

비정상 측정 환경 조건에서의 DEIM 센서 선택 기반 재구성 천연가스 배관망 상태 추정 기법

이도훈* · 유지호** · 구본찬*†

A Performance Evaluation of DEIM-Based Models for Natural Gas Pipeline Network Analysis Under Abnormal Measurement Conditions

Dohun Lee*, Jiho You**, Bonchan Koo*†

Key Words : Natural gas pipeline(천연 가스 배관망), Proper orthogonal decomposition(적합 직교 분해), Dynamic mode decomposition with control(제어를 고려한 동적 모드 분해), Discrete empirical interpolation method(이산 경험적 보간법)

ABSTRACT

This study proposes a data-driven reduced-order modeling framework for reconstructing the full pressure field using sparse sensor information. Accurate state estimation of natural gas pipeline systems is a fundamental requirement for ensuring operational safety, maintaining supply reliability, and supporting advanced monitoring and control. The presence of sensor fault and missing measurements, however, often degrades the quality of full-field reconstructions in practical applications. Proper Orthogonal Decomposition(POD) is first applied to extract dominant spatial modes, and the Discrete Empirical Interpolation Method(DEIM) is used to select optimal sensor locations based on the extracted modes. Dynamic Mode Decomposition with control(DMDc) is then employed to model system dynamics while incorporating control inputs. The full state dynamics are recursively reconstructed using only the selected sparse measurements. Quantitative evaluations, based on root-mean-square error(RMSE) metric, demonstrate that the proposed DEIM-DMDc framework enables accurate and robust pressure field reconstruction even under sensor noise and data loss, offering a promising approach for reduced-sensor monitoring of large-scale natural gas infrastructures.

1. 서 론

천연가스는 기존 화석연료 대비 낮은 탄소 배출 특성으로 인해 탄소중립 사회로의 전환 과정에 중요한 에너지 자원으로 주목받고 있다. 특히 탄소 배출을 줄이기 위한 중간 단계로서 기존 천연가스 인프라에 수소를 혼합하여 활용하는 방안이 미국, 유럽연합(EU)와 같은 탄소 저감의 중간 전략으로 논의된다. 이러한 수소 혼합 전략은 신규 인프라 구축 없이 기존 배관망을 활용할 수 있는 경제적 대안이지만, 유체 특성의 변화로 인해 압력⁽¹⁾⁽²⁾ 손실, 유량 불안정, 센서 오작동

등 다양한 운영 및 모니터링 상의 문제를 일으킬 수 있다. 이에 따라 천연가스 배관망의 상태를 정확하고 실시간으로 파악하는 기술은 안전하고 효율적인 시스템 운영에 필수적이다. 기존에는 유한체적법(Finite Volume Method, FVM)이나 특성곡선법(Method Of Characteristic, MOC)과 같은 수치 해석 기법을 활용하여 유동 해석을 수행⁽³⁾해왔다. 이러한 방법은 고정밀 해석이 가능하다는 장점이 있는 반면 높은 계산 비용과 실시간 적용에는 한계가 있다. 언급한 문제를 해결하고자 최근에는 센서 기반의 실측 데이터를 활용하여 고차원 시스템을 저차원 모델로 근사하는 데이터 기반 축소모델

* 동아대학교 기계공학과(Department of Mechanical Engineering, Dong-A University)

** 한국기술교육대학교 기계공학과(School of Mechanical Engineering, Korea University of Technology and Education)

† 교신저자, E-mail : bckoo@dau.ac.kr

(Reduced-Order Model, ROM)이 대안으로 주목⁽⁴⁾⁽⁵⁾받고 있다.

본 연구에서는 실측 압력 센서 데이터를 기반으로 적절 직교 분해(Proper Orthogonal Decomposition, POD)를 적용하여 주요 모드를 추출하고, 이를 이용해 배관망 내 전체 상태를 반영할 수 있다. 이때 전체 센서가 아닌 일부 센서만을 활용하기 위해 센서 위치를 선택하는 기법으로 이산 경험적 보간법(Discrete Empirical Interpolation Method)을 적용한다. 각 과정을 통해 선택된 센서 정보를 바탕으로 제어를 고려한 동적 모드 분해(Dynamic Mode Decomposition with control, DMDc)를 수행하여 전체 시스템 상태를 예측 및 재현 할 수 있다. DEIM은 forward strategy 기반 탐욕(greedy) 알고리즘을 이용해 계산 복잡도를 줄여 계산 효율성이 높다⁽⁶⁾는 장점이 있다.

