광대역 레이더 측정 신호를 이용한 표적 구분 성능 향상

Performance Improvement of Radar Target Classification Using UWB Measured Signals

이승재 · 이성준 · 최인식 · 박강국* · 김효태* · 김경태*

Seung-Jae Lee · Sung-Jun Lee · In-Sik Choi · Kang-Kuk Park* ·
Hyo-Tae Kim* · Kyung-Tae Kim*

요 약

본 논문에서는 광대역 레이더 측정 신호를 이용하여 5기종의 스케일 모델에 대해 표적 구분 실험을 수행하였다. 대역폭의 크기에 따른 표적 구분 성능을 비교하기 위해 2 GHz(2~4 GHz), 4 GHz(2~6 GHz), 그리고 6 GHz(2~8 GHz)의 대역폭을 이용하였고, 시간-주파수 영역 해석법인 STFT와 CWT를 이용하여 각 표적에 대한 특성 벡터를 추출하였다. 여기서 추출된 특성 벡터들은 multi-layerd perceptron(MLP) 신경망 구분기의 입력으로 사용되어 표적 구분 성능을 비교한 결과, 사용하는 주파수 대역폭이 넓을수록 표적 구분 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

Abstract

In this paper, we performed radar target classification for the five scale models using ultra-wideband measured signal. In order to compare the performance, the 2 GHz(2~4 GHz), 4 GHz(2~6 GHz), and 6 GHz(2~8 GHz) bandwidth were used. Short time Fourier transform(STFT) and continuous wavelet transform(CWT) are used for target feature extraction. Extracted feature vectors are used as input for the multi-layerd perceptron(MLP) neural network classifier. The results show that as the bandwidth is wider, the performance is better.

Key words : UWB Radar Signal, Feature Extraction, Time-Frequency Analysis, MLP Neural Network, Target Classification

I. 서 론

일반적으로 대역폭이 0.5 GHz보다 크거나 대역폭의 중간주파수(center frequency)와 사용하는 대역폭의 비율이 20 % 이상일 때를 UWB(Ultra-Wide Band) 신호라 한다^[1]. UWB 레이더 신호는 일반적인 레이더 신호와는 달리 초기 시간(early-time) 영역 응답과 후기 시간(late-time) 영역 응답을 모두 가지고 있다

는 점에서 매우 중요한 의미를 가지고 있다. 즉, 광대역 레이더 신호는 대역폭이 매우 넓어 해상도가 획기적으로 증가할 뿐만 아니라, 비협조적 표적 인식(NCTR) 기술에서 매우 중요한 표적 특성 벡터인 산란점(scattering center)과 고유 주파수(natural frequency)를 동시에 관찰할 수 있다는 장점이 있다^{[2][3]}. 기존에 있던 연구에서는 고해상도를 얻기 위해 data-extrapolation 방법을 이용하였으나^[4], 본 논문에서는

「이 논문은 지식경제부 지역혁신센터사업인 민군겸용보안공학연구센터 지원으로 수행되었음.」

한남대학교 전자공학과(Department of Electronic Engineering, Hannam University)

*포항공과대학교 전자전기공학과(Department of Electrical and Electronic Engineering, POSTECH)

· 논 문 번 호 : 20110705-066

· 교 신 저 자 : 최인식(e-mail : recog@hnu.kr)

· 수정완료일자 : 2011년 9월 9일

저주파 영역의 고유 주파수와 고주파 영역의 산란점을 동시에 관찰할 수 있는 UWB 레이다 측정 신호를 직접 획득하여 고해상도의 레이다 신호를 얻을 수 있었다. 산란점은 표적의 산란파의 크기가 큰 점을 가리키며, 고유 주파수는 표적의 물리적인 크기에 의해서 결정되는 공진 주파수를 말한다. 일반적으로 산란점은 고주파 영역에서 관찰되고, 고유 주파수는 저주파 영역에서 관찰되기 때문에 UWB 레이다를 이용하면 광대역 특성으로 인해 저주파 영역의 고유 주파수와 고주파 영역의 산란점 정보를 모두 추출할 수 있다^[5]. 또한, 이 두 가지 정보들은 시간-주파수 영역 해석법(time-frequency analysis)을 이용하여 동시에 추출해 낼 수 있다^[6]. 현재 UWB 레이다 신호 측정을 위해 국내에서 보유하고 있는 시스템은 주파수 영역에서 stepped frequency 측정이 가능한 컴팩트 레인지(compact range)이다. 이 측정 시스템은 국방과학연구소(ADD)와 포항공대(POSTECH)에서 보유하고 있으며, 지금까지는 주로 초기 시간 영역의 산란점을 관찰할 수 있는 ISAR(Inverse Synthetic Aperture Radar) 영상이나 range profile 등을 얻기 위해 사용되어져 왔다.

