https://doi.org/10.7840/kics.2024.49.7.923

Denoising Autoencoder와 DBSCAN 기반의 미약 레이더 신호의 반송파 주파수 추정

윤 재 혁•, 정 재 연*, 김 규 한**,
이 원 진***, 백 지 현***, 서 동 호***,
윤 우 진***, 남 해 운°

Carrier Frequency Estimation of Low SNR Radar Signal Based on Denoising Autoencoder and DBSCAN

Jaehyeok Yoon•, Jaeyeon Jung*,
Kyuhan Kim**, Wonjin Yun***,
Jeehyeon Baek***, Dongho Seo***,
Woojin Yun***, Haewoon Nam°

요 약

본 논문에서는 낮은 신호 대 잡음 비(Signal-to-Noise Ratio, SNR) 환경에서도 미약 레이더 신호의 반송파 주파수를 추정하기 위해 레이더의 시간-주파수 분석을 입력으로 하는 Denoising Autoencoder (DAE)와 Density-Based Spatial Cluster- ing of Applications with Noise (DBSCAN) 기반의 추정 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘의 성능은 이미지 내 연결 성분 분석(Connected Component Analysis, CCA) 알고리즘에 비해 높은 추정 성능을 보였다.

키워드 : 미약 레이더, 반송파 주파수, Denoising Autoencoder, DBSCAN
Key words : Low SNR Radar, Carrier Frequency, Denoising Autoencoder, DBSCAN

ABSTRACT

This paper proposes a Denoising Autoencoder (DAE) and a Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) based estimation algorithm using time-frequency analysis of low signal-to-noise ratio (SNR) radar as input to estimate the Carrier Frequency of low SNR radar signals. The performance of the proposed algorithm shows high estimation performance compared to the in-image Connected Component Analysis (CCA) algorithm.

Ⅰ. 서 론

최근 민간분야에서 자율주행, 드론을 위한 레이더 시스템에 대한 수요가 늘어남과 동시에 군사적 목적에서 레이더 시스템에 대한 수요 또한 빠르게 증가하고 있다. 특히 전자전 분야의 군사적 목적으로 사용되는 레이더 시스템의 경우, 표적의 위치를 정확하게 파악하는 동시에 아군의 레이더 신호를 보호할 수 있는 저피탐(Low Probability of Intercept, LPI) 레이더 시스템 연구에 대한 필요성이 강조되고 있다. 최근에는 딥러닝 방식을 적용하여, 인공 신경망이 레이더 신호를 학습하여 목적에 맞게 각 신호의 특징을 추출하는 방식을 통해 LPI 레이더 파형의 종류를 분류하거나[1], 혹은 기존의 알고 있지 않은 레이더 파형이 수신될 시 이를 감지[2]하는 등 다양한 연구들이 진행되고 있다. 하지만 이러한 연구들은 LPI 레이더 파형이 정확히 검출됐다는 가정하에 진행되었기 때문에, 실제 레이더 시스템에 적용하기 위해서는 레이더 신호에 대한 정확한 검출이 선행되어야 한다. 레이더 신호를 정확히 검출하기 위해서는 해당 신호의 제원을 추정해야 하며, 이를 위해 LPI 레이더가 펄스열의 형태로 수신되는 상황에서 신호의 변화점을 추정하여 주파수 영역의 제원을 제외한 펄스 폭, 펄스 반복 주기와 같은 펄스열의 시간 영역의 제원을 추정한 연구도 진행되었다[3]. 해당 연구에서는 제원을 추정하

