

시변 채널을 위한 LSTM 기반 채널 추정 방법

*서지윤, *박정환, *홍지민, **이상근, *심동규
*충북대학교 정보통신공학부, **삼성전자

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

LSTM-Based Channel Estimation Method in Time-Varying Channels

*Jiyun Seo, *Jeonghwan Park, *Jimin Hong, **Sanguen Lee, and *Dongkyu Sim*
*School of Information and Communication Engineering, Chungbuk National University,
**Samsung Electronics Co., Ltd.

요약

본 논문에서는 시변 채널을 위한 채널 추정 방법을 제안한다. 제안된 방법은 파일럿 심볼이 전송되지 않은 구간의 채널 상태를 효과적으로 예측하기 위해 long short-term memory 모델을 활용한다. 모의실험을 통해 제안된 방법이 보간 기법을 사용한 기존 채널 추정 방법보다 우수한 채널 추정 성능을 얻을 수 있음을 확인한다.

I. 서론

최근 차량과 교통 인프라 간의 안정적이고 효율적인 통신을 실현하기 위한 vehicle-to-everything 기술이 자율주행 및 지능형 교통 시스템의 핵심 요소로 자리 잡으며, 이에 대한 다양한 연구가 활발히 진행 중이다 [1]-[3]. 특히, 차량의 높은 이동성으로 인한 채널의 빠른 변화가 통신 성능을 유지하는데 어려움을 가져오고 있으며, 이러한 문제를 해결하기 위해 다양한 채널 추정 방법들이 연구되고 있다 [3], [4].

본 논문에서는 시변 채널에서 파일럿 심볼 기반 채널 추정 방법의 성능을 개선하기 위한 long short-term memory (LSTM) 기반 채널 추정 방법을 제안한다. 제안된 방법은 LSTM 모델을 활용하여 파일럿 심볼이 전송되지 않은 구간의 채널 상태를 예측한다. 모의실험 결과, 제안된 방법의 normalized mean square error (NMSE) 성능이 보간 기법을 사용한 기존 채널 추정 방법보다 우수함을 확인하였다.

II. 본론

A. 시스템 모델

본 논문에서는 single-input single-output (SISO) 시스템의 송신단이 특정 심볼 구간에서 파일럿 심볼을 전송하고, 수신된 신호를 기반으로 수신단이 시변하는 채널 상태를 추정하는 파일럿 심볼 기반 채널 추정 방법을 가정한다. 수신단이 least square (LS) 알고리즘을 사용하는 경우, 파일럿 심볼이 전송된 p_i 번째 심볼 구간에서 추정되는 채널은 수신 신호에서 송수신단이 모두 알고 있는 파일럿 심볼을 나눠서 얻을 수 있다. 이때, 파일럿 심볼 간의 간격 $\Delta = p_{i+1} - p_i$ 이며, 파일럿 심볼이 아닌 데이터 심볼을 전송한 구간에 해당하는

채널은 파일럿 심볼 구간에서 추정된 채널들을 보간하여 얻을 수 있다. 또한, τ 번째 심볼 구간에서의 실제 채널을 h_τ , 추정 채널을 \hat{h}_τ 이라 정의하면, 채널 추정 성능을 나타내는 NMSE 는 아래의 식을 통해 계산할 수 있다 [5].

$$\varepsilon = E \left[\frac{|h_\tau - \hat{h}_\tau|^2}{|h_\tau|^2} \right] \quad (1)$$

B. 제안 기법

보간 기법을 활용하는 기존 파일럿 심볼 기반 채널 추정 방법은 차량 통신과 같이 이동성이 높은 환경에서 충분한 채널 추정 성능을 보장하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 본 논문에서는 파일럿 심볼 구간의 채널과 데이터 심볼 구간의 채널 사이에 시간적 유사도가 존재한다는 사실에 기반하여 시간적 상관성의 효과적 학습이 가능한 LSTM 을 활용하는 채널 추정 방법을 제안한다.

