

베어링 잔존 수명 예측을 위한 주파수 에너지 기반 특징신호 추출

Feature Extraction for Bearing Prognostics based on Frequency Energy

김 석 구* · 최 주 호** · 안 다 운***

* 주저자 : 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 석사과정

** 교신저자 : 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학부 교수

*** 공저자 : 한국생산기술연구원 대경지역본부/항공시스템기술그룹 선임연구원

Seokgoo Kim* · Joo-Ho Choi** · Dawn An***

* Dept. of Aerospace and Mechanical Eng., Korea Aerospace University

** School. of Aerospace and Mechanical Eng., Korea Aerospace University

*** Daegyong Division/Aircraft System Technology Group., Korea Institute of Industrial Technology

† Corresponding author : Joo-Ho Choi, jhchoi@kau.ac.kr

Vol.16 No.2(2017)

April, 2017

pp.128~139

ISSN 1738-0774(Print)

ISSN 2384-1729(On-line)

[https://doi.org/10.12815/kits.](https://doi.org/10.12815/kits.2017.16.2.128)

2017.16.2.128

Received 31 January 2017

Revised 21 February 2017

Accepted 10 March 2017

© 2017. The Korea Institute of
Intelligent Transport Systems. All
rights reserved.

요 약

철도는 항공기, 선박 등과 더불어 대표적 대중교통 수단으로서 최근 고속 철도의 등장으로 인해 그 비중이 점점 더 높아지고 있으며, 아울러 대형사고의 위험 또한 증가하고 있다. 이 중에서 철도 차량의 차축 베어링은 높은 안전성이 요구되는 부품으로서 최근 이의 고장예측을 위한 건전성 관리기술(Prognostics and Health Management, PHM)에 많은 연구가 집중되고 있다. PHM은 센서를 통해 얻은 데이터로부터 결함관련 특징신호를 추출하고 현재의 고장수준 진단과 미래의 고장시점을 예측하는 기술로서, 이 중에서 가장 중요한 부분은 올바른 특징신호를 추출하는 것이다. 그러나 지금까지의 특징신호들은 잡음으로 인한 심한 변동이나 비단조 경향으로 인해 고장예측에 이용하기에 부족한 점이 있었다. 본 연구에서는 이를 극복하기 위해 주파수 에너지 이동현상을 기반으로 정보 엔트로피를 특징신호로 사용하는 새로운 특징신호 추출법을 개발하고 IEEE 2012 PHM 경진대회에서 공개된 FEMTO 베어링 수명시험 데이터를 대상으로 기존의 특징신호들과 고장예측 성능비교를 함으로써 그 우수성을 검증하였다.

핵심어 : 고속철도, 베어링, 고장예지 및 건전성 관리, 특징신호, 엔트로피

ABSTRACT

Railway is one of the public transportation systems along with shipping and aviation. With the recent introduction of high speed train, its proportion is increasing rapidly, which results in the higher risk of catastrophic failures. The wheel bearing to support the train is one of the important components requiring higher reliability and safety in this aspect. Recently, many studies have been made under the name of prognostics and health management (PHM), for the purpose of fault diagnosis and failure prognosis of the bearing under operation. Among them, the most important step is to extract a feature that represents the fault status properly and is useful for accurate remaining life prediction. However, the conventional features have shown some limitations that make them less useful since they fluctuate over time even after the signal de-noising or do not show a distinct pattern of degradation which lack the monotonic trend over the cycles. In this

study, a new method for feature extraction is proposed based on the observation of relative frequency energy shifting over the cycles, which is then converted into the feature using the information entropy. In order to demonstrate the method, traditional and new features are generated and compared using the bearing data named FEMTO which was provided by the FEMTO-ST institute for IEEE 2012 PHM Data Challenge competition.

Key words : High speed rail, Bearing, Prognostics and health management, Feature, Entropy

