

진동신호 양자화에 의한 거동반응을 이용한 베어링 고장진단[#]

Bearing Fault Diagnosis Using Automaton through Quantization of Vibration Signals

김도현* · 최연선†

Do-Hyun Kim and Yeon-Sun Choi

(2006년 1월 2일 접수 ; 2006년 4월 21일 심사완료)

Key Words : Model-based Fault Diagnosis(모델기반 고장진단), Bearing(베어링), Quantized System(양자화 시스템), Qualitative Diagnosis(정성적 진단법), Automaton(거동반응), ATM Machine(자동화폐입출금기)

ABSTRACT

A fault diagnosis method is developed in this study using automaton through quantization of vibration signals for normal and faulty conditions, respectively. Automaton is a kind of qualitative model which describes the system behaviour at the level of abstraction. The system behavior was extracted from the probability of the output sequence of vibration signals. The sequence was made as vibration levels by reconstructing the originally measured vibration signals. As an example, a fault diagnosis for the bearing of ATM machine was done, which detected the bearing fault with confident level compared to any other existing methods of kurtosis or spectrum analysis.

1. 서 론

기계에 이상이 있으면 먼저 진동과 소음이 발생하고 고장의 형태에 따라 그 파형이 달라지므로 진동, 소음을 분석하면 고장을 진단할 수 있다. 그러나 진동, 소음 신호 패턴 분류에 따른 고장여부만을 판단하는 지식기반(knowledge based) 고장진단은 고장의 정확한 원인과 그에 따른 대처 방안을 마련하기에는 한계가 있다. 따라서 시스템 운동방정식을 바탕으로 측정된 입력과 출력 신호를 분석하여 고장을 진단하는 모델기반 고장진단(model-based fault

diagnosis) 기술이 요구되어 왔다.

Lunze^{(1),(2)}는 시스템 상태방정식을 통해 거동반응을 구하고, 거동반응(automata) 이론을 정성적 모델(qualitative modeling) 기법에 적용하여 동적 시스템의 동적 거동에 대한 정성적 표현 방법과 거동 예측에 관한 연구를 수행하고, 거동반응 이론을 실제 물탱크에 적용하여 이산화 기법을 통한 거동예측과 고장진단 기법을 개발하였다. Venkatasu⁽³⁾는 정성적 모델을 고장진단에 적용함에 있어 인과 모델(causal model)과 추상적 계급구조(abstraction hierarchies)법의 장, 단점에 대한 연구를 수행하였다. Gradisek⁽⁴⁾은 절삭공구와 레이저 용접기의 측정 데이터에 대해 확률을 이용하여 결정(deterministic), 랜덤(random) 향을 갖는 방정식으로 모델링을 하고, 정량적, 정성적 분석 방법을 연구하였다.

이 연구에서는 진동 신호를 양자화 하여 정상과 고장의 각각에 대한 확률적 거동관계(behavior relation)를 유도하여 고장여부를 진단하는 정성적

† 책임저자; 정회원, 성균관대학교 기계공학과
E-mail : yschoi@yurim.skku.ac.kr
Tel : (031) 290-7440, FAX : (031) 290-5849

* 성균관대학교 대학원 기계공학과

이 논문은 2005 추계 소음진동 학술대회 우수논문으로 추천되었음.

모델 진단법(qualitative modeling diagnosis)을 개발하였다. 거동 반응은 모델 기반 고장진단 기법에서 수학적 모델링을 대신하여 시스템 거동을 확률적으로 정의하는 모델이다. 시스템 거동 반응이 일단 구해지면 센서의 신호를 정량적으로 변환하여 고장 진단을 수행할 수 있다. 이 연구에서는 ATM(automated teller machine)기용 베어링의 고장 진단을 위하여, 진동신호를 양자화하고 정상과 고장 각각의 경우에 대해 확률적 거동으로 거동반응을 도출하여, 정상 베어링과 고장 베어링을 자동적으로 구분하는 알고리즘을 개발하였다.

2. 양자화 진동신호를 이용한 고장진단

2.1 모델기반 고장진단

모델기반 고장진단은 연속변수 동적시스템에 대하여 센서의 입, 출력 신호로부터 설비의 고장을 진단한다. 그러나 실제 시스템의 정확한 운동방정식을 찾아내는 것은 쉬운 일이 아니며, 또한 실질적으로는 감시되는 시스템은 연속변수로서 방대한 양의 데이터가 된다. 따라서 연속 변수를 이산화 변수로 바꾸는 양자화 과정을 통해 정상과 고장의 경우 각각에 대한 거동 반응을 유도하면 그 시스템의 고장을 진단 할 수 있다.

