

HMM 을 이용한 회전체 진단 감시 기술 연구

A study on the rotor fault diagnosis using hidden markov models

전형섭† · 손기성* · 김현진** · 윤두병** · 박진호**

Hyeong-Seop Jeon, Ki-Sung Son, Hyun-Jin Kim, Doo-Byung Yoon and Jin-Ho Park

1. 서 론

발전소와 같이 기기 및 설비장치의 상태를 정확하게 파악하고 있어야 되는 곳에서는 진단 감시 기술이 매우 중요하다. 이상상태의 진행 정도에 따라서 기기의 이상상태 판정 및 정비계획을 수립할 수 있기 때문이다. 본 연구는 펌프와 같은 회전체의 이상상태 및 결함 정도를 판별하기 위하여 HMM (Hidden Markov Models)을 이용한 진단알고리즘을 제안하였다. HMM을 이용하면 복잡한 신호나 패턴으로 발생하는 회전체의 이상현상을 간단한 모델로 구현할 수 있는 장점이 있다. 제안한 방법을 검증하기 위하여 회전체의 주요결함인 편심, 축 균열 및 rubbing 상태를 인위적으로 발생시키고, 이때 가속도센서, 변위센서 그리고 온도센서에서 취득한 신호를 이용하여 특징 벡터(feature vector)를 구한 후 HMM을 학습시켜 이상상태 판별 가능 여부를 확인하였다. 이와 같이 HMM을 이용하면 회전 기기의 상태 및 결함을 조기에 진단함으로써 기기의 신뢰도를 높일 수 있다.

2. Hidden Markov Models

은닉 마르코프 모델(HMM)은 통계학적 분석 방법으로 확률을 이용하여 패턴인식을 수행하는 방법이다. 학습되지 않은 임의의 신호 상태를 이미 학습된 신호 중 가장 유사한 상태를 판단함으로써 학습되지 않은 상태에 대한 진단도 가능하다. HMM으로 해결할 수 있는 문제는 세 가지이다. 첫 번째, Model evaluation problem (확률평가문제)

관찰되어진 관측열 $O = \{O_1, O_2, O_3, O_4, \dots\}$ 과 모델 $\lambda = (A, B, \pi)$ 에 대하여 주어진 HMM에서 관찰되어진 순서의 확률 $P(O|\lambda)$ 를 계산하는 문제로 전향 (Forward)과 후향(backward)알고리즘을 이용하여 해결할 수 있다. 두 번째, Path decoding problem(최적 상태열 결정 문제) 관측열 $O = \{O_1, O_2, O_3, O_4, \dots\}$ 과 모델 $\lambda = (A, B, \pi)$ 이 주어졌을 때 관측열을 가장 잘 설명하는 최적 상태순서를 찾는 문제로 비터비(Viterbi)알고리즘을 이용한다. 세 번째, Model training problem(파라미터 추정 문제) $P(O|\lambda)$ 를 최대화하는 모델 $\lambda = (A, B, \pi)$ 의 파라미터를 결정하는 문제이다. 바움 웰치(Baum-Welch) 알고리즘을 이용하여 해결할 수 있다.

3. 회전체 이상진단 검출

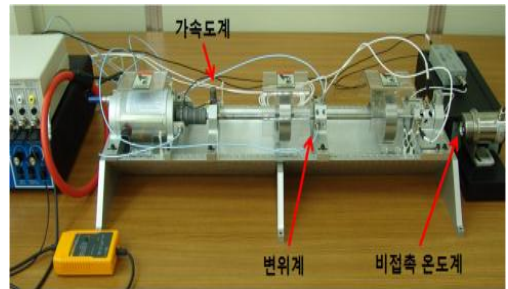


Fig. 1 Experimental setup

Fig. 1과 같이 회전체 실험장비를 이용하여 인위적으로 편심, 축 균열 및 rubbing 상태를 만들었다. 또한 각각의 신호를 취득하기 위하여 가속도 센서, 변위 센서 그리고 온도 센서를 설치하여 신호를 취득하였다.

Fig. 2는 가속도 센서에서 취득한 신호를 FFT후 주파수 대역 평균값을 이용하여 벡터 양자화 (Vector Quantization)과정을 통하여 10개의 이산 관측 기호를 구하는 과정을 보여준다.

