

# 신경망을 이용한 강박스거더교의 손상평가

## Damage Assessment of Steel Box-girder Bridge using Neural Networks

이 인 원<sup>1)</sup> · 오 주 원<sup>2)</sup> · 박 선 규<sup>3)</sup> · 김 주 태<sup>4)</sup>  
*Lee, In Won Oh, Ju Won Park, Sun Kyu Kim, Ju Tae*

**요 약** : 신경망을 이용하여 강박스거더교의 손상을 평가하였다. 최근, 신경망을 이용한 손상평가는 구조공학분야에서 많은 연구가 진행되고 있다. 이것은 기존방법의 한계를 극복하고자 하는 새로운 시도로서 본 연구에서는 강교의 손상평가에 적용되었다. 신경망 학습을 위한 자료는 이동하중에 의한 교량의 가속도 응답으로부터 얻었다. 유한요소모델이 우선 정의되고 여기에 5, 10, 15 및 20%의 손상을 가정하였다. 평가단계에서는 학습한 손상은 물론 학습하지 않은 손상도 잘 감지하였다. 본 연구에서는 손상부위가 몇 개의 부위로 한정되었으며 현장의 적용을 위해서는 보다 많은 연구가 필요하다.

**ABSTRACT** : Damages of a steel box girder bridge are detected using neural networks. Damage detection using neural networks has increasing momentum in structural engineering. It is a new effort to overcome the limitations of the conventional analytical approaches and applied to the damage detection of a steel box-girder bridge. Data sets for training neural networks are obtained from the acceleration response of the bridge under moving load. Finite element model is first defined and damages of 5, 10, 15 and 20% are assumed in the model. Not only the trained damages but untrained damages are detected in the assessment stage. The untrained damages can be detected with acceptable errors. Because the number of damaged locations are limited to a few parts, more researches are needed to put this technique into practice.

**핵심용어** : 손상평가, 신경망, 학습, 이동하중

**KEYWORDS** : Damage Detection, Neural Networks, Training, Moving Load

---

1) 정회원, 한국과학기술원 토목공학과 교수, 공학박사  
2) 한남대학교 토목환경공학과 교수, 공학박사  
3) 성균관대학교 토목공학과 조교수, 공학박사  
4) 한국과학기술원 토목공학과 박사과정

---

본 논문에 대한 토의를 1999년 8월 31일까지 학회로 보내  
주시면 토의 회답을 게재하겠습니다.

## 1. 서론

교량, 지하철, 고층건물 등 대형 구조물의 붕괴 사고는 구조물의 안전진단 기술에 대한 발전을 촉진시켜왔다. 대형 구조물의 붕괴는 곧바로 엄청난 인적, 물적 피해와 직결되기 때문에 구조설계 기술의 향상과 함께 필수적으로 요구되는 것이 안전진단 기술인 것이다. 구조물의 안전진단이란 합은 기존 구조물에서 얻을 수 있는 각종 자료를 분석함으로써 구조물이 현재 처해있는 역학적 상태를 파악하는 것이다. 구조물에서 얻을 수 있는 자료와 분석의 형태에 따라서 안전진단의 방법은 여러 가지로 나눌 수 있다. 그 중에서도 최근 널리 이용되고 있는 것이 비파괴검사 방법이다. 비파괴검사 방법 또한 그 종류가 다양하며 여기에는 초음파, 방사능 등을 이용하는 것과 반발경도, 코아시험 등 역학적인 특성을 이용하는 것 그리고 기타 육안검사 방법 등이 있다. 그러나 이들 대부분의 방법들은 신뢰성이 확보되지 않은 것들로 실제 현장에서는 경험에 의존하는 경우가 많다.

이러한 기술적인 취약점을 극복하고자 하는 학문적 연구는 구조공학의 오랜 관심사가 되어 왔다. 이 분야의 연구를 크게 2가지로 분류한다면 모델에 근거한 접근법(model based approach)과 응답에 근거한 접근법(response based approach)으로 나눌 수 있다. 모델에 근거한 접근법은 구조물의 수학적 모델에 근거해서 구조물의 상태(손상정도)와 구조물의 응답(가속도, 모우드 및 고유진동수)과의 상관관계를 해석적으로 유도해내는 방법이다. 이 방법은 기계공학이나 항공공학분야에서 오랫동안 중요한 연구주제가 되어 왔고, 토목공학에서는 80년대 이후 붐이 일기 시작했다. 이러한 접근법의 가장 큰 취약점은 정확한 모델을 알아야 구조물의 상태파악에 오차가 작다는 것이다. 그러나 토목구조물과 같이 그 규모가 크고 시공의 불확실성을 항상 내포하며 사용 중 장기거동에 의해 역학적 특성이 변하는 구조물의 경우 수학적 모델에 정확히 안다는 것

