THE JOURNAL OF KOREAN INSTITUTE OF ELECTROMAGNETIC ENGINEERING AND SCIENCE. 2020 November.; 31(11), 925～932.

http://dx.doi.org/10.5515/KJKIEES.2020.31.11.925
ISSN 1226-3133 (Print) · ISSN 2288-226X (Online)

# 레이다 대역에서 다중 검파 방식을 이용한 스펙트럼 센싱

# Multiple Detections Based Spectrum Sensing Method for Radar Bands

박 종 부 · 임 창 헌

Jongbu Park · Chang Heon Lim

## 요 약

스펙트럼 센싱 기술은 우선 사용자(primary user)가 일시적으로 사용하지 않은 주파수 대역을 찾아내는 기술로서 인지 무선(cognitive radio) 기술의 핵심 요소이다. 과거 다양한 형태의 스펙트럼 센싱이 개발된 바 있는데, 이들 방식들은 우선 사용자 신호가 갖는 다양한 특징에 기반을 두고 있다. 보다 더 향상된 스펙트럼 센싱 성능을 확보하기 방법의 하나로 우선 사용자 신호가 갖는 다양한 특징을 모두 활용하는 방안이 바람직하다. 이에 본 논문에서는 레이다 대역을 대상으로 DNN(deep neural network) 알고리듬을 사용하여 복수의 다른 스펙트럼 센싱 방식을 결합하여 사용하는 방안을 제시하고자 한다. 본 논문이 고려하는 기존의 스펙트럼 센싱 방식으로는 에너지 검파 방식, 최대 최소 고유값 비율 기반 방식, 자기 상관 기반 방식, 일반화된 우도비 기반 방식을 채택하였다. 실험 결과, 본 논문에서 제안한 다중 검파 방식은 기존의 검파 방식보다 우수한 스펙트럼 센싱 성능을 보여줌을 확인할 수 있었다.

## Abstract

Spectrum sensing, which is used for identifying the temporarily unoccupied frequency band by a primary user, is an essential component of the cognitive radio system. Various spectrum sensing techniques have been developed, and they are based on distinguishing features of a primary user signal. Thus, it is desirable to exploit additional characteristics to attain a higher spectrum sensing performance. Motivated by this purpose, for spectrum sensing in radar bands, we present a novel spectrum sensing approach in which multiple spectrum sensing methods are combined using a DNN. The considered spectrum sensing techniques include the energy detection, maximum-minimum eigenvalue ratio-based method, autocorrelation-based method, and generalized likelihood ratio-based method. Computer simulations demonstrate that the performance of the proposed scheme outperforms those of existing spectrum sensing methods. simulation demonstrates that the performance of the proposed scheme outperforms those of the existing spectrum sensing methods.

Key words: Machine Learning, Cognitive Radio, Spectrum Sensing, DNN, Radar

## Ⅰ. 서 론

새로운 무선 통신 서비스의 등장과 기존 서비스의 확대로 주파수 자원에 대한 수요는 지속적으로 증가하고 있다. 하지만 주파수 자원은 한정되어 있어 현재의 주파수 배분 방식을 고수한다면 앞으로 스펙트럼 고갈 문제

「이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (2019-0-00964, 스펙트럼 챌린지를 통한 기존 무선국 보호 및 주파수 공유기술 개발).」

부경대학교 전자공학과(Department of Electronic Engineering, Pukyong National University)

· Manuscript received September 25, 2020 ; Revised October 12, 2020 ; Accepted October 28, 2020. (ID No. 20200925-081)

· Corresponding Author: Chang Heon Lim (e-mail: chlim@pknu.ac.kr)

ⓒ Copyright The Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science. All Rights Reserved.

에 직면하게 될 것이다[1]. 이런 문제를 해결하기 위한 방법으로 주파수 공유(spectrum sharing) 개념이 등장하였다. 주파수 공유란 다수의 사용자가 동일한 주파수 대역을 함께 사용하는 것을 의미하는 것으로서 기존의 배타적 주파수 이용 방식보다는 주파수 이용 효율을 획기적으로 개선할 수 있을 것으로 기대되고 있다.

1998년 Mitola는 인지 무선(cognitive radio)[2] 기술을 제안하였다. 이 기술은 통신 기기가 주변 전파 환경을 인지하고, 그에 따라 최적의 통신 방식을 선택하여 사용하는 형태를 가리키는 매우 포괄적인 개념이었으나, 최근에는 우선 사용자(primary user)가 일시적으로 사용하지 않은 주파수 대역을 이차 사용자가 찾아서 사용하는 방식으로 인식되어 주파수 공유 개념 중에서 동적 스펙트럼 접근(dynamic spectrum access)을 실현할 수 있는 유력한 기술로 받아들여지고 있다.

