

웨이블렛 팩킷변환을 이용한 구조물의 이상상태 모니터링 Structural Health Monitoring Using Wavelet Packet Transform

김한상* · 윤정방†

Han-Sang Kim and Chung-Bang Yun

Key Words : Health Monitoring(이상상태 모니터링), Wavelet Packet Transform(웨이블렛 팩킷변환), Neural Network(신경망)

ABSTRACT

In this research, the structural health monitoring method using wavelet packet analysis and artificial neural network (ANN) is developed. Wavelet packet Transform (WPT) is applied to the response acceleration of a 3 element-cantilever beam which is subjected to impulse load and Gaussian random load to decompose the response signal, then the energy of each component is calculated. The first ten largest components in magnitude among the decomposed components are selected as input to an ANN to identify the damage location and severity. This method successfully predicted the amount of damage in the structure when the structure is subjected to impulse load. However, when the beam is subjected to Gaussian random load which can be considered as ambient vibration it did not yield satisfactory results. This method is applicable to structures such as machinery gears that are subjected to repetitive loads.

1. 서 론

지진과 같은 자연재해나 구조물자체의 노후로 인하여 기존 구조물에 대한 손상 평가(damage evaluation)와 헬스모니터링의 중요성이 부각되었다. 구조물의 손상 규명(damage identification)은 크게 4단계로 이루어져 있는데 첫째, 손상 발견(damage detection), 둘째, 손상위치 규명, 셋째, 손상도(damage severity) 규명, 넷째, 구조물의 남은 수명(service life) 예측 등이다.⁽¹⁻²⁾ 구조물의 비파괴 검사에 가장 많이 쓰이는 방법중의 하나인 모드해석법은 구조물이 손상 되면 모달파라미터(modal parameter)가 변화 한다는 특성을 이용한 것인데 이 방법이 가지고 있는 단점 중의 하나는 모달파라미터가 구조물의 작은 손상에는 많은 변화를 보이지 않는 것이다. 이 점을 보완하기 위하여 웨이블렛을 이용한 손상규명이 활발히 연구되고 있다. 가장먼저 웨이블렛을 진동분야연구에 이용한 사람은 Newland 이다.⁽³⁻⁵⁾ Newland

는 지하철과 차량 등이 유발하는 건물의 진동에 대해서 연구하였는데, 웨이블렛을 이용하여 각 층의 진동이 유사하다는 것을 발견했다. 일반적으로, 효과적인 이상상태 모니터링을 위해서는 센싱 기술(Sensing Technology)과 신호분석 기술이 필요한데 웨이블렛은 신호분석 기술의 하나로써 측정된 데이터를 효율적으로 처리 할 수 있다. Al-khalidy et. al⁽⁶⁻⁷⁾은 웨이블렛을 이용한 손상 발견에 대해서 많은 논문을 썼는데 궁극적인 목표는 지진, 태풍등의 자연재해에 대한 구조물의 실시간 이상상태 모니터링 시스템을 개발하는 것이었다. Kitada⁽⁸⁾는 웨이블렛을 이용하여 구조물의 동적 비선형성을 추정하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 구조물의 비선형성에 대한 어떠한 가정 없이도 재료적 비선형성이 아주 큰 구조물의 강성과 감쇠계수를 추정할 수 있다. Hou et. al⁽⁹⁾은 디스크릿 웨이블렛 변환(Discrete Wavelet Transform; DWT)을 이용하여 이상상태 모니터링에 대한 연구를 하였는데 손상이 발생하는 순간에 분해된 응답가속도에 스파이크가 발생하는 것을 발견하였다. Kim and Melhem⁽¹⁰⁾은 최근 수행된 웨이블렛을 이용한 손상 추정에 관한 연구를 정리 한 논문을 발표하였다. 웨이블렛 팩킷은 웨이블렛을 이용한 신호처리의 한 종류로 선형적으로 조합된 웨이블렛 함수이다. 본 연구에서는 웨이블렛 팩킷 변환(Wavelet Packet Transform; WPT)을 이용하여 응답가속도를 분해한 다음 각각의 성분에너지지를 이용하여 캔틸레버 보의 손상도와 위치를 추정하였다.

