

고유진동수의 감소율과 신경망을 이용한 보의 손상평가

Damage Detection of Beam by Using the Reduction
Ratio of Natural Frequency and the Neural Network

최 혁* 이 규 원**
Ghoi, Hyuk Lee, Gyu-Won

Abstract

A damage in a structure changes its dynamic characteristics such as natural frequencies, damping ratios, and the mode shapes. In this paper the effort has been spent in obtaining the characteristics of the reduction ratio in natural frequencies and the damage detection is performed using the reduction ratios. Most of the emphasis has been on using the artificial neural network to determine the location and the extent of the damage as well as the existence of the damage. The data for learning and verifying neural network were obtained from the analytical analysis. The data have no errors. Considering the real measurements the data including errors which are difference this study between other studies also were used for neural network. The position and extent of the damage can be detected using the neural network trained by reduction ratios of natural frequencies.

요 지

구조물이 손상을 받으면 그 구조물의 동적특성인 고유진동수, 감쇠비, 모드형상 등이 변한다. 본 논문에서는 구조물이 손상을 받을 때 고유진동수의 감소율에 대한 특성을 알아보고 그 감소율을 이용한 구조물의 손상평가를 다룬다. 손상의 유무뿐만 아니라 손상의 위치와 정도까지도 고유진동수의 감소율만으로 파악하고자 하였으며 인공신경망을 이용하였다. 신경망에 사용되는 자료는 다른 연구와 달리 해석 자료로부터 얻어지는 오차 없는 자료뿐만 아니라 실측자료를 가상하여 오차를 포함하는 자료를 대상으로 하였으며, 고유진동수의 감소율로 훈련된 인공신경망을 활용하여 구조물의 손상 위치와 정도를 파악할 수 있었다.

Keywords : Natural Frequencies, Damping Ratios, Mode Shapes, Damage Detection, Artificial Neural Network

핵심 용어 : 고유진동수, 감쇠비, 모드형상, 손상평가, 인공 신경망

* 정희원, 전북대학교 토목공학과 대학원 박사수료
** 정희원, 전북대학교 토목공학과 교수, 공학박사

E-mail : chhyuck@hanmail.net 063-270-2425

• 본 논문에 대한 토의를 2006년 4월 30일까지 학회로 보내 주시면 2006년 7월호에 토론결과를 게재하겠습니다.

1. 서론

어떤 구조물에 균열과 같은 손상이 발생하면 국부적인 강성감소로 인하여 그 구조물의 정적특성 및 동적특성이 변하게 된다. 이런 변화는 그 구조물의 정적처짐과 같은 정적응답과 고유진동수, 감쇠율, 모드형상 등과 같은 동특성 변화로 나타난다. 손상으로 인한 동특성 변화는 구조물의 손상 위치와 정도에 따라 다르게 나타난다. 그 결과 손상으로 인한 동특성의 변화를 평가 분석함으로써 구조물의 손상 위치와 정도를 파악할 수 있게 된다.

구조물의 손상도를 측정하는 방법들은 주로 구조물의 특성을 측정하여 직접적으로 평가하는 방법으로 고유진동수와 모드형상을 이용한 방법 mode curvature-method, FRF(frequency response function), 시간이력(time history)을 이용하는 방법 등이 있다.

그 밖에도 SI(system identification) 기법을 이용하는 방법, 인공신경망(artificial neural network)을 이용하는 방법 등이 많이 연구되고 있다.

Pandey(1991) 등은 모드형상의 곡률이 손상에 민감한 것을 이용하여 손상을 평가하였으며, 캔틸레버보와 단순보에 대하여 첫 번째 모드로부터 다섯 번째 모드까지를 사용하여 손상의 위치를 평가할 수 있었다. 그러나 손상 정도에 대해서는 모드형상의 곡률에 대한 최대 크기로부터 얻을 수 있다고 언급만 하고 있다. Sampaio(1999) 등은 보를 모사한 spring-mass system에 대하여 손상 전후의 진동수 응답 함수의 곡률 변화를 구하여 손상의 위치를 구하였다. 이 방법은 단순한 손상지수방법이나 모드형상의 곡률의 변화만을 이용하는 방법에 비하여 우수한 성능을 보였다. 국내에서도 윤정방(1990), 신수봉(1997) 등은 손상발생시 강성감소에 따른 고유진동수와 모드형상의 변화를 이용하여 손상을 평가하고자 하였다. 오병환(1997) 등은 SI기법에 근거하여 정적변위와 진동모드의 합성자료를 이용하여 손상도를 추정하였다. 정연주(1999)는 동특성에 대한 민감도 분석을 통하여 손상에 대해 민감하게 거동하는 진동모드와 자유도에 관계된 구속조건 선별에 의해 최적화문제를 구성하고 최적화기법을 이용하여 손상도 평가의 정확도를 향상시키고자 하였다. 이인원(1999) 등은 시간이력으로서 가속도 자료를 인공신경망에 이용하여 강박스거더교의 손상을 평가하였다.

지금까지 손상평가에 있어서 고유진동수의 변화는 일반적으로 손상의 유무를 파악하는데 용이하나 손상

의 위치와 정도를 파악하는데 이용하기는 어려운 것으로 알려져 왔다. 그 이유는 고유진동수는 국부적 상태를 종합한 전체적 정보를 제공하며, 따라서 서로 다른 국부적 상태가 하나의 고유진동수로 나타날 때는 같은 값을 가질 수 있기 때문이다. 구조물에서 국부적 손상은 일반적으로 고차모드에 큰 영향을 미치며, 손상에 의한 고유진동수의 변화는 작아서 측정시 오차와 구분하기 어려운 것도 또 하나의 이유이다. 그러나 구조물을 관리하는데 있어서 고유진동수의 측정은 구조물의 손상에 민감하게 반응하며 값싸고 손쉽게 고유진동수를 측정할 수 있다는 장점이 있기 때문에 많은 연구들이 있었다.

