

공진화전략에 의한 다중목적 유전알고리즘 최적화기법에 관한 연구

김도영* · 이종수**

A Study on Multiobjective Genetic Optimization Using Co-Evolutionary Strategy

Doyoung Kim , Jongsoo Lee

Key Words: genetic algorithms(유전알고리즘), co-evolutionary strategy(공진화전략), range constraint map(설계편차조절지도), multiobjective optimization(다중목적함수 최적화)

Abstract

The present paper deals with a multiobjective optimization method based on the co-evolutionary genetic strategy. The co-evolutionary strategy carries out the multiobjective optimization in such way that it optimizes individual objective function as compared with each generation's value while there are more than two genetic evolutions at the same time. In this study, the designs that are out of the given constraint map compared with other objective function value are excepted by the penalty. The proposed multiobjective genetic algorithms are distinguished from other optimization methods because it seeks for the optimized value through the simultaneous search without the help of the single-objective values which have to be obtained in advance of the multiobjective designs. The proposed strategy easily applied to well-developed genetic algorithms since it doesn't need any further formulation for the multiobjective optimization. The paper describes the co-evolutionary strategy and compares design results on the simple structural optimization problem.

1. 서론

대부분의 공학적 설계문제는 연속형, 정수형 및 이산형 등의 혼합된 설계변수로 표현되며, 해석 모델에 대한 지배방정식은 비선형의 특성을 내포 되고 설계공간은 불연속(disjointedness)하거나 비 오목적(nonconvex)이므로 다량의 국부적 최적설계(multiple local optima)가 존재할 가능성을 갖는다. 그러므로 설계 시스템의 다양성을 고려하기 위해 전역최적화(global optimization)기법이

사용되는데 유전알고리즘(genetic algorithms, GA's)과 같은 진화연산(evolutionary computing) 기반 최적화 기법^{(1),(2)}이 대표적으로 쓰이고 있다. 그러나 대부분의 실제적인 공학문제들은 두 개 이상의 목적함수를 포함하기때문에 이러한 유전 알고리즘을 가지고 다목적설계문제의 최적해를 구하기 위한 여러방법의 개발이 필요하다. 다목적최적화에 관한 연구는 19세기말 pareto에 의해 처음 연구⁽³⁾가 이루어진후 그후 50년정도 지난후에야 von Neumann과 Morgenstern등에 의해 다시 연구가 진행이 되었다. 그러나 현대적인 개념의 다목적최적화의 정식화기법은 1960년대가 되어서야 Zadeh에 의해 제안이 되고, 다목적최적화에 관한 본격적인 연구는 1970년대 후반부터 시작되었다. 기존의 다목적최적화 방법들을 살펴보면, 각목적함수들의 서로간의 가중치를 구하여

* 연세대학교 대학원 기계공학과

** 연세대학교 기계전자 공학부

각목적함수식을 모두 포함하는 하나의 목적함수식을 재구성하는 가중치 방법(weight method)⁽⁴⁾, 이상적인 해와의 추정되는 최대의 오차를 최소화하는 값을 찾아가는 탐색에 의하여 최적해를 구하는 최대최소방법(minimax method)⁽⁴⁾, 그리고 목표값을 정해두고선 그 목표값과의 거리가 최소가 되는 값을 찾아가는 목적 프로그래밍(goal programming)기법⁽⁴⁾, 그외에 퍼지멤버십함수를 구성하여 최대의 만족도를 찾는 퍼지다중목적함수 최적화방법⁽⁵⁾ 등이 있다. 그러나 대부분의 기존의 방법들은 다목적문제를 해결하기 위해선 우선적으로 각 단일목적함수의 최적해의 결과값을 가지고 다목적문제를 구성하여 설계를 한다. 본 연구에서는 기존에 연구된 공진화(co-evolutionary) 연구⁽⁶⁾에 기초하여 구조최적화문제에서 이러한 기존의 방법들이 가지는 단일목적함수의 최적해를 구하는 과정없이 동시에 각 목적함수들의 GA's를 실행하여 다목적함수의 최적해를 구하는 공진화전략을 연구하였다.

