

가진력을 고려한 회전 블레이드의 크랙 발생 진단

Crack Diagnosis of Rotating Blade System which consider Excitation Force

김종수* · 유흥희†
Jong Su Kim, Hong Hee Yoo

1. 서 론

우리가 사용하는 많은 기계시스템들은 여러 가지 이유에 의해 결함이 발생할 수 있고, 결함 또한 여러 가지 종류가 될 수 있다. 그 중 한가지 예로 터빈 블레이드나 항공기 회전의 같이 주기적으로 회전하는 블레이드의 경우 크랙이 발생할 수 있다. 이렇게 회전하는 구조물에 크랙이 발생하였을 경우 그 구조물의 진동특성은 달라진다. 크랙은 블레이드 자체의 작동과 설비에 영향을 주고, 나아가 더 큰 파손을 초래할 수 있다. 크랙으로 인한 파손을 막기 위해서는 작동중인 블레이드를 잠시 멈추고 검사를 하여 크랙의 존재 유무를 파악하여야 한다. 하지만 이럴 경우 작동중인 블레이드를 멈춤으로 인한 경제적 손실을 피할 수 없다. 따라서 회전하는 블레이드의 작동을 멈추지 않은 상태에서 크랙의 유무를 판단할 수 있어야 한다. 회전하는 블레이드에 크랙이 발생할 경우 블레이드의 진동 특성이 달라지는데, 이러한 진동 특성들 간의 차이를 비교하여 크랙의 존재 유무와 나아가 그 위치까지 찾아내는 방법이 필요하다.

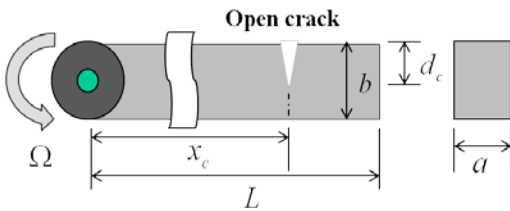


Fig. 1 Geometry of a cracked beam

은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model; HMM)은 1960년대 이후 음성 인식 분야에서 널리 사용 되기 시작하였다. 현재는 그 응용 분야가 넓어져 패턴인식이 필요한 여러 분야에서 널리 사용되며, 특히 기계시스템의 결함을 진단하는 방법으로도 많이 쓰이고 있다. 인공 신경망(Artificial Neural Network; ANN)은 인간의 뇌(Brain)가 문제를 처리하는 방법을 수학적으로 모방한 알고리즘이다. 이 역시 음향인식, 문자인식, 화상인식 등과 같은 패턴 인식 분야에 큰 강점을 보이고 있다.

이와 같이 패턴인식에 강점을 보이고 있는 HMM과 ANN을 이용하여 회전하는 블레이드에 크랙이 발생하였을 때 크랙의 위치를 찾는 알고리즘을 생각해 볼 수 있다. 본 연구에서는 크랙이 존재하는 회전 블레이드의 진동 특성을 분석하여, 크랙에 의해 달라지는 진동 신호로부터 패턴을 인식하여 블레이드 내의 크랙의 위치를 찾는 연구를 수행하였다.

2. 크랙 진단 알고리즘

Fig.1은 크랙이 존재하는 회전하는 블레이드의 형상을 나타낸 것이다. 이 블레이드에 각속도(Spin up motion)를 주었을 경우 크랙의 위치에 따라 Fig.2 와 같이 시간에 따른 자유단의 변위 값이 다르게 나타난다.

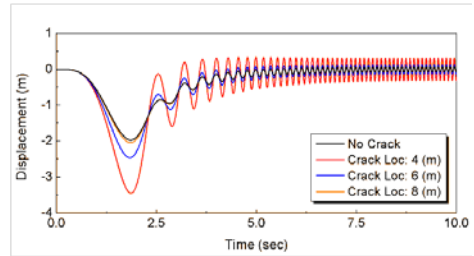


Fig. 2 Displacement of blade's free point according to the crack location

† 교신저자; 정희원, 한양대학교 기계공학부
 E-mail : hhyoo57@gmail.com
 Tel : (02)2220-0446, Fax : (02)2293-5070
 * 한양대학교 대학원 기계공학과

