

# 압축센싱과 통계학적 기법을 적용한 회전체 시스템의 상태진단

## Application of Compressive Sensing and Statistical Analysis to Condition Monitoring of Rotating Machine

이 명 준\* · 전 준 영\* · 박 규 해† · 강 토\*\* · 한 순 우\*\*

Myung Jun Lee, Jun Young Jeon, Gyuhae Park, To Kang and Soon Woo Han

(Received April 25, 2016 ; Revised June 20, 2016 ; Accepted June 20, 2016)

**Key Words** : Compressive Sensing(압축센싱), Condition Monitoring(상태 진단), Receiver Operating Characteristic Curve(ROC 곡선), Early Damage Detection(초기 결함 탐지)

### ABSTRACT

Condition monitoring (CM) encounters a large data problem due to sensors that measure vibration data with a continuous, and sometimes, high sampling rate. In this study, compressive sensing approaches for condition monitoring are proposed to demonstrate the efficiency in handling a large amount of data and to improve the damage detection capability of the current condition monitoring process. Compressive sensing is a novel sensing/sampling paradigm that takes much fewer samples compared to traditional sampling methods. For the experiments a built-in rotating system was used and all data were compressively sampled to obtain compressed data. Optimal signal features were then selected without the reconstruction process and were used to detect and classify damage. The experimental results show that the proposed method could improve the data processing speed and the accuracy of condition monitoring of rotating systems.

### 1. 서 론

최근 산업기술의 발전에 따라 회전기기의 사용성이 다양해지고 있으며, 특히 원자력 발전소와 같이 안전성과 신뢰성을 중시하는 시스템에서는 냉각펌프와 같은 회전기기 시스템이 핵심 기기 중 하나로 자리잡았다. 그러나 회전 시스템의 빠른 회전 속도와 복잡한 구조로 인하여 고장 발생 빈도가 증가하고 있으며, 사고 발생 시 큰 손실을 유발할 수 있다. 발전소 냉각펌프의 갑작스런 고장을 예방하기 위해서는 진단하려는 장치의 이상유무를 정확히 판별 하

고, 시스템의 이상상태 별 거동 현상을 파악해야 한다. 상태진단은 측정된 기계의 진동신호를 측정하여 회전 시스템의 결함을 탐지하는 기법으로<sup>(1,2)</sup> 결함의 물리적인 특성을 파악하는 물리적 상태진단방법과 다중변수를 통한 통계학적 의미를 중요시하는 통계적 상태진단 기법으로 나뉜다. 물리적 상태진단 기법의 경우 결함의 특성에 따른 시간도메인, 주파수 도메인의 변화 및 시간-주파수 도메인상에서의 변화를 통해 결함을 진단한다<sup>(3-8)</sup>. 다중변수를 통한 상태진단 기법의 경우 단일변수의 불확실성, 비선형성 등의 문제를 극복하고자 다수의 신호특징과 통계학 기법을 적용하여 결함을 진단한다<sup>(9-11)</sup>. 최근 상태진단

† Corresponding Author; Member, School of Mechanical Engineering, Chonnam National University  
E-mail : gpark@jnu.ac.kr

\* School of Mechanical Engineering, Chonnam National University

\*\* Korea Atomic Energy Research Institute

‡ Recommended by Editor Gi-Woo Kim

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

연구에 있어서 각 결합에 민감한 신호특징들을 사용하여 인공지능 기법인 신경회로망, support vector machine(SVM) 같은 기법 등이 적용되고 있다<sup>(12-15)</sup>. 한편, 상태진단 수행에 있어 시스템의 정확한 진단을 위해 높은 샘플링 주파수와 다수의 센서가 요구되며, 측정된 데이터를 무선으로 송수신하는 연구가 진행 중이다. 이 경우, 방대한 데이터 처리에 어려움이 존재한다.

Donoho는 새로운 데이터 측정 방법인 압축 센싱 기법을 제안하였다. 압축센싱이란 원래 신호의 길이보다 훨씬 적은 길이의 신호를 측정, 복원하는 것으로, 신호측정 단계부터 적은 양의 신호만을 측정하기 때문에 신호처리의 효율이 향상되는 장점을 가지고 있다. 이러한 압축 센싱은 이미지처리 등과 같은 다양한 분야에 적용되고 있으며 구조건강성 모니터링 분야에서도 압축 센싱이 사용되고 있다. Mascarenase et al.<sup>(17)</sup>은 마이크로 컨트롤러를 활용하여 압축 센싱 데이터 수집 장치를 제작하였으며, 압축 후 복원된 데이터와 기존데이터를 차이를 비교하였다. Hoglund et al.<sup>(18)</sup>는 압축 센싱이 적용된 데이터를 복원하여 다리의 결합 탐지를 수행하였으며, Bao et al.<sup>(19)</sup>은 압축 센싱 기법과 다른 데이터 압축 기법들을 적용하여 각 기법들의 성능을 비교하였다. Park et al.<sup>(20)</sup>은 복원과정 없이 압축된 데이터만을 활용하여 모달 해석을 수행하였다.