은 불가능한 일이다. 따라서 이러한 접근법에 의한 진단방법은 토목구조물에 사용하기에는 적합하지 않다. 이 방법과는 달리 응답에 근거한 접근법은 구조물의 수학적 모델을 필요로 하지 않는다는 장점이 있다. 이 방법은 1980년대 후반에 신경회로망 이론의 부흥기와 더불어 태동해서 90년대 이후 급속히 발전하고 있는 방법이다. 이 방법은 구조물의 특성을 해석적으로 구할 필요가 없고, 단지 구조물의 상태에 따른 응답만을 가지고 신경회로망이 스스로 구조물의 상태를 판단하도록 하는 것이다. 다만 구조물의 상태에 따른 응답을 실험을 통해 얻기 어려운 경우 해석적인 모델을 필요로 하는 경우가 있다. 신경망을 구조물의 진단에 사용할 때 가지는 또 다른 장점은 장기 거동에 의해서 바뀌는 구조물의 특성을 신경망이 스스로 학습하는 것이다. 결국 모델에 근거한 접근방법이 해결하지 못하는 것을 응답에 근거한 접근법이 해결하는 것이다. 또한 이 방법은 구조물이 비선형 거동을 하더라도 선형거동을 하는 구조물과 똑 같이 적용할 수 있는 장점도 있다.

이 방법을 이용한 연구는 Ghaboussi<sup>(1)</sup>, Pandey<sup>(2)</sup>, Barai<sup>(3)</sup>, Masri<sup>(4)</sup> 등이 주도해 왔다. Ghaboussi는 3층의 전단빌딩 모형에서 얻은 가속도 신호를 Fourier 변환을 하고 이 자료를 이용하여 손상평가를 수행하였다. 그의 연구에서는 손상을 70%까지 가정하였으나 구조물의 손상이 이 정도로 발생하면 붕괴할 수 있기 때문에 현실성이 없었다. Pandey는 트러스교량의 손상을 추정함에 있어 정적변위를 학습에 이용하였다. Barai는 같은 트러스교량의 손상평가에 이동하중에 의한 변위 자료를 이용하였다. 그러나 실제의 트럭하중이 아닌 집중하중을 이동시키는 방법을 이용하였다. Masri는 이전의 연구자들과는 다른 새로운 알고리즘을 이용하여 손상평가를 수행하였다. 그는 전단빌딩 모형의 동적응답을 학습한 신경망을 이용하여 손상발생시 얻은 응답과 손상받지 않은 응답을 학습한 신경망에서 나오는 응답 예측치를 비교하여 손상을 추정하는 방법을

사용했다. 그러나 지진하중을 사용한 점과 1자유도 구조물의 예를 든 점이 단점으로 지적된다.

본 연구에서는 신경망을 이용하여 구조물의 응답만을 가지고 손상을 입은 위치와 그 정도를 예측하는 알고리즘을 개발하였다. 2절에서는 신경망의 이론적 배경과 손상 평가 방법에 관하여 기술하였고, 3절에서는 강박스거더교의 손상예측에 관한 모의 실험 결과를 보였다. 그리고 4절에서는 본 연구를 통해 얻은 결론을 정리하였다.

## 2. 신경망 이론 및 손상평가 방법

### 2.1 신경망 이론

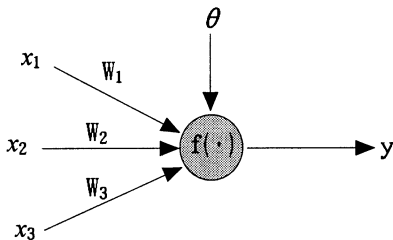


그림 1. 인공신경망의 뉴런

인간의 뇌신경 세포를 간단한 수학적 모델로 나타낸 것이 그림 1이다. 그림 1의 신경망 모델은 학습기능을 가지도록 하면서 신경세포를 가장 간단하게 나타낸 것이다. 외부에서 오는 신호( $x_1, x_2, x_3$ )를 받아 들여 각 신호에 강도 ( $W_1, W_2, W_3$ )를 곱하여 더한 값을 액티베이션 함수를 거쳐 다른 뉴런으로 보낸다. 이 과정을 수식으로 나타내면 식(1), (2)와 같다.

