한국소음진동공학회 2009년 추계학술대회논문집, pp.99~105

회전 블레이드의 크랙 발생 예측을 위한 은닉 마르코프 모델을 이용한 해석

Crack Detection of Rotating Blade using Hidden Markov Model

이승규* · 유홍희†

Seung Kyu Lee and Hong Hee Yoo

Key Words : Hidden Markov Model (은닉 마르코프 모델), Rotating Blade (회전 블레이드), Rotating Cantilever beam(회전 외팔보), Crack Detection(크랙판단), Hilbert-Huang Transform(힐버트 황 변환), Empirical Mode Decomposition (경험 모드 분리법)

ABSTRACT

Crack detection method of a rotating blade was suggested in this paper. A rotating blade was modeled with a cantilever beam connected to a hub undergoing rotating motion. The existence and the location of crack were able to be recognized from the vertical response of end tip of a rotating cantilever beam by employing Discrete Hidden Markov Model (DHMM) and Empirical Mode Decomposition (EMD). DHMM is a famous stochastic method in the field of speech recognition. However, in recent researches, it has been proved that DHMM can also be used in machine health monitoring. EMD is the method suggested by Huang et al. that decompose a random signal into several mono component signals. EMD was used in this paper as the process of extraction of feature vectors which is the important process to developing DHMM. It was found that developed DHMMs for crack detection of a rotating blade have shown good crack detection ability.

1. 서 론

보 형태의 구조물은 오늘 날 가장 널리 쓰이는 구조요소 중의 하나로 많은 수치적 방법과 정적 및 동적 상태에서의 적용을 통해 그 특성이 해석되고 있다. 이 중 터빈 블레이드나 항공기 회전익과 같은 회전하는 외팔보 형태의 구조물의 경우 결함에 따라 진동특성이 크게 변화하게 된다. 보의 결함의 유무와 결함의 위치에 따라 진동특성이 변화한다. 이러한 결함이 발생할 경우 회전 구조물 자체의 작동과 전체적인 설비 및 생산에 영향을 주므로 결함분석을 빠르고 정확하게 하는 것이 필요하다.

회전기기의 이상상태 진단을 위해 많은 신호 분석 기법들이 사용되고 있는데 최근에 제안되어 사용되는 방법으로 은닉 마르코프 모델(HMM, Hidden Markov Model)이 있다. HMM 은 1960 년대 음성인식 분야에서 연구되기 시작하였고, 그 응용분야가 넓혀져서 회전하는 기기의 결함인식 등에 사용 가능성이 있다고 평가 받고 있는 기법이다. HMM 은 2중 통계과정으로 이루어져 있어, 통계적으로 보이지 않는 신호를 모델링 할 수 있고, 대상 시스템에서 학습패턴을 수집한 후 적절한 학습과정을 거쳐 모델을 구하고 나면 대상 시스템의 결함이나 외란에 대하여 정확한 판단과 예측할 수 있는 기준 모델 구성이 가능하다.[3] 또한 유사한 시스템에 대해 학습되지 않은 패턴이 나중에 발견된다 하더라도 새로운 패턴에 대한 모델만 학습시켜 추가하면 되기 때문에 그 기능성에 있어 매우 효율적이라고 할 수 있다.

HMM 에는 모델링 될 신호가 기호인 이산 은닉 마르코프 모델(DHMM, Discrete Hidden Markov Model)과 벡터인 연속 은닉 마르코프 모델 (CHMM, Continuous Hidden Markov Model)이 있다. CHMM 은 정밀한 값으로 패턴을 구분하면서 우수한 예측기능을 가지고 있으나 학습되지 않은 부분에 대해서는 판단을 하지 못하는 단점이 있는 반면 DHMM 은 CHMM 보다 정밀한 판단은 할 수 없으나 계산이 빠르고 외란에 강건하게 패턴을 구분할 수 있어 학습이 되지 않은 부분에 대해서도 패턴을 구분해 내는 장점이 있다.[2]

회전 블레이드에 크랙 발생 예측을 위한 연구는 블레이드를 회전하는 외팔보로 모델링하였고 Euler-Bernoulli 및 Timoshenko 보 이론을 중심으로 크랙을 가지는 보 형태의 구조물 동특성에 미치는 영향

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

에 대한 연구가 이루어져 왔다.[9] 특히 Shen[11] 등은 하나의 크랙에 의한 고유 진동수 변화를 예측하였고, Chati 등은 진동 시 크랙의 개폐 현상에 의한 비선형효과의 영향을 제시하였다. 또한 Chondros 등은 크랙을 가지는 보의 연속체 이론을 제시하고 그에 따른 여러형태의 보에 관한 진동해석을 수행 하였다. 최근 Yoon[12] 등은 크랙이 존재하는 경우 회전 외팔보의 동적 특성에 관한 영향을 연구하였다.

