

# 구조물의 손상평가용 신경망의 특성평가에 관한 실험적 연구

## Experimental Study for Characteristics of Assessment of Neural Networks for Structural Damage Detection

오 주 원<sup>1)</sup>\*

허 광 희<sup>2)</sup>

정 의 태<sup>3)</sup>

Oh, Ju Won

Heo, Gwang Hee

Jung, Eui Tae

### Abstract

When a structure is damaged, its dynamic responses (natural frequency, acceleration, strain) are found to be changed. The ANN(Artificial Neural Network) damage-assesment method is that some measured dynamic signals from the structural changing dynamic responses are applied to ANN to assess the structural damage. Although there have been some studies on a certain typical cases so far, it is rare to find studies about the characteristics of the ANN damage-assesment method or about its applicability, its strength and weakness. So this study researches on the characteristics of ANN damage assesment method and on a problem in application of the various dynamic responses to ANN. What the ANN damage assessment method usually does in past researches is to teach an ANN by using some response signals obtained from damaged structures under one kind of excitations and to identify the locations and the extents of damage of same structures under the same excitations. However, the excitations inflicted on the structures are not always the same. Thus this study experiments whether a ANN which is trained using the same excitations is able to identify the damage when different excitations inflict. All response signals are obtained from experimental models.

**Keywords** : ANN, Structural Damage, Dynamic Response

### 1. 서론

사회기반 시설물은 인류의 발전과 함께 필요에 따라 다양하게 개발되어져 왔다. 또한 이러한 구조물은 최근 급속한 산업화 및 경제적인 요구에 따라 그 수요가 점차 증가하여 왔다. 이들 구조물이 노후화됨에 따라 구조물의 안전에 관한 손상평가 및 모니터링에 관한 연구가 다양한 관점에서 수행되고 있다. 이러한 연구로는 비파괴검사법, SI(System Identification) 기법, 신경망기법, Wavelet 분석법, 유전자알고리즘을 이용한 방법 등 다양한 손상평가법 및 모니터링 방법들이 있다(M.R. Banan & K.D. Hjelmstad, 1994, B. H. Oh & B. S. Jung, 1998, 박창희, 2002, Y. J. Yanm 등. 2007).

이들 방법 중 신경망을 이용한 손상평가법은 손상 구조물의 거동에 대한 측정자료가 오차를 포함하는 경우에도 신경망의 학습이 잘 되어 손상평가가 가능하며, 빠른 시

간 안에 손상을 계산할 수 있는 장점이 있다. 또한 비선형 구조물의 경우에도 쉽게 적용할 수 있는 장점으로 인하여 많은 연구가 진행되고 있다(X. Wu 등, 2001, C. B. Yun & E. Y. Bhang, 2001, Z. P. Szweczyk & P. Hajela, 2003, 전수정, 2005). 기존 연구에서 보면 정환진(1997) 등은 패턴 인식과 신경망기법을 적용하여 고속철도 교량의 손상평가를 수행하였다. 이 연구는 손상을 평가하기 위해서 역전파 네트워크를 사용하였고, 학습을 위해서 입력값으로 구조해석을 수행하여 얻은 가속도를 사용하였다. 그러나 이 연구는 같은 크기의 가진 하중에 의해서만 학습하였기 때문에 가진 하중이 변화하는 경우에 손상을 파악하기 어려운 단점이 있다. 그리고 이병화(2000) 등은 트러스 구조물을 이용한 모의 구조 해석을 통해 구조물의 손상이나 파손에 의해 변화된 정적 응답을 구하여 학습자료를 얻은 후, 얻어진 자료를 통하여 신경망에 적용하고 학습시킨 후 구조물의 손상위치와 손상정

1) 정회원, 한남대학교 건설시스템공학과 교수  
2) 정회원, 건양대학교 건설시스템공학과 교수  
3) 학생회원, 한남대학교 건설시스템공학과 석사과정

\* Corresponding author : ohjw@hannam.kr 042-629-7560  
• 본 논문에 대한 토의를 2010년 10월 31일까지 학회로 보내주시면 2010년 11월호에 토론결과를 게재하겠습니다.

