

# DFT와 웨이블릿을 이용한 유도전동기 고장진단

## Fault Diagnosis of Induction Motors by DFT and Wavelet

권만준<sup>1</sup>, 박성무<sup>2</sup>, 이대종<sup>1</sup>, 전명근<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 청주시 흥덕구 충북대학교 전기전자컴퓨터 공학부  
E-mail: mgchun@chungbuk.ac.kr

<sup>2</sup> 청주시 흥덕구 한국폴리텍IV대학 청주캠퍼스 전기과  
E-mail: smp@kopo.ac.kr

### 요 약

본 논문에서는 DFT(Discret Fourier Transform)과 웨이블릿을 이용한 고장진단 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 주파수 기반의 DFT에 의한 고장패턴의 추출방법과 시간-주파수 기반의 웨이블릿을 이용한 고장패턴의 추출방법을 제안한다. 유도전동기의 진단을 DFT와 웨이블릿에 의해 추출된 특징값들을 효과적으로 융합할 수 있는 융합 알고리즘에 의해 수행된다. 개발된 알고리즘은 다양한 실측 데이터에 적용하여 그 타당성을 보이고자 한다.

**Key Words** : Diagnosis, Induction motor, DFT, Wavelet

### 1. 서 론

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 MCSA(motor current signal analysis) [1-4]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 정적동적편심 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 기

법이 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 부하변동 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.

본 논문에서는 DFT (Discret Fourier Transform)과 웨이블릿을 이용한 고장진단 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 주파수 기반의 DFT에 의한 고장패턴의 추출방법과 시간-주파수 기반의 웨이블릿을 이용한 고장패턴의 추출방법을 제안한다. 유도전동기의 진단을 DFT와 웨이블릿에 의해 추출된 특징값들을 효과적으로 융합할 수 있는 융합 알고리즘에 의해 수행된다. 개발된 알고리즘은 다양한 실측 데이터에 적용하여 그 타당성을 보이고자 한다.

## 2. 제안된 유도전동기 진단 알고리즘

### 2.1 DFT에 의한 특징추출

유도전동기의 전류신호를 취득한 후 DFT에 의해 주파수 공간으로 변환한 후, 선형판별분석(LDA: Linear discriminant analysis)에 의해 차원이 축소된 고장패턴을 추출한다.

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

[단계 1] 측정된 학습용 전류신호를 1차원 열벡터로 변환한 후 식 (1) 및 식 (2)에 의해 BCS 행렬인  $S_B$ 와 WCS 행렬인  $S_W$ 을 구한다.

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

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (2)$$

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 (2)에서  $m$ 은 전체 클래스의 평균값이 된다.

[단계 2] 식 (3)과 같은 WCS행렬에 대한 BCS행렬의 비를 최대화하는 정규직교행렬을 갖는 최적의 사영행렬  $W$ 를 식 (4)에 의해 구한다.

$$W = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (3)$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

[단계 3] 학습신호  $x_i$ 에 대한 특징벡터  $T_i$ 를 구한다.

$$T_i = W^T z_i = W^T v_i^T (x_i - m) \quad (5)$$

식 (5)에서 알 수 있는 바와 같이 선형판별분석을 하기 위해 우선 주성분분석기법에 의해 입력신호를 저차원으로 축소한 후, 산출된 특

징벡터  $z_i$ 를 최적의 투영행렬  $W$ 에 의해 LDA 공간으로 투영시킨다. 일반적으로 학습신호의 수( $P$ )가 신호의 길이( $N$ )보다 적을 경우 WCS행렬  $S_W$ 는 항상 비정칙이 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.