본 논문에서는 보의 손상평가에 고유진동수의 변화를 이용하되 측정오차까지 고려하였다. 구조물이 국부적으로 손상을 받으면 강성이 감소하여 고유진동수 값이 감소하게 된다. 손상 위치별, 손상 정도별로 그 감소율은 모두 각각 다르다. 손상 위치별, 손상 정도별 감소율을 구하여 인공 신경망을 학습함으로써 보의 손상을 평가 하였다. 수치해석에 의한 자료뿐 아니라 실제 측정 자료를 모사하기 위하여 3%와 5%의 측정오차를 포함하는 손상 위치별, 손상 정도별 감소율을 신경망의 학습 및 검증자료로 사용하였다. 또한 임의의 보에서 학습된 인공신경망이 단면이 다른 보에서 적용될 수 있도록 그 적용성을 확장하였다.

2. 기본방정식

다자유도 구조물의 운동에 관한 선형 미분방정식은 다음과 같다.

$$M\ddot{u} + C\dot{u} + Ku = F \quad (1)$$

여기서 M 은 질량행렬이고 C 는 감쇠행렬, K 는 강성행렬, F 는 하중벡터, \ddot{u} 는 가속도벡터, \dot{u} 는 속도벡터, u 는 변위벡터이다. 이 방정식은 외력과 내력의 균형상태를 나타내고 있다.

구조물의 고유한 진동특성을 보기 위해서는 식 (1)에서 감쇠의 영향과 하중의 영향을 제거한 다음 식으로 나타내는 비감쇠 자유진동을 이용한다.

$$M\ddot{u} + Ku = 0 \quad (2)$$

구조물의 진동특성은 고유진동수와 진동모드로 나타

나며 이들을 구하기 위해서는 식 (2)를 다음과 같은 고유치 문제의 고유치와 고유벡터를 구하는 문제로 변환한다.

$$K\Phi_n = \lambda_n M\Phi_n \quad (3)$$

$$\text{or } [K - \omega_n^2 M]\Phi_n = 0 \quad (4)$$

여기서 ω_n 는 n 차 고유진동수를 나타내고 λ_n 은 고유치($= \omega_n^2$)를, Φ_n 은 n 차 고유벡터이다. 만일 구조물에 균열과 같은 손상이 발생한다면 강성행렬이 변하게 되며 그 결과 구조물의 동적응답은 변하게 된다. 특히 식 (3)과 식 (4)에 의하여 구조물의 진동특성을 나타내는 고유진동수와 진동모드가 변하게 되며 그 변화를 측정하고 분석하면 그 변화를 유발시킨 손상도를 파악할 수 있게 된다.

3. 구조해석 모델

본 연구에서 사용한 해석모델은 단순보로서 그 치수는(Fig. 1)에서 보는바와 같다. 이 단순보는 Pandey (1991)가 그의 논문에서 사용한 것과 같은 것으로 21개의 절점들과 크기가 같은 20개의 2차원 유한요소로 구성된다. 이 단순보의 물리적 특성값들은 탄성계수 $2.0 \times 10^5 (\text{N/mm}^2)$, 밀도 $7.71 \times 10^{-5} (\text{N/mm}^3)$ 을 사용하였다.

단순보의 단면은 Pandey(1991)가 사용한 단면 외에 2개 단면을 추가하여 서로 다른 3개의 보를 사용하였다. 3개보의 진동특성은 모드형상은 동일하지만 단면이 다르기 때문에 고유진동수는 서로 다른 보가 된다. 단면1을 가진 보는 인공신경망의 학습자료와 검증자료 획득을 위해 사용하였으며 단면2와 단면3을 가진 보의 학습된 인공신경망의 검증을 위한 자료획득을 위하여 사용되었다.

4. 고유진동수의 감소율

손상이 없는 보의 고유진동수를 구하면 Table 1과 같다. 단면이 서로 다른 3개의 보 각각에 대하여 첫 번째 모드의 고유진동수에서 다섯 번째 모드의 고유진동수까지 나타내었다. 구조물이 손상을 받으면 강성이 감소하기 때문에 고유진동수는 감소하게 된다.

본 논문에서는 구조물이 손상을 받을 때 감소하는 고유진동수 데이터를 직접 사용하지 않고 고유진동수

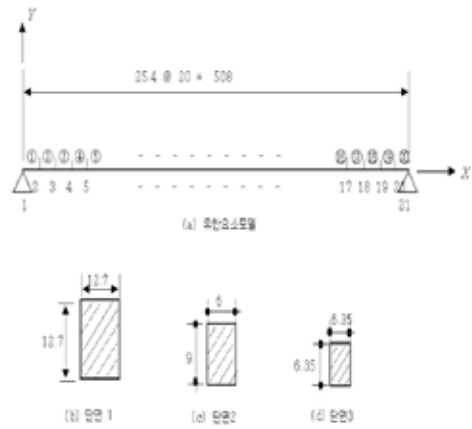


Fig. 1 단순보 모델(단위 mm)

Table 1 손상을 받지 않은 3개 보의 첫 5개 모드의 고유진동수(Hz)

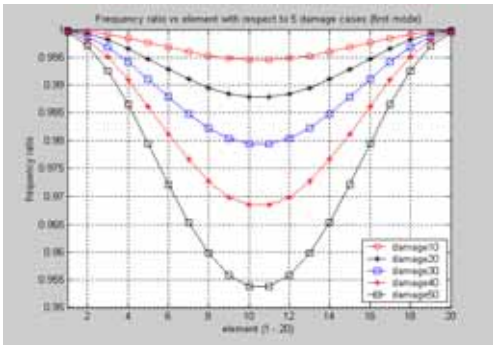
beam NO.	cross section	first mode	second mode	third mode	fourth mode	fifth mode
1	section 1	112.479	449.075	1,007.219	1,782,474	2,768,283
2	section 2	79.734	318.635	715.773	1,269,502	1,977,309
3	section 3	56.265	224.955	505.735	897,994	1,400,754

의 감소율에 관심을 가진다. 고유진동수의 감소율의 변화특성을 알아보고 고유진동수의 감소율에 대한 데이터를 인공신경망에 적용하여 구조물의 손상위치와 손상정도를 파악한다. 여기서 사용하는 고유진동수의 감소율은 손상이 없는 보의 고유진동수에 대한 손상을 받은 보의 고유진동수의 비를 말한다. 단면 1을 단면으로 하는 보 1에서 20개 부재가 각각 손상을 받는 경우에, 손상위치와 손상정도에 따른 mode별 고유진동수의 감소율은 Fig. 2에서 보는 바와 같다.

