

# 고도 다목적 문제에서의 의사 결정을 위한 이중 최적화 접근법

## A Two-tier Optimization Approach for Decision Making in Many-objective Problems

이기백

광운대학교 전기공학과

Ki-Baek Lee(kblee@kw.ac.kr)

### 요약

본 논문은 목적이 네 개 이상인 고도 다목적 문제(many-objective problem)에서의 의사 결정을 위한 새로운 이중(two-tier) 최적화 접근법을 제안한다. 목적의 개수가 증가할수록, 특히 네 개 이상부터는, 전체 해(solution) 중에서 파레토 최적해(Pareto-optimal solution)가 차지하는 비율이 기하급수적으로 증가한다. 그래서 일반 다목적 문제와는 달리, 의사 결정을 하는데 단순히 파레토 최적 해만을 찾는 것으로는 충분하지 않고, 찾은 파레토 최적 해들 중에서도 상대적으로 좀 더 선호하는 해들을 가려내는 것이 필요하다. 제안하는 접근법에서는 추가적인 최적화 단계를 추가함으로써 사용자의 선호도를 균형있게 반영하는 방향으로 파레토 최적해들을 찾는다. 이러한 2차 최적화는 관련된 2차 목적들을 수반하게 되는데, 2차 목적으로는 광역평가값과 혼잡 거리를 사용하였다. 광역평가값과 혼잡 거리는 각각 사용자의 선호도와 다양성을 대변하는 척도이다. 제안한 접근법의 우수성을 보이기 위해서는 잘 알려진 검증 함수들을 활용하는데, 같은 함수에 대해 제안한 접근법을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우의 결과를 비교한다. 제안한 접근법을 적용함으로써 기존보다 사용자의 선호도를 잘 반영하면서 동시에 우수하고 다양한 의사 선택이 가능하다.

■ 중심어 : | 고도 다목적 최적화 | 다목적 진화 알고리즘 | 다목적 의사 결정 |

### Abstract

This paper proposes a novel two-tier optimization approach for decision making in many-objective problems. Because the Pareto-optimal solution ratio increases exponentially with an increasing number of objectives, simply finding the Pareto-optimal solutions is not sufficient for decision making in many-objective problems. In other words, it is necessary to discriminate the more preferable solutions from the other solutions. In the proposed approach, user preference-oriented as well as diverse Pareto-optimal solutions can be obtained as candidate solutions by introducing an additional tier of optimization. The second tier of optimization employs the corresponding secondary objectives, global evaluation and crowding distance, which were proposed in previous works, to represent the users preference to a solution and the crowdedness around a solution, respectively. To demonstrate the effectiveness of the proposed approach, decision making for some benchmark functions is conducted, and the outcomes with and without the proposed approach are compared. The experimental results demonstrate that the decisions are successfully made with consideration of the users preference through the proposed approach.

■ keyword : | Many-objective Optimization | Multi-objective Evolutionary Algorithm | Multi-objective Decision Making |

## I. 서론

### 1.1 연구 배경

IT를 포함한 대부분의 공학 문제에서 자동화 시스템이란 자동화된 선택의 연속이라고 볼 수 있다. 결국 지능적인 의사 결정(decision making)을 어떻게 구현하느냐가 시스템의 완성도를 판가름한다. 의사 결정을 위한 목적이 한 가지일 경우에는 단순하게 그 목적을 최대 만족하는 것을 선택하면 되지만, 대부분의 공학 문제는 여러 가지 목적들이 독립적이지 않고 서로 상충하는 다목적 문제(multi-objective problem)이다[1]. 예를 들어, 자동차 네비게이션 시스템은 최단거리, 안전성, 교통량, 연료효율 등과 같은 목적들을 가지고 있다. 이러한 문제에서는 여러 목적들을 동시에 고려해 가장 최적의 선택을 하는 다목적 의사 결정(multi-objective decision making)이 필수적이며, 현재 공학 분야에서 가장 중요한 이슈 중 하나이다.

기존의 연구들은 이런 문제를 해결하기 위해 파레토 최적 경계(Pareto-optimal front)에 최대한 근접하게 해들을 찾기 위해 노력하였다. 이런 연구 과정에서 다목적 최적화 알고리즘인 비지배정렬 진화연산[2]과 다목적 입자 군집 최적화 알고리즘[3]이 제안되었다. 여러 다목적 문제에 대해 이 알고리즘들에 의해 얻은 해들이 파레토 최적 경계에 얼마나 근접하는지 분석하기 위한 연구가 이어졌으며[4][5], 이를 바탕으로 선호도정렬 입자 군집 최적화 알고리즘과 같은 개선된 연구 결과물도 도출되었다[6-8].

