

함수 최적화를 위한 인공생명 알고리듬

양보석* · 이윤희** · 최병근* · 김동조***
(1999년 10월 7일 접수)

Artificial Life Algorithm for Functions Optimization

Bo-Suk Yang, Yun-Hi Lee, Byung-Gun Choi and Dong-Jo Kim

Key Words: Artificial Life(인공생명), Optimization Algorithm(최적화 알고리듬), Multimodal Function(다봉성 함수), Emergent Colonization(자연발생적 군서)

Abstract

This paper presents an artificial life algorithm which is remarkable in the area of engineering for functions optimization. As artificial life organisms have a sensing system, they can find the resource which they want to find and metabolize. And the characteristics of artificial life are emergence and dynamic interaction 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 optimizing ability and convergent characteristics of this proposed algorithm is verified by using three test functions. The numerical results also show that the proposed algorithm is superior to genetic algorithms and immune algorithms for the multimodal functions.

1. 서 론

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

는 성장, 중식 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 주목받는 분야로 부상하고 있다. 그러나 공학의 최적화문제에의 응용은 Hayashi 등의 연구결과⁽²⁾ 외에는 아직도 미미한 실정이다.

실제적으로 미분가능한 요철함수의 최적해를 구하는 기존의 방법으로는 기울기정보를 이용한 Newton법, 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

* 회원, 부경대학교 기계공학부

E-mail : bsyang@dolphin.pknu.ac.kr

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

** 부경대학교 대학원

*** 부경대학교 기계공학부

연구에서는 실제로 생물과 같이 유연하게 환경에 적응해 나가는 시스템을 인공생명적인 방법으로 모델링하여 공학적으로 응용함으로서 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이라는 착상에서 출발하여 최적화 기법에 적용하게 되었다.

Hayashi 등은 최적해 주변의 군집형성을 위한 방법으로 인공생명체와 자원 사이의 이동거리와 목적함수 값을 가중치를 이용하여 단일목적함수로 변환한 평가함수를 도입함으로서 이 평가함수가 적게되는 영역에 군집발생을 유도하는 방법을 제안하였다. 이 방법의 핵심은 이 평가함수내의 이동거리와 목적함수 값의 벨런스를 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 부가함으로서 해의 정밀도도 높이고, 모든 함수에 대하여 일괄적으로 적용할 수 있는 방법을 제안하였다. 그리고 제안된 인공생명 알고리듬을 3종류의 2차원 함수에 적용한 결과, 모두에 대하여 양호한 해를 발견하는 것을 수치계산 예를 통하여 확인하였다.

2. 함수최적화를 위한 인공생명 알고리듬

일반적인 함수 최적화문제는 구속조건 $h_j(\mathbf{x})$ 을 만족하는 목적함수 $f(\mathbf{x})$ 를 최소로 하는 변수 \mathbf{x} 를 구하는 문제로서 다음과 같이 정의할 수 있다.

find $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$

to minimize $f(\mathbf{x})$

subject to $h_j(\mathbf{x}), j = 1 \text{ to } m$.

여기서 n 은 변수의 차원, m 은 등호 및 부등호 구속식의 총수이다. 구속조건을 만족하는 목적함수의 최적화 문제는 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계문제⁽⁶⁾에서 유효성을 검증하였다.

2.1 인공세계(가상공간)의 정의

인공세계는 $\mathbf{x}_i^{\min}, \mathbf{x}_i^{\max} \in R^n (i = 1, 2, \dots, n)$ 을 상, 하한으로 하는 공간으로 정의하고, 이 공간에는 자원(resource) 또는 식물이 존재하고, 인공생물체(artificial organism)라 불리는 몇 종류의

“종족”的 생물체가 살고 있다고 가정한다.

2.2 인공생물체의 대사와 생식

인공생명 알고리듬에 사용되는 파라미터의 명칭과 의미는 다음과 같다.

