

인공신경망을 이용한 유도전동기 고장 진단

변윤섭*, 왕종배, 김종기
한국철도기술연구원

Fault diagnosis system of induction motor using artificial neural network

Yeun-Sub Byun, Jong-Bae Wang, Jong-Ki Kim
Korea Railroad Research Institute

Abstract - Induction motors are critical components of many industrial machines and are frequently integrated in commercial equipment. The heavy economical losses and the deterioration of system reliability might be caused by the failure of induction motors in industrial field. Based on the reliability and cost competitiveness of driving system (motors), the faults detection and diagnosis of system is considered very important factors. In order to perform the faults detection and diagnosis of motors, the vibration monitoring method and motor current signature analysis (MCSA) method are emphasized. In this paper, MCSA method are used for induction motor fault diagnosis. This method analyzes the motor's supply current, since this diagnoses faults of the motor. The diagnostic algorithm is based on the artificial neural network, and the diagnosis system is programmed by using LabVIEW and MATLAB.

1. 서 론

전동기는 산업이 발전함에 따라 사용영역이 폭넓게 확대되었다. 그 중 유도전동기는 구조적인 강점 때문에 많은 주요 기기의 구동장치로 사용되고 있다. 이런 유도전동기의 갑작스런 고장은 구동장치를 사용하는 전체 시스템에 대한 신뢰도 및 안정성을 저하시키고 경제적인 손실을 초래할 수 있기 때문에 유도전동기에 대한 고장 진단 및 감시에 대한 많은 연구가 수행되어왔다. 많은 경우에 있어서 전동기의 고장은 비교적 오랜 기간의 악화과정을 거쳐 이루어짐으로 고장진행초기에 또는 고장 발생 전에 전동기의 상태를 파악하고 진단하기 위해 전동기 고장자 전류 주파수 분석이나 진동 주파수 분석을 통하여 조기에 고장을 진단하기 위한 많은 연구가 있어왔다. 본 논문에서는 고장진단을 목적으로 인공신경망을 이용하여 전류신호를 분석하고 고장진단을 시도하였다. 실제 전류분석 및 진단을 수행하기 위하여 상용프로그램인 LabVIEW와 MATLAB을 이용하였다.

2. 본 론

2.1 인공 신경망

신경망은 병렬로 작동되는 많은 간단한 성분들로 구성되고, 이들 성분은 생물학적인 신경체계를 반영하며, 네트워크 함수는 성분간에 연결을 나타낸다. 신경망은 패턴 인식, 식별, 분류, 음성, 비전, 제어와 같은 다양한 응용 분야에서 복잡한 함수를 실행할 수 있도록 훈련된다. 본 연구에서 전류 센서를 통해 들어오는 정보를 이용해서 유도 전동기의 고장을 판별하고 분류하는데 목적을 두고 있다. 본 연구에서 고장을 판별하고 분류하기 위한

방법으로 BP알고리즘을 이용하였다.

BP(backpropagation) 알고리즘은 다층 퍼셉트론에 관련된 가중치 및 임계값들에 관한 해를 반복적으로 구하는 일반적인 방법이고 목적함수의 최소화를 위해 고안된 최적화 기법이다. 보편적인 목적함수는 다음과 같이 정의되는 오차 제곱합이다.

$$\epsilon^2 = [t_q - f_{ok}]^2 \tag{1}$$

여기서 t_q : 목표값 f_{ok} : 뉴런 출력값

BP 알고리즘에서 은닉층과 출력층의 전달함수는 모두 비활성 함수인 logistic함수를 사용하였고, 네트워크 출력은 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$\text{logistic함수} : f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \tag{2}$$

a : 기울기 파라미터

$$f = \text{logistic}(w_2 * [\text{logistic}(w_1 * x + b_1)] + b_2) \tag{3}$$

x : 입력값, w : 가중치, b : 임계값

출력층의 가중치들은 가중치에 관한 오차 제곱의 음의 기울기에 비례하여 변화된다. 이러한 가중치 변화는 연쇄 규칙을 사용하여 계산될 수 있다.

