

# 웨이블릿 변환과 신경망 알고리즘을 이용한 회전기기 결함진단

최태묵\* · 조대승\*\*

\*부산대학교 조선해양공학과 대학원

\*\*부산대학교 조선해양공학과

## Fault Diagnosis of Rotating Machines Using Wavelet Transform and Neural Network

TAE-MUK CHOI\* AND DAE-SEUNG CHO\*\*

\*Dept. of Naval Architecture and Ocean Engineering, Graduate School, Pusan National University, Busan, Korea

\*\*Dept. of Naval Architecture and Ocean Engineering, Pusan National University, Busan, Korea

**KEY WORDS:** Rotating Machinery 회전기기, Fault Diagnosis 결함 진단, Wavelet Transform 웨이블릿 변환, Neural Network Algorithm 신경망 알고리즘

**ABSTRACT:** The fault detection and diagnosis of rotating machinery widely used in plants including the ship are important for maintaining the performance of plants. Recently, the wavelet transform has been recognized an efficient method to detect a little variation of physical quantities by the synchronous localization of time and frequency domains using the translation and dilation of signals. In this paper, in order to develop efficient and reliable fault detection and diagnosis system of rotating machines, the performance of wavelet transformation to detect a little variation of machine status and neural network to diagnose the cause of machine faults are investigated and experimented.

### 1. 서 론

선박 및 해양구조물은 물론, 육상 플랜트 등에서 널리 이용되고 있는 회전 기기류의 결함으로 인한 경제적 손실을 사전에 예방하기 위하여 진동신호를 이용한 회전기기의 이상 감시 및 결함 진단기법에 대한 연구가 활발히 수행되고 있다(Lee and White, 1998; Wang and Kootsookos, 1998).

일반적으로 회전기기류의 결함진단은 진동 신호를 시간영역과 주파수 영역에서 고정된 분해능을 가지는 Fourier 변환 방법으로 분석하고, 진동 크기 및 주파수 특성을 이용하여 진단하는 방법이 널리 이용되고 있다(Newland, 1944). 그러나 상기 방법은 주파수와 시간 분해능을 동시에 증가시킬 수 없기 때문에 정해진 분해능을 벗어나는 영역에서 발생하는 이상징후를 발견하기 어려운 단점이 있다.

한편, 최근에 활발히 연구되고 있는 웨이블릿 변환(wavelet transform) 기법은 시간과 주파수 영역에서 변동 크기를 갖는 기저함수를 이용하여 시간 영역과 주파수 영역의 정보를 균형적으로 확대 축소할 수 있는 장점(Strang and Nguyen, 1997)이 있다. 이로 인해 해양공학분야에 있어서도 해양파의 방향 분석(Kwon et al., 2000)과 해양 구조물의 횡동요 자유 감쇠 계측자료 분석(Kwon et al., 2001) 등에 활용되고 있다.

본 연구에서는 효율적 회전기기 이상진단을 위하여 웨이블릿 변환된 진동신호의 각 레벨 상세성분의 제곱 평균근값과 표준 편차를 입력신호로 하는 신경망 알고리즘(Rao and Rao, 1993)을 이용하여 회전기기의 결함 원인을 평가하는 방법에 대한 연구를 수행하였다. 아울러, 적용된 방법의 타당성과 효율성은 불평형 또는 축 정렬 불일치 등의 이상을 갖는 회전체를 대상으로 결함 진단 실험을 수행하여 검증하였다

### 2. 이산 웨이블릿 변환

#### 2.1 이산 신호의 상세 성분과 근사 성분

$n$ 개의 기저 벡터(basic vector)  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 로 이루어진  $n$ 차원 벡터 영역의 임의 벡터는 전개정리(expansion theorem)에 의해 일반적으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X_n = \sum_{k=1}^n c_k a_n \tag{1}$$

