

Zadoff-chu sequence 기반의 DM-RS 시스템에서 Bi-LSTM 딥러닝 모델과 SVD를 활용한 채널 추정 기법에 관한 연구

^{1,2}최성균, ^{1,2}유지희, ^{1,2}최윤주, ^{1,2}신경호, ^{1,2}송형규*

¹세종대학교 정보통신공학과, ²세종대학교 지능형드론융합전공

sk4753611@naver.com, wlgml5974@naver.com, jj010513@naver.com, shinkh1000@naver.com, *songhk@sejong.ac.kr

A Study on Channel Estimation Using Bi-LSTM Deep Learning Model and SVD in Zadoff-chu Sequence based DM-RS System

^{1,2}Seong-Gyun Choi, ^{1,2}Ji-Hee Yu, ^{1,2}Yoon-Ju Choi, ^{1,2}Kyung-Ho Shin, ^{1,2}Hyoung-Kyu

Song*

¹Information and Communication Engineering, ²Convergence Engineering for Intelligent Drone, Sejong University, Seoul, 209 Neungdong-ro, 05006, Korea

요약

본 논문은 5G 무선 통신 시스템에서 사용하는 Demodulation Reference Signal(DM-RS)의 Reference Signal(RS)을 사용하여 수신단에 작용하는 간섭을 줄이고 Artificial Intelligent(AI) 모델이 학습하는 Offline-Phase에서 Bidirectional-Long Short Term Memory(Bi-LSTM) 모델을 활용한 채널 추정 알고리즘과 Singular Value Decomposition(SVD)을 적용하여 신호의 송수신 과정인 Online-Phase에서의 복잡도를 낮춰 채널 추정 및 보상의 성능을 높이는 알고리즘을 제안한다. 기존 시스템은 모든 부반송파에 RS를 할당하고 따라서 자원이 낭비되는 경향이 있다. 반면 DM-RS를 사용하는 시스템에서는 부반송파에 적절한 간격을 두어 RS를 할당하여 전송한다. 할당된 RS를 추정하기 때문에 그 사이 간격은 평균을 취해서 보간한다. 기존의 채널 추정은 Minimum Mean Square Error(MMSE) 기법을 사용하는데 다중 안테나의 경우 복잡도가 증가하는 문제점이 있다. 해당 연구에서는 SVD를 사용하여 얻어지는 대각 원소들 중 가중치가 높은 일부 상위 값만을 사용하는 MMSE 기법과 Bi-LSTM 모델을 사용함으로써 낮아진 복잡도와 높아진 BER 성능을 보이는 알고리즘을 제안한다.

I. 서론

최근 무선 통신 기술에서는 간섭 문제와 더불어 복잡도 증가와 같은 다양한 제약이 있다. 기존 LTE 통신에서 쓰인 Cell-Specific Reference Signal(CRS)에서는 모든 부반송파에 RS를 할당하기 때문에 자원이 낭비되는 경향이 있었다. 이러한 자원 낭비를 줄이기 위한 기법으로 5G 통신에서는 DM-RS를 사용한다. DM-RS는 부반송파에 적절한 간격을 두어 RS를 할당하고 사이 간격은 평균을 취함으로써 기존 시스템의 문제점을 해결했다.[1] 본 논문에서는 Zadoff-Chu(ZC) 시퀀스 기반의 DM-RS를 활용하는 채널 추정 기법을 수행한다.

하지만 기존의 MMSE 채널 추정 기법은 안테나의 증가에 따른 복잡도 문제가 있다. 이를 해결하기 위해 두 가지 기법을 제안한다. SVD를 통해 얻어지는 정규화 상수의 대각 원소들 중에 가중치가 높은 일부 상위 값만 사용하여 복잡도를 낮추는 기법을 제안하고, Bi-LSTM 딥러닝 모델을 사용하여 계산 복잡도의 문제를 해결하는 채널 추정 시스템을 제안한다.[2]

II. 본론

A. 시스템 모델

본 논문에서는 3GPP TR 38.901 표준을 기반으로 하는 채널 보상 알고리즘 및 성능 검증을 수행한다. 그리고 업링크와 다운링크 채널을 동일하게 사용하는 Time Division Duplex(TDD)를 가정한다. 각 송수신 모델은 다중 수신기를 채택하는 Orthogonal Frequency Division Multiplexing(OFDM) 전송 방식을 채택한다.

B. Zadoff-Chu 시퀀스 기반 DM-RS

다중안테나 무선채널 추정을 위한 DM-RS는 Code Division

Multiplexing(CDM)과 Frequency Division Multiplexing(FDM) 방식을 동시에 활용함으로써 다수의 레이어를 지원한다. 본 논문에서는 DM-RS의 직교성을 유지하기 위해 좋은 자기 상관 특성을 가지고 있는 ZC 시퀀스를 사용한다.

