



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

















 VIAVI Solutions









포스터발표 세션 - 2월 6일(목)

- 19B-P-33 저가형 IoT 디바이스를 활용한 Wi-Fi 기반 재질 식별 기술
이윤서,윤지석,장용근,최재혁(가천대학교)
- 19B-P-34 다중 센서를 활용한 실시간 장애물 클러스터링 및 피드백 정보 전달 시스템 설계
김명준,김민관,신수영,이유석,장재은,김선준(대구경북과학기술원)
- 19B-P-35 Non-Filter Bubble 모델을 활용한 도서 추천 서비스: 정보 편식 문제 해결과 독서 확장의 가능성
박수빈,이지혜,안태현,고유진,김서연,박병준(광운대학교)
- 19B-P-36 AI 기반 전공 지식 학습 지원 서비스 설계 및 구현
김세훈,변정훈,박병준(광운대학교)
- 19B-P-37 5G특화망을 활용한 자율주행 플라투닝
신해주,채장우,최정연,정한힘,이하정,이인화,주민철(국민대학교)
- 19B-P-38 CNN 기반 스펙트럼 센싱과 오탐 성능 개선을 위한 데이터 편향성 조절**
최근원,이득한,고은아,전소연,이재현,정의립(한밭대학교)
- 19B-P-39 Diff-SVC 모델 활용 음성합성 서비스 개발에 관한 연구
김승현,홍은표,박병준(광운대학교)
- 19B-P-40 시각장애인을 위한 객체 추적 위험 감지 드론
최지영,김도균,주민철(국민대학교)
- 19B-P-41 Unsupervised Abnormal Sound Detection For Machine Condition Monitoring
JeongSik Kim,Lam Phuoc Dat,Soo-Yol Ok,Suk-Hwan Lee(동아대학교)
- 19B-P-42 AI 리뷰 분석 웹 서비스
유경훈,박병준(광운대학교)
- 19B-P-43 채널 상태 정보를 활용한 합성곱 신경망 기반 인간 행동 인식 시스템 구현
윤석현,이슬비,권정혁,김의직(한림대학교)
- 19B-P-44 음파 기반 교내 출결 시스템용 IoT 프로토콜 설계
이수안,조예현,문지환(한밭대학교)
- 19B-P-45 Non-GPS 자율주행 드론을 활용한 물류창고 재고 관리 시스템
설우석,권광일,김선호,김예찬,이채연,주민철(국민대학교)
- 19B-P-46 이미지 처리 기반 딥러닝을 활용한 드론 신호 프로토콜 분류에 관한 연구
한태준,김민규,이예철,김정창(한국해양대학교)
- 19B-P-47 스마트팜 환경 구성에 적합한 통신 방식에 관한 연구: 스마트 양봉 시스템 설계 경험을 바탕으로
이진성,박시우,최병조(인천대학교)
- 19B-P-48 엣지 디바이스 기반 시각장애인을 위한 도보 보조 시스템
김장환,이유진,전윤희(한밭대학교)
- 19B-P-49 백본 네트워크 후처리를 통한 객체 탐지 성능 향상 연구
이동민,*정원식,*추현곤,서정일(동아대학교,*한국전자통신연구원)

CNN 기반 스펙트럼 센싱과 오탐 성능 개선을 위한 데이터 편향성 조절

최근원, 이득한, 고은아, 전소연, 이재현, 정의림*

국립한밭대학교

chlrmsdnjs33@naver.com, hain7576@naver.com, dms1163@naver.com,
jeonssol109@gmail.com, 30242858@edu.hanbat.ac.kr, *erjeong@hanbat.ac.kr

CNN-Based Spectrum Sensing and Data Bias Adjustment for False Alarm Reduction

Choi Geun Won, Lee Deuk Han, Ko Eun A,

Jeon So Yeon, Lee Jae Hyeon, Jeong Eui Rim*(Corresponding author)