도를 추정하였다. 박창희(2002)도 3차원 골조 구조물에 같은 크기의 충격하중을 주어서 실험적으로 획득한 가속도를 입력하여 구조물의 손상위치 및 손상정도를 추정하였다. Barai(1997)는 신경망을 사용하여 트러스 철도교량의 손상 평가를 수행하였다. 트러스교에 일정한 속도로 이동하중을 작용하여 진동신호를 얻었으며 트러스교의 하연재에서 얻은 진동신호를 인공신경망의 입력값으로 사용하였다. 손상은 부재의 강성을 감소시키는 것으로 가정하였다. Chan 등(1999)은 신경망을 사용하여 홍콩의 Tsing Ma 현수교의 케이블에 대한 손상을 평가하였다. 신경망의 입력값으로는 1차에서 12차까지의 고유진동수를 사용하였다. Tsai 등(2002)은 신경망에 변위시간이력을 활용하여 철근콘크리트 보의 손상에 관한 위치와 정도를 탐색하였다. Yeung 등(2005)은 진동특성의 패턴인식을 손상평가에 이용하였으며 현수교의 유한요소 모델에 이동 하중을 적용하여 얻은 응답을 신경망에 적용하였다. Mehrjoo 등(2008)은 트러스교량의 절점들에 관한 손상평가에 역전파네트워크를 사용하였다. 구조물의 고유진동수와 모드형상들이 신경망의 입력값으로 사용되었다. Oliver 등(2010)은 손상평가에 사용할 가속도 시간 이력의 조정을 위해 자기회귀모델을 사용하였다. 자기회귀모델의 계수들이 손상민감도가 크다고 판단하여 인공신경망의 입력값으로 사용하였으며 학습된 신경망은 구조물의 손상 여부와 손상 정도를 예측하였다. 이외에도 많은 연구자들이 유사한 방법으로 연구를 수행하였지만 대부분의 연구들은 손상의 위치와 정도를 예측하는 정밀도를 높이기 위하여 구조물의 동적응답에 대한 민감도에 많은 관심을 가지고 있었다. 그러나 궁극적으로 구조물에 대한 건전도 모니터링을 위해서는 현장에서 다양하게 변화하는 하중의 영향을 고려하지 않을 수 없다. 지금까지 대부분의 연구에서 신경망의 입력값으로 사용하기 위하여 얻은 동적응답들은 하중의 변화에 따르는 동적 응답들의 민감도에 대한 신경망의 특성을 이해할 필요가 있다.

따라서 본 연구에서는 신경망 손상평가법의 일반적인 특성을 평가하기 위하여 가진하중이 다양하게 변화하는 경우를 가정하여 신경망의 특성을 연구하였다. 실험을 통하여 동적응답을 획득하였으며 실험은 실내에서 모형실험을 실시하였다. 먼저 단순보의 모델을 이용 고유진동수, 가속도, 변형률 등을 이용하여 신경망을 학습시켰다. 그리고 학습시와 동일한 가진하중 하에서 손상의 크기를 다르게 하여 손상의 위치 및 크기의 알 수 있는지 검증하였다. 또한 학

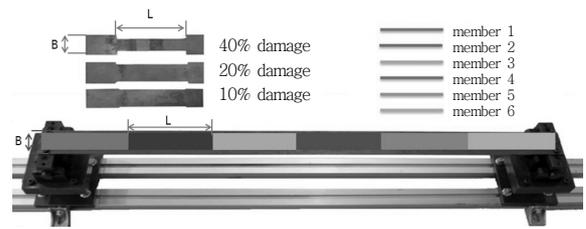


Fig. 1 Damage Scenario

습 시와 다른 가진하중으로 변화시켜 응답신호(고유진동수, 가속도, 변형률)를 계측한 후 구조물의 손상의 위치 및 크기를 적절하게 알아낼 수 있는지 검증하였다.

## 2. 신경망과 손상을

### 2.1 신경망 구성 및 학습

본 논문에서는 신경망을 구성하는 방법 중에서 효과적인 학습법으로 알려진 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 역전파 네트워크를 사용하였다(이인원 등, 1999, 박창희, 2002, 전수정, 2005). 역전파 네트워크는 입력층의 입력값과 출력층의 목표값으로 구성된 학습용 자료들을 필요로 한다. 학습이 안된 신경망에서는 입력층의 자료를 받아 계산한 출력층의 출력값이 목표값과 오차가 심하게 나타난다. 학습된 신경망에서는 이 오차가 일정한 허용수준 이하로 나타나는데 이 오차가 수렴되어 가는 과정이 학습이다. 이 학습 과정에서 오차의 수렴을 위해 각 층의 뉴런들을 연결하는 연결강도인 가중치가 순차적으로 수정되어 가는데 그 방향이 출력층에서 은닉층, 은닉층에서 입력층의 방향으로 역전파되어 수정된다. 출력층에서 계산값과 목표값의 오차는 SSE(Sum Squared Error)로 나타난다. 이때 SSE를 계산하고 그 오차를 줄이기 위해 오차를 역전파시켜 연결강도를 수정하는 일련의 학습과정을 Epoch라 한다. 역전파 네트워크를 이용한 신경망 손상평가를 수행하기 위해서 모형구조물(보)에 대하여 다양한 손상 시나리오를 Fig. 1과 같이 구성하였다.

