

# 하이브리드 지능형 반사 표면 시스템을 위한 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법

최태희, 김재홍, 정진곤\*

중앙대학교 전자전기공학과

{chlhogml00; kjhct9606; jgjoung}@cau.ac.kr

## Convolutional Neural Network-Based Phase Shift Method for Hybrid Intelligent Reflecting Surface Systems

Taehee Choi, Jaehong Kim, Jingon Joung\*

Department of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University

### 요약

수동 소자들로 이루어진 기존 지능형 반사 표면(IRS: intelligent reflecting surface) 시스템이 갖는 오버헤드를 줄이기 위해, 일부 소자를 센서로 사용하는 하이브리드 IRS 시스템이 제안되었다. 본 연구에선, 하이브리드 IRS 시스템에서 평균 수신 신호 대 잡음 비(SNR: signal-to-noise ratio)를 최대화하기 위한 센서 수신 신호 전처리 방식과 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법을 제안한다. 모의실험 결과, 센서 수신 신호에 대한 위상차를 전처리 방식으로 사용할 때 가장 우수한 학습 성능을 얻었으며, 센서 수가 증가할수록 제안하는 기법이 SNR 상한에 근접한 성능을 얻었다. 하지만, 센서 소자 수 증가에 따른 반사 빔 이득 감소로 인해 SNR 상한이 감소하여, 센서 소자 수에 따른 수신 SNR 성능 trade-off가 존재함을 확인하였다.

### I. 서론

기존 지능형 반사 표면(IRS: intelligent reflecting surface)는 수동 반사 소자만으로 이루어져 채널 추정을 위한 시그널링 오버헤드가 높다는 단점이 있다 [1]. 이를 해결하기 위해, 전체 소자 중 일부를 센서로 활용하는 하이브리드 IRS 구조가 제안된 바 있다 [2]. 본 연구에선 하이브리드 IRS 센서가 수신한 상향 링크 신호를 활용하여, 하향 링크에서 사용자 단말이 얻는 수신 신호 대 잡음 비(SNR: signal-to-noise ratio)를 최대화하는 센서 수신 신호 전처리 방식과 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법을 제안한다. 모의실험 결과, 전처리 방식으로써 센서 수신 신호에 대한 위상차를 활용할 때, 합성곱 신경망 학습 성능이 가장 우수함을 확인하였다. 또한, 센서 소자 수가 증가할수록 제안하는 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법이 수신 SNR 상한에 근접한 성능을 얻음을 확인하였다. 하지만, 센서 소자 수 증가에 따른 반사 빔 이득 감소로 인해 SNR 상한이 감소하며, 이에 따라 센서 소자 수에 따른 수신 SNR 성능 trade-off가 존재함을 확인하였다.

### II. 시스템 모델

그림 1과 같이, 본 연구에선 기지국이  $50 \times 50 \text{ m}^2$  커버리지 내 사용자 단말과 통신하는 시나리오를 고려한다. 장애물로 인해 단일 안테나를 갖는 기지국과 사용자 단말 사이 직접적인 통신 경로가 소실될 경우,  $N$  개 소자를 갖는 하이브리드 IRS를 커버리지 내에 배치하여 가시선 경로를 형성할 수 있다. 이때, 하이브리드 IRS는  $M$  개 센서 소자를 가지며, 나머지  $N-M$  개 소자는 반사 소자로 구성한다. 이때,  $N > M$ 이다.

하이브리드 IRS가 형성하는 채널은 Rician 채널로 모델링한다. 즉, 기지국과 IRS 사이 채널은  $\mathbf{f} = \sqrt{\eta_f}(\sqrt{K/(1+K)}\bar{\mathbf{f}} + \sqrt{1/(1+K)}\tilde{\mathbf{f}})$ , IRS와 사용자 단말 사이 채널은  $\mathbf{g} = \sqrt{\eta_g}(\sqrt{K/(1+K)}\bar{\mathbf{g}} + \sqrt{1/(1+K)}\tilde{\mathbf{g}})$ 이다. 여기서  $K$ 는 Rician factor이며,  $\eta_f$ 와  $\eta_g$ 는 각각 기지국-IRS와 IRS-사용자 단말 사이 경로 손실이다.  $\bar{\mathbf{f}} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 와  $\tilde{\mathbf{f}} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 는 각 채널의 비가시선 채널 성분이며,  $\mathcal{CN}(0,1)$ 을 따른다.  $\bar{\mathbf{f}} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 와

