

# 효율적인 딥러닝 기반 인덱스 분류를 위한 5G DMRS 데이터 이미지화 방법

김종석<sup>1</sup>, 강승우<sup>1</sup>, 이태겸<sup>1</sup>, 김주엽<sup>2</sup>, 조오현<sup>1</sup>

충북대학교 컴퓨터과학 전공<sup>1</sup>, 숙명여자대학교 전자공학전공<sup>2</sup>

{kjseok, taegyeom\_1, swkang, ohyunjo}@chungbuk.ac.kr, jykim@sookmyung.ac.kr

## 5G DMRS Data Imagification Method for Efficient Deep Learning-based Index Classification

Jong Seok Kim<sup>1</sup>, Seung Woo Kang<sup>1</sup>, Tae Gyeom Lee<sup>1</sup>, Juyeop Kim<sup>2</sup>, Ohyun Jo<sup>1</sup>

Chungbuk National University Department of Computer Science<sup>1</sup>, Sookmyung Women's University  
Department of Electronic Engineering<sup>2</sup>

### 요약

본 논문에서는 5G DMRS 신호를 이용한 인덱스 분류의 성능을 높이기 위한 이미지화 전처리(pre-processing) 방식을 제안한다. DMRS 신호 샘플 데이터는 실수부와 허수부로 나누어져 있으며, 각각의 DMRS 신호는 8개의 고유 인덱스로 라벨링(Labeling)되어 있다. 시퀀스들은 1차원 행렬에서 2차원 행렬로 확장되는 이미지화 전처리 방식을 적용하며, 딥러닝 모델의 입력 데이터로 사용한다. 논문에서 제안하는 이미지화 방식의 성능을 검증하기 위해 정규화(Normalization)된 시퀀스 데이터를 학습한 머신러닝 모델과 성능을 비교하였다. 결과적으로 정규화와 이미지화 기법을 적용한 데이터가 딥러닝 모델의 정확도를 약 38% 향상시키는 것을 확인할 수 있었으며 또한, 평균적으로 학습 시간이 약 172초 감소되는 것을 확인할 수 있었다.

### I. 서론

5G 무선 네트워크에서 송신자와 수신자 사이의 통신은 채널(Channel State)의 변화로 인해 송신된 신호가 손상될 수 있다. 수신자는 손상된 신호를 복구하기 위해 DMRS (DeModulation Reference Signal)를 이용한 복호화(DeModulation)를 진행한다 [1]. 수신자는 복호화를 진행하기 전에 DMRS 신호가 자신에게 전달된 신호가 맞는지 DMRS의 정보를 통해 신호 식별 과정을 거친다. 이러한 과정을 인덱스 분류(Index Classification)이라고 한다. 수신자 입장에서 정확한 신호의 복구를 위한 인덱스 분류는 높은 정확도를 요구한다. 또한 5G 통신에서의 적용을 위해 해당 분류기의 효율성이 높아야 한다. 본 논문에서는 데이터를 이미지화하는 전처리 방식을 DMRS에 적용해 인덱스 분류의 정확도와 효율성 증가를 실험적으로 증명한다.

### II. 본론

본 논문에서는 다양한 환경에서의 성능 비교를 위해 SNR(Signal Noise Ratio)을 23.37dB에서 -4.11dB까지 총 10가지의 환경에서 DMRS 데이터를 수집했다[2-3]. 인덱스 분류를 위한 인덱스 추정 모델로 CNN(Convolution Neural Network)를 사용한다. CNN 모델은 입력으로 이미지를 사용하여 해당 이미지의 특징들을 추출하여 학습하게 되는 딥러닝(Deep Learning) 기법이다. 각각의 DMRS 신호를 2-channel의 2차원 행렬의 형태로 이미지화시켜 CNN의 입력데이터로 사용한다. 또한, 2차원 DMRS 신호마다 서로 다른 수신자를 나타내는 8개의 정수로 라벨링(Labeling)하고, 해당 값을 정답 데이터로 사용한다. 본 장에서는 제안하

는 이미지화 방법을 설명하며, 해당 이미지화 방법의 성능을 실험적으로 증명하기 위해 SNR 변화에 따른 정확도를 확인한다.