본 연구에서는 앞서 언급한 DHMM 과 신호처리 기법인 힐버트 황 변환(HHT, Hilbert-Huang Transform)[5]을 이용하여 회전하는 블레이드의 크랙 발생을 예측하는 연구를 수행하였다. 기계시스템에서 얻어지는 신호는 대부분 시계열 데이터로서 DHMM 을 활용한 분석에 적용하기 위해서는 몇 가지 전처리 과정이 필요하게 된다. 첫 번째로 신호 속에 내재된 특징들을 추출해내는 특징추출 과정과 이러한 특징들을 기호로 변화시키는 벡터 양자화 (VQ, vector quantization) 의 전처리 과정이 필요하게 된다. 기존의 많이 쓰이는 특징 추출 방법으로는 시계열 데이터의 통계적 특성, 자기회기 (AR, Auto-regressive) 모델 계수[14], 자기 파워 스펙트럼 계수[3] 등이 많이 이용되어왔는데, 본 연구에서는 HHT 의 과정 중 경험모드 분리법 (EMD, Empirical Mode Decomposition)[5]을 이용하여 신호의 특징을 찾아내도록 했다.

2. 본 론

2.1 DHMM 이론

회전블레이드의 출력 신호를 N 개의 기호로 나타낼 수 있다면 이는 식 (1) 과 같고, 이 때 일정 간격으로 관측하여 얻은 출력 신호 기호를 순서대로 나열한 관측기호 순열을 식 (2)로 나타낼 수 있다.

$$V = [v_1, v_2, \cdots, v_m] \tag{1}$$

$$O = [O^{(1)}, O^{(2)}, \cdots, O^{(K)}] \tag{2}$$

관측 기호 $O^{(K)}$는 식 (1)의 m 개 요소 중의 하나로 선택 된다. 또한 관측기호들이 관측될 수 있는 각각 다른 N 개의 상태(state)들은 다음의 식 (3)으로 구성할 수 있다. 이러한 상태 S 와 관측기호 순열 O 사이에는 통계적 특성을 갖게 되는데 이러한 특성을 식 (4)의 DHMM 모델로 표현할 수 있다.

$$S = [s_1, s_2, \cdots, s_n] \tag{3}$$

$$\lambda = (A, B, \pi) \tag{4}$$

이 때, π 는 초기상태확률분포(Initial state distribution), A 는 상태천이행렬 (State transition matrix), B 는 관측기호확률분포 (Emission probabilities)라고 한다. 또한, q_t 가 시간 t 에서의 상태라고 하고 π , A , B 을 각각 정의하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} &\pi = [\pi_1 \ \pi_2 \ \cdots \ \pi_N]^T \\ &\pi_i = P[q_1 = s_n] \geq 0, \ \sum_{i=1}^{N} \pi = 1 \end{aligned} \tag{5}$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \tag{6}$$

$$a_{ij} = P[q_{t+1} = s_j \mid q_t = s_i] \geq 0, \ \sum_{j=1}^{N} a_{ij} = 1$$

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nm} \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$b_{ij} = P[v_m \mid s_n] \geq 0, \ \sum_{j=1}^{N} b_{ij} = 1$$

초기의 확률 변수 셋을 $\lambda_1 = (A_1, B_1, \pi_1)$ 이라고 할 때 이는 식(5)~(7)에 맞게 임의로 설정하면, 초기 확률 변수들과 샘플 데이터들을 이용하여 학습을 통해 새로운 확률 변수 $\lambda_2 = (A_2, B_2, \pi_2)$ 를 추정해 낸다. 이러한 과정은 Baum-Walch 알고리즘을 이용하여 수행 하게 된다. (참고)

2.2 EMD 이론

경험 모드 분리법 (EMD, Empirical Mode Decomposition)은 Huang et al.[5] 에 의해 제안 된 비선형 신호 분석 기법인 힐버트 황 변환 (HHT, Hilbert-Huang Transform) 과정 중에 처음 수행하는 과정이다. 이 과정은 한 개의 시계열 데이터를 여러 개의 mono-component 신호들로 분해하는 기법이다. EMD 를 통해 분리해 된 신호들은 각각이 의미를 가지고 있다는 뜻에서 Intrinsic Mode Function(IMF) 라고 불린다.

