

## 펄스 내 변조 저피탐 레이더 신호 자동 식별

김민준<sup>1)</sup> · 공승현<sup>\*,1)</sup>

<sup>1)</sup> 한국과학기술원 조천식녹색교통대학원

### Automatic Intrapulse Modulated LPI Radar Waveform Identification

Minjun Kim<sup>1)</sup> · Seung-Hyun Kong<sup>\*,1)</sup>

<sup>1)</sup> The CCS Graduate School of Green Transportation, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Korea

(Received 25 September 2017 / Revised 22 February 2018 / Accepted 23 March 2018)

#### ABSTRACT

In electronic warfare(EW), low probability of intercept(LPI) radar signal is a survival technique. Accordingly, identification techniques of the LPI radar waveform have become significant recently. In this paper, classification and extracting parameters techniques for 7 intrapulse modulated radar signals are introduced. We propose a technique of classifying intrapulse modulated radar signals using Convolutional Neural Network(CNN). The time-frequency image(TFI) obtained from Choi-William Distribution(CWD) is used as the input of CNN without extracting the extra feature of each intrapulse modulated radar signals. In addition a method to extract the intrapulse radar modulation parameters using binary image processing is introduced. We demonstrate the performance of the proposed intrapulse radar waveform identification system. Simulation results show that the classification system achieves a overall correct classification success rate of 90 % or better at SNR = -6 dB and the parameter extraction system has an overall error of less than 10 % at SNR of less than -4 dB.

Key Words : LPI Radar(저피탐 레이더), Intrapulse Modulation(펄스 내 변조), Convolutional Neural Network(컨볼루션 신경망), Parameter Extraction(식별인자 추출)

#### 1. 서론

전자전(EW, Electronic Warfare) 분야에서 전자 지원(ES, Electronic Support)은 의도적 또는 비의도적으로 방사하는 각종 전자파를 수신, 탐지, 분석 및 식별하

고 위치확인을 위해 취해지는 제반활동으로, 전자 지원으로부터 획득한 정보들은 전자 공격(EA, Electronic Attack) 또는 전자 보호(EP, Electronic Protection) 대책 수립에 중요한 자료가 된다. 다양한 펄스 내 변조(Intrapulse modulation) 기법을 사용하여 저피탐(LPI, Low Probability of Intercept) 능력을 갖춘 레이더들이 증가하면서, 전자전 지원 시스템에서 레이더 신호 식별은 점점 더 어려워지고 있다. 따라서 정확하게 레이

\* Corresponding author, E-mail: skong@kaist.ac.kr  
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

더 신호의 변조 방법을 분류하고 동시에 식별인자까지 추출하는 연구는 전자 지원 시스템에서 필수적인 기술 중 하나이다.

저피탐 펄스 내 변조 방법을 분류하기 위해서 대표적으로 시간 주파수 분석(TFA, Time Frequency Analysis)과 인공 신경망(ANN, Artificial Neural Network) 기술이 사용됐다. 시간 주파수 분석 방법 중에 WVD(Wigner-Ville Distribution), CWD(Choi-Williams Distribution), QMFB(Quadrature Mirror Filtering Bank), CSA(Cyclostationary Spectral Analysis)이 있으며, TFA로부터 얻은 영상(TFI, Time Frequency Image)의 픽셀(pixel) 값들을 특징인자로 사용하여 다층 퍼셉트론(MLP, Multi-Layer Perceptron)으로 픽셀 값들을 입력시켜 변조 방법을 분류하는 연구가 있었다<sup>[1]</sup>. 또 다른 변조 방법 분류 기술 중에는, 레이더 신호와 TFI로부터 변조방법을 분류 할 수 있는 여러 가지 특징인자들을 추출해 내서, MLP에 특징인자를 입력해 변조 방법을 분류하는 기술이 있었다<sup>[2]</sup>. 또한 [2]의 시스템에서 분류기의 구성을 수정하고 추가적으로 특징인자를 사용하여 성능을 개선시킨 변조 방법 분류 연구가 있었다.<sup>[3]</sup> 앞서 분류된 변조 방법 정보와 TFI를 이용하여 레이더 신호 식별인자를 추출 할 수 있다. 기존 저피탐 레이더 식별인자 추출 알고리즘 중에는 WVD와 Radon Transform을 이용하여 Polyphase와 LFM(Linear Frequency Modulation)의 식별인자들은 추출하는 방법이 있었다<sup>[1,4]</sup>.

