

유도점 기반 어텐션을 활용한 RIS 위상 제어 모델

권나현, 김정현

세종대학교

nhkwon9803@sju.ac.kr, j.kim@sejong.ac.kr

An Inducing Point-Based Attention Model for RIS Phase Control

Nahyeon Kwon, Junghyun Kim

Sejong Univ.

요약

본 논문은 타깃 테이터와 나머지 테이터를 구분하여 학습하는 permutation-invariant (PI) 구조에 유도점(inducing point)을 활용한 연산 효율적 어텐션 메커니즘인 induced set attention block (ISAB)을 적용하여 효과적으로 RIS의 위상을 제어하는 모델인 RISnet-ISAB를 제안한다. 제안 모델은 ISAB 모듈을 통해 타깃 사용자의 채널인 로컬 채널과 다른 사용자들의 채널인 글로벌 채널 간의 상대적 중요도를 고려하여 효과적으로 특징을 추출할 수 있다. 실험 결과, RISnet-ISAB는 기존 모델에 비해 수렴 속도가 빠르며, 가중 합 전송률을 최대 10.73%가량 개선하는 성과를 보였다.

I. 서론

재구성 가능한 지능형 표면(reconfigurable intelligent surface, RIS)는 입사 신호의 위상, 크기, 주파수 등을 능동적으로 조정하여 전송 성능을 향상시키는 기술로, 고주파수 대역을 사용하는 6G 이동통신의 핵심 후보 기술로 주목받고 있다 [1-2]. 그러나 RIS의 위상을 최적화하는 문제는 비 선형성, 고차원 연속 변수 공간 등으로 인해 최적해를 구하기 어렵다 [3].

이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 딥러닝 기반 접근법을 활용하여 채널 환경에 적응적으로 RIS 위상 제어를 수행하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 먼저 RISnet [4]은 타깃 사용자의 로컬 채널 특성과 전체 사용자의 글로벌 채널 특성을 고려한 두 가지 모델을 제안했으며, 사용자 간 입력 순서에 영향을 받는지에 따라 permutation-nariant (PV) 모델과 permutation-invariant (PI) 모델로 구분된다. 또한 RISnet-MX [5]는 multi-layer perceptron (MLP) 기반 Mixer 구조를 활용해 사용자 및 RIS 요소 간의 상호작용을 보다 효과적으로 반영하도록 설계되며, 이를 통해 모델의 복잡도는 줄이면서도 우수한 성능을 달성한 것으로 보고되었다.

그러나 선행 연구들은 모두 타깃 사용자의 채널인 로컬 채널과 타깃을 제외한 다른 사용자들의 채널인 글로벌 채널을 동일한 중요도로 다룬다는 한계를 가진다. 하지만 실제 다중 사용자 무선 환경에서는 간섭이나 감쇠 등으로 인해 로컬 채널과 글로벌 채널의 상대적 중요도는 달라질 수 있다. 우리는 이를 반영하기 위해 두 채널 간의 상대적 중요도를 학습하는 어텐션 기반 RISnet-ISAB 모델을 제안한다. 제안 모델은 PI 구조를 기반으로 하며, 연산 효율적인 유도점 기반 induced set attention block (ISAB) 모듈 [6]을 적용해 채널 간 중요도를 효과적으로 학습한다. 실험 결과, RISNet-ISAB는 기존 모델 대비 수렴 속도도 더욱 빠르며, 최대 10.73% 가중 합 전송률을 달성하였다. 이 결과는 유도점을 활용해 연산 복잡도를 줄인 ISAB 모듈이 로컬 및 글로벌 채널 간 중요도를 효과적으로 반영하여 RIS 위상 제어 성능을 향상시킨다는 것을 입증한다.

