

양자화된 convolutional neural networks 기반 협동 센싱 성능 평가

배장훈, 김민호
고려대학교 컴퓨터정보학과

zptk97@korea.ac.kr, kimminhoe@korea.ac.kr

Performance evaluation of cooperative sensing based on quantized convolutional neural networks

Jang Hoon Bae, Minhoe Kim
Computer Convergence Software Department, Korea University

요 약

최근 cognitive radio network(CRN)에서 이용되는 cooperative spectrum sensing(CSS)에 딥러닝 기술이 사용되는 연구가 많이 진행되었고 기존의 방법들에 비해 주 사용자 탐지 성능이 증가하였다. 하지만 딥러닝 네트워크는 연산 비용과 메모리 자원이 많이 필요하다는 문제가 있다. 이는 CSS에서 각 부 사용자들의 센싱 결과를 취합하는 퓨전 센터의 자원이 충분하지 않은 경우에 문제가 될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 경량화 기법인 양자화를 적용한 convolution neural networks(CNN)에 기반한 CSS의 성능 평가를 진행하였다.

1. 서 론

무선통신 장치들의 수가 급속도로 증가함에 따라 무선통신에서 주파수 대역 부족은 심각한 문제로 대두되었다. 하지만 실제 주파수 대역 사용률은 오히려 낮다는 점이 문제를 심각하게 한다. 주파수 대역을 사용하도록 허가된 주 사용자가 사용하지 않고 있는 주파수 대역을 동적으로 활용할 수 있게 하는 cognitive radio network(CRN)은 이런 무선통신에서의 주파수 대역 부족 문제를 해결하기 위해 제안되었다 [1].

CRN에서 주파수 대역 사용을 허가 받지 않은 부 사용자들이 주파수 대역을 사용하려고 할 때 가장 중요한 사항은 주 사용자의 활동을 방해하지 않는 것이다. 그러므로 주 사용자의 주파수 대역 사용 여부를 알아내는 것(spectrum sensing)이 가장 중요하다. 하지만 단일 부 사용자의 센싱 결과는 채널 상황에 따른 오류에 취약하기 때문에 여러 부 사용자들의 센싱 결과를 결합하여 주 사용자의 주파수 대역 사용 여부를 결정하는 cooperative spectrum sensing(CSS)이 제안되었다. 최근 CSS에 딥러닝 기술을 적용하는 연구들이 진행되었고 CSS의 주 사용자 탐지 성능이 개선되었다 [2]. 하지만 딥러닝 기술은 기존의 방법들(AND, OR rule, K-out-of-N, support vector machine 등)에 비해 정확도는 높지만, 연산 비용과 메모리 자원이 많이 필요하다는 단점이 있다. 이는 각 부 사용자들의 센싱 결과를 취합하는 퓨전 센터의 자원 상황에 따라 문제가 될 수 있다.

따라서 딥러닝 기술을 적용한 CSS 네트워크를 경량화 하면 위의 문제를 해결하기에 도움이 될 수 있기에 본 논문에서는 CSS에 적용된 convolution neural network(CNN)을 양자화하고 성능을 평가를 진행하였다.

2. 본 론

2.1 시스템 모델

본 논문에서는 1개의 주 사용자와 N_{SU} 개의 부 사용자들이 주어진 공간에 랜덤하게 배치되고 N_B 개의 주파수 대역이 존재하는 CR 환경을 가정한다. 또한

Additive white Gaussian noise(AWGN) 열잡음과 주 사용자와 부 사용자들의 이동, 주 사용자가 사용하는 대역폭에 인접한 대역폭에 미치는 영향, path-loss, 각 부 사용자들의 상대적 위치를 고려한 shadow fading, multipath fading을 고려한다[2].

각 부 사용자는 energy detection을 통해 spectrum sensing을 실시하고 결과값을 퓨전 센터에게 그대로 전달하는 soft decision 방법을 이용하여 전송한다. 퓨전 센터는 전달받은 결과값을 이용해 주 사용자의 주파수 대역 사용 여부를 결정한다.

