

고정자 전류 분석을 이용한 유도전동기 고장진단

Fault Diagnosis of Induction Motor using analysis of Stator Current

신정호*, 강대성*

Jung-Ho Shin*, Dae-Seong Kang*

요약

유도 전동기의 사용이 증가함에 따라 유도전동기의 고장은 산업 사회에 커다란 피해를 끼치게 되었다. 그렇기 때문에 유도 전동기의 고장을 찾아 내는것은 매우 중요한 문제로 부각되었다. 하지만 그 중에서도 문제점은 유도전동기의 고장은 종종 오랜 시간에 걸쳐 진행된다는 것이다. 그것은 빠른 진단이 매우 중요하다는 것을 뜻한다. 이에 대해 많은 연구가 진행되어 왔으며 가장 일반적으로 쓰이는 고장 진단 방법은 진동 센서를 이용한 전동기의 기계적 고장을 찾는 방법이다. 하지만 이 방법은 신뢰도가 높은 검증 방법임에도 불구하고 높은 시스템 가격과 활용의 어려움으로 인해 새로운 방법들이 시도가 되었다. 이 논문은 시스템을 기반으로 웨이블릿 변환을 이용한 유도전동기의 고장 진단 기술을 구현하는 것을 보여주며 윈도우 기반 C++을 이용하여 고장인지 아닌지를 결정하는 알고리즘으로 구성되어 있다. 전체 시스템은 전류 데이터 수집 보드와 PC를 이용한 신경망 알고리즘으로 실시간으로 수행 될 것이다.

Abstract

As increasing of using induction motors, the induction motors faults cause serious damage to the industry. Therefore to find out faults of induction motor is recognized as important problem awaiting solution. But to make matters worse, the faults of induction motors often progress through long time. It means that early diagnosis is very important. Many researches have been progressed and general method of diagnosis is using vibration sensor to diagnose fault of induction motor. However, although it is reliability technique, it demands high price and it is difficult to use. This paper presents an implementation of technique for fault diagnosis of induction motor using wavelet transform based stator current and it is composed with algorithm that decides whether fault existence or not using C++ based on windows software. The algorithm will be accomplished in real-time using current data acquisition board and PC automatically with Neural Network algorithm.

Keywords :Wavelet transform, BP algorithm, Faults diagnosis of induction motors

1. 서론

움직이는 기계장치에 있어서 그 동력의 공급원은 원동기(primemover)이며 그 동력 발생장치는 수력, 풍력, 화력등의 다양한 에너지를 사용하고 있다. 그 중 전기 에너지를 사용하는 전동기가 현재 가장 중요한 동력원으로 자리를 잡고 있으며 그 사용 또한 점점 증가하여 현재 산업계에서는 총 전기 에너지의 70% 정도가 전동기

구동 시스템에 사용되고 있다.

여러 종류의 전동기중 유도 전동기는 그 구조가 간단하고 견고하며 가격 또한 저렴하여 범용으로 가장 널리 사용되고 있으며 전체 전동기 구동에너지의 80%가 유도 전동기의 구동에 사용되고 있다. 그렇기 때문에 유도 전동기의 고장은 산업 전반에 걸쳐 발생할 가능성이 높으며 고장의 진행 또한 발생경로가 다양하고 많은 경우에 있어 오랜 시간에 걸쳐 그 고장이 진행된다. 이런 이유로 인해 유도 전동기의 고장은 조기진단이 매우 중요하며 그 분야에 있어서 많은 연구가 진행되어 왔다[1].

가장 많이 사용되어 왔던 진단 방법으로는 전동기의 진동을 측정하여 그 데이터를 분석함으로써 인해 그 고장을 진단하는 기법이 있다. 하지만 진동 센서의 경우 부피가 크고 또한 프레임이나 베어링에 직접 부착이라는 기술적인 어려움이 있다. 그 단점을 보완하기 위해 사용되는 방법이 바로

* 동아대학교 전자공학과

접수일자 : 2008. 10. 9 수정 완료 : 2009. 1. 21

계재확정일자 : 2009. 1. 28

*본 논문은 한국전력공사의 한국에너지자원기술기획평가원 (KETEP)에서 지원한 전력변환시스템신기술 연구센터(과제번호 2007-0192)의 사업으로 수행되었습니다.

전동기의 전류를 분석하여 고장을 진단하는 방법인데 주로 취득이 용이한 고정자의 전류를 많이 사용하고 있다[2].

본 논문에서는 유도 전동기의 결함을 고정자 전류를 이용하여 분석하였으며 분석방법은 웨이블릿 변환 기반 스펙트럼을 분석기법을 사용하였다. 그리고 분석된 신호를 신경망에 인식시켜 그 고장여부를 판단하는 자동 유도 전동기 고장 진단 시스템의 기반을 마련하였다.

