

디지털 트윈 가상 데이터 융합을 통한 PMDC 모터의 브러시 마모 상태 진단 프레임워크 개발

심태성*¹, 김성욱*², 허장욱**

Development of a Brush Wear State Diagnosis Framework for PMDC Motors via Digital-Twin-based Virtual Data Fusion

Tae-Sung Sim*¹, Seong-Wook Kim*², and Jang-Wook Hur**

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터사업의 연구결과(IITP-2026-RS-2024-00438430, 기여율 40%)과 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 지역지능화혁신인재양성사업(IITP-2026-RS-2020-II201612, 기여율 40%)과 2025년도 경상북도 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)-(지역성장 혁신LAB, 기여율 20%)의 지원을 받아 수행된 결과입니다(2025-rise-15-105)

요약

본 연구는 PMDC 모터 브러시 마모 진단을 위해 실제 진동 데이터와 디지털 트윈 기반 가상 데이터를 융합하는 방법을 제안하였다. 모터-감속기 시험장치와 Simulink/Simscape 디지털 트윈에서 획득한 진동 데이터의 유사도를 DTW 기반 계수로 평가하고, 이를 시뮬레이터 신뢰도 q 로 사용하여 필요한 가상 데이터 수를 자동으로 결정하였다. 실제 20,000개와 가상 약 18,000개 데이터 구간으로 구성된 융합 데이터를 이용해 XGBoost, 1D-ResNet, TCN, TST 모델로 4단계 마모 상태를 분류한 결과, 모든 모델이 97% 이상, XGBoost는 99.4% 이상의 정확도를 달성하였으며, 실제 데이터만 사용한 경우보다 융합 데이터셋 프레임 워크를 사용할 때 PMDC 모터의 브러시 마모 상태진단 정확도가 향상되어, 제안한 디지털 트윈 가상 데이터 융합의 효과를 확인하였다.

Abstract

This study proposes a method for diagnosing brush wear in PMDC motors by fusing measured vibration data with digital twin - based virtual data. The similarity between vibration data obtained from a motor - gearbox test rig and a Simulink/Simscape digital twin was evaluated using a DTW-based metric, which was employed as a simulator reliability factor q to automatically determine the required amount of virtual data. Using a fused dataset composed of 20,000 real data segments and approximately 18,000 virtual data segments, four levels of brush wear were classified using XGBoost, 1D-ResNet, TCN, and TST models. The results show that all models achieved classification accuracies exceeding 97%, with XGBoost attaining an accuracy of over 99.4%. Compared to the case using only real data, the proposed fused dataset framework significantly improved the diagnostic accuracy of PMDC motor brush wear, thereby demonstrating the effectiveness of the proposed digital twin - based virtual data fusion approach.

Keywords

digital twin, PMDC motor, brush wear diagnosis, virtual data fusion, time-series classification

* 국립금오공과대학교 기계공학과
- ORCID¹: <https://orcid.org/0009-0000-7884-1246>
- ORCID²: <https://orcid.org/0009-0003-4531-461X>
** 국립금오공과대학교 기계시스템공학부 교수(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4718-3540>

• Received: Jan. 26, 2026, Revised: Feb. 10, 2026, Accepted: Feb. 13, 2026
• Corresponding Author: Jang-Wook Hur
Dept. of Engineering, Kumoh National Institute of Technology,
61 Daehak-ro (yangho-dong), Gumi, Gyeongbuk, [39177] Korea
Tel.: +82-54-478-7399, Email: hhjw88@kumoh.ac.kr

1. 서 론

PMDC(Permanent Magnet DC) 모터는 구조가 간단하고, 제어가 용이하며, 가격 대비 성능이 우수해 산업용 구동계 등에 널리 사용되고 있다. 다만, 브러시는 정류자와의 지속적인 접촉으로 필연적으로 마모가 발생하고, 이 과정에서 접촉저항 변화와 전류·토크 리플 증가 등과 같은 현상이 나타난다. 브러시 마모가 심화되면 모터 성능 저하뿐만 아니라 화재발생 위험으로 이어질 수 있어, 마모 상태를 진단하기 위한 상태감시 및 고장진단 기술이 요구되고 있다[1][2].

브러시 마모 상태를 신뢰성 있게 진단하기 위해서는 정상 상태부터 경미·중간·심한 마모에 이르는 여러 단계에서 충분한 데이터를 확보해야 한다. 그러나 실제 장비에서는 마모가 장시간에 걸쳐 서서히 진행되고, 심한 마모 구간에서는 장비 보호를 위해 장시간 운전이 어렵기 때문에 각 단계별 데이터 획득이 제한적이다. 특히, 고장 직전 상태의 데이터는 획득이 어려워, 데이터 기반 진단 알고리즘의 학습과 일반화 성능을 저해하는 데이터 부족 및 클래스 불균형 문제가 발생한다[3].

한편, 선행 연구에서는 듀얼 진동센서와 윈도우 기반 특징, XGBoost 분류기를 이용하여 PMDC 모터 브러시 마모를 네 단계로 분류하는 방법을 제안한 바 있다[4]. 이 방법은 실제 계측 데이터만으로도 높은 정확도를 달성하였으나, 심각 마모 단계의 데이터 부족과 클래스 간 불균형으로 인해 경계 영역의 오분류 가능성이 남아 있었다. 이러한 한계를 보완하기 위해 실제 장비와 유사한 동특성을 갖는 디지털 트윈을 구축하고, 다양한 운전 조건과 마모 상태에 대한 가상 데이터를 생성하여 학습 데이터로 활용하는 방법이 주목받고 있다[5]-[9].

