

# 전류 및 자속센서를 이용한 유도전동기 온라인 상태진단 알고리즘 개발

(The Development of On-line Diagnosis Algorithm for Induction Motor Using Current and Flux sensors)

한상보\* · 황돈하\*\* · 강동식\*\* · 박재윤\* · 고희석\*

(Sang-Bo Han · Don Ha Hwang · Dong-Sik Kang · Jae-Youn Park, Hee-Seog Koh)

\* 경남대학교 공과대학 전기공학과, \*\* 한국전기연구원 산업전기단 전력설비진단연구그룹

## Abstract

In this work, the development of the diagnosis algorithm is carried out for identifying health and faulted conditions in three-phase induction motors. The algorithm consists of feature calculation, feature extraction, and feature classification procedures in sequence. Signals for this algorithm are acquired by current and flux sensors simultaneously, the latter is to measure the change of magnetic flux at the air-gap. This work proposes the efficient diagnosis method for induction motors by developing the powerful algorithm. The calculated features show a good linearity according to faults severities. Moreover, the final results show a good classification rate on motor conditions.

## 1. 서론

산업체 생산라인에 있어서 회전기기들의 결합이나 고장을 초기에 인지하여 그 원인을 단시간에 적절히 해결할 수 있는 진단 알고리즘 개발은 품질 향상 및 고장 파급 영향을 최소화하기 위하여 매우 중요하다.

최근, 회전기기류의 정상 및 고장 상태를 신속하고 정확하게 예지(prognosis) 및 진단(diagnosis)하기 위하여 전류, 전압, 온도, 회전속도, 누설자속, 진동 등의 신호들이 주로 이용되고 있으며[1-3], 이들은 주로 고정자 권선의 절연이상, 회전자의 파손, 공극의 편심, 과도전류에 의한 베어링 또는 축 손상 등에 대하여 정밀 진단을 실시하고 있다. 특히 진동기법을 많이 적용하고 있지만, 결합의 조기발견이 힘들며 데이터를 분석하기 위한 전문적 지식을 필요로 한다. 또한, 전류의 주파수 성분을 이용하여 센서없이 원격에서 전동기의 상태를 감시할 수 있는 MCSA (Motor Current Signature Analysis) 진단 기법이 개발되어 있지만, 이는 회전자 바 불량 및 전기적 고장탐지에 유용하다는 장점이 있는 반면, 기계적 비정상 상태 진단에는 정확도가 낮다는 단점이 있다. 따라서 전류, 전압, 자속 센서 등을 동시에 활용한 회전기기의 정밀 진단 기법 개발이 필요하게 되었다.

본 연구는 전류 및 자속 센서 신호들을 동시에 적용한 유도전동기 최적 진단 알고리즘을 개발하기 위한 것으로서, 결합정도 및 센서의 종류에 따라서 선형성이 적절하게 반영된 특징 추출 및 부하율을 적절하게 반영하기 위한 알고리즘 개발에 대하여 구체적으로 논하였다.

## 2. 측정시스템 및 알고리즘 구성

### 2.1. 측정시스템

전동기의 주요한 고장은 샤프트의 변형, 회전자의 정적편심 및 동적편심, 베어링 불량, 회전자 바 손상, 고정자 권선의 단락 등을 들 수 있다. 이러한 고장들을 모의하기 위하여 표 1에서와 같이 정상 전동기를 포함하여 총 7가지의 전동기를 모의 제작하였다.

그림 1에 보인 것처럼 테스트 전동기 (A, 7.5kW, 4극, 380V)와 부하 전동기 (B, 22kW, 4극, 380V)를 커플링으로 직결하여 부하율 변화에 따른 실험을 진행하였다. 우측 그림은 자체 개발한 자속센서의 구조를 보인 것으로서 전동기 고정자 권선부의 웨지 상부에 설치하여 공극에서 발생한 자속을 용이하게 검출하도록 제작하였다.