I_e : 각 생물체의 초기 내부에너지

L_e : 연령 1 증가 시 감소되는 에너지

G_e : 자원 섭취 시 증가되는 내부에너지

E_e : 엘리트 보존전략에서 적용도가 높은 개체의 랜덤 이동시 부가하는 내부에너지

P_e : 원치 않는 자원 섭취 시 증가되는 에너지

L_i : 생존에 필요한 최소에너지

R_e : 생식을 위해 필요한 최소에너지

R_a : 생식을 위한 최소연령

R_p : 생식여부를 결정하는 확률

예로 4종류의 인공생물체(White, Red, Green, Blue)가 존재하는 것으로 하고, 이들 사이에는 환상식물연쇄의 모양(Fig. 1)을 하고, 자신이 요구하는 자원을 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 W를 생성하고, 이 자원 W는 생물체 Red가 요구하는 자원으로

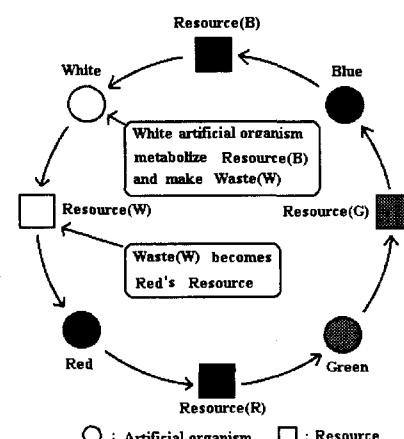


Fig. 1 A circular food chain of artificial organism

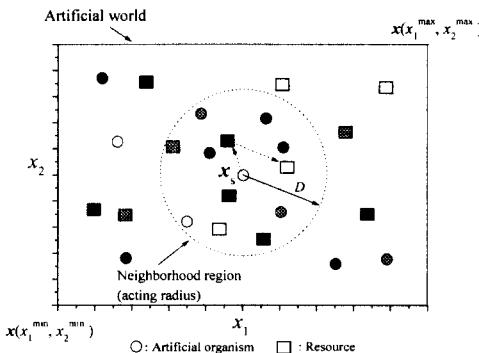


Fig. 2 Definition of neighborhood region

된다. 이와 같은 식물연쇄를 4종류의 생물체사이에서 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_i 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 x_1 , x_2 의 2개의 변수를 가지는 2변수 문제를 예로 근방영역의 정의를 나타낸다. 임의 생물체의 위치 x_s 를 중심으로 하는 유크리트 거리 D 이내의 공간을 그 점에 대한 근방영역 C 라 하면

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

단, D 는 생물체의 1세대에서 이동 가능한 범위이다. 이와 같이 정의된 근방을 생물체의 이동, 생식에 이용한다. 1세대에서 이동 가능한 범위 D 는 전세대에 있어서 D 를 일정하게 유지하는 방법과 식(2)와 같이 세대수가 증가함에 따라 D 를 동적으로 변화시키는 방법을 고려할 수 있다.

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

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

식 (2)와 같이 1세대에서 이동 가능한 범위 D 를 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 나은 최적해를 발견해 갑으로서, 세대수의 증가에 따라 국소해의 수렴 가능성을 감소시키면서 아울러 인공생명의 생명활동의 결과인 군집형성을 보다 좋게 하는 방법이다. 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 적용도가 높은 개체는 랜덤이동시에도 E_e 만큼의 에너지를 부가함으로서 적용도가 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 상대로서 선택했을 때, 식 (3)의 조건을 만족하면 생식여부를 결정하는 확률 R_p 에 기초하여 생식여부가 결정되고, 자신의 근방내의 여러 지점을 랜덤하게 검색하여 부모보다 적용도가 좋게 되는 지점에 새로운 생물체를 생성시킨다.

$$A, B \geq R_a, \quad A, B \geq R_e \quad (3)$$

2.3 지각시스템의 개량

Micro한 상호작용의 결과로서 시스템 전체의 macro한 자연발생적 군집(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. 다시 말해, 생물체 근방의 자원에 대해서, 현재의 지점과 그 지점과의 함수값의 차이를 그곳으로 이동하기 위한 비교기준으로 고려한다. 모든 생물체는 근방내의 자원 중에서 함수값이 가장 작은 자원으로 이동함으로서 함수값이 작은 해공간에 군집이 발생하기 쉽게 된다. 예를 들어 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 여러 자원의 함수값과 비교하여 자신보다 함수값이 가장 작게되는 자원으로 이동하여 가는 방법을 취함으로서 모든 인공생물체는 결국은 함수값이 작은 최소값(최적해)에 군집을 생성하게 되는 것이다.

