

# 다목적 최적화를 위한 Goal-Pareto 기반의 NSGA-II 알고리즘

준회원 박순규\*, 이수복\*, 정회원 이원철\*

## Goal-Pareto based NSGA-II Algorithm for Multiobjective Optimization

Soon-kyu Park\*, Su-bok Lee\* *Associate Members*,  
Won-cheol Lee\* *Regular Member*

### 요 약

NSGA (Non-dominated Sorting Algorithm) 는 다목적 최적화 분야에서 널리 사용되고 있는 비지배 정렬 기반의 유전자 알고리즘으로 최적화를 요구하는 분야에서 널리 사용되고 있다. 하지만 연산의 복잡도, 사전 우수해 선별 조건의 미흡함과 공유 변수값 결정의 어려움등이 문제로 제기 되었고, 이러한 단점을 보완한 NSGA-II (Non-dominated Sorting Algorithm-II) 알고리즘이 제안되었다. 그러나 기존의 NSGA-II 알고리즘은 다목적 최적화 알고리즘과 동일하게 목적치를 최대화 또는 최소화 시키는 방향으로 최적화가 진행되어 선택적인 최적화 수행이 어렵다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 본 논문에서는 NSGA-II 알고리즘이 가지는 장점을 바탕으로 설계자의 요구조건에 종속적으로 최적화 과정을 수행할 수 있는 GBNSGA-II (Goal-pareto Based NSGA-II) 를 제안하고 기존의 NSGA-II 알고리즘과 비교를 통해 성능의 우수성을 검증하였다.

**Key Words** : Multi-objective optimization algorithm, NSGA-II, Genetic Algorithm, Cognitive Radio

### ABSTRACT

This paper proposes a new optimization algorithm named by GBNSGA-II (Goal-pareto Based Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II) which uses Goal Programming to find non-dominated solutions in NSGA-II. Although the conventional NSGA is very popular to solve multiobjective optimization problem, its high computational complexity, lack of elitism and difficulty of selecting sharing parameter have been considered as problems to be overcome. To overcome these problems, NSGA-II has been introduced as the alternative for multiobjective optimization algorithm preventing aforementioned defects arising in the conventional NSGA. Together with advantageous features of NSGA-II, this paper proposes rather effective optimization algorithm formulated by purposely combining NSGA-II algorithm with GP (Goal Programming) subject to satisfying multiple objectives as possible as it can. By conducting computer simulations, the superiority of the proposed GBNSGA-II algorithm will be verified in the aspects of the effectiveness on optimization process in presence of a priori constrained goals and its fast converging capability

※ 본 연구는 과학기술부 과학재단 목적기초연구 (과제번호 R01-2006-000-10578-0) 및 (주)LG전자의 지원으로 이루어 졌음.

※ 본 논문은 JCCI 학술대회에서 우수논문으로 선정되어 게재 추천된 논문입니다.

\* 숭실대학교 정보통신전자공학부 통신 및 신호처리연구실 (lsoonkyupark, sblee}@amcs.ssu.ac.kr, wlee@ssu.ac.kr)  
논문번호: KICS2007-06-277, 접수일자: 2007년 6월 14일, 최종논문접수일자: 2007년 10월 24일

