

Beyond 5G(B5G)를 위한 공중 통신 플랫폼 : 인공지능기반 기법 중심으로

| 작 성 | 경희대학교 홍 충 선(cshong@khu.ac.kr)

- 『AI Network Lab 인사이트』 는 인공지능, 클라우드, 5G 등 4차 산업혁명의 핵심인 지능정보기술과 네트워크 신기술에 대한 동향을 간략하고 심도 있게 분석한 보고서입니다.
- 본 연구보고서는 과학기술정보통신부의 방송통신발전기금조성사업, 한국지능정보사회진흥원의 초연결지능형연구개발망 구축·운영사업의 연구과제 결과이며, 한국지능정보사회진흥원/한국능률협회와 공동 기획 하였습니다.
- 본 보고서의 내용의 무단 전제를 금하며, 가공인용할 때는 반드시 출처를 『 한국지능정보사회진흥원(NIA) 』 이라고 밝혀 주시기 바랍니다.
- 본 보고서의 내용은 한국지능정보사회진흥원의 공식 견해와 다를 수 있습니다.

발 행 처 한국지능정보사회진흥원

발 행 인 문용식

기 획 한국지능정보사회진흥원 지능형인프라본부
공공인프라팀

보 고 서 온라인 서비스 www.nia.or.kr



Contents

보고서 주요 내용

I. B5G와 공중 통신 플랫폼 개요	4
II. 인공지능 기반의 공중 통신 플랫폼 최적화	7
2.1 인공지능 기반의 최적화 기법	7
2.2 공중 통신 플랫폼에서의 통신 최적화	9
III. 인공지능을 위한 공중 통신 플랫폼 구조	12
3.1 분산형 기계 학습 개요	12
3.2 공중 통신 플랫폼에서의 분산 학습	16
IV. B5G를 위한 공중 통신 플랫폼 발전 방향	18
V. 결론	19
참고문헌	20

주요 내용

I. Beyond 5G(B5G)와 공중 통신 플랫폼 개요

현재 5세대 이동 통신 (5G) 무선 액세스 네트워크의 환경은 다양한 이기종의 사물 인터넷(Internet of Things, IoT)들을 네트워크로 연결하고 과거 4세대 이동 통신 (4G) 셀룰러 네트워크와 달리 최소 1000배의 트래픽 볼륨, 1000억 개의 연결된 무선 장치 및 안정성, 대기 시간, 배터리 수명 등에 대한 다양한 요구에 대해 지원할 수 있다. 오늘날 IoT의 인기는 다가오는 5G/Beyond 5G(B5G) 기반의 무선 네트워크에 대한 모바일 데이터 트래픽의 급증을 유발했다. 보고서 [1]에 따르면 전 세계 모바일 트래픽은 2028년까지 1 zettabyte/mo 에 도달할 것으로 예측된다. 이는 현재 통신 인프라가 막대한 트래픽 수요에 직면하게 하고 자본 투자 및 운영 비용 증가 측면에서 통신 사업자에게 큰 부담을 줄 것이다. 이러한 증가하는 수요를 충족하기 위해 초기에는 Heterogeneous Network(HetNet)와 같은 다양한 소형 셀 구성에 초점이 맞추어져 있었다 [2].

그러나 통신 수요가 급변하는 지역, 재난 구호 및 서비스 복구가 필요한 긴급 상황에서 지상 기반 통신 인프라는 높은 운영비용과 효율적이지 못한 통신 서비스를 제공한다. 해당 문제를 극복하기 위해 무인 항공기(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)를 활용한 지능형 공중 통신 플랫폼은 미래 무선 네트워크의 세 가지 중요 요구(eMBB, URLLC, 그리고 MMTC)를 효과적으로 제공할 수 있는 새로운 패러다임으로 간주되고 있다 [3]. 예를 들어 공중 통신 플랫폼을 통한 셀룰러 네트워크의 통신 보안을 통해 경기장, 공연장과 같이 통신 수요가 급격히 과부하 되는 상황에서 eMBB를 만족시킬 수 있다 [4]. 또한, 공중 통신 플랫폼은 재난이 발생한 지역에서 네트워크 서비스 복구를 제공할 수 있고, URLLC가 필요한 기타 비상 상황을 처리하는 중심 역할을 담당할 수 있다 [5]. 결과적으로 공중 통신 플랫폼은 5G/B5G 무선 네트워크에서 중요한 구성 요소이다.

공중 통신 플랫폼은 5G/B5G 네트워크에서 기존 셀룰러 네트워크, Wireless Sensor Networks(WSNs) 및 IoT 성능과 효율을 크게 향상시킬 수 있는 잠재력을 가지고 있다. 무선 통신 측면의 관점에서 무인 항공기는 일반적으로 높은 트래픽 수요 및 과부하 상황에서 지상 통신 수요자에게 통신 서비스를 제공/향상하기 위해 통신 장치를 장착하여 공중 통신 플랫폼(예: 공중 기지국 또는 이동 중계기)으로 사용할 수 있다 [6]-[7]. 그리고 통신 장치뿐만 아니라 소형 컴퓨팅 장치를 장착하여 무인 항공기와 같은 공중 플랫폼에서 Multi-Access Edge Computing(MEC)와 같이 사용자들에게 캐싱 및 컴퓨팅 서비스를 제공할 수 있다 [8]. 이와 같이 목적에 맞게 다양한 장치 또는 센서를 장착하여 다양한 응용 프로그램 및 목적을 위해 사용될 수 있다. 결과적으로 지상 통신 셀룰러 네트워크를 대체/보완할 수 있는 공중 통신 플랫폼의 주요 속성을 요약하면 다음과 같다.

- **Line-of-Sight(LoS) 연결**

공중에서 통신을 지원하는 것은 지상 통신에 비해 LoS 연결을 통해 지상 사용자를 연결할 확률이 높다. 따라서 장거리에도 통신 손실이 작아 매우 안정적인 전송이 가능하다.

- **동적 배치 능력**

앞서 언급했듯이 공중 통신 플랫폼은 위치가 고정된 지상 통신 인프라와 달리 실시간 요구에 따라 동적으로 위치를 이동하여 실시간 요구를 효율적으로 대응할 수 있다. 또한 LoS 연결의 확률을 더 높일 수 있는 지역이나 통신 음역 지역에 배치되어 안정적이고 넓은 범위에서 통신을 보장할 수 있다.

- **공중 통신 플랫폼 간의 군집 네트워크**

군집화 된 공중 통신 플랫폼은 확장 가능한 다중 네트워크를 형성하고 지상 사용자에게 유리한 통신 연결 및 서비스를 제공할 수 있습니다. 높은 유연성과 신속한 프로비저닝 기능을 갖춘 다중 공중 통신 플랫폼 네트워크는 빠르고 효과적인 방식으로 통신을 복구하고 확장할 수 있는 솔루션이다.

이러한 장점들을 가지고 있는 공중 통신 플랫폼이지만 실제로 운용을 함에 있어 몇 가지 제약들이 존재한다. 일반적으로 많이 사용되는 UAV와 같이 배터리와 프로펠러가 달린 기기부터 열기구 기반의 플랫폼까지 공중 통신 플랫폼에도 다양한 종류의 플랫폼이 존재한다. 각각 장단점을 가지고 있는데 예를 들어 UAV는 다른 공중 플랫폼들에 비해 빠르고 정확한 동적 배치가 가능하지만, 배터리 이슈로 인해 장시간 비행이 어렵다. 반대로 열기구 기반의 플랫폼은 장시간 비행에 특화되어 있지만 UAV와 달리 빠르고 정확한 동적 배치가 어려운 단점을 가지고 있다 [9]. 따라서 제공하고자 하는 서비스에 맞게 공중 플랫폼을 선택하는 것도 중요하다. 그리고 각각의 단점을 최대한 보완하기 위해 다양한 알고리즘들이 적용될 수 있는데 이 때, 사용되는 알고리즘은 빠르고 정확하게 최적화를 가능하게 해야 한다. 따라서 최근에는 인공지능 (AI) 기반의 방법을 통해 여러 제약 사항에 대한 최적화를 하는 연구들이 진행되고 있다 [10]. AI 기반의 방법은 초기 학습에 걸리는 시간은 기존의 수치적 알고리즘보다 오래 걸리지만 한번 학습이 완료된 모델은 하드웨어에 따라 입력과 동시에 최적 값을 도출할 수 있는 장점을 가지고 있다.