또 다른 한편으로는, 파레토 최적 경계 근처의 여러 후보 해들 중 하나를 골라내기 위해, 여러 기준들에 적절히 가중치를 두어 하나의 기준으로 통합하는 방법을 고안하는 연구가 있었다. 초기에는 사전에 계획된 순서대로 가중 평균 통합을 하는 선형 방식이 주를 이루었고[9], 이후 비선형 모델로 개선한 방식 또한 제안되었다[10]. 최근에는 계층 분석 과정(analytic hierarchy process)을 활용한 연구가 수행되었다[11][12]. 이러한 연구 방향은 최근까지도 지속되고 있고, 다양한 공학 문제에 성공적으로 적용되어왔다.

### 1.2 연구의 필요성

하지만 목적의 개수가 늘어나서, 목적이 네 개 이상인, 고도 다목적 문제(many-objective problem)에 접어들게 되면 기존에 없던 새로운 문제점이 생겨나게 된다. 목적의 개수가 증가할수록 전체 해들 중 파레토 최적해가 차지하는 비율이 기하급수적으로 증가하는데, 극단적으로 목적의 개수가 10개 이상이 되면 파레토 최적해 비율이 90% 이상이 된다[13]. 이처럼 존재하는 거의 대부분의 해가 파레토 최적해라는 것은 단순히 파레토 최적해를 잘 찾는 것은 더 이상 효과가 없음을 의미한다. 다시 말해서, 좀 더 좋은 해들을 찾는 것보다 좋은 해들 중에 어떤 하나를 골라내야 하는지에 집중할 필요가 있다. 뿐만 아니라 파레토 최적해를 찾는 과정에 사용자의 선호도가 필요 이상으로 과도하게 개입되지 않도록 최적화의 방향성과 다양성 사이의 균형을 유지하는 것 역시 신중하게 고려되어야 한다[14].

이와 같이 고도 다목적 문제에는 일반 다목적 문제와는 또 다른 방식의 접근이 필요하다. 그럼에도 불구하고 현재 고도 다목적 문제에서의 의사 결정에 관한 연구는 모든 문제에 적용 가능한 일반적인 해결법의 제시보다는, 예전의 연구결과들을 문제에 맞추어 매번 수정하는 형태의 기초적인 수준에 머물러 있는 실정이다 [15][16].

### 1.3 연구 방향

본 논문에서는 고도 다목적 문제에서도 효과적인 의사 결정을 할 수 있는 새로운 접근법인, 이중 최적화 접근법을 제안한다. 제안하는 이중 최적화 접근법에서는 다양하고 또 동시에 사용자가 좀 더 선호할만한 파레토 최적해들을 구하기 위해 다목적 최적화가 한 단계 더 적용된다. 이렇게 적용된 2차 최적화에서는, 문제에서 주어진 목적과는 다른, 1차로 구한 파레토 최적해들의 적합도를 판단하기 위한 2차 목적들을 정의하여 사용하는데, 이는 광역평가값과 혼잡거리이다. 광역평가값은 사용자 선호도와 연관된 목적이고, 혼잡거리는 해의 다양성과 연관된 목적이라 할 수 있으며, 두 목적은 서로 상충되는 관계에 있다. 본 논문에서는 광역평가값을 계산하기 위해 퍼지 척도(fuzzy measure)와 퍼지 적분

(fuzzy integral)을 활용하였고[7], 혼잡거리의 계산은 큐보이드(cuboid) 기반 계산법을 채택하였다[2].

제안한 접근법의 우수성을 보이기 위한 성능 검증 함수로는 DTLZ 함수를 이용하였다[17]. DTLZ 함수는 다목적 최적화 알고리즘의 성능 검증을 위해 고안되어 널리 쓰이고 있는 함수로 총 7가지 다차원 다변수 함수로 구성되어 있다. 각각의 함수에 대해 제안한 접근법을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우의 결과를 비교한 후 통계적인 분석을 하고 이를 이용해 제안한 접근법이 얼마나 효과적인지 그 근거를 제시하고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 제안하는 접근법을 이해하기 위한 배경 지식을 간단하게 언급하고, 3장에서는 제안하는 이중 최적화 접근법을 자세히 설명한다. 그리고 4장에서 실험 결과를 보이고 결과가 갖는 의미를 고찰한 후 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 배경 지식

### 2.1 다목적 문제

다목적 문제는 서로 독립적이지 않고 오히려 상충되는 여러 개의 목적이 동시에 존재하는 문제를 말한다. 예를 들어 두 대의 자동차가 있다고 생각해 보자. 자동차 A는 가격이 싸지만 낮은 승차감을 가지고 있다. 자동차 B는 가격이 비싼 대신 승차감이 좋다. 이 경우 두 자동차를 비교하면 절대적인 우열을 판단할 수가 없게 된다. 비슷하게 가장 좋은 자동차를 찾는 것도 불가능하다. 바로 이와 같은 점이 다목적 문제의 특징이고 의사 결정을 할 때도 단일 목적 문제에서와는 다른 과정을 거친다.

