Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers Vol. 18, No.4, pp. 104~111 July 2004 논문 18-4-15

선형판별분석기법을 이용한 유도전동기의 고장진단

(Fault Diagnosis of Induction Motor using Linear Discriminant Analysis)

전병석* · 이상혁 · 박장환 · 유정웅 · 전명근
(Byeong-Seok Jeon · Sang-Hyuk Lee · Jang-Hwan Park · Jeong-Woong Ryu · Myung-Geun Chun)

요 약

본 논문에서는 산업전반에 걸쳐 널리 사용되는 유도전동기의 고장상태를 검출하기 위해 선형판별분석기법에 기반을 둔 진단 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안된 기법은 우선 주기별로 실험에 의해 측정된 전류값의 입력차원을 주성분분석기법을 이용하여 축소한 후 선형판별분석기법을 이용하여 고장상태별로 특징벡터를 추출한다. 다음으로 진단단계는 확보된 고장 종류별 특징벡터와 운전시 입력되는 특징벡터간의 유클리디안 거리를 이용하여 유도전동기의 운전상태를 진단하는 구조로 되어있다. 마지막으로 선형판별분석기법의 타당성을 보이기 위해 노이즈가 있는 다양한 조건하에서 실험한 결과, 주성분분석기법만을 이용한 경우보다 우수한 결과를 나타냈다.

Abstract

In this paper, we propose a diagnosis algorithm to detect faults of induction motor using LDA. First, after reducing the input dimension of a current value measured by experiment at each period using PCA method, we extract characteristic vectors for each fault using LDA. Next, we analyze the driving condition of an induction motor using the Euclidean distance between a precalculated characteristic vector and an input vector. Finally, from the experiments under various noise conditions showing the properties of the LDA method, we obtained better results than the case of using the PCA method.

Key Words : Induction motor, Fault diagnosis, PCA, LDA

1. 서 론

산업발달과 더불어 산업현장에서 전동기의 수요는 매년 증가하고 있다. 이중에서도 유도전동기는 구조적으로 간단하고 견고할 뿐만 아니라 비용면에서도 저렴하기 때문에 산업용, 가정용 전동기로써 가장 널리 사용되고 있다. 이와 같이 널리 사용되고 있는 유도전동기가 가동 중 갑작스런 고장에 의해 구동기능을 상실할 경우 시스템 전체의 마비로 이어져 치명적인 경제적 손실을 초래하게 된다. 따라서 전동기의 고장상태를 미리 예측하여 사고를 미연에 방지할 수 있는 유지 보수의 측면이 강조되고 있다. 유도전동기 등의 구동기에 대한 적절한 관리 및 유지 보수는 산업현장의 인적 및 물적 측면에서 많은 기여를 할 것이라 사료된다. 유도전동기의 지속적인

* 주저자 : 충북대학교 전기공학과 박사과정
Tel : 043-261-2419, Fax : 043-263-2419
E-mail : koamma88@bcline.com
접수일자 : 2004년 3월 29일
1차심사 : 2004년 4월 2일, 2차심사 : 2004년 5월 17일
심사완료 : 2004년 7월 5일

관리 중 고장시의 적절한 판단은 고장 또는 수명 예측과 더불어 중요한 부분으로 인식되고 있다.

유도전동기의 고장원인으로는 크게 절연열화와 전기적, 기계적 결함에 의한 것으로 나눌 수 있다. 이 중에서도 전동기 시스템에 있어서는 절연열화에 의한 고장보다는 대부분 전기적 · 기계적 결함에 의한 고장이 대부분을 차지하고 있다[1]. 전기적 결함으로는 불평형 전원전압과 공극 불균형에 따른 고정자의 고장, 2차권선 불평형과 축의 휘어짐에 의한 회전자의 고장으로 나눌 수 있다. 기계적 결함으로는 회전자의 파손 · 크랙, 고정자 적측의 단락, 단락링의 파손 · 크랙, 공극 불균형에 따른 고정자 및 회전자의 편심, 축과 커플링의 정렬 불량, 베어링의 파손 등 여러 요인에 의해 고장이 발생할 수 있다. 국외의 전동기 신뢰성 그룹(IEEE Motor Reliability Group)에 따르면 유도전동기의 고장 원인중 베어링과 관련된 고장이 40[%], 고정자와 관련된 고장은 38[%], 회전자와 관련된 고장은 10[%], 기타 12[%]라 하므로 대부분의 고장은 베어링, 고정자, 회전자에 의해 발생한다는 것을 알 수 있다[2,3].

