

저어널 베어링으로 지지된 회전축의 이상상태 진단을 위한 진단 전문가 시스템의 개발-로타시스템의 비선형 특성 진단을 위한 연구

유송민[†] · 김영진 · 박상신*

경희대학교 기계산업시스템 공학부, 산학협력기술연구원
*영남대학교 기계공학부

Development of Diagnostic Expert System for Rotating Machinery with Journal Bearing-Research on the Diagnosis of the Nonlinear Characteristics of Rotor System

Song-Min Yoo[†], Yong-Jin Kim and Sang-Shin Park*

College of Mechanical and Industrial System Eng., ILRIK, Kyung Hee Univ., Soowon, Korea

*School of Mechanical Eng., Yeungnam Univ., Gyeongsan, Korea

Abstract—The development of techniques in diagnosing the state of the system is one of the essential tools in establishing the automation and unmanned manufacturing system for the realization of CIM/FMS in the fields. In this paper, we developed various diagnostic schemes for the journal bearing supported rotor system. Up to now, vibration of the shaft, measurement of the displacement and the temperature have been used for diagnostic tools, however, the statistical features only could not differentiate the state from states. Thus, we identified the sensor data for the steady state in the signal processing and then applied the fuzzy c-mean technology to cope with the nonlinear characteristics of the system. This will, in return, establish a possible diagnostic system for the rotor system in the fields.

Key words—Rotor system, diagnostics, nonlinearity, fuzzy clustering.

1. 서 론

최근 산업 설비의 안전 운전 및 효율성을 위한 설비에 대한 감시 기술이 크게 요구되고 있으며 또한 무인화 작업이 가속되고 있는 현 운영체계에서는 생산 공정에서의 기계 및 공구들에 대한 감시나 설비의 운전중 이상 진단에 대한 기능이 필요불가결하게 요구되고 있는 실정이다. 현재 수 많은 진단 및 감시 기술이 설비나 기계류 등에 적용되고 있으나 더 효율적이고 새로운 감시 기술을 위해 많은 노력을 기울이고

고 있는 것도 사실이다. 이러한 경향은 설비의 효율적인 운영면에서 볼 때 미소한 일부 부분에서의 손상이나 비정상 작동 등은 대형 및 주요 설비의 전체에 영향을 미치는 대형 사고를 유발 할 수도 있으며 이는 인명 피해나 업청난 경제적인 손실을 초래할 수 있기 때문이다. 따라서 대상체에 대한 운전 및 가동 중 감시를 할 경우에 손상이나 비정상 작동등을 조기에 진단하여 적절한 조치를 취하게 됨으로써 대형 사고나 경제적인 손실을 미연에 방지할 수 있게 된다 [1, 2].

대부분의 산업 설비나 기계류 등에서는 회전체라는 부분이 항상 존재하게 되는데 이 회전기계 시스템에서의

[†]주저자 · 책임저자 : smyoo@khu.ac.kr

베어링의 존재 및 그 역할은 언급할 필요가 없을 만큼 매우 중요한 부분이라 말할수 있다. 더욱이 산업 설비의 대형화, 특수 환경, 정밀도 등의 요구에 의해 설비나 기계류의 사용이 고속, 고온, 고부하 등의 매우 가혹한 운전조건에 당면하고 있다. 이에 따라 베어링의 설계기술 및 가공기술의 고도화 뿐만아니라 사고의 방지를 위해 베어링의 상태를 감시하고자 하는 필요성이 생기게 된다. 회전기계에 사용되는 베어링으로는 크게 구름베어링과 미끄럼 베어링의 두가지로 나눌 수 있는데 특히 고속, 고 부하의 조건에서는 미끄럼 베어링에 속하는 저어널 베어링의 사용이 요구되며 그 역할이나 중요도가 더 커지고 있다. 이 저어널 베어링은 특수한 경우를 제외하고는 대부분 유체윤활의 환경에 있으며 구름 베어링에 비해 이의 관리 및 보수가 다소 쉽지 않은 점도 있다.

현재의 베어링 진단 방법으로는 일반적으로 회전체 축의 진동이나 변위측정, 윤활 상태의 감시 및 윤활유 온도 측정, 베어링의 온도 측정, 그리고 소음 측정등을 사용하여 향시 감시하거나 유지보수 기간을 이용하여 주기적인 점검을 하고 있는 실정이다[3]. 또한 운전중 또는 정지중에 여러 종류의 파괴 또는 비파괴 시험들이 사용되고 있으며[4] 이러한 시스템을 분석하기 위하여 신경망기법[5] 등 다양한 방법이 시도되었다. 이러한 진단 방법들은 설비의 형상에 따라 다소 차이가 있으나 적용이 불가능하거나 설치가 용이하지 않은 점 등으로 인해 일부 기술만을 사용하거나 감시를 하지 않는 베어링도 매우 많다고 볼수 있다. 특히 고속, 고온, 고부하 등의 조건에 사용되는 저어널 베어링의 경우 추출되는 데이터를 진단하는 과정에서 데이터가 갖는 비선형성이나 또 시스템의 비안정성(transient state)에 의한 데이터로 진단의 불확실성이 증가하게 된다[6].