$$y = f(\text{net}) \quad (1)$$

$$\text{net} = \sum_i W_i x_i + \theta \quad (2)$$

여기서  $\theta$ 는 바이어스값이다. 액티베이션 함수

$f(\cdot)$ 는 여러가지가 있을 수 있겠으나 주로 식(3)의 sigmoid 함수가 많이 쓰인다. sigmoid 함수 외에도 로그함수( $y = \log(x)$ )나 선형함수( $y = x$ )가 있고 특별한 경우 가우스함수를 쓰기도 한다.

$$f(v) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda v)} \quad (3)$$

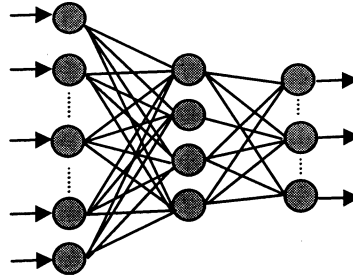


그림 2. 다층퍼셉트론

공학적인 응용에서 가장 많이 쓰이는 신경망의 구조는 그림 2와 같다. 그림 2는 그림 1의 하나의 뉴런을 몇 개의 층 구조로 배열하여 각각의 뉴런을 연결해 놓은 것으로 이것을 다층퍼셉트론이라 한다. 3개의 층으로 이루어진 다층퍼셉트론에서 주어진 입력에 대한 계산은 다음과 같다. 먼저 식(4)와 같은 연산을 은닉층의 뉴런에서 수행한다.

$$y_j = f\left(\sum_i W_{ji} x_i + \theta_j\right) \quad (4)$$

여기서  $x_i, y_j$ 는 입력값과 은닉층의 출력값이고

$W_{ji}, \theta_j$ 는 입력층과 은닉층 사이의 가중치 및 바이어스 값이다. 은닉층의 출력값을 이용한 출력층의 연산은 식(5)와 같다.

$$z_k = f\left(\sum_j W_{kj} y_j + \theta_k\right) \quad (5)$$

여기서  $z_k$ 는 신경망의 출력값이고  $W_{kj}, \theta_k$ 는

은닉층과 출력층 사이의 가중치 및 바이어스 값이다. 이 때 식(4)와 식(5)의 액티베이션 함수는 반드시 일치할 필요는 없다. 이와 같이 신경망은 단순한 연산과정을 통해 출력값을 만들고 또한 병렬처리가 가능하기 때문에 실제로 매우 빠르게 작동할 수 있다.

다층퍼셉트론의 신경망을 학습시킨다는 것은 주어진 입력에 대해 미리 정해진 출력 값을 만들어 내도록 뉴런 사이의 연결강도를 적절히 조절한다는 것이다. 학습을 위해 식(6)과 같은 오차 함수를 정의 한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - z_k)^2 \quad (6)$$

위 식의 오차함수를 반복적으로 줄여나가면 신경망의 입력에 따라 목표로 하는 출력값을 얻을 수 있는데 이와 같은 과정을 학습이라 한다. 학습에 관한 자세한 알고리즘은 널리 알려진 역전파학습법을 사용하였는데 이는 참고문헌<sup>(12)</sup>에 잘 정리되어 있다.

## 2.2 손상평가 방법

구조물의 손상평가를 위한 신경망 학습과정은 다음과 같다. 각기 다른 위치와 정도를 가진 손상을 가정하고, 가정된 손상에 대한 해석을 수행한다. 이 때 하중은 동일한 하중을 재하하며 특정위치에서 얻은 가속도 신호들을 수집한다. 신경망의 입력층에는 이 때 얻은 가속도 신호를 넣고 신경망의 출력층에는 손상정보를 넣는다. 신경망이 학습이 안된 상태에서는 가속도 입력에 대한 신경망 출력이 원하는 손상정보와 다르게 되지만 참고문헌<sup>(12)</sup>에서 설명한 학습규칙에 의해 두 값 사이의 오차를 줄여가면 된다. 학습이 끝난 신경망은 어떤 가속도 신호가 입력이 들어 올 때 학습에 사용된 가속도와 유사성 정도에 따라 손상을 평가하게 된다. 이상의 과정을 그림 3의 학습과정과 그림 4의 손상평가과

정으로 나타낼 수 있다.

구조물의 손상은 위치와 정도에 있어서 복잡한 양상을 띠기 때문에 신경망을 학습시킬 때 모든 손상 시나리오를 고려할 수는 없다는 문제점이 있다. 그러나 신경망은 이러한 점에 있어서 장점을 발휘할 수 있다. 신경망의 중요한 특성 중에 하나가 보간(interpolation) 기능이다. 즉, 손상의 위치와 정도에 관한 학습자료를 모든 경우에 대해서 고려할 필요 없이 선택된 몇몇 개의 특정한 자료를 학습에 이용하더라도 학습에 사용되지 않은 손상에 대해서도 뛰어난 평가능력을 발휘한다. 바로 이러한 장점이 있기 때문에 신경망을 이용한 손상평가가 가능한 것이다. 만일 학습에 사용한 손상정보에 대해서만 신경망이 반응한다면 발생가능한 모든 손상시나리오를 학습해야 하는데 이것은 사실상 불가능하기 때문이다.

