

# 적응신호처리 및 통계적 기법을 이용한 회전기기의 이상진단 A Fault Diagnosis on the Rotating Machinery Using Adaptive Signal Processing and the Statistical Method

\*박원식<sup>1</sup>, 이해진<sup>1</sup>, 김동섭<sup>2</sup>, #오재음<sup>3</sup>

\*W. S. Park<sup>1</sup>, H.J.Lee<sup>1</sup>, D.S.Kim<sup>2</sup>, #J.E. Oh(jeoh@hanyang.ac.kr)<sup>2</sup>  
<sup>1</sup>한양대학교 대학원 기계공학과, <sup>2</sup>엠케이전자, <sup>3</sup>한양대학교 기계공학부

Key words : Fault Diagnosis, Rotating Machinery, Adaptive Signal Processing

## 1. 서론

현재 산업의 치열한 시장경쟁으로 인한 유지보수비용의 절감과 플랜트의 효율성 증대를 위해 이상진단의 연구에 대한 관심은 높아지고 있다. 특히 산업 발전과 더불어 회전기기가 더욱 고속화되고 정밀화 됨에 따라 경제적 손실 또한 더욱 증가하게 되었다. 이러한 회전기기의 이상을 모니터링 하는 경우 구조물의 운전이 기인하여 발생하는 진동신호를 이용한 기법들이 종래부터 많이 사용되고 있으며, 일반적으로 이러한 기법들은 통계적인 방법과 신호처리법으로 구분할 수 있다. 통계적 방법은 RMS, Peak-Peak, Crest Factor, Kurtosis, PDF 등의 변화를 관측함으로써 이상발생 유무를 감지하는 간이진단 역할을 하였다. 신호처리기법으로는 스펙트럼, 캡스트럼, ANC, Filtering 등의 정밀진단법이 있다. 이러한 신호처리기법의 주목적은 시스템의 이상상태와 정상상태를 적절히 진단하는데 있다. 하지만 측정하고자 하는 진동신호 주위에 노이즈가 있다면 이 목적을 수행하기 어렵다. 따라서 불필요한 신호를 제거하고 정확한 분석을 하는데 그 목적을 둔다. 본 연구에서는 회전기기의 이상진단을 위하여 통계적 방법과 노이즈 제거를 위한 적응신호처리를 사용하여 회전기기의 진동신호를 분석함으로써 결함의 조기탐지 및 결함의 종류를 판별하는 것을 주요내용으로 한다.

## 2. 이론

회전기기의 이상을 검출하기 위해 통계적 방법과 신호처리법이 일반적으로 많이 쓰이고 있다. 본 장에서는 기초적인 통계적 방법과 적응신호처리 방법들에 대해 논하고자 한다.

### (1) 통계적 방법

회전기기로부터 얻은 시간데이터를  $x(n)$ 라 하면, RMS 값  $x_{rms}$  는

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x(n)^2 dt} \quad (1)$$

RMS 변화를 관찰하면 결함이 진전하는 경우 RMS 값도 증가한다고 알려져 있다.

Peak 치와 RMS 값의 비를 Crest Factor 라 하며 이는 충격과형의 신호를 검출, 즉 초기결함을 감지할 수 있는 factor 로 알려져 있다.

$$Crest\ Factor = \frac{Crest\ value}{rms\ value} = \frac{\sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n)]^2}} \quad (2)$$

Kurtosis value 는 4 차 모멘트와 2 차 모멘트의 비율로서, 이 값은 무차원화된 값이므로 입력 데이터의 절대량에 관계없이 상대적인 값으로 표시되므로 이상진단에 유효하게 사용되고 있다.

$$Kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (3)$$

### (2) 적응신호처리

기본적인 Adaptive Noise Canceling 의 형태는 Fig .1 과 같다.

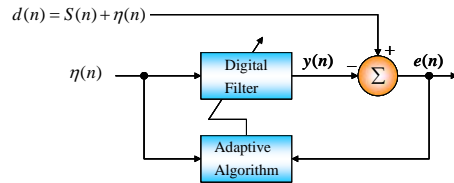


Fig. 1 Block diagram of adaptive filter

여기서,  $S(n)$  은 신호이며  $y(n)$  은 디지털 필터의 출력 신호이고,  $\eta(n)$  은 원하지 않는 신호이며  $e(n)$  은  $d(n)$  과  $y(n)$  의 차인 오차신호이다. 적응 알고리즘은 오차신호  $e(n)$  의 평균 자승이 최소가 되도록 필터의 계수를 적응시킨다. 적응 필터에 사용되는 디지털 필터는 주로 FIR(Finite Impulse Response) 필터가 쓰인다

