

## 전역 및 국소 최적화탐색을 위한 향상된 유전 알고리즘의 제안

김 영 찬\* · 양 보 석†

(2001년 5월 10일 접수, 2002년 4월 11일 심사완료)

### An Enhanced Genetic Algorithm for Global and Local Optimization Search

Young-chan Kim and Bo-suk Yang

**Key Words :** Optimum Design(최적설계), Genetic Algorithm(유전 알고리즘), Simplex Method (Simplex 법), Multimodal Function(다봉성 함수), Simple Rotor(단순 회전체)

#### Abstract

This paper proposes a combinatorial method to compute the global and local solutions of optimization problem. The present hybrid algorithm is the synthesis of a genetic algorithm and a local concentrate search algorithm (simplex method). The hybrid algorithm is not only faster than the standard genetic algorithm, but also gives a more accurate solution. In addition, this algorithm can find both the global and local optimum solutions. An optimization result is presented to demonstrate that the proposed approach successfully focuses on the advantages of global and local searches. Three numerical examples are also presented in this paper to compare with conventional methods.

#### 1. 서 론

최근 각종 산업분야에서 중요 설비들의 최적화가 매우 중요한 문제로 대두되고 있다. 이들 설비의 최적화는 경량화, 저비용 및 고성능을 위해 다수의 설계 파라미터들에 대한 최적값을 찾는데 그 목적이 있으며, 또한 시스템에 포함된 각종 성능 및 형상 파라미터 등을 변수로 하는 다변수 문제의 최소 또는 최대값을 찾는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 탐색 방법들이 개발되어 왔다.<sup>(1-3)</sup>

이들 알고리즘의 가장 큰 장점은 국부적인 해의 탐색에 있어서는 수렴속도가 매우 빠르고 해의 정확도가 높다는 것이다. 그러나 이들은 파라미터들의 기울기 정보를 필요로 하거나, 탐색 시작점에 따라서 전역 최적해를 찾지 못하고 국부 최적해에 수렴하는 경우가 있으며, 해 공간 내에 존재하는 모든 전역 최적해를 찾지 못한다는 단점을 가지고

있다. 이러한 단점을 극복하면서 전역 최적해를 탐색할 수 있는 알고리즘들이 최근 개발되어 왔다. 이 중에서 가장 많이 사용되고 있는 것이 유전 알고리즘(genetic algorithm: GA)이다.<sup>(4,5)</sup> 유전 알고리즘이란 생명체가 변화하는 주위환경에 적응하기 위해서 세대를 걸쳐 진화하는 현상을 최적화에 이용한 알고리즘이다. 함수를 최적화하는 경우, GA는 해를 구하기 위해 오직 각 개체들의 목적함수에 대한 적응도(fitness)의 평가만을 필요로 하고 어떠한 수치적인 조작이나 파라미터에 대한 사전 정보를 필요치 않으며, 또한 주어진 해공간 내에서 다점탐색(multi-point search)을 동시에 수행하기 때문에 단일점 탐색(single-point search)을 이용하는 기존의 알고리즘에 비해 더욱 빠른 계산속도를 갖는 특징이 있다.<sup>(6)</sup>

그러나 GA는 수치적으로 랜덤탐색을 수행하기 때문에 수렴속도가 느리며, 더욱이 초기 유전 알고리즘(standard genetic algorithm: SGA)은 매우 많은 설계 파라미터를 표현하기 위해 염색체 길이가 상당히 길게 되기 때문에 많은 메모리를 필요로 하며, 주어진 해공간 내에 존재하는 모든 전역 최적해를 찾지 못하는 단점이 있다. 또한 실제 시스템을 최적화하는 경우, 제작 비용 또는 제작 기술적

\* 회원, 부경대학교 대학원 음향진동공학과

† 책임저자, 회원, 부경대학교 기계공학부

E-mail : bsyang@pknu.ac.kr

TEL : (051)620-1604 FAX : (051)620-1405

인 문제 등의 여러 가지 제약조건들 때문에 전역 최적해를 선택하지 못할 때 설계자는 차선의 선택으로 국부 최적해에 대한 정보가 필요하게 된다. 그러나 기존의 조합 알고리즘은 전역 및 국부 최적해를 모두 탐색해야 하는 요구조건을 충족시키지 못하고 있다.

따라서, 본 연구에서는 위와 같은 단점을 극복하기 위해 탐색초기에는 전역수렴함수를 이용하여 전역탐색을 수행하고, 이 결과 얻어진 초기 후보 집단들에게 유사도 평가와 수정된 국부집중탐색이론을 적용하여 최종 최적해를 탐색하는 이원화된 탐색알고리즘을 제안함으로써 탐색정도와 시간을 향상시키며 동시에 전역 최적해 뿐만 아니라 탐색된 전역 최적해를 실제 설계에 적용하지 못하는 경우와 같이 설계자의 필요에 따라서 국부 최적해도 함께 탐색이 가능한 향상된 유전 알고리즘(enhanced genetic algorithm: EGA)을 제안한다. 제안된 알고리즘의 신뢰성과 유효성을 검증하기 위해 2 가지 수치 예제(test functions)와 양단 진원 배어링으로 지지된 회전체의 최적설계에 적용하였다.

