

경험 모델을 이용한 베어링 결함 감지 방법

Bearing Fault Detection by using Empirical Model

이도환†·이상국*·김성국**

Do Hwan Lee, Sang Guk Lee, Sung Guk Kim

1. 서 론

회전기에 있어 베어링의 고장은 가장 빈번하게 나타나는 고장 모드 중 하나이다. 베어링에 결함이 발생할 경우 과도한 진동으로 인해 타 부품의 고장은 물론 성능 저하와 누설 문제가 발생될 수 있다. 이에 따라 가속도 신호를 통해 베어링의 결함을 감지하기 위한 방법이 많이 연구되어 왔다. 그러나 가속도계를 이용한 결함 감지 방법은 잡음이 존재할 때 결함을 조기에 감지하고 결함의 크기를 예측하는 데에는 한계가 있는 것으로 평가된다.

경험 모델 기법은 최근 계통의 운전 상태 또는 컴퓨터 서버와 같은 이상 상태를 진단하기 위해 사용되고 있는 방법으로 최근 미국 EPRI(Electric Power Research Institute)에서 수행한 온라인 모니터링 시스템에 대한 성능 평가 결과 결함을 조기에 감지하는 데 효과적인 것으로 밝혀진 방법이다. 이 방법은 경험 모델을 이용하여 추정된 값과 실제 신호의 차이(즉, Residual)가 미리 정한 레벨을 초과하면 알람 또는 Alert를 알려주는 것으로 결함을 감지하는 방법인데 아직까지는 회전기의 베어링과 같은 부품의 결함을 감지하는 데 사용하거나 적용성이 연구된 바 없다. 이에 따라 본 연구에서는 가속도 신호를 이용한 경험 모델을 통해 베어링 결함 감지가 가능한지 살펴보았다.

2. 본 론

2.1 경험 모델

현재 상용화된 경험 모델 소프트웨어 중 가장 많이 사용되고 있는 것은 SmartSignal사의 eCM™으로 이 방법은 MSET(the Multivariate State Estimation Technique)을 기반으로 한 것이다. 그러나 이 방법은 특허가 등록된 방법이므로 일반 연구자에게 개방되어 있지 않다. 따라서 본 연

구에서는 US NRC(Nuclear Regulatory Commission)의 NUREG/CR-6895에서 이와 동등한 것으로 증명된 AAKR((Autoassociative Kernel Regression)을 이용한 베어링의 결함 감지 방법에 대해 살펴보았다.

AAKR은 결함이 없는 상태를 저장하였다가 저장된 값과 현재 측정된 값의 차이를 가중치로 변환한 후 저장된 상태와 가중치와의 결함을 통해 현재의 상태를 추정하는 방법이다. 일반적으로 가중치는 커널 함수를 이용하여 평가하는 데 경험 모델에서 사용하는 커널 함수는 거리가 작으면 큰 값을 갖고 거리가 크면 작은 값을 가져야 한다. 이를 만족하는 대표적인 커널이 가우시안 커널 함수로 알려져 있어 본 연구에서도 이를 적용하였다. 경험 모델에 의한 현재 값 추정 방법을 매트릭스 형태로 기술하면 아래와 같다.

$$\hat{x} = \frac{w^T X}{a} \tag{1}$$

$$w = \frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}} e^{-d^2/h^2} \tag{2}$$

여기서 w 는 weight이고 X 는 결함이 없는 상태에 대한 저장 매트릭스이다. 또한, a 는 가중치의 합이고 h 와 d 는 각각 대역과 거리를 나타낸다. 본 연구에서 Query 점과 저장 벡터와의 거리는 Euclidean 거리를 사용하여 평가하였다.

대역 h 가 작아지면 경험 모델의 Variance 오차가 커지고 커지면 Variance 오차가 작아지는 반면 Bias 오차가 커지게 된다. 따라서 경험 모델을 통해 신호를 정확히 추정하기 위해서는 최적의 대역을 결정하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 Cross-validation 오차 최소화 방법을 사용하여 최적의 대역 h 를 구하였는데 이 방법은 결함이 없는 데이터 세트를 훈련 데이터 세트와 입증 데이터 세트로 나누고 훈련 데이터를 저장 매트릭스로 사용하여 검증(Validation) 데이터 세트를 추정(Estimation)한 후 이 추정값과 입증 데이터와의 Mean Square Error를 최소화하는 대역 h 를 구하는 방법이다.

경험 모델을 이용하여 결함을 감지하기 위해서는 측정값과 추정값의 차(Residual)를 계산한 후 이 차이를 이용하여 기기 결함 여부를 결정해야 한다. 일반적으로 가설 검정을 통해 결함을 감지할 수 있는 데 실시간 모니터링을 통해 결함을 감지해야 하는 경우에는 Wald의 SPRT(Sequential Probability Ratio Test) 등과 같이 최소의 샘플 데이터로

† 교신저자; 한전 전력연구원
E-mail : dhsmf@kepri.re.kr
Tel : (042) 865-5504, Fax : (042) 865-5412

* 한전 전력연구원

** (주)엠앤디

연속적인 검정이 가능한 방법을 사용한다. 이에 따라 본 연구에서는 SPRT를 적용하였는데 이 방법은 정상 모드 H_0 와 이상 모드 H_1 을 가정하고 Residual 확률밀도 함수를 가정하여 얻어진 Log Likelihood Ratio의 Recursive Form을 통해 데이터 Sequence의 결함 유무를 결정하는 것이다. 결함이 발생하면 Residual의 평균 또는 Variance가 이동할 것으로 예측되므로 일반적으로 결함의 발생은 Residual의 평균이 이동하거나 표준편차가 이동하는 것으로 가정한다. 이에 따라 본 연구에서는 Residual의 평균이 음의 방향으로 이동하거나 양의 방향으로 이동되는 것만을 이상 모드로 설정하였다. 그림 1은 경험 모델을 이용한 결함 감지 방법을 도식화한 것이다.