II. 본론

본 논문에서는 RIS가 보조하는 다중 사용자 다중 입력-단일 출력(multiple-input-single-output, MISO) 환경을 가정하며, 그림 1은 전반

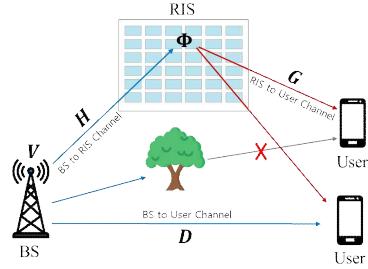


그림 1. RIS가 존재하는 다중 사용자 MISO 시나리오

적인 채널 시나리오를 나타낸다. 그림에서 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 는 기지국(base station, BS)과 RIS 간의 채널을 의미하며, 여기서 N 은 BS의 안테나 개수, M 은 RIS의 반사 요소의 개수이다. 또한, $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{U \times M}$ 는 RIS와 사용자 간의 채널을 의미하며, 이때 U 는 사용자 수이다. 그리고 BS와 사용자 간의 직접 경로 채널은 $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{U \times M}$ 로, 프리코딩 행렬은 $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{M \times U}$ 로 나타낸다. RIS의 반사 계수는 대각 행렬 $\boldsymbol{\Phi} \in \mathbb{C}^{\sqrt{N} \times \sqrt{N}}$ 로 표현되고, 여기서 $\phi_{nn} = e^{j\psi_n}$ 은 n 번째 RIS 요소의 위상 편이 $\psi_n \in [0, 2\pi)$ 를 의미한다. 위와 같이 구성된 시스템에서 수신 신호 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{U \times 1}$ 은 다음과 같다.

$$\mathbf{y} = (\mathbf{G}\boldsymbol{\Phi}\mathbf{H} + \mathbf{D})\mathbf{V}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

여기서 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{U \times 1}$ 은 전송 심볼, $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{U \times 1}$ 은 열잡음이다. 그리고 프리코딩된 채널 행렬 $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{U \times U}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{C} = (\mathbf{G}\boldsymbol{\Phi}\mathbf{H} + \mathbf{D})\mathbf{V}, \quad (2)$$

이때 행렬 \mathbf{C} 의 u 번째 행, v 번째 열의 원소는 c_{uv} 로 표현된다. 이를 이용하여 전송 전력의 총합 E_{T_r} 미만이라는 제약하에서 가중 합 전송률 (weighted sum-rate, WSR)을 최대화하는 함수는 다음과 나타낸다.

$$\max_{\mathbf{V}, \boldsymbol{\Phi}} \sum_{u=1}^U a_u \log_2 \left(1 + \frac{c_{uu}^2}{\sum_{v \neq u} c_{uv}^2 + 1/\rho} \right), \quad (3a)$$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\mathbf{V}\mathbf{V}^H) \leq E_{T_r}, \quad (3b)$$

