

퍼지를 이용한 BLDC 모터의 상태전이 고장진단

State Transition Fault Diagnosis in Brushless DC Motor Based on Fuzzy System

백경동 · 김연태 · 김성신*

Gyeongdong Baek, Yountae Kim, and Sungshin Kim*

부산대학교 전기공학과

요 약

본 연구는 BLDC 모터의 동일모델간 다른 정상범위로 인해 발생하는 상태판단 문제를 해결해 진단 효율을 높이는데 있다. 모터내 고유한 외란은 동일한 상태임에도 정상상태 범위가 다르게 계측되는 원인이다. 이러한 문제는 진단모델 설계시 모터 상태를 구별하기 위한 특징변수와 상태판단 기준값을 결정하기 어렵게 한다. 실험은 다수의 BLDC 모터들에서 신호를 계측하기 위한 시스템을 구성하고, 모터별 다른 정상범위를 관찰하고 고장들을 상태별로 분류하였다. 계측한 신호는 제안한 상태전이모델을 사용하여 모터 고유외란의 영향을 최소화하였다. 제안한 상태전이모델은 동일 모터모델에서 발생하는 다른 정상상태 특성을 줄여 고장 검출효율을 향상시키는 방법이다. 본 연구의 실험 결과, 고장 검출율이 향상되었으며 제안한 상태전이모델이 진단에서 유용한 방법임을 알 수 있었다.

키워드 : 고장 진단, BLDC, 상태전이모델

Abstract

In this paper we proposed a model of a fault diagnosis expert system with high reliability to compare identical well-functioning motors. The purpose of the survey was to determine if any differences exist among these identical motors and to identify exactly what these differences were, if in fact they were found. Using measured data for many identical brushless dc motors, this study attempted to find out whether normal and fault can be classified by each other. Measured data was analyzed using the State Transition Model (STM). Based on a proposed STM method, the effect of a different normal state is minimized and the detection of fault is improved in identical motor system. Experimental results are presented to prove that STM method could be a useful tool for diagnosing the condition of identical BLDC motors.

Key Words : Fault Diagnosis, BLDC, State Transition Model

1. 서 론

오늘날의 생산 공정의 추세는 자동화와 고정밀이다. 장비의 가동률은 회사의 수익과 직접적으로 연관되어 있기 때문에, 계획되어 있지 않은 설비의 다운타임(downtime)을 최소화하여야 한다. 이러한 측면에서 고장 진단 시스템은 이 분야에 많은 공헌을 해왔으며 많은 경험들이 축적되었다. 고장진단에 대한 현재의 연구 추세는 고장 발생 여부, 고장의 원인을 규명하는데 초점을 맞추고 있다. 이러한 것은 주로 전문가의 경험을 기반으로 한 추론을 통해 이루어진다. 그러나 정상적인 작동을 하고 있는 시스템에서 고장의 시점과 고장의 종류를 예측하기 곤란하며, 따라서 잔여 가동 시간이 얼마인지도 예측하기 힘들다. 이러한 이유가 장기간의 유지보수를 필요로 하게 되는 이유이며, 모든 제한 사항들이 현재의 고장 진단 시스템이 현장에 바로 적용되기 어렵

다. 본 논문에서는 산업용기계, 공정과 의료기기 등 신뢰성이 요구되는 곳에 많이 사용되는 Brushless DC 모터를 대상으로 고장진단을 하였다. 기존에 연구된 고장 진단 방법은 두 가지 이상의 복합 고장을 모델화, 모터의 계수를 추정하는 방법, 모터에 입력되는 전류신호를 분석하는 방법, 웨이블릿 분석법과 시계열 데이터마이닝 방법 등이 있다 [1-5]. 그러나 모터 진단에서 널리 알려진 분석 기법은 진동 분석 방법과 고정자 전류 분석 방법으로, 신호를 쉽게 계측할 수 있고 높은 정밀도와 신뢰성을 가진다[6-7].

본 논문의 목적은 직류 모터의 일종인 Brushless DC 모터를 대상으로, 모터 한 상의 전류를 계측해 현재 상태를 평가하고 유지보수를 미리 결정할 수 있는 예측 및 보정 기반의 진단 시스템을 개발하는 것이다. 그러나 동일 모델간 상이한 정상상태 특성으로 동종의 BLDC 모터에 범용적인 진단 모델을 세우기 어렵다. 이 문제를 보완하기 위해 본 논문에서는 상태전이모델(state transition model)을 제안하였다. 상태전이모델은 이전의 계측한 정보를 정상상태로 가정하여 현재 계측되는 정보와의 차이를 보기 위한 일반화시킨 방법이다. 상태전이모델은 동일 모델의 BLDC 모터간의 정상특성을 최소화시켜 작성된 고장진단모델의 적용성과 고장 검출율을 향상시킨다.

접수일자 : 2007년 10월 30일

완료일자 : 2008년 1월 28일

* 교신 저자

본 연구는 지방연구중심대학육성산업 차세대물류IT기술 연구사업단에 의해 지원받은 연구임.

논문의 구성은 2장에서 BLDC 모터 모델과 다양한 주기성을 가진 내부 외란들을 설명하고, 3장에서 실제 모터상태 계측 시스템을 보여주고, 4장에서는 제안한 상태진단모델을 설명하고, 5장에서는 제안한 알고리즘의 유용성을 평가해 본다.

2. BLDC 모터모델과 내부외란

그림 1과 같이 3개의 홀 소자에 의하여 회전자의 위치가 검출되는 4극 3상 Y-결선된 BLDC 모터는 60도 간격으로 인버터에 스위칭 패턴이 인가되며[8] 모터의 속도는 고정자 코일의 입력 전압을 조절하여 제어하는데 하나의 코일의 수학적 모델은 식(1) 과 같다[9].

$$v_1 - v_n = R_1 i_1 + e_1 \quad (1)$$

여기서 한 상의 역기전력은 $e_1 = k_{E1} \omega_r(t)$, 회전자의 각속도는 $\omega_r(t)$, 역기전력 상수 k_{E1} , 기준 상전압 v_1 , 그리고 기동 전압 v_n 이다. 이것을 모든 상에서 전개하면 식 (2)와 같다.

$$\begin{pmatrix} v_1 - v_n \\ v_2 - v_n \\ v_3 - v_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_1 & 0 & 0 \\ 0 & R_2 & 0 \\ 0 & 0 & R_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_1(t) \\ i_2(t) \\ i_3(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} k_{E1} \\ k_{E2} \\ k_{E3} \end{pmatrix} \omega_r(t) \quad (2)$$

모터 내부의 고장은 회전자 각속도에 영향을 줄 것이고, 이러한 변화는 모터 한 상의 전류를 계측하여 고장 계측 신호로 사용하고자 한다. 그림 2는 BLDC 모터에서 주요한 외란으로 같은 모터일지라도 각 외란들이 미치는 정도는 달라 모터별 다른 정상특성을 가지고 있다[10-12]. 코깅은 균일하지 않은 공기극(air gap)에 의해 생기며 외란의 크기는 모터 구조의 설계에 따라 차이가 발생한다. 한편 드라이브의 경우, 일반적으로 두 개의 모터 상(phase)을 제어하기 때문에 드라이브 및 전류 계측회로의 오차로 인해 제어하는 한 개 이상의 상에서 DC 오프셋이 생성된다. 토크 리플은 쇠교자속(magnetic flux linkage)과 역기전력에 원하지 않는 고주파 성분의 고조파를 발생시키고 전류의 진폭에 영향을 주며, 모터의 상(phase)과 이득의 불균등은 토크 리플을 발생시킨다. 표 1에서 대부분의 주요한 맥류전원(ripple source)과 주기적인 외란을 정리하였다. 여기서 f_E 는 모터 주파수이고 $f_M = f_E / p$ 는 모터의 극수 p 로 나눈 주파수이며, N_{slots} 은 고정자 슬롯의 수이다.

