

딥러닝을 이용한 5G NR 의 Cell ID 검출 기법

차은영, 안해성, 김형석, 김정창

한국해양대학교

Cha.silverzero@kmou.ac.kr, haesung2@kmou.ac.kr, khseok19@kmou.ac.kr,

jchkim@kmou.ac.kr

Deep Learning-Based Detection of Cell ID of 5G NR

Eunyoung Cha, Haesung Ahn, Hyeongseok Kim, Jeongchang Kim

Korea Maritime and Ocean University

요 약

본 논문에서는 딥러닝 (deep learning) 방식을 이용한 5G NR (fifth-generation new radio)의 cell ID (cell identity) 검출 기법을 구현하였다. 5G NR 시스템의 단말 (user equipment)은 초기 접속 (initial access)과정에서 PSS (primary synchronization signal)와 SSS (secondary synchronization signal)을 이용한 동기 획득 및 cell ID 검출이 필요하다. 본 논문에서는 분류 기법 기반의 딥러닝 기술을 이용하여 인공 신경망 모델에 PSS 및 SSS 와 cell ID 의 상관 관계를 학습시키고, 학습된 모델의 성능을 제시하였다.

1. 서론

최근, 이동통신 이용자들의 데이터 요구량이 기하급수적으로 증가함에 따라 이동통신 표준화 기구인 3GPP (third generation partnership project) 에서는 무선 접속망과 핵심망을 포함하는 5G 표준 (Release-15)을 승인하였다 [1]. 5G NR (fifth-generation new radio)은 기존 LTE-A (long term evolution-advanced)와 비교하여 초 광대역 서비스 (eMBB: enhanced Mobile Broadband), 높은 신뢰도 및 초 저 지연 (URLLC: ultra reliable and low latency communications), 대량 연결 (mMTC: massive machine-type communications)을 가능하게 하는 세 가지 개선점을 제시한다.

5G NR 시스템의 기지국 (base station)은 4 개의 직교 주파수 분할 다중화 (orthogonal frequency division multiplexing: OFDM) 심볼 (symbol)로 이루어진 SS/PBCH 블록 (synchronization signal/physical broadcast channel block)을

전송한다. 단말 (user equipment)은 SS/PBCH 에서 PSS (primary synchronization signal)와 SSS (secondary synchronization signal)를 이용하여 동기 (synchronization)를 획득하고 이후 cell ID (cell identity) 검출을 수행한다. 검출한 cell ID 를 이용하여 PBCH 에 속한 5G NR 의 시스템 정보를 획득할 수 있다. 따라서, 단말에서의 올바른 cell ID 검출이 기지국과 초기 접속 (initial access) 과정에서 중요한 시작점이라고 할 수 있다. Cell ID 검출 방법에 대한 여러 연구가 진행되고 있으며, PSS 를 먼저 복조 한 후, SSS 를 이어서 복조 하는 방법이 그 중 하나이다 [2].

최근, 머신 러닝 (machine learning)에 관한 연구가 활발히 진행되고 있으며, OFDM 심볼 검출 및 채널 추정 (channel estimation) 등 통신 분야에도 머신 러닝을 활용한 연구들이 활발히 이루어 지고 있다 [3]. 본 논문에서는 5G NR 의 PSS 와 SSS 를 이용한 cell ID 검출에 DNN (deep neural network)을 적용하는 기법을 제시한다. DNN 은 일반적으로 단일 인공 신경망

구조인 ANN (artificial neural network)에 은닉층 (hidden layer)이 추가된 구조를 말하며, DNN 을 문제 해결에 적용하면 ANN 에 비해 더욱 복잡한 형태의 문제 해결이 가능하다. 전산 실험 결과는 DNN 을 이용한 cell ID 검출 기법과 기존 방법과의 성능을 비교하고, 제안하는 딥러닝 기반의 cell ID 검출 기법이 더 우수함을 보여준다.

2. 시스템 구조 및 성능 평가

본 논문에서 제안하는 딥러닝 기반의 5G NR 동기 신호 송수신기 구조는 그림 1 과 같다. 송신단에서 cell ID 로부터 PSS 와 SSS 가 생성되고, 부반송파 맵핑 (subcarrier mapping) 및 제로 패딩 (zero padding)이 이루어진다. 이후 IFFT (inverse fast Fourier transform)와 CP (cyclic prefix) 추가 및 직렬 변환 (parallel-to-serial)을 통해 최종 송신 신호를 생성한다.

수신단에서는 수신된 시간 영역의 신호를 이용해 송신단에서 전송한 신호의 cell ID 를 검출하고, 이 때, 검출 과정에서 딥러닝 모델이 사용된다.

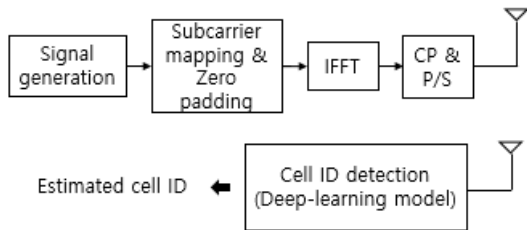


그림 1. DNN 모델을 사용한 5G NR 동기 신호의 송수신기 구조

본 논문에서는 5G NR 시스템에서 가능한 1008 개의 cell ID 중 0 부터 11 까지 12 개의 cell ID 만 고려하였으며 송수신기 간 채널은 AWGN 을 사용하고, 동기기는 완벽하다고 가정한다. 제안하는 DNN 모델의 구조는 그림 2 와 같다.