이 연구에서는 다른 분야에 적용되었던 압축센싱을 상태진단에 적용하고자 한다. 이를 위해 압축 센싱으로 측정된 신호로부터 다양한 결합 민감 신호특징을 추출하였고, 통계학적 상태진단 기법을 통해 초기결합 탐지 및 판별을 실시하였다.

## 2. 압축센싱 이론

현재 모든 정보수집장치의 신호측정은 나이퀴스트 샘플링 이론에 기반하며, 높은 샘플링 주파수로 인한 데이터 거대화 및 저장공간 부족 및 신호처리 시간 증가 등의 문제점이 발생한다.

2006년 Donoho<sup>(16)</sup>는 일정조건 하에서는 나이퀴스트 샘플링 주파수 이상으로 측정하지 않아도 신호복원이 가능한 압축센싱을 소개하였다. 이러한 압축센싱이 적용되기 위한 조건으로는 신호가 성감성(sparsity)을 보유하는 것이다.

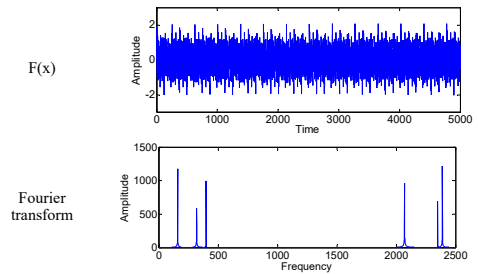


Fig. 1 Signals of time and frequency domain

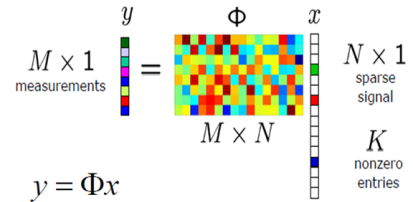


Fig. 2 Mathematical model of compressive sensing

Fig. 1과 같이 획득된 신호를 주파수 도메인으로 나타내었을 때 대부분의 값이 0이고 일부분의 신호만 0이 아닌 성감 신호로 나타난다. 이러한 성감성 신호는 일부 정보만을 사용하여 원래 신호로 복원이 가능하며, 압축센싱은 기본적으로 다음의 식(1)을 사용한다.

$$y = \phi x \tag{1}$$

y는 압축센싱을 통해 측정된 신호이고, x는 원 신호이다. 여기서  $\phi$ 는 압축연산 행렬로, x가 가진 data 양은  $\phi$ 와 연산을 통해 아주 적은 양으로 압축된 data y가 얻어지게 된다. 이때 행렬  $\phi$ 는 restricted isometry property(RIP) 조건을 만족해야 한다. RIP 조건이란 행렬  $\phi$ 가 원래 신호 x를 균일한 에너지로 투사하는 것이며, 일정한 에너지로 투사된 신호는 안정적인 압축과 복원이 가능하다는 것이다. 이러한 조건을 만족시키는 압축연산 행렬은 독립적이고 동일한 분포를 가지는 가우시안 랜덤 행렬이 주로 사용된다. Fig. 2는 압축센싱 데이터 생성과정을 표현한다.

하지만 압축된 신호의 원 신호 복원에 있어 신호의 성감 정도에 따라 완벽한 복원이 이루어지지 않는 문제점이 발생하는데 이러한 문제의 해결책 중 하나로 압축된 데이터만을 사용한 신호처리 방법이

제안되었다. Park et al.<sup>(20)</sup>은 복원 과정 없이 압축 센싱된 데이터를 활용하여 모달 해석을 진행하였다. 이 연구에서도 복원 과정 없이 압축센싱으로 측정된 신호에서 신호특징을 추출한 뒤, 통계학적 기법 기반 상태진단을 실시하였다.

### 3. 통계학적 상태진단 기법

#### 3.1 상태진단에 적합한 신호특징 선정

회전 시스템의 상태를 정량적으로 나타낼 수 있는 20개의 신호특징을 선정하였다. 선정된 신호특징들은 상태진단에서 널리 쓰이는 신호특징 들이며 Kostopoulos<sup>(9)</sup>, 윤병동<sup>(11)</sup> 등의 연구에서 사용된 신호특징을 인용하였다. Table 1과 같이 20개의 건전성 신호특징들이 추출되었으며, N은 측정된 데이터의 샘플 개수이고,  $x(n)$ 은 각 샘플에서의 데이터 값이다. 압축센싱을 통해 측정된 데이터에서 신호특징 추출 및 상태진단을 수행하였다.

