

# HMM을 이용한 회전체 시스템의 질량편심 결함진단

## Fault Diagnosis of Rotating System Mass Unbalance Using Hidden Markov Model

고 정 민\* · 최 찬 규\* · 강 토\*\* · 한 순 우\*\* · 박 진 호\*\* · 유 흥 희†

Jungmin Ko, Chankyu Choi, To Kang, Soonwoo Han, Jinho Park and Honghee Yoo

(Received August 4, 2015 ; Revised September 17, 2015 ; Accepted September 17, 2015)

**Key Words** : Hidden Markov Model(은닉 마르코프 모델), Fault Diagnosis(결함 진단), Feature Vector(특징 벡터), Vector Quantization(벡터 양자화), Mass Unbalance(질량 편심), Rotating System(회전체)

### ABSTRACT

In recent years, pattern recognition methods have been widely used by many researchers for fault diagnoses of mechanical systems. The soundness of a mechanical system can be checked by analyzing the variation of the system vibration characteristic along with a pattern recognition method. Recently, the hidden Markov model has been widely used as a pattern recognition method in various fields. In this paper, the hidden Markov model is employed for the fault diagnosis of the mass unbalance of a rotating system. Mass unbalance is one of the critical faults in the rotating system. A procedure to identify the location and size of the mass unbalance is proposed and the accuracy of the procedure is validated through experiment.

### 1. 서 론

기계시스템의 정기적인 보수관리는 수명과 직접적으로 연관되어 있는 부분이므로 오랜 기간 정상적 작동을 유지하기 위해서는 매우 중요한 사항이다. 만약 정기적인 유지보수가 실시되지 않는다면 어느 누구도 기계시스템의 충분한 수명을 장담할 수가 없다. 하지만 정기적인 유지보수가 실시되더라도 예상하지 못한 결함이 발생할 가능성은 항상 존재하기 마련이다. 그러므로 기계시스템을 실시간으로 모니터링 하면서 결함이 발생했을 때 그것을 즉시 알아차리는 것이 가장 좋은 방법이라고 말할 수 있는데 이 방법을 CBM(condition based monitoring)이라

한다. CBM은 기계시스템에서 발생하는 사고를 미연에 방지 할 수 있어 경제적 손실과 안전사고를 막는데 중요하게 여겨지고 있다<sup>(1)</sup>.

CBM의 한 방법으로 작동 중인 기계시스템의 출력신호를 분석해 결함발생 여부를 예측하는 방법이 있다. 기계시스템에서 발생하는 신호는 결함 여부 및 크기에 따라서 그 특성이 달라지게 되므로 출력 신호 차이를 구분하여 기계시스템의 결함유무나 크기를 판단할 수 있는 원리이다. 출력 신호가 가지고 있는 패턴을 분류하는 방법으로는 대표적으로 전문가 시스템(expert system), 은닉 마르코프 모델(hidden Markov model; HMM), 인공 신경망(artificial neural network; ANN), 퍼지 추론(fuzzy logic) 등이 있다. 이러한 방법들은 많은 연구결과

† Corresponding Author ; Member, School of mechanical engineering, Hanyang University  
E-mail : hhyoo@hanyang.ac.kr

\* Member, School of mechanical engineering, Hanyang University

\*\* Member, Korea Atomic Energy Research Institute

# A part of this paper was presented at the KSNVE 2015 Annual Spring Conference

‡ Recommended by Editor Heung Soo Kim

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

우수한 패턴인식으로 산업현장 기계장치의 상태진단에 적용되고 있다.

이 연구에서는 은닉 마르코프 모델을 이용하여 질량 편심이 있는 회전체의 결함 진단을 실시하였다. 은닉 마르코프 모델은 1906년 마르코프에 의해 제시된 마르코프 체인에 기원을 두고 있으며, 이에 근거하여 1966년 Leonardo E. Baum에 의해 은닉 마르코프 모델이 제안되었다. 그 후 은닉 마르코프 모델의 패턴인식을 통해 음성인식 분야에서<sup>(2)</sup> 널리 사용되기 시작했고, 현재는 산업현장에서 기계시스템의 결함 진단에 응용되어 사용되고 있다<sup>(3)</sup>.

