

AIRS 기반 ISAC 시스템의 센싱 및 통신성능 최적화 기법

김다은, 김수민, 김준수*
한국공학대학교

yasmin34@tukorea.ac.kr, suminkim@tukorea.ac.kr, *junsukim@tukorea.ac.kr

Optimization of Sensing and Communication Performance for ISAC System with AIRS

Da Eun Kim, Su Min Kim, Junsu Kim*
Tech University of Korea.

요약

본 논문은 항공 지능형 반사 표면(AIRS, aerial intelligent reflecting surface) 기술과 함께 통합 감지 및 통신(ISAC, integrated sensing and communication) 시스템의 성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 기존에 다중안테나의 채널 상태 정보(CSI, channel state information)를 추정하는 것은 복잡하며 과도한 오버헤드의 문제가 존재해왔다. AIRS가 중계기로 존재하는 환경에서 레이더를 통해 추정된 사용자의 위치를 바탕으로 채널을 예측한 후 강화학습을 진행하여 사용자 채널 피드백 없이 센싱 성능과 통신 성능이 향상되는 지점으로 AIRS가 배치되는 것을 확인하였다.

I. 서론

지능형 반사 표면(IRS, intelligent reflecting surface)과 무인 항공기(UAV, unmanned aerial vehicle)를 결합한 항공 지능형 반사 표면(AIRS, aerial intelligent reflecting surface)은 장애물이 적은 환경에서 이동성을 가지고 이동하며 반사되는 신호의 위상 조절을 통해 진파의 가시거리(LoS, line of sight) 확보와 통신 범위 확장의 이득을 얻을 수 있어 많은 관심을 받고 있다. 또한, 통합 감지 및 통신(ISAC, integrated sensing and communication) 시스템은 동일한 주파수를 이용해 정보 전송과 레이더 센싱을 결합한 기술로 UAV를 센싱 수신기로 이용하여 이동성을 가지고 성능을 향상시킬 수 있다. 하지만 IRS 시스템에서 채널 상태 정보(CSI, channel state information)를 추정하는 것은 복잡한 문제이며 사용자에서의 채널 피드백은 큰 오버헤드를 가진다[1].

본 논문에서는 AIRS가 중계기로 존재하는 환경에서 CSI와 레이더를 통해 추정된 사용자의 물리적인 위치에 대한 공간적 상관관계를 이용하여 각도 기반의 채널을 추정한다. 추정된 정보를 바탕으로 강화학습을 이용하여 센싱 성능과 통신 성능이 향상되는 지점으로 AIRS의 위치를 제어한다.

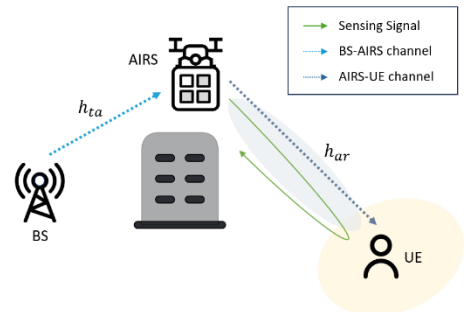
II. AIRS 센싱 성능 향상 기법

A. 시스템 모델

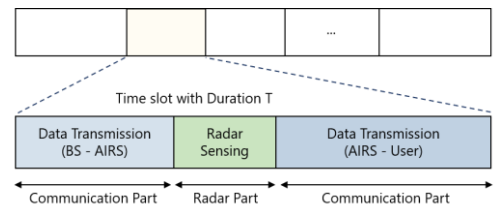
그림 1은 AIRS가 기지국과 사용자 사이의 비직선에 위치하며 downlink channel을 중계하는 상황을 나타낸다. 지상의 기지국과 사용자는 단일 안테나를 사용하고, AIRS 반사요소는 M 개의 uniform linear array(ULA) 안테나 배열을 가진다.

프레임 구조는 그림 2와 같으며 기지국과 AIRS의 위치는 서로 아는 상태에서 데이터를 전송한다. 이후 AIRS에서 레이더 센싱을 통해 사용자의 위치를 추정한 후 정보

를 전송하며 AIRS는 일정 고도에서 움직이고 짧은 시간 간격 동안은 위치가 변하지 않다고 가정한다.



