

신경망 및 모델업데이팅에 기초한 구조물 손상평가

Structural Damage Assessment Based on Model Updating and Neural Network

조 효 남* 최 영 민** 이 성 칠*** 이 광 민***
Cho, Hyo-Nam Choi, Young-Min Lee, Sung-Chil Lee, Kwang-Min

Abstract

In recent years, various artificial neural network algorithms are used in the damage assessment of civil infrastructures. So far, many researchers have used the artificial neural network as a pattern classifier for the structural damage assessment but, in this paper, the neural network is used as a structural reanalysis tool not as a pattern classifier. For the model updating using the optimization algorithm, the summation of the absolute differences in the structural vibration modes between undamaged structures and damaged ones is considered as an objective function. The stiffness of structural components are treated as unknown parameters to be determined. The structural damage detection is achieved using model updating based on the optimization techniques which determine the estimated stiffness of components minimizing the objective function. For the verification of the proposed damage identification algorithm, it is numerically applied to a simply supported bridge model.

요 지

토목구조물의 손상평가를 위해 현재까지 인공신경망이 유형분류기로 많이 이용되어왔다. 그러나 본 논문에서는 신경망을 구조재해석기로 사용하여 최적화에 의한 모델업데이팅을 이용한 손상평가를 수행하였다. 최적화에 의한 모델업데이팅을 위해 손상전후의 구조물 모드형상의 절대차의 합을 목적함수로 하였으며, 부재의 강성을 미지의 변수로 취급하였다. 본 손상평가 알고리즘의 적용성을 검토하기 위해 단순보 형태의 판형교 모델에 수치적으로 적용하였다. 적용결과 구조 재해석을 위해 유한요소법을 이용한 결과와 유사한 정도의 손상추정 결과를 얻었다.

Keywords : Structural Damage Assessment, Artificial Neural Network, Optimization

* 정회원, 한양대학교 토목·환경공학과 교수

** 한양대학교 토목·환경공학과 BK연구교수

*** 한양대학교 토목·환경공학과 박사과정

E-mail : yisc@ihanyang.ac.kr 031-400-4027

• 본 논문에 대한 토의를 2003년 9월 30일까지 학회로 보내 주시면 2004년 1월호에 토론결과를 게재하겠습니다.

1. 서론

구조물의 유한요소 모델 업데이트 기법은 시공 구조물에 대한 시공 적절성, 구조물의 특성파악, 구조물의 정확한 유한요소 모델 등을 얻고자 할 때 주로 사용된다⁽¹⁾. 또한 구조물의 공용 후 시간의 경과에 따른 여러 손상으로 인한 구조계의 변화를 추정하는데도 이용된다.

토목 교량 구조물의 적절한 유지관리 및 내하력 평가를 위해서는 공용중인 교량에 대한 정확한 상태평가 및 손상평가가 선행되어야 하며, 시간의 경과에 따라 구조물의 상태를 정확하게 반영할 수 있는 유한요소 모델이 필요하게 된다. 업데이트 된 유한요소 모델은 구조물의 현 상태를 반영하게 되므로 구조물의 손상 추정 및 상태평가에 이용 가능하다. 이러한 구조물의 유한요소 모델 업데이트는 주로 손상구조물로부터 얻은 동적자료에 의존하여 수행하게 된다.⁽¹⁾ 즉, 무손상 상태의 해석적 모델을 기본으로 해석적 모델로부터 구한 동적자료와 손상상태의 구조물로부터 측정된 동적자료를 이용하여 해석모델의 강성도 행렬, 질량행렬, 지지조건등을 재조정하는 과정을 통하여 수행된다.

