◎ 논 문

DOI: http://dx.doi.org/10.5293/kfma.2012.15.6.031
ISSN (Print): 1226-9883

# 회전체 결함 진단을 위한 특징 파라미터 분석

정래혁* · 채장범** · 이병학*** · 이도환*** · 이병곤****†

# Feature Parameter Analysis for Rotor Fault Diagnosis

Rae-hycuk Jeoung*, Jang-bom Chai**, Byoung-hak Lee***, Do-hwan Lee***, Byung-kon Lee****†

*Key Words : Rotor(회전체), Feature parameter(특징 파라미터), Intelligent fault diagnostics(지능형 결함 진단), Effectiveness factor coefficient(유효성계수 평가법)*

## ABSTRACT

Rotor of rotating machinery is the highly damaged part. Fault of 7 different types was confirmed as the main causes of rotor damage from the pump failure history data in domestic and U.S. nuclear. For each fault types, simulation testing was performed and fault signals were collected form the sensors. To calculate the statistical parameters of time-domain & frequency-domain, measured signals were analyzed by using the discrete wavelet transform, fast fourier transform, statistical analysis. Total 84 parameters were obtained. And Effectiveness factor were used to evaluate the discrimination capacity of each parameter. From the effectiveness factor, RAW-P4/ RAW-P7/ WT2-NNL/ WT2-EE/ WT1-P1 showed high ranking. Finally, these parameters were selected as the feature parameters of intelligent fault diagnostics for rotor.

## 1. 서 론

회전기기는 산업 발전과 더불어 수요가 급격히 증가하였고, 대형화, 고속화, 정밀화 등의 기술적 발전에 따라 사용영역이 크게 확대되었다[1]. 그러나 사용자 미숙, 노화, 유지보수 불량, 설치 불량 등의 각종 원인들로 인해 사고 발생 비중이 매우 높고, 인적 피해와 경제적 손실이 크게 증가하였다. 국내 00원전을 대상으로 2002년~2006년까지 주요 계통 유체 기기들의 고장 이력을 분석한 결과, Fig. 1과 같이 전체 기기들 중 원심펌프와 AC모터 및 팬 등의 회전기기 고장이 54.2%로 매우 큰 비중을 차지하고 있는 것으로 나타났다[2~4]. 문제 해결을 위해 현장에서는 기기의 이상 상태 감시용 장비들을 다수 설치하여 운용하였다. 하지만 장비 운영에 필요한 전문적 지식과 경험이 부족하여 대부분은 외부의 신호 분석 전문가에 의존하고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 외부의 신호 분석 전문가를 대체할 획기적인 진단 기술 개발이 대두되었으며, 최근에는 인공신경망 기술을 응용한 지능형결함진단(intelligent fault diagnosis) 기술이 시도되었다[5]. 이 기술은 진단 알고리즘에 감시 파라미터가 입력되면 자체적으로 결함 상태를 진단하고, 사용자에게 진단 정보를 알려주는 것이다. 그러므로 비전문가도 손쉽게 사용 가능하고, 발생 사고에 대해 신속한 조치가 가능하다. 여기서, 감시 파라미터는 기기의 상태 정보를 나타내는 정량적인 값으로서, 결함 유형들을 식별하기 위한 특징 파라미터(feature parameter)이다. 실제 현장에서 이러한 기술을 적용하기 위해서는 진단 알고리즘의 성능인 빠른 신호처리속도와 높은 분류 정확성이 요구되며, 특징 파라미터의 선택이 매우 크게 영향을 미치는 것으로 알려져 있다. 즉, 결함 식별 능력이 우수한 단일 특징 파라미터만을 이용한다면, 계산 량이 작아 빠른 신호처리가 가능하고 결함 진단 결과가 매우 정확하다. 하지만 결함 식별 능력이 부족한 특징 파라미터를 사용한다면, 진단 결과에 대한 신뢰성 검증 작업이 별도로 필요할 뿐만 아니라 여러 개의 특징 파라미터를 사용해야 하기 때문에 계산량이 크게 증가하여 신속한 신호처리가 어렵다. 따라서 시스템의 손상 유형에 의한 이상 거동 특성을 잘 반영시킨 최적의 특징 파라미터들을 추출하는 것은 매우 중요하다. 그럼에도 불구하고 회전기기의 결함들에 대해서는 측정 신호의 시계열 신호(time signal)와 주파수 분포 특성(frequency

* ㈜엠앤디
** (주)엠앤디, 아주대학교
*** 한국수력원자력
**** 충북대학교
† 교신저자, E-mail : bklee@chungbuk.ac.kr

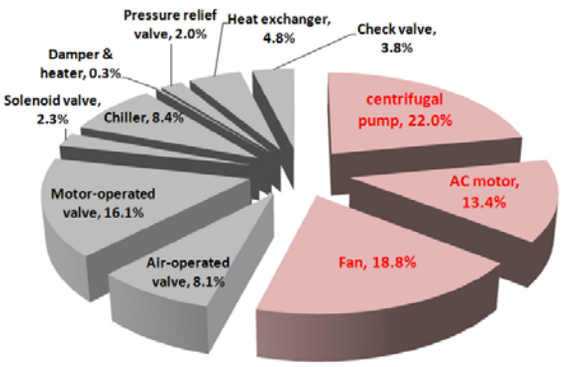



Fig. 1 Failure occurrence percent of domestic nuclear power plant

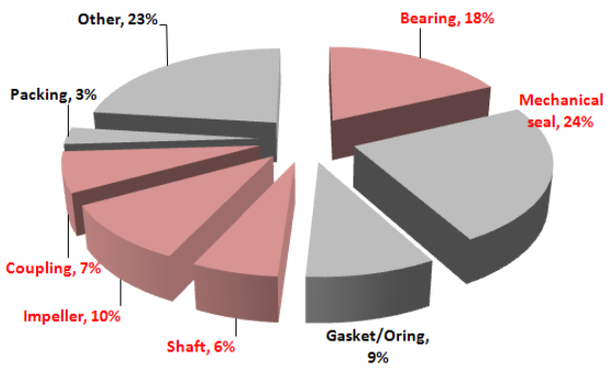



Fig. 2 Domestic nuclear power plant (KHNP Database)

