

# 최소 신장 트리를 이용한 UAV 기반 분산 연합학습 집계 전략: 거리 가중치 이용한 접근법

김건희, 박현희\*  
명지대학교

ghkim919@mju.ac.kr, \*hhpark@mju.ac.kr

## UAV-based decentralized federated learning aggregation strategy using minimum spanning trees: Approach using distance weights

Geon Hui Kim, Hyunhee Park\*  
Myongji Univ.

### 요약

본 논문은 무인 항공기(Unmanned Aerial Vehicles, UAV)를 활용한 연합학습(Federated Learning, FL)에 대한 새로운 분산형 접근 방식을 제안하고 평가한다. 이 연구는 Ad-hoc 네트워크 환경에서 UAV 간의 최소 신장 트리(Minimum Spanning Tree, MST)를 기반으로 분산 연합학습을 수행함으로써 데이터 이질성 문제와 높은 대역폭 요구 사항을 극복한다. 시뮬레이션 결과, MST 기반 분산 연합학습 방법은 기존 연합학습 대비 학습 정확도는 유사하면서도 시간을 최대 40%까지 단축된 것을 확인했다. 향후 다양한 환경을 적용하여 학습 소요시간과 모델 정확도 성능을 향상하는 연구를 진행할 예정이다.

### I. 서론

최근 몇 년 동안, 무인 항공기 (Unmanned Aerial Vehicle) 기술은 급속한 발전을 이루며 다양한 분야에서 주목받고 있다. [1]-[2] 이러한 발전은 특히 컴퓨팅 성능의 발전과 밀접한 관련이 있다. 고성능 프로세서와 5G Massive-MIMO, Dual Connectivity 등 다양한 통신 기술의 발전으로 UAV 는 더욱 복잡하고 다양한 작업을 수행할 수 있게 되었다. 이는 농업, 측량, 감시, 그리고 재난 구조와 같은 분야에서 UAV 의 적용 가능성을 크게 확장시켰다. 또한, 기계 학습 및 딥러닝 분야에서의 발전은 UAV 가 이전에는 불가능했던 방식으로 데이터를 처리하고 분석하는 데 기여했다.

중요한 것은 연합학습 (Federated Learning)[3] 의 도입이다. 연합학습은 다수의 장치가 로컬 데이터를 기반으로 학습을 수행하고, 학습된 모델을 중앙 서버에서 집계하여 처리하는 방식이다. 이러한 접근 방식은 UAV 를 이용한 학습에서 특히 유용하다. 하지만 연합학습을 UAV 환경에 적용하는 것은 많은 도전과제에 직면한다. 연합학습의 특징인 중앙 집중식 서버의 높은 의존성은 불안정한 UAV 환경에서는 학습 중단과 모델 성능 저하 같은 취약점을 만든다. 장애가 빈번한 환경에서 분산형 연합학습 (Decentralized Federated Learning) 기법은 빠른 집계를 충족할 수 있는 유망한 접근법으로 주목받고 있다. [4] 하지만 이러한 분산 메커니즘은 데이터 이질성에 의한 영향을 받을 수 있고 많은 라운드 프로세스 상 더 높은 대역폭 자원을 요구한다. 앞서 말한 FL 과 DFL 의 문제해결을 위해 본 논문에서는 UAV 의 Ad-hoc 네트워크 환경에서 최소

신장 트리 (Minimum Spanning Tree) 기반의 분산 연합학습 방법을 제안한다.

### II. 본론

#### 2.1 시스템 모델

본 논문에서 UAV 의 시스템 구조는 에드혹 (Ad-hoc) 네트워크와 메시 토폴로지 (Mesh Topology) 환경을 기반으로 한다. 시스템 모델은 그림 1 과 같다.