2.2 CNN 기반 CSS & 양자화

본 논문에서 CSS에 사용된 CNN의 구조를 그림 1로 나타내었다. 퓨전 센터에서 여러 부 사용자의 센싱 결과를 그림 1의 왼쪽과 같이 2차원 배열(부 사용자 행 \times 주파수 대역폭 열) 형식으로 취합하여 CNN의 입력 데이터로 사용한다.

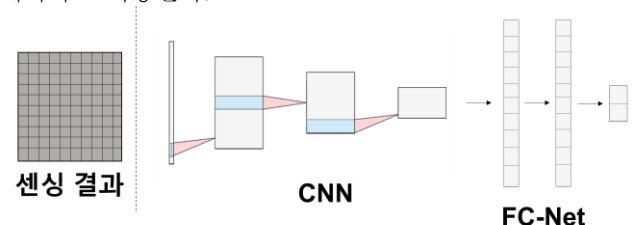


그림 1. CSS에 사용된 CNN 구조

네트워크 내의 각 convolution 블록은 convolution, batch normalization, relu activation, maxpool(1/2) layer로 구성되어 있다. convolution 블록 이후 fully connected 블록을 배치하였고, fully connected 블록은 fully connected, batch normalization, relu activation layer로 구성되어 있다. 주 사용자의 주파수 사용 여부를 확인하기 위해 2개의 노드를 갖는 출력층과 softmax operator를 사용하였고 손실함수로는 CrossEntropy Loss 함수를 사용하였다.

양자화했을 시의 효과를 확인하기 위해 [3], [4]의 방법을 사용하여 네트워크의 가중치를 1bit(-1, 1)로 양자화하여, 네트워크를 경량화 하였다.

2.3 시뮬레이션 결과

네트워크의 성능 평가를 위해 위에서 가정된 시스템 모델에 따라 시뮬레이션 하여 학습 데이터와 평가 데이터를 생성하였다. 시뮬레이션 시 환경변수는 다음과 같다.

200mx200m 의 공간에 1 개의 PU, 16 개의 SUs 를 무작위로 배치하였고, 주 사용자는 16 개의 대역폭(각 10MHz) 중 1~3 개까지 랜덤으로 사용한다. Path loss constant = $10^{3.453}$, path loss exponent = 3.8, transmit power = 23dBm, shadow fading variance = 7.9와 같이 가정하였다. 주 사용자가 사용하는 대역폭의 인접한 대역폭에 미치는 영향 비율은 -20dB 로 가정하였다. CSS 에 사용된 CNN 은 각 8 개의 필터를 갖는 3 개의 convolution 블록과 각 8 개의 노드를 갖는 2 개의 fully connected 블록으로 구성하였다. 또한 인공지능망을 사용하지 않는 기존 machine learning 방법과의 차이를 보이기 위해 같은 데이터에 Support Vector Machine(SVM)을 이용하여 실험하였다.

데이터 수가 많지 않고, 시뮬레이션으로 획득한 데이터이므로 항상 같은 데이터를 사용하는 것이 아니기 때문에, 일반화된 결과를 얻기 위해 모든 실험은 10 회의 실험 후 평균을 내어 평가하였다.

Network	Accuracy
CNN-32bits	93.0%
CNN-1bit ([3])	95.1%
CNN-1bit ([4])	95.0%
SVM	86.5%

표 1. CSS 성능 비교

실험 1 은 noise power spectral density = -159dBm/Hz 환경을 고려하였고 학습 데이터의 수는 200 개, 평가 데이터의 수는 200 개를 사용하였다.

실험 1 의 결과를 표 1.에 나타내었다. 기존 machine learning 방법인 SVM 보다 CNN 을 활용한 CSS 의 탐지 성능이 더 뛰어남을 확인할 수 있다. 또한 1bit 로 양자화한 모델의 성능이 오히려 더 뛰어남을 확인할 수 있는데 이는 보통의 직관과는 맞지 않는 결과이다. 이 부분을 확인하기 위해 추가적인 실험을 진행하였다.