IMF 의 조건으로는 1)데이터의 극값(Extrema)의 수와 0 을 교차하는 수가 같거나 1 개 정도의 차이가 나야하고, 2) 모든 포인트에서 상, 하단 포락선(Envelope)의 평균은 0 이 되어야 한다. 이러한 조건을 만족하는 IMF 들은 국부적으로 다른 복잡한 성분을 포함하지 않은 진동 성분들을 갖게 된다. [6]

EMD 를 통해 IMF 를 구하는 방법은 다음과 같다.[5]

1) 대상 신호 $x(t)$ 에서 local maxima 를 찾은 후 각각의 점들을 큐빅 스플라인 (Cubic spline) 방법으로 연결하여 upper enevelope 을 구한다.
2) 1)과 같은 방법으로 신호에서 local minima 들을 찾은 후 각각을 큐빅 스플라인으로 연결하여 lower envelope 을 구한다.
3) upper evelope 과 lower envelope 의 순간 평균인 $m(t)$ 를 구하고 식(8) 과 같이 대상 신호와 평균의 차 $h(t)$ 를 구한다.

$$x(t)-m(t)=h(t) \tag{8}$$

4) 만일 $h(t)$ 가 앞서 언급한 IMF 의 조건을 만족한다면 첫 번째 IMF 가 된다. 그러면 $h(t)$ 를 첫 번째 IMF $c_1(t)$ 로 표현한다.

$$c_1(t)=h(t) \tag{9}$$

5) $x(t)$ 에서 식 의 $c_1(t)$ 를 뺀 나머지가 $r_1(t)$ 라고 하면 $r_1(t)$ 가 새로운 대상 신호 $x_2(t)$ 가 되어 위의 방법들을 반복한다.

$$\begin{aligned} r_1(t) &= x(t)-c_1(t) \\ x_2(t) &= r_1(t) \end{aligned} \tag{10}$$

6) 더 이상 IMF 의 조건을 만족하지 않는 $r_n(t)$ 가 나올 때까지 반복한다.

EMD 를 통해 얻어진 n 개의 IMF 들은 식(11) 처럼 합성을 통해 다시 원래의 함수로 복원 시킬 수 있다.

$$x(t)=\sum_{i=1}^{n} c_i + r_n \tag{11}$$

3. 회전 블레이드 결함 인식

3.1 회전 블레이드 모델 소개

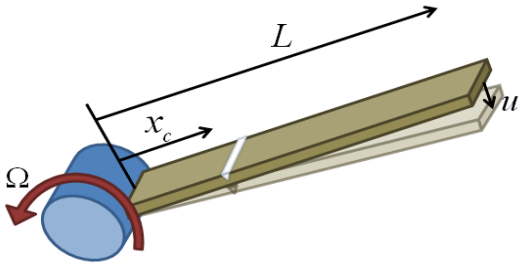

Fig. 1 Configuration of a rotating cracked beam

Fig.1 은 각속도 Ω 로 평면 회전 운동하는 강체 허브에 지지되어 있는 크랙이 있는 외팔보이다. 회전하는 외팔보의 운동방정식은 식 (12)와 같다. 운동방정식의 유도는 참고문헌(8)에 있으므로 생략한다. 또한 운동방정식은 보다 일반적인 결과를 얻기 위해 무차원화 시켰다. 운동방정식의 무차원화에 사용된 무차원 변수 및 매개 변수는 식 (14)와 같다.[8]

$$\sum_{j=1}^{\mu_2}\left[m_{ij}^{22}\ddot{q}_{2j} + \begin{Bmatrix} k_{ij}^{B}+k_{ij}^{22}+ \\ \Omega^2\left(\gamma k_{ij}^{GA}+k_{ij}^{GB}-\hat{m}_{ij}^{22}\right) \end{Bmatrix} q_{2j} \right] + \sum_{j=1}^{\mu_2}\left[r\dot{\Omega}P_{2i}+\dot{\Omega}Q_{2i}+k_{ij}^{22}q_{2j} \right]=0 \tag{12}$$

$$(i=1,2,\cdots,\mu_2)$$

$$\begin{aligned} m_{ij}^{22} &= \int_0^L \rho\phi_{2i}(x)\phi_{2j}(x)dx \\ k_{ij}^{B} &= \int_0^L EI\phi_{2i}''(x)\phi_{2j}''(x)dx \\ k_{ij}^{GA} &= \int_0^L \rho(L-x)\phi_{2i}'(x)\phi_{2j}'(x)dx \\ k_{ij}^{GA} &= \int_0^L \frac{\rho}{2}(L^2-x^2)\phi_{2i}'(x)\phi_{2j}'(x)dx \\ Q_{2i} &= \int_0^L \rho x\phi_{2i}(x)dx \\ P_{2i} &= \int_0^L \rho\phi_{2i}(x)dx \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned} &\tau=\frac{t}{T},\ \gamma=\Omega T \\ &\beta_c=\frac{x_c}{L},\ \delta=\frac{r}{L},\kappa=\frac{d}{h} \end{aligned} \tag{14}$$

