

Z-index와 주파수 분석을 이용한 유도전동기 고장진단과 분류

이 상 혁

부산대학교 전기공학과

(2005. 8. 8. 접수 / 2005. 9. 14. 채택)

Fault Detection and Classification of Faulty Induction Motors using Z-index and Frequency Analysis

Sang-Hyuk Lee

Department of Electrical Engineering, Pusan National University

(Received August 8, 2005 / Accepted September 14, 2005)

Abstract : In this literature, fault detection and classification of faulty induction motors are carried out through Z-index and frequency analysis. Above frequency analysis refer Fourier transformation and Wavelet transformation. Z-index is defined as the similar form of energy function, also the faulty and healthy conditions are classified through Z-index. For the detection and classification, feature extraction for the fault detection of an induction motor is carried out using the information from stator current. Fourier and Wavelet transforms are applied to detect the characteristics under the healthy and various faulty conditions. We can obtain feature vectors from two transformations, and the results illustrate that the feature vectors are complementary each other.

Key Words : induction motor, fault detection, wavelet transformation

1. 서 론

시스템 성능의 제고와 안전성 확보를 위한 고장 진단 기술은 최근 많은 연구자들에 의하여 주목 받아왔다¹⁻⁶⁾. 산업체에서 유도전동기는 비교적 간단한 구조에 저렴한 비용으로 인하여 동력을 발생하는 구동기로서 가장 널리 사용되고 있다. 가혹한 운전 조건으로 인하여 기계적 또는 전기적으로 발생하는 고장의 분류 및 예고는 시스템에 대한 경제적인 손실과 인적 피해를 최소화하여 전체 시스템에 대한 신뢰성을 향상시키고 안전을 도모할 수 있는 중요한 근거가 된다. 본 논문에서는 유도전동기의 고장 현상을 크게 전기적, 기계적 결합으로 분류하여 고려하였다. 기계적 결합 요소로는 베어링, 커플링 그리고 회전축 등이 있고, 전기적 결합 요소로는 공극, 회전자, 단락링 그리고 고정자측에 고장이 발생할 수 있다^{3,4)}. 이러한 각종 고장의 현상은 기계적 혹은 전기적 고장 발생 시 각각 한 가지의 현상으로

나타나지는 않기 때문에, 보다 정확한 고장진단을 위해서는 전류신호 이외에 진동신호, 음향신호, 방전 데이터, 온도신호등 다양한 형태의 측정 데이터가 요구 된다¹⁾. 그러나 비용의 증가와 다른 분야의 전문가와의 연구협조의 어려움으로 인하여 전기신호를 이용한 고장진단은 중요한 연구 분야가 되고 있다⁵⁾. 고정자전류에서 각종 고장에 대한 정보를 취득하여 고장진단을 수행하는 방향으로 연구가 진행되어 왔으며^{5,6)}, 본 논문에서도 고정자 전류신호를 이용하여 고장진단을 연구하고자 한다.

고장 유도전동기의 경우, 정상적인 상태와 비교하여 임피던스의 값의 차이를 보이므로 에너지 함수가 달라 질 수 있음은 자명하다. 따라서 본 연구에서는 Z-index로 정의되는 에너지 함수를 이용하여 고장 유무에 대한 판단을 실시하였다. 또한 기존의 연구에서는 유도전동기의 고장 중에서 일부분에 국한하여 정상상태와의 차이를 보인 결과들이 대부분 차지 하며, 고장 특징벡터를 획득하는 방법에 있어서도 한 가지 정도의 방법을 고수하여 다양한 고장의 진단과 해석에는 다소 미흡하였다. 본 논문은 웨이브

릿 변환과 푸리에 변환에 의한 고장 유도전동기의 특징을 추출하고자 한다. 푸리에 해석을 통하여 여러 고장과 대비되는 한가지의 특징벡터를 발견할 수 있었고, 웨이브릿 변환의 결과와는 상호 보완적인 관계를 이룬다.

