파수 대역을 결합한 멀티밴드 통신 기법도 연구되어, 여러 환경에서 UAV 네트워크 성능을 최적화하려는 시도가 이어지고 있다^[2]. 그러나 기존 Wi-Fi 대역을 사용하는 UAV 네트워크에서 통신 복잡도가 증가함에 따라, 대규모 UAV 군집의 통신 효율 저하와 네트워크 지연 증가 문제가 발생한다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해, 실시간으로 변화하는 군집 UAV 통신 환경에서 통신 자원을 효율적으로 관리하고, 신뢰성 있는 서비스 품질 (Quality of Service; QoS)을 확보할 수 있는 기술이 요구된다.

본 논문에서는 대규모 UAV 군집 통신 성능을 극대화하기 위해, 그래프 토폴로지 형태의 UAV 관계 데이터를 그래프 합성곱 신경망 (Graph Convolutional Network; GCN)^[3] 모델에 학습시켜 실시간으로 군집 UAV의 통신 성능을 분석한다. 이후 동적 클러스터링 (Dynamic Clustering) 및 최적의 클러스터 리더 (Cluster Leader) 설정을 진행하고, 군집 UAV 네트워크의 통신 흐름을 재구성한다. 이를 통해 통신 범위의 제한으로 인한 성능 저하를 완화하고 네트워크 전체의

※ 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2025-RS-00258639)

• First Author : (ORCID:0009-0008-5163-4122) School of Electronic Engineering, Soongsil University, yosep@soongsil.ac.kr, 학생 (석사), 학회회원

° Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-4722-6387) School of Electronic Engineering, Soongsil University, yashin@ssu.ac.kr, 정교수, 종신회원

논문번호 : 202411-275-A-LU, Received November 8, 2024; Revised November 30, 2024; Accepted November 30, 2024

통신 효율성을 높여, 보다 신뢰성 있는 대규모 군집 UAV 네트워크 운영 방법을 제안한다. 또한, 클러스터링 전후 군집 통신 성능을 비교하여 네트워크 성능 향상을 검증한다.

II. GCN 모델 학습 및 학습 데이터 세트

본 논문에서는 UAV 간 통신에 주로 사용되는 5.8GHz Wi-Fi 통신 환경을 가정하고, 참고 문헌 [3]에서 오픈소스로 제공된 UAV 좌표 데이터를 반영하여 MATLAB 시뮬레이터로 1km 반경 내 100~400개 UAV가 랜덤하게 균일 분포된 환경을 생성하고, 각 연결에 통신 성능 지표를 포함한 100개의 시뮬레이션 데이터 세트를 구성하였다. 통신 성능 지표는 전송률 (Throughput), 지연 시간 (Latency), 패킷 손실률 (Packet Loss), 신호대잡음비 (Signal-to-Noise Ratio; SNR)로 구성되며, 각 통신 지표는 UAV 간의 거리를 기반으로 계산된다. 또한, 각 UAV 데이터에 통신 안정성 지표 추가를 위해 잔여 전력 (Remaining Power)을 추가하였다. 모델 복잡도를 줄여 학습 효율을 높이고 학습 목표를 명확히 설정하기 위해, 측정 결과를 다음 과정을 통해 QoS로 통합하였다. 먼저, 지연 시간, 패킷 손실률, SNR 지표를 사용하여 신호 강도 및 통신 품질을 반영하고, 잔여 전력과 전송률을 가중치로 사용해 네트워크 안정성과 데이터 전송 효율성을 반영해 각 통신 지표를 QoS 단일 값으로 통합하였다. 이후 QoS는 모델의 출력 데이터로 사용된다. 이 과정을 통해 구성한 총 3,556,375개의 Edge Data로 이루어진 그래프 토폴로지 형태의 데이터를 학습 데이터로 사용하였다.

위 과정을 통해 구성된 학습 데이터는 GCN 딥러닝 모델 학습에 사용하였다. GCN 모델은 노드 간의 연관 관계를 잘 반영하는 특징이 있어, UAV 군집 내에서 UAV 간 관계를 효과적으로 학습하는 데 적합하다^[3]. 표 1에는 GCN 모델 학습에 사용된 하이퍼파라미터를 정리하였다. 이 모델은 각 UAV의 좌표와 연결 관계를

입력값으로 사용하고, 전송률, 패킷 손실률, UAV 간 거리 및 잔여 전력을 관계별 특성 변수로 활용한다. 모델에 사용된 데이터 셋은 0.75(학습):0.25(테스트)로 분할하여 사용하였고, 모델은 동적으로 움직이는 UAV 군집에서 QoS를 예측하여 잔여 전력을 고려한 핵심 UAV를 식별하며, 예측 결과 가운데 높은 QoS를 가진 UAV를 클러스터 리더로 지정하여 동적 클러스터링 및 통신 흐름 재구성에 사용된다.