### 2.2 비지배 개념과 다목적 문제에서의 의사 결정

앞서 설명했듯이 다목적 문제는 한 하나의 최고의 해를 찾는 것은 불가능하다. 대신 지배(dominance)의 개념을 도입하여 최대한 다양한 비지배해들을 찾는 것을 목표로 한다. [그림 1]은 비지배해와 파레토 최적 경계에 대한 설명을 시각화 한 것이다. 그림과 같이 비지배해란 지배당하지 않는 즉, 다른 모든 해와 비교했을 때,

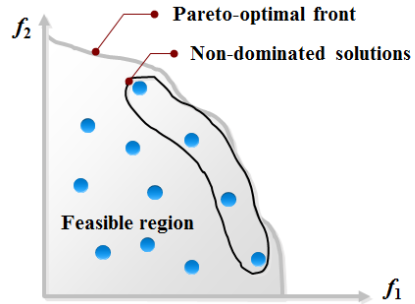


그림 1. 비지배해와 파레토 최적 경계

최소 한 가지 기준에 대해서는 그 평가 값이 같거나 우월한 해를 말한다.

하지만 최고의 해를 찾지 못한다고 해도 의사 결정을 할 때에는 단 하나의 선택을 해야만 한다. 그렇기 때문에 다목적 문제에서 일반적인 의사 결정은 두 단계를 거친다. 첫 번째는 다목적 최적화 단계이다. 이 단계에서는 최적화 알고리즘을 이용해 가능한 한 파레토 최적 경계에 가까운 비지배해들을 최대한 많이 구하게 된다. 두 번째는 선호도 기반 선택 단계이다. 이 단계에서는 사용자가 이미 구해진 여러 개의 비지배해 중에서 가장 선호하는 해를 하나 선택하게 된다. 결국 이 선택이 최종적인 의사 결정이 된다.

## III. 이중 최적화 접근법

### 3.1 이중 최적화 접근법의 개념

제안하는 이중 최적화 접근법의 핵심은 크게 두 가지로 압축할 수 있다. 첫 번째는 고도 다목적 문제의 특징을 고려하여 의사 결정 이전 최적화의 단계부터 사용자의 선호도가 반영될 수 있게 하는 것이다. 두 번째는 최적화 과정 중에 사용자의 선호도가 필요 이상으로 과도하게 개입되지 않도록 최적화의 방향성과 다양성 사이의 균형을 유지하는 것이다. 이를 위해 이중 최적화 접근법은 한 단계의 다목적 최적화를 추가로 적용하고, 이렇게 추가된 2차 최적화에서는, 1차로 구한 파레토 최적해들의 선호도 관점 적합도를 판단하기 위한 2차 목적들을 정의하여 사용하게 된다.

2차 목적은 총 두 개로, 광역 평가 값과 혼잡거리이다. 광역 평가 값은 문제에서 주어진 목적 함수 값들을 각 목적에 대한 사용자의 선호도와 목적들 간 의존성을 감안하여 하나로 합산한 평가 값을 말하고, 혼잡거리는 해공간(solution space)에서 인접한 해들이 어느 정도로 혼잡하게 뭉쳐있는지를 나타내는 값이다. 광역 평가 값은 사용자의 선호도에 적합할수록 큰 값을 가지기 때문에 해들을 수렴하게 하지만 반대로 혼잡거리는 해들을 서로 떨어지게 만들어서 발산하게 만든다. 즉, 이렇게 정의한 2차 목적 함수 값을 바탕으로 2차적인 다목적 최적화 과정을 한 번 더 거치면 이전보다 사용자의 선호도에 적합하면서도 다양한 해들이 선별된다. 자세한 설명과 연산 방법은 다음 장에 자세히 기술된다.

제한된 접근법을 적용한 전체적인 의사 결정 과정은 [그림 2]와 같다. 초기화를 하고 나면 가장 먼저 기존의 방법과 같이 문제에서 주어진 목적에 해당되는 목적 함수를 계산하게 된다. 그리고 그 결과를 바탕으로 1차 다목적 최적화를 거친다. 이 때 다목적 최적화를 위한 알고리즘은 앞서 연구된 어떤 종류의 알고리즘을 사용하든 무방하다. 이어서, 2차 목적에 대한 2차 목적 함수를 연산한다. 2차 목적 함수의 연산이 끝나면 이를 바탕으로 2차 다목적 최적화를 수행한다. 여기까지의 과정들은 종료 조건이 만족할 때까지 반복되고 반복이 끝나면 최종 의사 결정을 한 후 종료된다. 최종 의사 결정은 마지막에 구해진 해들 중에서 가장 광역 평가 값이 큰 것을 선택하는 방식으로 진행된다.

