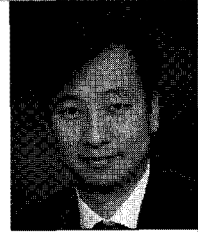


구조물 모델 개선에 관한 최근 연구 소개

A Review of Recent Research on Model Updating of Structures



윤 군 진*

* 미국 University of Akron 토목공학과 조교수

1. 서 론

구조물의 해석, 설계 그리고 예측 및 유지 관리를 위해 유한 요소 모델은 가장 많이 사용되는 수치 해석 방법중의 하나이다. 따라서 현재 유한요소해에 기초를 둔 상업용 소프트웨어 (SAP 2000, ANSYS 그리고 ABAQUS)들이 널리 사용되고 있다. 실제 구조물의 거동을 모사하는데 이상화된 유한 모델의 한계도 있지만 급변하는 외부환경에 따른 실제 구조물의 특성 변동 및 손상, 경계조건, 재료의 결점, 시공오차 그리고 예상치 못했던 하중 등 많은 변수들로 인해 유한요소 모델은 실제와 많이 달라질 수가 있다. 이러한 모델의 한계 및 비정확성을 개선하고자 여러가지 모델 개선에 관한 다양한 연구가 진행되어 왔다. 기본적으로 실험실 내 구조물 또는 현장 계측 데이터와 비교하여 모델의 동적특성(고유진동수 및 모드 형상)을 개선하는 방법이 통상적으로 사용된다.

모델 개선 연구의 주된 논점은 오차의 식별, 모델 계수의 선택, 민감도 해석 그리고 정규화와 최적화 해법을 포함하고 있다. 구조물의 유한요소 모델 개선은 공학에서의 역해석 문제에 해당된다. 역해석의 기술적인 어려움을 언급하자면 다음과 같다. 첫째, 특히 대형 구조물의 역해석 과정에서 발생하는 ill-posedness, 둘째, 실험실 또는 현장 계측에 있어서 센서 갯수의 한계, 셋째 계측된 데이터에 포함된 비정상적, 비선형적 및 확률적인 특성으로 인한 모델 개선의 어려움을

꼽을 수 있다. 첫번째 논란의 핵심은 실험에서 계측된 구조물의 동적 특성 즉 고유 진동수와 고유 모드는 구조물의 전체적인 특성을 대표하는 값으로서 실험적으로 구할 수 있는 값의 수는 일반적으로 구조물의 변형을 주도하는 미지의 지역적 변수들의 숫자에 비하여 현저하게 적기 때문에 실험적으로 정확히 구할 수 있다 하더라도 그러한 지역적인 변수를 정확히 구하는 데는 근본적인 어려움이 있다. 두번째 어려움은 대형 토목/건축 구조물의 계측에 있어 충분히 많은 센서를 설치하는데는 비용상 한계가 있는데 있다. 센서의 숫자가 적게 되면 식별 유한요소 모델이 더욱 간단해져 실험 및 계측값이 정확할 지라도 모델을 개선하는데 한계가 있다고 할 수 있다. 또한 계측 신호에는 잡음에 따른 비정상적 응답이나 구조물의 손상 및 구조적 특성에 기인한 비선형성과 재료 및 구조 요소의 비균질성 등에 따른 확률적인 변수가 포함될 수 있기 때문에 모델의 개선을 위해서는 새로운 방법론이 연구되어야 할 필요가 있다.

본고에서는 구조물 모델 개선을 위한 최근 연구 동향을 구조 진동에 기초한 방법을 중점으로 소개하고자 한다. 첫번째 모델 개선에 관한 현존하는 그리고 앞으로 개발될 무수히 많은 연구 결과를 비교 평가하기 위한 Benchmark 실험 구조물에 대해서 소개한다. 모델 개선 목적을 위한 Benchmark 실험 구조물은 실제 구조물의 특징을 지녀야 한다. 그러한 취지로 애크론 대학에서 개발된 삼차원 트러스

구조물을 소개하고자 한다. 최근 학제간 연구 필요성 증대 및 정보기술의 발달로 인터넷을 통한 다자간 실험 및 모사가 가능해 졌다. 원격지 실험실 구조물의 인터넷 통신 및 Web Server를 통한 실험 계측 데이터의 전송 및 공유 그리고 다자간 모델 개선에 관한 최근 연구도 소개한다. 모델 개선의 방법론으로서 고유 진동 민감도에 기초한 모델 개선 방법과 구조물의 확률적인 특성을 고려한 모델 개선 방법도 소개하고자 한다. 마지막으로 매개변수에 기반을 둔 복잡한 구조물의 모델 개선에 있어 필수적인 기술인 최적화 방법에 대해서 논하겠다.

2. 모델 개선을 위한 Benchmark 구조물과 Problem의 개발

본장에서는 애크론 대학에서 개발되고 있는 구조물 모델 개선 연구를 위한 삼차원 트러스 교량 모델을 소개한다. 실제 구조물의 특징을 그대로 지니게 함으로써 제작 및 시공 오차 그리고 급변하는 외부환경 및 하중에 따라 손상된 구조 요소의 특성을 간편하게 실현할 수 있을 뿐만 아니라 제작과 조립이 용이한 구조물로 설계 및 제작되었다. 또한 고유한 연결부의 설계에 따라 기타 다른 형상으로도 조립이 될 수 있는 구조물이다.

