

인공생명 알고리즘에 의한 고속, 소폭 저널베어링의 최적설계

이윤희* · 양보석**

Optimum Design of High-Speed, Short Journal Bearings by Artificial Life Algorithm

Yun-Hi Lee* and Bo-Suk Yang**

Key Words: Artificial Life(인공생명), Optimum Design(최적설계), Journal Bearings(저널베어링), Emergent Colonization (자연발생적 군서)

ABSTRACT

This paper presents the artificial life algorithm which is remarkable in the area of engineering for optimum design. As artificial life organisms have a sensing system, they can find the resource which they want to find and metabolize it. And the characteristics of artificial life are emergence and dynamical interacting with environment. In other words, the micro interaction with each other in the artificial life's group results in emergent colonization in the whole system. In this paper, therefore, artificial life algorithm by using above characteristics is employed into functions optimization. The effectiveness of this proposed algorithm is verified through the numerical test of single and multi objective functions. The numerical tests also show that the proposed algorithm is superior to genetic algorithm and immune algorithm for the Multi-peak function. And artificial life algorithm is also applied to optimum design of high-speed, short journal bearings and verified through the numerical test.

1. 서 론

인공생명이란 용어는 1987년 Langton이 주관한 제1회 인공생명 workshop에서부터 시작되었다. 인공생명의 창시자인 Langton은 「자연계의 살아있는 시스템이 나타내는 거동을 모의하는 인공시스템에 대하여 연구하는 분야」로 인공생명을 정의하였다⁽¹⁾. 인공생명의 가장 큰 두가지 특징은 창발(emergence)과 환경과의 동적 상호작용이다. 즉, 인공생명체의 미소한 동적 상호작용의 결과로서 시스템전체에 거대한 변화인 군집, 즉 창발을 일으킨다. 이러한 인공생명의 특징을 이용

한 구체적인 연구방법으로는 자연적 생명체가 가지는 성장, 증식 및 진화 등의 행동특성을 보이는 인공적 생명시스템의 본질을 여러 가지 이론적인 모델을 세우고, 생명체라 불리는 인공생명체를 컴퓨터 상에서 모의실험을 통하여 창조하는 것이다. 이 분야에서 말하는 생명의 궁극적 본질이란 "정보"로서, 그 정보의 생활공간인 컴퓨터를 통해 창발적인 행동을 나타내는 인공적 유기체를 창조하는 것이다.

실제로 인공생명적인 방법은 컴퓨터과학, 생물학, 물리학 그리고 로봇공학분야에서 많이 활용되면서 주목 받는 분야로 부상하고 있다. 그러나 공학의 최적화문제에의 응용은 Hayashi 등의 연구결과⁽²⁾외에는 아직도 미미한 실정이다.

* 부경대학교 대학원

** 부경대학교 기계자동차공학부

실제적으로 미분가능한 요철함수의 최적해를 구하는 기존의 방법으로는 기울기정보를 이용한 준 Newton 법, 공액경사법 등이 있으나⁽³⁾, 이 방법들은 수렴은 대단히 빠르지만, 초기치의 선정에 따라 요철함수에 대해서는 전역적 최적해(global optimum)가 아닌 국소해(local optimum)에 수렴될 가능성이 있다. 따라서 요철함수에 대하여 효율이 좋은 전역적 최적화방법이 요구되게 된다. 본 연구에서는 실제로 생물과 같이 유연하게 환경에 적응해 나가는 시스템을 인공생명적인 방법으로 모델링하여 공학적으로 응용함으로써 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이라는 착상에서 출발하여 최적화 기법에 적용하게 되었다.

Hayashi 등은 최적해 주변의 군집형성을 위한 방법으로 인공생명체와 자원사이의 이동거리와 목적함수 값을 가중치를 이용하여 단일목적함수로 변환한 평가함수를 도입함으로써 이 평가함수가 적계되는 영역에 군집발생을 유도하는 방법을 제안하였다. 이 방법의 핵심은 이 평가함수내의 이동거리와 목적함수 값의 밸런스를 취하는 가중치의 설정이다. 이는 적용하는 함수에 따라 다르고, 또한 시행착오를 통하여 최적해 주변으로의 군집형상을 이루게 하는 값을 설정하게 된다.

본 연구에서는 시행착오를 통하여 평가함수내의 가중치의 적절한 설정으로 군집형성을 이루게 하는 대신에 함수 값만을 사용하고, 엘리트 보존전략을 부가함으로써 해의 정밀도도 높이고, 모든 함수에 대하여 일괄적으로 적용할 수 있는 방법을 제안하였다. 그리고 제안된 인공생명 알고리즘을 2차원 다봉성 함수와 고속, 소폭 저널베어링의 최적설계에 적용하여 그 유용성을 확인하였다.

