

DFT기반 특징추출 및 거리유사도에 의한 유도전동기 고장진단

박찬원*, 권만준*, 박성무**, 이대중*, 전명근*
 충북대학교 제어계측공학*, 한국폴리텍IV대학 청주캠퍼스 전기과**

Fault diagnosis of Induction motors by DFT based feature extraction and distance similarity

Chan-Won Park*, Mann-Jun Kwon*, Sung-Mu Park**, Dae-Jong Lee*, Myung-Geun Chun*
 Dept. of Electrical and Computer Engineering, Chungbuk National University*
 Dept. of Electricity, Cheongju College of KOREA POLYTECHNIC IV**

Abstract - 본 논문에서는 산업현장에 걸쳐 널리 사용되는 유도전동기의 고장상태를 검출하기 위해 DFT(Discrete Fourier Transform)와 LDA에 기반을 둔 진단 알고리즘을 제안하고자 한다. 실험에 의해 측정된 전류값을 DFT에 의해 시간공간에서 주파수 공간으로 변환한 후에 LDA기법을 이용하여 특징벡터를 산출한 후 거리 유사도에 의해 진단이 수행된다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 여섯 가지의 고장을 대상으로 다양한 조건하에서 실험한 결과 기존 방법에 비교하여 우수한 결과를 나타냈다.

Abstract -고장진단, 유도전동기, DFT LDA

1. 서론

산업 현장에 널리 사용하고 있는 유도전동기들의 예기치 않은 고장은 전체 또는 일부 프로세스의 마비로 이어질 수 있으며, 이로부터 치명적인 사고와 경제손실을 초래할 수 있다. 최근, 이러한 고장들에 의한 사고를 미연에 방지할 수 있는 고장진단 기술이 유지보수의 측면과 더불어 중요한 부분으로 부각되고 있다. 일반적으로 유도전동기의 온라인 고장진단은 진동 신호 모니터링[1]과 MCSA(motor current signal analysis) [2-4]에 의해서 이루어진다. 과거에는 진동 모니터링에 기반을 둔 연구가 많이 이루어져 있지만, 산업 전반에 사용되고 있는 중소형 유도전동기에 이러한 진단 시스템을 구성하는 것은 센서 및 진단 시스템의 성능사양을 높이기 위해 많은 비용을 지불해야 하며 또한, 센서의 위치에 따른 성능변화와 전동기 지지 환경에 따른 구조적 진동의 유입 문제를 무시하기가 어렵다. 반면에, MCSA 검출방법을 이용할 경우 절연상태를 제외한 고정자 및 회전자의 정적동적 변심 및 베어링의 고장상태를 진단할 수 있다. 또한 온라인 상태에서도 고장진단을 수행할 수 있으므로, 최근 이들에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.

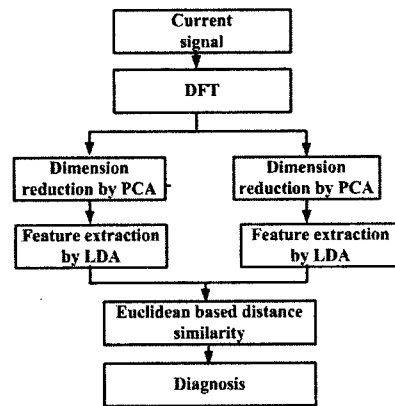
MCSA 검출방법에 의해 전류신호를 취득한 후 진단을 위해 사용되는 유도전동기의 고장상태를 효과적으로 표현할 수 있는 특징추출 기법이 요구된다. 특징벡터 추출기법에는 Park 변환에 의해 d-q 패턴을 추출하는 방법 [3], 전류신호의 주파수스펙트럼(FFT)을 이용하여 특정 주파수를 추출하는 방법 [4] 등이 주로 사용되어 왔다. 그러나 d-q 패턴의 경우 다양한 고장상태별로 고유의 패턴을 얻기가 어렵고, 노이즈가 존재하는 환경 하에서 고장패턴을 분류하는데 어려움이 있다. 또한 주파수 스펙트럼의 경우 부하 변동 또는 입력전원의 고주파성분에 의해 주파수 성분이 변동되고, 고장상태별로 정확한 특정 주파수 스펙트럼을 추출하는데 한계점이 있다 [5,6]. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 시간축과 주파수 공간 내에서 해석이 가능한 웨이블릿을 이용하여 특징을 추출하는 방법이 제안되었다 [7]. 이 외에도 주성분분석기법(PCA: principal component analysis)을 이용하여 특징을 추출하는 방법이 사용되고 있다. 그러나 주성분분석기법은 모든 입력차원의 선형성에 기반을 두고 있기 때문에 선형 특성에 대해서는 우수한 결과를 나타내나 비선형특성을 갖는 데이터에 대해서는 최적의 변환행렬을 구할 수 없는 문제점을 지니고 있다. 이러한 이유로 선형분류기인 거리 유사도 방법 외에 인공신경망과 퍼지 논리에 기반을 둔 진단 알고리즘이 적용되었다 [3,4].

