

로터시스템의 이상진단시스템에 대한 연구

김성철 · 김상표 · 김영진[†]

경희대학교 기계 · 산업시스템공학부, 산학협력기술연구원

Development of Diagnostic Expert Systems for A Rotor System

Sung-chul Kim · Sang-pyo Kim · Young-jin Kim

College of Mechanical and Industrial Systems Engineering, Kyung Hee University, Yongin

A rotor system is composed of a rotating shaft with supporting bearings. The rotor system is widely used in every rotating machinery such as the turbine generator and the high precision machine tools. A negligible error or malfunction in the rotor, however, can cause a catastrophic failure in the system then result in the environmental and economic disasters. A diagnosis of the rotor system is important in preventing these kinds of failures and disasters. Up to now, many researchers have devoted in the development of diagnosing tools for the system. The basic principles behind the tools are to retrieve the data through the sensors for a specific state of the system and then to identify the specific state through the heuristic methods such as neural network, fuzzy logic, and decision matrix. The proper usage of the heuristic methods will enhance the performance of the diagnostic procedure when together used with the statistical signal processing. In this paper, the methodologies in using the above 3 heuristic methods for the diagnostics of the rotor system are established and also tested and validated for the data retrieved from the rolling element bearing and journal bearing supported system.

Keywords : rotor system, diagnosis, fuzzy classification, neural network, decision matrix

1. 서론

로터 시스템이란 회전축과 이를 지지하는 기계요소인 베어링으로 구성된 회전축 시스템을 말한다. 터빈 발전기나 공작기계의 주축과 같은 현대 산업기계의 중추 부분이 회전체 시스템으로 되어있으며, 이 부분이 제대로 작동하게 하는 것이 시스템 관리의 중요한 사항이 되며 만일 이에 대한 고장 및 파손이 발생하면 그것은 엄청난 손실을 초래하게 된다. 따라서 이러한 회전체 시스템을 포함한 다양한 시스템의 고장을 조기에 진단하고 대책을 수립하여 고장에 의한 경제적 손실을 최대한도로 줄이고자 하는 노력의 일환으로 여러 가지 방법이 시도되었다(Kim, 1997; Yoon, 1995; Jung, 1995; Yoo, 1998).

진동신호를 이용하여 회전기계 및 베어링의 결함을 검출하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다.

Balderston은 1960년대 말, 해석방법을 회전에 의한 음, 공진

주파수, 음향방출의 세 가지로 분류하여 분석하였다(Balderston, 1969). Boness는 AE RMS값을 사용하였으며 wear scar volume과 근사값의 적분치 사이의 관계식을 제시하여 마모 현상을 관찰하였다(Boness, 1990). Juaneh는 미끄럼 운동시 AE발생에 관한 연구에서 여러 종류의 센서로 예비실험을 거친 후 최적으로 생각되는 AC375L 센서로 실험하였으며 사건, 평균값, RMS의 세 변수를 사용하여 분석하였다(Juaneh, 1990). 윤동진은 현재 많이 사용 중인 기법으로써 음향방출기술을 이용하였으며 베어링손상의 조기 진단에 매우 효과적이라고 할 수 있다(Yoon, 1995).

시스템으로부터 측정된 AE나 ACC 데이터를 통계 처리함으로써 그 데이터가 어떠한 상태에 속하는지를 알 수도 있지만 이것은 로터 시스템이 갖는 비선형성을 감안하여 진단을 수행하는 데는 부족한 면이 있다. 따라서 이를 보완하는 방법으로써 휴리스틱 기법 또는 인공지능 기법을 사용한 연구가 필요하게 된다. 신경망은 여러 가지 현상에 대한 적절한 판단

본 연구는 한국학술진흥재단의 자유공모과제(1998-001-E00283)의 지원과제로서 수행되었음.

[†]연락처: 김영진 교수, 경기도 용인시 기흥읍 서천리1, 경희대학교 기계산업시스템공학부, Fax : 031-203-4004, e-mail : yjkim@khu.ac.kr
2000년 9월 접수, 1회 수정 후, 2000년 11월 게재 확정.

을 유도하기 위한 것으로 비선형적인 사상문제나 입출력 간의 관계를 함수로 표현하기 어려운 문제에 대해서 좋은 도구로 사용되고 있다(Fausett, 1994). 퍼지집합론에 의한 퍼지논리는 인공지능을 개발하기 위한 전위이론으로 활용되고 있으며, 데이터가 분류될 때 그 소속정도를 수치로 표현함으로써 단순한 이진논리를 벗어난 다양한 판단이 가능해진다(Ross, 1997).

본 연구에서는 휴리스틱 기법을 바탕으로 하는 진단 방법을 제시하고 구름 베어링과 저어널 베어링으로 지지된 로터시스템에 장착된 센서를 통해 정상상태의 신호와 이상상태의 신호를 취득하여 진단데이터 베이스를 구축하고 이를 진단 알고리즘에 적용시켜 결합의 부위 및 결합정도를 나타내는 자동진단 방법을 개발하였다. 즉, 로터 시스템의 센서로부터 표본 데이터를 취득하여 신경망과 퍼지논리, 그리고 통계적 처리를 통한 상호비교를 통해서 정상상태와 이상상태를 판별하여 진단을 수행함으로써 좀더 효율적인 이상진단 방법을 찾고자 한다.

