

신경망을 이용한 구조물 접합부의 손상도 추정

Structural Joint Damage Assessment Using Neural Networks

방은영* 이진학** 윤정방***
Bahng, Eun Young Yi, Jin Hak Yun, Chung Bang

국문요약

대부분의 손상도 추정법들은 부재의 손상을 해당부재의 평균적인 강성감소로 표현하였다. 본 연구에서는 보다 실제적인 손상도를 추정하기 위하여, 접합부의 손상을 도입하였다. 접합부의 모형을 위하여 보의 양단에 회전스프링을 추가하였으며, 접합부 손상을 접합부 강성의 감소로 정의하였다. 접합부의 손상도를 계측된 모드벡터를 바탕으로 하여, 신경망기법을 사용하여 추정하였다. 효율적인 훈련패턴을 만들기 위하여 Latin Hypercube Sampling 기법을 도입하였으며, 국부영역에서의 손상도추정을 위하여 부구조법을 도입하였다. 제안된 기법의 효용성을 검증하기 위하여 10층 프레임구조물에 대한 수치해석결과를 이용하였다. 예제해석을 통하여 추정 결과가 상당히 정확함을 확인하여, 실제 적용 가능한 방법임을 알 수 있었다.

주요어 : 구조계추정기법, 접합부 손상추정, 신경망기법, 부분구조법

ABSTRACT

Structural damage is used to be modeled through reductions in the stiffness of structural elements for the purpose of damage estimation of structural system. In this study, the concept of joint damage is employed for more realistic damage assessment of a steel structure. The joint damage is estimated damage based on the mode shape informations using neural networks. The beam-to-column connection in a steel frame structure is represented by a rotational spring at the fixed end of a beam element. The severity of joint damage is defined as the reduction ratio of the connection stiffness with respect to the value of the intact joint. The concept of the substructural identification is used for the localized damage assessment in a large structure. The feasibility of the proposed method is examined using an example with simulated data. It has been found that the joint damages can be reasonably estimated for the case with the measurements of the mode vectors subjected to noise.

Key words : system identification, joint damage assessment, neural networks, substructural method

1. 서 론

교량, 고층빌딩 등의 토목구조물은 공용기간 내내 지진, 태풍, 교통, 파랑 등의 외부하중에 노출되어 있어, 시간이 경과함에 따라 노후화와 손상이 진행될 수 있다. 그러한 손상은 인명피해와 함께 재산상의 손실을 수반하는 구조물의 붕괴를 초래하기도 한다. 따라서, 적절한 수준의 유지, 보수 및 보강에 대한 정보를 수집하기 위하여 정기적인 안전검사가 필요하다.

안전검사와 관련한 비파괴 검사법의 한 부류는 육안조사, 방사선법, 초음파법, 음향방출법, 자분탐상법 등의 국부조사법이다. 이러한 부류의 검사법은 대형구조물에 적용할 때 많은 시간과 경비가 소요된다. 한편, 비파괴검사법의 다른 부류는 구조물의 수학적 모델과 계측자료를 사용하는 구조계 추정기법(System Identification)에 근거한 전역적 손상도추정법이 있다.⁽¹⁾ 구조계 추정기법을 이용한 비파괴 검사법은 최근의 계측 및 데이터 처리분야의 발전과 함께 널리 적용되고 있다. 이러한 부류의 방법들은 구조물의 전체 거동을 분석함으

* Univ. of California, Irvine, 박사후연구원과정

** 한국과학기술원 토목공학과 박사과정

*** 정회원 · 한국과학기술원 토목공학과 교수

로써 구조물 전체에 대한 손상추정이 가능하다. 그러나, 국부검사가 하중이 크게 작용하는 접합부 등 취약부위를 그 대상으로 하는 것에 비하여 구조계 추정기법에 의한 손상도추정은 주로 부재단위로 이루어지고 있어 실제 문제에 대한 적용에 어려움이 있을 수 있다.

대부분의 구조손상은 어떤 부재의 전체에 걸쳐 발생하기보다는 응력집중부와 같은 부재내의 일부 취약한 부분에서 발생할 가능성이 높다. 예를 들어 철골구조물에서는 볼트접합부의 볼트구멍 사이에 피로균열이 발생하기 쉽다. 이러한 사실에 비추어 볼 때 본 연구에서 다루고자 하는 접합부에 대한 손상도추정이 요구된다고 할 수 있다. 본 논문에서는 반강결접합모델을 이용한 접합부에서의 손상모델을 제시하고, 이에 따른 접합부손상도를 신경망기법을 이용하여 추정하는 방법을 제안하고자 한다.

2. 보-기둥 접합부의 해석모델

일반적인 구조해석에서 철골구조물의 접합부는 강결접합(rigid connection)과 핀접합(pin connection)으로 모델링 되지만, 실제 접합부의 거동은 이러한 양극단의 사이에 위치한다. 즉, 일반규준에서 강결접합으로 정의된 접합부라 할지라도 주위 부재에 작용하는 모멘트를 완전하게 전달할 수 없고, 전단력만을 전달하는 것으로 정의된 핀접합부도 모멘트의 일부를 전달하게 된다. 이와 같은 접합부는 완전한 강결접합도, 완전한 핀접합도 아닌 반강결접합(semi-rigid connection)상태이다. 철골구조물의 보-기둥 접합부는 그림 1과 같이 다양한 종류가 있다.

접합부의 변형은 크게 휨변형과 전단변형, 축방향변형의 세 가지로 나눌 수 있다. 이러한 세 가지 변형 중에서도 특히 휨변형은 철골구조물의 해석 및 설계시에 큰 영향을 줄 수 있다(그림 2). 보와 기둥을 연결하는 접합부의 유형에 따라 휨강성의 크기도 그림 3과 같이

각기 다르다. 철골구조물의 손상은 접합부에서 빈번하게 발생하고 그 손상은 접합부 휨강성의 저하로 나타나므로, 접합부 손상은 접합부의 휨강성 감소로 정의할 수 있을 것이다. 이와 같은 목적으로 접합부의 휨강성을 포함한 프레임의 모델을 제시하고, 그 모델에 적합하게 손상도를 정의하는 과정을 전개하였다.

