

유전자 알고리즘을 이용한 동역학적 구조물의 최적설계

황상문*, 성활경**

Optimal Design of Dynamic System Using a Genetic Algorithm(GA)

Sang Moon Hwang*, Hwal Gyeong Seong**

ABSTRACT

In most conventional design optimization of dynamic system, design sensitivities are utilized. However, design sensitivities based optimization method has numbers of drawback. First, computing design sensitivities for dynamic system is mathematically difficult, and almost impossible for many complex problems as well. Second, local optimum is obtained. On the other hand, Genetic Algorithm is the search technique based on the performance of system, not on the design sensitivities. It is the search algorithm based on the mechanics of natural selection and natural genetics. GA search, differing from conventional search techniques, starts with an initial set of random solutions called a *population*. Each individual in the population is called a *chromosome*, representing a solution to the problem at hand. The chromosomes evolve through successive iterations, called *generations*. As the generation is repeated, the fitness values of chromosomes were maximized, and design parameters converge to the optimal. In this study, Genetic Algorithm is applied to the actual dynamic optimization problems, to determine the optimal design parameters of the dynamic system.

Key Words : Genetic Algorithm(유전자 알고리즘), Population(모집단), Generation(세대), Fitness(적합도),
Reproduction(복제), Crossover(교차), Mutation(돌연변이)

1. 서론

오늘날의 공학설계 전반에 걸쳐, 전자 계산기를 이용한 해석은 이미 중요한 설계과정의 하나로 자리잡았다. 특히 시스템의 최적설계 문제에 있어서는 이러한 사전해석이 필수 불가결한 요소가 되었고, 그 최적화 기술 또한 전자계산기의 비약적인 발전에 따른 그 시간적, 기술적 제약의 감소로 보다 효율적이고 정확한 결과를 낼 수 있도록 개발되어 왔다. 이러한 최적설계 방법 중 지금까지

가장 널리 쓰이고 있는 방법은 설계민감도(design sensitivity)를 이용하는 방법이다. 이는 초기 설계 변수를 통한 해석을 수행하고, 이를 이용해 목적 함수(object function) 및 구속조건(constraint)의 설계변수에 대한 도함수(derivative)를 구하고, 이를 토대로 설계개선 방향과 점차적인 설계변수의 변화량을 조정하여 최적치를 탐색하는 것이다. 그러나 이러한 방법은 그 도함수 계산으로 인한 함수의 연속성 및 미분가능성의 제한이 발생하고, 초기 설정값에 따라 국소 최적값(local optimum)에

* 창원대학교 기계공학과 대학원

** 창원대학교 기계공학과

수렴할 수 있다는 단점을 안고 있다. 아울러 다변수 시스템에 있어서는 민감도 계산과 개선 방향설정이 복잡해진다는 문제점도 있다. [1], [2], [4] 이러한 문제점을 극복하기 위한 새로운 최적화 방법이 개발되기 시작했는데, 그중 1975년 미시간 대학의 John Holland에 의해 처음 제안된 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)은 최근에 있어, 공학 전반으로 적용되기 시작하면서 새로운 탐색방법으로 각광받고 있다. 유전자 알고리즘은 자연선택(natural selection)과 자연계의 유전학에 근거한 병렬적이고 전역적인 탐색방법으로, 주어진 환경에 적응한 개체만이 살아남는다는 Darwin의 적자생존의 이론을 기본개념으로 하고 있다. 탐색공간 전역에 분포된 유전자 모두의 적합도(fitness)를 평가하고, 이를 통해 선택된 우수 개체를 바탕으로 새로운 세대를 구성해나가는 모의 진화(simulated evolution)로써 최적해로 수렴해나가는 이 방법은, 그 광범위한 해석 시간에도 불구하고 전역 최적값(global optimum)에 수렴할 수 있다는 장점과 그 적합도를 직접적으로 평가함에 따른 그 적용의 용이성으로 인해 점차 전반적 공학분야에서의 그 적용분야를 넓혀 가고 있다. [2], [4]

