

손상패턴의 확률밀도함수에 따른 구조물 손상추정

Structural Damage Assessment Using the Probability Distribution Model of Damage Patterns

조효남* 이성철** 오달수*** 최윤석***
Cho, Hyo-Nam Yi, Sungchil Oh, Dal-Soo Choi, Yun-Suk

Abstract

The major problems with the conventional neural network, especially Back Propagation Neural Network, arise from the necessity of many training data for neural network learning and ambiguity in the relation of neural network structure to the convergence of solution. In this paper, the PNN is used as a pattern classifier to detect the damage of structure to avoid those drawbacks of the conventional neural network. In the PNN-based pattern classification problems, the probability density function for patterns is usually assumed by Gaussian distribution. But, in this paper, several probability density functions are investigated in order to select the most appropriate one for structural damage assessment.

Keywords : Probabilistic Neural Network, Damage Assessment, Probability Density Function

1. 서 론

인공신경망(ANN: Artificial Neural Network)은 인간신경의 학습과 기억방식을 컴퓨터를 통해 모사한 모형으로, 주로 패턴인식분야에서 많이 사용되어왔다. 구조물 손상평가의 기본적인 개념은 손상에 의해 구조물의 물리적 성질, 즉 질량행렬, 강성행렬, 감쇠행렬 등이 변화하면 이에 따라 구조물의 동적 응답이 변화되는 것을 이용한다. 신경망은 구조물의 손상 전·후의 동적응답에 의해 손상을 평가하는 과정이 패턴인식 과정과 유사하므로 여러 연구자들에 의해 구조물의 손상평가 분야에 응용되어 왔다 [1]. 그러나, 손상추정의 정확성과 효율성을 높이기 위해서는 여전히 많은 문제점들이 있다. 전형적인 역전파신경망(BPNN: Back Propagation Neural Network)을 이용한 손상 추정시 대두되는 문제점으로 수많은 신경망 훈련을 위한 훈련패턴의 준비, 그리고, 해의 수렴과 신경망구조간의 관계가 명확하지 않아 최적의 해를 제공하는 신경망구조를 얻기 위해서는 시행착오적으로 구조를 변경해 가면서 구할 수밖에 없다는 것이다. 이러한 수많은 훈련패턴의 생성과, 최적의 신경망구조의 결정은 많은 시간을 필요로 한다. 그러나 확률신경망(PNN : Probabilistic Neural Network)은 문제가 주어지면 신경망의 구조가 고정되고, 적은 훈련패턴만으로도 손상추정이 가능하므로, 역전파 신경망에서와 같은 최적의 신경망구조를 결정하기 위한 시간을 생략할 수 있으며, 항상 수렴성이 보장되는 장점이 있다. 또한 PNN을 이용할 경우 역전파신경망과는 달리 신경망을 훈련시키지 않으므로 훈련과정에 따른 여러 문제점 즉 Overfitting, 발산 등을 방지할 수도 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 PNN에 기초하여 손상추정을 수행하였다.

* 정회원 · 한양대학교 공학대학과 학장
** 한양대학교 토목·환경공학과 박사과정
*** 한양대학교 토목·환경공학과 석사과정

Specht[2]가 제안한 PNN은 주어진 훈련패턴만으로 훈련패턴의 확률밀도함수를 구하여 신경망에 이용한다. 이러한 확률밀도함수는 기존의 신경망에서 활성화함수의 역할을 하는 것으로서, PNN을 통한 패턴분류의 정확성은 패턴에 대한 정확한 확률밀도함수의 결정에 크게 의존한다. Specht는 확률밀도함수로 이용할 수 있는 여러 형태의 식을 제안하였는데, 본 논문에서는 구조물의 손상 추정시 어떤 확률밀도함수가 가장 좋은 손상평가 결과를 산출하는지에 대해 철도 판형교와 캔틸레버 지지된 플레이트 구조물에 대해 적용하여 알아보았다.