I. 서 론

1. 개 요

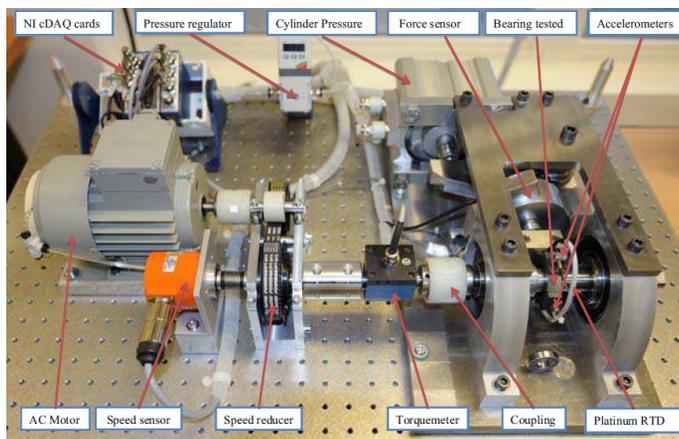
베어링은 철도에서 차륜회전에 사용되는 물론 많은 회전기계의 필수 부품으로 자리 잡고 있다. 적절한 시기에 베어링 정비가 이뤄지지 않으면, 베어링 결함은 시스템 전체의 고장을 초래할 수 있다. 예기치 못한 시스템의 다운타임(down-time)을 줄이고, 베어링의 상태를 진단 예측하기 위해 최근 고장예지 및 건진성관리(Prognostics and Health Management, PHM) 기술에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. PHM은 크게 세 가지 단계로 구성된다. 먼저, 센서로부터 데이터를 수집하고 특징 신호(Feature)를 추출하는 신호처리(Signal processing), 고장 형태를 파악하고, 심각도를 진단하는 고장진단(Diagnostics), 현재의 고장이 언제 사용불능 상태에 도달할지를 미리 예지하는 고장예지(Prognostics)로 구성된다. PHM 단계 중 신호처리, 고장진단 기술은 지금까지 많은 연구가 진행되어 성숙되었지만, 고장예지기술은 최근 연구가 시작되고 있는 분야이다. 베어링 고장예지에서 가장 일반적으로 사용되는 방법은 가속도계를 이용하여 진동 신호를 분석하는 것이다. 하지만 동일한 운전 상태의 베어링이라도 진동 신호 패턴이 서로 다르고 수명 또한 다르게 나타나기 때문에 베어링의 상태를 진단, 예측하는 데에 많은 어려움이 존재한다. 이로 인해 센서로부터 얻은 신호를 이용하여 베어링의 상태를 올바르게 나타내고, 베어링의 결함을 판단할 수 있는 특징신호 추출하는 작업이 중요하다. 전통적으로 특징신호는 시간 영역(Time domain)과 주파수 영역(Frequency domain)으로 분류할 수 있으며, 시간 영역의 대표적인 것에는 RMS와 Kurtosis가, 주파수 영역에서는 Spectral kurtosis, envelope 적용 후의 결합주파수 진폭이 있다(Yan et al., 2008). 최근까지 특징신호를 이용하여 베어링의 고장을 예측하는 다양한 연구가 존재하였다. Siegel et al.(2011)은 베어링 고장 예측을 위한 다양한 방법론의 장점에 대해 언급하였으며, Impact Technologies의 테스트 베드(Test bed)를 통해 확보한 데이터로부터 특징신호를 추출하여 헬리콥터 오일-쿨러 베어링의 고장을 예측하였다. Surtrison et al.(2012)와 Wang et al.(2012)은 IEEE 2012 PHM data challenge competition에서 제시된 FEMTO 베어링 실험 데이터에 대해서 Movinag Average spectral(MAS) kurtosis와 envelope analysis를 통해 베어링의 수명을 예측하였다. Siew et al.(2015)은 SpectraQusest로부터 제공받은 Bearing Prognostics Simulator를 통해 확보한 베어링의 실제 결함과 베어링 고장 진단 분야에서 일반적으로 사용되고 있는 RMS, Kurtosis, Envelope analysis 등의 다양한 특징 신호 사이의 상관관계를 제시하였다. Randall et al.(2011)은 spectral kurtosis와 envelope analysis를 포함하여, 베어링 고장 진단에서 필수적인 기법들을 tutorial paper로 발간하였다. 또한 그는 이 기법을 고속으로 회전하는 터빈 엔진의 베어링부터 radar tower의 저속 main bearing까지 적용하였다. 그 결과 특징신호들은 결합 정도를 나타내는데 아주 효과적이라는 것을 입증하였다.

하지만 이 특징신호들은 고장 예측 관점에서 효과적이지 못한 단점들이 여전히 존재하는데, signal de-noising을 거친 후에도 fluctuation이 여전히 존재하며, 시간이 지나면서 단조성(monotonicity)가 사라지고, 고장에 임박해서야 변화를 보이는 한계점이 존재하여, 베어링의 정확한 수명 예측을 가로막는 요인들이 되었다. 이를

극복하기 위해 An et al.(2016)은 특정 주파수 영역의 진폭 값이 베어링 열화가 진행됨에 따라 그 불확실성 (uncertainty)가 줄어드는 현상에 주목하였고, 이를 정보 엔트로피(information entropy)를 이용해 정량화하여 특징신호로 사용하는 새로운 베어링 고장예측 방법을 제시하였다(An et al., 2016). 하지만 이 방법은 물리적인 근거가 부족하고, 정보 엔트로피를 계산하는 과정에서 계산 시간이 오래 걸린다는 한계가 존재했다. 본 연구에서는 An et al.(2016)이 제시한 방법론의 물리적 의미를 파악하고, 보다 신속하게 특정 주파수를 선정하여 특징신호를 추출할 수 있는 향상된 방법을 제시하였다. 고장 예측의 최종 목표는 잔존수명을 예측하는 것이지만, 본 연구에서는 고장 예측에 적합한 특징 신호를 추출하는 것에 초점을 맞추고, IEEE 2012 PHM data challenge competition에서 제시된 FEMTO 베어링 실험 데이터를 대상으로 기존의 특징신호들과 함께 예측 관점의 성능비교를 함으로써 그 우수성을 검증하였다.

