

論文

병렬 마이크로 유전자 알고리즘을 이용한 복합재 적층 구조물의 최적설계

이무근*, 김천곤**

Optimal Design of Laminated Stiffened Composite Structures
using a parallel micro Genetic Algorithm

Moo-Keun Yi*, Chun-Gon Kim*

ABSTRACT

In this paper, a parallel micro genetic algorithm was utilized in the optimal design of composite structures instead of a conventional genetic algorithm(SGA). Micro genetic algorithm searches the optimal design variables with only 5 individuals. The diversities from the nominal convergence and the re-initialization processes make micro genetic algorithm to find out the optimums with such a small population size.

Two different composite structure optimization problems were proposed to confirm the efficiency of micro genetic algorithm compared with SGA. The results showed that micro genetic algorithm can get the solutions of the same level of SGA while reducing the calculation costs up to 70% of SGA.

The composite laminated structure optimization under the load uncertainty was conducted using micro genetic algorithm. The result revealed that the design variables regarding the load uncertainty are less sensitive to load variation than that of fixed applied load.

From the above-mentioned results, we confirmed micro genetic algorithm as a optimization method of composite structures is efficient.

초 록

본 논문에서는 기존의 유전자 알고리즘을 대신하여 병렬 마이크로 유전자 알고리즘을 사용한 복합재로 적층 구조물의 최적설계를 수행하였다. 마이크로 유전자 알고리즘은 한 세대 당 보통 5개의 개체로 해를 탐색한다. 비록 세대를 구성하는 인구는 적지만 공칭수렴 판단과 채초기화 과정을 통해 다양성을 제공하기 때문에 최적해 탐색이 가능하다.

2가지의 복합재 구조물의 최적화 문제를 가정하고 이를 마이크로 유전자 알고리즘을 사용하여 해를 구하였다. 효율성 판단을 위해서 기존의 유전자 알고리즘과 결과를 비교하였다. 두 문제 모두 마이크로 유전자 알고리즘이 비슷한 결과를 도출하면서도 약 70%의 계산량 감소를 보였다.

마이크로 유전자 알고리즘을 사용하여 일정 범위 내에서 변하는 하중을 받고 있는 복합재 적층 구조물의 최적설계를 수행하였다. 계산 결과 고정된 하중상태 하에서 얻은 최적해보다 하중 변화에 덜 민감한 설계변수를 얻을 수 있었다.

이상의 문제를 통해 다양한 설계변수를 갖는 복합재 적층 구조물의 최적설계의 한 방법으로서 마이크로 유전자 알고리즘이 효율적임을 확인하였다.

Key Words : 병렬 마이크로 유전자 알고리즘(Parallel micro genetic algorithm), 보강된 복합재 구조물(Stiffened composite structures), 하중 불확실성(Load uncertainty), 복합재 구조물 최적화(Composite structures optimization)

* 한국과학기술원 기계공학과 항공우주공학전공

** 한국항공우주연구원 추진제어팀, 교신전자(E-mail:kt010@kaist.ac.kr)

1. 서론

자동차 및 항공우주분야와 같이 경량화가 요구되는 영역에서는 평판이나 셸 형상의 구조물을 많이 사용하고 있다. 이와 같은 박판 구조물은 압축력을 받을 경우, 좌굴에 의한 파손이 먼저 일어나기 때문에 세미모노코크(semi-monocoque)형태를 채택하고 있으며, 복합재료를 채택하여 더욱 경량화를 추구하고 있다.

복합재료를 구조설계에 적용할 시에는 적층각, 적층순서, 적층 수 등을 적절히 결정하여야 원하는 성능의 구조물을 제작 할 수 있다.

유전자 알고리즘은 구현이 쉽고, 특이 이산 설계변수를 표현하는데 적합하기 때문에 복합재 구조물의 최적설계에 많이 이용되어 왔다. 하지만 일반 유전자 알고리즘은 표본이 적으면 해를 찾을 확률이 매우 낮고, 많은 표본으로 탐색을 시작하면 해를 찾을 확률이 높지만 그 만큼 수렴이 느리고 효율적이지 못하다. 이를 보완하기 위해 병렬화 된 모듈[1]을 첨가하기도 하지만 전체 계산량의 변화가 있는 것은 아니다.

이 같은 단점을 보완하기 위해 다양한 시도가 있었고 마이크로 유전자 알고리즘도 그 중 하나이다. 마이크로 유전자 알고리즘은 D. E. Goldberg[2]가 토대를 제안하였으며, K. Krishnakumar[3]가 최초로 알고리즘을 구현하였다. 그는 마이크로 유전자 알고리즘을 정적(stationary)함수와, 비정적(non-stationary)함수의 최적화 문제에 적용하여 일반 유전자 알고리즘보다 적은 계산량으로도 빠르게 수렴해 가는 결과를 보여주었다. Coello[4] 등은 다목적(multi-objective)함수의 최적화에 마이크로 유전자 알고리즘을 이용하였다. 그들은 파레토 프론트(Pareto front)를 구성하기 위해서 population memory와 external memory 모듈이 첨가된 유전자 알고리즘을 제안하였다. 이 밖에도 최성만[5]은 응력을 구속조건으로 설정하여 트러스 구조물의 무게를 최소화 하는 최적화 문제를 해결하는데 적용하였다. 구한 결과를 일반 유전자 알고리즘뿐만 아니라 기존의 다양한 최적 알고리즘의 값과 비교하여 마이크로 유전자 알고리즘의 구조 문제 적용 가능성을 제시하였다.

본 논문에서는 복합재 구조물 최적화 문제를 가정하여 일반 유전자 알고리즘(Simple Genetic Algorithm)과 마이크로 유전자 알고리즘의 효율성을 비교하고 이를 바탕으로 하중의 불확실성이 존재하는 구조물의 최적설계에 마이크로 유전자 알고리즘을 적용하였다.