인지 무선 시스템이 성공적으로 동작하려면 우선 사용자가 활동하는 지 여부를 정확하게 판단하는 것이 중요하다. 이러한 기능을 스펙트럼 센싱이라고 하는데, 이는 인지 무선의 핵심 기능 중의 하나이다. 스펙트럼 센싱을 얼마나 잘 수행하는가에 따라 우선 사용자에 대한 간섭 영향과 주파수 이용 효율이 결정된다고 할 수 있다.

인지 무선 기술은 TV 대역에 적용된 바가 있고, 이에 대한 표준화 기술로 IEEE802.22[3]가 발표되기도 하였다. 최근에는 인지 무선 기술 적용 대역으로 레이다 대역이 많은 관심을 모으고 있다. 이는 레이다 대역이 비교적 넓은 대역폭을 갖는데 비해 이용률이 높지 않기 때문이다[4]. 따라서 레이다 대역에 인지 무선 기술을 적용하면 해당 대역에 대한 이용률을 상당히 개선할 수 있을 것으로 기대되고 있다.

레이다 대역을 공유하기 위한 최초의 기술은 DFS (dynamic frequency selection)[5]이다. 이는 레이다 대역을 무선랜이 공유하도록 하기 위해 제안된 방식으로 무선랜이 레이다 신호를 발견하면 주파수 대역을 변경하는 방식이다. DFS가 레이다 신호를 감지하는 방식을 규정한 것은 아니지만 수신 신호의 전력 수준을 토대로 레이다 신호의 존재 여부를 파악하는 방법을 통상적으로 전제하고 있다. 이후 펄스 레이다 신호를 좀 더 잘 탐지하기 위해 순시 전력의 변화를 토대로 펄스 레이다 신호를 탐지하는 방안 등이 발표된 바 있다[6]. 이들 방법들은 모두 기본적으로 수신 신호의 전력을 기반으로 한 것으로 스펙트럼 센싱 관점에서 보면 에너지 검파의 범주에 속하는 방식들이라고 할 수 있다. 따라서 SNR이 낮은 경우에는 잡음 전력의 불확실성으로 인한 탐지 성능 저하 현상이 발생할 수 있다.

이후 펄스 압축이 적용된 펄스 레이다 신호를 검출하기 위하여 정합 필터를 사용하는 방식이 제안된 바가 있다[7]. 하지만 정합 필터 방식은 수신 신호 형태를 미리 정확하게 알고 있어야 하고, 동기도 정확하게 맞추어야 하기 때문에 SNR이 낮은 페이딩 환경에서 사용하기에는 적합하지 않다.

또 다른 펄스 레이다 검출 방식으로는 펄스 레이다 신호의 특징을 활용하는 방식을 들 수 있다. 이는 특징 기반 스펙트럼 센싱 방식의 범주에 속하는 것으로 주로 펄스 레이다 신호가 갖는 주기성을 이용하는 방식[7],[8]이다. 펄스 레이다 신호는 동일한 형태의 펄스가 반복적으로 나타나는 특징을 갖는 것으로 알려져 있다. 이후 스펙트럼 센싱 관점에서 펄스 레이다 신호를 검출하는 방안에 대한 연구 결과들이 발표되었다[9]~[12]. 여기에는 펄스 레이다 신호의 주기성[10],[11]이나 펄스 형태[12] 등을 활용하는 방안들이 포함된다.

지금까지 소개한 레이다 신호에 대한 스펙트럼 센싱 방법들은 에너지를 비교한다거나 주기성을 이용하는 등 레이다 신호의 한 가지 특징만을 이용하여 신호를 센싱하는 경우가 대부분이다. 만약 레이다 신호의 서로 다른 특징을 활용하는 스펙트럼 센싱 방법들을 함께 사용할 수 있는 방안이 있다면 보다 향상된 성능을 기대할 수 있다. 본 논문에서는 다양한 스펙트럼 센싱 방식의 검정 통계량을 DNN(deep neural network)이라는 머신 러닝 알고리즘으로 결합하여 펄스 레이다 신호의 존재 여부를 판단하는 방안을 제안하고, 기존의 개별적인 스펙트럼 센싱 방식을 이용했을 때보다 우수한 성능을 확보할 수 있음을 보여주고자 한다.

본 논문의 구조는 다음과 같다. 서론에 이어 2장에서는 논문에서 고려하고자 하는 기존의 레이다 신호에 대한 스펙트럼 센싱 방식을 소개한다. 그리고 3장에서는 DNN을 사용하여 이들 검파 방식들을 결합하는 다중 검파 방

식을 구체적으로 설명한다. 이어지는 4장에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 기존의 검파 방식과 다중 검파 방식의 성능을 보여주고, 5장에서는 결론을 맺고자 한다.

