

Koopman 연산자 기반 observable space를 활용한 HVAC 시스템의 고장 탐지 및 진단 기법

Fault Detection and Diagnosis of HVAC Systems Based on an Observable Space Constructed via Koopman operator

○박 경 수* 김 진 홍* 박 철 수**
Park, Kyoung-Su Kim, Jin-Hong Park, Cheol-Soo

Abstract

This study proposes a Koopman operator-based fault detection and diagnosis (FDD) framework for HVAC systems. To address limitations of conventional data-driven methods—such as data imbalance and limited interpretability—the proposed model projects nonlinear dynamics into a linear observable space using a Variational Autoencoder. Faults are detected via residual analysis and diagnosed through inverse estimation using the Koopman operator structure. In a fault scenario where the outdoor air damper was stuck at 75% open, the model estimated an average 77% opening, effectively revealing actuator fault. These results indicate that the framework can provide interpretable and consistent FDD in nonlinear systems.

키워드 : 고장 탐지 및 진단, 쿠프만 연산자, 변분 오토인코더, 공조시스템

Keywords : Fault Detection and Diagnosis (FDD), Koopman operator, Variational Autoencoder (VAE), HVAC

1. 서론

HVAC 시스템에서 발생하는 고장은 에너지 소비 증가, 제어 성능 저하, 실내 환경 악화 등 다양한 문제를 초래할 수 있다. 특히, HVAC 내부 시스템 (코일, 댐퍼, 팬 등) 사이의 비선형적인 상호작용으로 인하여, 특정 시스템에 대한 고장을 식별하는 데 어려움이 존재한다. 따라서, HVAC의 비선형적인 동특성을 모사하는 고장 진단 기술이 요구되며, 이러한 배경에서 규칙 기반 또는 데이터 기반의 고장 탐지 진단 (Fault Detection and Diagnosis, FDD) 기술들이 제안되었다.

하지만 기존의 FDD 기법들은 다음과 같은 측면에서 한계를 가진다. 첫째, 실제 운전 데이터로부터 충분한 고장 데이터를 수집하는 데 어려움이 있으며, 이는 데이터 불균형 문제를 야기할 수 있다. 결과적으로, 편향된 데이터로 학습된 데이터 기반 모델은 진단 성능을 보장할 수 없다. 둘째, 기존 접근법은 고장 상황의 사전 정의나 학습된 패턴에 의존하는 경향이 있어, 복잡한 시스템 조건이나 연속적인 제어값을 가지는 액추에이터(예: 댐퍼, 밸브 등)에

대해 일반화된 진단 성능을 확보하는 데 어려움이 발생할 수 있다. 셋째, 데이터 기반 방식은 내부 메커니즘이 불투명하게 작동하기 때문에 예측 결과에 대한 설명 가능성이 낮으며, 실제 시스템 운영에 적용할 경우 결과 해석의 어려움과 신뢰성 확보에 제약이 따를 수 있다.

이러한 배경에서 본 연구는 Koopman 연산자 이론을 활용하여, HVAC 시스템의 비선형적인 동특성을 선형적으로 모사하며, 이상 진단에 대해 해석이 가능한 FDD 프레임워크를 제안한다.

2. 대상 시스템 및 시뮬레이션 데이터

제안한 FDD 프레임워크의 성능을 검증하기 위해 Lawrence Berkeley National Laboratory(LBNL)에서 구축한 시뮬레이션 기반 HVAC 고장 데이터셋을 활용하였다 (LBNL, 2020). 이 데이터셋은 미국 에너지부(U.S. DOE)가 제시한 대형 사무용 참조 건물 모델을 기반으로, 다양한 시스템 구성과 고장 조건을 반영하여 EnergyPlus 시뮬레이션을 통해 생성되었으며, 1분 간격의 해상도로 일년치 시계열 데이터를 제공한다. 본 연구에서는 외기 댐퍼가 75% 개도 상태로 고정된 공기조화기(AHU)의 고장 시나리오를 분석 대상으로 선정하고, 냉방 운전 기간 중 하루를 추출하여 시스템의 고장 탐지와 함께 외기댐퍼 및 냉방코일 밸브의 실제 동작을 추정하였다.