본 논문에서는 위에서 살펴본 로터 시스템의 특성을 감안하여 시스템의 안정화(steady state)상태를 파악하는 과정을 실험단계에서 도입하여 그 효용을 입증하였으며 추출된 데이터의 비선형성을 고려한 진단의 기법으로써 퍼지 c-mean 기법을 적용하여 검증을 하였고 이를 windows 기반의 프로그램으로 개발하였다.

2. 실험과정 및 안정화 실험

2-1. 실험장치 및 실험 방법

저어널 베어링은 볼 또는 롤러 베어링과는 달리 전

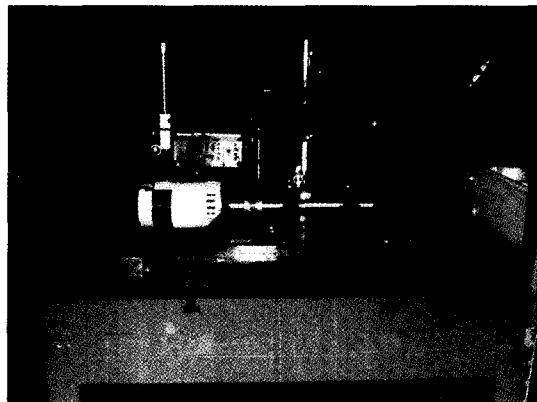


Fig. 1. System layout.

동체가 없이 베어링과 축사이의 유막 압력에 의해서 축의 하중을 지지하는 베어링의 형태이다. 본 연구에서는 이러한 고속의 저어널 베어링에 문제가 생겼을 때, 이상상태를 진단할 수 있는 기초 자료를 얻고자 동압베어링을 설계 제작하였다. 저어널 베어링의 설계 시에 고려했던 사항은 다음과 같다.

① 조립과 분해를 자주하므로 다루기 쉽도록 무게를 줄여 작게 설계하였다.

② 베어링의 틈새를 크게 하여 베어링의 이상상태에서도 회전할 수 있도록 했다.

③ 커플링을 사용하여 모터진동의 영향을 줄였다.

④ 오일의 급유가 가능하도록 하였다.

위에서 상술한 조건을 만족하는 실험장치가 다음의 사진에 나와있다(Fig. 1). 여기에는 축과 저어널베어링, 구동 모터, 커플링 그리고 오일 공급을 위한 저장 박스 및 관 그리고 축의 회전 컨트롤러 박스가 보인다. 이 장치를 이용하여 저어널 베어링으로 지지된 축의 정상상태에서의 신호를 추출하였다. 이를 위하여 위의 실험장치에 신호를 추출하기 위한 센서가 부착되어 있고 이것은 DAS로 사용되는 PC에 연결되어 신호를 추출한다.

이 데이터를 수집하는 센서는 위의 Fig. 1의 시스템에 부착되며 이것을 개략적으로 표시하면 다음과 같다 (Fig. 2).

진동 신호의 획득을 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.

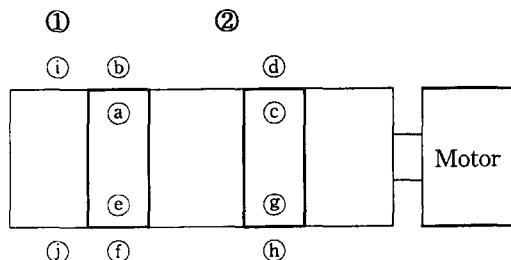


Fig. 2. Sensor disposition in the system (⑥, ⑦, ⑪, ⑫ =Side top; ③ and ④ are the bottom of ⑥ and ⑦).

2-2. 안정화 실험

2-2-1. 실험 방법

시간에 따른 자료의 변화상태를 확인하기 위하여 정상상태의 베어링에서 모터의 속도와 센서의 위치를 고정시킨 후 처음 측정 시각으로부터 10분 간격으로 1

시간 동안의 데이터를 취득하였다. 운전속도는 1200 rpm를 설정하였으며 AE와 가속도 센서의 자료로서 Fig. 2의 ⑥ 위치에서 측정한 결과를 분석하였으며 Gap 센서는 Fig. 2에서 ③ 및 ④ 위치에 고정하였다.