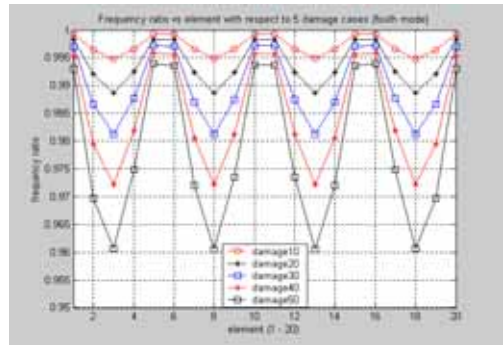
Fig. 2의 범례에서 damage10, damage20, damage30, damage40, damage50은 20개 부재가 각각 10%, 20%, 30%, 40%, 50%의 손상을 받는 경우를 나타낸다.

단면의 손상은 Pandey(1991)등의 논문에서 사용한 방법과 같은 방법으로 손상을 받은 부재의(EI)값의 감소, 곧 단면2차모멘트(I)의 감소로 가정하였다.

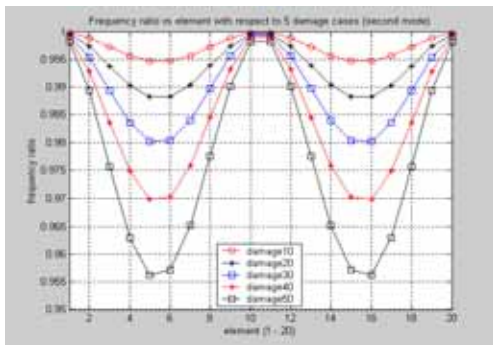
Fig. 2를 통하여 고유진동수의 감소율에 대한 특성을 살펴보면, 구조물에 손상이 존재할 때 고유진동수의 감소가 발생하므로 손상이 발생하였는지 여부는 확실히 파악할 수 있다.



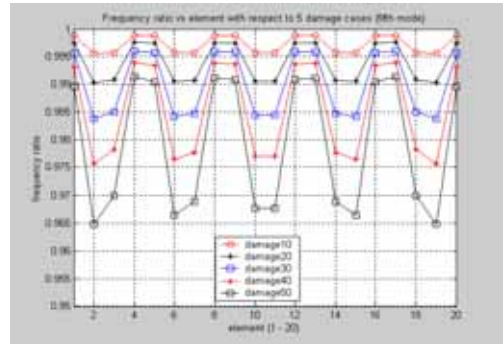
(a)



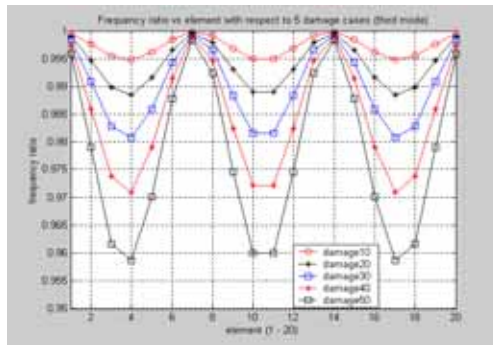
(d)



(b)



(e)



(c)

Fig. 2 손상된 보의 첫 5개 모드의 고유진동수 감소율, (a) 첫 번째 모드; (b) 두 번째 모드; (c) 세 번째 모드; (d) 네 번째 모드; (e) 다섯 번째 모드

또한 손상의 위치에 따른 고유진동수 감소율은 단 순보의 경우 좌우 대칭으로 나타나고 있음을 보이고 있다.

5번 부재가 50%의 손상을 받으면 첫 번째 고유진동수 감소율이 0.9794 이며, 5번 부재와 대칭 위치에 있는 16번 부재도 50%의 손상을 받으면 첫 번째 고유진동수 감소율이 0.9794 이다. 5번 부재나 16번 부재에서 30%의 손상을 받으면 첫 번째 고유진동수 감소율은 모두 0.9910 이 된다. 두 번째 고유진동수

감소율이나 세 번째 고유진동수 감소율도 모두 마찬가지로 좌우 대칭인 값을 가진다. 따라서 좌우 대칭 위치에 있는 1번과 20번 부재, 2번과 19번 부재, 3번과 18번 부재, 4번과 17번 부재, 5번과 16번 부재, 6번과 15번 부재, 7번과 14번 부재, 8번과 13번 부재, 9번과 12번 부재, 10번과 11번 부재 들은 모두 동일한 고유진동수 감소율 가진다. 따라서 고유진동수 감소율을 근거로 단순보의 손상을 평가하는 경우에는 1번 부재로부터 10번 부재까지 절반의 부재로부터 얻은 정보만으로 평가가 가능하다.

손상의 정도에 따른 고유진동수 감소율은 손상정도가 증가함에 따라 모든 부재와 모든 모드에서 고유진동수 감소율이 더욱 감소함을 알 수 있다. 한 예로 Fig. 3은 5번 부재에 손상이 있을 때 첫 3개의 모드에서 고유진동수 감소율의 예를 보여주고 있는데 손상이 증가함에 따라 모든 모드에서 고유진동수 감소율이 비선형적으로 감소함을 볼 수 있다.

