

주파수 인지형 대칭 점 패턴 기반 베어링 결함 진단 기법

A Frequency-aware Symmetrized Dot-pattern Method for Bearing Fault Diagnosis

황 성 재* · 손 동 훈** · 최 성 현** · 김 흥 태** · 박 경 수†

Seong-Jae Hwang*, Dong-Hun Son**, Seong-Hyun Choi**,
Heung-Tae Kim** and Kyoung-Su Park†

(Received April 22, 2026 ; Revised May 22, 2026 ; Accepted May 26, 2026)

Key Words : Bearing Fault Diagnosis(베어링 결함 진단), Symmetrized Dot Pattern(대칭 점 패턴), Bandpass Filtering(대역통과 필터링), Envelope Demodulation(엔벨로프 복조), Convolutional Neural Network(합성곱 신경망)

ABSTRACT

Bearing fault diagnosis is essential for ensuring the reliability and safety of rotating machinery systems. Among visualization-based approaches, the symmetrized dot pattern (SDP) method has attracted attention because it converts one-dimensional vibration signals into intuitive two-dimensional geometric patterns. However, conventional SDP methods rely mainly on raw time-domain signals and therefore have limited capability to reflect fault-related frequency characteristics, particularly under low-speed and low signal-to-noise-ratio conditions. To overcome these limitations, this paper proposes a frequency-aware SDP framework that enhances fault-sensitive features prior to SDP transformation. The proposed framework consists of adaptive bandpass filtering, envelope demodulation-optimized low-pass filtering, robust normalization, and SDP image generation. A sparsity-based frequency-band-selection strategy is employed to automatically identify fault-sensitive resonance regions, and the low-pass cutoff frequency is optimized by jointly considering the signal-to-noise ratio of fault-related frequency components and signal smoothness. The proposed method was validated using the Case Western Reserve University bearing dataset and experimentally acquired low-speed datasets under 20 r/min and 5 r/min conditions. Experimental results demonstrate that the proposed preprocessing significantly improves SDP pattern separability and classification performance compared with conventional SDP approaches, especially under low-speed operating conditions where fault features are weak. These results confirm that incorporating frequency-domain characteristics into SDP representation can substantially enhance the robustness and discriminative capability of SDP-based bearing fault diagnosis.

† Corresponding Author ; Member, Dept. of Mechanical Engineering,
Gachon University, Propessor
E-mail : pks6348@gachon.ac.kr

* Dept. of Mechanical Engineering, Gachon University, Student

** LIG Defense&Aerospace, Researcher

‡ Recommended by Editor Jung Woo Choi

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

1. 서 론

회전체 기계 시스템에서 베어링은 하중을 지지하고 회전 운동을 전달하는 핵심 요소로, 그 상태는 시스템의 신뢰성과 성능에 직접적인 영향을 미친다. 베어링 결함은 초기에는 미세한 진동 변화로 나타나지만 점진적으로 심각한 손상으로 발전할 수 있으므로, 조기 검출과 정확한 진단이 매우 중요하다. 이러한 이유로 진동 신호 기반 결함 진단 기법이 널리 활용되어 왔다^(1,2).

전통적으로 베어링 결함 진단에는 푸리에 변환(Fourier transform) 기반 주파수 분석이 사용되어 왔으며, 이후 비정상 신호의 시간에 따른 주파수 변화를 분석하기 위해 STFT(short time Fourier transform) 및 wavelet 변화와 같은 시간-주파수 해석 기법이 도입되었다^(3,4). 이러한 방법들은 시간에 따라 변화하는 주파수 성분을 2차원 표현으로 나타낼 수 있어 베어링 결함 진단에 널리 활용되어 왔으며, 특히 STFT 기반 스펙트로그램은 합성곱 신경망(convolutional neural network, CNN)과 결합될 경우 국소적인 시간-주파수 패턴을 효과적으로 학습할 수 있어 저속 또는 미세 결함 조건에서도 유용한 표현을 제공할 수 있음이 보고되었다⁽⁵⁾. 그러나 STFT 및 wavelet 기반 표현은 주파수 성분의 시간적 변화를 분석하는 데 유용한 반면, 생성된 시간-주파수 지도가 복잡한 에너지 분포 형태로 나타나기 때문에 결함 상태 간 차이를 육안으로 직관적으로 비교하거나 간결한 패턴 특징으로 해석하는 데 한계가 있다. 또한 window length, overlap, scale, mother wavelet 등 분석 파라미터의 선택에 따라 표현 결과가 달라질 수 있다.

최근에는 이러한 한계를 보완하기 위해 1차원 진동 신호를 2차원 이미지로 변환하는 접근법이 주목받고 있으며, 그중 대칭 점 패턴(symmetrized dot pattern, SDP)은 신호의 진폭 변화와 시간 지연 관계를 극좌표 기반의 기하학적 패턴으로 표현할 수 있는 방법으로 알려져 있다^(6,7). SDP는 결함 상태 간 구별 가능한 패턴을 생성하며, 합성곱 신경망과 같은 딥러닝 기반 분류 모델과 결합되어 효과적인 진단 성능을 보인다⁽⁷⁾. 그러나 기존 SDP 기반 방법은 주로 시간 영역 신호를 기반으로 하기 때문에, 베어링 결함에서 중요한 주파수 특성을 충분히 반영하지 못하는 한계를 가진

다. 베어링 결함은 특정 결함 주파수에서 반복적인 충격 신호로 나타나며, 구조적 공진에 의해 고주파 대역에서 변조된 형태로 존재한다^(2,8,9). 따라서 결함 관련 주파수 성분이 충분히 강조되지 않을 경우 SDP 패턴의 분리도가 저하될 수 있으며, 이러한 문제는 특히 저속 운전 조건에서 더욱 두드러진다.

이에 이 연구에서는 결함 주파수 특성을 반영한 주파수 인지형 SDP 기반 결함 진단 기법을 제안한다. 제안된 방법은 결함 민감 주파수 대역을 자동으로 선택하는 대역통과 필터링(band-pass filtering), 엔벨로프 복조(envelope demodulation), 그리고 최적화된 저역 통과 필터링(low-pass filtering)을 포함하며, 강건 정규화(robust normalization)를 통해 신호 왜곡을 최소화한 후 SDP 변환을 수행한다. 이 연구의 주요 기여는 다음과 같다. 첫째, sparsogram 기반의 주파수 선택 기법을 통해 결함 민감 대역을 데이터 기반으로 자동 추정하였다. 둘째, 결함 주파수 성분의 신호대잡음비(signal-to-noise ratio)와 신호 평활성(smoothness)을 동시에 고려한 저역 통과 차단 최적화 기법을 제안하였다. 셋째, 다양한 운전 조건, 특히 저속 환경에서도 강건한 SDP 패턴 생성 및 결함 진단 성능을 확보하였다.

