

## 질감 분석을 이용한 유도 전동기의 기계적 결함 분류

장원철\*, 박용훈\*, 강명수\*, 김종면\*

# Mechanical Fault Classification of an Induction Motor using Texture Analysis

Won-Chul Jang\*, Yong-Hoon Park\*, Myeong-Su Kang\*, Jong-Myon Kim\*

### 요약

본 논문에서는 유도 전동기의 기계적 결함을 진단하기 위해 진동신호와 질감 분석을 이용한 알고리즘을 제안한다. 영상화된 결함 신호가 갖는 무늬, 색상 대비의 특징을 분석하고, 그레이레벨 동시발생행렬(Gray-Level Co-occurrence Model, GLCM)을 통해 세 가지 질감특징을 추출한다. 추출된 세 가지 질감 특징을 RBF(Radial Basis Function) 커널 함수를 사용하는 다중레벨 서포터 벡터 머신(Multi-Level Support Vector Machine, MLSVM)의 입력으로 사용하여 결함 유형을 분류한다. 결함 유형을 분류하는 최적의 MLSVM을 위한 RBF 커널 함수의 매개변수를 찾기 위해 매개변수 값을 0.3부터 1.0으로 바꿔가며 분류성능을 평가한 결과, 결함 유형별로 0.3에서 0.6사이의 매개변수 값에서 100%에 가까운 분류 정확성을 보였다. 또한 15dB, 20dB의 잡음이 첨가된 진동신호를 이용한 실험에서도 평균 98%이상의 높은 분류 정확성을 보였다.

▶ Keywords : 결함 진단, 유도 전동기, 그레이레벨 동시발생행렬, 질감 분석, 서포터 벡터 머신

### Abstract

This paper proposes an algorithm using vibration signals and texture analysis for mechanical fault diagnosis of an induction motor. We analyze characteristics of contrast and pattern of an image converted from vibration signal and extract three texture features using gray-level co-occurrence model(GLCM). Then, the extracted features are used as inputs of a multi-level support vector machine(MLSVM) which utilizes the radial basis function(RBF) kernel function to classify each fault type. In addition, we evaluate the classification performance with varying the

•제1저자 : 장원철 •교신저자 : 김종면

•투고일 : 2013. 7. 30. 심사일 : 2013. 8. 19. 게재확정일 : 2013. 11. 7.

\* 울산대학교 전기전자컴퓨터공학과(School of Electrical, Electronics and Computer Engineering, University of Ulsan)

※ 이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것이며(NRF-2012R1A1A2043644). 또한 본 연구는 산업자원통상부의 광역경제권 선도산업 육성사업의 일환인 "동남광역경제권 선도산업 지원단"의 2013년 연구비 지원으로 수행되었음. (No. R0001220)

parameter from 0.3 to 1.0 for the RBF kernel function of MLSVM, and the proposed algorithm achieved 100% classification accuracy with the parameter of the RBF from 0.3 to 1.0. Moreover, the proposed algorithm achieved about 98% classification accuracy with 15dB and 20dB noise inserted vibration signals.

▶ Keywords : Fault diagnosis, Induction motor, Gray-level co-occurrence matrix, Texture analysis, Support vector machine

## I. 서 론

유도 전동기는 간단한 구조와 견고한 내구성을 갖추고 있어 산업 현장에서 사용되는 주요한 동력 공급원이며, 산업전반에 걸쳐 활용되고 있는 중요한 도구이다. 생산 공정 전반이 유도 전동기를 이용하여 자동화됨에 따라 장비의 대용량, 고출력화로 유도 전동기 결함에 의해 발생하는 생산성 저하와 유지보수 비용과 같은 경제적 손실 때문에 유도 전동기의 관리 및 유지보수의 중요성이 증대되고 있다.

유도 전동기의 상태 진단을 위해 사용되는 신호로 음향, 진류, 진동 신호가 있다. 음향 신호는 신호들 중에서 가장 잡음에 약해 결함 유형의 특징을 구분하기가 쉽지 않다. 진류 신호는 비슷한 유형의 결함 집단의 특징이 잘 나타나며 비교적 잡음에 강하지만 미세한 흠집과 같은 결함에는 특징이 잘 나타나지 않는다. 반면에 진동 신호의 경우 진류 신호에 비해서 잡음에 약하지만 개별 결함 종류의 특징이 잘 반영된다. 따라서 회전 기계의 결함 유형별 고유의 특징을 포함하고 있는 진동신호를 사용하여 유도전동기의 상태를 진단하는 연구가 활발히 진행되고 있다[1-6].

