

<학술논문>

DOI <http://dx.doi.org/10.3795/KSME-A.2013.37.11.1315>

ISSN 1226-4873(Print)
2288-5226(Online)

볼 베어링 손상 예측진단 방법[§]

이도환^{**} · 김양석^{*}

* 한수원중앙연구원

Prognostic Technique for Ball Bearing Damage

Do Hwan Lee^{**} and Yang Seok Kim^{*}

* KHNP Central Research Institute

(Received December 28, 2012 ; Revised September 16, 2013 : Accepted September 28, 2013)

Key Words: Bearing(베어링), Damage(손상), Prognostics(예측진단), Particle Filter(파티클 필터)

초록: 볼 베어링의 손상 상태를 예측하기 위한 방법을 본 논문에서 제시하였다. 손상 진전율을 추정하기 위해 확률적 베어링 피로 결함 진전 모델을 적용하고 잡음이 포함된 가속도 신호의 RMS 데이터를 이용하여 손상 상태와 고장 시간을 계산하였다. 확률적 결함 진전 모델의 파라미터는 볼 베어링에 대한 일련의 Run-to-Failure 시험을 수행하여 결정하였다. 가속도 RMS값으로부터 손상 진전율과 손상 상태를 추정하기 위해 규칙화된 파티클 필터 추정 방법을 적용하였다. 미래 시점에서의 손상 상태는 최근 측정된 데이터와 직전에 추정된 상태값을 이용하여 예측하였다. 예측된 손상 상태와 시험 데이터와 비교하여 개발된 방법의 적절성을 확인하였다.

Abstract: This study presents a prognostic technique for the damage state of a ball bearing. A stochastic bearing fatigue defect-propagation model is applied to estimate the damage progression rate. The damage state and the time to failure are computed by using RMS data from noisy acceleration signals. The parameters of the stochastic defect-propagation model are identified by conducting a series of run-to-failure tests for ball bearings. A regularized particle filter is applied to predict the damage progression rate and update the degradation state based on the acceleration RMS data. The future damage state is predicted based on the most recently measured data and the previously predicted damage state. The developed method was validated by comparing the prognostic results and the test data.

- 기호설명 -

- x_t : 상태
- w_t : 상태 추정 모델 잡음
- y_t : 측정값
- v_t : 측정 잡음

1. 서론

베어링 파손은 회전기기의 고장의 가장 큰 원인 중 하나이다. 그러므로 베어링의 파손을 사전

에 예측할 수 있다면 회전기기의 고장 정지를 예방할 수 있어 기기의 운전 신뢰성을 확보할 수 있음은 물론 정비 비용을 절감하는 데 크게 기여할 수 있다.⁽¹⁾

베어링 결함은 미세한 크랙이 베어링 내부에 발생하는 단계를 거쳐 내부 마이크로 크랙이 응집되어 표면에 Spall 시작 단계로 발달한다. Spall이 시작되면 베어링은 결국 표면 재질이 계속 떨어져 나가는 Spall 진전(Progression) 단계를 거쳐 파손된다.⁽²⁾ Spall이 존재하는 상태에서 베어링을 교체하지 않고 기기를 운전하게 되면 베어링의 파손으로 인해 불시에 회전기기를 정지해야만 한다. 또한, 운전 중에 결함을 감지한 경우에도 회전기기를 정지해야 하는지 또는 계속 운전해야 하는지를 결정해야 한다. 따라서, Spall의 진전에

§ 이 논문은 대한기계학회 2012년도 추계학술대회(2012. 11. 7.-9., CECO) 발표논문임

† Corresponding Author, dhsmf@khnp.co.kr

© 2013 The Korean Society of Mechanical Engineers

따른 베어링의 파손 시점을 정확히 예측하는 것은 설비 운영 면에서 매우 중요하다.

