

제조최적화문제 해결을 위한 혼합형 접근법

(Hybrid Approach for Solving Manufacturing Optimization Problems)

윤 영 수^{1)*}
(YoungSu Yun)

요 약 제조최적화 문제는 비선형 형태의 설계변수로 표시되며, 다양하고 복잡한 제약들을 만족하는 조건하에서 최적해를 구하는 문제이다. 이러한 제조최적화 문제 해결을 위하여 본 연구에서는 혼합형접근법을 제안한다. 제안된 혼합형접근법은 기존의 유전알고리즘(Genetic algorithm: GA)과 쿠쿠탐색(Cuckoo search: CS) 및 언덕오르기법(Hill climbing method: HCM)을 혼합한 형태로 구성된다. 제안된 혼합형접근법에서 GA는 전역적탐색(Global search)를 위해 사용되고, CS는 GA탐색과정에서 발생하는 단점을 개선하기 위해 적용되고, 마지막으로 HCM은 GA와 CS 탐색 이후의 수렴된 지역을 정밀하게 탐색하기 위한 지역적탐색(Local search)을 위해 적용된다. 실험분석에서는 다양한 형태의 제조최적화 문제가 제시되어 본 연구에서 제안된 혼합형접근법과 기존접근법들의 수행도를 각각 비교, 분석하였으며, 그 결과는 본 연구에서 제안한 혼합형접근법의 수행도가 기존접근법들의 수행도보다 더 우수한 것을 확인하였다.

핵심주제어: 제조최적화 문제, 혼합형접근법, 유전알고리즘, 쿠쿠탐색, 언덕오르기법

Abstract Manufacturing optimization problem is to find the optimal solution under satisfying various and complicated constraints with the design variables of nonlinear types. To achieve the objective, this paper proposes a hybrid approach. The proposed hybrid approach is consist of genetic algorithm(GA), cuckoo search(CS) and hill climbing method(HCM). First, the GA is used for global search. Secondly, the CS is adapted to overcome the weakness of GA search. Lastly, the HCM is applied to search precisely the convergence space after the GA and CS search. In experimental comparison, various types of manufacturing optimization problems are used for comparing the efficiency between the proposed hybrid approach and other conventional competing approaches using various measures of performance. The experimental result shows that the proposed hybrid approach outperforms the other conventional competing approaches.

Key Words: Manufacturing optimization problem, Hybrid approach, Genetic algorithm, Cuckoo search, Hill climbing method

1. 서 론

* Corresponding Author : ysyun@chosun.ac.kr

† 이 논문은 2015학년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음

Manuscript received November. 20, 2015/ revised December 4, 2015 / accepted December. 11, 2015

1) 조선대학교 경영학부

제조최적화 문제는 비선형 형태의 설계변수로 표시되며, 다양하고 복잡한 제약들을 만족하는 조건하에서 최적해를 구하는 문제이다. 이러한 문제의 복잡성은 제조최적화 문제에서 전역적 최적해(Global optimal solution)의 발견을 어렵게 만들었다. 따라서 과거 많은 연구자들이 제조최

적화 문제의 전역적 최적해를 구하는데 노력을 기울여 왔다 [1-5].

그 대표적인 연구들을 살펴보면 다음과 같다. Ray and Saini[4]는 군집최적화(Swarm optimization: SO)접근법을 이용하여 제조최적화 문제를 해결하였다. 군집최적화 접근법은 다수의 출발점들을 이용한 전역적탐색(Global search)을 실시하며, 이를 통해 최적해를 찾아가는 접근법으로 이들의 연구결과는 동일한 문제에 대해 해를 구한 기존 연구들과의 비교분석을 실시하여 그 우수성을 입증하였다. Gen and Cheng [5]은 제조최적화의 한 부분으로서 다양한 형태의 설계최적화(Design optimization) 및 신뢰성최적화(Reliability optimization) 문제에 대해 유전알고리즘(Genetic algorithm: GA) 접근법을 적용하였다. GA는 SO와 마찬가지로 탐색과정에서 다수의 해를 이용하여 전역적탐색을 실시하기 때문에 최적해를 찾을 확률이 상당히 높은 것으로 알려져 있다. 이들의 연구는 Ray and Saini[4]의 연구와 마찬가지로 제시한 GA접근법의 우수성을 입증하기 위해 다양한 기존연구들의 결과와 비교분석을 실시하여 그 우수성을 입증하였다. Gandomi et al.[1]는 구조적최적화(Structural optimization) 문제를 해결하는데 쿠쿠탐색(Cuckoo search: CS) 접근법을 이용하였다. CS 접근법은 해의 탐색과정에서 특정한 하나의 해를 개선하는 방법인 지역적탐색(Local search)을 통하여 최적해를 찾아가는 접근법이기 때문에 SO나 GA와는 다른 방식으로 최적해를 찾을 수 있다. 이들의 연구에서도 기존연구들과의 비교분석을 통해 CS접근법의 우수성을 입증하였다.