### 2.2 웨이블릿에 의한 특징추출

웨이블릿 변환(Wavelet Transform)은 식 (6)에서 보는 바와 같이 비주기적인 신호분리가 가능한 Daubechies, Coiflet, Haar, Symmlet 등과 같은 기저함수라 부르는 원형(prototype) 웨이블릿  $\phi(t)$ 을 정의하고, 이 원형 웨이블릿을 시간축으로  $b$ 만큼 이동(translation)시키고,  $a$ 만큼 스케일링(scaling)하여 다양한 웨이블릿을 구성하여 신호를 분해한다.

$$CWT_x(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (6)$$

웨이블릿 변환에서는 주파수라는 용어 대신 스케일이라는 용어를 쓰며 하나의 웨이블릿을 통과한 신호를 하나의 스케일의 상세신호(detail signal)라 한다. 웨이블릿의 기저 함수들은 해상도가 다른 함수들의 집합으로 이루어져 있기 때문에 웨이블릿 변환은 다해상도 분해 특성을 가지고 있다. 즉, 높은 주파수 대역은 주파수 해상도가 낮고 낮은 주파수 대역은 주파수 해상도가 높은 다해상도 분해 특성을 나타내며 이러한 특성을 이용하면 다해상도 필터뱅크들을 구현할 수 있다.

이산 웨이블릿 변환은 고역 통과 부분을 한 단계의 필터뱅크로 구성하고, 저역 통과 부분을 계속적인 필터뱅크로 확장하는 옥타브 밴드(octave-band) 구조와 고역 통과 부분도 필터뱅크로 확장하는 구조를 가지는 웨이블릿 패킷(wavelet packet)구조로 구현될 수 있다. 그림 1에서는 본 논문에서 사용된 웨이블릿 패킷구조를 보이고 있는데, 여기서  $g[n]$ 은 저역 통과 필터를,  $h[n]$ 은 고역 통과 필터를 각각 나타내며, 마더 웨이블릿으로부터 구성됨을 알 수 있다. 또한  $\downarrow 2$ 는 샘플의 개수를 1/2로 줄이는 데시메이션(decimation)을 나타낸다.

웨이블릿을 이용한 유도전동기의 특징벡터는 취득된 한상의 전류신호를 웨이블릿 다해상도 기법을 이용하여 주파수 대역별로 분할한 후, 식 (7)에서 나타낸 바와 같이 대역별로 존재하는 계수의 합을 구하여 산출한다. 식 (7)에서  $W(j, k)$ 는  $j$ 번째 깊이(depth)와  $k$ 번째 노드(node)

에 웨이블릿 변환에 의해 얻어진 신호  $d$ 를 이용하여 산출된 웨이블릿 특징값을 나타낸다.