정상상태의 베어링과 이상상태의 베어링을 각각 다른 모터 회전수와 센서의 위치를 설정하여 데이터를 취득하였다. 정상상태의 운전시험의 경우에는 ⑥과 ⑧ 지점의 하우징에 모두 정상베어링을 설치하였으며 이상상태의 경우에 ⑥지점에 하우징에는 비정상상태의 베어링을 설치하였다. ⑧지점의 하우징에는 정상베어링을 설치하였다.

운전조건으로 모터의 회전속도를 1200에서 3600 rpm까지 600 rpm 단위로 설정하였다. 위의 두 실험 모두 센서와 증폭기를 통과한 신호는 A/D board(DT-2839)를 통하여 ASCII 형태로 저장되며 RMS 값으로 변환되어 비교 분석된다.

Table 1. Comparison of AE (1200 rpm at ⑥)

RMS \ Time (min)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60
Mean	24.579	26.12	24.655	25.198	26.215	26.209
σ	2.01	1.25	2.16	1.40	2.49	1.75

Table 2. Comparison of Acc_X (1200 rpm at ⑥)

RMS \ Time (min)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60
Mean	43.068	43.451	42.768	42.813	41.954	43.180
σ	2.36	2.40	1.98	2.16	2.16	2.58

Table 3. Comparison of Acc_Y (1200 rpm at ⑥)

RMS \ Time (min)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60
Mean	21.075	22.313	21.39	21.643	22.606	22.651
σ	0.96	1.22	0.99	1.52	2.68	1.86

Table 4. Comparison of Acc_Z (1200 rpm at ⑥)

RMS \ Time (min)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60
Mean	8.366	8.163	9.48	8.903	8.931	9.83
σ	0.89	0.51	0.71	1.13	0.59	0.80

Table 5. Comparison of Gap_1 (1200 rpm at ⑥)

RMS \ Time (min)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60
Mean	16.538	16.059	15.857	16.401	16.262	16.173
σ	1.04	0.61	0.70	0.54	0.48	0.46

Table 6. Comparison of Gap_2 (1200 rpm at ④)

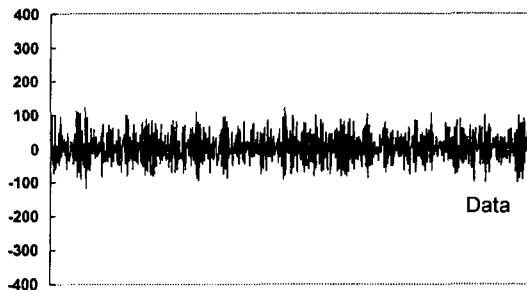
RMS \ Time (min)	0-10	10-20	20-30	30-40	40-50	50-60
Mean	31.945	32.107	31.924	31.34	31.523	31.059
σ	0.92	1.19	0.89	0.99	1.36	1.06

2-2-2. 안정화 실험 개요

모터의 속도(1200 rpm)와 센서의 위치(④)를 고정 시켰을 경우, Tables 1-6에서 측정값을 비교하여 보면 모두 특별한 변동 없이 일정한 수준의 값을 나타내고 있다. 따라서 측정되는 신호는 시간에 따라 크게 변화하지 않으며 측정전에 특별히 예비운전을 필요로 하지 않는 것을 알 수 있다.

2-2-3. 정상, 이상베어링 실험

가속도 센서의 위치(④, ⑤, ⑥, ⑦)와 모터의 속도(1200, 1800, 2400, 3000, 3600 rpm)를 각각 변화시켜 보았을 경우, Table 7, 8, 9는 가속도 센서의 X, Y, Z 축을 rpm에 따라 정상상태/이상상태로 비교한 것이다. Table 7, 8, 9을 비교하면 rpm의 증가에 따라 RMS 값들이 정상과 이상상태 모두 점점 증가함을 알 수 있다. 또한 이상베어링의 위치 ④에서는 값의 증가의 폭이

**Fig. 3. Trend of Acc_X (2400 rpm at ④, Normal).**

정상베어링보다 큰 것을 알 수 있다. Figs. 3-8은 가속도 센서의 위치(④)와 속도(2400 rpm)를 고정시켰을 때, X, Y, Z축 각각의 데이터를 정상과 이상베어링으로 표시한 것이다. 정상보다 비정상일 경우의 진폭의 정

Table 7. Comparison of X-axis acceleration in RMS

spot \ rpm	1200	1800	2400	3000	3600
④	17.7/42.6	29.4/65.6	40.1/86.3	45.2/96.7	69.0/100.2
⑤	16.2/26.1	24.4/36.9	27.7/45.6	36.1/54.2	37.7/54.7
⑥	17.9/23.3	25.1/33.9	31.5/42.3	37.7/53.9	47.7/61.2
⑦	14.9/15.7	21.2/22.4	27.0/27.7	32.1/35.5	37.3/40.9

