

FDD Massive MIMO에서의 Hybrid Autoencoder 기반 CSI Feedback

박채영, 민경식
가천대학교 전자공학과

{bana0605, ksmin}@gachon.ac.kr

Hybrid Autoencoder-based CSI Feedback in FDD Massive MIMO

Chaeyoung Park, Chaehyeon Kim, Kyungsik Min
Dept. of Electronic Engineering, Gachon University

요약

본 논문은 딥러닝 기반 channel state information(CSI) feedback 구조에서 서로 다른 신경망 기반 encoder 와 decoder 를 조합한 하이브리드 구조의 학습 수렴 특성을 분석한다. 기존 딥러닝 기반 CSI feedback 연구는 encoder 와 decoder 가 동일한 구조 및 학습 조건 하에서 공동 학습되는 경우를 주로 고려하였다. 본 연구에서는 TransNet encoder 와 IALNet decoder 를 결합한 하이브리드 CSI feedback 구조를 대상으로, 결합 이후 추가 학습을 수행하지 않는 경우와 미세조정 학습을 수행하는 경우를 구분하여 CSI 복원 특성을 비교한다. 성능 평가는 COST2100 채널 모델 기반 시뮬레이션 환경에서 학습 epoch 에 따른 validation normalized mean square error(NMSE)를 지표로 수행한다.

I. 서 론

Frequency division multiplexing (FDD) 모드의 massive multiple-input multiple-output (massive MIMO) 시스템에서 기지국의 channel state information (CSI) 획득을 위해서는 단말에서 추정한 채널을 기지국으로 feedback 해야 한다. 하지만 안테나 수가 많아질 수록 feedback 오버헤드로 인하여 CSI 의 정확도가 저하된다 [1]. Feedback overhead 제약으로 인한 CSI 정확도의 열화를 극복하기 위해 autoencoder 기반 CSI feedback 방식이 제안되었다 [2]. Autoencoder 기반 CSI feedback 은 단말의 encoder 에서 압축된 CSI 를 기지국으로 feedback 하고, 기지국에서는 decoder 가 압축된 CSI 를 전체 채널로 복원하는 방식이다.

현재까지의 autoencoder 기반 CSI feedback 연구는 encoder 와 decoder 가 동일한 학습 데이터 기반으로 공동 학습되는 모델을 고려하였다. 이 경우 encoder 와 decoder 간 표현 공간이 학습 과정에서 정렬되므로 decoder, 즉 기지국에서 정상적인 CSI 복원이 가능하다. 하지만 상용 이동 통신 시스템에서 서로 다른 제조사에서 제조된 기지국과 단말이 통신하는 상황을 고려하면 encoder 와 decoder 간 표현 공간의 불일치로 인해 기지국에서의 정상적인 채널 복원이 어려울 수 있다 [3]. 본 논문에서는 서로 다른 autoencoder 모델의 encoder 와 decoder 를 조합한 하이브리드 autoencoder 의 채널 추정을 고려한다. 실험을 통해서 독립적으로 학습된 encoder 와 decoder 로 이루어진 hybrid autoencoder 사용 시 신뢰할 만한 CSI 정확도를 획득할 수 있음을 검증한다.

II. 시스템 모델

하향링크 채널과 상향링크 채널이 서로 다른 주파수를 사용하는 FDD massive MIMO 시스템을 고려한다. 기지국과 단말은 각각 N_t 개와 단일 안테나를 가지고 있다. CSI 획득을 위해 기지국은 단말로 파일럿을 전송하고 단말은 수신 받은 파일럿 기반으로 CSI 를 추정한다. 상향링크가 서로 다른 주파수를 사용하므로

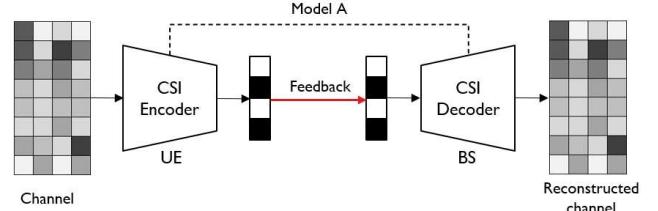


그림 1. Autoencoder 기반 CSI feedback.