시간  $n$  에서의 이상적인 출력신호  $y(n)$  은 원하는 신호  $d(n)$  과 완전히 일치할 것이다. 따라서 오차신호  $e(n)$  은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (4)$$

어떤 시간  $n$  에서의 입력벡터 및 가중치벡터는 다음과 같다

$$\mathbf{x}(n) \equiv [x(n) \ x(n-1) \ x(n-2) \ \dots \ x(n-L+1)]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{w}(n) \equiv [w_0(n) \ w_1(n) \ w_2(n) \ \dots \ w_{L-1}(n)]^T \quad (6)$$

$L$  은 적응필터  $W(z)$  의 차수이다. 적응필터의 목적은 순간 평균자승오차(instantaneous mean square error)인  $\hat{\xi}(n) = e^2(n)$  을 최소화시키는 것이며, 이 목적을 실현시키기 위한 steepest descent algorithm 은 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2} \nabla \hat{\xi}(n) \quad (7)$$

$\nabla \hat{\xi}(n)$  는 시간  $n$  에서의 평균자승오차 gradient 의 순간 추정치이며 다음과 같다.

$$\nabla \hat{\xi}(n) = 2[\nabla e(n)]e(n) = -2\mathbf{x}(n)e(n) \quad (8)$$

식(8)을 식(7)에 대입하면 다음과 같다.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad (9)$$

식(9)를 최소평균자승(Least Mean Square: LMS) 알고리즘이라 한다. 여기서, 수렴계수  $\mu$  는 수 안정성 및 수렴속도를 결정하는 요소이다. 수렴계수  $\mu$  의 범위는 다음 식에 의해 결정된다.

$$0 < \mu < \frac{2}{LP_x} \quad (10)$$

$$P_x \equiv E[x^2(n)] \quad (11)$$

여기서,  $L$  은 필터의 차수이고  $P_x$  는 참조신호  $x(n)$  의 파워이다.

## 3. 실험 및 결과 고찰

그림 2 의 Rotor Kit 을 이용하여 총 3 가지의 실험을 하였다. 실험장치는 FFT Analyzer, 가속도계, Impact Hammer 로 구성되었으며, 가속도계는 Rotor Kit 의 베어링 부위에 설치하였다. 회전축의 속도는 1300rpm 으로 운전하였다.

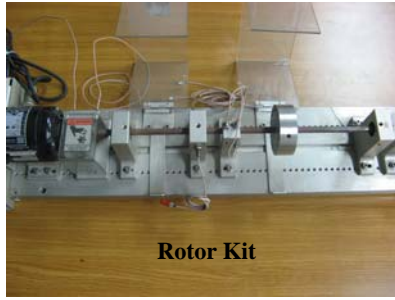


Fig. 2 Rotor Kit

(1) 정상상태

먼저 정상상태에서 1300rpm 으로 운전상태로서 측정을 하였다. 푸리에 변환결과, 회전주파수 22Hz 와 전기노이즈인 60Hz 가 나타났다. 이는 신호가 노이즈를 포함하고 있으므로 이때의 분석 결과는 정확하지 않음을 확인할 수 있다. 이 신호에 60Hz 의 신호를 제거하기 위해 적응신호처리를 사용함으로써, 그림 3 과 같은 결과를 얻을 수 있다. 그리고 신호처리를 하기 전의 통계적 분석결과  $d(t)$ 와 신호처리 후의 분석결과  $e(t)$ 를 표 1 에 나타내었다.

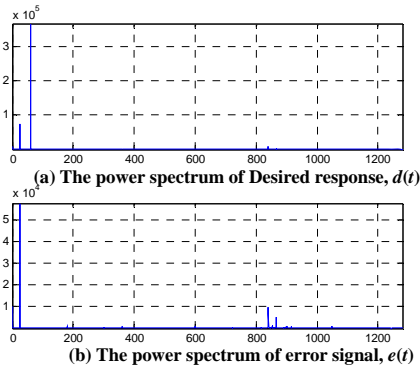


Fig. 3 Power Spectrum of normal state signals

Table 1 Comparison of analysis results

	RMS	Peak-Peak	Crest Factor	Kurtosis
$d(t)$	0.763	3.914	2.804	2.172
$e(t)$	0.3754	2.343	3.444	2.618

분석결과 전기노이즈는 큰 오차를 야기시킴을 확인할 수 있으며, 정확한 분석 시 적응신호처리가 필요함을 확인할 수 있다.

