

# 어텐션 기반 최소 평균 제곱 오차: 수중 직교 주파수 분할 다중화 채널 추정을 위한 선형 사상 학습 방법

하태준, 박정훈  
연세대학교

tjha@yonsei.ac.kr, jhpark@yonsei.ac.kr

## Attention-Aided MMSE: Learning Linear Map for Underwater OFDM Channel Estimation

Ha Tae Jun, Park Jeong Hun  
Yonsei Univ.

### 요약

본 논문은 수중 직교 주파수 분할 다중화(OFDM) 시스템에서 어텐션 기반 최소 평균 제곱 오차 채널 추정 기법(A-MMSE)을 제안한다. 수중 채널은 높은 변동성으로 인해 기존의 LS 와 MMSE 방식 적용이 어렵다. 제안 기법은 어텐션 트랜스포머로 MMSE 필터를 데이터에서 직접 학습하며, 주파수-시간 영역의 상관성을 동시에 반영한다. 시뮬레이션 결과, A-MMSE는 기존 방식보다 우수한 평균 제곱 오차 성능과 선형 추론 기반의 효율성을 달성했다.

### I. 서론

직교 주파수 분할 다중화(OFDM)는 주파수 선택적 페이딩에 대한 장인성 덕분에 4G LTE 부터 5G NR 에 이르기까지 현대 무선 통신 표준에서 사실상 물리 계층 과정으로 자리 잡았다[1][2].

그러나 OFDM에서 신뢰할 수 있는 복조를 위해서는 채널 상태 정보(CSI)에 대한 정밀한 추정이 필수적이다[3]. 기존의 채널 추정 기법으로는 다음과 같은 방식들이 있다:

- 최소 제곱(Least Squares): 구조가 단순하고 통계 정보 없이도 적용 가능하지만, 잡음에 매우 취약하다.
- 최소 평균 제곱 오차(Least Mean Square): 통계적으로 최적이지만, 채널에 대한 사전 통계 정보가 필요하다[4].

이런 전통적인 방식의 한계를 극복하기 위해, 본 논문에서는 OFDM 채널 추정을 위한 새로운 방법인 어텐션 기반 MMSE(A-MMSE)를 제안한다. 제안하는 방식의 핵심은 어텐션 트랜스포머를 활용하여 선형 필터 가중치를 학습하는 데 있다. 이는 기존의 DNN 기반 기법들이 OFDM 채널 출력을 직접 예측하는 것과 근본적으로 다르다. 이러한 설계는 강력한 신경망의 학습 능력을 활용하면서도, 선형 처리를 통한 계산 효율성을 유지할 수 있도록 한다.

본 논문에서는 가정하는 시스템 모델은 단일 하향링크 OFDM 슬롯을 고려하며, 총  $N$ 개의 부반송파와  $M$ 개의 OFDM 심볼로 구성된다. 파일럿 요소는 희소한 인덱스 집합  $\mathcal{P}$ 에 배치되며, 데이터 요소는  $\mathcal{D}$ 에 위치한다.

수신된 파일럿 벡터는 다음과 같이 표현된다[5]:

$$\mathbf{y}_p = \mathbf{h}_p \circ \mathbf{x}_p + \mathbf{z}_p$$

여기서  $\mathbf{h}_p$ 는 파일럿 위치에서의 채널 계수 벡터,  $\mathbf{x}_p$ 는 알려진 파일럿 요소,  $\mathbf{z}_p$ 는 백색 가우시안 잡음, 그리고  $\circ$ 는 요소별 곱을 나타낸다. 파일럿 집합  $\mathcal{P}$ 의 원소 개수는  $L \leq |\mathcal{P}|$ 이고, 수신 파일럿 벡터는  $\mathbf{y}_p \in \mathbb{C}^L$ 이다. 이런 시스템 모델에서 OFDM 채널 추정의 목적은 OFDM 그리드를 벡터화한 전체 채널 벡터  $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{NM}$ 를 복원하는 것이다.