손상평가를 성공적으로 수행하기 위해서는 구조물의 손상 위치와 정도에 가장 민감한 자료를 이용해야 한다. 손상에 민감하게 반응해야 다양한 손상 상호간의 변별력을 높일 수 있다. 만일 손상이 발생한 위치와 정도가 서로 다른 데 손상평가에 이용하는 자료가 민감도가 떨어진다면 이 자료를 가지고는 올바르게 손상을 추정할 수 없는 것이다.

기존의 연구자들이 손상평가에 이용한 자료로는 정적하중에 의한 처짐형상, 고유치, 고유벡터 그리고 동적하중에 의한 응답의 주파수 성분등이다. 초기 연구자들은 주로 정적처짐 형상을 이용하였으나 정적자료가 가지는 한계성을 확인한 후에는 동적응답을 이용하기 시작했다. 동적자료 중에서도 고유치는 민감도가 작은 특성으로 인해 많이 이용되지 않았고 고유벡터는 자료를 얻기 어려운 단점으로 역시 한계에 부딪혔다. 최근연구에서 밝혀진 사실은 동적응답을 주파수 영역으로 변환하지 않고 그대로 사용하는 것이 손상에 가장 민감하다는 것이다.

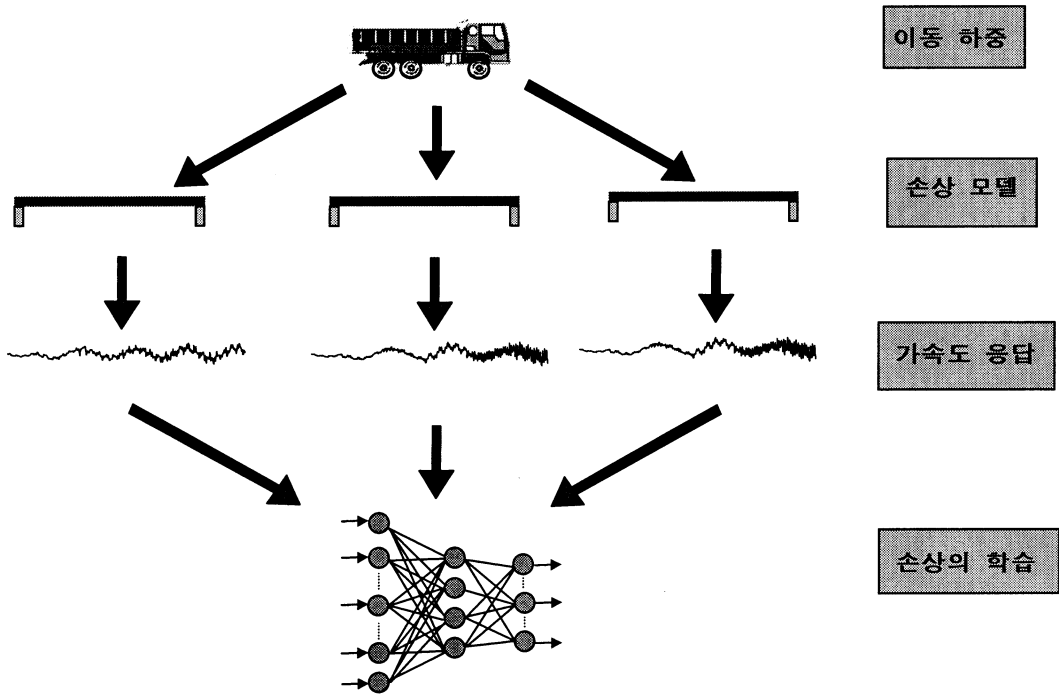


그림 3. 손상평가를 위한 신경망 학습 개념도

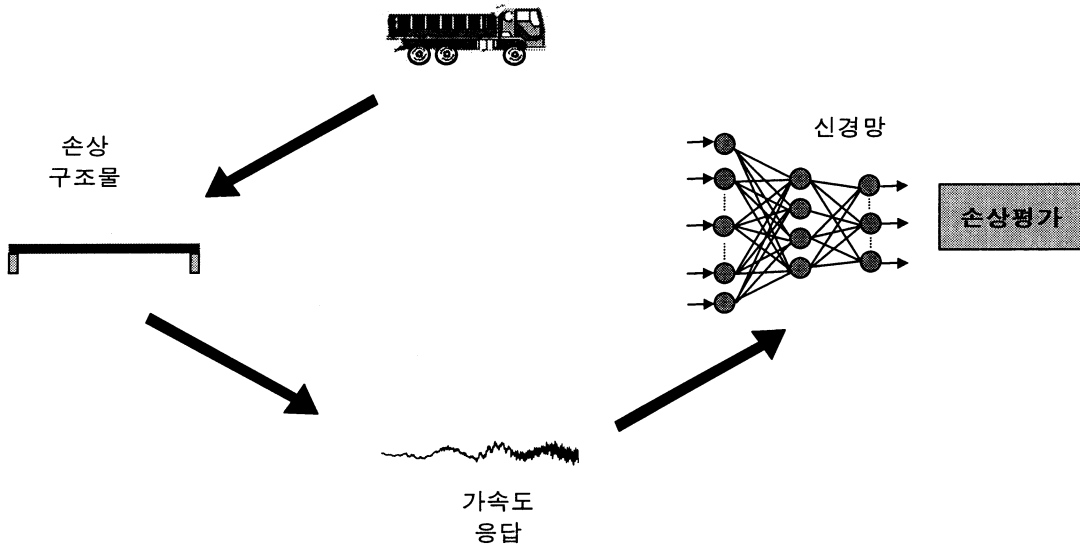
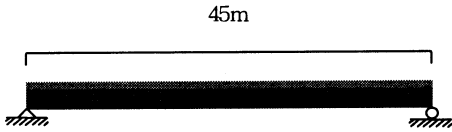


그림 4. 신경망을 이용한 손상평가 개념도

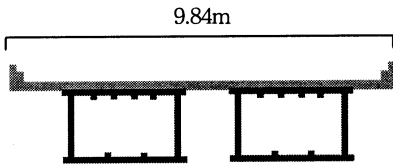
이는 또한 현장에서 실측자료를 얻는데도 매우 용이하다는 장점이 있다.

### 3. 강박스거더교의 손상평가

#### 3.1 해석모델



(a) 강박스거더교의 종단면



(b) 강박스거더교의 횡단면

그림 5. 교량의 형상

본 연구에서 개발한 손상평가기법을 수치적으로 검증하기 위하여 그림 5와 같은 강박스거더교의 손상평가를 수행하였다. 이 교량은 제천 시곡간 도로확장 및 포장공사 구간에 실제 시공된 동막교이다. 총 지간이 45m 단경간이고 형식은 강박스 2개가 상판의 RC슬래브를 지지하고 있는 강박스거더교이다. 교폭은 9.84m로서 2차선 도로교이다.