※ 이 논문은 2021년 정부(방위사업청)의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRIT-CT-21-033)
• First Author : (ORCID:0009-0007-4239-852X) Hanyang University Department of Electronic Engineering, serp82@hanyang.ac.kr, 학생(박사과정), 학생회원
° Corresponding Author : (ORCID:0000-0001-9847-7023) Hanyang University Department of Engineering, hnam@hanyang.ac.kr, 정교수, 정회원
* (ORCID:0009-0007-8660-2350) Hanyang University Department of Applied Artificial Intelligence, jy1019@hanyang.ac.kr, 학생(석사과정), 학생회원
** (ORCID:0009-0003-4010-6977) Hanyang University Department of Electronic Engineering, kuhan@hanyang.ac.kr, 학생(석사과정),
*** (ORCID:0000-0003-2911-6835, 0009-0004-6346-9989, 0000-0002-3394-3422, 0009-0000-0578-3612) LIG Nex1 Electronic Warfare Software R&D, leewonjin@lignex1.com; jeehyeon.baek@lignex1.com; dongho.seo@lignex1.com, 정회원; woojin.yun@lignex1.com, 정회원
논문번호 : 202402-035-A-LU, Received February 22, 2024; Revised March 27, 2024; Accepted March 27, 2024

기 전 주파수 성분 내 변화점을 찾고 이를 레이더 신호의 주파수 대역으로 지정한 후, 나머지 주파수 대역을 필터링하여 제거함으로써 노이즈를 제거하는 방식을 이용했다. 하지만 이와 같은 방법은 낮은 SNR 환경에서의 주파수 영역 내 신호와 잡음 간의 경계가 모호해지고, 이로 인해 주파수 대역 추정의 불확실성이 발생함으로써 잡음이 제거에 오류를 발생시킨다. 따라서 본 논문에서는 미약 레이더 신호의 반송파 주파수를 추정하기 위해 잡음 제거에 뛰어난 성능을 보인 딥러닝 네트워크 DAE[4]와 군집화 기법인 DBSCAN[5] 기법을 통해 잡음을 효과적으로 제거하여 반송파 주파수 추정에 높은 성능을 가진 알고리즘을 제안한다.

Ⅱ. 본 론

본 논문에서는 미약 레이더 신호의 반송파 주파수를 추정하기 위해서 Smoothed Pseudo Wigner Ville Distribution를 통해 신호를 시간-주파수 이미지로 변환한 후 DAE와 DBSCAN을 활용하여 잡음에 의한 영향을 최소화하는 동시에 낮은 SNR 환경에서도 강인한 반송파 주파수를 정확히 추정하는 알고리즘을 제안하며, 알고리즘의 전체적인 순서도는 그림 1에 나타나 있다. 시간-주파수 이미지로 변환된 수신(Rx) 신호에는 잡음의 특징이 같이 드러나, 낮은 SNR 환경으로 갈수록 잡음과 레이더 신호의 특징을 구별하기 힘들다. 따라서 Rx 신호의 잡음을 없애기 위해 인코더-디코더 구조의 딥러닝 네트워크인 DAE를 적용한다. DAE는 이미지를 저차원으로 압축했다가 다시 고차원으로 복원하는 구조로 되어 있는데, 이때 복원된 이미지가 목표 이미지와의 차이를 계산하는 Mean square error (MSE)를 사용해 Loss를 계산하고, 이를 기반으로 네트워크 각 layer의 weight를 Loss가 줄여지는 방향으로 학습한다. 따라서 잡음이 섞이지 않은 송신(Tx) 신호와 Rx 신호의 시간-주파수 이미지를 각각 목표 이미지와 입력 이미지로 인코더-디코더 구조의 DAE를 학습시킨다. 이를 통해 Rx 신호가 입력 값으로 들어올 경우, Tx 신호와 최대한 유사하게 출력이 되도록 하여, Rx 신호의 잡음을 제거한다. 하지만

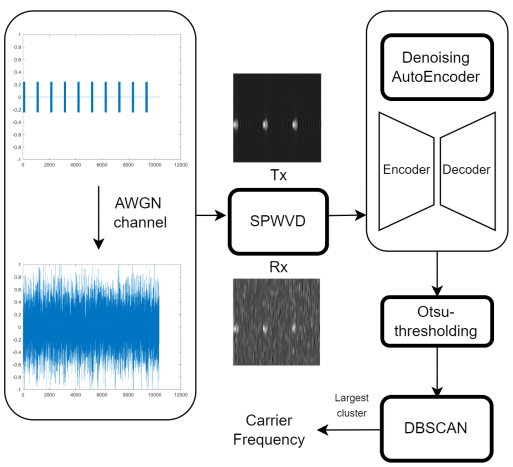

그림 1. DAE와 DBSCAN을 기반으로 저피탐 신호의 반송파 주파수를 추정하는 알고리즘의 전체적인 순서도
Fig. 1. Overall flowchart of the carrier frequency estimation algorithm for low SNR Radar signals based on DAE and DBSCAN.