위에서 언급한 연구들은 모두 개별 접근법만을 이용하였으며, 각 접근법들이 가지고 있는 단점을 제외하고, 장점만을 부각시킨 연구들이다. 예를 들어 SO와 GA는 전역적탐색을 통해 최적해를 찾는데 유리하지만, 지역적탐색을 실시할 수는 없다. 반대로 CS 접근법의 적용은 지역적탐색에는 유리하지만 전역적탐색에는 불리하다. 따라서 이러한 각 접근법들의 장단점을 결합한 혼합형접근법들이 개발되어 그 효율성을 입증하고 있다 [6-11].

그 대표적인 연구들을 살펴보면 다음과 같다.

Kanagaraj et al.[7]은 신뢰성최적화문제를 해결하기 위해 GA와 CS를 함께 사용한 혼합형접근법을 제시하였다. 이들의 연구는 먼저 해의 전역적탐색에서 GA를 이용하고 GA적용 이후 발생된 해들 중의 하나를 랜덤하게 선택하여 CS를 적용하였다. Lee et al.[8]은 Kanagaraj et al.[7]와 마찬가지로 신뢰성최적화문제를 해결하기 위한 혼합형접근법을 제시하였다. 이들의 연구에서는 GA를 이용하여 전역적탐색을 실시하고, GA적용 이후 수렴된 지역의 가장 우수한 해를 선택하여 이들 주변을 정밀하게 탐색할 수 있는 지역적탐색법인 언덕오르기법(Hill climbing method: HCM)을 적용하였다. Yun et al.[9]의 연구에서는 전역적탐색법인 GA와 지역적탐색법인 HCM을 다양한 형태로 결합한 혼합형접근법을 제시하였다. 이상에서 제시한 Lee et al.[8], Kanagaraj et al.[7], Yun et al.[9]의 혼합형 접근법들은 기존의 단일형 접근법인 GA, CS등과의 비교분석을 실시하여 각 혼합형접근법들의 우수성을 입증하였다.

본 연구에서도 혼합형접근법을 이용하여 제조최적화문제를 해결하고자 한다. 제시하고자 하는 혼합형 접근법은 GA-CS-HCM로서 전역적탐색의 특성을 지닌 GA와 지역적탐색의 특성을 지닌 CS와 HCM을 함께 사용하는 구조를 가지고 있다. 다만 기존의 혼합형접근법들과의 차별성을 부각시키기 위해 그 적용결과를 기존의 단일형접근법 뿐만 아니라 기존의 혼합형접근법들과의 비교분석을 실시하여 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM의 우수성을 입증하고자 한다. 제 2장에서는 제조최적화문제를 정의하고, 이를 해결하기 위한 새로운 형태의 혼합형접근법인 GA-CS-HCM을 제 3장에서 제시한다. 제시된 GA-CS-HCM의 우수성을 입증하기 위해 제4장에서는 다양한 형태의 제조최적문제를 제시하여 기존의 단일형접근법 뿐만 아니라 혼합형접근법들과의 비교분석을 실시한다. 마지막으로 제4장에서는 결론으로서 본 연구의 의의와 향후 개선방안을 제시한다.

2. 제조최적화 문제

일반적으로 제조최적화 문제는 비선형 형태의 제약조건과 목적함수를 가지는 비선형계획법(Nonlinear programming) 모형으로 공식화되어질 수 있다. 비선형계획법은 공학분야, 경영과학분야, 수확분야를 포함한 많은 영역에서 그 모형을 제시해 줄 수 있는 중요한 도구로 인식되어져왔다. 왜냐하면, 이러한 영역의 문제들은 선형계획법(Linear programming) 형태로 공식화하는 것이 현실적으로 어렵기 때문이다. 본 연구에서 다루고자 하는 제조최적화문제 또한 비선형계획법으로 표시할 수 있으며, 일반적인 모형의 형태는 다음과 같다.

$$\min. \quad f(X) \quad (1)$$

$$\text{subject to } g_i(X) = 0 \quad (2)$$

$$g_i(X) \leq 0 \quad (3)$$

$$x_j^{Lower} \leq x_j \leq x_j^{Upper} \quad (4)$$

여기서 $f(X)$ 와 $g_i(X)$ 는 각각 비선형목적함수, 제약조건을 의미하며, X 는 $\{x_1, x_2, \dots, x_j\} = \{X^C, X^I, X^D, X^Z\}$ 로 표시된다. X^C , X^I , X^D , X^Z 는 각각 실수(Continuous), 정수(Integer), 이산(Discrete), 0-1형태의 변수집합을 의미하며, 마지막 제약조건에서 x_j^{lower} 와 x_j^{Upper} 는 각각 x_j 의 낮은 쪽과 높은 쪽 한계값을 의미한다.