2. 유도전동기 고장 및 해석적 방법

유도전동기의 기계적, 전기적 고장을 분류하면 Table 1과 같이 분류한다. 결합요소에 따른 결합의 종류가 하나이상 존재하는 것을 표를 통하여 확인할 수 있다.

Table 1. Cases of faulty induction motors

	결합 요소	결합 종류
기계적 결합	베어링	구름, 저널베어링 결합
	회전축	질량 불평형, 축 굽힘, 헐거움, 접촉, 공진
	커플링	정렬불량
전기적 결합	공극	공극편심
	회전자, 단락링	회전자바 손상, 단락링 손상
	고정자	권선고장

Table 2. Condition monitorings of induction motors

감시방법	감시 파라미터	감시 가능 항목
진동감시	진동변위, 속도, 가속도	기계적, 전기적 결합, 가장 널리 사용
전류감시	전동기 공급전류	회전자 봉 손상 파악
성능감시	전원전압, 전류, 입력, 출력	전류비대칭, 권선가열, 절연결합
충격펄스감시	베어링하우징의 진동가속도	구름베어링 결합
음향방출감시	가청 및 초음파주파수	구름베어링, 크랙
속도변동감시	전동기 회전속도 변동	회전자결합, 공극편심, 정렬불량
공극토크감시	전류, 전압	회전자 봉 크랙, 고정자 코일단락
부분방전감시	임피던스	절연상태
누설자속감시	축방향 누설자속	회전자 봉 파손, 고정자권선 단락
온도감시	베어링 출구 및 권선 온도	베어링 마찰, 권선 과열
기름입자감시	유탄유내 마멸입자, 먼지	마찰, 마멸, 부분방전, 오염
서지감시	고전압, 고주파 펄스의 반향 펄스	권선 결합
시각점사감시	시각, 카메라, 비디오테이프	경향 간이감시

Table 1에서 나타난 한가지의 고장상황을 방지할 경우, 다른 고장으로의 파급되어 운전원의 안전과 전동기시스템의 파괴로 이어질 수 있어 적절한 고장진단 기술은 시스템의 신뢰성을 높일 수 있는 근거라고 할 수 있다. 우리는 다음에 유도 전동기의 고장진단을 위한 감시파라미터와 감시가능항목을 Table 2에 나타냈다. 표에서 확인할 수 있듯이 모든 고장의 특징벡터 파악과 진단을 위해서는 많은 감시항목이 필요하다. 그러나 대표적인 감시파라미터인 진동신호의 경우, 중요한 진동센서의 부착 위치는 인지적 요소에 의하여 좌우되므로 객관적인 데이터의 확보가 쉽지 않다. 또한 많은 감시 파라미터를 획득하기 위해서는 비용의 문제 또한 부담으로 작용하고 있다.

따라서 객관적인 데이터인 고장자전류를 이용한 고장진단 기법이 최근 각광받고 있다^{5,6)}. 그래서 우리는 Table 1과 같은 거의 모든 종류의 고장진단을 배제하고 보다 현실적인 유도전동기의 고장에 초점을 맞추어 4가지 정도로 분류하고자 한다⁴⁾. 첫째, 유도전동기의 고장 중 40-50% 정도를 차지하는 베어링 고장이다. 그러나 베어링 고장에 의한 결과를 해석하고 연구한 결과는 미미한 수준이다. 두 번째로는 고정자, 회전자 고장 이다. 연구결과 불평형 상전류로 인한 전동기 임피던스의 비대칭이 원인으로 조사 되었으며 전체의 30-40%의 고장원인으로 나타난다. 세 번째로는 회전자 바(rotor bar)와 단락링(end ring) 고장으로서 주파수 영역해석, 계수식별 방법을 통한 진단 방법이 알려졌다. 고장의 5-10%의 원인을 제공하는 것으로 알려져 있다. 마지막으로 공극 편심 고장은 공극과 고정자, 회전자와의 불평등에 기인하며 두 가지 경우로 나눌 수 있는데, 정적 공극 편심 그리고 동적 공극 편심으로 나눌 수 있다. 이상의 공극 편심은 실제적으로 10% 이상을 차지한다.