2. 마이크로 유전자 알고리즘

일반 유전자 알고리즘은 무작위로 초기 세대를 구성하고 이를 바탕으로 진화 연산을 통해 최종대로 수렴해 간다. 전역 최적해로의 수렴 확률을 높이기 위해선 인구수(population size)를 크게 하여 유전인자의 다양성을 높여야 한다. 하지만

이는 선택압력(selection pressure)을 낮추기 때문에 수렴 속도를 늦추는 현상을 야기한다. 반대로 선택압력을 높이는 방법을 사용하면 수렴 속도는 향상되지만 초우량개체(super individual)에 의한 조기수렴(premature convergence)문제가 야기된다. 따라서 일반 유전자 알고리즘을 효율적으로 사용하기 위해선 연산이 일어날 확률과 인구수를 적절히 결정해 주어야 한다. 인구수의 경우에는 보통 수 십 단위 사이의 값을 사용한다.

일반 유전자 알고리즘의 이런 특성으로 인해 계산 횟수의 증가는 불가피하다. 이로 인해 좌굴 후 거동(post-buckling)과 같이 오랜 시간이 걸리는 구조 해석과 연계하여 실행을 하면 각 개체의 적합도 계산 시간이 너무 증가하여 전체 최적화 방법의 효율성이 떨어진다.

이런 문제를 해결하기 위한 방법 중 한 가지가 마이크로 유전자 알고리즘이다. 마이크로 유전자 알고리즘은 앞서 설명한 일반 유전자 알고리즘과 달리 매우 적은 인구수(보통 5 개체)로 탐색을 수행한다. Fig. 1은 마이크로 유전자 알고리즘의 순서를 보여준다.

앞서 밝힌 바와 같이 전역 최적해를 찾기 위한 진화를 유지하기 위해선 다양한 유전정보의 확보가 중요한 요소로 작용한다. 일반 유전자 알고리즘의 경우에는 교배와 돌연변이가 이 역할을 하게 된다. 그러나 개체 수가 매우 적은 경우에는 기존의 방법만으로는 유전인자의 다양성을 보장할 수 없다. 마이크로 유전자 알고리즘은 ‘공칭수렴판단’과 ‘재초기화 과정’을 도입하여 이 같은 문제를 극복하였으며, 이에 대한 자세한 설명은 아래와 같다.

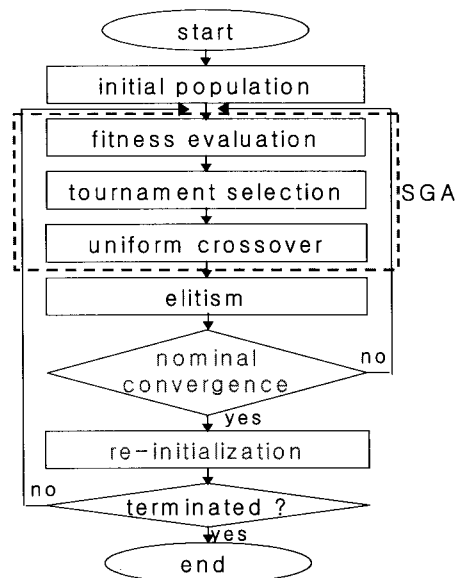


Fig. 1 Procedure of micro-genetic algorithm.

2.1 토너먼트 선택(tournament selection)

토너먼트 선택법은 반결정적인(semi-deterministic) 선택법으로 과정은 아래와 같다.

- ① 모집단에서 임의의 r 개의 개체를 임의로 선택한다.
- ② r 개의 중 최고의 적합도(fitness)를 갖는 개체가 다음 세대의 구성원으로 채택된다.
- ③ 과정 ①,②를 정해진 인구가 구성될 때까지 반복 한다.

이 방법은 초우량 개체가 나타나더라도 어느 정도 선택되는 횃수를 줄일 수 있을 뿐 아니라, raking selection에서 필요한 순서 정하기를 피할 수 있기 때문에 좀 더 빠른 계산이 가능하다.

2.2 균일교배(uniform crossover)

교배는 두 부모의 유전 정보를 조합하여 자식의 염색체를 만드는 연산을 일컫는다. 다양한 교배 방법이 소개되었으며 각각은 장단점을 가지고 있다. 균일 교배[12]는 인접한 두 개체 간에 같은 유전자좌(locus)에 위치하는 이진 코드(0,1)를 교환하는 방식이다. 교차 횃수가 다른 교배방법보다 많아 넓은 해 공간 탐색을 보장하지만 반대로 많은 교란을 야기하므로 교배확률을 이용하여 발생횃수를 조절해야 한다.

2.3 공칭수렴(nominal convergence)

세대를 구성하는 개체의 단위가 작은 경우에는 일정 세대를 거치면서 개체들 간의 유전정보가 비슷해지게 된다. 마이크로 유전자 알고리즘 선택과 교배를 통해 만들어진 자식세대와 이전까지의 엘리트를 비교하여 그 상이함(difference)이 어느 수준 이하가 되면 공칭수렴이 되었다고 판단한다. 비교 방법 및 상이함의 수준은 사용자가 임의로 선택할 수 있다[3,5]. 본 논문에서는 이진(binary) 형태의 유전정보 이용하여 공칭수렴 여부를 판단하였다. 엘리트와 다른 개체간의 상이함 수준은 진화연산확률과 함께 최적화 수행 전 정해주어야 하는 변수로서 이진비트를 활용할 경우 보통 5%가 주로 사용되었다. 본 값이 높게 설정된 경우에는 공칭수렴 수준이 낮아 엘리트 진화 속도가 느릴 수 있으며, 낮은 경우에는 엘리트와 유전 정보가 비슷한 개체들이 여러 세대에 걸쳐 나타나므로 진화연산의 효율성이 떨어지게 된다.

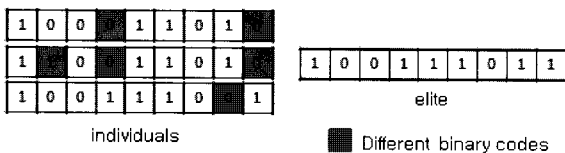


Fig. 2 example of nominal convergence.

