

## 다구찌 방법을 사용한 구조물의 손상 평가

### Damage Assessment of Structures Using Taguchi Method

권 계 시†

Kye-Si Kwon

(2006년 4월 6일 접수 ; 2006년 6월 19일 심사완료)

**Key Words** : Finite Element Model Updating(유한 요소 모델 개선), Damage Assessment(손상 평가), Modal Data(모드 데이터), Orthogonal Array(직교 배열표), Taguchi Method(다구찌 방법)

#### ABSTRACT

A robust damage assessment technique is presented such that the location and severity of damage in structures can be identified using measured modal data. In order to identify the damage efficiently, the concept of design of experiment using orthogonal array is used for screening the main effects of each parameter which corresponds to possible damage location in FE model. Then, Taguchi method, which has been widely used for robust design in industry, is applied to parameter updating in analytical FE model. The numerical simulations of a truss structure show that damages in structure can be located from updated parameters.

#### 1. 서 론

구조물은 열악한 작동조건 등에 의하여 균열 등으로 이어지는 손상을 입게 될 수도 있다. 따라서 구조물의 손상 진단은 작동에 안정성을 증가 시킬 수 있기 때문에 중요하다. 만일 균열이 초기에 진단이 된다면 짧은 시간에 적은 비용으로 수리가 가능하기 때문에 균열의 진단은 중요하다.

이러한 균열을 진단하기 위하여 여러 가지 방법이 개발되었으나 진동 데이터를 이용한 방법이 실용적인 측면에서 장점이 있어서 많이 사용되어 오고 있다. 특히 진동신호를 이용한 모델 개선 방법(model updating method)은 구조물의 결함의 유무 그리고 정확한 위치와 양을 진단할 수 있는 장점이 있다. 현재까지 개발된 모델 개선법 및 이를 이용한 손상 진단법은 Doebling<sup>(1)</sup>와 Friswell<sup>(2)</sup>의 논문에 잘 정리되어 있다.

균열진단을 위한 모델 개선법의 대부분의 방법은 유한요소 모델의 강성에 해당하는 파라미터를 개선 시킬 파라미터로 사용하여 유한 요소 모델의 모달 데이터(modal data)가 실험의 것과 일치하도록 한다. 여기서 가장 일반적으로 사용되는 방법은 고유치 민감도법(eigensensitivity method)이고 이 방법은 민감도 함수의 일반화된 역행렬(pseudo-inverse)를 사용하여 반복계산에 의해 모델 개선을 하는 방법이다. 하지만 측정 가능한 고유값이 개선하려고 하는 파라미터 수 보다 적은 경우와 행렬이 악조건(ill-conditioned)인 경우 해는 유일하지 않거나 신뢰성이 떨어지게 된다. 특히 개선된 결과는 측정된 데이터의 잡음등에 대해 영향을 쉽게 받게 되어 고유치 민감도법(eigensensitivity method)의 대부분의 경우 균열 진단이 불가능하게 된다<sup>(2,3)</sup>.

따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여 최소 노름(norm) 구속조건을 사용한 방법이 사용되기도 하였으나 이 방법은 균열을 위해 정확한 위치를 찾기보다는 파라미터의 전체적인 값을 변화시켜 실험치와 해석치와 고유치의 차를 최소로 만들기 때문에 균열

† 책임저자; 정회원, 순천향대학교 기계공학과  
E-mail : kskwon@sch.ac.kr  
Tel : (041) 530-1670, Fax : (041) 530-1550

을 진단하기 어려운 단점이 있다<sup>(2)</sup>. 측정 가능한 고유값의 정보가 개선하려는 파라미터의 수보다 많게 하기 위하여 파라미터의 개수를 줄이는 방법도 시도 되었다<sup>(4)</sup>. 하지만 측정데이터의 잡음 등으로 항상 오차가 있는 부분만 개선을 위한 파라미터로 선택이 되는 것은 아니다. 한편으로는 측정데이터를 증가를 위하여 제한 제어 기법을 사용한 방법도 제안 되었다<sup>(5)</sup>.

최근에 구조물의 균열을 진단하기 위하여 최적해의 문제의 전역최소(global minimum)값을 구하기 위하여 유전자 알고리즘이 사용되었다<sup>(6-9)</sup>. 유전자 알고리즘을 사용하여 구조물의 여러 개의 손상이 동시에 있는 경우에도 진단이 가능하였고 여러 개 결과가 동시에 존재할 수 있는(non-unique solutions) 문제가 해결될 수 있음을 보였다. 그러나 유전자 알고리즘은 랜덤 찾기(random search)에 근거한 방법으로 계산속도가 느린 단점이 있다. 한편으로는 신경회로망(neural network) 방법이 시도가 되었다<sup>(10,11)</sup>. 하지만 결과는 학습조건에 의해 결과가 달라질 수 있는 단점이 있었다.

