

효율적인 MCSA 기반 회전자 고장 검출 알고리즘

정춘호*, 송명현*, 강의성**, 김경민***

순천대학교 전기제어공학과* 순천대학교 컴퓨터교육과** 여수대학교 전기공학과**

Computationally Efficient Rotor Fault Detection Algorithm Based on Motor Current Signature Analysis

Chun-Ho Jeong*, Myung-Hyun Song*, Eui-Sung Kang**, Kyung-Min Kim***

ECE, Sunchon Nat'l Univ.*, Computer Education, Sunchon Nat'l Univ.**, EE., Yosu Nat'l Univ.***

Abstract - 전류 신호에 대한 고속 푸리에 변환(FFT)은 유도전동기의 고장 검출에 널리 사용되어 왔다. 본 논문에서는 고정자 전류 스펙트럼 중에서 회전자 고장에 의해서 많은 영향을 받는 주파수 성분들로 특징 벡터를 구성하고, 이를 단순한 산술 연산만으로 처리함으로써 회전자 고장을 검출한다. 제안한 방법에서는 고장의 유무를 검출하기 위해서 기준 벡터와 입력 고정자 전류 신호로부터 추출된 특징 벡터 간의 차이 신호만을 이용하기 때문에 신경망에 의한 고장 검출 알고리즘 등에 비해서 훨씬 적은 계산량 만으로도 모터의 고장을 효율적으로 검출할 수 있다.

즘 계산량 측면의 복잡도 (computational complexity)는 고장 진단 시스템의 가격에 많은 영향을 미친다. 따라서, 고장 검출 알고리즘 계산상 효율성과 매우 중요하다고 할 수 있다.

본 논문에서는 계산량 측면에서 효율적인 회전자 고장 검출 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법에서는 FFT 기반 선전류 스펙트럼 해석 방법을 이용하지만, 모터 고장에 의해서 많은 영향을 받는 매우 적은 양의 주파수 성분들만을 이용할 뿐만 아니라, 고장 검출 알고리즘 또한 단순한 형태의 산술 연산만을 이용하므로 계산상의 효율성을 모색할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 유도전동기의 회전자 바 고장이 전류 스펙트럼에 미치는 영향에 대해서 설명하고, 3절에서는 논문에서 제안한 고장 검출 알고리즘을 제시한다. 그리고, 4절에서는 제안한 방법에 의한 실험 결과 및 토의를 제시하고, 마지막으로 결론을 맺는다.

1. 서 론

유도전동기의 예기치 않은 고장은 모터의 수명을 단축시킬 뿐만 아니라, 모터를 포함하는 전체적인 시스템 고장을 유발할 수 있다. 이를 사전에 분석, 진단 및 검출하여 이러한 고장의 확대에 대한 조기 검출을 하여 예지 보전하는 것은 매우 중요하다. 최근에 저렴한 가격으로 모터의 신뢰성을 연속적으로 감시할 수 있는 모터 선전류 스펙트럼 해석 (motor current signature analysis: MCSA)에 관하여 많은 연구가 이루어지고 있다 [1]. Kliman [2], Thomson [3], Flippetti [4] 등은 유도전동기의 회전자 바 (rotor bar) 고장 검출을 위해 MCSA를 사용하였다. 그리고, Obaid 등은 소형 유도전동기의 고정자 전류를 사용하여, 기계적인 결함으로 인한 고장 검출 방법을 제시하였다 [5].

2. 유도전동기의 회전자 바 고장

회전자 바 파손과 엔드링 (end-ring) 손상은 과부하에 의한 열, 그리고, 불평형 국부열과 같은 열적 스트레스, 불균일한 자력, 진동에 의한 자기적인 요인, 회전자 부식에 의한 환경적인 요인, 베어링 고장 등에 의한 기계적인 요인에 의해서 발생한다. 회전자 바 결함은 토크, 속도 불안정, 불평형 자기력, 편심, 진동, 주파수 성분 변화 등을 일으키며, 이러한 변화들은 회전자바 결함을 촉진시키며 다른 기계에 손상을 줄 수 있다.