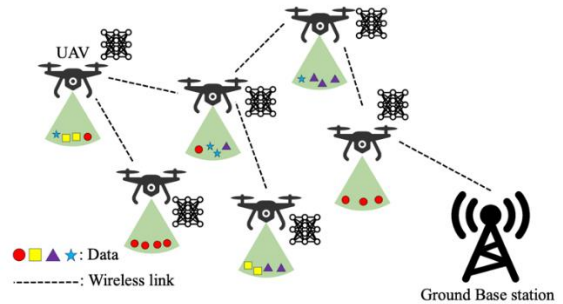


그림 1. 시스템 모델

그림 1 에서 보는 지상 기지국과 연합학습을 수행하는 UAV 들, 그리고 로컬 학습을 위한 데이터로 구성된다. UAV 는 학습 중 특정 위치에서 정지 비행하며 학습을 진행한다. 각 UAV 는 집합  $U$  로 표현되며,  $U = \{1, 2, 3, \dots, u\}$  로 정의된다. 로컬 학습에 사용되는 데이터는 집합  $D$  로 표현한다. 본 논문에서는 이질적 데이터를 사용하여 로컬 트레이닝을 수행한다고 가정한다. 네트워크 가중치 그래프 생성과 관계 센터로의 보고를 위해 최소 한 대 이상의 UAV 가 인근 기지국을

통해 관계 센터로 연결되어 있다고 가정한다. 무선 링크 네트워크 집합은  $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$  로 표현되며,  $\mathcal{V}$  는 UAV 집합인  $\mathcal{U}$ ,  $\mathcal{E}$  는 UAV 간 무선 링크 집합을 나타낸다.  $w(i, j)$  는  $i, j \in \mathcal{V}$  UAV 간 직접 데이터 전송이 가능한 통신 전력의 가중치를 나타낸다.  $\mathcal{G}$  를 이용하여 MST 생성 시 거리에 따른 가중치 테이블을 이용하여 트리를 업데이트한다.

## 2.2 제안 기법

각 UAV는 Algorithm 1을 따라 연합 학습을 진행한다. 학습 후 모델 집계를 Prim 알고리즘 방식을 이용하여 MST를 생성하고 이를 통해 모델을 집계한다.

### Algorithm 1: MST Federated Learning

**Input:** 학습률  $\eta$ , UAV 집합  $\mathcal{U}$ , 전체 라운드  $\mathcal{R}$   
**Output:**  $\mathcal{M}^{r+1}$

- 1: 모든 UAV 에 대해 글로벌 모델 파라미터 초기화  $m_u^0 \leftarrow \mathcal{M}^0$
- 2: **For**  $r \leftarrow 1$  to  $\mathcal{R}$  **do**
- 3:     **For**  $u \in \mathcal{U}$  병렬로 실행
- 4:          $m_u^r \leftarrow m_u^{r-1} - \eta \nabla \mathcal{L}(m_u^{r-1}, \mathcal{D}_u)$
- 5:     **End if**
- 6:     **For**  $u \in \mathcal{U}$  병렬로 실행
- 7:          $\mathcal{P}, \mathcal{C} \leftarrow PPT(u)$
- 8:          $m_{sum}^r \leftarrow m_u^r, count_{node} \leftarrow 1$
- 9:          $c \in \mathcal{C}$  데이터 수신  $m_{sum}^r \leftarrow m_{sum}^r + m_c^r, count_{node} \leftarrow count_c$
- 10:          $\mathcal{P}$ 로  $m_{sum}^r, count_{node}$  전송
- 11:         **If**  $\mathcal{P} = \emptyset$  **then**
- 12:              $m_u^{r+1} \leftarrow \frac{1}{count_{node}} m_{sum}^r$
- 13:             모든  $c \in \mathcal{C}$ 로 갱신된 글로벌 파라미터 전송
- 14:         **Else**
- 15:              $\mathcal{P}$ 로부터 갱신된 글로벌 파라미터 수신,  
 $m_u^{r+1} \leftarrow m_p^{r+1}$
- 16:         **End if**
- 17:     **End if**
- 18: **End if**

알고리즘 1. MST Federated Learning

## 2.3 시뮬레이션 및 평가

MFL 은 시뮬레이션을 위하여 Python, tensorflow 환경에서 시뮬레이션을 진행하였다. 학습에 참여하는 UAV 는 총 10 대이다. 데이터는 MNIST 숫자 데이터를 이용하였다. 데이터가 이질적 특성을 가지게 하기 위하여 한 데이터를 0~9 까지 숫자별로 4  $|U|$  개의 shard 로 나누어 각 UAV 에 랜덤으로 4 개의 숫자 종류를 배정하였다. 로컬 학습에서는 convolutional neural network (CNN) 을 이용하여 이미지 분류 학습을 수행한다. 비교를 위하여 기존의 연합학습과 분산연합학습 방법 중 하나인 gossip 평균을 이용한 학습을 사용한다.

