

AE 신호 형상 인식법에 의한 회전체의 신호 검출 및 분류 연구

Detection and Classification of Defect Signals from Rotator by AE Signal Pattern Recognition

김구영¹, 이강용², 김희수³, 이현³

Ku Young Kim, Kang Yong Lee, and Hee Soo Kim, Hyun Lee

Keywords : journal bearing(저어널 베어링), acoustic emission(음향 방출),
signal pattern recognition(신호 형상 인식)

Abstract

The signal pattern recognition method by acoustic emission signal is applied to detect and classify the defects of a journal bearing in a power plant. AE signals of main defects such as overheating, wear and corrosion are obtained from a small scale model. To detect and classify the defects, AE signal pattern recognition program is developed. As the classification methods, the wavelet transformation analysis, the frequency domain analysis and time domain analysis are used. Among three analyses, the wavelet transformation analysis is most effective to detect and classify the defects of the journal bearing.

1. 서 론

회전체와 고정체 사이에는 필수적으로 베어링이 사용되어 회전운동의 효율을 높이는 구조로 되어있다. 이러한 베어링은 철도 차량, 터빈, 내연 기관, 급수 펌프 등 많은 곳에서 사용된다. 특히 증기 터빈 등에서 사용되는 저어널 베어링은 회전효율 즉 발전효율의 향상뿐만 아니라 거대한 회전체의 자중을 지탱하는 요소이기도 한다. 이러한 베어링의 중요성은 발전 설비가 대형화됨에 따라 더욱 큰 비중을 차지하게 되었으며 각종 파괴 및 비파괴 시험방법을 활용하여 이의 가동 상태를 연속적으로 또는 주기적으로 진단함으로써 설비의 안전 운전에 기여하고 있다. 뿐만 아니라 전동차의 베어링은 전동차의 구성 요소 중 핵심

부품으로 사용중 결함이 발생하면 전동차의 안전에 문제를 일으키게된다.

그러나 대부분의 기존 진단방법 즉 진동방법, 윤활유 분석법, 온도 측정법 등에서는 베어링, 저어널 등의 구조물에 어떤 이상이 발생하여 그 상태가 상당히 악화된 이후에야 결함의 포착이 가능하였다. 이는 예방정비의 관점에서 볼 때 바람직하지 못하며, 어떤 가시적인 결함이나 파손이 발생하기 훨씬 전에 미리 예측할 수 있어야만 한다.

반면에 AE(acoustic emission)는 재료 내에서 발생하는 탄성파로 결함의 발생 및 성장에 따른 에너지 변화에 직결되어 있어 결함 발생 초기의 미소한 변화를 가장 일찍 탐지할 수 있는 측정수단이다. 즉 1차적 발생 초기의 미소한 변화를 가장 일찍 탐지할 수 있는 측정수단이다. 또한 대부분의 기계류는 가동 중에 많은 잡음을 발생하지만 이러한 배경잡음은 대략 수 kHz이하의 저주파 영역에 국한되는 반면 결함에 기인하는 탄성파, 즉 AE는 이보다 훨씬 고주파 영역에 존재하므로 신호 대 잡음의 분리가 비교적 용이하다.