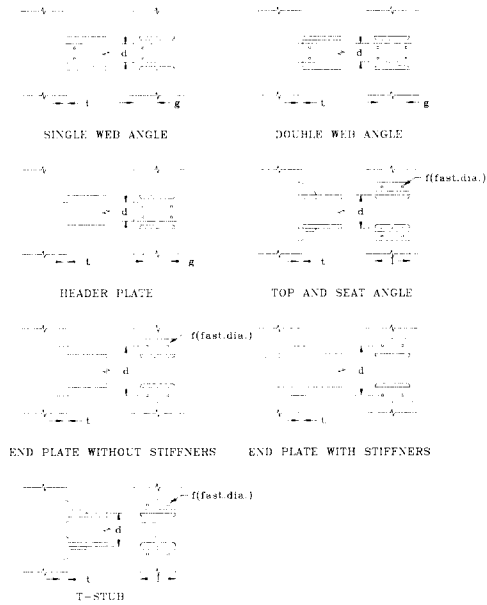


그림 1 철골구조물에 사용되는 접합부 형태

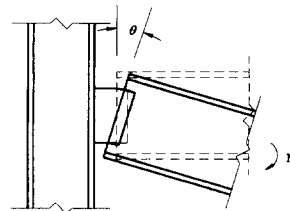


그림 2 접합부의 휨변형

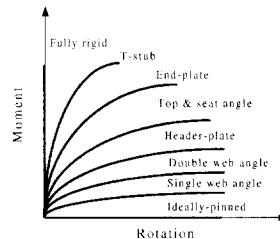


그림 3 접합부 종류에 따른 모멘트-휨($M-\theta$) 거동 (Chan and Lui⁽²⁾)

2.1 접합부강성을 고려한 요소모형화

접합부 특성을 포함한 프레임요소의 강성행렬은 여러 연구자들에 의해 발표되었다.^{(2),(3)} 그림 4와 같이 보요소의 양단에 각각 휨강성 k_{r_1} 과 k_{r_2} 인 회전스프링을 고려하여 접합부 휨강성의 효과를 모형화하였다. 손상모델의 모형화에서 사용된 프레임에 대한 가정은 다음과 같다.

첫째, 변형 전에 중립축에 대하여 직교하는 단면은 변형 후에도 중립축에 대하여 직교한다고 가정한다(베르누이의 가정). 둘째, 뒹(warping), 국부좌굴, 단면형상의 변화 등은 무시한다. 셋째, 접합부 요소의 길이는 0으로 가정한다.

접합부의 휨강성 k_r 는 다음과 같이 모멘트와 회전변위사이의 관계로 나타낼 수 있다.

$$k_r = \frac{\partial M_i}{\partial \phi_i} \quad (1)$$

여기서, M_i 은 접합부에 작용하는 모멘트이고, ϕ_i 는 접합부 양쪽 부재의 회전변위의 차로써 다음과 같다.

$$\phi_i = \theta_i^* - \bar{\theta}_i \quad (2)$$

여기서, $\bar{\theta}_i$ 은 보의 양끝을 잇는 국부좌표계에 대한 보요소의 절점회전변위이고, θ_i^* 는 국부좌표계에 대한 접합부 요소의 절점회전변위이다(그림 4).

한편, 접합부에 작용하는 모멘트와 회전변위사이의 평형관계로부터 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

절점 1의 스프링 요소에 대하여

$$\begin{Bmatrix} M_1 \\ -M_1 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{r_1} & -k_{r_1} \\ -k_{r_1} & k_{r_1} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \theta_1^* \\ \bar{\theta}_1 \end{Bmatrix} \quad (3)$$

스프링요소를 제외한 보요소의 경우

$$\begin{Bmatrix} M_1 \\ M_2 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} 4EI/L & 2EI/L \\ 2EI/L & 4EI/L \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \bar{\theta}_1 \\ \bar{\theta}_2 \end{Bmatrix} \quad (4)$$

절점 2의 스프링요소에 대하여

$$\begin{Bmatrix} -M_2 \\ M_2 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{r_2} & -k_{r_2} \\ -k_{r_2} & k_{r_2} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \bar{\theta}_2 \\ \theta_2 \end{Bmatrix} \quad (5)$$

식 (3)~(5)를 이용하여, 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

$$\begin{Bmatrix} M_1 \\ 0 \\ 0 \\ M_2 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{r_1} & -k_{r_1} & 0 & 0 \\ -k_{r_1} & k_{r_1} + 4EI/L & 2EI/L & 0 \\ 0 & 2EI/L & k_{r_2} + 4EI/L & -k_{r_2} \\ 0 & 0 & -k_{r_2} & k_{r_2} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \theta_1^* \\ \bar{\theta}_1 \\ \bar{\theta}_2 \\ \theta_2^* \end{Bmatrix} \quad (6)$$

위의 식 (6)은 다음과 같이 모멘트와 휨변위의 관계로 정리할 수 있다.

$$\begin{Bmatrix} M_1 \\ M_2 \end{Bmatrix} = [R] \begin{Bmatrix} \theta_1^* \\ \theta_2^* \end{Bmatrix} \quad (7)$$

여기서, 모멘트-회전변위 사이의 강성행렬 $[R]$ 은 다음과 같다.

$$[R] = \begin{bmatrix} k_{r_1} & 0 \\ 0 & k_{r_2} \end{bmatrix} - \frac{\begin{bmatrix} k_{r_1} + 4EI/L & 2EI/L \\ 2EI/L & k_{r_2} + 4EI/L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_{r_1} & 0 \\ 0 & k_{r_2} \end{bmatrix}}{(k_{r_1} + \frac{4EI}{L})(k_{r_2} + \frac{4EI}{L}) - 4(\frac{EI}{L})^2} \quad (8)$$

한편, 위의 식으로부터 힘의 평형관계와 적합관계를 이용하여 다음과 같이 전단력 Q_i 와 전단변형 v_i 를 함께 고려할 수 있게 된다.

$$\begin{Bmatrix} M_1 \\ Q_1 \\ M_2 \\ Q_2 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1/L & 1/L \\ 0 & 1 \\ -1/L & -1/L \end{bmatrix} [R] \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \theta_1 \\ v_1 \\ \theta_2 \\ v_2 \end{Bmatrix} \quad (9)$$

여기서, θ_1, θ_2 는 그림 4에서 보인 바와 같이 변형전 보의 양끝을 잇는 국부좌표계에 대한 접합부요소의 절점회전변위이다.