II. 본 론

2.1 웨이블릿 변환

기저함수가 사인파인 푸리에 변환과는 달리 웨이블릿 변환은 변화하는 주파수와 제한된 지속 기간을 가지고 있는 웨이블릿이라 하는 작은 파동에 기반 한다. 웨이블릿은 웨이블릿 크기를 결정하는 스케일과 시간 축으로 이동에 관계되는 전이계수로 구성된 함수의 집합체이며 식은 다음과 같이 표현된다. 여기서 a 는 스케일이며 b 는 전이계수이다.

$$\Psi_{a,b}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a = a_1, a_2, \dots, a_{n-1} \quad (1)$$

웨이블릿 변환의 기저 함수의 집합은 하나의 기본 웨이블릿 기저 함수에 대한 시간 축 방향으로의 확대 및 축소 그리고 평행 이동을 통해 얻어진다[3]. 부 대역 부화하란 부 대역(subband)라는 대역 제한된 성분 집합으로 분해하는 기법으로 복원 시 정보손실 없이 복원이 가능하다. 본 논문에서는 2대역 필터뱅크를 이용하여 저주파 부분과 고주파 부분으로 신호를 분리하여 분석하였다. 그림1은 2-대역 필터뱅크의 모습을 보여준다.

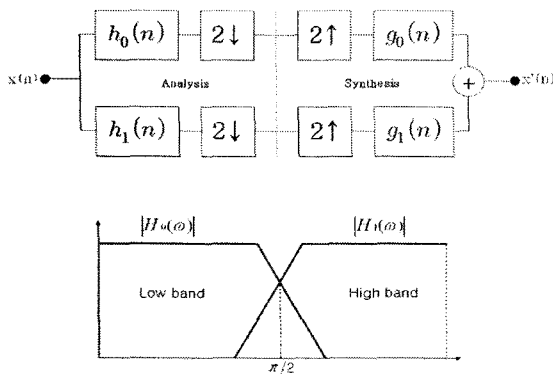


그림 1. 일차원 부호화와 복호화를 위한 2-대역 필터뱅크와 스펙트럼 분리 특성.

Fig. 1. The characteristic of spectrum decomposition and 2-band filters for 1D encoding and decoding.

$g_0(n)$ 과 $g_1(n)$ 은 통합필터(synthesis filter)이며 그림 1의 아래 그림에서 보이는 스펙트럼 특성처럼 2개의 대역으로 분리하는 필터인 $h_0(n)$ 과 $h_1(n)$ 에 의해 분해된 신호를

재조합 한다. 필터 $h_0(n)$ 과 $h_1(n)$ 은 이상적인 전달 특성 H_0 와 H_1 을 가지는 반 대역 디지털 필터이다.

본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환을 사용하였다. 사용하는 웨이블릿들의 특징은 자신들의 배 해상도(double-resolution) 복제의 선형 조합으로 표현할 수 있다는 것이다. 웨이블릿들의 급수 전개에 의해 식(2)와 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} \phi(x) &= \sum_n h_\phi(n) \sqrt{2} \phi(2x-n) \\ \psi(x) &= \sum_n h_\psi(n) \sqrt{2} \psi(2x-n) \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)는 DWT에 대한 반복적 계산 방식인 고속 웨이블릿 변환의 필터 계수들이다. 그림 1에서의 출력들은 시간이 반전된 스케일링과 웨이블릿 벡터들을 포함하는 블록들은 각각 저역통과 및 고역 통과 분해 필터들이다. 그리고 음수가 아닌 짝수 인덱스들에서 컨볼루션 값을 구하는 것은 필터링하고 2로 하향 샘플링 하는 것과 동가이다. 그리고 그림 1에서 연산들은 웨이블릿들이나 스케일링 함수들을 사용하지 않고 관련된 웨이블릿과 스케일링 벡터들만 사용한다.

LabView는 GUI 기반의 프로그래밍 소프트웨어이며 실험 및 기술 개발에 적합한 구조로 이루어져 있다. 그 구조는 알고리즘 형식인 블록다이어그램과 사용자가 직접 컨트롤 하게 되는 프론트 패널로 이루어져 있다. 실지적인 프로그램은 블록다이어그램에서 작성하며 아이콘과 와이어, 그리고 루프 등 구조의 형태로 이루어져 있다. 그리고 뛰어난 도구를 제공하기 때문에 직접 분석용 프로그램을 제작하는 시간도 상당히 절약이 가능하다.