그리고 각각의 손상 시나리오에 따라 실험을 수행하여 획득한 응답신호들(고유진동수, 가속도, 변형률)을 역전파 네트워크의 입력값으로 사용하여 학습을 시켰다. 이 결과 학습된 신경망의 출력값들이 손상위치와 손상정도를 나타내는 목표값이 되도록 지정되었다. 신경망에 사용하는 학습 및 검증을 위한 자료는 응답신호의 크기를 나타낸다.

따라서 입력층은 고유진동수의 경우 3개(1, 2, 3차 모

드)의 뉴런, 가속도의 경우 1024개의 뉴런, 변형률의 경우 512개의 뉴런 수를 사용하였다. 모형구조물의 요소는 6개로 나누었다. 따라서 손상(위치)을 나타내기 위하여 출력층의 뉴런 수는 6개가 되도록 하였다. 은닉층의 뉴런 수는 시행착오를 통하여 반복적으로 학습시키면서 속도와 정확도가 비교적 양호한 구조가 되도록 고유진동수의 경우 10개, 가속도의 경우 6개, 변형률의 경우 40개로 가정하였다.

본 연구에서 사용된 역전파 네트워크 신경망 학습은 SSE(Sum Squared Error)가 0.0001이하로 되었을 때 나 혹은 Epoch가 10000번이 되었을 때 종료하도록 하였다. 여기서, 한 번의 Epoch 라는 것은 한번 학습을 했다는 것을 의미한다. 즉 Epoch가 10000번이라는 것은 가중치 값을 10000번 수정한 것이다.

## 2.2 구조물의 손상을

신경망 손상평가의 연구를 보면 대부분 구조물의 단면의 변화를 손상율로 사용하였다. 그러나 구조물이 손상을 입으면 구조물의 강성이 저하되어 구조물의 거동특성이 변화한다. 그러나 단면의 변화율과 구조물의 강성이 비례하여 변하지 않기 때문에 엄격히 말하면 손상의 정의와 맞지 않는다. 따라서 본 연구에서는 기존의 연구자들이 사용한 단면 감소율과 단면감소에 따른 처짐손상율을 병행하여 표기하였다(허광희 등, 2003). 본 연구의 특정한 목적을 달성하기 위해서 시나리오를 Table 1과 같이 10%, 20%, 40%에 대해서 신경망을 학습하고, 학습된 신경망의 타당성을 검증하기 위하여 학습하지 않은 15% 손상과 25% 손상을 사용하였다. 그 이유는 신경망의 경우 패턴 학습을 하는데 패턴 안에 있을 경우에는 손상을 파악할 확률이 높아지지만 패턴 밖에 있는 경우에는 손상을 파악할 확률이 낮아지기 때문이다.

Table 1 Damage Location and Damage Ratio for Training and Verification

member	training case						verification case	
	1			2			2	
sectional reduction ratio	10%	20%	40%	10%	20%	40%	15%	25%
deflection damage ratio (DR)	0.37%	0.79%	1.87%	2.21%	4.83%	12.03%	3.46%	6.34%

$$DR = \frac{\Delta_{dam} - \Delta_{undam}}{\Delta_{undam}} ; \Delta_{undam} : \text{deflection before damage}, \Delta_{dam} : \text{deflection after damage}$$

## 3. 손상 검출 실험

### 3.1 실험대상 구조물

본 논문에서는 손상평가를 위하여 다음 Fig. 1과 같은 플레이트 형식의 실험용 단순보 모형 구조물을 제작하였다. 모형구조물은 길이는 600mm, 폭 40mm, 두께 3mm인 직사각형 단면의 형태로 SS400 강재를 사용하였다. 이때 손상의 위치 및 크기에 대한 학습 및 검증을 위하여 상판을 6개의 부재로 구분하였으며 학습시 모형 구조물 수는 7 종류[무손상 1종류, 1번부재가 손상(10%, 20%, 40%)된 경우 3종류, 2번부재가 손상(10%, 20%, 40%)된 경우 3종류]를 사용하였으며 검증시에는 모형 구조물을 2종류[2번부재가 손상(15%, 25%)된 경우 2종류]를 사용하여 총 9가지 종류의 모형 구조물을 사용하였다. 여기서 10% 손상된 구조물은 부재단면의 폭을 10%감소시켜 제작한 것이며 15% 손상, 20% 손상, 25% 손상, 40% 손상이 된 각각의 부재의 경우에도 동일한 방법으로 제작하였다.