이 연구는 회전체에서의 질량편심 결함의 위치와 크기에 따라서 달라지는 회전체 진동특성을 분석하여 질량편심 결함의 발생 여부뿐만 아니라 질량편심의 위치와 크기까지 진단하는 알고리즘을 제안하고, 그에 의해 예측된 결과의 정확성을 실험을 통해 검증하였다.

## 2. 은닉 마르코프 모델의 기본 이론

결함 유무에 따라서 기계시스템의 정상인 상태와 결함인 상태를 두 가지 상태 집합으로 식 (1)과 같이 나타내고, 각 상태의 출력신호를 네 개의 기호로 나타낸다면, 식 (2)와 같은 관측기호 집합을 얻는다.

$$S = [s_1 \quad s_2] \tag{1}$$

$$V = [v_1, v_2, v_3, v_4] \tag{2}$$

위와 같이 관측기호 집합과 상태 집합이 정의되면, HMM은 각 상태가 처음으로 선택될 확률인 초기상태의 분포벡터(initial state distribution vector), 식 (3)과 현재 상태에서 다음 상태로 이동할 확률인 상태전이 확률분포행렬(state transition probability distribution matrix)인 식 (4) 그리고 각 상태에서 어떤 출력신호가 관측될 확률을 나타내는 관측기호 확률분포행렬(observation symbol probability distribution matrix)인 식 (5) 이렇게 총 3가지 종류의 확률분포들로 구성된다.

$$\pi = [p_1 \quad p_2] \tag{3}$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \tag{4}$$

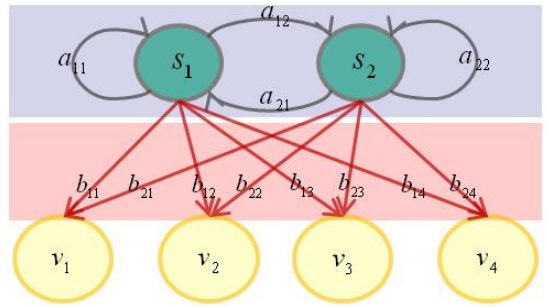


Fig. 1 Example structure of 2-state 4-symbol HMM

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} & b_{14} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & b_{24} \end{bmatrix} \tag{5}$$

만일 정상인 상태( $s_1$ )와 결함인 상태( $s_2$ )의 두 가지 상태 집합이 존재하고 각 상태 별로 네 개의 출력 신호( $v_1, v_2, v_3, v_4$ )를 갖는다면 Fig. 1과 같은 블록선도(block diagram)의 HMM으로 나타낼 수 있다. 즉, 위의 과정은 상태전이 확률분포와 관측기호 확률분포를 구하는 학습과정(training process)이라 말할 수 있고 이렇게 얻어진 HMM은 통계적 규칙에 의해 얻어진 결과이다. 이 같이 여러 경우의 관측 기호열 집합에 대해 각각 HMM을 구하면, 진단하고자 하는 임의 관측 기호열이 각 HMM에서 관측될 확률을 구해 가장 확률이 높은 HMM에서 관측되었음을 판단할 수 있는 진단 과정(diagnosis process)을 통해 분석이 가능하게 되는 것이다. 따라서 기계시스템에서 결함 진단을 하고자 할 때는 정상 상태일 때와 결함이 존재할 때의 출력신호들을 가지고 각각의 HMM을 구성하고 진단하려 하는 출력신호를 관측기호 열로 나타낸다. 다음 각각의 HMM에서 관측될 확률을 구하여 높은 확률이 나오는 HMM쪽 상태로 판단하면 된다<sup>(4)</sup>.

## 3. 결함진단 대상 기계시스템

이 연구에서는 Fig. 2의 회전체 모의실험 장치를 사용하여 출력 신호를 수집하였다. 이 실험장치는 모터로 구동되며, 회전축 양단에는 회전축을 지지하는 역할을 하는 journal bearing이 설치된 inboard bearing block과 outboard bearing block 설치하였다. 설명 편의상 모터로부터 가까운 쪽의 bearing block을 inboard, 먼 쪽을 outboard라고 명명하였다.

