

V2X 통신을 위한 Contractive Autoencoder 결합 DPA 기반 채널 추정 및 PER 성능 분석

김지형, 황홍재, 송창익*

국립한국교통대학교

pocket555@ut.ac.kr, ghdwo1363@ut.ac.kr, *c.song@ut.ac.kr

“PER Performance Analysis of DPA-Based Channel Estimation with a Contractive Autoencoder for V2X Communications”

Kim Jihyeong, Hwang Hongjae, Song Changick*
Korea National University of Transportation.

요약

본 논문에서는 IEEE 802.11p 기반 V2X 통신 환경에서 기존 DPA(Data Pilot Aided) 채널 추정 기법의 성능 향상을 위해 Contractive Autoencoder(CAE)를 결합한 채널 추정 기법을 제안한다. 고속 이동성으로 인한 시변 채널 환경에서는 STA, CDP, TRFI와 같은 DPA 기반 채널 추정 기법들이 데이터 디맵핑(demapping) 오류 누적으로 인해 성능 열화가 발생한다. 이를 해결하기 위해 CAE를 DPA 기반 채널 추정 기의 후단에 적용하여 입력 변화에 대한 민감도를 완화하고 채널 추정의 강인성을 향상시킨다. 시뮬레이션 결과, 제안 기법은 Highway NLOS 환경(252km/h)에서 기존 채널 추정 기법 및 AE-aided DPA 기법 대비 우수한 패킷 오류율(PER) 성능을 보임을 확인하였다.

I. 서 론

V2X(Vehicle-to-Everything) 통신은 차량 간(V2V) 및 차량과 인프라 간(V2I)의 실시간 정보 교환을 통해 자율주행 차량 구현을 가능하게 하는 핵심 기술이다. IEEE 802.11p 기반 V2X 시스템은 고속 주행 환경에서 동작하므로 도플러 확산과 급격한 채널 시변성으로 인해 정확한 채널 추정이 필수적이다. 이를 해결하기 위해 파일럿 심볼과 복원된 데이터 심볼을 함께 활용하는 DPA(Data Pilot Aided) 채널 추정 기법이 제안되었으며, 그 대표적인 구현 방식으로 STA, CDP, TRFI 등이 제안되었다[1].

그러나 DPA 기반 기법은 데이터 디맵핑(demapping) 오류가 반복적으로 누적되는 고질적인 오차 전파(Error Propagation) 문제를 야기하여 성능 열화가 발생하는 한계를 가진다. 기존 Autoencoder(AE) 기반 DPA 채널 추정 기법이 제안되어 기존 방식 대비 성능 향상이 보고되었으나[2], 입력 변화에 민감하여 고속 시변 채널 환경에서는 개선 효과에 한계가 존재한다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 입력 변화에 강인한 특성을 갖는 Contractive Autoencoder(CAE)[3]를 DPA 기반 채널 추정기의 후단에 적용하는 기법을 제안한다.

II. 본 론

2.1 IEEE 802.11p OFDM 시스템 모델

IEEE 802.11p OFDM 시스템에서 각 부반송파의 수신 신호는 송신 신호, 채널 주파수 응답, 가우시안 잡음으로 모델링되며, 데이터 및 파일럿 부반송파를 기반으로 DPA 채널 추정이 이루어진다.

2.2 CAE 기반 DPA 채널 추정 기법

2.2.1 기존 Autoencoder(AE) 기반 DPA 채널 추정 기법

기존 AE 기반 DPA 채널 추정 기법[2]은 파일럿 심볼을 이용한 초기 채널 추정 이후, 추정된 채널에 대해 AE를 적용하여 채널 왜곡을 보정한다. AE의 출력 채널을 기반으로 데이터 심볼을 복원하고, 복원된 데이터 심볼을 반복적으로 채널 추정 과정에 반영함으로써 DPA 기반 채널 추정의 정확도를 향상시키는 구조를 갖는다.

2.2.2 Contractive Autoencoder(CAE) 결합 구조

본 논문에서는 고속 V2X 환경에서 DPA 기법의 고질적인 오차 전파 문제를 해결하기 위해, DPA 기반으로 추정된 채널의 신뢰도를 높이는 CAE 결합 구조를 제안한다. 기존 AE가 입력을 단순히 복제하여 잡음까지 학습하는 단점을 보완하기 위해, CAE는 은닉 층의 특정 표현이 입력의 미세한 변화에 둔감해지도록 강제하는 수축 규제 기법을 도입한다.

이를 구현하기 위한 CAE의 목적 함수(Objective Function) $J_{CAE}(\theta)$ 는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$J_{CAE}(\theta) = \sum_{x \in D_n} (L(x, g(f(x))) + \lambda \|J_f(x)\|_F^2) \quad (1)$$

여기서 θ 는 인코더와 디코더를 구성하는 가중치와 편향을 포함한 모델의 모든 학습 파라미터를 의미하며, D_n 은 학습에 사용되는 훈련 데이터셋이다. x 는 모델의 입력 벡터로서 본 논문에서는 DPA로 추정된 채널 H_{DPA} 를 나타낸다. 함수 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 는 각각 입력 데이터를 은닉층으로 맵핑하는 인코더 함수와 이를 다시 원래 차원

으로 복원하는 디코더 함수이다. 또한, λ 는 목적 함수 내에서 수축 규제 항이 미치는 영향력을 조절하는 하이퍼 파라미터이다. 식 (1)의 첫 번째 항인 재구성 오차 $L(\cdot)$ 은 모델이 채널의 본질적인 정보를 정확히 복원하도록 유도한다.