현재까지 유도전동기 고장진단을 위하여 입력전류의 주파수 특성을 분석하는 특징추출방법이 가장 널리 적용되고 있다. Thomson의 연구에 의하면, 유도전동기는 고장상태별로 고유의 특정 주파수가 발생하는 것을 다양한 각도에서 해석하였다. 그러나 주파수 기반의 특징추출 기법을 실시간 진단 시스템에 적용하기 위해서는 상세한 주파수 성분들의 선택이 반드시 수행되어야 한다. 즉, 입력전류에 대해 DFT(Discrete Fourier Transform)를 적용하여 고차원을 갖는 주파수 성분들에 대한 정보(크기)를 산출하는데, 이 경우 대규모 입력차원을 갖는 모든 주파수 성분들을 고려하여 실시간 진단 시스템을 구현 하는 데는 한계가 있다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 DFT에 의해 시간정보를 갖는 전류신호를 주파수 공간으로 변환한 후에 LDA에 의해 차원을 축소한 후 거리 유사도에 의해 고장진단을 수행하는 고장진단 알고리즘을 제안한다.

2. 제안된 고장진단 알고리즘

그림 1에서는 본 논문에서 제안된 고장진단 알고리즘의 구성도를 나타냈다. 그림 1에 세 보는 바와 같이 유도전동기의 전류신호를 취득한 후 DFT에 의해

주파수 공간으로 변환한 후, PCA와 LDA에 의해 차원이 축소된 고장패턴을 추출한다. 최종적으로는 유클리디안 기반 거리유사도에 의해 진단이 수행된다.



<그림 1> 제안된 고장진단 알고리즘의 구성도

우선, PCA기법에 의한 특징추출과정을 단계별로 살펴보면 다음과 같다.

[단계 1] 학습용 신호(주파수 성분)를 1차원 열벡터로 변환한 후 식 (1)에 의해 전체 신호의 평균을 구한다.

$$m = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P x_i \tag{1}$$

[단계 2] 학습용 전류신호에 대한 공분산행렬을 구한다.

$$\begin{aligned} \Omega &= \overline{XX^T} \\ \overline{X} &= [\overline{x_1}, \overline{x_2}, \dots, \overline{x_p}], \overline{x_i} = x_i - m \end{aligned} \tag{2}$$

[단계 3] 식 (2)에 의해 계산된 공분산에 대한 고유값과 고유벡터를 구한다.

$$\Omega v_j = \lambda v_j \tag{3}$$

[단계 4] 고유벡터 v_j 를 고유값의 크기 순으로 나열한 후 학습신호 x_i 에 대한 특징벡터 z_i 를 구한다. 식 (4)에서 알 수 있듯이 입력신호에 대한 특징벡터는 공분산에 대한 고유벡터를 이용하여 PCA변환된 공간으로 투영함으로써 얻을 수 있다.

$$z_i = v_i^T (x_i - m) \tag{4}$$

[단계 5] 인식하고자 하는 입력신호(검증데이터)를 주성분분석기법에 특징을 추출한다.

$$z_i' = v_i^T (x_i' - m) \tag{5}$$

여기서, x_i' 은 인식하고자 하는 유도전동기의 입력전류를 나타낸다.

선형판별분석은 클래스내의 분산을 나타내는 WCS (within-class scatter)행렬 S_w 와 클래스간 분산을 나타내는 BCS(between-class scatter) 행렬 S_B 의 비율이 최대가 되는 행렬을 구하고, 이 행렬을 이용하여 선형변환하는 기법이다. 즉, 주성분분석기법과 같이 투영된 분산을 최대화하는 투영을 찾기보다는 클래스간의 차별성을 극대화시키는 최적의 투영행렬을 구한 후, 투영행

렬을 이용하여 입력신호를 선형변환한다. 선형판별분석기법에 의한 특징추출 및 비교과정을 단계별로 살펴보면 다음과 같다.

[단계 1] 학습용 전류신호(주파수성분)를 1차원 열벡터로 변환한 후 식 (6) 및 식 (7)에 의해 BCS 행렬인 S_B 와 WCS 행렬인 S_W 을 구한다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (6)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (7)$$

여기서, n_i 는 i 번째 클래스 C_i 에서의 데이터 수이며, m_i 는 i 번째 클래스 C_i 내의 평균값을 나타낸다. 또한, 식 (7)에서 m 은 전체 클래스의 평균값이 된다.

