

기계학습을 활용한 효율적 PRACH 프리앰블 검출기법 설계

양두희, 최상원

경기대학교 나노전자융합공학과

yangdh95@kyonggi.ac.kr, swchoi20@kyonggi.ac.kr

Design of Efficient Machine Learning Based PRACH Preamble Detection

Du Hui Yang, Sang Won Choi

Kyonggi Univ.

요약

본 논문은 기존 상관전력 기반 검출 기법에 기계학습 모델을 효과적으로 접목한 효율적 기계학습 기반 프리앰블 검출 기법을 제안한다. 제안한 기법은 기존의 상관전력 기반 검출 기법들을 통하여 시간 지연값을 추정하고, 추정된 시간 지연값을 바탕으로 입력 데이터의 형태를 훈련 데이터와 유사하게 하기 위한 데이터 전처리를 진행한다. 또한, 전력에 대한 정보만을 가지고 있는 상관 전력이 아닌 위상 정보를 추가로 가지고 있는 새로운 형태의 데이터를 기계 학습 모델의 입력 데이터로 사용한다. 본 기법은 데이터 전처리 과정과 정보량 관점에서 우위를 가지는 입력 데이터 활용을 통해 기존 상관전력 기반의 검출 기법 대비 SNR 이득이 존재함을 수치적으로 보임으로써 타당성을 입증한다.

I. 서론

5세대 이동 통신 (New Radio, NR)에 있어 초기 접속 (Initial access)과정은 단말과 기지국 간의 본격적인 통신이 시작되기에 앞서 가장 먼저 진행되는 필수과정이며 그중 임의 접속 (Random Access, RA) 과정은 단말별 상향 링크 (Up Link, UL)의 시간 동기화 및 자원 할당을 위함이다. 단말들은 상향 링크 동기화를 위하여 상위계층의 정보를 바탕으로 최대 64개의 프리앰블 중 하나를 무작위로 선택하여 Physical Random Access Channel (PRACH)을 통해 전송한다. 기지국은 수신한 프리앰블의 정보를 바탕으로 각 단말에 대응하는 식별자와 시간 지연 (Timing Advance, TA)값을 특정할 수 있으며, 이 때, 서로 다른 단말이 동일한 프리앰블을 선택한 경우, 기지국은 검출 불가로 판단한다 [1].

기존 검출 기법은 기지국 내에서 생성한 프리앰블과 수신 신호간의 상관연산을 통해 얻은 전력을 임계값과 비교하여, 프리앰블의 검출 및 시간지연값을 추정한다. 이러한 임계값 기반의 검출 기법은 높은 Signal to Noise Ratio (SNR)환경에서 불검출 확률과 오경보 확률이 높아지는 문제점을 가지고 있으며, 이는 5세대 이동통신의 목적인 초고속 (enhanced Mobile Broad Band, eMBB), 초연결 (massive Machine Type Communication, mMTC)의 관점에서 볼 때, 심각한 성능 열화로 이어질 수 있으므로 정교함과 동시에 신속한 검출 기법이 고안될 필요가 있다.

본 논문에서 우리는 기존 임계값 기반 기법과 기계학습 모델을 효과적으로 연계 운용한 기계학습 기반 프리앰블 검출 기법을 제안한다. 기계 학습 모델은 완전 연결신경망을 사용하며, 모든 시간 지연값에 대한 성능을 보장하기 위한 모델은 그 구조가 다소 복잡해질 수 있다. 따라서, 우리는 균일한 검출 성능을 보장함과 동시에 단순한 구조를 유지하기 위하여, 기존 기법을 통해 추정된 SW 내 peak의 위치를 바탕으로 입력 데이터를 훈련 데이터와 유사하게 하는 데이터 전처리 과정을 진행한다. 또한, 기계학습 모델의 입력으로, 크기 정보만을 가지는 Power Delay Profile (PDP)가 아닌 위상정보를 함께 가지고 있는 상관 연산 결과의 복소수 형태인 Complex Delay Profile (CDP)를 제안하며, 이러한 제안 기법이 기존 기

법 대비 SNR 이득이 있음을 3rd Generation Partnership Project (3GPP)에서 명시하는 conformance test 환경에 따른 수치 실험을 통해 보인다.

