

교대형 유전자 알고리즘을 이용한 보강설계의 최적화 Application of Genetic Algorithm-Based Relay Search Method for Structure Design-Strengthening Problems

정 승 인¹⁾
Chung, Seung-In

김 남 회²⁾
Kim, Nam-Hee

장 승 필³⁾
Chang, Sung-Pil

ABSTRACT

This paper describes Genetic Algorithm-Based Relay Search Method, *RS-GA*, which is developed in this study to search the multiple design variables in the design space. The *RS-GA* based on *Simple-GA* consists of some functions to search many variables from some wide variable space. It repeats a *Simple-GA*, that is the convergence process of the *Simple-GA*, which makes many time reiteration itself. From the results of the numerical studies, it was actually found that *RS-GA* can search all peak-variable from the 2D functions including 5 peaks. Finally, *RS-GA* applied for design-strengthening problems in composite plate girder bridges using the external prestressing technique is also verified.

Key words: genetic algorithm, relay search method, effective solution, multi-optimum design, design for strengthening, prestressing with external tendons

1. 서 론

최근, 공학분야에 있어서 최적화의 근사해법의 하나로 하이브리드 시스템, 이산 시스템과 더불어 유전자 알고리즘 (*Genetic Algorithm, GA*)^{1),2)} 이 주목을 받고 있다. *GA*의 특징은 기존의 전형적인 최적화기법이 변화율을 이용한 일정탐색법이지만, *GA*는 적합도 함수만을 이용하여 해를 탐색하는데 있다. 적합도 함수는 탐색에 필요한 모든 정보를 포함하고 있기 때문에 변화율과 같은 다른 보조적 정보가 필요없다. 따라서, *GA*는 특히 미분 불가능 또는 음인 함수 표현을 가지는 목적함수의 최적화 문제에 대한 새로운 수치계산 알고리즘으로서 기대된다³⁾. 특히, *GA*를 이용한 최

1) 서울대학교 지진공학연구센터 전임연구원
2) 서울대학교 지구환경시스템공학부 계약교수
3) 서울대학교 지구환경시스템공학부 교수

적화 문제의 실용성은 실질적인 해가 될 수 있는 다양한 후보들을 초기 집단으로 사용하여 전역 최적해를 구하는데 있다. 이는 기존의 최적화 문제의 경우 임의의 초기치에 대하여 목적함수가 중첩된 값을 적용하여 종합적인 최적해를 구하는 방식으로 구한 결과가 실질적으로는 의미가 없는 경우도 발생할 수 있는 문제점을 가지는 방식과 크게 대조를 이룬다.

따라서 본 연구는 일반화된 단순 GA를 기본으로 하고, 이를 복수회 반복하여 다수의 봉우리로 이루어진 탐색공간에서 전역 최적해를 찾을 수 있는 교대형 유전자 알고리즘(*GA-based Relay Search Method, RS-GA*)을 제안한다. 본 논문의 구성은, 제2장에서는 본 연구에서 제안하는 *RS-GA*와 다수의 봉우리로 이루어진 탐색공간에서 전역 최적해를 찾는 방법에 대해서 설명한다. 제3장에서는 *RS-GA*를 외부강선 프리스트레스트 보강 설계문제의 최적화에 대해서 적용하여 그 유용성을 검토해 본다. 마지막으로 *RS-GA*에 대한 연구결과 얻어진 결론들을 정리한다.