베어링이 설계 조건에서 운전될 때 베어링에서 Spall이 시작되는 시점은 Lundberg-Palemgren(L-P)의 관계식을 이용하여 예측해 왔다. L-P 관계식은 정해진 하중 조건에서 동일한 베어링을 운전했을 때 일정 비율이내의 베어링이 손상될 수 있는 최대 시간을 평가하기 위한 것이다. 그러므로 이 관계식으로는 개별 베어링의 파손 시점을 정확히 예측하기는 어렵다. 또한 베어링의 손상이 이물질의 유입과 같이 예기치 못한 조건에 의해 발생하는 경우에는 파손 시점 예측이 더욱 어렵게 된다.

운전 중에는 베어링의 Spall 상태를 육안으로 관찰하거나 측정할 수 없다. 그러므로 직접 측정에 의한 방법을 통해 Spall의 성장을 예측하거나 베어링이 파손될 때까지의 잔존 수명을 예측하기 어렵다. 따라서 베어링의 잔존 유효 수명을 예측하기 위해서는 Spall 진전 모델을 만들고 측정 가능한 변수와 Spall 진전 모델과의 관계를 통해 베어링의 Spall 상태를 추정하는 것이 필요하다.⁽³⁾

Kalman Filter는 관찰 가능한 변수로부터 상태를 추정하는 방법 중 가장 대표적인 방법이라고 알려져 있다. 그러나 Kalman Filter는 상태 모델이 비선형적이고 측정 또는 상태의 잡음이 Gaussian이 아닐 때에는 상태 추정의 정확도가 떨어지는 단점을 갖고 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 Extended Kalman Filter(EKF), Unscented Kalman Filter 등이 개발되었으나 측정 또는 상태 관계식의 비선형성이 큰 경우에는 이 방법을 사용해도 정확도와 수렴성을 향상시키기 어렵다. 비선형 상태 추정을 위해 최근에 개발된 파티클 필터 기법은 상기의 문제점을 해결할 수 있는 장점을 갖고 있어 광범위하게 활용되고 있다.⁽⁴⁾

온라인 데이터를 이용한 베어링 예측진단(Prognostics)에 관한 연구는 2000년대부터 본격적으로 수행되었는데 대표적인 초기 연구 중 하나는 Li 등⁽¹⁾에 의해 수행된 연구이다. 그들은 베어링의 확률 결합 진전 모델을 고안하고 확률적 미분방정식을 이용하여 베어링 결합 경로를 예측하였다. Bolander 등⁽³⁾은 최근 파티클 필터 기법을 사용하여 구름 베어링에 대한 예측 방법을 개발했다. 또한, 그들은 시험 데이터, 유한요소 해석 방법 및 손상 역학 이론 등을 이용하여 Spall의

진전율을 계산하는 방법을 제안했다. 한편, Qiu 등⁽⁵⁾은 구름 베어링을 단일 자유도 진동계로 가정하고 손상 역학 이론을 이용하여 고장 수명과 강성 변화와의 관계를 유도하고 베어링의 고장 시간을 예측할 수 있는 방법을 고안했다.

베어링의 초기 Spall은 내륜, 볼 및 외륜 등에 나타날 수 있다. 초기 Spall의 위치에 따라 Spall 진전율이 달라지므로 정확하게 Spall의 진전을 예측하기 위해서는 초기 Spall의 위치를 진단할 수 있어야 한다. Spall의 위치는 참고문헌 (6)에서 제시한 바와 같은 결합진단(Diagnostics) 기법을 통해 추정할 수 있다. 이에 따라 예측진단 연구는 일반적으로 결합진단과 독립적으로 수행될 수 있다.

베어링 Spall의 예측진단을 위해서는 먼저 Spall 성장과 측정 신호와의 관계를 규명해야 한다. 또한 베어링의 Spall 진전 상태를 모델링하고 현재 측정 데이터로부터 미래의 상태를 예측할 수 있는 방법을 개발하여야 한다. 본 연구에서는 볼 베어링에 대한 Run-to-Failure 데이터를 이용하여 내륜에 발생하는 Spall의 진전 모델을 개발하고 규칙화된 파티클 필터(Regularized Particle Filter)⁽⁴⁾ 기법을 이용하여 베어링의 Spall에 대한 예측을 시도하였다. 또한 시험을 통해 얻은 Spall 길이와 예측 결과를 비교하여 예측진단 방법의 적정성을 평가했다.