### 3.2 계측장치 Set up

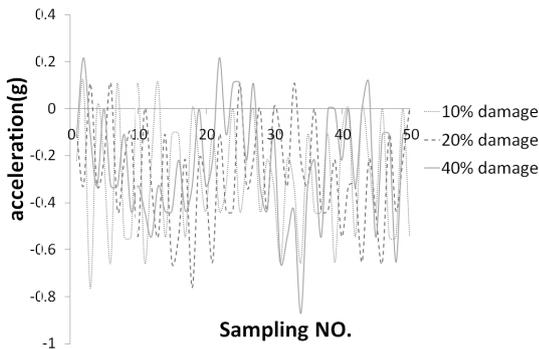
Fig. 2(a)는 HP-VXI 1432와 노트북(MTS사의 T-DAS 프로그램 사용) 그리고 해머로서 입력값에 사용할 응답신호(고유진동수, 가속도, 변형률)을 계측하는데 사용하였다. 가진력을 주는 데는 해머를 이용하였으며 HP VXI 1432와 연결된 노트북 화면에 나타난 충격 하중의 크기(140EU(0.61N))를 기준으로 하였다. Fig. 2(b)는 계측장비로부터 획득한 가속도 응답이며 표본으로 50개만 보여주고 있다.

### 3.3 손상 평가 실험

손상 전후의 모형구조물로부터 응답신호(고유진동수,



(a) Measuring equipments for natural frequency, acceleration and strain



(b) Acceleration data measured in damaged member 2

Fig. 2 Measuring Equipments and Measured Acceleration Data

가속도, 변형률)를 측정하였다. 손상은 1번과 2번 부재에 각각 10%, 20%, 40%의 단면을 감소하였다. 고유진동수와 가속도를 측정하기 위하여 2번 부재에 가속도계를 부착하였다. 그리고 변형률은 2번부재에 스트레인게이지를 부착하여 측정하였다. 가력은 부재의 중앙에 해머를 이용하여 가진을 하였다. 따라서 손상이 없는 경우를 포함하여 7가지의 경우에 대하여 같은 가진력(140EU(0.61N)) 하에서 얻은 응답신호를 이용하여 신경망을 학습시켰다. 검증은 모형 구조물의 2번 부재에 15%와 25%의 손상이 있는 경우에 학습시와 같은 가진력과 다른 가진력

(200EU (1.01N))을 가하여 얻은 응답신호를 이용하여 손상을 검증하였다. 가진력은 HP VXI 1432와 연결된 노트북 화면에 나타난 크기를 보면서 해머를 모형구조물보다 5cm 높이에서 떨어뜨려 만들었다.

### 3.3.1 신경망 손상 학습

위와 같이 신경망에 학습을 시킨 결과 Fig. 3은 고유진동수, Fig. 4는 가속도, Fig. 5는 변형률의 경우 각각 10%, 20%, 40%의 단면 감소에 따른 손상 학습결과이다. 여기서 손상을 받지 않았을 경우 출력값을 1로 하였고, 손상을 10%, 20%, 40% 받았을 경우를 각각 0.9, 0.8, 0.6으로 출력값을 표현하도록 학습을 시켰다.

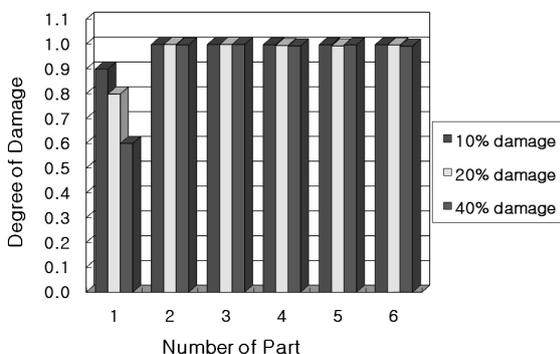
이 결과 신경망 학습 결과가 우수하였음을 보여주고 있다. Fig. 3, 4, 5에서 보여주는 바와 같이 가로축은 손상의 위치를 나타내고 세로축은 손상된 정도를 나타낸다.

### 3.3.2 손상의 검증(가진력이 같은 경우)

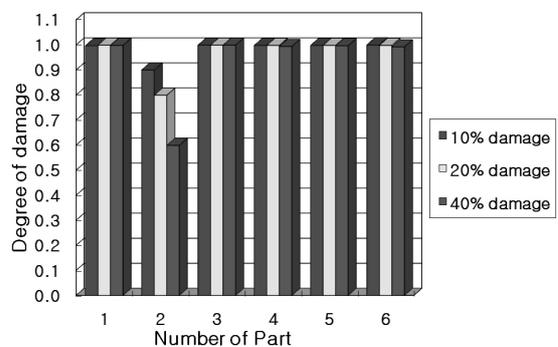
손상 검출능력을 검증하기 위하여 학습을 시키지 않은 임의의 손상 즉, 2번부재의 15%와 25%의 손상을 찾는 실험을 수행하였다. 검증자료를 얻기 위해 학습시와 동일한 가진력(140EU(0.61N))을 사용하는 경우에는 Fig. 6과 Table. 2에서 보는 바와 같이 고유진동수, 가속도, 변형률 모두 만족할 만한 검증 결과를 보여주고 있다. 최대 오차는 Table. 2에서 보듯이 3%내외를 보였다.