2. 본 론

2.1 Symmetrized Dot Pattern 기반 결함 진단

SDP는 1차원 시계열 신호를 2차원 극좌표 기반의 패턴으로 변환하는 기법으로, 진동 신호의 동적 특성을 시각적으로 표현하는 데 효과적인 방법이다. SDP는 신호의 진폭과 시간 지연된 신호 간의 관계를 반지름과 각도로 변환하여 점 패턴을 형성하며, 이를 통해 서로 다른 상태의 신호를 직관적으로 구분할 수 있도록 한다^(6,7). 일반적으로 입력 신호 x_i 에 대해 SDP는 식 (1), 식 (2)와 같이 정의된다. 먼저 신호를 정규화하여 반지름을 계산하고, 일정 지연 L 을 두어 각도를 정의한다.

$$r(\theta) = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

$$\phi(i) = a \pm \frac{x_{i+L} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} g \quad (2)$$

여기서, 반지름 $r(\theta)$ 는 신호의 진폭 정도를 나타내

고, 각도 $\phi(i)$ 는 시간 지연된 신호와 SDP 파라미터에 의해 결정된다. 여기서 L 는 시간 지연 파라미터, α 는 초기 회전각, g 는 각도 스케일 계수로서 패턴의 회전 방향과 분포 범위를 조절한다. 이러한 방식은 신호의 전체적인 형태를 보존하면서 특징적인 변화를 강조하는 효과를 가진다. 이러한 변환을 통해 동일한 신호에 대해 대칭적인 패턴이 생성되며, 신호의 변화 특성이 기하학적 구조로 표현된다.

SDP 변환은 진동 신호를 기하학적 패턴으로 표현하여 베어링 결함 상태 간 구별 가능한 특징을 생성하며, 클러스터링이나 합성곱신경망 기반 분류에서도 우수한 성능이 보고되었다⁽⁷⁾. 그러나 기존 SDP 방법은 주로 시간 영역 신호를 직접 변환하거나 제한적인 전처리에 의존하기 때문에, 결함 진단에 중요한 주파수 특성을 충분히 반영하지 못한다. 베어링 결함 신호는 특정 결함 주파수에서 반복되는 충격 성분으로 나타나며, 구조적 공진에 의해 특정 고주파 대역에서 강화되는 특징을 가진다^(8,9). 따라서 시간 영역 기반 SDP만으로는 결함 관련 주파수 성분이 충분히 강조되지 않아 패턴 분리도가 저하될 수 있으며, 이러한 문제는 특히 저속 및 저신호대잡음비 조건에서 더욱 두드러진다. 이에 이 연구에서는 결함 주파수 특성을 반영한 주파수 인지형 SDP 기법을 제안한다.

2.2 Frequency-aware SDP 기법

Fig. 1은 제안한 주파수 인지형 SDP 기반 결함 진단 기법의 전체 처리 흐름을 나타낸다. 먼저 원시 진동 신호에 대해 대역통과 필터링을 수행하여 결함 관련 주파수 대역을 추출하고, 이후 엔벨로프 복조와 저역통과 필터링을 통해 결함 관련 저주파 성분을 강

조한다. 이때 저역통과 차단 주파수는 결함 주파수 성분의 신호대잡음비와 신호 평활성을 동시에 고려하여 최적화함으로써, 결함 성분을 유지하면서 고주파 잡음을 효과적으로 제거한다^(8,9). 정규화 단계에서는 강건 정규화를 적용하여 이상치의 영향을 최소화하고 SDP 패턴의 왜곡을 방지한다⁽¹⁰⁾. 결과적으로 제안된 방법은 결함 물리 특성을 반영한 데이터 표현을 제공하며, 기존 SDP 대비 향상된 패턴 분리도와 분류 성능을 달성하고 다양한 운전 조건에서도 강건한 성능을 유지한다.

이 연구에서는 주파수 인지형 전처리 이후 생성된 정규화 신호를 SDP 이미지로 변환하였다. 이때 SDP 변환에 사용되는 시간 지연 파라미터 L , 초기 회전각 α , 각도 스케일 계수 g 는 모든 데이터셋과 비교 조건에서 동일하게 고정하였다. 이는 SDP 파라미터 변화에 따른 패턴 차이를 배제하고, 제안한 주파수 인지형 전처리로 패턴 분리도 및 분류 성능에 미치는 영향을 공정하게 평가하기 위함이다. 구체적으로 $L=1$ 회전 샘플 수, $\alpha=0$, $g=\frac{\pi}{3}$ 로 설정하였으며, 해당값은 기존 SDP 기반 결함 진단 연구에서 사용된 설정과 예비 실험에서 패턴의 과도한 중첩 또는 압축이 발생하지 않는 범위를 고려하여 결정하였다.

2.3 Fault-aware Band-pass Filtering

결함 신호는 특정 공진 주파수 대역에서 강화되는 특성을 가지므로, 적절한 대역통과 필터링 과정이 필요하다. 기존 연구에서는 고정된 주파수 대역을 사용하거나 경험적으로 대역을 선택하는 경우가 많았으나, 이러한 방법은 운전 조건 변화에 민감하여 안정적인 성능을 확보하기 어렵다. 이 연구에서는 sparsogram 기반 방법을 활용하여 결함에 민감한 주파수 대역을 자동으로 선택하였다⁽¹⁰⁻¹²⁾. 먼저 후보 중심주파수 f_{ci} 를 일정 범위에서 순차적으로 변화시키며 각 후보 대역에 대해 Gaussian 기반 대역통과 필터링을 수행하고, 이후 해당 대역 신호에 대해 엔벨로프 및 최소성 점수를 계산하여 결함 민감도를 평가하였다.