여기서,  $c_k$ 는  $k$ 번째 기저벡터의 기여도를 나타내는 상수이다. 한편,  $n$ 차원 벡터  $X_n$ 을  $(n-1)$ 차원 벡터로 근사 표현하고자 할 경우에  $X_{n-1}$ 을  $X_n$ 의  $(n-1)$  영역에 투영된 벡터, 이들 상호간의 오차벡터  $e_{n-1}$ 를

$$e_{n-1} = X_n - X_{n-1} \tag{2}$$

제1저자 최태묵 연락처 : 부산광역시 금정구 장전동 산 30

051-510-3496 taemuk@yahoo.co.kr

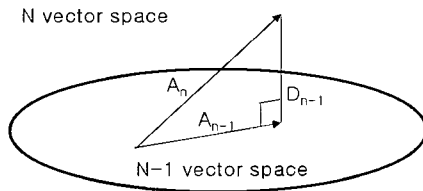
로 정의하면, Fig. 1에 보인 바와 같이  $X_{n-1}$  벡터와 오차벡터  $e_{n-1}$  간에는

$$\langle e_{n-1}, a_k \rangle = 0, \quad k=1, 2, \dots, n-1 \quad (3)$$

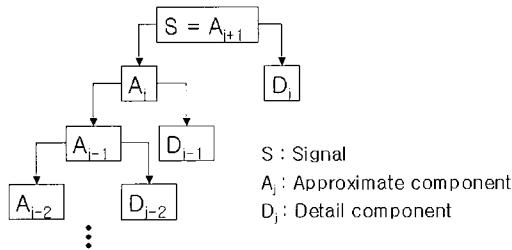
와 같은 직교 관계식이 성립한다. 이때,  $X_{n-1}$ 은  $(n-1)$ 차 벡터영역에서의  $X_n$ 의 근사성분(approximation component)에 해당하며,  $e_{n-1}$ 은  $X_n$ 의 상세 성분(detail component)에 해당한다. 한편, 위와 같은 과정을 1차원 벡터 영역까지 반복할 경우  $X_n$ 은 각 단계에서 얻어지는 오차 벡터  $e_i$  ( $i=1, 2, \dots, n-1$ )와 최저차 영역에서의 근사벡터  $X_1$ 를 이용해서

$$X_n = X_1 + \sum_{i=0}^{n-1} e_i \quad (4)$$

로 나타낼 수 있다.



(a) Detail and approximation components of a vector



(b) Decomposition of signal

Fig. 1 General concept of decomposition of a signal in vector space

## 2.2 이산 웨이블릿 변환

이산 웨이블릿 변환 관계식은 스케일링 계수  $a$ 와 전이계수  $b$ 를 정수  $j, k$ 를 이용해서 급수  $2^{-j}, 2^{-j}k$ 로 각각 나타내면

$$W(2^{-j}, 2^{-j}k) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi_{j,k}(x) dx \equiv \langle f(x), \psi_{j,k} \rangle \quad (5)$$

여기서,

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \phi(2^j x - k) \quad (6)$$

와 같이 나타낼 수 있다(Rao and Bopardikar, 1998). 따라서,

임의의  $n$ 차원 벡터를 구성하는 기저벡터를 스케일링 벡터 (scaling vector)  $\phi$ , 이의 초기레벨을 0이라 가정하면 이산신호  $f_n(t)$ 의 이산화 웨이블릿 급수식은

$$f_n(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k \phi(t-k) \quad (7)$$

로 표현할 수 있으며,  $f_n(t)$ 의  $m$ 차 벡터영역 ( $m < 0$ )에서의 근사값  $f_m(t)$ 와 상세값  $g_m(t)$ 는

$$f_m(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} p(m, k) \phi(2^m t - k) \quad (8)$$

$$g_m(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} q(m, k) \phi(2^m t - k) \quad (9)$$