회전하는 외팔보의 크랙 발생 여부를 판단하는 DHMM 을 구성하기 위하여 외팔보는 초기에 회전을 시작하여 처음 15 초간은 spin-up 모션으로 속도가 증가하기 시작해서 15 초 이후에는 각속도 Ω 가 50rad/s 로 회전 하도록 설정 하였다. 외팔보에 존재하는 크랙은 무차원화 된 깊이 $\kappa = 0.5$ 를 갖는 일정한 크랙으로 제한 하였고, 크랙이 존재 하지 않을 경우에는 $\kappa = 0$ 이며 크랙의 무차원 위치 $\beta_c = 1$ 이다. 반면, 크랙이 존재하는 경우의 신호 데이터를 얻기 위하여 크랙의 무차원 위치 β_c 를 변경시켜 가면서 변위 응답을 추출하였다. Fig.2 은 크랙이 없는 외팔보가 회전하는 경우의 변위신호이다. Fig.3 은 무차원 깊이 0.5 의 크랙을 추가하여 크랙의 위치를 변경 시켜가며 변화되는 외팔보의 끝단의 변위 응답을 알아 본 것이다.

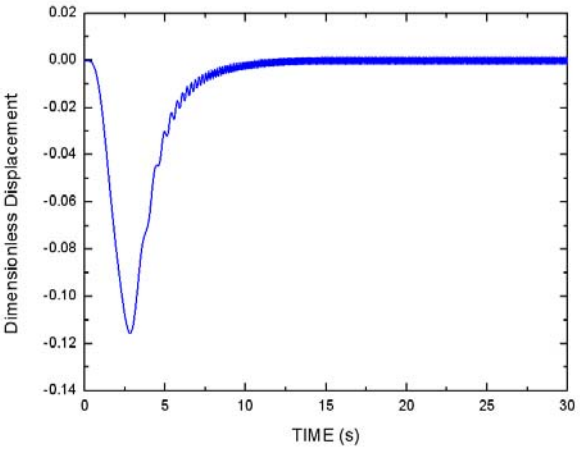

Fig. 2 Displacement Response of a rotating cantilever beam without crack

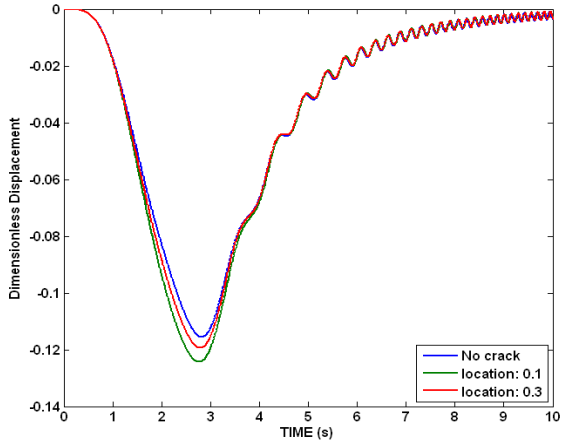

Fig. 3 Responses of beam due to crack

3.2 전처리 과정

(1)특징벡터 추출과정

서론에서도 언급했듯이 이산 은닉 마르코프 모델을 이용하여 회전하는 외팔보의 변위 신호를 이용하여 판단하기 위하여 시 계열 신호 데이터를 바로 DHMM 으로 구성하기에는 여러 가지 어려움이 있다. 그렇기 때문에 신호 속에 내재된 특징 벡터를 추출하는 과정과 추출된 특징을 DHMM 의 관측 기호들로 표현하는 벡터양자화의 두 가지 전처리 과정들이 필요하다.

전처리 과정 중 신호 속의 내재된 특징벡터 추출하기 위해서 2 장에서 소개한 EMD 이론을 사용하였다. 먼저 크랙이 없는 회전하는 외팔보의 변위 응답 신호에 EMD 기법을 적용하면 Fig.4 와 같은 5 개의 mono-component 신호로 변위 응답이 분리된다. 분해된 IMF 들의 특징을 보면 첫 번째 IMF 인 c1 은 5 개의 IMF 중 크기는 작지만 상대적으로 고주파 성분을 포함하고 있고 c2 부터 c5 성분은 상대적으로 낮은 주파수 성분을 가지고 있음을 확인할 수 있다. 이 때 c2 부터 c5 의 네 개의 성분을 합성하면 Fig.5 과 같이 전반적인 변위 응답 신호의 경향을 나타내는 것을 확인 할 수 있다. 이러한 경향은 외팔보에 크랙이 존재하는 경우에도 위치에 상관없이 동일하게 나타남을 확인할 수 있었다. 이를 통해 회전하는 외팔보의 변위 응답의 중요한 특징들은 대부분 c1 에 있음을 확인할 수 있었다. 그러므로 본 연구에서는 EMD 를 통해 나온 첫 번째 IMF 에 푸리에 변환을 하여 특징벡터를 찾았다. 또한 이렇게 함으로 EMD 기법을 거치지 않은 기존의 변위 응답 신호를 바로 푸리에 변환한 결과보다 더 많은 특징들을 추출해 낼 수 있었는데, 이러한 결과는 Fig.6 를 통해 확인 할 수 있다.