진동 신호를 이용한 기존의 연구로는 시간 영역, 주파수 영역, 시간-주파수 영역 분석이 사용되어 왔으며, 또한 진동 신호의 영상화를 이용한 방법이 사용되어 왔다[7-10]. 유도 전동기의 결함신호는 비정적(non-stationary) 특성을 갖기 때문에 시간 영역의 신호를 사용할 경우 매 순간 같은 특성을 기대하기 힘들다. 또한 주파수 영역과 시간-주파수 영역에서의 통계치를 이용한 방법은 특정한 패턴을 찾기 힘들다. 반면 신호의 영상화는 1차원의 진동신호를 2차원의 영상 신호로 바꾸는 방법으로 각 진동 신호가 가지는 패턴이 공간적인 형태로 나타난다[10].

GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)은 회색조 영상과 공동발생 행렬(Co-occurrence Matrix)을 이용하여 영상의 공간적인 특징을 통계학적으로 분석하는 방법이다. 영상이 포함하는 질감에 대한 픽셀 값의 구성, 색상 대비, 포함된 정보의 다양성, 픽셀간 관계 등이 얼마나 빈번히 나타나는가를 나타내어 영상을 분류하는데 효과적이다[11].

본 논문에서는 진동신호를 2차원의 영상 신호로 변환하고, 질감과 유사한 특성을 가지는 영상 신호에 GLCM을 적용하여 생성된 공동발생 행렬에서 색상 대비(Contrast), 동질성(Homogeneity), 영상이 갖는 정보의 다양성(Entropy)에 대한 특징을 추출한다. 추출된 특징을 MLSVM(Multi-Layer Support Vector Machine)의 입력으로 사용하여 각 유형별 결함을 판별한다. 제한한 알고리즘을 검증하기 위해 정상 작동 상태와 기계적 결함 상태(각 정렬 불량, 굽은 회전축, 베어링 결함, 평행 정렬 불량)의 진동 신호 5개를 사용하였다. 각 신호마다 초당 8kHz로 샘플링된 진동 신호를 105개씩 사용하였으며, 25개의 진동 신호는 분류기의 학습에 사용되었고, 나머지 80개를 실험에 사용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 진동 신호의 영상화, GLCM, MLSVM 그리고 이들을 이용한 결함 진단 알고리즘을 설명하고, 3장에서는 영상화된 결함 신호별 특징을 분석한다. 4장에서는 추출된 특징을 SVM분류기의 입력으로 사용하여 결함 유형별 분류 성능에 대한 결과를 분석한다. 또한, 진동신호에 15dB, 20dB의 잡음을 추가하여 잡음에 대한 분류 정확성을 실험한다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

## II. 알고리즘

그림 1은 본 연구에서 제안하는 알고리즘의 흐름을 보여준다.

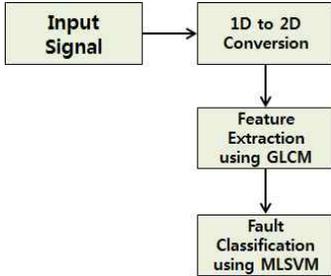


그림 1. 고장 진단 알고리즘  
Fig. 1. Fault Diagnosis Algorithm

입력된 진동신호는 영상으로 전환하여 영상이 가지는 특징 정보를 GLCM을 이용하여 추출 단계를 거친다. 시간 영역의 정보를 영상화하면 일정 주기마다 나타나는 특성을 하나의 영상에서 패턴으로 표현할 수 있으며, 영상이 포함하는 패턴을 질감 특징 추출로 분석할 수 있다. SVM을 이용하여 이전 단계에서 추출된 특징에 따라 결함 유형을 분류하여 유도 진동기의 상태를 진단한다.

본 논문에서는 유도 진동기의 결함 검출 및 분류 실험을 위해 진동데이터를 사용하였으며, 데이터들은 부경대학교 지능기계연구실에서 제공한 것으로 유도 진동기의 기계적 결함 유형 4개와 정상 신호를 사용하였다. 본 논문에서 사용한 결함 신호는 다음과 같다[12].

