시변 채널에서 단일 비트 ADC 를 활용한 다중입출력 시스템의 우도함수 분산 추정

김재민, 김태경
가천대학교,

0224kjm@gmail.com, tkkim@gachon.ac.kr

Variance Estimation of the Likelihood Function for MIMO systems using One-bit ADCs in Time-Varying Channel

Kim Jae Min and Kim Tae-Kyoung
Gachon University

요 약

본 논문은 다중입출력 시스템에 적용된 단일 비트(one-bit) 아날로그-디지털 변환기(Analog-to-Digital Converter, ADC)를 사용하는 환경에서, 수신된 데이터(data)의 샘플(sample)을 활용하는 강화학습 기반 검출기의 복잡도를 줄이는 방법을 연구한다. 특히, 강화학습에서 최적 정책(optimal policy)을 결정하는 데 필요한 우도 함수(likelihood-function)의 초기 분산 추정 과정에서, 기존에 필요했던 채널 생성기 대신 파일럿 신호를 사용함으로써 수신기의 복잡도를 낮췄다.

Ⅰ. 서론

최근 무선 통신 분야에서는 사용 주파수 대역의 상승으로 인해 수신기의 전력 요구량이 증가하는 추세이다. 이러한 상황에서 단일 비트(one-bit) 아날로그-디지털 변환기(Analog-to-Digital Converter, ADC)의 사용은 전력 소모를 줄이는 효과적인 해결책이다 [1]. 단일 비트 ADC 가 사용되는 시변 채널 다중입출력 시스템에서, 강화학습을 적용하면 수신된 샘플(sample)을 효율적으로 사용하여 수신기의 검출 오류율을 낮출 수 있다 [3]. 그러나, 강화학습의 최적정책(optimal policy)을 구하기 위해서는 우도 함수(likelihood-function)의 초기 분산 정보 추정이 필요하다. 이를 위해 수도(pseudo) 채널 생성이라는 과정을 필요로 하며, 이는 수신기의 복잡도를 증가시킨다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 파일럿 신호만을 사용하여 우도 함수의 초기 분산 정보를 추정하는 방법을 제안한다. 이 방법은 기존의 수도 채널 생성 과정을 배제하고 초기 분산 추정 과정에 필요한 연산을 줄이면서, 수신기의 복잡도를 낮추었다.

Ⅱ. 본론

A. 시스템 모델

본 논문에서는 시변 채널에서 $\mathrm{N_t}$ 개의 전송 안테나와 $\mathrm{N_r}$ 개의 수신 안테나로 구성되고, 단일 비트 ADC 가 사용되는 다중입출력 시스템을 고려한다. 전송 프레임(Transmission Frame)은 1 개의 파일럿(Pilot) 구간과 D 개의 데이터 구간으로 구성되어 있고, 길이는 각각 $\mathrm{N_p}$, $\mathrm{N_d}$ 이다. 전송 구간에서 송신단은 정보 비트(Information bits)들을 K개의 M-QAM 심볼(symbol) 후보군 중 하나 $x_k \in C^{\mathrm{N_t}\times 1}$ 로 맵핑(mapping)한다 $\mathrm{k} \in \{1,2,\cdots,\mathrm{K}\} = K$. 시간 슬롯(time slot)이 n일 때 송신단이 전송한 심볼을 $x[n]$ 이라 하면, 시변 채널 $H^{(n)} \in C^{\mathrm{N_r}\times \mathrm{N_t}}$ 과 단일 비트 ADC 에 의해 수신단의 수신신호 $\mathrm{y[n]} \in C^{\mathrm{N_r}\times 1}$ 은 다음과 같다.

$$y[n] = \mathrm{sign}(Re\{H^{(n)}x[n] + z[n]\}) + \mathrm{jsign}\big(Im\{H^{(n)}\mathrm{x[n]} + \mathrm{z[n]}\}\big). \quad (1)$$

함수 $\mathrm{sign}(\cdot)$ 은 1 보다 크면 1 을, 그 외에는 0 을 대응시키는 함수이고, $z[\mathrm{n}] \in C^{\mathrm{N_r}\times 1}$ 은 복소수 가우시안 잡음(Gaussian noise)으로 평균은 0 이고 분산은 σ^2 이다. 시변 채널 $H^{(n)}$ 은 가우시안-마르코프 과정 (Gaussian-Markov process) 모델을 따라 다음과 같이 모델링된다.

$$H^{(n)} = \epsilon H^{(n-1)} + \sqrt{1-\epsilon^2}\Delta^{(n)}. \quad (2)$$

$\epsilon \in [0,1]$ 은 채널 상관 계수(correlation coefficient)이고, $\Delta^{(n)} \in C^{\mathrm{N_r}\times \mathrm{N_t}}$ 은 채널 진화 행렬(channel evolution matrix)로 각 원소의 평균은 0, 분산은 1 이다. 위 사실에 근거해서 전송된 심볼의 실수표현 $\bar{x}[\mathrm{n}] = [Re\{x^T[n]\}, Im\{x^T[n]\}]^T$ 및 잡음의 실수표현 $\bar{z}[\mathrm{n}] = [Re\{z^T[n]\}, Im\{z^T[n]\}]^T$ 과 채널의 실수표현 행렬

$$\bar{H}^{(n)} = \begin{bmatrix} Re\{H^{(n)}\} & -Im\{H^{(n)}\} \\ Im\{H^{(n)}\} & Re\{H^{(n)}\} \end{bmatrix} \quad (3)$$