디지털 트윈 기반 가상 데이터는 시험 시간과 비용 및 위험성을 줄이면서 데이터 범위를 확장할 수 있는 장점이 있으나, 실제 계측 데이터와 일치하지 않는 데이터를 늘릴 경우 모델 편향에 의해 진단 성능이 저하될 수 있으므로, 실제 데이터와 가상 데이터 간 유사도를 정량적으로 평가하고, 그 유사도에 기반하여 가상 데이터의 사용량과 비율을 정하는 기준을 마련하는 것이 중요하다. 특히, 시계열 진동 신호의 경우, 국부적인 시간축 변형까

지 고려하는 DTW(Dynamic Time Warping) 기반 파형 유사도를 0~1 범위의 계수로 정규화하여 시플레이트 신뢰도로 해석하면, 디지털 트윈이 실제 계통을 얼마나 잘 모사하는지를 표현할 수 있다[10].

따라서, 본 연구에서는 PMDC 모터 - 감속기 계통에 대한 디지털 트윈을 구축하고, DTW 기반 유사도 평가와 가상 데이터 혼합 규칙을 이용한 PMDC 모터의 브러시 마모 상태 진단 정확도의 향상으로부터, 실제 - 가상 융합 데이터셋 프레임워크 개발의 효과를 확인하였다.

II. 시험방법 및 측정 데이터 수집

2.1 시험방법

디지털 트윈 기반 PMDC 모터의 브러시 마모 상태진단 프레임워크를 그림 1과 같이 나타내었다. 그림은 실제 시험장비에서 계측한 진동 데이터와 Simulink/Simscape 기반 디지털 트윈에서 생성한 가상 진동 데이터를 융합하여 PMDC 모터의 브러시 마모 상태진단과 알고리즘 평가 절차를 표시하고 있다. 본 프레임워크는 측정 데이터 획득, 디지털 트윈 기반 가상 데이터 생성, 측정 데이터와 가상 데이터간 유사도 평가, 가상 데이터 구성 확정, 그리고 알고리즘을 이용한 브러시 마모 상태진단 평가로 구성되어 있다.

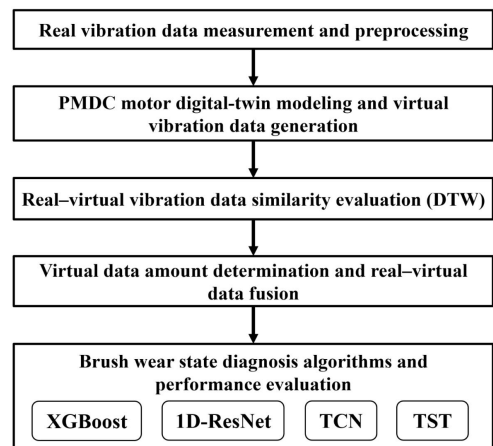


그림 1. 디지털 트윈 기반 PMDC 모터의 브러시 마모 상태진단 프레임워크

Fig. 1. Digital twin - based brush wear diagnosis framework for PMDC motors

그리고 시험장치는 그림 2에 표시한 바와 같이 PMDC 모터, 감속기(Reducer), 부하장치(Powder brake), 회전수 및 토크제어기와 함께, 모터와 감속기 하우징에 가속도 센서(S1, S2)를 부착하여 듀얼 채널 진동 데이터를 계측하였다[4]. 데이터 수집 개념도를 그림 3에 나타내었으며, 그림 3(a)는 실제 PMDC 모터 - 감속기 시험장치와 센서·DAQ(Data Acquisition)-제어용 PC로 구성된 시스템을, 그림 3(b)는 동일한 구조를 Simulink/Simscape 환경에서 구현한 디지털 트윈 모델을 나타내고 있다.

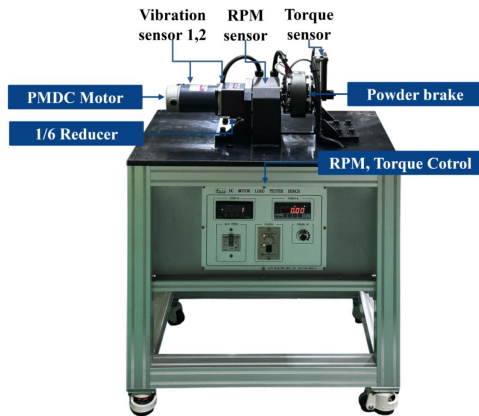
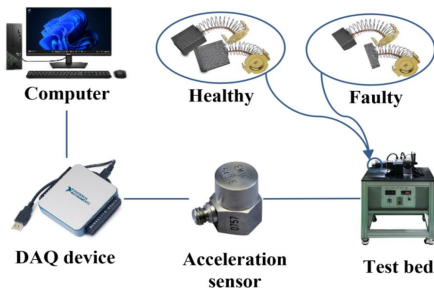
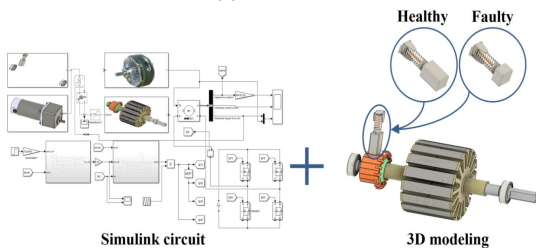