[그림 1] 시스템 모델.



[그림 2] 프레임 구조.

B. 채널 모델

기지국에서 AIRS로의 채널은 $h_{ta} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 이며 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$h_{ta} = \sqrt{\rho(d_{ta})^{-k}} \mathbf{b}_l, \quad (1)$$

ρ 는 기준 거리 $D_0 = 1m$ 에서의 경로 감쇄, k 는 경로 감쇄 지수, d_{ta} 는 기지국에서 AIRS까지의 거리, $\mathbf{b}_l = e^{j\mathbf{m}(m-1)\vartheta_{y-ta}}$, $m = 1, \dots, M$ 는 AIRS의 어레이 응답 벡터이다. ϑ_{y-ta} 는 기지국에서 AIRS로의 angle of arrival(AoA)로 구성된다[2].

$$\vartheta_{y-ta} = \frac{2\pi d_{AIRS}}{\lambda} \cos\theta_{ta} \sin\phi_{ta}, \quad (2)$$

θ_{ta}, ϕ_{ta} 는 AIRS에서의 elevation 과 azimuth 각을 나타낸다. d_{AIRS} 는 안테나 간 간격, λ 는 반송파 파장이고, (2)는 위치 정보를 통한 각도 추정을 통해 y_a/d_{ta} 로 표현할 수 있다[3].

AIRS 와 사용자 사이의 채널 $h_{ar}^T \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 는 다음과 같다.

$$h_{ar}^T = \sqrt{\frac{\alpha_{ar} v_{ar}}{v_{ar} + 1}} \tilde{h}_{ar}^T + \sqrt{\frac{\alpha_{ar}}{v_{ar} + 1}} \tilde{h}_{ar}^T, \quad (3)$$

α_{ar} 는 large-scale fading 계수로 $\alpha_{ar} = \rho(d_{ar}/D_0)^{-k}$, v_{ar} 는 Rician K-factor 이다. LoS 구성요소는 $\tilde{h}_{ar}^T = b^T(\vartheta_{y-ar})$ 를, NLoS 구성요소 \tilde{h}_{ar}^T 는 $\mathcal{CN}(0,1)$ 분포를 따른다.

AIRS 에서 사용자로의 angle of departure(AoD)인 ϑ_{y-ar} 은 센싱을 통해 다음과 같은 값을 얻는다.

$$\vartheta_{y-ar} = \frac{y_a - \hat{y}_r}{d_{ar}}. \quad (4)$$

AIRS 에서는 추정된 사용자 위치 \hat{y}_r 를 통해 구해진 AoD 를 이용하여 반사요소 위상을 조절할 수 있다. 각 반사요소들의 위상 변이 벡터는 $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_M]^T, \theta_i \in [0, 2\pi], i \in \mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ 로 표현된다. 위상 변이 매트릭스는 $\Theta = \text{diag}[e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_M}] \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 와 같이 나타낸다.

C. 성능 지표

최적의 위상은 기지국에서 AIRS 를 거쳐서 사용자에게 가는 채널의 위상과 AIRS 반사요소의 위상의 합이 0 인 경우로 $\theta^* = -(\theta_{ta} + \theta_{ar})$ 를 통해 조절한다.

$$SNR_{tr} = \frac{P|h_{ar}^T \Theta^* h_{tr}|^2}{\sigma^2}, \quad (5)$$

$$R_{tr} = \log_2(1 + SNR_{tr}).$$

기지국과 사용자 사이의 직접 통신은 불가능하다고 가정하고 통신 성능 평가를 위해 최적으로 각 반사요소 위상을 조절한 상태에서의 achievable rate 을 구한다.

레이더 성능을 평가하기 위한 사용자의 위치 추정 오차는 Cramer-Rao Lower Bound(CRLB)로 나타낸다[4].

$$\min \sigma_c^2 \geq \frac{c^2}{32\pi^2 B_s^2 T_s SNR_{ar}}, \quad (6)$$

B_s 는 root mean square(RMS) 대역폭, T_s 는 센싱 시간, SNR_{ar} 은 레이더의 SNR 로 $SNR_{ar} = |g_{ar}|^2 P_s/P_N$ 을 통해 구해지며 g_{ar} 은 레이더 수신기에서의 채널이득이다. (6)을 통해 구한 $\hat{y}_r = y_r + \sigma_c^2$ 로 사용자의 위치를 추정한다.