2. 휴리스틱 진단 기법 소개

현재의 베어링 진단 방법으로는 일반적으로 회전체 축의 진동이나 변위 측정, 윤활 상태의 감시 및 윤활유 온도 측정, 베어링의 온도 측정, 그리고 소음측정 등을 사용하여 항상 감시하거나 유지보수 기간을 이용하여 주기적인 점검을 하고 있는 실정이다. 또한 운전 중 또는 정지 중에 여러 종류의 파괴 또는 비파괴 시험들이 사용되고 있기도 하다. 이러한 진단방법들은 설비의 형상에 따라 다소 차이가 있으나 적용이 불가능하거나 설치가 용이하지 않은 점 등으로 인해 일부 기술만을 사용하거나 감시를 하지 않는 베어링도 매우 많다고 볼 수 있다.

최근까지의 연구 동향은 AE 센서를 이용하여 이상과 정상상태에서의 진동 신호를 분석하여 이를 샘플 데이터와 비교하는 방식이 주였으나 로터 시스템이 갖는 비선형적 특성을 해석하기에는 부족하기 때문에 이 논문에서는 다음과 같은 휴리스틱 기법을 적용한 진단 방법을 제시한다.

2.1 통계적 방법의 소개

통계적 방법을 이용하는 목적은 센서 데이터가 불확실한 값을 가지고 있기 때문이다. 즉, 데이터에는 센서 자체의 오류값과 시스템의 오류값이 동시에 전체적인 오류값을 형성한다. 이와 같이 오류값이 내재된 데이터에 대한 특징 추출은 통계적 처리를 통하여 가장 효과적으로 행해진다(Schalkoff, 1989).

로터 시스템의 결합여부를 판정하기 위해서는 먼저 센서를 통해 수집된 진동신호로부터 결합여부를 잘 나타내는 파라미터를 추출한 후, 판단(또는 분류) 알고리즘에 따라 이 파라미터 값이 정상집단에 속하는지 아니면 이상집단에 속하는지를 판단하여야 한다.

따라서 결합진단의 효율성은 파라미터 추출방법 및 판단방

법에 따라 좌우된다. 파라미터 추출방법에는 음향방출(Acoustic Emission, AE)과 가속도(Acceleration, ACC) 센서가 활용되어진다. AE와 ACC 센서의 X 방향, Y 방향, Z 방향으로 인해서 얻어진 원시 데이터를 각각의 정상상태(N)와 비정상상태에 대해서 평균값(μ)과 표준편차(σ), 그리고 RMS를 구함으로써 그 특성을 얻을 수 있다.

기준 데이터의 특징을 결정하는 인자는 AE, ACC-x, ACC-y, ACC-z에 대한 센서의 종류와 베어링의 위치에 대한 데이터와 RPM의 변화에 대한 데이터 등이다. 따라서 실험 데이터를 취하는 경우의 수는 센서의 종류, RPM의 종류, 센서 위치의 조합으로 얻어진다.

2.2 퍼지를 이용한 연구 방향

퍼지를 이용한 연구에서는 퍼지 c-means 기법을 이용한 알고리즘을 사용하며 그 개요는 다음과 같다.

클러스터링 기법의 주목적은 주어진 자료 집합을 유사한 클러스터로 나누는 것이다. 여기서 유사하다는 것은 그들 간의 특징에 대한 벡터 공간상에서 같은 그룹 내 모든 점들이 서로 근접하고 다른 그룹의 점들과 멀리 떨어져 있다는 것을 의미한다. 클러스터링 알고리즘은 패턴 분류를 만들거나 관련된 정보를 유지하도록 하면서 자료 집합의 크기를 줄이기 위해 사용될 수 있다.

어느 상황에서서 데이터의 집합을 균질한 요소로 단순히 분할하는 것 뿐 아니라, 그 분할된 각 클러스터들을 잘 대표하는 원소를 찾기를 원하는 경우가 있다. 이를 위해 구현된 알고리즘이 c-means 알고리즘이다(Ross, 1997). 클러스터링은 데이터 집합 X 와 분할 행렬 U 를 연결한 것에 지나지 않으며, c-means 알고리즘에서는 최적의 U 를 구하기 위해 다음과 같은 제곱 오차 합을 목적함수로 한다.

$$J_m(U, v) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c (v_{kj})^m \|x_j - u_k\|^2, \quad 1 \leq m \leq \infty \quad (1)$$

위의 제곱 오차 합을 극소(최소)로 하는 u_k 와 v_k 는 $m > 1$ 에 대해 다음 조건을 만족한다.

$$u_{kj} = \left[\sum_{g=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_g\|}{\|x_j - v_g\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad \forall j, k \quad (2)$$

$$v_k = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{kj})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{kj})^m}, \quad \forall k \quad (3)$$

2.3 신경망을 이용한 연구방향

신경망은 여러 가지 현상에 대한 적절한 판단을 유도하기 위한 것으로 비선형적인 사상문제나 입출력 간의 관계를 함수로 표현하기 어려운 문제에 대해서 좋은 도구로 인식되고 있

어 많은 연구와 함께 실용분야에서 그의 활용영역을 넓히고 있는 분야이다. 신경망은 현상에 대한 분류 및 학습능력이 우수하고 외란에 대한 억제능력을 보유하고 있으며, 유연성을 보이고 있다. 또한 많은 양의 학습데이터가 제공될 수 있는 본 연구와 같은 진단 학습에 탁월하다는 것이다. 신경망은 상호 연결된 병렬처리 소자의 집합체로 생각할 수 있으며, 처리 소자 사이의 연결강도는 신경망이 부여하는 정보의 중요성을 나타낸다.