본 논문에서는 포항공대에서 보유하고 있는 컴팩트 레인지(compact range)를 이용하여 2~8 GHz 대역의 UWB 레이다 측정 신호를 획득하였다^[5]. 획득한 UWB 레이다 측정 신호를 기반으로 B-52, F-15, F-22, MIG-29, SU-27 5기종의 스케일 모델에 대하여 시간-주파수 영역 해석법인 STFT(Short Time Fourier Transform)와 CWT(Continuous Wavelet Transform)를 이용하여 표적들의 특성 벡터를 추출하였다. 추출된 특성 벡터들은 MLP(Multi-Layered Perceptron) 신경망 구분기를 이용하여 표적을 구분하였다^[7]. 그리고 대역폭의 크기에 따른 표적 구분 성능을 비교하기 위해 2 GHz(2~4 GHz), 4 GHz(2~6 GHz), 그리고 6 GHz(2~8 GHz)의 대역폭을 사용하였다.

II. 표적의 특성 벡터 추출

그림 1은 표적구분과정을 보여주는 블록도이다. 우선, 각 표적에 대한 주파수 영역의 RCS 데이터를 얻고 주파수 영역의 RCS 데이터에 역 푸리에 변환(inverse fourier transform)을 이용하면 각 표적의 시간 영역의 신호가 얻어진다. 얻어진 시간 영역의 신호로부터 시간-주파수 영역 해석법인 STFT와 CWT를 이용함으로써 특성 벡터를 추출할 수 있다. 여기에서 얻어진 특성 벡터들은 MLP 신경망 구분기의 입력으로 사용되어 표적을 구분하게 된다^[8].

2-1 STFT를 이용한 특성 벡터 추출

STFT는 시간-주파수 영역 해석법 중 하나로서, 레이다 신호와 같이 non-stationary 신호를 해석하는 가장 기본적인 방법이다. STFT는 시간 영역의 신호를 작은 세그먼트(segment)로 나누어 그 세그먼트 동안은 신호가 stationary하다고 가정하고 푸리에 변환을 한다. 일반적으로 세그먼트는 윈도우(window) 함수를 사용하며, 본 논문에서는 가우시안(Gaussian) 윈도우를 사용하였다. STFT는 윈도우 길이가 고정되기 때문에 일정한 해상도를 가지며^[9], 시간 영역의 해상도와 주파수 영역의 해상도가 반비례 관계가 성립되기 때문에 해석의 용도에 따라 적절한 윈도우 길이의 선정이 필요하다. 시간 영역에서 STFT의 식은 식 (1)과 같다.

$$STFT(\tau, \Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} [f(t)w^*(t-\tau)] \exp(-j\Omega t) dt \quad (1)$$

식 (1)에서 $\Omega=2\pi f$ 이고, $f(t)$ 는 시간 영역의 신호이며, $w(t)$ 는 윈도우 함수이다. 얻어진 주파수 영역의 RCS 데이터로부터 역 푸리에 변환을 이용하여 시간 영역의 신호인 $f(t)$ 를 얻을 수 있다. 식 (1)을 이용하면 M 개의 주파수 포인트와 N 개의 시간 포인트로 이루어진 $M \times N$ STFT 행렬이 얻어진다. 하지

그림 1. 표적 구분 과정

Fig. 1. Process of target classification.

