

## 확률신경망을 이용한 구조물 손상평가-철도교 적용

### Structural Damage Assessment Based on PNN -Application to Railway Bridge

조효남\* · 이성철\*\* · 오달수\*\*\* · 최윤석\*\*\*

Cho, Hyo-Nam · Yi, Sungchil · Oh, Dal-Soo, Choi, Yun-Suk

#### Abstract

Artificial neural network has been used for damage assessment by many researchers, but there are still some barriers that must be overcome to improve its accuracy and efficiency. The major problems with the conventional neural network are the necessity of many training patterns for neural network learning process and ambiguity in the relationship of neural network structure to the convergence of solution. In this paper, the PNN is used as a pattern classifier to detect the damages of the railway bridge using dynamic response. The comparison between the mode shape and the natural frequency of structure as training pattern is investigated for appropriate selection of the training pattern in the damage detection of railway bridge using the PNN.

**Keywords** : Probabilistic Neural Network, Damage Assessment, Dynamic Response.  
Railway Bridge

#### 1. 서 론

노후화한 많은 철도교 중 대부분은 단순보 형식의 판형교이다. 이러한 판형철도교는 경부선, 호남선 등 주요 간선(幹線) 철도교에 설치되어 중요한 역할을 담당하고 있으며, 만일 파괴되는 경우 다른 우회 방법이 없으므로 선로가 통제되어야 하며 이로 인한 경제적 손실은 상당하다. 따라서 이러한 판형철도교의 안전성 확보는 사회적 경제적 안정을 위해 매우 중요한 요소라고 할 수 있다.

많은 구조물 손상평가의 기본적인 개념은 손상에 의해 구조물의 물리적 성질, 즉 질량행렬, 강성행렬, 감쇠행렬등이 변화하면 이에 따라 구조물의 동적응답이 변화되는 것을 이용한다. 이러한 손상평가 기법은 손상평가에 이용되는 자료의 종류에 따라 크게 시간영역 방법과 주파수 영역 방법으로 대별할 수 있다. 그러나, 이러한 기법들은 구조물의 손상평가를 위해 많은 추가적인 해석과정을 필요로 하거나, 최적 알고리즘을 통한 반복수행을 해야 하는 등 많은 어려움이 따른다.

이러한 문제들을 극복하기 위해 인공신경망(ANN:Artificial Neural Network)을 손상평가에 응용하기 시작하였다. 신경망은 인간신경의 학습과 기억방식을 컴퓨터를 통해 모사한 모형으로, 주로 패턴인식분야에서 많이 사용되어왔다. 구조물의 손상평가 분야에서는 구조물의 손상전후의 동적응답에 의해 손상을 평가하는 과정이 패턴인식 과정과 유사하므로 많은 연구자에 의해 응용되어왔다. 대표적으로 Wu et al.은 3층 구조물의 손상을 평가하기 위해 하나의 은닉층(Hidden Layer)을 갖는 역전파 신경망 BPNN (Back Propagation Neural Network)을 사용하였으

\* 정회원, 한양대학교 토목·환경공학과 교수  
\*\* 학생회원, 한양대학교 토목·환경공학과 박사과정  
\*\*\* 학생회원, 한양대학교 토목·환경공학과 석사과정

며, 신경망을 훈련시키기 위해 입력자료로 푸리에 스펙트럼(Fourier Spectra)의 진폭을 사용하였다. 신경망의 구조는 시행 착오법을 통하여 200개의 입력노드, 3개의 출력노드, 그리고 10개의 노드를 가진 1개의 은닉층으로 구성하였다. 훈련패턴의 생성을 위해 손상위치와 손상정도를 달리한 43가지 손상 경우에 대해 구조물의 맨 윗 층에서 얻은 가속도 자료를 이용하였다. Szewczyk와 Hajela는 9개의 힘요소를 가진 프레임 구조물에 대해 신경망을 이용한 손상평가를 하였는데, 신경망을 훈련시키기 위해 3600가지의 손상 경우에 대한 구조물의 정적응답을 이용하였다. Pandey와 Barai는 21개의 부재를 가진 트러스 구조물에 대해 40가지의 손상유형에 따른 훈련자료를 사용하여 신경망을 훈련시켰다. 또한 Bahng은 55개의 부재를 가진 트러스 구조물의 손상을 평가하기 위해 BPNN을 사용하였는데, 신경망 훈련을 위하여 1200가지의 손상유형에 따른 훈련패턴을 이용하였다.