#### 3.2 결함 탐지 및 종류의 확률적 판별

##### (1) ROC 곡선

Receiver operating characteristic(ROC)곡선은 2개의 상태를 진단모델의 정확도와 신뢰도를 민감도와 특이도의 관계를 바탕으로 모델의 성능을 비교 분석하는 방법이다. Fig. 3과 같이 특징 값의 분포를 갖는 2개의 그룹 분류 시 도출되는 결과는 Fig. 4와 같이 총 4가지 결과, true positive(TP), false positive(FP), false negative(FN), 그리고 true negative(TN)를 얻을 수 있다. 진단모델에서 상태기준선의 위치에 따라 진단 결과의 분포는 달라지며 이때 값의 분포를 통해 다음 식 (2)와 (3)을 통해 민감도(sensitivity)와 특이도(specificity)를 계산할 수 있다.

$$Sensitivity = \frac{\sum True\ Positive}{\sum Condition\ Positive} \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{\sum True\ negative}{\sum Condition\ negative} \quad (3)$$

민감도는 실제 positive 상태에서 true positive가 차지하는 비율을 나타내며 특이도는 실제 negative 상태에서 true negative가 차지하는 비율을 나타낸다. Fig. 3에서 진단기준선이 변화하게 됨에 따라

Table 1 Signal feature in time domain

Features	Formula
P1	$\frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$
P2	$\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - P1)^2}{N-1}}$
P3	$\max x(n) $
P4	$\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$
P5	$\left(\frac{\sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) }}{N}\right)^2$
P6	$\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - P1)^3}{(N-1)P2^3}$
P7	$\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - P1)^4}{(N-1)P2^4}$
P8	$\frac{P4^2}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$
P9	$\frac{P5^2}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$
P10	$\frac{\sum_{n=1}^N x(n)^3}{N(P2^3)}$
P11	$\frac{\sum_{n=1}^N x(n)^4}{N(P2^4)}$
P12	$\max(x) + \frac{\max(x) - \min(x)}{2(N-1)}$
P13	$\min(x) - \frac{\max(x) - \min(x)}{2(N-1)}$
P14	$\frac{P4}{P1}$
P15	$\frac{P4}{\max(x(n))}$
P16	$-\sum_{i=1}^N P(x_i) \ln P(x_i)$
P17	$\frac{P4}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$
P18	$\frac{P5}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$
P19	$\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - P1)^2}{N-1}$
P20	$\frac{\sum_{n=1}^N  x(n) }{N}$

각각의 특이도 값과 민감도 값 또한 달라지며 이때 값의 변화를 Fig. 5(a)와 같은 ROC 곡선을 통해 나타낼 수 있다.

ROC 곡선의 형상은 진단비교 모델의 분포에 따라 달라지는데 Fig. 5(b)의 두 개 그룹의 분포가 완

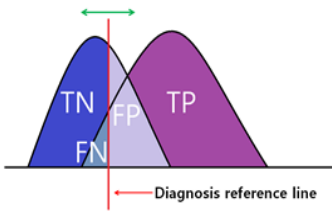


Fig. 3 Diagnosis model

	Real positive condition	Real negative condition
Test outcome positive	True positive (TP)	False positive (FP)
Test outcome negative	False negative (FN)	True negative (TN)

Fig. 4 Table of diagnosis

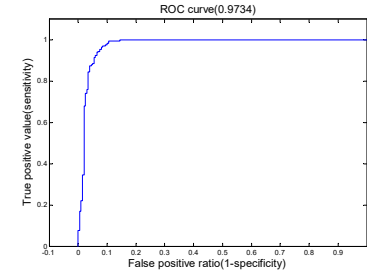
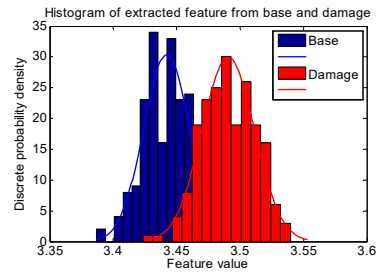
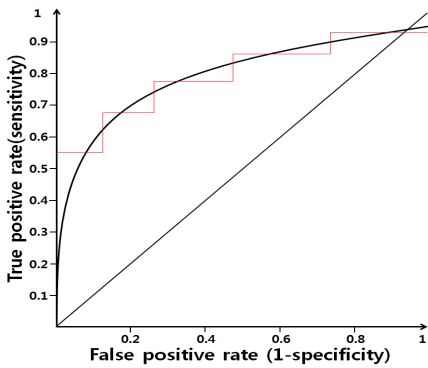
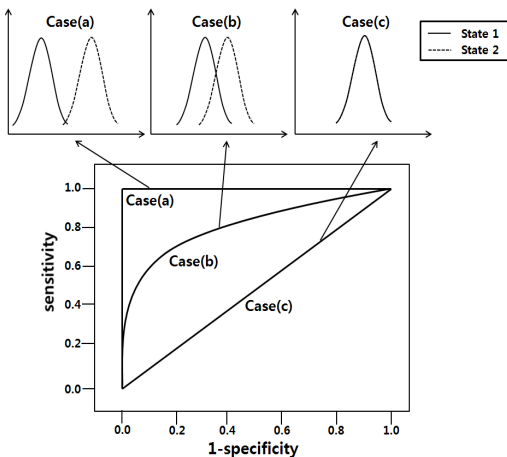