II. FEMTO 베어링 시험 데이터

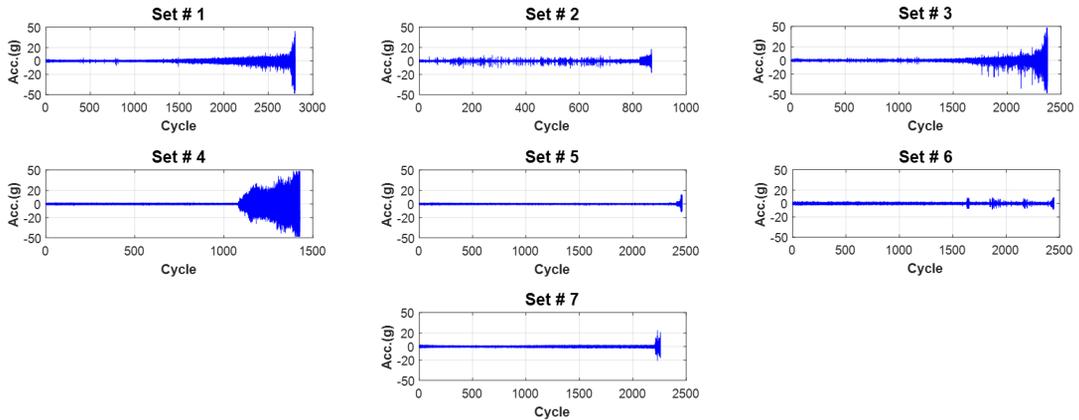
본 연구에서 사용한 데이터는 FEMTO bearing data로, PHM conference competition 2012 당시 제공된 데이터이다. FEMTO의 실험 조건 및 테스트 베드의 실제 사진은 <Fig. 1>과 <Table 1>에서 명시되었다. 베어링은 수평 방향에서 radial load가 가해졌으며, 진동 신호는 수직, 수평 방향의 가속도계를 통해서 샘플링되었다. 샘플링 주파수(sampling frequency)는 25.6 kHz로, 0.1초 간격으로 10초 마다 측정되었다. 총 세 가지 데이터 세트가 서로 다른 실험 조건으로 측정되었으며, data challenge를 위한 임계수준은 가속도계의 진폭이 20g에 도달하는 시점으로 정의되었다(NECTOUX et al., 2012; FEMTO Bearing Data Set). 본 연구에서는 FEMTO 베어링 데이터 중 condition 1에 해당되는 데이터들이 사용하였다. FEMTO 베어링 데이터세트에서는 베어링의 진동 데이터를 제공하였지만, 각각의 베어링에 발생한 결함의 종류에 대해서는 언급하지 않았다. <Fig. 2>를 살펴보면, Condition 1의 조건으로 실험이 이루어진 베어링의 열화 패턴(degradation pattern)이 서로 다르다는 것을 확인할 수 있다. 베어링 수명 또한 짧게는 800 cycle부터 길게는 2800 cycle까지 분포가 크게 나타난다. 이러한 이유로 각각의 베어링 별로 모니터링을 진행해야 하며, 다른 열화 패턴을 보이는 데이터에서도 공통적으로 사용할 수 있는 특징신호를 추출해야 한다. 다음 부분에서는 널리 사용되고 있는 특징 신호들의 양상을 비교하고, 그 변화 양상 별 비교를 진행한다.



<Fig. 1> Experimental platform

〈Table 1〉 Experimental condition

	Radial force	Rotating speed
Condition 1	4000 N	1800 rpm
Condition 2	4200 N	1650 rpm
Condition 3	5000 N	1500 rpm



〈Fig. 2〉 Vibration signal of Condition 1 data set

Ⅲ. 기존 특징 신호

1. 시간 영역의 특징신호

앞서 언급한 바와 같이, 시간 영역의 특징신호로는 RMS와 Kurtosis 같은 통계적인 수치들이 사용된다. 이 두 가지 특징신호들은 식(1)과 (2)를 통해서 손쉽게 계산할 수 있다. 하지만 특징신호들은 심한 노이즈를 가지고 있기 때문에, 고장 예측을 위한 특징 신호로 사용하기 위해서 식(3)의 exponential smoothing을 이용하여, de-noising을 진행하였으며, smoothing factor를 의미하는 α 는 0.9로 지정하였다(Wang, 2012).

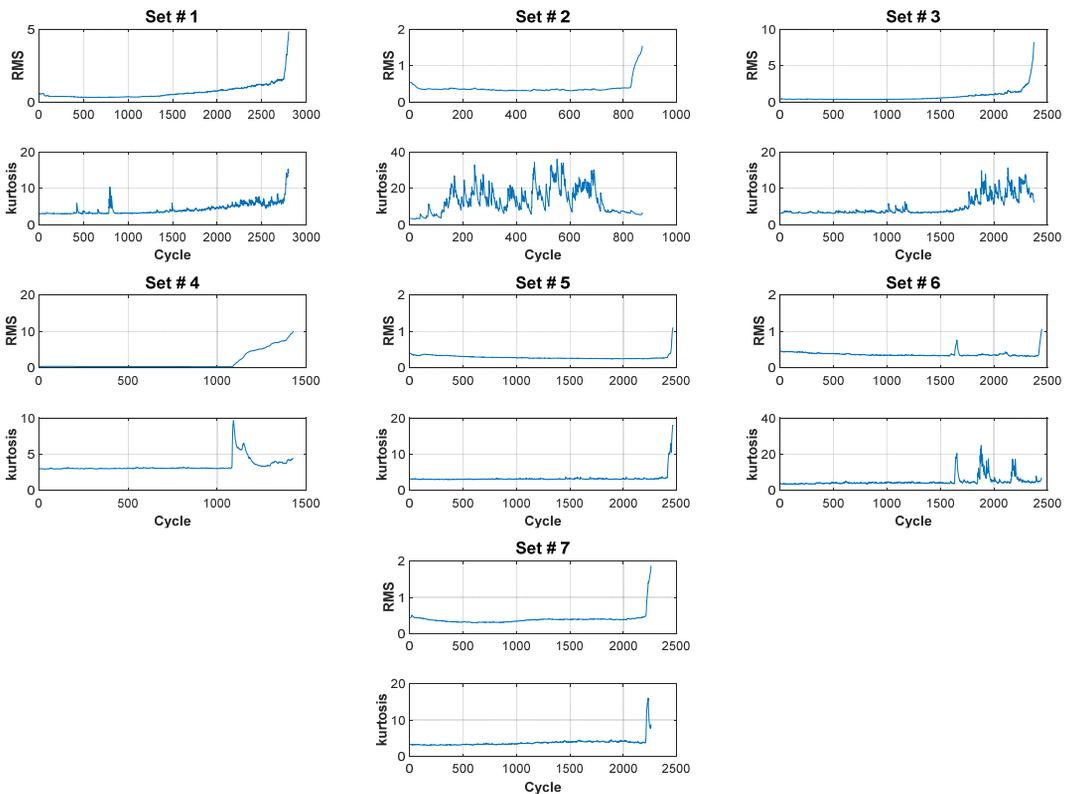
$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \tag{1}$$