그림 2. 시험 장치 형상
Fig. 2. Shape of test bed



(a) 실제 데이터
(a) Real data



(b) 가상 데이터
(b) Virtual data

그림 3. 데이터 수집 시스템 개념도
Fig. 3. Conceptual diagram of data acquisition

브러시 마모 상태는 그림 4에 나타내 바와 같이 브러시 길이에 따라 4가지(9 mm, 7 mm, 5 mm, 3 mm)로 분류하였으며, 실제 시험에서는 각 길이 조건에 대해 동일한 속도와 부하 토크를 설정하여 시험을 수행하였다. 모터의 주요 고장형태 및 영향 분석을 위해 수행한 FMEA(Failure Mode and Effects Analysis) 결과를 표 1에 나타내었으며, 브러시 마모가 모터의 성능 저하에 직접적인 영향을 미치는 주요 고장 모드임을 확인할 수 있고, 표 2에는 PMDC 모터의 정격 전압, 출력, 회전수 등 주요 사양을 표 시하였다[4].

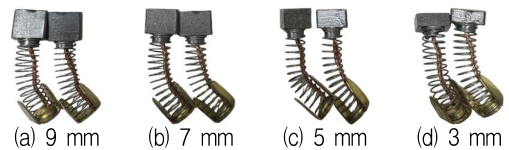


그림 4. 길이별 브러시 형상
Fig. 4. Brush geometry by length condition

표 1. 모터 고장형태 및 영향 분석

Table 1. Motor Failure Mode and Effects Analysis (FMEA)

Type	Fault_mode	Occurrence	Severity	Detection	RPN
brush	excessive/uneven wear	5	7	4	140
commutator	pitting/grooving	4	8	5	160
bearing	inner/outer race spalling	4	9	4	144
winding	turn-to-turn short	3	9	4	108
magnet	partial demagnetization	3	8	5	120
alignment	shaft/coupling misalignment	4	7	4	112

표 2. PMDC 모터 사양

Table 2. Specification of PMDC motor

Model	Voltage	Output	RPM	Current	Torque
S9D200-90CH	90	200	2670	2.8	0.715

2.2 측정 데이터 수집

브러시 길이 조건별로 일정 시간 이상 정상 상태 운전을 수행하면서 모터 하우징(S1)과 감속기 하우징(S2)에 부착된 가속도 센서로 진동을 계측하였다.

센서 신호는 DAQ 장치를 통해 10 kHz의 샘플링 주파수로 그림 5에 나타난 바와 같이 수집하였으며, 수집된 원시 신호는 전처리 작업으로 직류 성분 제거와 대역통과 필터링을 수행하여 저주파 드리프트와 고주파 잡음을 제거하였다. 전처리 이후 0.1 s 길이, 50% 중첩을 갖는 슬라이딩 윈도우 방식으로 신호를 분할하여 학습에 사용할 샘플을 구축하였고, 이 과정을 통해 브러시 길이 4가지와 S1/S2 채널 조합에 대해 약 20,000개의 측정 데이터를 확보하였다.

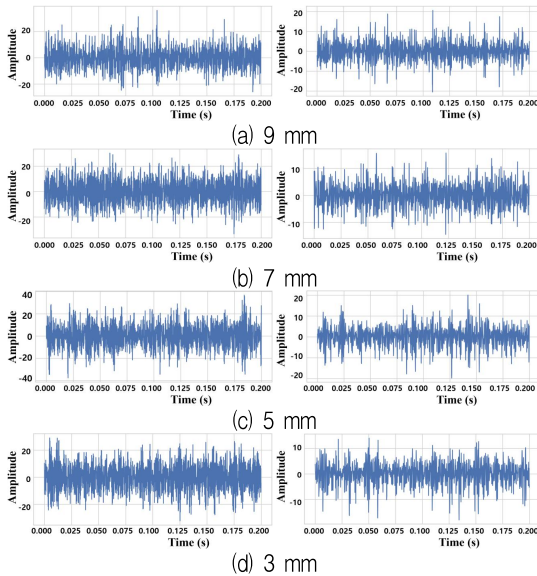


그림 5. 브러시 길이별 모터(S1) 및 감속기(S2) 진동 신호 (왼쪽: 모터, 오른쪽: 감속기)

Fig. 5. Vibration signals of motor (S1) and gear (S2) by brush length(left : motor, right : reducer)

III. 디지털 트윈 및 가상 데이터 수집

3.1 PMDC 모터 모델링

PMDC 모터 브러시 마모 상태를 디지털 환경에서 모사하기 위해 실제 시험장치와 대응되는 디지털 트윈 모델을 구축하였다. 실제 PMDC 모터, 감속기, 부하장치의 외형 및 치수를 기반으로 3D CAD 모델을 작성하고, 이를 Simscape multibody 환경에서 그림 6과 같이 회전체, 축, 하우징, 베어링, 감속기 기어 등으로 구성된 모델을 구성하였다. 각 품목의 질량과 관성 모멘트는 사양 자료와 3D 모델로

부터 도출하였으며, 기어 물림 조건, 감속비 및 축 지지 조건은 실제 조립 상태와 동일하게 설정하였다.