### 3.2 2차 목적: 광역 평가 값과 혼잡 거리

광역 평가 값은  $\lambda$ -퍼지 척도와 Choquet 퍼지 적분을 이용해 계산한다. 자세한 과정은 그림 3에 의사 코드 형태로 정리되어 있다. 먼저 사용자의 선호도를 각 기준에 대한 고려 정도(degree of consideration)로 표현한 후 이를 해당하는  $\lambda$ -퍼지 척도 값으로 환산한다[7].  $\lambda$ -퍼지 척도,  $g$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$g: P(X) \rightarrow [0,1] \text{ where}$$

$$\forall A_i, j \in P(X), i, j = 1, \dots, M, A_i \cap A_j = \emptyset, -1 < \lambda,$$

$$\text{and } g(A_i \cup A_j) = g(A_i) + g(A_j) + \lambda g(A_i)g(A_j) \quad (1)$$

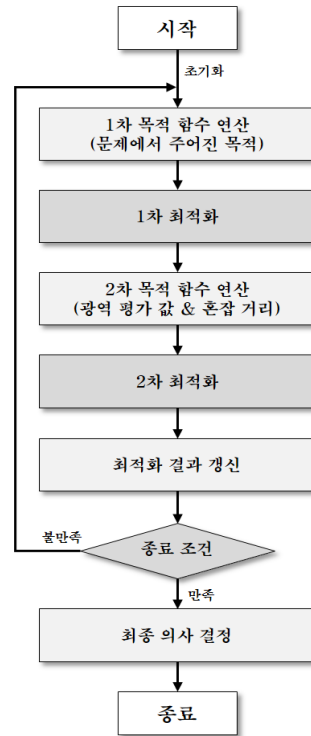


그림 2. 이중 최적화를 적용한 의사 결정 과정

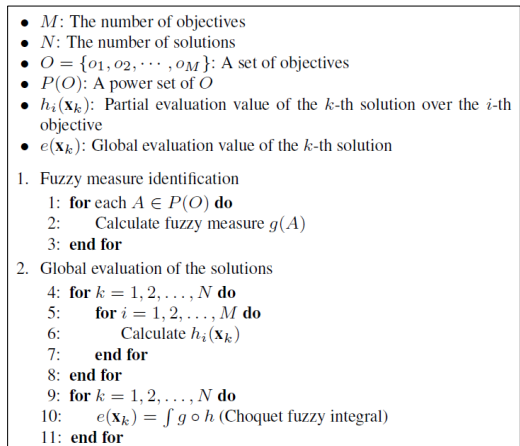


그림 3. 광역 평가 값 계산 과정

이 때  $M$ 은 기준의 개수,  $\lambda$ 는 두 집합  $A_i$ 와  $A_j$ 사이의 상호 연관성 정도(interaction degree)를 의미한다. 이렇게 환산된 퍼지 척도 값은 0과 1 사이의 실수 값을 갖는다. 퍼지 척도 값들이 구해지고 나면, 주 기준에 대한

목적 함수 값들을 가장 좋은 값이 1이 되고 가장 나쁜 값이 0이 되도록 0과 1 사이에 정규화 한다. 마지막으로, 두 값들을 Choquet 퍼지 적분을 이용해 합산하면 최종적으로 하나의 광역 평가 값을 얻을 수 있다[7]. 기준에 의한 부분 평가 값  $h$ 와 기준에 대한 고려 정도  $g$ 가 각각  $h: X \rightarrow [0,1]$ 와  $g: P(X) \rightarrow [0,1]$ 로 정의될 때 Choquet 퍼지 적분은 다음 식을 통해 계산된다.

$$\int h \circ g = \sum_{i=1}^M (h(x_i) - h(x_{i-1}))g(E_i) \text{ where}$$

$$h(x_0) = 0 \leq h(x_1) \leq h(x_2) \leq \dots \leq h(x_M),$$

$$E_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_M\}, x_i \in X, \text{ and } i = 1, \dots, M \quad (2)$$

혼잡거리는 해공간에서 인접 해들의 유클리드 거리 (Euclidean distance)와 비례한다. 즉, [그림 4]와 같이 해  $i$ 의 혼잡거리는  $i$ 를 포함하면서 그 이외의 해들은 포함하지 않는 가장 큰 큐보이드(cuboid) 값을 계산하여 구할 수 있다. 각 기준에서 가장자리에 있는 해에 대해서는 큐보이드를 구할 수 없으므로 임의의 매우 큰 값(예를 들어 100)을 갖게 하였다. [그림 5]에 혼잡거리를 구하는 의사 코드가 정리되어 있다.

