

Mixnet: 상호작용 믹싱 기반의 신경망 RIS 위상 최적화

권나현, 김정현

세종대학교

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

Mixnet: Neural RIS Phase Optimization via Interaction Mixing

Nahyeon Kwon, Junghyun Kim

Sejong Univ.

요약

본 논문에서는 RIS 위상 제어 성능을 향상시키기 위해, 사용자 간 및 RIS 요소 간의 상호작용을 통합적으로 반영하는 뉴럴 네트워크 모델인 Mixnet을 제안한다. 제안 모델은 사용자 인코더를 통해 지역적 채널 특징을 추출하고, 사용자 믹서와 RIS 믹서를 통해 혼합함으로써 지역적 및 전역적 채널 특성을 통합적으로 학습한다. 또한, 채널 어텐션을 통해 RIS 요소 간의 중요도를 동적으로 반영함으로써, 보다 정교한 위상 제어가 가능하다. 실험 결과, Mixnet은 기존 모델 대비 가중 합 전송률을 최대 8.06% 향상시키며, 제안 구조의 효과를 입증하였다.

I. 서론

6G 이동통신은 훨씬 더 빠른 데이터 전송 속도, 넓은 대역폭, 낮은 지연 시간을 제공할 것으로 기대되지만, 고주파수 대역 사용으로 인해 신호 감쇠가 심각하게 발생한다는 한계가 있다[1]. 최근에는 이를 극복하기 위한 기술로 재구성 가능한 지능형 표면(reconfigurable intelligent surface, RIS)이 주목받고 있다[2]. RIS는 다수의 수동 반사 요소를 통해 입사 전자 기파의 위상, 크기, 주파수 등을 능동적으로 조절함으로써 무선 채널을 지능적으로 재구성하여, 전송 성능을 향상시키고 유연한 무선 환경을 구현할 수 있다[3]. 그러나 RIS 위상 제어는 최적화 해가 불분명하고, 각 RIS 요소를 반복적으로 조율하는 방식은 계산 복잡도가 매우 높아 실제 시스템 적용하기 어렵다[4]. 이를 해결하고자, 선행 연구인 RISnet [4]에서는 사용자별 채널 특성에 따라 RIS 요소의 위상 편이를 최적화하는 모델을 제안하였으며, 사용자의 순서를 고려하는지에 따라 permutation variant (PV) 모델과 permutation invariant (PI) 모델로 구분된다. 두 모델 모두 향상된 가중 합 전송률(weighted sum rate, WSR)을 달성했지만, PV 모델은 사용자 순서 민감하게 반응하고, PI 모델은 사용자 간 특성을 과도하게 단순화하는 한계가 있다. 따라서 이 두 모델의 장점을 결합하면서도 사용자 간 상호작용을 효과적으로 반영할 수 있는 새로운 구조가 필요하다.

본 논문에서는 선행 연구에서 각각 분리되어 다뤄진 두 관점을 통합하여, RIS의 위상 계수를 효과적으로 최적화하는 뉴럴 네트워크 기반 모델 Mixnet을 제안한다. 제안 모델은 데이터 특성을 혼합하는 믹서(mixer) 구조를 활용하여 사용자 간 특성과 RIS 요소 간의 공간적 특성을 동시에 반영함으로써 정교한 위상 제어를 가능하게 한다. 실험 결과, Mixnet은 기존 모델보다 더 적은 학습 반복만으로도 높은 성능을 달성함을 확인했다.

II. 본론

본 논문에서는 RIS가 존재하는 다중 사용자 다중 입력-단일 출력(multiple-input-single-output, MISO) 환경을 가정하며, 그림 1은 해당 시나리오를 나타낸다. 이때, $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 는 기지국(base station, BS)과 RIS 간의 채널을 의미하며, 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, U 는 사용자 수이다.

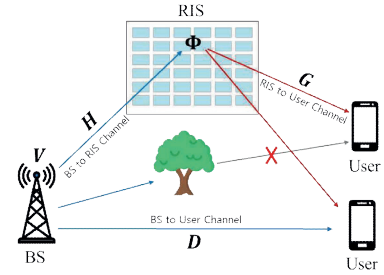


그림 1. RIS가 존재하는 다중 사용자 MISO 시나리오

$\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{U \times M}$ 는 BS와 사용자 간의 직접 경로 채널, $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{M \times U}$ 는 프리코딩 행렬을 나타낸다. RIS의 반사 계수는 대각행렬 $\Phi \in \mathbb{C}^{\sqrt{N} \times \sqrt{N}}$ 로 표현되며, $\phi_{nm} = e^{j\psi_n}$ 은 n 번째 RIS 요소의 위상 편이 $\psi_n \in [0, 2\pi)$ 를 의미한다. 위 시스템 구성에서 수신 신호 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{U \times 1}$ 는 다음과 같이 표현된다.

