

# 보 구조물의 가속도 신호를 이용한 인공신경망 기반 실시간 손상검색기법

## ANN-Based Real-Time Damage Detection Technique Using Acceleration Signals in Beam-Type Structures

박재형\*      김정태†      이용환\*\*

Park, Jae-Hyung      Kim, Jeong-Tae      Lee, Yong-Hwan

(논문접수일 : 2007년 3월 9일 ; 심사종료일 : 2007년 5월 28일)

### 요 지

본 논문에서는 보 구조물의 실시간 손상위치 경보를 위해 가속도 신호를 이용한 인공신경망 기반 손상검색기법을 제안하였다. 이를 위해 먼저, 실시간 손상검색을 위해 가속도 응답신호만을 이용하는 새로운 인공신경망 알고리즘을 설계하였다. 구조물의 손상상태를 나타내는 특징으로 서로 다른 두 위치에서 측정된 가속도 신호의 교차공분산 값을 이용하였다. 다음으로 실제 하중조건을 모르는 상황을 고려하여 다양한 하중패턴에 따른 복수 신경망을 구성하였으며, 각각의 신경망 학습을 위한 손상시나리오를 선정하였다. 마지막으로 양단 자유보 모형실험을 통해 제안된 기법의 유용성과 적용성을 평가하였다.

**핵심용어** : 실시간 손상검색, 인공신경망, 교차 공분산, 가속도 기반, 보 구조물, 구조건전성모니터링

### Abstract

In this study, an artificial neural network (ANN)-based damage detection algorithm using acceleration signals is developed for real-time alarming locations of damage in beam-type structures. A new ANN-algorithm using output-only acceleration responses is designed for damage detection in real time. The cross-covariance of two acceleration-signals measured at two different locations is selected as the feature representing the structural condition. Neural networks are trained for potential loading patterns and damage scenarios of the target structure for which its actual loadings are unknown. The feasibility and practicality of the proposed method are evaluated from laboratory-model tests on free-free beams for which accelerations were measured before and after several damage cases.

**Keywords** : real-time damage detection, artificial neural network, cross-covariance, acceleration-based, beam-type structure, structural health monitoring

## 1. 서 론

1980년대 이후 대형 구조물의 노후화, 공용기간 중 붕괴 등으로 인해 구조건전성모니터링의 중요성이 증대되었다. 이에 따라 손상 경보, 손상 위치 검색 및 손상도 평가를 위하여 구조물의 진동특성을 이용한 진동기반 손상검색 기법들에 대한 연구가 활발히 수행되고 있다(Chen 등, 2005; Catbas

등, 2002; Doebling 등, 1998; Kim 등, 1995). 진동기반 손상검색기법들은 신호취득, 시간·주파수 영역 신호처리, 패턴분석, 구조식별과 같은 과정으로 구성된다. 현재까지 개발된 신호기반·모델기반 손상검색기법들을 위해 필수적으로 수행되어야하는 과정은 다음과 같다. 첫째, 구조물의 여러 위치에서 가속도 또는 동적변위 등의 응답 신호를 취득해야한다. 둘째, 측정 신호로부터 고유진동수와 모드형상과 같은 모드

† 책임저자, 정회원 · 부경대학교 해양공학과 교수  
Tel: 051-620-6227 ; Fax: 051-628-8146  
E-mail: idis@pknu.ac.kr

\* 부경대학교 해양공학과 박사과정

\*\* 한국유지관리(주) 유지관리사업부 주임

· 이 논문에 대한 토론을 2007년 8월 31일까지 본 학회에 보내주시면 2007년 10월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

특성치를 추출해야한다. 셋째, 손상검색기법(손상지수법, 유전알고리즘 기법, 인공신경망 기법 등)에 적합하도록 모드특성치를 적절히 변환하여야 한다(Kim 등, 2002; 박재형 등, 2006; Lee 등, 2006).

최근에는 인공신경망 알고리즘의 우수한 패턴 식별 능력을 이용하는 진동기반 손상검색기법이 활발히 개발되고 있다. Wu 등(1992)과 Szewczyk 등(1994)은 구조물에 발생된 손상위치 및 손상크기를 식별하는데 인공신경망을 이용하였으며, Yun 등(2000)은 다층퍼셉트론을 이용하여 복잡한 구조물에 대한 부구조계 식별 기법을 제안하였다. 또한, 이인원 등(1999), Barai 등(1995), Ni 등(2002), Lee 등(2005)은 교량의 구조건전성 모니터링을 위해 모드 데이터를 이용하는 인공신경망기반 손상검색기법을 제안하였다.

하지만 인공신경망 기법이 실 구조물의 손상검색에 적용되기 위해, 다음과 같은 문제가 해결되어야 한다. 첫째, 실제 구조물로부터 획득된 진동 데이터는 전문가에 의한 시간의존적인 모드해석 작업이 필요하다. 둘째, 모드해석을 위해 많은 센서가 필요하며, 또한 방대한 신호 데이터를 저장하여야 한다. 셋째, 실제 구조물과 해석 모델 사이에는 모델링 오차가 존재하며, 이와 같은 모델링 오차는 손상검색 오류로 이어진다. 이상의 세가지 문제는 실 구조물의 실시간 손상검색을 위해 반드시 해결되어야할 과제이다. 그러므로 모드해석과정이 필요 없는 시간영역 진동신호처리로부터 구조물 상태의 변화를 식별할 수 있는 인공신경망 기반 손상검색기법의 개발이 필요하다.

본 연구에서는 보 구조물의 손상발생 및 손상위치를 실시간으로 경보하기 위하여 가속도 신호를 이용하는 인공신경망 기반 손상검색기법을 제안하였다. 이를 위해 다음과 같은 연구가 수행되었다. 먼저, 새로운 가속도 기반 실시간 인공신경망 알고리즘을 설계하였다. 제안된 알고리즘에서는 구조물의 이상상태를 판별하기 위한 특징으로 서로 다른 위치에서 계측된 두 개의 가속도 신호에 대한 교차 공분산을 이용하였다. 또한, 하중 조건의 불확실성에 따른 손상검색결과 오류문제를 해결하기 위하여 다양한 가진 조건에 따른 복수신경망 알고리즘을 구성하였다. 마지막으로 양단자유보의 모형실험을 통해 본 연구에서 제안된 실시간 인공신경망 기반 손상 모니터링 알고리즘의 유용성 및 적용성이 검증되었다.

