

## 유전자 알고리즘에 의한 드릴링 머신의 설계 최적화 연구

백운태\* 성활경\*\*

### The Optimization of Sizing and Topology Design for Drilling Machine by Genetic Algorithms

Woon-Tae Baek\*, Hwal-Gyeong Seong\*\*

#### ABSTRACT

Recently, Genetic Algorithm(GA), which is a stochastic direct search strategy that mimics the process of genetic evolution, is widely adapted into a search procedure for structural optimization.

Contrast to traditional optimal design techniques which use design sensitivity analysis results, GA is very simple in their algorithms and there is no need of continuity of functions(or functionals) any more in GA. So, they can be easily applicable to wide area of design optimization problems. Also, owing to multi-point search procedure, they have higher probability of convergence to global optimum compared to traditional techniques which take one-point search method.

The methods consist of three genetics operations named selection, crossover and mutation. In this study, a method of finding the optimum size and topology of drilling machine is proposed by using the GA. For rapid converge to optimum, elitist survival model, roulette wheel selection with limited candidates, and multi-point shuffle cross-over method are adapted. And pseudo object function, which is the combined form of object function and penalty function, is used to include constraints into fitness function. GA shows good results of weight reducing effect and convergency in optimal design of drilling machine.

**Key Words** : Genetic Algorithms(유전자 알고리즘), Global Optimum(전역최적해), Optimum Topology(최적 토폴로지), Fitness Function(적합도 함수)

#### 1. 서론

본 연구는 적자생존법칙에 의한 생물진화의 원리에 착안하여 개발된 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm, GA)을 이용하여 현 산업계에서 널리 사용되고

있는 드릴링 머신에 대하여 최적의 기하학적 치수 및 토폴로지를 구하는 것을 주요내용으로 하였다.

최근까지 주어진 문제의 최적해를 구하는 방법으로서 설계변수에 대한 목적함수와 제한조건의 도함수를 구하여 최적설계를 지향하는 방법들이 다양하게 개발되어

\* 기아정기 기술연구소  
\*\* 창원대학교 기계공학과

져 왔으며 그 대표적 방법으로써 SUMT(Sequential Unconstrained Minimization Techniques)에서의 penalty function method와 augmented lagrange multiplier method 등이 있으며(1), 설계변수의 변화에 따른 구조물의 거동변화를 예측하는 민감도 해석은 유한 요소 방정식을 직접 미분하여 그 해를 구하는 direct differential method와 변분원리를 도입한 adjoint-variable method(2)(3) 등이 알려져 있는데 이들 최적화기법들은 설계민감도해석등 고도의 수학적해석이 요구될 뿐만아니라, 1개의 벡터만으로 최적해에 접근하는 방법이므로 초기설정값에 따라 국부최적해(local optimum)로 수렴할 가능성이 높다. 한편, 유전자 알고리즘(4)은 최적화 기법에 있어서 zero-order method에 해당되므로 설계민감도 등을 구할 필요가 없기 때문에 알고리즘이 간단하여 광범위한 설계문제에 쉽게 적용할 수 있으며, 다수개의 유전자개체(벡터)를 가지고 접근하므로 기존의 방식에 비하여 구한 해가 전역최적해(global optimum)일 확률이 높다.

따라서 본 연구는 최적해에의 수렴속도를 향상시킨 효율성이 높은 유전자 알고리즘 프로그램을 개발하여 이를 드릴링 머신에 적용하여 최적의 기하학적 치수 및 토폴로지 설계를 함으로써 유전자 알고리즘의 유효성을 검증하였다. 이 과정에서 제안된 유전자 알고리즘은 5개의 독립된 포트란 프로그램과 이들 프로그램을 제어하는 유닉스 환경에서의 C-Shell 프로그래밍으로 구성하였으며, 드릴링머신의 구조해석은 상용코드인 NASTRAN을 이용하였다.

## 2. 유전자 알고리즘

### 2-1 개요<sup>(4)</sup>

유전자 알고리즘은 3가지 연산자(operator) 즉, 선택(selection), 교차(cross-over), 그리고 돌연변이(mutation)를 이용하여 자연계의 진화과정을 인위적으로 실행하는 것으로, 각 연산자의 역할과 최적화과정에 관한 기본개념은 아래와 같다.