2. 확률신경망 (PNN : Probabilistic Neural Networks)

확률신경망은 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 θ 가 θ_q 로 유형분류 되기 위한 Bayes 결정법칙은 아래 식 (1)과 같이 기술된다.

$$d(X) \in \theta_A \quad \text{if } h_A l_A f_A(X) > h_B l_B f_B \quad \text{for all } A \neq B \quad (1)$$

여기서, $d(X)$ =시험벡터 X에 대한 범주결정, h_A, h_B =범주 θ_A 와 θ_B 각각에 대한 사전확률, $l_A = \theta \in \theta_A$ 일 때 $d(X) \neq \theta_A$ 라고 분류한 경우 손실, $l_B = \theta \in \theta_B$ 일 때 $d(X) \neq \theta_B$ 로 분류한 경우 손실, $f_A(X), f_B(X)$ = 범주 θ_A 와 θ_B , 각각에 대한 확률밀도함수이다.

손상 추정 문제에 있어 기대되는 h (사전확률)과 l (손실)은 모든 범주에 대해 보통 같다고 가정하므로, 식(1)에 의한 분류를 행하는 경우, 확률밀도함수에 대한 정보만 알면 된다. 그러나, 확률밀도함수는 주어진 정보가 훈련 유형뿐이므로 훈련유형에 기초하여 확률밀도함수를 추정해야만 한다

PNN은 그림 1에서 보인 것처럼 입력층과 하나의 유형층 그리고 합계층으로 구성되어 있다. PNN의 입력층은 분류되어야 할 시험패턴을 단순히 받아들인다. 입력층의 노드 수는 훈련벡터의 차원과 동일하며, 유형층의 노드 수는 훈련패턴 수와 동일하다. 유형층 노드에서 활성화 함수로 앞에서 정의된 범주에 대한 확률밀도함수가 이용된다. 합계층은 분류하고자 하는 만큼의 범주 수와 같은 노드수를 갖는다.

PNN의 구조에서 알수 있듯이, PNN에서는 문제가 정의되면 바로 신경망의 구조가 문제에 맞게 결정되므로 기존의 역전파신경망과는 달리 최상의 해를 위해 신경망의 구조를 시행착오적으로 결정할 필요가 없다. 또한, 신경망의 학습과정에 있어서 역전파신경망은 일반화된 해를 얻기 위해 많은 훈련유형을 이용하여 연결가중치를 조절하도록 되어있으나, PNN에서는 달리 훈련유형이 기억되는 것뿐이다. 그러나 PNN은 모든 훈련유형을 기억해야하기 때문에 많은 기억 장소

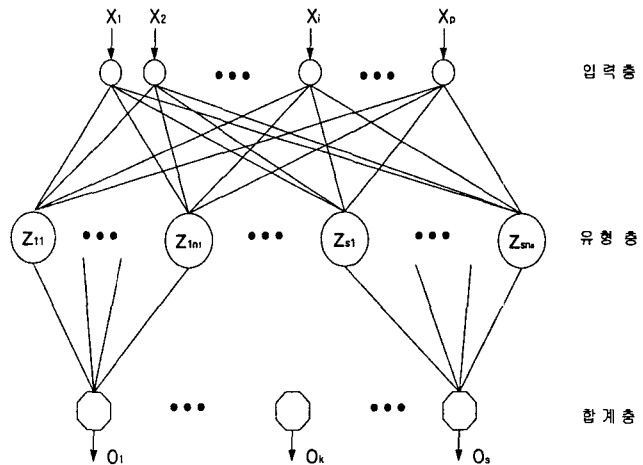


그림 1 PNN의 구조

를 필요로 하며, 적절한 연산을 위해 어느 정도의 훈련유형을 필요로 한다. 손상평가를 위한 PNN 적용은 먼저 손상추정을 하고자 하는 구조물을 몇 개의 부분(범주)으로 나눈 후, 각각의 범주로부터 손상 시나리오에 의해 훈련패턴을 생성한다. 손상추정은 어떤 시험패턴이 PNN에 입력되면 그 결과로 시험패턴이 어느 부분의 손상으로 인한 것인지를 판별하는 것이다.