## Ⅱ 레이다 신호에 대한 기존의 스펙트럼 센싱 방식

임의의 펄스 레이다 신호가 시간 $n$에서 갖는 샘플을 $s(n)$이라 하고, 잡음 샘플을 $w(n)$이라 할 때, 레이다 신호 존재 여부에 따라 이차 사용자가 수신하는 신호 $r(n)$은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$r(n)=\begin{cases} w(n) & H_0 \\ h\cdot s(n)+w(n) & H_1 \end{cases} \tag{1}$$

위 식에서 가설 $H_0$와 $H_1$은 각각 레이다 신호가 존재하지 않는 경우와 존재하는 경우를 가리킨다. 그리고 $h$은 페이딩 채널 이득을 나타내는데 센싱 구간 동안에는 그 값이 변하지 않는다고 가정하고, $w(n)$은 AWGN을 나타낸다고 한다.

서론에서 언급한 바와 같이 본 논문에서 제안하고자 하는 다중 검파 방식은 다양한 스펙트럼 센싱 방식들로 구성되는데, 여기에는 에너지 검파 방식[9], 고유값 기반 방식[10], 자기 상관(autocorrelation detection) 방식[11], 일반화된 우도비 방식[12]이 포함된다. 지금부터 이들 방식들을 간단하게 소개하고자 한다.

### 2-1 에너지 검파방식

수신 신호의 샘플을 $\{\ r(n),\ \ n=1,\cdots,M\ \}$ 로 나타내면 에너지 검파방식은 수신 신호 $r(n)$의 에너지를 계산하고, 그 값을 임계값과 비교하여 신호의 유무를 결정하는 방법이다. 따라서 에너지 검파 방식에서의 검정통계량 $\Lambda_{ED}$은 다음과 같이 정의된다.

$$\Lambda_{ED}\equiv\sum_{n=1}^{M}|r(n)|^2 \tag{2}$$

### 2-2 자기 상관 기반 방식

펄스 레이다 신호는 일정한 간격으로 펄스가 반복적으로 나타나는 특성을 갖는다. $N$만큼의 일정한 시간 차이를 두고 레이다 펄스가 반복된다면 해당 시간 간격을 갖는 신호들 간의 상관도가 클 수 있다. 이러한 성질을 활용하는 자기 상관 기반 방식에서 정의하는 검정통계량 $\Lambda_{AC}$은 다음과 같다.

$$\Lambda_{AC}=\frac{\frac{1}{2M}\sum_{k=0}^{M-1}Re[r(k)r^*(k+N)]}{\hat{\sigma}_r^2} \tag{3}$$

이때 $M$은 신호 샘플의 수를 나타내며, $\hat{\sigma}_r^2\equiv\frac{1}{M}\sum_{k=0}^{M-1}|r(k)|^2$는 수신 신호의 평균 전력을 나타낸다.

### 2-3 최대 최소 고유값 비율 기반 방식

수신 신호 샘플로부터 신호 벡터 $\hat{r}(n)$을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\hat{r}(n)=[r(n)\,r(n-1)\ \ \cdots\ \ r(n-L+1)] \tag{4}$$

위 식에서 $L$을 스무딩 인자(smoothing factor) 라고 부른다. 그리고 신호 벡터 $\hat{r}(n)$을 이용해서 다음과 같이 자기 상관 행렬을 결정할 수 있다.

$$R=\frac{1}{N_s}\sum_{n=L}^{L-1+N_s}\hat{r}(n)\hat{r}^{\dagger}(n) \tag{5}$$

위 식에서 †는 켤레 복소수와 전치(transpose)연산을 나타내며, $N_s$는 $R$을 계산하는데 사용되는 신호의 벡터 개수이다. $R$의 고유값 중 최댓값과 최솟값을 각각 $\lambda_{\max}$, $\lambda_{\min}$이라고 할 때, 최대 최소 고유값 비율을 이용한 스펙트럼 센싱 방식은 검정통계량 $\Lambda_{MME}$을 다음과 같이 정의한다.

$$\Lambda_{MME}\equiv\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \tag{6}$$

### 2-4 일반화된 우도비(GLRT) 기반 방식

펄스 압축을 적용하지 않은 펄스 레이다 신호 $r(n)$은 일정한 시간 간격으로 구형 펄스가 발생하는 형태로 볼 수 있다. 여기서 하나의 레이다 펄스가 포함될 정도로 관측 구간을 설정하면, 이 기간동안 펄스 레이다 신호 $r(n)$은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r(n)=\begin{cases}A_0+w(n) & n=1,\cdots,n_0\\ A_1+w(n) & n=n_0+1,\cdots,n_1\\ A_0+w(n) & n=n_1+1,\cdots,N\end{cases} \tag{7}$$