(1) 1단계 : n개의 염색체(chromosome) 개체로 구성된 최초의 유전자집단(population)  $p_0$ 를 만든다. 여기서 각 염색체 개체는 무작위하게 선택된 다수개의 인자(gene)의 조합으로 만들어져서 각자 다른 유전자형을 가지고 있으며, 이에 의해 주어진 환경에 적응하는 적합도

(fitness)가 각자 다르게 나타난다.

(2) 2단계 : 상기 각 개체들 중에서 다음 세대를 구성하는 후보들을 선별하는 과정으로서 적합도가 높은 개체를 확률적 방법에 의해 선택(selection)하는 과정으로서, 선택될 확률은 식(1)과 같이 표현된다.

$$Ps(i) = f_i / (\sum_{j=1}^n f_j / n) = f_i / \bar{f} \quad (1)$$

여기서  $Ps(i)$ 는  $i$  번째 개체가 선택될 확률이며,  $f_i$ 는  $i$  번째 개체의 적합도,  $\bar{f}$ 는 집단 전체의 평균적합도이다. 식(1)에 의해 계산된 확률에 의해 염색체의 선택 개수를 결정하는 방법으로는 아래와 같은 방법들이 일반적으로 많이 사용되고 있다.

- ① deterministic sampling
- ② remainder stochastic sampling without replacement
- ③ remainder stochastic sampling with replacement
- ④ stochastic sampling without replacement
- ⑤ stochastic sampling with replacement(roulette wheel selection)
- ⑥ stochastic tournament(wetzel ranking)

(3) 3단계 : 선택된 유전자 집단 중에서 임의의 한쌍씩을 무작위하게 선택하여 상호교차(cross-over)에 의해 다음세대를 구성할 새로운 염색체를 만드는 과정으로서 다음과 같은 방법들이 일반적으로 많이 사용되고 있다.<sup>(4)(5)</sup>

- ① 1점교차(1-point crossover)
- ② 다점교차(multi-point crossover)
- ③ 분할교차(segmented crossover)
- ④ 혼합교차(blended crossover)
- ⑤ 균일교차(uniform crossover)

(4) 4단계 : 교차에 의해 새로이 형성된 유전자형의 염색체를 구성하는 인자를 미리 주어진 확률에 의해 돌연변이(mutation)를 일으키는 과정으로서, 어떤 유전자가 미처 검증을 받지 못하고 도태되는 것을 방지함으로써 최적설계과정에서 전역최적해를 구하기 위한 수단으로 사용된다.

유전자 알고리즘은 상기의 과정을 반복적으로 시행하여 각 세대에서 적합도가 낮은 열성개체는 도태시키고 우수개체들끼리 상호 교차시켜서 적합도가 점차 우수해지는 새로운 세대를 만들어 감으로써 궁극적으로 최적해를 구한다.

### 2.2 최적설계문제에의 적용

일반적으로 설계최적화 문제는 아래와 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$\text{extrimize } \Phi = f(x) \quad (2)$$

$$\text{subject to } \Psi(x) \leq \bar{\Psi}_i (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

식(2)는 최적화 시키고자하는 목적함수를 표현하는 것으로 대개의 경우 비용, 무게등이 되며, 식(3)은 변위, 응력, 고유주파수 등의 제한조건을 나타내는 식이며,  $x$ 는 설계변수로서 재료의 물성치, 기하학적 치수, 형상 및 토폴로지 변수를 나타낸다.

한편, 유전자 알고리즘을 최적설계에 적용하기 위해서는 아래의 개념도입이 필요하다.

(1) 설계변수의 표현 : 유전자 알고리즘에서는 설계변수의 값들을 기호화하여  $n$ 개의 2진수로 표현되는 유전자형(genotype)으로 나타내는데, 최적설계를 위해서는 이들 유전자형을 decode 하여 설계변수의 값을 지정하여야 한다.

(2) 적합도 계산 : 유전자 알고리즘은 적합도 함수(fitness function)를 최대화 시키는 설계변수의 값을 구하는 것이 최종목표가 되는데, 제한조건이 있는 문제를 최적화 시키기 위해서는 벌칙함수(penalty function)를 도입하여 제한조건이 없는 문제로 치환하여야 한다. exterior penalty function method를 이용하여 유사 목적함수(pseudo object function)를 식(4)와 같이 표현할 수 있다.

$$\Phi(x, r_p) = f(x) + r_p P(x) \quad (4)$$

여기서  $f(x)$ 는 원래의 목적함수이고,  $P(x)$ 는 벌칙함수이며,  $r_p$ 는 penalty parameter를 나타낸다. 한편, 벌칙함수  $P(x)$ 는 식(5)와 같이 표현된다.