표 1. 브러시리스 직류 모터의 외란
Table 1. Disturbance of BLDC motor

Ripple Source	Contributor	Pulsating frequency
Cogging	Motor	$N_{slots} \times f_M$
DC offsets in currents	Drive	f_E
Back EMF harmonics	Motor	$6 \times f_E$
Current harmonics	Drive	$6 \times f_E$
Phase / gain imbalances	Motor/Drive	$2 \times f_E$

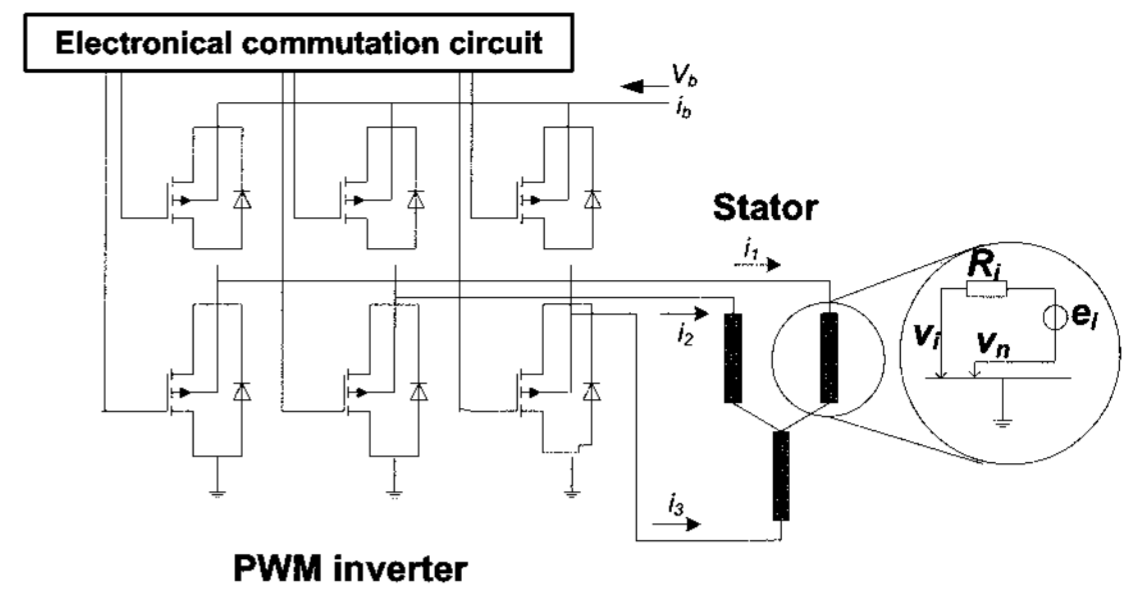


그림 1. PWM 인버터에 연결된 3상 BLDC 모터
Fig. 1. Three-phase brushless dc motor connected to PWM inverter

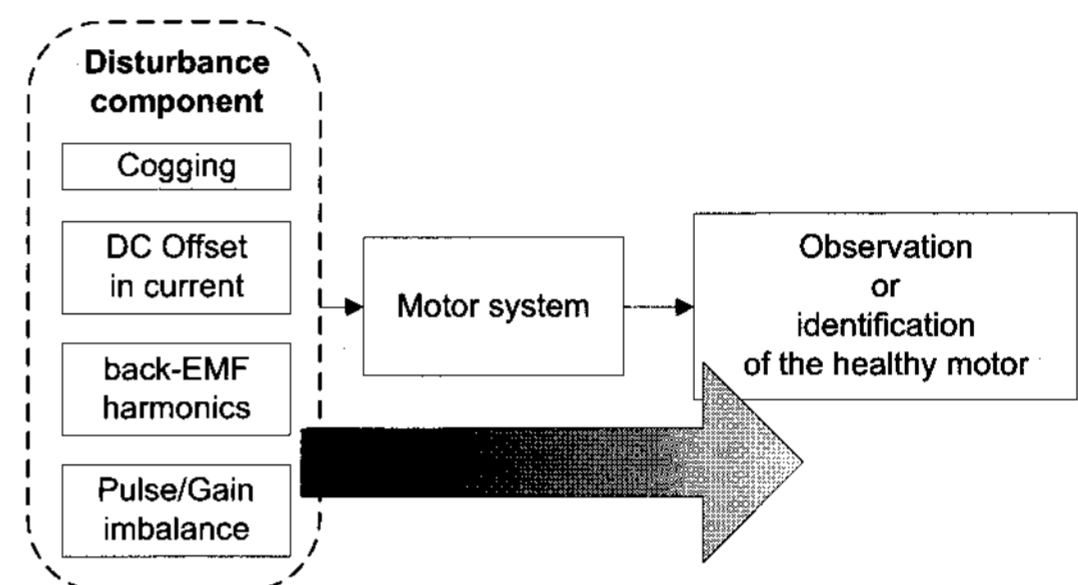


그림 2. 정상 모터에 내재된 외란요인들
Fig. 2. Disturbance component of health motor

3. 계측 시스템과 신호대역 선정

3.1 계측 시스템

모터 진단 시스템의 성능은 일반적으로 모터 상태별 분류 결과(classification result)로 평가할 수 있다. 그러므로 동일 모델의 정상 출력 정보는 하나의 집단으로 수렴되어야 한다. 본 실험은 동일 모터 모델의 다른 정상상태 특성을 그림 4와 같이 계측하고 고장 검출을 어려운 점을 보고자 하였다.

본 연구에서 임의로 만든 고장은 베어링 마모, 회전자 자속 파손, 고정자 합선이다. 실험은 표 2와 같이 정상 모터를 다수 준비하여 고장을 임의로 발생시키고, 한 상의 전류를 계측하였다. 그림 5와 같이 각 고장은 베어링 고장의 경우, 베어링을 마모(bearing ware)시키고, 회전자 고장의 경우는 회전자 자석파손(damaged rotor magnet)으로, 고정자 고장의 경우는 고정자 권선소선(shorted stator)으로 준비한다. 실험에 사용한 모터의 규격으로 정격출력은 300 W, 정격회전속도는 3,000rpm, 정격토크는 10kgf/cm이다. 또한 산업영역에서 사용되는 NI 사 데이터 수집 장치인 DAQ 계측보드와 계측용 범용 프로그램 LabVIEW 를 사용하여 전류 신호를 취득하고 Matlab® 프로그램을 이용하여 상태별 주파수를 분석하였다.