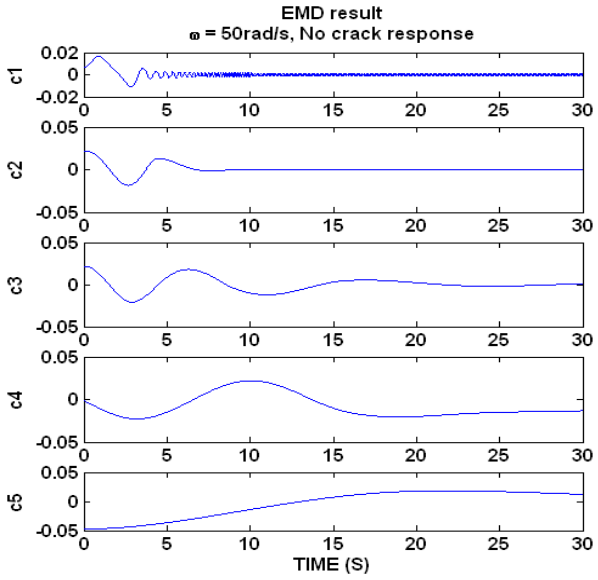

Fig. 4 EMD result of a beam without crack

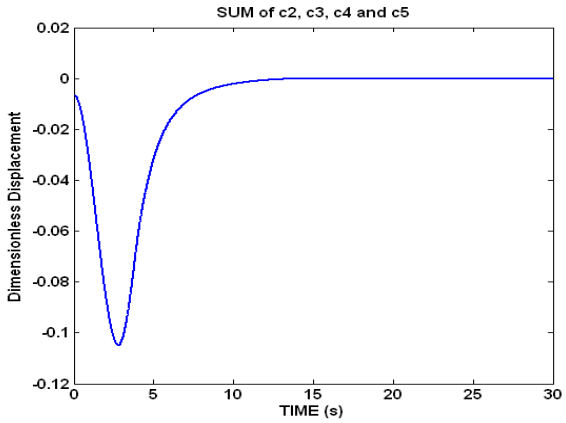

Fig. 5 Sum of c2, c3, c4 and c5 of EMD result

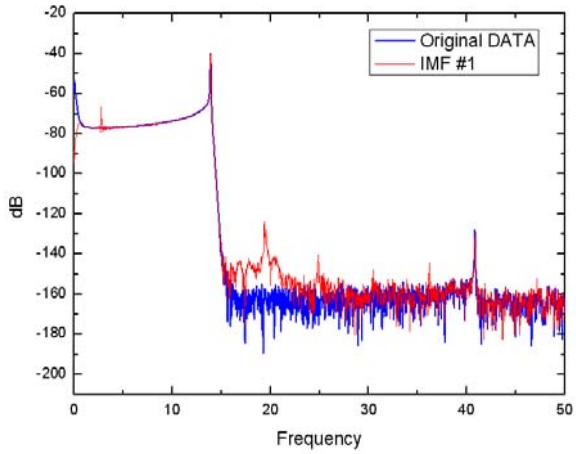

Fig. 6 FFT employed to original displacement response and c1 respectively

(2) 크랙의 존재 여부 DHMM

Fig.7 은 특징 벡터 추출을 위해 첫 번째 IMF 를 푸리에 변환한 결과를 dB 로 나타낸 것이다. 그림에서 0.5Hz, 10Hz, 40Hz 부근의 피크 값들을 특징으로 정하였다. 크랙의 존재 여부를 판단 할 DHMM 의 관측 기호 순열을 구성하기 위하여 벡터 양자화(VQ)를 통한 기호화를 진행하였다. VQ 학습 시에 크랙의 영향에 따른 신호 성분의 크기의 차이가 크지 않기 때문에 크랙의 유무에 상관 없이 Fig.7 에서 나온 같은 세 가지 특징만으로 VQ 학습을 시키면 모든 신호에서 동일한 기호 순열을 얻게 된다. 그렇기 때문에 크랙이 존재하는 신호의 특징 세 가지와 크랙이 없는 신호의 특징 세 가지를 각각 VQ 코드북으로 구성하여 총 6 개의 관측 기호와 2 가지 상태를 갖는 DHMM 을 구성하였다.

크랙의 존재 유무를 판단하는 DHMM 을 구성하기 위한 크랙이 있을 때의 데이터를 얻기 위해 3.1 절에서 언급한 것처럼 회전하는 외팔보의 회전 속도는 50rad/s 으로 유지 하면서 무차원 깊이 0.5 의 크랙을 외팔 보에서 위치를 변경해 가면서 각각의 변위 신호를 추출하였다.