2. 인공생명 알고리즘

2.1 인공세계(가상공간)의 정의

인공세계는 $x_i^{\min}, x_i^{\max} \in R^n$ ($i = 1, 2, \dots, n$)을 상, 하한으로 하는 공간으로 정의하고, 이 공간에는 자원(resource) 또는 식물이 존재하고, 인공생물체(artificial organism)라 불리는 몇 종류의 “종족”의 생물체가 살고 있다고 가정한다.

2.2 인공생물체의 대사와 생식

인공생명 알고리즘에 사용되는 파라미터의 명칭, 의미와 본 연구에서 사용된 값은 다음과 같다.

I_e : 각 생물체의 초기 내부에너지(= 150)

L_e : 연령 1 증가시 감소되는 에너지(= 5)

G_e : 자원 섭취시 증가되는 내부에너지(= 50)

E_e : 엘리트 보존전략에서 적응도가 높은 개체의 랜덤 이동시 부가하는 내부에너지(= 20)

P_e : 원치 않는 자원 섭취시 증가되는 에너지(= 5)

L_i : 생존에 필요한 최소에너지(= 0)

R_e : 생식을 위해 필요한 최소에너지(= 150)

R_a : 생식을 위한 최소연령(= 3)

R_p : 생식여부를 결정하는 확률(= 0.0002)

예로 4종류의 인공생물체(White, Red, Green, Blue)가 존재하는 것으로 하고, 이들 사이에는 환상식물연쇄의 모양(Fig. 1)을 하고, 자신이 요구하는 자원(resource)을 얻을 때에 대사(metabolism)를 실행한다⁽⁴⁾.

여기서 요구되는 자원은 생물체의 종류에 따라 결정된다. 생물체는 자원을 섭취하는 대사를 실행할 때에 내부에너지를 규정량(G_e)만큼 증가시키고, 대사를 실행한 후에 자신 근방의 랜덤한 장소에 폐기물(waste)을 생성한다. 이 폐기물은 다른 생물체에 대한 자원으로 된다. 이를 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 먼저, 생물체 White가 자신이 요구하는 자원 B를 얻는 것에 의해 대사를 실행하고, 폐기물 W = 자원

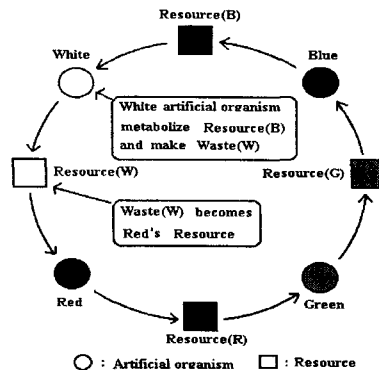


Fig. 1 A circular food chain of artificial organism

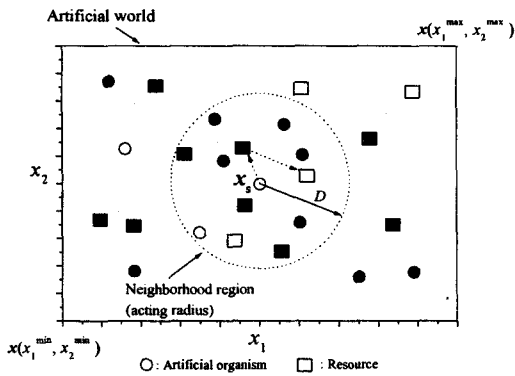


Fig. 2 Definition of neighborhood region

W를 생성하고, 이 자원 W는 생물체 Red가 요구하는 자원으로 된다. 이와 같은 식물연쇄를 4종류의 생물체 사이에서 수행한다. 자신이 원하는 자원이 아닐 경우에 내부에너지의 증가량 P_e 는 규정량 보다 작고, 폐기물을 생성시키지 않는다. 생물체는 지각시스템을 가지고 있어서, 자신으로부터 제일 가까운 자원 또는 다른 생물체를 발견할 수 있고, 발견한 자원으로 향하여 나아간다. 각각의 생물체는 내부에너지를 가지고, 이 에너지가 한계치인 L_e 이하로 되면 그 생물체는 사망한다. 생물체는 연령이 증가할 때마다 L_e 만큼의 에너지를 소비하기 때문에, 연령이 높게 되고, 자원섭취의 기회가 적은 생물체는 생존하기 어렵게 된다.

