

논문 2007-44SP-2-13

Goal-Pareto 기반의 NSGA 최적화 알고리즘

(Goal-Pareto based NSGA Optimization Algorithm)

박준수*, 박순규*, 신요안**, 유명식**, 이원철**

(Junsu Park, Soonkyu Park, Yoan Shin, Myungsik Yoo, and Woncheol Lee)

요약

본 논문에서는 최적화 알고리즘의 속도를 향상시킬 수 있는 방안으로 설계자가 원하는 목적함수들의 수렴 범위를 Goal로 설정하여 최적화를 수행하는 GBNSGA(Goal-Pareto based Non-dominated Sorting Genetic Algorithm)를 제안한다. 많은 공학 문제들은 하나의 목표치를 충족하는 해를 찾는 것이 아니라 다수 목적함수들을 충족하는 해를 찾는 것이 일반적이다. 특히, 이러한 목적함수들은 서로 상충적인 관계를 갖는 경우가 대부분이기 때문에 모든 목적함수들을 만족하는 유일해를 찾는 것은 거의 불가능하다. 그 대안으로 일부 목적을 희생하며 설계에 부합되는 최적해를 찾는 파레토(Pareto) 방식의 최적화 알고리즘들에 대한 많은 연구가 진행되었다. 본 논문에서는 이러한 파레토 기반의 최적화 알고리즘들의 성능 향상을 도모하기 위하여 설계자의 목적을 파레토 할당에 반영하는 GBNSGA를 제안하고, 그 성능을 NSGA와 weighted-sum 접근 방식과의 비교를 통해 그 우수성을 검증하였다.

Abstract

This paper proposes a new optimization algorithm prescribed by GBNSGA(Goal-Pareto Based Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) whose result satisfies the user's needs and goals to enhance the performance of optimization. Typically, lots of real-world engineering problems encounter simultaneous optimization subject to satisfying prescribed multiple objectives. Unfortunately, since these objectives might be mutually competitive, it is hardly to find a unique solution satisfying every objectives. Instead, many researches have been investigated in order to obtain an optimal solution with sacrificing more than one objectives. This paper introduces a novel optimization scheme named by GBNSGA obeying both goals as well as objectives as possible as it can via allocating candidated solutions on Pareto front, which enhances the performance of Pareto based optimization. The performance of the proposed GBNSGA will be compared with that of the conventional NSGA and weighted-sum approach.

Keywords : Multi-objective optimization algorithm, Genetic algorithms, NSGA, Goal programming

I. 서론

많은 공학 문제들은 단지 하나의 목적치를 만족하는 해가 아닌 다수의 목적함수들을 만족하는 해를 찾는 것이 일반적이다^[1]. 특히, 설계자가 원하는 다수의 목적들은 저가, 저전력 및 고성능과 같이 서로 상충되는 목적들의 최적화를 원하는 경우가 대부분이기 때문에 이러

한 모든 목적을 만족하는 최적의 유일해를 찾는 것은 거의 불가능하다^[2]. 이러한 상충하는 다수개의 목적들을 최적화하기 위한 여러 연구가 활발히 진행되고 있으며, 일반적으로 고효율 최적화 알고리즘을 필요로 하는 기계, 항공, 조선 분야뿐만 아니라 Mitola가 제안한 CR(cognitive radio) 기술과 같은 무선통신 분야에도 인공지능 기술과 접목된 최적화 기술에 대한 관심이 높아지고 있다^[3-5].

그림 1은 일반적인 최적화 알고리즘들에 대한 분류로써 크게 미분 방법과 비미분 방법으로 나뉜다. 미분 방법은 목적함수의 미분을 요구하고 지역해로 수렴하기 쉽다는 단점으로 인해 많은 공학 설계 문제에서는 비미분 방법이 더 선호되고 있다^[2]. 비미분 방법으로 분류되

* 학생회원, ** 정회원, 숭실대학교 정보통신전자공학부 (School of Electronic Engineering, Soongsil University)

※ 본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(R01-2006-000-10578-0) 지원으로 수행되었음.

