

## ADMM-based Learnable MIMO Detection Network

Minsik Kim (Inha Univ.), Daeyoung Park\* (Inha Univ.)

## 요약

본 논문에서는 MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) 검출 성능을 향상시키기 위해서 ADMM (alternating direction method of multipliers) 알고리즘 구조를 갖는 심층 신경망을 제안한다.

## I. 서론

MIMO 시스템은 추가적인 주파수 대역이나 전송 전력 없이 채널 용량을 증가시킬 수 있다. 하지만 다수의 안테나를 사용하기 때문에 수신 신호 검출 시 계산 복잡도가 지수적으로 증가하는 문제가 있다. 따라서 낮은 복잡도로 신호 검출을 수행하기 위한 다양한 알고리즘들이 등장하였다[1].

ADMM은 볼록 최적화 문제를 해결하는 알고리즘으로 저 복잡도에서 높은 정확성을 달성한다. 하지만 ADMM으로 최적화 문제를 해결하는 경우 중간에 도입된 파라미터의 적절한 값을 찾기 어려운 문제가 있다. 본 논문에서는 MIMO 검출 문제를 R-A-ADMM[2]으로 해결한 후 데이터에 기반하여 파라미터를 학습하는 네트워크를 제안한다.

## II. 본론

복소 MIMO 시스템을 실수 MIMO 시스템으로 변환하여

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{w} \quad (1)$$

로 표현하면  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^N$ 는 수신신호 벡터,  $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 는 채널 행렬,  $\mathbf{x} \in \mathbb{S}^M$ 는 송신신호 벡터,  $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^N$ 는 가산성 백색 가우시안 잡음(AWGN)을 나타낸다. 수신부에서는 채널 정보  $\mathbf{H}$ 와 수신신호  $\mathbf{y}$ 를 이용하여 송신신호  $\mathbf{x}$ 를 검출한다. MIMO 검출 문제는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} I_S(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2 \\ \text{s.t.} \quad \mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} \end{aligned} \quad (2)$$

여기에서  $I_S(\mathbf{x})$ 는  $\mathbf{x} \in \mathbb{S}$ 를 만족하면 0을 반환하며, 만족하지 않으면  $\infty$  값을 반환한다. 식 (2)를 R-A-ADMM [2]을 이용하면

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \eta_S(\mathbf{x}_k - \delta_k \mathbf{H}^T(\mathbf{e}_k + (1-2\beta)\hat{\mathbf{v}}_k); \theta) \\ \mathbf{e}_{k+1} &= \mathbf{H}\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{y} \\ \mathbf{v}_{k+1} &= \alpha \mathbf{e}_{k+1} + (1-\alpha)\hat{\mathbf{v}}_k \\ \hat{\mathbf{v}}_{k+1} &= \mathbf{v}_{k+1} + \gamma_k(\mathbf{v}_{k+1} - \mathbf{v}_k) \end{aligned} \quad (3)$$

과 같다. R-A-ADMM으로 MIMO 검출 문제를 해결하는 과정에서 파라미터  $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \theta$ 가 도입되었으며,  $\eta_S(x; \theta) = \tanh(\theta x)$ 는 2진 복조를 위한 함수이다.

본 논문에서는 ADMM 알고리즘에서 한 번의 반복에 해당하는 식 (3)을 한 개의 레이어로 구성한 ADMM Net을 제안한다. 제안하는 네트워크에서 학습 가능한 파라미터는 레이어 별로 다른 값을 가질 수 있도록 학습하며, 다음과 같이 모든 레이어를 고려하는 손실 함수를 사용한다.

$$l = \sum_{k=1}^L \|\eta_S(\mathbf{x}_k; \bar{\theta}) - \mathbf{x}^*\|^2 \quad (4)$$

모의실험은 송신 안테나 개수( $M$ ) = 30, 수신 안테나의 개수( $N$ ) = 60인 MIMO 채널에서 4QAM을 사용하는 상황에 대하여 실험하였다. 그림 1은 신호 대 잡음비(Signal-to-Noise Ratio, SNR)에 따른 심볼 에러율(Symbol Error Rate, SER) 성능을 보여주는 그래프이며, 괄호안의 숫자

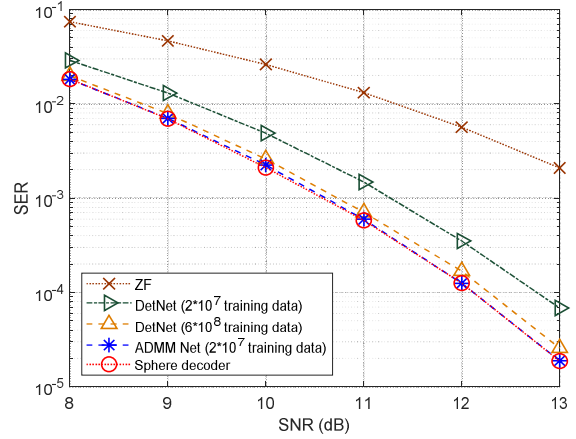


그림 1. 신호 대 잡음비에 따른 심볼 에러율

Fig. 1. SER versus SNR in 30×60 MIMO system

는 학습하는데 사용된 데이터의 총량을 의미한다. 그림 1에서 SD, ADMM Net, DetNet[3], ZF 순서로 낮은 SER를 달성한다. 제안하는 ADMM Net은 DetNet보다 적은 학습 데이터로 학습해도 더 낮은 SER 성능을 가지는 것을 확인할 수 있다. 또한 4QAM 30×60 MIMO에서 준 최적의 성능을 달성하는 SD의 성능과 거의 일치한다.

## III. 결론

본 논문에서는 낮은 복잡도에서 높은 성능을 달성하는 새로운 MIMO 검출 네트워크를 제안한다. 먼저 MIMO 검출 문제를 낮은 복잡도에서 좋은 성능을 갖는 R-A-ADMM으로 기술하고, 이를 기반으로 최적의 성능을 달성하기 위한 파라미터를 학습하는 ADMM Net을 제안하였다. 제안하는 네트워크는 기존의 검출 네트워크보다 적은 양의 데이터로 학습 가능하며, 낮은 복잡도로도 정확한 신호 검출이 가능하다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1A2C1005512).

## 참고 문헌

- [1] Yang S. and Hanzo L. "Fifty years of MIMO detection: The road to large-scale MIMO," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 17, no. 4, pp. 1941-1988, Sep. 2015.
- [2] G. França, D. P. Robinson, R. Vidal, "A dynamical systems perspective on nonsmooth constrained optimization," *ArXiv:1808.04048v2 [math.OC]*, Jan. 2019.
- [3] N. Samuel, T. Diskin, and A. Wiesel, "Learning to detect," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 67, no. 10, pp. 2554-2564, May 2019.