

## 강화된 유전 알고리즘을 이용한 다극 및 다목적 최적화에 관한 연구

이원보 · 박성준\* · 윤인섭

서울대학교 화학공학과

\*LG-Caltex 정유

(1997년 10월 30일 접수, 1997년 11월 17일 채택)

### A Study on Strengthened Genetic Algorithm for Multi-Modal and Multiobjective Optimization

Won-Bo Lee, Seong-Jun Park\* and En-Sup Yoon

*Dept. of Chem. Engineering, Seoul National Univ., Seoul 151-742, Korea*

*\*LG-Caltex Oil Corp., 150-721 20 LG Twin Tower, Yoido-dong, Youngdungpo-gu,  
Seoul, Korea*

(Received 30 October 1997; accepted 17 November 1997)

#### 요 약

다극 및 다목적함수 최적화 문제를 해결하기 위해서 유전 알고리즘을 이용한 일반적인 최적화 도구인 APROGA II가 개발되었다. 우선 다극 최적화를 위해서는 다중선택집합탐색 알고리즘을 이용하였다. 두번째로 다목적함수의 최적화를 위해서는 파레토 우성 토너먼트와 공유개념을 이용한 선택방법과 선택집합을 이용한 연속적인 세대교체법을 이용하여 새로운 알고리즘을 제안하였다. 이들 알고리즘을 이용하여 3개의 탐색엔진(APROGA 탐색엔진, 다극 탐색엔진 그리고 다목적함수 탐색엔진)을 가지고, 이진 및 이산 변수를 다룰 수 있는 APROGA II 시스템이 개발되었다. 그리고 여러 가지 검토함수들과 사례연구들을 적용시켜서 다극 탐색엔진의 성공적인 적용성을 확인하였다.

**Abstract** - An optimization system, APROGA II using genetic algorithm, was developed to solve multi-modal and multiobjective problems. To begin with, Multi-Niche Crowding(MNC) algorithm was used for multi-modal optimization problem. Secondly, a new algorithm was suggested for multiobjective optimization problem. Pareto dominance tournaments and Sharing on the non-dominated frontier was applied to it to obtain multiple objectives. APROGA II uses these two algorithms and the system has three search engines(previous APROGA search engine, multi-modal search engine and multiobjective search engine). Besides, this system can handle binary and discrete variables. And the validity of APROGA II was proved by solving several test functions and case study problems successfully.

**Key words** : Multi-Modal, Multiobjective, Optimization, Multi-Niche Crowding, APROGA II

## 1. 서 론

최근 수십년간 수리계획법에 기반한 최적화 방법이 매우 향상되었다. 최적화 방법은 크게 미분에 의한 방법과 무작위 탐색으로 나눌 수 있는데, 주로 미분에 의한 방법이 많이 이용되어 왔다. 그러나 이러한 최적화방법은 단일 목적 함수문제 중에서 단일해, 특히 전역해를 구하는데 그 초점이 맞추어져 있었다. 그러나 문제 자체에 비선형성이 존재할 때는 전역해를 구하는 것이 대단히 힘들었다. 이는 미분을 이용하는 방법이 본질적으로 초기조건에 영향을 많이 받기 때문이다. 그래서, 박과윤[4][5]이 유전 알고리즘을 이용한 최적화 도구인 APROGA를 개발하였다. 왜냐하면, 유전 알고리즘을 사용한 방법은 초기조건에 그다지 영향을 받지 않는 장점이 있기 때문이었다. 이것은 물론 단일 목적함수를 이용한다. 또한 이 도구는 여러 국소점들(전역해를 포함해서)에 동시에 수렴할 수가 없었다. 기본적으로 한 점으로 수렴하도록 되어 있는 유전 알고리즘의 특성을 그대로 유지하고 있었기 때문이다. 이와 같이 이제까지의 최적화 문제는 그 문제가 다극점을 가질 지라도 하나의 해(전역해)를 찾는 문제가 주류를 이루었다. 그런데 몇몇 문제에서는 전역해뿐 아니라 그 밖의 국지해 들을 필요로 하는 문제들도 있다. 예를 들면 파라미터 최적화의 경우 비용을 가장 최소로 하는 전역해가 구해졌다고 해도 그 전역해 범위에서 조작하기에는 상당히 부담스러운 경우가 있다. 이런 때에 목적 함수값은 다소 나쁘지만 조작이 용이한 최적점을 이용하게 된다. 이런 경우는 설계시에도 발생한다. 물론 목적함수를 가장 잘 만족시키는 값은 분명히 비용을 최소로 하는 설계점이 된다. 그런데 이런 전역해가 환경오염문제나 제어성 혹은 조작성에서 비슷한 다른 점들에 비해 좋지 않을 수가 있다. 이런 때, 목적함수 값이 비슷한 여러 점들을 설계자가 알고 있다면 문제를 구조적으로 해결할 수 있을 것이다. 또 최근까지의 최적설계는 목적함수가 하나인 경우가 대부분이었다. 그러나 목적함수가 여러 개인 다목적함수의 최적화를 요구하는 문제들이 있다. 예를 들면 선박구조설계에서는 최소중량설계가 설계자의 주된 관심사였다. 그 이유로는 선박의 중량이 성능에 직접적으로 큰 영향을 미치고 건조비에서도 많은 부분을 차지하며 또한 최적화 모델링이 비교적 용이하기 때문이다. 그러나 보다 합리적인 선체구조설계를 하기 위해서는 최소중량뿐 아니라, 최소건조비 또는 파괴위험의 최소화 등의 선체구조가

