

PSO와 ACO 알고리즘을 이용한 구조물 결함탐지에 관한 연구

A Study on Structural Damage Detection through PSO and ACO algorithm

최종현* · 고봉환†

Jong-Hun Choi and Bong-Hwan Koh

1. 서론

본 논문에서는 트러스 구조물에 가상으로 발생한 국부적 결함의 위치와 크기를 탐지하기 위해 유한요소모델 개선기법을 최근에 소개된 PSO(Particle Swarm Optimization) 및 ACO(Ant Colony Optimization) 등의 최적화 알고리즘과 연동하여 해석을 수행하고자 한다.

2. 군집 지능(Swarm Intelligence) 알고리즘

2.1 개체 군집 최적화(PSO)

휴리스틱(heuristic) 기법 중 하나인 PSO는 군집생활을 통하여 사회적 행동양식을 보이는 물고기나 새 무리의 움직임을 최적화에 적용한 모사기법으로 J.Kennedy와 R.Eberhart에 의해 처음 제안되었다. PSO에서 개체가 최적의 해를 탐색하는 동안 개체의 이동속도와 위치는 다음 식 (1), (2)와 같이 표현된다.

$$v(t+1) = w(t)v(t) + c_1r_1(pbest(t) - x(t)) + c_2r_2(gbest(t) - x(t)) \quad (1)$$

$$x(t+1) = x(t) + v(t+1) \quad (2)$$

- 단, $v(t)$: 이전의 개체의 이동속도
 $x(t)$: 이전의 개체의 위치
 $v(t+1)$: 현재 개체의 이동속도
 $x(t+1)$: 현재 개체의 위치
 $w(t)$: 관성하중 상수
 c_1, c_2 : 가중치 상수 ($c_1 = 4 - c_2, c_{1,2} \in [0, 4]$)
 r_1, r_2 : 0과 1사이의 임의의 수
 $pbest$: 개체가 이전까지 탐색한 최적의 해
 $gbest$: 총 개체 중 이전까지 탐색한 최적의 해

2.2 개미 집단 최적화(ACO)

ACO 역시 휴리스틱 기법이며 실제 개미들이 무리를 지어 먹이를 찾아가는 과정을 모사한 방법이다. 특히, 외판원 문제(Traveling Salesman Problem)와 같이 모든 경우의 수를 확인해야 하는 조합적인(combinatorial) 최적화 문제를 해결하기 위해 Dorigo에 의해 제안되었다.

$$\tau(t) \propto \frac{1}{L} \quad (3)$$

$$\tau(t+1) = \tau(t) + \Delta\tau \quad (4)$$

$$\tau(t+1) = (1 - \rho)\tau(t) + \rho\Delta\tau \quad (5)$$

- 단, $\tau(t)$: 이전까지의 이동 경로의 페로몬의 양
 $\tau(t+1)$: 현재 이동 경로의 페로몬의 양
 $\Delta\tau$: 추가 분비되는 페로몬의 양
 ρ : 증발 가중치 상수, $\rho \in (0, 1]$

본 논문에서는 PSO와 ACO를 이용하여 트러스 구조물에 가상으로 발생한 결함을 탐지하고자 한다. 하지만 일반적인 결함탐지 문제의 경우 조합적인 문제가 아닌 연속적인 문제에 해당하므로 유한요소모델 개선에 있어 ACO를 바로 적용할 수 없다. 이 문제를 해결하기 위하여 Socha는 페로몬이 시간이 지남에 따라 증발되는 현상을 Gaussian kernel 확률밀도 함수 방법을 통하여 제시하였고, Shelokar는 해 집단내의 정규분포를 통하여 새로운 최적의 해를 조합을 찾는 방법과 PSO 알고리즘과 결합한 형태의 PSACO(Particle Swarm Ant Colony Optimization)을 제시하였다. 여기서는, PSO와 PSACO를 이용하여 결함탐지 문제를 해결하고자 한다.

3. 유한요소모델 개선기법

일반적으로 결함탐지 문제는 정식화(formulation)과정에서 유한요소해석으로 구한 고유 진동수와 진동 실험을 통해 얻어진 실제 구조물의 고유 진동수간의 차이를 최소화하는 것으로 정의될 수 있다.

† 교신저자: 동국대학교 기계로봇에너지공학과
 E-mail : bkoh@dongguk.edu
 Tel: (02) 2260-8591, Fax: (02) 2263-9379

* 동국대학교 기계로봇에너지공학과 대학원

$$J = W_{\omega} J_{\omega} \quad (6)$$

$$J_{\omega} = \sum_{t=1}^n \left(\frac{\omega_t^m - \omega_t^a}{\omega_t^m} \right)^2 \quad (7)$$

여기서 J_{ω} 는 고유 진동수와 관련된 목적함수가 된다. W_{ω} 는 J_{ω} 의 가중치 상수이며 다수의 고유 모드가 사용될 때 정보의 가중치를 효율적으로 적용하기 위하여 사용된다. 여기서는 $W_{\omega} = 1$ 을 선택하였다. 식 (7)에서 n 은 목적 함수에 사용된 고유 진동수의 차수를 나타낸다. ω_t^m 는 실험 데이터 또는 기준 데이터(reference data)를 말하며 ω_t^a 는 모델 개선으로 얻어진 데이터를 말한다.