본 논문에서 소개할 공진화전략에 의한 다중목적 유전알고리즘 최적화기법은 각목적함수의 최적화를 동시에 진행하여 나가면서 각 세대(generation)마다 각 목적함수간의 집단(population)의 값들을 목적함수의 만족도를 기준으로 순위를 매긴후 서로간에 비교를 하여 변수값들의 차이가 설계편차 조절지도(range constraint map, RCM)로부터 각 세대별로 주어진 구속값을 기준으로 구속값을 벗어나는 값들은 penalty를 부가하여 탈락시킨다. 세대가 진행하여 나감에 따라 구속값도 선형적으로 감소하여 원하는 오차내의 최적해로 수렴을 할 때까지 진행을 시킨다. 본 연구에서는 이와 같이 각 단일목적함수의 최적화과정을 동시에 수행을 하여 다목적문제를 해결하는 공진화 전략에 의한 다중목적 유전알고리즘 최적화기법을 제시한다.

2. 공진화전략(Co-Evolutionary Strategy)

2.1 적합도계산 (Fitness Calculation)

각 설계목적에서의 적합도는 각세대에서의 최대값과 최소값 한계가 정의된 구속값의 조정에 의해 구해지게 된다. 각 목적함수값들은 각 GA's 실행시키는 동안 찾아가는 최대값과 최소값에 의하여 상대적으로 일반화가 된다. 각 세대에서의

각 목적에 관한 해는 최고개체값들은 다른 GA's의 개체값과 비교가 된다. 만약 변수값들의 차이가 RCM에 의하여 범의 외부에서 정의가 된다면 penalty의 적용에 의하여 뒤로 밀려나게 된다. 이와 같은 과정에 의해 각 세대별로 가장 적합도가 높은 값을 구하게 된다.

두 개의 목적함수를 가진 문제에서의 적합도의 계산과정을 설명하면 다음과 같다.

먼저 두 개의 목적함수를 탐색하기 위한 설계집단을 각각 S0, S1으로 정의한다. 그 다음 각 목적함수의 GA's의 초기화를 실시한다. 그 후 각 세대마다 아래의 과정을 수행을 하며 진행하여 나간다. 순서도를 나타내어 보면 Fig.1과 같다.

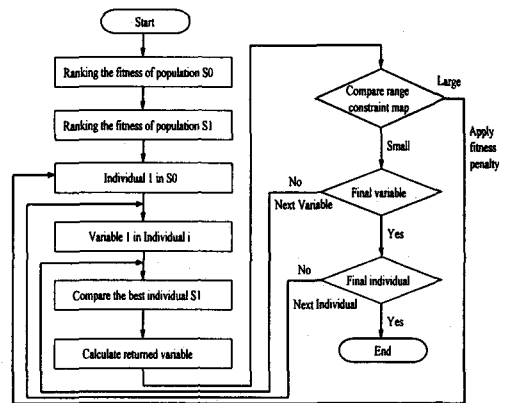


Fig. 1 Flow chart of Multiobjective Genetic Optimization Using Co-Evolutionary Strategy

여러개의 설계집단가운데 S0의 적합도의 계산과정을 기술하면 다음과 같다.