특히 기존의 민감도를 이용한 동역학적 시스템의 최적화는, 수치적분을 통해 모든 함수들의 설계변수에 대한 설계민감도를 계산해야 하는데, 그 복잡한 과정의 계산에도 불구하고 구하여진 최적치가 국소해에 불과하다면, 이는 곤란한 일이 아닐 수 없다. 이러한 점에 있어서 최적설계의 분야에서의 유전자 알고리즘의 활용도는 우수하다 할 수 있는데, 이 분야에서의 유전자 알고리즘의 적용은 정역학적 시스템에서는 그 예를 찾아 볼 수 있으나, 동역학적 시스템으로의 적용은 아직 시도 단계에 있다. 이는 정역학적 해석에 비해 동역학적 해석이 수학적으로 매우 복잡하고 높은 난이도를 가지고 있어 그 적용이 상대적으로 어렵기 때문이다. 이에 본 연구에서는 다변수 동역학적 시스템의 최적화문제에 있어서, 동역학적 해석에 대한 전문적인 지식없이, 상업용 해석 패키지(package)를 이용하여 동역학적 시스템을 최적화시킬 수 있는 기법을 제시하고, 이를 적용하여 최적화한 실패를 들으로써, 이 분야에 있어서의 유전자 알고리즘의 활용성을 알아보기로 한다.

2. 유전자 알고리즘

2.1 유전자 알고리즘의 개요

유전자 알고리즘을 이용한 최적화 과정은 초기의 모집단(population)의 생성에서부터 시작된다. 모집단은 모든 설계변수의 정보를 담고 있는 염색체(chromosome)로 구성된다. 이 초기 모집단의 생성방법에는 난수발생을 이용한 2진수의 형태로서 생성시킨다는 Grefenstette & Baner의 이론이 주로 사용되는데 [4], 이때 모집단의 크기와 염색체의 길이는 유전자 알고리즘에 있어 매우 중요한 인자이나, 현실적으로는 설계자에 의해 직관적으로 결정된다. 이 초기 모집단의 염색체를 역사상(逆寫像:decoding)과정을 거치게 하면, 10진수화된 설계변수로 나타나게 된다. 그 이후, 각 설계변수를 이용하여 그에 대응하는 동역학적 시스템의 구성(configuration)을 완성하게 되고, 동역학적 해석을 통해 각 시스템의 적합도(fitness)를 평가하게 된다. 적합도란 최적설계의 과정에 있어 목적함수에 대응하는 것으로서, 각 평가 대상의 시스템이 설계자가 설정한 설계목적에 어느 정도 부합되는가를 수치적으로 표현한 함수값이다. 모집단에 속하는 모든 개체(individual)에 대한 적합도의 평가가 끝나게 되면, 그 적합도를 기초로 새로운 세대(generation)를 생성하게 된다. 이 과정에서 유전자 조작(genetic operation)을 행하게 되는데, 이는 적합도가 높은 개체가 보다 많은 자손을 남길 수 있도록 하는 것으로, 결국에는 보다 좋은 개체를 형성하는 유전자가 집단 중에 확산되게 된다. 이와 같은 과정을 통해 재생성된 차기세대에서의 모집단은 이전의 세대에 비해 보다 진화된 개체를 포함하고 있으며, 종료조건을 만족시킬 때까지 이 과정을 반복하게 된다. 결국에는 최후에 생성된 모집단에서 가장 우월한 개체가 최적해로 수용되게 된다. [2], [10]

2.2 유전자 알고리즘의 기본조작

각 세대에서 개체들은 복제(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation)를 통해 진화한다.

2.2.1 복제 및 도태

선택도태의 압력을 가하는 것으로, 재생성시킬 개체와 도태시킬 개체를 선택하는 조작이다. 현재까지 이를 위한 몇 가지의 방법이 개발되어 있는데, 본 연구에서는 각 개체의 적합도에 비례한 확률을 근거로 자손을 남기는 몬테카를로 모델(Monte Carlo model)이라는 방법을 선택하였다. 이

와 같은 확률을 선택확률이라고 하며, n 개로 이루어진 모집단에서 i 번째 개체의 선택확률 P_{select} 는 식(2.1)과 같이 표현된다.^[4]

$$P_{select}(i) = \frac{fitness(i)}{\sum_{i=1} fitness(i)} \quad (2.1)$$

유전자 알고리즘에서는 이러한 선택확률의 값에 의존하여, 어떤 개체와 어떤 개체를 교차시킬 것인지를 결정한다. 이에 따라 선택확률이 큰 개체는 여러 번의 교차에 참여하기 때문에, 진화과정을 반복할수록 그 유전자가 집단 중에 확산되어 간다.

