

Development of Fitness and Interactive Decision Making in Multi-Objective Optimization

Yeboon Yun* · Dong Joon Park** · Min Yoon***[†]

*Department of Civil, Environmental and Applied Systems Engineering

**Department of Statistics and Data Science, Pukyong National University

***Department of Applied Mathematics, Pukyong National University

다목적 유전자 알고리즘에 있어서 적합도 평가방법과 대화형 의사결정법의 제안

윤예분* · 박동준** · 윤민***[†]

*간사이대학교 환경도시공학부

**부경대학교 통계 데이터사이언스전공

***부경대학교 응용수학과

Most of real-world decision-making processes are used to optimize problems with many objectives of conflicting. Since the betterment of some objectives requires the sacrifice of other objectives, different objectives may not be optimized simultaneously. Consequently, Pareto solution can be considered as candidates of a solution with respect to a multi-objective optimization (MOP). Such problem involves two main procedures: finding Pareto solutions and choosing one solution among them. So-called multi-objective genetic algorithms have been proved to be effective for finding many Pareto solutions. In this study, we suggest a fitness evaluation method based on the achievement level up to the target value to improve the solution search performance by the multi-objective genetic algorithm. Using numerical examples and benchmark problems, we compare the proposed method, which considers the achievement level, with conventional Pareto ranking methods. Based on the comparison, it is verified that the proposed method can generate a highly convergent and diverse solution set. Most of the existing multi-objective genetic algorithms mainly focus on finding solutions, however the ultimate aim of MOP is not to find the entire set of Pareto solutions, but to choose one solution among many obtained solutions. We further propose an interactive decision-making process based on a visualized trade-off analysis that incorporates the satisfaction of the decision maker. The findings of the study will serve as a reference to build a multi-objective decision-making support system.

Keywords : Multi-Objective Optimization, Pareto Solution, Achievement, Satisfaction, Genetic Algorithms

1. 서론

공학 설계와 같은 현실적인 문제들은 종종 의사 결정자의 다양한 요청에 수반되는 다수의 목적함수들이 있는 다목적 최적화 문제(multi-objective optimization problems)로 공식화된다. 상충하는 모든 목적함수들을 동시에 최적화하는 해가 존재하지 않기 때문에, 다목적 최적화에서는 Pareto 해(Pareto solutions)[15]가 대안으로 사용되고, 그 중에서의 의사결정자들의 의도에 맞는 해를 선택하게 된다[6, 14, 16]. 특히, Pareto 해집합을 생성하는 것을 목적으로 하는 유전자 알고리즘이 광범위하게 연구되었다[1, 2, 7, 10, 13, 17].

다목적 유전자 알고리즘(multi-objective genetic algorithms)은 여러 목적을 가진 최적화 문제에서 생물의 진화 과정의 형태를 모방하여 비지배해(non-dominated solution)를 탐색하는 기법이다. 모집단(population)을 이용하여 모집단 내의 개체들에 대하여 적합도(fitness)를 평가하고, 이 평가를 바탕으로 다음 세대구성을 위한 선택(selection), 교차(crossover), 돌연변이(mutation) 연산을 반복한다. 이 과정에서 얻어진 비지배해를 평가함으로써 최적해를 효율적으로 도출할 수 있고, 이런 장점으로 인해 다목적 유전자 알고리즘은 공학, 자연과학, 경영학 등 수리적인 방법을 적용하는 다양한 영역에서 다목적 최적화 문제를 다루는 기법으로 많이 활용되고 있다[3, 11, 12, 20]. 다목적 최적화 문제에서는 여러 개의 목적함수들이 서로 상충되는 관계가 있기 때문에 이들을 고려하여 해를 얻는 것이 중요하다. 이는 해의 다양성을 유지하면서 실제 Pareto 해에 얼마나 빨리 접근하는가의 수렴성을 의미하고, 이 두 가지의 목적을 달성함에 있어서 중요한 것이 개체의 적합도 평가이다. 개체 사이의 우위 관계를 기반으로 하는 Pareto 순위 방식은 적합성 평가에 널리 활용돼 왔다. Goldberg [5], Fonseca et al.[4], Zitzler et al.[19]에 의한 순위 결정 방법들이 대표적인 평가법들이다. 그러나 Pareto 순위에 따른 평가방법은 개체집단의 분포에 의해 많은 영향을 받는다.

따라서, 본 연구에서는 다목적 유전자 알고리즘을 이용하여 해의 다양성과 수렴성을 향상시키고, 탐색성능 향상을 위해 목표값을 향한 성취도에 따른 적합도 평가방법을 제안한다. 수치 예제와 벤치마크 문제를 사용하여 성취도를 고려한 제안된 방법과 순위에 기존의 대표적인 평가방법인 Pareto 순위방법을 비교한다. 이 비교를 바탕으로 제안된 방법이 실제의 Pareto 해에 더 빨리 수렴되고, 다양한 해집합을 생성할 수 있음을 검증한다. 또한, 다목적 유전자 알고리즘에 대한 대부분의 연구는 Pareto 해집합의 생성에 주안점을 두며, 최종해의 선택에 대해 논의된 연구는 거의 없는 실정이다. 본 연구에서는 다목적 의사결정 지원체계 구축을 위해, 의사결정자의 만족도를 통합한 시각화된 균형 분석을 기반으로 한 대화형 의사결정 과정을 제안한다.