유한요소 모델 업데이트 과정은 직접적인 방법과 반복적인 방법으로 크게 대별할 수 있다. 직접적인 방법으로 Baruch⁽²⁾은 질량은 정확하다고 가정하고 라그랑지승수를 이용하여 강성행렬을 업데이트하였다. Caesar⁽³⁾는 질량행렬과 강성행렬을 순차적으로 업데이트하는 방법을 제안하였다. 또한 Smith and Beattie⁽⁴⁾는 의사뉴턴 방법을 이용한 강성행렬 업데이트를 제안하였다. 반복적인 기법으로 Collins et al⁽⁵⁾은 추정변수와 측정 데이터가 통계적으로 독립이라는 가정하에 반복적으로 유한요소 모델을 업데이트하는 최소변동기법을 제안하였다. 그러나, 수치적인 기법은 측정데이터에 잡음이 포함된 경우 적절한 처리를 하지 못하거나, 수렴하지 않는 문제가 있다. 따라서, 이러한 문제를 극복하기 위하여 측정 데이터에 포함된 잡음을 충분히 고려할 수 있는 신경망을 이용한 기법을 개발하였다.⁽⁶⁾

Lertpaitoonpan⁽⁷⁾은 모델 업데이트를 해석적 모델과 측정 데이터간의 관계에 대한 최적화를 통해 수행

하는 방법을 제시하였는데, 이러한 최적화 과정에서는 많은 수의 구조물 재해석을 수행하여야 한다. 구조물의 재해석은 구조계의 규모가 작은 경우에는 문제가 되지 않지만 구조계가 복잡하고 규모가 큰 경우에는 재해석에 많은 시간을 소비하게 되므로 효율성이 저하된다. Jenkins⁽⁸⁾는 구조물의 재해석을 빠른 시간내에 수행하기 위해 신경망을 이용하였는데 신경망의 가중치가 구조물의 유연도를 나타내도록 신경망을 입력층과 출력층만으로 구성하였다. 그는 구조물의 절점 하중을 입력층 노드에 입력하면, 출력층에서는 절점의 처짐이 산출되도록 하여 각종 트러스 구조물에 대한 설계 재해석에 이용하였다. Jenkins는 하중과 처짐이 선형관계인 것에 착안하여 가중치가 유연도를 나타내도록 신경망을 구성하였다.

반면에 본 논문에서 신경망을 이용하여 구하고자 하는 모드형상은 구조물의 강성과 선형관계가 아니므로, Jenkins가 이용한 신경망과는 달리, 일반적인 다층신경망(Multi-layered Neural Network)에 대해 훈련패턴과 목적패턴을 구성하여, 역전파(Back Propagation) 학습법을 이용하는 방식을 택하였다. 본 논문에서 유한요소 모델 업데이트를 통한 구조물의 손상 추정시 훈련된 신경망을 이용한 구조물의 재해석을 수행함으로써 재해석에 소비되는 시간을 단축하였다. 신경망을 이용한 구조물 재해석은 알고리즘의 적용성을 검토하기 위하여 보 구조물에 대한 재해석시 유한요소법을 사용한 경우와 신경망을 사용한 경우에 대해 비교하였다.

2. 손상추정

2.1 알고리즘

구조물의 손상평가의 기본개념은 구조물의 응답이 구조물의 물리적 특성의 함수이므로 이러한 물리적 특성의 변화가 곧 구조물 응답의 변화를 초래한다는 것이다. 따라서 이러한 구조물의 응답의 변화와 물리적 특성의 변화를 연결지을 수 있다면 손상평가가 가능하게 된다. 손상을 원래의 구조물 응답과 어떤 시점에서 구조물의 응답과의 차이를 유발하는 원인이라고 정의한다면 이러한 손상의 종류는 다양하다.

구조물의 응답의 변화를 가져오는 요인으로는 구조물의 열화에 의한 구조물 강성의 저하, 연결부의 이완, 부재의 탈락에 의한 질량의 변화, 지지조건의 변화 등 다양하다. 그러나, 본 논문에서는 구조물 강성의 저하만을 손상의 원인으로 가정하였으며, 이러한 강성 저하에 의한 손상을 추정하였다.

