

진동 신호의 2차원 변환을 통한 유도 전동기 다중 결함 진단

Multiple Faults Diagnosis in Induction Motors Using Two-Dimension Representation of Vibration Signals

정인규* · 강명수** · 장원철* · 김종면†

In-Kyu Jeong, Myeongsu Kang, Won-Chul Jang, Jong-Myon Kim

Key Words: Fault diagnosis, induction motors, feature enhancement, spatial domain of vibration signal, multi-class support vector machine

ABSTRACT

Induction motors play an increasing importance in industrial manufacturing. Therefore, the state monitoring systems also have been considering as the key in dealing with their negative effect by absorbing faulty symptoms in motors. There are numerous proposed systems in literature, in which, several kinds of signals are utilized as the input. To solve the multiple faults problem of induction motors, like the proposed system, the vibration signals is good candidate. In this study, a new signal processing scheme was utilized, which transforms the time domain vibration signal into the spatial domain as an image. Then the spatial features of converted image then have been extracted by applying the dominant neighbourhood structure (DNS) algorithm. In addition, these feature vectors were evaluated to obtain the fruitful dimensions, which support to discriminate between states of motors. Because of reliability, the conventional one-against-all (OAA) multi-class support vector machines (MCSVM) have been utilized in the proposed system as classifier module. Even though examined in severity levels of signal-to-noise ratio (SNR), up to 15dB, the proposed system still reliable in term of two criteria: true positive (TF) and false positive (FP). Furthermore, it also offers better performance than five state-of-the-art systems.

1. 서 론

유도 전동기는 현대 산업 제조의 중요한 동력원으로 알려져 있다. 펌프, 공기 압축기, 공작 기계, 믹서기, 컨베이어 벨트 등 많은 응용분야에서 유도 전동기가 요구되며 중요한 구성요소 중 하나이다⁽¹⁾. 그러나 유도 전동기의 구성 요소에 결함이 발생하면 제품의 품질 저하, 운영 중단에 따른 경제적 손실 발생을 야기할 수 있다. 따라서 유도 전동기를 위한

안정적인 상태 감시 시스템은 현대 산업 공정에서 점점 더 중요한 요소가 되고있다.

최근 유도 전동기 상태 감시 시스템을 위해 사용되는 신호로는 진동 신호, 전류-전압 신호, 음향 신호가 대표적이다⁽²⁾. 특히 전류-전압 신호의 경우에는 측정 방법이 용이하고, 센서의 비용이 저렴하기 때문에 유도 전동기의 전기적 결함에 대한 상태 감시에 많이 사용되고 있다. 하지만 전류-전압 신호의 경우 유도 전동기의 기계적 결함에 대한 상태 감시에는 제약이 있어 여전히 유도 전동기의 전기적 결함 및 기계적 결함의 상태 감시를 위해 진동 신호가 많이 사용되고 있다^(3,4,5,6).

진동 신호를 이용하여 유도 전동기 결함을 진단하기 위해서는 시간 영역, 주파수 영역, 시간-주파수

† 교신저자; 정희원, 울산대학교 전기공학부
E-mail : jmkim07@ulsan.ac.kr
Tel : (052)259-2217, Fax : (052)259-1687

* 울산대학교 전기전자컴퓨터공학과

** 정희원, 울산대학교 전기전자컴퓨터공학과

영역 분석을 통해 각 결함 유형별 특징을 잘 나타내는 특징 추출이 요구된다. 일반적으로 평균(mean), 분산(variance), 첨예도(kurtosis) 등 통계 값을 특징으로 이용하는 시간 영역 분석 기법은 진동 신호의 비선형(non-linear) 및 비정상(non-stationary) 특징으로 인해 시간이 지남에 따라 신호의 변화가 발생하므로 일정한 결함 특징을 표현하는데 제약이 된다. 그에 반해 고속 푸리에 변환(fast Fourier transform)을 이용하는 주파수 분석은 각 결함 유형별 특징 주파수(characteristic frequency)를 활용함으로써 좋은 특징을 추출할 수 있다. 하지만 일부 고 주파수 대역에서 특징 주파수를 갖는 유도 전동기 결함의 경우에는 잡음 성분 등에 의해 그 특징 주파수 성분이 가려지는 경우가 있다. 또한 주파수 분석을 통한 특징 추출의 경우 순간적으로 발생하는 결함을 감지하기에는 다소 어려운 문제가 있다. 이를 해결하기 위해 최근 STFT(short-time Fourier transform), 웨이블릿 변환(wavelet transform) 및 EMD(empirical mode decomposition) 등을 이용한 시간-주파수 영역 분석 기법을 이용한 특징 추출에 관한 연구가 활발히 진행되고 있으나⁽⁷⁾, STFT의 경우는 시간 해상도와 주파수 해상도의 사이의 trade-off가 발생하는 문제, 웨이블릿 변환 및 EMD를 이용하여 입력 신호를 분해한 후 어떤 대역의 신호를 사용해야 하는가에 대한 대역 선택의 문제 등이 특징 추출에 제약이 된다.