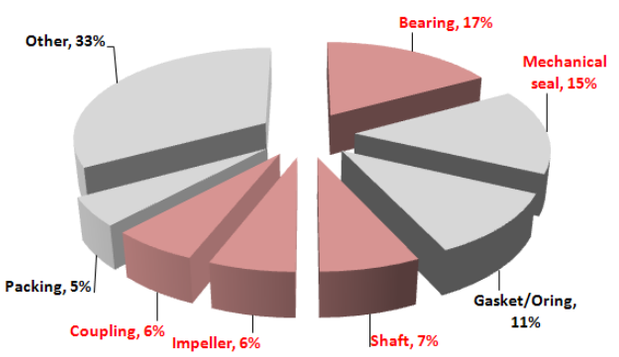



Fig. 3 U.S. nuclear power plant (INPO EPIX Database)

analysis)만을 주로 연구하였고, 특징 파라미터에 대한 연구는 매우 부족한 실정이다.

이에 본 연구에서는 국내외 원전에서 조사된 회전기기의 주요 고장 부품을 대상으로 감시 대상 결함 유형들을 선정하였고, 지능형진단에 사용할 수 있는 특징 파라미터들을 결정하기 위해 결함 모사 실험과 통계 파라미터 분석 및 파라미터의 결함 식별 성능을 평가하였다. 그리고 성능이 우수한 특징 파라미터에 대해서 결함 유형별 식별 상태를 알아보았다.

## 2. 회전기기 결함 유형 조사 및 분석

### 2.1 고장 이력 분석 (failure history analysis)

대표적 회전기기인 펌프의 고장 메커니즘을 도출하기 위해 국내외 원전 펌프의 고장 이력을 조사하였다. 국내는 가압경수로형 원전의 고장자료(2000년~2007년)를 분석하였고, 해외는 미국 INPO EPIX(Equipment Performance and Information Exchange System) DB로부터 고장자료(7년)를 확보하여 분석하였다[3~4]. 분석 결과, Fig. 2, 3과 같이 베어링(bearing)과 메카니컬 실에서 고장 발생 비중이 높게 나타났으며, 회전체 요소인 축과 임펠러 및 커플링에서도 빈번하게 발생하였다. 유체의 영향을 받지 않는 베어링, 커플링, 축, 임펠러 등의 회전체 부품에서는 전체적으로 총 41% 정도의 손상이 발생하고 있음을 알 수 있다.

### 2.2 결함 유형 분석

고장 이력 분석 결과를 토대로 회전체 부품들의 결함 발생 원인을 분석한 결과, 회전체 지지용 베어링은 대부분이 오정렬(misalignment)과 윤활불량(lubricant contamination) 등에 의해 주기적인 과부하를 받아 외륜과 내륜 및 볼에서 손상이 발생하는 것으로 나타났다. 축과 임펠러 및 커플링에서는 오정렬, 질량불평형(mass unbalance), 마모(wear), 풀림(looseness), 축 굽힘(shaft bending), 축 균열(shaft crack) 등이 주요 원인인 것으로 분석되었다. 이들은 회전 운전 간 다양한 패턴의 진동을 유발시키는 대표적 결함 유형들로서 산업계에서 알려진 결과와 잘 일치하였다.

## 3. 이론적 고찰

### 3.1 이산 웨이블렛 변환 (Discrete wavelet transform)

웨이블렛 변환은 다해상도 특성과 시간-주파수 동시 분석 특성 등을 포함하고 있어 국부적인 비정상신호를 분석하는데 우수한 신호처리 기법이다. 특히, 회전 기기에서 회전속도 불안정, 하중 변화, 기계고장 등의 원인으로 대부분 충격이 발생하는 과도적인 진동신호를 발생시키므로 매우 효과적이다. 웨이블렛 변환은 기저함수(basis function)의 넓이

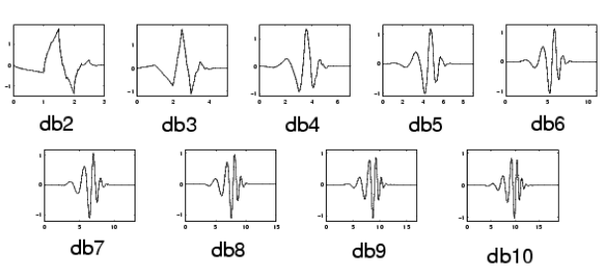



Fig. 4 Daubechies basis function (Discrete Wavelet Transform)

를 조절하여 고주파수 대역과 저주파수 대역의 해상도 조절이 가능하고, 기저함수를 시간에 따라 이동시켜 각 주파수 대역 성분에 대해서 시간에 따른 변화를 표현할 수 있다. 현재 알려진 여러 가지의 기저함수가 있으나, 본 연구에서는 Fig. 4와 같은 Daubechies 함수 8차 필터를 사용하였다.