Fig. 6 Difference of base and damage



(a)



(b)

Fig. 5 ROC curve

전혀 분리되는 case a와, 부분적으로 겹치는 case b와 완전히 겹치는 case c의 형태로 나뉘며, 각 분류 곡선의 넓이(area under curve : AUC)는 0.5에서 1의 값을 갖는다. 회전 시스템의 결함 종류 판별에 있어 정상과 결함의 신호특징은 Fig. 6과 같은 분포를 나타낸다. 이 연구에서는 결함에 따라 분포도의 민감한 변화를 나타내는 신호특징 그룹 분석을 통한 결함 판별을 수행하였다. 또한 AUC값을 통해 결함 종류에 따른 탐지 능력을 정량적으로 평가하였다.

#### 4. 실험장치 및 절차

회전 시스템의 이상상태를 모사하기 위해 Fig. 7의 Bently Nevada사 RK4 장비를 활용하였다. 사용된 시스템의 양 끝단에는 저널 베어링이 축을 지지하고 있으며 축에 800 g의 디스크 2개를 장착하였다. 회전체 이상상태의 종류로는 Fig. 8의 정상, 편심 결함, 베어링 결함의 3가지 조건을 적용하였다. 베어링 결함의 경우 3단계의 결함베어링을 정상 베어링과 교체하여 결함을 모사하였으며, 편심 결함은 회전체에 부착된 디스크에 질량체를 부착하여 모사하였다. 측정된 신호는 총 1080초 측정 후, 1초 간격으로 분할하였다. 각 분할된 신호에서 Table 1에 소개된 신호 신호특징들을 추출하였다. 시스템의 양 끝단과 중앙에 가속도계를 부착하여 신호를 획득하

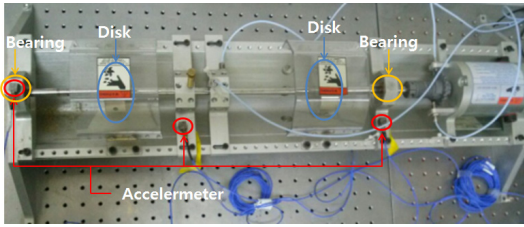


Fig. 7 Rotational system



Fig. 8 Bearing and misalignment damage

였으며, 샘플링 주파수는 5000 Hz와 25 000 Hz를 선정하였다. 이후 압축센싱 기법을 모사하기 위해 신호측정 후, 압축연산 행렬을 사용하여 압축된 신호를 획득하였다. 사용된 압축 측정 행렬  $\phi$ 는 랜덤 가우시안 행렬을 사용하였다.

5. 실험 결과 및 고찰

5.1 압축센싱 데이터와 기존 데이터 비교

Fig. 9는 원 신호와 압축센싱에 의해 측정된 신호이다. 압축센싱을 통해 측정된 데이터는 원 신호 대비 1/4의 데이터로 압축되었다.

압축된 데이터가 원 신호의 특성을 반영하는지 분석하기 위하여 정상과 베어링결함 모사 후 각각 원 신호 압축된 신호의 P2, P3, P5의 3가지 신호특징의 변화를 비교하였다. 결함이 발생할 경우 회전체 시스템의 불규칙성 증가로 P2 신호특징 값이 증가하였다. 정상상태의 P2 신호특징 값은 0.000 757 이고 베어링 결함의 경우 P2 신호특징 값은 0.0015 로 약 2배 차이가 발생하였다. 압축센싱으로 측정된 데이터가 정상상태일 때 P2 신호특징 값은 0.000 743 이며, 베어링결함의 P3 신호특징 값은 0.0013으로 원 신호와 마찬가지로 베어링 결함의 P2 신호특징 값이 정상인 경우보다 약 2배 큰 값이 발생하였다. 또한 P3 신호특징에서도 마찬가지로 원 신호와