Table 8. Comparison of Y-axis acceleration in RMS

spot \ rpm	1200	1800	2400	3000	3600
④	18.0/20.8	23.3/32.5	32.3/34.8	36.7/37.2	51.4/56.2
⑤	13.2/15.5	14.7/22.4	16.6/28.7	19.5/33.1	30.3/34.3
⑥	16.0/21.0	21.7/30.3	26.2/34.1	35.1/46.0	39.1/52.5
⑦	11.9/13.8	15.6/19.1	18.5/21.1	22.1/28.1	27.4/31.2

Table 9. Comparison of Z-axis acceleration in RMS

spot \ rpm	1200	1800	2400	3000	3600
④	9.1/7.5	10.6/10.8	12.8/12.9	13.5/13.7	18.9/21.9
⑤	10.3/12.1	12.6/16.8	14.3/19.2	16.1/20.2	21.1/24.1
⑥	9.7/8.2	10.4/11.5	12.3/13.1	13.9/14.5	17.7/19.7
⑦	9.9/13.0	12.7/16.9	14.7/20.3	16.6/24.2	23.2/27.7

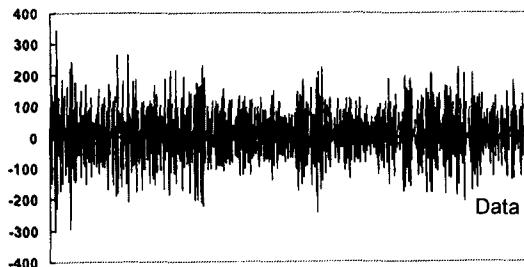


Fig. 4. Trend of Acc_X (2400 rpm at ②, Abnormal).

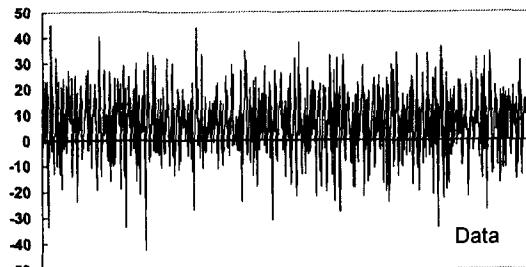


Fig. 8. Trend of Acc_Z (2400 rpm at ②, Abnormal).

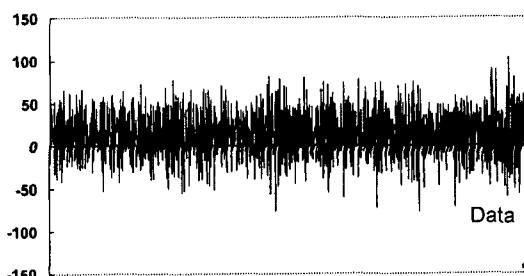


Fig. 5. Trend of Acc_Y (2400 rpm at ②, Normal).

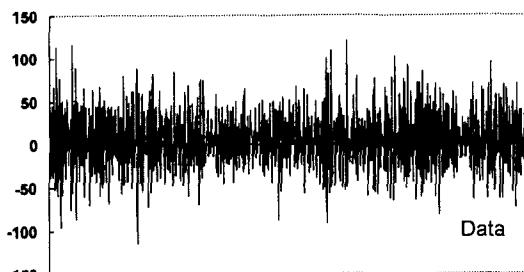


Fig. 6. Trend of Acc_Y (2400 rpm at ③, Abnormal).

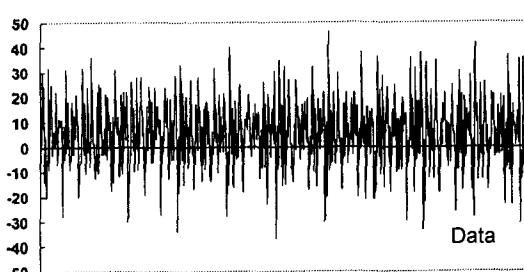


Fig. 7. Trend of Acc_Z (2400 rpm at ③, Normal).

도가 더 커지는 것을 볼 수 있다. 특히 X축의 경우 정상과 비정상의 진폭의 차이가 크게 나타나며, Y와 Z축의 경우도 조금씩 진폭의 차이가 나타나는 것을 알 수 있다.