본 논문에서는 컨볼루션 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)을 사용하여 7가지 저피탐 펄스 내 변조 방법(LFM, Costas code, Polyphase(Frank, P1, P2, P3, P4))<sup>[1,5]</sup>을 분류하는 기술과 TFI를 영상처리하여 펄스 내 변조 레이더 신호 식별인자를 추출해 내는 방법을 제안한다. 기존 방법은 변조 방법 별로 특징인자를 찾으려는 노력이 필요하지만 TFI와 CNN을 이용한 변조 방법 분류 기술은 시간에 따른 주파수 변화의 특징을 잘 나타내는 TFI 자체를 특징인자로 사용하여 추가적으로 특징인자를 찾아낼 필요가 없다. 또한 TFI를 이용하여 각 신호의 특징인자를 추출하는 방법으로, 변조 방법 분류 때 사용 했던 TFI를 그대로 사용하여 단순한 영상처리만으로 식별인자를 추출해 낼 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 제안한 펄스 내 변조 레이더 신호 식별 알고리즘 전체 흐름에 대해 설명한다. 3절에서는 CNN을 이용하여 레이더 펄스 내 변조 방법을 분류해 내는 기술을 소개한

다. 4절에서는 영상처리를 이용하여 식별인자를 추출하는 기술을 소개한다. 5절에서는 3절과 4절에서 설명한 기술의 모의실험 결과를 보여준다. 6절에서는 이 논문의 결론을 도출한다.

## 2. 저피탐 레이더 식별 알고리즘

Fig. 1은 레이더 펄스 내 변조 신호 자동식별 시스템 블록 다이어그램을 나타낸다.

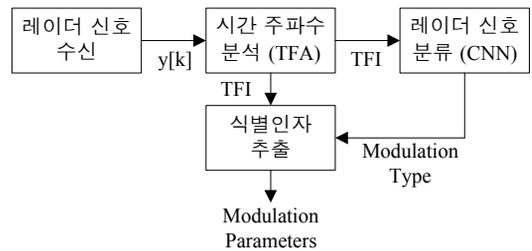


Fig. 1. LPI radar waveform identification system

레이더 신호 수신 단계에서는 수신기에서 수신한 레이더 신호가 중간 주파수(IF, Intermediate Frequency)로 하향 변환(down conversion) 및 아날로그디지털 변환 ADC, analog - digital convert) 처리과정을 거쳐 레이더 시간 주파수 분석 단계로 입력된다. 본 논문에서 고려하는 펄스 내 변조 저피탐 레이더 신호 종류는 LFM, Costas code, Polyphase(Frank, P1, P2, P3, P4) 총 7가지이다. 수신기에서 처리된 레이더 신호는  $y[k]$ 로 다음과 같이 표현 되는데,

$$y[k] = x[k] + n[k] = a[k]e^{j\theta[k]} + n[k] \quad (1)$$

여기서  $x[k]$ 는 복조 이산 레이더 신호이고  $n[k]$ 는 부가 백색 가우스 잡음(AWGN, additive white gaussian noise)이다. 신호의 크기  $a[k]$ 는 펄스폭( $\tau_{pw}$ )에서 0이 아닌 상수이며,  $a[k] = A$ 이다.  $k$ 는  $T_s$ ( $T_s = 1/f_s$ ,  $f_s$ : sampling rate) 마다 얻어지는 sample index를 나타내며( $0 \leq kT_s \leq \tau_{pw}$ ), 펄스 주기(pulse period)는 ( $\tau_{pp} = 1/f_{pr}$ ,  $f_{pr}$ : pulse repetition frequency)이다. (1) 식에서 순간 위상(instantaneous phase)  $\theta[k]$ 는 순간 주파수(instantaneous frequency)  $f[k]$ 와 다음과 같은 관계를 갖으며,