손상평가를 위해서는 우선 신경망의 학습자료가 필요한데 이를 위해서 그림 6과 같은 유한요소모델을 이용하여 학습자료를 얻었다. 강박스 부분은 총 9개의 보요소, RC슬래브 부분도 9개의 보요소를 이용하여 모델링하였다. 그리고 강박스와 슬래브는 일체거동을 하도록 강결

(rigid link)로 연결하여 상호간의 운동을 구속하였다.

본 예제에서 손상은 강박스부분의 보요소 9개에서만 발생한다고 가정한다. 실제로 손상의 위치를 정확히 평가하기 위해서는 요소를 더 많이 세분화하는 것이 필요하겠지만 본 예제에서는 9개만으로 단순화하였다. 손상의 발생정도는 휨강성의 감소로 정의 하였다. 실제로 단면에 균열이 발생하면 휨강성과 축강성이 감소하지만 축강성은 휨강성에 비해 상대적으로 작게 변하므로 휨강성의 변화만을 손상이라 정의하였다. 이 때 손상이 발생하더라도 질량에는 변화가 없는 것으로 가정한다.

여러가지 손상모델에 대한 가속도 신호를 얻기 위해 트럭하중을 이동하중으로 재하하였다. 이 트럭은 실제 안전진단에 사용하는 트럭으로 전륜, 중륜 및 후륜의 하중이 각각 11.0t, 14.5t 및 6.9t이다. 트럭의 이동속도는 50km/hr로서 일정하게 유지시켰다. 이동속도가 너무 느리면 강박스거더교의 동적응답이 크지 않고 너무 빠르면 실제 실험시 재현이 어렵기 때문에 시속 50km로 재하하였다. 강박스거더교의 동적응답 즉, 가속도는 지점부에서부터 두번째 요소의(2번요소, S) 수직방향 가속도를 측정하였다. 가속도의 위치 결정시 첫번째나 두번째의 저차 고유모우드의 노드점을 피하는 것이 중요하다. 왜냐하면 구조물의 동적거동은 주로 저차모우드에 의해 결정되는데 이러한 모우드에 의한 가속도응답이 노드점에서는 발생하지 않기 때문이다. 그러므로 저차 모우드의 노드점을 피할 수 있는 2번요소(S)에서 가속도를 측정하는 것이 바람직하다.