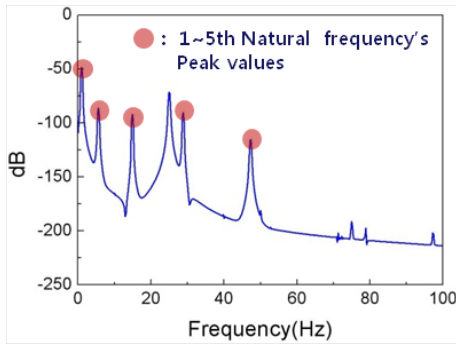


Fig. 3 Peak value of blade's natural frequency

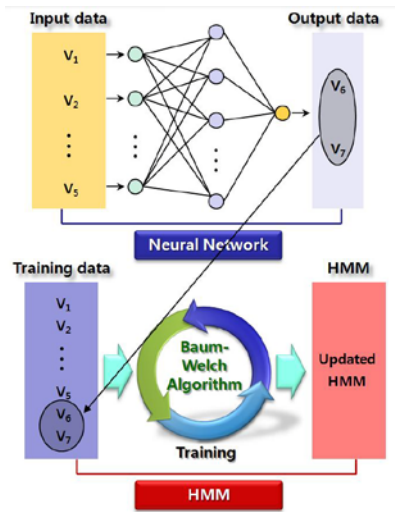


Fig. 4 The process of building a Hybrid model

Fig.2 에서 구한 크랙 위치에 따른 각각의 자유단의 변위 값을 학습 데이터(Training data)로 사용한다. 이 학습 데이터는 직접 Hybrid model의 학습(Training)에 사용될 수 없고, 학습 데이터에 담겨 있는 대상 시스템의 특징을 추출하여야 한다. 이 과정이 특징벡터(Feature vector) 추출과정에 해당한다. 그 다음 특징벡터들을 양자화하여 기호열로 변환하는 벡터 양자화(VQ, Vector quantization) 과정이 이루어져야 한다.

각각의 학습 데이터로부터 특징 벡터(Feature vector)를 구하기 위해 정상상태에 도달한 자유단의 변위 값을 FFT(Fast Fourier Transform) 취하여 준다. 그 결과 Fig.3과 같이 1~5차 고유진동수의 피크(Peak)값을 구할 수 있다. 블레이드에 크랙이 존재할 경우 블레이드의 진동특성이 달라지게 된다. 진동 특성 중 고유진동수가 달라지게 되므로, 고유진동수들의 피크 값이 크랙 위치에 따른 각각

의 경우들의 특징을 대변해 줄 수 있다.

이와 같이 특징벡터들을 Hybrid model에 사용될 수 있도록 벡터양자화 과정을 거쳐 기호열로 변환하여 준다.

Fig.4 는 HMM과 ANN을 이용하여 Hybrid model을 얻는 과정을 보여준다. 대상 모델로부터 얻은 5개의 특징벡터요소를 ANN을 이용하여 패턴 분류를 실시한다. ANN으로 패턴 분류한 결과 나온 2개 값을 앞서 얻었던 5개 특징벡터 요소에 더하여 총 7개의 값들을 가지고 HMM을 구성한다. 이럴 경우 ANN으로 한번 진단한 결과 정보를 HMM구성시 특징벡터로 사용하기 때문에 HMM 단일 모델에 비해 정확한 진단이 가능하다.

이상으로 학습과정을 마치고, 다음으로 진단(Diagnosis)과정이 이루어진다. 진단 과정에서는 임의의 위치에 크랙이 존재하는 블레이드 시스템으로부터 블레이드 자유단의 변위 값을 측정한다. 이 측정 데이터를 학습 과정과 같이 특징벡터 추출과정과 벡터 양자화 과정을 거쳐 기호열로 변환시킨 후, 학습과정에서 구한 학습용 기호열 들로부터 이 기호열이 관측될 가장 큰 로그우도(Log-likelihood) 값을 구한다.

3. 결 론

HMM과 ANN을 동시에 이용한 Hybrid model을 이용하여 회전하는 블레이드의 크랙 발생 위치를 진단 하였다.

회전하는 블레이드에 크랙이 발생할 경우 블레이드의 진동 특성이 달라진다. 패턴 인식에 뛰어난 HMM과 ANN을 이용하여 진동 특성을 분석하고, 이들의 패턴을 분류하여 크랙의 깊이 및 위치를 찾는다.

후 기

본 연구는 2012년 국방과학연구소 생존성 기술 특화연구센터의 사업으로 지원받아 연구되었음.