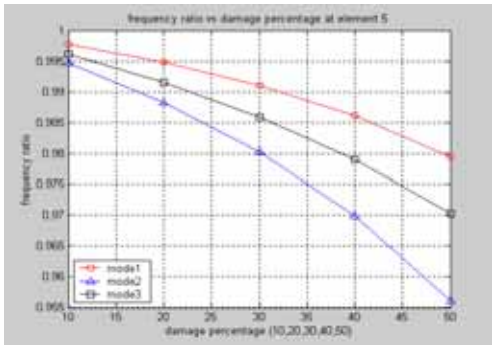


Fig. 3 고유진동수 감소율과 손상정도의 관계

단면이 서로 다른 보에서 손상위치와 손상정도에 따른 고유진동수 감소율의 변화를 살펴보면 Fig. 4에서 보는 바와 같다. Fig. 4는 10번 부재에 손상이 있는 경우에, 단면이 서로 다른 3개의 보 각각에 대하여 손상정도별 모드별 고유진동수의 감소율을 보이고 있다. 그림의 복잡성을 피하기 위해 30%, 40%, 50% 손상을 받은 경우만을 그림으로 나타내었다. Fig. 4의 범례에서 d301, d401, d501 등은 단면1을 가진 보1이 30%, 40%, 50%의 손상이 있을 때 고유진동수의 감소율을 나타내며, 이하 d302, d402, d502와 d303, d403, d503 등도 마찬가지로 각각 보2와 보3이 30%, 40%, 50%의 손상이 있을 때 고유진동수의 감소율을 나타낸다. 그림에서 맨 위쪽에 놓인 격인 직선들은 d301, d302, d303 등이 모두 겹쳐서 한 직선으로 나타나고, 가운데 놓인 격인 직선들은 d401, d402, d403 등이 모두 겹쳐서 한 직선으로 나타나며, 맨 밑에 놓인 격인 직선들은 d501, d502, d503 등이 모두 겹쳐서 한 직선으로 나타난다. 이는 강성이 서로 다른 보라 하더라도 손상의 정도가 같으면 고유진동수의 감소율은 모두 같다는 것을 의미한다. 이 결과로부터 알 수 있는 것은 한 보에 대하여 손상평가용으로 학습한 인공신경망은 단면이 서로 다른 보에 대해서도 활용이 가능하여 그 적용성을 넓힐 수 있다는 것이다.

5. 신경망의 이용

본 논문에서는 구조물이 손상을 받는 경우에 첫 5개 모드의 고유진동수를 측정하고, 고유진동수 감소율의 값을 계산한 후 인공 신경망을 이용하여 구조물의 손상위치와 손상정도를 측정하였다. 앞 절에서 분석한 결과 구조물의 손상위치와 손상정도에 따라 고유진동

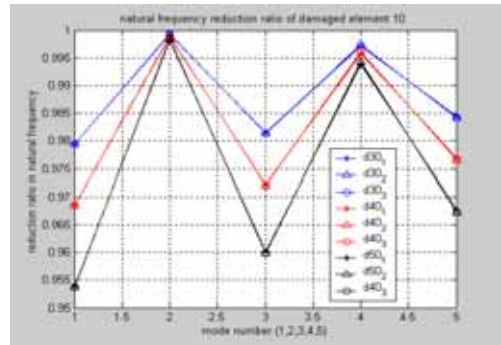


Fig. 4 10번 부재가 손상을 받은 3개 보의 고유진동수 감소율

수 감소율의 값은 다르다. 그러나 하나의 모드에서는 고유진동수 감소율의 값이 같다고 하더라도 손상위치와 손상정도가 서로 다를 수 있다. 예를 들어 Fig. 2 (a)와 같은 첫 번째 모드에서 6번 부재가 50%의 손상을 받는 경우와 8번 부재가 40%의 손상을 받는 경우는 비슷한 고유진동수 감소율의 값을 가진다. 그러나 다른 모드에서는 그 값이 달라진다. 따라서 손상정도와 손상위치에 따라 충분히 다른 유일한 고유진동수 감소율의 값을 갖도록 하기 위해서 첫 번째 모드에서 다섯 번째 모드까지 모두 5개의 모드에서 측정, 계산된 고유진동수 감소율이 모두 같은 경우에만 존재하도록 5개의 모드를 사용하였다. 또한 고유진동수 감소율의 값들은 좌우 대칭이므로 대칭의 좌측인 1번 부재에서 10번 부재까지 측정된 감소율들만 이용하였다. 이러한 대칭성 때문에 최종적으로 좌측 부재들(1번 부재에서 10번 부재)에서 평가된 손상위치와 정도는 대칭 위치에 있는 우측 부재(11번 부재에서 20번 부재)의 손상일 가능성을 항상 포함하고 있다. 손상된 보의 고유진동수 변화율은 1.0에서 0.95까지 작은 범위에 집중되어 있다. 따라서 보다 변별력을 넓히기 위해서 그 범위가 1.0 ~ 0.95의 값이 1.0 ~ 0.0의 값이 되도록 확대 치환하여 인공신경망의 학습 및 검증을 위한 자료로 사용하였다.

인공 신경망은 입력층, 은둔층, 출력층으로 구성된 역전파 신경망을 사용하였다. 입력층의 뉴런은 5개로 각각 첫 번째 고유진동수의 감소율로부터 다섯 번째 고유진동수의 감소율까지이다. 은둔층은 15개의 노드를 가진 1개 층으로 하였다. 은둔층의 층수나 층별 노드수의 결정에 관한 효율적인 방법이 아직 없기 때문에 많은 노력을 요하는 시행착오적인 방법을 사용하여 결정하였다.

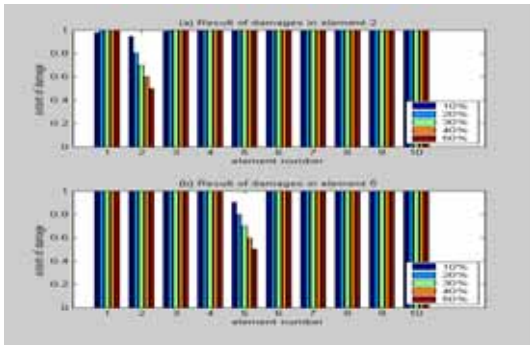


Fig. 5 오차없는 자료를 사용한 경우 학습결과

출력층의 뉴런은 모두 10개로 1번 부재로부터 10번 부재까지 각 부재의 손상정도를 나타내는 값이다. 손상이 없으면 1.0이고, 10% 손상이면 0.9, 20% 손상이면 0.8, 30% 손상이면 0.7, 40% 손상이면 0.6, 50% 손상이면 0.5 와 같은 값을 가진다.