이때 $w(n)$은 분산이 $\sigma^2$인 잡음을 의미하며, $N$은 관측 창의 길이를 의미한다. $A_0$과 $A_1$은 펄스 레이다 신호가 가질 수 있는 두 가지 값을 의미하며, $n_0$와 $n_1$은 각각 $A_1$ 값을 갖는 구간의 시작과 끝을 나타낸다. 이러한 신호 모델링에 대하여 GLRT(generalized likelihood ratio test) 기술을 적용하면 그에 따른 $L$은 다음과 같다.

$$L(r(1),r(2)\cdots r(N))=\max_{n_0,n_1}\left(\frac{\hat{\sigma_0}^2}{\hat{\sigma_1}^2}\right)^{N/2} \tag{8}$$

위 식에서 $\hat{\sigma_1}$ , $\hat{\sigma_0}$는 각각 펄스레이다 신호가 존재할 때와 그렇지 않을 때 분산 $\sigma^2$에 대한 최대 유사도 추정값(maximum likelihood estimation) 으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{\sigma_0}^2=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}|r(n)|^2 + \sum_{n=n_1+1}^{N}\left|r(n)-\hat{A}_0\right|^2\Bigg\} \tag{9}$$

$$\hat{\sigma_1}^2=\frac{1}{N}\Bigg\{\sum_{n=1}^{n_0}\left|r(n)-\hat{A}_0\right|^2+\sum_{n=n_0+1}^{n_1}\left|r(n)-\hat{A}_1\right|^2 \tag{10}$$

여기서 $\hat{A}_0$과 $\hat{A}_1$은 펄스 레이다 신호가 가질 수 있는 두 가지 값에 대한 추정값으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{A}_1=\frac{1}{n_1-n_0}\sum_{n=n_0+1}^{n_1}r(n) \tag{11}$$

$$\hat{A}_0=\frac{1}{n_0+N-n_1}\Bigg\{\sum_{n=1}^{n_0}r(n)+\sum_{n=n_1+1}^{N}r(n)\Bigg\} \tag{12}$$

실제 환경에서는 관측 기간 중에 여러 개의 레이다 펄스가 포함될 수 있는데, 이 때 GLRT 방식을 그대로 적용하게 되면 계산 복잡도가 매우 높아 구현이 어렵다. 이에 대한 대안으로 하나의 센싱 구간을 레이다 펄스 한 개가 포함된 정도로 작은 센싱 구간으로 잘게 분할하고. 세분화된 센싱 구간별로 GLRT를 적용한 후, 그에 따른 검정 통계량을 합산하여 최종적인 검정 통계량으로 표현할 수 있다[12]. 따라서 개별 세부 구간의 개수가 $M$이고, 세부 구간별 검정 통계량을 $\{L_1,L_2,\cdots,L_M\}$이라고 하면, 최종 검정 통계량 $L_{GLRT}$를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$L_{GLRT}=\sum_{i=1}^{M}L_i \tag{13}$$

## Ⅲ. 다중검파를 이용한 스펙트럼 센싱 방식

본 논문에서 제안하고자 하는 다중 검파를 이용한 스펙트럼 센싱 방식은 기존의 다양한 스펙트럼 센싱 방식의 검정 통계량을 DNN에 입력하여 우선 사용자 신호의 존재 유무를 판정하고자 하는 방식이다. 여기서 DNN은 인공 신경망(ANN)에서 은닉층이 2개 이상으로 구성된 신경망으로서 입력되는 검정 통계량을 기반으로 우선 사용자 신호의 존재 여부를 출력하는 역할을 한다.

본 논문에서는 구글에서 공개한 Tensorflow를 이용하여 DNN 모델을 설계하였다. DNN 모델은 입력층과 네 개의 은닉층 그리고 한 개의 출력층으로 구성되는 것으로 하였다. 입력층은 정규화된 4개의 검정통계량을 입력으로 받으며, 은닉층은 각각 30, 20, 10, 2개의 노드로 구성하였고, 마지막 은닉층을 제외한 나머지 은닉층이 끝날 때마다 배치정규화를 적용하였다. 그리고 출력층은 2개의 노드로 구성하였다. 은닉층의 활성함수로 ELU(exponential linear units)를 사용하였으며, 출력층의 활성함수로는 소프트맥스(softmax)를 채택하였다. 또한 에포크 사이즈(epoch)와 배치(batch) 사이즈는 각각 150과 1,000으로 설정하였다. 표 1은 DNN 모델 구조를 간략하게 나타낸 것이다.