신경망을 이용한 학습법에는 여러 가지가 있으며 가장 일반적으로 사용되는 것으로서 출력층의 오차를 처음 부분으로 전달하여 연결층의 가중치를 결정하는 역전파 알고리즘이 있다. 역전파 방법은 델타 법칙을 일반화한 것으로 가장 일반적으로 사용되는 방법이다. 여기서 델타법칙이라 함은 뉴런의 요구된 출력값과 현재의 출력값 사이의 차이를 줄이기 위하여 끊임없이 두 뉴런 사이의 연결 강도를 수정하도록 하는 방법을 말한다(Fausett, 1996).

3. 로터 시스템의 실험장치 및 실험과정

로터시스템에 사용되는 베어링으로는 크게 구름 베어링과 저어널 베어링의 두 가지로 나눌 수 있는데, 축과 베어링이 면 접촉으로 미끄럼 운동을 하고 특히 고속, 고부하의 조건에서는 저어널 베어링의 사용이 요구되며 그 역할이나 중요도가 더 커지고 있다. 이 저어널 베어링은 특수한 경우를 제외하고는 대부분 유체 윤활 환경에 있으며 구름 베어링에 비해 이의 관리 및 보수가 다소 쉽지 않은 점도 있다. 구름 베어링은 볼이나 롤러를 중개하여 축과 베어링이 간접적으로 구름운동을 한다. 고속이 아닌 곳에 사용되며 레이스와 볼이나 롤러의 마찰 특성의 구분이 저어널 보다 쉬운 장점이 있다.

3.1 실험장치

저어널 베어링의 실험장치의 구성은 제작된 베어링을 기초로 하여 <그림 1>과 같이 베어링 진단 시험기를 설계하였다. 진단시험기를 제작 하는데 다음의 사항을 고려하였다.

조립과 분해를 자주 해야 하므로 다루기 쉽고 무게가 적게

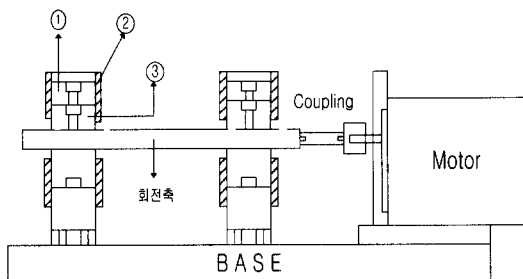


그림 1. Schematic diagram of the rotor system.

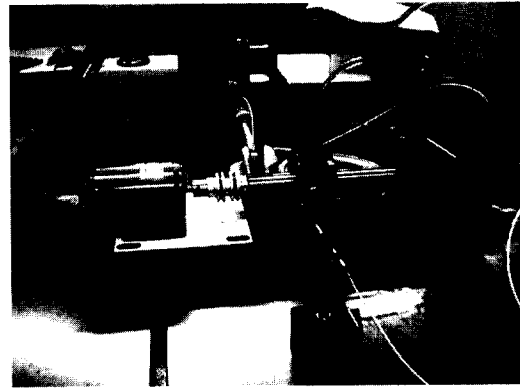


그림 2. Journal bearing supported rotor system.

나가도록 만들었으며 모터의 진동에 관한 영향을 줄이기 위해 커플링을 사용하였다. 센서의 부착을 고려해 외부에서 기름을 공급하는 방식으로 기름 급유구가 필요하였다. <그림 1>에서 ①은 베어링용 하우징으로 위쪽에 오일 급유구를 설치하였다. ③은 베어링으로서 내경 30mm에 축과의 틈새는 35 μ m를 가지고 있도록 연마하였다. 그리고 ②번에 의해서 하우징과 고정 이 될 수 있도록 하였다. 베어링 부품인 ③과 ①은 헐거운 끼워 맞춤을 하도록 제작하였다.

<그림 2>는 축, 저어널 베어링, 구동 모터, 커플링, 오일 공급 장치 등이 장착된 저어널 베어링 실험장치이다.

볼베어링으로 지지된 회전축 시스템을 구성하기 위하여 두 개의 하우징 내에 설치된 볼베어링으로 지지된 축을 제작하여 설치하였다(유송민 외, 1998). 저어널 베어링의 경우와 같이 동력원과 축을 플렉시블 커플링으로 연결하여 모터의 진동을 감소시키면서 정확한 동력전달이 이루어지도록 하였다. 모터 및 모터축을 고정시키기 위한 하우징이 설치되었으며 동력원에서부터의 진동 및 모터축과 베어링축과의 수준차 등으로 인한 제반 영향을 최대한 감소시키도록 하였다.

3.2 실험과정

저어널 베어링 실험장치로부터 진동 신호를 획득하기 위하여 가속도 센서와 AE 센서, 그리고 비접촉식 Gap(근접) 센서가 사용되었다. 본 연구에 사용된 데이터 처리 시스템은 입력부, 증폭부, 신호처리부로 구성되어 있으며 입력부는 AE 센서, 가속도 센서, Gap 센서 등으로 이루어져 있다. 저어널 베어링에 의한 로터 시스템의 이상상태를 보기 위하여 저어널 베어링에 다음과 같은 이상상태를 만들어 각각을 기록하였다.

