

## WAVE 통신 시스템에서 딥러닝 기반 채널 추정 기법들의 성능 비교 및 분석

김도현<sup>\*</sup>, 장선미, 임성묵<sup>‡</sup>

한국교통대학교 전자공학과

kaoquo97@ut.ac.kr<sup>\*</sup>, govl061@naver.com, smlim@ut.ac.kr<sup>‡</sup>

## Performance Comparison and Analysis of Deep-Learning based Channel Estimation Schemes in Wave Communication Systems

Dohyeon Kim, Seunmi Jang, Sungmook Lim

Electronic Engineering, Korea National University of Transportation

## 요 약

본 논문에서는 WAVE 통신 시스템에서 기존 채널 추정기법들의 성능을 실험하고 분석하였다. 기존 채널 추정기법들은 차량이 고속으로 주행하는 환경, 혹은 변조지수가 높은 환경에서 성능이 열화되는 단점이 존재한다. 본 논문에서는 이를 극복하기 위해 연구되고 있는 AE (Auto Encoder) 채널 추정기법과 STA-DNN (Spectral Temporal Averaging Deep Neural Network) 기법의 성능을 Cohda 무선 채널 환경에서 분석하는데 초점을 맞추었다. STA-DNN 기법은 STA 기법을 기반으로 1차 추정된 채널을 이용하여 학습하기 때문에 채널 추정 시 잡음에 의해 성능 열화되는 부분을 완화해주는 STA 특성이 그대로 반영된다. 따라서 잡음에 의한 부작용을 최소화하고, BER (Bit Error Rate) 성능을 향상시킬 수 있는 LOS (Line-of-Sight) 채널 환경에서 더 좋은 성능을 보여준다. 반면 채널 변화가 심한 NLOS (Non LOS) 환경에서는 잡음에 의한 성능 열화보다 채널에 의한 성능 열화가 더 주된 요인이기 때문에 STA에 의한 성능 향상이 잘 관찰되지 않으며, AE 기법의 성능이 더 우수하다. 모의실험을 통해 Cohda 무선 채널 환경에서 각 기법의 성능을 검증하였으며, STA-DNN 기법이 AE 기법대비 BER 성능이 더 우수하다는 기존 연구 결과와 달리, 채널 환경에 따라서 성능이 달라질 수 있으며, 오히려 대부분 채널 환경에서 AE 기법의 성능이 더 우수하다.

## I. 서 론

최근 자율주행 자동차에 관한 관심이 높아지고 있으며, 많은 자율주행 자동차들이 상용화되고 있다. 이러한 자율주행 자동차의 안정성을 향상시키기 위해서는 C-ITS (Cooperative Intelligent Transportation System) 기반의 차량 간 통신 시스템의 개발이 필수적이다.

C-ITS에서 고려되고 있는 통신 시스템은 WAVE (Wireless Access for Vehicle Environment) 시스템과 C-V2X (Cellular Vehicle to everything) 시스템이 있다. 이 중에서 WAVE 통신 시스템은 IEEE 802.11p를 기반으로 미주 및 유럽의 여러 지역에서 상용화되고 있다.

WAVE 통신 시스템의 안정성을 높이고, 통신 성능을 더욱 향상시키기 위해서는 차량의 고속 이동성에 따른 채널의 시변 특성을 극복하고 채널 추정 정확도를 높이기 위한 기법이 필요하다. 이를 위해 전통적으로 DPA (Data Pilot Aided) 기반의 채널 추정기법들이 제안되어 채널 추정 정확도를 높이고자 하였다. 그러나, 데이터 파일럿 기반의 채널 추정기법은 차량의 이동속도가 높아질수록, 변조지수가 높아질수록 성능이 열화되는 단점이 존재한다.

이를 극복하기 위해 딥러닝 기반의 채널 추정기법이 연구되고 있다. 대표적으로 AE (Auto Encoder) 채널 추정기법과 STA-DNN (Spectral Temporal Averaging Deep Neural Network) 기법이 있다. 두 기법 모두 채널의 주파수축 특성을 학습하여 채널을 추정하지만, AE 방식은 임의로 발생시킨 채널 set을 사용하여 채널 특성을 학습시켜 기존 채널 추정기법 대비 BER 성능을 비약적으로 향상시킨다 [1]. 반면, STA-DNN 채널 추정기법은 채널 set을 STA 기법으로 1차 추정된 채널을 이용하여 학습한다[2]. 참고논문 [2]에 따르면 STA-DNN은 특정 채널 환경에서 학습하

기 때문에 AE 기법대비 우수한 BER 성능을 보장한다.