$$W(j,k) = w(d_{j,k}) = \sqrt{\sum_{n=1}^N \frac{d^2(n)}{N}} \quad (7)$$

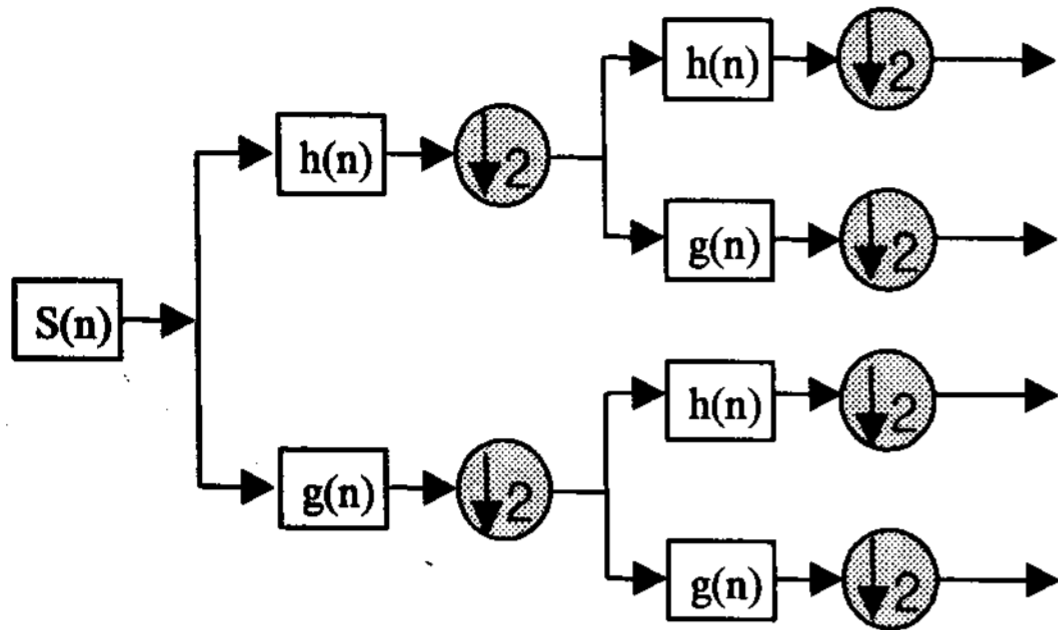


그림 1. 웨이블릿 패킷 구조

### 2.3 융합알고리즘에 의한 고장진단

그림 2에서는 DFT+LDA에 의해 산출된 특징벡터와 웨이블릿에 의해 산출된 특징벡터의 융합에 의해 수행되는 구성도를 나타냈다. 그림 2에서 보는 바와 같이 진단하고자 하는 변압기에서 취득한 전류신호값을 각각 DFT+LDA와 웨이블릿에 의해 특징을 산출한 후, 미리 구축된 기준모델과의 거리비교를 통해 유사도를 산출한다. 각각 산출된 유사도값을 가중치합의 방법에 의해 최종적으로 고장분류 상태별 유사도를 산출하고, 기준모델과 유사도가 높은 모델을 선택하여 진단이 수행된다.

