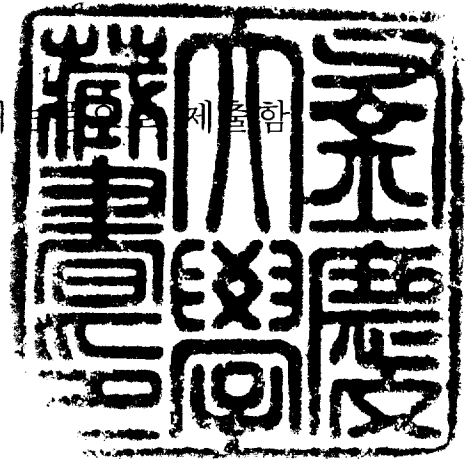


공학석사 학위논문

최적설계를 위한 향상된 인공생명 알고리즘의 개발

지도교수 양 보 석

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함



2002년 2월

부경대학교 대학원

기계공학과

송 진 대

송진대의 공학석사 학위논문을 인준함

2001년 12월

주 심 공학박사 안 두 성

위 원 공학박사 백 운 경

위 원 공학박사 양 보 석



목 차

Abstract	2
1. 서론	3
2. 인공생명(Artificial Life)	4
2.1 배경	4
2.2 창발	6
2.3 인공생명	7
3. 향상된 인공생명 알고리즘(Enhanced Artificial Life Algorithm)	11
3.1 기존 인공생명 알고리즘	11
3.2 랜덤터부법	14
3.3 조합알고리즘(EAL)	18
3.4 파라미터 설정	20
3.5 함수예제	27
3.6 적응적 파라미터	46
4. 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계	48
4.1 설계변수와 상태변수	48
4.2 최적화 문제의 공식화	49
4.3 계산 결과	53
5. 유체 엔진마운트의 최적설계	59
5.1 설계변수와 상태변수	60
5.2 최적화 문제의 공식화	62
5.3 계산 결과	63
6. 결론	67
참고문헌	68

Development of Enhanced Artificial Life Algorithm for Optimum Design

Jin-Dae Song

*Department of Mechanical Engineering,
The Graduate School
Pukyong National University*

Abstract

This paper presents a combinatorial method to compute the solutions of optimization problem. The present hybrid algorithm is the synthesis of an artificial life algorithm(ALA) and the random tabu search method. In the ALA for the function optimization, the emergent colonization is accomplished through the metabolism and the reproduction in the artificial world. The optimum solutions are found on the emergently colonized region. ALA can be applied to the irregular function and do not depend on the initial value. But, this ALA has demerits that after it is congregated, not only does the converge speed become very slow, but also the solution accuracy is not good. Moreover, how to decide the three major locations have a very important influence to the efficiency of ALA. So, to improve the efficiency of ALA, this paper applies the random tabu search method to ALA. Through it, the converging speed and accuracy can be improved, and ALA can be enhanced to have the distinguished efficiency. The developed algorithm is applied to optimization of high-speed short journal bearings and the performance is compared with the existing ALA. Finally the developed algorithm is used for optimum design of MR fluid mount used in car.

1. 서 론

인공생명(artificial life)이란 용어는 1987년 Langton이 주관한 제 1회 인공생명 workshop에서부터 시작되었다. Langton⁽³⁶⁾은

“자연계의 살아있는 시스템이 나타내는 거동을 모의하는 인공시스템에 대하여 연구하는 분야”

로 인공생명을 정의하였다. 인공생명의 기본적인 동기는 지구상에 존재하는 자연적인 생물체의 모델을 넘어서 가능한 생물체를 합성함으로써 더욱 넓은 생명의 영역을 탐구하고, 생명의 진정한 의미를 파악하는 데 있다. 궁극적인 목표는 생명의 논리적 형태를 추출하는 것이다.⁽²¹⁾

최적화를 위한 기존의 인공생명 알고리즘^(20,33)은 다수의 전역 최적해를 가지는 문제에서 다수의 해를 찾아주면서 다수의 전역 최적해를 탐색하는 면역·유전알고리즘(Immune-Genetic Algorithm, IGA)에 비해 빠른 탐색성능을 보인다. 그러나 단순유전알고리즘(Simple Genetic Algorithm, SGA)에 비해서 단일 전역해를 가지는 문제에 대해 수렴속도가 떨어지는 단점이 있다.

본 논문에서는 기존의 최적화를 위한 인공생명알고리즘의 이러한 문제를 개선하기 위해 기존 알고리즘의 탐색성능이 몇몇 과정에서의 위치선정에 중대한 영향을 받는 것에 기초하여 이러한 과정에 더욱 효율적인 탐색이 가능하도록 하나의 영역을 다수의 하부 영역으로 분할하여 탐색하는 랜덤터부탐색법(random tabu search method)⁽²²⁾을 적용하여 기존 알고리즘의 최적화 성능을 향상시켰다. 그리고 제안된 조합알고리즘을 소폭 저널베어링(short journal bearings)의 최적화 문제^(26,27)에 적용하여 계산시간과 정도의 향상을 검토하였고, 유체 엔진마운트(fluid engine mount)⁽²⁸⁻³¹⁾의 최적설계에 제안된 알고리즘을 적용하여 현저한 마운트의 성능을 개선할 수 있음을 확인하였다.

2. 인공생명 (Artificial Life)

인공생명의 가장 큰 특징은 합성적(synthesis) 접근방법에 있다. 즉, 개체 수준의 단순한 규칙들의 적용에 의해 인공생물체(artificial organism)와 환경과의 동적 상호작용(dynamic interaction)의 결과로 발생하는 시스템 수준의 복잡한 거동이 자발적으로 나타나는 현상을 말한다. 이를 창발(emergence)이라 한다.

자기복제, 적응, 진화 등 생명이 가지는 특징적 거동은 논리적 형태로 유도할 수 있으며, 인공생명에서는 생물체의 형태 자체보다는 그러한 논리적 형태를 인공적인 매체를 통해 재현해냄으로서 있을법한 생명(life-as-it-could-be)을 연구한다.

2.1 배경

Jon von Neumann은 자기복제(self-reproduction)하는 기계를 만들고자 하였다. 그는 그의 아이디어를 세포자동자(Cellular Automata, CA)를 이용하여 해결하려 하였고, 그의 사후에 Arthur W. Burks에 의해 출판되었다.⁽¹⁾ Neumann은 자기복제과정의 논리적 요소를 추출해내었고, 그의 동료였던 Burks는 다음과 같이 쓰고있다.⁽²⁾

“What kind of logical organization is sufficient for an automation to reproduce itself ? This question is not precise and admits to trivial versions as well as interesting ones. Von Neumann had the familiar natural phenomenon of self-reproduction in mind when he posed it, but he was not trying to simulate the self-reproduction of a natural system at the level of genetics and biochemistry. He wished to abstract from the natural self-reproduction problem its logical form.”

von Neumann은 초기의 사고실험에서 universal constructor를 생각하였다. Universal constructor는 만능기계이다. 따라서 자기 자신의 설계도(description)를 입력하면 자기 자신을 만들 수 있게 되는 것이다. 그리고 자신의 설계도(description copier)를 함께 입력시켜 둔다. 이렇게 함으로써 만들어진 기계는

다시 자기 자신을 복제할 수 있게 된다. 나아가 그는 이를 구현할수 있는 모델을 찾았다. 그리고 이에 대한 해결책으로 세포자동자(Cellular Automata, CA)를 생각했다. von Neumann은 29가지 상태를 취할 수 있는 20만개에 달하는 세포로 이루어져 있는 거대한 CA 격자를 구상하였다. 그의 CA 모델은 생명체가 가지는 본질적인 특징적 거동을 기계에 의해 이루어질 수 있다는 것을 보인 것이었다. 특히 자기복제는 어떤 방법을 사용하던지 기계의 설계도(description)에 포함된 정보를 기본적으로 다른 두 가지 방법으로 사용해야 한다는 것이다. 즉,

- 복제물을 만드는 일의 설명서(instructions)로서 해석되어 사용하고,
- 복제물에게 복사되어져 전달되는 해석되지 않는 데이터로 사용한다.

Burks의 인용문에서도 확인할 수 있듯이, 그의 작업은 DNA의 신비가 벗겨지기 이전의 것으로 자연은 그의 결론을 그대로 채택하고 있었다. 그의 연구는 생명의 특징적 거동으로부터 논리적 형태를 추출한 것으로, 이는 바로 인공생명이 추구하는 궁극적 목적인 것이다.

1987년 9월 미국의 로스앨러모스의 오펜하이머 연구센터에 160명에 달하는 컴퓨터 과학자, 문화 인류학자, 이론 생물학자, 집단 유전학자, 생화학자, 동물 행동학자, 그리고 어디에도 분류할 수 없는 소수의 과학자들이 모였다. 그들은 Christopher G. Langton에 의해서 주관된 “제 1회 인공생명 워크샵”으로 알려진 “Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Sysyems”에 인공생명이라는 공통의 주제로 모였다. Langton은 "Artificial Life"란 글을 통해 인공생명을 다음과 같이 정의하고 있다.

“Artificial Life is the study of man-made systems that exhibit behaviors characteristic of natural living systems.”

Langton은 제 1회 워크샵의 개최선언에서 인공생명은 지구 상에서 진화해 온 생물이라는 특정한 예에 한정되지 않고, 가능한 모든 형태의 생명(Life-as-it-could-be)을 설명하려는 시도이며, 여기에는 생·화학적 실험, 컴퓨터 모의 실험 그리고 순수한 이론적인 노력까지 포함된다고 하였다. 그 관심영역으로 분자적, 사회적, 진화적 규모에서 일어나는 과정들이 모두 연구 주제에 해당하며, 생물 유기체의 논리적 형태를 추출하는 것이 궁극적인 목표라고 하였다. “인공생명(Artificial Life)”이 하나의 학문분야로 시작된 것이다.

2.2 창발

19세기 영국의 철학자 H. G. Lewis가 최초로 이 창발(emergence)이라는 개념을 철학에 도입했다. 그리고 영국의 동물심리학자 C. Lloyd Morgan은 이 개념을 이용하여 생물진화의 역사에서 비약적으로 생물들이 진화하는 모습을 설명하였다.

Michael Polanyi는 우주를 계층구조, 즉 하부구조로부터 상부구조를 차례차례 만들어 가는 것으로 파악하고, 상부구조와 하부구조의 관계를 고려하였다. 상부구조의 거동은 하부구조의 거동으로부터 발생하지만, 하부구조의 규칙으로부터 완전히 설명되지 않는 창발된 것으로 보았다.

인공생명분야에서는 생명을 가장 복잡한 정보처리시스템으로 간주한다. 또한 복잡성(complexity)을 생명에서 근본적인 요소로 인식하고 있다. 그리고 복잡성의 중심에 창발이 있다.

자기조직화된 거시구조는 다시 작은 요소들에게 새로운 환경으로서 feedback을 일으킴으로써 작은 요소들이 보다 활발하게 거시조직을 구성하게 한다. 이렇게 해서 더욱 거대하고 조직적인 구조가 서서히 나타난다. 이러한 증폭적인 양의 feedback이 바로 진화이다.

국소적인 상호작용은 끊임없이 변하지만, 이 작은 상호작용으로 창발된 거시적인 구조는 거의 변화가 없다. 이 거시구조에는 질서와 무질서가 섞여 있다. 즉, 카오스(chaos)의 가장자리인 것이다.

생물은 질서도가 증가하는 영역을 유지시키는 능력이 있으며, 비록 제한적인 공간이지만, 최소한 그 영역에서는 열역학 제 2법칙이 적용되지 않는다.

Langton은 그의 CA 모델(loop)⁽³⁾에 λ 를 도입하였다. λ 가 취할 수 있는 값의 범위는 0과 1사이다. λ 가 낮으면 고정된 상태, 크면 기체등의 분자상태로 상상할 수 있다. λ 의 값이 적절하면 자동자(automata)는 생물에서처럼 복잡성이 최고에 이르고 엔트로피가 최적화되는 체제가 된다. 이것은 상 전이의 경계영역으로 기체등의 분자상태와 엔트로피가 너무 낮은 상태의 사이를 나타낸다. 생명은 이 전이의 경계에서 탄생할 수 있다.

Langton은 이러한 전이의 위치가 생물을 포함하는 복잡계의 가장 본질적인 특성이라고 확신했다. 바로 창발인 것이다.

2.3 인공생명

자연적 생물체는 모든 부분의 거동을 체계적으로 조직화하는 전체적인 규칙 없이 다수의 분자들의 조직화된 상호작용으로부터 창발한다.

생명은 개개의 거동들 사이의 모든 국부적 상호작용으로부터 창발하는 거동(behavior) 혹은 과정(process) 그 자체이다. 인공생명이 자연적 생명과 같은 거동을 만들어내는 데 채택되는 방법론은 Langton이 말하는 “botton-up” 방식이다. 인공생명에서 다루는 대상은 실재 자연적인 생명체, 유기분자로 만들어지는 wet-ware, hardware, software 그리고 철학적인 문제까지를 포괄하고 있다.

인공생명은 아직 학문적으로 정립되지 않은 분야이다. 인공생명에서 관심을 갖는 핵심적인 테마 중 일부로 자기복제(self-reproduction 또는 self-replication), 생명의 기원(origin of life), 자기조직화(self-organization)를 들 수 있다.

2.3.1 자기복제

자기복제는 이미 von Neumann에 의해 본격적으로 연구되기 시작했으며 C. G. Langton이 뒤를 이었다. Langton은 von Neumann의 CA모형을 간략화 하였다. Langton의 CA 모델에서 각 셀(cell)은 8개의 상태를 가질 수 있고, 94개의 셀로 구성되었으며 영문자 “Q”와 닮았다. 자기복제는 꼬리를 확장하여 복제물을 만들어 낸다.⁽⁴⁾

이 외에도 James Thatcher는 von Neumann의 자기복제 CA 모델을 단순화시켰다.⁽⁵⁾ E. F. Codd는 각 셀이 8개의 상태를 취할 수 있는 CA모델을 개발하였다.⁽⁶⁾ 이 모델은 C. G. Langton의 모델에 대한 출발점이었다.

2.3.2 자기조직화

DNA구조에 작은 변화가 발생하면 전체에 대단히 큰 변화가 일어난다고 과학자들은 믿어왔다. Kauffman만은 자기조직이라는 힘이 모든 종류의 복잡한 연결망에 작용하고 있다고 믿었다. 이러한 힘은 우연성을 제어 가능한 질서 있는 상태로 배열해 놓는다. 혼란으로부터 질서를 유도하는 전체를 체계적으로 통제하는 규칙이란 존재하지 않지만 분산된 각각의 국부적 상호작용들은 계 전체에 창발적 행동을 하가시킨다.

Kauffman은 DNA에도 자기조직이라는 힘이 작용하며, 유전자 스위칭 연결망에 지시를 내리는 것이 처음부터 상세하게 설계된 회로가 아니라 자기 조직의 힘이라고 주장했다. 자연계의 생물체란 바로 그러한 자연의 자기조직의 산물

이다. 따라서 어떤 인위적인 설계보다도 훨씬 복잡한 새로운 생물의 창조가 가능하다는 생각을 할 수 있을 것이다.

Kauffman은 CA와 비슷한 100개의 노드(node)로 이루어진 Bool 연결망(boolean networks)에서 시작하였다. 각각의 노드는 임의적으로 2개의 다른 전구에 연결되어 있으며, 그 전구들의 현재 상태가 다음 시간단계의 상태를 결정짓는다. 전구가 켜질지, 꺼질지를 지시하는 여러 가지 규칙 또는 Bool 함수 역시 임의적으로 정해져있다. 그는 스위칭을 결정하는 유전자들 사이의 관계를 알지 못하는 상태에서 16개의 Bool 함수 전부를 포함시켰다. 연결망은 곧 고정된 상태의 주기로 안정되는 모습을 보여주었다. 이는 연결망이 과거에 경험했던 것과 정확하게 동일한 상태로 돌아간다는 것을 의미한다.

카오스이론에서는 이처럼 되풀이되는 주기를 발생시키는 연결망 상태에 “주기적 끌개(periodic attractor)”라는 이름을 붙인다. 그것은 카오스적인 계를 인식 가능한 패턴으로 이끄는 힘이다.

이 힘은 생물계와 어떠한 연관이 있을까? 그리고 유전자 스위칭과는?

겉보기에는 복잡한 구조도 각각의 노드의 위치와 연결을 지시하는 세부적인 구조와는 큰 연관성이 없으며, 정작 중요한 것은 복잡한 국부적 반응에 의하여 야기되는 연결망의 전체적인 특성이라는 것이다.

Kauffman 모델은 자기 조직의 강력하고 지속적인 과정을 들여다 볼 수 있는 기회를 주었다. Kauffman이 주장했던 것은 세포의 분화에서 면역체계의 행동, 진화적 과정 그리고 생명 자체의 창발에 이르는 넓은 범위에 걸친 생물학적 현상의 영역에서 실제 작용하는 과정이었다.

2.3.3 생명의 기원

Kauffman은 생명이 RNA의 세계에서 탄생했다는 개념을 배격했다. 그 대신 Kauffman의 이론은 생명이 복제와 신진대사라는 두 가지 기능을 어떻게 생성시켰는가에 집중했다. Kauffman의 모델⁽⁷⁾은 독자적인 신진대사기능을 갖고 있었다. 이는 외부세계로부터 물질 및 에너지를 흡수해서 내부의 질서도를 유지·향상시킬 수 있었다는 점에서 확인할 수 있다.

Kauffman의 이론에서 원시 대기는 단순한 화학물질들로 채워지는데, 이 속에는 단량체(monomer)도 포함되어 있다. 이들의 반응을 통해 다양한 종의 중합체(polymer)가 나타나 촉매로서의 기능을 테스트받게 된다. 촉매로서 성공적인 기능을 하는 종들의 수가 점차 늘어나면 상 전이가 일어나고 하위 화학물질들이 폭발적으로 반응하여 모든 중합체를 형성한다. 이렇게 되면 “주기적

끌개”와 같이 중합체 형성의 반응은 더 이상 무질서한 상태가 아니라 전체적으로 그 계의 신진대사작용에 의해 일어난다. 이것은 살아있는 “자가촉매계”이다.

Kauffman의 이론은 도인 과머와 노먼 패커드의 인공화학모델에 영향을 주었고, 인공화학모델은 리처드 바질리에 의해 프로그램으로 구체화되었다. 이 프로그램은 Kauffman의 가설, 즉 인공 단량체와 중합체가 활발한 자가 촉매연결망을 탄생시킨다는 가설이 사실임을 입증하였다. 그러나 지구에서 생명이 어떻게 시작되었는지를 입증하지는 못하였다. 이는 신진대사의 진화를 모의실험한 것이 아니라, 실제로 신진대사를 일으킨 것이다.

바질리의 희망은 생명이 탄생하기 이전의 환경에서 다양성이 태어나는 과정을 인공적으로 재현할 수 있는 토대가 축적되면, “생명이란 필연적으로 태어날 수밖에 없는 것”이라는 Kauffman의 주장을 입증하는 확고한 근거를 마련할 수 있게 되리라는 것이었다.

이 외에도

■ Development

■ Differentiation

Evolutionary dynamics

■ Adaptive dynamics

■ Cooperation

■ Collective behavior

등 생명의 특징적 거동에 대해서 많은 연구가 이루어지고 있으며, 사회적 거동 및 생태학적 현상등도 연구의 대상이 되고 있다.

인공생명을 연구하는 데에는 다양한 모델들이 사용되고 있다. Charles E. Taylor⁽⁸⁾는 방법론에 따라서 다음과 같이 분류하고 있다.

1) Computer viruses : Eugene H. Spafford⁽⁹⁾에 의해 자연적 생명과의 비교가 이루어졌고, 그는 매우 근접해 있는 것으로 결론을 내리고 있다.

2) Evolving computer processes : C. E. Taylor는 이러한 모델에서 살아있는 것은 컴퓨터가 아니라, process 그 자체라는 것을 강조했다. Norman H. Packard⁽¹⁰⁾의 모델은 적응적인 거동(adaptive behavior)을 관찰하기 위한 모델로 2차원 이산 평면에 “bug”와 자원이 분포되어있고, 이동과 생식등을 수행한다.

3) "Biomorphs" and ontogenetically realistic processes : 발생학적인 부분은 아직도 많은 부분이 배일에 쌓여 있으며, 이에 대해서는 Dawkins의 "biomorph" programs⁽¹¹⁾과 Lindenmayer의 L-system⁽¹²⁾을 들 수 있다.

4) Robotics : 이는 하드웨어적인 접근방법에 해당한다. 한 예로 일본의 국제전기통신기초연구소(ATR)에서 진행되고 있는 “인공뇌” 프로젝트를 들 수 있다. 이 접근방법에서의 가장 큰 어려운 점은 자기복제의 능력을 가지게 하는 것일 것이다.

5) Autocatalytic networks : 자기복제와 같은 생명의 특성적 거동을 보이는 단순한 process들이다. 그 중 한 예는 hypercycle⁽¹³⁾로, 이는 기능적으로 연결된 자기 재생산하는 실체가 서로 접속된 연결된 망을 뜻하며, 실제 생물체에서와 마찬가지로 부분들이 일으키는 상호반응의 합 이상의 특정한 행동이 관찰된다. 이 외에도 Stuart Kauffman⁽¹⁴⁾, Farmer⁽¹⁵⁾, Rasmussen⁽¹⁶⁾등의 논문을 통해서도 그 예를 찾을 수 있다.

6) Cellular automata : Cellular automata⁽³⁾⁽¹⁷⁾는 유한개의 셀(cell)들로 구성되며, 각 셀들은 어떤 상태를 나타낸다. 이 셀들의 자신과 직접적인 이웃 셀들의 상태에 따라 변환규칙에 의해 지배된다. 변화는 기본적으로 모든 셀들에 대해 동시에 발생하는 것으로 가정된다.