제안하는 DNN 모델은 입력층 (input layer)과 출력층 (output layer), 은닉층으로 구성되며, 입력층과 출력층 사이에 3 개의 은닉층으로 구성하였다. 3 개의 은닉층은 각각 750 개, 450 개, 250 개의 노드로 구성된다. 출력층은 본 논문에서 고려하는 12 개의 cell ID 를 구분하기 위해 12 개의 노드로 구성하였다.

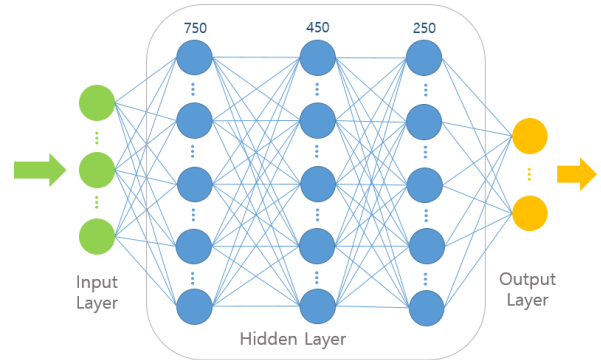


그림 2. 제안하는 DNN 모델 구조

딥러닝 모델은 각 층마다 다양한 활성화 함수 (activation function)를 사용할 수 있으며, 본 논문에서는 은닉층과 출력층에서 각각 표 1 에서 제시된 ReLU 와 소프트맥스를 활성화 함수로 사용하였다. ReLU (rectified linear unit)함수의 x 는 입력 인수를 의미하며 입력 인수와 0 을 비교하여 큰 값을 반환한다. 소프트맥스 (softmax) 함수의 x 는 입력 인수를, K 는 가능한 모든 결과의 수를 의미한다. 또한, 모델의 학습을 위한 비용 함수 (cost function)로는 교차 엔트로피 (cross-entropy)를 적용하였다. 모델은 다음 수식과 같이 실제 송신된 cell ID 의 라벨 값인 t_i 와 모델이 예측한 cell ID 의 계산값 y_i 를 곱함으로써 교차 엔트로피의 값을 얻을 수 있으며, 교차 엔트로피의 값을 최소화 만드는 가중치 계수 (weight)를 반복적으로 업데이트하면서 학습이 수행된다.

$$CE = - \sum_i t_i \log(y_i) \tag{1}$$

표 1. 제안하는 DNN 구조에서 사용되는 활성화 함수

ReLU	$f(x) = \max(x, 0)$
softmax	$f_i(x) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=0}^K e^j}$

그림 3 은 기존 검출 기법과 제안하는 딥러닝 기반의 검출 기법의 cell ID 검출 오류율 (error rate) 성능을 나타낸다. 딥러닝 기반의 cell ID 검출 기법은 기존 검출 기법에 비해 10^{-3} 의 오류율에서 0.5 dB 의 SNR (signal to noise ratio) 이득을 얻을 수 있다.

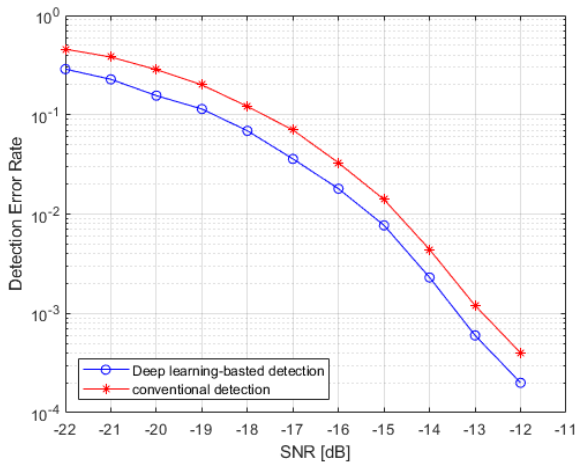


그림 3. 기존 검출 기법과 제안하는 딥러닝 기반의 검출 기법의 cell ID 검출 오류율 성능

3. 결론

본 논문에서는 딥러닝 기반의 5G NR cell ID 검출 방법을 제안하였다. 기존 결과와의 비교 결과, 딥러닝을 이용한 cell ID 검출 기법이 기존의 검출 기법보다 우수한 검출 성능을 갖는 것을 확인하였다. 차후에는 12 개의 cell ID 에서 확장하여 전체 1008 개의 cell ID 를 분류하는 실험을 진행하고, 다양한 채널 환경 하에서의 cell ID 검출 성능을 확인해 볼 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 성과물은 한국생산기술연구원의 창의산업융합 특성화 인재양성사업 (스마트 자율운항선박 설계 및 법규 전문가 양성) (2019-0259-01)의 지원으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

참고 문헌

- [1] S. Parkvall, E. Dahlman, A. Furuskar, and M. Frenne, "NR: The new 5G radio access technology," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 1, no. 4, pp. 24-30, Dec. 2017.
- [2] Y. Kryukov, D. Pogozhnikov, and E. Rogozhnikov, "Cell search and synchronization in 5G NR," *ITM Web Conf.*, vol. 30, Jan. 2019
- [3] M. Soltani, V. Pourahmadi, A. Mirzaei, and H. Sheikhzadeh, "Deep learning-based channel estimation," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 23, no. 4, pp. 652-655, April 2019.