

머신러닝 기반 함정-유도탄 전달정렬 시스템의 이상 탐지 연구: 변수 간 상관관계 분석을 중심으로

정현채, 임경욱, 이동익*

LIG넥스원, 경북대학교*

hyunchae.jung@lignex1.com, kyungwook.lim@lignex1.com, dilee@knu.ac.kr*

A machine learning-based anomaly detection study of Ship-guided missile transfer alignment systems: focusing on inter-variable correlation analysis

Jung Hyun Chea, Lim Kyung wook, Lee dong ik

LIGnex1, KNU*

요 약

본 논문은 기존의 임계값 기반 단일 파라미터 판정 방식의 한계를 극복하고, 함정-유도탄 전달정렬 시스템의 신뢰성을 향상시키기 위한 머신러닝 기반의 자동 이상 탐지 기법을 제안한다. 이를 위해 2019년부터 2022년까지 실제 해상 운용 환경에서 수집된 총 272,266개의 항해 데이터를 분석에 활용했다. 피어슨 상관관계 분석을 통해 정상 상태에서 함정의 위치 및 선수각 정보(Ship_LatM, Ship_LonM, Ship_Head)가 유도탄의 위치 및 요각 정보(PPLatM, PPLonM, YAW)와 0.999 이상의 완벽에 가까운 상관관계를 갖는 핵심 동기화 패턴을 확인하였다. 이 분석을 바탕으로 새로운 특성(Feature)을 도출하고, 이진 분류 모델인 로지스틱 회귀(Logistic Regression) 모델을 설계하였다. 제안 모델은 F1-Score 0.9375, ROC-AUC 0.9919, MCC 0.8696의 높은 예측 성능을 달성했다. 특히, 실행 시간이 9.4초로, 비슷한 성능을 보인 순환신경망 모델(LSTM: 58.6초, GRU: 49.1초) 대비 5배 이상 빠른 계산 효율성을 입증하였다. 이는 정확도와 실행 속도 간의 최적의 균형을 이루는 것으로, 전문가 의존적인 진단 체계를 벗어나 실시간 모니터링 시스템으로의 적용 가능성을 제시한다.

I. 서 론

1.1 연구 배경 및 필요성

현대 해상 전투 환경에서 함정 탑재 유도무기체계의 신뢰성과 운용 정밀성 확보는 핵심 요소이다. 특히, 유도탄 발사 전 수행되는 전달정렬(Transfer Alignment) 과정의 정확도는 사격 성공률을 결정하는 중요한 변수이다[1][2].

기존의 유도탄 점검 방식은 다음과 같은 한계를 내포하고 있다. 첫 번째로 임계값 기반 단일 파라미터 판정에 따른 한계이다. 개별 센서의 임계값 기반 단일 판정에 의존하여, 다중 변수 간의 복합적인 상호작용 및 동적 상관관계를 고려하지 못한다. 두 번째로 전문가 의존도가 높은 진단이라는 한계이다. 복잡한 다중 센서 환경에서 시스템 구조에 대한 깊은 이해와 경험이 필요하여, 전문가의 경험과 직관에 크게 의존하는 구조적 한계를 가진다[3][4].

1.2 연구목적

본 논문은 이러한 한계를 극복하기 위해, 함정과 유도탄 간의 항해 데이터를 수집·통합하고, 변수 간의 상관관계를 기반으로 비정상 상태를 판별할 수 있는 머신러닝 기반의 자동 이상 탐지 기법을 제안하는 것을 목적으로 한다. 또한 실제 데이터를 통해 검증함으로써, 데이터 기반의 지능형 점검 체계 구축의 실질적 가능성을 제시하는 데 의의가 있다.

II. 본론

2.1 데이터 수집 및 전처리

본 연구는 2019년부터 2022년까지 3년간 해외 해역에서 운용된 수출형 대함 유도무기 시스템의 실제 항해 데이터를 분석했다. 전체 데이터셋은 272,266개의 데이터 포인트로 구성되었으며, 이 중 정상 데이터가 163,518개(60.1%), 비정상 데이터가 108,748개(39.9%)이다. 데이터 수집은 다양한 자세 및 위치 변화가 발생하는 실제 항해 상황에서 수행되어 해상 환경의 동적 특성이 반영되었다. 전처리 과정에서는 통신 이상으로 인한 0값 처리 및 센서 물리적 한계값을 벗어나는 이상치를 시각적 검증 기반으로 제거하여 데이터의 신뢰성을 확보했다.

2.2 정상 데이터 상관관계 분석

이상 탐지 모델 성능 향상을 위해 피어슨 상관관계수(Pearson Correlation Coefficient)를 사용하여 정상 함정과 유도탄 항목 간의 선형적 관계를 정량적으로 분석했다[5]. 분석 결과, 여러 특성 쌍에서 통계적으로 유의미한 강한 상관관계가 나타났다. (정확한 항목과 수치는 군사보안상 생략)

표 1. 정상 함정-유도탄 상관관계

Table 1. Normal Ship-missile correlation

순번	함정 항목	유도탄 항목	상관관계 절대값	상관관계
1	Ship_001	Msl_001	0.999999	0.999999
2	Ship_003	Msl_002	0.999995	0.999995
3	Ship_005	Msl_008	0.99999	0.99999
4	Ship_009	Msl_009	0.993746	-0.99375
5	Ship_033	Msl_011	0.965997	-0.966
6	Ship_044	Msl_003	0.948897	-0.9489
7	Ship_013	Msl_004	0.747769	-0.74777
8	Ship_022	Msl_006	0.712598	0.712598
9	Ship_040	Msl_023	0.675367	0.675367

