Check for updates

Trans. Korean Soc. Noise Vib. Eng., 36(5) : 439~448, 2026
https://doi.org/10.5050/KSNVE.2026.36.5.439

한국소음진동공학회논문집 제 36 권 제 5호, pp. 439~448, 2026
ISSN 1598-2785(Print), ISSN 2287-5476(Online)

타격음 특징 및 군집 분석 기반 발전기 고정자 웨지 체결상태 평가

Assessment of Generator Stator Wedge Tightness Based on Impact Sound Features and Cluster Analysis

엄 예 준* · 김 희 수** · 김 영 근*** · 손 종 덕†
Yejun Eom*, Heesoo Kim**, Younggeun Kim*** and Jongduk Son†

(Received July 8, 2026 ; Revised August 26, 2026 ; Accepted September 10, 2026)

Key Words : Generator(발전기), Stator Wedge(고정자 웨지), Impact Acoustic Signal(타격 음향 신호), Tightness(체결상태), Condition Assessment(상태평가)

ABSTRACT

This study proposes a method for evaluating generator stator wedge tightness using impact acoustic signals and similarity-based clustering. Acoustic data were collected from a stator wedge testbed designed to replicate the structural characteristics of an actual generator and transformed into Mel filter bank features. A Gaussian Mixture Model (GMM) clustering was applied to the Mel filter bank features, and cosine similarity between cluster means and samples was used to evaluate cluster representativeness. The proposed procedure was subsequently applied to field measurements obtained from a 1000 MW-class generator. Although ground-truth labels were unavailable, characteristic patterns of outermost wedges were identified and visualized through the clustering results. The results indicate that the proposed method can provide an objective and interpretable approach for assessing stator wedge tightness without requiring labeled data.

기 호 설 명

A : 원본 샘플벡터
B : 군집 평균벡터
N : 가우시안 확률밀도함수
Σ_k : 가우시안 분포 공분산 행렬
μ_k : 가우시안 평균벡터
π_k : 가우시안 혼합계수

1. 서 론

발전기 고정자 웨지(stator wedge)의 체결 상태는 발전기 구조적 안정성과 직결되는 핵심 요소로, 체결이 불량할 경우 진동 증가, 절연 열화 및 장기적인 설비 손상으로 이어질 수 있다. 그러나 현재 현장 점검은 작업자의 청음 또는 수기 기록에 의존하는 경우가 많아 판단의 주관성과 재현성 부족이라는 한계를 가진다[1].

이에 따라 최근에는 타격음 기반의 음향 신호를 활

† Corresponding Author ; Member, KEPCO Research Institute, Principle Researcher
E-mail : jongduk.son@kepco.co.kr
* Member, KEPCO Research Institute, Researcher
** Member, KEPCO Research Institute, Chief Researcher
*** Ujin Technology, Inc., President & CEO

A part of this paper was presented at the KSNVE 2026 Annual Spring Conference
‡ Recommended by Editor Hyunsu Kim
ⓒ The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

용하여 웨지 체결 상태를 정량적으로 판별하려는 연구가 활발히 진행되고 있다[2,3]. 특히 짧은 충격 신호 내에는 체결 강도에 따른 고유한 주파수 특성이 포함되어 있으며, 이를 효과적으로 추출하고 해석하는 것이 핵심 과제이다[4].

이 연구에서는 웨지 타격 시 발생하는 음향 신호를 기반으로 mel filter bank(MFB)를 이용한 특징 벡터를 구성하고, 비지도 학습 기반 Gaussian mixture model(GMM)을 적용하여 군집화를 수행하였다. 또한 군집 대표 특징과 원본 샘플 간의 코사인 유사도를 활용하여 군집의 대표성을 평가하고, 이를 기반으로 체결 상태를 분류하는 방법을 제안한다.

2. 테스트베드 실험 및 데이터 취득

2.1 실험 대상 및 측정 환경

이 연구는 Fig. 1과 같이 실제 발전기 환경을 모사한 고정자 웨지 체결상태 평가용 테스트베드를 구축하여 실험을 수행하였다. 테스트베드는 발전기 고정자 슬롯 구조와 웨지 체결 조건을 재현할 수 있도록 제작되었으며, 체결 강도 변화에 따른 음향 특성 차이를 분석하기 위한 목적으로 구성하였다. 또한 테스트베드의 웨지 체결 상태는 체결 정도에 따라 정상(normal), 주의(caution), 불량(fault)의 세 단계로 설정하였다. 정상은 상대적으로 체결이 양호한 상태, 주의는 체결 정도가 저하된 중간 상태, 불량은 상대적으로 체결 정도가 가장 낮은 상태를 나타내며, Fig. 1에서 각각 정상(○), 주의(△), 불량(×) 기호로 표시하였다.

웨지 체결 상태 평가는 Fig. 2와 같이 타격장치를 이용하여 수행하였다. 일정한 타격 조건을 유지하기 위하여 각 웨지를 반복 타격하였으며, 타격 시 발생하는 음향 신호는 내장된 단일지향성 마이크로폰을 이용하여 취득하였다. 단일지향성 마이크로폰은 타격 위치에서 발생하는 직접 음향을 안정적으로 수집하고 주변 환경에서 발생하는 반사음 및 외부 잡음의 영향을 최소화하기 위하여 사용하였다.