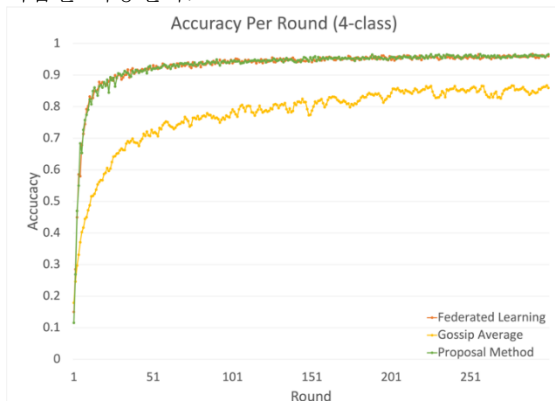


그림 2. 라운드 별 정확도

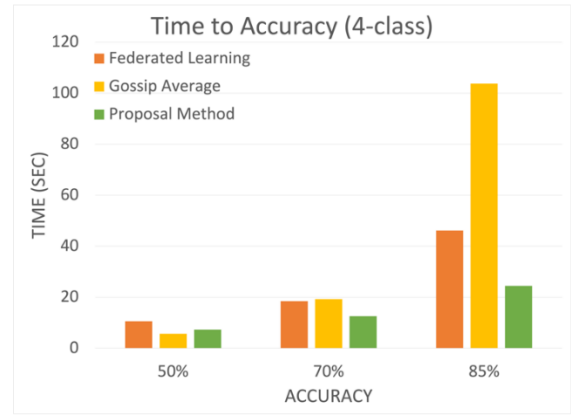


그림 3. 학습 정확도 달성을 위한 소요시간 시뮬레이션 결과 학습 정확도의 경우 제안기법이 기존의 연합학습과 비슷한 정확도를 보이면서도 시간 측면에서는 목표 시간까지 최대 40%의 시간을 절약하는 결과를 확인할 수 있다.

## III. 결론

본 논문은 UAV 환경에서 연합학습을 적용 시 생길 수 있는 문제에 관하여 MST 기반 분산 연합학습 방법을 제안하고 평가하였다. 트리 구조를 활용하여 좀 더 효율적이고 집계에 걸리는 시간을 단축할 수 있었다. 시뮬레이션 결과 학습 소요시간을 최대 40% 단축 가능하였다. 향후 본 논문을 기반으로 UAV 학습에 다양한 시나리오를 적용하여 학습 소요시간 단축과 같은 성능을 향상시키는 연구를 진행할 예정이다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단과 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022R1A2C2005705, 분산 머신 러닝 기반 지능형 플라잉 기지국을 위한 AI-MAC 프로토콜, No. 2021-0-00990, 설명가능한 인공지능 기반 무선랜 네트워크 시스템 고도화 핵심 기술 연구)

## 참고 문헌

- [1] Alzenad, M., El-Keyi, A., Lagum, F., and Yanikomeroglu, H. "3-D placement of an unmanned aerial vehicle base station (UAV-BS) for energy-efficient maximal coverage." In IEEE Wireless Communications Letters, '6, pp. 434-437, May. 2017.
- [2] Zeng, Y., Wu, Q., and Zhang, R. "Accessing from the sky: A tutorial on UAV communications for 5G and beyond." In Proceedings of the IEEE, '107, pp. 2327-2375, December. 2019
- [3] Konečný, J., McMahan, H. B., Yu, F. X., Richtárik, P., Suresh, A. T., and Bacon, D. "Federated learning: Strategies for improving communication efficiency." 2016, (<https://research.google/pubs/pub45648>)
- [4] Lian, X., Zhang, C., Zhang, H., Hsieh, C. J., Zhang, W., & Liu, J. "Can decentralized algorithms outperform centralized algorithms? a case study for decentralized parallel stochastic gradient descent." Advances in neural information processing systems, '30. 2017,
- [5] Hu, C., Jiang, J., & Wang, Z. "Decentralized federated learning: A segmented gossip approach." arXiv preprint arXiv:1908.07782. Aug 2019,