### 3.2 통계파라미터[5~6]

결함 유형별 진동 신호 특성을 통계적 방법으로 구하고자 Table 1과 같이 총 21개의 시계열과 주파수계열 파라미터들을 사용하였다. 대부분 파라미터는 패턴 인식 분야의 사용을 목적으로 1972년 "Fukunaga. K."에 의해 제시된 것들이며, WNL과 NNL은 최근 연구 결과에서 베어링 결함 검출용 특징 추출이 용이한 것으로 입증된 파라미터이다. 이들 파라미터는 실험 데이터를 이용한 테스트 결과에서 유효하다고 판단되는 것들이며, 주파수계열 파라미터인 P4~P9는 스펙트럼 파워와 주파수 정보를 이용하여 주파수 신호의 변동 특성들을 나타낸 것이다. 여기서, N은 스펙트럼 라인의 총 개수이고, $f_i$은 주파수 성분, $S(f_i)$은 주파수 $f_i$에서 파워스펙트럼이다.

Table 1 Statistical parameters (total : 21 ea)

| Domain | Abbrev. | Parameter type |
|---|---|---|
| Time (12 ea) | MN | Mean |
| | RMS | Root mean square |
| | SF | Shape factor |
| | CF | Crest factor |
| | SKEW | Skewness |
| | KURT | Kurtosis |
| | EE | Entropy estimation |
| | EEE | Entropy estimation error |
| | LB | Lower-bound of histogram |
| | UB | Upper-bound of histogram |
| | WNL | Weibull negative log-likelihood |
| | NNL | Normal negative log-likelihood |
| Frequency (9 ea) | P1 | $P_1 = \left(\sum_i^N f_i S(f_i)\right) / \left(\sum_i^N S(f_i)\right)$ |
| | P2 | $P_2 = \sqrt{\left(\sum_i^N (f_i - P_1)^2 S(f_i)\right) / (N-1)}$ |
| | P3 | $P_3 = \sqrt{\left(\sum_i^N f_i^2 S(f_i)\right) / \left(\sum_i^N S(f_i)\right)}$ |
| | P4 | $P_4 = \sqrt{\left(\sum_i^N f_i^4 S(f_i)\right) / \left(\sum_i^N f_i^2 S(f_i)\right)}$ |
| | P5 | $P_5 = \left(\sum_i^N f_i^2 S(f_i)\right) / \left(\sqrt{\sum_i^N S(f_i) \sum_i^N f_i^4 S(f_i)}\right)$ |
| | P6 | $P_6 = P_2 / P_1$ |
| | P7 | $P_7 = \left(\sum_i^N (f_i - P_1)^3 S(f_i)\right) / (P_2^3 N)$ |
| | P8 | $P_8 = \left(\sum_i^N (f_i - P_1)^4 S(f_i)\right) / (P_2^4 N)$ |
| | P9 | $P_9 = \left(\sum_i^N \sqrt{\lvert f_i - P_1 \rvert} S(f_i)\right) / (\sqrt{P_2} N)$ |

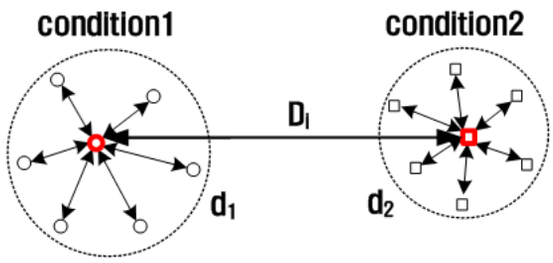



Fig. 5 Effectiveness factor method

### 3.3 유효성계수(Effectiveness factor) 평가법[6]

통계 파라미터들 각각이 가지는 결함 식별 능력을 평가하기 위해서 유효성계수 평가 법을 이용하였다. 이 방법은 Fig. 5와 같이 각각의 상태에서 상호 평균거리와 각 파라미터에 소속되어 있는 값들 사이의 상호 평균거리를 구한 후 이들 거리의 비를 나타낸 Alpha. coefficient를 이용하여 파라미터별 유효성을 평가하는 것이다.

▸ 상태별 전체 파라미터의 소속값 상호평균거리($d_{i,j}$)

$$d_{i,j} = \frac{1}{N \times (N-1)} \sum_{m,n=1}^{N} |p_{i,j}(m) - p_{i,j}(n)| \quad (1)$$
$$(m, n = 1,2.....N, m \neq n)$$

▸ 각각의 파라미터에 대해서 정상 상태를 포함한 전체 상태(J)의 파라미터 소속값 상호평균거리 전체 평균($\overline{d_i}$)

$$\overline{d_i} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^{J} d_{i,j} \quad (2)$$
$$= \frac{1}{J} \left[\overline{d_1}, \overline{d_2}, \overline{d_3}, ..., \overline{d_I}\right]$$

▸ 파라미터 소속 평균 및 이종 상태 평균 거리($\mu_{i,j}$, $\overline{D_i}$)

$$\mu_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} p_{i,j}(n), (n = 1,2,3,...N) \quad (3)$$

$$\overline{D_i} = \frac{1}{J \times (J-1)} \sum_{p,q=1}^{J} |\mu_{i,p} - \mu_{i,q}| \quad (4)$$
$$= \frac{1}{J \times (J-1)} \left[\overline{D_1}, \overline{D_2}, ... \overline{D_I}\right]$$
$$(p, q = 1, 2, ..., J, p \neq q)$$

▸ Alpha. coefficient($\alpha_i$)

$$\alpha_i = \frac{\overline{D_i}}{\overline{d_i}} = \left[\frac{\overline{D_1}}{\overline{d_1}}, \frac{\overline{D_2}}{\overline{d_2}}, ..., \frac{\overline{D_I}}{\overline{d_I}}\right] \quad (5)$$