직면하고 있는 다양한 환경을 동시에 고려해야 할 필요가 있으며, 이것은 진정한 의미의 최적설계에 보다 가까이 접근하는 방법일 것이다.

### 다극(Multi-Modal) 최적화

다극 최적화를 위한 알고리즘들은, 선택집합기반(Crowding-Based) 방법, 공유기반(Sharing-Based) 방법 그리고 다중선택집합탐색(Multi-Niche-Crowding) 알고리즘 등이 있다. 1994년에 Sikora & Shaw는 일련의 예들로부터 유용한 재정적 결정 지식을 학습하는데 이런 기법의 필요성을 말했다. 또 1994년에 Horn, Goldberg, & Deb. 는 분류시스템의 다양한 규칙들의 집합을 찾아내는데 이러한 기법들의 필요성을 이야기했다. 그러나 이런 알고리즘이 공학 최적화문제에 적용된 예는 그다지 많지 않았다.

### 다목적함수 최적화

다목적함수의 최적설계에 대한 연구는 1896년 Pareto에 의해 처음 시도되었다고 할 수 있다. 하지만 그 후 1960년대 말까지의 거의 연구 사례가 없다가, 1970년대에 들어서면서 활발한 연구가 진행되었다.

Cohon[12]은 여러 다목적함수 최적화방법에 대한 기본 특성과 그 과정에 대해 설명하였고, Koski등[13][14]은 여러 형태의 트러스 구조물에 대해 중량과 범위를 목적함수로 하여 다양한 종류의 방법에 의해 다목적함수의 최적화를 수행하였다. 그리고 Yang[15]은 grillage 구조물의 중량과 파괴확률을 목적함수로 하여 최적화를 수행하였고, Hajela[16] 등은 정수의 이산화 설계변수를 가지는 다목적함수의 최적화 문제에 Branch & Bound법을 결합하여 최적화를 수행하였다. 그리고, GA를 이용한 다목적함수의 최적화에 대해서 Hajela[17] 등이 공유함수 방법과 vector-evaluated 방법을 사용하였는데, 기본적으로는 가중치(weighting) 방법에 GA를 결합시킨 것이다.

이상의 모든 방법은 다목적함수 최적화 문제를 단일 목적함수 최적화 문제로 치환하여 기존의 최적화 기법을 사용한 것이다.

본 연구에서는 다극 최적화를 위해 다중선택집합탐색 알고리즘을 이용하고, 다목적함수 최적화를 위해서는 새로운 알고리즘을 제안하고자 한다. 그리고, 이들 알고리즘을 이용한 최적화 도구인 APROGA II를 개발하여 화학공정 최적화에 응용시키고자 한다.

이미 유전 알고리즘에 의한 최적화의 적용성은 박[4][5]이 다루었기 때문에 여기서는 다루지 않기로 한다. 여기서는 이전 시스템과는 다른 부분, 즉 추가로 개발된 두 가지 탐색 엔진

들의 적용성을 다루기 위해 검토 문제들과 사례연구에 중점을 두었다.