그러나 STA-DNN이 AE보다 항상 우수한 성능을 보장하는 것이 아니며 채널 환경에 따라 성능이 달라질 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 Cohda 무선 채널 환경에서 두 기법의 성능을 검증하고, 분석하였다. 그 결과 LOS (Line-of-Sight) 환경의 낮은 SNR (Signal to Noise Ratio) 영역에서는 STA-DNN 기법의 성능이 우수한 반면, NLOS 환경에서는 전 SNR 영역에서 AE 기법의 성능이 우수한 것으로 분석되었다.

## II. 본론

## 1. AE 알고리즘 소개

AE는 비지도 학습의 일종으로 데이터를 압축시키는 인코딩과 압축된 데이터를 은닉층으로부터 데이터를 재구성하는 디코딩 부분으로 이루어진다. AE는 출력값을 입력값과 유사한 값으로 재구성하는 인공지능망이다.

AE 학습을 위한 모의실험은 V2X 채널 모델을 기반으로 하고 입력으로 들어가는 입력 벡터는 다음과 같이 실수부 및 허수부로 나누어진 형태를 가진다.

$$x_n = [Re\{H_n\}, Im\{H_n\}]^T \quad (1)$$

(1)에서  $n$ 은 몇 번째 입력 벡터인지를 나타낸다. 이 기법에서는 인공지능 경망을 단순화하기 위해 가상 부반송파와 DC 부반송파는 사용하지 않는다. 64개의 부반송파 중에 52개의 부반송파만 사용한다. AE는 입력된 데이터를 이용하여 MSE (Mean Square Error) 손실함수로 손실 비용을 계

산한다. 이 손실 비용이 최소화되도록 최적 파라미터를 구한다.

초기 채널 추정을 위하여 프리엠프의 두 개의 긴 훈련 심볼을 사용한다. 여기서 초기 채널 추정은 LS (Least Square) 기법을 사용하여 채널을 구한다. 초기 추정된 채널과  $n$ 번째 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 심볼의 수신 신호를 이용하여 데이터 파일럿을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{X}_n(m) = Q\left(\frac{Y_n(m)}{\hat{H}_{i-1}(m)}\right), m = -26, \dots, -1, 1, \dots, 26 \quad (2)$$

(2)에서  $m$ 은 부반송파 인덱스를 의미한다. 여기서 구한 데이터 파일럿을 이용하여 디매핑 과정을 적용한 뒤 최종적으로 채널을 추정할 수 있다.

$$\hat{H}_n(m) = \frac{Y_n(m)}{\hat{X}_n(m)}, m = -26, \dots, -1, 1, \dots, 26 \quad (3)$$

(3)에서 추정된 채널을 AE에 사용하기 위하여 (1)의 입력 벡터로 사용한다. AE는 주파수 영역의 채널 특성을 학습하여 채널 추정 시 발생하는 오차를 줄일 수 있고 추정된 채널의 잡음을 줄이는 효과를 얻을 수 있다.

## 2. STA-DNN 알고리즘 소개

STA-DNN 채널 추정기법은 AE 채널 추정기법과 유사하게 주파수축 특성을 학습하여 채널을 추정하지만, 임의로 발생시킨 채널 set을 이용하는 것이 아닌 STA 기법으로 1차 추정된 채널을 이용하여 학습하는 차이점이 있다.

$$\tilde{H}_{update}(m) = \frac{1}{2\alpha + 1} \sum_{k=n-\alpha}^{n+\alpha} \hat{H}_n(k) \quad (4)$$

$$H_n(m) = \frac{1}{\beta} \sum_{i=n-\beta+1}^{n-1} (H_i(m) + \tilde{H}_{update}(m)) \quad (5)$$

STA는 주파수 영역에서 평균화 과정인 (4)와 시간 영역에서 평균화 과정인 (5)를 통해 채널 추정의 오차를 감소시키는 역할을 한다. 1차로 STA 기법으로 생성된 채널 set을 인공신경망에서 학습시키기 위하여 AE 기법처럼 실수부 허수부로 나누어진 입력 벡터 형식으로 만들어준다. 다음으로 위에서 설명한 방식과 같은 방법으로 초기 채널 추정을 진행한다. 데이터 파일럿을 구한 다음 같은 방식으로 최종적으로 추정된 채널을 구한다.