2.1 모델 개선이 요구되는 구조물의 주요 특징

모델 개선을 위한 구조물 설계에 있어 주된 초점은 이상화된 구조물보다는 실제 구조물의 특징을 그대로 지니게 하는데 있다. 특히 구조 진동 실험을 통한 고유 진동 특성치를 이용한 모델 개선 방법의 연구에 이용될 수 있도록 적절한 진동수 폭을 갖도록 전체 형상 및 치수를 결정하였다. 먼저 모델 개선이 요구되는 구조물의 특징을 설명하고자 한다. 실제 구조 부재는 부식 및 볼트/용접 연결의 파손 및 균열의 전진으로 인해 강성이 지속적으로 변하게 된다. 다양한 요인에 의한 구조 부재의 강성 변화는 가장 많이 발생되며 제작된 실험 구조물의 부재는 손쉽게 해체가 가능할 뿐만 아니라 파손은 인위적 단면 손실로서 실현이 가능하다. 제작 또는 시공시 오차의 발생은 부재내에 바람직하지 못한 응력을 발생시킬 수 있으므로 설계도에 기초한 모델은 제작 및 시공 오차가 존재하는 실제 구조물과는 차이가 발생할 수 있다. 따라서 제작된 트러스 교량 모형은 부재의 양단을 각각 왼손 그리고 오른손 나사선으로 제작해 둠으로 부재를

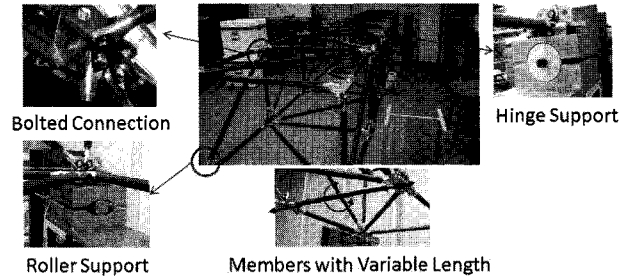


그림 1 Benchmark 모델 개선을 위한 삼차원 트러스 실험 구조물

축방향으로 회전시킴으로써 부재 길이를 손쉽게 바꿀 수 있어 제작 또는 시공 오차를 실현할 수 있게 설계되었다. 구조물의 진동 특성에 가장 큰 영향을 주는 것은 경계 조건으로 부식으로 변화된 실제 경계 지점의 강도 변화를 이상화된 단순 Roller 또는 Hinge로 모델링하기 어려운 점이 있다. 또한 지반의 침하 또는 기초의 손상으로 인한 경계 지점의 변화는 간과할 수 없는 중요한 요소이다. 이를 실현할 수 있도록 본 Benchmark 구조물은 실제와 동일한 Roller 그리고 Hinge 지지점을 설계하였으며, 뿔기형 판을 지지점 사이에 설치하거나 지지판에 연결과 볼트를 느슨하게 함으로써 지지점의 변화를 실현할 수 있다. 마지막으로 트러스 구조물 뿐만 아니라 모든 구조물에 있어 볼트 연결은 가장 많이 사용되는 연결 방법으로서 Pin 또는 강접된 연결은 이상화된 모델링방법이며, 조기장력이 도입된 실제 볼트 연결은 마찰력에 의해 반강접된 상태로 존재한다. 따라서 이상화된 모델과 실제 연결 강도는 큰 차이가 있게 된다. 볼트 연결강도의 변화는 모델 개선에 있어 중요한 요소라고 할 수 있다. 그림 1은 애크론 대학에서 제작된 Benchmark 모델 개선 실험 구조물의 전체 사진과 특징적인 구조요소를 보여준다.

2.2 유한요소 모델

제작된 트러스 구조물은 삼차원 보요소로 모델링되었다. 사용된 보요소 양단에는 볼트 연결의 반강접 강성을 모사할 수 있는 길이가 없는 스프링을 둠으로써 스프링 사이에 서로 다른 회전 자유도를 가정하여 스프링의 유연도에 관계된 두개의 변수를 도입하였다. 그림 2에 사용된 보요소의 자유도를 나타내었다. 예를 들어 첫번째 절점에서 Z방향의 전단력은 다음과 같이 표현된다.

식 (1)의 a_1 과 a_2 는 $k_1 = a_1(EI_y/L)$ 과 $k_2 = a_2(EI_y/L)$ 에서와 같이 양단 요소 양단의 반강접 회전 강성의 계수를 나타낸다. 연결 반 강접 회전 강성의 계수는 모델의 개선에 사용될 계수로

$$F_{Z1} = \alpha \left(1 + \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{\alpha_1 \alpha_2} \right) \frac{12EI_y}{L^3} W_1 - \alpha \left(1 + \frac{2}{\alpha_2} \right) \frac{6EI_y}{L^2} \theta_{Y1} - \alpha \left(1 + \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{\alpha_1 \alpha_2} \right) \frac{12EI_y}{L^3} W_2 - \alpha \left(1 + \frac{2}{\alpha_2} \right) \frac{6EI_y}{L^2} \theta_{Y2} \quad (1)$$