각 후보 대역에 대해 대역통과 필터링 결과 신호 $y_i(t)$ 의 엔벨로프 $e_i(t)$ 는 Hilbert 변환을 이용하여 식 (3)과 같이 계산하였다.

$$e_i(t) = |y_i(t) + jH\{y_i(t)\}| \quad (3)$$

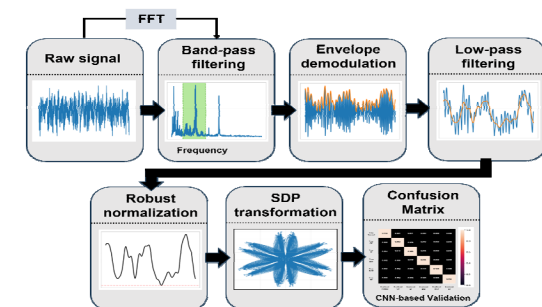


Fig. 1 Overall flow of the proposed SDP-based fault diagnosis method

여기서, $y_i(t)$ 는 i 번째 후보 중심주파수 $f_{c,i}$ 에 해당하는 대역통과 필터링 결과 신호이다. 또한 $H\{\cdot\}$ 는 Hilbert 변환 연산자이며, j 는 허수 단위를 나타낸다. 이후 엔벨로프의 평균 성분을 제거한 제곱 엔벨로프 신호 $SE_i(t)$ 는 식 (4)와 같이 정의하였다.

$$SE_i(t) = e_i^2(t) - \overline{e_i^2(t)} \quad (4)$$

여기서, $\overline{e_i^2(t)}$ 는 $e_i^2(t)$ 의 평균값을 의미한다. 다음으로 $SE_i(t)$ 의 스펙트럼을 a_i 라 할 때, 각 후보 중심주파수 $f_{c,i}$ 에 대한 희소성 점수는 식 (5)와 같이 계산하였다.

$$S(f_{c,i}) = \frac{\|a_i\|_2}{\|a_i\|_1} \quad (5)$$

식 (5)의 점수는 제곱 엔벨로프 스펙트럼의 에너지가 소수의 지배적인 주파수 성분에 얼마나 집중되어 있는지를 나타내며, 값이 클수록 해당 주파수 대역이 결함 관련 정보를 더 잘 포함하고 있음을 의미한다. 이 연구에서는 단일 결함 유형에 편향되지 않는 공통 결함 민감 영역을 추출하기 위하여 ball, inner, outer 결함 신호에 대해 계산된 점수를 평균하여 사용하였다. 후보 중심주파수별 평균 점수를 $\bar{S}(f_{c,i})$ 라 할 때, 이를 기반으로 양의 가중치 s_i 와 정규화 가중치 ω_i 를 식 (6), 식 (7)과 같이 정의하였다.

$$s_i = \max(\bar{S}(f_{c,i}) - \min(\bar{S}(f_{c,i}), 0) + \epsilon, 0) \quad (6)$$

$$\omega_i = \frac{s_i}{\sum_i s_i} \quad (7)$$

여기서, ϵ 는 수치적 안정성을 위한 작은 양수이다. 이후 가중치 ω_i 를 이용하여 중심 주파수 μ 와 대역 분포 σ 를 각각 계산하였으며, 이들 파라미터를 기반으로 식 (8)~식 (10) 최종 대역통과 필터링 대역을 설정하였다.

$$\mu = \sum_i \omega_i f_{c,i} \quad (8)$$

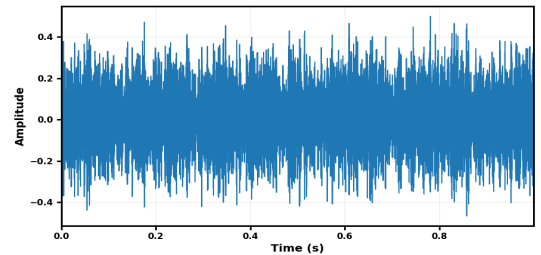
$$\sigma = \sqrt{\sum_i \omega_i (f_{c,i} - \mu)^2} \quad (9)$$

$$[f_l, f_h] = [\mu - k\sigma, \mu + k\sigma] \quad (10)$$

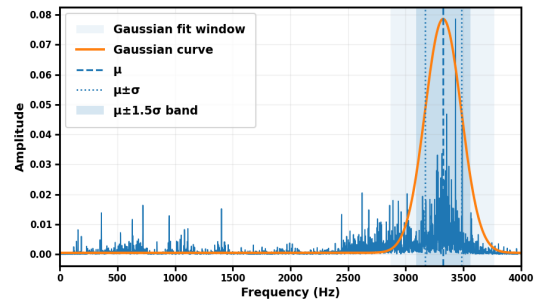
이 연구에서는 평균 점수 분포의 중심 영역을 충분

히 포함하면서도 과도한 대역 확장을 방지하기 위한 절충값으로 $k = 1.5$ 를 적용하였다. 이는 결함 민감 성분이 집중된 중심 결함 민감 영역은 유지하되, 주변의 저기여 주파수 성분이 과도하게 포함되는 것을 억제하기 위한 설정이다. 결정된 대역에 대해서는 FIR (finite impulse response) 대역통과 필터를 설계하여 원시 진동 신호로부터 결함 민감 성분을 추출하였다. 이러한 방식은 고정된 주파수 대역을 사용하는 기존 방법과 달리, 데이터에 기반한 적응형 대역 선택을 가능하게 하여 다양한 운전 조건에서도 안정적인 성능을 확보할 수 있다^(11,13).

Fig. 2(a)는 시간 영역의 원시 진동 신호를 나타내며, Fig. 2(b)는 희소성 기반 대역 선택 절차를 통해 결정된 최종 대역통과 대역을 보여준다. 이 연구에서는 평균 점수 분포로부터 공통적인 결함 민감 영역을 추정하고, 이를 기반으로 최종 대역통과 필터링 대역을 설정하였다. 이러한 과정은 결함과 직접적으로 관련된 주파수 성분을 선택적으로 강조하는 데 목적이 있으며, 후속 엔벨로프 분석 및 SDP 패턴 생성에서 결함 특성을 보다 명확하게 표현할 수 있도록 한다.



(a) Raw vibration signal in the time domain



(b) Gaussian fitting and selected band-pass range in the frequency domain

Fig. 2 Sparsity-based band-pass filtering procedure

2.4 Envelope Demodulation 및 Low-pass Filtering

이 연구에서는 2.3절에서 설정된 대역통과 필터링 신호에 대해 Hilbert 변환 기반 엔벨로프를 계산하였다. 이후 엔벨로프 신호에 대하여 저역 통과 필터링을 적용함으로써 고주파 잡음과 리플(ripple) 성분을 제거하고, 결함 관련 저주파 성분을 보다 명확하게 추출하고자 하였다. 이때 f_{LP} 가 적용된 엔벨로프 신호는 식 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$e_{LP}(t;f_L) = L_{f_L}\{e(t)\} \quad (11)$$

여기서, L_{f_L} 는 차단 주파수 f_{LP} 를 갖는 저역 통과 필터 연산자를 의미한다. 그러나 저역 통과 차단 주파수를 단순히 고정값으로 설정할 경우, 결함 관련 결함 주파수 성분이 충분히 보존되지 않거나 반대로 과도한 고주파 성분이 잔존할 수 있다. 따라서 이 연구에서는 차단 주파수를 정량적으로 결정하기 위하여, 결함 주파수 성분의 보존 정도와 엔벨로프 신호의 평활성을 동시에 고려하는 평가 함수를 정의하였다.

