

은닉마르코프모델을 이용한 회전하는 블레이드의 크랙 진단 Crack Diagnosis of Rotating Blade using Hidden Markov Model

최찬규* · 유흥희†
Chan Kyu Choi and Hong Hee Yoo

1. 서 론

고속 회전을 하는 발전기 및 항공기엔진의 터빈 블레이드의 경우 기기 동작 중 결함이 발생하게 되면 매우 위험한 상황이 발생할 수 있다. 따라서 이러한 기기에 작은 결함이 발생했을 때, 기기 파손이 발생하기 전에 이를 조기에 진단하여 적절한 조치를 취하는 것이 반드시 필요하다. 과거에는 사고예방을 위하여 주기적으로 장비를 교체하거나 주기적으로 기기동작을 멈춘 상태에서 결함 진단을 수행하는 방식을 사용하였다. 하지만 최근에는 기기 동작 중 발생하는 진동 및 음향 신호를 이용하여 실시간으로 결함을 진단하는 방법이 많이 사용되고 있다. 결함 진단을 기기 동작을 멈추지 않고 실시간으로 수행함으로써 유지 보수 비용을 줄일 수 있기 때문에 최근 각광받고 있는 방법이다. 본 연구에서는 실시간으로 결함을 진단하는 방법 중 은닉 마르코프 모델을 이용한 터빈 블레이드의 결함 존재 여부, 깊이 및 위치 진단 방법을 제안하였다. 터빈 블레이드를 회전하는 외팔보로 모델링하고, 그 블레이드의 크랙 존재 여부, 깊이 및 위치 진단에 은닉 마르코프 모델(HMM, Hidden Markov Model)을 이용하였다. 이때 회전 블레이드에서 얻어지는 신호는 시 계열 데이터로써 은닉 마르코프 모델에 직접 사용될 수 없기 때문에 몇 가지 전처리 과정이 필요하다. 전처리 과정은 시 계열 신호 속에 내재된 특징들을 추출해내는 특징 벡터 추출 과정과 이러한 특징 벡터들을 기호화 하는 벡터 양자화(VQ, vector quantization) 과정으로 구성되는데 본 연구에서는 진단 정확도를 높이기 위하여 경험모드분리법(EMD, Empirical Mode Decomposition)을 전 처리과정에 이용하였

다. 제안된 방법을 이용하여 결함진단을 수행 한 결과 크랙의 위치와 깊이를 잘 판단함을 확인하였다.

2. 본 론

2.1 은닉 마르코프 모델

진단 하고자 하는 기기의 출력 신호의 특징 벡터를 m 개의 기호로 나타낼 수 있고 이는 식 (1) 과 같이 나타낼 수 있다. 이 때 관측하여 얻은 기호를 순서대로 나열한 관측기호 순열을 식 (2) 와 같이 나타낼 수 있다.

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_m] \quad (1)$$

$$O = [O^{(1)}, O^{(2)}, \dots, O^{(K)}] \quad (2)$$

여기서, 관측기호 $O^{(K)}$ 는 식 (1)의 m 개 요소 중의 하나가 된다. 또한 관측기호들이 관측될 수 있는 각각 다른 n 개의 상태(state)들은 다음의 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다. 상태 S 와 관측기호 순열 O 사이에는 통계적 특성을 가지며 이 관계는 (4)에 표현된 은닉 마르코프 모델로 모델링 될 수 있다.

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_n] \quad (3)$$

$$\lambda = (A, B, \pi) \quad (4)$$

여기서, A 는 상태전이행렬 (State transition matrix), B 는 관측기호확률분포 (Emission probabilities) 그리고 π 는 초기상태확률분포 (Initial state distribution)이다. 은닉 마르코프 모델을 학습하기 전, 임의의 확률로써 가정한 은닉 마르코프 모델을 $\lambda_1 = (A_1, B_1, \pi_1)$ 이라고 하면 학습데이터를 이용하여 학습을 통해 학습된 모델 $\lambda_2 = (A_2, B_2, \pi_2)$ 를 구할 수 있다. 이러한 과정은 Baum-Welch 알고리즘을 이용하여 수행 되고 이렇게 학습된 은닉 마르코프 모델을 이용하면 임의의

† 교신저자: 정희원, 한양대학교 기계공학부
E-mail : hhyoo@hanyang.ac.kr
Tel : (02) 2220-0446, Fax : (02) 2293-5070
* 한양대학교 대학원 기계공학과

신호의 크랙 진단을 수행할 수 있다.