본 논문에서는 배관망의 압력 데이터만으로 POD-DMDc 구조를 구성하고, 센서에 노이즈를 반영함으로써 센서 탈락 조건을 가정하였다. 이후 전체 상태 재생성 성능에 미치는 영향을 비교 분석한다. 이를 통해 비정상 환경에서도 일부 센서만을 이용하여 실시간 예측이 가능한 디지털 트윈 시스템을 구축할 수 있는 가능성을 제시하고자 한다.

2. 연구 배경 및 이론적 기반

2.1 천연가스 배관망 상태 추정과 센서 배치 중요성

탄소중립 달성을 위한 중간기 전략의 일환으로, 천연가스 인프라에 수소를 혼입하여 사용하는 방안이 활발히 논의되고 있다. 해당 접근은 별도의 신규 인프라 구축을 최소화 하며 기존 천연가스 배관망을 활용할 수 있다는 점에서 경제적 이점이 크다. 그러나 수소의 고유한 열역학적, 유체역학적 특성으로 인해 압력 손실 증가, 유량 변동성 심화, 센서 신호의 비정상적 응답 등 다양한 기술적 문제가 발생할 수 있다.

Fig. 1은 현재 우리나라가 운영 중인 고압가스배관망의 개략도를 나타내고 있다. 전체 길이는 약 5,000 km이며, 현재 한국가스공사는 인천, 평택, 삼척, 통영 4 곳의 LNG 터미널을 운영 중이다. 또한 전체 배관망이 환상망으로 이루어져 있어 각 LNG 터미널에서 송출량을 결정하기 위해서는 모든 배관, 도시가스 및 발전사와 같은 수요처, 그리고 각 터미널 간의 상호 영향에 대해서 정확하게 예측하는 것이 필요하다.

이러한 운영상의 복잡성은 실시간 상태 진단 및 예측 정확도를 저해하며, 기존 수치해석 기반 시뮬레이션 기법은 높은 정확도를 보장한다. 하지만 실시간 모니터링 및 제어에는 계산 비용상 한계를 갖는다. 따라서 신뢰도 높은 데이터 기반 축소모델의 필요성이 점차 부각되고 있다.

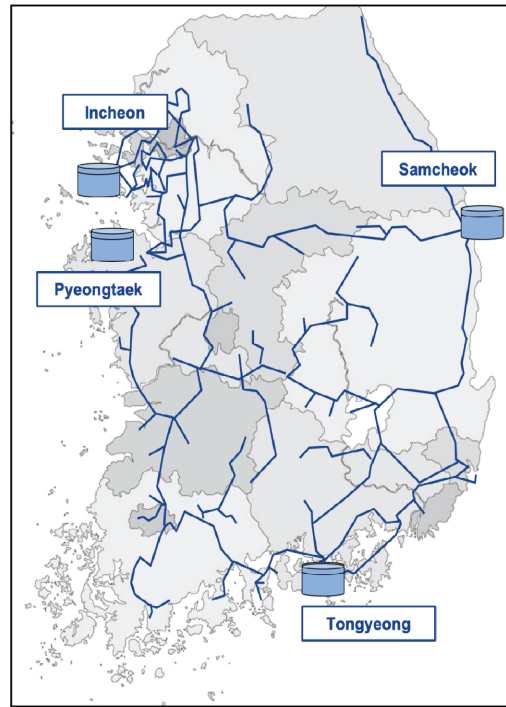


Fig. 1 Schematic of high-pressure natural gas pipeline⁽⁷⁾

2.2 POD 기반의 축소 차원 모델과 DMDc

2.2.1 Reduced Order Model

축소모델은 고차원 유동 시스템의 계산 복잡도를 줄이기 위해 시스템의 주요 거동을 소수의 기저 함수로 근사하는 방법이다. 이는 시스템 전체 특성을 유지하면서도 계산 효율성을 향상시킬 수 있다.

