

# 딥러닝 기반 지능반사표면 연결 채널의 고해상도 복원

박진성\*, 무하마드 아와이스<sup>†</sup>, 칸 무버샤 아흐메드<sup>†</sup>, 김윤희<sup>\*†</sup>

\*경희대학교 전자공학과, <sup>†</sup> 경희대학교 전자정보융합공학과

{jinsung320, mawais, mubasher, yheekim}@khu.ac.kr

## Deep Learning Aided Super Resolution for IRS Cascaded Channels

Jinsung Park\*, Muhammad Awais<sup>†</sup>, Khan Mubasher Ahmed<sup>†</sup>, and Yun Hee Kim<sup>\*†</sup>

Dept. of Electronic Engineering, Dept. of Electronics and Information Convergence Engineering, Kyung Hee University

### 요약

지능반사표면(Intelligent Reflecting Surface: IRS) 협력 통신에 필수적인 채널 추정 기법을 연구한다. 파일럿 오버헤드를 줄이기 위해 부분 반사 계수 적용시 고해상도 복원 딥러닝 네트워크를 활용한 채널 추정 방법을 제안하고 다양한 방법으로 딥러닝 네트워크를 최적화하였다.

### I. 서론

최근 재구성 가능한 지능반사표면(Intelligent Reflecting Surface: IRS)은 저비용과 저전력으로 무선 통신 커버리지를 크게 향상시켜 6G 통신의 후보로써 각광받고 있다 [1]. IRS를 활용한 통신 성능을 향상시키기 위해서 채널상태정보를 아는 것은 필수적이다. 본 논문에서는 파일럿 오버헤드를 줄이기 위해 필요한 부분 원소 반사 파일럿 전송시 보간 성능을 향상시키는 딥러닝 기반 채널 고해상도 복원 기법을 제공한다.

### II. 채널 및 신호 모형

그림 1과 같이 단일 안테나 기지국과 반사 소자 수가  $N$ 인 IRS, 단일 안테나 사용자로 구성된 IRS 협력 상향통신 시스템을 고려한다. 장애물에 의해 기지국과 사용자 사이의 직접 채널은 없을 때, 기지국과 IRS 사이의 채널  $\mathbf{g}$ 와 IRS와 사용자 사이의 채널  $\mathbf{f}$ 를 본 논문은 다음과 같이 Saleh-Valenzuela 채널 모형으로 가정하였다.

$$\mathbf{g} = \sqrt{N/L_g} \sum_{l_1=1}^{L_g} \alpha_{l_1} \mathbf{a}^H(\theta_{l_1}^g, \psi_{l_1}^g) \quad \mathbf{f} = \sqrt{N/L_f} \sum_{l_2=1}^{L_f} \alpha_{l_2} \mathbf{a}(\theta_{l_2}^f, \psi_{l_2}^f) \quad (1)$$

여기서  $L_g, L_f$ 는 각각 기지국과 IRS, IRS와 사용자 간의 다중 경로 개수이다. 각 경로에 해당하는 복소수 진폭, 기지국과 IRS 간의 방위각(고도각), IRS와 사용자 간의 방위각(고도각)은 각각  $\alpha_l, \theta_{l_1}^g(\psi_{l_1}^g), \theta_{l_2}^f(\psi_{l_2}^f)$ 이다.  $\mathbf{a}(\theta, \psi) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 는 IRS에서의 평면배열 안테나 응답이다. IRS가  $N_1 \times N_2$ 인 균일평면배열 형태일 때 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{a}(\theta, \psi) = 1/\sqrt{N} \mathbf{a}_{N_1}(\sin(\theta)\cos(\psi)) \otimes \mathbf{a}_{N_2}(\sin(\psi))^T \quad (2)$$

$$\mathbf{a}_S(x) = [1, e^{-j2\pi(d/\lambda)x}, \dots, e^{-j2\pi(d/\lambda)(S-1)x}] \quad (3)$$

여기서  $\lambda$ 는 캐리어 파장,  $d$ 는 IRS 소자 간의 거리로  $d = \lambda/2$ 로 둔다. 사용자가 파일럿 심볼  $s_t$ 를 전송하고 IRS 반사 패턴  $\phi_t = [\phi_{t1}, \phi_{t2}, \dots, \phi_{tN}]^T$  ( $t = 1, 2, \dots$ )에 대해서 수신 신호는 다음과 같다.

$$\mathbf{y}_t = \phi_t^T \mathbf{h}_s + w_t \quad (4)$$

여기서  $\mathbf{h} = \mathbf{g} \circ \mathbf{f} = \text{diag}(\mathbf{g})\mathbf{f}$ 는 IRS 연결 채널이고  $w_t \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 이다.

