

시계열 이상 탐지 성능 향상을 위한 마할라노비스 기반 점수화 기법 제안

김파란하늘, 한재웅, 김현정, 이연서, 현장훈*

국립한밭대학교

20231050@edu.hanbat.ac.kr, jhhyeon@hanbat.ac.kr*

A Mahalanobis-based Scoring Method for Improving Time Series Anomaly Detection Performance

Paranhaneul Kim, Jaewoong Han, Hyeonjeong Kim, Yeonsoo Lee, Janghun Hyeon*
Hanbat National University

요약

본 논문은 에너지 저장 장치(ESS) 이상 탐지 성능을 높이기 위해 동일한 주성분 분석(PCA) 모델에서 재구성 오차 방식과 Hotelling T^2 이상 점수 산출 방식의 성능을 비교한다. 이는 기존 재구성 오차 방식이 데이터의 통계적 분포를 반영하지 못하는 한계를 갖기 때문에, 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 주성분 공간에서의 통계적 거리를 측정하는 Hotelling T^2 를 이상 점수로 도입한 알고리즘을 제안하고 그 성능을 종합적으로 평가하였다. 그 결과, Hotelling T^2 방식이 기존 재구성 오차 방식 대비 모든 평가 지표의 성능을 유의미하게 향상시켰으며, 특히 이상 탐지의 재현율과 F1-score의 성능을 각각 약 48%, 22% 향상시켰다. 이를 통해 모델의 구조 변경 없이 이상 점수 산출 방식의 개선만으로도 이상 탐지 성능을 효과적으로 높일 수 있음을 확인하였으며, 향후 다양한 이상 탐지 알고리즘 분야에 적용하여 모델의 성능을 개선할 수 있을 것으로 기대된다.

I. 서론

에너지 저장장치 시스템(Energy Storage System, ESS)은 전력을 저장해 두었다가 필요할 때 공급해주는 장치로써 전력 수급 안정화 및 에너지 효율 증가에 핵심적인 역할을 하지만 과충전, 열폭주 등에 의한 화재 위험이 존재한다. 이러한 안전성 문제를 해결하기 위해 화재 신호를 조기에 감지하는 이상 탐지 연구의 중요성이 크게 대두되고 있으며, 이에 선행 연구에서는 주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA)을 활용한 재구성 오차(Reconstruction Error)기반의 이상 탐지 방식이 활용되고 있다[1]. 그러나, 이러한 방식은 주성분 공간에서 평균으로부터 멀어지는 유형의 이상에는 둔감할 수 있으며, 정상 데이터의 통계적 구조를 충분히 반영하지 못한다는 한계점이 존재한다. 본 논문에서는 이러한 한계를 보완하기 위해 주성분 공간에서 데이터의 통계적 분포를 계산하는 마할라노비스 거리 기반의 Hotelling T^2 를 이상 점수로 도입한 알고리즘을 제안한다[2]. 동일한 PCA 모델과 데이터 분할을 유지한 상태에서 제안 기법과 재구성 오차 방식을 비교하여 성능을 검증하였으며, 실험 결과 제안 기법이 재구성 오차 방식 대비 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

II. 연구 설계

2.1 데이터 구성 및 전처리

본 연구에서 사용된 데이터는 모델 개발 및 임계값 설정을 위한 개발 데이터셋과 최종 성능 평가를 위한 테스트 데이터셋으로 구성된다. 개발 데이터셋은 총 11개의 독립적인 단위 데이터셋으로, 각 데이터셋은 약 90일간 1분 간격으로 측정된 태양광 ESS 전압 시계열 데이터이다. 이 중 8개는 정상 운영 상태에서 수집된 정상 데이터이며, 나머지 3개는 화재가 발생한 비정상 데이터로 구성된다. 테스트 데이터셋은 모델 개발 및 임계값 설정 과정에 사용되지 않은 별도의 데이터로 총 7개의 단위 데이터셋이 있으며, 4개는 정상데이터 3개는 비정상 데이터로 구성된다. 본 연구에서 사용된 태양광 ESS는 충전 및 방전 주기에 따라 전압이 규칙적으로 상승하고 하강하는 주기적 특성을 가지고 있으며, 연구에 사용된 ESS 배터리 셀의 방전 하한 전압인 3.3V 미만의 값은 센서 오류로 판단하여 결측

값(NAN)으로 처리하였다. 이를 바탕으로 데이터의 전체적인 추세를 왜곡하지 않으면서 국소적인 결측을 처리하기 위해 선형보간을 진행하였다[3].

