

변형 유전 알고리즘을 이용한 건물 철골 보 구조물의 시스템 식별에 관한 해석적 연구

오 병 관¹ · 최 세 운² · 김 유 석³ · 조 동 준³ · 박 효 선^{1*}

¹연세대학교 건축공학과, ²대구카톨릭대학교 건축학부, ³연세대학교 건축구조헬스케어연구단

An Analytical Study on System Identification of Steel Beam Structure for Buildings based on Modified Genetic Algorithm

Byung-Kwan Oh¹, Se-Woon Choi², Yousok Kim³, Tong-Jun Cho³ and Hyo-Seon Park^{1*}

¹Department of Architectural Engineering, Yonsei Univ., Seoul, 120-749, Korea

²Department of Architecture, Catholic Univ. of Daegu, Gyeongsan, 712-702, Korea

³Center for Structural Health Care Technology in Buildings, Yonsei Univ., Seoul, 120-749, Korea

Abstract

In the buildings, the systems of structures are influenced by the gravity load changes due to room alteration or construction stage. This paper proposes a system identification method establishing mass as well as stiffness to parameters in model updating process considering mass change in the buildings. In this proposed method, modified genetic algorithm, which is optimization technique, is applied to search those parameters while minimizing the difference of dynamic characteristics between measurement and FE model. To search more global solution, the proposed modified genetic algorithm searches in the wider search space. It is verified that the proposed method identifies the system of structure appropriately through the analytical study on a steel beam structure in the building. The comparison for performance of modified genetic algorithm and existing simple genetic algorithm is carried out. Furthermore, the existing model updating method neglecting mass change is performed to compare with the proposed method.

Keywords : system identification, model updating, modified genetic algorithm

1. 서 론

구조물의 시스템 식별(System Identification, SI)에 관한 연구는 지난 20년에 걸쳐 활발히 수행되어 왔다(Sanayei *et al.*, 1997; Aktan *et al.*, 1998; Brincker *et al.*, 2001; Sirca Jr and Adeli, 2012). 구조물에 설치된 센서를 통해 측정한 데이터를 이용하여 SI가 수행되며, SI를 통해 구조물의 상태를 파악하고 거동 및 응답을 예측, 손상을 파악하게 된다. 측정한 응답을 통해 구조물의 특성(예를 들어 동특성)을 파악하는 부류의 작업도 SI에 해당되지만 측정한 응답을 통해 구조물의 물성을 파악하는 것 또한 SI로 분류된다. 후자에 해당하는 SI는 모델 업데이트를 수반하는데

구조물에 영향을 미치는 불확실 요소를 변수(parameter)로 설정하여 이를 다양한 기법을 통해 찾아 FE모델을 개선하는 방법이다. 모델 업데이트를 통해 개선된 구조해석 모델은 현실에 보다 가까워졌다고 볼 수 있다.

구조물의 시스템 식별에서 변수는 구조물에 주요한 영향을 미치는 불확실성을 포함하는 인자들이 선택된다. 구조분야의 시스템 식별에서는 주로 구조물에 작용하는 하중(Hong *et al.*, 2013), 구조물의 전역적, 국부적(부재단위) 강성(Sanayei *et al.*, 1997; Jung and Kim, 2011) 등을 변수로 설정된다. 보의 휨강성(Li *et al.*, 2010), 교량 구조물에서는 콘크리트의 탄성계수, 밀도, 휨강성, 축강성 등(Deng and Cai, 2010; Lozano *et al.*, 2013; Perera *et al.*, 2013), 골

* Corresponding author:

Tel: +82-2-2123-7786; E-mail: hspark@yonsei.ac.kr

Received July 8 2014; Revised July 21 2014

Accepted July 30 2014

©2014 by Computational Structural Engineering Institute of Korea

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

조 구조물에서 부재의 강성, 탄성계수, 질량(Sanayei and Rohela, 2014) 등을 변수로 설정하여 SI 연구가 수행되어 왔다. 이렇게 설정된 변수가 적용된 FE모델로부터 추출한 응답과 계측한 데이터의 차이는 오차함수로 설정된다. 그리고 이를 최소화하는 FE모델의 변수의 값을 찾게 되며, 이때 오차함수를 최소화시키기 위해 진화연산 등 다양한 최적화 알고리즘을 사용된다(Deng and Cai, 2010; Jung and Kim, 2011; Sanayei and Rohela, 2014). 기존 연구는 주로 보와 같은 단순구조물 및 교량과 같은 토목 구조물을 대상으로 하여 시스템 식별 기법의 제안 및 검증 등의 기초적인 연구가 수행되어 왔다.