따라서 본 논문에서는 기존의 시간 영역, 주파수 영역, 시간-주파수 영역 분석 기법을 통한 특징 추출 방법이 아닌 1차원 진동 신호를 2차원 그레이 영상으로 변환함으로써 1차원 진동 신호에서 살펴보기 어려운 데이터간의 상관관계를 확인함으로써 유도 전동기 결함 유형별로 보다 효율적인 특징을 추출하고자 한다.

최근 많은 연구에서 유도 전동기 결함을 효율적으로 나타내는 특징 벡터를 신경망 회로(neural network)나 서포트 벡터 기계(support vector machine, SVM) 등 여러 분류기의 입력으로 이용함으로써 유도 전동기 다중 결함을 분류하고 있다^(8,9,10). 본 논문에서는 이와 같은 분류기 가운데 SVM을 분류기로 이용한다. 이는 한정된 학습 데이터(training data)를 이용하는 환경에서 다른 분류기보다 좋은 성능을 보이기 때문이다⁽¹¹⁾.

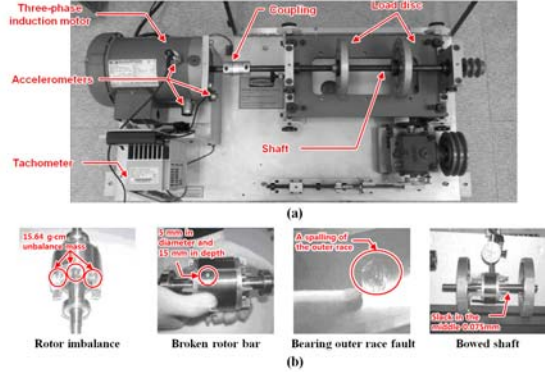


Fig. 1 Experimental environment

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 대상으로 하는 유도 전동기 결함 신호 취득 환경 및 결함 유형을 설명하고, 3장에서는 다중 결함 분류를 위한 시스템을 제안한다. 다음으로 4장에서는 제안한 유도 전동기 다중 결함 시스템의 성능을 평가하고, 마지막으로 5장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 유도 전동기의 결함 신호 취득 및 결함 유형

본 논문에서는 정상적으로 동작하는 유도 전동기를 포함 여덟 가지 유도 전동기 결함을 취득하기 위한 실험 환경은 Fig. 1(a)와 같으며, 실험에 사용한 유도 전동기는 0.5 kW, 220 V, 3650 RPM(revolutions-per-minute)으로 동작한다. 일곱 가지 결함 유형의 진동 신호 취득을 위해 총 4개의 유도 전동기를 사용하였으며, 이 중 하나는 정상 상태의 전동기이다. 먼저 정상 상태의 유도 전동기를 이용하여 정상, 각 정렬 불량, 평형 정렬 불량, 회전자 불균형 및 위상 불균형 신호를 취득하였고, 나머지 세 개의 유도 전동기를 통해서 회전자 봉 파손 결함, 굽어진 회전자 결함, 베어링 외륜 결함 신호를 각각 취득하였으며 그 결함은 Fig. 1(b)와 같다. 이와 같이 정상 및 일곱 가지 결함에 대해 8,000 Hz로 샘플링된 1초 길이의 진동 신호 105개를 축 방향, 수평 방향, 수직 방향으로 유도 전동기에 부착된 가속도 센서로부터 취득하였고, 신호 분석 결과 축 방향의 진동 신호에서 각 결함 유형별 특징을 잘 나

