

신경망을 사용한 교량구조의 미지계수 추정

Structural Parameter Estimation of Bridges Using Neural Networks

방 은 영* 윤 정 방**

Paang, Eun-Young Yun, Chung-Bang

ABSTRACT

Procedures for estimation of axial or flexural rigidities of bridge members by neural networks are shown. To treat large scale structures containing many unknown parameters, substructuring concept is introduced. The measurement points are selected considering the sensitivity of the element stiffnesses of interest. Utilization of relative mode vectors is found to be very effective for the local parameter estimation. Then, the study focuses on the method to obtain the training set enough to represent structures. It is shown that noise injection is effective to reduce the estimation errors caused by measurement noise. Verification of the present method is carried out using a cable-stayed bridge model.

1. 서론

구조물의 손상도추정이나 안전진단을 위해서 구조계수를 추정하는 기존의 방법으로는 Extended Kalman Filter, 모우드 섭동법, 민감도 방법, 최소자승법에 속하는 순차적예측오차법 등 여러가지가 있다. 이러한 방법들은 운동방정식이나 모우드관계식과 같이 구조물을 대표하는 식을 직접 이용하는 알고리즘이며, 시간이 적게 소요되어 효율적이고 다양한 문제에 좋은 결과를 주었다. 그러나, 구조물 관계식에 의존도가 높아서 구조물의 관계식이 복잡한 문제에 적용시에는 여러가지 난점이 초래될 수 있다.

이에 반하여, 본 논문에서 사용한, 신경망에 의한 방법은 학습자료의 계산과 학습에 소요되는 시간이 많은 단점이 있지만, 일단 학습된 신경망을 시험자료로 안정성을 확인하므로 사용시에는 안정적으로 사용할 수 있고, 결과 출력이 간단한 연산으로 이루어지므로 사용단계에서의 출력시간은 적게 소요된다. 또한 학습자료로 사용되는 입력자료 선택의 폭이 넓다. 예를들어 동적자료로는 고유진동수와 고유진동모우드 및 정적자료로는 정적변위 등을 사용하기에 용이하다. 또한 신경망에 의한 방법은 구조물 관계식을 사용한 직접적인 수식화를 필요로 하지 않고, 구조물을 대표하는 학습자료에 의존하므로, 충분한 학습자료를 구하는 것이 중요하다.

* 한국과학기술원 토목공학과 박사과정

** 한국과학기술원 토목공학과 교수

본 논문에서는 정적신경망의 일종인 다층퍼셉트론을 사용하여 교량구조의 축강성이나 휨강성 등의 미지계수를 추정하는 절차를 서술하였으며, 사장교 거어더의 휨강성을 추정하는 예를 보이었다.

2. 신경망을 사용한 교량구조의 미지계수추정의 개요

구조물의 부재특성치를 알고 있을 때, 구조해석으로 고유진동수나 모드벡터와 같은 구조물의 동특성을 구할 수 있다. 이와는 반대로, 측정된 자료를 바탕으로 미지의 부재특성치를 얻고자 하는 것이 미지 구조계수추정의 목적이다. 다층퍼셉트론은 가장 많은 분야에 적용되는 신경망모델이며 다수의 입력과 출력의 쌍들이 주어졌을 때, 그 입력과 출력의 관계식을 표현할 수 있는 일종의 근사함수 기능을 하는 신경망이다. 이러한 사실에 근거하여, 신경망의 입력에 측정된 자료로부터 추출된 고유진동수와 모드벡터가 제시되었을 때, 그 입력에 해당하는 부재특성치가 출력되도록 하는 것이 목적이다. 이러한 목적을 위해서는 해당 구조계를 대표할 수 있는 정도의 입출력 자료를 사용하여, 신경망을 학습시켜야 한다. 신경망을 학습시킨다는 것은 신경망에 어떤 입력이 제시되었을 때, 그것에 해당하는 목표출력 즉, 정답이 무엇인지를 미리 가르쳐 주고, 신경망이 그러한 출력을 내도록 신경망의 연결강도를 결정하는 것이다. 위에서 표현된 정답에 해당하는 입출력 자료를 학습자료라고 하며, 미지 구조계수추정의 경우, 이 자료는 구조해석으로 구해진다.