## 2. 가속도 기반 인공신경망 알고리즘

NE개의 요소와 N개의 절점을 가지는 임의의 구조물이 선형 거동을 한다고 가정하면, 다자유도계에서 가속도 응답은 다음과 같다.

$$\{\ddot{X}\} = [M]^{-1}(\{F\} - [C]\{\dot{X}\} - [K]\{X\}) \quad (1)$$

여기서  $[M]$ ,  $[C]$ ,  $[K]$ 는 각각 구조계의 질량, 감쇠, 강성 행렬을 나타내고,  $\{F\}$ 는 가진되는 외력 벡터,  $\{\ddot{X}\}$ ,  $\{\dot{X}\}$ ,  $\{X\}$ 는 각각 시간 t에서의 가속도, 속도, 변위벡터이다.

위의 식 (1)에서와 같이, 구조물의 동적 응답의 변화는 구조계의 구조 계수(질량, 감쇠, 강성)와 외력의 변화로 의해 나타난다. 따라서 외력 벡터  $\{F\}$ 를 측정할 수 있을 때, 특정 위치에서 동적응답의 패턴을 분석하여 구조물 모든 위치의 구조 계수 변화를 식별할 수 있다. 이를 이용하여 이인원 등(1999)은 손상전후에 측정된 가속도 신호를 신경망의 입력 자료로 이용하는 ANN기반 손상검색기법을 수치모델을 통해 검증하였다. 하지만 이들 방법은 실제 구조물에 적용되는 외력을 알고 있어야하고 동일한 외력 조건 하에서 신경망이 학습되어야만 한다는 한계점이 있다. 그러나 실제 구조물에 있어 작용하는 외력을 측정하기에는 쉽지 않다. 이와 같이 실제 구조물에 작용하는 외력을 측정하기 어렵다는 한계점을 극복하기 위하여 본 연구에서는 다음 식 (2)와 같이 서로 다른 위치에서 측정된 가속도의 교차공분산함수( $\rho_{XY}$ )를 이용하였다.

$$\rho_{XY}(\tau) = \frac{R_{XY}(\tau) - \mu_X\mu_Y}{\sigma_X\sigma_Y} \quad (2)$$

여기서  $X$ ,  $Y$ 는 가속도 측정 위치를 나타내고,  $R_{XY}(\tau)$ 는 두 위치에서 측정된 신호의 상호상관함수,  $\mu_X$ 와  $\mu_Y$  및  $\sigma_X$ 와  $\sigma_Y$ 는 각각 측정된 가속도의 평균 및 표준편차를 나타낸다. 식 (2)와 같은 교차공분산함수를 이용함으로써 계측 노이즈나 외력에 의한 영향을 줄일 수 있게 된다.

본 연구에서는 신경망 학습을 위하여 오류역전파 알고리즘을 이용하였다. 신경망은 각각 1개의 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성하였다. 입력층에서는 측정된 가속도 특성(손상 전후에 서로 다른 두 위치에서 측정된 가속도의 교차공분산 값의 비)을 입력하고, 출력층에서는 식 (1)에서와 같이 손상에 의한 질량, 감쇠, 강성의 상대적인 변화를 나타내는 요소의 물리적 특성이 출력되도록 하였다. 요소의 물리적 특성의 경우 손상에 의한 질량과 감쇠의 변화가 없다고 가정하면 다음과 같은 요소강성지수로 나타낼 수 있다(Lee 등, 2005).

$$S_j = k_{j,d}/k_{j,u} \quad (3)$$

여기서  $j$ 는 요소번호를 나타내며,  $d$ ,  $u$ 는 각각 손상, 비손상 상태를 나타낸다. 따라서 식 (3)을 이용하여 손상도는 다음과 같이 정의된다.

$$\alpha_j = 1 - S_j \tag{4}$$

본 연구에서 제안하는 가속도 기반 신경망 알고리즘을 그림 1에 도시하였다. 이 알고리즘은 신경망 학습 부분과 손상 위치 경보 부분으로 구성된다. 신경망 학습 부분에서는 다음과 같은 4단계를 수행한다. 첫째, 대상구조물에 대하여 NE개의 요소를 가지는 기본 유한요소모델을 만든다. 둘째, 가진력 크기, 주기 및 가진 시간에 따른 N개의 가진 패턴을 선정한다. 셋째, 요소강성의 감소에 따른 M개의 손상 시나리오를 선정한다. 마지막으로 N개 각각의 가진 패턴에 대해 M개의 손상 시나리오를 이용하여 N개의 신경망을 학습한다. 신경망 학습을 위한 입력 자료로는 손상 전후 서로 다른 두 위치에서 획득된 가속도 신호의 교차 공분산의 비 값을 입력한다.

손상 위치 경보 부분에서는 다음과 같은 과정이 수행된다. 첫째, 실제 구조물에 대해 서로 다른 두 위치에서 손상 전후의 가속도를 측정한다. 둘째, 손상 전후 각각 측정된 서로 다른 두 가속도의 교차공분산을 계산하고 그 비 값을 구하고, 기 학습된 N개의 신경망에 각각 입력한다. 셋째, 가진 패턴에 따른 N개의 신경망에 의해 출력된 각각의 요소 강성지수  $S_{ji}$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $j = 1, 2, \dots, NE$ )를 이용하여 손상도 지수  $\alpha_{ji}$ 를 산정한다.

신경망에 의해 산출된 손상도 지수  $\alpha_{ji}$ 는 많은 불확실성을 포함하고 있다. 이러한 불확실성에 대한 주된 원인으로 다음

의 3가지를 들 수 있다. 첫째, 해석모델의 불확실성 및 학습 시 사용된 가진력과 실제 구조물에 적용된 가진력의 차이에 의한 불확실성이 존재한다(Kim 등 1995). 둘째, 실험시 온도 조건과 같은 환경적 요인에 의한 불확실성이 존재한다. 마지막으로, 신호처리 과정에서의 불확실성이 존재할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이와 같은 불확실성 문제를 해결하기 위한 통계적 기법을 제안하였다.

통계적 기법을 적용하기 위해서 먼저, N개의 신경망에 의해 산출된 손상도 지수  $\alpha_{ji}$ 를 다음과 같이  $j$ 번째 요소에 대한 1개의 손상지수로 나타낸다.

$$DI_j = \left( \sum_{i=1}^N \alpha_{ji}^2 \right)^{-1/2} \tag{5}$$

여기서  $0 \leq DI_j \leq \infty$ 이고, 만약  $DI_j$ 가 국부 최대를 나타낸다면,  $j$ 번째 요소가 잠정적으로 손상되었음을 의미한다. 다음으로 손상의 여부를 판별하기 위하여 가설검증을 이용하는 통계적 패턴 식별 기법을 이용한다. 손상위치를 판별하기 위한 기준은 다음과 같이 설정되었다. 주어진  $DI_j$ 를 정규분포를 따르는 랜덤 변수로 다루어진다면, 다음과 같은 정규화 손상지수로 표현할 수 있다.

$$Z_j = (DI_j - \mu_{DI}) / \sigma_{DI} \tag{6}$$

여기서  $\mu_{DI}$ 와  $\sigma_{DI}$ 는 각각  $DI_j$ 값들의 평균과 표준편차를 나타낸다. 만약  $Z_j \leq z_0$ 이면,  $j$ 번째 요소가 손상되었음을 나타내고,  $z_0$ 는 신뢰도 수준을 나타낸다.