여기서, N : 동일 상태의 파라미터 소속값 개수

$p_{i,j}$ : 파라미터 소속값(특징 파라미터 값)

I : 통계 파라미터의 총 개수

m, n : 파라미터 소속값들 번호

J : 정상 상태를 포함한 전체 상태 개수

p, q : 정상 상태를 포함한 전체 상태 번호

### 3.4 신호처리 프로세스

회전기기의 결함 유형별로 모사 실험을 통해서 수집된 가속도 신호들로부터 특징 파라미터들을 추출하기 위한 전체적인 신호처리 프로세스는 Fig. 6과 같다. 결함 유형별로 측정된 가속도 신호들은 이산 웨이블렛 변환을 이용하여 주파수 대역별로 상세성분(detail)과 근사성분(approx.)을 8개씩 분해하였다. 결함 검출에 저주파수 영역 보다는 고주파수 영역이 용이하므로 주파수 대역별 분해 레벨 신호들 중 가속도 측정신호(RAW)와 웨이블렛 분해 레벨1, 2, 3차 신호(D1~D3, A1~A3)를 통계 파라미터 계산에 각각 사용하였고, 통계 파라미터는 평균($\mu$)과 표준편차($\sigma$)를 이용하여 표준화(normalization) 처리하였다. 그리고 전체 파라미터 각각에 대해서 결함 식별 능력을 평가하기 위해 유효성계수 평가 법을 이용하여 Alpha coefficient를 계산하였고, Ranking이 높은 파라미터들에 대해서 결함 유형별 식별 상태를 최종 확인하였다.

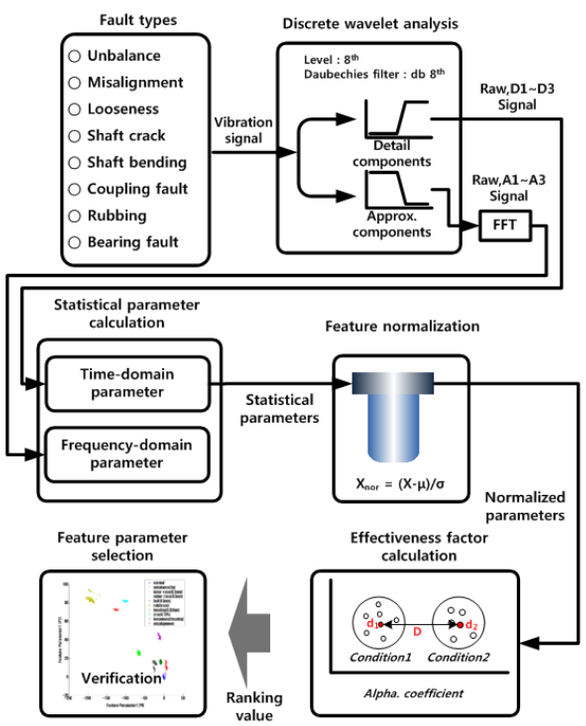



Fig. 6 Signal processing

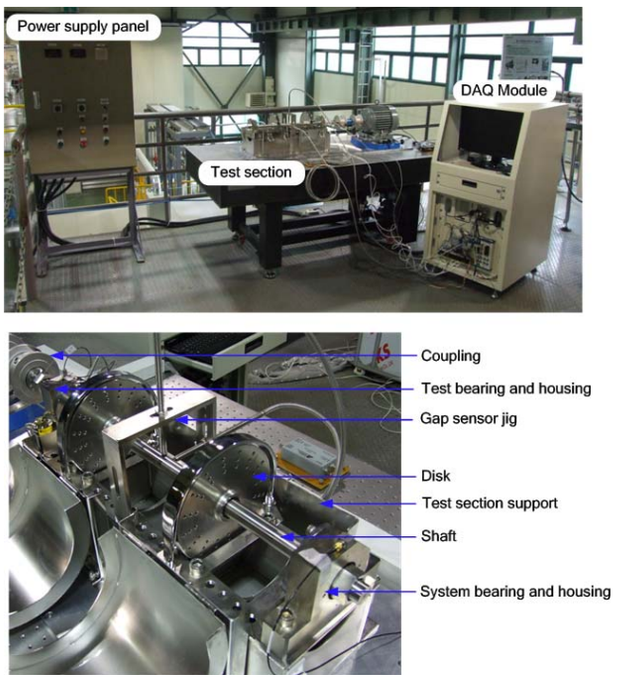



Fig. 7 Apparatus for fault simulation testing of rotary machinery

## 4. 실험 장치

### 4.1 실험장치 구성

본 연구를 위한 실험 장치는 Fig. 7과 같다. 회전력 제공을 위한 구동장치는 출력 3 HP(2.2 kW) 극수 변환 방식 속도 제어용(1800 rpm, 3600 rpm) 3상 유도전동기이다. 모터 동력은 커플링을 통해서 시험부에 전달되도록 하였으며, 회전축 양단은 시스템 베어링과 시험 베어링에 의해서 지지되도록 하였다. 축에 설치된 디스크(disk)에는 질량불평형 시편을 설치할 수 있도록 총 48개의 홀을 등 간격으로 가공하였으며, 회전체를 지지하는 베어링하우징은 하부에 있는 Test section support 상부에서 고정되도록 하였다.