Fig. 2는 2변수 문제를 예로 근방영역의 정의를 나타낸다. 임의 생물체의 위치 x_s 를 중심으로 하는 유클리드 거리 이내의 공간을 그 점에 대한 근방영역 C라 하면

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

단, D는 생물체의 1세대에서 이동 가능범위이다. 1세대에서 이동 가능한 범위 D는 전세대에 있어서 D를 일정하게 유지하는 방법과 세대수가 증가함에 따라 D를 동적으로 변화시키는 방법을 고려할 수 있다. D를 동적으로 변화시키는 방법으로 다음의 두 가지를 채용한다.

- ① 세대수의 증가에 따라 D를 선형적으로 감소시키는 방법 :

$$D = D_0(1 - t/T) \quad (2)$$

여기서, D_0 : 초기값(전체폭의 1/2 또는 1/4), t : 세대수, T : 최종세대수이다.

- ② 세대수의 증가에 따라 D를 지수함수적으로 감소시키는 방법 :

$$D = D_0 e^{-(t/T)\alpha} \quad (3)$$

여기서 D_0 : 초기값(전체폭의 1/2 또는 1/4), t : 세대수, T : 최종세대수, $\alpha = 3$ 이다.

식 (2)와 (3)과 같이 1세대에서 이동가능한 범위 D를 동적으로 변화시키는 방법은 초기에 넓은 영역을 탐색하여 정밀도가 높은 해를 발견할 수 있는 가능성을 높이고, 세대가 경과함에 따라 초기에 발견한 최적해 영역에서 범위를 좁혀가며 보다 낮은 최적해를 발견해 감으로서, 세대수의 증가에 따라 국소해의 수렴가능성을 감소시키면서 아울러 인공생명의 생명활동의 결과인 군집형성을 보다 좋게 하는 방법이다. 이와 같이 정의된 근방을 생물체의 이동, 생식에 이용한다. 생물체의 1세대에서의 이동 가능한 범위는 이 근방으로 정의된 공간 내로 하고, 자원이 근방 내에 존재하지 않는 경우는 생물체는 근방 내를 랜덤하게 이동하는 것으로 한다. 엘리트 보존전략에 의하여 적응도가 높은 개체는 랜덤이동시에도 E_e 만큼의 에너지를 부가함으로써 적응도가 높은 개체의 생존확률을 높이는 방법을 도입하였다. Fig. 2에 생물체 White가 정의된 근방영역내의 자신이 요구하는 자원 B를 얻는 것에 의해 대사를 수행하고, 폐기물 W = 자원 W를 생성하는 과정을 화살표로 나타내었다.

생물체는 또한 자손을 남길 수가 있다. 생물체 A가 생식(reproduction)을 위한 최소연령 R_a 에 도달하여, 생식을 위한 최소에너지 R_e 를 가지고, 자신으로부터 가장 가까운 동종의 생물체 B를 상대적으로 선택했을 때, 식(4)의 조건을 만족하면 생식여부를 결정하는 확률 R_p 에 기초하여 생식 여부가 결정되고, 자신의 근방내의 여러 지점을 랜덤하게 검색하여 부모보다 적응도가 좋게 되는 지점에 새로운 생물체를 생성시킨다.

$$A, B \geq R_a, \quad A, B \geq R_e \quad (4)$$

2.3 지각시스템의 개량

Micro한 상호작용의 결과로서 시스템 전체의 macro한 자연발생적 군서(군집)가 생성되는 것을 고려하면, 이것을 함수의 최적화에 이용하기 위해서는 함수값이 작은 최적해 영역에 군집을 발생시킬 필요가 있다. 이를 위해 해공간에 있어서 함수값을 생물체의 지각시스템(sensing system)에 도입한다. 다시말해, 생물체 근방의 자원에 대해서, 현재의 지점과 그 지점과의 함수값의 차이를 그곳으로 이동하기 위한 비교기준으로 고려한다. 모든 생물체는 근방내의 자원 중에서 함수값이 가장 작은 자원으로 이동하므로써 함수값이 작은 해공간에 군집이 발생하기 쉽게 된다.

예를들어 함수가 2개의 변수를 가진다면, 인공생물체와 자원의 위치는 최적화하고자 하는 목적함수의 변수가 된다. 따라서 인공생물체와 자원의 위치 즉, 함수의 변수를 함수에 직접 대입하여 인공생물체와 자원의 각각의 위치에서의 함수값을 구할 수 있다. 그러면 인공생물체는 자신의 함수값을 근방영역내의 여러자원의 함수값과 비교하여 자신보다 함수값이 가장 작게되는 자원으로 이동하여 가는 방법을 취함으로써 모든 인공생물체는 결국은 함수값이 작은 최소값(최적해)에 군집을 생성하게 되는 것이다.