[단계 2] 식 (8)과 같은 WCS행렬에 대한 BCS행렬의 비를 최대화하는 정규교행렬을 갖는 최적의 사영행렬 W 를 식 (9)에 의해 구한다.

$$W = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (8)$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

[단계 3] 학습신호 x_i 에 대한 특징벡터 T_i 를 구한다.

$$T_i = W^T z_i = W^T v_i^T (x_i - m) \quad (10)$$

식 (10)에서 알 수 있는 바와 같이 선형판별분석을 하기 위해 우선 주성분분석기법에 의해 입력신호를 저차원으로 축소한 후, 산출된 특징벡터 z_i 를 최적의 투영행렬 W 에 의해 LDA공간으로 투영시킨다. 일반적으로 학습신호의 수(P)가 신호의 길이(N)보다 적을 경우 WCS행렬 S_W 는 항상 비정적이 된다. 이것은 사영행렬을 적당히 선택하지 않는다면 사영된 WCS행렬은 영이 될 수 있음을 의미한다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위하여 주성분분석기법을 이용하여 입력신호를 저차원공간으로 축소한 후 선형판별분석을 수행한다.

[단계 4] 인식하고자 하는 입력신호(검증데이터)를 선형판별분석기법에 의해 특징을 추출한다.

$$T'_i = W^T z'_i = W^T v_i^T (x'_i - m) \quad (11)$$

[단계 5] 미리 계산된 특징벡터 T_i 와 입력벡터 T'_i 간의 유클리드 거리를 산출한다.

3. 실험 및 결과

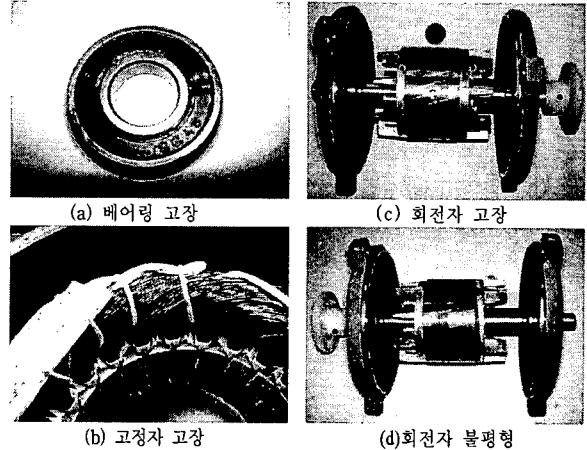
유도전동기 고장진단을 위해 설치한 실험장치의 기본적으로 유도전동기 구동부분, 데이터 습득부분과 고장진단부분으로 구성되어 있다. 세부적으로 유도전동기 구동부분은 전동기구동부, 전동기, 안전장치, 다양한 전압표시 장치, 전류센서와 진동센서의 구성회로, 그리고 전기적 브레이크 기능을 갖는 부하 시스템을 갖는다. 데이터 습득부분에서는 3-상 전류를 PC로 전송하기 위해 NI사의 PCI-6251 DAQ 보드를 사용하여 10kHz의 샘플링 데이터를 검출한다. 데이터 취득은 PC 상에서 LabVIEW 7.1 프로그램을 이용하여 고장상태별로 데이터를 취득하였다.

일반적으로 유도전동기의 고장은 수많은 부분에서 다양한 형태로 나타나지만, 제안한 온라인 고장진단 기법의 검증에 사용한 고장의 범위는 정상데이터(N1), 전압불평형(F1), 베어링 고장(F2), 회전자 고장(F3), 고정자 고장(F4), 회전자 불평형(F5) 등 여섯 가지 경우를 고려한다. 그림 2에서는 유도전동기의 고장부위 일부를 나타냈다. 고장데이터 중에서, 그림 2(a)에 보인 베어링 고장은 외곽 래일부분의 한 부위에 압착을 가하여 고장을 발생시켰다. 또한 그림 2(b)에 보인 회전자는 Zhongming[7] 등이 실험한 방법과 같이 회전자의 편심에 드릴로 구멍을 내어 고장을 발생시켰다. 회전자 고장은 그림 2(c)에 나타난 바와 같이 회전자 권선의 일부를 단락시켰다. 또한 회전자 불평형은 그림 2(d)에 보인 바와 같이 회전자 끝단 부위에 위치한 링을 제거하여 고장패턴을 취득하였다. 이외에도 한 상에 3%의 불평형 전압을 인가하여 전압불평형 데이터를 취득하였다.