I. 서론

많은 공학 문제들은 단지 하나의 목적치를 만족하는 해가 아닌 다수의 목적함수들을 만족하는 해를 찾는 것이 일반적이다<sup>[1]</sup>. 특히, 설계자가 원하는 다수의 목적들은 저가, 저전력 및 고성능과 같이 서로 상충되는 목적들의 최적화를 원하는 경우가 대부분이기 때문에 이러한 모든 목적을 만족하는 최적의 유일해를 찾는 것은 거의 불가능하다<sup>[2]</sup>. 이러한 상충하는 다수개의 목적들을 최적화하기 위한 여러 연구가 활발히 진행되고 있으며, 일반적으로 고효율 최적화 알고리즘을 필요로 하는 기계, 항공, 조선 분야뿐만 아니라 인지 라디오(Cognitive Radio) 기술과 같은 무선통신 분야에도 인공지능 기술과 접목된 최적화 기술에 대한 관심이 높아지고 있다<sup>[3-5]</sup>. 이러한 연구의 결과로 현재까지 다목적 최적화를 효율적으로 수행하기 위한 다수의 알고리즘 제안되어 있고, 그 중에서도 선호도가 가장 높은 알고리즘은 유전자 알고리즘으로 다목적 최적화 문제에 적합하고 다양한 해들을 제공한다는 장점이 있다. 비지배 정렬을 기반으로 하는 유전자 알고리즘인 NSGA는 다목적 최적화 문제에 널리 사용되는 알고리즘이다. 그러나 연산의 복잡도, 우수해 (elitism) 강조의 미흡함, 최적의 공유 변수  $\sigma_{share}$  값을 선정기준에 대한 불확실성 등의 문제점들이 제기 되었고 이러한 단점들을 극복할 수 있는 알고리즘으로 NSGA-II가 제안되었다<sup>[6]</sup>. NSGA-II는 연산의 복잡도를 개선함과 동시에 우수해를 강조하고 공유 변수를 미리 선택할 필요가 없다는 장점을 가진다. 하지만 일반적으로 다목적 최적화 알고리즘들은 목적치를 최소화 또는 최대화 시키는 최적화 알고리즘으로, 설계자의 의도와는 무관한 최적화 과정이 될 수 있는 문제점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 설계자의 목적치를 반영함과 동시에 최적화 수렴속도를 향상시키기 위해서 비지배 정렬 기반의 다목적 최적화 유전자 알고리즘인 NSGA-II와 사용자의 목적을 goal로 설정한 GP (Goal Programming) 를 상호 결합한 새로운 알고리즘인 GBNSGA-II를 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 II절에서는 일반적인 다목적 최적화 방안에 대해서 설명하고, III절에서는 GBNSGA-II를 제안하며, IV절에서는 제안하는 GBNSGA-II 알고리즘의 성능 비교를 위한 시뮬레이션 결과를 보여주고 이에 대한 결과를 분석한다. 마지막으로, V절에서 결론을 맺는다.

II. 일반적인 다목적 최적화 방안

2.1 다목적 최적화 해결방안

다목적 최적화 기술은 단일 목표치를 만족시키는 변수들을 최적화하는 것이 아닌 여러 개의 서로 상충 관계를 갖는 목적함수들에 적합한 변수들로 최적화하는 기술이다. 이러한 복수의 상충되는 목적함수들을 최적화하는 문제는 다목적 최적화 문제라 하며 다음 식(1)과 같이 정의한다<sup>[2]</sup>.

$$\begin{aligned} \min/\max\{\mathbf{y}\} &= \mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x}))^T \\ \text{s.t. } \mathbf{x} &\in S, \quad \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \end{aligned} \quad (1)$$

위 식에서,  $f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})$ 는 k개의 목적 함수를 나타내고,  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 는 n개의 최적화를 위한 변수들을 나타내며 변수 공간 S의 부분집합이다.

그림 1과 같이  $x_1$ 과  $x_2$ 로 단순화 되어 나타낸 최적화 변수들은 함수 F에 의해 변수 공간인 S에서  $f_1$ 과  $f_2$ 로 표현되는 목적함수 공간인 Y로 변환될 수 있으며, 목적함수 공간으로 변환된 해들에 의해 형성된 경계면을  $\partial Y$ 로 표시한다. 그림 1의 오른쪽 그림에서 P는 파레토 프론트(Pareto front)를 나타낸다.

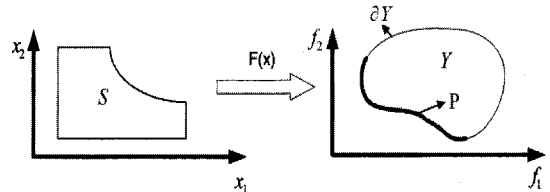


그림 1. 변수 공간과 목적함수 공간의 상관관계

모든 목적함수를 동시에 최소화하는 최적화 과정에서 목적함수 모두를 최소화하는 해를 구한다는 것은 사실상 불가능하며, 이를 고려할 때 일반적으로 추천되는 후보해중 다른 해에 지배되지 않는 해가 선정되고 이러한 해를 비지배해라고 부른다. 일반적으로, 앞에서 언급한 모든 목적함수를 최소화하는 최적화 과정에서 다음 식 (2)를 만족하면 해 x가 해 y를 지배한다고 하며, x는 비지배해가 되고  $\mathbf{x} > \mathbf{y}$ 로 표기한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}, \mathbf{y} &\in S \\ \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(\mathbf{x}) &\leq f_i(\mathbf{y}) \\ \text{and } \exists j \in \{1, 2, \dots, k\}: f_j(\mathbf{x}) &< f_j(\mathbf{y}). \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)를 통해 비지배해로 분류된 해들을 파레토 최적해라고 하며, 그 집합을 파레토 최적 집합이라 한다. 파레토 최적해의 목적함수들에 의해 형성된 공간을 파레토 최적 프론트라 하고, 그림 1에서 P로 표시된 부분을 나타낸다.