2.2.2 Proper Orthogonal Decomposition

POD는 스냅샷 데이터를 기반으로 에너지 기여도가 높은 직교 모드를 추출하는 대표적인 데이터 기반 축소 기법이다. 유체역학, 열전달, 구조진동 등 여러 분야에서 복잡한 물리계의 주요 거동을 소수의 지배적인 모드를 통해 근사하기 위한 방법으로 활용된다. POD는 관측된 시공간 데이터를 기반으로, 전체 에너지 분산을 가장 잘 보존할 수 있는 직교 기저(orthogonal basis)를 추출함으로써 고차원 시스템의 계산 복잡도를 줄일 수 있다.

POD는 일반적으로 시공간 스냅샷 데이터 행렬 $X \in R^{n \times m}$ 을 입력으로 하여 수행된다. 여기서 n 은 공간격자(본 논문에서는 센서) 수, m 은 스냅샷 수 또는 시간 스텝 수를 의미한다. 각 열벡터는 특정 시점에서의 전체 상태 벡터를 나타낸다. 이 X 를 식으로 나타내면 아래와 같다.

$$X = \begin{bmatrix} | & | & | & | \\ x_1 & x_2 & \dots & x_m \\ | & | & | & | \end{bmatrix} \quad (1)$$

X 를 구성하는 각 열벡터들은 스냅샷 벡터로서 크기는 n 에 해당한다. 본 연구에서 다루는 X 의 경우는, 보통의 POD에서 다루는 $n > m$ 인 경우와 다르게 $m > n$ 에 해당한다. 이러한 행렬에서 시스템의 거동이 무작위 하다면 주요 기저벡터의 수가 n 과 같아지겠지만, 천연가스 배관망은 주기적이며, 주어진 범위 내에서만 동작한다는 특성이 있으므로 POD를 적용할 수 있다. POD를 이용해서 저차원 기저벡터 U 를 추출하려면 아래의 최적화 문제를 풀어야 한다.

$$U = \underset{U}{\operatorname{argmax}} \frac{\langle U, x \rangle}{\langle U, U \rangle} \quad (2)$$

위 식에서 $\langle \cdot \rangle$ 는 내적을 의미한다. 따라서 기저벡터로 이루어진 축소공간에 대해서 임의의 스냅샷 벡터를 사영하였을 때 그 에러가 최소화 되도록 하는 기저를 찾는 것이 POD라고 할 수 있다.

이 최적화 문제는 특이값 분해(Singular Value Decomposition, SVD)를 수행하여 풀 수 있다.

$$X = U \Sigma V^T \quad (3)$$

여기서 X 는 주어진 데이터 행렬, U 는 직교 모드 벡터들 (spatial modes), Σ 는 특이값(에너지 크기), V 는 시간 계수 (temporal coefficients)를 의미한다. 상위 r 개의 특이값이 전체 에너지의 대부분을 차지한다고 가정할 때, $r < n$ 인 조건에서 다음과 같은 저차원 근사 모델을 구성할 수 있다.

$$X \approx U_r \Sigma_r V_r^T \quad (4)$$

하첨자 r 은 상위 r 개의 모드를 포함하는 행렬을 의미하며, 이 모드를 기저로 사용하면 고차원 상태 $s(t)$ 는 다음과 같은 선형 결합으로 근사될 수 있다.

$$s(t) \approx \sum_{i=1}^r q_i(t) \cdot u_i = U_r q_r(t) \quad (5)$$

2.2.3. Dynamic Mode Decomposition with control

DMDc는 입력-출력 데이터를 기반으로 시스템 거동과 외부 제어 입력 간의 관계를 모델링하는 방법⁽⁶⁾이다. 제어 가능한 시스템에 대한 저차원 예측 모델링에 활용한다. 선형 시스템의 상태 방정식 형식으로 다음과 같이 모델링된다.

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \quad (6)$$

A, B 는 최소자승 기반 알고리즘을 통해 추정되며, POD를 통해 축소된 상태 공간에서 학습된 시스템은 실시간 응답이 가능한 ROM으로 확장될 수 있다.

$$X_1 = [x_1, x_2, \dots, x_{(m-1)}], X_2 = [x_2, x_3, \dots, x_m] \quad (7)$$

$$X_2 \approx A \cdot X_1 + B \cdot U \quad (8)$$

$$X_2 \approx [A \ B] \begin{bmatrix} X_1 \\ U \end{bmatrix} \quad (9)$$

A, B 에 대해서 POD를 이용해서 저차원으로 근사할 수도 있고, 그렇지 않을 수도 있다. 본 연구에서는 모든 시간에 대한 안정성을 평가해야 하기 때문에, 축소공간이 아니라 전체 공간에서 선형화된 시간전진 방법을 택하였다.