3. 확률밀도함수 추정

PNN을 이용하여 유형분류를 하고자 하는 경우, 식(1)에서 각 범주에 대한 확률밀도함수 $f_A(X)$, $f_B(X)$ 를 주어진 훈련패턴만을 이용하여 구해야 한다. PNN에서 확률밀도함수는 역전파신경망에서 활성화함수와 같은 역할을 하며, PNN을 이용한 유형분류의 정확성은 각 범주의 확률밀도함수를 얼마나 정확하게 추정하는가에 따라 결정된다. Parzen[3]은 다음 식 (2)를 이용하여 확률밀도함수를 추정하는 것을 보였다. N 개의 벡터 X_1, \dots, X_N 로 부터 확률밀도함수 $f(X)$ 를 다음과 구할 수 있다.

$$f_A(X) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N k(X - X_i) \quad (2)$$

여기서 $X =$ 분류되어야 할 시험패턴, $f_A(X) = X$ 점에서 범주 A 의 확률밀도함수, $N =$ 범주 A 에 속한 훈련패턴의 수, $X_i = A$ 범주의 i 번째 훈련패턴, 그리고 $k() =$ Kernel 또는 window 함수이다. 일반적으로 $\int k(u)du = 1$, 그리고 $k()$ 는 대칭이라고 가정한다. Kernel의 대표적인 예로 다음 식(3)과 같은 Gaussian Kernel 함수를 들 수 있다.

$$k(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (3)$$

Specht[2]는 다음과 같이 여러 확률밀도함수 식을 제안하였다.

$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \lambda^p} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X - X_{Ai})'(X - X_{Ai})}{2\lambda^2}\right] \quad (4)$$

$$f_A(X) = \frac{1}{n(2\pi)^p} \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^p e^{-|X_j - X_{Aij}|/\lambda} = \frac{1}{n(2\pi)^p} \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^p |X_j - X_{Aij}|\right] \quad (5)$$

$$f_A(X) = \frac{1}{n(\pi\lambda)^p} \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^p \left[1 + \frac{(X_j - X_{Aij})^2}{\lambda^2}\right]^{-1} \quad (6)$$

$$f_A(X) = \frac{1}{n(2\pi\lambda)^p} \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^p \left[\frac{\sin\left(\frac{X_j - X_{Aij}}{2\lambda}\right)}{\frac{X_j - X_{Aij}}{2\lambda}}\right]^2 \quad (7)$$

여기에서, λ = 평활화 변수(smoothing parameter), X_{Ai} = A 범주의 i 번째 훈련패턴, P = 훈련패턴의 차원이다.

Y.Q.Ni et al.[4]은 구조물 손상평가지 범주에 대한 확률밀도함수를 정규분포로 가정한 식(4)를 이용하여 PNN을 이용한 사각교 손상평가를 수행하였으며, Ani Sawhney[5] 또한 식(4)를 적용하여 PNN을 이용한 건설현장의 크레인 종류를 선택하는 시스템에 대한 연구를 수행하였다. 그러나, 위의 논문들에서는 범주에 대한 확률밀도함수에 따른 정확성에 근거하지 못하였다. 따라서 본 논문에서는 구조물의 손상 평가시 식(4)~(7)의 4가지 확률밀도함수를 사용하여 손상평가를 수행함으로써 손상평가지 가장 우수한 결과를 주는 확률밀도함수 식을 이용하여 손상평가를 수행하였다.

4. 수치해석적 적용

4.1 대상구조물 및 범주(Class) 구분

본 논문에서 수치해석적으로 적용한 대상 구조물은 철도 판형교와 캔틸레버 지지된 플레이트 구조물로서 훈련패턴 생성 및 구조해석에 필요한 유한요소 해석은 MIDAS Civil Ver 5.2를 이용하였다. 각 구조물에 대한 Class 구분은 각각 그림 2, 3 과 같다. 유한요소 모델링은 철도판형교의 경우 거더는 Plate요소, 브레이싱과 침목은 프레임 요소를 사용하였다. 캔틸레버 지지된 Plate모델은 400개의 Plate요소만을 사용하였다. 표 1, 2는 각 구조물에 대한 모델 제원을 나타낸다. 그림 2, 3에 보인 각 Class에 대한 요소 및 위치는 표 3과 같다.