### 4.2 센서 및 데이터 수집 장치

결함에 따른 베어링 진동 상태를 측정하기 위해 베어링하우징에 2축(y : 축과 수평방향 "축방향", z : 축과 수직방향 "반경방향") 방향으로 유효 측정 범위가 1 Hz~25 kHz이고, 기준감도(reference sensitivity)가 0.9998mV/$ms^{-2}$인 앰프 내장형(IEPE) 가속도계를 각각 설치하였다. 또한 축 작용 부하가 변하여 나타나는 축 회전 운동 상태 변화를 관찰하기 위해 변위 센서(displacement sensor)를 축 중앙 부근에 설치하였다. 그리고 모터의 회전 속도를 측정하기 위해 엔코더(encoder)를 사용하였고, 모터의 전류전압 공급 상태를 확인하기 위한 센서를 각각 설치하였다.

Table 2 Test conditions

| Type | Fault condition |
|---|---|
| ① Normal | - |
| ② Unbalance | Mass = 5 g, Radius = 87mm |
| ③ Misalignment | Misaligned distance = 0.6mm |
| ④ Bearing fault | Outer-race, Inner-race, Ball<br>fault size(width×length) = 8×0.5mm |
| ⑤ Rubbing | Partial rubbing, rub material = brass |
| ⑥ Looseness | 1 bolt looseness at bearing housing |
| ⑦ Shaft bending | Bending size = 0.1mm (at shaft center) |
| ⑧ Shaft crack | Crack length = 20% of shaft diameter |

각종 센서에서 취득된 신호들은 하나의 PXI 기반으로 구성된 National Instrument사 제품의 데이터취득 시스템을 통해서 수집되도록 하였다. 진동 신호와 회전속도 신호는 데이터 입력 분해능이 24 bits이고, 채널당 최대 샘플링율이 204.8 kS/s인 PXI-4495 모듈에서 수집되도록 하였다.

## 5. 실험 결과 분석

### 5.1 실험 조건 및 방법

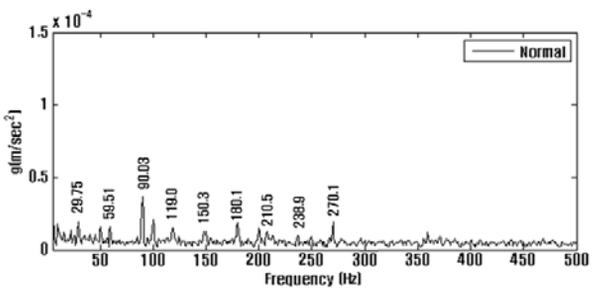
본 연구에서는 앞서 조사된 회전기 결함 유형 분석 결과를 토대로 오정렬, 베어링결함, 질량불평형, 마모, 풀림, 축 굽힘, 축 크랙 등의 7가지에 대해서 실험을 수행하였다. 결함 유형별 실험 조건은 Table 2와 같다.

실험은 매 조건마다 5회씩 수행하였으며, 실험 조건이 변경된 경우에는 레이져 정렬 장치를 이용하여 축 정렬 상태를 재점검하였다. 데이터 수집 시간은 대략 3초 정도이며, 가속도 신호에 대한 샘플링율은 50 kS/s로 설정하였다.

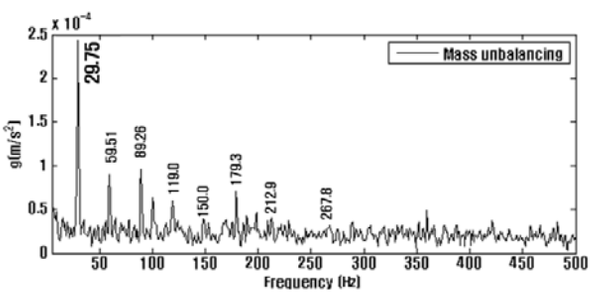
### 5.2 가속도 신호 주파수 특성

결함 유형별 모사 실험을 통해서 가속도 신호를 측정하였으며, 신호 특성 분석을 통해 실험이 정상적으로 수행되었는지를 확인하였다.

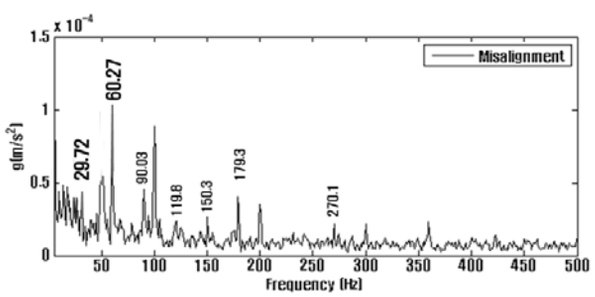
Fig. 8은 결함 유형별로 축과 수직 반경방향으로 설치된 가속도 신호에 대해서 주파수 분석을 수행한 결과이다. 정상 상태 실험 결과 (a)에서는 회전주파수인 29.75 Hz와 조화주파수 성분들 59.51 Hz, 90.03 Hz,... 들만이 나타나고 있으며, 진동 진폭이 작아 정상적인 실험이 수행되었음을 확인하였다. 질량불평형 실험 결과 (b)에서는 불평형 질량에 의해 반경방향 원심력이 증가하여 전체적으로 주파수 성분들의 진폭이 크게 증가하고, 회전주파수 성분인 29.75 Hz의 진폭은 정상 상태에 비해 20배 이상 증가하는 불평형 진동 특성을 잘 나타내고 있다. 오정렬 실험 결과 (c)에서는 축이 반경방향 정적 부하에 의해 구속을 받기 때문에 회전주파수인 29.75 Hz 보다 조화성분인 60.27 Hz의 진폭이 더 크게 증가하는 전형적인 오정렬 진동 신호 특성을 보여주고 있다. 베어링 외륜 결함 실험 결과 (d)에서는 회전 간 외륜 결함부의 주기적인 충격(impact)으로 발생하는 외륜 결함 진동 특성 주파수 135.51 Hz, 264.7 Hz, 397.1 Hz가 정상적으로 나타남을 보여주고 있다. 접촉마모 결함 실험 결과 (e)에서는 불평형 증가로 인한 회전주파수 및 조화주파수들의 진폭 증가와 접촉 마찰 및 자려진동으로 인한 분수조화주파수(15.26 Hz, 20.89 Hz, 40.4 Hz)가 발생하는 접촉마모 진동 특성을 잘 보여주고 있다. 이외에 나머지 결함 유형들에 대해서도 회전주파수와 관계된 주파수 성분들 변화를 확인하여 결함 모사 실험들이 정상적으로 수행되었음을 확인하였다.