시스템 식별 연구는 기계, 토목 분야에서 먼저 진행되어 현재까지도 활발히 연구되고 있다. 건축구조 분야는 구조물의 규모와 복잡함, 내부 비구조체 등 불확실 요소가 많아 타 분야의 연구보다 더디게 진행되어 왔으며 현재까지도 활발히 건물 시스템 식별 연구(Chellini *et al.*, 2010; Xu *et al.*, 2012; Shiradhonkar and Shrikhande., 2011; Park *et al.*, 2013; Yang *et al.*, 2014)가 수행되고 있다. 건물 구조물은 비내력벽 등 비구조 요소가 존재하며, 립 용도 변경 가능성이 있다. 시공 중이라면 시공 단계에 따라 강성과 질량은 계속 변하게 되며, 이는 시공 중 하부 구조물에 영향을 미치게 된다. 이와 같이 다른 분야와는 다르게 중력하중의 변동성이 존재하여 구조물의 질량으로 작용할 수 있고 이는 구조물의 시스템에 영향을 주게 된다. 따라서, 건물의 시스템 식별은 질량 변화에 대한 고려가 필요하다. 일부 연구(Garcia-Palencia and Santini-Bell, 2013; Sanayei and Rohela, 2014)에서 시스템 식별 변수로서 질량과 강성을 동시에 고려하고 있지만 대부분의 많은 연구들이 중력하중의 추가 및 변화를 고려한 시스템의 질량에 대한 식별을 무시하고 있다. 한편, 본 연구는 건물 내 철골 보 구조물을 시스템 식별 대상으로 국한한다. 건물 내 철골 보 구조물 역시 하중 변동성이 있으며 이에 대한 고려를 통한 시스템 식별이 요구된다. 기존 보 구조물의 시스템 식별 연구는 역시 강성 관련 변수만을 식별해 왔다. Deng와 Cai(2010)는 교량의 시스템 식별 연구에 앞서 단순보의 시스템 식별을 수행하였다. 비록 강성 뿐만 아니라 재료의 밀도도 변수로 설정하였으나 중력 방향 정적 가력 simulation test에서는 질량의 변화를 무시하였다. 시뮬레이션임에도 불구하고 오차가 크게 발생할 수밖에 없는 원인이다. Perera 등(2013) 또한 단순보와 1층 1경간 골조에 대해 강성을 변수로 한 시스템 식별을 통해 손상 탐지 연구를 수행하였다. Test에서 확인할 수 있듯이 액츄에이터의 하중이 중력방향으로 작용하고 있지만 이에 대한 시스템의 변화는 무시하고 있다. Ghrib 등(2012)과 Li 등

(2010)은 캔틸레버 보 구조물과 단순보 구조물에 대해 각각 시스템 식별을 수행하였으며 보의 강성만을 변수로 설정하였다.

이에 본 연구에서는 건물 내 철골 보 구조물의 시스템 식별을 위해 식별 변수로서 강성 이외에 질량을 추가로 설정하여 식별을 수행하였다. 보 구조물의 고유주파수 등의 계측한 동특성과 FE 모델의 동특성 간의 차이를 최소화시키는 식별 변수를 탐색하였고 최소화 기법으로는 유전자 알고리즘을 사용하였다. 비교적 높은 분해능으로 식별 변수를 탐색하기 위해 기존의 단순 유전자 알고리즘을 변형시켜 다양한 해 탐색 능력을 가진 변형 유전자 알고리즘을 이용하였다. 제시한 기법은 철골 보 구조물 예제의 시뮬레이션을 통해 검증하였고 기존 유전 알고리즘과 본 연구에서 제시하는 변형 유전자 알고리즘 간의 탐색능력 비교를 수행하였다. 또한, 기존의 강성 식별만을 통한 SI 결과와 비교를 하였다.

2. 변형 유전자 알고리즘(Modified Genetic Algorithm, MGA)

본 연구가 제안하는 시스템 식별법은 진화 연산에 기초한다. 계측과 FE모델간의 동특성을 최소화하는 변수 탐색을 위해 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)을 적용한다. GA는 진화론에 근거한 해 탐색기법으로 이미 다양한 공학분야에서 널리 적용되어 왔다. GA에 대한 보다 자세한 내용은 관련 연구(De Jong, 1975; Goldberg, 1989)를 참고할 수 있다.

GA가 개발된 이후 보다 전역적인 해 탐색을 위해 제기되어 온 논쟁은 유전적 다양성의 결핍과 선택압의 저하 간의 균형에 관한 것이다. 첫번째 문제는 최적해에 근접하기도 전에 초우량 염색체가 출현하는 경우이다. 이런 염색체는 짧은 세대수 안에 집단을 지배하게 되어 다른 염색체와 결합될 기회를 거의 갖지 못하게 만들어 local minima에 수렴하게 된다. 두 번째 문제는 개체들이 적합도가 매우 가까워져 더 나은 개체들이 선택될 기회가 적어져 생기게 되는 문제이다. 이 둘의 관계는 상충적인데, 선택압을 증가시키면 집단의 다양성이 감소되고, 반대로 감소시키면 다양성이 증가한다. 이러한 관점에서 GA의 해 탐색 능력을 높이는 연구들은 지난 세기부터 계속해서 진행되어 왔다.