2.2.2 교차(Crossover)

교차는 두 부모개체의 염색체를 조합하여 바꿈으로써, 새로운 자손개체의 염색체를 만드는 조작이다. 이는 유전자 알고리즘의 모의진화에 있어 결정적인 역할을 담당하는 인자로서, 그 방법적인 측면에서 여러 가지 이론이 개발되어 있다. Fig. 2.1에 교차의 한 방법적인 예가 나타나있다.^{[2],[10]}

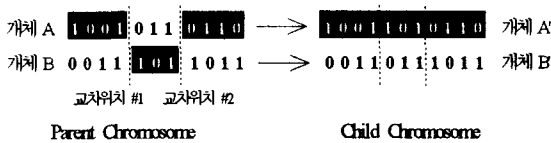


Fig. 2.1 An example of 2-point crossover

Fig. 2.1에서는 교차위치가 두 군데인 2점교차(2-point crossover)가 나타나 있는데, 이외에도 교차위치가 한군데인 단순교차(simple crossover), 교차시 마스크(mask)를 생성하여 마스크의 값에 따라 어느 부모개체의 유전자를 받아들일 것인지를 결정하는 일정교차(uniform crossover)를 사용할 수도 있다.^{[2],[4]}

2.2.3 돌연변이(Mutation)

초기의 설계 모집단이 가지는 탐색공간상의 제한성을 극복하기 위하여, 유전자를 전혀 다른 형태로 변화시키는 조작이다. 이러한 돌연변이의 조작은 설정된 돌연변이 확률에 따라 수행된다. 돌연변이를 시킬 임의의 위치에 있는 유전자가 선택이 되면, 돌연변이의 과정은 Fig. 2.2와 같이 수행되게 된다. 이때 돌연변이 확률이 커질수록 탐색공간이 넓어지는 반면, 우수개체에 대한 중요정보를 담고 있는 스키마타(schemata)가 파괴되어,

임의탐색(random search)의 형태를 띠게 될 우려가 있으므로 주의해야 한다.^{[2],[4]}

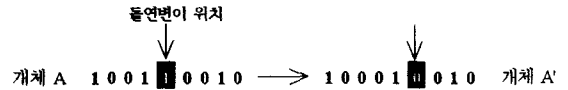


Fig. 2.2 An example of mutation

2.3 유전자 알고리즘의 동역학적 최적화로의 적용

동역학적 해석은 모든 단위시간에서 시스템을 이루는 각 보디(body)의 변위, 속도, 그리고 가속도를 구하는 작업이다. 이러한 동역학적 해석을 위한 지배 방정식은 정역학적 해석에 비해 매우 복잡하고, 그 지배 방정식에서 민감도를 계산해 낸다는 것은 수학적으로 상당한 난이도를 가지는 작업이다.^{[1],[5]}

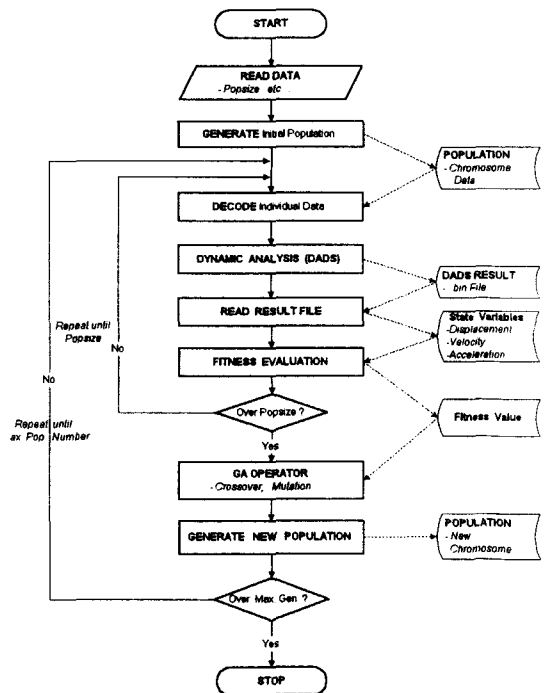


Fig. 2.3 Flowchart of Genetic Algorithm

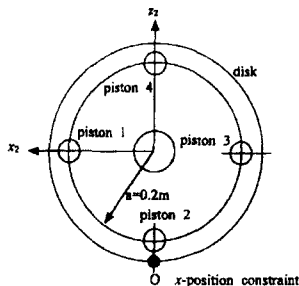
유전자 알고리즘을 이용한 동역학적 시스템의 최적화에 있어, 가장 큰 장점중의 하나는 그 수학