### 2.2 다목적 최적화 알고리즘

다목적 최적화 문제를 해결하는데 사용되는 알고리즘들은 그림 2와 같이 목적함수들에 대한 선호도를 최적화 과정상의 어느 부분에서 정의하는지에 따라 크게 4가지로 분류된다<sup>[2]</sup>. 이 중, 다목적 최적화 유전자 알고리즘은 목적 함수들의 선호도를 지정해주는 가중치 결정과정이 없다는 점에서 많은 최적화 응용분야에서 사용되고 있다<sup>[7]</sup>. 또한, Jones의 보고서에 의하면 다목적 최적화 방식의 90%가 파레토 프론트에 기반을 둔 방식이고, 이러한 접근 방식의 대부분이 메타 발견적(meta-heuristic) 기술을 사용하고 있다<sup>[8]</sup>. 특히, 메타 발견적 접근 방식의 70%가 진화론적 접근 방식에 기반을 두고 있다는 점을 감안하여 다목적 최적화 유전자 알고리즘은 많은 다목적 최적화 과정에 사용되고 있다. 이러한 다목적 최적화 유전자 알고리즘들에는 NSGA(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm), NSGA-II, SPEA(Strength Pareto Evolutionary Algorithm), SPEA-II, NPGA(Niched Pareto Genetic Algorithm), MOGA(Multiple Objective Genetic Algorithm) 등이 있다<sup>[8]</sup>.

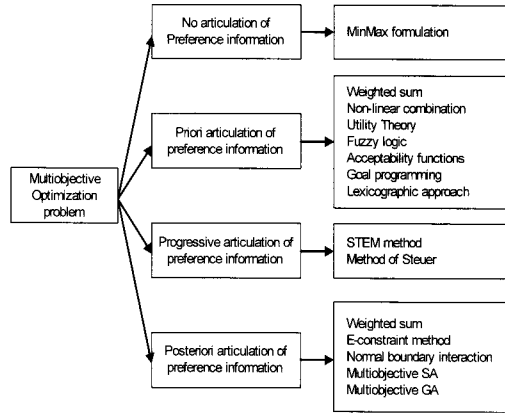


그림 2. 다목적 최적화 알고리즘의 분류

기 때문에 비지배 프론트 정렬을 위한 연산량이 매우 줄어든다. 이러한 비지배 프론트 정렬 방법은 그림 3과 같다. 여기서  $S_p$ 는  $p$ 가 지배하는 개체들의 집합을 나타내고,  $n_p$ 는  $p$ 를 지배하는 개체의 개수를 의미한다. 모든 개체들의 집합 P 내에 속하는 임의의  $p$ 개체와  $q$ 개체에 대하여 지배성의 비교과정이 수행 될 때,  $p$ 가  $q$ 를 지배한다면  $q$ 는  $p$ 가 지배하는 개체들의 집합인  $S_p$ 에 포함 된다. 또한 반대로,  $q$ 가  $p$ 를 지배한다면,  $p$ 를 지배하는 개체수를 증가시키게 된다. 이러한 과정은  $p$ 개체에 대하여 모든 개체와의 비교과정이 수행 될 때까지 반복 되고 그 결과로,  $p$ 를 지배하는 개체 수  $n_p$ 가 0인 개체들은 모두 1차 비지배 프론트로 분류된다.

