

MAD 기법을 이용한 회전자 고장진단

정준호\*, 한민관\*\*, 우혁재\*\*, 송명현\*\*, 박규남\*\*  
RMC\*, 순천대학교 전기제어공학과\*\*

Fault Detection Using Mean Absolute Difference Approach

Chun-ho Jeong\*, Min-kwan Han\*\*, Hyeok-jae Woo\*\*, Myung-hyun Song\*\*, Kyu-nam Park\*\*  
Ray Media Co.\*, ECE, Suncheon Nat'l Univ.\*\*

**Abstract** - 본 논문에서는 25%, 50%, 75%, 100% 정격 부하 아래에서 유도전동기의 회전자 고장을 검출하기 위한 효과적인 FFT 기반 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 고정자 전류 스펙트럼 성분 중에서 회전자 고장에 큰 영향을 주는 주파수 성분에서 미리 결정한 기준벡터와 특징벡터 사이의 평균 절대치 차이(Mean Absolute Difference)를 이용하였다. 기준벡터는 정상 상태의 고정자 전류 스펙트럼 성분 중에서 기본 주파수 상, 하의 두개의 측파대 주변의 좁은 영역에서 추출하였고 특징벡터는 정상상태와 회전자 바 고장상태의 고정자 전류 스펙트럼 성분 중에서 또한 기준벡터와 동일한 영역에서 추출하였다. 부하실험을 통하여 제안한 알고리즘의 적용 결과는 각각의 정격 부하에서 유도전동기의 회전자 바 고장을 효과적으로 검출할 수 있음을 입증하였다.

1. 서 론

유도전동기는 많은 산업 공정에서 매우 중요한 역할을 하고 있으며, 전동기 고장의 조기 검출은 고장의 확대를 방지하여 보수 비용 절감과 전동기의 신뢰성을 보장해 준다. 유도전동기의 고장 예방을 위한 고장 검출 방법으로는 베어링, 고정자, 회전자중의 하나의 특별한 모드 상태를 감시하고 있다. 최근 대부분의 연구는 전동기의 고정자 전류를 검사하는 전기적인 감시에 집중되고 있다 [1]. 고정자 전류 스펙트럼(stator current spectrum)은 유도전동기 시스템의 고장 검출을 위해 널리 사용되어 왔다 [1]-[6]. 고속 푸리에 변환(fast Fourier transform: FFT)에 의해 생성된 스펙트럼은 고장에 유용한 정보를 포함하고 있다. 실제로 파손된 바를 갖는 회전자를 사용하는 전동기를 구동시 식 (1)에 주어진 것처럼 전기적 공급전류 주파수 주변에서 순차적 측파대,  $f_b$  를 일으킨다.

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

여기서,  $f_b$ 는 회전자 바 결함 주파수,  $f_e$ 는 공급주파수,  $s$ 는 슬립률 (slip ratio)이다 [7].  $k=1$ 일 때, 식 (1)은  $f_b = (1 \pm 2s) f_e$  가 되며, 여기서,  $(1-2s) f_e$  성분과 (lower sideband 1st harmonic: LSB1)  $(1+2s) f_e$  성분 (upper sideband 1st harmonic: USB1)은 각각 회전자 비대칭과 토크 맥동에 의해 나타난다 [2]. 전동기 속도는 서로 다른 부하 상태에서 변화한다. 따라서 슬립  $s$  는 실제 속도에 따라 변화하므로 식 (1)의  $f_b$  또한 변한다.

본 논문에서는 평균 절대치 차이 (Mean Absolute Difference: MAD)를 이용하여 부하의 변화에 따른 유도전동기의 회전자 고장 검출을 제안하였다. MAD는 비슷한 두 벡터 사이의 유사성을 조사하기 위해 신호처리에서 널리 사용한다. 대부분의 경우에서 MAD는 고차 통계 또는 신경 회로망과 같은 정교한 기법보다 좋은 성

능을 보여주지 않았다. 그러나 MAD는 계산상에 매우 효율적이기 때문에 종종 실시간 처리에 사용된다. 본 논문에서 제안한 방법은 전동기에 입력되는 고정자 전류 스펙트럼에서 추출한 특징 벡터와 미리 결정한 기준벡터 사이의 MAD를 사용하여 파손된 회전자 바 고장을 검출하였다. 부하가 변화할 경우 식 (1)의 슬립,  $s$ , 가 변하며 그 결과로 고장 정보를 포함하는 주파수 또한 변화하기 때문에 고정된 좁은 주파수 영역에서 특징벡터와 기준벡터를 추출하였다. 제안한 방법에서는 고장 정보에 유용한 특징 벡터를 획득하기 위하여 부하 상태에 따라  $(1-2s) f_e$ 와  $(1+2s) f_e$  주변의 서로 다른 주파수 성분을 추출하여 특징 벡터로 사용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 회전자 고장 검출을 위해 특징 추출과 고장 검출 알고리즘을 제시하고, 3절에서는 제안한 방법에 의한 실험결과 및 토의를 그리고, 4절에서는 결론을 맺는다.

