

유전자 알고리즘(GA)을 이용한 구조물의 동적해석 및 최적화

이영우*, 성활경**

Structural Dynamic Optimization Using a Genetic Algorithm(GA)

Yeong-Woo Lee*, Hwal-Gyeong Seong**

ABSTRACT

In many dynamic structural optimization problems, the goal is to reduce the total weight of the structure without causing the resonance. Up to now, gradient informations(i.e., design sensitivity) have been used to achieve the goal. For some class of dynamic problems, especially coalescent eigenvalue problems with multiobjective optimization, the design sensitivity analysis is too much complicated mathematically and numerically. Therefore, this article proposes a new technique for structural dynamic modification using a mode modification method with Genetic Algorithm(GA). In GA formulation, fitness is defined based on penalty function approach. Design variables are iteratively improved by using genetic algorithm. Two numerical examples are shown, (i) a cantilevered plate, and (ii) H-shaped structure. The results demonstrate that the proposed method is highly efficient.

Key Words : Dynamic structural optimization(구조물의 동적 최적화), Multiobjective optimization(다중목적 최적화), Single objective optimization(단일목적 최적화), Sensitivity analysis(감도해석), Genetic Algorithm(유전자 알고리즘), Fitness(적합도), Penalty function(벌칙함수)

1. 서론

동적구조해석에서는 문제 발생 혹은 가능성에 대비해서 판단하고, 그 현상을 모델링 하여 시뮬레이션 및 실험 등으로 실패를 분석한다. 그리고 어떤 기준을 바탕으로 결과에 대한 평가를 행하고, 문제가 발생한 경우, 진동저감 및 동적외란에 대한 대응책을 취하게 된다. 이러한 대책을 합리적으로

진행시키기 위해서는 우선 문제의 원인이 명확해져야 하며, 이에 대한 실험 데이터의 주파수 분석 및 모드해석을 통한 실험적인 분석과 유한요소법 등의 구조해석 시뮬레이션을 이용하는 구체적인 동적 최적화 방안이 고려되어야 한다.

이처럼 요구되는 시스템의 성능을 만족하는 최적형상의 설정 및 문제 해결을 위한 수정방법의 결정 등 최적화 문제는 수치진동 해석에 있어서 가장 힘든 일 중의 하나라고 할 수 있다. 기술자의 경험

* 창원대 기계공학과 대학원

** 창원대 기계공학과

및 노하우에 의존했던 과거와는 달리 최근에는 이러한 문제에 대해서도 전산기 원용에 의한 일반적인 해결방법이 강력히 요구되고 있고, 이에 대응할 수 있는 하나의 방법으로서, 감도해석결과를 이용한 질량의 제거 혹은 부가로 밀도분포를 변경함으로써 고유해를 목표값으로 일치시키는 “구조변경” 방법을 통용해 왔다. 이 방법에서는 설계변수에 대하여 도함수로 정의되는 감도를 계산하여, 목적하는 고유해와의 차이가 줄어들 수 있도록 설계변수를 변경하게 된다. 그러나 고유치와 설계변수의 수 사이에서 많은 제약을 받았다. 설계변수의 수가 증가함에 따라 구조변경 시뮬레이션 자체가 불가능하거나, 도함수 계산으로 인한 함수의 연속성 및 미분가능성의 제한이 발생하고, 국소최적값(local optimal)으로 수렴하게 될 수 있었다. 또한 많은 계산시간을 요하게 되는 등의 단점뿐만 아니라 다변수 시스템에 있어서는 감도 계산과 개선 방향 설정이 복잡해지는 문제점도 있지만 이의 응용에 대한 연구는 여러 분야에서 발표되고 있다.^{(1)~(4)}

본 연구에서는 설계변수에 대한 모드감도를 구하지 않고, 자연선택과 유전법칙에 근거한 병렬적이면서 전역적인 탐색방법을 적용한 유전자 알고리즘을 모드해석에 적용하여 국소최적화를 피하고 또한 다중목적 최적화에 대해서 능동적으로 동적 구조변경을 행할 수 있는 새로운 최적설계 기법을 제시하고, 감도해석 기법을 적용한 구분모드합성법(CMS) 및 의사최소자승법 등에 의한 결과와 비교하였다.