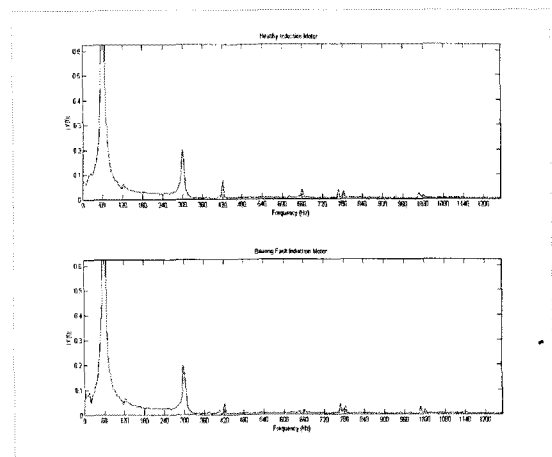


그림 2. 정상 유도전동기와 베어링 고장 유도 전동기의 고정자 전류 푸리에 분석.

Fig. 2. Fourier analysis of healthy and bearing fault induction motors.

그림 2의 경우 베어링 고장에 대한 푸리에 분석을 보여

주고 있으며 그 차이가 매우 미약하다. 메인 주파수 주변으로 부차적인 작은 주파수가 형성되는데 주요한 고장 특성 주파수는 이 고주파에서 나타나게 된다.

그림 3은 푸리에 변환을 했던 고장과 같은 베어링 고장에 대한 다해상도 변환의 고해상도 부분의 모습이다. 원 신호에 포함되어 있을 경우 눈으로 확인하기가 어렵지만 높은 주파수 영역만을 분리하여 보게 되면 그 차이를 쉽게 파악할 수 있다. 이 웨이블릿의 계수를 이용하여 신경망 입력을 하게 되며 명확한 신호간의 차이에 의해 신경망의 인식률은 매우 향상 될 것이다.

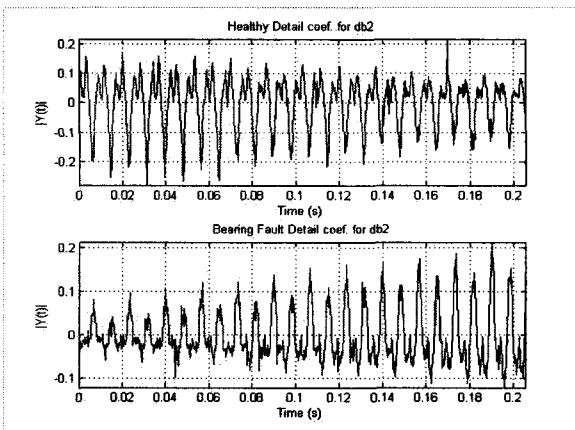


그림 3. 정상 및 고장 유도전동기 전류 신호의 고주파 영역 신호.

Fig. 3. 2-Level high-frequency details of stator current of healthy and broken induction motors.

신경망 입력을 할 때 위의 계수를 그대로 사용하기는 상당히 불안한 특징이라 볼 수가 있다. 더욱 그 차이를 명확하게 하기 위하여 재 필터링이 가능하다. 이는 웨이블릿 변환의 특징으로 신호 분석 및 특징추출, 그리고 압축에도 상당히 자주 이용된다.

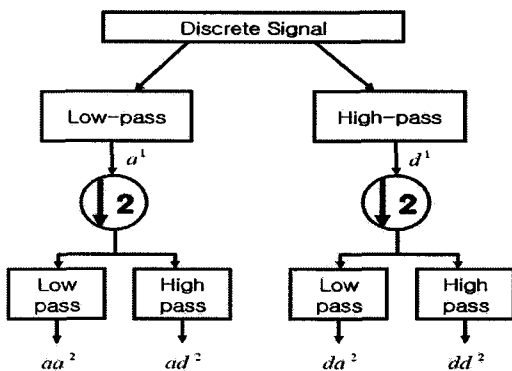


그림 4. 유도전동기 고장자 전류의 2차 고주파 분해.

Fig. 4. 2-Level high-frequency details of induction motor stator current.

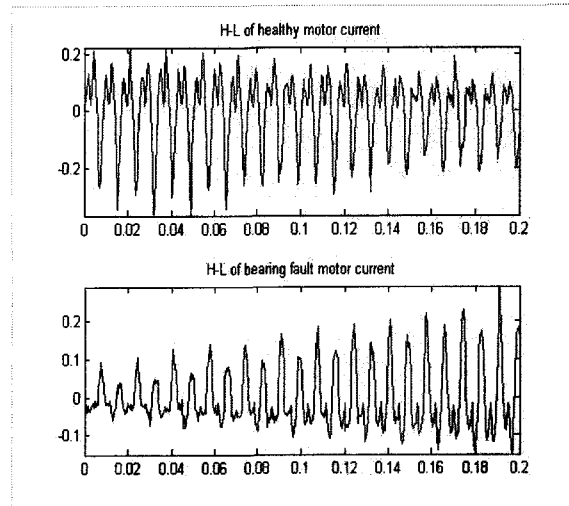


그림 5. 유도전동기 고장자 전류의 2차 고주파 분해.