2.2 경험 모드 분리법

본 연구에서는 진단 성공률을 높이기 위하여 경험 모드 분리법을 이용하였다. 경험 모드 분리법(EMD, Empirical Mode Decomposition)은 multi-component 신호를 mono-component 신호들로 분해해 주는 것이다. EMD를 통해 분리해 된 신호들을 이용함으로써 보다 많은 특징 벡터를 추출할 수 있었고 특징 벡터 수가 증가함에 따라 진단 성공률이 높일 수 있었다. 본 연구에서는 EMD를 통해 나온 mono-component 신호들을 FFT(Fast Fourier Transform) 처리하고 이 FFT로부터 특징 벡터를 추출하였다.

2.3 회전하는 블레이드의 크랙 진단

Fig. 1은 각속도 Ω 로 회전하는, 강체 허브에 지지되어 있는 크랙이 있는 외팔보이다. 학습 데이터 및 진단 데이터는 외팔보 끝단의 변위 신호를 추출하여 사용하였다. Fig. 2는 동일한 회전속도에서 크랙의 위치에 따른 끝단 변위의 변화를 나타낸다. 이와 같이 크랙 깊이 및 위치를 변화시켜가면서 보 끝단의 변위신호들을 추출하고 각각의 신호의 특징 벡터를 추출하였다. Fig. 3은 각각의 신호에 EMD와 FFT를 처리한 결과이다. 본 연구에서는 Fig. 3에 표시한 5개의 피크치의 값을 특징 벡터로 사용하였으며 이를 벡터 양자화를 통해 기호화 하여 은닉 마르코프 모델에 사용하였다.

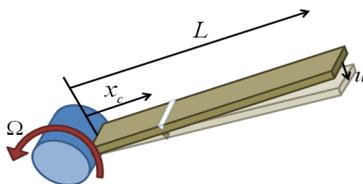


Fig. 1 Rotating blade having crack

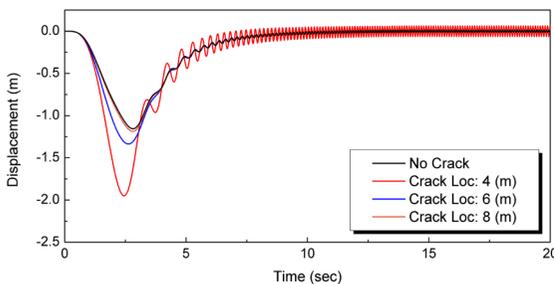


Fig. 2 Transient responses of a rotating beam

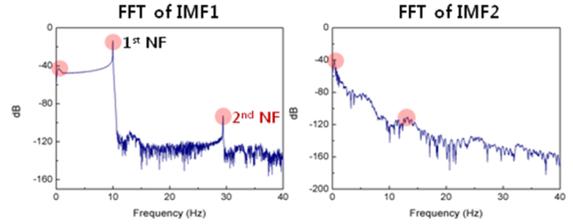


Fig. 3 Feature vectors for rotating beam

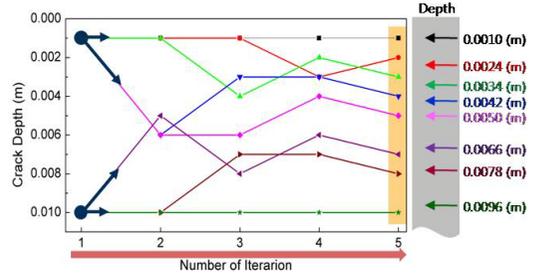


Fig. 4 Crack depth diagnosis results

Fig. 4는 학습된 은닉 마르코프 모델을 이용하여 임의의 크랙 깊이를 가지는 신호의 크랙 깊이를 진단한 결과이며 제안된 방법은 크랙의 깊이를 정확하게 진단함을 알 수 있다.

3. 결 론

본 연구에서는 은닉 마르코프 모델을 이용하여 회전하는 블레이드의 크랙 존재 유무, 위치 및 깊이를 판단하는 방법을 제안 하였다. 회전 블레이드의 진동 신호를 진단신호로써 은닉 마르코프 모델에 적용하였고 은닉 마르코프 모델을 사용하기 위한 전처리 과정에 EMD와 FFT를 이용하였다. EMD를 이용함으로써 보다 많은 특징 벡터를 추출할 수 있어 진단 정확도를 높일 수 있었다. 전처리 과정을 통하여 얻은 특징벡터들을 학습시켜 크랙 진단을 위한 은닉 마르코프 모델을 구성하였고 학습된 모델을 이용하여 크랙 존재 여부, 위치 및 깊이를 진단하였다. 제안된 방법을 이용한 크랙 진단 결과 크랙에 의해 발생하는 진동신호의 미세한 변화를 정확하고 강건하게 진단하는 것을 확인하였다.

후 기

이 논문은 2012년도 2단계 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음.

본 연구는 2011년도 지식경제부의 재원으로 한국 에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 2011T100200116)