

SVM 분류기를 이용한 비선형 FMCW 레이다 표적 인식

Nonlinear FMCW Radar Target Recognition Using SVM Classifier

이 원 렬¹ · 홍 하 영² · 홍 순 기³Won Ryeol Lee¹ · Ha Young Hong² · Sun K. Hong³

요 약

본 논문에서는 비선형 표적의 탐지와 인식을 위해 주파수 변조 연속파(frequency modulated continuous wave: FMCW) 기반의 비선형 레이다 환경에서 비선형 표적을 탐지하고, 기계학습을 통해 표적을 인식하는 방법을 제안한다. 측정에 활용한 FMCW 비선형 레이다의 송신 주파수 대역은 3.0~3.2 GHz 대역이며, 수신 주파수 대역은 2차 고조파에 해당하는 6~6.4 GHz 대역이다. 측정에 활용한 표적은 4가지 종류의 전자기기이며, 성공적인 분류 알고리즘 구축을 위해 수신된 2차 고조파의 진폭 스펙트럼에서 주파수 구간별로 통계적 파라미터를 추출하였다. 추출된 특성 데이터는 서포트 벡터 머신(support vector machine: SVM) 분류기의 구축과 검증을 위해 활용되었다. 학습된 SVM 분류기의 표적별 분류 정확도를 검증데이터를 통해 확인하였으며, 구축된 분류기의 10겹 교차검증정확도는 85 %임을 확인하였다.

Abstract

In this paper, a method for nonlinear target recognition via machine learning is presented. The nonlinear radar environment used in this study was a frequency-modulated continuous-wave (FMCW) nonlinear radar with a transmit frequency band of 3.0~3.2 GHz and received a frequency band of 6~6.4 GHz corresponding to the second harmonics. Nonlinear radar measurements were performed using four types of electronic devices as nonlinear targets. Statistical parameters were extracted from the measured amplitude spectrum of the received harmonic responses for each target to successfully construct a classification algorithm. The extracted characteristic data were then used to construct and verify a support vector machine (SVM) classifier. The accuracy of the target classification by the trained SVM classifier was confirmed through verification data, and an accuracy of 85 % with 10-fold cross-validation was demonstrated.

Key words: Nonlinear Radar, Harmonic Radar, FMCW, Target Classification, Machine Learning

I. 서 론

반도체의 소형화와 성능 증가로 인해 다양한 휴대용 전자기기와 wearable device가 등장하였으며, 전자기기의 출력을 엄격히 통제해야 하는 군사, 보안 등의 분야에서 비허가 및 은닉 전자기기 탐지 및 인식에 대한 필요성이 증가하였다. 한편, 기존의 선형 레이다는 다양한 물체와 클러터가 존재하는 환경에서 상대적으로 크기가 작은 표

적을 탐지하는 데 한계가 존재한다. 따라서 위와 같은 환경에서 효과적으로 전자기기를 탐지하기 위해 전자소자의 비선형 특성을 탐지하는 비선형 레이다에 관한 연구가 진행되었으며^{[1][2]}, 주파수 연속 변조 방식(FMCW) 기반의 비선형 레이다 연구가 활발히 진행되고 있다^[1]. 한편, 표적 인식을 위해 기존 선형 레이다에서는 표적으로부터 반사된 신호에서 고유한 주파수 특성을 추출하여 기계학습의 한 방법인 SVM(support vector achine)으로 표

「This work was supported by the National Research Foundation (NRF) of Korea under Grant NRF 2020R1F1A1072238.」

승실대학교 전자정보공학부(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

1: 학석연계과정(<https://orcid.org/0000-0002-5855-9136>), 2: 박사과정(<https://orcid.org/0000-0001-7311-8323>), 3: 부교수(<https://orcid.org/0000-0002-3794-3171>)

· Manuscript received April 6, 2022 ; Revised April 21, 2022 ; Accepted May 30, 2022. (ID No. 20220406-034)

· Corresponding Author: Sun K. Hong (e-mail: shong215@ssu.ac.kr)

적을 분류하는 연구가 제안되었다^{[3]~[5]}.