DNN 모델 학습에 사용되는 데이터는 실제 데이터의 특성을 가능한 잘 반영하도록 하여야 한다. 반영되지 않는 요소가 있는 경우에 정도의 차이는 있지만, 결과적으로 학습이 충분히 이뤄지지 않기 때문에 성능 열화로 이어질 수 있다. DNN 모델의 학습과 검증을 위해 각각 45,000, 5,000개의 샘플 데이터를 이용하였다. 샘플데이터는 2가지 속성을 갖는 데이터로 구성되는데, 한 가지는 잡음만으로 구성된 데이터이고, 다른 한 가지는 신호와 잡음이 포함된 데이터인데, 후자의 경우에 SNR은 −15~0 dB 사이에 1 dB 간격으로 SNR 값을 고르게 갖도록 하

표 1. DNN 모델 구조
Table 1. Hyperparameters of DNN.

| Input: Normalized test statistics from multiple spectrum sensing schemes | | |
|---|---|---|
| Layers | Number of output neurons | Activation function |
| $D_1$ | 30 | ELU |
| Dropout | | |
| $D_2$ | 20 | ELU |
| Dropout | | |
| $D_3$ | 10 | ELU |
| Dropout | | |
| $D_4$ | 2 | Softmax |
| Output: Score vector (dimension: 2 × 1) | | |

였다. 샘플 데이터는 이들 두 가지 형태의 데이터를 절반씩 포함하도록 하였다. 학습과 검증 단계에서는 레이블 결과와 최대한 일치하는 결과를 내도록 DNN을 학습하였다. 그리고 나서 목표 오경보 확률을 달성하기 위해 필요한 임계값을 설정하기 위해 잡음만 포함된 1,000개의 샘플 데이터를 사용하였다. 그리고 최종적으로 오경보 확률과 검파 확률을 구하기 위해 각각 잡음만 포함된 1,000개의 샘플 데이터와 신호와 잡음이 포함된 1,000개의 샘플 데이터를 사용하였다.

개별 스펙트럼 센싱 방식의 검정 통계량의 크기는 그 범위가 방식에 따라 다를 수 있다. 따라서 이를 적절하게 활용하기 위해서는 개별 통계량의 범위를 동일하게 맞추어 주는 정규화 과정이 필요하다. 따라서 개별 검정 통계량을 $\Lambda$라고 하고, 훈련을 위해 사용된 50,000개의 샘플에서 각각의 검정통계량의 최댓값과 최솟값을 $\Lambda_{\max}$, $\Lambda_{\min}$라고 할 때, 정규화된 검정 통계량 $\Lambda_{norm}$ 를 다음과 같이 결정하는 것으로 설계하였다.

$$\Lambda_{norm} = \frac{\Lambda - \Lambda_{\min}}{\Lambda_{\max} - \Lambda_{\min}} \tag{14}$$

그리고 DNN의 최종 층 출력은 2개의 노드로 구성되는데 신호가 존재할 경우, 두 노드의 값은 [1, 0], 신호가 존재하지 않을 경우, [0, 1]이 되도록 학습한다. 이때 두 노드의 값은 각각 신호가 존재할 가능성과 그렇지 않을 가능성을 정량적으로 나타낸 것이다. 따라서 일반적인 분류 문제에서는 두 개의 노드 출력값 중에서 큰 값을 갖는 쪽으로 최종 판단을 내린다. 그러나 레이다의 경우에는 목표로 하는 오경보 확률이라는 사양이 충족되어야 한다. 이를 위해 두 노드의 출력값을 $[x, y]$이라고 할 때, $H_0$ 상황에서 $\frac{x}{y}$가 임계값을 초과하는 확률이 목표 오경보 확률이 되도록 실험적으로 임계값을 결정한다.

## Ⅳ. 모의실험 결과

본 장에서는 다중 검파 방식과 기존의 스펙트럼 센싱 방식들의 성능을 비교해 보고자 한다. 스펙트럼 센싱에 사용된 레이다의 사양은 샘플링 속도가 1 MHz이며, 센싱 시간은 1 ms이다. 또한 레이다 펄스 반복 주기는 0.1 ms이며, 펄스폭은 10 $\mu$s로 설정하였다. 목표로 하는 오경보 확률은 [0.01, 0.1]로 설정하며, 잡음 불확실성은 0 dB일 때와 2 dB일 때를 고려하였다. 송신 신호는 레이다 페이딩 환경을 고려하며, 이때 10 Hz의 도플러 주파수 영향을 받는 것으로 가정하였다.

그림 1과 그림 2는 SNR=−12dB일 경우, 오경보 확률 대비 검파 확률 성능을 나타내었다. 그림의 범례에서 DNN은 다중 검파방식을 가리키며, Energy detection, ei-

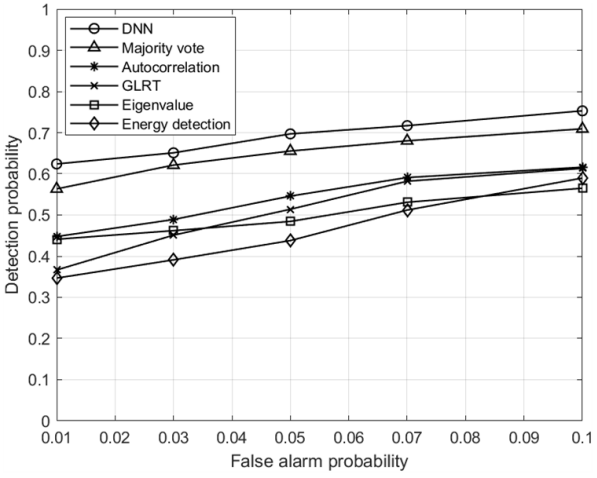


그림 1. SNR=−12 dB일때 검파 확률 (잡음 전력 불확실성=0 dB)
Fig. 1. Detection probability for SNR=−12 dB (noise power uncertainty=0 dB).