† 교신저자; 정회원, 세안기술㈜
E-mail : jhs200@sae-an.co.kr
Tel : 042-868-2074 , Fax : 042-868-8313
* 세안기술㈜
** 한국원자력연구원

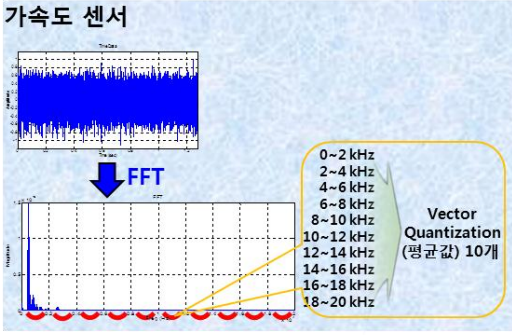


Fig. 2 Feature vector (acceleration sensor)

Fig. 3과 같이 변위 센서에서는 취득한 신호의 방향성 스펙트럼을 이용하여 $-5x \sim 5x$ 성분의 차수크기를 벡터 양자화(Vector Quantization)과정을 통하여 10개의 이산관측기호를 구하였다.

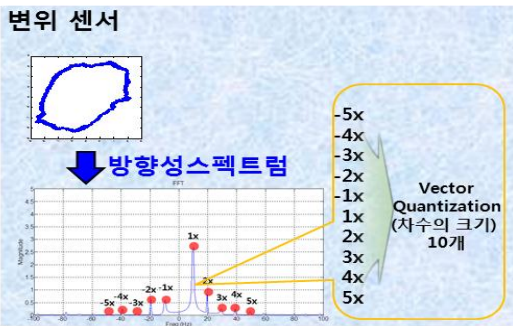


Fig. 3 Feature vector (displacement sensor)

온도 센서에서는 Fig. 4와 같이 취득한 온도에서 정상 상태와 이상상태로 판별하여 벡터 양자화(Vector Quantization)과정을 통하여 2개의 이산관측기호를 구하였다.

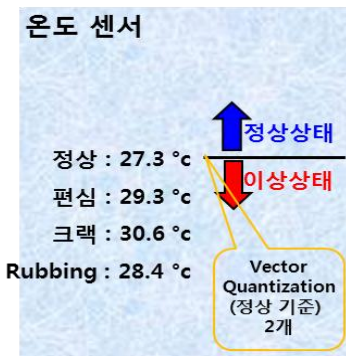


Fig. 4 Feature vector (temperature sensor)

이와 같이 총 22개의 특징 벡터(입력변수)를 추출하였다. Fig. 5는 22개의 특징벡터를 이용한 정상 상태, 편심 상태, 축 균열상태, robbing 상태의 학습 과정을 거쳐서 HMM을 구성한 모습을 보여준다.

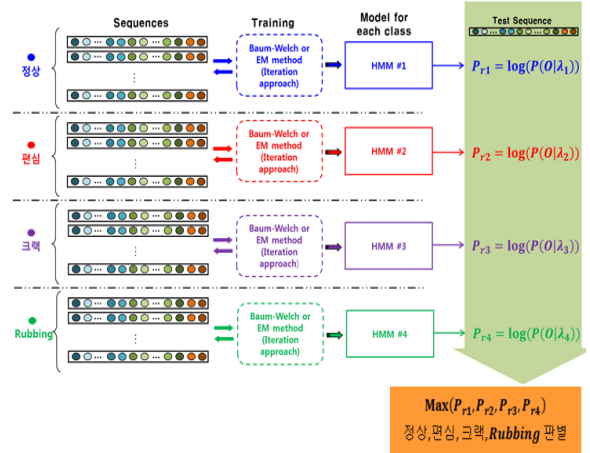


Fig. 5 Rotor fault diagnosis using HMM

훈련 데이터는 (정상, 편심, 크랙, robbing) 각각 30개 신호를 이용하였다. 검증데이터는 (정상, 편심, 크랙, robbing) 각각 20개의 신호를 이용하여 검증한 결과 95%이상 정확한 진단결과를 보여주었다.

4. 결 론

HMM을 이용하여 회전체 진단 방법은 여러 가지의 신호를 융합적으로 분석하므로 기기의 이상상태 판정의 정확성과 신뢰도를 높일 수 있다. 또한 확률적 판단은 복합적인 이상상태를 판별할 수 있는 가능성을 보여준다.

후 기

이 연구는 2013년 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP; No.20111510100050)의 지원으로 수행된 연구내용입니다.