신경망을 이용한 구조물의 손상평가 기법은 비록 시간영역과 주파수영역에서의 손상평가 기법의 복잡함을 해결하는 대안으로 생각될 수 있으나, 신경망 학습을 위해 많은 훈련패턴을 준비하여야 하며, 이는 훈련패턴 수와 같은 수의 유한요소 해석을 수행해야한다는 것을 의미한다. 또한 문제에 따라서는 신경망을 구성하는 은닉층의 수, 층별노드 수에 따라 수렴성이 보장되지 않는 경우도 있으며, 은닉층 수와 층별노드 수에 따른 신경망의 학습 결과 사이의 상관성을 파악하기가 어려우므로 기존의 많은 연구들에서 신경망의 구조를 결정하기 위해 시행착오적으로 은닉층의 수와 층별노드 수를 결정해야 하는 제약을 가진다. 그러나 확률신경망(PNN)은 신경망의 구조가 고정되어 있으므로 역전파신경망에서와 같은 신경망구조 결정을 위한 시간 소모적인 단계를 생략할 수 있으며, 항상 수렴성이 보장되는 장점이 있다. 또한 확률신경망을 이용할 경우 역전파 신경망과는 달리 신경망을 훈련시키지 않으므로 훈련과정에 따른 여러 문제점 즉 Overfitting, 발산 등을 방지할 수 있다.

Rytter (1993)는 구조물의 손상평가를 그 손상평가 수준에 따라 4단계로 구분하였다. 대부분의 구조물손상평가 기법의 목표는 3단계 즉 구조물의 손상위치 및 정도파악에 두고 있다. 그러나 현재 실 구조물에 대한 적용부분에 있어서 3단계 수준의 손상평가는 많은 제약사항이 따른다. 따라서 본 논문에서는 대략적인 손상위치를 파악할 수 있다면, 그 부분에 대한 점검을 집중적으로 실시할 수 있으므로, 이러한 부 구조에 대한 손상여부 파악을 위한 기법으로서 확률신경망(PNN: Probability Neural Network)을 이용한 판형철도교량의 손상추정에 대해 연구하였다.

## 2. 확률신경망 (PNN : Probability Neural Networks)

확률신경망(Probabilistic Neural Network : PNN)은 확률밀도함수(Probability Density Function)에 대한 비모수 추정과 Bayes Strategy를 결합하여 베이지안 유형분류(Bayesian Classification)를 한다.

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q, \dots, \theta_s$ 의 여러 범주에 대한 다중범주분류문제의 경우, 측정된 p-차원의 벡터  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p\}^T$ 를 기초로 하여  $\theta_q$ 가  $\theta_q$ 로 유형분류 되기 위한 Bayes결정법칙은 아래 식 (1)과 같이 기술된다.

$$d(X) \in \theta_q \quad \text{if} \quad h_q l_q f_q(X) > h_k l_k f_k \quad \text{for all } k \neq q \quad (1)$$

여기서  $d(X)$  : 시험벡터 X에 대한 범주결정,  $h_q, h_k$  : 범주  $\theta_q$ 와  $\theta_k$  각각에 대한 사전확률,  $l_q : \theta \in \theta_q$ 일 때  $d(X) \neq \theta_q$ 라고 분류한 경우 손실,  $l_k : \theta \in \theta_k$ 일 때  $d(X) \neq \theta_k$ 로 분류한 경우 손실,  $f_q(X), f_k(X)$  : 범주  $\theta_q$ 와  $\theta_k$  각각에 대한 확률밀도함수이다.