접수일자: 2006년12월18일, 수정완료일: 2007년2월22일

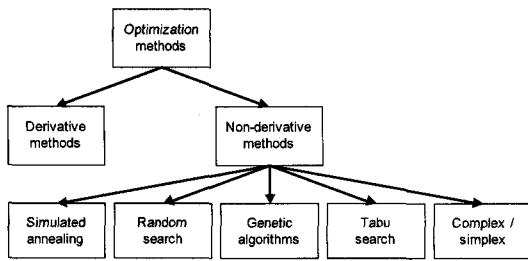


그림 1. 최적화 방법들의 분류
Fig. 1. Classification of optimization methods.

는 많은 방법들 중 유전자 알고리즘(genetic algorithms)은 1960년대와 1970년대 Holland에 의해 개발되었고, 진화론의 자연선택에 기반을 두고 개발된 최적화 알고리즘이다^[6].

유전자 알고리즘은 다양한 변수형태를 지원하고, 다목적 최적화 문제에 적합하며, 다양한 해를 제공한다는 이점 등으로 인해 다른 최적화 방법들에 비해 많은 주목을 받아왔다. 특히, 이러한 유전자 알고리즘의 장점들로 인해 유전자 알고리즘을 다목적 최적화 문제에 적용하기 위해 변형된 알고리즘들이 연구되고 있다^[2].

하지만, 이러한 다목적 최적화 유전자 알고리즘들은 설계자의 목적치를 최적화에 반영하는 것이 아닌 최소화나 최대화에 기반을 둔 최적화 알고리즘들이기 때문에 해들이 최적화하는데 많은 계산량 및 시간을 요구하게 된다. 또한, 설계자가 원하는 목표치에 수렴하는 형태가 아닌 단지 최소화와 최대화에 의해서 수렴되기 때문에 설계자의 목표치를 벗어나는 쪽으로 수렴될 수 있다는 문제점을 내포하고 있다.

본 논문에서는 이러한 다목적 최적화 유전자 알고리즘에 설계자의 목적치를 반영하고 최적화 속도를 향상시키기 위해 파레토 기반의 다목적 최적화 유전자 알고리즘인 NSGA와 사용자의 목적을 Goal로 설정한 GP(Goal programming)를 상호 결합한 새로운 알고리즘인 GBNSGA를 제안한다. 또한, 그 성능의 검증을 위해 가장 단순하면서 많은 최적화 설계 문제에 사용되고 있는 weighted-sum 접근 방식과 NSGA를 비교하여 그 우수성을 검증한다.

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

II. 일반적인 다목적 최적화 방안

1. 다목적 최적화 해결방안

본 절에서 소개하는 다목적 최적화 기술은 단일 목표치를 만족시키는 변수들을 최적화하는 것이 아닌 여러 개의 서로 상충 관계를 갖는 목적함수들을 만족시키기 위한 변수들을 최적화하는 기술이다. 이러한 복수의 상충되는 목적함수들을 최적화하는 문제는 다목적 최적화 문제라 불리우며 다음과 같이 정의한다^[2].

$$\min/\max\{y\} = F(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)] \quad (1)$$

$$s.t. x \in S, \quad x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$$

위 식에서, $[f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]$ 는 k 개의 목적함수를 나타내고, $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ 는 n 개의 최적화를 위한 변수들을 나타내며 변수 공간 S 의 부분집합이다.

그림 2와 같이 x_1 과 x_2 로 단순화 되어 나타난 최적화 변수들은 함수 F 에 의해 변수 공간인 S 에서 f_1 과 f_2 로 표현되는 목적함수 공간인 Y 로 변환될 수 있으며, 목적함수 공간으로 변환된 해들에 의해 형성된 경계면을 ∂Y 로 표시한다. 그림 2의 오른쪽 그림에서 P 는 파레토 프론트(Pareto front)를 나타낸다.

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 비지배해(non-dominated solution)라고 불린다. 일반적으로, 앞에서 언급한 모든 목적함수를 최소화하는 최적화 과정에서 다음의 식을 만족하면 해 x 가 해 y 를 지배한다고 하며, x 는 비지배해가 되고 $x > y$ 로 표기한다.

$$x, y \in S$$

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(x) \leq f_i(y) \quad (2)$$

$$\text{and } \exists j \in \{1, 2, \dots, k\}: f_j(x) < f_j(y).$$

식 (2)를 통해 비지배해로 분류된 해들을 파레토 최

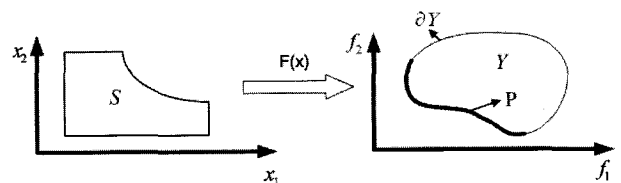


그림 2. 변수 공간과 목적함수 공간의 상관관계
Fig. 2. Relationship between Parameter space and objective function space.