## 3. 두 기법의 성능 비교 및 분석

본 모의실험에서는 Cohda Wireless Channel [3]의 Highway LOS 환경과 Crossing NLOS 환경에서 AE와 STA-DNN의 BER 성능을 비교하고 분석하였다. 모의실험을 위한 환경은 QPSK 변조 방식을 사용하였고 1/2 코드율을 사용하였다. 그림 1에서는 low SNR의 경우 잡음에 의한 성능 열화를 개선해 STA-DNN의 성능이 더 우수하게 나타난다. 반면, 그림 2에서는 잡음의 영향이 적은 환경이기 때문에 모든 영역에서 AE의 성능이 더 우수하게 나타난다.

## III. 결론

모의실험에서 나타난 결과로는 STA-DNN 기법의 경우 STA 기법으로 1차 추정된 채널을 이용해 채널을 추정할 때 잡음에 의한 성능 열화를 완화해 LOS 채널 환경에서의 low SNR 영역에서 가장 좋은 BER 성능을 보여준다. 그러나 High SNR 영역으로 가면서 AE의 성능과 유사해지는 모습을 보여준다. AE 기법의 경우에는 NLOS 환경에서 우수한 성능을 보여준다. 채널의 변화가 심한 환경에서는 잡음에 의한 성능 열화가 적기 때

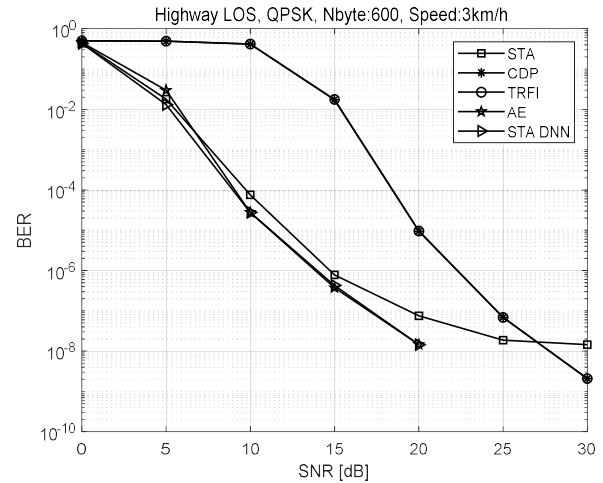


그림 1. AE와 STA-DNN의 LOS 환경에서의 BER 성능 비교 (Highway LOS, QPSK, code rate=1/2)

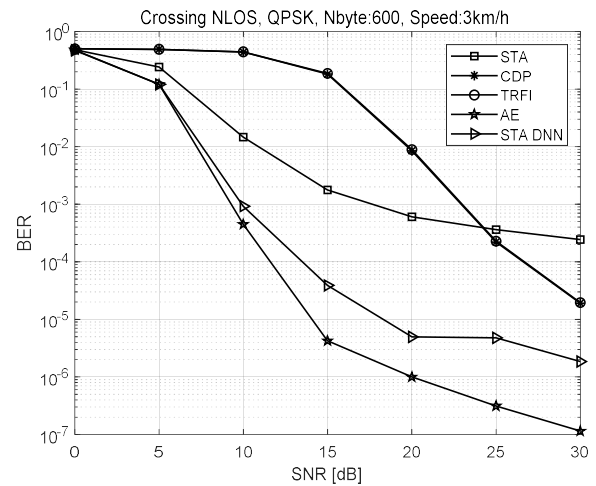


그림 2. AE와 STA-DNN의 NLOS 환경에서의 BER 성능 비교 (Crossing NLOS, QPSK, code rate=1/2)

문에 STA에 의한 유의미한 성능 향상이 나타나지 않는다. 그 결과 모든 SNR 영역에서 AE의 성능이 우수한 것으로 분석된다.

## ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. NRF-2021R1A2C2012558)

## 참고 문헌

- [1] S. Han, Y. Oh and C. Song, "A Deep Learning Based Channel Estimation Scheme for IEEE 802.11p Systems," Proc. IEEE ICC 2019, May 2019.
- [2] A. K. Gizzini, M. Chafii, A. Nimr and G. Fettweis, "Deep Learning Based Channel Estimation Schemes for IEEE 802.11p Standard," IEEE Access, vol. 8, pp. 113751 - 113765, June 2020.
- [3] Malik Kahn, "IEEE 802.11 Regulatory SC DSRC Coexistence Tiger Team - V2V Radio Channel Models. Doc.: IEEE 802.11-14," Feb. 2014, Accessed on: Oct. 19, 2022.