손상 추정 문제에 있어 기대되는  $h$ (사전확률)와  $l$ (손실)은 모든 범주에 대해 보통 같다고 가정하므로, 식(1)에

의한 분류를 행하는 경우 확률밀도함수를 알아야 하며 확률밀도함수는 주어진 정보가 훈련패턴 뿐이므로 이에 기초하여 확률밀도함수를 추정해야만 한다. 범주의 확률밀도함수 추정은 다음 식(2)와 같은 Parzen windows 방법을 이용하여 추정할수 있다(Wasserman 1993).

$$f_q(X) = \frac{1}{n_q(2\pi)^{p/2}\sigma^p} \sum_{i=1}^{n_q} \exp\left[-\frac{(X-X_{qi})^T(X-X_{qi})^T}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

여기서  $X$  : 분류되어야 할 시험벡터,  $f_q(X)$  :  $X$ 점에서 범주  $q$ 의 확률밀도함수,  $n_q$  : 범주  $q$ 에 속한 훈련 벡터의 수,  $p$  : 훈련 벡터의 차원,  $X_{qi}$  : 범주  $q$ 에서  $i$ 번째 훈련벡터,  $\sigma$  : 평활화 변수(smoothing parameter)이다.

PNN은 이러한 패턴 구분을 신경망에 결합한 신경망으로서 그 구조는 Fig. 1과 같은 3개의 층으로 구성된다. PNN의 첫 번째 층(입력층)은 분류되어야 할 시험벡터를 단순히 받아 들이며 입력층의 노드수는 훈련패턴의 차원과 동일하다. 패턴층의 각 뉴런에서는 시험 벡터  $X$ 와 훈련패턴별 가중치벡터  $W_i$ 를 곱한다( $z_j = X \cdot W_j$ ). 그리고 마지막 합계층으로 이동하기 전에 비선형 활성화 함수(activation function)에 의해  $z_j$ 를 변환한다. 여기서 활성화 함수는 통상적인 역전파신경망(BPNN)의 시그모이드(sigmoid) 활성화함수를 사용하지 않고  $g(z_j) = \exp[(z_j - 1)/\sigma^2]$ 을 이용한다. 합계층의 각 뉴런은 패턴층으로부터 각각의 범주별로 결과를 받게 된다. 따라서 범주  $q$ 에 상응하는 합계층의 결과는 식(3)과 같다.

$$f_q(X) = \sum_{i=1}^{n_q} z_{qi} = \sum_{i=1}^{n_q} \exp[(X \cdot W_{qi} - 1)/\sigma^2] \quad (3)$$

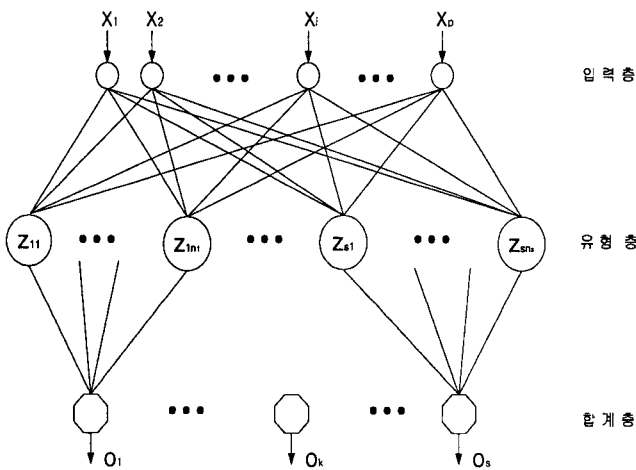


Fig. 1 PNN 구조

식(3)은 가중치벡터  $W_{qi}$ 를 훈련벡터  $X_{qi}$ 로 선정하고  $X \cdot X = X_{qi} \cdot X_{qi} = 1$ 이 되도록 정규화하면 합계층의 결과인 식(3)은 식(2)와 같게 된다.

본 논문에서 사용한 PNN의 주된 이점은 학습 속도이다. 다른 신경망은 신경망의 학습을 위하여 여러 훈련자료에 의한 반복적인 학습과정을 통해 가중치들이 결정되지만, PNN의 가중치들은 반복적인 학습과정을 통해 훈련되지 않으며, 보통의 학습과정 중에 기억된다. 그러나 PNN은 모든 훈련유형을 기억해야하기 때문에 많은 기억 장소를 필요로 하며, 적절한 연산을 위해 어느 정도의 훈련유형을 필요로 한다.