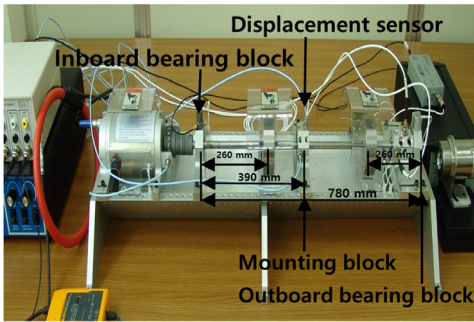


Fig. 2 Rotor testing kit

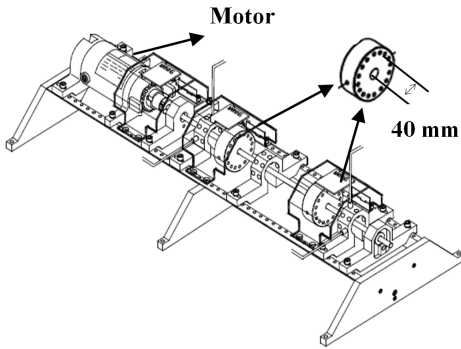
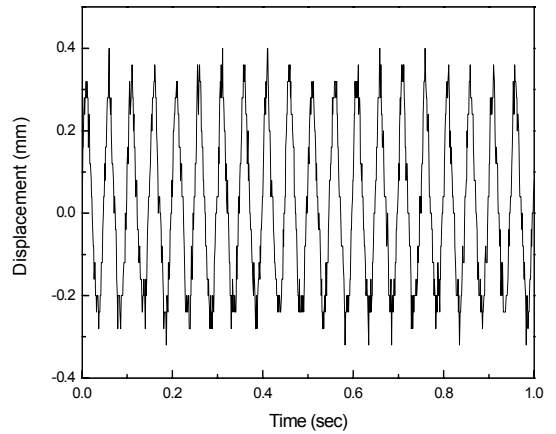


Fig. 3 Inboard and outboard mass wheels

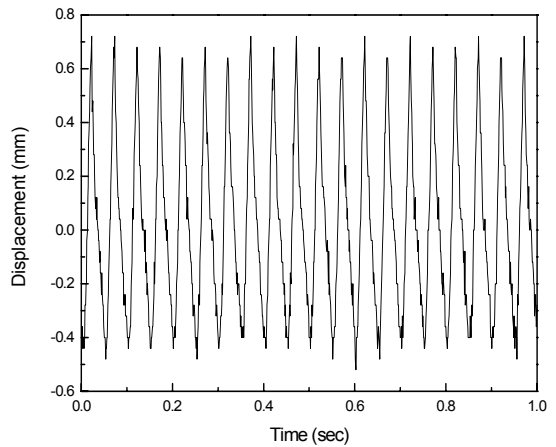
Bearing block 사이에는 mounting block을 설치하여 그 곳에 2개의 변위센서들을 장착하였다. 이 변위 센서들을 이용하여 질량편심 결함이 발생했을 때 회전축의 수직 및 수평 방향 변위들을 측정하였다. 또한, 각 bearing block과 mounting block 사이에 mass wheel을 장착하였는데 모터와 가까운 쪽을 inboard mass wheel이라고 하였고 먼 쪽을 outboard mass wheel이라고 명명하였다.

이 mass wheel에 Fig. 3과 같이 질량을 부가 삽입하여 질량편심 결함을 구현하였다. Inboard mass wheel과 outboard mass wheel의 두 위치에 각각 질량 크기를 0.1 g 간격으로 부가하였으며, 질량편심이 최소 0.1 g일 때를 결함 1단계, 0.2 g일 때를 결함 2단계, 0.3 g일 때를 결함 3단계로 정의하는 방식으로 총 5단계까지 단계별 결함을 각각 가공하여

각 결함신호를 얻었다. 참고로 이 회전체 시스템에 대해서는 작동을 즉시 중지시켜야 하는 최대 크기결함을 결함 5단계로 가정하였다. 결국 outboard mass wheel은 정상인 상태 하에서 inboard mass