여기서,

$$p(m, k) \equiv 2^{m/2} \langle f_n(t), \phi(2^m t - k) \rangle \quad (10)$$

$$q(m, k) \equiv 2^{m/2} \langle f_n(t), \psi(2^m t - k) \rangle \quad (11)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 여기서,  $f_n(t)$ 의 근사영역과 상세영역의 기저벡터를 나타내는 스케일링 함수  $\phi(t)$ 와 웨이블릿 함수  $\psi(t)$ 는 자신간에는 물론 상호간에도 직교관계를 만족하는 직교 기저 함수(orthonormal basis function)로서

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \phi(2t - k) \quad (12)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \phi(2t - k)$$

이고,  $h_k$ 와  $g_k$ 는

$$\sum_k h_k h_{k+2m} = 0$$

$$\sum_k h_k = \sqrt{2} \quad \text{for integer } k (k \neq 0) \quad (13)$$

$$g_k = (-1)^k h_{1-k}$$

와 같은 관계식을 만족하는 계수(Rao and Bopardikar, 1998)이다. 따라서, 이산 웨이블릿 변환은 직교 기저 함수  $\phi(t)$ 와  $\psi(t)$ 를 이용해서 이산신호  $f_n(t)$ 를

$$f_n(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} q(k, l) \phi(2^k t - l) \quad (14)$$

와 같이 변환하는 것이다.

한편,  $k \geq -1$ 인 경우에만 이산신호  $f_n(t)$ 의 상세성분이 존재하므로 이산 웨이블릿 변환을 이용한  $f_n(t)$ 은 상세값과 근사값을 이용해서

$$f_n(t) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} p(m, l) \phi(2^m t - l) + \sum_{k=m}^{-1} \sum_{l=-\infty}^{\infty} q(k, l) \phi(2^k t - l) \quad (15)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 또한, 함수의 분해(decomposition) 과정에서 연속되는 변환 과정간에는

$$p(m, l) = \sum_{i=1}^n h_{i-2l} p(m+1, l) \tag{16}$$

$$q(m, l) = \sum_{i=1}^n g_{i-2l} p(m+1, l) \tag{17}$$

의 관계식이 성립한다(Rao and Bopardikar, 1998). 이때, 식(16)은 down sampling 과정에서 저역 통과 필터링(low-pass filtering), 식(17)은 고역 통과 필터링(high-pass filtering)을 나타낸다.

식(15)의 우변의 첫 번째 항은 함수  $f_n(t)$ 의 최종 웨이블렛 변환 레벨에서 저역 통과 필터링으로 추출된 성분 즉,  $f_n(t)$ 의 근사성분을 나타내며, 두 번째 항은 각 레벨에 있어서 고역 통과 필터링으로 추출된 상세 성분들의 합을 나타낸다. 따라서, 특정 신호의 해당 주파수대역에 포함되는 정보는 각 레벨의 상세 성분들의 합으로 나타내므로 이 값들의 변화를 관찰하면 특정 주파수 대역의 미세한 변화를 효율적으로 파악할 수 있다.

### 3. 역전파 신경망을 이용한 결함 진단

웨이블렛 변환은 임의 신호의 미세한 변화를 효율적으로 찾을 수 있으나 이의 원인 진단에는 별도의 알고리즘이 요구된다. 이에 본 연구에서는 Fig. 2에 보인 바와 같이 회전기기의 결함진단 방법으로 학습교사 방식의 역전파 신경망 알고리즘(backpropagation neural network algorithm)을 적용하였다. 이때, 결함 진단을 위한 입력신호는 회전기기 진동신호의 웨이블렛 변환시 각 레벨에서 도출되는 상세 성분값의 제곱 평균근값과 표준 편차값으로 하였다. 이들 입력 신호는 두 개의 은닉 레이어에 의한 결함 진단과정을 거치도록 하였다. 또한, 결함 진단 결과는 결함 진단 유형과 동일한 개수를 갖는 출력 뉴런들을 이용하여 판정하되, 한 개의 출력 뉴런이 특정 결함 상태에 대한 진단 결과를 백분율로 나타내도록 하였다.