낮은 SNR 환경에서는 DAE를 통해 출력된 시간-주파수 이미지 내에서도 잡음이 완벽하게 제거되지 않고, 여전히 남아있는 경우가 많다. 따라서 이미지를 Otsu thresholding을 적용하여 이진화를 한 후, 특정 공간 내의 점 집합에서 밀집된 점을 그룹화하여 저밀도 영역에 홀로 있는 점을 이상치 점으로 표시[5]하였다. 이후 공간 내 밀집된 특징을 추출하는 DBSCAN을 적용하여, 이미지 내 잡음보다 연속적이고 밀집된 특징을 가진 레이더의 특성을 추출하였다. 마지막으로 이렇게 추출된 레이더의 특성이 점유하는 주파수 대역의 최댓값과 최솟값의 중심 값을 반송파 주파수로 추정하였다.

Ⅲ. 시뮬레이션

제안한 방법의 성능을 검증하기 위해 시뮬레이션에 사용된 레이더 파형은 Barker, LFMD, LFMU, LFMT, NLFM2, NLFM3 그리고 Rectangular로 총 7가지가 사용되었으며 모든 파형은 SNR -20 ~ 10dB 환경에서 수신 신호로 수집되었다. 수집된 신호는 각 SNR 별 파형당 1000개이며, 이를 8:1:1 비율로 학습/검증/테스트 데이터로 나누어 실험을 진행하였다. 다음으로 잡음 제거에 사용된 DAE는 Convolutional, Batch Normalization, LeakyReLU, MaxPooling 4개의 layer가 연속적으로 구성된 인코더와 인코더에서 Transposed Convolut- ional layer 4개를 사용하여 디코더를 구성하였으며, 배치 크기는 64, 학습률 0.001로 설정하여 학습하였다. 각 알고리즘의 성능을 나타내기 위한 지표로는 반송파 주파수의 실제 값과 추정 값의 오차를 이용한 Root MSE (RMSE)와 오차와 실제 값의 편차를 이용한 R2 score를 사용하였다. 결과적으로, -20 dB에서 10 dB까지의 SNR 환경에서 DAE를 통해 노이즈가 제거된 후, DBSCAN 알고리즘과 CCA 알고리즘을 통해 예측된 반송파 주파수와 실제 주파수 값을 통해 산출된 RMSE와 R2 score가 각각 그림 2, 3에 나타나

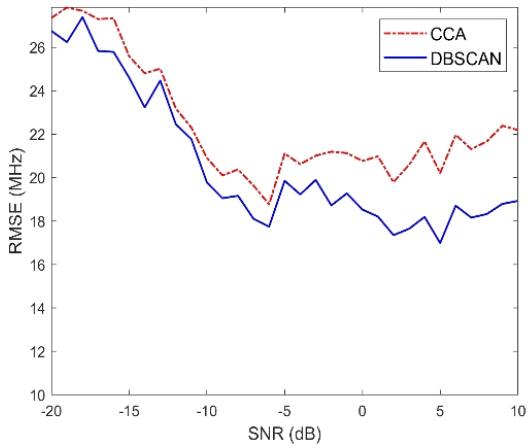

그림 2. -20 ~ 10 dB SNR 환경에서의 DBSCAN 알고리즘과 CCA 알고리즘의 RMSE.
Fig. 2. RMSEs of DBSCAN and CCA algorithm in SNR environment from -20 dB to 10 dB.