¹ 비회원, LG전선 알루미늄기술그룹

² 정회원, 연세대학교 기계공학과, 교수

³ 비회원, 한국전력공사 전력연구원 발전설비지원그룹

이와 같은 AE를 이용하여 베어링의 결함을 진단한 경우는 많이 있다. Sato와 Yoneyama[1]는 저어널 베어링의 결함중에서 저속 운전시 파손의 주된 원인인 metal wipe 현상을 윤활유의 온도 측정과 babbit 금속의 온도 측정보다 AE 에너지율의 변화를 관찰하는 것이 보다 효과적이라는 것을 보였다. 또한 정상 상태에서는 연속형 AE가 발생하다가 metal wipe시 갑자기 돌발형 AE로 변화하는 파형을 관찰하였다. Graham와 Armor[2]은 미끄럼 베어링에 이물질이 혼입된 경우에 빠른 rise time을 가지고 시간에 따라 불규칙하게 돌발형 AE가 발생하는 것을 관찰하였다. Akamatsu[3]는 피로손상과정을 AE event율의 감시와 더불어 진동 및 윤활유중의 입자의 양을 측정하여 flaking의 발생을 감시했는데 이때 베어링 표면에서 떨어져 나온 입자의 양과 AE event율이 거의 일치함을 확인하고 진동에 비해 AE법이 매우 민감한 감시법임을 확인하였다. Yoshioka와 Fujiwara[4]는 magnetic detection을 이용하여 전동체의 위치를 추적하고 구름 접촉피로 손상의 위치와 AE 발생의 위치가 일치한다는 것을 이용하여 AE와 피로의 관계를 명확히 하고자 하였다. 그 결과 피로균열이 짧은 시간에 flaking으로 진전한다는 것을 AE를 통하여 확인하였다. 그리고 AE법으로 외륜, 내륜, 볼 등에 구름피로에 의해 flaking이 일어 날 때까지를 조사하여 이때 얻어진 대표적 AE파형의 특성을 관찰하여 구름피로의 진행과정을 추적하였다. Nishimoto와 Kameno[5]는 구름피로에 의해 생긴 flaking으로 인한 AE신호 조사에서 내, 외륜, 볼에서 flaking이 발생할 때 AE가 많이 발생하며 이를 envelope detection하여 AE가 베어링의 회전수에 따라 결정되는 특성주파수와 대응하여 발생하는 것을 확인하였다. Hawman[6]은 envelop detection한 AE신호에서 특성주파수를 확인할 수 있는 최소의 결함의 크기를 결정하고 이를 진동의 결과와 비교하였다. Mazmoto[7]는 실험베어링을 장시간 관찰하여 일정 시간마다의 AE event수를 파손이 일어 날 때까지 기록하여 AE count율에 따라 3구간으로 구별하고 이때 각 구간의 AE특성의 차이를 진폭 분포, duration time 분포의 차이로 구분하고자 하였다. Bansal와 Gupta[8]는 베어링에서 연속형 AE 신호는 rubbing에 의해서이고 돌발형은 변형에 의해 발생하는 것이라 주장하고 또한 실험결과에서 시간 영역

그래프보다 distribution plot에서 이상 베어링을 구별하고자 하여 event당 peak 진폭의 분포 차이로써 이상유무를 판별하였다. 또한 하중증가가 신호 level에 거의 영향을 주지 않기 때문에 작은 하중상태에서도 손상 베어링을 구분할 수 있음을 보였다. Holroyd[9]는 윤활 부족 시에 AE count rate의 증가를 확인하였고 Sato[10]는 윤활이 차단되면 AE 신호의 진폭이 증가함을 관찰하였다. Tan[11]은 볼베어링의 결함 검출에 AE법을 적용하였으며 Hawman[12]는 볼베어링의 결함 검출 방법으로 진동과 AE법을 비교하였다. Yoshioka[13]는 볼베어링의 결함 검출에 AE법을 적용하기 위한 노이즈 제거 방법을 연구하였고, Choudhury와 Tandon[14]는 롤러 베어링(roller bearing)에 전식(spark erosion) 방법을 이용하여 결함을 인위적으로 만들고 결함 크기에 따른 AE 신호의 특성을 연구하였다.

하지만 이상의 연구들은 다양한 종류의 결함을 검출하고 분류하는 연구는 아니며, 저어널 베어링에 대한 연구 또한 매우 적은 상태이다.

따라서 본 연구에서는 발전소에 사용되는 저어널 베어링의 결함 검출 및 분류에 AE법의 적용 가능성 타진을 위하여 축소 시험기 모델을 제작하여 주요 결함 발생시의 AE 신호를 수집하고 AE신호형상인식 프로그램을 개발하여 결함을 분류하고자 한다. 이 연구는 본 연구팀이 철도 전동차 베어링의 시험에서 성공적인 연구 결과를 얻은 것을 바탕으로 수행되는 것으로 사용 기법은 동일하다[15].

2. 틸팅 패드 저어널 베어링

실험에 사용된 베어링은 틸팅 패드 저어널 베어링(tilting pad journal bearing)이다. 틸팅 패드 저어널 베어링은 축의 고속 안정성을 요구하는 경우에 사용된다. Fig. 1과 같이 4개의 패드로 구성되며 각 패드의 내면은 바빗트로 되어 있으며 축에 따라 자유롭게 움직이도록 되어있어서 운전중에 각 패드에 유막 압력이 형성된다. 바빗의 재질은 한국공업규격 KSD6003 화이트메탈 종류 1종으로 구리 3.12%, 철 0.04%, 알루미늄 0.002%, 납 0.11%, 아연 0.003%, Sb 6.24%, Bi 0.02%, 나머지는 Sn으로 구성되어 있다. 다른 형식의 베어링은 부하가 5.3kg/cm² 이상이 되어야 안전운전이 가능하나 틸팅 패드 베어링은 1.4kg/cm²이