## 2. 이 론

### 2.1. 다극탐색을 위한 유전알고리즘

유전 알고리즘에서 다극점에 동시에 수렴하기 위해서는 적합도에 따른 선택압력을 줄여주어야 한다. 이런 방법들 중 대표적인 것들이 공유기반법과 다중선택집합탐색법이 있다. 여기서는 적합도에 따른 선택압력을 선택집합선택으로 바꾸어 준다. Fig. 1에 다중선택집합탐색법의 알고리즘을 나타내었다.

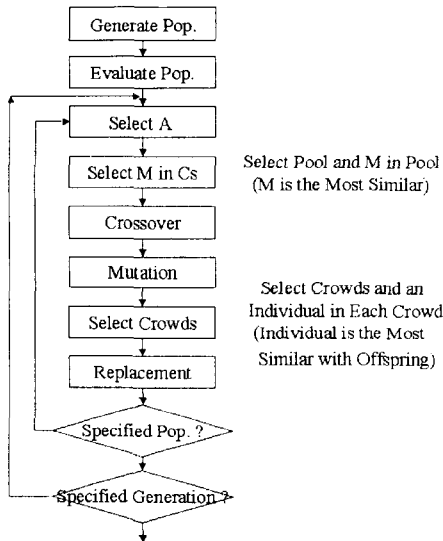


Fig. 1. Multi-Niche Crowding algorithm for multi-modal optimization in APROGAI II system

### 2.2 다목적함수 최적화를 위한 유전알고리즘

단일 목적함수 최적화 문제에서는 최적이라고 하는 것에 별다른 설명이 필요치 않다. 단순히 가장 좋은 것을 찾는 것이다. 그러나 다목적함수의 최적화 문제에서는 최적이라는 것이 분명치 않다. 만일 우리가 여러 개의 목적함수 값을 서로 관계 짓지 않는다면, 최적에 대한 다른 정의가 필요하게 된다. 이럴 때 사용되는 것이 Pareto 최적조건이다. 그리고 이러한 최적조건을 적용시키게 되면 최적해는 하나의 해가 아니라 다수의 최적해 집합(Pareto optimal set)으로 나타난다. 그럼 Pareto 최적성의 정의를 살펴보자. 수학적으로

$$(\bar{x} < p\bar{y}) \Leftrightarrow (\forall_j)(x_j \leq y_j) \wedge (\exists_j)(x_j < y_j)$$

이면 벡터 X가 또 다른 벡터 Y보다 부분적으로 작다고 말한다. 이럴 때 "X dominates Y"라는 표현을 쓴다.

어떤 다른 점들에 의해서 dominated 되는 점이 없을 때, nondominated 또는 noninferior하다고 말한다. 이러한 점들을 Pareto 최적해 집합이라고 한다. 이것을 말로 풀어쓰면

"설계가능영역의 설계점들 중 적어도 하나의 목적함수의 증가가 없기 전에는 다른 하나의 목적함수의 감소가 가능하지 않은 최적점들의 집합, 다시 말하면 설계가능영역의 점들 중 어떠한 설계점에 대해 적어도 하나의 목적함수를 감소시키고 다른 개체의 목적함수를 감소시키거나 같게 하는 다른 설계점이 존재하지 않을 때 그 점들의 집합을 Pareto 최적해 집합이라고 한다." 와 같다.

본 연구에서는 Pareto 최적해 집합을 구하기 위해서, 다극탐색과 마찬가지로 선택법과 세대교체법을 변형하였다. 선택부분에서는 tournament 선택을 먼저 수행한 후 필요하다면 공유(Sharing)을 수행한다.