2. 성취도 수준에 따른 적합성 평가를 위한 제한

다음 식 (1)과 같은 다목적 최적화 문제를 고려한다.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \mathbf{f}(\mathbf{x}) &= (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_q(\mathbf{x}))^T \\ \text{s.t. } \mathbf{x} \in X &= \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid g_j(\mathbf{x}) \leq 0, j=1, \dots, m\} \end{aligned} \quad (1)$$

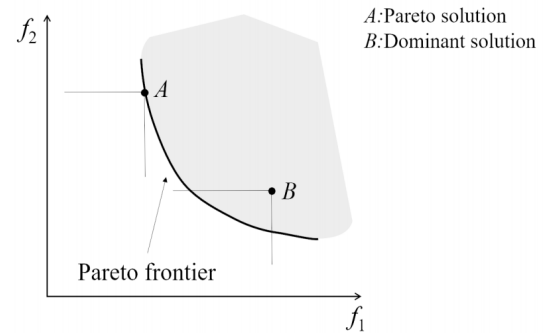
여기서 \mathbf{x} 는 설계(design)변수이고 X 는 실행(feasible) 가능한 해들의 집합이다. f 와 g 는 각각 목적함수와 제약함수를 나타내며, q 는 목적함수의 개수를 의미하고 m 은 제약함수의 개수이다.

다목적 최적화 문제에 대한 해의 개념 중 하나인 Pareto 해는 다음과 같이 정의된다.

정의. 만약 다음의 식 (2)를 만족하는 $\mathbf{x} \in X$ 가 없다면

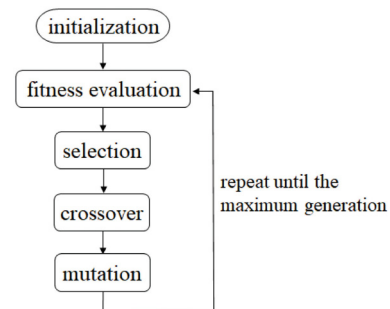
$$\begin{aligned} f_i(\mathbf{x}) &\leq f_i(\hat{\mathbf{x}}) && \text{for all } i=1, \dots, q, \\ f_j(\mathbf{x}) &\neq f_j(\hat{\mathbf{x}}) && \text{for some } j=1, \dots, q, \end{aligned} \quad (2)$$

그러면 $\hat{\mathbf{x}} \in X$ 는 Pareto 해라고 부르며, 그것들의 집합은 Pareto frontier라고 한다. 이는 <Figure 1>에서 실선 부분으로 표현한 것에 해당한다.



<Figure 1> Pareto Solution

유전자 알고리즘의 기본 아이디어는 <Figure 2>와 같다[9].



<Figure 2> Simple Scheme of Genetic Algorithm Process

다목적 최적화 문제에 대한 Pareto 해집합 생성에서 유전자 알고리즘을 적용할 때 중요한 문제는 탐색 과정의 해의 다양성과 수렴성을 유지하는 것이다. 해의 탐색성을 향상시키기 위하여 목표값까지의 성취도 수준 식 (3)으로 구성된 다각형의 면적 식 (4)와 둘레를 나타내는 식 (5)에 대한 적합성 평가를 제안한다.

목표값까지의 성취도 수준:

$$\bar{f}_i(\mathbf{x}) := 1 + \frac{-f_i(\mathbf{x}) + f_i^R}{f_i^N - f_i^R}, \quad i = 1, \dots, q. \quad (3)$$

여기서, f_i^N 와 f_i^R ($i = 1, \dots, q$)는 각각 목적함수에서 최악의 경우의 값과 최고의 값으로 주어진다. 본 연구에서, 그것들은 모집단에서 i 번째 목적함수의 최대값과 최소값이다.

다각형의 면적:

$$S(\mathbf{x}) := \sum_{i=1}^{q-1} \sum_{j=i+1}^q \bar{f}_i(\mathbf{x}) \bar{f}_j(\mathbf{x}) \sin\left(\frac{2\pi}{q}\right) \quad (4)$$

다각형의 둘레:

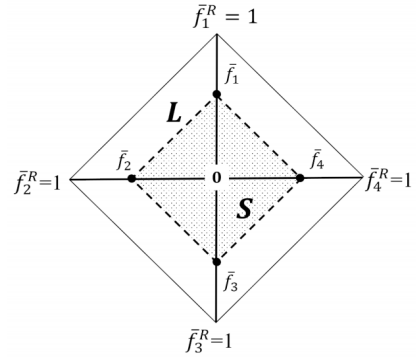
$$L(\mathbf{x}) := \sum_{i=1}^{q-1} \sum_{j=i+1}^q \sqrt{(\bar{f}_i(\mathbf{x}))^2 + (\bar{f}_j(\mathbf{x}))^2 - 2\bar{f}_i(\mathbf{x})\bar{f}_j(\mathbf{x})\cos\left(\frac{2\pi}{q}\right)} \quad (5)$$

위의 식에서 q 개의 목적함수가 있을 때, 다각형은 총 $(q-1)/2$ 개의 순환순열의 형태를 갖는다. 본 연구에서는 각 다각형 형태에 대해 면적 S 와 둘레 L 을 구하고, 그 평균 \bar{S} 와 \bar{L} 을 기준으로 다음과 같은 척도를 제안한다.

