

압축센싱 수신기를 이용한 무선 주파수 지문식별 시스템 구현

나선필*¹, 안준일*², 조성진*³

Implementation of Radio Frequency Fingerprint Identification System using Compressed Sensing Receiver

Sun-Phil Nah*¹, Jun-Il Ahn*², and Sung-Jin Jo*³

본 연구는 정부(방위사업청)의 재원으로 수행된 연구임(No. 912832101)

요 약

최근 들어 전자전(Electronic warfare) 분야에서 중요성이 강조되고 있는 스펙트럼 우세 전략은 광범위한 스펙트럼 인지를 요구하고 있다. 그러나 광범위한 스펙트럼 인지의 핵심 요구기능인 스펙트럼의 모든 중요 부분에 대한 지속적인 감시와 특정 위협 식별 능력은 아직 취약한 실정이다. 본 논문에서는 무선 주파수 지문식별 시스템을 구현하여 광범위한 스펙트럼 인지를 위한 두 가지 핵심기능의 성능을 제시하였다. 구현된 시스템은 스펙트럼의 지속적인 감시를 위해 서로 다른 주파수 대역에 존재하는 무선 주파수 신호를 동시에 탐지할 수 있는 압축센싱 수신기술을 적용하였고, 특정 위협 식별기능 구현을 위해 합성곱 신경망 기반의 2차원 ResNet 모델을 1차원 모델로 변환하여 무선 주파수 신호 식별에 적용하였다.

Abstract

The spectrum dominance strategy, which has recently been emphasized in the field of electronic warfare, requires pervasive spectrum awareness. However, the ability to continuously monitor all critical portions of the spectrum and identify specific threats, which is a key requirement for pervasive spectrum awareness, is still weak. In this paper, we implemented a radio frequency fingerprint identification system and presented the performance of two key functions for pervasive spectrum awareness. The implemented system applies a compressed sensing receiving technique that can simultaneously detect radio frequency signals existing in different frequency bands for continuous monitoring of the spectrum. To implement a specific emitter identification function, the 2-D ResNet model based on the convolutional neural network was converted into a 1-D model and applied to radio frequency signal identification.

Keywords

compressed sensing, radio frequency fingerprint identification, convolutional neural network

* 국방과학연구소 레이더전자전센터(*³ 교신저자)
- ORCID¹: <https://orcid.org/0009-0001-8432-7240>
- ORCID²: <https://orcid.org/0000-0003-3192-1315>
- ORCID³: <https://orcid.org/0000-0002-8225-9440>

· Received: Jun. 05, 2023, Revised: Jul. 03, 2023, Accepted: Jul. 06, 2023
· Corresponding Author: Sung-Jin Jo
Radar and Electronic Warfare Technology Center, Agency for Defense Development, Daejeon, Korea
Tel.: +82-42-821-2806, Email: sungjin@add.re.kr

1. 서 론

최근 디지털 통신기술의 발달로 전자기 스펙트럼 범위가 더욱 광범위해지면서 그동안 전장에서 전자전(EW, Electronic Warfare) 개념이 단순한 플랫폼 개념이 아닌, 스펙트럼 작전(EMSO, Electromagnetic Spectrum Operation) 개념으로 변화되면서 전자전 분야에서 스펙트럼 우세 전략의 중요성이 부각되고 있다[1]. 전자전 관점에서 스펙트럼 우세 전략 중의 하나인 광범위한 스펙트럼 인지는 스펙트럼 상의 주파수를 사용하고 있는 주체가 누구인지, 어디에 있는지 그리고 스펙트럼 사용 목적이 무엇인지를 특정할 수 있어야 한다[2]. 위의 목적을 달성하기 위해 필요한 기능으로는 스펙트럼의 모든 중요 부분에 대한 지속적인 감시와 위협 신호에 대한 빠르고 정확한 분류, 그리고 특정 위협 식별기능을 제공해야 한다. 또한 위협에 대한 정확한 위치추정과 네트워크를 통한 핵심 정보 공유능력을 보유하여야 한다. 스펙트럼의 모든 중요 부분에 대한 지속적인 감시가 가능하려면 전체 스펙트럼내에 서로 다른 대역에 존재하는 중요 신호들을 동시에 탐지할 수 있어야 한다. 기존 디지털 방식의 전자전 수신장치는 신호 복원을 위한 최소 샘플링 속도가 최대 주파수의 두 배이상이어야 하기 때문에 수신장치의 수신신호 대역폭이 넓어질수록 샘플링 속도와 처리해야 하는 데이터의 양이 급격하게 증가하게 된다는 문제가 있다. 또한 통신신호에 대한 식별이 가능하려면 기존의 변조방식, 심볼을 등과 같은 특징 파라미터 비교방식으로는 무선 단말기를 특정할 수 없다.

본 논문에서는 광범위한 스펙트럼 인지를 위한 두 가지 핵심기능인 스펙트럼의 모든 중요 부분에 대한 지속적인 감시와 특정 위협에 대한 식별 가능성을 확인하기 위해 압축센싱 수신기술을 적용한 무선 주파수 지문식별 시스템을 구현하였고, 구현된 시스템의 시험결과를 제시하였다. 압축센싱 수신기술은 압축 가능한 신호를 수신단계에서부터 압축하여 샘플링하는 새로운 신호 수신방법으로, 통상적으로 다루는 신호들은 대부분 특정한 신호공간으로 변환했을 때 대부분의 값이 0에 근접한 아주 작은

값을 갖고 희소(Sparse) 신호만 유의미한 값을 갖는다. 따라서 희소신호는 아주 적은 수의 선형축정만으로도 원래의 신호를 거의 완벽하게 복원시킬 수 있다는 것이 핵심이다[3]. 이스라엘 Technion 대학의 Eldar 교수는 2011년에 압축센싱 이론을 적용한 MWC(Modulated Wideband Converter)를 제안하였다. MWC는 서로 다른 주파수 대역에 동시에 존재하는 무선통신 신호를 대상으로 희소신호를 Sub-Nyquist 속도로 샘플링하여도 거의 완벽하게 복원할 수 있다는 압축센싱 이론이, 이론만이 아닌 실제 구현 가능한 것임을 보였다.