만, $M \times N$ 차원은 신경망 구분기의 입력으로 사용되기에는 너무 크기 때문에 데이터의 차원을 줄여줄 필요가 있다. 따라서 본 논문에서는 식 (2)~(4)와 같이 시간 해상도와 주파수 해상도를 고려하면서 STFT 행렬을 J 개의 시간 대역과 K 개의 주파수 대역으로 나누어 준다. k 번째 주파수 대역과 j 번째 시간 대역 안의 특성 벡터들은 식 (2)와 같이 $F_{k,j}$ 로 정의된다.

$$F_{k,j} = \int_{(j-1)\Delta_r}^{j\Delta_r} \int_{(k-1)\Delta_\Omega}^{\Delta_\Omega} STFT(\tau, \Omega) d\Omega d\tau, \quad \Delta \text{ for } k=1, \dots, K \text{ and } j=1, \dots, J \quad (2)$$

여기에서

$$\Delta_r = \frac{T_{final}}{J} \quad \text{and} \quad \Delta_\Omega = \frac{BW}{K} \quad (3)$$

위 식의 T_{final} 과 BW 는 각각 최종 시간과 대역폭을 나타낸다. 식 (2), (3) 과정을 통해, $M \times N$ 차원의 STFT 행렬은 $K \times J$ 차원의 특성 벡터 행렬로 압축될 수 있다. $K \times J$ 차원의 최종 특성 벡터는 식 (4)와 같이 표현된다^[10].

$$X = [F_{1,1}, F_{1,2}, \dots, F_{1,J}, F_{2,1}, F_{2,2}, \dots, F_{K,J-1}, F_{K,J}]^T \quad (4)$$

본 논문에서는 이 특성 벡터들을 신경망 구분기의 입력으로 사용한다. $M \times N$ 차원의 STFT 행렬은 그림 2(a)에 나타나 있으며, 압축된 $K \times J$ 차원의 특성 벡터 행렬은 그림 2(b)에 나타나 있다^[8].

2-2 CWT를 이용한 특성 벡터 추출

CWT는 STFT의 해상도 문제를 해결할 수 있는 방법으로써, 해상도가 시간과 주파수에 따라 유동적으로 변화한다. 일반적으로 시간 영역의 신호는 초기 시간 영역의 산란점에 대한 정보와 후기 시간 영역에서의 공진에 대한 정보를 포함하고 있다. 이 정보들을 동시에 효율적으로 추출하기 위해서는 초기 시간 영역에서는 시간 해상도가 좋고, 후기 시간 영역에서는 주파수 해상도가 좋도록 설계되어야 한다. 따라서, 본 논문에서는 앞에 언급한 특징을 가지고 있는 주파수 영역의 CWT를 이용하며, 그 정의 식은 식 (5)와 같다.

(a) $M \times N$ 차원 특성 벡터
(a) Feature vector of $M \times N$ dimension

(b) STFT의 $K \times J$ 차원 특성 벡터 압축
(b) Feature vector compression of $K \times J$ dimension for STFT

(c) CWT의 $K_e \times J_e \times K_l \times J_l$ 차원 특성 벡터 압축
(c) Feature vector compression of $K_e \times J_e \times K_l \times J_l$ dimension for CWT

그림 2. 특성 벡터 추출

Fig. 2. Extraction of feature vector.

$$CWT_f(r, \Omega) = \frac{1}{\sqrt{r}} \int F(w) \Psi\left(\frac{w - \Omega}{r}\right) dw \quad (5)$$

여기에서 $r = \frac{1}{\tau}$ 로 시간의 역수에 비례하는 값이다. $\Psi(w)$ 는 'mother wavelet' 함수이며, STFT의 윈도우 함수와 비슷한 역할을 하지만, 고정되어 있지 않고 팽창, 수축 또는 이동하는 유동적인 함수이다. 본 논문에서는 'mother wavelet' 함수로서 산란 현상을 추출하는 전형적인 방법인 Morlet wavelet을 사용한다. 시간 영역의 신호를 이용하기 위해 역 푸리에 변환을 이용하여 식 (5)를 시간 영역의 형식으로 변환시켰으며, 그 식은 식 (6)과 같다.

$$CWT_f(\tau, \Omega) = \frac{1}{2\pi\sqrt{\tau}} \int f(t)\psi\left(-\frac{t}{\tau}\right)e^{-j\Omega t}dt \quad (6)$$