또 다른 측면에서 B5G 네트워크는 언제 어디서나 데이터를 효율적으로 수집·통신·분석해 혁신적이고 지능적인 서비스를 구축하기 위해 첨단화된 인공지능 기반 기능을 포함할 것으로 예상된다. 하지만 모든 데이터를 한 곳에 모아 학습하는 중앙형 서버 기반의 전통적인 기계학습으로는 개인 보안, 하드웨어 과부하 등으로 인해 불가능하다. 따라서 학계와 연구소, 그리고 각 AI기업의 학습모델 생성 관련 연구방향은 로컬 데이터를 전송할 필요 없는 분산형 기계학습 프레임워크로 점차적으로 이동하고 있다 [11]. 이러한 분산형 기계학습에서도 공중 통신 플랫폼은 이동형 엣지 컴퓨터로써 사용자와 가까운 곳에서 학습된 모델을 수집하고 군집 간 모델 교환/학습을 통해 학습 효율을 극대화할 수 있다.

다음으로 본 이슈 보고서에서는 인공지능과 공중 통신 플랫폼 간의 상호보완적인 시스템 모델에 대해 다루고자 한다. 먼저 인공지능 기반의 공중 통신 플랫폼 최적화에서는 공중 통신 플랫폼을 운용함에 있어 발생하는 최적화 문제와 그것을 해결하기 위한 인공지능 기반의 방법을 소개한다. 그리고 인공지능을 위한 통신 플랫폼 구조에서는 다수의 기기들의 로컬 데이터들의 전송 없이 학습 모델을 교

환하며 학습을 하는 분산형 기계학습에 대해 소개하며 그것을 효율적으로 가능케 하는 통신 플랫폼 구조에 대해 소개한다. 마지막으로 본 이슈 보고서에서 다루지 않은 B5G를 위한 공중 통신 플랫폼의 발전 방향 및 연구 토픽에 대해서 다룬다.

II. 인공지능 기반의 공중 통신 플랫폼 최적화

공중 플랫폼 기반의 네트워크는 지상 무선 네트워크와 비교하여 매우 동적인 네트워크 토폴로지, 궤도 또는 위치, 약한 연결 통신 노드와 같은 많은 고려 사항들을 가지고 있다. 또한, 전력 공급이 제한되기 때문에 비행시간을 연장하기 위해서 효율적인 경로 계획 및 배터리 일정과 관련하여 항공 시스템의 에너지 효율적인 설계가 필요하다. 일반적으로 이동성 및 도플러 편이가 증가하면 데이터 전송에서 서비스 품질(QoS)이 상대적으로 감소할 수 있다 [12]. 따라서 안정적으로 원하는 성능 메트릭을 달성하기 위해서는 공중 통신 플랫폼의 통신 조건을 데이터 전송 속도와 품질에 맞게 조정해야 한다. 그러나 기존 통신 네트워크 최적화에 사용되었던 수치 기반 또는 Heuristic 기반의 최적화 기술은 동적으로 변하는 공중 플랫폼 기반의 통신 환경에서 대응할 수 있도록 최적화를 할 수 없는 한계를 가진다. 결과적으로 인공지능은 다른 기존의 최적화 방법과 달리 빠르고 정확한 의사 결정을 통해 적절한 통신 자원 최적화를 할 수 있는 핵심 기술이다.

2.1 인공지능 기반의 최적화 기법

AI는 인간을 대신하여 작업을 수행하기 위해 기계를 프로그래밍하는 과학 기술이다. 자율 주행 차량, 음성 인식, 기계 번역 및 최근 무선 통신을 포함하여 AI와 관련된 많은 연구들이 진행 중이다. 또한, AI 기술 중 기계의 의사 결정 메커니즘을 인간의 배움과 같이 학습하는 기계학습(Machine Learning, ML)은 하드웨어가 발전한 지금 더욱 많이 연구 및 활용되고 있다. ML은 IoT 통신과 같이 수많은 기기종의 장치가 동적이고 예측할 수 없는 방식으로 네트워크 자원을 최적화해야 하는 시나리오에서 솔루션을 제공할 수 있다 [13]. 이러한 의미에서 새로운 유형의 통신 서비스의 다양한 요구 사항에 대처하기 위해서는 전체 네트워크에서 ML 기반의 지능적인 관리가 수행되어

야 한다. 결과적으로 우리는 ML을 통해 공중 통신 플랫폼과 같이 동적으로 변하는 통신 환경에서 네트워크 자원들을 자율적으로 실시간 관리할 수 있을 것이다.

일반적으로 ML의 학습 방법은 패턴 인식 프레임워크를 기반으로 인간의 개입 없이 환경 변화에 적응하기 위해 일련의 데이터 또는 과거의 좋은 작업 시퀀스 간의 상관관계를 활용하는 것이다. 분명히 무선 네트워크 운영 측면에서 ML 프레임워크는 네트워크 요소가 무선 채널 동작, 트래픽 패턴, 사용자 상태 및 장치 위치와 같은 다양한 통신 관련 상태를 모니터링, 학습 및 예측할 수 있는 이점을 가진다 [14]. ML은 크게 지도 학습(Supervised Learning), 준지도학습(Semi-supervised Learning), 비지도학습(Unsupervised Learning), 강화학습(Reinforcement Learning, RL)으로 범주를 나눌 수 있고 각 학습에 대한 설명은 아래와 같다.

- **지도학습(Supervised Learning):** 지도 학습 알고리즘은 입력과 그에 대응하는 출력을 모두 가지고 있는 데이터 셋을 학습하여 새로운 입력에 대해 알맞은 출력을 할 수 있도록 학습한다. 따라서 이러한 지도학습은 학습에 대한 출력, 즉 레이블이 지정된 데이터가 충분히 갖추어진 상태에서만 사용할 수 있다.
- **비지도학습(Unsupervised Learning):** 비지도 학습 알고리즘도 훈련을 위해 사용할 데이터 셋이 필요 하지만 레이블이 포함되지는 않아도 된다. 이러한 비지도학습은 데이터들 간의 상관관계를 파악하는 클러스터링 또는 패턴 검색에서 사용된다.
- **준지도학습(Semi-supervised Learning):** 준지도학습의 이름에는 절반을 뜻하는 ‘semi-’가 붙지만, 실제로 이 학습방식에는 위에서 언급한 레이블링 된 데이터와 레이블링 되지 않는 데이터가 모두 사용된다. 준지도학습에서는 한 쪽의 데이터에 있는 추가 정보를 활용해 다른 데이터 학습에서의 성능을 높이는 것을 목표로 하는데 분류 분야를 보면 기존 지도학습 데이터에 레이블링 되지 않은 데이터 정보를 추가로 사용해 성능을 향상시키고, 클러스터링 분야에서는 새로운 데이터를 어느 클러스터에 넣을지 결정함에 있어 도움을 얻을 수 있다.