표 2. 고장모터의 종류 및 수
Table 2. Classes and items of motor faults

Changed condition of motor	Items
Normal or Health → Bearing fault	3
Normal or Health → Rotor fault	3
Normal or Health → Stator fault	2

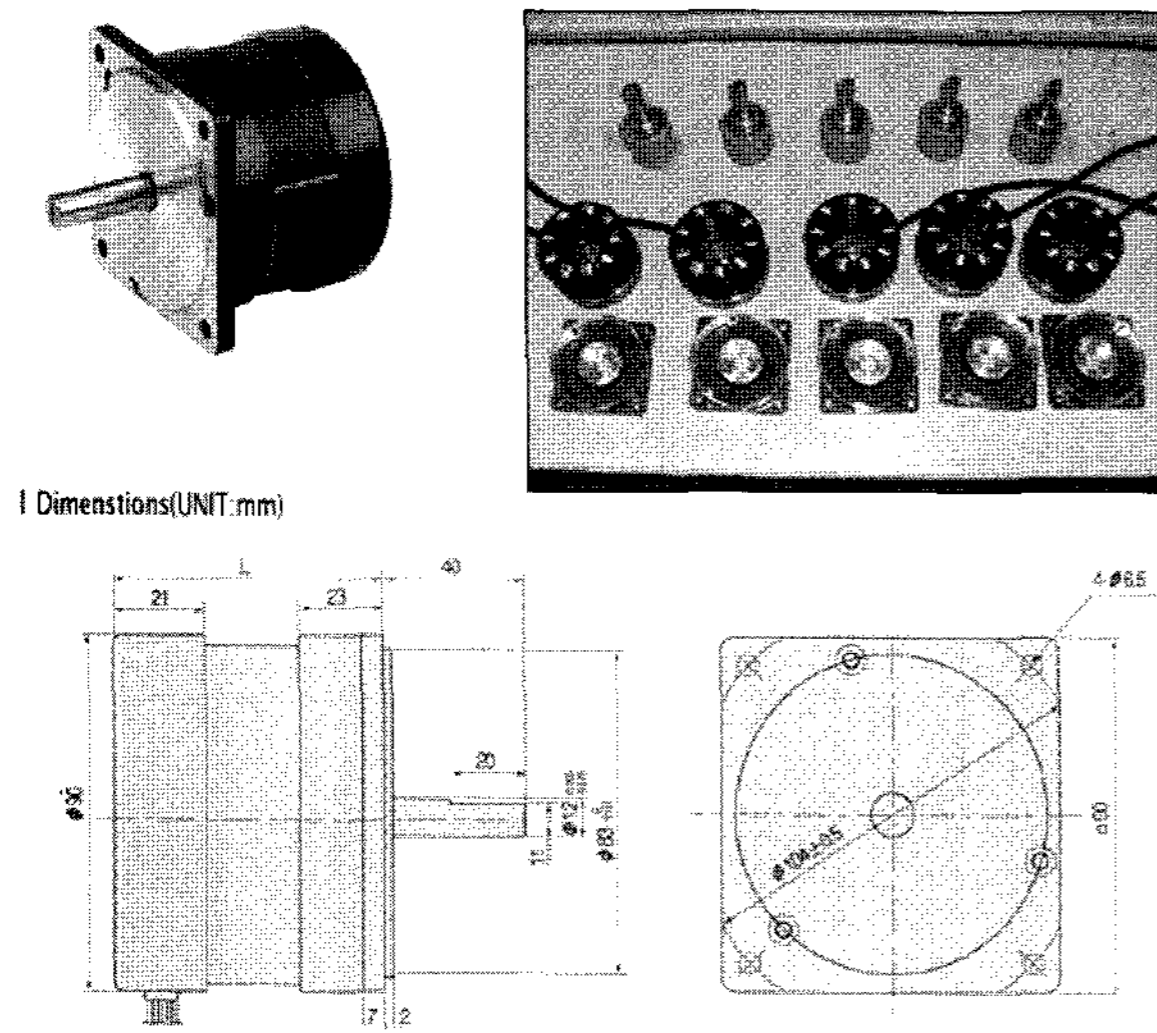


그림 3. 300W 200V 3,000rpm BLDC 모터
Fig. 3. 300W 200V 3,000rpm BLDC motor

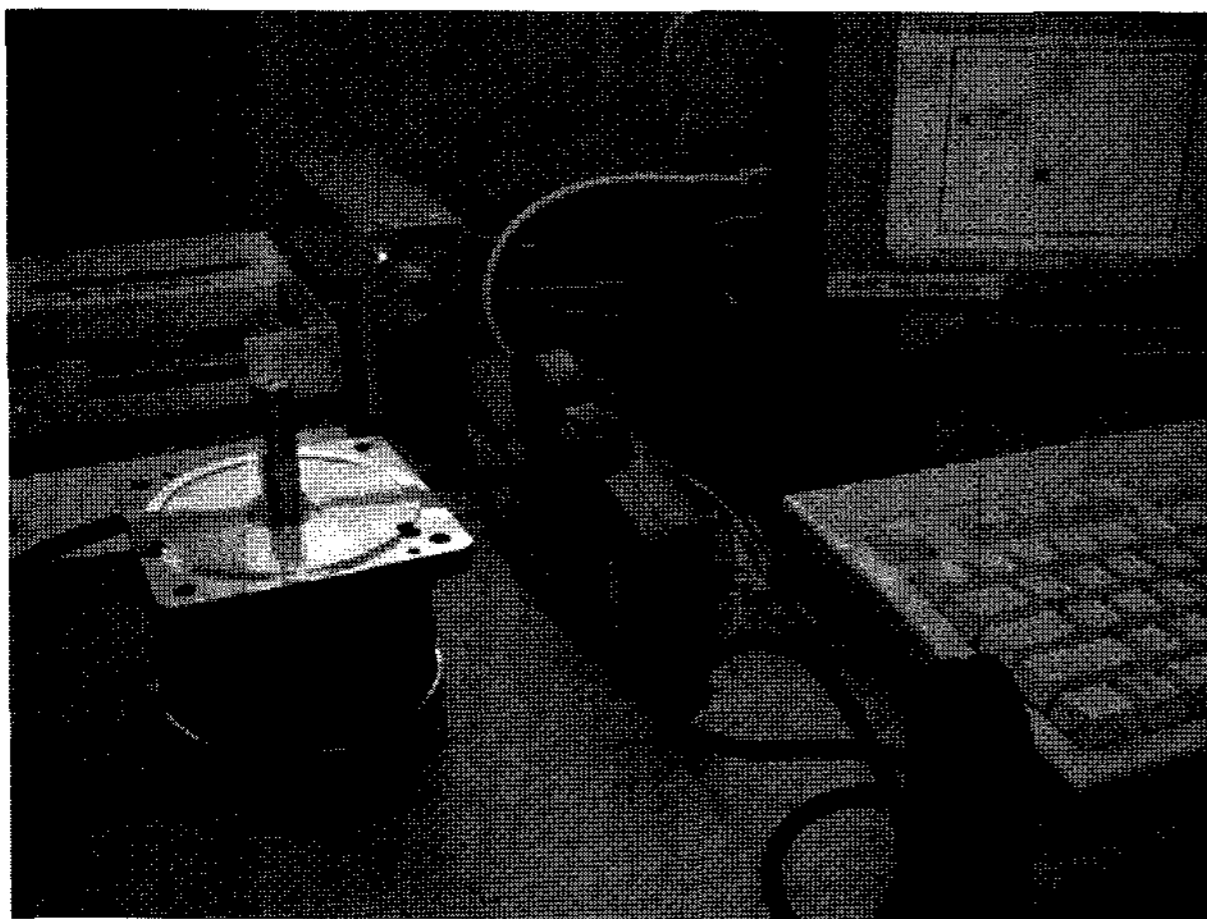


그림 4. 모터 계측시스템 장치
Fig. 4. Motor signal measurement system

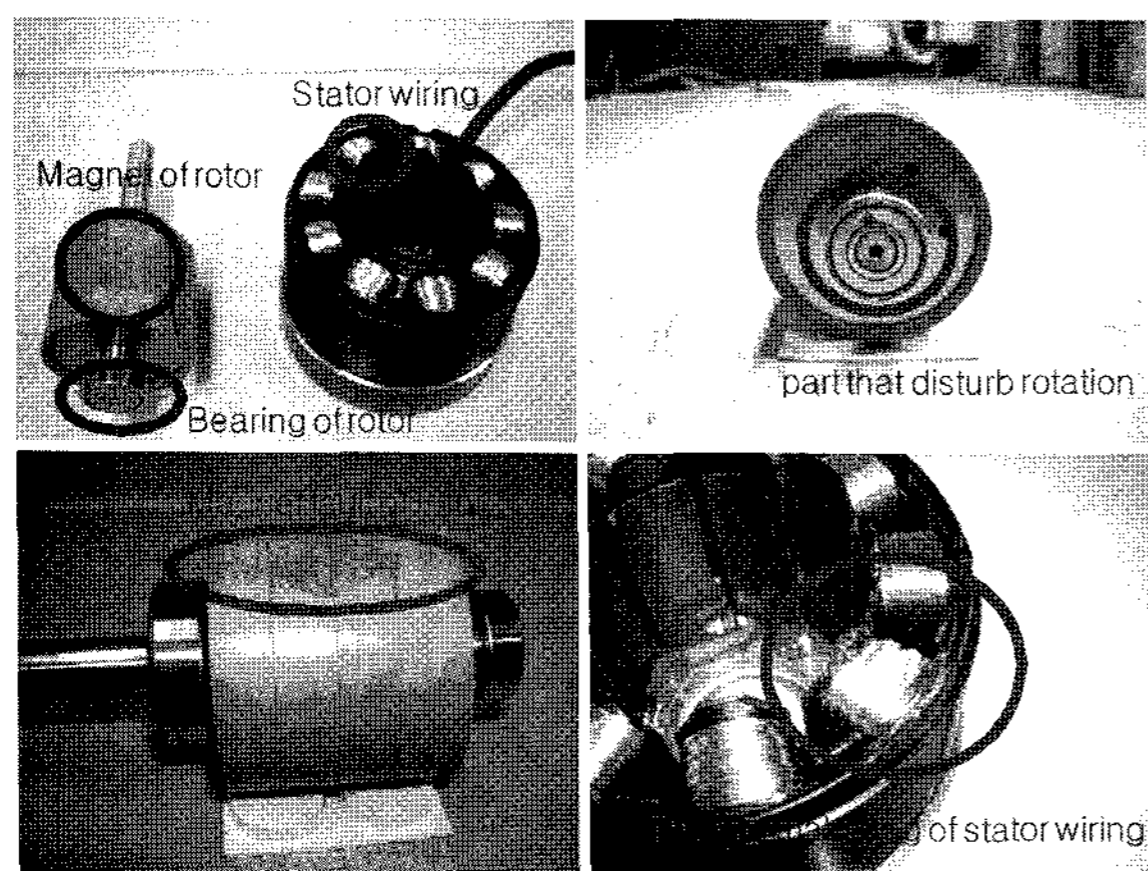


그림 5. 임의로 발생한 BLDC 모터고장
Fig. 5. Faults on the BLDC motors
(bearing, rotor and stator fault)

3.2 고장분류를 위한 주파수 대역 선정

모터 고장을 분류하기 위해 실제 선택한 특정 주파수 대역은 그림 6과 같이 고유 주파수(fundamental frequency) 대역과 고유 주파수 주변부 대역이다. 두 대역의 특징은 제어신호가 포함되어 동일 상태 계측시 표준편차가 작아 집단의 평균에서 크게 벗어나지 않아 상태별 구분이 유리하였다. 고유 주파수 성분 대역인 x_1 은 식(3), 식(4)와 같이 $|Y(f)|$ 가 최대가 되는 주파수 f_{max} 찾은 후 $\pm 100Hz$ 으로 윈도우를 잡는다.