(2) 과도상태

두 번째 실험으로, 이전의 정상상태에 Impact Hammer 로 가진을 하여 과도상태로 만들어 측정을 하였다. 충격파형으로 인해 통계적 분석 시 정상상태 대비 Crest Factor 가 큰 것을 확인 가능하다. 그러나 만약 작은 크기의 충격이 가해진다면, 통계적 방법만으로는 한계가 있다. 이때, 과도상태의 신호를  $d(t)$ , 정상신호의 신호를  $x(t)$ 로 적응신호처리를 이용하여 그림 4 와 같은 결과를 얻을 수 있으며, 신호처리 전, 후를 table 2 에 정리하였다. 그 결과, 적응신호처리 후의 결과가 이전의 결과에 비하여 충격신호의 특성을 잘 반영함을 확인할 수 있다.

(3) 불평형 질량상태.

세 번째 실험으로써, 로터에 불평형 질량을 추가하여 측정하였다. 불평형 질량에 의하여 RMS 와 Kurtosis 가 증가함을 알 수 있다. 이때, 불평형 질량상태의 신호를  $d(t)$ , 정상신호의 신호를  $x(t)$ 로 적응신호처리를 하면 그림 5 와 같은 결과를 얻을 수 있으며, 신호처리 전, 후를 table 3 에 정리하였다. 분석 결과, RMS 와 Peak-Peak 는 감소하였고 Crest factor 와 Kurtosis 는 증가하였다. 특히 스펙트럼의 결과 정상상태의 특성이 사라짐으로 인해 불평형 질량의 특성이 남겨진다. 남겨진 특정 주파수는 차후 회전기기의 이상진단 시, 주목해야 할 주파수라고 할 수 있다.

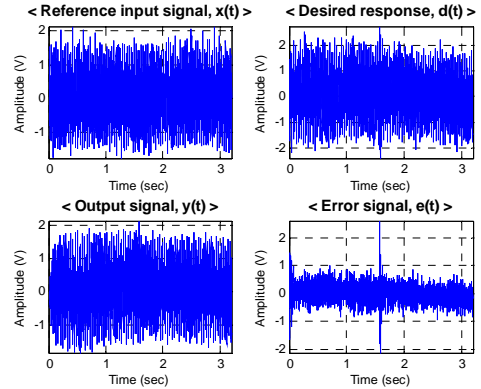


Fig. 4 Time data of transient state signals

Table 2 Comparison of analysis results

	RMS	Peak-Peak	Crest Factor	Kurtosis
$d(t)$	0.902	5.172	3.059	2.232
$e(t)$	0.305	4.868	8.506	5.525

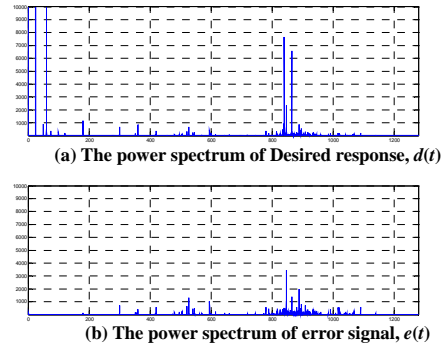


Fig. 5 Power Spectrum of unbalancing state signals

Table 3 Comparison of analysis results

	RMS	Peak-Peak	Crest Factor	Kurtosis
$d(t)$	0.897	3.902	2.735	2.312
$e(t)$	0.261	2.079	4.028	3.331

4. 결론

Rotor Kit 을 1300rpm 으로 운전하여 세가지의 실험을 측정하고 분석 비교함으로써, 통계적 분석과 적응신호처리의 효과를 확인하였다.

첫째, 접지가 안정적으로 되지 않아 신호에 전기노이즈가 포함되어 있다면 더 정밀한 분석을 위하여 적응신호처리가 필요함을 확인하였다.

둘째, 충격파형으로 나타나는 결함분석 시 적응신호처리를 이용한 통계적 분석으로 충격을 초기에 검출 가능함을 확인하였다.

셋째, 불평형 질량의 결함이 발생할 경우 정상신호의 특성을 제거함으로써 불평형질량의 특성만을 나타내는 주파수 영역을 찾아낼 수 있었다.

참고문헌

- J.E. Oh, E.S. Jeon, "The Development of Conditioning monitor system for Bearing" KSAE, 1989.
- C.H. Lee, H.J. Sim, J.E. Oh., "Development of the Fault Diagnostic System on the Rotating Machinery Using Vibration Signal", Journal of the Korean Society of Precision Engineering, Vol.21, No.12 December 2004.