

딥러닝을 이용한 지능형 반사 표면 기반 통신 시스템 채널 추정 및 신호 검출 성능 분석

서경식, 노송
인천대학교

{ksseo, songnoh}@inu.ac.kr

요 약

본 논문은 지능형 반사 표면(IRS: Intelligent Reflecting Surface)을 이용한 밀리미터파 대역 통신 시스템에서 딥러닝을 이용한 채널 추정 및 신호 복호 기법을 제안한다. 제안된 기법은 신경망을 통해 송신기의 이동에 따른 채널의 변화를 추적해 지속적으로 이동하는 송신기로부터의 신호 검출 정확도를 높인다. 모의 실험을 통해 송신기의 이동에 대한 정보를 이용하지 않는 기법과의 비트 오류율(BER: bit error rate)의 성능을 비교한다.

I. 서 론

최대 전송률과 용량 증대를 위해 넓은 주파수 대역폭 확보가 용이한 밀리미터파(mmWave) 대역 기반 통신 시스템은 주요 연구 기술 중 하나이다 [1]. 그러나, 높은 경로 손실과 직진성이 강한 전파특성으로 인해 가시거리 내 제한적인 통신 도달거리를 확보해야 하는 한계점이 존재한다. 이를 보완하기 위해 최근 집중적으로 연구되고 있는 지능형 반사 표면 연구를 융합하여, 밀리미터파 통신 경로의 지능형 반사체 제어를 통해 다수의 경로 생성 및 경로 손실 보상을 달성할 수 있다 [2]. 지능형 반사체 소자의 개수를 증가하여 송수신기 사이의 다수의 경로를 확보할 수 있으며, 추가로 반사체 위상 제어를 통해 여러 경로를 통한 수신신호의 정합성을 확보하여 경로이득을 최대화할 수 있다. 이를 구현하기 위해 송수신기 및 지능형 반사체 사이의 정확한 채널 정보를 확보해야 한다. 따라서 기지국 및 지능형 반사체에 비해 비교적 이동이 자유로운 사용자를 고려하면, 채널 추정 구간에서 획득한 채널 정보와 데이터 전송 구간에서의 채널 정보에 차이에 의해 지능형 반사체 운용을 통한 이득이 감소할 수 있다. 기존 통신 시스템에서는 Sub-6GHz 대역 딥러닝 기반 추적기법 [3] 밀리미터파 대역 최적화 기법 기반 추적기법 [4] 연구가 제안되었다.

본 논문에서는 지능형 반사체 기반 통신 시스템에서 딥러닝 기반의 시변 채널 정보 획득 및 추적과 수신 신호 검출을 위한 신경망 구조를 제안한다. 그리고 시뮬레이션을 통해 기존의 기법들과 제안된 기법을 비교하여 효율성을 검증하였다.

II. 시스템 모델

그림 1 에 나타난 것처럼 송신기와 수신기는 단일 안테나를 가지며, 지능형 반사 표면은 N 개의 소자를 가지는 상향링크 통신 시스템을 고려한다. 송신기는 v 의 속도로 이동하며, 송신기와 수신기 사이의 비가시 통신 환경을 고려하여 직접적인 경로는 없다고 가정한다. 이때, 수신기에서 수신한 t 번째 신호는 다음과 같다[5],[6]:

$$y_t = \alpha \mathbf{a}_N^H(\phi_t - \psi) \theta_t s_t + n_t. \quad (1)$$

ϕ_t, ψ, α 는 각각 t 시간에서 지능형 반사 표면에 대한 신호의 도착각과 출발각, 채널 이득을 나타내며, 안테나 조향 벡터 $\mathbf{a}_N(\phi_t - \psi)$ 은 다음과 같다:

$$\mathbf{a}_N(\phi_t - \psi) = [1, e^{-j2\pi \frac{\lambda}{d} \sin(\phi - \psi)}, \dots, e^{-j2\pi \frac{\lambda}{d} (N-1) \sin(\phi - \psi)}]^T. \quad (2)$$

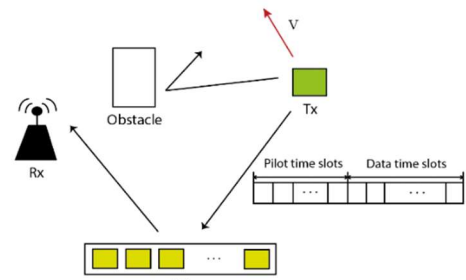


그림 1. IRS 기반 통신 시스템 모델

d, λ 는 안테나 요소의 간격과 반송파 신호의 파장을 나타낸다. s 는 송신기에서 송신한 심볼을 나타내며 n_t 는 가산성 백색잡음으로 평균 0, 분산 σ_n^2 가우시안 분포를 따라 생성된다. $\theta_t \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 는 t 번째 심볼을 반사하기 위해 사용된 지능형 반사체의 반사 패턴을 나타낸다. 이때 수신 신호 이득을 최대화하기 위해서 이전 심볼 시간에 획득한 채널 정보를 사용하며 아래와 같이 정의된다.

$$\theta_t = \mathbf{a}_N(\hat{\phi}_{t-1} - \psi). \quad (3)$$

$\hat{\phi}_{t-1}$ 는 $t-1$ 시간에 추정된 신호의 도착각을 나타낸다.

