



2025년도 한국통신학회 동계종합학술발표회 프로그램



“Shaping the 6G Era with AI-RAN”

일자 2025년 2월 5일(수)~7일(금)

장소 용평리조트

주최  한국통신학회
The Korean Institute of Communications and Information Sciences

후원 

 강원관광재단







 Pasqal Defining the quantum reality

 HUAWEI

 GL associates

 LG Electronics

 한화시스템



 KEYSIGHT





 VIAVI
VIAVI Solutions

 QSIM+



 ERICSSON | 



포스터발표 세션 - 2월 6일(목)

- 19B-P-17 MEC 기반 네트워크 슬라이싱을 통한 IoT 헬스케어 데이터 처리 효율성 향상 기술에 관한 연구
위대훈, 노현민(전북대학교)
- 19B-P-18 드론 재밍 공격 대응을 위한 광섬유 기반 다중 드론 협력 시스템
김동현, 신수용(국립금오공과대학교)
- 19B-P-19 스마트 팩토리 물류 로봇을 위한 OCC 기술 활용 및 최신 동향 조사
정유진, 김민지, 노영창, 이태영(영남대학교)
- 19B-P-20 거대언어모델(LLM)의 학습 및 추론을 위한 에너지 소비량 분석 연구 A Study on Energy Consumption Analysis for Training and Inference of Large Language Models
유주경, 강동기(전북대학교)
- 19B-P-21 Stock Price Prediction through EMD-Lixel GSCD based on LSTM-3D ResNet
김한백, 조풍진(가천대학교)
- 19B-P-22 인물 데이터셋 기반의 3D 객체 재구성 모델 재학습 연구
정소윤, 서정일, 박성준(동아대학교)
- 19B-P-23 Feature Map 압축률 향상을 위한 딥러닝 기반 Inter Coding 기술 연구
전상균, *정순홍, *이진영, 서정일(동아대학교, *한국전자통신연구원)
- 19B-P-24 거대언어모델 기반 Conflict-Free Replicated Data Type을 사용하여 분산 테이블의 의미적 어노테이션 일관성 보장
손원석, 천세진, 한정규(동아대학교)
- 19B-P-25 디지털 트윈 행정의 상호운용을 향상하기 위한 시맨틱 모델
이예원, 한정규, 천세진(동아대학교)
- 19B-P-26 VDES 시스템에서 Polar Code 적용에 관한 연구
김범준, 조대연, 강덕환, 이지원, 김정창(한국해양대학교)
- 19B-P-27 UAM(Urban Air Mobility) 서비스 요구사항 및 구조 표준화 동향
정태우, 이기영, 강동혁, 김채민, 김양중(한국공학대학교)
- 19B-P-28 딥러닝을 활용한 포트홀 탐지 및 모니터링 시스템
허찬영, 문영채, 이영민, 최현목, 박병준(광운대학교)
- 19B-P-29 5G NR 이동 통신 환경에서 RNN 기반 최적 빔 선택**
강지수, 박슬기, 황규리, 이재현, 정의림(한밭대학교)
- 19B-P-30 개인화된 AI 챗봇을 위한 지식 그래프 기반 에피소드 기억을 사용한 RAG 시스템
신지호, 이세영, 최명재, 이병정(서울시립대학교)
- 19B-P-31 AWS, GCP 및 Azure의 서버리스 함수 성능 비교 연구 A Comparative Study of Serverless Functions on AWS, GCP, and Azure
윤도연, 유주경, 강동기(전북대학교)
- 19B-P-32 DeepSpatial: 공간 음향 데이터를 활용한 이상 음원 탐지 연구
박성준, 변수빈, 서정일(동아대학교)

5G NR 이동 통신 환경에서 RNN 기반 최적 빔 선택

강지수, 박슬기, 황규리, 이재현, 정의림*

국립한밭대학교

jisoo2809@naver.com, unike0330@naver.com, ghkdrbfl601@naver.com, 30242858@edu.hanbat.ac.kr,
*erjeong@hanbat.ac.kr

RNN-based optimal beam selection method in 5G NR mobile communication environment

Kang Ji-soo, Park Seul-Ki, Hwang Gyu-Ri, Lee Jae-Hyeon, Jeong Eui-Rim*
Hanbat National University

요약

본 논문에서는 5G NR 이동 통신 환경에서 RNN(Recurrent Neural Network)을 기반으로 한 최적의 빔 선택 방법을 제안한다. 제안된 방법은 지향성 빔 특성이 있는 표면 부착 빔을 차량에 장착하여 총 4개의 빔을 통해 신호를 수신한 후, 수신 시점의 SNR(Signal-to-Noise Ratio) 데이터를 활용하여 RNN을 통해 미래 SNR을 예측하고 이를 기반으로 최적의 빔 하나를 선택하는 방식이다. 컴퓨터 모의실험을 통해 최적화 과정을 수행하였으며, 실험 결과는 MAE(Mean Absolute Error)를 기준으로 평가하고, 기존의 빔 선택 방식과 성능을 비교하였다. 모의실험 결과, 제안된 방법은 기존 방법과 비교해 평균 0.0115dB 차이를 보이며 가장 우수한 성능을 보였다.