Table 1 Faults Description of Induction Motors

Type of faults	Fault description
Angular misalignment fault (AMF)	Angular misalignment is the effective angle between the two shaft centerlines and the angle between the shaft centerlines is 0.48°.
Broken rotor bar fault (BRBF)	Among 34 rotor bars, 12 rotor bars are involved in the plastic deformation of the grinding furrow: 5 mm in diameter and 15 mm in depth.
Parallel Misalignment Fault (PMF)	The offset between two centerlines of the motor and load has been changed 0.1mm
Rotor Imbalance fault (RIF)	Unbalance mass of 15.64 g·cm is added at the right end of the rotor
Bearing fault (BF)	A spalling on the outer race of the bearing is replicated
Bowed shaft fault (BSF)	The shaft is slack in the middle (0.075 mm), which causes dynamic air-gap eccentricity.
Phase imbalance fault (PIF)	4.3Ω resistance is connected to one of the three-phase wires of the induction motor.

타내었다. 따라서 본 논문에서는 축 방향 진동 신호를 유도 전동기 결함 분류에 사용하며, Table 1은 유도 전동기 결함 유형과 그에 대한 설명이다.

3. 유도 전동기 다중 결함 분류 시스템

본 논문에서 제안하는 유도 전동기 다중 결함 분류 시스템은 1차원 진동 신호를 2차원 그레이 영상으로 변환, 변환된 영상으로부터 특징 추출 및 SVM을 이용한 결함 유형 분류로 구성되며, 이에 대한 자세한 설명은 아래와 같다.

3.1 데이터 변환

1차원 진동 신호를 2차원 영상으로 변환하기

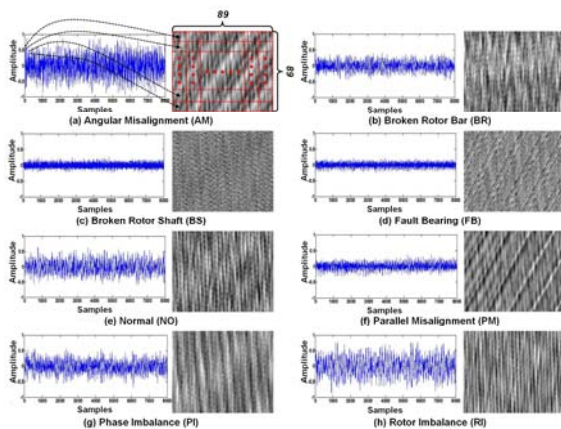


Fig. 2 Examples of two-dimensional representation of one-dimensional vibration signal for multiple induction motor faults

위해, 진동 신호의 각 샘플(sample)은 0에서 255사이의 값으로 정규화 되고, 정규화한 값은 Fig. 2에서와 같이 영상의 픽셀 값으로 대응된다. 본 논문에서는 8,000 Hz로 샘플링된 1초 길이의 진동 신호를 유도 전동기 결함 분류에 사용하였으므로 최종적으로 89×89 크기의 그레이 영상을 얻을 수 있다.

Fig. 2에서와 같이 1차원 진동 신호를 2차원 영상으로 변환함으로써 진동 신호의 샘플 사이의 상관관계를 보다 쉽게 확인할 수 있으며, 변환된 영상에서 확인할 수 있듯이 유도 전동기 결함 유형별 특정한 패턴(pattern)이 반복되는 질감(texture) 특징이 나타나는 것을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 결함 유형별 질감 특징을 효과적으로 추출하여 분류기의 입력으로 사용한다.