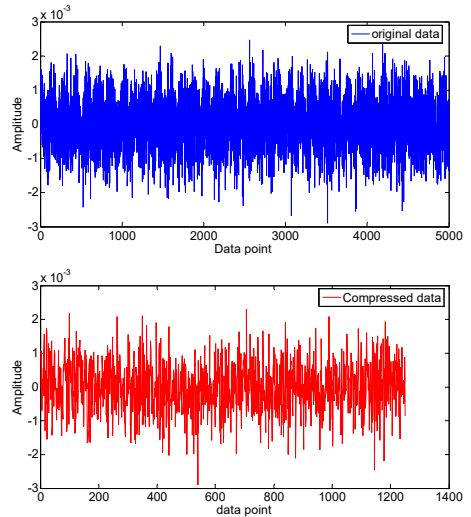


Fig. 9 Comparison with original signal and compressed signal

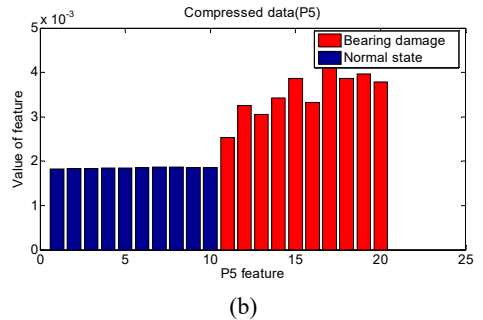
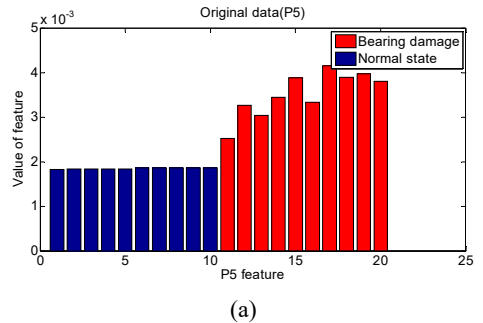


Fig. 10 Comparison of P5 feature of original signal(a) and compressed signal(b)

압축센싱으로 측정된 데이터의 값은 일정한 차이가 발생하였으며 정상이나 결함에 상관없이 일정한 비율로 신호특징 값이 변화를 보였다.

Fig. 10은 원 신호와 압축신호에서 추출된 P5 신호특징을 막대 그래프로 비교한 것이다. (a)는 원 신호

호에서 추출된 정상과 베어링 결함의 신호특징이고 (b)는 동일한 신호에 압축센싱을 적용하여 추출된 정상과 베어링 결함의 신호특징의 값이다. 원 신호 비교시 정상과 베어링 결함의 신호특징 값 차이는 약 1.91배이며 압축센싱으로 측정된 정상과 베어링 결함의 값의 차이는 약 1.97배로 압축된 데이터와 원 신호에서 정상과 결함의 특징 값 차이가 유사하였다.

**Table 2** Comparison of original signal and compressed signal

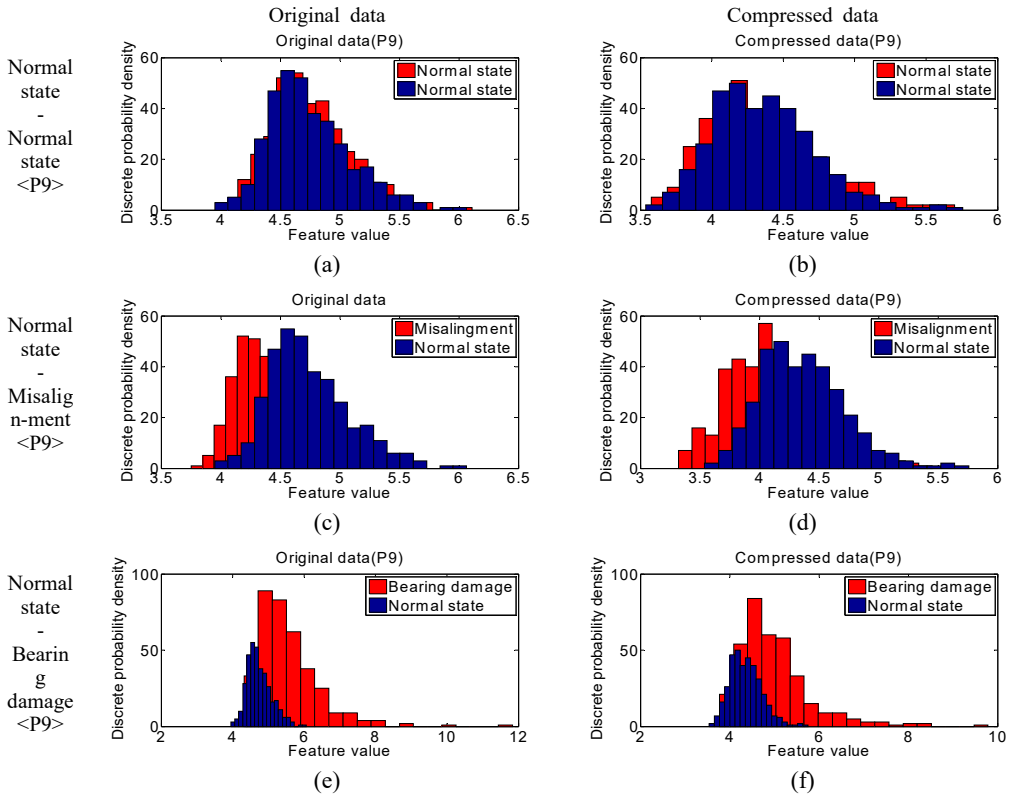
Standard deviation(P2)	Original data	Compressed data
Base	0.000 757	0.000 743
Bearing damage	0.0015	0.0013
Absolute max(P3)	Original data	Compressed data
Base	0.0028	0.0024
Bearing damage	0.0065	0.0059