유한요소 모델 업데이트를 위해서 여러 동적자료가 활용될 수 있지만 본 논문에서는 구조물의 모드형상을 이용하였다. 모델 업데이트를 통한 손상추정을 위한 알고리즘은 다음 Fig. 1과 같다. 구조물의 손상을 요소 강성의 저하로 정의하였으므로 요소 강성을 미지의 구조 변수로 하여, 손상구조물로부터 측정된 모드형상과 구조재해석에 의한 모드형상으로 구성된 목적함수를 최소로 하는 최적화 기법⁹⁾에 의해 유한요소 모델을 업데이트 함으로써 손상상태를 추정한다.

본 논문에서 유한요소 모델 업데이트를 통한 손상평가는 다음과 같은 순서로 수행하였다.

- 1) 손상구조물로부터 손상상태의 모드형상 측정.
(Measured Mode Shape)
- 2) 무손상 상태에서 구조물 해석에 의한 모드형상 획득.(Calculated Mode Shape)
- 3) 목적함수에 의한 수렴여부 판단.
- 4) 수렴시 종료.
- 5) 최적화 기법에 의한 다음 변수 추정점 산정.
- 6) 새로운 변수 추정점에서의 모드형상 획득.
- 7) 수렴시 까지 과정 3)~6) 반복

위의 과정중 미수렴시 최적화 기법에 의해 다음 변수벡터가 추정되고, 새로운 점에 대한 계산된 모드형상이 필요하게 된다. 모드형상을 계산하기 위해서는

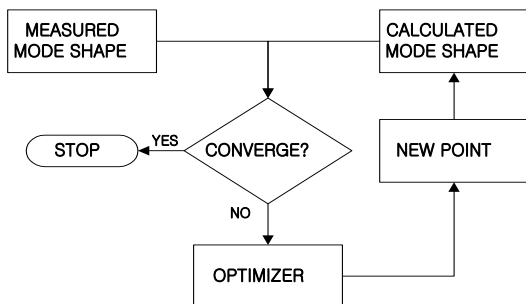


Fig. 1 손상추정 알고리즘

구조물의 재해석이 필요하게 되며, 본 논문에서는 이 과정에서 신경망을 이용한 구조물 재해석을 실시하여 재해석 시간을 단축하였다.

2.2 최적문제 정식화

위의 Fig. 1에서 알 수 있듯이 유한요소 모델 업데이트를 통한 구조물 손상추정을 위해서 손상구조물로부터 획득한 모드형상과 계산된 모드형상에 대한 최적문제 정식화가 필요하다. 최적문제는 다음과 같이 정식화 하였다.

2.2.1 구조 매개변수

본 논문에서는 구조물 유한요소 모델의 요소 강성을 미지 변수로 선정하였다. 따라서, 미지의 변수는 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{X} = (K_1, K_2, \dots, K_n) \quad (1)$$

여기서 K_i : i 번째 요소의 강성이다.

2.2.2 목적함수

최적화를 수행하기 위한 목적함수는 다음 식 (2)와 같이 손상상태에서 측정된 모드형상과 계산된 모드형상의 차이의 절댓값으로 정의하였으며, 최적화는 이 목적함수를 최소화하도록 수행된다.

$$F(X) = \sum_{j=0}^m \sum_{i=0}^n |\phi_{ij}^M - \phi_{ij}^C| \quad (2)$$

여기서,

ϕ_{ij}^M : i 번째 측정점에서 측정된 j 차 모드형상,

ϕ_{ij}^C : i 번째 점에서 계산된 j 차 모드형상이다.

2.2.3 제약조건

결정되어야 할 미지변수에 대한 제약조건은 미지 변수가 강성도이므로 음수가 될 수 없다. 또한 시간의 경과에 따라 강성도가 감소한다고 가정하여 최초 시공 당시의 강성도를 초과할 수 없는 것으로 하였다. 이러

한 미지 변수에 대한 제약조건은 다음 식 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$0 \leq K_i \leq K_i^{ini} \quad i = 1, 2, \sim, n \quad (3)$$

여기서

K_i : i 번째 요소의 강성,

K_i^{ini} : i 번째 요소 강성의 초기값이다.