학습은 3가지 경우에 대하여 실시하였다. 첫 번째 학습에는 수치해석 모델의 결과치를 그대로 사용하여 측정오차를 포함하지 않는 데이터를 사용하였다. 두 번째와 세 번째 학습경우들은 자료를 측정하는 경우에 피할 수 없는 측정오차를 고려하였다. 두 번째 학습은 수치해석 모델의 결과를 가지고 최대 3%의 무작위 측정오차를 포함하는 학습 자료를 만들어 사용하였으며, 세 번째 학습은 수치해석 모델의 결과를 가지고 최대 5%의 무작위 측정오차를 포함하는 학습 자료를 만들어 사용하였다.

첫 번째 학습경우에는 10개 부재 각각에 대하여 10%, 20%, 30%, 40%, 50% 손상의 5가지 손상을 주어서 만든 50개의 자료를 학습에 이용하였다. 두 번째와 세 번째 학습에는 첫 번째 학습에 사용한 50개 자료의 각각에 대하여 20회의 무작위 측정오차를 만들어 총 1000개의 자료를 각각 학습에 사용하였다.

학습에 대한 검증에는 학습에 사용하지 않은 12개의 자료를 사용하여 검증하였다. 첫 두개의 검증자료는 학습 자료를 획득한 보와 동일한 보(단면1)에서 3번 부재가 25% 손상을 받은 자료와 10번 부재에 25% 손상을 받은 자료를 임의로 선택하였다. 학습에 사용하지 않은 세 번째 자료로부터 일곱 번째까지 검증자료는 학습 자료를 획득한 보와 다른 단면(단면2)을 가진 보2에서 10번 부재에 10%, 20%, 30%, 30%, 50%의 손상이 있는 각각의 경우에 대하여 획득하였다. 여덟 번째 자료로부터 열두 번째까지 검증자료는 단면3을 가진 보3에서 10번 부재에 10%,

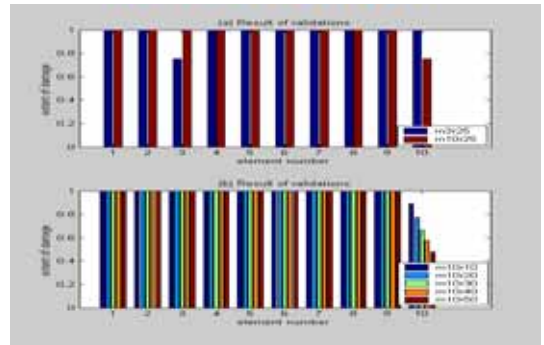


Fig. 6 오차없는 자료를 사용한 경우 검증결과

20%, 30%, 30%, 50%의 손상이 있는 각각의 경우에 대하여 획득하였다.

첫 번째 학습경우에 대한 학습결과는 Fig. 5에 나타난바와 같다. 10개 부재 중 대표적으로 학습이 가장 잘 안된 경우와 잘 된 경우로서 2번 부재와 5번 부재에 대하여 나타내었다. 나머지 부재들에 대하여는 모두 잘 예측하므로 생략하였다. 학습에 사용하지 않은 자료를 이용한 검증결과는 Fig. 6에서 보는 바와 같다. Fig. 6(a)에서 각 부재의 첫 번째 막대인 m3r25는 3번 부재에 25%의 손상이 있을 때 검증결과이며, 각 부재의 두번째 막대인 m10r25는 10번 부재에 25%의 손상이 있을 때 검증결과를 나타낸다. Fig. 6(b)는 단면이 다른 보2의 10번 부재에 10%, 20%, 30%, 40%, 50%의 손상이 있을 때 검증결과를 나타낸다.

보3의 10번 부재에 10%, 20%, 30%, 40%, 50%의 손상이 있을 때 검증결과는 Fig. 6(b)와 같은 결과를 주므로 생략하였다. 2번 부재와 5번 부재에 대하여 각각 그 목표값과 학습된 인공신경망에 의한 계산값을 Table 2와 Table 3에 나타내었으며, 학습에 사용하지 않은 자료를 가지고 검증한 결과는 Table 4~Table 6에 나타난 바와 같다. 학습이나 검증결과 모두 5% 오차의 범위에서 잘 예측하였다.

본 연구에서 사용한 해석모델을 사용하였던 Pandey의 논문은 5개 모드에 대한 Curvature Mode Shape를 그림으로만 나타내 손상위치를 잘 보여주고 있음을 밝히고 있다. 그러나 손상결과에 대해서는 수치화 하지 못했기 때문에 본 논문과 직접 비교할 수는 없고 손상의 정도에 대해서도 Curvature Mode Shape의 그림이 손상위치에서 손상정도에 따라 서로 다른 크기를 보여주고 있어 그 손상정도를 알 수 있으리라는 언급만 하고 있다. 또한 본 논문에서와 같이 오차를 포함하는 자료에 대한 시도를 하고 있지 못하고 있다.

Table 2 2번 부재에 손상이 있을 때 목표값 및 계산값

el	extents of damage									
	10%		20%		30%		40%		50%	
	tv	cv	tv	cv	tv	cv	tv	cv	tv	cv
1	1.0	0.9752 (2.48)	1.0	0.9983 (0.17)	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
2	0.9	0.9443 (4.92)	0.8	0.8021 (0.27)	0.7	0.6995 (0.07)	0.6	0.6005 (0.09)	0.5	0.4999 (0.02)
3	1.0	0.9872 (1.28)	1.0	0.9962 (0.38)	1.0	0.9993 (0.07)	1.0	0.9998 (0.02)	1.0	0.9999 (0.01)
4	1.0	0.9992 (0.08)	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
5	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
6	1.0	0.9995 (0.05)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
7	1.0	0.9987 (0.13)	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
8	1.0	0.9983 (0.17)	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
9	1.0	0.9998 (0.02)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
10	1.0	0.9994 (0.06)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)