## 2. 제안된 유전 알고리즘

본 알고리즘은 전역탐색과 국부탐색으로 구성되어 있으며, 알고리즘의 흐름은 아래와 같다.

- Step 1: 해공간에 대한 유전자 균일분포법을 이용한 초기 개체의 생성
- Step 2: 구속조건과 목적함수를 만족하는 개체의 생성, 진화, 사멸 및 평가
- Step 3: 함수인정평가를 통한 전역탐색수행
- Step 4: 초기 후보해들간의 유사도 평가
- Step 5: 수정된 simplex 법을 이용한 각 후보해들에 대한 국부집중탐색
- Step 6: 유사도 평가에 의한 최종 선택

### 2.1 변동 돌연변이

돌연변이는 초기 생성되는 개체들이 특정한 위치에 존재하는 해(전역최적해 또는 국부최적해)로 집중되는 것을 막으면서 해공간 내의 또 다른 위치에 존재할 수도 있는 최적해를 탐색하는 역할을 수행한다. 그러나 이 개항자의 값에 따라서는 부모세대에서 탐색된 우수한 유전인자를 자식세대에서 잃어버릴 수도 있으며, 전체적으로 탐색시간을 늦추는 문제점(step 현상)을 안고 있기도 한다. 특히 탐색공간 내에 구속조건에 의해 해로 선택되지 못하는 영역이 존재하는 경우, 각 세대에서 생성

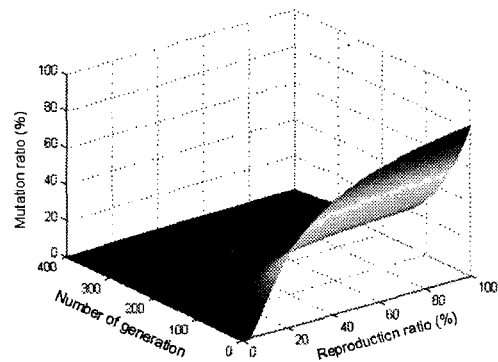


Fig. 1 Mutation rate

되는 개체 역시 탐색에 참여할 수 없는 영역에서도 발생하기 때문에 결국 탐색에 동원되는 전체 개체수가 작아지게 된다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 식 (1)과 같이 정의된 변동 돌연변이 전략을 제안하였다. 이 유전전략은 개체가 생성되는 경향을 파악하여 돌연변이 값을 변동시킴으로써 기존의 정수형 또는 지수함수형의 돌연변이를 적용한 경우보다 더욱 빨리 한 세대에서 탐색에 필요한 개체 수(구속조건을 만족하는)를 구성할 수 있도록 하였다. 식 (1)의 변동 돌연변이 함수는 세대가 증가할수록 그 값이 지수적으로 감소하며 한 세대에 생성된 개체의 수에 따라서 그 감소 폭이 증가 또는 감소하도록 설정하였다. (Fig. 1)

$$M_i = \exp\left(-\frac{D}{5(d_i + 1)} - \frac{4g_i}{G}\right) \quad (1)$$

여기서  $g_i$ 는  $i$  번째 세대 수,  $G$ 는 총 세대 수,  $D$ 는 전체 개체 수,  $d_i$ 는 한 세대의 총 개체 수에서 구속조건을 만족한 개체 수이다.

전체 해공간 내에 폭 넓게 개체를 분포시켜 초기 전역탐색(global search: GS)의 효율을 높이기 위하여 유전자 균일분포법<sup>(7)</sup>을 적용하였다.

이렇게 함으로서 구속조건이 주어진 경우, 초기 전역탐색과정에서 보다 광범위하게 이 조건을 만족하는 자손을 생성할 수 있기 때문에 다수의 최적해 후보집단을 구성할 수 있다. 또한 탐색초기에 높은 돌연변이율을 적용하는 경우에 현재 세대에서 탐색된 우수한 형질을 잃어버릴 가능성이 있기 때문에 현재 세대에서 높은 적응도를 보이는 일정비율의 개체를 다음 세대까지 보존하는 수정된 엘리트보존전략을 적용하였다. 이 값은 설계자에 의해 결정되는 최적해의 수에 의해 결정된다.

Fig. 2 는 초기 전역탐색에 적용된 흐름도를 나타낸다. 교배전략으로 1 점 교배전략을 적용하였으

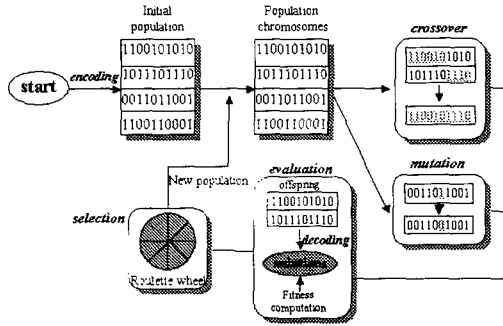


Fig. 2 Flowchart of initial global search

며, 후보해의 선택 수에 의한 일정 비율의 엘리트 보존전략을 적용하여 우수한 개체가 더욱 높은 확률로 다음 세대의 재생(reproduction)에 참여하도록 구성하였다.