위에서 제시한 비선형계획법 모형에서 실수, 정수, 이산, 0-1과 같은 다양한 설계변수 형태가 사용되는 이유는 제조최적화 문제의 특성에 기인한다. 예를 들어 기존의 많은 연구들에서 고려하는 기어트레인(Gear train)문제[1, 3, 11]는 그 설계변수가 기어의 개수를 의미하기 때문에 반드시 정수형태로 사용되어야 하며, 압력용기(Pressure vessel)문제[1, 11]의 경우에는 설계변수가 사전에 정해진 특정한 설계값만을 사용해야 하기 때문에 이산형태로 표시된다. 이와 같이 하나의 제조최적화 문제에서 다양한 설계변수 형태가 혼합되어 사용되기 때문에 그 최적해의 탐색에 있어서 다수의 지역적최적해(Local optimal solution)가 존재하는 상황에서 전역적최적해(Global optimal solution)를 구해야 한다. 이러한 특성 때문에 기존의 접근법으로는 제조최적화 문제를 해

결하는데 많은 어려움이 있었다.

3. GA-CS-HCM 설계

본 연구에서 제시하는 혼합형 접근법인 GA-CS-HCM은 전역적 탐색과 지역적탐색을 적절히 결합하는 형태로 제시된다. 즉 전역적탐색을 위해 GA를 적용하고, 지역적탐색을 위해 CS와 HCM을 적용한다.

먼저 GA의 경우에는 탐색초기에 적용하며, 다수의 해를 출발점으로 가능해가 존재하는 영역에 대해 집단탐색(Population search)을 실시한다. 탐색결과로 발생한 해들을 GA 연산자인 선택(Selection), 교차변이(Crossover), 돌연변이(Mutation)에 적용하고 제약조건을 만족하는 해들을 이용해 새로운 집단을 구성한다. 새로운 집단은 다시 GA 연산자를 적용하는 방법으로 미리 정해진 세대수 만큼 반복 수행한다.

CS는 Yang and Deb[12]가 개발한 접근법으로 자신의 둥지가 아닌 다른 둥지에 알을 낳는 일부 뻘꾸기(Cuckoo)들의 습성을 이용한 접근법으로 해의 탐색 및 개선을 위해 Lévy flights라고 불리는 방법을 사용한다. 이 방법은 가능해들 중에 하나를 랜덤하게 선택한 후 확률적 기법을 사용해 그 가능해를 개선하여 기존의 가능해와 교체하는 방법으로 탐색을 진행시키는 접근법이다. 즉 하나의 해를 지속적으로 개선시키면서 탐색을 진행하기 때문에 지역적탐색의 특성을 지니고 있다. Lévy flights의 구체적인 탐색로직은 Yang and Deb[12]를 참조하기 바란다. CS의 우수성은 이미 기존의 연구들[1, 12]에서 증명되었다. 최근에는 전역적탐색법인 GA와 지역적탐색법인 CS를 결합한 혼합형접근법을 Kanagaraj *et al.*[13]이 개발하였으며, 실험분석을 통해 이러한 혼합형접근법이 CS와 GA 각각을 적용했을 때보다 더 우수한 결과를 보인다고 증명하였다. 따라서 본 연구에서 제시하는 GA-CS-HCM에도 CS를 사용한다. 사용방법은 먼저 전역적탐색법인 GA를 적용하여 새로운 해 집단을 생성한 후 이들 집단에서 하나의 해를 랜덤하게 선택하고 Lévy flights를 적용해 선택된 해를 개선시킨다.

개선된 해는 GA의 새로운 집단에 포함시킨다. 이러한 연속적인 과정을 GA 세대수 만큼 반복한다.

마지막 적용단계로서 지역적탐색법인 HCM을 적용한다. HCM의 적용은 이전 단계에서 적용된 GA와 CS를 이용한 전역적탐색의 단점을 보완하기 위해 사용한다. 즉 GA와 CS의 적용 이후 생성된 새로운 해들 중에서 가장 우수한 해를 선택하여 그 주변의 일정한 영역에 존재하는 새로운 가능해들을 탐색하고 그 적합도를 비교하여 해를 개선시키는 방법으로 적용한다.

이상에서 제시한 GA-CS-HCM의 단계별 적용절차는 다음과 같다.