$$\theta[k] = 2\pi f[k]k + \phi[k] \quad (2)$$

$\phi[k]$ 는 phase offset을 나타낸다. 예를 들어 (2)의 표현을 보면, 주파수 변조(FM: frequency modulation)의 경우,  $f[k]$ 가 변수이고  $\phi[k]$ 가 상수이다. 위상 변조(PM: phase modulation)의 경우,  $f[k]$ 가 상수이고  $\phi[k]$ 가 변수이다. 수신한 레이더 신호에 대하여 시간에 따른 주파수 에너지 분포 특징을 얻기 위해서, 시간 주파수 분석 단계에서는 TFA 기법을 이용하여 2D-TFI를 얻는다. 본 논문에서는 각 레이더 신호의 변조형태 특징을 잘 나타내는 TFA기법으로 CWD를 사용했다. 얻어진 TFI는 분류기 구조에 맞게 영상 크기를 줄이는 영상처리과정이 필요하다. 제안하는 기술은 분류기로 이미지 분류에 성능이 좋은 CNN을 사용한다. 영상처리과정이 후 TFI는 레이더 신호 변조 방법(Modulation Type)을 분류하기 위해 CNN에 입력된다. CNN이 레이더 신호 변조 방법 분류 작업을 수행하기 위해서는 CNN에 입력되는 TFI와 레이더 변조형태 사이의 관계를 학습 시켜야 한다. 실제로 변조 형태를 분류 할 때는, 미리 학습된 CNN 구조를 이용하여 레이더 신호 변조 방법을 분류하기 때문에, 실시간으로 입력되는 레이더 신호에 대해 변조 방법 분류가 가능하다. 식별인자 추출 단계에서는 TFI와 레이더 신호 변조 방법에 대한 정보를 바탕으로 영상처리를 이용하여, 중심 주파수, 대역폭, 주파수 도약 정보와 같은 식별인자(Modulation parameters)를 얻어낸다. 이 논문에서는 대략적으로 레이더 신호 펄스 부분이 탐지가 됐고, 펄스 폭을 안다고 가정한다. 또한 한 가지 종류의 레이더 신호가 수신 됐다고 가정한다.

### 3. 저피탐 레이더 변조 방법 분류

3장에서는 CNN에 입력되는 TFI의 영상처리과정과 CNN을 이용한 펄스 내 변조 분류 방법에 대해 설명한다. 시간에 따른 주파수 에너지 분포를 나타내는 TFA 중 CWD는 cross-term과 주파수 해상도의 정도를 scaling factor  $\sigma$  값을 바꿔 조정 할 수 있다는 장점이 있다. TFI를 만들어내는 CWD의 식을 살펴보면<sup>[5]</sup>,

$$CWD_y(l, w) = 2 \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} W_p(\tau) e^{-j2w\tau} \quad (3)$$

$$\times \left[ \sum_{\mu=-\infty}^{\infty} W_Q(\mu) \frac{1}{\sqrt{4\pi\tau^2/\sigma}} e^{-\frac{\mu^2}{4\tau^2/\sigma}} y(l+\mu+\tau) y^*(l+\mu-\tau) \right]$$

$l$ 과  $w$ 은 시간과 주파수 index 변수이며,  $w = \pi k/N$ 이다.  $N$ 은 신호 sample 수이며,  $\tau$ 와  $\mu$ 는 time lag와 autocorrelation time index를 의미한다.  $W_p$ 과  $W_Q$ 는 크기가 일정한 window를 의미하며,  $-P/2 \leq W_p \leq P/2$  그리고  $-Q/2 \leq W_Q \leq Q/2$ 이며, P와 Q는  $W_p$ 와  $W_Q$ 의 window 길이이다. Window의 길이를 설정 할 때, Fast Fourier Transform(FFT)를 적용시키기 위해 2의 제곱수를 고려하고 TFI의 해상도와 알고리즘 처리시간을 고려하여  $P = Q = 2048$ 로 설정했다. 만약에 window의 길이가 레이더 신호 펄스폭 보다 길 경우 펄스폭 이외의 부분은 zero-padding을 한다. zero-padding 한 부분을 잘라 내고 미리 정한 CNN의 입력 크기에 맞게 TFI의 크기를 줄인다. TFI가 CNN으로 입력되기 전 과정은 Fig. 2에 나타냈다. Fig. 2에서 펄스폭 샘플 개수가 약 1300개 정도 되는 LFM 신호가 TFA 및 zero-padding 과정을 거쳐 TFI를 만들어 내고, 펄스폭 부분 만 남게 TFI를 자른 후, 분류기 CNN의 입력 크기에 맞게 128×128로 TFI의 크기를 줄이는 과정을 보여준다.