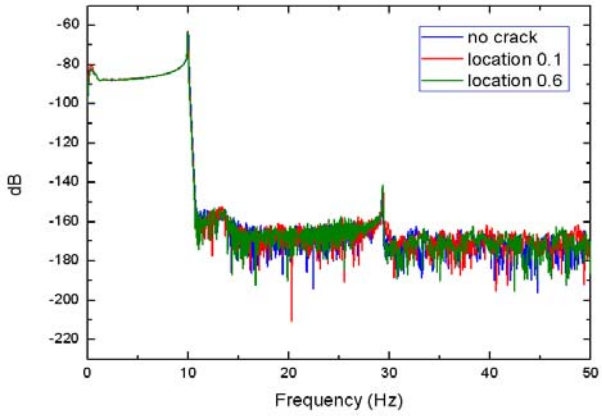

Fig. 7 FFT result of 1st IMF due to cracks

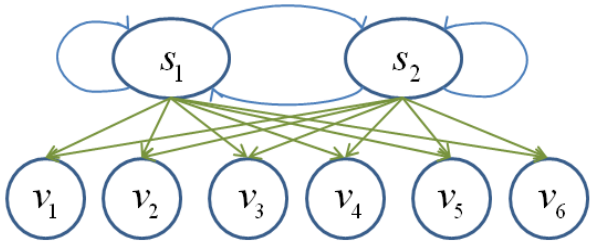

Fig. 8 6-symbol 2-state fully connected DHMM

DHMM 학습을 위한 샘플 데이터로 크랙의 위치가 고정단에 가까운 두 가지 경우(무차원 거리로 0.1, 0.3 지점)와 자유단 쪽에 크랙이 있는 두 가지 경우(무차원 거리로 0.6, 0.7 지점), 총 네 가지 경우의 변위 신호를 선택하여 4 개의 관측 기호 순열을 만든 후 학습시켜 초기 확률 변수를 재 추정하였다.

(2) 크랙의 위치 판단 DHMM

크랙이 존재한다고 판단 되면 그 크랙이 어디에 위치하는지를 알아 내는 것이 중요하다. 크랙이 존재 할 때의 위치에 따른 외팔보의 변위 신호는 Fig. 과 같다. 크랙이 고정단에서 자유단 쪽으로 옮겨 가면서 크랙이 없는 경우와 비슷한 신호 경향을 보임을 확인 할 수 있다. 이처럼 크랙의 위치에 따라 미세하게 존재하는 신호의 변화를 이용하여 크랙의 위치를 판단하 수 있다.

크랙의 존재 여부를 판단하는 DHMM 과 마찬 가지로 6 개의 관측 기호를 갖는 2 상태 DHMM 으로 구성하였다. 크랙의 위치를 판단하는 모델에서의 상태는 크랙의 위치가 외팔보의 고정단에 가까운 위치에 존재하는지 아니면 자유단에 가까운 위치에 존재하는지의 두 가지 상태로 선정하였다. 고정단과 자유단을 나누는 기준은 외팔보의 무차원 길이

$\beta_c = 0.4$ 를 기준으로 0.4 미만에 위치하는 크랙은 외팔보의 고정단 쪽에 위치하는 것이라 하였고, 0.4 이후에 위치하는 크랙들에 대해서는 자유단에 위치하는 크랙이라고 설정하였다.

학습을 위하여 크랙을 고정단과 자유단 각각 4 부분에 위치시키며 외팔보 끝 단의 변위 신호를 추출하였다. 고정단에서 얻은 4 개의 신호는 β_c 가 각각 0.05, 0.15, 0.2, 0.3 지점이고 이는 고정단 신호를 이용한 학습에 사용하였고, 자유단에서 얻은 4 개의 신호는 β_c 가 각각 0.5, 0.6, 0.65, 0.7 의 지점에 위치하는 경우의 변위 응답을 추출하였고 이 신호들은 자유단 신호를 이용한 학습에 사용되었다.

4. 결과 및 분석

Fig.9 은 회전 블레이드에 크랙의 존재유무를 판단하는 DHMM 을 구성 후 이를 적용해 본 결과이다. 결과는 로그우도로 표현 하였는데, 이는 식(15)와 같고, 이는 관측된 기호 순열이 DHMM 에서 존재하게 될 확률을 의미한다.

$$\log(P^{(k)}) = \log(P[O^{(k)} \mid \lambda]) \qquad (15)$$

로그로 표현한 이유는 우도의 값 차이가 너무 커서 작은 값을 표현하기 어렵기 때문이다. Fig.9 (a)는 DHMM 을 크랙이 존재하지 않는 경우의 신호로 학습한 결과이고 Fig.9 (b)는 크랙이 존재하는 경우의 신호로 학습한 결과이다. (a)의 크랙이 존재 하지 않는 신호로 학습 한 결과를 보면, 크랙이 존재 하지 않는 관측 기호 순열에 대하여 0 에 가까운 로그우도를 보여준다. 이는 그 기호 순열이 크랙이 존재하지 않는 신호일 확률이 높음을 의미하고 크랙이 존재할 경우에 위치를 달리 해도 크랙이 없는 신호일 확률이 0 에 가까움을 결과에서 보여주므로 정확히 크랙의 존재 여부에 대해 판단해주고 있음을 알 수 있다.