#### IV. 실험 결과

제안한 접근법을 평가하기 위해, 다차원 다변수 함수로 구성된 DTLZ 함수 세트를 활용하였다. DTLZ 함수 세트는 다목적 최적화 알고리즘이나 다기준 의사 결정의 성능을 검증하기 위해 많이 쓰이며, 총 7가지 다차원 다변수 함수로 구성되어있고 모두 최소화 문제로 정의된다[13]. 본 논문에서는 모든 DTLZ 함수에 대해 목적의 개수는 10개로 설정하였고, 변수의 개수는 DTLZ1 함수의 경우 14개, DTLZ2에서 DTLZ6 함수는 18개, DTLZ7 함수는 26개로 설정하였다. 최적화 방식으로는 다목적 입자 군집 최적화(multi-objective particle swarm optimization)를 공통적으로 사용하였는데 그 이유는 이 알고리즘이 성능이 우수하면서 속도가 빠르기 때문이다. 제안한 접근법을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우의 결과 비교는 최종적으로 얻어진 두 경우의

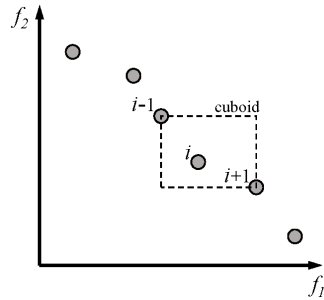


그림 4. 혼잡 거리

```

• M: The number of objectives
• N: The number of solutions
• O = {o1, o2, ..., oM}: A set of objectives
• fi(xk): The objective function value of the k-th solution over the i-th objective
• CDk: The crowding distance of the k-th solution

1: for k = 1, 2, ..., N do
2:   CDk = 0
3:   for i = 1, 2, ..., M do
4:     Sort the solutions with respect to fi(xk)
5:     CDi = CDi + 100
6:     CDN = CDN + 100
7:     for j = 1, 2, ..., N - 1 do
8:       CDj = CDj + fi(xj+1) - fi(xj-1)
9:     end for
10:  end for
11: end for
    
```

그림 5. 혼잡 거리 계산 과정

해 집합을 기준으로 하였으며 세 종류의 객관적 수치를 이용해 비교하였다.

첫 번째로, 각 목적 함수 값의 평균을 통해 사용자 선호도의 반영 정도를 비교하였다. 사용자의 선호도는 사용자가 각 목적에 대해 여기는 상대적인 중요도로 정의하였는데 목적1:목적2:목적3:목적4:목적5:목적6:목적7:목적8:목적9:목적10 = 2:1:2:1:2:1:2:1:2:1로 설정하였다. 즉, 좀 더 중요하게 여기는 목적1, 목적3, 목적5, 목적7, 목적9 함수 값이 작을수록 사용자의 선호도가 잘 반영되었다고 할 수 있다. 총 50회 반복 실험하여 평균을 내었고 그 결과를 [표 1]에 정리하였다. 표에서  $f_i$ 는 목적  $i$ 의 목적 함수 값을 의미하며 제안한 접근법을 적용했을 때의 값 밑에 적용하지 않았을 때의 값을 괄호 안에 넣어 정리하였다. 표에서 나타나듯이 제안한 접근법을 적용했을 때 사용자가 좀 더 중요하게 여기는 목적1, 목적3, 목적5, 목적7, 목적9의 함수 값 평균이 더 작음을 알 수 있다. 대신 목적2, 목적4, 목적6, 목적8, 목적10의 함

표 1. 각 목적에 관한 목적 함수 값 평균

	제안한 접근법 적용시 (제안한 접근법 미적용시)				
	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$
DTLZ1	<b>0.0167</b> (0.0172)	0.02134	<b>0.0173</b> (0.0202)	0.0199 <b>(0.0193)</b>	<b>0.0158</b> (0.0183)
DTLZ2	<b>0.0483</b> (0.0571)	0.0712 <b>(0.0544)</b>	<b>0.0554</b> (0.0604)	0.0706 <b>(0.0548)</b>	<b>0.0472</b> (0.0556)
DTLZ3	<b>0.0570</b> (0.0640)	0.0759 <b>(0.0576)</b>	<b>0.0621</b> (0.0690)	0.0745 <b>(0.0571)</b>	<b>0.0583</b> (0.0634)
DTLZ4	<b>0.0775</b> (0.0846)	0.0573 <b>(0.0494)</b>	<b>0.0441</b> (0.0485)	0.0596 <b>(0.0490)</b>	<b>0.0796</b> (0.0852)
DTLZ5	<b>0.0607</b> (0.0610)	0.0654 <b>(0.0601)</b>	<b>0.620</b> (0.602)	0.0633 <b>(0.603)</b>	<b>0.0601</b> (0.0604)
DTLZ6	<b>0.0596</b> (0.0601)	0.0632 <b>(0.0586)</b>	<b>0.0586</b> (0.0583)	0.0628 <b>(0.0602)</b>	<b>0.0586</b> (0.0606)
DTLZ7	<b>0.1084</b> (0.1142)	0.1210 <b>(0.1137)</b>	<b>0.1071</b> (0.1152)	0.1207 <b>(0.1128)</b>	<b>0.1079</b> (0.1138)
	제안한 접근법 적용시 (제안한 접근법 미적용시)				
	$f_6$	$f_7$	$f_8$	$f_9$	$f_{10}$
DTLZ1	0.0198 <b>(0.0169)</b>	<b>0.0160</b> (0.0163)	0.02072 <b>(0.0183)</b>	<b>0.0218</b> (0.0263)	0.0224 <b>(0.0210)</b>
DTLZ2	0.0699 <b>(0.0548)</b>	<b>0.0474</b> (0.0565)	0.0614 <b>(0.0538)</b>	<b>0.0686</b> (0.0787)	0.0704 <b>(0.0640)</b>
DTLZ3	0.0960 <b>(0.0583)</b>	<b>0.0563</b> (0.0636)	0.0692 <b>(0.0623)</b>	<b>0.0724</b> (0.0883)	0.0788 <b>(0.0768)</b>
DTLZ4	0.0582 <b>(0.0493)</b>	<b>0.0780</b> (0.0855)	0.0473 <b>(0.0430)</b>	<b>0.0481</b> (0.0562)	0.0458 <b>(0.0411)</b>
DTLZ5	0.0643 <b>(0.0603)</b>	<b>0.0593</b> (0.0617)	0.1308 <b>(0.1307)</b>	<b>0.1926</b> (0.2047)	0.0782 <b>(0.724)</b>
DTLZ6	0.0634 <b>(0.0597)</b>	<b>0.0593</b> (0.0600)	0.01526 <b>(0.1520)</b>	<b>0.2277</b> (0.2696)	0.0830 <b>(0.0783)</b>
DTLZ7	0.1222 <b>(0.1139)</b>	<b>0.1071</b> (0.1137)	0.1138 <b>(0.1063)</b>	<b>0.1133</b> (0.1209)	1.2738 <b>(1.2673)</b>