먼저 $e_{LP}(t;f_L)$ 의 주파수 스펙트럼을 $P(f;f_L)$ 라 할 때, 결함 주파수 부근의 성분이 배경 잡음에 비해 얼마나 두드러지게 나타나는지를 정량화하기 위하여, 목표 주파수 대역 평가에 관한 기존 연구를 참고하여 결함 주파수 성분 기반 신호대잡음비 지표를 구성하였다^(11,12). 이를 위해 결함 클래스 m 에 해당하는 결함 주파수 성분 주파수 $f_{d,m}$ 를 중심으로 식 (12)와 같은 국소 탐색 구간 B_m 을 정의하였다.

$$B_m = [f_{d,m} - \Delta f, f_{d,m} + \Delta f] \quad (12)$$

여기서, Δf 는 결함 주파수 성분 주파수 주변의 허용 탐색 범위를 의미한다. 또한 결함 주파수 성분 인근 구간을 제외한 스펙트럼 영역에서의 배경 잡음 수준을 강건하게 추정하기 위하여, 잡음 하안선 $N_m(f_L)$ 를 식 (13)과 같이 정의하였다.

$$N_m(f_L) = Q_{0.95}(P(f;f_L), f \notin B_m) \quad (13)$$

여기서, $Q_{0.95}$ 는 주어진 스펙트럼 값들의 95 % 분위값을 의미한다. 이를 바탕으로 결함 클래스 m 에 대한 결함 주파수 성분의 신호대잡음비는 식 (14)와 같이 정의하였다.

$$\text{lineSNR}_m(f_L) = \frac{\max_{f \in B_m} P(f;f_L)}{N_m(f_L)} \quad (14)$$

식 (14)는 결함 주파수 부근에서의 최대 peak 성분을 주변 배경 잡음 수준과 비교한 지표로, 특정 차단 주파수 f_L 에서 결함 관련 성분이 얼마나 효과적으로 보존되는지를 나타낸다. 다음으로 저역 통과 필터링 이후 엔벨로프 신호의 평활성을 정량화하기 위하여 리플을 식 (15)와 같이 정의하였다.

$$\text{ripple}_m(f_L) = \frac{\text{mean}(|\Delta e_{LP,m}(t;f_L)|)}{\text{mean}(|e_{LP,m}(t;f_L)|)} \quad (15)$$

여기서, $\Delta e_{LP,m}(t;f_L)$ 는 인접 샘플 간 차분을 의미한다. 리플 값이 클수록 엔벨로프 신호의 변동이 크고 리플 성분이 많이 남아 있음을 의미한다. 이를 바탕으로 평활성은 식 (16)과 같이 정의하였다.

$$\text{smooth}_m(f_L) = \frac{1}{1 + \text{ripple}_m(f_L)} \quad (16)$$

식 (16)에 따라 리플이 작을수록 평활성은 커지며, 이는 보다 안정적이고 평활한 엔벨로프 신호를 의미한다. 이 연구에서는 결함 주파수 성분의 보존성과 엔벨로프 신호의 평활성을 동시에 고려하기 위하여, 각 결함 클래스 m 에 대한 차단 주파수 평가 점수를 식 (17)과 같이 정의하였다.

$$\text{Score}_m(f_L) = \log(|\text{SNR}_m(f_L)|) + \lambda \log(\text{smooth}_m(f_L)) \quad (17)$$

여기서, λ 는 두 항의 상대적 중요도를 조절하는 가중치이다. 이후 전체 결함 클래스에 공통적으로 적용 가능한 차단 주파수를 선택하기 위하여, 각 클래스의 점수를 평균한 전역 평가 점수를 식 (18)과 같이 정의하였다.

$$\text{Score}_{\text{global}}(f_L) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \text{Score}_m(f_L) \quad (18)$$

여기서, N 은 고려한 결함 클래스의 수이다. 최종적으로 최적의 저역 통과 차단 주파수는 식 (19)와 같이 전역 평가 점수를 최대화하는 값으로 결정하였다.

$$f_L^* = \arg \max_{f_L} \text{Score}_{\text{global}}(f_L) \quad (19)$$

이와 같은 최적화 과정은 대역통과 필터링 이후 추출된 엔벨로프 신호에 대해 저역 통과 필터링을 적용하는 과정에서, 결함 관련 결함 주파수 성분은 유지

하면서 잡음과 리플 성분은 최소화하도록 차단 주파수를 선택한다는 점에서 의미가 있다. 따라서 제안한 방법은 후속 SDP 변환 단계에서 클래스 간 시각적 분리도를 향상시키고, 다양한 운전 조건에서도 보다 안정적인 결함 특징 표현을 가능하게 한다.

2.5 실험 및 결과 분석

제안한 주파수 인지형 SDP 기법의 성능을 검증하기 위하여, 공개 베어링 결함 데이터셋인 case western reserve university(CWRU) 데이터셋과 우리의 선행연구에서 취득한 실험 데이터셋을 사용하였다⁽¹³⁾. CWRU 데이터셋은 1750 r/min 조건에서 측정된 정상, ball spin frequency (BSF), ball pass frequency inner race (BPFI), ball pass frequency outer race (BPFO) 상태를 포함한다. 또한 저속 실험 데이터셋은 Kim et al.에서 보고된 베어링 결함 분류용 데이터셋으로⁽⁵⁾, 20 r/min 및 5 r/min 조건에서 측정된 정상 및 결함 상태를 포함한다. 이를 통해 제안한 방법의 성능을 표준 데이터셋과 실제 저속 운전 조건 데이터셋에서 함께 평가하고자 하였다.

각 데이터셋에 대하여 원시 진동 신호에 주파수 인지형 전처리를 적용한 후 전체 신호에 대한 정규화 신호를 가지고 SDP 패턴으로 변환하였으며, 생성된 패턴 이미지를 합성곱 신경망 기반 분류기의 입력으로 사용하였다. 성능 평가는 분류 정확도와 클래스별 구분 가능성을 중심으로 수행하였고, 기존 SDP 기반 방법과 제안한 방법의 결과를 비교하여 결함 주파수 특성 반영의 효과를 분석하였다. 특히 저속 조건에서는 결함 특징이 상대적으로 약하게 나타나므로, 이러한 환경에서 제안한 방법이 패턴 분리도와 분류 성능을 얼마나 향상시키는지 중점적으로 검토하였다.