모델은 모터 축 - 감속기 - 부하장치 사이의 관성, 강성, 감쇠 특성을 반영하도록 구성하였고, 베어링과 축 지지부에는 적절한 댐핑 요소를 부여하여 고주파 진동이 과도하게 증폭되지 않도록 하였다. 또한, 모터와 감속기 하우징에는 실제 센서 위치와 대응되도록 가상 센서 포인트를 정의하여, 가속도 응답을 획득하였으며, 이를 통해 디지털 트윈에서 얻은 가상 데이터와 실제 계측 데이터 간의 비교가 가능하도록 하였다.

브러시 마모에 따른 기계적 영향은 모터 축에 작용하는 마찰 토크 및 외란 토크의 크기를 마모 단계별로 변화시키는 방식으로 반영하여, 마모가 진행될수록 회전체에 전달되는 진동 에너지 증가를 모사하였다.

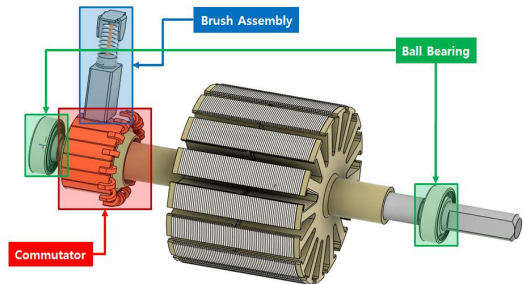


그림 6. 가상 모델 어셈블리 형상

Fig. 6. Configuration of virtual model assembly

3.2 PMDC 모터 디지털 트윈 구현

전기적 측면에서 PMDC 모터의 동작을 모사하기 위해 Simulink/Simscape에서 전기 회로 모델을 구성하였다. 전체 회로는 전원부, 브러시 접촉저항, 전기자 저항 및 인덕턴스, 역기전력(back EMF) 모델, 속도제어기, 전류제어기 등으로 이루어지며, 구조는 그림 7에 나타난 바와 같다. 브러시 마모에 따른 전기적 영향을 파악하기 위해 전기자 앞단에 브러시 접촉저항(Brush contact resistance)을 추가하고, 마모 상태를 나타내는 파라미터 w 와 회전자 각도 θ 에 따라 접촉저항 $R_{brush}(\theta, w)$ 가 변화하도록 모델링함으로써, 마모 진행 시 접촉저항 감소와 정류 주기별 전류 리플 발생을 구현하였다.

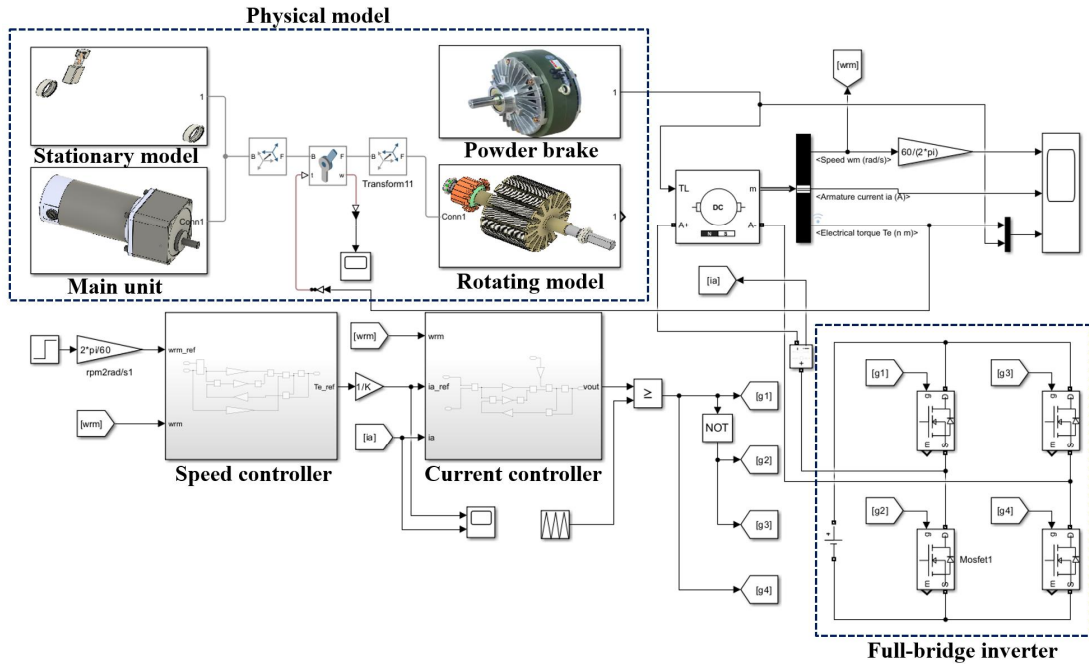


그림 7. PMDC 모터의 디지털 트윈 구현
Fig. 7. Digital twin implementation of PMDC motor

속도제어기와 전류제어기는 PI 제어 구조를 기반으로 설계하였으며, 디지털 트윈 모델에는 실제 시험장치와 동일한 속도 및 부하 조건을 인가하였고, 속도와 전류 응답이 실제 계측 결과와 유사한 동특성을 보이도록 주요 파라미터(전기, 기계 등)를 조정하였다. 이를 통해 브러시 마모 상태에 따른 전기적 거동과 기계적 진동 응답을 동시에 반영하는 디지털 트윈 모델을 구현하였다. 다만, 본 디지털 트윈은 브러시 마모를 마찰 토크 및 접촉저항 변화로 단순화한 모델로, 실제 계통에서 발생하는 마모 분진 축적, 비선형 접촉, 온도 상승 등의 효과는 고려하지 않았다[5]-[9].