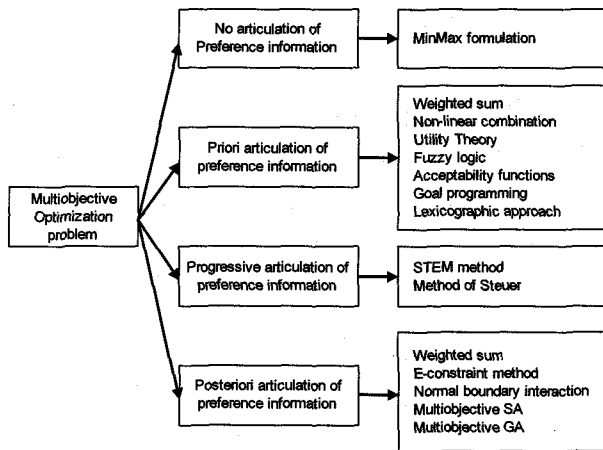


그림 3. 다목적 최적화 알고리즘의 분류
 Fig. 3. Classification of multi-objective optimization algorithms.

적해(Pareto optimal solution)라고 하며, 그 집합을 파레토 최적 집합(Pareto optimal set)이라고 한다. 파레토 최적해의 목적함수들에 의해 형성된 공간을 파레토 최적 프론트(Pareto optimal front)라 하고, 앞에서 설명한 바와 같이 그림 2에서 P로 표시된 부분을 나타낸다. 파레토 최적해들 중에서 선택된 해는 모든 목적함수에 있어 더 나은 해가 존재하지 않는다는 것을 의미한다.

2. 다목적 최적화 알고리즘

다목적 최적화 문제를 해결하는데 사용되는 알고리즘들은 그림 3과 같이 목적함수들에 대한 선호도를 최적화 과정상의 어느 부분에서 정의하는지에 따라 크게 4가지로 분류된다^[2]. 이중, 그림 3의 Posteriori articulation of preference information에 해당하는 다목적 최적화 유전자 알고리즘(Multiobjective GA)은 목적 함수들의 선호도를 지정해주는 가중치 결정과정이 없다는 점에서 많은 최적화 응용분야에서 사용되고 있다^[7]. 또한, Jones의 보고서^[8]에 의하면 다목적 최적화 방식의 90%가 파레토 프론트에 기반을 둔 방식이고, 이러한 접근 방식의 대부분이 메타 발견적(meta-heuristic) 기술을 사용하고 있다. 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^[8].

III. 제안된 GBNSGA 최적화 알고리즘

1. 일반적인 NSGA 알고리즘

일반적인 유전자 알고리즘과 NSGA 알고리즘은 선택 연산자 수행과정을 제외한 교배와 돌연변이 처리 과정이 서로 같다. NSGA 알고리즘은 선택 연산 전 단계로, 해들의 지배 관계를 판단하여 비지배해들에 1차 비지배 프론트(1st non-dominated front)를 할당하고 가장 큰 더미 적합성 지수(dummy fitness value)를 할당한다. 나머지 해들도 같은 과정을 수행하여 2차 비지배 프론트를 할당하고, 일차 비지배 프론트에 할당된 더미 적합성 지수보다 작은 더미 적합성 지수를 할당하게 된다. 이러한 과정은 모든 해들에 대해 상응하는 프론트가 할당될 때까지 반복된다. 여기서, 더미 적합성 지수로 큰 값을 갖는 해들은 다음 세대로 재생산되기 위한 확률이 높다는 것을 의미한다. 또한, NSGA 알고리즘은 종의 다양성을 유지하기 위해 공유(sharing) 기법을 사용한다. 이것은 하나의 해에 인접되어 있는 해들의 수와 그 인접 거리를 판단하여 유사한 형태를 갖는 해들의 더미 적합성 지수를 줄여서 선택 확률을 낮추는 방법으로 유사한 해들이 높은 확률로 선택되는 현상을 방지하는데 목적이 있다. 이러한 NSGA 알고리즘은 다수개의 목적 함수들이 하나의 더미 적합성 지수로 줄어들기 때문에 목적함수의 수에 상관없이 최적화를 수행할 수 있다는 장점을 갖게 된다. 그림 4는 이러한 NSGA 알고리즘의 전체 처리과정을 단계별로 보여준다^[9].