수 값 평균은 적용 후 더 커졌다. 다시 말해 제안한 접근법을 사용한 후 사용자의 선호도가 더 잘 반영되었다고 할 수 있다.

두 번째로는 지배 공간 크기(size of the dominated space,  $S$ )를 계산하여 파레토 최적 관점에서 비교하였다.  $S$ 는 해공간에서 기준점(reference point)과 해집합이 이루는 초부피(hypervolume)를 구하여 얻는다[18].

기준점은 (2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0)으로 설정하였는데, 이 때  $S$ 는 크면 클수록 좋은 값이고, 최대 1,024.0의 값을 갖는다. 총 50회 반복 실험하여 평균을 내었고 그 결과를 [표 2]에 정리하였다. 표에서 나타나듯이 모든 경우에 대해 제안한 접근법이 더 큰  $S$

표 2. 지배 공간 크기 평균

S	제안한 접근법 적용시	제안한 접근법 미적용시
DTLZ1	<b>993.28</b>	948.12
DTLZ2	<b>893.18</b>	891.76
DTLZ3	<b>413.22</b>	411.15
DTLZ4	<b>947.21</b>	907.48
DTLZ5	<b>912.14</b>	904.12
DTLZ6	<b>935.77</b>	805.54
DTLZ7	<b>234.14</b>	211.17

값을 보여주었고, 이는 제안한 접근법을 적용한 결과가 파레토 최적 관점에서 더욱 우수함을 의미한다.

세 번째로, 다양성(diversity,  $D$ )을 계산하여 어떤 해집합이 더 다양한 해들을 포함하고 있는지 비교하였다.  $D$ 는 해들이 해공간에서 얼마나 분산되어 있는지를 수치로 나타낸 값으로, 다음 수식으로 정의된다[19].

$$D = \frac{\sum_{k=1}^n (f_k^{(\max)} - f_k^{(\min)})}{\sqrt{\frac{1}{|N_0|} \sum_{i=1}^{|N_0|} (d_i - \bar{d})^2}} \quad (3)$$

이 때  $n$ 은 전체 해의 개수,  $N_0$ 는 전체 해집합을 의미하고,  $d_i$ 는  $i$ 번째 해와 그로부터 가장 가까운 해 사이의 거리,  $\bar{d}$ 는 모든  $d_i$ 의 평균값을 나타낸다. 또  $f_k^{(\max)}$ 와  $f_k^{(\min)}$ 는 각각 목적 함수값의 최대와 최소값을 나타낸다. 총 50회 반복 실험하여 평균을 내었고 그 결과를 표 3에 정리하였다. 표에서 나타나듯이 모든 DTLZ함수에 대해 제안한 접근법을 적용했을 때가 더 큰  $D$ 값을 보여주었다.

표 3. 다양성 평균

D	제안한 접근법 적용시	제안한 접근법 미적용시
DTLZ1	<b>263.57</b>	243.32
DTLZ2	<b>188.57</b>	122.44
DTLZ3	<b>195.93</b>	188.19
DTLZ4	<b>237.22</b>	193.72
DTLZ5	<b>124.15</b>	111.90
DTLZ6	<b>155.41</b>	121.47
DTLZ7	<b>78.49</b>	34.72