여기에서 $f(t)$ 와 $\psi(t)$ 는 각각 $F(w)$ 와 $\Psi(w)$ 의 역 푸리에 변환이다. 식 (6)을 이용함으로써, $M \times N$ 차원의 $CWT_f(\tau, \Omega)$ 행렬이 얻어지게 되며, STFT와 마찬가지로 특성 벡터의 차원을 줄여줄 필요가 있다. 우선, 차원을 줄여주기 위하여 t_L 을 계산한다. t_L 은 표적을 완전히 통과한 시간의 두 배가 되는 시간이며, 후기 시간의 시작 시간이 된다. t_L 을 기준으로 전체시간을 초기 시간 영역 ($0 < t < t_L$)과 후기 시간 영역 ($t > t_L$)으로 나누어 준다. 초기 시간 영역은 J_e 개의 시간 대역과 K_e 개의 주파수 대역으로 나누어 준다. 초기 시간 영역은 주파수 해상도보다 시간 해상도가 더 좋아야만 산란점을 더 잘 관찰할 수 있기 때문에 J_e 의 개수가 K_e 의 개수보다 더 커야 한다. k_e 번째 주파수 대역과 j_e 번째 시간 대역안의 특성 벡터들은 식 (7)과 같이 F_{k_e, j_e} 로 정의된다^[8].

$$F_{k_e, j_e} = \int_{(j_e-1)\Delta_\tau}^{j_e\Delta_\tau} \int_{(k_e-1)\Delta_\Omega}^{k_e\Delta_\Omega} CWT_f(\tau, \Omega) d\Omega d\tau, \quad \text{for } k_e = 1, \dots, K_e \text{ and } j_e = 1, \dots, J_e \quad (7)$$

여기에서

$$\Delta_\tau^e = \frac{t_L}{J_e} \quad \text{and} \quad \Delta_\Omega^e = \frac{BW}{K_e} \quad (8)$$

초기 시간 영역과 마찬가지로 후기 시간 영역을 J_l 개의 시간 대역과 K_l 개의 주파수 대역으로 나누어 준다. 하지만, 초기 시간 영역과는 반대로 주파수 해상도가 시간 해상도보다 더 좋아야만 공진 현상을 더 잘 관찰할 수 있기 때문에 K_l 의 개수가 J_l 의 개수

보다 더 커야 한다. k_l 번째 주파수 대역과 j_l 번째 시간 대역안의 특성 벡터들은 식 (9)와 같이 F_{k_l, j_l} 로 정의된다.

$$F_{k_l, j_l} = \int_{(j_l-1)\Delta_\tau}^{j_l\Delta_\tau} \int_{(k_l-1)\Delta_\Omega}^{k_l\Delta_\Omega} CWT_f(\tau, \Omega) d\Omega d\tau, \quad \text{for } k_l = 1, \dots, K_l \text{ and } j_l = 1, \dots, J_l \quad (9)$$

여기에서

$$\Delta_\tau^l = \frac{T_{final} - t_L}{J_l} \quad \text{and} \quad \Delta_\Omega^l = \frac{BW}{K_l} \quad (10)$$

위의 과정을 통하여, $M \times N$ 차원의 $CWT_f(\tau, \Omega)$ 행렬을 $K_e \times J_e$ 차원의 초기 시간 특성 벡터와 $K_l \times J_l$ 차원의 후기 시간 특성 벡터로 압축할 수 있다. $(K_e \times J_e) + (K_l \times J_l)$ 차원의 최종 특성 벡터는 식 (11)과 같이 표현된다.

$$X = [X_e; X_l]$$

여기에서

$$X_e = [F_{1,1}, F_{1,2}, \dots, F_{1,J_e}, F_{2,1}, F_{2,2}, \dots, F_{K_e, J_e}]^T \\ X_l = [F_{1,1}, F_{1,2}, \dots, F_{1,J_l}, F_{2,1}, F_{2,2}, \dots, F_{K_l, J_l}]^T \quad (11)$$

압축된 $CWT_f(\tau, \Omega)$ 특성 벡터 행렬은 그림 2(c)에 나타나 있다^[8].