• **강화학습(Reinforcement Learning, RL)**: 강화학습은 해결하고자 하는 환경에서 시행착오를 겪은 데이터를 통해 모델을 학습한다. 강화학습에서 학습의 대상은 에이전트이다. 에이전트는 주어진 환경에서 관측과 행동을 반복하게 되며 그 과정에서 정답에 가까운 행동을 하면 일정 보상을 받게 된다. 결과적으로 에이전트의 정책(Policy)는 더 많은 보상을 얻기 위해 학습을 하게 된다. 일반적으로 학습 데이터가 충분하지 않고 시간에 따른 선택이 필요한 문제에서 강화학습을 사용할 수 있기 때문에 무선 네트워크 최적화 영역의 많은 시스템 모델에서의 솔루션으로 사용되고 있다.

나아가 ML에서 딥러닝(Deep Learning, DL)이라는 학습 알고리즘이 있다. DL은 지능적인 결정을 내릴 수 있는 인공 신경망을 구축하기 위해 수많은 레이어와 노드를 가진 네트워크를 사용한다. 이러한 DL은 학습을 위해 많은 데이터들이 필요하며 학습 과정에서 하드웨어의 높은 능력을 요구한다. 따라서 하드웨어 자체의 성능 향상과 보급이 이루어진 현재 많은 영역에서 DL은 사용되고 있으며 수많은 자원 변수를 최적화하기 위해 다양한 무선 통신 시나리오에서 널리 사용되고 있다.

2.2 공중 통신 플랫폼에서의 통신 최적화

다음으로 공중 통신 플랫폼 기반 네트워크에서 인공지능을 통해 어떻게 최적화했는지 실제 연구 사례를 통해 살펴본다.

연구 [15]의 주요 목표는 다수의 IoT에서의 정보 수집과 그것을 효율적으로 하기 위해 무인 항공기의 경로를 최적화하는 것이다. 해당 환경에서는 일반적으로 고려하는 무인 항공기의 에너지 제약뿐만 아니라 각 IoT 기기들의 계산 지연 시간과 정보의 Age of Information (AoI)를 함께 고려하였다. 경로를 최적화하기 위해 DL을 사용하여 해당 연구의 주요 사항들을 요약하면 다음과 같다.

- ✓ 먼저 에너지와 제약들을 고려하며 컴퓨팅 네트워크에서 효율적인 무인 항공 기지의 경로 최적화 문제를 공식화한다.
- ✓ 다음으로 무인 항공 기지의 경로 최적화를 위해 경험 재생 메모리(experience replay memory)를 사용하는 심층강화학습기술 중 하나인 Deep Q-Learning(DQN)

을 사용한다. 제안하는 모델을 통해 시간에 따른 관찰 가능한 네트워크 상태를 저장 및 사용하여 무인 항공 기지국의 실시간 경로 정책을 얻을 수 있었다. 결과적으로 AoI 및 에너지 효율성 제약 조건에서 경로 최적화 문제를 효과적으로 해결할 수 있는 경험 재생 메모리를 통해 제안된 DQN에 대한 상태, 관찰, 작업 공간 및 보상을 명시적으로 설계하였다. 또한, 제안된 모델은 기존의 DQN과 달리 경험 재생 메모리의 이점을 활용하여 다수의 무인 항공 기지국의 위치를 조정하면서 최적의 궤적 정책을 얻을 수 있었다.

- ✓ 마지막으로 제안하는 방법의 성능 평가 결과에서 경험 재생과 함께 제안된 DQN을 적용하여 얻은 경로 탐색 정책이 기존 접근 방식에 비해 높은 에너지 효율성과 데이터 신선도를 달성함을 보여주었다.

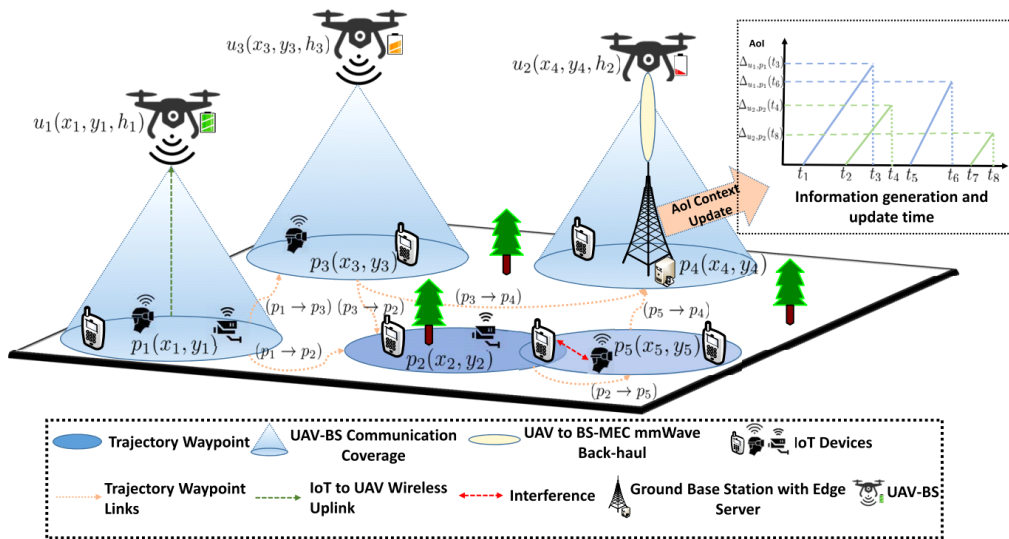


그림 1. 엣지 컴퓨팅 기반의 이기종 무인 항공 네트워크 시스템 모델 [15].

차세대 네트워크는 유비쿼터스 및 높은 데이터 속도 요구를 충족해야 한다. 따라서 연구 [16]에서는 6세대(6G) 통신망에서 테라헤르츠(THz) 지원 무인 항공 기지국의 데이터 처리량과 경로 최적화를 고려한다. 해당 시나리오에서 다중 무인 항공 기지국은 기존 지상망 네트워크와 함께 도시 지역에 주문형 TB/s(초당 테라비트) 서비스를 제공해야 한다. 그러나 THz 지원 무인 항공 기지국은 지상 사용자(Ground User, GU) 연결을 위한 동적 THz 채널 조건 및 GU의 처리량 요구를 충족하기 위한 무인 항공 기지국의 경로 최적화와 같은 몇 가지 새로운 제약이 생긴다. 따라서 공동 무인 항공 기지국과 사용자의 연결 보장, 전송 전력 및 궤적 최적화 문제가 제안되는 이러한 문제

를 해결하기 위한 프레임워크가 제안된다. 해당 연구의 주요 기여는 다음과 같이 요약할 수 있다.

- ✓ 해당 연구의 주요 목표는 무인 항공 기지국의 전송 전력을 최소화할 뿐만 아니라 무인 항공 기지국의 경로 및 GU 연결을 공동으로 최적화하여 무인 항공 기지국과 GU간의 전체 통신 처리량을 최대화하는 것이다.
- ✓ 해당 최적화 문제를 해결하기 위해 기존의 문제를 세 가지 하위 문제로 분리하는 반복 알고리즘을 제안하였다. 균형 K-평균 클러스터링(Balanced K-means Clustering, BKMC)으로 처리되는 GU 연결 하위 문제, 연속 볼록 근사(Successive Convex Approximation, SCA)로 해결되는 전력 제어 하위 문제, 경로 최적화 하위 문제는 반복적으로 해결되는 강화학습 방법의 하나인 Proximal Policy Optimization Deep Reinforcement Learning (PPO-DRL)에 의해 해결된다.
- ✓ 마지막으로 실험 결과는 제안된 알고리즘이 고정된 위치의 무인 항공 기지국으로 전송 전력만 최적화한 경우와 고정된 위치의 무인 항공 기지국으로 무작위 전송 전력을 사용한 경우와 무작위 전송 전력과 최적화된 무인 항공 기지국의 경로만 최적화하는 경우들과 비교하였다. 각 비교 알고리즘들에 비해 최대 10%, 68.9% 및 69.1%의 증가된 데이터 처리량을 보여주었다.