하에서도 안전운전이 가능하다. 패드는 옆면에서 보아 축방향으로 돌출부로 되어 있으며 이 부분이 베어링 케이싱에 만든 홈(lips)과 맞추어져 패드가 반경방향으로 움직이는 것을 방지한다. 원주방향 움직임은 베어링 하우징과 패드사이 에 설치된 핀에 의해 방지된다. 다른 베어링과는 달리 이 베어링은 베어링의 상반부 온도가 높는데 이것은 상부 패드의 수력학적 부하 때문이다. 부하와 간극이 증가하거나 속도가 감소하면 저어널이 상부패드와 떨어지면서 상부패드의 온도도 저하한다. 베어링의 윤활은 1차적으로 패드가 설치된 구획을 흘러 넘치면서 된다. 오일은 패드사이 에 설치한 오리피스를 통하여 하우징으로 유입된다. 베어링 밖으로 흘러나오는 오일은 하우징 끝에 설치된 wiper나 seal clearance에 의해 조절되면서 혹은 하우징에 오리피스를 설치하여 조절하기도 한다. 이 베어링의 윤활은 overflow 방식으로 오일의 와류는 동력손실을 증가시키고 배유온도를 상승시키기 때문에 틸팅 패드 베어링은 유량이 많아야 하고 동력손실이 크다. 유막 온도는 일반적으로 재래식 베어링보다 높으며 최대 유막 온도는 대부분의 다른 베어링에서 보다 수직중심선 가까이에서 발생한다. 틸팅 패드 베어링은 각 패드가 축을 잡아주는 역할을 하기 때문에 축의 수평방향 이동량이 적으며 이것이 안정성을 증가시킨다. 안정성을 증가시키는 또 다른 요인은 각 패드에 의하여 연속적인 수력학적 유막이 끊어지고 패드의 합력이 피벗을 통하여 반경방향으로 작용하므로 축의 휨을 발생시키는 접선방향 힘을 발생시키지 않기 때문이다. 그러나 틸팅 패드 베어링은 가격이 비싸고 제조상의 불량 발생률이 높다.

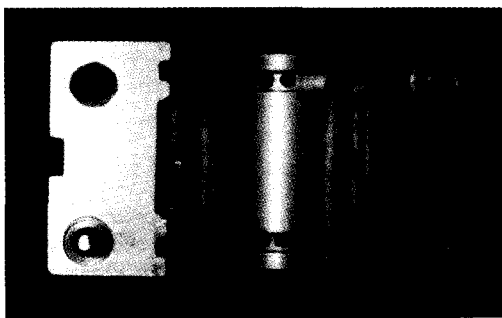


Fig. 1 Tilting pad journal bearing

3. 영상인식 프로그램의 구성

본 연구팀이 자체 개발한 영상인식 프로그램의 전체적인 구성(Fig. 2 참조)은 데이터 수집 데이터 변환, 특징값(feature parameter) 추출, 특징값(feature parameter) 선택, 분류기 선택 및 설계 그리고 미지 신호에의 검증과정으로 나눌 수 있다. 각각의 구성은 다음과 같다.

데이터 수집(data acquisition)과정은 검출하고자 하는 계를 가장 잘 표현할 수 있는 현상을 센서를 통하여 얻고 이를 디지털화 하여 PC에 저장한 후 이 신호를 본 연구에서 개발한 프로그램에 맞게 바꾸어 주도록 한다.