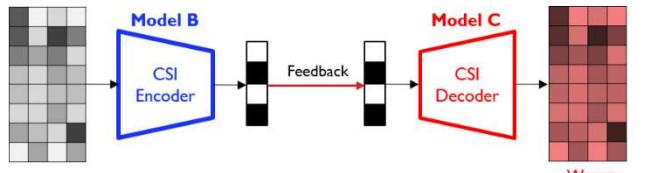


그림 2. 기지국-단말 간 서로 다른 autoencoder 기반 CSI feedback.

하향링크 채널 정보를 기지국에 전달하기 위해서는 상향링크 채널을 통해 추정된 채널을 기지국으로 전달한다. 본 논문에서는 추정된 값을 그대로 feedback 하는 implicit feedback 방식을 고려한다 [4, 5].

III. Hybrid autoencoder 기반 CSI feedback

서로 다른 제조사에서 제조된 기지국과 단말 기반의 autoencoder 기반 CSI feedback 의 유효성을 검증하기 위하여 encoder 와 decoder 가 서로 다른 autoencoder 모델로부터 얻어지는 hybrid autoencoder 구조 기반의 CSI feedback 이 가능한지 분석한다. Hybrid autoencoder 기반의 CSI feedback 이 실질적으로 가능한 원리로는 encoder 는 입력된 정보를 압축하는 역할을 하는 반면 decoder 는 압축된 정보를 원래의 정보로 해석하는 역할을 수행한다. 따라서 encoder 는 '규칙', decoder 는 '해석'하는 역할로 해석할 수 있다. 이 때 '해석'하는 방식이 고정된 '규칙'에 따라 채널 환경을 고려하여 업데이트 된다면 다양한 환경에서 발생하는 CSI 를 환경

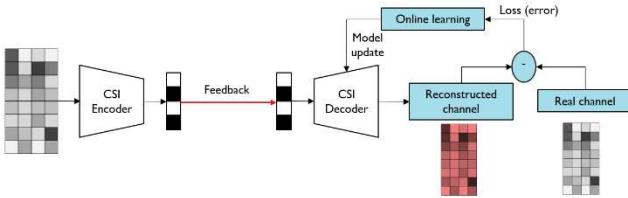


그림 3. Hybrid autoencoder 를 위한 decoder 학습 전략

환경에 맞게 학습된 decoder 에서 올바르게 해석할 수 있다.

그림 3 은 본 논문에서 고려하는 hybrid autoencoder 기반 CSI feedback 을 위한 decoder 학습 방식이다. 기본적으로 encoder 와 decoder 가 독립적으로 학습되어 있으므로 단순 결합을 통한 CSI feedback 은 올바른 CSI 를 복원할 수 없다. 반면에 고정된 encoder, 즉 고정된 ‘규칙’ 기반으로 decoder 를 학습한다면 decoder 는 encoder 의 압축 규칙을 학습함으로써 올바른 규칙으로 채널을 복원할 수 있다.

IV. 모의 실험

본 논문에서는 그림 3 의 decoder 학습 전략을 기반으로 hybrid autoencoder 의 CSI feedback 성능을 평가한다. 성능 비교를 위해 기존 autoencoder 인 TransNet 과 IALNet 을 고려한다 [4, 5]. 또한 encoder 는 TransNet 을, decoder 는 IALNet 을 사용하는 hybrid autoencoder 를 고려한다. 시뮬레이션에서는 hybrid autoencoder 에서 encoder 와 decoder 를 단순 결합한 형태와 TransNet 의 encoder 기반으로 decoder 를 학습시키는 형태를 고려한다. 실험에서 기지국 안테나 개수는 32 개를 고려한다. 또한 모든 모델에서 encoder 가 사용되는 압축 비율은 1/4 이다. 모델 학습을 위한 데이터는 COST2100 기반 채널 모델을 사용하였으며 [6], loss function 으로는 normalized mean square error(NMSE)를 고려한다.

그림 4 는 epoch 횟수에 따른 validation 데이터에 대한 NMSE 성능을 나타낸 그래프이다. 그림에서 확인할 수 있듯이 decoder 학습 없이 CSI 를 feedback 하는 hybrid autoencoder 의 경우 NMSE 성능이 다른 모델 대비 매우 낮음을 알 수 있다. 하지만 제안한 학습 전략 기반으로 hybrid autoencoder 에서 decoder 를 학습시킬 경우 IALNet 보다 향상된 NMSE 성능을 얻을 수 있다. 또한 hybrid autoencoder 의 수렴은 IALNet 의 수렴과 동일한 epoch 횟수에서 발생하는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해서 encoder 와 decoder 가 공동 학습을 하지 않더라도 제안하는 decoder 학습을 통해 hybrid autoencoder 기반의 CSI feedback 이 가능함을 확인할 수 있다.