2. 이론 설명

2.1 고유진동수의 감도

n 자유도 시스템에서 질량행렬 $[M]$, 강성행렬 $[K]$, 고유진동수 및 모드 $\Omega_r, \{Y_r\} (r=1 \sim n)$ 를 적용하면, 그 특성방정식은 다음과 같다.

$$([K] - \Omega_r^2 [M]) \{Y_r\} = \{0\} \quad (1)$$

식 (1)을 구조변경 파라메타 ξ_i (판두께 등)에 대해서 편미분 하면 (2)식과 같이 되고,

$$([K] - \Omega_r^2 [M]) \frac{\partial \{Y_r\}}{\partial \xi_i} + \left(\frac{\partial [K]}{\partial \xi_i} - \Omega_r^2 \frac{\partial [M]}{\partial \xi_i} \right) \{Y_r\} - 2\Omega_r \frac{\partial \Omega_r}{\partial \xi_i} [M] \{Y_r\} = \{0\} \quad (2)$$

식(2)의 각 항의 좌측에 $\{Y_r\}^T$ 를 곱해서 정리하면 설계변수 ξ_i 에 대한 고유진동수의 감도는 다음과 같이 구해질 수 있다.

$$\frac{\partial \Omega_r}{\partial \xi_i} = \frac{\{Y_r\}^T \left(\frac{\partial [K]}{\partial \xi_i} - \Omega_r^2 \frac{\partial [M]}{\partial \xi_i} \right) \{Y_r\}}{2\Omega_r \{Y_r\}^T [M] \{Y_r\}} \quad (3)$$

고유값의 설계변수에 대한 감도는 설계 목표로 하는 고유진동수 혹은 모드값 변경 기준이 될 수 있다. 실제로 해석 대상물을 유한요소로 모델화 하면 요소 및 절점수는 일반적으로 많게 되지만, 필요로 하는 고유진동수는 실용상 관심이 높은 저차의 몇 개이고, 설계상 변경하고 싶은 고유진동수는 더 작은 수가 된다. 또한 그것을 실현하기 위해 허락된 구조변경 파라메타의 수보다 적게 된다. 그래서 변경하고자 하는 고유진동수의 목표값 및 고유진동수를 $\{\bar{\Omega}\}, \{\Omega\}$ 로 하고 또한 구조변경 파라메타의 변경량을 $\Delta t, \Delta t$ 에 대한 고유진동수의 감도를 $[Z_{ij}]$ 라 두면, 그 관계를 다음과 같이 근사(近似)하게 표시 할 수 있다.

$$\{\bar{\Omega}\} = \{\Omega\} + [Z_{ij}] \{\Delta t\} \quad (4)$$

식 (4)를 변형하면 다음 식과 같이 된다.

$$[Z_{ij}] \{\Delta t\} = \{\bar{\Omega}\} - \{\Omega\} \quad (5)$$

(3)식에서 감도가 구해지기 때문에 식(5)에서 미지수는 $\{\Delta t\}$ 벡터뿐이다. 그러나 일반적으로 계수 행렬 $[Z_{ij}]$ 는 설계변수와 관심 고유진동수의 사이에서 항상 완전한 정방행렬을 구성할 수 없기 때문에 비선형계획법 등의 수학적 최적화법을 이용하여 해를 구하게 된다.

2.2 유전자 알고리즘

최적화 방법으로 미시간 대학의 John Holland에 의해 1975년 처음 제안된 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)은 Darwin의 진화원리를 모방하여 종의선택과 육종을 통해서 탐색공간 전역에 분포된 유전자들의 적합도를 평가하고, 선택된 우수 개체를 바탕으로 새로운 세대를 만들어 내는 모의진화(simulated evolution)를 행하면서 최적해를 찾아 나가는 적응 알고리즘으로서, 구배(句配)에 기초한 설계감도 등을 이용하는 기존의 알고리즘과는 다음과 같은 점에서 다르다고 할 수 있다. 우선 적절한 기호표현으로 설계변수들의 해집단을 구성해서 전역

해를 찾아가는 것이 그 특징이라 할 수 있다. 또한 이는 단순히 이득함수 혹은 목적함수만을 필요로 하여 연속성 혹은 미분가능성 등의 탐색공간에 대한 보조정보를 요구하지 않으며, 기본적인 동작요소들이 확률론에 기초를 두고 있기 때문에 같은 초기집단을 사용해도 선택조건에 따라서 서로 다른 결과를 얻을 수도 있는 것이다.⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽⁸⁾