이 연구 방법에서는 균열 진단을 위한 모델 개선 방법을 위하여 다구찌 방법을 적용하였다. 다구찌 방법은 강건설계 및 품질공학에 널리 쓰이던 방법으로 직교 배열표(orthogonal array)를 사용하여 계산의 효율성을 극대화하였고, 신호대 잡음비(signal to noise ratio)를 최대화함으로써 강건한 특징을 갖는다<sup>(12-15)</sup>. 이 연구에서는 이러한 다구찌 방법을 모델 개선법에 적용하여 구조물의 균열을 효과적으로 진단함을 보였다.

제안된 방법의 효율성을 알아보기 위해 트러스의 모델을 사용하여 모의실험을 수행하였다. 트러스 구조물에서 강성 감소로 나타내어지는 여러 가지 구조물의 손상이 있을 때 제안된 모델 개선법으로 구조물의 손상을 강건하게 진단 할 수 있는지 검토하였다.

## 2. 목적 함수

균열진단을 위한 모델 개선법은 목적함수의 최소화 문제로 나타낼 수 있다. 여기서 목적함수는 유한 요소 모델로부터 얻는 모달 데이터와 실험으로 구한 모달 데이터의 차이를 최소화 하는 것으로 정의 된

다. 최근 이러한 목적함수를 최소화하기 위하여 유전자 알고리즘이 시도 되었다<sup>(7)</sup>. 이러한 목적함수를 최적화하는 방법은 초기값에 덜 민감한 장점과 모드 민감도 행렬을 구할 필요가 없는 장점이 있다.

구조물의 균열진단을 위한 목적함수를 정의 하기 위하여 해석적 모델에서 구한 모달 데이터와 실제 구조물에서의 모달 데이터의 차를 다음과 같이 정의 한다<sup>(8,9)</sup>.

$$J = W_{\omega} J_{\omega} + W_{\phi} J_{\phi} \quad (1)$$

여기서  $J_{\omega}$  와  $J_{\phi}$  는 각각 고유진동수와 모드 형상에 관련된 목적함수가 된다. 여기서  $W_{\omega}$  와  $W_{\phi}$  는 각각  $J_{\omega}$  와  $J_{\phi}$  의 가중치 함수(weighting function) 가 된다. 각각의 목적함수에서  $n$  개의 모달 데이터가 사용된다면 다음과 같이 나타낼 수 있다<sup>(9)</sup>.

$$J_{\omega} = \sum_{r=1}^n \left( \frac{\omega_r^m - \omega_r^a}{\omega_r^m} \right)^2, \quad (2)$$

$$J_{\phi} = \sum_{r=1}^n \left( MSF\{\phi\}_r^m - \{\phi\}_r^a \right)^T \left( MSF\{\phi\}_r^m - \{\phi\}_r^a \right)$$

여기서  $\omega$  와  $\{\phi\}$  는 각각 고유진동수와 모드형상 벡터이다. 윗첨자  $m, a$   $T$  는 각각 측정된 데이터, 해석으로 구한 데이터와 행렬의 전치 (transpose)를 나타낸다. 실험 데이터와 해석 모달 데이터를 짝짓기 하기 위하여 다음과 같이 MAC (modal assurance criterion)를 사용한다<sup>(3)</sup>.

$$MAC_{jk} = \frac{\left| \left( \{\phi\}_j^m \right)^T \left( \{\phi\}_k^a \right) \right|^2}{\left( \left( \{\phi\}_j^m \right)^T \left( \{\phi\}_j^m \right) \right) \left( \left( \{\phi\}_k^a \right)^T \left( \{\phi\}_k^a \right) \right)} \quad (3)$$

MAC는 실험과 해석의 고유치의 유사성 정도에 따라서 0부터 1사의 값을 갖는다. 만일 두 모드가 짝짓기가 되었다면 MAC 행렬은 대각행렬부분에서 1에 가까운 값을 갖게 되고 나머지 부분에서 0 이 된다. 여기서 실험 모드 형상 데이터와 해석 모드 형상 데이터를 직접 비교 하기 전에 모달 크기 계수

(MSF, modal scale factor)를 곱해야 한다.<sup>(3)</sup>

$$MSF = \frac{\left(\{\phi\}_r^a\right)^T \left(\{\phi\}_r^m\right)}{\left(\{\phi\}_r^m\right)^T \left(\{\phi\}_r^m\right)} \quad (4)$$

또한 이 모달 크기 계수는 실험과 해석 모드형상이 180도 위상차이가 있는 문제점을 해결할 수 있다.

목적함수 (1)에서 가중치  $W_\omega$ 와  $W_\phi$ 는 결과에 영향을 줄 수 있기 때문에 주의 깊게 선택되어야 한다. 대부분의 경우에는 고유진동수가 모드 형상에 비해 측정오차가 적기 때문에 고유진동수의 가중치인  $W_\omega$  값을 모드형상의 가중치인  $W_\phi$ 보다 크게 한다.<sup>(6,9)</sup> 그러나 고유진동수 너무 많은 가중치를 주면 모드 형상에서 얻을 수 있는 균열의 위치 정보를 잃게 될 수 있게 된다. 따라서 이러한 사항을 고려하여 이 연구에서는  $W = 10$  그리고  $W = 1$  을 사용하였다.

