

인지 무선 통신을 위한 합성곱 신경망 기반 스펙트럼 센싱 기법

정태윤¹ · 이의수¹ · 김도경² · 오지명² · 노우영³ · 정의림^{4*}

CNN Based Spectrum Sensing Technique for Cognitive Radio Communications

Tae-Yun Jung¹ · Eui-Soo Lee¹ · Do-Kyoung Kim² · Ji-Myung Oh² · Woo-Young Noh³ · Eui-Rim Jeong^{4*}

¹Graduate Student, Department of Mobile Convergence and Engineering, Hanbat National University, Daejeon, 34158 Korea

²Chief Research Engineer, Communication Waveforms, LIG Nex1 Company, Seongnam, 13488 Korea

³Research Engineer, Communication Waveforms, LIG Nex1 Company, Seongnam, 13488 Korea

^{4*}Professor, Department of Information and Communication Engineering, Hanbat National University, Daejeon, 34158 Korea

요 약

본 논문에서는 인지 무선 통신을 위한 새로운 합성곱 신경망 기반 스펙트럼 센싱 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 주 사용자 신호에 대한 어떠한 사전 정보도 알지 못하는 상황에서 에너지 검출을 통해 주 사용자 신호 유무를 판단한다. 제안하는 기법은 센싱하고자 하는 전체 대역을 고려하여 수신신호를 고속으로 샘플링한다. 이후 신호의 FFT (fast Fourier transform)을 통해 주파수 스펙트럼으로 변환하고 연속적으로 이와 같은 스펙트럼을 쌓아서 2차원 신호를 만든다. 이렇게 만든 2차원 신호를 탐지하고자 하는 채널 대역폭 단위로 자르고 합성곱 신경망에 입력하여 채널이 사용 중인지 비어있는지 판단한다. 판단하고자 하는 분류의 종류가 두 가지이므로 이진 분류 합성곱 신경망을 사용한다. 제안하는 기법의 성능은 컴퓨터 모의실험과 실제 실내환경에서의 실험을 통해 검증하는데 이 결과에 따르면 제안하는 기법은 기존 문턱값 기반 기법보다 2 dB 이상 우수한 성능을 보인다.

ABSTRACT

This paper proposes a new convolutional neural network (CNN) based spectrum sensing technique for cognitive radio communications. The proposed technique determines the existence of the primary user (PU) by using energy detection without any prior knowledge of the PU's signal. In the proposed method, the received signal is high-rate sampled to sense the entire spectrum bands of interest. After that, fast Fourier transform (FFT) of the signal converts the time domain signal to frequency domain spectrum and by stacking those consecutive spectrums, a 2 dimensional signal is made. The 2 dimensional signal is cut by the sensing channel bandwidth and inputted to the CNN. The CNN determines the existence of the primary user. Since there are only two states (existence or non-existence), binary classification CNN is used. The performance of the proposed method is examined through computer simulation and indoor experiment. According to the results, the proposed method outperforms the conventional threshold-based method by over 2 dB.

키워드 : 스펙트럼 센싱, 합성곱 신경망, 인지 통신, 에너지검출, 이진 분류

Keywords : Spectrum sensing, Convolutional neural network, Cognitive radio, Energy detection, Binary classification

Received 18 November 2019, Revised 19 November 2019, Accepted 5 December 2019

* Corresponding Author Eui-Rim Jeong(E-mail:erjeong@hanbat.ac.kr, Tel:+82-42-821-1752)

Professor, Department of Information and Communication Engineering, Hanbat National University, Daejeon, 34158 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.24.2.276>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

인지 무선 통신(Cognitive radio) 시스템은 주파수 부족 문제를 해결하기 위한 방법으로 주사용자(primary user, PU)가 통신을 하지 않을 때 부사용자(secondary user, SU)가 주사용자의 주파수 자원을 활용하여 통신하는 방법으로 주파수 자원의 활용 효율을 높일 수 있는 방법이다 [1]. 인지 무선 통신에서는 정확하게 PU 존재 여부를 판단하는 것이 중요하다. 이 판단이 잘못되면 SU 신호가 통신 중인 PU에 간섭으로 영향을 미칠 수 있기 때문이다. 이에 따라 SU에서 PU 신호 존재 여부를 판단하는 많은 연구가 진행되어 왔다. PU 신호에 대한 정보를 사전에 알고 있는 경우에 이를 이용하는 방법 [2-3], PU 신호에 대한 정보가 전혀 없는 경우에 사용하는 에너지 검출 기법[4], 여러 SU들이 협력하여 PU 존재 여부를 판단하는 기법들이 [5-7] 대표적인 연구 결과이다.

