KICS 한국통신학회

conf.kics.or.kr

ISSN 2383-8302(Online) Vol.81

2023년도 하계종합학술발표회

프로그램

일자 2023년 6월 21일(수)~24일(토)

장소 라마다프라자 제주호텔

주최 KICS 한국통신학회 The Korean Institute of Communications and Information Sciences

후원 한국관광공사 KOREA TOURISM ORGANIZATION, JEJU 제주컨벤션뷰로 CVB, 해동과학문화재단 haedong foundation, SAMSUNG, SK telecom, LG U+, HUAWEI, kt, 한화시스템, LIG Nex1, LG Electronics, ERICSSON, LG, GL associates, GREENTECH INC., Ospirent Promise. Assured., NUBICOM (주)누비콤, TTA, IITP 정보통신기획평가원, C³R 한국클라우드컴퓨팅연구조합 Consortium of Cloud Computing Research, DONGAIN, ETTIFOS

포스터발표 2023년 6월 21일(수)

13A-P-19 자동 얼굴 모자이크 서비스의 성능 개선을 위한 연구
문성태,박혜정,김성녕,김준호,채현희,류가희(한국기술교육대학교)

13A-P-20 AI 기반 시험장 출입인원 자동계수 시스템 연구
권오경,김병욱(창원대학교)

13A-P-21 전화 상담원 보호를 위한 언어폭력 탐지 방법 연구
윤건희,김관중,금소현,이민수,정준호(동국대학교)

13A-P-22 주행영역 검출 및 경로계획 최적화 알고리즘
장성준,김민재,이성진,전우민,김한영,김성현(동서울대학교)

13A-P-23 인공지능 자율주행 청소로봇 기술구현 연구
김승현,이석진,윤건일,전민혁,이성진(동서울대학교)

13A-P-24 자율주행 유모차 제어를 위한 인공지능 유아 감정인식 연구
김세룡,김재혁,이가연,문승종(동서울대학교)

13A-P-25 자율 순찰 로봇을 위한 심층학습 기반 화재 감지 시스템 구현
조성규,장현우,길수현,박황선,오태근,이성진(동서울대학교)

13A-P-26 무인 항공기에서 촬영한 학습데이터를 이용한 ResNet 기반의 산불 감지 시스템 구축
김순학,*이공주(DSC 공유대학,*충남대학교)

13A-P-27 VM 배치를 위한 DDQN 기반 태스크 스케줄링 알고리즘
이재현,정현석,오상윤(아주대학교)

13A-P-28 동형암호 체계의 성능 평가
조유진,이현태,유재수(충북대학교)

13A-P-29 클라우드에서의 분산 딥러닝 작업 배치 기법 비교 및 분석
오종민,이정환,양경식,유혁(고려대학교)

13A-P-30 Speech-To-Text를 활용한 실시간 유해음성 차단 시스템
박지용,이준원,김선용(동서대학교)

13A-P-31 강화학습 기반 빌딩 연계형 V2G 스케줄링 알고리즘
최석민,이소연,김선용(동서대학교)

13A-P-32 이동 무선 통신환경에서 순환신경망 기반 송신안테나 선택
윤웅종,홍석진,조아민,*정진곤,정의림(한밭대학교,*중앙대학교)

13A-P-33 전이학습을 통한 ResNet-50 기반 운전자 행동 다중 클래스 분류 네트워크
김단희,강현수(충북대학교)

13A-P-34 딥러닝 기반 위험 상황 인지에 관한 연구
강타우,강현수(충북대학교)

13A-P-35 데이터 레이크하우스를 활용한 Critical 서비스를 위한 데이터 분석 환경 설계
전효건,김종원(광주과학기술원)

13A-P-36 DenseNet-121 기반의 전이학습을 활용한 범죄 현장 인식 및 분류 네트워크
문경지,*황인창,강현수(충북대학교,*대한민국 청주)

13A-P-37 음악 유사성 판별을 위한 인공지능 기반 분석 시스템 설계
구연우,이재호(덕성여자대학교)

13A-P-38 인공지능 기술을 활용한 실시간 상호작용 아바타
김도형,정승윤,안재현,*조재영,김동성,이재민(금오공과대학교,*(주)엔에스랩)

13A-P-39 YOLOv5를 이용한 매장 방문자 인식 방법에 대한 연구
정수진,정유진,노학균,정관수(대전대학교)