Step 1: GA 접근법 적용단계

Step 1-1: 각 설계변수의 발생가능 영역에서 해를 발생시켜 초기집단(Initial population) $P(t)$ 를 만든다.

Step 1-2: $P(t)$ 에 GA 연산자인 선택, 교차변이, 돌연변이를 적용하여 새로운 집단 ($C(t)$)를 만들고, $C(t)$ 에서 가장 우수한 해를 x_{GA}^{Best} 에 저장한다.

Step 2: CS 접근법 적용단계

Step 2-1: Step 1-2에서 생성된 $C(t)$ 에서 랜덤하게 하나의 해를 선택하여 Lévy flights를 적용하고 새로운 해(x_{new})를 만든다. 또한 비교를 위해 $C(t)$ 에서 랜덤하게 하나의 해(x_{sel})를 다시 선택한다. 만일 x_{new} 가 x_{sel} 보다 우수할 경우에는 x_{new} 가 x_{sel} 을 대체하고, 그렇지 못할 경우에는 x_{sel} 을 그대로 유지하는 방법으로 $C(t)$ 를 다시 구성한다.

Step 2-2: Step 2-1에서 생성된 $C(t)$ 에 대해 일정비율(p_a)의 개수 만큼의 해를 선정하여 제거하고 제거된 개수 만큼의 해를 다시 랜덤하게 생성하여 $C(t)$ 에 포함시킨다.

Step 2-3: Step 2-2에서 생성된 $C(t)$ 에서 가장 우수한 해를 x_{CS}^{Best} 에 저장한다.

Step 3: GA, CS 비교단계

Step 3-1: GA 및 CS 탐색과정에서 생성된

우수해 x_{GA}^{Best} 와 x_{CS}^{Best} 를 비교하여 더 우수한 해를 x_{GACS}^{Best} 에 저장한다.

Step 4: HCM 접근법 적용단계

Step 4-1: GA와 CS의 적용으로 생성된 x_{GACS}^{Best} 의 주변 일정영역(R)을 설정하고 그 영역에서 랜덤하게 새로운 해 x_{nei} 를 생성한다. 생성된 x_{nei} 와 x_{GACS}^{Best} 를 비교하여 x_{nei} 가 우수할 경우에는 x_{nei} 가 x_{GACS}^{Best} 를 대체하고, 그렇지 못할 경우에는 x_{GACS}^{Best} 를 그대로 유지시키는 방법으로 $C(t)$ 를 구성한다.

Step 5: 전체 반복단계

Step 5-1: Step 4에서 생성된 $C(t)$ 를 $P(t)$ 로 교체하고, GA적용단계인 Step 1-2부터 다시 단계를 반복한다. 이러한 반복은 사전에 정해진 반복수 만큼 계속되며, 반복과정 중에 지속적으로 해를 개선시킨다.

4. 실험분석

실험분석에서는 기존 연구들에서 많이 사용된 세 가지 형태의 제조최적화 문제를 제시하며, 이들 문제를 이용하여 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM과 기존의 접근법들의 수행도를 비교분석한다. 제시된 문제들은 다음과 같다.

- Case 1 (C-1): 긴파이프 열 설계문제 (Tubular column design problem)

C-1는 Gandomi et al. [1]가 제시한 모형으로 긴 관모양의 파이프 열을 최소의 비용으로 설계하는 최적화 문제이다. C-1에서는 파이프의 내경 및 중심 지름을 나타내는 두 개의 설계변수가 사용되며, 구체적인 수리모형은 다음과 같이 표시된다.

$$\begin{aligned} \min. \quad & f(x) = 9.8ab + 2a \\ \text{s.t.} \quad & \\ & g_1 = 2,500 / (500\pi ab) - 1 \leq 0 \end{aligned}$$

$$g_2 = ((8 \times 2,500 \times 250^2) / (901 \times \pi^3 ab(a^2 + b^2))) - 1 \leq 0$$

$$g_3 = 2/a - 1 \leq 0$$

$$g_4 = a/14 - 1 \leq 0$$

$$g_5 = 0.2/b - 1 \leq 0$$

$$g_6 = b/0.8 - 1 \leq 0$$

where $a, b \geq 0$

- Case 2 (C-2): 골판지 차단벽 설계문제 (Corrugated bulkhead design problem)

C-2은 Kvalie[13]가 제시한 모형으로 골판지의 차단벽을 설계하는데 필요한 무게를 최소화하는 문제이며, 수리모형은 다음과 같이 표시된다.

$$\min. f(x) = (5.885d(a+c)) / (a + \sqrt{c^2 - b^2})$$

s.t.