### 3. 대상구조물 및 확률신경망의 입력패턴 생성

#### 3.1 대상구조물 및 Class 구분

본 논문에서 적용한 대상 구조물은 경부선 상에 있는 원평교로서 이에 대한 수치해석을 위한 유한요소 모델은 Fig 2와 같다. 표 1.은 원평교에 대한 구조제원을 나타낸다. 유한요소 모델링은 원래 구조물의 형태를 최대한 모형화하기 위하여, 거더는 plate요소를 사용하였으며, 브레이싱과 침목은 프레임요소를 사용하였다. 유한요소 해석은 MIDAS Civil Ver 5.2을 이용하여 수행하였다. 손상위치에 대한 구분을 위하여 대상 구조물을 다음 표 2.와 같이 4개의 Class로 구분하였으며, 이에 대한 그림은 Fig 3과 같다.

Table.1 구조 형식

구 분	제 원 표	실 측
형 식	판 형 교 (리벳:경부형)	
호칭경간(m)	9	
지 간(m)	9.7	9.44
보전장(m)	10.14	10.8
보높이(m)	1.16	1.05
주보중심간격	1.6	1.5
상부플렌지두께(cm)	1.6/3.0	1.8/3.4
하부플렌지두께(cm)	1.6/3.0	1.8/3.4
플렌지폭(cm)	25	30
웹두께(cm)	1	1
플렌지재질	SWS41	

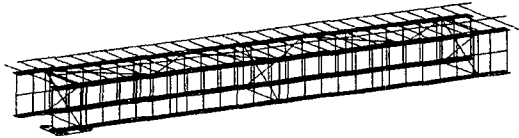


Fig.2 대상구조물의 유한요소 모델

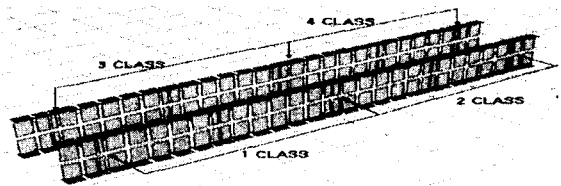


Fig. 3 손상위치 추정을 위한 Class 구분

Table 2. 각 요소의 Class 분류 및 위치

Class 분류	요소 번호	요소 위치
1번 Class	E 1	우측 거더의 좌측 요소
	E 2	우측 거더의 좌측 요소
	⋮	⋮
2번 Class	E 12	우측 거더의 좌측 요소
	E 13	우측 거더의 우측 요소
	E 14	우측 거더의 우측 요소
3번 Class	⋮	⋮
	E 23	우측 거더의 우측 요소
	E 24	좌측 거더의 좌측 요소
4번 Class	E 25	좌측 거더의 좌측 요소
	⋮	⋮
	E 35	좌측 거더의 좌측 요소
4번 Class	E 36	좌측 거더의 우측 요소
	E 37	좌측 거더의 우측 요소
	⋮	⋮
	E 46	좌측 거더의 우측 요소

### 3.2 입력 패턴 생성 방법

구조물 손상평가를 위해 사용되는 구조물 응답의 종류는 매우 다양하다. 대표적으로 이러한 응답의 종류는 시간 영역과 주파수 영역에서의 응답으로 구분할 수 있는데 주파수 영역에서는 모드형상과 고유진동수가 가장 많이 사용되어져 왔다. 신경망을 이용한 손상평가에 있어서도 구조물의 처짐, 푸리에 스펙트럼, 등 다양한 구조물 응답이 이용되었으나, 본 논문에서는 판형교에서 측정할 수 있는 고유진동수와 모드형상을 사용하여 손상평가에 대한 비교를 수치해석적으로 수행하였다.

모드형상을 이용한 손상평가를 위해, 수직 1차 모드형상을 이용하였으며, 확률신경망을 위한 입력패턴은 다음 식 (4)와 같이 결정하였다.

$$P_j = \frac{\phi_j^U - \phi_j^D}{\text{Max}[|\phi_j^U - \phi_j^D|]} \quad (4)$$

여기서  $P_j$  : 입력층  $j$  번째 노드의 입력치,  $\phi_j^D$  : 손상구조물의  $j$  번째 절점에서의 모드형상값,  $\phi_j^U$  : 무손상 구조물의  $j$  번째 절점에서의 모드형상값,  $\text{Max}[|\phi_j^U - \phi_j^D|]$  : 손상구조물과 무손상구조물의 각 절점에서의 모드형상 차 중 가장 큰 값이다.