2. 제안한 고장 검출 방법

2.1 기준 벡터와 특징 벡터

유도전동기 고정자 전류 스펙트럼에서 고장 검출에 유용한 스펙트럼 성분만을 추출하는 것은 매우 중요하다. 제안한 고장 검출 방법은  $(1-2s) f_e$ 와  $(1+2s) f_e$  주변의 좁은 범위의 주파수 성분을 기준 벡터와 특징 벡터로 획득하여 사용하였다.  $(1-2s) f_e$ 와  $(1+2s) f_e$  주변의 좁은 범위의 주파수 성분을 각각, LSB1과 USB1이라 하자. 그림 1은 기본 공급 주파수 (60Hz) 주변의 LSB1과 USB1을 나타낸다. 그림 1의 실선은 정상 상태의 유도전동기의 전부하 시에 획득한 많은 양의 고정자 전류 데이터를 평균화를 거쳐서 생성된 평균 전류 스펙트럼이다. 그리고,  $S_{max}$ 는 정상 상태의 LSB1, USB1 대역 내의 주파수 성분들 중 최대값을 나타낸다.

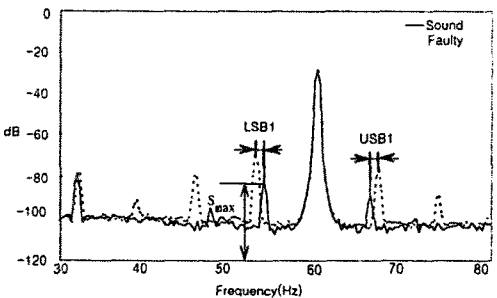


Fig. 1. Stator current spectra of sound and 1 broken bar signals with full-load.

기준 벡터를 결정함에 있어서 먼저 정상 상태에서부터 전류 스펙트럼 50 Set를 평균하였으며, 50 Set의 평균은 정상 전동기를 대표하는 스펙트럼을 제공하는데 충분하였다. FFT 변환 후의 스펙트럼 성분  $[f_0, f_1, \dots, f_{L-1}]$ 은 매우 작은 크기이다. 따라서 LSB1과 USB1 좁은 대역의 스펙트럼 성분에서 앞서 언급한  $S_{max}$ 와 식 (2)를 이용하여 일반화하였다.  $L$ 은 벡터의 크기이다.

$$X = \frac{1}{S_{max}} [f_0, f_1, f_2, \dots, f_{L-1}] \quad (2)$$

기준 벡터,  $R$ 은 일반화한 후의 정상 상태의 LSB1과 USB1 대역의 고정자 전류 스펙트럼을 하나의 벡터로 취급으로서 생성된다.

전동기의 슬립,  $s$ 는 부하의 상태에 따라 다르며 고장 정보를 갖는 주파수 성분 또한 달라진다. 이것은 부하 상태에 따라 축대파, LSB1과 USB1의 위치가 변함을 의미한다. 본 논문에서 기준 벡터는 정상 상태의 전동기에 4가지 정격부하 즉, 25%, 50%, 75%, 그리고 100%정격 부하시에 LSB1과 USB1의 좁은 대역에서 평균화와 식(2)를 이용하여 일반화한 후 구성하였다.

고장 검출을 위해 입력으로 사용되는 특징 벡터,  $V$ 는 정상상태와 파손된 회전자 바 고장 상태에 대하여 기준 벡터와 동일한 LSB1과 USB1의 좁은 대역에서 평균화와 앞서 언급한  $S_{max}$ 와 식 (2)를 이용하여 일반화한 후 구성하였다. 본 논문에서는 부하 상태에 따른 기준 벡터와 특징 벡터는 동일한 주파수 범위에서 구성하여 고장 검출을 수행하였다.

그림 2는 정상 전동기와 하나의 회전자 바 고장 전동기에서 추출한 기준 벡터와 특징 벡터를 보여주고 있다. 그림 2에서 실선과 점선은 각각 25%, 50%, 75%, 그리고 100%정격 부하시에 획득한 기준 벡터와 특징 벡터를 나타내며, 부하에 따른 기준 벡터와 특징 벡터의 모양과 크기가 확연히 차이가 있음을 보여주고 있다. 이것은 획득한 전류 스펙트럼으로부터 추출된 기준 벡터와 특징 벡터 사이의 유사성을 조사함으로써 전동기 고장을 쉽게 검출할 수 있음을 의미한다.