(1) CWRU 데이터셋 적용 결과

Fig. 3은 CWRU 데이터셋에 제안한 대역통과 필터링을 적용한 결과를 나타낸다. CWRU 데이터셋에 대해 도출된 공통 결함 민감 대역은 1407 Hz에서 4660 Hz 범위로 나타났으며, 정상 및 각 결함 클래스에 대해 해당 대역의 성분이 선택적으로 강조됨을 확인할 수 있다. 이는 제안한 주파수 선택 기법이 결함 관련 공진 대역을 효과적으로 추출하였음을 의미한다. Fig. 4는 엔벨로프 복조 이후 저역 통과 필터링을 적용한 결과를 나타낸다. CWRU 데이터셋에 대해 결정된 공

통 저역 통과 차단 주파수는 200 Hz로 설정되었으며, 이를 통해 엔벨로프 신호에 포함된 고주파 리플과 불규칙 변동이 감소하고 결함과 관련된 반복 성분이 보다 명확하게 드러남을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 제안한 저역 통과 차단 최적화가 결함 관련 결함 주파수 성분을 유지하면서 잡음을 효과적으로 억제함을 보여준다.

Fig. 5는 전처리된 신호로부터 생성된 SDP 패턴을

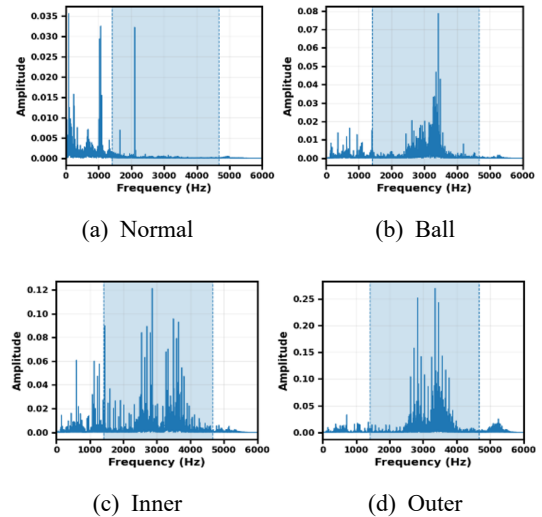


Fig. 3 Band-pass filtering

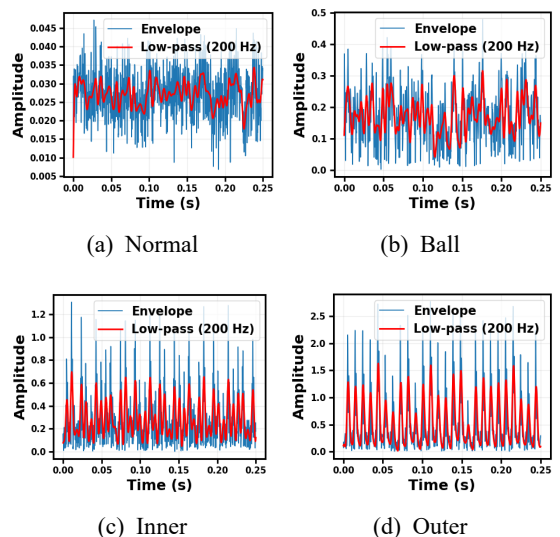


Fig. 4 Envelope and low-pass filtering

나타낸다. 정상, 볼, 내륜, 외륜 결함은 서로 상이한 기하학적 구조를 형성하며, 클래스 간 시각적 분리도가 명확하게 확보됨을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 주파수 인지형 전처리가 SDP 패턴 형성에 직접적인 영향을 미치며, 후속 분류에 유효한 시각 특징을 제공함을 보여준다.

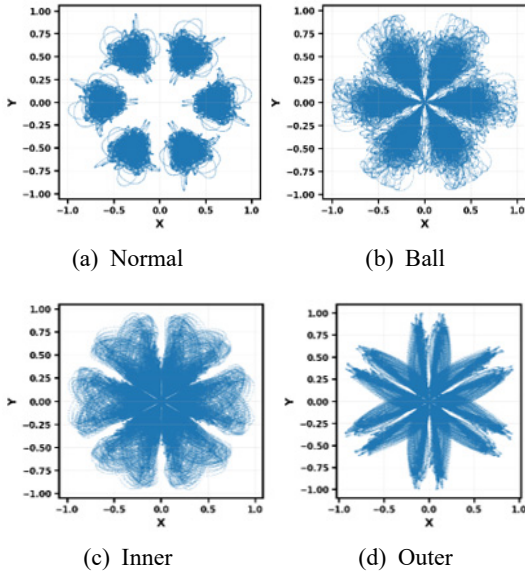


Fig.5 Comparison of SDP patterns generated from the preprocessed signals

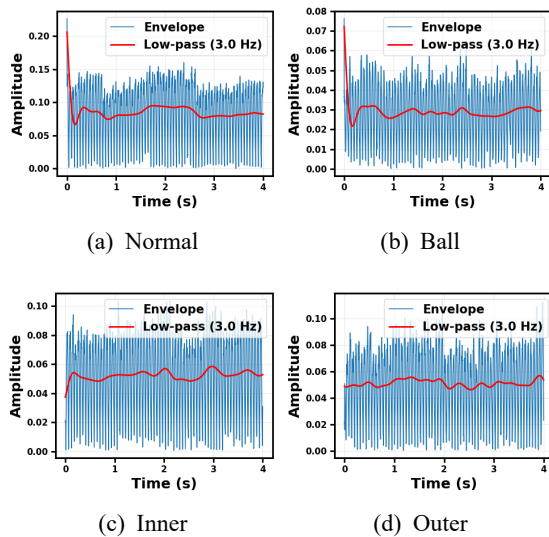


Fig. 6 20 r/min envelope and low-pass filtering

(2) 실험 데이터셋 적용 결과

앞선 CWRU 데이터셋에서 적용된 주파수 인지형 전처리의 일반화된 타당성 확보를 위해서 선행 실험 연구에서 획득한 실험 데이터셋에 대해서 같은 프로세스를 적용하여 검증을 진행하였다⁽⁵⁾. Fig. 6과 같이 실험 데이터셋에서 도출된 공통 결함 민감 대역은 20 r/min 조건에서 16.1 Hz에서 53.3 Hz 범위로 나타났으며 5 r/min 조건에서는 4.0 Hz에서 13.3 Hz 범위로 나타났다. 이는 앞선 CWRU의 경우와 비교했을 때 회전 속도 감소에 따라 결함 관련 주파수 대역 역시 저주파 영역으로 이동함을 보여주며, 제안한 대역 선택 기법이 속도 조건 변화에 따라 적응적으로 결함 민감 대역을 추출할 수 있음을 의미한다. 또한 정상 및 각 결함 클래스에 대해 선택된 대역의 성분이 강조되어 나타남으로써, 후속 엔벨로프 분석에 적합한 입력 신호가 형성되었음을 확인할 수 있다.