* ()=error(%), el=element, tv=target values, cv=estimated values

Table 3 5번 부재에 손상이 있을 때 목표값 및 계산값

el	extents of damage									
	10%		20%		30%		40%		50%	
	tv	cv	tv	cv	tv	cv	tv	cv	tv	cv
1	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
2	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
3	1.0	0.9998 (0.02)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	0.9999 (0.01)
4	1.0	0.9935 (0.65)	1.0	0.9970 (0.30)	1.0	0.9987 (0.13)	1.0	0.9995 (0.05)	1.0	0.9998 (0.02)
5	0.9	0.9025 (0.27)	0.8	0.7983 (0.21)	0.7	0.7018 (0.26)	0.6	0.5981 (0.32)	0.5	0.5009 (0.18)
6	1.0	0.9974 (0.26)	1.0	0.9990 (0.10)	1.0	0.9994 (0.06)	1.0	0.9995 (0.05)	1.0	0.9996 (0.04)
7	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
8	1.0	0.9991 (0.09)	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
9	1.0	0.9979 (0.21)	1.0	0.9992 (0.08)	1.0	0.9991 (0.09)	1.0	0.9987 (0.13)	1.0	0.9981 (0.19)
10	1.0	0.9996 (0.04)	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)

* ()=error(%), el=element, tv=target values, cv=estimated values

Table 4 단면 1을 가진 보1에 손상이 있을 때 검증결과

elements	E3D25*		E10D25**	
	target values	estimated values	target values	estimated values
1	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
2	1.0	0.9998 (0.02)	1.0	1.0000 (0.00)
3	0.75	0.7512 (0.17)	1.0	1.0000 (0.00)
4	1.0	0.9993 (0.07)	1.0	1.0000 (0.00)
5	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
6	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
7	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
8	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)
9	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	0.9997 (0.03)
10	1.0	1.0000 (0.00)	0.75	0.7545 (0.60)

* E3D25 : element 3 with section 1 damaged in 25 percentage

** E10D25 : element 10 with section 1 damaged in 25 percentage

Table 5 단면 2를 가진 보2가 10번 부재에 손상이 있을 때 검증결과

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.9954 (0.46)*	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
3	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
4	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	0.9985 (0.15)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
6	0.9973 (0.27)	0.9998 (0.02)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
7	0.9997 (0.03)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
8	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
9	0.9935 (0.65)	0.9995 (0.05)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)	0.9998 (0.02)
10	0.8925 (0.84)	0.7760 (3.00)	0.6695 (4.36)	0.5756 (4.06)	0.4799 (4.01)

* () : errors in percentage

Table 6 단면 3을 가진 보3이 10번 부재에 손상이 있을 때 검증결과

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.9958 (0.42)*	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
3	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
4	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	0.9985 (0.15)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
6	0.9974 (0.26)	0.9998 (0.02)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
7	0.9997 (0.03)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
8	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
9	0.9933 (0.67)	0.9995 (0.05)	0.9999 (0.01)	0.9998 (0.02)	0.9997 (0.03)
10	0.8954 (0.51)	0.7843 (2.00)	0.6796 (2.91)	0.5837 (2.71)	0.4868 (2.64)

* () : errors in percentage

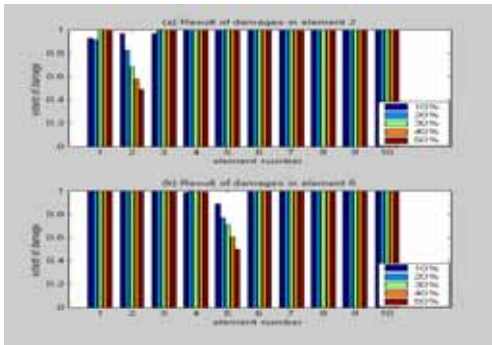


Fig. 7 3% 오차를 가진 자료를 사용한 경우 학습결과

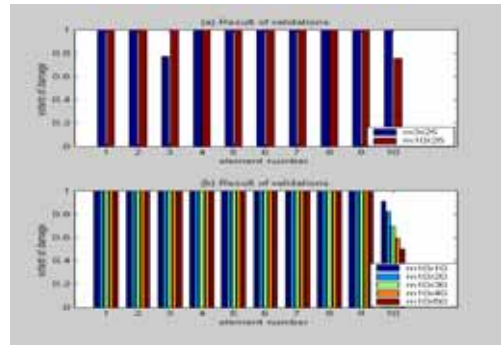


Fig. 8 3% 오차를 가진 자료를 사용한 경우 검증결과

두 번째 학습은 첫 번째 학습에 사용한 50개 자료의 각각에 대하여 3%의 오차를 포함하는 20회의 무작위 측정오차를 만들어 총 1000개의 자료를 사용하였다. 학습 및 검증 결과는 Fig. 7과 Fig. 8에서 보는 바와 같으며 1번 부재와 2번 부재를 제외하면 5%

오차의 범위에서 비교적 잘 예측하였다. 대표적인 경우로서 2번 부재와 5번 부재에 대하여 인공신경망에 의한 계산값을 Table 7~Table 8에 나타내었으며, 학습에 사용하지 않은 자료를 가지고 검증한 결과는 Table 9~ Table 11에 나타난 바와 같다.

Table 7 두 번째 부재에 손상이 있을 때 계산값

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.9276 (7.24)*	0.9136 (8.64)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	0.9672 (7.46)	0.8235 (2.94)	0.6844 (2.23)	0.5782 (3.63)	0.4905 (1.89)
3	0.9669 (3.31)	0.9923 (0.77)	0.9974 (0.26)	0.9994 (0.06)	0.9997 (0.03)
4	0.9987 (0.13)	0.9997 (0.03)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	0.9997 (0.03)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
6	0.9994 (0.06)	0.9995 (0.05)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
7	0.9991 (0.09)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
8	0.9985 (0.15)	0.9997 (0.03)	0.9998 (0.02)	0.9998 (0.02)	0.9999 (0.01)
9	0.9992 (0.08)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
10	0.9992 (0.08)	0.9998 (0.02)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)

* () : errors in percentage

Table 8 다섯 번째 부재에 손상이 있을 때 계산값

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	1.0000 (0.00)*	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
3	0.9992 (0.08)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
4	0.9843 (1.57)	0.9951 (0.49)	0.9968 (0.32)	0.9956 (0.54)	0.9910 (0.90)
5	0.8853 (1.63)	0.7667 (4.17)	0.7116 (1.66)	0.6042 (0.70)	0.4956 (0.88)
6	0.9967 (0.33)	0.9886 (1.14)	0.9978 (0.22)	0.9994 (0.06)	0.9995 (0.05)
7	0.9995 (0.05)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
8	0.9998 (0.02)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
9	0.9993 (0.07)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
10	0.9979 (0.21)	0.9996 (0.04)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	0.9999 (0.01)