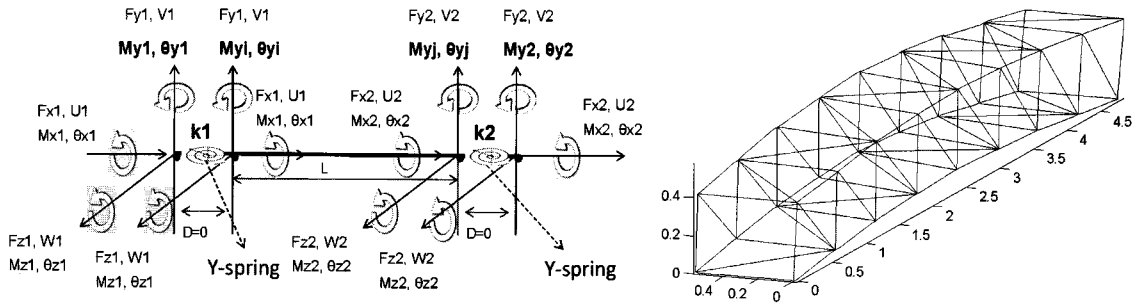


그림 2 양단 회전 유도도를 갖는 3차원 보요소의 자유도와 완전 강접상태에서의 모드 형상($f_2=34.19\text{Hz}$)

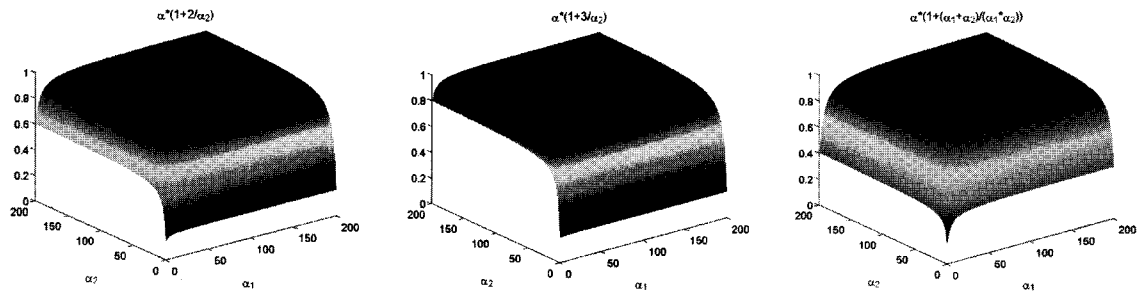


그림 3 요소 양단 회전 강성도 변수(α_1 과 α_2)에 따른 강성도 계수의 변화

서 강성도 행렬에 나타낸 각각의 강성도 값에 곱해진 계수를 그래프로 나타내면 그림 3과 같다.

2.3 모델 개선 연구를 위한 Collaboratory 구축

Collaboratory는 Collaborative와 Laboratory의 합성어로서 발전된 인터넷 및 정보기술을 이용하여 원격지에 위치한 실험실을 서로 연결하여 다자간 상호 협동 실험이라는 새로운 개념의 연구 및 교육 사이버 인프라를 지칭한다. 원격지 실험실 사이에 데이터의 공유 및 Telepresence, Teleparticipation이 가능함으로 최근 지진공학 연구(KOCED, NEES와 UCIST)를 중심으로 스마트 구조와 기타 다른 영역으로 확대되어 연구 및 교육에 큰 기여가 되고 있다. 본고에서 소개된 Benchmark 구조물의 동적 실험 및 모델 개선을 위하여 애크론 대학에

그림 4에 보여진 것과 같은 유/무선 센서 네트워크 및 Cyberinfrastructure의 개발이 진행되고 있다. 격점에 설치된 삼축 가속도 MEMS 센서(LIS344AL of ST Microelectronics)는 유선으로 데이터를 마이크로 프로세서로 전송하며 무선으로 데이터를 임베디드 모듈로 전송한다. 사용된 임베디드 모듈들은 자체 데이터의 연산과 신호 처리를 담당하며 계측된 데이터는 TCP/IP를 통해 연결된 Web server로 전송이 되어 인터넷을 통해 원격지로 전송이 되어진다.

3. 모델 개선 방법론 및 최적화 알고리즘

지난 수십년간 모델 개선을 위해 수없이 많은 방법과 기술들이 보고되었다. 본 장에서는 최근에 발표된 두가지 모델 개선 방법론과 이에 필요한 새로운 최적화 알고리즘에

