

교량의 모드 특성을 이용한 다중 목적함수 기반 유한요소 모델의 개선

Multi-Objective based Updating of Finite Element Model of Bridge Using Modal Properties

진 승 섭* · 이 중 재** · 이 창 근*** · 윤 정 방**** · 정 형 조*****

Jin, Seung-Seop · Lee, Jong-Jae · Lee, Chang-Geun · Yun, Chung-Bang · Jung, Hyung-Jo

요 약

차량의 대형화 및 고속화, 그리고 기존 교량의 노후화를 고려하였을 때, 교량의 건전성 평가는 매우 중요해지고 있다. 거동을 예측하는데 사용되는 유한요소 모델의 신뢰도는 이상적인 가정과 모델링 오차, 교량의 노후화 등에 의해 실제 거동을 반영하지 못하는 경우가 많다. 유한요소 모델의 신뢰도를 높이기 위해, 실제 교량의 거동을 계측하여, 이를 기반으로 물리적 의미를 가지는 변수들과 지점의 조건을 수정하는 모델의 개선이 주로 행해진다. 이러한 모델 개선은 최적화 기법을 통해 수행된다. 본 연구에서는 목적함수 간 가중치에 의한 모델 개선 결과의 영향과 다중 목적 함수 최적화 기법을 통해, 가중치의 영향을 줄이고, 다양한 개선 모델들을 구하는데 적용하였다. 팔곡 3교의 실제 계측 데이터를 이용하여 단일·다중 목적 함수 기반의 모델 개선을 수행하였다. 단일 목적 함수의 경우, 정의되는 목적함수는 주로 고유진동수와 모드 형상에 관한 차이의 가중치 합으로 표현되어 지며, 이러한 가중치에 따라, 모델 개선의 결과에 영향을 가함을 확인하였다. 다중 목적 함수 기반의 모델 개선을 통해, 구해진 모델 개선 결과를 단일 목적 함수 기반 모델 개선의 결과들과 비교하였으며, 모델 개선에 대한 다중 목적 함수 최적화 적용을 분석하였다.

keywords : 유한 요소 모델 개선, 다중 목적 함수 최적화, Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II

1. 서 론

교량의 거동을 예측하는데 사용되는 유한요소 모델의 신뢰도는 이상적인 가정과 모델링 오차, 교량의 노후화 등에 의해 실제 거동을 반영하지 못하는 경우가 많다. 유한요소 모델의 신뢰도를 높이기 위해, 실제 교량의 거동을 계측하여, 이를 기반으로 유한 요소 모델의 개선이 주로 행해진다. 이러한 모델 개선은 역 해석 문제이며, 이러한 문제는 최적화 기법을 통해 수행된다. 최적화 과정에 사용되는 목적 함수는 계측을 통해 추정된 고유 진동수와 모드 형상의 차이에 대한 가중치의 합으로 표현 되며, 적절한 가중치의 분배가 요구되어진다. 단일 목적 함수 기반의 모델 개선은 가중치에 의해 모델 개선의 결과에 영향을 가함을 확인하였다. 다중 목적 함수 기반의 모델 개선을 통해, 구해진 모델 개선 결과를 단일 목적 함수 기반 모델 개선의 결과

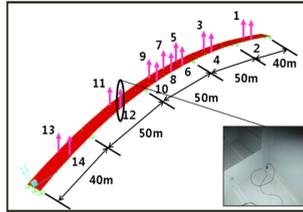
* 학생회원 · 한국과학기술원 건설 및 환경공학과 박사과정 seungsab@kaist.ac.kr
** 정회원 · 세종대학교 토목공학과 교수 jongjae@sejong.ac.kr
*** 정회원 · 한국도로공사 도로교통기술원 수석 연구원 lcg@ex.co.kr
**** 정회원 · 한국과학기술원 건설 및 환경공학과 교수 ycb@kaist.ac.kr
***** 정회원 · 한국과학기술원 건설 및 환경공학과 교수 hjung@kaist.ac.kr

들과 비교하였으며, 모델 개선에 대한 다중 목적 함수 최적화 적용을 분석하였다.