Fig.10 은 회전 블레이드에 크랙이 존재하는 경우에 그 크랙이 고정단에 위치하는 크랙인지 자유단에 위치하는 크랙인지를 판단해주는 DHMM 결과이다. Fig.10 (a)는 고정단에 위치한 크랙의 신호로 학습한 DHMM 으로 판단한 결과이고, Fig.10 (b)는 자유단에 위치한 크랙의 신호로 학습시킨 DHMM 으로 신호를 판단한 결과이다. 크랙의 위치를 보의 무차원 길이 0.4 를 기준으로 고정단과 자유단을 나눠 줬기 때문에 0.35 이하에 위치하는 크랙을 갖는 겨웅에는 고정단의 크랙으로, 0.4 이상에 위치하는 크랙에 대해서는 자유단 쪽에 위치하는 크랙이라고 외팔보 끝단의 변위 신호 만으로 판단해 내는 정확성을 보여주고 있다.

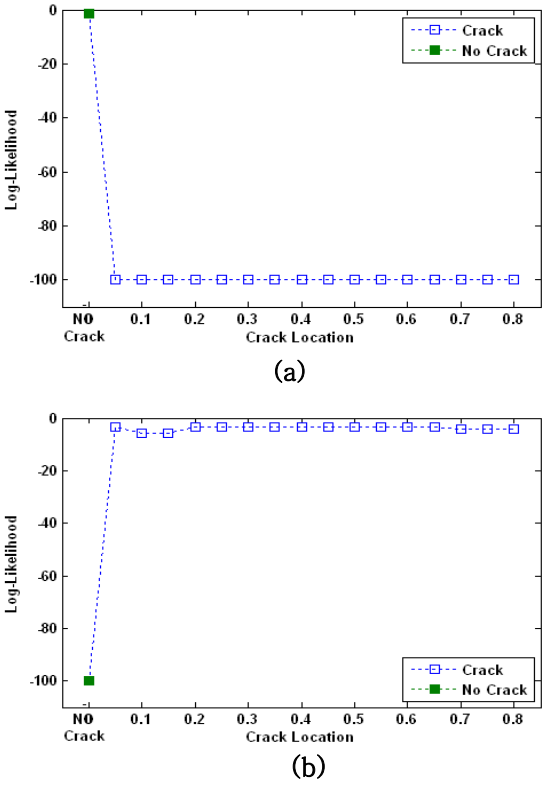

Fig. 9 Recognition results of DHMM trained with (a) no cracked data and (b) cracked data

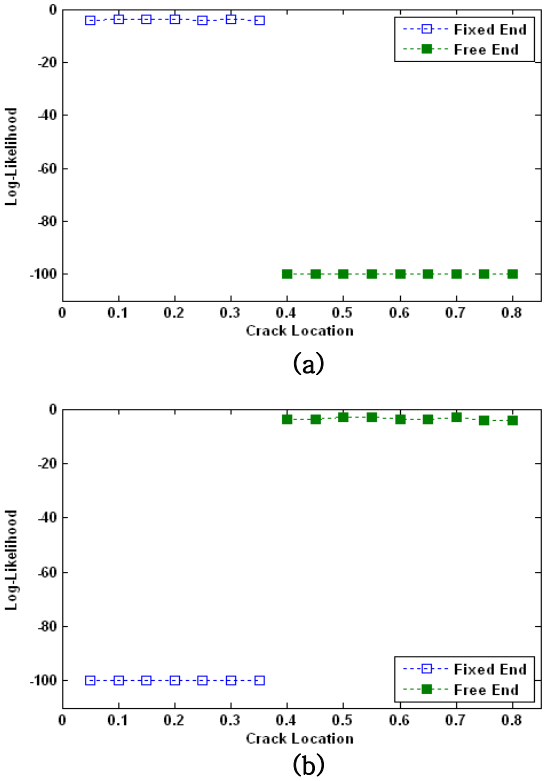

Fig. 10 Recognition results of DHMM trained with data obtained when crack located in (a) fixed end and (b) free end

