

딥러닝 기반 재구성가능 지능형 표면 지원 통합 센싱-통신 시스템 설계

고준혁[†], 장윤진[†], 조은혁[†], 오승현^{*}, 김윤희^{*†}

[†] 경희대학교 전자공학과, ^{*}경희대학교 전자정보융합공학과

{rhwns01, yunjinjang4, dmmsgur0222, ohioandy99, yheekim}@khu.ac.kr

Design of RIS Assisted ISAC System with Deep Learning

Junhyeok Ko[†], Yunjin Jang[†], Eunhyuk Jo[†], Seunghyun Oh^{*}, and Yun Hee Kim^{*†}

[†] Dept. of Electronic Engineering, ^{*} Dept. of Electronics and Information Convergence, Kyung Hee University

요약

본 연구는 재구성가능 지능형 표면 (reconfigurable intelligent surface: RIS) 지원 하향 링크 통합 센싱-통신 (integrated sensing and communication: ISAC) 시스템에서 통신-센싱 성능의 상충 관계를 고려한 딥러닝 기반 RIS 범포밍 최적화 기법을 연구한다. 최소 통신 성능을 만족하면서 센싱 성능을 최대로 하도록 설계된 기존 딥러닝 시스템에서 발생하는 통신 제약 위반 또는 센싱 성능 저하 문제를 해결하기 위해 시스템 설계 요구 조건에 따라 가변하는 딥러닝 손실 함수를 제안한다. 그 결과 기존 준정부호 완화 (semidefinite relaxation) 기반 최적화 방식보다 낮은 복잡도를 보이며 통신 서비스 품질 요구 조건을 만족하면서 센싱 성능이 향상됨을 볼 수 있다.

I. 서론

통합 센싱-통신 (integrated sensing and communication: ISAC)은 하드웨어와 무선 자원을 공유하여 통신과 센싱을 동시에 지원함으로써 6G 이동통신의 핵심 응용 기술로 고려되고 있다 [1]. 한편 재구성가능 지능형 표면 (reconfigurable intelligent surface: RIS) 저비용 저전력으로 무선 채널 환경을 재설정하여 음영 지역 없이 통신 서비스를 제공하거나 가시선 채널을 확보하여 센싱을 가능하게 한다 [2-3]. 이에 최근 RIS를 활용한 ISAC 시스템에서 센싱 성능과 통신 성능이 상충하는 환경에서 다양한 제약 조건에서 성능을 최적화하는 시스템 설계 및 성능 연구가 수행되고 있다 [2-4].

최근 하향링크 ISAC 시스템에 RIS를 도입할 때 통신 성능 서비스 품질을 만족하면서 센싱 성능을 최적화하기 위해 송신 범포밍과 RIS 범포밍을 결합 최적화하는 연구를 수행하였다 [4]. 해당 비볼록 최적화 문제를 최적화 알고리즘으로 해결할 경우 송신 범포밍과 RIS 범포밍의 반복 최적화에 의해 계산 복잡도와 수렴까지 시간 지연 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 저복잡도 CNN(convolutional neural network)을 적용한 비지도 학습을 통해 RIS 범포밍 최적화 기법이 제안되었으나 [4], 특정 통신 서비스 품질만 만족할 뿐 다양한 서비스 품질을 만족하지 못하는 문제가 있다.

본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 다양한 통신 서비스 품질 지원으로 확대 가능한 비지도 딥러닝 학습 방법을 제안한다. 특히 통신 신호대잡음비 (signal-to-noise power ratio: SNR) 제약에 따라 적응적인 비지도 학습 손실 함수를 제안하여 학습한다. 그 결과 기존 손실 함수는 특정 제약 조건에서만 요구 성능을 만족하지만, 제안 손실 함수는 다양한 제약 조건에서 요구 성능을 만족하면서 기존 최적화 방식과 비슷한 성능을 제공하는 것을 볼 수 있다.