2.3 센서 선택 기법

현실과 같은 고차원 물리 시스템 상태를 효율적으로 재생성하기 위해서는 전체 영역의 모든 데이터를 수집하는 것이 이상적이다. 하지만 현실적인 비용 및 장비 제한으로 인해 일부 지점에서만 센서를 설치 및 운영하고 있다. 이로 인해 제한된 관측 정보를 기반으로 전체 시스템을 추정하는 센서 위치 선정은 중요한 문제이다. 특히 POD 기반 축소 모델에서는 전체 상태의 소수의 모드 선형 조합으로 표현하게 되며, 이에 따라 일부 센서 위치에서의 측정값만으로 전체 상태를 추정하는 방법은 핵심 과제이다.

이러한 상황에서 보간법은 주어진 지점에서의 관측값을 바탕으로 전체 공간 정보를 근사할 수 있는 효과적인 수단으로 활용된다. 수치해석 및 과학적 계산 전반에서 활용되는 대표적인 보간 기법으로는 선형 보간, 다항식 보간, 스플라인 보간, 이산 경험적 보간 등이 존재한다.

특히 실험적 및 수치 시뮬레이션 기반 데이터 분석에서 유용하게 활용되며, 연속적인 현상을 근사하거나 새로운 위치값을 추정하는 데 사용된다. 고차원 시스템에서는 이러한 전통적인 보간법이 고차원 벡터 또는 필드의 복원 문제로 확장될 수 있으며, 주어진 공간의 일부 지점에서 측정된 값을 바탕으로 전체 필드를 근사적으로 재구성하는 형태로 적용할 수 있다.

본 연구에서는 POD 기반 모델에 적용할 수 있는 대표적인 보간 기반 계수 추정 기법인 이산 경험적 보간법(DEIM)을 적용하고, DMDc로 기존 정보를 재현하여 오차를 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)로 비교 분석하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2}{n}} \quad (10)$$

2.3.1 이산 경험적 보간법(DEIM)

DEIM은 POD 기저 모드의 부분 정보를 이용하여 비선형 항 또는 상태 변수를 효율적으로 재구성⁽⁹⁾하기 위한 센서 위치 선택 기법으로 활용⁽¹⁰⁾되고 있다. 이는 Gappy POD를 기반으로 센서 위치를 greedy 방식으로 선택하는 보간 기법이다. POD 모드 행렬의 절댓값이 가장 큰 요소를 기준으로 센서 위치를 순차적으로 선택하고, 선택된 위치에서의 관측값을 이용해 POD 계수를 식 (11)과 같이 추정한다.

$$q_r = (K^T U_r)^{-1} K^T s \quad (11)$$

이때 q_r 은 POD 계수 벡터, U_r 은 r 개의 POD 모드 행렬, K 는 센서 위치를 정의하는 선택 행렬, s 는 관측된 상태 벡터를 나타낸다. 해당 방식은 주어진 지점에서의 최적값을 선택한다는 점⁽⁸⁾에서 계산 효율성이 뛰어나며 고차원 문제에 쉽게 적용할 수 있다.

2.3.2 본 연구에서의 보간법 적용

본 연구에서는 천연가스 배관망에서의 압력 상태를 실시간으로 예측하고 복원하기 위한 데이터 기반 디지털 트윈 모델 구축에 앞서 POD-DMDc 프레임워크를 적용하였다. 실제 운영 환경에서는 모든 센서가 항상 정상적으로 작동하지 않거나 일부 센서가 탈락할 수 있음을 고려하여야 한다. 따라서 노이즈를 첨부함으로써 전체 센서 수의 1%와 10%만큼 결측 혹은 센서의 고장이 있음을 가정된 수치해석을 수행하였다. DEIM으로 일부 선택을 함에도 낮은 복원 오차를 가짐으로써 성능 개선이 이루어짐을 확인할 수 있다.