(a) Normal state



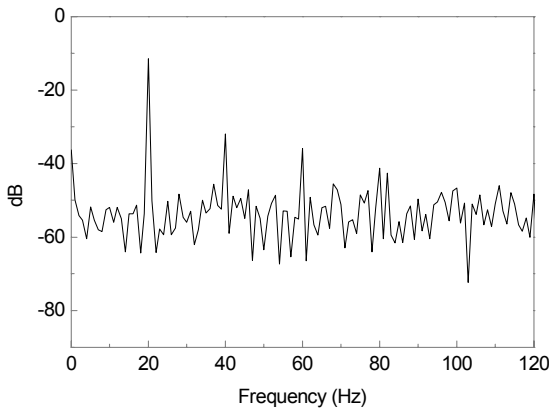
(b) Fault step 1

Fig. 4 Displacement signals obtained with normal state and fault step 1 at the inboard wheel

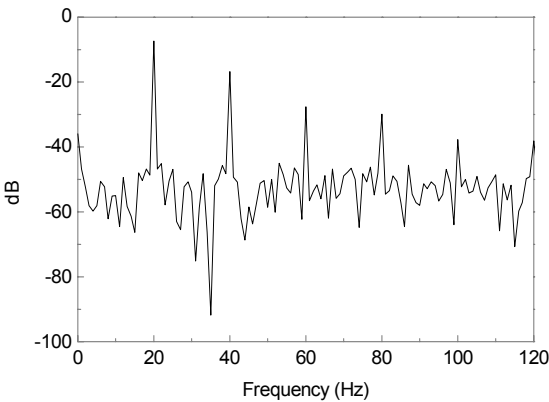
wheel 질량편심 결함이 1단계부터 5단계까지 존재할 때의 신호들을 얻었고, 유사한 방법으로, inboard mass wheel은 정상일 때 outboard mass wheel 질량편심이 결함 1단계부터 5단계까지 존재하는 상태의 신호를 각각 얻었다. 한 쪽 mass wheel에 질량편심 결함을 가공할 시에 다른 쪽의 mass wheel에는 결함을 부가하지 않고 정상부품으로 사용했다는 뜻이다. 여기서 정상인 상태는 질량편심 결함이 inboard와 outboard mass wheel에 모두 없을 때를 의미한다. 그리고 이 실험을 수행할 때 회전 속도는 1,200 rpm으로 설정하였다. Fig. 4는 정상상태와 inboard mass wheel의 질량편심 결함이 1단계일 때 변위신호들을 나타낸다.

### 4. 전처리 과정

각 실험을 통해서 얻게 되는 출력신호들은 시계열 데이터이므로 HMM에서 직접 사용 할 수가 없고, 특징벡터(feature vector) 추출과 특징벡터를 기호로 변환시키는 벡터양자화(vector quantization) 과정을 거쳐야 한다<sup>(5,6)</sup>. 이 과정을 총칭하여 전처리 과정(preprocessing)이라 부른다. 먼저, 특징벡터(feature vector)를 추출하기 위해 얻어진 시계열 데이터를 FFT하여 주파수영역으로 변환한다. Fig. 5는 회전주파수 1200 rpm(=20 Hz)일 때 1~4차 harmonic 성분들의 피크 값이 나타남을 알 수 있다. 이 네 고유진동수 피크 값들을 특징벡터로(feature vector) 사용하였다. 이 때, 결함 종류와 크기 그리고 위치에



(a) Fault step 1



(b) Fault step 2

Fig. 5 FFT signals of mass unbalance at the inboard wheel

따라서 고유진동수들의 피크 값이 모두 다 다르므로 이들을 특징벡터(feature vector)로 사용하기에 적합하다<sup>(7)</sup>. 다음은 앞서 구한 특징벡터를(feature vector) 기호로 변환하는 벡터양자화(vector quantization) 과정을 거쳐야 하는데 이는 코드북을(codebook) 이용하여<sup>(8)</sup> 특징벡터(feature vector)를 기호열(symbol sequence)로 변환하는 과정을 말한다.

