

저궤도 위성 네트워크 간섭 제어를 위한 자원할당 최적화 기법

장지석, 장희연, 박서영, *정소이

아주대학교 AI 융합네트워크학과, *아주대학교 전자공학과

{star12191254, timd0801, syjm0819, *sjung}@ajou.ac.kr

Resource Allocation Optimization for Interference Control in Low Earth Orbit Satellite Networks

Jiseok Jang, Junyoung kim, Huiyeon Jang, Seoyeong Park, *Soyi Jung

Dept. of Artificial Intelligence Convergence Network, Ajou University,

*Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

요약

본 논문은 비 지상 네트워크와 지상 네트워크가 통합된 환경에서 네트워크 성능을 향상하는 기법을 제안한다. 비지상 네트워크와 지상 네트워크 사이의 uplink 환경에서 제한된 대역폭 내에서 간섭을 최소화 하기 위해서 지상 네트워크와 비 지상 네트워크에 할당할 대역폭을 결정하는 방안을 제시한다. 본 연구는 3rd generation partner ship project에서 정의한 시나리오에서 비지상 네트워크의 uplink와 지상 네트워크의 uplink를 대상으로 성능을 분석했다. 제안하는 기법은 기존 자원분배 방식과의 성능 분석 결과, 더 높은 성능을 달성하였다.

I. 서론

이동통신 기술의 발전과 서비스 수요의 증가에 따라 끊임없는 연결을 위해 비지상 네트워크 (non-terrestrial network, NTN)의 중요도가 증가하고 있다. NTN은 위성 등을 활용하여 재난 환경, 해상 및 도서 지역과 같은 지상 네트워크 (terrestrial network, TN)의 접근이 어려운 지역에서도 안정적인 통신 서비스를 제공할 수 있다. 이러한 특성 덕분에 NTN은 기존 TN과의 융합을 통해 글로벌 커버리지를 확장하는 데 중요한 역할을 하고 있다. 하지만 TN과 NTN이 동일 또는 인접 주파수 대역을 공유하는 공존환경에서 uplink (UL)는 상호 간섭이 발생하여 통신 성능 저하를 초래할 수 있기에, 이를 완화하기 위한 효율적인 관리 방안이 필요하다. 이에 따라 국제 통신 표준화 기구인 3rd Generation Partnership Project (3GPP)에서는 TN-NTN 공존 상황에 대한 6가지 시나리오를 정의하였다 [1]. 본 연구에서는 이들 시나리오 중에서도 TN UL과 NTN UL 간 간섭이 크게 나타나는 공존 상황에 초점을 맞추어, 공존 환경에서 통신 성능을 개선하기 위한 간섭 인지 자원할당 기법을 제안한다.

II. 시스템 모델

본 논문의 시나리오는 TN UL 과 NTN UL이 공존하는 상황인 시나리오를 다룬다. 그림 1과 같이 TN user equipment (UE)는 TN next generation node B (gNB)로 신호를 전송하고, NTN UE는 저궤도 위성 (low Earth orbit, LEO)으로 신호를 전송한다. 시스템 모델에서 주요 성능 지표는 signal to interference plus noise ratio (SINR)이고, 이는 시스템의 신호 품질을 평가하는 핵심 기준이다. SINR 값은 현재 UE가 전송하는 신호의 전력에서 총 간섭 전력 (P_i)와 잡음 전력 (N_0)의 합을 나눈다. 이때 TN UL에 작용하는 총 간섭 전력은 NTN UL에서 유입되는 간섭신호와 원하는 신호가 아닌 다른 TN UL에서 유입되는 간섭신호의 합으로 계산한다. NTN UL에 작용하는 총 간섭 전력도 동일한 방법으로 TN UL에서 유입되는 간섭신호와 원하는 신호가 아닌 다른 NTN UL에서 유입되는 간섭신호의 합으로 수식 (1)과 같이 SINR을 계산한다.