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4} \tag{2}$$

$$y_t = \alpha y_{t-1} + (1 - \alpha) s_t \quad (t > 0), \quad y_0 = s_0 \tag{3}$$

시간 영역 특징신호에 대해서 알려져 있는 사실은 RMS의 경우, 결함 초기에는 상승세를 확인하는 것이 어렵고, 결함이 말기에 이르러서야 상승세를 확인할 수 있다. Kurtosis의 경우, 진동 신호의 충격파에 민감하

여, 베어링 결함 초기에 상승세를 보이기 시작한다. 하지만 결함이 일정 수준 진행되고 나면, 다시 감소세를 보인다고 알려져 있다(Siew et al.,2015). <Fig. 3>을 살펴보면, 이를 시각적으로 확인할 수 있으며, 고장 예측 관점에서 시간영역 특징신호들의 두 가지 문제점을 파악할 수 있다. 첫째, 시간 영역의 특징신호들은 노이즈에 민감하기 때문에, smoothing filter를 거친 후에도, 심각한 fluctuation을 보이게 되고, 이는 베어링고장 예측 시에 불확실성을 증가시켜, 정확한 고장 시점을 예측하는데 부적합하다. 둘째, 베어링의 수명 근처에 도달해서야 특징신호가 상승하기 시작하는 경우가 존재한다. <Fig. 3>의 Set #5를 살펴보면, RMS와 Kurtosis 모두 베어링의 수명 근처에 도달해서야 상승 경향을 보이기 시작한다. 고장을 조기에 예측하고, 이에 적절한 정비 행위를 수행해야 한다는 관점에서, 갑작스러운 상승 경향은 정비를 계획하고, 수행하기에 충분한 시간을 제공하지 못하다는 점에서, 고장 예측을 위한 특징신호로는 단점이 존재한다.



<Fig. 3> Time domain feature(RMS, Kurtosis)

2. Moving average spectral kurtosis

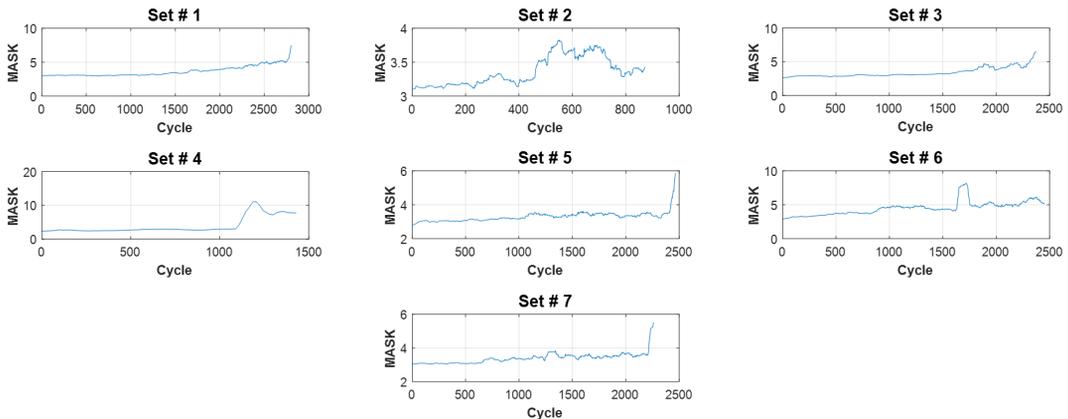
Spectral kurtosis는 하나의 신호에 대해 서로 다른 주파수 영역에서 계산한 kurtosis값이다. 이는 모든 주파수 성분을 가진 신호를 대상으로 계산한 kurtosis에 비해, 베어링 고장과 관련된 특정 주파수 영역에서 추출한 신호만 가지고 kurtosis를 계산하면 더 높은 진단 정확도를 얻을 수 있다고 알려져 있다(Antoni, 2006). Surtrison et al.(2012)는 FEMTO data를 이용하여 spectral kurtosis를 통한 고장예측 방법을 제시하였다. 먼저 전

체 주파수 영역을 500 Hz 단위로 분류한 후, kurtosis를 계산하여, 시간에 대해서 가장 좋은 단조 증가 경향을 보였던 주파수 밴드(Frequency band)의 kurtosis 값을 특징신호로 사용하고, 100개의 data point를 window size로 사용하는 이동 평균 필터(Moving average filter)를 통해 de-noising을 수행하였다(Sutrisno et al., 2012). 단조 증가 경향을 측정하기 위한 척도로는 Spearman's correlation이 사용되었으며, 식 (4)를 통해서 얻을 수 있다. 본 연구에서는 기존 특징신호와의 비교를 용이하게 하기 위한 목적으로, Sutrisno et al.(2012)에서 제시되었던 5.5 ~ 6.0 kHz이 아닌, 각각의 베어링마다 가장 높은 상관관계를 보였던 주파수 밴드를 선정하였으며 그 결과는 <Table 2>에서 확인할 수 있다. 단조 경향이 가장 크게 나타나는 주파수에 주목을 하는 방법론임에도 불구하고, <Fig. 4>의 실제 계산 결과를 살펴보면, 시간 영역 특징신호였던 kurtosis의 단점이 여전히 존재한다는 것을 알 수 있다. Set #2의 경우, 500 cycle까지는 지속적으로 증가하는 경향보이지만, 그 이후에는 감소 경향을 보이는 것을 확인할 수 있다.

$$Spearman's\ correlation = \frac{cov(r_{g_x}, r_{g_y})}{\sigma_{r_{g_x}} \sigma_{r_{g_y}}} \tag{4}$$