2. 본 론

2.1 베어링 시험 장치

Fig. 1은 본 연구에서 베어링 성능저하 시험을 위해 개발한 장치를 나타낸 것이다. 베어링 시험 장치는 크게 베어링 하우징 장치(Bearing housing unit), 윤활공급장치(Lubricant supply unit), 유압장치(Hydraulic unit for axial and radial loading) 및 냉각장치(Chiller)로 구성되어 있다. 베어링의 수명은 윤활 상태와 온도에 의해 영향을 받는다. 이러한 점을 고려하여 윤활유 공급 장치를 통해 10ml/min의 윤활유가 시험 베어링에 윤활유가 공급될 수 있도록 하였고 온도 상승에 따른 윤활유와 작동유의 성능 변화를 최소화하기 위해 냉각장치를 사용하였다. 베어링의 회전을 위해 11kW의 3상 모터를 사용하였으며 시험시 회전속도는 3,600rpm으로 유지하였다.

시험 베어링에 대한 성능 저하를 가속화하는 데

에는 일반적으로 베어링에 큰 하중을 추가하는 방법을 사용한다. 본 연구에서도 Fig. 2와 같이 서보 구동기와 유압 실린더를 이용하여 시험 베어링 하우징에 하중이 전달되도록 하였는데 시험시 반경방향으로는 최대 13.1kN을, 축방향으로는 5.4kN의 하중을 추가하였다.

측정 신호를 이용하여 베어링 손상의 진행을 예측하기 위해서는 베어링의 손상 정도와 측정 신호 강도와의 관계를 규명해야 한다. 본 연구에서는 베어링의 성능 저하 측정을 위해 가용 주파수 대역이 25kHz인 B&K사 4397 모델의 단축 가속도계를 사용하였다. 가속도계는 Fig. 2의 시험 베어링 하우징에 x, y, z 방향으로 설치되었으며 가속도계로부터 전송된 신호는 Antialiasing 필터가 장착된 NI사 모델 4496 A/D 카드를 이용하여 30ks/s로 샘플링되었다.

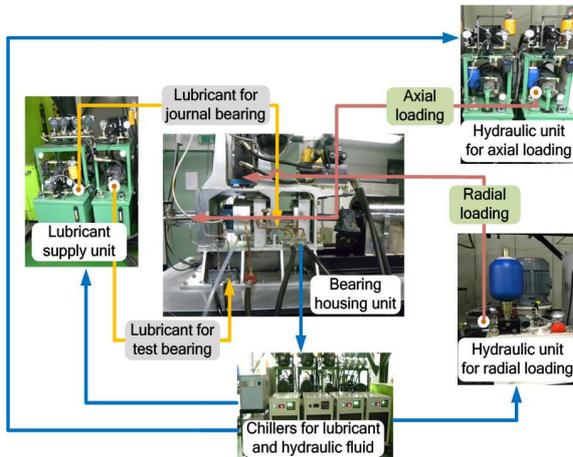


Fig. 1 Configuration of bearing test system

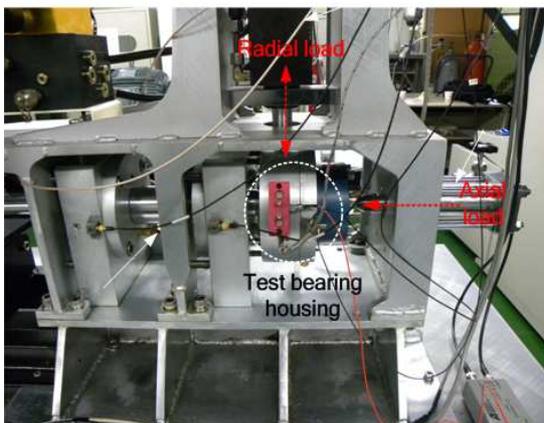


Fig. 2 Test bearing housing with radial and axial loading cylinders

시험에 사용된 베어링은 회전 기기에서 가장 많이 사용되는 베어링 중 하나인 단열 각 접촉 볼 베어링(Single-row angular contact ball bearing)이었다. 시험에 사용된 베어링에 대한 제원을 Table 1에 나타내었다.