3.3 가상 데이터 수집

디지털 트윈 모델을 이용하여 실제 시험과 동일한 조건에서 브러시 마모 상태별 가상 진동 데이터를 생성하였다. 각 마모 상태에 대해 동일한 속도와 부하 토크를 인가하고, 정상 상태에 도달한 이후 일정 시간 동안 시뮬레이션을 수행하여 모터와 감속기 하우징 위치의 가상 데이터를 획득하였다. 가상 센서 위치와 샘플링 주파수, 윈도우 길이(0.1 s, 50%

중첩)는 실제 시험 조건과 동일하게 하였으며, 각 윈도우에 브러시 마모 단계 라벨을 부여하여 학습용 데이터셋으로 활용하였다.

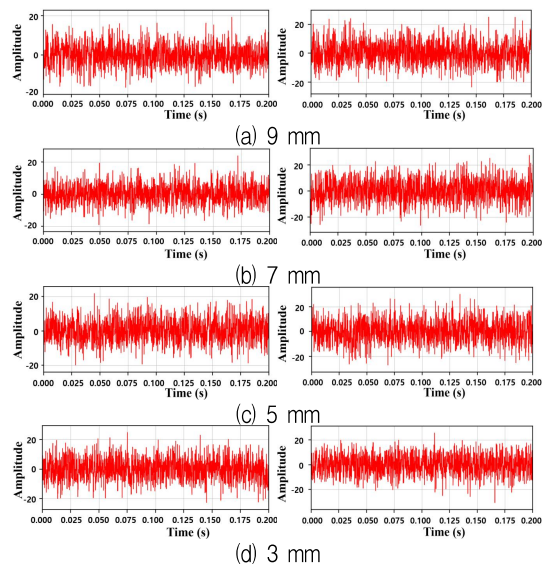


그림 8. 브러시 길이별 모터(S1) 및 감속기(S2) 가상 진동 데이터 (왼쪽: 모터, 오른쪽: 감속기)
Fig. 8. motor (S1) and reducer (S2) virtual vibration data by brush length(Left: motor, Right: reducer)

가상 데이터는 그림 8과 같으며, 마모가 진행될수록 특정 주파수 대역의 진동 레벨이 증가하고, 시간 영역에서의 진폭과 파형 패턴이 변화하는 것을 확인할 수 있다. 이러한 경향은 실제 계측 데이터에서 관찰된 마모 특성과 정성적으로 유사하며, 유사도 분석을 통해 정량적으로 검증하였다.

IV. 결과 및 고찰

4.1 유사도 평가

실제 계측 데이터와 디지털 트윈 가상 데이터 간의 유사도 평가는 시간 영역에서 DTW 기반 거리로 수행하였다[10]. DTW는 2 가지 시계열 데이터의 국부적인 시간축 변형을 허용하면서 전체 패턴의 유사도를 측정할 수 있는 방법으로, 실제-가상 진동 데이터에 적용하였다. DTW 계산 전에 각 데이터는 평균 0, 분산 1이 되도록 정규화하여 진폭 차이의 영향을 최소화하였다.

실제 데이터를 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$, 가상 데이터를 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 라 하고, 국부 거리를 $d_{ij} = |x_i - y_j|$ 로 정의할 때, DTW 누적 비용은 식 (1)과 같이 표시할 수 있다.

$$DTW_{i,j} = d_{i,j} + \min(DTW_{i-1,j}, DTW_{i,j-1}, DTW_{i-1,j-1}) \quad (1)$$

여기서, $DTW_{i,j}$ 는 처음부터 각각 i, j 번째까지 정렬했을 때의 최소 누적 비용이며, 마지막 지점의 누적 값을 경로 길이로 나누어 DTW 거리를 정의하였다. DTW 거리가 작을수록 실제와 가상 데이터의 시간적 패턴이 일치함을 의미하며, 이 거리를 단조 감소 함수 $S_{DTW} = 1/(1+D_{DTW})$ 로 변환하여 0~1 범위의 유사도 계수로 사용하였다.

모터 진동 신호의 실제-가상 데이터에 대한 DTW 정렬 결과를 그림 9에 나타내었다. 그림은 샘플링 주파수 1 kHz에서 얻은 0.1 s 길이에 대해, 실제 신호와 가상 신호를 동시에 표시하고, DTW 알고리즘에 의해 선택된 경로를 점선으로 표시한 것이다. 2개의 파형은 시간 축 상에서 약간의 지연과

형태 차이가 존재하지만, 위핑 경로를 통해 주요 피크와 골이 서로 대응되며, 이 경우 DTW 기반 유사도 계수는 0.88 수준을 보였다.

각 브러시 조건 및 운전 조건에 대해서 계산된 유사도 계수 S_{DTW} 의 평균값을 해당 조건의 대표 유사도 지표로 사용하였으며, 이 대표값을 기반으로 디지털 트윈 가상 데이터 사용량을 결정하기 위한 신뢰도 계수 q 를 산정하였다. 추가적으로, 모터 사용 환경(부하 패턴, 설치 조건 등)에 따라 디지털 트윈 모델이 달라지는 경우에도 환경별로 모델 파라미터를 조정하고 q 를 재산정하는 방식으로 동일한 프로세스를 일관되게 적용할 수 있다.