2. 교대형 유전자 알고리즘

2.1 RS-GA의 특성

본 연구에서 제안하는 교대형 GA (*RS-GA*)은 단순 GA를 복수회 연속 실행시켜서 복수의 근사 최적해를 탐색하는 알고리즘이다.

a) Family 와 Family Elite

*RS-GA*는 복수의 근사 최적해를 탐색하는 해탐색 알고리즘이다. 이것으로부터, *RS-GA*로는 한번 탐색된 해답이 이후의 탐색과정에 있어서 몇 번이라도 재 탐색되는 것을 막고 있다. 그래서, 처리단위의 단순 GA 처리인 것을 *RS-GA*에 있어서 *Family* 라고 부르며, 더욱더 이 *Family* 마다 탐색되는 최적해를 *Family Elite* 로서 탐색알고리즘에 활용하는 것으로 한번 탐색된 해 및 그 유사해를 *RS-GA*가 해공간을 계속 탐색하고 있는 동안에 재탐색하지 않는 것과 같이 여러 가지로 공리하고 있다.

그림1은, 일변수문제(네개의 극대치 탐색문제)를 예로, *RS-GA*로 인한 복수해의 탐색개념을 도시하고 있다. 동 그림을 사용하여 *RS-GA*의 개념을 설명한다. 우선, *Family-1*(*RS-GA*에 있어서 첫 번째의 단순GA처리)부터 최적해인 *Family Elite-1*(V_{op1})가 탐색된다. 이 해는 *RS-GA*의 수법 논상 즉 첫 번째의 단순 GA 처리라고 말하는 것으로 가장 적응도의 높은 해가 발견되는 확률이 높다. 그리고, *Family-2* (*RS-GA*에 있어서 두 번째의 단순 GA처리;이하 동양)부터 V_{op1} 를 빼는 최적해 *Family Elite-2*(V_{op2})가 탐색된다. 그때, 재도 V_{op1} 및 그 유사해를 탐색하지 않는 것과 같이 *Family-2*의 처리 프로세스를 통하여 V_{op1} 및 그 유사한 해에 대한 적응도를 억제하는 처리를 베푼다. 이것으로부터 억제 대상의 해(개체) 근방의 해에 대한 도태 압력이 한층 세계한다. 동양히, *Family-3* 로는 기본적으로 이상의 조작을 반복하지만 적응도의 억제 대상에 대한 도태 압력을 세계만드는 조작에 V_{op1} 만이 아닌 V_{op2} 를 활용한다. 그 후에 *Family-4* 로도 동양한 조작을 반복한다.

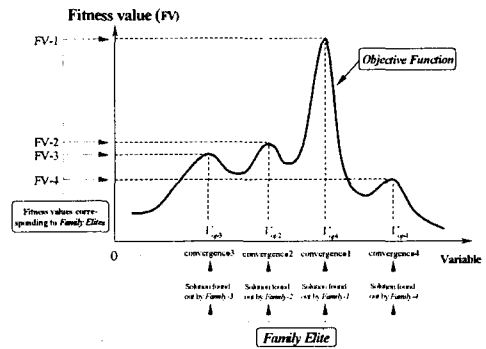


Fig. 1. Concept for solution search in *RS-GA*

이렇게하여 RS-GA 의 종료기까지 해탐색을 실행하여 한편으로 개체의 다양성을 계속 유지하는 기능을 낳아 GA로 일반적으로 현념되는 극소해수속이 회피되어 대역적 탐색을 한 결과와 등가한 탐색효과가 RS-GA 때문에 가능하게 된다.

b). Family Elite 와 적응도의 억제 수법의 관계

본 항으로는 상술한 Family Elite 를 활용한 개체의 억제법에 대해 설명한다. 여기서, 설명을 간략화하기 위하여 억제대상의 Family Elite 가 이미 한 개체 있는 Family-2 에 있는 억제조작을 예로 사용한다. 이 경우 Family Elite 에 의존한 개체의 억제 는 Family Elite(V_{opt}) 와 Family-2 의 각 세대집단과의 유사정도에 의거한다. 일반적으로 그 개체간의 유사도의 측정에는 Humming Distance 와 정보엔트로피 등의 지표가 사용되지만, RS-GA 로는 전자를 사용하고 있다. Humming Distance(이하 “거리”)d 는 그 개체간이 100% 일치하고 있으며 “d=0”, 100% 일치하고 있지 않는 경우는 “d=개체string”(예를 들면 2진수 유전자로 개체 string 장에 10-bit장의 경우 “d=10”이라고 하면 된다) 것과 같은 값을 보인다. 그림2에 보이는 예는 집단 크기가 6개체, 개체string 장이 7-bit부터 되는 개체집단의 경우에, 적응도의 억제 조건으로써 거리 d 가 그 이하의 경우에 적응도를 억제시키는 것을 보고 있다.