2.2 순차적인 베이지안 필터링

일반적으로 베이지안 필터링을 설명하기 위해 아래와 같은 비선형 상태-공간(State-Space) 모델을 고려한다.⁽⁷⁾

$$x_{t+1} = f(x_t, w_t) \tag{1}$$

$$y_t = h(x_t, v_t) \tag{2}$$

식 (1)은 미지의 상태 변수 x_t 가 시간에 따라 진행되는 것을 모델링한 것이고 식 (2)는 측정 변수 y_t 와 상태 x_t 와의 관계를 모델링 한 것이다. 식 (1)에서 프로세스 잡음이라고 불리는 w_t 은 상태 모델과 실제 상태와의 차이를 나타내고 식 (2)의 측정 잡음 v_t 는 측정값과 측정 모델과의 차이를 나타낸다.

Bayesian 상태 추정 방법은 이전 조건부 상태 $p(x_{t-1}|Y_{t-1})$ 로부터 필터링된 $p(x_t|Y_t)$ 를 추정하는 방법이다. Chapman-Komogrov 관계식과 시스템의 상태가 마르코프 과정이라 가정을 이용하면 시간 t에서의 상태 x_t 의 사전 확률 밀도 함수는 아래와 같이 계산될 수 있다.^(4,7)

$$p(x_t | Y_{t-1}) = \int p(x_t|x_{t-1})p(x_{t-1}|Y_{t-1})dx_{t-1} \tag{3}$$

여기서, Y_{t-1} 는 y_0, y_1, \dots, y_{t-1} 를 나타낸다.

Table 1 Test bearing specifications

	Specification
Type	Single-row angular contact ball bearing
Manufacturer/model	NTN/7906C, NSK/7906A5
Size	30×47×9mm (ID×OD×Width)
Number of ball	19(NTN), 17(NSK)
Dynamic load	7.55 kN(NTN), 7.85kN(NSK)
Contact angle	15°(NTN), 25°(NSK)

시간 t 에서 새로운 측정값을 이용한 상태 x_t 에 대한 사후 확률 밀도 함수는 아래와 같다.

$$p(x_t | Y_t) = \frac{p(x_t | Y_{t-1})p(y_t | x_t)}{p(y_t | Y_{t-1})} \quad (4)$$

여기서,

$$p(y_t | Y_{t-1}) = \int p(y_t | x_t)p(x_t | Y_{t-1})dx_t \quad (5)$$

초기 상태 $p(x_0)$ 을 가정하고 식 (3)을 이용하여 상태 x_t 에 대한 사전 확률 밀도 함수를 계산하면 식 (4)와 (5)를 이용하여 사후 확률 밀도 함수를 계산할 수 있다. 식 (3)~(5)를 이용하여 확률 밀도 함수를 해석적으로 계산할 수 있는 경우는 일부로 제한되어 있어 일반적으로는 파티클 필터와 같은 방법을 통해 상태를 추정해야 한다.

2.3 파티클 필터

만약 정확한 사후 확률 밀도 함수를 안다면 상태 x_t 는 아래와 같이 랜덤 샘플링을 통해 얻을 수 있다.

$$p(X_t | Y_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(X_t - X_t^i) \quad (6)$$

여기서, X_t^i 는 $p(X_t | Y_t)$ 로부터 추출된 독립 랜덤 샘플을 나타낸다.