$$g_1 = db(0.4a + c/6) - 8.94(a + \sqrt{c^2 - b^2}) \geq 0$$

$$g_2 = db^2(0.2a + (c/12)) - 2.2(8.94(a + \sqrt{c^2 - b^2}))^{4/3} \geq 0$$

$$g_3 = d - 0.0156a - 0.15 \geq 0$$

$$g_4 = d - 0.0156a - 0.15 \geq 0$$

$$g_5 = d - 1.05 \geq 0$$

$$g_6 = d - b \geq 0$$

where $a \geq 0, b, c \leq 100, 0 \leq d \leq 5$

- Case 3 (C-3): 속도감소 기어 설계문제 (Speed reducer design problem)

C-3는 Gandomi and Yang [14]가 제시한 모형으로 속도를 감소시키는 기어의 총 무게를 최소화 하는 문제이다. C-3에서는 총 7개의 설계변수가 사용되며 구체적인 수리모형은 다음과 같이 표시된다.

$$\min. f(x) = 0.785x_1x_2^2(3.333x_3^2 + 14.933x_3 - 43.093) - 1.508x_1(x_6^2 + x_7^2) + 7.477(x_6^3 + x_7^3) + 0.785(x_4x_6^2 + x_5x_7^2)$$

s.t.

$$g_1 = 27x_1^{-1}x_2^{-2}x_3^{-1} \leq 1$$

$$g_2 = 397.5x_1^{-1}x_2^{-2}x_3^{-2} \leq 1$$

$$g_3 = 1.93x_2^{-1}x_3^{-1}x_4^3x_6^{-4} \leq 1$$

$$g_4 = 1.93x_2^{-1}x_3^{-1}x_4^3x_6^{-4} \leq 1$$

$$g_5 = ((745x_4/x_2x_3)^2 + 1.69(10^6))^{0.5} / 0.1x_6^3 \leq 1,100$$

$$g_6 = ((745x_4/x_2x_3)^2 + 1.75(10^6))^{0.5} / 0.1x_7^3 \leq 850$$

$$g_7 = x_2x_3 \leq 40$$

$$g_8 : 5 \leq x_1/x_2 \leq 12$$

$$g_9 : 5 \leq x_1/x_2 \leq 12$$

$$g_{10} = (1.5x_6 + 1.9)x_4^{-1} \leq 1$$

$$g_{11} = (1.1x_7 + 1.9)x_5^{-1} \leq 1$$

where $2.6 \leq x_1 \leq 3.6, 0.7 \leq x_2 \leq 0.8, 17 \leq x_3 \leq 28, 7.3 \leq x_4, x_5 \leq 8.3, 2.9 \leq x_6 \leq 3.9, 5.0 \leq x_7 \leq 5.5$

다양한 분석을 위해 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM 뿐만 아니라 기존의 단일 및 혼합형 접근법들을 함께 적용하여 비교 분석을 실시한다. 비교를 위한 사용되는 기존의 접근법들은 Table 1에 제시되어 있다.

Table 1 Conventional Approaches for Experimental Comparison

Approaches	Researcher
CS	Gandomi et al.[1]
GA	Gen and Cheng[5]
GA-CS	Kanagaraj et al.[7]
Heuristic-1	Rao [3]
Heuristic-2	Montes et al.[15]
Heuristic-3	Akhtar et al.[16]

본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM과 Table 1의 GA 접근법은 동일한 환경(Visual Basic Ver. 6.0, Intel core i7 processor, 3.4GHZ CPU, 8GB RAM, Windows ver. 7)에서 실행되며, Table 1에서 제시한 나머지 접근법들은 기존 연구결과들을 사용하여 비교분석을 실시한다. 또한 본 연구의 GA-CS-HCM과 기존연구인 GA는 다음의 모수설정을 따른다. 먼저 GA를 위한 선택방법: 엘리트 선택방법(Elitist selection in enlarged sampling space[5]), 교차변이 방법 및 비율: 2점 교차변이(Two-point crossover), 0.6, 돌연변이 방법 및 비율: 랜덤돌연변이(Random mutation), 0.01, HCM을 위한 지역탐색 범위(R): 1.0, CS를 위한 호스트 둥지 수(Number of host nests): 20, $\alpha = 1, p_a = 0.25$. 그리고 전체 반복수 20회, 각 반복마다 2,000회의 세대를 진행한다. 이러한 실험조건하에서 C-1의 실험결과는 Table 2와 같다.