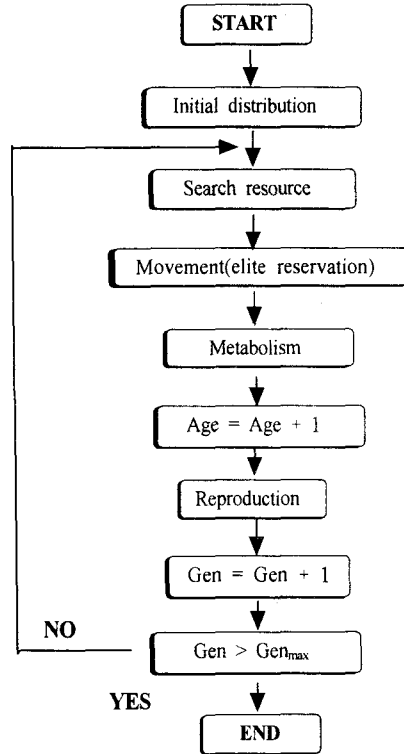


Fig. 3 Flow chart of artificial life algorithm⁽⁵⁾

2.4 인공생명 알고리즘

본 연구에서 제안한 인공생명 알고리즘을 Fig.3을 이용하여 설명하면 다음과 같다.

Step 1 : 초기설정에 기초하여 초기화를 행한다.

(1) 각각 같은 수의 생물체를 랜덤하게 배치한다.

(2) 각 생물체의 초기내부에너지 I_e 를 부여한다.

(3) 생물체의 총수와 같은 수의 자원을 생물체가 존재하지 않는 장소에 랜덤하게 배치한다.

Step 2 : 생물체는 자신으로부터 가장 가까이 있는 자원을 탐색한다.

Step 3 : 엘리트 보존전략(elite reservation strategy)을 이용하여 이동을 수행한다.

(1) 발견한 자원으로 향하여 이동한다.

같은 거리에서 복수개 자원을 발견한 경우에는 랜덤하게 그들 중 1개의 자원으로 향해서 이동한다.

(2) 근방에서 자원을 발견할 수 없는 경우에는 근방내를 랜덤하게 이동하는데 적응도가 높은 생물체

는 이동범위가 상당히 미소하여 적응도의 변화를 미소하게 하고, E_e 만큼의 내부에너지도 부여함으로써 생존 확률을 높인다.

Step 4 : 대사를 실행한다.

Step 5 : 생물체의 연령(Age)을 1만큼 증가시킨다.

Step 6 : 생식을 실행한다.

Step 7 : 내부에너지를 감소시켜, 생존 불가능한 생물체를 소멸시킨다.

Step 8 : 세대수(Gen)를 1만큼 증가시키고, Step 2로 돌아가서 최대세대수(Gen_{max})만큼 반복한다.

2.5 본 알고리즘의 특징

인공생명 알고리즘이 종래의 최적탐색방법과 다른 점은 종래의 방법이 탐색공간의 한점에서 그 다음 한점으로 순차적으로 해를 구하여 가는 국부적 탐색(local search)인 일점탐색(single point search)인 것에 비해, 유전알고리즘(Genetic Algorithm, GA)과 같이 해공간(solution space)에서 여러 점을 동시에 탐색하

는 전역적 탐색(global search)인 다점탐색(multi-point search)을 행한다는 점이다. 따라서 일점탐색을 하는 종래의 방법보다도 다극점(multi-modal)문제에 있어서 국부수렴(local convergence)이 될 가능성이 적다⁽⁶⁾. 그리고, 본 알고리즘이 GA와 다른 점은 GA는 다봉성 함수와 같이 최적해가 복수개 존재하는 경우에도 모든 봉우리의 값을 탐색, 비교하여 단지 하나의 최적해를 찾는데 비하여 본 알고리즘에서는 초기 랜덤하게 분포 되어 있던 개체들이 자신으로부터 가까운 최적해의 위치로 이동하여 모든 최적해 주위에 군집형성을 이루면서 최적해를 찾기 때문에 최적해가 복수개인 경우라도 모든 최적해를 찾을 수 있는 장점이 있다.

3. 최적화 문제

군집생성을 최적해의 탐색에 도입하고, 인공세계를 해공간으로 고려하여 최적해의 탐색 실현을 구현한다.

