한국마린엔지니어링학회지 제31권, 제1호, pp. 95~102, 2007. 1 (ISSN 1226-9549)
Journal of the Korean Society of Marine Engineering

DTW를 이용한 유도전동기 베어링 및 회전자봉 고장진단

이재현† · 배 현*

(원고접수일 : 2007년 1월 16일, 심사완료일 : 2007년 1월 23일)

Fault Detection and Diagnosis of Faulty Bearing and Broken Rotor Bar of Induction Motors Based on Dynamic Time Warping

Jae-Hyun Lee† · Hyeon Bae*

Abstract : The issues of preventive and condition-based maintenance, online monitoring, system fault detection, diagnosis, and prognosis are of increasing importance. This study introduces a technique to detect and identify faults in induction motors. Stator currents were measured and stored by time domain. The time domain is not suitable for representing current signals, so wavelet transform is used to convert the signals onto frequency domain. The raw signals can not show the significant feature, therefore difference values between the signal of the health conditions and that of the fault conditions are applied. The difference values were transformed by wavelet transform and the features are extracted from the transformed signals. The dynamic time warping method was used to identify the fault type. This study describes the results of detecting fault using wavelet analysis.

Key words : Dynamic time warping, 웨이블릿 변환, 유도전동기, 결함검출 및 진단

1. 서 론

전기적인 에너지를 기계적인 힘으로 바꿔주는 대표적인 도구가 전동기이다. 전동기는 제조업 라인에서 뿐만 아니라 선박 등에서도 중요한 구동 장비로 사용되고 있다. 따라서 시스템의 지속적인 운전을 위해서는 전동기의 고장 여부를 사전에 인지하여 관리할 필요가 있다. 다시 말해, 전동기의 수리나 교체를 위해 공정과 선박 등을 정지하는 것은 생산성과 안정성에 큰 영향을 줌으로 사전에 전동기의 상태를 진단하여 조치함으로써 이러한 경제적인 부담을 줄일 수 있다. 최근 결함 검출 및 진단 분야는 전기기기 관련 연구에서 주요한 도전 과제로 인식되고 있다.

이와 같이 다양한 생산 현장과 선박 등에 널리 사용되는 유도전동기의 고장은 다양하다. 유도전동기의 주요 고장으로는 베어링 결함, 고정자·회전자 결함, 회전자 봉 파손(broken rotor bar), 엔드링 크랙(end-ring crack) 등이 있다. 여기서 유도전동기의 고장 중 40-50% 정도가 베어링에 직

† 책임저자(한국해양대학교 해사대학 기관시스템공학부) E-mail:lee0313@hhu.ac.kr
* 부산대학교 전기공학과

간접적으로 연관되어 있다. 그러나 베어링 고장에 의한 결과를 해석하고 연구한 결과는 거의 보고되고 있지 않다. 고정자 · 회전자 결함은 불평형 상전류로 인한 전동기 임피던스의 비대칭이 원인으로서 전체 고장의 30-40%의 원인을 제공한다. 회전자 봉 파손과 엔드링 크랙은 주파수 영역해석 계수식별 방법을 통하여 진단해 왔으며 고장의 5-10% 의 원인을 제공하는 것으로 알려져 있다. 공극 편심은 공극과 고정자 · 회전자와의 불평등에 기인하며 실제적으로 고장의 10% 이상을 차지한다[1]. 본 연구에서는 주요 고장 중 베어링 결함과 회전자 봉의 파손에 대한 결함을 검출하고 진단하고자 하였다.

앞에서 언급한 결함을 진단하기 위하여 다양한 방법들이 적용되고 있는데, 베어링 마찰 및 권선 과열 진단을 위한 온도 측정, 구름베어링 크랙 진단을 위한 라디오 주파수(RF) 모니터링, 기계적 · 전기적 결함 진단에 가장 널리 사용되는 노이즈 및 진동(noise and vibration) 모니터링, 회전자 봉 파손 등 다양한 고장 진단이 가능한 모터 전류 신호 분석(motor current signature analysis: MCSA) 등이 대표적이다[1],[2].

반면 각 신호를 이용한 기법들은 다양한 고장의 진단에 있어서 장 · 단점을 가지고 있다. 본 연구에서는 유도전동기의 고장진단을 위하여 전류신호를 사용하였다[3].