고유진동수를 이용한 손상평가를 위해서는 유한요소해석을 통해 얻은 고유진동수에 대해 다음 식 (5)와 같은 방식으로 결정하였다.

$$P_j = \frac{f_j^U - f_j^D}{\text{Max}[|f_j^U - f_j^D|]} \quad (5)$$

여기서  $P_j$  : 입력층  $j$  번째 노드의 입력치,  $f_j^D$  : 손상구조물의  $j$  번째 진동차수의 고유진동수,  $f_j^U$  : 무손상 구조물의  $j$  번째 차수의 고유진동수,  $\text{Max}[|f_j^U - f_j^D|]$  : 손상구조물과 무손상구조물의 각 진동차수의 고유진동수 차 중 가장 큰 값이다. 본 논문에서 고유진동수를 이용한 손상평가를 위하여 20차까지의 고유진동수를 이용하였다.

### 3.3 입력 패턴을 위한 손상 시나리오

손상 Class 탐색을 위하여 표 5.와 같이 각 Class 별로 5가지의 훈련패턴을 가정하였다. 구조물의 손상을 도입하는 기법은 부재 단면을 감소하는 방법, 두께를 감소하는 방법 등 여러 가지가 있지만, 본 논문에서는 재료의 탄성계수를 감소함으로써 손상을 묘사하였으며, 각각의 요소 손상을 위해 탄성계수를 70% 감소하였다. 이러한 손상 상태에 따른 모드형상과 구조물의 고유진동수를 구하여 확률신경망의 입력패턴을 구성하였다. 시험패턴을 위해서는 9번, 18번, 29번, 41번 요소에 대해 각각 70%, 50% 손상을 도입한 경우에 손상추정을 수행하였다.

Table 5. 입력패턴을 위한 Class 별 손상요소

1번 Class	2번 Class	3번 Class	4번 Class
2, 7	14, 19	25, 30	37, 42
3, 8	15, 20	26, 31	38, 43
4, 9	16, 21	27, 32	39, 44
5, 10	17, 22	28, 33	40, 45
6, 11	18, 23	29, 34	41, 46

#### 4. 손상추정 결과

##### 4.1 모드 형상을 이용한 손상 추정 결과

시험패턴을 이용한 손상평가 추정 결과는 다음 그림과 같다. 그림에서 각 Class 별 수치는 Fig 1.의 출력층에서의 값을 나타내며, 이 값이 가장 큰 Class가 손상 Class로 추정된다. Fig 4~7은 각각 9번, 18번, 29번, 41번 요소에 손상을 70% 도입한 경우 Class 손상평가를 나타낸다.

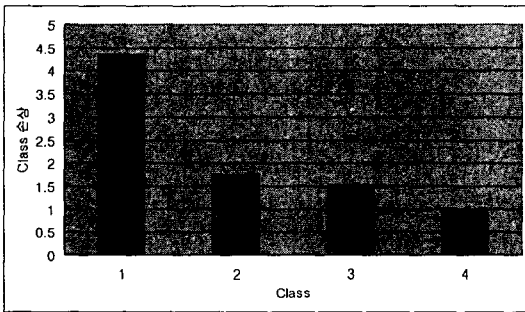


Fig. 4. 9번 요소 손상시 (70%)

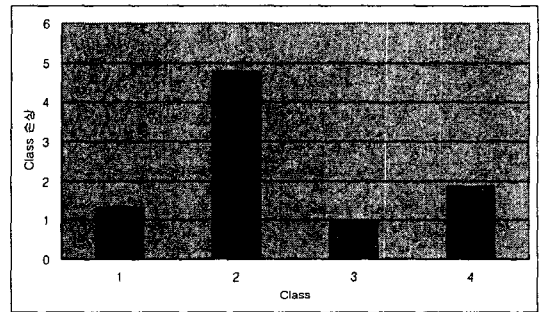


Fig. 5. 18번 요소 손상시 (70%)

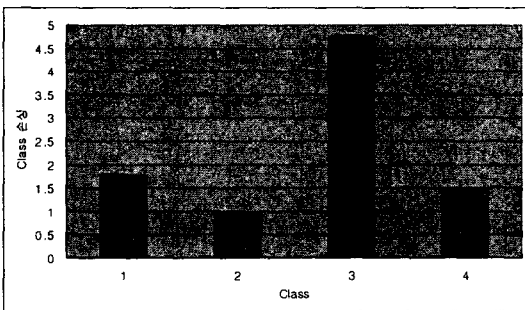


Fig. 6. 29번 요소 손상시 (70%)