- N : 정상상태
- F_0 : 비정상상태, 축방향 얇게 판 베어링
- F_1 : 비정상상태, 축방향 깊게 판 베어링
- F_2 : 비정상상태, 원주방향으로 판 베어링

실험은 1200 rpm에서 3600 rpm까지 600씩 증가하여 수행되

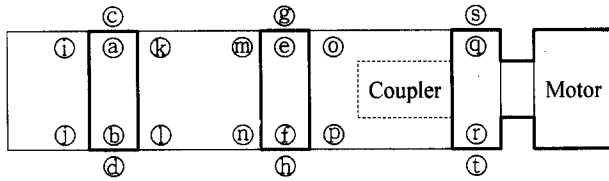


그림 3. Measurement locations(유송민 외, 1998).

었으며, <그림 1>의 왼쪽 베어링 쪽에 ACC와 AE 센서를 부착하여 데이터를 수집하였다.

볼베어링으로 지지된 로터 시스템의 실험 회전수는 900, 1800, 3600 rpm으로 설정되었다. 센서는 중복을 피하고 변별력이 있는 특징신호를 추출하기 위하여 7 개소(<그림 3>의 ㉑, ㉒, ㉓, ㉔, ㉕, ㉖, ㉗지점)를 선정하여 실험을 수행하였다. 회전축이 볼베어링으로 지지된 시스템의 상태를 정상적인 운전상태와 비교하기 위하여 일반적으로 운전 중에 얻어질 수 있는 시스템의 상태를 정상운전과 이상운전 상태로 다음과 같이 분류하였다(Yoo, 1998).

- A : 정상상태
- B : 비정상상태, 리테이너의 파손(1개소)
- C : 비정상상태, 리테이너의 파손(2개소)
- D : 비정상상태, 볼의 파손
- E : 안쪽 레이스의 긁힘
- F : 바깥쪽 레이스의 긁힘

4. 실험 데이터의 분석 및 고찰

저어널과 볼 베어링으로 지지된 로터 시스템의 실험 데이터를 적절한 휴리스틱 방법으로 분석하고 그 결과를 고찰해 본다.

4.1 저어널 베어링 지지로터 시스템

다양한 회전수에 대한 실험 데이터 중에서 2400 rpm의 경우를 선택하였으며 센서의 선택된 위치별로 세 가지 진단방법에 대해 고찰해 보았다.

4.1.1 통계적 방법

AE의 경우에는 <그림 4>에서 보듯이 회전수의 증가에 따른 변화가 RMS값에 무관하다는 것을 볼 수 있으며 상태별, 즉 N, F₀, F₁, F₂와 위치별(a, b, c, d 센서의 위치)로 차이가 난다는 것을 볼 수 있다. ACC는 회전수와 비례해서 커지는 것을 볼 수 있고 상태별(센서의 위치)로도 차이가 난다는 것을 볼 수 있다. 위치에 따라 ACC의 경우 b 위치의 데이터 값이 상대적으로 작음을 볼 수 있다.

이렇게 해서 얻어진 데이터를 통계 처리함으로써 작동 상태의 기준 데이터가 구해진다. 이 기준 데이터는 샘플데이터와

AE 2400 RPM 상태도

Acc-x 2400 RPM 상태도

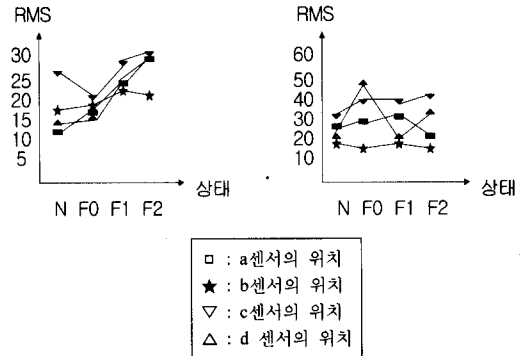


그림 4. RMS values of AE and ACC-X sensors for each state in 2400 rpm.

표 1. Reference decision matrix for AE sensor in 2400 rpm

AE 2400	N	F0	F1	F2
a	22 - 23	24 - 32	27 - 29	17 - 24
b	16 - 18	14 - 19	19 - 24	15 - 23
c	29 - 39	35 - 50	30 - 36	27 - 41
d	21 - 24	41 - 47	19 - 24	24 - 32

표 2. Application to the sampled data

sample	N	F0	F1	F2
a	1	0	0	0
b	1	0	1	1
c	1	0	0	0
d	1	0	0	0
합계	4	0	1	1

비교되며 추출된 데이터가 기준데이터와 어느 정도의 상관관계에 있는가를 나타내는 결정행렬(Decision Matrix) 형태로 나타낼 수 있다. <표 1>에 2400 rpm의 경우에 a, b, c, d 위치의 AE 센서의 각 상태에서의 기준데이터가 표시되어 있고, 이를 샘플 데이터에 적용한 결과 결정행렬이 <표 2>에 나타나 있다. <표 2>의 결과는 다수투표에 의해서 설정되며 계산된 가중치에 의하면 그 상태가 정상상태(N)임을 알게 된다. 이 결과는 <그림 5>에 보이는 프로그램으로 구축되었다.