기존의 연구결과 중에서 대상 유도전동기의 사양에 의존하는 해석적 방법에 대하여 살펴보면, 동적 및 정적 편심과 관련된 주요 축파대 주파수는 식 (1)과 같다¹⁾.

$$f_h = f((kR \pm n_d) \left(\frac{1-s}{p} \right) \pm n_w) \quad (1)$$

또한 Arthur 등은 회전자바 손상, 고정자 내부 단락 시 그리고 동적 편심의 경우에 대하여 식 (2), (3), (4)와 같이 발생주파수를 제안하였다²⁾.

$$f_{brb} = f[k(\frac{1-s}{p/2}) \pm s] \quad (2)$$

$$f_{sc} = f(g_{rl}R\frac{1-s}{p} \pm 2g_{sl} \pm i_{sl}) \quad (3)$$

$$f_{de} = f \pm f_r \quad (4)$$

여기서 f , R , s , p , n_w 그리고 f_r 는 각각 전기적인 공급 주파수, 회전자 슬롯 수, 슬립, 극수, 고정자 고조파의 차수, 회전축 속도를 나타낸다. 또한 n_d 가 0일 경우는 정적 편심을 $n_d=1,2,3,\dots$ 일 경우는 동적 편심의 차수를 나타낸다. k , g_{rl} , g_{sl} , i_{sl} 는 각각 정수이며 $k=1,2,3,\dots$ 이다. 이상의 방법에서 우리는 전동기의 규격과 성능에 대한 정보를 통하여 고장 상황에서의 주요 주파수에 대한 정보를 확인할 수 있다. 그러나 이러한 경우는 공극 편심 등 일부 고장에 국한된 결과를 제공한다.

3. 푸리에와 웨이브릿 변환을 이용한 특징추출기법

이 장에서는 유도전동기의 고장진단을 위한 이산 푸리에 변환과 이산 웨이브릿 변환을 소개한다. 측정데이터에서 확인할 수 있지만, 시간영역에서의 특징벡터 추출은 용이하지 않기 때문에 주파수 영역에서의 특징벡터 추출이 보다 유용한 결과를 제시하고 있다. 따라서 기존에 잘 알려진 푸리에 변환이 외에 웨이브릿 변환에 대한 소개를 진행한다.

3.1. 푸리에 변환

유도전동기의 고장진단을 위한 푸리에 변환의 적용기법은 측정 데이터에 대하여 주파수 영역에서의 특징을 추출하는 기법으로 연구되어 왔다. 푸리에 변환의 결과는 기존의 지식을 따르며⁷⁾, 주어진 연속 신호를 이산신호화 한 후 이산 푸리에 변환을 적용한다. 파형이 T 로 샘플링 되면, 샘플 시퀀스는

$$x(nT) = x(0), x(1), \dots, x[(N-1)T]$$

로 나타낼 수 있다. $x(nT)$ 의 이산 푸리에 변환 값 $X(k)$ 는 식 (5)와 같다.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(nT)e^{-jkn} = \sum_{n=0}^{N-1} x(nT)e^{-j2\pi kn/N} \quad (5)$$

여기서 $\omega = 2\pi/NT$ 이고 $k=0,1,\dots,N-1$ 이다. 푸리에 변환의 성질에서 k 번째의 요소와 $k+N$ 번째 요소를 비교하면 식 (6)과 같다.

$$X(k+N) = \sum_{n=0}^{N-1} x(nT)e^{-j2\pi n(N+k)/N}e^{-j2\pi nN/N} = X(k) \quad (6)$$

따라서 위 식의 결과에서 이산 푸리에 변환은 주기 N 에 대하여 주기적으로 나타난다.