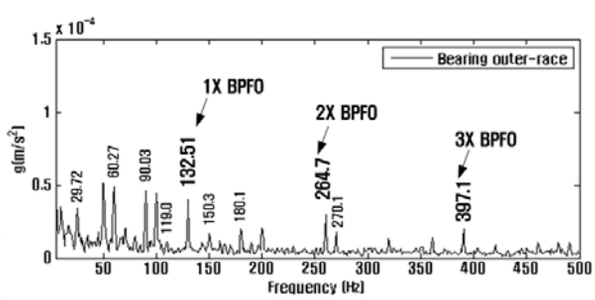

(a) Normal



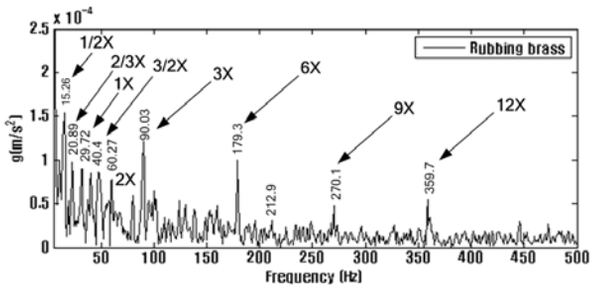

(b) Unbalance



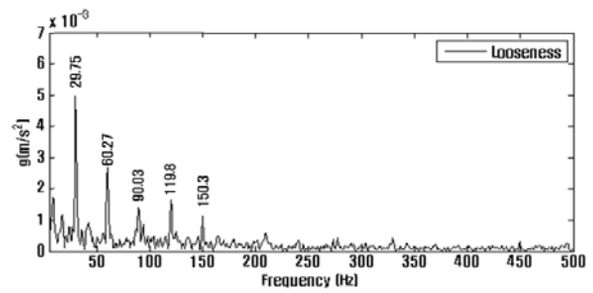

(c) Misalignment



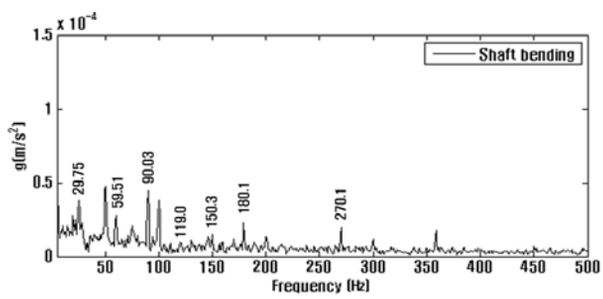

(d) Bearing fault(outer-race)



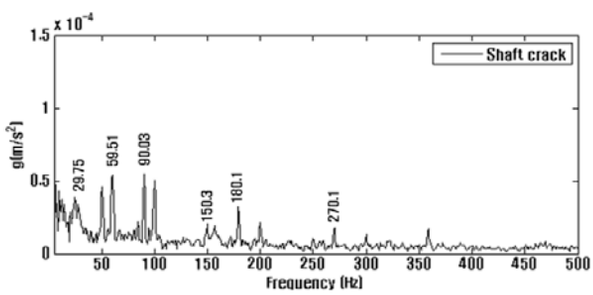

(e) Rubbing




(f) Looseness




(g) Shaft bending




(h) Shaft crack

Fig. 8 Frequency signal for each fault type (acceleration signal)

## 5.3 통계 파라미터 결과

결함 유형별 가속도 신호들에 대해서 이산 웨이블렛 변환을 이용하여 주파수대역별로 Table 3과 같이 분해하였으며, 주파수 대역별 신호는 Fig. 9와 같다. 신호에서 보면, 저주파 영역보다 고주파수 영역에서 신호의 패턴 변화가 매우 크게 나타나는 것을 알 수 있다. 이에 본 연구에서는 원신호(S, RAW)와 분해레벨 1차(WT1, A2/D2), 2차(WT2, A3/D3), 3

Table 3 Decomposition level of frequency (bearing fault)

| Approx. | Subband(Hz) | Detail | Subband(Hz) |
|---|---|---|---|
| S | 0~50,000.0 | S | 0~50,000.0 |
| A1 | 0~12,500.0 | D1 | 12,500.0~25,000.0 |
| A2 | 0~6,250.0 | D2 | 6,250.0~12,500.0 |
| A3 | 0~3,125.0 | D3 | 3,125.0~6,250.0 |
| A4 | 0~1,562.5 | D4 | 1,562.5~3,125.0 |
| A5 | 0~781.25 | D5 | 781.3~1,562.5 |
| A6 | 0~390.6 | D6 | 390.6~781.3 |
| A7 | 0~195.3 | D7 | 195.3~390.6 |
| A8 | 0~97.7 | D8 | 97.7~195.3 |