데이터 취득은 LabVIEW 상에서 영점교차점을 이용하여 1초마다 습득하는 10 주기의 전류신호에 대하여 고장진단을 수행한다. 먼저, LabVIEW의 프로그램을 요약하면, DAQ 보드로부터 들어온 입력 데이터들을 주어진 일정 시간마다 한 주기의 전류신호를 취득하였다. 데이터 취득시 샘플링 주파수의 설정은 시스템 성능에 영향을 미칠 수 있는 중요한 인자로서 본 논문에서는 20kHz로 설정하였으며, 따라서 한 주기 당 334개의 샘플을 취득하였다. 실측 데이터는 고장상태별로 부하를 무부하, 0.04 kgm, 0.08 kgm, 0.12 kgm, 0.16 kgm로 5단계로 분류하여 고장상태별로 10주기를 갖는 200개의 데이터 (부하상태 5 × 40샘플)를 취득하였다. 따라서 총 1200개의 데이터를 취득한 후 600개는 훈련데이터로 사용하고, 나머지 600개는 검증테

이터로 사용하였다.

표 1에서는 진단결과를 나타냈다. 표 1에서 보는 바와 같이 PCA를 적용한 경우 진단율은 93.3%, LDA를 적용한 경우 진단율은 91.0%를 나타내다. PCA가 LDA에 비하여 진단결과가 우수한 것으로 나타났다. 그러나 DFT에 의해 전류신호를 주파수 공간으로 변환한 후 수행한 경우, PCA는 96.7%, LDA는 97.3%로 나타나 LDA가 PCA보다 우수한 것으로 나타났다. 또한 제안된 방법인 DFT+LDA를 적용한 결과 기존의 PCA방법에 비하여 4%의 진단 성능이 향상됨을 알 수 있다.



〈그림 2〉 유도 전동기의 고장부위

〈표 1〉 유도전동기 진단 결과

진단기법	N1	F1	F2	F3	F4	F5	Total
PCA	96%	94%	92%	97%	95%	86%	93.3%
LDA	98%	98%	89%	88%	96%	77%	91.0%
DFT+PCA	96%	95%	95%	98%	98%	98%	96.7%
DFT+LDA	93%	96%	100%	98%	99%	98%	97.3%

4. 결 론

본 논문에서는 DFT와 LDA기법을 이용한 유도전동기의 고장진단 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 우선적으로 DFT에 의해 실시간 전류신호를 주파수 공간으로 변환한 후 선형판별분석기법에 의해 고장상태를 특징을 추출한 후, 유클리디안 기반 거리유사도에 의해 고장진단이 이루어진다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 유도 전동기 고장진단 장치를 설계 및 제작한 후, 데이터 취득장치에 의해 실측 데이터를 이용하여 실험한 결과, PCA를 적용한 경우 진단율은 93.3%, LDA를 적용한 경우 진단율은 91.0%를 나타내다. PCA가 LDA에 비하여 진단결과가 우수한 것으로 나타났다. 그러나 DFT에 의해 전류신호를 주파수 공간으로 변환한 후 수행한 경우, PCA는 96.7%, LDA는 97.3%로 나타나 LDA가 PCA보다 우수한 것으로 나타났다. 또한 제안된 방법인 DFT+LDA를 적용한 결과 기존의 PCA방법에 비하여 4%의 진단 성능이 향상됨을 알 수 있다. 따라서 제안된 방법의 경우 다른 분류기법에 비해 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

[참 고 문 헌]

- [1] S. Wu, T. Chow, "Induction machine fault detection using SOM-based RBF neural network," IEEE Trans. Ind. Elect., vol. 51, no. 1, pp. 183-194, 2004.
- [2] W. T. Thomson, M. Fenger, "Current signature analysis to detect induction motor faults," IEEE Ind. Appl. Mag., pp. 26-34, July/August 2001.
- [3] Nejari, M. H. Benbouzid, "Monitoring and diagnosis of induction motors electrical faults using a current Park's vector pattern learning approach," IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 36, no.3, pp. 730-735, 2000.
- [4] Zidani et al., "Induction motor stator faults diagnosis by a current Concordia pattern-based fuzzy decision system," IEEE Trans. Energy Conversion, vol. 18, no. 4, pp. 469-475, December 2004.
- [5] M. Haji and H. A. Toliyat, "Pattern recognition - a technique for induction machines rotor broken bar detection," IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 16, Issue 4, pp. 312-317, 2001.
- [6] A. M. Trzynadlowski and E. Ritchie, "Comparative investigation of diagnostic media for induction motors : a case of rotor cage faults," IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 47, Issue 5, pp. 1092-1099, 2000.
- [7] Zhongming Ye, Bin Wu, and Alireza Sadeghian, "Current Signature Analysis of Induction Motor Mechanical Faults by Wavelet Packet Decomposition," IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 50, No. 6, December, 2003.