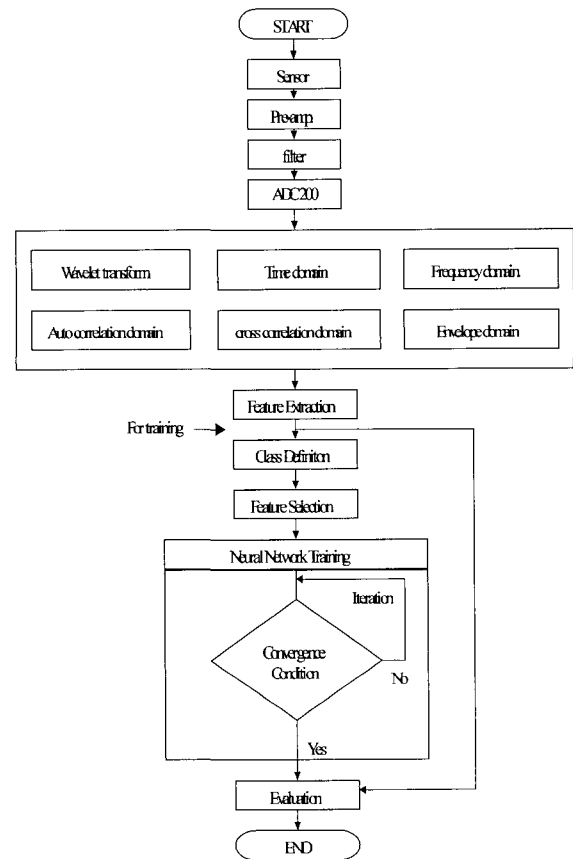


Fig. 2 Defect classification system

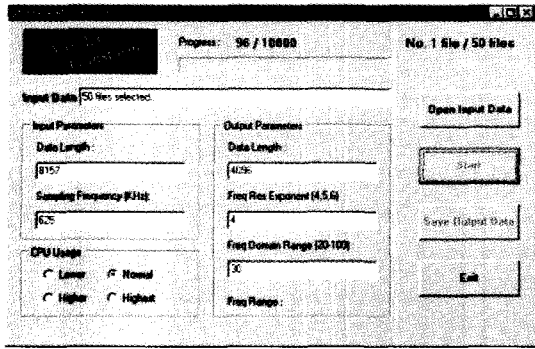


Fig. 3 Data transformation

이때 필요 없는 부분의 신호는 제거할 수 있도록 한다.

데이터 변환(data transformation) 과정은 앞에서 얻은 시간축 상의 데이터로부터 얻을 수 없는 정보를 적절히 가공함으로써 얻을 수 있게 하는 것으로, 본 연구에서는 시간영역 외에 포락선 영역, 주파수 영역, 자기 상관 함수 영역, 변형된 자기 상관 함수 영역 및 wavelet transform 등 모두 150여 개의 특징값(feature parameter)을 사용할 수 있게 한다. Fig. 3은 데이터 변환 과정을 보여준다.

특징값 추출(feature parameter extraction)과정에서 특징값을 추출하기 위해서는 각 영역에서 여러 가지 파라미터가 필요한데 이를 사용자가 결정할 수 있게 만든다. 앞에서 얻은 여러 가지 영역 상의 데이터로부터 신호 특징값(feature parameter)들을 추출하여 정량화하고 정규화 하는 과정으로 분석을 위한 데이터 감소의 효과가 있다. Fig. 4는 특징값(feature parameter) 추출을 보여준다.

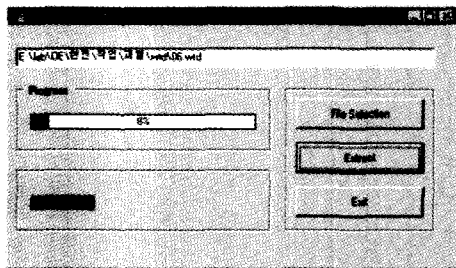


Fig. 4 Feature extraction

추출된 특징값(feature parameter)은 총 150 여개로 그 중의 일부 만 예로 Table 1에 나타내었다.

Table 1 List of feature

No.	Feature parameter	Domain
1	Center of intensity (time)	Wavelet transform
2	Center of intensity (freq)	
7	Area over 30% of max intensity	
16	Total sum of intensity	
44	Freq rise / freq width	
∴	∴	
1	Total power	Time & Frequency
2	Total mean level	
3	Total variance	
4	Total skewness	
∴	∴	

특징값 선택(feature parameter selection)과정에서는 앞의 과정에서 추출한 특징값(feature parameter)을 모두 쓰지 않고 분류를 잘 해줄 수 있는 특징값(feature parameter)만을 선택하여 분류기를 설계하므로 이 특징값(feature parameter)들의 순위를 계산하여 상위의 특징값(feature parameter) 중 사용자가 임의로 선택할 수 있게 한다. 이는 분류에 필요한 데이터의 양을 더욱 줄이는 효과가 있다. 이러한 순위를 매기는 방법으로 본 연구에서는 Fisher의 가중치 원리와 class mean scatter criterion과 함께 화면에 표시되는 특징값 (feature parameter)-특징값(feature parameter) 선도에서 분류도가 좋은 특징값(feature parameter)을 직접 선택할 수 있도록 한다. Fig. 5는 특징값(feature parameter) 선택을 보여준다.