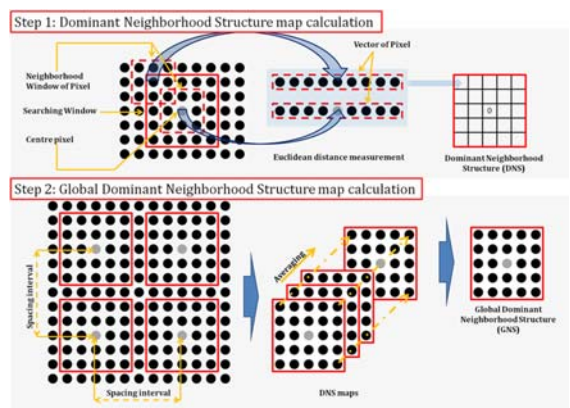


Fig. 3 Process to generate DNS

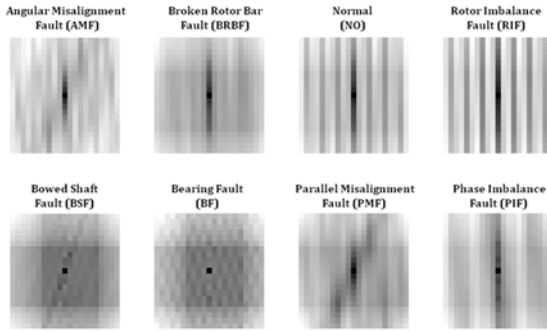


Fig. 4 Examples of DNS of each induction motor fault

3.2 공간 영역에서의 특징 추출

본 논문에서는 1차원 진동 신호에서 변환된 2차원 영상으로부터 질감 특징을 추출하기 위해 2011년 F. M. Khellar가 제안한 DNS(dominant neighborhood structure)를 이용하며, Fig. 3은 DNS 생성 과정을 나타낸다. DNS 생성을 위해 먼저 LNS(local neighborhood structure)를 생성해야 하는데 이를 위해서는 먼저 검색 윈도우(search window)와 이웃 윈도우(neighborhood window)를 정의한다. 영상의 좌측 가장자리를 기준으로 $m \times n$ 검색 윈도우를 씌우며, 이때 검색 윈도우의 가운데 있는 픽셀을 중심 픽셀(center pixel)이라 한다. 질감 특징 추출을 위해서는 검색 윈도우내에 있는 중심 픽셀 주위로 크기가 $m \times m$ 인 이웃 윈도우를 씌워 벡터 V_s 를 생성한다. 다음으로 검색 윈도우내 좌측 상단에 위치한 픽셀을 중심으로 하여 이웃 윈도우를 씌워 벡터 V_n 를 생성한 후, V_s 와 V_n 사이에 식(1)과 같이 유클리드 거리(Euclidean distance, ED)를 계산하여 좌측 상단에 위치한 픽셀 값을 대체한다. 이와 같은 과정이 검색 윈도우내에 있는 모든 픽셀을 처리할 때까지 반복되어 최종적으로 LNS를 생성한다.

$$ED^2 = \| V_s - V_n \|^2. \quad (1)$$

이와 같이 검색 중심 픽셀 사이의 간격을 5로 하여 우측에서 아래로 이동하면서 LNS를 계속적으로 생성한다. 마지막으로 모든 LNS가 생성되면 LNS내 같은 위치에 있는 픽셀 값들에 대한 평균 픽셀 값을 갖는 DNS를 생성하며 이를 이용하여 질감 특징을 추출한다. 이때 윈도우의 크기가 너무 작으면 충분한 질감 특징 정보를 반영할 수 없는 반면 특징을