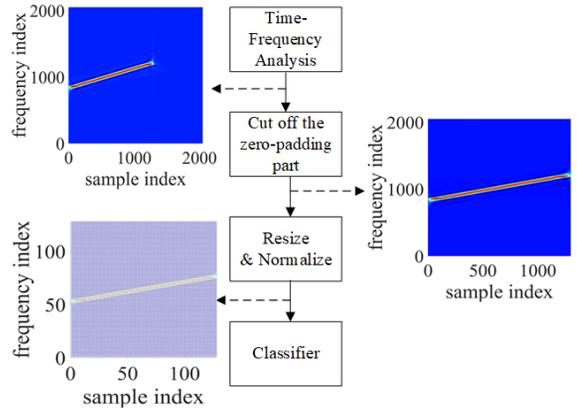


Fig. 2. LFM-TFI resizing process

레이더 펄스 내 변조 방법에 따라 시간에 따른 주파수 에너지 분포 특징이 다르게 나타나기 때문에 TFI를 이용해 펄스 내 변조 방법을 분류 할 수 있다<sup>[1,3]</sup>. Fig. 3에서 7가지의 CWD-TFI의 결과를 확인 할 수 있다. LFM은 시간에 따라 대역폭 범위 안에서 주파수가 일정하게 증가하는 특징을 가지고 있다. Costas code는 대역폭 범위 안에서 Costas 열(sequence)에 따라 주파수 도약(FH, frequency hopping) 패턴이 나타난다. Polyphase 신호 중 Frank, P1 그리고 P2는 LFM 신호로부터 계단식 근사법(steped approximation)을 이용

해 도출한 신호들로, TFI에서 계단형태의 패턴을 보인다. P3와 P4는 LFM 신호로부터 선형 근사법(linear approximation)을 이용해 도출한 신호들로, TFI에서 매끈한 패턴을 보인다. 또한 Frank와 P3 신호는 펄스 폭 가운데 부분에서 subcode 사이 위상 차이가 가장 많이

나고 시작과 마지막 부분에 위상차이가 가장 적어, 가운데 부근에는 두 개로 갈라지는 패턴이 나타나고 양 끝 부분에 에너지가 집중 되어 있는 것을 확인 할 수 있다. P1, P2 그리고 P4는 펄스 폭 처음과 끝 부분에서 subcode 간 위상 차이가 가장 많이 나고 가운데 부근에서 가장 적게 나 펄스 폭 가운데 부분에 에너지가 집중되어 있는 것을 볼 수 있다. 이와 같은 시간에 따른 주파수 에너지 분포의 특징정보가 TFI에 있으며, TFI는 CNN의 입력 값이 된다. 여기서 subcode란  $\theta[k]$ 가 일정한 펄스폭의 각 구간을 말한다.

본 논문에서 펄스 내 변조 레이더 신호를 분류하기 위해서 분류기로 CNN을 사용했다. CNN은 Convolution Layer에서 자체적으로 특징을 추출하기 때문에, 펄스 내 변조 방법 마다 특징인자를 구하는 기존 방법과는 달리, 별다른 특징인자를 구하는 과정 없이 TFI만 사용하여 펄스 내 변조 레이더 신호를 분류 할 수 있다 [7]. CNN은 구조를 결정하는 hyper-parameter에 따라 성능이 달라진다. 본 논문에서는 CNN의 입력 크기, convolution filter의 개수 및 크기, full-connected(FC) 층을 구성하는 뉴런(Neuron)의 개수와 같은 Hyper-parameter 들을 바꿔가며 최적의 CNN 구조를 찾았다. 예를 들어, 입력 크기는  $64 \times 64$ ,  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$ , convolution filter의 개수는 20, 30, 40, 50 크기는  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ , FC의 뉴런 개수는 100, 200, 300과 같이 바꿔가면서 분류 성공률이 최대가 나오는 hyper-parameters를 찾았다. 제한한 구조의 hyper-parameters의 값은 Table 1에서 볼 수 있다. 본 논문에서 사용한 CNN의 구조는 input layer – convolution layer – ReLu – pooling layer – convolution layer – ReLu – pooling layer – FC layer – dropout – FC layer 이루어져 있다. 여기서 Relu