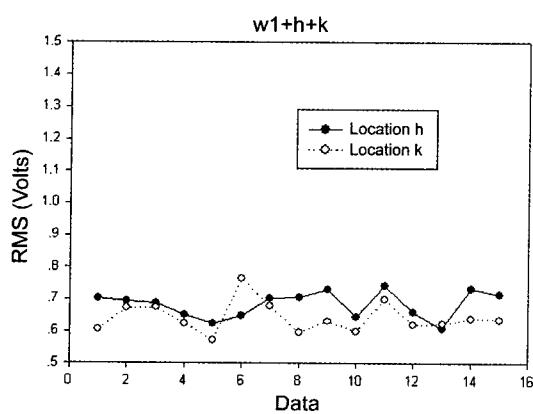
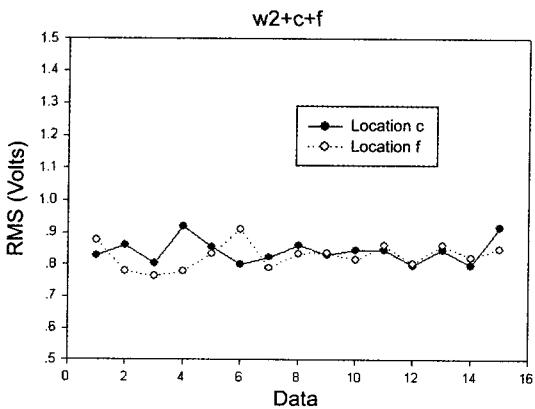
2-2-4. 안정화 실험의 결론

저어널 베어링으로 지지된 회전축 검사시스템을 구축하기 위하여 시험장치를 제작하였으며 이에 대하여 민감한 측정개소에서 여러 가지 방식의 신호를 추출하였다. 안정화 실험에서는 측정된 데이터가 일정한 범위 내에 있음을 관찰하였다. 따라서 취득하는 데이터에 신뢰성을 주는 것으로 관찰되었다. 추출된 신호는 RMS 형태로 변환되어 일부 신호에 대하여 비교되었으며 가속신호의 경우 속도변화에 따라 일정한 경향이 관찰되었다. AE 및 Gap 센서를 사용하여 측정된 자료는 시험환경에 따라 일관성이 있는 경향을 나타내고 있지 않아 자료로서의 활용성여부가 불분명하여 추가적인 관측이 요청된다. 본 연구에서는 베어링 면에 연삭수들을 사용하여 인위적인 파손을 가정하였으며 가속센서를 통하여 신호를 측정 분석한 결과 정상적인 운전상태와 차별성이 입증되었으나 본 연구에 목표인 진단시스템에 적용시키기 위하여 좀더 여러 가지 조건에 대한 실험자료를 확보하여야 한다. 또한 이상상태에 대한 조건을 정량화시키기 위하여 손상정도에 따른 결과지도 비교하고자 한다.

전 절에서 제작사용된 실험장치를 사용하여 2가지 회전수조건(3600, 5400 rpm)에 대하여 시험데이터가 수집되었다. 정상적인 운전상태의 데이터를 정상상태(steady-state)에서 수집하기 위하여 일정시간의 운전기간을 거친 후에 시험자료를 수집하였다. Fig. 9는 3600 rpm에서 ④와 ⑤지점에서 데이터의 RMS수치의 경향을 나타내고 있으며 Fig. 10은 5400 rpm에서 ①와 ②지점에서의 RMS수치의 경향을 보여주고 있다. 각각의 Fig에서의 경향은 유사함을 나타내고 있으며 베어링회전축의 중심을 기준으로 한 양 측정점의 대칭성을 일부 보여주고 있는 RMS수치의 유사성은 Table 10에 나타나 있다. 이상에서 설계, 제작 및 시작시험결과를 토대로 저어널베어링 시험장치는 어느 정도의 가능성은 제

Table 10. RMS comparison

rpm	Measurement location	RMS (Volts)
3600	①	0.767
	①	0.778
	④	0.680
	⑤	0.659
5400	⑥	1.142
	⑦	1.007
	⑧	0.847
	⑨	0.832

**Fig. 9. RMS comparison measured at ① and ⑤ (3600 rpm).****Fig. 10. RMS comparison measured at ① and ⑦ (5400 rpm).**

시하고 있어 향후 실시되는 이상상태의 실험자료를 사용하여 진단전문가 시스템을 접목시키면 제시한 연구 목적을 달성할 수 있을 것이다.

3. 퍼지진단 이론

3-1. 퍼지진단 이론 개요

퍼지 이론은 1965년 미국 버클리 대학의 L.A. Zadeh 교수에 의해 ‘퍼지 집합 이론’(Fuzzy Set Theory)이 처음으로 소개되어진 뒤 많은 분야에서 다용도로 그리고 빠르게 응용되어져 오고 있다. 퍼지 이론은 컴퓨터가 인공적인 지능을 가지고 인간의 의사대로 수행하기 위해서 인간이 사용하는 수치는 물론 언어적으로 애매한 표현들을 처리할 수 있도록 한다. 기존의 디지털 논리체계는 0과 1의 개념이 확실한 반면 퍼지논리는 어떤 집합에 완전히 속하면 1, 완전히 속하지 않으면 0, 그 이외에도 0과 1사이의 값을 가지게 되며, 인간의 애매 모호한 상황도 표현할 수 있는 것이 퍼지 논리이다[7].