최근 복원과정 없이 압축센싱을 통해 측정된 데이터만을 사용하여 신호처리를 수행하는 연구결과가 발표되고 있다<sup>(20)</sup>. 이 연구에서는 위 3가지 신호특징의 Table 1의 20개의 시간 도메인 신호특징 양상을 비교한 결과 압축센싱을 통해 측정된 데이터와 원 신호에서 측정된 데이터의 신호특징 양상이 유사함을 확인, 압축된 데이터에서도 원 신호의 특징을 보유함을 확인하였다.

**5.2 회전체 상태진단의 압축센싱 적용**

압축된 데이터와 원 신호의 신호특징 비교 후 압축된 데이터를 사용하여 신호특징 기반 상태진단을 수행하였다. Fig. 11은 압축된 데이터와 원 신호의 정상과 결함상태의 ROC 곡선 및 AUC값을 비교한 결과이다. 원 신호의 데이터 포인트 개수는 5000개이고 압축된 데이터는 4배 압축된 1250개의 데이터 포인트를 사용하였다. 사용된 신호특징은 P9 신호특징을 사용하였다.

정상상태에서는 Fig. 11의 (a)와 같이 원 신호의



**Fig. 11** Comparison with features from original data and compressed data

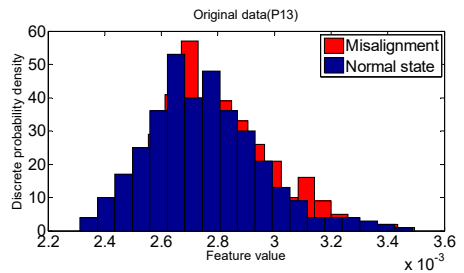
AUC값은 0.5, 압축된 데이터 (b)의 경우 AUC값 0.51로 두 데이터군 모두 분포도의 차이를 보이지 않았다. 편심결함에서 P9 신호특징을 비교한 결과 원 신호 (a)에서는 AUC값 0.61, 압축된 데이터 (d)에서는 AUC값 0.63으로 원 신호와 압축된 데이터 모두 베어링 결함에 민감하게 반응하지 않았다.

베어링 결함 모사 후 P9 신호 특징을 비교하였을 때, 원 신호 (e)의 AUC값은 0.91이고 압축된 데이터 (f)에서 측정된 AUC값은 0.86이었으며 압축된 데이터와 원 신호의 신호특징 분포도 곡선이 동일한 분포를 보였다. 실험 결과 복원 과정 없이 압축된 데이터만으로도 원 신호와 유사한 결함 분별능을 확인하였다. 나머지 신호특징에 대해서도 압축된 데이터를 조사하였다. 각 센서 및 결함 별 민감 신호특징을 Table 3에 표시, 압축된 데이터에서 추출한 신호특징 적용 및 상태진단 결과를 비교하였다. 그 결과, 대다수의 신호특징에서 원 신호와 비슷한 성능을 나타냄을 확인하였으며, 압축된 데이터만을 이용하여 신호특징 기반 상태진단이 가능하였다.