7) Artificial nucleotides : 인공생명은 컴퓨터에 의해서만 구현되는 것이 아니라는 것은 앞에서 언급되었다. 실제 화학물질(지구상의 생물에 필수적인 polymer와 같은 것들)들을 이용하는 방법이다. 1960년대의 Spiegelman⁽¹⁸⁾등에 의한 실험을 들 수 있고, 현재의 분자생물학에 있어서의 발달은 더욱 흥미로운 실험들을 가능하게 했다⁽¹⁹⁾.

8) Cultural evolution⁽⁷⁾ :

“인공생명”은 학제간 학문으로 C.G. Langton에 의해 1987년에 제 1회 인공생명 워크샵이 열린 이래 Artificial Life라는 말을 사용하는 학회가 미국과 유럽 등에서 개최되고 있다. 다수의 저널이 발간되는 등 그 연구의 양적인 확대가 있었음을 알 수 있다. 또한 경제분야등에서의 응용연구가 이루어지고 있다.

3. 향상된 인공생명 알고리즘(EALA: Enhanced Artificial Life Algorithm for function optimization)

3.1 기존의 함수최적화를 위한 인공생명 알고리즘

기존의 함수최적화를 위한 인공생명알고리즘(ALA)⁽²⁰⁾은 자연계의 생태계를 모델링하여 인공세계 내에 2종 이상의 인공생물체가 다수 존재하여 대사(metabolism)와 생식(reproduction) 그리고 이동(movement)을 통해 최적해가 있는 위치에 창발적 군집을 형성시켜 형성된 군집에 의해 집중탐색을 함으로써 해의 정도를 높이는 확률탐색 최적화기법이다.

이 모델에서는 두 가지의 단순한 규칙에 의해 각 개체는 통제되고, 최적해를 포함하는 영역에 군집이 창발적으로 형성하게 된다. 하나는 먹이연쇄관계이고, 다른 하나는 새로운 위치선정에 있어서 더욱 우수한 적응도를 가지는 위치만을 선정하는 것이다.

먹이연쇄관계는 인공개체와 다른 개체를 포함하는 환경과의 동적 관계를 규정지어주는 규칙이다. 함수 최적화에 사용되는 개념은 다음 설명과 같은 환상먹이연쇄구조(circular food chain)⁽²¹⁾로서 설명이 되어진다.

인공세계(artificial world)는

$$x_i^{\min}, x_i^{\max} \in R^n (i=1, 2, \dots, n) \quad (3.1)$$

을 상, 하한으로 하는 공간으로 정의하고, 이 공간에는 자원(resource)이 존재하고, 인공생물체라 불리는 몇몇 “종족”의 생물체가 살고 있다고 가정한다. 예로 4종류의 인공생물체(White, Red, Green, Blue)가 존재하는 것으로 하면, 이들 사이에는 Fig. 3.1과 같은 환상먹이연쇄관계가 있으며, 자신이 요구하는 자원은 이 관계에 의해 결정된다.

생물체가 자신이 원하는 자원을 섭취하여 대사를 실행하면 내부에너지를 규정량 G_c 만큼 증가시키고, 대사를 실행한 후에 자신 근방의 랜덤한 장소에 폐기물(waste)을 생성한다. 이 폐기물은 환상먹이연쇄구조에 따라 다른 생물체에

대한 자원으로 된다.

다음으로 새로운 위치선정에 대한 규칙은 형성되는 창발적군집을 최적해가 존재하는 곳으로 유도하게 된다.

이러한 과정을 통해 개체들은 적응도가 우수한 영역에 창발적 군집을 이루게 된다. 따라서 최적해 근방에 창발적 군집을 이루게 되고 형성된 군집에 의해 집중탐색의 효과를 얻을 수 있다. 그 결과로서 정도가 높은 해를 얻을 수 있다.

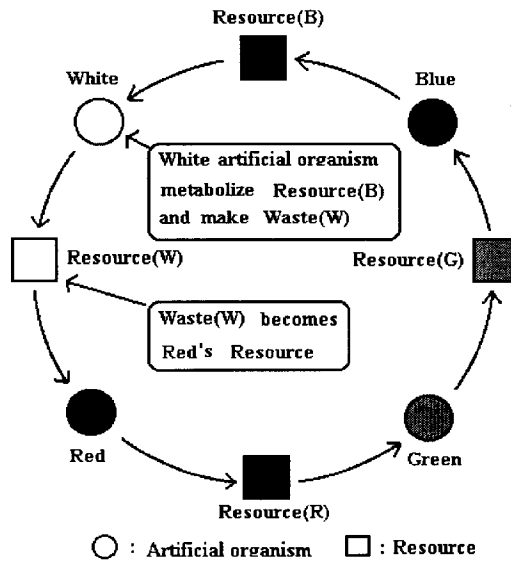


Fig. 3.1 Circular food chain of artificial organisms⁽³⁹⁾

기본적으로 해의 정도는 군집의 밀도에 크게 의존한다. 이는 높은 밀도는 고도의 집중탐색을 의미한다. 따라서 군집의 낮은 개체밀도에서 높은 해의 정도를 얻기 위해서 많은 세대를 수행해야 한다.

최적해가 존재하는 곳에 군집형성을 얼마나 빠르게 하는가가 ALA에 있어서 최적화 성능을 좌우하는 1차적 요인이다. 또한 개체밀도가 얼마나 높은가가 해의 정도를 결정하는 중요한 관건이 된다. 이는 집중탐색의 효율을 결정하며 동시에 높은 해의 정도를 의미한다.

군집형성의 시기와 개체 밀도는 기본적으로 다음 3가지 중요한 과정에 의존한다. (Fig. 3.2)

첫 째 (M) : 대사에 의한 폐기물의 폐기위치를 선정하는 방법.

둘 째 (R) : 생식에서의 자손의 초기위치를 선정하는 방법.

셋 째 (V) : 개체의 랜덤이동에 있어서 새로운 위치의 선정방법.

결국 이러한 세 가지 요인이 최적화 수행성능에 결정적인 영향을 끼치게 된다. 궁극적으로 새로운 위치를 얼마나 효율적으로 선정하는가가 주요한 문제가 된다.

Fig. 3.2는 예로 인공세계를 정의하는 2차원 영역내에 2종족(3각형과 4각형)의 인공생물체들과 자원이 각각 3개씩 있다고 가정하고, 4각형의 개체가 대사와 랜덤이동 그리고 생식과정에서 선택할수 있는 위치(⊠)를 표현한 것이다. 점선으로 된 원은 4각형 개체의 근방영역과 먹이를 향해 이동했을 때의 근방영역을 각각 의미한다. 실선의 원은 최적점(●)에 대한 등고선을 표현하고 있다.

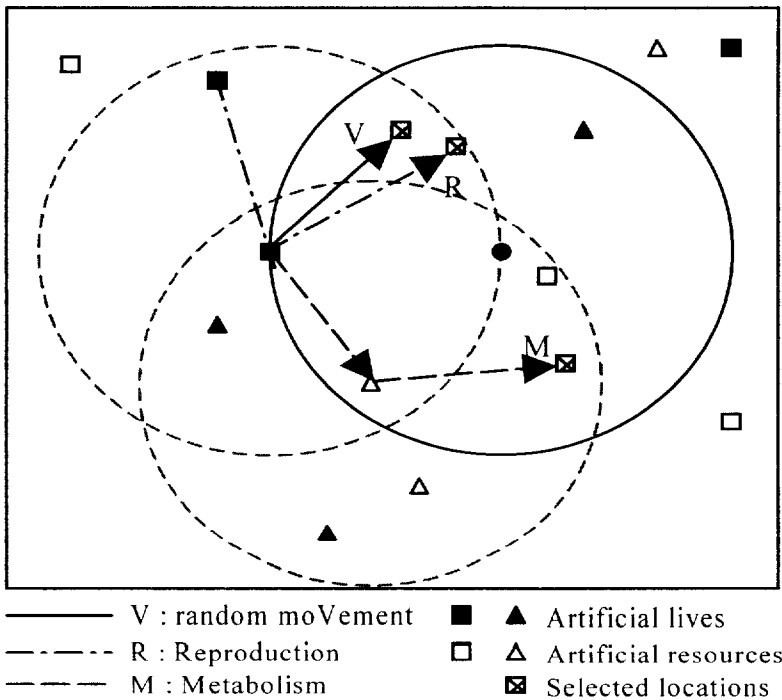


Fig. 3.2 Important factors to effect on the efficiency of optimization

ALA에서는 이러한 세 가지 과정을 각 개체의 근방영역을 식 (3.1)과 같이 정의하고 근방영역내에 랜덤한 위치를 선정하는 방법을 채택하고 있다. 그러나 이러한 과정이 더욱 효율적으로 이루어진다면 최적화 성능은 더욱 향상될 것이다.

근방영역⁽⁴⁾ C 는

$$C = \{ \mathbf{x} \in \mathbf{R}^n \mid \| \mathbf{x} - \mathbf{x}_s \| \leq D \} \quad (3.1)$$

$$D = D_0 e^{-(t/T)\alpha} \quad (3.2)$$

이며, D_0 는 “반경초기치”로 최초에 전영역을 근방영역으로 둘 수 있도록 설정하며, $\mathbf{x}_s$ 는 자기자신의 위치, T 는 수행할 최대 세대수, t 는 현재의 세대, α 는 근방영역을 세대가 거듭되면서 지수적으로 감소시킬 “반경인자(radius factor)”이다.

기존 인공생명알고리즘(ALA)에서는

- (1) 초기치에 대한 의존성이 없다.
- (2) 목적함수에 대한 함수값 이외의 정보를 요하지 않는다.
- (3) 국부해에 빠지지 않고 전역적 최적해를 탐색할 수 있다.
- (4) 특히 다수의 최적해를 동시에 탐색할 수 있다.

등의 우수한 특징을 가지고 있다.⁽²⁰⁾

그러나 다수의 최적해가 존재하는 문제의 경우 IGA(Immune Genetic Algorithm)에 비해 우수한 탐색성능을 보여주고 있지만, SGA(Simple Genetic Algorithm)보다는 우수한 해를 얻기 위해 많은 시간을 요하는 것을 알 수 있다.

3.2 랜덤터부탐색법 (Random Tabu Search Method, R-Tabu법)

Hu는 Glover가 고안한 Tabu탐색법을 개량하여 R-Tabu법을 제안하고, 그 방법을 일반적인 구속조건이 있는 최적화문제에 적용하였다. 랜덤터부탐색법(R-Tabu법)⁽²²⁾에서는 새로운 step수 N_s , count수 N_c 의 2개의 정수를 정의한다. Step수는 탐색하고자 하는 근방영역의 개수이고, count수는 하나의 근방영역을 탐색하는 횟수의 상한치를 나타낸다. 탐색과정은

- 1) 제약조건을 만족하는 임의의 $\mathbf{x}_0$ 를 제 1차 근사해(초기치)로 설정한다.
- 2) $\mathbf{x}_0$ 주위에 근방영역 $N(\mathbf{x}_0, h_i)$ 을 Fig. 3(a) 및 (b)와 같이 설정한다. 여기서 $h_i (i = 1, \dots, N_s)$ 는 step폭, N_s 는 step수이다. 제안하는 알고리즘(EALA)에서는 최외곽 step영역을 식 (3.2)로 주어지는 근방영역으로 한다. 즉 $h_1 = D$.

3) 각 step내에서 불규칙하게 선정된 점의 $f(\mathbf{x})$ 가 $f(\mathbf{x}_0)$ 보다 작으면, 그 점을 step내의 최소점 $\mathbf{x}_{save(1)}$ 으로 기억하고, $f(\mathbf{x})$ 가 $f(\mathbf{x}_0)$ 보다 크면, $f(\mathbf{x})$ 가 $f(\mathbf{x}_0)$ 보다 작은 점이 선정될 때까지 count수만큼 반복한다(Fig. 3.3(c)). 이 과정을 모든 step에서 수행하여 각 step에 대한 후보해 집합

$$\mathbf{x}_{saves} = \{ \mathbf{x}_{save(i)} \mid \mathbf{x}_{save(i)} \in N(\mathbf{x}_0, h_i), i = 1, \dots, N_s \}$$

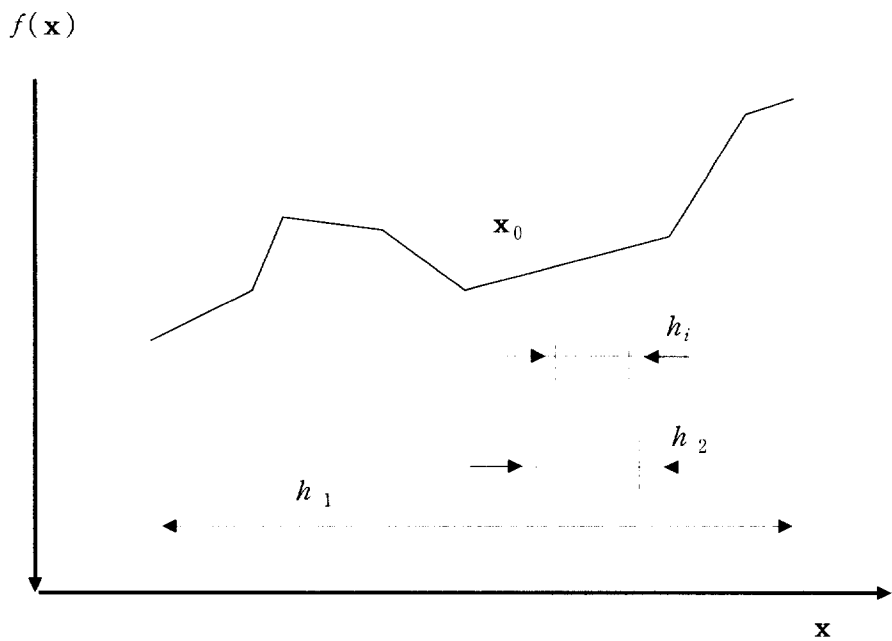
를 구한다.

4) $\mathbf{x}_{saves}$ 중 $f(\mathbf{x}_{save(i)})$ 를 최소로 하는 $\mathbf{x}_{save}$ 를 2차 근사해 $\mathbf{x}_1$ 로 한다(Fig. 3.3(d)).

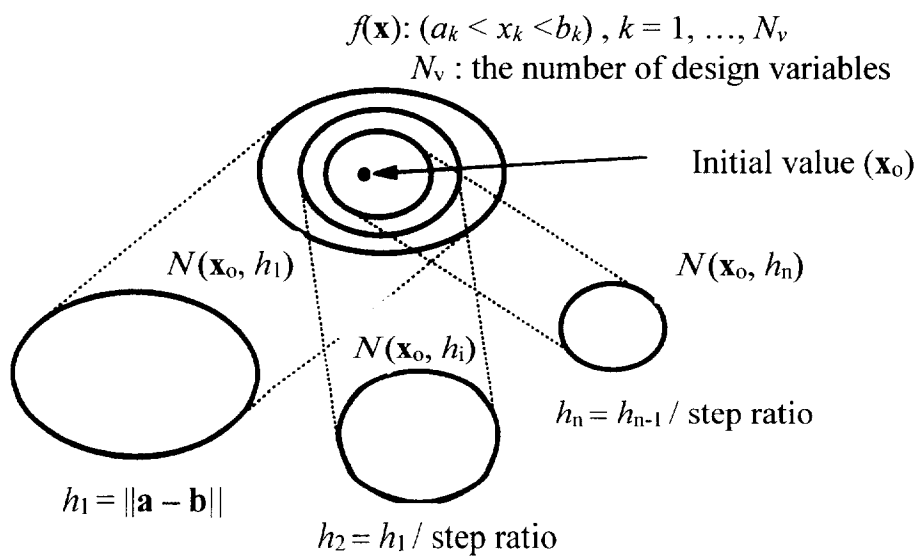
5) 1) ~ 4)까지의 과정을 최대 반복회수 만큼 반복한다.

이 방법의 특징^(23,24)으로는

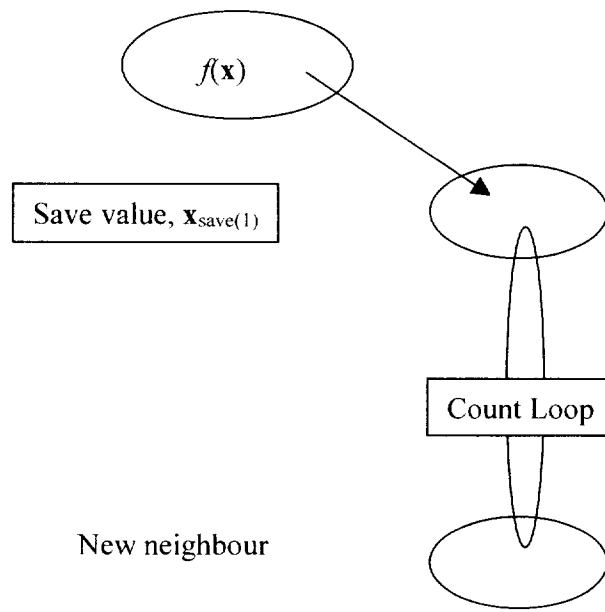
- 1) 탐색영역을 크기가 다른 여러 영역으로 분할해서 탐색을 하기 때문에 맹목적인 탐색을 피할 수 있고, 따라서 탐색에 필요한 횟수를 줄일 수 있다.
- 2) 랜덤탐색을 하기 때문에 국소적 최적해에 빠지는 것을 막을 수 있고, 전역적 최적해를 구하는 것이 가능하다.
- 3) 다른 최적화 방법과 조합하여 사용함으로써 정도가 보다 좋고, 최적해에 도달하는 수렴속도를 더욱 향상시킬 수 있다.



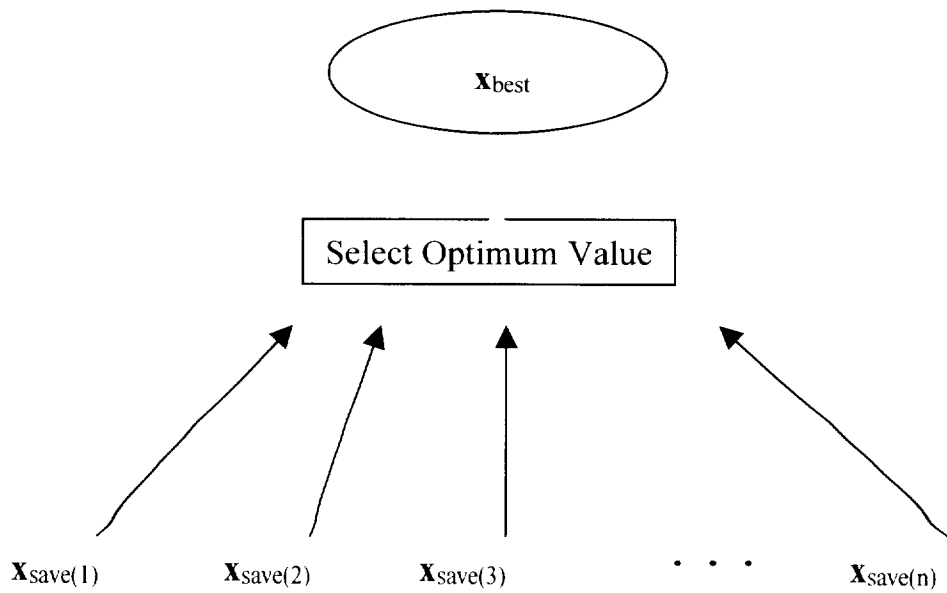
(a) Set neighbour



(b) Initializing Neighbor



(c) Comparing



(d) Selection and setting new value

Fig. 3.3 Flowchart of random tabu search method⁽⁷⁾

3.3 조합 알고리즘(EALA, Enhanced Artificial Life Algorithm for function optimization)

앞에서 언급하였듯이 ALA에서는 3단계에서의 위치선정방법이 최적화 성능에 결정적인 작용을 한다. 이에 EALA에서는 근방영역을 여러 step으로 나누어 탐색을 수행하는 R-Tabu법의 장점을 도입하여 탐색성능을 높이려고 시도하였다. 이를 구체적으로 설명하면, 새로운 위치선정이 근방영역 내에서 최적점에 가장 가까운 step영역에 이루어지므로 군집의 형성이 더욱 빠르게 이루어지고, 또한 개체밀도가 높아지게 된다. 특히 최적점 근방에 군집을 형성해가면서 적응도가 우수한 상위 개체들은 반경이 가장 작은 step에서 정밀한 탐색을 수행하게 되므로 해의 정도가 우수해진다. 또한 군집의 외곽에 존재하는 즉, 군집에 속해있으나 최적점으로부터 상대적으로 멀리 떨어져 있는 개체들도 최적점에 가까우면서 반경이 큰 step 내에 자원을 만들게 되므로 자원의 분포가 최적점에 가깝게 밀집하게 되고, 개체들은 자원을 향해 이동하여 조밀한 군집의 형성이 가능하게 된다. 그러므로 제안된 알고리즘은 군집형성 및 최적해로의 수렴속도가 빠르고 높은 개체밀도에 의한 정밀한 탐색이 가능하게 된다.

EAL의 흐름도는 Fig. 3.4와 같고 조합된 알고리즘을 설명하면 다음과 같다.

- 1) 초기설정에 기초하여 초기화를 수행한다. 각 종족에 대해 같은 수의 생물체를 해 공간에 랜덤하게 배치하고, 각 생물체의 초기내부에너지 I_0 를 부여한다. 각 종족에 대해 개체 수와 같은 수의 자원을 생물체가 존재하지 않는 장소에 랜덤하게 배치한다.
- 2) 생물체는 식 (3.1)에 의해 정의되는 자신의 근방영역내에 존재하는 자원을 탐색한다.
- 3) 자원이 탐색되면 가장 가까운 곳에 위치한 자원으로 이동하여 대사를 실행한다. 자원섭취에 대한 에너지 G_e 만큼 내부에너지를 증가시키고 폐기물을 근방영역내에 폐기한다. 이 때 위치선정방법은 근방영역을 여러 개의 step들로 나누어 각 step에 대해 랜덤한 점을 선택하여 현재의 적응도보다 우수한가를 평가하고 우수한 점이면 후보로 선정하고 아니면 새로운 점을 선택한다. 모든 step에 대해 얻어진 후보들을 비교하여 이들 중 가장 우수한 적응도를 가지는 점을 폐기물의 폐기위치로 선정한다(R-Tabu법 적용).
- 4) 근방에서 자원을 발견할 수 없는 경우에는 근방 내를 R-Tabu법을 적용하여 이동하며, 적응도가 높은 개체는 이동하지 않고 E_0 만큼의 내부에너지를 얻는다.