Fig. 5. 2-Level high-frequency details of induction motor stator current.

그림 3에 나타난 HPF를 통과한 신호를 이번에는 DWT 이후 LPF를 통과한 부분을 취한다[4]. 그 신호는 그림 5에 나타나 있으며 그림 3과 거의 흡사하지만 고주파 부분이 없어지고 데이터양이 반으로 줄어들어 특징 추출이 쉬워졌다. 고장 전류의 특성이 뚜렷하게 나타나며 신경망에서는 스펙트럼의 피크값을 이용하여 신경망 입력으로 사용할 것이다.

2.2 Neural Network - Back Propagation

BP알고리즘(Back Propagation Algorithm)은 오류 역전파 학습 알고리즘이라고도 불리며 순방향 다층 신경망의 학습에 적용해 사용되어 진다. 다양하게 활용이 가능하며 인식 속도 또한 빨라서 여러 분야에서 사용되고 있다. 다른 신경망 알고리즘과 마찬가지로 BP알고리즘 또한 학습을 통해 연결강도를 갱신한다. 역전파 알고리즘은 후향 단계에서 연결 강도의 갱신이 이루어진다. 전향단계는 신경 회로망에 입력 패턴을 제시하고, 각 노드에 대해서 입력 함수와 활성화 함수를 이용하여 출력을 산출하는 단계이다. 이때 입력되는 신호는 전방향 즉, 출력층 방향으로만 전달된다. 초기에 임의로 정한 연결강도에 의하여 출력층에서 출력 값은 목표 값과 당연히 일치하지 않고 큰 오차를 발생하게 될 것이다. 후향 단계는 목표 출력과 실제 출력 차이를 계산하여 오차를 구하고, 이를 역방향 즉, 출력층에서 입력층으로 순서대로 층과 층 사이의 연결강도를 갱신하는 단계이다. 연결강도를 조절한 후, 다시 입력을 넣어 계산하면 출력은 처음 시도 때보다 오차가 작은 값을 얻게 된다. 이를 반복하여 시스템이 안정될 때까지 즉, 총 오차의 합이 정해진 오차의 기준치에 도달할 때까지 실행시켜서 원하는 값에 수렴시키는 것이다. 학습 데이터가 많을수록 동일 패턴을 찾아 고장 판단을 하는데에 유리하며 다른 신경망 알

고리즘에 비해 학습 시간은 긴 편이지만 인식 시간이 짧은 특징이 있다.

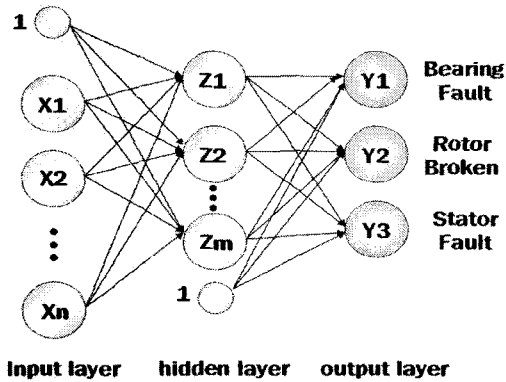


그림 6. BP 알고리즘의 구조.

Fig. 6. The structure of BP algorithm.

그림 6은 BP알고리즘의 구조이다. 그림에서와 같이 BP 알고리즘은 3개의 층으로 이루어져 있다. 각 층에서 층으로 신경망 즉 뉴런이 연결되어 있고 연결강도의 변화는 역방향으로 이루어진다. 출력값의 오차 함수는 식(3)과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \quad (3)$$

여기서 t_{pj} 는 입력벡터에서 중간층의 유닛 j의 목표 출력치이다. 가중치의 변화량은 식(4)와 같이 주어진다.

$$\Delta_p W_{ij} \propto - \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$$

델타 학습법에 사용되는 활성화 함수는 양극성 시그모이드 함수를 사용하였다. 시그모이드 함수는 단조 증가이며 연속 가능하고 미분 가능하다는 활성화 함수 조건에 부합되므로 주로 사용되고 있다. 단극성과 양극성 시그모이드 함수는 식(4)와 같다[5].