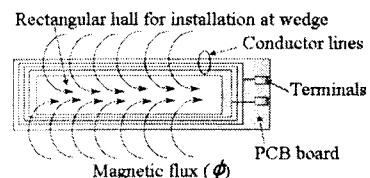
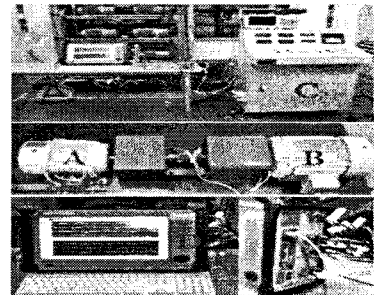


그림 1. 측정 시스템 구성 및 자속센서의 구조

Synergy(DAQ)를 사용하여 전원 인입라인의 3상 전류 (PR 30, LEM Co.) 및 자속센서의 신호들을 결합 전동기별 20회씩 20[KS/s]으로 1.64[s]동안 측정하여 컴퓨터에 반복·저장하였다. 이때, 주파수 분석가능 최대주파수는 10[kHz]이며, 분해능은 0.62[Hz]이다. 20회 측정 데이터 중에서 초기 10회 데이터는 훈련 데이터로, 나머지 10회 데이터는 테스트 데이터로서 알고리즘의 정확한 상태 진단 여부를 조사하였다.

표 1. 유도전동기의 결합 종류 및 내역

| 고장 유형       | 고장 내역 (S: 고장 비율)                   |
|-------------|------------------------------------|
| 정상 상태       | No faults                          |
| 회전자 바 손상 1  | 연속한 2개의 회전자 바 손상 (S: 7.1 %)        |
| 회전자 바 손상 2  | 연속한 4개의 회전자 바 손상 (S: 14.2 %)       |
| 고정자 권선 단락 1 | 63턴에서 5턴 단락 (S-phase) (S: 7.5 %)   |
| 고정자 권선 단락 2 | 63턴에서 10턴 단락 (S-phase) (S: 15.8 %) |
| 베어링 결함 1    | 외륜 결함 (3mm holes)                  |
| 베어링 결함 2    | 외륜 결함 (6mm holes)                  |

## 2.2 알고리즘의 구성

그림 2는 알고리즘의 주요한 흐름도를 나타낸 것으로서 훈련 및 테스트 두 단계로 나누어진다. 훈련과정은 측정 및 특징 계산으로 구성되어 있으며, 테스트과정은 특징 계산, 실 테스트 부하율 계산 및 부하율 반영, 정규화, 특징추출, 최종 판단을 위한 분류기로 구성되어 있다.

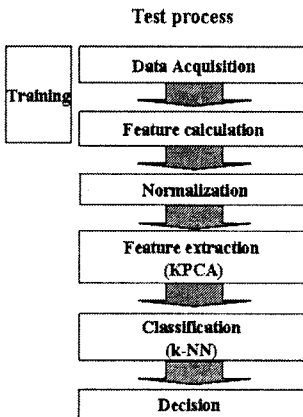


그림 2. 알고리즘의 흐름도

본 알고리즘에 있어서 무엇보다 중요한 것은 결합 정도에 따라 선형성이 확립된 특징들을 추출하는 것이라 볼 수 있다. 따라서 여러가지 결합들을 적절히 반영하는 특징들을 계산하기 위하여, 센서 및 결합정도에 따라서 실효치, 피크-피크, 최대값, 최소값, 평균값, Shape

factor, Skewness, Kurtosis, Crest factor, AR(Auto-regression, 회귀분석) 등의 기본적인 특징들을 계산하고, 추가적으로 전류센서인 경우는 3상 실효치를 이용하여 전류 불평형 및 영상분 등을 산출하였다. 이렇게 계산된 특징값들은 그림 3에서와 같이 결합정도에 따라 선형성이 적절하게 반영된 특징들만을 분류하여 알고리즘에 적용함으로써 상태진단 결과의 신뢰성을 높였다. 또한, 선정된 특징들은 정규화 과정을 거쳐, 각 결합 전동기별 특징값들의 분포를 0 ~ 1 사이의 범위에 일정한 크기 차이를 가지고 골고루 분포하도록 변환하였다.

## 2.3 KPCA 특징추출 및 k-NN 분류기법

KPCA 특징추출기법은 비선형 접근방법인 Kernel 함수를 이용하는 것 이외에는 선형 PCA(Principal Component Analysis) 기법과 유사한 방법으로서, 입력 벡터  $x_j$ 를 고차원 특징 공간(F)으로 사상시키고, 이렇게 사상된 벡터( $\psi(x_j)$ )들을 PCA에 의해 선형적으로 계산하는 방법을 의미한다. 즉, 원래의 입력벡터와 최종적으로 계산된 벡터사이에는 비선형 관계가 있다. Kernel 함수( $K(x_i, x_j)$ )의 종류로는 Linear, Polynomial, Gaussian RBF가 있으며, 본 연구에서는 Gaussian RBF( $\gamma=4$ )를 적용하였으며, 아래와 같이 몇 단계를 거쳐서 최종 고유치 값들을 산출하였다.