3. 연구방법

3.1 전체 모델링 흐름

본 연구에서는 천연가스 배관망 내 압력 데이터를 추정하고 복원하기 위한 데이터 기반 모델을 Fig. 2와 같이 구성하였다.

계측 및 제어 데이터의 스냅샷 구성, 고차원 시스템을 축소모델로 근사한 후 센서 위치를 선택함으로써 일부 센서 정보만으로 전체 시스템 상태를 복원하는 순서로 이루어진다. 이를 통해 비정상적인 센서 환경에서도 전체 상태를 효과적으로 복원할 수 있는 프레임워크를 제안하였다.

먼저, 실제 데이터를 시간 순서대로 정렬하여 시공간 스냅샷 행렬을 구성하였다. 저차원 모드 추출에서는 앞선 2.2.2에서 설명한 POD를 적용하였다. 스냅샷 행렬 X 에 대해 특이값 분해를 수행하여 모드 행렬 U , 특이값 행렬 Σ , 시간 계수 행렬 V 를 얻고, 누적 에너지법을 적용하여 전체 에너지의 99%를 보존하는 상위 r 개의 모드를 선택하여 축소 공간을 구성

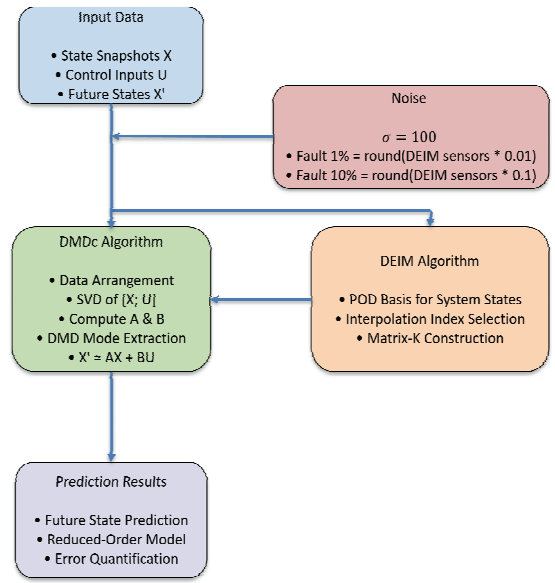


Fig. 2 Schematic of the DMDc-DEIM Framework

하였다.

센서 위치는 보간 기반의 DEIM을 적용하였다. 식 (11)에서 $y = K^T s$ 를 통해 추정한 POD 계수 q_r 을 기반으로 전체 상태를 복원하였다.

이후 복원한 계수를 기반으로, 제어 입력을 포함하는 동적 시스템 모델링을 위해 DMDc를 적용하였다. 2.2.3에서 소개된 방식에 따라 POD 계수와 외부 제어 입력을 이용해 선형 시스템 행렬 A 와 B 를 최소 자승 방식으로 추정한다.

이는 다음 시점의 계수를 예측할 수 있는 구조를 구성한다. 예측된 계수는 다시 POD 모드와 결합되어 전체 상태 복원 및 향후 시점 예측에 활용되었다. 이때 특이값 분해를 사용해 모든 영역이 아닌, 전체 에너지의 99%를 포착할 수 있는 rank가 91인 지점까지 만을 다루었다. 시스템에 대한 정보는 Fig. 3으로 나타낼 수 있다.