2.2 거동관계

Fig. 1은 연속 변수 시스템의 양자화(quantization)를 통한 고장진단 과정이다. $X(k)$ 는 상태 변수, $U(k)$ 는 입력 변수, $E(k)$ 는 결함 변수, $Y(k)$ 는 출력 변수를 각각 나타낸다. 만약 시스템의 출력 $Y(k)$ 가 측정된다면, 이 출력치는 출력 상태를 나타

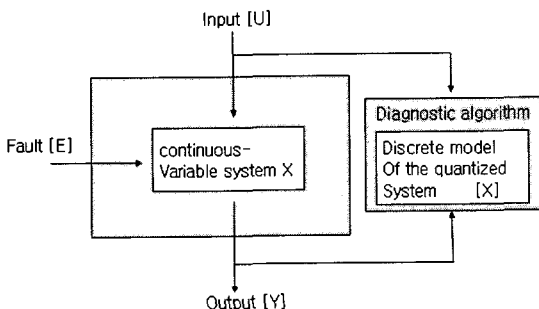


Fig. 1 Quantized diagnosis system

내는 유한한 정수 $N_y = \{0, 1, 2, \dots, R\}$ 로 표현되어 출력 상태공간을 만들 수 있다. 입력과 결함에 대해 $N_u = \{0, 1, 2, \dots, M\}$, $N_f = \{0, 1, 2, \dots, S\}$ 의 입력과 결함의 상태공간으로 각각 표현할 수 있다. 즉 양자화 시스템의 거동은 정성적 입력, 결함, 출력에 대해 각각 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} [U(0...T)] &= ([U(0), [U(1), \dots, [U(T)]) \\ [E(0...T)] &= ([E(0), [E(1), \dots, [E(T)]) \\ [Y(0...T)] &= ([Y(0), [Y(1), \dots, [Y(T)]) \end{aligned} \quad (1)$$

즉 양자화 시스템은 입력 U 혹은 결함 E 에 대해 특정 출력 Y 를 생성하게 되나 U , E , Y 가 어떤 범위내의 값을 입력은 M 개, 결함은 S 개, 출력은 R 개로 각각 대표하므로 완전 확정적(deterministic) 값은 될 수가 없다. 그러나 시스템의 특성은 U 와 Y 혹은 E 와 Y 사이의 확률적 관계로는 표시할 수 있다. 먼저 입력 U 와 정상 출력 Y 의 관계는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$\begin{aligned} L(z', w | z, v) &= \text{Prob}(z', w | z, v) \\ z', z &\in N_z, w \in N_w, v \in N_v \end{aligned} \quad (2)$$

현 상태 z 에서 다음상태 z' 로 변하는 과정은, 즉 시스템 상태 변수, x 가 실제 입력 변수 u 에 대한 입력 상태공간에서의 유한정수 v 가 주어질 때, 출력 상태공간에서의 유한정수 w 가 되는 확률 L 로 거동 관계를 나타낼 수 있는 것이다. 이때 시스템의 상태 z 는 N_z 상태공간을 만들고 출력 상태공간 정수 w 는 N_w 상태공간을, 입력 상태공간 정수 v 는 N_v 상태공간을 각각 형성하는 것이다. 그리고 현재 상태에서 다음상태 z' 로 가는 모든 확률의 합은 1이 되어야 한다. 또한 시스템에 결함이 발생한 경우 그 결함은 추가적인 입력 변수로 고려될 수 있으며, 결함이 있는 시스템의 거동관계는 식 (3)과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} L(z', w | z, v, f) &= \text{Prob}(z', w | z, v, f) \\ z', z &\in N_z, w \in N_w, v \in N_v, f \in N_f \end{aligned} \quad (3)$$

여기의 f 는 결함변수의 상태공간정수를 의미하는 N_f 상태공간을 형성함을 의미한다.