3.1 지각시스템의 개량

Micro한 상호작용의 결과로서 시스템 전체의 macro한 자연발생적 군서(군집)가 생성되는 것을 고려하면, 이것을 함수의 최적화에 이용하기 위해서는 함수값이 작은 영역에 군집을 발생시킬 필요가 있다. 이를 위해 해공간에 있어서 함수값을 생물체의 지각시스템(sensing system)에 도입한다. 다시말해, 생물체 근방의 자원에 대해서, 현재의 지점과 그 지점과의 함수값의 차이를 그곳으로 이동하기 위한 비교기준으로 고려한다. 생물체는 근방내의 자원 중에서 함수값이 가장 작은 자원으로 이동하므로써 함수값이 작은 해공간에 군집이 발생하기 쉽게 된다.

예를들어 최적화 하고자 하는 목적함수가 2개의 변수를 가진다면, 인공생물체와 자원 각각의 위치는 최적화 하고자 하는 목적함수의 변수가 된다. 따라서 인공생물체와 자원의 위치, 즉 목적함수의 변수를 함수에 직접 대입하여 인공생물체와 자원의 각각의 위치에서의 목적함수 값을 구할 수 있다. 그러면 인공생물체는 자신의 목적함수 값을 근방영역내의 여러 자원의 목적함수 값과 비교하여 자신보다 목적함수 값이 가장 작게되는 또는 가장 크게되는 자원으로 이동하여 가는 방법을 취함으로써 모든 인공생물체는 결국은 목적함수 값이 작은(또는 큰)최적해에 군집을 생성하게 되는

것이다.

3.2 수치계산 예

3.2.1 함수최적화

본 알고리즘의 유효성을 확인하기 위한 예로서 식(4)의 multi-peak함수에 대하여 최적해 탐색을 행하였다.

$$f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} (\cos 2\pi x_1 + \cos 2.5\pi x_1 - 2.1) \times \\ (2.1 - \cos 3\pi x_2 - \cos 3.5\pi x_2) \end{pmatrix} \quad (5)$$

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

이 함수는 4개의 국소해와 다음과 같은 4개의 전역적 최소해 $x_{opt} = \{ (0.4388, 0.3058), (0.4388, -0.3058), (-0.4388, 0.3058), (-0.4388, -0.3058) \}$,

$f(x_{opt}) = -16.0917$ 을 가진다.

4종류의 생물체를 이용하여 최적해 탐색을 수행하였다. 한 세대 동안의 이동가능한 범위는 D_0 를 전체폭의 1/2로 가지고, 지수함수적으로 감소하는 방법을 채택하였고, 초기생물체와 자원의 수는 160개로 하였다. 최종적으로 생존하는 생물체가 위치하는 장소의 최소값이 최적해는 -16.0917이다. 군집이 원하는 최적해의 위치에서 발생하고 있는가를 확인하기 위해, Fig. 4와 같이 multi-peak함수에 대한 2000세대 후의 군집형상을 등고선과 함께 나타내었다. 그림에 나타내듯이 4개의 국소해와 4개의 대역적 최적해 중에서 4개의 최적해 주변에 군집이 형성되어 있고, 2000세대 후에 군집을 이루고 있는 개체는 최종 생존 개체의 약 90%정도이다.

3.2.2 기존 방법과의 비교

본 방법의 유효성을 검증하기 위해 multi-peak함수에 대하여 준 Newton법과의 비교를 행하였다. Banana 함수와 같이 하나의 최적해가 바로 국소해인 경우⁽⁴⁾는 준 Newton법에서도 초기점의 설정에 관계없이 최적해에 바로 수렴하였지만, multi-peak함수와 같이 4개의 대역적 최적해와 4개의 국소해를 갖는 경우는 Table 1과 같이 초기점의 설정에 따라서 하나의 대역적 최적해만을 찾거나 또는 하나의 국소해에 수렴하는 단점이 있다.

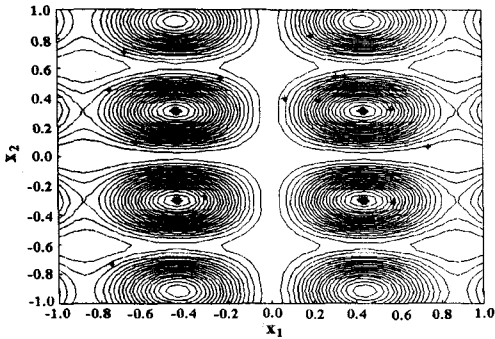


Fig. 4 Contour line and emergent colonization for multi-peak function after 2000 generation

Table 1 Calculation results of multi-peak function by Quasi-Newton method

	Initial value(x_1, x_2)			
	(-0.7, -0.7)	(-0.5, -0.5)	(0.5, 0.5)	(0.7, 0.7)
x_1	-0.4388	-0.4388	0.4388	0.4388
x_2	-0.9165	-0.3058	0.3058	0.9165
$f(x_1, x_2)$	-14.3331	-16.0917	-16.0917	-14.3331
Results	Local optimum	Global optimum	Global optimum	Local optimum