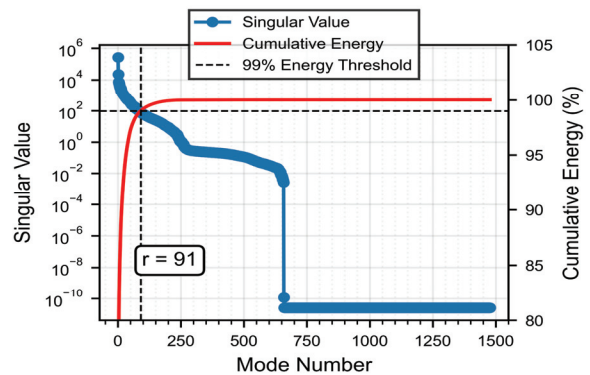


Fig. 3 Truncation rank based on cumulative energy

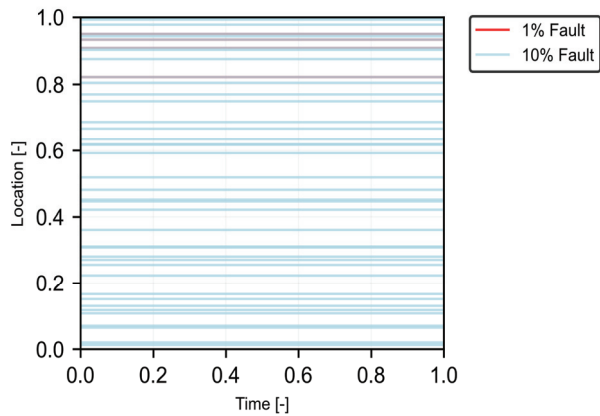


Fig. 4 Gaussian noise sensor fault impact(1%, 10%)

본 연구에서는 센서 이상 현상에 대한 보간 기법을 평가하기 위해 세 가지 실험 조건을 설계하였다. 첫 번째는 노이즈, 즉 결측이 없는 정상 환경이다. 두 번째와 세 번째는 각 상황에 대하여 센서 관측값에 평균 0, 표준편차 100의 가우시안 노이즈를 적용하여 센서의 고장 상황을 모사하였다. 각각 전체 센서 수의 1%와 10%에 해당하는 비율로 노이즈를 분포시켰다. 노이즈 포함 시 Fig. 4와 같은 노이즈 포함 여부를 확인할 수 있다. 이러한 실험 설계를 통해 보간 기법이 센서 환경 변화에 따라 복원 정확도에 어떤 영향을 미치는지 분석하였다.

4. 결 과

본 절에서는 POD-DMDc 기반 상태 복원 프레임워크에 대해, DEIM의 성능을 센서 환경 조건을 바꾸며 비교한 결과를 다룬다. 정상적인 센서 동작 조건뿐 아니라, 노이즈를 포함시킴으로써 일부 센서의 응답이 결손되는 비정상 상황을 포함하여 수행되었으며, 복원 정확도 상대적 성능을 평가하였다. 정확도는 RMSE를 기준으로 평가하였다.

4.1 POD 모드와 DEIM 센서 간 코사인 유사도

DEIM 알고리즘으로 선택된 센서 위치의 효율성을 평가하기 위해 POD 모드와 센서 위치 간 코사인 유사도를 분석하였다. 이때 효율성이란 최소한의 개수 센서로 동적 시스템 특성을 잘 포착할 수 있는가를 의미한다. Fig. 5는 이를 컨투어로 표현했으며, 색상은 코사인 유사도 값을 나타낸다. 붉은 색은 양(positive) 유사도, 푸른색은 음(negative)의 유사도로 설정하였다.

좌상단의 대각선 패턴은 DEIM 알고리즘이 주요 POD 모드부터 순차적으로 포착하는 센서를 효과적으로 선택함을 볼 수 있다. 이때 낮은 번호의 POD 모드가 낮은 번호의 DEIM 센서와 높은 상관관계를 가짐을 볼 수 있는데, 이는 해당 알고리즘이 에너지 기여도가 높은 모드의 특성을 우선

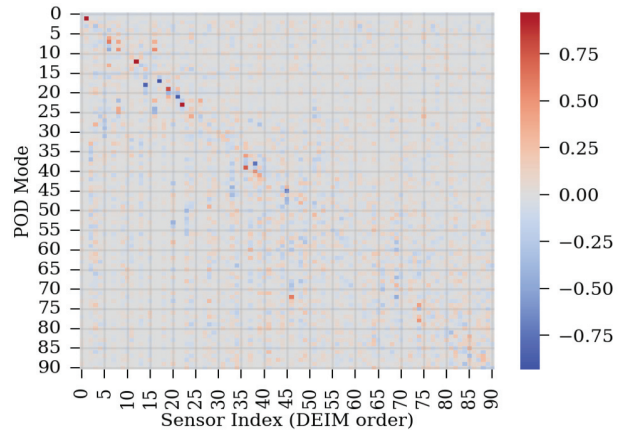


Fig. 5 Cosine correlation with POD mode and DEIM order

적으로 포착하도록 설계되었음을 입증한다.