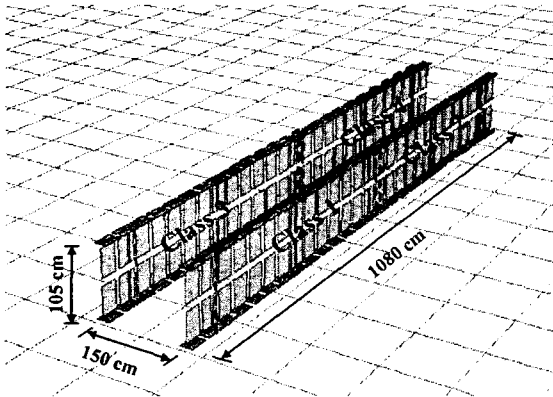


그림 2 철도 판형교의 Class 구분

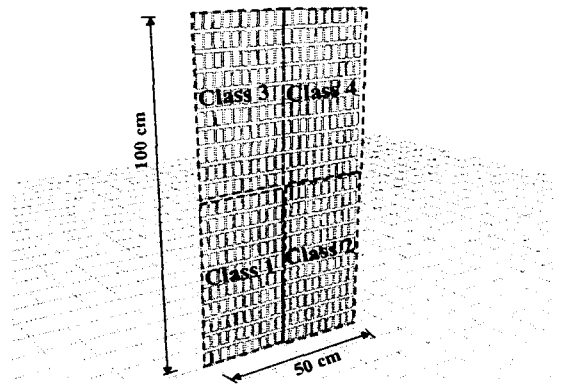


그림 3 캔틸레버 지지된 플레이트의 Class 구분

표 1 철도판형교 제원

구분	제원표
지간 (m)	9.44
보전장 (m)	10.8
보높이(m)	1.05
주보중심간격	1.5
플랜지두께(cm)	1.8/3.4
플랜지폭(cm)	30
웹두께(cm)	1
플랜지재질	SWS41

표 2 캔틸레버 지지된 플레이트 제원

구분	치수
높이 (cm)	100
너비 (cm)	50
두께 (cm)	3
재질	SS41

표 3 구조물의 Class 내용

Class 분류	판형교		캔틸레버 지지된 플레이트	
	요소 번호	요소 위치	요소 번호	요소 위치(X,Z축으로 표시)
Class 1	E 1	우측 거더의 좌측 요소	E1	(1,1) 요소
	E 2	우측 거더의 좌측 요소	E2	(2,1) 요소

Class 2	E 12	우측 거더의 좌측 요소	E100	(10,10) 요소
	E 13	우측 거더의 우측 요소	E101	(10,1) 요소
	E 14	우측 거더의 우측 요소	E102	(11,1) 요소

Class 3	E 23	우측 거더의 우측 요소	E200	(20,10) 요소
	E 24	좌측 거더의 좌측 요소	E201	(1,11) 요소
	E 25	좌측 거더의 좌측 요소	E202	(2,11) 요소

Class 4	E 35	좌측 거더의 좌측 요소	E300	(10,20) 요소
	E 36	좌측 거더의 우측 요소	E301	(11,11) 요소
	E 37	좌측 거더의 우측 요소	E302	(12,11) 요소

	E 46	좌측 거더의 우측 요소	E400	(20,20) 요소

4.2 손상 패턴의 생성

손상평가를 위해 사용하는 구조물의 응답은 다양하지만, 본 논문에서는 모드형상(Mode Shape)을 사용하였다. 철도 판형교 구조물에 대해서는 거더 하부 절점에서의 모드형상 값을 사용하였고 캔틸레버 지지된 플레이트 구조물에서는 플레이트 폭 방향으로 4등분, 길이방향으로 4등분하여 고정지점을 제외한 20곳의 교차점에서의 모드형상 값을 사용하였다. 모드형상을 이용한 손상평가를 위해, 수직 1차 모드형상을 이용하였으며, 훈련패턴 및 시험패턴은 다음 식(8)과 같이 손상전후의 모드형상의 차이를 이차의 최대값으로 정규함으로써 결정하였다.

$$P_j = \frac{\phi_j^U - \phi_j^D}{\text{Max}[|\phi_i^U - \phi_i^D|]} \quad (8)$$

여기서 P_j : 입력층의 j 번째 노드 입력치, ϕ_j^D : 손상구조물의 j 번째 절점에서의 모드형상값, ϕ_j^U : 무손상구조물의 j 번째 절점에서의 모드형상값, $\text{Max}[|\phi_i^U - \phi_i^D|]$: 손상구조물과 무손상구조물의 각 절점에서의 모드형상 차 중 가장 큰 값의 절대값이다.