- 각 정렬 불량(angular misalignment, am) : 축 지지대를 조절하여 편각 정렬 불량 상태를 가지게 함으로써 얻어진 진동 신호
- 굽은 회전축(bowed rotor shaft, bs) : 최대 0.0075mm로 회전자를 굽혀서 측정된 진동 신호
- 베어링 결함(fault bearing, fb) : 외륜에 결함을 발생시켜 취득한 진동 신호
- 평행 정렬 불량(parallel misalignment, pm) : 축 지지대를 조절하여 편심 정렬 불량 상태를 가지게 함으로써 얻어진 진동 신호

1. 진동신호의 2차원 영상화 과정

제안하는 알고리즘의 1단계에서는 입력된 1차원 진동신호를 2차원 회색조로 영상화한다. 그림 2는 입력된 진동 신호를 영상화 하는 예를 보여준다. 영상의 크기는 진동신호의 샘플링에 따라 달라지는데, 본 논문에서 사용된 진동신호는 초당 8000개의 샘플링된 데이터를 사용하여 89x89 크기의 영상을 생성한다.

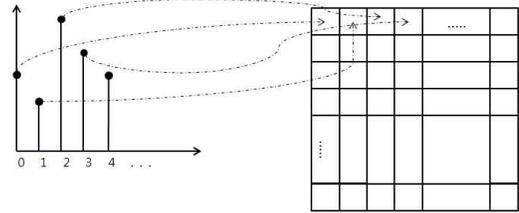
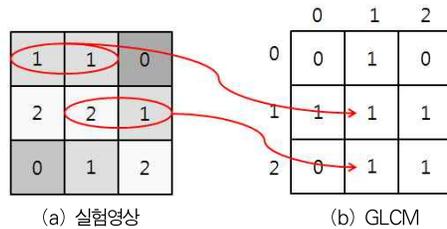


그림 2. 진동신호의 2차원 영상화  
Fig. 2. Conversion of vibration signal to 2D image

진동신호의 특징을 질감 추출로 분석하기 위해 128단계, 89x89크기의 회색조 영상을 생성한다. 질감정보 추출을 위해 사용하는 GLCM은 공동발생 행렬(Co-occurrence Matrix)의 크기가 영상의 회색조 단계에 종속된다. 회색조가 256단계인 경우 공동발생 행렬에 영상이 가지는 픽셀의 정보보다 상대적으로 불필요한 정보들이 많이 포함되어 특징 추출에 불필요한 연산이 증가한다. 때문에 256단계 회색조 영상에서 데이터의 손실과 공동발생 행렬 생성시 포함되는 불필요한 정보가 가장 적은 128단계로 제한한다.

2. GLCM을 이용한 특징 추출

이전 단계에서 영상화된 진동신호의 각 값을 이용해 공동발생 행렬을 생성한다. 그림 3은 실험영상으로 GLCM을 생성하는 예를 보여준다. 기준 픽셀(reference pixel)과 이웃하는 픽셀(neighbour pixel)의 값이 각각  $x, y$ 좌표값이 되어  $(x, y)$  위치에 반영되며, 동일한 픽셀 관계가 많을수록 해당좌표에서 반영되는 값도 증가한다.



(a) 실험영상 (b) GLCM

그림 3. GLCM 생성 예  
Fig. 3. Example of GLCM

공동발생 행렬에 반영된 값을 이용해 통계학적으로 영상이 가지는 특징과 픽셀의 분포 경향을 알 수 있다. 영상의 특성은 참조되는 픽셀 방향에 따라 반영되는 결과가 달라질 수 있는데, 그림 4는 기준 픽셀과 이웃하는 픽셀의 참조 방향에 대한 예를 나타낸다.

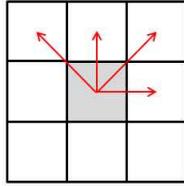


그림 4. 픽셀 참조 방향  
Fig. 4. Direction of a reference pixel

기준 픽셀과 참조 픽셀의 방향(0°, 45°, 90°, 135°)에 의해 생성되는 공동발생 행렬에 따라 질감특징 추출 결과가 달라져, 결합신호 분류에 영향을 미칠 수 있다. 따라서 본 논문에서는 최적의 영상특징 추출을 위한 픽셀 참조 방향을 선택한다. 영상의 특성을 분석하기 위해 생성한 공동발생 행렬에서 픽셀의 최대 값과 최소 값의 차이, 패턴의 동질성과 영상이 포함하는 정보의 다양성을 추출하여 결합 유형 분류에 사용한다. 영상화된 진동신호의 자세한 분석은 다음 장에서 설명한다.