- 5) 생물체의 연령과 전체 세대를 1만큼 증가시킨다.
- 6) 생식을 실행한다. 생식가능한 연령 R_a 이상이 되고 생식에 필요한 최소에너지 R_e 이상의 내부에너지를 가지는 각 개체는 자신과 동종의 인공생물체를 근방영역내에서 가장 가까운 개체로 선택하고 동일한 조건을 만족하면 복제확률 R_p 에 따라 복제를 하게 된다. 태어난 자손의 초기위치는 부모개체 각각의 위치에 대한 근방영역내에서 R-Tabu법을 적용하여 결정하게 된다.
- 7) 내부에너지를 L_e 만큼 감소시켜, 내부에너지가 L_i 이하인 생존불가능한 생물체를 소멸시킨다.
- 8) 2)~7) 과정을 최대세대수만큼 반복한다.

여기서 R-tabu법을 이용할 때, 3.2절에서 설명된 R-tabu법의 1)~4)까지의 과정을 한번만 수행한다. 이는 인공생물체가 창발적 군집에서 벗어나는 자원 및 개체를 생성할 가능성을 배제하려는 의도에서이다.

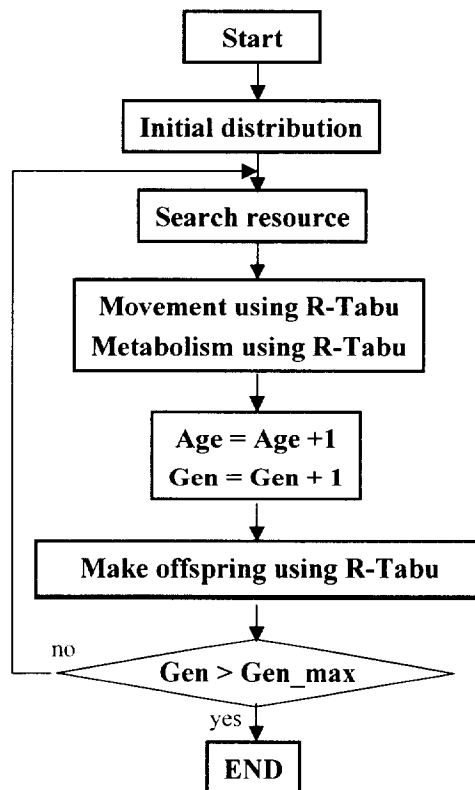


Fig. 3.4 Flowchart of combined algorithm

3.4 파라미터의 설정

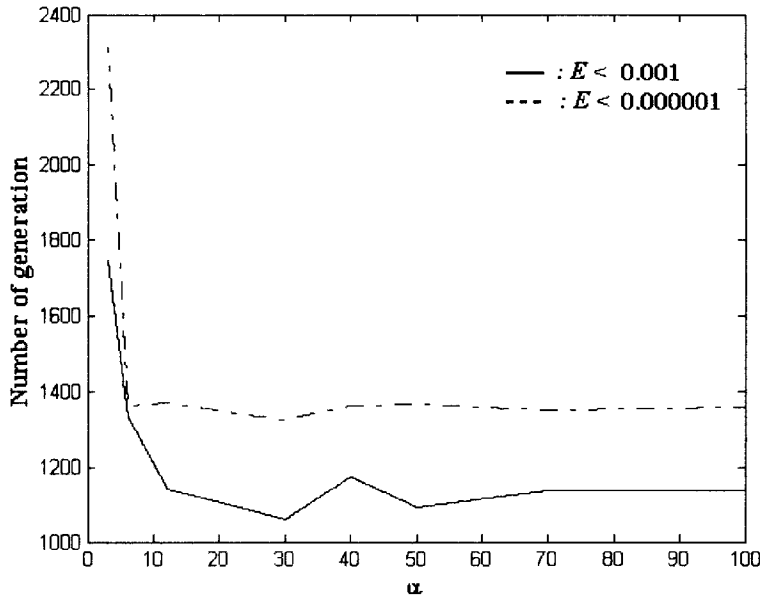
R-tabu법을 도입함으로써 ALA의 내부 파라미터들에 R-tabu법의 내부 파라미터까지 더해지게 된다. R-tabu법이 독립적으로 존재하지 않고 조합된 상태에서 파라미터의 적절한 선정이 필요하고 이에 대한 검토가 필요하다. ALA의 파라미터는 문헌 (20)를 인용한다.

3.4.1 반경인자 α 의 영향

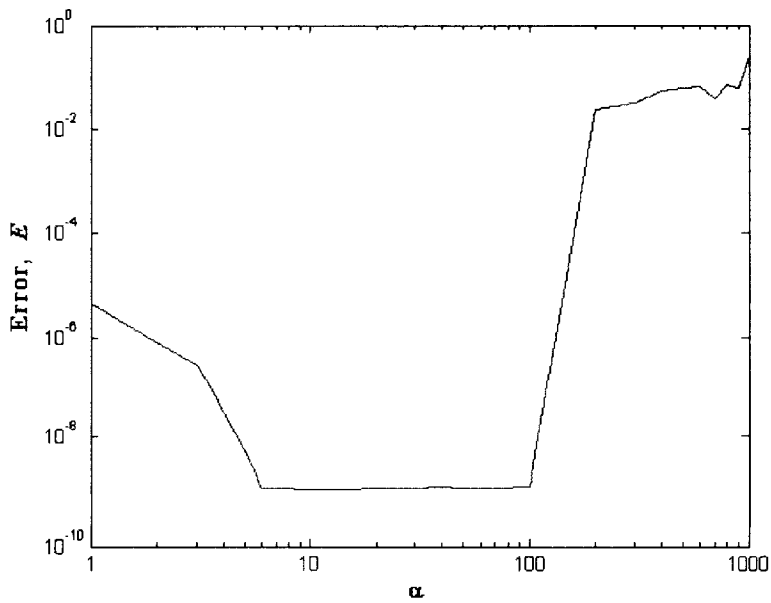
Fig. 3.5는 3.5절의 3번째 예제함수로 주어지는 변수분리형 함수를 이용하여 1세대에 이동 가능한 범위를 나타내는 식 (3.2)에서 α 의 변화에 따른 규정된 오차

$$E = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^P \left| \frac{(\mathbf{x}_{opt,i} - \mathbf{x}_j)}{\mathbf{x}_{opt,i}} \right| \quad (3.3)$$

에 수렴하는 세대수와 3,000 세대에서의 오차를 나타내고 있다. 여기서 N 은 전체 인공생물체의 수, P 는 전역적 최적해의 수이고, $\mathbf{x}_{opt}$ 는 최적의 변수값이다. Fig. 3.5(a)에서 α 가 작은 영역에서는 α 가 클수록 규정된 오차에 수렴하는 세대수가 급격히 감소하고, $E < 0.001$ 에서는 α 가 12 이상, $E < 0.000001$ 에서는 α 가 6 이상의 영역에서는 거의 일정한 경향을 보이고 있다. 이는 α 가 커질수록 더욱 낮은 세대에 근방영역을 좁혀 초기에 빠른 수렴을 가능하게 하지만, 세대가 거듭되어 군집이 일정한 정도의 범위 내에 들어오게 되고 최대 반경이 상당히 줄어든 상태에서는 이를 다시 N_s 개의 step으로 나눔으로 α 의 영향이 나타나지 않기 때문이다. 오히려 α 가 어느 이상 크게되면, 오차가 다시 증가하는 것을 Fig. 3.5(b)를 통해 확인할 수 있다. 이는 과대하게 큰 α 는 초기 국부 최적해에 수렴된 개체들이 빠져 나오지 못하게 하는 원인이 되기 때문이다. 따라서 $7 < \alpha < 100$ 의 범위의 α 를 선택하는 것이 적절하다. 여기서 초기값 D_0 는 1.0으로 하였으며, 이 값은 영향을 미치지 않는다.



(a) Number of generation



(b) Error after 3,000 generation

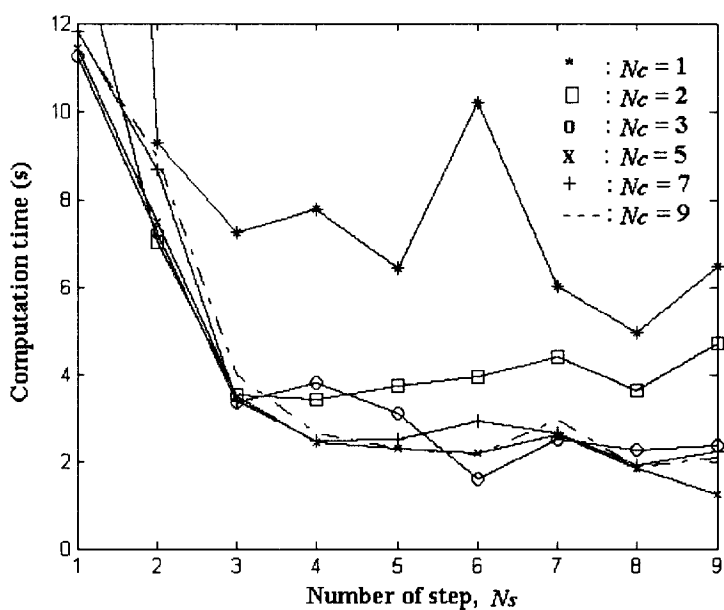
Fig. 3.5 Effect of parameter α

3.4.2 Step수와 Count수의 영향

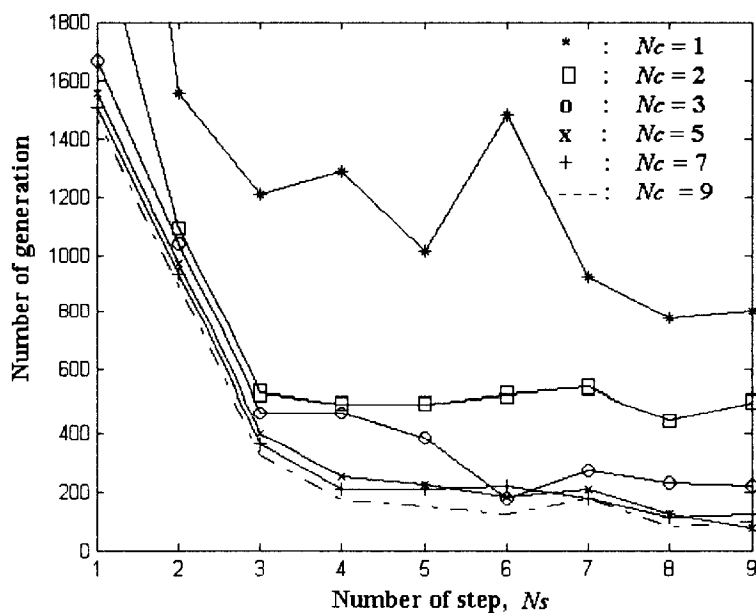
Fig. 3.6은 R-Tabu법의 파라미터인 step수 N_s 및 count수 N_c 가 계산시간 및 수렴정도에 미치는 영향을 나타낸다. Count수 N_c 가 1인 경우, 각 step에서 시행하는 탐색회수가 적어서 각 step에서의 탐색성공률이 낮다. 이는 특히 N_s 가 작을 때 각 세대에서 탐색을 실패하고 지나치는 개체가 많아짐을 의미한다. 결국 적응도가 낮은 개체들이 충분히 수렴하기 전에 근방영역이 급격히 좁아진 상태가 되어 정도의 커다란 개선을 기대할 수 없게 되며, 하위개체에 크게 의존하는 오차를 매우 증가시킨다. 그러나 N_c 가 2이상이 되면 탐색성능이 크게 변화하지 않고, 이는 대부분의 탐색에서 3회를 전후로 탐색이 성공되고 있음을 알 수 있다.

이를 구체적으로 살펴보면, 시행된 함수와 같은 2 변수 문제의 경우 확률적으로 각 개체를 지나는 가상의 등고선은 확률적으로 최적해가 있는 곳을 향해 오목한 형태가 될 가능성이 크다. 각 step에 있어서 한번의 랜덤탐색으로 탐색에 성공할 확률은 step영역에 대한 적응도가 우수한 영역의 비로서 고려될 수 있고, N_c 회 시행에서 탐색에 성공할 최대확률은 이산형 확률분포함수의 하나인 기하분포를 따르며 $\sum_{i=0}^{N_c-1} p q^i$ 와 같이 결정될 수 있다. 여기서 q 는 실패할 확률이고, p 는 각 step 영역에 대한 적응도가 우수한 영역의 비로서 정의될 수 있는 각 시행에서의 탐색 성공확률이다. 예를 들어 최적점에 대해 진원의 등고선을 가지고 있으며 특정 개체의 전체 근방영역의 경계가 최적점을 지난다고 가정할 때(Fig. 3.2), 이 개체가 최외곽 step에서 탐색에 성공할 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 올라간다. N_c 가 2이상이 되면 성공확률이 대략적으로 50% 이상이 됨을 알 수 있다. 또한 N_c 가 3이 되면 성공확률이 70%를 상회하고 있다. 그러나 상대적으로 그 이상의 N_c 의 증가는 성공확률의 급격한 증가를 보이지 않는다. N_c 가 3 이상일 때, 높은 성공확률에 의한 탐색의 성능은 Fig. 3.6 에서 확인할 수 있다.

Step수 N_s 가 1이면, R-tabu법을 사용하지 않은 경우와 같고, 따라서 EAL의 성능향상을 기대할 수 없다. N_s 가 증가하게 되면 근방영역을 더 많은 영역으로 나누게 되므로 의도한 바인 R-Tabu 법의 효과를 증대할 수 있다. 그러나 N_s 가 5 이상의 경우에는 그 성능의 차이를 보이지 않는데, 이는 N_s 가 큰 경우 내부의 작은 step들은 세대수가 증가함에 따라 그 영역이 극단적으로 줄어들



(a) Computation time



(b) Number of generation

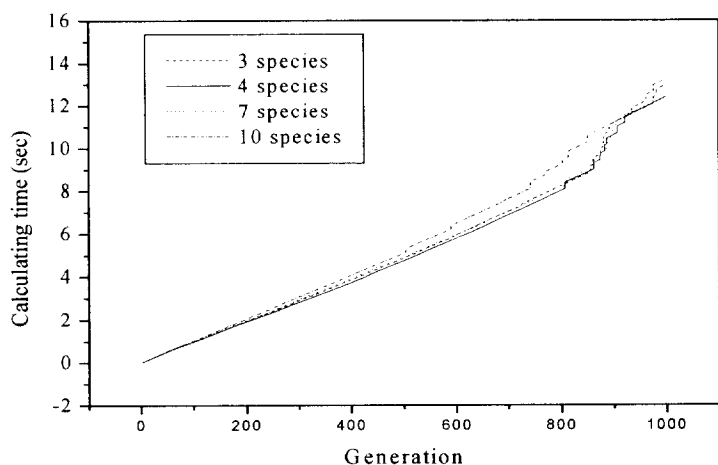
Fig. 3.6 Effect of step and count numbers

어 해석적으로는 의미가 있으나, 컴퓨터상에서는 적응도가 모두 같은 값이 되어 평가가 이루어지지 않는다. 또한 무의미한 step들이 증가하게 되어 성능을 저하시키는 원인이 된다. 여기서 무의미한 step이란 군집이 이미 최적해 근방에 이루어져 있지만, 근방영역은 군집을 훨씬 능가할 수 있고, 이 때 외곽의 step들은 의미 없는 step들이 된다.

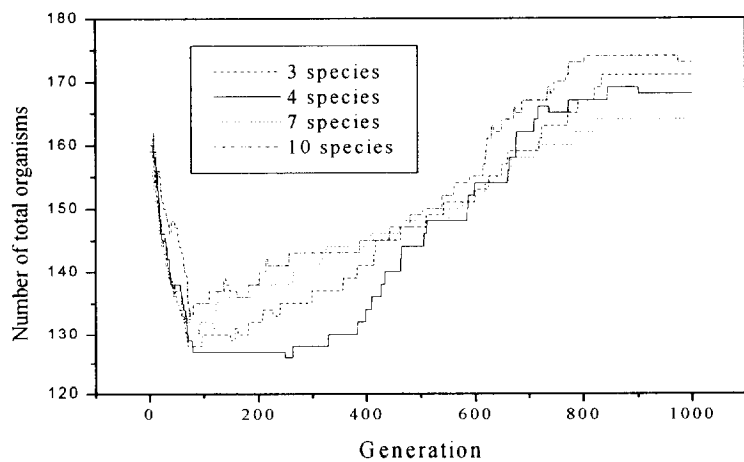
따라서, step수 N_s , count수 N_c 및 a 를 각각 5, 3 그리고 12로 설정하는 것이 적절한 파라미터 값으로 고려될 수 있다.

3.4.3 종족 수의 영향

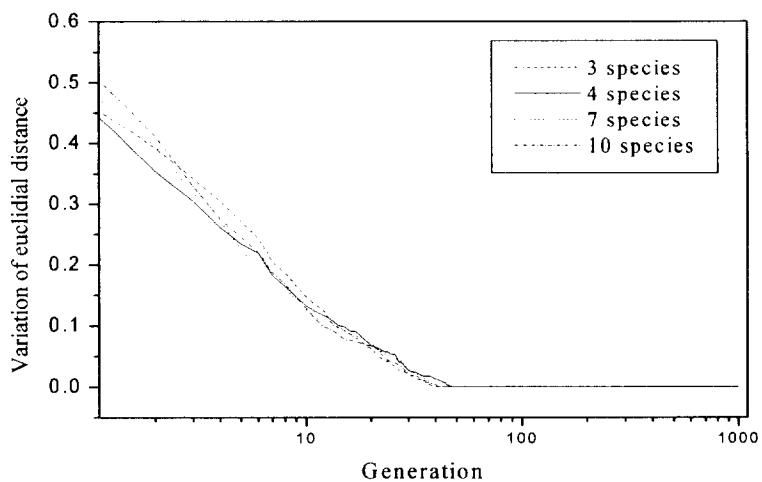
생물체의 종류, 즉 종족(species)의 수에 따른 영향을 평가하기 위해 세대수에 따른 계산시간(Fig. 3.7(a)), 전체 개체수(Fig. 3.7(b)), 설계변수의 최적개체에 대한 분산(Fig. 3.7(c)) 등을 조사하였다. 계산시간에서 종족 수에 따른 어떠한 경향도 찾아보기 어렵다. 개체수는 대체적으로 100세대 근처에서 최소로 되었다가 점차적으로 증가하는 양상을 보이고 있다. 이는 초기에 랜덤하게 분포되어 있던 개체들 중 최적해로부터 떨어진 개체들이 군집에 도달하기 전에 자원섭취 기회를 충분히 갖지 못한 채 내부에너지의 감소로 점차 소멸하기 때문이다. 세대가 거듭되면서 군집을 형성하게 되고 생식조건을 만족하는 개체를 근방영역내에서 찾을 확률이 증가하게 된다. 이로 인한 전체적인 번식률의 증가로 개체수가 다시 증가하는 경향을 보이는 것이다. 그러나 종족 수와의 특별한 연관성은 찾을 수 없다. 최적개체에 대한 분산은 군집의 개체밀도를 나타내며 분산이 낮다는 것은 개체밀도가 높다는 것을 의미한다. 4가지 경우 모두 50세대 이전에 개체밀도가 높은 군집을 형성하고 있음을 알 수 있다. 결론적으로 종족의 수에 대한 영향은 아주 미미하다고 볼 수 있다.



(a) Computation time



(b) Number of total artorgs



(c) Variation of Euclidian distance of artorgs to the fittest artorg

Fig. 3.7 Effects of number of species

3.5 함수 예제

수치 실험을 위해 4종류의 생물체를 이용하여 최적해 탐색을 수행하였다. 식 (3.2)의 $D_0 = 1.0$, $\alpha=12$ 로 하였다. 초기세대의 생물체 수와 자원의 수는 각각 160개로 하였다. EALA의 파라미터들은 참고문헌 (20)의 결과와 3.4절 검토결과에 따라 Table 3.1과 같이 채택하였다.

Table 3.1 Parameters of EALA

Symbol	Value	Symbol	Value
E_e	10	α	12
G_e	50	R_a	3
I_e	150	R_e	150
L_e	5	R_p	0.0002
L_i	125	N_c	3
N_s	5	R_r	10

대상 함수의 3차원 형상을 Fig. 3.8, 3.12 및 3.16에 나타내었으며, 세대 증가에 따른 개체들의 분포를 Fig. 3.11, 3.15 및 3.19에 나타내었다.

Fig. 3.9, 3.13 및 3.17는 대상함수의 등고선과 함께 ALA 및 EALA에 의한 최종 생존개체들의 분포를 제시한다. 또한 수렴특성을 파악하기 위해 세대수에 따른 오차 E (식 (3.3))를 Fig. 3.10, 3.14 및 3.18에 나타내었으며, 엄밀해와 적응도가 가장 우수한 개체와의 오차가 $E_t = 10^{-10}$ 에 도달하는 시간을 ALA 및 EGA⁽¹⁷⁾ 등에 의한 결과와 함께 Table 3.2, 3.3 및 3.4에 나타내었다.