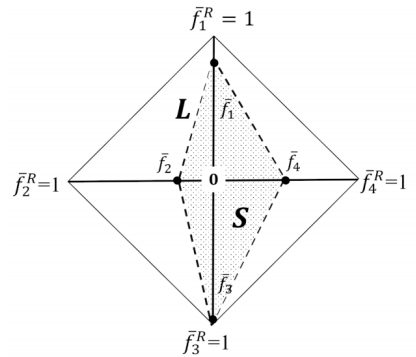
$$V = \frac{\bar{S}}{\bar{L}} \quad (6)$$

예를 들어, <Figure 3>은 성취도 수준으로 구성된 다각형의 면적과 둘레를 나타낸다.

<Figure 3>의 \bar{f}_i^R ($i = 1, \dots, 4$)는 목표값에 대한 각 목적함수의 성취도 수준(모두 1이 됨)을 나타내며, 주어진 개체의 목표값까지의 성취도 수준은 \bar{f}_i 로 표시된다. 더 큰 성취도 수준 \bar{f}_i 은 더 큰 영역 S 에 해당하며, 더 큰 값 V 는 식 (6)에 의해 얻어진다. <Figure 3>의 그림 (a)와 (b)에서 볼 수 있듯이, 목적함수 값 사이의 더 나은 균형은 동일한 영역 S 에 관계없이 더 작은 둘레 L 과 더 큰 V 값을 얻게 된다. 목표값을 영역 S , 둘레 L 까지의 성취도 수준을 도입하면, 해의 생성과정에서 수렴성을 얻을 수 있을 뿐 아니라 다양한 해를 생성할 수 있을 것으로 판단된다.



(a) $S=1, L=4.0$



(b) $S=1, L=4.7$

<Figure 3> Conceptual Diagram of the Proposed Method

한편, 특정 목적함수에 대한 성취도 수준이 매우 높은 경우에는 면적이 더 작고 둘레가 더 커지게 되므로, 식 (6)에 의한 평가도 더 나빠지게 된다. 그러나 해의 다양성을 유지하기 위해서도 이러한 해가 필요하다. 따라서 평가된 값 V 를 Fonseca et al.[4]이 제안한 방법에서 얻은 순위 R 로 나누고 다음과 같이 적합성 평가방법을 제안한다.

$$fitness = \frac{V}{R} \quad (7)$$

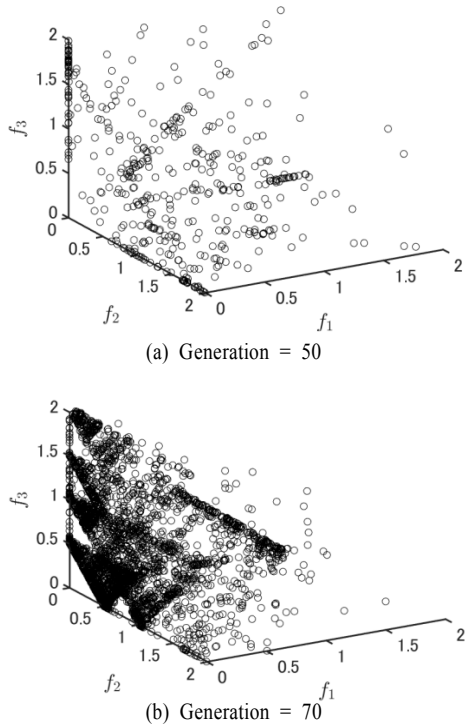
3. 수치 예제들의 결과

이 절에서는 식 (7)에서 제안된 적합도 평가방법의 효율성을 조사하기 위하여 벤치마크 문제를 사용하고 Goldberg[5, 8], Fonseca et al.[4], Zitzler et al.[19]의 순위방법들(이하, “Rank G”, “Rank F”, “Rank S”)을 비교한다.