제안 기법의 핵심인 식 (1)의 두 번째 항은 자코비안(Jacobian) 규범 제약 항으로, 그 수학적 정의는 식 (2)와 같다.

$$\|J_f(x)\|_F^2 = \sum_{ij} \left(\frac{\partial h_j(x)}{\partial x_i} \right)^2 \quad (2)$$

식 (2)에서 $\|\cdot\|_F$ 는 행렬의 성분 제곱합을 의미하는 프로베니우스 규범(Frobenius Norm)을 나타낸다. $J_f(x)$ 는 인코더의 자코비안 행렬이며, x_i 는 입력 벡터 i 번째 성분, $h_j(x)$ 는 은닉층의 j 번째 뉴런이 출력하는 활성값을 의미한다. 즉, 편미분 항 $\frac{\partial h_j(x)}{\partial x_i}$ 는 입력

의 i 번째 성분이 미세하게 변할 때 은닉층의 j 번째 특징값이 얼마나 민감하게 반응하는지를 나타내는 변화율이다.

따라서 학습 과정에서 식 (2)를 최소화한다는 것은, 입력 채널에 급격한 위상 변화나 잡음과 같은 교란(x_i 의 변화)이 발생하더라도, 은닉층이 추출하는 잠재적 특징(h_j)은 크게 흔들리지 않고 안정적으로 유지됨을 수학적으로 보장하는 것이다. 결과적으로 제안하는 CAE는 채널의 매니폴드(Manifold) 구조는 명확히 학습하되 잡음 공간의 불확실성을 효과적으로 제거하여, 고속 이동 환경에서도 강건한 추정 성능을 달성한다.

2.3 시뮬레이션 결과

파라미터 (Parameters)	설정 값 (Values)
Model Structure	CAE (40–20–40)
Activation Function	Sigmoid
Loss Function	MSE + Contractive Penalty
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.001
Epochs	5000
Batch Size	128
Data Symbols	100

표 1. 시뮬레이션 및 CAE 학습 파라미터

	Tap1	Tap2	Tap3	Tap4	Units
Power	0	-2	-5	-7	dB
Delay	0	200	433	700	ns
Doppler	0	689	-492	886	Hz
Profile	Static	HalfBT	HalfBT	HalfBT	

표 2. Highway NLOS 252km/h 파라미터

표 1은 본 논문에서 사용한 시뮬레이션 및 CAE 학습 파라미터를 정리한 것으로, AE-aided DPA 및 제안된 CAE-aided DPA 기법의 공정한 성능 비교를 위해 동일한 학습 조건을 적용하였다. 또한 표 2는 Highway NLOS 환경(252km/h)에서의 채널 특성을 반영한 다중 경로 지연, 도플러 주파수 및 전력 프로파일을 나타낸다.

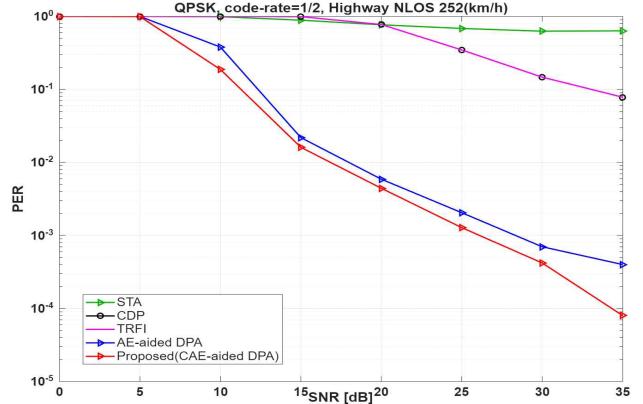


그림 1. Highway NLOS 환경(252km/h)에서의 SNR 대 PER 성능 비교

III. 결 론

본 논문에서는 IEEE 802.11p 기반 V2X 통신 환경에서 DPA 기반 채널 추정 기법의 오차 전파 문제를 완화하기 위해 CAE를 결합한 채널 추정 기법을 제안하였다. Highway NLOS 환경(252km/h)에서의 시뮬레이션 결과, 제안된 CAE-aided DPA 기법은 기존 STA, CDP, TRFI 및 AE-aided DPA 대비 중·고 SNR 영역에서 우수한 패킷 오류율(PER) 성능을 보였다. 이를 통해 CAE 결합 구조가 고속 시변 채널 환경에서 안정적인 채널 추정을 가능함을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 연구는 2025년 국립한국교통대학교 지원을 받아 수행하였다.

참 고 문 헌

- [1] Z. Zhao, X. Cheng, M. Wen, B. Jiao, and C.-X. Wang, "Channel Estimation Schemes for IEEE 802.11p Standard," IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, vol. 5, no. 4, pp. 38 - 49, Dec. 2013, doi: 10.1109/MITS.2013.2270032.
- [2] Han, S., Oh, Y., & Song, C. (2019, May). A deep learning based channel estimation scheme for IEEE 802.11p systems. In ICC 2019-2019 IEEE International Conference on Communications (ICC) (pp. 1–6). IEEE.
- [3] S. Rifai, et al., "Contractive Auto-Encoders: Explicit Invariance During Feature Extraction," ICML, 2011.