#### Pareto domination tournaments

이 방법은 우선 두 개의 후보자를 고른 후에 그 두 후보를 비교대상 집합과 비교를 한다. 2개 다 dominated 되어 있으면 임의로 하나를 선택하고, 2개 중 하나만이 nondominated 하다면 nondominated 한 것을 선택하고 한다. 만일 둘 다 nondominated 하다면 이때는 Sharing (on the non-dominated frontier)을 해주게 된다. 여기서 이런 선택방법을 이용하는 이유는 선택시에 Pareto 최적 조건을 만족하는 것들을 우선적으로 선택을 하자는 것이다. 그런데 문제점은 이런 식으로만 선택을 하게 되면, 하나의 점으로 수렴한다는 것이다. 이것을 방지하고자 공유(Sharing)을 하는 것이다.[3]

#### Sharing on the non-dominated frontier

공유(Sharing)란 강제로 분배를 해주는 것이다. 다시 말해서 아주 뛰어난 것들이 많이 있더라도 뛰어난 것만을 선택하지는 않겠다는 의미이다. 여기서도 공유를 하게 되는데 그 목적은 한 점으로 수렴하는 것을 막기 위해서이다.

두 후보자가 둘 다 nondominated 하다면 그 점들을 중심으로 해서 일정 거리에 있는 점들의 수를 계산한다(이러한 작업은 탐색집합(Niche)들을 형성하게 된다). 그리고 나서 한 점으로의 이끌림을 막기 위해서 그 수가 적은 쪽을 선택한다[3].

시스템에 적용한 세대교체 전략은 Ranking 방법을 이용한 연속적인 방법이다. 자세히 말하면, 자손이 생기자마자, 교체하려는 대상 집합

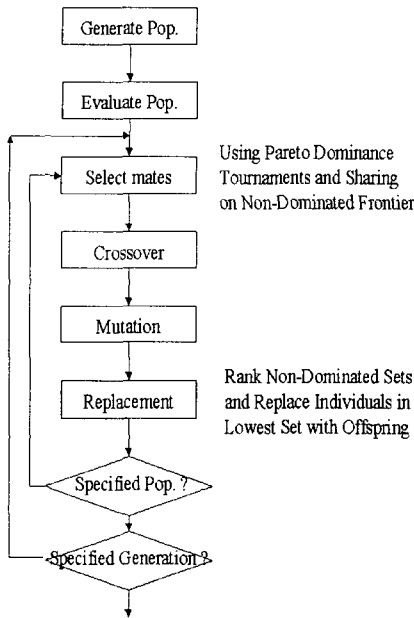


Fig. 2. New algorithm for multiobjective optimization in APROGA II system

을 Pareto 최적해 집합들로 Ranking을 매긴다. 그리고 나서 가장 낮은 Rank의 점들 중에서 임의로 세대교체를 시행한다. 이러한 세대교체 방법은 구속조건을 벌칙함수로 처리할 수 있도록 해준다. 이런 방법들을 적용하여 새로운 알고리즘을 Fig. 2에 제안하였다.

### 3. APROGA II system

#### 3.1. 변수에 대한 Code 기법

공학에서의 최적화 문제는 연속형, 이진형, 이산형 등의 여러 형태의 변수를 포함한다. 유전 알고리즘은 인자 자체를 이용하는 것이 아니라 인자 코드를 이용하는 것이므로, 다른 알고리즘에 비해 이러한 여러 변수들을 다루는 것이 매우 쉽다. 특히, 불연속점에 대한 고려가 필요치 않기 때문에 이진형 또는 이산형 변수를 쉽게 다룰 수 있는 것이 장점이다. 일반적인 유전 알고리즘에서는 이진수를 이용하는 것이 일반적이지만, 시스템이 커질 경우 컴퓨터의 메모리면이나 속도면에서 단점을 드러내게 된다. 따라서, 보다 높은 진수를 사용하는 것이 효율적이라 하겠다. 변수의 코드화(encoding) 과정에서 가장 먼저 해야 할 일은 코드의 길이를 결정하는 것이다. 사용할 진수를 k라 할 때, 코드의 길이 m는 다음 식을 만족하는 가장 작은 정수가 된다.

$$K^m \geq \frac{U-L}{R} + 1 \tag{1}$$

여기서, U, L은 각각 탐색 구간의 상한, 하한을 각각 나타내며, R은 정밀도를 나타낸다. 정밀도 R이 커질수록 코드길이 m도 커지게 된다.

연속형 변수의 경우에 코딩된 인자를 실제 값으로 변환하는 과정(decoding procedure)은 다음 식에 의한다.

$$X_{real} = L + X \cdot \frac{U-L}{K^m - 1} \tag{2}$$

여기서, X는 각 변수의 코딩된 인자이다.