취득된 음향 신호는 체결 상태에 따른 구조적 응답 특성을 반영하는 데이터로 활용하였으며, 이후 신호 처리 및 특징 추출 과정을 거쳐 체결 상태 분석에 이용하였다. 이와 같은 측정 환경은 타격 조건과 측정 조건을 일정하게 유지함으로써 체결 강도 변화에 따른 음향 특성을 재현성 있게 비교·분석할 수 있도록 구성하였다.

2.2 데이터 취득 및 신호 전처리

이 연구에서는 발전기 웨지의 체결 상태에 따른 음향 신호를 총 918개 취득하였으며, 정상 400개, 주의 100개, 불량 418개로 구성하였다. 음향 신호는 샘플링 주파수 25.6 kHz로 취득하였으며, 이에 따라 분석 가능한 최대 주파수는 Nyquist 이론에 따라 12.8 kHz이다[5].

취득된 음향 신호는 특징 추출에 앞서 전처리 및 정규화 과정을 수행하였다. 먼저 16-bit PCM 형식으로 취득된 음향 신호를 32 768로 나누어 실수형 데이터로 변환하였으며, 8 kHz 저역통과필터(LPF)를 적용하였다.



Fig. 1 Wedge test bed

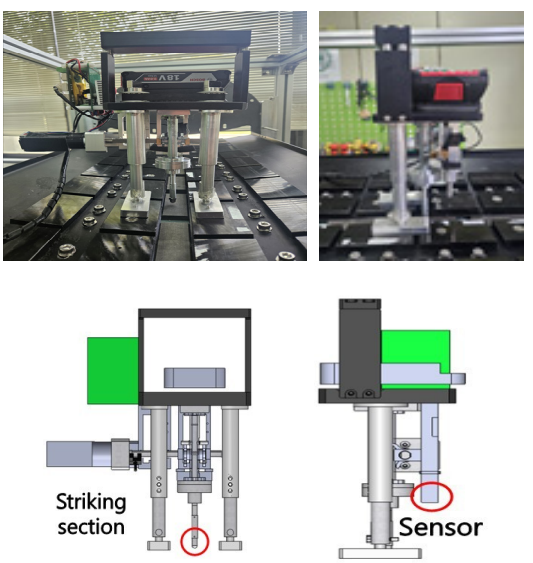


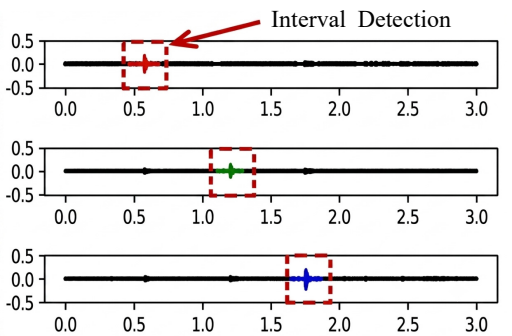
Fig. 2 Wedge inspection system

이후 각 타격 음향 신호에 대해 개별적으로 L2 norm 기반 정규화를 수행하였다. 정규화된 신호 $\dot{x}$는 식 (1)과 같이 정의된다.

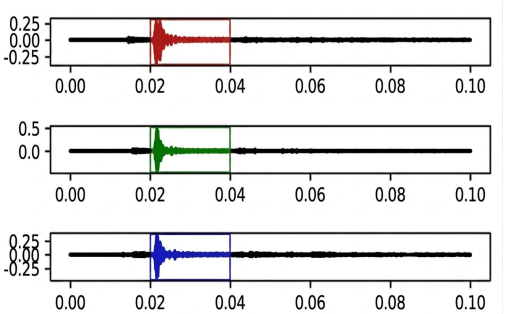
$$\dot{x}=\frac{x}{\sqrt{\sum_{n=1}^{N}x_n^2}} \tag{1}$$

여기서, x는 입력 음향 신호, N은 신호의 전체 샘플 수를 의미한다. 정규화는 타격 강도에 따른 신호 크기의 영향을 감소시키고 주파수 분포 특성을 비교하기 위하여 각 입력 신호 자체의 L2 norm을 기준으로 독립적으로 수행하였다.

웨지 타격 신호는 매우 짧은 충격 응답 형태를 가지므로, 전체 신호 중 유효한 정보를 포함하는 구간은 제한적이다. Fig. 3(a)와 같이 각 데이터의 타격 발생 시점은 서로 다르게 나타나므로, 이 연구에서는 최대 진폭 발생 시점을 기준으로 타격 구간을 검출 및 추출한 후 동일한 시간 위치로 정렬하였다. Fig. 3(b)는 서로 다른 데이터에서 추출된 타격 신호를 정렬한 결과



(a) Measured impact signals



(b) Extracted and aligned signals

Fig. 3 Impact Signal Extraction

이며, 각 색상은 서로 다른 데이터의 타격 신호를 나타낸다. 이와 같은 방식은 불필요한 노이즈 구간을 제거하고, 실제 체결 상태에 영향을 받는 충격 응답 구간만을 분석 대상으로 제한하기 위한 것이다.