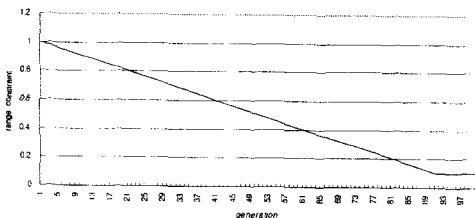
1. 먼저 S0, S1의 GA's 실행을 하여 함수값의 최대값과 최소값을 구하여 구한 값을 가지고 목적함수를 일반화 시킨다.
2. 각 단일목적함수의 GA's를 S0, S1으로 명한 다음 각 집단에서 아래의 과정을 수행한다.
3. S0와 S2에서 세대를 실행하여 나온 집단의 값들을 적합도를 기준으로 정렬시킨다.
4. S0의 정렬된 개체(individual)들을 정렬된 순서대로 각 변수(variable) 별로 S1에서의 가장 적합도가 높은 개체에서의 값과 비교를 한다.
5. 두 변수 값의 차를 변수 값의 전체범위로 나누는 값을 주어진 RCM의 구속값과 비교를 한다.

6. 만약 위에서 계산한 값이 RCM의 구속값보다 크면 해당 개체에 penalty를 적용을 한다.
7. 각 개체의 모든 변수에 대해 5~7의 과정을 반복한다.
8. S0 의 모든 개체에서 5~8의 과정을 반복한다.

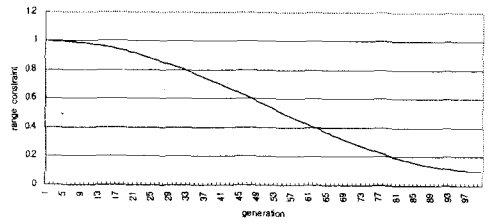
※같은 방법으로 S1의 모든 개체에 대해서도 S0의 최우선순위의 개체과 비교를 하여 위의 과정을 수행한다.

2.2 설계편차조절지도(range constraint map, RCM)

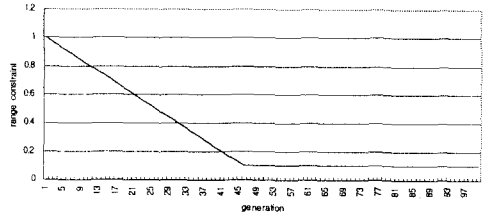
RCM은 기본적으로 각 GA's에 각각의 특정한 목적에 근거한 최적해를 만들도록 구성이된다. 이것은 맵의 값을 0~1으로 세팅함으로써 얻을 수 있으며, 각 GA's의 각 변수들에 대한 전체 범위를 사용할 수 있게 해준다. 그 맵이 진행함에 따라서, penalty를 부과함으로써, 점차적으로 변수 상이(diversity)를 감소시킨다. 분리된 목적함수들로부터 모든 목적함수들을 잘 만족시켜주는 하나의 최적 설계 범위를 향하여 모든 동시적인 GA's탐색(search)을 끌어 들임으로써, RCM은 범위구속과 사인 커브를 기반으로한 범위구속 감소(range constraint reduction)에 선형 감소를 포함하여야한다. 실행의 끝을 향하는 각 GA's에 대한 변수들의 값들에 약간의 차이를, 전체적인 최적해를 찾을 수 있는 방법들 안에서 공간을 공급할 수 있는. 이것은 설계편차의 최소값을 세팅함으로써 얻을 수 있다. 진행(exploration)의 마지막 상태에 할당되는 세대의 개수는 2개의 값, 즉, 최대 세대수의 10%와 50%를 사용함으로써 테스트 되었다. 이것을 가지고 Fig. 2에 나타낸 4개의 맵을 만들었다. 그 맵들에 대한 최소값을 0.1(변수 범위의 10%)로 설정하였다.