#### 3.2. 구속조건의 처리

일반적인 방법은 Penalty Approach이다. 이 접근 방법을 사용하면 최적화 문제는 다음 식과 같이 표현된다.

$$F(x) = f(x) + \sum_i a_i \{ h_i(x) \}^2 + \sum_{m+1} \lambda_j \min \{ g_j(x), 0 \}^2 \tag{3}$$

이 방법은 feasible region 이 외의 부분에는 적당한 양의 penalty를 부과함으로써, infeasible region에서의 함수값은 feasible region에서 보다 훨씬 더 큰 값을 가지게 된다. 이와 같이 벌칙함수를 써서 구속조건들을 다룰 수 있는 이유는 세대교체 전략에 있다. 모든 세대교체 전략은 적합도가 낮은 것을 교체하기 때문이다.

#### 3.3. System의 특징

APROGA II 시스템은 3가지 엔진들을 가지고 있다. 단일 목적함수를 위한 APROGA 탐색엔진, 다극 탐색엔진 그리고 다목적 함수 탐색엔진이 그들이다. 여기서, APROGA 탐색엔진에서 선택은 단순 유전 알고리즘과 다를 바가 없다. 하지만 세대교체 방법으로는 세대간 전체교체방법(Generational method)과 세대간 일정부분교체방법(Steady State method)을 둘 다 사용할 수 있도록 되어 있다. 다극탐색엔진이 이용한 선택방법으로는 선택집합(Crowding)을 사용하였고, 세대교체 방법으로는 다중선택집합을 이용한 연속적인 세대교체법 방법을 이용하였다. 그리고, 다목적함수 탐색엔진에서는 Pareto dominance tournaments 및 공유(Sharing) 개념을 이용한 선택방법을 이용하였고, 세대교체 방법으로는 위와 비슷하게 선택집합을 이용한 연속적인 세대교체법을 이용하였다.

그리고, 교배(crossover)는 다점교배가 가능

하도록 만들어졌다. 또한 이진 및 이산 변수들이 있는 문제에도 변형 없이 그대로 적용이 가능해서 MILP나 MINLP 같은 문제에도 그대로 적용이 가능하도록 만들어졌다.

#### 4. 결과 및 검토

##### 4.1. 다극탐색엔진에 대한 검토함수결과 및 사례연구

다음의 2개의 검토함수들은 다극함수 최적화 알고리즘의 검토를 위해 여러 논문 및 교과서에서 인용[9][10]되고 있는 함수들이다.

첫번째가

$$F(x) = \sin^6(5.1\pi x + 0.5) \tag{4}$$

이고, 두번째가

$$F(x) = \exp^{-4(1+x)(x-0.0667)^2 / 0.64} \sin^6(5.1\pi x + 0.5) \tag{5}$$

이다. 위의 검토함수들에 대한 결과는 Fig. 3과 Fig. 4에 나타내었다.

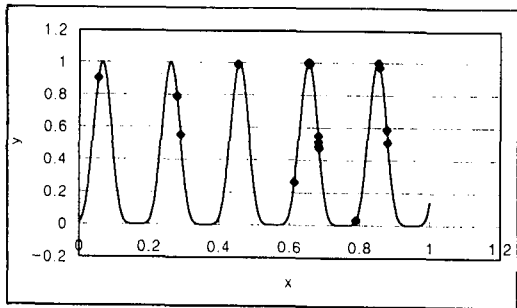


Fig. 3. Result of multi-modal search engine test when applied to the first function

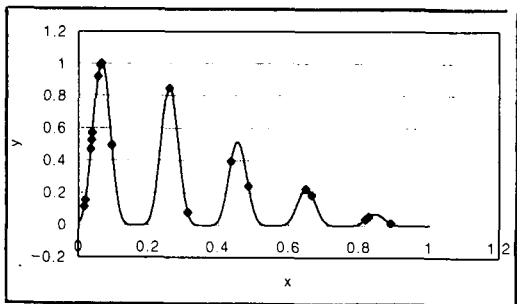


Fig. 4. Result of multi-modal search engine test when applied to the second function

그림에서 볼 수 있듯이 여러 개의 최대값으로 잘 수렴하고 있음을 알 수 있다. 그리고 개체군의 모든 점들이 어떻게 움직였는지를 보기 위해서 모든 점들을 나타내었다. 여기서, 세대수는 20, 개체군의 크기는 각각 200과 300, 짝을 짓기 위한 선택집합과 세대교체를 위한 선택집합의 크기는 각각 7과 15, Crowding Factor는 각각 4와 3, 해상도(resolution)은 1.0E-7, 교배 확률은 0.95, 그리고 변종확률은 0.01로 같게 잡았다.