유도전동기의 고장이 발생할 경우, 기존의 연구들에서는 유도전동기의 진동신호를 처리하여 진단시스템을 구성하는 기계적 방법에 크게 의존해왔다. 진동신호를 고장진단을 위한 정보로 활용하는 경우에 대한 선행 연구가 많이 이루어져 있지만, 진동신호검출을 위해 부착하는 센서의 위치선정 등 진단을 위한 처리기법 이외에도 부가적인 데이터취득 장치에 의해서 성능이 결정될 수가 있다. 이러한 진동감지기법의 문제점으로 인하여 최근에는 전동기의 전류신호를 분석하는 MCSA (motor current signature analysis) 검출기법에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. MCSA 검출방법을 이용할 경우 절연상태를 제외한 고정자 및 회전자의 정적 · 동적편심 및 베어링의 고장상태를 진단할 수 있다. 또한 온라인 상태에서도 고장진단을 수행할 수 있으므로 현재 널리 사용되고 있는 검출기법이다[4-7].

MCSA 검출방법에 의해 전류신호를 취득한 후 진단을 위해 사용되는 특징벡터 추출 기법에는 Park 변환에 의해 얻어진 d-q 패턴을 추출하는 방법[4,5], 전류신호의 주파수 스펙트럼(FFT)을 이용하여 특정 주파수를 추출하는 방법[6-7] 등이 주로 사용된다. 그러나, d-q 패턴의 경우 다양한 고장상태별로 고유의 패턴을 얻기가 어렵고, 노이즈가 존재하는 환경하에서 고장패턴을 분류하는데 어려움을 갖는다. 또한, 주파수 스펙트럼의 경우 부하변동 또는 입력전원의 고주파성분에 의해 주파수 성분이 변동되고, 고장상태별로 정확한 특정 주파수 스펙트럼을 추출하는데 한계점이 있다[8-9].

따라서, 본 논문에서는 선형판별분석(LDA : linear discriminant analysis)기법을 이용하여 노이즈가 존재하는 환경하에서도 강인한 고장검출을 할 수 있는 유도전동기의 특징추출기법 및 진단알고리즘을 제안하고자 한다. 여기서, 유도전동기의 진단종류는 정상적인 상태, 회전자 봉의 파손 상태, 회전자 축이 휘어진 상태, 정적편심 상태 및 동적편심 상태 등 6가지의 유도 전동기의 운전상태를 진단한다. 본 논문에서 제안된 진단기법에서는 실험에 의해 측정된 전류값을 주기별로 주성분분석기법(PCA : principle component analysis) [10-12]기법을 이용하여 입력차원을 축소 한 후 LDA기법을 이용하여 고장 상태별 특징벡터를 추출한다. 진단단계는 확보된 고장 종류별 특징벡터와 운전시 입력되는 특징벡터간의 유클리디안 거리를 이용하여 유도전동기의 운전상태를 진단하는 구조로 되어 있다. LDA기법의 타당성을 보이기 위해 노이즈가 있는 다양한 조건하에서 실험한 결과, PCA기법만을 이용한 경우보다 PCA기법과 LDA기법을 함께 사용한 경우가 더 우수한 결과를 나타냈다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 입력신호의 특징을 추출하기 위해 제안된 선형판별분석(LDA)기법에 대하여 토의된다. 3장에서는 다양한 조건하에서 실험을 통해 제안된 방법의 타당성을 검토하고 마지막으로 4장에서 연구결과에 대한 결론을 제시한다.

2. 선형판별분석기법

본 논문에서 제안된 유도전동기의 고장진단 시스템은 그림 1에서 보는 바와 같이 동기화 과정을 수행하는 전처리부, PCA와 LDA을 이용하여 입력전류

의 특징을 검출하는 특징추출부 및 유도전동기의 상태를 검출하는 진단부로 구성되어 있다.