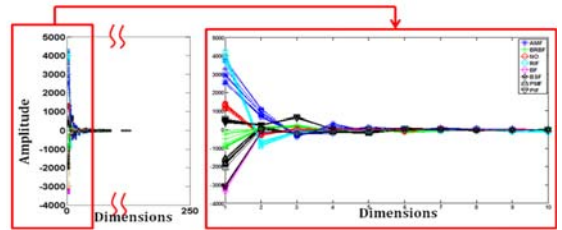


Fig. 5 A result of PCA to a 1×216 feature vector for each induction motor fault

추출하는데 소요되는 시간은 줄어든다. 하지만, 윈도우의 크기가 크면 충분한 질감 특징 정보를 반영할 수 있지만 많은 시간이 소요된다. 따라서 본 논문에서는 많은 실험을 통해 DNS를 생성하는데 소요되는 시간 대비 충분한 질감 특징을 반영하는 21×21 의 검색 윈도우와 13×13 이웃 윈도우를 사용하여 DNS를 생성하였으며, Fig. 4는 결함 유형별 DNS의 예로써 2차원으로 변환된 영상에서 나타나는 질감 특징을 잘 묘사하는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 4에서와 같이 DNS가 유도 전동기 결함 유형별 질감 특징을 잘 반영하고 있지만 21×21 크기의 DNS내에 있는 모든 픽셀 정보를 결함에 대한 특징으로 사용하기에는 어려움이 있다. 첫째 분류기로 사용되는 입력 데이터의 수가 너무 커 분류하는데 많이 시간이 소요되며, 둘째 너무 많은 입력 데이터는 결함 유형별 특징을 구분하는데 방해가 된다. 따라서 본 논문에서는 다음 두 가지 기법을 이용하여 분류기의 입력으로 사용할 데이터의 수를 줄인다.

먼저 DNS의 가운데 위치한 픽셀을 기준으로 반지름이 1에서 10인 동심원 10개를 그리고 동심원에서 45° 간격으로 위치한 픽셀 값을 취함으로써 1×216 크기의 새로운 특징 벡터를 생성한다. 다음으로 주성분 분석(principal component analysis, PCA)기법⁽¹²⁾을 이용하여 특징 벡터의 차원을 줄이는데, Fig. 5는 유도 전동기 각 결함별 PCA 적용 결과를 보여주며 차원이 클수록 결함 유형별 그 특징을 뚜렷하게 구분하지 못하는 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 특징 벡터의 차원에 따른 분류 정확도를 평가함으로써 유도 전동기 결함 분류 시스템을 위한 효과적인 특징만을 선택한다. 자세한 내용은 본 논문의 4장 1절에 기술한다.

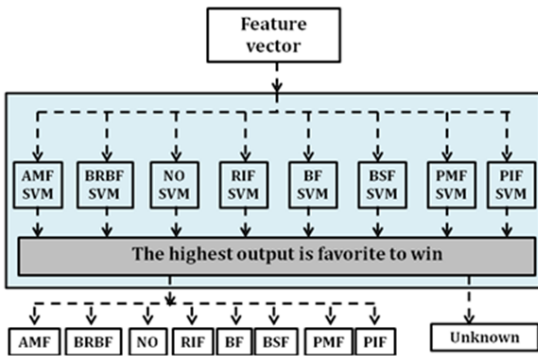


Fig. 6 OAA in MCSVMs structure

3.4 OAA SVM을 이용한 결함 분류

SVM은 이진 분류기로써 두 클래스 간 마진 (margin)을 극대화하는 초평면(hyper plane)을 찾아 내어 주어진 데이터를 선형적으로 분할한다. 하지만 본 논문에서는 정상 신호 포함 일곱 가지 유도 전동기 결함(AMF, BRBF, NO, RIF, PMF, BF, BSF, PIF)을 분류해야 하므로 MCSVM(multi-class support vector machines)가 필요하다. MCSVM을 구현하기 위한 방법으로는 one-against-one(OAO) 및 one-against-all(OAA) 방식이 있다. 본 논문에서는 OAO구조의 MCSVM 대비 비교적 좋은 성능을 보이는 OAA구조의 MCSVM을 이용한다. Fig. 6은 본 논문에서 사용한 OAA기반 MCSVM을 나타낸다.

실생활에서 사용되는 응용 애플리케이션의 경우 클래스 간 데이터가 선형적으로 분리 되지 않을 경우가 대부분이므로 비선형 데이터 집합을 두 개의 클래스로 분할할 수 있는 초평면이 필요하다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 커널 함수를 이용하여 입력 벡터를 보다 고차원 특징 공간속으로 매핑하여 초평면을 찾게 된다. SVM에 사용되는 대표적인 커널 함수는 다항 함수, 가우시안 방사 기저함수 (Gaussian radial basis function, RBF), 지수 방사 기저 함수 등이 있다. 일반적으로 가우시안 방사 기저의 커널 함수의 성능이 좋기 때문에 본 논문에서 SVM의 커널 함수로 가우시안 커널 함수를 사용했다.⁽²¹⁾ 가우시안 커널 함수는 다음 식(3)과 같이 표현된다.