그림 5 는 autoencoder 모델 별 SNR 에 따른 NMSE 성능을 나타낸 그래프이다. 그림 4 와 마찬가지로 TransNet encoder 와 IALNet 을 단순 결합한 모델의 경우 SNR 이 증가해도 NMSE 가 개선되지 않는다. 하지만 TransNet encoder 를 고정하고 IALNet decoder 를 학습하는 hybrid autoencoder 의 경우 TransNet encoder 의 압축 성능으로 인하여 IALNet 기반의 CSI feedback 대비 개선된 NMSE 성능을 달성할 수 있다. 이를 통해 기지국과 단말이 서로 다른 autoencoder 모델을 보유한 상황에서 기지국 decoder 의 학습을 통해서 autoencoder 방식의 CSI feedback 을 운용할 수 있다.

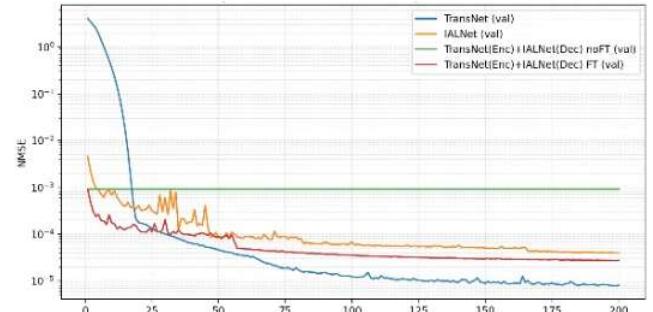


그림 4. Epoch 에 따른 validation NMSE 성능

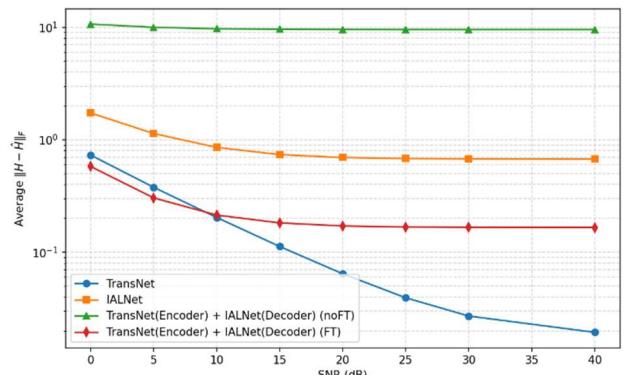


그림 5. SNR 에 따른 NMSE 성능

III. 결론

본 논문에서는 기지국과 단말의 제조사가 다른 상용 이동 통신 시스템을 위한 hybrid autoencoder 기반 CSI feedback 운용 방식을 제안하였다. 실험을 통해 hybrid autoencoder 에서 decoder 학습 만으로 기존 autoencoder 와 유사한 CSI feedback 성능을 달성할 수 있음을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2025-24534162).

참 고 문 헌

- [1] K. Min and T. Kim, “Limited feedback design based on Kronecker product codebook for massive MIMO systems,” IEEE Access, vol. 11, Feb. 2023.
- [2] J. Guo et al., “Overview of deep learning-based CSI feedback in massive MIMO systems,” IEEE Trans. Commun., vol. 70, no. 12, Dec. 2022.
- [3] R1-2507727, “AI/ML in 6GR interface,” 3GPP TSG-RAN WG1 #122bis, Prague, Czech, Oct. 2025.
- [4] Y. Cui et al., “TransNet: Full attention network for CSI feedback in FDD massive MIMO system,” IEEE Wireless Commun. Lett., vol. 11, no. 5, May 2022.
- [5] J. Cui, et al., “IALNet: An integration attention lightweight neural network for massive MIMO CSI feedback,” IEEE Wireless Commun. Lett., vol. 11, no. 5, May 2022.
- [6] L. Liu et al., “The cost 2100 MIMO channel model,” IEEE Wireless Commun., vol. 19, no. 6, Dec. 2012.