

TCN 기반 Denoising AutoEncoder를 이용한 LRF 신호의 표적 탐지 TCN-based Denoising AutoEncoder for LRF Signal Target Detection

이형준* · 최형도** · 김재훈*** · 김종한**

Hyeon Jun Lee* · Hyeon Do Choi** · Jae Hun Kim*** · Jong-Han Kim**

* 인하대학교 항공우주공학과

** 인하대학교 항공우주공학과 및 우주항공시스템융합전공

*** 한화에어로스페이스 PGM 연구소 체계개발3팀

jonghank@inha.ac.kr

ABSTRACT

Smart munitions utilize Laser Range Finder(LRF) to scan ground objects for precision strike operations. Reliable target detection with traditional signal processing is difficult because complex motion and noise severely corrupt LRF signals. We propose a real-time Temporal Convolutional Network based denoising AutoEncoder that is trained on 6-DOF simulation data to identify targets via reconstruction errors. Results show the model achieves robust detection under high noise conditions and successfully enhances operational reliability.

Key Words : Laser Range Finder, Temporal Convolutional Network, AutoEncoder, Detection

1. 서론

기동저지탄은 사정거리 내에서 탐지된 목표물을 자동 타격하는 지능형 무기체계이다. 발사된 탄두는 장착된 Long Range Finder(LRF)로 지상을 스캔하며 실시간으로 표적을 탐지한다^[1]. 그러나 비행 중 탄두의 불규칙한 자세 변화와 지면 요철 등으로 인해 LRF 신호에 다양한 잡음이 유입되고, 기존의 신호처리 기법만으로는 이러한 비정상 잡음을 탐지 대상 신호와 구분하기 어려워 표적 탐지의 신뢰도가 저하된다.

본 연구에서는 시계열 데이터의 다중 스케일 특징을 학습하면서 잡음을 표적 신호와 효과적으로 분리할 수 있는 Temporal Convolutional Network(TCN)과 Denoising AutoEncoder(DAE)를 결합한 TCN-DAE 기반 실시간 표적 탐지 알고리즘 프레임워크를 제안한다.

2. 본론

2.1 데이터 생성

탄두의 6-DOF 모델 시뮬레이션을 통해 LRF 신호 데이터를 생성했다. 탄두의 운동은 질량중심 좌표계에서 Newton-Euler 방정식으로 표현되며, 식 (1)을 수치적분하여 위치와 자세를 산출한다^[2].

$$\begin{pmatrix} \dot{F} \\ \dot{\tau} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} m\mathbf{I}_3 & 0 \\ 0 & \mathbf{I}_{cm} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} a_{cm} \\ \alpha \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \omega \times \mathbf{I}_{cm}\omega \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기서 F 와 τ 는 각각 질량중심에 작용하는 외력과 모멘트를 의미한다. m 은 탄두의 질량, \mathbf{I}_{cm} 은 질량중심 기준 관성모멘트 행렬, a_{cm} 은 질량중심의 선 가속도, α 는 각가속도, ω 는 각속도 벡터를 나타낸다.

Fig. 1은 탄두의 자세와 LRF 센서의 상대적 위치 관계를 나타내는 기하 모델로, 이를 바탕으로 센서에서 방출된 레이저 빔과 지면의 교차점을 계산할 수 있다. 센서와 지면 간의 거리는 탄두의 자세 각과 센서 오프셋을 반영해 식 (2)로 정의된다^[3]. 각 샘플링 주기마다 해당 거리를 산출하여 데이터셋을 구성하였다.

$$a = -\frac{z + (-\sin\theta)d_x + \cos\theta\sin\phi d_y + \cos\theta\cos\phi d_z}{\cos\theta\cos\phi} \quad (2)$$

여기서 a 는 센서-지면 거리, z 는 지면 기준 탄두 고도, d_x, d_y, d_z 는 동체 좌표계 기준 센서 오프셋이며, θ 와 ϕ 는 각각 피치 각과 요 각을 의미한다.

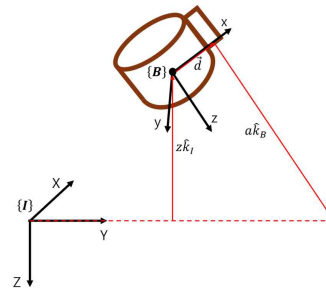


Fig. 1. Definition of distance vector of LRF sensor

2.2 TCN-DAE 기반 표적 탐지 알고리즘

본 알고리즘은 LRF 신호의 정상 패턴을 복원하고 비정상 구간을 검출하도록 설계되었다. 입력 신호는 TCN 기반 오토인코더를 통해 복원되며, 원신호와 재구성 오차를 이용해 표적 존재 여부를 판단한다. 전체 알고리즘 절차는 Fig. 2와 같다.

2.2.1 TCN-DAE 모델

모델은 인코더-디코더 대칭 구조의 TCN 기반 오토 인코더로 구성했다. 인코더는 1D dilated convolution, 배치 정규화, 활성화 함수와 드롭아웃으로 이루어진 TCN 블록으로 이루어지며, skip connection을 통해 다중 시간 스케일의 특징을 효과적으로 추출한다^[4]. 학습은 입력 신호의 일부 구간에 노이즈를 주입하고 깨끗한 신호를 복원하도록 하는 방식으로 진행하여 이상 구간에서 재구성 오차가 크게 나도록 유도하였다. 손실 함수는 Log-Cosh를 적용했다.