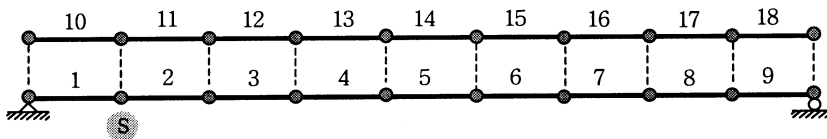


그림 6. 유한요소모델

이동하중을 지점부요소(1번요소) 및 지점부에서 두번째 요소(2번요소)가 손상을 입은 교량 모델에 재하하였을 때 얻을 수 있는 가속도 응답은 각각 그림 7과 8이다. 여기서 가속도는 매 0.02초마다 측정된 것이므로 sampling no.의 간격은 0.02초이다. 총 50개의 가속도 신호를 나타낸 그림에서 보듯이 손상이 발생한 위치와 손상의 정도에 따라서 각기 다른 가속도 응답을 보이고 있다. 응답이 다르다는 것은 역으로 말하면 각기 다른 응답으로 손상의 위치와 정도를 찾는 것이 가능하다는 것이다.

### 3.2 신경망 학습 및 손상평가

신경망 학습을 위해서 우선 손상을 입지 않은 경우의 가속도 신호(1set)와 요소9개가 각각 5%, 10%, 15% 및 20%손상을 입은 경우의 가속도 신호(9X4=36set)를 준비하였다. 각 신호의 길이는 0.02초 간격의 가속도 데이터 50개 즉, 1초 동안의 가속도 신호이다. 입력층의 뉴우런은 가속도 신호의 길이와 같은 50개이고 은닉층 역시 50개의 뉴우런을 사용하였다. 출력층의 뉴우런은 9개로 각 요소에 해당하는 손상추정 결과를 내보내도록 한다. 예를 들어 1번요소에 5%의 손상이 발생한 것으로 추정하면 1번 뉴우런의 출력값은 0.95이고 10%손상의 추정시에는 0.9를 출력한다. 모든 요소에 손상이 없으면 모든 뉴우런의 출력값이 1.0이다. 은닉층의 액티베이션 함수는 sigmoid 함수이고 출력층은 선형함수를 사용했다. 이것은 여러 번의 반복을 통해

경험적을 얻은 결과이다. 학습은 참고문헌<sup>(12)</sup>의 역전파(backpropagation)학습법을 이용하여  $1 \times 10^6$  에포크(epoch)까지 하였다. 학습이 끝난 신경망을 검증하기 위하여 학습한 자료를 다시 입력하여 출력을 얻었다. 표 1은 이 때 얻은 신경망의 출력값을 1, 2 및 5번 요소에 대하여 정리한 것이다. 표에서 진한게 표시한 부분은 손상을 입은 요소에 해당하는 출력값으로 2번 요소의 5%손상시에만 오차가 많았고 나머지는 매우 우수한 예측 결과를 보여주었다. 그림 9는 각 요소에 4가지 종류의 손상을 입은 경우에 대한 검증 결과를 보여준다. 손상을 입은 요소위치에서의 출력결과만을 보여주는 것으로 예를 들면 그림 상의 요소1의 출력값은 요소1에 손상을 입은 경우 출력노드 1에서의 신경망 출력값이다. 학습에 사용한 자료를 이용하여 예측한 경우이기 때문에 오차가 거의 없는 것으로 나타났다.

다음으로 학습에 사용되지 않은 손상자료를 입력하여 이 손상을 추정하는 실험을 하였다. 학습에 사용하지 않은 손상이라 함은 1번~9번 요소까지 각각 7%, 12% 및 18% 손상을 입은 모델의 가속도 응답을 말한다. 이들 손상은 신경망이 학습을 하지 않은 것이므로 이의 예측이 얼마나 잘 되느냐가 본 연구에서 중요한 의미를 갖는다. 그 이유는 실제 현장에서 존재하는 손상은 다양하기 때문에 모든 경우의 손상을 학습할 수 없다. 이를 해결하기 위해서는 몇몇 대표적인 손상만을 학습한 신경망을 이용하여 학습하지 않은 다른 손상들을 추정해야 한다.

