

향상된 인공생명 최적화 알고리즘의 개발과 소폭 저널 베어링의 최적설계

Development of an Enhanced Artificial Life Optimization Algorithm and Optimum Design of Short Journal Bearings

양 보 석† · 송 진 대*

Bo-Suk Yang and Jin-Dae Song

(2002년 4월 8일 접수 ; 2002년 5월 18일 심사완료)

Key Words : Artificial Life Algorithm(인공생명 알고리즘), Optimum Design(최적설계), Journal Bearings(저널베어링), Emergent Colonization(자연발생적 군서), Random Tabu Search Method(랜덤터부탐색법)

ABSTRACT

This paper presents a hybrid method to compute the solutions of an optimization problem. The present hybrid algorithm is the synthesis of an artificial life algorithm and the random tabu search method. The artificial life algorithm has the most important feature called emergence. The emergence is the result of dynamic interaction among the individuals consisting of the system and is not found in an individual. The conventional artificial life algorithm for optimization is a stochastic searching algorithm using the feature of artificial life. Emergent colonies appear at the optimum locations in an artificial ecology. And the locations are the optimum solutions. We combined the feature of random-tabu search method with the conventional algorithm. The feature of random-tabu search method is to divide any given region into sub-regions. The enhanced artificial life algorithm (EALA) not only converge faster than the conventional artificial life algorithm, but also gives a more accurate solution. In addition, this algorithm can find all global optimum solutions. The enhanced artificial life algorithm is applied to the optimum design of high-speed, short journal bearings and its usefulness is verified through an optimization problem.

기호 설명

D_0 : 전체 근방영역 설정의 초기값
 E_e : 엘리트 보존전략에서 적응도가 높은 개체의 랜덤 이동 시 추가되는 내부에너지
 G_e : 자원 섭취 시 증가되는 내부에너지

I_e : 각 생물체의 초기 내부에너지
 L_e : 연령 1 증가 시 감소되는 에너지
 L_i : 생존에 필요한 최소내부에너지
 N_a : 생존 개체 수
 N_c : 랜덤터부탐색법의 각 step에서 최대탐색수
 N_{in} : 초기 개체 수
 N_{opt} : 최적 개체 수
 N_{off} : 한 세대동안 태어날 자손의 총 수
 N_{sp} : 종족 수
 N_s : 랜덤터부탐색법의 하부 영역인 step수

† 책임저자, 정회원, 부경대학교 기계공학부
E-mail: bsyang@pknu.ac.kr
Tel: (051) 620-1604, Fax: (051) 620-1405
* 부경대학교 대학원

- R_a : 생식을 위한 최소 연령
- R_e : 생식을 위해 필요한 최소 에너지
- R_{f, N_s} : 최종세대의 가장 안쪽 step의 반경
- R_p : 생식여부를 결정하는 생식률
- $R_{p, min}$: 최소 생식률
- R_r : 랜덤터부탐색법의 각 step의 반경비
- a : 근방영역의 감소를 결정하는 반경인자

1. 서론

인공생명이란 용어는 1987년 Langton이 주관한 제 1회 인공생명 workshop에서부터 시작되었다. Langton은 "자연계의 살아있는 시스템이 나타내는 거동을 모의하는 인공시스템에 대하여 연구하는 분야" 로 인공생명을 정의하였다.^(1,2)

종래의 미분이 가능한 요철함수에 대한 최적화 알고리즘으로는 기울기 정보를 이용한 준 Newton법, sequential quadratic programming 등이 있으나, 이러한 방법은 수렴속도와 정도는 우수하지만 수렴자체가 초기치에 의존하여 국소해에 수렴될 가능성이 있다. 그리고 랜덤터부탐색법(random tabu search method: R-tabu법)은 Hu에 의해 제안된 학습 알고리즘으로 국소 최적해에 수렴하는 것을 방지하고, 수렴속도와 정도 면에서 우수한 알고리즘이다.⁽³⁾ 그러나 넓은 해공간과 다변수 최적화문제에서 최적해 탐색능력이 떨어지는 단점이 있다.⁽⁴⁾

이에 저자는 요철이 심한 함수에도 적용가능하며, 초기치에 의존하지 않는 인공생명 최적화 알고리즘을 제안하여, 저널베어링의 최적설계에 적용하였다.^(5~7) 이 인공생명 알고리즘(ALA)은 2종 이상의 인공생명체가 다수 존재하고, 그들이 인공세계 내에서 대사와 이동 그리고 자기복제 등을 통하여 최적해가 존재하는 곳에 군집을 형성시키고 형성된 군집에 의해 집중탐색을 함으로써 해의 정도를 높이는 확률탐색 최적화 기법이다. 그러나 ALA는 최적해 근방에 생명체의 군집이 이루어진 후에 전 생명체의 최적해로의 수렴속도가 느리고, 해의 정밀도가 크게 향상되지 않는 단점이 있다.

따라서, 본 논문에서는 ALA의 최적화 성능에 중요한 영향을 미치는 3가지 과정의 위치선정에 R-tabu법을 도입함으로써 수렴정도와 수렴속도가 우

수하며 다변수 및 다봉성 함수 등에서도 우수한 성능을 보이는 향상된 인공생명 알고리즘(EALA)⁽⁸⁾을 제안하고, 고속, 소폭 저널베어링의 최적설계에 적용하여 그 유용성을 확인하였다.

2. 제안된 조합 인공생명 알고리즘

2.1 기존 알고리즘의 문제점과 제안된 알고리즘

기존의 ALA에서는 최적해가 존재하는 곳에 군집형성을 얼마나 빠르게 하는가가 최적화 성능을 좌우하는 1차적 요인이다. 또한 형성된 군집에 속해있는 개체들의 군집영역에 대한 개체 밀도가 얼마나 높은가가 해의 정도를 결정하는 중요한 관건이 된다. 이는 집중탐색의 효율을 결정하며 동시에 높은 해의 정도를 의미한다.