4.1.2 퍼지 c-means 방법

2400 rpm 데이터에 대해서 퍼지 c-means 방법을 적용하여 <그림 6>과 같이 AE 및 ACC 센서에 대한 분류를 수행하였다. 여기에는 ACC 센서의 X축, Y축, Z축 방향 성분과 AE 센서의 RMS 데이터가 도시되어 있고, 각 이상상태가 분류되어 표시되어 있다. 즉, N, F₀, F₁, F₂에 대해서 서로 공통되어 접하는 부

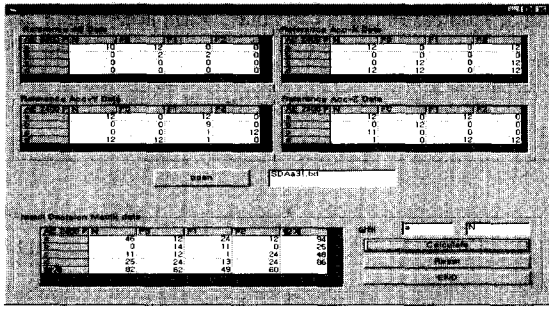


그림 5. Results showing statistical decision matrix program.

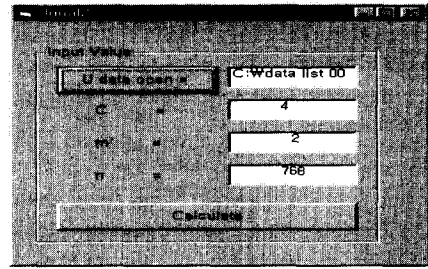


그림 7. Input parameter value.

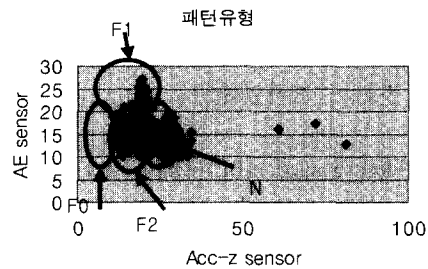
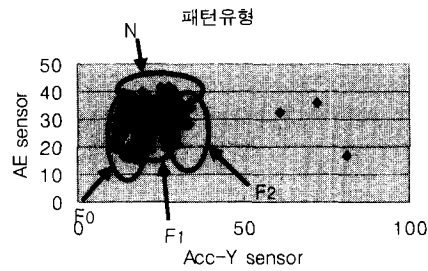
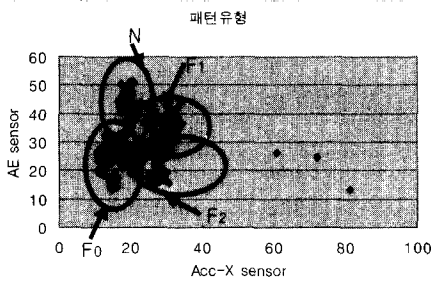


그림 6. Fuzzy clustering.

분이 존재하면서도 4개의 군집이 형성되어 있음을 보여준다. 각각의 군집의 나타나는 중심벡터는 멀고 군집 거리벡터는 가깝게 나타날 경우 가장 효과적인 군집의 형태라 할 수 있다. 이번 실험에서 나타난 군집은 상호 교차하는 부분이 존재함으로써 명확한 구분이 쉽지가 않음을 보여준다. 그러나 상호 교차되는 부분의 데이터도 퍼지 소속정도값에 의해서 구분이 되어지며 이것은 개발된 퍼지 진단프로그램의 결과를 통해 알 수 있다(<그림 7, 8>).

<그림 7>의 입력변수 값에서 군집은 4, 전체 데이터 집합인

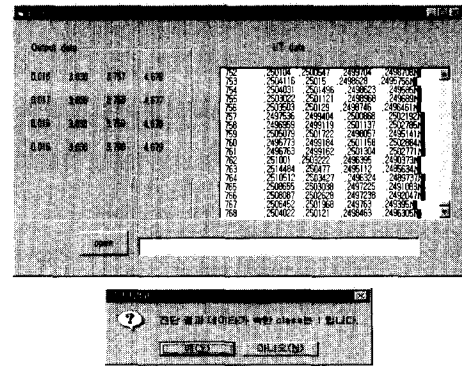


그림 8. Results showing the fuzzy c-means.

n 은 768, 오차율 ϵ 은 0.01로 하고 가중치 변수 m' 는 2로 주어진다. 이 입력은 퍼지분류 알고리즘을 이용하여 패턴분류를 수행하고, 최적의 운전조건과 센서의 위치를 판별하여 전처리기에서 처리된 데이터를 이용하여 <그림 6>의 결과를 도출한다. 그리고 이러한 분류를 기준으로 샘플데이터에 대한 분류를 수행하고 이를 소속정도로 다시 표현하여 <그림 8>과 같은 프로그램 결과를 보여준다.

4.1.3 신경망 방법

신경망을 이용한 방법도 2400 rpm에 대해서 적용되며 이 경우에 입력부는 3개의 노드로 구성되는데, 그것은 AE, Acc-X, Acc-Y 이다. 신경망의 구조는 3X6X6X4로 구성되며 <그림 9>에 나와있다. 샘플 데이터에 대해서 빠른 수렴을 보여줬으며 그 결과는 <그림 10>에 있다.