우선, 동기화에서는 측정된 전류의 위상이 다를 경우 같은 고장의 데이터들이 다른 결과를 나타내기 때문에 측정된 전류신호의 원점을 0에 가깝게 조정한다. 실제 측정시에는 위상 동조가 맞춰져야 하지만 실험 여건상 위상을 동조시켜 데이터를 획득하는 것은 어려운 상황이다. 따라서 샘플링된 데이터로부터 위상을 맞춰야 하므로 정확한 0의 위상을 맞추기는 어렵지만 0의 근처의 값을 원점으로 하여 전체 데이터의 위상을 동조시킬 수 있었다. 이와 같이 비동기된 신호에 의해 생기는 문제점 해결을 위해 원점을 기준으로 동기화 시킨 후 특징점 추출과정이 진행될 수 있다.

특징추출과정에서는 그림 1에 나타낸 바와 같이 입력신호를 PCA기법에 의해 차원을 축소한 후 LDA기법에 의해 특징을 추출한다. 진단부는 훈련과정에서 미리 계산된 특징벡터와 입력벡터간의 유클리디안 거리를 이용하여 유도전동기의 운전상태(6종류 : 건전상태, 베어링 고장, 회전자 휨, 회전자바 고장, 정적편심, 동적편심)를 진단하는 구조로 되어 있다.

LDA기법을 이용한 유도전동기 고장의 특징추출 과정을 단계별로 살펴보면 다음과 같다. LDA기법에 대한 내용은 문헌[10-12]에 자세히 기술되어 있다.

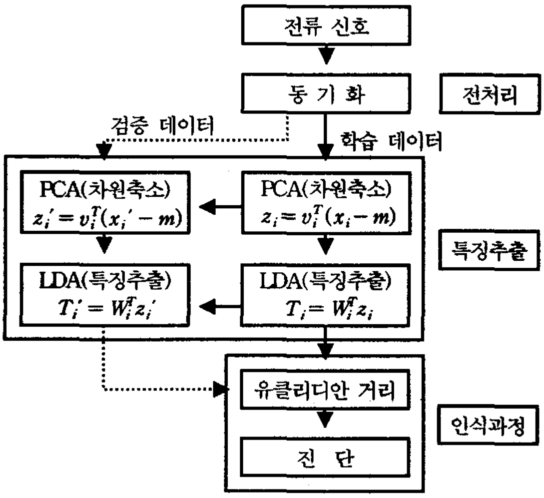


그림 1. 유도전동기의 고장검출 시스템
Fig. 1. Fault diagnosis system for induction motor

[단계 1] 측정된 전류신호를 1차원 열벡터로 변환한 후 식 (1)에 의해 전체 신호의 평균을 구한다.

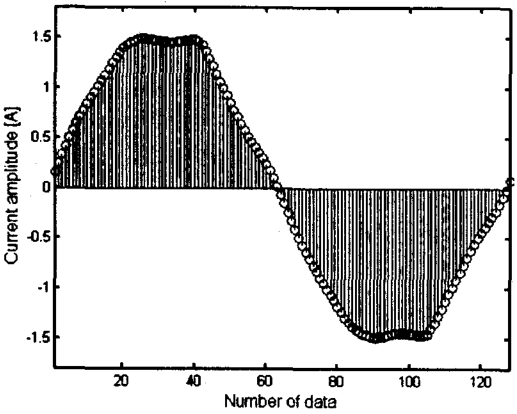


그림 2. 측정된 전류신호
Fig. 2. A measured current signal

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

본 논문에서 사용된 전류신호는 그림 2에서 나타낸 바와 같이 1주기당 신호는 128개, 사용된 학습벡터의 수는 54개 [9개/운전조건×6조건]이므로 식 (1)에서 P는 54개이고 x_i는 i번째 전류신호의 크기벡터를 나타내므로 평균 벡터 m은 [1×128]의 사이즈를 갖는다.