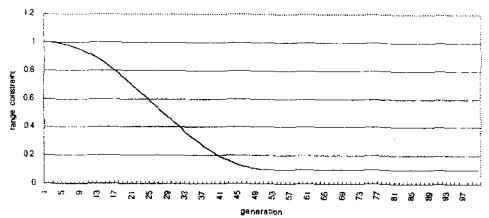
(a) linear ramp map



(b) sine map



(c) half linear ramp map



(d) half sine map

Fig. 2 Range Constraint Map

3. 결과 및 고찰

3.1 3-Bar Truss

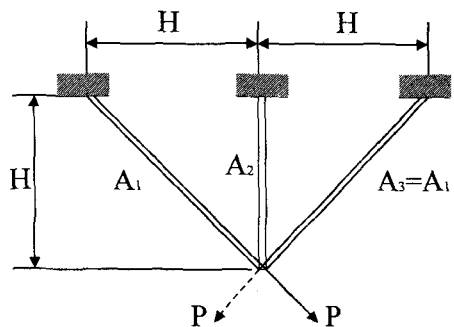


Fig. 3 3-Bar Truss

본 논문에서 사용한 예제문제는 Fig. 3과 같은 3-Bar Truss이다. 최적화 문제구성을 위한 설계 변수, 목적함수 및 구속조건은 다음의 식(1)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Minimize } f_1(X) &= 2\sqrt{2}A_1 + A_2 \quad (1) \\ f_2(X) &= \frac{PH}{E} \left[\frac{1}{2\sqrt{2}A_1 + A_2} \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{subject to } \sigma_1 &\leq \sigma^{(u)} \\ \sigma_2 &\leq \sigma^{(u)} \\ \sigma_3 &\leq \sigma^{(l)} \\ A_i^{(u)} &\geq A_i \geq A_i^{(l)}, \quad i=1,2 \end{aligned}$$

$$X = \begin{Bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{Bmatrix}$$

where

$$\sigma_1(X) = P \left(\frac{A_2 + \sqrt{2}A_1}{\sqrt{2}A_1^2 + 2A_1A_2} \right)$$

$$\sigma_2(X) = P \left(\frac{1}{A_1 + \sqrt{2}A_2} \right)$$

$$\sigma_3(X) = P \left(\frac{A_2}{\sqrt{2}A_1^2 + 2A_1A_2} \right)$$

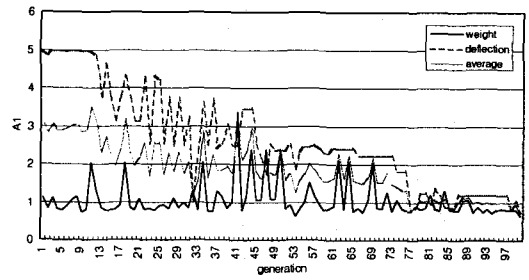
$$H=1, \rho=1, \sigma^{(u)}=20, \sigma^{(l)}=-15,$$

$$A_i^{(u)}=5.0, A_i^{(l)}=1.0, \quad i=1,2$$

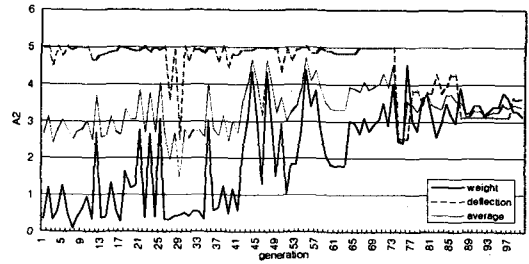
3.2 공진화 알고리즘을 사용한 결과값

3.2.1. $P=20$ 일 경우

위의 3-bar Truss 문제를 유전알고리즘기반 공진화 알고리즘을 사용하여 나온결과를 살펴보면 다음과 같다. linear ramp map을 적용하였을 때 설계변수 A_1 과 A_2 값의 변화를 살펴보면 Fig 3.에서 나타나듯이 각 세대가 진화해 나감에 따라 무게와 변위를 만족하는 각 목적함수의 최적값들이 하나의 값으로 RCM의 range에 따라 수렴해 가는 것을 알 수 있다. Fig. 5는 각 RMC의 설계 변수값들의 평균값(average value)의 변화를 나타내는 그래프이다.