적 평이성과 폭넓은 적용성에 있다. 즉 주어진 지배방정식에서 설계민감도를 계산할 필요가 없어, 널리 사용되는 동역학적 해석용 프로그램을 수정 없이 사용할 수 있다는 것이다. 이에 본 연구에 있어서는 일반적으로 널리 사용되고 있는 동역학적 해석 패키지 중 하나인 DADS를 사용하여, 동역학적 구조물의 최적화를 수행하였다. Fig. 2.3에 이러한 최적화의 과정을 나타내었다. 유전자 알고리즘을 수행하는 모듈(module)은 FORTRAN으로 작성되었으며, DADS와 이 유전자 알고리즘 모듈을 유기적으로 제어하기 위하여 UNIX C-Shell을 이용하였다. 해석을 위한 장비로는 SGI사(社)의 Power Challenge(R8000)가 사용되었다.^{[7],[9]}

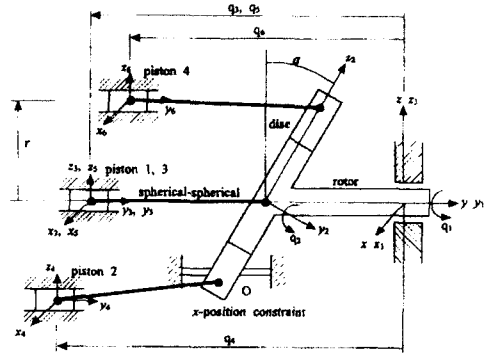
3. 공기 압축기의 최적설계

3.1 동역학적 모델링

해석에 이용한 공기 압축기는 Fig. 3.1에서 알 수 있듯이 4개의 피스톤(piston), 1개의 경사판(tilted disc), 그리고 로터(rotor)로 구성된다. 경사판의 한쪽 면에는 반지름 r 의 원주면상에 4개의 커넥팅 로드(connecting rod)가 설치되어 피스톤과 경사판을 연결하고 있다. 그리고 경사판의 다른 한쪽 면은 로터의 회전축에 α 만큼 기울어져 회전하도록 연결되어 있다. 로터가 회전하게 되면 α 만큼 기울어진 경사판은 구속조건에 따라 회전하지 못하고, 경사판의 원점을 중심으로 하여 요동운동을 하게 된다. 이에 따라 경사판과 커넥팅 로드로 연결된 피스톤은 왕복운동을 하며, 이러한 운동을 통해 4개의 실린더안의 공기는 압축되게 된다. 공기 압축기의 구동을 위해 로터에 주어지는 토크(torque)는 $100\text{ N}\cdot\text{m}$ 로 고정하였다.



(a) Front view



(b) Left side view

Fig. 3.1 Front and left side view of air compressor

Fig 3.2는 이를 동역학적 모델로서 표현한 것이다.

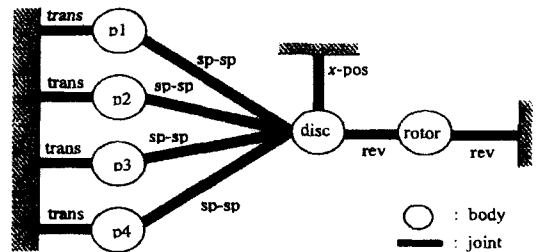


Fig. 3.2 Dynamic modeling of air compressor

이 모델의 자유도(degree-of-freedom;dof)를 계산한 것이 Table 3.1에 나타나 있다.

Table 3.1 Degree-of-freedom of air compressor model

Number of coordinates	49
Number of Bodies	7
Number of constraints	48
Euler parameter constraint	7
Ground constraint	6
Revolute joint	2×5
Spherical-Spherical joint	4×1
Translational joint	4×5
x-position constraint	1
DOF	$49 - 48 = 1$

Table 3.1에서 알 수 있듯이 이 시스템의 자유도는 1개가 된다.

피스톤이 실린더내의 공기를 압축할 때, 공기의 저항을 고려하여 다음과 같은 점성감쇠력이 피스톤에 반력성분으로 작용한다고 가정한다. 여기서 p 는 피스톤의 속도이며, c 는 비례상수이다.

$$f = -c\dot{q} \quad (3.1)$$

이는 피스톤에 댐퍼(damper)를 설치함으로써 표현될 수 있다.

3.2 GA를 이용한 최적화

공기 압축기의 최적화에서 설계변수로는 경사판에서의 커넥팅 로드 결합거리 r 과, 경사각 α 로 선택하였다. 설계변수의 범위는 다음과 같다.

$$\text{Radial distance, } r(\text{mm}) : 170.0 < r < 230.0 \quad (3.2)$$

$$\text{Canting angle, } \alpha(\text{deg}) : 20.0^\circ < \alpha < 40.0^\circ$$

목적함수는 일정시간동안의 압축공기량이 되며, 이를 각 피스톤의 속도를 이용하여 수식적으로 나타내면 다음과 같다.

$$F(r, \alpha) = \int_{t_1}^{t_2} [\dot{q}_3^2 + \dot{q}_4^2 + \dot{q}_5^2 + \dot{q}_6^2] dt \quad (3.3)$$

여기에서 각 피스톤의 속도의 자승을 택한 것은, 반대방향의 속도성분을 고려하기 위함이다. 이 목적함수는 유전자 알고리즘에서의 적합도 함수로 표현될 수 있다.