$$P(x) = \sum_{j=1}^m \left\{ \max[0, g_j(x)] \right\}^2 \quad (5)$$

여기서  $m$ 은 제한식의 개수이며,  $g_j(x)$ 는 제한식을 나타낸다. 이상의 과정을 통하여 적합도함수를 식(6)과 같이 표현할 수 있다.

$$F = F_{\max} / \Phi(x, r_p) \quad (6)$$

본 연구에서는 식(2)의 목적함수  $f$ 를 드릴링 머신의 중량으로 하고 식(3)의 제한조건식은 드릴링 머신의 tool point에 정하중(static loading)이 작용할 때의 변위량에 관한 식인  $u_j \leq \hat{u}_j$  로 정하여 적합도 함수 식(6)을 다음과 같이 나타내었다.

$$F = F_{\max} / \left[ \sum_i \rho A_i t_i + \sum_{j=1}^6 \left( r_p \left( \frac{u_j}{\hat{u}_j} - 1 \right)^2 + d, \text{ if } u_j > \hat{u}_j \right) \right] \quad (7)$$

여기서  $\hat{u}_j$ 는 변위의 허용 한계값,  $\rho$ 는 재료의 밀도,  $A_i$ 와  $t_i$ 는 드릴링 머신의  $i$ 번째 유한요소(finite element)의 단면적과 두께를 나타내는 것으로 식(2)의 설계변수  $x$ 에 의해 결정된다. 그리고  $d$ 는 벌칙함수의 계산과정에서 만족할 만한 계산결과를 얻기 위하여 설계자가 임의로 정하는 수(approximate value)이며,  $F_{\max}$ 는 적합도 값의 크기를 비교하기 위하여 설계자가 임의로 지정하는 양의 정수이다.

### 2.3 유전자 알고리즘의 전산 프로그래밍

Fig.1에 유전자 알고리즘을 적용하여 기계 구조물의 최적화를 수행하는 프로그램의 플로우차트를 실었다. 프로그램의 범용성을 고려하여, 포트란언어로 작성된 5개의 독립된 모듈과 상용해석 코드로 구성되어져 있으며, 각 모듈과 상용 코드를 제어하는 프로그램은 유닉스 환경에서 C-Shell로 작성하였다.<sup>(6)</sup>

한편, 본 프로그램에서는 최적해에의 수렴성을 향상시키기 위해 각 세대에서 최대적합도 값을 갖는 유전자는 다음 세대로 변형없이 이전되는 Elitist Survival Model을 채택하였으며, 적합도값의 차별성을 확대시키기 위하여 Linear Scale 방식을 사용하였고, 선택은 설계자가 설정한 임의의 선택될 확률값 이하의 값을 갖는 염색체는 다음 세대를 구성하는 후보에서 제외시키는 제한적 Roulette Wheel Selection 방식을, 그리고 교차는 다음 세대를 구성하는 후보들의 유전자 인자들의 위치를 섞어서 교차시킨 다음 다시 유전자 인자들의 위치를 원래의

위치로 복귀시키는 Multi-point Shuffle Cross-over방식을 적용하였다.