본 논문에서는 추출된 데이터에 대해서 Fuzzy c-mean 알고리듬을 적용하여 데이터의 분류를 수행하였고 이를 통하여 정상과 이상상태에 대한 진단을 수행하는 프로그램을 개발했다. 이 과정에서 실험 데이터는 N개의 데이터 집합에 대해서 각각의 특징형상 벡터를 생성하며 이를 이용하여 데이터군의 중심과 각 데이터간의 거리를 계산하여 데이터 군 중심간의 거리는 최대로 각 데이터와 중심 사이의 거리는 최소화시키는 것이 주요한 개념이다. 이러한 데이터 군을 형성한 후에는 이것에 의한 진단 법칙을 “If~Then~”의 형태 즉 지식베이스 시스템의 형태로 만들고 이를 다른 데이터에 적용하여 검증을 행하는 과정을 수행한다.

3-2. 퍼지의 개념

인간의 사고 체계는 0과 1의 2진 논리만 가지고는 인간의 애매한 표현을 처리할 수가 없다. 이러한 인간의 애매한 표현을 처리할 수 있도록 한 이론이 퍼지 집합 이론(Fuzzy Set Theory)이며, 이 이론에 근거하여 참, 거짓의 정도를 0과 1 사이의 적당한 실수값을 택하여 ‘참인 것 같다’, ‘아주 거짓 같다.’ 등으로 나타내며, 이 애매한 표현의 명제를 추론하여 참, 거짓의 정도를 밝히는 기법을 퍼지 논리(Fuzzy Logic)라고 한다. 이것은 컴퓨터의 사고를 2진 논리 체계보다 인간에 가까운 논리체계로 나타내기 위하여 1965년 Zadeh 교수가 소속이 명확하지 않은 대상들을 어떠한 표현을 만족하는 집합에 ‘속한다’, ‘속하지 않는다’, ‘어느 정도 속한다’라는 애매한 논리 체계를 다루는 퍼지 집합(Fuzzy Set)의 개념을 제안하여, 각 대상들을 그 집합

에 ‘속하는 정도(Grade of Membership)’로 표현하여 수치상으로 언어적인 애매한 표현을 컴퓨터가 이해할 수 있도록 하였다. 따라서 퍼지집합을 이용하면 ‘아주’, ‘약간’, ‘매우’ 또는 ‘크다’, ‘작다’ 등의 인간이 사용하는 언어개념을 컴퓨터 언어로 변환할 수 있다.

3-3. 퍼지 c-mean(Fuzzy C-Means)

분류기법의 주목적은 주어진 자료 집합을 유사한 클러스터(homogeneous clusters)로 나누는 것이다. 여기서 유사하다는 것은 그들간의 특징에 대한 벡터 공간상에서 같은 그룹 내 모든 점들이 서로 근접하고 다른 그룹의 점들과 멀리 떨어져 있다는 것을 의미한다. 클러스터링 알고리즘은 폐턴 부류를 만들거나 관련된 정보를 유지하도록 하면서 자료 집합의 크기를 줄이기 위해 사용될 수 있다. 어느 상황 하에서 데이터의 집합을 균질한 요소들로 단순히 분할하는 것 뿐 아니라, 그 분할된 각 클러스터를 잘 대표하는 원소를 찾기를 원하는 경우가 있다. 이를 위해 구현된 알고리듬이 c-means 알고리듬이다. n개의 자료들 x_1, x_2, \dots, x_n 이 있다고 하고 이 데이터들의 집합을 X 라 하자. 이때 x_j 는 d차원의 벡터이다.

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_j \in R^d$$

이것을 c 개의 클러스터($2 \leq c \leq n$)로 분할하는 경우, x_j 가 k 번째 클러스터에 속하는 정도를 u_{kj} 로 한다.

$$u_{kj} \in [0, 1]$$

단, 모든 k 에 대해, $0 < \sum_j U_{ki} < 1$ 이고, 모든 j 에 대해, $\sum_k U_{ki} = 1$ 이다.

u_{kj} 를 요소로 하는 $c \times n$ 행렬 U 의 집합을 M_n 이라고 한다. 한편 R^d 는 특징 공간이라 불리워지며 $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kd})$ 를 특징벡터라 한다. 클러스터링이란 데이터 집합 X 와 분할 행렬 U 를 연결한 것에 지나지 않으며, c-means 알고리듬에서는 최적의 U 를 구하기 위해 다음과 같은 제곱 오차 합을 목적함수로 한다.