2.4 인공생명 알고리듬

본 연구에서 제안한 인공생명 알고리듬을 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 경우에

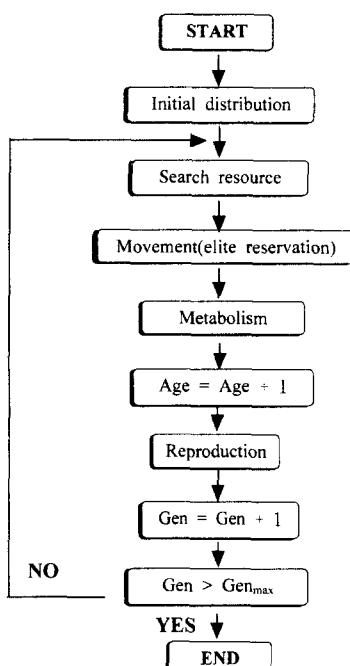


Fig. 3 Flow chart of artificial life algorithm

는 랜덤하게 그들 중 1개의 자원을 선택하여 이동하고 이들을 순차적으로 탐색하여 엘리트 보존전략을 이용하여 적응도가 높은 개체의 생존확률을 높인다.

(2) 근방에서 자원을 발견할 수 없는 경우에는 근방 내를 랜덤하게 이동하는데 적응도가 높은 생물체는 이동범위가 상당히 미소하여 적응도의 변화를 미소하게 하고, E_e 만큼의 내부에너지도 부여함으로서 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 알고리듬의 특징

인공생명 알고리듬이 종래의 최적탐색방법과 다른 점은 종래의 방법이 탐색공간의 한 점에서 그 다음 한 점으로 순차적으로 해를 구하여 가는 국부적 탐색(local search)인 일점 탐색(single point search)인 것에 비해, 유전알고리듬(Genetic Algorithm, GA)과 같이 해공간(solution space)에서 여러 점을 동시에 탐색하는 전역적 탐색(global search)인 다점 탐색(multi-point search)을 행한다는 점이다. 따라서 일점 탐색을 하는 종래의 방법보다도 다극점(multi-modal)문제에 있어서 국부수렴(local convergence)이 될 가능성성이 적다.⁽⁷⁾ 그리고, 본 알고리듬이 GA와 다른 점은 GA는 다봉성 함수와 같이 최적해가 복수개 존재하는 경우에도 모든 봉우리의 값을 탐색, 비교하여 단지 하나의 최적해를 찾는 데 비하여 본 알고리듬에서는 초기 랜덤하게 분포되어 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. 수치계산 예

3.1 함수의 정의

본 알고리듬의 유효성을 확인하기 위하여 아래에 정의하는 2차원 시험함수로 널리 이용되고 있는 Banana함수, Camel함수 및 다봉성 함수(multimodal function)에 대해서 최적해 탐색을 행

하였다.

1) Rosenbrock의 Banana 함수(Fig. 6)

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2) &= 100.0(x_2 - x_1^2)^2 + (1.0 - x_1)^2 \quad (4) \\ &\quad (-2.0 \leq x_1, x_2 \leq 2.0) \end{aligned}$$

이 함수는 하나의 전역적 최소해를 갖는다. 즉, $\mathbf{x}_{opt} = (1.0, 1.0)$, $f(\mathbf{x}_{opt}) = 0$ 이다.

2) Camel 함수(Fig. 7)

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2) &= (4.0 - 2.1x_1^2 + x_1^4/3)x_1^2 + x_1x_2 + (-4.0 \\ &\quad + 4.0x_2^2)x_2^2 \quad (-2.0 \leq x_1, x_2 \leq 2.0) \quad (5) \end{aligned}$$

이 함수는 국소해 4개와 다음과 같은 2개의 전역적 최소해 $\mathbf{x}_{opt} = \{(0.0898, -0.7126), (-0.0898, 0.7126)\}$, $f(\mathbf{x}_{opt}) = -1.0316$ 을 갖는다.

3) 다봉성 함수(multimodal function)(Fig. 8)

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2) &= (\cos 2\pi x_1 + \cos 2.5\pi x_1 - 2.1) \times \\ &\quad (2.1 - \cos 3\pi x_2 - \cos 3.5\pi x_2) \quad (6) \\ &\quad (-1.0 \leq x_1, x_2 \leq 1.0) \end{aligned}$$

이 함수는 4개의 국소해와 다음과 같은 4개의 전역적 최소해 $\mathbf{x}_{opt} = \{(0.4388, 0.3058), (0.4388, -0.3058), (-0.4388, 0.3058), (-0.4388, -0.3058)\}$, $f(\mathbf{x}_{opt}) = -16.0917$ 을 가진다.