$$f_L = f_{max} - 100, f_R = f_{max} + 100 \quad (3)$$

$$W_{x_1}(d) = \{d | f_L \leq d \leq f_R\} \quad (4)$$

고유 주파수 주변대역인 x_2 의 윈도우 크기는 W_{x_1} 의 f_L 을 기준으로 식(5)로 잡는다.

$$W_{x_2}(d) = \{d | 0 \leq d \leq f_L\} \quad (5)$$

두 특징 대역안의 여러 주파수 레벨 값은 식(6), 식(7)과 같이 각 대역별 합을 변수 x_1, x_2 의 값으로 사용한다.

$$x_1 = \sum_0^{W_{x_1}} |Y(f | f_L \leq f \leq f_R)| \quad (6)$$

$$x_2 = \sum_0^{W_{x_2}} |Y(f | 0 \leq f \leq f_L)| \quad (7)$$

변수 x_1, x_2 는 2차원 그래프로 표현하기 위해 식(8)의 벡터 $X(t)$ 로 정의한다.

$$X(t) = [x_1 \ x_2] \quad (8)$$

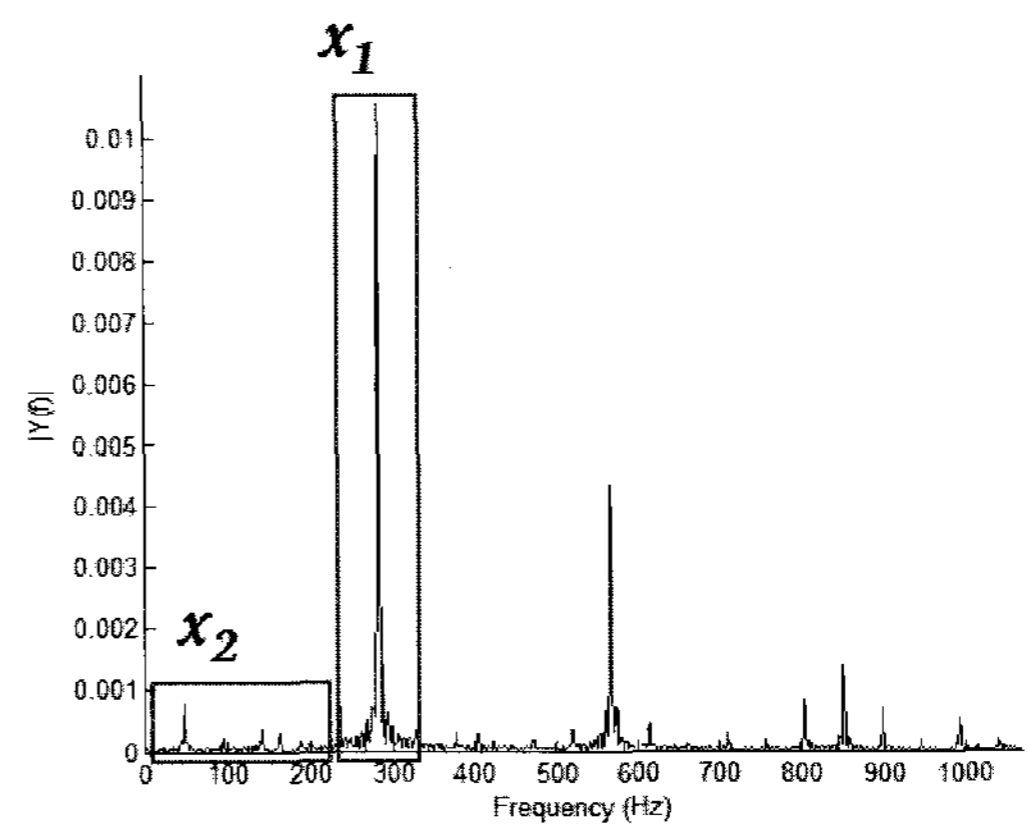


그림 6. 특징 주파수 대역추출
Fig. 6. Extraction of feature frequency band

4. 제안한 상태천이모델

변수 X_1, \dots, X_n 을 진단에 중요한 특징변수 또는 특징 주파수 대역이라고 한다면, 이것을 단일 n -벡터로 만들고 식 (9)과 같이 특징벡터 $X(t)$ 라 정의한다.