본 논문에서는 SVM 기반의 기계학습을 FMCW 비선형 레이더를 활용한 전자기기 표적의 탐지 및 인식에 적용하여 그 성능을 검증한다. 비선형 레이더 환경을 구축하여 비선형 표적인 노트북, 소형 태블릿 PC, 무전기, 핸드폰 중 4가지 종류의 표적에 대한 2차 고조파 측정을 진행하였다. 이후 디지털 신호처리를 통해 표적별 통계적 파라미터를 추출하였으며, SVM 알고리즘을 활용하여 표적 인식을 진행하였다. 또한, 분류기 구축과 검증에 활용되는 데이터를 교차하며 SVM 분류기의 교차검증 정확도를 확인하였다.

II. 비선형 레이더 측정

그림 1은 무반사실에서 진행된 비선형 레이더 측정 구성을 도식적으로 보여준다. 임의파형발생기(AWG)를 통해 생성된 FMCW 신호(중심 주파수 3.1 GHz, 대역폭 200 MHz, 변조 시간 1 μ s)는 그림 2와 같은 4종의 비선형 표적에 전달된다. 비선형 표적에 의해 반사된 신호는 송신 신호의 중심 주파수 f_0 와 고조파 $2f_0, 3f_0, \dots$ 를 포함하게 된다. 따라서 이러한 고조파 검출을 위해 고주파 대역 필터가 사용되었다. n 차 고조파의 수신 전력은 식 (1)로 표현 가능하며, 2차 고조파 수신 전력 P_{R_2} 와 3차 고조파의 수신전력 P_{R_3} 는 지수적으로 차이가 존재함에 따라 본 연구에서는 2차 고조파를 탐지하였다^[2].

$$P_{R_n} = \frac{(P_t G_t)^n G_r \lambda_n^2 \sigma_n}{(4\pi)^{n+2} R^{2n+2}} \quad (1)$$

여기서 n 은 고조파의 차수, P_t 는 송신전력, G_t 와 G_r 은 송신 및 수신 안테나 이득, λ_n 은 n 차 고조파에서의 파장, σ_n 은 n 차 고조파에 대한 표적의 비선형 RCS(radar cross-section)이며, R 은 표적과 안테나의 거리를 나타낸다.

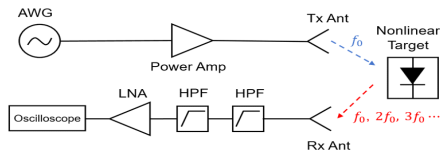


그림 1. 비선형 환경 구성
Fig. 1. Measurement setup of nonlinear radar.



(a) 노트북
(a) Laptop



(b) 소형 태블릿 PC
(b) Small tablet PC



(c) 무전기
(c) Radio



(d) 휴대폰
(d) Phone

그림 2. 비선형 표적
Fig. 2. Nonlinear targets.

안테나와 표적의 거리를 2.5 m로 설정하였을 때 식 (2)를 통해 2차 고조파에서의 신호대잡음비율(SNR_2)을 계산할 수 있다.

$$SNR_n = \frac{(P_t G_t)^n G_r \lambda_n^2 \sigma_n T_{dirp}}{(4\pi)^{n+2} R^{2n+2} k T_e BFL} \quad (2)$$

열 잡음($k T_e B$)은 상온에서 400 MHz의 대역폭일 때 -87.9 dBm, 수신단 손실(L)은 5 dB, 잡음 지수(F)는 2 dB로 설정하고, 원활한 표적 탐지를 위해 최소 SNR_2 값을 12 dB로 설정하였을 때, 송신 전력 33 dBm를 공급하여 4종의 표적에 대한 측정된 비선형 RCS를 활용 시^[2], 수신된 2차 고조파의 SNR 은 12 dB보다 큰 값이 계산되며, 탐지됨에 따라 원활한 비선형 탐지가 가능함을 확인하였다. 따라서 표적별로 동일한 각도에서 각각 40번의 측정을 반복 진행하였으며, 4개의 표적에 대해 총 160개의 데이터가 측정되었다.