$$|\phi_{nn}| = 1, \quad (3c)$$

$$|\phi_{nn'}| = 0, \text{ for } n \neq n', \quad (3c)$$

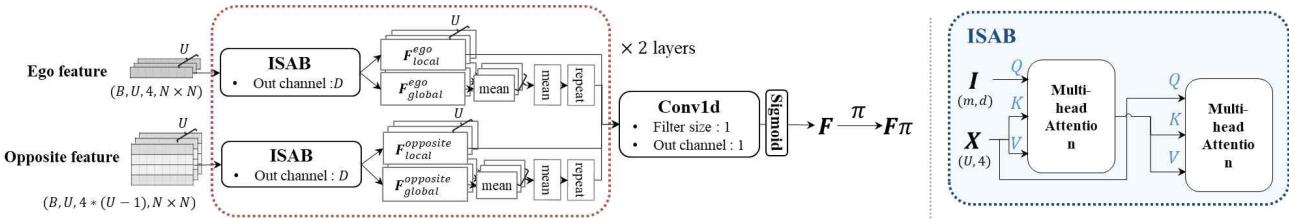


그림 2. 제안하는 RISnet-ISAB 모델 구조

여기서 ρ 는 전송 신호 대 잡음 비(transmit signal-to-noise ratio, TSNR)를 나타낸다. 이때 수신 신호 전력과 잡은 전력 간의 비율을 나타내는 일반적인 SNR은 RIS의 존재로 인해 채널이 동적으로 변화하여 수신 신호 전력이 달라져 사용하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 안정적인 성능 비교를 위해 TSNR을 사용한다. 이와 동시에 프리코딩 행렬 \mathbf{V} 는 WMMSE 방식으로 고정하며, 뉴럴 네트워크를 통해 RIS 위상 행렬 $\boldsymbol{\Phi}$ 를 최적화함으로써 WSR을 최대화하는 것을 목표한다. 또한, BS와 RIS의 위치는 고정되며, 이에 따라 BS-RIS 간의 채널 \mathbf{H} 는 변하지 않는다고 가정한다. 이에 반해 RIS-사용자 간의 채널 \mathbf{G} 와 BS-사용자 간 직접 경로 채널 \mathbf{D} 는 사용자의 위치에 따라 변화한다.

본 논문에서는 RIS 위상 제어를 위해 타깃 사용자의 채널과 다른 사용자의 채널 간의 중요도를 학습하는 어텐션 기반 모델인 RISnet-ISAB을 제안한다. 제안 모델은 타깃 데이터와 나머지 데이터를 구분해 학습하는 PI 구조에 유도점(inducing point)을 활용한 연산 효율적 어텐션 모듈인 ISAB를 결합해 설계되었다. 이때 유도점을 전체 입력 집합을 대표하는 소수의 가상 포인트로, 모든 입력 간 직접 어텐션을 수행하지 않고도 전역 정보를 요약해 연산 복잡도를 줄인다. ISAB 모듈은 이 유도점을 기반으로 두 단계의 연속적 어텐션을 수행한다. 먼저 유도점을 나타내는 항등 행렬 $I \in \mathbb{R}^{m \times d}$ 을 쿼리로, 입력 벡터 $X \in \mathbb{R}^{U \times d}$ 를 키와 밸류로 사용하여 d 차원의 채널 특성을 m 차원으로 압축한다. 이 과정을 통해 기존 어텐션의 복잡도 $O(n^2d)$ 가 $O(nd)$ 로 감소된다. 이후에는 반대로 입력 벡터 X 를 쿼리로, 유도점 행렬 I 를 키와 밸류로 사용하여 출력한다.

실험에 사용된 주요 파라미터는 다음과 같다. BS 안테나 수는 9개이며, RIS 요소 수는 1024개, 사용자 수는 4명으로 설정하였다. 채널 모델은 Rayleigh fading 적용하였고, 학습 및 테스트에는 TSNR을 10^{11} , 5×10^{11} , 10^{12} 를 사용했다. 또한, 모델 학습에는 Adam 옵티마이저를 활용했으며, 배치 크기는 512, 학습률은 8×10^{-4} , 유도점 개수 m 은 1로 설정하였다. 학습 및 테스트에는 각각 10,240개와 1,024개의 데이터를 사용하였다. 이때 비교 대상인 기존 모델 중 RISnet-PV, RISnet-MX의 학습 반복 횟수는 각각 500회와 400회로 설정하였으며, RISnet-PI와 제안한 RISnet-ISAB는 1,000회로 설정하였다. 그림 3은 훈련 및 테스트 데이터에 대한 모델들의 WSR 성능을 나타낸다. (a)를 보면, 제안 모델이 기존 모델들에 비해 더 빠르게 수렴하는 것을 볼 수 있다. 또한 (b)에서 볼 수 있듯, 테스트 성능에서도 제안 모델의 성능 가장 우수하며, TSNR이 증가 할수록 제안 모델과 기존 모델 간의 성능 격차가 더욱 커지는 것을 보여준다. 특히 TSNR이 10^{12} 인 경우, RISnet-MX의 성능에 비해 WSR이 10.73% 향상되어, 제안 모델에 적용된 ISAB 모듈이 로컬 및 글로벌 채널 간 중요도를 효과적으로 반영하여 특징을 추출할 수 있음을 입증하였다.