위의 결과로부터 최적화 문제에 대한 정식화는 다음 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Minimize : } F(X) &= \sum_{j=0}^m \sum_{i=0}^n |\Phi_{ij}^M - \Phi_{ij}^C| \\ \text{subject to: } 0 &\leq K_i \leq K_i^{ini} \quad i = 1, 2, \sim, n \end{aligned} \quad (4)$$

3. 구조재해석기로서의 신경망

3.1 신경망의 적용

신경망은 의학, 통신, 화상처리, 인공지능 등 다양한 분야에 현재 응용되고 있다.⁽¹⁰⁾ 구조물의 손상평가 분야에서도 훈련된 신경망을 이용하여 직접 구조물의 손상을 추정하는 연구가 국내외적으로 다양하게 진행되었다. 본 논문에서는 구조물의 유한요소 모델을 업데이트 하는데 유한요소해석을 통해 행하던 구조재해석을 훈련된 신경망으로 대체함으로써 구조재해석에 소비되는 시간을 단축하는데 사용하였다.

즉, Fig. 1에서 최적화 알고리즘에 의해 새로운 추정점이 결정되면 이 추정점에 대한 모드형상을 구해야 하는데 이를 유한요소해석을 이용하여 구할 경우 매 반복횟수 때마다 유한요소 해석을 수행하여야 하며 이러한 과정은 통상 많은 시간을 필요로 하게 된다. 그러나, 훈련된 신경망을 이용하면, 아무리 복잡한 구조물이라 할지라도 재해석에 소비되는 시간은 신경망의 전방전파(Forward Propagation)를 1회 만 수행하면 되므로 극히 짧은 시간에 재해석을 수행할 수 있다.

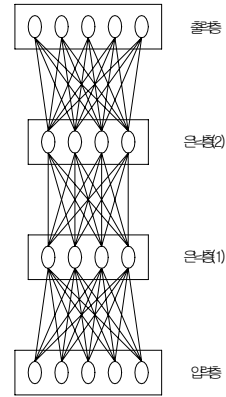


Fig. 2 신경망 형태

3.2 신경망의 구성

구조물 재해석을 위해 본 논문에서는 다층신경망(Multilayer Neural Network)을 이용하였으며, 훈련을 위해서는 역전파신경망(Back Propagation Neural Network (BPNN))을 사용하였다.

신경망의 구성은 Fig. 2와 같이 입력층, 두개의 은닉층, 그리고 출력층으로 구성하였으며, 입력패턴은 각 요소의 강성, 출력패턴은 각 절점에서의 모드형상으로 하였다. 따라서 입력 층의 뉴런수는 구조물의 부재의 수와 동일하며 출력층의 뉴런수는 구조물의 모드형상을 측정하는 점의 수와 같다.

3.3 신경망의 훈련

신경망을 재해석기로 사용하기 위해서는 신경망을 훈련하여야 하는데, 신경망은 목적 패턴의 존재여부에 따라 목적패턴이 존재하는 감독 신경망과 목적패턴이 존재하지 않는 무감독 신경망으로 구분된다. 본 논문에서는 신경망 훈련을 위해 목적패턴을 갖는 감독 신경망을 사용하였다. 신경망을 훈련시키기 위한 훈련패턴의 구성은 구조물의 요소 강성을 입력패턴으로 하고, 이 요소강성에 의한 각 절점에서의 모드형상을 목적패턴으로 하여 신경망을 훈련시켰다.