여러 번의 시험결과 Crowding Factor는 대략 2-4 정도 그리고 짝을 짓기 위한 선택집합의 크기 및 선택집합 크기는 전체 개체군 수의 5% 정도로 잡아주는 것이 이상적임을 알아내었다. 그리고 해상도(Resolution)가 커지면, 정확도는 높아지겠지만 개체들이 찾을 지역이 넓어지므로 수렴 속도는 느려지고, 개체군의 크기도 넓은 탐색지역을 위해서 크게 해주어야 함을 알았다. 그 밖의 파라미터들은 수렴에 그다지 큰 영향을 끼치지 않았다.

한가지 사례연구를 통하여 개발된 시스템의 화학공정 적용 가능성을 살펴보자. 아래의 Fig. 5에 대한 대상 시스템이 나타나있다.

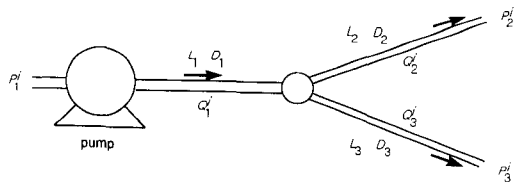


Fig. 5. Illustration of Multicrude Pipeline

서로 다른 유량과 성질을 가진 n crudes를 수송하기 위해 Fig. 5와 같이 수평으로 놓인 배관을 설계하여야 한다. crudes의 시간 할당과 최소 출구 압력(minimum outlet pressure)이 주어진다. 문제는 total annual cost를 최소화시키기 위해 배관의 지름(u), 펌프의 마력(v)을 결정하는 것이다[19]. 여기서, 설계변수는 8개, 그리고 부등식형 구속조건이 12개이다. 때문에, 개체군의 탐색부담을 줄이기 위해서 해상도를 0.001로 맞추었다. 그리고, 세대수는 200, 개체군의 크기는 500, 짝을 짓기 위한 선택집합 및 세대교체를 위한 선택집합의 크기는 50, Crowding Factor는 3, 교배확률은 0.95 그리고, 변종확률은 0.01으로 하였다. 아래 결과들은 모사 결과 중에서 최소의 목적함수 값을 갖는 3개를 선택해서 나타내었다. 이것으로 본 시스템이 기존의 전역해 뿐 아니라, 다른 최적값도 찾을 수 있음을 알았다.

Table 1. Results of Batch Plant

	VMP (literature)	APROGA	APROGAII	APROGAII	APROGAII
BHP	309.1	300.26	300.00	310.00	304.07
D <sub>1</sub>	24.6	26.98	27.20	26.14	27.85
D <sub>2</sub>	15.6	15.17	15.20	14.51	15.32
D <sub>3</sub>	16.0	15.99	15.99	15.73	15.92
P <sup>1</sup>	105.6	105.66	105.61	107.02	105.81
P <sup>2</sup>	102.2	102.18	102.20	103.01	102.58
P <sup>3</sup>	105.6	105.60	105.61	106.07	105.97
P <sup>4</sup>	101.9	101.92	101.92	102.10	101.98
objective f'n(\$)	130,555	129,926	129,964	131,278	130,906

4.2. 다목적함수 최적화에 대한 검토함수 및 사례연구

다음의 검토함수는 다목적함수 알고리즘의 검토를 위해 여러 논문 및 교과서에서 인용[3][9][10] 하고 있는 함수이다.

$$\text{Min } F1 = x^2, F2 = (x-2)^2 \quad (6)$$

위의 검토함수들에 대한 결과는 Fig. 6에 나타내었다. 그림에서 볼 수 있듯이 점들이 Pareto 최적해 집합으로 수렴하고 있음을 알 수 있다. 여기서 세대수는 10, 개체군의 크기는 100, 짝을 짓기 위한 선택집합의 크기는 70, 세대교체를 위한 선택집합은 15, 해상도는 1.0E-7, 교배 확률은 0.95, 변종확률은 0.01 그리고 마지막으로, 탐색집합의 길이는 0.1로 잡았다.