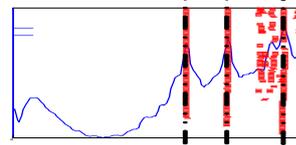
2. 대상 교량 소개 및 모드 해석 결과



(a) 대상 교량



(b) 센서 배치도



(c) 1st 특이치(FDD) 및 안정화 폴(SSI)

그림 1 대상 교량 및 모드 해석

팔곡 3교는 서해안 고속도로 상에 위치한 총 230m의 5경간의 강상자형 교량이다. 교량의 동특성 추정을 위해, 유선 가속도계 14개를 그림 1(b)과 같이 설치하였다. 측정된 가속도 데이터를 FDD와 SSI를 통해, 총 7개의 휨 및 비틀림 모드 형상을 추정하였으며, 그림 2에 모드 형상이 도시하였다.

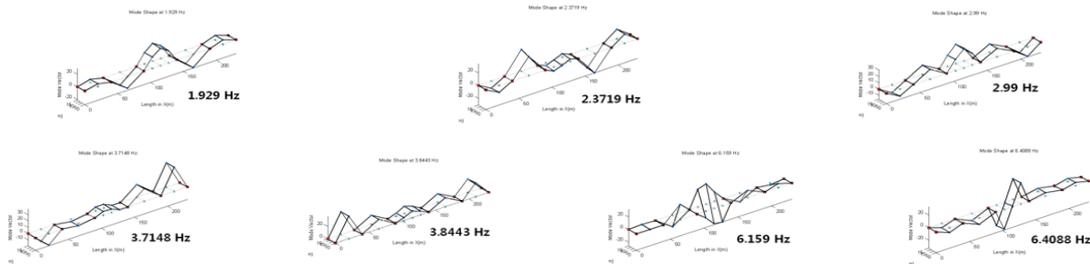


그림 2 추정된 모드

3. 유한 요소 모델 개선

3.1. 모델 개선 변수 및 목적 함수의 구성

이를 초기 유한 요소 모델과 비교하였으며, 그 비교 결과는 표 1과 같다. 초기 유한 요소모델과의 비교를 통해, 실제 거동과는 상당한 차이가 존재하였다. 추정된 모드와 초기 유한요소 모델의 고유진동수 오차는 4~16%까지 차이가 있으며, 추정된 4번과 5번 모드가 누락되어 있음을 확인할 수 있다.

# mode	f_{FEM0} [%](Hz)	f_{EXP} (Hz)	MAC _{0,Initial}
1	2.153 (11.63)	1.929	0.971
2	2.527 (6.54)	2.372	0.905
3	3.153 (5.45)	2.990	0.923
4	4.010 (7.95)	3.715	0.497
5	4.010 (4.31)	3.844	0.497
6	5.180 (15.90)	6.159	0.721
7	5.882 (8.22)	6.409	0.903

표 1 초기 유한 요소 모델과 실제 동적 거동의 비교

개선 부재	개선 변수	상/하한치
콘크리트 슬라브	E(5EA)	±20% (선형 변화)
	M(5EA)	±20% (선형 변화)
강 상자 거더	J(5EA)	±30% (선형 변화)
	I ₃₃ (19EA)	±30%(선형 변화)

표 2 모델 개선 변수 및 상/하한치

모델 개선 변수는 각 경간의 슬라브와 강 상자 거더에 대한 변수로 설정하였다. 콘크리트 슬라브의 경우, 부재 단면 성질의 불확실성이 상대적으로 큰 부재이기 때문에, 질량(M)과 강성(탄성계수(E))에 대한 개선을 실시하였으며, 강 상자 거더에 대해서는 강성(비틀림 상수(J))와 단면 2차 모멘트(I₃₃)에 대해 개선을 수행하였다.

단일 및 다중 목적함수 기반의 모델 개선은 유전자 알고리즘을 기반으로 하고 있으며, 목적함수의 구성은 아래와 같다.

$$J = \sum w_f \left(\frac{f_{i,FEM} - f_{i,EXP}}{f_{i,EXP}} \right)^2 + \sum w_f^p \left(\frac{(1 - \sqrt{MAC_i})^2}{MAC_i} \right)$$

단일 목적 함수

$$J_1 = \sum \left(\frac{f_{i,FEM} - f_{i,EXP}}{f_{i,EXP}} \right)^2, J_2 = \sum \left(\frac{(1 - \sqrt{MAC_i})^2}{MAC_i} \right)$$

다중 목적 함수

3.2. 단일 목적 함수 기반 모델 개선 결과 (유전자 알고리즘)

총 6가지 경우의 가중치를 부여하여, 유전자 알고리즘의 확률론적인 탐색을 고려하여 각각 6번의 모델 개선을 실시하였다. 총 36개의 개선 결과를 얻었으며, 각 경우에서 얻어진 결과를 그림 3과 같이 목적함수 공간에 도시하였으며, 각 경우에서 얻어진 6개의 평균값을 표 3에 정리하였다.