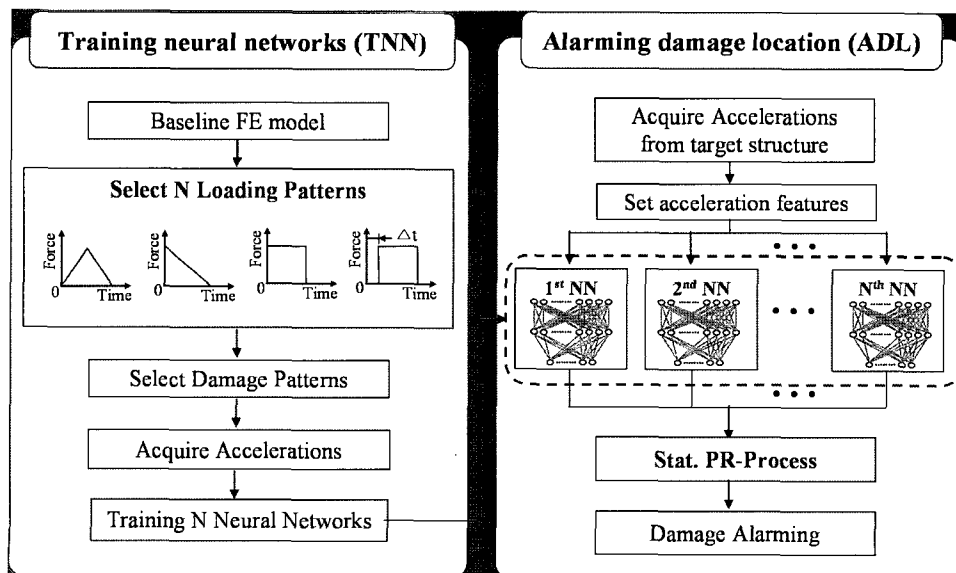


그림 1 가속도를 이용한 인공신경망 기반 손상검색 알고리즘

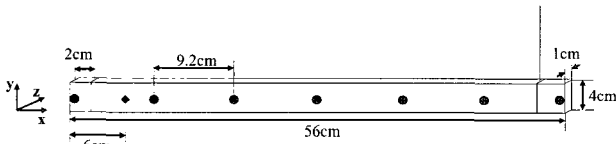
### 3. 실험 검증

#### 3.1 실험 모델과 해석 모델의 구성

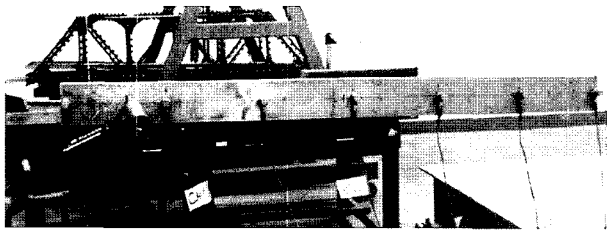
제안된 알고리즘의 유용성을 검증하기 위하여, 다음의 그림 2과 같이 양단 자유보에 대하여 충격가진 실험을 실시하였다. 보의 치수는 길이(L) 56cm, 폭(B) 4cm, 두께(t) 1cm이며, 탄성계수 70GPa, 단위 질량 2,700kg/m<sup>3</sup>의 알루미늄을 사용하였다. 대상구조물의 z-방향의 동적응답을 추출하기 위하여 그림 2와 같이 7개의 가속도계(Dytran 3101BG)를 등 간격(9.2cm)으로 부착하였다. 가진력은 충격해머를 이용하여 보의 왼쪽 끝에서 6cm 위치에 충격력을 가하였다. 가속도 측정을 위하여 National Instrument 사의 PXI 4472 DAQ, PXI-8186 controller가 설치되었으며, LabVIEW를 이용하여 8kHz의 샘플링 주파수로 총 8,450개의 가속도 데이터를 취득하였다.

#### 3.2 손상검색을 위한 신경망 학습

인공지능망의 학습을 위하여 기본 유한요소모델(baseline FE model)로서 그림 3과 같이 13개의 절점과 12개의 요소를 가지는 양단 자유보를 선정하였다. 각 요소의 길이는



(a) 실험 계획



(b) 실험 설치

그림 2 양단 자유보 실험 계획 및 설치

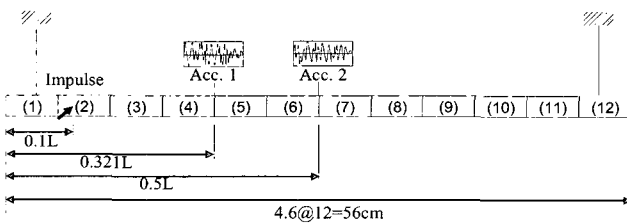
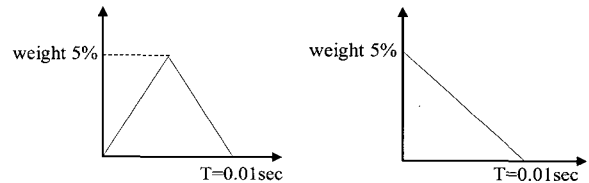


그림 3 신경망 학습을 위해 사용된 기본 유한요소모델(Baseline FE Mode)

$L^{EL} = 4.6 \text{ cm}$ 이고, 비손상 상태에서 요소 강성은 모두 동일하게  $EI = 233.3 \text{ N} \cdot \text{m}^2$ 으로 설정하였다. 유한요소 해석을 통해 가속도를 취득하기 위하여, 가진 위치는 실험에서와 동일한 위치  $0.1L$  위치에 적용하였고, 가속도 취득 위치는 실험에서 사용되는 가속도 취득 위치와 동일한  $0.3214L$  (5번 절점) 위치와  $0.5L$  (7번 절점) 위치에서 8kHz의 샘플링 주파수로 총 8,450개의 가속도 데이터를 해석적으로 산출하였다.