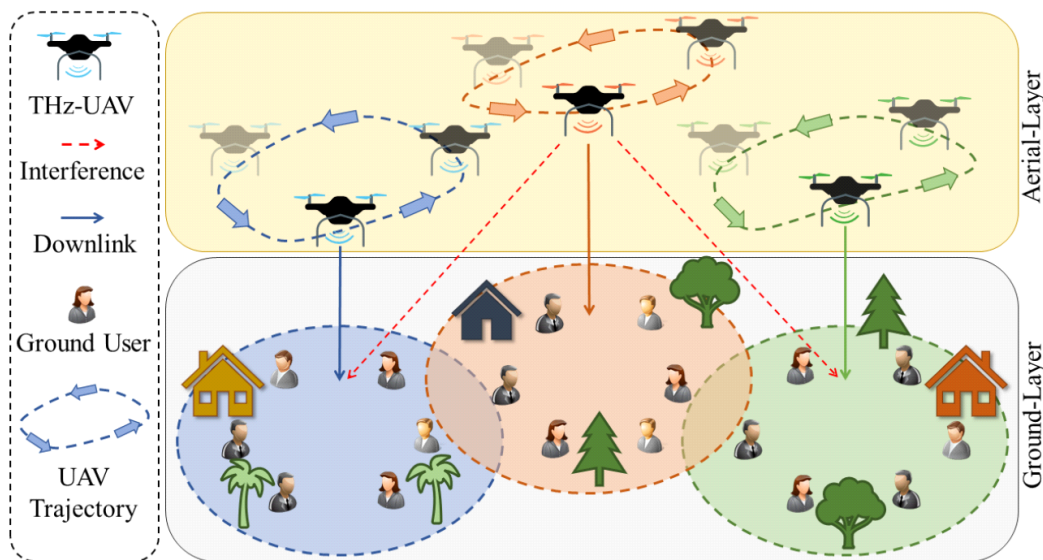


그림 2. THz 기반의 군집 무인 항공 네트워크 시스템 모델 [16].

Ⅲ. 인공지능을 위한 공중 통신 플랫폼 구조

네트워크 산업은 그동안 지속적으로 사용자에게 향상된 통신 속도와 향상된 네트워킹서비스를 제공하며 발전해 오고 있다. 6세대 이동 통신 (6G)는 5세대 이동 통신 (5G)이 제공하는 빠른 "연결(connectivity)"의 개념에서 "연결된 지능"의 개념으로의 전환을 약속하는 5G의 후속 모델이다. 실제로 6G는 언제 어디서나 데이터를 효율적으로 수집·통신·분석해 혁신적이고 지능적인 서비스를 구축하기 위해 첨단화된 인공지능 기반 기능을 포함할 것으로 예상된다. 이와 같은 방향으로 발전하기 위해서는 6G를 유비쿼터스 AI의 개념과 결합함으로써 데이터, 디바이스 또는 애플리케이션 중심에서 네트워킹의 다양한 측면을 인간 중심으로 바꾸어 갈 수 있다. 하지만 중앙 클라우드 기반 서버 아키텍처를 기반으로 하는 전통적인 기계학습 설계로는 유비쿼터스 AI서비스의 꿈을 이루기가 용이하지 않다. 따라서 학계와 연구소, 그리고 각 AI기업의 학습모델 생성 관련 연구 방향은 로컬 데이터를 전송할 필요 없는 분산형 기계학습 프레임워크로 점차적으로 이동하고 있다 [11].

3.1 분산 학습 구조개요

그림 3의 기존의 분산기계학습(distributed machine learning) 또는 파라미터 서버 프레임워크(parameter server framework)[17]은 학습 성능을 개선하고 입력 데이터크기를 확장하기 위한 다중 노드 기계학습 접근 방식이다. 분산학습과 연합학습의 주요 차이점에 대해 논하면, 분산 접근 방식은 로컬 데이터를 수집하고 로컬에서 학습 모델을 훈련하고 학습 매개변수를 서버로 전송하고 파라미터 서버는 서버가 수신한 각 클라이언트 노드의 학습 매개변수를 이용하여 글로벌 모델을 도출한다. 이 글로벌 모델이 각 클라이언트에 전송되지 않는다는 측면에서 연합학습 모델과 다르다.

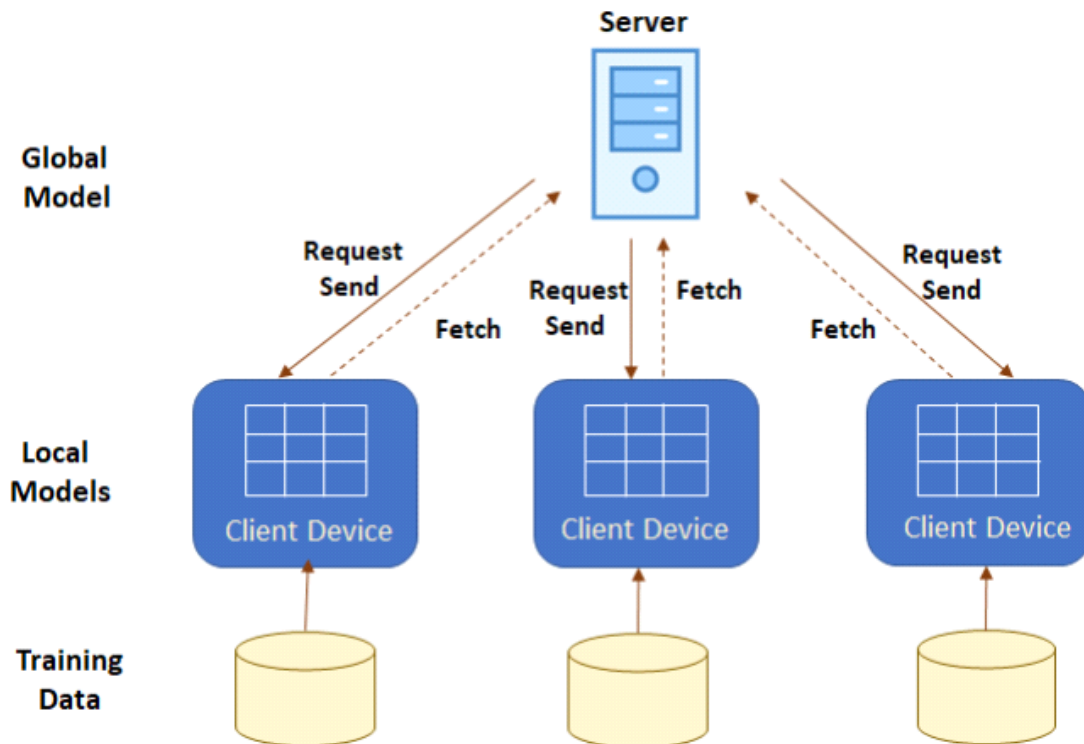


그림 3. 기존 분산 학습 구조.

- 연합 학습(Federated Learning)

연합학습(Federated Learning, FL)은 클라이언트라고 하는 다수의 디바이스에 의해 기계학습모델을 반복훈련 시켜 훈련 결과를 협력적으로 통합하는 분산기계 학습 접근법이다. 연합학습은 글로벌 학습모델을 구축하기 위해 로컬 모델을 통합하는 역할을 하는 중앙 서버로 학습에 참여하는 다수의 모바일 기기가 온-디바이스 학습을 통해 학습된 로컬모델을 공유하는 분산 학습 프레임워크이다 [18]. 또한 연합학습에는 중앙 서버가 반복적으로 학습된 모델의 평균을 사용하여 각 디바이스의 확률적 경사 값 (stochastic gradient)을 통합하는 Federated Averaging (FedAvg) 학습 알고리즘이 사용된다.