Fig. 3.8의 최적해로의 수렴특성을 검토하여 보면, ALA보다 EALA의 수렴 정도가 우수함을 확인할 수 있다. 3가지 시험함수에 대해 ALA는 3,000세대를 시행했을 때 E_t 에 도달하지 못하고 있으나, EALA는 Rosenbrock 함수 0.192s, 다봉성 함수 1.46s 그리고 변수분리형 함수는 2.73s에 최적해에 도달하였다. EGA와 비교해 보면 Rosenbrock함수에 대해서는 월등히 우수한 성능을 보이고 있으며, 다봉성 함수에 대해서는 1/2 정도의 시간이 소요되고, 변수분리형 함수의 경우에는 오히려 약간 많은 계산시간을 요하고 있다. EALA의 경우, 국부 피크가 많은 경우는 국부 피크에서 빠져나오는 데 시간이 소요되기 때문에

피크가 많으면 더 많은 계산시간을 요하게 된다. 따라서 국부 피크가 아주 많은 변수분리형 함수에 대해서는 EGA에 비해 오히려 계산시간이 많아지게 된다.

최적해로의 수렴성능과 계산정도를 비교하기 위해 Rosenbrock함수, 다봉성 함수 및 변수분리형 함수를 이용하여 계산한 결과, ALA의 특징인 다수의 최적해를 모두 찾고 국소 최적해에 빠지지 않는 특징을 그대로 유지하면서 세대수의 증가에 따른 수렴속도가 크게 개선되는 것을 확인하였다. 또한 다수의 전역최적해를 찾을 수 있으며, 단순유전알고리즘(SGA)이나 면역·유전알고리즘(IGA)에 비해 계산시간이 우수한 향상된 유전알고리즘(EGA)⁽²⁵⁾과의 비교에서 다봉성함수를 제외하고는 EALA이 우수한 성능을 보여주고 있음을 확인할 수 있다.

1) Rosenbrock 함수(banana function)

$$f(x_1, x_2) = 100(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2 \quad (3.4)$$

$$(-2.0 \leq x_1, x_2 \leq 2.0)$$

이 함수는 Fig. 3.8과 같이 1개의 전역 최소해 만을 가지고 최적해 $\mathbf{x}_{opt} = (1.0, 1.0)$ 및 최적값 $f(\mathbf{x}_{opt}) = 0$ 이다.

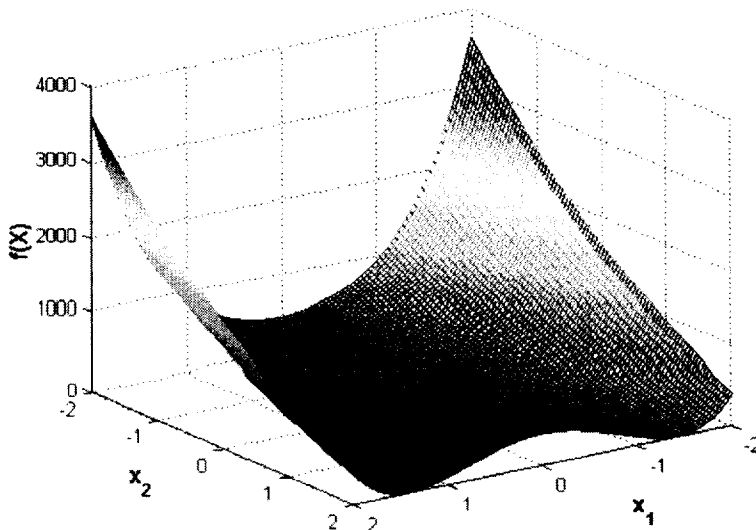
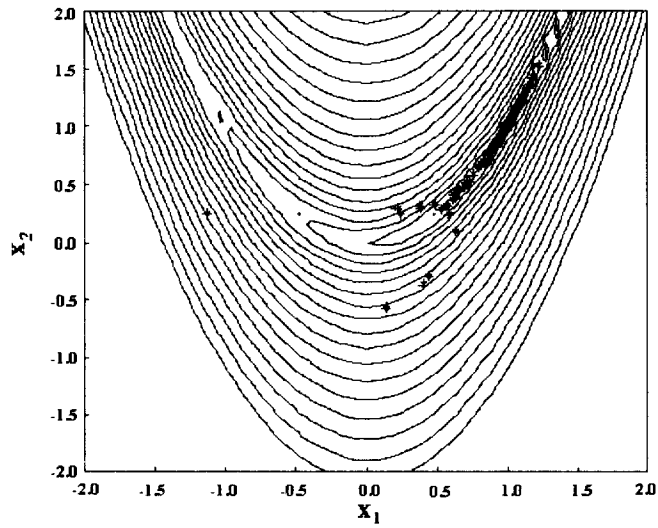
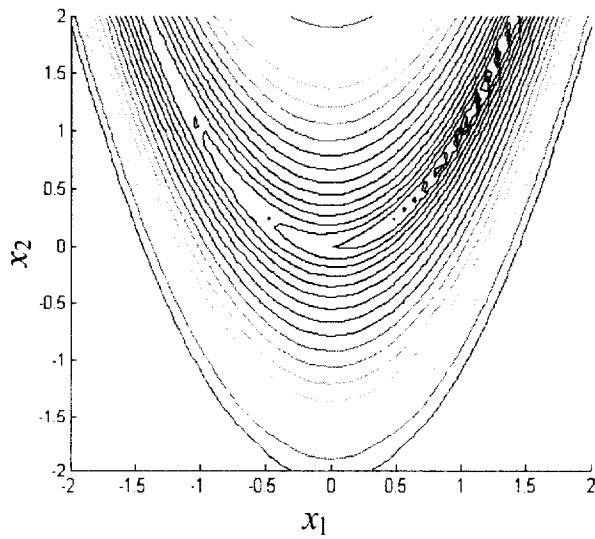


Fig 3.8 Shape of the banana function



(a) ALA



(b) EALA

Fig. 3.9 Contour line and emergent colonization for Rosenbrock function after 3000 generation

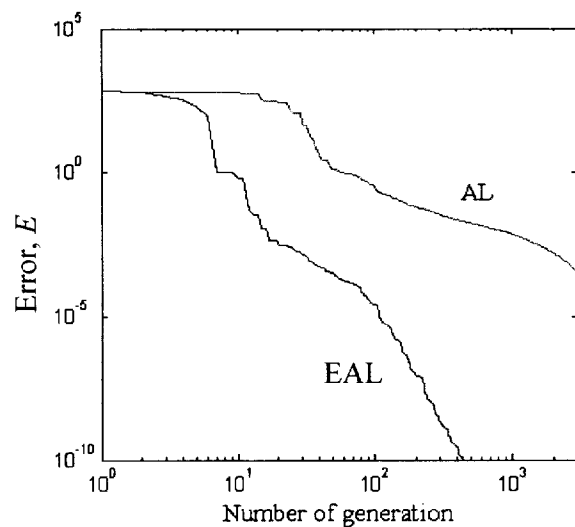
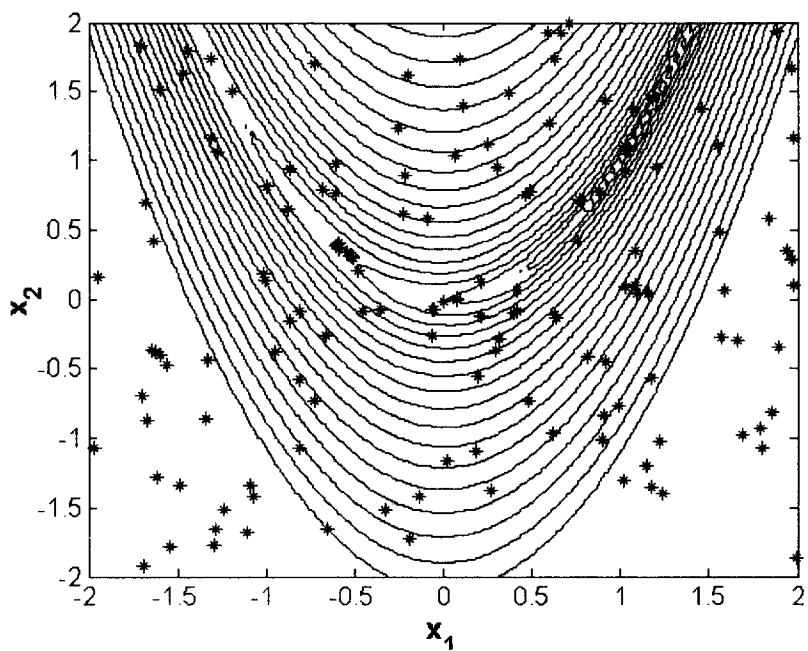


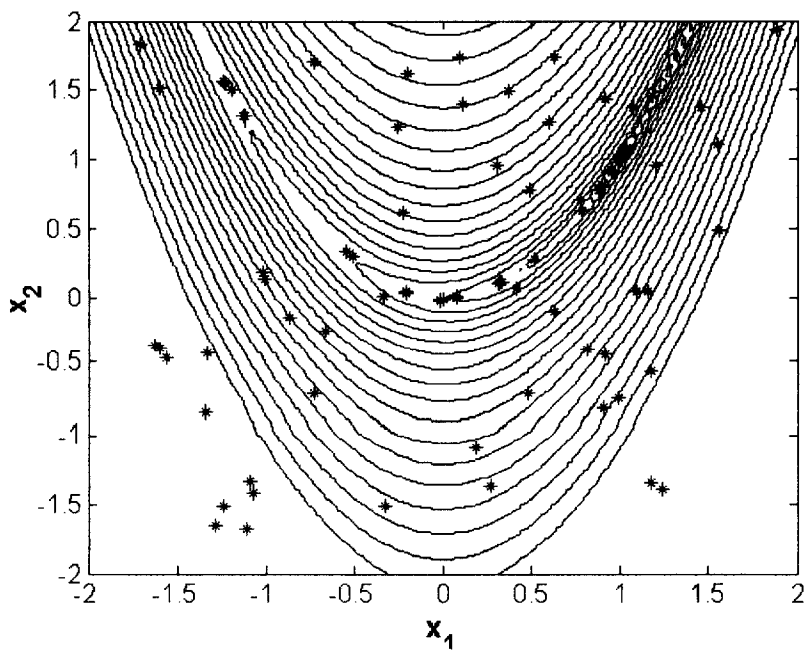
Fig. 3.10 Convergence characteristics of colonization to optimum solutions for Rosenbrock function

Table 3.2 Comparison of optimization results for Rosenbrock function

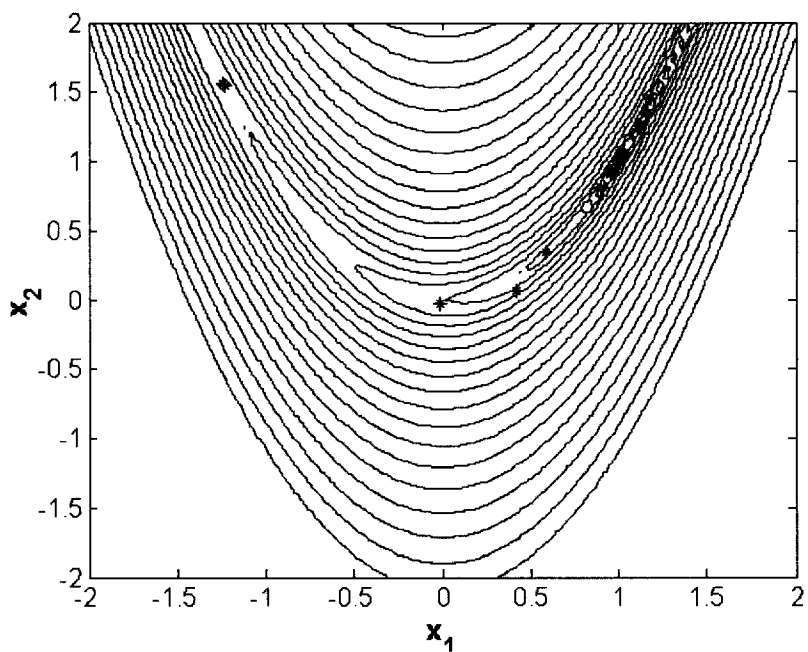
Method	Optimum value	No. of generation	Computing time (s)
ALA	0.0	3,000	18.8
EALA	0.0	21	0.192
EGA	0.0		2.83



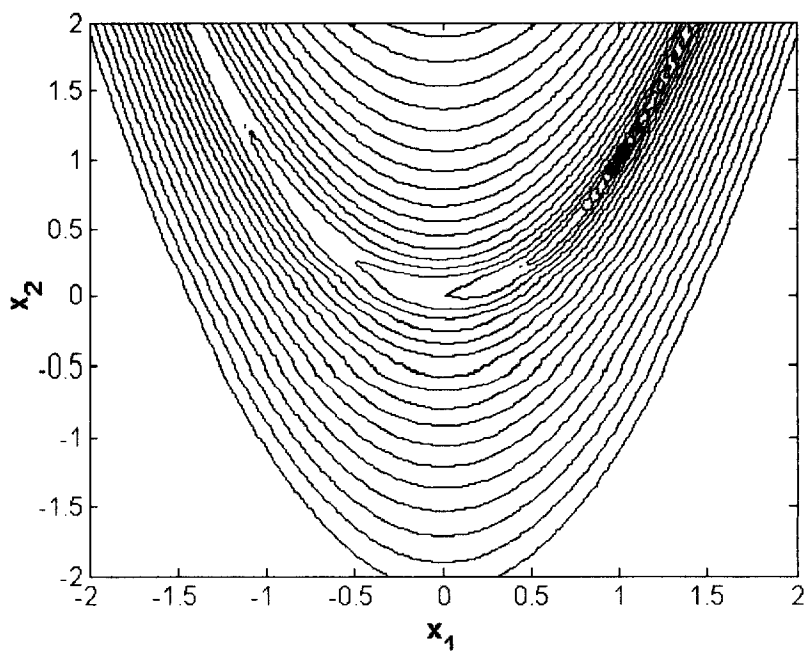
(a) Distribution of artificial organisms at 1 generation



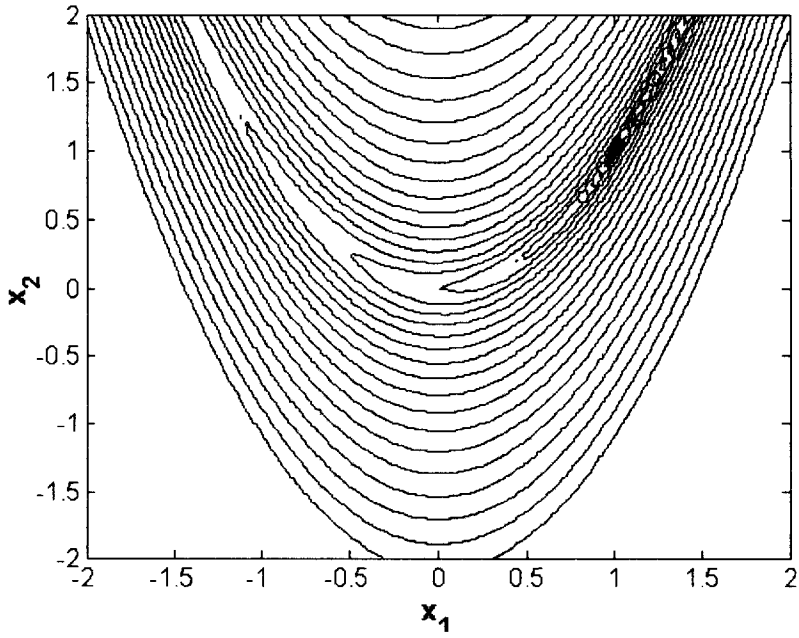
(b) Distribution of artificial organisms at 5 generation



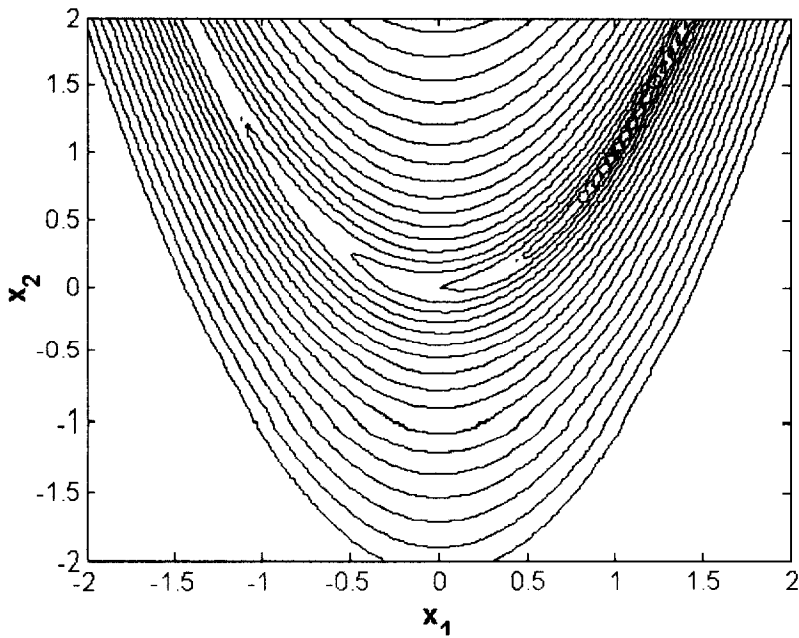
(c) Distribution of artificial organisms at 10 generation



(d) Distribution of artificial organisms at 15 generation



(e) Distribution of artificial organisms at 20 generation



(f) Distribution of artificial organisms at 200 generation

Fig. 3.11 Colonization of artificial organisms by EALA

2) 다봉성 함수(multimodal function)

$$f(x_1, x_2) = (\cos 2\pi x_1 + \cos 2.5\pi x_1 - 2.1) \times (2.1 - \cos 3\pi x_2 - \cos 3.5\pi x_2) \\ (-1.0 \leq x_1, x_2 \leq 1.0) \quad (3.5)$$

이 함수는 4개의 국소 최소해와 4개의 전역 최소해 $\mathbf{x}_{opt} = \{(0.4388, 0.3058), (0.4388, -0.3058), (-0.4388, 0.3058), (-0.4388, -0.3058)\}$ 및 최적값 $f(\mathbf{x}_{opt}) = -16.0917$ 을 가진다.

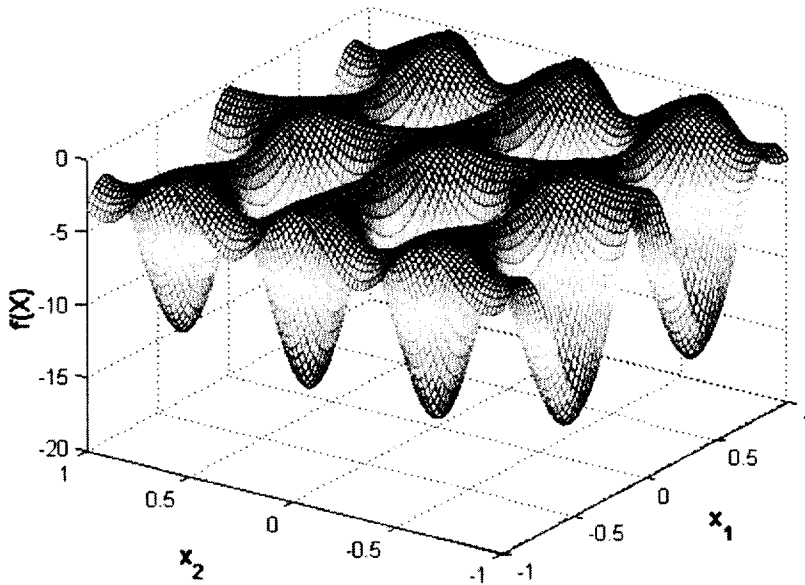
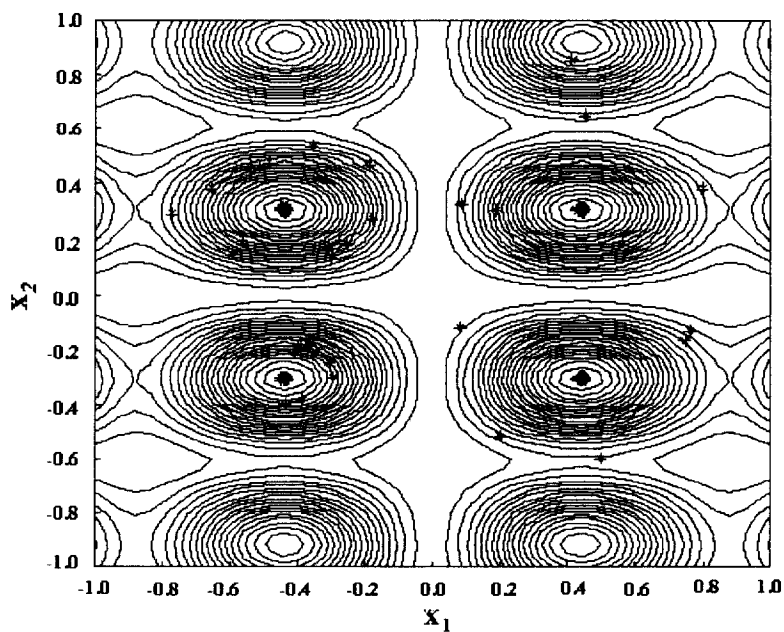
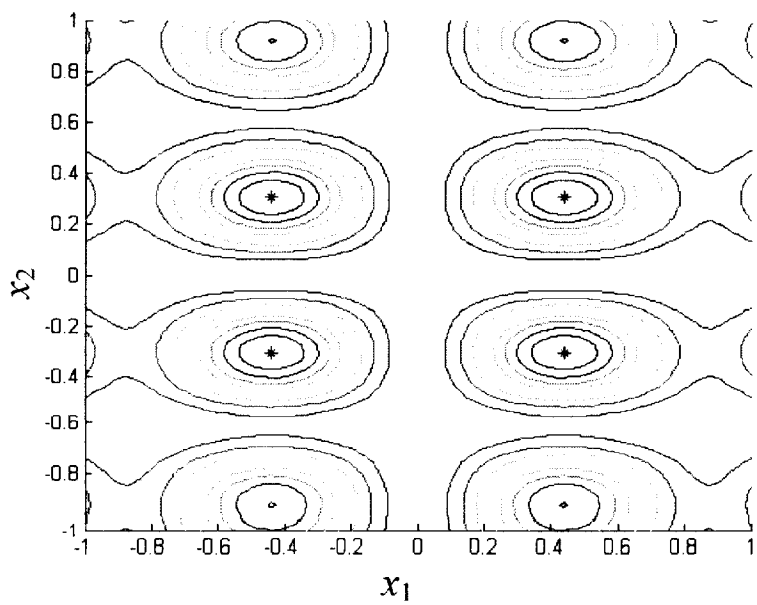