* 한국과학기술원 스마트 사회기반시설 연구센터

† 책임저자, 정회원, 한국과학기술원 건설 및 환경공학과
Email : ycb@kajst.ac.kr

Tel : (042) 869-3612, Fax : (042) 869-8290

2. 웨이블릿 팩킷 변환(WaveletPacketTransform)

웨이블릿 팩킷은 선형적으로 조합된 웨이블릿 함수로 이루어져 있는데 다음 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.⁽¹¹⁾

$$\psi_{j,k}^n(t) = 2^{j/2} \psi^n(2^j t - k) \quad (1)$$

여기에서 n, j, k 는 각각 모듈레이션(modulation), 스케일(scale), 트랜스레이션(translation)을 나타낸다. Fig. 1은 WPT를 이용하여 시그널을 3 단계로 분해하는 과정을 보여주고 있다. 회색상자안에 있는 성분, $f_1^0, f_1^1, f_2^0, f_2^1, f_3^0, f_3^1$ 등은 디스크리트 웨이블릿 변환(Discrete Wavelet Transform)을 이용하여도 구할 수 있는 성분들이다.

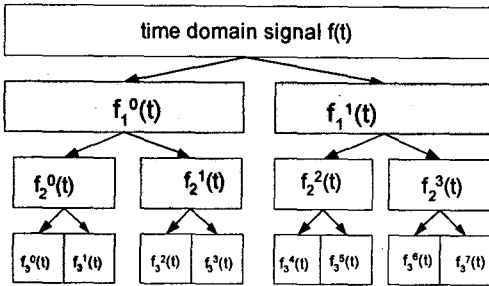


Fig. 1 The 3rd level decomposition of a signal by WPT

처음 두개의 웨이블릿 팩킷은 식 (2)와 같이 표현할 수 있는데 각각 스케일링 함수와 웨이블릿 함수를 나타낸다.

$$\begin{aligned} \psi_{0,0}^0(t) &= \phi(t) \\ \psi_{0,0}^1(t) &= \psi(t) \end{aligned} \quad (2)$$

일반적인 웨이블릿 팩킷은 식 (3)과 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\psi_{j+1}^{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h[k] \psi_j^n(2t - k) \quad (3)$$

$$\psi_{j+1}^{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g[k] \psi_j^n(2t - k) \quad (4)$$

여기에서 $h[k]$ 와 $g[k]$ 는 각각 로우패스 필터 (low pass filter)와 하이패스 필터 (high pass filter)를 나타내는데 스케일링 함수와 웨이블릿 함수를 이용하여 계수를 구할 수 있다. Fig. 2은 이 연구에서 사용된, Daubechies⁽¹²⁾가 개발한 DB6 웨이블릿을 이용한 웨이블릿 팩킷이다. Fig. 2(a), (b), ..., (h)는 식 (2)와 (3)을 이용하여 구한 $\psi_3^0(t), \psi_3^1(t), \dots, \psi_3^7(t)$ 를 나타낸다.

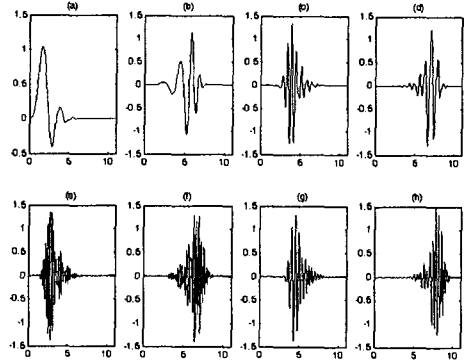


Fig. 2 Wavelet packets computed with DB6 wavelet

Fig. 3는 DWT를 이용하여 신호를 분해하는 것을 보여주고 있는데 고주파수 성분에서는 낮은 주파수 해상도를 보여주고 있다. 웨이블릿 팩킷 변환의 장점은 기존의 웨이블릿 변환과는 달리 고주파수 영역대 에서도 저주파수 영역대와 같은 주파수 해상도를 유지할 수 있다는 점에 있다.