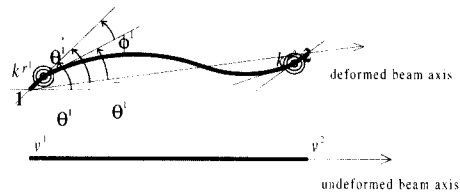


그림 4 반강결 접합부로 구성된 보의 절점부에서의 회전

2.2 접합부 손상도의 정의

접합부 손상을 정의하기 위해서는 우선 손상 전의 각 접합부 강성(접합부의 기준강성 k_r^0)을 알고 있어야 한다. 접합부의 기준강성은 접합부의 구성요소의 치수, 재료적성질, 작용한 하중, 및 발생한 변형의 크기에 영향을 받는다. 일반적으로 반강결접합부의 휨-변형 관계는 비선형이지만, 본 논문에서는 선형으로 간주하였다. 이러한 가정은 원래의 비선형시스템에 대한 일종의 등가개념으로 간주할 수 있다. 접합부 휨강성은 그림 3의 곡선에서 접선 강성이나 할선강성(secant stiffness)을 사용할 수도 있다.

예를 들어, Eurocode 3에서는 할선강성을 사용한다.⁽⁴⁾ 물론, 기준접합부강성을 구하기 위한 가장 신뢰할 수 있는 방법은 해당 접합부에 대한 실험포 시험이겠지만, 접합부강성을 실험식으로 표현한 연구결과를 이용할 수도 있다. 기존의 여러 시험결과를 바탕으로 접합부의 기하학적 치수가 주어지면 해당 접합부에 대한 휨강성이나 초기 접선강성을 구할 수 있게 되어 있다.^{(5),(6)} 이러한 표준화된 수식은 기준 접합부 강성을 추정하기 위한 예비정보로 사용할 수 있다. 본 연구에서는 이들 연구 중 다항식으로 회귀곡선을 정리한 Frye and Morris⁽⁵⁾의 결과를 이용하여 접합부의 기준강성을 산정하였다(표 1). 앞서 언급되었듯이, 접합부 손상은 접합부 강성의 감소로 정량화할 수 있다. 접합부 손상도 α_i 는 기준접합부강성 (k_r^0)과 손상된 접합부강성 (k_r)의 비로부터 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$\alpha_i = 1 - \frac{k_r}{k_r^0}, \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1.0 \quad (10)$$

접합부의 기준강성으로는 접합부가 갖는 초기접선강성을 사용하였다. 예제해석과 관련하여 접합부 회전강성의 대략적인 크기를 표 1에서 주어진 식을 이용하여 산정하면 다음과

같다. 본 연구의 예제에서 사용한 프레임요소인 W24x55의 치수를 고려하여 초기접선강성을 구하면, 평면보강접합부(End plate connection with column stiffeners)의 경우 초기접선강성은 $0.70 \times 10^8 N \cdot m/rad$, T-Stub 접합부의 경우 $2.2 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 의 초기접선강성을 가지고 있음을 알 수 있다. 이러한 정보는 수치시뮬레이션에서의 비손상시의 구조해석에 사용된다. 한편 이러한 초기접선강성은 구조물의 손상에 의하여 감소되는데, 감소량을 Frye and Morris⁽⁵⁾의 식을 이용하여 간접적으로 산정할 수 있다. 평면보강접합부에서 보강판이 충분한 지지를 하지 못하는 경우 표 1의 평면보강접합부에 해당하는 식을 이용하여 초기접선강성을 구하면, $0.51 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 이 되고 따라서 손상도 α 는 식 (10)을 이용하여 구하면, 0.27의 값을 가지게 된다. 한편, T-Stub 접합부에서 상부의 볼트 2개가 느슨하게 된다든지 혹은 피로에 의한 균열이 존재하여 충분한 지지를 하지 못하는 경우의 초기접선강성을 표 1의 T-Stub 접합부에 해당하는 식을 이용하여 구하면, $0.18 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 이 되고, 같은 방법으로 손상도를 구하면 0.74로 심각한 강성의 손실이 발생함을 알 수 있다.

3. 신경망기법과 부분구조법에 의한 국부구조손상도 추정

3.1 신경망기법을 이용한 구조계추정

신경망에 대한 연구는 인간의 두뇌작용을 모방하기 위한 동기에서 발단되었다. 특히 문자인식, 통신, 영상처리, 기계 및 로봇의 제어와 같은 공학의 여러 분야에서 주목받고 있으며, 많은 연구자들이 각 분야의 목적에 부합하는 여러 신경망 모델의 개발에 노력을 경주하고 있다. 본 논문에서는 가장 많은 분야에 적용되고 있는 정적 신경망 모델

표 1 접합부의 모멘트-회전변형 관계식(Frye and Morris⁽⁵⁾)