3. 신호처리 및 특징 추출

3.1 주파수 영역 변환(FFT)

전처리 및 정규화 과정을 거쳐 추출된 충격 응답 구간은 fast Fourier transform(FFT)을 통해 주파수 영역으로 변환하였다. 타격에 의해 발생한 음향 신호는 시간 영역에서는 짧은 충격 응답의 형태로 나타나며, 주파수 영역에서는 체결 상태에 따라 주요 주파수 성분의 차이를 확인할 수 있다.

Fig. 4는 각각 정상, 주의 및 불량 상태에서 취득한 타격 음향 신호의 FFT 분석 결과를 나타낸다. 분석 결과, 정상 상태에서는 약 6585 Hz, 주의 상태에서는 약 4561 Hz, 불량 상태에서는 약 2921 Hz 부근에서 주요 주파수 성분이 관찰되었다. 즉, 이 테스트베드에서 체결 상태가 정상에서 주의 및 불량으로 변화함에 따라 주요 주파수 성분이 상대적으로 낮은 주파수 대역에서 나타나는 경향을 확인하였다.

이러한 결과는 웨지의 체결 상태 변화에 따라 타격 시 발생하는 음향 응답의 주파수 특성이 달라질 수 있음을 보여준다. 특히, 주의 상태의 주요 주파수 성분은 정상과 불량 상태에서 관찰된 주요 주파수 대역의 중간 영역에서 나타났다.

다만 실제 타격 음향 신호에는 단일 피크뿐만 아니라 여러 주파수 성분이 포함되어 있으므로, 특정 피크 주파수만을 이용하여 체결 상태를 판별하는 데에는 한계가 있다. 따라서 이 연구에서는 개별 피크 주파수를 직접적인 판별 기준으로 사용하기보다 주파수 대역별 특성을 종합적으로 반영하기 위해 MFB를 적용하여 특징 벡터를 구성하고, 이를 군집 분석 및 상태 판별에 활용하였다.

3.2 Mel Filter Bank 기반 특징 추출

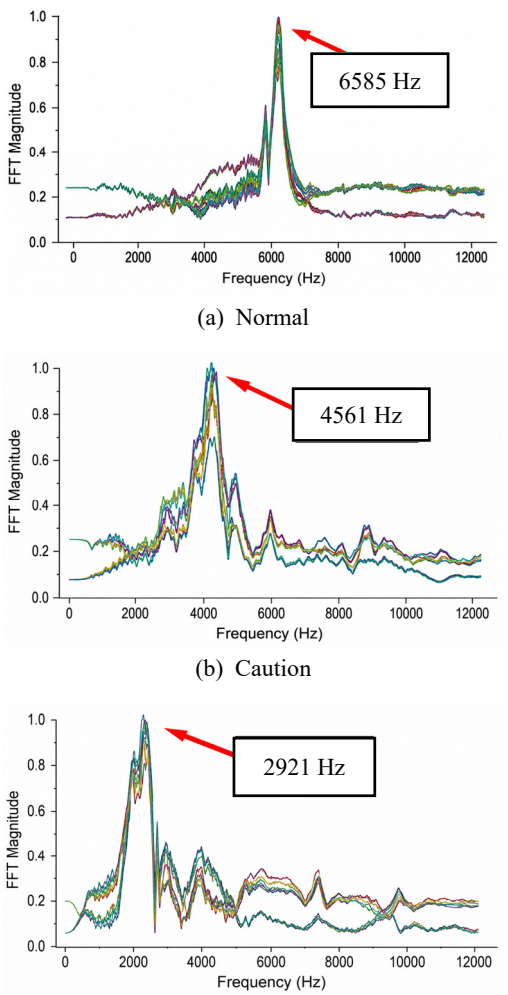
이 연구에서는 FFT 스펙트럼을 그대로 사용하는 대신 MFB를 적용하여 40차원의 특징 벡터를 생성하였다[6]. 주파수 축을 mel scale로 변환한 후, mel scale 상에서 등간격으로 배치된 삼각 필터를 FFT 스펙트럼에 적용하였다. 각 필터를 통해 산출된 값을 하

나의 특징값으로 사용하였으며, 총 40개의 mel filter 출력으로부터 40차원의 특징 벡터를 구성하였다. Fig. 5와 같이 MFB는 인간의 청각 특성을 반영한 비선형 주파수 스케일로, 저주파 영역에서는 높은 주파수 분해능을 가지며 고주파 영역에서는 상대적으로 낮은 분해능을 가진다.

웨지 체결 상태에 따른 음향 신호의 변화는 특정 주파수 성분의 변화뿐만 아니라 전체 주파수 대역에 걸친 에너지 분포 변화로 나타난다. 따라서 FFT 결과를 그대로 사용하는 경우 고차원 특징에 의한 계산량 증가와 노이즈 영향이 발생할 수 있다. 반면, MFB는 주파수 대역별 에너지를 통합하여 표현함으로써 데이터 차원을 효과적으로 축소하면서도 상태 구분에 필요한 특징을 유지할 수 있다[7]. 또한, 이 연구는 비지도 학습 기반 접근 방식을 적용하므로 특징 추출 단계에서 상태별 특성을 효과적으로 반영하는 것이 중요하다. MFB는 체결 상태에 따른 에너지 분포 변화를 압축된 형태로 표현할 수 있으며, 노이즈에 대한 민감도를 감소시키면서 상태 간 차이를 유지할 수 있다는 장점을 가진다.