5. 결 론

본 연구에서는 이산 은닉 마르코프 모델(DHMM)을 이용하여 회전하는 블레이드의 크랙 존재 유무를 판단하고 크랙이 존재할 경우 크랙의 위치를 판단할 수 있는 방법을 제안 하였다. 회전 블레이드의 크랙의 존재 유무를 판단하는 방법으로는 회전하는 외팔보의 끝 단의 변위신호를 크랙이 있는 경우와 없는 경우의 몇 가지 경우에 DHMM 으로 각각 학습을 시켜 구성한 후 구성한 DHMM 이 크랙 존재 여부를 제대로 확인하는지 확인하였고, 크랙의 위치를 판단하는 방법으로는 고정단과 자유단에 존재하는 크랙의 데이터 일부를 DHMM 으로 학습시켜 제대로 판단하는지 확인하였다. 또한 DHMM 을 구성하기 위해서는 신호 속의 특징을 추출하는 전처리 과정이 필요한데, 본 연구에 적용한 회전 블레이드의 변위신호는 신호 속에 내재된 특징도 적고 각 신호 별로 차이가 많지 않기 때문에 힐버트 황변환의 경험모드 분리법을 이용하여 신호 속의 고주파 성분만을 추출하여 특징 벡터 추출에 이용하였다.

크랙이 존재하는 회전하는 외팔보의 동특성 해석 등은 크랙이 구조물에 미치는 영향들을 확인 하기 위해 오랜 기간 많이 연구되어온 분야였는데 본 연구에서 제안한 DHMM 과 힐버트 황 변환을 이용한 회전블레이드의 크랙 판단기법은 미세한 변위 신호 경향만으로 크랙의 존재 유무와 크랙의 위치에 따른 미세한 영향을 강건하게 판단하여 크랙 발생을 예측해 줌을 확인 할 수 있었다.

후 기

이 논문은 2009 학년도 2 단계 두뇌한국 21 프로젝트에 의해서 지원되었습니다.

참 고 문 헌

(1) L.R. Rabiner., 1989, “ A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition”, Proceedings of the IEEE, Vol. 77, No.2, pp.257~286.

(2) J.M. Lee, S.J. Kim, Y. Hwang, C. S. Song, 2003, “ Pattern Recognition of Rotor Fault Signal Using Hidden Markov Model, The Korean Society of Mechanical Engineers, Vol.27, No.11, pp.1864~1872.

(3) J.M. Lee, Y. Hwang, 2004, “ A Study on Discrete Hidden Markov Model for Vibration Monitoring and Diagnosis of Turbo Machinery”, Korean Fluid Machinery Association, Vol.7, No.2, pp.41~49.

(4) H. Ertunc, K. Loparo, 2001, “ Tool wear condition monitoring in drilling operations using hidden Markov models(HMMs)”, International Journal of Machine tools and Manufactures, Vol.41, pp.1363~1384

(5) Norden E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu and H.H. Shih, 1998, “ The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis,” Proceedings of the Royal Society of London, A 454, pp.903-995.

(6) D.J. Hwang, J.S. Kim, 2008,“ Identification of Underwater Ambient Noise Sources Using Hilbert-Huang Transform”, Journal of the Korean Society of Ocean Engineers, 22-1, pp.30-36.

(7) Z.K. Peng, P.W. Tse and F.L. Chu, 2005, “ A comparison study of improved Hilbert-Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing,” Mechanical Systems and Signal Processing, 19, pp.974-988.

(8) Norden E. Huang, Man-Li Wu, Wendong Qu, Steven R. Long and Samuel S. P. Shen, 2003, “ Applications of Hilbert-Huang transform to non-stationary financial time series analysis,” Appl. Stochastic Models Bus. Ind., pp. 245-268.

(9) M.K. Kim, H.H. Yoo, 2009, “ Vibration Analysis of a Cracked Beam with a Concentrated Mass Undergoing Rotational Motion”, The Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol.19, No.1, pp.10~16.

(10) E. Bock, 1942, “ Behavior of Concrete and Reinforced Concrete Subjected to Vibrations Causing Bending”, VDIZ 86, pp.145~147.

(11) M. Shen, C. Pierre, 1990, “ Natural Modes of Euler-Bernoulli Beam”, J. of Vibration and Acoustics Stress and Reliability, Vol.111, pp,81~84.

(12) H. Yoon, I. Son, 2005, “ Dynamic Behavior of Rotating Cantilever Beam with Crack”, Transactions of Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol.15, No.5, pp.620~628.

(13) T. Kane, D. Levinson, 1985, “ Dynamics Theory and Applications”, McGraw-Hill Book Co.

(14) J.M. Lee, Y. Hwang, S.J. Kim, C.S. Song, 2003, “ Application of Hidden Markov Model Using AR Coefficients to Machine Diagnosis”, The Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol.13, No.1 pp.48~55