2.2.2 실시간 탐지 알고리즘

신호는 슬라이딩 윈도우로 분할해 실시간으로 모델에 입력한다. 입력 신호와 복원 신호의 차이를 재구성 오차로 계산하고, 오차가 임계값을 일정 시간 이상 초과하면 표적 존재로 판정한다. 임계값은 탐지 목표물의 정량적 크기와 세차 각도를 기반으로 설정된다.

2.3 알고리즘 적용 결과

TCN-DAE 모델을 학습한 후 실험 데이터에 적용하여 표적 탐지 성능을 검증하였다. 적용 결과 지형으로 인한 비정상 신호와 표적 탐지로 인한 비정상 신호를 구분할 수 있었으며, 실제 데이터에 알고리즘을 적용한 결과는 Fig. 4에 제시하였다. 노란색으로 표시된 구간은 알고리즘이 표적 존재 가능 영역으로 추정된 부분이며, 해당 구간에 실제 표적이 존재함을 확인하였다. 다양한 시나리오를 구성하여 검증하기 위해 Unity 기반 시뮬레이션을 구축하였다. 표적과 플랫폼 사이에 도랑을 배치한 시나리오에 알고리즘을 적용한 결과, Fig. 6과 같이 도랑 유무와 무관하게 안정적인 탐지 성능을 확인하였다.

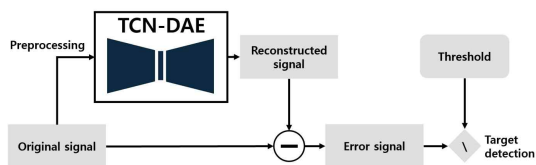


Fig. 2. LRF object detection algorithm framework

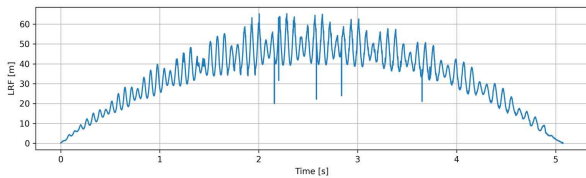


Fig.3. Real LRF data

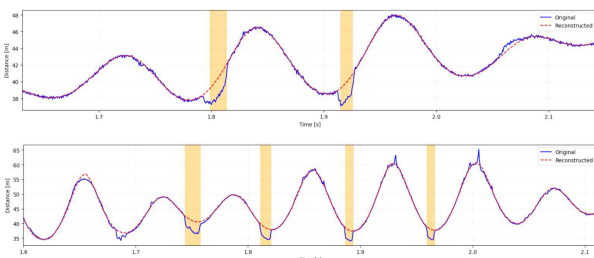


Fig. 4. Target detection results on real LRF data

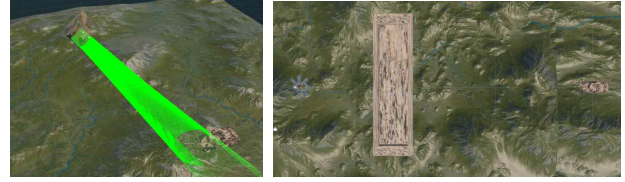


Fig. 5. Unity simulation environment

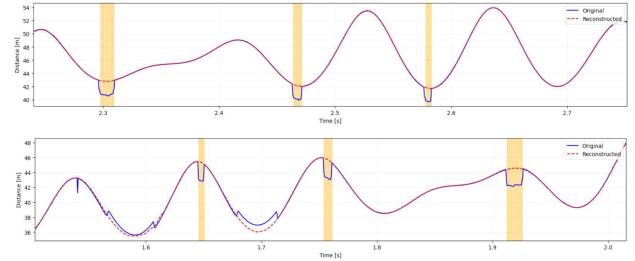


Fig. 6. Target detection results on simulated LRF data

3. 결론

본 연구에서는 TCN-DAE 기반 표적 탐지 알고리즘을 통해 LRF 신호의 잡음을 제거하고 비정상 구간을 검출하였다. 다양한 지형 조건을 반영한 시뮬레이션과 실험 데이터를 구성하여 모델을 학습 및 검증했으며 이를 통해 제안한 알고리즘의 실효성을 평가하였다. TCN-DAE 모델은 정상 신호 복원에 기반해 비정상 구간을 효과적으로 구분하였으며 실제 데이터와 시뮬레이션 환경 모두에서 안정적인 탐지 성능을 보였다.

후 기

이 연구는 인하대학교-한화에어로스페이스 HUB 연구센터의 지원에 의해 수행되었습니다.

References

- [1] J. H. Hong and W. C. Choi, "Analysis of WAM Behavior with Aerodynamic Effect," Proceedings of the KSPE Autumn Conference, p. 121, 2016.
- [2] S. Jung, G. Jung, H. Lee, W. Lee, H. Song and S. Park, "Design and Analysis of Ballistic Ground Scanning System Based on Dynamics Simulation," International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, Vol. 17, No. 1, pp. 125-130, 2016.
- [3] D. J. Ha, B. S. Kim, I. K. Song, H. I. and Y. J. Lee, "A Study on Characteristics of Precession Motion for a Smart Munition," Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, Vol. 15, No. 3, pp. 257-265, 2012.
- [4] M. Thill, W. Konen, H. Wang and T. Bäck, "Temporal Convolutional Autoencoder for Unsupervised Anomaly Detection in Time Series," Applied Soft Computing, Vol. 112, p. 107751, 2021.