II. 시스템 모형 및 문제 정의

고려하는 RIS 지원 ISAC 시스템은 그림 1과 같이 M 안테나 기지국 (BS), N 반사 소자 RIS, 단일 안테나 통신 단말 (Comm. UE)과 타겟 (Target)로 구성된다. 기지국과 RIS 채널은 \mathbf{G} , RIS-단말 채널은 \mathbf{h}_c^H , RIS-타겟 채널은 \mathbf{h}_s 로 둔다. 기지국은 송신 신호 s 를 범포밍 벡터 $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 로 전송하며, 통신 단말 수신 신호 y_c 와 타겟에 반사되어 기지

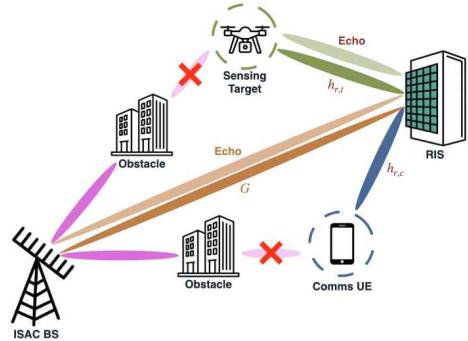


그림 1 RIS 지원 ISAC 시스템 모형

국에서 수신된 신호 y_c 는 다음과 같다.

$$y_c = \mathbf{h}_c^H(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{w}s + n_c, \quad \mathbf{h}_c^H(\boldsymbol{\Theta}) = \mathbf{h}_{r,c}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_s = \mathbf{H}_s(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{w}s + \mathbf{n}_s, \quad \mathbf{H}_s(\boldsymbol{\Theta}) = \mathbf{G}^T \boldsymbol{\Theta} \mathbf{h}_{r,s}^H \mathbf{h}_{r,s} \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} \quad (2)$$

여기서 $\boldsymbol{\Theta} = diag(e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_N})$ 는 RIS 반사 범포밍 패턴, $n_c \sim CN(0, \sigma_c^2)$ 는 단말 잡음, $\mathbf{n}_s \sim CN(0, \sigma_s^2 \mathbf{I}_M)$ 는 기지국 안테나 잡음 벡터이다. 단말에서의 수신 SNR은 $\gamma_c(\boldsymbol{\Theta}, \mathbf{w}) = \|\mathbf{h}_c(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{w}\|^2 / \sigma_c^2$, 기지국은 최대비결합 수신 범포밍 $\mathbf{w}_s = \mathbf{H}_s(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{w}$ 를 적용 시 센싱 SNR은 $\gamma_s(\boldsymbol{\Theta}, \mathbf{w}) = \|\mathbf{H}_s^H(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{w}\|^2 / \sigma_s^2$ 와 같다. 본 연구에서는 [4]에서와 같이 통신 SNR 요구 조건 τ_c 를 만족하면서 센싱 SNR의 최대화를 목적으로 하는 다음의 문제를 고려한다.

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\Theta}} \gamma_s(\boldsymbol{\Theta}, \mathbf{w}) &= \|\mathbf{H}_s(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{w}\|_2^2 / \sigma_s^2 \\ \text{s.t. } \gamma_c(\boldsymbol{\Theta}, \mathbf{w}) &\geq \tau_c, \quad \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_t, \quad |\boldsymbol{\Theta}|_{n,n} = 1, \forall n = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (3)$$

III. ISAC 제한 조건 인지 적용 손실 딥러닝 기반 RIS 범포밍

본 연구에서는 문제 (3)의 해를 구하기 위해 [4]에 제안한 센싱 채널과 통신 채널의 상관도를 높이는 손실 함수를 개선한 딥러닝 기반 RIS 범포밍과 RIS 범포밍이 주어졌을 때의 최적 송신 범포밍 \mathbf{w} 를 적용한다. 이 때 RIS 범포밍을 위한 IBF-Net (ISAC beamforming neural network)은 그림 2와 같은 경량화된 CNN 구조를 따르며, 비지도 학습을 위한 제안 손실 함수는 다음과 같다.

$$L(\psi) = -\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (\|\mathbf{H}_s^{(l)}(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{h}_c^{(l)}(\boldsymbol{\Theta})\|^2 + \alpha(\tau_c) \|\mathbf{H}_s^{(l)}(\boldsymbol{\Theta})\|_F) \quad (4)$$