III. 측정 및 구분 결과

3-1 표적의 RCS 데이터

본 논문에서는 포항공대에서 보유하고 있는 컴팩트 레인지(compact range)를 이용하여 표적의 RCS 데이터를 획득하였다. 사용하는 주파수 대역폭은 2.01 ~ 8 GHz이며, 0.01 GHz 간격으로 600개의 포인트로 샘플링하였다. 측면 각(aspect angle)은 표적의 전체를 측정하기에는 시간적으로 너무 오래 걸리기 때문에 표적의 양쪽은 같은 모양임으로 같은 RCS를 갖는다는 가정으로 표적의 머리 부분을 0°로 하였을 때 75 ~ 105°까지 0.5° 간격으로 측정하였다^[11].

측정에 사용된 표적으로는 F-15, F-22, B-52, MIG-29, SU-27 5기종의 스케일 모델이며, 그림 3에 나타나 있다.

그림 3. 측정에 사용된 표적

Fig. 3. Targets used for measurement.

3-2 특성 벡터 추출

광대역 레이더의 표적 구분 성능을 비교하기 위하여 주파수 대역폭은 2 GHz, 4 GHz, 6 GHz를 사용하였다. 실제로 측정된 시간 중에서 신호가 관찰되는 구간은 0~12.5 nsec이기 때문에 동등한 환경에서의 성능을 비교하기 위해 12.5 nsec까지만 관찰 시간을 고정시켰다. 관찰 시간은 주파수 대역폭과 사용하는 데이터의 샘플링(sampling) 개수에 따라 결정되며, 식 (12)를 이용함으로써 계산된다^[12].

$$\text{관찰시간} = \frac{\text{사용하는 데이터의 개수}}{2 \times \text{주파수 대역폭}} \quad (12)$$

식 (12)를 이용하여 주파수 대역폭에 대한 사용될 데이터의 개수를 계산하면, 각각 2 GHz에서는 50개, 4 GHz는 100개, 그리고 6 GHz에서는 150개의 데이터를 사용하게 된다. 각 주파수 대역폭에 대해 사용되는 데이터를 이용하여 특성 벡터를 추출하기 위해 시간-주파수 영역 해석법인 STFT와 CWT를 이용하였다.

특성 벡터는 표적의 각 방위각에 대하여 추출하며, 각 표적에 대해 0.5도 간격으로 측정된 61개의 데이터에서 신경망 구분기의 학습(training) 데이터로 사용될 30개의 소수 자리 각도의 데이터와 테스트(test) 데이터로 사용될 31개의 정수 자리 각도 데이터로 구분된다.

STFT는 윈도우 길이를 2 nsec로 하였고, CWT는 웨이블릿 기저 함수(wavelet basis function)의 시간 및 주파수 해상도와 웨이블릿의 중심을 나타내는 α 와 t_0 를 $\alpha=0.5 \text{ GHz}^{-2}$, $t_0=5 \text{ nsec}$ 로 하여, 사용하는 주파수 대역폭이 2 GHz인 경우에는 50×50 차원, 4 GHz에서는 100×100 차원, 그리고 6 GHz인 경우에는

150×150 차원의 시간-주파수 영상을 획득하였다.

그림 4는 F-22와 B-52를 이용하여 대역폭 6 GHz에서 측면각 90° 에 대하여 계산된 행렬을 시간-주파수 2차원 영상으로 나타낸 그림이다. 그림 4를 보면 F-22와 B-52 두 표적간의 산란점 분포나 공진주파수가 차이를 보이는 것을 확인할 수 있다. 그리고 CWT의 영상이 STFT의 영상보다 시간 해상도와 주파수 해상도가 좋아짐을 확인할 수 있으며, CWT에서는 초기 시간 영역에서 시간 해상도가 좋고 후기 시간 영역에서 주파수 해상도가 좋음을 알 수 있다.

얻어진 영상으로부터 신경망 구분기의 입력을 위한 특성 벡터 추출을 위해 STFT는 시간 해상도와 주파수 해상도가 고정되어 있으므로 초기시간 및 후기 시간에 관계없이 10×10 차원으로 설정하였으며, CWT는 초기시간과 후기 시간으로 나눠 초기시간에는 시간 해상도가 더 좋아야 하고, 후기 시간에는 주파수 해상도가 더 좋아야 하므로 $(5 \times 10) + (25 \times 2)$ 즉, 100차원으로 압축시켜 사용하였다.