(1) 해 변수(parameter)의 표현

GA에서 변수는 자연변수의 2진부호화(binary encoding)형태가 가장 보편적으로 사용된다. 단순 변수의 경우, 변수 x_i 를 스트링 s_i 로 변환하고, 역부호화(decoding)함수는 그 반대로 행한다. 이 표현방법은 다중변수를 표현하는데 쉽게 응용될 수 있으며, 각 변수를 먼저 부호화하고 이것들을 개체 S로 결합하여 나타낼 수 있다.

Fig.1은 양의 정수값 변수를 가지는 벡터 $x = [9 \ 5 \ 3]^T$ 의 각 변수에 4 비트가 할당될 때 부호화 된 결과이다. 그러나 실수값을 가지는 변수는 먼저 정수로 변환한 후 이를 다시 스트링으로 표현하는 절차가 필요하다.

x^T	x_1	x_2	x_3
	9	5	3
		↓	
S	s_1	s_2	s_3
	1001	0101	0011

Fig. 1 An example of encoding to binary code

(2) 초기 집단의 생성

변수의 표현방법이 결정되면 GA가 동작하기 위해 초기세대 개체의 집단 생성이 요구된다. 여기서 개체의 크기는 사용자가 결정할 수 있으며, 대부분의 경우 각 개체의 값을 난수 발생기에서 2진 정수로 설정하여 초기 모집단을 형성시킨다.

(3) 기본 동작자

각 세대에서 개체들은 기본적으로 복제, 교차, 돌연변이를 통해 진화한다.

① 복제 및 도태(reproduction)

재생산 동작자는 더 적합한 개체가 더 높은 생존기회를 가지는 적자생존의 현상을 모방하려는 인

위적인 메커니즘이다. 집단내의 각 개체에게는 목적함수로부터 얻어지는 적합도의 크기에 비례하는 선택확률이 부과되고, 이 확률에 따라 개체들이 선택되어 교배 생성된다. 일반적으로 적합도가 큰 개체일수록 더 많이 선택되게 된다. 재생산을 알고리즘 형태로 실현하는 대표적인 방법으로 룰렛 휠 선택과 몬테카를로 모델을 들 수 있다. 룰렛 휠 선택에서는 선택 확률에 비례해서 룰렛 휠의 슬롯면적을 할당받아 휠의 회전, 정지, 선택동작에 따라서 확률빈도가 정해지는 것이고, 몬테 카를로 모델에서는 n 개의 개체로 이루어진 모집단을 고려할 때 그 모집단에서 i 번째 개체의 선택확률을 다음 식과 같이 표현한 것이다.

$$P_{select}(i) = \frac{fitness(i)}{\sum_{i=1}^n fitness(i)}$$

② 교차(crossover)

교차는 각 개체들이 보유하고 있는 단편적인 유성인자들을 서로 교환하기 위하여 한 쌍의 부모 개체를 임의로 선택하고, 교차점을 선정한 후, 이 점에서 절단된 개체 일부를 서로 교환 결합함으로써 그들의 자손들을 생성한다. 교차동작은 교차위치가 한 곳인 단순교차, 교차위치가 두 곳이 되는 2점교차, 교차시 마스크(mask)를 생성하여 마스크의 값에 따라 어느 부모개체의 유전자를 받아들일 것인지를 결정하는 균일교차를 사용할 수 있다. 다음 그림은 교차위치가 두 군데인 2점교차의 예를 나타낸다.

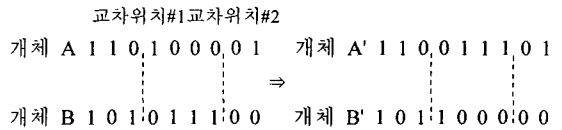


Fig. 2 An example of 2-point crossover

③ 돌연변이(mutation)

재생산 동작과 교차 동작은 집단이 진화해 나가는 과정에서 이를 더욱 강하게 해주지만, 지역해(地域解)나 사점(dead coner)에 빠질 수도 있다. 이러한 초기 모집단이 가지는 탐색공간상의 제한성을 극복하기 위하여, 유전자를 전혀 다른 형태로 변화시키는 자연계의 돌연변이 현상을 모방한 것으로, 돌연변이 확률에 따라 개체의 비트를 임의로 변화시킴으로서 초기세대에서 특정 비트가 고정되는 것을