제안하는 방법은 파일럿 심볼 구간에서 추정된 채널 벡터를 LSTM 의 입력 데이터로, 데이터 심볼 구간의 채널 벡터를 LSTM 의 출력 데이터로 사용하여 파일럿 심볼 구간의 채널로부터 데이터 심볼 구간의 채널을 예측한다 [2], [3], [6]. 이때 사용하는 LSTM 모델의 구조는 각각 l_0, l_1, l_2 개의 노드를 포함하는 입력 layer, 1 개의 hidden LSTM layer, 출력 layer 로 구성되고, hidden LSTM layer 는 망각, 입력, 출력 게이트를 포함하는 LSTM 셀들로 이루어져 있다. 각 노드와 노드, 노드와 게이트 사이는 weight 값으로 연결되어 있고, 각 노드와 게이트에서는 bias 값을 더한다. 이때 모든 weight 값과 bias 값은 실수 영역에서 정의되는 변수이고, 그에 따라 LSTM 의 입력, 출력 데이터 역시 실수 영역에서 사용하기 위하여 각 채널 벡터의 실수부,

허수부를 벡터화하여 구성한다. 또한, 각 게이트와 셀 상태 후보, 히든 상태값, 각 layer의 출력값은 sigmoid, hyperbolic tangent 함수와 같은 비선형 활성화 함수값으로 사용한다.

제안하는 기법이 사용하는 LSTM의 간략한 동작 과정은 다음과 같다. Hidden LSTM layer는 입력 데이터에 해당하는 시간 스텝 동안 히든 상태 값을 갱신한다. 이때 이전 시간 스텝에서의 히든 상태값과 입력 layer로부터 전달받는 값을 이용하여 해당 시간 스텝에서의 각 게이트 값과 새로운 셀 상태 후보값을 계산한다. 히든 상태와 셀 상태 값은 해당 시간 스텝에서의 게이트 값과 새로운 셀 상태 후보 값을 이용하여 갱신한다. 이 과정을 최종 시간 스텝까지 반복해 진행한 후, hidden LSTM layer의 최종 히든 상태가 출력 layer로 전달된다. LSTM을 구성하는 모든 weight 값과 bias 값은 출력 layer의 출력값과 입력 데이터 샘플 사이의 손실 함수를 최소화하기 위하여 학습 과정에서 조정된다. 본 논문에서는 MSE 함수를 손실 함수로 사용한다.

제안하는 LSTM 기반 채널 추정 방법은 실제 통신 환경에서 LSTM을 학습하기 위한 training 단계와 학습된 LSTM을 이용하여 데이터 심볼 구간의 채널을 예측하기 위한 test 단계의 두 단계로 동작한다. Training 단계에서는 LSTM을 학습시키기 위하여 파일럿 심볼 구간의 채널과 데이터 심볼 구간의 채널이 모두 필요하다. 따라서 송신단은 모든 심볼 구간에서 파일럿 심볼을 전송하고, 수신단은 이를 기반으로 파일럿 심볼 구간과 데이터 심볼 구간의 채널을 분리하여 각각 LSTM의 입출력 데이터화 한다. Test 단계에서 송신단은 파일럿 심볼 구간에 대해서만 파일럿 심볼을 전송하고, 수신단은 충분히 학습된 LSTM을 기반으로 LSTM의 출력값을 얻고, 이를 바탕으로 채널 벡터의 실수부와 허수부를 재구성해 데이터 심볼 구간의 채널을 예측한다. 최종적으로 수신단은 test 단계에서 LSTM으로 예측한 데이터 심볼 구간의 채널과 LS 알고리즘으로 추정된 파일럿 심볼 구간의 채널을 재구성하여 임의의 τ 번째 심볼 구간에서의 \hat{h}_τ 을 얻을 수 있다.