2.2 전역탐색 인정기준

초기 후보해 집단의 수는 설계자에 의해서 요구되는 해의 수를 고려하여 선택되며, 초기 전역탐색의 수렴성은 함수인정기준(function assurance criterion : FAC)<sup>(8)</sup>에 의해 결정된다.

$$FAC = \frac{|f_{i-1}^T f_i|^2}{(f_{i-1}^T f_{i-1})(f_i f_i)} \quad (2)$$

여기서  $i$  는 세대수를 나타내며,  $f$  는 집단의 함수값,  $f^T$  는  $f$  의 전치를 나타낸다. 식 (2)에서 구해지는 값은 이론적으로 0 과 1 사이의 값을 가진다. FAC 의 값은 설계자가 임의로 설정하는 값으로 1 인 경우가 완전히 수렴된 상태이다. 따라서 최고 적응도 값을 갖는 후보해 집단, 즉 전역 최적해를 탐색하는 경우에는 FAC 값을 1 로 설정하며, 국부 최적해를 탐색하는 경우는 고려하고자 하는 함수의 최고 적응도와 최소 적응도 값의 비로서 주어진다.

2.3 후보해 집단의 유사도 평가

2.2 절에 의해 동일 최적해의 유사영역에 속한 해들이 얻어진다. 이들 해의 집단간의 유사성을 계산하여 유사집단 중 가장 적응도가 우수한 집단만을 선택하고 나머지는 제거함으로써 전체 탐색 회수와 시간을 감소시킨다. 전역탐색에 의해 선택된 초기 후보해들에 대한 집단 상호간의 유사도 평가함수(affinity evaluation function: AEF)는 다음 식

과 같다.

$$AEF_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N (x_i - x_j)}{Norm(x)} \quad (3)$$

$$ac_{ij} = \begin{cases} 1 & : AEF_{ij} \leq T_a \text{ or } i \geq j \\ 0 & : \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

여기서  $x$  는 구성된 전체 후보해 집단을 나타내며, 아래 첨자  $i$  와  $j$  는 비교집단과 비교대상집단의 위치를 나타낸다.  $T_a$  는 0 에서 1 사이의 값을 가지며 유사도의 한계를 나타내고,  $ac_{ij}$  는 후보해의 유사도를 나타내는 인자이다. 행렬의 크기는 초기에 주어지는 전체 후보해 집단의 수에 의해 정의되는 정방행렬이다. AEF 는 후보해 집단간의 유사도 평가함수로 0 인 경우가 완전히 일치하는 경우이다. 본 연구에서는  $T_a$  를 0.1 로 설정하였다.  $N$  은 초기 전체 후보해 집단의 수를 나타내며, 후보해 집단의 수는 찾고자 하는 모든 최적해를 탐색하기 위하여 충분히 크게 설정해야만 하며, 제안된 식은 다음과 같다.

$$N \geq \frac{3N_i}{FAC} + \frac{1-FAC}{0.1 \times FAC} \quad (5)$$

식 (5)에서  $N_i$  는 설계자에 의해 결정되는 최적해의 수를 의미한다. 저자들은 식 (5)의 타당성을 검증하기 위해 일반적으로 적용되는 공인된 다양한 시험함수(Rosenbrock function, Camel function, banana function, De Jong function)를 이용하여 확인하였다.<sup>(12)</sup>

2.4 탐색범위의 재설정

최종 선택된 전역 후보해 집단은 식 (6)에 의해 다음과 같은 후보해 인정벡터에 의해 재탐색에 적용될 후보해 집단을 선택한다.

$$at_i = \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{\sum_{j=1}^N ac_{i,j}}{N} \right\} \quad (6)$$

$$X = \begin{cases} x_i & : at_i = 1 \\ del. & : otherwise \end{cases} \quad (7)$$

여기서  $at_i$  는  $i$  번째 집단의 인정벡터로 0 에서 1 사이 값을 갖으며, 1 인 경우에 국부 집중탐색에 적용될 최종 후보해로 선정되며 1 보다 작은 값을

갖는 경우는 후보해에서 제외(*del.*)된다. 이와 같은 과정에 의해 재구성된 후보해 집단  $X$  는 각 후보해 집단별로 재설정된 탐색영역에서 국부적 집중 탐색을 수행한다.

$$S_i = \alpha \times |X_i - X_j|_{\min}, j=1 \sim N, j \neq i \quad (8)$$

식 (8)은 각 후보집단들의 재설정 영역의 범위를 결정하는 식으로,  $X$  는 각각의 후보해 집단,  $\alpha$  는 안전율을 의미한다.