### 3. SVM

SVM(Support Vector Machine)은 패턴인식 분야에서 자료를 분류 및 추정하는데 활용되며, 주어진 자료간 초평면(hyperplane)을 찾아내어 클래스를 분류하는 방법이다. 그림 5는 주어진 데이터에 대해 선형으로 분류하는 예를 보여준다. 하지만 그림 5와 달리 대부분은 선형적으로 분류되지 않는 경우가 많은데, 이런 경우 커널 함수(kernel function)를 이용하여 주어진 데이터를 고차원의 공간으로 사상시켜 분류한다. 대표적으로 polynomial function, Gaussian radial basis function 등이 있으며, 본 논문에서는 일반적으로 좋은 분류 성능을 보이는 Gaussian radial basis function(RBF)를 이용하였다. 본 논문에서 활용하는 SVM의 RBF 커널 함수는 식 (1)로 나타낼 수 있다[13].

$$k(sv_i, sv_j) = \exp\left(-\frac{\|sv_i - sv_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

s커널 함수  $k(sv_i, sv_j)$ 에서  $sv_i, sv_j$ 는 입력 특징 벡터이며,  $\sigma$ 는 효과적인 기본 커널 함수의 폭을 결정하기 위해 사용자가 설정하는 매개 변수이다.  $\sigma$  값에 따라 분류 성능에 영향을 미치므로 본 논문에서는 결합 유형을 분류하는 최적의  $\sigma$  값을 선택한다.

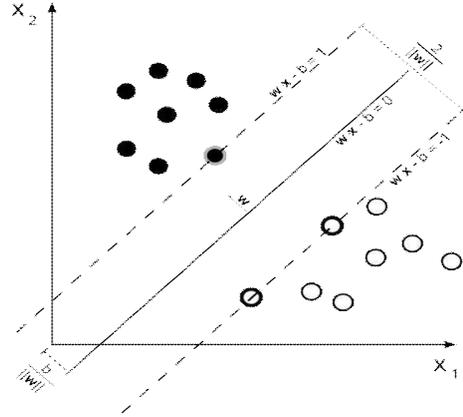


그림 5. SVM 클래스 분류  
Fig. 5. SVM class classification

그림 6은 본 논문에서 결합 유형을 분류하는데 활용하는 다중 계층 SVM의 구성을 보여준다. SVM은 이진 분류기의 기능적 한계로 다중 클래스 분류에서는 직접적으로 사용할 수 없다. 이러한 문제점을 극복하고 SVM을 활용하여 두 개 이상의 클래스를 분류하기 위해 각 SVM은 하나의 클래스를 다른 SVM으로 분류하도록 설계하였다.

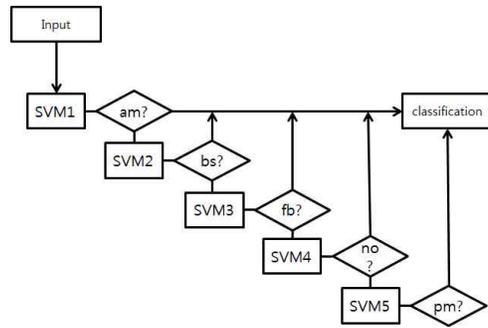


그림 6. 다중 계층 SVM  
Fig. 6. Multi-layer SVM

### III. 영상의 질감 분석

이전 단계에서 입력된 1차원 진동신호를 2차원 영상형태로 변환하면, 그림 7과 같이 영상화된 유형별 진동신호의 반복되는 무늬(Pattern)를 확인할 수 있다. 그림 7에서 보이는 것과 같이 진동신호의 유형에 따라 영상의 밝기와 무늬 구성에 차이가 있음을 알 수 있으며, 공통적으로 정상(no)영상을 제외한 4개의 결합 영상에서 일정한 간격으로 고유의 사선 무늬를 나타낸다. fb, bs 영상과 달리 am과 pm 영상에서 무늬

방향과 모양이 유사함을 나타내는데, 이것으로 두 신호의 특성 발생 주거나 특성의 크기가 유사함을 알 수 있다.