스펙트럼 인지의 두 번째 핵심 기능인 특정위협 식별(SEI, Specific Emitter Identification)은 무선보안 분야에서 연구되고 있는 무선 주파수 지문(RFF, Radio Frequency Fingerprint) 기술을 이용하여 위협 식별 기능을 구현하였다. 무선 주파수 지문기술은 물리계층에서 나타나는 단말기 고유의 특징을 기반으로 무선 단말기를 식별하는 기술로 단말기의 아날로그 부품, 즉 증폭기, 필터, 믹서등의 성능이 단말기마다 미세한 차이가 존재하고, 이 미세한 차이는 송신되는 무선신호에 서로 다르게 반영되기 때문에 이 미세한 차이를 단말기를 구별하는 지문으로 사용한다. 무선 주파수 지문기술은 크게 천이구간의 특징을 지문으로 이용하는 방식과 디지털 신호의 변조 에러를 지문으로 이용하는 방식으로 나눌 수 있다[4][5]. 본 논문에서는 천이구간의 주파수 특성을 지문으로 사용하였고, 합성곱 신경망 기반의 2-D ResNet 모델을 1차원으로 변환한 1-D ResNet 모델을 이용하여 무선 주파수 지문 식별 시스템을 구현하였다[6][7].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 관련연구로 압축센싱 이론을 구현한 MWC의 신호처리 절차와 무선 주파수 지문 기술의 신호처리 절차에 대해 살펴보고 3장에서는 본 논문에서 구현한 압축센싱 수신기술을 이용한 무선 주파수 지문식별 시스템에 대해 자세하게 기술하였다. 4장에서는 DMR(Digital Mobile Radio) 단말기를 이용한 무선 주파수 지문 식별 시스템의 실험결과에 대해 논하고 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구방향에 대하여 기술하였다.

II. 관련 연구

2.1 변조 광대역 변환기(Modulated wideband converter)

이스라엘 Technion 대학의 Eldar 교수는 인지무선(CR, Cognitive Radio)의 스펙트럼 센싱에 압축센싱 이론의 적용 가능성을 확인하기 위해 MWC를 구현하였다. MWC는 무선신호들의 반송 주파수와 같은 사전정보 없이 광대역 스펙트럼상에 존재하는 무선 신호들을 동시에 탐지 및 복원할 수 있도록 설계되었다. MWC의 Sub-Nyquist 샘플링을 위한 하드웨어 주요 스펙은 아래의 그림 1과 같다[8].

| Parameter | Choice |
|-----------------------------|---|
| signal model | $N = 6, B = 19 \text{ MHz}, f_{\text{Nyq}} = 2 \text{ GHz}$ |
| number of channels m | 4 |
| waveform type | periodic sign alternation |
| alternation rate | 2.075 GHz |
| sign pattern length M | 108 |
| period f_p | $2.075/108 = 19.212 \text{ MHz}$ |
| filter cut-off | 33 MHz |
| sampling rate/channel f_s | 70 MHz |
| total rate mf_s | 280 MHz |

그림 1. MWC의 프로토타입 하드웨어 스펙
Fig. 1. Prototype hardware specifications of MWC

MWC가 동시에 처리할 수 있는 신호의 개수(N)는 6개이고 무선 신호의 최대 점유 대역폭(B)은 19MHz이며 최대 입력 주파수는 1GHz이다. 샘플링을 위한 물리채널 수는 4개이고, 각 채널의 샘플링 속도는 70MHz이기 때문에, MWC의 전체 샘플링 속도는

280MHz로 Nyquist 샘플링 속도의 약 1/7 수준이다.

MWC의 신호복원 절차는 그림 2와 같이 디지털 도메인에서 3단계로 이루어진다[9].

첫 번째 단계는 CTF 블록으로 4개의 샘플링 채널의 출력 $y[n]$ 들을 취합하여 프레임을 구성하고 OMP(Orthogonal Matching Pursuit)[10] 알고리즘을 이용하여 기저대역으로 압축된 신호로부터 신호가 존재하는 스펙트럼 슬라이스의 인덱스 집합인 S 를 찾는다. 두 번째 단계는 S 를 이용하여 복원대상 신호의 에너지를 포함하고 있는 스펙트럼 슬라이스를 실시간으로 복원하여 결과 $z[n]$ 을 출력한다. 세 번째 단계는 디지털 알고리즘을 이용하여 반송주파수 f_i 와 기저대역 신호 $I(t), Q(t)$ 를 추정한다. 원신호 복원은 추정된 반송주파수와 기저대역신호를 이용하여 이루어진다.

2.2 무선 주파수 지문기술

무선 주파수 지문기술은 무선 단말기의 송신과형에 의도치 않게 포함된 단말기 하드웨어 고유 특성을 추출하여 수신 단말기에서 송신 단말기를 식별하는 기술을 말한다. 송신 단말기를 식별하는 기능으로 인해 무선 주파수 지문기술은 5G 무선 네트워크의 장치인증을 가능하게 하는 유력한 후보기술로 다루어지고 있다[11].

무선 주파수 지문기술은 물리 특성 추출부와 신호 식별부로 구성된다. 물리 특성 추출부의 특성추출은 수집된 신호의 천이구간과 정상상태 구간에서 추출할 수 있다[12][13].