$$k(sv_i, sv_j) = \exp \frac{\| sv_i - sv_j \|^2}{2\sigma^2} \quad (3)$$

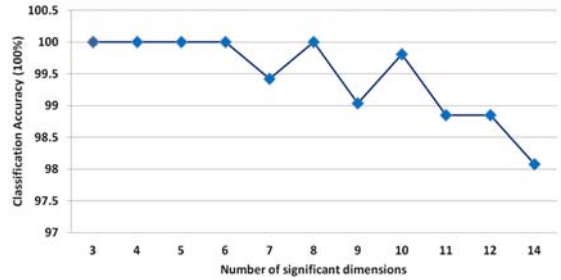


Fig. 7 The highest system performance in each of sigma value and number of significant dimensions in final feature vector

시그마 값이 작을 경우 기초 함수에 오버트레이닝이 발생하고 반대로 시그마 값이 큰 경우, 기초 함수는 모양이나 패턴을 정의하지 않고 포인트 주변에 타원을 그린다.⁽¹³⁾ 즉, 시그마 값에 따라 분류 성능이 달라질 수 있다. 따라서 본 논문은 입력받은 데이터로부터 고장 데이터를 가장 잘 구별할 수 있는 최적의 시그마 값을 선택했다.

4. 실험 결과

4.1 MCSVMs의 시그마 값의 최적화

유도 전동기의 신뢰성 있는 고장 분류와 효과적인 특징 벡터 구축을 위해 매개 변수 모두를 포괄 할 수 있는 최적의 시그마 값을 찾을 필요가 있다. Fig. 7에서 보듯 시스템의 가장 높은 성능을 보이는 중요한 차원에서 이에 상응하는 최적의 시그마 값이 필요하다.

제안 된 방법은 3~6개의 중요한 차원의 수 에서 최대 분류 정확도를 달성한다. 물론, 큰 숫자의 차원은 분류 작업에 있어 큰 부담이 된다. 따라서 특징 벡터의 가장 중요한 세 가지 차원만 유지하고 나머지는 제거한다.

분류 정확도의 측면에서 시스템에 가우시안 방사형 기초 커널 함수의 시그마 값의 범위는 0.1에서 2까지 0.1의 간격으로 변경하며 평가되었다. Table 2는 중요한 차원의 수가 3인 경우 유도 전동기의 결함을 분류하기 위해 각 SVM에 대한 선택된 최적의 시그마 값을 보여준다.

Table 2 Optimal sigma value of each SVM structure

Faults	Optimal range	Selected values
AMF (SVM1: class 1)	$0.2 < \sigma < 2.0$	1
BRBF (SVM2: class 2)	$0.1 < \sigma < 2.0$	0.9
NO (SVM3: class 3)	$0.1 < \sigma < 1.4$	0.6
RIF (SVM4: class 4)	$0.1 < \sigma < 1.9$	1
BF (SVM5: class 5)	$0.1 < \sigma < 0.3$	0.2
BSF (SVM6: class 6)	$0.1 < \sigma < 0.4$	0.2
PMF (SVM7: class 7)	$0.1 < \sigma < 1.2$	0.6
PIF (SVM8: class 8)	$0.1 < \sigma < 1.1$	0.5

4.2 성능 비교

본 논문에서 분류는 True Positives(TP)와 False Positives(FP)의 두 가지 기준에 따라 정의된다. TP는 i번째 클래스에서 정확하게 분류된 고장의 개수이고 FP는 i번째 클래스에서 잘못 분류된 클래스의 개수이다. 시스템의 정확성을 예측하기 위해 프로세서를 열 번 반복하여 테스트 하였고 성능은 결과를 평균화 하여 도출했다. 또한, 각 시험 단계에서 훈련 데이터 집합 및 테스트 데이터 집합은 소스 데이터에서 무작위로 생성되었다. 본 연구에서 20dB의 가

우시안 노이즈를 추가하여 실제 산업환경을 추정한다. 시스템의 성능 및 정확성에 대한 비교는 Table 3과 Table 4에서 보여준다.