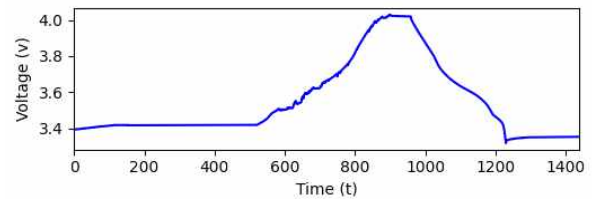


그림 1. 전처리된 ESS 전압 시계열 데이터

2.2 PCA 모델 설계 및 평가 방법

본 연구에서는 개발 데이터셋을 학습, 검증 데이터로 분할하여 모델을 설계하였다. 학습 데이터는 정상 데이터만으로 구성되어 PCA 모델을 학습시켰으며 모든 데이터는 학습 데이터의 평균과 표준편차로 표준화하여 전체 분산의 95%를 설명하는 주성분 공간으로 투영(Projection)하였다. 이후 학습된 모델을 사용하여 검증 데이터의 이상 점수 분포를 계산하고, Youden's J 통계량이 최대화하는 지점을 정상과 이상(Anomaly)클래스를 구분하는 임계값으로 결정하였다[4]. 해당 임계값을 테스트 데이터에 적용하여 최종 이상 탐지 성능을 평가하였으며, 실험의 통계적 신뢰도를 확보하고 모델의 일반화 성능을 확인하고자 k-fold 교차검증을 수행하였다.

III. 이상 탐지 알고리즘

3.1 재구성 오차 기반 이상 탐지(MAE)

재구성 오차 기반 접근법은 정상 데이터의 패턴을 모델이 학습하여 이상을 탐지하는 가장 일반적인 접근법이다. 본 연구에서는 검증 데이터를 입력으로 하여 PCA 모델의 주성분 공간으로 투영한 후 다시 원본 데이터의 차원으로 복원하였다. 이 과정에서 정상 데이터는 원본과 복원 데이터 간의 차이가 적게 나타나는 반면, 비정상 데이터는 모델이 학습한 패턴과 상이한 패턴으로 인하여 원본과 복원 데이터간의 차이가 크게 발생한다. 이 차이를 정량화하기 위한 방법으로 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE)를 사용하였으며 이는 식 (1)과 같이 계산된다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| \quad (1)$$

이를 통해 각 검증 데이터별로 MAE 값들을 계산할 수 있으며, 최종적으로 산출된 각 데이터별 MAE 분포를 통해 [그림 2]와 같이 Youden's J 통계량을 최대화하는 지점을 임계값으로 설정하였다.

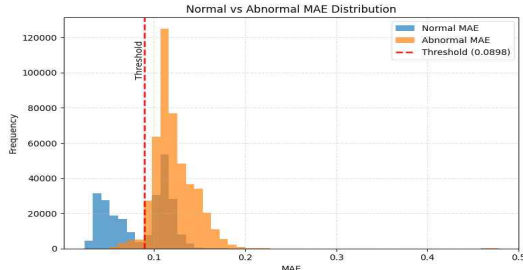


그림 2. 검증 데이터의 MAE 분포에 따른 임계값 설정

3.2 마할라노비스 거리 기반 Hotelling T^2 이상 탐지

본 연구에서 제안하는 방식은 주성분 공간 내에서 정상 데이터들이 형성하는 통계적 분포를 기준으로 입력 시계열 데이터와의 거리를 정량화한다. 이를 위해 학습에 사용된 정상 데이터를 주성분 공간으로 투영하여 정상 데이터 분포의 평균 벡터(μ)와 공분산 행렬(Σ)을 계산한다. 이후, 검증 데이터를 활용한 새로운 시계열 데이터 (x)가 입력되면, 동일한 주성분 공간으로 투영하여 벡터 z 를 얻고, Hotelling T^2 를 활용해 정상 데이터 분포의 중심과 벡터 z 사이의 통계적 거리를 측정한다. 주성분 공간에서의 Hotelling T^2 는 식 (2)와 같이 마할라노비스 거리의 제곱으로 정의된다.

$$T^2 = (z - \mu)^T \Sigma^{-1} (z - \mu) \quad (2)$$

측정된 T^2 값은 정상 데이터의 통계적 분포로부터 이탈 정도를 나타내는 이상 점수(Anomaly Score)로 사용된다. 이를 통해 [그림 3]에서는 검증 데이터의 파란색 정상 샘플 대부분이 학습 데이터 군집 내에 분포하는 것을 확인할 수 있으나, [그림 4]에서는 검증 데이터의 주황색 비정상 샘플 다수가 정상 군집으로부터 떨어져 분포하는 경향을 확인할 수 있다. 이러한 T^2 점수를 모든 검증데이터에 대해 계산하여 [그림 5]를 통해 정상 및 이상 클래스별 T^2 분포를 확인하였으며, Youden's J 통계량이 최대화되는 지점을 임계값으로 설정하였다.