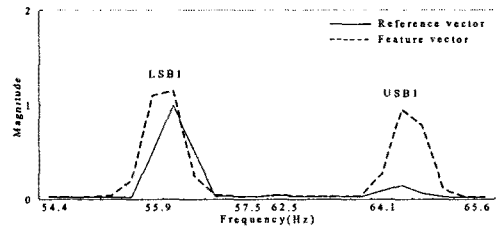
## 2.2 제안한 고장 검출 알고리즘

본 논문에서 제안한 고장 검출 기법은 두 벡터사이의 기준 벡터 (reference vector),  $R$ 과 정규화된 특징 벡터  $V$  간의 유사성을 조사하는 mean absolute difference (MAD)를 사용한다. 여기서  $M$ 은 다음과 같은 식으로 계산된다.

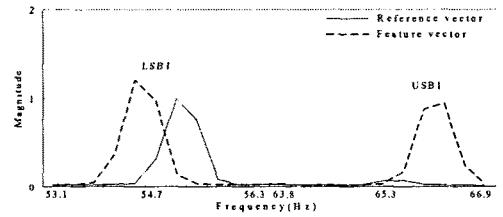
$$M = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} abs(r_i - v_i) \quad (3)$$

여기서, 여기서,  $abs(\cdot)$ 는 절댓값이고,  $L$ 은 특징 벡터의 크기 (dimension)이다.

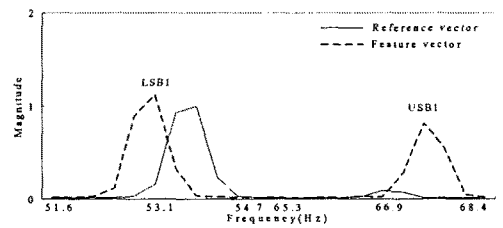
그림 3에 제안한 방법을 블록도로 나타냈다. 고정자 전류 스펙트럼은 FFT 알고리즘에 의해 생성된다. 부하 상태에 따라  $(1-2s)f_e$ 와  $(1+2s)f_e$  주파수 영역이 다르므로 선택적 특징 추출을 수행을 한다. 부하 상태는 전동기의 슬립을 계산함으로써 결정한다. 특징 추출은 앞서 결정된 부하상태의 기준 벡터와 동일한 축대파 주파수 범위에서 수행한다. 그리고 나서 위와 같이 구성된 특징 벡터와 기준 벡터 사이의 MAD를 계산한다. 전동기의 고장 상태의 유무는 미리 결정한 임계치보다 MAD 값이 더 크면 고장, 그렇지 않으면 정상으로 평가한다.



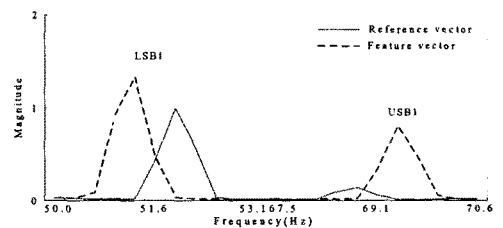
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig. 2. The reference and feature vectors: (a) 25%, (b) 50%, (c) 75%, and (d) full load.

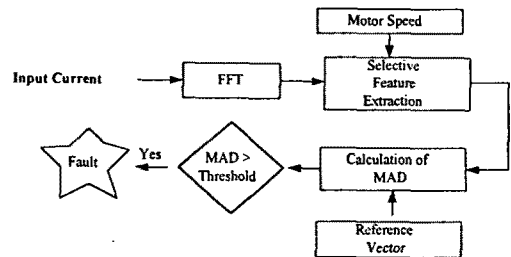


Fig. 3. The Proposed fault detection scheme.