C. 실험 결과

제안한 채널 추정 방법의 채널 추정 성능을 평가하기 위해 모의실험을 수행하였다. 실험은 수신단의 움직임에 의해 최대 도플러 주파수 천이가 5.56Hz 인 경우에 대해 진행하였고, 각 심볼 구간은 66.67 μ s 임을 가정하였다. 그림 1은 보간 기법을 활용한 기존 채널 추정 방법과 LSTM 기반 제안 채널 추정 방법의 NMSE 성능을 신호 대 잡음 비에 따라 나타낸 것이다. 이때 파일럿 심볼 간의 간격 Δ 는 두 방법 모두 5로 설정하였으며, 기존 채널 추정 방법은 선형 보간을 적용하였다. LSTM을 활용하여 채널을 추정한 제안 방법이 기존 채널 추정 방법보다 NMSE 10⁰을 기준으로 약 5dB의 성능 이득이 있음을 확인할 수 있다. 특히, 신호 대 잡음 비가 낮은 구간에서 더 큰 성능 차이를 보였는데, 이는 제안된 LSTM 기반 채널 추정 방법이 잡음이 많은 환경에 강인함을 의미한다.

III. 결론

본 논문은 시변 채널에서의 채널 추정 성능을 개선하기 위한 LSTM 기반 채널 추정 방법을 제안하였다. 또한, 모의실험을 통해 제안된 방법이 기존

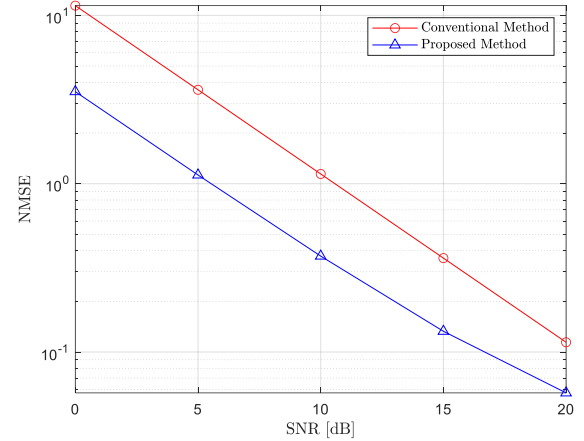


그림 1. NMSE 성능 비교

보간 기법을 활용한 채널 추정 방법보다 향상된 NMSE 성능을 얻을 수 있음을 확인하였다.

하지만 본 논문은 SISO 시스템을 가정했으며, 파일럿 심볼만을 활용하여 채널을 추정했다는 한계가 존재한다. 따라서 LSTM 기반 채널 추정을 multiple-input multiple-output 시스템에 적용하고, 데이터 심볼도 LSTM 모델에 활용하는 방향으로 연구를 확장할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2020R1A6A1A12047945)

참고 문헌

- [1] A. Alalewi, I. Dayoub, and S. Cherkaoui, "On 5G-V2X use cases and enabling technologies: A comprehensive survey," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 107710-107737, 2021.
- [2] Y. Liao, Y. Hua, and Y. Cai, "Deep learning based channel estimation algorithm for fast time-varying MIMO-OFDM systems," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 24, no. 3, pp. 572-576, Mar. 2020.
- [3] J. Pan, H. Shan, R. Li, Y. Wu, W. Wu, and T. Q. S. Quek, "Channel estimation based on deep learning in vehicle-to-everything environments," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 25, no. 6, pp. 1891-1895, Jun. 2021.
- [4] J. Wu and P. Fan, "A survey on high mobility wireless communications: Challenges, opportunities and solutions," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 450-476, 2016.
- [5] X. Dong, W.-S. Lu, 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.
- [6] C. Nguyen, T. M. Hoang, and A. A. Cheema, "Channel estimation using CNN-LSTM in RIS-NOMA assisted 6G network," *IEEE Trans. Mach. Learn. Commun. Netw.*, vol. 1, no. 1, pp. 43-60, Jun. 2023.