$$f(NE_T) = \frac{1}{1 + \exp(-NE_T)} \quad (4)$$

$$f(NE_T) = \frac{1 - \exp(-NE_T)}{1 + \exp(-NE_T)}$$

2.3. 유도 전동기의 고장

유도 전동기는 크게 고정자, 회전자로 구성되어 있고 직류 전동기와는 다르게 공극(airgap)의 폭은 균일하다. 이 공극의 변화는 자속밀도를 변화시키고 유도 전동기의 동작 상태를 변화 시키게 된다. 이러한 공극의 불평형을 만드는 원인은 회전자에 broken bar가 생기거나 또는 베어링의 마모에 의한 손상, 그리고 고정자 자체의 손상 등으로 다양하다. 주로 자속밀도를 체크하기 위해서는 서치코일을 많이 사용한다.

유도 전동기 고장은 다양한 진동을 발생 시키며 그 중에

서도 회전자 편심은 진동 발생의 가장 큰 원인으로 작용하며, 크게 정적 편심(static eccentricity)과 동적 편심(dynamic eccentricity)으로 나눌 수 있다. 정적편심은 회전자 중심의 위치가 치우쳐져 회전하는 경우로, 타원형 고정자 철심에 의해 원인이 되거나, 설치단계에서 회전자 또는 고정자의 부정확한 위치로부터 원인이 될 수 있다. 회전자 축 조립이 충분히 견고한 경우, 정적편심의 정도는 변화하지 않으므로 편심이 어느 정도 존재하여도 큰 문제는 없다. 동적편심은 회전자의 중심이 회전중심에 있지 않아 최소 공극이 회전자와 함께 회전하는 경우에 일어난다. 동적 편심은 축 휨, 임계속도에서 기계적 공진, 베어링 손상 또는 움직임에 의해 발생할 수 있다. 동적편심이 증가하면 회전자 축에 과도한 불평형 자기 흡인력을 발생하여 회전자와 고정자 사이의 마찰 위험이 증가하므로 운전 중인 유도 전동기에서 공극 편심의 비정상적인 레벨은 모니터링 되고 분석되어야 한다. 공극 길이의 변화로 공극 자속밀도가 변하고, 이것은 매번 기기의 인덕턴스에 영향을 주어서 고정자 전류 고조파를 생성하게 된다.

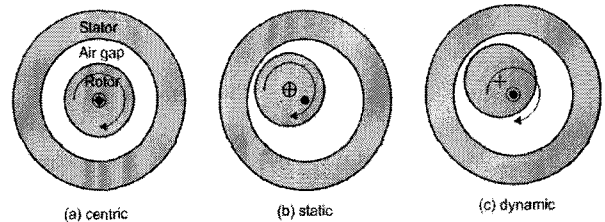


그림 7. 회전자 편심 (a)정상 (b)정적 편심 (c)동적 편심

Fig. 7. Rotor eccentricity

(a)centric (b)static (c)dynamic

유도 전동기에 있어서 가장 일반적으로 나타나는 고장은 베어링 고장이며 유도 전동기의 동작 시 가장 마찰을 많이 받는 부분이다. 베어링의 주 고장 원인을 몇 가지로 나누어 보면 부적절한 설치 방법, 윤활 문제, 오염, 제조 결함, 기타 원인의 5가지로 분류가 된다.

볼이나 롤러 베어링에서의 불연속적인 고장(파손)은 베어링 내의 외륜, 내륜, 구름요소 등 고장의 위치를 결정짓는 탁월(충격)주파수의 나열로 표현이 된다.

고장이 아직은 미세한 초기단계에서는 그 충격파는 너무 짧아서 그 주파수는 300KHz 까지 다다를 수 있다. 이러한 충격들이 가속도 센서의 공진을 포함한 구조적인 공진을 유발하게 되며 이러한 공진에 의해 지배되는 주파수를 갖는 파열의 반복을 행한다. 이러한 베어링 시그널은 기계에서 발생하는 다른 진동 요소들에 의해 가려지는데 그보다 더 근본적인 문제는 주변진동을 넘어서는 베어링 신호가 발생하는 주파수 범위를 찾아야 한다는 것이다. 이러한 이론을 바탕으로 베어링 고장은 주로 진동에 의하여 판단하

는 기술이 주를 이룬다. 하지만 본 논문에서는 공극의 이상에 따라 자계가 변하고 그 자계에 따른 유도 전류를 분석함으로써 인해 전기적 고장을 판단하는 방법을 사용하였다. 고정자에 흐르는 전류 또한 진동과 마찬가지로 고장에 따른 특성 주파수를 발생하게 된다. 그리고 기계적인 고장에는 베어링과 같이 마찰에 의한 손상을 입는 결함이 있고 이 또한 고정자의 전류에 과도 전류가 나타나게 되고 이 과도 전류 분석을 통하여 진단을 시도하였다.