군집 형성의 시기와 개체 밀도는 기본적으로 다음 3가지의 중요한 과정, 즉 (1) 대사를 행할 때 폐기물의 폐기위치, (2) 원하는 자원을 찾지 못했을 경우, 랜덤이동을 할 위치, (3) 생식에 의해 생성되는 자손의 초기위치 등을 결정하는 방법에 의존된다. 궁극적으로 새로운 위치를 얼마나 효율적으로 선정하는가가 중요한 문제가 된다.

ALA는 각 개체의 탐색 가능한 공간을 지각시스템으로 탐색 가능한 공간, 즉 근방영역 C

$$C = \{x \in R^n \mid \|x - x_s\|^2 \leq D\} \quad (1)$$

$$D = D_0 e^{-(t/T)a} \quad (2)$$

로 정의하고, 근방영역 내에서 랜덤탐색을 한다. 여기서 x_s 는 임의 개체의 자기자신의 위치, t 는 세대 수, T 는 최종 세대 수이다.

ALA는 다수의 전역 최적해를 탐색하는 능력이 있으며, 그 탐색속도가 면역·유전 알고리즘 등에 비해 월등히 우수한 장점을 가지고 있다.⁽⁶⁾ 그러나 ALA에서의 군집의 개체 밀도는 어느 정도 분산된 모습을 보여주고 있다(Fig. 2). 이는 정밀 탐색의 효율이 떨어짐을 의미한다.

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 앞에서 언급한 새로운 위치를 선정함에 있어 R-tabu법을 도입하여 근방영역을 여러 개의 하부 영역으로 나누어 탐색을 수행함으로써 최적해에 가까운 step에 더욱 효율적인 탐색을 수행할 수 있게 된다. 알고리즘의 흐름도는

Fig. 1과 같고, 알고리즘을 구체적으로 설명하면 다음과 같다.

(1) 초기설정에 기초하여 초기화를 수행한다. 각 종족에 대해 N_m 개의 생물체와 자원을 해 공간에 랜덤하게 배치하고, 각 생물체의 초기내부에너지 I_e 를 부여한다.

(2) 생물체는 식 (1)에 의해 정의되는 자신의 근방 영역 내에 존재하는 자원을 탐색한다.

(3) 자원이 탐색되면 가장 가까운 곳에 위치한 자원으로 이동하여 대사를 실행한다. 탐색된 자원은 제거되고, 개체는 자원을 섭취한 것으로 가정하여 에너지 G_e 만큼 내부에너지를 증가시키고, 폐기물을 근방 영역 내에 폐기함으로써 대사는 수행된다.

이 때 위치 선정방법은 근방영역을 여러 개의 step들로 나누고, 각 step에 대해 랜덤한 점을 선택하여 현재의 적응도보다 우수한가를 평가하고 우수한 점이 후보로 선정하고 아니면 새로운 점을 선택한다. R-tabu법을 적용하여 모든 step에 대해 얻어진 후보들을 비교하고, 이들 중 가장 우수한 적응도(fitness)를 가지는 점을 폐기물의 폐기위치로 선정한다.

(4) 근방에서 자원을 발견할 수 없는 경우에는 근방 내를 R-tabu법을 적용하여 이동하며, 적응도가 높은 엘리트 개체는 E_e 만큼의 내부에너지를 얻는다.

(5) 생물체의 연령과 세대 수를 1 증가시킨다.

(6) 생식을 실행한다. 생식 가능한 연령 R_a 이상이 되고 생식에 필요한 최소에너지 R_e 이상의 내부에너지를 가지는 각 개체는 자신과 동종의 인공생물체를 근방영역 내에서 가장 가까운 개체로 선택하고 동일한 조건을 만족하면 생식률 R_p 에 따라 생식을 하게 된다. 생식에 의해 자손으로 새로운 2개의 개체가 만들어지며, 그들 각각의 초기위치는 부모개체 각각의 위치에 대한 근방영역 내에서 R-tabu법을 적용하여 결정하게 된다.

(7) 내부에너지를 L_e 만큼 감소시켜, 내부에너지가 L_i 이하인 생존 불가능한 생물체를 소멸시킨다.

(8) (2)~(7)의 과정을 최대세대 수만큼 반복한다.

2.2 알고리즘 구성인자에 대한 검토

인공생명 알고리즘은 내부적으로 사용하는 여러 가지 인자를 가지고 있다(Table 1). 이들 인자는 인공생명의 거동 및 속성의 어느 측면에 주요한 작용을

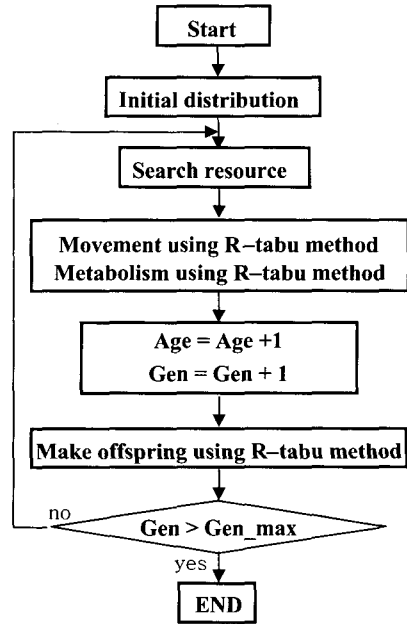


Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

Table 1 The parameters in EALA

Survival	Number of organisms	Search	Initiation
$L_e = 1$	$N_{opt} = 160$	$N_c = 3$	$E = 90$
$L_i = 0$	$R_{p,min} = 10^{-6}$	$N_s = 5$	$N_{sp} = 4$
$I_e = 5 L_e$	$R_o = 3$	R_t	$N_m = 160$
$G_e = 5 L_e$	R_p	$\alpha = 12$	
$E_e = 2 L_e$	R_c	$R_{f,s} = 10^{-8}$	
$E_e = 2 L_e$		$D_0 = 1$	

하는가에 따라 크게 다음 4가지의 범주로 분류될 수 있다.