이것으로부터 적응도에 억제 가된 “수정적응도”를 우하는 것이 되는 개체는 적응도 억제의 범위외에있는 개체의 적응도와 순위가 교대한다. 이런 조작이 Family-2 의 각 세대로 축차 실행되기 때문에 적응도를 수정한 개체는 한층 더 도태 압력을 받고, 그 결과 차기의 Family Elite 개체 (V_{opt})로서 탐색되지 않게 된다. 더욱더 Family 가 계속 갱신되면 Family Elite 가 순차 산출되는 것과 동시에 그것들은 각 Family 에 있어서는 억제개체로서 기억되며 탐색역에 있어서 개체의 분산화 즉 탐색해의 다양화 경향에 공헌이 크다.

실제 개체간의 유사도로 인한 적응도 억제의 방법에는 몇몇의 방법을 생각할 수 있지만 여기서는 식(1) 및 식(2) 로 정의하는 수정적응도 및 적응도 억제함수로 적응도 억제를 실행한다.

$$f' = f \times g_p(d) \tag{1}$$

$$g_p(d) = \frac{d(p,q)}{d_0} \tag{2}$$

여기서, f : 적응도, f' : 수정적응도, g_p(d) : 개체 p의 적응도 억제함수, d(p,q) : 개체 p와 q간의 Humming 거리, d₀ : 거리에 의한 적응도 억제의 문턱치, a : 적응도 억제 power

2.2 RS-GA의 처리순서

RS-GA의 처리 순서를 그림3의 프로차트에 보여 간단히 설명한다.

① RS-GA 매개변수의 설정 단위 Family 의 세대수, 집단크기, 교차확률, 돌연변이확률 및 반복

◆ Individuals must be suppressed if humming distance, d, is less or equal to "2" ◆

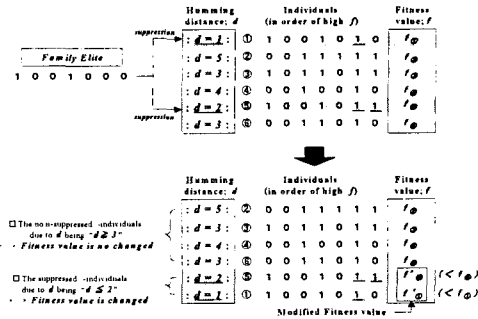


Fig. 2. Means of individual suppression regarding to Family Elite individual (e.g.; in case of 6-individual being as population individuals)

회수(총 Family수)라고 말하는 RS-GA 매개변수를 결정한다.

② 초기집단의 생산 랜덤하게 개체를 생산하여 초기 집단을 생성한다.

③ 억제치의 계산 이것까지 확정된 Family Elite 와 당해 Family 중의 각 개체와의 Humming 거리를 측정하여 그로 인한 각 개체의 억제치를 산출한다.

④ 수정적응도의 계산 ③에서 산출한 각 개체의 억제치를 정규의 적응도에 곱한 수정적응도를 구한다.

⑤ 수정적응도의 평가 ④에서 구한 수정적응도를 재평가한다. 임의의 Family에 있어서 "Elite Preservation Operation" 을 도입하면 집단내에서 최대의 수정적응도의 개체를 Elite 개체로서 우선적으로 다룬다.

⑥ 종료판정 : 종료 세대에 이르면 계산을 종료하여, ⑩로 간다. 그렇지 않으면 ⑦로 간다

⑦ 선택,도태

⑧ 교차

⑨ 돌연변이

⑩ 세대교대 ⑨까지 새롭게 생성된 집단(차세대집단)을 바로 전의 집단(구세대집단)과 교대한다. Elite 개체를 집단에 포함하는 세대를 경신하여 ③으로 되돌아간다.