본 논문에서는 SU가 PU 신호에 대한 아무런 정보도 가지고 있지 않은 상황에서 PU 신호의 존재 여부를 판단하는 스펙트럼 센싱 기술을 고려한다. 이러한 상황에서 널리 사용하는 방법은 에너지 검출 방식이다 [4][8]. 에너지 검출 방식은 먼저 잡음의 전력을 추정하고 이를 기반으로 문턱 값을 설정한 후 수신신호의 전력이 문턱 값을 넘으면 PU 신호가 존재하고 그렇지 않으면 PU 신호가 없는 것으로 판단한다. 에너지 검출 방식은 잡음의 전력 값이 정확한 경우 우수한 성능을 보이지만 이 값이 정확하지 않은 경우 정확도가 떨어지는 것으로 알려져 있다. 따라서 에너지 검출기법의 성능은 정확한 잡음 전력의 추정에 좌우된다고 볼 수 있다 [9][10].

본 논문에서도 에너지 검출에 기반한 새로운 스펙트럼 센싱 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 잡음전력의 추정 과정 없이 곧바로 수신신호의 크기 제곱을 합성곱 신경망에 입력하고 합성곱 신경망이 PU 신호 존재 여부를 판단하는 방식이다. 즉, 기존 기법과 가장 큰 차이점은 잡음전력의 추정과정이 필요 없다는 것이다. 제안하는 기법은 한 가지 가정에 기반을 둔다. PU가 할당할 수 있는 주파수 채널이 총 A개가 존재한다면 실제로 A-1개

만 할당이 가능하고 나머지 1개는 항상 비워둔다는 가정이다. 에너지 검출에 기반하는 방법은 잡음의 전력을 정확하게 아는 것이 중요하고 이를 위해 PU가 한 개 채널을 항상 비워둔다면 이 채널을 이용하여 잡음의 전력을 정확하게 추정할 수 있을 것이다. 제안기법은 잡음 추정 과정은 없지만 이렇게 비워놓은 채널의 신호를 활용하여 스펙트럼 센싱을 수행한다. 구체적인 동작방법은 다음과 같다. 제안하는 기법은 센싱하고자 하는 전체 대역을 고려하여 수신신호를 고속으로 샘플링한다. 센싱 전체대역폭을 고려하여 샘플링 한 신호는 그림 1과 같이 주파수 스펙트럼에 여러 채널의 PU 신호가 관찰된다. 스펙트럼 센싱을 위해 수신신호의 FFT(fast Fourier transform)를 통해 주파수 스펙트럼으로 변환하고 연속적으로 수신한 신호에 대해서 스펙트럼을 구하고 쌓아서 2차원 신호를 만든다. 이렇게 만든 2차원 신호를 탐지하고자 하는 채널 대역폭 단위로 자르고 각 채널 대역폭 신호에 할당되지 않는 채널의 신호를 덧붙여 최종 신호를 만들고 이를 합성곱 신경망에 입력한다. 합성곱 신경망이 분류하고자 하는 종류가 두 가지 밖에 없으므로 이진 분류 합성곱 신경망[11-12]을 사용하여 PU 신호 존재 여부를 판단한다. 제안하는 기법의 성능은 컴퓨터 모의실험과 실제 실내환경에서의 실험을 통해 검증한다. 특히 실험의 경우 모의실험을 통해 학습한 신경망 모델을 그대로 활용하여 성능을 검증한다. 이 결과에 따르면 제안하는 기법은 모의실험 환경에서 기존 문턱 값 기반 기법보다 2 dB 이상 우수한 성능을 보이고 실제 실험에서도 기존 기법보다 우수한 성능을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 절에서는 수신신호

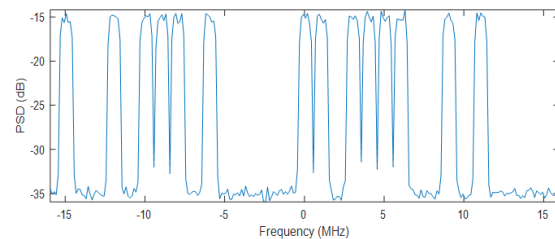


Fig. 1 Example of received signal's spectrum

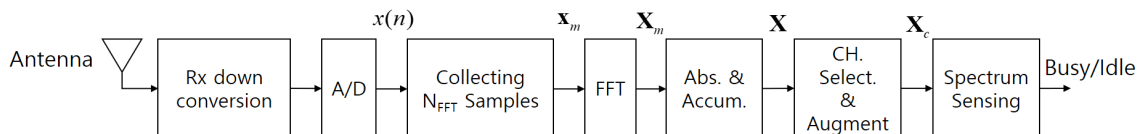


Fig. 2 Overall system model

모델 및 전처리 과정에 대해서 설명한다. III 절에서는 전처리가 이루어진 신호에 대해 문턱값 기반의 기본 기법의 동작에 대해 설명하고 이어서 제안하는 합성곱 신경망 기반의 기술에 대해 설명한다. IV 절에서는 학습신호 모델을 설명하고 모의실험 환경에서 제안하는 스펙트럼 센싱 기법의 성능을 비교 분석한다. V 절에서는 필드 실험환경 및 결과에 대해 설명하고 VI 절에서 결론을 맺는다.