Hanbat National University

요약

본 논문은 CNN 기반 스펙트럼 센싱 방식과 인공지능 모델 학습 과정에서 사용하는 훈련 데이터 세트의 데이터 편향성 조절을 통해 오탐률을 개선하는 방안을 제안한다. 데이터 편향성 조절은 훈련 데이터 세트의 SNR의 범위를 조정하여 문제가 발생하는 낮은 SNR의 데이터를 분리하는 것으로 이루어진다. 데이터 편향성 조절 방식의 성능 비교를 위해, 각각 SNR $-10\sim 20$ [dB], SNR $-4\sim 20$ [dB], 그리고 SNR $-1\sim 20$ [dB] 범위에서 임의의 실수 값을 갖는 훈련 데이터 60,000개로 학습된 3개의 모델을 사용하였다. 실험 결과, SNR $-10\sim 20$ [dB]로 생성된 훈련 데이터 세트로 학습한 모델에 비해 SNR $-1\sim 20$ [dB] 범위로 생성된 훈련 데이터 세트를 학습한 모델은 오탐률이 1.8% 개선된 모습을 보이며 신호가 없는 경우를 신호가 있는 경우로 잘못 예측하는 오탐(False Alarm) 문제를 효과적으로 줄이는 데 기여함을 확인하였다. 이를 통해 제안하는 방식은 인공지능을 통해 높은 신뢰도의 스펙트럼 센싱 방식을 제공하며, 높은 SNR에서 채널 이용 여부의 판단에 오차 없이 확실한 검출이 필요한 분야에 응용 가능하다.

I. 서론

스펙트럼 센싱은 스펙트럼을 측정하여 채널의 이용여부나 채널 사용자를 식별하는 기술로 채널 사용자의 유무를 정확하게 판단하는 것이 매우 중요한 기술이다. 스펙트럼 센싱은 협력 센싱(cooperative sensing)과 비협력 센싱(non-cooperative sensing)으로 구분되며 비협력 센싱의 대표적인 방식 중 하나인 에너지 검출은 대상 신호의 정보 없이 에너지양을 검출하여 채널의 상태를 판단한다. 최근 딥러닝을 기반으로한 비협력 센싱의 에너지 검출 연구가 진행되었다.

본 논문은 CNN(Convolution Neural Network)을 기반으로한 에너지 검출 스펙트럼 센싱을 제안하며 학습 과정에서 높은 SNR과 낮은 SNR의 데이터를 함께 입력으로 사용한 경우 발생하는 오탐 문제(False Alarm)의 해결책도 제안한다. 제안하는 해결책은 데이터의 편향성을 조절하는 것으로 훈련 데이터 세트의 SNR의 범위를 조정하여 문제가 발생하는 낮은 SNR의 데이터를 분리하는 것이다. 이 방식을 CNN에 적용하면 높은 SNR에서 신호가 없는 스펙트로그램을 보고 낮은 SNR의 신호가 있는 스펙트로그램이라고 잘못 예측하며 발생하는 오탐 문제를 효과적으로 줄인다.

II. 본론

1. 제안하는 CNN 구조

본 논문에서 제안하는 CNN 기반 에너지 검출 스펙트럼 센싱은 스펙트로그램을 입력으로 활용하여 채널 이용 여부를 이진 분류하는 방식으로 설계되었다. 모델의 입력 데이터는 x축이 관찰 길이, y축이 FFT 크기로 구성된 스펙트로그램 형태를 사용하며, 출력 데이터는 신호가 있는 경우(Busy)와 신호가 없는 경우(Idle)를 예측한다. 제안하는 CNN 모델은 입력 계층, 컨볼루션 블록, 완전 연결 계층, 출력 계층으로 구성되며 세부 구조는 그림 1과 같다. 입력 계층은 스펙트로그램 형태를 입력으로 받으며, 이를 컨볼루션 블록에서 처리하기 적합한 형태로 전처리한다. 컨볼루션 블록은 다수의 컨볼루션 층과 풀링 층으로 구성되어 있으며, 입력 스펙트로그램에서 중요한 주파수 및 시간적 특징을 추출한다. 각 컨볼루션 층은 활성화 함수(ReLU)를 통해 비선형성을 부여하고, 풀링 층은 특징 맵의 크기를 줄여 연산 효율을 높인다. 완전 연결 계층은 컨볼루션 블록에서 추출된 특징을 활용하여 고차원의 특징 생성하며, 이를 기반으로 최종적인 이진 분류를 수행한다. 출력 계층은 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하여 특징 클래스(Busy 및 Idle)에 대한 확률 값을 생성한다. 이 확률을 기반으로 하여 채널 이용 여부를 예측하게 된다. 모델 학습 시 옵티마이저는 Nadam, 학습률은 0.001, 배치 사이즈는 128로 설정하고 손실 함수는 Binary Cross Entropy를 사용하며, 모델의 일반화 성능을 향상시키기 위해 드롭아웃과 배치 정규화를 사용한다. 마지막으로 과적합 방지를 위해 조기종료를 사용한다.