방지할 뿐만 아니라, 탐색영역을 확대해 주기도 한다. 이때 돌연변이 확률이 커질수록 탐색공간이 넓어지는 반면, 우수개체에 대한 중요정보를 담고 있는 스키마타(schemata)가 파괴되어, 임의탐색의 형태를 가지게 될 우려가 있으므로 주의해야 한다. 돌연변이 과정은 Fig.3 과 같이 수행되며 단순히 "1"이 "0"으로 혹은 "0"이 "1"로 반전하게 된다.

돌연변이 위치

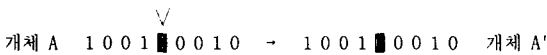


Fig. 3 An example of mutation

3. GA를 이용한 동적구조 변경

본 연구에서 제안한 GA를 적용한 동적구조변경 방법의 유용성을 구체적으로 나타내기 위해 Okuma 등이 사용한 평판 및 H형의 2종류 모델을 적용하여 구조변경을 행하고 검토하고자 한다. 먼저 유한요소 모델을 구성하고 모드해석을 행한다. 결과의 고유진동수를 다음과 같이 목적함수로 표현할 수 있다.

$$f = f(\omega) = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (6)$$

여기서 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 은 물성을 포함하여 시스템의 구조적 형태를 나타내는 일반적인 설계변수들이다. 이 목적함수를 최대화 혹은 최소화시킴으로써 목적으로 하는 구조변경을 이룰 수 있다.

첫 번째 평판 모델에서는 1차 및 2차 고유진동수의 차를 극대화 혹은 극소화하는 구조변경을, 두 번째 H 형 모델에서는 8차 및 9차의 진동수를 하나의 값으로 일치시키는 변경을 행하고 그 결과를 검토했다.

3.1 평판 모델

Fig.4와 같은 일단 고정평판을 택하고, 이 평판을 구성하는 유한요소를 5개의 영역으로 구분하고 각 영역의 판 두께를 설계변수로 해서 구조변경하고자 했다. 초기 설계치를 10mm로 해서 고유진동수를 계산하면 1차는 136.95Hz, 2차는 403.78Hz, 3차는 853.55Hz이다. 이 결과를 기준으로 해서 1차와 2차 고유진동수의 사이의 특정한 값으로 간격을 조절하는 구조변경을 행한다.

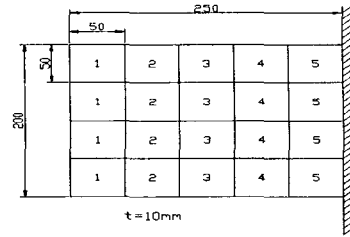


Fig. 4 Plate model

3.1.1 1,2차 고유진동수의 차를 크게 변경

(1) 목적함수

본 연구에서 사용된 구조물의 고유진동수 계산은 상용코드 ANSYS를 이용하여 다음과 같이 1차 및 2차 고유진동수의 차를 목적함수로 표현할 수 있다.

$$\Omega_{12} = \omega_2 - \omega_1 \quad (7)$$

여기서, ω_1, ω_2 는 각 세대 모집단의 각 설계변수에 대한 1차 및 2차 진동수가 된다.

(2) GA를 이용한 최적화

구조물의 최적화에서 설계변수로는 위에서 선택된 5개 영역의 판 두께로 하고 다음과 같이 설계변수의 범위를 동일하게 주었다.

$$0.004 \text{ meter} < x_i < 0.014 \text{ meter}, i=1\sim 5$$

목적함수는 구조물의 1차 및 2차 고유진동수의 차이 $\Delta\omega_i$ 를 탐색하고 GA에서 우수한 개체의 재생성 비율을 증가시키기 위하여 (8)식과 같이 나타내었다.

$$f(\omega) = C_1 - \Omega_{12} \quad (8)$$

여기서 C_1 은 임의의 상수이고 f 가 최소 0이 되지 않게 설정해 둘 필요가 있다. 또한 이 구조물의 최적화에는 1차 고유진동수를 100Hz로 줄이고, 2차 고유진동수를 450Hz로 증가시키면서, 질량을 최적화하는 세 가지 목적을 동시에 만족시키기 위해, $m_{initial}$ 을 원계의 질량, α 를 임의의 상수로 해서 다음과 같은 구속조건을 적용하였다.