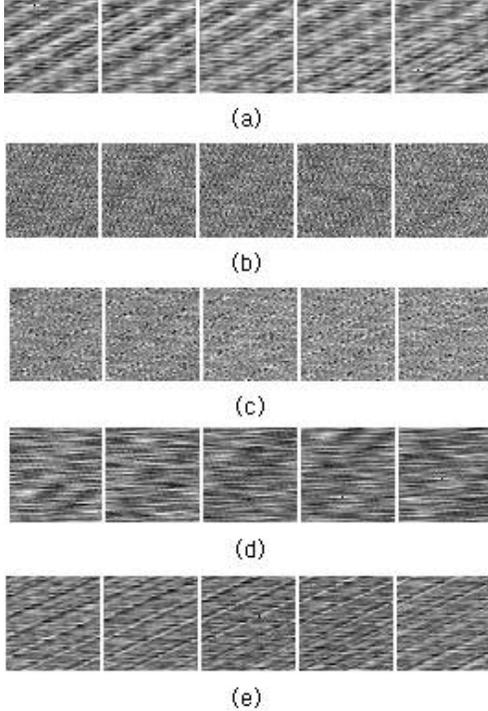
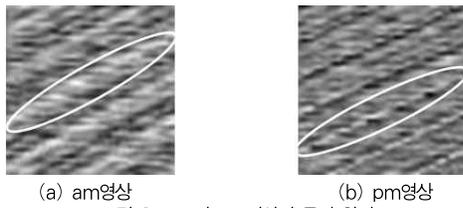


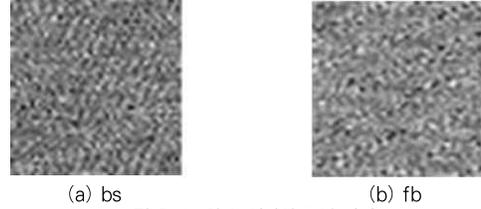
그림 7. 진동 신호의 영상화: (a) am, (b) bs, (c) fb, (d) no, (e) pm  
 Fig. 7. Images for each Vibration signals: (a) am, (b) bs, (c) fb, (d) no, (e) pm

그러나 그림 8에서 나타내는 것과 같이 am과 pm영상 중 am영상에 밝은 무늬가 더 많이 포함되어있는 것을 확인할 수 있다. 두 영상이 나타내는 무늬 픽셀 구성을 볼 때, am의 신호 크기(magnitude)가 pm에 비하여 상대적으로 큰 신호 특성을 포함하고 있으며, am 신호의 최소, 최대값의 차이가 pm 신호에 비해 큰 것을 알 수 있다.



(a) am영상 (b) pm영상  
 그림 8. am과 pm영상의 무늬 차이  
 Fig. 8. Difference between am and pm images pattern

am, pm 영상과 달리 bs, fb 영상은 각 신호 고유의 특성이 잘 나타내는 것을 그림 9에서 보여준다.



(a) bs (b) fb  
 그림 9. bs와 fb영상의 무늬 차이  
 Fig. 9. Difference between bs and fb images pattern

공통적으로 무늬를 구성하는 픽셀 사이의 대비가 두드러지는 부분이 있음을 볼 수 있다. 이를 통해 두 신호는 위상차가 큰 신호가 빈번히 발생함을 볼 수 있으며, 전체적인 영상의 밝기가 bs에 비해 fb가 높은 것을 알 수 있다. 또한 fb 신호가 전체적으로 크기가 큰 신호를 많이 포함하고 있다는 것을 알 수 있다. 따라서, 각 유형의 결함신호에서 나타내는 사선 무늬를 구성하는 픽셀 값의 차이가 있고, 각 유형의 신호가 표현하는 사선무늬가 다르므로 이를 영상의 질감 특징 추출을 이용하여 유도 진동기의 상태 진단에 사용할 수 있다.

본 논문에서는 입력된 진동 신호의 영상이 나타내는 무늬의 특징을 추출하기 위해 무늬의 색상 대비(Contrast), 동질성(Homogeneity), 영상이 포함하는 픽셀 값의 다양성(Entropy)을 추출하여 결함 유형을 분류하였다.

$$\begin{aligned}
 Contrast &= \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{ij}(i-j)^2 \\
 Entropy &= - \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{ij}(\ln P_{ij}) \\
 Homogeneity &= \sum_{i,j=0}^{n-1} \frac{P_{ij}}{1+(i-j)^2} \\
 P_{ij} &= \frac{a_{ij}}{a_{11} + \dots + a_{n-1n-1}}
 \end{aligned} \tag{2}$$

식 (2)는 입력되는 데이터에 대한 특징정보 추출을 위해 사용된 수식으로 공동발생 행렬을 이용하여 영상의 질감 특징을 추출한다.  $i, j$ 는 공동발생 행렬의 위치를 나타내며,  $a_{ij}$ 는 공동발생 행렬의 각 요소를,  $P_{ij}$ 는 정규화(normalization)된 행렬 값을 나타낸다.