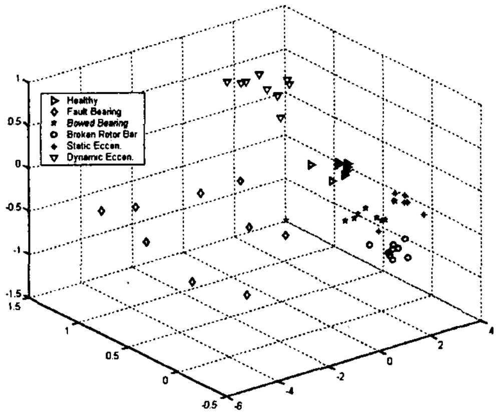
[단계 2] 측정된 전류신호에 대한 공분산행렬을 구한다.

$$\Omega = \overline{X}\,\overline{X}^T \tag{2}$$
$$\overline{X} = [\overline{x_1},\ \overline{x_2},\ \cdots,\ \overline{x_P}],\ \overline{x_i} = x_i - m$$

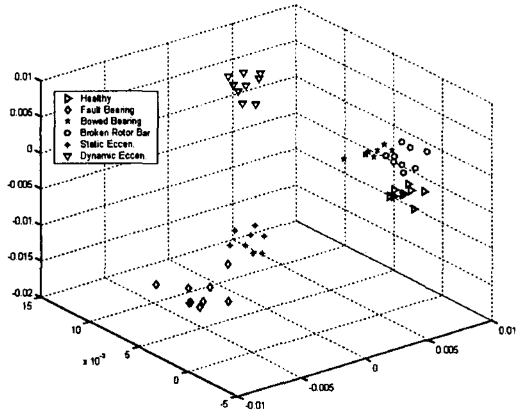
[단계 3] 식 (2)에 의해 계산된 공분산에 대한 고유값과 고유벡터를 구한다.

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

[단계 4] 고유벡터 v_j를 고유값의 크기 순으로 나열한 후 학습신호 x_i에 대한 특징벡터 z_i를 구한다.



(a) PCA



(b) LDA

그림 3. PCA와 LDA에 의해 투영된 특징벡터
Fig. 3. Feature vectors projected by PCA and LDA

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

식 (4)에서 알 수 있듯이 입력신호에 대한 특징벡터는 공분산에 대한 고유벡터를 이용하여 PCA변환된 공간으로 투영함으로써 얻을 수 있다.

[단계 5] PCA에 의해 저차원으로 축소된 특징벡터를 운전상태별로 차별성을 극대화시키는 최적의 투영행렬 W에 의해 LDA공간으로 투영시킨다.

$$T_i = W^T z_i = W^T v_i^T(x_i - m) \tag{5}$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \cdots, P \tag{6}$$

$$S_B = \sum_{i=1}^{c} n_i(m_i - m)(m_i - m)^T \tag{7}$$

$$S_W = \sum_{i=1}^{c} \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \tag{8}$$

식 (7)에서 n_i는 i번째 전동기 운전상태를 나타내는 클래스 C_i에서의 데이터 수, m_i는 i번째 클래스 C_i 내의 평균값을 나타내며, S_B는 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬(between-scatter matrix)을 나타낸다. 식 (8)에서 S_W는 클래스내의 분산을 나타내는 행렬(within-scatter matrix)을 나타낸다.

단계 5에서 유도전동기의 특징벡터를 산출하기 위해 적용된 LDA기법은 분류를 위해 최적의 투영을 찾는 방법중의 하나이다. 즉, 투영된 분산을 최대화하는 투영을 찾기보다는 BCS(between-class scatter) 행렬인 S_B와 WCS (within-class scatter)행렬인 S_W의 비가 최대가 되는 최적의 투영행렬 W를 찾는 것이다.

그림 3에 입력신호를 고유값이 큰 순서대로 3개의 특징벡터를 PCA와 LDA로 사상시킨 결과를 나타냈다. 그림 3에서 알 수 있는 바와 같이 PCA에 의해 투영시킨 결과 운전상태별로 공간상으로 중복되는 부분이 있는 반면에 LDA에 의해 투영시킨 결과 운전상태별로 차별성이 극대화되었음을 알 수 있다.

그림 4에 인식과정에 대한 순서도를 나타냈다. 그림 4에서 알 수 있는 바와 같이 인식과정을 수행하는 진단부는 훈련과정에서 미리 계산된 특징벡터와 입력벡터간의 유클리디안 거리

$$d = \sqrt{(T - T')^T(T - T')} \tag{9}$$

를 이용하여 산출한 후, 유클리디안 거리가 최소인 부분을 선택하여 유도 전동기의 운전상태를 진단한다. 여기서, T는 훈련벡터이고 T'은 입력벡터이다.