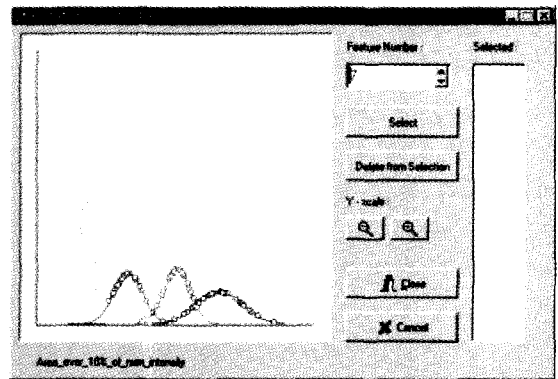


Fig. 5 Feature selection

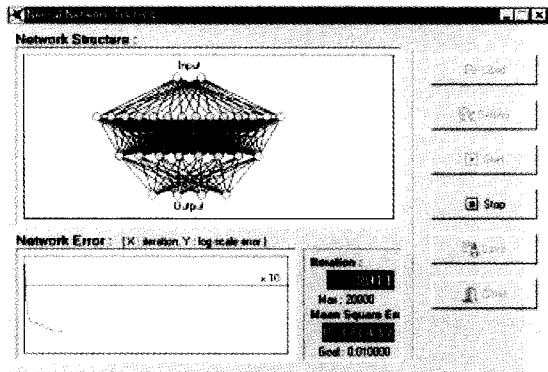


Fig. 6 Classifier design

분류기 선택 및 설계(classifier design) 과정에서는 선형함수 분류기, 경험적 Bayesian 분류기, 신경 회로망 분류기를 사용하여 분류기를 설계할 수 있도록 한다. 신경 회로망 분류기의 경우 분류기를 설계하기 위해서는 숨은 층의 개수와 각 숨은 층의 유니트 수가 필요한데 이를 사용자가 임의로 조정하여 보다 좋은 분류기를 설계할 수 있도록 한다. 이렇게 설계된 분류기를 가지고 마지막으로 미지 신호에 적용하여 설계된 분류기를 검증하여 분류기의 타당성을 시험해 볼 수 있게 한다. Fig. 6은 분류기 선택 및 설계를 보여준다.

4. 실험방법

4.1 실험 장비

저어널 베어링의 실험을 위하여 축소 모델(Fig. 7)을 제작하였다. 축소 모델의 경우 실제 모델에 대해 일종의 상사조건을 만족하지 않으면 안된다. 상사조건으로서 단순히 기하학적으로 축소 모델을 생각할 수 있으나 구조 설계 및 제작비 측면에서 상당히 어려운 점이 있다. 또한 가능하다더라도 모델의 고유 진동수는 축소비의 대략 자승에 반비례하여 커지는 경향이 있다. 따라서 실제 모델의 동특성과 유사하게 하기 위해서는 고

속에서 로터를 회전시키지 않으면 안된다. 이는 재료 강도 또는 설계 측면에서의 제한성으로 인해 매우 어렵다. 이와 같은 여건을 감안하여 실험 목적에 부합하도록 축소 모델의 위험속도와 고유 진동 모드를 실제 모델과 유사하게 하면서 고속 운전이 필요하지 않도록 역학적으로 유사한 축소 모델이 되도록 설계하였다. 또한, 축소 모델을 제작하기 위해 부하 조건에 따른 강도와 강성을 만족하는 축의 길이와 직경을 결정, 베어링의 기하학적 형상, 로터의 기하학적 형상, 임펠러와 디스크 등 모든 부가 요소의 질량과 관성, 윤활 점성 등

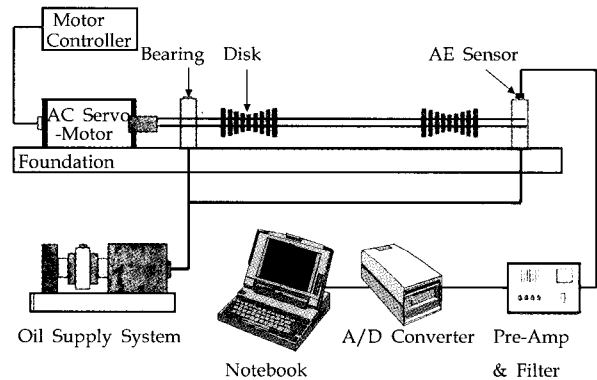


Fig. 7 Configuration of the test system

을 고려하여 설계하였다. Fig. 7은 축소 모델 실험 장치의 구성도이다. 모델-로터의 구성에 있어서 모터의 진동을 로터로 전달되는 것을 방지하기 위하여 유연커플링으로 구동 트레인과 로터를 연결하고 각 양단에 저어널 및 텀핑패드 베어링을 제작, 설치하였다.

