

심층 학습 모델을 이용한 다중빔 위성시스템의 자원 할당 기법 분석

정락원¹, 이혜인¹, 김수영¹, 오대섭²

¹ 전북대학교, ² 한국전자통신연구원

{kkaow14, leehyein96, sookim}@jbnu.ac.kr, trap@etri.re.kr

Analysis on the multibeam satellite resource allocation schemes using a deep learning model.

Rakwon Jeong¹, Hyein Lee¹, Sooyoung Kim¹, Daesub Oh²

¹Jeonbuk National University

²Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI)

요약

본 논문은 다중빔 위성 시스템에서 심층 학습 모델을 사용한 자원 할당 알고리즘을 제안한다. 선행 연구에서 제시한 알고리즘은 실제 자원 할당 전에 시스템 용량 내에서 자원 할당이 가능한지를 판정하기 위한 판별기를 사용하였으나, 판정 오류로 인한 효율성 저하가 발생하였다. 본 논문에서는 별도의 판정 과정 없이 심층 학습 모델을 이용하여 최적의 자원을 할당할 수 있도록 하였다. 시뮬레이션 결과에 따르면 제안된 기법이 기존 기법 대비 더 높은 트래픽 제공률을 보인다.

I. 서론

다중빔을 이용한 위성 시스템은 주파수 재사용 기술을 활용하여 시시각각 변하는 서비스 환경에 대해 대역폭 및 전력을 동적으로 할당하여 효율적인 자원 활용이 가능하다는 장점이 있다. 그러나 한정된 위성의 전력 자원을 고려하여 최적 대역폭을 할당하기 위한 방법 중 하나인 전수 조사 (exhaustive Search) 기법은 높은 시간 복잡도와 모든 경우의 수에 대한 탐색이 끝날 때까지 시스템의 서비스 가능 여부를 확인할 수 없다는 문제점이 있다 [1]. 이를 해결하기 위해 기존의 연구에서는 전수 조사 기법 대비 매우 적은 복잡도를 가지고 실제 자원 할당 전 서비스 가능 여부를 추측할 수 있는 선형 기계학습 기반의 자원 할당 알고리즘을 제시하였으며 [2][3], 인공 신경망을 적용할 수 있는 가능성도 제시한 바 있다[4]. 이러한 방법들은 모두 대역폭 할당 전에 요구하는 트래픽을 시스템이 수용 가능한지 판별하는 단계를 수행한다. 그러나, 사전 판별 단계에서 발생하는 오류로 인하여 전체 자원 할당 기법의 성능이 저하될 수 있다는 문제점이 제기되었다.

본 논문에서는 시스템이 트래픽 요구량(Traffic Demand; TD)과 채널 환경에 대해 최적의 대역폭과 전력을 할당하기 위하여 심층 신경망(Deep Neural Network; DNN) 모델을 활용하는 기법과 그 성능 분석 결과를 제시한다.

II. 다중빔 위성시스템의 자원 할당

1. 간접 제한 다중빔 위성 시스템의 자원 할당

그림 1 에 나타난 다중빔 위성 시스템 모델에서의 자원 할당 최적화 문제는 다음과 같다 [1].

$$\min_w P_{total} \text{ s.t. } \sum_{i=1}^F w_i, w_i \leq W, w_i \geq 0, \quad (1)$$

$$(P_t)_i^j \geq 0, \quad \forall i, j,$$

$$P_{total} \leq P_{max},$$

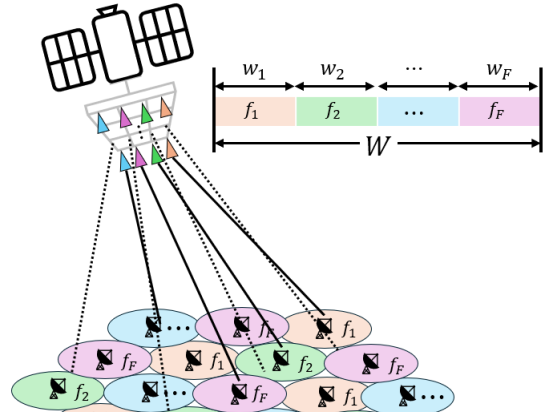


그림 1. 다중빔 위성 시스템 모델

여기서, \mathbf{W} 는 대역폭 벡터 $\mathbf{W} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_F]$, w_i 는 i 번째 부대역, W 는 가용한 전체 시스템 대역폭, f_i 는 w_i 에 대응하는 중심 주파수, P_{total} 는 모든 빔에 할당된 전력의 합, F 는 주파수 재사용 계수 P_{max} 는 시스템의 가용 가능한 총 전력이다. 더하여, $(P_t)_i^j$ 는 f_i 를 사용하는 j 번째 빔의 전력이고 다음과 같다.