1896년 J.M. Baldwin은 학습이 생존에 도움을 주며 가장 잘 습득하는 개체가 가장 좋은 자손을 낳고, 결국 학습에 대한 유전자의 빈도가 증가한다고 언급하였다. 이후, Hinton과 Nowlan(1987)은 GA에 이런 Baldwin effect를 적용하여 학습과 진화를 동시에 하는 연구를 수행하였고 이후 이와 유사한 연구들이 수행되었다. Zhang 등(2009)은

global한 해 탐색 능력을 향상시키기 위해 sexual reproduction과 Baldwin effect에 기반한 GA 알고리즘을 제시하였다. Paenke 등(2009) 또한 gain function을 이용하여 학습 효과에 대해 연구하였다. 이 외에도 진화에 학습 개념을 결합하여 GA의 능력을 향상시키고자 노력한 연구들이 현재 까지도 계속되고 있다(Rao *et al.*, 2011; Li *et al.*, 2013). 또한, 다양한 방법으로 성능을 향상시킨 GA는 구조물의 최적 설계(Togan 2012; Antonio 2014)와 시스템 식별(Meruane and Heylen, 2011; Marano, 2011) 연구에 적용되어 왔다.

위와 같은 연구들은 앞서 언급한 GA의 문제점 중 선택압의 저하를 개선하는데 초점을 둔 연구라고 볼 수 있다. 하지만, 많은 기존 연구들에서 학습 매커니즘은 해 탐색을 개선시키기도 하지만 저하시키기도 한다고 전한다. Paenke 등(2009)은 학습 효과에 대해 연구한 논문에서 스스로 학습과 진화는 오직 부분적으로만 이해될 뿐이라고 언급하고 있다.

본 연구에서는 선택압의 저하 보다는 유전적 다양성의 결핍 문제에 초점을 맞추어 해 탐색의 다양성을 높일 수 있도록 GA를 변형하였다. 이 알고리즘은 개체들을 몇몇의 개체군으로 나누어 이들을 각각 다양한 환경에서 진화하도록 하였다. 특정 세대가 지난 후 각 개체군은 잠시 하나의 큰 개체로 결합한 뒤, 전체 개체에 대해 교배와 돌연변이 operation을 통해 보다 더 다양한 개체군을 형성한다. 그 뒤, 각 개체군은 다시 나뉘어 인접한 환경으로 이동하여 또다시 진화하게 된다. 각 환경들은 서로 다른 GA operator를 갖고 있어 일정 세대가 지나고 나면 각 환경 별로 전혀 다른 개체군으로 변해있게 된다. 환경이 모두 달라 개체들은 더 많은 유전적 다양성을 경험하게 되고 이는 보다 더 전역적으로 해를 탐색할

수 있음을 뜻한다. 문제의 특성마다 적합한 GA operator 값은 다르다. operator값에 대한 어떤 정해진 규칙이 없지만 위에서 제시한 방법을 사용하면 특정 환경, 즉 특정 operator값이 보다 전역적으로 해를 수렴시키는지 확인할 수 있다. 위 변형 GA의 개념을 나타내면 Fig. 1과 같다.

3. 시스템 식별 기법

3.1 변수 설정

본 연구에서 철골 보의 시스템 식별을 위해 사용한 FE모델의 보 요소는 수직 처짐과 휨에 의한 회전 자유도만 고려하였고 축력, 비틀림은 고려하지 않았다. 일반적으로 보 구조물의 해석 시 구매시 주어진 철골 재질 정보, 형상 정보를 고려하여 휨강성 값을 결정하여 이를 해석의 입력값으로 사용한다. 하지만 대량으로 생산되는 강재의 정보를 정확히 파악할 수 없으며 재료의 노후화, 반복하중에 따른 크랙 발생 등으로 사용 중인 보 구조물의 휨강성은 처음 얻은 입력정보에 의해 계산한 값과는 차이가 난다. 즉, 휨강성은 보 구조물의 불확실 요소 중 하나이며 이를 시스템 식별의 변수로 사용하였다. 대다수의 시스템 식별 연구에서도 휨강성은 빠지지 않고 사용하는 변수이다. 위와 같은 요소의 휨강성은 요소의 강성 행렬로 반영될 수 있는데 본 연구에서는 식 (1)과 같은 요소 강성 행렬을 사용하였다. 식 (1)에서 EI에 해당하는 값이 시스템 식별에서 식별 변수로 작용한다.