II. 수신신호 모델

그림 2는 본 논문에서 고려하는 스펙트럼 센싱 시스템 모델을 보인다. 안테나를 통해 수신된 신호는 ADC (Analog to digital converter)에 의해 디지털 신호로 변환되며 이 신호를 $x(n)$ 이라 한다. $x(n)$ 은 FFT 크기인 N_{FFT} 단위로 읽는데 인접한 N_{FFT} 개의 신호를 읽을 때 오버랩하여 샘플을 수집한다. $x(n)$ 을 오버랩하며 신호를 취하는 과정은 그림 3에서 보인다. 여기에서 N_0 는 다음 신호블록을 취할 때 첫 샘플의 시간편이를 나타내며 관찰하는 전체 신호 블록의 개수는 B 이다. $m+1$ 번째 수집 신호 블록은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{X}_m = [x(mN_0), \dots, x(mN_0 + N_{FFT} - 1)] \quad (1)$$

for $m = 0, \dots, B-1$

이렇게 수집한 샘플은 FFT를 통해 스펙트럼으로 변환한다. 주파수 채널 별로 PU 신호 존재 여부를 판단해야 하기 때문에 시간영역 신호보다는 스펙트럼을 보고 판단하는 것이 유리하다. \mathbf{x}_m 의 N_{FFT} 포인트 FFT를 $\hat{\mathbf{X}}_m$ 이라고 정의하자.

$$\hat{\mathbf{X}}_m = FFT\{\mathbf{x}_m\} = [X_m(0), \dots, X_m(N_{FFT}-1)]^T \quad (2)$$

스펙트럼 센싱은 스펙트럼의 크기를 이용하여 판단해야 하므로 $\hat{\mathbf{X}}_m$ 의 N_{FFT} 개 원소에 대해 절대 값을 취한다. 이 신호를 다음과 같이 정의한다.

$$|\hat{\mathbf{X}}_m| = [|\hat{X}_m(0)|, \dots, |\hat{X}_m(N_{FFT}-1)|]^T \quad (3)$$

총 B 개의 신호 블록에 대해 각각 FFT를 수행하고 절대 값을 취하며 각 블록을 쌓아서 크기 $N_{FFT} \times B$ 의 행렬을 만들어 \mathbf{X} 라고 정의한다면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{X} = [|\hat{\mathbf{X}}_0|, |\hat{\mathbf{X}}_1|, \dots, |\hat{\mathbf{X}}_{B-1}|] \quad (4)$$

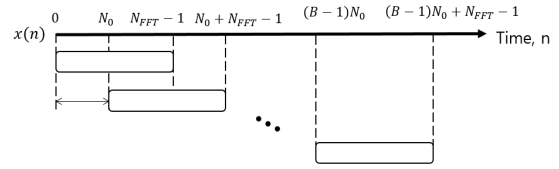


Fig. 3 Received signal collection process

\mathbf{X} 의 크기는 $N_{FFT} \times B$ 인 2차원 행렬이며 합성곱 신경망에 입력하기 위해서는 센싱 채널별로 분리해야 한다. 센싱채널폭을 K_C 포인트라고 하자. 총 센싱채널의 개수는 N_{FFT}/K_C 가 되고, ADC의 샘플링 클럭을 F_s 라고 할 때 각 센싱채널의 대역폭은 $K_C F_s / N_{FFT}$ (Hz)로 주어진다. 이 때 마지막 센싱채널, 즉, $N_{FFT}/K_C - 1$ 번째 센싱채널은 PU가 사용하지 않는다고 가정한다. 이 채널에는 항상 잡음만 관찰된다. PU 신호 존재 유무에 대한 판단은 센싱채널의 전력과 잡음전력을 비교하여 판단하는 것이 일반적이므로 이와 같이 잡음만 존재하는 채널이 존재하는 것은 스펙트럼 센싱에 매우 유리하다.

본 논문에서 제안하는 방법에서는 \mathbf{X} 를 센싱채널 별로 분리하고 분리된 채널에 잡음채널을 붙여 새로운 행렬을 만든다. 이 과정은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{X}_c = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{X}}_c \\ \tilde{\mathbf{X}}_{N_{FFT}/K_C-1} \end{bmatrix} \text{ for } c = 0, \dots, N_{FFT}/K_C - 2 \quad (5)$$

$\tilde{\mathbf{X}}_c$ 는 크기 $K_C \times B$ 인 \mathbf{X} 의 부분 행렬이며, cK_C 부터 $(c+1)K_C-1$ 까지의 행을 선택해서 만든 행렬이다. $\tilde{\mathbf{X}}_{N_{FFT}/K_C-1}$ 는 마지막 센싱채널에 해당하는 부분 행렬이며 항상 잡음만 존재하는 채널이다. 제안하는 합성곱 신경망 기반의 스펙트럼 센싱 기법은 센싱채널과 잡음채널을 결합하여 새롭게 만든 행렬 \mathbf{X}_c 를 합성곱 신경망에 입력하며 PU 신호 존재 유무를 판단한다. 뿐만아니라 \mathbf{X}_c 를 이용하여 기존 에너지 검출 기법도 쉽게 구현이 가능한데, 기존 기법에서 필요한 잡음 전력 추정을 $\tilde{\mathbf{X}}_{N_{FFT}/K_C-1}$ 을 이용해서 쉽게 구할 수 있다. 이에 대해서는 다음 절에서 설명한다.