이동 무선 통신환경에서 순환신경망 기반 송신안테나 선택

윤웅종[1], 홍석진[1], 조아민[1], 정진곤[2], 정의림*(교신저자)

[1*]한밭대학교, [2]중앙대학교

[1]dndwhddl@naver.com, [1]lf2net89@naver.com, [1]whdkals18@gmail.com, [2]jgjoung@cau.ac.kr, *erjeong@hanbat.ac.kr

Recurrent Neural Network-Based Transmit Antenna Selection in Mobile Wireless Communication Environments

Yun Woong Jong[1], Hong Seok jin[1], Jo A Min[1], Joung Jingon[2], Jeong Eui Rim*

[1*]Hanbat National University, [2]Chung-Ang University

요 약

본 논문은 이동 무선 통신환경에서 순환신경망(Recurrent Neural Networks, RNN)을 기반으로 다중안테나 중 하나의 최적 송신안테나를 선택하는 기술을 제안한다. 다수의 안테나에서 수신 시 신호 대 잡음비(Signal to Noise Ratio, SNR)를 측정하고 기록한다. 이렇게 기록된 수신 SNR 값을 RNN의 입력으로 사용하여 미래 송신 시점에서 최적의 송신 안테나를 선택한다. 수신 SNR 기록 시 특정 시간에 수신 신호가 존재하지 않아 SNR을 기록할 수 없을 때에는 보간기법을 이용하여 채운다. 수신 SNR이 기록되는 비율은 10%에서 100%사이에서 가변되는 상황을 가정한다. 모의실험 결과 제안하는 RNN 방법이 기존 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)방법보다 정확도(Accuracy)가 약 1.3% 우수하다.

Ⅰ. 서 론

다중안테나를 사용하는 MIMO (Multiple Input Multiple Output) 기법은 다중 경로 페이딩 환경에서 통신성능을 개선할 수 있는 기법으로 이동통신에서 널리 사용하는 기법이다. 그러나 다수의 안테나를 동시에 사용해 높은 전력을 소모하는 단점과 계산이 복잡한 문제가 있다. 특히 다수의 안테나로 송신하는 경우 전력증폭기로 인한 전력소모, 가격, 무게에 대한 부담이 있다. 한 가지 대안으로 다수의 안테나 중 한 개의 안테나만 선택하여 송신하는 안테나 선택에 대한 연구도 많이 이루어졌다.[1-3]. 이 방식은 다수의 안테나를 이용하여 전송할 때 발생하는 위에서 언급한 단점을 해결할 수 있다.

본 연구에서는 차량용 지향성 다중안테나를 사용하는 이동 환경에서 과거 수신된 신호의 신호 대 잡음비(Signal to Noise Ratio, SNR)을 기반으로 순환신경망(Recurrent Neural Networks, RNN)을 통해 송신 안테나를 선택하는 것을 제안한다. 고려하는 통신 시스템은 동일한 무선 주파수 대역을 사용하여 송수신을 하는 시분할 이중화(Time Division Duplexing, TDD) 방식을 사용하며, 수신 시 모든 안테나를 사용하고 송신 시 하나의 최적 안테나를 선택하는 것을 가정한다. 전송방식으로는 다중 경로에 대해 통신성능이 우수한 OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)방식을 사용한다. 제안하는 방식은 다수의 안테나에서 수신 시 SNR을 측정하여 기록한다. 만약 수신신호가 존재하지 않아 SNR을 기록할 수 없을 때는 보간기법을 통해 SNR 값을 채운다. 이러한 방법으로 일정 시간 윈도우에서 측정하여 기록한 SNR 값을 RNN의 입력으로 사용하고 RNN은 미래 송신시점에서 가장 최적의 송신안테나를 선택한다. RNN의 구성 모듈로 LSTM (Loing Short Term Memory)과 GRU (Gated Recurrent Unit)를 사용하는 두 가지 구조를 제안한다.

제안하는 기법의 성능은 컴퓨터 모의실험을 통해 확인한다. 모의실험 결과에 따르면 기존 방식은 0km/h일 경우 95.465%의 정확도를 보이나 제안하는 LSTM 모델과 GRU 모델의 경우 0km/h에서 각각 96.625%, 96.82%를 보여 제안하는 기법이 더 우수한 것을 확인할 수 있다.