$$K = \frac{EI}{L} \begin{bmatrix} \frac{12}{L^2} & -\frac{6}{L} & -\frac{12}{L^2} & \frac{6}{L} \\ -\frac{6}{L} & 4 & \frac{6}{L} & 2 \\ -\frac{12}{L^2} & \frac{6}{L} & \frac{12}{L^2} & \frac{6}{L} \\ -\frac{6}{L} & 2 & \frac{6}{L} & 4 \end{bmatrix} \quad (1)$$

본 연구에서는 하중 변동성과 이에 따른 구조물의 시스템 변화를 고려하여 질량 또한 식별 변수로 설정하였다. 보 요소의 질량은 연속된 질량의 분포를 이산화하여 나타내었으며 일관질량행렬(consistent mass matrix)로 정의하였다. 여기서 질량의 변동(Δm)을 식 (2)의 추가하였고 바로 이 값이 식별 변수에 해당한다.

$$M = \frac{(m + \Delta m)L}{420} \begin{bmatrix} 156 & 22L & 54 & -13L \\ 22L & 4L^2 & 13L & -3L^2 \\ 54 & 13L & 156 & -22L \\ -13L & -3L^2 & -22L & 4L^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

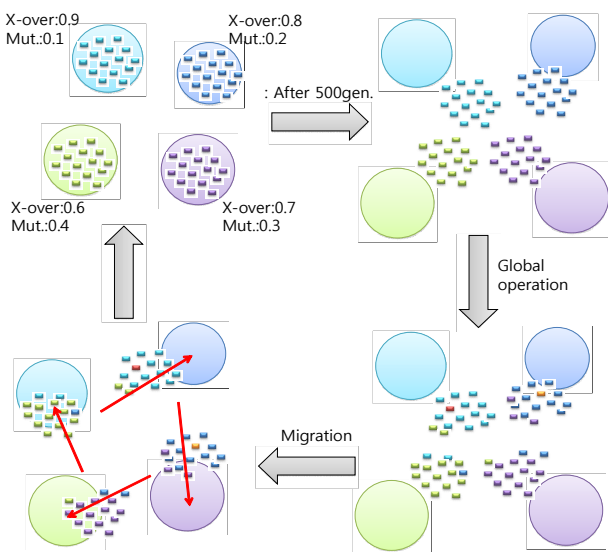


Fig. 1 The concept of modified GA

3.2 정식화

본 연구의 시스템 식별은 계측 데이터 기반 식별이며, 가속도 등의 진동을 계측하여 얻은 고유주파수와 모드형상과 같은 동특성을 이용한다. 해당 구조물과 같은 FE모형을 구성하여 실험에서 얻은 동특성과 FE모형에서 추출한 동특성간의 차이를 최소화하도록 FE모형을 실제 구조물에 가깝게 만드는 것이 목적이다. 해석모델의 고유주파수와 모드형상은 변수가 입력된 식 (1)과 식 (2)의 eigen value 해석을 통해 구한다. 실험을 통해 얻은 고유주파수와 모드형상과 FE 모델에서 얻은 값간의 차이를 최소화시키며 변수를 탐색해 나간다. 이는 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$Min F = \sum_{i=1}^n |f_i^{ex} - f_i^{id}| + (1 - MAC_i) \quad (3)$$

여기서, f_i^{ex} 는 실험을 통해 얻은 고유주파수이며, f_i^{id} 는 모델 업데이트가 이루어지는 FE 모델의 고유주파수이다. MAC 는 실험과 해석을 통해 추출한 모드형상간의 유사도를 나타내고, i 는 모델 업데이트에서 고려하는 모드 차수이다. 위 식 (3)을 최소화시키기 위해 본 연구에서는 GA를 변형한 MGA를 도입하였고 이를 이용하여 식 (3)을 최소화시키는 변수 강성, 질량을 찾게 된다.

4. 적 용

4.1 철골 보 구조물 예제

본 연구에서 제안한 시스템 식별법을 철골 보 구조물 예제에 적용해 보았다. 휨강성과 질량을 미리 가정하고 변수가 가정한 값을 찾아 나가는 시뮬레이션을 수행하였으며 Fig. 2와 같은 조건의 철골 보 구조물을 대상으로 하였다.

H100×100×6×8인 SS400재질의 6m 보 구조물로 양 옆 기둥에 강점으로 접합되었다고 가정하였다. 보 요소 중앙에 중력방향으로 20kN의 정적하중이 작용하고 있고, 이는 질량으로써 이 보 구조물에 영향을 미치게 된다. 계측은 가속도계를 이용한 Impact hammer test를 통해 가속도를 계측하고 얻은 응답으로 FRF를 수행하여 동특성을 계측한다고 가정하였다. 본 시뮬레이션에서는 계측한 동특성은 앞서 가정한 값(휨강성 및 질량)을 FE 모델에 입력하여 얻은 동특성 값을 사용하였다. FE 모델은 6개의 요소로 분할하여 각 요소 별 질량을 자기 다른 변수로 설정하였다. 휨강성은 모든 요소가 동일한 값을 갖도록 하여 하나의 변수가 할당되도록 하였다. 본 연구에서 가정한 휨강성과 질량값을 Table 1의 2번째 행(Assumed value)에 나타내었다. 또한, 계측 동특성 추출 시 총 5차 휨모드를 고려하였으며 고유주파수를 Table 2의 2번째 행(f_n)에 나타내었다.