3.2. 웨이브릿 변환

주파수 뿐 아니라 시간영역에서의 해석기법을 동시에 제공하는 웨이브릿 해석기법은 연속 신호와 이산 신호의 경우에 모두 적용될 수 있으며 다양한 분야에서 그 응용 가능성을 인정받고 있다^{8,9)}. 웨이브릿 변환은 특별히 비정형(nonstationary)신호의 분석에 유리한 특징을 가진다. 웨이브릿 변환은 입력 신호를 특정 기저 함수의 집합으로 분리하는 과정으로도 이해될 수 있다. 웨이브릿 변환에 사용되는 기저 함수의 집합은 하나의 기본 웨이브릿 기저 함수(mother wavelet basis function)에 대한 시간축 방향으로의 확대 및 축소 그리고 평행 이동을 통해 얻어진다. Morlet은 다음과 같은 웨이브릿 함수 $\psi(t)$ 의 천이와 팽창을 $\sqrt{s}\psi(sx-t)_{(s,t)}$ 로 나타내었다⁹⁾. 그리고 직교 웨이브릿을 이용한 이산 웨이브릿 함수를 $\sqrt{2^j}\psi(2^jx-k)_{(j,k)}$ 로 나타냈다. 여기서 직교 웨이브릿 함수는 $L^2(R)$ 의 기저가 되며 그 패밀리를 식 (7)과 같이 정의한다.

$$\{\psi_{j,k}\}_{j,k \in Z} = \{2^{j/2}\psi(2^jx-k)\} \quad (7)$$

위에서 언급된 R^+ 는 양의 실수 이고 R 는 실수 그리고 Z^2 는 정수 2개의 순서쌍이며 $(s,t) \in R^+ \times R$ 이고, $(j,k) \in Z^2$ 이다. 그리고 $L^2(R)$ 는 2차원에서의 실 계수에 대하여 르베그 공간을 의미한다. 르베그 공간은 함수제곱의 적분이 존재하는 공간이다. 이산 웨이브릿 변환의 내적을 이용하여 신호 $f(x)$ 를 다음의 식 (8)을 얻을 수 있다.

$$f(x) = \sum_{s,t} \langle f, \psi_{s,t} \rangle \psi_{s,t}^* \quad (8)$$

이제 다 해상도 해석을 통하여 신호의 근사값과 미세 값을 추출하는 과정을 설명한다. 공간 $(V_j)_{j \in Z}$ 의 스케일 함수를 $\phi(x)$ 라고 할 때 $\sqrt{2^{-j-1}}\phi_{2^{j+1}}(x-2^{-j-1}k)_{k \in Z}$

는 공간 V_{2^j} 의 정규직교 기저 이다⁹⁾. Mallat은 어떠한 $n \in Z$ 에 대하여 함수 $\phi_{2^j}(x-2^{-j}n)$ 는 V_2 의 원소이고 또한 V_{2^j} 에 포함되는 결과로부터 V_{2^j} 의 정규직교 기저로의 확장을 전개하였다. 해상도 2^j 에서의 신호 $f(x)$ 에 대한 근사값은

$$A_{2^j}^d f = \langle f(u), \phi_{2^j}(u-2^{-j}n) \rangle_{n \in z} \quad (9)$$

가 된다. 식 (9)는 신호 $f(x)$ 에 대한 해상도 2^j 에서의 이산 근사라 한다⁹⁾. 또한 본 연구에서는 해상도 2^j 와 2^{j+1} 에서의 신호 $f(x)$ 의 근사 값 차이에 대한 정보를 추출하는데 관심이 있다. 이러한 정보의 차이를 해상도 2^j 에서의 미세 신호라고 한다. 해상도 2^j 와 2^{j+1} 에서의 신호의 근사 값은 V_{2^j} 와 $V_{2^{j+1}}$ 공간에서의 직교사영이다¹⁴⁾. 해상도 2^j 에서의 이산 미세 신호는

$$D_{2^j} f = \langle f(u), \psi_{2^j}(u-2^{-j}n) \rangle_{n \in z} \quad (10)$$

가 된다.