III. 스펙트럼 센싱 기법

본 절에서는 \mathbf{X}_c 를 이용한 기존 문턱값 기반 기법에 대해 먼저 기술하고 이어서 제안하는 합성곱 신경망 기반의 기법에 대해 설명한다.

3.1. 기존의 문턱값 기반 스펙트럼 센싱

기존의 에너지 검출 방식은 먼저 잡음의 전력을 추정하고 이를 기반으로 문턱값을 설정한 후 수신신호의 전력이 문턱값을 넘으면 PU 신호가 존재하고 그렇지 않으면 PU 신호가 없는 것으로 판단한다. $(c+1)$ 번째 센싱 채널에 대한 판단은 다음과 같이 이루어진다.

$$\begin{cases} \text{Busy, } \hat{P}_c > \lambda \\ \text{Idle, } \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기에서 \hat{P}_c 는 $(c+1)$ 번째 채널의 전력 추정 값으로 다음과 같이 구하고,

$$\hat{P}_c = \frac{1}{K_C B} \sum_{n=0}^{B-1} \sum_{m=0}^{K_C-1} |\tilde{\mathbf{x}}_c(m, n)|^2 \quad (7)$$

λ 는 문턱 값으로 다음과 같이 주어진다.

$$\lambda = \alpha \times \hat{P}_{noise} \quad (8)$$

\hat{P}_{noise} 는 잡음전력의 추정 값으로 잡음 채널을 이용하여 구할 수 있다.

$$\hat{P}_{noise} = \frac{1}{K_C B} \sum_{n=0}^{B-1} \sum_{m=0}^{K_C-1} |\tilde{\mathbf{x}}_{N_{FFT}/K_C-1}(m, n)|^2 \quad (9)$$

$\tilde{\mathbf{x}}_c(m, n)$ 는 행렬 $\tilde{\mathbf{X}}_c$ 의 (m, n) 번째 값을 나타내며, 수식 (8)에서 α 는 양의 실수 값으로 SNR (signal to noise ratio)의 함수로 결정되는 변수이다. 이와 같은 에너지 검출 기법은 잡음의 전력 값과 SNR의 추정 값이 정확한 경우 우수한 성능을 보이지만 정확하지 않은 경

우에는 성능저하가 심각하게 발생하는 것으로 알려져 있다. 또한 스펙트럼 센싱을 위해서는 SNR 값을 미리 알아야 한다는 부담이 있다.

3.2. 제안하는 합성곱 신경망 기반 스펙트럼 센싱

다음으로 제안하는 합성곱 신경망 기반 스펙트럼 센싱 기법을 설명한다. 그림 4의 왼쪽 그림은 $\text{SNR} = 20$ dB 이고 $N_{FFT} = 512$, $B = 64$ 일 때 수식 (4)의 \mathbf{X} 를 이미지로 보이고 있으며 오른쪽 그림은 \mathbf{X}_c 를 이미지로 보이는데 위에서부터 각각 PU신호가 있을 때와 없을 때의 예를 보인다. 그림 4에서 흰색은 큰 값, 검정색은 0에 가까운 값을 나타내며 회색은 그 사이 값을 나타낸다. 스펙트럼 센싱을 수행하는 합성곱 신경망에는 \mathbf{X}_c 가 입력되는데 그림 4의 오른쪽 그림과 같이 \mathbf{X}_c 는 흑백 이미지로 볼 수 있고 이 이미지를 통해 PU 신호가 존재하는지 존재하지 않는지는 판단하게 된다.