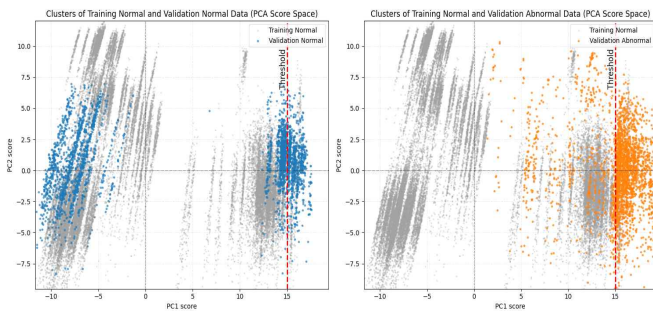


그림 3,4. 학습 데이터와 검증 데이터의 주성분 공간 T^2 군집

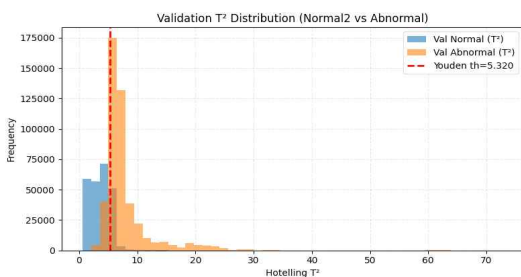


그림 5. 검증 데이터의 T^2 분포에 따른 임계값 설정

IV. 실험 결과 및 분석

일반적으로 이상 탐지 문제는 극심한 클래스 불균형(Class Imbalance)을 동반하여 단일 평가 지표만으로는 모델의 성능 평가가 어렵다는 문제점이 존재한다[5]. 이에 본 연구에서는 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-score, PR-AUC, ROC-AUC의 지표를 활용해 모델의 성능을 종합적으로 평가하였으며, 특히 화재 신호를 놓치는 FN(False Negative)을 최소화하기 위해 재현율과 F1-score를 핵심 평가 지표로 간주하였다. 실험 결과, Hotelling T^2 방식의 평균 재현율은 0.865로 기존 재구성 오차 방식 대비 약 48%가량 향상되었으며, F1-score 역시 약 22%가량 향상된 0.703의 성능을 기록하였다. 이는 제안 방식이 실제 화재 발생 이력이 있는 비정상 데이터를 놓치지 않고 탐지하는 능력이 크게 향상되었음을 의미하며, 이 밖에도 다른 평가 지표들 역시 전반적으로 향상된 수치를 보여 제안 방식의 안전성과 우수성을 뒷받침하였다[표1].

표 1. 점수와 기법에 따른 이상 탐지 성능 평가 결과

K-fold	MAE					Hotelling T^2				
	Precision	Recall	F1-score	ROC-AUC	PR-AUC	Precision	Recall	F1-score	ROC-AUC	PR-AUC
K = 1	0.635	0.782	0.693	0.727	0.684	0.603	0.878	0.715	0.697	0.589
K = 2	0.506	0.541	0.523	0.663	0.551	0.636	0.786	0.703	0.726	0.671
K = 3	0.587	0.599	0.593	0.722	0.648	0.618	0.852	0.716	0.722	0.663
K = 4	0.564	0.439	0.494	0.705	0.616	0.530	0.943	0.678	0.719	0.618
Avg	0.573	0.585	0.576	0.704	0.625	0.597	0.865	0.703	0.716	0.636

V. 결론

본 논문에서는 PCA 기반 ESS 이상 탐지 모델의 성능 향상을 위해 주성분 공간에서의 통계적 거리를 측정하는 Hotelling T^2 알고리즘을 제안하고, 기존 재구성 오차 방식과 성능을 비교 검증하였다. 실험 결과, 제안 기법은 모든 평가지표에서 기존 MAE 방식을 상회하는 우수한 성능을 보였으며 특히, 실제 이상을 탐지하는 재현율이 약 48% 향상되었다. 이를 통해 모델의 구조 변경 없이 ESS 이상 탐지 성능을 높이는 효과적인 이상 점수 산출 방식을 제안하며, 향후 다양한 이상 탐지 알고리즘 분야에 적용할 수 있는 연구 방향을 제시한다.

참 고 문 헌

- [1] M. Crépey, A. Aouadi, and C. Rahal, "Anomaly Detection on Financial Time Series by Principal Component Analysis and Neural Networks," *Algorithms*, vol. 15, no. 3, pp. 1 - 21, 2022.
- [2] T. Rato, M. Reis, E. Schmitt, M. Hubert, and B. De Ketelaere, "A systematic comparison of PCA-based statistical process monitoring methods for high-dimensional, time-dependent processes," *AIChE J.*, vol. 62, no. 5, pp. 1478 - 1493, 2016, doi: 10.1002/aic.15062.
- [3] 정하영, 홍석훈, 전재성, 임수창, 김종찬 and 박철영. "태양광 발전량 데이터의 시계열 모델 적용을 위한 결측치 보간 방법 연구" *멀티미디어학회논문지* 24, no.9 (2021) : 1251-1260.
- [4] Youden, William J. "Index for rating diagnostic tests." *Cancer* 3.1 (1950): 32-35.
- [5] T. Lee, L. K. Lee, and C. Kim, "Performance of Machine Learning Algorithms for Class-Imbalanced Process Fault Detection Problems," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 29, No. 4, pp. 436 - 445, 2016.