을 이용해서 수신신호의 실수표현 $\bar{y}[n] \in C^{2\mathrm{N_r}\times 1}$ 을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{y}[n] = \mathrm{sign}\big(\bar{H}^{(n)}\bar{x}[n] + \bar{z}[n]\big). \quad (4)$$

본 논문에서는 전송된 심볼을 검출할 때 검출 오류를 최소화하기 위해 최대 사후 (Maximum-a-posterior, MAP) 검출기를 사용한다. 수신신호 $y[n]$ 이 주어지면, 각 심볼의 전송 확률이 모두 같다는 가정하에 $\{x[n] = x_k\}$ 의 사후 확률은 다음과 같이 계산된다.

$$\mathrm{P}(x[n] = x_k \mid y[n]) = \frac{\mathrm{P}(y[n]|x[n] = x_k)}{\sum_{j\in K}\mathrm{P}(y[n]|x[n] = x_j)}. \quad (5)$$

따라서 최대 사후 검출기는 우도함수 $\mathrm{P}(y[n]|x[n]=x_k)$ 를 계산한다. a_i 가 벡터 a 의 i 번째 원소라 하자. 본 논문에서 고려하는 시스템에 의하면 모든 $i \in \{1,2,\cdots,2\mathrm{N_r}\}=I$ 에 대해 확률 $\mathrm{P}(\bar{y}_i[n] \geq 0 \,|x[n]=x_k)$ 를 계산하여 우도함수를 구할 수 있다 [2]. $\mathrm{P}(\bar{y}_i[n] \geq 0 \,|x[n]=x_k)$ 를 시간 n 에서의 (i,k) 번째 우도함수 $p_{i,k}^{(n)}$ 라고 하면 $p_{i,k}^{(n)}$ 는 다음과 같다.

$$p_{i,k}^{(n)} = \Phi\left(\frac{\left(\bar{\mathbf{h}}_i^{(n)}\right)^T \bar{x}_k}{\sqrt{\sigma^2/2}}\right). \tag{6}$$

$\Phi(\cdot)$은 정규 확률 변수의 누적분포 이고 $(\bar{\mathbf{h}}_i^{(n)})^T$ 은 $\bar{H}^{(n)}$ 의 i 번째 행이다.

파일럿 신호로 추정한 채널을 $(\hat{\mathbf{h}}_i^p)^T$ 이라 하면, $(\hat{\mathbf{h}}_i^p)^T$ 와 식 (6)으로부터 우도함수 초기 추정 $\hat{p}_{i,k}^{(0)}$ 를 얻을 수 있다. 하지만 시변 채널에 의해 $\hat{p}_{i,k}^{(0)}$ 의 오차는 점차 증가한다. 이를 해결하기 위해 [3]에서는 수신된 샘플을 활용한 강화학습 검출기를 제안했다. 이때 최적 정책을 결정하려면 우도 함수 분산의 초기 추정이 필요하다. 따라서 [3]에서는 수도 채널을 생성하여 새로운 우도 함수 추정들과 원래 추정된 우도함수와의 제곱오차를 사용하는 오프라인 학습 방식을 제안했다. 하지만 이는 수신단의 복잡도를 증가시키는 한계점이 있다.

B. 제안하는 우도 함수의 분산 추정 방법

이 단원에서는 강화학습 단일 비트 검출기에 필요한 우도함수의 초기 분산 정보를 얻는 방법을 제안한다. [3]에서는 이를 위해 $\hat{p}_{i,k}^{(0)}$ 를 실제 우도 함수 정보로 가정하고, T 번의 채널 생성기를 통해 우도 함수 정보를 추정하여 오차 제곱 정보를 얻었다.

본 논문에서도 $\hat{p}_{i,k}^{(0)}$ 를 실제 우도 함수 정보라고 가정한다. 하지만, 오차 제곱을 위한 우도 함수는 파일럿 길이에 따라 다르게 얻어지는 채널 추정 정보를 이용한다. $m(<\mathrm{N_p})$ 개의 파일럿 신호를 이용해서 얻은 추정 채널을 $(\hat{\mathbf{h}}_i^m)^T$ 이라 하면, $(\hat{\mathbf{h}}_i^m)^T$ 로부터 새롭게 추정된 우도함수는 다음과 같다.

$$\hat{p}_{i,k}^m = \Phi\left(\frac{\left(\hat{\mathbf{h}}_i^m\right)^T \bar{x}_k}{\sqrt{\sigma^2/2}}\right) \tag{7}$$

다양한 m 에 대해 계산된 $(\bar{\mathbf{h}}_i^m)^T$과 식 (7) 로 우도함수를 추정하고, 각각의 $\hat{p}_{i,k}^{(0)}$ 와 제곱오차들의 평균을 계산하면 우도 함수 초기 분산정보 $\hat{e}_{i,k}^{(0)}$ 를 얻을 수 있다. $\hat{e}_{i,k}^{(0)}$ 를 얻는 제안한 방법의 알고리즘은 표 1. 에 요약되어 있다.