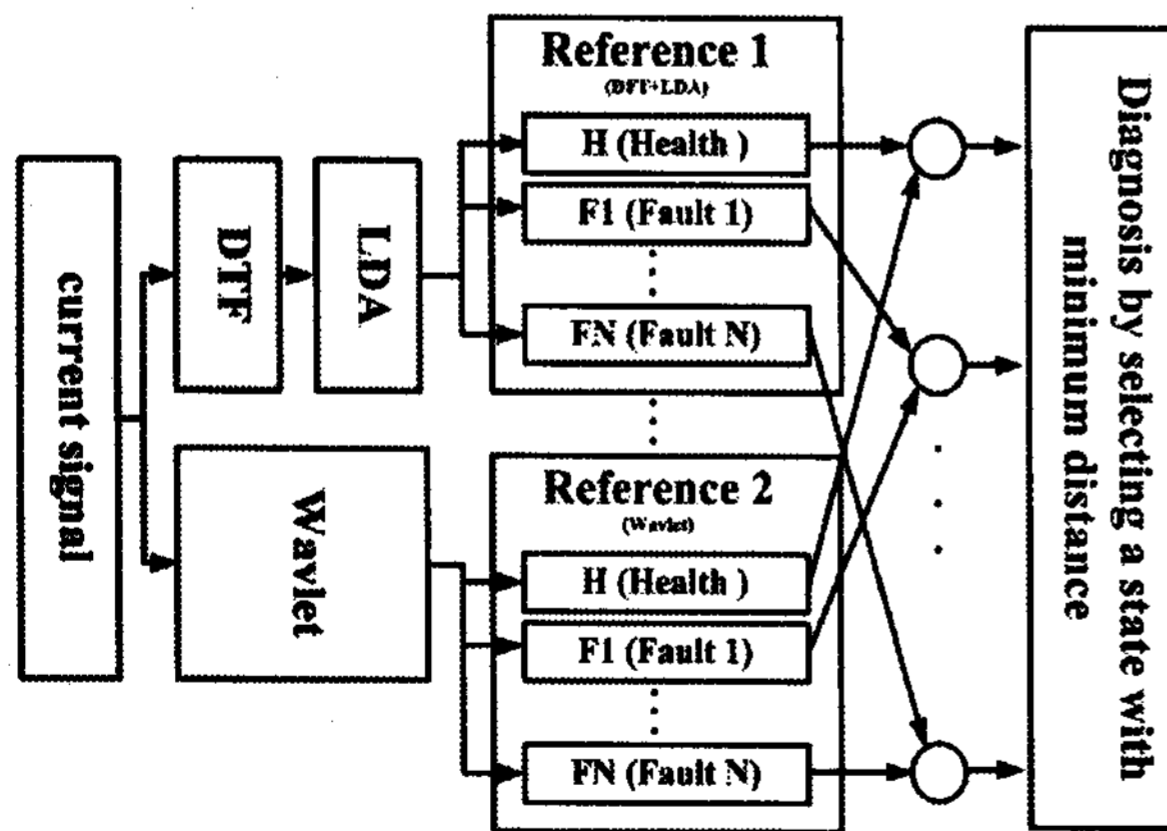


그림 2. 융합알고리즘에 의한 고장진단

## 3. 실험 및 결과

유도전동기 고장진단을 위해 설치한 실험장치의 기본적으로 유도전동기 구동부분, 데이터 습득부분과 고장진단부분으로 구성되어 있다.

세부적으로 유도전동기 구동부분은 전동기 구동부, 전동기, 안전장치, 다양한 전압표시장치, 전류센서와 진동센서의 구동회로, 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 정상 데이터(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 레일부분의 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 나타낸 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. 실험 데이터는 고장상태별로 부하를 무부하, 0.04 kg·m, 0.08 kg·m, 0.12 kg·m, 0.16 kg·m로 5단계로 분류하여 고장상태별로 10주기를 갖는 200개의 데이터 (부하상태 5 × 40샘플)를 취득하였다. 따라서 총 1200개의 데이터를 취득한 후 600개는 훈련데이터로 사용하고, 나머지 600개는 검증데이터로 사용하였다.

표 1에서는 진단결과를 나타냈다. 표 1에서 보는 바와 같이 입력 전류신호를 PCA에 의해 특징을 추출한 경우 진단율은 93.3%, LDA를 적용한 경우 진단율은 91.0%을 나타냈다. 또한, DFT에 의해 전류신호를 주파수 공간으로

변환한 후 수행한 경우, PCA는 96.7[%], LDA는 97.3[%]로 나타나 입력전류를 DFT 변환후에 특징을 추출하는 방법이 우수한 것으로 나타났다. 웨이블릿에 의해 특징을 추출한 후 분류한 결과 진단율은 88.8%로 다른 기법에 비해 낮은 성능을 나타냈다. 그러나 DFT+LDA와 웨이블릿 기법을 융합한 결과 진단율이 98.8%를 나타냄으로서 제안방법이 효과적임을 확인할 수 있다.

호의 시간-주파수 정보를 갖는 특징을 추출한다. 최종 인증단계에서는 두 가지 특성을 융합함으로써 효과적으로 진단이 수행된다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 유도 전동기 고장진단 장치를 설계 및 제작한 후, 데이터 취득장치에 의해 실측 데이터를 이용하여 실험한 결과, 제안된 융합방법이 웨이블릿만을 적용한 경우보다 10[%], DFT+LDA만을 적용한 경우보다 1.8[%] 성능이 향상된 것으로 나타났다. 따라서 제안된 방법의 경우 다른 분류기법에 비해 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

