

# 오탐 성능 향상을 위한 CNN 기반 비대칭 가중치 적용 스펙트럼 센싱 기법

이재현, 전소연, 정의림\*

국립한밭대학교 인공지능학과

\*erjeong@hanbat.ac.kr

## CNN-Based Asymmetric Weighted Spectrum Sensing Method for Improved False Alarm Performance

Lee Jae Hyeon, Jeon So Yeon, Jeong Eui Rim\*

Hanbat National University

### 요약

본 논문에서는 저피탐 통신 시스템에서 오탐 성능을 향상시키기 위한 CNN 기반 비대칭 가중치 적용 스펙트럼 센싱 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 딥러닝 모델의 예측 값과 실제 정답 값 사이의 차이를 측정하기 위한 함수인 손실 함수 중 이진 교차 엔트로피(Binary Cross Entropy, BCE)에 가중치를 적용한 가중 이진 교차 엔트로피(Weighted Binary Cross Entropy)를 사용하여 신호 유무 판단을 진행한다. 모의 실험 결과, FFT 크기 256, 관찰 길이 128일 때 기존 BCE 손실 함수를 사용한 CNN 모델의 평균 오탐률은 모든 SNR 구간에서 평균 1.5%이나, WBCE 손실 함수를 사용할 경우 평균 0.05%까지 감소한다.

### I. 서론

최근 군사 및 보안 중심의 응용 분야에서 통신 신호의 존재를 외부에 노출시키지 않는 저피탐(Low Probability of Detection, LPD) 통신 시스템에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다.[1] 이러한 시스템은 신호의 탐지를 어렵게 하여 도청이나 위치 추적을 회피하는 것을 목적으로 하고, 이를 위해 전력 제한, 주파수 도약, 확산 대역 등의 기술이 사용된다. 이와 같은 환경에서는 주파수 자원을 효율적으로 활용하면서도, 주변의 신호 상황을 정밀하게 인식하는 스펙트럼 센싱 기술이 핵심적인 역할을 수행한다.[2]

스펙트럼 센싱의 주요 목표는 현재 주어진 주파수 대역에서 신호가 존재하는지의 여부를 판단하는 것이며, 이때 신호가 없는 데도 존재한다고 잘못 판단하는 오탐(False Alarm)은 시스템 성능에 치명적인 영향을 미칠 수 있다. 특히 저피탐 통신 시스템에서는 오탐이 발생할 경우 불필요한 회피 동작이나 통신 회선 변경이 이루어질 수 있어 전체 통신 효율을 저해할 뿐만 아니라 에너지 낭비와 전송 지연까지 초래할 수 있다. 이처럼 오탐률을 효과적으로 낮추는 기술은 저피탐 통신 시스템의 안정적인 운용을 위해 필수적이다.

스펙트럼 센싱에서의 신호 유무 판단은 이진 분류 문제로 정의할 수 있다. 딥러닝을 활용한 이진 분류 모델에서는 일반적으로 이진 교차 엔트로피(Binary Cross Entropy, BCE) 손실 함수가 사용된다. 이는 모델이 예측한 값과 실제 정답 값 간의 오차를 기반으로 손실을 계산해 두 클래스에 동일한 중요도를 부여하여 학습하기 때문에 구현이 간단하고, 일반적인 이진 분류 문제에서 안정적인 성능을 제공한다. 그러나 저피탐 통신 시스템과 같이 오탐률이 중요한 환경에서는 이러한 대칭적인 손실 구조가 한계로 작용할 수 있다. 신호가 존재하지 않아도 존재한다고 잘못 판단하는 경우, 즉 Idle 상태를 Busy로 잘못 판단하면 시스템 전체의 효율성을 저해할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이진 교차 엔트로피(BCE) 구조를 확장

하여 클래스 별로 가중치를 적용하는 가중 이진 교차 엔트로피(Weighted Binary Cross Entropy, WBCE) 손실 함수를 사용하여 스펙트럼 센싱을 통한 신호 유무 판단 성능을 비교 및 분석한다. 모의 실험 결과, BCE 손실 함수를 사용한 모델은 모든 SNR 구간에서 평균 약 1.5%의 오탐률을 나타낸 반면, WBCE를 사용한 경우 평균 오탐률이 약 0.05%까지 감소하여 오탐 성능이 크게 향상된 것을 확인할 수 있다.