Fig. 6은 정상 및 불량 상태에서 취득한 대표 신호에 대하여 원신호(raw signal), FFT 스펙트럼 및 MFB 적용 결과를 순차적으로 나타낸 것이다. Fig. 6의 상단 (a)는 정상 상태, 하단 (b)는 불량 상태의 신호처리 결과를 나타내며, 이를 통해 원신호의 주파수 특성이 mel 기반 특징 벡터로 변환되는 과정을 확인할 수 있다.

각 특징 벡터는 타격 강도 및 측정 환경에 따른 진폭 차이의 영향을 최소화하기 위하여 정규화 과정을 수행하였다. 이를 통해 절대적인 신호 크기보다 주파수 에너지 분포 특성에 기반한 분석이 가능하도록 하였으며, 체결 상태에 따른 구조적 특성을 보다 효과적으로 반영할 수 있도록 하였다.



(a) Normal

(b) Caution

(c) Fault

Fig. 4 Frequency spectrum of acoustic signals

4. 군집화 및 유사도 기반 평가

4.1 Gaussian Mixture Model 기반 군집화

추출된 mel 특징 벡터는 Gaussian mixture model (GMM)을 이용하여 군집화하였다. Fig. 7은 GMM을 이용한 군집화 과정을 나타내며, GMM은 데이터가 여러 개의 가우시안 분포의 혼합으로 구성된다고 가

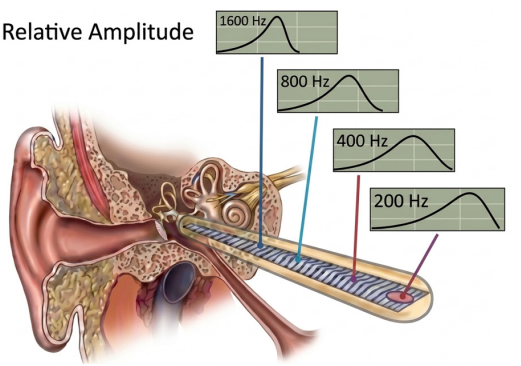
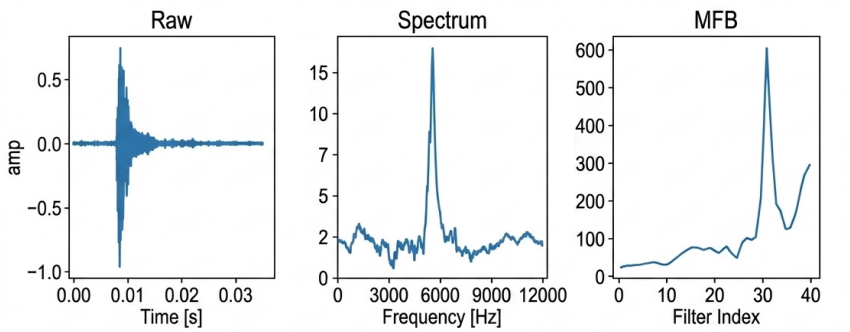
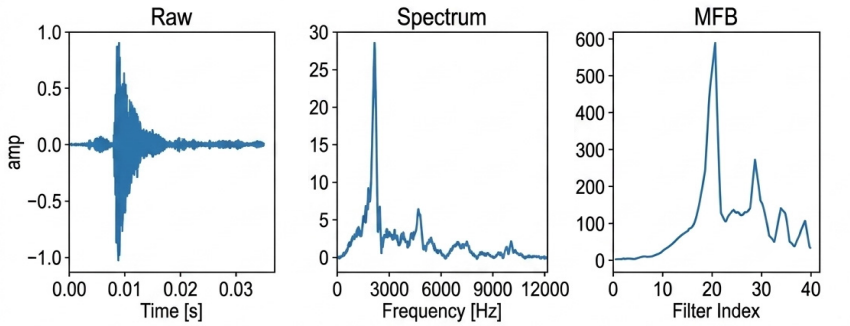


Fig. 5 Mel Filter Bank



(a) Normal



(b) Fault

Fig. 6 Mel spectrum (raw-FFT-mel)

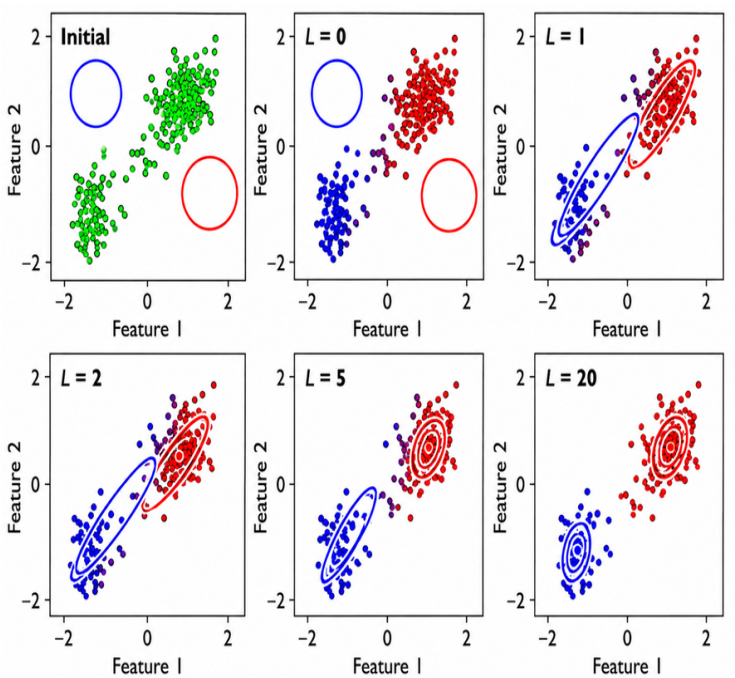


Fig. 7 Gaussian mixture model

정하고, 각 데이터가 특정 분포에 속할 확률을 기반으로 군집을 형성하는 확률 기반 군집화 기법으로[8], 식 (2)와 같이 정의된다.