2.3 진동 신호의 양자화

시스템의 진동을 측정하면 시간에 따른 연속적인

진동 데이터를 얻는다. 시스템을 양자화하기 위해 시스템의 입, 출력 값을 일정 구간으로 나누어 구간 내 측정값의 평균을 구하고, 시스템은 그 구간 내에서 평균값으로 동일 상태에 있는 것으로 가정한다. 예를 들어, 연속적인 가속도 신호를 일정 시간동안 RMS값을 구하고, 그때의 시간을 k 라고 하면 출력 값은 연속변수 이산 변수 $Y(k)$ 로 표현된다. 또한 가속도의 연속적인 RMS 값의 변화치를 일정 구간별로 상태를 정의하여 $U(k)$, $Y(k)$ 를 다시 정성적 입력 $[U(k)]$ 와 $[Y(k)]$ 로 표현하면 각 값들은 상태 공간을 표시하는 값으로 1, 2, 3과 같은 자연수로 표시할 수 있다. 이때 이산화를 통해 처리 데이터의 양을 줄일 수 있으며, 이산화 시 데이터 단위의 적절한 결정을 통해 신호의 변동 특성을 유지하면서 데이터 처리시간을 줄일 수 있다. 재이산구간(re-sampling interval)이 길면 데이터 처리량은 줄어들지만 재이산구간 마다의 해당 RMS 값의 편차가 줄어들어 신호의 변화를 나타내기가 어려워지며, 이산시간이 필요 이상으로 짧아지면, 데이터의 변동을 나타내기는 쉽지만, 데이터의 증가로 이산화의 의미가 퇴색된다.

대상 시스템을 작동 중 RPM의 변화 등 입력의 변화가 없다고 가정하면, 입력의 변수는 고려대상에서 제외할 수 있으며, 출력을 재이산구간별 RMS 값이라고 가정하고, $[Y(k)]$ 는 정의한 출력 상태공간 만큼의 수를 갖는다.

2.4 거동반응을 이용한 고장진단 알고리즘

Fig. 2는 진동신호로부터 거동반응을 얻는 과정으로 시스템의 연속 변수들의 양자화를 이용한 시스템의 상태 거동을 확률적으로 나타내는 거동반응을 구하는 과정이다. 예를 들어 일정 시간별 RMS 값을 4구간으로 나누어 4가지의 상태를 정의하면 z 에서 z' , 즉 현재 상태에서 다음 상태로 이동하는 경우는 16가지가 된다. 현재 상태와 다음 상태의 이동 확률을

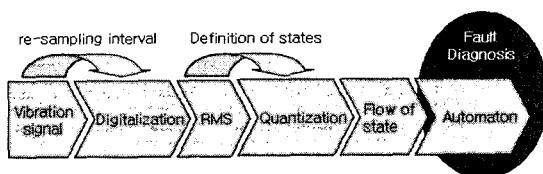


Fig. 2 Automaton acquisition process

표현하면, 확률 분포(probability distribution)를 얻을 수 있다. 만약 100개의 상태변화 중 1에서 1로 10회의 상태 변화가 일어났다면, 이때 상태 1에서 상태 1로의 확률분포는 0.1이 된다. 이와 같이 나머지 15개의 상태 변화에 따라 각각의 확률 분포 값을 갖으며, 각 상태별 확률 분포의 총합은 '1'이어야 한다. 또한 결정된 현재 상태 1에서 다음 상태 1~4로 이동할 수 있는 확률 분포 값이 0.1, 0.15, 0.2, 0.05라 하면 정규화(normalization)하면 각각 0.2, 0.3, 0.4, 0.1로 거동 관계를 재정의 한다. 확률 분포는 모든 상태를 고려한 전체적인 상태의 변동을 표현하는 확률이며, 거동 관계는 하나의 상태에서 이동할 수 있는 확률을 의미한다. 거동 관계는 시스템의 거동반응을 구성하며, 시스템의 거동 특성을 예측할 수 있다. 거동반응은 시스템의 진동 측정 시 측정시간에 따라 거동반응이 달라질 수 있기 때문에, 서로 다른 시간동안의 측정을 하여 거동반응의 편차가 더 이상 커지지 않는 측정시간을 찾는 것이 중요하다. 거동반응은 정상과 결함에 대해 각각 획득할 수 있다. 획득된 정상과 결함의 거동반응을 이용한 실제 고장 진단하는 과정을 Table 1에 나타내었다. $p_k(f, z)$ 는 재이산구간이 진행함에 따라 정상과 고장 확률을 각각 의미하며, 최초의 정상과 고장에 대한 확률을 모르므로 0.5로 시작한다. 현재 상태에서 다음 상태가 확정됨에 따라 그에 따른 거동 관계 L 값이 정상, 결함의 경우에 따라 다르며, 이 값을 현재 정상과 고장확률에 곱하여, 각각의 값을 다시 두 값의 비로 표현하면 다음 상태의 정상과 결함의 확률이 구해진다. 이에 대한 계산 과정은 정상 혹은 고장 확률이 1일 때까지 계속한다.

