

사용자 이동성이 있는 환경에서 MIMO 시스템을 위한 DNN 기반 채널 추정 방법의 성능 평가

*김순호, *홍지민, **이상근, *심동규
*충북대학교 정보통신공학부, **삼성전자

rlatnsg13@chungbuk.ac.kr, hjm8808@chungbuk.ac.kr, fulltimer.lee@gmail.com,
dongkyu.sim@chungbuk.ac.kr

Performance Evaluation of DNN-Based Channel Estimation Method for MIMO Systems in the Presence of User Mobility

*Soonho Kim, *Jimin Hong, **Sanggeun Lee, and *Dongkyu Sim

*School of Information and Communication Engineering, Chungbuk National University,
**Samsung Electronics Co., Ltd.

요 약

본 논문에서는 이동성이 있는 multiple-input multiple-output 시스템에서 deep neural network 기반 채널 추정 방법을 적용하고, 기존의 보간법 기반 채널 추정 방법과의 성능 비교를 수행하였다. 모의실험 결과, deep neural network 기반 채널 추정 방법이 선형 보간법을 활용하는 기존 채널 추정 방법보다 우수한 normalized mean square error 성능을 가지며, 특히 이동성이 높은 환경에서도 효과적인 채널 추정이 가능함을 확인하였다.

I. 서 론

최근 vehicle-to-everything (V2X) 통신이 자율주행 및 지능형 교통 시스템 구현을 위한 핵심 기술로 주목받고 있다. 특히, 매우 짧은 지연 시간뿐만 아니라 높은 수준의 데이터 전송 신뢰도를 요구하는 V2X 통신의 특성을 보장하기 위한 파일럿 심볼 기반 채널 추정 방법에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다 [1]–[3]. 기존 연구에서는 파일럿 심볼이 전송되지 않는 데이터 심볼 구간의 채널을 얻기 위해 보간법(interpolation)이 널리 활용되었으나, 높은 이동성을 갖는 환경에서 채널 추정 성능의 열화가 심하다는 한계가 있다. [2], [4].

본 논문에서는 multiple-input multiple-output (MIMO) 시스템에 deep neural network (DNN) 기반 채널 추정 방법을 적용하고, 사용자의 이동성에 따른 채널 추정 성능을 평가한다. 특히, 파일럿 심볼이 전송되지 않는 구간의 채널을 선형 보간법으로 얻는 방법과 DNN 으로 얻는 방법을 비교해, V2X 통신에 효과적인 방법이 무엇인지 검증하였다. 모의실험 결과, DNN 기반 채널 추정 방법이 이동성 정도와 무관하게 기존 채널 추정 방법보다 normalized mean square error (NMSE) 성능 측면에서 우수함을 확인하였다.

II. 본 론

A. 시스템 모델

본 논문에서는 N_t 개의 송신 안테나와 N_r 개의 수신 안테나를 갖는 MIMO 시스템을 고려하며, 수신단에서

이동성이 있는 시변 채널을 가정한다. 송신단에서는 모든 송신 안테나가 순차적으로 파일럿 심볼을 전송하고, 수신단은 파일럿 심볼을 수신한 후 least square (LS) 알고리즘을 사용해 각 송신 안테나에 해당하는 채널 벡터를 추정한다. 또한, 파일럿 심볼이 없는 데이터 심볼 구간의 채널 정보는 선형 보간법을 통해 얻을 수 있다. 이때, 채널 추정 성능을 평가하기 위한 NMSE 값은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{NMSE} = \mathbb{E} \left[\frac{\|\mathbf{H}_\tau - \hat{\mathbf{H}}_\tau\|_F^2}{\|\mathbf{H}_\tau\|_F^2} \right] \quad (1)$$