⑪ Family Elite 의 보존 : 각 임의의 Family로 얻을 수 있는 최종적인 Elite 개체를 이후의 탐색해의 적응도 억제에 이용하기 때문에 Family Elite 로서 기억한다.

⑫ 반복 조건 판정 총 반복 회수에 도달하면 RS-GA를 종료한다. 그렇지 않으면 ②로 간다.

2.3 RS-GA 알고리즘의 탐색법 특성

본 절에서는 RS-GA의 해의 결과와 단순 GA의 결과를 비교해 봄으로써 RS-GA 알고리즘의 특성을 설명하고자 한다. 이해를 돕기 위해서, 높이가 똑같은 5개의 봉우리를 가진 함수 F1(식(3), 그림4.(1))과 높이가 다른 5개의 봉우리를 가진 함수 F2 (식(4), 그림4.(2))를 예로 들어서 설명한다.

$$F1(x) = \sin^6(5\pi x) \quad \{x|0 \leq x \leq 1.0\} \quad (3)$$

$$F2(x) = \exp[-2\log(2)\{(x-0.1)/0.8\}^2] \sin^6(5\pi x) \quad \{x|0 \leq x \leq 1.0\} \quad (4)$$

표1과2는 함수 F1과 F2의 적합성을 각각 보여주고 있다.

본 예제의 RS-GA(/GA) 매개변수에 대한 설명은 표3에 있다. RS-GA의 결과를 단순 GA와 비교하기 위해서 가능한 매개변수의 조건을 통일한다.

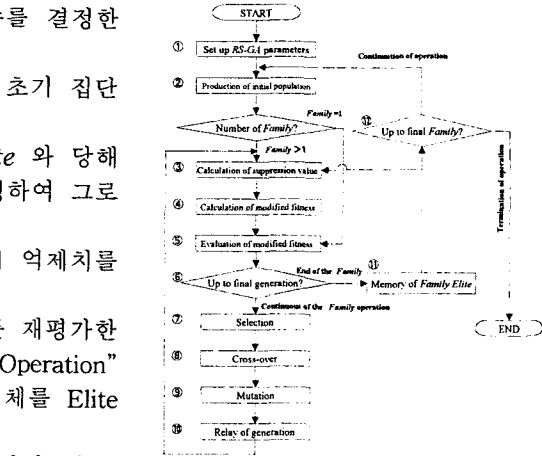


Fig. 3. Procedure of RS-GA operations

Table 1. Fitness values subjected to every optimum x in Function-1

x	Fitness values
0.10	1.0
0.30	1.0
0.50	1.0
0.70	1.0
0.90	1.0

Table 2. Fitness values subjected to every optimum x in Function-2

x	Fitness values
0.10	1.0
0.30	0.9
0.50	0.7
0.70	0.5
0.90	0.3

단순 GA를 실행한 결과, 함수 $F1$ 은 대부분의 개체가 $x=0.3$ 에 소속하고 있는 반면에, 함수 $F2$ 는 $x=0.1$ 에서 최대 값을 가지고 있다. 일반적으로, 단순 GA는 적응도가 높은 개체가 차세대 집단에 자신의 유전자 정보를 반영시키는 확률이 높기 때문에 함수 $F1$ 은 5개의 최적해가 전부 동일한 적응도($F1=1.0$)를 보였으며, 최적해를 탐색할 때 어떤 최적해를 탐색하는지는 단순 GA가 가지는 개연성에 의존한다. 한편 $F2$ 의 경우는 그 개연성보다도 적응도 정보가 우선 하기 때문에, 개체가 극소해에서 구속되지 않는 한, 적응도가 높았던 $x=0.1$ 에서 최적해를 얻었다.