$$(P_t)_i^j = \frac{\gamma_i^j N_0 R_i^j}{G_i^{j,j}}, \quad (2)$$

여기서, γ_i^j 는 f_i 를 사용하는 j 번째 빔에서 비트 에너지 대 잡음 스펙트럼 밀도 비 $((E_b)_i^j/N_0)$, R_i^j 는 f_i 를 이용하는 j 번째 빔에서의 TD, $G_i^{j,k}$ 는 f_i 를 사용하는 j 번째 빔과 k 번째 빔 사이 채널의 이득이다. 전력을 계산하기 위해 다음과 같은 선형 방정식을 계산하여 γ_i^j 를 유도한다.

$$\Delta_i [\gamma_i^1 \ \gamma_i^2 \ \dots \ \gamma_i^M]^T = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T, \quad (3)$$

여기서, M 은 동일한 대역폭을 사용하는 빔의 수, ρ_i^j 는 f_i 를 사용하는 j 번째 빔에서 비트 에너지 대 간섭이 더해진 잡음 스펙트럼 밀도 비, 즉, $((E_b)_i^j / ((I_0)_i^j + N_0))$ 이고,

$(G_0)_i^j$ 는 f_i 를 사용하는 j 번째 빔에서 간섭 스펙트럼 밀도이며, Δ_i 는 다음과 같다.

$$\Delta_i = \begin{bmatrix} \frac{1}{\rho_i^1} & -g_i^{2,1}\eta_i^2 & \dots & -g_i^{M,1}\eta_i^M \\ -g_i^{1,2}\eta_i^1 & \frac{1}{\rho_i^2} & \dots & -g_i^{M,2}\eta_i^M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -g_i^{1,M}\eta_i^1 & -g_i^{2,M}\eta_i^2 & \dots & \frac{1}{\rho_i^M} \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서, $\eta_i^j = R_i^j/w_i$ 는 스펙트럼 효율, $g_i^{j,k} = G_i^{j,k}/G_i^{j,j}$ 이다.

2. DNN을 이용한 자원 할당 기법

선행연구 [4]에서는 두 개의 DNN 모델을 활용한 자원 할당 알고리즘을 제시한 바 있다. 이 방식에서 첫 번째 DNN 모델은 자원 할당 가능 여부를 판별하는데 사용되며, 두 번째 DNN 모델은 최적 대역폭 벡터 \mathbf{W}_{pred} 를 추정하는데 사용된다. 이 경우, 첫 번째 DNN에서 오류가 발생할 경우 전체 자원 할당 알고리즘의 성능 저하를 야기하게 된다.

이 문제를 해결하기 위하여, 본 논문에서는 그림 2와 같이 하나의 DNN 모델을 이용한 자원 할당 기법을 제안한다. 채널 환경 벡터 $\mathbf{g} = [G_1^{1,1} \ G_1^{2,1} \ \dots \ G_1^{M,1} \ \dots \ G_1^{M,M} \ \dots \ G_F^{M,M}]$ 와 TD 벡터 $\mathbf{r} = [R_1^1 \ R_1^2 \ \dots \ R_1^M \ \dots \ R_F^M]$ 로 이루어진 입력 벡터 $\mathbf{V} = [\mathbf{g} \ \mathbf{r}]$ 가 DNN 모델로 입력되면, 추정 최적 대역폭 벡터 \mathbf{W}_{pred} 가 출력된다. 이때, 출력된 \mathbf{W}_{pred} 을 이용하여 계산된 전체 전력 값이 시스템의 제한 조건 식(1)을 만족하면 최적 대역폭 $\mathbf{W}_{\text{valid}}$ 으로 판정한다. 하지만, 제한 조건을 만족하지 않으면 별도의 알고리즘을 이용하여 시스템이 제공 가능한 범위 내에서 트래픽 요구량을 감소시킨다.