개선된 결과는 목적함수에 사용된 모드의 갯수에 의해서도 영향을 받게 된다<sup>(7)</sup>. 충분한 수의 모드가 목적함수에 포함되어야 한다. 하지만 고차 모드는 측정시의 잡음 및 해석적 모델의 이산화 오차(discretization errors) 등의 문제가 있음을 고려해야 한다.

### 3. 다구찌 방법을 사용한 모델 개선법

#### 3.1 신호 대 잡음 비(SN Ratio)

설계의 강건성을 증가시키기 위하여 다구찌는 신호대 잡음비의 개념을 사용하였다. 다구찌 방법에 의하면 목적함수와 동일한 개념의 손실함수(loss function)은 3개의 특성으로 나뉜다. (1) 망목특성(nominalthe - best), (2) 망소 특성(smaller - the - better), (3) 망대특성(larger - the - better). 이 논문에서는 목적함수의 최적화문제는 망소특성이 된다. 이 때 신호대 잡음비는 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$SN = -10 \log\left(\frac{1}{n} J\right) \quad (5)$$

여기서  $n$ 은 고려되는 모드의 개수 이다. 그러면 식 (1)에서 정의된 목적함수의 최소화는 신호대 잡음비의 최대화와 같게 된다.

#### 3.2 직교 배열표(Orthogonal Array)

신호대 잡음비를 최대화하는 파라미터를 구하기 위해서는 각 파라미터가 신호대 잡음비에 미치는 효과를 알아내야 된다. 이러한 파라미터의 수가 많아지면 파라미터 전체의 영향을 알아내려면 많은 계산이 필요하다. 한편으로는 각각의 파라미터의 주효과(main effect)를 알아내기 위한 방법으로 직교 배열표를 사용하면 계산을 효과적으로 할 수 있게 된다<sup>(12,14)</sup>. 예를 들면 2수준의 전체의  $p$ 개의 파라미터의 완전 배치(full factorial) 디자인을 하려면 필요한 실험 개수는  $2^p$ 가 된다. 따라서 계산이 파라미터 수가 증가함에 따라서 지수적으로 증가하게 된다. 그러나 직교 배열표를 사용하게 되면  $p$ 개의 파라미터의 주효과를 얻기 위해서는  $p+1$ 번 혹은 그보다 약간 더 실험 또는 계산이 필요하게 된다<sup>(12)</sup>.

직교배열표에 대한 자세한 사항은 참고문헌 (16)을 참조할 수 있으며 웹사이트<sup>(17)</sup>로부터 다운로드 받을 수도 있다. 직교 배열표는  $OA(N,p,s,t)$  혹은  $L_N(s^p)$ 로 나타낼 수 있다. 여기서  $N, p, s, t$ 는 각각 실험수, 파라미터 개수, 수준, 강도(strength)를 나타낸다. 일반적으로 넓은 영역의 파라미터 값을 다루기 위하여 3수준을 널리 사용한다<sup>(15)</sup>. 이 연구에서는 보다 많은 파라미터를 효율적으로 처리하기 위하여 3수준 대신 2수준을 사용하였다.

Table 1은 2수준으로 7개까지 파라미터를 처리할 수 있는  $OA(8,7,2,2)$ 를 보여준다. 직교배열표는 0과 1로 되어 있으며 각각은 파라미터의 수준(level)을 나타낸다. 개선시킬 파라미터는 직교배열표의 열(column)에 나타나어진다. 반면 행은 실험을 위한 각 파라미터의 수준을 나타낸다. 만약 파라

Table 1 Orthogonal array  $OA(8,7,2,2)$

Run number	Parameter							SN ratio
	1 (A)	2 (B)	3 (C)	4 (D)	5	6	7	
1	0	0	0	0	0	0	0	$SN_1$
2	1	0	1	0	1	0	1	$SN_2$
3	0	1	1	0	0	1	1	$SN_3$
4	1	1	0	0	1	1	0	$SN_4$
5	0	0	0	1	1	1	1	$SN_5$
6	1	0	1	1	0	1	0	$SN_6$
7	0	1	1	1	1	0	0	$SN_7$
8	1	1	0	1	0	0	1	$SN_8$

미터가 열의 수보다 작으면 나머지 열은 그냥 사용하지 않으면 된다. 따라서 직교 배열표는 파라미터 수보다 같거나 많은 수의 열을 가진 것을 선정해야 된다.

### 3.3 신호대 잡음비를 이용한 파라미터 개선

다구찌 방법을 이용한 모델 개선법을 설명하기 위하여 4개의 파라미터(A, B, C, D)를 개선시키는 간단한 예를 들어서 설명한다. 이 4개의 파라미터의 최적화를 위하여 Table 1에서의 OA(8,7,2,2)를 이용한다.

여기서 모델 개선의 과정을 설명하기 위하여 Table 1에서 사용한 직교 배열표의 열에 이 4개의 파라미터를 임의의 순서대로 배정한다. 여기서는 편의상 A, B, C, D의 변수를 순서대로 1번째의 열부터 배열한다. 직교배열표는 Table 1에서 보이는 것과 같이 0은 현재 파라미터의 값이고, 1은 미리 정의된 수준 간격(level interval)의 값에 의해 증가 또는 감소된 값을 갖는다. 여기서 각각의 수준간격은  $\Delta_i^k, i=A, B, C, D$ 으로 나타낸다. 윗첨자  $k$ 는 모델개선의 반복계산을 나타내기 위한  $k$ 번째 계산된 값을 나타낸다.