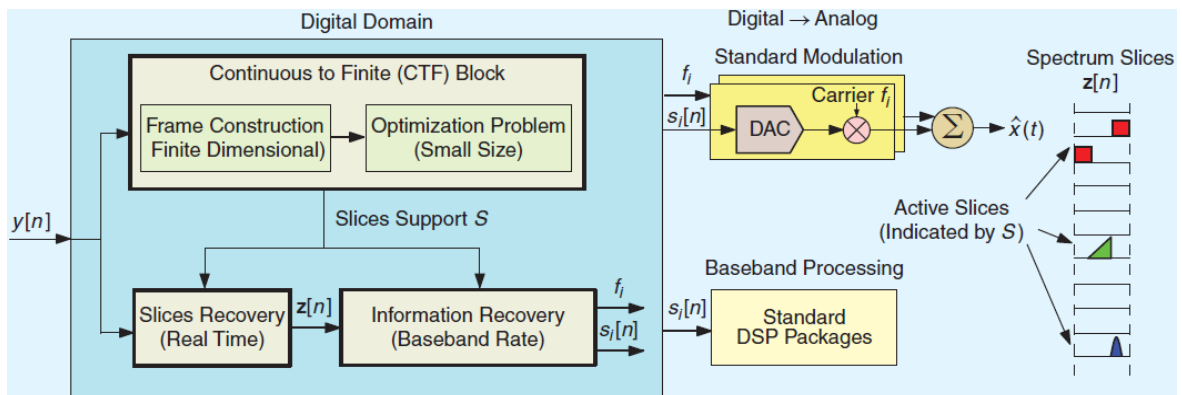


그림 2. MWC 신호복원 블록도
Fig. 2. Block diagram of signal recovery of MWC

천이구간 기반의 무선 주파수 지문기술은 신호 송신전 잡음구간에서 신호가 정상적으로 송신되기까지의 과도구간에서 지문을 추출하기 때문에 과도구간의 시작점을 올바르게 감지해야 한다[14]. 정상상태 구간 기반의 무선 주파수 지문기술은 신호의 변조된 부분에서 특징을 추출하고 대상신호의 변조 방식에 관련된 사전정보를 활용할 수 있다는 장점이 있다. 신호식별부에 사용되는 알고리즘은 지도학습과 비지도학습으로 나눌 수 있다. 지도학습 알고리즘은 레이블이 부여된 지문 집합을 이용하며, 학습을 수행한 후 학습된 모델을 이용하여 송신 단말기를 분류한다[15]. 주로 사용되는 알고리즘으로는 k-NN(k-Nearest Neighbors), SVM(Support Vector Machine), DNN(Deep Neural Network) 등이 있다. 비지도학습 알고리즘은 지문에 레이블이 부여되지 않기 때문에 지문 세트를 대상으로 지문을 그룹화한 후 동일한 그룹에 속한 지문으로 송신 단말기를 분류한다. 주로 사용되는 알고리즘으로는 k-Means 또는 밀도기반의 군집추정 알고리즘 등이 있다.

III. 무선 주파수 지문식별 시스템

광범위한 스펙트럼 인지의 가능성을 확인하기 위한 목적으로 구현된 무선 주파수 지문식별 시스템은 무선 신호 수집부, 물리 특성 추출부, 그리고 신호식별부로 구성된다.

3.1 무선 신호 수집부

스펙트럼의 모든 중요 부분에 대한 지속적인 감시와 특정 위협에 대한 식별 가능성을 확인하기 위한 무선 신호 수집부 하드웨어는 MWC의 구성을 참고하여 그림 3과 같은 구조로 구현하였다.

무선 신호 수집부는 안테나, 고주파 신호 수신모듈, 그리고 압축센싱 신호 탐지모듈로 구성된다. 안테나는 자유공간으로 전파되는 다수의 신호를 동시에 수신한다. 여기서, 다수의 신호 x 는 0이 아닌 원소가 k 개 있는 신호벡터로 이루어진다. 이때 k 는 동시에 탐지할 수 있는 신호의 최대 개수를 의미한다. 고주파 신호 수신모듈은 수신 대역폭 내에 존재하는 k 개 이하의 고주파 신호와 의사이진수열(PRBS, Pseudo-Random Binary Sequency) 신호를 혼합하여 기저대역으로 압축하고, 압축된 기저대역 신호를 저대역 통과 필터(LPF)로 필터링한다. 이때 의사이진수열 신호($p_i(t)$)는 주기신호로 주기($T_p=1/f_p$)를 갖기 때문에 이산 푸리에 급수 표현은 식 (1)과 같다.

$$p_i(t) = \sum_{l=1}^L c_{il} e^{j2\pi f_p l t} \quad (1)$$

이산 푸리에 급수의 계수(c_{il})는 신호복원에 측정행렬로 사용된다. 이때 c_{il} 의 i 는 측정행렬의 행을 의미하고 행의 개수는 수신채널의 수와 같다. l 은 측정행렬의 열을 의미하고 열의 개수는 계수의 개수 L 이 된다.