### II. 시스템 모델

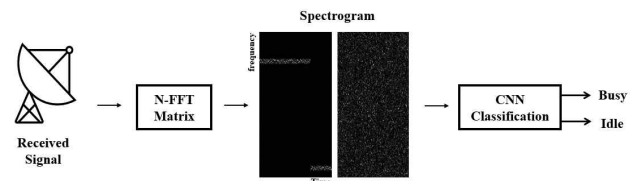


그림 1. CNN 기반 스펙트럼 센싱 블록도

그림 1은 본 논문에서 제안하는 CNN 기반 스펙트럼 센싱 기법의 과정을 나타낸다. 먼저 수집 신호를 Fast Fourier Transform(FFT)을 통해 주파수 영역으로 변환하여 행렬 형태로 누적한다. 이를 기반으로 신호 변화를 시각적으로 표현한 스펙트로그램을 생성하고 CNN 모델에 입력으로 넣어 신호가 존재하는 경우는 Busy, 신호가 존재하지 않는 경우는 Idle로 이진 분류한다. 공정한 비교를 위해 FFT 크기는 256, 관찰 길이는 128로 설정하고, SNR 범위는 -10dB부터 20dB, 딥러닝 모델 구조는 동일하게 설정한 상태에서 모델 학습과 성능 평가를 수행한다.[3]

### III. 비대칭 가중치 적용

CNN 기반 스펙트럼 센싱 기법에는 다양한 하이퍼파라미터가 존재하며,

그 중 손실 함수는 모델의 학습 성능과 직접적으로 연결되는 중요한 요소이다. 본 논문에서는 손실 함수로 이진 교차 엔트로피(BCE)를 기반으로 하면서 클래스 별 중요도를 조정할 수 있도록 가중치를 부여하는 가중 이진 교차 엔트로피(WBCE)를 사용한다.[4] 먼저 이진 교차 엔트로피는 이진 분류에 많이 사용되는 손실 함수로, 모델이 예측한 값과 실제 정답 값 간의 불일치 정도를 수치화하여 모델이 잘못된 예측을 할수록 더 큰 손실 값을 반환하도록 설계되어 있다. 이진 교차 엔트로피(BCE)의 계산식은 다음과 같다.

$$Loss_{BCE}(\hat{y}, y) = -[y * \log(\hat{y}) + (1 - y) * \log(1 - \hat{y})]$$

식에서  $\hat{y}$ 은 딥러닝 모델의 예측 값을,  $y$ 는 실제 정답 값을 의미한다. 이진 교차 엔트로피는 모델의 예측 값이 실제 정답 값과 얼마나 일치하는지를 측정해 두 값이 일치할수록 손실이 작아진다. 학습 과정에서는 이 지표로 모니터링함으로써 모델이 얼마나 안정적으로 성능을 유지하는지, 데이터 변화에 얼마나 잘 적응하는지를 파악할 수 있다. 그러나 이진 교차 엔트로피(BCE)는 모든 클래스에 동일한 가중치를 부여하기 때문에, 특정 클래스의 판단이 더 중요한 실제 환경에서는 한계가 있다. 예를 들어 저피탐 통신 시스템에서는 오탐이 더 치명적일 수 있어 동일하게 처리하는 것은 적절하지 않다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 클래스 별 가중치를 적용한 가중 이진 교차 엔트로피(WBCE)를 사용한다. 계산식은 다음과 같다.

$$Loss_{WBCE}(\hat{y}, y) = -[w_{Busy} * y * \log(\hat{y}) + w_{Idle} * (1 - y) * \log(1 - \hat{y})]$$

$w_{Busy}$ 는 신호가 존재하는 경우인 Busy일 때의 가중치,  $w_{Idle}$ 은 신호가 존재하지 않는 경우인 Idle의 가중치를 의미한다.  $w_{Busy}$ 의 값을 증가시키면, 실제로 Busy 상태임에도 Idle로 잘못 판단했을 때 손실 값이 커지게 되어 해당 클래스에 대한 정탐 성능이 향상된다. 반대로  $w_{Idle}$ 의 값을 증가시킬 경우에는 Idle 상태를 Busy로 잘못 판단하는 경우의 손실이 더 커지므로 오탐 성능이 향상된다. 이처럼 가중 이진 교차 엔트로피(WBCE)를 적용하여 클래스 간의 가중치를 부여한다면 정탐률과 오탐률 간의 trade-off가 가능하다.