<Table 2> Charateristics of tested bearing

	Frequency band	Spearman's correlation
Condition #1, Set #1	1000-1500 Hz	0.9554
Condition #1, Set #2	5500-6000 Hz	0.8005
Condition #1, Set #3	0-500 Hz	0.9637
Condition #1, Set #4	0-500 Hz	0.8784
Condition #1, Set #5	2500-3000 Hz	0.8274
Condition #1, Set #6	3000-3500 Hz	0.9078
Condition #1, Set #7	3000-3500 Hz	0.8863

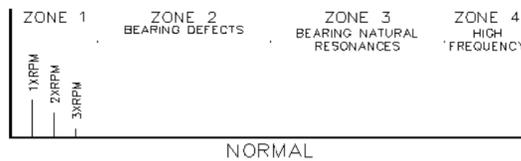


<Fig. 4> Moving average spectral kurtosis

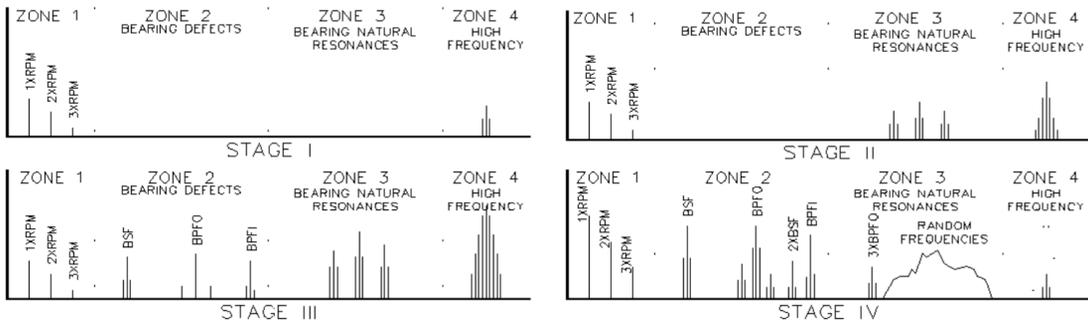
IV. 주파수 에너지에 기반한 특징신호 추출방법

1. 볼 베어링 고장 단계

베어링 결함 발전 단계는 일반적으로 4단계로 구성된다. 이를 주파수 영역에서 스펙트럼 분석으로 살펴본 결과는 <Fig. 5>와 같다. 일반적으로 정상 상태의 베어링은 샤프트 회전 주파수에서의 진폭만을 나타내게 된다. 하지만 결함 상태의 베어링은 1단계에서 고주파수 영역에서 결함 특징이 나타난다. 하지만 이 영역에서는 물리적인 검사를 통해서 베어링의 고장을 식별할 수 없다. 2~3단계에서는 베어링 시스템의 고유주파수 영역에 해당되는 신호가 나타나기 시작하고, 점차 베어링 고장 주파수의 조화 주파수(harmonic frequency)들이 샤프트 주파수에 의해서 변조되어 나타난다. 마지막 단계에 해당되는 4단계에 도달하면, 수많은 변조 주파수 성분들과 조화 주파수(harmonic frequency)들이 발생하게 되고, 베어링 내부의 틈새가 생기면서, 베어링의 고장 주파수 성분들은 크기가 줄어들게 된다. 동시에 “Haystack”이라는 노이즈 성분이 발생한다(Noté, 2012).



<Fig. 5> Spectrum of normal bearing



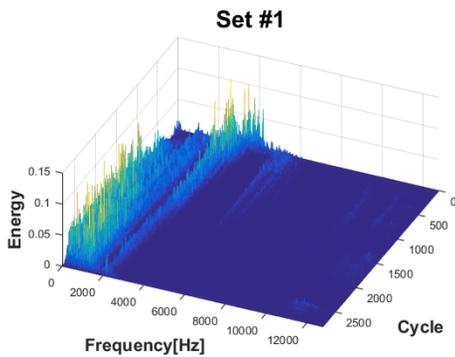
<Fig. 6> Bearing degradation process

2. 주파수 에너지

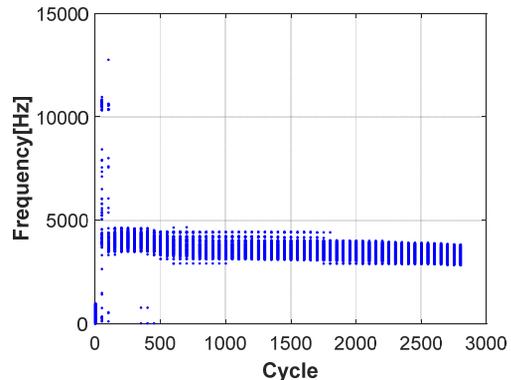
앞서 확인한 베어링 고장 단계에 따르면, 베어링 결함은 특정 주파수로의 에너지 집중을 가져온다. 주파수 스펙트럼 상의 에너지 이동을 효과적으로 감지하기 위해, Wang(2012)에서 제시된 식 (5)를 이용하여, normalized energy를 계산하였다. Normalized energy를 이용하면, 스펙트럼 상의 에너지 총합은 항상 1로 유지되고, 특정 주파수 대역에서의 에너지 손실과 증가를 효과적으로 확인할 수 있다. FEMTO 데이터 세트 중 Condition #1, Set #1에 대한 주파수 스펙트로그램을 확인한 결과는 <Fig. 7>과 같다.