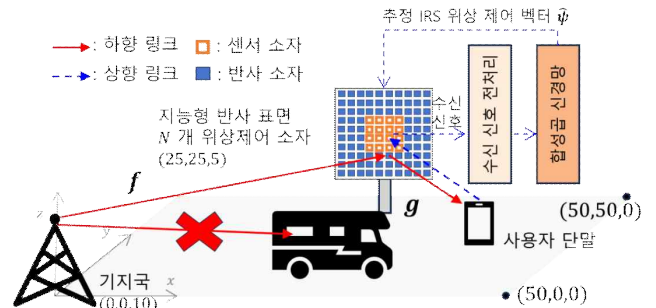


그림 1. 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법을 활용한 하이브리드 IRS 시스템 모델.

$\bar{\mathbf{g}} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 는 각 채널의 가시선 채널 성분으로 IRS가 형성하는 위상 조정 벡터이며, 자세한 모델은 [1]에서 확인할 수 있다.

하이브리드 IRS 센서 소자는 상향 링크에서 사용자 단말이 전송한 통신 신호를 수신하며, 이를 활용하여 하향 링크에서 사용자 단말의 평균 수신 SNR을 최대화하는 IRS 위상제어 벡터를 추정한다.  $m$ 개 센서가 수신한 상향 링크 신호를  $y_{s,m}$ 이라고 할 때, 수신 신호 벡터  $\mathbf{y}_s \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다:

$$\mathbf{y}_s = [y_{s,1} \cdots y_{s,m} \cdots y_{s,M}]^T = \sqrt{P_U} \mathbf{U}^T \mathbf{g}_U \mathbf{s}_U + \mathbf{z}. \quad (1)$$

여기서,  $P_U$ 와  $\mathbf{s}_U$ 은 각각 상향 링크 송신 전력과 정보 심볼이며,  $\mathbf{z} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 은 덧셈플 백색 잡음으로 각 원소는  $\mathcal{CN}(0, \sigma_z^2)$ 을 따른다.  $\mathbf{U}$ 는 전체  $N$  개 소자 중 센서 소자 위치를 가리키는  $N \times M$  차원 이진 행렬로, 각 열벡터는 서로 직교인 단위 벡터이다.  $\mathbf{U}\mathbf{U}^T$ 의  $n$ 째 주대각선 원소가 1이면  $n$ 째 소자가 센서임을 의미하며,  $n$ 째 주대각선 원소가 0이면  $n$ 째 소자가 반사 소자임을 의미한다.

하향 링크에서 사용자 단말이 수신한 신호  $r$ 은 다음과 같이 쓸 수 있다:

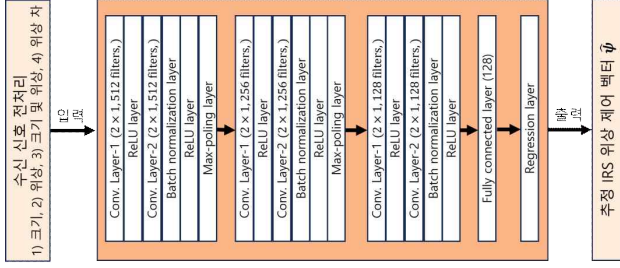


그림 2. 하이브리드 IRS 위상제어를 위한 수신 신호 전처리 및 합성곱 신경망 구조.

표 1. 센서 수신 신호 전처리 방식 ( $m, k \in \{1, \dots, M\}$ ,  $k < m$ ).