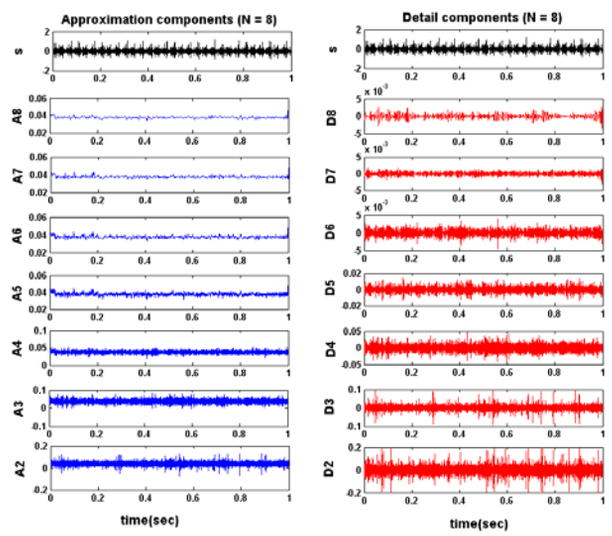


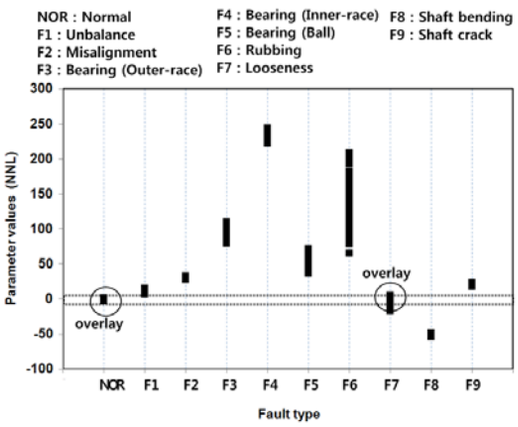

Fig. 9 Time signal with decomposition levels (bearing fault)

차(WT3, A4/D4) 신호를 파라미터 계산에 사용하였다. 각각의 신호에 대해서 시계열과 주파수계열 파라미터 12개와 9개씩 계산하여 총 84개의 통계 파라미터를 얻었다. Fig. 10은 표준화된 시계열 및 주파수계열 파라미터들 중 원신호의 RAW-NNL과 RAW-P7을 이용하여 결함 유형별 파라미터 분포에 대해서 예를 들어 나타낸 것이다. (a)와 (b)에서 일부 결함 유형들 분포가 상호간에 겹치는데, 이들 파라미터를 사용하는 경우 겹치는 결함 유형들에 대해서는 결함 식별 성능이 떨어진다는 것을 의미한다. 그러므로 식별 성능이 우수한 파라미터들은 이들 결함 유형들 각각이 상호간에 겹치는 구간 없이 분포 구간 이격 거리가 멀어 구분 되는 것이다.

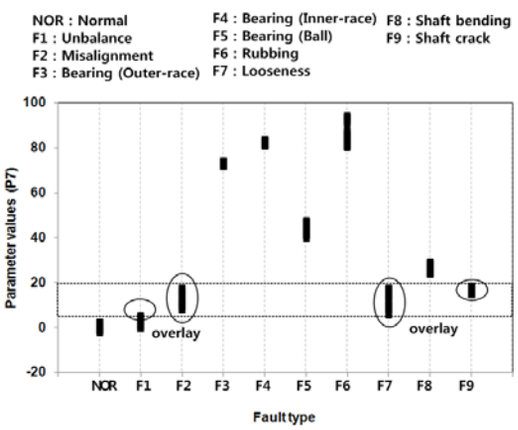
## 5.4 파라미터별 유효성계수 평가

총 84개의 파라미터 각각에 대해서 유효성계수 평가 법을 이용하여 Alpha coefficient를 계산한 결과 Fig. 10과 같은 결과를 얻었고, Alpha coefficient 값이 큰 순서대로 순위를 지정하면 Table 4와 같다. 가속도 센서의 측정 신호인 원신호(RAW)에서는 주파수계열 파라미터인 P4와 P7의 결함 유형 식별 성능이 우수한 것으로 나타났고, 웨이블렛 분해 레벨 1차(WT1) 신호에서는 주파수계열 파라미터인 P1이 높게

나타났으며, 웨이블렛 분해 레벨 2차(WT2) 신호에서는 시계열 파라미터인 정규음의로그우도값 NNL과 엔트로피 추정값 EE가 높게 나타났다. 이와 반대로 Alpha coefficient가 작은 파라미터는 시계열 파라미터에서 나타났으며, 신호의 유형(RAW, WT1, WT2, WT3)과 상관없이 관측치 확률밀도함수분포의 대칭정도와 방향을 나타내는 왜도(skewness)와 진동의 피크값(peak value)과 전체값(overall value)의 비를 나타내는 파고(crest factor)임을 알았다.