ZC 시퀀스는 동일한 진폭에 위상이 변화하는 파형으로 생성되며 시퀀스 생성 방식은 다음과 같이 표현된다.

$$z_q(k) = e^{-j\pi q \frac{k(k+1)}{N_{zc}}}, k = 0, 1, 2, \dots, N_{zc} - 1 \quad (1)$$

식 (1)에서 N_{zc} 는 시퀀스의 길이, q 는 시퀀스의 특징을 결정하는 변수로 N_{zc} 보다 작은 수 중에서 소수로 결정된다.[3]

앞서 식 (1)을 통해 생성된 ZC 시퀀스를 $p \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 라고 할 때, l 번째 레이어에 해당하는 시퀀스는 다음과 같이 생성된다.

$$r^{(1)} = (p(0)e^{j\alpha_l}, \dots, p(k)e^{j\alpha_l k}, \dots, p(K-1)e^{j\alpha_l(K-1)})^T \quad (2)$$

식 (2)에서 K 는 부반송파의 수이고, α_l 는 l 번째 시퀀스의 순환 이동 값을 의미한다. 따라서 모든 레이어의 채널을 통과하여 수신단의 i 번째 안테나로 들어오는 신호는 다음과 같이 표현된다.

$$y^{(i)} = \sum_{l=1}^L H^{(i,l)} r^{(l)} + z^{(i)} = \sum_{l=1}^L R^{(l)h(i,l)} + z^{(i)} \quad (3)$$

식 (3)에서 $h^{(i,l)}$ 는 l 번째 레이어의 시퀀스가 i 번째 수신 안테나로 수신될 때 겪는 $K \times 1$ 의 채널 벡터를 의미하고, $H^{(i,l)}$ 와 $R^{(l)}$ 는 각각 $h^{(i,l)}$ 과 $r^{(l)}$ 를 대각성분으로 갖는 $K \times K$ 의 정방행렬을 의미한다. $z^{(i)}$ 는 평균이 0이고, 분산이 $\sigma_{z^{(i)}}^2$ 인 $K \times 1$ 의 (Additive White Gaussian Noise)AWGN

벡터를 의미한다. 또한 식 (3)은 다음과 같이 변환될 수 있다.

$$y^{(i)} = R h^{(i)} + z^{(i)} \quad (4)$$

$$R = R^{(1)}, R^{(2)}, \dots, R^{(L)} \in \mathbb{C}^{K \times LK}, \quad (5)$$

$$h^i = (h^{(i,1)})^T, (h^{(i,2)})^T, \dots, (h^{(i,L)})^T \in \mathbb{C}^{LK \times 1}$$

$H^{(i,l)}$ 과 $H^{(i,l)}$ 는 모든 레이어의 매트릭스를 결합하여 생성하며 각각은 식 (5)와 같다. 본 논문에서는 $H^{(i,l)}$ 를 얻기 위해 MMSE 채널 추정을 사용한다. MMSE 채널 추정 기법을 통해 추정된 채널은 다음과 같다.

$$\hat{h}_{MMSE}^{(i)} = (\sigma_z^2 (C_{\hat{h}^{(i)}} + \epsilon I_{LK})^{-1} + R^H R)^{-1} R^H y^{(i)} \quad (6)$$

위 식의 $C_{\hat{h}^{(i)}}$ 는 정규화 상수로써 $C_{h^{(i)}}$ 의 범위 값으로 설정한다.

C. Singular Value Decomposition (SVD)

복잡도를 낮추기 위해 본 논문에서는 SVD 기반의 채널 추정 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 식 (6)의 상관 행렬에 대한 특이값 분해를 다음과 같이 수행한다.

$$R_{HH} = U A U^H \quad (7)$$

SVD를 통해 얻어지는 $C_{\hat{h}^{(i)}}$ 의 행렬 사이즈는 $C_{h^{(i)}}$ 의 diagonal 행렬로 가정한다. 이후 상관 행렬에 대한 특이값 분해를 통해 얻어지는 $C_{\hat{h}^{(i)}}$ 의 대각 원소들 중 가중치가 높은 상위 값을 사용하여 계산 복잡도를 낮춘다.

D. Bi-LSTM 딥러닝 모델

딥러닝 기반 채널 추정 시스템은 채널 추정을 위한 Online-Phase와 생성된 데이터 세트를 사용한 모델 훈련을 위한 Offline-Phase로 구성된다. 딥러닝 모델의 학습 과정은 Offline-Phase에서 이루어지며, 적용은 Online-Phase에서 진행된다. 채널 추정 과정은 전송된 심볼의 RS를 통해 식 (6)과 식 (7)을 이용하여 진행된다.