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

위 제곱 오차 합을 최소로 하는 u_{kj} 와 v_k 는 $m > 1$ 에 대해 다음 조건을 만족한다.

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

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

제곱 오차 합을 극소로 하는 u_{kj} 는 다음 알고리듬에 의해 구해진다.

① m 과 클러스터 수 c 를 정하고, 식 1에 대한 놈(norm)을 정의한다. 또 U 의 초기치 $U^{(0)} \in M_{kc}$ 를 적당히 설정한다.

② $U^{(0)}$ 와 식(3)을 이용하여 클러스터의 중심 $\{v^{(p)}\}$ 를 계산한다.

③ $\{v^{(p)}\}$ 와 식(2)를 이용하여 $U^{(p+1)}$ 을 구한다.

④ 적당한 놈(norm)과 역치 ϵ 을 정의하여, $\|U^{(p)} - U^{(p+1)}\| \leq \epsilon$ 될 때까지 앞의 순서를 반복한다.

3.4. 실제 데이터에 대한 적용결과

본 논문에서는 fuzzy c-mean 기법을 2400 rpm에서 추출한 데이터에 대해서 적용하고 U 데이터에 대해서 초기화하는 작업을 수행하였다. 이것은 또한 원도우 기반의 프로그램으로 개발되어 구축되었다. 여기에서 입력변수 값은 다음과 같다. 즉, 위에서 유도된 식에 대해서 cluster 수는 4, 데이터 집합의 수 n은 768, 오차율은 0.01, 그리고 가중치 변수 m'는 2로 구성되어 진다. 퍼지분류를 위한 입력은 Fig. 11에 보이는 입력창을 통하여 주어지며 그 결과는 Fig. 12에 보이는 결과값으로 나타나게 된다. 즉 샘플데이터에 대해서 검증한 결과 군집 #1에 속하는 부분의 샘플데이터 값을 임으로 선택해서 반복수행 한 결과 군집 #1에 속함을 보여준다.

Fig. 13에는 AE 센서의 데이터와 X 방향의 가속

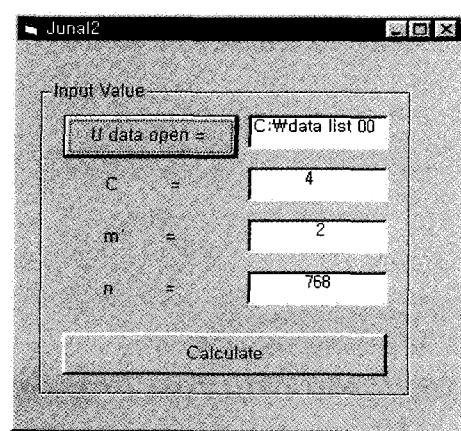


Fig. 11. Input screen.

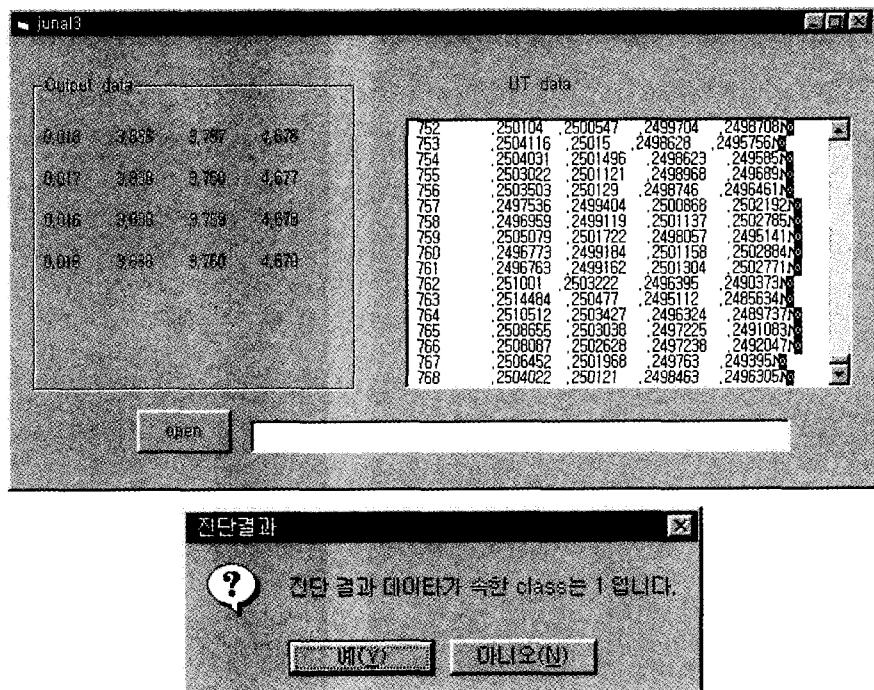


Fig. 12. Output screen of Fuzzy C-mean.