전류를 이용한 고장진단의 경우 측정 데이터가 시계열 데이터이므로 원 신호로 진단하는 것이 어려워 주파수 영역으로 변환하여 사용한다. 기존의 연구에서는 푸리에 변환(Fourier transform)을 많이 사용하였으나 변환에 의한 정보의 손실이 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 정보의 손실 없이 변환이 가능한 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 사용하였다. 웨이블릿 이론은 신호처리 응용 연구에서 다양한 기법들을 위한 통합된 구조를 제공한다[4],[5].

본 연구에서 사용한 전류 신호의 변환만으로는 결함 특징을 추출하는 것이 어려웠다. 반면 정상신호와 결함신호의 차이 값(difference value)은 고장에 따라 특유한 패턴을 가지고 있으므로 정상신호와 결함신호의 차이 값을 웨이블릿 변환하여 결함 추출에 사용하였다. 본 방법은 정상신호에 의해 불필요한 특징 신호들을 제거함으로써 오차를 줄이는 장점이 있다.

추출된 특징신호로부터 고장을 분류하기 위하여 기존에 주로 사용된 모델이 아닌 패턴매칭 방법 중 하나인 동적시간와핑(dynamic time warping)을 사용하였다. 이러한 방법은 학습이 필요하지 않으므로 적용이 간편하고 모델의 학습 오차가 발생하지 않는 장점이 있다. 특히 결과 도출이 빠르므로 실시간 응용에 적절히 사용될 수 있다.

2. 결함검출 및 진단

2.1 웨이블릿 변환

웨이블릿 해석은 신호처리 계통에 속하는 여러 분야에서 각자의 특수한 목적에 부합되도록 개별적으로 발전시켜 온 특수한 기술들을 하나로 통합하면서 등장하였다. 컴퓨터 비전(vision)에서 이용된 다해상도(multi-resolution) 분석 방법이나 음성과 영상압축에서 사용되던 서브밴드(sub-band) 코딩 기법 등 많은 기본 기법들이 최근에 들어 웨이블릿 이론의 특수한 응용으로 밝혀졌다. 본 연구에서 차신호로부터 결함 특징을 도출하기위하여 웨이블릿 변환을 적용하였다.

웨이블릿 변환은 입력 신호를 특정 기저 함수의 집합으로 분리하는 과정으로도 이해될 수 있다. 웨이블릿 변환에 사용되는 기저 함수의 집합은 하나의 기본 웨이블릿 기저 함수(mother wavelet basis function)에 대한 시간축 방향으로의 확대 및 축소 그리고 평행 이동을 통해 얻어진다. 기본 웨이블릿 기저 함수는 특별한 형태의 대역 통과 필터로 생각할 수 있으며, 웨이블릿 변환의 상대 대역폭 불변성은 기본 웨이블릿 기저에 대한 시간축 방향 축소 및 확대에 의해 충족되어진다. 이에 따라 웨이블릿 변환에서는 주파수 대역이라는 용어 대신 스케일(scale)이라는 용어를 주로 사용하며, 입력 신호에 대한 웨이블릿 변환을 다른 말로 원신호의 시간-스케일 공간 표현이라 일컫는다[6],[7].

J. Morlet는 연속 웨이블릿 변환(continuous wavelets transform)을 다음과 같은 식으로 표현하였다.

$$\psi(t)=\frac{1}{a}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right). \tag{1}$$

Y. Meyer는 scale parameter a와 translation parameter b를 다음과 같이 샘플링 하였을 때 $a=2^{-j}$, $b=2^{-j}k$ $(j,k\ Z)$인 직교 웨이블릿을 아래의 식으로 정의하였다.

$$\{\psi_{j,k}\}_{j,k\in Z}=\{2^{j/2}\psi(2^j x-k)\}. \tag{2}$$

따라서 이산 웨이블릿 변환은 다음과 같이 정의된다.

$$W_{j,k}=\langle f,\psi_{j,k}\rangle=2^{j/2}\sum_{j,k} f_j\psi^*(2^j x-k). \tag{3}$$

웨이블릿 직교성의 원리에 따라 신호 $f(x)$를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$f_j(x)=\sum_{j,k}\langle f_j\psi^*_{j,k}\rangle\psi_{j,k}. \tag{4}$$