II. 본론

a. PRACH 프리앰블 송수신 및 기존 검출 기법

단말은 하향 링크 동기화 과정에서 얻은 상위계층의 정보를 바탕으로 최대 64개의 $\{u, v\}$ 조합 중 하나를 선택하고, 이를 바탕으로 L_{RA} 길이의 C_v 만큼 순환 이동된 ZC 시퀀스 $x_{u,v}[n]$ 을 생성한다. 이 때, L_{RA} 는 일반적인 경우 139 혹은 839 중 하나이다. 이후, $x_{u,v}[n]$ 의 L_{RA} -point FFT 결과인 $X_{u,v}[k]$ 를 n_{start}^{sc} 주파수 천이한 뒤, N_{FFT} -point IFFT를 통한 OFDM modulation을 진행한다. 이를 $z_{u,v}[n]$ ($0 \leq n \leq N_{FFT}-1$)라 하자. 이후 상위 계층의 정보에 따른 프리앰블 포맷에 따라, $z_{u,v}[n]$ 를 N_{rep} 반복하여 연결한 뒤, N_{CP} 길이의 Cyclic Prefix (CP)를 삽입한다. 단말은 생성한 신호를 PRACH를 통해 전송한다. 이때, 단말과 기지국 간의 거리에 따른 시간 지연 τ 가 발생한다. 기지국은 수신한 신호의 CP를 제거한 뒤, 연결부에 대한 평균을 취하여 $r_{u,v}^j[n]$ ($n = 0, \dots, N_{FFT}-1$)를 얻는다.

$$r_{u,v}^j[n] = z_{u,v}[n - \tau] + \omega[n], n = 0, \dots, N_{fft} - 1, \quad (1)$$

여기서, $\omega[n]$ 는 AWGN 채널에 따른 잡음이다.

이후, 기지국은 각 안테나에서 수신한 $r_{u,v}^j[n]$ 의 OFDM demodulation을 진행한 뒤, 수신한 주파수 영역의 프리앰블 $Y_{u,v}^j[k]$ ($0 \leq k \leq L_{RA}-1$)를 얻는다. 이 후, 기지국은 $Y_{u,v}^j[k]$ 와 로지컬 시퀀스 넘버 u 를 따라 국부 생성한 ZC 시퀀스 $x_u[n]$ 와의 상관연산을 통하여 PDP_u^n 를 얻는다.

$$PDP_u^n = \frac{1}{N_{FFT}} |IFFT(Y_{u,v}^j[k] \cdot X_u^*[k])|_{N_{FFT}}^2, \quad (2)$$

여기서, $X_u[k]$ 는 $x_u[n]$ 의 L_{RA} -point FFT 결과이며, $X_u^*[k]$ 는 $X_u[k]$ 의 켤레 전치 결과이다.

이후, 각 안테나에서 얻은 PDP_u^n 에 대한 평균을 통하여 $PDP_u[n]$ 을

얻는다. 기지국은 단말이 64개의 프리앰블 중 무엇을 전송했는지 알지 못한다. 따라서 모든 $\{u, v\}$ 에 대한 검출영역에 검출 기법을 적용해야 한다. 검출 영역 $D_{u,v}^{PDF}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$D_{u,v}^{PDF} = \{PDP_u[n] | vN_{SW} + 1 \leq n \leq (v+1)N_{SW}\}, \quad (3)$$

여기서, $N_{SW} = \left\lfloor \frac{N_{CS}N_{FFT}}{L_{RA}} \right\rfloor$ 이며, N_{CS} 는 상위 계층에서 정해진 값이다.