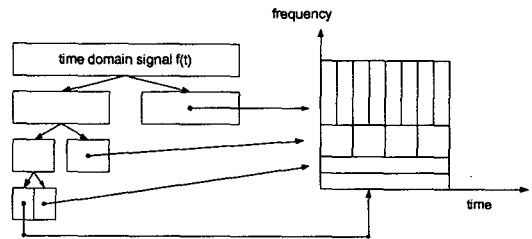


Fig. 3 Decomposition of a signal by DWT

3. 구조물의 손상평가과정

본 연구에서는 Fig. 4과 같은 캔틸레버보 모델이 사용되었다. 보의 특성은 각각 단면 $0.1\text{m} \times 0.1\text{m}$, 질량밀도 $\rho=7800\text{kg/m}^3$, 영계수 $E=200\text{GN/m}^2$ 이다. 감쇠비는 모든 모드에서 1%로 가정되었다. 손상은

보의 단면을 줄임으로써 모델링 하였다.

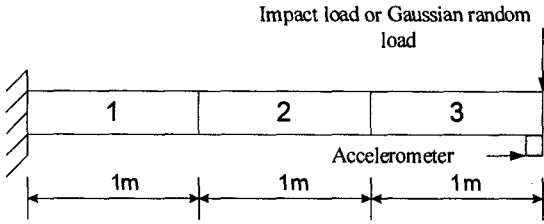


Fig. 4 Cantilever beam model

각 손상 시나리오의 캔틸레버 보의 응답 가속도를 구하기 위해 충격하중 (impact load)과 가우스 랜덤 하중 (Gaussian random load)을 보의 자유단에 가하였다. 응답 가속도는 자유단에서 100Hz의 샘플링 주파수로 측정 하였다. 측정된 응답가속도는 WPT를 이용하여 6단계, 총 64개의 성분으로 분해하였다. 64개의 성분 중에서 에너지가 가장 큰 10개의 성분을 선택하여 손상 추정을 위한 신경망의 인풋으로 사용하였다. 성분에너지의 정의는 다음과 같다.

$$E_{f_j^n} = \sum f_j^n(t)^2 \quad (5)$$

본 연구에 사용된 신경망의 학습케이스는 각 부재 손상도를 5%에서 40%까지 5%씩 증가시킨 총 24개가 이용되었고 시험케이스는 96개가 이용되었다. Fig. 5는 손상추정에 사용된 신경망인데 10개의 노드가 있는 입력층 (input layer), 4개 노드의 은닉층 (hidden layer), 3개 노드의 출력층 (output layer)으로 이루어져 있다.

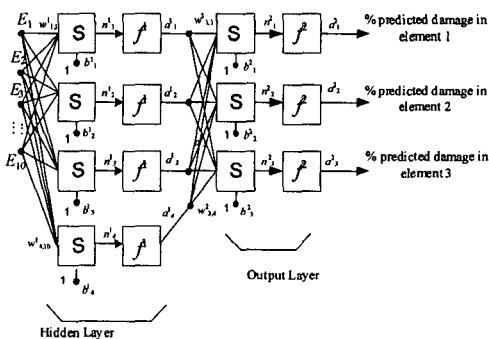


Fig. 5 ANN used for damage monitoring

E_1, E_2, \dots, E_{10} 은 선택된 열개의 에너지 값을 나타낸다. 출력층에서 나온 값은 예측된 손상값으로 실제 손상 값과 비교하여 신경망의 정확성을 평가 하였다. Fig. 6는 위 에 설명한 이상상태 모니터링 과정을 나타내고 있다.