식 (1)에서 τ 는 심볼 구간의 인덱스를 나타내며, $\mathbf{H}_\tau = [\mathbf{h}_\tau^1, \dots, \mathbf{h}_\tau^p, \dots, \mathbf{h}_\tau^{N_t}]$ 는 실제 MIMO 채널 행렬, $\hat{\mathbf{H}}_\tau = [\hat{\mathbf{h}}_\tau^1, \dots, \hat{\mathbf{h}}_\tau^p, \dots, \hat{\mathbf{h}}_\tau^{N_t}]$ 는 추정 MIMO 채널 행렬, \mathbf{h}_τ^p 와 $\hat{\mathbf{h}}_\tau^p$ 는 p 번째 송신 안테나에 해당하는 실제 채널 열벡터와 추정 채널 열벡터, $\mathbb{E}[\cdot]$ 는 평균 연산자, $\|\cdot\|_F$ 는 주어진 행렬의 Frobenius norm 을 의미한다 [5].

B. DNN 기반 채널 추정 방법

이동성이 높은 환경에서 채널은 시간에 따른 비선형적 상관성에 따라 빠르게 변화하기 때문에 파일럿 심볼이 전송되지 않는 데이터 심볼 구간의 채널을 선형 보간법으로 얻는 채널 추정 방법의 성능이 크게 저하된다. 따라서 본 논문에서는 DNN 을 통해 채널의 비선형적 상관성을 학습해 채널을 예측하는 방법을 적용한다 [3]–[4].

적용된 DNN 은 rectified linear unit 활성화 함수를 사용하는 세 개의 은닉층과 선형 함수를 활성화 함수로 사용하는 출력층으로 구성된다. 각 층은 weight 와 bias 로 연결되며, 입력과 출력을 포함해 DNN 에서 사용되는 모든 값은 실수로 정의된다. 학습 과정에서의 손실 함수는 MSE 로 정의하며, Adam optimizer 를 통해 weight 와 bias 를 업데이트하였다 [5].

적용한 채널 추정 방법은 시간에 따른 채널의 비선형적 상관성을 DNN 으로 학습하는 training 단계와 학습된 DNN 을 사용하여 데이터 심볼 구간의 채널을 예측하는 test 단계로 구분되어 동작한다. Training 단계에서는 각 송신 안테나별로 전송되는 파일럿 심볼에 의해 LS 알고리즘으로 추정된 채널을 입력으로 사용하며, 마지막으로 전송된 파일럿 심볼 직전에 해당하는 데이터 심볼 구간의 채널을 출력으로 정의하여 DNN 을 학습시킨다. Test 단계에서는 training 단계와 동일하게 파일럿 심볼을 활용해 DNN 의 입력으로 사용할 채널을 추정하며, 학습된 DNN 을 통해 마지막으로 전송된 파일럿 심볼 직전의 데이터 심볼 구간 채널을 예측한다. 최종적으로 벡터화 되어있는 DNN 의 출력을 재구성하여 복소수에 해당하는 추정 MIMO 채널 행렬 $\hat{\mathbf{H}}_r$ 을 얻는다.

C. 실험 결과

선형 보간법을 활용하는 기존 채널 추정 방법과 DNN 기반 채널 추정 방법의 NMSE 성능을 비교하기 위해 모의실험을 수행하였다. $N_T = N_R = 4$ 인 MIMO 시스템을 가정하였으며, 중심 주파수는 2 GHz 이다. 또한, 이동성에 따른 두 방법의 성능 차이를 확인하기 위해 저속 (3 km/h) 환경과 고속 (50 km/h) 환경을 고려하였다. 채널 추정을 위한 파일럿 간격은 7 로 설정하였으며, 4 개의 파일럿 심볼로 추정된 송신 안테나 채널 벡터들을 DNN 기반 채널 추정 방법의 입력으로 사용하였다.