Table 3. GA/RS-GA operation parameters setting up for simulations

	Simple-GA	RS-GA
Population size	30 individuals	30 individuals / family
Completion time of GA	200 generations	10 families (20 individuals / family)
Genotype	Binary system ('0'or'1')	
Length of individual string	10-bit	
Selection style	Ranking strategy	
Cross-over style and its probability	Shuffle strategy, 20%	
Mutation style and its probability	Turning over any one locus at string, 1%	

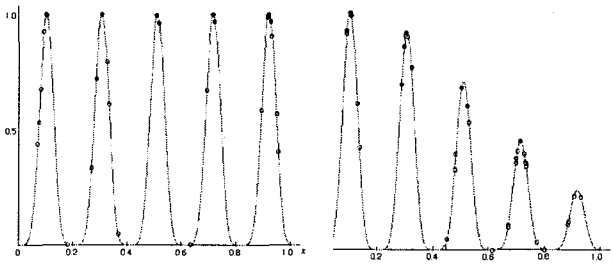
Table 4. Numerical solution by RS-GA

(1) Case of Function-1 (2) Case of Function-2

RS-GA에 관해서도 동일한 함수들을 이용하여 실행한 결과 표4와 그림4와 같은 정보를 얻었다. 함수 $F1$ 이 가지고 있는 5개의 봉우리 각각에 대해서 근사 최적해를 탐색하고 있는 것을 알 수 있다. 한편, 함수 $F2$ 의 경우에는 $x=0.9$ 에 대해서는 탐색결과를 알 수 없지만, 그 이외의 4개의 근사 최적해를 탐색하는 데 성공하였다.

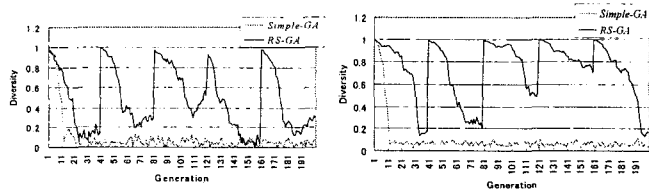
Family	x	$F1(x)$	Family	x	$F2(x)$
1	0.0997	0.9999	1	0.1007	0.9997
2	0.9003	1.0000	2	0.4927	0.6862
3	0.3001	1.0000	3	0.2805	0.6981
4	0.6999	0.9998	4	0.2991	0.9170
5	0.9071	0.9675	5	0.6979	0.4590
6	0.1026	0.9951	6	0.2903	0.8605
7	0.4976	0.9946	7	0.5132	0.6098
8	0.5073	0.9636	8	0.0899	0.9266
9	0.7067	0.9702	9	0.3148	0.7717
10	0.8974	0.9929	10	0.1036	0.9906

그림5에서는 RS-GA와 단순 GA의 결과를 동시에 비교하여서 개체의 다양도의 추이를 살펴본다. 개체 집단의 다양성의 정도는 개체간의 Humming 거리와 정보 엔트로피^{4),5)}의 개념을 이용하여 구할 수 있지만, 본 연구에서는 정보 엔트로피의 개념을 사용하여 산출한다. 집단 크기를 30개체(그림5(1))와 100개체(그림5(2))의 모든 경우에 대해서 단순 GA가 빠른 세대로 다양성을 상실하고 있는 것을 볼 수 있다. 반면에, RS-GA의 경우는 다양성의 추이를 살펴볼 수 있다. 이는 단위 집단이 한번 수속한 직후에 반복하게 새로운 초기 집단을 생산시켜 해탐색을 수행하는 것을 보여준다. 또한, 동 그림에서부터 RS-GA의 다양도가 Family를 경신하는 정도와 유지되는 경향이 있으며, 집단 크기가 더욱더 크면 그 경향은 촉진되는 것을 볼 수 있다. 이것으로부터 RS-GA는