I. 서론

5G NR(New Radio) 이동 통신 환경에서 다중 빔을 활용한 신호 송신 과정은 공간적 제약과 다양한 장애물로 인해 다중경로 페이딩 문제가 발생한다. 이를 해결하고 신호 수신 성능 향상을 위해 다양한 연구가 진행되고 있다. 본 논문은 다중경로 페이딩 문제를 해결하기 위해 과거의 데이터를 바탕으로 새로운 데이터로 지속적인 개선을 통해 높은 적응성을 보여주는 인공 신경망을 이용하여 통신 신뢰성과 전송 속도는 극대화하고 통신 단절은 낮추는 최적의 송신 빔을 선택하는 기술을 제안한다.

제안된 방법은 LoS 및 Non-LoS 환경을 모두 고려하였으며, 동일한 주파수를 이용하되 시간의 분할을 이용하여 양방향으로 통신하는 TDD(Time Division Duplexing, 시분할 이중화) 방식과 광대역과 협대역의 동시 사용으로 신호 간섭을 제어하는 OFDM(Orthogonal frequency-division multiplexing, 직교 주파수 분할 다중 방식) 방식을 사용한다. 또한 차량 주변 360°를 커버하는 4개의 지향성 빔 중 가장 적합한 빔을 선택함으로써 신호 간섭을 줄이고 통신 성능을 향상하고자 한다. 이를 위해 각 빔의 과거 신호 대 잡음 비(Signal-to-Noise Ratio, SNR) 데이터를 기반으로 RNN(Recurrent Neural Network, 순환 신경망) 모델을 활용해 미래 SNR 값을 예측하여 송신 빔을 선택하는 방식을 제안한다. 기존 방법인 CNN(Convolutional neural network, 합성곱 신경망)을 활용한 방법과의 비교 실험을 수행하였으며, 모의실험 결과 본 논문이 제안하는 RNN의 성능이 가장 우수하다.

II. 본론

2-1 시스템 블록도



그림 1. 시스템 블록도

Fig 1. System block diagram

본 논문에서 제안하는 방법의 시스템 블록도는 그림 1과 같다. 본 연구에서 제안하는 AI Method는 인공지능 신경망 RNN을 활용하여 4개 빔의 SNR을 예측하고 이를 바탕으로 최적의 빔 1개를 선택한다. 신호 수신 과정에서 추정된 SNR 데이터는 MATLAB을 통해 SNR Data preprocessing 단계를 거쳐 행렬로 변환된 후, 전처리 된다. 인공지능 학습 블록에서는 속도가 시간이 지남에 따라 순차적으로 변화한다는 점에서 시계열 데이터 예측에 적합한 RNN을 활용하여 SNR 값을 예측하였다. 마지막으로 빔 선택 블록에서는 가장 높은 SNR 값을 가지는 최적의 송신 빔을 선택하였다. 인공지능을 통해 예측된 SNR 정보를 활용하여 최적의 빔을 선택함으로써 통신 신뢰성과 전송률을 극대화할 수 있다.

2-2 데이터 구조

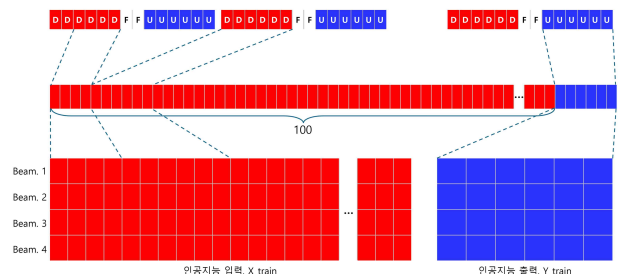


그림 2. 5G NR의 데이터 구조

Fig 2. 5G NR Data Structure

5G NR의 데이터 구조는 다음 그림 2와 같다. 5G NR 환경에서는 TDD 포맷이 끊임없이 가변하지만, 본 연구에서는 3GPP에서 개발한 5G OFDM Slot Format에서 업링크와 다운링크 비율이 같은 45번 구조를 고정하여 사용한다. 송신과 수신 시간을 충분히 확보하기 위해 총 100개의 다운링크 데이터를 사용했으며, 송신 시점의 업링크 데이터는 총 6개이다. 과거에 수신된 SNR 값 100개에 대한 데이터로 Uplink 6개를 송신하고 새로운 다운링크 6개를 수신하면 과거에 수신했던 다운링크 6개를 없애면서 100개에 대한 새로운 6개의 업링크를 송신하는 구조이다. 가장 초기의 2개의 데이터는 모델의 예측 성능을 위해 사용하지 않는다.

2-3 인공지능 모델

2-3-1 제안하는 방법

본 논문에서 제안하는 방법은 AI method로, 최적의 빔 선택을 위해 여러 인공 신경망 중 RNN을 사용하였다. 신경망을 선택한 이유는 다음과 같다. 차량 이동이 시간 순서에 따라 이루어진다는 점을 고려하여, 시계열 데이터 처리에 적합한 RNN을 선정하여 모델의 성능을 최적화하고자 하였다. RNN 모델 중 GRU(Gated recurrent unit, 게이트 순환 유닛)를 사용하였다. GRU는 기존 RNN의 한계인 장기 의존성 문제와 기울기 소실 문제를 해결하여 학습 효율성을 개선하기 위해 설계되었다. 제안하는 인공지능 신경망 모델들의 구조는 그림 3과 같이 설계된다.