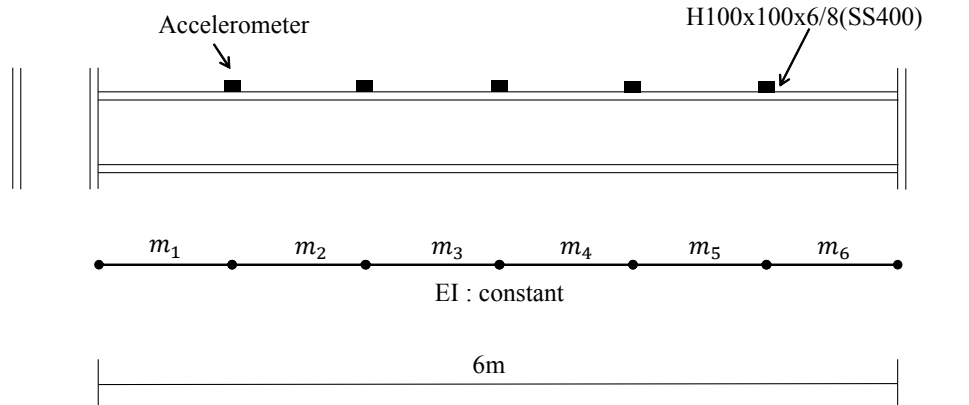


Fig. 2 Steel beam structure example

Table 1 Assumed and identified parameter values

	EI(kNm ²)	m ₁ (kN/g)	m ₂ (kN/g)	m ₃ (kN/g)	m ₄ (kN/g)	m ₅ (kN/g)	m ₆ (kN/g)
Assumed value	942.1800	0.0172	0.0172	1.0362	1.0362	0.0172	0.0172
Identified value	942.1800	0.0172	0.0172	1.0368	1.0368	0.0172	0.0172

Table 2 Measured natural frequency

	1st mode	2nd mode	3rd mode	4th mode	5th mode
f_n (Hz)	14.16	95.15	186.91	404.93	854.59
f_{id} (Hz)	14.16	95.13	186.90	404.86	854.55

4.2 결과

본 연구가 제시한 시스템 식별법을 4.1절의 예제에 적용하여 보았다. 최소화 기법으로 본 연구에서 제시한 변형 GA를 사용하였다. 개체수는 100, 염색체수는 각 변수당 8를 사용하였다. MGA는 각기 다른 환경에서 진화하는 개념을 갖고 있어 환경마다 operator값이 다르다. 총 4개의 환경으로 구성하였고 첫 번째 환경은 교배확률은 90%, 돌연변이 확률은 10%, 두 번째 환경은 교배확률은 80%, 돌연변이 확률은 20%, 세 번째 환경은 교배확률은 70%, 돌연변이 확률은 30%, 네 번째 환경은 교배확률은 50%, 돌연변이 확률은 40%이다. 각 환경에서 종료 세대수를 500, 환경 이동을 10회로 설정하여 전체 세대수는 20,000이 된다. GA 종료조건은 세대수가 끝나는 것으로 설정하였다.

시스템 식별을 수행한 결과, 처음 가정한 휩강성과 질량값을 정확하게 식별해낼 수 있었고, 이를 Table 1의 3번째 행(Identified value)에 나타내었다. 식별 변수의 값을 FE 모델에 입력하여 얻은 고유주파수 또한 Table 2의 3번째 행(f_{id})와 같았고 최대 0.028%의 오차를 보였다. 모드 형상 또한 정확히 추정할 수 있었다. 동일한 조건에서 4번의 테스트를 수행하였고 최적해 탐색에 걸리는 시간은 달랐지만 모두 정확하게 같은 변수값을 탐색할 수 있었다. Fig. 3에 총 4번의 test에 대해 최적해 탐색에 걸린 소요시간을 나타내었다. 탐색 소요시간은 해 탐색 중 최적해를 찾은 세대 수까지 걸린 시간을 통해 계산하였다.