(1) Case of Function-1 (2) Case of Function-2

Fig. 4. Numerical results at completion of RS-GA operation. (Symbol "•" and "o" are showing Family Elite individuals and Family individuals of final generation of RS-GA operation respectively)



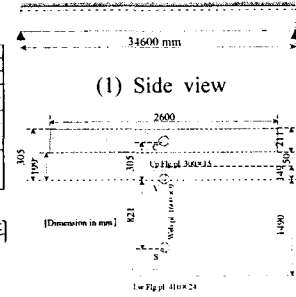
(1) Population size:30 individuals (2) Population size:100 individuals

Fig. 5. Comparison of diversity property during numerical operation between Simple-GA and RS-GA

Family Elite가 다양도 유지에 대한 효과적으로 기여하고 있으며, 그 결과 탐색해의 분산성이 높고 전역적인 최적해를 구할 수 있는 가능성을 높여준다고 생각된다. 또한, 이 다양도 유지는 Family수의 증가하는 정도, 억제 대상(Family Elite)이 늘어나는 것부터, 해의 대국적인 탐색성이 또 보증되는 경향에 있다.

Table 5. Datas of model

Structure type	Composite simple girder
Live load for design	L-14 (2nd grade in JIS, regarded in JPN)
Span (dimension in m)	34.6
Steel	SMS520
(Allowable strength in kg/cm ²)	(compress : 2310, tensile : 2100)
Concrete	Strength : 360 kg/cm ²
(Allowable strength in kg/cm ²)	(compress : 100, tensile : 24)
	Yang modulus : 3.0×10 ⁴ kg/cm ²
Prestressing cable	Ply rope for prestressed concrete
(Allowable strength in kg/cm ²)	(tensile : 5800)
	Yang modulus : 2.0×10 ⁴ kg/cm ²



(2) Cross section a-a
Fig. 6. Schematic model concerned in numerical study

3. 외부강선 보강설계 문제에 대한 RS-GA의 이용

3.1 보강설계 문제의 정식화와 유전자 코드화

RS-GA의 유용성을 살펴보기 위해서 외부강선을 이용한 보강설계 문제에 대한 최적해에 대해서 적용해 보고자 한다. 대상 구조물로는 지간=34.6m, 설계 활하중=L-14로 설계된 기존의 단순 활하중 합성형교(일본 규격으로 2등교, 3주형)의 중형을 보강설계한 모델을 선택했다 (표6 및 그림7).

본 교량은 구 설계 활하중(예, L-14/20 등)으로 설계된 합성형(기준)에 대해서, B활 하중(일본의 현행 규격, 1994년에 등장)재하로 위험 단면에서 발생하는 초과 응력도를 외부 강선 방식으로 프리스트레스력을 도입해서 이 차이점을 상쇄하고자 하는 것이다. 이에 보강 설계 변수는 보강 목적을 달성시키기 때문에 필요한 도입 프리스트레스력 및 그것을 가능케하는 긴장재등이 된다. 따라서, 본 예제에서는 매개변수를 1) 도입 프리스트레스력, 2) 긴장재 단면적, 3) 긴장재의 배치형상(배치형식은 Queen-Post형식)과 4) 바닥판 상면 보강두께로 정한다.

◆ 제약 조건

$$f_{all} = \frac{n_{P_t}}{3} (f_{s1} + f_{s4} + f_{c2}) \quad \text{---> } max (=1.0) \quad (5)$$

$$f_{s1} = \left(1 - \frac{|\sigma_{sta} - \sigma_{s1}|}{\sigma_{sta}} \right) \cdot n_{s1} \quad (6)$$

$$f_{s4} = 1.0 \quad (\sigma_{sca} \geq \sigma_{s4}) \quad (7.1)$$

$$f_{s4} = \left(1 - \frac{\sigma_{s4} - \sigma_{sca}}{\sigma_{sca}} \right) \cdot n_{s4} \quad (\sigma_{sca} < \sigma_{s4}) \quad (7.2)$$

$$f_{c2} = 1.0 \quad (\sigma_{cca} \geq \sigma_{c2}) \quad (8.1)$$

$$f_{c2} = \left(1 - \frac{\sigma_{c2} - \sigma_{cca}}{\sigma_{cca}} \right) \cdot n_{c2} \quad (\sigma_{cca} < \sigma_{c2}) \quad (8.2)$$