Fig. 7과 Fig. 8은 각각 20 r/min 및 5 r/min 조건에서 엔벨로프 복조 이후 저역 통과 필터링을 적용한 결과를 나타낸다. 20 r/min 조건에서 결정된 공통 저역 통과 차단 주파수는 3.0 Hz이며, 5 r/min 조건에서는 0.75 Hz로 설정되었다.

Fig. 8과 Fig. 9는 각각 20 r/min 및 5 r/min 조건에서 전처리된 신호로부터 생성된 SDP 패턴을 나타낸다. 두 조건 모두에서 정상 상태와 각 결함 클래스는 서로 상이한 기하학적 구조를 형성하였으며, 제안한

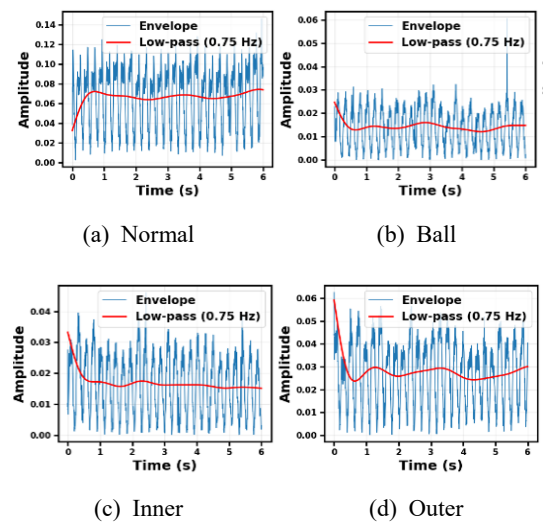


Fig. 7 5 r/min envelope and low-pass filtering

주파수 인지형 전처리가 저속 환경에서도 유의미한 시각적 특징을 생성할 수 있음을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 제안한 전처리 과정이 저속 운전 조건에서도 결함 관련 반복 성분을 안정적으로 추출하고, 이를 SDP 패턴 상에서 구분 가능한 기하학적 형태로 변환할 수 있음을 보여준다. 따라서 생성된 SDP 패턴은 후속 분류 단계에서 효과적인 입력 특징으로 활용

될 수 있으며, 저속 환경에서의 베어링 결함 진단 가능성을 뒷받침한다.

Fig. 10 ~ Fig. 12는 각각 전처리를 적용하지 않은 CWRU 데이터셋(1750 r/min), 20 r/min, 5 r/min 조건의 원시 진동 신호 SDP 결과를 나타낸다. 전처리를 적용하지 않은 원시 진동 신호 SDP는 일부 결함 조건에서 패턴의 형상 차이를 나타내지만, 전체적으로 클래스 간 시각적 분리도가 충분히 명확하지 않다. 특히 CWRU 데이터셋에서도 정상과 ball의 SDP 패턴은 유사한 꽃잎 형태의 분포를 보이며, 육안으로 두 상태를 명확히 구분하기 어렵다. 이러한 경향은 20 r/min 및 5 r/min의 저속 조건에서 더욱 두드러지며, 각 결함 상태의 패턴 형상과 밀도 분포가 서로 유사하게 나타난다.

Fig. 13과 Fig. 14는 앞선 우리의 선행연구에서 사용한 것과 동일한 합성곱 신경망 구조(3 convolution blocks, 200 epochs)와 데이터 분할(70:15:15) 조건에서 얻어진 결과로, 성능 차이는 입력 SDP 패턴에 결함 주파수 특징을 반영했는지 여부에 따른 것이다⁽⁵⁾. Fig. 13은 기존 SDP를 사용한 합성곱 신경망 분류 결과를 나타내며, CWRU 데이터셋(1750 r/min)은 모든 클래스에서 100 % 정확도를 보였으나, 저속 조건에서는 성능 저하가 나타난다. 20 r/min에서는 정상 85 %, BSF 94.9 %, BPFI 65.8 %, BPFO 90.2 %로 특히 BPFI에서 오분류가 두드러졌으며, 5 r/min에서는 정

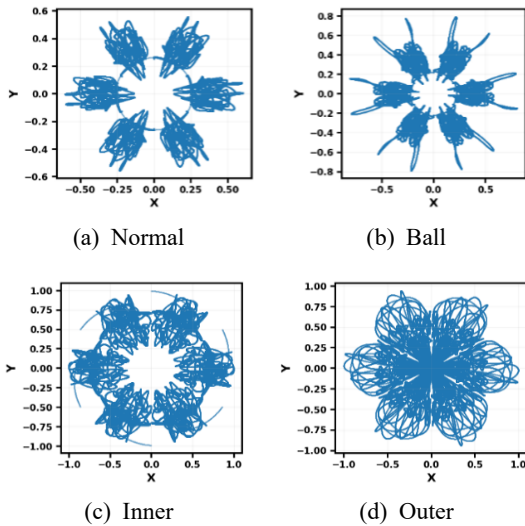


Fig. 8 20 r/min SDP patterns generated from the pre-processed signals

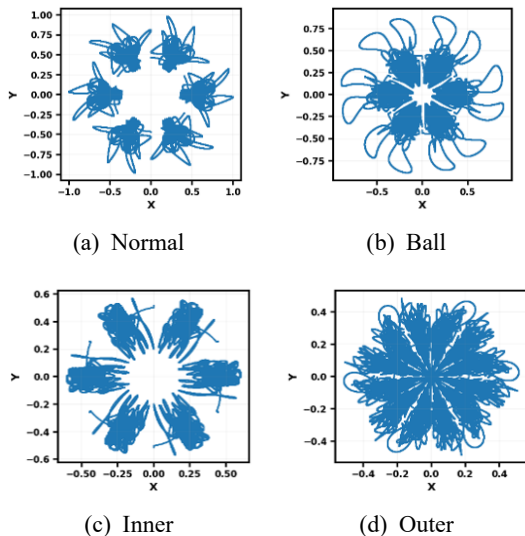


Fig. 9 5 r/min SDP patterns generated from the pre-processed signals

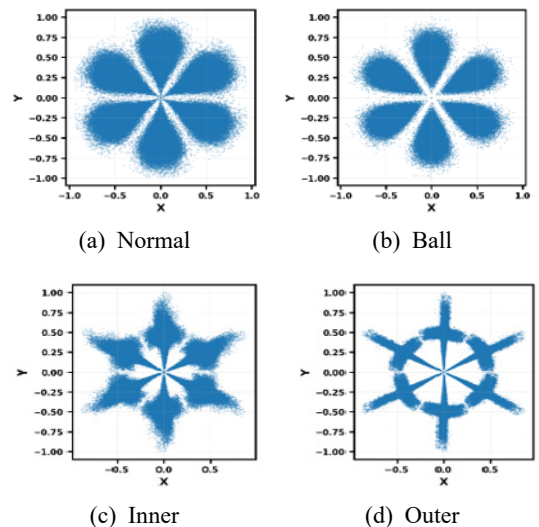


Fig. 10 Raw SDP without frequency-aware preprocessing for the CWRU dataset (1750 r/min)