* () : errors in percentage

Table 9 단면 1을 가진 보1에 손상이 있을 때 검증결과

elements	E3D25 [*]		E10D25 ^{**}	
	target	estimated values	target	estimated values
1	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	1.0000 (0.00)
2	1.0	0.9949 (0.51)	1.0	0.9973 (0.27)
3	0.75	0.7739 (3.19)	1.0	0.9993 (0.07)
4	1.0	0.9935 (0.65)	1.0	1.0000 (0.00)
5	1.0	0.9995 (0.05)	1.0	0.9997 (0.03)
6	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	0.9998 (0.02)
7	1.0	1.0000 (0.00)	1.0	0.9999 (0.01)
8	1.0	0.9999 (0.01)	1.0	1.0000 (0.00)
9	1.0	0.9998 (0.02)	1.0	0.9990 (0.10)
10	1.0	1.0000 (0.00)	0.75	0.7529 (0.38)

* E3D25 : element 3 with section 1 damaged in 25 percentage

** E10D25 : element 10 with section 1 damaged in 25 percentage

Table 10 단면 2를 가진 보2가 10번 부재에 손상이 있을 때 검증결과

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.9961 (0.39)*	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	0.9985 (0.15)	0.9996 (0.04)	0.9989 (0.11)	0.9996 (0.04)	0.9998 (0.02)
3	0.9992 (0.08)	0.9975 (0.25)	0.9997 (0.03)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)
4	1.0000 (0.00)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	0.9994 (0.06)	0.9983 (0.17)	0.9995 (0.05)	0.9988 (0.12)	0.9964 (0.36)
6	0.9941 (0.59)	0.9997 (0.03)	0.9998 (0.02)	0.9999 (0.01)	0.9998 (0.02)
7	0.9970 (0.30)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
8	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
9	0.9981 (0.19)	0.9979 (0.21)	0.9997 (0.03)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
10	0.9093 (1.04)	0.8205 (2.56)	0.6981 (0.27)	0.5960 (0.66)	0.5036 (0.72)

* () : errors in percentage

Table 11 단면 3을 가진 보3이 10번 부재에 손상이 있을 때 검증결과

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.9958 (0.42)*	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
3	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
4	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	0.9985 (0.15)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
6	0.9974 (0.26)	0.9998 (0.02)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
7	0.9997 (0.03)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
8	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
9	0.9933 (0.67)	0.9995 (0.05)	0.9999 (0.01)	0.9998 (0.02)	0.9997 (0.03)
10	0.8954 (0.51)	0.7843 (2.00)	0.6796 (2.91)	0.5837 (2.71)	0.4868 (2.64)

* () : errors in percentage

2번 부재에서 최대 8.6%의 오차를 보이고 있을 뿐 다른 부재에서는 학습이나 검증 모두 5% 오차의 범위에서 비교적 잘 예측하고 있음을 확인하였다.

세 번째 학습은 두 번째 학습경우와 동일한 방법으로 첫 번째 학습에서 사용한 50개 자료의 각각에 대하여 5%의 오차를 포함하는 20회의 무작위 측정오차

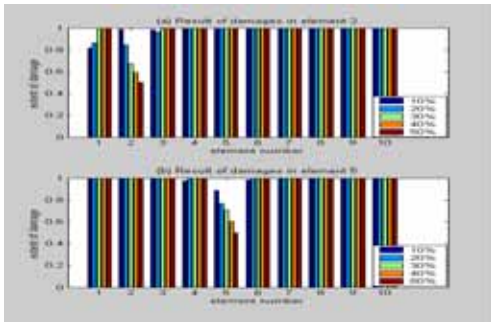


Fig. 9 5% 오차를 가진 자료를 사용한 경우 학습결과

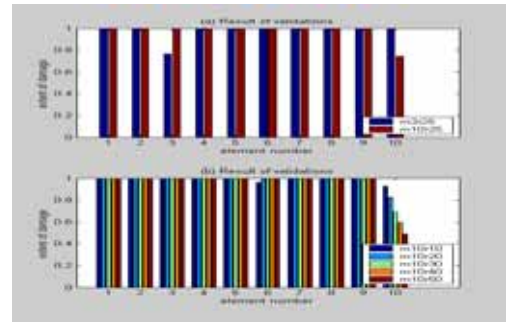


Fig. 10 5% 오차를 가진 자료를 사용한 경우 검증결과

Table 12 두 번째 부재에 손상이 있을 때 계산값

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.8153 (18.5)*	0.8646 (13.5)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	0.9877 (9.74)	0.8474 (5.93)	0.6747 (3.61)	0.5940 (0.99)	0.5010 (0.21)
3	0.9845 (1.55)	0.9689 (3.11)	0.9939 (0.61)	0.9964 (0.36)	0.9957 (0.43)
4	0.9996 (0.04)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)
6	0.9989 (0.11)	0.9997 (0.03)	0.9992 (0.08)	0.9988 (0.12)	0.9982 (0.18)
7	0.9995 (0.05)	0.9999 (0.01)	0.9985 (0.15)	0.9986 (0.14)	0.9989 (0.11)
8	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
9	0.9998 (0.02)	0.9973 (0.27)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
10	0.9995 (0.05)	0.9960 (0.40)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	0.9999 (0.01)

* () : errors in percentage

를 만들어 총 1000개의 자료를 사용하였다.

학습 및 검증 결과는 Fig. 9과 Fig. 10에서 보는 바와 같이 1번 부재와 2번 부재를 제외하면 손상위치는 비교적 잘 예측하였으나 손상정도는 지점부근에서 부분적으로 10% 오차의 범위를 받아오는 경우가 있었다.

대표적인 경우로서 2번 부재와 5번 부재에 대하여 인공신경망에 의한 계산값을 Table 12에 나타내었으며, 학습에 사용하지 않은 자료를 가지고 검증한 결과는 Table 13~Table 14에 나타난 바와 같다.