연합학습 구조는 하나의 중앙 서버(파라미터 서버)와 클라이언트 집합으로 구성되며, 각 클라이언트는 고유한 로컬 데이터 셋을 가지고 있다. 연합 학습 시나리오는 로컬 모델 업데이트와 글로벌 모델 통합이라는 두 가지 주요 단계로 구성된다. 로컬 모델 업데이트 단계는 로컬 데이터에 대한 기본 손실 함수(loss function)를 최소화하기 위해 클라이언트 장치에 의한 경사하강(gradient descent)

을 계산하는 과정을 말한다. 글로벌 통합(global aggregation)은 서버가 서로 다른 클라이언트 장치로 부터 업데이트된 모델 매개 변수를 수집한다. 이러한 매개 변수를 통합한 다음 클라이언트로 다시 보내는 단계를 수행한다.

최근 머신러닝 연구자들은 학습 성능개선, 차등 개인정보보호(differential privacy), FedAvg 알고리즘의 보안을 강화시키기 위해 새로운 학습 알고리즘 개발에 많은 노력을 기울이고 있다.

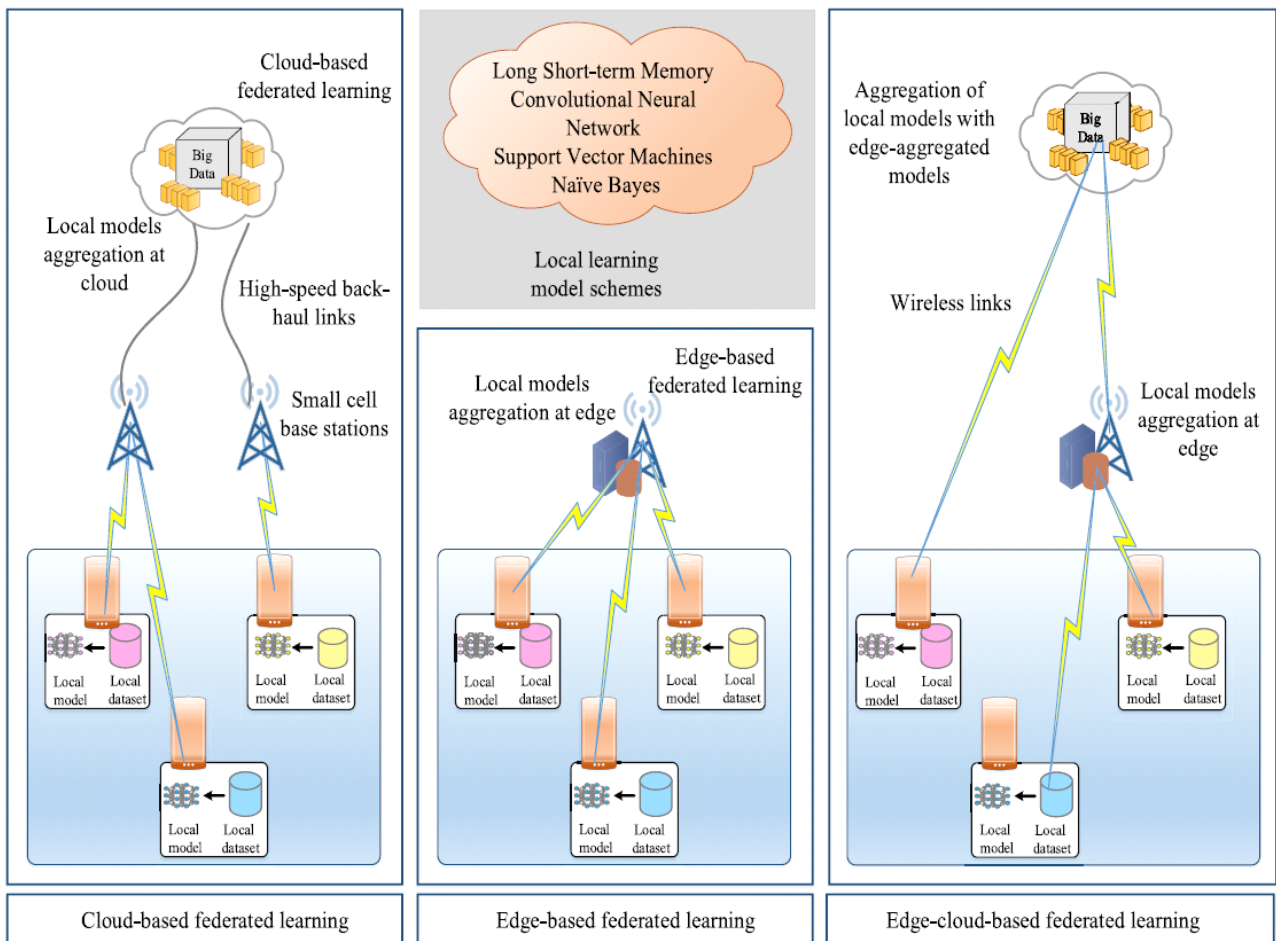


그림 4. 엣지와 클라우드 기반의 연합 학습(Federated Learning) 구조 [18].

• 민주화 학습(Democratized Learning)

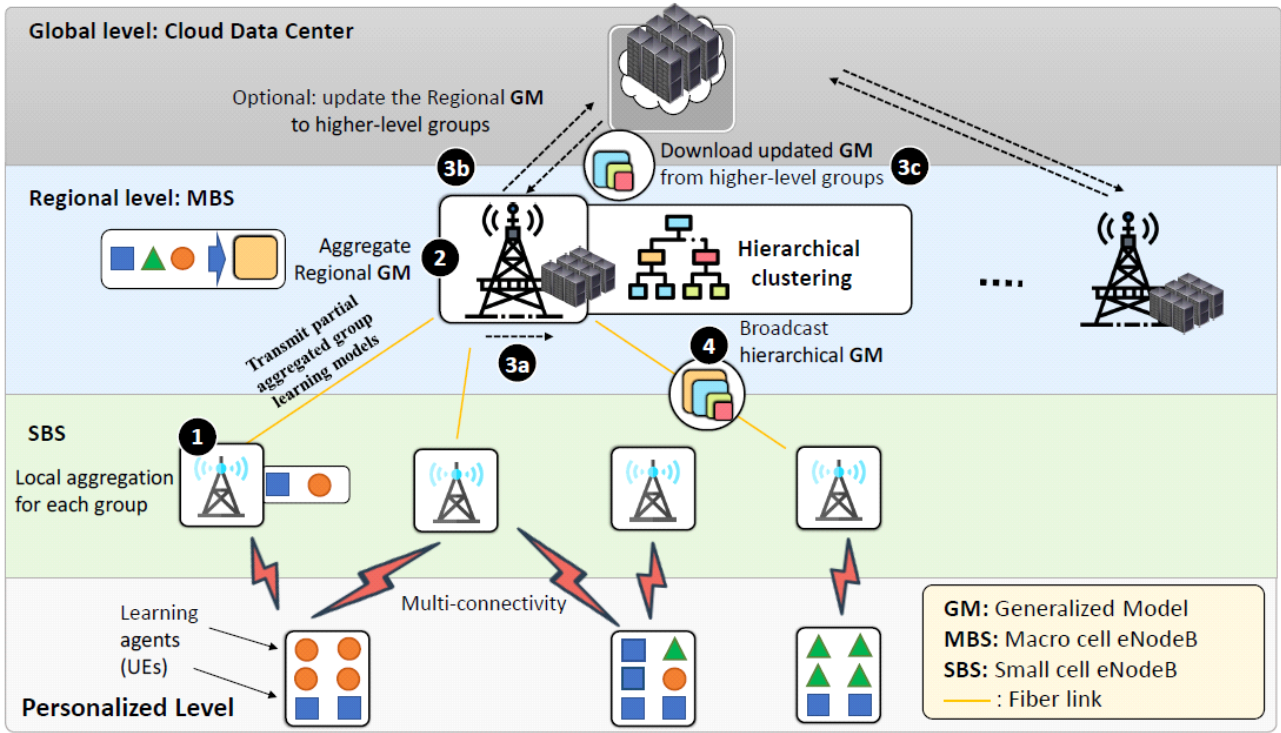


그림 5. 엣지 기반의 민주화 학습(Democratized Learning) 구조 [19].