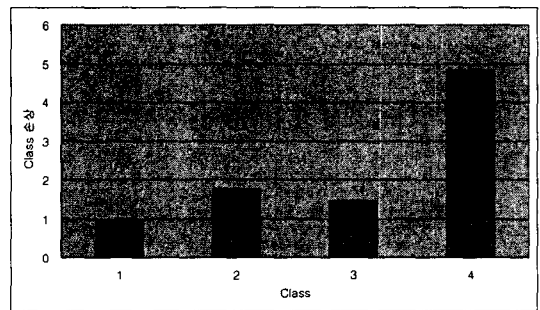


Fig. 7. 41번 요소 손상시 (70%)

위의 그림으로부터 Class 에 대한 손상평가는 잘 일치함을 알 수 있다. 아래의 그림은 같은 요소에 대해 50% 손상을 가한 경우 손상 Class 탐지 결과를 나타낸다.

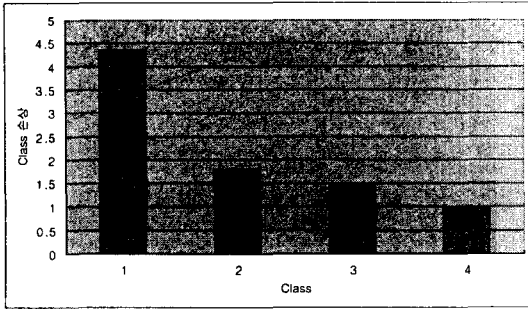


Fig. 8. 9번 요소 손상시 (50%)

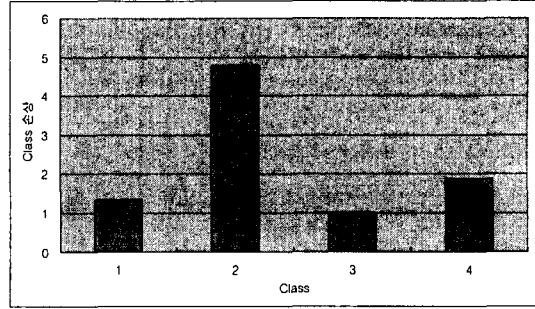


Fig. 9. 18번 요소 손상시 (50%)

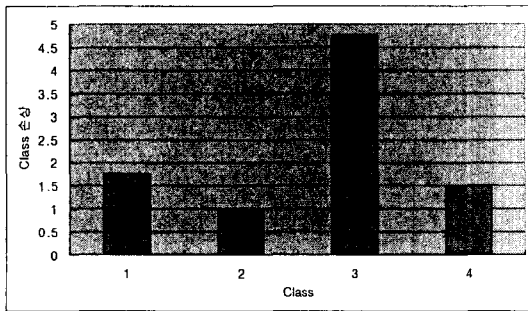


Fig. 10. 29번 요소 손상시 (50%)

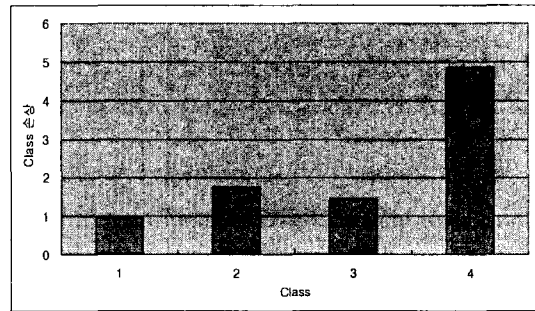


Fig. 11. 41번 요소 손상시 (50%)

Fig 4와 Fig 8을 비교해 보면, 같은 9번 부재에 각각 70%, 50% 손상을 도입하였으나, 그림에서 각 Class 별 손상값은 수치적으로 동일함을 볼 수 있다. 이러한 결과를 초래한 원인은 시험패턴을 생성할 때, 실제로 같은 위치에서 손상정도에 따라 손상구조물의 모드형상의 수치는 다르지만 식 (4)와 같이 손상과 무손상 모드형상의 가장 큰 모드형상 차로서 정규화하기 때문에 요소의 손상정도에 관계없이 동일한 시험패턴이 생성되기 때문이다.