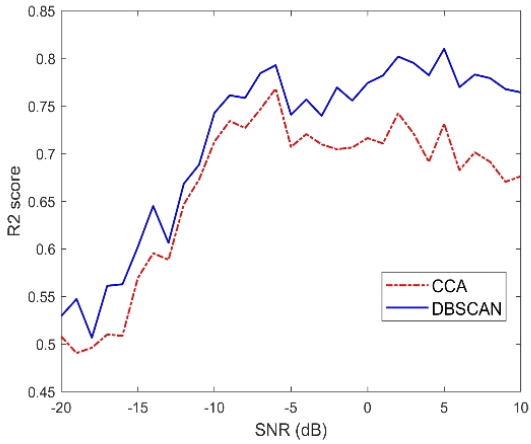

그림 3. 각 SNR 환경에서 DBSCAN 알고리즘과 CCA 알고리즘의 R2 score.
Fig. 3. R2 scores of DBSCAN and CCA algorithm in SNR environment from -20 dB to 10 dB.

있다. 전체 SNR 범위에서 DBSCAN이 CCA에 비해 낮은 RMSE 값을 보였으며, -10 dB부터 10 dB까지의 SNR 환경에서는 CCA에 비해 상대적으로 안정된 성능을 보였으며, 이는 R2 score 또한 비슷한 성능 차이를 보였다. 이러한 차이는 이미지 내 인접한 픽셀들 간의 연결성을 분석하여 특정 군집을 형성하는 CCA의 경우, 낮은 SNR 환경에서는 신호와 잡음 픽셀 간의 연결로 인해 정확하지 않은 신호 군집을 형성할 수 있는 반면에, 일정 공간 내의 픽셀들의 밀도를 통해 데이터의 군집화를 결정하는 DBSCAN의 경우, 주변에 적은 수의 이웃을 갖는 픽셀을 잡음으로 간주하고 군집화에 속하지 않는 것으로 처리하여 CCA 알고리즘에 비해 적은 False alarm이 발생한다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 DAE와 DBSCAN을 활용하여, 미약 레이더 신호의 반송파 주파수를 추정하는 알고리즘을 제안한다. DAE를 통해 낮은 SNR 환경에서 나타나는 잡음의 영향을 줄이고, DBSC AN을 통해 레이더 신호의 특징과 여전히 남아있는 잡음의 특징을 구분하여, 반송파 주파수를 추정하는 낮은 에러율을 가진 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 -20 dB부터 10 dB까지의 SNR 환경에서 연결 성분 분석 알고리즘에 비해 높은 추정 성능을 보였다.

References

[1] M. Kim and S.-H. Kong, “Automatic intrapulse modulated LPI radar waveform identification,” *J. Korea Inst. Mil. Sci. Technol.*, vol. 21, no. 2, pp. 133-140, Apr. 2018. (https://doi.org/10.9766/KIMST.2018.21.2.133)

[2] A. Lin, et al., “Unknown radar waveform recognition based on transferred deep learning,” *IEEE Access*, vol. 8 pp. 184793-184807, Oct. 2020. (https://doi.org/10.1109/access.2020.3029192)

[3] J.-H. Bang, et al., “Accurate estimation of LPI radar pulse train parameters via change point detection,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 12796-12807, Feb. 2023. (https://doi.org/10.1109/access.2023.3242684)

[4] L. Gondara, “Medical image denoising using convolutional denoising autoencoders,” *IEEE ICDMW*, pp. 241-246, Barcelona, Spain, Feb. 2016. (https://doi.org/10.1109/icdmw.2016.0041)

[5] M. Ester, et al., “A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise,” in *Proc. ACM Int. Conf. Knowl. Discov. Data Mining*, pp. 226-231, Aug. 1996. (https://doi.org/10.5120/739-1038)

[6] H. Samet and M. Tamminen, “Efficient component labeling of images of arbitrary

dimension represented by linear bintrees," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 10, no. 4, pp. 579-586, Jul. 1988. (https://doi.org/10.1109/34.3918)