2.5 Simplex 법

Simplex 법은 현재의 주어진 정보를 이용하여 새로운 위치의 정보를 탐색하는 기하학적인 방향성이 있는 탐색 이론이다. Nelder 와 Mead<sup>(2)</sup>는 새로운 점의 평가결과에 따라서 탐색단계를 결정하는 수정 이론을 제안하였다. 이 이론은 모두 3 가지 형태의 진행과정을 가진다. 첫번째로 투영된 새로운 점이 기존의 후보점들과 비교하여 가장 높은 함수 값을 갖는 경우, 이 방향으로의 탐색진행은 타당하며 계속적인 진행이 다음식과 같이 이루어진다.

$$X_c = \bar{X} + \gamma(\bar{X} - X_w) \quad (9)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n-1} X_i, i \neq w \quad (10)$$

여기서  $X_w$  는  $X_i$  중에서 적응도가 가장 낮은 함수 값을 갖는 점,  $X_c$  는 입의 방향으로 확장 투영되어 나타난 새로운 점,  $\gamma$  는 확장계수이다 ( $\gamma > 1$ ). 둘째로 투영된 점이 기존에 점들과 비교하여 좋지 못한 함수 값을 갖는 경우에는 새로운 위치로의 반사는 다음 식과 같이 된다.

$$X_c = \bar{X} - \beta(\bar{X} - X_w) \quad (11)$$

여기서  $X_c$  는 축소 투영된 새로운 점이며,  $\beta$ 는 축소계수이다( $0 < \beta < 1$ ). 마지막으로 반사된 점이 기존의 점들과 비교하여 두번째로 좋은 함수 값을 갖는 경우에는 식 (11)을 참고하여 다음과 같이 나타낸다.

$$X_c = \bar{X} + \beta(\bar{X} - X_w) \quad (12)$$

이 이론은 국부적인 최적해를 탐색하는 과정을

기하학적으로 진행해나가는 이론이다. 그러나 현실적인 함수 최적화에서는 여러 가지 구속조건과 설계 파라미터의 수정범위가 주어진다. 이것은 비록 해공간 내의 전역 최적해가 탐색되었다 할지라도 구속조건을 만족하지 못한다면 해로서 선택할 수 없다는 것을 의미한다. 따라서 파라미터에 대한 수정범위의 상한 값을  $X_{\max}$ , 하한 값을  $X_{\min}$  그리고 축소 또는 확장 투영된 결과를  $X_r$  이라고 정의한다면, 본 연구에서는 다음과 같은 항을 추가적으로 적용하여 이를 해결하였다.

- 1) 만약  $X_{\max} \leq X_r$ , 또는  $X_{\min} \geq X_r$ , 인 경우,  $X_r$  를  $X_{\min}$  또는  $X_{\max}$  로 대체한다. 이는 변수범위에 대한 구속을 보장한다.
- 2) 만약  $X_r$  이 구속조건을 만족하지 못하는 경우,  $X_r$  을 투영전의 점들 중에서 두 번째로 적응도가 낮은 점으로 대체한다. 이는 조건함수에 대한 구속을 보장한다.

3. 수치계산 예

3.1 다봉성 함수 1

식 (13)은 주어진 해공간 내에서 같은 함수값을 갖는 4 개의 전역 최적해(16.091720)와 4 개의 국부 최적해(14.333085)가 존재하는 함수를 나타낸다 (Fig. 3). 본 예제에서는 4 개의 전역 최적해 만들 탐색하기 위해  $FAC=1$ ,  $N_r=4$  로 설정하였고, 따라서  $N$  은 식 (5)로부터 12 로 설정된다.

$$f(x_1, x_2) = (\cos 2\pi x_1 + \cos 2.5\pi x_1 - 2.1) \times (2.1 - \cos 3\pi x_2 - \cos 3.5\pi x_2) \quad (13)$$

( $-1.0 \leq x_1, x_2 \leq 1.0$ )

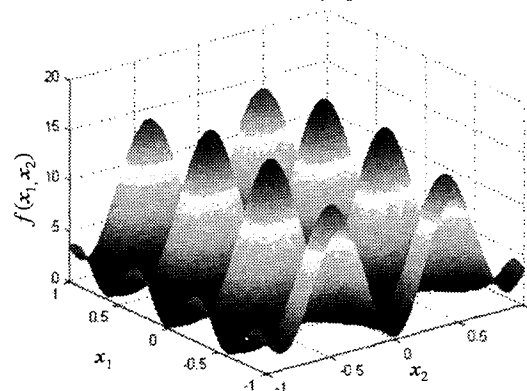


Fig. 3 Trial objective function

Table 1 Comparison of optimization results

Method	Optimum value	No. of generation	Computation time (s)
SGA	16.091716	2,036	39.06
IGA	16.091713 16.091713 16.091051 16.091051	10,000	342.31
EGA	16.091720 16.091720 16.091720 16.091720	26	8.41

Table 2 Optimization results by EGA

	$x_1$	$x_2$	$f(x_1, x_2)$
Global optimum	0.0027566	0.0013881	1.954342
Local optimum	0.6607429	0.0013881	1.807849
	0.0027566	0.6588270	1.705971
	0.6601955	0.6588270	1.559480

