

날씨 변화에 따른 저궤도 위성 통신 환경에서의 강화학습 기반 동적 전력 할당

^{1,2}동기창, ^{1,2}김자은, ^{1,2}정영균, ^{1,2}정혜윤, ^{1,2}최민혁, ^{1,2}송형규*

¹세종대학교 정보통신공학과, ²세종대학교 지능형드론융합전공

tongjohn@sju.ac.kr, thinkdana@sju.ac.kr, 20010892@sju.ac.kr, zalfenz@sju.ac.kr,

alsgurkk@sju.ac.kr, *songhk@sejong.ac.kr

Reinforcement Learning-based Dynamic Power Allocation for Low Earth Orbit (LEO) Satellite Communications under Varying Weather Conditions

Ki-Chang Tong, Ja-Eun Kim, Yeong-Gyun Jung, Hye-Yoon Jeong,
Min-Hyeok Choi, Hyoung-Kyu Song*

Department of Information and Communication Engineering, Department of
Convergence Engineering for Intelligent Drone, Sejong University

요약

차세대 6G 통신의 핵심으로 부상하는 저궤도(LEO) 위성 네트워크는 위성의 빠른 이동과 기상 변화에 따른 신호 감쇠 문제로 효율적인 전력 제어가 필수적이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구는 강화학습(RL) 기반의 동적 전력 할당 알고리즘을 제안합니다. 다중 사용자 환경에서 Q-러닝 에이전트가 사용자의 다양한 기상 조건에 맞춰 송신 전력을 최적으로 조절하는 방식이다. 시뮬레이션 결과, 제안된 알고리즘은 기존의 균등 전력 할당 방식보다 현저히 낮은 신호 대 잡음비(SNR)로 목표 비트 오류율(BER)을 달성했으며, 시스템 전체의 평균 BER 성능도 크게 향상시켰다. 이는 강화학습이 제한된 위성 자원을 효율적으로 활용하여 통신 시스템의 안정성과 효율을 극대화할 수 있는 효과적인 해결책임을 보여준다.

I. 서론

5G를 넘어 6G 시대로의 전환이 가속화되면서 통신 기술의 패러다임은 지상 네트워크를 넘어 하늘과 우주로 최근 6G 시대를 맞이하여 저궤도(Low Earth Orbit, LEO) 위성을 활용한 통신 시스템이 전 세계적인 주목을 받고 있다.[1] 저궤도 위성 통신은 지상 네트워크 구축이 어려운 해상, 공중, 오지 등에 음영지역 없는 연결성을 제공하며 재난 상황에서도 통신망을 유지하는 등 다양한 장점을 가진다.[2] 하지만 위성은 탑재된 전력 자원이 한정되어 있어, 다수의 사용자에게 효율적으로 전력을 분배하는 것이 시스템 전체 성능을 좌우하는 핵심 과제이다.

기존의 정적 전력 할당 방식은 모든 사용자에게 동일한 세기의 전력을 할당하거나, 미리 정해진 규칙에 따라 전력을 분배한다.[3] 이 방식은 구현이 간단하지만, 각 사용자가 처한 다양한 통신 환경을 고려하지 못해 자원의 비효율을 초래한다.[4]

이러한 문제를 해결하기 위해, 본 논문에서는 Q-러닝(Q-learning) 알고리즘에 기반한 강화학습 모델을 적용하여 동적 전력 할당 기법을 제안한다. 제안하는 모델은 각 사용자의 채널 상태(날씨)를 실시간으로 파악하고, 전체 시스템의 전력 예산을 초과하지 않는 범위 내에서 최적의 전력 할당 정책을 스스로 학습한다.

본 연구에서는 시뮬레이션을 통해 제안 기법이 전통적인 균등 할당 방식 대비 성능 우위를 가짐을 입증하고자 한다.

II. 본론

2.1. 시스템 모델 및 시뮬레이션 환경

본 연구에서는 다중 사용자 저궤도 위성 통신 환경을 가정하였다. 시스템의 주요 파라미터는 표 1과 같다. 위성파와 지상 단말 간의 채널은 강한 가시선(Line-of-Sight, LoS) 경로가 존재하는 특성을 고려하여 라이시안 페이딩(Rician fading) 채널 모델을 적용하였다.

파라미터	값
변조방식	QPSK
사용자 수	10명
위성 고도	500km
채널 모델	Rician Fading
총 전력 예산	50dB

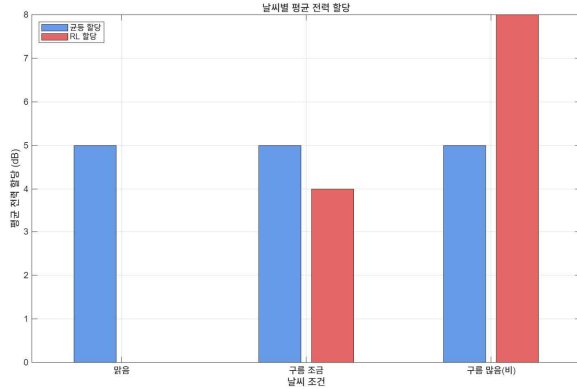
[표 1]

사용자별 채널 상태를 결정하는 핵심 변수인 날씨 조건은 '맑음', '구름 조금', '구름 많음(비)'의 세 가지로 구분하였으며, 각 조건에 따라 0dB, 3dB, 12dB 의 신호 감쇠가 발생하도록 설정하였다.