각 파라미터의 주효과를 알기 위해서는 OA(8,7,2,2)를 사용한 경우에 전체 행의 갯수에 해당하는 8번의 계산이 필요하다 예를 들면 만약 첫 번째와 두 번째의 행에 해당하는 OA(8,7,2,2)을 고려한다면 각 행에 해당하는 신호대 잡음비,  $SN_1^k$ 와  $SN_2^k$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} SN_1^k &= SN(A_0^k B_0^k C_0^k D_0^k) \\ SN_2^k &= SN(A_1^k B_0^k C_1^k D_0^k) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서  $SN_1^k$ 와  $SN_2^k$ 는 식 (5)에서 계산된 신호대 잡음비가 된다. 여기서 각각의 파라미터 값은 (6)과 같이 직교배열표의 첫 번째 및 두 번째 행에 의해 계산되며 파라미터  $A_1^k, B_1^k, C_1^k, D_1^k$ 는 다음과 같이 정의 된다.

$$\begin{aligned} A_1^k &= A_0^k + \Delta_A^k, B_1^k = B_0^k + \Delta_B^k, \\ C_1^k &= C_0^k + \Delta_C^k, D_1^k = D_0^k + \Delta_D^k \end{aligned} \quad (7)$$

비슷한 방법으로 나머지 신호대 잡음비  $SN_j^k, j=1,2,\dots,8$ 도 역시 Table 1에 의해 마찬가지로 구할 수 있다. 밑첨자  $j$ 는 직교배열표의 각 행에 해당하는 값이다. 그러면, 각 파라미터  $A$ 의  $A_0^k$ 와  $A_1^k$ 의 신호대 잡음비인  $SN(A_0^k)$ 와  $SN(A_1^k)$ 는 직교 배열표로부터 다음과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} SN(A_0^k) &= \frac{SN_1^k + SN_3^k + SN_5^k + SN_7^k}{4} \\ SN(A_1^k) &= \frac{SN_2^k + SN_4^k + SN_6^k + SN_8^k}{4} \end{aligned} \quad (8)$$

마찬가지로 파라미터  $B$ 의 각 1, 0 수준인  $B_0^k$ 와  $B_1^k$ 의 신호대 잡음비  $SN(B_0^k)$ 와  $SN(B_1^k)$ 는 다음으로부터 얻어진다.

$$\begin{aligned} SN(B_0^k) &= \frac{SN_1^k + SN_2^k + SN_5^k + SN_6^k}{4} \\ SN(B_1^k) &= \frac{SN_3^k + SN_4^k + SN_7^k + SN_8^k}{4} \end{aligned} \quad (9)$$

그러면 파라미터  $A$ 의 0과 1 수준의  $A_0^k$ 와  $A_1^k$ 의 주효과(main effect)는 각각  $(SN(A_0^k) - SN_{ave}^k), (SN(A_1^k) - SN_{ave}^k)$ 이다. 여기서  $SN_{ave}^k$ 는 다음과 같다.

$$SN_{ave}^k = \frac{(SN_1^k + SN_2^k + \dots + SN_8^k)}{8} \quad (10)$$

마찬가지로 파라미터  $B$ 의 0과 1수준인  $B_0^k$ 와  $B_1^k$ 의 주효과는 각각  $(SN(B_0^k) - SN_{ave}^k)$ 와  $(SN(B_1^k) - SN_{ave}^k)$ 이다.

다른 파라미터의 주효과도 직교배열표로부터 마찬가지로 구하는 것이 가능하다. 직교배열표는 각 파라미터에 대해 완벽하게 평형이 이루어 있으므로 한 파라미터의 주효과를 구할 때 다른 파라미터의 효과는 평균되어 사라지게 된다<sup>(13,14)</sup>. 이러한 신호대 잡음비의 주효과는 Fig. 1과 같이 나타낼 수 있다.

주효과가 계산이 되면 아노바(ANOVA, analysis of variance) 해석을 하여 전체 변동폭에 비해 각 파

라미터의 변화가 어느 정도가 되는지 분석하게 된다 (12,13). 각 파라미터의 중대성은 이 변동(variance)에 의해 결정한다. 각 파라미터의 분산은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$V^k(i), i = A, B, C, D,$$

$$V^k(i) = (SN(i_0^k) - SN_{ave}^k)^2 + (SN(i_1^k) - SN_{ave}^k)^2$$

$$i = A, B, C \text{ and } D \quad (11)$$

아노바 분석으로는 파레토(Pareto) 아노바방법을 사용하였는데 파라미터의 효과가 전체의 분산의 90 이상을 차지하는 파라미터만 선택하였다(13). 예를 들면 Fig. 1과 같이 파라미터의 주효과가 주어질 때 파라미터 D의 효과는 다른 파라미터에 비해 적기 때문에 무시되어 모델개선에 사용하지 않게 된다.