Fig. 2는 이진비트를 사용한 공칭수렴판단 방법에 대한 예를 보여주고 있다. 엘리트의 이진 비트(bit)와 나머지 개체들의 비트를 일대일로 비교하여 상이한 정도를 계산한다. 이 때 비교되는 이진 비트들은 같은 유전자좌에 위치한 것이어야 한다. 총 비트수는 27 (9x3)개 이고 엘리트와 다른 비트는 7개가 된다. 6/27이 기준값 이하가 되면 공칭 수렴이 된 것이다.

2.4 재초기화(re-initialization)

유전정보가 유사한 개체들로 구성된 세대는 진화연산을 통한 새로운 종의 생성이 어렵게 된다. 이를 보완하기 위해 마이크로 유전자 알고리즘은 '재초기화 과정'을 통해 새로운 유전정보의 다양성을 확보한다.

임의의 세대가 공칭수렴 조건을 만족했을 경우 그 다음 세대는 N-1개의 무작위로 추출된 개체와 공칭 수렴조건 판단에 쓰였던 엘리트로 구성된다. 무작위 생성은 일반 유전자 알고리즘의 돌연변이 연산 기능을 대신하며 엘리트는 이전까지의 진화를 통해 얻은 가장 좋은 유전정보를 새로운 개체에 알려주는 역할을 한다.

이와 같은 일련의 과정을 반복 수행함으로써 종국에는 전역 최적값 혹은 그에 가까운 값으로 수렴을 하게 된다. 반복수행의 종료 조건은 사용자가 임의로 정할 수 있다. 이전 세대와 현재 세대의 개체가 갖는 적합도의 평균값이 일정 수준 이하이거나, 각 세대에서 구한 엘리트의 반복횃수가 어느 횃수 이상 일 때 멈추게 하는 등이 그 예이다. 하지만 마이크로 유전자 알고리즘은 인구수도 적고 재초기화 과정을 실행하기 때문에 이를 고려하여 종료조건을 두어야 한다. 본 논문에서는 최대 세대수를 만족시키면 연산을 끝내도록 하였다.

또한 적합도 계산 시간을 단축하기 위해 PC를 연결하여 병렬처리를 하였다. 병렬 처리 방식은 MPI(Message Passing Interface)를 사용하여 다음과 같이 수행하였다.

- ① root PC에서 인구를 생성
- ② 연결된 PC에 각각 1개씩의 개체 정보를 전달
- ③ root PC를 포함한 모든 PC에서 할당받은 개체의 적합도를 계산 후 root PC에 결과 전달
- ④ root PC에서 진화 연산 수행

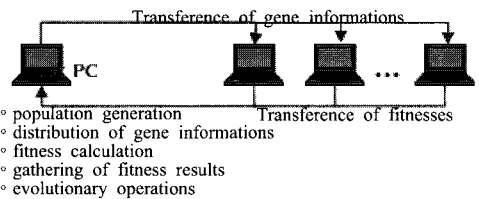


Fig. 3 Scheme of parallel processing.

3. 마이크로 유전자 알고리즘의 효율성 확인

복합재 구조물의 최적설계 문제를 설정하여 일반 유전자 알고리즘과 마이크로 유전자 알고리즘의 효율성을 비교하였다.

3.1 hat 형태의 보강재가 삽입된 굽은 패널

본 문제의 정의 및 모델 정보는 다음과 같다.

목적함수 : 선형 임계좌굴하중의 최대화
 설계변수 : 적층각

$$-90^\circ \leq x_i \leq 75^\circ \quad (i=1,2,3,4)$$

$$\Delta x_i = 15^\circ$$

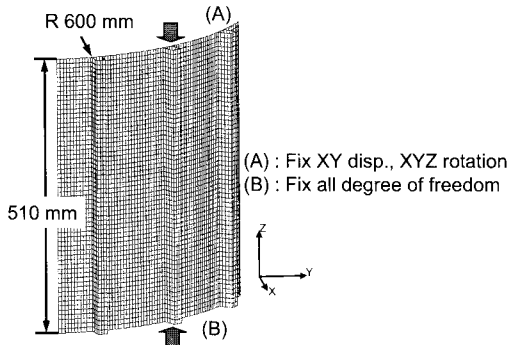


Fig. 4 Analysis model and B.C.

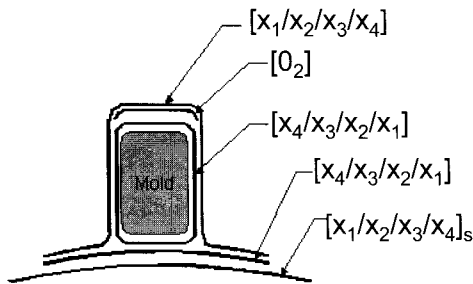


Fig. 5 Stacking sequence of the curved panel.

전역 최적값은

$$[x_1/x_2/x_3/x_4] = [-15/45/-90/-75], [15/-45/-90/75]$$

에 위치하고 이때의 선형임계좌굴하중은 다음과 같다.

$$P_{cr, optimum} = 89.775 \text{ kN}$$

본 구조물의 좌굴하중계산은 ABAQUS[14]를 사용하여 계산하였으며 모델은 S8R 쉘 요소로 구성되었다.

Table 1 Material properties of HFC CU-125

Stiffness (GPa)	E_1	130.0
	E_2	10.0
	$G_{12}=G_{13}$	4.85
	G_{23}	3.62
ν_{12}		0.31
ρ (kg/mm ³)		$1.54 \cdot 10^{-6}$
ply thickness (mm)		0.125

Table 2 Test results and parameters for μ GA

GA variables	value
Population size	5
Maximum generation	400
Pc	0.5
Nominal convergence	0.05
Success number	12/20
Near optimums	87.191 kN 89.265 kN
Calculation points	687

Table 3 Test results and parameters for SGA

GA variables	value
Population size	30
Maximum generation	200
Pc	0.7
Pm	0.3
Success number	10/20
Near optimums	87.191 kN 89.265 kN
Calculation points	2610

Table 2과 3에 두 알고리즘의 실행에 필요한 파라미터 값과 계산 결과를 정리하였다. 20번의 실행에서 얻은 평균값으로 기록하였으며, 여러 항목 중 Pc는 교배확률, Pm은 돌연변이확률, calculation points는 정해를 찾는 동안 사용된 설계점의 개수를 가리킨다. 두 경우 모두 중복된 설계점은 제외시켰다.