### 3.3.3 손상의 검증(가진력이 다른 경우)

3.3.2절에서 학습시 가진력(140EU(0.61N))을 준 것과 달리 3.3.3절에서는 검증자료를 얻기 위해 학습시와 다른 가진력(200EU (1.01N))을 주고 실험하여 검증하였으며 Fig. 7과 같은 결과를 얻었다. 그 결과, 고유진동수는

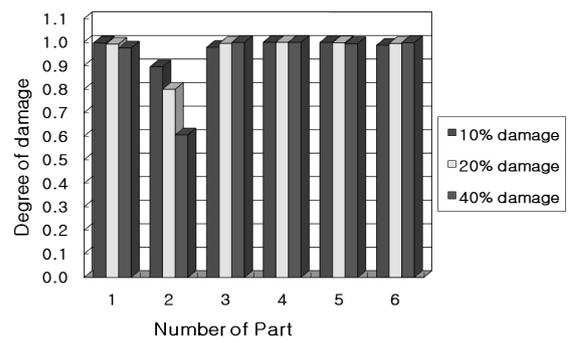
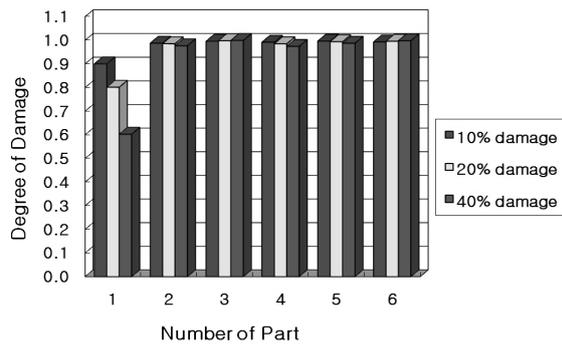


(a) Training results of damaged member 1



(b) Training results of damaged member 2

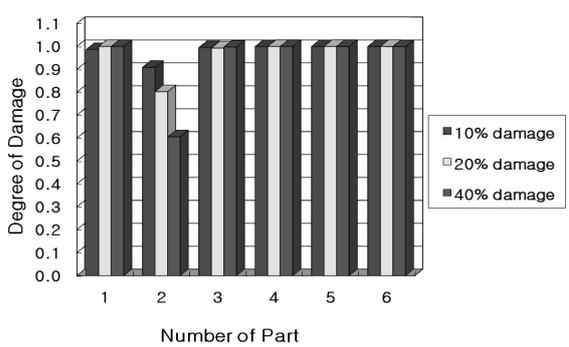
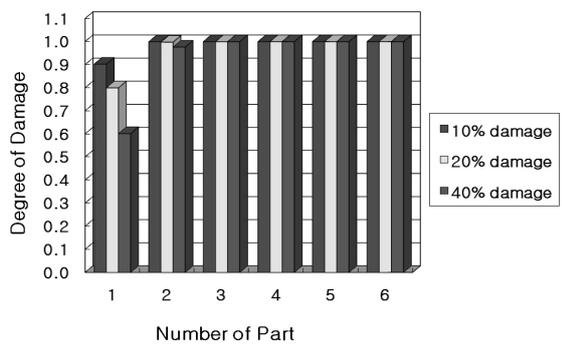
Fig. 3 Training Results of Damaged Members 1 and 2(natural frequency)



(a) Training results of damaged member 1

(b) Training results of damaged member 2

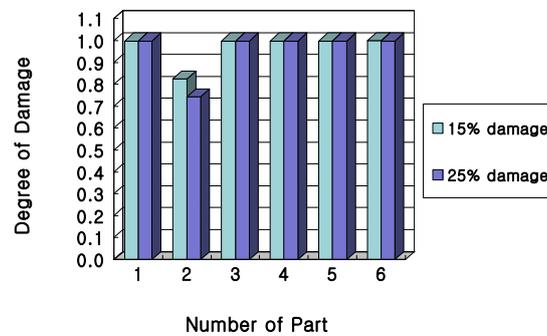
Fig. 4 Training Results of Damaged Members 1 and 2(acceleration)



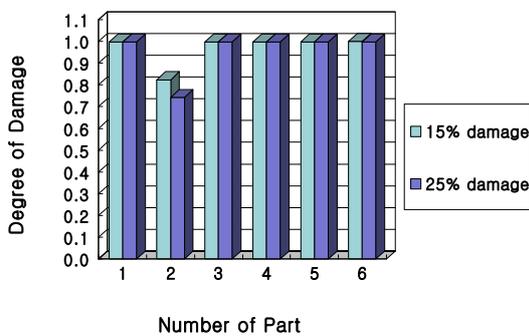
(a) Training results of damaged member 1