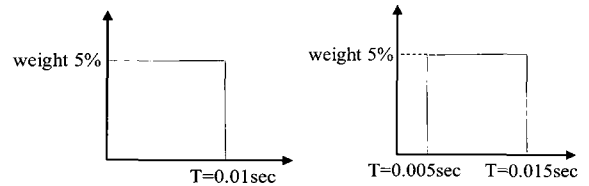
다음으로, 충격 하중을 모사할 수 있는 4개의 가진 패턴을 선정하였다. 가진 패턴은 그림 4와 같이 (1) 0~0.01초의 가진 시간을 가지는 삼각 가진(가진력 1), (2) 0~0.01초의 가진 시간을 가지는 직각 삼각 가진(가진력 2), (3) 0~0.01초의 가진 시간을 가지는 사각 가진(가진력 3), (4) 0.005~0.015초의 가진 시간을 가지는 지연된 사각 가진(가진력 4) 형식을 선정하였다. 4개의 가진 조건에 대한 가진 크기는 자중의 5%로 동일하게 설정하였다. 또한, 인공지능망 학습을 위한 손상 패턴을 생성하기 위하여 총 127개의 손상 시나리오를 선정하였다. 단일 손상에 대한 손상 시나리오는 비손상 상태를 포함하여, 12개 각각의 요소 강성을 10%에서 50%까지 10%씩 감소시키는 것으로 선정하였다. 또한 두 위치에 손상이 동시에 발생한 경우에 대해서는 12개 요소에 대해 임의의 2개의 위치를 선택하여 강성을 감소시키면서 총 66개의 손상시나리오를 선정하였다.

4가지 형태의 가진에 대하여 각각의 신경망을 학습하는데 있어 각각 비손상 경우를 포함한 총 127개의 손상 시나리오가 사용되었으며, 따라서 대상구조물의 손상검색을 위해 총 505개의 학습 패턴이 고려되었다. 신경망은 그림 5와 같이 총 3개의 층으로 구성되었다. 입력 층은 총 50개의 노드로 구성되었으며, 그림 6과 같이 5번 절점과 7번 절점에서 취득된 가속도의 교차 공분산 값 중 50개를 선정하고 손상 전후



(a) 가진력 1

(b) 가진력 2



(c) 가진력 3

(d) 가진력 4

그림 4 신경망 학습을 위해 사용된 가진 패턴

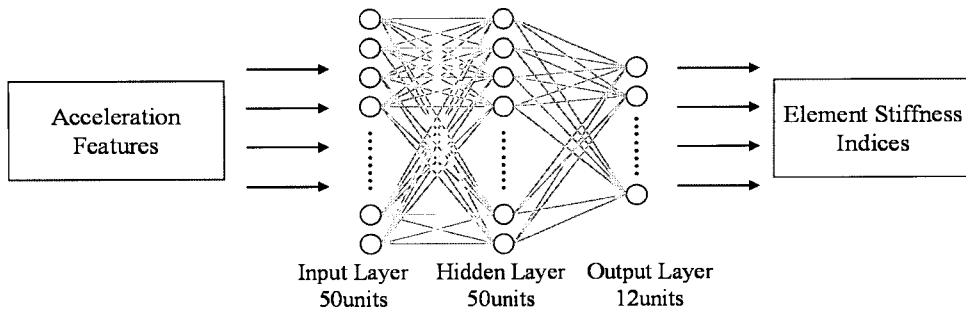
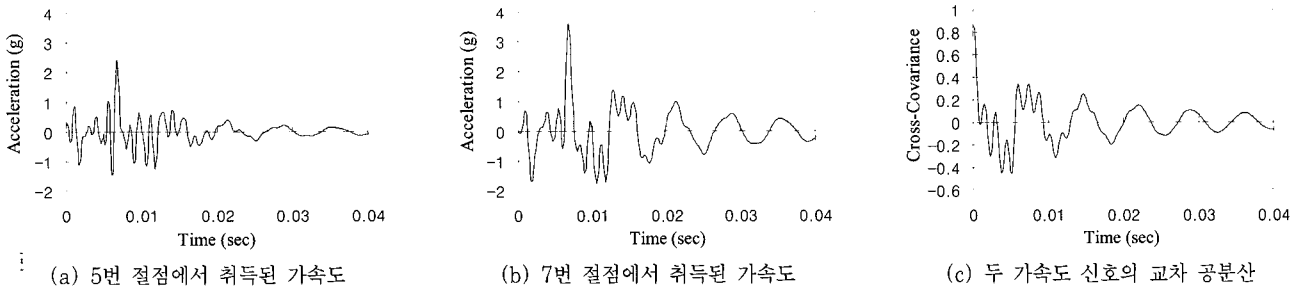


그림 5 가속도 기반 신경망의 구성



(a) 5번 절점에서 취득된 가속도

(b) 7번 절점에서 취득된 가속도

(c) 두 가속도 신호의 교차 공분산

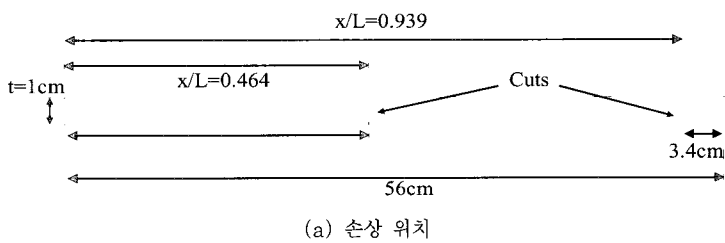
그림 6 기본 유한요소모델로부터 취득된 가속도 데이터 및 교차 공분산(비손상 상태)

비 값을 입력 데이터로 사용하였다. 은닉층 또한 50개의 노드로 구성되었으며, 출력층은 보 모델의 12개 요소와 관련하여 12개의 노드로 구성하였다.

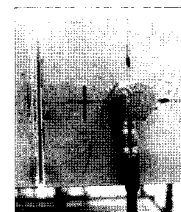
### 3.3 신경망을 이용한 손상발생 경보 및 손상위치 예측

그림 7과 같이 손상은 서로 다른 두 위치에 2단계씩 가는 실험으로 잘라 손상을 도입하였다. 총 4개의 손상 시나리오는

다음과 같다: (1) 손상 1 :  $x/L = 0.464$  위치(보의 중앙에서 왼쪽으로 2cm 떨어진 위치)에 보 두께의 25%를 잘라낸 경우 ( $a/t = 0.25$ ), (2) 손상 2 :  $x/L = 0.464$  위치에 보 두께의 50%를 잘라낸 경우( $a/t = 0.5$ ), (3) 손상 3 :  $x/L = 0.464$  위치와  $x/L = 0.939$  위치(보의 오른쪽 끝에서 3.4cm 떨어진 위치)에 각각 보 두께의 50%, 25%를 잘라낸 경우( $a/t = 0.5, 0.25$ ), (4) 손상 4 :  $x/L = 0.464$  위치와  $x/L = 0.939$  위치