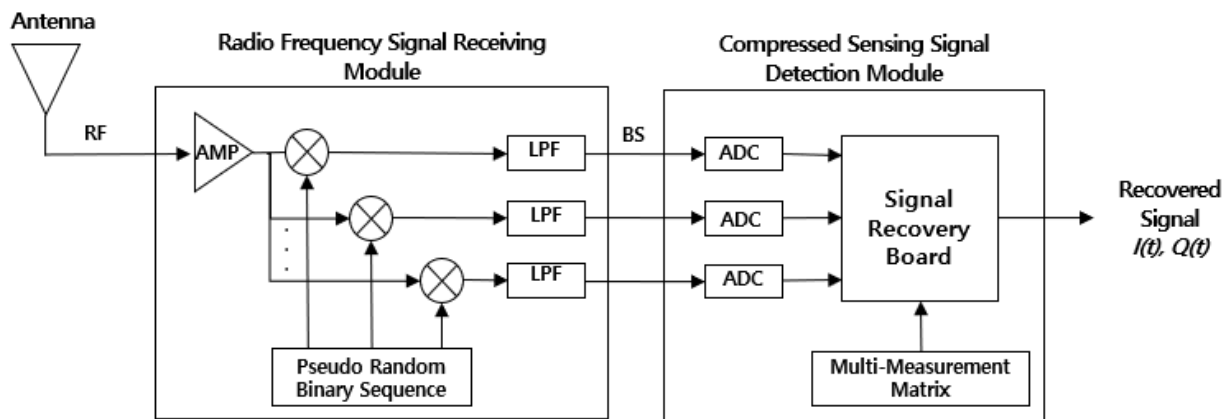


그림 3. 무선 신호 수집부 구조
Fig. 3. Architecture of radio frequency signal receiving part

압축센싱 신호 탐지모듈은 고주파 신호 수신모듈에 의해 필터링된 기저대역 신호를 ADC를 통하여 디지털 신호로 변환한 후 다중측정행렬을 이용하여 신호복원판에서 k 개 이하의 원신호를 복원하여 출력한다. 기존의 MWC에서 사용된 측정행렬(c_{it})의 열들은 스펙트럼 슬라이스를 의미하고, 스펙트럼 슬라이스의 대역폭은 f_{mq}/L 에 의해 결정된다. 스펙트럼 슬라이스의 중심 주파수(f_p)와 탐지되는 신호간에 주파수 오프셋은 스펙트럼 슬라이스의 대역폭 내에서 랜덤하게 발생하기 때문에 스펙트럼 슬라이스의 대역폭이 커질수록 주파수 오프셋의 범위가 커지게 된다.

본 논문에서는 스펙트럼 슬라이스의 대역폭을 N 개로 나누면 최대 주파수 오프셋이 $1/N$ 로 감소하는 효과를 반영할 수 있도록, 그림 4에서 회색으로 표시된 기존 OMP 알고리즘을 다중측정행렬에 적합하도록 그림 4와 같이 확장하였다. 다중측정행렬의 측정행렬의 개수는 n 개이고, 각각의 측정행렬은 $m \times l$ 의 크기를 갖는다. 이때 m 은 가상채널 수를 의미하고 l 은 PRBS 패턴의 길이와 같다.

먼저 Y 벡터는 그림 3의 기저대역으로 압축된 신호들에 대한 ADC 출력으로 구성하고 잔차(R^i)를 계산한다. 이때 잔차의 초기값(R^0)은 Y 이고 서포트의 초기값은 공집합이다. 대표측정행렬은 다중측정행렬에서 스펙트럼 슬라이스의 중심주파수(f_p)와 가

장 가까운 측정행렬(A)을 선택한다. Match 블록은 식 (2)와 같이 측정행렬(A)의 역행렬과 기저대역으로 압축된 신호들로 구성된 잔차의 행렬곱 연산을 수행한다.

$$H^i = A^H R^i \tag{2}$$

이때 i 는 i 번째 반복을 의미하고 A^H 는 대표측정행렬(A)의 Hermitian Transpose를 의미한다. 서포트 블록은 벡터 H^i 에서 최대값을 찾는다. 이때 j 가 가장 큰 신호가 존재하는 스펙트럼 슬라이스의 번호, 즉 측정행렬의 열벡터 인덱스인 서포트(S_j)가 된다. 서포트 행렬 블록은 다중측정행렬에서 서포트 S_j 에 해당하는 열벡터 N 개로 구성된 행렬과 잔차를 이용하여 아래 식 (3)을 계산한다.

$$H_j^i = A_j^H R^i \tag{3}$$

측정행렬 선택 블록은 벡터 H_j^i 에서 최대값($h_{j,k}^i$)을 찾는다. 이때 k 가 수신된 신호와 주파수 오프셋이 최소인 측정행렬 번호가 된다. 측정행렬 선택 블록의 출력 $S_{j,k}$ 는 k 번째 측정행렬의 j 번째 열벡터를 의미하는 서포트가 된다. 서포트 갱신 블록은 측정행렬 선택 블록의 출력 $S_{j,k}$ 를 서포트 집합에 추가한다.