$$\begin{aligned} \Psi_1 &= m - \alpha \times m_{initial} \leq 0 \\ \Psi_2 &= \omega_1 - 100 \leq 0 \\ \Psi_3 &= 450 - \omega_2 \leq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

주어진 부등식 구속조건을 만족하면서 목적함수의 최대화 조건을 탐색해야하는 제약 최적화문제를 비 제약 최적화문제로 변환시킬 필요가 있었다. 그래서 벌칙함수를 채용하여 (10)식과 같이 제약이 없는 형태의 적합도로 표현하고, 구속조건을 피하지 못하는 개체를 도태시켰다. (10)식에서 C_2, C 는 임의의 상수이다.

$$Fitness = \frac{C}{C_2 + f \cdot p \sum (\psi_i)^2} \quad (10)$$

(3) 탐색절차

GA를 이용하여 다음과 같은 과정으로 최적화를 수행한다.

step 1.(start & generation): 염색체 길이를 결정하고, 이에 따라 주어진 설계공간 내에서 각 설계변수를 모집단 크기만큼 2진수의 1차원 배열로 랜덤하게 생성시킨다. 본 연구의 구조물 최적설계에서는 설계변수인 판의 두께 x_i 를 표현하는데 20개의 비트를 사용하였고, 모집단의 크기를 150으로 설정하였다. 따라서 염색체의 길이는 100이 되며, 100비트를 가지는 설계변수 벡터 150개가 난수발생기를 통해 생성된다. 각 설계변수를 표현하는 비트수와 모집단의 크기는 각각 주어진 설계변수 범의에서의 최소 변화량과 설계공간의 범위를 나타낸다. 이 값들이 커질수록 최적화의 정확도는 높아지나 효율성은 저하된다.

step 2.(calculation of fitness): 2진수로 표현된 모든 개체(모집단 크기만큼의 설계변수 벡터)에 대해 ANSYS를 이용하여 모드해석을 수행하고 개체의 적합도를 평가한다.

step 3.(selection, reproduction & mutation): 각 개체의 적합도에 따른 선택확률은 몬테카를로 모델을 적용한 $(pop\ size) \times f' / \sum f'$ 에 의해서 계산하고 이 값을 근거로 교배쌍을 선택하여 교차과정을 거치게 한다. 또한 돌연변이 확률에 따라 특정위치의 비트를 변이시킨다. 본 연구에서는 선택확률을 80%, 돌연변이 확률을 0.015%로 하여 새로운 개체를 발생시키고 새로운 모집단을 구성할 수 있을 때까지 반복한다.

step 4.(evaluation of fitness): step 3에 의하여 새로운 세대가 구성되면 step 2의 과정으로 되돌아가서 수렴조건을 만족시킬 때까지 반복하면, 설계변수는 주어진 조건 내에서 최적해로 수렴하게 된다.

(4) 최적화 결과

(9)식에서 $\alpha = 1.15$ 로 즉, 초기질량의 115% 이내로 변경질량을 최적화하고 1차 고유진동수를 100Hz, 2차 고유진동수를 450Hz로 변경하는 다중 목적 최적화를 행한 결과를 표로 나타내었다. Table 1.에서는 판 두께의 변화, Table 2.에서는 고유진동수의 변화를 확인할 수 있는데, 목표로 한 값에 일치하고 있음을 보여주고 있다. 판 두께에서의 차이는 질량의 최적화를 추가 목적으로 취한 본 제안방법의 전역적인 결과로 사료되는 부분이다. 또한 Fig.5의 적합도는 세대가 증가할수록 안정한 값으로 수렴하고 있음을 알 수 있다.