- (1) 생존속성(survival): 개체에너지와 관련된 속성
 - (2) 개체 수 속성(number of organisms): 생존개체 수와 관련된 속성
 - (3) 탐색속성(search): 탐색과 관련된 속성
 - (4) 초기속성(initiation): 초기상태 및 독립적 속성
- 구성인자가 알고리즘의 성능에 미치는 영향을 검토하기 위해 시험함수로 널리 이용되는 식 (3)과 같은 다봉성 함수(multi-modal function)를 이용하여 인자들의 특성을 조사하였다. 이 함수는 Fig. 2와 같이 주어진 영역 내에 전역 및 국부 최적해가 각각 4개씩 있고, 따라서 전역탐색성과 다수의 전역해를 동시에

탐색할 수 있는 능력을 평가할 수 있다.

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

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

Fig. 2 (a), (b)는 각각 ALA, EALA에 의한 3000세대후의 생존 개체들의 분포와 목적함수의 등고선(contour line)을 나타내었다. ALA와 EALA의 생존개체 수는 각각 300, 220여 개체이다. ALA에 의한 결과는 각 군집영역에서 개체간 분산이 EALA의 결과에 비해 상당히 크고 군집밀도가 떨어지지만, 제안된 방법은 모든 생존개체가 최적해에 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

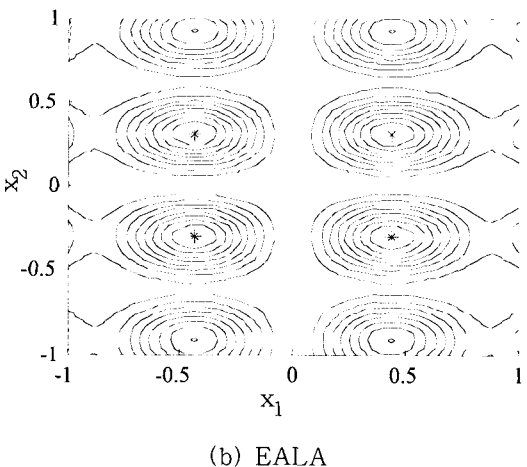
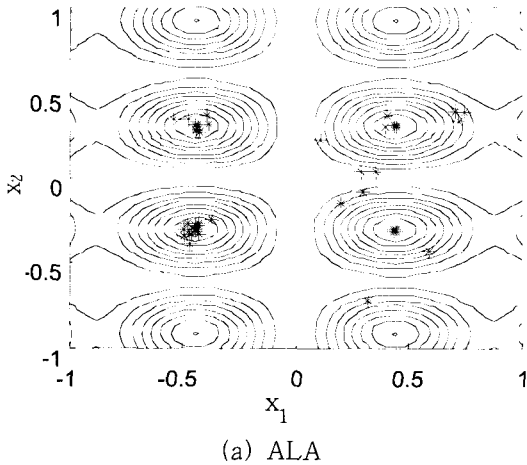


Fig. 2 Comparison of distributions of survived organisms at 3000 generation

(1) 생존 속성

생존 속성에 속하는 인자 I_e , G_e 및 E_e 는 생존을 위한 최소내부에너지 L_i 와 연령의 증가에 따른 소모 에너지 L_e 로 정규화 한다. $L_i=0$ 으로 됨으로써 I_e , G_e 및 E_e 등은 L_e 의 정수배로 설정된다. I_e , G_e 의 값을 결정하기 위해 검토된 범위는 $I_e=3L_e \sim 20L_e$, $G_e=3L_e \sim 30L_e$ 이었고 다봉성함수의 4개의 전역최적해를 모든 L_e , G_e 값에서 찾았다. 또한 I_e 및 G_e 값의 변화에 따른 계산시간과 해의 정밀도의 변화는 특정한 경향을 나타내고 있지 않았다. 단, I_e , G_e 의 증가에 따라 소멸하는 개체 수와 생성된 개체 수의 감소를 확인할 수 있었다. 생성개체수의 감소는 새로운 개체에 의한 탐색가능성을 감소시키는 것이다. 따라서 비교적 높은 소멸, 생성 개체 수를 보이는 $I_e = 5L_e$, $G_e=5L_e$ 를 각 인자의 값으로 설정하였다. Fig. 3은 수행된 수치 실험 중 $I_e=3, 10$ 및 20일 때에 대한 소멸한 총 개체 수를 나타내고 있다.

엘리트 개체의 섭취에너지 E_e 는 보통 개체의 섭취 에너지인 $G_e=L_e$ 보다 높은 $E_e=2L_e$ 가 되도록 하여 엘리트 개체를 생존에 유리하게 하였다.

(2) 개체 수 속성

개체 수렴성에 속하는 인자는 정규화된 에너지와 최적이라 고려되는 전체개체 수를 고려해 결정된다. 성인 에너지는 대사만으로 된 성인으로 고려하여 다음과 같이 결정된다.

$$R_e = I_e + R_a G_e \quad (4)$$

생식여부를 결정하는 생식률 R_p 는 최적개체를 유지하도록 조정된다. 최적개체 수 N_{opt} 는 현재 세대에서 생존한 총 개체 수 N_a 에 생식에 의해 태어나는 자손의 수 N_{off} 의 합으로 얻어질 수 있다. 자손의 수 N_{off} 는 근방영역 내에서 짝을 찾을 확률과 생식률 R_p 그리고 N_a 의 곱으로 구할 수 있으며, 근방영역 내에서 짝을 찾을 확률은 근사적으로 1로 놓을 수 있으므로, $N_{off} \approx R_p N_a$ 가 되고, 최적개체 수 $N_{opt} = N_a + R_p N_a$ 으로 된다. 따라서 생식률 R_p 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$R_p = \frac{N_{opt} - N_a}{N_a}, \text{ if } R_p > R_{p, \min}$$