$$p(x) = \sum_{k=1}^{K} \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (2)$$

여기서, x는 입력 데이터(mel feature) K는 군집개수, π_k는 가우시안분포의 혼합계수, N은 가우시안 확률밀도함수, μ_k는 평균벡터, Σ_k는 공분산 행렬을 의미한다.

웨지 체결 상태에 따른 음향 신호는 상태 간 경계가 명확하지 않고 연속적인 특성을 나타낼 수 있다. 따라서 각 데이터를 하나의 군집에 강제적으로 할당하는 거리 기반 군집화 기법보다, 군집에 대한 확률적 소속도를 제공하는 GMM이 보다 적합하다고 판단하였다.

또한, expectation-maximization(EM) 알고리즘을 활용하여 GMM의 파라미터를 추정하였다. EM 알고리즘은 각 데이터가 군집에 속할 확률을 계산하는 expectation 단계와, 이를 기반으로 평균 및 공분산을 갱신하는 maximization 단계를 반복 수행하여 로그우도를 최대화함으로써 최적의 파라미터를 추정한다[9]. 로그우도는 식 (3)과 같이 표현된다.

$$L(\theta) = \sum_{s=1}^{S} \log\left(\sum_{k=1}^{K} \pi_k N(x_s|\mu_k, \Sigma_k)\right) \quad (3)$$

여기서, $L(\theta)$는 로그우도, θ는 GMM 파라미터의 집합, S은 전체 데이터 개수, x_s은 s번째 입력 데이터를 의미하며, 나머지 파라미터는 식 (2)와 동일하다. 또한, 군집 수에 따른 상태 분리 특성을 분석하기 위하여 군집 수를 2개부터 20개까지 변화시키며 군집화를 수행하였다. 이는 체결 상태가 사전에 정의되지 않은 비지도 학습 환경에서 다양한 군집 구조를 탐색하기 위함이다. 군집 수가 증가함에 따라 데이터 표현 능력은 향상될 수 있으나, 과도한 군집 분할은 상태 해석을 어렵게 할 수 있다. 따라서, 이 연구에서는 다양한 군집 수에 대해 군집화를 수행한 후, 각 군집의 평균 특징 벡터와 원본 데이터 간의 코사인 유사도를 이용하여 군집 대표성을 평가하였다. 이를 통해 원본 데이터의 특성을 효과적으로 반영하면서도 체결 상태 분류에 적합한 군집 구조를 선정하였다.

4.2 코사인 유사도 기반 군집 평가

군집화 결과의 타당성을 평가하기 위해, 각 군집의 평균 특징 벡터와 해당 군집에 속한 원본 샘플 간의 코사인 유사도를 계산하였다. 각 군집의 평균 특징 벡터는 해당 군집에 포함된 샘플들의 40차원 mel 특징 벡터를 차원별로 평균하여 생성하였으며, 각 원본 샘플의 40차원 mel 특징 벡터와의 코사인 유사도를 각각 계산하였다. 코사인 유사도는 두 벡터 간의 방향 유사성을 나타내는 지표로, 식 (4)와 같이 정의된다.

$$\text{cosine_similarity}(A,B) = \frac{(A \cdot B)}{(\|A\| \, \|B\|)} \quad (4)$$

이 연구에서는 각 샘플과 군집 평균벡터 간의 유사도를 계산하고, 이를 평균하여 군집의 대표성을 평가하였다. 평균 코사인 유사도가 1에 가까울수록 군집 평균벡터가 원본 데이터의 특성을 효과적으로 반영하는 것으로 해석할 수 있다. 따라서 이 연구에서는 군집 평균벡터와 원본 데이터 간의 높은 유사성을 확보하기 위하여 평균 코사인 유사도 0.95 이상을 군집 대표성이 확보된 조건으로 설정하였다[10]. Fig. 8은 군집 수에 따른 평균 코사인 유사도의 변화를 나타내며, 군집 수가 5개 이상일 때 평균 코사인 유사도가 0.95 이상으로 나타나는 것을 확인하였다.

웨지의 체결 상태는 정상, 주의 및 불량의 세 가지 상태로 구분하였으며, 각 상태의 음향 특징은 체결 상태 및 타격 응답의 차이에 따라 일정한 분포를 나타낼 수 있다. 이러한 특징 분포를 보다 세부적으로 반영하기 위해 군집 수를 증가시키면서 군집 대표성을 평가하였으며, 평균 코사인 유사도 0.95 이상의 기준을 만족하는 5개 군집 조건을 적용하였다. 이후 군집화 결과를 정상, 주의 및 불량 상태와 매핑하여 체결 상태를 평가하였다.