### III. 딥러닝 기반 고해상도 복원 채널 추정 및 결과

채널추정 파일럿 오버헤드를 줄이기 위해 IRS 반사원소 중 인덱스 집합

$I_p$  (여기서  $|I_p| = N_p < N$ )에서만 신호를 반사한다. 즉,  $|\phi_{tn}| = \begin{cases} 1, & n \in I_p \\ 0, & n \notin I_p \end{cases}$ 이다. 이때 반사 패턴은 직교성을 만족하는 길이  $N_p$ 인 반사 패턴

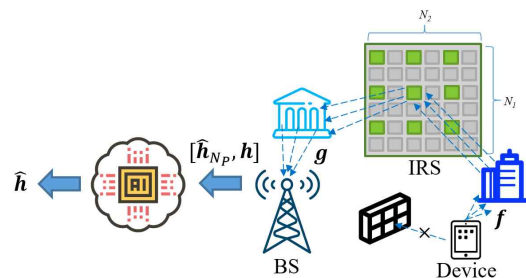


그림 1 IRS 협력 시스템을 위한 채널 추정 모형

$\Phi_{I_p} = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{N_p}]$ 을 적용한다. 즉  $\Phi_{I_p}^H \Phi_{I_p} = \Phi_{I_p} \Phi_{I_p}^H = \mathbf{I}_{N_p}$ 이다. 해당 반사 패턴을 적용할 때 수신 신호는 다음과 같다.

$$\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_{N_p}]^T = \Phi_{I_p} \mathbf{h}_{I_p} + \mathbf{w} \quad (5)$$

여기서  $\mathbf{h}_{I_p}$ 는  $\mathbf{h}$ 에서  $I_p$ 에 해당하는 채널 응답이다. 채널  $\mathbf{h}_{I_p}$ 의 최소제곱 추정 LS (Least Square) 식은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{h}}_{I_p} = (\Phi_{I_p}^H \Phi_{I_p})^{-1} \Phi_{I_p}^H \mathbf{y}_{I_p} = \mathbf{h}_{I_p} + \tilde{\mathbf{w}} \quad (6)$$

여기서  $\tilde{\mathbf{w}} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \tilde{\sigma}^2 \mathbf{I}_{N_p})$ 는 잡음 전력  $\tilde{\sigma}^2 = \sigma^2/N_p$ 인 잡음이다.

본 논문에서는 [2]의 깊은 잔차 방식의 딥러닝 모델 (ReEsNet) 기반으로 입력을 (6), 출력  $\mathbf{h}$ 의 추정값으로 하는 고해상도 복원 딥러닝 모델  $\hat{\mathbf{h}} = D(\hat{\mathbf{h}}_{I_p}; \Theta)$ 를 설계하였다. 여기서  $\Theta$ 는 모델 파라미터들의 집합이다.

$\tau$ 개의 훈련데이터  $\{(\mathbf{h}^{(i)}, \hat{\mathbf{h}}_{I_p}^{(i)})\}_{i=1}^{\tau}$ 를 사용하여, 평균제곱오차(MSE)를 최소화하도록, 즉  $\min_{\Theta} L(\Theta)$ 이 되도록 모델을 최적화하였다.

$$L(\Theta) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} \|\mathbf{h}^{(i)} - D(\hat{\mathbf{h}}_{I_p}^{(i)}; \Theta)\|^2 \quad (7)$$

그 결과 다중 경로 개수  $L_g, L_f$ 는 각각 3과 5로  $N$ 은 256,  $T$ 는 64로 채널 모델을 설정하였을 때, 특정 SNR 구간(-5dB ~ 15dB)에서 선형 보간 추정기 LMMSE 보다 -2dB 이상 향상된 성능을 얻었다.

### Acknowledgements

본 연구는 과학기술정보통신부 재원 한국연구재단의 개인기초연구(NRF-2021R1A2C1005869)와 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터육성지원사업의(IITP-2021-0-02046) 연구결과로 수행되었음.

### 참고문헌

- [1] Xiuhong et al., "Channel estimation for RIS assisted wireless communications-part2: an improved solution based on double-structured sparsity" *IEEE Commun. Letters*, vol. 25, issue. 5, pp. 1403 - 1407, May. 2021.
- [2] Lianjun Li et al., "Deep residual learning meets OFDM channel estimation" *IEEE Wireless. Commun. Letters*, vol. 9, pp. 615 - 618, May. 2020.