III. 제안된 딥러닝 기반 채널 추정 기법

본 논문에서 제안하는 딥러닝 기반 채널 추정 및 신호 검출 기법은 수신기에서 수신된 신호를 통해 신호의 도착각과 송신 심볼을 추정하는 문제를 풀도록 신경망을 사전 학습시킨다. 학습을 위한 데이터는 훈련 심볼 전송 기간 동안 추정된 $\hat{\phi}_0$ 과 $t=1$ 시간에 수신한 신호 y_1 를 사용하며, 신경망 지도 학습을 위한 레이블은 송신기의 이동에 의해 변경된 ϕ_1 와 데이터 심볼 s_1 을 사용한다. 신경망의 구조와 학습에 사용된 설정 값은 그림 2 와 표 1 에 나타났다.

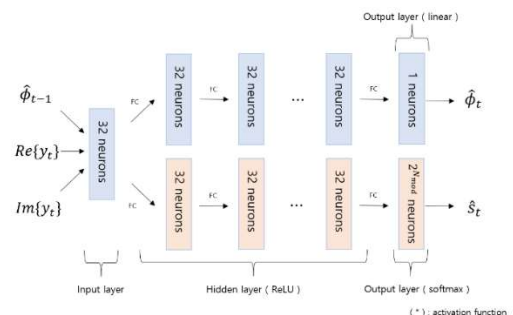


그림 2. 제안된 신경망 구조

표 1. 신경망 학습 변수 설정

환경 변수	값
Training Sample	1×10^5
Hidden Activation Function	ReLU
Output Activation Function	Linear, Softmax
Optimizer	Adam
Loss function	MSE, Cross Entropy
Learning Rate	10^{-3}
Epoch	1×10^4

제안된 방법은 입력 데이터에 대해 두 개의 신경망 출력을 얻어내는 구조로 이루어져 있으며, 첫번째 출력은 t 시간의 신호 도착각 추정치 $\hat{\phi}_t$ 이고, 두번째 출력은 t 시간의 신호의 예측 데이터 심볼 \hat{s}_t 이다. 테스트 단계에서는 추정치 $\hat{\phi}_t$ 를 다음 $t+1$ 시간의 수신 신호 y_{t+1} 과 함께 신경망의 입력으로 사용해 $\hat{\phi}_{t+1}$ 과 \hat{s}_{t+1} 을 얻어내는 방식으로 송신기의 이동에 따라 지속적으로 변화하는 채널 추정과 신호 검출을 진행한다.

IV. 성능분석 및 결론

본 논문에서 고려된 추정 기법의 성능 평가를 위해 다음과 같은 시뮬레이션 환경을 고려한다: 지능형 반사 표면의 소자 개수 $N = 64$, 송신기의 이동 속도 $v = 100\text{km/h}$, 심볼의 지속 시간 $T = 60\mu\text{s}$ 로 설정한다. 채널 생성 시 지능형 반사 표면의 도착각은 120° 각도 구간 섹터에서 발생하는 상황을 가정한다. $(\phi_0 \in [-\frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{3}])$. 신호 대 잡음비는 $\text{SNR} = \frac{|a|^2}{\sigma_n^2}$ 로 정의하며, 신경망의 학습 데이터는 -2dB 의 데이터를 사용했다. 훈련 신호를 이용해 추정한 신호의 도착각 정보는 $10\log \frac{\text{var}(\hat{\phi}_0)}{\text{var}(\phi_0)} = -35\text{dB}$ 를 만족한다.

제안하는 기법과의 성능 비교를 위해 두 가지 방법을 사용한다. 기법 1은 학습된 신경망의 입력으로 이전 시간의 신경망 출력으로 얻은 도착각 정보 대신 분산의 비가 -35dB 를 만족하는 잡음이 섞인 도착각 정보를 사용한다. 기법 2는 훈련 신호를 이용해 얻어낸 도착각의 정보 $\hat{\phi}_0$ 로 θ_t 를 구성해 신호를 검출한다.

그림 3은 -6dB 에서 시간 단계의 증가에 따른 각 기법의 비트 오류율(BER: bit error rate)을 나타낸다.