### 5. 결함 진단 프로세스

기계시스템에서 결함이 발생했을 때 가장 먼저 그 결함이 어디에 발생했는지를 아는 것이 무엇보다 중요하다. 따라서 결함 위치를 파악하기 위해서는 결함이 발생한 위치에서의 출력신호를 얻고 이를 이용해 학습을(training) 수행하여 그 HMM 모델을 확보하여야 한다. 왜냐하면 결함감지를 위해서 그 위치 결함을 갖는 기계시스템으로부터 출력신호를 얻게 되면 해당 HMM 모델에서 가장 높은 확률을 얻게 될 것이기 때문이다. 실험장치에서 질량편심 결함이 inboard mass wheel과 outboard mass wheel에서 발생할 것이기 때문에 각각의 위치에서의 질량편심 결함에 의해 발생하는 출력신호를 이용하여 학습을 수행하여 HMM 모델을 확보해야 한다.

위치가 파악된 다음에는 그 위치에서 결함이 어느 정도 크기로 발생했는가를 파악하여야 한다. 만약 질량편심 결함이 발생하더라도 그 결함의 크기가 기계시스템의 정상작동에 영향을 주지 않을 정도의 결함이라면 굳이 시스템의 작동을 멈추지 않아도 되기 때문이다. 따라서, 기계시스템의 작동을 중지시켜야 할 정도의 최대 결함을 포함한 여러 가지 결함 크기에 의한 출력신호들을 이용하여 학습을 수행하여 HMM 모델들을 확보해야 한다. 이렇게 HMM모델들을 확보한 후에는 시스템 작동 시 어떤 신호가 들어왔을 때 HMM들이 얼마만큼의

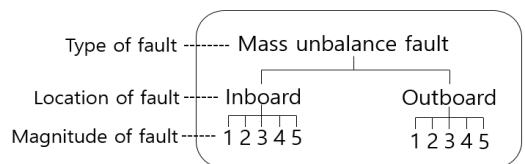


Fig. 6 Procedure of fault diagnosis

확률 값을 보이는 가를 확인하면 된다. 만약 최대 크기 결함에 의한 신호를 이용하여 얻어진 HMM이 가장 높은 확률을 제공한다면 즉시 시스템 작동을 멈추어야 한다. Fig. 6은 결함의 종류, 위치 그리고 크기 별로 단계적으로 진행하며 결함진단을 하는 알고리즘을 보여준다.

### 6. 결함진단 결과

질량편심 결함진단의 경우 정상상태의 HMM, inboard에서 1단계 결함 HMM, outboard에서 1단계 결함 HMM, 이렇게 총 3가지 HMM 모델을 사용하여 진단을 수행하였다. Inboard에서 질량편심 결함이 발생한 경우의 신호가 들어왔을 때 3가지 HMM 중에서 가장 높은 확률을 보이는 HMM으로 상태를 판단하였다. Fig. 7은 20번의 반복적인 결함 진단 결과이다. x축은 20개의 샘플을 뜻하며 y축은 각 샘플의 결함 진단 확률을 나타낸다. 이 결과로부터 결함 진단이 정확하게 잘 이루어진 것을 확인할 수 있다. 질량편심 결함이 inboard에서 발생했기 때문에 inboard 결함 1단계 HMM에서 가장 높은 확률이 나타나는 것을 관찰할 수 있다.

Fig. 8은 inboard와 outboard 위치에 존재하는 1단계 결함신호를 이용하여 만들어진 HMM에 3가지 신호들을 적용을 했을 때의 확률 값들을 보여준다.

Fig. 8을 보면 각각의 해당 위치 결함 1단계 HMM 모델에서 결함 단계별 신호의 확률들이 순서대로 높게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이제 앞에서 설명했듯이 최대 크기의 결함에 의한 신호를 이용