## III. 제안하는 GBNSGA-II 최적화 알고리즘

### 3.1 일반적인 NSGA-II 알고리즘 동작 원리

NSGA-II 알고리즘은 기존의 NSGA 알고리즘에서 비지배 프론트의 정렬방법을 수정하여 계산상의 복잡도를 개선한 알고리즘이다. 이러한 방식은 전 개체에 대하여 1차 비지배 프론트로 분류하는 과정이 기존의 NSGA와 동일하지만, 1차 비지배 프론트 분류 후의 과정에서 차이를 보인다. 기존의 NSGA는 비지배 프론트의 수 만큼 지배성의 판단이 수행됨에 따라 많은 연산량을 요구하게 된다. 하지만 NSGA-II 알고리즘에서는 1차 비지배 프론트 할당 시, 개체간의 지배성을 따짐과 동시에 후보 개체를 지배하는 개체 수와 그 개체가 지배하는 개체에 대한 정보를 얻어 이어지는 비지배 프론트 정렬을 위해 사용된다. 이러한 정보는 1차 비지배 프론트 할당 후 개체들간의 지배성을 판단할 필요가 없

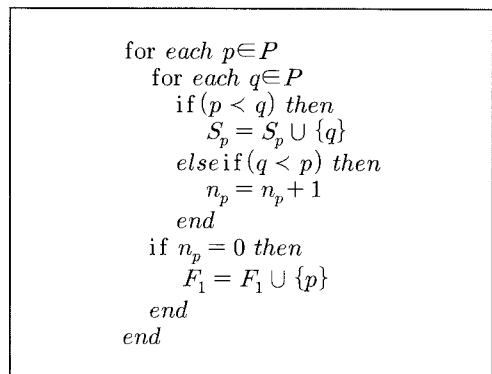


그림 3. 일반적인 NSGA-II의 1차 비지배 프론트 정렬 과정

1차 비지배 프론트에 해당하는 개체들의 분류가 끝난 후, 임의의  $i$ 번째 프론트에 속하는  $p$ 개체가 지배하는  $q$ 개체에 대하여 이를 지배하는 개체의 수를 판단하고 그 수가 현재 프론트 상의 개체 수 보다

작거나 같다면  $q$ 개체는  $i+1$ 번째 비지배 프론트의 후보로써  $H$ 집합으로 분류하고, 상기의 과정은 모든 개체에 비지배 프론트가 할당 될 때 까지 수행 된다<sup>6)</sup>. 그 절차에 대한 설명은 그림 4와 같다.

NSGA-II는 자손세대를 생성하기 위한 부모개체를 선택하기 위해서는 2가지 요소가 필요하다.

```

i = 1
while  $F_i \neq \emptyset$ 
  H =  $\emptyset$ 
  for each  $p \in F_i$ 
    for each  $q \in S_p$ 
       $n_q = n_q - 1$ 
      if  $n_q = 0$  then  $H = H \cup \{q\}$ 
    end
  end
   $i = i + 1$ 
   $F_i = H$ 
end
    
```

그림 4. 일반적인 NSGA-II의  $i$ 차 비지배 프론트 정렬 과정

첫 번째는 개체간의 우선순위 즉, 비지배 프론트 정보이다. 비지배 프론트는 개체의 우수성을 나타내는 중요한 요소로 비지배 프론트의 차수가 높을수록 다음세대로 재생산 될 확률이 커진다. 두 번째 요소는 군집거리 (Crowding Distance) 로 목적함수  $m$ 에 대하여 두 개체간의 유클리디안 거리의 개념으로 계산되며 평균 군집 거리가 클수록 다양성이 보장된다. 이를 구하는 절차는 그림 5와 같다. 이 연산은 각 비지배 프론트 내에서 수행 되며,  $i$  번째 비지배 프론트  $F_i$ 에 속하는 개체의 수는  $sizeof(F_i)$ 로 표현한다.  $F_i$ 내 전 개체를 대상으로 군집거리를 초기화 한 다음,  $F_i$  내에 존재하는 개체들을 목적함수  $m$ 의 값에 따라 새롭게 정렬하고, 함수  $I = sort(F_i, m)$ 로 표현한다. 모든 개체에 군집거리를 할당하기 위해, 먼저 집합  $I$  내에서 목적함수 값이 가장 큰 개체와 가장 작은 개체가 가지는 군집거리는 무한대로 설정하고, 목적함수  $m$ 에 대하여 나머지 개체들의 군집거리  $I[k]_{distance}$  계산한다. 이때,  $I[k]_m$ 은  $k$ 번째 개체가 가지는 목적함수  $m$ 의 값을 나타내며,  $f_m^{max} - f_m^{min}$ 는 해당 비지배 프론트 내에서 각 개체들이 가지는 목적함수  $m$ 에 대하여

최대값과 최소값을 뺀 값이다.