이와 함께 군집 내 유사도의 분포 및 변동성을 확인하기 위하여 평균 코사인 유사도가 0.95 이상으로 나타난 5개 군집 조건에 대해 각 군집별 코사인 유사도의 평균과 표준편차를 추가로 산출하였으며, 그 결과를 Table 1에 나타내었다. 각 군집의 평균 코사인 유사도는 0.9293 ~ 0.9818, 표준편차는 0.0090 ~ 0.0264의 범위로 나타났다. 이를 통해 각 군집별 코사인 유사도의 분포 및 군집 내 변동성을 정량적으로 확인하였다.

또한, 군집 수가 증가할수록 평균 코사인 유사도는 증가하는 경향을 나타내므로, 이 지표는 절대적인 최

적 군집 수를 결정하기 위한 기준이라기보다 군집 결과의 신뢰도를 정량적으로 평가하기 위한 보조 지표로 활용하였다. 이를 통해 원본 데이터의 특성을 효과적으로 반영하는 군집 구조를 선정하고, 이후 체결 상태 분류에 적용하였다.

4.3 분류 정확도 평가 결과

이 연구에서 제안한 군집 기반 상태 분류 방법의 성능을 검증하기 위하여, 체결 상태가 사전에 정의된 테스트베드 데이터를 이용하여 분류 정확도를 평가하였다. 실제 발전기에서는 개별 웨지의 체결 상태에 대한 정답 정보를 사전에 확보하기 어렵기 때문에, 이 연구에서는 라벨 정보가 필요하지 않은 비지도 학습 기반의 GMM을 적용하였다. 이에 따라 테스트베드에서 정의된 정상, 주의, 불량의 상태 정보는 GMM 군집화 과정에는 사용하지 않았으며, 군집화 결과와 실제 체결 상태를 비교하기 위한 기준으로 활용하였다. 군집 수는 평균 코사인 유사도가 0.95 이상이 되는 조건에서 선정하였으며, 군집화 결과는 테스트베드에서 정의된 정상, 주의, 불량 상태와 매핑하여 평가하였다. Fig. 9는 군집화 결과를 실제 체결 상태와 매핑하여 scatter plot으로 나타낸 것으로, 각 상태에 따른 데이터의 분포를 시각적으로 확인할 수 있다.

Fig. 10은 실제 체결 상태와 군집화 결과를 비교한 confusion matrix를 나타낸다. 평가 결과, 제안한 방법은 전체 데이터에 대해 99.82 %의 분류정확도를 나타내었다. 이러한 결과는 MFB 기반 특징이 체결 상태에 따른 주파수 에너지 분포 차이를 효과적으로 반영하고 있음을 의미하며, 비지도 학습 기반 군집화만으로도 체결 상태를 높은 수준으로 구분할 수 있음을 보여준다. 따라서 코사인 유사도 기반 군집 평가와 분류 과정을 결합한 이 방법은 라벨이 없는 현장 데이터에 대해서도 적용 가능한 체결 상태 진단 방법으로 활용될 수 있다.

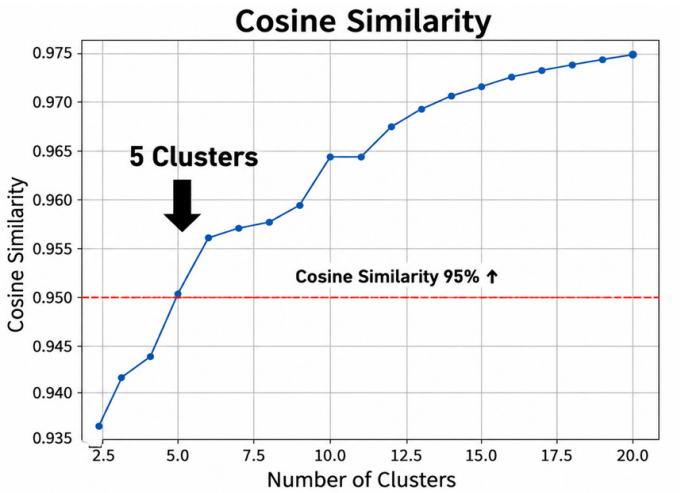


Fig. 8 Cosine similarity

Table 1 Cosine similarity statistics (5 clusters)

Cluster	No. of samples	Cosine similarity	Standard deviation
1	267	0.9382	0.0188
2	242	0.9293	0.0226
3	100	0.9777	0.0190
4	203	0.9818	0.0090
5	106	0.9797	0.0264

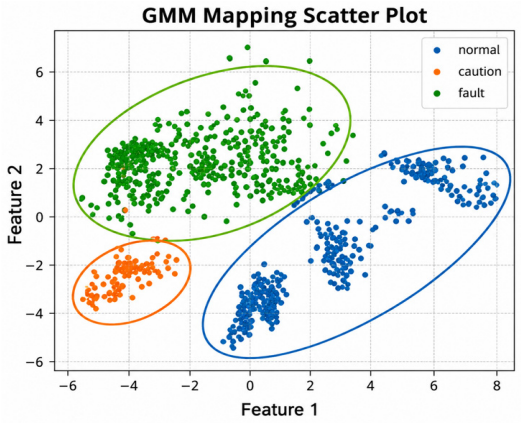


Fig. 9 GMM result (scatter plot)