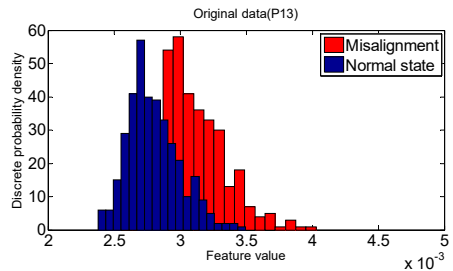
### 5.3 동일한 양의 압축센싱 데이터와 기존데이터 비교

높은 샘플링 주파수로 측정된 데이터를 압축한 결과와 상대적으로 낮은 샘플링 주파수로 측정된 데이터를 통한 상태진단의 결과를 비교하였다. 결함은 6 g의 초기 편심 결함을 모사하였다. Fig. 12는 P13 신호특징을 비교한 결과이다. Fig. 12(a)와 (b)는 샘플링 주파수를 각각 5000 Hz, 25000 Hz로 측정한

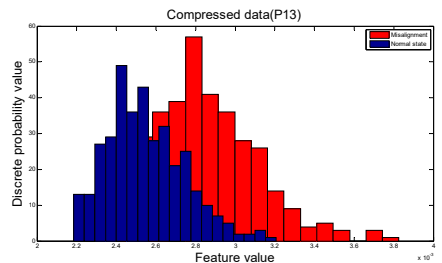
결과이며, (c)는 25000 Hz로 측정된 데이터를 압축 센싱을 적용하여 데이터 양을 1/5로 압축한 데이터이다. 결함이 발생 한 경우 결함에 의한 높은 주파수 성분들이 나타나게 되고 낮은 샘플링 주파수로 측정된 데이터의 경우 Fig. 12(a)와 같이 AUC값 0.56으로 결함의 판별이 어려웠다. 샘플링 주파수를 높였을 경우 Fig. 12(b)와 같이 AUC값 0.81로 결함에 대한 신호특징 분포도 차이를 확인할 수 있었으며, Fig. 12(c)의 압축된 데이터에서도 마찬가지로 AUC 0.79로 신호 특징의 분포도 차이를 확인할 수 있었다. 높은 샘플링 주파수로 측정된 데이터를 압축할 경우, 동일한 데이터 양을 가진 원 신호에 비해 풍부한 손상정보를 다룰 수 있음을 확인하였다.



(a) Measured data at sampling frequency 5 kHz



(b) Measured data at sampling frequency 25 kHz



(c) One-fifth of the data measured at sampling frequency 25 kHz

**Table 3** Comparison of feature from original signal and compressed signal

Sensor channel	Bearing damage	
	Original data	Compressed data
1	2,3,4,5,8,9,10,11,16,17,19,20	2,3,4,5,8,9,10,16,17,19,20
2	2,4,5,8,9,10,12,17,19,20	2,4,5,8,9,10,12,19,20
3	2,3,4,5,15,19	2,3,4,5,15,19

Sensor channel	Bearing damage	
	Original data	Compressed data
1	2,3,4,5,8,9,10,11,16,17,19,20	2,3,4,5,8,9,10,16,17,19,20
2	2,4,5,8,9,10,12,17,19,20	2,4,5,8,9,10,12,19,20
3	2,3,4,5,15,19	2,3,4,5,15,19

**Fig. 12** Comparison with original data and compressed data at the same size

## 6. 결 론

이 연구에서는 회전체 시스템의 상태진단을 위해 압축센싱이라는 새로운 데이터 측정방법을 적용하였다. 실험 및 분석을 통해 초기결함 탐지, 결함 판별 및 결함 확률의 정량적 평가를 수행하였다. 압축센싱을 적용한 데이터와 원 신호에서 추출된 신호특징을 ROC 곡선을 통해 비교한 결과, 원 신호 대비 1/4의 데이터만으로도 원 신호와 유사한 신호특징 및 성능을 보유함을 확인하였다. 마지막으로 높은 샘플링 주파수로 신호 측정 후 압축센싱을 적용한 경우 낮은 샘플링 주파수로 측정된 원 신호보다 향상된 성능을 발휘하였다. 이는 상대적으로 낮은 샘플링 주파수로 측정된 데이터의 경우 결함에 의한 높은 주파수 성분을 탐지할 수 없으며, 높은 샘플링 주파수로 측정된 데이터를 압축할 경우 데이터양은 감소하지만, 결함에 의한 성분을 포함하기 때문으로 판단된다.

## 후 기

이 연구는 2015년도 정부(미래창조과학부)의 출연금 및 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2015R1D1A1A01059092).