MGA의 성능을 비교하기 위해 기존의 GA를 이용하여 같은 조건 하에 시뮬레이션을 수행하였다. 총 4번의 실험 결과, GA는 모두 local minima로 수렴하는 것을 확인할 수 있었다. 그러나 개체수를 기존 조건인 100에서 200으로 증가시킨 경우, GA도 최적해를 탐색할 수 있었다. 총 6번의 test를 하였고 pop수가 100인 경우처럼 local minima에 빠지는 경우는 한번도 없었다. MGA와 GA의 성능 비교를 위해 최적해 탐색시간을 비교해 보았다. 앞서 수행한 MGA의 총 4번의 test 평균 해 탐색시간과 GA의 총 6번의 test 평균 해 탐색시간을 비교하여 Fig. 4에 나타내었다. 해 탐색 소요시간은 위와 마찬가지로 해 탐색 중 최적해를 찾은 세대 수까지 걸린 시간을 통해 계산하였다.

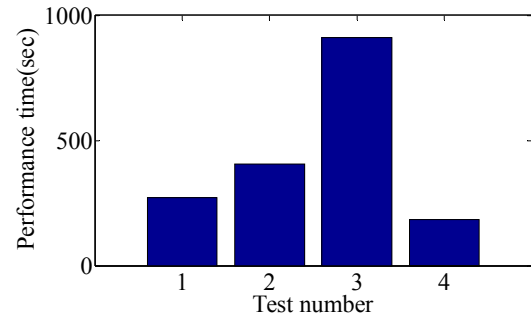


Fig. 3 Performance time of simulation using MGA

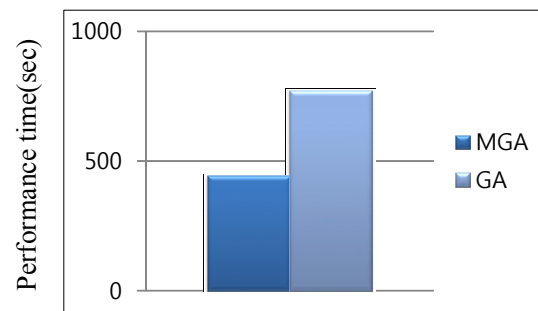


Fig. 4 Comparison of performance time of MGA and GA

MGA가 GA보다 약 42.5% 더 빠른 해 탐색능력을 갖는 것을 확인할 수 있었다. 본 연구와 같은 시스템 식별 연구는 구조물의 동특성 계측을 통해 안전진단 등에 활용될 수 있다. 계측한 동특성으로 정확하게 강성 및 질량변화 등을 확인할 수 있는 식별 알고리즘이 필요하다. 이런 측면에서 볼 때 개체수에 따라 성능의 차이를 보이는 GA는 실제 진단에 적용하기에는 무리가 있음을 알 수 있다. 반면 MGA는 보다 진역적인 해를 탐색하여 GA의 이러한 단점을 보완하고 있다.

다음은 변수 설정의 적절성을 알아보았다. 처음 가정했듯이 본 연구의 시스템 식별에서의 변수에 강성 이외에 질량을 추가시켰는데, 이러한 설정이 기존의 식별 연구에서 강성만을 변수로 설정한 경우와 어떤 다른 영향을 미치는지 확인해 보았다. 기존 식별 연구와 같이 강성만을 변수로 설정하여 식별 변수를 탐색해 보았다. 요소 마다 질량 변수를 없앤 대신 기존 연구에서와 같이 보 요소마다 강성 값을 변수로 설정하여 이를 탐색하도록 설정하였다. 탐색한 변수는 처음 가정한 강성 변수 값과 차이를 보였다. 이는 초기 계측 동특성

Table 3 Comparison of natural frequency between measurement and identified model by existing system identification method

	1st mode	2nd mode	3rd mode	4th mode	5th mode
f_n (Hz)	14.16	95.15	186.91	404.93	854.59
f_s (Hz)	14.25	93.62	159.25	404.03	1024.68
Error(%)	-0.61	1.56	12.03	2.73	-14.88

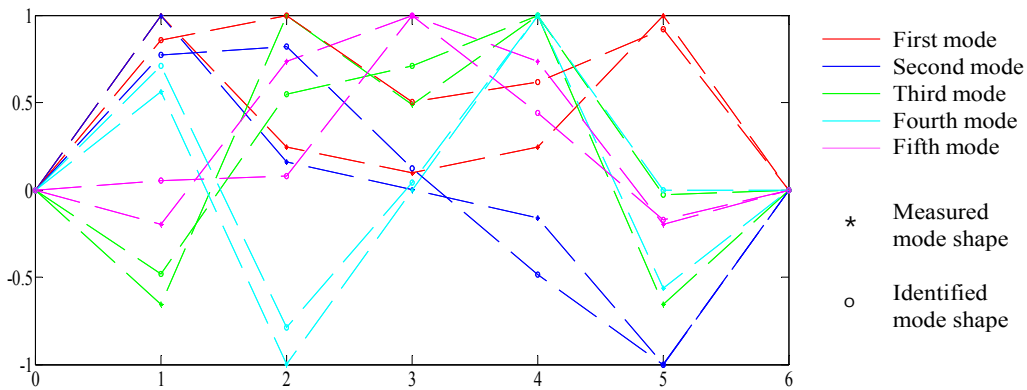


Fig. 5 Comparison of mode shape between measurement and identified model by existing system identification method

과 질량이 다르게 설정되었기 때문에 나온 당연한 결과이다. 따라서, 이 식별 변수를 입력한 FE 모델의 동특성 추출하여 계측한 동특성과의 비교를 통해 강성 변수만을 고려한 식별법의 적정성을 간접적으로 판단해 볼 수 있다. 계측 동특성과 강성만 식별하여 업데이트한 FE모델의 동특성을 Table 3과 Fig. 5에 정리하였다.