Ⅱ. 시스템 모델

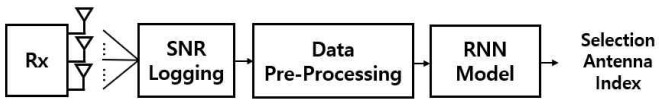

Fig. 1. Transmit Antenna Selection System Model

그림 1은 제안하는 시스템 모델이다. 통신 차량 등에 여러 개의 지향성 안테나를 부착해 수신 받은 SNR값을 저장하고 인공지능 모델에 학습할 수 있게 데이터 전처리를 거쳐 변환한다. 변환한 안테나별 SNR 입력 데이터는 M 개의 수신 안테나와 N 개의 시간으로 이루어지며 $M \times N$ 구조이다. 그러나 실제 상황에서 특정 시간에 수신신호가 존재하지 않는 경우가 발생할 수 있다. 본 연구에서는 SNR이 기록되는 확률은 10%에서 100% 사이로 무작위로 설정한다. 이때, 수신 받지 못하는 경우의 SNR 값을 기록할 수 없는데, 이 때 SNR 값을 기록하기 위해 선형 보간법(Linear Interpolation) 방법과 제로 보간법(Zero Interpolation)을 결합한 선형 제로 보간법(Linear & Zero Interpolation)을 사용한다. [1].

Ⅲ. RNN 디자인 및 학습

RNN의 종류 중 기억 셀(Memory Cell)과 게이트(Gate)라고 불리는 컨트롤러를 사용하여 이전 상태의 정보를 유지하고 패턴을 인식하는 데 우수하고 긴 시퀀스에서도 일관된 성능을 보이는 장단기 메모리(LSTM)와 더 간단하며 학습 속도가 빠르며, 작은 데이터 셋에서도 좋은 성능을 보이는 게이트 순환 유닛(GRU)을 사용하여 신경망을 디자인 하고 학습한다.

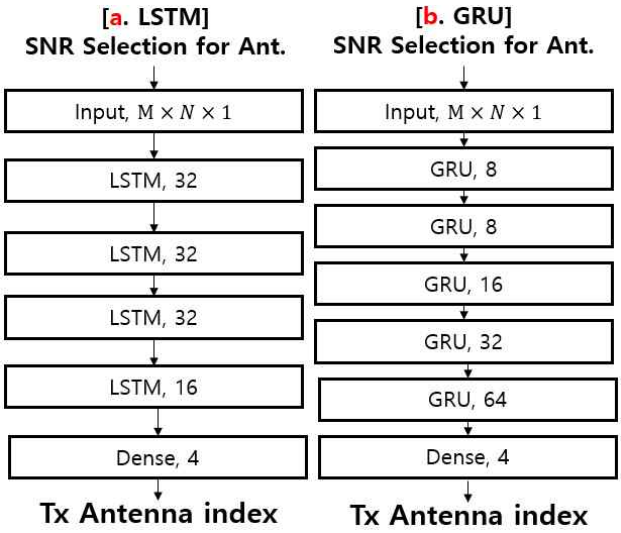

Fig. 2. (a) LSTM Neural Network Architecture
(b) GRU Neural Network Architecture

그림 2의 (a)는 LSTM 모델의 구조이다. 제안하는 LSTM 구조는 32, 32, 32, 16 개의 LSTM 모듈을 각각 사용하는 총 4층의 LSTM 계층과 1개의 완전 연결 계층으로 설계 하였다. (b)는 GRU 모델의 구조이다. GRU 모듈을 각 층마다 8, 8, 16, 32, 64 개를 사용하여 5층 GRU계층과 1개의 완전 연결 계층으로 구성한다. 그 다음 송신 안테나를 모델의 예측 값과 정답이 얼마나 같은지 확인하기 위해 정확도(Accuracy)를 비교한다. 간단하게 설명하면 올바르게 선택된 샘플 수 에서 전체 데이터 수로 나누고 100을 곱해준 것이 최종적인 안테나 선택 정확도며 이 값이 100에 가까울수록 모델의 예측이 실제 값과 일치한다.

Ⅳ. 모의실험 결과

통신환경은 다음과 같다. 송신 안테나는 1개, 수신 안테나는 4개로 설정하고, 대역폭은 2MHz, 반송파 주파수(Carrier Frequency)는 512MHz으로 설정한다. 채널 모델은 Rayleigh와 Rician을 사용하며 동일한 비율로 생성하고 Rician 채널의 경우 K-factor은 10dB로 설정한다.