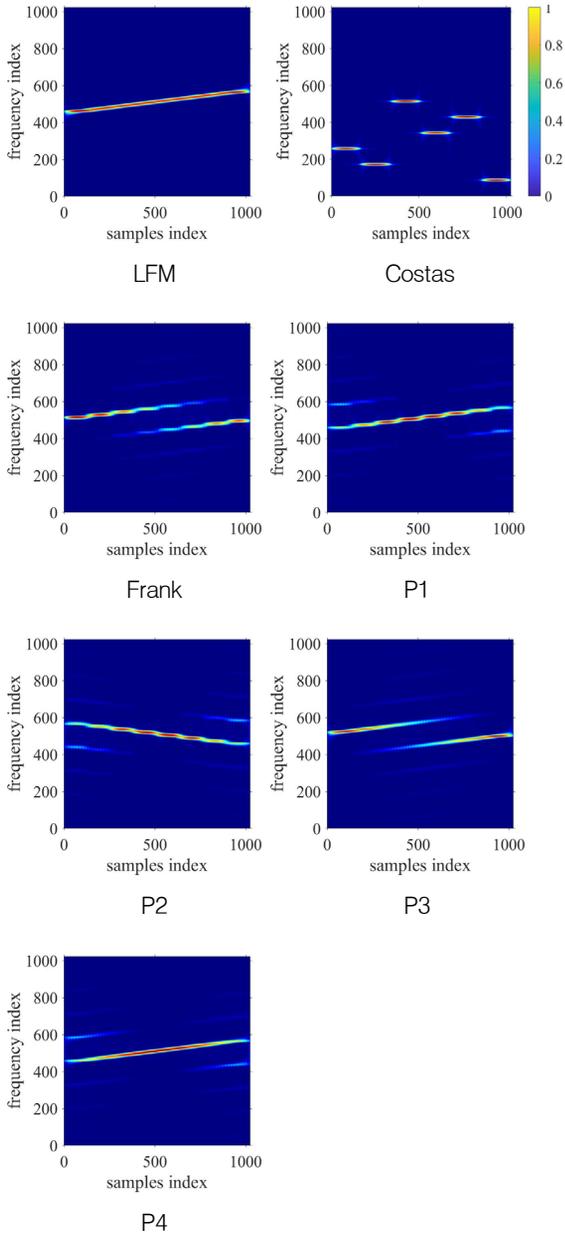


Fig. 3. CWD Plot of 7 intrapulse radar signals(LFM, Costas, Frank, P1, P2, P3, P4)

Table 1. Determination of the hyper-parameters of the CNN

Hyper-parameters	Value
Input size	$128 \times 128$
First convolution layer filter number	30
Second convolution layer filter number	60
First convolution layer filter size	$5 \times 5$
Second convolution layer filter size	$5 \times 5$
Number of full connected layer neurons	200

(rectified linear unit)는 분류기에 비선형 요소를 더해 주는 층이다. Dropout이란 과적합(overfitting)이라는 문제를 최소화하기 위해 분류기를 학습 할 때 레이어 사이에 연결되어있는 가중치 값들 중 일부분만 사용하는 방법이다.

제안한 CNN을 이용한 레이더 신호 펄스 내 변조 방법 분류 결과는 5.1 장에서 살펴 볼 것이다.

#### 4. 저피탐 레이더 식별인자 추출

이번 장에서는 3장에서 얻어낸 펄스 내 변조 레이더 신호 종류에 대한 정보와 TFI를 이용하여 각 펄스 내 변조 레이더 신호의 식별인자들을 추출해 내는 과정을 소개 한다. 제안한 식별인자 추출 과정은 이진 영상으로 변형 된 TFI를 사용한다. 이진 영상으로 변형하는 영상 문턱처리 방법은 다음과 같다<sup>18)</sup>. 1) 전역 문턱치(global thresholding)  $T$ 에 대한 초기 추정치를 구한다. 본 논문에서 초기 추정치는 모든 픽셀의 평균 값으로 하였다. 2)  $T$ 보다 크기가 큰 화소들로 구성되는 그룹은  $G_1$ ,  $T$ 보다 크기가 작은 화소들로 구성되는 그룹은  $G_2$ 로 두 그룹으로 나눈다. 3)  $G_1$ 과  $G_2$  영역의 화소들에 대해 각각의 평균 밝기 값  $m_1$ 과  $m_2$ 을 계산한다. 4) 새로운 문턱치  $T_{new} = (1/2)(m_1 + m_2)$ 를 계산한다. 5) 연속되는  $T$ 값의 차이가 미리 정해 놓은  $\Delta T$ 보다 작아 질 때 까지 2)부터 4)까지의 과정을 반복한다. 본 논문에서는 반복 횟수를 10번 이하가 되도록  $\Delta T$ 은 0.001로 설정했다. 그 다음으로, 얻은 이진 영상은 열기(opening)와 닫기(closing) 과정을 사용하여 노이즈를 줄이고 신호 부분만 두드러지게 만들었다.

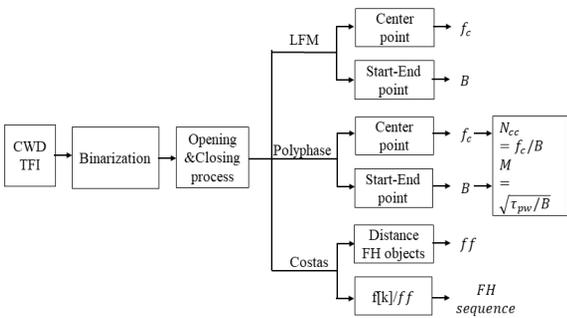


Fig. 4. Parameters extraction of LFM, polyphase and costas code intrapulse radar signals

열기는 침식 후 팽창 영상처리과정으로, 객체 간 가느 다란 연결을 끊고 돌출을 제거한다. 닫기는 팽창 후 침식 영상처리과정으로 객체 간 좁은 끊김을 이어주고 채워주는 역할을 한다. 이렇게 얻어진 이진 영상과 간단한 영상처리를 이용하여 펄스 내 변조 레이더 신호 식별인자를 추출 한다. 전체 펄스 내 변조 레이더 신호의 식별인자 추출 블록 다이어그램은 Fig. 4에 나타나 있다.