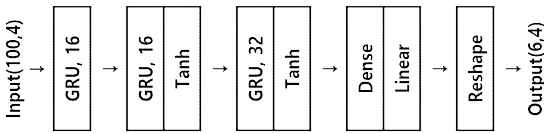


그림 3. 모델 구조
Fig 3. Model Structure

2-3-2 모의실험

제안한 모델들을 최적화한 뒤, 평균 절대 오차인 MAE를 평가 지표로 사용하였다. MAE는 예측값과 실제값 간의 절대 오차의 평균을 나타내며, 값이 작을수록 모델의 예측이 실제값에 근접함을 의미한다. 미리 생성된 validation 데이터와 test 데이터를 사용하여 모델을 비교하였고, 성능 비교를 위해 두 가지 방법으로 비교하였다. 속도 0~300km에 대해 20km 간격으로 속도별 비교와 출력 데이터의 구조인 6개의 타임스텝 별 비교를 통해 평가하였다.

2-3-4. 모의실험 결과

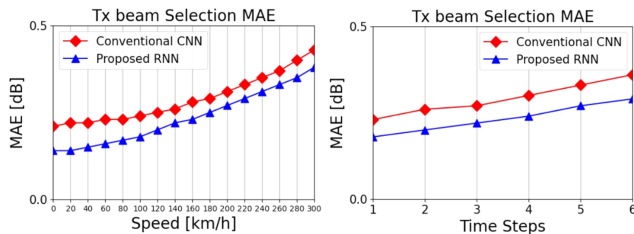


그림 4. MAE 비교 그래프
Fig 4. MAE comparison graph

그림 4는 이동 통신 환경에서 이동속도에 따른 SNR 추정 MAE를 보인다. 모의실험 결과 속도가 빨라질수록 MAE가 증가하는 경향을 보인다. 속도가 빠를수록 생기는 도플러 효과와 빠른 신호 변화로 인해 추정된 SNR

값이 정답 값과 차이를 보였다. 이로 인해 속도가 증가함에 따라 성능이 저하되는 모습을 보였으나, 모든 속도 구간에서 우수한 성능을 유지하였다. 기존의 CNN과 비교를 하였을 때 CNN은 평균 0.2448dB, 제안하는 방법은 평균 0.2333dB로 제안한 RNN의 성능이 더 좋은 것을 확인할 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 단일 안테나를 사용하는 5G NR 이동 통신 시스템에서 RNN을 활용하여 각 빔의 SNR을 예측하고, 이를 기반으로 최적의 빔을 선택하는 AI 기반 방식을 제안하였다. 시뮬레이션 결과, 기존 방식인 CNN은 0.24dB, 제안하는 방식인 RNN은 0.23dB를 기록하며, 통신의 안정성과 효율성을 향상시켰다. 이를 통해 끊김이 없는 데이터 전송과 전력 소모 감소를 달성하며, 특히 방산 산업에서 자율 전투 시스템의 통신 신뢰성과 효율성을 강화하여 차세대 군 통신 네트워크의 발전에 기여할 수 있다. 다만, 본 연구는 단일 안테나 시스템을 중심으로 진행되어 다중 안테나 시스템(MIMO)과 같은 복잡한 환경에서의 적용 가능성에 대한 체계적인 검증이 부족하다는 한계를 지닌다. 또한, 시뮬레이션 환경에서 사용된 데이터는 이상적인 조건을 기반으로 하여 실제 무선 채널에서 발생할 수 있는 불확실성과 비정형적 특성을 충분히 반영하지 못하였다. 따라서, 향후 연구에서는 다중 안테나 시스템을 포함한 고차원 통신 환경으로 확장하여 알고리즘의 범용성과 성능을 더욱 심층적으로 검증하고, 실제 무선 채널의 다양한 특성과 동적 조건을 반영한 실증적 연구를 수행함으로써 제안된 기법의 실질적 활용 가능성을 더욱 강화할 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] 윤웅중, 홍석진, 정의립, '이동 통신 환경에서 CNN 기반 단일안테나 SNR 예측', 2024년 1월
- [2] 이재현, 전소연, 홍석진, 윤웅중, 정의립, '이동 무선통신 환경에서 순환신경망 기반 다중안테나 미래 SNR 예측' 2024년 1월
- [3] 홍석진, 윤웅중, 정의립, '전술 차량 통신에서의 MCS 선택을 위한 GRU 기반 SNR 추정', 2024년 1월
- [4] ShareTechnote, "5G Frame Structure," 2020, (https://www.sharetechnote.com/html/5G/5G_FrameStructure.html)
- [5] IITP 정보통신기획평가원 ICT R&D 기술로드맵 2025 2.통신·전파 보고서