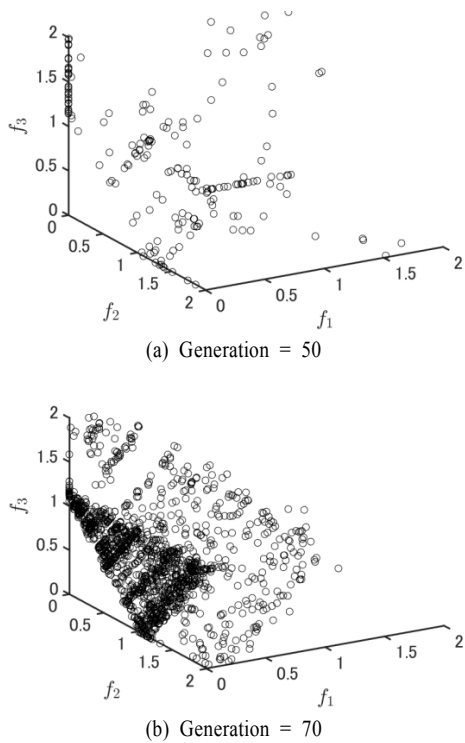
3.1 DTLZ1 문제 [1]의 수치 예제

시물레이션에서 목적함수의 수는 $M=3$ 으로 주어지고, 차원의 수는 $n=7$ 로 설정되며, 유전자 알고리즘의 구조와

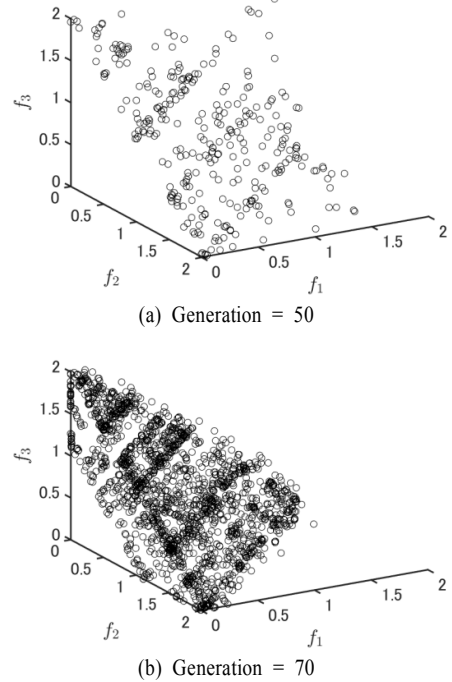
모수 설정에 대해 동일한 조건에서 100의 초기 개체들을 무작위로 생성하고 최대 100세대에 대해 10회 실험을 수행하였다.



<Figure 4> Results by the Proposed Method



<Figure 5> Results by Rank F Method



<Figure 6> Results by Rank S Method

<Figures 4>~<Figure 6>은 각 시행에서 얻어진 목적함수 공간의 해집합들을 보여준다. 단, Rank G로 얻은 결과는 그래프에 표시할 수 있는 해를 생성하지 않기 때문에 비교에서 제외한다.

<Table 1>은 Pareto 개체 백분율(individual percentages)을 나타낸다. 각각 A와 B방법으로 얻은 해집합 X_A 와 X_B 을 추가하여 Pareto 해집합 X^P 에 존재하는 해집합 X_A 와 X_B 의 해의 개수 N_A 와 N_B 를 얻는다. <Table 1>은 $|X^P|$ 에 대한 N_A 와 N_B 의 percentages를 보여준다. 즉, 해가 실제 Pareto frontier에 얼마나 더 근접한지를 나타내고 있다.

<Table 1> Pareto Individual Percentages(%) for DTLZ1

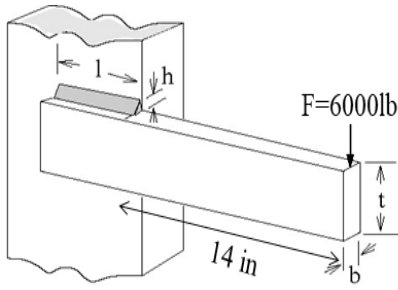
		Proposed Method		
		50 gen.	70 gen.	100 gen.
Rank F	50 gen.	12:88	-	-
	70 gen.	23:77	6:94	-
	100 gen.	26:74	4:96	3:97
Rank S	50 gen.	18:82	-	-
	70 gen.	20:80	3:97	-
	100 gen.	29:71	6:94	5:95

결과에서 보듯이, 제안된 방법에서 얻어진 해집합은 전체 목적함수 공간에 널리 분포되어 있으며, 다양한 해가 생성된다. 더욱이 DTLZ1 문제의 <Table 1>에서 50세대의 제안된 방법과 Rank F의 결과를 비교한 결과, 해당 Pareto

개체 백분율이 각각 88%, 12%인 것으로 나타났다. 따라서, 제안된 방법은 실제 Pareto frontier에 더 가까운 해들을 생성하기 때문에 성능이 우수하다고 볼 수 있다. 또한, Rank F와 Rank S에 의해 생성된 해집합보다 더 좋은 해집합은 더 적은 세대(Rank F와 S는 최대 100세대까지 필요)로 생성될 수 있다.

3.2 Cantilever Welded Beam Design[18] 예제

빔 높이 t , 빔 폭 b , 용접 길이 l 및 용접 두께 h 의 네 가지 설계변수에 대해 총 비용, 팁 변형률, 전단 응력 및 휨 응력을 최소화하는 캔틸레버 용접 빔 설계 <Figure 7>를 사용한다.