Table 1 thickness after modification(mm)

Design Variable		1	2	3	4	5
Thickness after	Okuma	10.87	14.29	16.72	12.83	7.68
Modification	GA	7.13	15.73	12.42	7.24	11.34

Table 2 frequency after modification(Hz)

Order of Natural Freq.	Calculation by GA		Calculation by Okuma	
	Original Freq.	Freq. after Modification	Original Freq.	Freq. after Modification
1	136.95	99.984	136.5	100
2	403.78	449.94	397.9	450

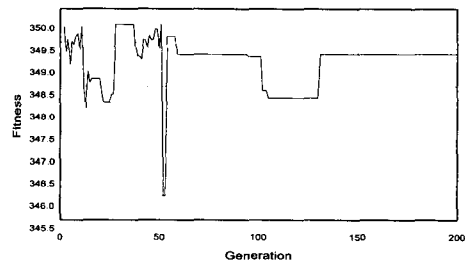


Fig. 5 Fitness vs. Generation

3.1.2 1,2차 고유진동수의 차를 작게 변경

3.1.1의 경우의 반대로 1차와 2차의 고유진동수를 160Hz, 350Hz를 목표로 해서 두 진동수 사이의 간격을 줄이면서, 초기질량 $m_{initial}$ 보다 작아지도록 질량을 최소화하는 변경을 행한다. 해석과정은 3.1.1의 과정을 따르고, (9)식의 제약조건(Constraint)

을 다음과 같이 변경한다.

$$\begin{aligned} \Psi_1 &= m - m_{initial} \leq 0 \\ \Psi_2 &= 160 - \omega_1 \leq 0 \\ \Psi_3 &= \omega_2 - 390 \leq 0 \end{aligned} \quad (11)$$

해석결과는 Table 3.에서 최적화 후의 판 두께의 변화를 볼 수 있고, Table 4.에서 진동수의 변화를 확인할 수 있다.

Table 3 thickness after modification(mm)

Design Variable		1	2	3	4	5
Thickness after Modification	Okuma	6.76	4.92	6.71	9.06	13.25
	GA	4.01	4.03	4.68	8.17	11.74

Table 4 frequency after modification(Hz)

Order of Natural Freq.	Calculation by GA		Calculation by Okuma	
	Original Freq.	Freq. after Modification	Original Freq.	Freq. after Modification
1	136.95	159.79	136.5	160.0
2	403.78	349.96	397.9	350.0

3.2 H 형 모델

자유경계조건을 갖는 H형태의 구조물을 Fig.6 과 같이 8개의 영역으로 나누어 FEM 모델링 한다. 원계의 동특성을 모드해석으로 탄성 저차 4개의 진동수를 구하면 Table 5.와 같이 된다. 여기서 8차와 9차 두 고유진동수를 340Hz로 일치시켜 중근을 가지도록 구조변경하는 Okuma 모델을 이용하여 본 연구의 타당성을 검토하고자 한다.

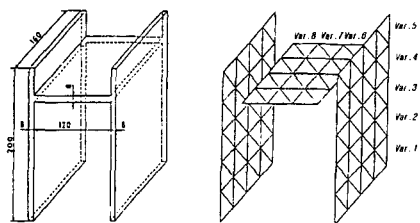


Fig. 6 H-Shape structure & design variable region

Table 5에서 보면, 원계의 유한요소 해석 결과는 CMS에 의한 결과와 거의 일치하고 있지만, 실험치와는 6~7% 정도의 오차를 가진다. Okuma 등

은 이 오차를 시편 제작 과정에서 발생하는 오차로 인정하고 있고, 실용적으로는 충분할 것으로 간주하고 있다.⁽¹⁾ 참고로 ratio 부분 괄호 안의 치수는 Okuma 등에 의해 얻어진 FEM 결과비이다.

Table 5 natural frequency of H type structure

		Natural Frequency(Hz)			
		7	8	9	10
Original (t=8)	CMS	165.00	299.00	381.20	588.20
	Experiment	178.80	317.50	408.8	-
By FEM		164.29	294.03	372.90	593.95
ratio(vs. Experiment)		0.919 (0.928)	0.926 (0.942)	0.912 (0.945)	-

유한요소해석 결과에 근거하여 설계변수의 범위를 8 개 영역으로 구분해서 다음과 같이 설정하고 최적화 과정을 수행했다.

$$0.005 \text{ meter} < x_i < 0.011 \text{ meter}, i=1\sim 8$$

$f(\omega_8)$ 을 340Hz로 증가시키면서 또한 $f(\omega_9)$ 를 340Hz로 감소시키는 2 가지 목적을 동시에 만족시켜야 하는 다중목적의 성격을 포함한다. 그러나 본 연구에서는 벌칙함수 및 구속조건을 적용하여 다음과 같은 단일목적함수를 정의함으로써 비제약문제로 전환할 수 있었다.