$$E_f = A_f / \sum_{F>0} A_F^2 \tag{5}$$

<Fig. 7>을 살펴보면, 시간이 지나면서, 1000 Hz 주변의 에너지는 상승하고, 2000 Hz 부근의 에너지는 초기에 비해서 감소하는 경향을 보인다는 것을 알 수 있다. 베어링 열화를 나타내는 특징신호로써는 이 두 가지 경향 중 감소경향을 선택하였다. 증가 경향을 베어링 결함이 발생이 가까워지고 난 후에, 육안으로 확인할 수 있기 때문에, 조기에 고장 예측을 하겠다는 목적에는 부합하지 못하고, 감소 경향은 초기에 큰 에너지를 가지고 있는 주파수 영역만 효과적으로 선정할 수 있다면, 에너지 손실 정도를 관찰함으로써 결함이 발생하기 전에 고장 예측이 가능하다고 판단했기 때문이다. 특징신호를 추출할 주파수 선정 기준을 정량화하기 위한 기준으로 Spearman's correlation을 사용하였다. 단조 감소 경향을 보이는 주파수를 영역을 확인하기 위해서, 가장 큰 음의 상관관계를 가지는 상위 100개를 추출했을 때, 시간에 따른 각 주파수 영역에서의 Spearman's correlation 변화는 <Fig. 8>에서 확인할 수 있다. <Fig. 8>을 살펴보면 시간이 지날수록 특정 주파수 영역으로 음의 Spearman's correlation이 수렴한다는 것을 관찰할 수 있고, 이는 An et al.(2016)가 특정 주파수 영역으로 엔트로피 감소가 집중되는 것과 유사한 현상이라는 것을 알 수 있다(An et al., 2016). 기존 방법에서는 모든 주파수 영역에서 대해서 정보 엔트로피 변화는 처음부터 현재 cycle까지 계산을 수행한 후, 가장 크게 감소한 상위 25개를 계산하는 방법을 사용했다. 이 방법의 가장 큰 문제점으로는 계산 시간을 들 수 있다. 모든 주파수에 엔트로피 변화를 계산하고 나서 변화량을 일일이 확인하기 때문에, 계산 량이 많아지는 반면, 단순히 에너지와 시간 사이의 spearman's correlation을 통해서 에너지가 손실이 발생하는 주파수 대역을 찾게 되면 계산 시간은 눈에 띄게 줄어들게 된다.



<Fig. 7> Spectrogram of Condition #1, Set #1



<Fig. 8> Frequency selection

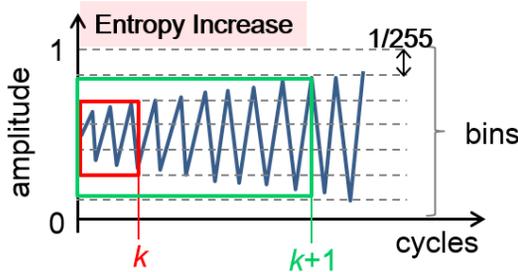
3. 특징신호 추출

1) 정보 엔트로피

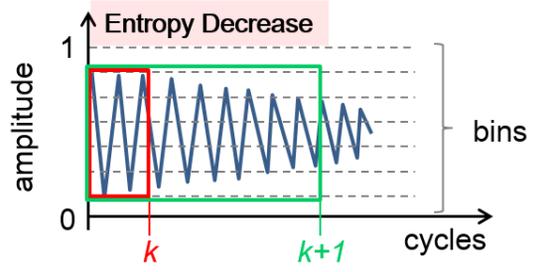
정보 이론에서 등장한 정보 엔트로피는 식 (6)을 이용해 계산된다. 여기서 X 는 정보를, n 은 X 에서 도출될 수 있는 출력의 수, $p(x_i)$ 은 각 출력 값들의 발생확률을 의미한다. 정보 엔트로피를 계산하는 방법은 다음과 같다. 먼저 주어진 정보를 0과 1 사이의 값으로 normalize 시킨다. 그 후, 0과 1사이를 255 간격으로 분류한다. 최종적으로 256개의 bin이 만들어진다. $p(x_i)$ 는 i 번째 bin에 속하는 데이터의 수를 전체 데이터의 수로 나눈 값이 된다. 식 (6)을 살펴보면, n 이 커지게 되면, 엔트로피가 상승하게 된다. 다시 말해 정보 엔트로피는 정보의 불확실성을 나타내기 위한 지표로 사용된다. 이를 진동신호와 연관 지어 생각하면 <Fig. 9>와 <Fig.

10>를 통해 크게 두 가지 경우를 생각해볼 수 있다. <Fig. 9>는 초기에 비해서 진동신호가 점점 커지는 현상을 나타내고 있다. 이는 정보, 즉 진동 신호의 불확실성이 점점 커지는 것을 의미하고 결과적으로는 엔트로피 상승을 초래한다. <Fig. 10>은 이와 반대의 개념으로 시간이 지날수록 진동신호가 일정 수준으로 감소한다는 것을 의미하고 결과적으로 엔트로피 감소를 가져온다. 보다 자세한 사항은 An et al.(2016)에서 확인할 수 있다.