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

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

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

또한, c_{uv} 는 행렬 \mathbf{C} 의 u 번째 행, v 번째 열의 원소를 나타내며, 이를 이용해 전송 전력 제한 하에서 WSR을 최대화하는 함수는 아래 수식과 같다.

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

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

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

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

여기서 ρ 는 전송 신호 대 잡음 비(transmit signal-to-noise ratio, TSNR)를 의미한다. 일반적으로 사용하는 SNR은 수신 신호 전력과 잡음 전력 간의 비율이지만, RIS의 존재로 인해 채널 이득이 동적으로 변화하면서 수신 신호 전력이 일정하지 않다. 이에 따라 본 논문에서는 일관된 성능 비교를 위해 TSNR을 기준으로 실험하였다. 이와 함께, 프리코딩 행렬 \mathbf{V} 는 WMMSE 방식으로 고정하고, 뉴럴 네트워크를 통해 RIS 위상

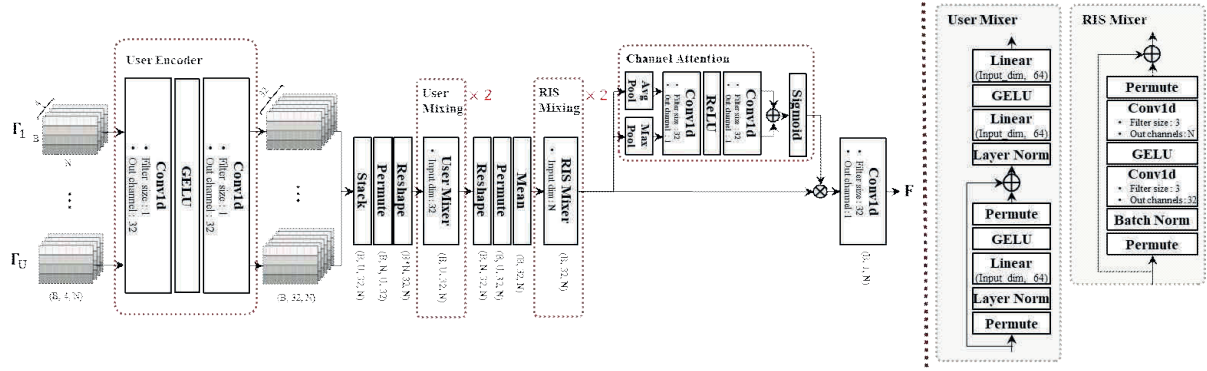


그림 2. Mixnet 모델 구조

행렬 Φ 를 최적화하여 WSR을 최대화하는 것을 목표로 한다. 이때, BS 및 RIS의 위치는 고정되어 있으므로, BS-RIS 간 채널 H 는 변하지 않는 데에 반해, RIS-사용자 간의 채널 G 와 BS-사용자 간 직접 경로 채널 D 는 사용자의 위치 변화에 따라 달라진다고 가정한다.

본 논문에서는 사용자별 채널 특성과 RIS 반사 요소의 특성을 효과적으로 추출하기 위해 뉴럴 네트워크 기반 모델 Mixnet을 제안한다. 전체 구조는 그림 2에 나타나 있으며, 사용자 인코더, 사용자 믹서, RIS 믹서, 채널 어텐션의 네 가지 모듈로 구성된다. 먼저, 사용자 인코더는 RIS와 u 번째 사용자 간의 채널 특성 I_u 를 입력받아, 1차원 합성곱 연산을 통해 사용자 채널의 지역적 특성을 추출한다. 이후 추출된 특성은 사용자 믹서에 전달되며, 이 모듈은 레이어 정규화, 선형 레이어, 잔차 연결로 구성되어 이를 사용자 기준으로 연산함으로써 사용자 간 채널 정보를 효과적으로 혼합한다. 이후 혼합된 사용자 특성은 평균하여 RIS 믹서에 전달되며, RIS 믹서에서는 1차원 합성곱을 통해 RIS 요소 간의 공간 정보를 보존하면서 요소 간 특성을 혼합한다. 이를 통해 Mixnet은 사용자 간 및 RIS 요소 간 특성을 동시에 반영하여 지역적 및 전역적 채널 특성을 통합적으로 학습할 수 있다. 이후 채널 어텐션을 적용하여 RIS 요소 간의 중요도를 반영하고, 마지막으로 1차원 합성곱을 통해 출력 벡터 F 를 생성한다. 최종적으로, 이 벡터에 π 를 곱함으로써 RIS 위상 계수를 예측한다.