하여 만들어진 HMM은 결함 크기가 1단계 신호일 경우 낮은 확률을 보일 것이고, 결함 크기가 증가할수록 확률이 증가할 것이다. Fig. 9는 최대 크기 결함에 의한 신호를 이용하여 얻어진 HMM 모델에서 결함 크기가 1단계부터 5단계일 경우 얻어진 신호들에 의한 확률이 어떤 양상으로 변화하는지 확인해보았다. 각 단계별로 3번씩 출력신호를 샘플링하였다. 이 그림에서 보여주듯이 결함의 크기가 증가할수록 최대 크기 결함에 의한 신호를 이용하여 구축된 HMM은 확률의 크기가 증가하는 것을 보여주고 있다. 그러므로 이 사실은, 시스템이 작동하고 있을 때, 결함 진단 여부를 판별할 수 있다는 의미이다. 따라서 최대 크기 결함 HMM 모델에서 정상상태의 신호와 최초로 결함이 발생했을 때 신호의 확률 값을 각각 확인하고, 정상상태에서 최초로 결함이 발생했을 때까지의 시간을 측정하면, 정상상태와 최초로 결함 발견됐을 때 2개 위치에서의 정보를 가지고 interpolation하여, 최초로

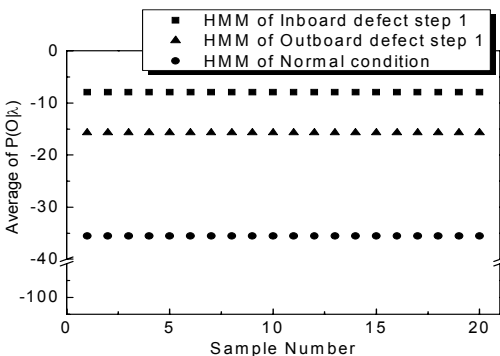
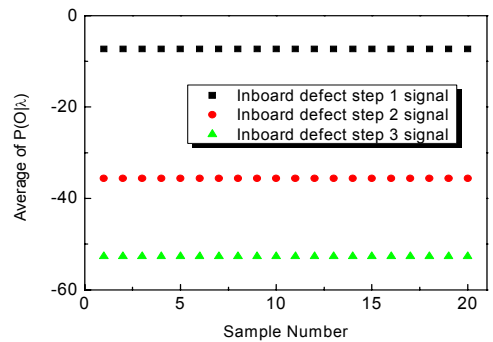
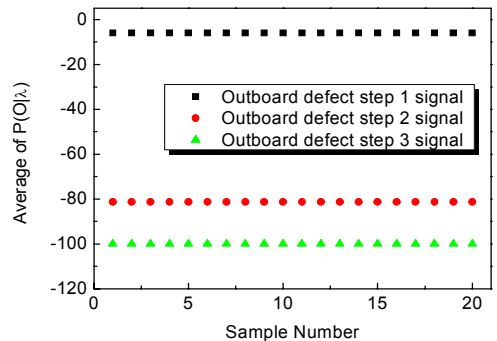


Fig. 7 Probabilities obtained with an inboard fault signal to three HMMs

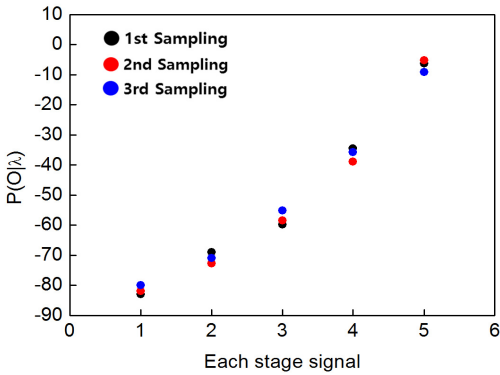


(a) Inboard step 1 fault HMM

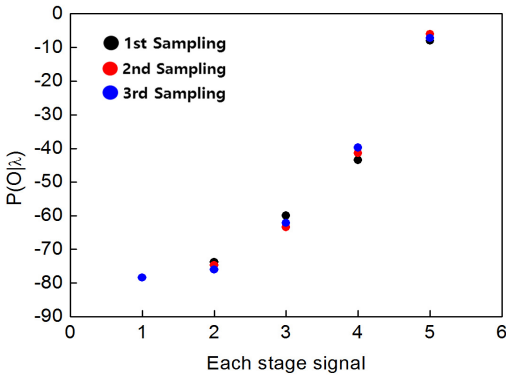


(b) Outboard step 1 fault HMM

Fig. 8 Probabilities obtained with two HMMs and three fault step signals



(a) Obtained with inboard critical fault HMM



(b) Obtained with outboard critical fault HMM

**Fig. 9** Probabilities obtained with two critical HMMs and five fault step signals

결함이 발생했을 때부터 최대 크기 결함에 도달할 때까지, 즉 시스템의 작동을 멈추어야 할 때까지 시간이 어느 정도 남아 있는지 예측할 수 있을 것이다.