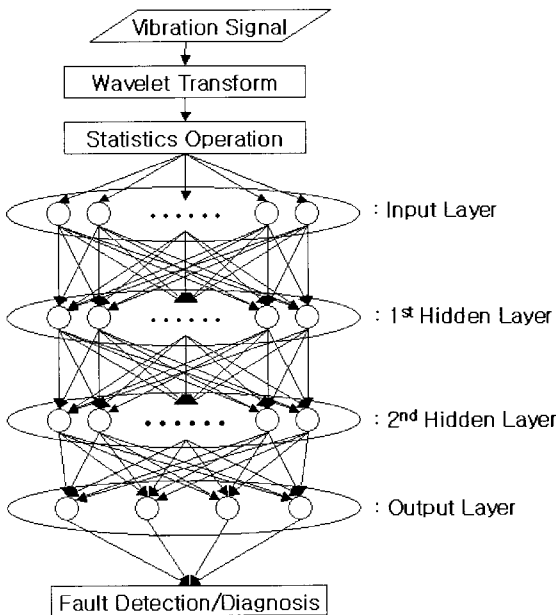


Fig. 2 Neural network algorithm for fault detection and diagnosis

### 4. 실험 및 고찰

웨이블렛 변환과 역전파 신경망을 이용한 회전기기 결함진단 알고리즘의 검증에 위한 실험은 3개의 날개를 갖는 팬을 이용해서 수행하였다. 이때, 팬의 운전속도는 1,140 rpm으로 설정하였으며, 결함 진단에 필요한 진동신호는 모터 베어링 케이스부의 수직방향 가속도 신호를 이용하였다. 실험 장치의 구성도는 Fig. 3에 보인 바와 같다.

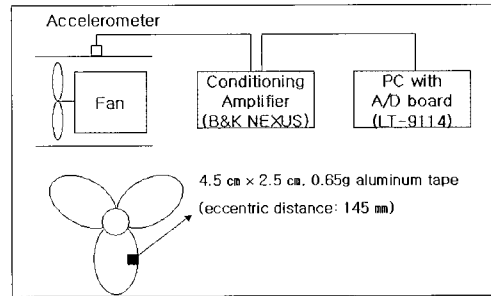


Fig. 3 Experimental setup

#### 4.1 이상 진단을 위한 진동 신호

실험에 있어서 팬의 결함 진단은 정상, 불평형, 축정렬 불량 및 베어링 불량 상태로 구분하였다. 이때, 불평형 상태는 회전익에 무게 0.65g의 알루미늄 박판을 회전중심으로부터 145mm 떨어진 위치에 부착하여 구현하였는데 1,140 rpm에서 팬에 작용하는 불평형력은 약 1.3 N에 해당한다. 한편, 축정렬 불량과 베어링 불량 상태는 실제로 구현하기 어려워 IRD Mechanalysis 사(IRD Mechanalysis)에서 제시한 회전기기 이상시 진동신호의 주파수 특성치를 이용해서 모사된 신호를 실험으로 취득한 정상상태 신호와 합성하여 구현하였다. 이때, 합성된 신호의 제곱 평균근값은 불평형 상태에서 측정된 진동신호와 동일하게 하였다.

상기 4가지 팬 상태에 대한 진동 신호와 이의 제곱 평균근값  $V_{rms}$ 과 표준편차값  $\sigma_s$ 는 Fig. 4와 Table 1에 각각 나타내었는데 불평형, 축정렬 불량 및 베어링 불량 상태에서 얻은 각 진동신호의 제곱 평균근값과 표준편차값은 차이가 거의 없어 진동크기만을 비교하여서는 결함의 원인을 찾기 어려움을 확인할 수 있다.