단계 1 : 취득된 신호로부터 특징 계산 및 정규화시킨 후, 정규화된 특징값들( $x_i, x_j$ )을 커널 함수를 이용하여 식 (1)에 의해  $\psi(x)$ 를 계산한다.

$$\psi(x_i) \cdot \psi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad \text{식 (1)}$$

여기서,  $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\gamma^2)$

단계 2 : 커널 함수로 계산된 데이터들을 고차원화된 좌표공간 F상으로 옮긴다.

$$\phi(x) = \phi(x) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x_i) \quad \text{식 (2)}$$

단계 3 : (식 3)에 의해 행렬  $\tilde{K}$ 를 계산하고, 식 (4)에 의해 고유치를 계산하고, 크기순으로 나열하여 선택된 특징 개수만큼 주성분들을 분류한다.

$$\begin{aligned} \tilde{K} &= \left( \left( \phi(x_i) - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \phi(x_k) \right) \cdot \left( \phi(x_j) - \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \phi(x_l) \right) \right) \\ &= K_{ij} - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N E_{ik} K_{kj} - \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N E_{lj} K_{li} + \frac{1}{N^2} \sum_{k,l=1}^N E_{ik} K_{kl} E_{lj} \\ &= (K - E_{N1} K - K E_{N1} - E_{N1} K E_{N1})_{ij} \end{aligned} \quad \text{식 (3)}$$

$$\lambda_j u_j = \tilde{K} u_j, \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad \text{식 (4)}$$

여기서,  $\tilde{K} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \psi(x_j) \psi(x_j)^T$  는  $\psi(x_j)$ 의 상호 상관 행렬을 의미하며,  $\lambda_j$ 는 0 이 아닌 고유치 값이다.  $u_j$ 는 고유벡터이다. 식 (4)로부터 얻어진 가장 큰 고유치  $\lambda$ 에 따른 고유벡터  $u$ 는 특징 공간 F 상에서 주요소(PC

: Principal Component)가 된다.

k-NN(k-nearest neighbor algorithm) 기법은 특정 공간에 있어서 훈련 데이터에 가장 근접한 테스트 데이터를 분류하기 위한 패턴 인식법이다. 훈련 데이터들은 다차원 특징 공간에 분포되어 있으며, 클래스에 의해서 여러 영역으로 분류된다. 이러한 다차원 공간상의 새로운 테스트 데이터는 훈련 데이터들과 k번째 이내로 가장 근접한 클래스에 소속시켜 최종판단을 하게 된다. 본 연구에서는 k = 3으로 설정하였다.

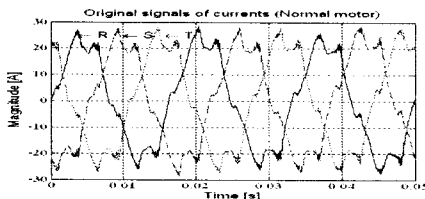
### 3. 실험 결과

#### 3.1 결함정도에 따른 선형특징 산출

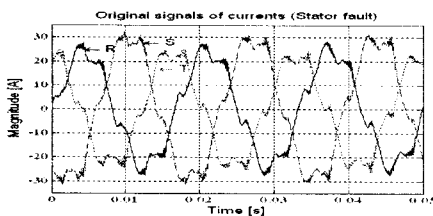
센서의 종류에 따라서 고장상태를 적절하게 판단하기 위해서는 최적의 특징값들을 계산하고, 이들을 알고리즘에 반영하는 것이 가장 중요하다.

그림 3(a)는 100% 부하율 상태에서 정상 전동기에 대한 3상 전류의 시간적 변화를 보인 것으로서 3상 전류의 크기가 거의 비슷함을 알 수 있다. 그러나 그림 3(b)는 S상 고정자 권선의 단락으로 인하여 각 상 전류들의 크기가 상이함을 알 수 있다. 특히, S상 전류 크기의 변화들이 그림 3(c)에 나타난 것처럼 구별이 확실하다. 정상상태와 비교하여 고정자 권선 단락이 발생한 경우에는 입력 전류값이 증가되고, 결함정도에 따라서 증가됨을 알 수 있다. 이러한 전류신호의 크기 변화가 결함정도에 따라서 어떻게 변화하는지를 그림 3(d)에서와 같이 결함정도에 따라서 실효치가 선형적으로 증가함을 알 수 있다. 따라서 3상 전류의 실효치 변화는 고정자 권선단락을 효율적으로 진단하기 위한 특징의 하나로써 사료된다.