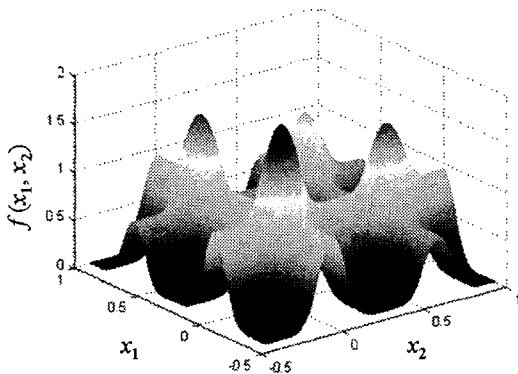


Fig. 4 Trial objective function

Table 1 은 기존의 유전알고리즘(SGA)과 somatic 설에 의한 인간의 항원 항체에 의한 면역시스템을 모방한 면역유전 알고리즘(IGA)<sup>(9)</sup> 그리고 제한된 유전 알고리즘(EGA)의 계산결과 및 이때 진행된 세대 수와 계산시간을 나타낸다. EGA 는 IGA 와 SGA 에 비해서 한 세대간의 계산시간은 많이 소요되지만, 탐색에 소요된 전체 세대수가 현저히 작기 때문에 전체 계산시간은 상대적으로 적으며, 탐색된 해의 정도도 실제 해 공간에 존재하는 전역 최적해(16.091720)에 더욱 접근하였다.

3.2 다봉성 함수 2

$$f(x_1, x_2) = e^{-2 \log(2) \left( \frac{x_1 - 0.2}{0.8} \right)^2} \times \cos(1.5\pi x_1)^6 + e^{-2 \log(2) \left( \frac{x_2 - 0.2}{0.8} \right)^2} \times \cos(1.5\pi x_2)^6 \quad (14)$$

$(-0.4 \leq x_1, x_2 \leq 1)$

이 함수는 2 변수 문제로, Fig. 4 와 같이 주어진 해공간 내에 1 개의 전역 최적해(1.954342)와 3 개

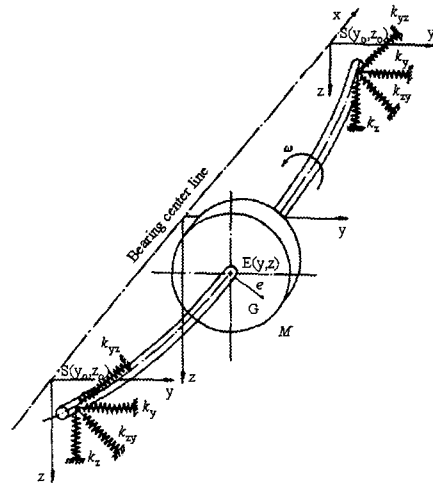


Fig. 5 Analytical model of simple rotor

의 국부 최적해(1.807849, 1.705973, 1.559480)를 갖는 함수이다. 이 함수와 같이 국부 최적해를 탐색하고자 하는 경우는  $f_{min}$  와  $f_{max}$  값의 비를 고려하여 전역 수렴기준으로 함수인정기준(FAC)을 선택한다. 이는 설계 시 최적해로 간주할 수 있는 해의 정도를 설계자가 선택하는 과정이며, 주어진 문제에서는 함수인정기준의 값을  $FAC=0.8$  로 설정하였다. 그리고 초기 후보해집단의 수  $N$  은 함수인정기준 값과  $N_f=4$  및 식 (5)를 고려하면 18 로 설정된다.

Table 2 는 이 문제의 계산결과를 나타낸다. IGA 는 전역 최적해는 탐색하였으나, 국부 최적해를 탐색하지 못한 반면, EGA 는 Table 2 에서와 같이 전역 최적해 뿐만 아니라, 나머지 3 개의 국부 최적해 역시 모두 탐색이 가능하였다. 이때 소요된 탐색시간은 7.47 초이다.

3.3 단순회전체 지지베어링의 최적설계

회전축계에 감쇠가 작은 경우, 가진 주파수가 계의 고유진동수와 일치할 때 공진이 발생하고, 공진영역에 근접할수록 큰 진동이 발생한다. 공진점에서의 동적 배율인 공진배율(Q factor)  $Q_j$  는 이 방성지지인 경우, 수평(y) 및 수직(z)방향에 따라

다음과 같이 정의된다.

$$Q_j = \frac{1}{2\xi_j}, \quad \xi_j = \frac{C_j}{2\sqrt{K_j M}}, \quad j = y, z \quad (15)$$

여기서  $\xi$  는 감쇠비,  $M$  은 회전체의 질량,  $C$  와  $K$  는 계의 감쇠와 강성계수를 나타내며, 연성항을 무시하면 ( $k_{ij}, c_{ij} = 0, i, j = z, y, i \neq j$ ), 다음과 같이 표현된다.