Table 3에서 f_n 은 계측한 고유주파수를, f_s 는 강성만을 변수로 하여 식별한 FE모델의 고유주파수를 의미한다. 강성과 질량을 변수로 한 본 연구의 방법에서는 동특성을 정확하게 예측한 반면 강성만 변수로 한 경우 Table 3에서와 같이 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 또한, 모드 형상 유사도(MAC)는 0.72에서 0.85사이의 값을 나타내었으며 모드형상을 비교한 Fig. 5에서 확인할 수 있듯 다소 차이를 보였다.

5. 결 론

본 연구는 건물의 시스템 식별을 위해 강성뿐만 아니라 질량을 식별 변수로 선정하여 중력하중의 변동성을 고려하였다. 계측 동특성 기반 시스템 식별을 수행하였고 최소화 기법으로 GA를 사용하였다. 해 탐색의 다각화를 위해 변형된 GA를 이용하여 정확한 식별 변수를 탐색할 수 있었다.

GA의 성능 향상에 관한 논의는 역사적으로 계속되어 온 문제이다. 본 연구가 제시한 변형 GA는 해 선택 압력을 높이는 방법이 아닌 해 탐색 영역을 확장시켜 GA가 local optima에 빠지는 것을 막는 것을 목적으로 한다. MGA의 성능을 평가하기 위해 기존의 GA와 동일한 조건에서 식별을 수행하였다. 기존의 GA가 개체수에 따라 local minima에 빠지는 경우가 발생하는 반면, MGA는 안정적으로 최적해를 탐색하였고, 최적해 탐색 수행시간 측면에서도 MGA가 더 나은 성능을 보였다. 또한, 강성만을 변수로 한 기존의 시스템 식별

법을 같은 예제에 적용해 본 결과, 식별한 FE 모델에서 추출한 동특성이 계측 동특성과 다소 차이를 보이는 것을 확인할 수 있었다. 중력하중의 영향 하에 있는 구조물의 시스템 식별은 강성뿐만 아니라 질량도 변수로써 고려해야 정확한 시스템 식별이 가능함을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 2011년 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2011-0018360).

Reference

Aktan, A.E., Catbas, N., Turer, A., Zhang, Z. (1998) Structural Identification: Analytical Aspects, *Journal of Structural Engineering*, 124, pp.817~829.

Antonio, C.C. (2014) A Memetic Algorithm Based on Multiple Learning Procedures for Global Optimal Design of Composite Structures, *Memetic Computer* (In press).

Baldwin, J.M. (1896) A New Factor in Evolution, *American Naturalist*, 30, pp.441~451, 536~553.

Brincker, R., Zhang, L., Andersen, P. (2001) Modal Identification of Output-only Systems Using Frequency Domain Decomposition, *Smart Material and Structures*, 10, pp.441~445.

Chellini, G., Roeck, G.D., Nardini, L., Salvatore, W. (2010) Damage Analysis of a Steel-concrete Composite Frame by Finite Element Model Updating, *Journal of Constructional Steel Research*, 66, pp.398~411.