로터를 구동하는 트레인은 정격 출력 3.0kW, 정격 토크 7.0N·m, 정격 회전수 3600rpm 이상인 AC-Servo Motor를 사용하였다.

베어링 급유 장치는 오일의 공급 온도를 조절할 수 있도록 예열 장치와 수냉식 냉각 장치를 채용하고 베어링에 오일이 공급될 때와 베어링을 통과한 후의 오일의 온도, 압력 및 유량을 계측하기 위해 입구측에 압력, 온도, 유량 게이지를 설치하고 오일의 토출량 및 토출 압력을 임의로 조정 가능한 오리피스를 설치하였다.

본 실험에서는 PAG센서(UT- 1000, 60kHz~

1000kHz 광대역)로 증폭한 후 30kHz~2000kHz의 filter를 통과시켜 잡음을 제거하였다. 센서와 베어링 케이스 사이에는 couplant로 DOW CORNING사의 high vacuum grease를 사용하였으며 센서가 적당한 압력으로 베어링 케이스에 부착 되도록 Magnetic holder를 이용하여 고정하였다.

Table 2 Testing instrument

Instrument	Specification	Maker	Usage
AE sensor	UT-1000, 60~1000kHz	PAG	Data acquisition
Filter	30kHz~2000kHz	AET	Noise removal
Pre-amplifier	40dB	AET	Signal amplification
ADC 200	Analog-to-Digital converter	Pico technology	Signal converting
Couplant	High vacuum grease	DOW CORNING	Void exclusion
Versamet-3	Microscope stand	UNITRON	Surface Photographing

AE신호의 저장과 Display를 위한 장치로는 Pico technology사의 ADC 200을 이용하였으며 저장된 AE신호를 분석하고 분류기를 구성하기 위하여 본 연구에서 개발한 인공 신경망을 이용한 신호 형상 인식 프로그램을 사용하였다.

베어링의 결함 상태를 확인하기 위해서 UNITRON사의 Versamet-3을 이용하여 결함 베어링의 표면을 촬영하였다.

Table 2는 본 실험의 주요 실험 장비를 보여주고 있다.

4.2 실험 내용

연구에서는 저어닐 베어링에서 가장 흔하게 발생하는 과열, 마멸, 부식상태의 결함과 정상 상태의 AE 신호를 분석하여 결함을 분류하기 위한 인공신경 회로망 분류기를 설계하였다.

정상 상태의 베어링을 구동하면서 베어링 케이스에

AE 센서를 부착하고 신호를 저장하였으며 인공적으로 결함을 준 저어닐 베어링으로 교체하여 다시 신호를 저장하였다.

인공적으로 과열 결함 상태를 재현하기 위해 전기로를 이용하여 베어링을 230도까지 가열하였으며, 25 μm 크기의 silicon carbide를 이용하여 저어닐 베어링 표면에 마멸 효과를 주었다. 또 1%의 질산 용액을 이용하여 저어닐 베어링 표면을 부식 시켰다. Fig. 8은 인공 결함을 준 저어닐 베어링의 표면 사진이다.

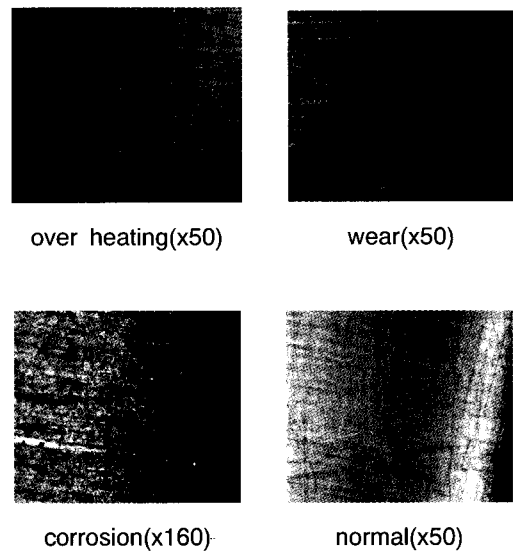


Fig. 8 Surface of the bearing

분당 회전수는 1800rpm으로 고정하였으며, 샘플링 주파수는 625KHz로 각 베어링당 50개의 AE 신호를 수집하였다. 50개의 신호 중 각30개는 인공신경 회로망 분류기를 설계하는데 사용하였으며 나머지 20개는 분류기의 성능을 검증하는데 사용하였다.