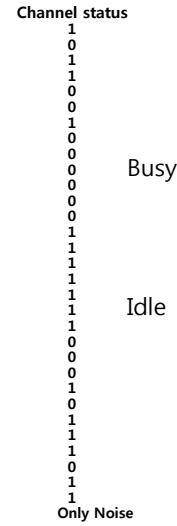


Fig. 4 Example of preprocessed signal when SNR = 20 dB

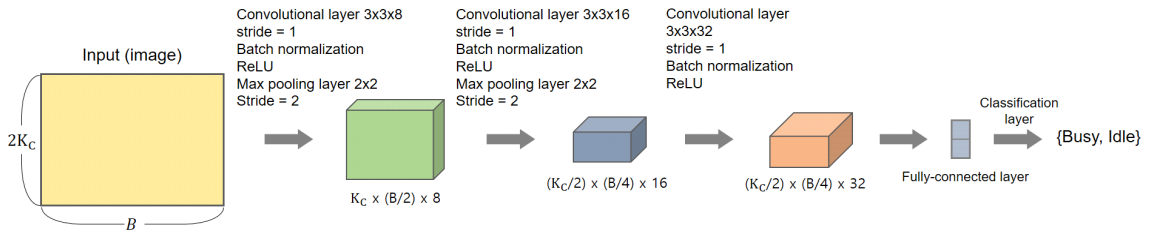


Fig. 5 Proposed CNN network for spectrum sensing

본 논문에서 제안하는 합성곱 신경망 네트워크 구조는 그림 5와 같다. 크기가 $2K_C \times B$ 인 \mathbf{X}_c 를 입력으로 하며 총 3개의 합성곱 계층으로 구성된다. 각 합성곱 계층은 배치 정규화 계층, 풀링 계층을 포함한다. 각 합성곱 계층의 필터 개수는 8, 16, 32이며 필터의 크기는 모든 합성곱 층에서 3×3 으로 동일하고 스트라이드는 1을 사용한다. 풀링 계층은 스트라이드가 2인 2×2 맥스 풀링을 적용하며 각 합성곱 계층에서의 활성화 함수는 ReLU (Rectified Linear Unit)를 사용한다. 마지막 합성곱 계층의 출력은 풀링 계층 없이 완전 연결 계층을 통하여 최종적으로 이진 분류 계층을 통해 PU 신호의 존재 유무를 판정한다.

IV. 모의실험결과

4.1. 학습 신호 모델 및 결과

제안하는 방법의 성능 검증을 위해 컴퓨터 모의실험을 수행한다. 모의실험은 MATLAB을 이용하여 수행하며 스펙트럼 센싱 기법에 사용된 주요 특성은 표 1과 같다. 수신신호의 샘플링 주파수는 16 MHz이고 센싱 채널의 대역폭은 0.5 MHz이다. 또한 PU 신호도 0.5 MHz의 채널 대역폭을 가진다고 가정한다. 따라서 수신신호에는 총 32개의 채널이 존재한다 (16M/0.5M). 수집신호 블록 개수 B 는 4에서 64까지 4배씩 늘리며 성능을 비교한다. B 가 작을수록 짧은 신호를 관찰하여 스펙트럼 센싱을 수행하므로 신속한 센싱이 가능하다.

Table. 1 Parameters for spectrum sensing

Parameter	Value
Sampling clock	$F_s = 16 \text{ MHz}$
FFT size	$N_{FFT} = 512$
Sensing channel bandwidth	0.5 MHz
Number of channels	32
Sensing channel bandwidth in FFT points	$K_C = 16$
Overlap length	$N_0 = 256$
Number of observation signal blocks	$B = 4, 16, 64$

학습에 사용되는 신호는 총 20,000 세트의 PU 신호이다. PU 신호의 대역폭은 0.5 MHz로 센싱 대역폭과 동일하며 총 32개 채널에 PU 신호가 할당될 수 있으나

지막 채널을 제외한 31개 채널에만 PU 신호가 할당된다. 각 채널에서 PU 신호의 확률은 0.5이다. 따라서 한번 신호를 생성하면 할당가능 채널 31개 중 절반 정도는 PU 신호가 존재하고 나머지 절반은 존재하지 않는다. 또한 20,000 세트의 신호를 생성할 때 SNR은 무작위로 선택한다. 구체적으로 -20 dB에서 50 dB의 범위에서 무작위로 선택한다. 이와 같은 범위는 실제 필드환경을 고려하여 설정하였다. 한 세트의 신호로 31개의 \mathbf{X}_c ($c=0, \dots, 30$)를 만들어 낼 수 있으므로 합성곱 신경망의 입력에 총 620,000개의 이미지가 입력된다. 학습은 교차 엔트로피가 최소화 되도록 수행하며 미니 배치 크기는 620을 사용하고 최적화 기법은 SGDM(Stochastic Gradient Descent with Momentum)을 사용한다. 학습률은 0.001이다. 그림 6은 학습 시 손실함수의 추이를 보인다. 학습에는 전체 학습 데이터를 두 번 반복 사용한다. 결과에서 확인할 수 있듯이 수렴은 매우 빠른 속도로 이루어지며 약 100번의 갱신 이내에 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

4.2. 성능 검증 신호 모델 및 결과

성능을 검증하기 위한 신호 역시 모의실험을 통해 생성한다. 생성하는 신호는 $-20 \leq \text{SNR} \leq +6 \text{ dB}$ 범위에서 2 dB 간격으로 각각 4,000 세트의 신호를 생성한다. 각 채널 별 PU 신호의 존재 유무 역시 무작위로 선택하며 신호가 31 채널로 구성된 것을 감안하면 합성곱 신경망으로 입력되는 이미지는 SNR 별로 124,000 개가 된다. 스펙트럼 센싱 기법의 성능을 검증하기 위해 두 가지의 지표를 확인한다. 첫 번째로 채널이 비어 있는데 사용하고 있다고 판정하는 경우를 놓친 검출 (miss detection) 이라고 하고 그 비율을 MDR (miss detection ratio)로 정의한다. 두 번째로 PU 채널이 사용 중인데 비어있다고 판정하는 경우를 검출 오류 (false detection)라고 하며 그 비율을 FDR (false detection ratio)로 정의한다. PU에 미