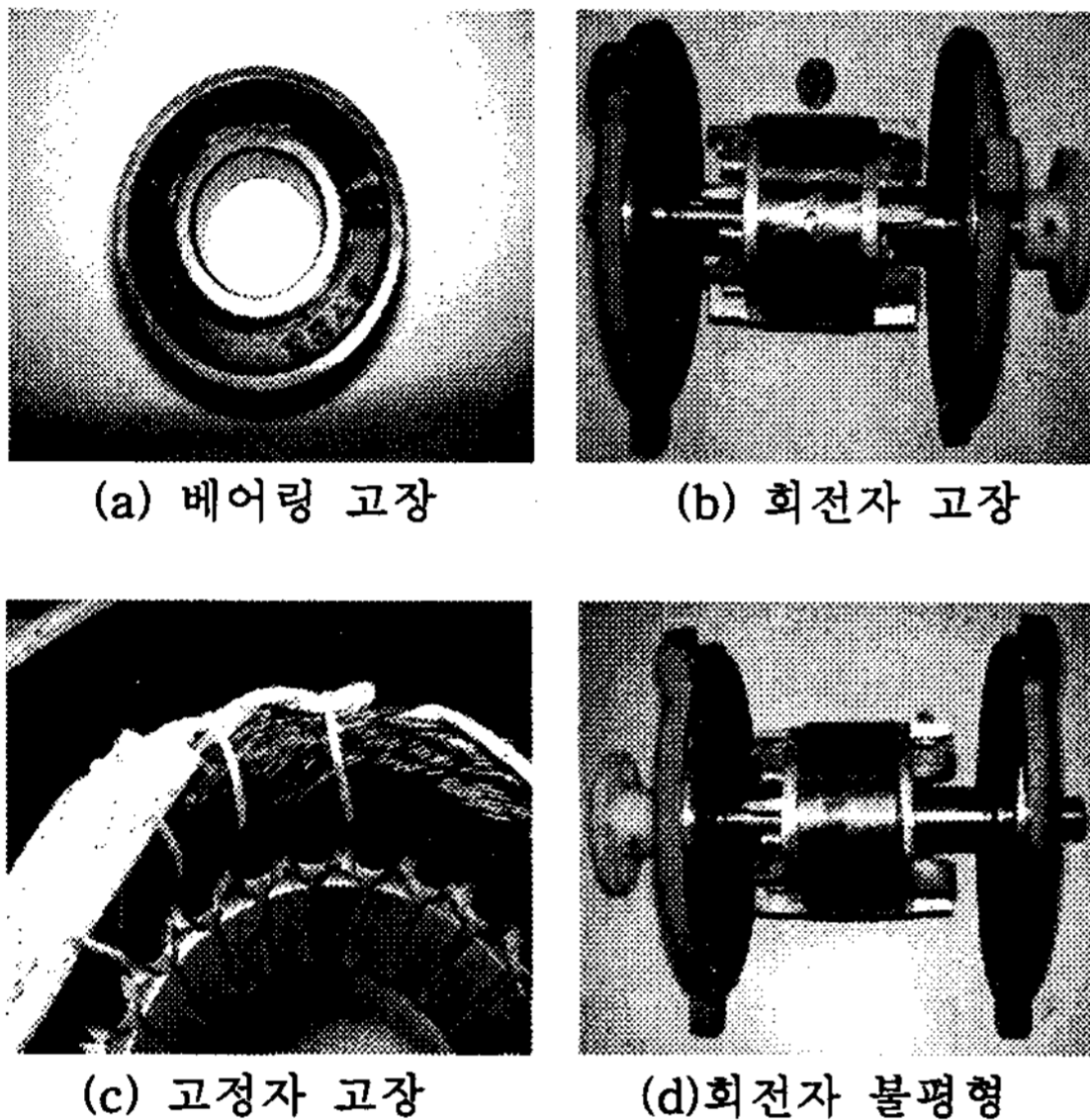


그림 3. 전동기의 고장부위

표 1. 고장상태별 진단 결과

[단위 ; %]

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
제안 방법	DFT+PCA	96	95	95	98	98	96.7
	DFT+LDA	92	97	100	100	95	97.0
	Wavelet	85	100	97	78	90	88.8
	융합방법	96	100	100	100	98	99

#### 4. 결 론

본 논문에서는 효과적인 DFT와 웨이블릿을 이용한 진단추출방법과 효과적인 융합방법에 의한 유도전동기 고장진단 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 DFT에 의해 실시간 전류 신호를 주파수 공간으로 변환한 후 선형판별분석기법에 의해 고장상태를 특징을 추출한다. 또한, 웨이블릿 다해상도 기법에 의해 전류신

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력 연구원 (R-2007-2-046) 주관으로 수행된 과제임

#### 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. Applicat. Magazine, 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. Applicat., 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, No. 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, 2003.