4. 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계^(7,8,9)

일반적으로 베어링설계에서 사용하는 설계방법으로는 많은 설계 차트를 이용한 시행착오법(trial and error method)에 의해 최적설계변수를 선택해 왔다. 그러나 이 방법으로 최적설계변수를 성공적으로 선정하는 일은 쉬운 것이 아니고, 또 성공적으로 최적설계를 완성하기 위해서 많은 시간과 경비가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 인공생명 알고리즘을 이용해서 베어링의 최적설계를 보다 빠르고, 정확하게 할 수 있는지를 검토하였다.

4.1 설계변수와 상태변수

최적설계를 수행하는 것은 Fig. 5에 나타난 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계변수를 찾아내는 것이다. 설계변수들로는 여러 가지가 사용될 수 있으나, 본 논문에서는 반경틈새(radial clearance, C), 폭경비(length

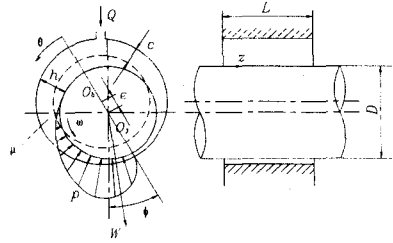


Fig. 5 Geometry of a hydrodynamic journal bearing

to diameter ratio, λ), 평균점도(average viscosity, μ)를 사용하여 설계변수벡터를 다음과 같이 표현하였다.

$$X = (C, \lambda, \mu) \quad (6)$$

상태변수(state variable)는 주어지는 베어링의 운전 조건들인 하중 $W(N)$, 회전속도 n_s (rpm), 편심률 ϵ , 유막압력 $p(\text{MPa})$, 유막온도 $T(K)$, 저널표면의 마찰력 $F_f(N)$, 공급유량 $Q(\text{m}^3/\text{s})$, 휘돌림 시작속도 ω_{cr} (rad/s) 등에 따라서 변화하는 물리량이다. 이 상태변수들은 일반적으로 설계변수에 의해서 결정되는 값들이다.

4.2 구속조건과 상태변수의 설계공식화

최적설계조건을 만족하기 위한 구속조건들은 다음과 같다.

$$g_i(X) \leq 0 \quad (i = 1 \sim 10) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} g_1 &= C_{\min} - C, \quad g_2 = C - C_{\max}, \quad g_3 = \lambda_{\min} - \lambda \\ g_4 &= \lambda - \lambda_{\max}, \quad g_5 = \mu_{\min} - \mu, \quad g_6 = \mu - \mu_{\max} \\ g_7 &= h_a - C \{1 - \epsilon_0(X)\}, \quad g_8 = \Delta T(X) - \Delta T_a \\ g_9 &= \omega - \omega_{cr}(X), \quad g_{10} = p_{\max}(X) - p_o \end{aligned} \quad (8)$$

식(8)에서 하첨자 min과 max는 각각 상태변수의 하한과 상한값을 의미한다.

위와같은 구속조건들과 아래의 목적함수를 이용하여 인공생명 알고리즘에 적용하였다.

$$f(X) = \alpha_1 \beta_1 \Delta T(X) + \alpha_2 \beta_2 Q(X) \quad (9)$$

여기서 α_1, α_2 는 가중치 factor이고, β_1, β_2 는

scale factor이다.

식(9)의 목적함수에 사용되는 상태변수의 설계공식은 다음과 같다. 먼저 평균레이놀즈수가 다음과 같이 정의된다.

$$R_e(X) = \frac{\rho CU}{\mu} \quad (10)$$

그리고, 수정계수 α_m 과 난류보정계수 G_θ^* 는 레이놀즈수의 영역에 따라 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} R_e < 510 & : \alpha_m = 1, & G_\theta^* &= 1/12 \\ 510 \leq R_e < 1125 & : \alpha_m = 5.914R_e^{-0.285}, & G_\theta^* &= 2.915R_e^{-0.57} \\ 1125 \leq R_e < 13500 & : \alpha_m = 0.798, & G_\theta^* &= 2.915R_e^{-0.57} \\ R_e \geq 13500 & : \alpha_m = 0.756, & G_\theta^* &= 14.45R_e^{-0.75} \end{aligned} \quad (11)$$

베어링설계에서 가장 중요한 수정 Sommerfeld 수는 다음과 같다. 그리고 편심율 ϵ_0 는 이 Sommerfeld 수의 함수로 표현된다.