실험에 사용된 주요 파라미터는 다음과 같다. BS 안테나 개수는 9개이며, RIS 안테나 개수는 1024개, 사용자 수는 4명이다. Rayleigh fading 채널 모델을 활용하였으며, 학습 및 테스트에는 10^{11} , 5×10^{11} , 10^{12} 의 TSNR을 사용했다. 학습에는 Adam 옵티마이저를 활용했으며, 배치 사이즈는 512, 학습률은 8×10^{-4} 로 설정하였다. 또한, 10,240개의 데이터로 학습하고, 1024개의 데이터로 테스트하였다. 학습 반복 횟수는 기존 PV 모델은 500회, PI 모델은 1,000회, 제안한 Mixnet은 200회로 설정하였다.

위 설정을 바탕으로 수행한 실험 결과는 그림 3에 나타나 있다. (a)는 기존 모델과 제안 모델의 수렴 속도를 비교한 결과로, 제안 모델은 단 200회의 학습 반복만으로도 1,000회를 학습된 PI 모델과 유사한 수준의 WSR에 도달함을 보여준다. 이를 통해 제안 모델이 빠른 수렴성과 높은 학습 효율성을 동시에 갖추었음을 확인할 수 있다. 또한, (b)에서 Mixnet을 서로 다른 TSNR에서 학습한 후 테스트 결과, 제안 모델은 TSNR 10^{11} 일 때 0.67 bit/Hz/s, 5×10^{11} 일 때 1.50 bit/Hz/s, 그리고 10^{12} 일 때 2.11 bit/Hz/s의 WSR을 달성하며 모든 구간에서 기존 모델 대비 우수한 성능을 보였다.

III. 결론

본 논문에서는 채널과 RIS 요소의 지역적 및 전역적인 특성을 효과적으로 추출하여 RIS의 위상 편이를 최적화하는 뉴럴 네트워크 모델 Mixnet을 제안하였다. Mixnet은 사용자별 채널 특성을 인코딩하는 사용자 인코

더, 사용자 간 채널 특성을 혼합하는 사용자 믹서, RIS 요소 간 공간적인 관계를 반영하는 RIS 믹서, 그리고 RIS 요소별 중요도를 고려하는 채널 어텐션 모듈로 구성되어, 보다 정교한 위상 제어가 가능하도록 설계되었다. 실험 결과, 제안 모델은 기존 모델 대비 모든 TSNR에서 우수한 성능을 보였으며, 특히 TSNR이 10^{12} 일 때 8.06%의 성능 향상을 보였다. 이러한 결과는 Mixnet이 채널 및 RIS 요소의 다차원적 특성을 효과적으로 통합하고, 이를 기반으로 RIS 위상을 정밀하게 제어할 수 있음을 입증한다.

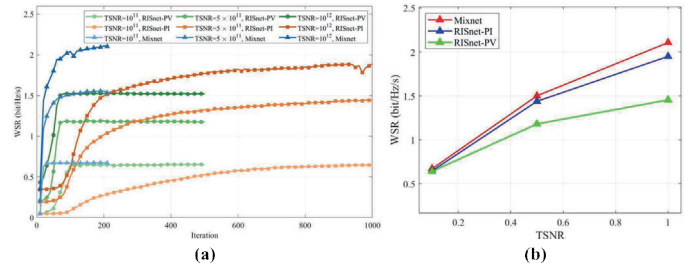


그림 3. 훈련 및 테스트 데이터에 대한 WSR 비교 그래프. (a) 훈련 반복 횟수에 따른 WSR 비교 그래프; (b) 테스트 WSR 비교 그래프

ACKNOWLEDGMENT

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

참고 문헌

- [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 Satellite (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] Pan, C., Ren, H., Wang, K., Kolb, J.F., El-kashlan, M., Chen, M., DiRenzo, M., Hao, Y., Wang, J., Swindlehurst, A.L. and You, X., "Reconfigurable intelligent surfaces for 6G systems: principles, applications, and research directions," in IEEE Communications Magazine, vol. 59, no 6, pp. 14-20, Jul. 2021.
- [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.