2.2 동적시간와핑

동적시간와핑(dynamic time warping: DTW)은 Sakoe와 Chiba에 의해서 1978년 처음 소개되었다[8]. 이 방법은 분류된 글자의 인식을 위하여 동적 프로그래밍 기법을 함께 결합하여 사용하였다. 본 연구에서는 고장과 정상신호를 분류하기 위하여 진단 방법으로 DTW를 사용하였다. DTW 알고리즘은 한 패턴이 다른 패턴과 최대한 일치할 때까지 시간 축을 와핑함으로써 패턴간의 시간차를 제거한다. 모든 패턴 벡터들은 네트워크의 입력층에서 프레임으로 특징 벡터들의 같은 수를 가지는 같은 카테고리의 참고(reference) 패턴 벡터에 대하여 와핑된다. 적절한 특징 추출 후 패턴은 특징 벡터의 연속으로 표현된다.

$$A=a_1,a_2,\cdots,a_i,\cdots,a_K \tag{5}$$

$$B=b_1,b_2,\cdots,b_j,\cdots,b_M$$

여기서 A는 참고 패턴이고 B는 A에 대하여 할당된 패턴 벡터이다. Fig. 1은 i와 j 축에 대하여 진행된 A와 B를 보여주고 있다.

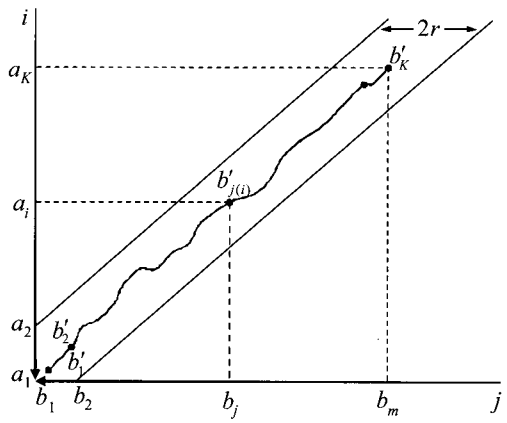


Fig. 1 Warping function and adjustment window

입력 패턴 시간 j와 참고 패턴 시간 i간의 와핑 함수 f를 고려해 볼 때 아래와 같다.

$$j=j(i). \tag{6}$$

두 특징 벡터 a_i와 b_j의 측도는 (7)과 같이 거리로 표현되고 와핑 함수를 B에 적용하면 (8)과 같다.

$$d(i,j)=\|a_i-b_j\|, \tag{7}$$

$$d(i,j(i))=\|a_i-b'_j\|, \tag{8}$$

여기서 b'_j는 와핑 함수를 적용한 후 B의 j번째 요소이다.

와핑 함수에 대한 이러한 거리의 가중치 합은 아래와 같다.

$$E(F)=\sum_{i=1}^{K} d(i,j(i))\times w(i), \tag{9}$$

여기서 $w(i)$는 양수의 가중치 계수로 본 연구에서는 1을 사용하였다. E는 와핑 함수가 두 패턴 벡터를 최적으로 할당하기위해 결정될 때 최소가 된다.

본 연구에서 사용한 DP 식 g_i는 아래와 같다.

$$g_1(1,1)=d(1,1)\times w(1)=d(1,1) \tag{10}$$

$$g_i(i,j)=d(i,j)+\min\begin{cases}g(i-1,j-1)\\ g(i-1,j-2)\\ g(i-1,j-3)\end{cases} \tag{11}$$

여기서 g_i는 최종적인 유사도를 나타내는 값으로 DTW에서 최단 경로를 결정하게 되는 측도값이 된다.

3. 데이터 수집 및 전처리

3.1 데이터 수집을 위한 실험장치

유도전동기로부터 3 상전류를 측정하기 위하여 LEM사에서 만든 전류 전송기(transducer)를 사용하였다. 전류의 오프셋(off-set)과 스케일링 오차는 저역통과 필터를 이용하여 제거하였다. 전류 신호는 조정되었고(conditioned), 조정된 신호들은 Ni사에서 만든 데이터 수집보드(DAQ board)를 통해 수집되었다. Fig. 2와 3은 유도전동기 제어와 데이터 수집을 위해 사용된 실험 장비와 시스템 구성도를 보여주고 있다.