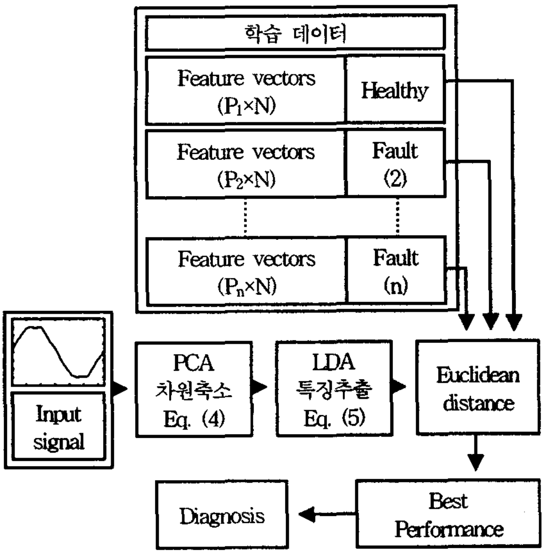


그림 4. 고장진단과정
Fig. 4. The flowchart for fault diagnosis

그림 5. 실험장치 구성도
Fig. 5. Experimental setup

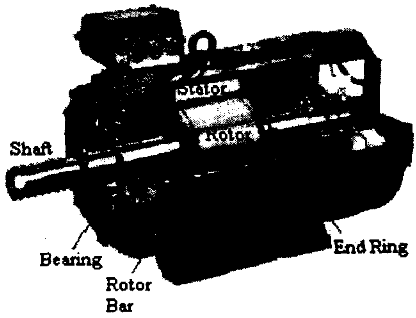


그림 6. 유도전동기의 고장부위
Fig. 6. The fault parts of induction motor

3. 실험 및 결과

유도전동기의 고장검출신호를 얻기 위해 그림 5와 같은 시험장치를 구성하였다. 그림 5에서 보는 바와 같이 시험장치는 3상 전원공급기, 시험할 전동기 및 부하장치로 구성되어 있으며, 부하제어회로는 전력절환장치와 다른 부하 패턴을 공급하기 위한 제어장치로 구성하였다. 전류측정은 입력단에 클램프 온 미터를 통하여 디지털 오디오 테이프(DAT)에 저장하였다.

표 1. 실험조건 및 진단 범류
Table 1. Experiment condition and diagnosis categories

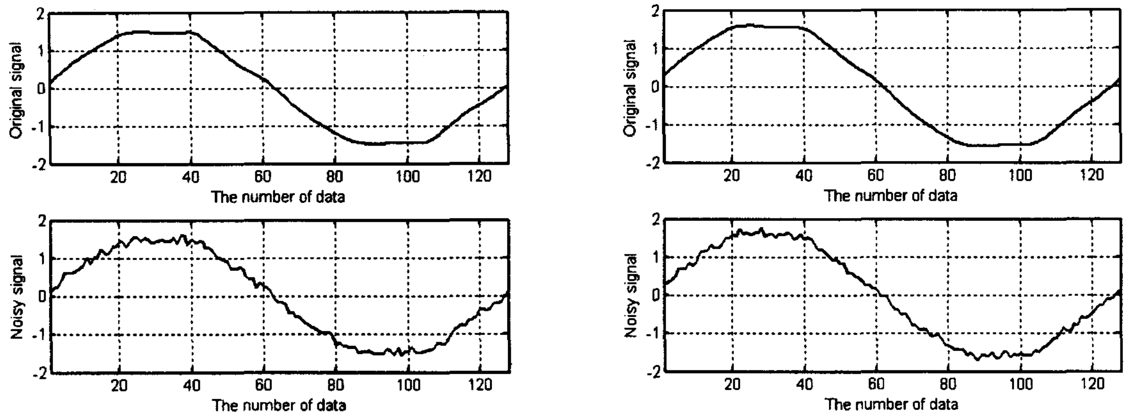
Fault ID	Fault Detection	SNR
1	Healthy	100~25, step 5
2	Faulted Bearing	〃
3	Bowed Rotor	〃
4	Broken Rotor Bar	〃
5	Static Eccentricity	〃
6	Dynamic Eccentricity	〃

실험환경은 표 1과 같이 설정하였다. 표 1에서 보는 바와 같이 노이즈가 없는 상태에서 기본적으로 정상적인 상태, 회전자 봉의 파손상태, 회전자축이 휘어진 상태, 정적편심 상태 및 동적편심 상태 등 6가지의 유도전동기의 운전상태를 진단한다. 각각의 고장상태 중 회전자, 고정자, 베어링 부분을 그림 6에 나타났으며, 정적편심 및 동적편심은 축의 편심 회전을 의미한다.