본 논문에서는 위와 같이 최근에 많은 연구가 이루어지고 있는 선전류 스펙트럼을 이용하여 회전자 바 결함을 효과적으로 검출할 수 있는 모터 고장 검출 알고리즘을 제안한다. 선전류 신호 해석을 이용하여 농형 (squirrel cage) 유도전동기의 회전자 바 고장을 검출하기 위한 대표적인 방법으로는 FFT (fast Fourier transform) 기반 고장 검출 방법이 널리 사용되어 왔다. 고장 검출 시스템에서는 샘플러 (sampler), 전처리기 (preprocessor), 특징 추출기 (feature extractor), 고장 검출 알고리즘 (fault detection algorithm) 등의 네 가지 처리 부분으로 나눌 수 있다 [6].

회전자 바 고장을 검출하기 위해 대부분 양과 음의 방향의 회전자 기자력 (magnetomotive force)에 의해 발생하는 기본파 주변의 측파대 성분, 즉, $f_b = (1 \pm 2s) f_e$ 를 검출하고 있다. 여기서 f_b 는 회전자 바 결합 주파수, f_e 는 공급주파수, s 는 슬립률 (slip ratio)이다. Kliman 등에 의해 고정자 선전류에서 관측되는 또 다른 회전자 바 결합 주파수 성분은 식 (1)와 같이 주어진다 [2].

$$f_b = f_e \left[\frac{k}{2p} (1 - s) \pm s \right] \tag{1}$$

여기서, p 는 극수이며, 전동기의 일반적인 권선 구성에 의해 $k/2p = 1, 5, 7, 11, 13, \dots$ 이다. 식(1)에서 공극 자속 밀도의 변화에 의해 발생하는 1차, 5차, 7차 전류 고조파의 측파대 성분은 다음과 같다.

- 1) f_e 와 $f_e - 2s f_e$
- 2) $5 f_e - 4s f_e$ 와 $5 f_e - 6s f_e$
- 3) $7 f_e - 6s f_e$ 와 $7 f_e - 8s f_e$

실제로, 선전류 스펙트럼상의 회전자 바 결합 특성 주파수는 식 (2)과 같이 기본 주파수 주변에 새로운 측파대에서 순차적으로 발생한다.

$$f_b = (1 \pm 2ks) f_e, \quad k = 1, 2, 3, \dots \tag{2}$$

샘플러는 전류, 전압 또는 진동과 같은 아날로그 신호를 디지털 신호로 변환하는 부분으로서, 주로 필터와 A/D 컨버터로 이루어져 있다. 전처리기는 샘플러에 의해서 디지털화된 신호를 FFT 알고리즘을 사용하여 푸리에 변환한다. 특징 추출기에서는 고장 검출에 방해가 되는 잡음 신호들을 제거하고, 전처리기에 의한 많은 양의 주파수 성분들 중에서 고장 검출 알고리즘에 유용한 주파수 성분들을 추출한다. 마지막으로, 고장 검출 알고리즘에서는 FFT 스펙트럼을 분석하여 고장의 유무 및 정도를 결정한다. 샘플러는 하드웨어에 의해서 구성되며, 특징 추출기와 고장 검출 알고리즘은 하드웨어 또는 소프트웨어 두 가지 형태로 구현하는 것이 가능한데, 실시간 처리가 매우 중요한 응용의 경우에는 처리 속도가 빠른 하드웨어를 이용하게 된다. 그런데, 하드웨어를 이용하여 구현할 경우, 고장 검출 알고리

$k=1$ 일 때, 식 (2)는 $f_b = (1 \pm 2s)f_e$ 가 되며, 여기서, $(1-2s)f_e$ 성분 (lower sideband 1st harmonic: LSB1)은 회전자 비대칭으로 인하여 발생하게 된다. 그리고, $(1+2s)f_e$ 성분 (upper sideband 1st harmonic: USB1)은 토크 맥동에 의해 발생한다.

3. 제안한 고장 검출 시스템

앞서서 언급한 바와 같이 유도전동기 고장 진단 시스템은 일반적으로 샘플러, 전처리기, 특징 추출기, 고장 검출 알고리즘 등의 네 가지 부분으로 구성된다. 본절에서는 제안한 고장 검출 시스템에 대해서 각 부분별로 설명한다.

3.1 샘플러와 전처리기

샘플러에서는 유도전동기의 한 상 (phase)의 고정자 전류를 샘플링 (sampling)하여 A/D 컨버터를 이용하여 디지털화한다. 본 논문의 고정자 전류를 획득하기 위해서 전류 프로브 (current probe)와 전류 증폭기 (current amplifier)를 이용한다. 이 때 사용된 표본 주파수 (sampling frequency)는 1280Hz이다. 이러한 고정자 전류 신호는 퓨리에 변환되는데, 4096 point FFT 알고리즘을 이용하여 전류 스펙트럼을 얻는다.