알고리즘 1은 유도 전동기의 베어링 결함을 감지하고 식별하기 위한 알고리즘이다. 시간 영역의 통계적 특징은 신호의 특징을 제시하기 위해 사용된다. 신경회로망 기반의 분류 모델을 적용하였다.⁽¹³⁾

알고리즘 2는 제안하는 방법과 목적이 일치한다. 알고리즘 2 역시 유도 전동기에서 같은 수의 상태를 구별하는데 초점을 두고 있다. 시간 혹은 주파수 기반의 통계학적 정보는 진동 신호로부터 정보를 얻기 위하여 사용 되었다. 이 시스템은 BRBF, NO, BF, BSF, PMF, PIF의 진동 신호에서 좋은 성능을 보이지만 RIF와 AMF의 특징이 서로 유사하기 때문에 분류기는 낮은 정확성을 보인다.

반면, 제안하는 시스템의 특징 벡터들은 GNS지도에서 추출 하였다. 또한, 특징 벡터들은 PCA 알고리즘을 적용하여 분석했고 오직 중요한 신호 특징만을 선택, 나머지는 제거하였다. 따라서 제안하는 시스템은 자유 잡음이 존재하는 시끄러운 환경에서도 신뢰할 수 있는 성능을 보장한다.

Table 3 Systems performance in term of true positive and false positive, free-noise condition

Free-noise		Average classification accuracy in terms of true positives and false positives								Average
		AMF	BRBF	NO	RIF	BF	BSF	PMF	PIF	
Algorithm 1 (5)	TP rate (%)	91.35	91.54	84.23	90.38	96.73	98.46	97.11	80.19	91.25
	FP rate (%)	1.54	1.24	2.17	0.80	0.22	0.47	0.63	3.24	1.29
Algorithm 2 ⁽¹⁴⁾	TP rate (%)	85.15	100.00	100.00	97.11	100.00	100.00	100.00	100.00	97.78
	FP rate (%)	4.12	0.00	0.00	19.78	0.00	0.00	0.00	0.00	2.99
Proposed approach	TP rate (%)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
	FP rate (%)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Table 4 Systems performance in term of true positive and false positive, SNR = 20dB

20dB		Average classification accuracy in terms of true positives and false positives								Average
		AMF	BRBF	NO	RIF	BF	BSF	PMF	PIF	
Algorithm 1 (5)	TP rate (%)	91.54	88.08	84.04	90.96	95.96	99.04	95.96	79.81	90.67
	FP rate (%)	1.92	0.49	2.58	0.99	0.14	0.58	0.41	3.38	1.31
Algorithm 2 ⁽¹⁴⁾	TP rate (%)	92.69	100.00	99.61	97.30	100.00	100.00	100.00	100.00	98.7
	FP rate (%)	4.39	0.00	0.00	10.43	0.00	0.00	0.00	0.00	1.85
Proposed approach	TP rate (%)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
	FP rate (%)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

4.3 실행시간 분석

다중 상태의 문제를 다루는 시스템의 높은 정확성 뿐만 아니라 실제 산업 환경에서 시스템의 실시간 처리는 피할 수 없는 요구사항이다. 그러나, DNS지도 알고리즘은 잡음에 강한 특징 벡터를 추출하기 위해 대규모 컴퓨팅 연산이 요구되고 이로 인해 약 7 초의 수행 시간이 소요 된다.

다행히도, 연산시간 문제는 병렬 프로그래밍을 통해 해결할 수 있다. NVIDIA 지포스 GTX 580은 병렬 아키텍처로 본 논문에서 제안하는 시스템을 효과적으로 처리하는 데 적합하다. Table 6에 Table시 된 바와 같이, 제안 된 시스템의 연산시간은 CPU의 순차접근 방식에 비해 118 배 빠른 성능을 보인다. 따라서, 제안하는 시스템은 병렬 프로그래밍을 통하여 실시간 응용 프로그램을 만족할 수 있다. Table 5는 CPU와 GPU에서의 수행 시간을 나타낸다.