<Figure 7> Welded Beam Design

설계문제는 아래와 같은 다목적 함수식으로 나타난다.

$$\min_{h,l,t,b} \begin{aligned} f_1 &:= 1.10471h^2l + 0.04811tb(14+l) \\ f_2 &:= \frac{2.1952}{t^3b} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} f_3 &:= \tau, \quad f_4 := \sigma \\ \text{s.t.} \quad g_1 &:= h - b \leq 0, \\ g_2 &:= P_c \geq 6000, \\ 0.125 &\leq h, b \leq 5.0, \\ 0.1 &\leq l, t \leq 10.0, \end{aligned}$$

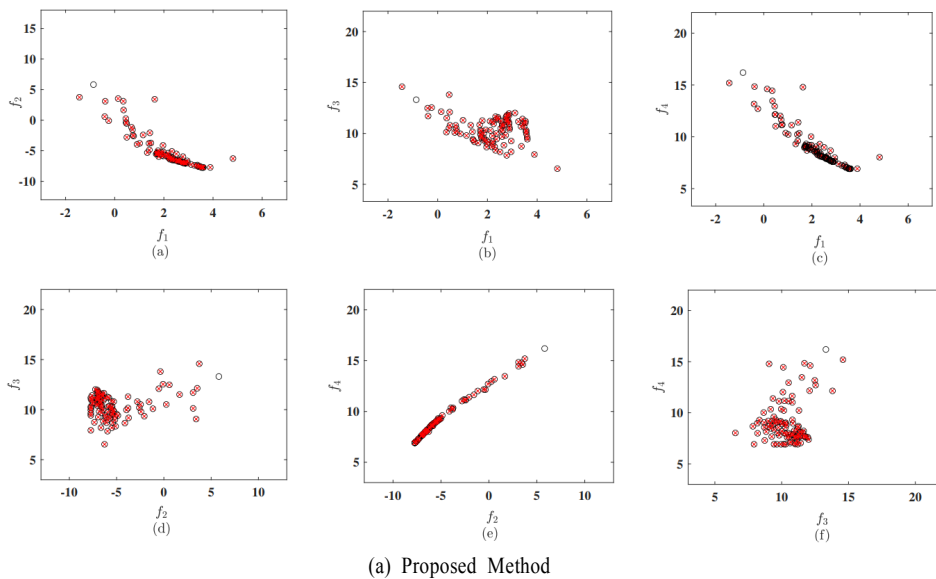
여기서

$$\begin{aligned} \tau &= \sqrt{(\tau')^2 + (\tau'')^2 + \frac{l\tau'\tau''}{\sqrt{0.25(l^2 + (h+t)^2)}}} \\ \tau' &= \frac{6000}{\sqrt{2}hl} \\ \tau'' &= \frac{6000(14+0.5l)\sqrt{0.25(l^2 + (h+t)^2)}}{\sqrt{2}hl\left(\frac{l^2}{12} + 0.25(h+t)^2\right)} \\ \sigma &= \frac{504000}{t^2b} \\ P_c &= 64746.022(1 - 0.0282346t)tb^3 \end{aligned}$$

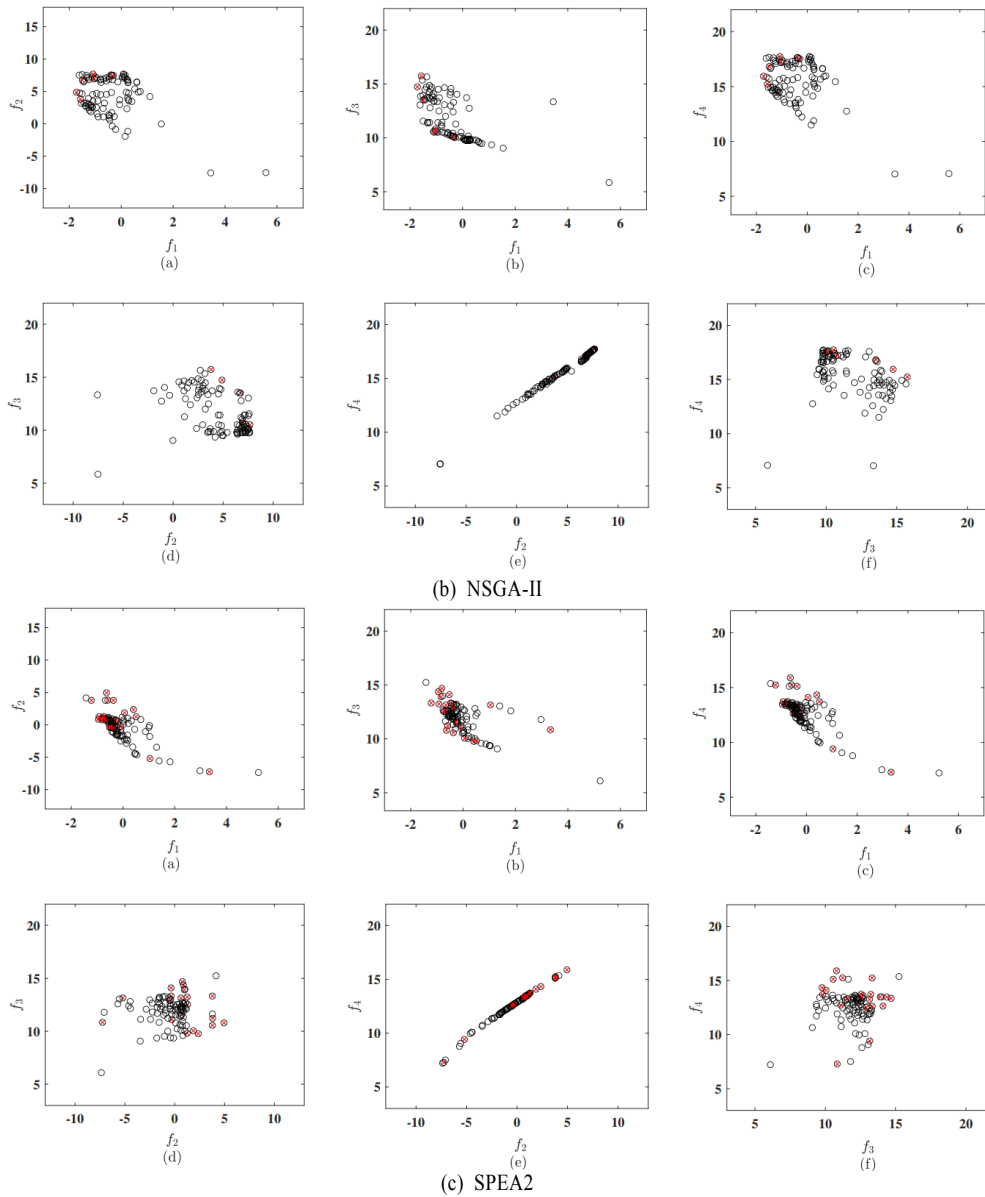
우리는 그 결과를 대표적인 다목적 유전자 알고리즘 방법인 NSGA-II[1]와 SPEA2[19]의 결과와 비교한다.