4. 실험 및 토의

Fig. 1은 정상 및 고장신호를 얻기 위한 실험세트를 나타낸 것이다. 대상 유도전동기는 정상유도전동기 1개와 베어링고장, 회전자 손상, 회전자 휨, 그리고 정적 편심과 동적 편심 등 총 5개의 고장을 갖고 있는 유도전동기들로 구성하였다.

6가지의 특징을 포함한 각 유도전동기의 사양은 3상 220V, 정격 속도 3450rpm, 정격과워 0.5hp이며, 슬롯 수 34개, 4극, 회전자 바는 24개 이다. Fig. 2는 시간 영역에서의 고장 및 정상 상태의 신호를

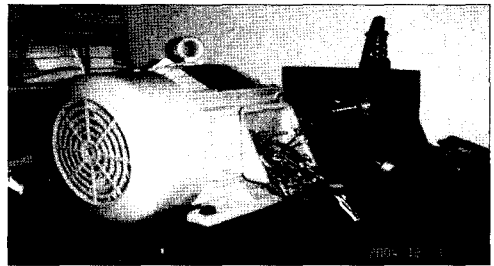


Fig. 1. Experimental set.

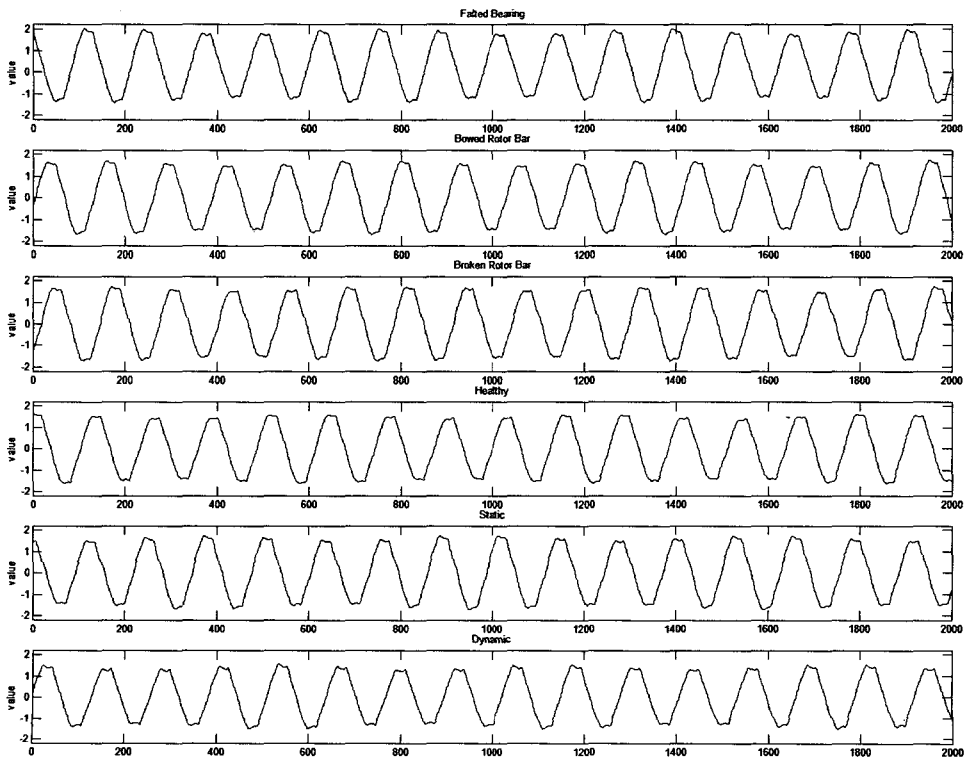


Fig. 2. Measured current signal.

보여주고 있다. 그림에서 확인할 수 있지만 시간 영역에서의 데이터 량인 평균값이나 표준편차 등으로는 분류하기가 용이하지 않다.