4.3 훈련패턴 및 입력패턴 생성

훈련패턴을 생성하기 위해 표 4와 같이 철도 판형교는 각 Class 별로 5가지의 손상시나리오를 가정하였다. 예를 들면, Class 1의 경우 첫 번째 훈련패턴은 2, 7번 요소에 손상을 도입한 후 모드형상을 이용하여 훈련패턴을 만들었다. 캔틸레버 지지된 플레이트의 경우에는 각 Class 별로 10가지의 손상상태를 가정하여 훈련패턴을 생성하였다. 구조물의 손상 도입은 재료의 강성을 감소함으로써 손상을

묘사하였으며, 훈련패턴 생성을 위해 판형교의 경우는 강성을 70% 감소하였고, 캔틸레버 지지된 플레이트의 경우는 30% 감소하였다.

시험패턴 생성을 위해서 철도판형교의 경우는 각 Class 별로 9번, 18번, 29번, 41번 요소에 대해 각각 50% 손상을 도입한 경우에 대한 손상추정을 수행하였고, 캔틸레버 지지된 플레이트의 경우는 각 Class 중앙에 위치한 55번, 155번, 255번, 355번 요소에 각각 50% 손상을 도입한 경우에 대해 손상을 추정하였다.

표 4 훈련패턴 및 시험패턴 생성

구 분	철도 판형교		캔틸레버 지지된 플레이트	
	손상요소		손상요소	
	훈련패턴	시험패턴	훈련패턴	시험패턴
Class 1	2, 7	9	1~10	55
	3, 8		11~20	
	4, 9		}	
	5, 10		81~90	
	6, 11		91~100	
Class 2	14, 19	18	101~110	155
	15, 20		111~120	
	16, 21		}	
	17, 22		181~190	
	18, 23		191~200	
Class 3	25, 30	29	201~210	255
	26, 31		211~220	
	27, 32		}	
	28, 33		281~290	
	29, 34		291~300	
Class 4	37, 42	41	301~310	355
	38, 43		311~320	
	39, 44		}	
	40, 45		381~390	
	41, 46		391~400	

5. 손상추정 결과

5.1. 철도 판형교의 손상 추정 결과

철도 판형교 모델의 각 시험패턴에 대한 4가지 확률밀도함수를 이용한 손상추정 결과는 다음 그림 4~7 과 같다. 그림에서 PDF1~PDF4 는 확률밀도함수에 대한 식(4)~(7)을 이용한 경우의 손상추정을 나타낸다. 그림 4는 Class 1에 속하는 요소 9번에 손상이 도입된 경우에 대한 손상추정 결과를 나타내는 그림이다. 그림 4에서 보는 바와 같이 손상추정의 결과는 4가지 확률밀도함수에 대해 모두 Class 1의 손상지수값이 크게 나옴으로써 손상 Class를 추정함을 알 수 있다. 그러나, 확률밀도함수로 식 (5)를 사용한 경우의 결과를 살펴 보면, 손상이 발생하지 않은 다른 Class의 손상지수는 상당히 낮고 손상이 발생한 Class 1의 손상지수가 상당히 큰 것을 알 수 있다. 이러한 경향은 그림 5~7에서도 동일하다. 표 5는 Class 1 손상시 각 확률밀도함수를 사용한 경우 각 Class 에 대한 손상지수와 평균오차를 나타낸다. 표 5에서 PDF2를 이용한 경우 오차가 0.50% 로써 다른 PDF 보다 더 정확한 손상추정함을 알 수 있다.

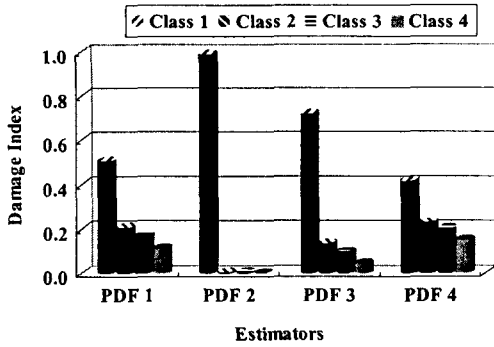


그림 4 Class 1 손상 (요소 9번)