출력 뉴런에 관한 가중치 갱신은 다음과 같다.

$$w_{pq,k}(N+1) = w_{pq,k}(N) - \eta_{p,q} \cdot \delta_{pq,k} \cdot f_{p,j} \tag{4}$$

출력층의 가중치에 관한 갱신은 오차 항을 계산하기 위해서 먼저 네트워크를 통한 전향 전파의 계산이다. 은닉층의 출력은 어떠한 목표값도 가지지 않기 때문에 오차를 최소화시키는 방식으로 가중치들을 갱신하기 위해서 출력층 오차를 은닉층 뉴런으로 역전파시키는 절차가 고려된다. 가중치 갱신에 관한 식은 다음과 같다.

$$w_{hp,j}(N+1) = w_{hp,j}(N) - \eta_{hp} x_h \delta_{hp,j} \tag{5}$$

2.1.1 신경망 학습

정규화된 데이터를 신경망 시스템에 통과시키면, 그 데이터는 정해진 숫자로 바뀌게 된다. 이것은 입력으로 사용된 데이터가 그 데이터의 패턴 즉, 고장 유형을 나타내는 고유 숫자로 바뀌게 되는 것이다. 이것은 수많은 데이터를 비교하는 것이 아니라 신경망으로 패턴을 분석한 값으로 데이터를 비교하는 것이다.

이 연구에서는 총 5가지 경우에 대해 고장 패턴을 나타내었다. 1) 정상 상태 2) 내륜5mm 결함 3) 외륜5mm 결함 4) 불 결함 5) 편심 결함, 총 5가지의 기준 패턴을 만들기 위해서 우선 신경망 학습을 수행하였다.

본 연구에서는 LabVIEW 프로그램을 통해 얻은 주파수 데이터를 MATLAB 프로그램을 이용하여 신경망 시스템을 학습시켰다. 먼저 비정규화된 주파수 스펙트럼을 0.1에서 0.9로 정규화를 시킨 다음 평균값을 취했다. 이렇게 각각 정규화되고 평균화된 데이터들 즉, 정상 데이터, 내륜5mm 결함데이터, 외륜5mm 결함데이터, 불 결함데이터, 편심결함데이터를 하나의 입력데이터로 만들고 이 기준 데이터를 이용해서 신경망을 학습시켰다. 학습법은 널리 알려진 BP 알고리즘을 이용하였다. 은닉층의 갯수는 10개이고 오차 허용 한계는 0.01, 최대 반

복 횟수는 5000번으로 정했다. 신경망의 출력은 총 5개의 숫자를 나타내는데, (0, 0, 0, 0)일때는 정상상태를 의미하고 (0, 0, 0, 1)은 내륜5mm 결함을, (0, 0, 1, 0)은 외륜5mm 결함을 (0, 1, 0, 0)은 볼 결함을, (1, 0, 0, 0)은 편심 결함을 나타낸다. 그림 1은 고장 진단을 위한 순서도로 전동기의 전원 입력단의 한 선으로부터 전류를 취득하여 전류에 포함된 고조파 성분을 분석하고 이 주파수특성을 고장모드별로 인공신경망을 통해 학습하여 고장을 분류하게 된다.