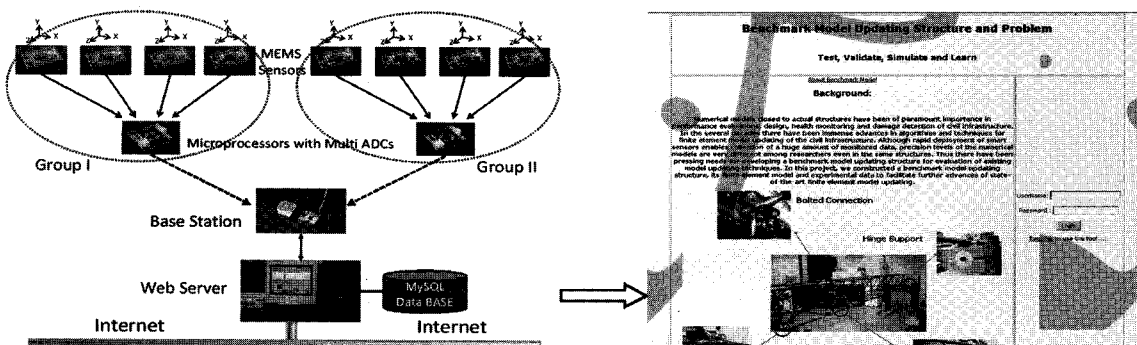


그림 4 모델 개선 연구를 위한 계층적 유/무선 Sensor Network 및 Cyberinfrastructure

대해 소개한다. 구조물 동특성의 민감도 행렬로 표현되는 다변수 공간내의 직교화를 통한 모델 매개 변수 선택 방법은 역해석의 근원적 어려움인 ill-posedness를 저감하는데 효과적이다. 또한 실제 구조물의 재료 및 기타 구조 특성치는 공간내의 분포된 불확실성을 갖고 있는 랜덤 변수임을 감안한 모델 개선이 필요하다. 이어서 이들을 고려한 두가지 모델 개선 방법을 소개하고자 한다.

3.1 고유 진동 민감도에 기초한 모델 개선 방법

앞서 소개된 모델의 변수에 대한 구조물 동특성 즉 고유치 및 고유 벡터의 민감도 행렬은 각각의 매개변수가 동특성치에 미치는 영향을 해석하는데 유용하다. 모델의 매개 변수에 대한 고유치 및 고유 벡터의 N by M 민감도 행렬을 유도하고 N차원의 다변수 공간내의 M개의 기저 벡터를 이용하여 실험값과 모델에 의한 예측값의 오차 벡터를 다음과 같이 선형화하여 표현하였다.¹⁾

$$S\theta = b \quad \text{i.e.} \quad \sum_{j=1}^M \theta_j a_j = b \quad (2)$$

$S=[a_1 \ a_2 \ \dots \ a_M]$ 는 민감도 행렬이고 a_j 는 열벡터이다. θ_j 는 j 번째의 개선이 요구되는 모델 변수이다. 그리고 b 는 실험과 모델과의 오차 벡터를 의미한다. 민감도 행렬의 M개 행벡터를 Gram-Schmidt 직교화 과정을 통하여 오차 벡터와 공선적(Collinear)인 기저 벡터와 그에 연관 되는 매개변수를 선택함으로써 역해석의 ill-posedness를 저감하였다. 하지만 고유치와 고유벡터는 서로 다른 단위를 가질 뿐 아니라 구조물의 고차 모드를 고려하여 개선할 다수의 모델 변수를 일괄적으로 탐색하는데 어려움이 따른다. 따라서 최근에 다음과 같이 변형된 민감도 행렬을 이용하는 방법이 발표되었다.^{2,3)} 예를 들어 i 번째 동적 잔류 힘벡터는 다음과 같이 주어진다.

$$R_i = K\phi_i - \lambda_i M\phi_i \quad (3)$$

K 와 M 은 모델의 전체 강성도와 질량 행렬이고 ϕ_i 와 λ_i 는 고유벡터와 고유치이다. 동적 잔류 힘벡터를 j 번째 변수로 미분하게 되면 다음과 같은 민감도 행렬을 유도할 수 있다.

$$S = \left[\frac{\alpha R_i}{\alpha \theta_j} \right] \text{ where } \frac{\alpha R_i}{\alpha \theta_j} = \frac{\alpha K_i}{\alpha \theta_j} \phi_i + K \frac{\alpha \phi_i}{\alpha \theta_j} - \frac{\alpha \lambda_i}{\alpha \theta_j} M \phi_i - \lambda_i M \frac{\alpha \phi_i}{\alpha \theta_j} \quad (4)$$

구해진 민감도 행렬은('neg' x 'm') by 'p'의 크기를 갖는다. 'neg'는 구조물의 전체 자유도 개수이고, 'm'은 고려된 모드의 개수이며, 'p'는 모델의 변수의 갯수이다. 제한된 민감도를 이용하여 반복적인 직교화 과정을 거치면 다수의 변화된 모델 변수를 효율적으로 식별할 수 있는 장점을 가지게 된다. 이 방법의 이론적인 고찰을 해보면 우선 민감도 행렬의 단위가 동일하다. 또한 고유치와 고유벡터의 민감도 값을 무더기로 쌓아서 이용하는 것과 비교하여 다변수 공간의 차원이 줄어 식별의 정확성이 증대될 뿐 아니라 개선이 요구되는 여러개 모델 변수의 일괄 탐색이 가능해졌다. 모델 변수의 선택과정은 문헌[1~3]에 보고된 방법과 동일하다. 여기에서 소개된 방법은 항공기 재료인 복합재료⁴⁾ 그리고 토목 구조물의 트러스 그리고 보 요소로 모델링된 뼈대 구조^{2,3)}에 응용이 되었으며, 실험 및 수치 해석적인 방법을 통해 검증이 되었다. 모사된 간단한 실험 예로서 그림 5에 단순 지지보의 모델 변수를 Young's modulus로 정의하였을 때 소개된 방법을 이용하여 식별된 개선이 필요한 모델 변수의 공간적 위치를 찾아내었다.