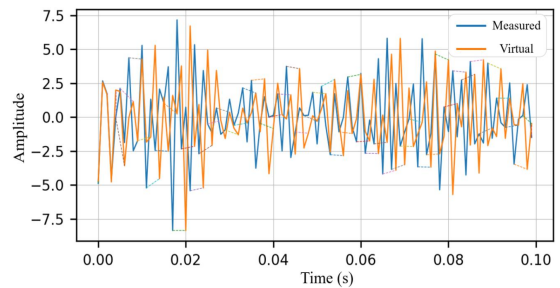


그림 9. 모터 진동 신호에 대한 실제-가상 데이터 간 DTW 기반 정렬 결과(첫 0.1 s 구간)

Fig. 9. DTW-based alignment of measured and virtual motor vibration signals(first 0.1 s window)

4.2 가상 데이터 사용량 결정

가상 데이터의 사용량은 단순히 경험적으로 비율을 정하는 대신, 실제 데이터와 가상 데이터 간 유사도에 따라 자동으로 결정되는 q -적응형 가상 데이터 혼합 규칙을 이용하여 산정하였다. 여기서 R 은 실제 진동 데이터 윈도우 수, S 는 디지털 트윈으로부터 생성된 가상 데이터 윈도우 수, $q \in (0, 1]$ 는 산출한 DTW 기반 유사도 지표를 평균하여 얻은 시뮬레이터 신뢰도 계수이다. q 가 1에 가까울수록 가상 데이터가 실제 데이터와 매우 유사함을 의미하며, 가상 데이터는 실제와 완전히 동일하게 취급하지 않고, 유사도 q 만큼만 유효하게 반영된다고 가정한다. 즉 실제 데이터 R 에 대해 가상 데이터 S 의 기여는 qS 로 가중되며, 이때 실제-가상 융합 후의 유효 표본수는 $N_{\text{eff}} = R + qS$ 이다.

한편, 임베딩 공간(특징 공간)에서 실제 데이터만 사용할 때의 평균 최근접거리 d_0 와 실제-가상 융합 후 평균 최근접거리 $d(q)$ 및 내재 차원 D 를 이용하여 분포 커버리지 배수 $\beta(q)$ 를 식 (2)와 같이 정의할 수 있다.

$$\beta(q) = \left(\frac{d_0}{d(q)}\right)^D (\beta(q) \geq 1) \quad (2)$$

이는 실제 데이터만 사용했을 때를 기준으로, 실제-가상 융합 후 정상 데이터 분포가 몇 배까지 확장되었는지를 나타내는 지표이다. 목표 커버리지를 $\beta(q)$ 배로 설정하면, 유효 표본수는 $N_{\text{eff}} = R + qS \geq \beta(q)R$ 을 만족해야 한다. 이 조건을 S 에 대해 정리하면, 목표 커버리지 $\beta(q)$ 를 만족하기 위해 필요한 최소 가상 데이터 수 S^* 는 식 (3)과 같이 표현된다.

$$S^* = \frac{[\beta(q) - 1]R}{q} = \frac{\left[\left(\frac{d_0}{d(q)}\right)^D - 1\right]R}{q} \quad (3)$$

즉, 유사도 q 가 클수록 상대적으로 적은 양의 가상 데이터만으로도 원하는 커버리지를 확보할 수 있으며, 반대로 q 가 작을 경우에는 가상 데이터 사용을 제한하거나, 디지털 트윈 모델의 재보정이 필요함을 의미한다.

PMDC 모터-감속기 시스템의 정상 운전 구간에서 추출한 실제 진동 데이터를 총 $R = 20,000$ 개 확보하였으며, DTW 기반 유사도 지표를 계산하여 신뢰도 계수를 $q = 0.88$ 로 설정하였다. 임베딩 공간에서의 최근접거리 변화와 내재 차원 추정 결과를 바탕으로 분포 커버리지 배수 $\beta(q)$ 를 1.8로 설정하였고, 식 (3)에 따라 이를 만족하는 최소 가상 데이터 수 S^* 를 산정하였다. 실제 시뮬레이션에서는 브러시 길이(4가지)와 센서 위치(2개)에 대해 균등하게 분배하기 위해 $S \approx 1.8 \times 10^4$ 수준으로 가상 진동 데이터를 생성하여 사용하였다.

학습에 사용된 최종 데이터 구성은 실제 진동 데이터 $R = 20,000$ 개와 가상 데이터 $S \approx 18,000$ 개로, 전체 표본수는 약 3.8만 개, 유효 표본수 N_{eff} 는 실제 데이터만 사용했을 때에 비해 약 1.8배 수준의

분포 커버리지를 제공하는 것으로 해석된다. 이와 같이 산정된 가상 데이터는 이후 브러시 길이 분류를 위한 4가지 알고리즘의 학습에 적용하였다.

4.3 데이터 융합 및 알고리즘 적용

융합 데이터셋을 이용하여 브러시 길이를 분류하는 4가지 알고리즘인 XGBoost, 1D-ResNet, TCN (Temporal Convolutional Network) 및 TST(Time-Series Transformer)에 대해 성능을 비교·평가하였다 [11]-[15]. XGBoost 모델에는 시간-주파수-엔벌로프 기반 통계 특징을 입력으로 사용하였고, 1D-ResNet, TCN 및 TST 모델에는 0.1 s 길이의 원시 시계열 데이터를 정규화하여 입력하였다.

융합 데이터셋의 특성을 확인하기 위하여 최종 은닉층에서 추출한 2차원 잠재 벡터를 시각화한 결과를 그림 10에 나타내었다.