#### 4.1 LFM & Polyphase 식별인자 추출

LFM과 Polyphase의 중간주파수  $f_c$ 와 대역폭  $B$  식별인자 추출 과정은 같다. 가장 작은 frequency index 값과 가장 큰 frequency index 값을 찾고 두 값의 간격 크기가 대역폭이 된다. 그리고 대역폭의 절반은 중간 주파수,  $f_c = B/2$ 가 된다. Polyphase에서 한 개의 subcode 안에 있는 신호 사이클의 개수는  $N_{cc} = f_c/B$ 로 계산이 가능하고, 주파수 스텝의 개수 혹은 한 개의 주파수 스텝 안에 있는 subcode의 개수는  $M^2 = \tau_{pw}/B$ 로 계산이 가능하다. Fig. 5는 예시로 LFM의 CWD-TFI에 중간 주파수와 대역폭 식별인자 정보를 표현했다.

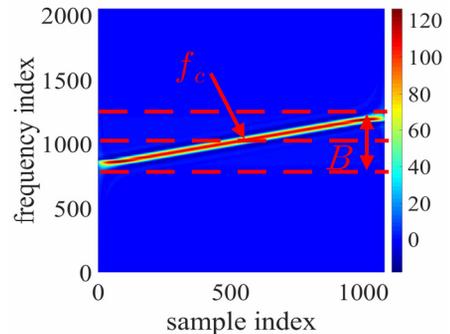


Fig. 5. LFM - CWD TFI parameter

#### 4.2 Costas code 식별인자 추출

Costas code 신호에서는 FH sequence와 FH 주파수 최소차이 값  $ff$ , 각 FH sequence의 크기  $\tau_{FH}$ 과 같은 식별인자 추출이 가능하다. 이진 영상에서 FH sequence에 해당하는 각 객체의 중심 값을 계산 할 수 있다. 중심 값의 정보를 이용해 FH sequence를 알 수 있다. FH sequence의 개수를 알면, 펄스폭  $\tau_{pw}$ 에서 FH sequence 개수를 나눠 FH sequence의 크기  $\tau_{FH}$ 를 추출 할 수 있

다. 마지막으로 FH sequence 간 frequency index 차이를 구하면  $ff$  값을 추출 할 수 있다. Fig. 6은 예시로 Costas code의 CWD-TFI에 FH sequence와 FH 주파수 최소차이 값, FH sequence의 크기 식별인자 정보를 표현했다.

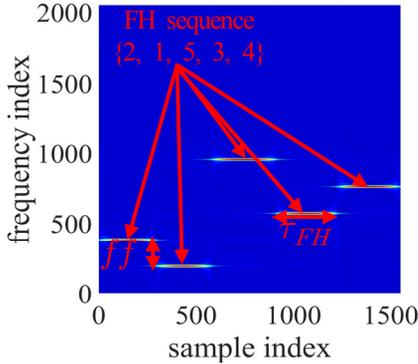


Fig. 6. Costas - CWD TFI parameter

### 5. 펄스 내 변조 레이더 신호 분류 및 식별인자 추출 시뮬레이션 결과

#### 5.1 펄스 내 변조 레이더 신호 분류 결과

3장에서 제안한 CNN을 이용한 펄스 내 변조 레이더 신호 분류에 대한 모의실험을 했다. Table 2는 모의실험을 위한 펄스 내 변조 레이더 신호의 변수 범위를 나타낸 것이다.  $ff$ 는 FH sequence 간 주파수 최소 차이,  $N$ 은 신호 sample 수,  $f_c$ 는 중간 주파수,  $B$ 는 대역폭,  $N_{sc}$ 는 한 개의 subcode 안에 있는 신호 사이클의 개수,  $M^2$ 과  $\rho$ 는 subcode의 개수이다. 또한  $U[a, b]$ 는 최솟값이  $a$ , 최댓값이  $b$ 인 균일 분포(uniform distribution)를 의미한다. CNN을 학습시키기 위해, SNR이 -6 dB부터 2 dB씩 증가시켜 10 dB까지 해당하는 펄스 내 변조 레이더 신호를 각 SNR 당 300개씩 만들어, 한 개의 펄스 내 변조 레이더 신호는 2700개의 신호가 있으며, 7개의 펄스 내 변조 레이더 신호가 있으므로 총 18,900개의 펄스 내 변조 레이더 신호를 사용했다. 그 중 70 %인 13,230개의 펄스 내 변조 레이더 신호는 CNN을 직접 학습하는데 사용하고 30 %인 5,670개는 학습 도중 알맞게 학습이 되고 있는 용도로 사용하였다. 학습한 CNN을 이용하여 펄스 내 변조 레이더 신호를 잘 분류하는지 테스트를 했다.