#### 4.2 웨이블렛 변환

상기 팬의 이상 진단을 위한 진동신호의 웨이블렛 변환 함수는 db20 웨이블렛 함수(Rao and Bopardikar, 1998)를 활용하였다. 웨이블렛 변환은 100 Hz의 샘플링 주파수로 취득한 총 4,096개의 진동 가속도 신호를 이용해서 레벨 5까지 수행하였다. 이때, 분해된  $j$ 차 레벨의 상세성분은  $\frac{100}{2^{j-1}}$  Hz ~  $\frac{100}{2^j}$  Hz 영역의 진동성분에 해당한다. 웨이블렛 변환에 의해 추출된 각 레벨에서의 상세 성분값의 제곱 평균근값과 표준편차는 Table 2에 나타내었다.

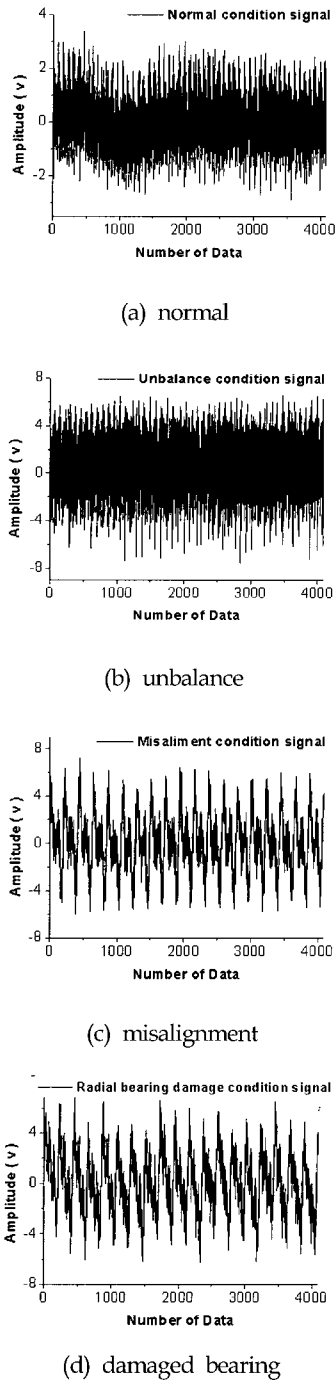


Fig. 4 Vibration signal at normal and fault conditions

Table 1 Root-mean-square value  $V_{rms}$  of vibratory acceleration and its standard variation  $\sigma_s$  (unit: volt)

Condition	Normal	Unbalance	Misalignment	Damaged bearing
$V_{rms}$	0.9618	2.2809	2.2972	2.2926
$\sigma_s$	0.5876	1.4160	1.4153	1.3227

Table 2 Root-mean-square value  $V_{rms}$  and its standard variation  $\sigma_s$  at each level of wavelet transformed signal (unit: volt)

Condition		Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5
Normal	$V_{rms}$	0.9094	1.2021	0.3399	0.7340	0.3358
	$\sigma_s$	0.5011	0.7282	0.2279	0.4282	0.2241
Unbalance	$V_{rms}$	2.0734	3.0455	0.9823	1.5146	0.2434
	$\sigma_s$	1.1445	1.6353	0.6190	0.9485	0.1619
Misalignment	$V_{rms}$	0.9098	1.2032	0.3509	0.7799	0.9245
	$\sigma_s$	0.5003	0.7260	0.2370	0.4580	0.6640
Damaged bearing	$V_{rms}$	0.9098	1.2030	0.3493	0.7766	1.6884
	$\sigma_s$	0.5004	0.7262	0.2354	0.4543	1.0439

4.3 결함 진단 결과

결함 진단을 위한 역전과 신경망은 레벨 1~레벨 5까지의 각 레벨 상세성분의 제곱 평균근값과 표준편차값을 입력하는 10개의 뉴런으로 구성된 입력층과 각각 8개 및 6개의 뉴런으로 구성된 2개의 은닉층, 그리고 각각 정상, 불평형, 축정렬 불량, 베어링 불량상태에 대한 진단 결과를 나타내는 4개의 뉴런으로 구성된 출력층으로 구성하였다.