3.3 최적화 수행 과정

유전자 알고리즘을 이용한 최적화는 다음과 같은 과정을 통해 수행된다.^{[2],[4]}

Step 1. 염색체 길이(chromosome length)를 결정하고, 이에 따라 주어진 설계공간 내에서 각 설계변수를 모집단 크기(population size)만큼 2진수의 1차원 배열(string)로 랜덤(random)하게 생성시킨다. 본 연구의 공기 압축기 최적화에서는, 설계변수인 결합거리 r 을 표현하는데 9개의 비트(bit)를, 나머지 설계변수 경사각 α 의 표현에 7개의 비트를 사용하였고, 모집단의 크기를 20으로 설정하였다. 따라서 염색체 길이는 16이 되며, 16비트를 가지는 2진수의 설계변수 벡터 20개가 난수 발생기(random number generator)를 통해 생성된다. 각 설계변수를 표현하는 비트수와 모집단 크기는 각각 주어진 설계변수 범위에서의 최소변화량과,

설계공간의 범위를 나타낸다. 이 값들이 커질수록 최적화의 정확도(accuracy)는 높아지게 되나, 그 효율성(efficiency)은 저하되게 된다.

Step 2. 2진수로 표현된 모든 개체(모집단 크기만큼의 설계변수 벡터)에 대해 DADS를 이용하여 동역학적 해석을 수행하고, 그 결과를 이용하여 개체의 적합도를 평가한다. 공기 압축기 모델에서는 총 20번의 동역학적 해석과 식(3.3)에 의한 적합도 평가를 수행하게 된다.

Step 3. 각 개체의 적합도에 따른 선택확률(식(2.1)을 이용하여 계산)을 근거로 교배쌍을 선택하여 교차과정을 거치게 하고, 동시에 돌연변이 확률에 따라 특정위치의 비트(bit)를 변이(變異)시킨다. 이러한 과정을 거치면 새로운 개체가 발생하게 되는데, 이 새로운 개체들로 다시 모집단을 구성할 수 있을 때까지 교차와 돌연변이 과정을 반복한다.

Step 4. Step 3에 따라 새로운 세대(generation)가 생성되면 다시 Step 2의 과정으로 되돌아가 수렴조건을 만족시킬 때까지 이와 같은 과정을 반복하면, 설계변수는 주어진 조건 내에서 최적해로 수렴하게 된다.

3.4 최적화 결과

식(3.3)의 적합도를 최대화하는 설계변수를 찾는 것이 공기 압축기 모델의 최적설계과정이 된다. 유전자 알고리즘을 이용한 최적화 탐색의 결과는 다음과 같다.

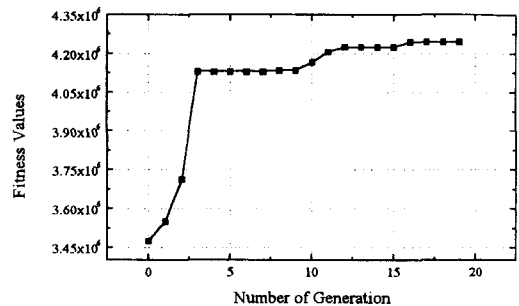


Fig. 3.3 Fitness values at each generation

Fig 3.3에서 알 수 있듯이, 진화의 과정이 진행됨에 따라 적합도, 즉 압축공기량은 점차 증가하여 종래에는 일정한 값에 수렴하는 형상을 보이게 된다. 이때의 최대 적합도를 나타내는 설계변수가

최적의 동역학적 시스템을 구성하는 설계조건이 되는 것이다. 구하여진 최적의 설계변수의 값은 Table 3.2와 같다.