개체의 비지배 프론트 정보와 군집거리 정보를 구했다면, 부모개체는 개체 간의 군집 비교 연산을 통해 선택하게 되고 이 연산은 다음과 같은 조건을 통해 수행된다.

[조건 1] 우선적으로 비지배 프론트의 차수가 높은 해들이 다음 세대의 재생산을 위한 부모개체로 선택 된다.

[조건 2] 만약 비교대상의 개체들이 같은 비지배 프론트 차수를 가지게 된다면, 군집거리를 이용하여 군집거리가 큰 개체를 다음 세대의 재생산을 위한 부모개체로 선택한다.

이러한 방법은 우수한 개체가 다음세대 생성을 위한 부모개체로 활용된다는 점에서 우수해를 확실하게 강조한다.

```

for each front  $F_i$ 
   $n = sizeof(F_i)$ 
  for each  $j$ 
     $F_i[j]_{distance} = 0$ 
  end
  for each objective  $m$ 
     $I = sort(F_i, m)$ 
     $I[1]_{distance} = I[n]_{distance} = \infty$ 
    for  $k = 2$  to  $(n-1)$ 
       $I[k]_{distance} = I[k]_{distance} + \frac{(I[k+1]_m - I[k-1]_m)}{(f_m^{max} - f_m^{min})}$ 
    end
  end
end
end
    
```

그림 5. 군집거리 계산 과정

## 2.2 제안한 GBNSGA-II의 비지배 프론트 정렬 과정

제안하는 GBNSGA-II는 기존의 NSGA-II 알고리즘에 GP 기법을 결합하여 1차 비지배 프론트 정렬 과정을 수정한 알고리즘으로 비지배 프론트 정렬 과정 이외의 군집거리 연산과정, 선택연산과정은 기존의 NSGA-II와 동일하다. 1차 비지배 프론트 할당 시, 기존의 NSGA-II 알고리즘이 개체들 간의 목적함수를 이용한 지배성을 판단하였다면, 제안한 GBNSGA-II 알고리즘은 시스템 설계시 요구되는 goal 범위를 정하여 이를 만족 시키는 개체들을 1차

비지배 프론트로 분류한다. 그림 6과 그림 7은 기존의 NSGA-II와 제안한 GBNSGA-II 방식의 1차 비지배 프론트 분류 과정상의 차이를 보여주고 있다. 이렇게 1차 비지배 프론트로 분류된 개체들은 goal 내에 있지 않은 개체들을 모두 지배하게 되고 역으로 goal 내에 존재하지 않는 개체들은 1차 비지배 개체들에 지배를 받게 된다. 다만, goal을 만족시키는 개체들을 1차 비지배 프론트로 분류 하고, 2차 비지배 프론트를 분류하는 과정에서는 기존의 NSGA-II에서 사용하는 비지배 프론트 정렬 방식을 수행한다. 또한, 1차 비지배 프론트로 분류하기 위한 조건, 즉, goal을 만족하는 개체가 없다면, GBNSGA-II는 기존의 NSGA-II로 동작하게 된다. 그림 8은 이러한 GBNSGA-II의 처리과정을 나타낸다.