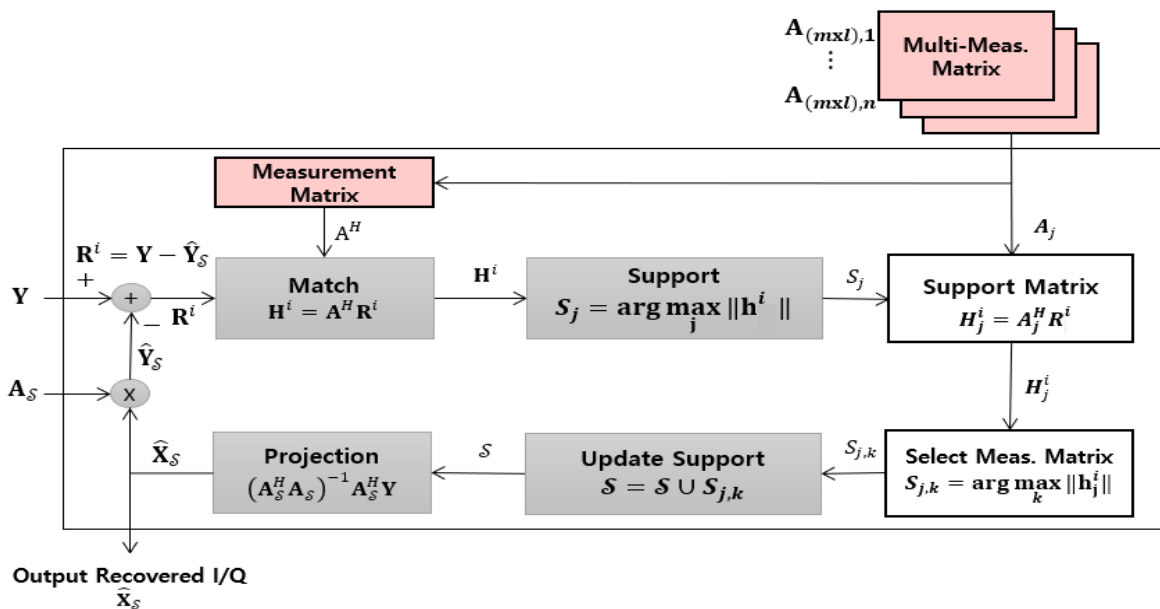


그림 4. 다중측정행렬을 이용한 신호복원 절차
 Fig. 4. Signal recovering procedure using multiple measurement matrices

Projection 블록은 서포트 집합 S로 구성된 측정행렬 A_s 을 이용하여 아래 식 (4)를 계산한 후 신호복원 결과인 \hat{X}_s 을 출력한다.

$$\hat{X}_s = (A_s^H A_s)^{-1} A_s^H Y \quad (4)$$

식 (4)에 의해 복원된 신호는 다음 반복을 위해 압축된 신호 Y에서 제거되고, 사전에 설정된 개수의 신호 복원이 마무리 될 때까지 위의 절차를 반복한다.

3.2 물리 특성 추출부

물리 특성 추출부는 복원된 복소신호(\hat{X}_s)로부터 천이구간을 추출하는 단계와 천이구간의 주파수 특성을 지문으로 추출하는 단계로 구성된다. 천이구간을 추출하는 단계는 먼저 신호가 존재하는 버스트 영역을 지정한 후 천이구간을 추출한다. 버스트 영역은 그림 5와 같이 일정 크기의 윈도우를 설정한 후 전체 복원신호를 대상으로 임계값을 초과하는 윈도우 영역을 검출한 후 샘플 길이가 너무 작은 윈도우 영역을 제거하는 방식으로 선택한다.

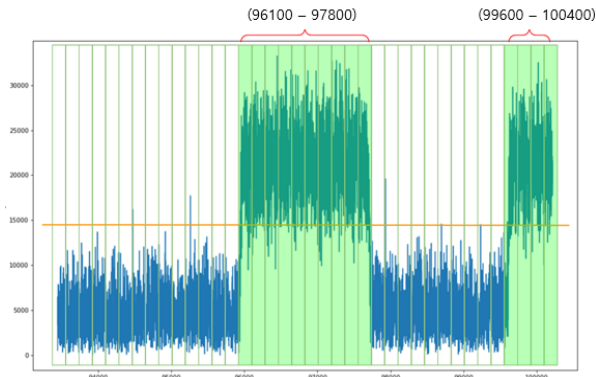


그림 5. 버스트 영역 선택
Fig. 5. Burst region selection

천이구간은 그림 6과 같이 버스트 영역 데이터를 대상으로 임계값을 초과하는 첫 번째 샘플 데이터로부터 랜덤 마진을 설정한 후 선택된 마진 값으로부터 사전에 결정된 크기의 천이구간을 추출한다. 랜덤 마진을 이용한 천이구간 추출은 무선 신호 수집 환경에 따라 버스트 영역의 시작점이 달라질 경우,

무선신호 식별성능이 저하되기 때문에 다양한 수집 환경에 대한 학습데이터 수집을 위해 적용하였다.

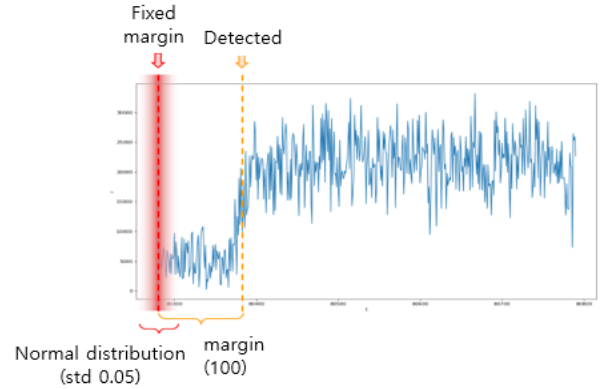


그림 6. 랜덤 마진을 이용한 천이구간 추출
Fig. 6. Extraction of transient interval using random margin

지문추출 단계는 시간 도메인의 천이구간 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 천이구간의 주파수 특성을 지문으로 추출하는 단계로 천이구간 I/Q 데이터에 Complex FFT 알고리즘을 적용하여 추출하였다. 그림 7은 주입신호의 지문과 SNR 10dB 조건의 지문이다.

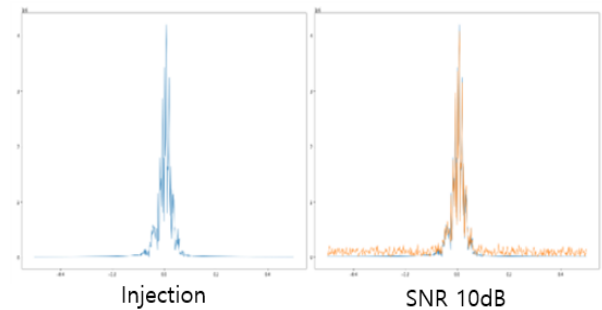


그림 7. 신호 지문
Fig. 7. Fingerprint of signal

3.3 무선 신호 식별부

무선 신호 식별부는 실시간으로 수신기에 수신되는 무선 신호를 식별하는 단계로 이미지 데이터를 분류하기 위한 목적으로 개발된 2-D ResNet 모델을 무선 신호 지문을 처리하기에 적합하도록 그림 8과 같이 1차원으로 변환된 18-layer 1-D ResNet 모델을 이용하였다.