3.2 함수 최적화

4종류의 생물체를 이용하여 최적해 탐색을 수행하였다. 한 세대동안의 생물체가 이동 가능한 범위는 D_0 를 1.0으로 하고, 식 (2)와 같이 자수 함수적으로 감소하는 방법을 선택하였고, 초기 세대의 생물체 수와 자원의 수는 각각 160개로 하였다. 실수 해공간 내의 4종류의 생물체와 자원은 각각의 자신의 현재의 위치에서의 좌표 값인 변수를 함수에 대입한 함수 값을 가진다. 생존에 필요한 최소내부에너지 이상을 가진 생물체가 함수의 최소 값을 구하는 최적화 문제에서 자신보다 함수 값이 적은 자원을 섭취하는 대사작용을 실행하는 것에 의해서 해의 적응도를 향상시키고, 동시에 주변에 자신보다 함수 값이 적은 폐기물을 생성시키는데, 이 폐기물은 다른 생물체의 자원이 된다. 엘리트 보존전략에 따라 함수의 최소값을 구하는 최적화 문제에서 함수 값이 적은 엘리트 생물체는 대사작용을 실행하지 않아도 일정량의 내부에너지를 섭취하게 함으로서 생존 확률을 높여서 엘리트 생물체들이 보다 나은 생물체를 생성시키는데 많이 참여할 수 있도록 유

도함으로서 최적화에의 보다 확실한 방향성을 부여하였다. 실수 해공간 내에서 생물체가 균방 내에 여러 자원(해 후보)을 만났을 때는 해의 정도가 좋은 자원을 선택하게 하였다. 세대수가 증가함에 따라 생식여부를 결정하는 확률 R_p 에 따라 새로운 생물체를 생성시킴으로서 개체수가 증가하기도 하고, 대사 작용을 실행하지 못하여 생존에 필요한 최소의 내부에너지를 유지하지 못한 개체들은 소멸됨으로서 개체수가 감소하기도 한다. 본 알고리듬을 수행하는데 있어서 파라미터의 값을 설정하기 위하여 다음과 같은 오차(error) 평가식을 도입하였다.

$$error = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^P \left| \frac{(\mathbf{x}_{opti} - \mathbf{x}_i)}{\mathbf{x}_{opti}} \right| \quad (7)$$

여기서 N 은 인공생물체의 상위 80%의 수, P 는 전역적 최적해의 수이고, \mathbf{x}_{opti} 는 최적의 변수값이다. Fig. 4는 모든 시험함수에 대한 각각의 파라미터 값의 변화에 대한 오차의 영향을 나타내고 있다. Fig. 4에 나타나 있는 것과 같이 R_p 와 L_e 는 생물체의 군집에 매우 중요한 영향을 미치는 파라미터이다. 특히 R_p 는 군집형상과 해의 정밀도에 가장 중요한 영향을 미치는 파라미터이다. R_p 의 값이 증가하면, 해의 정밀도는 향상되지만, 최적해에서의 군집의 형상은 좋지 않게 된다. Fig. 4에 나타낸 파라미터의 영향을 기초로 하고, 군집형상과 해의 정밀도를 모두 고려하여 선택한 본 알고리듬에서 사용된 파라미터 값을 Table 1에 나타내었다. 실제로 유망하다고 생각되는 생물체들이 함수값이 작은 해공간에 군집을 생성하고 있는지를 확인하고, 수렴정도를 판정하기 위하여 각 세대에 있어서 각 생물체 위치의 함수값과 전역적 최소해와의 차에 대한 제곱 평균을 식 (8)과 같이 정의한다. Banana 함수와 Camel 함수는 알고리듬을 2000세대까지 수행해도 충분히 엄밀한 해를 얻을 수 있지만, 다봉성 함수와 같이 많은 전역적 최적해와 국소해를 가지는 문제에 대해서는 3000세대까지 수행해야 엄밀한 해를 얻을 수가 있다. 수렴 판정의 기준으로서 식 (8)과 같은 제곱평균값이 원하는 해의 정밀도를 충분히 만족시키는 기준 값, 예를 들어 Camel 함수에 대해서는 0.00000003 이하가 되면 수렴한 것으로 하는 방법을 도입할 수 있다.