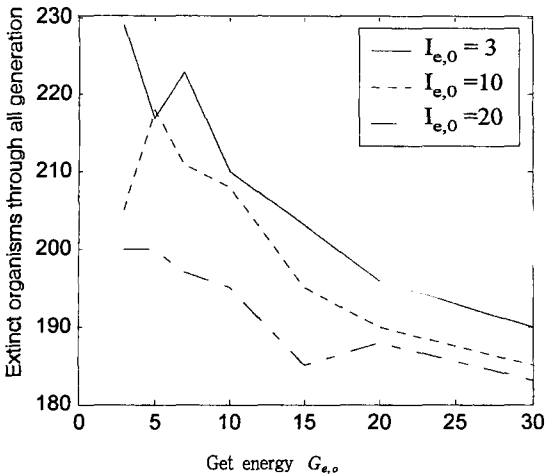


Fig. 3 Extinct organisms to I_e, G_e

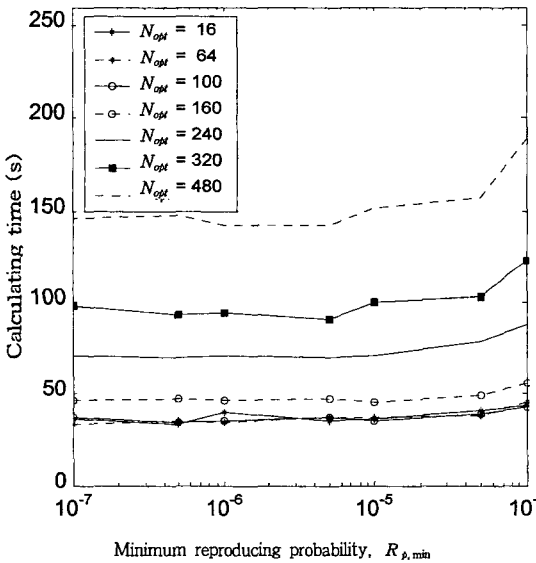


Fig. 4 Calculating time according to and

$$R_p = R_{p, \min}, \quad \text{if } R_p \leq R_{p, \min} \quad (5)$$

여기서 최소생식률 $R_{p, \min}$ 은 $N_a = N_{opt} - 1$, 즉 $N_{off} = 1$ 일 때 최대가 되므로, 생식률 R_p 는 다음과 같이 결정될 수 있다.

$$R_p = \frac{N_{opt} - (N_{opt} - 1)}{N_{opt} - 1} = \frac{1}{N_{opt} - 1} \quad (6)$$

또 N_{opt} , $R_{p, \min}$ 을 동시에 검토했을 때, 이들 인자들이 생성되는 개체 수에 미치는 영향이 뚜렷이 나타나고 있다. 따라서 탐색성공과 계산시간을 고려할 때,

이들 인자들의 권장 범위는 다음과 같다.

$$5.0 \times 10^{-7} \leq R_{p, \min} \leq \frac{1}{N_{opt} - 1} \quad (7)$$

$$64 < N_{opt} \leq 240 \quad (8)$$

두 인자 모두 상기식에서 제안된 하한 값 이하를 취하는 경우는 다봉성 함수에서 4개의 전역 최적해 중 3개의 전역해만을 찾는 경우가 있다. 즉, 최적개체 수 N_{opt} 가 너무 적으면 탐색을 실패할 수 있고 과도하게 많으면 계산시간의 증가를 야기한다.(Fig. 4)

(3) 탐색 속성

탐색 속성과 관련된 인자들의 설정은 다음의 두 가지 전제 하에 이루어진다. 첫째, 식 (1), (2)에 따라 전체 근방영역을 세대에 따라 지수함수적으로 감소하게 한다. 둘째, 최종세대에서 가장 안쪽 step반경이 최적해 정밀도의 목표치인 R_{f, N_s} 에 도달하도록 조정한다. 이때 결정해야 할 인자로는 α , N_c , N_s , R_{f, N_s} 및 R_r 이 있다. R_{f, N_s} 는 도달하고자 하는 해의 정밀도에 대한 목표치와 직접 관여하며, 설계자가 요구하는 해의 정밀도에 따라 결정된다. 그리고 R_r 은 R_{f, N_s} 와 α 에 의해 다음과 같이 결정된다.

$$R_{f, N_s} = \frac{R_f}{R_r^{N_s - 1}} \quad (9)$$

$$\Rightarrow R_r = {}^{N_s - 1} \sqrt{\frac{R_f}{R_{f, N_s}}} = {}^{N_s - 1} \sqrt{\frac{D_0 \exp(-\alpha)}{R_{f, N_s}}}$$

여기서 R_f 는 최종세대의 전체 근방영역 반경이다. 또, 내부 step반경이 줄어들기 위해서는 $R_r > 1$ 을 만족해야 한다. 그리고 $D_0 = 1$ 로 두면,

$$R_r = {}^{N_s - 1} \sqrt{\frac{D_0 \exp(-\alpha)}{R_{f, N_s}}} > 1$$

$$\Rightarrow 0 < \alpha < -\ln R_{f, N_s} \quad (10)$$

α 가 증가할수록 최적해의 정밀도가 떨어진다. α 의 증가는 안쪽 step의 반경을 크게 하여 정밀탐색효과를 저하시킨다. 가장 바깥쪽 step과 가장 안쪽 step의 반경은 α , R_{f, N_s} 만으로 결정된다. 따라서 세대 수에 따른 각 step의 반경은 α , R_{f, N_s} 으로 결정된 영역을 linear-log 좌표로 N_s 등분된 것이다(Fig. 5). 또한 같은 N_s 와 R_{f, N_s} 일 때, 목표치인 R_{f, N_s} 가 같기 때문에 α 가 클수록 R_r 이 작아진다. 따라서 가장 안쪽 및

바깥쪽 step을 제외한 모든 step들의 반경이 Fig. 5의 대각선을 통과하기 이전 세대에서는 α 가 클수록 step 반경이 더욱 크게 된다.