다음으로 회전자 고장이 있으며 회전자 고장은 주로 슬롯 설계, 구조의 결함 등에 의해 생기며, 과부하에 의한 열 그리고 불 평형 국부열과 같은 열적 스트레스, 불균일한 자력, 진동에 의한 자기적인 요인, 회전자 부식에 의한 환경적인 요인, 느슨한 적층과 같은 제작상의 요인, 베어링 고장에 의한 기계적인 요인에 의해 발생된다. 회전자 고장은 공급 전류와 축의 펄드에서의 토크 파동, 속도 불안정, 진동, 주파수 요소의 변화를 일으키며, 이는 음향 노이즈, 과열, 회전자에서의 아킹(arcing) 그리고 손상된 회전자 성층들과 결합된다. 회전자 바가 파손되어 전류 흐름을 방해하는 경우, 회전에 따른 저항이 증가하여 주위 회전자 바에 전류가 증가하게 되고 온도가 상승하게 된다[6][7][8].

III. 실험

우선적으로 유도 전동기의 결함을 진단하기 위하여 제작된 모의 유도전동기의 시스템 사양은 표1과 같다.

표 1. 유도 전동기의 재원
Table 1. The characteristic of induction motor

구분	항목	치수
사양	정격 출력 [kW]	7.5
	정격 전압 [V]	220/380
	정격 속도 [rpm]	1760
	정격 토크 [Nm]	40
고정자	슬롯 수	36
	외 경 [mm]	220
	내 경 [mm]	150
	극 수	4
회전자	공 극 [mm]	0.5
	외 경 [mm]	149
	적층길이[mm]	110
	회전자 바	A1

표 1에서 보이는 유도 전동기는 무 부하로 동작하게 하였으며 구동 인버터 및 2개의 전동기를 기계적으로 연결하는 커플링 부분으로 측정 시스템은 구성되어 있다.

우선 전체적인 실험 순서는 그림 8과 같다. 그림 8은 전체적인 시스템을 전류 데이터가 사용되는 순서로 흐름도를 그린 것이며 시스템의 구동 순서 또한 동일하다.

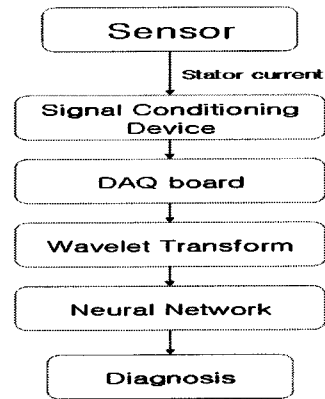


그림 8. 시스템의 전체 알고리즘의 흐름도.
Fig. 8. A flowchart of complete algorithm progression.

처음 유도 전동기의 고정자 전류는 ±10V 전압 데이터로 자동 레벨조절이 가능한 NI사의 BNC-2110 신호수집 보드와 전류 센서를 이용하여 취득된다. 그 과정은 위 흐름도의 Signal Conditioning Device를 거쳐 DAQ 보드로 전류가 수집되는 부분이다. 레벨 조절된 신호는 신호분석 알고리즘을 통하여 멀티 스케일 분석된다. 그리고 이렇게 분석된 신호의 데이터는 신경망 입력으로 사용되어 학습을 시작한다. 다양한 고장의 패턴들이 학습을 종료한 이후 다시 유도 전동기의 신호를 재취득 하여 신호 분석을 하고 분석된 데이터를 신경망 입력으로 사용하여 고장 유무를 판단하는 구조이다.



그림 9. 알고리즘 테스트 및 연구 수행 모습
Fig. 9. The accomplish screen to test of algorithm and research accomplish

그림 9는 실험 모습이며 전체 시스템은 PC기반으로 이루어져 있다. 현재까지는 고장 진단의 시뮬레이션 단계이며 마이크로프로세서를 이용한 독립적인 시스템을 목표로 하고 있기 때문에 PC 기반으로 연구 수행 중이다. 그림 10은 완성된 시뮬레이션 프로그램의 실행 모습이다. 신경망 입력 값은 분석된 웨이블릿 계수의 피크값을 사용하도록 하였으며 웨이블릿 패킷과 차수는 변화 가능하다. 아직 실험 단계이므로 변화를 주어가며 테스트가 가능하며 고장에 대한 데이터베이스 구축이 완료된다면 시스템은 더욱 조작성이 쉬운 형태로 변화할 것이다.