실제로는 정확한 사후 확률 밀도 함수 $p(X_t | Y_t)$ 를 알 수 없기 때문에 중요도 함수(Importance function) $q(X_t | Y_t)$ 와 중요도 가중치(Importance weight) \widetilde{W}_t^i 를 도입하여 아래와 같이 사후 확률밀도 함수를 계산한다.

$$p(X_t | Y_t) = \sum_{i=1}^N \widetilde{W}_t^i \delta(X_t - X_t^i) \quad (7)$$

여기서,

$$\widetilde{W}_t^i = \frac{W_t^i}{\sum_{i=1}^N W_t^i}$$

$$W_t^i = \frac{p(Y_t | X_t^i) \times p(X_t^i)}{q(X_t^i | Y_t)}$$

사후 확률 밀도 함수 $p(X_t | Y_t)$ 는 식 (7)을 기

반으로 하는 순차 중요도 샘플링(Sequential Importance Sampling) 알고리즘을 통해 수치적으로 계산될 수 있는데 순차 중요도 샘플링 방법은 중요도 가중치 \widetilde{W}_t^i 의 분산이 시간에 따라 증가하여 가중 효과가 사라지고 사후 확률 밀도도 일부 영역에 집중하게 되는 문제점을 갖고 있다.

이를 해결하는 방법으로 재추출(Resampling) 방법이 고안되었는데 이 방법은 원래의 샘플 x_t^i 을 N_p 번 재추출하는 방법이다. 그러나 재추출 방법은 이산 확률밀도 함수로부터 파티클을 추출함으로써 일부 파티클만이 사후 파티클로 변환되게 되는 문제가 발생할 수 있다. 특히 상태-공간 모델에 오류가 있는 경우에는 이러한 문제가 더욱 악화될 수 있으므로 이를 극복하기 위해 규칙화된 파티클 필터 기법(Regularized Particle Filter)이 고안되었다. 이 방법은 식 (7)의 이산 확률 분포를 Kernel 확률 밀도 함수로 근사시키는 방법이다. 본 연구에서는 규칙화된 파티클 필터 기법을 적용하였는데 이 알고리즘은 Table 2에 요약하였다.

식 (1)과 (2)로부터 상태-공간 모델을 통해 먼 미래의 상태를 예측한다는 것은 미래에 얻어질 측정값에 대한 정보 없이 상태를 추정하는 것과 같은 의미라는 것을 알 수 있다. 그러므로 현재 시점 t 에 대한 측정값을 알 때 $t+k$ 시간에 대한 상태는 현재 시점 t 까지 얻어진 측정값과 $t+k-1$ 시간에서 얻은 상태 추정값을 이용하여 구한다.

Table 2 Regularized Particle Filter algorithm

-
- 추출 : $x_0^i \sim p(x_0)$
 - 추출 : $x_t^i \sim p(x_t | x_{t-1}^i)$
 - 가중치 갱신 : $W_t^i = p(y_t | x_t^i)$
 - 가중치 정규화 : $\widetilde{W}_t^i = W_t^i / \sum_{i=1}^{N_p} W_t^i$
 - 샘플 평균 및 공분산 계산
 - 샘플 공분산으로부터 $L^{1/2}$ 계산
 $L^{1/2}(t)L^{T/2}(t) = R_{xx}(t)$
 - 재추출 : $\hat{x}_t^i \Rightarrow x_t^i$
 - Epanechnikov Kernel로부터 추출
 $\epsilon_t^i \sim K_{\Delta_x}(x_t - \hat{x}_t^i)$
 - 다양화(Diversify) : $\widetilde{x}_t^i = \hat{x}_t^i + \Delta_x L^{1/2}(t)\epsilon_t^i$
-

2.4 Spall 진전 모델

볼 베어링 Spall 진전 상태를 모델링하기 위해서는 일반적으로 베어링에 대한 성능저하 가속화 시험을 통해 Spall 데이터를 확보해야 한다. 본 연구에서는 베어링에 초기 결함을 인가한 경우와 인가하지 않은 경우에 대해 시험을 수행하였는데 초기 결함을 인가하지 않은 경우 대부분의 결함이 내륜에서 발생하여 Spall 진전 모델 개발은 베어링 내륜으로 제한하였다.