연합학습과는 달리, 제안된 민주화 학습(democratized learning)의 철학은 생물학적 지능의 일반화(generalization) 및 전문화 (specialization)능력, 대규모 학습 시스템에서 복잡한 과제를 해결하기 위한 사회 및 집단 지성 시스템의 계층 구조를 갖는 분산학습 프레임워크를 말한다[19]. 즉, 민주화 머신러닝 구조 (architecture)는 계층구조를 갖는 분산학습시스템으로 보다 많은 클라이언트가 참여하여 채택한 학습모델이 상대적으로 적은 수의 클라이언트가 참여하여 도출된 학습모델보다 더 좋은 학습 성능을 갖는다는 민주화 사회에서 채택하고 있는 다수결의 원칙을 준용하여 계층적으로 구성된 구조를 말한다.

민주화 AI 학습(Democratized AI, Dem-AI)은 대규모 분산학습 시스템의 자율적으로 구성되는 계층 구조를 갖는 전문화-일반화된(specialized-generalized) 프로세스들로 구성된다. 전문화되고 일반화된 프로세스는 각 에이전트(클라이언트)의 제한된 학습 역량을 이용하여 자신의 데이터를 이용하여 로컬학습을 수행하고 각 계층에서 일반화 모델을 만드는 학습을 수행하는 공통의 목표위해 협력

적으로 동작한다. 각 계층학습모델은 로컬 에이전트로 전이(transfer)되어 로컬 모델이 되는 과정을 갖게 된다.

3.2 공중 통신 플랫폼에서의 분산 학습

다음으로 공중 통신 플랫폼 기반 네트워크 프레임워크에서 분산 학습 연구 적용 사례를 통해 어떤 식으로 학습이 이루어지는지 살펴본다.

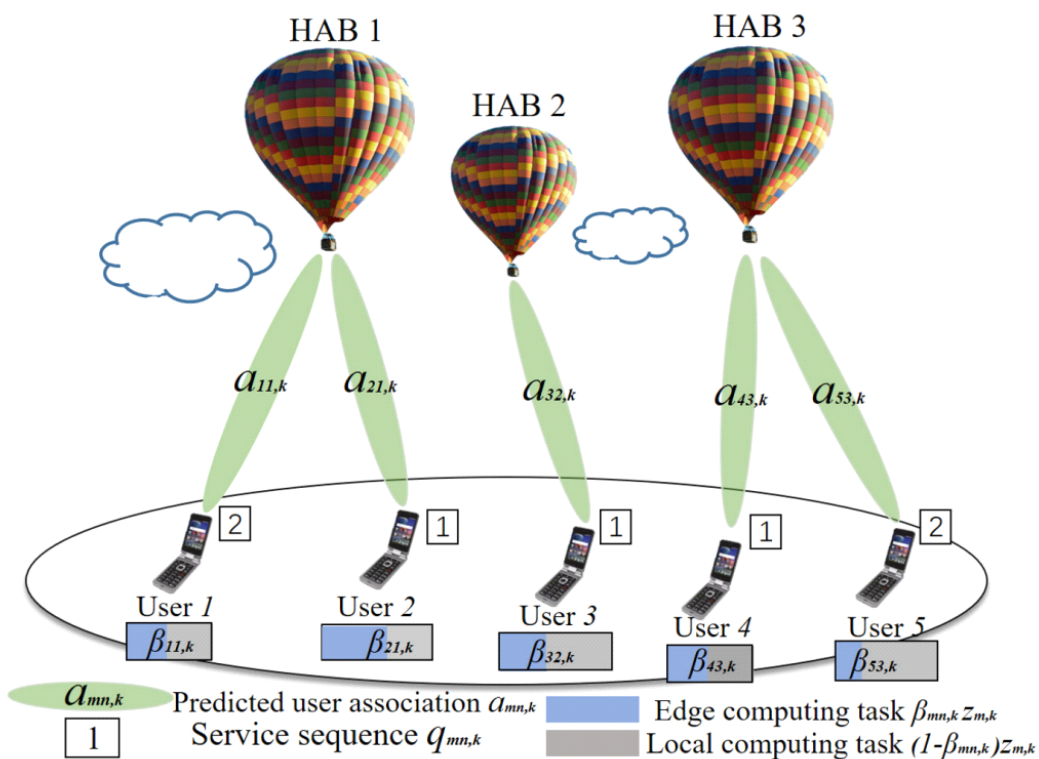


그림 . MEC가 탑재된 HAB를 통한 연합학습 [20].

고고도 풍선(High Altitude Balloons, HAB)은 낮은 배포 비용과 넓은 적용 범위로 인해 미래의 무선 통신 네트워크에 점점 더 많은 관심을 끌고 있다 [21]. 특히, HAB는 광대역 인터넷 접속, 디지털 영상/음성 요청, 긴급 대응 등 다양한 서비스에 활용될 수 있다. 지상 사용자에게 이러한 서비스를 제공하기 위해 [22]-[24]에서 수행된 것처럼 지상 사용자가 생성한 계산 작업을 지상 BS 또는 클라우드로 전송해야 하는 상황에서 무선 백홀 링크를 통해 지상 사용자 데이터를 멀리 떨어진 BS에 중계하는 데 사용할 수 있는 무선 자원이 제한되어 있다. 또한, 장거리 전송에는 상당한 지연이 발생

한다 [25]. 이 때, HAB가 지상 사용자와 기지국 간의 중계 역할을 담당하여 작업 전송 지연을 줄이고 HAB가 계산 작업을 로컬로 처리할 수 있도록 하기 위해 각 HAB에 모바일 에지 컴퓨팅(Mobile Edge Computing, MEC)을 배치할 수 있다 [26]. 특히, MEC가 탑재된 HAB는 멀리 떨어진 기지국에 전송할 필요 없이 지상 사용자로부터 오프로드 된 계산 작업을 직접 처리할 수 있다. 그러나 HAB에 MEC를 탑재하는 것은 계산 작업 처리의 에너지 효율성, 사용자 연결 및 계산 작업 할당과 같은 많은 문제에 직면해 있다.

따라서 이번에 소개할 연구 [21]은 사용자 연관의 정확한 예측을 기반으로 MEC가 탑재된 HAB 네트워크 환경에서 무선 사용자의 에너지 및 시간 소비를 동적으로 최적화하기 위한 새로운 프레임워크이다 해당 연구의 주요 기여는 다음과 같다.