$$m(\mathbf{x}, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_{opt})]^2 \quad (8)$$

여기서, n 은 생물체의 총개수, $f(\mathbf{x}_{opt})$ 는 목적

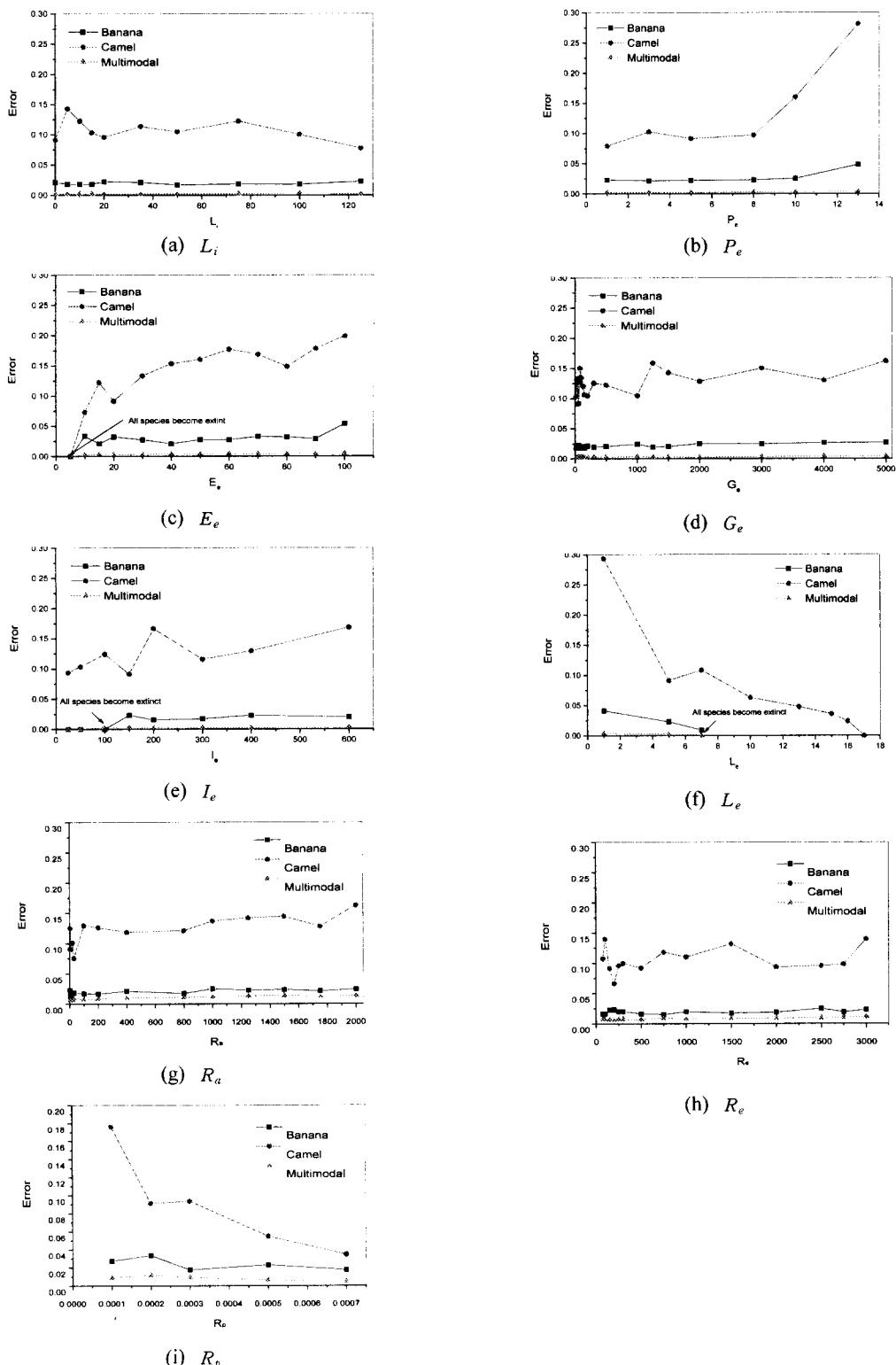
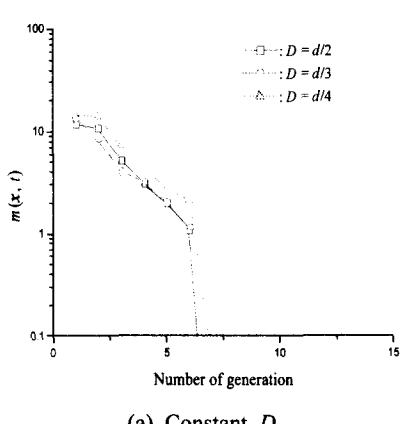
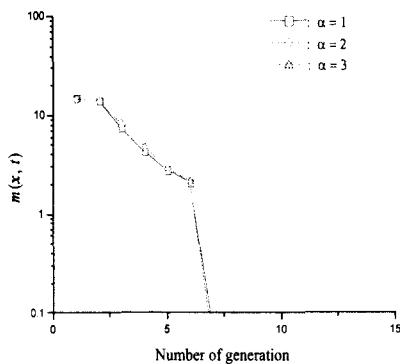