N_s 가 증가하면 계산시간이 증가하게 된다. N_s 가 3, 5, 7, 10, 15, 20의 각각의 경우에 대해 α 를 3, 5, 7, 10, 12, 15으로 고려한 총 36종류의 수치실험을 통해 step 수의 증가에 따른 3,000세대에서 계산시간의 증가량을 구하여 통계적 처리를 하였다. 그 결과, 평균 $\Delta T/\Delta N_s = 1$ (단위시간)로 두면, $\Delta T/\Delta N_s$ 의 표준 편차 σ_{TM} 는 0.2 (단위시간)로 나타났다. 이로서 step수의 증가에 따라 계산시간이 근사적으로 선형적인 증가를 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 step수의 증가에 따라 예상되는 경향이다. 따라서 N_s 는 계산시간이라는 점을 감안하여 결정되어야 한다.

N_c 는 독립적으로 결정될 수 있다. 각 step에서 한번의 랜덤탐색으로 탐색에 성공할 확률은 한 step전체영역에 대한 목적함수의 적응도가 우수한 영역의 비로서 고려될 수 있고, N_c 회 시행에서 탐색에 성공할 최대확률은 이산형 확률분포함수의 하나인 기하분포를 따르며, 탐색성공 확률 P_N 는

$$P_N = \sum_{i=0}^{N-1} pq^i \quad (11)$$

과 같이 결정될 수 있다. 여기서 q 는 탐색실패확률이고, p 는 각 시행에서의 탐색성공확률이다. 예로, 최적점에 대해 진원의 등고선을 가지고 있으며, 특정 개체의 전체 근방영역의 경계가 최적점을 지난다고 가정할 때, 이 개체가 최외곽 step에서 탐색에 성공할

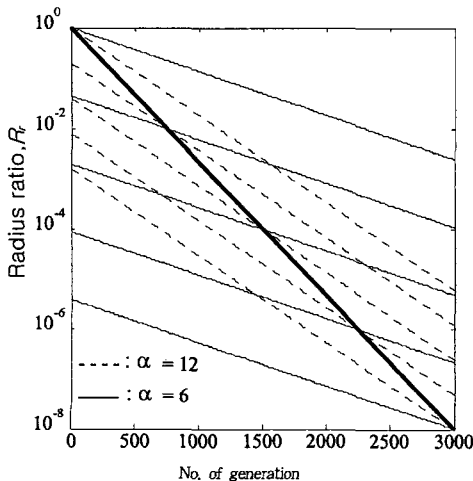


Fig. 5 Radius ratio according to generations

확률은 N_c 가 1, 2, 3, 4 및 5일 때 근사적으로 각각 0.33, 0.56, 0.70, 0.80 및 0.87이다. 또한 내부 step에서는 p 가 증가하여 그 확률이 증가한다. N_c 가 3을 초과하면 N_c 의 증가에 대한 성공확률의 증가는 크지 않으며, 계산시간이 증가하는 점을 고려할 때, $N_c=3$ 정도의 값이 적절한 것을 알 수 있다.

(4) 초기 속성

초기 속성에 속하는 인자들 중에 종족 수 N_{sp} 의 영향은 거의 없는 것으로 나타났다. 초기개체 수 N_{in} 은 전역해의 개수에 의존하는 것으로 판단되며, 현재 4개의 전역해를 가지는 함수에 대한 결과는 160개체로 모든 해를 찾을 수 있었다. 이것 역시 해의 정도와도 관련이 있으나, 그 영향은 미미하고 계산시간의 증가를 고려할 때, 과도한 초기개체 수의 설정은 비효율적이다.

3. 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계

본 논문에서는 제안된 EALA를 이용하여 베어링의 최적설계에 대한 적용 가능성을 검토하고, 그 결과를 기존의 ALA와 비교하였다.

3.1 구속조건과 상태변수의 설계공식화 (7)(9)

최적설계는 Fig. 6에 나타난 고속, 소폭 저널 베어링에 대해 상태변수로 정의되는 구속조건 하에서 목적함수를 최소화 하는 최적설계변수를 구하는 것이다. 상태변수로는 베어링 하중 $W(N)$, 회전속도 n_s (rps), 편심률 ϵ_0 , 유막 압력 p (MPa), 유막 온도 T (°K), 저널 표면의 마찰력 $F_f(N)$, 공급유량 Q (m³/s), 휘돌림 시작속도 ω_{cr} (rad/s)이 고려된다.

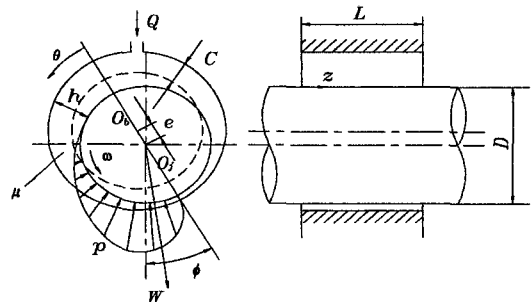


Fig. 6 Geometry of a hydrodynamic journal bearing

이들 상태변수는 일반적으로 설계변수에 의해 결정되는 값들이다. 설계변수로는 반경틈새 C , 폭경비 λ , 평균점도 μ 이고, 설계변수벡터 \mathbf{X} 는 다음과 같다.

$$\mathbf{X}^T = (C, \lambda, \mu) \quad (12)$$

최적설계조건을 만족하기 위한 구속조건들은 다음과 같다.

$$g_i(\mathbf{X}) \leq 0, \quad (i=1 \sim 10) \quad (13)$$

여기서

$$\begin{aligned} g_1 &= C_{\min} - C, & g_2 &= C - C_{\max}. \\ g_3 &= \lambda_{\min} - \lambda, & g_4 &= \lambda - \lambda_{\max}. \\ g_5 &= \mu_{\min} - \mu, & g_6 &= \mu - \mu_{\max}. \\ g_7 &= h_a - C(1 - \varepsilon_0(\mathbf{X})), \\ g_8 &= \Delta T(\mathbf{X}) - \Delta T_a, \\ g_9 &= w - w_{cr}(\mathbf{X}), \\ g_{10} &= p_{\max}(\mathbf{X}) - p_a \end{aligned} \quad (14)$$

식 (14)에서 하첨자 min과 max는 각각 상태변수의 하한과 상한 값을 의미한다.