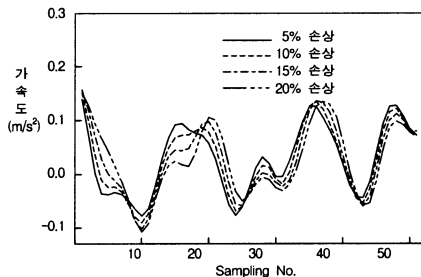


그림 7. 요소 1 손상시 가속도 응답

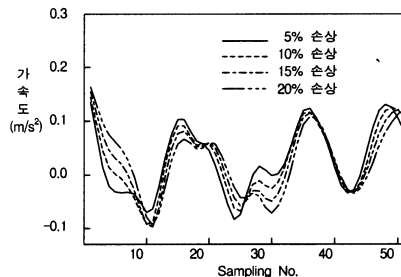


그림 8. 요소 2 손상시 가속도 응답

표 1. 학습한 손상에 대한 신경망 출력

손상요소 \ 출력노드		1	2	3	4	5	6	7	8	9
		출력노드	1	2	3	4	5	6	7	8
1번 요소	5%	0.9488	1.0000	0.9992	1.0011	1.0016	1.0001	1.0007	1.0008	0.9990
	10%	0.8987	1.0002	0.9990	1.0012	1.0015	1.0000	1.0008	1.0009	0.9992
	15%	0.8487	1.0002	0.9991	1.0012	1.0016	0.9998	1.0008	1.0010	0.9992
	20%	0.7988	1.0002	0.9991	1.0013	1.0016	0.9999	1.0008	1.0010	0.9991
2번 요소	5%	0.9992	0.9772	0.9727	1.0002	1.0029	0.9998	1.0006	1.0007	1.0002
	10%	0.9989	0.8998	0.9988	1.0024	1.0008	1.0003	1.0003	1.0010	0.9985
	15%	0.9986	0.8508	0.9992	1.0004	1.0022	0.9996	1.0014	1.0011	0.9994
	20%	0.9988	0.8002	0.9992	1.0015	1.0015	1.0002	1.0008	1.0011	0.9990
5번 요소	5%	0.9990	1.0009	0.9989	1.0006	0.9524	1.0002	1.0007	1.0008	0.9997
	10%	0.9984	0.9997	0.9994	1.0019	0.9008	0.9995	1.0011	1.0009	0.9986
	15%	0.9990	1.0007	0.9989	1.0008	0.8520	1.0003	1.0007	1.0010	0.9994
	20%	0.9986	1.0000	0.9992	1.0013	0.8015	0.9997	1.0009	1.0009	0.9990

표 2. 학습하지 않은 손상에 대한 신경망 출력

손상요소 \ 출력노드		1	2	3	4	5	6	7	8	9
		출력노드	1	2	3	4	5	6	7	8
1번 요소	7%	0.9186	1.0067	0.9901	1.0024	0.9994	1.0017	1.0070	1.0056	0.9950
	12%	0.8892	0.9954	1.0080	0.9978	1.0048	0.9985	0.9874	1.0014	1.0038
	18%	0.8183	1.0197	0.9973	1.0251	0.9621	1.0109	1.0675	0.9804	0.9995
2번 요소	7%	1.0014	0.9294	1.0143	1.0142	0.9900	1.0022	0.9965	0.9906	1.0029
	12%	0.9949	0.8828	0.9876	0.9975	1.0085	0.9985	0.9982	1.0109	0.9988
	18%	1.0076	0.8102	1.0222	1.0128	0.9900	0.9987	1.0169	0.9754	0.9911
5번 요소	7%	0.9957	0.9974	0.9969	0.9980	0.9262	1.0011	1.0010	1.0016	1.0066
	12%	1.0007	1.0005	1.0010	1.0044	0.8871	0.9989	1.0026	0.9972	0.9925
	18%	0.9949	1.0068	0.9910	0.9997	0.8107	0.9999	0.9910	1.0113	1.0073