신경망을 사용한 구조계수 추정과정을 설명하기 위해, 미지의 구조계수가 2개인 간단한 구조를 생각해보자. 미지구조계수 θ_1, θ_2 의 범위가 각각 0.4 ~ 1.4 사이라고 가정하자. 여기서 1.0은 구조물이 전혀 손상을 입지않은 상태를 의미하고, 0.4는 60%의 손상을 입은 상태, 1.4는 구조계수가 40% 증가한 경우로 해석될 수 있다. 이때, 미지계수의 영역에 고루분포된 여러가지 경우에 대하여 구조해석을 수행하여 각각에 대응하는 고유진동수 및 모드벡터를 구할 수 있다. 예를 들어, 미지계수 θ_1, θ_2 에서 각각 3개의 경우(해상도=3)를 선택하여, (θ_1, θ_2) 가 (1.4, 1.4), (1.4, 0.9), (1.4, 0.4), (0.9, 1.4), (0.9, 0.9), (0.9, 0.4), (0.4, 1.4), (0.4, 0.9), (0.4, 0.4)인 9가지 경우의 고유진동수와 모드벡터를 구할 수 있다. 이와같은 9개의 학습자료가 충분히 그 구조물을 대표할 수 있는 지는 학습을 수행한 후, 시험자료를 사용하여 시험을 해보아야 알 수 있다. 만일 충분하지 않으면, 해상도를 높여야 한다. 정리하여 표현하면, 미지계수의 갯수를 N, 각 계수에 대한 해상도를 M이라고 했을 때, 필요한 학습데이터의 경우의 수는 M^N 의 형태가 되므로 미지계수가 크게 증가하거나 고밀도의 해상도가 요구되는 문제에서는 감당할 수 없을 정도의 많은 학습자료가 필요할수도 있다. 구조가 복잡하여 미지계수의 상관관계가 크면 클수록 큰 해상도가 요구되며, 그 값은 문제에 따라 경험적으로 결정된다.

이렇게 학습자료를 구한후에, 신경망의 입력에 고유진동수 및 모드벡터를 입력했을 때, 그에 해당하는 θ_1, θ_2 가 출력되도록 신경망의 연결강도 W를 결정하고, 학습에 사용되지 않은 시험자료로 그 성능을 검증하면 된다.

3. 학습자료의 선정

위에서 살펴본 바와같이 신경망을 사용하여 미지계수를 추정하는 과정은 크게 학습에 사용될 입출력자료를 구하는 과정과 구해진 입출력 자료를 가지고 신경망을 학습시키는 과정으로 나뉜다.

학습에 사용될 입출력 자료를 구하는 과정을 설명하기 위해 그림 1과 같은 트러스구조를 예로 들었다. 그림에서 보이듯이, 예제 트러스는 15개의 부재로 구성된 간단한 구조이며 부재의 단면특성치는 표1에 주어져 있다. 본 예제는 그림과 같이 구조물의 형상은 알고 있고, 단지, 15개

부재의 축강성(EA, axial rigidity)을 모두 모르는 상황에서, 부분구조에 해당하는 진하게 표시된 7개의 축강성을 추정할 수 있는 신경망을 구하는 것이다. 교량을 포함한 대부분의 구조물은 많은 수의 부재로 구성되어 있는데, 모든 부재의 단면특성치를 한꺼번에 구하는 것보다 부분구조로 나누어 접근하는 것이 효과적이다. 그래서, 그림 1과 같이 두개의 부분구조로 나누었으며, 추정하고자 하는 부재로 구성된 왼쪽 부분구조를 내부영역, 그 외부의 오른쪽 부분구조를 외부영역이라고 하였다.

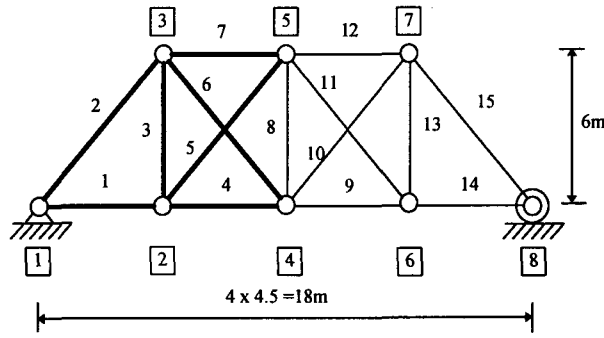


그림 1. 예제 트러스구조

표1. 예제 트러스구조의 단면특성치

부재	단면적($\times 10^{-3} m^2$)
3, 8, 13	0.9
5, 6, 10, 11	1.2
1, 4, 9, 14	1.5
7, 12	1.8
2, 15	2.4