Table 2의 결과를 살펴보면, Rao[3]가 제안한 Heuristic 접근법은 비록 기존연구[3]에서 그 수행도결과를 제시하고 있지만 일부 제약조건을 위반하기 때문에 사용한 접근법의 신뢰성에 문제가 있는 것으로 판단된다. 하지만 나머지 모든 접근법들은 모든 제약조건을 만족하면서 그 최적해를 제시하고 있다. 다만 이들 모든 접근법들이 동일한 수행도결과를 나타내고 있기 때문에 이들 사이의 우수성을 입증하기는 어렵다.

Table 2 Experimental Result for C-1

	Heuristic-1	CS	GA	GA-CS-HCM
<i>a</i>	5.440	5.451	5.451	5.451
<i>b</i>	0.293	0.292	0.292	0.292
<i>f(x)</i>	26.532*	26.532	26.532	26.532

* this result violates some constraints

Table 3 Experimental Result for C-2

	CS	GA	GA-CS	GA-CS-HCM
<i>a</i>	37.1180	59.6241	59.4605	57.9638
<i>b</i>	33.0350	32.6671	29.2104	28.3904
<i>c</i>	37.1940	59.9082	59.7755	57.4916
<i>d</i>	0.7306	1.0878	1.0867	1.0560
<i>f(x)</i>	5.89433*	6.9666	6.8324	6.6458

* this result violates some constraints

Table 3의 수행도 결과에서 CS 접근법을 적용한 경우에는 일부 제약조건을 위반하고 있기 때문에 그 최적해의 신뢰성에 문제가 있다. 또한 단일형접근법인 GA만을 적용한 경우보다 혼합형접근법을 적용한 GA-CS와 GA-CS-HCM이 더 우수한 수행도 결과를 보여주고 있다. 이것은 GA만을 이용할 경우에는 전역적탐색만을 실시

하며, GA 탐색 이후 수렴된 지역에 대한 정밀한 지역적탐색을 실시하지 못하기 때문에 더 우수한 해를 발견할 가능성이 줄어들게 된다. 하지만 GA-CS 및 GA-CS-HCM은 전역적탐색과 지역적탐색을 적절히 혼합하여 사용하기 때문에 GA만을 적용한 결과보다 더 우수한 결과를 나타내고 있는 것으로 분석된다. 혼합형접근법들 간의 비교에서는 GA-CS-HCM이 GA-CS 보다 더 우수한 결과를 제시하고 있다. 이것은 두 접근법 모두 전역적 탐색이 가능한 GA와 지역적탐색이 가능한 CS를 함께 사용하고 있지만 본 연구의 GA-CS-HCM에서는 HCM을 추가로 사용하고 있으며, 이 HCM의 적용으로 인해 좀 더 정밀하게 지역적 탐색이 가능하여, 결국 기존의 혼합형 접근법인 GA-CS보다 더 우수한 결과를 나타내고 있는 것으로 분석된다. 보다 상세한 분석을 위해 Fig. 1은 GA-CS-HCM과 GA의 수렴과정을 보여주고 있다.

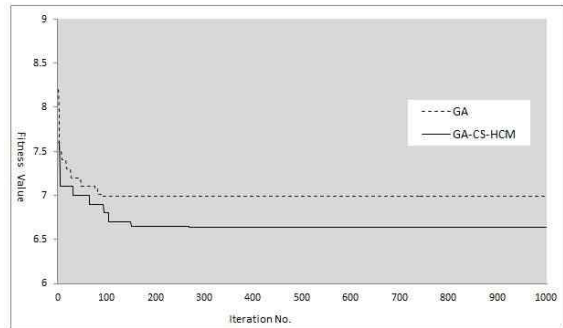


Fig. 1 Convergence behaviors for C-2

Fig. 1에서 GA와 GA-CS-HCM은 약 100회 정도의 세대수 까지는 급격한 수렴현상을 보이고

Table 4 Experimental Result for C-3

	Heuristic-1	Heuristic-2	Heuristic-3	CS	GA	GA-CS	GA-CS-HCM
<i>x₁</i>	3.5	3.506	3.506	3.502	3.500	3.500	3.500
<i>x₂</i>	0.7	0.701	0.700	0.700	0.700	0.700	0.700
<i>x₃</i>	17.0	17.000	17.000	17.00	17.020	17.012	17.004
<i>x₄</i>	7.3	7.460	7.549	7.605	7.338	7.340	7.338
<i>x₅</i>	7.3	7.962	7.860	7.818	7.731	7.732	7.730
<i>x₆</i>	3.35	3.363	3.366	3.352	3.353	3.352	3.350
<i>x₇</i>	5.29	5.309	5.290	5.287	5.286	5.287	5.287
<i>f(x)</i>	2,985.22*	3,024.907	3,008.067	3,000.871	2,999.874	2,998.934	2,995.99

* this result violates some constraints

있지만 이 세대수 이후에서는 별 다른 수렴현상을 보이고 있지 않다. 하지만 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM이 더 우수한 수렴과정을 보이고 있는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 앞서도 분석되었듯이 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM이 혼합형접근법으로 해의 탐색과정에서 전역적탐색을 수행하는 GA와 지역적탐색을 수행하는 CS 및 HCM을 적절히 혼합하여 사용한 결과로 분석된다.