(a) RAW-WNL (time-domain)




(b) RAW-P7 (frequency-domain)

Fig. 10 Normalized statistical parameter

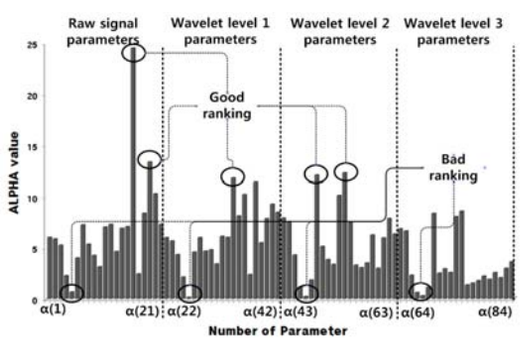



Fig. 11 Effectiveness factor result of each parameter

Table 4 Decomposition level of frequency

| Ranking | Parameter No. | Feature parameter | Alpha value |
|---|---|---|---|
| 1 | $\alpha(16)$ | RAW-P4 | 24.50 |
| 2 | $\alpha(19)$ | RAW-P7 | 13.35 |
| 3 | $\alpha(54)$ | WT2-NNL | 12.30 |
| 4 | $\alpha(49)$ | WT2-EE | 11.81 |
| 5 | $\alpha(34)$ | WT1-P1 | 11.41 |

## 5.5 특징 파라미터 분석

유효성계수 평가법을 이용하여 Alpha coefficient값이 높은 Ranking =1, 2 파라미터 RAW-P4와 RAW-P7을 이용하여 결함 유형별 분류 상태를 확인한 결과 Fig. 11과 같이 나타났다. 정상 상태와 질량불평형 상태에서 일부 겹치는 구간이 존재하나 전체적으로 결함 유형들 상호간에 식별이 가능하다는 것을 알 수 있다. 이에 Ranking = 3 파라미터인 WT2-NNL을 추가하여 3개의 파라미터에 대해서 결함 유형별 분류 상태를 확인한 결과, Fig. 12와 같이 전체적으로 결함 유형들이 명확하게 구분되는 것으로 나타났다. 따라서 Table 4의 파라미터들이 회전체의 지능형 결함 진단에 필요한 특징 파라미터로서 사용 가능하고, 유효성계수 평가법이 특징 파라미터 추출에 매우 유용하다는 것을 알 수 있다.

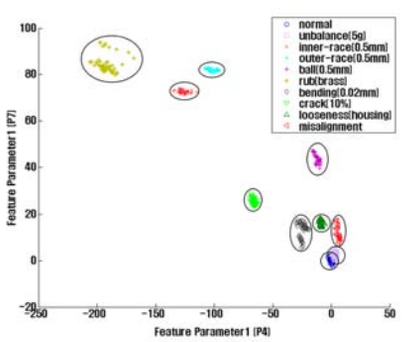



Fig. 12. Fault groups classification for ranking = 1, 2 parameters

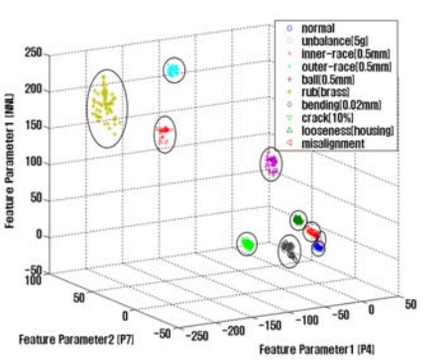



Fig. 13. Fault groups classification for ranking = 1, 2, 3 parameters

## 6. 결 론

회전기기의 주요 고장 부품과 결함 유형들을 대상으로 가속도 신호를 이용하여 지능형 결함 진단에 사용할 수 있는 특징 파라미터들을 분석하였고, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1) 국내외 원전의 고장 이력 분석을 통해서 회전기기의 대표적인 고장 부품과 결함 유형 7 가지를 각각 도출하였다.
2) 결함 유형들에 대한 모사 실험을 통해서 결함 특성이 반영된 가속도 신호들을 각각 수집하였고, 이들 신호에 대해서 이산 웨이블렛 변환과 고속푸리에변화 및 통계분석을 이용하여 시계열 및 주파수계열 통계 파라미터 총 81개를 확보하였다.
3) 유효성계수 평가 법을 이용하여 전체 파라미터에 대한 Alpha coefficient를 평가한 결과에서 RAW-P4, RAW-P7, WT2-NNL, WT2-EE, WT1-P1 순서로 결함 식별 성능이 우수한 것을 확인하였다.
4) 순위가 높은 파라미터들을 이용하여 결함 유형에 대한 식별 상태를 확인한 결과, 각각의 결함 유형들이 명확하게 구분되었고, 이로부터 유효성계수 평가법이 특징 파라미터 선정에 매우 유용하다는 것을 확인하였다.
5) 본 연구에서 제시되고 있는 통계 파라미터 유형들과 신호처리 프로세스 그리고 특징 파라미터 선정 기법들은 터빈, 발전기, 펌프, 압축기 등의 산업계 각종 회전체 기기들에 대한 결함 진단 기술을 개발할 때 매우 유용한 정보들과 가이드라인을 제공 할 것으로 판단된다.

## 참고문헌


(1) 주영걸, “제4편 전기기기산업_회전기기”, 대한전기협회, 2009.
(2) 이도환, 박성근, 홍성대, 이병학, “원전 펌프의 성능저하 특성”, 한국소음진동공학회 춘계학술대회논문집, 2008.
(3) 최광희, 정현종, “00발전소 예방정비 최적화 분석 및 예측정비기반 구축”, KEPRI, Technical report, 2002.
(4) “Equipment Performance and Information Exchange System (EPIX) Summary of US Industry Valve Performance” 9th EPRI Valve Technology Symposium..
(5) H. Q. Wang, P. Chen., “Fault Diagnosis of Centrifugal Pump Using Symptom Parameters in Frequency Domain”, Agricultural Engineering International : CIGR E journal. Vol, IX, November, 2007.
(6) 안경용, 한천, 양보석, 전재진, 김원철, “ART-Kohonen 신경망을 이용한 회전기계의 결함진단 알고리즘”, 한국소음진동공학회, 2002, 제12권, pp. 799~807.