III. 신호처리 및 특성 추출

탐지된 표적의 2차 고조파 응답에 대한 디지털 신호처리 과정은 그림 3과 같다. 먼저 특성 추출을 위한 전처리 과정으로 시스템 전송선에 의한 시간 지연을 제거한 후, 시스템 잡음의 영향을 최소화하기 위해 표적이 없을 때의 배경 잡음을 제거해 주었다. 그후 표적별로 2차 고조

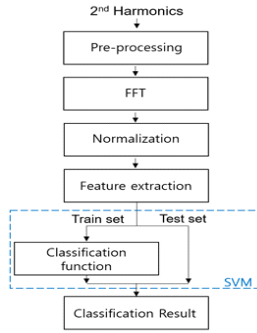


그림 3. 디지털 신호처리 과정 블록 다이어그램

Fig. 3. Block diagram for digital signal processing.

파에 해당하는 6~6.4 GHz 대역에서 푸리에 변환한 진폭 스펙트럼은 그림 4(a)와 같다. 이때, 고조파의 진폭은 표적 거리 및 비선형 RCS에 따라 진폭 차이가 발생하므로, 그림 4(a)의 진폭 스펙트럼을 그림 4(b)와 같이 정규화하여 거리에 대해 독립적인 특성을 추출하였다. 푸리에 변환 이후 정규화된 6~6.4 GHz 대역의 진폭 스펙트럼은 식 (3)으로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{U}_m = [U_m(1), U_m(2), \dots, U_m(N_s)] \quad (3)$$

여기서 m 은 측정된 160개 데이터의 인덱스이며, N_s 은 6~6.4 GHz 대역의 샘플 개수로 4×10^3 이다. 이때, 주파수 대역을 여러 개의 구간으로 나누게 되면 구간별 진폭 스펙트럼은 식 (4)로 표현할 수 있다.

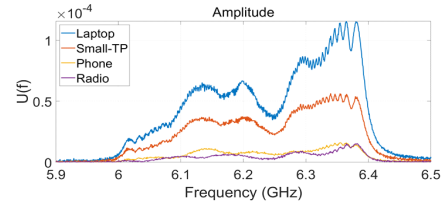
$$\mathbf{U}_{m,k} = [U_m(i_k), U_m(i_k+1) \dots U_m(i_{k+1}-1)] \quad (4)$$

이때 k 는 구간의 인덱스, i_k 는 k 번째 구간 시작점의 인덱스를 나타낸다.

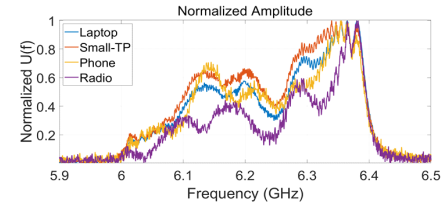
이렇게 계산된 진폭 스펙트럼에서 표적 분류를 위해 구간별로 통계적 파라미터인 평균 μ , 분산 ν , 분산계수 c 를 식 (5)~식 (7)을 통해 계산하였다.

$$\mu_{m,k} = \frac{1}{N} \sum |\mathbf{U}_{m,k}| \quad (5)$$

$$v_{m,k} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N \{|\mathbf{U}_{m,k}(n) - \mu_{m,k}|\}^2 \quad (6)$$



(a)



(b)

그림 4. (a) 표적별 진폭 스펙트럼, (b) 정규화된 표적별 진폭 스펙트럼

Fig. 4. (a) Amplitude spectrum by target, (b) Normalized amplitude spectrum by target.

$$c_{m,k} = \frac{\sqrt{v_{m,k}}}{\mu_{m,k}} \quad (7)$$

계산된 통계적 파라미터를 원소로 갖는 집합 S_m 은 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_m = \{\mu_{m,k}, v_{m,k}, c_{m,k} \mid 1 \leq k \leq X\} \quad (8)$$

$$n(S_m) = X \times n(\mu_m, v_m, c_m) \quad (9)$$

여기서 X 는 주파수 구간의 개수를 의미한다. X 의 값에 따른 기계학습의 정확도를 확인하기 위해 측정데이터 160개에 대해 7:3의 비율로 학습데이터와 검증데이터로 활용하여 S_m 의 SVM 검증 정확도 및 교차검증 정확도를 그림 5와 같이 확인하였다. X 가 200일 때 가장 높은 정확도를 가지므로 특성 추출을 위한 주파수 구간의 개수는 200개로 설정하였다. 따라서 측정데이터별 추출되는 총 파라미터의 수는 식 (9)에 따라 600개가 된다.