### II. 본론

기존 신경망 기반 채널 추정 방식은  $\mathbf{y}_p$ 를 비선형 신경망으로 직접 채널 추정치  $\hat{\mathbf{h}} \in \mathbb{C}^{NM}$ 로 매핑한다. 반면, 본 논문은 어텐션 트랜스포머[6]  $\mathcal{F}_\theta$ 를 통해 MMSE 필터를 학습한다.

$\mathcal{W}_{\text{A-MMSE}} = \mathcal{F}_\theta(\mathbf{y}_p^{\text{train}}) \in \mathbb{C}^{NM \times L}$   
추론 시에는 간단한 행렬-벡터 곱으로 채널을 추정한다:

$\hat{\mathbf{h}} = \mathcal{W}_{\text{A-MMSE}} \mathbf{y}_p^{\text{observe}}$   
복잡한 비선형 연산은 학습 단계에만 포함되며, 추론 시에는 선형 연산만으로 채널 추정이 가능하다.

WSSUS 가정하에 OFDM 채널의 공분산은 크로네커 곱으로 근사된다:

$$\mathbf{R}_{hh} \approx \mathbf{R}_f \otimes \mathbf{R}_t$$

여기서  $\mathbf{R}_f$ 는 주파수 영역,  $\mathbf{R}_t$ 는 시간 영역의 상관성을 나타낸다. A-MMSE는 이를 반영한 두 단계 어텐션 인코더를 구성한다. 주파수 어텐션 인코더는 각 OFDM 심볼 내 부반송파 간 상관성  $\mathbf{R}_f$ 을 학습하고, 시간 어텐션 인코더는 전체 OFDM 심볼 간 상관성  $\mathbf{R}_t$ 을

학습한다. 파일럿 요소가 입력이 되며 이중 인코더에서 물리적 상관성을 학습하며, 인코딩한 특성은 디코더로 전달되어 복소수 값으로 이루어진  $W_{A-MMSE}$ 를 생성한다.

디코더는 인코딩된 특성을 벡터화하여 A-MMSE 필터의 계수로 변환한다. 이 구조는 주파수-시간 상관성을 효과적으로 반영하며 데이터 기반 필터 생성을 가능하게 한다.

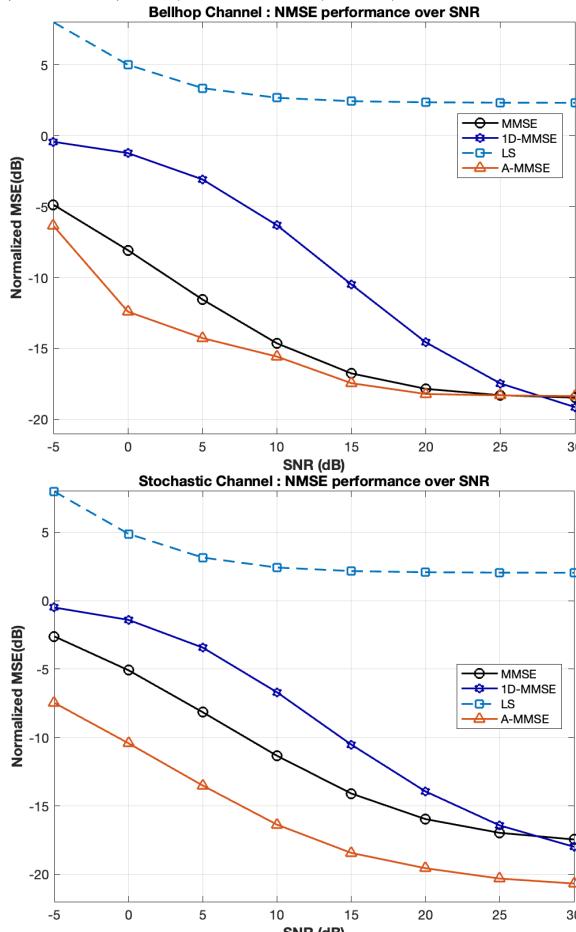
A-MMSE는 채널 추정을 단일 최적화 문제로 설정해 종단 간 학습한다. 사전 통계 정보가 필요한 MMSE 와 달리, 사전 정보를 가정하지 않고 데이터를 통해 직접 전역 필터를 학습하므로, 다양한 채널 환경에 대해 견고하다. 학습된 필터는 추론 단계에서 사용되며, 추론 단계의 계산량을 최소화해 빠르고 효율적으로 채널 추정을 할 수 있다. 손실함수는 다음과 같이 정의된다:

$$\text{Loss} = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \mathcal{L}(\hat{\mathbf{h}}_i, \mathbf{h}_i)$$

여기서  $\mathcal{L}$ 은 MSE 또는 Huber loss이며, Adam 옵티마이저를 통해 학습한다.

### III. 결론

제안한 A-MMSE 모델은 Bellhop 시뮬레이터와 통계적 채널 생성기를 사용하여 수중 채널 환경에서 평가되었다. Bellhop 시뮬레이터는 음파의 전파 특성을 반영한 레이 트레이싱 기반의 수중 음향 채널을 제공하며, 통계적 채널 생성기는 실제 환경의 변동성을 고려한 현실적인 채널 모델을 제공한다[7][8].



기준 비교 대상으로는 LS, MMSE 및 1D-MMSE를 사용하였다. 제안한 A-MMSE는 Bellhop 시뮬레이터와 통계적 채널 생성기를 활용한 수중 채널 환경에서 모든 SNR 구간(-5 ~ 30dB)에 걸쳐 가장 우수한 NMSE

성능을 보였다. 특히, 추론 단계에서 하나의 복소수 행렬-벡터 곱만으로 채널 추정이 가능하여, 높은 정확도와 낮은 복잡도를 동시에 제공하였다.

본 논문은 어텐션 트랜스포머를 활용하여 수중 음향(Underwater Acoustic, UWA) 채널 환경에 적합한 MMSE 필터를 설계함으로써, 모델 기반 접근과 데이터 기반 학습을 결합한 A-MMSE를 제안한다. 본 방법은 정확성, 해석 가능성, 경량성을 동시에 갖춘 채널 추정기를 구현하며, 성능과 효율성이 모두 중요한 수중 통신 시스템의 실질적이고 강력한 후보 기술이 될 수 있다.

### ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by Korea Research Institute for defense Technology planning and advancement (KRIT) - grant funded by the Defense Acquisition Program Administration (DAPA) (KRIT-CT-22-078)

### 참 고 문 헌

- [1] P. Guan et al., "5G field trials: OFDM-based waveforms and mixed numerologies," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 35, no. 6, pp. 1234–1243, 2017.
- [2] S. D. Liyanaarachchi et al., "Optimized waveforms for 5G-6G communication with sensing: Theory, simulations and experiments," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 20, no. 12, pp. 8301–8315, 2021.
- [3] M. Oh, J. Choi, S. Kim and J. Park, "Wideband Channel Tracking with Quantization Distortion," *2024 15th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*
- [4] O. Edfors et al., "OFDM channel estimation by singular value decomposition," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 46, no. 7, pp. 931–939, 1998.
- [5] S. Coleri et al., "Channel estimation techniques based on pilot arrangement in OFDM systems," *IEEE Trans. Broadcast.*, vol. 48, no. 3, pp. 223–229, 2002.
- [6] A. Vaswani et al., "Attention is all you need," arXiv preprint arXiv:1706.03762, 2017.
- [7] S. Kim, J. Park, M. Oh and J. Choi, "OFDM Simulator for Underwater Acoustic Communications," *2023 14th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*
- [8] M. Oh, J. Choi, S. Kim, S. Yoo, S. Kim and J. Park, "A Survey on Statistical Channel Modeling for Underwater Acoustic Communications," *2023 14th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*,