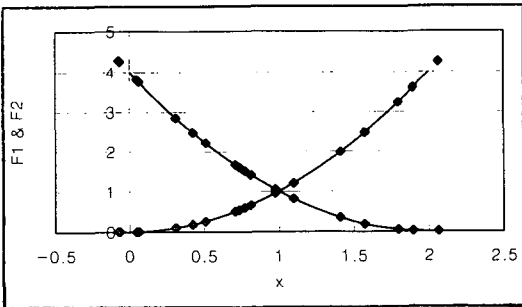


Fig. 6. Results of multiobjective search engine test when applied to a function

여러 번의 모사를 통해서 짝을 짓기 위한 선택집합의 크기는 개체군 크기의 60-70% 그리

고 세대교체를 위한 선택집합의 크기는 10-20% 정도가 이상적임을 알았다. 또한, 다극 탐색엔진에서와 마찬가지로 해상도의 커짐이 수렴시간을 늘리기는 하지만, 다극탐색엔진에서 만큼 영향을 미치지 않음을 알았다. 다음으로, 구속조건을 가진 다목적함수 최적화문제로 시스템의 화학공정 적용 가능성을 살펴보자.

$$\text{Min } F_1 = -x_1 + x_2, F_2 = x_1 + x_2 \quad (7)$$

Subject to

$$g(x) = 1 - (x_1 - 1)^2 - (x_2 - 1)^2 \geq 0 \quad (8)$$

$$0 \leq x_1, x_2 \leq 5$$

위의 문제 결과는 아래 Fig. 7에 나타내었다.

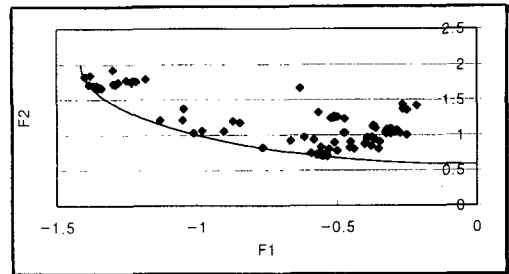


Fig. 7. Results of multiobjective search engine when applied to a constrained example

여기서, 세대수는 10, 개체군의 크기는 300, 짝을 짓기 위한 선택집합의 크기는 200, 세대교체를 위한 선택집합은 45, 해상도는 1.0E-5, 교배확률은 0.99, 변종확률은 0.1 그리고 마지막으로, 탐색집합의 길이는 0.1로 잡았다. 실제로 검토함수와 다소 차이가 있는 것은 변종확률이다. 이것은 개체군으로 하여금 여러 점, 즉 Pareto 최적해 집합으로 수렴하도록 도와주기 위해서 개체군의 다양성을 확보해 주기 위함이다. 결과는 Fig. 7에 나와 있는 것과 같이 Pareto 최적해 집합으로 수렴해 가고 있는 것을 볼 수 있다. 실제로 마지막 세대의 pareto 최적점들만을 나타내도 되겠지만, 여기서는 모든 개체군의 점들이 어떻게 움직이는지를 볼 수 있도록 모든 점을 나타내었다.

5. 결 론

본 연구를 통해 기존 APROGA 탐색엔진과 개발된 다극 탐색엔진 그리고 다목적함수 탐색엔진이 적용된 APROGAII 시스템이 개발되었다. 개발된 탐색엔진들은 모두 기존 유전 알고