3.2 확률적 랜덤 변수를 도입한 모델의 개선 방법

실제 구조물 재료의 탄성 강성도, 감쇠특성, 또는 밀도 등은 공간내 분포된 확률적 랜덤 변수이다. 따라서 실제 구조

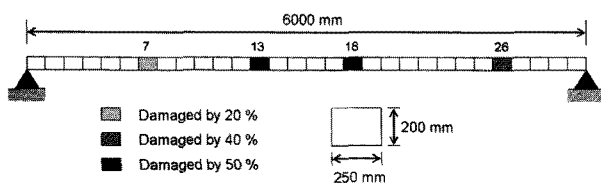
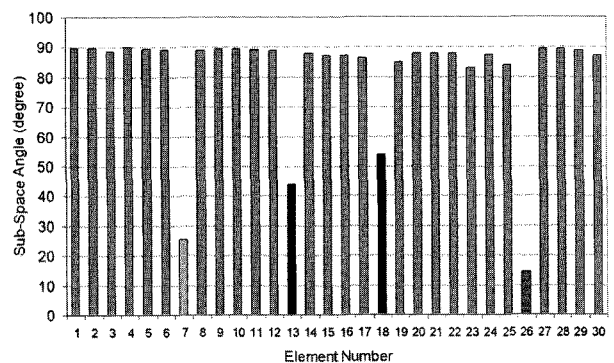


그림 5 고유진동 민감도에 따라 식별된 개선될 매개변수의 위치²⁾



물에 근사한 수치 모델을 유도하기 위해서는 이러한 모델의 확률적 특성을 변수화시켜 모델을 개선시킬 필요가 있다. 최근에 Friswell 등은 간단한 보구조물의 강성 및 질량의 확률적 공간 분포를 Karhunen-Loeve 확장법(일명 Proper Orthogonal Decomposition법으로도 불림)으로 Spectral decomposition 시키고 구조의 고유 진동수의 실험과 모델의 오차를 최소화시킴으로써 랜덤변수를 역으로 개선하였다.⁵⁾ 동일한 방법으로 실제 실험값과 근접한 동적 특성을 주는 랜덤 공간 변수를 최적화 기법을 통해 구하여 이로써 공간내 확률적인 구조물의 강성 분포를 구할 수 있다. 모델 개선의 문제에서 Karhunen-Loeve 확장법의 가장 큰 장점은 물리적인 의미가 미약한 추상적인 랜덤변수를 손쉽게 이산화(discretization) 시킴으로써 모델에 도입할 수 있다는 점에 있다. 예를 들어 재료의 강성 즉 Young's modulus가 공간 D안에서 공분산 함수 $C(x_1, x_2)$ 를 갖는 랜덤 변수로 정의된다면 Karhunen-Loeve 확장법에서는 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$E(x, \theta) = \bar{E} + \sum_{n=0}^{\infty} \sqrt{\lambda_n} \xi_n(\theta) f_n(x) \quad (5)$$

$\sqrt{\lambda_n}$ 과 f_n 은 식 (6)로 표현되는 공분산 Kernel 함수 $C(x_1, x_2)$ 의 고유치 문제에서 구해진 고유치 그리고 고유함수이다. ξ_n 는 랜덤 변수를 위미한다. 그리고 \bar{E} 는 확정적인 평균값을 나타낸다.

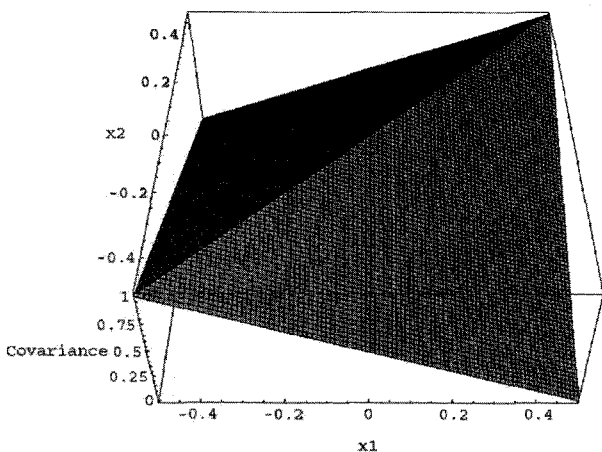
$$\int_d C(x_1, x_2) f_n(x_1) dx_1 = \lambda_n f_n(x_2) \quad (6)$$