전용 제어를 위한 주제어기는 CPU, 메모리, 아날로그 신호 처리기, 게이트 신호 생성기, 그리고 디지털 입·출력 보드로 구성되었다. 전류 신호 수집을 위한 데이터 수집 장비는 최대 16 채널의 아날로그 신호를 받을 수 있고 16 bit 해상도를 가진다. 최대 샘플링 속도는 200kS/s이고 전압 범위는 ±10V이다. 실험 장비를 통해 한번에 16,384개의 데이터가 한 셋으로 저장된다. 최대 주파수는 3kHz이고 샘플링시간은 2.1333 초이다.

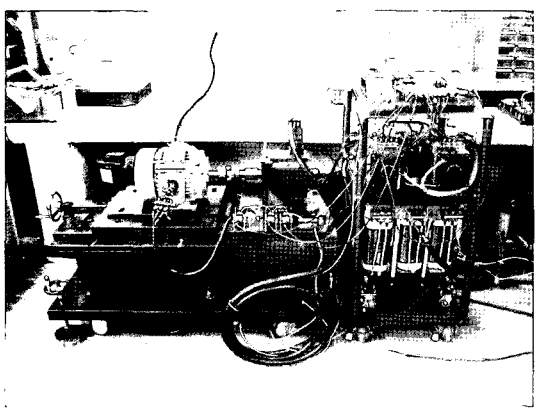


Fig. 2 Test bed for data acquisition

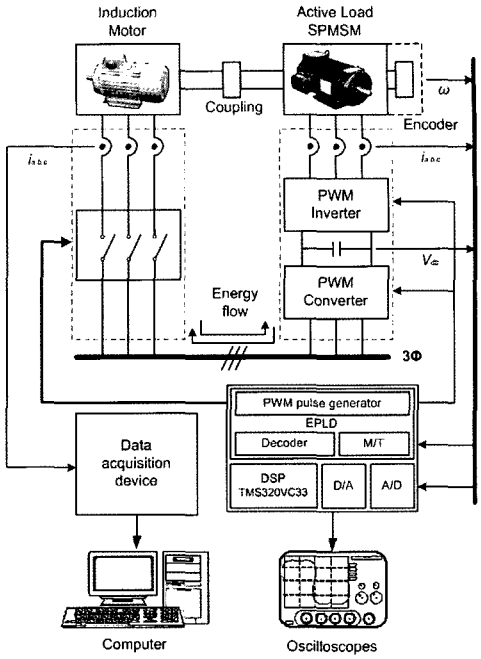


Fig. 3 System structure of the test bed

3.2 신호측정 및 전처리

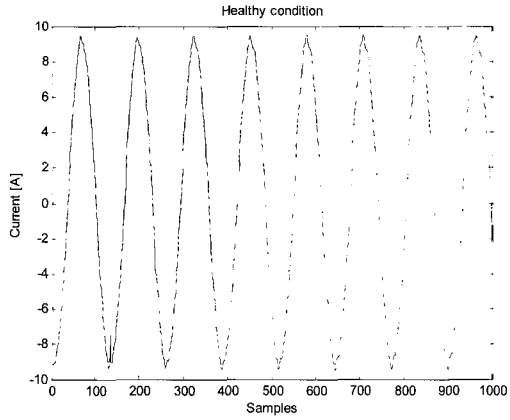
본 연구에서 진단에 사용된 고장 종류는 회전자 봉 파손과 베어링 결함이다. 두 고장은 유도전동기의 대표적인 고장으로 고장의 절반 이상을 차지하는 주요 고장으로 분류되고 있다.

40개의 신호 셋을 각 고장을 위해 측정하였다. Fig. 4는 측정된 신호 중 정상 신호와 회전자 봉 파손의 경우를 보여주고 있다. 측정된 원 전류 신호는 그림에서 보는 바와 같이 진단을 위한 뚜렷한 차이점을 찾기 어렵다. 따라서 적절한 특징점 추출을 위하여 전처리 및 가공이 필요하다.