실험 2 의 실험 설정은 dropout 사용 유무를 제외하고 실험 1 과 같다. 실험 2 의 결과를 표 2.에 나타내었다.

Network	Accuracy
CNN/32bits	93.4%
CNN/1bit ([3])	95.5%
CNN/32bits (dropout 사용)	94.9%

표 2. dropout 사용 모델 성능 비교

양자화에 과적합을 해결하는 효과가 있음[5]을 확인하기 위해, 과적합을 해결하는 대표적인 방법인 dropout 을 사용한 모델과 비교하였다. 실험 2 의 결과를 통해 양자화가 특정 상황에 과적합을 해결하는 regularization 효과가 있음을 확인할 수 있다.

[5]에서와 같이 데이터 수가 너무 작은 경우 이러한 역전 현상이 더욱 잘 일어나는 점을 확인하기 위해 데이터의 수를 늘리며 실험하였다. 실험 3 은 학습/평가 데이터 수는 600/600, 6000/6000, 60000/60000 개로 진행하였고, 데이터 수 증가에 따라 정확도 향상을 고려해 더 가혹한 환경(noise power spectral density = -119, -114, -109dBm)을 가정하였다. 실험 3 의 결과를 그림 2.에 나타내었다.

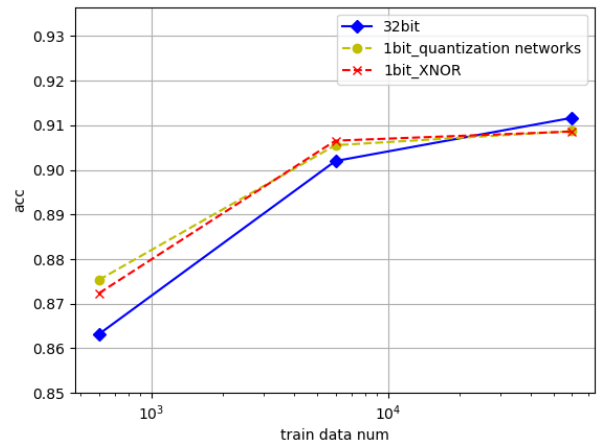


그림 2. 데이터 수에 따른 성능 비교

그림 2.를 보면 데이터의 수 증가에 따라 역전 현상이 줄어들고, 없어짐을 확인할 수 있다. 이를 통해 역시 양자화에 regularization 효과가 있음을 확인할 수 있다.

3. 결론

본 논문에서는 양자화된 CNN 기반 CSS 의 성능 평가를 진행하였고 양자화의 효과를 조사하였다. CNN 에 1bit 양자화를 적용하여도 정확도가 크게 감소하지 않고, 오히려 증가하기도 하는 모습을 확인함으로써 CNN 기반 CSS 에 양자화가 효과적임을 보였다.

ACKNOWLEDGMENT

This research was supported by "Regional Innovation Strategy (RIS)" through the National Research Foundation of Korea(KRF) funded by the Ministry of Education(MOE) (2021RIS-004)

참 고 문 헌

- [1] J. Mitola, "Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio," Ph.D. dissertation, KTH Royal Inst. of Technol., Stockholm, Sweden, 2000.
- [2] W. Lee, M. Kim and D. -H. Cho, "Deep Cooperative Sensing: Cooperative Spectrum Sensing Based on Convolutional Neural Networks," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 3, pp. 3005-3009, 2019.
- [3] J. Yang, X. Shen, J. Xing, X. Tian, H. Li, B. Deng, J. Huang and X. S. Hua, "Quantization networks," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 7308-7316, 2019.
- [4] M. Rastegari, V. Ordonez, J. Redmon and A. Farhadi, "Xnor-net: Imagenet classification using binary convolutional neural networks," in *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 525- 542, 2016.
- [5] C. Leng, Z. Dou, H. Li, S. Zhu and R. Jin, "Extremely low bit neural network: Squeeze the last bit out with admm," in *Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2018