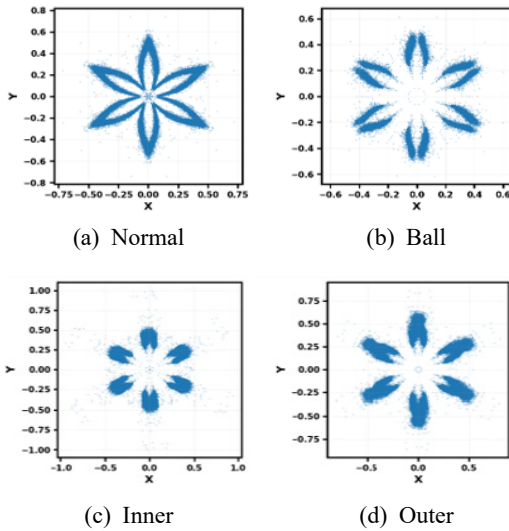


Fig. 11 Raw SDP patterns without frequency-aware preprocessing for the 20 r/min dataset

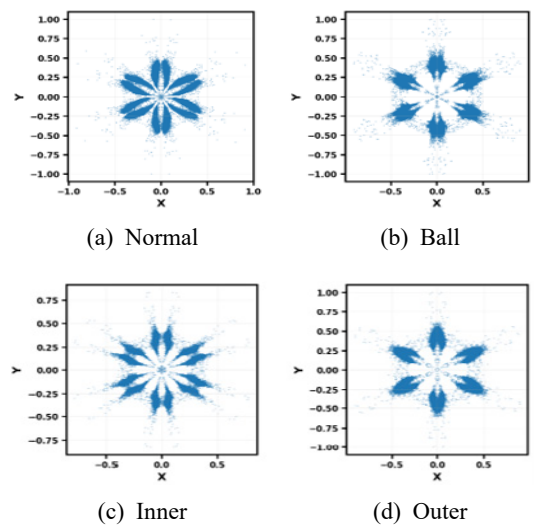


Fig. 12 Raw SDP patterns without frequency-aware preprocessing for the 5 r/min dataset

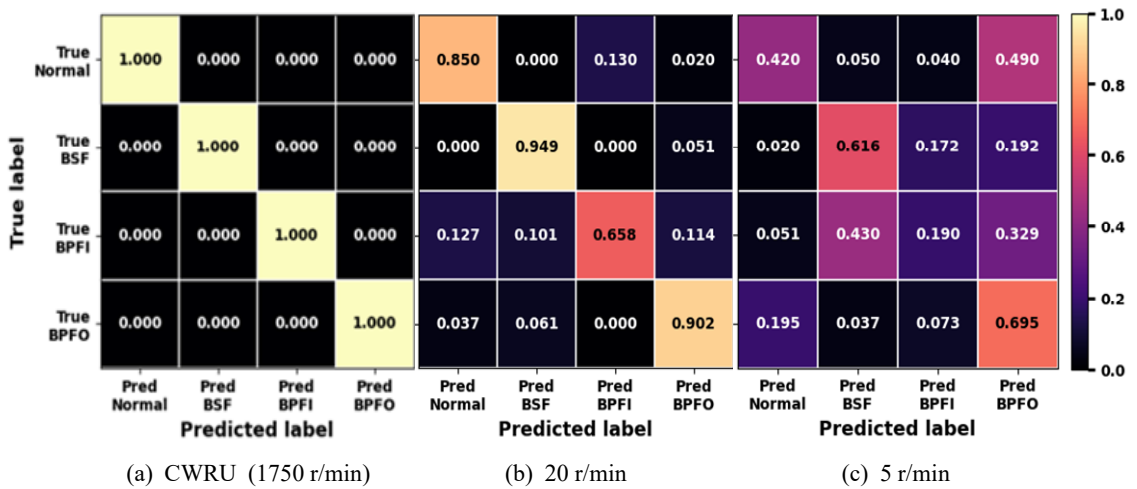


Fig. 13 Confusion matrices of the CNN-based classification without frequency-aware preprocessing

상 42 %, BSF 61.6 %, BPFI 19 %, BPFO 69.5 %로 전반적인 성능 저하와 클래스 간 혼동이 크게 증가하였다. 반면 Fig. 14의 주파수 인지형 SDP 결과에서는 CWRU 데이터셋에서 동일하게 100 % 정확도를 유지하면서, 저속 조건에서 성능이 크게 향상되었다. 20 r/min에서는 정상 98 %, BSF 100 %, BPFI 88.6 %, BPFO 100 %로 모든 클래스에서 개선되었다. 5 r/min에서는 모든 클래스에서 100 % 정확도를 달성하여 기

존 방법에서 나타난 혼동이 완전히 해소되었다. 이러한 결과는 제안한 주파수 인지형 전처리가 저속 조건에서도 결합 주파수 성분을 효과적으로 강화하고 SDP 패턴의 분리도를 향상시킴을 보여준다.