| layer name | output size | 18-layer | 34-layer | 50-layer | 101-layer | 152-layer |
|------------|-------------|---|---|---|--|--|
| conv1 | n | | | 7×7, 64, stride 2 | | |
| | | 3×3 max pool, stride 2 | | | | |
| conv2_x | n/2 | $\begin{bmatrix} 3 & , & 64 \\ 3 & , & 64 \end{bmatrix} \times 2$ | $\begin{bmatrix} 3 & , & 64 \\ 3 & , & 64 \end{bmatrix} \times 3$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$ |
| conv3_x | n/4 | $\begin{bmatrix} 3 & , & 128 \\ 3 & , & 128 \end{bmatrix} \times 2$ | $\begin{bmatrix} 3 & , & 128 \\ 3 & , & 128 \end{bmatrix} \times 4$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$ |
| conv4_x | n/8 | $\begin{bmatrix} 3 & , & 256 \\ 3 & , & 256 \end{bmatrix} \times 2$ | $\begin{bmatrix} 3 & , & 256 \\ 3 & , & 256 \end{bmatrix} \times 6$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 36$ |
| conv5_x | n/16 | $\begin{bmatrix} 3 & , & 512 \\ 3 & , & 512 \end{bmatrix} \times 2$ | $\begin{bmatrix} 3 & , & 512 \\ 3 & , & 512 \end{bmatrix} \times 3$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$ | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$ |
| | 1 | average pool | | | 20-d fc softmax | |

그림 8. 지문식별을 위한 1-D ResNet 구조
 Fig. 8. Structure of 1-D ResNet for fingerprint identification

ResNet 모델의 입력은 천이구간을 Complex FFT 한 신호지문이고, 신호지문 학습에는 DMR 단말기 각각에 대해 사전에 수집된 1,800개의 데이터와 SNR 10dB, 20dB 조건을 모의한 데이터를 포함한 총 5,400개의 데이터를 사용하였다. 모델학습용으로 80%, 모델검중에 나머지 20%를 할당하였다. 무선 주파수 지문식별에는 학습결과 생성된 Best Check Point 모델을 적용하였다.

IV. 실험결과



그림 9. 시험환경 구성
 Fig. 9. Configuration of test environment

실험은 광범위한 스펙트럼 인지를 위한 두 가지 핵심기능인 서로다른 주파수 대역에 존재하는 무선 신호의 동시 탐지능력과 특정 위협 식별 가능성을 확인하기 위해 수행하였고 시험환경은 무선 주파수

지문식별 시스템, DMR 단말기 그리고, 계측기를 이용하여 그림 9와 같이 구성하였다.

4.1 무선신호 동시 탐지

스펙트럼의 모든 중요 부분에 대한 지속적인 감시 능력을 확인하기 위해 R&S사의 벡터신호발생기 SMVB-100B를 이용하여 15개의 RF 신호를 등간격으로 발생하고, Keysight사의 벡터신호발생기인 MXG-N5182B를 이용하여 1개의 RF 신호를 발생하여 총 16개의 RF 신호를 제작한 장치에 주입하였다. 무선 주파수 지문식별 시스템을 이용하여 전체 수신 대역폭을 실시간 감시하여 신호를 탐지한 결과는 그림 10과 같다.

그림 10의 상단 스펙트럼의 왼쪽 끝은 수신 대역폭의 최소 주파수를 의미하고 오른쪽 끝은 최대 주파수를 의미한다. 장치의 수신 대역폭 내에 신호가 존재하는 스펙트럼 슬라이스 16개가 동시에 탐지되는 것을 확인할 수 있다.

그림 10에서 노란색으로 표시된 부분은 탐지된 스펙트럼 슬라이스를 의미하고, 노란색 위에 녹색으로 표시된 것은 탐지된 신호를 의미한다. 16개로 분할된 스펙트럼 중 왼쪽 상단의 스펙트럼은 MXG-N5182B에서 발생한 RF 신호가 탐지된 것을 나타내고, 나머지 15개의 스펙트럼은 SMVB-100B에서 등간격으로 발생한 RF 신호가 탐지된 결과이다.