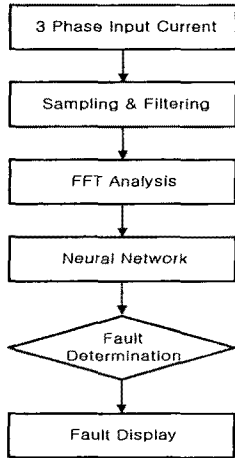


그림 1. 인공신경망 고장진단 순서도

2.2 LabVIEW를 이용한 진단프로그램

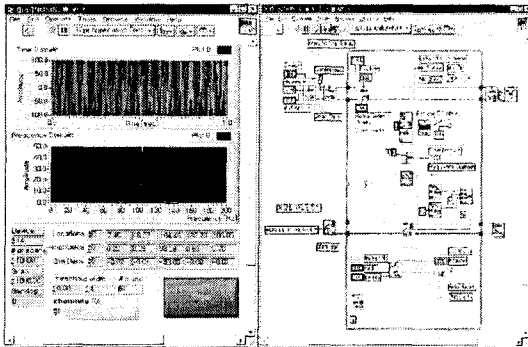


그림 2. LabVIEW를 이용한 고장 데이터 취득

데이터 취득 및 분석을 위해 NI사의 A/D board (1.25MS/s)와 LabVIEW 그리고 MATLAB을 이용하였다. 고장 데이터를 취득할 때 우선 5가지 종류의 데이터로 나누어서 측정하였다. 1) 정상상태 2) 내륜 5mm 결함 3) 외륜 5mm 결함 4) 볼 결함 5) 편심 결함. 그리고 각각에 대해서 커플링 되지 않은 경우, 커플링 되어 있으나 부하가 연결되어 있지 않은 경우, 부하가 연결되어 있는 경우 이렇게 3가지 경우에 대해서 측정하였다.

센서를 통해서 얻은 신호를 Labview 프로그램을 통해 저장하고 이 신호의 주파수 스펙트럼을 확인하고 다시 저장한다

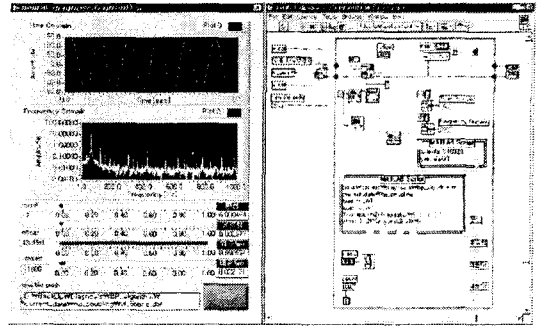


그림 3. LabView-Matlab 진단 프로그램

고장 패턴을 학습시킨 다음 얻은 가중치를 이용해서 LabVIEW 프로그램에서 고장을 진단하였다. A/D보드를 통해 측정한 저장 데이터를 불러들여 Off-Line으로 LabVIEW 프로그램 내에서 주파수 스펙트럼을 얻고 이것을 다시 정규화시킨 다음 신경망에 통과시켜 고장을 진단한다.

2.3 고장진단시험 설비

고장진단 시험설비는 다음과 같이 관성부하, DC모터, 토그메타, 정상모터를 결합모터로 구성되고 3상 유도전동기는 10HP, 4P, 380V, 관성부하 32(Nm)

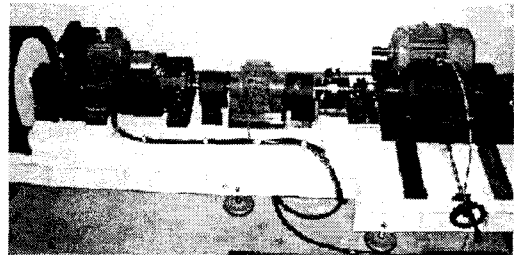


그림 4. 진단시험설비

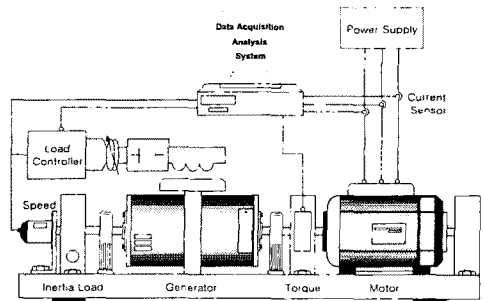


그림 5. 진단시험설비 구성도

3. 결 론

다음은 3가지 경우(커플링 되지 않은 경우, 부하가 연결되지 않은 경우, 부하가 연결되어 있는 경우)에 대해 전류 데이터의 학습 RMS오차와 진단결과를 나타낸 것이다. 각 고장모드별 진단결과에서 보듯이 고장분별력이 분명히 나타나고 있다.