3. 베어링의 거동반응

3.1 베어링 진동실험

베어링의 정상과 고장 베어링의 진동 측정 실험에 사용된 ATM기는 Fig. 3(a)와 같다. 실험장치는 Fig. 3(b)와 같고, 구동 모터의 회전속도는 2530 RPM이며 사용된 베어링의 설계사양은 Table 2와 같다. 실험에 사용한 장비들은 Table 3에 나타내었다. 베어링의 기계적 고장은 대개 피로, 마모 소성변형 등에 의해 발생한다. 따라서 이 연구에서는 Fig. 4의 정상 베어링의 측면에 작은 충격을 가하였다.

Table 1 Algorithm for the diagnosis using stochastic automata

Given : Stochastic automaton S
 and fault model automaton S_f
 Initialization : $\text{Prob}(f(0) | 0) = 0.5$
 Loop : 1. Measure the current output w
 2. For all $f \in N_f$ and $z \in N_z$ determine

$$h(f, z) = \sum_{f', z'} L(z' | z, f, f') \cdot pr(f, z)$$

 3. If $\sum_{f, z} h(f, z) = 0$ holds, stop the algorithm
 4. For all $f \in N_f$ and $z \in N_z$ determine

$$p_k(f, z) = \frac{h(f, z)}{\sum_{f, z} h(f, z)}$$

 5. For $f \in N_f$ and $z \in N_z$ determine

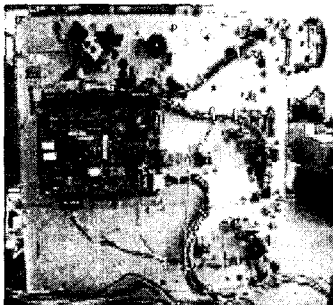
$$P_r(f, z) = \frac{\sum_{f', z'} L(z' | z) \cdot p_r(f', z')}{\sum_{f, z} h(f, z)}$$

 6. Determine $\text{Prob}(f(k_h) = f | k_h) = \sum_z p_k(f, z)$
 7. $k_h := k_h + 1$
 Continue with step 1.
 Result : $\text{Prob}(f(k_h) = f | k_h)$ for increasing time horizon k_h

정상 베어링과 케이스에 결함을 갖은 베어링이 장착된 경우에 대하여 Fig. 3(a)의 ATM기의 베어링 부위에 가속도계를 부착하여 정상과 고장 베어링의 각각의 거동반응을 구하였다.

3.2 실험 결과

샘플링 주파수를 10 kHz로 25회 반복, 총 57.5초간 진동신호를 측정하였다. Fig. 5는 정상과 고장 베어링의 진동신호이다. 두 값이 차이가 근소하여 정상과 고장 여부를 확실히 판단하기에는 어려움이 있다. 또한 측정된 진동신호에는 ATM기의 베어링 신호뿐만 아니라, 모터, 기어 등 각종 부품의 진동신

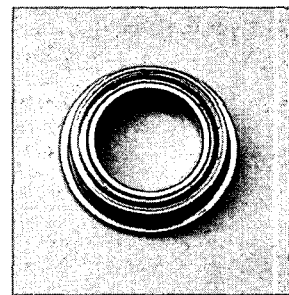


(a) ATM

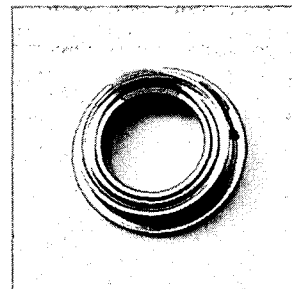


(b) Experimental set-up

Fig. 3 Experiment for ATM machine



(a) Normal



(b) Fault

Fig. 4 Photo of the bearings

Table 2 Specification of the bearing

Type	Pitch diameter (mm)	Number of ball	Ball diameter (mm)
SSL-1280	19,906	11	0.047

Table 3 Experimental apparatus

Instrument	Model	Maker
Accelerometer	Type 4393	B&K
Charge amplifier	2635	B&K
A/D Board	Wavebook	IO-tech

호가 혼재되어있으므로 측정된 가속도 데이터만으로 베어링의 고장을 판단하는데 한계가 있을 수밖에 없다.