유도전동기의 어떤 고장이든 발생할 경우, 정상 상태와 비교하여 임피던스의 변화가 있는 것은 자명하다. 따라서 시스템에 공급되는 에너지는 정상적인 상태와 구분 지을 수 있다. 우리는 본 논문에서 Z-index로 정의되는 에너지 함수를 이용하여 Fig. 2의 측정신호에 대하여 값을 구하였다. 신호의 근사값과 미세신호 부분인 식 (9), (10)의 결과를 이용하여 다음과 같은 Z-index를 구성하였다.

$$\int_0^{\infty} D_{j,k}^T D_{j,k} dt + \int_0^{\infty} A_{j,k}^T A_{j,k} dt \quad (11)$$

여기서 우리는 Fig. 2의 신호를 다섯 번의 분해를 거친 후, 각 시점에서의 모든 상계수와 근사계수의 에너지 값으로 구하였다. 따라서 $j=1, \dots, 5$ 이며, 이산 데이터 개수는 1280개를 고려하므로 $k=1, \dots, 1280$ 이다. 이는 원래 신호 Fig. 2의 에너지 값을 구성한 것과 마찬가지로의 결과임은 파시발 정리에 의하여

자명하다. 따라서 Z-index는 수식적 표현에 의하여 다음과 같이 정리된다.

$$Z_i = \sum_{j=1}^5 \sum_{k=1}^{1280} d_{j,k}^T d_{j,k} + \sum_{j=1}^5 \sum_{k=1}^{1280} c_{j,k}^T c_{j,k}, \quad i=1, \dots, 17$$

여기서 i 는 전체 실험 회수로서 6가지의 고장, 정상 유도전동기에 대하여 각각 17번 총 102번 실시하였다. 식 (11)를 이용하여 우리는 Fig. 3과 같은 결과를 얻었다. Fig. 3에서 밑에서 두 번째 결과가 정상상태인 경우이다. 따라서 Z-index를 이용하면 고장 유무에 대한 판단을 내릴 수 있다.

이상의 결과에서 유도전동기의 고장유무를 에너지 함수의 관점에서 확인하면 자명하지만 고장의 종류를 분류의 결과를 기대할 수는 없다. 따라서 고려하는 푸리에변환과 웨이브릿 변환의 결과를 이용한다. 우리는 이산 푸리에 변환을 이용하여 Fig. 4를 얻었다. 식 (5)를 통하여 나타난 결과를 분석하면, Fig. 4(a)에서 회전자 바의 고장의 경우만 측대파(side band)가 나타남을 확인할 수 있고, 4(b), 4(c)는 정상