Fig. 4 Effect of each parameter value on error for each test function

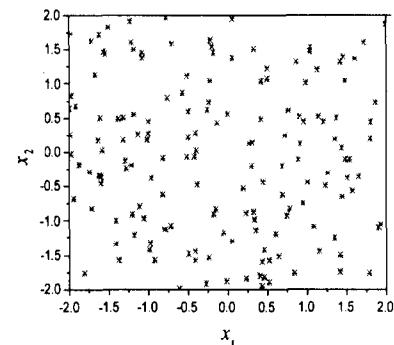
(a) Constant D (b) Dynamic change of D Fig. 5 Convergence characteristics by changing D

함수의 전역적 최소해이다.

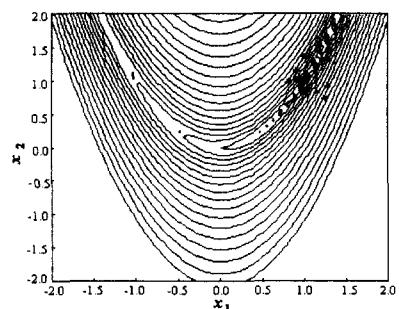
Fig. 5는 1세대에서 이동 가능범위인 D 의 변화에 따른 수렴특성을 식 (8)을 이용하여 나타내고 있다. Fig. 5(a)는 D 의 값을 실수해 공간의 전체폭 (d)의 $1/2, 1/3, 1/4$ 로 일정하게 했을 때, 각 경우에 대한 수렴특성을 나타낸다. 그림에서 일정 상수인 D 값이 작아질수록 세대의 경과에 따른 수렴속도는 다소 늦어짐을 알 수 있다. 그러나 D 값이 작아질수록 최적해의 정도와 최적해 주위의 군집형상은 보다 향상되었다. Fig. 5(b)는 Fig. 5(a)에서 가장 좋은 군집형상을 보이는 $d/4$ 를 초기값으로 하였을 때, 식 (2)의 α 값의 변화에 따른 수렴특성을 보이고 있다. 그림에 나타난 것과 같이 α 값의 변화에 따른 수렴특성에는 거의 변화가 없지만, Fig. 5(a)에서와 같이 α 값이 증가할수록 해의 정도와 최적해 주위의 군집형상이 보다 양호하였다. 이러한 특징을 바탕으로 하여 식 (2)의 파라미터들을 $D_0 = d/4, \alpha = 3$ 으로 설

Table 1 The used values of parameters

Symbol	Value	Symbol	Value
E_e	10	P_e	1
G_e	50	R_a	3
I_e	150	R_e	150
L_e	5	R_p	0.0005
L_i	125		



(a) Initial distribution



(b) Contour line and emergent colonization after 2000 generation

Fig. 6 Contour line and emergent colonization for banana function

정하였다. 이와 같은 방법으로 알고리듬을 수행한 후 최종적으로 생존하고 있는 생물체가 존재하는 장소의 함수 최소값은 3.1절의 각 함수들에 대한 전역적 최적해와 일치하였다. 인공생물체들이 생명 활동을 시작하여 최적해의 영역에 군집을 형성하는 과정을 Fig. 6~8에 나타내었다. Fig. 6(a)는 Banana 함수의 초기 생물체가 랜덤하게 분포되어 있는 모양을 나타내고 있다. Fig. 6(b)는 이후에 생물체가 점차적으로 최적해 주변으로 이동하여 2000세대 후에 생물체가 군집을 이루고 있는 상태를 해의 등고선과 함께 나타낸다.