이 연구에서 사용된 모델 개선은 신호대 잡음비를 최대화 하기 위하여 해석적 유한 요소 모델의 파라미터를 개선하는 것이다. 만약 각 파라미터의 주효과가 Fig. 1과 같이 정의 된다면 각 파라미터는 신호대 잡음비를 최대가 되게 다음과 같이 개선이 된다.

$$A_0^{k+1} = A_0^k, B_0^{k+1} = B_1^k, C_0^{k+1} = C_1^k, D_0^{k+1} = D_0^k \quad (12)$$

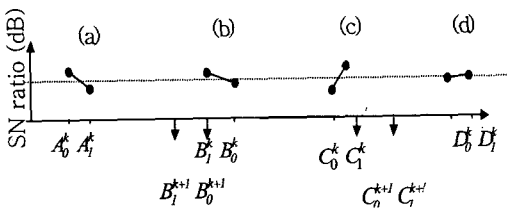


Fig. 1 Plots of factor effects: (a) level interval adjustment; (b) decreasing; (c) increasing; (d) pooling

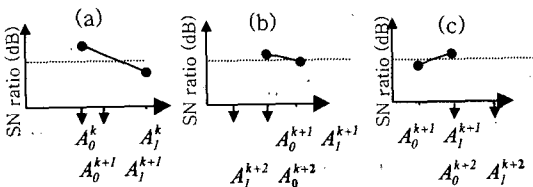


Fig. 2 Level interval adjustment procedure: (a) level interval adjustment; (b) direction changing; (c) increasing (decreasing)

여기서, 아래첨자 k는 반복을 나타낸다. 여기서  $D_0^{k+1} = D_1^k$  대신에  $D_0^{k+1} = D_0^k$ 가 된 이유는 주효과와 변화가 작아서 무시되는 파라미터이기 때문이다.

한편 각 수준간격(level interval)  $\Delta_i^k, i=A, B, C, D$ ,도 역시 반복계산에 따라서 다음과 같은 알고리즘으로 변화 시켜준다.

신호대 잡음비가 Fig. 1의 B와 C같이 수준 '1' 이 수준 '0' 보다 크다면 즉  $SN(B_1^k) > SN(B_0^k)$  그리고  $SN(C_1^k) > SN(C_0^k)$ 가 성립한다면 파라미터는 같은 수준간격을 유지하고 계속하여 최적 파라미터값을 찾는다.

$$\Delta_B^{k+1} = \Delta_B^k, \Delta_C^{k+1} = \Delta_C^k \quad (13)$$

파라미터 A와 같이 수준 '0' 이 수준 '1' 보다 크다면 즉  $SN(A_0^k) > SN(A_1^k)$ 이 성립하면 파라미터는 현재값을 계속 유지한다.

$$A_0^{k+1} = A_0^k \quad (14)$$

이 때 수준간격  $\Delta_A^{k+1}$ 은 Fig. 2와 같은 알고리즘을 사용한다. 우선 두 파라미터의 사이의 값에 최적값이 있는지 알아보기 위해 수준간격을 반으로 줄인다.

$$\Delta_A^{k+1} = \frac{\Delta_A^k}{2} \quad (15)$$

만약 Fig. 2(b)와 같이 신호대 잡음비가 계속해서 감소하여  $SN(A_0^{k+1}) > SN(A_1^{k+1})$ 이 성립한다면  $(k+2)^{th}$  번째의 반복 계산때는 다음과 같이 계산한다.

$$\Delta_A^{k+2} = -\Delta_A^{k+1}, A_0^{k+2} = A_0^{k+1} \quad (16)$$

반면에 Fig. 2(c)와 같이 신호대 잡음 비가 파라미터에 따라서 증가 한다면 즉  $SN(A_1^{k+1}) > SN(A_0^{k+1})$  이면 파라미터와 수준간격은 다음과 같이 사용한다.

$$\Delta_A^{k+2} = \Delta_A^{k+1}, A_0^{k+2} = A_1^{k+1} \quad (17)$$

만약 파라미터 D와 같이 변화가 무시가 가능하다

면 수준간격도 변화시켜 주지 않고 그대로 사용한다.

$$\Delta_D^{k+1} = \Delta_D^k \quad (18)$$

위의 과정을 파라미터가 수렴할 때까지 반복하면 최적의 파라미터값을 얻을 수 있다.

균열 진단을 위해서는 강성 감소를 나타내는 무차원 변수가 모델 개선을 위한 파라미터로 사용되어야 한다. 강성 감소를 나타내는 파라미터  $\beta_i$  는  $i$ 번째 요소에서 균열이 없을 때의 강성과 균열로 인해 감소된 강성의 비로 정의 된다<sup>(7)</sup>.

$$\beta_i = \frac{K_i^d}{K_i^u} \quad (19)$$

여기서  $K_i^d$  와  $K_i^u$  는 각각 손상을 입었을 때와 없을 때의 강성을 나타낸다. 그러면 개선을 위한 파라미터는 균열의 정도에 따라서 1 과 0 사이의 값을 갖는다. 이 연구에서는 신호대 잡음비를 최대가 되는 각  $i$  를 찾게 되고 이로부터 균열의 위치 유무 및 정도를 알 수 있게 된다.