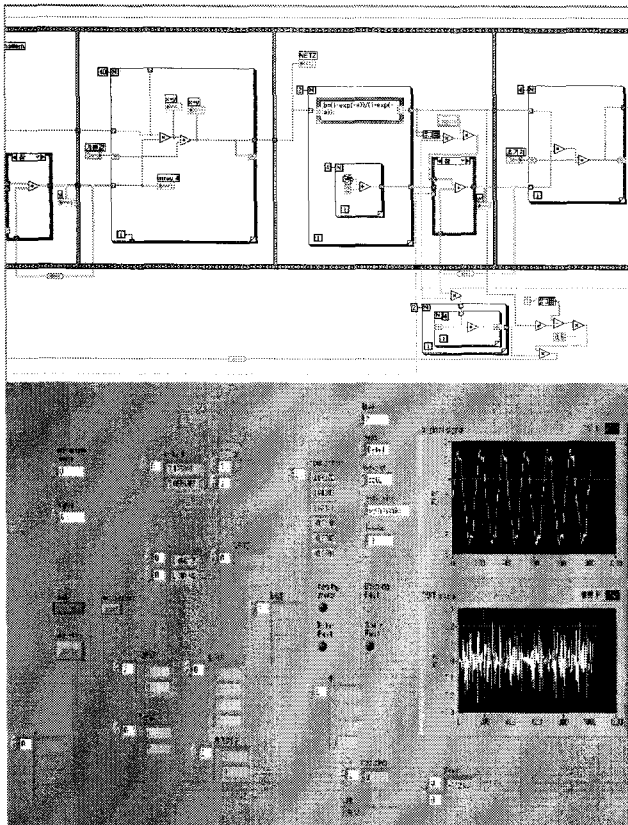


그림 10. 유도 전동기 고장 진단 시뮬레이션 프로그램
Fig. 10. The simulation program to faults diagnosis of induction motor

이렇게 구성된 고장 진단 시스템을 통한 모의 고장진단 실험 결과는 표 2와 같으며 SNR에 따른 고장 진단율을 푸리에 변환과 제안 시스템을 비교하여 나타내었다. 실제 산업용 전동기에 대한 실험을 하기에 적합하지 않아서 잡음을 첨가하게 되고 동작은 무부하이다.

표 2. 잡음에 따른 기존 진단 시스템과 제안된 시스템의 진단률 비교

Table 2. The comparative table of diagnosis rate between existing system and proposed system follow noise rate

Noise rate (SNR.)	Diagnosis rate for system classification (%)	
	FFT + Neural Network	Proposed system
0%	80	100
1%	80	100
3%	72	96
5%	68	92
7%	60	92
10%	48	84

실험에 사용되었던 데이터는 25개의 샘플을 사용하였으며 정상과 각 고장의 수는 적절하게 분포되어 섞여 있다. 표2에서 알 수 있듯이 고장 진단율은 제안된 시스템이 상당히 뛰어나다. 그 이유는 신호 분석 방법이 멀티 스케일 변환에 유리하게 계수를 그대로 사용하였다는 점이 있지만 그보다는 멀티스케일 변환이 신호 분석시 고장과 정상과의 명확한 차이점을 구분해 내기 때문이다. 표3은 고장의 종류에 따른 진단률을 보여주고 있다.

표 3. 고장 종류에 따른 기존 진단 시스템과 제안된 시스템의 진단률 비교

Table 3. The comparative table of diagnosis rate between existing system and proposed system follow kind of faults

faults classification	Diagnosis rate for faults classification (%)	
	FFT + Neural Network	Proposed system
bearing fault	90	100
rotor eccentricity	96	100
rotor bar broken	84	92
stator faults	88	92
electrical faults	88	96

위의 표 3에서 보듯이 고장의 종류에 따라서 진단률은 많은 차이를 보이며 성능에 있어서 FFT와 Neural Network를 함께 사용한 시스템에 비해 훨씬 좋은 성능을 제안된 시스템은 보여주고 있다.

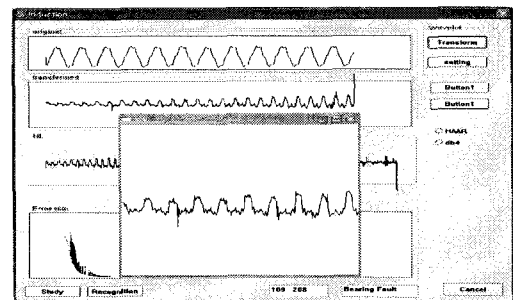


그림 11. 윈도우 기반 C++을 이용한 유도전동기 고장진단 프로그램

Fig. 11. The diagnosis program of induction motor using windows C++

그림 11은 시뮬레이션 된 알고리즘을 바탕으로 윈도우 기반 C++을 이용하여 제작된 유도 전동기 고장진단 프로그램이다. 일단 크게 신호 분석 부분과 인식 부분으로 나누어져 있으며 같은 알고리즘을 사용하였기 때문에 시뮬레이션 프로그램과 동작 상 차이가 없다. 같은 구성을 가지고 있어서 인식률은 동일하며 그래픽적으로 많이 간소해져 전체 동작 속도는 개선되었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 유도 전동기 고장 진단을 위하여 고정자 전류를 취득한 후 PC에서 웨이블릿 분석을 하고 그 특징을 추출하여 신경망 인식을 한 후 자동으로 고장을 진단하도록 하였다.