Fig 3.12 Shape of the multimodal function



(a) ALA



(b) EALA

Fig. 3.13 Contour line and emergent colonization
after final generation

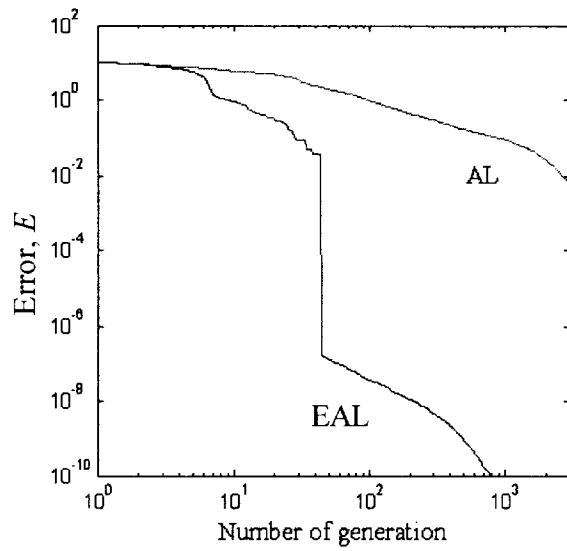
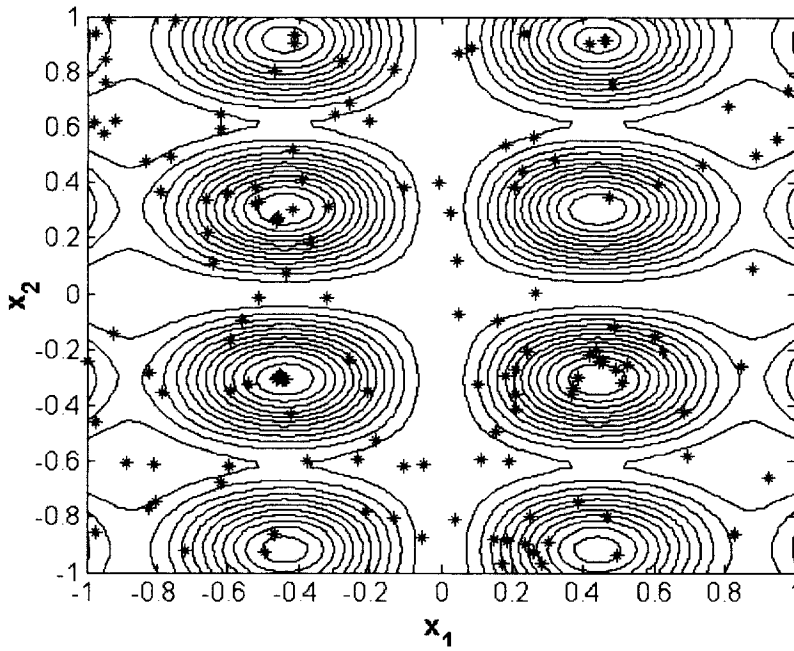


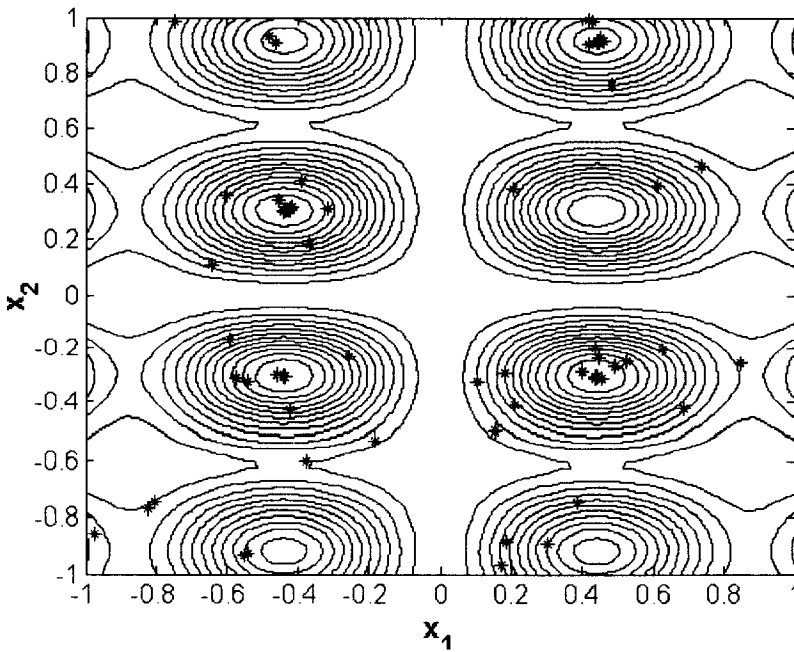
Fig. 3.14 Convergence characteristics of colonization to optimum solutions for multimodal function

Table 3.3 Comparison of optimization results for multimodal function

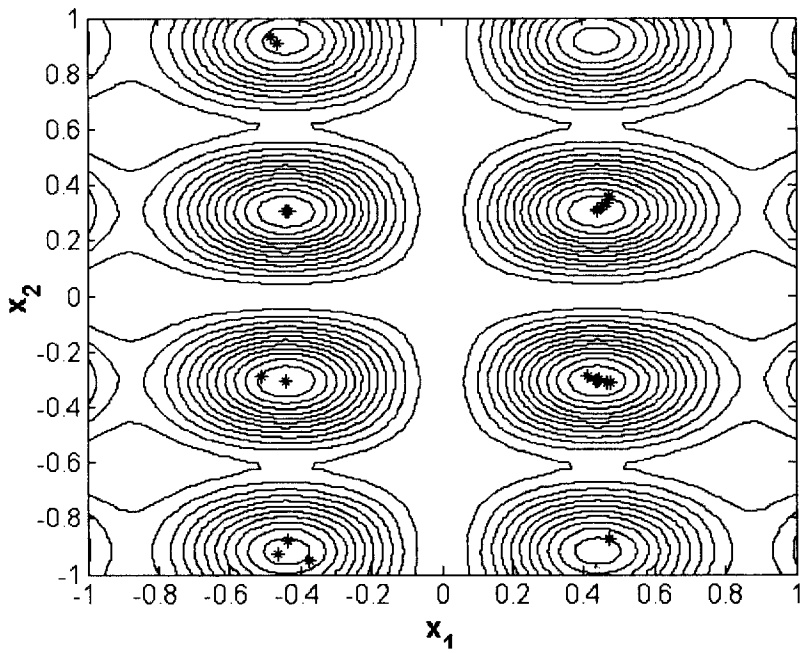
Method	Optimum value	No. of generation	Computing time (s)
ALA	-16.09172	3,000	48
EALA	-16.09172	60 / 430	1.28 / 9.43
EGA	-16.09172		3.0



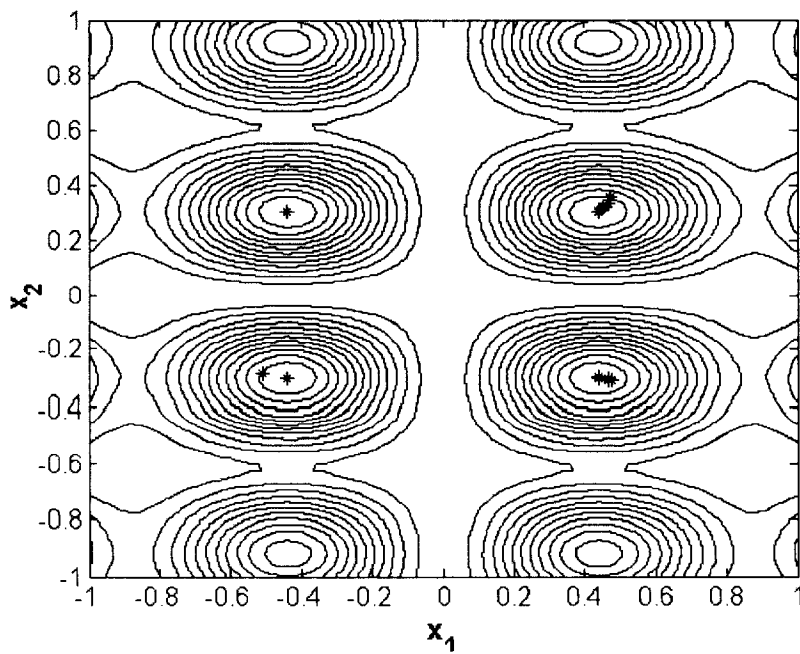
(a) Distribution of artificial organisms at 1 generation



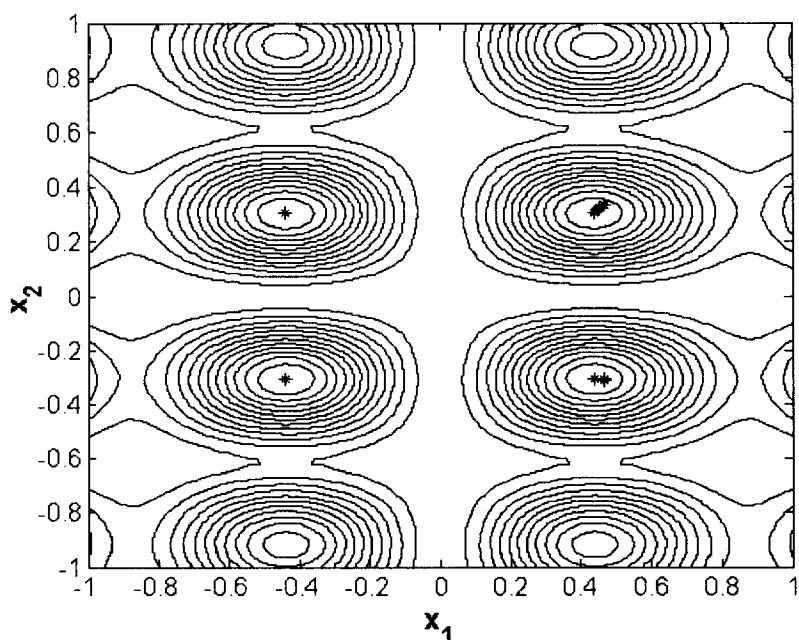
(b) Distribution of artificial organisms at 5 generation



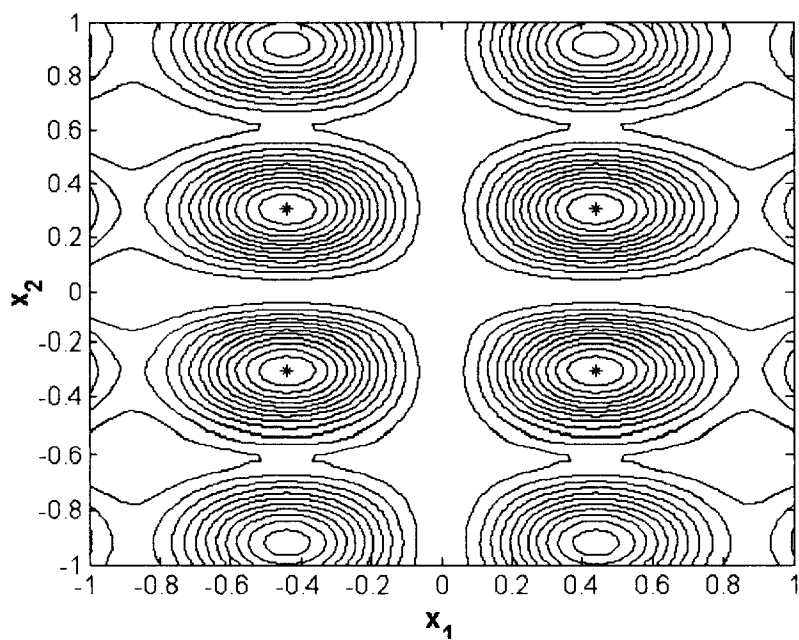
(c) Distribution of artificial organisms at 10 generation



(d) Distribution of artificial organisms at 15 generation



(e) Distribution of artificial organisms at 20 generation



(f) Distribution of artificial organisms at 30 generation

Fig. 3.15 Colonization of artificial organisms by EALA

3) 변수분리형 2변수 함수 (variable separation function)

$$f(x_1, x_2) = F(x_1) F(x_2) \quad (3.6)$$

$$(-2.0 \leq x_1, x_2 \leq 2.0)$$

여기서 $F(x) = \frac{(\cos(2\pi x) + 1)}{2(1 + 0.1x^2)}$ 이며, 이 함수의 특징은 좁은 영역에 많은 국소해를 가지고 있다는 것이다. 평가함수를 최대화하는 문제로, 1개의 전역 최적해는 $\mathbf{x}_{opt} = (0, 0)$, $f(\mathbf{x}_{opt}) = 1$ 이다.

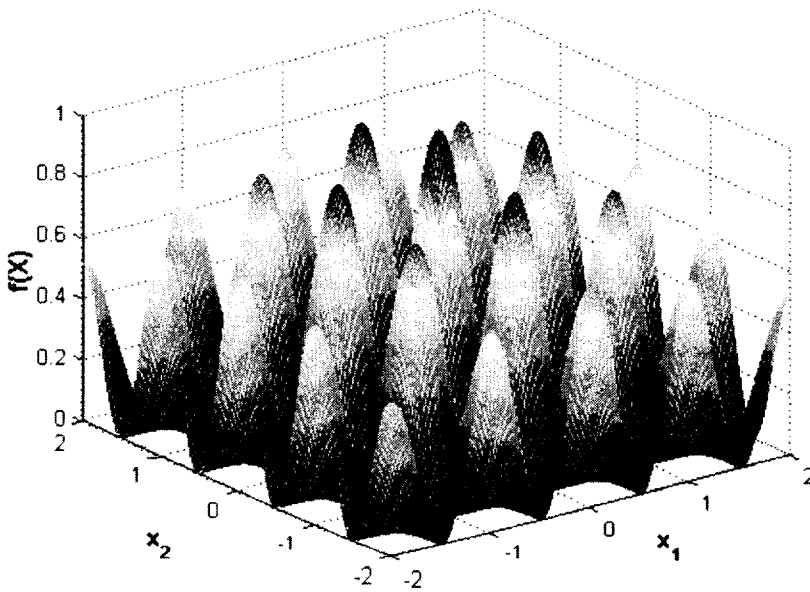
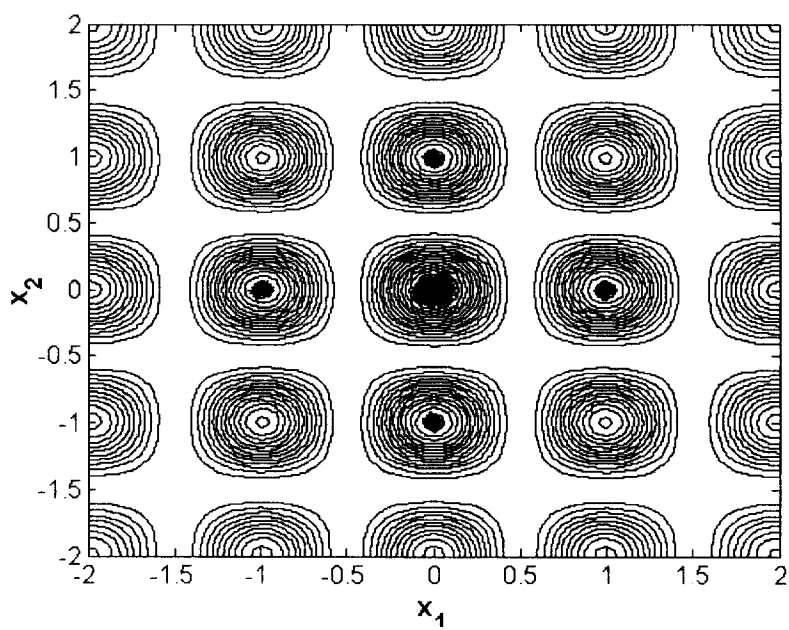
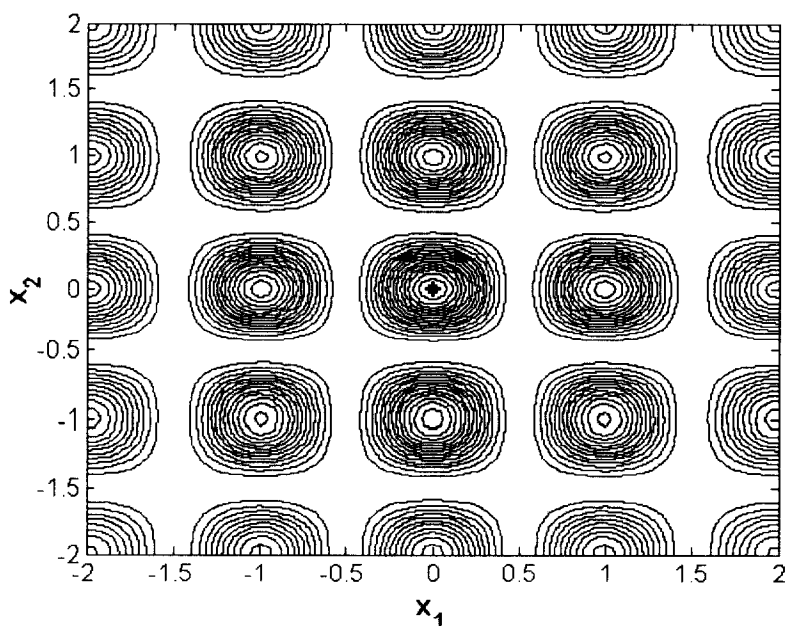


Fig 3.16 Shape of the variable separation function



(a) ALA



(b) EALA

Fig. 3.17 Contour line and emergent colonization after final generation

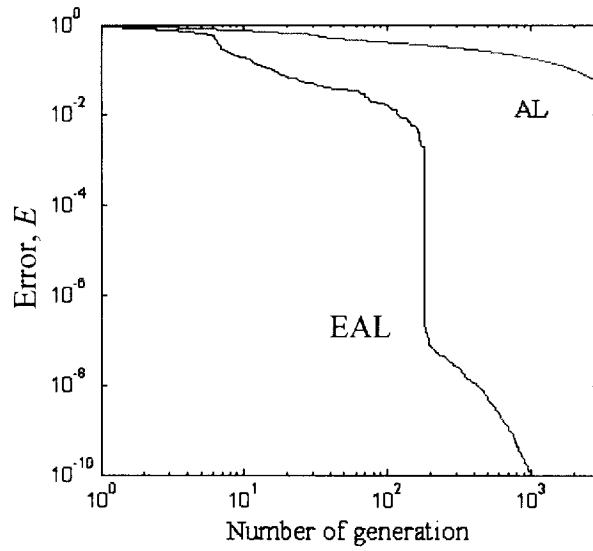
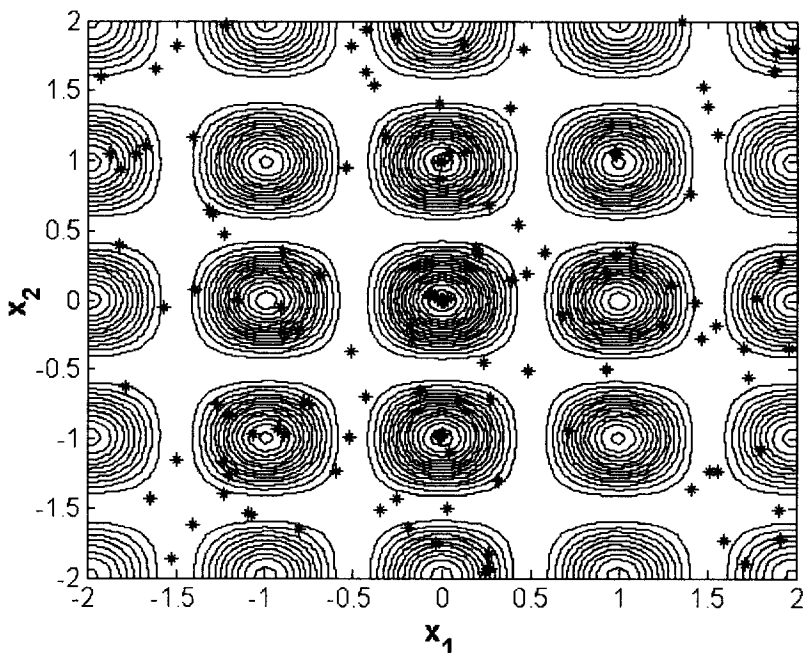


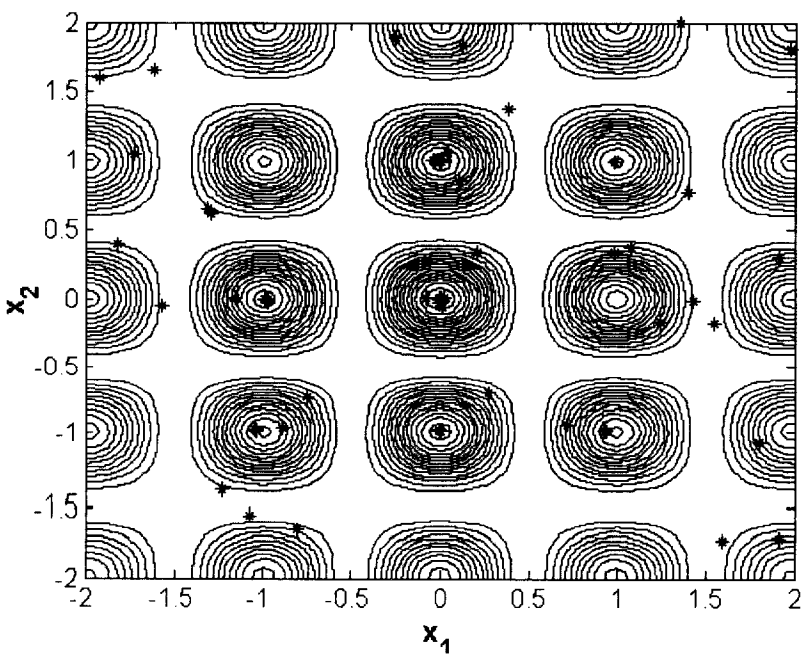
Fig. 3.18 Convergence characteristics of colonization to optimum solutions for variable separation function