$$X(t) = [X_1(t) \ X_2(t) \ X_3(t) \ \dots \ X_n(t)]^T \quad (9)$$

본 논문에서 살펴보는 특징벡터의 변화율인 ΔX 는 식 (10)에 정의한 것처럼 고장 상태에서의 분포에 자신의 정상 상태 평균값을 나눈 비율의 값이다.

$$X_N \rightarrow X_F, \Delta X = \frac{X_F}{X_N} \quad (10)$$

식(11)의 ΔX 는 이전 정상 상태 정보를 기준으로 특징벡터를 정규화 한다.

$$\Delta X = \frac{X_F}{X_N} = \hat{X}_{state}(t_n) = \frac{X_{state}(t_n)}{E(X_N(m), 1 \leq m \leq t_n - 1)} \quad (11)$$

여기서 X_N 은 정상상태의 특징 벡터, X_F 는 각 고장별 특징 벡터이고 $E(X_N(m))$ 은 계측된 정상신호 평균값이다. ΔX 는 각 모터별 정상과 고장 사이의 비율로서, 각 고장이 정상일 때와 얼마만큼 다른지를 비율 값으로 알 수 있다. 이 비율은 상태의 변화된 정도만을 가지는 값이 된다. 진단에서 이 비율 값은 모터 개별로 고유의 계측되는 신호는 차이가 있더라도 각각의 고장으로 인한 변화는 구별할 수 있다는 의미이다. 만약 ΔX 가 상태별로 일정한 수렴 범위를 가진다면 이전 진단 방법으로 사용되었던 신경회로망의 퍼셉트론 학습 방법이나 SVM 등을 이용할 수 있다. 각 상태별 ΔX 의 일정한 수렴 범위는 CBM(condition based maintenance) 등 지속적인 계측으로 고장의 원인을 알아내는 규칙기반 진단이 가능하게 하며, 본 논문에서는 제안한 신호의 퍼지 추론 방법을 이용하여 전문가 시스템을 구성하였다.

5. 결과 고찰

본 계측 시스템은 모터를 파손하기 전에 정상상태를 계측함으로써 고장 후 신호의 변화를 관찰하였다. 그림 7은 그림 6의 주파수대역을 15초 동안 정상상태 BLDC 모터를 계측한 결과이다. 각 주파수별 계측신호 크기의 차이는 주파수 X_1 대역에서 모터 M_{02} 과 M_{03} , 주파수 X_2 대역에서 모터 M_{01} 과 M_{04} 이 가장 크다. 이러한 계측신호의 특징은 모터의 정상상태 기준범위를 넓게 한다. 이러한 넓은 정상상태 범위를 가질 때 그림 8과 같이 고장과 정상상태를 구분하기 어려워 진단 성능이 떨어진다. 그림 8은 모터를 파손하기 전과 후를 비교한 결과로 베어링 고장의 경우는 정상과 고장을 구분하기 어렵다. 회전자 고장의 경우는 고장의 일부가 정상에 포함되어 진단 성능이 떨어진다.

제안한 상태천이모델은 그림 9와 같이 상태를 구분할 수

있는 임의의 특징추출 주파수 대역이 선정된 후 사용되었으며 동일 모델간의 다른 정상특성을 최소화하여 그림 10와 같이 정상과 고장의 분류성능이 향상되었으며 그 결과는 그림 11로 정리하였다.

Feature Vectors in All Normal BLDC motors

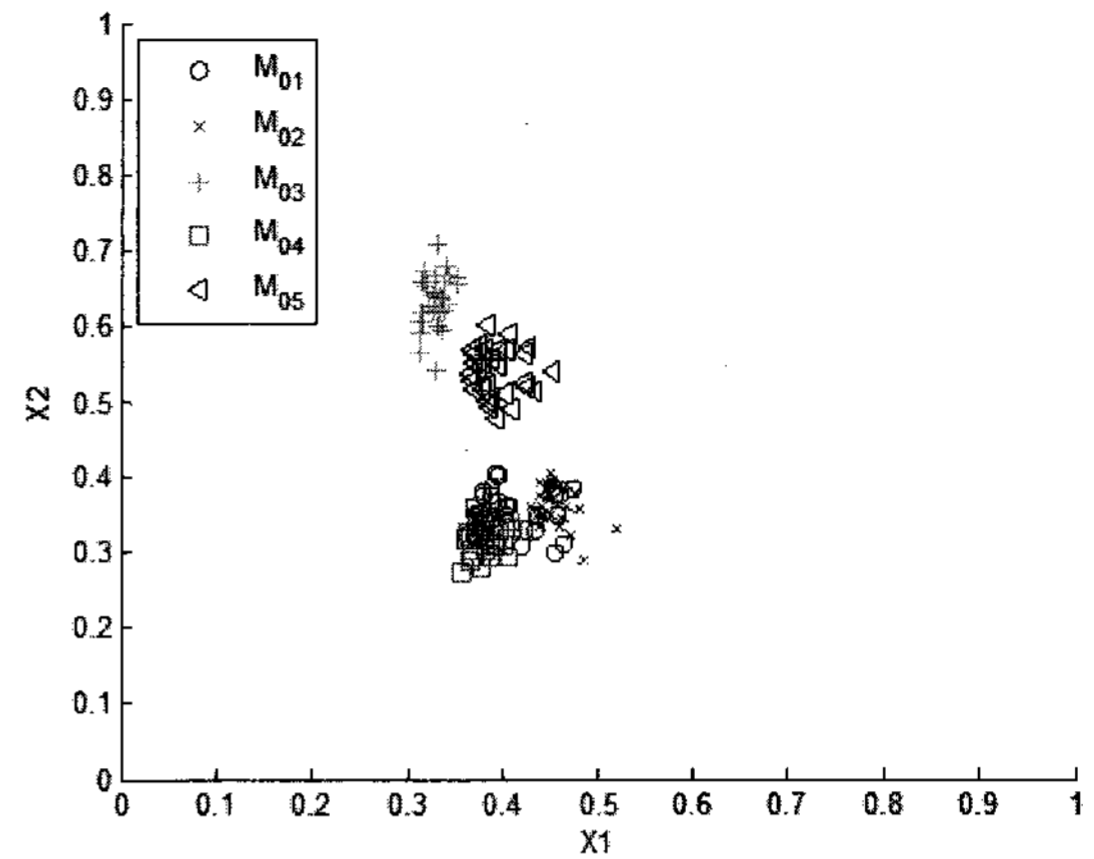


그림 7. 15초 동안 계측한 정상모터들의 신호변화
Fig. 7. Feature changes of healthy motors during 15s