테스트 레이더 신호로는 SNR을 -8 dB부터 2 dB씩 10 dB까지 증가시켰으며, 각 SNR당 100개씩, 한 개의 펄스 내 변조 신호를 위해 1,000개를 사용했으며, 7가지 펄스 내 변조 레이더 신호 총 7,000개를 사용하여 테스트 했다. 테스트 한 결과는 SNR 별 7가지 신호의 총 분류 성공률(pcc, percentage of correct classification)을 나타낸 Fig. 7과 SNR = -6 dB 일 때, 각 펄스 내 변조 레이더 신호가 어떤 레이더 신호로 분류가 되었는지 나타낸 Table 3에서 보여준다. Fig. 7을 보면, -2 dB까지는 거의 100 %에 가까운 분류 성공률을 보이다가 SNR이 낮아질수록 분류 성공률도 낮아지는 것을 볼 수 있다. 제한한 펄스 내 변조 신호 분류 방법은 SNR이 -6 dB 일 때, 90 % 이상 성공률을 보인다. 레이더 신호와 TFI로부터 특징인자를 추출하여, 추출한 특징인자를 분류기 넣어 분류 한 방법인 [3]의 경우 -2 dB까지는 성능이 비슷하나, SNR이 더 낮아지면 분류 성공률이 급격하게 낮아지는 것을 확인 할

Table 2. Determination of the hyperparameters of the CNN

Modulation Type	Parameters	Value of Range
Costas	Number of FH sequence	{3, 4, 5, 6}
	$ff$ [MHz]	$U[4, 8]$
	$N$	$U[512, 1920]$
LFM	$f_c$ [MHz]	$U[40, 50]$
	$B$ [MHz]	$U[10, 20]$
	$N$	$U[512, 1920]$
Frank, P1	$f_c$ [MHz]	$U[40, 50]$
	$N_{sc}$	{3, 4, 5}
	$M$	{6, 7, 8}
P2	$f_c$ [MHz]	$U[40, 50]$
	$N_{sc}$	{3, 4, 5}
	$M$	{6, 8}
P3, P4	$f_c$ [MHz]	$U[40, 50]$
	$N_{sc}$	{3, 4, 5}
	$\rho$	{36, 49, 64}

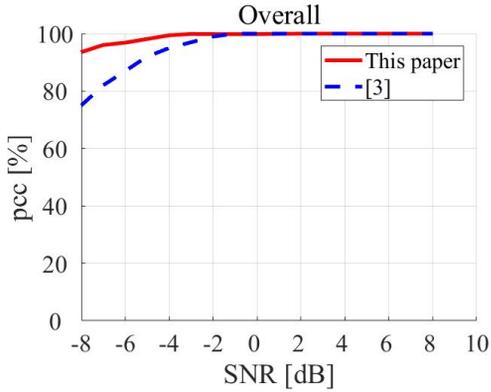


Fig. 7. Intrapulse radar signals overall classification result of this paper and [3]

Table 3. Confusion matrix of percentage of intrapulse radar signals classification success[%] at SNR = -6 dB

result \ input	Costas	LFM	Frank	P1	P2	P3	P4
Costas	100	0	0	0	0	0	0
LFM	0	92	0	4	0	1	3
Frank	0	0	98	0	0	2	0
P1	0	1	0	86	0	0	13
P2	0	0	0	0	100	0	0
P3	0	0	8	1	0	88	3
P4	0	0	0	9	0	0	91

수 있다. 3장에서 언급했듯이, Table 3을 보면 LFM, P1, P4가 TFI에서 볼 때, 시간에 따른 주파수 에너지 분포가 비슷하게 나타나 있어 서로 분류를 실패하는 경우를 볼 수 있다. 이와 마찬가지로, Frank와 P3도 시간에 따른 주파수 에너지 분포가 비슷하게 나타나 있어 서로 분류가 돼 분류를 실패하는 경우를 볼 수 있다.