Fig. 3은 볼 베어링에 대한 Run-to-Failure 시험을 통해 얻은 축방향 가속도 신호의 RMS 값과 Spall 길이를 나타낸 것이다. 시험시 축방향으로는 5.4kN을, 반경 방향으로는 각각 8.8, 9.8, 13.1kN의 하중을 가하였다. Fig. 3으로부터 축방향 가속도 신호의 RMS값과 Spall 길이 사이에 상관관계가 존재함을 확인할 수 있는데 상관관계 분석 결과 축방향 가속도 신호의 RMS값과 Spall 길이에 대한 R²값이 약 0.5로 나타났다.

Fig. 3에는 크기는 동일하나 접촉각이 다른 두

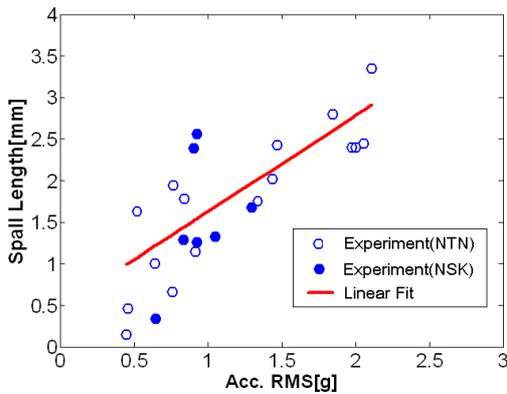


Fig. 3 Relationship between the RMS values of axial acceleration and the spall length

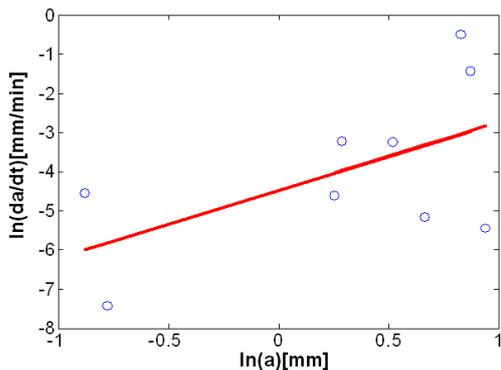


Fig. 4 Relationship between the spall length and the spall growth rate at the radial load of 9.8kN

가지 베어링의 시험 결과가 포함되어 있다. 그림에서 보이는 바와 같이 접촉각에 따른 데이터 분포의 변화는 뚜렷하지 않으며 상관관계 분석에서도 접촉각에 따른 영향은 크지 않은 것으로 나타났다.

베어링 Spall에 대한 진전을 모델의 파라미터를 구하기 위해서는 운전시간에 따라 결함의 증분을 측정해야 하므로 베어링의 분해 및 재조립이 불가피하다. 베어링 재조립시 정상적으로 부품이 결합되지 못하면 Spall 진전율에 영향을 줄 수 있다. 이에 따라 다수의 분해 및 조립이 Spall 진전율에 미치는 영향을 최소화하기 위해 본 연구에서는 시험전 초기 결함 인가와 시험 종료 후 최종 Spall 길이 측정시에만 베어링을 분해하였다.

본 연구에서는 로크웰 경도계로 베어링에 0.1~0.34mm의 초기 결함을 인가하고 가속도 RMS가 일정한 수준 이상일 때까지 시험장치를 운전한 후 최종 Spall 길이를 측정하였다. Spall의 크기는 먼저 버니어 캘리퍼스로 내경의 폭을 측정하고 디지털 이미지 저장이 가능한 최대 180배의 배율을 가진 확대경을 이용하여 결함과 내경의 이미지를 비교함으로써 결정하였다.

Fig. 4는 반경방향 하중이 9.8kN일 때 시험을 통해 얻은 Spall 길이와 시간에 따른 Spall 길이 변화를 나타낸 것이다. 그림을 보면 Spall 길이와 시간에 따른 Spall 길이 변화에 대한 상관관계가 RMS값과 Spall 길이에 대한 상관관계에 비해 좋지 않다는 것을 알 수 있는데 상관관계 분석 결과 R²값은 약 0.2로 나타났다.