표 1. 제안된 방식의 우도함수 분산 추정 방법

Algorithm 1: The proposed method

Estimate $(\hat{\mathbf{h}}_i^p)^\top$ for $\forall i \in I$.
Estimate $\hat{p}_{i,k}^{(0)}$ by (6) with $(\hat{\mathbf{h}}_i^p)^\top$ for $\forall (i,k) \in (I,K)$.
Initialize M.
for $m \in M$ **do**
    Compute $(\hat{\mathbf{h}}_i^m)^\top$ for $\forall i \in I$.
    Obtain $\hat{p}_{i,k}^m$ by (7) with $(\hat{\mathbf{h}}_i^m)^\top$ for $\forall (i,k) \in (I,K)$.
end
Estimate $\hat{e}_{i,k}^{(0)}$ by $\frac{1}{|M|}\sum_{m\in M}(\hat{p}_{i,k}^m - \hat{p}_{i,k}^{(0)})^2$.

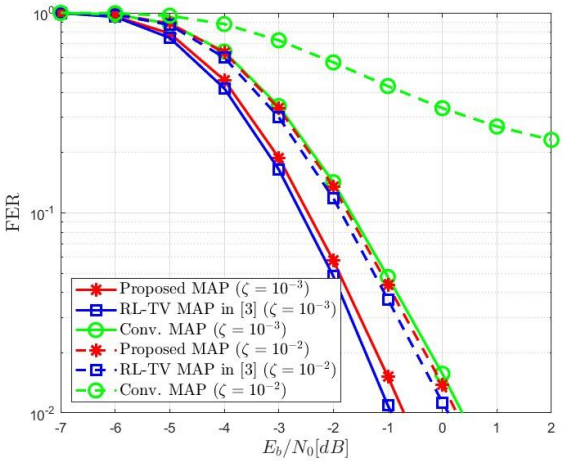

그림 1. 제안된 방식의 FER vs SNR 성능 비교 그래프

C. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션은 $\mathrm{N_t}=4$, $\mathrm{N_r}=8$, $\mathrm{N_p}=32$, $\mathrm{N_d}=128$, $\mathrm{D}=20$, $\mathrm{K}=256$, $\epsilon=\sqrt{1-\xi^2}$, $M=\{\frac{\mathrm{N_p}}{4},\frac{\mathrm{N_p}}{2},\frac{3\mathrm{N_p}}{4}\}$ 으로 설정하고, 4QAM 변조방식을 사용한 단일 비트 다중입출력 시스템을 고려했다.

그림 1. 은 1) 본 논문에서 제안한 우도 함수의 분산 추정 방식을 적용한 강화학습 검출기(Proposed MAP), 2) [3]에서 제안된 오프라인 방식을 적용한 강화학습 검출기(RL-TV MAP)로 T=10 을 사용하였다. 그리고 3) 초기에 파일럿으로 추정한 우도함수를 이용하는 기본 검출기(Conventional MAP)의 FER(frame error rate) 성능을 비교한 결과를 나타낸다. 그림 1. 에 의하면 제안된 검출기는 $\xi=10^{-3}$ 과 $\xi=10^{-2}$ 에서 모두 기본 검출기보다 향상된 성능을 보인다. 또한 제안된 방법은 기존 강화학습 검출기에 근접한 성능을 보인다. 이는 채널 생성기 없이 이뤄진 결과이며, 채널 및 우도함수 추정과 모든 i,k 에 대해 우도함수의 제곱 오차를 연산하는 과정을 10 회에서 3 회로 줄였다.

Ⅲ. 결론

본 논문을 통해 단일 비트 다중 입출력 시스템의 강화학습 검출기에 필요한 우도 함수 분산의 초기 추정을 효율적으로 수행함으로써 기존 우도함수 분산 추정 방식의 복잡도를 개선하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 2022 년 부처협업형 인재양성사업-반도체전공 트랙 사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (P0022199).

참 고 문 헌

[1] R. H. Walden, "Analog-to-digital converter survey and analysis," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 17, no. 4, pp. 539-550, Apr. 1999

[2] J. Choi, J. Mo, and R. W. Heath, Jr., "Near maximum-likelihood detector and channel estimator for uplink multiuser massive MIMO systems with one-bit ADCs," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 64, no. 5, pp. 2005-2018, Mar. 2016.

[3] Y. S. Jeon, N. Lee, and H. V. Poor, "Reinforcement-Learning-Aided Detector for Time-Varying MIMO Systems with One-Bit ADCs," *in Proc. IEEE GLOBECOM'19, Waikoloa, HI*, Dec. 2019.