코사인 유사도를 확인함으로써 DEIM 알고리즘이 센서 수가 제한된 상황에서도 시스템 주요 특성을 효과적으로 포착할 수 있음을 나타낸다. 또한 센서 오작동 상황에서도 잔여 센서들에서 다양한 모드 특성을 포착할 수 있다는 점에서 앞서 3.1절에서 제시한 비정상 센서 조건에서도 상태 재생성 정확도를 효과적으로 유지할 수 있음을 추측할 수 있다.

4.2 상태 재생성 정확도 분석

정상적인 센서 환경 및 센서 관측값에 노이즈가 포함된 경우 발생한 오차에 대하여 Table 1과 같이 정리할 수 있다.

Fig. 6는 DEIM을 적용하지 않은 순수 DMDc과 DEIM 적용 후 DMDc에 대한 각 케이스 별 RMSE를 boxplot으로 출력한 결과이다. 이때 케이스 분류는 세 가지 센서 조건으로, 정상, 전체 수의 1% 노이즈 유입, 전체 센서 수의 10% 노이즈를 유입한 경우이다. 정상 조건에서는 DMDc만을 사용한 평균 RMSE는 0.0479, DEIM을 이용한 경우 0.0558로 낮은 재생성 오차를 확인할 수 있다. 정상조건에서는 사용할 수 있는 정보가 많은 경우인 DMDc의 정확도가 높다고 볼 수 있다. 기본적으로 POD 부분공간으로 사영되면 POD 모드로 표현할 수 없는 데이터들은 절단되며, 이러한 특성이 부분적인 노이즈 제거 효과를 보인다. 노이즈 유입 센서 개수가 증가할수록 평균 RMSE가 증가함을 확인할 수 있다. 따라서 DEIM은 비정상 센서 수가 적은 경우는 높은 재생성 정밀도를 유지할 수 있지만, 비정상 센서 수가 늘어날 경우를 고려

Table 1 Mean value of RMSE

	DMDc	DEIM-DMDc
No fault	0.0479	0.0558
1% fault	0.1426	0.0861
10% fault	0.5042	0.3318

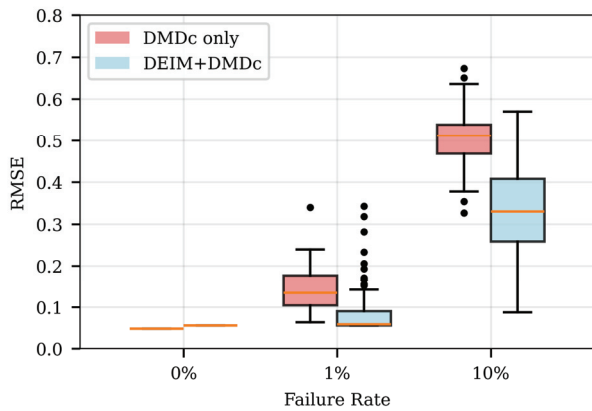


Fig. 6 RMSE boxplot by error

하여 추가적인 보정 기법이 필요함을 확인할 수 있다.

고장률 증가에 따른 두 방법의 성능 차이를 확인하기 위해 1, 10 % 고장률을 살펴본다. 1 %의 경우, DMDc에 비해서 DEIM-DMDc가 약 60 % 낮은 오차를 보인다. 이러한 성능은 DEIM을 통해 결정된 센서들이 갖는 조합이 예측불확도에 대해서 강건한 성능을 보이는 것으로 해석할 수 있다. 10 %의 경우, DEIM-DMDc는 평균 RMSE가 0.3318로 DMDc의 0.5042보다 약 34 % 낮아 전체적인 성능 향상을 보인다. 그러나 분포의 경우 DEIM-DMDc가 더 넓은 범위를 가지며, 이는 DEIM으로 선택된 센서 조합에 따라 성능 변동이 가능함을 보인다. 이러한 특성은 센서를 선택하는 DEIM 방법과 센서 선택 과정 없이 모든 가용 센서 정보를 활용하는 DMDc라고 해석할 수 있다.

고장률이 높아질수록 DMDc는 영향이 전체 시스템 모델링에 반영되지만 DEIM-DMDc는 주요 동적 시스템 정보를 포착하는 센서에 집중하기에 평균적으로 개선된 성능을 가진다.