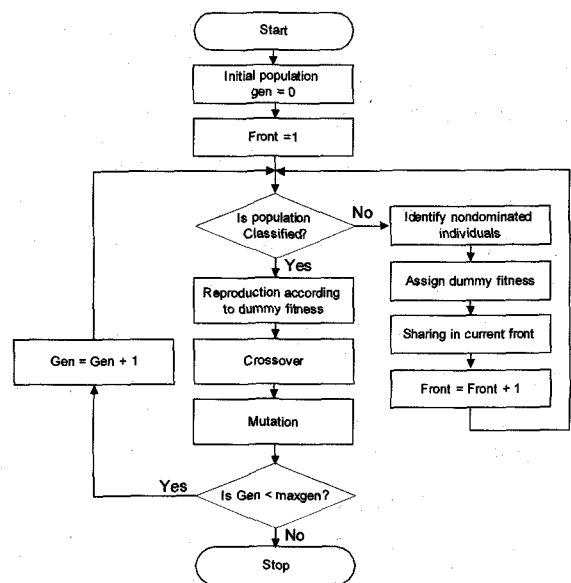


그림 4. 일반적인 NSGA 처리 과정
 Fig. 4. General NSGA processing cycle.

가. 비지배해에 대한 프론트 할당

NSGA 알고리즘에서 각 해에 프론트를 할당하기 위한 절차는 아래와 같다.

[Step 1] 초기화 $i = 1$;

[Step 2] 모든 $j(1, \dots, N)$ 와 $j \neq i$ 인 경우, 모든 M 개의 목적에 대해 해 $\mathbf{x}^{(i)}$ 와 $\mathbf{x}^{(j)}$ 를 비교하고 지배관계를 판단

[Step 3] 임의의 j 에 대해, $\mathbf{x}^{(i)}$ 가 $\mathbf{x}^{(j)}$ 에 의해 지배되면 $\mathbf{x}^{(i)}$ 를 "지배되었다"고 표시

[Step 4] 개체군에 있는 모든 해들이 비교가 완료된 후, Step 5로 이동하고, 그렇지 않을 경우 i 를 1씩 증가시키고 Step 2로 이동

[Step 5] "지배되었다"는 표시가 없는 모든 해들을 비지배해로 분류

위 단계에서 N 은 최적화 변수의 수를 나타내며, 위 단계를 거쳐 나온 모든 비지배해들은 일차 비지배 프론트를 구성하고 개체군내에서 한시적으로 없는 것으로 간주한다. 다시 위의 절차를 반복하여 모든 해들에 프론트를 할당한다.

나. 더미 적합성 지수 할당

가장 큰 더미 적합성 지수(개체군의 크기)가 일차 비지배 프론트의 비지배해들에 할당되지만, 해들의 다양성을 위해 공유 과정을 거쳐서 종의 다양성을 유도한다. 이때 다양한 최적 해들이 개체군내에 공존하도록 한다. 여기서 첫 번째 비지배해들 중 가장 작은 더미 적합성 지수보다 더 작은 값이 2차 비지배 프론트의 더미 적합성 지수에 할당되고, 공유 기법을 적용한다. 이와 같은 과정은 일률적으로 모든 프론트에 적용된다.

다. 공유 절차

의사 적합성 지수 f_k 를 갖는 k 번째 비지배 프론트에 n_k 개의 해가 있는 경우, 아래 절차에 따라 공유 과정이 수행된다.

[Step 1] k 번째 비지배 프론트상에서 i 번째 해와 j 번째 해의 Euclidean 거리를 계산

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{p=1}^P \left(\frac{x_p^{(i)} - x_p^{(j)}}{x_p^u - x_p^l} \right)^2} \quad (3)$$

여기서 P 는 변수의 수이고, x_p^u 와 x_p^l 은 변수 x_p 의 상한 및 하한값이다.