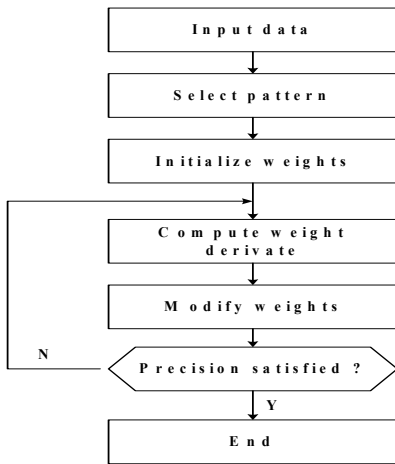


Fig. 3 신경망 훈련 알고리즘

신경망의 훈련과정은 신경망 각 층의 뉴런의 연결 가중치를 결정하는 과정이라 할 수 있으며, Fig. 3과 같은 절차를 통해 훈련된다. 즉, 먼저 가중치를 초기화 한 후, 훈련을 위한 입력패턴과 가중치를 곱하고, 전달함수를 통과하여 출력층으로 전방전파(Forward Propagation)해 간다. 출력층에서는 출력값과 훈련을 위한 목적패턴과의 오차를 구한 후, 이 오차를 최소화하도록 역전파(Back Propagation)하면서 가중치를 조절한다. 이러한 전방전파와 역전파를 반복수행하면서 오차가 수렴범위가 될 때까지 가중치를 조절한다.

4. 수치해석 예

4.1 적용대상 구조물

본 논문에서 제시하는 신경망을 이용한 유한요소모델 업데이트를 이용한 손상평가 알고리즘의 검증에 위하여 Fig. 4와 같은 단순보에 대한 수치해석을 통해

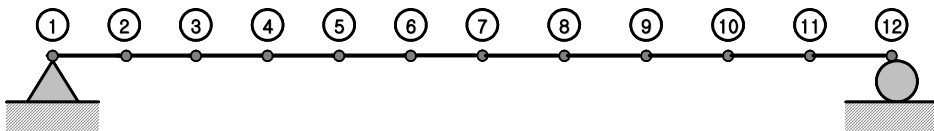


Fig. 4 적용대상 구조물(단순보)

적용성을 검토하였다. 이러한 단순보는 국내의 철도 판형교에 많이 채택되고 있으며, 이를 묘사하기 위해 철도 판형교와 비슷한 제원을 갖도록 거더 길이는 48.80m, 거더 단면적은 0.6378m²으로 하였다. 유한요소 모델은 Frame요소를 사용하였으며, 요소 11개, 절점 12개로 구성하였다. 각 요소의 강성도는 초기 강성도(K_i^{ini})를 단위강성도 1로 하여 손상 정도를 추정하도록 하였다. 즉 손상평가결과 강성도 1은 무손상을 의미하며 강성도 0.8은 20%손상을 의미한다.

4.2 신경망의 구조

신경망의 입력패턴과 출력패턴으로 본 논문에서는 각 요소의 강성도와 절점에서의 모드형상 진폭을 선정하였다. 따라서 적용 대상구조물이 11개의 요소와 12개의 절점으로 구성되어 있으므로 신경망의 입력층은 각 요소의 강성도를 입력할 수 있도록 11개의 뉴런을 두고, 출력층은 구조물의 모드형상을 나타내도록 12개의 뉴런으로 구성하였다. 그리고 은닉층은 2개를 두었으며, 각 은닉층의 뉴런 수는 15개로 하였다. 첫 번째 은닉층과 두 번째 은닉층에서 가중합에 대한 전달함수(transfer function)는 식(4)와 같은 Tangent sigmoid 함수를 사용하였으며, 마지막 출력층에서의 전달함수는 순수선형함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2x)} - 1 \quad (4)$$

4.3 신경망의 훈련

신경망 훈련을 위해 입력패턴인 각 요소의 강성도에 대한 목적패턴인 모드형상으로 구성된 1500개의 훈련 패턴을 사용하였다.