$$f_i' = \frac{C}{1 + f_i(\omega_8, \omega_9)} \quad (12)$$

여기서도 구조물 질량의 최소화를 고려하여 다음과 같은 제약조건을 적용한다.

$$\begin{aligned} \Psi_1 &= m - m_{initial} \leq 0 \\ \Psi_2 &= |340.0 - \omega_9| + |340.0 - \omega_8| \leq 0 \end{aligned} \quad (13)$$

(10)식과 같이 적합도를 설정하고, GA를 이용하여 적합도의 최대화를 달성한다. Fig. 7은 세대가 진전됨에 따른 적합도의 변화를 나타내는데, 목표로 한 340Hz에 8차 및 9차 진동수가 수렴하고 있음을 보여주고 있다. Table 6.은 최적화 변경후의 판 두께를 나타내고 Table 7.은 8차 및 9차 고유진동수가 340Hz에 일치된 변경후의 진동수를 나타낸다.

Table 6 thickness after modification (mm)

variable	1	2	3	4	5	6	7	8
thickness	5.28	8.94	5.09	9.57	7.79	9.99	9.78	5.59

Table 7 natural frequency after modification

structure		7	8	9	10
original	CMS	165.50	299.00	381.20	588.20
(Hz)	FEM	164.29	294.03	372.90	593.95
modified	CMS	154.10	339.30	340.70	513.00
(Hz)	FEM(GA)	157.16	339.91	340.05	602.03

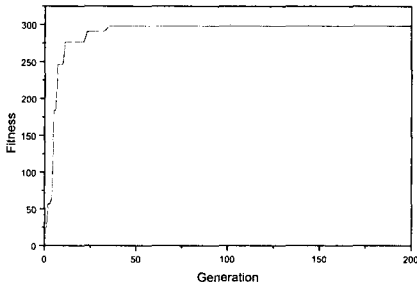


Fig. 7 Fitness vs. Generation

4. 결론

본 연구에서는 GA를 이용하여 구조물의 동특성을 분석하고 구조변경을 통한 최적화 방법을 제안하였다. 본 연구에서 제안한 방법을 평판 및 H형 구조물에 적용하여 비교한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1) 모드감도를 이용한 동적구조변경에서는 우선 설계변수에 대한 모드감도를 구해야 하는 복잡한 과정이 필요하지만, GA를 이용하는 방법에서는 설계변수를 직접 바꾸어주는 과정을 취하게 되므로 미분가능성, 연속성 등의 제약을 받지 않고, 문제를 단순화시켜서 전역적인 최적해를 쉽게 찾을 수 있었다.

2) 간단한 구조물에 대한 시뮬레이션을 통해 이의 범용성과 우수성을 확인하였고, 다중설계변수 및 다중목적 최적화에 능동적으로 대처할 수 있는 실용성을 확인하였다.

참고문헌

1. Masaaki Okuma, Masaki Nanpe, Park Sok-chu and Akio Nagamatsu, "Technique of Structural Dynamic Optimization," 日本機械學會論文集(C

編), 54卷, 504号, pp. 1753-1761, 1988.

2. 지태한, 박영필, "관구조물의 동적구조변경에 관한 연구," 대한기계학회 춘계학술대회논문집(A), pp. 307-312, 1996.

3. 김형중, 박윤식, "부분구조물의 모드합성을 이용한 구조물 모드 매개변수의 민감도 해석," 한국소음진동공학회 97'춘계학술대회논문집, pp. 184-191, 1986.

4. E.J. Haug, "Design Sensitivity Analysis of Structural Systems," Academic Press, Inc., 1986.

5. 長松昭男, "モード解析," 培風館, 1985.

6. R.L.Fox and M.P.Kapoor, "Rates of Change of Eigenvalues and Eigenvectors," AIAA., Vol. 6, No. 12, pp. 2426-2429, 1968.

7. F.Y.Cheng, Fellow, ASCE, DAN Li, "Multi-objective Optimization Design with Pareto Genetic Algorithm," J. of Structural Eng., Vol. 123, No. 9, pp. 1252-261, 1997.

8. D.E. Goldberg, "Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning," Addison-Wesley Publishing Company, Inc., pp.1-88, 1989.