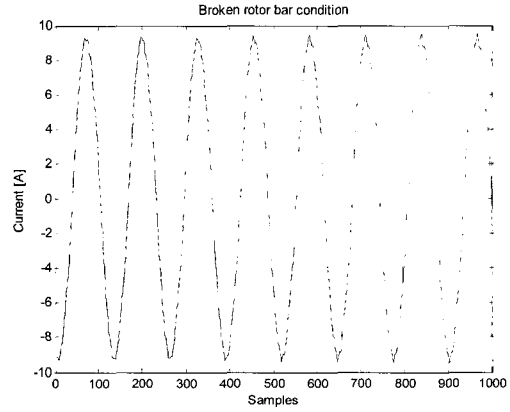
측정된 신호는 노이즈 제거와 초기값 조정을 위하여 필터링되고 싱크(synch)되었다. 필터링을 위해 평균값으로 원 신호를 나누었다. 싱크를 위해서 힐버트 변환(Hilbert transform)을 적용하였다. 힐버트 변환을 사용할 경우 본 연구에서는 정확한 싱크가 이루어짐을 확인할 수 있었다. 이와 같은 전처리 과정을 통해 처리된 신호로부터 진단을 위한 특징을 도출하게 된다.

본 연구에서 사용한 특징 신호는 정상 신호와 고장 신호를 뺀 차이 신호를 웨이블릿 변환하여 사용

하였다. 차이값을 이용할 경우 유사한 패턴의 신호는 제거되고 고유 특징만 남게 되므로 진단을 용이하게 한다.



(a) Healthy condition



(b) Fault condition

Fig. 4 Synchronized current signals

4. 실험결과

4.1 신호차를 이용한 특징추출

각 고장에 대한 신호는 40 개 셋으로 구성되고, 각 신호 셋의 정상 신호와 고장 신호의 차를 구함으로 각 고장에 대하여 40 개의 차이값 셋을 만들게 된다. 차이값들은 웨이블릿 변환되고 고장 진단을 위해서 첫 번째 디테일(detail) 계수를 특징 신호로 저장하였다. 40 개의 특징 신호 셋 중 20 개를 평균하여 고장 템플릿을 구성하였다.

새롭게 측정된 고장 신호는 정상 신호 템플릿과 빼기를 하여 웨이블릿 변환한 후 각 고장 템플릿과 비교하게 된다. 이러한 과정을 통해 고장의 종류를 진단하게 되는데, 템플릿과의 비교를 위해서 본 연구에서는 템플릿 매칭의 한 종류인 DTW를 사용하였다. 매칭 결과는 고장 진단을 위한 정보를 제공한다. 만약 고장 신호가 특정 템플릿과 유사한 경우 거리 차이가 작게 되므로 매칭 정도(degree)가 높게 된다. 이와 같이 DTW의 값을 통해 현재 측정된 신호가 어떤 고장 신호의 템플릿과 유사한지를 알 수 있으므로 고장 종류를 진단할 수 있게 된다.

Fig. 5는 제안된 알고리즘의 흐름도(flowchart)를 보여주고 있다. 왼쪽은 템플릿을 구성하기 위한 과정을 보여주고 오른쪽은 고장 진단 과정을 설명하고 있다. 두 과정을 통해 진단하고자 하는 두 종류의 고장을 진단하게 된다.

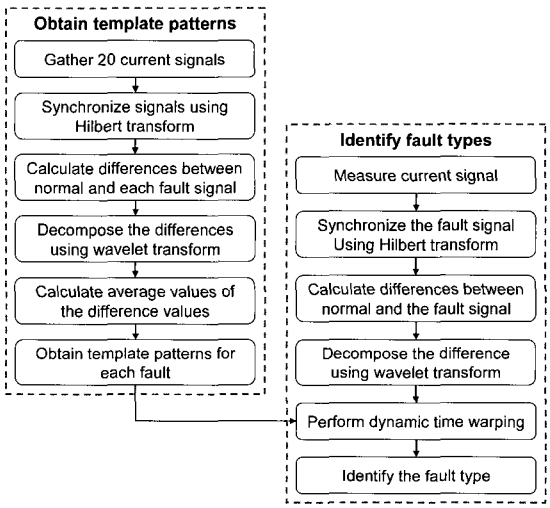


Fig. 5 Flowchart of fault detection and diagnosis

4.2 웨이블릿분석을 이용한 결함검출

Fig. 6은 정상 신호와 고장 신호간의 차이 신호를 보여주고 있다. 본 연구에서는 두 개의 고장만 진단하였으나 차이 값이 고유함을 보여주기 위하여 다른 고장의 결과도 함께 보여주고 있다. 40 개 셋의 결과들이 고장에 따라 특정 패턴을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