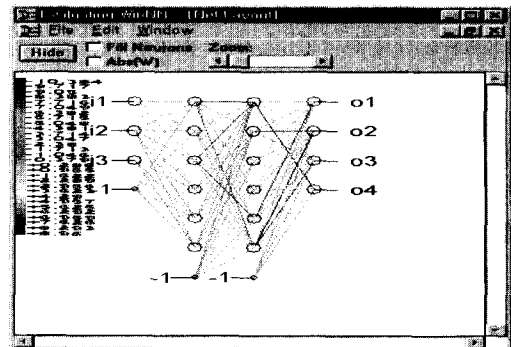


그림 9. Architecture of the ANN.

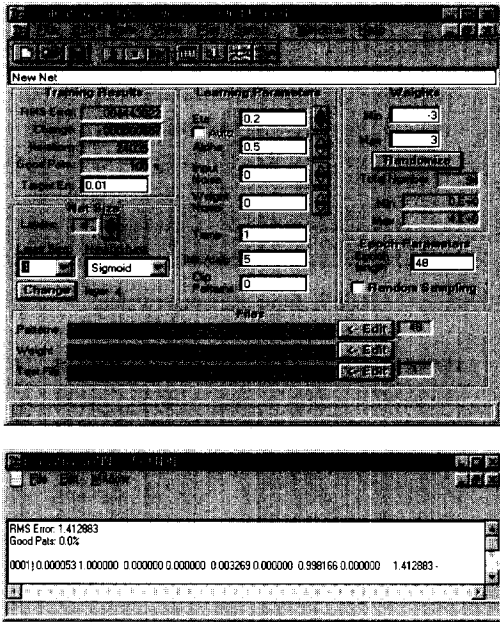


그림 10. Results of Neural Network program.

4.2 불베어링 지지로터 시스템

불베어링에 대한 실험 데이터에 대한 진단은 전술한 휴리스틱 진단방법을 적용한 결과를 고찰하도록 한다.

4.2.1 실험자료분석

본 연구에서는 불베어링으로 지지된 회전축의 이상상태를 가장 효과적으로 진단할 수 있는 방법과 측정지점의 위치선정을 최적화시키기 위하여 측정된 3축 방향 가속도 자료를 바탕으로 이상상태 및 측정지점수의 조합을 변화시켜서 제안된 신경망 시스템과 퍼지진단의 성능을 평가하고자 한다. 즉 센서를 설치하여 신호를 취득하는 지점을 바탕으로 정상운전 상태와 구별하고자 하는 이상운전 상태에 대하여 분석하였다. 이것을 각각 제안한 별도의 신경망과 퍼지 알고리즘에 대하여 적용하여 그 결과를 고찰하였다.

가속도의 RMS 수치의 경향을 X축 방향에 대하여 센서의 설치지점, 회전속도, 이상유형의 변화에 따라 비교하였다. 이러한 변화 특성을 비교하기 위하여 센서의 측정지점 위치에 대한 RMS 값의 경향이 여러 가지 회전속도에 대하여 표시되었다. 정상적인 운전상태에서는 베어링을 포함하고 있는 두 개의 하우징 부분에서의 신호의 크기가 다른 부분보다 크게 나타나고 있으며 회전속도가 증가함에 따라 <그림 3>의 ㉞보다 ㉟의 크기가 약간 더 높게 나타난다. 그러나 B형 운전에서는 베어링 부의 손상으로 인한 ㉞부분의 신호크기가 축의 회전속도가 증가할수록 증가하는 것이 주목된다. 이러한 현상은 다른 이상조건(C형에서 D형까지)에서도 유사하게 나타나는 것으로 관찰된다(<표 3>). 이러한 점을 고려하여 ㉟와 ㉞점에서의 데이터를 가지고 신경망의 학습을 시도하였다.

표 3. Comparison of X component RMS acceleration for various rpm and sensor location acceleration(g)(Yoo, 1998)

rpm	Sensor location	Operation type			
		A	B	C	D
900	㉞	3.91	2.15	3.02	2.06
	㉟	2.92	1.92	2.53	1.94
	㉠	0.83	0.74	1.24	0.80
	㉡	1.01	0.73	0.96	0.78
	㉢	0.85	0.66	0.80	0.74
	㉣	0.83	0.75	2.04	0.72
1800	㉞	6.17	4.51	5.88	3.84
	㉟	3.80	5.66	6.06	4.32
	㉠	4.22	5.13	5.24	3.60
	㉡	2.26	1.53	2.06	1.77
	㉢	1.69	1.74	1.84	1.54
	㉣	1.32	1.36	1.42	1.65
3600	㉞	1.66	1.67	1.82	1.38
	㉟	9.52	16.68	15.72	13.99
	㉠	6.52	12.07	9.99	7.20
	㉡	8.17	8.85	9.98	7.50
	㉢	1.79	2.99	3.99	3.20
	㉣	1.86	3.18	2.98	3.04
	㉤	2.49	2.85	2.48	2.61
	㉥	2.72	3.34	2.82	3.03
	㉦	10.67	29.53	21.04	26.42

4.2.2 신경망 시스템 분석

전술한 바와 같이 1개 또는 2개 일정한 수의 센서가 부착되어 해당되는 지점에서 얻어진 자료는 RMS 값으로 변환되어 신경망 시스템에 활용된다. 또 다양한 네트워크 학습 알고리즘의 장단점을 분석하기 위하여 다음과 같이 BP와 BAM에 대한 학습과 검증을 수행하였다.