3.3 베어링 거동반응식

10 kHz로 샘플링 된 진동신호를 0.04, 0.02, 0.01초 간격으로 나누어 정상과 고장 베어링에 대해 RMS 값의 분포를 표시하면 Table 4와 같다. 재이산구간이 길어질수록 표준편차가 커짐을 알 수 있다. 이는 재이산구간을 필요 이상으로 길게 하면 신호의 신뢰도가 떨어진다는 것을 의미한다. 진동

레벨의 양자화를 위해, 각 상태를 정상과 고장 베어링의 진동 레벨에 따른 분포를 구하여 가장 많은 분포를 보이는 레벨을 중심으로 4등분 하여, 중간 2구간의 해당 분포가 70%가 되도록 진동 레벨의 RMS 값에 따라 0~3.2, 3.2~3.7, 3.7~4.1, 4.1 m/s² 이상 각 구간으로 나누고, 각 구간을 상태 1부터 상태 4로 정의하였다. 재이산구간이 0.04초일 때, 고장 베어링의 경우 상태 4에 대한 분포가 작아 신호의 레벨 변동 특성을 표현하기에 부족하였다. 재이산구간이 짧을수록 상태의 분포에 대한 표준편차가 작아지며, 각 상태별 분포도가 높아 신호 특성을 구분하기 용이하나, 데이터 처리시간이 길어지는 단점이 있다. 전체 측정시간을 결정하기 위하여 ATM기를 연속 5회(11.5초), 15회(34.5초), 25회(57.5초) 작동시킨 각각 경우에 대해 총 5회 반복 실험을 실시하였다. Fig. 6(a)는 5회 측정에 따른 각 상태별 분

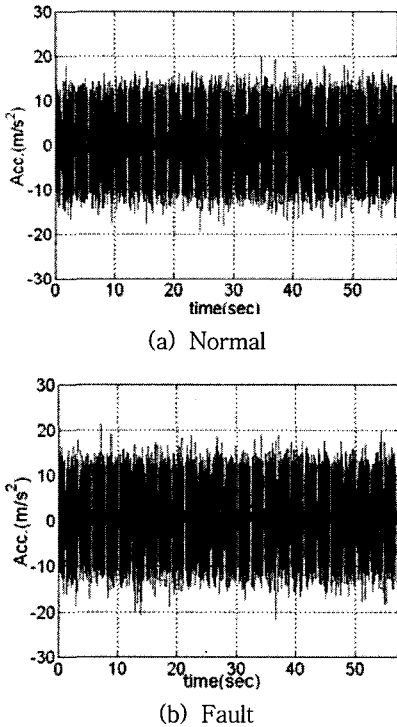
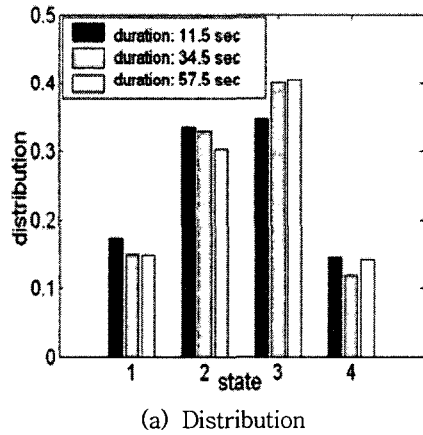


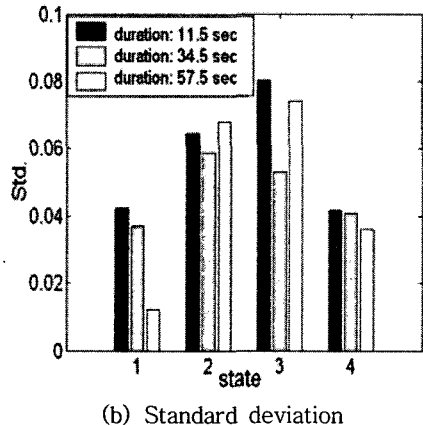
Fig. 5 Bearing vibration for automata

Table 4 State probability distributions vs re-sampling interval

Re-sampling interval(sec)	Normal bearing			Faulty bearing		
	0.04	0.02	0.01	0.04	0.02	0.01
State 1	0.14	0.15	0.23	0.13	0.14	0.19
State 2	0.30	0.32	0.32	0.10	0.26	0.23
State 3	0.50	0.43	0.30	0.53	0.34	0.30
State 4	0.06	0.10	0.14	0.25	0.26	0.28
Std.	0.20	0.16	0.08	0.20	0.08	0.05