접합부형태	표준 모멘트-회전함수	표준화 상수
Single web angle connection	$\theta = 4.28(KM) \times 10^{-3}$ + $1.45(KM)^3 \times 10^{-9}$ + $1.51(KM)^5 \times 10^{-16}$	$K = d^{-2.4}t^{-1.81}g^{0.15}$
Double web angle connection	$\theta = 3.66(KM) \times 10^{-4}$ + $1.15(KM)^3 \times 10^{-6}$ + $4.57(KM)^5 \times 10^{-8}$	$K = d^{-2.4}t^{-1.81}g^{0.15}$
Header plate connection	$\theta = 5.1(KM) \times 10^{-5}$ + $6.2(KM)^3 \times 10^{-10}$ + $2.4(KM)^5 \times 10^{-13}$	$K = t^{-1.6}g^{1.6}d^{-2.3}w^{0.5}$
Top and seat angle connection	$\theta = 8.46(KM) \times 10^{-4}$ + $1.01(KM)^3 \times 10^{-4}$ + $1.24(KM)^5 \times 10^{-8}$	$K = t^{-0.5}d^{-1.5}f^{-1.1}l^{-0.7}$
End plate connection without column stiffeners	$\theta = 1.83(KM) \times 10^{-3}$ - $1.04(KM)^3 \times 10^{-4}$ + $6.38(KM)^5 \times 10^{-8}$	$K = d^{-2.4}t^{-0.4}f^{-1.1}$
End plate connection with column stiffeners	$\theta = 1.79(KM) \times 10^{-3}$ + $1.76(KM)^3 \times 10^{-4}$ + $2.04(KM)^5 \times 10^{-4}$	$K = d^{-2.4}t^{-0.6}$
T-Stub connection	$\theta = 2.1(KM) \times 10^{-4}$ + $6.2(KM)^3 \times 10^{-4}$ - $7.6(KM)^5 \times 10^{-8}$	$K = d^{-1.5}t^{-0.5}f^{-1.1}l^{-0.7}$

(주:여기서, M은 접합부모멘트, θ 는 접합부요소의 회전각, d, t, f, l, g, w 는 그림 1 참고)

인 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron) 신경망을 이용하여 접합부에 대한 구조손상도를 추정하는 방법을 제시하였다.

다층퍼셉트론 신경망의 기본적인 구조와 학습 알고리즘은 여러 참고문헌에서 자세히 다루고 있으므로 여기서는 간단하게 소개한다. 다층퍼셉트론은 그림 5와 같이 입력층, 은닉층, 및 출력층의 다층으로 구성되어 있다. 다층퍼셉트론은 다입력/다출력의 사상관계를 표현할 수 있는 일종의 비선형 함수로 간주할 수 있다. 입출력 관계를 결정짓는 신경망의 내부 파라미터는 두 인접한 층의 뉴런(neuron)을 연결한 연결강도(weights)로 표현되므로, 연결강도가 바뀌면 신경망의 입출력관계가 바뀌는 것이다. 이러한 연결강도를 주어진 훈련패턴으로 학습시키는 일련의 과정을 학습이라 하고, 일반적으로 역전파학습 알고리즘(back-propagation learning algorithm)이 가장 많이 사용된다.

본 논문에서도 이 기본적인 알고리즘을 사용하였다. 접합부에 대한 손상도추정을 위한 신경망 기법의 기본 개념은 자유진동수 및 진동모드벡터 등의 예측자료가 입력층에 제시되었을 때, 대응하는 구조물의 손상도를 출력하도록 다층퍼셉트론을 학습시키는 것이다.

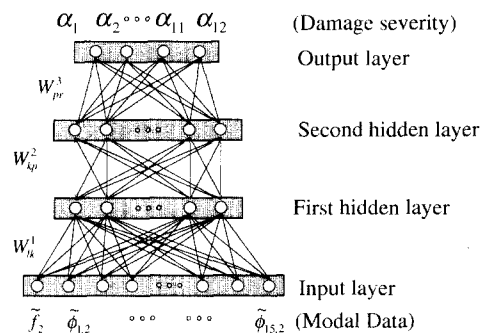


그림 5 다층퍼셉트론의 구조

기본적으로 구조물의 응답은 구조물의 자유진동수 및 모드형상의 정보를 포함하고 있으며, 강성 등의 구조계수의 변화는 자유진동수 및 모드형상의 변화로 이어진다는 사실에 근거하여, 이러한 전략을 구성할 수 있다. 그러나 전통적인 방법으로 모드파라미터의 변화로부터 구조계수나 손상도를 추정하는 것은 복잡한 수식을 전개하여야 하며, 때로는 계산과정에서 발산하는 등의 어려운 문제가 많이 포함된다. 즉, 모드파라미터 등의 결과를 입력으로 하고, 손상도 등의 원인을 출력으로 하는 명시적 관계의 함수를 구하기 어렵게 된다. 그러나, 신경망을 이용한 접근 방법은 이러한 결과-원인의 관계를 준비된 훈련패턴으로 학습시켜, 신경망의 연결강도에 저장할 수 있다. 이렇게 신경망의 탁월한 학습기능으로 기존의 방법으로 해결할 수 없는 역해석문제(back analysis problem)를 효과적으로 취급할 수 있다. 저장된 결과-원인의 명시적 관계는 신경망의 자기조직 기능으로 학습되므로, 그 속의 복잡한 과정은 주목하지 않고도 마치 블랙박스 와 같이 취급할 수 있다. 그러므로 사용자의 측면에서 간편하면서도 확실한 방법이라 할 수 있다.⁽⁷⁾

위에서 언급하였듯이, 신경망은 패턴의 학습에 근거한 기법이므로 구조파라미터에 대한 정보를 포함하고 있는 적절한 훈련패턴의 집합을 구하는 것이 관건이다. 이러한 패턴은 실제 구조물의 구조계수를 변경시켜가며 실험적 모드파라미터를 구할 수 있으면 그 보다 좋은 자료가 없지만, 이것은 전혀 불가능하므로 유한요소모델을 잘 세우고, 구조계수를 바꾸어 가며, 자유진동해석으로 구하는 것이 일반적이다.