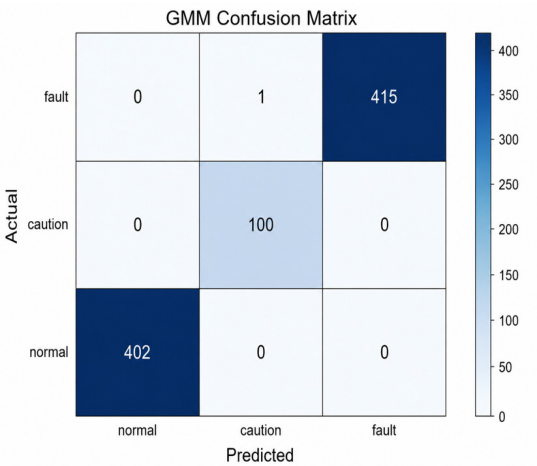


Fig. 10 Classification accuracy (confusion matrix)

5. 현장 발전소 적용 가능성

5.1 현장 발전기 적용

테스트베드 데이터를 이용하여 검증한 군집 기반 체결 상태 평가 프로세스를 Fig. 11과 같이 실제 발전기에 적용하여 현장 적용 가능성을 확인하였다. 적용 대상은 1000 MW급 발전기이며, 자동화 검사 로봇을 이용하여 각 슬롯의 웨지 타격 음향 신호를 취득하였다.

취득된 데이터는 테스트베드와 동일한 신호처리 및 특징 추출 절차를 적용하여 MFB 기반 특징 벡터를 생성하였으며, 테스트베드에서 수행한 분석 방법과 동일하게 현장 데이터에서 추출된 특징 벡터를

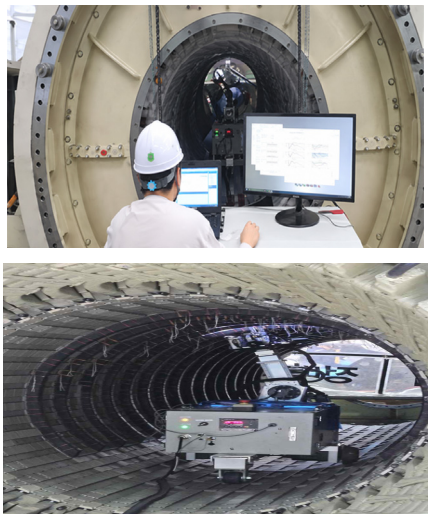


Fig. 11 On-site power plant measurements

GMM에 입력하여 군집화를 수행하였다. 이후 군집화 결과를 바탕으로 웨지의 상대적인 체결 상태를 평가하였다.

5.2 분류기법 적용 결과 분석

Fig. 12는 현장 발전기에 대한 웨지 건전성 평가 결과를 시각화한 것이다. 가로축은 wedge no., 세로축은 slot no.를 나타내며, 각 픽셀은 해당 위치의 개별 웨지에 대한 평가 결과를 의미한다. 픽셀의 색상은 웨지의 상대적인 건전성 상태를 나타내며, 초록색에서 연두색, 주황색, 빨간색으로 변화할수록 상대적으로 건전성이 낮은 상태를 의미한다. 분석 결과, 발전기 슬롯 양끝단에 위치한 웨지에서 상대적으로 불량 상태에 해당하는 신호 특성이 집중적으로 나타나는 것을 확인하였다. 발전기 구조상 양끝단 웨지는 중앙부 웨지와 지지 조건에 차이가 있는 구조적 특성을 가지며[11], 이 연구 대상 발전기의 양끝단 웨지는 양단부에서 지지되는 구조로 되어 있다. 이러한 구조적 특성으로 인해 중앙부 타격 시 중앙부 웨지와 상이한 음향 응답이 나타날 수 있으며, 실제 취득된 타격 음향 신호에서도 양끝단 웨지가 테스트베드에서 확인된 불량 상태의 음향 특성과 유사한 경향을 나타내었다.

군집 기반 분석 결과에서도 이러한 경향이 반영되어, 양끝단 웨지가 상대적으로 낮은 건전성 상태에 해당하는 군집에 분포하는 것을 확인하였다. 반면 중앙부 웨지는 상대적으로 양호한 상태에 해당하는 군

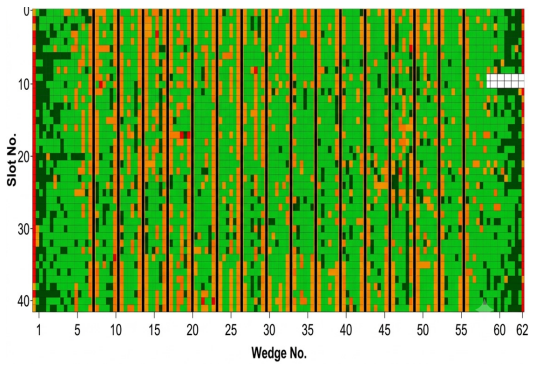


Fig. 12 Wedge map (measured data)

집에 주로 분포하였다. 이는 양끝단 웨지의 구조적 특성에 따른 음향 신호의 차이가 군집화 결과에도 반영된 것으로 판단된다.