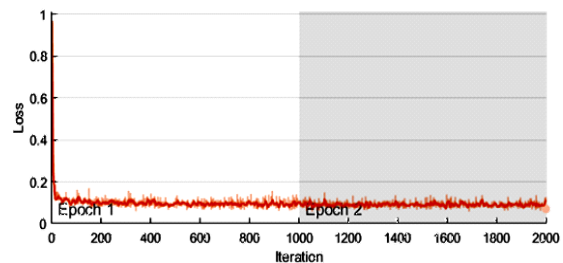


Fig. 6 Learning curve for B = 64

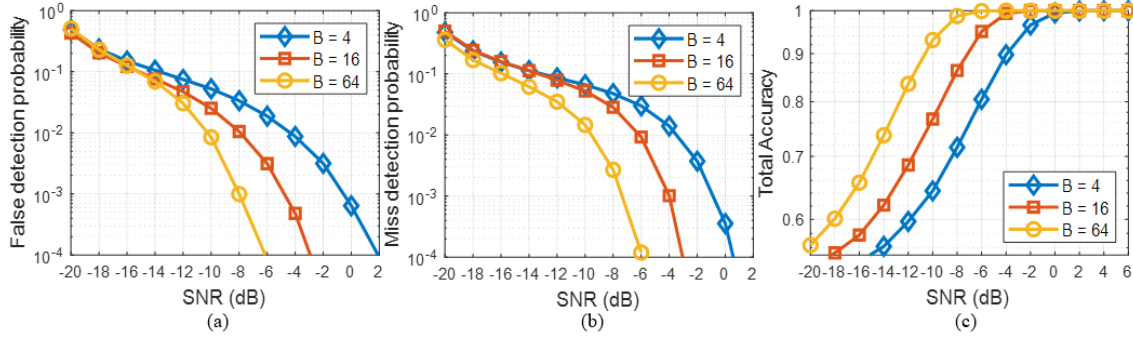


Fig. 7 Performance verification results (a) FDR (b) MDR (c) accuracy

치는 간섭을 최소화하는 것이 중요하므로 MDR보다는 FDR 성능이 중요하다고 할 수 있다.

그림 7은 신호 블록 길이 B 에 따른 FDR과 MDR 성능을 보인다. 그림 7 (a)에 따르면 FDR은 관찰 시간 B 가 4 배 증가함에 따라 약 3 ~ 4 dB의 이득이 있다. 그림 7 (b)에서 MDR도 역시 B 의 증가에 따라 유사한 이득을 보인다. 따라서 스펙트럼의 검출 속도와 정확도는 서로 트레이드 오프 관계인 것을 알 수 있다. 동일한 B 값에서는 MDR과 FDR이 비슷한 성능을 보인다.

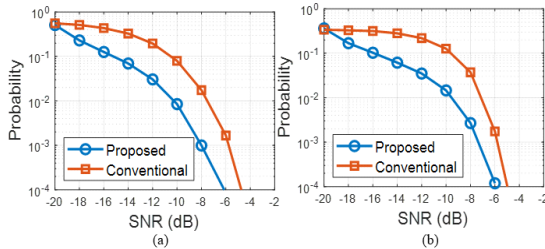


Fig. 8 Performance comparison
(a) False detection ratio (b) Miss detection ratio

그림 8은 B 가 64인 경우 제안기법 및 기존기법의 성능을 비교한다. 기존 기법의 문턱값 λ 는 수식 (8)에 의해 결정되며 α 는 최적의 센싱 성능을 제공하도록 SNR 구간별로 다음의 표 2 와 같이 실험적으로 찾았다.

Table. 2 Optimum α 's for SNR regions

SNR Range	α
$SNR \leq -13 \text{ dB}$	1.01
$-8 \text{ dB} > SNR \geq -13 \text{ dB}$	1.04
$-2 \text{ dB} > SNR \geq -8 \text{ dB}$	1.20
$5 \text{ dB} > SNR \geq -2 \text{ dB}$	1.83
$SNR \geq 5 \text{ dB}$	2.60

이 결과에 따르면 제안기법이 기존기법보다 약 2 dB의 성능 이득이 있다. SNR = -20 dB 정도의 열악한 환경에서는 두 방식의 성능이 비슷하지만 그 이외의 구간에서는 제안하는 방법이 기존기법보다 항상 우수하다.

V. 필드 실험

본 논문에서 제안하는 방법의 필드 성능 검증을 위해 실내 환경 실험을 수행한다. 실험은 송수신기가 서로 보이지 않는 즉, 비가시선 (non line-of-sight) 환경에서 진행한다. 그림 9는 실험장의 단면도를 나타낸다. 송신기와 수신기는 벽의 모서리에서 각각 2 m 떨어진 위치에 고정한다. 이후 송신기의 전력을 가변하면서 수신기에서 신호를 수집하며 수집된 신호에 대해 제안하는 스펙트럼 센싱 기법을 적용한다. 그림 10은 실험장 환경의 사진을 보인다. 실험 데이터는 SNR = -14 dB에서 8 dB 까지 2 dB 간격으로 각 55,000 세트 씩 총 660,000개를 수집한다. 여기에서 SNR은 정확한 값을 알 수 없기 때문에 스펙트럼 분석기를 통해 육안으로 추정한 값이다. 송신신호의 반송파 주파수는 비면허 대역인 2.4 GHz를 사용한다.