### 7. 결 론

이 연구에서는 은닉 마르코프 모델(hidden Markov model)을 이용하여 회전체 내 질량편심 결함이 발생했을 때, 결함의 발생 여부뿐만 아니라 결함의 위치와 크기까지 파악하는 알고리즘을 제안하였고, 그 알고리즘의 유효성을 실험을 통해 검증하였다. 진단 결과 어떤 질량편심 결함이 발생했을 때 정상상태 HMM 모델과 inboard mass wheel 결함 1단계 HMM 모델 그리고 outboard mass wheel 결함 1단계 모델 중 가장 높은 확률을 보이는 쪽을 선택하여 결함의 위치를 파악할 수 있었다. 또한 그 결함이 시스템의

작동을 중지시켜야 할 정도의 결함인지 아닌지 결함 크기를 파악하기 위해서 최대 크기의 결함을 이용해 구축된 HMM에 단계별 출력신호를 이용하여 확률변화 양상을 확인해 봄으로써 결함의 크기를 진단할 수 있었다.

이 연구를 통해 회전체 내에 질량편심 결함이 발생했을 때 결함의 위치와 크기를 정확하게 진단할 수 있어 산업현장에 유용하게 적용할 수 있을 것이라 기대된다. 아울러 이 연구는 결함에 의한 잔여수명 예측도 할 수 있는 기본 틀을 제공하였다는 점에서 큰 의미를 갖는다 할 수 있다.

### 후 기

이 연구는 2015년도 산업통산자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(NO. 2011510100050).

### References

- (1) Martin, K. F., 1994, A Review by Discussion of Monitoring and Fault-diagnosis in Machine-tools, International Journal of Machine Tools and Manufacture, Vol. 34, No. 4, pp. 527~551.
- (2) Rabiner, L. R., 1989, A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Application in Speech Recognition, Proc, IEEE, Vol. 77, No. 2, pp. 257~286.
- (3) Bunks, C., McCarthy, D. and Al-Ani, T., 2000, Condition-based Maintenance of Machines Using Hidden Markov Models, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 14, No. 4, pp. 597~612.
- (4) Kim, J. S. and Yoo, H. H., 2013, Fault Diagnosis of a Rotating Blade using HMM/ANN Hybrid Model, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 23, No. 9, pp. 815~816.
- (5) Liu, Z., Yin, X., Zhang, Z., Chen, D. and Chen, W., 2004, Online Rotor Mixed Fault Diagnosis Way Based on Spectrum Analysis of Instantaneous Power in Squirrel Cage Induction Motors, IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 19, No. 3, pp. 485~490.
- (6) Robert, M. G., 1984, Vector Quantization, IEEE ASSP Magazine, pp. 4~28.
- (7) Fan, G. and Xia, X.-G., 2001, Improved Hidden

Markov Models in the Wavelet-domain, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 49, No. 1, pp. 115~120.

(8) Lee, J. M., Kim, S. J., Hwang, Y. H. and Song, C. S., 2003, Pattern Recognition of Rotor Fault Signal Using Hidden Markov Model, Journal of the KSME, Vol. 27, No. 11, pp. 1864~1872.



**Jung Min Ko** received his B.S. degrees in the Department of Mechanical Engineering in Hanyang University, Korea in 2012. He is working as a M.S. candidate in the Department of Mechanical Engineering in Hanyang University,

Korea. His research interests include structural vibration and multi-body dynamics.



**Hong Hee Yoo** received his B.S. and M.S. degrees in the Department of Mechanical Design in Seoul National University in 1980 and 1982. He received his Ph.D. degree in the Department of Mechanical Engineering and Applied Mechanics in the University of Michigan at Ann Arbor in 1989. He is a professor in the Department of Mechanical Engineering at Hanyang University, Korea. His research interests include multi-body dynamics, structural vibration, and statistical uncertainty analysis in mechanics.