5. 결론

본 연구에서는 유도 전동기를 위한 견고한 고장 검출 및 분류 시스템을 제안 하였다. 접근 방식은 모터 상태를 매우 정확하게 식별하기 위해 효과적인 특징 추출에 집중하였다. 제안하는 시스템에서, 진동 신호는 신호의 시간 영역의 샘플에 따라 회색 이미지로 변환한다. 그런 다음, 특징 벡터는 DNS지도 알고리즘에 의해 GNS지도를 생성한다. 다음으로 PCA 알고리즘을 사용하여 특징 벡터를 평가하고 MCSVMs 분류기에 공급하기 전에 중요하지 않은 치수를 제거한다. 시스템의 신뢰성을 높이기 위해, 서포트 벡터 기계와 시그마 값은 최적의 값으로 결정됐다. 세 가지 차원과 Table 2와 같은 시그마 값이 사용 되었고, 실험 결과 제안 된 시스템이 100 % 분류 정확도를 얻는 것을 보여준다. 또한 제안하는 접근 방식은 15dB 또는 20dB의 SNR과 가우시안 잡음 공격 측면에서 더 강력하고, 다섯 가지 최첨단 알고리즘을 능가함을 알 수 있다.

참 고 문 헌

(1) Aravindh, K. B., Saranya, G., Selvakumar, R., Swetha, S. R., Saranya, M., and Sumesh, E.

Table 5 Time execution of proposed system

	CPU	GPU	Speed up
Image conversion	41.8	0.45	92
DNS map extraction	7180	60	118.67
Feature extraction	6.7	0.07	100
Classification	16.7	0.7	23.8
Transfer time	0	0.07	X
Total	7245.2	61.29	118.21

P., 2010, Fault Detection in Induction Motor using WPT and Multiple SVM, International Journal of Control and Automation, Vol. 3, No. 2, pp. 9~20.

(2) Mehala, N. and Dahiya, R., 2010, Detection of Bearing Faults of Induction Motor using Park's Vector Approach, International Journal of Engineering and Technology, Vol. 2, No. 4, pp. 263~266.

(3) Yadav, M. and Wadhvani S., 2011, Vibration Analysis of Bearing for Fault Detection using Time Domain Feature and Neural Network, International Journal of Applied Research in Mechanical Engineering, Vol. 1, No. 1, pp. 69~74.

(4) Lei, Y., He, Z. and Zi, Y., 2009, Application of an Intelligent Classification Method to Mechanical Fault Diagnosis, Journal of Expert Systems with Applications, Vol. 36, No. 6, pp. 9941~9948.

(5) Zarei, J., 2012, Induction Motors Bearing Fault Detection using Pattern Recognition Techniques, Journal of Expert Systems with Applications, Vol. 39, No. 1, pp. 68~73.

(6) Li, W. and Mechefske, C. K., 2006, Detection of Induction Motor Faults: A Comparison of Stator Current, Vibration and Acoustic Method, Journal of Vibration and Control, Vol. 12, No.2, pp. 165~188.

(7) Gu, D. S., Kim, J. G. and Choi, B. K., 2011, Proposition and Application of Novel

DWT Mother Function for AE signature, Proceedings of the KSNVE Annual Spring Conference, pp. 582~587

(8) Poyhonen, S., Support Vector Machine Based Classification in Condition Monitoring of Induction Motors, Phd dissertation, Helsinki University of Technology, 2004.

(9) Deriche, M., 2005, Bearing Fault Diagnosis using Wavelet Analysis, Proceeding of International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance and Safety Engineering, pp. 197~201.

(10) Mehla, N. and Dahiya, R., 2007, An Approach of Condition Monitoring of Induction Motor using MCSA, International Journal of Systems Applications, Engineering and Development, Vol. 1, No. 1, pp. 13~17.

(11) Wu, X., Kumar, K., Quinlan, J. R., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., McLachlan, G. J., Angus, N., Liu, B., Yu, P. S., Zhou, Z. H., Steinbach, M., Hand, D. J. and Steinberg, D., 2007, Top 10 Algorithms in Data Mining, International Journal of Knowledge and Information Systems, Vol. 14, pp.1~37.

(12) Herve, A. and Lynne, J. W., 2010, Principal Vomponent Analysis, Wiley Interdisciplinary Reviews : Computational Statistics, Vol. 2, pp. 433~459.

(13) Dong, L., Sethi, I. K., Dimitrova, N. and Gee, T. M., 2001, Classification of General Audio Data for Content-Based Retrieval, International Journal of Pattern Recognition Letters, Vol. 22, No. 5, pp. 533~544.

(14) Yang, B. S. and Kim, K. J., 2006, Application of Dempster-Shafer Theory in Fault Diagnosis of Induction Motors using Vibration and Current Signals, Journal of Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, pp. 403~420.