그림 1 은 선형 보간법 기반 채널 추정 방법과 DNN 기반 채널 추정 방법의 NMSE 성능을 signal-to-noise ratio (SNR)에 따라 나타낸 것이다. 실험 결과에서 확인할 수 있듯이, DNN 기반 채널 추정 방법이 이동성과 무관하게 기존 방법 대비 우수한 NMSE 성능을 보였다. 이러한 성능 이득은 채널이 시간에 따라 변화하도록 만드는 비선형적 상관성을 DNN 이 효과적으로 학습했기 때문이다. 또한, NMSE 값 10^{-2} 을 기준으로, 기존 선형 보간법 기반 채널 추정 방법은 고속 이동성 환경에서 저속 이동성 환경 대비 성능 열화가 뚜렷하게 관찰되었으나, DNN 기반 채널 추정 방법은 고속 이동성 환경에서도 성능이 열화 되지 않고 저속 이동성 환경의 NMSE 성능과 유사함을 확인하였다. 이를 통해, DNN 기반 채널 추정 방법의 비선형 학습 능력이 빠르게 변화하는 채널에서도 높은 추정 정확도를 유지할 수 있어, 이동성이 높은 V2X 통신에 적합함을 알 수 있다.

III. 결론

본 논문은 시변 MIMO 채널에서 선형 보간법 기반 채널 추정 방법과 DNN 기반 채널 추정 방법의 NMSE 성능을 이동성에 따라 평가하였다. 모의실험을 통해, 높은 이동성 환경에서도 우수한 NMSE 성능을 얻을 수 있는 DNN 기반 채널 추정 방법이 V2X 통신에 적합함을 확인하였다.

하지만 본 연구는 다양한 인공지능 알고리즘 중 DNN 만을 활용했다는 한계가 존재한다. 따라서 다양한 인공지능 기반 채널 추정 방법들을 시변 MIMO 채널에서

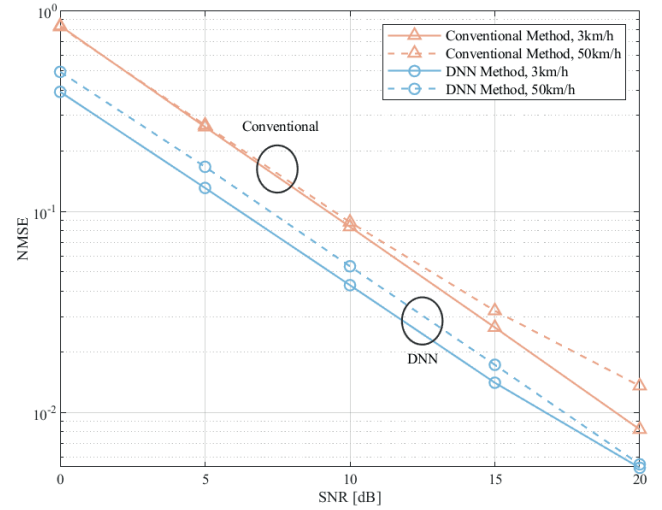


그림 1. 채널 추정 NMSE 성능

적용해 본 후, V2X 통신에 최적화된 채널 추정 방법을 제안하기 위한 연구로 확장할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. RS-2020-NR049604)

참 고 문 헌

- [1] L. Liang, G. Y. Li, and W. Xu, "Vehicular communications: A physical layer perspective," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 66, no. 12, pp. 10647–10659, Dec. 2017.
- [2] S. Coleri, M. Ergen, A. Puri, and A. Bahai, "Channel estimation techniques based on pilot arrangement in OFDM systems," *IEEE Trans. Broadcast.*, vol. 48, no. 3, pp. 223–229, Sep. 2002.
- [3] Y. Li, X. Wang, and R. L. Olesen, "Unfolded deep neural network (UDNN) for high mobility channel estimation," in *Proc. IEEE Wireless Commun. Netw. Conf. (WCNC)*, pp. 1–6, Mar. 2021.
- [4] X. Dong, W.-S. Lu, and A. C. K. Soong, "Linear interpolation in pilot symbol assisted channel estimation for OFDM," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 6, no. 5, pp. 1910–1920, May 2007.
- [5] S. Lee and D. Sim, "Deep learning-based channel estimation method for MIMO systems in spatially correlated channels," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 79082–79090, 2024.