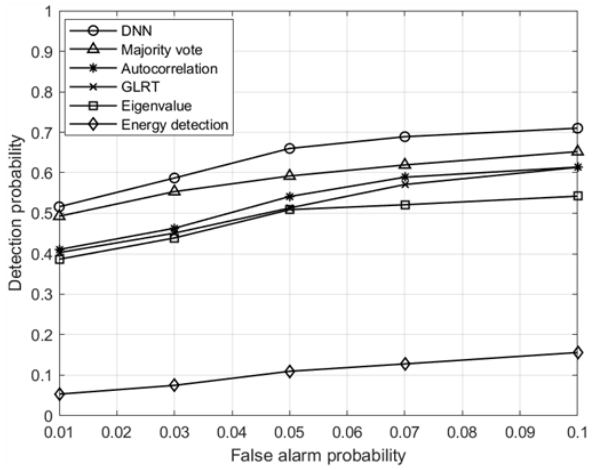


그림 2. SNR=12 dB일때 검파 확률 (잡음 전력 불확실성 =2 dB)

Fig. 2. Detection probability for SNR=−12 dB (noise power uncertainty=2 dB).

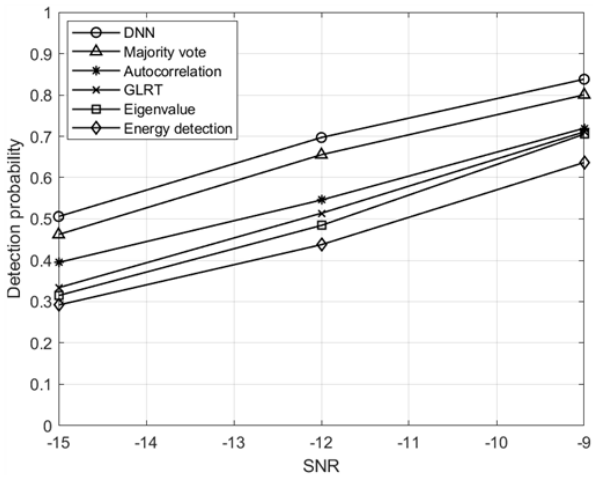


그림 3. SNR에 따른 검파 확률 (잡음 전력 불확실성=0 dB, PFA=0.05)

Fig. 3. Detection probability versus SNR (noise power uncertainty=0 dB, PFA=0.05).

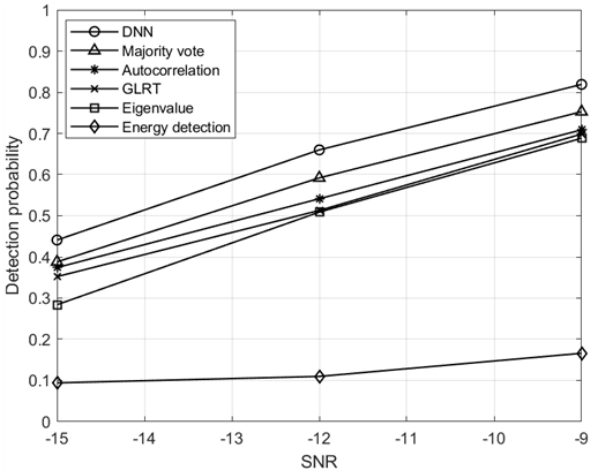


그림 4. SNR에 따른 검파 확률 (잡음 전력 불확실성=2 dB, PFA=0.05)

Fig. 4. Detection probability versus SNR (noise power uncertainty=2 dB, PFA=0.05).

genvalue, autocorrelation, GLRT는 각각 에너지 검파 방식, 최대 최소 고유값 비율 기반 방식, 자기 상관 기반 방식, 최대 우도비 기반 방식을 나타낸다. Majority vote는 다수결방식으로 기존의 4가지 스펙트럼 센싱의 경판정 결과에 다수결을 적용하여 우선 사용자 신호의 존재 여부를 판정하는 방식이다. 그림에서 보듯이 모든 오경보 확률에서 DNN 방식이 가장 좋은 성능을 보여주었다. 또한 DNN 방식의 경우, 잡음 전력 불확실성의 영향을 다른 방식들에 비해 적게 받은 것을 알 수 있다. 이러한 이유는 DNN 방식의 입력으로 여러 개의 검정통계량을 받으므로 데이터를 처리하는 과정에서 신뢰성 있는 정보만을 선택하여 사용하기 때문이다. 실제로 잡음 불확실성이 2 dB일 경우, 에너지 검파 방식의 검파 확률이 크게 감소하였으나, DNN 방식의 성능은 큰 차이를 보이지 않았다.