훈련패턴 준비와 더불어 다층퍼셉트론의 구조를 결정하여야 한다. 훈련패턴의 수와 연결강도의 수는 상호 의존적인 변수이므로 여러 번의 시행오차로 신경망의 구조가 결정된다. 즉, 은닉층을 몇 개 사용하며, 각 층의 노드는

몇 개로 할 것인지를 결정하여야 한다. 다음 과정은 준비된 훈련패턴으로 결정된 신경망을 학습시키고, 일반화능력이 좋은지를 시험패턴으로 시험하는 것이다. 위의 일련의 과정은 목표한 정확도에 도달할 때까지 반복될 수 있다.

3.2 부분구조법

많은 미지 계수를 포함한 구조계를 추정하기 위해, 한번에 모든 계수를 추정하는 것은 계산시간이 많이 소요될 뿐만 아니라, 경우에 따라서는 추정 자체가 불가능할지도 모른다. 이점을 극복하기 위해, 추정할 영역을 구조물의 일부분의 구조계로 축소하여 해결하는 것이 바람직하다. 특히 이러한 시도는 실제 구조물의 손상은 전영역에 걸쳐 발생하는 것이 아니라 일부 취약 부분에서 일어난다는 사실에 의해 그 정당성을 부여할 수 있고, 국부 구조계 추정법이 해당 알고리즘의 수렴성과 추정의 정확도의 관점에서 효율적이라는 것이 확인되었다.⁽⁸⁾

국부 구조계 추정은 부분구조해석에 근거한다. 즉, 전체구조를 몇개의 부분구조로 분할하고 각 부분구조에 대해 추정이 개별로 수행된다. 본 연구에서는, 그림 6과 같이 구조계를 추정할 부분구조를 내부 부분구조로 그 외의 부분구조들을 외부 부분구조로 명명하고자 한다. 추정할 구조계는 한 작은 부분구조에 집중되므로, 전체구조를 동시에 추정할 때에 예상되는 해당 알고리즘의 발산과 국부최소점에 빠지는 것과 같은 수치적 불안정의 발생확률이 줄어든다.

이런 방법은 계측자료의 활용이 가능하면 관심 있는 모든 부분구조에 대하여 차례로 적용할 수 있다. 또 다른 장점은 전구조의 절점에 대한 계측자료를 요구하는 것이 아니라, 해당 부분구조내의 절점에 대한 계측만을 필요로 한다는 점이다.

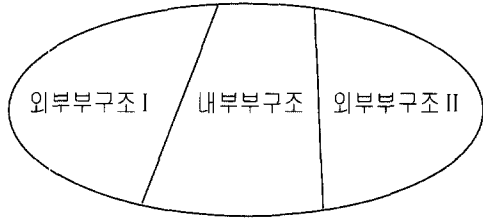


그림 6 국부 구조계 추정을 위한 부분구조법

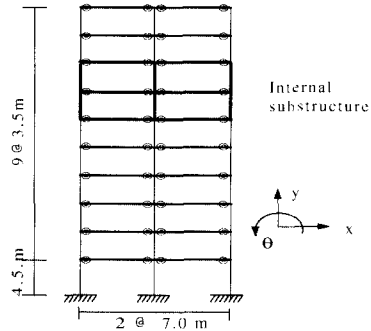
4. 예제해석

4.1 예제구조물

제안된 방법을 검증하기 위해 그림 7의 프레임구조를 예제로 사용하였다. 본 예제는 실제구조물에 대한 계측을 수행한 것은 아니며 수치시뮬레이션으로 수행하였다. 이 구조는 50개의 프레임 요소, 33개의 절점, 90개의 유한요소 자유도로 구성된다. 구조물의 기하/재료 특성치를 표 2에 정리하였다. 내부 부분구조는 그림 7에서 진하게 표시된 영역이며, 6개의 보 요소 양끝단의 접합부 손상도를 추정하는 것을 목적으로 한다. 손상이 없는 상태에 대한 자유진동특성치는 그림 7과 같다. 그림 8에 표시된 부분구조내부의 15개의 병진 자유도에 해당하는 저차 2개 모드벡터 성분을 계측할 수 있다고 가정한다. 이때, 절점의 회전자유도 성분은 실제 계측이 불가능하므로, 본 연구에서는 절점 근처에서의 병진자유도만을 사용하였다.

본 예제에서는 접합부의 형태를 일반적으로 많이 이용되는 단부평판접합부(End Plate Connection with Column Stiffener)로 가정하였다. 보로 사용한 W24×55 프레임의 상세치수를 고려하여 접합부의 치수를 결정하고, 표 1의 해당식을 이용하여 초기접선강성을 구하면 대략 $10^8 N \cdot m/rad$ 정도의 크기를 가지고 있음을 알 수 있다. 이러한 사실을 근거로 하여 본 예제구조물의 접합부 기준강성을 $1.0 \times 10^8 N \cdot m/rad$, $3.0 \times 10^8 N \cdot m/rad$, $9.0 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 으로 가정하여 각각의 경우 손상도추정을 하

였으며, 기준강성이 $3.0 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 인 경우를 중심으로 하여 손상도추정결과를 비교하였다. 100개의 손상시나리오를 이용하여, 손상도 추정의 성능을 검토하였다.