Table 3.4 Comparison of optimization results for variable separation function

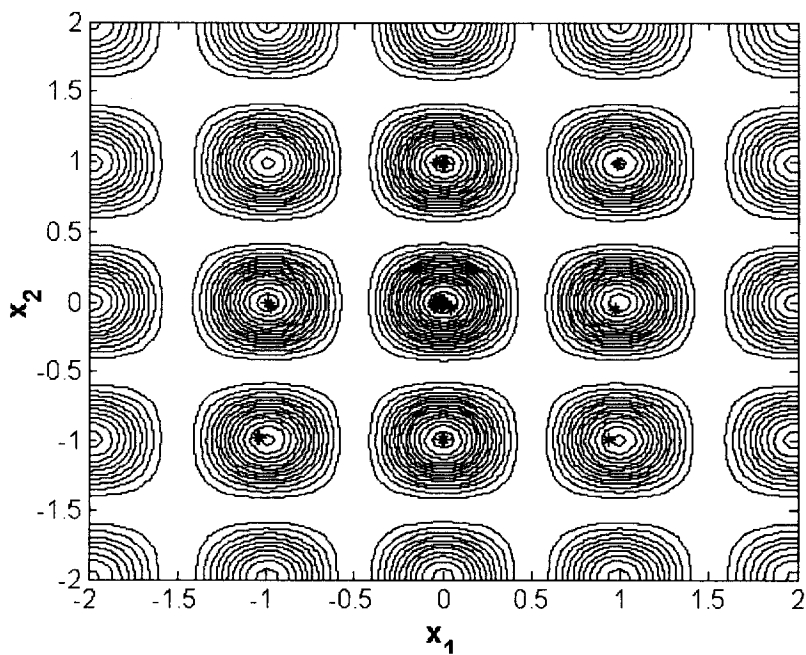
Method	Optimum value	No. of generation	Computing time (s)
ALA	0.9998	3,000	49
EALA	1.0	25	0.59
EGA	1.0		2.2



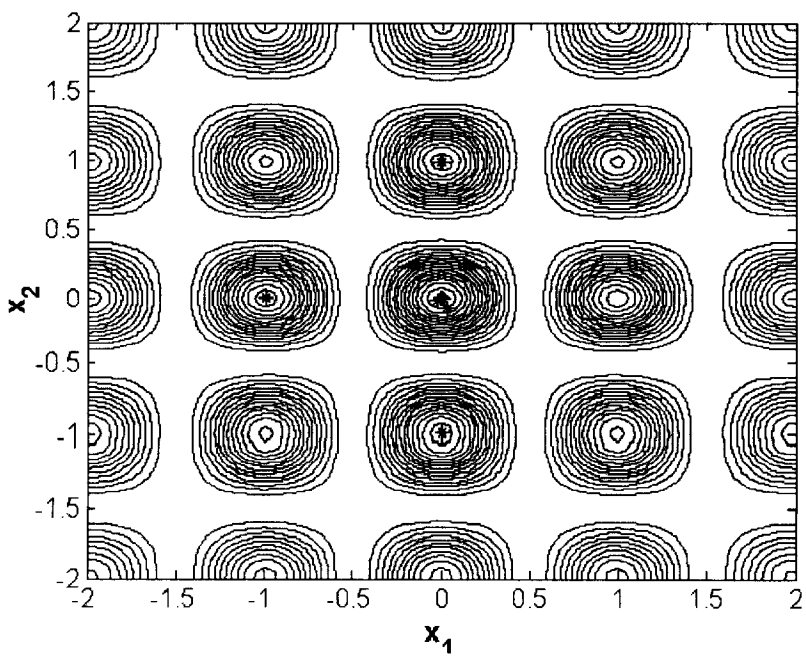
(a) Distribution of artificial organisms at 1 generation



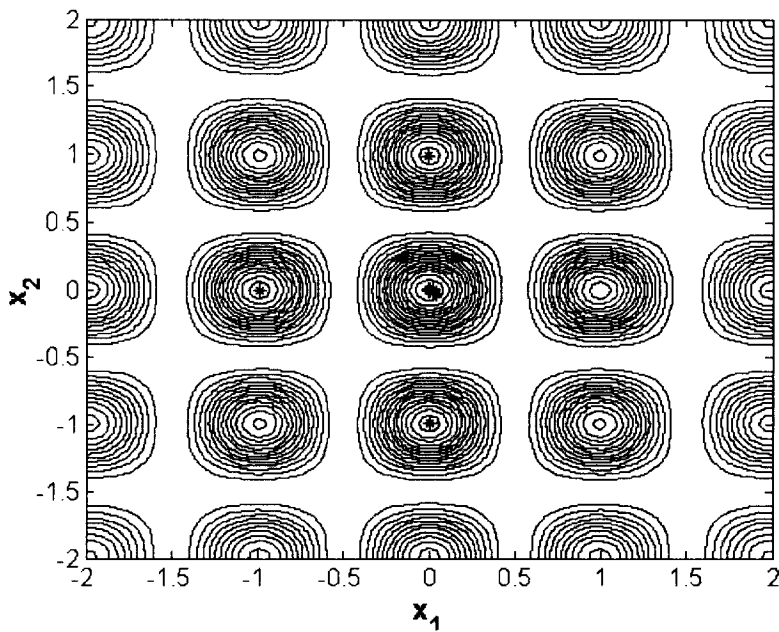
(b) Distribution of artificial organisms at 5 generation



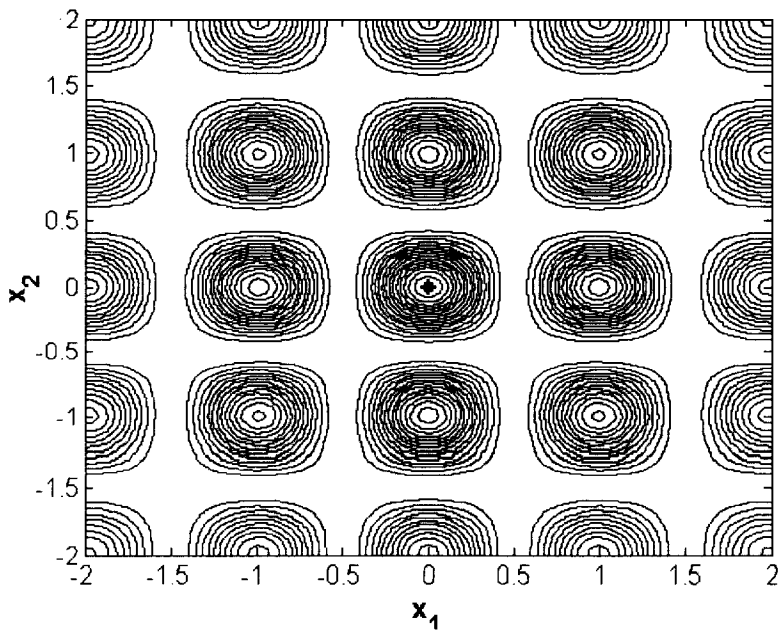
(c) Distribution of artificial organisms at 10 generation



(d) Distribution of artificial organisms at 15 generation



(e) Distribution of artificial organisms at 20 generation



(f) Distribution of artificial organisms at 40 generation

Fig. 3.19 Colonization of artificial organisms by EALA

3.6 적응적 파라미터

EALA의 파라미터는 세가지로 분류될 수 있다. 탐색에 관련된 파라미터, 개체수의 생존과 관련된 파라미터 그리고 생식률과 관련된 것 등이다. 이 세가지를 엄밀히 구분할 수는 없으나, 직접적으로 영향을 주는 파라미터들을 분리해낼 수는 있다. 각각에 대해 결정적인 영향을 끼치는 인자를 적용되는 목적함수에 따라 적응적으로 변동하도록 하여 파라미터를 일반화시킴으로써 최적해 수렴에 대한 신뢰성을 높이하고자 한다.

3.6.1 탐색 관련 파라미터

반경 초기치 D_0 , 반경 인자 α , step수 N_s , count수 N_c , 등이 이 분류에 포함될 수 있다. 탐색은 근방영역의 설정과 step의 설정에 의해 결정된다. 이 세가지 파라미터는 3.4절에서 이미 검토하였다.

3.6.2 생존 관련 파라미터

엘리트 개체들이 자원을 찾지 못하고 랜덤이동시에 얻는 에너지 E_e , 자원을 섭취하고 얻는 에너지 G_e , 초기에 주어지는 에너지 I_e , 연령이 1 증가시 소모되는 에너지 L_e , 생존에 필요한 최소한의 내부에너지 L_i 등이 여기에 속한다.

우수한 개체를 보존하고 열등한 개체는 소멸시킴으로써 전역해에 있지 않은 개체들을 제거하여 탐색효율을 높여야 한다. 소멸되는 개체들이 늘어나면 전역해의 지속적인 탐색을 보장하기 위해 새로운 개체를 보충하여 일정 수준의 개체수를 유지시킬 필요가 있다. 개체들의 생존은 에너지상태 즉, 획득하는 에너지와 소모되는 에너지의 관계에 따라 결정된다. 따라서 획득하는 에너지를 고정시키고 소모되는 에너지를 전체 개체수에 따라 동적으로 변화시킴으로써 전체 개체수를 일정한 수준으로 유지시키기 위해, 다음과 같이 다시 정의한다.

$$L_e = \left(\frac{N_a}{40} \right)^2 \quad (3.7)$$

여기서 N_a 는 생존해 있는 전체 개체수이다.

이는 전체 개체를 100여개에서 200여개의 개체로 유지하게 해준다. 이 때, E_e , G_e 그리고 I_e 등이 얻어지는 에너지에 해당된다.

3.6.3 생식률 관련 파라미터

생식률 R_b , 생식에 필요한 최소에너지 R_e , 생식을 하기 위한 성인연령 R_a 등이 새로운 개체생성을 결정짓는 파라미터들이다. 성인연령이나 R_e 는 크게 중요하지 않으며, R_b 가 ALA에서 가장 중요한 인자임이 수치실험을 통해 확인하였다⁽⁴⁾. 기본적으로 EALA는 생식에 의한 위치 이동에서는 ALA와 다르지 않다. 따라서 R_b 를 일정한 개체수를 유지하도록 설정하여 다음과 같이 정의한다.

$$R_p = R_0 \exp\left(-\frac{N_a}{40}\right), \text{ 상수 } R_0 = 0.546 \quad (3.8)$$

이는 전체 개체수가 100에서 200여개의 개체사이로 유지시켜주도록 하는 것이다.

적응적 파라미터를 이용하여 시행한 수치실험에서 문제점으로 드러난 것은 다봉성함수의 경우, 다수의 시행을 통해 약 20%정도는 4개의 전역해 중에 1개의 전역해를 찾지 못하는 경우가 발생하였다. 탐색에 실패한 전역해 근방영역을 거쳐간 모든 개체의 이동을 검토하여 보면, 이러한 개체수는 다른 전역해 영역에 비해 소수였으며, 조사된 모든 개체들은 다른 전역해 근방영역의 자원으로 이동하였으며, 10세대를 전후하여 이동이 완료되는 것으로 밝혀졌다. 3.5절에서 취급한 예제 1과 2의 함수들에 대해서는 각각 하나의 전역해를 찾는 것을 확인할 수 있었다. 이 문제는 EALA가 좀 더 일반화된 최적화기법으로 채택되기 위해 앞으로 해결되어야할 문제이다.

4. 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계

일반적으로 베어링 설계에서 사용하는 설계방법으로는 많은 설계선도를 이용한 시행착오법에 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 EALA를 이용해서 베어링의 최적설계에 대한 적용가능성을 검토하고 ALA와 비교하였다

4.1 설계변수와 상태변수

최적설계를 수행하는 것은 Fig. 4.1에 나타낸 고속, 소폭 저널 베어링의 최적설계변수를 찾아내는 것이다. 설계변수로는 여러 가지가 사용될 수 있으나, 본 논문에서는 반경틈새 C , 폭경비 λ , 평균점도 μ 를 사용하였다.

상태변수는 주어지는 베어링의 운전조건들인 하중 $W(N)$, 회전속도 $n_s(rps)$, 편심율 ϵ_0 , 유막압력 $p(MPa)$, 유막온도 $T(K)$, 저널표면의 마찰력 $F_f(N)$, 공급유량 $Q(m^3/s)$, 휘돌림 시작속도 $\omega_{cr} (rad/s)$ 등에 따라서 변화하는 물리량이다. 이 상태변수들은 일반적으로 설계변수에 의해서 결정되는 값들이다.

4.2 최적화 문제의 공식화

최적화는 다음으로 공식화되어진다.⁽²⁶⁾

$$\text{Minimize : } f(X) = \alpha_1 \beta_1 \Delta T(X) + \alpha_2 \beta_2 Q(X) \quad (4.1)$$

$$\text{Design variables : } X^T = (C, \lambda, \mu) \quad (4.2)$$

$$\text{Constraints : } g_i(X) \leq 0, (i = 1 \sim 10) \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} g_1 &= C_{\min} - C, & g_2 &= C - C_{\max}, \\ g_3 &= \lambda_{\min} - \lambda, & g_4 &= \lambda - \lambda_{\max}, \\ g_5 &= \mu_{\min} - \mu, & g_6 &= \mu - \mu_{\max}, \\ g_7 &= h_a - C\{1 - \varepsilon_0(X)\}, \\ g_8 &= \Delta T(X) - \Delta T_a, \\ g_9 &= \omega - \omega_{cr}(X), \\ g_{10} &= p_{\max}(X) - p_a \end{aligned} \quad (4.4)$$

여기서 α_1, α_2 는 β_1, β_2 는 각각 weighting factor들과 scale factor들이다. 식 (4.4)에서 하첨자 min과 max는 각각 하한과 상한값을 의미한다.

목적함수와 구속조건에 사용되는 상태변수의 설계공식은 다음에 설명되어진다. 먼저 Hashimoto⁽²⁷⁾에 의해 주어진 층류 및 난류영역을 포함하는 Reynolds 식은 다음과 같다.

$$\frac{\partial}{R\partial\theta} \left(\frac{h^3}{\mu} \frac{\partial p}{R\partial\theta} \right) + \frac{1}{\alpha_m^2} \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{h^3}{\mu} \frac{\partial p}{\partial z} \right) = \frac{1}{G_\theta^*} \left(\frac{U}{2} \frac{\partial h}{R\partial\theta} + \frac{\partial h}{\partial t} \right) \quad (4.5)$$

유막두께 h 와 평균 Reynolds수 R_e 는 다음과 같이 정의된다.

$$h(X) = C(1 + \varepsilon(X) \cos \theta) \quad (4.6)$$

$$R_e(X) = \frac{\rho C U}{\mu} \quad (4.7)$$

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

$$\begin{aligned}
R_e < 510 : & \quad \alpha_m = 1, & \quad G_\theta^* = 1/12 \\
510 \leq R_e < 1125 : & \quad \alpha_m = 5.914R_e^{-0.285}, & \quad G_\theta^* = 2.915R_e^{-0.57} \\
1125 \leq R_e < 13500 : & \quad \alpha_m = 0.798, & \quad G_\theta^* = 2.915R_e^{-0.57} \\
R_e \geq 13500 : & \quad \alpha_m = 0.756, & \quad G_\theta^* = 14.45R_e^{-0.75}
\end{aligned} \tag{4.8}$$

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

$$S = \frac{n_s \mu D^3 \lambda}{48 G_\theta^* C^2 W} \tag{4.9}$$

$$\varepsilon_0 = \exp(-2.236 \alpha_m \lambda \sqrt{S}) \tag{4.10}$$

그리고 정상상태에서의 최대 유막압력은 다음과 같이 얻어진다.

$$p_{\max} = \frac{\pi n_s \mu D^2 \alpha_m^2 \lambda^2}{8 G_\theta^* C^2} \frac{\varepsilon_0 \sin \theta_0}{(1 + \varepsilon_0 \cos \theta_0)^3} \tag{4.11}$$

$$\theta_0 = \cos^{-1} \left(\frac{1 - \sqrt{1 + 24 \varepsilon_0^2}}{4 \varepsilon_0} \right) \tag{4.12}$$

소폭 저널베어링의 저널표면의 마찰력은 근사적으로 레이놀즈 수의 영역에 따라서 다음과 같이 주어진다.

$R_c < 1125 :$

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

$1125 \leq R_c < 13500 :$

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

$R_c \geq 13500 :$

$$F_j \cong \frac{\pi^2 \mu n_s D^3 \lambda}{48 G_\theta^* C} (1.792 \epsilon_0^3 - 1.523 \epsilon_0^2 - 3.697 \epsilon_0 + 8.734) \quad (4.13)$$

이상의 식을 이용하면, 공급유효유량 $Q(\mathbf{X})$ 와 유막온도 상승량 $\Delta T(\mathbf{X})$ 는 각각 다음 식과 같이 계산된다.

$$Q = \frac{\pi}{4} n_s C D^2 \epsilon_0 \quad (4.14)$$

$$\Delta T = \frac{F_j R \omega}{\rho C_p Q} = \frac{2 F_j}{\rho C_p D C \epsilon_0} \quad (4.15)$$

또한 편심율 ϵ_0 의 함수인 휘돌림 발생속도 ω_{cr} 은 개략적으로 다음 식과 같이 주어진다.

$$\omega_{cr} = \sqrt{\frac{g}{C}} \{0.0584 \exp(6.99 \epsilon_0^{2.07}) - 1.318 \epsilon_0 + 2.873\} \quad (4.16)$$

Table 4.1은 최적화에 사용된 파라미터 값들이고, Fig. 4.1은 저널베어링의 형상을 나타내고 있다.

Table 4.1 Input parameters for optimum design⁽²⁶⁾

Minimum radial clearance	$C_{\min} = 40 \text{ (}\mu\text{m)}$
Maximum radial clearance	$C_{\max} = 300 \text{ (}\mu\text{m)}$
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	$h_a = 10 \text{ (}\mu\text{m)}$
Allowable maximum film pressure	$p_a = 10 \text{ (MPa)}$
Allowable film temperature rise	$\Delta T_a = 70 \text{ (}^\circ \text{K)}$
Density of lubricant	$\rho = 860 \text{ (kg/m}^3\text{)}$
Specific heat of lubricant	$C_p = 4.19 \times 10^3 \text{ (J/kg}\cdot^\circ \text{K)}$
Journal diameter	$D = 0.1 \text{ (m)}$
Journal rotational speed	$n_s = 40 \sim 240 \text{ (rps)}$
Applied load to bearing	$W = 10, 20 \text{ (kN)}$
Scaling factor	$\beta_1 = 1, \beta_2 = 10^5$
Weighting factor	$\alpha_1/\alpha_2 = 5/1$

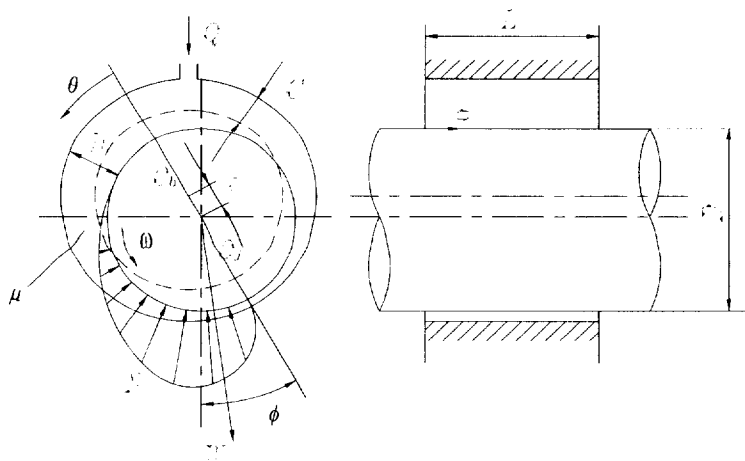


Fig. 4.1 geometry of high-speed short journal bearing

4.3 계산 결과

Fig. 4.2는 정적 하중이 10, 20kN일 때의 최적화된 설계변수들을 나타내고 있으며, 점도는 모두 설계 하한치로 수렴하는 특성을 보였고 모두 같은 값으로 되어 표시하지 않았다. 회전속도가 증가할 수록 반경틈새의 전체적인 경향은 증가하고 있으며, 폭경비는 감소하고 있음을 확인할 수 있다.

4.3.1 ALA와의 성능비교

Fig. 4.3은 각 운전속도에 대해 ALA와 EALA와의 최적화 성능을 비교하기 위해 최종세대까지 계산시간과 최종세대에 생존한 모든 개체에 대해 그 목적함수의 제곱평균오차(rms)를 식 (4.17)에 의해 구하였다.

$$E_{rms} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f(\mathbf{x}_{opt}) - f(\mathbf{x}_i)) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4.17)$$

여기서 N 은 최종생존개체 수, $\mathbf{x}_{opt}$ 는 계산되어진 최소의 목적함수값을 갖는 설계변수집합, $\mathbf{x}_i$ 는 최종생존개체의 i 번째 개체가 갖는 설계변수 등이다.