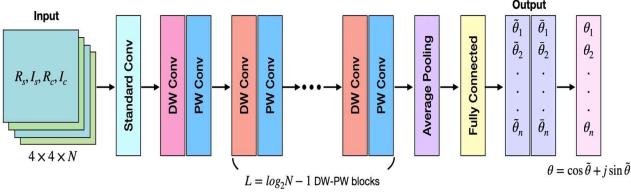


그림 2 RIS 위상 도출을 위한 IBF-Net 기반 딥러닝 구조

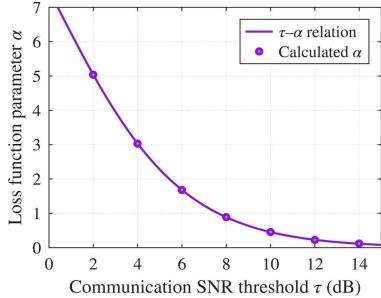


그림 3 통신 요구조건 (τ_c)에 따른 제안된 적응형 α 곡선

이때 $\alpha(\tau_c)$ 는 통신 SNR 요구 조건 τ_c 에 따라 손실 함수에서 센싱 SNR 중요도를 변경하는 변수로 실험을 통해 다음의 함수를 제안한다.

$$\alpha(\tau_c) = 14.5\sigma(-0.35(10\log_{10}\tau_c - 0.2)) \quad (5)$$

여기서 $\sigma(x) = 1/(1+e^{-x})$ 는 시그모이드(Sigmoid) 함수이다. 그림 3에서 보인 바와 같이 제안하는 손실 함수는 τ_c 가 작을수록 α 가 커져 센싱 SNR에, τ_c 가 클수록 α 를 낮춰 통신 제약 만족에 비중을 둔다.

IV. 실험 결과

제안 기법의 성능 검증을 위해 기지국과 RIS 위치는 각각 (0,0), (195,0)이고 통신 단말과 타겟의 위치는 각각 (175, 30), (175, -50) 일 때 모의실험을 수행하였다. 각 채널은 경로손실이 주파수 2.4GHz 기준

$$PL(d) = 35.6 + 22\log_{10}(d)[dB] \quad (6)$$

인 모델을 사용하였으며 (단, d는 송수신 거리), 라이시안 계수가 10인 라이시안 페이딩을 고려하였다. 기지국 안테나 수가 $M = 8$ 이고 RIS 반사 소자 수가 $N = 32$ 이다. 송신전력은 8dBm으로 설정하였으며, 가우시안 잡음 전력 (σ^2)은 단말과 기지국 모두 동일하게 -20dBm으로 가정하였다.

먼저 그림 4에서 제안된 적응형 IBF-Net이 실제 타겟 방향으로 유효한 빔을 형성하는지 검증하기 위해, RIS 기준의 빔 패턴(Beam Pattern)을 분석하였다. RIS와 센싱 타겟이 각각 (195, 0) 및 (175, -50)에 위치할 때, 이론적인 타겟 각도는 약 -68.2°이다. 그림 5에서 확인할 수 있듯이, 타겟 각도에서 빔패턴 이득이 최대가 되는 것을 볼 수 있다. 이는 네트워크가 채널 정보를 바탕으로 타겟 위치를 정확히 인지하고 RIS 반사 신호를 해당 방향으로 집중시키고 있음을 보인다.

그림 5는 통신 SNR 최소 요구 조건 τ_c 에 따른 통신 SNR γ_c 의 센싱 SNR γ_s 를 보인 것이다. 그림에서 PropDL은 본 논문에서 제안하는 적응형 가중치 딥러닝 기법 성능이고, 비교 대상으로는 무작위 위상(Random RIS)과 준정부호 완화 (semidefinite relaxation) 기반의 반복 최적화 기법(AO), [4]의 고정된 손실 가중치($\alpha=0.8$)를 사용하는 기존 딥러닝 기법(ConvDL)을 함께 보였다.