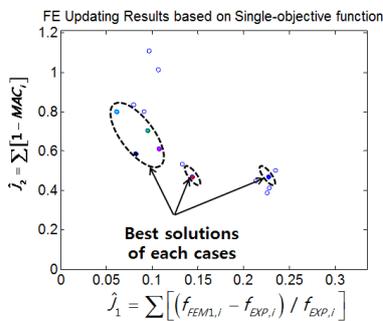


그림 3 모델 개선 결과

	가중치 (w_f/w_{ϕ})	평균 ($\sum \Delta f$)	평균 ($\sum \Delta MAC$)
Case1	1/1	0.234	0.5
Case2	1/0.5	0.14	0.54
Case3	1/0.05	0.16	0.6
Case4	1/0.01	0.11	0.65
Case5	1/0.005	0.09	0.74
Case6	1/0.001	0.12	0.9

Generation: 200 // Population size: 200 // Tolerance : 10^{-6}

표 3 가중치에 따른 모델 개선 결과 (평균)

고유진동수와 모드형상에 대한 차이의 가중치 구성에 따라, 개선 결과가 달라짐을 알 수 있다. 전반적으로 모드 형상에 가중치를 크게 줄수록, 모드 형상에 대한 개선이 증가됨에 비해 고유진동수에 대한 개선효과는 감소되는 것을 알 수 있다. 적절한 가중치에 대한 정보는 미리 알 수 없으므로, 만족스러운 결과가 얻어질 때까지 시행착오를 겪으면서 찾게 된다. 36개의 결과 중, 2개의 개선 모델을 선택하였으며, 그 개선 결과는 아래에 정리하였다.

# mode	f_{FEM0} (%)	f_{Exp}	$f_{updated}$	
			A (%)	B (%)
1	2.153 (11.63)	1.929	2.000 (3.67)	1.982 (2.72)
2	2.527 (6.54)	2.372	2.368 (0.15)	2.335 (1.56)
3	3.153 (5.45)	2.990	3.047 (1.92)	3.031 (1.37)
4	4.010 (7.95)	3.715	3.676 (1.04)	3.691 (0.64)
5	4.010 (4.31)	3.844	3.827 (0.45)	3.850 (0.15)
6	5.180 (15.90)	6.159	6.088 (1.15)	6.034 (2.02)
7	5.882 (8.22)	6.409	6.327 (1.28)	6.344 (1.01)

# mode	$MAC_{0,Initial}$	$MAC_{1,A}$	$MAC_{1,B}$
1	0.971	0.899	0.902
2	0.905	0.825	0.858
3	0.923	0.947	0.956
4	0.497	0.763	0.936
5	0.497	0.858	0.958
6	0.721	0.736	0.799
7	0.903	0.862	0.888

3.3. 다중 목적 함수 기반 모델 개선 결과 (NSGA-2: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II)

다중 목적 함수 기반 모델 개선 후, 총 70개의 개선 모델을 얻었다. 그림 4(a)와 같이, 구해진 70개의 개선 모델은 단일 목적 함수 기반에서 시행착오로 구한 최종 해들에 비해 개선 결과가 좋을 수 있다. 70개의 개선 모델에서 하나의 해를 구하기 위해, 그림 4(b)와 같이, 고유진동수와 모드형상의 목적 함수 값을 각각 최대와 최소값으로 정규화 하여, trade-off 관계를 통해 개선 모델을 선택하였다.

