

진동신호의 통계적 분석을 적용한 회전체 이상진단

Anomaly diagnostics for rotor system using statistical analysis of vibration signal

진병철*, 정준하*, 윤병동*†

Byungchul Jeon, Joonha Jung and Byeng D. Youn

1. 서 론

기계시스템의 신뢰성과 안전성을 확보하기 위해서는 조기에 이상상태를 감지하고 손상을 예방할 수 있는 조치가 필요하며, 이를 통해 시스템 손상에 따른 막대한 경제적 손실을 막을 수 있다. 최근 전력 수급 불안 문제는 대용량 발전소의 불시 고장시 막대한 사회적·경제적 손실을 초래할 수 있다. 발전소의 터빈 로터는 대형의 고속 회전체 시스템으로서 고장 발생 시 막대한 위험도를 가지지만, 정확한 이상상태 진단과 예방조치가 어려운 실정이다. 발전소 회전체의 갑작스런 고장을 예방하기 위해서는 시스템 동특성 및 이상상태별 거동 현상에 부합하는 상태 진단기법 개발을 통해 진단결과에 부합하는 조치가 진행되어야 한다.

본 연구에서는 Bently Nevada사의 회전기계 모사 장치인 RK4 시험기에서 획득된 진동 데이터를 이용하여 이상진단 알고리즘을 개발하였다. 시스템의 불확실성을 고려하기 위해 통계적 분석 기법을 사용하였으며, 이상상태에 따른 진동 데이터에서 유효한 건전성데이터를 확보하였다. 추출된 건전성 데이터를 이용한 기계학습을 통해 이상진단 알고리즘을 개발하였다.

2. 회전체 이상진단 기법 개발

2.1 진동 데이터 획득

(1) 실험장치 구성

회전체의 이상상태를 구현하기 위한 실험장치는

Figure 1에 나타나 있으며, 두 개의 저널베어링이 지지하는 축에 800g의 디스크 1개를 장착하여 실험하였다. 회전체 이상상태의 종류 중에서 시험기에 인가한 조건은 normal(정상), unbalance(질량 불평형), rubbing(마찰), bowed shaft(축의 휨), shaft crack(균열), misalignment(오정렬) 등 6가지 조건이 적용되었다.

(2) 이상상태별 진동 데이터 획득

RK4 시험기를 이용한 이상상태는 일관된 실험을 진행하기 위해 normal 상태의 진동 RMS를 기준으로 D_5 그룹과 D_{10} 그룹으로 나누어 진행되었으며, D_5 와 D_{10} 그룹은 정상(normal) 상태의 진동 RMS 크기 수준이 각각 $5\mu m$ 과 $10\mu m$ 이다. 각 그룹의 실험은 위에서 언급한 6개의 실험조건에 대해 각 조건별 3회의 반복실험을 진행하였으며, 각 실험당 60초 동안 축(shaft)의 진동 변위 데이터를 3,600rpm 회전 상태에서 측정하였다. 진동 변위 데이터 측정을 위해 gap sensor(proximity probe)를 사용하였다.

2.2 건전성 데이터 추출

회전체 통계적 분석에 널리 사용되는 인자들을 선별하여 시스템 상태를 정량적으로 나타낼 수 있는 건전성 데이터로 정의하였으며, 본 연구에서는 1회전 및 1초 기준으로 적용하고 각 인자의 분포 특성을 추가적으로 활용하였다. Table 1과 같이 건전성 데이터는 시간과 주파수 영역에서 42개의 인자가 추출되었다.



Figure 1 RK4 experiment system

† 교신저자; 정회원, 서울대학교 기계항공공학부

E-mail : bdyoun@snu.ac.kr

Tel : 02-880-1919

* 서울대학교 기계항공공학부

Table 1 Health data in time and frequency domain

Domain	Description	Health Data		
Time domain	Max	each parameter per cycle	1 second average of each parameter	1 second deviation of each parameter
	Mean abs			
	RMS			
	Skewness			
	Kurtosis			
	Crest factor			
	Shape factor			
	Impulse factor			
	Entropy			
	AR Coefficient			
Histogram bound	Auto regressive coefficient (1st to 8th)			
Frequency domain	FC	Upper and lower bound		
	RVF	each parameter per second	Total 42 parameters	
	RMSF			
	1X/2X			
	1X/(Total-1X)			