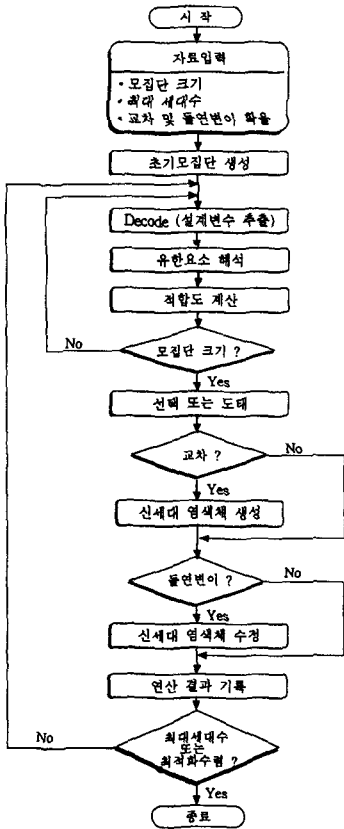


Fig. 1 Flow chart of genetic algorithm for optimal design

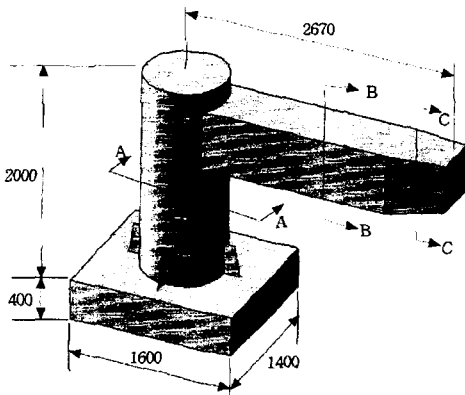


Fig. 2 Drilling machine and its dimensions

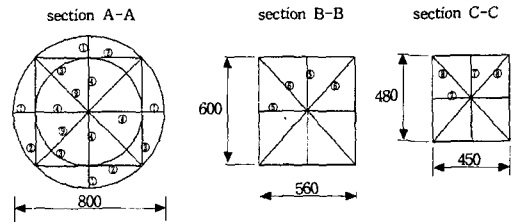


Fig. 3 Cross-sectional configurations of drilling machine

Table 1 Design group and size range of each design variables

design group	design variables	size range (unit:mm)	string number
1	$x_4, x_6, x_{10}$	8.0, 9.0, 10.0, 11.0, 12.0, 13.0, 14.0, 15.0	3
2	$x_1, x_2, x_3, x_5, x_7, x_8, x_9$	0.0, 10.0, 10.5, 11.0, 11.5, 12.0, 12.5, 13.0, 13.5, 14.0, 14.5, 15.0, 15.5, 16.0, 16.5, 17.0	4

### 3. 드릴링 머신의 최적설계

#### 3.1 문제의 정의

본 연구에서는 Fig. 2에 각 부위의 주요치수를 도시한 베이스, 칼럼 및 공구대로 구성된 드릴링 머신에 대하여 유전자 알고리즘을 적용하여 최적화를 수행하였다. 드릴링 머신에 작용하는 최대부하는 계산에 의하면 공구점에 수직하중( $F_z$ ) 1,750Kgf, 비틀림모멘트( $T_x$ ) 481.25Kg-m, 그리고 굽힘하중( $M_x$ ) 60.0 Kg-m가 작용하게 된다.

이에 대한 최적화문제는 공구점에서의  $x, y, z$  방향의 변위량이  $\Delta a$  (0.02Cm)를 넘지 않으면서 드릴링 머신의 중량을 최소화 시키는 각 단면의 형상 및 부재의 두께를 구하는 문제로 설정하였다. 따라서 설계변수로는 Fig. 3에 도시된 바와 같이 Fig.2에서의 각 단면의 형상을 정의하는 보강재의 치수에 대하여 1~9번째의 설계변수를 할당하였으며, 10번째 설계변수로는 전체 구조물의 외곽부의 두께로 지정하였고, 이들 설계변수의 범위를 Table 1에 실었다.

Table.1을 보면 설계변수는 그 값이 "0"가 될 가능성이 있는(즉, 보강부재가 도태되는) 제 2그룹에 7개의 설계변수가, 그렇지 않은 제 1그룹에 3개의 설계변수가 각각 할당되어져 있다. 따라서 염색체길이(chromosome length)는  $3 * 3 + 7 * 4 = 37$ 이 된다. 한편 모집단수(population size)는 50, 최적해 수렴까지의 최대반복 연산회수인 최대세대수는 150, 그리고 연산과정에서의

교차확율은 0.95, 돌연변이확율은 0.055로 각각 설정하였다.

### 3.2 유한요소해석 모델링

드릴링 머신의 유한요소 모델로는 구조물의 실제 응력 상태를 고려하여 각 부재가 면외하중과 면내하중을 동시에 받는 판요소로 구성하였으며, Fig.4에 본 연구에 사용된 유한요소 격자모델을 실었다.

사용된 요소의 수는 판요소 3,061개, 절점수 2,377개이며, 경계조건으로는 베이스 하단부의 외곽에 위치한 각 절점의 변위를 모든 방향에 대하여 고정시켰고, 공구점에 수직하중( $F_z$ ) 1,750Kgf, 비틀림모멘트( $T_x$ ) 481.25Kg-m, 그리고 굽힘하중( $M_x$ ) 60.0 Kg-m가 동시에 작용하도록 하였다.