(a) Distribution



(b) Standard deviation

Fig. 6 Distribution of the state depending on re-sampling interval

포의 평균값으로 각 상태별 총합은 '1' 이다. 측정 시간을 11.5초로 하였을 때는 34.5초, 57.5초일 때에 비해 상태별 분포의 차이가 있다. 따라서 34.5초와 57.5초의 상태별 분포의 차이가 거의 없어 측정 시간의 증가는 데이터 처리량의 증가만을 가져와, 이 연구에서는 1회 측정 시간을 57.5초로 정하였다. Fig. 6(b)는 5회 반복 측정에 따른 진동신호의 유사성을 확인하기 위한 각 측정시간별 반복 측정에 따른 각 상태의 표준편차로서 측정 시간이 증가함에 따라 표준편차가 전반적으로 감소하는 경향을 보이므로 측정시간이 길면 길수록 좋아진다는 것을 알 수 있었다. 다만 데이터양의 증가에 따른 데이터 처리시간이 길어지는 문제가 있다. 정상과 고장 베어링 각각에 대해 각 상태 변화 횟수를 전체 상태 변화 횟수로 나누어 현재 상태에서 다음 상태로의 변화 확률을 행렬 형태로 표현한 것이 확률 분포이다. 또한 동일한 상태에서 다음 상태로 이동하는 경우에 대하여 확률 분포의 비를 계산하여 얻은 값이 거동관계의 정의이다. 거동관계의 신뢰도를 얻기 위해, 57.5초 동안의 진동신호를 정상과 고장이 있는 베어링 각각에 대해, 각 5회 측정하여 정상, 고장 경우에 대해 거동반응을 구하였다. Fig. 8은 정상 베어링과 고장 베어링의 각각의 거동반응이다.

4 베어링 고장진단

4.1 고장 신호 분석

ATM기에 장착된 베어링의 정상과 고장 여부를 진단하기 위해 정상의 베어링은 새로운 베어링으로 대체하고, 고장 베어링은 새 베어링 측면 케이스에 충격을 가하여 결함을 가하였다. Fig. 9는 정상과 결함 베어링 각각을 ATM기에 장착한 후 1초간 측정된 진동신호이다. Table 5는 두 진동신호의 RMS값과 첨도(kurtosis)이다. 정상 베어링의 RMS값은 4.25 m/s^2 이며 결함 베어링의 RMS값은 4.69 m/s^2 로 3.2절의 거동반응을 구할 때 보다 진동레벨이 커

Table 5 RMS and Kurtosis of vibration signals of bearings

	Normal	Fault
RMS(m/s^2)	4.25	4.68
Kurtosis	2.89	3.02

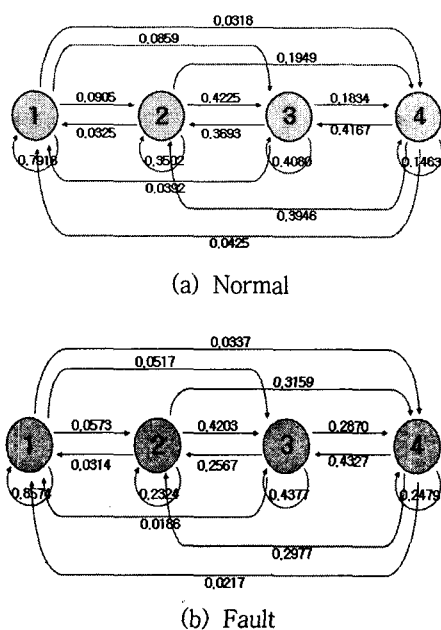


Fig. 8 Automata of the bearings

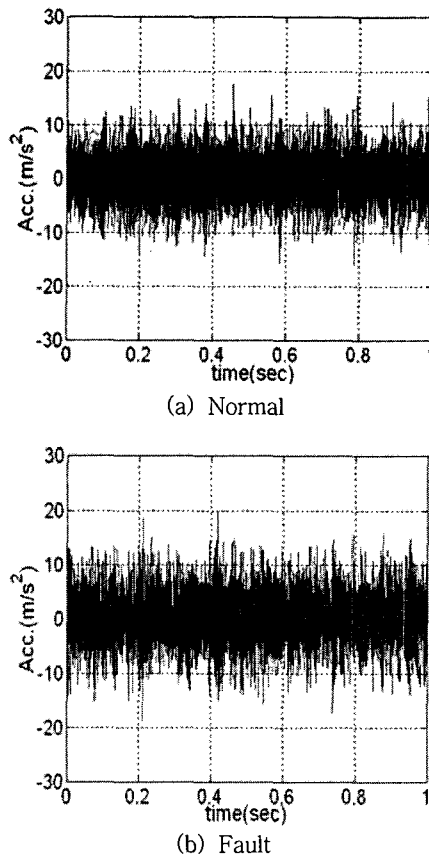


Fig. 9 Bearing vibration for diagnosis

졌다. 고장 베어링이 정상 베어링에 비해 RMS 값이 크기는 하나 정상과 고장여부를 판정하기에는 어려움이 있다. 현장에서 베어링의 결함진단에 응용되고 있는 침도(kurtosis)⁽⁵⁾는 신호의 날카로운 정도를 나타낸다. 즉 베어링에 이상이 발생할 경우 진동신호에 충격성분이 발생하게 된다. 이렇게 발생한 충격신호의 정도를 나타내는 지표가 침도이다. 이 경