4.2.2.1 Backpropagation(BP)에 의한 학습

신경망의 구조는 6×8×2로서 입력층 6개, 은닉층 8개, 출력층 2개로 구성되어 있다. 입력 요소 구성은 ACC 센서로 받은 시간영역(time domain)의 데이터 4개와 FFT 처리를 거친 주파수 영역(frequency domain)의 데이터 2개로 이루어져 있다. 본 연구에서는 1800 rpm에서 j번째 위치에 있는 ACC 센서에 대한 데이터를 갖고 신경망의 학습을 수행했으며, 같은 위치의 데이터로 신경망을 검증했다.

앞에서 언급한 바와 같이 3가지의 이상상태에 대한 경우 정상운전 상태와 구별할 수 있는 지의 여부를 특징적으로 자료가 추출되며 유사한 지점을 배제한 ㉠, ㉡, ㉢, ㉣의 2개소 각각에 대하여 비교하였다. 신경망은 3축 방향 가속도의 시간영역과 주파수 영역에 대한 6개의 입력노드로 입력되어 출력에서 정상 및 이상상태 4가지로 구분되어 학습되었으며 학습완료 후 학습에 참여되지 않은 자료를 사용하여 학습된 신경망을

표 4. Prediction rate (%) for single measurement location and single abnormality

(a) Backpropagation Network의 결과값(j위치)

Pattern	Training 수렴값		검증한 output값		검증 data 수행도	
	Y1	Y2	Y1	Y2	Y1	Y2
정상(A)	0.985	0.984	0.720	0.994	72.0%	99.4%
이상(B)	0.981	0.015	0.973	0.023	97.3%	97.6%
이상(C)	0.014	0.986	0.028	0.964	97.1%	96.4%
이상(D)	0.176	0.016	0.016	0.030	98.3%	96.9%

* 검증 data 수행도 : 검증한 output값 × 100

(b) Backpropagation Network의 결과값(b위치)

Pattern	Training 수렴값		검증한 output값		검증 data 수행도	
	Y1	Y2	Y1	Y2	Y1	Y2
정상(A)	0.981	0.977	0.924	0.951	92.4%	95.1%
이상(B)	0.982	0.020	0.960	0.019	96.0%	98.1%
이상(C)	0.021	0.982	0.364	0.918	63.6%	96.4%
이상(D)	0.014	0.013	0.017	0.023	98.3%	97.7%

* 검증 data 수행도 : 검증한 output값 × 100

(c) BAM Network의 결과값(j위치)

Traning Data(X ₁)	Training		검 증			
	Target value	Training Data(X ₂)	Target value	Input Data	Result	Status
aaw1j1	(1,1)	baw1j1	(-1,-1)	aaw3j1	(1,1)	정상(A)
aaw2j1	(1,1)	baw2j1	(-1,-1)	baw3j1	(-1,-1)	이상(B)
aaw2j1	(1,1)	baw2j1	(-1,-1)	aaw1j1	(1,1)	정상(A)
aaw3j1	(1,1)	baw3j1	(-1,-1)	baw1j1	(-1,-1)	이상(B)
aaw3j1	(1,1)	baw3j1	(-1,-1)	aaw2j1	(1,1)	정상(A)
aaw1j1	(1,1)	baw1j1	(-1,-1)	baw2j1	(-1,-1)	이상(B)
aaw1j1	(1,1)	baw1j1	(-1,-1)	aaw3j1	(1,1)	정상(A)
				baw3j1	(-1,-1)	이상(B)

* data 설명 : aa w1 j1 (정상상태, 1800rpm, j포인트)

검증하였고 그 결과를 <표 4>에 나타냈다.

4.2.2.2 Bidirectional Associative Memory (BAM)에 의한 학습

볼베어링 시험기에 의하여 취득된 데이터를 2가지로 구분하여 BAM Network을 학습시킨 후 그것에 대한 검증을 시도하였는데, 사용한 data는 j번째 위치에서의 900 rpm, 1800 rpm, 3600 rpm의 경우에 대한 정상상태와 이상상태의 데이터를 이용하여 실험하였다.

그리고 각 데이터에서 x, y, z축에 대한 데이터 중에서 x축의 데이터를 사용하였다. 여기서 이상상태는 Retainer를 1번 손상시켜 실험한 데이터를 이용하였다. Bidirectional Associative Memory Network의 실험결과는 Backpropagation Network 결과

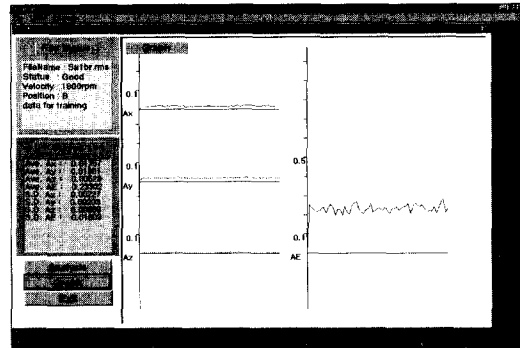


그림 11. Statistical characteristics of data.

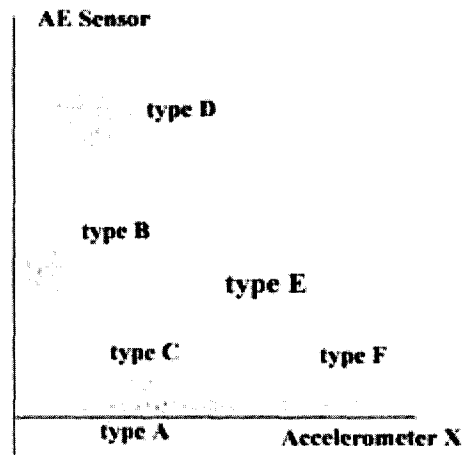


그림 12. Fuzzy Clustering of data.