Table 3.2 Optimal design values of air compressor

Design variables	Optimal values
Radial distance	170.47 mm
Canting angle	20.04 °

이와 같은 최적값을 통해 흥미 있는 것을 발견할 수 있는데, 일반적으로 경사각이 크고, 결합 거리가 길수록 피스톤의 행정거리(stroke)가 길어져 압축공기량이 증가할 것이라는 예상과는 달리, 오히려 하한치에 가까운 경사각과 결합 거리에서 최적의 조건으로 수렴되었다는 점이다. 이는 동역학적 해석에서 밝혀지는 시스템의 특성으로, 경사각과 결합 거리가 커질수록 경사판의 판성치가 증가하여, 주어진 토오크에 의한 단위시간당의 회전수가 감소하기 때문이다.

4. 차량 현가장치의 최적화

4.1 동역학적 모델링

가장 널리 쓰이는 맥퍼슨 형식(Macpherson strut type)의 차량 현가장치를 1/4 모델(quarter model)로 나타내면 Fig. 4.1과 같다.

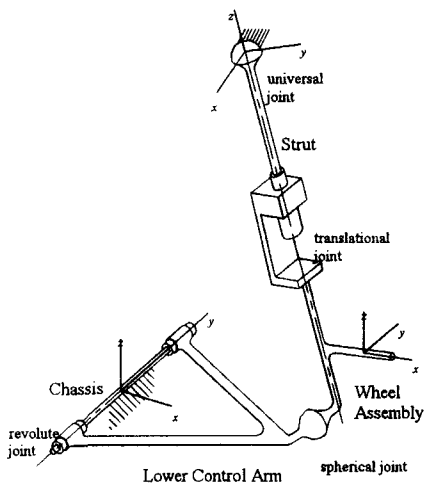


Fig. 4.1 Macpherson strut suspension model

이 모델은 실제의 차량에서의 현가장치가 가지는 자유도에서 조향성분의 자유도를 제거하여 단순화시킨 모델이다. 1/4 모델임에 따라 지면과 차체(chassis)를 병진 조인트(translational joint)로 연결시켰다. 이 모델에서의 타이어(tire)는 DADS의 타이어 모듈을 이용하여, 일종의 스프링-댐퍼(spring-damper)로 표현하였다. [6],[8]

이러한 차량모델에서의 자유도는 Table 4.1과 같이 2개가 되는데, 이는 타이어와 차체, 각각의 상하운동을 나타내는 운동성분이 된다.

Table 4.1 Degree-of-freedom of Macpherson strut suspension model

Number of coordinates	35
Number of Bodies	5
Number of constraints	33
Euler parameter constraint	5
Ground constraint	6
Revolute joint	1 × 5
Spherical joint	1 × 3
Translational joint	2 × 5
Universal joint	1 × 4
DOF	35 - 33 = 2

입력 가진함수(加振函數)로 작용하는 노면형상(路面形狀:road profile)은 해석초기에서의 차량의 평형상태 도달을 위한 직선로와, 현가장치의 가진을 위한 굴곡부를 결합시킨 형태를 선택하였으며, 그 형상은 Fig. 4.2와 같다. [3]

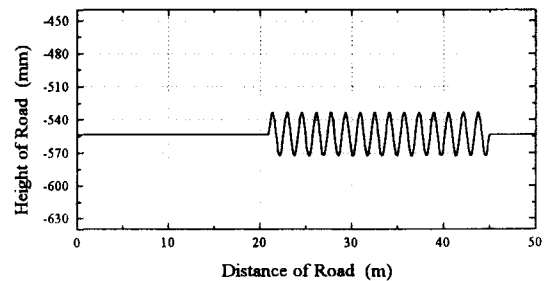


Fig. 4.2 Road Profile

4.2 GA를 이용한 최적화

최적화를 위한 설계변수로는 타이어 휠 전체의 질량, 현가장치의 스프링의 강성계수(stiffness

coefficient)와 감쇠계수(damping coefficient)의 세 가치를 선택하였다. 각 설계변수의 범위는 다음과 같다.

$$\text{Mass of wheel assembly, } m \text{ (kg)} : 30.0 \leq m \leq 50.0$$

$$\text{Stiffness coefficient, } k \text{ (N/m)} : 14000.0 \leq k \leq 18000.0 \quad (4.1)$$

$$\text{Damping coefficient, } c \text{ (Ns/m)} : 800.0 \leq c \leq 1200.0$$

목적함수는 현가장치의 일반적인 성능을 표현할 수 있는 승차감(ride quality)과 접지력(road holding ability)의 향상을 꾀하는 것으로 하였다. 승차감은 식(4.2)와 같이 차체의 수직 가속도성분을 전체 주행거리에 대한 자승 평균값으로써 나타내었다. 그리고 접지력은 식(4.3)과 같이 타이어 휠과 지면사이의 거리를 전체 주행거리에 대한 자승 평균값으로 표현하기로 하였다.