- ✓ 사용자가 시간에 따라 데이터 크기가 다를 수 있는 계산 작업을 요청하는 HAB-MEC 네트워크 환경을 고려한다. 사용자에게 컴퓨팅 서비스를 제공하기 위해 HAB는 최적의 사용자 연결, 서비스 순서 및 작업 할당을 동적으로 결정해야 한다. 이 공동 사용자 연관, 서비스 순서 및 작업 할당 문제는 모든 사용자의 에너지 및 시간 소비의 가중치 합을 최소화하는 것을 목표로 하는 최적화 문제로 공식화된다.
- ✓ 이러한 최적화 문제를 해결하기 위해 Support Vector Machine (SVM) 기반 FL 알고리즘을 제안하여 사용자 연관을 사전에 결정한다. 제안된 SVM 기반 FL 알고리즘을 통해 HAB는 과거 사용자 연결 결과나 각 사용자가 요청한 작업의 데이터 크기를 전송하지 않고 최적의 사용자 연관을 예측할 수 있는 최적의 SVM 모델을 협력적으로 학습할 수 있다.
- ✓ 예측된 사용자 연결 상태가 주어지면 원래의 비볼록 문제는 서비스 순서 최적화 문제와 작업 할당 최적화 문제의 두 가지 하위 최적화 문제로 나뉘며, 이 문제는 반복적으로 해결될 수 있다. 특히, 작업 할당 벡터가 주어지면 최적의 서비스 순서에 대한 폐쇄형 표현을 유도한다. 결과적으로 최적의 서비스 순서가 주어지면 작업 할당 최적화 문제는 선형 계획법으로 해결할 수 있는 조각별 선형 문제로 변환될 수 있다.

IV. B5G를 위한 공중 통신 플랫폼 발전 방향

• 차세대 통신 장비 탑재

현재까지 많은 공중 통신 플랫폼 연구들은 단순 트랜스미터를 장착한 중계기 역할을 하는 모델을 제안해왔다. 앞으로는 Intelligent Reflecting Surfaces (IRSs), Intelligent Omni Surfaces (IOSs)와 같은 차세대 통신 플랫폼을 탑재하는 것을 고려할 수 있다. IRSs와 IOSs는 통신 전파를 반사하거나 원하는 방향으로 전송을 하는 새로운 통신 플랫폼이다 [27]. 이러한 통신 장비 탑재를 고려하면서 더욱 가벼운 통신 장비를 통한 비행시간 증가 및 통신 범위 증가 등의 이점을 얻을 수 있다. 하지만 이러한 통신 플랫폼을 효율적으로 사용하기 위해서는 기존의 문제들과 함께 새로운 통신 플랫폼에 대한 문제(위상 편이, 전력 최적화 등)들을 함께 해결할 수 있어야 한다. 그에 따라 더욱 복잡한 환경에서 통신 자원들을 최적화할 수 있는 알고리즘들이 고려되어야 한다.

• 개선된 인공지능 방법론 적용:

앞서 언급한 내용과 같이 앞으로 자율적이고 효율적인 통신을 위해서는 인공지능을 빼놓을 수 없다. 인공지능은 현재도 많은 진보를 이루고 있고 새로운 학습 방법, 학습 모델에 대한 연구가 진행 중이다. 통신 분야 연구 종사자들 또한 새로운 인공지능 트렌드에 대한 연구, 나아가 새로운 인공지능 방안에 대해서도 많은 연구가 이루어져야 할 것이다. 결과적으로 기존의 통신 분야에서 일반적인 문제를 더 최신 인공지능 방법을 적용하여 통신 성능 향상을 이룰 수 있고 불가능이라고 여겨졌던 시스템 모델들을 인공지능을 통해 재실현될 수 있을 것이다.

• 공중 플랫폼 관련 배터리 문제 극복

에너지 제한은 모든 공중 통신 플랫폼 시나리오에서 필수적으로 고려해야 하는 제약 사항이다. 따라서 에너지 분야에서 새롭게 개발되고 있는 강화된 리튬 이온 배터리 및 수소 연료 전지와 같은 배터리 기술에 대한 적용을 고려해야 한다. 추가로 에너지 하베스팅은 친환경 에너지원(예: 태양 에너지)을 활용하여 비행시간을 연장하는 데 사용될 수 있다 [28]. 그러나 에너지 수확의 효율성은 더 원거리 등의 요인으로 인해 상대적으로 낮다. 따라서 충전 효율을 향상시키기 위해 다중 안테나 기술을 통한 에너지

빔포밍 및 분산 다중점 무선 전력 송신(Wireless Power Transfer, WPT)와 같은 새로운 에너지 전달 기술이 큰 관심을 받고 있다.

- **우주-공중-지상(Space-Air-Ground, SAG) 통합 네트워크 구성**

SAG 통신을 통해 통합 네트워크를 구성하게 되면 지상 네트워크를 통해 도시/교외 지역의 사용자에게 높은 데이터 전송률, 위성 네트워크를 통한 농촌 및 원격 지역의 차량 간 유비쿼터스 연결, 인프라 및 네트워크 정보의 적용 범위 확장을 제공할 수 있다 [29]. SAG 통신 생태계에서 저궤도 위성 및 공중 플랫폼의 높은 이동성은 자유 공간 경로 손실 및 도플러 효과 측면에서 전파 채널 상태를 예측하고 대응할 수 있어야 한다. 그리고 SAG 네트워크와 차량 네트워크 간의 연동 문제에 대처하기 위해서는 효과적으로 설계된 네트워크 아키텍처도 필요하다. 더 나아가, 낮은 대기 시간과 높은 신뢰성으로 데이터 전달을 지원하기 위해서 SAG 전파 채널에 대한 스펙트럼 할당, 링크 스케줄링 및 프로토콜 설계를 조정하는 포괄적인 제어 메커니즘을 고려해야 한다.

V. 결론

본 보고서에서는 B5G로 나아가기 위해 공중 통신 플랫폼과 결합된 네트워크 구조에 대해 논의했다. 그리고 공중 통신 플랫폼을 효율적으로 운용하기 위해 사용되는 인공지능 기반의 방법에 관해 서술하였다. 또한, 분산 학습 기반의 인공지능을 더욱 발전시키기 위한 공중 통신 플랫폼 기반의 시스템 모델에 대해서도 알아보았다. 주요 도전 이슈로는 에너지 제약, 통신 품질 보장, 그리고 경로 및 위치 최적화 등이 포함된다. 결과적으로 본 이슈 보고서는 KOREN 연구 커뮤니티가 혁신적이고 효율적인 미래 인터넷 솔루션을 설계하도록 돕는 이정표가 되는 구조를 제시하였고, 공중 통신 플랫폼 환경에서 어떻게 통신을 효율적으로 최적화하고 또 어떻게 효과적으로 분산 학습할 수 있을지에 대한 주요 방향을 제시한 리포트임을 밝혀둔다.