계산 결과 비록 두 알고리즘 모두 매 시행마다 정확한 해를 찾는 데는 실패하였지만 87.191 kN, 89.265 kN과 같이 전역 최적해 근방의 값으로는 성공적으로 수렴함을 확인할 수 있었다. Fig. 6는 계산과정동안 나타난 엘리트의 진화 모습을 그린 것이다. 초기에는 마이크로 유전자 알고리즘의 엘리트가 좋지 못하지만 세대가 지날수록 빠르게 진화하는 모습을 보여준다. 최종적으로 구한 답의 수준은 비슷하지만 진화과정 동안 마이크로 유전자 알고리즘은 일반 유전자 알고리즘이 사용된 설계점의 약 30%정도만 필요로 한 것을 확인할 수 있다.

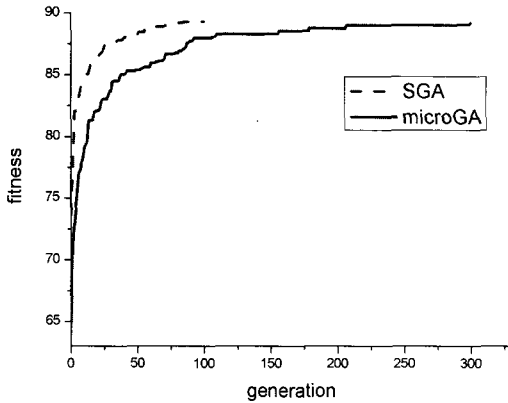


Fig. 6 Histories of elite for the curved panel.

3.2 blade 모양의 보강재가 삽입된 평판

이번 문제는 blade 형태의 보강재가 삽입된 평판의 최적설계에 두 알고리즘을 적용하였다.

목적함수 : 구조물의 무게 최소화

구속조건 : 선형 좌굴하중(P_{cr} , kN) ≥ 70

설계변수 : ■ skin의 적층각(x_i , $i=1,2,3,4,5$)

■ 보강재의 적층각(y_i , $i=1,2,3,4,5$)

$x_i, y_i = 90^\circ, \pm 45^\circ, 0^\circ, empty$

■ web의 길이(mm) : 5 ~ 36

■ 보강재 개수(개) : 3 ~ 8

적합도(fitness) 평가조건 :

$$\textcircled{1} P_{cr} \geq 70 : \frac{w_{max}}{w} \frac{11 \cdot P_{cr}}{10 \cdot P_{cr} + 70}$$

$$\textcircled{2} P_{cr} < 70 : \frac{P_{cr}}{70}$$

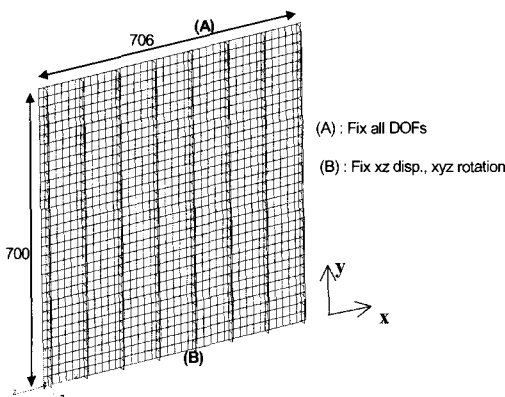


Fig. 7 Analysis model and B.C.

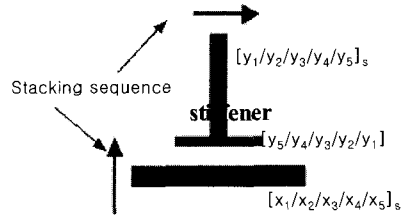


Fig. 8 Stacking sequence of the plate.

empty, w_{max} 는 각각 실제 설계 시에는 사용되지 않는 가상의 ply, empty 층이 가장 무겁게 설계할 경우의 패널의 무게를 가리킨다.

적합도(fitness) 평가는 구속조건을 만족할 경우와 그렇지 못한 경우로 나누어 계산하였다.

좌굴해석 시 자유단(free edge)에서 발생하는 좌굴모드를 막고 보강재 사이의 국부적인 형태나 구조물 전체에서 나타나는 좌굴모드만을 고려하기 위해 기본적으로 2개의 보강재를 끝단에 삽입하였다. 문제에서 사용된 설계변수의 범위와 제한 조건으로 들어간 좌굴하중의 설정은 강지호[1]와 Bisagni[13]의 논문을 참고하였다. 개체의 진화를 위해선 이전 세대 유전 정보가 필요하다. 따라서 주어진 구속 조건을 만족하지 못하는 개체라도 그 정보를 버릴 수 없기 때문에 제한 조건을 만족시키는 경우와 그렇지 못한 경우 2가지로 나누어 계산을 하였다.

Table 4 Test results and parameters for μ GA

GA variables	value
Population size	5
Maximum generation	800
Pc	0.5
Nominal convergence	0.05
Weight (kg)	1.39
P_{cr} (kN)	70.484
Fitness	1.147
Calculation points	3063

Table 5 Test results and parameters for SGA

GA variables	value
Population size	15
Pc	0.7
Pm	0.2
Weight (kg)	1.41
P_{cr} (kN)	74.843
Fitness	1.136
Calculation points	9150

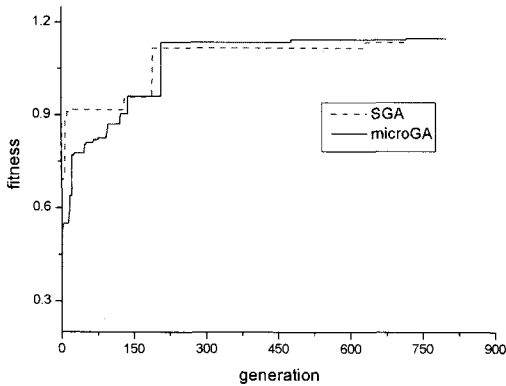


Fig. 9 Histories of elite for the plate.