2.2. 시뮬레이션 결과 및 분석

2.2.1. 전력 할당 정책 분석

그림 1 은 학습이 완료된 RL 에이전트의 전력 할당 정책을 균등 할당 방식과 비교하여 보여준다.

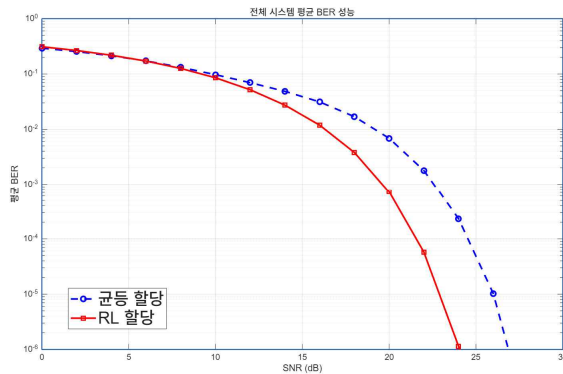


[그림 1]

균등 할당은 날씨와 무관하게 모든 사용자에게 5dB 를 할당하지만, RL 에이전트는 '구름 많음(비)' 상태의 사용자 그룹에 평균 8dB 의 전력을, '구름 조금' 상태의 사용자 그룹에는 평균 4dB 의 전력만을 할당하는 차등적이고 지능적인 정책을 성공적으로 학습했음을 확인할 수 있다.

2.2.2. 시스템 성능 비교

그림 2 는 두 방식의 전체 시스템 평균 BER 성능을 보여준다.



[그림 2]

그래프에서 RL 할당(붉은색 실선) 곡선이 균등 할당(푸른색 점선) 곡선보다 왼쪽에 위치하는데, 이는 동일한 BER 성능을 더 낮은 SNR 에서 달성할 수 있음을 의미한다. 예를 들어, 10^{-3} 의 BER 을 달성하기 위해 균등 할당 방식은 약 23dB 의 SNR 이 필요하지만, RL 할당 방식은 약 19dB 의 SNR 만으로 충분하다. 이는 약 4dB 의 SNR 이득(gain)에 해당하며, 제한된 위성 자원으로 훨씬 높은 품질의 통신을 제공할 수 있다는 것을 뜻한다.

III. 결론

본 논문에서는 위성 통신 환경에서 제한된 전력 자원을 효율적으로 사용하기 위한 강화학습 기반 동적 전력 할당 기법을 제안하고, 시뮬레이션을 통해 그 성능을 검증했다. 제안된 Q-러닝 모델은 각 사용자의 날씨 환경에 따른 채널 감쇠를 스스로 학습하여, 채널 상태가 나쁜 사용자에게 더 많은 전력을 할당하고 좋은 사용자에게는 전력을 아끼는 지능적인 전력 분배 정책을 성공적으로 수립했다.

성능 평가 결과, 제안 기법은 전통적인 균등 전력 할당 방식에 비해 평균 BER 성능을 크게 향상시켰으며, 특정 통신 품질을 만족시키기 위한 필요 SNR 을 약 4~6dB 절감하는 상당한 이득을 보였다. 이는 위성의 한정된 전력으로 더 많은 사용자에게 더 안정적인 서비스를 제공할 수 있음을 시사한다.

향후 연구로는 실제 위성의 궤도와 빔 패턴, 더 정교한 강우 감쇠 모델을 적용하여 시뮬레이션의 현실성을 높이고, Q-러닝보다 더 복잡한 환경에 효과적으로 대응할 수 있는 심층 강화학습(Deep Reinforcement Learning) 알고리즘을 적용하여 성능을 더욱 고도화하는 연구를 진행할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No.

2020R1A6A1A03038540)

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 정보통신방송혁신인재양성(메타버스융합대학원)사업 연구 결과로 수행되었음(IITP-2025-RS-2023-00254529)
이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-대학 ICT 연구센터(ITRC)의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2025-RS-2021-II211816)

참 고 문 헌

- [1] Azari, *et al.*, "Evolution of NTN from 5G to 6G—Survey," 2021.
- [2] Tirmizi, *et al.*, "Hybrid Satellite- Terrestrial Networks toward 6G," *Sensors*, 2022.
- [3] Efrem, *et al.*, "Dynamic Energy-Efficient Power Allocation in Multibeam Satellites," *IEEE WCL*, 2020.
- [4] Kashyap, *et al.*, "Resource Allocation Techniques in Multibeam Satellites—A Survey," 2025.