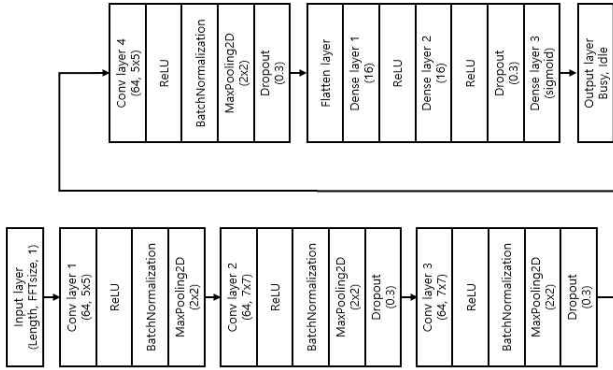


그림 1. 제안하는 CNN 모델의 구조

2. 데이터 편향 조정

본 논문은 데이터 편향 조절이 모델의 성능에 미치는 영향을 파악하기 위해 60,000개로 이루어진 훈련 데이터 세트를 총 3개 사용한다. 첫 번째 훈련 데이터 세트는 SNR $-10\sim 20$ [dB]로 설정하고, 해당 범위 내의 임의의 실수를 갖도록 데이터를 생성한다. 두 번째와 세 번째 훈련 데이터 세트는 각각 $-4\sim 20$ [dB]와 $-1\sim 20$ [dB]의 SNR 범위에서 임의의 실수를 갖도록 생성한다. 모든 훈련 데이터 세트는 데이터 편향 조절을 위해 SNR 범위 조절만을 사용하며 나머지 조건을 모두 동일하게 설정한다. 입력 데이터의 크기는 FFT size와 관찰 길이는 각각 128로 설정한다. 데이터 세트의 절반인 30,000개는 신호가 있는 경우(Busy)를 나타내고 남은 절반의 데이터 세트 30,000개는 신호가 없는 경우(Idle)을 나타낸다.

높은 SNR과 낮은 SNR의 데이터를 함께 훈련데이터에 사용하는 경우, 그림 2의 (d)처럼 높은 SNR에서 신호가 없는 스펙트로그램을 보고, 그림 2의 (a)처럼 낮은 SNR에서 신호가 있는 스펙트로그램과 혼동하는 오탐 문제(False Alarm)가 발생한다. 높은 SNR에서는 상대적으로 신호와 잡음이 명확하게 구분되기 때문에 신호가 있는 경우와 신호가 없는 경우를 구별하는 것이 비교적 용이하지만, 낮은 SNR에서는 신호와 잡음의 차이가 불분명해지며 신호가 있는 경우와 신호가 없는 경우를 구분하기 어려워지는 특성에서 비롯된다.

본 논문은 이러한 오탐 문제를 해결하기 위해 SNR 범위를 조절하여 학습 데이터를 생성하는 방법을 제안한다. 매우 낮은 SNR에서의 학습 데이터는 잡음의 전력에 신호의 전력이 가려져 신호와 잡음 간의 구분이 불분명해지며 이러한 데이터들은 모델이 정확한 패턴을 학습하는 데 방해요소가 된다. 따라서 낮은 SNR의 데이터를 학습에서 제외함으로써 모델은 불필요한 혼동을 피해 오탐 성능이 개선된다.

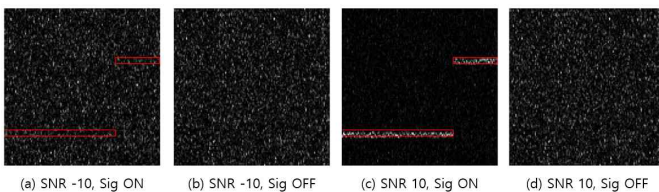


그림 2. SNR별 신호 유/무 스펙트로그램

3. 모의실험 결과

앞 절에서 제안한 데이터 편향 조절 방식은 Matlab을 이용한 컴퓨터 시뮬레이션으로 검증한다. 테스트 데이터 세트는 SNR $-10\sim 20$ [dB] 범위를 가지며 1dB 간격으로 10,000개씩 총 310,000개로 구성된다. 또한 테스트