Table 6 Comparison of design variables

	μ GA	SGA
stacking sequence in skin	[45/0 ₄] _s	[-45/0 ₄] _s
stacking sequence in stiffeners	[-45/90 ₄] _s	[-45/45/90 ₃] _s
height of web (mm)	17	19
number of stiffeners	8	8

두 알고리즘이 최종적으로 구한 답을 비교하였으며, 결과는 다음 표에 요약하였다.

앞서 제시한 적합도 평가 기준에 따른 진화 결과, 두 알고리즘이 다소 다르게 수렴하였다. 비록 좌굴하중은 일반 유전자 알고리즘에서 구한 설계점이 높지만 주어진 기준에 대한 적합도는 마이크로 유전자 알고리즘의 결과가 높게 나타났다. 최종적으로 구한 설계변수 값 비교는 Table 6에 정리하였다.

Fig. 9에서 확인할 수 있듯이 400세대 이후에 엘리트의 진화 속도가 줄어들었다. 특히 일반 유전자 알고리즘의 경우 수백 세대 동안 정체된 현상을 나타냈다.

4. 하중의 불확실성을 고려한 최적설계

이번 장에서는 보강된 평판에 대해 마이크로 유전자 알고리즘을 이용하여 하중의 불확실성이 고려된 최적설계를 수행하였다. 평판 형태의 구조물은 평판의 가로세로 비 또는 작용하는 하중 비에 따라 임계좌굴하중 값이나 좌굴형상이 다르게 나타난다. 그러므로 운용 중 발생하는 하중의 변화에 대한 구조물의 좌굴 특성은 설계단계에서 다루어져야 할 필요성이 있다.

4.1 하중의 불확실성

4.1.1 하중의 불확실성

Fig. 10은 양 방향으로 균일한 압축하중을 받고 있는 평판을 보여주고 있다.

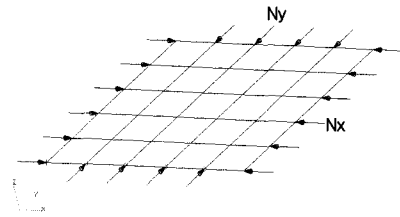


Fig. 10 Biaxially loaded plate.

x 방향으로 y 방향으로 가해지고 있는 힘을 각각 N_x , N_y 라 하면, 다음과 같은 매개변수 화를 통해 하중이 변하는 특성을 나타낼 수 있다.

$$N_x = \lambda f_x R_x = \lambda f_x (R_{x0} + \Delta R_x)$$

$$N_y = \lambda f_y R_y = \lambda f_y (R_{y0} + \Delta R_y)$$

λ 는 가해지는 힘을 매개변수 화 하였을 때 나타나는 무차원 변수로서 하중의 크기변화를 나타낸다. 좌굴을 파손 형태로 고려할 경우에는 선형좌굴해석으로부터 구한 첫 번째 고유치 값을 대신 사용할 수 있다. R_x, R_y 는 하중의 비(load ratio), f_x, f_y 는 constant dimensional scaling factor를 가리킨다. 하중 비는 고정된 부분(R_{x0}, R_{y0})과 고정되지 않은 부분($\Delta R_x, \Delta R_y$)으로 나눌 수 있는데, 전자는 구조물이 받는 하중상태 중에서 결정적인 부분을 다루기 위해 고려되었고, 후자는 하중이 일정 범위 내에서 변하는 특성을 모델링하기 위해 도입되었다. 이 때 하중변화의 정량화를 나타내는 한 방법으로서 다음과 같은 선형관계를 가정하였다.

$$R_x + R_y = 1 \tag{1}$$

$$0 \leq R_x, R_y \leq 1 \tag{2}$$

식 (1)과 같은 가정은 가장 간단한 형태의 하중결합을 갖기 때문에 하중변화를 설계변수로 다루는 최적화 문제를 쉽게 할 수 있다.

constant dimensional scaling factor는 임의대로 정할 수 있으나 본 논문에서 f_x 는 평판에 N_x 만 가했을 경우의 최대 좌굴하중, f_y 는 N_y 만을 가했을 경우의 최대 좌굴하중 값으로 정하였다. 물론 f_x, f_y 에 대응하는 설계변수 값들은 서로 다르다. f_x, f_y 에는 문제의 경계조건, 물성치, 구조물의 기하학 정보 등이 포함된 것이며 최적해의 정상화(normalization)역할을 한다.

4.1.2 최적화 과정

기존의 복합재료 구조물의 최적화에는 적층각, 적층수, 구조물의 형상 등의 설계변수가 사용되었다. 여기에 하중의 변화를 다루기 위해 ‘하중 비’를 포함시킬 수 있다. 기존의 설계변

수를 p , 하중과 관련된 설계변수를 r 이라고 하면, 본 문제는 minimax 문제로 정리할 수 있다[6,7].

$$\max_p \min_r \lambda(p, r) = \max_p \phi(p),$$

$$\phi(p) \equiv \min_r \lambda(p, r)$$

즉, r 에 대해서는 최소값을 p 에 대해서는 최대값을 찾는 것으로서 문헌에서는 이를 ‘최적화-반 최적화’로 설명하고 있다. 최적화에 해당하는 설계변수는 p , 반 최적화에 해당하는 설계변수는 r 이 된다.

minimax 최적화를 통해서 구한 λ 는 ‘가장 안 좋은 하중상태 하에서 최대 좌굴하중을 갖는 해’를 의미한다. 그러므로 구조물에 가해지는 하중에 교란이 나타나 하중비가 변하더라도 그 때의 좌굴하중은 위에서 구한 값보다 크게 나타난다.

여기서 한 가지 주목해야 할 점은 λ 가 최적화 수행 중에 r 값에 영향을 받고, 이와 마찬가지로 반 최적화 수행 중에도 p 값에 영향을 받기 때문에 두 과정이 독립적이지 않다는 것이다. Adali[7]등은 중첩 최적화(nested optimization)방법을 사용하였으며, Venter[9] 등은 convex 모델링을 기반으로 2개의 종(species)로 이루어진 유전자 알고리즘을 제시하여 해석을 하였다.