4. 해석모델 및 결과

결함탐지 기법의 검증을 위하여 Fig. 1과 같이 34개의 스트럿(strut)을 갖는 트러스 구조물을 선정하였다.

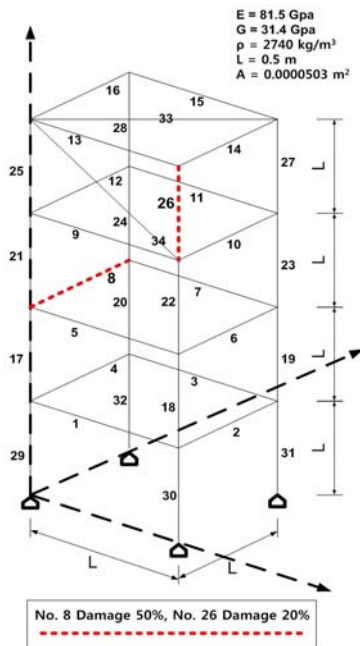


Fig. 1 3-D Truss structure model (2 Damages)

본 연구에서는 구조물에 발생하는 결함을 강성요소(stiffness element)의 변화와 동등하다고 가정하고 34개의 강성요소의 변화량을 설계 변수로 가정하였다. 트러스 구조물의 34개의 요소 중 두 곳(Fig. 1 점선부분)에 결함이 발생하였다는 가상의 상황을 설정하고, 5개의 고유 진동수를 목적 함수에 적용하여 최적화 알고리즘과 연동된 모델개선 해석을 수행하였다. 그 결과 Fig. 2와 같이 최적해 또는 결함의 위치 및 크기를 정확히 도출하였으며, 반복적으로 해를 탐색하여 수렴하는 과정은 Fig.

3에 표현하였다. Fig. 2에서 보면 PSO와 PSACO 알고리즘 모두 결함이 발생된 위치(8, 26)와 크기(50%, 20%)를 정확히 찾아내었다. PSACO 알고리즘의 경우 PSO 알고리즘 보다 빠른 수렴을 보이는 것을 Fig. 3을 통하여 알 수 있다.

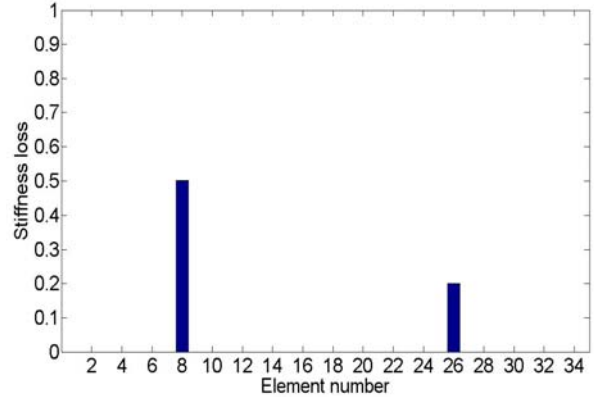


Fig. 2 PSO & PSACO Stiffness loss(2 Damage)

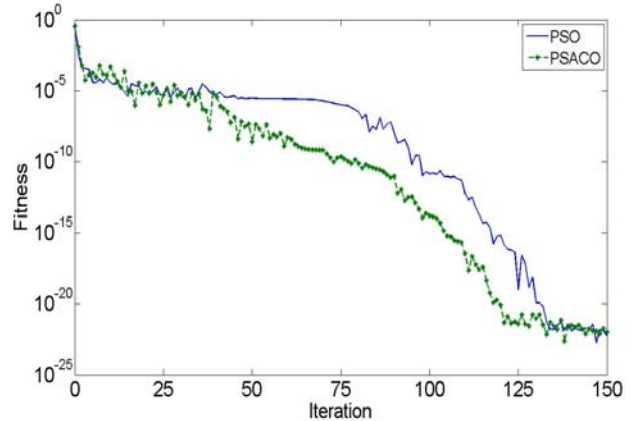


Fig. 3 Iteration history (2 Damages)

5. 결 론

최근에 최적화 문제에 많이 사용되는 PSO와 PSACO 알고리즘을 유한요소 모델개선 기법에 적용하여 가상의 트러스 구조물에 임의로 발생한 결함의 위치와 크기를 찾아내는 문제에 적용하였다. 본 연구에서 적용한 모델개선 기법에서는 PSACO의 성능이 PSO보다 비교적 우수한 것으로 나타났고, 실제 결함탐지 문제에서도 유사한 해석 결과가 기대된다.

후 기

이 논문은 2008년도 정부재원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2008-331-D00024).