여기서, σ_{sta} : 주강재의 허용 인장강도, σ_{sca} , σ_{cca} : 주강재 및 콘크리트의 허용 압축강도, σ_{s1} , σ_{s4} , σ_{c2} : 하 플랜지, 상 플랜지 및 바닥판 상면의 연응력도(설계하중 만재 시), 페널티 계수:

/ n_{P_t} : “ $P_{tc_{max}} \geq P_t$ 및 $\sigma_{tena} \geq (P_t + \Delta P_t)/A_t$ ”의 경우 { $n_{P_t} | n_{P_t} = 1.0$ }
 “ $P_{tc_{max}} < P_t$ 및 $\sigma_{tena} < (P_t + \Delta P_t)/A_t$ ”의 경우 { $n_{P_t} | n_{P_t} = 0.5$ }

- / n_{s1} : “ $\sigma_{sta} \geq \sigma_{s1}$ ”의 경우 { $n_{s1} \mid n_{s1} = 1.0$ }
- “ $\sigma_{sta} < \sigma_{s1}$ ”의 경우 { $n_{s1} \mid 0.0 < n_{s1} < 1.0$ }
- / n_{s4} : “ $\sigma_{sca} < \sigma_{s4}$ ”의 경우 { $n_{s4} \mid 0.0 < n_{s4} < 1.0$ }
- / n_{c2} : “ $\sigma_{cca} < \sigma_{c2}$ ”의 경우 { $n_{c2} \mid 0.0 < n_{c2} < 1.0$ }

◆ 제약 조건

$$P_{tc_{max}} - P_t \geq 0 \quad (9)$$

$$\sigma_{tena} - \frac{P_t + \Delta P_t}{A_t} \geq 0 \quad (10)$$

$$10.0 \leq P_t \leq 265.0 \quad (11)$$

$$1.0 \leq A_t \leq 32.5 \quad (12)$$

$$1.0 \leq e \leq y_{s1} \quad (13)$$

$$y_{s1} \leq Ee \leq 2 y_{s1} \quad (14)$$

$$1.0 \leq \theta \leq 10 \text{ deg.} \quad (15)$$

$$0 \leq \Delta T_c \leq \Delta T_{c_{max}} \quad (16)$$

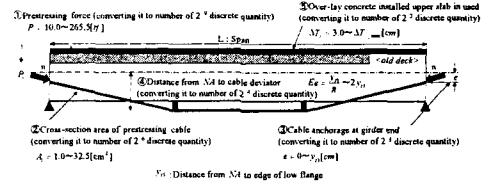


Fig. 7. Structure parameters in numerical study

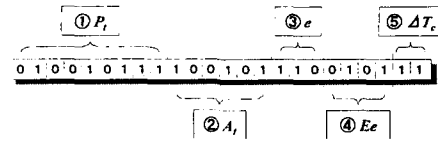


Fig. 8. Cording of individual string in search by RS-GA. (e.g.; 24-bit coding)

여기서, $P_{tc_{max}}$: 프리스트레스 도입시에 바닥판 상면의 허용 인장강도를 제약 조건으로 할 때에 도입가능 프리스트레스력, P_t : 당해 도입 프리스트레스력, σ_{tena} : 긴장재의 허용 인장강도, ΔP_t : 증가 프리스트레스력 (설계하중 만재 시), A_t : 긴장재 단면적, e : 정착단 편심거리, y_{s1} : 중립 축에서부터 하 플랜지까지의 거리, Ee : 중립 축에서부터 편향 부까지의 거리, θ : 긴장재의 꺾어 구부린 각도, ΔT_c : 바닥판 상면 증후량, $\Delta T_{c_{max}}$: 증후 후의 신형성 단면 중립 축이 바닥내에 들어가는 것을 인정받지 못하는 조건부터 구할 수 있는 값(그림7 참조). RS-GA를 적용하여 해답색을 하기 위해서, 보강 설계 매개변수를 개체 스트링 (String; 유전자형)에 코드 화할 필요가 있다. 역시 본 예제로는 2진수 유전자형을 사용한다.