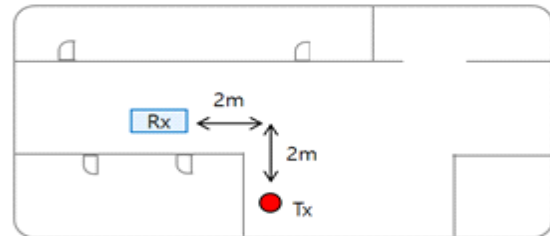


Fig. 9 Drawing of indoor NLOS experiment environment



Fig. 10 Experiment environment

그림 11은 수집한 신호의 스펙트럼을 나타낸다. 다중 경로 페이딩 채널 때문에 평탄한 스펙트럼이 관찰되지 않으나 각 채널별 SNR 값의 평균을 취해 각각 SNR 8 dB, 6 dB로 어림하였다. 그림 12는 수집한 실험 데이터에 제안기법과 기존기법을 적용하여 얻은 성능을 나타낸다. 이 때 제안하는 스펙트럼 센싱기는 3-2절의 합성곱 신경망을 그대로 사용한다. 즉, 실험에서 얻은 데이터로 추가 학습을 진행하지 않는다. 기존기법은 SNR을 추정해야하므로 PU 신호가 존재하는 임의의 채널 상태 하나를 알고 있다는 가정하에 SNR추정을 수행한다. 그림 12의 결과에 따르면 MDR 성능은 제안기법이 기존기법에 비해 성능 이득이 작지만 FDR은 모든 SNR 구간에서 4 dB 이상 우수하다. 또한 정확도 역시 제안하는 방식이 3 dB 이상 우수함을 확인할 수 있다.

모의실험과 필드실험을 종합하면 제안하는 합성곱 신경망 기반 스펙트럼 센싱 기법은 어떠한 사전 정보도 필요치 않으면서도 우수한 스펙트럼 센싱 성능을 보이는 반면 기존방식은 SNR, 잡음전력 등 사전 정보를 필요로 함에도 불구하고 상대적으로 나쁜 성능을 보인다.

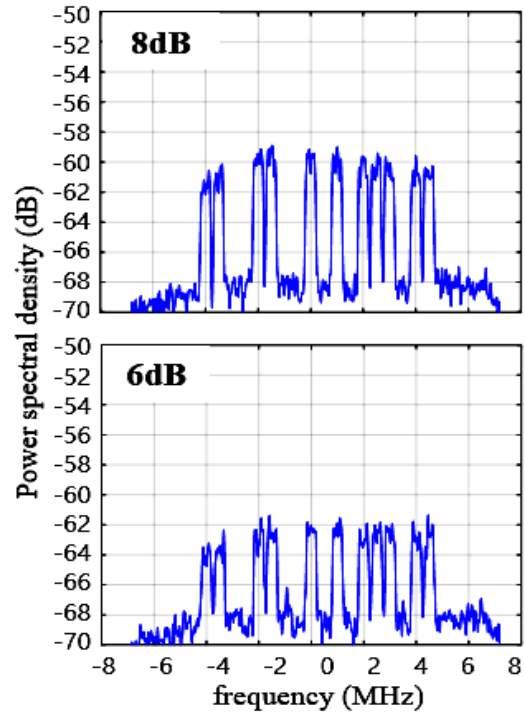


Fig. 11 Spectrum of received signal with estimated SNR

VI. 결 론

본 논문에서는 인지 무선 통신을 위한 새로운 합성곱 신경망 기반의 스펙트럼 센싱 기법을 제안하였다. 모의 실험을 통한 성능평가에서는 제안기법이 기존기법보다 약 2 dB 우수한 성능을 보였다. 또한 보다 실제적인 환경에서 성능 검증을 위해 실내 환경에서 필드실험을 진행하였는데 이 결과 제안기법이 약 4 dB 이상 우수한 성

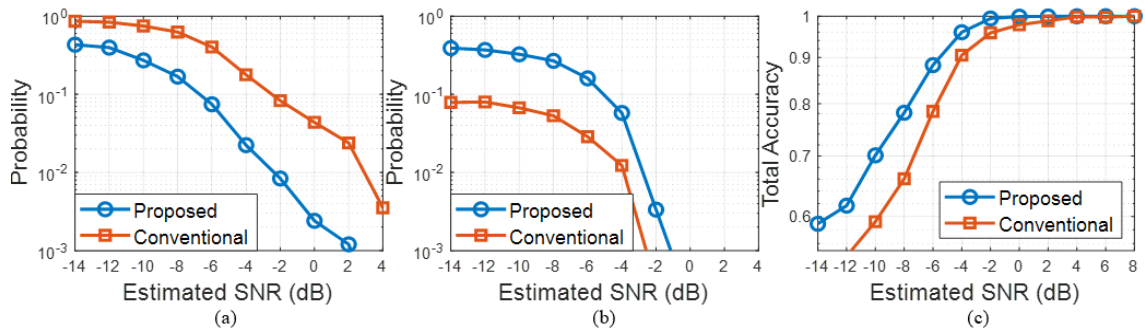


Fig. 12 Performance comparison for experiment data (a) FDR (b) MDR (c) Accuracy

능을 보였다. 제안하는 기법은 PU 신호에 대한 SNR, 잡음전력 등 어떠한 사전정보도 필요로 하지 않기 때문에 향후 기존의 스펙트럼 센싱 기술을 대체할 수 있을 것으로 기대된다.