신호 크기	신호 위상	신호 크기 및 위상	신호 간 위상 차
$\{y_{s,m}\}$	$\{\angle y_{s,m}\}$	$\{y_{s,m}, \angle y_{s,m}\}$	$\{\angle y_{s,m} - \angle y_{s,k}\}$

$$r = \sqrt{P_D} \mathbf{g}^H \text{diag}(\mathbf{u} \odot \boldsymbol{\psi}) \mathbf{f} s_D + v. \quad (2)$$

이때,  $P_D$ 와  $s_D$ 는 각각 하향 링크 송신 전력과 정보 심볼을 의미하며,  $v$ 는 덧셈꼴 백색 잡음으로  $CN(0, \sigma_v^2)$ 을 따른다.  $\odot$ 는 요소별 곱셈 연산자이다.  $\boldsymbol{\psi} = [e^{j\chi_1} \dots e^{j\chi_n} \dots e^{j\chi_N}]^T$ 는 1-비트 양자화된 IRS 위상제어 벡터로,  $\chi_n \in \{0, \pi\}$ 를 만족한다 ( $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ ).  $\mathbf{u} = \mathbf{1}_N - \mathbf{U}\mathbf{1}_M$ 는 반사 소자 위치를 가리키는  $N$ 차원 이진 벡터를 의미한다. 이때,  $\mathbf{1}_N$ 과  $\mathbf{1}_M$ 은 각각 모든 원소가 1인  $N$ 차원과  $M$ 차원 열벡터이다. 이때, 사용자가 얻는 수신 SNR은  $P_D \sigma_n^{-2} |\mathbf{g}^H \text{diag}(\mathbf{u} \odot \boldsymbol{\psi}) \mathbf{f}|^2$ 이다.

### III. 제안하는 합성곱 신경망 기반 하이브리드 IRS 위상제어 기법

본 장에선 평균 수신 SNR 최대화를 위한 합성곱 신경망 기반 하이브리드 IRS 위상제어 기법을 소개한다. 그림 2와 같이, 센서에서 수신한 신호는 학습 성능을 높이기 위해 전처리 과정을 거쳐 일차원 벡터로 변형된다. 본 연구에선 전처리 방식에 따른 합성곱 신경망 학습 성능을 확인하며, 이때 고려하는 네 가지 전처리 방식은 표 1에 정리한다.

합성곱 신경망은 전처리를 거친 센서 수신 신호를 입력으로 받아, 평균 수신 SNR을 최대화하는 위상제어 벡터  $\boldsymbol{\psi}_o = \bar{\mathbf{f}} \odot \bar{\mathbf{g}}$ 를 추정한다 [1]. 합성곱 신경망은 세 개 은닉층 그룹, 전결합층, 그리고 출력층으로 구성되며, 각 은닉층 그룹은 합성곱층-1, 활성화 함수, 합성곱층-2, 배치 정규화, 활성화 함수, 그리고 풀링층 순으로 이루어진다. 합성곱 필터는 크기가 2인 일차원 필터이며, 각 은닉층 필터 수는 512, 256, 그리고 128이다. Stride 크기는 1이며, 합성곱 연산 이후 데이터 크기 유지를 위해 입력 데이터에 0을 패딩한다. 전결합층은 128 개 뉴런으로 구성되며, 출력층에서 추정 위상제어 벡터  $\hat{\boldsymbol{\psi}}$ 를 도출한다.

### IV. 모의실험 결과

모의실험을 위해 설정한 기지국과 IRS 위치는 각각  $(0, 0, 10)$  m와  $(25, 25, 5)$  m이며, 사용자 단말은 커버리지 내에서 균등 분포를 따르며 무작위 생성한다. 주요 파라미터 다음과 같다:  $N=100$ ,  $P_D=30$  dBm,  $P_U=20$  dBm,  $K=10$  dB,  $\sigma_s^2 = \sigma_v^2 = -104$  dBm, 대역폭 10 MHz, 반송파 주파수 2.5 GHz. 훈련, 검증, 시험 데이터 수는 각각  $(875, 125, 100) \times 10^3$ 이며, 최적화 함수로 Momentum, 손실 함수로 평균 제곱근 오차를 사용한다. 배치 크기와 에포크 수는 각각 1,024와 20이다. 초기 학습률은 0.05이며, 두 에포크마다 기존 학습률에 0.9를 곱하