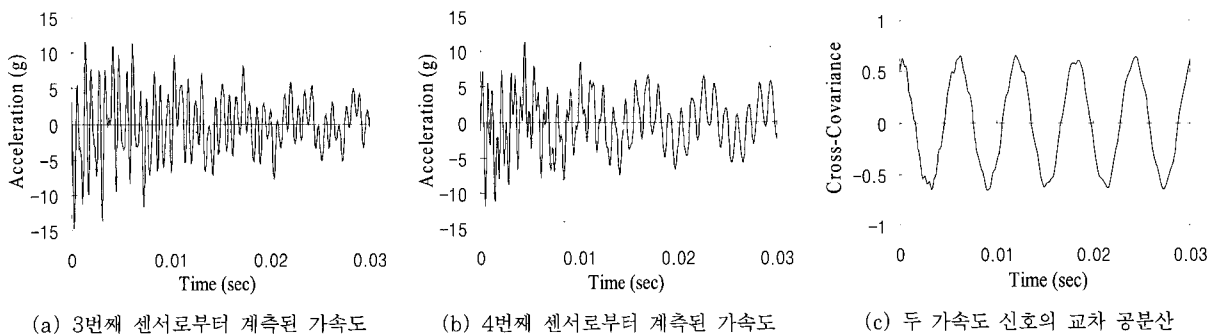


(a) 손상 위치



(b) 실제 손상

그림 7 대상 모형 구조물에 적용된 손상 시나리오



(a) 3번째 센서로부터 계측된 가속도

(b) 4번째 센서로부터 계측된 가속도

(c) 두 가속도 신호의 교차 공분산

그림 8 실험으로부터 취득된 가속도 데이터와 교차 공분산(비손상 상태)

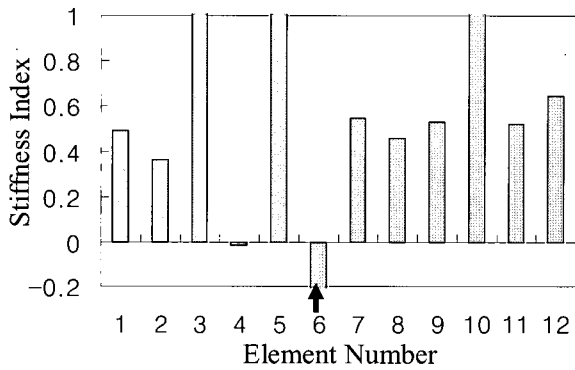
치에 각각 보 두께의 50%를 잘라낸 경우( $a/t=0.5, 0.5$ ).

전술한 바와 같이 가속도 데이터는 손상 전후에 대하여 7개의 위치에서 측정되었으나, 실제 손상위치 경보를 위해 사용된 가속도 데이터는 왼쪽에서 3, 4번째 위치( $x/L=0.32, 0.5$ )에서 측정된 데이터를 이용하였다. 왼쪽에서 3, 4번째 가속도계로부터 획득된 가속도 데이터와 그 교차 공분산 특성은 그림 8과 같다. 각각의 손상 경우에 대하여 손상 전후에 측정된 가속도의 교차공분산 비 값 중 첫 50개를 4개의 학습된 신경망에 각각 입력하고 12개 요소에 대한 손상 지수를 결과로서 산출하였다.

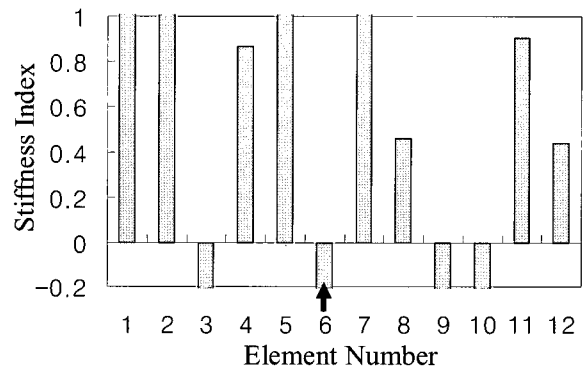
그림 9~12는 각각 4개의 손상 경우에 대해 대상구조물의 요소 강성 지수를 산출한 결과를 보여준다. 7번과 12번 요소 밑에 표시된 화살표는 실제 손상위치( $x/L=0.464, x/L=0.939$ )를 나타낸다. 각각의 손상 경우에 대하여 12개 요소에 대한 손상 지수는 가진 패턴에 따른 각각의 신경망을 통해 산정되었다. 예를 들어 그림 9(a)~(d)는 4개의 가진 조건(그림 4의 가진력 1, 2, 3, 4)에 따라 학습된 각각의 신경망을 통해 손상을 예측한 결과를 나타낸다. 손상 지수는 식 (5)에 의해 계산되었다. 손상

지수가 정규분포를 따른다고 가정하고, 식 (6)을 이용하여 정규 손상지수를 산정하였다. 손상검색을 위하여  $z_0=1.5$ 로 설정하였으며 이는 신뢰도 수준 93.3%에 해당한다.

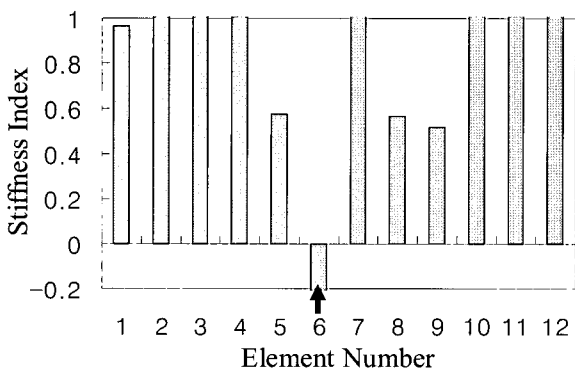
이상의 분석방법에 따른 결과를 그림 14에 도시하였다. 그림 14는 4가지 손상 경우인 손상 1, 2, 3, 4의 각각에 대한 손상발생 경보 및 손상위치 예측 결과를 보여준다. 손상 1과 손상 2의 경우에는 실제 손상이 위치하고 있는 7번 요소를 정확하게 예측하였다. 손상 3의 경우에는 7번 요소의 손상은 정확히 예측하였으나, 12번 요소는 예측하지 못하였으며, 또한 1번 요소에 손상을 거짓 경보하였다. 여기서 신뢰도 수준을 90.3%로 낮추면( $z_0=1.3$ ) 11번 요소의 손상을 예측할 수 있는데, 이는 실제 손상 위치에 대하여 8%의 손상위치 예측오차에 해당한다. 손상 4의 경우에는 실제 손상이 6번 요소와 12번 요소 위치에 존재하는데 반해 10번 요소에만 손상이 있는 것으로 예측하였다. 이는 실제 손상위치(12번 요소)에 대하여 16%의 손상위치 예측오차에 해당한다.