III. 결론

본 논문에서는 타깃 사용자의 채널인 로컬 채널과 다른 사용자들의 채널인 글로벌 채널 간의 중요도를 반영하기 위해 어텐션 메커니즘을 적용한 RISNet-ISAB 모델을 제안하였다. 제안 모델에 포함된 Induced Set Attention Block(ISAB) 모듈은 유도점(inducing point)을 활용한 특징 압

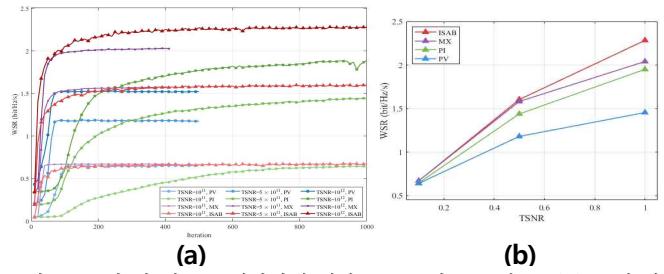


그림 3. 훈련 및 테스트 데이터에 대한 WSR 비교 그래프. (a) 훈련 반복 횟수에 따른 WSR 비교 그래프; (b) 테스트 WSR 비교 그래프 축을 통해 기존 어텐션 대비 연산 복잡도를 감소시켰다. 이처럼 효율적인 어텐션 구조를 도입함으로써 제안 모델은 기존 모델 대비 테스트 성능이 최대 10.73% 향상되었으며, 동일한 PI 기반 모델보다 더 빠르게 수렴하였다. 향후 연구에서는 RIS 요소 간의 상대적 중요도를 함께 반영하여 RIS 위상 제어 성능을 한층 더 향상시킬 수 있을 것으로 기대한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 정보통신방송 혁신인재양성(메타버스융합대학원)사업 연구 결과로 수행되었음 (IITP-2023-RS-2023-00254529).

참 고 문 현

- [1] Amri, M. M., "Recent Trends in the Reconfigurable Intelligent Surfaces (RIS): Active RIS to Brain-controlled RIS," in Proc. International Conference on Communication, Networks and Satelite (COMNETSAT), Solo, Indonesia, pp. 299–304, Nov. 3–5, 2022.
- [2] Lee, H., Lee, B., Yang, H., Kim, J., Kim, S., Shin, W., Shim, B., and Poor, H. V., "Towards 6G Hyper-Connectivity: Vision, Challenges, and Key Enabling Technologies," Journal of Communications and Networks, vol. 25, no. 3, pp. 344–354, Jun. 2023.
- [3] Q. Wu and R. Zhang, "Intelligent Reflecting Surface Enhanced Wireless Network via Joint Active and Passive Beamforming," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 18, no. 11, pp. 5394–5409, Nov. 2019.
- [4] Peng, B., Seigismund-Poschmann, F. and Jorswieck, A., "RISnet: a Dedicated Scalable Neural Network Architecture for Optimization of Reconfigurable Intelligent Surfaces," in Proc. International ITG Workshop on Smart Antennas and Conference on Systems, Communications, and Coding (WSA & SCC), Braunschweig, Germany, pp. 1–6, Feb. 27, 2023.
- [5] Kim, J., Kwon, N. and Kim, J., "Learning to Optimize RIS Phase Shifts for Sum-Rate Maximization via MLP-Mixer Architecture," in Proc. Asia Pacific International Conference on Information Science and Technology (KSII APIC-IST), Phuket, Thailand, pp. 1–5, Jul. 6–9, 2025.
- [6] Lee, J., Lee, Y., Kim, J., Kosirok, A., Choi, S., and Teh, Y. W., "Set Transformer: A Framework for Attention-Based Permutation-Invariant Neural Networks," in Proc. International Conference on Machine Learning (ICML), pp. 3744–3753, Jun. 9–15, 2019.