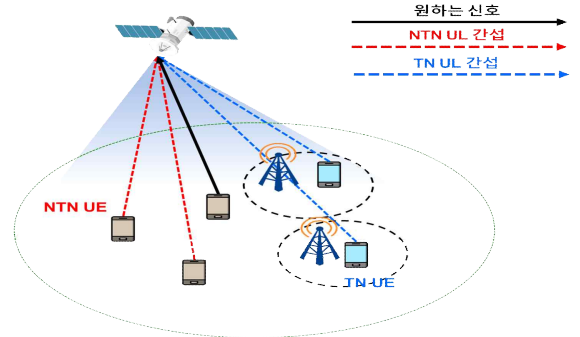


그림 1 NTN-TN 네트워크 공존 상황 시스템 모델.

표 1. ACIR 모델

Network	$ACIR_1$	$ACIR_2$
NTN	16.757 dB	20.173 dB
TN	19.039 dB	22.225 dB

$$SINR = \frac{P_{signal}}{P_i + N_0} \quad (1)$$

신호 전력을 계산하는 방법은 수식 (2)와 같이, P_t 는 송신 전력 G_t 는 송신 안테나 이득 G_r 은 수신 안테나 이득, PL 은 path loss를 의미한다.

$$P_{signal} = P_t + G_t + G_r - PL \quad (2)$$
$$P_i = P_t + G_t + G_r - PL - ACIR_i$$

간섭 신호전력을 계산하는 방법은 신호 전력을 구하는 방법에서 인접채널 간섭 비율 (adjacent channel interference ratio, ACIR)과 차를 구한다. 이때 ACIR 값은 표 1을 참조한다.

III. 강화학습 시스템 모델

$$\max (w_1 CP_{NTN} \times w_2 CP_{TN}) \quad (3)$$

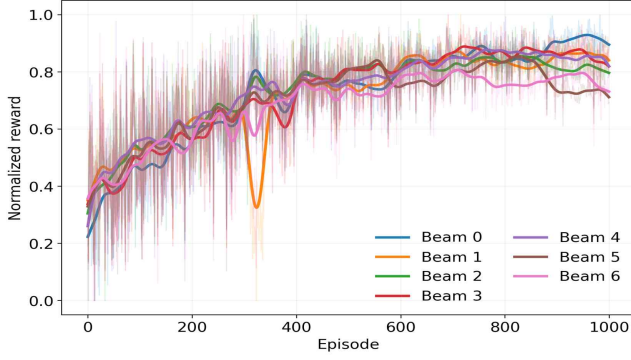


그림 2. 빔별 정규화 보상 학습 수렴도.

표 2. 시뮬레이션 파라미터

Parameter	Value
Carrier frequency	S-Band
Bandwidth	20MHz
Number of TN cells	57
Number of NTN beams	7
User distribution TN, NTN	10 per cell, beam

TN과 NTN의 공존을 위한 최적화 문제는 식 (3)과 같이 정의한다. 여기서 커버리지 확률은 수신 신호 대 간섭 잡음비가 임계값을 초과하는 확률을 의미한다. 본 논문에서는 정의한 최적화 문제를 해결하기 위해 계층적 강화학습 기법을 활용한다. 계층적 강화학습 기법을 활용한다. 계층적 강화학습은 공존 환경에서의 자원관리 의사결정을 상위 단계의 정책 결정과 하위 단계의 세부 자원할당으로 분리하여 학습하는 방식이다. 강화학습 과정은 마르코프 결정 과정 (Markov decision process, MDP) 기반으로 구성하며, 상위 MDP와 하위 MDP의 상태, 행동, 보상 함수를 다음과 같이 설계한다.

1) 상위계층

State(상태) : $S_{ratio} = [B_{TN}, B_{NTN}]$ 으로 정의한다. 구성된 상태는 TN의 대역폭(B_{TN}), NTN의 대역폭(B_{NTN})을 포함한다.

Action(행동) : $A_{ratio} = [a_1, a_2, \dots, a_9]$ 으로 정의한다. 행동을 선택하면 그에 맞게 TN과 NTN의 자원할당 비율을 조정한다.

3) Reward(보상) : $R_{ratio} = w_1 CP_{NTN} \times w_2 CP_{TN}$ 으로 정의한다. 최적화 문제와 동일한 보상을 설정하여 통신성능을 최대화하는 것이 목적이다.