목적함수는 유막 온도 증가량 ΔT 및 공급유량 Q 를 선형 결합한 형태로 정의하고, 이를 최소화하는 문제로 식 (15)와 같이 정의하였다.

$$\text{Minimize: } f(\mathbf{X}) = \alpha_1 \beta_1 \Delta T(\mathbf{X}) + \alpha_2 \beta_2 Q(\mathbf{X}) \quad (15)$$

여기서 α_1, α_2 는 가중치 factor이고, β_1, β_2 는 scale factor이다.

식 (15)의 목적함수에 사용되는 상태변수의 설계공식은 다음과 같다. 먼저 평균 Reynolds 수는

$$R_e(\mathbf{X}) = \frac{\rho C U}{\mu} \quad (16)$$

와 같이 정의되고, 수정계수 α_m 과 난류 보정계수 G_θ^* 는 Reynolds 수의 영역에 따라 각각 다음과 같이 정의된다.⁽⁹⁾

$$\begin{aligned} R_e < 510: & \quad \alpha_m = 1, & G_\theta^* &= 1/12 \\ 510 \leq R_e < 1125: & \quad \alpha_m = 5.914 R_e^{-0.285}, & G_\theta^* &= 2.915 R_e^{-0.57} \\ 1125 \leq R_e < 13500: & \quad \alpha_m = 0.798, & G_\theta^* &= 2.915 R_e^{-0.57} \\ R_e \geq 13500: & \quad \alpha_m = 0.756, & G_\theta^* &= 14.45 R_e^{-0.75} \end{aligned} \quad (17)$$

베어링 설계에서 가장 중요한 수정 Sommerfeld 수와, 이 Sommerfeld 수의 함수로 표현되는 편심률 ε_0

는 다음과 같다.

$$S = \frac{n_s \mu D^3 \lambda}{48 G_\theta^* C^2 W} \quad (18)$$

$$\varepsilon_0 = \exp(-2.236 \alpha_m \lambda \sqrt{S}) \quad (19)$$

그리고 정상상태에서의 최대 유막압력 p_{\max} 는 다음과 같이 얻어진다.

$$p_{\max} = \frac{m_s \mu D^2 \alpha_m^2 \lambda^2}{8 G_\theta^* C^2} \frac{\varepsilon_0 \sin \theta_0}{(1 + \varepsilon_0 \cos \theta_0)^3} \quad (20)$$

$$\theta_0 = \cos^{-1} \left(\frac{1 - \sqrt{1 + 24 \varepsilon_0^2}}{4 \varepsilon_0} \right) \quad (21)$$

소폭 저널베어링의 저널표면의 마찰력은 근사적으로 Reynolds 수의 영역에 따라서 다음과 같이 주어진다.⁽⁹⁾

$$R_e < 1125:$$

$$F_j \cong \frac{\pi^2 \mu m_s D^3 \lambda}{48 G_\theta^* C} \left\{ \frac{1}{\sqrt{1 - \varepsilon_0}} + \frac{1 - \varepsilon_0}{(1 - \varepsilon_0^2)^{3/2}} \right\}$$

$$1125 \leq R_e < 13500:$$

$$F_j \cong \frac{\pi^2 \mu m_s D^3 \lambda}{48 G_\theta^* C} (1.109 \varepsilon_0^2 - 1.490 \varepsilon_0 + 2.748)$$

$$R_e \geq 13500:$$

$$F_j \cong \frac{\pi^2 \mu m_s D^3 \lambda}{48 G_\theta^* C} (1.792 \varepsilon_0^3 - 1.523 \varepsilon_0^2 - 3.697 \varepsilon_0 + 8.734) \quad (22)$$

Table 2 Input parameters for optimum design

Minimum radial clearance	$C_{\min} = 40 \mu\text{m}$
Maximum radial clearance	$C_{\max} = 300 \mu\text{m}$
Minimum length to diameter ratio	$\lambda_{\min} = 0.2$
Maximum length to diameter ratio	$\lambda_{\max} = 0.6$
Minimum lubricant viscosity	$\mu_{\min} = 0.001 \text{ Pa} \cdot \text{s}$
Maximum lubricant viscosity	$\mu_{\max} = 0.03 \text{ Pa} \cdot \text{s}$
Allowable minimum film thickness	$h_a = 10 \text{ mm}$
Allowable maximum film pressure	$p_a = 10 \text{ MPa}$
Allowable film temperature rise	$\Delta T_a = 70 \text{ K}$
Density of lubricant	$\rho = 860 \text{ kg/m}^3$
Specific heat of lubricant	$C_p = 4.19103 \text{ J/kgK}$
Journal diameter	$D = 0.1 \text{ m}$
Journal rotational speed	$n_s = 80 \sim 240 \text{ rps}$
Applied load to bearing	$W = 10, 20 \text{ kN}$
Scaling factor	$\beta_1 = 1, \beta_2 = 10^3$
Weighting factor	$\alpha_1/\alpha_2 = 5/1$

이상의 식을 이용하면, 공급유효율량 Q 와 유막운도의 상승량 ΔT 는 다음과 같이 정의된다.

$$Q = \frac{\pi}{4} n_s C D^2 \varepsilon_0 \quad (23)$$

$$\Delta T = \frac{F_j R \omega}{\rho C_p Q} = \frac{2 F_j}{\rho C_p D C \varepsilon_0} \quad (24)$$

3.2 결과 및 고찰

계산을 위해 선택된 인자들은 Table 2에 주어져 있다. Fig. 7은 정적 하중이 10, 20 kN일 때, 회전속도에 따른 최적화된 반경름새 C 와 폭경비 λ 를 나타내고 있으며, 점도 μ 는 모두 설계 하한치로 수렴하는 특성을 보였으므로 표시하지 않았다. 회전속도가 증가할 수록 반경름새의 전체적인 경향은 증가하고 있으며, 폭경비는 감소하고 있음을 확인할 수 있다. 계산 결과는 Hashimoto⁽⁹⁾에 의한 결과와 같은 경향을 보여주고 있으며, Fig. 8과 9는 기존의 ALA의 계산결과와 비교하고 있고, 역시 유사한 경향을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.⁽⁷⁾