기존 기법은 각 $D_{u,v}^{PDF}$ 의 최대값인 peak과 특정 임계값을 비교하고, 만약 peak이 임계값을 초과한다면, 해당 검출 영역의 $\{u, v\}$ 의 프리앰블을 검출로 판단하고, peak의 위치를 시간 지연 추정값 $\hat{\tau}$ 로 특정한다. 이러한 임계값 기반의 검출 기법은 높은 SNR일 때, 잡음으로 인한 false peak이 임계값을 초과함에 따른 오경보 확률 P_f 가 증가하고, 검출 확률 P_d 가 감소하는 단점이 존재하며, 3GPP 규격에서 정의한 요구사항이 $P_f < 0.001$, $P_d > 0.99$ 임을 고려할 때, 보다 정교한 검출 기법이 요구된다.[3]

b. 제안 검출 기법

제안 기계학습 기반 검출 기법은 완전 연결 신경망 구조를 사용하며, CDP의 입력 데이터 운용과 데이터 전처리과정으로 구성된다. CDP는 $Y_{u,v}^j[k]$ 와 $X_{u,v}[k]$ 간의 상관연산에 전력을 취하지 않은 값이다.

$$CDP_u^j[n] = \sqrt{\frac{1}{N_{FFT}}} IFFT(Y_{u,v}^j[k] \cdot X_{u,v}^*[k])_{NFFT}. \quad (4)$$

따라서, 모든 안테나에서 얻은 CDP의 평균은 다음과 같다.

$$CDP_u[n] = \frac{1}{N_{RX}} \sum_{j=1}^{N_{RX}} CDP_u^j[n]. \quad (5)$$

이에 따른 검출영역 $D_{u,v}^{CDF}$ 은 다음과 같다.

$$D_{u,v}^{CDF} = \{CDP_u[n] | vN_{SW} + 1 \leq n \leq (v+1)N_{SW}\}. \quad (6)$$

데이터 전처리는 각 검출영역의 형태를 훈련 데이터와 동일하게 하기 위함이다. 프리앰블의 시간 지연값은 모든 범위에서 가능하며, 시간 지연이 달라짐에 따른 입력 형태의 변화는 완전 연결 신경망을 운용함에 있어 안정적인 검출 성능을 보장하기 어렵다. 또한 다양한 시간 지연값을 가지는 데이터셋을 통한 훈련 역시 잘 이루어지지 않는다. 따라서 데이터 전처리는 $D_{u,v}^{PDF}$ 의 peak 위치를 기반으로 $D_{u,v}^{CDF}$ 의 위상 편이 보정과 peak 위치를 α 로 하는 전처리를 통해 $D_{u,v}^{CDP,\alpha}$ 를 얻는다.

$$D_{u,v}^{CDP,\alpha} = D_{u,v}^{CDF}[(n + \alpha - \tilde{\tau}) \bmod N_{SW}] \exp(-j\tilde{\theta}_{\tau}), \quad (7)$$

$$n = 1, \dots, N_{SW}$$

여기서, $\tilde{\tau}$ 는 $D_{u,v}^{PDF}$ 를 통해 얻은 peak의 위치이며, $\tilde{\theta}_{\tau}$ 는 $\tilde{\tau}$ 에 따른 위상 편이 보정값으로 $-\frac{2\pi\tilde{\tau}n_{sc}^{art}}{N_{FFT}}$ 이다. $D_{u,v}^{CDP,\alpha}$ 의 허수부와 실수부를 교차 배치하여 사전 훈련된 완전연결 신경망의 입력으로 사용하며, 이를 통해 프리앰블 검출 유무를 판단한다.

c. 실험환경 및 결과

[3]을 바탕으로, FR1에서, 프리앰블 포맷은 C0, N_{RX} 는 2, L_{RA} 는 139, $N_{FFT} = 1024$ 로 하였다. 데이터 전처리를 거친 데이터셋이 기계학습의 훈련 및 검증에 사용되었으며, 이는 특정 SNR에 따른 잡음과 잡음을 첨가한 신호에 대한 검출영역으로 구성하였다. 검출 및 오경보 성능 검증은 수치 실험을 기반으로 10^5 번 진행하였다.