또한 노이즈가 존재하는 조건하에서 제안된 방법의 성능을 확인하기 위하여 SNR(signal noise ratio)을 100에서 25까지 5단계로

$$X_N = X_i / 10^{SNR/10} \tag{10}$$

에 의해 백색잡음(white gaussian noise)를 증가시키면서 시스템 성능을 살펴보았다. 주파수가 높은 전자파의 일종인 가시광선이 주파수에 따라 색상이 다르지만 여러 색광이 겹치면 흰색이 되듯이, 여러



(a) 건전 상태(Healthy)　　(b) 회전자바 고장(Broken Rotor Bar)

그림 7. 노이즈 유무에 따른 출력 파형 (SNR:25)
Fig. 7. Current waveform according to noise

주파수에서 발생하는 잡음을 백색잡음(white noise)이라 하며, 특정 주파수에 집중된 잡음을 유색잡음(color noise)이라고 부른다. 여기서, 데이터 취득과정의 노치필터(notch filter) 및 데이터 리샘플링 등의 전처리과정에서 전류신호에 대한 필터링 등의 전처리 과정을 거치므로 SNR이 25미만인 경우에 대해서는 고려하지 않았다. 또한, SNR이 100에서 50미만인 경우에는 모든 경우의 인식률이 100[%]로 동일하므로 고려하지 않았다.

그림 7은 정상상태와 회전자바가 고장인 경우 SNR이 25인 노이즈의 유무에 따른 전류파형을 나타낸다. 그림 7에서 보는 바와 같이 노이즈가 첨가된 경우 미세한 파형의 진동이 발생함 알 수 있다. 이러한 진동파형을 이용하여 유도전동기 고장진단을 할 경우 주파수의 왜곡이 발생하여 인식률의 저하를 초래한다. 측정된 데이터의 샘플링 개수는 1주기당 128개이며 전체 주기는 128회이다. 이중에서 재 샘플링을 통해 유도전동기의 운전조건 당 18개의 사이클을 이용하였다. 최대 샘플링 주파수는 3kHz이고 샘플링시간은 0.13(=1/(60×128))[ms]이다. 고장모델을 형성하기 위해 사용된 학습 데이터는 총 데이터 108개[(18개/운전조건당)×6조건]중 54개[(9개/운전조건당)×6조건]를 사용하였고, 모델의 검증을 위해 사용된 시험 데이터는 나머지 54개 즉, 유도전동기의 고장상태별 9개의 시험데이터를 이용하였다.

표 2. 인식 결과
Table 2. Recognition result

(단위 : 개)

고장조건	LDA		PCA	
	인식 갯수	에러 갯수	인식 갯수	에러갯수
건전상태	9	0	9	0
베어링고장	9	0	9	0
회전자 휨	9	0	7	2(정적편심)
회전자바고장	9	0	9	0
정적편심	9	0	7	2(회전자휨)
동적편심	9	0	9	0

표 2에 노이즈가 없는 상태에서 고장상태별 인식률을 나타냈다. 학습입력신호 및 검증신호는 LDA기법에 의해 각각 특징벡터를 산출한 후 학습특징벡터와 검증특징벡터를 산출하고 학습특징데이터와 검증특징데이터간의 유클리디언 거리를 계산하여 거리가 최소인 학습모델을 선정하여 인식하였다. 표 2에서 알 수 있는 바와 같이 PCA을 적용한 경우 회전자 휨 상태에서 취득한 9개의 데이터 중 2개가 정적편심으로 오인식되었다. 또한 정적편심에서 취득한

9개의 데이터 중 2개가 회전자 휨 상태로 오인식되었다. 이로부터 PCA의 경우 회전자 휨 상태와 정적편심 상태를 구별하는데 한계가 있음을 알 수 있다. 반면에 본 논문에서 제안된 LDA를 적용한 경우 검증데이터 54개에 대하여 정확한 진단을 하였다. 이는 특징벡터를 LDA에 의해 차별성을 극대화함으로써 보다 나은 결과를 얻을 수 있었다.