#### 1. 데이터 전처리

해당 실험은 2대의 USRP (Universal Software Radio Peripheral)를 통해 실제 수집된 DMRS 데이터를 사용한다. 전처리가 되지 않은 DMRS 신호는 채널 변화로 인해 이상치를 가질 수 있다. 따라서 DMRS 신호 요소들은 0과 1사이의 정규화 과정이 필요하다 [2-3]. DMRS 신호는 실수부와 허수부로 나뉘며 144개의 샘플로 구성이 된다.

$$DMRS_{1D}Seq[n] \rightarrow DMRS_{2D}Seq[n/N][n\%N] \quad (1)$$

식(1)은 1차원 행렬로 표현된 DMRS 시퀀스를 2차원 행렬로의 변환을 나타내는 식이다. 식(1)에서  $n$ 은  $1 \leq n \leq 144$ 와 같이 범위를 갖는다. 다시 말해서 1차원 시퀀스의 실수부 (In-phase)와 허수부 (Quadrature-phase)는 각각 144개의 요소를 갖는다.  $N$ 은  $\lceil \sqrt{n} \rceil$ 으로 구해질수 있으며, 1차원 시퀀스를  $N \times N$ 의 2차원 행렬의 형태로 변환한다. 그림 1은 각 시퀀스별 제안하는 이미지화 방법을 적용한 그림이다. 전처리 이전의 DMRS 신호는 그림 1-(a)와 같은 형태이며, 289번째마다 해당 시퀀스의 인덱스가 라벨링 되어있다. 그림 1-(b)는 이미지화 이후의 DMRS 신호의 형태를 나타낸다. 실수부와 허수부로 이루어진 2개의 채널로 분류되며, 결과적으로  $12 \times 12 \times 2$ 의 3차원 형태로 이미지화된다.

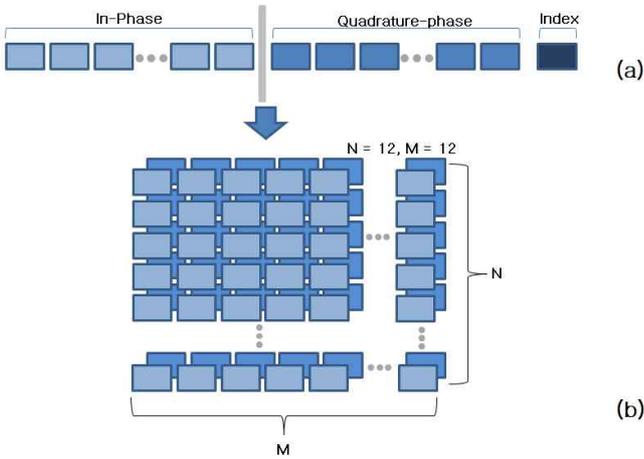


그림 1. DMRS 신호의 구조와 제안하는 이미지화 과정 (a) 이미지화 적용 전 DMRS 신호 (b) 이미지화 적용 후 DMRS 신호

## 2. 학습 모델

이미지화 방법의 성능을 분석하기 위한 CNN 기반 모델은 2개의 2D 컨볼루션(Convolution) 계층과 2개의 FC(Fully Connected) 계층으로 구성되고, 각 계층의 활성화 함수로는 ReLU가 적용된다. 손실 함수로는 인덱스가 정수형인 것을 감안하여 Sparse Categorical Cross Entropy를, 최적화 함수로는 Adam을 사용한다. 이미지화를 적용한 CNN 기반 모델과의 비교를 위해 ML(Machine Learning) 모델로 LightGBM과 Stacking 모델을 사용한다. 이 때, Stacking 모델에서는 Decision Tree와 Random Forest, LightGBM 모델을 첫 번째 계층으로 사용하고, 최종 계층에는 LightGBM 모델을 사용한다 [2].

## 3. 실험 결과

본 논문에서는 10개의 SNR 환경에서 수집된 DMRS 데이터를 각 모델에 학습하여 정확도와 학습 시간을 지표로 성능을 비교한다. 또한, 모든 모델에 대해서 데이터 정규화 과정을 거친 후 학습이 진행되었고, CNN 기반 모델 학습 전에는 식(1)의 이미지화 방법을 적용하였다. CNN 기반 모델로 학습을 진행할 때, 이전보다 정확도가 더 높아지는 순간을 포착하고, 이후에 더 나은 정확도가 15번의 에포크(Epoch) 이내에 나오지 않으면 학습을 조기 종료시킨다.