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i) \tag{6}$$



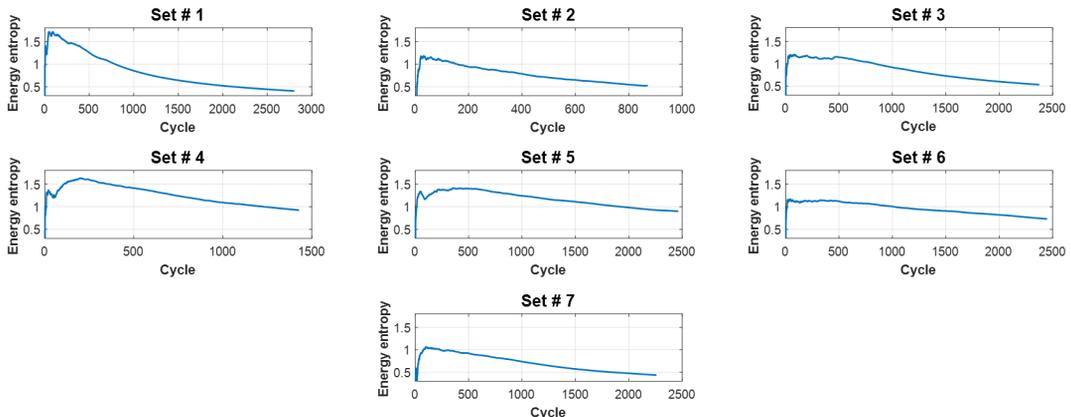
<Fig. 9> Entropy increase



<Fig. 10> Entropy decrease

2) 에너지 엔트로피 추출

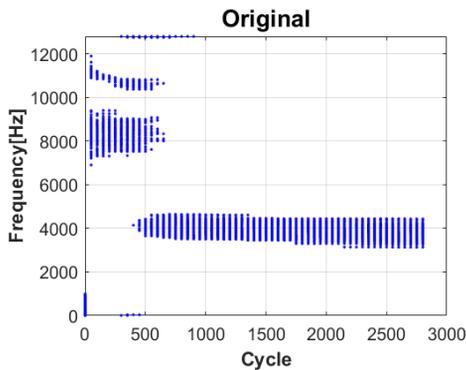
앞서 계산한 특정 주파수에서의 주파수 에너지를 이용하여, 정보 엔트로피를 계산한다. 앞부분에서 총 100개의 주파수 성분을 고려했기 때문에 총 100개의 엔트로피 경향을 얻게 되고, 최종적으로는 이들의 median 값을 특징신호로 사용한다. Condition #1의 data set에 대한 계산결과는 <Fig. 11>과 같다. Energy entropy는 베어링 작동 초기에 가장 높은 값에 도달하고 난 후에는, 단조로운 감소 경향을 보이게 된다. 또한 수명 근처에서 문제점으로 제시되었던 급격한 증가세도 극복되는 것을 확인할 수 있다.



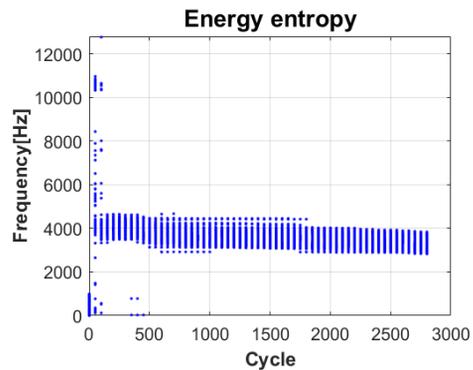
<Fig. 11> Energy entropy

3) 주파수 수렴도

An et al.(2016)가 주목했던 특정 주파수로의 진폭 수렴은 엔트로피를 이용한 특징신호 추출법에서 가장 핵심이 된다. 이로 인해 보다 신속하게 특정 주파수로의 수렴을 얻게 된다면 초기에 고장을 예측할 수 있게 된다. <Fig. 12>와 <Fig. 13>을 살펴보면 Condition #1, Set #1에 대해서 특정 주파수를 기존의 엔트로피 방법과 에너지 엔트로피 방법 사이의 수렴 속도를 비교할 수 있다. 기존의 엔트로피는 500 cycle 이후에 특정 주파수로 수렴하지만 에너지 엔트로피를 이용한 방법은 100 cycle로 비교적 초기에 특정 주파수를 선정할 수 있다는 것을 알 수 있다.



<Fig. 12> Original version



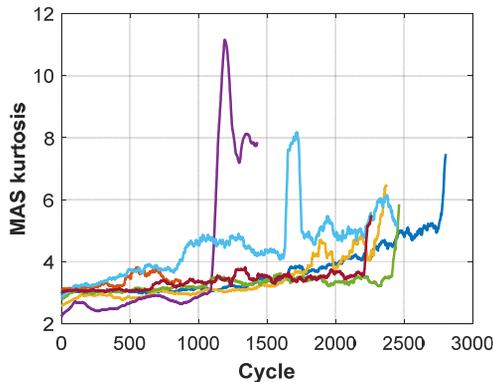
<Fig. 13> Energy entropy

V. 기존 특징신호들과의 비교 분석

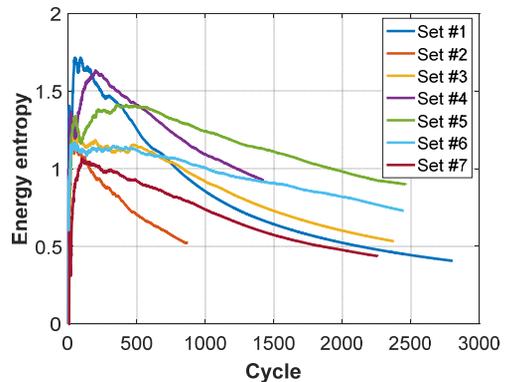
고장 예측에 적합한 특징신호로 사용되기 위해서 가장 중요한 요소 중 하나는, 단조성(monotonicity)이다. 단조 경향을 나타내는 일반적인 지표로는 Spearman's correlation이 사용되고 있다. 가장 일반적인 특징신호인 RMS, Kurtosis와 베어링 고장 진단에서 많이 사용되고 있는 특징신호인 spectral kurtosis, 그리고 본 연구에서 제안한 에너지 기반의 정보 엔트로피의 단조 경향을 정량적으로 평가한 <Table 3>와 같다. 본 연구에서 제시한 방법은 소개한 방법 중에서 유일하게 감소 경향에 주목하였기 때문에, 상관관계는 음수로 나타난다. 대표적인 시간 영역 특징 신호인 RMS와 Kurtosis는 모두 낮은 단조적인 상관관계를 보인다는 것을 확인할 수 있다. 반면, 주파수 영역의 특징신호로 분류된 MASK(Moving average spectral kurtosis)는 시간영역의 특징신호들보다 더 나은 단조 경향을 보인다. 7가지 데이터 모두 0.8 이상의 높은 단조증가 경향을 보이고 있다. 따라서 단조 경향 관점에서 높은 성능을 보이는 특징신호로 간주될 수 있다. 하지만, <Fig. 14>를 살펴보면, # 4, Set # 6의 경우, 특징신호 경향에서 떨림 현상(fluctuation)이 확인되고, Set #5는, 수명 근처에 이르러서야 급격하게 상승하는 경향이 여전히 존재한다는 것을 알 수 있다. 본 연구에서 제시한 주파수 에너지에 대한 엔트로피는 대부분의 데이터가 100 cycle 근처까지만 상승하고, 베어링의 실제 수명까지는 단조 감소경향을 보인다.