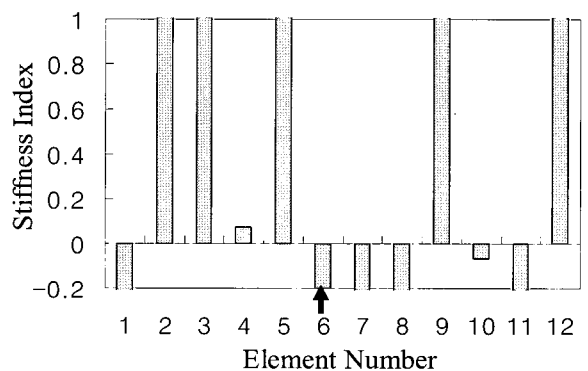
(a) 가진력 1을 이용한 경우



(b) 가진력 2를 이용한 경우

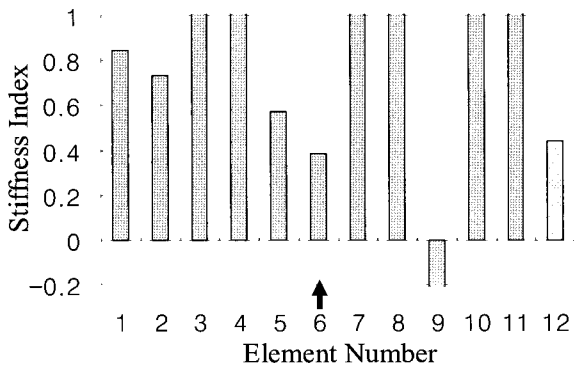


(c) 가진력 3을 이용한 경우

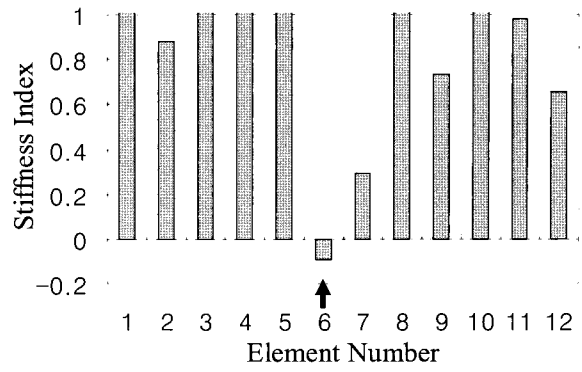


(d) 가진력 4를 이용한 경우

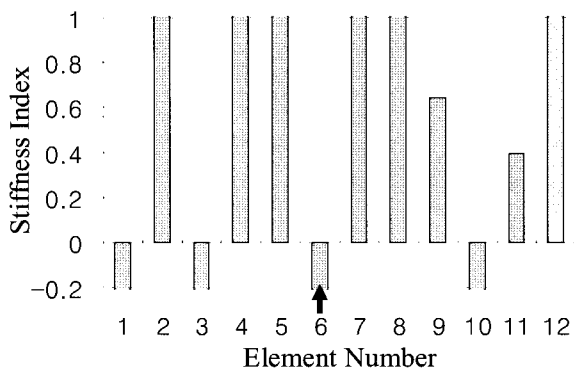
그림 9 손상 경우 1에 대한 요소강성지수 산출 결과



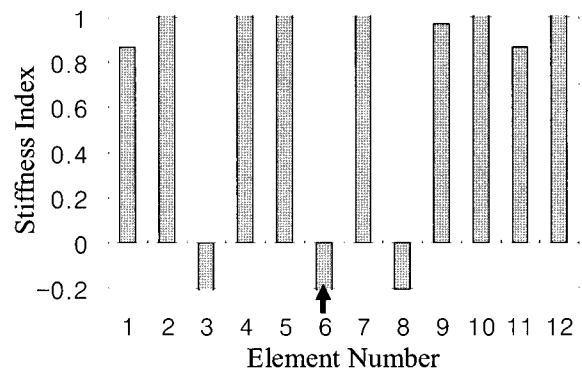
(a) 가진력 1을 이용한 경우



(b) 가진력 2를 이용한 경우

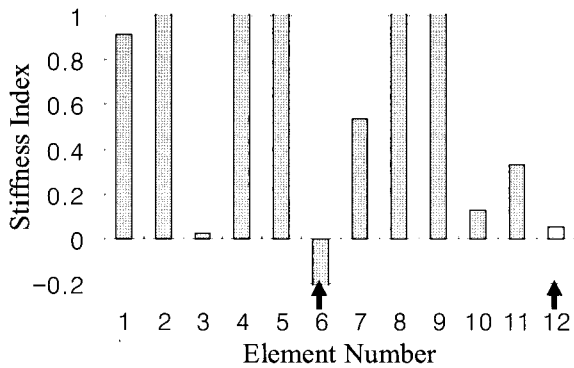


(c) 가진력 3을 이용한 경우

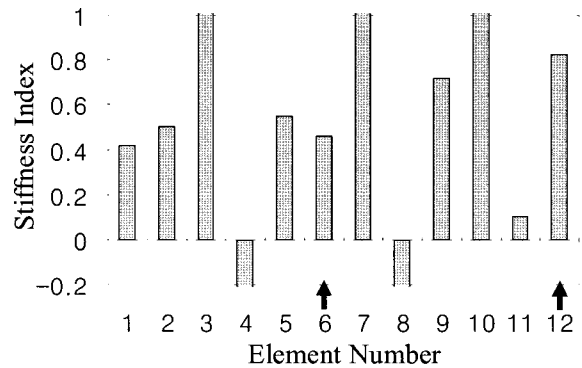


(d) 가진력 4를 이용한 경우

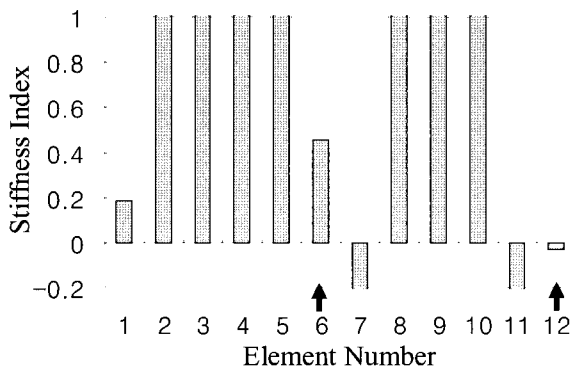
그림 10 손상 2에 대한 요소강성지수 산출 결과



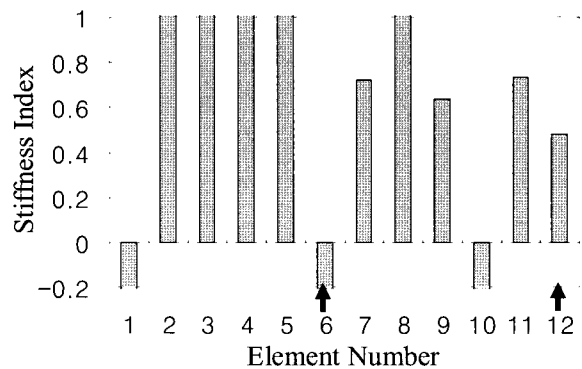
(a) 가진력 1을 이용한 경우



(b) 가진력 2를 이용한 경우



(c) 가진력 3을 이용한 경우



(d) 가진력 4를 이용한 경우

그림 11 손상 3에 대한 요소강성지수 산출 결과

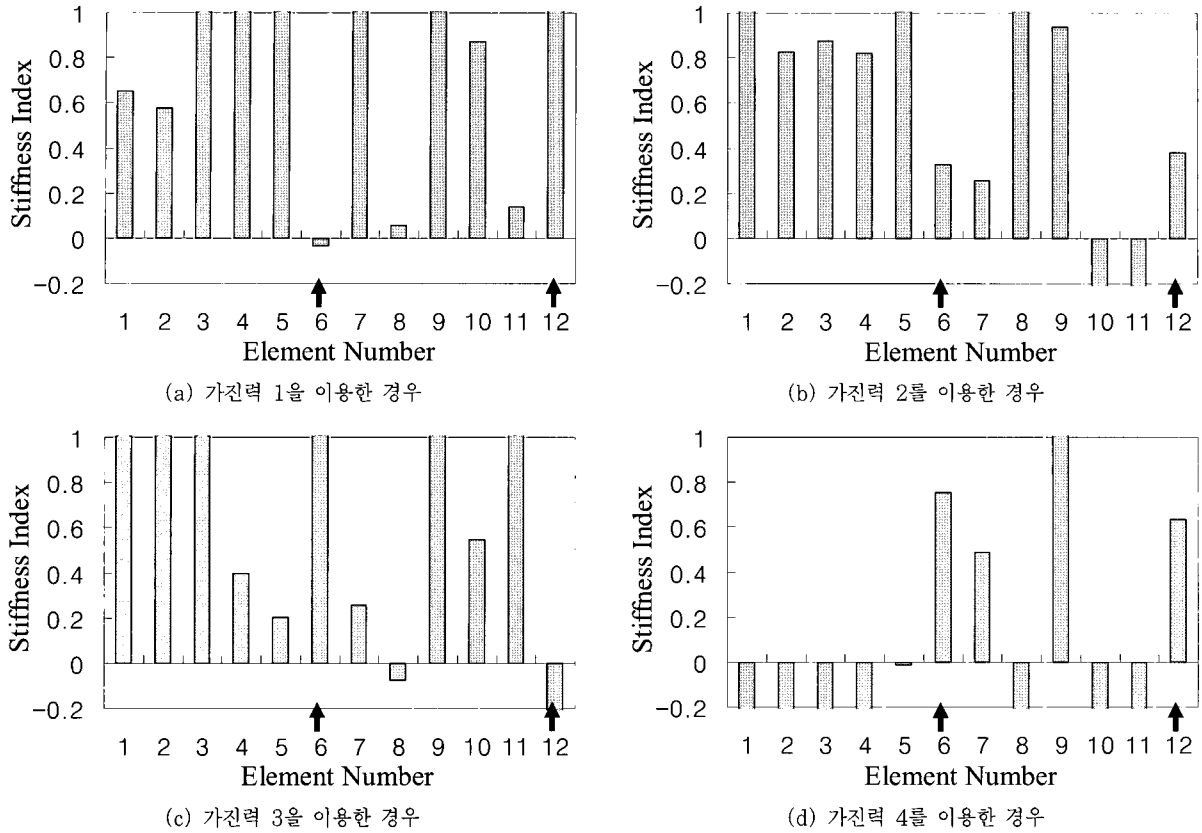


그림 12 손상 4에 대한 요소강성지수 산출 결과

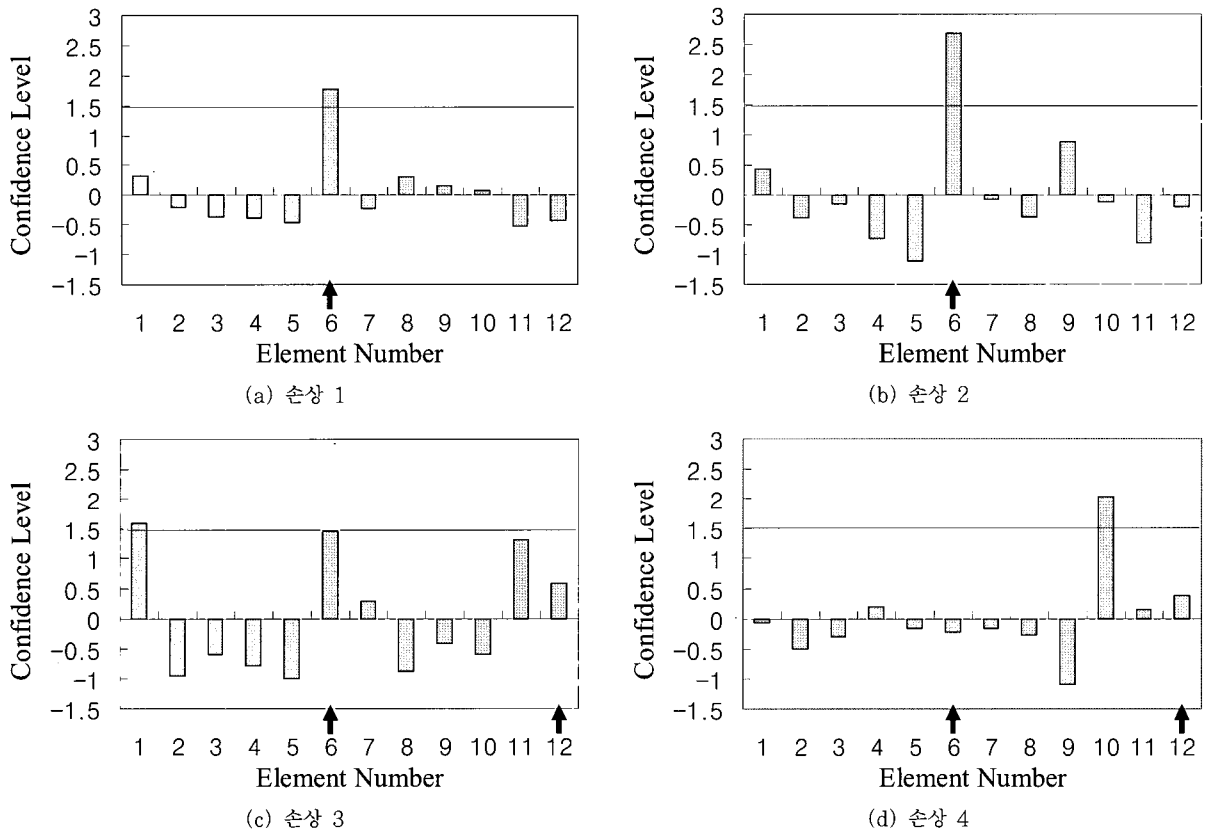


그림 13 제안된 기법을 이용한 손상발생 경보 및 손상위치 예측 결과



#### 4. 결 론

본 연구에서는 보 구조물의 손상 위치를 실시간으로 경보하기 위해 가속도 특징을 이용하는 인공신경망 기반 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해, 실시간 손상검색을 위해 가속도 응답만을 이용하는 새로운 인공신경망 알고리즘을 설계되었다. 기존의 가속도 기반 인공신경망 기반 기법에서 실제 구조물에 작용하는 하중과 동일한 하중 하에서 학습되어야 한다는 단점이 있다. 이를 극복하기 위하여 신경망의 입력 자료로 서로 다른 두 위치에서 측정된 가속도 신호의 교차 공분산 값을 이용하였다. 또한 다양한 가진 패턴에 따른 복수 신경망을 구성하고 각각의 신경망으로부터 산출된 결과를 통계적 기법을 통해 손상위치를 판별하는 알고리즘을 제안하였다. 이와 같이 제안된 기법은 양단 자유보 모형실험을 통해 유용성 및 적용성이 검증하였다.