<Figure 8>은 무작위로 100명의 개별 개체들을 생성하고 50세대까지 10회 실험을 진행함으로써 얻어진 해집합을 보여준다. 결과는 두 목적함수 사이의 그래프 형태로 표시된다. <Figure 8>에서 x 축은 각 방법의 모든 결과를 결합한 집합의 Pareto 해를 나타낸다.

NSGA-II 및 SPEA2의 결과와 비교하면, 제안된 방법에 의해 얻어진 해집합은 목적함수 공간 전체에 널리 분포되어 있다. 또한, 제안된 방법에 의해 얻어진 해집합은 30세대까지만 얻었고 NSGA-II와 SPEA2에 의해 얻어진 해집합 50세대까지 구한 것을 비교한다.



<Figure 8> Results for Cantilever Welded Beam Design



<Figure 8> Results for Cantilever Welded Beam Design(Continued)

Pareto 개체 백분율은 <Table 2>에 표현되어 있다. 제안된 방법에 대한 백분율이 높았고, 실제 Pareto 해에 더 밀접한 해집합을 적은 세대에서 얻을 수 있었다.

<Table 2> Pareto Individual Percentage (%) for Cantilever Welded Beam Design

		Proposed Method	
		30 gen.	50 gen.
NSGA-II	30 gen.	11:89	-
	50 gen.	14:86	8:92
SPEA2	30 gen.	22:78	-
	50 gen.	25:75	20:80

4. 만족도에 기반한 의사결정의 제안

목적함수가 2개 또는 3개인 경우에, 각각의 목적함수들 사이의 trade-off 관계는 도시된 Pareto 해를 기반으로 시각적으로 결정될 수 있어 최종 의사결정 해법의 선택이 용이하다. 그러나, 4개 혹은 그 이상의 목적함수가 있는 경우, trade-off 관계를 쉽게 시각화할 수 없으며, 많은 Pareto 해들에서 의사결정자의 선호도를 만족하는 해를 찾기 어려워진다. 여기서 의사결정자에 의해 주어지는 회귀 수준 (aspiration level)에 기반하는 만족도를 계산하고 trade-off 관계에 대한 시각화를 통해 최종적인 대안을 선택하는 방법을 제안한다.

4.1 만족도 기반의 의사결정방법 절차

3.2절에 설명된 cantilever welded beam 설계의 예를 가지고 제안하는 방법의 과정은 다음과 같다:

[Step 0]

해집합 $P_s = \{f(x^1), \dots, f(x^\ell)\}$ 는 성취도 수준 기반 다목적 유전자 알고리즘으로부터 생성된다.

[Step 1]

- a. 이상점(ideal point) f^* 는 집합 P_s 로부터 구한다.
- b. 의사결정자의 회귀 수준 \bar{f} 가 설정된다.
- c. 회귀 수준 \bar{f} 에 대한 주어진 해 $f(x^j)$ 의 만족도는 다음의 식 (8)과 같이 정의된다:

$$\hat{f}_i^j = \frac{\bar{f}_i - f_i(x^j)}{f_i - f_i^*}, \quad i = 1, \dots, q \quad (8)$$

[Step 2]

해집합 P_s 에서 회귀 수준에 가장 가까운 제안 A_0 와 각각의 목적함수에 대한 만족도에 가장 가까운 제안 A_i 가 대안으로 선택된다. 이 때, A_0 와 A_i 는 식 (9)와 같이 정의된다.

$$A_0 = f(\hat{x}^0), \quad \hat{x}^0 = \arg \max_{j=1, \dots, \ell} \min_{i=1, \dots, q} \hat{f}_i^j \quad (9)$$

$$A_i = f(\hat{x}^i), \quad \hat{x}^i = \arg \max_{j=1, \dots, \ell} \hat{f}_i^j, \quad i = 1, \dots, q$$

이 예에서 이상점(ideal point) 및 대안은 다음과 같다.