4.1.3 하중 공간상에서의 stability boundary

구조물에 가해지는 하중을 기하학적으로 나타내기 위해 작용하는 힘을 좌표축으로 하는 하중공간을 가정한다. 이 때 각각의 하중에 대응하는 constant dimensional scaling factor를 사용하여 실제 하중을 무차원화 시킨다. 가령 세 개의 다른 하중을 받는 평판을 생각해 보면 Fig. 11처럼 $n_x = N_x / f_x = \lambda * R_x$, $n_y = N_y / f_y = \lambda R_y$, $n_z = N_z / f_z = \lambda R_z$ 를 좌표축으로 하는 3차원의 하중공간을 만들 수 있다. 선형관계의 reference surface는 식 (1)을 만족하면서 동시에 $\lambda=1$ 에 대응하는 하중 공간상의 면이다. 임의의 무차원 하중은 이 reference surface에 존재하는 한 점에 λ 를 곱하여 대응시킬 수 있다. 기하학적으로는 λ 값에 따른 reference surface의 평행이동과 동일한 의미를 갖는다.

구조물이 하중을 받을 경우, 그 구조물은 하중에 따른 변형을 하게 되고 평형 상태를 이루게 된다. 구조 시스템의 변형을 모사하기 위한 일반좌표(generalized coordinates)와 하중의 매개변수로 이루어진 공간에서 최초로 구조물의 안정성을 잃는 점들을 하중공간으로 사영시킨 점들의 집합을 stability boundary라 한다. stability boundary는 복합재료의 경우 적층각, 적층 순서 등의 설계변수(p)에 따라 모양이 다양하지만 Huseyin[10]은 강성행렬과 기하학적 강성행렬이 대칭, 양확정(positive definite)일 경우에 한해 선형좌굴해석의 경우에는 그 모양이 원점에 대해 오목함을 증명하였고, Faria[11]은 기하학적 강성행렬이 비양확정(non-positive definite)인 경우에도 그와 같음을 보였다. stability boundary의 오목성을 이용하면 최적화-반 최적화 문제를 보다 쉽게 해결할 수 있다.

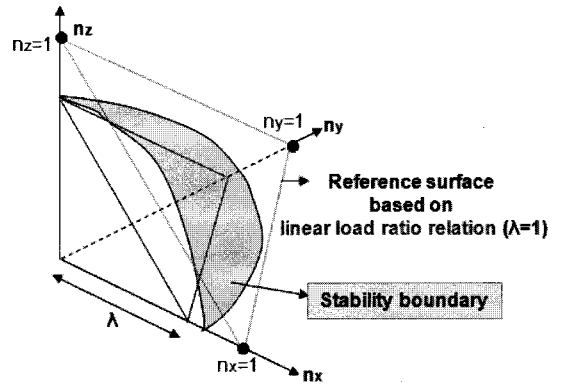


Fig. 11 Representative stability boundary.

임의의 주어진 설계변수 p 에 따른 stability boundary의 내부에서 reference surface가 원점에 대해 평행이동을 하게 되면 꼭지점이 가장 먼저 stability boundary에 닿게 된다.(그림의 경우에는 3개의 꼭지점 중 한 부분이나 2개 혹은 3개가 동시에 닿을 수 있다.) 따라서 이 점에 해당하는 하중상태가 가장 심각한 하중상태임을 가리키게 되는 것이다. 즉 선형 하중관계를 가정하면 각 꼭지점의 λ 값만을 확인하고 이들 중 가장 작은 값을 취하는 것으로 반 최적화를 대신할 수 있다. 최적화 과정은 위와 같이 구한 λ 값이 최대가 되도록 하는 설계변수를 찾기 위한 연산을 의미한다. 정리하면 최적화-반 최적화는

주어진 하중이 선형적으로 변함을 가정할 때, stability boundary를 통과하지 않으면서도 가장 멀리 reference surface를 확장할 수 있는 설계변수 탐색

을 가리킨다.

4.2 문제설정

앞서 3장에서 사용된 blade 형태의 보강재가 들어간 평판을 대상으로 하여 경계조건을 4 면이 단순 지지된 상황에서 하중의 불확실성을 고려한 최적설계를 수행하였다. 문제의 정의는 다음과 같다.

- 목적함수 : 구조물의 무게 최소화
- 구속조건 : 선형 좌굴하중
- 설계변수 :
 - skin의 적층각($x_i, i=1,2,3,4,5$)
 - 보강재의 적층각($y_i, i=1,2,3,4,5$)
 - $x_i, y_i = 90^\circ, \pm 45^\circ, 0^\circ, empty$
 - web의 길이(mm) : 5 ~ 36
 - 보강재 개수(개) : 3 ~ 8

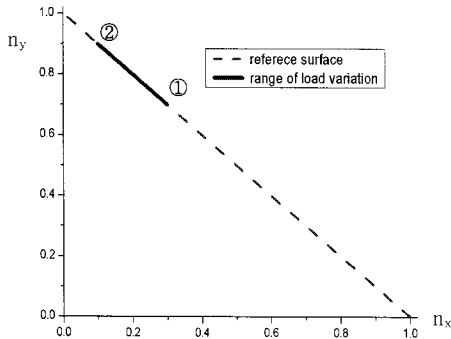


Fig. 12 Range of load variation based on linear relation.