2) 하위계층

State(상태) : $S_{Beam} = [Beam_0, \dots, Beam_N, o_f]$ 로 정의한다. 상태는 $Beam_0, \dots, Beam_N$ FRF로 Beam에 할당된 자원 대역폭 번호, o_f 는 현재 빔 내에 TN 기지국이 있는지 여부를 포함하여 구성한다..

Action(행동) : $A_{Beam} = [0, 1, 2]$ 으로 정의한다. 행동을 선택하면 빔에 FRF 번호에 따른 대역폭을 할당한다.

3) Reward(보상) : $R_{Beam} = CP_{NTN}$ 으로 정의한다. 빔 내부의 NTN UE를 최대한 만족시키기 위한 보상을 설정한다.

본 연구에서는 상위 및 하위 계층의 의사결정을 안정적으로 학습하기 위해 DDQN (deep reinforcement learning with double Q-learning) 기반 학습 구조를 적용하였다. 제안한 계층적 자원할당 문제에 대해 DDQN을 활용하여 상위 계층의 자원 분배 정책과 하위 계층의 빔 단위 FRF 기반 할당 정책을 효율적으로 최적화한다.

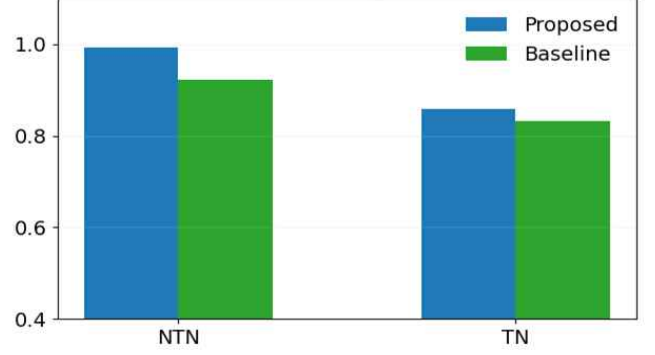


그림 3. Proposed와 Baseline의 NTN 및 TN 성능 비교.

IV. 시뮬레이션 결과 분석

실험 환경은 표 2의 파라미터를 기반으로 구성하였다. 위성과 지상 기지국 간 모델은 3GPP 표준을 따라 Urban Macro시나리오로 모델링하였다 [2], [3]. 본 논문에서는 TN-NTN 공존 환경에서 제안 기법(Proposed)과 TN과 NTN에 동일 대역폭을 고정 할당하는 기준 방식(Baseline)을 함께 평가하였다. 그림 2는 빔별 정규화 보상의 학습 추이를 나타낸다. 학습 초기에는 탐색과 환경 변동성으로 인해 보상 값의 분산이 크게 나타나지만, 에피소드가 진행될수록 전반적인 보상 수준이 점진적으로 증가하며 일정 구간 이후 안정적으로 수렴하는 경향을 확인할 수 있다. 그림 3은 Proposed와 Baseline의 성능을 NTN과 TN 관점에서 비교한 결과이다. 제안 기법은 Baseline 대비 NTN과 TN 모두에서 더 높은 성능을 보였으며, 특히 NTN 측에서 개선 폭이 더 크게 나타났다. 즉, Proposed는 TN 성능을 유지하면서도 NTN 성능을 유의미하게 향상시켜, 공존 환경에서 두 네트워크 간 성능 균형을 보다 효과적으로 달성함을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 강화학습을 활용해 NTN과 TN 네트워크가 공존하는 상황에서 계층적 자원할당을 통해서 간섭을 최적화하는 기법을 제안한다. 제안한 기법의 결과로 NTN과 TN 성능 최적화를 달성했으며, 자원 분배와 빔 당 자원 할당을 통하여 서비스 요구에 맞는 최적 구성을 도출할 수 있음을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2024-00358662)

참 고 문 헌

- [1] 3GPP, "Solutions for NR to support non-terrestrial networks (NTN) related RF and co-existence aspects (Release 18)," 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Release 18 38.863, V18.2.0, June 2024.
- [2] 3GPP, "Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz(Release 18)," 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Release 18 38.901, V18.0.0, May 2024.
- [3] 3GPP, "Study on new radio (NR) to support non-terrestrial networks (Release 15)," 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Release 15 38.811, V15.4.0, September 2020.