시간 영역의 건전성 데이터는 각 1회전의 데이터에서 Max, Mean, RMS 등의 통계적 특성 데이터와 함께 각 1초 동안의 데이터 분포에서 평균과 분산을 추가 적용하였다. 주파수 영역에서는 각 1초 데이터에 대해 FC, RVF, RMSF 등을 추출하였다. 추출된 건전성 데이터의 비교/분석을 통해 이상상태에 대한 물리적 특성을 확인한 후, 이상상태 분류 알고리즘 개발을 진행하였으며, Figure 2는 주파수 영역 데이터 분석을 위해 진행된 D_5 와 D_{10} 그룹의 건전성 데이터 분포를 나타내고 있다.

2.3 이상상태 분류 알고리즘

이상상태 분류를 위한 인자로 Table 1의 건전성 데이터를 활용하였으며, 상태분류 기법은 FDA (Fisher Discriminant Analysis)를 적용하였다. FDA의 분류 알고리즘은 아래 식의 $J(w)$ 를 최대화시키는 w 를 구하여 상태를 분류하는 것이다.

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w},$$

$$S_B = (m_2 - m_1)(m_2 - m_1)^T,$$

$$S_W = \sum_{n \in c_1} (x_n - m_1)(x_n - m_1)^T + \sum_{n \in c_2} (x_n - m_2)(x_n - m_2)^T$$

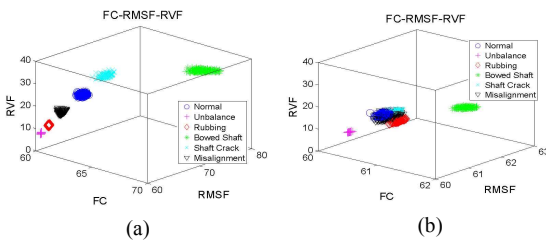


Figure 2 Health data(frequency) distribution of anomaly case for (a) D_5 group (b) D_{10} group

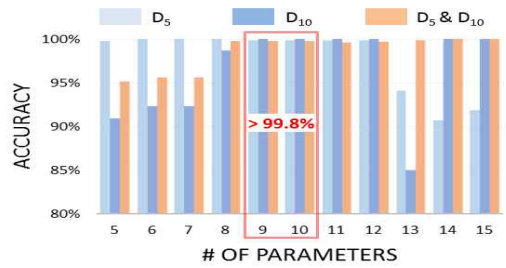


Figure 3 Accuracy of classification result

위의 식에서 S_B 와 S_W 는 각각 그룹간 및 그룹내 공분산을 의미하며, S_B 와 S_W 에 대한 수식은 2 그룹에 대한 예를 나타내는데 x 와 m 은 개별 인자값과 그룹 평균을 나타낸다.

2.3 결과 및 고찰

RK4 실험결과는 6가지 조건의 상태 분류 알고리즘 개발과 검증을 위해 training과 testing 데이터로 분류하였다. 먼저 training 데이터의 FDA 적용을 통해 상태분류 알고리즘을 개발하고, testing 데이터로 분류 예측 정확도를 평가하였다. 최적의 건전성 데이터 항목을 선별하기 위해 42개의 인자 중 10개씩 랜덤 선택하여 5,000번의 training 및 정확도 분석을 진행하였으며, 정확도 90% 이상에서 사용된 인자의 반복횟수를 순위를 분석하였다. Figure 3은 반복 순위가 높은 순으로 인자수를 변화하면서 알고리즘의 분류 정확도를 분석한 결과이며, 유효성이 높은 9개 또는 10개의 건전성 인자를 활용하면 모든 그룹에 대해 99.8%이상의 상태분류 정확도를 얻을 수 있다.

3. 결 론

회전체의 이상상태별 진동 데이터에 대한 통계적 분석을 통해 다양한 건전성 데이터를 추출하고, 최적의 상태분류 인자를 선별하여 FDA를 적용함으로써 높은 정확도의 이상진단 알고리즘을 개발할 수 있었다. 추후에는 시스템 변화 및 복합 이상상태에 대한 연구를 진행하여 강건한 회전체 이상상태 분류 알고리즘을 개발하고자 한다.

후 기

본 논문은 2010년도 지식경제부 한국에너지기술평가원의 전력산업원천기술개발사업의 지원에 의하여 연구되었음 (2010101010027B).