표 1의 주요 상관관계 분석 결과 위치 및 자세 정보의 완벽에 가까운 양의 상관관계이다. 함정의 00 및 00 데이터는 유도탄의 00 및 00 데이터와 0.999 이상의 매우 강한 양의 상관관계를 보였다. 이는 두 시스템의 위치 및 자세 정보가 매우 긴밀하게 동기화되어 있음을 나타내며, 이들 특성 쌍이 시스템의 통합 상태를 대표하는 핵심 지표로 활용될 수 있음을 시사한다. 이 결과를 바탕으로 새로운 동기화 차이 특성을 생성하여 모델 입력 특성으로 활용했다.

2.3 로지스틱 회귀 기반 이상 탐지 모델 설계

상관관계 분석을 통해 정제되고 새로 생성된 데이터를 기반으로, 이진 분류 문제에 적합한 로지스틱 회귀 모델을 제안했다. 모델 구현 및 학습은 데이터 분할 및 표준화: 데이터셋을 훈련용 80%, 검증용 20%로 분할할 때 라벨 비율 유지를 위해 Stratify 옵션을 적용했다. 또한, StandardScaler를 적용하여 각 특성의 평균을 0, 표준편차를 1로 표준화 하였다. 하이퍼파라미터는 모델 학습의 안정적인 수렴을 위해 최대 반복 횟수(max_iter)를 기본값보다 큰 2000으로 설정했다. 평가 지표는 클래스 불균형에 강건한 Matthews Correlation Coefficient (MCC) 극대화를 일차적 목표로 설정했으며, F1-Score, ROC-AUC 및 실행 시간을 함께 측정했다.

III. 결론

3.1 모델 성능 평가 및 비교

제안된 로지스틱 회귀 모델의 성능을 8가지 다른 머신러닝/딥러닝 모델과 비교 분석한 결과는 다음과 같다.

표 2. 고장 진단 성능 종합 평가

Table 2. Comprehensive evaluation of fault diagnosis performance

모델 (Model)	F1-Score	ROC-AUC	MCC	실행 시간 (초)
Logistic Regression	0.9375	0.9919	0.8696	9.4130
Decision Tree	0.8867	0.8875	0.7644	12.9090
Random Forest	0.8865	0.9840	0.7634	68.8100
SVM	0.9351	0.9913	0.8648	1396.1392
XGBoost	0.8905	0.9847	0.7718	3.0878
LightGBM	0.8930	0.9850	0.7769	2.1089
LSTM	0.9381	0.9917	0.8803	58.5730
GRU	0.9381	0.9918	0.8803	49.1160

로지스틱 회귀 모델의 강점으로 첫 번째는 최고 수준의 예측 성능이다. 로지스틱 회귀는 딥러닝 모델(LSTM, GRU)과 대등한 F1-Score 0.9375, ROC-AUC 0.9919의 높은 성능을 달성했다. 두 번째로는 압도적인 계산 효율성이다. 실행 시간 9.4초로, 비슷한 성능을 보인 딥러닝 모델들(LSTM: 58.6초, GRU: 49.1초) 대비 5~6배 이상 빨랐으며, SVM(1396초)에 비해서는 압도적인 효율성을 보였다.

3.2 연구의 기여 및 향후 연구

본 연구는 다중 센서 환경에서 시스템 간 상호작용에 기반한 이상 탐지 방법론을 제시하고 실제 해상 운용 데이터(2019~2022년, 272,266개 포인트)를 활용하여 모델의 현실적 유효성을 입증했다. 로지스틱 회귀는 정확도와 실행 속도 사이에서 최적의 균형을 이루는 가장 실용적인 모델로서, 기존의 전문가 의존적 점검 체계를 데이터 기반 자동화 시스템으로 전환하고 실시간 이상 탐지 모듈로 함정 전투 관리 체계에 통합될 수 있는 토대를 마련했다.

참 고 문 헌

[1] S.-K. Kim et al., "A study on the reliability analysis of anti-ship missile using field data," The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, vol. 6, no. 6, pp. 881 - 887, 2011.

[2] N. Sivasubramaniam and R. Kumar, "Transfer Alignment Technique for Shipboard Missile Strapdown Inertial Navigation System using an Adaptive Kalman Filter," Defence Science Journal, vol. 72, no. 3, 2022.

[3] H. C. Jung and D. H. Kim, "Analysis of Correlation between Items in Mooring Test Data of Cruise Guided missile Based on Correlation Analysis Method," Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, vol. 2024, no. 1, pp. 1867 - 1868, 2024.

[4] I. Seop Lee, H. Yoo, C.-J. Kim, J. Oh, S. Yun, and C. Park, "경사 발사 유도무기체계에서 함상 저장 전달정렬 가능성 연구," Journal of Control, Robotics and System Sciences, vol. 28, no. 12, pp. - -, 20XX.

[5] D. Kim et al., "상관관계 분석을 이용한 발전소 제어루프 이상상태 근원 분석," in Proc. of the Korean Institute of Electrical Engineers Annual Conference, pp. 1686 - 1687, 2019.