그림 3과 그림 4는 2가지 잡음 전력 불확실성 조건에서 SNR에 따른 검파 확률을 나타내었다. 여기에서 PFA는 오경보 확률(false alarm probability)을 나타낸다. DNN 방식의 경우 모든 SNR에서 가장 좋은 성능을 보여주었다. 이때 DNN 방식의 검파 성능이 SNR에 따라 개선되는 추세는 개별 검파 방식들의 검파 성능이 SNR에 따라 향상되는 비율의 평균과 비슷하다는 것을 알 수 있다.

그림 5와 그림 6은 2가지 잡음 전력 불확실성 조건에서 SNR=−12 dB일 때 다중 검파 방식에 포함되는 개별 스펙트럼 방식의 조합에 따라 성능이 어떻게 변하는 가를 그래프로 나타낸 것이다. ×마크 실선은 DNN의 입력으로 에너지 검파 방식을 단일로 사용했을 때를 나타냈으며, *마크 실선은 에너지 검파 방식과 최대 최소 고유값 비율 기반 방식을 이용한 경우, △마크 실선은 에너지 검파

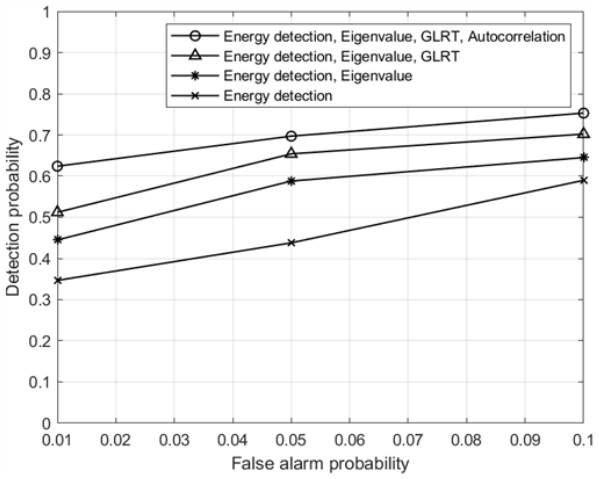


그림 5. 개별 스펙트럼 센싱 방식의 조합에 따른 검파 확률 (잡음 전력 불확실성=0 dB, SNR=−12 dB)

Fig. 5. Detection probability for several combinations of individual spectrum sensing methods (noise power uncertainty=0 dB, SNR=−12 dB).

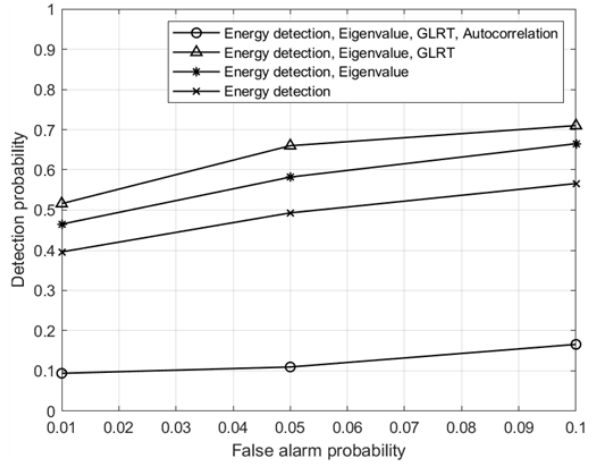


그림 6. 개별 스펙트럼 센싱 방식의 조합에 따른 검파확률 (잡음 전력 불확실성=2 dB, SNR=−12 dB)

Fig. 6. Detection probability for several combinations of individual spectrum sensing methods (noise power uncertainty=2 dB, SNR=−12 dB).

방식, 최대 최소 고유값 비율 기반 방식, 자기 상관 기반 방식을 이한 경우, ○마크 실선은 에너지 검파 방식, 고유값 방식, 자기 상관 방식, 일반화된 우도비 방식을 이용한 경우이다. 일반적으로 신뢰도 높은 검파 방식을 많이 포함할수록 다중 검파 방식의 검파 성능은 향상되는 것을 확인할 수 있다.