III. 동적 클러스터링 및 통신 흐름 재구성

실시간으로 변하는 UAV 군집의 특성상, 이러한 변화를 정확히 반영하기 위해 클러스터 개수를 유동적으로 설정하는 과정이 필요하다^[4]. 이를 위해, 그림 1에 도시한 것과 같이 밀도 기반 클러스터링 (Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise; DBSCAN)을 먼저 진행하여, 동적 UAV 군집의 밀도에 따라 실시간으로 클러스터 수를 도출한다^[5]. 이

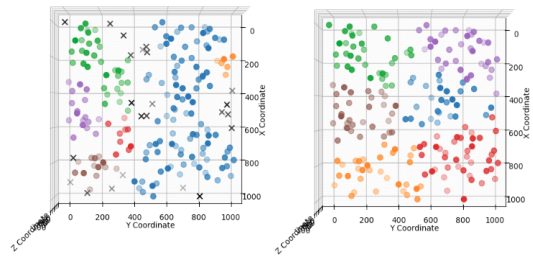


그림 1. 동적 클러스터링 과정
Fig. 1. Dynamic Clustering Process

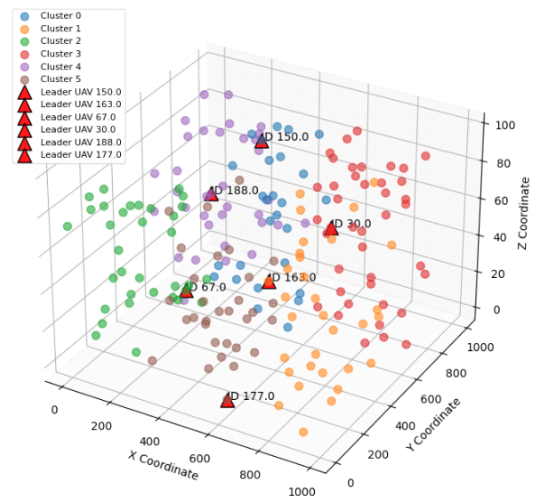


그림 2. 클러스터 리더 지정
Fig. 2. Cluster Leader Designation

표 1. GCN 학습 하이퍼파라미터
Table 1. Hyperparameters used in GCN training

Model parameter	Value
Number of hidden layers	64
Number of parameters	4550
Activation function	Relu
Optimizer	Adam
Learning rate	0.01
Epoch	1500

후 클러스터의 수가 결정되면 이에 맞춰 UAV 군집에 K-Means 클러스터링을 적용하여 효율적인 네트워크 운영을 가능하게 하였다.

위 과정에 따라 구성된 각 클러스터는 통신 흐름 재구성에 사용된다. 그림 2는 각 클러스터 내부에서 가장 높은 QoS를 가진 리더 UAV를 나타내며^[6], 클러스터 내부 UAV들은 수집한 데이터를 리더 UAV에게만 송신하고 리더 UAV는 클러스터 간 통신과 클러스터-지상 간 통신을 담당한다. 이러한 통신 흐름 재구성은 네트워크 전반의 통신 혼잡도를 완화하고 통신 지연을 효과적으로 감소한다.

IV. 모의실험 결과

제안 방식에 의한 통신 성능 향상을 확인하기 위해, 본 연구에서는 Python과 MATLAB 통신 시뮬레이터를 사용하여 실험을 진행하였다. 실험 데이터는 학습 데이터 생성에 기반한 원본 오픈소스 UAV 데이터를 사용하였으며, GCN 모델은 Python의 PyTorch, PyTorch Geometric과 Scikit-Learn 라이브러리 등을 사용하여 구현하였다. 학습된 모델을 통해 예측된 실험 데이터의 클러스터 리더 및 동적 클러스터링과 통신 흐름 재구성을 MATLAB 시뮬레이터로 진행하였다.

실험은 UAV 군집에서 임의의 UAV를 선택하고 선택된 UAV와 가장 멀리 떨어진 UAV와의 통신을 클러스터링 전후로 모의실험 하여 전송률, 지연 시간, PDR(Packet Delivery Ratio)을 계산하였다.

클러스터링 이전 통신은 그림 3과 같이 5.8GHz Wi-Fi 무선통신 환경을 가정하고, 임의로 선택한 송신 UAV에서 가장 거리가 먼 UAV를 찾아서 모의실험을 진행한 결과를 나타낸다. 또한, 클러스터링 이후 통신은