8 압축센싱 수신기를 이용한 무선 주파수 지문식별 시스템 구현

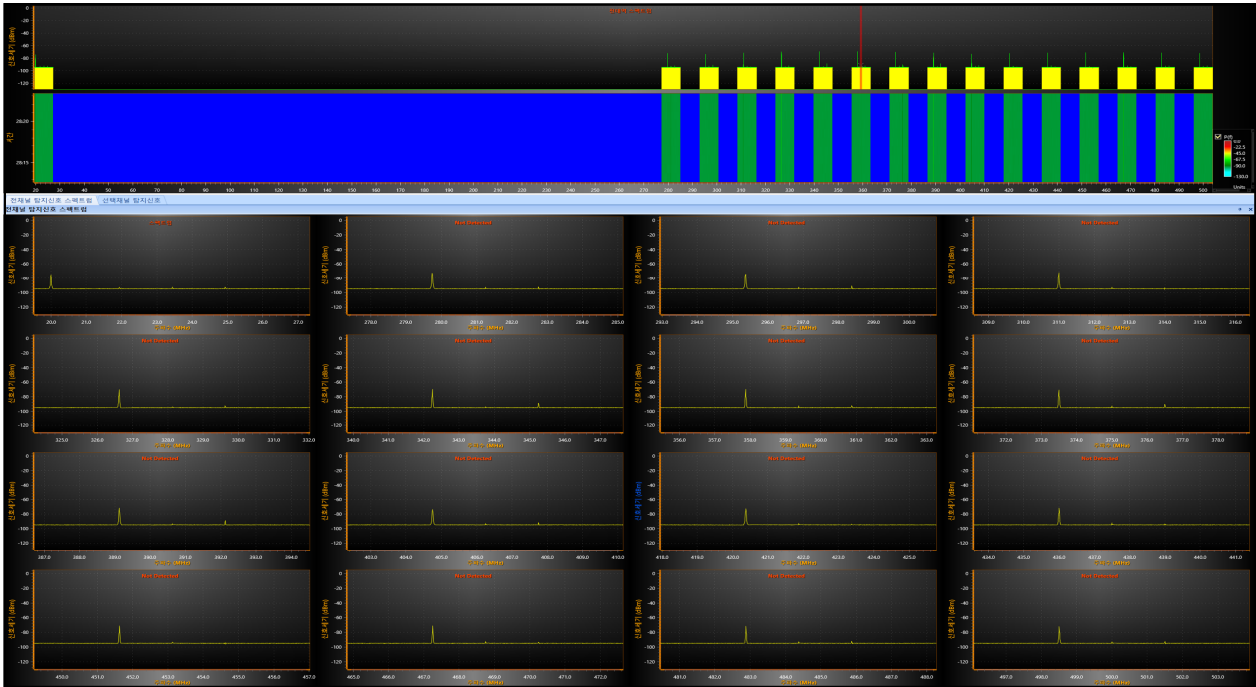


그림 10. 무선신호 동시탐지 결과
Fig. 10. Radio signal simultaneous detection result

4.2 무선 주파수 지문식별

무선 주파수 지문식별 성능에 대한 실험은 기 학습된 18-layer 1-D ResNet의 Best Check Point 모델을 제작된 무선 주파수 지문식별 시스템에 탑재하여 수행하였고, 시험대상 무선 단말기는 윈어택사의 N-1000 UHF DMR 5대, VHF DMR 5대, 모토롤라사의 XiR P3688 UHF DMR 5대, VHF DMR 5대를 이용하였으며 시험 주파수는 표 1과 같이 설정하였다. 시험은 주입시험과 방사시험으로 나누어 수행하였고 주입시험은 단말기 별로 f1 주파수 50회, f2 주파수 50회, f3 주파수 50회를 수행하였다.

표 1. 시험 주파수
Table 1. Test frequency

| Frequency band | Test frequency(MHz) | |
|----------------|---------------------|----------|
| VHF | f1 | 146.5125 |
| | f2 | 146.5500 |
| | f3 | 146.5875 |
| UHF | f1 | 422.4750 |
| | f2 | 422.5000 |
| | f3 | 444.1500 |

주입시험의 정확도는 표 2와 같이 평균 96.4%의 정확도를 보였다.

표 2. 주입시험 정확도
Table 2. Injection test accuracy

| DMR no. | Model | Test result | | |
|---------|------------|-------------|---------|----------|
| | | Trial | Success | Accuracy |
| 1 | N-1000 VHF | 150 | 149 | 99.3 |
| 2 | | 150 | 148 | 98.7 |
| 3 | | 150 | 136 | 90.7 |
| 4 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 5 | | 150 | 149 | 99.3 |
| 6 | N-1000 UHF | 150 | 150 | 100.0 |
| 7 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 8 | | 150 | 149 | 99.3 |
| 9 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 10 | P3688 VHF | 150 | 149 | 99.3 |
| 11 | | 150 | 97 | 64.7 |
| 12 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 13 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 14 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 15 | P3688 UHF | 150 | 150 | 100.0 |
| 16 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 17 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 18 | | 150 | 150 | 100.0 |
| 19 | | 150 | 116 | 77.3 |
| 20 | 150 | 150 | 100.0 | |
| Sum | | 2,893 | 3,000 | 96.4 |

DMR11, DMR19와 같은 일부 단말기의 경우 평균보다 매우 낮은 정확도를 보였다. 학습데이터 지문과 시험데이터 지문을 분석한 결과 일부 단말기의 경우 PTT(Push to Talk) 버튼 조작 속도 또는 예열시간에 민감한 특성을 갖는 것으로 추정된다.

방사시험은 단말기와 제작장치를 약 160m 이격된 위치에서 주입시험과 같이 단말기별로 f1 주파수 100회, f2 주파수 100회, f3 주파수 100회를 수행하였다. 방사시험의 정확도는 표 3과 같이 평균 94.3%의 정확도를 보였다. DMR03의 식별 정확도 저하는 시험중에 예기치 않게 유입된 간섭신호의 영향인 것으로 추정된다.

표 3. 방사시험 정확도

Table 3. Radiation test accuracy

| DMR no. | Model | Test result | | |
|---------|------------|-------------|---------|----------|
| | | Trial | Success | Accuracy |
| 1 | N-1000 VHF | 300 | 297 | 99.0 |
| 2 | | 300 | 249 | 83.0 |
| 3 | | 300 | 109 | 36.3 |
| 4 | | 300 | 300 | 100.0 |
| 5 | | 300 | 297 | 99.0 |
| 6 | N-1000 UHF | 300 | 299 | 99.7 |
| 7 | | 300 | 300 | 100.0 |
| 8 | | 300 | 300 | 100.0 |
| 9 | | 300 | 295 | 98.3 |
| 10 | | 300 | 300 | 100.1 |
| 11 | P3688 VHF | 300 | 299 | 99.7 |
| 12 | | 300 | 270 | 90.0 |
| 13 | | 300 | 299 | 99.7 |
| 14 | | 300 | 283 | 94.3 |
| 15 | | 300 | 298 | 99.3 |
| 16 | P3688 UHF | 300 | 300 | 100.0 |
| 17 | | 300 | 300 | 100.0 |
| 18 | | 300 | 300 | 100.0 |
| 19 | | 300 | 299 | 99.7 |
| 20 | | 300 | 267 | 89.0 |
| Sum | | 6,000 | 5,661 | 94.3 |

V. 결론

전자전 관점에서 보면 광범위한 스펙트럼 인지의 핵심 요구기능인 스펙트럼의 모든 중요 부분에 대한 지속적인 감시와 특정 위협 식별에 관련된 기술 능력은 아직 취약한 실정이다. 본 논문에서는 위의 두 기능을 확보하기 위한 핵심 기술로 압축센싱 수

신기술을 이용한 무선 주파수 동시 탐지 기술과 합성곱 신경망 기반의 1-D ResNet을 적용한 무선 주파수 지문식별 기술을 제안하였다.