$$S(X) = \frac{n_s \mu D^3 \lambda}{48G_\theta^* C^2 W} \quad (12)$$

$$\epsilon_0(X) = \exp(-2.236 \alpha_m \lambda \sqrt{S}) \quad (13)$$

그리고 정상상태에서의 최대 유막압력은 다음과 같이 얻어진다.

$$p_{\max}(X) = \frac{\pi n_s \mu D^2 \alpha_m^2 \lambda^2}{8G_\theta^* C^2} \frac{\epsilon_0 \sin \theta_0}{(1 + \epsilon_0 \cos \theta_0)^3} \quad (14)$$

여기서

$$\theta_0 = \cos^{-1} \left(\frac{1 - \sqrt{1 + 24 \epsilon_0^2}}{4 \epsilon_0} \right) \quad (15)$$

소폭 저널베어링의 저널표면의 마찰력은 근사적으로 레이놀즈수의 영역에 따라서 다음과 같이 주어진다.

$R_e < 1125$:

$$F_j(X) \cong \frac{\pi^2 \mu n_s D^3 \lambda}{48G_\theta^* C} \left\{ \frac{1}{\sqrt{1 - \epsilon_0}} + \frac{1 - \epsilon_0}{(1 - \epsilon_0^2)^{3/2}} \right\}$$

$1125 \leq R_e < 13500$:

$$F_j(X) \cong \frac{\pi^2 \mu n_s D^3 \lambda}{48G_\theta^* C} (1.109 \epsilon_0^2 - 1.490 \epsilon_0 + 2.748)$$

$R_e \geq 13500$:

$$F_j(X) \cong \frac{\pi^2 \mu n_s D^3 \lambda}{48G_\theta^* C} (1.792 \epsilon_0^3 - 1.523 \epsilon_0^2 - 3.697 \epsilon_0 + 8.634) \quad (16)$$

이상의 식을 이용하면, 공급윤활유량 $Q(X)$ 와 유막온도상승량 $\Delta T(X)$ 는 각각 다음 식과 같이 계산된다.

$$Q(X) = \frac{\pi}{4} n_s C D^2 \epsilon_0 \quad (17)$$

$$\Delta T(X) = \frac{F_j U}{\rho C_p Q} = \frac{2F_j}{\rho C_p D C \epsilon_0} \quad (18)$$

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	$h_a = 10 \mu\text{m}$
Allowable maximum film pressure	$p_a = 35 \text{MPa}$
Allowable film temperature rise	$\Delta T_a = 70 \text{K}$
Density of lubricant	$\rho = 860 \text{kg/m}^3$
Specific heat of lubricant	$C_p = 4.19 \times 10^3 \text{J/kg} \cdot \text{K}$
Journal diameter	$D = 0.1 \text{m}$
Journal rotational speed	$n_s = 40 \sim 240 \text{ rps}$
Applied load to bearing	$W = 10 \text{kN}$
Scaling factor	$\beta_1 = 1, \beta_2 = 10^5$
Weighting factor	$\alpha_1 / \alpha_2 = 5/1$

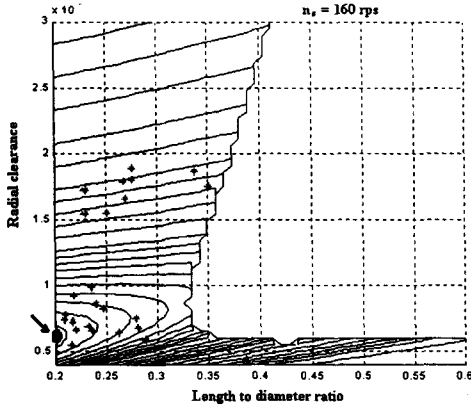


Fig. 5 Contour line and emergent colonization after 3000 generation when μ is fixed to 0.001

4.3 적용결과

4종류의 생물체를 이용하여 최적해 탐색을 수행하였다. 한세대동안의 생물체가 이동가능한 범위 D 는 0.5로 일정하게 하고, 초기세대의 생물체수와 자원의 수는 각각 160개로 하고, 3000세대동안 수행하였다. 최적설계에 사용된 입력 파라미터는 Table 2와 같다.

Fig. 5는 μ 를 0.001(Pa·s)로 고정하였을 때, 폭경비와 반경톱새에 대해 3000세대 후에 최종생존하는 생물체가 균집을 이루고 있는 형상을 해의 등고선과 같이 나타낸 그림이다. 위의 그림에서 보이는 바와 같이 등고선에 나타낸 최적해 주변에 균집을 형성하고 있음을 알 수 있고, 이 균집 형성을 이루는 생물체는 최종 생존하고 있는 생물체의 약 90%이다.