3.2 특징 추출기

특징 추출기에서는 고장 검출에 방해가 되는 잡음 신호들을 제거하고, 전처리기에 의한 많은 양의 주파수 성분들 중에서 고장에 의해서 영향을 크게 받는 주파수 성분들을 추출한다. 추출된 신호들은 전체 주파수 성분에 비해서 매우 적은 양의 주파수 성분들로만 구성된다. 본 논문에서는 특징 추출기에 의해서 추출된 주파수 성분들을 고장 검출 알고리즘을 위한 특징 벡터 (feature vector)라 한다.

고장 검출 알고리즘에서는 특징 추출기에서 추출된 특징 벡터를, 정상 신호를 분석함에 의해서 결정된 기준 특징 벡터와 비교함으로써 모터의 고장 유무를 검출할 수 있다. 회전자 바 결합의 경우, 기본 주파수 주변의 측파대 성분은 고장을 나타내는 중요한 성분들을 포함한다.

일반적인 전동기의 회전 속도에 따라서 슬립률이 달라지는데, 회전 속도는 부하에 따라서 변하게 된다. 즉, 부하에 의해서 전동기의 슬립률이 달라진다. 이러한 슬립률의 변화는 측파대 성분에 큰 영향을 미친다.

논문에서는 정상 모터와 회전자 바에 결합이 있는 모터에 대한 전류 스펙트럼을 슬립률의 변화를 고려하여 분석함으로써 회전자 고장에 의해서 큰 영향을 받는 주파수 대역을 결정하였으며, 이 대역 내의 주파수 성분들로 고장 검출에 사용하기 위한 특징 벡터를 구성하였다.

무부하 상태에서의 전류 스펙트럼의 고장 검출은 회전자 바 결합 상태의 슬립률이 0에 근접하기 때문에, 측파대 성분이 기본 주파수에 포함되어 고장 검출이 어렵다. 그림 1은 전부하 상태의 정상 상태와 1개의 회전자 바 결합 상태의 고정자 전류 스펙트럼이며, 화살표는 식 (1)의 기본 주파수, 5차, 7차 고조파의 측파대를 표시하고 있다. 식 (2)의 측파대 성분이 발생하는 것을 볼 수 있으며, 그 중에서 진폭의 변화가 다른 측파대 성분에 비해 상대적으로 크게 나타나는 성분은 LSB1과 USB1이다. 전부하에서 정상 상태와 회전자 바 결합 상태의 회전속도는 슬립률에 직접적인 영향을 나타낸다.

그림 1(a)에서의 기본 주파수 주변의 측파대 성분만을 더욱 자세히 나타낸 것이 그림 1(b)이다. 그림 1(b)에서 실선으로 표시된 정상 신호에 대한 스펙트럼과 점선으로 표시된 결합이 있는 신호의 스펙트럼을 비교해 보면, LSB1, USB1 측파대의 최대 진폭에 대한 주파수와 그 크기가 다른 주파수 성분에 비해서 뚜렷한 차이를 있음을 볼 수 있

다.

본 논문에서는 부하 변화에 따른 정상 모터와 회전자 바 결합이 있는 모터의 선전류 스펙트럼으로부터 LSB1 성분과 USB1 성분의 변화를 분석하여 고장에 의해서 크게 영향을 받는 주파수 대역을 결정하였다. 그리고, 결정된 대역 내의 주파수 성분들을 고장 검출을 위한 특징 벡터 (feature vector)로 사용한다.