$$\Psi_1 = \frac{1}{L} \sqrt{\int_0^L \ddot{z}_c^2 dt} \quad (4.2)$$

$$\Psi_2 = \frac{1}{L} \sqrt{\int_0^L (z_w - z_g)^2 dt} \quad (4.3)$$

이 현가장치의 최적화에는 하나의 구속조건이 주어지게 되는데, 타이어 휠의 상하 요동이 지나쳐 차체와의 간섭이 일어나는 것을 방지하기 위하여, 타이어 휠과 차체의 거리가 일정거리 이하로 좁혀지는 것을 방지하기 위하여 식(4.4)와 같은 요동거리의 구속을 가하였다.

$$\Psi_3 = z_{ct} - \theta_1 \geq 0 \quad (4.4)$$

이와 같이, 구속조건을 만족하면서 목적함수의 최소화 조건을 탐색하는 제약 최적화(constrained optimization)문제에 있어서는, 이들을 하나의 적합도 함수로 표현하기 위해, 벌칙함수를 채용한 비제약 문제(unconstrained problem)로의 전환이 필요하다. 이를 수식화한 것이 식(4.5)에서 나타나 있다.

$$\text{Fitness} = \frac{C}{p_1 \Psi_1 + p_2 \Psi_2 + p_3 \Psi_3} \quad (4.5)$$

적합도의 표현에서 식(4.5)와 같이 각 목적함수를 상수 C에 대한 분모로 나타낸 것은, GA가 적합도의 최대화로 수렴해나가는 반면, 이 문제가 목적함수의 최소화를 목적으로 하고 있기 때문이다. 그리고 각 목적함수와 구속조건 값이 수치적으로 큰 차이를 가wu, 이를 조정해주기 위하여

각각 평준화 계수(normalization coefficient)를 곱하여 주었다.

4.3 최적화 결과

GA를 이용한 현가장치의 최적화 결과, 진화의 과정을 거치는 동안 각 세대의 적합도는 Fig. 4.3 과 같이 점차 증가하여 일정한 값으로 수렴하는 형상을 보였다.

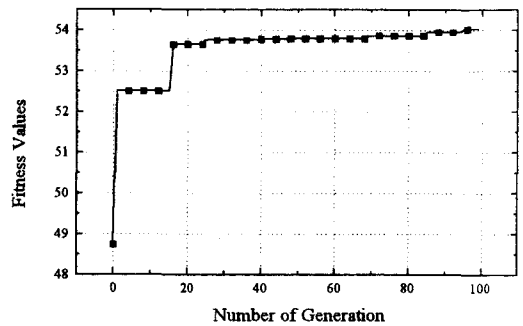


Fig. 4.3 Fitness values at each generation

적합도가 증가함에 따라 목적함수가 개선되었음을 예상할 수 있는데, Fig. 4.4에서 목적함수의 변화를 확인할 수 있다.

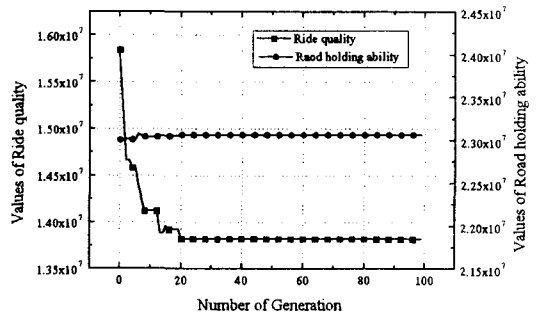


Fig. 4.4 Object Function at each generation

Fig. 4.4에서 진화과정에서 진화될수록 승차감은 크게 개선되었음에 반하여, 접지력은 거의 변화가 없고 오히려 약간 악화되었음을 알 수 있다. 이와 같은 사실에서, 선택된 설계변수에 대해서는 접지력에 비해 승차감이 훨씬 민감하게 반응하고 있다는 결론을 얻을 수 있다. 최적화 이전과 이후의

차량의 가속도 선도를 비교하면 이러한 사실을 더욱 확연하게 알 수 있다. Fig. 4.5를 보면 최적화 이전에 비해 가속도의 변화가 크게 줄었음을 확인할 수 있다. 특히 운전자가 크게 불편함을 느끼게 되는, 가속도의 급격한 변화점(pick point)이 상당히 완화되어 있음을 알 수 있다.