그림 10은 참조하는 픽셀 방향별로 추출한 진동 신호의 Contrast, Homogeneity, Entropy 특징의 분포를 보여준

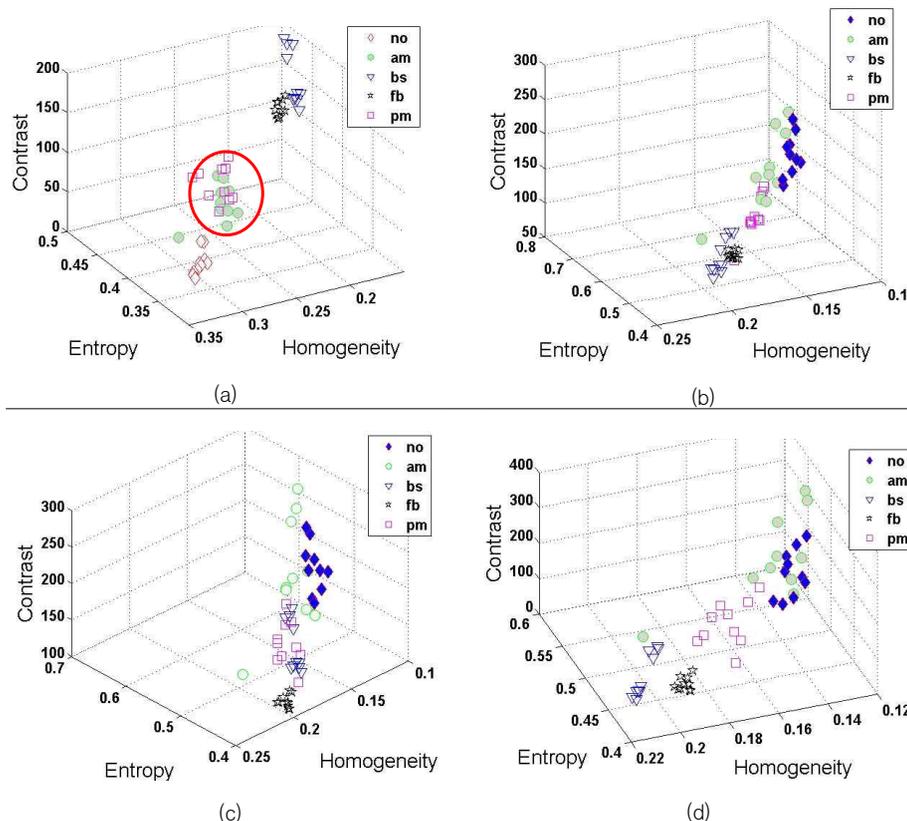


그림 10. 특징 분포. (a) 0° (b) 45° (c) 90° (d) 135°  
 Fig. 10. Feature distribution. (a) 0° (b) 45° (c) 90° (d) 135°

다. 0° 방향에서 픽셀을 참조하여 생성한 공동발생 행렬로 추출한 특징의 분포가 다른 방향을 참조한 결과들과 비교하였을 때, 동일 유형의 신호끼리 분류되어 유형별로 비교적 잘 분류됨을 알 수 있다. 그러므로 4방향의 데이터 분포 경향을 보았을 때, 0° 방향에서 추출한 특징 결과가 결합 신호 유형의 특징을 일관성 있게 추출함을 알 수 있다.

다섯 유형의 진동신호에서 추출한 세 가지 특징을 3차원 공간에 분포 시켰을 때, 그림 10에 표시된 부분에서 보듯이 bs, fb, no 신호는 독립적으로 분포하는 경향을 보이나, am과 pm 신호는 특징정보의 분포 범위가 중복되는 것을 보인다. 이는 진동신호의 결합 원인에 기인한 것으로 정렬불량 (misalignment)은 구동축과 수동축이 동일 중심선 상에 위치하지 않아 발생하는 결합 유형으로 중심축의 평행이나 각도가 맞지 않아 축을 연결하는 커플링이나 베어링, 기어의 과부하로 발생하는 특성을 가지고 있다. am과 pm의 결합 원인과 특성이 유사하기 때문에 나머지 세 신호와 달리 데이터 분포

가 중복되는 경향을 보인다.