신경망 훈련시 훈련패턴에 대한 수렴기준만을 적용할 경우 신경망 훈련 후, 신경망이 시험패턴에 대해서는 정확한 값을 주지만 검증패턴에 대해서는 부정확한 값을 주는 이른바 overfitting 현상이 발생할 수 있다. 따라서, 이를 방지하기 위해 1500개의 훈련 패턴을 다시 1000개의 훈련패턴과 500개의 검증 패턴으로 재 구분하여, 1000개의 훈련패턴에 대해 가중치를 조절하면서 매 반복 때마다, 검증 패턴에 대한 오차를 계산하여 검증 패턴의 오차가 증가하기 시작하면 훈련이 멈추도록 하는 조기 훈련종료 기법을 이용함으로써 overfitting을 방지하였다.

4.4 손상 시나리오

구조물에 대한 손상은 Fig. 4에 나타난 보 모델에 대해, Table 1에서 보는 바와 같이, 손상시나리오 1은 3번 요소에 강성도를 5%, 10%, 20% 감소하여 손상을 도입하였으며, 손상시나리오 2는 6번 요소에 5%, 10%, 20%를, 손상시나리오 3에서는 3번 요소와 6번 요소에 각각 5%, 10%, 20%의 강성도 감소를 손상으로 도입하여 손상평가를 수행하였다. 본 논문에서는 모드형상을 구하는데 신경망을 재해석기로 사용한 모델 업데이트 기법과 유한요소해석을 사용한 경우에 대한 결과를 함께 비교 수행하였다.

4.5 손상평가 결과

손상 시나리오에 따른 손상 평가 결과는 Fig. 5~10과 같다. 그림에서 x축은 요소번호를 나타내며, y축은 손상정도를 나타낸다. Table 2는 손상평가에 대한 결과를 나타낸다. Fig. 5~7은 3번 요소에 손상정도를 5%, 10%, 20%로 증가시켰을 때 손상탐지 결과를 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 손상정도가 적을 때 보다는 손상정도가 클 때 더 정확히 손상을 평가함을 알 수 있다. 이는 손상 정도가 클수록 요소의 강성변화에 대한 목적함수의 변화가 크기 때문인 것으로 판단된다. 또한 신경망을 사용한 경우에는 유한요소 해석을 사용한 경우 보다 손상 주위의 요소에서 손상탐지 오차가 더 많이 나타남을 알 수 있다.

Table 1 구조물 손상시나리오

구분	손상 요소	손상 정도
1	3	5 %
		10 %
		20 %
2	6	5 %
		10 %
		20 %
3	3, 6	5%, 5 %
		10%, 10 %
		20%, 20 %

Table 2 손상추정 결과

손상 요소	손상 정도	추정손상정도	
		FEM	ANN
3	5 %	4.21 %	3.98 %
	10 %	9.87 %	9.64 %
	20 %	20.40 %	21.35 %
6	5 %	4.82 %	5.23 %
	10 %	10.17 %	9.87 %
	20 %	20.13 %	21.44 %
3, 6	5%, 5 %	3.28%, 4.67%	3.11%, 5.78%
	10%, 10 %	10.21%, 9.36%	11.77%, 8.85 %
	20%, 20 %	19.19%, 19.85%	18.89%, 19.20 %

Fig. 8은 6번 요소에 10% 손상을 도입한 경우에 대한 결과를 나타낸다. 3번 요소가 손상을 입었을 때의 Fig. 3과 비교해 보면 단순보의 경간 중앙에 위치하는 요소가 손상을 입었을 경우에 더 정확하게 손상을 추정함을 알 수 있다. 이러한 이유는 손상추정을 위해 1차 모드형상만을 이용하였으므로, 보의 중앙에 있는 요소의 손상이 모드형상에 미치는 민감도가 지점 부 쪽에 가까이 위치하는 요소의 손상이 미치는 민감도 보다 크기 때문일 것으로 사료된다.

Fig. 9~10은 3번과 6번 요소에 10%, 20% 손상을 도입하였을 때의 손상평가 결과를 나타낸다. 손상을 한 곳에 도입하였을 때와 비슷하게 신경망을 사용한 경우에 좀 더 손상 추정오차가 큼을 알 수 있다. 이는 신경망을 훈련할 때는 유한요소해석에 의해 산출된 훈련패턴을 이용해 훈련하지만, 훈련된 신경망을 이용하여 재해석을 하는 경우에는 산출된 모드형상이 유한요소해석을 통해 얻은 정확한 모드형상과 차이가 있기 때문인 것으로 생각된다.