(b) Training results of damaged member 2

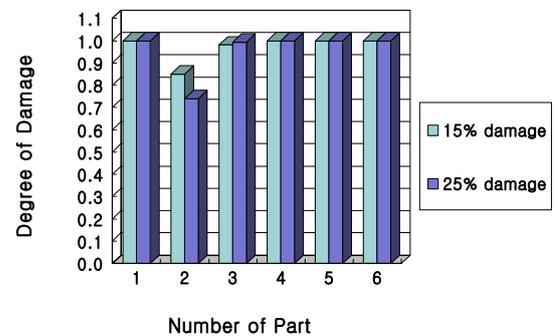
Fig. 5 Training Results of Damaged Members 1 and 2(strain)



(a) Natural frequency



(b) Acceleration



(c) Strain

Fig. 6 Verification Results of Damaged Member 2

Table 2 Verification Results of Trained Neural Network

mem-ber	member 2												
	input values	natural frequency				acceleration				strain			
	extent of damage	15%	error(%)	25%	error(%)	15%	error(%)	25%	error(%)	15%	error(%)	25%	error(%)
1	0.998	0.200	0.998	0.200	0.994	0.600	0.991	0.900	1.000	0.000	1.000	0.000	
2	0.824	3.059	0.743	0.933	0.837	1.529	0.769	2.533	0.851	0.118	0.741	1.200	
3	0.998	0.200	0.998	0.200	0.997	0.300	0.997	0.300	0.981	1.90	0.994	0.620	
4	0.998	0.200	0.998	0.200	0.995	0.500	0.993	0.700	1.000	0.000	1.000	0.000	
5	0.998	0.200	0.998	0.200	0.993	0.700	0.997	0.300	1.000	0.000	1.000	0.000	
6	1.000	0.000	0.998	0.200	0.997	0.300	0.992	0.800	1.000	0.000	1.000	0.000	

손상의 위치와 크기를 잘 찾은 것으로 확인 되었다. 이는 가진력의 변화에 대해서 입력값의 크기 변화가 없었기 때문이다. 하지만 가속도의 경우에는 가진력의 변화로 인한 가속도의 진폭이 변화를 일으켰고, 가속도를 입력값으로 사용하였을 경우에는 손상위치와 크기를 찾지 못하였다. 그리고 변형률의 경우도 가속도와 마찬가지로 손상위치와 크기를 모두 파악하지 못하였다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 자체 제작한 모형구조물에 손상을 주고 실험을 통하여 얻은 동적응답으로서 고유진동수, 가속도, 변형률 등을 실측하고 이들을 입력값으로 하는 신경망을 이용하여 손상평가를 실시하고 검증하였다. 신경망손상평가법의 특성을 알아보기 위하여 가진력을 변화시키지 않