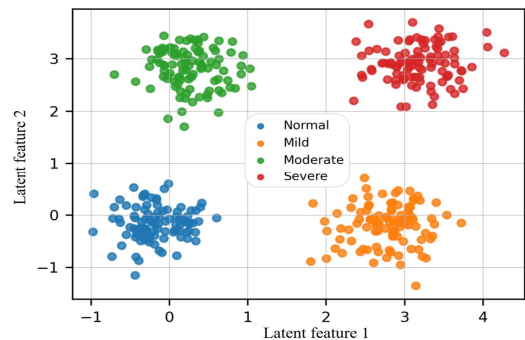


그림 10. 브러시 마모 단계별 잠재 특성 공간 분포
Fig. 10. Latent feature space distribution by brush wear state

각 점은 하나의 진동 데이터 구간을, 색상은 브러시 마모 상태(정상, 경미, 중간, 심각)를 의미한다. 실제-가상 데이터가 혼합된 상태임에도 불구하고, 네 개의 마모 단계가 잠재 공간에서 비교적 뚜렷하게 분리되어 분포하는 것을 확인할 수 있다. 특히 정상(9 mm)과 심각 마모(3 mm)는 서로 다른 클러스터로 잘 분리되며, 경계에 해당하는 7 mm와 5 mm 구간에서도 군집 간 중첩이 크지 않아 분류 가능성이 높음을 시사한다. 이는 디지털 트윈 가상 데이터가 실제 데이터의 분포를 왜곡시키지 않고, 경계 영역을 보강하는 방향으로 작용했음을 의미한다.

각 알고리즘에 대한 마모 단계별 분류 결과는 그림 11의 혼동행렬에 정리하였다. 그림에서는 각각 XGBoost, 1D-ResNet, TCN 및 TST 모델의 예측 결과를 나타내며, 대각 성분에 숫자가 집중되어 4가지 모델 모두 높은 분류 정확도를 보임을 확인할 수 있다. 여기서, 일부 오분류가 발생하는 경우는 주로 인접 단계 사이에서 샘플이 서로 혼동되는 형태로 나타났으며, 정상과 심각 마모 상태는 완전하게 구분되었다. 특히 XGBoost의 경우, 모든 단계에서 대각 성분 비율이 매우 높게 나타나 데이터 융합 이후에도 안정적인 단계 분류 성능을 유지함을 확인하였다.

4가지 알고리즘의 정량적 성능 평가는 표 3과 그림 12에 나타내었다. 각 모델에 대해 정확도 (Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall) 및 F1-score를 산출한 것이며, XGBoost가 모든 파라미터에서 99.2% 이상으로 가장 우수한 성능을 보였다. 1D-ResNet과 TCN 역시 모든 지표에서 98.9% 이상을 기록하였다. 특히, XGBoost는 정확도가 99.4%로 선행 연구에서 실제 데이터만을 이용한 정확도 98.48% 대비 더 우수한 성능을 보였다[4].

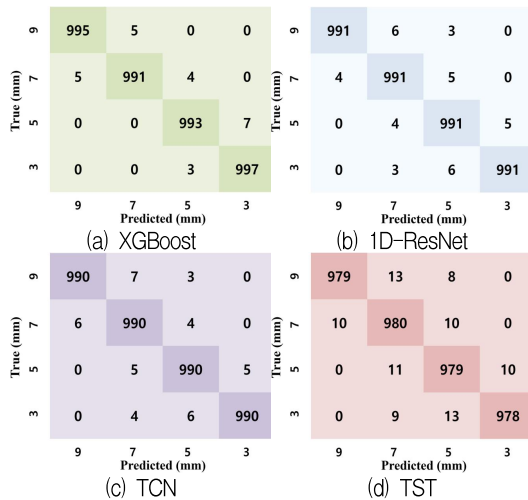


그림 11. 브러시 마모 단계 분류 혼동행렬
Fig. 11. Confusion matrix for brush wear state classification

표 3. 성능 평가 결과
Table 3. Performance evaluation results

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
XGBoost	99.4	99.5	99.2	99.4
1D-ResNet	99.1	99.3	98.9	99.2
TCN	99.0	98.9	99.1	99.0
TST	97.9	98.1	97.8	98.0

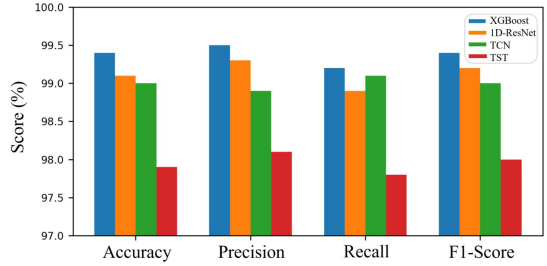


그림 12. 성능 비교 결과
Fig. 12. Performance comparison results

V. 결론

PMDC 모터의 브러시 마모 상태 진단을 위해 시험장치와 디지털 트윈을 구축하고, DTW 기반 유사도 평가와 가상 데이터 혼합 규칙을 이용해 실제-가상 데이터 융합 데이터셋 프레임 워크 개발을 제안하였다. 얻어진 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 실제 계측 진동 데이터와 디지털 트윈 가상 진동 데이터의 DTW 기반 유사도는 0.88가 산출되었으며, 이를 이용하여 최적의 가상 데이터 사용량을 결정할 수 있다.