데이터 세트는 훈련 데이터 세트와 동일한 FFT 크기와 관찰 길이를 가지며 1dB별로 5,000개의 신호가 있는 경우(Busy)와 5,000개의 신호가 없는 경우(Idle)를 갖는다. 성능 비교를 위한 방법으로 정탐률과 오탐률을 제시한다. 정탐률은 Busy를 Busy로 올바르게 예측하는 경우를 측정하며 오탐률은 Idle을 Busy로 잘못 예측한 경우를 측정한다. 그림3은 SNR의 범위별로 생성된 훈련 데이터 세트를 학습한 모델들의 정탐률과 오탐률을 보인다. SNR $-10\sim 20$ [dB]의 훈련 데이터 세트를 학습한 모델은 3개의 훈련 데이터 세트 중 낮은 SNR에서의 정탐률이 가장 높지만 전 구간에서 평균적으로 1.8%의 오탐률을 보인다. SNR $-4\sim 20$ [dB]의 훈련 데이터 세트를 학습한 모델은 정탐률이 이전 훈련 데이터 세트를 학습한 모델에 비해 떨어지지만 오탐률이 평균 0.3%로 이전 훈련 데이터 세트에 비해 6배 가까운 오탐 성능 개선 효과를 보인다. SNR $-1\sim 20$ [dB]의 훈련 데이터 세트를 학습한 모델은 이전 데이터 세트들을 학습한 모델들에 비해 낮은 SNR의 성능은 떨어지지만 오탐률은 최대 1.8% 개선된다. 실험결과로 보듯 SNR 범위 조절을 통해 데이터 편향성을 조절하면 전 구간에서 발생하는 오탐 문제를 효과적으로 줄일 수 있음을 보인다.

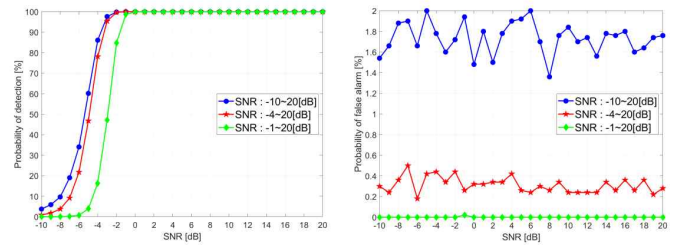


그림 3. SNR 범위에 따른 정탐률 및 오탐률 그래프

III. 결론

본 논문은 인공지능을 기반으로 한 스펙트럼 센싱 방식과 이때 발생하는 오탐 문제 해결법을 함께 제안한다. 실험을 통해 낮은 SNR을 포함한 넓은 범위의 SNR을 가지는 데이터 세트로 학습한 모델은 오탐률이 높게 발생하는 것을 확인하였다. 이를 해결하기 위해서는 훈련 데이터 세트의 SNR 범위를 조정하는 최적화 과정이 필요함을 보인다. 실험 결과, SNR $-1\sim 20$ [dB]의 훈련 데이터 세트를 사용하여 학습하였을 때 조정 전 훈련 데이터 세트에 비해 오탐률은 1.8% 개선되며 낮은 SNR에서는 최소한의 정탐률 손실을 보였다. 이를 통해 데이터 편향 조절 과정을 통해 낮은 SNR에서 정탐률의 손실을 최소화하고 오탐 문제를 해결할 수 있음을 증명하였다. 제안하는 방식은 CNN을 통해 신뢰도 높은 스펙트럼 센싱을 제공하며 높은 SNR에서 채널 이용 여부의 판단에 오차 없이 확실한 검출이 필요한 분야에 응용 가능할 것으로 기대된다.

참고 문헌

[1] T. Y. Jung, E. S. Lee, D. K. Kim, J. M. Oh, W. Y. Noh, E. R. Jeong "CNN Based Spectrum Sensing Technique for Cognitive Radio Communications," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, 24(2), pp. 276-284,, 2020

[2] J. W. Choi, E. R. Jeong "Low Complexity Wideband Spectrum Sensing Based on Convolutional Neural Network," Proceedings of the Korean Institute of Electronics Engineers Conference, Jeju, Aug, 2020