#### 4. 수치 예제

균열의 진단을 위하여 참고문헌 (7)에서 사용한 Fig. 3의 트러스 구조를 사용하였다.

트러스 구조는 26개의 요소로 되어 있고, 다음의 파라미터를 사용하였다.  $E=7.03 \times 10^{10} \text{ N/m}^2$ ; 각 멤버의 단면 면적  $AR=0.0011 \text{ m}^2$  모델의 전체 길이  $l=0.75 \text{ m}$ . 밀도는  $\rho=2685 \text{ kg/m}^3$ .

그러면, 균열진단은 균열을 갖는 모달 데이터를 사용하여 유한 요소 모델의 강성 파라미터를 개선하는 문제가 된다.

여러가지 균열이 있을 때의 균열 검출 특성을 알

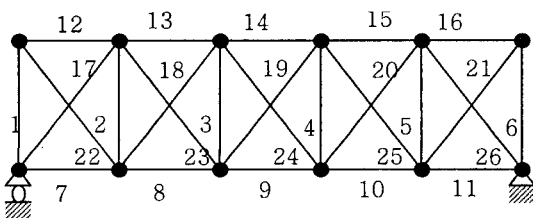


Fig. 3 Truss structure

아보기 위하여 참고문헌 (7)에 있는 3가지의 균열의 경우를 고려하였다.

- (a) 경우 1: 1번째와 3번째의 멤버가 부분적으로 손상이 있을 때 ( $\beta_1=0.5, \beta_3=0.8$ );
- (b) 경우 2: 3, 9, 18번 부재가 부분 손상이 있을 때 ( $\beta_3=0.5, \beta_9=0.5, \beta_{18}=0.5$ );
- (c) 경우 3: 25번째 부재가 완전히 손상이 되거나 없는 경우 ( $\beta_{25}=0$ ).

균열이 있는 경우 모달 데이터를 만들기 위하여 Fig. 3과 같은 모델을 사용하고 파라미터를 각각 (a) (b) (c)와 같이 변경시킨 후 모달 데이터를 얻었다. 여기서 유한 요소 모델의 구조적 오류가 있을 경우를 알아보기 위하여 균열을 위한 유한 요소 모델의 밀도를 1% 큰  $\rho=2711.85 \text{ kg/m}^3$  를 사용하였다.

이 방법의 강건성을 알아보기 위하여 구조물에 손상이 있을 때 얻어진 고유진동수와 모드 형상에 다음과 같은 랜덤 에러를 추가 하였다.

$$\begin{aligned} (\omega_r^m)^Y &= \omega_r^m (1 + \sigma_r) \\ (\phi_{ri}^m)^Y &= \phi_{ri}^m (1 + \sigma_{ri}) \end{aligned} \quad (20)$$

여기서  $\sigma_r$  는  $-0.02$ 에서  $0.02$  사이의 값을 갖는 랜덤 값이고,  $\sigma_{ri}$  는  $-0.1$ 에서  $0.1$  사이의 값을 갖는 랜덤 값이다. 윗첨자 'Y' 는 잡음을 고려한 고유진동수와 모드 형상을 의미한다.

여기서 개선될 파라미터의 총갯수는 26개 이므로 파라미터를 28개까지 사용할 수 있는 OA(56,28,2,3)를 홈페이지<sup>(17)</sup>로부터 다운로드 받아서 사용하였다. 각 반복계산마다 파라미터의 효과를 알기 위해서는 56번의 계산의 필요하다. 26개의  $\beta_{i_s}$  는 OA(56,28,2,3)의 행벡터(column vector)에 순서대로 배정하였다.

초기 유한 모델은 균열이 없다고 가정하여  $\beta_i^0 = 1, i=1,2,\dots,26$  을 사용하였다. 식 (5)에서 정의된 신호대 잡음비가 최대가 되도록 반복 계산을 하여 파라미터를 계산하였다. 여기서 다구찌 방법을 위하여 결정해야 될 것은 초기 수준간격  $\Delta_{\beta_i}^0, i=1,2,\dots,26$  이다. 초기 수준 값의 효과를 알아보기 위하여  $\Delta_{\beta_i}^0 = -0.8, \Delta_{\beta_i}^0 = -0.2$  and  $\Delta_{\beta_i}^0 = -0.05, i=1,2,\dots,26$ , 을 사용하였다. 여기서 수준간격은 물리적인 범위를

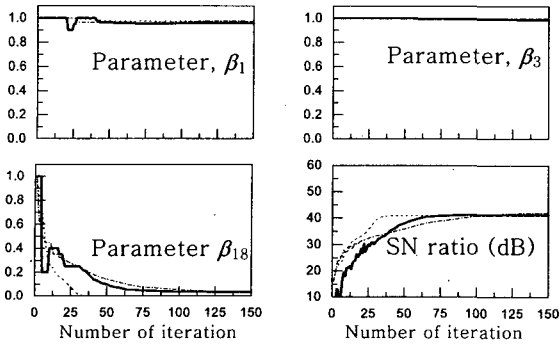


Fig. 4 Damage identification of truss structure with  $\beta_1=0.5$  and  $\beta_3=0.8$ : — initial level interval  $-0.8$ ; - - - initial level interval  $-0.2$ ; ..... initial level interval  $-0.05$