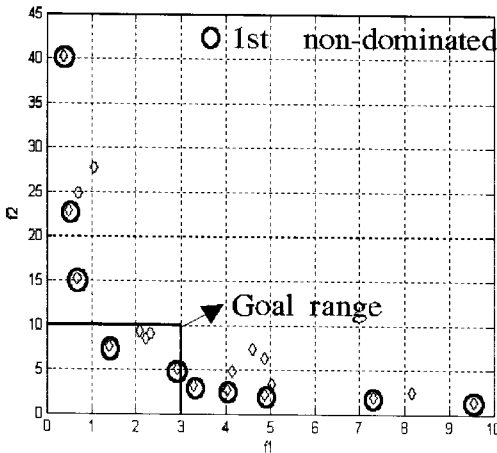


그림 6. 기존 NSGA-II 기반의 1차 비지배 프론트 정렬 예

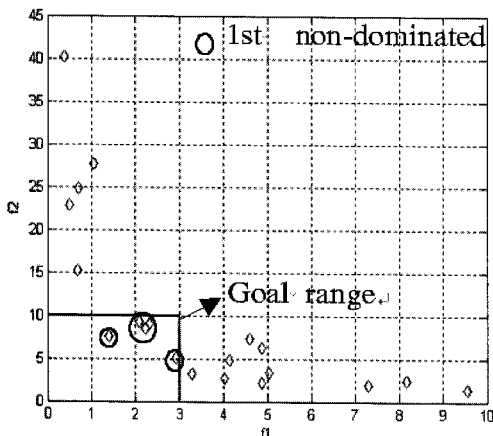


그림 7. 제안한 GBNSGA-II 기반의 1차 비지배 프론트 정렬 예

제안한 GBNSGA-II는 goal을 만족시키는 개체에 1차 비지배 프론트를 할당함으로써, 최소화 또는 최대화 된 해를 찾기보다는 주어진 환경에서 선택적인 최적화 과정을 통하여 적절한 해들을 구할 수 있다. 또한 goal을 만족하는 개체가 존재하면 지배성에 따른 비교과정이 그만큼 생략 될 수 있으므로, 연산량을 낮출 수 있고 최적화 속도는 높일 수 있다.

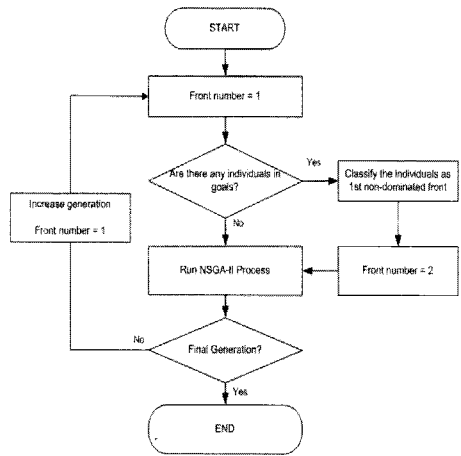


그림 8. GBNSGA-II의 처리 과정

#### IV. 시뮬레이션 결과 및 분석

##### 4.1 시뮬레이션 조건

본 논문에서는 제안한 GBNSGA-II 최적화 기법의 성능의 우수성 검증을 위하여 두 가지의 시뮬레이션을 수행 하였다. 첫 번째 시뮬레이션은 기존의 NSGA-II와 제안한 GBNSGA-II의 수렴속도를 비교하기 위한 시뮬레이션으로, 주어진 조건에서 NSGA-II가 최종적으로 수렴 하는 목적함수 값으로 goal 범위를 설정하여 GBNSGA-II의 수렴속도를 알아보고 기존의 NSGA-II와 비교하였다. 그리고 두 번째 시뮬레이션에서는 GBNSGA-II가 선택적인 최적화 결과를 가져 올 수 있음을 증명하기 위하여 임의의 goal을 설정하여, 그 결과를 알아보았다. 시뮬레이션을 위한 변수 조건과 목적함수는 K. Deb의 논문에서 사용한 최적화 문제를 이용하였다<sup>[6]</sup>. 목적함수의 goal 설정 및 시뮬레이션의 목적은 표 1과 같다. 단, 변수  $x_1, \dots, x_6$ 는 0과 1사이의 임의의 실수이고, 이에 따른 두 목적함수  $f_1(x)$ 과  $f_2(x)$ 는 최대값과 최소값이 존재한다. 따라서 정확한 성능 평가를 위해 목적함수가 가질 수 있는 최대값과 최소값내에서 goal을 할당하였다. 표 2는 NSGA-II와

GBNSGA-II의 유전자 알고리즘을 위한 공동 변수들의 설정값이다.

4.2 시뮬레이션 결과 및 분석

시뮬레이션 1은 목적함수  $f_1(x)$ 과  $f_2(x)$ 의 goal을 각각 1로 주어졌다. 그림 9에서 볼 수 있듯이, NSGA-II와 GBNSGA-II는 사전에 설정된 최종세대인 300번째 세대에서 거의 모든 개체들이 goal내로 수렴하고 목적함수 값들의 편차 또한 크지 않음을 확인할 수 있다. 그러나 그림 10에서 GBNSGA-II는 약 50번째 세대에서부터 전 개체가 goal내로 수렴하는 것을 볼 수 있다. 이 결과는 제안한 GBNSGA-II의 수렴속도가 일반적인 NSGA-II의 수렴속도 보다 더욱 빠름을 나타냄과 동시에 전 개체가 goal 내로 수렴함에 따라 기존의 비지배 정렬 연산과정이 필요하지 않으므로 최적화를 위한 연산량을 줄일 수 있음을 뜻하게 된다.