상기와 같이 구성된 역전과 신경망에 Table 2에 나타난 각 레벨 상세 성분의 제곱 평균근값과 표준 편차값을 입력하여 팬의 결함 상태를 진단한 결과는 Table 3에 백분율로 나타내었다. 이로부터 본 연구에서 제시한 방법은 상기 팬의 4가지 상태에 대한 진단을 98% 이상의 정밀도로 수행할 수 있음을 확인할 수 있다.

Table 3 Fault diagnosis results in percentage

Test Condition	Diagnosis			
	Normal	Unbalance	Misalignment	Damaged bearing
Normal	98.7	2.8	0.4	0.0
Unbalance	1.0	99.1	0.0	0.0
Misalignment	5.5	0.0	99.0	0.1
Damaged bearing	0.0	0.0	0.8	99.6

5. 결 론

본 연구에서는 진동신호를 웨이블릿 변환한 후 각 레벨 상세성분값의 제곱 평균근값과 표준편차값을 입력으로 하는 역전과 신경망 알고리즘을 이용한 회전기기 결함 진단 방법에 대한 연구를 수행한 결과 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- (1) 웨이블릿 변환은 시간 영역 및 주파수 영역에서 발생하는 진동신호의 변화를 효율적이면서도 정도 높게 찾아낼 수 있다.

(2) 진동신호를 웨이블렛 변환한 후 각 레벨의 상세성분의 제곱평균값과 표준편차값을 입력으로 하는 역전파 신경망 알고리즘은 회전기계의 결함 진단에 유용하게 적용할 수 있음을 확인하였다.

(3) 본 연구에서 제시된 방법의 실용화를 위해서는 회전기계의 다양한 결함 유형에 대한 진동신호의 데이터베이스 구축이 요구된다.

### 참 고 문 헌

- 최태목 (2001). 웨이블렛 변환과 신경망 알고리즘을 이용한 회전기기 이상진단, 부산대학교 공학석사 학위논문.
- Kwon, S.H., Lee, H.S., Park, J.S. and Ha, M.K. (2000). "On Wavelet-Based Algorithm for Interpreting Ocean Wave Directionality", *International J. of Ocean Engineering*, Vol 3, No 2, pp 25-29.
- Kwon, S.H., Lee, H.S., Lee, H.S. and Ha, M.K. (2001). "Decoupling of Free Decay Roll Data by Discrete Wavelet Transform", *International J. of Ocean Engineering*, Vol 4, No 2, pp 14-18.
- Lee, S.K. and White, P.R. (1998). "The Enhancement of Impulsive Noise and Vibration Signals for Fault Detection in Rotating and Reciprocating Machinery", *J. of Sound and Vibration*, Vol 217, No 3, pp 485-505
- Newland, D.E. (1994). *An Introduction to Random Vibrations, Spectral & Wavelet Analysis*, Longman Scientific & Technical.
- Rao, R.M. and Bopardikar, A.S. (1998). *Wavelet Transform*, Addison-Wesley Longman.
- Rao, V.B. and Rao, H.V. (1993). *C++ Neural Networks and Fuzzy Logic*, MIS Press.
- Strang, G. and Nguyen, T. (1997). *Wavelet and Filter Banks*, Wellesley-Cambridge Press.
- Wang, Y.F. and Kootsookos, P.J. (1998). "Modeling of Low Shaft Speed Bearing Faults for Condition Monitoring", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol 12, No 3, pp 415-426.
- Press, W.H. Teukolshy, S.A., Vetterling, W.T. and Flannery, B.P. (1992). *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press.

2002년 7월 23일 원고 접수

2002년 9월 23일 최종 수정본 채택