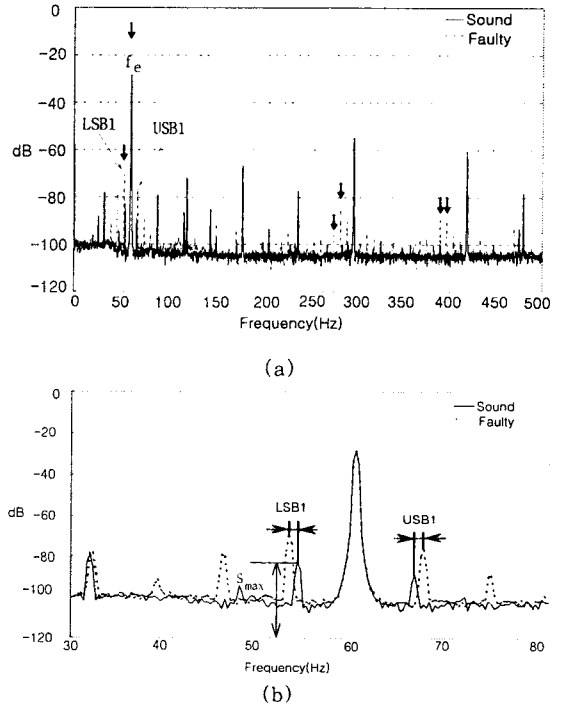


Fig. 1. Stator current spectra of sound and 1 broken bar signals with full-load.

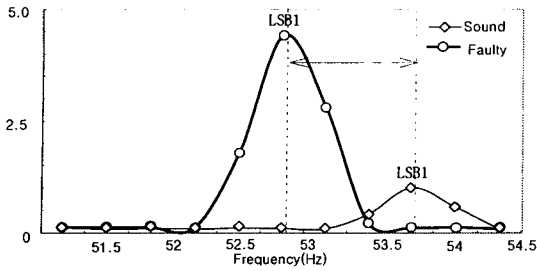
3.3 제안한 고장 검출 알고리즘

특징 추출기에서 추출된 측파대 내의 주파수 성분들은 결합의 유무, 부하 정도에 따라서 진폭이 크게 변할 수 있다. 제안한 방법에서 특징 추출기에서 추출되는 특징 벡터 f 는 다음과 같은 식에 의해서 정규화 (normalization)된 다.

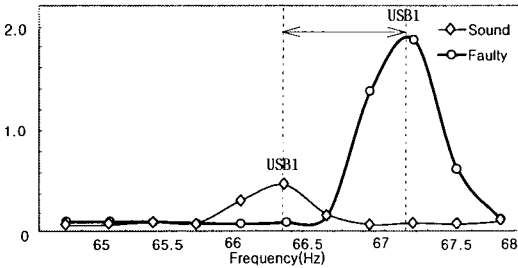
$$f = \frac{1}{S_{\max}} [f_0, f_1, f_2, \dots, f_{L-1}] \quad (3)$$

여기서, S_{\max} 는 정상 상태의 전류 스펙트럼에서 LSB1, USB1 대역 내의 주파수 성분들 중 최대값을 나타낸다.

그림 2는 특징 추출기에 의해서 추출된 특징 벡터를 식 (3)에 의해서 정규화하여 얻은 특징 벡터이다. 그림 2(a)는 정상 상태와 회전자 바 결합 상태의 LSB1 대역의 특징 벡터를 그림으로 나타내고 있으며, 그림 2(b)는 USB1 대역의 특징 벡터를 보여 주고 있다. 여기서, \diamond 로 표시된 것은 정상 모터인 경우의 특징 벡터를 나타내고 있으며, \circ 로 표시된 것은 회전자 바에 결합이 있을 경우의 특징 벡터의 예를 보여 주고 있다. 그림 2에서 볼 수 있는 바와 같이, 제안한 방법에서 사용한 정규화된 측파대 성분을 가지고 구성된 특징 벡터는 정상인 경우와 회전자 바 결합이 있는 경우에 대해서 큰 차이를 보이고 있다. 즉, 고장 검출 알고리즘에 매우 유용하게 사용할 수 있음을 의미한다.



(a) LSB1



(b) USB1

Fig. 2 The reference vector and normalized feature vector.

본 논문에서는 고장 유무를 판단하기 위한 고장 검출 알고리즘으로, 기준 벡터 (reference vector), $r(i)$ 와 정규화된 특징 벡터 $f(i)$ 간의 mean absolute difference (MAD), M 를 사용한다. 여기서 M 은 다음과 같은 식으로 정의된다.

$$M = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} \text{abs}(r_i - f_i) \quad (4)$$

여기서, $\text{abs}(\cdot)$ 는 절대값이고, L 은 특징 벡터의 크기 (dimension)이다. 그리고, 기준 벡터, $r(i)$ 는 정상 상태의 모터로부터 추출된 정규화 특징 벡터들에 통계적인 평균값을 이용해서 결정된다.

식 (4)에 의해서 구해진 M 이 미리 결정된 임계값보다 작을 경우는 정상 상태, 임계치 이상일 경우는 고장 상태를 의미한다.