### 5.2 펄스내 변조 레이더 신호 식별인자 추출 결과

4장에서 소개된 이진 영상을 이용한 펄스 내 변조 레이더 신호 식별인자 추출에 대한 모의실험을 해왔다. LFM 식별인자로는  $f_c$ 와  $B$ , Polyphase의 식별인자로는  $f_c$ ,  $N_{cc}$ ,  $M$ , Costas code 신호의 식별인자로는

FH sequence와  $ff$ 를 추출했다. Fig. 8은 각 펄스 내 변조 레이더 신호별 식별인자 추출결과를 나타낸다. SNR = -4 dB까지는 10 % 이하의 오차를 보이며 더 낮아 질 경우 오차가 더 큰 폭으로 증가하는 것을 확인 할 수 있다. 이진 영상로 -4 dB 이하 SNR에서 식별인자를 추출 할 경우 SNR이 낮아질수록 크게 감소하는 경향을 보였다.

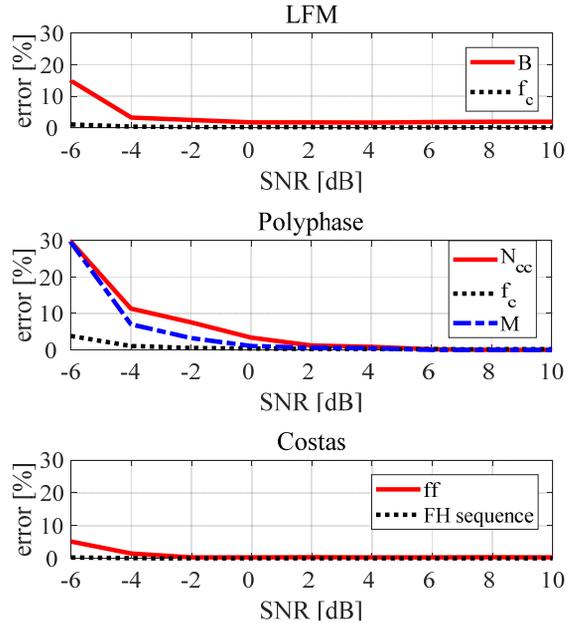


Fig. 8. Parameters extraction result of intrapulse radar signals

## 6. 결론

본 논문에서는 7가지 펄스 내 변조 레이더 신호 식별과정을 소개했다. CNN을 이용한 펄스 내 변조 신호 분류 방법과, 분류된 정보와 TFI를 바탕으로 식별인자까지 추출하는 방법을 제안했다. 또한 제안한 방법을 시뮬레이션을 통해 검증한 결과, 제안한 분류 방법은 -6 dB에서 90 % 이상의 분류 성공률을 보이고 식별인자 추출 알고리즘은 -4 dB에서 오차율이 10 % 이하로 높은 레이더 신호 분류성공률과 낮은 식별인자 추출 오차율을 보인다. 제안한 기술은 향후 전자전에서 저피탐 레이더 신호 식별 알고리즘 개발에 유용하게 활용될 것으로 기대 된다.

## 후 기

본 연구는 광주과학기술원 전자전특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소 연구비 지원으로 수행되었습니다.

## References

- [1] P. E. Pace, "Detecting and Classifying Low Probability of Intercept Radar," Artech House, pp. 3-707, 2009.
- [2] J. Lundén and V. Koivunen, "Automatic Radar Waveform Recognition," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Vol. 1, No. 1, pp. 124-136, 2007.
- [3] Z. Ming, L. Luta, and D. Ming, "LPI Radar Waveform Recognition based on Time-Frequency Distribution," Sensor, Vol. 16, No. 10, p. 1682, 2016.
- [4] Gulum, Taylan Ozgur, et al., "Parameter Extraction of FMCW Modulated Radar Signals using Wigner-Hough Transform," Computational Intelligence and Informatics(CINTI), 2011 IEEE 12<sup>th</sup> International Symposium on, pp. 465-468 IEEE, 2011.
- [5] N. Levanon and E. Mozeson, "Radar Signals," John Wiley & Sons, pp. 53-167, 2004.
- [6] H.-I. Choi and W. J. Williams, "Improved Time-Frequency Representation of Multicomponent Signals using Exponential Kernels," IEEE Transactions on Aoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 37, No. 6, pp. 862-871, 1989.
- [7] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based Learning Applied to Document Recognition," Proceedings of the IEEE, Vol. 86, No. 11, pp. 2278-2324, 1998.
- [8] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing," Int. ed. Englewood Cliffs, p. 598, 2002.