하중변수 : $R_x + R_y = 1$

$$(R_x, R_y) = (0.3, 0.7) \sim (0.1, 0.9)$$

$$(R_{x0} = 0.1, R_{y0} = 0.7)$$

적합도 평가조건 : ① $N_{xL} < 1.0$ & $N_{yL} < 70$:

$$N_{xL} * \frac{N_{yL}}{70}$$

② $N_{xL} \geq 1.0$ & $N_{yL} < 70$:

$$\frac{w_{max}}{w} * \frac{11 \cdot N_{xL}}{10 \cdot N_{xL} + 1.0} * \frac{N_{yL}}{70}$$

③ $N_{xL} < 1.0$ & $N_{yL} \geq 70$:

$$\frac{w_{max}}{w} * \frac{N_{xL}}{1.0} * \frac{11 \cdot N_{yL}}{10 \cdot N_{yL} + 70}$$

④ $N_{xL} \geq 1.0$ & $N_{yL} \geq 70$:

$$\frac{w_{max}}{w} * \frac{11 \cdot N_{xL}}{10 \cdot N_{xL} + 1.0} * \frac{11 \cdot N_{yL}}{10 \cdot N_{yL} + 70}$$

본 문제에서 무차원화 된 하중의 변화 범위는 Fig. 12와 같이 설정하였다. N_{xL} , N_{yL} 은 구조물에 가해지는 하중 영역에서 각각 x 방향 하한, y 방향 하한을 가리키며 계산은 $N_{xL} = \lambda * 0.1 * f_x$, $N_{yL} = \lambda * 0.7 * f_y$ 와 같이 한다. 즉 반 최적화를 통해 얻은 λ 값을 이용하여 x 방향으로 작용하는 하중이 1.0 kN, y 방향으로 작용하는 하중이 70 kN 이상이 되도록 구속조건을 부여하였다.

문제를 풀기에 앞서 constant dimensional scaling factor를 결정하여야 하는데, 앞에서 언급한대로 본 문제에서는 주어진 설계변수 내에서 x 방향과 y 방향으로의 최대좌굴하중으로 정하였다. 결과는 마이크로 유전자 알고리즘을 이용해 구했으며 그 값은 각각 $f_x = 15.4$ kN, $f_y = 97.3$ kN으로 나타났다. f_x 의 경우에는 보강재의 수직방향으로 하중을 가하는 것이기에 보강재의 높이나 개수에는 영향을 받지 않는 결과를 보여주었다.

Table 7 Optimal design variables for f_x & f_y

	f_x	f_y
stacking sequence in skin	$[0_5]_s$	$[-45/45_3/-45]_s$
stacking sequence in stiffeners	$[\pm 45/90_3]_s$	$[\mp 45/90/0/90]_s$
height of stiffeners (mm)	-	21
number of stiffeners	-	8

이상에서 구한 값들을 기반으로 마이크로 유전자 알고리즘을 적용한 최적화-반 최적화를 수행하였다. 결과는 Table 8, 9와 같다. 연산과정 동안 사용된 총 계산 점은 2465개이고 한 설계점 당 2번의 계산을 수행했으므로 4930번의 연산을 통해 결과를 얻었다.

Table 8 Optimal design variables for the uncertainty problem

	μ GA
stacking sequence in skin	$[(\mp 45)_2/0]_s$
stacking sequence in stiffeners	$[\pm 45/90_3]_s$
height of stiffeners (mm)	21
number of stiffeners	8

Table 9 Eigenvalues of the optimum in the two load cases

(R_x, R_y)	λ
(0.1, 0.9)	1.03
(0.3, 0.7)	1.05

Table 9로부터 최종적으로 구한 설계변수 값을 갖는 평판의 반 최적화에 해당하는 상태는 Fig. 12의 ②번 하중상태임을 알 수 있다.

Fig. 13는 위에서 구한 구조물이 갖는 stability boundary와 고려 하에 있는 하중변화 범위와의 관계를 보여주고 있다.

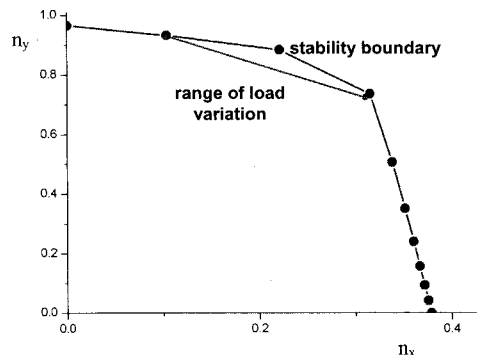


Fig. 13 Stability boundary and range of load variation for the optimum.

Table 10 Problem explanation

	design objective	load	remark
Model-1	minimum weight design	fixed ($N_x/N_y=1/70$)	-
Model-2	minimum weight design	variable	-
Model-3	maximum buckling load	fixed ($N_x/N_y=1/70$)	same weight with model-1

Table 11 Values of the design variables for each model

		Model-1	Model-2	Model-3
stacking sequence	skin	$[\pm 45/\mp 45/45]_s$	$[\pm 45/\mp 45/45]_s$	$[\pm 45/-45_2/45]_s$
	stiffener	$[\pm 45/90_3]_s$	$[\pm 45/90_3]_s$	$[\mp 45/45/90_2]_s$
height of stiffeners		21	18	21
number of stiffeners		8	7	8
weight (kg)		1.436	1.347	1.436

이상에서 언급된 방법으로 구한 설계변수 값의 의미를 알아보기 위해 두 가지의 다른 문제를 설정하여 그 결과를 서로 비교하였다. 모델-1은 하중의 불확실성을 고려한 최적설계를 나타낸다. 모델-2와 모델-3은 모델-1의 결과와 비교를 위해 설정된 문제로서, 모델-2는 가해지는 하중을 고정시킨 상태에서 무게 최소화를 수행한 문제를 말하고 있다. 고정된 하중은 $N_x/N_y=1/70$ 이며, x 방향으로 1.0 kN, y 방향으로 70 kN의 좌굴하중을 만족하면서 가장 무게가 적게 나가는 설계 변수를 구하였다. 이 때 적용된 적합도는 좌굴하중 조건 만족 여부에 따라 다르게 부과하였다.

모델-3은 모델-1과 같은 무게를 갖으면서도 고정된 하중비 $N_x/N_y=1/70$ 하에서 최대 좌굴하중을 갖도록 하는 최적화 문제를 가리킨다. 보강재의 높이와 개수는 모델-1과 같게 하고 empty ply를 제외한 상태에서 마이크로 유전자 알고리즘을 적용하였다. 본 문제는 하중변화 고려유무에 따라 stability boundary가 어떻게 달라지는지를 알아보기 위해 도입되었다. Table 11은 최종적으로 구한 설계변수 값을 보여주고 있다.