둘째, 실제-가상 진동 신호 간 DTW 기반 유사도를 이용하고, 가상 데이터 사용량을 q -적응형 혼합 방식을 적용하여, 실제 20,000개와 가상 18,000개의 데이터 구간으로 구성된 융합 데이터를 구축하였다. 데이터 부족 상황에서도 실제 데이터 분포를 크게 왜곡하지 않고 약 1.8배 수준의 유효 표본수를 확보하였다.

셋째, 구성된 융합 데이터를 이용해 XGBoost, 1D-ResNet, TCN 및 TST 4가지 알고리즘으로 브러시 마모를 분류한 결과, 모든 모델이 97% 이상, XGBoost는 99.4%로 선행 연구에서 실제 데이터만을 이용한 정확도 98.48% 대비 더 우수한 성능을 보였다. 이러한 결과는 제안한 프레임 워크인 디지털 트윈 기반 가상 데이터 융합이 PMDC 모터 브러시 마모 진단 판단에 효과적임을 보여준다.

이러한 결과는 PMDC 모터 외 다른 회전 기계에도 쉽게 적용할 수 있을 것으로 판단되며, 향후에는 실제 계통에서 발생하는 마모 분진 축적, 비선형 접촉, 온도 상승 등의 효과를 포함한 추가 고장 모드와 다양한 운전 조건 및 잔존유효수명(RUL) 예측까지 포함하는 연구를 수행할 예정이다.

References

- [1] A. Filina, A. Rambabu, and A. S. S. V. R. Kumari, "Increasing the efficiency of diagnostics in the brush-commutator assembly of a direct current electric motor", *Energies*, Vol. 17, No. 1, 17, pp. 1-20, Jan. 2024. <https://doi.org/10.3390/en17010017>.
- [2] T. Figarella-González and J. F. Jansen, "Brush wear detection by continuous wavelet transform", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, No. 3, pp. 1212-1222, Apr. 2007. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2006.03.007>.
- [3] R. Liu, B. Wang, H. Xiao, X. Chen, W. Huang, and X. Jin, "Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 108, pp. 33-47, Aug. 2018. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.02.016>.
- [4] T. S. Sim, A. B. Kareem, and J. W. Hur, "PMDC motor brush wear condition diagnosis using dual vibration sensors and windowed feature-based XGBoost", *Journal of Korea Information Technology*, accepted for publication, 2026.
- [5] M. Xia, H. Shao, D. Williams, S. Lu, L. Shu, and C. W. de Silva, "Intelligent fault diagnosis of machinery using digital twin-assisted deep transfer learning", *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 215, 107938, pp. 1-13, Nov. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.107938>.
- [6] X. Xie, Z. Yang, W. Wu, L. Zhang, X. Wang, G. Zeng, and G. Chen, "Fault diagnosis method for bearing based on digital twin", *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2022, Article ID 2982746, pp. 1-14, Nov. 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/2982746>.
- [7] J. Wang, L. Ye, R. X. Gao, and L. Zhang, "Digital Twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing", *International Journal of Production Research*, Vol. 57, No. 12, pp. 3920-3934, Jun. 2019. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1552032>.
- [8] Y. Lu, C. Liu, K. I-K. Wang, H. Huang, and X. Xu, "Digital twin-driven smart manufacturing: Connotation, reference model, applications and research issues", *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Vol. 61, pp. 1-22, Aug. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101837>.
- [9] S. H. Kia, A. A. A. Rezaei, and A. K. Sahoo, "Real-time digital twins for intelligent fault diagnosis and prognostics of rotating machinery: A review", *Energies*, Vol. 18, No. 17, pp. 1-27, Sep. 2025. <https://doi.org/10.3390/en18174637>.
- [10] H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 26, No. 1, pp. 43-49, Feb. 1978. <https://doi.org/10.1109/TASSP.1978.1163055>.
- [11] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A scalable tree boosting system", *Proc. 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, San Francisco, CA, USA, pp. 785-794, Aug. 2016. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>.
- [12] S. Bai, J. Z. Kolter, and V. Koltun, "An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling", *arXiv preprint, arXiv:1803.01271*, pp. 1-8, Mar. 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.01271>.
- [13] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition", *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 770-778, Jun. 2016. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>.
- [14] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, and I. Polosukhin, "Attention is all you need", *Advances*

in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), Long Beach, California, USA, Vol. 30, pp. 5998-6008, Dec. 2017.

- [15] O. Abdeljaber, O. Avci, S. Kiranyaz, M. Gabbouj, and D. J. Inman, "Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks", Journal of Sound and Vibration, Vol. 388, pp. 154-170, Feb. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2016.10.043>.

저자소개

심 태 성 (Tae-Sung Sim)



2025년 2월 : 국립금오공과대학교
기계시스템공학부(학사)

2025년 3월 ~ 현재 :

국립금오공과대학교 기계공학과
(항공기계전자융합전공) 석사과정
관심분야 : SE, RAM-C, CBM+,
Digital Twin

김 성 옥 (Seong-Wook Kim)



2026년 2월 : 국립금오공과대학교
기계공학부(공학사)

관심분야 : Digital Twin, CBM+,
신뢰성공학, RAM-C

허 장 옥 (Jang-Wook Hur)



1995년 9월 : 일본 동경공대
기계물리공학과(박사)

2006년 1월 ~ 2011년 12월 :

방위사업청 체계종합 총괄담당
2012년 3월 ~ 2012년 8월 : 탄약사
기술관리처장

2012년 9월 ~ 현재 :

국립금오공과대학교 기계시스템공학부 교수
관심분야 : Systems Engineering, 신뢰성공학, RAM-C, CBM