[Step 2] 거리 d_{ij} 와 미리 정의된 변수 σ_{share} 를 비교하고, 공유 함수 값 $Sh(d_{ij})$ 를 계산

$$Sh(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_{ij}}{\sigma_{share}} \right)^2, & \text{if } d_{ij} \leq \sigma_{share} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

[Step 3] j 를 1 증가시키고, j 가 n_k 보다 작거나 같으면 Step 1으로 이동하여 $Sh(d_{ij})$ 를 계산하며, 그렇지 않을 경우, i 번째 해의 niche count를 계산

$$m_i = \sum_{j=1}^{n_i} Sh(d_{ij}) \quad (5)$$

[Step 4] k 번째 비지배 프론트의 i 번째 해의 더미 적합성 지수를 할당

$$f'_i = \frac{f_k}{m_i} \quad (6)$$

[Step 5] 위의 절차를 모든 i 에 대해 반복하며, 공유 과정에서 다음과 같이 정의되는 변수 σ_{share} 를 사전에 계산

$$\sigma_{share} \approx \frac{0.5}{\sqrt[p]{q}} \quad (7)$$

위 단계의 마지막 Step 5 과정상에서 q 는 요구하는 파레토 최적해의 수로 10 정도의 값을 사용하며, 이는 NSGA 알고리즘이 σ_{share} 에 덜 민감하게 된다는 이유로 설명된다^[9].

라. 선택 연산자

모든 염색체에 더미 적합성 지수가 할당된 후, 더미 적합성 지수에 비례하여 부모세대들이 선택된다. 일차 비지배 프론트상에 있는 해들이 다른 프론트에 있는 해들보다 높은 선택 확률을 갖고 있기 때문에 최적화 과정 후, 대부분의 일차 프론트 해들이 파레토 최적 프론트로 수렴하게 된다. 선택 연산자는 개체군내에 더 나은 해들을 강조하는 역할을 하지만 새로운 해를 창출하지는 못하며, 이러한 역할은 유전자 알고리즘의 교배와 돌연변이 연산자에 의해 수행된다.

2. Goal 프로그래밍 과정

GP(Goal Programming) 과정은 하나 이상의 목적함수를 만족하는 해를 찾는 최적화 방법으로 목적함수 $f(x)$ 가 해 벡터 x 의 함수일 경우, 다음과 같이 정의한다^[10].

$$goal(f(x)=t), x \in S \tag{8}$$

식 (8)에서 S 는 변수 공간을 나타내고, 목표 값 t 가 목적함수의 가장 작은 값인 $f(x^*)$ 보다 작을 경우 그 목표를 달성할 수 있는 해가 존재하지 않게 된다. 이 경우, GP는 목표 값과 목적함수의 가장 작은 값의 편차를 최소화하는 해를 구하게 된다.

3. 제안된 GBNSGA(Goal-Pareto Based NSGA)

본 연구에서 제안하는 GBNSGA 최적화 방법은 NSGA와 GP를 결합한 방법이다. 기존의 GP가 주어진

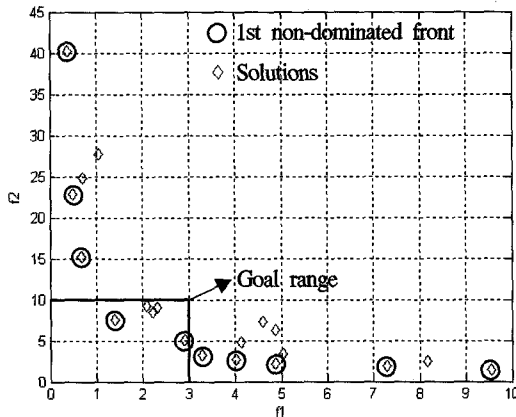


그림 5(a). 일반적인 NSGA의 일차 프론트 할당
Fig. 5(a). 1st front allocation of NSGA.