한가지 주목할 점은 공분산 Kernel함수는 대칭이고, Positive

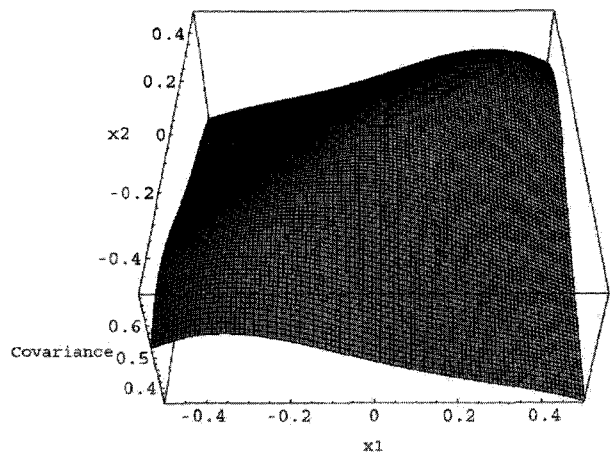
definite이기 때문에 고유함수는 직교성과 완전성을 유지한다는 것이다. 실제 응용에 있어서는 상관길이(가 길어짐에 따라 식 (5)의 불확정성 고차항의 숫자는 줄어든다. 한편 공분산 함수는 통상적으로 Exponential 또는 Triangular 함수가 가장 많이 사용된다. 예를 들어 계측된 샘플 데이터의 통계학적인 해석을 통해서 평균과 분산값 그리고 상관길이(Correlation length)가 결정된다면 1차원 공간의 경우 Exponential 함수로 정의되는 상관함수는 $C(x_1, x_2) = \sigma^2 \exp(-|x_1 - x_2|/b)$ 로 표현된다. 여기서 σ^2 는 계측된 데이터의 분산이며 b 는 상관길이이다. 일차원 공간 $[-a, a]$ 에서 Leibniz 적분법을 이용하여 공분산 Kernel함수의 고유치와 고유함수의 정확해(Closed-form solution)를 구할 수 있지만 보통 Galerkin법에 기초한 수치적인 방법이 자주 이용된다. 그림 6에는 정확한 Exponential 공분산 Kernel 함수와 근사화된 Kernel 함수, $C(x_1, x_2) \sum_{k=1}^{\infty} \lambda_k f_k(x_1) f_k(x_2)$ 를 나타낸다.

이와 같은 Karhunen-Loeve확장법에 기초한 모델 개선 방법을 일차원 공간내 Young's Modulus의 확률적 분포($E = \bar{E}(1 + \epsilon \sum_{j=1}^N \sqrt{\lambda_j} \xi_j(\theta) f_j(x))$)를 가정한 내민(Cantilever) Euler 보의 경우에 적용하면 다음과 같다. 우선 Ritz법에 의해 변위를 다항식으로 근사화 ($W(x, t) = \sum_j^{\bar{N}} (t) x^j$)시키고 다음과 같은 편미분 방정식에 동일한 시험함수를 곱하여 적분하면 이산화된 운동방정식이 결정된다.

$$\frac{\alpha^2}{\alpha x^2} \left(E(x, \theta) I - \frac{\alpha^2 W(x, t)}{\alpha x^2} \right) + \rho A \frac{\alpha^2 W(x, t)}{\alpha t^2} = p(x, t) \quad (7)$$



(a)



(b)

그림 6(a) 정확한 Exponential 분산 Kernel 함, $C(x_1, x_2) = \sigma^2 \exp(-|x_1 - x_2|/b)$;

(b) 3차항까지 포함한 Karhunen-Loeve 확장법에 의한 근사 Exponential 공분산 Kernel 함수, $C(x_1, x_2) \sum_{k=1}^3 \lambda_k f_k(x_1) f_k(x_2)$ ⁶⁾

근사식에 Essential 경계조건($W(0,t)=0, W'(0,t)=0$)을 도입하면 구조계의 시스템 역행렬은 쉽게 구해진다. 외부 하중을 지지점의 조화진동 $p(x,t)=U_0 \exp(i\omega t)$ 으로 가정하면 일반화된 자유도($\bar{\alpha}_j(t)$)는 $\alpha_j \exp(i\omega t)$ 이 된다. 구조 감쇠 계수(γ)를 도입하면 운동 방정식은 다음과 같다.

$$[\bar{\mathbf{K}} + \Delta \mathbf{K}](1 + i\gamma)\{\mathbf{a}_j\} - \omega^2 [\mathbf{M}]\{\mathbf{a}_j\} = \{\mathbf{p}\} \quad (8)$$

$\bar{\mathbf{K}} = \int_0^L EI \langle \mathbf{N}'' \rangle^T \langle \mathbf{N}'' \rangle dx$ 이고 $\Delta \mathbf{K} = \bar{EI} \sum_{j=1}^N \xi_j(\theta) \sqrt{\lambda_j} \int_0^L \langle \mathbf{N}'' \rangle^T \langle \mathbf{N}'' \rangle dx$ 로 표현된다. 비록 이하에서는 구조 감쇠 계수를 무시하였지만 재료의 감쇠도 공간내 랜덤 변수로서 모델링이 가능하다. 따라서 모델 변수는 랜덤 변수인 $\xi_j(\theta)$ 가 되고 공간내 질량은 균질하다고 가정하면 고유치의 민감도⁵⁾는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\alpha \omega_i}{\alpha \xi_j} &= \frac{1}{2} \phi_{0i}^T \left[\frac{1}{\omega_{0i}} \frac{\alpha \mathbf{K}}{\alpha \xi_j} \right] \phi_{0i} \\ &= \epsilon_1 \sqrt{\lambda_j} \frac{\phi_{0i}^T \left[\bar{EI} \int_0^L f_j(x) \langle \mathbf{N}'' \rangle^T \langle \mathbf{N}'' \rangle dx \right] \phi_{0i}}{2\omega_{0i}} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 ω_{0i} 와 ϕ_{0i} 는 질량 행렬로 정상화(normalization)된 확정적 시스템의 고유 진동수와 모드 형상을 의미한다. 따라서 고유진동수는 Taylor 급수의 선형항으로 근사화시키면, 랜덤 변수의 일차 함수($\omega \approx \omega_0 + \mathbf{s}\xi$)로 된다. 모델의 개선을 위해선 실험과 모델의 고유치 예측값을 최소화시키는 방법을 통해서 랜덤 변수 $\xi = \{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N\}$ 를 결정하게 된다. 따라서 공간내에서 확률적으로 분포하는 Young's modulus의 값을 개선하게 된다. 그림 7은 강성도 및 질량이 모두 공간상 확률적 분포의 특성을 지닌다고 가정했을때 소개된 모델 개선 방법으로 개

선된 공간상 휨강성의 분포를 나타낸다.