그림 1, 그림 2는 AWGN channel 환경에서 훈련 데이터셋의 SNR에 따른 제안 기법 CDP-FNN과 기존 기법의 P_d , P_f 를 보여준다.

기존 기법의 경우, -8.5 dB에서 3GPP 요구사항 ($P_f < 0.001$, $P_d > 0.99$)

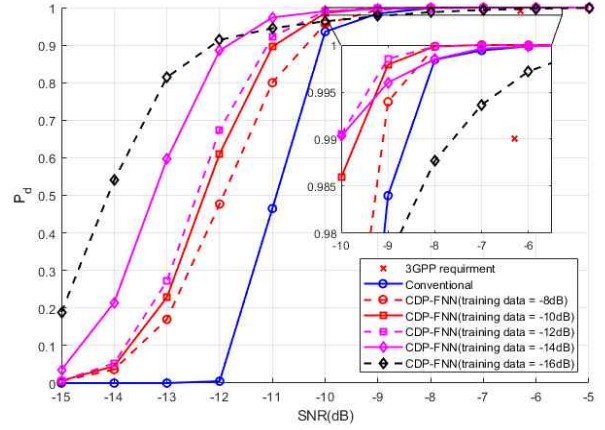


그림 1. 각 SNR에 따른 검출 확률

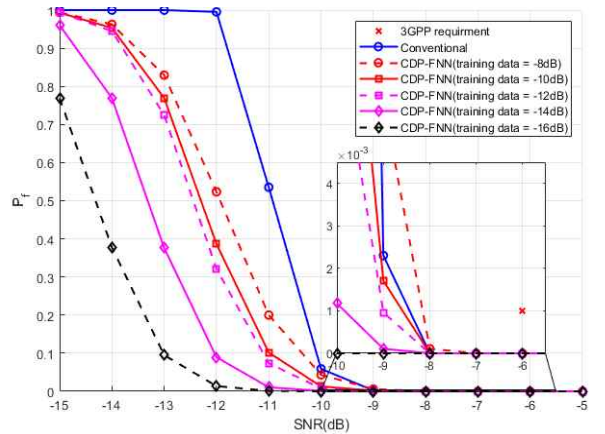


그림 2. 각 SNR에 따른 오경보 확률

을 만족하였으며, 제안 기법인 CDP-FNN의 경우 훈련 데이터셋의 SNR이 -14dB 일 때 가장 낮은 SNR인 -9.8dB에서 만족하여, 제안 기법이 기존 기법 대비 1.3dB SNR 이득이 있음을 확인하였다.

III. 결론

본 논문에서 우리는 기계학습 기반 PRACH 검출 기법을 제안하였다. 정보량이 많은 입력 정보를 기계학습 구조에 반영하기 위하여 새로운 입력 형태인 CDP를 제안하였으며, 또한 기계학습의 구조를 단순하게 구성하고 모든 시간 지연값에 대하여 적용 가능하도록 하기 위한 전처리 구조를 제안하였다. 제안 기법을 3GPP conformance test의 실험 환경을 따르는 수치실험을 통하여 검출 확률, 오경보 확률 관점에서 3GPP 요구 사항을 만족시킴을 보였으며, 제안 기법은 기존의 상관전력 기반 검출 기법 1.3dB의 SNR이 이득이 있음을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021-0-00165, 5G+ 지능형 기지국 소프트웨어 모델 개발)

참고 문헌

- [1] E. Dahlman, S. Parkvall, and J. Skold, "Random access," in *5G NR: The next generation wireless access technology*, 1th ed. Academic press, 2018.
- [2] 3GPP TS 38.211 v17.2.0, "5G NR physical channels and modulation," June 2022.
- [3] 3GPP TS 38.104 v 17.5.0, "Base station radio transmission and reception," Mar. 2022.