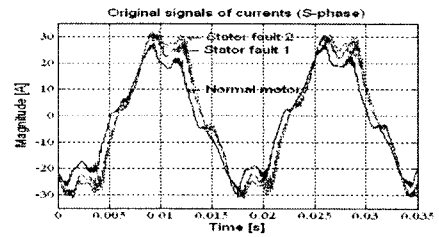
그림 4는 자속센서를 이용하여 회전자 및 고정자 권선 결함에 대한 주파수 성분들이 결함정도에 따른 선형성을 조사한 결과로서, 90[Hz], 857[Hz] 성분들이 각 결함들을 적절히 반영할 수 있음을 알 수 있다.



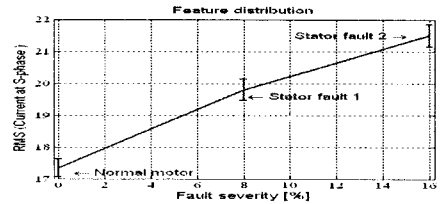
(a) 정상 상태인 경우의 전류변화



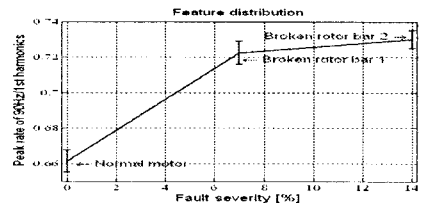
(b) 고정자 권선 단락인 경우의 전류변화 (15.8%)



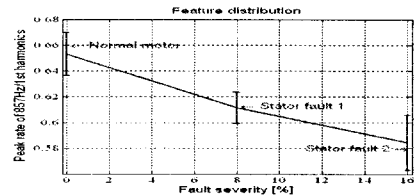
(c) 정상 및 고정자 권선 단락에 따른 S상 전류의 시간변화



(d) 결함정도에 따른 S상 전류 실효치의 분포  
그림 3. 정상 및 고정자 권선 단락 결함에 따른 전류 변화 및 실효치의 선형성 조사



(a) 회전자 바 불량 정도에 따른 90[Hz] 성분변화



(b) 고정자 권선 불량 정도에 따른 857[Hz] 성분변화  
그림 4. 자속센서를 이용한 결함정도에 따른 선형성 조사

최종적으로 알고리즘에 반영된 선형특징들은 본 논문에서 언급한 특징이외에도 전류인 경우는 rms, pk-pk, 9th, 17th, 1750Hz 특징들을 포함하여 3상 전류의 실효치를 이용한 current unbalance, 영상분, 정상분, 역상분의 총 20개 특징들을 사용하였으며, 자속센서인 경우는 rms, pk-pk, 1th, 3th, 7th, 9th, 90Hz, 330Hz, 450Hz, 857Hz의 10개 성분들을 알고리즘에 반영하였다.

#### 3.2 부하율 변화에 따른 특징값 변화반영

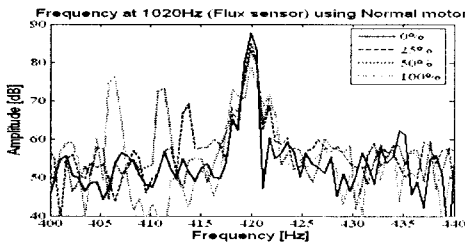
유도전동기에 있어서 부하율의 변화는 회전자의 속도 변화를 유발하며, 이것은 슬립의 변화를 초래한다. 회전자와 고정자간 정적편심 상태의 유도전동기에 있어서

특정 편심 주파수들은 아래의 식 (5)와 같이 슬립 변화에 크게 의존한다 [3]. 어떠한 정상 상태의 전동기라 할지라도, 설계 기준에 따라서 15% 이내의 편심을 가지고 있다고 볼 수 있다.

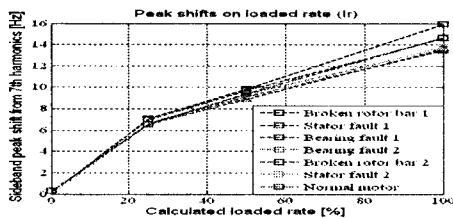
$$f_{ecc\_slip} = f_s \times \left[ (R \pm 0) \left( \frac{1-s}{p} \right) \pm n_{ws} \right] \quad \text{식 (5)}$$

(해당 문자들은 참고문헌 참조)