5. 결 론

본 연구에서는 기존 DEIM 알고리즘을 천연가스 배관망 내의 압력 상태를 실시간으로 추정하고 복원하기 위한 데이터 기반 축소 모델 프레임워크를 제안하였다. 주요 구성 요소로는 POD를 활용한 저차원 모드 추출, DMDc를 기반으로 한 동적 시스템 모델링, 그리고 DEIM을 이용한 센서 선택 후 상태 예측 구조가 포함된다. 비정상적인 센서 환경은 노이즈를 유입한 수치 실험 및 해석을 통해 제안된 모델의 재생성 값을 시각적으로 살펴보았다.

센서 기반 데이터만을 활용한 모델 구성임에도 불구하고, 고차원 시스템의 공간 상태를 안정적으로 복원할 수 있음을 실증적으로 보였다. 이는 에너지 운반으로써의 수소, 기존 천연가스 인프라에 수소 혼합과 같은 가스 조성 변화 및 센서로 인한 데이터 손실 가능성이 상존한다. 따라서 물리 기반 모델 없이도 구현 가능한 디지털 트윈 시스템의 가능성을 제시한다.

향후 연구에서는 다음 방향으로 확장을 계획하고 있다. 첫째, 센서 선택 기법에 따른 유동 특성 반응을 통해 모델의 일반화 능력을 강화할 예정이다. 둘째, 온라인 상태에서 센서 정보가 실시간으로 갱신되는 환경에 대응하기 위해 Koo 등에서 제시한 RPIM 기반 센서 선택⁽¹⁰⁾ 구조에 온라인 업데이트 기능을 도입하고자 한다. 이로써 디지털 트윈 시스템으로의 통합 가능성을 평가할 계획이다.

후 기

본 논문은 부산광역시 및 (재)부산테크노파크의 BB21plus 사업으로 지원된 연구임.

References

- (1) Cho, C. Y., Jang, S. P., Nam, J. H., Lim, S. H., Shin, D. H., Chung, T. Y., 2008, "A Study on Pipeline Network Analysis for Predicting Pressure and Flow rate Transients in City-gas Supply Lines," *Journal of the Korean Institute of Gas*, Vol. 12, No. 2, pp. 85-91.
- (2) Mahajan, D., Tan, K., Venkatesh, T., Kileti, P., and Clayton, C. R., 2022, "Hydrogen Blending in Gas Pipeline Networks—A Review," *Energies*, Vol. 15, No. 10, 3582.
- (3) Koo, B. C., 2022, "Comparison of finite-volume method and method of characteristics for simulating transient flow in natural-gas pipeline," *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, Vol. 98, 104374.
- (4) Li, D., Zhao, B., Lu, S., Wang, J., 2024, "A data-driven method for fast predicting the long-term hydrodynamics of gas-solid flows: Optimized dynamic mode decomposition with control," *Physics of Fluids*, Vol. 36, No. 10, 103332.
- (5) Wang, H., Jiang, G., Wang, W., and Liu, Y., 2024, "A Reduced-Order Configuration Approach for the Real-Time Calculation of Three-Dimensional Flow Behavior in a Pipe Network," *Physics of Fluids*, Vol. 36, No. 4, 045127.
- (6) Koo, B. C., Jo, T. H., Lee, D. H., 2019, "Modified inferential POD/ML for data-driven inverse procedure of steam reformer for 5-kW HT-PEMFC," *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 121, pp. 375-387.
- (7) Koo, B. C., Chang, S. J., Kim H. H., Park S. G., 2023, "Physics-regulated dynamic mode decomposition for natural gas pipeline flow," *Physics of Fluids*, Vol. 35, No. 9, 097117.
- (8) Proctor, J. L., Brunton, S. L., Kutz, J. N., 2016, "Dynamic Mode Decomposition with Control," *SIAM Journal on Applied Dynamical Systems*, Vol. 15, No. 1, pp. 142-161.
- (9) Chaturantabut, S., Sorensen, D. C., 2010, "Nonlinear model reduction via discrete empirical interpolation," *SIAM Journal on Scientific Computing*, Vol. 32, No. 5, pp. 2737-2764.

- (10) Koo, B. C., Son, H. J., Kim, H. S., Jo, T. H., Yoon, J. Y., 2020, “Model-order reduction technique for temperature prediction and sensor placement in cylindrical steam reformer for HT-PEMFC,” Applied Thermal Engineering, Vol. 173, 115153.