#### 4.2 고유진동수를 이용한 손상 추정 결과

고유진동수를 이용한 손상평가 결과는 다음 Fig 12~15에 나타내었다. Fig. 12는 3번 요소 즉 Class 1에 속하는 요소에 70% 손상을 가한 후 손상평가를 수행한 결과이다. 그림에서 각 Class 에 대해 거의 어느 값이 가장 큰지 분간하기 어려운 정도로 Class 손상 값이 비슷하다. 이러한 결과는 15번 요소(Class 2), 32번 요소(Class 3), 41번 요소(Class 4)에 대한 손상결과도 유사하다. 이러한 이유는 구조물의 손상에 따라 고유진동수의 변화는 민감하지 않으므로, 비록 손상을 70% 도입하더라도, 고유진동수의 변화에는 크게 영향을 미치지 않으므로 이러한 결과가 산출된 것으로 판단된다. 표 6은 각 요소가 70% 손상된 경우 무손상 상태의 고유진동수에 대해 고유진동수의 상대 변화량을 나타낸 것이다. 또한 고유진동수는 손상의 공간정보를 나타내기가 어려운 점도 영향으로 작용할 것으로 판단된다. 즉, 같은 고유진동수 변화를 산출하는 요소 손상조합은 여러 가지가 가능하다. 따라서, 고유진동수를 이용한 경우의 입력패턴들은 모드형상을 이용한 경우와는 달리 손상 Class 별로 서로 비슷한 형태를 보이므로 손상 탐지시 값들이 비슷하게 나오는 것으로 사료된다.

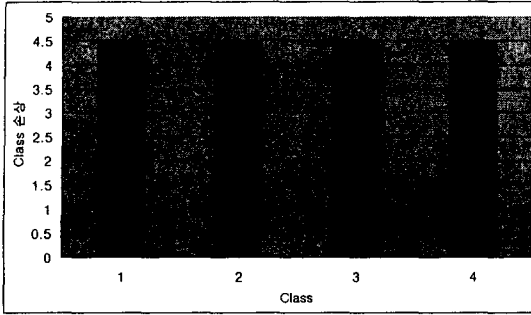


Fig. 12 3번 요소 손상시 (70%)

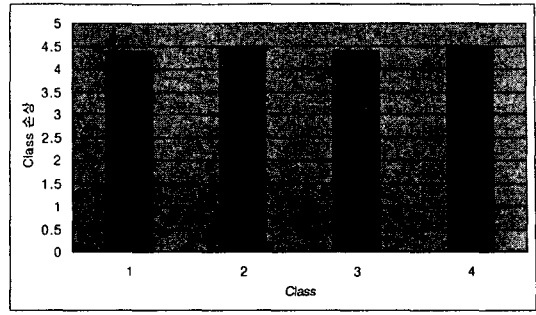


Fig. 13. 15번 요소 손상시 (70%)

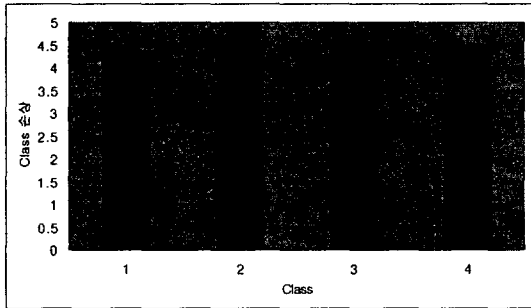


Fig. 14. 32번 요소 손상시 (70%)

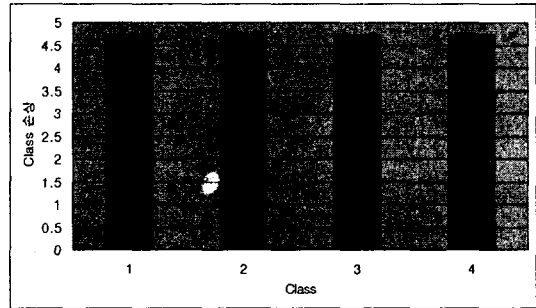


Fig. 15. 41번 요소 손상시 (70%)