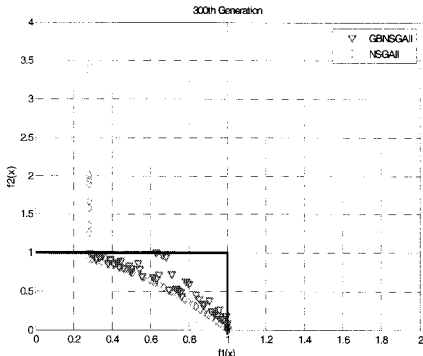


그림 9. 시뮬레이션1의 최종세대 결과

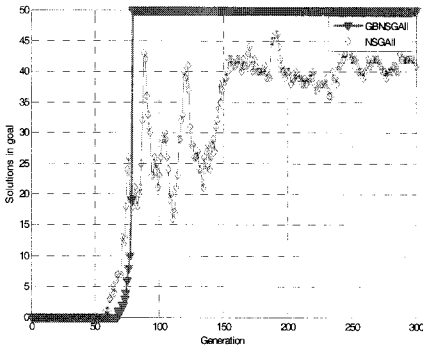


그림 10. 시뮬레이션1의 각 세대별 goal 수렴정도

시뮬레이션 2에서는 목적함수  $f_1(x)$ 과  $f_2(x)$ 에 각각 0.4와 8의 goal을 할당하였다. 그림 11의 결과에서 기존의 NSGA-II의 경우는 두 목적함수를 동시

에 최소화시키기 때문에 동일한 변수 조건에서는 거의 동일한 최적화 결과를 가짐을 알 수 있다. 하지만 제안한 GBNSGA-II는 설정된 goal을 기준으로 최적화 과정을 수행하기 때문에 goal에 종속적인 결과를 보여준다. 이를 통해 GBNSGA-II는 선택적인 최적화가 가능한 것을 증명할 수 있다. 또한 그림 10과 그림 12의 GBNSGA-II 결과를 살펴보면 goal 내로 수렴하는 수렴속도에서 차이가 나게 되는데, 이는 goal의 범위가 넓을수록 이를 만족하는 다수의 1차 비지배해가 발생하게 되고 그에 따라 빨라진 최적화 속도와 함께 적은 연산량을 가짐을 알 수 있다.

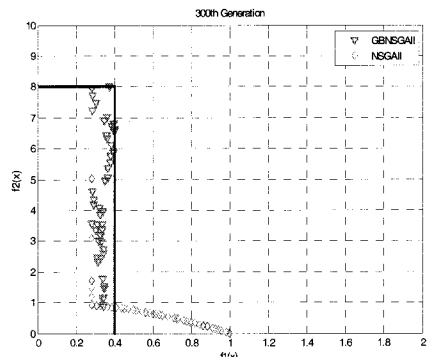


그림 11. 시뮬레이션2의 최종세대 결과

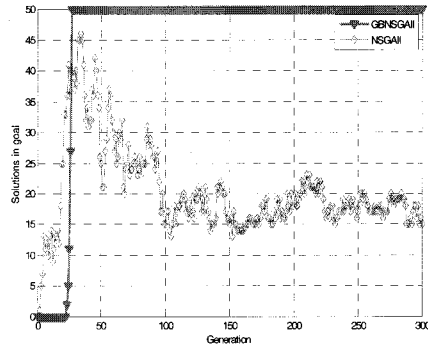


그림 12. 시뮬레이션2의 각 세대별 goal 수렴정도

V. 결론

본 논문에서는 기존의 다목적 최적화 유전자 알고리즘들이 모든 목적함수들을 최소화 시키는 해들을 구하게 됨에 따라 사용자의 요구사항이 반영되지 못하는 단점을 보완함과 동시에 비지배 프론트 할당을 위해 수행되는 지배성의 판단을 간단화 하여 우수한 수렴속도를 가지는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 기존의 NSGA는 비지배 프론트를 할당