추가로, 앞선 [표 2]와 [표 3]로 비교한 결과에서 수치의 차이가 실제로 유의미한 정도인지 증명하기 위해 통계적인 가설 검증(statistical hypothesis testing)을 수행하였다[20]. 가설 검증에서는 비교 쌍  $X_1$ 과  $X_2$ 이 있을 때, 귀무가설  $H_0$ 를  $\bar{X}_1 - \bar{X}_2 = 0$ 로 정의하였다.  $\bar{X}_1$ 는  $X_1$ 의 평균을 의미하고, 고로 이 귀무가설은  $X_1$ 과  $X_2$  사이에 통계적으로 유의미한 차이가 없다는 가설이다. 가설 검증에는 50회 반복 실험한 비교쌍 데이터가 사용되었고 Welch's t-value  $t$ 와 해당하는 p-value  $p$ 를 계산하였다[21]. 통상적인 가설 검증 이론에 따라 귀무가설은  $p$ 가 0.05 이하일 때 거짓으로 판단하였고 이를 부정(reject)하였다. 귀무가설이 부정되면 동시에 대립 가설  $H_1$ 이 이 가설 검증의 결론이 된다. 가설 검증의 기본 전제인 데이터의 정규 분포성(normality)은 Jarque Bera test를 이용해 확인하였다[22]. 가설 검증의 결과는 [표 4]와 [표 5]로 정리하였다. [표 4]를 보면,  $S$ 의 경우 DTLZ1, DTLZ4, DTLZ6, DTLZ7에 대해  $H_0$ 가 부정되었다. 그리고 이 때  $t$ 가 양수이므로  $H_1$ 은  $\bar{S}_{with} - \bar{S}_{without} > 0$ 이 되고 이는 제안한 접근법이 확실히  $S$ 에 긍정적인 효과를 주었음을 증명한다.  $H_0$ 이 부정되지 않은 경우도 제안된 접근법이 더 나쁘다는 것을 이야기하는 것이 아니고, 단지 큰 차이가 없다는 것만 의미한다는 점에 주의 해야 한다. 마찬가지로 [표 5]에서,  $D$ 의 경우, DTLZ2, DTLZ6, DTLZ7에 대해  $H_0$ 가 부정되었으며 곧 제안한 접근법이  $D$ 에도 긍정적인 효과를 주었음을 확인할 수 있다.

표 4.  $S$ 에 관한 가설 검증

$S$	$H_0 : \bar{S}_{with} - \bar{S}_{without} = 0$			
	$t$	$p$	Reject	$H_1$
DTLZ1	4.107	0.000	YES	$\bar{S}_{with} - \bar{S}_{without} > 0$
DTLZ2	0.085	0.933	NO	N/A
DTLZ3	0.138	0.891	NO	N/A
DTLZ4	5.212	0.000	YES	$\bar{S}_{with} - \bar{S}_{without} > 0$
DTLZ5	0.985	0.329	NO	N/A
DTLZ6	3.729	0.001	YES	$\bar{S}_{with} - \bar{S}_{without} > 0$
DTLZ7	2.112	0.039	YES	$\bar{S}_{with} - \bar{S}_{without} > 0$

표 5.  $D$ 에 관한 가설 검증

$D$	$H_0 : \bar{D}_{with} - \bar{D}_{without} = 0$			
	$t$	$p$	Reject	$H_1$
DTLZ1	1.214	0.231	NO	N/A
DTLZ2	2.375	0.022	YES	$\bar{D}_{with} - \bar{D}_{without} > 0$
DTLZ3	0.682	0.648	NO	N/A
DTLZ4	1.985	0.053	NO	N/A
DTLZ5	0.914	0.365	NO	N/A
DTLZ6	3.719	0.001	YES	$\bar{D}_{with} - \bar{D}_{without} > 0$
DTLZ7	7.145	0.000	YES	$\bar{D}_{with} - \bar{D}_{without} > 0$

위의 결과들을 종합해보면, 제안한 접근법은 사용자의 선호도를 적절히 반영하면서도 그에 너무 치우치지 않고 최대한 파레토 최적 관점에서 우수하고 또 다양한 해들을 찾게 해준다는 것을 알 수 있다. 이는 2차 최적화 과정을 추가함으로써 기존보다 사용자의 선호도에 적합하고 또 다양성에서도 유리한 해들이 최적화에 더 많이 관여하게 되기 때문으로 여겨진다.

### V. 결론

본 논문에서는 고도 다목적 문제에서의 의사 결정을 위한 이중 최적화 접근법을 제안하였다. 제안한 접근법은 한 단계의 다목적 최적화를 추가로 적용하였는데, 이 2차 최적화에서는 1차로 파레토 최적해들의 선호도 기반 적합성을 판단하기 위해, 2차 목적들을 새로 정의하여 사용하였다. 제안한 접근법의 효과는 그것을 적용한 경우와 그렇지 않은 경우의 결과물을 비교에서 드러났는데, 비교를 위해서 잘 알려진 성능 검증 함수인 DTLZ 함수가 사용되었다. 반복 테스트 후 통계적으로 분석한 결과 제안한 접근법이 충분히 효과적임이 증명되었는데, 고도 다목적 문제에서도 사용자의 선호도를 충분히 반영한 해들 위주로 다양하게 구해낼 수 있었고 최종적으로 가장 합리적인 의사 결정을 할 수 있었다. 향후 연구에서는 2차 목적들을 다변화 하여 사용자의 선호도 외에 여러 가지 환경 변수에 의한 객관적인 판단도 가능하게 하는 것이 필요하다. 뿐만 아니라 다양

한 최적화 알고리즘에 모두 적용할 수 있도록 프레임워크를 일반화하는 연구가 연속적으로 진행될 것이다.