3.1 계측자료 종류 및 최적 계측점의 선정

본논문에서는 통상 사용되는 모우드벡터가 아니라, 모우드성분의 절점간 상대치를 사용한다. 그 이유는 이 값이 해당 절점사이 부재이외의 단면변화에 대하여는 둔감하고 특정한 부재의 변화량에 민감하여, 학습에 용이한 자료이기 때문이다. 그러나, 이 값은 절대 모우드벡터의 값보다 수치가 작아지므로 더 정확한 계측이 요구된다.

부분구조의 미지계수추정에서, 내부영역의 미지계수를 추정하는 것이 목적이므로 내부영역의 단면변화에는 민감하고, 동시에 외부영역의 단면변화에는 둔감한 계측점을 택하는 것이 바람직하다. 그래서, 다음과 같은 과정을 통하여 계측점을 결정한다.

미지계수인 15개 부재의 축강성(EA, axial rigidity)을 $\tilde{\theta} = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{15}\}$ 라 표시 하였다. 계측가능한 모우드성분의 절점간 상대치 중에서, 부재 1의 두 절점 1과 3사이의 각각 x방향과 y방향 모우드성분의 상대치, 이와 유사하게 모든 부재의 경우를 포함하면, 이 문제의 경우 각 부재에 2개씩 30개의 값이 있다. 이것을 $X^{tot} = \{x_1, x_2, \dots, x_{30}\}$ 라고 하였다. 이해를 돕기위해, 그림2에 부재4의 두 절점 2와 4사이의 y방향 첫번째 모우드성분에 대한 상대치를 화살표로 표시하였다. 여기서 모우드는 첫번째와 두번째의 두 모우드를 사용하는 것으로 가정하여, 두 모우드에 대한 절대값의 평균을

사용하였다. 위의 30개의 계측점 중에서 위에서 언급하였듯이, 내부영역의 단면변화에는 민감하고, 외부영역의 단면변화에는 둔감한 계측점을 택하고자 한다.

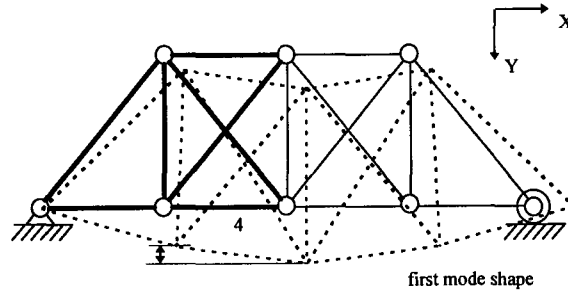


그림 2. 모드성분의 상대치

식 1과 같이 X^{tot} 의 미지계수인 축강성에 대한 민감도를 구할 수 있다.

$$\frac{\partial X^{tot}}{\partial \theta} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial \theta_1} & \frac{\partial x_2}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial x_{30}}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial x_1}{\partial \theta_2} & \frac{\partial x_2}{\partial \theta_2} & & \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial x_1}{\partial \theta_{15}} & & \dots & \frac{\partial x_{30}}{\partial \theta_{15}} \end{bmatrix} \quad (1)$$

위의 민감도를 바탕으로 내부영역의 각 부재에는 민감하고 외부영역에는 둔감한 자료를 표2와 같이 내부영역부재 마다 각각 3개씩 구하였다.

표 2. 계측점의 선정

내부영역 미지계수	계측자료
부재 1	x_1, x_9, x_{10}
부재 2	x_3, x_{14}, x_{12}
부재 3	x_6, x_{10}, x_5
부재 4	x_7, x_3, x_1
부재 5	x_{10}, x_8, x_{14}
부재 6	x_{12}, x_8, x_{14}
부재 7	x_{13}, x_{10}, x_{14}
합계	$x_1, x_3, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{12}, x_{13}, x_{14}$

위의 표에서 중복되는 것을 제외하면 30개의 계측점 중에서 11개가 선정된다.