현장 발전기의 경우 개별 웨지의 실제 체결 상태에 대한 정답 라벨을 확보하기 어려우므로, 이 결과만으로 각 웨지의 실제 체결 상태를 직접적으로 검증하는 데에는 한계가 있다. 그러나 구조적 특성으로 인해 상이한 음향 응답이 예상되는 양끝단 웨지의 특성이 군집 결과에서도 구분되어 나타난 점을 통해, 제안한 방법의 현장 적용 가능성을 확인하였다. 향후 다양한 발전기에 대한 현장 데이터를 지속적으로 축적하고 웨지별 상태 변화 이력을 관리함으로써, 상태 판별 기준 및 진단 신뢰성을 향상시킬 수 있을 것으로 판단된다.

6. 결 론

이 연구에서는 발전기 고정자 웨지의 체결 상태를 진단하기 위하여 타격 음향 신호 기반의 군집 분석 방법을 제안하였다. 웨지 타격 시 발생하는 음향 신호에 대해 FFT 및 MFB를 적용하여 특징 벡터를 생성하였으며, 이를 입력으로 GMM 기반 군집화를 수행하였다. 또한 군집 평균 벡터와 원본 데이터 간의 코사인 유사도를 이용하여 군집의 대표성을 평가하고, 이를 체결 상태 분류에 활용하였다.

제안한 방법의 성능을 검증하기 위하여 실제 발전기 구조를 모사한 테스트베드 데이터를 이용하여 평가를 수행하였다. 그 결과 평균 코사인 유사도 0.95 이상을 만족하는 군집 조건을 선정하여 상태 분류를 수행한 결과, 99.82 %의 분류 정확도를 나타내었다. 이를 통해 MFB 기반 특징과 GMM 군집화 기법이 체결 상태에 따른 음향 특성 차이를 효과적으로 반영할 수 있음을 확인하였다.

또한, 테스트베드에서 검증된 분석 프로세스를 실제 운용 중인 1000 MW급 발전기에 적용하여 현장 적용 가능성을 확인하였다. 현장 데이터는 정답 라벨이 존재하지 않아 직접적인 정확도 평가는 수행할 수 없었으나, 발전기 구조상 양끝단 웨지에서 상대적으로 낮은 건전성 상태가 나타나는 경향을 확인하였다. 이는 양끝단 웨지의 구조적 특성과 부합하는 결과로, 제안한 방법의 현장 적용 가능성을 확인할 수 있었다.

따라서 이 연구에서 제안한 방법은 기존 작업자의 청음 및 수기 기록에 의존하던 웨지 점검 방식을 객관적으로 지원할 수 있으며, 발전기 고정자 웨지의 체결 상태를 효율적으로 관리하기 위한 진단 도구로 활용 가능할 것으로 판단된다. 향후에는 다양한 발전기 환경에서의 적용성 검증과 데이터베이스 확대를 통해 상태 분류 기준을 고도화하고, 현장 활용성을 더욱 향상시킬 예정이다.

후 기

이 연구는 한국전력공사 전력연구원의 ‘가스터빈 발전기 회전자 인입상태 고정자 웨지 건전성 평가시스템 개발(R24GJ01)’ 연구과제의 지원으로 수행되었습니다.

References

(1) Oh, J., Son, J., Kim, H., Song, G. and Bae, Y. C., 2020, Signal Analysis Technique for Integrity Evaluation of Generator Stator Wedge, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 30, No. 5, pp. 441~447.

(2) MA, X., LU, W. and XIE, H., 2001, Detecting Loose Stator Wedges in Large Motors, Proceedings of the International Symposium on Electrical Insulating Materials, pp. 685~688.

(3) XIE, X., LI, C., LI, X. and Chen, W., 2022, A Stator Slot Wedge Loosening Offline Detection System Based on an Intelligent Maintenance Robot of a Large Hydro Generator, Machines, Vol. 10, No. 8, 655.

(4) Wang, F., HO, S. C. M. and Song, G., 2019,

Modeling and Analysis of an Impact-acoustic Method for Bolt Looseness Identification, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 133, 106249.

(5) Oppenheim, A. V., Schafer, R. W. and Buck, J. R., 1999, Discrete-time Signal Processing, 2nd Edition, Prentice Hall, NJ, United States.

(6) Davis, S. and Mermelstein, P., 1980, Comparison of Parametric Representations for Monosyllabic Word Recognition in Continuously Spoken Sentences, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 28, No. 4, pp. 357~366.

(7) Logan, B., 2000, Mel Frequency Cepstral Coefficients for Music Modeling, Proceedings of the ISMIR, MA, United States.

(8) Reynolds, D. A., Quatieri, T. F. and Dunn, R. B., 2000, Speaker Verification using Adapted Gaussian Mixture Models, Digital Signal Processing, Vol. 10, No. 1~3, pp. 19~41.

(9) Dempster, A. P., Laird, N. M. and Rubin, D. B., 1977, Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm, Journal of the Royal Statistical Society: Series B (methodological), Vol. 39, No. 1, pp. 1~38.

(10) Salton, G., Wong, A. and Yang, C. S., 1975, A Vector Space Model for Automatic Indexing, Communications of the ACM, Vol. 18, No. 11, pp. 613~620.

(11) Kelleher, J. C., 2001, Generator Stator Slot Wedge System that Can be Adjusted in Situ to Provide Increased Radial Load, U.S. Patent No. 6, 294 855.