### 참고 문헌

- [1] Z. Xu, *Uncertain Multi-Attribute Decision Making: Methods and Application*, Springer, 2015.
- [2] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, Vol.6, No.2, pp.182-197, 2002.
- [3] C. Coello and M. Lechuga, "MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization," in *Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp.1051-1056, 2002.
- [4] C. Coello, G. Pulido, and M. Lechuga, "Handling multiple objectives with particle swarm optimization," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, Vol.8, No.3, pp.256-279, 2004.
- [5] J. Alvarez-Benitez, R. Everson, and J. Fieldsend, "A MOPSO algorithm based exclusively on Pareto dominance concepts," *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, pp.459-473, 2005.
- [6] M. Reyes-Sierra and C. Coello, "Multi-objective particle swarm optimizers: A survey of the state-of-the-art," *Int. J. Comput. Intelligence Research*, Vol.2, No.3, pp.287-308, 2006.
- [7] K. B. Lee and J. H. Kim, "Multiobjective particle swarm optimization with preference-based sort and its application to path following footstep optimization for humanoid robots," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, Vol.17, No.6, pp.755-766, 2013.
- [8] J. Kou, S. Xiong, Z. Fang, X. Zong, and Z. Chen, "Multiobjective optimization of evacuation routes in stadium using superposed potential field network based aco," *Computational intelligence and neuroscience*, Vol.2013, No.2, pp.14-25, 2013.
- [9] R. Yager, "On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision making," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol.18, No.1, pp.183-190, 1988.
- [10] K. Miettinen, *Nonlinear multiobjective optimization*, Springer, 1999.
- [11] 박종득, "공무원교육훈련정책의 상대적 중요도와 우선순위 분석: 계층의사결정방법(AHP)을 활용하여", *한국콘텐츠학회논문지*, 제12권, 제4호, pp.263-272, 2012.
- [12] T. L. Saaty, "Decision making with the analytic hierarchy process," *Int. J. Services Sciences*, Vol.1, No.1, pp.83-98, 2008.
- [13] H. Ishibuchi, N. Tsukamoto, and Y. Nojima, "Evolutionary manyobjective optimization: A short review," in *Proc. IEEE Cong. Evol. Comput.*, pp.2419-2426, 2008.
- [14] 이승관, 최진혁, "게임 집단 최적화에서 강화와 다양화의 조화", *한국콘텐츠학회논문지*, 제11권, 제3호, pp.100-107, 2011.
- [15] E. Triantaphyllou, *Multi-criteria decision making methods: a comparative study*, Vol.44, Springer, 2013.
- [16] T. Gal, T. Stewart, and T. Hanne, *Multi criteria decision making: advances in MCDM models, algorithms, theory, and applications*, Vol.21. Springer, 2013.
- [17] K. Deb, L. Thiele, M. Laumanns, and E. Zitzler, "Scalable multi-objective optimization test problems," in *Proc. IEEE Cong. Evol. Comput.*, pp.825-830, 2002.
- [18] E. Zitzler, *Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications*, Doctoral dissertation, Swiss Federal Institute of Technology (ETH), 1999.
- [19] H. Li, Q. Zhang, E. Tsang, and J. Ford, "Hybrid



estimation of distribution algorithm for multiobjective knapsack problem,” *Evol. Comput. in Combinatorial Optimization*, pp.145-154, 2004.

- [20] E. Lehmann and J. Romano, *Testing Statistical Hypotheses*, Springer, 2006.
- [21] B. L. Welch, “The generalization of ‘student’s’ problem when several different population variances are involved,” *Biometrika*, Vol.34, No.1, pp.28-35, 1947.
- [22] G. G. Judge, R. C. Hill, W. Griffiths, H. Lutkepohl, T. C. Lee, J. Tuladhar, B. Banerjee, V. Kelly, R. Stevens, T. Stilwell, et al., “Introduction to the theory and practice of econometrics,” *Economic Development and Cultural Change*, Vol.32, No.4, pp.767-768, 1984.

### 저 자 소 개

이 기 백(Ki-Baek Lee)

종신회원



- 2005년 6월 : KAIST 전기 및 전자공학과(공학사)
- 2014년 2월 : KAIST 전기 및 전자공학과(공학박사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전기공학과 조교수

<관심분야> : 진화연산, 다목적 최적화, 지능 제어, 휴머노이드로봇, 임베디드 시스템