베어링의 Spall 길이를 예측하기 위해서는 식 (1)과 (2)와 같은 상태-공간 관계식이 필요하다. 본 연구에서는 아래와 같이 확률적 베어링 피로 결함 진전 모델⁽¹⁾을 이용하여 Spall 진전을 모델링하고 가속도 RMS를 측정 변수로 사용했다.

$$\frac{dx}{dt} = e^w C(\beta \sqrt{x})^n \tag{8}$$

여기서 w 는 $w \sim N(0, \sigma_w^2)$ 인 가우시안 백색 잡음이고 C, β 및 n 등은 파라미터이다.

일반적인 확률적 결함 진전 모델을 적용할 때 초기 Spall 길이는 매우 중요한데 초기 Spall 길이를 알기 어려우므로 초기 Spall 길이를 0으로 가정할 수 있다. 그러나 확률적 결함 진전 모델을 사용할 때 초기 Spall 길이를 0으로 가정하면 Spall

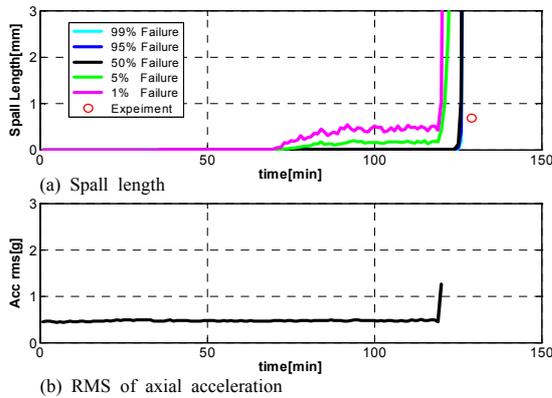


Fig. 5 Spall length prediction and axial acceleration RMS values at 120min (Bearing #1)

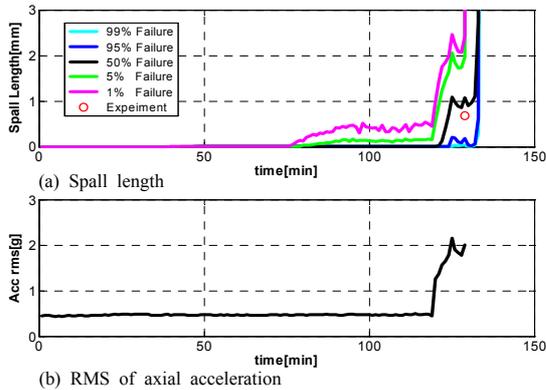


Fig. 6 Spall length prediction and axial acceleration RMS values at 129min (Bearing #1)

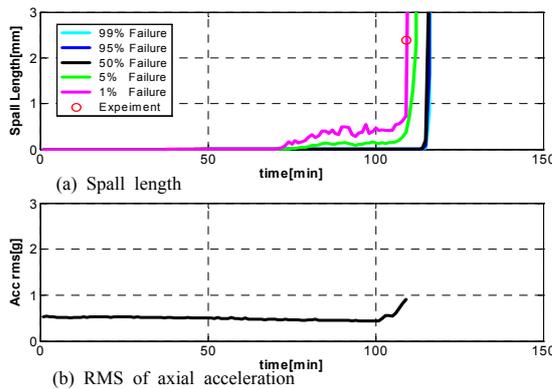


Fig. 7 Spall length prediction and axial acceleration RMS values at 109min (Bearing #2)

이 진전되지 않는 오류가 발생한다. 따라서 본 연구에서는 결함 길이 초기 조건을 10^{-32} mm로 설정하였다.

2.5 예측진단 결과

두 개의 베어링 시편 (베어링 #1 및 2) 시험을 통해 얻어진 가속도 RMS 값을 이용하여 시간에 따라 베어링의 Spall 길이를 예측한 결과를 Fig. 5~7에 나타내었다. Fig. 5~7로부터 상태-공간 모델을 통해 예측한 Spall 길이가 실제 Spall 길이와 유사함을 알 수 있으며 이로부터 개발된 방법의 적절성을 확인할 수 있다.