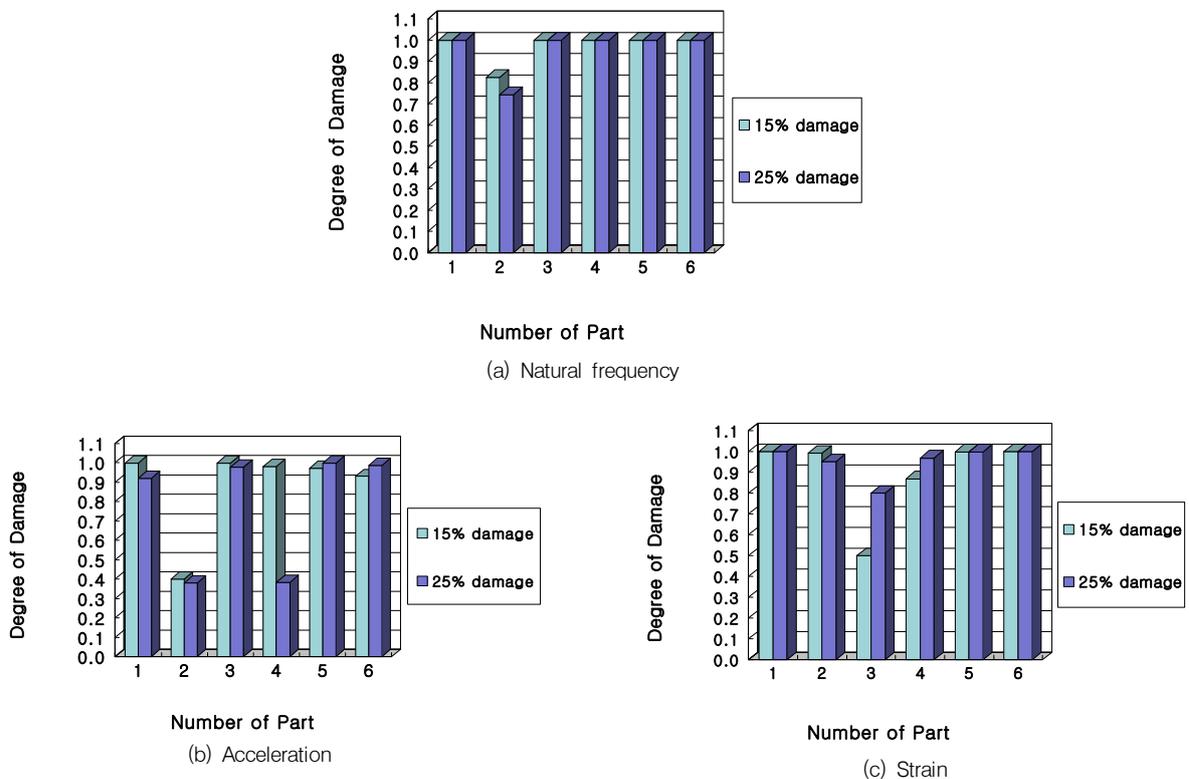


Fig. 7 Verification Results under the Changes of Excitations

은 상태와 변화시킨 상태의 실측자료를 획득하여 연구를 수행하였다. 잘 학습된 신경망에 대하여 가진력을 변화시키지 않은 상태에서 획득된 검증자료를 사용하는 경우에는 고유진동수, 가속도, 변형률 등 어느 입력값을 사용하는 신경망이든 모두 손상의 크기와 위치를 잘 평가할 수 있었다. 가진력을 변화시킨 상태에서 획득된 검증자료를 사용하는 경우에도 고유진동수를 입력값으로 사용하는 신경망의 경우에는 여전히 가진력의 변화에 영향을 받지 않고 손상을 잘 파악하였다.

그러나 가진력을 변화시킨 상태에서 실측된 검증자료를 사용하는 구조물에서 가속도 및 변형률을 입력값으로 사용하는 신경망의 경우에는 손상의 위치 및 크기를 잘 파악하지 못한다는 것을 알 수 있었다. 따라서 학습용 자료를 획득할 때의 가진력이 제한적인 경우에는 신경망의 사용에 주의하여야 하며 이를 보완하기 위해서는 신경망을 학습시킬 때, 하중의 변화에 따른 손상케이스를 더욱 추가하거나 고유진동수를 함께 이용하는 실용적 연구가 필요할 것으로 판단된다. 추후 하중이 불규칙하게 변화하는 구조물에서 가속도와 변형률응답을 이용하여 손상의 위치와 크기를 파악 할 수 있도록 연구가 진행될 것이다.

#### 감사의 글

이 연구의 연구비는 2009년도 한국과학재단(과제번호 : 2009-0083857)의 지원을 받아 수행되었으며, 본 연구가 이루어지도록 지원하여 준 한국과학재단에 대단히 감사합니다.

#### 참고문헌

1. 박창희, "신경망을 이용한 골구조물의 손상평가", 한남대학교 석사학위논문, 2002.
2. 오병환, 정범석, "정적변위 및 동특성 측정자료를 이용한 구조물의 손상도 추정", 대한토목학회 논문집, 제17권 제1-3호, 1997, pp. 383-396.
3. 이인원, 오주원, 박선규, 김주태, "신경망을 이용한 강박스 거더교의 손상평가", 한국강구조학회 논문집, 제11권 제1호, 1999, pp. 79-88.
4. 정환진, 김주태, 오주원, 이인원, "신경망을 이용한 구조물의 손상평가", 대한토목학회 논문집, 제17권 제1-4호, 1997, pp. 617-626.
5. 이병화, 성연준, 김기봉, "정적변위를 이용한 신경망의 구조물 손상추정, 환경과학연구 제11권 제1호 2000, pp. 27-45.
6. 전수정, "인공신경망을 이용한 손상평가", 한남대학교 석사학위논문, 2005.
7. 최상현, 임남형, 강영중 "시간영역 변형형상을 이용한 철도교량의 손상평가", 한국철도학회 논문집, 2009, pp. 129-134.