제안된 기법의 적용성 검증 실험을 통해 다음과 같은 결과를 도출하였다. 첫째, 가속도 기반 인공신경망 기법을 이용할 경우 실제 하중의 패턴과 학습에 사용된 하중 패턴이 틀릴 경우 손상 위치 및 정도를 판별하기 어려움을 확인하였다. 둘째, 제안된 기법을 적용하면 단일 손상의 경우 93.3%의 신뢰도 수준으로 손상위치를 정확하게 예측할 수 있었으나 두 개의 손상이 존재할 경우 손상위치 예측오차가 발생하거나 실제 손상을 예측하지 못하는 경우가 발생하였다.

본 연구를 통해 도출된 추후 연구과제는 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서 손상검색을 위해 적용한 충격력 가진 조건 외에도 실제 구조물의 가진 조건인 상시진동 하에서의 손상 검색을 위한 알고리즘의 개선이 필요하다. 둘째, 실제 구조물과 기본 유한요소모델 사이의 모델링 오류(질량, 강성, 감쇠, 지점조건 등)에 따른 영향을 분석할 필요가 있다. 셋째, 본 연구에서는 비교적 단순한 구조물을 대상으로 적용성을 검증하였으며, 실제 강교량 또는 콘크리트 교량과 같은 구조물에 대한 알고리즘의 개선 및 적용성 검증이 필요하다.

#### 감사의 글

이 연구는 한국과학재단지정 우수연구센터인 스마트 사회기반시설 연구센터의 연구비 지원(R11-2002-101-03002-0)으로 이루어졌으며, 저자는 이에 감사를 드립니다.

#### 참 고 문 헌

박재형, 김정태, 류연선, 이진학(2006) 고유진동수와 모드변형에너지를 이용한 향상된 유전알고리즘 기반 손상검색기법, 한국전산구조공학회 논문집, 19(3), pp.313~322.  
이인원, 오주원, 박선규, 김주태(1999) 신경망을 이용한 강박

스 거더교의 손상평가, 한국강구조공학회논문집, 11(1), pp.79~88.

- Barai, S.V., Pandey, P.C.(1995) Vibration signature analysis using artificial neural networks, *ASCE, Journal of Computing in Civil Engineering*, 9(4), pp.259~265.
- Bendat, J.S., Piersol, A.G.(2000) *Random Data Analysis and Measurement Procedures: Third edition*, John Wiley & Sons, Singapore, p.163.
- Catbas, F.N., Aktan, A.M.(2002) Condition and damage assessment: issues and some promising indices, *ASCE, Journal of Structural Engineering*, 128(8), pp.1026~1036.
- Chen, Y., Feng, M.Q.(2005) Condition assessment of bridge sub-structure by vibration monitoring, *2<sup>nd</sup> International Workshop on Advanced Smart Materials and Smart Structures Technology*, pp.651~676.