$$\bar{C}_z = \frac{2}{(2a_{1z} + 1)^2 + 4(a_{1z}a_{2z})^2}, \quad \bar{C}_y = \frac{2}{(2a_{1y} + 1)^2 + 4(a_{1y}a_{2y})^2}$$

$$\bar{K}_z = \frac{4a_{1z} + 2 + 4a_{1z}a_{2z}^2}{(2a_{1z} + 1)^2 + 4(a_{1z}a_{2z})^2}, \quad \bar{K}_y = \frac{4a_{1y} + 2 + 4a_{1y}a_{2y}^2}{(2a_{1y} + 1)^2 + 4(a_{1y}a_{2y})^2} \quad (16)$$

$$a_{1j} = \frac{k_{bj}}{k_s}, \quad a_{2j} = \frac{c_{bj}\omega}{k_{bj}}, \quad \bar{C}_j = \frac{C_j}{c_{bj}}, \quad \bar{K}_j = \frac{K_j}{k_{bj}}$$

여기서  $k_b$  와  $c_b$  는 저널베어링의 지지강성 및 감쇠를,  $k_s$  는 축강성을 나타낸다.

무한 소폭 저널베어링<sup>(10)</sup>으로 근사화된 저널베어링의 지지강성 및 감쇠계수는 다음과 같이 편심율  $\epsilon_0$  에 의해서 정의된다.

$$\frac{Ck_{bi}}{F_0} = K_{bi}, \quad \frac{C\omega c_{bi}}{F_0} = C_{bi} \quad (i = y, z) \quad (17)$$

$$K_{by} = \frac{4[2\pi^2 + (16 - \pi^2)\epsilon_0^2]}{[\pi^2 + (16 - \pi^2)\epsilon_0^2]^{3/2}}$$

$$K_{bz} = \frac{4[\pi^2 + (32 + \pi^2)\epsilon_0^2 + 2(16 - \pi^2)\epsilon_0^4]}{(1 - \epsilon_0^2)^{1/2}[\pi^2 + (16 - \pi^2)\epsilon_0^2]^{3/2}} \quad (18)$$

$$C_{by} = \frac{2\pi(1 - \epsilon_0^2)^{1/2}[\pi^2 + 2(16 - \pi^2)\epsilon_0^2]}{\epsilon_0[\pi^2 + (16 - \pi^2)\epsilon_0^2]^{3/2}}$$

$$C_{bz} = \frac{2\pi[\pi^2 + 2(16 - \pi^2)\epsilon_0^2 + (16 + \pi^2)\epsilon_0^4]}{\epsilon_0(1 - \epsilon_0^2)^{1/2}[\pi^2 + (16 - \pi^2)\epsilon_0^2]^{3/2}}$$

식 (15)와 같이 표현되는 각 방향의 공진배율을 최소화하기 위해, 지지베어링의 최적설계를 수행한다. 이때 선택된 설계변수로는 베어링의 틈새  $C$ , 폭경비  $L/D$  및 윤활유의 점도  $\mu$ 이다.

$$\mathbf{X}^T = \{C, L/D, \mu\}$$

설계변수에 대한 구속조건으로는

$$C = 20 \sim 500 \mu\text{m}, \quad L/D = 0.35 \sim 0.65$$

$$\mu = 0.001 \sim 0.03 \text{ Pa}\cdot\text{s}$$

이고, 운전특성과 안정성을 고려한 구속조건은 다음과 같다.

$$a_1 = \frac{k_b}{k_s} \geq 0.5, \quad 0.5 \leq a_2 = \frac{c_b\omega}{k_b} \leq 2.0$$

$$g_1 = h_a - C\{1 - \epsilon_0(\mathbf{X})\}, \quad g_2 = \Delta T(\mathbf{X}) - \Delta T_a,$$

$$g_3 = \omega - \omega_{cr}(\mathbf{X}), \quad g_4 = p_{\max}(\mathbf{X}) - p_a$$

여기서  $h_a$  는 허용 유막두께,  $p_a$  는 허용 유막압력,  $\omega_{cr}$  는 저널베어링의 불안정한계 휘돌림 속도,  $\Delta T$  는 유막온도 상승량,  $\epsilon_0$  는 Sommerfeld 수  $S$  에 의해 정의되는 편심율이다.<sup>(11)</sup>

전역최적해를 탐색하기 위해  $FAC$  는 1 로, 초기 후보해수  $N_i$  는 4 로 설정하였다. 이는 만약 해공간 내에 존재한다면 최소 4 개의 전역최적해를 탐색하겠다는 것을 의미한다. Table 3 은 입력 파라미터의 값을 나타낸다. 이상의 운전조건을 고려하여 최적설계를 수행한 결과, 얻어진 최적해는 다음과 같다.