〈Table 3〉 Spearman's correlation of features

Spearman's correlation	RMS	Kurtosis	MASK	Energy entropy
Condition #1, Set #1	0.8638	0.9111	0.9554	-0.9762
Condition #1, Set #2	-0.0226	0.1334	0.8005	-0.9289
Condition #1, Set #3	0.8306	0.7754	0.9637	-0.9586
Condition #1, Set #4	0.1343	0.8049	0.8784	-0.9666
Condition #1, Set #5	-0.7826	0.5531	0.8274	-0.8906
Condition #1, Set #6	-0.6340	0.7553	0.9078	-0.9302
Condition #1, Set #7	0.4910	0.8902	0.8863	-0.9328



〈Fig. 14〉 Moving average spectral kurtosis



〈Fig. 15〉 Energy entropy

VI. 결 론

베어링 고장 예측은 사전에 예기치 못한 고장을 방지하기 위해서 아주 중요한 분야이다. 보다 정확하고, 조기 고장 예측을 위해서는 고장 예측에 적합한 특징신호를 추출하는 작업이 선행되어야 한다. 본 연구에서는 베어링이 고장에 도달하면서 특정 주파수에서의 에너지가 상승하게 된다는 물리적 현상에 주목하였다. 이를 통해 특정 주파수에서의 주파수 에너지를 이용한 특징신호를 새롭게 추출하였으며, 기존 연구보다 더 향상된 특정 주파수 수렴 속도를 확보하였다. 또한 베어링 PHM 분야에서 전통적으로 사용되고 있었던 특징신호와 성능을 비교하였으며, 이를 위한 지표로 Spearman's correlation을 도입하였다. 그 결과 에너지 엔트로피가 기존 특징신호들에 비해서 더 높은 단조 경향을 보이고, 수명 기간 동안 특징신호의 떨림현상이 발견되지 않았다. 에너지 엔트로피를 고장 예측을 위한 특징신호로 사용하면, 보다 정확하게 잔존 수명을 예측할 수 있을 것으로 기대된다. 하지만 본 연구에서는 베어링의 고장을 의미한 임계수준에 대한 정의를 제시하지 못했다. 향후 연구에서는 에너지 엔트로피를 이용한 고장 임계수준을 정의하고, 이를 이용하여 다양한 데이터에서의 베어링 고장을 실제로 예측하는 연구를 진행할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 국토교통부 철도기술연구사업의 연구비지원 철도차량 결함 조기검출 및 잔존 수명 알고리즘 개발(16RTRP-B104370-03-000000) 지원으로 수행하였습니다.

REFERENCES

- An D., Kim N. H. and Choi J.(2016), "Bearing Prognostics Method Based on Entropy Decrease at Specific Frequency," In 18th AIAA Non-Deterministic Approaches Conference, p.1678.
- Antoni J.(2006), "The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, no. 2, pp.282-307.
- FEMTO Bearing Data Set, NASA Ames Prognostics Data Repository, <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>, NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA.
- NECTOUX, Patrick et al.(2012), PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests, In: IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'12. IEEE Catalog Number: CPF12PHM-CDR, p.1-8.
- Note S. F. A.(2012), Rolling Element Bearings, REB, Sales Technology, Inc, League City TX.
- Randall R. B. and Antoni J.(2011), "Rolling element bearing diagnostics—a tutorial," *Mechanical systems and signal processing*, vol. 25, no. 2, pp.485-520.
- Siegel D., Lee J. and Canh L.(2011), "Methodology and framework for predicting rolling element helicopter bearing failure," Prognostics and Health Management (PHM), 2011 IEEE Conference on. IEEE.
- Siew W. S., Smith W. A., Peng Z. and Randall R. B.(2015), "Fault Severity Trending in Rolling Element Bearings," Acoustics 2015 Hunter Valley.
- Sutrisno E., Oh H., Vasan A. S. S. and Pecht M.(2012), "Estimation of remaining useful life of ball bearings using data driven methodologies," In Prognostics and Health Management (PHM), 2012 IEEE Conference on, IEEE, pp.1-7.
- Wang T.(2012), "Bearing life prediction based on vibration signals: A case study and lessons learned". In Prognostics and Health Management (PHM), 2012 IEEE Conference on, IEEE, pp.1-7.
- Yan W., Qiu H. and Iyer N.(2008), "Feature extraction for bearing prognostics and health management," (phm)-a survey (preprint) (No. AFRL-RX-WP-TP-2008-4309). AIR FORCE RESEARCH LAB WRIGHT-PATTERSON AFB OH MATERIALS AND MANUFACTURING DIRECTORATE.