2경간 10층 프레임의 예제

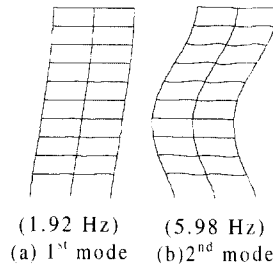


그림 7 프레임 예제의 저차 2개 모드형상

표 2 구조물의 기하/재료 특성치

	단면종류	단면적 m^2	$I (m^4)$	밀도 (kg/m^3)
보	W24×55	1.04×10^{-2}	5.62×10^{-4}	7850
기둥	W14×145	2.78×10^{-2}	7.12×10^{-4}	7850

(I: 단면2차모멘트, 탄성계수=E=210GPa)

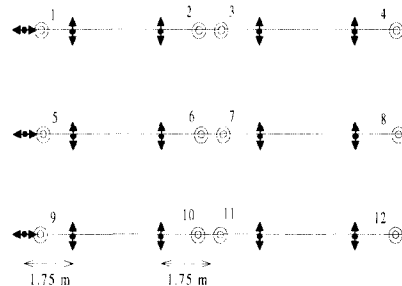


그림 8 계측 자유도(센서 위치)와 접합부의 번호

4.2 신경망의 구조

신경망의 입력층에서 사용되는 물리량은 계측 가능한 병진자유도에 대한 모드벡터값과 고유주파수로써, 첫 번째 모드의 경우 접합부 강성에 대한 영향이 거의 없으므로, 두 번째 모드에 대한 고유주파수와 15개의 모드벡터값을 사용하였다. 출력은 식 (10)에서 정의된 접합부의 손상도로써, 12개 접합부의 손상도를 사용하였다. 훈련패턴과 시험패턴을 효율적으로 준비하기 위하여 확률적인 샘플링기법인 Latin Hypercube Sampling(LHS) 기법을 사용하였다.⁽⁹⁾ 접합부 손상도 추정에서의 LHS기법의 사용을 위한 확률분포는 그림 11과 같이 가정하였다. 총 1000개의 훈련패턴과 100개의 시험패턴을 위의 분포를 적용하여 LHS기법으로 추출하였다. 각 경우의 패턴을 만들기 위하여 모드 및 고유주파수를 분할모드합성법(Component Mode Synthesis, CMS)을 사용하여 계산하였다.⁽¹⁰⁾ 이때에, 워스테이션 기종의 하나인 Alpastation 200^{4/233}을 사용하여 106초의 실행시간이 걸렸다.

분할모드합성법으로 모드벡터를 구하면, 유한요소 절점의 성분만 구할 수 있는데 이로부터 그림 8에 표시된 계측점에 대한 모드성분을 효율적으로 구하기 위해, Cubic Hermitian function을 형상함수로 사용하여 근사적으로 구할 수 있다. 물론 다른 형상함수를 사용할 수 있다. 그림 9와 같이 요소 내의 임의 위치 (x)에서의 변형(모드성분)은 아래와 같이 표현될 수 있다.

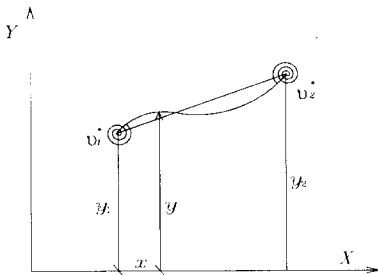


그림 9 절점 자유도로부터 요소내의 병진 변위 산정

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 \quad (11)$$

요소 양끝의 경계조건을 대입하고, 양 절점의 전역적 회전자유도 (θ_1, θ_2), 병진자유도 (y_1, y_2), 접합부 휨강성(k_{r1}, k_{r2})을 사용하여 정리하면 다음과 같다.⁽³⁾

$$y = (\rho_1^T \rho_2 L - \rho_1 \rho_2^T L) \begin{bmatrix} 4EI/L + k_{r1} & 2EI/L \\ 2EI/L & 4EI/L + k_{r2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} k_{r1} & 0 \\ 0 & k_{r2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ \theta_1 \\ y_2 \\ \theta_2 \end{bmatrix} + \rho_1 y_1 + \rho_2 y_2 \quad (12)$$

여기서, $\rho_1 = (1 - x/L)$, $\rho_2 = x/L$ 이다.

그림 7에서 볼 수 있듯이 첫 번째 모드에서는 내부 부분구조의 보요소들의 변형이 거의 없다, 즉 첫 번째 모드에는 접합부 강성의 변화에 대한 정보가 포함되지 않는다. 따라서, 두 번째 모드만을 신경망의 입력으로 사용하였다. 신경망의 구조는 여러 번의 시행오차 결과, 그림 10과 같은 2개의 은닉층을 가지는 구조로 결정되었다. 입력노드의 수는 16, 나머지 두개의 은닉층과 출력층의 노드의 수는 모두 12이다. 여기서 16개의 입력노드는 두 번째 자유진동수 1개와 15개의 계측점 병진 자유도에 해당하는 모드벡터 성분으로 구성된다. 훈련패턴의 수 1000개는 VC차원 이론에 근거하여 연결강도의 수($17 \times 12 + 13 \times 12 + 13 \times 12 = 516$)의 약 두배로 결정된 것이다.⁽¹¹⁾