리듬의 선택과 세대교체 방법을 변형하여 만들어졌다. 우선 다극 탐색엔진을 위해서는 선택 집합을 이용한 선택방법, 그리고 다중선택집합을 이용한 연속적인 세대교체법을 사용하였다. 두 번째로 다목적함수 탐색엔진을 위해서는 Pareto Dominance Tournaments 및 Sharing on the Non-Dominated Frontier 개념을 이용한 선택방법과 선택집합을 이용한 연속적인 세대교체법을 사용하여 개발되었다. 이렇게 개발된 APROGA II 시스템을 가지고 여러 가지 검토함수들 및 사례연구 문제들에 적용해 보았다. 우선 다극 탐색엔진의 경우는 여러 검토함수 뿐 아니라 사례연구 문제들에 있어서도 그 성공적인 적용성을 확인하였다. 특히 Design of Multiproduct Processes Consisting of a Series of Batch and Semicontinuous Units 문제에 있어서는 기존에 전역해로 생각되어져 왔던 해보다 더 좋은 해를 구할 수 있었다. 다목적함수 탐색엔진의 경우에는 검토함수들에 적용하여 새로 제안된 알고리즘의 적용가능성을 확인하였다.

## 감 사

본 연구는 포항공과대학교 지능자동화 연구 센터를 통한 한국과학재단 우수연구센터 지원금에 의한 것입니다.

## 참고문헌

1. Deb. K., & Goldberg. D. E., "An investigation of niche and species formation in genetic function optimization", *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, 42-45, 1989.
2. Goldberg. D. E., & Richardson. J., "Genetic algorithm with sharing for multimodal function optimization", *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, 41-49, 1987.
3. Horn. J., & Nafpliotis. N., "Multiobjective optimization using the niched Pareto genetic algorithm", *IlligAL Report No. 93005 Illinois Genetic Algorithms*, 1993.
4. 박성준, 윤인섭, "고급 유전 알고리즘을 이용한 화학 공정 최적화에 관한 연구", 서울대학교 대학원, 1997.
5. 박성준, 윤인섭, "유전 알고리즘을 이용한 화학 공정 최적화 및 합성전력에 관한 연구", *화학공학의 이론과 응용*, 2(2), 1463-1466, 1996.
6. Kocis G. R. and Grossmann I. E., "Global Optimization of Nonconvex Mixed-Integer Nonlinear Programming(MINLP) Problems in Process Synthesis", *Ind. Eng. Chem. Res.*, 27, 1407-1421, 1988.
7. Floudas C. A., Aggarwal A. and Ciric A. R., "Global Optimum Search for Nonconvex NLP and MINLP Problems", *Computers chem. Engng.*, 13(10), 1117-1132, 1989.
8. Ryoo H. S. and Sahinidis N. V., "Global Optimization of Nonconvex NLPs and MINLPs with Applications in Process Design", *Computers chem. Engng.*, 19(5), 551-566, 1995.
9. G. V. Reklaitis, A. Ravindran and K. M. Ragsdell, "Engineering Optimization : Methods and Applications", *Wiley-Interscience*, 1983
10. D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms : in Search, Optimization & Machine Learning", *Addison Wesley*, 1989.
11. Csukas B., Lakner R., Varga K. and Balogh S., "Combining Generated Structural Models with Genetic Programming in Evolutionary synthesis", *Computers chem. Engng.*, 20, S61-S66, 1996.
12. Cohon J. L., "Multiobjective programming and planning", *Academy press*, 1978.
13. Koski J. and Silvennoinen. R., "Pareto optima of isostatic trusses", *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 31, 1982.
14. Koski J., "Multicriteria truss optimization", *Multicriteria Optimization in Engineering and in the Sciences*, Stadler W.(Ed.), 1988.
15. Yang Y.S., "Marine hazard assessment", Ph.D. thesis, Univ. of Newcastle upon Yyne, 1985.
16. Hajela R. and Shih C.J., "Multiobjective optimum design in mixed integer and discrete design variable problems", *AIAA J.*, 28(4), 1989.
17. Hajela P. and Lin C.Y., "Genetic search strategies in multicriteria optimal design", *AIAA-91-1040-CP*, 1991.
18. 이원보, 박성준, 윤인섭, "Genetic Algorithm

- 을 이용한 화학공정에서의 Multi-Modal 및 Multi-Objective 최적화“, *Proceedings of '97 KIGAS Autumn Conference*, 115-120, 1997.
19. Grossmann I. E. and Sargent R. W. H., "Optimum Design of Multipurpose Chemical Plants", *Ind. Eng. Chem. Proc. Des. Dev.*, 18(2), 343-348, 1979.