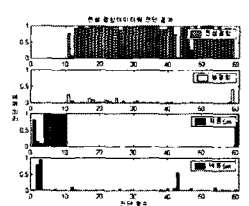
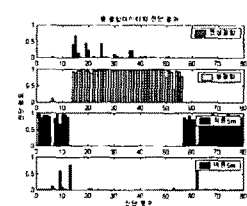
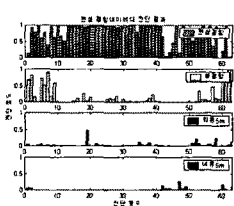
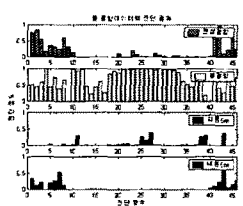
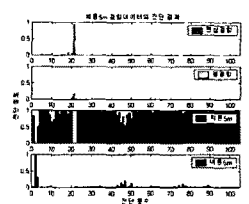
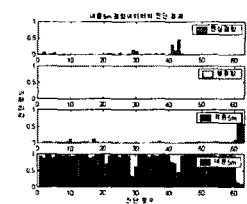
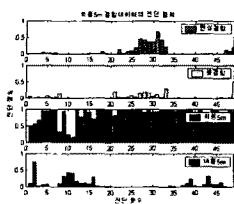
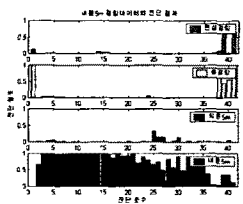
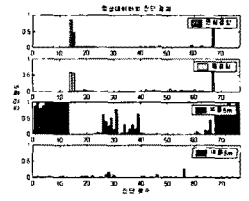
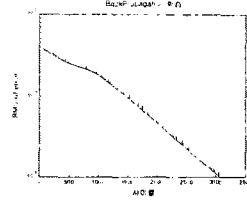
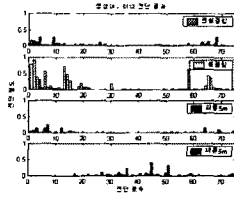
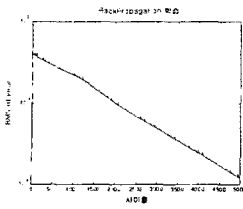


그림 6. 무부하상태의 독립모터만 구동시 고장진단

그림 8. 부하상태의 결합상태별 고장진단

(참 고 문 헌)

- [1] A.Consoli, F.Genaro, A. Raciti, A. Testa, "Fuzzy Logic Application to pre-fault Diagnoses of Induction Motors", IEEE 1998
- [2] Peter Vas "Artificial-Intelligence-Based Electrical Machines and Drives" OXFORD university press.
- [3] 장현오, "LabVIEW 그래픽 프로그램의 이해", ADC SYSTEM
- [4] 이현엽, "Matlab을 이용한 퍼지-뉴로", 도서출판 아진

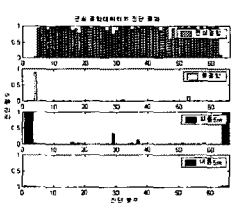
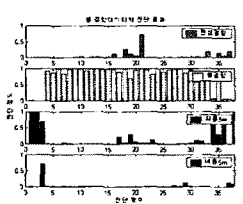
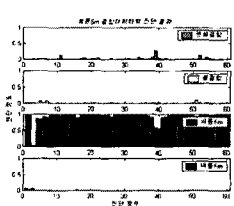
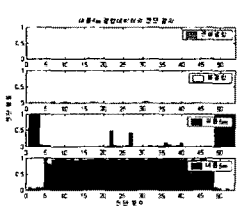
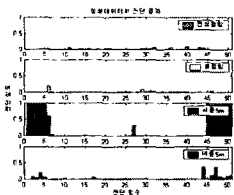
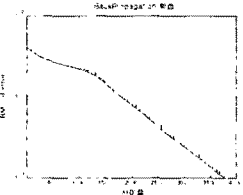


그림 7. 무부하 커플링연결 후 결합상태별 고장진단