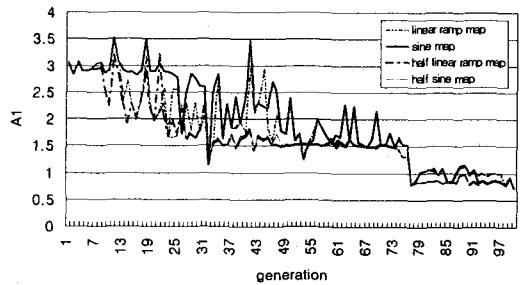


(a) A_1

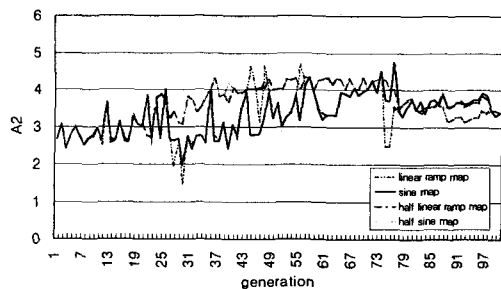


(b) A_2

Fig. 4 Use of linear ramp map



(a) A_1



(b) A_2

Fig. 5 Convergence History for $P=20$

Table 1 Comparison Result for $P=20$

constraint map	A1	A2	F1	F2	NSOL
linear ramp map	0.7100	3.3800	4.9685	3.3878	100
sine map	0.7100	3.3800	4.9685	3.3878	100
half linear ramp map	0.7100	3.3800	4.9685	3.3878	77
half sine map	0.7100	3.3800	4.9685	3.3878	77

앞에서 제시한 4가지 RCM의 각 경우에서 구한 결과값들을 비교하면 Table 1과 같다. 여기서 두 개의 목적함수를 만족하는 최적값은 각 목적함수 값들의 평균값을 사용하였다. Fig. 5의 각 RCM에서의 최적값의 변화를 살펴보면, 각 RCM의 형태에 따라 수렴성은 차이를 보였지만 모두 100번째 세대에서는 같은 값으로 수렴을 하는 것을 알 수 있다. 여기서 NSOL은 구하고자 하는 최적해가 처음으로 나타나는 세대수(generation number)이다.

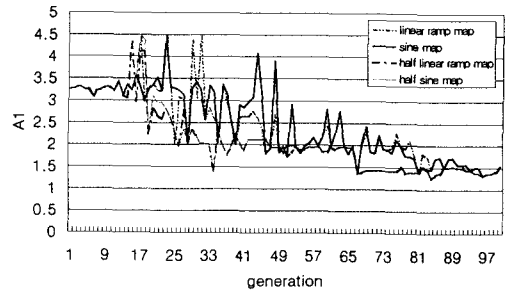
이와 같이 유전알고리즘 기반 공진화 다목적 최적화에 의하여 얻은 결과값을 다른 다목적 최적화 기법들인 CONMIN⁽⁷⁾과 퍼지다중목적최적화 기법⁽⁸⁾을 사용하여 구한 기존의 결과값과 비교를 하여보면 다음과 같다.

Table 2 Comparison Other Result

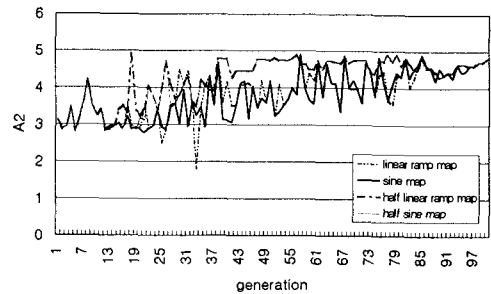
	A1	A2	F1	F2
Ref(5)	0.57958	3.48710	5.12636	3.62905
Ref(8)	0.57743	3.39209	5.02531	3.72123
Ref(8)	0.69000	4.13000	5.96154	3.00933
Present research	0.71000	3.38000	4.96850	3.38780

3.2.2 $P=40$ 일 경우

Truss에 걸리는 하중을 20에서 40으로 변화하여 최적화를 수행하였다. 설계 변수값들의 수렴 과정은 Fig. 6과 같다. $P=20$ 일때와 비교하여 보면 전체적으로 크기가 증가 하였을 뿐 수렴하는 형상은 유사함을 알 수 있다.