#### IV. 모의실험 결과

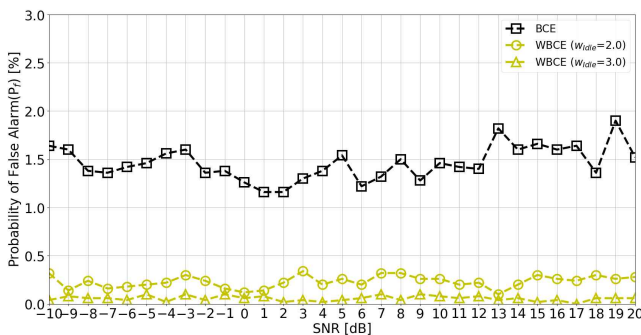


그림 2. Idle에 가중치를 적용했을 때의 오탐 성능 그래프

그림 2는 제안하는 CNN 기반 스펙트럼 센싱 기법에 가중 이진 교차 엔트로피(WBCE)를 사용하여 Idle에 가중치를 적용했을 때 오탐 성능 변화를 보인다. 모의실험 결과, 기존 이진 교차 엔트로피(BCE)를 사용한 모델은 모든 SNR 영역에서 평균 약 1.5%의 오탐률을 보이나,  $w_{Busy}$ 의 가중치는 조정하지 않고,  $w_{Idle}$ 를 조정할 경우 2배의 가중치를 주었을 때 평균

0.25%, 3배는 평균 0.05%로 오탐률이 크게 감소하여 성능이 향상됨을 보인다.

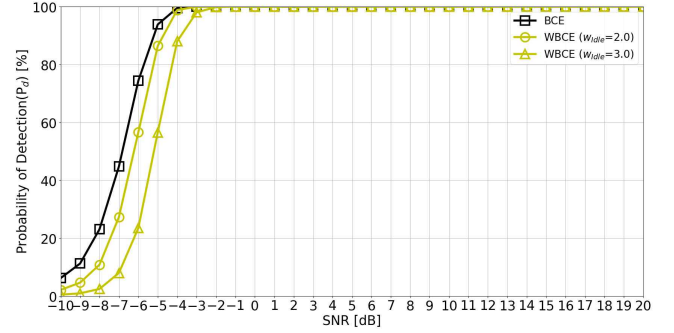


그림 3. Idle에 가중치를 적용했을 때의 정탐 성능 그래프

그림 3은 WBCE를 사용하여 Idle에 가중치를 적용했을 때 정탐 성능을 나타낸다. 가중치가 적용되지 않은 BCE 손실 함수를 사용할 경우 모든 SNR 구간에서 WBCE를 사용했을 때보다 비교적 높은 정탐률을 보인다. 이는 Idle 클래스에 가중치를 부여함으로써 모델이 Busy 클래스에 대해 상대적으로 보수적인 예측을 하도록 학습되었기 때문으로 해석된다. 이러한 결과는 오탐률과 정탐률 사이의 Trade-off 관계를 보여준다.

#### V. 결론

본 논문에서는 저피탐 통신 시스템에서 오탐 성능 향상을 위한 CNN 기반 비대칭 가중치 적용 스펙트럼 센싱 기법을 제안했다. 모의실험 결과, 신호가 존재하지 않는 Idle 클래스에 가중치를 부여함으로써 오탐률을 효과적으로 줄일 수 있었고, 이는 저피탐 통신 시스템 환경에서 신호가 존재하지 않는 상태의 정확한 판단이 요구되는 상황에서 적합함을 보여준다. 반면, 이러한 비대칭 가중치 적용은 낮은 SNR 구간에서 정탐률이 일부 감소하는 trade-off를 발생시킬 수 있으며, 이는 시스템 운용 목적에 따라 가중치를 유연하게 조정할 필요가 있음을 시사한다. 본 연구 결과는 추후 저피탐 통신 시스템에서의 스펙트럼 센싱 성능 향상을 위한 CNN 모델 설계에 있어 유용한 참고 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

#### 참고 문헌

- [1] B. A. Bash, D. Goeckel, and D. Towsley, "Limits of reliable communication with low probability of detection on AWGN channels," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 31, no. 9, pp. 1921–1930, Sep. 2013.
- [2] J. Gao, Y. Chen, C. Yin, and Z. Zhang, "Deep learning for spectrum sensing," IEEE Wireless Communications Letters, vol. 8, no. 6, pp. 1727–1730, Dec. 2019.
- [3] 전소연, 이채현, and 정의림, "스펙트럼 센싱을 위한 CNN 기반 신호 유무 탐지 기법," 한국통신학회 학술대회논문집, pp. 1540–1541, 강원, 2025-02-05.
- [4] Y. Ho and S. Wookey, "The real-world-weight cross-entropy loss function: Modeling the costs of mislabeling," IEEE Access, vol. 8, pp. 4806–4813, 2019.