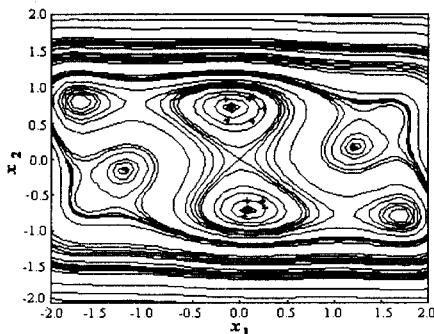


Fig. 7 Contour line and emergent colonization for camel function after 2000 generation

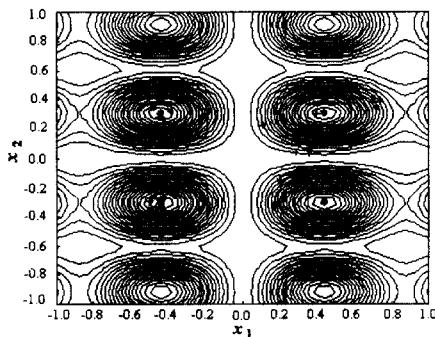


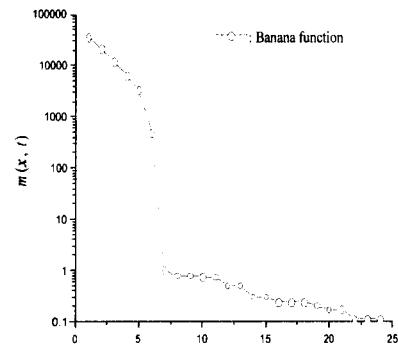
Fig. 8 Contour line and emergent colonization for multimodal function after 3000 generation

그림에서 알 수 있듯이 초기에 랜덤하게 분포되어 있던 생물체가 세대변화에 따라 점차적으로 최적해 주변에 군집을 형성하고 있음을 알 수 있다.

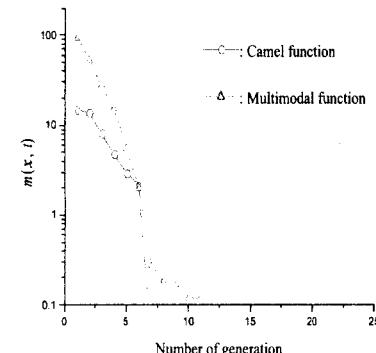
Fig. 7과 8은 각각 Camel 함수와 다봉성 함수에 대한 군집형상을 등고선과 함께 나타내었다. 그림에서 역시 최적해 주변에 군집이 형성되어 있음을 알 수 있다. 각각의 그림에서 군집을 이루고 있는 개체는 최종 생존 개체의 약 90% 정도가 군집을 형성하고 있다. 수렴판정의 기준으로 생물체의 총 개수 n 중에서 양호한 상위 80%의 개체에 대한 최소평균 제곱값을 식 (8)에 의해 구한 결과를 Fig. 9에 나타내었다. 그림에서 나타내듯이 모든 적용 함수에 대하여 비교적 작은 세대수에서 최적값에 빠르게 수렴해 가고 있으며, 함수값이 작은 공간에 생물체가 군집을 생성하고 있음을 알 수 있다.

3.3 기존의 방법과의 비교

본 방법의 유효성을 검증하기 위하여 모든 시험 함수에 대하여 함수의 기울기 값을 이용하여 최적



(a) Banana function



(b) Camel and multimodal function

Fig. 9 Convergence characteristics of colonization to optimum solutions

Table 2 Calculation results of camel function by Quasi-Newton method

Calculation results	Initial value (x_1, x_2)			
	(-1.5, 1.0)	(-1.5, 1.5)	(-1, 0)	(1, 1)
x_1	-1.7036	-1.7036	-0.0898	0.0898
x_2	0.7961	0.7961	0.7127	-0.7127
$f(x_1, x_2)$	-0.2155	-0.2155	-1.0316	-1.0316
	Local optimum	Local optimum	Global optimum	Global optimum

해를 탐색하는 준 Newton법과의 비교를 행하였다.