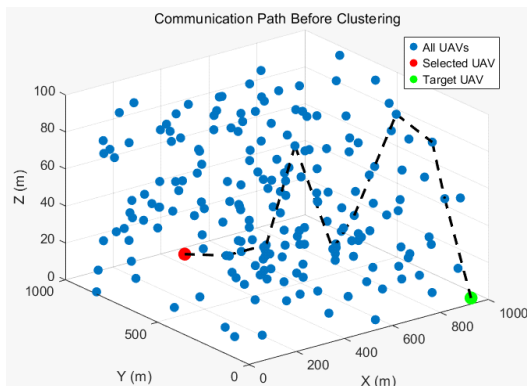


그림 3. 클러스터링 전 통신 경로
Fig. 3. Communication Path Before Clustering

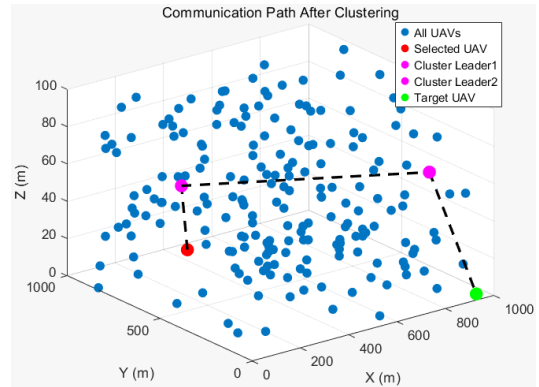


그림 4. 클러스터링 후 통신 경로
Fig. 4. Communication Path After Clustering

그림 4와 같이 임의로 선택한 송신 UAV가 속한 클러스터 리더와 먼저 통신을 진행하고, 이후 가장 먼 UAV가 속한 클러스터 리더와 통신한 후 최종적으로 가장 먼 UAV와 통신하는 모의실험 결과를 나타낸다. 제안 방식의 클러스터링 전후 통신 성능을 용이하게 비교하기 위해, 그림 5에 실험 결과를 그래프 형태로 정리하였다.

모의실험 결과를 통해, 제안된 통신 흐름 재구성 방식을 수행하였을 때, 전송률과 PDR은 시뮬레이션 환경에서 이미 최대 성능에 가까운 수준이었기에 개선 효과가 제한적이지만 군집 UAV의 통신 지연 시간이 200~250msec 감소하는 뚜렷한 개선 효과를 확인하였다. 이를 통해 GCN 딥러닝 모델을 사용한 동적 클러스터링 및 통신 경로 재설정 방식의 통신 성능 및 안정성 향상을 검증하였다.



그림 5. 클러스터링 전후 성능 비교
Fig. 5. Performance Comparison Before and After Clustering

V. 결 론

본 논문에서는 대규모 UAV 네트워크 환경의 복잡도가 증가함으로 인해 발생하는 통신 효율 저하와 네트워크 지연 문제를 해결하기 위해, GCN 딥러닝 모델과 QoS를 반영한 동적 클러스터링 및 클러스터 리더 지정 기법을 결합하여 통신 흐름을 재구성하는 대규모 UAV 군집 통신 기법을 제안하였다. 모의실험 결과를 통해, 기존 UAV 통신 방식과 제안 방식을 비교했을 때 제안 방식이 높은 성능을 보이는 것을 확인하였고, 단순 성능 향상뿐 아니라 각 UAV의 잔여 전력을 QoS에 반영하여 높은 통신 안정성도 확보하였다.

향후 활용도를 높여 Wi-Fi 통신 환경 이외에도 현재 연구되는 다양한 주파수 대역 환경의 지원 및 클러스터 리더의 통신 장애, 전력 하락, 파손 등 문제 발생 시 실시간 동적 클러스터 리더 지정 관련 연구⁷⁾ 등을 진행할 예정이다.

References

- [1] L. Gupta, R. Jain, and G. Vaszkun, "Survey of important issues in UAV communication networks," *IEEE Commun. Surv. & Tuts.*, vol. 18, no. 2, pp. 1123-1152, 2nd Quarter 2016. (<https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2495297>)
- [2] P. Li, L. Wang, W. Wu, F. Zhou, B. Wang, and Q. Wu, "Graph neural network-based scheduling for multi-UAV-enabled communications in D2D networks," *Digital Commun. & Netw.*, vol. 10, no. 1, pp. 45-52, Feb. 2022. (<https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.05.014>)
- [3] Z. Mou, F. Gao, J. Liu, and Q. Wu, "Resilient UAV swarm communications with graph convolutional neural network," *IEEE J. Sel. Areas in Commun.*, vol. 40, no. 1, pp. 393-411, Jan. 2022. (<https://doi.org/10.1109/JSAC.2021.3126047>)
- [4] M. Park, S. Lee, and S. Lee, "Dynamic topology reconstruction protocol for UAV swarm networking," *Symmetry*, vol. 12, no. 7, p. 1111, Jul. 2020. (<https://doi.org/10.3390/sym12071111>)
- [5] M. Ester, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," in *Proc. KDD '96*, pp. 226-231,

Portland, USA, Aug. 1996.

- [6] X. Xia, Y. Yan, Z. Li, D. Meng, L. Xia, and C. Chen, "A survey of UAV clustering algorithm," in *Proc. ICACT 2022*, pp. 191-196, Pyeongchang, Korea, Feb. 2022. (<https://doi.org/10.23919/ICACT53585.2022.9728826>)
- [7] G. Kang and O. Shin, "Spectral efficiency maximization for UAV communication systems based on ground-aerial NOMA," *J. KICS*, vol. 48, no. 1, pp. 12-22, Jan. 2023. (<https://doi.org/10.7840/kics.2023.48.1.12>)