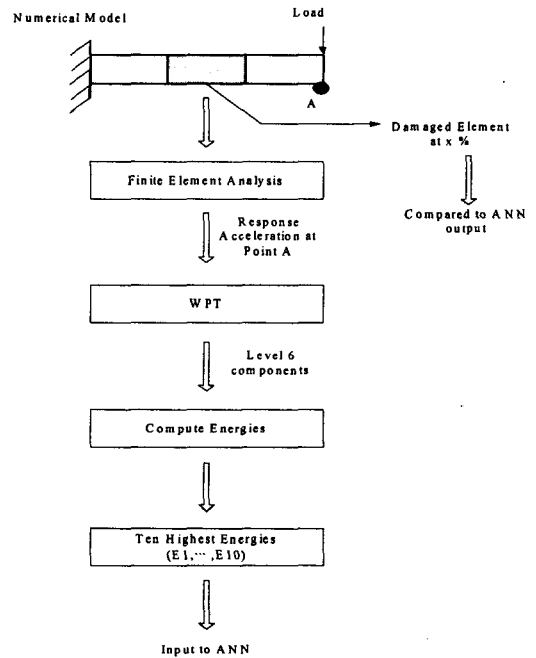


Fig. 6 Damage monitoring procedure for each case

3.1 충격 하중

Fig. 4에서와 같이 충격하중 500N을 캔틸레버 보에 가하였다. 하중의 지속시간이 0.03초인 직사각형 펄스 하중이다. 충격하중에 대한 반응 가속도를 구한 후 Fig. 6의 과정에 따라 손상 추정을 수행하였다. 신경망을 열 번 실행 하였는데 각각 실행 후 학습케이스를 무작위로 분류 한후 다시 입력하였다. 따라서 열 번 신경망을 구동 시킬 때마다 각각 다른 순서의 입력이 사용되었다. Table 1은 신경망에 의해 예측된 결과의 일부인데 만족 할만한 결과를 얻었다. d_1, d_2, d_3 는 각각 신경망에 의해 예측된 각 부재의 손상도를 나타내고 괄호안의 값은 실제 손상도를 나타낸다. 예를 들어 Table 1의 두 번째 행을 보면 실제로는 두 번째 부재에 12%의 손상이 있는데 예측된 손상도는 11.387%로 상당히 가까운 결과를 얻었다. Table 2는 각 부재의 실제 손상도와 신경망

Table 1 Result of test cases (Impact load)

d1	d2	d3
-0.255	11.387(12)	0.437
1.382	3.108(2)	0.482
-0.569	24.468(24)	0.159
-0.238	-0.394	25.638(27)
-0.488	31.054(32)	-0.294
19.319(16)	-1.032	0.193
0.539	6.151(6)	0.429
26.579(17)	-0.455	0.026
-0.177	34.658(36)	-0.645
4.076(4)	1.186	-0.522
40.788(32)	6.784	1.456
7.346(8)	-0.59	-0.623
-0.326	-0.241	16.531(17)
0.429	6.716(8)	0.68
26.874(18)	-0.426	0.011
20.339(22)	-0.973	0.113
0.018	-0.201	28.055(28)
0.408	6.335(7)	0.538
0.212	36.645(37)	-0.856
39.903(29)	4.807	1.792
-0.258	-0.426	24.797(26)
6.161(6)	0.028	-0.63
-0.418	25.416(27)	0.327
-0.445	14.359(16)	0.615
-0.688	20.739(21)	0.295
-0.032	8.924(9)	0.529
-0.277	-0.414	21.784(22)
-0.701	10.667	2.183(8)
-0.249	-0.259	15.248(16)
-0.435	28.127(28)	-0.002

Table 2 Correlation coefficient of each test case (Impact load)

Run #	Element 1	Element 2	Element 3
1	0.9196	0.9810	0.9584
2	0.9258	0.9781	0.9182
3	0.9903	0.8978	0.9792
4	0.9626	0.9596	0.9755
5	0.9123	0.8961	0.9180
6	0.9773	0.9817	0.9786
7	0.9610	0.9935	0.9587
8	0.9072	0.9149	0.9484
9	0.9910	0.9819	0.9962
10	0.9904	0.9792	0.9627
Mean	0.9537	0.9564	0.9594

에서 예측된 값의 상관계수를 나타낸다. 모든 결과

에서 실제 손상도와 예측된 손상도간의 높은 상관계수를 나타내었다. 신경망을 십 회 실행시킨 평균값은 각각 0.9537, 0.9564, 0.9594이다. 따라서 구조물에 동일한 크기의 충격하중을 주어서 각 부재의 손상도를 추정 할 경우 실제 손상도와 손상위치를 아주 작은 오차 범위에서 추정할 수 있음을 보여주고 있다.