Table 4는 C-3의 실험결과를 보여주고 있다. Table 4에서 일부 제약조건을 위반하는 Raof[3]의 Heuristic-1의 경우를 제외하고 나머지 모든 접근법들이 최적해를 구하고 있다. 하지만 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM이 가장 우수한 결과를 제시하고 있고, Montes et al. [15]이 제안한 Heuristic-2가 가장 나쁜 결과를 보여주고 있다. 특히 단일형접근법인 GA와 CS의 수행도 결과보다 혼합형접근법인 GA-CS가 더 우수한 결과를 보여주고 있다. 이것은 C-2의 결과분석에서도 언급하였듯이 GA와 CS 같은 각각의 단일형 접근법의 장점을 함께 가지고 있는 혼합형접근법인 GA-CS가 해의 탐색과정에서 더 우수하다는 것을 증명한다. 하지만 동일한 혼합형 접근법인 GA-CS와 GA-CS-HCM의 비교에서는 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM이 더 우수한 결과를 나타내는 것을 볼 수 있다. 이것은 같은 혼합형 접근법이라고 할지라도 전역적탐색이 가능한 접근법과 지역적탐색이 가능한 접근법을 어떻게 조합하느냐에 따라서 그 수행도 결과가 다르게 나타날 수 있다는 것을 증명한다. 즉 본 연구에서 제시한 혼합형접근법인 GA-CS-HCM이 전역적 및 지역적 탐색을 적절히 혼합하여 사용하고 있다는 것을 알 수 있다. Fig. 2는 GA와 GA-CS-HCM의 수렴과정을 보여주고 있다.

Fig. 2에서 알 수 있듯이 초기 수렴과정에서는 GA와 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM 모두 급격한 수렴과정을 겪고 있는 것을 볼 수 있다. 하지만 약 200회의 세대수 이후에는 GA, GA-CS-HCM이 약간의 수렴현상만 보이고 있으며, 그 이후에는 별 다른 수렴현상을 보여주지 못하고 있다. 결국 이러한 수렴과정에서 알 수 있는 것은 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM이 최적

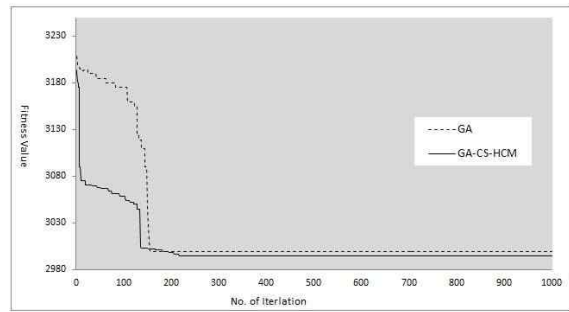


Fig. 2 Convergence behaviors for C-3

해의 탐색과정에서 기존의 GA보다 더 빠르고 더 우수한 해의 탐색이 가능하다는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구는 제조최적화 문제의 해결을 위한 혼합형접근법을 제시하고 있다. 제조최적화 문제는 다양하고 복잡한 형태의 비선형 제약조건하에서 비선형 목적함수를 최적화시키는 문제이다. 즉 문제의 복잡성으로 인해 최적해를 구하는 것이 쉽지 않기 때문에 기존의 많은 연구자들이 다양한 방법들을 개발하여 적용하여 왔다. 본 연구에서도 이러한 방법론의 하나로써 혼합형접근법을 제시하였다. 제시한 혼합형 접근법은 전역적탐색이 가능한 GA와 지역적탐색이 가능한 CS 및 HCM을 함께 적용한 것으로, 먼저 GA를 통해 해의 집단탐색을 실시하고 집단탐색 이후 생성된 새로운 해의 집단 중에서 하나의 해를 선택하여 이를 CS에 적용하고 그 해를 개선시킨다. 개선된 해는 다시 GA의 집단에 포함시켜 전체 집단을 구성한다. 이 집단에서 가장 우수한 해를 선택하여 HCM을 적용한다. HCM은 선택된 해의 주변 일정영역에서 가능해를 랜덤하게 발생시켜 해의 개선을 다시 한번 시도하는 방법이다.