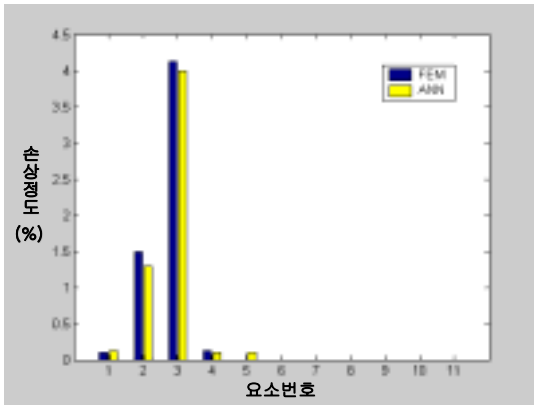


Fig. 5 3번 요소 5% 손상

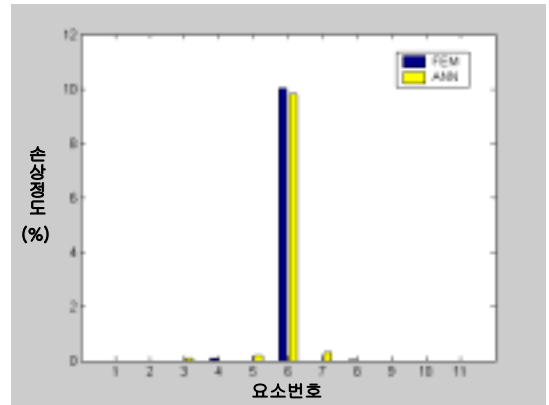


Fig. 8 6번 요소 10% 손상

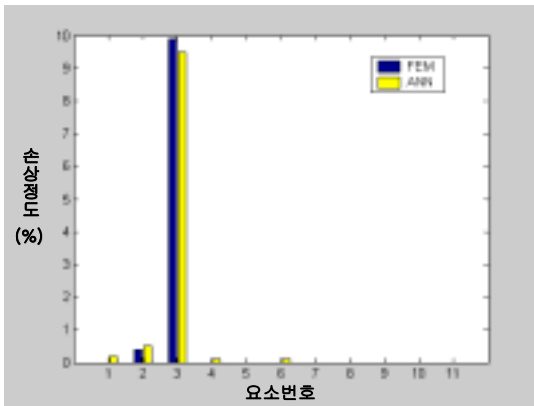


Fig. 6 3번 요소 10% 손상

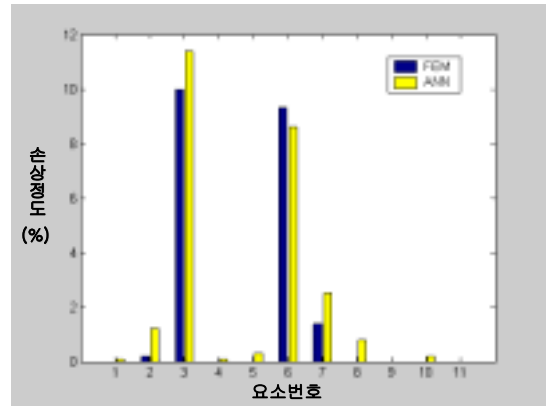


Fig. 9 3번, 6번 요소 10% 손상

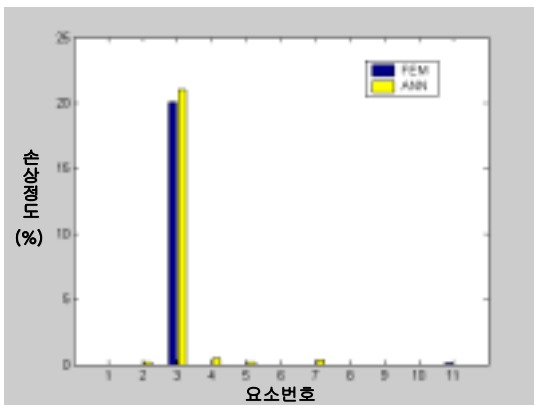


Fig. 7 3번 요소 20% 손상

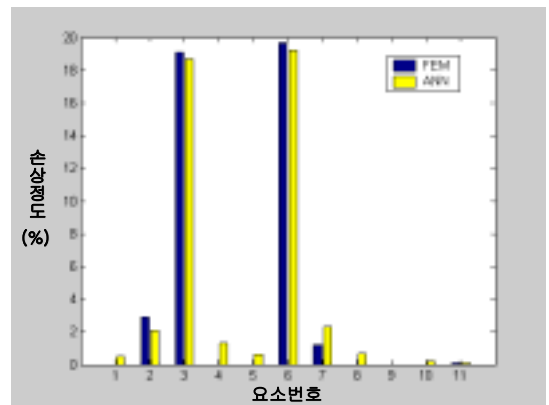


Fig. 10 3번, 6번 요소 20% 손상

5. 결 론

본 논문에서는 구조물의 유한요소 업데이트를 이용한 구조물의 손상 평가시 재해석 시간을 단축하기 위해 유한요소해석을 사용하는 대신 훈련된 신경망을 사용하는 알고리즘을 제시하고 단순보에 대해 적용하였다. 신경망을 이용한 경우 구조물의 손상은 손상의 정도와 손상이 존재하는 위치에 따라 손상추정 정확도가 달라지는 것을 알 수 있었다. 즉 손상정도가 클수록 그리고, 손상의 위치가 중앙에 위치할 수록 손상추정의 정확도가 향상되었다. 신경망을 재해석기로 이용한 경우, 유한요소해석을 이용한 방법보다는 손상평가 결과가 다소 부정확 하지만 충분한 수준의 손상위치와 정도를 추정한다고 볼 수 있다. 또한, 최적화 과정중 구조물 재해석시 전체 구조물에 대한 유한요소해석을 이용하는 것 보다, 훈련된 신경망을 이용한 전방전파(Forward Propagation)만에 의해 필요한 동적특성을 구하므로 더 효율적으로 수행할 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 BK21 사업 연구비 지원에 의하여 수행되었으며, 이에 감사를 드립니다.

참고문헌

1. M. I. Friswel, J.E. Mottershead. "Finite Element Model Updating in Structural Dynamics" KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS. 1995.

2. M. Baruch. " Optimization procedure to correct stiffness and flexibility matrices using vibration tests", AIAA Journal 16, 1978, pp.1208-1210.
3. B. Caesar, " Update and identification of dynamic mathematical models", The 4th International Modal Analysis Conference, Los Angeles, 1986, pp.394-401.
4. S.W. Smith and C.A. Beattie, "Second method adjustment for structural models", AIAA Journal, 29(1), 1991, pp.119-126.
5. J.D. Collins et al, "Methods and Applications of system identification in shock and vibration.", System Identification of Vibrating Structures, ASME, 1972, pp.45-71.
6. R.I. Levin and N.A. J. Lieven, "Dynamic finite element model updating using neural networks." Journal of Sound and Vibration, 210(5) 1998, pp.593-607.
7. Wirat Lertpaitoonpan. "Bridge Damage Detection Using a System Identification Method." A Dissertation for the Degree of Doctor of Philosophy. University of Florida. 2000.
8. W.M. Jenkins. "A neural network for structural re-analysis", Computers and Structures 72, 1999, pp.687-698.
9. Vanderplaats, Garret N. "ADS: A FORTRAN Program for Automated Design Synthesis." Engineering Design Optimization, INC, 1986.
10. Matlab User's Manual "Neural Network Toolbox (version 3.0)", Mathworks, 1997.

(접수일자 : 2003년 1월 18일)