8. 허광희, 이규, 최만용, "해석모델이 고려되지 않은 사장교의 2차원 변형에너지 손상검출법", 대한토목학회논문집, 2003, pp. 657-663.
9. C. B. Yun and E.Y. Bhang, "Joint Damage Assessment of Framed Structures using Neural Networks Technique", Engineering Structures, Vol.23, No.5, 2001, pp. 425-435.
10. C. Tsai and D. Hsu, "Diagnosis of Reinforced Concrete Structural Damage Base on Displacement Time History using the Back-Propagation Neural Network", J Comput Civil Eng, Vol. 16, No. 1, 2002, pp. 49-58.
11. G. M. Owolabi, A.S.J. Swamidas and R.Seshadri, "Crack Detection in Beams using Changes in Frequencies and Amplitudes of Frequency Response Functions" Journal of Sound and Vibration, Vol. 265, 2003, pp. 1-22.
12. Hajela, P. and Soeiro, F. j., "Structural Damage Detection Based on Static and Modal Analysis", AIAA J., Vol. 28, No. 6, 1990, pp. 1110-1115.
13. J. T. Kim and N. Stubbs, "Crack Detection in Beam-Type Structures using Frequency Data", Journal of Sound and Vibration, Vol. 259, No. 1, 2003, pp. 145-160.
14. M. Mehrjoo, N. Khaji and H. Moharrami, A. Bahreininejad, "Damage Detection of Truss Bridge Joints using Artificial Neural Networks", Expert Systems with Applications, Vol. 35, Issue 3, October 2008, pp. 1122-1131.
15. M. R. Banan and K. D., Hjelmstad, "Parameter Estimation of Structures from Static Response- I, II" J. of Structural Eng., ASCE, Vol. 120, No. 11, 1994, pp. 3243-3283.
16. Oh, B. H. and Jung, B. S., "Structural Damage Assessment with Combined Data of Static and Modal Tests", Journal of Structural Engineering, Vol. 124, No. 8, August, 1998, pp. 956-965.
17. Oliver R., de Lautour and Piotr Omenzetter, "Damage Classification and Estimation in Experimental Structures using Time Series Analysis and Pattern Recognition", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 24, Issue 5, July 2010, pp. 1556-1569.
18. S.V. Barai and P.C. Pandey, "Time-Delay Neural Networks in Damage Detection of Railway Bridges", Advances in Engineering Software, Vol. 28, No. 1, 1997, pp. 1-10.
19. T. H. Chan, Y.Q. Ni and J.M. Ko, "Neural Network Novelty Filtering for Anomaly Detection of Tsing Ma Bridge Cables", Proceedings of Structural Health Monitoring Conference, Stanford University, California, 1999, pp. 430-439.
20. W. T. Yeung and J.W. Smith, "Damage Detection in Bridges using Neural Networks for Pattern Recognition of Vibration Signatures", Engineering Structures, Vol. 27, No. 5, 2005, pp. 685-698.
21. X. Wu, J. Ghaboussi and J. H. Garret Jr., "Use of Neural Networks in Detection of Structural Damage", Computers and Structures, Vol. 42, No.4, 2001, pp. 649-659.
22. Y.J. Yan, L. Cheng, Z.Y. Wu and L.H. Yam., "Development in vibration-based structural damage

---

detection technique” ,Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 21, Issue 5, July 2007, pp. 2198-2211.

23. Z. P. Szewczyk and P. Hajela, “Damage Detection in Structures Based on Feature-Sensitive Neural Networks”, ASCE Journal of Computing in Civil Engineering, Vol. 8, No. 2, 1994, pp. 163-178.

(접수일자 : 2010년 5월 4일)  
(1차수정일자 : 2010년 7월 5일)  
(2차수정일자 : 2010년 7월 30일)  
(심사완료일자 : 2010년 8월 11일)

---

## 요 지

한 구조물이 손상을 입으면 그 구조물의 동적응답(고유진동수, 가속도, 변형률)이 변하게 된다. 이와 같이 변하는 동적응답을 응답신호로 계측하고 이들 데이터를 신경망에 적용하여 구조물의 손상을 평가하는 방법이 신경망손상평가법이다. 현재까지 정형화된 특정한 경우의 연구가 주로 이루어져 있지만 일반적인 신경망손상평가법의 특성에 관한 연구나 실용 가능성과 장단점에 관한 충분한 연구가 부족하다. 따라서 본 연구는 신경망에 다양한 동적응답을 적용하는데 있어 신경망손상평가법의 일반적인 특성과 적용의 문제점을 연구하였다. 신경망손상평가법은 일정한 가진력을 손상이 있는 구조물에 가하고 그로부터 얻은 응답신호를 이용하여 신경망을 학습을 시킨 후, 임의의 손상이 있는 구조물에 동일한 가진력을 가하여 얻은 응답신호를 이용하여 손상의 위치와 정도를 찾는 것이 현재까지의 연구였다. 그러나 일반적으로 구조물에 작용하는 가진력은 일정하지 않다. 따라서 동일한 가진력에 의해 학습된 신경망에 가진력의 변화가 있는 경우에도 손상을 파악하는지 평가하였다. 모든 응답신호는 모형실험을 통하여 획득하였다.

**핵심 용어** : 신경망, 구조 손상, 동적 응답

---