전체적으로 학습 및 검증결과는 지점부근의 일부를 제외하면 5% 오차범위 내에서 만족할 만한 결과를 보여주고 있다.

이들을 종합 분석해보면 지점 부근에서 지점에 가까울수록 신경망의 예측은 오차가 커지는 경향이 있었다. 이는 고유진동수 감소율의 변동치가 작아서 지점이 가까울수록 변별력이 떨어지기 때문으로 사료된다. 또한 학습 자료를 측정하여 오차를 포함하는 경우에는 측정오차가 심할수록 신경망의 예측은 지점부근에서는 오차가 커졌으나 대부분의 경우에 만족스러웠다. 특히

측정오차가 5% 정도가 되면 손상위치는 알 수 있으나 지점부근 일부에서 손상정도는 정확하게 예측하기 어려웠다. 그러나 지점부근을 제외하면 인공신경망을 이용하여 비교적 정확하게 예측이 가능하였다.

6. 결론

본 논문에서는 단순보 형태의 구조물에 대하여 고유진동수를 측정하여 고유진동수의 감소율을 구하고 그 결과를 이용하여 인공신경망으로 구조물의 손상을 평가하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째, 손상으로 인한 고유진동수의 감소율은 항상 좌우 대칭 위치에 대하여 동일한 값을 주기 때문에, 고유진동수의 감소율을 이용하여 구조물의 손상을 평가하는 경우에는 좌우 대칭위치의 손상 여부를 동시에 확인하여야 함을 알 수 있다.

둘째, 손상위치가 지점에 가까운 위치일수록 신경망의 예측은 오차가 커졌다. 따라서 지점부근의 손상이 있을 때는 지점부근을 광범위하게 확인하여야 한다.

Table 13 단면 2을 가진 보2가 10번 부재에 손상이 있을 때 검증결과

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.9947 (0.53)*	0.9988 (0.12)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
3	0.9994 (0.06)	0.9981 (0.19)	0.9960 (0.40)	0.9984 (0.16)	0.9991 (0.09)
4	0.9998 (0.02)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	0.9974 (0.26)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
6	0.9625 (3.75)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)
7	0.9946 (0.54)	0.9987 (0.13)	0.9994 (0.06)	0.9990 (0.10)	0.9983 (0.17)
8	1.0000 (0.00)	0.9991 (0.09)	0.9999 (0.01)	0.9997 (0.03)	0.9998 (0.02)
9	0.9936 (0.64)	0.9874 (1.26)	0.9975 (0.25)	0.9986 (0.14)	0.9995 (0.05)
10	0.9277 (3.08)	0.8278 (3.47)	0.6916 (1.20)	0.5946 (0.90)	0.4911 (1.78)

* () : errors in percentage

Table 14 단면 3을 가진 보3이 10번 부재에 손상이 있을 때 검증결과

elements	extents of damage				
	10%	20%	30%	40%	50%
1	0.9538 (4.62)*	0.9998 (0.02)	0.9975 (0.25)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
2	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
3	0.9955 (0.45)	0.9920 (0.80)	0.9996 (0.04)	0.9960 (0.40)	0.9994 (0.06)
4	0.9997 (0.03)	0.9994 (0.06)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
5	0.9993 (0.07)	0.9995 (0.05)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)	1.0000 (0.00)
6	0.9909 (0.91)	0.9993 (0.07)	0.9984 (0.16)	0.9999 (0.01)	1.0000 (0.00)
7	0.9988 (0.12)	0.9984 (0.16)	0.9993 (0.07)	0.9993 (0.07)	0.9986 (0.14)
8	1.0000 (0.00)	0.9998 (0.02)	1.0000 (0.00)	0.9999 (0.01)	0.9999 (0.01)
9	0.9960 (0.40)	0.9837 (1.63)	0.9997 (0.03)	0.9984 (0.16)	0.9997 (0.03)
10	0.9326 (3.65)	0.8276 (3.45)	0.7153 (2.19)	0.5934 (1.11)	0.4956 (0.88)

* () : errors in percentage

셋째, 고유진동수를 측정하는 경우에 측정오차가 심할수록 신경망의 예측은 오차가 커졌다. 측정오차가 5% 정도가 되면 손상위치는 알 수 있으나 지점부근 일부에서 손상정도는 정확하게 예측하기 어려웠다. 그러나 지점부근을 제외하면 인공신경망을 이용하여 비교적 정확하게 예측이 가능하였다.

감사의 글

본 연구는 전북대학교 국내연구교수 지원 및 전북대학교 부설공학연구원 공업기술연구센터의 지원으로 이루어 졌습니다.

참고문헌

1. 신수봉, 고현무, 남효승 (1997), “모드자료를 이용한 교량의 손상진단에 대한 수치모의실험,” 대한토목학회논문집, 제17권, 제1-6호, pp. 925-934.
2. 오병환, 정범석 (1997), “정적변위 및 동특성 측정자

료를 이용한 구조물의 손상도 추정,” 대한토목학회논문집, 제17권, 제1-3호, pp. 383-396.

3. 윤정방, 홍규선 (1990), “구조물 손상의 추정을 위한 Inverse Modal Perturbation 기법,” 대한토목학회논문집, 제10권, 제4호, pp. 35-42.
4. 이인원, 오주원, 박선규, 김주태 (1999), “신경망을 이용한 강박스거더교의 손상평가,” 한국강구조학회논문집, 제11권, 제1호, pp.79-87.
5. 정연주 (1999), “손상에 대한 동특성의 민감도를 이용한 구조물 손상도 평가,” 대한토목학회논문집, 제19권, 제1-5호, pp. 649-662.
6. Pandey, A.K., Biswas, M., and Samman, M.M.(1991) “Damage detection from changes in curvature mode shapes,” Journal of Sound and Vibration, Vol. 145, No. 2, pp. 321-332.
7. Sampaio, R.P.C., Maia, N.M.M., and Silva, J.M.M.(1999), “Damage detection using the Frequency-Response-Function curvature method,” Journal of Sound and Vibration, Vol. 226, No. 5, pp 1029-1042.

금행 (접수일자 : 2005년 10월 12일)