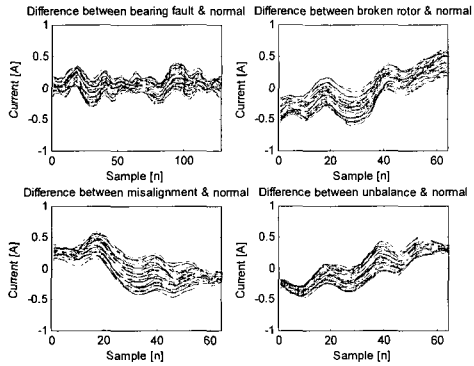
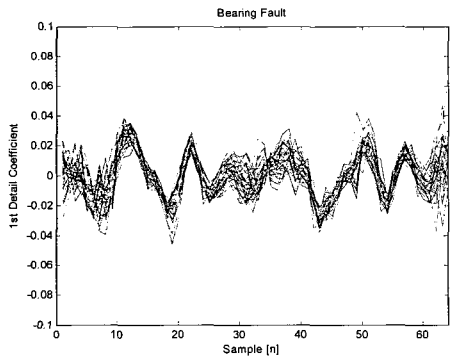
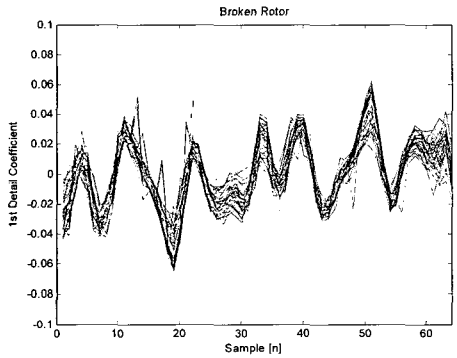


Fig. 6 Difference values of the four faults



(a) 1st coefficients for the bearing fault



(b) 1st coefficients for the broken rotor bar

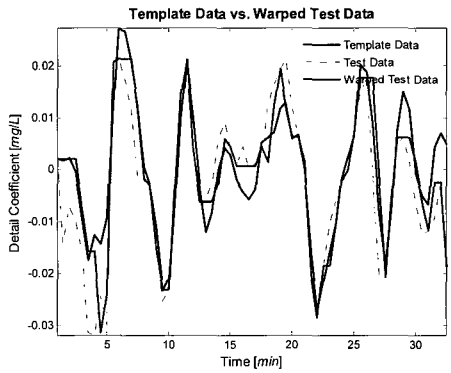
Fig. 7 Detail coefficient of the two faults

이와 같이 계산된 차이 신호는 시계열 데이터이므로 분석을 위하여 적절한 변환이 필요한데 본 연구에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 고장을 검출하였다. 웨이블릿 변환은 변환 시 정보 손실이 없으므로 특징 추출을 위한 시계열 데이터마이닝에 적절한 방법이다. 웨이블릿 변환 결과에서 디테일 계수(detail coefficient)는 고장의 주요 특징을 내포하고 있다. 다중 분해 결과 중 경험적으로 첫 번째 디테일 계수가 고장 특징을 잘 표현하므로 첫 번째 계수를 사용하였다. 본 연구에서 웨이블릿 모함수로 Har 웨이블릿 함수를 사용하였다. 만약 모함수가 바뀌게 되면 진단 성능도 변할 수 있다.

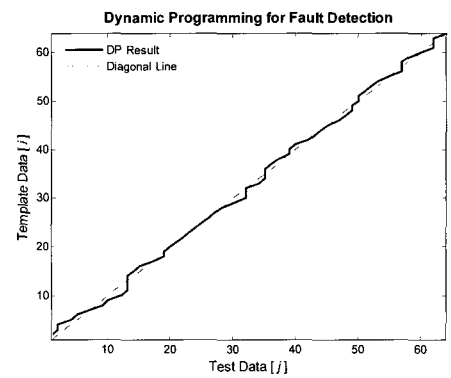
Fig. 7은 두 고장신호의 차이 신호를 웨이블릿 변환한 첫 번째 디테일 계수를 보여주고 있다. 그림에서 보면 전체 샘플링 결과 중 다소 일치하지 않는 결과도 있지만 대부분의 트렌드는 일정한 패턴 안에서 움직임을 알 수 있다. 즉, 제안한 특징 신호를 통해 고장의 진단이 가능함을 확인할 수 있다.