3.2 학습자료의 선정 및 계산

제 2 절에서 살펴본 바와 같이, 미지계수가 15이면, 해상도를 4로 해도, 필요한 학습자료의 수가 $4^{15} \approx 10^9$ 정도가 되어, 너무 많으므로 현실성이 없게 된다. 이러한 문제를 해결하고자 하는 것이 이 절의 목적이다. 내부영역의 미지계수를 구하는 것이 목적이므로, 외부영역의 8개의 부재들을 유사한 역할을 하는 부재들의 그룹으로 묶어 미지계수를 줄이는 효과를 얻고자 한다.

첫번째와 두번째 모우드를 사용한다면, 3.1 절에서 선정한 11개의 계측점에, 각각 2개의 모우드 계측자료가 있고 또한 첫번째와 두번째의 고유진동수를 포함하면, 모두 24개의 계측자료를 사용할 수 있다. 이를 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{24}\}$ 라 하고, 이것의 외부영역 미지계수에 대한 민감도를 구하면 식2와 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial Y}{\partial \theta_7} &= \left\{ \frac{\partial y_1}{\partial \theta_7} \quad \frac{\partial y_2}{\partial \theta_7} \quad \dots \quad \frac{\partial y_{24}}{\partial \theta_7} \right\} \\ \frac{\partial Y}{\partial \theta_8} &= \left\{ \frac{\partial y_1}{\partial \theta_8} \quad \frac{\partial y_2}{\partial \theta_8} \quad \dots \quad \frac{\partial y_{24}}{\partial \theta_8} \right\} \\ &\vdots \\ \frac{\partial Y}{\partial \theta_{15}} &= \left\{ \frac{\partial y_1}{\partial \theta_{15}} \quad \frac{\partial y_2}{\partial \theta_{15}} \quad \dots \quad \frac{\partial y_{24}}{\partial \theta_{15}} \right\} \end{aligned} \quad (2)$$

표3. 고유진동수 관점의 그룹화

그룹번호	그룹에 속한 부재
1	2
2	1, 4
3	3, 5, 6, 7
4	10, 13
5	8, 11, 14
6	9, 12, 15

표4. 모우드벡터의 관점의 그룹화

그룹번호	그룹에 속한 부재
1	1
2	2
3	3
4	4
5	5
6	6
7	7
8	10, 13
9	8, 11, 14
10	9, 12, 15

Kohonen 신경망을 사용하여, 위의 8개의 벡터를 서로의 거리가 가까운 것끼리 3개의 그룹, θ_{10}, θ_{13} 과 $\theta_8, \theta_{11}, \theta_{14}$ 과 $\theta_9, \theta_{12}, \theta_{15}$ 으로 나눌 수 있다. 각각 그룹내의 미지계수는 같은 것으로 간주한다. 그러므로 미지계수가 15개에서 10개로 줄어든 효과를 얻을 수 있다.

계측자료중에서 고유진동수는 개개의 부재 보다는 구조전체와 관련된 특성치이다. 다시 말하자면, 어느 국소부재의 단면변화에 그다지 민감하지 않고, 구조전체의 변화에 의존한다. 반면에 모우드 벡터는 고유진동수에 비하여, 각 부재의 단면변화에 민감하다. 그래서 각 부재와 관련된

미지계수추정의 관점에서는 모우드벡터가 좋은 자료이다. 그러나 계측의 측면에서는 고유진동수가 모우드벡터 보다 상대적으로 정확하므로 고유진동수 자료도 사용하는 것이 좋다.