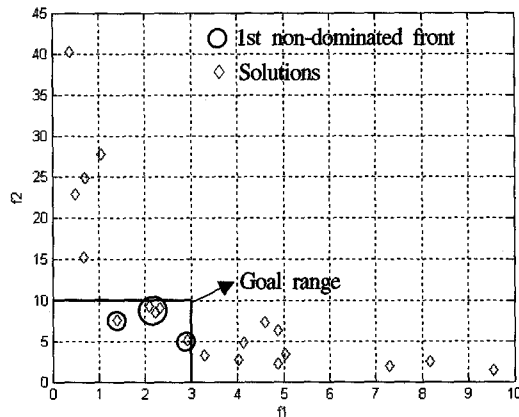


그림 5(b). GBNSGA에 의한 일차프론트 할당
Fig. 5(b). 1st front allocation of GBNSGA.

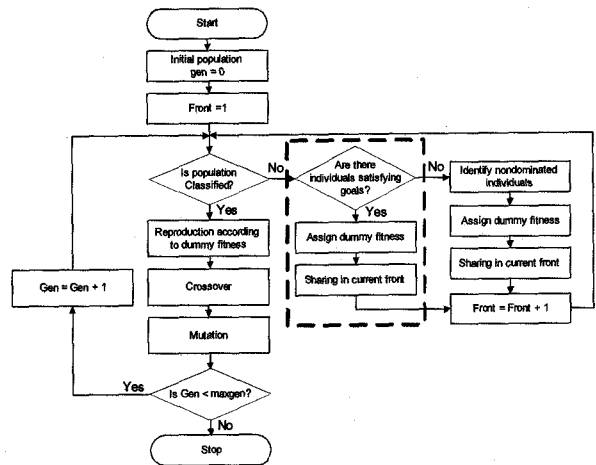


그림 6. 제안된 GBNSGA 처리 과정
Fig. 6. Proposed GBNSGA processing cycle.

Goal을 만족하는 해를 찾거나 수렴된 해가 없을 시, Goal과의 편차가 가장 작은 해를 찾았다면, GBNSGA는 NSGA를 이용한 최적화 과정중 해들의 프론트 할당 과정에서 Goal내에 수렴된 해들을 일차 비지배 프론트로 할당하는 방식이다. 이는 설계자가 요구하는 여러개의 Goal들이 존재하고 이를 최적화 과정상에 적용함으로써, 최적화 속도를 향상시키고 설계자의 목표치를 최적화 과정에 반영할 수 있다는 장점을 갖게 된다. 일례로, 무선 통신 시스템에서 사용자 서비스를 만족할 수 있는 통신 모드나 시스템 변수들을 최적화 변수로 설정하고 사용자 요구 서비스의 비트오류율(Bit Error Rate)과 서비스 지연에 대한 제약 범위를 Goal로 설정하여 최적화 변수들이 Goal내에 빠르게 수렴되도록 유도할 수 있다.

그림 5의 (a)와 (b)는 임의의 개체군 내에 임의의 목적함수 $f_1(x)$ 와 $f_2(x)$ 에 의해 변환된 해들이 분포된 공간상에서 NSGA의 일차 프론트 할당 방식과 본 논문에서 제안하는 GBNSGA의 일차 프론트 할당 방식의 차이를 보여주고 있다.

그림 6은 일반적인 NSGA 처리 과정에 Goal을 만족하는 해들이 있는지를 판단하는 비교 판단이 추가된 GBNSGA의 처리 과정을 보여준다. Goal을 만족하는 해들이 존재할 시 제안된 GBNSGA 알고리즘은 의사 적합성 지수를 할당하고, 유사한 해들의 최적화를 방지하기 위하여 NSGA와 마찬가지로 공유 기법을 사용한다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 분석

본 논문에서는 제안하는 GBNSGA 알고리즘의 우수

표 1. GBNSGA와 NSGA 변수 조건
Table 1. Parameters for GBNSGA and NSGA.