#### IV. 실험 결과

표 1은 본 논문에서 제안한 3단계 알고리즘을 이용해 진동 신호에 대한 분류 성능을 보여준다. 표 1에서 보듯이 영상화된 진동신호에서 추출한 특징을 이용하여 분류 시 분류 성능이 매우 우수함을 알 수 있다. 이전 장에서 전술한 내용과 같이 최적의 RBF 커널 함수의 매개 변수를 선택하기 위해 0.3에서 1.0까지 바뀌가며 실험한 결과 잡음이 없는 상태의 진동 신호에서 fb와 no를 제외한 최적의  $\sigma$  수치는 am과 bs의 경우 0.4~0.6, pm은 0.3~0.5가 요구된다. 따라서 최적의  $\sigma$ 를 적용한 RBF 커널함수를 활용하는 SVM을 이용하여 영상화된 진동 신호에 대한 신뢰성 높은 분류가 가능함을 알 수 있다.

표 1. 질감 특징 추출과 SVM을 이용한 결함 분류 성능  
Table 1. Fault classification performance using the texture feature extraction and SVM

SNR	sigma	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
	결함유형								
없음	am	96.25	100	100	100	100	97.5	97.5	97.5
	bs	97.5	100	100	100	97.5	97.5	97.5	97.5
	fb	100	100	100	100	100	100	100	100
	no	100	100	100	100	100	100	100	100
	pm	100	100	100	97.5	97.5	97.5	97.5	96.25

표 2. 잡음이 추가된 환경에서 결함 분류 성능  
Table 2. Fault classification performance with adding white Gaussian noise

SNR	sigma	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
	결함유형								
15dB	am	85	98.75	98.75	100	95	97.5	98.75	95
	bs	100	90	97.5	97.5	100	100	98.75	97.5
	fb	98.75	88.75	98.75	97.5	100	100	94.11	97.5
	no	100	98.75	100	100	100	100	100	100
	pm	93.75	98.75	93.75	97.5	96.25	91.25	93.75	93.75
20dB	am	98.75	98.75	100	98.75	100	98.75	97.5	98.75
	bs	97.5	100	100	100	100	100	100	100
	fb	97.5	100	98.75	100	100	100	100	98.75
	no	100	98.75	100	100	100	100	100	100
	pm	100	97.5	98.75	96.25	97.5	95	98.75	97.5

그러나 실제 산업현장에서 유도 전동기의 진동신호 취득 시 주변 환경에 의해 잡음이 추가될 가능성이 있다. 따라서 본 논문에서는 원 신호에 인위적으로 백색 잡음(white Gaussian noise)을 추가하여 신호 대 잡음 비(signal-to-noise ratio, SNR)가 20dB, 15dB가 되도록 한 후 시스템의 성능을 평가하였다. 표 2는 잡음이 추가된 환경에서 분류 성능을 나타낸다. 실험 결과 15dB와 20dB의 잡음이 첨가된 상태에서 평균 98%의 높은 분류 성능을 보였으며, am과 pm은 비교적 다른 결함 유형에 비해 낮은 분류 성능을 보였다. 이는 두 결함 신호가 비슷한 특성을 가지고 있기 때문이다.

## V. 결 론

본 논문에서는 유도 전동기의 결함 검출과 분류를 위한 알고리즘을 소개하였다. 진동신호에 대한 영상화를 통해 질감 분석과 영상이 갖는 특징을 추출하였다. 영상화된 결함 유형

이 갖는 무늬에 대한 대비와 동질성, 포함되는 정보의 다양성을 근거로 유도 전동기의 결함 유형을 분류하였다. 최적의 분류기 성능을 위해 PBF 커널함수의  $\sigma$ 를 0.3에서 1.0까지 바꿔가며 실험한 결과 잡음이 없는 환경에서는 100%에 가까운 분류 성능을 보였으며, 잡음이 포함된 환경에서는 평균 98%의 성능을 보였다. 이러한 결과는 영상화된 진동신호에서 추출한 특징으로 신뢰성 있는 결함 유형 분류 시스템에 활용 할 수 있음을 보여준다.

## 참고문헌

- [1] Bilal Akin, Seungdeog Choi, Umut Orguner, Hamid A. Toliyat, "A Simple Real-Time Fault Signature Monitoring Tool for Motor-Drive-Embedded Fault Diagnosis Systems", IEEE Transactions On Industrial Electronics, Vol. 58, No. 5, pp. 1990-2001, May 2011.