입력데이터의 행 길이는 100으로 설정하며 활성화 함수(Activation Function)는 Tanh(Hyperbolic Tangent)을 사용한다. 손실 함수(Loss Function)은 평균제곱오차(Mean Squared Error, MSE)를 사용한다. SNR 범위는 채널 모델에서 가변하는데 0 ~ 30dB 사이에서 랜덤하게 생성하고 Speed는 0km/h ~ 100km/h까지 10km 간격으로 생성한다. 학습 데이터는 200,000개, 테스트 데이터는 20,000개, 검증 데이터는 20,000개로 설정하고, Epochs 값은 100, 최적화 기법은 Adam을 사용한다. 배치 사이즈(Batch Size)는 128, 학습률(Learning Rate)은 LSTM의 경우 0.001, GRU의 경우 0.0003을 사용한다.

그림 3은 기존 CNN 모델과 제안하는 RNN 모델의 정확도를 비교하는 그래프이다. 초록색 아래화살표 마커 그래프는 기존 CNN 모델의 정확도며, 0km/h에서 95.465%의 정확도를 보이며 100km/h에서 89.455%의 정확도를 보인다. 파란색 그래프 원형 마커 그래프는 제안하는 LSTM 모델이며 0km/h에서 96.625%의 정확도를 보이며 100km/h에서 91.475%의 정확도를 보인다. 핑크색 정사각형 마커 그래프는 제안하는 GRU 모델이며 0km/h에서 96.82%의 정확도를 보이고 100km/h에서 91.41%의 정확도를 보인다. 모두 방식 모두 속도가 빠를수록 정확도가 낮아지며, 모든 속도에서 CNN 모델보다 RNN 모델의 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다. 제안하는 LSTM과 GRU 기법의 성능은 유사한 것을 확인할 수 있다.

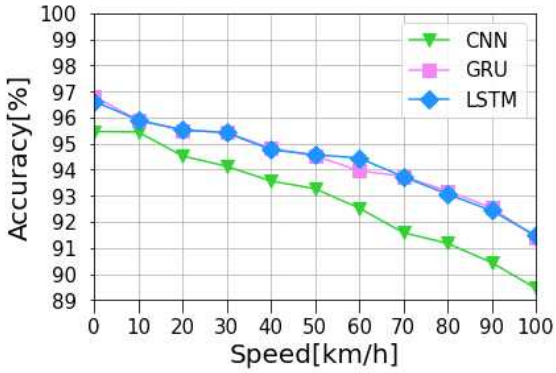

Fig. 3. Comparison of Conventional Method and Proposed Method

Ⅴ. 결론

본 논문에서는 이동 무선통신 환경에서 다수의 안테나를 이용해 수신 받은 SNR을 바탕으로 최적의 송신안테나를 선택하는 RNN 모델을 제안하였다. 통신 차량 등에 여러 개의 지향성 안테나를 부착해 수신 받은 SNR 값을 저장하고 인공지능 모델에 학습할 수 있게 데이터 전처리를 거쳐 변환한다. 제안하는 RNN 모델은 GRU와 LSTM에 기반하여 제안하였다. 모의실험 결과에 따르면 0km/h에서 CNN 모델의 정확도는 95.465%, LSTM 모델의 정확도는 96.625%, GRU 모델의 정확도는 96.82%로 기존 모델보다 제안하는 모델을 선택하는 것이 더 높은 정확도를 가진다. 후속 연구에서는 이를 통해 안테나를 선택하고, 변조와 부호화를 결합하여 사용하는 방식인 MCS(Modulation Coding Scheme)를 선택하는 문제까지 정하여 통신 신뢰성을 높이면서 전송속도를 높이는 연구를 진행할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(2021R1A4A2001316)

참 고 문 헌

[1] 오정은, 최재웅, 정의림. “이동체 다중 안테나 환경에서 합성곱 신경망 기반 최적의 송신 안테나 선택”. 대한전자공학회 학술회,738-740, 2022.

[2] Jiayi Z., Emil B., Michail M., Derrick W. K. N., Hong Y., David J. D. "Prospective multiple antenna technologies for beyond 5G." IEEE Journal on Selected Areas in Communications, pp. 1637-1660, Aug. 2020.

[3] Jianfeng Z., Yang Y., Shufang L., Shaowei L., Quan X. "Dual-band dual circularly polarized antenna array using FSS-integrated polarization rotation AMC ground for vehicle satellite communications." IEEE Transactions on Vehicular Technology, pp. 10742-10751, Nov. 2019.