Fig. 9 - Fig. 12는 각 결함에서 얻어진 AE 신호를 시간축에서 나타낸 것이다.

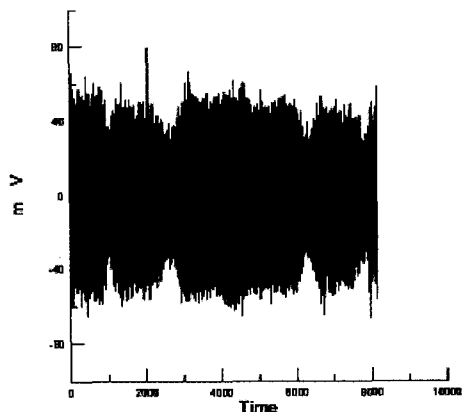


Fig. 9 Signal from the over heated bearing

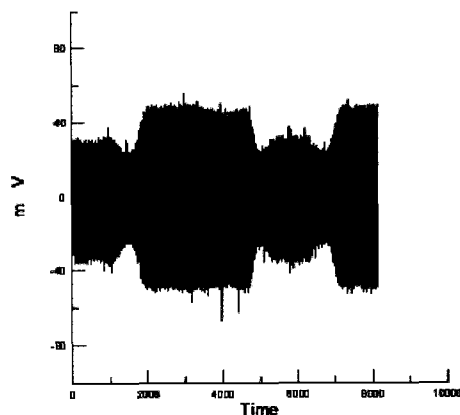


Fig. 12 Signal from normal bearing

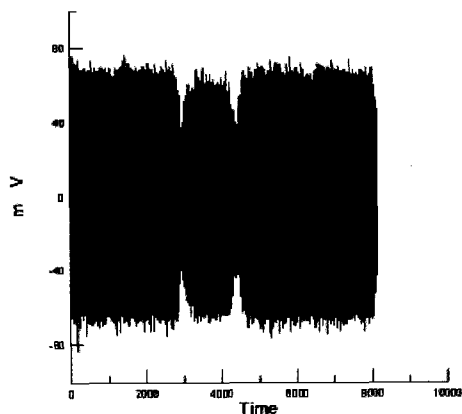


Fig. 10 Signal from the bearing with wear

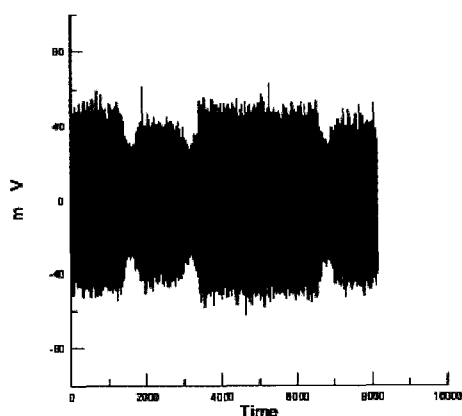


Fig. 11 Signal from the bearing with corrosion

5. 결과

실험을 통하여 얻어진 AE 신호를 본 연구팀에서 개발한 인공신경 회로망 형상 인식 프로그램을 이용하여 분류하였다. wavelet 변환 해석법, 주파수 영역 해석법, 시간 영역 해석법을 이용하여 신호를 분류하였으며, 특징값(feature parameter) 선택수, 숨은층(hidden layer) 수, 숨은층의 유니트(Unit) 수를 변화시키면서 저어널 베어링의 결함 분류에 가장 효과적인 분류법을 찾았다.

분류기 설계를 위하여 특징값(feature parameter)의 수를 1~4개, 숨은층의 수를 2~3개, 유니트의 수를 6~18개로 변화시키면서 인식율을 조사한 결과, 각 해석법에서 가장 좋은 인식율을 보인 결과는 표(Table 3)와 같다.

Table 3에서 보여주고 있는 각 해석법에 따른 특징값(feature parameter) 내용은 Table 1에서 보여주고 있다.