(3) 시간-주파수 기반 표현과의 성능 비교

시간-주파수(time-frequency) 기반 표현과의 성능 비교를 위해 STFT spectrogram 기반 합성곱 신경망 결

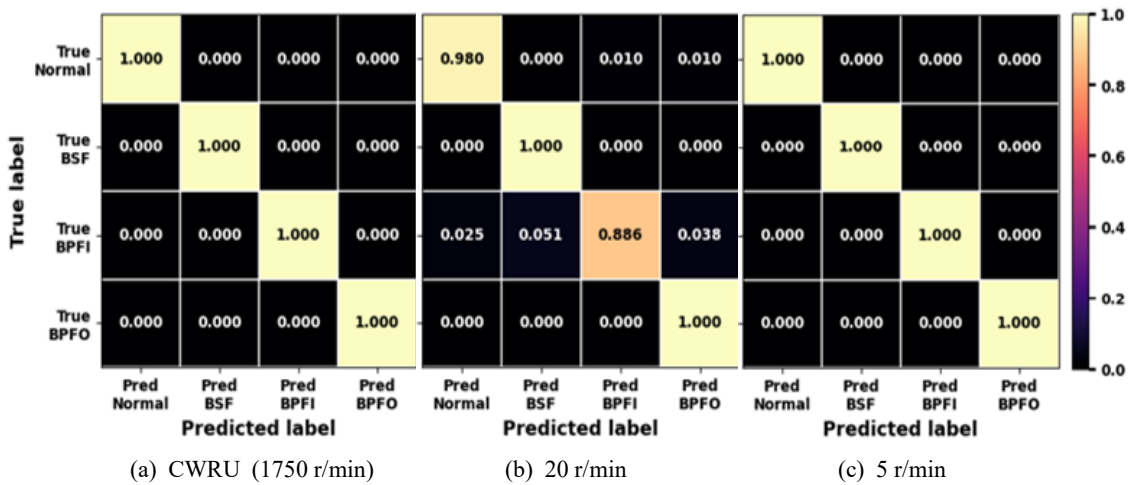


Fig. 14 Confusion matrices of the CNN-based classification with frequency-aware preprocessing

Table 1 Classification accuracy comparison according to input representation

	CWRU (accuracy)	20 r/min (accuracy)	5 r/min (accuracy)
Raw SDP	100 %	84 %	45.5 %
STFT	100 %	98 %	92 %
Frequency-aware SDP	100 %	96.7 %	100 %

과를 Table 1과 같이 추가로 제시하였다⁽⁵⁾. 동일한 합성곱 신경망 구조 및 데이터 분할 조건에서 STFT는 20 r/min과 5 r/min 조건에서 각각 98 %와 92 %의 분류 정확도를 보였으며, 기존 SDP 대비 저속 조건에서 향상된 성능을 나타냈다. 제안한 주파수 인지형 SDP는 20 r/min에서 96.7 %, 5 r/min에서 100 %의 정확도를 보였으며, 이는 결함 민감 주파수 성분을 SDP 변환 전에 강조함으로써 STFT와 같은 시간-주파수 표현의 주파수 정보 활용 효과를 SDP 기반 패턴 표현에서도 확보할 수 있음을 의미한다.

3. 결 론

이 연구에서는 베어링 결함 진단을 위한 주파수 인지형 SDP 기반 신호 처리 및 특징 표현 기법을 제안하였다. 기존 SDP 방법이 시간 영역 신호에 의존하여 결함 주파수 특성을 충분히 반영하지 못하는 한계를 보완하기 위해, 결함 민감 주파수 성분을 선택적으로 강조하는 전처리 과정을 도입하였다. 제안된 방법은 희소성(sparsity) 기반 적응형 대역통과 필터링

을 통해 결함 관련 주파수 대역을 자동으로 선택하고, 엔벨로프 복조와 저역 통과 필터링 최적화를 통해 결함 성분을 효과적으로 추출한다. 특히 저역 통과 차단 주파수를 신호대잡음비와 신호 평활성을 동시에 고려하여 결정함으로써, 결함 성분 유지와 잡음 억제에 동시에 달성하였다.

실험 결과, 제안된 방법은 표준 조건뿐만 아니라 저속 환경에서도 높은 분류 성능을 보였으며, 기존 SDP 대비 패턴 분리도와 분류 정확도가 향상됨을 확인하였다. 이는 주파수 인지형 전처리가 결함의 물리적 특성을 효과적으로 반영함을 의미한다. 이 연구는 SDP 기반 특징 표현에 주파수 정보를 통합함으로써 다양한 운전 조건에서 강건한 결함 진단 성능을 확보할 수 있음을 보여준다. 향후에는 실제 산업 설비 및 복합 결함 환경으로의 확장과 함께, 실시간 적용을 위한 계산 효율 개선이 필요하다.

후 기

이 연구는 (주)알에프시스템즈의 지원을 받아 수행

되었습니다. 이 논문의 초록(abstract) 작성 과정에서 초록 영어 표현 교정을 위해 AI 기반 언어 도구를 활용하였으며, 연구 내용의 구성 및 결과 해석에는 관여하지 않았습니다.

References

- (1) Kim, Y. G., Park, J. H. and Dong, J., 2020, A Study on Bearing Fault Diagnosis Method Based on Vibration Signals, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 30, No. 5, pp. 456-463.
- (2) Lee, J. J. and Jeong, M. S., 2019, Rotating Machinery Fault Detection Using Envelope Analysis, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 29, No. 3, pp. 210-217.
- (3) Cohen, L., 1995, Time-frequency Analysis, Prentice Hall PTR, NJ, United States.
- (4) Boashash, B., 2016, Time-frequency Signal Analysis and Processing, Academic Press, London, United Kingdom.
- (5) Kim, J. W., Lee, J. H., Son, D. H., Choi, S. H. and Park, K. S., 2016, Comparative Analysis of CNN and LSTM for Bearing Fault Mode Classification and Causality through Representation Analysis, Lubricants, Vol. 14, No. 1, 14010012.
- (6) Pickover, C. A., 1986, On the Use of Symmetrized Dot Patterns for the Visual Characterization of Speech Waveforms and Other Sampled Data, Journal of the Acoustical Society of America, Vol. 80, No. 3, pp. 900-905.
- (7) Li, H., Zhang, Y. and Zheng, H., 2020, Fault Diagnosis of Rolling Bearing using Symmetrized Dot Pattern and Density-based Clustering, Measurement, Vol. 152, 107293.
- (8) Randall, R. B., 2011, Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications, Wiley, Chichester, United Kingdom.
- (9) Antoni, J., 2006, Fast Computation of the Kurtogram for the Detection of Transient Faults, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 21, No. 1, pp. 108-124.
- (10) Huber, P. J., 1981, Robust Statistics, John Wiley & Sons, NY, United States.
- (11) Paolo, D. A., Garibaldi, L., Fasana, A. and Marchesiello, S., 2021, Performance of Envelope Demodulation for Bearing Damage Detection on CWRU Accelerometric Data: Kurtogram and Traditional Indicators vs. Targeted a Posteriori Band Indicators, Applied Sciences, Vol. 11, No. 14, 6262.
- (12) Chen, B., Cheng, Y., Zhang, W., Gu, F. and Mei, G., 2022, Optimal Frequency Band Selection using Blind and Targeted Features for Spectral Coherence-based Bearing Diagnostics: A Comparative Study, ISA Transactions, Vol. 127, pp. 395-414.
- (13) Barszcz, T. and Jabłoński, A., 2011, A Novel Method for the Optimal Band Selection for Vibration Signal Demodulation and Comparison with the Kurtogram, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 25, No. 1, pp. 431-451.