Table 6. 손상에 따른 고유진동수 변화

구 분	3번요소 손상	15번 요소 손상	32번 요소 손상	41번 요소 손상
1차	0.004091	0.007688	0.010454	0.009957
2차	0.045216	0.028775	0.027402	0.068695
3차	0.000411	0.000404	0.001905	0.001936
4차	0.015998	0.026895	0.028311	0.020461
5차	0.027417	0.003314	0.003372	0.021484
6차	0.017739	0.003051	0.002978	0.010923
7차	0.063518	0.025208	0.025884	0.044392
8차	0.007328	0.012930	0.012496	0.011742
9차	0.007483	0.014913	0.014350	0.005796
10차	0.019087	0.044317	0.044462	0.032410
11차	0.012658	0.005347	0.005325	0.009963
12차	0.001784	0.001909	0.001869	0.002070
13차	0.001805	0.002140	0.002367	0.002751
14차	0.002755	0.003072	0.003463	0.005406
15차	0.001873	0.002864	0.000627	0.004665
16차	0.003779	0.000460	0.002777	0.000534
17차	0.000896	0.000810	0.001457	0.004511
18차	0.003882	0.008715	0.008235	0.008119
19차	0.014496	0.018633	0.018552	0.020624
20차	0.018563	0.014906	0.014167	0.017576



## 5. 결 론

본 논문에서는 기존의 신경망 대신 확률신경망을 이용하여, 판형철도교에 대한 손상평가를 실시하였다. PNN을 사용하는 경우 기존의 신경망 경우와는 달리 많은 입력패턴을 작성할 필요가 없으며, 적절한 신경망 구조를 결정하기 위한 시행착오적인 과정을 피할 수 있다.

또한 확률신경망의 입력패턴구성을 위해 모드형상과 고유진동수를 각각 적용한 경우에 대해 손상평가를 실시하였다. 모드형상을 이용한 경우에는 손상 Class 추정이 잘 되었으나, 고유진동수를 사용한 경우에는 손상 Class 추정이 되지 않았다.

## 6. 참고문헌

1. Tsou, P., and Shen, M.-H. H.,(1994). "Structural damage detection and identification using neural networks," AIAA J. 32(1), 176-183.
2. Manning, R. A.,(1994). "Structural damage detection using active members and neural networks," AIAA J,32(6), 1331-1333
3. Wu, X., Ghaboussi, J., and Garrett J.H. Jr,(1992). "Use of neural networks in detection of structural damage," Computer & Structures, 42(4), 649-659.
4. Szweczyk ZP, Hajela P.,(1994). "Damage detection in structures based on feature-sensitive neural networks," J Comput Civil Eng, ASCE, 8(2), 163-78.
5. Pandey, P.C., and Barai, S. V., (1995). "Multilayer perceptron in damage detection of bridge structures," Computer & Structures, 54(4), 597-608.
6. Eun Young Bahng(1997). "Substructural identification for Damage Assessment Using Neural Networks," Ph. D Dissertation, Dept. of Civil Engrg, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Taejon, Korea
7. Specht, D. F. (1990). "Probabilistic Neural Networks" Neural Networks . 3, 109-118.
8. 전덕빈, 신호덕, 이정진 (2000), "예측치 결함을 위한 PNN 접근 방법," Journal of the Korean institute of Industrial Eng, 26(3), pp. 193-199
9. Swamidas, A.S.J., and Chen, Y.,(1992). "Damage detection in a tripod tower platform using modal analysis," Proceeding of the 11th International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering, Vol.1,Pt.B,june 7-12, pp. 577-583
10. Y.Q. Ni, X.T. Zhou, J.M. Ko and B.S. Wang., "Vibration-Based Damage Localization in Ting Kau Bridge Using Probabilistic Neural Network." Advances in Structural Dynamics, Elsevier Science Ltd., Oxford, UK, Vol. 2, pp. 1069-1076.
11. 정환진, 김주태, 오주원, 이인원(1997), "신경망을 이용한 구조물의 손상평가." 토목학회 논문집, 제17권, 제1-4호, pp. 617-626.
12. 김동현, 정형조, 이인원(2000), "교량의 손상평가를 위한 다층 신경망," 방제연구논문집, 제2권 제1호, pp. 127-134.