변수 종류	설정치
개체군 수	100
세대 수	100
교배 확률	0.8
돌연변이 확률	0.2
σ_{share} 에서 q	20

성을 검증하기 위하여 단순한 최적화 문제를 두고 일반적인 NSGA와 weighted-sum 접근 방식과의 성능을 비교하였다. 식 (9)는 성능 비교를 위해 사용된 목적함수들과 최적화 변수들, Goal들을 보여준다. 변수 x_1, \dots, x_6 는 0부터 1까지 동일한 범위에서 임의의 실수가 선택되고, 두 개의 목적함수 f_1 과 f_2 는 각각 0.4와 8 이하의 개별적인 Goal을 만족해야 한다.

$$\begin{aligned}
 & goal1 \left[f_1(x) = 1 - e^{-4x_1} \sin^6(6\pi x_1) \leq 0.4 \right]; \\
 & goal2 \left[f_2(x) = g(x) \left(1 - \frac{f_1^2(x)}{g^2(x)} \right) \leq 8 \right]; \\
 & g(x) = 1 + 9 \left(\sum_{i=1}^6 \frac{x_i}{4} \right)^{0.25}; \\
 & s.t. \ 0 \leq x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6 \leq 1
 \end{aligned} \tag{9}$$

표 1은 GBNSGA와 NSGA에서 사용된 변수들의 설정치이다. 이와 더불어 weighted-sum 접근방식을 이용하는 경우 weighted-sum1 방법은 f_1 과 f_2 에 동일한 0.5의 가중치를 할당한 경우이고, weighted-sum2 방법은 f_1 과 f_2 에 각각 0.9와 0.1을 할당한 경우이다.

그림 7은 최종 세대인 100번째 세대 후의 최적화 결과로 제안하는 최적화 알고리즘인 GBNSGA는 거의 모든 해들이 Goal내에 수렴된다는 것을 확인할 수 있다. 하지만, NSGA는 모든 목적함수들에 대해서 최소화하는 다목적 최적화 알고리즘이기 때문에 많은 해들이 Goal내에 수렴되지 못하고 모든 목적함수들에 대해서 최소화하는 방향으로 최적화되고 있다는 것을 확인할 수 있다. 또한, weighted-sum 접근 방식들은 가중치 값에 따라 최적화 성능이 다르다는 것을 확인할 수 있고, 적절한 가중치 값을 알기 위해서는 많은 반복 시뮬레이션 과정을 거쳐 최적화된 가중치 값을 도출해내야한다.

그림 8은 각 세대 진화과정에서 Goal을 만족하는 해들의 수를 나타낸 것으로 제안하는 GBNSGA 알고리즘이 여타 다른 알고리즘들보다 빠른 속도로 Goal내에 많은 수렴 해들을 얻게 된다는 것을 확인할 수 있다.

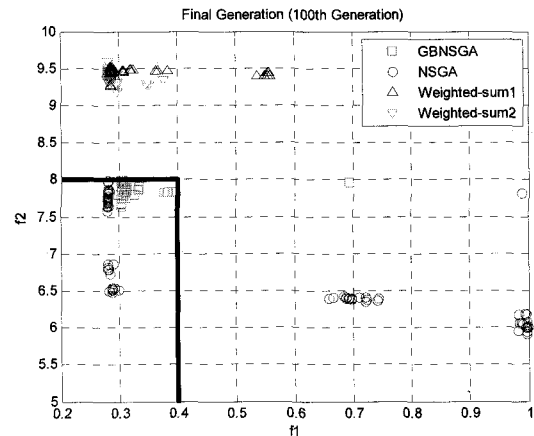


그림 7. 100번째 세대 진화 후의 최적화 결과 비교
Fig. 7. Comparison of various optimized solutions after 100th generation.

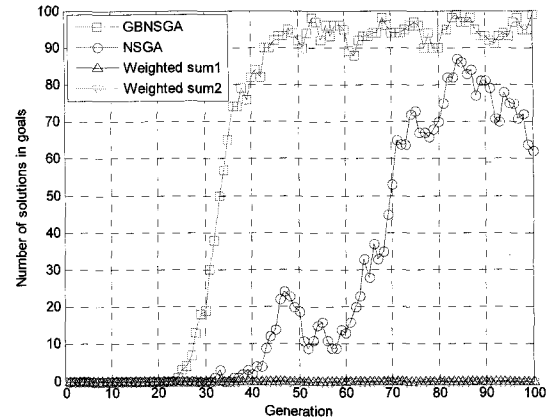


그림 8. 세대 진화 과정에서 Goal내에 수렴된 최적해의 수
Fig. 8. Number of optimized solutions inside of goal area as generation evolves.