3-3 표적 구분 실험

그림 4. F-22와 B-52에 대한 90° 에서의 시간-주파수 2차원 영상

Fig. 4. 2-D time-frequency images for F-22 and B-52 at 90° .

(a) STFT에서의 대역폭에 따른 표적 구분 확률
(a) Correct classification percentage of STFT for three different BW

(b) CWT에서의 대역폭에 따른 표적 구분 확률
(b) Correct classification percentage of CWT for three different BW

그림 5. 대역폭에 따른 표적 구분 확률

Fig. 5. Target classification probability for three different bandwidth.

본 논문에서는 표적을 구분하기 위해서 2개의 은닉층(hidden layer)을 가지고 있는 MLP 신경망을 이용하였다. 1번째 은닉층은 입력 특성 벡터 차원의 1/2개의 뉴런을 가지며, 2번째 은닉층은 1번째 은닉층 뉴런수의 1/3개의 뉴런을 갖는다. 각 표적에 대한 75°, 75.5°, 76° ..., 104.5°, 105°의 특성 벡터 데이터에서 정수 각도의 데이터를 신경망 학습 데이터로 사용하였으며, 소수 각도의 데이터를 테스트 데이터로 사용하였다. 구분 확률의 신뢰성을 높이기 위해 100회의 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였으며, MLP 신경망의 학습 과정에서 학습 데이터에 백색

가우시안 잡음(wihte Gaussian noise)을 추가하여 잡음에 매우 강건한 구분기를 얻게 되었다^[8]. 그림 5(a)와 그림 5(b)는 각각 STFT와 CWT에서의 사용하는 주파수 대역폭에 따른 표적 구분 확률을 나타낸 그림이다. 그림 5를 보면 사용하는 주파수 대역폭마다 SNR의 변화에 따른 표적 구분 확률을 표준 편차(deviation)와 함께 확인할 수 있다. 그림 5(a)와 그림 5(b)를 보면 알 수 있듯이, 5기종의 적지 않은 표적임에도 불구하고 STFT와 CWT에서 SNR이 5 dB 이상이 되면 대역폭에 상관없이 표적 구분 확률이 90 % 이상이 되는 것을 확인할 수 있다.

그리고 사용하는 주파수 대역폭이 2 GHz보다 4 GHz일 때가, 또 4 GHz보다는 6 GHz일 때가 더 뛰어난 표적 구분 성능을 갖는다는 것을 확인할 수 있다. 즉, 넓은 대역폭을 사용할수록 표적 구분 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다.

다음으로는 혼동 행렬(confusion matrix)을 이용하여 각 표적 간의 혼동관계를 알아보았다. 혼동 행렬이라 함은 실제 표적과 구분된 표적간의 관계를 나타내는 행렬로서 행렬의 대각선 원소의 값이 실제 표적과 구분된 표적이 일치함을 의미한다. 즉, 대각선 원소의 값들은 100 %가 되고, 나머지 원소의 값들은 0 %가 되어야 이상적인 표적 구분이라고 할 수 있다. 혼동 행렬의 각 원소들의 값은 다음의 식에 의해 구해진다.

$$P_c = \frac{\text{올바르게 구분된 총 횟수}}{5(\text{총 표적 수}) \times 31(\text{테스트에 사용된 각도 수})} \times 100 (\%) \quad (13)$$

표 1은 SNR이 0 dB이고, 사용하는 주파수 대역폭이 2 GHz일 때와 6 GHz에 대해 STFT와 CWT를 이용하여 얻어진 혼동 행렬을 나타낸 것이다. 앞에서와 마찬가지로 실험 결과의 신뢰성을 높이기 위하여 100회의 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였고, CWT는 $\alpha=0.5 \text{ GHz}^{-2}$, $t_0=5 \text{ nsec}$, STFT의 윈도우 길이는 2 nsec인 경우에 대해서 나타내었다.