ALA는 30,000세대를 수행하였으며, EALA는 6,000세대를 수행하였다. 계산시간은 최소 3배에서 최대 100배까지 차이가 나고 있다. 이는 기존의 알고리즘에 의한 해의 정도를 높이기 위해 많은 세대를 수행하였기 때문이고, 또한 이로 인해 개체수가 증가하였기 때문이다. 수행시간에 있어서 최고의 시간을 기록하고 있는 ALA의 하중 10kN에 운전속도가 240rps의 경우 30,000세대를 수행하는 데에 52,784초가 소요되었으나, 6,000세대를 수행하는 데 소요된 시간은 5,284초이며, EAL의 경우 6,000세대 수행시간은 424초가 소요되었다. 이 경우는 같은 6,000세대를 수행하는 데에도 기존의 알고리즘이 10배 이상의 계산시간이 요구되고 있다. 그러나 하중이 10kN이고 운전속도가 120 rps인 경우는 기존의 알고리즘에 의한 6,000세대 수행시간이 221초인데 반해 EALA는 367초가 소요되었다. 대부분의 경우는 같은 세대를 수행하는 데 있어서도 기존의 알고리즘보다 EALA의 계산시간이 우수하나 이는 근소한 차이만이 있을 뿐이고, 반대의 경우가 종종 발생한다. 이는 근방영역을 다시 여러 개의 step으로 나누어 탐색을 하기 때문에 발생하는 현상이다. EALA의 경우, count number의 설정에 따라서 세대에 따른 계산시간은 변동한다. 또한 기존의 알고

리들은 하나의 근방영역에 대한 탐색횟수를 제한하고 있는 데 이에 대한 설정을 제한함으로써 세대별 소요시간을 역시 적절히 통제할 수 있다. 결국 해에 대한 수렴에 따른 평가되어야 할 것이며, Fig. 4.3을 통해 EALA이 더욱 빠른 시간에 더욱 우수한 정도를 가지는 해를 탐색한다는 것을 확인할 수 있다.

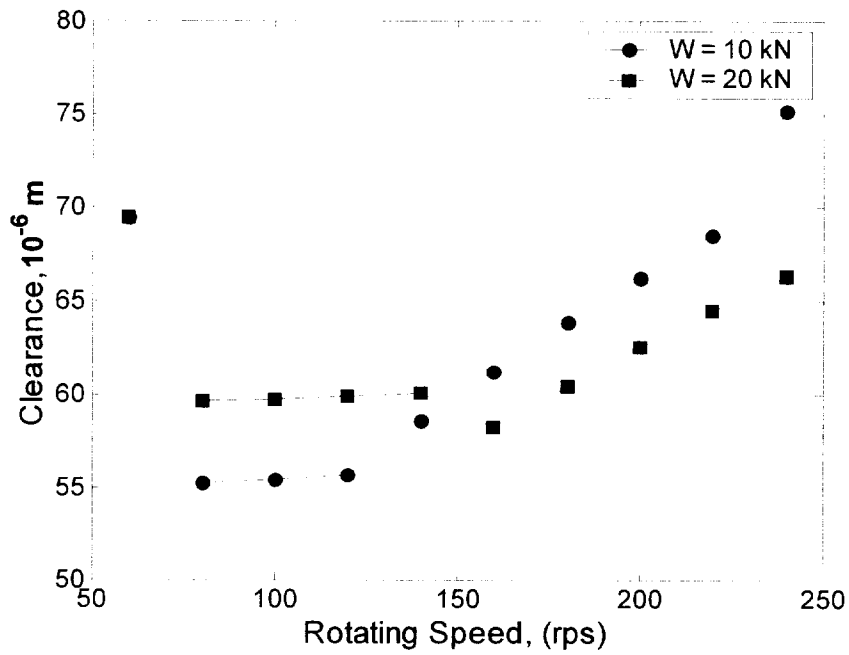
4.3.2 군집의 밀도 평가

Fig. 4.4는 식 (4.18)에 주어지듯이 최종세대에 생존한 개체들 중 가장 우수한 적응도를 가지는 개체에 대한 모든 생존개체가 가지는 설계변수의 차이를 제공평균한 설계변수의 분산을 보여주고 있다. 이는 군집의 밀도를 평가하기 위한 것이다. 밀도가 높다는 것은 앞에서 언급하였듯이 탐색효율을 높이 고도의 해를 탐색하게 하며, 이는 또한 고속의 탐색으로 이어진다. 군집의 분산을 평가하기 위해 각 설계변수의 “군집분산”을 최적개체에 대한 분산인

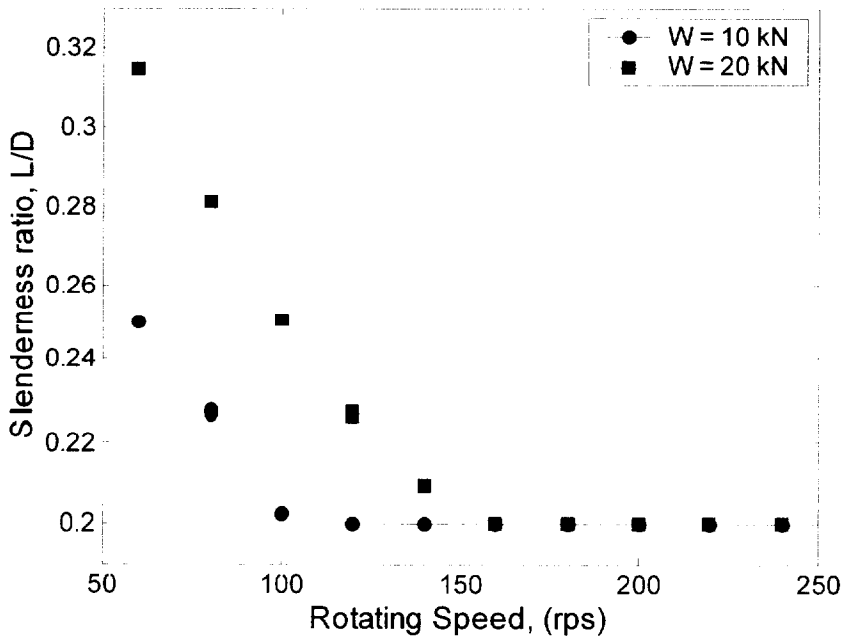
$$V_k = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=2}^N (x_{k,1} - x_{k,i})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4.19)$$

으로 정의한다. 여기서 $x_{k,1}$ 는 가장 우수한 적응도를 가지는 개체의 k 번째 설계변수, $x_{k,i}$ 는 최종생존개체의 i 번째 개체가 갖는 k 번째 설계변수 등이다.

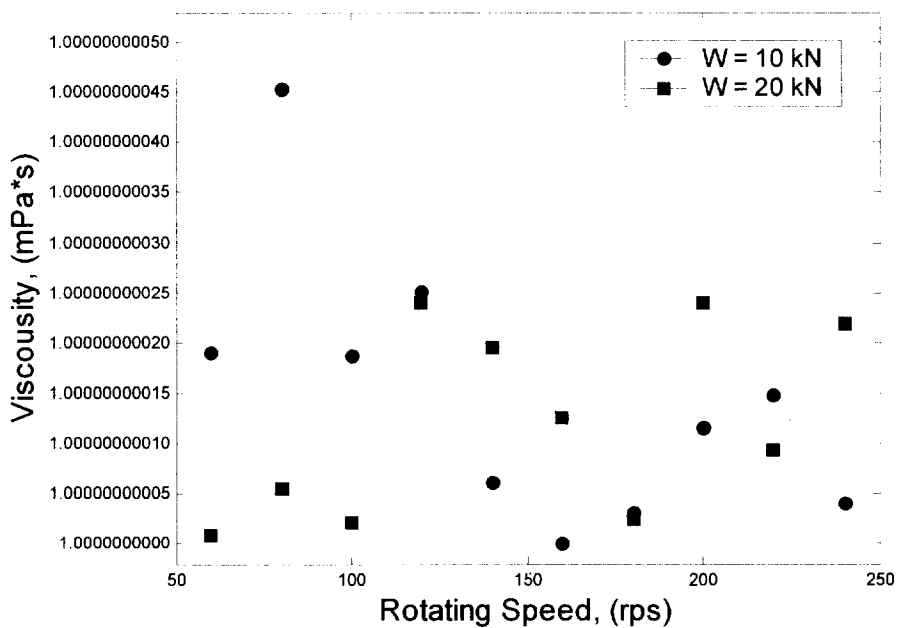
설계변수의 군집분산이 작다는 것은 최적개체에 대해서 조밀한 분포를 가지고 있음을 의미한다. Fig. 4.4 에서 EALA는 ALA보다 군집분산이 극히 낮다는 것을 모든 설계변수에서 확인할 수 있다. 이는 매우 높은 개체밀도를 가지는 군집이 형성되었음을 의미하며 Fig. 4.3 에서와 같은 더욱 정밀하고 빠른 탐색을 또한 동시에 의미한다.



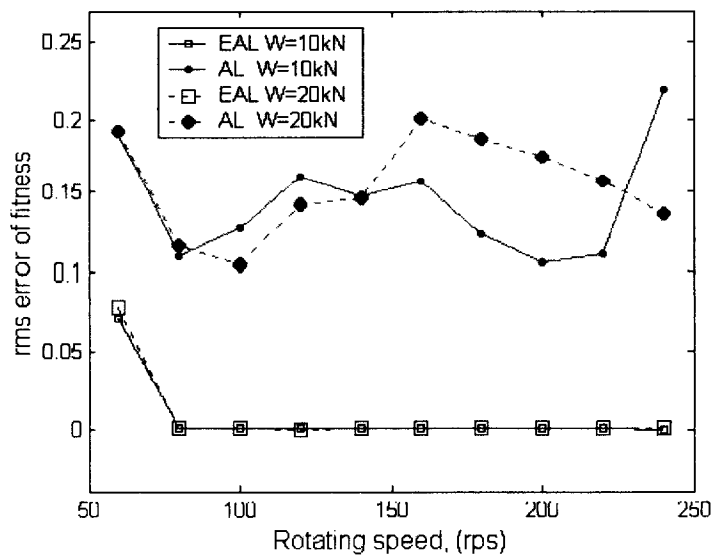
(a) Radial clearance vs. rotating speed



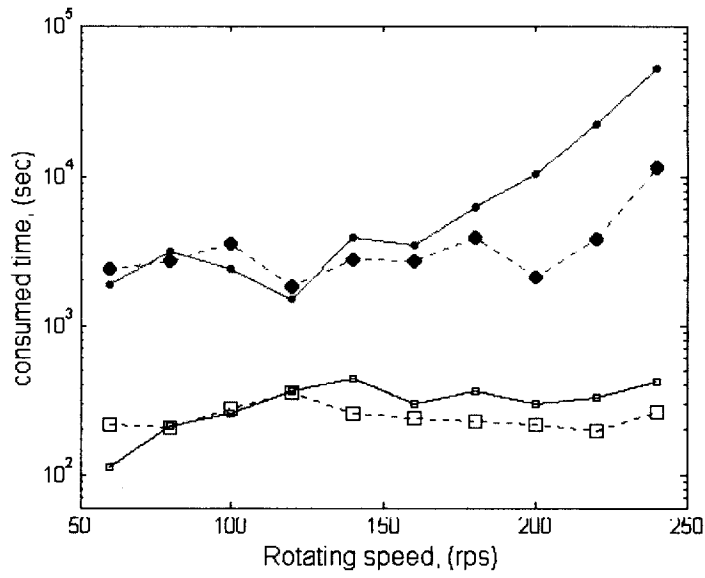
(b) Length to diameter ratio vs. rotating speed



(b) Viscosity vs. rotating speed
Fig. 4.2 Optimized results by EALA

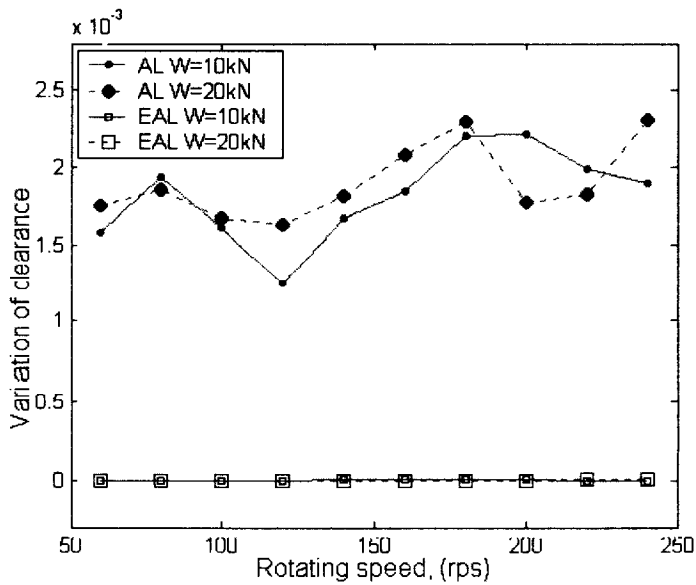


(a) Rms error of objective function

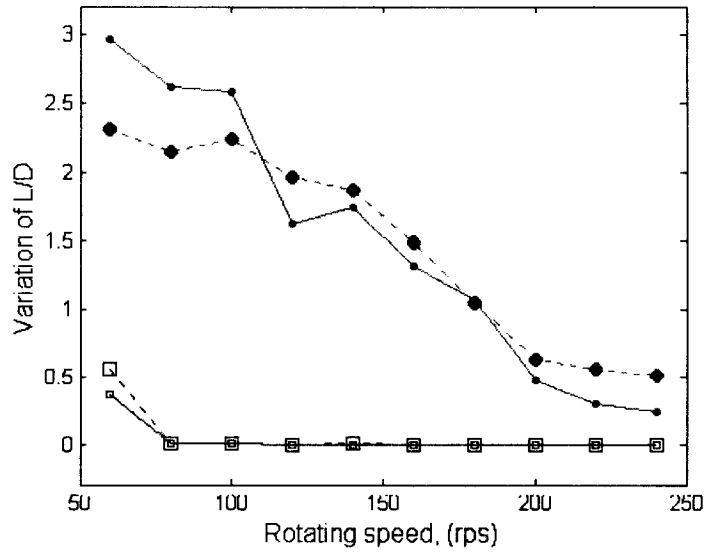


(b) Calculating time

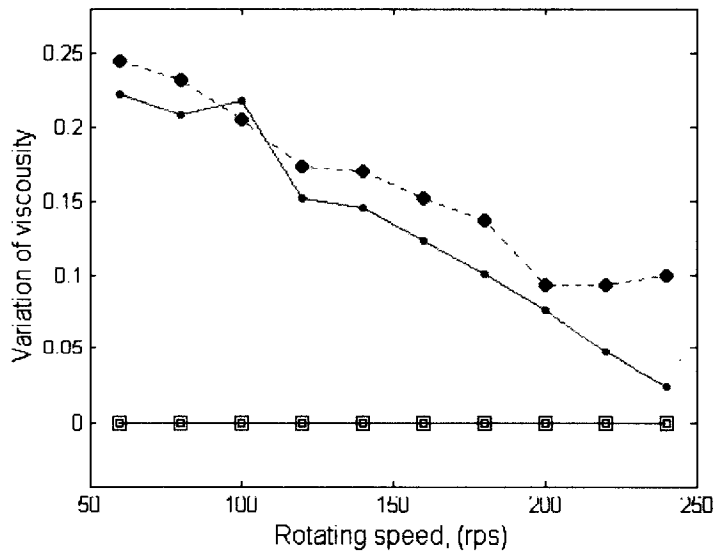
Fig. 4.3 Comparison of rms error of objective function and calculating time



(a) Variation of clearance



(b) Variation of L/D



(b) Variation of viscosity

Fig. 4.4 Comparison of the variations of variables, by EALA and ALA

5. 유체 엔진마운트의 최적화

엔진과 차체를 결합하는 엔진마운트의 특성에 차량등의 승차감은 크게 영향을 받는다. 이를 개선하기 위해 유체마운트에 대한 연구가 80년대 중반부터 활발히 이루어져 왔고⁽²⁸⁻³¹⁾, 많은 승용차, 트럭, 버스에 이용되고 있으며, 최근에는 항공기용 엔진마운트, 헬리콥터 pylon 절연기 등과 같은 항공기 산업에도 이용되고 있다.

유체마운트는 두 개의 고무챔버(chamber) 사이로 유체의 이동이 가능한 고무마운트이다. 두 챔버 사이에 유체이동 통로(inertia track)라 불리는 유로가 이들 챔버를 서로 연결하는데 사용된다. 유체이동 통로는 마운트의 내부 혹은 외부에 설치되어져 있다. 두개의 유연한 고무 챔버 사이로 이동하는 유체의 질량과 고무부분의 확장에 의한 탄성이 동흡진기 효과를 일으키게 된다. 엔진마운트는 일반적으로 진동을 한 곳에서 다른 곳으로 전달되는 것을 막기 위해 두 구조물을 서로 결합하는데 사용되며, 정적으로 두 구조물을 서로 고정시키는 탄성요소와 동적으로는 서로 절연시키는 요소들로 구성되어 있다. 엔진마운트 설계의 주요 과제는 정적으로는 강하고, 동적으로는 유연하게 만들 것이 요구되어진다. 고무와 강성이 낮은 금속판으로 결합되는 고무마운트는 다양한 산업현장에 사용되고 있다. 고무마운트의 동강성(dynamic stiffness)은 가진 주파수의 증가와 함께 상승한다. 그러므로 두 구조물의 결합상태를 좋게 하기 위해 마운트의 강성을 증가시키면, 동강성은 증가하고 절연효과는 저하하게 된다. 한편, 절연효과를 높이기 위해서는 보다 낮은 정강성(static stiffness)이 요구되며, 그 결과로 구조물 사이의 결합능력은 떨어진다. 이러한 고무마운트의 단점을 극복하기 위해, 유체마운트(fluid mount)가 개발되어졌다. 유체마운트의 특성에 대한 연구는 활발히 이루어져 왔으나, 최적설계에 관한 연구는 거의 이루어지지 않았고, 단순히 동흡진기의 정점 이론을 바탕으로 한 검토 정도가 이루어 졌다.⁽³²⁾

유체마운트를 이용하는 차량의 운전조건에 의해 요구되어지는 공진 및 노치(notch)주파수와 노치 깊이를 만족시키기 위한 마운트의 설계변수는 많이 있다. 그 설계변수들은 일반적으로 설계자에 의해 시행 착오적인 방법으로 결정되어져 왔다. 이와 같은 방법으로 요구된 공진 및 노치 주파수와 노치 깊이를

언었지만, 문제는 최소의 공진피크와 최대의 노치 깊이를 가지는 지를 알 수 없으며, 마운트의 성능을 최적화 하기 위해서는 그 설계변수들을 복합적으로 평가하는 것이 필요하다.

이러한 관점으로부터, 엔진과 마운트에 의해 결정되는 기본 공진주파수 및 노치 주파수와 노치 깊이를 조건으로 한 마운트의 최적 설계에 제안된 인공생명 알고리즘을 적용하였다.

본 논문에 이용된 유체마운트는 차량에 주로 이용되는 마운트로서 참고문헌(28)에 소개된 2개의 챔버와 유체이동통로를 가진 마운트이다. 최적화된 마운트의 성능이 종래의 것에 비해 월등히 향상되었음을 연구결과로부터 알 수 있다.