$$f^* = (4.1, 0.0004, 688.3, 1008.6)^T$$

$$A_0 = (16.9, 0.0026, 2553.3, 5839.6)^T$$

$$A_1 = (4.1, 0.0077, 12250.7, 14838.7)^T$$

$$A_2 = (36.5, 0.0004, 15227.3, 1008.6)^T$$

$$A_3 = (122.9, 0.0019, 688.3, 3057.9)^T$$

$$A_4 = (36.5, 0.0004, 15227.3, 1008.6)^T$$

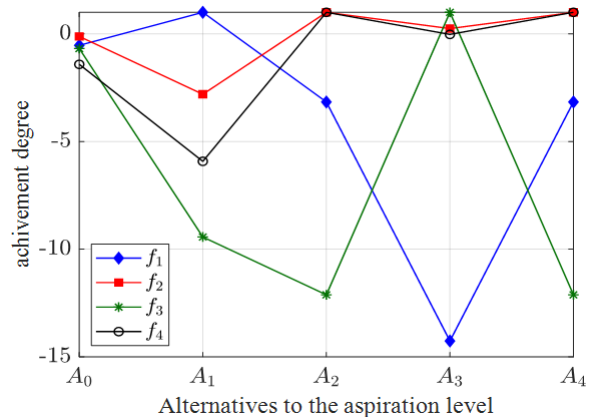
또한, 회귀 수준은 아래와 같이 주어진다.

$$\bar{f} = (11.9, 0.0023, 1796.3, 3006.8)^T$$

따라서, 위의 대안들에 대한 만족도 수준을 얻는다. 그 결과는 <Figure 9>에 나타나 있다.

만약 의사결정자가 A_0 에서 A_4 까지의 제안들 중에서 하나에 만족한다면, 의사결정 과정은 종료된다. 그렇지 않으면 과정은 다음 단계로 진행된다.

회귀 수준에 관한 첫 번째 제안인 A_0 에서 각 목적함수에 대한 만족도는 음의 값을 갖는다. 이는 회귀 수준의 집합이 실행 불가능함을 의미한다. 예를 들어, 제안 A_0 에 만족하지 않고 그들의 만족도가 f_4 에 대해 가장 낮다고 가정하면 의사결정자는 목적함수 f_4 를 개선하기를 희망할 것이다.

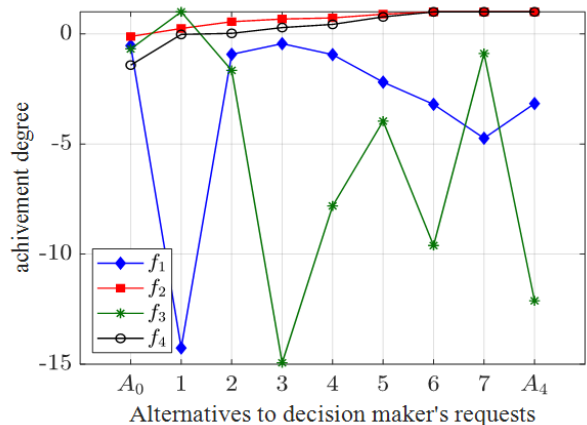


<Figure 9> Alternatives with respect to the Aspiration Level

[Step 3]

Trade-off 분석이 수행되고 만일 주어진 목적함수가 향상되면 희생될 목적함수가 결정된다.

목적함수 f_4 에 대해 A_0 보다 더 높은 만족도를 가지는 해들을 해집합 P_s 에서 선택한다. 결과는 <Figure 10>에서 확인할 수 있다. f_4 의 향상은 f_1 및 f_3 에 대한 만족도의 상당한 감소로 이어진다는 것이 관찰할 수 있다. 두 목적함수 f_1 과 f_3 가 희생될 수 있는 허용 범위가 결정되고, 그 과정은 다음 단계로 진행된다. 여기서 f_1 은 -5에서 희생될 수 없고 f_3 은 -7에서 희생될 수 없다고 가정한다.

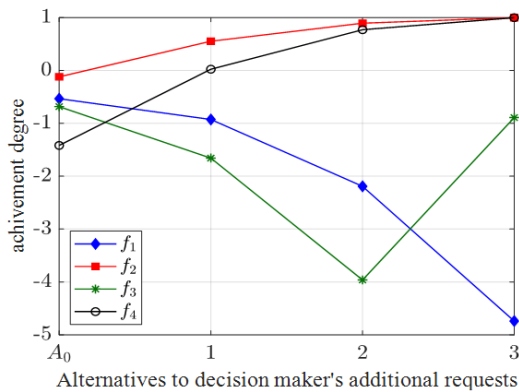


<Figure 10> Alternatives That Incorporate and Satisfy the Decision Maker' Request

[Step 4]

최종 제안은 회귀 수준과 의사결정자의 요청에 따라서 제안된다. 만일 의사결정자가 만족하는 해가 없거나 타협할 수 있는 해가 없는 경우에, 새로운 회귀 수준이 설정되고 과정은 [Step 1]으로 돌아간다.

<Figure 11>은 본 예제에서 최종 대안의 만족도를 보여 준다. 결과들로부터 목적함수들 사이의 trade-off 관계를 쉽게 이해할 수 있고, 해의 선택이 쉬워진다.