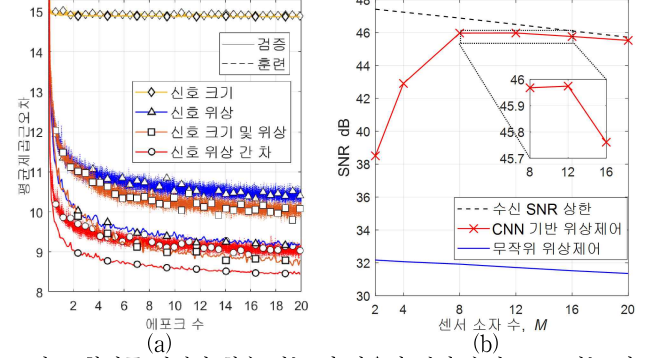


그림 3. 합성곱 신경망 학습 성능 및 사용자 단말 수신 SNR 성능 비교. (a) 전처리 방식에 따른 학습 성능 비교 ( $M=12$ ), (b) 센서 소자 수에 따른 하이브리드 IRS 위상제어 기법의 수신 SNR 성능 비교.

는 학습률 스케줄러를 사용하여 학습률을 결정하였다.

그림 3(a)에선 전처리 방식에 따른 학습 성능을 비교하였다. 모의실험 결과, 위상차 전처리 방식이 가장 낮은 평균 제곱근 오차를 보이며, 우수한 학습 성능을 얻는 것을 확인하였다. 위상차 전처리를 적용한 합성곱 신경망 기반 하이브리드 IRS 위상제어 기법이 얻는 수신 SNR은 그림 3(b)에 보였다. 센서 소자 수가 증가할수록, 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법이 최적 위상제어 벡터  $\boldsymbol{\psi}_o$  적용 시 얻을 수 있는 SNR 상한에 가까운 성능에 도달함을 확인하였다. 하지만,  $(N-M)^2$ 에 비례하는 반사 빔 이득과 이에 따른 SNR 상한은 센서 수  $M$ 이 증가함에 따라 감소하여 [1], 제안 기법의 수신 SNR은 센서 수가 매우 크게 증가함에 따라 오히려 감소하게 된다. 즉, 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법은 센서 소자 수에 따른 수신 SNR 성능 trade-off가 존재함을 그림 3(b)에서와 같이 확인하였다.

### V. 결론

본 연구에선 하이브리드 IRS 시스템을 위한 센서 수신 신호 전처리 방식과 합성곱 신경망 기반 위상제어 기법을 제안하였다. 하이브리드 IRS의 합성곱 신경망은 전처리 과정을 거친 센서 수신 신호를 활용하여 학습하며, 이를 통해 평균 수신 SNR을 최대화하는 위상제어 벡터를 추정한다. 모의실험 결과, 센서 수신 신호에 대한 전처리로써 위상차를 신경망 입력 신호로 활용할 때, 학습 성능이 가장 우수함을 확인하였다. 또한, 센서 소자 수가 증가할수록 SNR 상한에 근접한 성능을 얻었으며, 센서 소자 수에 따른 수신 SNR 성능 trade-off가 존재함을 확인하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단의 지원(2022R1A2C1003750)과 정보통신기획평가원의 지원(2021-0-00874, 시공간 선 부호 기반 차세대 무선 접속 기술 개발, 30%; 2022-0-00635, 28GHz 대역/특화파대역/NR-U 대역을 지원하는 5G 산업용 단말 기술 개발, 20%)을 받아 수행된 연구임.

### 참고 문헌

- [1] J. Kim and J. Joung, "시공간 선 부호 시스템을 위한 격자 기반 IRS 위상 할당 기법," *J. Korean Inst. Commun. Inf. Sci. (J-KICS)*, vol. 47, no. 10, pp. 1457-1467, Jul. 2022.
- [2] Y. Lin, S. Jin, M. Matthaiou, and X. You, "Tensor-based algebraic channel estimation for hybrid IRS-assisted MIMO-OFDM," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 20, no. 6, pp. 3770-3784, Jun. 2021.