Feature Vectors between Normal State and Faults

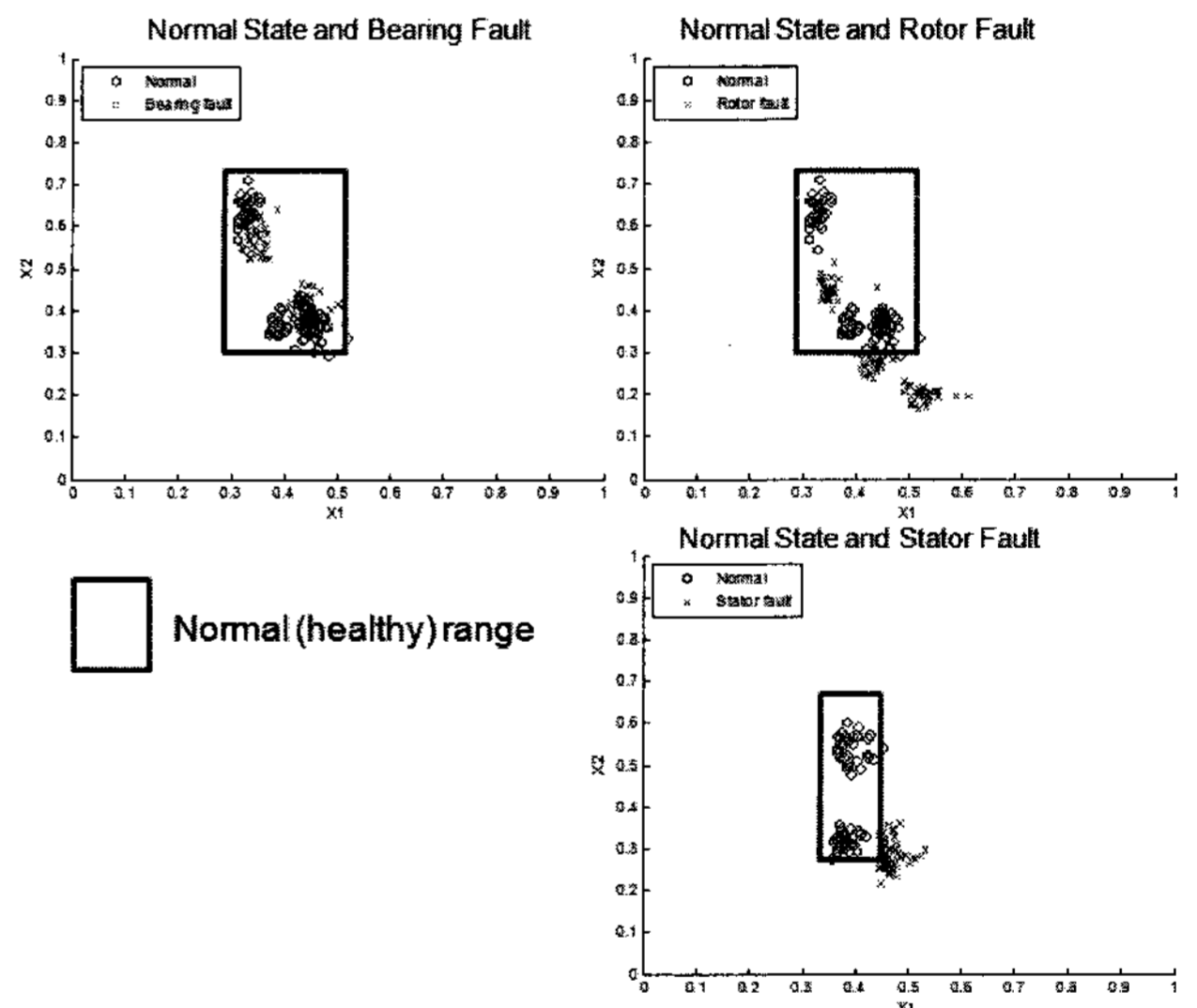


그림 8. 모터의 이전정상과 고장상태 비교
Fig. 8. The comparison of faults and past self healthy state