그림 4 모델 개선 결과 및 단일·다중 목적 함수 결과 비교

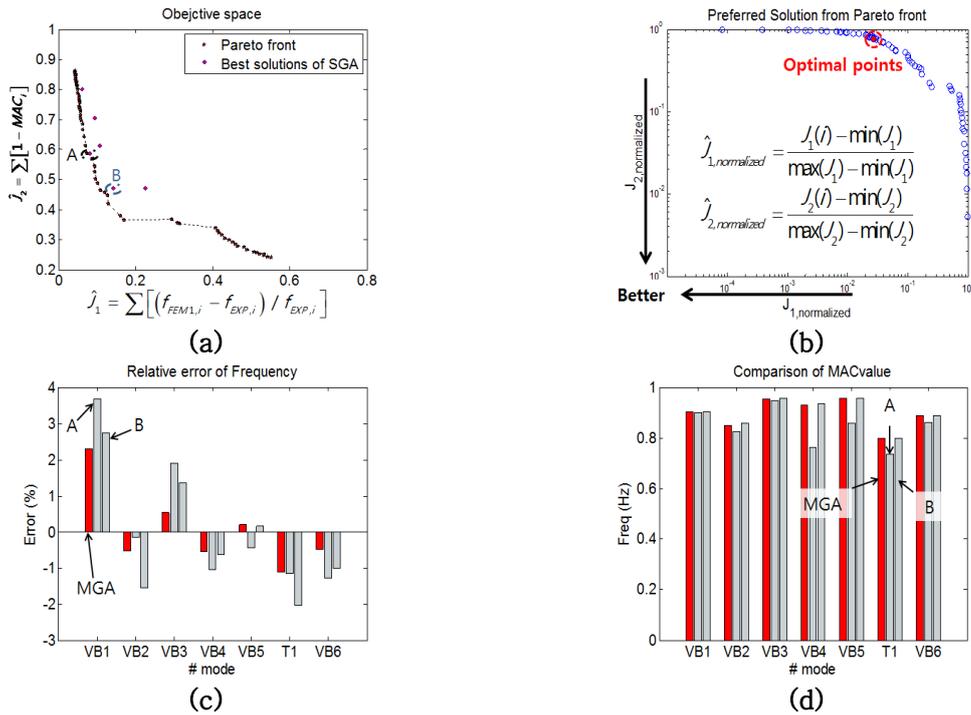


그림 4(c)와 (d)는 고유진동수와 모드형상을 단일 목적함수를 통해 구한 개선 모델들(A,B)과 다중 목적 함수를 통해 구한 개선모델(MGA)을 비교하였다. 다중 목적함수에서 선택한 개선 모델이 단일 목적에서 구한 개선 모델에 비해, 실제 동적 거동을 더 잘 반영하고 있다.

표5는 단일 및 다중 목적 함수를 통한 모델 개선에 모델 해석 횟수를 비교하였다.

표 5 단일 및 다중 목적 함수를 통한 모델 해석 횟수

	인구	세대	가중치 경우	반복 횟수	총 해석 횟수
단일 목적 함수	200	200	6	6	432000
다중 목적 함수	200	200	1	1	280000

4. 결론

본 연구를 통해, 동일한 개선 변수와 제약 조건에서 단일 및 다중 목적 함수를 통한 모델 개선에 대해 실시하였다.

1. 단일 목적 함수의 경우, 가중치의 부여에 따라 모델 개선의 결과에 영향을 미친다. 적절한 가중치의 부여는 시행착오를 통해, 얻을 수 있다.

2. 확정적인 최적화 알고리즘의 경우, 국부 최적 값에 수렴을 하는 문제가 자주 발생된다. 이러한 단점을 극복하기 위해, 유전자 알고리즘과 같이 전역적인 탐색을 수행하는 최적화 기법을 많이 사용한다. 유전자 알고리즘과 같이 확률론적인 방법을 이용하게 될 경우, 항상 특정한 값으로 수렴이 되지 않기 때문에, 여러 번의 모델 개선을 실시하여야 하며, 얻어진 결과들 중에 최적의 개선 모델을 찾아야 되는 문제가 존재한다.

3. 다중 목적 함수를 통해 모델 개선을 실시하면, 일반적으로 단일 목적 함수를 통해, 얻어지는 개선 모델들을 포괄하는 집합을 얻을 수 있다. 이러한 개선 모델들의 집합을 파레토 평면이라 부르며, 하나의 개선 모델이 아닌 여러 개의 개선 모델들을 통해, 최적화된 개선 모델을 얻었다.

감사의 글

이 논문은 국토해양부의 U-city 석·박사과정 지원 사업으로 지원되었습니다.

참고문헌

김경호 (2004) An improved updating parameter selection method and finite element model update using multi-objective optimization technique *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(1), pp.138-149.

M.I. Friswell. (1995) Finite Element Model updating in structural Dynamics. KLUWER ACADEMIC

Rune Brinkcer (2004) Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition. *Smart Materials and Structures* 10, pp.441~445

Kalyanmoy Deb (2008). Introduction to Evolutionary Multi-objective Optimization, Springer, Berlin.

Konstantinos Christodoulou (2008) Structural model updating and prediction variability using Pareto Optimal models. *Comput. Methods Appl. Mech. Engrg.*, 198(1), pp.138-149.