5.1 설계변수와 상태변수

본 연구에 사용된 유체마운트는 차량의 엔진이나 트럭의 캡(cab)의 지지부에 일반적으로 이용되는 것으로서, 유체마운트의 개략도를 Fig. 5.1에 나타내었다.⁽¹¹⁾

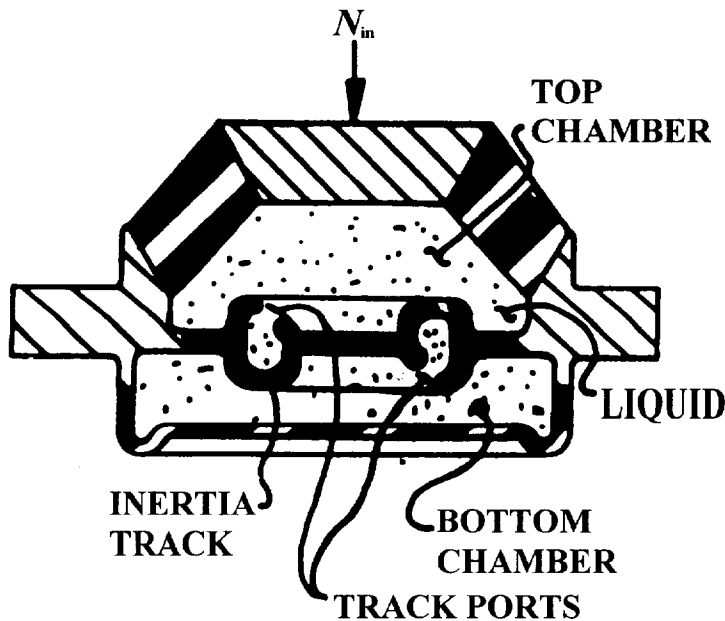


Fig. 5.1 Fluid mount with inertia track⁽²⁸⁾

Bond graph 모델로부터 마운트의 절연효과를 검증하는데 사용되는 마운트의 동강성 $D_O(s)$ 를 얻을 수 있다. 동강성은 아래의 식과 같이 변위 x 에 대한 힘 F_O 의 비로 나타내어지며, 동강성이 낮을수록 노치 주파수에서 높은 마운트의 동적 절연 효과를 가진다.

$$D_O(s) = \frac{F_O(t)}{x(t)} = K_R + jK_i + j\omega R_R + \left(\frac{A_p^2}{C_T}\right) \frac{(1/(I_f C_B) - \omega^2 + j\omega R_0 / I_f)}{(1/C_B + 1/C_T)/I_f - \omega^2 + j\omega R_0 / I_f} \quad (5.1)$$

여기서 $j = \sqrt{-1}$, ω 는 각주파수(rad/s), K_R 과 R_R 은 고무의 강성과 감쇠계수, A_p 는 상부 챔버의 유효 피스톤 단면적, R_0 는 유체이동 통로에 작용하는 유체저항을 나타낸다. $C_B (= 1/K_v)$ 와 $C_T (= 1/K_{vh})$ 는 상부 및 하부 챔버의 컴플라이언스(compliance)로서, 고무의 탄성공동(elastomeric cavities)현상에 의해 변화하는 압력변화에 대한 챔버의 체적변화로서 나타내어지고, I_f 는 유체이동 통로로 이동하는 유체 관성으로서, 다음식과 같이 나타내어진다.

$$I_f = \frac{\rho}{g} \frac{L}{A_t} \quad (5.2)$$

여기서 ρ 는 밀도, g 는 중력가속도, L 과 A_t 는 유체통로의 길이와 단면적을 나타낸다. 식 (5.1)로부터 마운트의 절연효과를 평가하는 다른 유용한 방법인 마운트의 동적 전달률(dynamic transmissibility)을 유도하기 위해 복소 강성인 식 (5.1)을 마운트의 강성특성을 나타내는 실수부 K'_0 와 마운트의 감쇠특성을 나타내는 허수부 K''_0 로 분리하면 다음과 같다.

$$K'_0 = K_R + \left(\frac{A_p^2}{C_T}\right) \times \frac{(1/(I_f C_B) - \omega^2)((1/C_B + 1/C_T)/I_f - \omega^2 + (\omega R_0 / I_f)^2)}{\{(1/C_B + 1/C_T)/I_f - \omega^2\}^2 + (\omega R_0 / I_f)^2} \quad (5.3)$$

$$K_O'' = K_i + \omega R_R + \left(\frac{A_p^2}{C_T}\right) \times \frac{\omega R_0 / (I_f^2 C_T)}{\{(1/C_B + 1/C_T)/I_f - \omega^2\}^2 + (\omega R_0 / I_f)^2} \quad (5.4)$$

동적 전달률 T_0 는 입력에 대한 출력의 비로서 다음과 같이 정의된다.

$$T_O = \left(\frac{K_O'^2 + K_O''^2}{(K_O' - M\omega^2)^2 + K_O''^2} \right)^{1/2} \quad (5.5)$$

여기서 M 은 마운트에 의해 지지되는 질량이다. 만약, 비감쇠 마운트로 가정하면($K_i = R_R = R_D = 0$), 식 (5.1)의 동강성 $D_0(s)$ 와 전달률 T_0 는 각각 한 쌍의 비감쇠 극(pole)과 영(zero)의 값을 나타낸다. 동강성의 최대값과 전달률의 최대값은 극인 다음의 공진주파수들에서 발생한다.

$$\omega_{rsD} = \sqrt{\frac{C_B + C_T}{C_B C_T I_f}}, \quad (5.6)$$

$$\omega_{rs1T} = \sqrt{\frac{A - \sqrt{-4C_B C_T I_f M (A_p^2 + K_r (C_B + C_T)) + A^2}}{2C_B C_T I_f M}}, \quad (5.7)$$

$$\omega_{rs2T} = \sqrt{\frac{A + \sqrt{-4C_B C_T I_f M (A_p^2 + K_r (C_B + C_T)) + A^2}}{2C_B C_T I_f M}} \quad (5.8)$$

여기서

$$A = C_B I_f (A_p^2 + C_T K_R) + M(C_B + C_T),$$

또한, $\omega_{rs,D}$ 와 $\omega_{rs,2T}$ 는 유체의 이동에 의한 동강성과 전달률의 공진주파수(rad/s)이고, $\omega_{rs,1T}$ 는 질량 M 과 마운트에 의해 결정되는 기본공진 주파수에서의 전달률의 공진주파수(rad/s)이다.

동강성과 전달률의 노치 주파수는 일치하며 다음의 노치 주파수라 불리는 영에서 최소가 된다.

$$\omega_{ns} = \sqrt{\frac{A_p^2 + K_R(C_B + C_T)}{(A_p^2 + K_R C_T)C_B I_f}} \quad (5.9)$$

5.2 최적화 문제의 공식화

기본공진주파수와 노치 주파수의 전달률 T_{rs1} 와 T_{ns} 를 동시에 최소화하는 것을 목적 함수로 고려하였고, 채택된 설계변수는 다음과 같다.

$$\mathbf{X} = \{A_p I_f R_0 K_i K_r K_{vt} K_{vb}\}^T \quad (5.10)$$

최적화문제는 구속조건

$$\begin{aligned} 7X_o < \mathbf{X} < 1.3X_o, \quad g_i(\mathbf{X}) < 0, \quad i = 1, 2. \\ g_1(\mathbf{X}) &= \omega_{ns} - (\omega_{ns,0} - \pi) \\ g_2(\mathbf{X}) &= (\omega_{ns,0} + \pi) - \omega_{ns} \end{aligned} \quad (5.11)$$

를 가지면서, 목적함수

$$f(\mathbf{X}) = \alpha_1 T_{rs1}(\mathbf{X}) + \alpha_2 T_{ns}(\mathbf{X}) \quad (5.12)$$

를 최소화하는 $\mathbf{X}$ 를 찾는 것이 된다. 여기서 가중치 α_1 과 α_2 는 1.0, 2.0 이고, $\omega_{ns,0}$ 는 Table 5.1에 제시하고 있는 $\mathbf{X}_o$ 를 이용하여 얻은 노치 주파수이다. 설계 변수의 변화에 따른 노치 주파수의 변화를 0.5Hz로 제한하였다

최적화된 마운트의 매개변수를 Table 5.2에 나타내었다. 이들 변수는 노치 주파수, 즉 주 운전주파수에서의 전달률을 낮추기 위한 가중치를 기본공진 주파수에 비해 2배로 하였으므로, 그 가중치에 따라 변화했음을 감도해석결과로부터 확인할 수 있다.

5.3 계산 결과

한편, 최적화된 마운트의 성능을 검토하기 위해 주파수의 변화에 따라 전달률과 동강성을 최적화 이전의 것과 비교한 결과를 Fig. 5.3와 Fig. 5.4에 나타내었다. 노치 및 기본 공진주파수에서의 전달률과 동강성이 낮아졌음을 알 수 있고, 유체의 유동에 의한 공진주파수에서의 전달률이 크게 줄었고, 동강성

은 상승하였다. 이들 결과를 Table 5.3에 정리하여 나타내었다.

Table 5.1 Mount parameters used in numerical simulation

Parameters	Original value
Effective piston area A_p	$2.19 \times 10^{-3} \text{ m}^2$
Fluid inertia I_f	$8.67 \times 10^6 \text{ N} \cdot \text{s}^2/\text{m}^5$
Fluid resistance R_0	$4.63 \times 10^8 \text{ N} \cdot \text{s}/\text{m}^5$
Imaginary spring rate of rubber K_i	$1.40 \times 10^4 \text{ N/m}$
Imaginary spring rate of rubber K_r	$9.98 \times 10^4 \text{ N/m}$
Top volumetric stiffness K_{vt}	$9.13 \times 10^{10} \text{ N} / \text{m}^5$
Bottom volumetric stiffness K_{vb}	$2.10 \times 10^9 \text{ N} / \text{m}^5$
Rubber damping R_r	$0 \text{ N} \cdot \text{s}/\text{m}$

Table 5.2 Optimized parameters of the fluid mount

Parameters	Original value
Effective piston area A_p	$2.19 \times 10^{-3} \text{ m}^2$
Fluid inertia I_f	$8.67 \times 10^6 \text{ N}\cdot\text{s}^2/\text{m}^5$
Fluid resiatance R_θ	$4.63 \times 10^8 \text{ N}\cdot\text{s}/\text{m}^5$
Imaginary spring rate of rubber K_i	$1.40 \times 10^4 \text{ N/m}$
Real spring rate of rubber K_r	$9.98 \times 10^4 \text{ N/m}$
Top volumetric stiffness K_{vt}	$9.13 \times 10^{10} \text{ N}/\text{m}^5$
Bottom volumetric stiffness K_{vb}	$2.10 \times 10^9 \text{ N}/\text{m}^5$
Rubber damping R_r	$0 \text{ N}\cdot\text{s}/\text{m}$

Table 5.3 Property of the original and optimized mount

	Original mount	Optimized mount	Remark
$T(\omega_{rt1})$	1.74	1.58	- 9.20 %
$D(\omega_{rt1})$	1.15×10^5	8.96×10^4	- 22.1 %
$\omega_{rt1} \text{ (Hz)}$	3.6	3.1	- 13.2 %
$T(\omega_{rt2})$	0.623	0.398	- 36.1 %
$D(\omega_{rt2})$	1.04×10^6	1.30×10^6	+ 25.0 %
$\omega_{rt2} \text{ (Hz)}$	18.4	24.1	+ 31.3 %
$T(\omega_{ns})$	0.436	0.320	- 26.6 %
$D(\omega_{ns})$	1.64×10^5	1.39×10^5	- 15.2 %
$\omega_{ns} \text{ (Hz)}$	7.4	7.9	+ 6.62 %

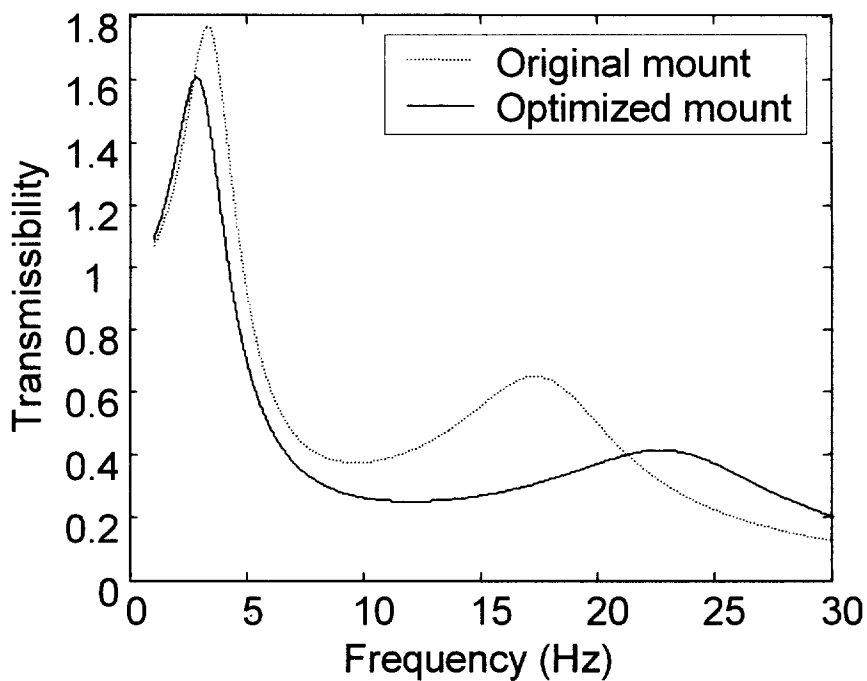


Fig. 5.3 Transmissibility of the fluid mount

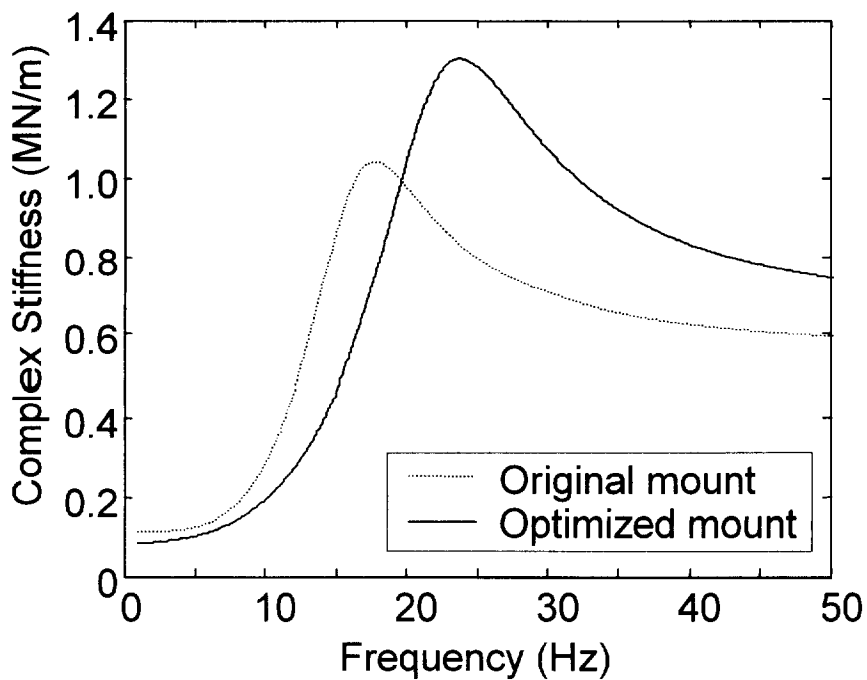


Fig. 5.4 Dynamic stiffness of the fluid mount

6. 결 론

본 논문에서는 최적화를 위한 기존의 인공지능 알고리즘이 가지는 장점을 유지하면서 수렴 속도와 해의 정밀도의 문제를 해결하기 위해 랜덤터부탐색법을 도입하여 개선된 인공지능 알고리즘을 개발하였다. 개발된 알고리즘을 다수의 전역적 최적해를 가지는 문제와 다수의 국소해를 가지는 문제 등에 적용하여 다수의 해를 동시에 찾는 우수성을 유지하면서 고속의 탐색성능을 확인할 수 있었고, 기존의 알고리즘과의 비교를 통해 그 성능의 향상이 탁월함을 확인하였다.

또한 실제문제에의 적용을 위해 고속 소폭 저널베어링의 최적화문제에 적용하여 기존 알고리즘과 비교함으로써 실제 문제에서의 적용에서도 우수한 성능을 확인하였다. 마지막으로 엔진용 유체마운트의 최적화에 적용하여 경험적으로 얻어진 성능을 크게 향상시켰다.

개발된 알고리즘은 테스트용 함수에의 적용과 실제문제에의 적용 등을 통해서 그 성능이 확인되었다. 따라서 다양한 실제문제에 적용되어 제품의 성능향상과 비용절감에 기여할 수 있는 최적화 기법으로 사용될 수 있을 것으로 판단한다.

참고문헌

- (1) J. Von Neumann, The Theory of Self-Reproducing Automata, University of Illinois Press, Illinois, 1966, Edited and completed by A.W.Burks
- (2) Burks, A. W. ed. 1970, Essays on Cellular Automata, Urbana II: University of Illinois Pr
- (3) C. G. Langton, 1992, "Life at the Edge of Chaos," Artificial Life II: Proceedings of the Workshop on Artificial Life, held in 1990, Volume X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, 41~91, Addison-Wesley.
- (4) C. G. Langton. Self-reproduction in cellular automata, Physica D, 10:135-144, 1984.
- (5) Thatcher, J. 1970, "Universality in the von Neumann Cellular Model," Essays on Cellular Automata, Ed. A. W. Burks, Urbana, IL, University of Illinois Press.
- (6) Codd, E. F. 1968, "Cellular Automata," New York, Academic Press.
- (7) S. A. Kauffman, "Autocatalytic Sets of Proteins," J. Theor. Biol., 119:1-24, 1986.
- (8) Charles E. Taylor, 1992, "Fleshing Out Artificial Life II," Artificial Life II: Proceedings of the Workshop on Artificial Life, held in 1990, Volume X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (9) Eugene H. Spafford, 1992, "Computer Viruses - A Form of Artificial Life ?," Artificial Life II: Proceedings of the Workshop on Artificial Life, held in 1990, Volume X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (10) Norman H. Packard, 1989, "Intrinsic Adaptation in a Simple Model for Evolution," Artificial Life : Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Sysems, held in 1987, Volume VI of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (11) Richard Dawkins, 1989, "The Evolution of Evolvability," Artificial Life: Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Sysems, held in 1987, Volume VI of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.

- (12) Aristid Lindenmayer, Przemyslaw Prusinkiewicz, 1989, "Developmental Models of Multicellular Organisms: A Computer Graphics Perspective," *Artificial Life: Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems*, held in 1987, Volume VI of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (13) Eigen, M., and P. Schuster, *The Hypercycle: A Principle of Natural Self-Organization*. New York: Springer Verlag, 1979.
- (14) Stuart A. Kauffman, Sonke Johnsen, 1992, "Co-Evolution to the Edge of Chaos: Coupled Fitness Landscapes, Poised States, and Co-Evolutionary Avalanches," *Artificial Life II: Proceedings of the Workshop on Artificial Life*, held in 1990, Volume X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (15) Bagley, R., J. D. Farmer, 1992, "Emergence of Robust Autocatalytic Networks," *Artificial Life II: Proceedings of the Workshop on Artificial Life*, held in 1990, Volume X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (16) Rasmussen, S., 1989, "Toward a Quantitative Theory of Life," *Artificial Life: Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems*, held in 1987, Volume VI of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (17) Wolfram, S. *Theory and Applications of Cellular Automata*, Singapore: World Scientific, 1986
- (18) Spiegelman, S., N. R. Pace, D. R. Mills, R. Livisohn, T. S. Eikhorn, M. M. Taylor, R. L. Peterson, D. H. L. Bishop, "Chemical and Mutational Studies of Replication RNA Molecule," *Proc. VII. Int. Cong. Genetics* 3(1969):127-154.
- (19) North, G. "Expanding the RNA Repertoire," *Nature* 345(1990):576-578.
- (20) Yang B.S and Lee Y.H, "Artificial Life Algorithm for Function Optimization," 2000 ASME Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference, DETC2000/DAC-14524.
- (21) Assad, A. M., and Packard, N. H., 1992, "Emergent Colonization in an Artificial Ecology", Technical Report CCSR-92-3
- (22) Hu, N., "Tabu Search Method with Random Moves for Globally Optimal Design," *International Journal of Numerical Methods in Engineering*, Vol. 35,

pp. 1055-1070, 1992.

- (23) 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.
- (24) 전상범, 1998, 유전알고리즘과 Random Tabu 탐색법에 의한 최적설계 알고리즘의 개발, 부경대학교 대학원 기계공학 석사학위 논문
- (25) Kim, Y. C. and Yang, B. S., 2001, "Enhanced Genetic Algorithm for Fast and Accurate Global and Local Optimization Search," 8th International Congress on Sound and Vibration, Hong Kong.
- (26) 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.
- (27) H. Hashimoto, 1997, "Optimum Design of High-Speed, Short Journal Bearings by Mathematical Programming", Tribology Transactions, Vol.40, 283-293.
- (28) Flower, W. C., 1985, "Understanding Hydraulic Mounts for Improved Vehicle Noise Vibration and Ride Qualities," SAE Paper No. 850975.
- (29) Taylor, H. J., 1986, "The New Generation of Engine Mount," Proceedings of the SAE Milwaukee Section Lecture Series, Milwaukee, WI, SAE Paper 86052.
- (30) Nakajima, Z., Matsuoka, C., and Okuya, S., 1990, "The Development of the Hydraulic Strut Mount," Proceedings of the SAE Passenger Car Meeting and Exposition, Detroit, MI, SAE Paper No. 901729.
- (31) Gau, S. J. and Cotton, J. D., 1995, "Experimental Study and Modeling of Hydraulic Mount and Engine System," SAE Paper 951348.
- (32) Seto, K., Sawatari, K., Nagamatsu, A., Ishihama, M. and Doi, K. and 1991, "Optimum Design Method for Hydraulic Mount," SAE Paper 911055.
- (33) Hayashi, D. et al., 1996, "Distributed Optimization by Using Artificial Life," T. IEE Japan, Vol. 116-C, No.5, pp.584 ~ 590.
- (34) B. S. Yang and J. D. Song "Enhanced Artificial Life Algorithm for Fast and Accurate Optimization Search," 2001 Proceedings of Asia-Pacific Vibration Conference.
- (35) Stuart A. Kauffman, Sonke Johnson, 1992, "Co-Evolution of Chaos: Coupled Fitness Landscapes, Poised States, and Co-Evolutionary Avalanches," Artificial Life II: Proceedings of the Workshop on Artificial Life, held in 1990, Volume X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (36) Langton, C. G. ed., 1995, Artificial Life: An Overview, MIT Press.

- (37) C. G. Langton, 1989, "Artificial Life," Artificial Life: Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems, held in 1987, Volume VI of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley.
- (38) 이윤희, 2000, 최적설계를 위한 향상된 인공생명 알고리즘, 부경대학교 대학원 기계공학 석사학위 논문
- (39) Rao, S. S., Engineering Optimization, Theory and Practice, John Wiley

후 기

논문을 마무리하면서 부족함과 많은 허점들을 스스로 발견하게 되었다. 나의 이 석사학위논문은 마무리하는 의미라기보다는 오히려 앞으로의 각오와 무엇을 해야 할 것인가를 나에게 깨닫게 해주는 의미가 더욱 크다.

제가 하고자 하는 일을 할 수 있도록 모든 것을 아낌없이 주신 부모님께 감사의 마음을 전합니다. 그리고 또 한분의 아버지와 같이 항상 저의 모범이 되어주셨던 큰형님께 짧지만 진심어린 감사와 또한 죄송한 마음을 이 글로 대신합니다. 부족한 저를 위해 희생을 아끼지 않은 작은형과 누나에게도 고마움을 표하며, 안타까운 마음을 뒤로하며 묵묵히 지켜봐주신 두 분 형수님과 매형께 고마움을 전합니다.

부족한 저를 이해심과 인내심으로 지켜봐주시고 지금까지의 길을 인도해주신 양보석 교수님께 감사의 마음을 전합니다. 열정적인 학자의 모습으로 동시에 친구같은 편안함으로 저와 학문적 고민을 같이 하여주셨던 안영공 교수님의 날카롭고도 친근함은 잊혀지지 않을 것입니다. 저의 부족함을 메워주고 힘들때 같이하여주었던 실험실의 여러 선·후배님에게 우정과 고마움을 포함합니다.

몇자의 글로 논문에 대한 미련과 여러분들의 고마움에 대한 저의 심정을 다 표현할 수 있겠습니까. 그러나 짧은 글로 제 마음을 대신합니다.