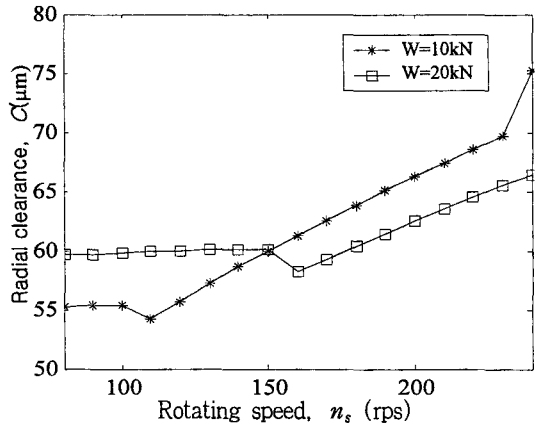
(1) 기존 알고리즘(ALA)과의 성능비교

Fig. 8은 각 운전속도에 대해 ALA와 EALA의 최적화 성능을 비교하기 위해 최종세대까지의 계산시간과 최종세대에 생존한 모든 개체에 대해 그 목적함수의 근사적인 제곱평균오차 E (rms)를 이용하여 구하였다.

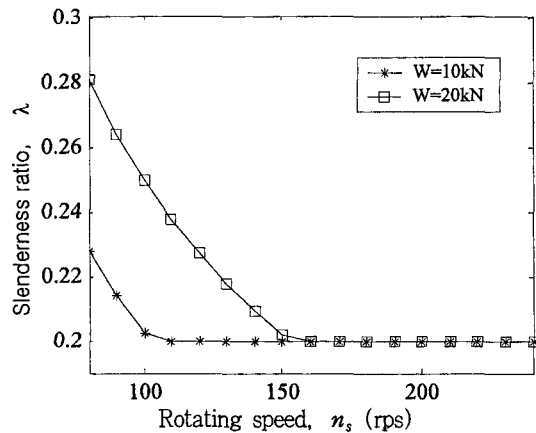
$$E = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_{opt} - f_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (25)$$

여기서 N 은 최종생존개체 수, f_{opt} 는 ALA와 EALA에서 계산되는 최소의 목적함수값, f_i 는 최종생존개체의 i 번째 개체이다.

ALA는 30,000세대를 수행하였으며, EALA는 6,000세대를 수행하였다. 계산시간에서는 최소 3배에서 최대 100배까지 차이가 나고 있다. 이는 ALA의 경우, 해의 정도를 높이기 위해 많은 세대를 수행하였기 때문이고, 또한 이로 인해 개체수가 증가하였기 때문이다. 수행시간에 있어서 최고의 시간을 기록하고 있는 ALA의 하중 10 kN에 운전속도가 240 rps의 경우 30,000세대를 수행하는 데에 52,784초가 소요되었으나, 6,000세대를 수행하는 데 소요된 시간은 5,284



(a) Radial clearance vs. rotating speed



(b) Length to diameter ratio vs. rotating speed

Fig. 7 Results of optimum design

초이며, EAL의 경우는 6,000세대에 수행시간은 424초가 소요되었다. 이 경우 같은 6,000세대를 수행하는 데에도 ALA가 10배 이상의 계산시간이 요구되고 있다. 그러나 하중이 10 kN이고 운전속도가 120 rps인 경우는 ALA에 의한 6,000세대 수행시간이 221초인데 반해 EALA는 367초가 소요되었다. 대부분의 경우는 같은 세대를 수행하는 데 있어서도 ALA보다 EALA의 계산시간이 우수하나, 이는 근소한 차이만이 있을 뿐이고, 생성된 개체수가 ALA가 많은 것이 원인이다. EALA의 경우, N_c 의 설정에 따라서 세대에 따른 계산시간은 변동한다. 또한 ALA는 하나의 근방영역에 대한 탐색회수를 제한하고 있는데, 이에 대한 설정을 제한함으로써 세대별 소요시간을 역시 적절히 통제할 수 있다. 결국 계산시간은 해에 대한 수렴을 고려하여 평가되어야 할 것이며, Fig. 8을 통

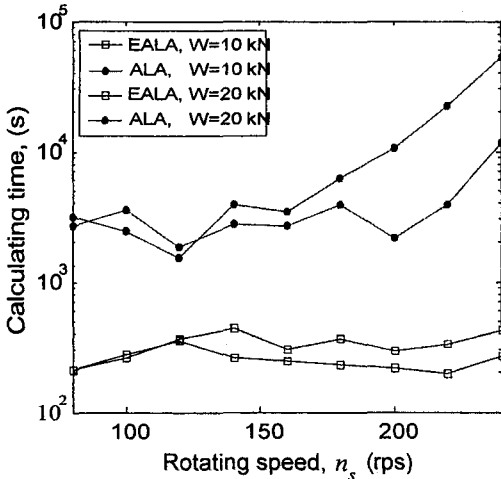
해 EALA가 더욱 빠른 시간에 더욱 우수한 정도를 가지는 해를 탐색한다는 것을 확인할 수 있다.