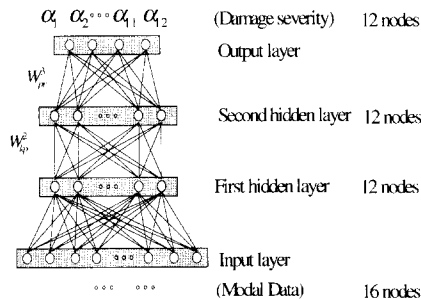


그림 10 접합부 손상도추정을 위한 다층퍼셉트론 구조

4.3 접합부 손상도의 추정

표 3은 훈련패턴의 한 예로써, 임의의 접합부에 손상이 있는 경우에 대하여 두 번째 모드의 주파수와 모드벡터를 입력으로 하고, 그때에 각 접합부의 손상도를 목표출력으로 하고 있는 패턴이다. 표 4에서는 모드벡터의 계측오차의 영향과 노이즈 첨가학습(Noise-injection learning)⁽¹²⁾의 효과를 보였다. 노이즈첨가 학습이 아닌 경우의 0% 노이즈를 가진 훈련패턴집합의 평균오차는 0.051이지만, 3%의 노이즈를 첨가한 시험패턴집합에 대한 시험오차는 평균 0.104이다. 한편 3%의 노이즈를 첨가한 훈련패턴을 사용하여 학습한 후(즉, 3% 노이즈 첨가 학습 후), 3%의 노이즈를 첨가한 시험패턴집합에 대한 시험오차는 평균 0.061로 감소함을 알 수 있다. 이것은 5%의 경우에도 유사하다. 이를 통하여 계측오차의 영향을 노이즈 첨가학습으로 어느 정도 억제할 수 있음을 확인할 수 있다. 대부분의 기존 방법론으로 손상도를 추정하면, 손상도가 작은 경우의 절대오차(실제 손상도와 추정된 손상도의 차이)의 절대값이 손상도가 큰 경우 보다 작은 것이 보통이지만, 패턴매칭을 이용하는 신경망기법에서는 손상도의 크기에 관계없이 일정한 것을 알 수 있었다. 이런 경우에 상대오차로 추정오차를 표시하면 작은 손상도에서는 추정오차가 큰 것으로, 큰 손상도에서는 추정오차가 작은 것처럼 산정되어 오해의 소지가 있으므로, 본 연구에서는 상대오차보다는 오히려 절대오차로 표현하였다.

그림 12는 가정된 손상 시나리오에 대한 시험결과이다. 가정된 손상시나리오는 접합부 5번과 6번의 손상도가 각각 0.4, 0.6인 경우이다. 손상이 없는 경우, 구조물의 두 번째 모드의 고유주파수는 5.98Hz였으며, 손상시의 고유주파수는 5.94Hz로 고유주파수의 변화는 거의 없는 경우이다. 하지만, 모드형상을 비교하면 비손상시 계측점에서의 모드벡터는 {-0.743, -0.059, 0.632, 0.036, -0.072, 0.072, -0.036, 0.050,

-0.079, 0.079, -0.050, 0.046, -0.071, 0.071, -0.046}이고, 손상시의 모드벡터는 {-0.743, -0.067, 0.633, 0.036, -0.070, 0.071, -0.036, 0.051, -0.077, 0.078, -0.051, 0.029, -0.084, 0.040, -0.064}으로써 15개 성분중 마지막 네 성분의 차이가 확실히 드러나고, 이러한 차이에 의하여 손상도를 정확하게 추정하고 있음을 알 수 있다.

표 5는 훈련패턴과 시험패턴에 같은 노이즈 레벨에 대한 학습 후 시험결과이다. 접합부 2, 3, 6, 7, 10의 추정오차가 다른 접합부 보다 약간 크게 나타나는 데, 그 이유는 이러한 접합부에서 연결되는 부재의 수가 4개로써 3개의 부재가 만나는 다른 경우보다 복잡하기 때문으로 판단된다. 표 5는 접합부의 기준 강성이 $3.0 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 인 경우인데, 추가적으로 접합부의 기준강성이 $1.0 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 과 $9.0 \times 10^8 N \cdot m/rad$ 인 경우에 대하여 시뮬레이션한 결과, 3%의 노이즈에 대한 평균시험오차는 각각 0.047과 0.097로써, 접합부의 기준강성이 클수록 추정오차가 증가함을 알 수 있다.

또 다른 중요한 논점은 구조물 각 요소(부재)의 단면의 크기, 형상, 재료특성에 대한 정확한 측정이 불가능함으로 인하여 발생하는 모델링오차이다. 이러한 모델링오차에는 유한 요소의 선택에 따른 오차와 기하 및 재료특성치의 측정에 따른 오차가 있다. 본 논문에서는 후자만을 고려하여, 그들의 영향을 알아보고자 한다. 우선, 훈련패턴과 시험패턴을 구하는 과정에서 보와 기둥의 휨강성(EI)과 부재의 질량(밀도)에 무작위 오차를 포함시켰다. 표 6은 이러한 모델링오차에 대한 조사 결과이다. 휨강성에 RMS단위로 10%의 섭동을 가하였을 때의 평균절대시험오차는 모델링오차를 고려하지 않았을 때보다 27.9%가 증가하였고, RMS단위로 20%의 섭동을 가하였을 때는 50.8%가 증가하였다. 그러나 그 경우 오차도 절대오차의 관점에서 볼 때 0.092 정도로 여전히 신뢰할 수 있는 결과를 얻을 수 있었다.

한편, 질량의 밀도에 대한 섭동에는 거의 영향을 받지 않았다.

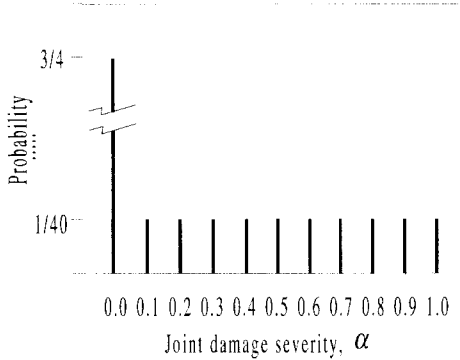


그림 11 접합부 손상도 추정에서 Latin Hypercube Sampling을 위한 가정된 확률분포

표 3 훈련패턴의 예

입력패턴(모드벡터)
두 번째 진동수 = 5.810 Hz 두 번째 모드벡터 (내부부분구조내에서) ={-0.720 -0.034 0.662 0.038 -0.071 0.027 -0.059 0.088 -0.003 0.091 -0.044 0.045 -0.071 0.006 -0.078}
※ 점선은 손상이 없는 상태이며, 실선으로 표시된 부분은 손상상태임.

출력패턴($\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{12}$)
0.000 0.700 0.100 0.000 0.100 0.800 0.100 0.100 0.800 0.200 0.200 0.100

표 4 여러 노이즈 레벨에 따른 절대시험오차의 평균

노이즈레벨(RMS)		시험패턴		
		0%	3%	5%
훈련패턴	0%	0.051 (0.061)	0.055 (0.061)	0.057 (0.069)
	3%	0.104 (0.092)	0.061 (0.064)	0.062 (0.072)
	5%	0.155 (0.142)	0.075 (0.072)	0.068 (0.072)

(참고: 괄호내의 값은 시험오차의 표준편차이다.)