3.2 가우스랜덤하중(Gaussian Random Load)

실제 토목, 건축 구조물에 손상 추정을 위하여 충격하중을 가하기는 쉽지 않은 일이다. 이와 같은 어려움으로 인해 상시진동(ambient vibration)을 구조물의 이상상태 모니터링에 많이 이용하고 있다. 이 연구에서는 상시진동을 재현하기 위해서 가우스 랜덤하중(Gaussian random load)을 이용하였고 충격하중의 경우와 마찬가지로 그 응답 가속도를 손상 추정에 이용하였다. 24개의 학습케이스, 96개의 시험케이스를 이용하였고 각 케이스의 응답가속도를 구하기 위하여 각각 다른 가우스 랜덤 하중을 구조물에 가하였다. Fig. 7는 사용된 가우스 랜덤 하중의 한 예를 보여주고 있다. Table 3는 추정한 손상도를 나타내는데 충격 하중을 이용한 경우와는 달리 많은 오차가 있음을 알 수 있다. Table 4는 Table 2와 마찬가지로 실제 손상도와 예측된 손상도간의 상관계수를 나타내는데 신경망을 십 회 실행시킨 후의 평균값은 각각 0.3860, 0.1208, 0.5749이다. 이는 충격 하중을 이용하여 손상 추정을 한 경우의 0.9537, 0.9564, 0.9594와 비교하면 거의 정확성이 없다고 할 수 있다. 따라서 웨이블렛 팩킷을 이용하여 응답 가속도를 분해한 후 그 각각의 성분 에너지를 파라미터로 이용하는 방법은 상시진동의 경우에는 적당하지 않다.

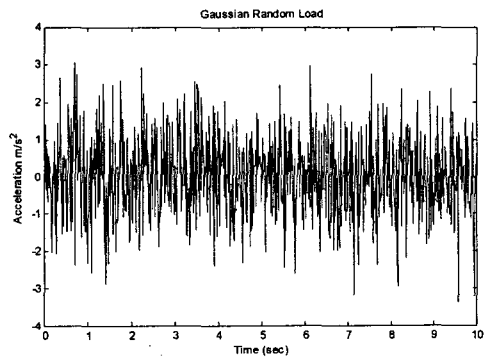


Fig. 7 Gaussian random load

4. 결론

Table 3 Result of test cases (Random load)

d1	d2	d3
22.820	-2.221(12)	0.179
9.413(17)	-2.214	1.002
-0.999	3.129(11)	2.280
0.829	31.906	0.321(7)
-1.358	0.111	3.042(8)
20.757(34)	-2.221	0.311
-1.163	1.490	2.835(28)
8.320	-0.854(14)	0.073
39.348	0.639	-1.655(17)
-1.306(9)	0.493	2.960
2.843(12)	15.311	0.192
14.558(14)	-2.219	0.649
-0.524	3.157(6)	1.812
-1.265	0.839	2.886(18)
8.821	5.682(37)	-0.302
34.646(1)	-2.097	-1.130
-1.359	0.150(2)	2.924
-1.497	3.643	40.137(23)
2.708	39.284	-0.328(1)
-1.529	-2.038	42.150(22)
-1.508	2.065	40.959(12)
-0.276	14.432(7)	1.203
-0.356	14.078(24)	1.266
-1.339	6.426	-0.847(16)
-0.887	4.516(38)	2.060
-0.148	13.750(28)	1.146
20.813(36)	-2.221	-0.370
-1.047	1.508	12.017
-1.363	0.415	2.374
-1.124	2.071	2.513