위에서 보는 바와 같이 wavelet 변환 해석법을 사용할 때 비교적 적은 특징값(feature parameter) 개수와 숨은층 개수에 의해 100% 인식율을 얻을 수 있다는 것을 알 수 있다. 물론 다른 방법으로도 특징값(feature parameter)을 무엇으로 했는가 또 숨은층을 몇 개로 하고 유니트 수를 몇 개로 하는가에 따라 100% 인식율을 얻을 수도 있을 것으로 보인다. 그러나 본 연구의 목적은 개발한 신호 형상 인식법 프로그램으로 저어널 베어링의 주요 결함인 과열, 마멸,

Table 3 Maximum recognition rate according to each analysis

Method	Wavelet transform analysis	Frequency domain analysis	Time domain analysis
Total number of features (No. of features)	2 (7,16)	2 (1,2)	2 (1,3)
Total number of hidden layers	2	3	2
total number of units	14, 8	6,15,8	16, 8
Recognition rate	100%	85%	75%

부식 결함을 분류할 수 있는가 인데 본 연구결과에서 보는 바와 같이 그 가능성이 충분히 있음이 입증되었다. 뿐만 아니라 서로 다른 결함이 동시에 존재하는 경우에도 본 연구 방법은 그대로 적용가능하며 단지 최적의 분류기 설계가 한 개 결함만 있을 때 보다 복잡할 뿐이다.

6. 결론

실험을 제어널 베어링의 과열, 마멸, 부식 결함과 정상 신호를 본 연구에서 개발한 신호형상 인식 프로그램을 이용하여 분류하였다. 분류 방법으로는 wavelet 변환 해석법, 주파수 영역 해석법, 시간 영역 해석법을 사용하였다.

제어널 베어링의 결함 분류에 있어서 wavelet 변환 해석법의 경우 다른 분류 방법 보다 인식률이 월등하였으며 테스트한 모든 신호를 완벽하게 분류함을 알 수 있었다.

후기

본 연구는 한국전력공사의 지원(관리 번호 제 99-023호)에 의하여 기초전력공학 공동연구소 주관으로 수행되었으며 이에 감사 드립니다.

참고문헌

1. Sato, I and Yoneyama, T., "Rotating machinery diagnosis with AE techniques", Journal of AE, pp. 1-10, 1983.
2. Graham, L. J. and Armor, A. F., "Monitoring of TVA by AE", EPRI CS 2920, 1982.
3. Akamatsu, Y., "Detection of damages in rolling bearing by AE technic", NTN Technical Review, No. 57, pp. 1-10
4. Yoshioka, T. and Fujiwara, T., "The application of AE to rolling contact fatigue of rolling bearing", NDT, Vol. 32, pp. 823-832, 1983.
5. Nishimoto, S. and Kameno, R., "Estimate of the fatigue condition on rolling bearing by AE", Progress in AE, pp. 446-453, 1988.
6. Hawman, M. W., "AE monitoring of rolling element bearing", Ultrasonic Symposium, pp. 885-889, 1988.
7. Mazmoto, "The application of AE to rolling fatigue of rolling bearing", 日本청滑學會, pp. 213-216, 1989.
8. Bansal, V. and Gupta, B. C., "Quality inspection of rolling element bearing using AE technique", Journal of AE, Vol. 9, pp. 142-146, 1990.
9. Holroyd, T. J., "Practical application of AE technology", British J. NDT, pp. 224-227, 1986.
10. Sato, I., "Machine condition dagnosis system using AE technique and application to diagnosis roll bearing", NDT, Vol. 38, pp. 432-438, 1988.
11. Tan, C. C., "Application of acoustic emission to the detection of bearing failures", National Conference Publication, No. 90, pp. 110-114, 1990.
12. Hawman, M. W., "Acoustic emission monitoring of rolling element bearings", Ultrasonics Symposium Proceedings, Vol. 2, pp. 885-889, 1988.
13. Yoshioka, T., "Application of acoustic emission technique to detection of rolling bearing failure", ASME, Vol. 14, pp. 55-76, 1984.
14. Choudhury, A. and Tandon, N., "Application of acoustic emission technique for the detection of defects in rolling element bearings", Tribology International, Vol. 33, No. 1, pp. 39-45, 2000.
15. 이강용, "철도차량에 AE기법을 이용한 결함 자동 진단 기법의 적용 연구", 한국철도 기술 연구원 최종보고서, 1999.