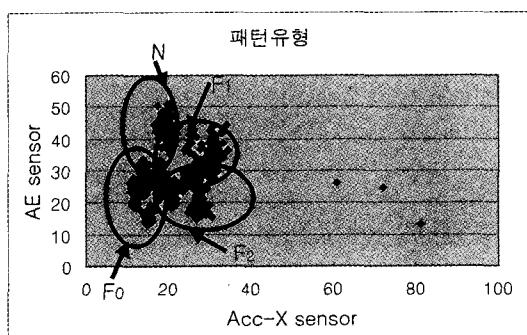


Fig. 13. Fuzzy clustering.

도센서의 데이터를 퍼지 c-means 방법으로 분류한 것이 보여진다. 결과에서 보이듯이 정상 및 이상상태의 네 가지 분류가 행해지며 이 상태사이에 약간의 겹침이 발생하는 것을 볼 수 있다. 이 겹침은 분류된 영역의 외곽에서 발생하며 따라서 퍼지 소속 정도값이 매우 낮게 되므로 분류를 수행하는데는 큰 어려움이 없게된다. 또한 이러한 분류는 3축 방향의 가속도 센서에 대해서 모두 수행되므로 각 상태사이의 분류는 4차원 공간의 분류가 되어 더 구분된다.

4. 결 론

본 연구에서는 저어널 베어링의 이상상태 진단을 수행하여 다음과 같은 결과를 얻었다.

- 1) 구축된 저어널베어링 실험장치를 이용한 데이터에 대해 안정화 작업을 수행하여 데이터에 대한 검증을 실시했다.

- 2) 다양한 상태(정상 및 이상)의 데이터에 퍼지 c-means 분류를 이용하였다. 실험장치로부터 받은 데이터의 평균값과 표준편차를 구하고 이것을 퍼지분류 알고리듬을 이용하여 패턴분류를 수행하고, 최적의 운전 조건과 센서의 위치를 판별하여 전처리기에서 처리된 데이터를 이용하여 진단법칙을 만들었다.

- 3) 퍼지분류된 데이터는 약간의 겹침이 있으나 데이터의 비선형성을 극복하고 진단을 수행하는데는 큰 영향이 없었다.

- 4) 따라서 퍼지분류가 휴리스틱 진단기법으로 사용 가능함을 알 수 있다.

- 5) 향후 휴리스틱의 다른 방법인 신경망과 또 이를 퍼지와 연계한 뉴로퍼지의 방법을 적용하여 그 효율을 비교하는 것도 의미가 있을 것이다[8].

감사의 글

본 연구는 한국학술진흥재단의 '98 과학기술기초 종점연구 지원과제(1998-018-E00137)로서 수행되었으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

- 회전축의 이상상태 진단을 위한 진단 전문가 시스템”, 제출 중
1. Milne, R., “Strategies for Diagnosis”, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMB-17, No. 3, May/June., 1987
 2. Agogino, A. M., Srinivas, S. and Schneider, K. M., “Multiple Sensor Expert System for Diagnostic Reasoning, Monitoring and Control of Mechanical Systems”, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 2, No. 1., 1988
 3. 유송민, 김영진, 박상신, “저어널 베어링으로 지지된 회전축의 이상상태 진단을 위한 진단 전문가 시스템”, 제출 중
 4. S. M. Divakaruni, J. R. Sheibel, “Development and Testing of turbine and generator expert monitoring systems”, Industrial Applications of Knowledge-Based Diagnosis, Ed. G. Guida, 1992
 5. 윤의성, 손동구, 안효석, “초음파의 형상인식법을 이용한 저널베어링의 마멸파손 검지”, 대한기계학회논문집, 제17권, 8호, pp.2061-206, 1993.
 6. Zhang, S. and Ganesan, R., “Multivariable Trend Analysis using Neural Networks for Intelligent Diagnostic of Rotating Machinery”, Trans. of the ASME, J. of Eng. for Gas Turb. and Power, Vol. 119, pp. 378-384, 1997.
 7. Timothy J. Ross, Fuzzy LOGIC WITH ENGINEERING APPLICATIONS, McGraw-Hill, Inc, 1995.
 8. Zhang, J., Morris, A. J., “On-Line Process Fault Diagnosis Using Fuzzy Neural Networks”, Intelligent Systems Engineering, Vol. 3, No. 1, pp 37-47, 1994.