### 3. 실험 결과와 토론

#### 3.1 실험 환경

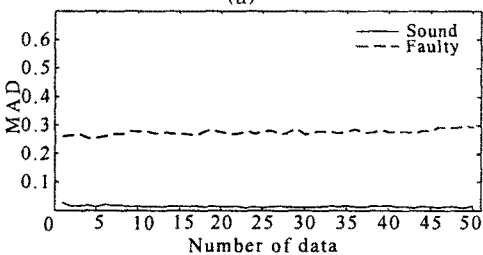
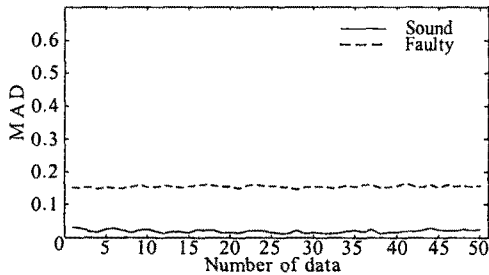
실험에 사용한 3상 유도전동기는 60Hz, 1 Hp, 220/380V, 3.8/2.2A, 고정자 슬롯 36, 그리고 회전자 슬롯 44이다. 범용 인버터, 고정자 선전류 데이터의 표본화를 위해 전류 프로우브와 전류 증폭기 그리고, 2 채널 FFT 스펙트럼 분석기를 사용하였다. 특징 추출기 및 고장 검출 알고리즘은 Pentium PC에서 수행하였다. 1개의 회전자 바 결합 상태는 회전자의 다이캐스팅 제작 과정 전에 하나의 슬롯을 인위적으로 절연 상태로 만든 후에 다이캐스팅 과정을 거치게 된다.

#### 3.2 알고리즘 적용 결과 및 고찰

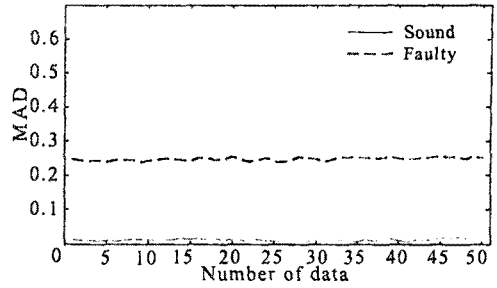
그림 4는 4가지 부하 상태에 따른 정상과 고장 전동기의 MAD 결과이다. 정상 전동기의 MAD 값은 매우 작은 반면에 고장 전동기의 MAD 값은 상대적으로 크다. 작은 MAD 값은 입력된 특징벡터의 고정자 전류 스펙트럼이 정상 전동기의 고정자 전류 스펙트럼과 유사하다는 것을 의미한다. 반면에, 큰 MAD 값은 회전자 고장 상태를 가리킨다. 제안한 방법은 적절한 임계치를 적용한다면 효율적으로 회전자 고장 상태를 검출할 수 있음을 보여주고 있다. 그리고 작은 크기의 특징 벡터를 사용하므로 신경회로망과 같은 기존의 전동기 검출 알고리즘에 비해서 계산량 측면에서 효율적으로 고장을 검출할 수 있다.

### 4. 결 론

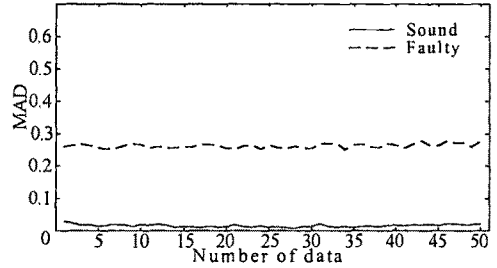
본 논문에서는 유도전동기의 회전자 바 고장을 검출하기 위해 간단하면서도 효과적인 MAD 기법을 사용하였다. 실험상의 서로 다른 4가지 부하 조건 아래에서 제안한 고장 검출 기법은 매우 분명하게 고장 검출의 가능성을 확인시켜주었다. 앞으로 다양한 부하 조건에서 고장 검출의 실용성 확대에 초점을 맞출 필요가 있다.



(b)



(c)



(d)

Fig. 4. The MAD results of sound and faulty motors: (a) 25%, (b) 50%, (c) 75%, and (d) full load conditions.

#### (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, no. 5, pp. 984-993, Oct. 2000.
- (2) S. Nandi, and H. A. Toliyat, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines - A review", in *Conf. Rec. 1999 IEEE-IAS Annu. Meeting*, vol. 1, Phoenix, AZ, pp. 197-204, 1999.
- (3) M. E. H. Benbouzid, M. Vieira, and C. Theys, "Induction motors' faults detection and localization using stator current advanced signal processing techniques," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 14, no. 1, pp. 14-22, Jan. 1999.
- (4) W. T. Thomson, M. Fenger, "Current signature analysis to detect Induction Motor Faults," *IEEE Ind. Applicati. Magazine*, pp. 26-34, July/August 2001.
- (5) F. Filippetti, C. Tassoni, and P. Vas, "Recent development of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 47, no. 5, pp. 994-1004, Oct. 2000.
- (6) O. V. Thorsen and M. Dalva, "Methods of condition monitoring and fult diagnosis for induction motors," *ETEP Journal*, vol. 8, No. 5, pp. 383-395, Sept./Oct., 1998.
- (7) F. Filippetti, G. Franceschini, C. Tassoni and P. Vas, "AI techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple effect," *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. 34, no. 1, pp. 98-108, Jan./Feb. 1998.