* 서울대 대학원 박사과정

** 서울대 건축학과 · 공학연구원 교수, Ph.D.

(Corresponding author : Department of Architecture and Architectural Engineering · Institute of Engineering Research, Seoul National University, cheolsoo.park@snu.ac.kr)

이 논문은 삼성 C&T 연구팀의 지원을 받아 수행된 연구임.

3. Koopman 연산자 기반 모델 구성

Koopman 연산자 이론은 비선형 시스템의 동적 거동을 관측가능공간(observable space)으로 사상함으로써, 선형 기법으로 분석할 수 있는 수학적 프레임워크를 제공한다. 본 연구에서는 혼합공기온도(MAT), 공급공기온도(SAT) 등의 상태 변수를 Variational Autoencoder(VAE)를 통해 잠재공간(dim=16)으로 사상하고, 이 공간을 Koopman 연산자가 작동하는 관측가능공간으로 간주하였다.

식 (1)은 이 공간에서 시스템의 시계열 진화를 선형 연산으로 근사하는 수식이며 그림 1은 이러한 과정을 개념적으로 도식화한 것이다.

$$\hat{z}_{k+1} = Kz_k + Bu_k \quad \text{식(1)}$$

여기서, z_k 는 시각 k 에서 잠재변수, $\hat{z}_{k+1}$ 는 예측 변수, u_k 는 제어 변수, K 는 학습된 Koopman 연산자, B 는 u_k 에 대한 연산 행렬을 의미한다. 본 모델은 정상운전 데이터만으로 학습시켰으며, K 와 B 는 최소자승법으로 추정되었다.

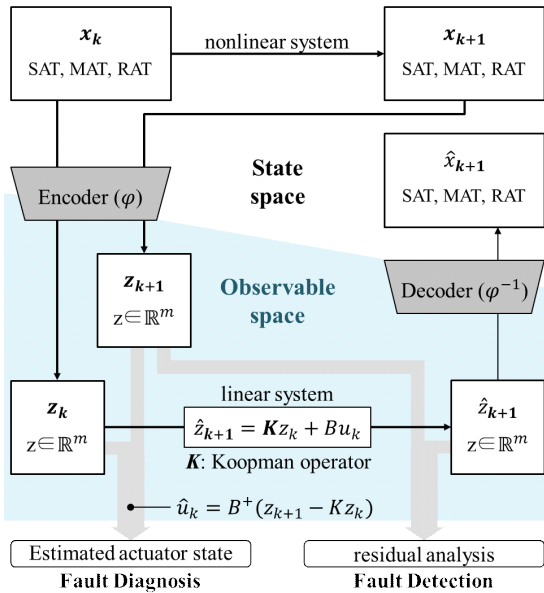


그림1. 제안된 KoopmanVAE 모델 구조

4. 고장 탐지 및 진단 결과

그림 2는 제안한 KoopmanVAE 기반 FDD 프레임워크를 적용하여 수행한 고장 탐지 및 진단 결과를 보여준다. FDD는 냉방 운전이 시작되는 오전 6시부터 수행하였다.

그림 2(a)는 외기덤퍼가 75% 개도로 고정된 고장 조건에서 혼합공기온도의 측정값과 예측값을 비교한 결과이다. 두 값의 차이는 시스템의 운전이 시작된 이후에도 0.8 °C 이하로 유지되어, 상태공간에서의 단순 비교만으로는 고장을 명확히 식별하기 어렵다. 지면 관계상 제시하지 않았으나, 공급공기온도(SAT)와 환기온도(RAT: Return Air) 역시 측정값과 예측값 간의 차이가 크지 않았다.