REFERENCES

- [1] S. Haykin, D. J. Thomson, and J. H. Reed, "Spectrum sensing for cognitive radio," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 5, pp. 849-877, May. 2009.
- [2] F. Salahdine, H. E. Ghazi, N. Kaabouch, and W. F. Fihri, "Matched filter detection with dynamic threshold for cognitive radio networks," in *Proceeding of IEEE International Conference on Wireless Network and Mobile Communication*, pp. 1-6, Oct. 2015.
- [3] M. Yang, Y. Li, X. Liu, and W. Tang, "Cyclostationary feature detection based spectrum sensing algorithm under complicated electromagnetic environment in cognitive radio networks," in *China Communications*, vol. 12, no. 9, pp. 35-44, Sep. 2015.
- [4] J. H. Baek, J. H. Lee, H. J. Oh, and S. H. Hwang, "Performance improvements of energy detector for spectrum sensing in cognitive radio environments: verification using time delay," *The Institute of Electronics Engineers of Korea - Telecommunications*, vol. 45, no. 1, pp. 72-77, Jan. 2008.
- [5] M. M. Mabrook, and A. I. Hussein, "Major spectrum sensing techniques for cognitive radio networks: a survey," *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, vol. 5, no. 3, pp. 24-37, Sep. 2015.
- [6] W. Ejaz, G. A. Shah, N. U. Hasan, and H. S. Kim, "Energy and throughput efficient cooperative spectrum sensing in cognitive radio sensor networks," *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, vol. 26, no. 7, pp. 1019-1030, Mar. 2015.
- [7] M. Gupta, G. Verma, and R. K. Dubey, "Cooperative spectrum sensing for cognitive radio based on adaptive threshold," in *Proceeding of IEEE International Conference on Computational Intelligence and Communication Technology*, pp. 444-448, Feb. 2016.
- [8] N. Armi, B. A. W. Chaeriah, and M. Arshad, "Spectrum sensing performance in cognitive radio system," in *Proceeding of IEEE International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering*, pp. 382-385, Oct. 2015.
- [9] R. R. Jaglan, S. Sarowa, R. Mustafa, S. Agrawal, and N. Kumar, "Comparative study of single-user spectrum sensing techniques in cognitive radio networks," *Procedia Computer Science*, vol. 58, no.1, pp. 121-128, Aug. 2015.
- [10] A. Gorcin, K. A. Qaraqe, H. Celebi, and H. Arslan, "An adaptive threshold method for spectrum sensing in multi-channel cognitive radio networks," in *Proceeding of IEEE International Conference on Telecommunications*, pp. 425-429, Apr. 2010.
- [11] K. T. Kim, B. M. Lee, and J. W. Kim, "Feasibility of deep learning algorithms for binary classification problems," *Journal of Intelligence and Information Systems*, vol. 23, no. 1, pp. 95-108, Mar. 2017.
- [12] G. M. Nam, T. Y. Jung, S. H. Jung, and E. R. Jeong, "Distance estimation using convolutional neural network in UWB systems," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 23, no. 10, pp. 1290-1297, Oct. 2019.



정태윤(Tae-Yun Jung)

한밭대학교 정보통신공학과 학사 (2019)
한밭대학교 모바일융합공학과 석사과정 (현재)
※ 관심분야: 디지털 신호처리, 딥러닝



이의수(Eui-Soo Lee)

한밭대학교 정보통신공학과 학사 (2019)
한밭대학교 모바일융합공학과 석사과정 (현재)
※ 관심분야: 디지털 통신, 딥러닝



김도경(Do-Kyoung Kim)

항공대학교 통신정보공학과 학사 (1996)
고려대학교 국방기술경영과 석사 (2016)
LIG넥스원 수석연구원 (현재)
※ 관심분야: 통신공학, 무선이동통신



오지명(Ji-Myung Oh)

고려대학교 전파공학과 학사 (1997)
고려대학교 전파공학과 석사 (1999)
LIG넥스원 수석연구원 (현재)
※ 관심분야: 무선이동통신, 국방전술통신, SDR모뎀, 사물인터넷



노우영(Woo-Young Noh)

광운대학교 전파통신공학과 학사 (2007)
광운대학교 전파통신공학과 석사 (2009)
LIG넥스원 선임연구원 (현재)
※ 관심분야: 무선이동통신, 5G, MIMO



정의림(Eui-Rim Jeong)

한국과학기술원 전기 및 전자 공학과 학사 (1995)
한국과학기술원 전기 및 전자 공학과 석사 (1997)
한국과학기술원 전자 전산학과 박사 (2001)
한밭대학교 정보통신공학과 교수 (현재)
※ 관심분야: 모델 설계, 통신신호처리, 딥러닝