Fig. 6 ~ 8은 본 알고리즘에 의해 수행된 결과를 나타내고 있다. 저널 회전속도의 증가에 따른 반경톱

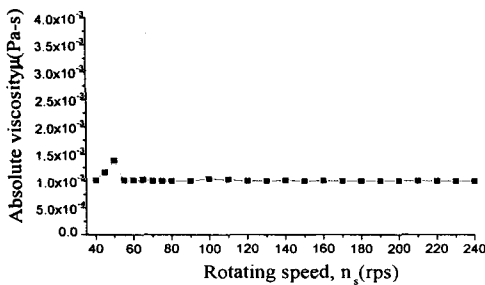


Fig. 7 Optimal results: absolute viscosity vs. rotating speed

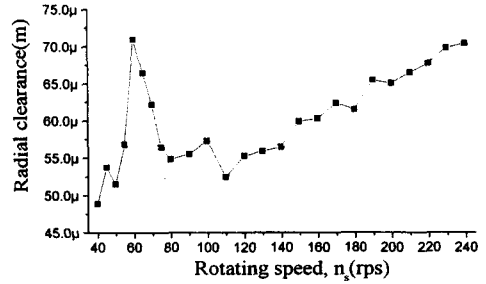


Fig. 6 Optimal results: radial clearance vs. rotating speed

새, 절대점도와 폭경비의 계산결과는 참고문헌 (7)과 (8)에서의 계산결과와 같은 경향을 나타내고 있다.

5. 결 론

기울기 정보를 근거로 하는 종래의 최적화방법에서는 초기점을 적절히 설정하지 않으면 다수의 국소해를 가진 함수에 대해서는 대역적 최적해를 얻지 못하고, 국소해에 빠질 가능성이 높지만, 본 방법에서는 다봉성함수에 대해서도 대역적 최적해에 매우 가까운 양호한 모든 해의 탐색과 균집생성이 가능함을 확인하였다. 그리고, 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계에 적용하여 그 유용성을 확인하였다.

본 방법은 함수값만을 사용하고 있고, 요철성, 미분가능성, 연속성 등의 가정을 필요로 하지 않기 때문에 보다 많은 문제에 대하여 적용이 가능할 것으로 생각된다. 유연하고 강력한 생물체와 같은 인공생명 알고리즘은 앞으로 보다 많은 분야에서 충분히 활용될 가능성을 가지고 있다.

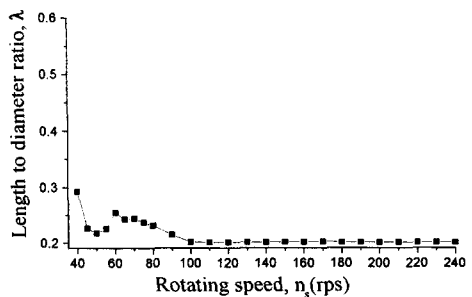


Fig. 8 Optimal results: length to diameter ratio vs. rotating speed

참고 문헌

- (1) Langton, C. G. ed., 1989, *Artificial Life*, Addison-Wesley Publishing Company.
- (2) Hayashi, D. et al., 1996, "Distributed Optimization by Using Artificial Life," *T. IEE Japan*, Vol. 116-C, No.5, pp.584~590.
- (3) Peressini, A. L., Sullivan, F. E. and Uhl, J. J. Jr, 1993, *The Mathematics of Nonlinear Programming*, Springer-Verlag.
- (4) Assad, A. M., and Packard, N. H., 1992, "Emergent Colonization in an Artificial Ecology", Technical Report CCSR-92-3
- (5) 이윤희, 최병근, 양보석, 1999, "함수최적화를 위한 인공생명 알고리즘", 대한기계학회 '99 동역학 및 제어부문 하계학술대회 강연논문집, pp.211~216.
- (6) Yang, B.S. et al., 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.
- (7) H. Hashimoto, 1997, "Optimum Design of High-Speed, Short Journal Bearings by Mathematical Programming", *Tribology Transactions*, Vol.40, 283-293.
- (8) Lin, Y. J. and Noah, S. T., 1999, "Using Genetic Algorithms for Optimal Design of Fluid Journal", *Proc. of ASME Design Eng. Tech. Conf.*, VIB-8171, Sep. 12-15, Las Vegas, USA.
- (9) 전상범, 1998, 유전알고리즘과 Random Tabu 탐색법 에 의한 최적설계 알고리즘의 개발, 부경대학교 대학원 기계공학 석사학위 논문