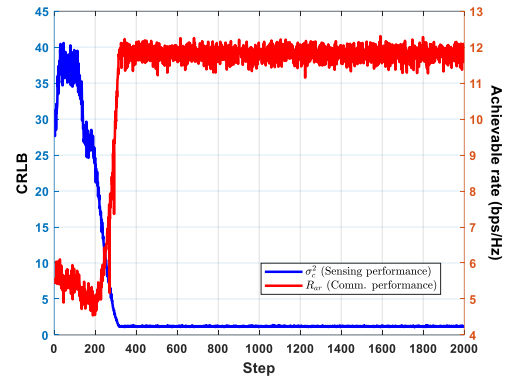
III. 강화학습을 이용한 성능 최적화

강화학습 환경은 agent, state, action, reward 로 구성되며 표 1 과 같다. AIRS 를 agent 로 설정하고 action 은 $[x, y]$ 축에서의 이동과 이동하지 않는 경우로 이루어진다. 학습의 목표는 agent 의 action 을 통해 reward 를 최대화하는 것이다. 따라서 reward 는 이전 σ_c^2 와 현재 레이더 성능에서의 차이에 상수 c 를 곱한 값으로 정해 레이더 위치 추정 성능이 좋아질수록 커지도록 설정한다. 매 step 에서의 성능 평가를 통해 강화학습 환경이 구성된다.

[표 1] 강화학습 파라미터.

component	parameter
Agent	AIRS
State	$x[t], y[t], \sigma_c^2, SNR_{ar}$
Action	$\pm \Delta x, \pm \Delta y$
reward	$c(\sigma_c^2(t-1) - \sigma_c^2(t))$

IV. 시뮬레이션 및 결과



[그림 3] 강화학습 결과.

그림 3은 논문에서 제안하는 강화학습 모델의 학습 과정이다. 임의의 위치에 AIRS 를 배치하고 학습을 진행했을 때 채널 추정 오차가 줄어들고 통신 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 ISAC 시스템을 이용하여 사용자 위치 정보를 추정하고, 강화학습을 이용하여 AIRS 의 위치를 제어함으로써 레이더 위치 추정 오차가 줄어드는 지점으로 이동하는 것을 확인했다. 레이더를 통해 얻은 정보를 가지고 사용자 채널 피드백이 없는 상태에서 센싱 및 통신 성능을 향상시켰다. 향후에는 더욱 복잡한 환경에서의 성능 최적화 방안을 연구할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 학·석·사연계 ICT 핵심인재양성사업과 2024 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2024-RS-2022-00156326, 2021R1A2C1013150)

참고 문헌

- [1] V. Jamali, M. Najafi, R. Schober and H. V. Poor, "Power Efficiency, Overhead, and Complexity Tradeoff of IRS Codebook Design—Quadratic Phase-Shift Profile," in IEEE Communications Letters, vol. 25, no. 6, pp. 2048–2052, June 2021.
- [2] S. Li, B. Duo, X. Yuan, Y. -C. Liang and M. Di Renzo, "Reconfigurable Intelligent Surface Assisted UAV Communication: Joint Trajectory Design and Passive Beamforming," in IEEE Wireless Communications Letters, vol. 9, no. 5, pp. 716–720, May 2020.
- [3] X. Hu, C. Zhong, Y. Zhang, X. Chen and Z. Zhang, "Location Information Aided Multiple Intelligent Reflecting Surface Systems," in IEEE Transactions on Communications, vol. 68, no. 12, pp. 7948–7962, Dec. 2020.
- [4] J. M. Park, J. Cho, S. Noh and H. Yu, "Optimal Pilot and Data Power Allocation for Joint Communication–Radar Air-to-Ground Networks," in IEEE Access, vol. 10, pp. 52336–52342, 2022.