표 1을 보면 알 수 있듯이 상대적으로 다른 표적들에 대해서는 혼동 관계가 크게 나타나지 않지만, 외형적으로 모양이 가장 비슷한 MIG-29와 SU-27 사이에 상당한 혼동 관계가 있음을 확인할 수 있다. 또한, STFT와 CWT에서 일반적으로 대역폭이 2 GHz

표 1. SNR=0 dB에서의 혼동 행렬(%)

Table 1. Confusion matrix(%) at SNR=0 dB.

(a) STFT bandwidth=2 GHz

실제 표적	구분된 표적				
	B-52	F-15	F-22	MIG-29	SU-27
B-52	90.29	2.52	2.52	1.32	3.35
F-15	1.84	87.29	0	6.84	4.03
F-22	1.26	0.1	93.77	0.9	3.97
MIG-29	0.13	2.94	0	82.35	14.58
SU-27	0.26	10.16	5.26	38.22	46.1

(b) STFT bandwidth=6 GHz

실제 표적	구분된 표적				
	B-52	F-15	F-22	MIG-29	SU-27
B-52	94.23	3.68	0.48	0.16	1.45
F-15	0.78	85.48	0	4.45	9.29
F-22	0	0.06	98.87	0.1	0.97
MIG-29	0.06	4.81	0.06	73.84	21.23
SU-27	0.23	7.42	3.45	18.8	70.1

(c) CWT bandwidth=2 GHz

실제 표적	구분된 표적				
	B-52	F-15	F-22	MIG-29	SU-27
B-52	81.9	6.65	8.45	2.23	0.77
F-15	2.19	80.77	0.23	9	7.81
F-22	2.23	0.55	94	0.35	2.87
MIG-29	0.48	4.94	0.26	86.87	7.45
SU-27	1.61	9.39	6.13	25.93	56.94

(d) CWT bandwidth=6 GHz

실제 표적	구분된 표적				
	B-52	F-15	F-22	MIG-29	SU-27
B-52	93.39	1.58	1.87	0.55	2.61
F-15	0.9	87.39	0	4.68	7.03
F-22	0	0	98.87	0.06	1.07
MIG-29	0.26	1.35	0.03	88.42	9.94
SU-27	0.19	6.13	2.45	11.45	79.78

일 때보다 6 GHz일 때가 표적 간의 혼동 관계가 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 즉, 넓은 대역폭을 사용할수록 표적간의 혼동 관계가 줄어드는 것을 혼동 행렬을 통해 확인할 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 5기종의 스케일 모델에 대해 광대역 레이다 측정 신호를 이용하여 표적 구분 성능을 비교하고 분석하였다. 시간-주파수 영역 해석법인 STFT와 CWT를 이용하여 각 표적들의 고유 정보인 특성 벡터를 추출하였으며, MLP 신경망 구분기를 이용하여 표적 구분 성능을 비교하였다. 실험을 수행한 결과, 대역폭과 STFT 및 CWT에 관계없이 SNR이 5 dB 이상일 때에는 90 % 이상의 높은 표적 구분 확률을 갖는 것을 확인할 수 있었다.

또한 STFT와 CWT 모두 사용하는 주파수 대역폭이 2 GHz(2~4 GHz)인 경우보다는 4 GHz(2~6 GHz)일 때가, 4 GHz보다는 6 GHz(2~8 GHz)일 때가 표적 구분 성능이 더 좋아짐을 확인함으로써, 사용하는 주파수 대역폭이 넓을수록 더 좋은 표적 구분 성능을 갖는다는 것을 알 수 있었다. 즉, UWB 레이다 신호가 표적 인식 성능을 향상시키는 것을 확인할 수 있었다. 추후 UWB 레이다 신호를 이용하여 특성 벡터 추출 방법에 따른 표적 구분 성능 비교에 대한 연구가 이루어져야 할 것이다.

감사의 글

측정을 도와준 포항공대 전파기술연구실 학생들에게 감사를 드립니다.