$$C = 191.2609971 \mu\text{m}$$

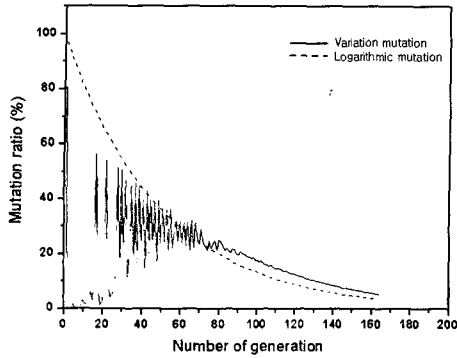
$$L/D = 0.3822581$$

$$\mu = 0.01000301075 \text{ Pa}\cdot\text{s}$$

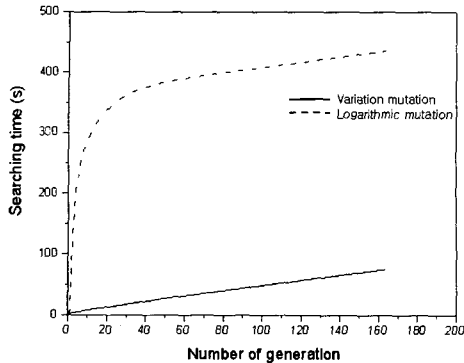
Table 3 Input parameters for optimum design

Allowable minimum film thickness $h_a$	40 $\mu\text{m}$
Allowable maximum film pressure $p_a$	300 Pa
Allowable film temperature rise $\Delta T_a$	70 °K
Density of lubricant $\rho$	860 kg/m <sup>3</sup>
Specific heat of lubricant $c_p$	4.19×10 <sup>3</sup> J/kg° K
Journal diameter $D$	0.1 m
Applied load to bearing $F_0$	4000 N
Rotor mass $M$	54.432 kg
Rigid bearing critical speed $\omega_n$	4,820 rpm

Fig. 6 은 각 세대에서 계산된 돌연변이율과 소요된 탐색시간을 지수함수를 이용한 돌연변이율과 비교하여 나타낸 것이다. Fig. 6 의 (a)는 세대가 진행되는 동안 돌연변이율의 값을 나타내고 있다. 단순히 지수함수를 적용한 경우는 세대가 진행할수록 감소할 뿐이지만, 변동돌연변이율은 각 세대마다 생성되는 개체의 수에 따라서 변동하는 값을 가지는 것을 보이고 있다. 초기에 급격히 변동하는 이유는 초기 분포되는 개체들이 해의 정도가 낮고 유전자 균일분포법에 의해 다양한 위치에서 생성되기 때문에 구속조건을 만족하지 못하는 개



(a) Mutation ratio



(b) Searching time

Fig. 6 Mutation ratio and searching time at each generations

체가 다수 생성됨을 의미한다. 그러나 세대가 진행될수록 해는 최적해 근방으로 수렴되며 구속조건을 만족하는 개체의 생성빈도가 높아지면서 돌연변이율의 변동량 또한 낮아지고 있음을 알 수 있다. Fig. 6의 (b)는 실제로 각 세대간 소요된 계산시간을 나타내고 있다. 결국 기존의 전략으로는 구속조건을 만족하는 개체를 생성하기가 어렵고, 이로 인해 탐색에 참여하는 개체수가 적어지기 때문에 일정수의 개체를 생성하는데 많은 시간이 소요됨으로써 결국 전체 알고리즘의 계산시간이 많이 걸리고 있음을 알 수 있다. 그러나 제안된 변동돌연변이율 유전전략을 적용한 경우에는 개체 구성에 필요로 하는 시간이 상대적으로 작기 때문에 전체 해 탐색시간 면에서 기존의 전략보다는 더욱 효율적이며 본 예제의 경우 약 80%정도 감소됨을 확인할 수 있다.

초기 파라미터 값인  $C = 250\mu\text{m}$ ,  $L/D = 0.325$ ,  $\mu = 0.01\text{Pa}\cdot\text{s}$  와 최적화 후의 확대율계수를 Fig. 7에 나타내었다. 최적설계를 통하여 최대응답이 수직방향(z)으로 약 19%정도, 수평방향(y)으로 15%정도 감소된 것을 알 수 있다.