본 연구에서는 웨이블릿 팩킷변환과 신경망을 이용한 구조물의 이상상태 모니터링 기법을 제안하였다. 일반적으로 이상상태 모니터링에 사용되는 모달 파라미터는 구조물의 작은 손상에는 거의 변화를 보이지 않는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 웨이블릿 팩킷 변환을 구조물의 이상상태 모니터링에 이용하였다. 충격 하중과 가우스 랜덤 하중 등의 두 종류의 하중을 켄틸레버보에 가하였고 그 응답가속도를 웨이블릿 팩킷 변환을 이용하여 분해한 후 각각의 성분에너지를 구하였다. 각각의 성분에너지를 신경망에 입력하여 실행시킨 결과 충격하중의 경우에는 손상도와 손상위치를 만족할만하게 예측하였고 아주 높은 상관관계를 나타내었다. 하지만 가우스 랜덤 하중의 경우에는 예측된 손상도와 실제 손상도간에 큰 차이를 나타내었다. 따라서 본 연구에서 제시된 방법은 동일한 반복 하중을 받는 구조물의 손상 추정에 적합하다고 할 수 있다.

후 기

본 연구는 한국과학기술원 스마트 사회기반시설 연구센터의 지원으로 수행되었으며 이에 감사드립니다.

참 고 문 헌

(1) Doebling, S. W., Farrar, C. R., Prime, M. B., and Shevitz, D. W., 1996, "Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: A literature review." Rep. LA-13070-MS, UC-900, Los Alamos National Laboratory, NM.

(2) Rytter, A., 1993, "Vibration based inspection of civil engineering structures." Ph.D. Dissertation. Aalborg University, Denmark.

(3) Newland, D. E., 1993, An introduction to random vibrations, spectral & wavelet Analysis 3rd ed, Longman Scientific & Technical, Essex, England.

(4) Newland, D. E., 1994, "Wavelet analysis of vibration Part 1: Theory." J. Vibration and Acoustics, 116, pp. 409-416.

(5) Newland, D. E., 1994, "Wavelet analysis of vibration Part 2: Wavelet Maps." J. Vibration and Acoustics, 116, pp. 417-424.

Table 4 Correlation coefficient of each test case (Random load)

Run #	Element 1	Element 2	Element 3
1	0.4540	0.1398	0.3920
2	0.4982	0.0802	0.6090
3	0.1726	0.1991	0.4292
4	0.5297	0.0737	0.6529
5	0.1788	0.1709	0.6317
6	0.2627	0.0316	0.5004
7	0.3655	0.1418	0.6768
8	0.3262	0.1215	0.6290
9	0.5154	0.0982	0.6095
10	0.5572	0.1509	0.6188
Mean	0.3860	0.1208	0.5749

- (6) Al-khalidy, A., Noori, M., Hou, Z., Yamamoto, S., Masuda, A., and Sone, A., 1997, "Health monitoring systems of linear structures using wavelet analysis." International Workshop on Structural Health Monitoring, pp. 164-175.
- (7) Al-khalidy, A., Noori, M., Hou, Z., Carmona, R., Yamamoto, S., Masuda, A., and Sone, A. 1997, "A study of health monitoring systems of linear structures using wavelet analysis." ASME PVP 347, pp. 49-58.
- (8) Kitada, Y., 1998, "Identification of nonlinear structural dynamic systems using wavelets." Journal of Engrg.Mech., 124(10), pp. 1059-1066.
- (9) Hou, Z., Noori, M., and Amand, R.S., 2000, "Wavelet-based approach for structural damage detection." J. Engrg. Mech., 126(7), pp. 677-683.
- (10) Kim, H., and Melhem, H., 2004, "Damage detection of structures by wavelet analysis." Engineering Structures, 26(3), pp. 347-362.
- (11) Coifman, R. R., and Wickerhauser, M. V., 1992, "Entropy-based algorithms for best basis selection." IEEE Trans. Inf. Theory, 38, pp. 713-71.
- (12) Daubechies, I. 1992. Ten lectures on wavelets, Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), Philadelphia.