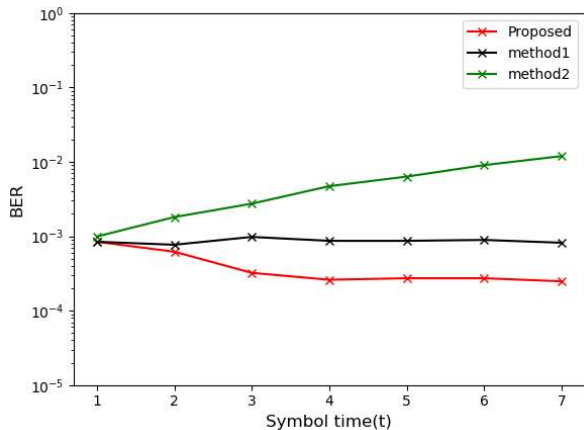


그림 3. 시간 단계에 따른 비트 오류율 (SNR=-6dB)

기법 2의 경우 훈련 신호를 통해 얻어낸 도착각의 정

보는 송신기의 이동에 따라 에러가 커지게 되어 비트 오류율이 증가한다. 반면 제안된 기법은 신경망을 이용해 훈련 신호로 얻어낸 초기 채널 추정치보다 더 정확한 채널 추정치를 얻을 수 있으며, 이를 신경망의 입력으로 다시 사용함으로써 $t=3$ 까지 성능이 증가하고 이동하는 송신기에 대한 신호의 도착각을 지속적으로 추적할 수 있다.

그림 4는 SNR에 따른 비트 오류율을 나타낸다.

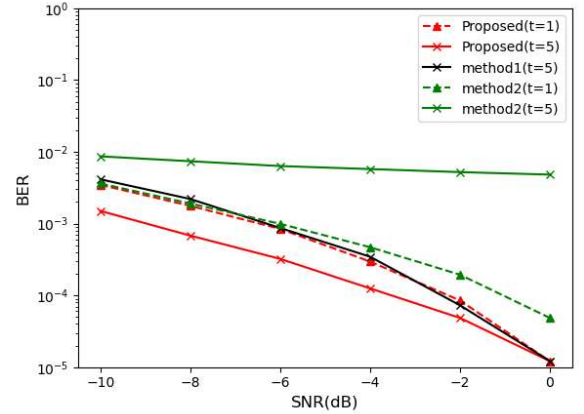


그림 4. SNR에 따른 비트 오류율

$t=1$ 인 경우 제안된 기법이 -4dB 이상의 SNR에서 향상된 비트 오류율 성능을 보이고, $t=5$ 인 경우 초기 신호 도착각만 사용하는 기법 2는 전체적인 SNR 구간에서 다른 기법 대비 높은 수준의 비트 오류율을 나타내고 있으며, 제안된 기법은 송신기의 이동 정보를 추적하여 이용하기 때문에 가장 좋은 성능을 보인다.

본 논문에서는 지능형 반사 표면을 이용한 통신 시스템에서 송신기가 이동함에 따라 변화하는 채널 정보를 추적해 신호 검출 성능을 향상시키는 기법을 제안하였다. 추후 연구를 통해 다중 안테나 통신 환경으로의 확장 및 순환 신경망을 이용한 성능 향상으로 연구를 확장하고자 한다.

ACKNOWLEDGEMENT

이 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원과 (NRF-2020R1F1A1072761), 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 출연금으로 수행하고 있는 한국전자통신연구원 ETRI 초고주파 이동통신 무선백홀 전문연구실(2018-0-00218) 위탁연구과제의 연구결과입니다.

참고 문헌

- [1] X. Wang *et al.*, "Millimeter wave communication: A comprehensive survey," *IEEE Communications Surveys Tutorials.*, vol. 20, pp. 1616 - 1653, Jun. 2018.
- [2] Q. Wu *et al.*, "Intelligent reflecting surface-aided wireless communications: A tutorial," *IEEE Transactions on Communications.*, vol. 69, no. 5, pp. 3313 - 3351, May 2021.
- [3] L. Xiang *et al.*, "Deep-learning-aided joint channel estimation and data detection for spatial modulation," *IEEE Access.*, vol. 8, pp. 191910 - 191919, Oct. 2020.
- [4] J. Palacios *et al.*, "Tracking mm-Wave channel dynamics: Fast beam training strategies under mobility", in *Proc. IEEE INFOCOM*, GA, USA, pp 1 - 4, May 2017.
- [5] S. Liu *et al.*, "Deep denoising neural network assisted compressive channel estimation for mmWave intelligent reflecting surface," *IEEE Transactions on Vehicular Technology.*, vol. 69, no. 8, pp. 9223 - 9228, Aug. 2020.
- [6] E. Shtaiwi *et al.*, "RIS-assisted mmWave channel estimation using convolutional neural networks," in *Proc. IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNC)*, May 2021.