## References

(1) Rathbone, T. C., 1939, Vibration Tolerance, Power Plant Engineering, Vol. 43, pp. 721~724.  
 (2) Yates, G. H., 1949, Vibration Diagnosis in Marine Geared Turbines, Trans. North East Coast Institute of Eng. and Shipbuilders, 65.  
 (3) Dalpiaz, G., Rivola, A. and Rubini, R., 2000, Effectiveness and Sensitivity of Vibration Processing Techniques for Local Fault Detection in Gears, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 14, No. 3, pp. 387~412.  
 (4) Randall, R. B., 1983, The Application of Cepstrum Analysis to Machine Diagnostics, Technology Advances in Engineering and Their Impact on Detection, Diagnosis, and Prognosis Methods, Proceedings of the

36th Meeting of the Mechanical Failures Prevention Group, Vol. 36, p. 64.

(5) Randall, R. B., 2004, Detection and Diagnosis of Incipient Bearing Failure in Helicopter Gearboxes, Engineering Failure Analysis, Vol. 11, No. 2, pp. 177~190.

(6) McFadden, P. D. and Smith, J. D., 1984, Model for the Vibration Produced by a Single Point Defect in a Rolling Element Bearing, Journal of Sound and Vibration, Vol. 96, No. 1, pp. 69~82.

(7) Dalpiaz, G. and Rivola, A., 1997, Condition Monitoring and Diagnostics in Automatic Machines: Comparison of Vibration Analysis Techniques, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 11, No. 1, pp. 53~73.

(8) Nikolaou, N. G. and Antoniadis, I. A., 2002, Rolling Element Bearing Fault Diagnosis Using Wavelet Packets, Ndt & E International, Vol. 35, No. 3, pp. 197~205.

(9) Loutas, T. H., Sotiriades, G., Kalaitzoglou, I. and Kostopoulos, V., 2009, Condition Monitoring of a Single-stage Gearbox with Artificially Induced Gear Cracks Utilizing On-line Vibration and Acoustic Emission Measurements, Applied Acoustics, Vol. 70, No. 9, pp. 1148~1159.

(10) Robinson, L. T., 2013, A Performance Comparison of Condition Based Monitoring Damage Features Used in Rotating Machines under Variable Conditions.

(11) Jeon, B., Jung, J. and Youn, B. D., 2015, Anomaly Diagnostics for Rotor System Using Statistical Analysis of Vibration Signal, Proceeding of the KSNVE Annual Autumn Conference, pp. 831~832.

(12) Jeoung, R. H., Chai, J. B., Lee, B. H., Lee, D. H. and Lee, B. K., 2012, Feature Parameter Analysis for Rotor Fault Diagnosis, Journal of Fluid Machinery, Vol. 15, No. 6, pp. 31~38.

(13) Konar, P. and Chattopadhyay, P., 2015, Multi-class Fault Diagnosis of Induction Motor Using Hilbert and Wavelet Transform, Applied Soft Computing, Vol. 30, pp. 341~352.

(14) Li, W., Zhu, Z., Jiang, F., Zhou, G. and Chen, G., 2015, Fault Diagnosis of Rotating Machinery with a Novel Statistical Feature Extraction and Evaluation



Method, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 50-51, pp. 414-426.

(15) Kang, M., Kim, J., Wills, L. M. and Kim, J. M., 2015, Time-varying and Multiresolution Envelope Analysis and Discriminative Feature Analysis for Bearing Fault Diagnosis, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 62, No. 12, pp. 7749-7761.

(16) Donoho, D. L., 2006, Compressed Sensing, IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 52, No. 4, 1289-1306.

(17) Mascarenas, D., Hush, D., Theiler, J., Farrar, C. and To, I., 2011, The Application of Compressed Sensing to Detecting Damage in Structures, Proceeding of the 8th International Workshop on Structural Health Monitoring.

(18) Höglund, J., Voigt, T., Wei, B., Hu, W. and Karoumi, R., 2014, Compressive Sensing for Bridge Damage Detection, Proceeding of the 5th Nordic Workshop, on System and Network Optimization for Wireless.

(19) Bao, Y., Beck, J. L. and Li, H., 2010, Compressive Sampling for Accelerometer Signals in Structural Health Monitoring, Structural Health Monitoring.

(20) Park, J. Y., Wakin, M. B. and Gilbert, A. C. 2014. Modal Analysis with Compressive Measurements,

IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 62, No. 7, pp. 1655-1670.



signal processing.

**Myung Jun Lee** is a graduate research assistant of mechanical engineering department at Chonnam National University. He received his B.S. and is currently pursuing M.S at the same institute in the area of condition monitoring and



**Gyuhae Park** is a professor of mechanical engineering department at Chonnam National University. He has published more than 300 technical articles in the area of active material and smart structures, vibration/noise analysis and control, structural health monitoring, and energy harvesting, and has served as an associate editor for five SCI(E) journals, including Shock and Vibration, and Journal of Intelligent Material Systems and Structures. He received his B.S. from Chonnam National University and Ph.D. from Virginia Tech, both in mechanical engineering.