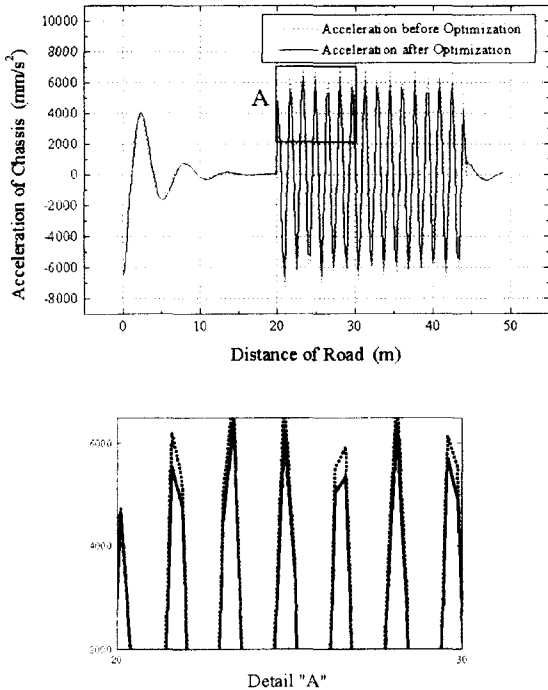


Fig. 4.5 Acceleration of chassis before optimization and after

최적화된 설계변수의 값은 Table 4.2와 같다.

Table 4.2 Optimal design values of suspension

Design variables	Optimal values
Mass of wheel assembly	30.47 kg
Stiffness coefficient	15949.22 N/m
Damping coefficient	801.56 Ns/m

5. 결론

현재까지 동역학적 시스템의 최적화 방법으로 주로 사용되어 왔던 민감도를 이용한 최적화 기법

은 그 방법적 제한성과 실현의 난이도에 의해 고도의 전문적인 지식을 필요로 하며, 특히 다변수 시스템인 경우 전역 최적값을 찾는 데 어려움이 많았다. 이에 본 연구에서는 동역학적 시스템의 주목되는 성능만으로써 그 개선방향을 설정하는 유전자 알고리즘을 최적화 기법으로 사용하는 방법을 제시하였다.

이와 같은 방법의 실례로서, 공기 압축기와 차량의 현가장치의 최적화에 유전자 알고리즘을 이용한 최적화 기법을 적용한 결과, 유전자 알고리즘은 몇 가지의 인자(모집단 크기, 별칙계수의 크기 등)의 값을 결정하는 데 있어 경험적 직관력을 요하지만, 동역학적 시스템의 최적화에 적용되었을 때, 전역적 최적값의 해를 얻을 수 있고, 그 적용에 있어 기존의 방법에 비해 거의 제한이 없어 사용될 수 있어 그 적응성이 상당히 넓다고 할 수 있다. 이는 현재 그 적용의 한계성과 높은 난이도에 의해 어려움을 겪는 동역학적 시스템의 최적화에 폭넓은 적응성과 그 적용의 수월함으로 크게 기여할 것으로 기대된다.

참고문헌

- Haug, E. J., Choi, K. K. and Komkov, V., "Design Sensitivity Analysis of Structural System." Academic Press, Inc., pp. 168-178, 1986.
- Goldberg, D. E., "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning," Addison-Wesley Publishing Company, Inc., pp. 1-88, 1989.
- Haug, E. J., "Computer-Aided Kinematic and Dynamics of Mechanical System, Volume I: Basic Method," Allyn and Bacon, 1989.
- Gen, M. and Cheng, R., "Genetic Algorithms & Engineering Design," Wiley-Interscience, pp. 1-64, 1997.
- Nikravesh, P. E., "Computer-Aided Analysis of Mechanical Systems," Prentice-Hall, 1988.
- Ellis, J. R., "Vehicle Handling Dynamics," Mechanical Engineering Publication, 1994.
- CADSI, "DADS Revision 8.5 Reference Manual I, II," CADSI, 1997.

8. Kwon, O. K., Yang, F. C. and Haug, E. J., "Tire Force Models." DADS Technical Report 86-18. 1986.
9. Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T. and Flannery, B. P., "Numerical Recipes." University of Cambridge. pp. 266-277. 1992.
10. Michalewicz, Z.(著), 공성곤 外(譯), "유전자 알고리즘," 도서출판 그린. 1996.
11. Arora, J. S.(著), 류연선, 임오강, 박경진(譯), "최적설계입문," 반도출판사, 1994.
12. 박종권, 성활경, "유전자 알고리즘을 이용한 공작기계구조물의 정역학적 최적설계," 한국정밀공학회, 제4권 제3호. pp. 66-73. 1997.