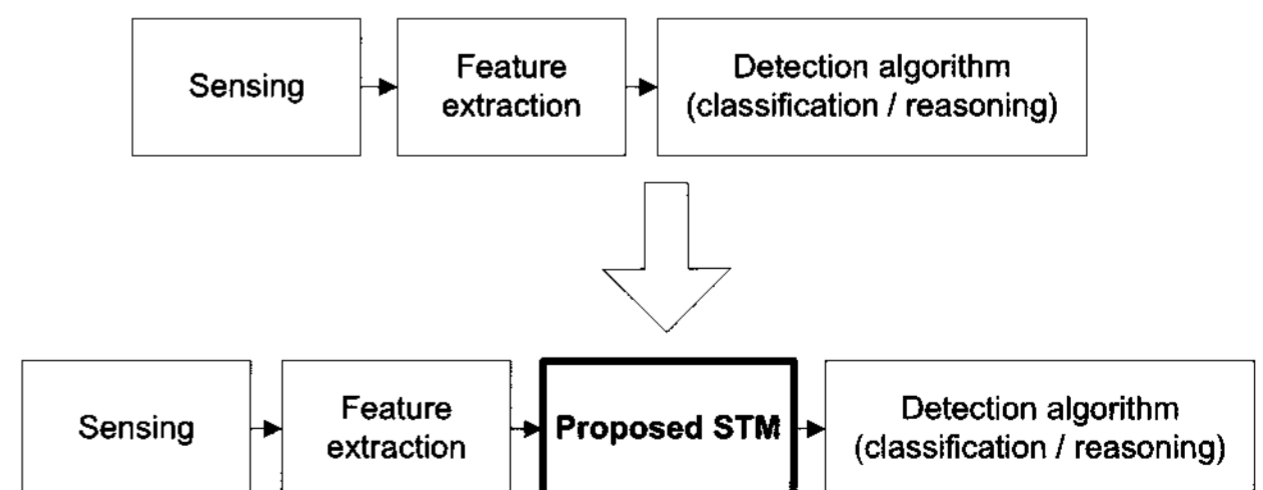


그림 9. 제안한 진단과정
Fig. 9. Proposed diagnosis process

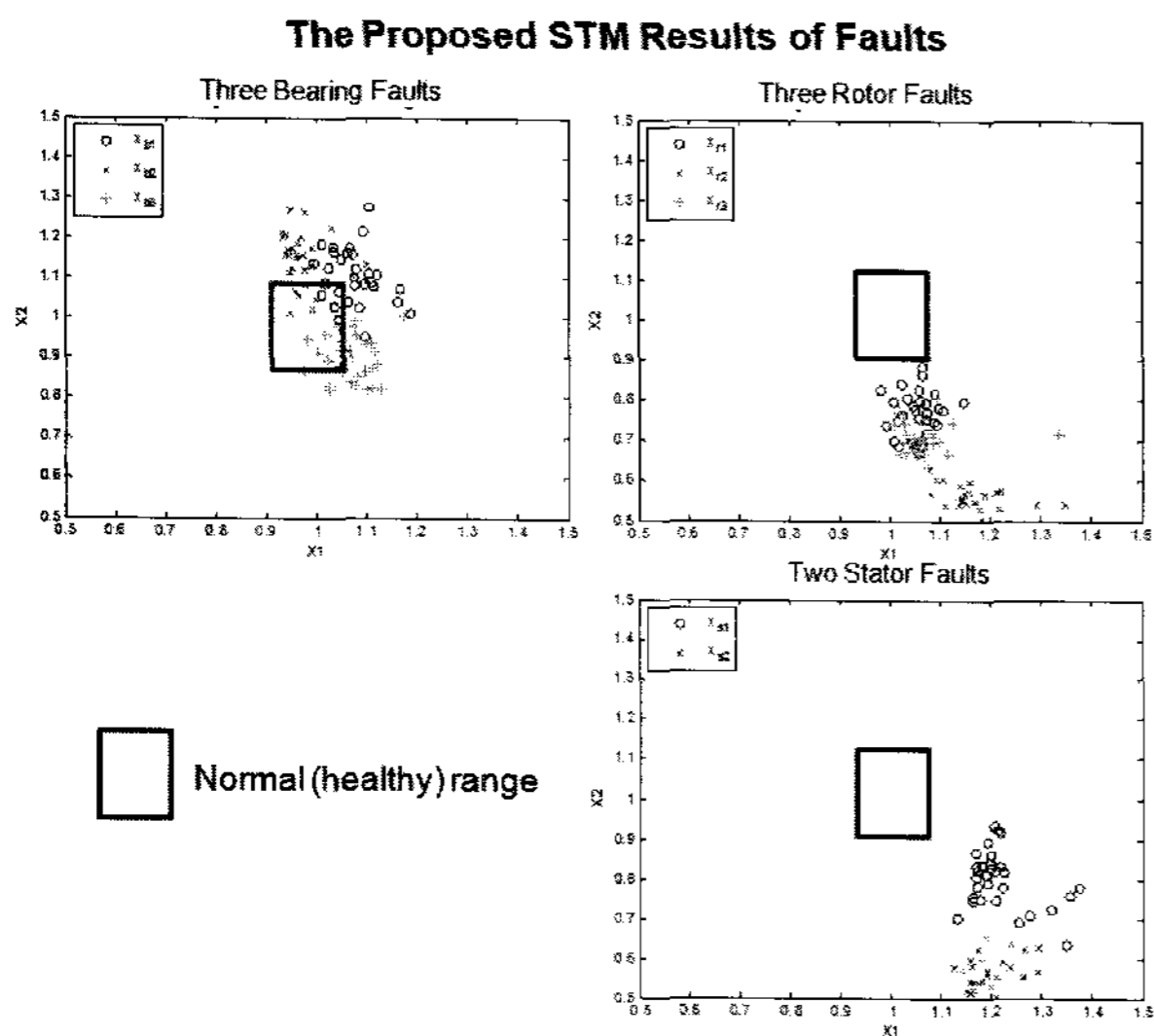


그림 10. 상태천이모델이 적용된 ΔX 고장신호
Fig. 10. The proposed STM results of ΔX faults

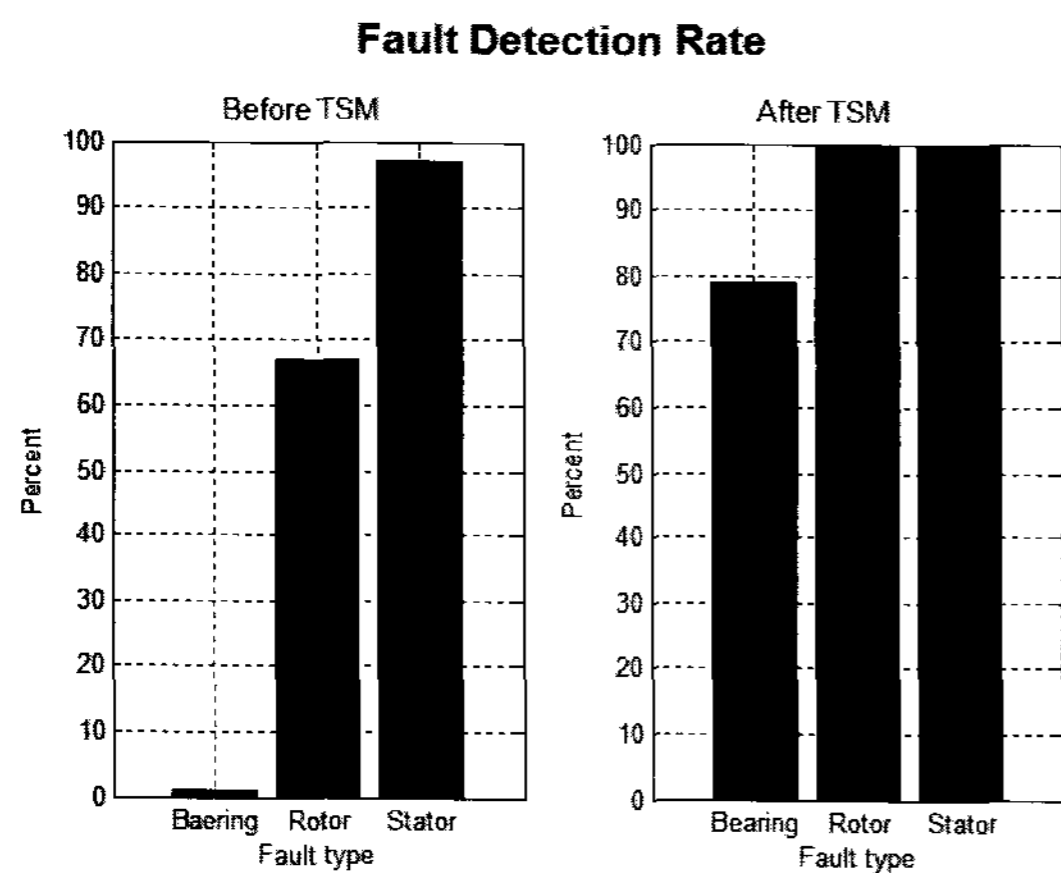


그림 11. 상태천이모델이 적용하여 향상된 고장검출율
Fig. 11. Fault detection rate using TSM

상태천이모델이 적용하여 얻은 ΔX 값으로 고장을 구분하는 계층구조를 가진 퍼지시스템을 그림 12와 같이 구성하였다. 그림 10의 각 고장별 분포는 독립된 세 개의 퍼지 분류기의 정보로 사용한다. 세 개의 분류기의 입력은 두 주파수 영역의 신호변화비율인 $\Delta X_1, \Delta X_2$ 이며, 출력은 하나로 모터의 상태를 의미한다. 표 3은 고장 여부를 판단하는 퍼지진단기의 결과로 이상적인 출력은 정상일 때 1 를, 고장일 때 0의 값을 가진다. 표 4는 베어링 고장을 진단하는 퍼지진단기의 결과로 이상적인 출력은 베어링 고장일 때 음수 값을 가진다. 마지막으로 표 5는 전기적인 고장으로 분류한 회전자와 고정자의 고장으로 회전자의 고장일 경우 퍼지진단기의 이상적인 출력은 1 를, 고정자의 고장일 경우 출력은 2 를 가진다. 본 논문에서 제안한 방법인 상태천이모델은 설계한 진단기 시스템의 현장적용 효율성을 높이기 위해 동일 모터간의 특성을 최소화하여 고장 검출성능을 향상시켰다. 그리고 계층구조의 퍼지시스템은 세 가지 고장을 분류함으로써 고장의 원인을 추정하는 효과적인 방법이라 할 수 있다.