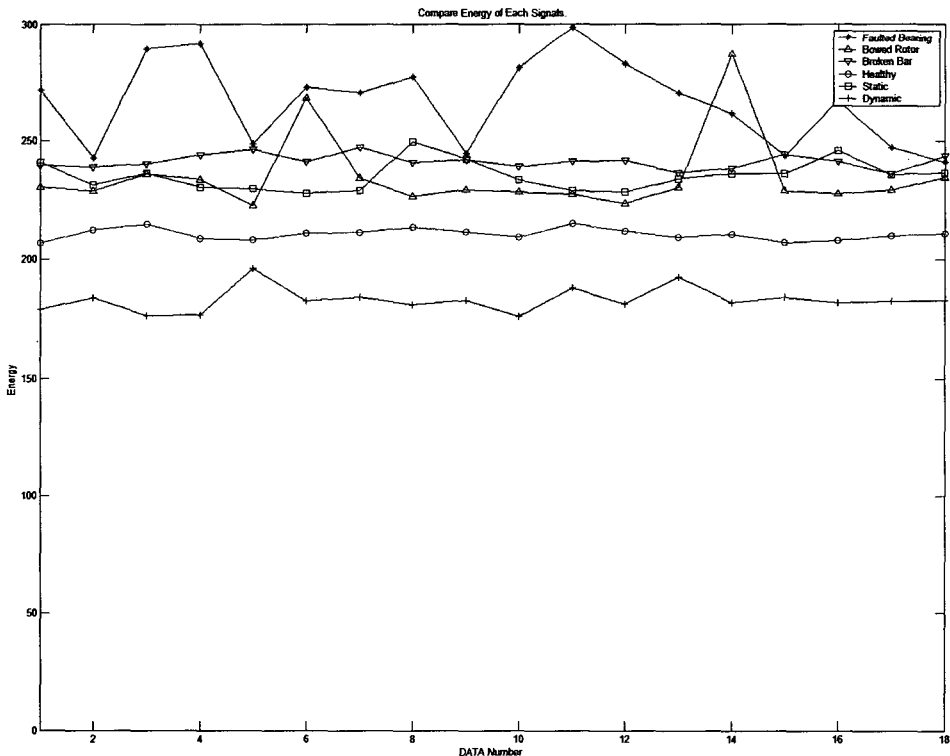


Fig. 3. Current signal via Fourier transform.

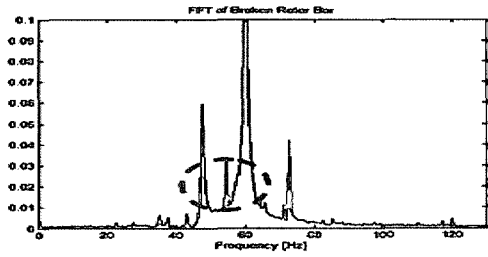


Fig. 4(a). Fourier transform of broken rotor bar.

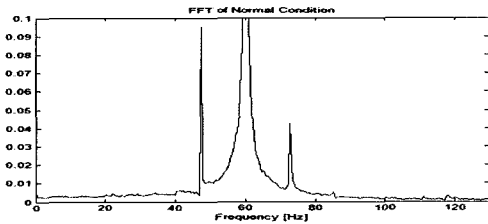


Fig. 4(b). Fourier transform of normal.

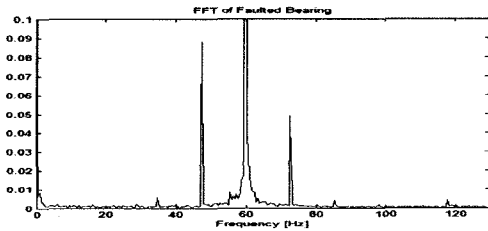


Fig. 4(c). Fourier transform of faulted bearing.

과 베어링 고장의 경우를 각각 나타냈다. 나머지 신호에 대한 푸리에 변환도 4(b,c)와 같은 결과를 나타냈다. 이 경우, 푸리에 변환을 통하여 회전축 고장에 대하여만 특징점을 추출할 수 있음을 확인할 수 있다.

Fig. 2의 측정신호를 다 해상도 분석을 통하여 (9)와 (10)의 근사값과 미세신호로 분해하여 웨이브릿 변환의 결과를 얻었다. 12개의 미세신호 D_2f 중에서 6번째 신호의 4번째 계수값과 기울기의 결과를 Fig. 5에 나타냈다.

Fig. 5의 결과에서, 우리는 회전자바, 정적편심 그리고 베어링 고장의 경우가 다소 겹치는 것을 확인할 수 있다. 그러나 베어링 고장의 경우는 평균값이 다소 차이가 남을 확인할 수 있고, 회전자 바와 정적 편심의 경우가 특히 유사함을 확인할 수 있다. 그러나 이전의 푸리에 변환의 결과를 이용하면, 회전자바의 손상에 대하여 구별할 수 있으므로 다른 고장과 정상 상태에 대하여 적절하게 분류할 수 있음을 확인할 수 있다.