표 3에서 알 수 있듯이 FFT의 경우에 비해 제안 시스템이 조금 더 뛰어난 성능을 보여주고 있다. 게다가 시스템의 구성이 간단하여 손쉽게 사용이 가능 하다. 하지만 아쉬운 점은 데이터베이스의 부족이다. 전동기의 고장은 다양한 상황 하에서 더욱 다양한 종류의 고장이 존재할 것이며 환경과 부하에 따라 신호 또한 다양하다. 그리고 본 논문에서 다루지 않은 복합 고장에 대한 고장진단 또한 필요하다. 많은 데이터베이스가 요구되는 고장을 자동으로 인식하는 신경망 알고리즘을 사용 하였기 때문에 데이터베이스는 상당히 부족 하지만 앞으로 새로운 변화에 대해 새로운 학습으로 인한 연결강도 변화로 대처가 가능하다. 학습 데이터만 있으면 재학습이 가능하다는 장점이 있기 때문에 시스템이 상당히 유연하다.

현재 시스템은 무 부하 유도 전동기의 경우에 대해 고장 진단을 하였지만 실제 산업 현장에 적용하기 위해서는 많은 실험 과정을 거쳐야 할 것이다. 그리고 다른 많은 고장 또한 세부적으로 다양함으로 실제 유도 전동기의 고장 종류는 더욱 복잡하므로 지속적인 신경망과 신호 분석 알고리즘의 수정이 요구된다. 그런 조건을 충족하게 된다면 더욱 신뢰성이 뛰어난 고장 진단 시스템이 개발 될 것이라 기대된다.

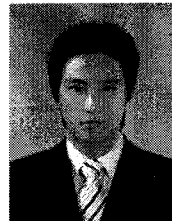
마지막으로 이 시스템의 알고리즘의 보완을 거쳐 임베디드 시스템화 된 고장진단 시스템을 계획 중이며 임베디드화 된다면 활용이 용이하며 저렴한 유도 전동기 고장진단 시스템이 제작될 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Don-Ha Hwang, et al., "A Method for Dynamic Simulation and Detection of Air-gap Eccentricity in Induction Motors by Measuring Flux Density", IEEE CEFC 2006,
- [2] 양보석 "진동신호분석기술을 이용한 유도전동기의 결함분석 및 진단", 인터비전, 2007
- [3] Robi Polikar "The wavelet tutorial - Fundamental concepts & An overview of the wavelet theory", 2nd edition
- [4] M.A.S.K.Khan, Tawifik S. Radwan, M. Azizur Rahman, "Real-Time Implementation of Wavelet Packet Transform-Based Diagnosis and Protection of Three-Phase Induction Motors", IEEE trans. ENERGY CONVERSION, vol. 22, No. 3, pp.647-655, 2007
- [5] 한학용 "패턴인식 개론", 한빛미디어, 2005
- [6] J. Penman, H. G. Sedding, and W. T. Fink "Detection and

Location of Interturn Short Circuits in The Stator Winding of Operation Motors", IEEE Trans. on Energy Conversion, vol. 9, No. 4, December 1994

- [7] R. R. Schoen, B. K. Lin, T. G. Habetler, J. H. Schlag, S. Farag, "An Unsupervised On-Line System for Induction Motor Fault Detection Using Stator Current Monitoring", IEEE trans. Industry Application, vol. 31, No. 6, pp.1280-1286, 1995
- [8] 江島春文 "전동기의 보수점검 및 고장진단", 성안당, 1994



신 정 호(Jung-Ho Shin)

2007년 동아대학교 전자공학과 학사 졸업.

2008년~현재 동아대학교 전자공학과 석사과정 재학중

<주관심분야 : 영상처리, 신호처리, 패턴인식>



강 대 성(Dae-Seong Kang)

1984년 경북대학교 전자공학과(학사).

1991년 Texas A&M 대학교(석사).

1994년 Texas A&M 대학교(박사).

1995년~ 현재 동아대학교 전자공학과

교수

<주관심분야 : 영상통신, 영상처리, 패턴인식>