(2) 군집밀도의 평가

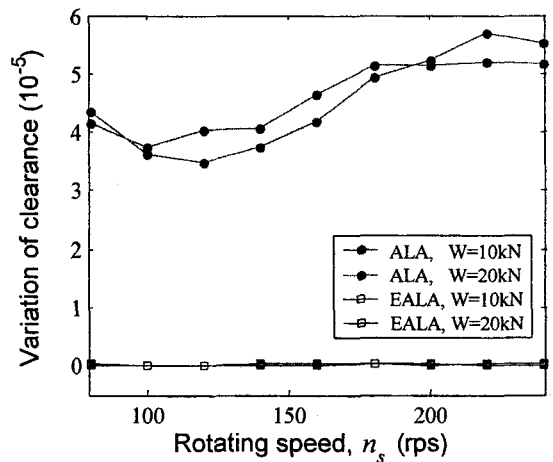
Fig. 9는 식 (26)에 주어지듯이 최종세대에 생존한 개체들 중 가장 우수한 적응도를 가지는 개체에 대한 모든 생존개체가 가지는 설계변수의 차이를 제곱 평균한 설계변수의 분산을 보여주고 있다. 이는 군집의 밀도를 평가하기 위한 것으로, 밀도가 높다는 것은 앞에서 언급하였듯이 탐색효율을 높여 정도 높은 해를 얻을 수 있고, 또한 고속의 탐색으로 이어진다. 최적개체에 대한 각 설계변수의 분산은

$$V_k = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=2}^N (x_{k,1} - x_{k,i})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (26)$$

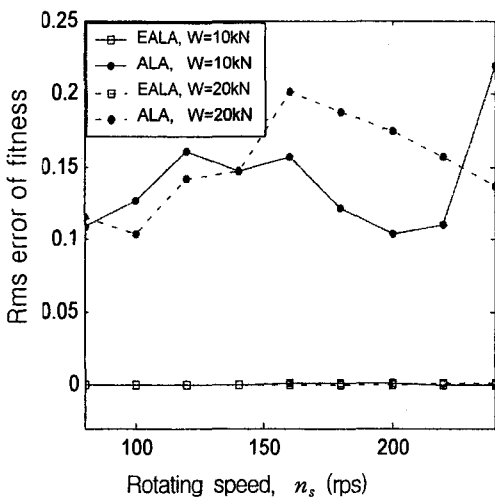
으로 k 번째 "군집분산"으로 정의할 수 있고, 여기서 $x_{k,1}$ 는 가장 우수한 적응도를 가지는 개체의 k 번째 설계변수, $x_{k,i}$ 는 최종생존개체의 i 번째 개체가 갖는 k 번째 설계변수이다. 군집분산이 작다는 것은 최적개체에 대해서 조밀한 분포를 가지고 있음을 의미한다. Fig. 9에서 EALA는 ALA보다 군집분산이 극히 낮은 것을 모든 설계변수에서 확인할 수 있다. 이는 매우 높은 개체밀도를 가지는 군집이 형성되었음을 의미하며, 더욱 정밀하고 빠른 탐색을 동시에 의미한다.



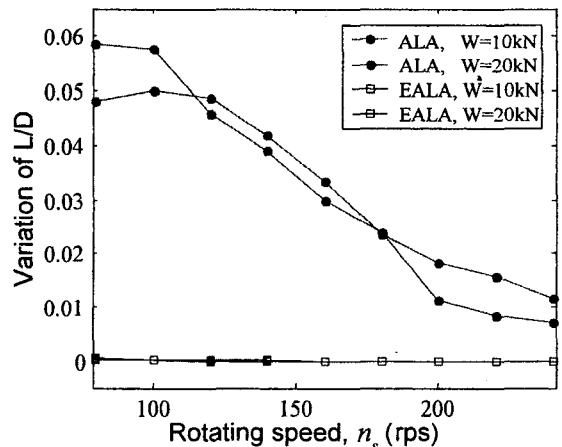
(a) Calculating time



(a) Variations of clearance



(b) rms error of fitness



(b) Variations of L/D

Fig. 8 Comparison with ALA and EALA algorithms

Fig. 9 Comparison of the variations of variables by EALA and ALA

4. 결 론

본 연구에서는 저자에 의해 제안된 기존의 인공생명 최적화 알고리즘(ALA)에 random tabu 탐색법을 적용한 새로운 조합 최적화 알고리즘(EALA)을 제안하였다. 제안된 EALA는 초기치에 의존하지 않으면서 다수의 전역해를 탐색할 수 있고, ALA에 비해 우수한 해의 정밀도, 고속의 탐색성능을 가지는 것을 확인하였다. 또한 제안된 알고리즘을 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계에 적용하고, 기존의 방법과 비교하여 계산시간과 해의 정도면에서 그 유효성을 확인하였다.

참 고 문 헌

(1) Langton C. G., Editor, 1989, Artificial Life, Addison-wesley Publishing Company.
(2) Assad A. M. and Packard N. H., 1992, Emergent Colonization in Artificial Ecology, Technical Report CCSR-92-3.
(3) Hu, N., 1992, Tabu Search Method with Random Moves for Globally Optimal Design, International Journal of Numerical Methods in Engineering, Vol. 35, pp. 1055~1070.

(4) Yang, B. S., Choi, B. G., Yu, Y. H. and Nan, H. T., 1999, Optimum Design of a Damping Plate with an Unconstrained Viscoelastic Damping Layer Using Combined Genetic Algorithm, KSME International Journal, Vol. 13, No. 5, pp. 387~396.
(5) 양보석, 이윤희, 김동조, 최병근, 2001, 함수최적화를 위한 인공생명 알고리즘, 대한기계학회논문집 A, Vol. 25, No. 2, pp. 173~182.
(6) Yang, B. S. and Lee, Y. H., 2000, Artificial Life Algorithm for Function Optimization, ASME Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference, DETC2000/ DAC-14524.
(7) Yang, B. S., Lee, Y. H., Choi, B. K., and Kim, H. J., 2001, Optimum Design of Short Journal Bearings by Artificial Life Algorithm, Tribology International, Vol. 34, No. 7, pp. 427~435.
(8) Yang, B. S. and Song, J. D. 2001, Enhanced Artificial Life Algorithm for Fast and Accurate Optimization Search, Proceedings of Asia-pacific Vibration Conference, pp. 732~736.
(9) Hashimoto, H., 1997, Optimum Design of High-speed Short Journal Bearings by Mathematical Programming, Tribology Transactions, Vol. 40, pp. 283~293.