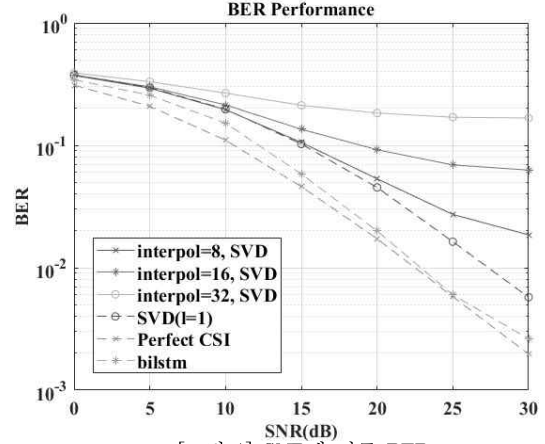
Bi-LSTM 모델은 순차 데이터에 효과적으로 적용되는 모델이며, 정보를 학습하고 기억하는데 장점이 있는 LSTM cell을 양방향으로 사용하여 학습을 위해 수신되는 데이터의 양을 늘릴 수 있다. 학습 과정에서 입력되는 값은 RS 데이터와 채널 정보이고, 사용되는 데이터는 전송된 심볼의 RS 신호와 식 (6)과 식 (7)을 이용한 추정된 채널의 실수 부분과 허수 부분으로 구분된다.

데이터 세트가 생성되면 학습을 위한 훈련 및 검증 부분으로 저장되고 분할된다. 훈련 및 검증 데이터는 Bi-LSTM 모델의 입력 데이터로 이용되고, 레이블에 해당하는 두 개의 순차적인 숫자 값으로 구성된다. 입력 특징 벡터는 순방향 및 역방향 전파로 Bi-LSTM 계층에 의해 훈련되고, Bi-LSTM 전체의 숨겨진 단위를 앞뒤로 합산하여 연산을 수행하고 이를 모델로 훈련하도록 호출한다.

E. 시뮬레이션 및 분석

본 논문의 시뮬레이션에서는 2개의 송신 안테나 및 2개의 수신 안테나가 장착된 수신기를 가정한다. 변조 방식은 QPSK. subcarrier의 수는 256개로 설정한다. 채널 환경은 다중 경로가 3개 존재하며 Line of Sight(LOS)가 존재하는 Rician Channel을 가정한다.

[그림 1]에서 BER은 기존의 SVD 기법보다 가중치가 높은 상위 1개 값을 사용하는 SVD 기법의 BER 성능이 향상된 것을 확인할 수 있고, Bi-LSTM 모델을 이용한 채널 추정 기법은 perfect Channel State Information (CSI)을 가정하였을 때와 비교하면 성능 차이가 적은 것으로 보아 높은 BER 성능을 확인할 수 있다.



[그림 1] SNR에 따른 BER

III. 결론

본 논문에서는 ZC 기반의 DM-RS 시스템에서 복잡도를 낮추는 가중치가 높은 상위 값만 사용하는 SVD 채널 추정 기법과 Bi-LSTM 채널 추정 기법을 제안하고 있다. 제안되는 기법은 기존의 SVD 기반의 MMSE 기법을 사용하는 기법에 비해 낮은 복잡도를 보이고, 향상된 BER 성능을 보이는 것이 확인되었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2020R1A6A1A03038540).

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 정보통신방송혁신인재양성(메타버스융합대학원)사업 연구 결과로 수행되었음(IITP-2024-RS-2023-00254529).

이 논문은 2017년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2017-0-00217, 투명도와 레이어 가변형 실감 사이너지 기술 연구).

참고 문헌

- [1] A. Sengupta, A. Davydov, G. Wang, S. Pawar and G. Morozov, "Low PAPR DM-RS Design for 5G Systems Operating in High Frequency Bands," 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall), Honolulu, HI, USA, 2019, pp. 1-5
- [2] M. H. Rahman, M. A. S. Sejan, M. A. Aziz, J. -I. Baik, D. -S. Kim and H. -K. Song, "Deep Learning-Based Improved Cascaded Channel Estimation and Signal Detection for Reconfigurable Intelligent Surfaces-Assisted MU-MISO Systems," in IEEE Transactions on Green Communications and Networking, vol. 7, no. 3, pp. 1515-1527, Sept. 2023
- [3] S. S. Mi, A. Siriwanitpong, P. Boonsrimuang and P. Boonsrimuang, "Channel Estimation for Enhanced Subcarrier Index Modulation OFDM Using Zadoff-Chu Sequence Pilot in Nonlinear Channel," 2022 19th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), Prachuap Khiri Khan, Thailand, 2022, pp. 1-4