그림 5(a)에서 볼 수 있듯이 Random RIS와, 기존 ConvDL은 또한, τ_c

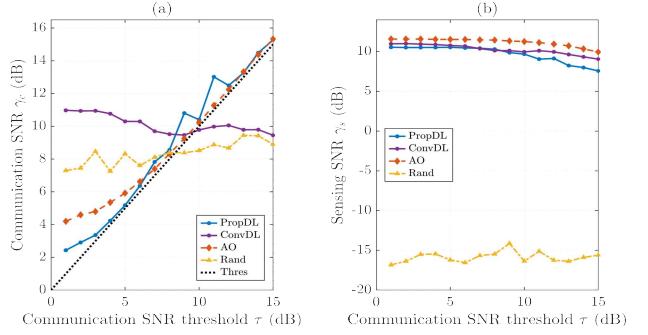


그림 5 최소 통신 SNR 문턱값에 따른 (a) 통신 SNR 성능 및 (b) 센싱 SNR

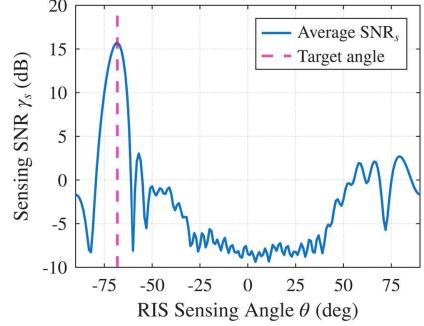


그림 4에서 볼 수 있듯이 제안된 적응형 α 곡선은 통신 성능 요구 조건을 만족하지 못하는 반면, 제안하는 PropDL은 최적화 기법 AO와 비슷하게 모든 τ_c 구간에서 문턱값을 상회하며 안정적인 결과를 보장한다. 그에 따른 센싱 SNR은 그림 5(b)에서 볼 수 있듯이 제안한 PropDL은 통신 제약을 만족하지 못하는 ConvDL과 비슷한 수준의 센싱 성능을 보임을 볼 수 있으며 최적 기법인 AO 대비 평균 약 90% 수준의 준수한 센싱 성능을 달성하였다. 이러한 성능은 평균 연산 속도가 146.690초인 AO 대비 훈련된 딥러닝 모델은 평균 0.137초 만에 최적의 위상을 도출하여 제안 기법이 압도적인 실시간 처리 능력을 보유하는 것을 볼 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 RIS-ISAC 시스템의 범포밍 최적화를 위해 통신 요구 조건에 따라 손실 가중치를 자동 조절하는 비지도 적응형 IBF-Net을 제안하였다. 시그모이드 함수 기반의 가중치 모델을 통해 고정 가중치 방식의 한계를 극복하였으며, 실험 결과 제안 기법이 낮은 연산량으로도 통신 제약을 만족시키며 준수한 센싱 성능을 달성함을 확인하였다.

Acknowledgements

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) under Grant RS-2025-16-067576 and by the Institute for Information & Communications Technology Planning & Evaluation (IITP) under the Information Technology Research Center (ITRC) support program (IITP-2025-RS-2021-II212046), funded by the Ministry of Science and ICT (MSIT), Korea.

참 고 문 헌

- [1] N. González-Prelcic et al., "The integrated sensing and communication revolution for 6G: Vision, techniques, and applications," Proc. IEEE, vol. 112, no. 7, pp. 676–723, July 2024.
- [2] R. Liu, M. Li, H. Luo, Q. Liu, A.L. Swindlehurst, "Integrated sensing and communication with reconfigurable intelligent surfaces: Opportunities, applications, and future directions," IEEE Wireless Commun., vol. 30, no. 1, pp. 50–57, Mar. 2023.
- [3] A. Tishchenko et al., "The emergence of multi-functional and hybrid reconfigurable intelligent surfaces for integrated sensing and communications – A Survey," IEEE Commun. Surv. & Tut., vol. 27, no. 5, pp. 2895–2936, Oct. 2025.
- [4] J. Ye, L. Huang, Z. Chen, P. Zhang and M. Rihan, "Unsupervised learning for joint beamforming design in RIS-aided ISAC systems" IEEE Wirel. Commun. Lett., vol. 13, no. 8, pp. 2100–2104, Aug. 2024.