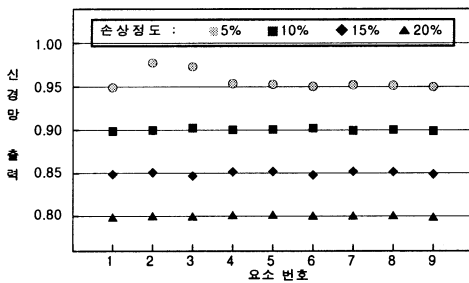


그림 9. 학습한 손상의 예측

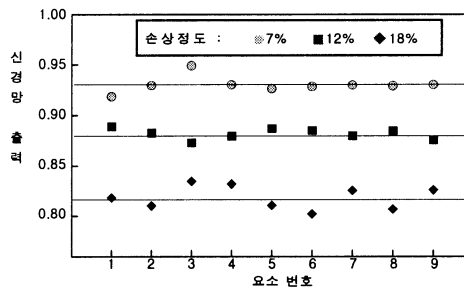


그림 10. 학습하지 않은 손상의 예측



표 2는 신경망이 학습하지 않은 손상정도 즉, 7%, 12% 및 18%인 경우 1번, 2번 및 5번 요소에 대한 손상예측 결과이다. 7% 손상시는 3번 요소에서만 제외하고는 우수한 예측결과를 보여 주었다. 12%손상은 모든 요소에서 좋은 결과를 보였고 18%의 손상시는 앞의 두 결과와 비교할 때 오차가 다소 증가하였다. 이 결과는 신경망이 모든 경우의 손상을 하지 않더라도 대표적인 몇가지 손상의 학습만으로도 학습하지 않은 손상을 찾을 수 있다는 것으로 중요한 의미를 가진다. 손상 추정시 나타나는 오차를 줄이기 위해서는 손상정도를 5%마다 학습하지 않고 2%나 3%정도로 촘촘히 학습하는 방법이 필요할 것이다. 이 때 초기 학습에 들어가는 시간은 다소 늘어나겠지만 손상추정의 오차는 크게 줄일 수 있을 것이다.

#### 4. 결 론

본 연구에서는 인공지능기법의 하나인 신경회로망을 이용한 강박스거더교의 손상평가기법을 개발하였다. 손상평가를 위한 신경망을 학습시키기 위해 강박스거더교를 보요소로 갖는 2차원 유한요소모델을 이용하여 다양한 형태의 손상에 대한 교량의 동적응답을 얻었다. 동적응답을 얻기 위한 하중은 교량의 내하력 평가등에 주로 사용되는 트럭하중을 이용했다. 손상을 입은 교량의 가속도 응답을 학습한 신경망은 학습에 참가하지 않은 손상도 비교적 작은 오차를 가지고 추정하였다. 이 때 학습한 손상의 추정에는 오차가 작았지만 학습하지 않은 손상의 추정시에는 상대적으로 오차가 컸다. 그러나 손상의 학습시 더 다양한 손상의 정도를 학습한다면 이러한 오차는 줄일 수 있는 것이다. 또한 본 연구에서는 강박스거더교를 9개의 보요소로 모델링하였기 때문에 손상이 9개의 보요소에서만 발생한다는 가정을 하였지만 보요소를 더 세분화하면 손상이 발생한 위치를 구체적으로 찾을 수 있을 것이다.

구조물의 손상을 동적응답으로 추정하고자 한 본 연구는 손상의 위치와 정도를 찾는 데 성공적이었다. 그러나 본 연구의 결과를 직접적으로 현장에 적용하기 위해서는 몇가지 선결과제가 있다. 손상교량의 동적응답을 구하기 위해 유한요소모델에 의존했다. 이것은 유한요소모델과 실제 손상교량의 응답이 같다는 가정사항이 내포된 것이다. 구조동역학 분야의 오랜 과제가 정확한 동적해석이다. 정확한 해석을 위해서는 모델링을 정확히 해야 하고 모델링된 구조물을 정확히 해석하는 기술이 필요하다. 이러한 문제가 해결되어야 본 연구의 실용성을 높일 수 있다.

#### 감사의 말

본 연구는 1997년도 포항종합제철주식회사의 연구비 지원으로 수행된 것으로, 포항종합제철주식회사의 연구비 지원에 감사드립니다.

#### 참 고 문 헌

- (1) X. Wu, J. Ghanoussi, J. H. Garret, Use of Neural Networks in Detection of Structural Damage, *Computers & Structures*, Vol. 42, No. 4, pp. 649-659, 1992
- (2) P. C. Pandey, S. V. Barai, Multilayer Perceptron in Damage Detection of Bridge Structures, *Computers & Structures*, Vol. 54, No. 4, pp. 597-608, 1995
- (3) S. V. Barai, P. C. Pandey, Vibration Signature Analysis Using Artificial Neural Networks, *ASCE Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 9, No. 4, pp. 259-265, 1995
- (4) S. F. Masri, M. Nakamura, A. G. Chassiakos, T. K. Caughey, Neural Network Approach to Detection of Changes in Structural Parameters, *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 122, No. 4, pp. 350-360, 1996