Banana 함수와 같이 하나의 최적해가 바로 국소해인 경우는 준 Newton법에서도 초기점의 설정에 관계없이 최적해에 바로 수렴하였지만, 4개의 국소해와 2개의 최적해를 가지는 Camel함수에서는 Table 2와 같이 초기점의 설정에 따라서 하나의 전역적 최소해 또는 하나의 국소해에 수렴하는 단

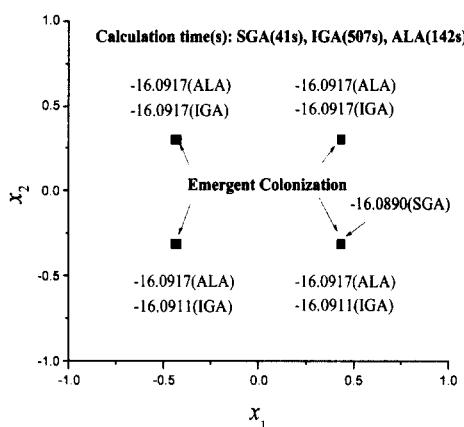


Fig. 10 Comparison of optimization result and calculation time for multimodal function

점이 있다. 또 식 (6)의 다봉성 함수를 이용하여 단순 GA(SGA)와 면역·유전알고리듬(Immune-Genetic Algorithm, IGA)에 의한 결과와 계산시간^(8~10)의 비교를 Fig. 10에 나타내었다. 계산시간은 SGA, ALA 및 IGA순으로 각각 41 s, 142 s 및 507 s이다. SGA는 계산 시간이 매우 빠르지만, 다봉성 함수에 대하여 하나의 최적해에만 수렴하는데 비하여, 본 방법은 4개의 전역적 최적해를 모두 찾고, 해의 정밀도도 SGA와 IGA에 비해 우수함을 알 수 있다.

4. 결 론

기울기정보를 근거로 하는 종래의 최적화방법에서는 초기점을 적절히 설정하지 않으면 다수의 국소해를 가진 함수에 대해서는 전역적 최적해를 얻지 못하고, 국소해에 빠질 가능성이 높지만, 본 방법에서는 다봉성함수에 대해서도 가능해 영역 내에서 전역적 최적해의 탐색과 균집의 형성이 가능함을 확인하였다.

본 방법은 함수값 만을 사용하고 있고, 요철성, 미분 가능성, 연속성 등의 가정을 필요로 하지 않기 때문에 보다 많은 문제에 대하여 적용이 가능할 것으로 생각된다. 아울러 유연하고 강력한 생물체와 같은 인공생명 알고리듬은 앞으로 보다 많은 분야에서 충분히 활용될 수 있을 것이다.

참고문헌

- (1) Langton, C. G. ed., 1989, *Artificial Life*, Addison-Wesley Publishing Company.
- (2) Hayashi, D., Satoh, T., and Okita, T., 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 알고리듬," 대한기계학회 '99 동역학 및 제어부문 학계학술대회 강연논문집, pp. 211~216.
- (6) 이윤희, 양보석, 1999, "인공생명 알고리듬에 의한 고속, 소폭 저널베어링의 최적설계," 유체 기계공업학회 '99 연구개발발표회 논문집, pp. 324~332.
- (7) 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.
- (8) Choi, B. G. and Yang, B. S., 1999, "Multi-objective Optimum Design of Rotor-Bearing Systems with Dynamic Constraints Using Immune-Genetic Algorithm," *Proc. of ASME Design Eng. Tech. Conf.*, VIB-8299, Sep. 12-15, Las Vegas, USA.
- (9) Choi, B. G. and Yang, B. S., 1999, "Multi-objective Optimization of Rotor-Bearing System with Dynamic Constraints Using IGA Algorithm," *Trans. ASME, J. of Engineering for Gas Turbine and Power*(be in press).
- (10) Yang, B. S. and Lee, Y. H., 2000, "Artificial Life Algorithm for Function Optimization," *Proc. of ASME Design Automation Conference*, DETC2000/DAC-14524, Sep. 10-13, Baltimore, Maryland, USA.