3.3 모델 개선을 위한 최적화 기법

변수에 기반한 모델 개선방법에 있어 최적화 기법은 핵심적으로 요구되는 기술중의 하나이다. 최적화 기법은 크게 두가지로 분류된다. 첫째는 Gradient에 기반한 최적화 방법이고 둘째는 진화적(Evolutionary) 탐색 기법이다. 목적 함수의 Gradient가 필요치 않는 방법 중에는 Nelder-Mead 법(일명 Simplex method)도 유용한 방법 중의 하나이지만 목적 함수가 다중 Modality를 갖거나 flat한 경우에는 변수의 초기 가정값에 따라 결과의 변동이 심하다는 단점이 있다.

최적화 기법을 실제 복잡한 구조물의 모델 개선에 적용하는데 반드시 고려되어야 할 점이 있다. 수학적 모델은 이상화 및 단순화 가정에 따라 주어진 구조 시스템의 모든 물리적 특성을 반영하는데 한계가 있다. 따라서 엔지니어 또는 정책 결정자에게 수학적으로 최적값은 아니지만 근사적으로 최적인 값들이 더욱 의미가 있을 수 있다. 최근에 진화적 탐색 기법과 다중 대안적(Alternative) 해의 탐색 기법을 통합한 새로운 유전자 알고리즘(SSGA-MGA: Steady-State Genetic Algorithm-Modeling to Generate Alternatives)이 개발되었다.⁷⁾ 이 새로운 진화적 탐색 기법은 모든 개체(Individual 또는 chromosome)의 목적 함수값을 구할 필요가 없이 각각 세대(generation) 단지 두개의 최적 개체의 목적 함수만 계산하면 되기 때문에 일반 단순 유전자 알고리즘과 비교하여 동등한 탐색 성능을 보이면서도 속도가 월등히 빠르다. 그 뿐만 아니라 사용자가 프로그램 실행을 통해 다수의 대안적 해를 기대하더라도 알고리즘적으로 다수의 population을 지정할 필요없이 오직 하나의 population내에서 해의 직교성(orthogonality)과 적합성(optimality)을 기준으로 다수의 대안적 해를 구할 수 있는 장점도 있다. 그림

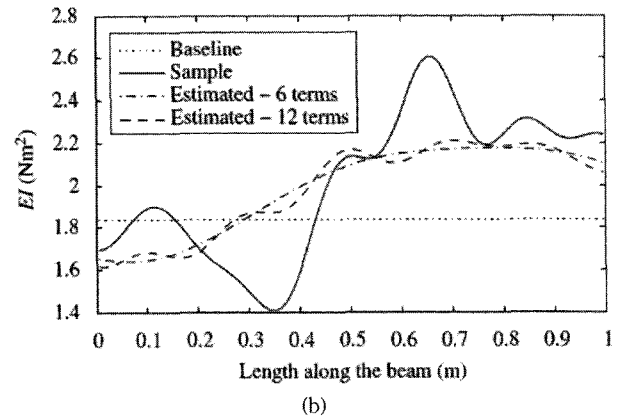
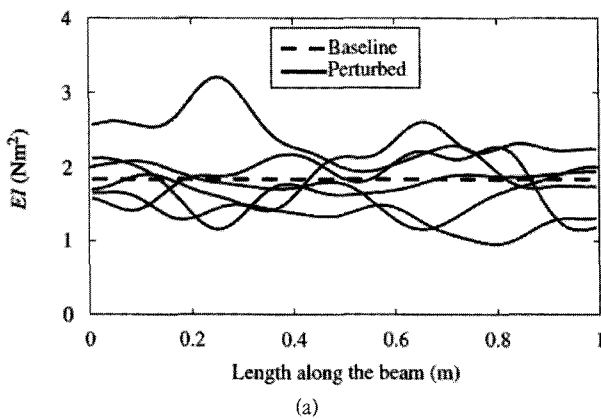


그림 7 (a) 13개의 항이 포함된 K-L확장을 이용하여 실현된 내민보의 휨강성의 랜덤 분포 샘플; (b) 샘플과 모델 개선에 의해 개선된 랜덤 변수의 비교⁵⁾