IV. SVM 학습 및 결과

앞서 추출한 특성 데이터를 기반으로 표적 인식을 위

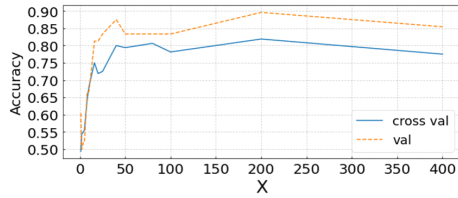


그림 5. 주파수 구간 개수별 검증 및 교차검증정확도
Fig. 5. Accuracy of verification and cross-validation by number of frequency sections.

해 기계학습 알고리즘인 SVM 분류기를 구축하였다. 160 개의 데이터에서 추출된 특성 데이터는 SVM 분류기 구축에 사용되는 훈련데이터(train data)와 분류기의 성능을 검증하는 검증데이터(validation data)로 나뉘며, 7:3의 비율이 되도록 하였다. 이때 훈련과 검증데이터는 서로 독립적이다. SVM의 kernel function으로는 비선형적인 데이터에 유용하게 사용되는 RBF(radial basis function)를, 하이퍼 파라미터(hyper parameter) 튜닝에는 Python sklearn의 RandomizedSearchCV 모듈을 사용하였다. 구축된 분류기에 대한 표적별 정확도는 그림 6의 confusion matrix와 같으며, 이때 전체 정확도 85.5 %를 얻었다. 분류기 모델의 일반화된 정확도를 구하기 위하여 그림 7과 같이 10겹 교차검증을 시행하였다. 훈련데이터와 검증데이터를 교차해가면서 앞서 구축된 SVM의 정확도를 추정하였다. 10 번의 검증정확도의 평균을 계산한 결과, 85 %의 교차검증 정확도를 갖는 것을 확인하였다. 따라서 SVM을 활용한 기계학습을 통해 적은 양의 비선형적인 데이터로도 높은 정확도로 표적 인식이 가능함을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문은 송신단 중심 주파수 3.1 GHz, 대역폭 200 MHz를 갖는 FMCW 기반 비선형 레이더 환경에서 비선형 표적의 2차 고조파를 탐지하고, SVM 분류기를 통해 표적 인식을 진행하였다. 4가지 종류의 비선형 표적의 2차 고조파로부터 통계적 파라미터인 평균, 분산, 분산계수를 추출하여 SVM 학습에 활용하였다. 검증데이터를 통해 표적별 인식률을 확인하였으며, 10겹 교차검증결과 85 %의 정확도를 갖는 것을 보여주었다.

| True label | Laptop | Phone | Radio | Small_TP |
|-----------------|--------|-------|-------|----------|
| | 0.92 | 0.083 | 0 | 0 |
| | 0 | 0.83 | 0.17 | 0 |
| | 0 | 0.083 | 0.92 | 0 |
| Predicted label | Laptop | Phone | Radio | Small_TP |
| | 0.17 | 0.083 | 0 | 0.75 |
| | | | | |
| | | | | |

그림 6. 검증데이터에 대한 confusion matrix
Fig. 6. Confusion matrix for verification data.



그림 7. 교차검증 방법의 개념도
Fig. 7. Conceptual diagram of the cross-validation method.

References

- [1] G. J. Mazzaro, A. F. Martone, K. I. Ranney, and R. M. Narayanan, "Nonlinear radar for finding RF electronics: System design and recent advancements," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 65, no. 5, pp. 1716-1726, May 2017.
- [2] S. Y. Oh, K. H. Cha, H. Hong, H. Park, and S. K. Hong, "Measurement of nonlinear RCS of electronic targets for nonlinear detection," *Journal of Electromagnetic Engineering and Science*, to be published. doi: 10.26866/jees.2022.4.r.108
- [3] Y. Kim, S. Ha, and J. Kwon, "Human detection using Doppler radar based on physical characteristics of targets," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, no. 2, pp. 289-293, Feb. 2015.
- [4] A. Eryildirim, I. Onaran, "Pulse Doppler radar target recognition using a two-stage SVM procedure," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 47, no. 2, pp. 1450-1457, Apr. 2011.
- [5] S. Lee, B. H. Lee, J. E. Lee, and S. C. Kim, "Statistical characteristic-based road structure recognition in automotive FMCW radar system," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 20, no. 7, pp. 2418-2429, Jul. 2019.