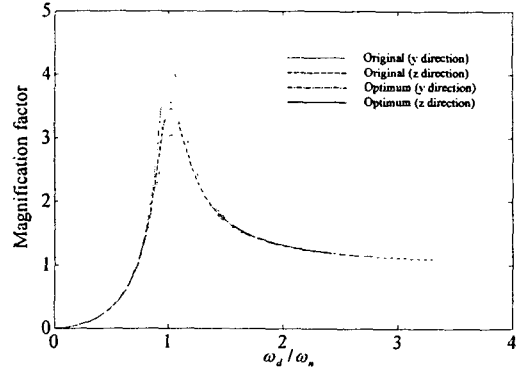


Fig. 7 Magnification factor

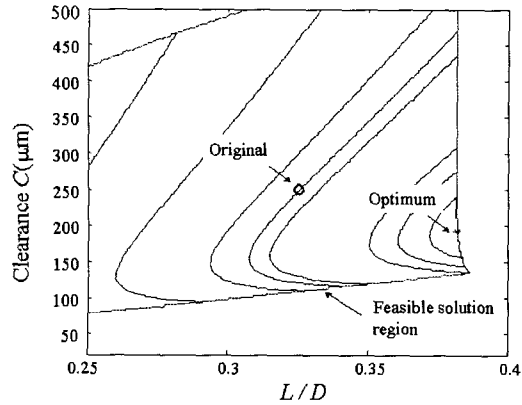


Fig. 8 Contour line of feasible solution

Fig. 8 은 윤활유 점도를  $0.01\text{Pa}\cdot\text{s}$  로 일정하게 고정한 경우(설계전과 후의 데이터가 동일함으로)의 설계변수와 목적함수 값의 등고선 분포를 2차원으로 나타내고 있다. 그림에서와 같이 설계변수의 구속조건을 만족하는 가능해 영역 내에서 전역 최적해를 찾고 있음을 확인할 수 있다.

#### 4. 결론

폭 넓은 전역탐색과 국부 집중탐색이라는 2 단계의 탐색알고리즘을 적용함으로써 보다 정확하고 빠르게 해의 탐색을 수행할 수 있는 향상된 유전 알고리즘을 제안하였다. 새로이 제안된 유전전략을 정리하면 다음과 같다.

- (1) 수정된 유전 알고리즘을 이용한 전역탐색과 simplex method 를 이용한 국부탐색을 수행하는 이원화된 탐색이론
- (2) 구속조건을 만족하는 개체생성을 효과적으로 수행하기 위한 변동돌연변이율의 적용
- (3) FAC 와 AEF 를 통한 탐색반복횟수를 저감하

면서 전역최적해 또는 국부최적해의 탐색 수행

(1)항의 제안을 통하여 2 개 이상의 전역최적해 또는 국부최적해를 탐색하는 것이 가능해졌으며 최적해 근방영역 내에서 유일해를 탐색하는 경우에 기존의 기울기 탐색이론을 적용하여 염색체에 의한 해의 정확도 구속이라는 제약을 해결함으로써 보다 정확하고 빠른 해의 탐색을 도모하였다.

(2)항을 도입함으로써 구속조건에 의한 탐색 개체의 감소를 해결하여 한 세대에 소요되는 탐색시간을 감소시킬 수 있었다. 특히 제안 (3)은 목적함수에 대한 특별한 사전 지식 없이 단순히 최적해의 크기에 대한 비율과 수만을 설정하는 것만으로 복수의 전역최적해 또는 국부최적해의 탐색이 가능하게 되었다.

예제 1 과 2 를 통해 위에서 제안된 유전전략을 적용한 알고리즘의 신뢰성을 검증하였으며, 예제 3 을 통해서 실제 회전체시스템에 적용하여 탐색의 유용성을 확인함으로써 다수의 설계 파라미터를 대상으로 시스템의 최적설계를 하고자 하는 경우에 설계자에게 보다 폭 넓은 선택을 제공할 수 있음을 확인하였다.

### 참고문헌

(1) Rao, S. S., 1996, *Engineering Optimization*, John Wiley & Sons, Inc.  
 (2) Nelder, J. A. and Mead, R., 1965, "A Simplex Method for Function Minimization," *Computer Journal*, Vol. 7, pp. 308~313.

(3) Box, M. J., 1965, "A New Method of Constrained Optimization and a Comparison with Other Methods," *Computer Journal*, Vol. 8, No.1, pp. 42~52.  
 (4) Goldberg, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company, pp. 1~146.  
 (5) Davis, L., 1991, *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, pp. 3~23.  
 (6) Choi, B. G. and Yang, B. S., 2000, "Optimum Shape Design of Shaft Using Genetic Algorithm," *Journal of Vibration and Control*, Vol. 6, No.1, pp. 207~222.  
 (7) 류근배, 최영준, 1994, "유성생식 유전 알고리즘: 다중선택과 이배성이 탐색성능에 미치는 영향," 대한전기학회 하계학술대회 논문집 A, pp. 165~167.  
 (8) Friswell, M. I. and Mottershead, J. E., 1996, "Finite Element Model Updating in Structural Dynamics," Kluwer Academic Publishers, Vol. 38, pp. 56~59.  
 (9) Choi, B. G. and Yang, B. S., 2001, "Multi-objective Optimization of Rotor-Bearing System with Dynamic Constraints Using IGA Algorithm," *Trans. ASME, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 123, No. 1, pp. 78~81.  
 (10) Funakawa, M. and Tatara, A., 1985, "Stability Criterion of an Elastic Rotor in Journal Bearings," *Trans. JSME*, Vol. 1, pp. 1238~1244.  
 (11) Hashimoto, H., 1997, "Optimum Design of High-speed, Short Journal Bearings by Mathematical Programming," *Tribology Transactions*, Vol. 40, pp. 283~293.  
 (12) 김영찬, 양보석, 2001, "다봉성 함수의 최적화를 위한 향상된 유전알고리즘의 제안," 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제 11 권 5 호 pp. 373~378.