(a) A_1



(b) A_2

Fig. 6 Convergence History for $P=40$

Table 3 Comparison Result for $P=40$

constraint map	A1	A2	F1	F2	NSOL
linear ramp map	1.5450	4.805	9.0741	4.707	100
sine map	1.5450	4.805	9.0741	4.707	100
half linear ramp map	1.5450	4.805	9.0741	4.707	67
half sine map	1.5450	4.805	9.0741	4.707	67

그리고 각 RCM의 100번째 세대에서의 결과값을 정리하여 보면 Table 3과 같다. $P=20$ 에서와 같이 모두 같은 값으로 수렴하였다.

4. 결론

본 연구에서는 유전알고리즘을 기반으로 한 다목적설계문제를 해결하기 위한 공진화 방법을 제시하였다. 제안된 알고리즘을 사용하여 구한 결

과값을 살펴보면 기존의 결과들 유사한 결과값을 나타냄을 알 수 있다. 결과적으로 두 개의 목적 함수를 동시에 만족하는 최적의 해를 각 GA's의 동시실행에 의하여 얻을 수 있게 되었다.

본 연구를 통하여 얻어진 결과를 정리하면 다음과 같다.

(1) 우선적으로 탐색해야 하는 단일목적최적해의 결과없이 동시실행에 의해 다중목적의 최적해를 구할 수 있다.

(2) 각 세대가 진화해나감에 따라 각 목적함수의 변수들이 하나의 최적값으로 수렴해 나가는 변화과정을 과정을 확인할 수 있다.

(3) RCM의 조절에 따라 수렴도와 세대의 조절이 가능하다.

주어진 4가지 RCM의 형상에 의존하여 수렴하는 정도와 시간이 변화됨을 알 수 있었다. 향후 각 문제의 유형과 수렴정도에 따라 유연하게 대처할 수 있는 적응형의 RCM의 적용연구가 더 필요하다.

후기

본 논문은 두뇌한국21(BK21)사업의 지원으로 이루어진 것이므로, 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Goldberg, D. E., 1989, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, Reading, MA.
- (2) Hajela, P. and Lee, J., 1993, "Genetic Algorithm Based Sizing of Low Vibration Rotors," proceedings of the 5th International Workshop on Dynamics and Aeroelastic Stability Modeling of Rotorcraft Systems, Rensselaer Rotorcraft Technology Center, Troy, NY.
- (3) Eckart Zitzler. and Lothar Thiele., 1999, "Multiobjective evolutionary algorithms- a comparative case study and the strength Pareto approach," IEEE TRANSACTIONS ON

- EVOLUTIONARY COMPANY, Vol. 3, NO. 4.
- (4) A. Borkowski. and S. Jendo., 1990, STRUCTURAL OPTIMIZATION, Volume 2 Mathematical Programming, PLENUM PRESS, New York and London, pp. 311~341.
- (5) S. S. RAO., 1987, "Multiobjective Optimization Of Fuzzy Structural Systems," International Journal For Numerical Methods In Engineering, Vol. 24, 1157-1171.
- (6) Ian C. Parmee. and Andrew H. Watson., 1999, "Preliminary Airframe Design Using Co-Evolutionary Multiobjective Genetic Algorithms," Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO '99), Orlando, Florida, USA, pp. 1657~1665.
- (7) Vanderplaats, G. N., 1973, "CONMIN-A FORTRAN Program for Constrained Function Minimization - User's Manual", NASA TM X-62282.
- (8) 이종수, 장민성, 김승진, 김도영, 2000, "전역 근사최적화를 위한 소프트웨어기술의 활용," 2000년 추계 전산구조공학회 학술대회 논문집, 연세대학교.