- Doebbling, S.W., Farrar, C.R., Prime, M.B.(1998) A summary review of vibration-based damage identification methods, *Shock and Vibration Digest*, 30(2), pp.91~105.
- Kim, J.T., Stubbs, N.(1995) Model uncertainty impact and damage-detection accuracy in plate-girder, *ASCE, Journal of Structural Engineering*, 121(10), pp.1409~1417.
- Kim, J.T., Ryu, Y.S., Cho, H.M., Stubbs, N.(2003) Damage identification in beam-type structures: frequency-based method vs mode-shape-based method, *Engineering Structures*, 25, pp. 57~67.
- Lee, J.J., Lee, J.W., Yi, J.H., Yun, C.B., Jung, J.Y.(2005) Neural networks-based damage detection for bridges considering errors in baseline finite element models, *Journal of Sound and Vibration*, 280(3), pp.555~578.
- Ni, Y.Q., Wang, B.S., Ko, J.M.(2002) Constructing input vectors to neural networks for structural damage identification, *Smart Materials and Structures*, 11, pp.825~833.
- Szewczyk, Z.P., Hajela, P.(1994) Damage detection in structures based on feature-sensitive neural networks, *ASCE, Journal of Computing in Civil Engineering*, 8(2), pp.163~178.
- Wu, X., Ghaboussi, J., Garret Jr., J.H.(2001) Use of neural networks in detection of structural damage, *Computers and Structures*, 42(4), pp.649~659.
- Yun, C.B., Bhang, E.Y.(2001) Joint damage assessment of Framed Structures using Neural Networks Technique, *Engineering Structures*, 23(5), pp.425~435.