Fig. 14는 각 모델에 대응하는 stability boundary를 보여준다. 세 개의 모델 모두 y 축에 대해서는 원점에서 멀리 떨어진 형태를 갖고 있는데 이는 보강재에 의한 결과이다. 검은 선은 가해진 고정 하중과 크기는 다르지만 하중비의 값, N_x/N_y , 이 같은 하중상태를 나타낸다.

우선 모델-1과 모델-2의 결과를 비교해 보면, 모델-2는 모델-1에 비해 가벼운 구조물로 설계할 수 있지만 지지할 수 있는 하중의 변화 폭이 상대적으로 좁은 것을 알 수 있다. 반면 모델-1은 하중 지지 범위가 상대적으로 넓게 나타나고 있다.

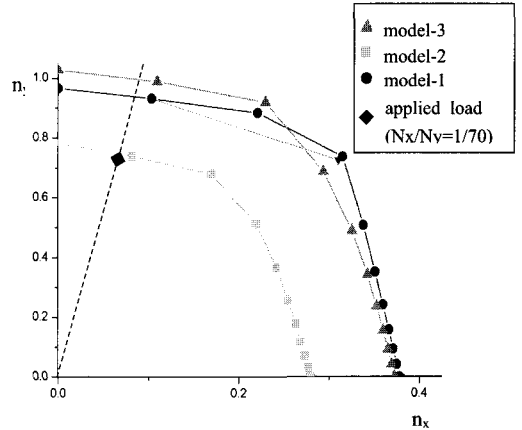


Fig. 14 Stability boundary for each model.

Adali[8]의 논문에서 언급된 바와 같이 비록 무게 증가가 발생하나 일정 범위에서 변하는 하중에 대해 신뢰성을 갖는 설계가 될 수 있음을 확인할 수 있다.

모델-3의 경우 하중상태가 $N_x/N_y=1/70$ 인 부근(습은선 주위)에서는 모델-1보다 원점에 대해서 멀리 떨어져 있다. 즉 모델-1보다 좌굴 하중이 큰 것을 나타내는데, 이는 모델-3이 설계변수가 $N_x/N_y=1/70$ 의 값을 갖는 하중비에 대해서 최적화된 값이기 때문이다. 하지만 그 범위를 벗어날수록 반대의 상황이 나타나고 있다. 그러므로 하중의 변화 범위 전체에서는 모델-1이 좌굴에 대해 더 안정적인 것임을 알 수 있다.

5. 결론

유전자 알고리즘은 복합재 구조물의 최적설계에 적합한 특징을 지니고 있지만 계산량 증가라는 문제점이 있어 비교적 간단한 문제에만 제한적으로 사용되었다. 따라서 본 논문에서는 병렬 마이크로 유전자 알고리즘을 사용하여 복합재 구조물의 최적설계를 수행하였다.

- 1) 보강된 복합재 구조물의 최적설계 문제를 설정하여 일반 유전자 알고리즘과 마이크로 유전자 알고리즘의 결과를 비교하였다. 그 결과 마이크로 유전자 알고리즘이 약 70% 계산량 감소를 보였으며 보다 효율적인 것을 확인할 수 있었다.
- 2) 하중이 일정 범위 내에서 변하는 평판의 최적화에 마이크로 유전자 알고리즘을 적용하였다. 고정된 하중의 경우보다 더 많은 계산점을 필요로 했지만, 하중 변화에 대해 덜 민감한 설계변수를 찾을 수 있었다.

이상의 문제로부터 마이크로 유전자 알고리즘이 다양한 설계 변수를 갖는 복합재 적층 구조물의 최적설계 문제를 보다 효율적으로 해결할 수 있으며 해 탐색 능력도 높음을 확인하였다.

참고문헌

- 1) 강지호, 복합재 적층 보강 구조물의 최적설계를 위한 개량 유전자 알고리즘 개발, 한국과학기술원 박사학위 논문, 2005.
- 2) D. E. Goldberg, "Sizing Population for Serial and Parallel Genetic Algorithms," *Proceeding of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms*, 1989, pp. 70-79.
- 3) K. Krishnakumar, "Micro-genetic algorithms for stationary and non-stationary function optimization," *In SPIE Proceeding: Intelligent Control and Adoptive Systems*, pp. 289-296, 1989.
- 4) C. A. C. Coello and G. T. Pulido, "A Micro-Genetic Algorithms for Multi-objective Optimization," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol 93, 2000, pp. 126-143.
- 5) 최성만, 마이크로 유전자 알고리즘을 이용한 구조 최적 설계, 한양대학교대학원 석사학위논문, 2002.
- 6) A. R. de Faria and J. S. Hansen, "On buckling optimization under uncertain loading combination," *Structural and Multidisciplinary Optimization; journal of the International Society for Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 21, 2001, pp. 272-282.
- 7) A. R. de Faria, "Buckling optimization and anti optimization of composite plates: uncertain loading combination," *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, Vol. 53, 2002, pp. 719-732.
- 8) S. Adali, A. Richter and V. E. verijenko, "Minimum weight design of symmetric angle-ply laminates under multiple uncertain load," *Structural optimization*, Vol. 9, 1995, pp. 89-95.
- 9) G. Venter and R. T. Haftka, "A two species genetic algorithm for designing composite laminates subjected to uncertainty," *Proceedings of the 37th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC*, 1996, pp. 1848-1857.
- 10) K. Huseyin, *Nonlinear theory of elastic stability*, Noordhoff, 1975.
- 11) A. R. de Faria and J. S. Hansen, "On buckling optimization under uncertain loading combination," *Structural and Multidisciplinary Optimization; journal of the International Society for Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 21, 2001, pp. 272-282.
- 12) G. Syswerda, "Uniform crossover in genetic algorithms," *Proceedings of the third International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, 1989, pp. 2-9.
- 13) C. Bisagni and L. Lanzi, "Post-buckling optimization of composite stiffened panels using neural networks," *Composite Structures*, Vol 58, 2002, pp. 237-247.
- 14) "ABAQUS Analysis Users's Manual, Ver. 6.4"