무선 주파수 지문식별 시스템을 제작하여 제안한 기술들에 대한 성능을 확인한 결과, 실험실 수준에서 서로 다른 주파수 대역에 존재하는 무선 신호를 16개까지 동시에 탐지할 수 있음을 확인하였다. 또한 제한적이지만 야외에서 수행한 무선 주파수 지문식별 성능은 94.3%의 높은 식별 정확도를 보였다.

향후 제안한 기술을 장비에 적용하기 위해서는 다양한 환경 조건에서의 시험을 통하여 확보된 기술의 고도화 및 레이블이 존재하지 않는 조건에서 딥러닝 알고리즘을 적용하기 위한 기술확보가 필요하다.

References

- [1] Department of Defense, "Electromagnetic Spectrum Superiority Strategy", Oct. 2020.
- [2] Office of Naval Research, "ONR Electronic Warfare S&T Industry Day", Jan. 2017.
- [3] D. L. Donoho, "Compressed sensing", IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 52, No. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006. <https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582>.
- [4] M. Köse, S. Taşcioğlu, and Z. Telatar, "RF Fingerprinting of IoT Devices Based on Transient Energy Spectrum", IEEE Access, Vol. 7, pp. 18715-18726, Jan. 2019. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2896696>.
- [5] K. Sankhe, M. Belgiovine, F. Zhou, S. Riyaz, S. Ioannidis, and K. Chowdhury, "ORACLE: Optimized Radio Classification through Convolutional neural networks", IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications, Paris, France, Apr. 2019. <https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2019.8737463>.
- [6] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition", 2016 IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770-778, Jun. 2016. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>.

[7] Y. G. Jung, H. C. Shin, and S. P. Nah, "Development of Deep Learning Model for Fingerprint Identification at Digital Mobile Radio", The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, Vol. 22, No. 1, pp. 7-13, Feb. 2022. <https://doi.org/10.7236/JIIBC.2022.22.2.7>.

[8] M. Mishali, Y. C. Eldar, O. Dounaevsky, and E. Shoshan, "Xampling: analog to digital at sub-Nyquist rates", Circuits, Devices & Systems, IET, Vol. 5, No. 1, pp. 8-20, Jan. 2011. <https://doi.org/10.1049/iet-cds.2010.0147>.

[9] M. Mishali and Y. C. Eldar, "Sub-Nyquist Sampling: Bridging theory and practice", Signal Processing Magazine, IEEE, Vol. 28, No. 6, pp. 98-124, Nov. 2011. <https://doi.org/10.1109/MSP.2011.942308>.

[10] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, "Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit", IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 53, No. 12, pp. 4655-4666, Dec. 2007. <https://doi.org/10.1109/TIT.2007.909108>.

[11] A. Jagannath, J. Jagannath, and P. S. P. V. Kumar, "A Comprehensive Survey on Radio Frequency(RF) Fingerprinting: Traditional Approaches, Deep Learning, and Open Challenges", Computer Networks, ELSEVIER, Vol. 219, pp. 1-26, Dec. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2022.109455>.

[12] K. W. Yang, J. S. Kang, and H. N. Lee, "Digital Walkie-Talkie Identification scheme based on Convolutional Neural Network", KICS Winter Conference 2019, pp. 1210-1211, Jan. 2019.

[13] Y. S. Jang, "Study for Fast Classification of Signal Transient based on Neural Network", Journal of KIIT, Vol. 20, No. 6, pp. 69-76, Jun. 2022. <http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2022.20.6.69>.

[14] N. Soltanieh, Y. Norouzi, Y. Yang, and N. C. Karmakar, "A Review of Radio Frequency Fingerprinting Techniques", Journal of Radio

Frequency Identification, IEEE, Vol. 4, No. 3, pp. 222-233, Sep. 2020. <https://doi.org/10.1109/JRFID.2020.2968369>.

[15] J. S. Kim, S. H. Kim, and S. B. Pan, "Electrocardiogram Signal Based Personal Identification Performance Analysis Using Pre-trained Network Model", Journal of KIIT, Vol. 18, No. 1, pp. 107-114, Jan. 2020. <http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2020.18.1.107>.

저자소개

나 선 필 (Sun-Phil Nah)



1985년 2월 : 충남대학교
계산통계학과(이학사)
1987년 2월 : 충남대학교
계산통계학과(이학석사)
1991년 2월 ~ 현재 :
국방과학연구소 수석연구원
관심분야 : 머신러닝, 압축센싱

안 준 일 (Jun-Il Ahn)



2006년 2월 : 광주과학기술원
기전공학과(공학석사)
2012년 8월 : 광주과학기술원
정보통신공학과(공학박사)
2012년 10월 ~ 현재 :
국방과학연구소 선임연구원
관심분야 : 통신전자전

조 성 진 (Sung-Jin Jo)



1992년 2월 : 충남대학교
전자공학과(공학사)
1994년 2월 : 충남대학교
전자공학과(공학석사)
1997년 7월 ~ 현재 :
국방과학연구소 책임연구원
관심분야 : 광대역 수신기 설계