4.3 DTW를 이용한 고장진단

본 연구에서는 두 가지의 준비된 고장인 베어링 결함과 회전자 봉 파손에 대한 템플릿들에 측정된 고장신호를 매칭시켜 그 결과를 이용하여 고장의 유형을



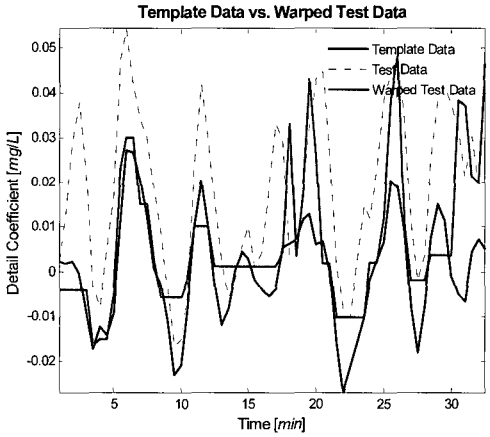
(a) Result of time warping



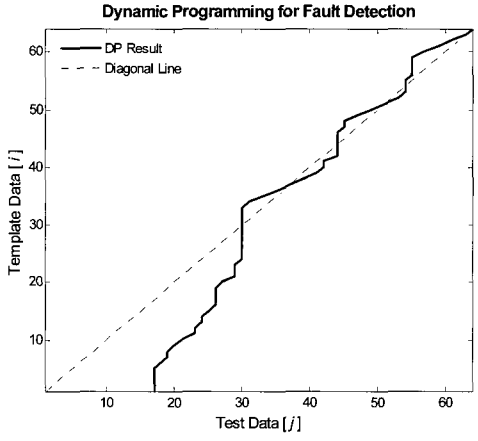
(b) Result of dynamic programming

Fig. 8 DTW result with two similar signals

진단하고자 하였다. 20개의 신호 셋이 hold-out 방법에 의해 선택되어 템플릿 구성에 사용되었다. 20개의 데이터 셋은 평균을 통해 하나의 템플릿으로 생성되었다. 고장 유형을 분류하기 위해, 총 40개의 신호들 중 나머지 20개의 신호가 고장 진단과정에 쓰였다. 템플릿과 주어진 신호 사이의 유사도를 계산하는 DTW 방법을 사용하여 고장 유형을 분류해보았다. Fig. 8은 하나의 템플릿과 그에 잘 매칭된 패턴의 DTW와 동적 프로그래밍의 결과를 보여주고 있다. Fig. 9는 하나의 템플릿에 매칭되지 않는 신호의 DTW 및 동적 프로그래밍의 결과를 보여주고 있다. 결과 그림에서 대각선과 동적 프로그래밍된 신호의 일치 정도가 유사도를 나타낸다.



(a) Result of time warping



(b) Result of dynamic programming

Fig. 9 DTW result with two different signals

4.4 고장 진단 결과

DTW 방법으로 템플릿에 매칭된 고장 신호의 유사도를 계산하여 Table 1에 정리하였다. Table 1의 왼쪽 부분은 베어링 결함과 회전자 봉 파손 템플릿과 베어링 결함간의 유사도 계산 결과로 두 결과에서 작은 값이 유사도가 높으므로 베어링 결함이 템플릿에 잘 매칭됨을 알 수 있다. 즉 20개의 고장 셋이 모두 정확히 진단됨을 확인할 수 있다. 이는 제안된 결함 특징이 베어링 결함 진단에 적절함을 의미한다. Table 1의 오른쪽 부분은 회전자 봉 파손 신호를 베어링 결함과 회전자 봉 파손에 DTW시킨 결과를 보여주고 있다. 베어링 결함에 비해 성능이 다소 떨어지지만 80%의 정확도를 보여주므로 실제 적용에 있어서는 성능이 나쁘지 않다고 사료된다.