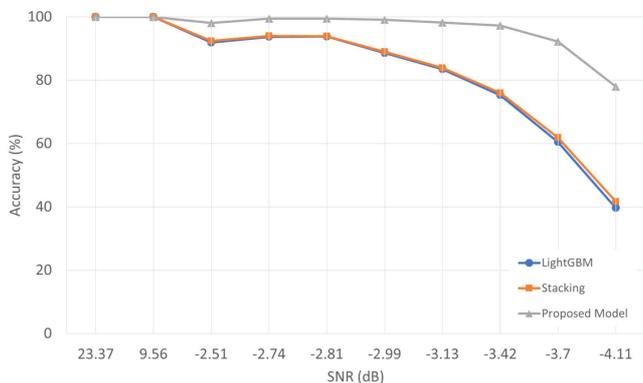


그림 2. SNR변화에 따른 CNN 모델과 ML 모델의 정확도 비교

그림 2는 세 가지 모델의 SNR별 정확도를 나타낸다. 모든 SNR에 대해 제안하는 전처리를 적용한 모델이 전체적으로 다른 두 ML 모델보다 높은 정확도를 유지하는 것을 알 수 있다. 또한, 가장 낮은 SNR인 -4.11dB에

서는 LightGBM이 약 39.7%, Stacking이 약 41.7, 제안된 모델이 약 78.0%의 정확도로 2배 차이에 가까운 정확도를 보였다. 모델별로 정확도의 평균을 비교했을 때, LightGBM이 약 82.7%, Stacking이 약 83.3%, 제안된 모델이 96.19%로 약 10%이상의 차이로 더 나은 성능을 보였다. 또한, 그림 3에서는 모든 SNR에 대해 이미지화를 적용한 모델이 다른 두 모델보다 학습 시간 면에서도 더 나은 수치를 보인다. 그리고, 각 모델 별 평균 학습 시간을 비교할 때, LightGBM이 약 130.2초, Stacking이 약 338.1초, 제안된 모델이 약 62.1초로 제안된 모델이 전체적으로 우세함을 볼 수 있다. 종합적인 결과로 미루어 볼 때, 제안한 이미지화 방법과 CNN 모델을 적용하면 다른 ML 모델보다 DMRS 인덱스 분류 정확도를 높이면서 학습 시간을 줄일 수 있음을 알 수 있다.

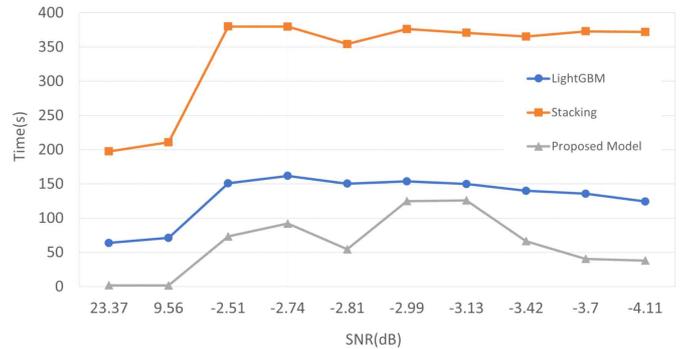


그림 3. SNR변화에 따른 CNN 모델과 ML 모델의 학습 시간 비교

## III. 결론

본 논문에서는 DMRS 인덱스 추정 모델의 성능을 높이기 위해 기존의 DMRS 신호를 이미지화하여 CNN 모델에 적용하는 것을 제안한다. 제안하는 이미지화 방법은 DMRS 신호의 수치와 크기를 그대로 유지하면서도, 기존 ML 모델과 비교해 정확도와 학습 속도 측면에서 더 나은 성능을 보였다. 더불어 DMRS 데이터 뿐만 아니라, 구조화된 데이터에 본 논문에서 제안하는 이미지화 방법을 적용한다면 더 나은 모델 분류 성능을 기대할 수 있을 것으로 보인다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021-0-00165, 5G+ 지능형 기지국 소프트웨어 모뎀 개발). 또한, 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021R1A2C2095289).

## 참고 문헌

- [1] Tian, Yu, Chengguang Li, and Sen Yang. "Deep Learning Model for Demodulation Reference Signal based Channel Estimation." arXiv preprint arXiv:2109.10667 2021.
- [2] Taegyeom Lee, et al., "5G DMRS 신호 데이터 전처리를 통한 머신러닝 기반 인덱스 분류모델의 성능 비교", The 32th Joint Conference on Communications and Information, Sokcho. Korea, April 2022
- [3] Seungwoo Kang, et al. "5G DMRS 데이터 전처리를 통한 딥러닝 기반 인덱스 분류 모델 성능 향상" 2022 Korean Institute of Communication Sciences Summer Conference, Jeju. Korea, June 2022