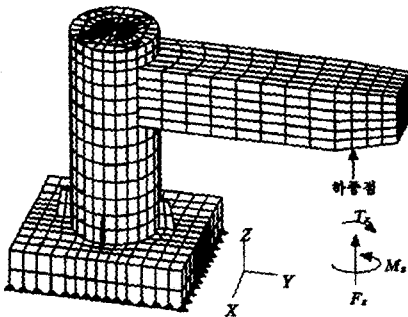


Fig. 4 Finite element model of drilling machine

### 3.3 유전자 알고리즘의 적용결과

유전자 알고리즘을 적용하여 최적설계를 수행한 결과, 적합도 함수를 최대화 시키는 수렴값은 20번째 세대에서부터 나타났으며, 이후 22번째 세대까지 연산을 수행하였으나 설계개선이 이루어지지 않아서 최적화 과정을 종료하였으며, 각 세대에서의 최대적합도 함수값 및 목적함수인 드릴링 머신의 중량을 Fig.5에 그래프로 나타내었다.

연산 결과, 최대적합도 함수값은 초기집단이 63.796인 것에 비해 20번째 세대에서는 67.795로 나타나 약 6.3%의 적합도 개선효과가 있었으며, 설계개선량은 최초중량 283.7Kg에 비해 최종중량 237.6Kg으로 약 16.2%의 중량감소 효과를 보이고 있으며, 이 때의 설계변수의 값들은 Table. 2와 같다.

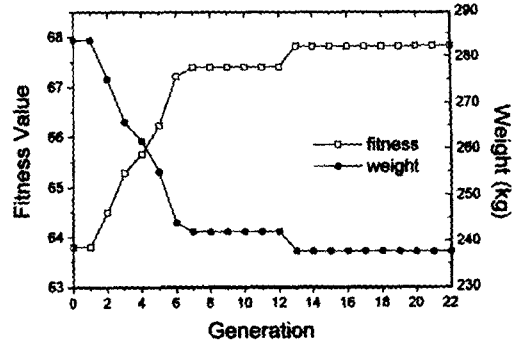


Fig. 5 Generation history of "The fittest design" for a typical GA run

Table 2 Application results of GA generation

design variables \ generation	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
initial population	8.0	12.5	10.0	14.0	0	9.0	13.5	15.0	10.0	10.0
20th generation	8.0	0	0	14.0	0	11.0	13.5	16.0	10.5	8.0

최적해진 20번째 세대에서의 각 단면의 형상을 Fig. 6에 실었으며, 최적 토폴로지는 그림과 같이 원형단면의 경우에는 중간에 있는 원형 보강재와 사각형 보강재는 없어지고 +형과 x형 보강재만 남아있는 형태가 되며, 중간에 있는 사각단면의 경우에는 +형 보강재는 없어지고 x형 보강재만 남아있는 형태가 되며, 공구가 장착되는 부위의 사각단면의 경우에는 +형과 x형 보강재가 모두 남아있는 형태가 되었다.

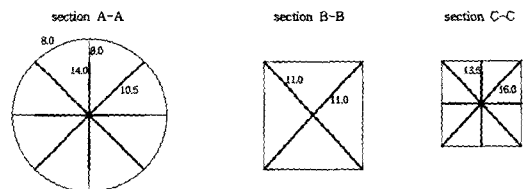


Fig. 6 The fittest topology of each cross-section

## 4. 결론

본 연구에서의 유전자 알고리즘 적용결과는 아래와 같다.  
 (1) 드릴링 머신의 기하학적 치수 및 토폴로지의 최적화 문제에 대해서 유전자 알고리즘을 이용 하여본 바, 기

존의 설계민감도 등을 구하는 방식에 비하여 훨씬 용이하게 최적설계를 수행할 수 있었으며, 기존의 방식으로는 불가능하였던 토폴로지의 최적화도 가능하였다.

(2) 설계개선 효과는 초기집단에 비해 최대적합도는 약 6.3%, 중량은 16.2%의 감소 효과가 있었다.

### 참 고 문 헌

1. Garret N. Vanderplaats, "Numerical Optimization Techniques for Engineering Design with Applications", McGraw-Hill Book Company.
2. E. J. Haug, K.K.Choi, V.Komkov, "Design Sensitivity Analysis of Structural System", Academic Press.,Inc. 1986.
3. Choi, K. K. and Seong, H. G., "A Domain Method for Shape Design Sensitivity Analysis of Built-up Structures", Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Vol.57, No.1, pp.1-15, 1986.
4. D.E.Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1989.
5. Jenkins, W. M., "Towards Structural Optimization Via The Genetic Algorithm", Computers and Structures, Vol.40, No.5, pp.1321-1327, 1991.
6. Zbigniew Michalewicz, "Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs", Second, Extended Edition, Springer-Verlag, 1992.