와 함께 <표 4>에 나타냈다.

4.3 퍼지 c-means 방법

저어널 베어링과 같은 방법으로 퍼지 c-means 기법이 적용되었다. 적용된 데이터에는 안 레이스와 바깥 레이스가 긁혔을 때 발생된 것을 각각 E형과 F형이라 하며, 이에 대한 통계적 특성치를 구한 후에 이를 바탕으로 퍼지 c-means를 적용하였다. <그림 11>은 통계적 특성치를 구하는 프로그램이며 <그림 12>는 이를 이용하여 분류된 AE 센서와 ACC-x 센서의 퍼지 군집을 보여준다(Kim, 1998).

5. 결론 및 향후 계획

저어널 베어링의 이상상태 진단에 대한 방법으로 통계적 분류와 퍼지, 신경망 등을 이용하였다. 2400 rpm하의 AE 센서 및 ACC 센서에 의한 데이터에 대해서 3가지 이상상태 진단방법을 수행한 결과 중 신경망을 이용하여 샘플데이터에 대해 검증한 결과가 가장 우수함을 알 수 있다. 또 통계적인 분류를 이용한 진단 방법에서는 정해진 범주 내에서 샘플데이터와 비교

해서 센서의 위치와 정상상태 비정상상태를 구분한다. 이를 위해서 통계적 방법으로 한 연구에서는 진단 결정행렬을 이용하여 그 샘플 데이터를 비교함으로써 진단 결정행렬의 값에 유사한 값을 가지면 1을 그렇지 않으면 0으로 가중치를 부여하게 되며 이러한 값에 대한 다중 투표를 수행하여 그 데이터가 어떤 상태에서 추출되었는지에 대해서 진단을 수행한다.

볼베어링으로 지지된 회전축에 대하여 여러 가지의 이상상태에 대한 진단 및 검증기술을 확보하기 위한 다양한 신경망에 대한 연구를 수행하였다. 구축된 신경망은 각각 BP와 BAM으로써 실험을 통해 습득된 데이터를 이용한 학습과 검증이 수행되었다. 또한 퍼지 분류기법을 적용하여 군집을 분류하여 보았다.

- 볼베어링과 저어널 베어링으로 지지되는 실험용 로터 시스템을 구축하였다.
- 실험데이터의 특성을 파악할 수 있는 전처리기가 개발되어 프로그램으로 구축되었다.
- 시스템 상태 검증을 위한 신경망, 퍼지분류, 그리고 진단 결정행렬의 기법이 적용되어 프로그램으로 구축되었다.
- 측정지점과 이상상태를 다양하게 조합하여 가장 민감하고 효과적인 센서의 위치를 결정하였고, 이때의 데이터에 대한 진단 알고리즘의 검증을 수행하였다.
- 두 시스템의 비선형성을 해석하기 위해서는 휴리스틱 기법이 필요하다는 것을 알 수 있었다.
- 저어널 베어링의 경우 볼베어링보다 진단의 효율이 낮게 되는데, 이것은 진단 이론의 문제가 아니라 시스템이 갖는 이상 신호에 대한 댐핑효과 때문인 것으로 파악된다.

참고문헌

- Yoo, S. M., Kim, Y. J. and Park, S. S. (1998), Development of Diagnostic Expert System for Rotating Machinery Failure Diagnosis, *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, **15**(11), 218-226.
- Balderston, H. L. (1969), The Detection of Incipient Failure in Bearing, *Materials Evaluation*, **27**(6), 121-128.
- Boness, R. J., McBride, S. L. and Sobczyk, M. (1990), Wear Studies Using Acoustic Emission Techniques, *Tribology International*, **23**(5), 291-295.
- Fausett, L. (1994), Fundamentals of neural networks, Prentice Hall.
- Jouaneh, M. K., Lemaster, R. and Beall, F. C. (1990), Study of Acoustic Emission Generation in Sliding Motion, *ASME PED*, **44**, 149-161
- Jung, S. H. and Park, Y. P. (1995), The Study on Ball Bearing Fault Diagnosis Using Vibration Signals, *Journal of the Korean Society of Mechanical Engineers*, **19**(12), 3260-3269.
- Kim, Y. J. (1997), A Framework for on-Line Diagnostic Expert System with Intelligent Sensor Validation, *KSME Journal*, **9**(1), 10-19.
- Kim, Y. J. and Kim, Y. W. (1998), Development of Diagnostic Expert System for a Rotor System, *Proc. of the 1st Korea-Japan Joint Conf. on Industrial Engineering and Management*, Korea.
- Ross, T. J. (1997), Fuzzy Logic with engineering Applications, McGraw-Hill, Inc.
- Schalkoff, R. (1989), Pattern Recognition, John Wiley & Sons, Inc
- Yoon, D. J., Kwon, O. Y., Chung, M. H. and Kim, K. W. (1995), Early Detection of Damages in Journal Bearings by Acoustic Emission Monitoring, *Journal of Acoustic Emission*, **13**(1), 1-10.