참 고 문 헌

- [1] H. Sheng, P. Orlik, A. M. Haimovich, L. J. Cimini Jr, and J. Zhang, "On the spectral and power requirements for ultra-wideband transmission", *Proc. IEEE*, vol. 1, pp. 738-742, May 2003.
- [2] Edward Rothwell, Kun-Mu Chen, Dennis Nyquist, John Ross, and Robert Bebermeyer, "Measurement and processing of scattered ultrawide-band/short-pulse signals", *Proceedings of the Society of Photo-Op-*

- tical Instrumentation Engineers on Radar/Ladar Processing and Applications, vol. 2562, pp. 138-149, Jul. 1995.
- [3] E. J. Rothwell, K. M. Chen, D. P. Nyquist, and J. E. Ross, "Time-domain imaging of airborne targets using ultra-wideband or short-pulse radar", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 43, no. 3, pp. 327-329, Mar. 1995.
- [4] I. J. Gupta, M. J. Beals, and A. Moghaddar, "Data extrapolation for high resolution radar imaging", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 42, no. 11, pp. 1540-1545, Nov. 1994.
- [5] 최인식, E. J. Rothwell, "시간 영역 및 주파수 영역 UWB 레이더 신호 측정에 관한 연구", 한국정보기술학회논문지, 7(5), pp. 57-63, 2009년 10월.
- [6] E. J. Rothwell, K. M. Chen, and D. P. Nyquist, "An adaptive-window-width short-time Fourier transform for visualization of radar target substructure for resonances", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 46, no. 9, pp. 1393-1395, Sep. 1998.
- [7] Kyung-Tae Kim, In-Sik Choi, and Hyo-Tae Kim, "Efficient radar target classification using adaptive joint time-frequency processing", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 48, no. 12, pp. 1789-1801, Dec. 2000.
- [8] 이성준, 최인식, "모노스테틱 RCS와 바이스테틱 RCS의 표적 구분 성능 분석", 한국전자과학회논문지, 21(12), pp. 1460-1466, 2010년 12월.
- [9] Hyeong-Dong Kim, H. Ling, "Wavelet analysis of radar echo from finite-size targets", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 41, no. 2, pp. 200-207, Feb. 1993.
- [10] In-Sik Choi, Hyo-Tae Kim, "Efficient feature extraction from time-frequency analysis of transient response for target identification", *Microwave and Optical Technology Letters*, vol. 26, pp. 403-407, Sep. 2000.
- [11] 이성준, 최인식, 박강국, 김호태, "UWB 레이더 신호를 이용한 표적 구분 실험", 전파 및 광파 기술 학술대회, 2010년 11월.
- [12] Donald Wehner, *High-resolution Radar*, 2nd Ed., Artech House, 1995.

이 승 재

2011년 2월: 한남대학교 전자공학과 (공학사)
 2011년 3월~현재: 한남대학교 대학원 전자공학과 석사과정
 [주 관심분야] Radar 신호 처리, Radar 시스템 설계

이 성 준

2010년 2월: 한남대학교 전자공학과 (공학사)
 2010년 3월~현재: 한남대학교 대학원 전자공학과 석사과정
 [주 관심분야] Radar 신호처리, Radar 시스템 설계

최 인 식

1998년 2월: 경북대학교 전자공학과 (공학사)
2000년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
2003년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)
2003년~2004년: LG전자 선임연구

원

2004년~2007년: 국방과학연구소 선임연구원

2007년~현재: 한남대학교 전자공학과 교수

[주 관심분야] Radar 신호처리, Radar 시스템 설계, RFID

김 효 태

1978년 2월: 서울대학교 전자전기공학과 (공학사)
1982년 2월: 서울대학교 전자전기공학과 (공학석사)
1986년 2월: Ohio State Univ, Columbus, OH, USA Electronic Engineering (공학박사)

1986년 3월~2011년 2월: 포항공과대학교 전자공학과 교수

[주 관심분야] RCS, EMI/EMC, 레이더 신호처리

박 강 국

2004년 2월: 한양대학교 전자전기공학과 (공학사)
2011년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)
2011년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 Post Doctor
[주 관심분야] RCS

김 경 태

1994년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)
1996년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
1999년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)
2002년 3월~2011년 2월: 영남대학교 전자공학과 교수

2011년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 교수

[주 관심분야] 레이더 표적 인식, 레이더 영상, 레이더 신호 처리, 패턴 인식, 스펙트럼 추정 등