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 다목적 최적화 유전자 알고리즘들이 설계자의 목표치를 최적화에 반영하고 있지 않다는 단점을 해결하기 위한 방안으로 설계자의 목표치를 최적화에 반영하는 새로운 알고리즘인 GBNSGA를 제안하였다. 기존의 다목적 최적화 유전자 알고리즘들은 그 성능의 우수성으로 인해 많은 공학 최적화 설계 분야에서 사용되고 있지만 수렴 속도가 느리고 모든 목적함수들에 대해 단순히 최소화나 최대화를 만족하는 방향으로 최적화된다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방안으로 본 논문에서 제안한 GBNSGA는 NSGA와 GP를 결합한 알고리즘으로 설계자의 목표치를 Goal로 설

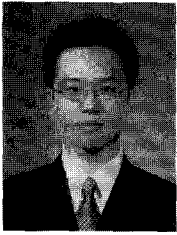
정하여 NSGA 최적화 과정중에 Goal을 만족하는 해들을 일차 비지배 프론트로 할당한다. 제안된 GBNSGA 성능을 기존의 weighted-sum 접근 방식과 일반적인 NSGA와 비교하였으며, 이를 통해 제안된 GBNSGA가 수렴속도가 더 빠르며 Goal 내에 존재하는 최적화된 해가 많다는 것을 확인할 수 있었다. 본 논문에서 제안한 GBNSGA는 추후 설계자의 목표치가 있는 최적화 설계 문제에 적용될 수 있을 뿐만 아니라 통신 분야에서 대두되고 있는 CR 요소기술 설정에 활용될 전망이다.

[10] K. Deb, "Non-linear goal programming using multi-objective genetic algorithms," *Technical Report No. CI-60/98*, Dept. of Computer Science/XI, Univ. of Dortmund, Germany, pp. 269-308, Oct. 1998.

참 고 문 헌

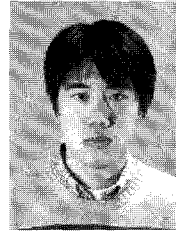
- [1] A. Osyczka, "Multicriteria optimization for engineering design," *Design Optimization* (J.S. Gero, ed.), pp. 193-227, Academic Press, 1985.
- [2] J. Andersson, "A survey of multiobjective optimization in engineering design," *Technical report LiTH-IKP-R-1097*, Dept. of Mechanical Engg., Linkping 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] R. L. Haupt, and S. E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms*, 2nd edition, John Wiley & Sons, 2004.
- [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.
- [9] N. Srinivas, and K. Deb, "Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms," *Evolutionary Computation*, vol. 2, no. 3, pp. 221-248, Aut. 1994.

저 자 소 개



박 준 수(학생회원)
 2002년 안양대학교
 정보통신학과 학사
 2007년 숭실대학교
 정보통신전자공학부 석사
 2007년~현재 삼성전자
 디지털미디어 사업부

<주관심분야 : Cognitive Radio, SDR, 신호처리>



박 순 규(학생회원)
 2007년 숭실대학교
 정보통신전자공학부 학사
 2007년~ 현재 숭실대학교
 정보통신전자공학부
 석사

<주관심분야 : Cognitive Radio, 통신, 신호처리>



신 요 안(정회원)
 1987년 서울대학교
 전자공학과 학사
 1989년 서울대학교
 전자공학과 석사
 1992년 University of Texas at
 Austin 전기 및 컴퓨터
 공학과 박사

1994년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부
 부교수

<주관심분야 : CDMA 및 OFDM 모델, UWB 전
 송 시스템, MIMO 시공간 신호처리, Cognitive
 Radio>



유 명 식(정회원)
 1989년 고려대학교
 전자전산공학과 학사
 1991년 고려대학교
 전자공학과 석사
 2000년 SUNY at Buffalo
 Dept. of EE 공학박사

2000년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부
 조교수

<주관심분야 : Optical Network, Optical Access
 Network, OBS, Wireless MAC protocol, Ad-hoc
 routing protocol, Cognitive Radio >



이 원 철(정회원)
 1986년 서강대학교
 전자공학과 학사
 1988년 연세대학교
 전자공학과 석사
 1994년 New York Polytechnic
 Univ. Electronic Eng. 박사

1995년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부
 부교수

<주관심분야 : Cognitive Radio, 통신신호처리,
 Transmit Diversity, Software Defined Radio,
 Smart Antenna, Position Location based on
 UWB, CDMA2000/WCDMA>