우 고장 베어링의 침도 값이 정상 베어링보다 큰 것은 확실하나 자신 있는 판정에는 한계가 있다. Fig. 10은 정상 베어링과 고장 베어링의 주파수 스펙트럼으로 고장 베어링의 주파수 스펙트럼의 레벨이 약간 높은 것만을 확인할 수 있을 뿐 특별한 경향의 차이를 발견하기 힘들다.

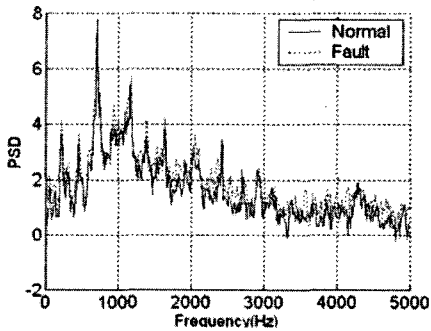
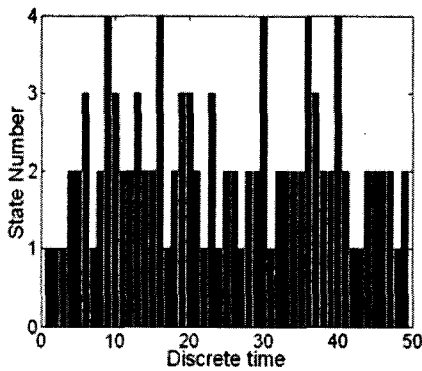


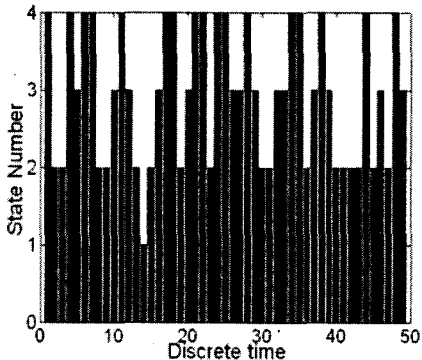
Fig. 10 Vibration spectrum of the normal and faulty bearing

4.2 정성적 고장진단

Fig. 9의 ATM기의 두 신호를 0.02초 간격으로 재 이산화 하여 1초 동안의 50회 RMS 값의 변화를 이산화하면 Fig. 11과 같다. Fig. 12는 Fig. 8의 거동반응에 Table 1의 알고리즘을 적용하여 상태가 진행됨에 따라 정상과 고장 베어링 각각에 대한 정상 및 고장 확률을 표시한 그림이다. 최초 K 가 1일 때, 정상과 결함일 확률은 각 0.5로 시작했다. $state(1)=2$ 이며, $state(2)=4$ 이므로 Fig. 12(a)의 정상 베어링의 경우 Fig. 8(a), (b) 각각의 거동관계식으로 정상일 확률은 0.1949와 고장일 확률은

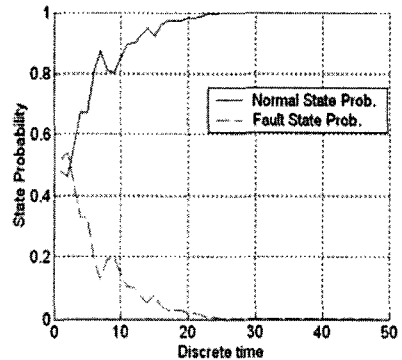


(a) Normal

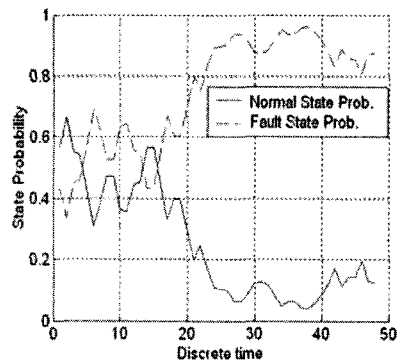


(b) Fault

Fig. 11 Quantized signal sequence for the bearings



(a) Normal



(b) Fault

Fig. 12 Vibration of state probability for normal and faulty bearing, respectively