Fig. 5와 6은 베어링 #1에 대해 가속도 RMS값이 급격히 변하는 지점 이후에 Spall 길이의 진전을 예측한 결과이다. Spall의 진전 상태를 가속도 RMS 측정값으로부터 추정하도록 상태-공간 모델을 만들었기 때문에 Spall의 진전은 가속도 RMS 값의 변화와 밀접한 관계를 갖게 된다. 이에 따라 실제 Spall의 길이는 지속적으로 성장하지만 Fig. 6과 같이 RMS 변화에 Spall의 길이가 변동하는 것 같은 영역이 나타난다.

Fig. 7은 베어링 #2에 대한 예측 결과를 나타낸 것이다. 그림으로부터 실제 Spall 길이가 1% Failure Line에 걸쳐있는 것을 볼 수 있는데 이는 평균 예측치보다 일찍 Spall이 성장했음을 의미한다.

3. 결론

본 연구에서는 볼 베어링이 손상될 때까지 잔존 수명을 예측하기 위한 방법을 살펴보았다. 본 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

(1) 측정 가능한 진동 신호를 측정하여 베어링의 잔존 수명을 예측하기 위해 확률적 베어링 피로 결함 진전 모델과 가속도 RMS 측정값을 이용하여 Spall 길이를 추정하는 상태-공간 관계식을 구성하였다.

(2) 상태-공간 모델의 파라미터를 구하기 위해서는 베어링에 대한 Run-to-Failure 시험 또는 베어링 손상 모의 등을 수행해야 한다. 본 연구에서는 베어링 하우징에 반경 방향 및 축방향 하중을 부가하여 베어링의 손상을 가속화시킬 수 있는 장치를 개발하여 시험을 수행하고 모델 파라미터를 얻었다.

(3) 상태-공간 관계식을 이용하여 미래의 상태를 예측하기 위해서는 미래 시점의 측정값에 대한 정보 없이 상태를 추정해야 하므로 본 연구에서는 현재의 측정값과 예측 시점 직전의 상태를 추정하여 미래 시점에서의 상태를 예측하였다.

(4) 상태-공간 관계식의 상태 모델이 비선형적이고 잡음의 확률밀도가 Gaussian이 아닐 때에는 기존 Kalman Filter 형태의 방법을 이용하여 상태를 추정하는 것이 효과적이지 못한 것으로 알려져 있다. 이에 따라 본 연구에서는 최근 개발된 규칙화된 파티클 필터 방법을 이용했다.

(5) 개발된 방법을 이용하여 베어링 Spall 길이를 예측하고 Run-to-Failure 시험을 통해 얻은 Spall 길이 측정 결과와 비교하여 개발된 방법의 적절성을 확인할 수 있었다.

참고문헌

- (1) Li, Y., Kurfess, T. R. and Liang S. Y., 2000, "Stochastic Prognostics for Rolling Element Bearings," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 14, pp. 747~762.
- (2) Kotzalas, M. N. and Harris, T. A., 2001, "Fatigue Failure Progression in Ball Bearings," *Trans. of the ASME*, Vol. 123, pp. 238~242.
- (3) Bolander, N., Qiu, H., Eklund, N., Hindle, E. and Rosenfeld, T., 2009, "Physics-based Remaining Useful Life Prediction for Aircraft Engine Bearing Prognosis," *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, pp. 1~9.
- (4) Simon, D., 2006, *Optimal State Estimation: Kalman, H^∞ , and Nonlinear Approaches*, Wiley-Interscience.
- (5) Qiu, J., Set, B. B., Liang, S. Y. and Zhang, C., 2002, "Damage Mechanics Approach for Bearing Lifetime Prognostics," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 16, pp. 817-29.
- (6) Kim, Y. S., Lee, D. H. and Kim S. K., 2010, "Fault Classification for Rotating Machinery Using Support Vector Machines with Optimal Features Corresponding to Each Fault Type," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 34, No. 11, pp. 1681~1689.
- (7) Orchard, M., Wu, B. and Vachtsevanos, G., 2005, "A Particle Filtering-based Framework for Failure Prognosis," *Proceedings of WTC2005*, pp. 1~2.