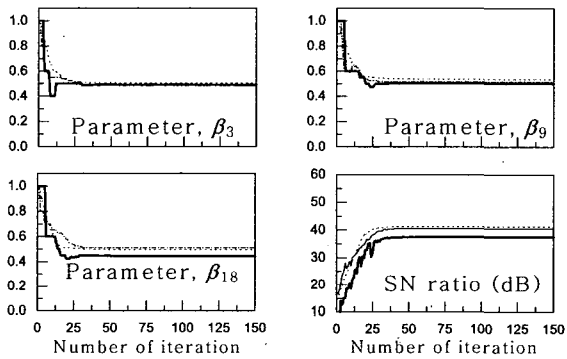


Fig. 5 Damage identification of truss structure with  $\beta_3=0.5$ ,  $\beta_9=0.5$  and  $\beta_{18}=0.5$ : — initial level interval  $-0.8$ ; - - - initial level interval  $-0.2$ ; ..... initial level interval  $-0.05$

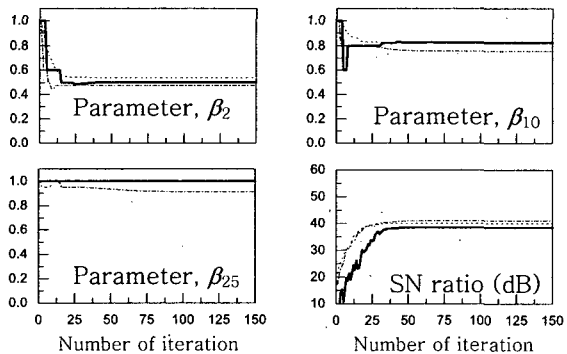


Fig. 6 Damage identification of truss structure with  $\beta_{25}=0$ : — initial level interval  $-0.8$ ; - - - initial level interval  $-0.2$ ; ..... initial level interval  $-0.05$

생각하여  $-1$ 보다는 같거나 커야 되고  $0$ 보다는 같거나 작아야 한다. 여기서 식 (2)에 포함된 모드는 첫 번째 15개의 모드를 사용하였다.

Fig. 4~6은 몇 개의 관심 파라미터에 대해 반복계산하면서 결과를 관찰하였다. 수렴된 이후의 파라미터를 관찰하면 약간의 랜덤 에러가 존재하더라도 안정적으로 균열의 크기를 비교적 정확하게 알아 낼 수 있음을 알 수 있다. Fig. 4~6에서 알 수 있듯이 초기 수준간격에 관계없이 안정적으로 파라미터를 알아낼 수 있었는데, 이는 식 (13~18)에서와 같이 각 반복계산마다 신호대 잡음비에 따라서 수준간격을 자동으로 조정이 되기 때문이다. 여기서 잡음의 효과를 알아보기 위하여 각 초기 수준간격 값에 대

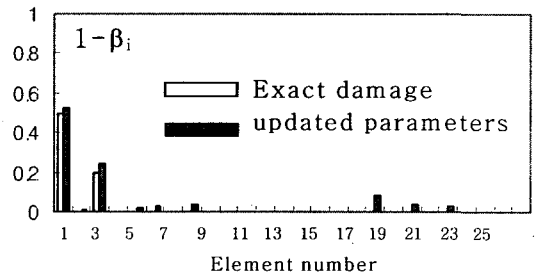


Fig. 7 Truss structure with  $\beta_1=0.5$  and  $\beta_3=0.8$

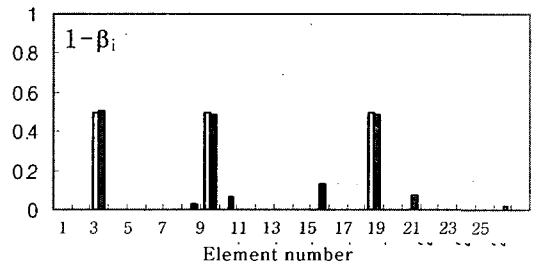


Fig. 8 Truss structure with  $\beta_3=0.5$ ,  $\beta_9=0.5$  and  $\beta_{18}=0.5$

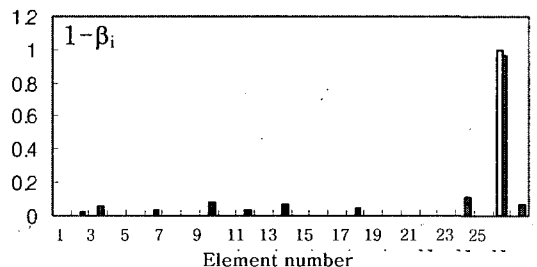


Fig. 9 Truss structure with  $\beta_{25}=0$

한 시뮬레이션을 할 때 다른 랜덤 잡음 데이터를 실험치의 고유치와 고유벡터에 추가 하였다. 따라서 수렴된 후에 약간의 파라미터 값이 다른 것은 다른 잡음에 의한 결과가 반영 된 것 이다.