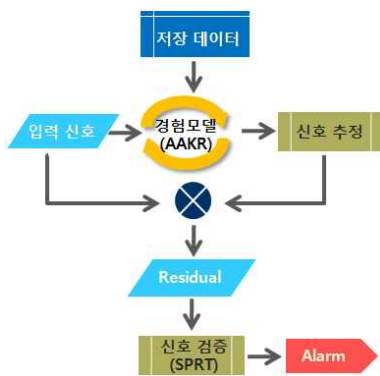


그림 1. 경험 모델을 이용한 결함 감지 방법

2.2 실험베어링 및 실험장치

경험 모델을 이용한 베어링 결함 감지의 적용성을 평가하기 위해 그림 2와 같은 베어링 성능 저하 가속화 실험 장치를 개발하였다. 신호 모델링과 Residual 생성을 위해 요구되는 신호는 실험 베어링 하우징에 가용 주파수 대역이 25kHz인 3개의 단축 가속도계를 설치하여 30kHz의 샘플링율로 취득하였다. 본 연구에 사용된 실험베어링은 Dynamic Rating이 770kgf인 NTN사의 앵글러 콘택트 볼 베어링(모델명 : 7906UCG/GNP4)이었으며 이 베어링에 반경 방향으로 1000kgf를 축방향으로 600kgf를 각각 부과하여 베어링에 성능저하를 발생시켰다.

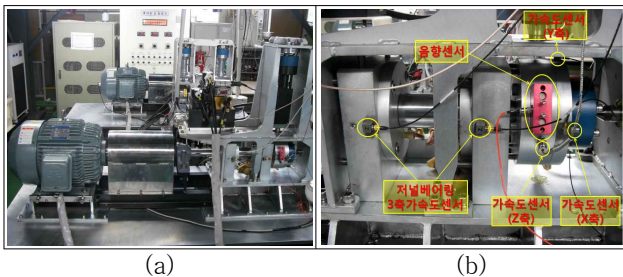


그림 2. (a) 실험 장치, (b) Sensor Position

2.3 결함 감지 결과

그림 3과 4는 47번째 실험 베어링(베어링 #47로 표

기)에 대한 x와 y성분 가속도 RMS값을 이용하여 경험 모델의 활용성을 평가한 예이다. 가속도 RMS 데이터 열의 1/3씩 분리하여 첫 번째 1/3의 정상 상태 RMS값은 Training을 통한 경험 모델을 생성하는 데 사용하고 다음 1/3은 테스트하는 데 사용하였으며 마지막 1/3은 경험 모델의 적합성을 검증하는 데 사용하였다. 또한, RMS 데이터에 포함된 백색잡음 성분을 제거하기 위해 위에서 설명한 웨이블릿 필터를 사용하였다. 그림 3과 4는 베어링의 Spall 진전이 발생하는 마지막 1/3의 데이터를 도시한 것이다. 그림에서 보면 Spall이 진전되기 이전까지는 실험에 의해 얻어진 가속도 RMS값과 경험 모델로 추정된 데이터가 잘 일치하는 것으로 보인다. 이는 RMS 데이터의 변화가 Spall 발생까지 유지되기 때문이다. 그림의 SPRT 테스트 결과를 보면 SPRT의 값이 160min 이후부터 계속 1로 유지되는 데 이는 160 min 근처에서 Spall이 발생하여 Spall이 진전되고 있음을 의미한다.

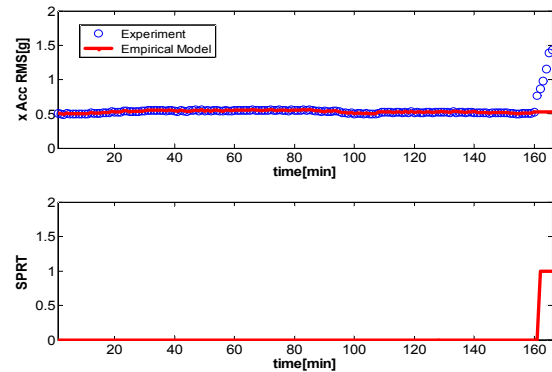


그림 3. x 성분 가속도 RMS와 경험 모델(베어링#47)

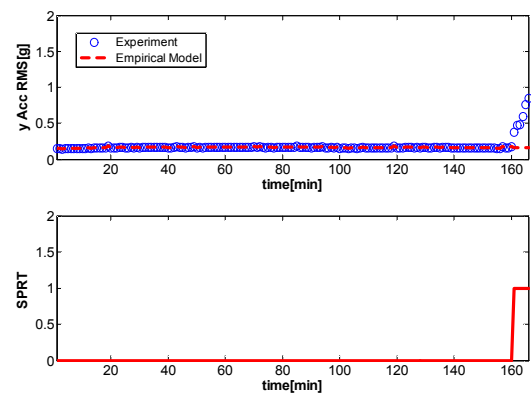


그림 4. y 성분 가속도 RMS와 경험 모델(베어링 #47)

3. 결론

본 연구에서는 경험 모델을 이용한 감시 기술을 소개하고 가속도 신호를 이용하여 생성한 경험 모델을 통해 베어링 결함 감지가 가능한지 살펴보았다.