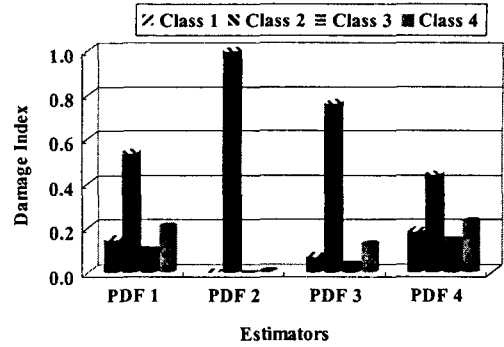


그림 5 Class 2 손상 (요소 18번)

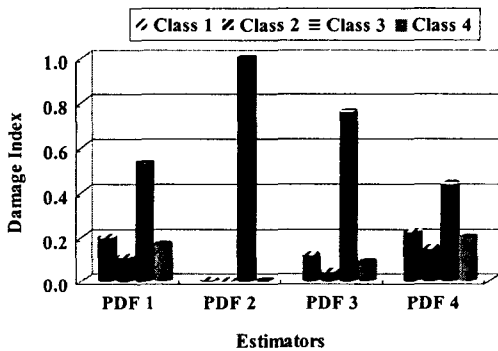


그림 6 Class 3 손상 (요소 29번)

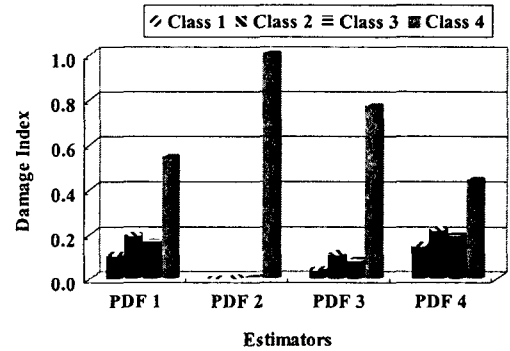


그림 7 Class 4 손상 (요소 41번)

표 5 Class 1 손상시 손상추정 결과

Class 구분	PDF 1	PDF 2	PDF 3	PDF 4
Class 1	0.505589	0.989983	0.717896	0.415570
Class 2	0.206334	0.005008	0.135018	0.228070
Class 3	0.173265	0.003339	0.099001	0.202668
Class 4	0.114811	0.001669	0.048086	0.153692
평균오차	24.72%	0.50%	14.11%	29.22%

5.2. 캔틸레버 지지된 플레이트 구조물의 손상 추정 결과

다음 그림 8~11 은 캔틸레버 지지된 플레이트 구조물에 대한 손상평가 추정결과를 나타낸다. 각 그림은 Class의 한 요소의 손상을 50% 주었을 때 각각의 확률밀도함수를 사용하여 손상 추정결과를 비교한 것이다. 각 그림에서 PDF에 대한 식은 철도판형교의 경우와 동일하다. 그림 8~11에서 각각의 확률밀도함수를 사용한 경우 손상추정은 잘 수행됨을 알 수 있다. 그러나, Class 1이 손상되었을 경우에 대한 그림 8에서 PDF1, 3 4를 이용한 경우, Class 1에 대한 손상지수가 뚜렷히 높지 않다. 그러나, PDF2를 사용한 경우에는 Class 1에 대한 손상지수가 상당히 높고, 다른 Class 에 대한 손상지수는 상

당히 낮아 손상추정 정확도가 좋은 것을 알 수 있다. 이러한 경향은 모든 손상경우에 대해 동일하다. 표 6은 Class 1 에 손상이 도입된 경우에 대한 그림 8을 수치로 나타낸 것이다. 표 6에서 PDF2 를 사용한 경우의 평균오차가 11.42% 로서 손상추정정도가 가장 좋은 것을 알 수 있다.