Fig. 4 ~ 6에서 보면 신호대 잡음비가 항상 일정하게 증가하는 것은 아닌 것을 볼 수 있다. 이것은 각 파라미터의 교호 작용(interaction) 때문에 일어나는 현상이다. 이러한 교호 작용을 모두 고려하는 것은 더 큰 직교 배열표를 사용하여야 하고 복잡한 과정이다. 이러한 교호작용은 파라미터의 변화의 폭이 작으면 줄어들어질 수 있다. Fig. 4 ~ 6에서 알 수 있듯이  $\Delta^0_{\beta_i} = -0.8$ 가  $\Delta^0_{\beta_i} = -0.05$  보다 교호작용이 더 크다. 식 (15)에 의해 반복 계산을 하면서 파라미터의 변화가 줄어들게 되므로 어느 정도 교호작용이 존재하더라도 최적 파라미터를 찾게 되었다. Fig. 7 ~ 9은 초기 수준 간격이  $-0.2$ 일 때 수렴후에  $1 - \beta_i$ 의 값을 각 요소에 그린 그림이다. Fig. 7 ~ 9에서 볼 수 있듯이 개선된 파라미터를 이용하여 균열의 위치와 정도를 알 수 있다.

## 5. 결 론

다구찌 방법을 이용하여 구조물의 손상을 진단하는 방법을 제안 하였다. 트러스 구조물의 손상이 있을 때 모의 실험을 한 결과 트러스 구조물의 손상의 위치와 크기를 진단할 수 있음을 보였다. 또한 제안된 방법은 직교 배열표를 사용함으로써 효율적인 계산이 가능한 장점을 지닌다.

## 후 기

이 연구는 순천향대학교 학술연구비 지원으로 수행하였음. (과제번호 20060046)

## 참 고 문 헌

(1) Doebling, S. W., Farra, C. R., Prime, M. B. and Shevitz, D. W., 1996, "Damage Identification and Health Monitoring of Structural and Mechanical Systems from Changes in Their Vibration Characteristics: a Literature Review", Los Alamos

National Laboratory Report, LA-13070-MS.

(2) Friswell, M. I. and Penny, J. E. T., 1997, "Is Damage Location Using Vibration Measurement Practical", EUROMECH 365 International Workshop: DAMAS97, Structural Damage Assessment using Advanced Signal Processing Procedures, Sheffield, UK.

(3) Friswell, M. I. and Mottershead, J. E., 1995, "Finite Element Model Updating in Structural Dynamics", Kluwer Academic Publishers.

(4) Xia, Y., 2001, "Condition Assessment of Structures Using Dynamic Data", Nanyang Technological University, Ph.D thesis.

(5) Jung, H. S. and Park, Y. J., 2004, "Model Updating Using the Closed-loop Natural Frequency", Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 14, No. 9, pp. 801 ~ 810.

(6) Friswell, M. I., Penny, J. E. T. and Garvey, S. D., 1997, "Parameter Subset Selection in Damage Location", Inverse Problem in Engineering, Vol. 5, No. 3, pp. 189 ~ 215.

(7) Mares, C. and Surace, C., 1996, "An Application of Genetic Algorithms to Identify Damage in Elastic Structures", Journal of Sound and Vibration, Vol. 195, No. 2, pp. 195 ~ 215.

(8) Ruotolo, R. and Surace, C., 1997, "Damage Assessment of Multiple Cracked Beams: Numerical Results and Experimental Validation", Journal of Sound and Vibration, Vol. 206, No. 4, pp. 567 ~ 588.

(9) Friswell, M. I., Penny, J. E. T. and Garvey, S.D., 1998, "A Combined Genetic and Eigen-sensitivity Algorithm for the Location of Damage in Structures", Computers and Structures 69, 547 ~ 556.

(10) Worden, K., 1997, "Structural Fault Detection Using a Novelty Measure", Journal of Sound and Vibration, Vol. 201, No. 1, pp. 85 ~ 101.

(11) Chang, C. C. Chang, T. Y. P., Xu, Y. G. and To, W. M., 2002, "Selection of Training Samples for Model Updating Using Neural Networks", Journal of Sound and Vibration, Vol. 249, No. 5,



867 ~ 883.

(12) Taguchi, G., 1986, "Introduction to Quality Engineering" , Asian Productivity Organization.

(13) Park, S. H., 1996, "Robust Design and Analysis for Quality Engineering" , Chapman & Hall.

(14) Phadke M. S., 1989, "Quality Engineering Using Robust Design" , Prentice Hall.

(15) Kim, C. H., 1993, "Development of Computer

-aided Robust Design (CARD) Technique Using Taguchi Method" , KAIST Master Thesis.

(16) Hedayat, A. S., Soloane, N. J. A. and Stufken, J., 1999, "Orthogonal Arrays—theory and Applications" , Springer–Verlag.

(17) Sloane, N. J. A., 2006, Website : <http://www.research.att.com/~njas/oadir/index.html>. A Library of Orthogonal Array.