- De Jong K.A.** (1975) An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems, Doctoral Dissertation, University of Michigan.
- Deng, L., Cai, C.S.** (2010) Bridge Model Updating Using Response Surface Method and Genetic Algorithm, *Journal of Bridge Engineering*, 15, pp.553~564.
- Garcia-Palencia, A.J., Santini-Bell, E.** (2013) A Two-step Model Updating Algorithm for Parameter Identification of Linear Elastic Damped Structures, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 28, pp.509~521.
- Ghrib, F., Li, L., Wilbur, P.** (2012) Damage Identification of Euler-bernoulli Beams Using Static Responses, *Journal of Engineering Mechanics*, 138, pp.405~415.
- Goldberg, D.E.** (1989) Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Westley.
- Hinton, G.E., Nowlan, S.J.** (1987) How Learning Can Guide Evolution, *Complex Systems*, 1, pp.495~502.
- Hong, K., Lee, J., Choi, S.W., Kim, Y., Park, H.S.** (2013) A Strain-based Load Identification Model for Beams in Building Structures, *Sensors*, 13, pp.9909~9920.
- Jung, D.S., Kim, C.Y.** (2013) Finite Element Model Updating on Small-scale Bridge Model Using the Hybrid Genetic Algorithm, *Structure and Infrastructure Engineering*, 9, pp.481~495.
- Li, S., Wu, Z., Zhou, L.** (2010) Health Monitoring of Flexural Steel Structures Based on Distributed Fibre Optic Sensors, *Structure and Infrastructure Engineering*, 6, pp.303~315.
- Li, K., Kwong, S., Wang, R., Tang, K.S., Man, K.F.** (2013) Learning Paradigm Based on Jumping Genes: A General Framework for Enhancing Exploration in Evolutionary Multiobjective Optimization, *Information Sciences*, 226, pp.1~22.
- Lozano-Galant, J.A., Nogal, M., Castillo, E.** (2013) Application of Observability Techniques to Structural System Identification, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 28, pp.434~450.
- Marano, G.C.** (2011) Modified Genetic Algorithm for the Dynamic Identification of Structural Systems Using Incomplete Measurements, *Computer-Aided and Infrastructure Engineering*, 26, pp.92~110.
- Meruane, V., Heylen, W.** (2011) An Hybrid Real Genetic Algorithm to Detect Structural Damage Using Modal Properties, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25, pp.1559~1573.
- Paenke, I., Kawecki, T.J., Sendhoff, B.** (2009) The Influence of Learning on Evolution: A Mathematical Framework, *Artificial Life*, 15, pp.227~245.
- Park, J.W., Sim, S.H., Jung, H.J.** (2013) Wireless Sensor Network for Decentralized Damage Detection of Building Structures, *Smart Structures and Systems*, 12, pp.399~414.
- Perera, R., Marin, R., Ruiz, A.** (2013) Static-dynamic Multi-scale Structural Damage Identification in a Multi-objective Framework, *Journal of Sound and Vibration*, 332, pp.1484~1500.
- Rao, R.V., Savsani, V.J., Vakharia, D.P.** (2011) Teaching-learning-based Optimization: A Novel Method for Constrained Mechanical Design Optimization Problems, *Computer-Aided Design*, 43, pp.303~315.
- Sanayei, M., Imbaro, G.R., McClain, J.A.S., Brown, L.C.** (1997) Structural Model Updating Using Experimental Static Measurements, *Journal of Structural Engineering*, 123, pp.792~798.
- Sanayei, M., Rohela, P.** (2014) Automated Finite Element Model Updating of Full-scale Structures with PARAMeter Identification System(PARIS), *Advances in Engineering Software*, 67, pp.99~110.
- Shiradhonkar, S.R., Shrikhande, M.** (2011) Seismic Damage Detection in a Building Frame Via Finite Element Model Updating, *Computers and Structures*, 89, pp.2425~2438.
- Sirca Jr., G.F., Adeli, H.** (2012) System Identification in Structural Engineering, *Scientia Iranica Transaction A: Civil Engineering*, 19, 2012, pp.1355~1364.
- Togan, V.** (2012) Design of Planar Steel Frames Using Teaching-learning Based Optimization, *Engineering Structures*, 34, pp.225~232.
- Xu, B., He, J., Rovekamp, R., Dyke, S.J.** (2012) Structural Parameters and Dynamic Loading Identification from Incomplete Measurements: Approach and Validation, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 28, pp.244~257.
- Yang, J.N., Xia, Y., Loh, C.** (2014) Damage Identification of Bolt Connections in a Steel Frame, *Journal of Structural Engineering*, 140,

Article number 04013064.

Zhang, M., Zhao, S., Wang, X. (2009) A Hybrid Self-adaptive Genetic Algorithm Based on Sexual

Reproduction and Baldwin Effect for Global Optimization, 2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC.

요 지

건물의 경우, 용도 변경에 따른 중력하중 변화, 시공 단계에 따라 중력하중 변화 등이 구조물 시스템에 영향을 미친다. 따라서, 본 연구에서는 시스템 식별 변수 설정에 있어 기존에 강성만을 변수로 설정한 방법에 추가적으로 질량을 변수로 설정하여 시스템을 식별하는 기법을 제안한다. 계측한 동특성과 FE모델에서 추출한 동특성 간의 차이를 최소화하여 변수를 탐색하게 된다. 최소화 기법으로 변형 유전 알고리즘을 적용하였다. 보다 전역적 해탐색을 위해 변형 유전 알고리즘은 더 넓은 해 탐색 공간에서 해를 찾는다. 철골 보 구조물의 시뮬레이션을 통해 본 연구가 제시한 기법을 검증하였고 변형 유전 알고리즘과 기존의 단순 유전 알고리즘의 성능을 비교하였다. 또한, 강성 식별만을 수행한 기존 연구의 방법과 본 연구가 제시한 기법간의 차이를 비교하였다.

핵심용어 : 시스템 식별, 모델 업데이트, 변형 유전 알고리즘