- [2] Khurram Shahzad, Peng Cheng, Bengt Oelmann, "Architecture Exploration for a High-Performance and Low-Power Wireless Vibration Analyzer", *IEEE Sensors Journal*, Vol. 13, No. 2, pp. 670-682, Feb. 2013.
- [3] Subhasis Nandi, Hamid A. Toliyat, Xiaodong Li, "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors", *IEEE Transactions On Energy Conversion*, Vol. 20, No. 4, pp. 719-729, Dec. 2005.
- [4] Arfat Siddique, G. S. Yadava, Bhim Singh, "A Review of Stator Fault Monitoring Techniques of Induction Motors", *IEEE Transactions On Energy Conversion*, Vol. 20, No. 1, pp. 106-114, March 2005.
- [5] A. M. Da Silva, R. J. Povinelli, N.A.O. Demerdash, "Induction Machine Broken Bar and Stator Short-Circuit Fault Diagnostics Based on Three-Phase Stator Current Envelopes," *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 55, pp. 1310-1318, March 2008.
- [6] J. Cusido, J. Rosero, E. Aldabas, J.A. Ortega, and L. Romeral, "Fault detection techniques for induction motors," *Intl. Conf. Comp. Power Elec.*, pp. 85-90 June 2005.
- [7] N. Mehala, and R. Dahiya, "Rotor faults detection in induction motor by Wavelets Analysis," *Intl. J. Engi. Scie. Tech.*, vol. 1, no. 3, pp. 90-99, March 2009.
- [8]. M. Blodt, P. Granjon, B. Raison, J. Regnier, "Mechanical fault detection in induction motor drives through stator current monitoring-theory and application example," *Fault Detection*, book edited by Wei Zhang, Intech, pp. 451-488, March 2010.
- [9]. H. Ocak, K. A. Loparo, "Estimation of the Running Speed and Bearing Defect Frequencies of an Induction Motor from Vibration Data," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, no. 3, pp. 515-533, May 2004.
- [10] V. T. Do and U. -P. Chong, "Signal Model-Based Fault Detection and Diagnosis for Induction Motors Using Features of Vibration Signal in Two-Dimension Domain," *J. Mech. Eng.*, vol. 57, no. 9, pp. 655-666, 2011.
- [11] Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, Its'Hak, "Textural Features for Image Classification", *IEEE Transactions On Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610-621, Nov. 1973.
- [12] B.-S. Yang, K. J. Kim, T. Han, "Fault Diagnosis of Induction Motors using Data Fusion of Vibration and Current Signal," *Transaction of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering*, vol. 14, no. 11, pp. 1091-1100, Nov. 2004.
- [13] M. Deriche, "Bearing Fault Diagnosis Using Wavelet Analysis," *International Conference on Computers, Communication and Signal Processing with Special Track on Biomedical Engineering*, pp. 197-201, Nov. 2005.

**저 자 소 개**



**장 원 철**  
 2013: 울산대학교  
 컴퓨터정보통신공학부 공학사.  
 현 재: 울산대학교  
 전기전자컴퓨터공학과 석사과정.  
 관심분야: 신호처리, 고장진단,  
 컴퓨터구조, 임베디드시스템.  
 Email : nasha0339@gmail.com



**박 용 훈**  
 2012: 울산대학교  
 컴퓨터정보통신공학부 공학사.  
 현 재: 울산대학교  
 전기전자컴퓨터공학과 석사과정.  
 관심분야: 임베디드시스템,  
 컴퓨터구조, 병렬처리.  
 Email : ase018@naver.com



**강 명 수**  
 2010: 울산대학교  
 컴퓨터정보통신공학부 공학석사.  
 현 재: 울산대학교  
 전기전자컴퓨터공학과 박사과정.  
 관심분야: 신호처리, 컴퓨터구조,  
 병렬처리.  
 Email : ilmareboy@gmail.com



**김 중 면**  
 1995: 명지대학교  
 전기공학과 공학사.  
 2000: University of Florida  
 전기컴퓨터공학과 공학석사.  
 2005: Georgia Tech  
 전기컴퓨터공학과 공학박사  
 현 재: 울산대학교  
 전기공학부 교수  
 관심분야: 임베디드 SoC,  
 컴퓨터구조, 병렬처리.  
 Email : jmkim07@ulsan.ac.kr