그리하여 고유진동수와 모우드벡터의 특성을 고려하는 방향으로 학습자료를 선정하였다. 우선 고유진동수 관점에서 생각할때, 모든 부재를 동시에 고려해야 하므로, 위에서 외부영역을 그룹별로 분리(clustering)한 것과 유사하게 내부영역도 clustering하여 θ_2 와 θ_1, θ_4 와 $\theta_3, \theta_5, \theta_6, \theta_7$ 으로 나누었다. 결국, 표3과 같이 전체구조를 6개의 그룹으로 표현할 수 있다. 이와같은 결과를 바탕으로, 해상도를 4로 하여 $4^6 = 4096$ 개의 경우의 수에 해당하는 학습자료를 구했다. 다음은 모우드벡터의 관점에서 학습자료를 선택하는 방법이다. 외부영역은 clusering된 3개의 cluster를, 내부영역은 본래의 7개 부재를 그대로 고려하여 표4와 같이 10개의 미지수로 간주하고, 각 미지수에 대한 벡터 Y의 민감도를 구하고, 그들 사이의 상관계수(correlation)를 구하여, 상관계수가 큰 그룹으로 구성된 집합을 구할 수 있다. 그 결과 {2,3,5,6,7,8}, {1,4,9,10}의 두 집합을 구하였다. 집합 {2,3,5,6,7,8}에 속한 그룹을 제외한 다른 미지계수는 모두 1.0을 부여하고, 위의 6개 그룹에 대하여 해상도 5를 적용하여 $5^6 = 15,625$ 개의 학습자료를 구했으며, 이와 유사하게 {1,4,9,10}의 경우에는 해상도 5를 적용하여 $5^4 = 625$ 개의 학습자료를 구하였다. 위의 조합을 합하면 20,346 개가 된다.

4. 신경망 학습과 시험

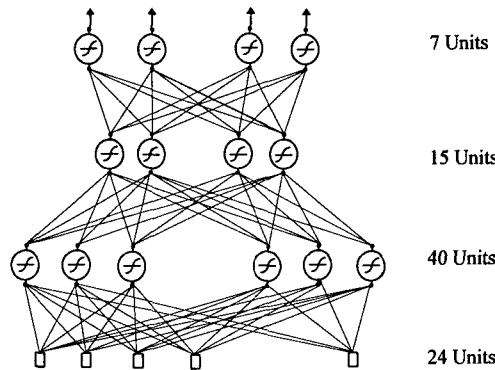


그림3. 사용된 다층퍼셉트론의 구조

3절에서 구한 입출력 학습자료를 사용하여, 그림3과 같은 구조의 다층퍼셉트론을 학습시키고, 학습에 사용되지 않은 임의의 자료들을 사용하여, 시험한 결과를 표 5에 제시하였다.

일반화특성을 향상시키기 위해, 일반적으로 학습시 입력벡터에 일정량의 노이즈첨가방법이 이용된다. 본 논문에서는, 표 5에 나타나듯이, 적당한 노이즈첨가를 통하여 계측오차에 의한 미지계수추정 오차를 줄일 수 있었다. 즉, 계측오차의 노이즈수준이 어느정도인지 예측할 수 있다면, 학습자료의 입력벡터에 노이즈첨가하면 더 좋은 추정결과를 기대할 수 있다.

표5. 트러스에제에 대한 노이즈첨가의 효과

계측오차 \ 노이즈첨가	고유진동수 = 0 % 모우드벡터 = 0 %	고유진동수 = 1 % 모우드벡터 = 2 %	고유진동수 = 2 % 모우드벡터 = 5 %
고유진동수 = 0 % 모우드벡터 = 0 %	(6.1%, 3.7%)	(7.2%, 5.3%)	(11.4%, 9.8%)
고유진동수 = 1 % 모우드벡터 = 2 %	(5.4%, 4.5%)	(6.5%, 5.2%)	(9.5%, 8.0%)
고유진동수 = 2 % 모우드벡터 = 5 %	(6.9%, 6.0%)	(7.0%, 6.2%)	(8.3%, 7.0%)

(상대오차의 평균, 상대오차의 표준편차)

$$\text{상대오차} = (\text{신경망의 출력} - \text{출력의 목표값}) / \text{출력의 목표값}$$

5. 사장교 거어더의 휨강성 추정에 대한 적용

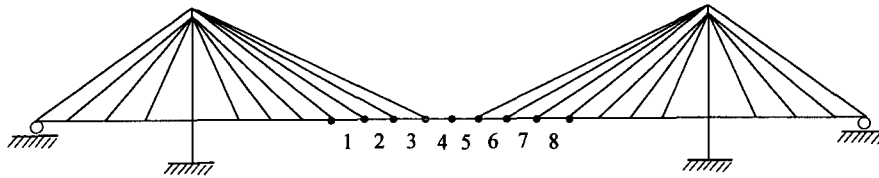


그림 4. 미지계수추정에 적용된 사장교

지금까지 설명된 미지계수추정방법을 그림4의 사장교 거어더의 휨강성(EI, flexural rigidity)의 추정에 적용하였다. 예제사장교의 교탑과 케이블의 강성은 기지의 값으로 가정하였고, 24개 부재로 구성된 거어더의 휨강성을 미지계수로 가정하였다. 또한 24개 부재 중에서 그림에 표시된 중앙의 8개 부재의 휨강성을 내부영역으로 하는 문제를 취급하였다.