할 때 마다 개체들 간의 지배성을 판단하였지만, 본 논문에서 사용한 NSGA-II는 한번의 지배성 판단으로 모든 프론트를 할당 할 수 있는 방식을 사용함으로써 연산량을 줄일 수 있다. 이러한 NSGA-II 알고리즘에 GP 기법을 적용하여 새롭게 제안한 GBNSGA-II는 기존의 NSGA-II가 가지는 장점과 함께, goal을 만족시키는 개체들을 1차 비지배 프론트로 할당함으로써 설계자의 goal에 따른 선택적인 최적화 과정이 가능하고, 지배성 판단에 따른 연산량을 줄임과 동시에 goal내로 수렴하는 속도를 높일 수 있음을 확인하였다. 기존의 다목적 최적화 알고리즘이 주어진 자원을 활용하여 최적화 된 시스템 성능 도출을 목적으로 한다면, 본 논문에서 제안하는 선택적 최적화는 시스템이 요구하는 최소 성능 한계치를 만족하는 범위에서 제한적인 자원을 활용하여 효율적인 자원 할당이 가능하다. 이러한 결과는 추후 인지 라디오 분야에서 사용자의 QoS를 충족함과 동시에 효율적인 무선 시스템 자원 관리를 위한 최적화 인지 엔진에서 활용 될 수 있다.

참 고 문 헌

[1] A. Osyczka, "Multicriteria optimization for engineering design," Design Optimization (J.S. Gero, ed.), pp. 193-227, Academic Press, 1985

[2] J. Andersson, "A survey of multiobjective optimization in engineering design," Technical report LiTH-IKP-R-1097, Dept. of Mechanical Engg., Linkping Univ., Linkping, Sweden, 2000

[3] J. M. III, Cognitive radio : An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio, Ph. D. Thesis, Royal Institute of Tech., Sweden, May 2000

[4] C. J. Rieser, Biologically Inspired Cognitive Radio Engine Model Utilizing Distributed Genetic Algorithms for Secure and Robust Wireless Communications and Networking, Ph. D. Dissertation, Virginia Tech., Blacksburg, Aug. 2004

[5] T. W. Rondeau, C. J. Rieser, and C. W. Bostian, "Cognitive radios with genetic algorithms : intelligent control of software defined radios," Proc. SDR Forum Technical Conference, Phoenix, pp. C-3 - C-8, Nov. 2004

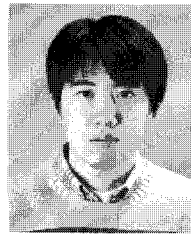
[6] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A Fast Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, No.2 pp.182-197, APRIL 2002

[7] E. Zitzler, Evolutionary algorithms for multiobjective optimization : Methods and applications, Ph. D. Dissertation, Swiss Federal Inst. Tech. (ETH), Zurich, Switzerland, 1999

[8] D. F. Jones, S. K. Mirrazavi, and M. Tamiz, "Multiobjective meta-heuristics : an overview of the current state-of-the-art," European Journal of operational research, vol. 137, no. 1, pp. 1-9, 2002

박 순 규 (Soon-kyu Park)

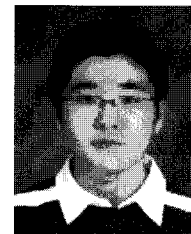
준회원



2007년 2월 숭실대학교 정보통신 전자공학부 학사  
 2007년 3월~현재 숭실대학교 정보통신학과 석사과정  
 <관심분야> Cognitive Radio, 통신신호처리

이 수 북 (Su-bok Lee)

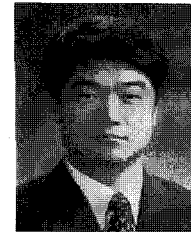
준회원



2007년 8월 숭실대학교 정보통신 전자공학부 학사  
 2007년 9월~현재 숭실대학교 정보통신학과 석사과정  
 <관심분야> Cognitive Radio, 통신신호처리

이 원 철 (Won-cheol Lee)

정회원



1986년 2월 서강대학교 전자공학과 학사  
 1988년 2월 연세대학교 전자공학과 석사  
 1994년 New York Polytechnic Univ. Electronic Eng. 박사  
 1995년~현재 숭실대학교 정보통신 전자공학부 부교수

<관심분야> Cognitive Radio, SDR 기술, Position Location based on UWB, CDMA2000/WCDMA, Smart Antenna