<Figure 11> Final Alternatives That Consider the Additional Requests of the Decision Maker

5. 결론

본 논문에서는 실제 다목적 공학 설계 문제에 대해 의사결정자에 의해 주어진 회귀 수준을 기반으로 최종해를 선택하기 위한 만족도 기반의 진화 다목적 의사결정의 과정을 제안하였다. 첫째, 다목적 유전자 알고리즘의 성능을 향상시키기 위해, 성취도 수준에 따른 개체별 적합성 평가 방법을 제안하였고, 이를 확인하기 위하여 수치 예제를 이용하여 제안한 방법의 효율성을 검증하였다. 결과는 다양성을 유지하면서 더 적은 세대수를 가지고 실제 Pareto 해에 더 밀접한 해집합을 생성할 수 있음을 보였다. 다음으로, 시각화된 trade-off 분석을 기반으로 의사결정자의 만족도를 반영한 대화형 의사결정 과정을 제안했다.

향후 본 연구에서 도출된 결과들의 추가와 또 다른 의사결정자들의 의견을 반영할 수 있는 기법들을 추가하면 다목적 의사결정 지원 시스템 구축에 유용한 도구가 될 것으로 판단된다.

Acknowledgement

This work was supported by a Research Grant of Pukyong National University(2021). We appreciate anonymous referees in commenting to improve the quality of our paper.

References

- [1] Deb, K., *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*, John Wiley & Sons, LTD, 2001.
- [2] Fausett, L., *Fundamentals of Neural Networks - Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice-Hall, INC., 1994.
- [3] Fine, T.L., *Feedforward Neural Network Methodology*, Springer, 1999.
- [4] Fonseca, C.M. and Fleming, P.J., Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, Formulation, Discussion and Generalization, Genetic Algorithms, *Proceedings of the Fifth International Conference*, 1993, pp. 416-423.
- [5] Goldberg, D.E., *Genetic Algorithm in search, Optimization and machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [6] Gunantara, N., A review of multi-objective optimization: Methods and its applications, *Cogent Engineering*, 2018, Vol. 5, No. 1, pp. 1-16.
- [7] Haykin, S., *Neural Network - A Comprehensive Foundation 2nd*, Prentice-Hall, INC., 1999.
- [8] Hurtado, S.E., *Structural Reliability - Statistical Learning Perspectives*, Springer-Verlag, 2004.
- [9] Imran, M. and Kang, C.W., A Synchronized Job Assignment Model for Manual Assembly Lines using Multi-Objective Simulation Integrated Hybrid Genetic Algorithm (MO-SHGA), *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 2017, Vol. 40, No. 4, pp. 211-220.
- [10] Jeong, W.J., Park, S.C., and Yim, D.S., Generation of Pareto Sets based on Resource Reduction for Multi-Objective Problems Involving Project Scheduling and Resource Leveling, *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 2020, Vol. 43, No. 2, pp. 79-86.
- [11] Lee, D.H., Hwang, K.C., Lee, S.I., and Yun, W.Y., An Application of Surrogate and Resampling for the Optimization of Success Probability from Binary-Response Type Simulation, *Journal of the Korean Military Science and Technology Society*, 2022, Vol. 25, No. 4, pp. 412-424.
- [12] Lee, D.H., Kim, B.R., Yang, J.K., and Oh, S.H., Dual Response Surface Optimization using Multiple Objective Genetic Algorithms, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 2017, Vol. 43, No. 3, pp. 164-175.
- [13] Nakayama, H., Yun, Y.B. and Yoon, M., *Sequential Approximate Multiobjective Optimization using Computational Intelligence*, Springer, 2009.
- [14] Palakonda, V. and Mallipeddi, R., Pareto Dominance-Based Algorithms With Ranking Methods for Many-

- Objective Optimization, *IEEE Access*, 2017, Vol. 5, pp. 11043-11053.
- [15] Pareto, V., *Manuale di Economia Politica*, Societa Editrice Libreria, Milano, Translated into English by A. S. Schwier, Manual of Political Economy, Macmilan, 1906.
- [16] Rao, R.V. and Lakshmi, R.J., Ranking of Pareto-optimal solutions and selecting the best solution in multi- and many-objective optimization problems using R-method, *Soft Computing Letters*, 2021, Vol. 3, pp. 1-18.
- [17] Rao, S.S., *Engineering Optimization* 4th, John Wiley & Sons, INC., 2009.
- [18] Shimizu, Y., How to Apply the Multi-Objective Optimizer MOON2/MOON2R for Many-Objective Optimization Problems, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers Series C*, 2013, Vol. 79, No. 805, pp. 268-281.
- [19] Zitzler, E. and Thiele, L., Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, Vol. 3, No. 4, pp. 257-271.
- [20] Zolpakar, N.A., Lodhi, S.S., Pathak, S., and Mohita Anand Sharma, M.A., *Optimization of Manufacturing Processes*, Springer Nature, 2020.

ORCID

- Yeboon Yun | <http://orcid.org/0000-0001-8694-7219>
Dong Joon Park | <https://orcid.org/0000-0003-0554-1378>
Min Yoon | <https://orcid.org/0000-0002-6124-9163>