3절에 설명된 방법을 사용하여 20725개의 학습자료를 구조해석으로 구하였고, 학습후 시험결과는 표6과 표7에 나타내었다.

표6. 시험결과의 예(학습시, 노이즈첨가: 고유진동수 = 2 % 모우드벡터 = 5 %
시험시, 계측오차: 고유진동수 = 2 % 모우드벡터 = 5 %)

입 력	0.511 0.157 0.178 0.174 0.113 0.017 0.035 0.113 0.164 0.174 0.155 0.758 0.206 0.075 0.150 0.447 0.458 0.454 0.477 0.192 0.065 0.205
계측오차를 첨가한 입력	0.494 0.154 0.177 0.157 0.107 0.018 0.032 0.119 0.176 0.167 0.146 0.746 0.220 0.075 0.150 0.456 0.501 0.441 0.520 0.191 0.061 0.215
신경망의 출력	0.732 0.728 0.496 0.824 0.778 0.827 0.610 0.735
신경망의 참값	0.800 0.700 0.500 0.700 0.800 0.800 0.600 0.900
상대오차	8.0 % 3.8 % 0.7 % 17.7 % 2.7 % 4.1 % 1.5 % 20.7 %

표6. 사장교예제에 대한 시험자료에 의한 시험결과

계측오차 노이즈첨가	고유진동수 = 0 % 모우드벡터 = 0 %	고유진동수 = 1 % 모우드벡터 = 2 %	고유진동수 = 2 % 모우드벡터 = 5 %
고유진동수 = 0 % 모우드벡터 = 0 %	(5.5%, 4.4%)	(13.1%, 10.1%)	(29.1%, 22.6%)
고유진동수 = 1 % 모우드벡터 = 2 %	(7.2%, 5.5%)	(9.8%, 7.9%)	(18.6%, 14.1%)
고유진동수 = 2 % 모우드벡터 = 5 %	(14.2%, 7.4%)	(14.6%, 8.8%)	(14.6%, 10.1%)

6. 결 론

신경망을 사용하여 교량의 축강성, 휨강성 등의 미지구조계수를 추정하는 전반적인 절차를 보였다. 교량과 같이 많은 부재로 구성된 구조물의 부재별 구조계수를 추정하기 위해, 부분구조개념을 도입하였으며, 최적의 계측점을 선정하기 위한 목적으로 추정하고자하는 미지계수를 포함한 내부영역에는 민감하고 외부영역에는 둔감한 계측점을 선정하는 절차를 보였다.

미지계수추정 기능을 갖는 신경망을 학습시키기 위해서는, 구조물을 충분히 표현할 수 있을 정도의 학습자료가 필요하며, 이러한 자료는 구조해석으로 구해지는 것이므로, 실제 신경망을 학습시키는데 소요되는 시간과 비교해서 훨씬 많은 시간이 요구된다. 그래서, 적은 수의 학습패턴으로도 구조계를 효과적으로 대표할수있는 학습패턴의 선택과정을 기술하였다.

일반화성능을 향상시키기위해 이용되는 노이즈첨가학습을 도입하여, 계측오차가 있을 때, 효과적으로 적용될 수 있음을 보였다. 교량에 대한 적용성을 보이기 위해, 사장교 거어더의 휨강성을 추정하는 예제를 보였다.

참 고 문 헌

1. Simon Haykin, Neural Networks - A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publishing Company, 1994
2. Jacek M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems. West Publishing Company, 1992.
3. Lasse Holmstrom, and Petri Koistinen, "Using Additive Noise in Back-Propagation Training." IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 3, No. 1, 24-38, 1992
4. Wu, X., Ghaboussi, J., and Garrett, J. H. Jr. (1992). "Use of neural networks in detection of structural damage." Comput. Struct., 42(4), 649-659