4. 실험결과

4.1 실험환경

실험에 사용한 장치는 60Hz, 0.75kW, 220/380V, 3.8/2.2A, 36개의 고정자 슬롯과 44개 회전자 슬롯 다이캐스트(die-cast) 회전자를 가진 4극 유도 전동기, 범용 인버터, 고정자 선전류 데이터의 표본화를 위해 전류 프로우브와 전류 증폭기 그리고, 2채널 FFT 스펙트럼 분석기를 사용하였다. 특징 추출기 및 고장 검출 알고리즘은 데스크탑 (desktop) PC에 의해 수행하였다. 1개의 회전자 바 결합 상태는 회전자의 다이캐스팅 제작 과정 전에 하나의 슬롯을 인위적으로 절연 상태로 만든 후에 다이캐스팅 과정을 거치게 된다.

4.2 알고리즘 적용 결과 및 고찰

기준 벡터, $r(i)$ 는 정상 모터로부터 추출된 많은 정규화 특징 벡터들에 대한 평균 벡터가 사용된다.

그림 3은 동일한 전동기의 정상 상태와 회전자 바 고장 신호에 대한 MAD 계산 결과인데, 정상 모터의 경우와 회전자 고장이 있는 모터인 경우가 MAD 값이 뚜렷한 차이를 보이고 있다. 계산된 MAD가 미리 결정된 임계치보다 작은 경우는 정상인 경우를 나타내며, 임계치보다 클 경우에는 고장이 발생하였음을 의미한다. 임의의 데이터에 대해서 실험한 결과, 정상 상태와 회전자 바 결합 상태에 대해서 정확히 판별하는 것을 확인하였다.

이와 같이 제안한 방법은 작은 크기의 특징 벡터와 단순한 형태의 계산만으로 고장 검출이 이루어지므로, 신경회로망과 같이 많은 계산량을 필요로 하는 기존의 고장 검출 방법에 비해서 계산량 측면에 효율적이라고 할 수 있다.

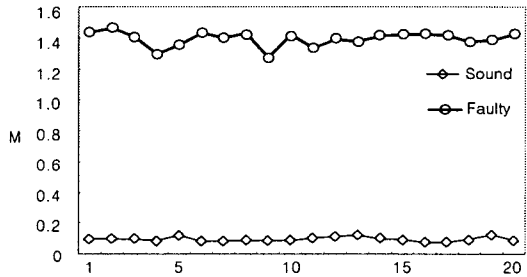


Fig. 3 Simulation results.

5. 결론

본 논문에서는 회전자 고장에 의해서 큰 영향을 받는 주파수 성분들로 구성된 특징 벡터와 기준 벡터와의 MAD를 이용한 고장 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법에서는 고장 검출을 위해서 매우 작은 크기의 특징 벡터를 이용할 뿐만 아니라, 고장 검출을 위해서 MAD와 같은 단순한 계산만을 이용하기 때문에 신경회로망과 같은 기존의 전동기 검출 알고리즘에 비해서 계산량 측면에서 효율적으로 고장을 검출할 수 있다.

[참 고 문 헌]

- [1] M. E. H. Benbouzid, "A review of induction motors signature analysis as a medium for fault detection," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 47, pp. 984-993, 2000.
- [2] G. B. Kliman, R. A. Koegl, J. Stein, R. D. Endicott, M. W. Madden, "Noninvasive detection of broken rotor bars in operating induction motors," IEEE Trans. Energy Conv. vol. EC-3, no. 4, pp. 873-879, December 1988.
- [3] W. T. Thomson, M. Fenger, "Current signature analysis to detect Induction Motor Faults," IEEE Ind. Applicat. Magazine, pp. 26-34, July/August 2001.
- [4] A. Bellini, F. Filippetti, C. Tassoni, G. B. Kliman, "Quantitative evaluation of induction motor broken bars by means of electrical signature analysis," IEEE Trans. Industry. Applications., vol. 5, September/October 2001.
- [5] R. R. Obaid, T. G. Habetler, D. J. Gritter, "A simplified technique for detecting mechanical faults using stator current in small induction motors," IEEE, Industry. Applications, vol. 1, October 2000.
- [6] F. Filippetti, C. Tassoni, and P. Vas, "Recent development of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques," IEEE Trans. Ind. Applica., vol. pp. 994-1004, Oct., 2000.