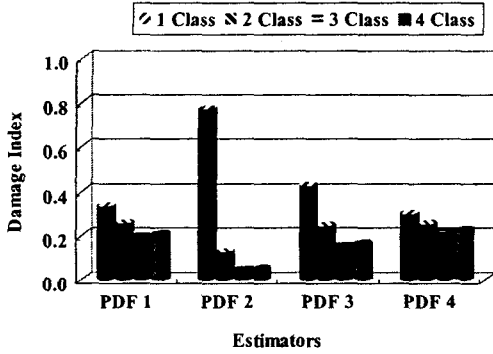


그림 8 Class 1 손상(요소 55번)

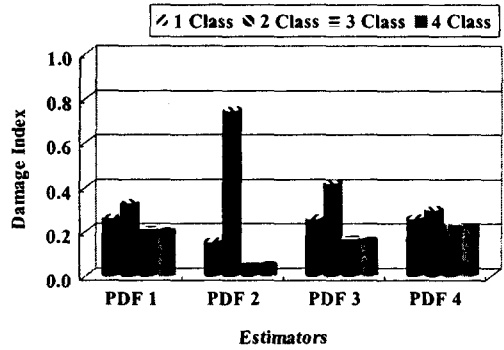


그림 9 Class 2 손상 (요소 155번)

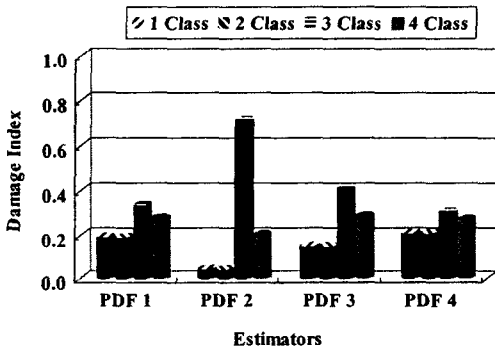


그림 10 Class 3 손상 (요소 255번)

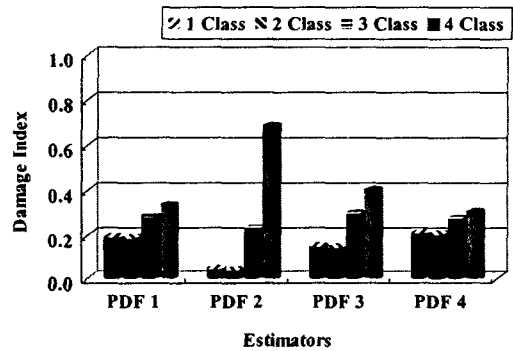


그림 11 Class 4 손상 (요소 355번)

표 6 Class 1 손상시 손상추정 결과

Class 구분	PDF 1	PDF 2	PDF 3	PDF 4
Class 1	0.334051	0.771676	0.426228	0.301198
Class 2	0.255423	0.127168	0.245274	0.255043
Class 3	0.201512	0.049855	0.161448	0.218840
Class 4	0.209014	0.051301	0.167050	0.224919
평균오차	33.30 %	11.42 %	28.69 %	34.94 %

6. 결론

본 논문에서는 PNN을 이용한 구조물손상평가에서 활성화함수로 이용되는 훈련패턴에 대한 확률밀도 함수 4가지에 대한 손상평가정도를 비교함으로써, 손상평가지 정확도가 높은 확률밀도함수 형태를 결정하고자 하였으며, 철도 판형교와 캔틸레버 지지된 플레이트 구조물에 대해 수치해석적으로 적용하였

다. PNN에서 이용하는 패턴에 대한 확률밀도함수는 훈련패턴과 시험패턴의 차를 기본 변수로 하고 있으나, 확률밀도함수가 다른 경우 각각 다른 손상평가 결과가 나옴을 알 수 있었다. 손상평가 결과, 확률밀도함수 중 Hamming 거리를 찾는 식을 사용한 경우에 가장 좋은 결과를 산출하였다.

7. 감사의 글

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

8. 참고문헌

1. Improvement of Evaluation Method for Existing Highway Bridges, Research Report No. FL/DOT/RMC/6672-818
2. Specht, D. F. (1990). "Probabilistic Neural Networks" Neural Networks.Vol.3, pp109-118.
3. Parzen, E. (1962). "On estimation of a probability density function and mode", Annals of Mathematical Statistics, 33, pp1065-1076
4. Y.Q. Ni, X.T. Zhou, J.M. Ko and B.S. Wang(2000), "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.
5. Anil Sawhney and Andre Mund (2002). "Adaptive Probabilistic Neural Network-based Crane Type Selection System" Journal of Construction Engineering and Management, Vol. 128, No. 3, June 1, pp. 265-273