반면 고장의 종류가 늘어날 경우 기존의 연구 경험으로 볼 때 성능이 다소 저하되지만 70% 이상의 진단율을 보였으므로 합리적인 방법이라고 사료된다.

Table 1 DTW results using the two fault templates

결함: 베어링결함 vs.		결함: 회전자봉파손 vs.	
템플릿: 베어링결함	템플릿: 회전자파손	템플릿: 베어링결함	템플릿: 회전자파손
7.596	12.127	9.188	11.769
7.223	31.381	15.189	20.903
7.421	25.030	13.969	22.224
6.305	34.179	8.552	15.911
7.244	40.214	25.144	11.583
10.013	33.812	34.137	8.301
6.188	27.659	23.976	10.415
9.792	52.513	26.436	8.596
10.492	39.859	14.544	7.476
8.709	43.289	41.588	7.316
9.483	47.126	19.381	6.347
22.751	28.822	28.652	8.751
13.780	32.576	30.515	9.276
12.762	21.571	36.465	10.004
5.583	8.157	27.726	7.029
11.771	36.577	23.866	8.726
6.776	33.762	32.179	6.442
4.960	54.953	32.894	10.398
20.696	40.022	29.050	14.669
13.263	31.873	30.516	13.892
진단율	100%	진단율	80%

5. 결 론

본 연구는 실험대상 전동기의 고장에서 얻어지는 시계열 전류 신호 데이터에서 특정 특징을 추출해 내는 시계열 데이터 마이닝 방법의 적용에 대해 소개하고 있다. 웨이블릿 변환은 전형적인 시계열 데이터마이닝의 기술이라고 할 수 있다. 웨이블릿 분석 방법은 유도 전동기의 대부분의 결함을 검출할 수 있다. 이 중 베어링 결함과 회전자 봉 파손에 의한 결함이 고장 검출과 진단에 적용되었다. 본 연구에서 전체 웨이블릿 분해(decomposition) 스케일 중 첫 번째 디테일 계수만을 특징으로 사용하였다. 고장 진단에 대해서는 분류 모델을 사용하지 않고 패턴 매칭 방법을 적용하여 계산 부하를 줄이고 보다 쉬운 고장 진단을 수행할 수 있도록 하였다. 이러한 측면에서, 본 연구에서 제시된 복합적 알고리즘이 두 가지 결함 모두의 고장 진단의 성능을 개선시킬 수 있을 것으로 사료된다.

본 논문에서는 두 가지 고장에 대한 결과만 보여주고 있지만 보다 많은 고장의 사례에 적용한 결과들을 향후 연구를 통해 검증하고자 한다. 실제 전동기에서 발생하는 고장의 종류가 보다 많으므로 다양한 고장에 대한 진단을 수행할 필요가 있다. 그리고 진단의 범용화를 위해서 단일 템플릿을 이용한 여러 고장 사례를 진단하기 위한 기법의 연구도 수행도 요구된다.

참고문헌

[1] P. Vas, Parameter Estimation, Condition Monitoring, and Diagnosis of Electrical Machines, Clarendron Press, Oxford, 1993.

[2] G. B. Kliman and J. Stein, "Induction motor fault detection via passive current monitoring", International Conference in Electrical Machines, Cambridge, MA, pp. 13-17, 1990.

[3] Y. E. Zhongming and W. U. Bin, "A Review on Induction Motor Online Fault Diagnosis", The Third International Power Electronics and Motion Control Conference (PIEMC 2000), vol. 3, pp. 1353-1358, 2000.

[4] 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.

[5] 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, 2001.

[6] S. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, San Diego, CA: Academic, 1998.

[7] I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, Philadelphia, PA: SIAM, 1992.

[8] H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition", IEEE trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 26, no. 1, pp. 43-49, 1978.

저 자 소 개

이재현 (이재현)

1961년 3월 13일 생. 1984년 한국해양대학교 기관학과 졸업. 1984-200년2월 현대상선 주식회사 근무(기관장). 2005년 부산대학교 환경공학과 박사과정 수료. 현재 한국해양대학교 기관시스템공학부 조교수.

배 현 (裵 玄)

1973년 12월생. 1999년 경상대학교 전기공학과 졸업(학사), 2001년 부산대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사), 2005년 부산대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사), 2006년~현재 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신연구소 Post-Doc