참 고 문 헌

- [1] Huang, Tongyi, Wu Yang, Jun Wu, Jin Ma, Xiaofei Zhang, and Daoyin Zhang, "A survey on green 6G network: Architecture and technologies," IEEE Access, Vol. 7, pp.175758–175768. Dec. 2019.
- [2] Manap, Sulastri, Kaharudin Dimiyati, Mhd Nour Hindia, Mohamad Sofian Abu Talip, and Rahim Tafazolli, "Survey of radio resource management in 5G heterogeneous networks," IEEE Access, Vol. 8 pp.131202–131223, Jun. 2020.
- [3] Li, Bin, Zesong Fei, and Yan Zhang, "UAV communications for 5G and beyond: Recent advances and future trends," IEEE Internet of Things Journal, Vol. 6, Issue 2, pp. 2241–2263, Dec. 2018.
- [4] 박유민, 홍충선, "UAV-BS 환경에서 서비스 처리량 최대화를 위한 강화학습 기반의 UAV 배치 연구," 정보과학회논문지, Vol. 47, Issue 7, pp.700–706, Jul. 2020.
- [5] Zhao, Nan, Weidang Lu, Min Sheng, Yunfei Chen, Jie Tang, F. Richard Yu, and Kai-Kit Wong, "UAV-assisted emergency networks in disasters," IEEE Wireless Communications, Vol. 26, Issue 1, pp.45–51, Feb. 2019.
- [6] Fotouhi, Azade, Haoran Qiang, Ming Ding, Mahbub Hassan, Lorenzo Galati Giordano, Adrian Garcia-Rodriguez, and Jinhong Yuan, "Survey on UAV cellular communications: Practical aspects, standardization advancements, regulation, and security challenges," IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. 21, Issue 4, pp.3417–3442, Mar. 2019.
- [7] Mishra, Debashisha, and Enrico Natalizio, "A survey on cellular-connected UAVs: Design challenges, enabling 5G/B5G innovations, and experimental advancements," Computer Networks, Vol.182, pp.107451, Dec. 2020.
- [8] Ei, Nway Nway, Madyan Alsenwi, Yan Kyaw Tun, Zhu Han, and Choong Seon Hong, "Energy-efficient resource allocation in multi-UAV-assisted two-stage edge computing for beyond 5G networks," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (Early Access), Feb. 2022.
- [9] Mozaffari, Mohammad, Walid Saad, Mehdi Bennis, Young-Han Nam, and M erouane Debbah, "A tutorial on UAVs for wireless networks: Applications, challenges, and open problems," IEEE communications surveys & tutorials, Vol. 21, Issue 3,

- pp.2334–2360, Mar. 2019.
- [10] Ullah, Zaib, Fadi Al-Turjman, Uzair Moatasim, Leonardo Mostarda, and Roberto Gagliardi, "UAVs joint optimization problems and machine learning to improve the 5G and Beyond communication," *Computer Networks*, Vol. 182, pp.107478, Dec. 2020.
- [11] Park, Jihong, Sumudu Samarakoon, Anis Elgabli, Joongheon Kim, Mehdi Bennis, Seong-Lyun Kim, and Mérouane Debbah, "Communication-efficient and distributed learning over wireless networks: Principles and applications," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 109, Issue 5, pp.796–819, Feb. 2021.
- [12] Yu Min Park, Yan Kyaw Tun, Zhu Han, and Choong Seon Hong, "Trajectory Optimization and Phase-Shift Design in IRS Assisted UAV Network for High Speed Trains," *arXiv preprint arXiv:2107.00857*, Jul. 2021.
- [13] Alsenwi, Madyan, Nguyen H. Tran, Mehdi Bennis, Shashi Raj Pandey, Anupam Kumar Bairagi, and Choong Seon Hong, "Intelligent resource slicing for eMBB and URLLC coexistence in 5G and beyond: A deep reinforcement learning based approach," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 20, Issue 7, pp.4585–4600, Feb. 2021.
- [14] Ayoubi, Sara, Noura Limam, Mohammad A. Salahuddin, Nashid Shahriar, Raouf Boutaba, Felipe Estrada-Solano, and Oscar M. Caicedo, "Machine learning for cognitive network management," *IEEE Communications Magazine*, Vol. 56, Issue 1, pp.158–165, Jan. 2018.
- [15] Abedin, Sarder Fakhurul, Md Shirajum Munir, Nguyen H. Tran, Zhu Han, and Choong Seon Hong, "Data freshness and energy-efficient UAV navigation optimization: A deep reinforcement learning approach," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 22, Issue 9, pp.5994–6006, Dec. 2020.
- [16] Hassan, Sheikh Salman, Yu Min Park, Yan Kyaw Tun, Walid Saad, Zhu Han, and Choong Seon Hong, "3TO: THz-Enabled Throughput and Trajectory Optimization of UAVs in 6G Networks by Proximal Policy Optimization Deep Reinforcement Learning," *arXiv preprint arXiv:2202.02924*, Feb. 2022.
- [17] Wahab, Omar Abdel, Azzam Mourad, Hadi Otrok, and Tarik Taleb, "Federated machine learning: Survey, multi-level classification, desirable criteria and future directions in communication and networking systems," *IEEE Communications*

- Surveys & Tutorials, Vol. 23, Issue 2, pp.1342–1397, Feb. 2021.
- [18] Khan, Latif U., Walid Saad, Zhu Han, Ekram Hossain, and Choong Seon Hong, "Federated learning for internet of things: Recent advances, taxonomy, and open challenges," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Jun. 2021.
- [19] Pandey, Shashi Raj, Minh NH Nguyen, Tri Nguyen Dang, Nguyen H. Tran, Kyi Thar, Zhu Han, and Choong Seon Hong, "Edge-Assisted Democratized Learning Toward Federated Analytics," *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 9, Issue 1, pp.572–588, Jun. 2021.
- [20] Wang, Sihua, Mingzhe Chen, Changchuan Yin, Walid Saad, Choong Seon Hong, Shuguang Cui, and H. Vincent Poor, "Federated Learning for Task and Resource Allocation in Wireless High-Altitude Balloon Networks," *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 8, Issue 24, pp.17460–17475, May 2021.
- [21] Sudheesh, P. G., Mohammad Mozaffari, Maurizio Magarini, Walid Saad, and P. Muthuchidambaram, "Sum-rate analysis for high altitude platform (HAP) drones with tethered balloon relay," *IEEE Communications Letters*, Vol. 22, Issue 6, pp.1240–1243, Dec. 2017.
- [22] Wu, Qingqing, Jie Xu, and Rui Zhang, "Capacity characterization of UAV-enabled two-user broadcast channel," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 36, Issue 9, pp.1955–1971, Aug. 2018.
- [23] Mozaffari, Mohammad, Walid Saad, Mehdi Bennis, Young-Han Nam, and M erouane Debbah, "A tutorial on UAVs for wireless networks: Applications, challenges, and open problems," *IEEE communications surveys & tutorials*, Vol. 21, Issue 3, pp.2334–2360, Mar. 2019.
- [24] Alzidaneen, Ala, Ahmad Alsharoa, and Mohamed-Slim Alouini, "Resource and placement optimization for multiple UAVs using backhaul tethered balloons," *IEEE Wireless Communications Letters*, Vol. 9, Issue 4, pp.543–547, Dec. 2019.
- [25] Liu, Yiming, David Grace, and Paul D. Mitchell, "Exploiting platform diversity for GoS improvement for users with different High Altitude Platform availability," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 8, Issue 1, pp.196–203, Feb. 2009.
- [26] Kimm, Hanke, and Haklin Kimm, "Android payload system development for high-altitude balloons: Capturing periodic images along with GPS and sensor data," In 2016 IEEE XXIII International Congress on Electronics, Electrical Engineering

- and Computing (INTERCON), pp.1–5, Aug. 2016.
- [27] Zeng, Shuhao, Hongliang Zhang, Boya Di, Yunhua Tan, Zhu Han, H. Vincent Poor, and Lingyang Song, "Reconfigurable intelligent surfaces in 6G: Reflective, transmissive, or both?," *IEEE Communications Letters*, Vol. 25, Issue 6, pp.2063–2067, Feb. 2021.
- [28] Yang, Zhaohui, Wei Xu, and Mohammad Shikh-Bahaei, "Energy efficient UAV communication with energy harvesting," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 69, Issue 2, pp.1913–1927, Dec. 2019.
- [29] Yu, Shuai, Xiaowen Gong, Qian Shi, Xiaofei Wang, and Xu Chen, "EC–SAGINs: Edge computing–enhanced space–air–ground integrated networks for internet of vehicles," *IEEE Internet of Things Journal (Early Access)*, Jan. 2021.