0.3159임을 알 수 있다. 정상과 고장 시 상태확률 (state probability)에 각 확률 값을 곱하여, 정상확률 (normal probability)과 고장확률(fault probability)을 각 0.0974, 0.1580으로 구할 수 있으며, 정상확률과 고장 확률의 상호간의 각각의 비율은 다음 단계의 상태 확률로서 K 가 2일 때 각각 두 값을 정규화 (normalization)하면, 0.3816과 0.6184의 값을 갖는다. 위와 같이 $K=2, \dots, 51$ 까지의 이산시간 증가에 따른 연속적인 연산을 통하여 정상과 결함의 상태 확률을 구할 수 있고, 측정 베어링의 진동신호는 정상일 확률이 '1'로 수렴하는 것을 알 수 있다.

Fig. 12(b)는 최초 K 가 1일 때, 정상, 결함 확률은 각 0.5이며, 위와 같은 방식으로 $K=1, \dots, 51$ 까지의 연속적인 연산을 통하면 K 가 1부터 51까지 진행됨에 따라 정상과 결함 경우의 상태확률을 구할 수 있고, 결국 측정 베어링의 진동신호는 고장일 확률이 '1'로 수렴하는 것을 알 수 있다. 물론 초기 고장여부 판별에 혼선을 보이고는 있으나 고장과 결함여부는 Fig. 8의 거동반응으로 판별하므로 결국 정확한 고장 진단을 하게 되는 것이다.

5. 결 론

이 연구에서는 진동 신호의 양자화 변환을 통한 베어링의 고장을 진단하는 기법을 제안하였다. 기존의 모델 기반 고장진단이 시스템의 운동방정식을 기초로 고장진단을 수행하므로 모델 기반 고장진단을 위해서는 시스템의 운동방정식을 알아야 하나, 이것이 결코 쉽지 않고, 특히 고장의 경우 운동방정식은 더욱 알기 어려워 모델기반 고장진단이 현실적으로 구현되기가 어렵다. 이에 이 연구에서는 측정된 진동신호로부터 정상과 고장 각각의 경우 진동신호의 변화추이를 감시하여 고장여부를 판별하는 기법을 개발하였다. 이를 위해 측정된 진동 신호의 RMS 값을 구간별로 나누어 각 상태를 양자화 하여 정상과 결함 베어링 각각에 대하여 거동반응을 찾아내었다. 이와 같이 구해진 거동반응을 검증하기 위해 ATM기의 신폴 베어링과 신폴 베어링 측면에 충격을 가한 베어링을 ATM기에 실제 장착하고 각각의 경우에 대해 진동신호를 측정하여 기존 베어링 고장진단 방법인 진동레벨, 침도, 주파수 분석 등을 시도하여 보았으나 고장 여부를 확연히 구별할 수는 없었다.

그러나 이 연구로 구해진 거동반응을 이용한 결과 판별 초기 약간의 요동은 있었으나 시간이 가면서 정상과 고장 여부를 각각 100% 판별하였다. 따라서 이 연구는 기존의 애매한 진단을 보다 확신 있는 진단을 가능케 하는 기법이 될 수 있음을 보였다. 다만 재 이산구간 및 상태의 정의가 보다 신중해 질 필요가 있고, 다양한 고장 종류 각각에 대해 거동반응을 찾아서 하나의 진동신호로부터 다양한 고장을 찾아내는 방법이 연구되어야 할 것이다.

후 기

이 연구는 산업자원부 부품소재기술개발사업 (0302-DD2-034)으로 지원, 수행되었으며, 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

참 고 문 헌

- (1) Lunze, J. 1998, "Qualitative Modeling of Dynamical System Motivation, Methods, and Prospective applications," *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol. 4, pp. 465~483.
- (2) Lunze, J., Nixdorf, B. and Richter, H., 2001, "Process Supervision by Means of a Hybrid Model," *Journal of Process Control*, Vol. 11, pp. 89~104.
- (3) Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R. and Kavuri, S. 2003, "A Review of Process Fault Detection and Diagnosis Part II: Qualitative Models and Search Strategies," *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 27, pp. 313~326.
- (4) Gradisek, J. and Grabec, I. 2002, "Qualitative and Quantitative Analysis of Stochastic Processes Based on Measured Data, I,II : Theory and Applications to Synthetic Data," *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 252, No. 3, pp. 545~562, 564~572.
- (5) Martin, H. R., 1992, "Detection of Gear Damage by Statistical Vibration Analysis," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, pp. 395~401.