이상과 같은 세 단계에 걸친 탐색과정을 통해 최적해의 탐색 가능성을 더 높일 수 있다. 이를 증명하기 위해 세 가지 형태의 기존 제조최적화 문제를 이용하였으며, 기존의 다양한 접근법들을 함께 적용하여 그 수행도의 비교분석을 실시하였

다. 비교분석결과는 다음과 같다. 첫째, 기존의 접근법들 중에서 단일형접근법 보다 혼합형접근법이 더 우수한 결과를 보여주었다. 둘째 동일한 형태의 혼합형접근법들 중에서도 본 연구에서 제시한 GA-CS-HCM이 기존의 GA-CS보다 더 우수한 결과를 보여주었다.

하지만 본 연구에서 제시한 혼합형접근법인 GA-CS-HCM의 우수성을 보다 확실하게 입증하기 위해서는 GA-CS 뿐만 아니라 기존의 다양한 형태의 혼합형접근법들과의 비교분석이 추가적으로 필요할 것이며, 좀 더 많은 수의 제조 최적화 문제들에 대해 그 적용결과를 비교분석하는 것이 필요할 것으로 본다.

References

- [1] A. H. Gandomi, X-S. Yang and A. H. Alavi, "Cuckoo Search Algorithm: A Meta-heuristic Approach to Solve Structural Optimization Problems," *Engineering with Computers*, Vol. 29, pp. 17-35, 2013
- [2] E. M. Montes, C. A. C. Coello and L. Ricardo, "Engineering Optimization using a Simple Evolutionary Algorithm," 15th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI'2003), CA, USA, pp 149 - 156, 2003.
- [3] S. S. Rao, *Engineering Optimization*, John Wiley and Sons, New York, 1995.
- [4] T. Ray and P. Saini, "Engineering Design Optimization Using Swarm with an Intelligent Information Sharing among Individuals," *Engineering Optimization*, Vol. 33, No. 6, pp. 735-748, 2007.
- [5] M. Gen and R. Cheng, "Genetic Algorithm and Engineering Design," John Wiley and Sons, New York, 1997.
- [6] M. Gen and R. Cheng, "Genetic Algorithm and Engineering Optimization," John Wiley and Sons, New York, 2000.
- [7] G. Kanagaraj, S. G. Ponnambalam and N. Jawahar, "A Hybrid Cuckoo Search and Genetic Algorithm for Reliability-redundancy Allocation Problems," *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 66, No. 4, pp. 1115-1125, 2013.
- [8] C. Y. Lee, Y. S. Yun and M. Gen, "Reliability Optimization Design for Complex Systems by Hybrid GA with Fuzzy Logic Control and Local Search," *IEICE Transactions on Fundamentals*, Vol. E85-A, No. 4, pp.880-891, 2002.
- [9] Y. S. Yun, M. Gen and S. L. Seo, "Various Hybrid Genetic Algorithm based on a Genetic Algorithm with a Fuzzy Logic Controller," *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 14, Nos. 3-4, pp. 401-419, 2003
- [10] Y. S. Yun, "Study on Adaptive Hybrid Genetic Algorithm and Its Applications to Engineering Design Problems," Ph.D. Dissertation, Waseda University, Japan. 2005.
- [11] Y. S. Yun, "Analysis of Regionally Centralized and Decentralized Multistage Reverse Logistics Networks using Genetic Algorithm," *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, Vol. 19, No. 4, pp. 87-104, 2014.
- [12] X-S. Yang and S. Deb, "Cuckoo Search via Levy Flights," *Proceedings on World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009)*, India, pp.210-214, 2009.
- [13] D. Kvalie, "Optimization of Plane Elastic Grillages," PhD Thesis, Norges Teknisk Naturvitenskapelige Universitet, Norway, 1967.
- [14] A. H. Gandomi and X-S. Yang, "Benchmark Problems in Structural Optimization," Chapter 12 in *Computational Optimization, Methods and Algorithms*, (S. Koziel, X-S. Yang Eds.) Springer-Verlag, Berlin, pp. 267 - 291, 2011.

- [15] E. M. Montes , C. A. O. Coello, and L. Ricardo, "Engineering Optimization Using a Simple Evolutionary Algorithm," 15th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI'2003), CA, USA, pp. 149-156, 2013
- [16] S. Akhtar, K. Tai, and T. Ray, "A Socio-behavioural Simulation Model for Engineering Design Optimization," Engineering Optimization, Vol. 34, No. 4, pp. 341-354, 2002



윤 영 수 (YoungSu Yun)

- 정회원
- 대구대학교 산업공학과 학사
- 건국대학교 산업공학과 석사, 박사
- Waseda University 정보생산시스템연구과 박사
- 현재: 조선대학교 경영학부 교수
- 관심분야: 유전알고리즘, SCM, 생산최적화