본 논문에서 제안한 방식은 4가지의 개별 검출 방식이 출력하는 검정 통계량을 DNN을 이용하여 종합한 후 최종 판단을 내리는 방식으로서 개별 검출 방식을 수행하기 위해 필요한 계산량에 덧붙여 DNN으로 인한 계산량이 필요하다. 하지만 DNN의 계산량은 훈련 과정에서 반복 학습 과정이 많이 클 수 있지만, 시험 과정에서는 그런 반복 과정이 없기 때문에 상대적으로 계산량이 크지 않다. 활성화 과정에서 발생하는 계산량을 무시할 때, DNN을 구성하는 노드 한 개에서 발생하는 계산량을 살펴보면, 입력 개수가 $N$이라면 이로 인해 발생하는 곱셈과 덧셈 계산량은 각각 $N$과 $N-1$이 되고, 이를 전체 노드에 적용하면 전체 계산량을 추산할 수 있다.

## Ⅴ. 결 론

본 논문에서는 펄스 레이다 신호에 대한 스펙트럼 센싱 성능을 개선하는 방안으로 기존의 여러 가지 스펙트럼 센싱 방식을 결합하여 사용하는 다중 검파 방식을 제안하였다. 여기에 포함된 개별 스펙트럼 센싱 방식으로는 에너지 검파 방식, 최대 최소 고유값 비율 방식, 자기 상관 기반 방식, 일반화된 우도비 기반 방식을 고려하였다. 개별 스펙트럼 센싱 방식들은 펄스 레이다 신호의 서로 다른 특징들을 활용하는데, 다중 검파 기반 스펙트럼 센싱 방식은 펄스 레이다 신호가 가지는 다양한 특징을 함께 활용함으로써 기존의 검파 방식들보다 높은 정확도를 가질 수 있었다. 이 과정에서 기존 검파 방식의 검정 통계량 결합을 위해 DNN 알고리듬을 사용하였는데, DNN 학습을 통해 적합한 검정 통계량 결합 방식을 도출하기 때문에 특정 검파 방식에서 성능이 낮게 나오더라도 나머지 방식들이 이를 보완해 주는 형태가 되도록 하여 더 신뢰도 있는 검파 결과를 보여준다고 판단된다.

## References

[1] S. Li, L. D. Xu, and S. Zhao, "5G internet of things: A survey," *Journal of Industrial Information Integration*,

vol. 10, pp. 1-9, Jan. 2018.

[2] J. Mitola, G. Q. Maguire, "Cognitive radio: Making software radios more personal," *IEEE Personal Communications*, vol. 6, no. 4, pp. 13-18, Aug. 1999.

[3] C. R. Stevenson, G. Chouinard, Z. Lei, W. Hu, S. J. Shellhammer, and W. Caldwell, "IEEE 802.22: The first cognitive radio wireless regional area network standard," *IEEE Communications Magazine*, vol. 47, no. 1, pp. 130-138, Jan. 2009.

[4] F. Paisana, N. Marchetti, and L. A. DaSilva, "Radar, TV and cellular bands: Which spectrum access techniques for which bands?," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 16, no. 3, pp. 1193-1220, 2014.

[5] Broadband radio access networks(BRAN): 5 GHz high performance RLAN: Harmonized EN covering the essential requirements of article 3.2 of the R&TTE directive, *ETSI EN 301 893, V.1.5.1*, Dec. 2008.

[6] M. Wen, L. Hanwen, "Radar detection for 802.11a systems in 5 GHz," in *Proceedings of the 2005 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, Wuhan, pp. 512-514, Sep. 2005.

[7] J. Sydor, S. Chow, "Draft Canadian analysis for BWAS and RADAR," *IEEE 802.RR-02/039r0*, Mar. 2002.

[8] W. McFarland, C. Zeng, and D. Dhamdhere, "Radar detection and dynamic frequency selection for wireless local area networks," *6,697,013 B2*, Feb. 2004.

[9] C. H. Lim, "Energy detection based spectrum sensing for radar signals in the presence of noise power uncertainty," *The Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol. 42, no. 5, pp. 982-984, May 2017.

[10] Y. Zeng, Y. C. Liang, "Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 57, no. 6, pp. 1784-1793, Jun. 2009.

[11] C. H. Lim, H. J. Kim, and C. J. Kim, "Detection of a radar signal using the periodicity of its autocorrelation function," *The Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol. 41, no. 7, pp. 732-737, Jul. 2016.

[12] C. H. Lim, D. A. Guimarães, "GLRT-based spectrum sensing techniques for pulse radar signals," *IEEE Communications Letters*, vol. 24, no. 2, pp. 447-450, Feb. 2020.

박 종 부 [부경대학교/학부생]

https://orcid.org/0000-0002-0890-6910

2015년 3월: 부경대학교 전자공학과 입학

[주 관심분야] 통신공학, 레이다 신호처리

임 창 헌 [부경대학교/교수]

https://orcid.org/0000-0001-7022-8914

1986년 2월: 서울대학교 전자공학과 (공학사)

1988년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사)

1993년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사)

1994년 8월～현재: 부경대학교 전자공학과 교수

[주 관심분야] 간섭 분석, 주파수 공유