표 3. 노이즈에 따른 고장상태별 인식률
Table 3. Recognition rate per fault conditions according to noise

(단위 : %)

SNR	건전상태		베어링고장		회전자 휨	
	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA
50	100	100	100	100	100	77.8
45	100	100	100	100	100	77.8
40	100	100	100	100	100	77.8
35	100	100	100	100	100	77.8
30	100	100	100	100	100	77.8
25	100	100	100	100	77.8	77.8
SNR	회전자 바		정적편심		동적편심	
	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA
50	100	100	100	77.8	100	100
45	100	100	100	77.8	100	100
40	100	100	100	77.8	100	100
35	100	100	100	77.8	100	100
30	100	100	88.9	77.8	100	100
25	100	88.9	77.8	77.8	100	100

또한, 유도전동기의 상태별 노이즈에 대한 영향을 분석하기 위하여 실험한 결과를 표 3에 나타냈다. 표 3에서 알 수 있는 바와 같이 건전상태, 베어링 고장, 동적편심의 경우 노이즈에 상관없이 인식률 100[%]를 보여 다른 종류의 고장에 비해 노이즈에 강인한 특성을 나타냈다. 회전자휨 상태의 경우 LDA를 적용한 결과 SNR이 25일 때 사용된 검증데이터 9개중 2개가 정적편심으로 오인식되었고, PCA를 적용한 결과 노이즈에 상관없이 2개의 오인식 결과를 보였다.

회전자바 고장의 경우 LDA를 적용한 결과 노이즈에 상관없이 인식률 100[%]를 보였으나, PCA를 적용한 결과 검증데이터 9개중 1개가 회전자휨 상태로 오인식 결과를 보였다. 정적편심의 경우 LDA를 적용한 결과 SNR이 30일 때 검증데이터 9개중 1개가 회전자휨 상태로 오인식되었으며, SNR이 25일 때 2개가 회전자휨 상태로 오인식되었다. PCA를 적용한 결과 노이즈에 상관없이 9개의 검증데이터 중 2개가 회전자휨 상태로 오인식되었다.

그림 8에서는 최종 인식결과를 종합하여 나타냈다. 그림 8에서 알 수 있는 바와 같이 SNR이 40이상인 경우 PCA기법을 이용하여 진단할 경우 인식률이 92.56[%]이지만, LDA기법을 이용할 경우 인식률이 100[%]로서 PCA만을 이용한 경우보다 약 7.4[%] 향상된 결과를 나타냈다. 또한, SNR이 25일 때 LDA을 이용한 경우가 PCA만을 이용한 경우보다 인식률이 1.85[%] 높게 나타났다.

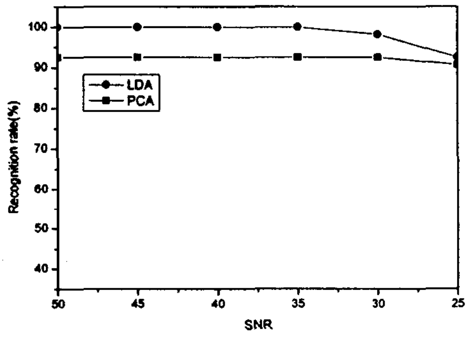


그림 8. 노이즈에 따른 인식률
Fig. 8. Recognition rate according to noise

4. 결 론

본 논문에서는 LDA을 이용한 유도전동기의 고장상태 진단기법을 제안하였다. 제안된 기법에서는 입력전류를 PCA기법에 의해 차원을 축소한 후 LDA기법에 의해 특징을 추출하였다. 고장상태를 분류하기 위한 진단부에서는 훈련과정에서 확보된 고장 종류별 특징벡터와 운전시 입력되는 특징벡터간의 유클리디안 거리를 이용하여 유도전동기의 운전상태를 진단하였다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 실험한 결과, 노이즈가 없거나 적은 경우 인식률이 100[%]로 우수한 결과를 나타냈다. PCA기법을