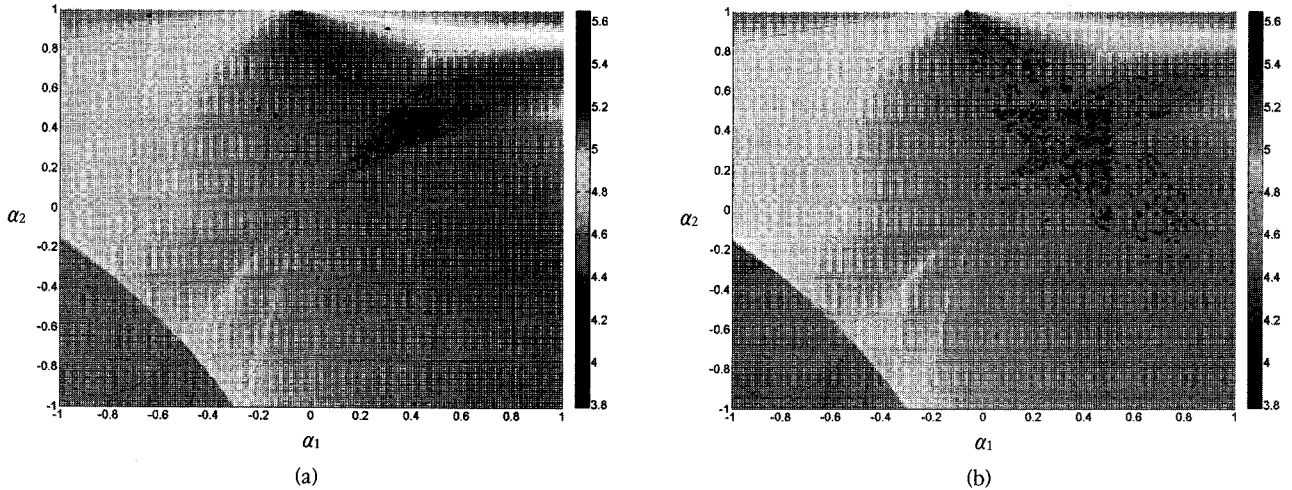


그림 8 (a) 1000번째 Generation 후 SSGA-MGA의 탐색 결과 MGA Solution 1(α_1, α_2)=(0.4984, 0.4989) and MGA Solution 2(α_1, α_2)=(0.0119, 0.8739); (b) 동일 조건에서 1000번째 Generation 후 SSGA의 탐색 결과

8은 ASCE-Benchmark 모델⁸⁾을 이용하여 손상을 탐색하는 문제로 SSGA-MGA와 일반 SSGA와의 비교 결과이다. Contour 그래프는 목적 함수의 값을 나타낸다. 두개 요소(12번과 45번)의 Young's modulus가 50% 저감이 되었다고 가정하고 목적 함수는 고유 진동수와 MAC 값의 모사된 실험치와 모델의 예측치와의 오차를 이용하여 계산하였다.

그림 8에 보여진 대로 SSGA-MGA 알고리즘은 두개의 대안적 해를 동시에 찾아 내지만 SSGA는 더 많은 세대를 거듭해가면 결국 하나의 해로 수렴하게 된다.

4. 맺음말

본고에서는 구조물의 모델 개선에 관한 최근 연구를 1) Benchmark 실험 구조물 및 Problem의 개발; 2) 원격지 다자간 협동 연구를 위한 Collaboratory 개발; 3) 고유 진동 민감도 및 공간 내 분포된 구조물 물성치의 랜덤 변수를 고려한 모델 개선 알고리즘 그리고 4) 새로운 최적화 기법으로 세분화하여 간략하게 소개하였다. 특별히 모델 개선의 연구에 있어 현재 직면하고 있는 난점을 논하였으며 이를 해결할 수 있는 최근 연구된 두가지 방법론을 고찰하였다. 또한 추후 모델 개선에 관한 연구 및 교육 활성화를 위해서 현재 애크론 대학에서 진행되고 있는 Benchmark Problem의 개발을 소개하였다.

참고 문헌

1. Friswell M.I., Penny, J.E.T., and Garvey, S.D. Parameter Subset Selection in Damage Location, *Inverse Problems in Engineering* 5 pp.189~215, 1997

2. Yun G.J., Ogorzalek, K.A., Dyke, S.J., and Song, W. A Parameter Subset Selection Method using Residual Force Vector for Detecting Multiple Damage Location, *Structural Control and Health Monitoring* 17 pp.48~67, 2010

3. Yun G.J., Ogorzalek, K.A., Dyke, S.J., and Song, W. A Two-Stage Damage Detection Approach based on Subset of Damage Parameters and Genetic Algorithms, *Smart Structures and Systems* 5 pp.1~21, 2008

4. Yun G.J., Shang, S., and Qiao, P. Delamination Identification of an E-glass/epoxy Composite Panel by Subset Selection Method: Numerical and Experimental Verification, *Smart Materials & Structures*, Revised and Under Review, 2009

5. Adhikari S. and Friswell, M.I. Distributed Parameter Model Updating Using the Karhunen-Loeve Expansion, *Mechanical Systems and Signal Processing* 24 pp.326~339, 2010

6. Sett K., *Probabilistic Elasto-Plasticity and Its Application in Finite Element Simulations of Stochastic Elastic-Plastic Boundary Value Problems*, Ph.D. Dissertation, in Civil Engineering. University of California Davis: Davis, 2007

7. Caicedo J.M. and Yun, G.J. A novel evolutionary algorithm for identifying multiple alternative solutions in model updating, *Structural Health Monitoring-an International Journal*, Under Review, 2008

8. Caicedo J.M., Dyke, S.J., and Johnson, E.A. Natural excitation technique and eigensystem realization algorithm for phase I of the IASC-ASCE benchmark problem, *Simulated data Journal of Engineering Mechanics-ASCE* 130 pp.49-60, 2004

[담당 : 정형조, 편집위원]