그림 5는 자속센서의 편심주파수를 이용하여 부하율 변화를 알고리즘에 반영하기 위한 일례를 보인 것이다. 그림 5(a)는 부하율 변화에 따른 제 7차 고조파의 편심 주파수 변화를 보인 것으로서, 부하율이 증가함에 따라 편심주파수의 발생 위치가 제 7차 고조파(420[Hz])에서 저주파쪽으로 이동됨을 알 수 있다. 이러한 피크 위치의 이동 크기를 실제 측정 부하율에 따라서 조사한 결과, 그림 5(b)와 같이 모든 전동기에 대하여 유사하게 선형적으로 증가함을 알 수 있다. 100% 부하율에서 피크 위치가 최대 16 [Hz] 이동하였으며, 이것은 420 - 16 = 404[Hz]에서 편심주파수가 발생됨을 의미한다.



(a) 정상 상태 전동기의 부하율 변화에 따른 편심주파수의 위치 변화



(b) 부하율 변화에 따른 편심주파수 위치 변화 크기  
그림 5. 부하율 변화에 따른 자속 센서의 제 7차 고조파의 편심주파수 위치 변화

부하율에 따라서 계산된 특징값들이 변화하기 때문에 부하율 변화에 대한 편심주파수의 발생 위치를 커브 피팅을 통해 실험적 수식을 알고리즘에 반영함으로써, 테스트 단계의 임의의 부하율에 대해서도 적절한 특징값들이 알고리즘에 반영될 수 있도록 구성하였다.

### 3.3 최종 상태진단 결과

그림 6은 부하율 변화 및 센서 종류에 따른 최종판단 결과를 보인 것으로서, 자속센서만을 사용한 경우, 특징

추출 개수를 증가시키기에 따라 각 부하율에 따른 고장 유형 분류 결과가 향상됨을 알 수 있으며, 전류와 자속 센서를 동시에 적용함에 의하여 특징추출개수가 작음에도 불구하고 고장 상태 판단 정확도가 100 [%]로서 모든 결함들을 정확히 분류해 낼 수 있었다. 따라서, 전류와 자속신호를 동시에 진단 알고리즘에 적용함으로써 부하율 변화에 따른 효율적인 진단이 가능할 것으로 판단된다.

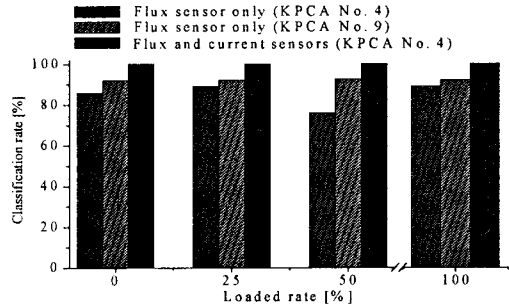


그림 6. 부하율 변화 및 센서 종류에 따른 최종판단결과

## 4. 결론

본 연구는 전류 및 자속센서 신호를 동시에 적용한 유도전동기 최적 진단 알고리즘을 개발하기 위한 것으로서, 그 결과를 정리하면 다음과 같다.

- (1) 결합정도 및 센서의 종류에 따라서 선형성이 적절하게 반영된 특징들을 추출하여 알고리즘에 반영함으로써 상태진단 효율성을 높였다.
- (2) 부하율에 따른 특징값들의 변화를 적절하게 반영하기 위하여, 자속센서의 제 7차 고조파의 편심주파수 변화를 적용한 진단 알고리즘을 개발하였다.
- (3) 전류와 자속센서를 동시에 적용함에 의하여, 고장 상태 진단 정확도가 자속센서만을 사용했을 경우보다 향상됨을 알 수 있었다. 향후, 다른 용량의 전동기 및 인버터 변경에 따른 특징값들의 변화를 보다 세밀하게 알고리즘에 반영할 계획이다.

## 참고 문헌

- [1] G.G. Acosta, C.J. Verucchi, and E.R. Gelso, "A current monitoring system for diagnosing electrical failures in induction motors", *Mechanical Systems and Signal Processing* 20, 2006, 953-965
- [2] Humberto Henao, Cristian Demian, and Gérard-André Capolino, "A Frequency-Domain Detection of Stator Winding Faults in Induction Machines Using an External Flux Sensor", *IEEE Trans. Industry Applications*, Vol. 39, No. 5, 2003, 1272-1279.
- [3] David G. Dorrell, William T. Thomson, and Steven Roach, "Analysis of Airgap Flux, Current, and Vibration Signals as a Function of Combination of Static and Dynamic Air-gap Eccentricity in 3-phase Induction Motors, *IEEE Trans. IAS*, Vol. 33, No. 1, 1997, 24-34