적용해 본 결과 노이즈가 없거나 적은 경우 인식률이 92.56[%]로 나타나 LDA기법을 적용한 경우보다 7.4[%]로 높은 에러율을 나타냈다. 이와 같이 인식률이 저조한 이유를 알아보기 위해 고장 상태별로 분류해 본 결과 PCA기법인 경우 고장상태 중 회전자 휜 상태와 정적편심간의 특징벡터가 유사하여 분류하기 어려움을 확인할 수 있었다. 고장 상태중에서 베어링 고장상태와 동적편심 상태인 경우 LDA기법 뿐만 아니라 PCA방법으로도 고장 상태를 확인할 수 있으며, 이러한 고장상태인 경우 노이즈가 증가하더라도 고장상태를 진단하는데 큰 차이를 보이지는 않았다. 향후 다양한 고장데이터와 부하상태를 고려한 경우에 대해서도 제안된 방법의 타당성을 알아 볼 필요성이 있을 것으로 사료된다.

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력공학공동연구소 (R-2003-B-285) 주관으로 수행된 과제임.

References

[1] Ye Zhongming, Wu Bin, "A review on induction motor online fault diagnosis", PIEMC 2000, Vol. 3, pp. 1353-1358, 2000.

[2] Benbouzid, M.E.H., Kliman, G.B, "What stator current processing-based technique to use for induction motor rotor faults diagnosis?", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol 18, Issue 2, pp. 238 -244, 2003.

[3] Thomson, W.T., Fenger, M., "Current signature analysis to detect induction motor faults", IEEE Industry Applications Magazine, Vol. 7, Issue 4, pp. 26-34, 2001.

[4] Nejjari, H., Benbouzid, M.E.H., "Monitoring and diagnosis of induction motors electrical faults using a current Park's vector pattern learning approach", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, Issue 3, pp. 730-735, 2000.

[5] Bellini, A., Filippetti, F., Franceschini, G., Tassoni, C., Kliman, G.B., "Quantitative evaluation of induction motor broken bars by means of electrical signature analysis", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 37, Issue 5, pp. 1248-1255, 2001.

[6] Kyusung Kim, Parlos, A.G., Mohan Bharadwaj, R., "Sensorless fault diagnosis of induction motors", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 50 Issue 5, pp. 1038-1051, 2003.

[7] Zidani, F., El Hachemi Benbouzid, M., Diallo, D., Nait-Said, M.S., "Induction motor stator faults diagnosis by a current concordia pattern-based fuzzy decision system", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 18, Issue 4, pp. 469-475, 2003.

[8] Haji, M., Toliyat, H.A., "Pattern recognition-a technique for induction machines rotor broken bar detection", IEEE Trans. on, Energy Conversion, Vol. 16, Issue 4, pp. 312-317, 2001.

[9] Trzynadlowski, A.M., Ritchie, E., "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.

[10] M. Turk, A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces", Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586-591, 1991.

[11] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegmaqn, "Eigenfaces vs. Fisherfaces : recognition using class specific Linear Projection", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell., 19(7), pp. 711-720, 1997.

[12] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, Pattern Classification, JOHN WILEY&SONS, INC. Second Edition, 2002.

◇ 저자소개 ◇

전병석(全炳錫)
1969년 9월 25일생. 1995년 충북대학교 전기공학과 졸업. 1998년 충북대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동대학원 박사과정.

이상혁(李相赫)
1963년 3월 10일생. 1988년 충북대학교 전기공학과 졸업. 1991년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동대학원 졸업(박사). 1996년~1999년 (주)하우기업부설연구소. 1999년~2000년 (주)지앤티씨, 2000년~현재 부산대학교 전자전기정보컴퓨터공학부 기금교수.

박장환(朴長煥)
1967년 9월 5일생. 1991년 충북대학교 전기공학과 졸업. 1993년 충북대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1999년 동대학원 졸업(박사). 2001년~현재 충주대학교 정보제어공학과 계약교수(BK21).

유정웅(柳正雄)
1941년 1월 20일생. 1965년 한양대학교 전기공학과 졸업. 1976년 단국대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 동대학원 전자공학과 졸업(박사). 1969년~1979년 대전공업전문학교 부교수. 1979년~현재 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수.

전명근(全命根)
1964년 7월 17일생. 1987년 부산대학교 전자공학과 졸업. 1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(박사). 1993년~1996년 삼성전자 자동화연구소 선임연구원. 2000년~2001년 University of Alberta 방문교수. 1996년~현재 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수.