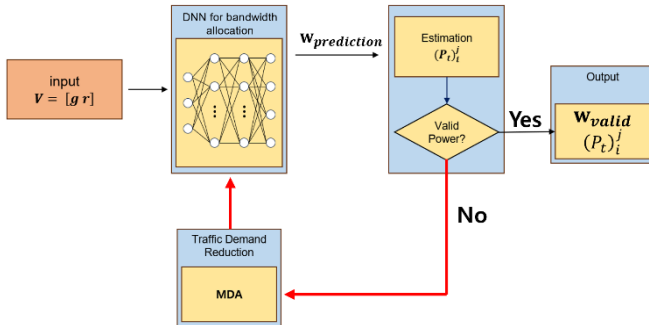


그림 2. 제안된 단일 딥러닝 모델을 이용한 자원 할당 알고리즘

III. 시뮬레이션 결과

DNN 모델은 입력층, 한 레이어당 54 개의 유닛으로 이루어진 3 개의 은닉층, 출력층으로 구성된다. 지도학습에 사용된 활성 함수와 최적화 기법은 각각 정류 선형 유닛(Rectified Linear Unit; ReLU)과 적응적 모멘트 추정(Adaptive moment estimation; Adam)기법이며 손실 함수는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error; MSE)이다. 시뮬레이션에서는 선행 연구에서 사용된 동일한 시스템 모델을 적용하였으며, 표 1 은 DNN 모델 학습에 사용된 변수 값을 나타낸다. 학습데이터는 표 1 과 같은 환경에서 전수 조사 기법을 통해 얻은 데이터이다.

표 1. DNN 모델 학습에 사용된 변수

파라미터	값	파라미터	값
W	1 GHz	$G_i^{j,k}$	$N(-115, 1)\text{dB}, j = k$
F	4		$N(-130, 1)\text{dB}, j \neq k$
P_{max}	20 dB	R_i^j	$\max(N(550, 100), 0)\text{Mbps}$
M	4		
N_0	-205 dB		

시뮬레이션은 각 셀의 평균 TD $E[R_i^j] = [510, 580]\text{Mbps}$ 이고, $\sigma = 100 \text{ Mbps}$ 인 정규 분포를, 채널 환경은 $\sigma = 1$

dB 이고, 평균은 다음과 같은 정규 분포를 따른다고 가정한다.

$$E[G_i^{j,k}] = \begin{cases} -115\text{dB}, j = k. \\ -130\text{dB}, j \neq k. \end{cases}$$

그림 3 은 평균 TD 에 따른 TD 제공률을 비교한 것이다. 제시된 결과에 따르면, 본 논문에서 제안한 방식이 선행연구 [4]에서 제시한 방식(Conventional)보다 동일한 트래픽 요구량에서 더 높은 TD 제공률을 서비스할 수 있다는 것을 알 수 있다.

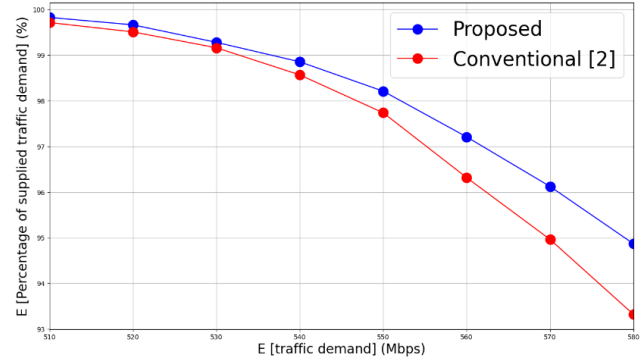


그림 3. 평균 TD 에 따른 TD 제공률 비교

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(2021-0-00719, 비정지궤도 위성망 주파수 간섭 평가/공유 기술 개발 과제),

참고 문헌

- [1] S. Chan, H. Lee, S. Kim, and D. Oh, "Intelligent low complexity resource allocation method for integrated satellite-terrestrial systems," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 11, no. 5, pp. 1087-1091, May 2022
- [2] S. Chan, H. Lee, S. Kim, and D. Oh, "Intelligent Low Complexity Resource Allocation Method for Integrated Satellite-Terrestrial Systems," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 11, no. 5, pp. 1087-1091, 2022
- [3] S. Chan, G. Jo, S. Kim, D. Oh, and B.-J. Ku, "Dynamic power and bandwidth allocation for DVB-based LEO satellite systems," *ETRI Journal* 44 (2022), 955-965.
- [4] G. Jo, S. Chan, S. Kim, and D. Oh, "Analysis on the Neural Network-aided Satellite Resource Allocation Schemes," 2023 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC), Singapore, 2023, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICEIC57457.2023.10049977.