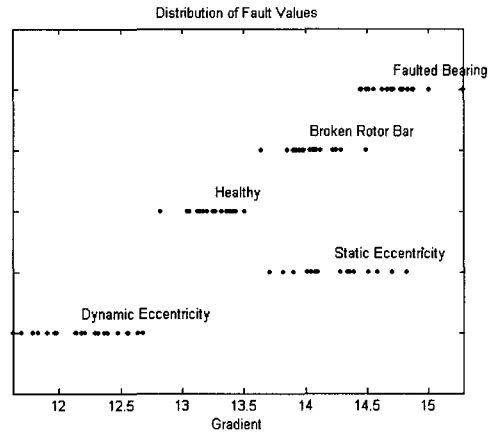


Fig. 5(a). Slope values of wavelet transform.

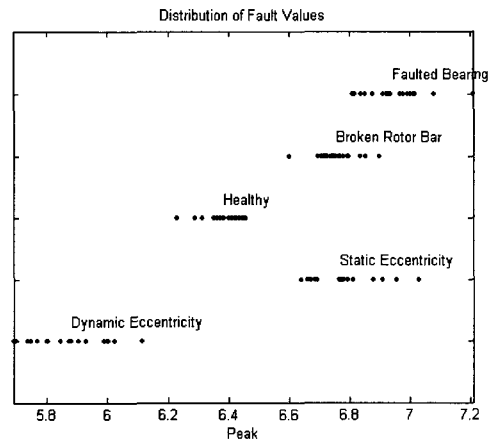


Fig. 5(b). Detail values of wavelet transform.

5. 결론

본 논문에서는 유도기의 고장 진단을 수행하기 위하여 고정자전류의 분석을 통한 특징추출에 대한 연구를 수행하였다. 고장에 대한 특징점 추출을 위하여 푸리에 변환과 웨이브릿 변환을 적용하였다. 실제 하나의 방법만을 사용할 경우 분류하기 어려운 경우가 발생하는 것을 실험에서 관찰할 수 있었다. 푸리에 변환에 의한 신호 분석에서는 다른 고장에서는 발생하지 않는 측과대가 회전자 바 고장에 대하여 나타났다. 웨이브릿 변환을 이용한 해석에서는 다양한 고장의 종류를 분류할 수 있었다. 반면 회전자 바 파손과 정적 편심의 경우 유사한 범위의 결과를 나타내었다. 따라서 두 가지 변환을 적용할 경우 적절한 고장진단 해법을 제시할 수 있다.

참고문헌

- 1) P. Vas, Parameter Estimation, Condition Monitoring, and Diagnosis of Electrical Machines, Clarendon Press, 1993.
- 2) N. Arthur, J. Penman, A. McLean and A. Parsons, "Induction machine condition monitoring with higher order spectra Part 1: fundamentals and fixed frequency operation", IECON'98 Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE, pp. 1889~1894, 1998.
- 3) M. Haji and H.A. Toliyat, "Pattern recognition-A technique for Induction Machines Rotor Fault Detection Eccentricity and Broken Bar Fault", Conference Record of the 2001 IEEE Industry Applications Conference, Vol. 3, pp. 1572~1578, 30 Sept.- 4 Oct. 2001.
- 4) S. Nandi, H.A. Toliyat, "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Machines-A Review", IEEE Industry Applications Conference, vol. 1, pp. 197-204, 1999..
- 5) B. Yazici, G. B. Kliman, "An Adaptive Statistical Time-Frequency Method for Detection of Broken Bars and Bearing Faults in Motors using Stator Current," IEEE Trans. On Industry Appl. Vol. 35, No. 2, pp. 442~452, 1999.
- 6) K. Abbaszadeh, J. Milimonfared, M. Haji, and H.A. Toliyat, "Broken Bar Detection in Induction Motor via Wavelet Transformation", IECON'01: The 27th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, pp. 95~99, 2001.
- 7) R. Bracewell, The Fourier Transformation and Its Applications, 3rd ed. New York, McGraw-Hill, 1999.
- 8) I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, The Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- 9) S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", IEEE Trans. On Pattern analysis and machine intelligence, Vol. 11, No. 7, pp. 674~693, 1989.