그림 2(b)는 동일한 데이터를 관측가능공간으로 사상한 뒤, 예측값과 측정값의 시계열 궤적을 비교한 결과이다. 운전이 시작되면서 두 궤적의 차이가 뚜렷하게 나타났으며, 이러한 잔차($\hat{z}_k - z_k$)를 활용해 이상 탐지 기법을 적용함으로써, 상태공간에서는 징후가 명확하지 않았던 고장 구간을 효과적으로 식별할 수 있었다.

그림 2(c)는 KoopmanVAE 모델의 선형 구조에서 학습된 K 와 B 행렬을 이용하여 액추에이터의 실제 동작을 역추정한 결과이다. 외기덤퍼가 75% 개도로 고정된 상황에서, 모델은 평균 약 77%의 개도로 추정하여 제어 신호와 실제 동작 간의 불일치를 드러냈다. 반면 정상적으로 작동한 냉방코일 밸브의 경우, 제어 신호와 실제 동작이 유사하게 추정되어, 제안한 모델이 정상상태와 고장상태 모두에서 신뢰할 수 있는 진단 성능을 보였다.

종합하면, KoopmanVAE 모델은 정상 운전 데이터만으로 학습되었음에도 불구하고, 비선형 시스템의 거동을 관측가능공간에서 선형적으로 모사함으로써 고장 징후를 해석 가능하게 하였다. 이는 기존 데이터 기반 FDD 방법의 데이터 의존성과 해석의 한계를 완화하며, 제안된 프레임워크가 실용적인 대안이 될 수 있음을 시사한다.

참고문헌

1. Lawrence Berkeley National Laboratory, LBNL FDD Data Sets. DOI: <https://dx.doi.org/10.25984/188132>

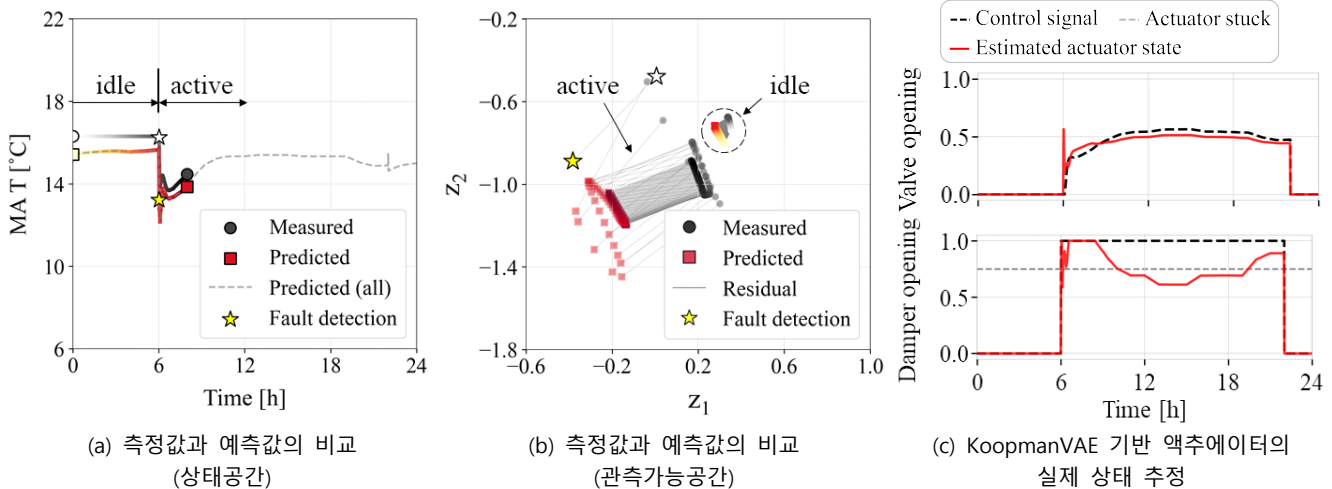


그림2. KoopmanVAE 기반 시스템의 고장 탐지 및 진단 결과 (OA Damper가 75%에 고정된 경우)