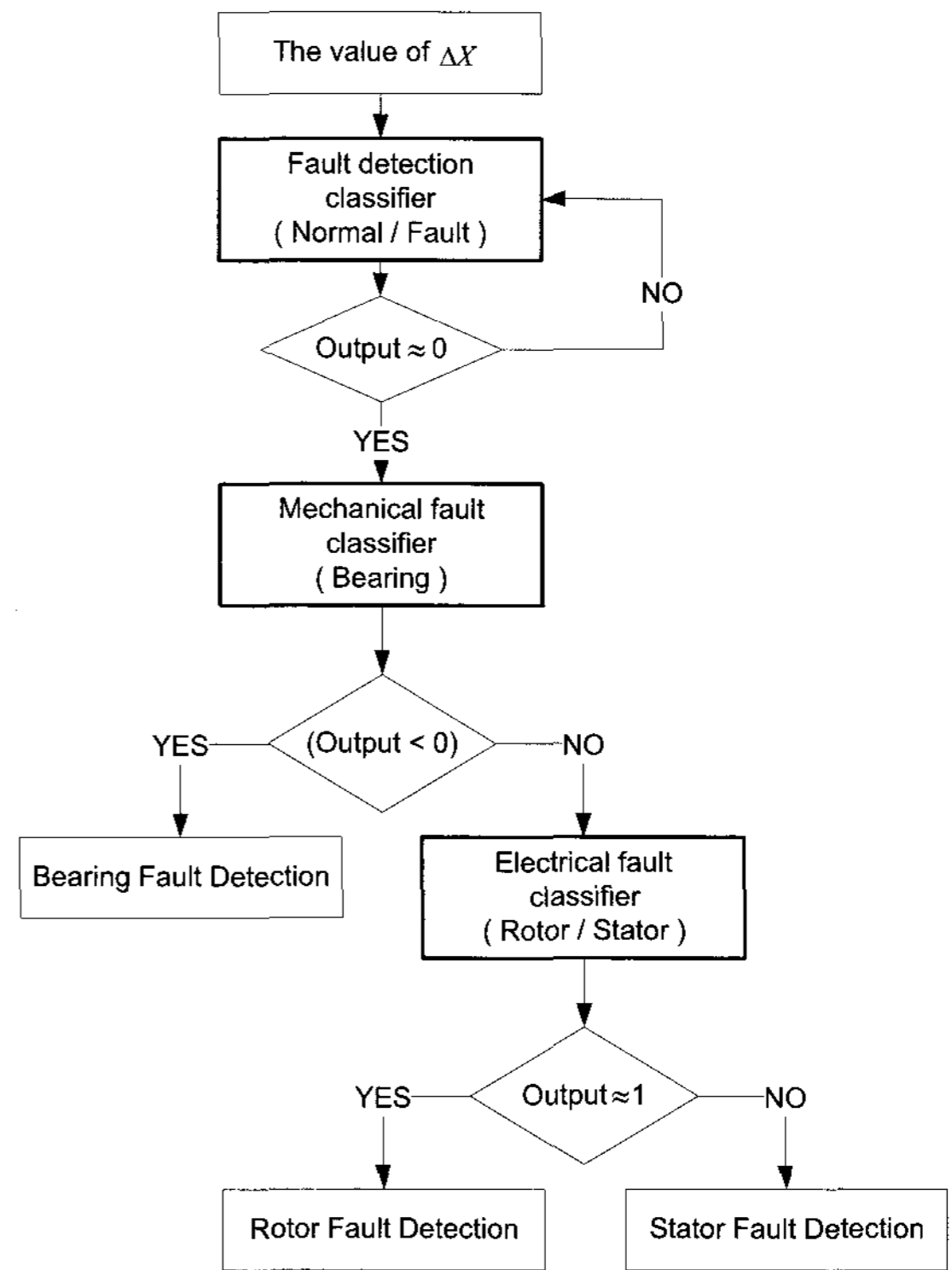


그림 12. 고장종류를 구분하는 계층구조의 진단 시스템
Fig. 12. The proposed diagnosis system of hierarchical structure

표 3. 고장검출 퍼지진단기의 진단결과
Table 3. Output of fault detection classifier

Fault type	Output of classifier	
	Ideal	Mean(Actual)
Bearing	0	0.5728
Rotor	0	0.4369
Stator	0	0.4004

표 4. 기계고장 퍼지진단기의 진단결과
Table 4. Output of mechanical fault classifier

Fault type	Output of classifier	
	Ideal	Mean(Actual)
Bearing	< 0	-0.6955
Rotor	> 0	0.6519
Stator	> 0	0.8095

표 5. 전기고장 퍼지진단기의 진단결과
Table 5. Output of electrical fault classifier

Fault type	Output of classifier	
	Ideal	Mean(Actual)
Rotor	1	1.3762
Stator	2	1.7575

참고 문헌

[1] 박진수, 김연태, 배현, 김성신, "복합고장을 가지는 농형유도전동기의 모델링과 고장진단," *Proceedings of KFIS Autumn Conference 2006*, vol. 16, no. 2, 2006.

[2] Xiang-Qun, Hong-Yue Zhang, Jun Liu, Jing Yang, "Fault Detection and Diagnosis of Permanent Magnet DC Motor Based on Parameter Estimation and Neural Network," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, no. 5, pp. 1021-1030, Oct. 2000.

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

[4] Sang-Hyuk Lee, Seong-Pyo Cheon, Yountae Kim, Sungshin Kim, "Fourier and Wavelet Transformations for the Fault Detection of Induction Motor with Stator Current," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4114, pp. 557-569, Aug. 2006.

[5] Hyeon Bae, Sungshin Kim, Yountae Kim, Sang-Hyuk Lee, "Application of Time-Series Data Mining for Fault Diagnosis of Induction Motors," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3483, pp. 1085-1094, May 2005.

[6] Achmad Widodo, Bo-Suk Yang, Tian Han, "Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of induction motors," *A. Widodo et al. / Expert Systems with Applications*, vol. 32, pp. 299-312, 2007.

[7] YE Zhongming and WU Bin, "A Review on Induction Motor Online Fault Diagnosis," *Power Electronics and Motion Control Conference*, vol. 3, pp. 1353-1358, Aug. 2000.

[8] Electro-Craft Corporation, *DC MOTORS SPEED CONTROLS SERVO SYSTEM*, 1978.

[9] Olaf Moseler and Rolf Isermann, "Application of Model-Based Fault Detection to a Brushless DC Motor," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, VOL. 47, NO. 5, Oct. 2000.

[10] ACS Motion Control (2003). SPiiPlus Setup Guide revision 4.20.

[11] Jahns T.M. and W.L. Soong, "Pulsating torque minimization techniques for permanent magnet AC motor drive a review," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 43, pp. 321-330, Apr. 1996.

[12] Hanselman, D., "Minimum torque ripple, maximum efficiency excitation of brushless permanent magnet motors," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 41, pp. 292-300, June 1994.

저자 소개



백경동(Gyeongdong Baek)
 2006년 : 부산대학교 전자전기정보컴퓨터 공학부 졸업
 2008년 : 부산대학교 전기공학과 졸업 (공학석사)
 2008년~현재 : 동대학원 전자전기공학과 박사과정

관심분야 : 클러스터링 알고리즘, 고장진단, 지능제어

E-mail : gdbaek@pusan.ac.kr



김연태(Yountae Kim)
 2003년 : 부산대학교 전자전기통신공학부 졸업
 2005년 : 동대학원 전기공학과 졸업 (공학석사)
 2005년~현재 : 동대학원 전기공학과 박사과정

관심분야 : 신호처리, 영상처리, 고장진단, 지능제어

E-mail : dream0561@pusan.ac.kr



김성신(Sungshin Kim)
 1986년 : 연세대학교 전기공학과 졸업 (공학석사)
 1996년 : Georgia Institute of Technology, 전기공학과 졸업 (공학박사)
 1998년~현재 : 부산대학교 전기공학과 부교수

관심분야 : 지능 시스템, 데이터 마이닝

Phone : +82-51-510-2374

Fax : +82-51-513-0212

E-mail : sskim@pusan.ac.kr