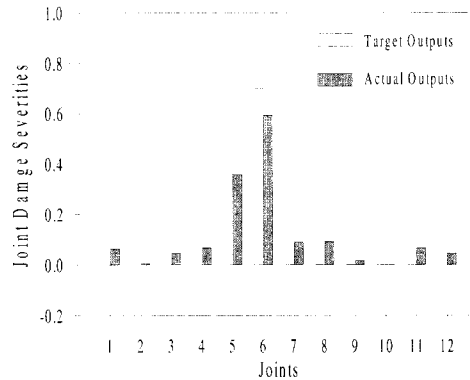


그림 12 손상시나리오에 대한 손상도 추정결과 (평균절대오차 =0.066)

표 5 100개의 시험패턴에 대한 각 접합부의 평균시험오차

접합부	평균절대오차		
	노이즈 레벨		
	0%	3%	5%
1	0.044	0.057	0.054
2	0.065	0.078	0.073
3	0.061	0.071	0.089
4	0.043	0.049	0.071
5	0.036	0.055	0.073
6	0.058	0.074	0.088
7	0.066	0.071	0.066
8	0.039	0.054	0.056
9	0.055	0.057	0.070
10	0.057	0.071	0.071
11	0.045	0.048	0.048
12	0.041	0.048	0.059
평균	0.051	0.061	0.068

표 6 모델 불확실성에 따른 평균 시험 오차

섭동된 파라미터	섭동레벨 (RMS)	평균 절대 시험오차	증가된 오차
모델링오차를 고려하지 않았을 때 (섭동레벨 0%)		0.061	
각 부재의 휨강성(EI)	10 %	0.078	28 %
	20 %	0.092	51 %
각 부재의 밀도	10 %	0.062	2 %
	20 %	0.063	3 %

5. 결 론

모드벡터를 이용하여 철골구조물의 접합부 강성 및 손상도를 추정하기 위한 신경망 기법을 제안하였다. 접합부 강성은 보요소와 양끝에 회전스프링을 첨가하여 모델링하였다.

예제해석으로 평면 철골구조물을 사용하였으며, 보와 기둥의 접합부 주위에서 보쪽의 접합부에만 휨 유연성이 존재한다고 가정하였다. 손상도추정 결과의 평균 절대시험오차는 0.068이었다. 신경망 출력패턴의 범위가 0.0 ~ 1.0인 것을 고려할 때, 매우 정확한 추정결과임을 알 수 있다. 또한 부재간 연결이 단순한 접합부의 추정결과가 상대적으로 좋은 결과를 주고 있다. 모델링오차의 영향을 조사하기 위해, 패턴을 계산하는 과정에서, 모든 부재의 휨강성과 질량(밀도)에 무작위 섭동을 가하였다. 조사 결과 20%의 휨강성의 오차에 의해 50.8%의 시험오차 증가가 있었으나 이 경우의 시험오차는 0.092정도로써 아직도 유효한 수준의 추정오차임을 확인할 수 있었다. 한편 밀도의 오차에는 추정오차의 증가가 거의 나타나지 않아 무시해도 무방할 것으로 판단된다. 결론적으로 신경망기법으로 철골구조물의 접합부 손상도를 비교적 정확하게 추정할 수 있다고 판단된다.

감사의 글

본 연구는 서울대학교 지진공학연구센터를 통한 한국과학재단 우수연구센터 지원금에 의

한 것으로, 연구비를 지원해 준 한국과학재단에 감사드립니다.

참 고 문 헌

- Ghanem, R., and Shinozuka, M., "Structural-system identification I: theory," *J. Engrg. Mech.*, ASCE, Vol.121, No.2, 1995, pp. 255-264.
- Chen, W.F., and Lui, E.M., "Effects of joint flexibility on the behavior of steel frames," *Comput. & Struct.*, Vol.26, No.5, 1987, pp. 719-732.
- Chan, S.L., and Ho, G.W.M., "Nonlinear vibration analysis of steel frames with semirigid connections," *J. Struct. Engrg.*, ASCE, Vol.120, No.4, 1994, pp. 1075-1087.
- Shi, Y.J., Chan, S.L., and Wong, Y.L., "Modelling for momentrotation characteristics for end-plate connections," *J. of Structural Engrg.*, ASCE, Vol.122, No.11, 1996, pp. 1300-1306.
- Frye, J.M., and Morris, G.A., "Analysis of flexibly connected steel frames," *Can. J. Civil Eng.*, Vol.2, 1975, pp. 280-291.
- Kishi, N., and Chen, W.F., "Moment-rotation relations of semirigid connections with angles," *J. Struct. Engrg.*, ASCE, Vol.116, No.7, 1990, pp. 1813-1834.
- Wu, X., Ghaboussi, J., and Garrett J.H.Jr, "Use of neural networks in detection of structural damage," *Comput. & Struct.*, Vol.42, No.4, 1992, pp. 649-659.
- Koh, C.G., See, L.M., and Balendra, T., "Estimation of structural parameters in the time domain: a substructure approach," *Earthquake Engrg. and Struct. Dynamics*, Vol.20, 1991, pp. 787-801.
- Press, W., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T., and Flannery, B.P., *Numerical*

- Recipes in C-The Art of Scientific Computing*, Cambridge University Press, New York, 1992, pp. 315.
10. Craig, R.R.Jr., and Bampton, M.C.C., "Coupling of substructures for dynamic analysis," *AIAA J.*, Vol.6, No.7, 1968, pp. 1313-1319.
 11. Vapnik, V.N., and Chervonenkis, A.Ya., "On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities," *Theory of Probability and Its Applications*, Vol.16, No.2, 1971, pp. 264-280.
 12. Matsuoka, K., "Noise injection into inputs in back-propagation learning," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.22, No.3, 1992, pp. 436-440.