본 예제에서 기본적인 대상으로서 보강설계 매개변수는 ①도입 프리스트레스력, ②긴장재 단면적, ③긴장재의 배치 형상, 그리고 ④바닥판 상면 증후치 이다. 따라서, 상술한 탐색범위에 입각하여 각 보강 설계 매개변수를 이하와 같이 설정하였다 (그림7 및 그림8참조).

①은 0.5[tf]를 이산 간격으로서, 10~265[tf]의 범위를 코드화 하였다(즉 9-bit로 표현). ②는 긴장재 단면적의 이산 간격을 0.5[cm²]로서, 10~32.5[cm²]의 범위를 이산화 하였다(즉 6-bit로 표현). ③은 정착단, 편향부가 형 높이가 방향의 범위를 각각 8분할과 16분할의 이산량으로 하였다(즉 각각 3-bit, 4-bit로 표현). ④는 증후 최소치 및 최대치를 각각 3.0[cm], $\Delta T_{c_{max}}$ 라고 가정하여 그 사이를 4분할에 이산화하였다(즉 2-bit로 표현). 역시 긴장재의 편향부는 긴장재의 허용 편향각도의 제약등을 고려하여, 지간의 1/3 및 2/3 점에 고정하고 있다.

본 시행에서의 RS-GA 매개 변수를 표6에 보이고 있다. 집단 크기의 결정에는 계산 효율을 고려하여, 차식과 같은 균형으로 하는 식을 정의한다.

$$S_{pop} \times G = \beta \times 2^{L_n} \quad (17)$$

여기서, S_{pop} : 집단크기, G : 단위 Family세대수, β : 전수 계산회수에 대한 GA에 의한 수속도달까지의 총 계산회수의 할합, L_n : 개체 스트링장

Table 6. RS-GA operation parameters setting up for numerical studies

RS-GA	
Population size	Derived from Eq.(17)
Completion time	10 families (30 generations / family)
Genotype	Binary system ("0" or "1")
Length of individual string	Variable (15 - 24 bits)
Selection style	Ranking strategy
Cross-over style and its probability	Shuffle strategy, 20%
Mutation style and its probability	Turning over any one locus at string, 1%

식(17)의 좌변은 단위 *Family* 종료까지의 총 계산회수를 보이며, 우변은 전수 계산 회수에 β 을 곱한 값을 보이고 있다. 이 균형 식으로부터 당해 문제에 있는 집단 크기 S_{pop} (정수)를 차식부터 산정하고 있다.

$$S_{pop} = INT \left(\frac{\beta \times 2^{L_{st}}}{G} \right) \quad (18)$$

동식 중 “INT(*)”는 실수 “*”의 소수부를 버리고 정수화 하는 것을 의미한다. 역시 본 예제로 는 $\beta=0.1$ 을 사용하고 있다.

Table 7. Result solutions of numerical study-1

Family	P_s [t]	A_s [cm ²]	Surplus stress at low frange [kg/cm ²]	Fitness values
1	74.0	16.0	27	0.9957
2	72.0	14.5	8	0.9987
3	69.5	19.0	7	0.9988
4	87.5	29.0	160	0.9746
5	93.0	25.5	186	0.9705
6	126.5	24.5	406	0.9356
7	85.5	24.5	132	0.9790
8	66.0	24.0	1	0.9999
9	86.0	18.5	116	0.9816
10	112.0	27.0	317	0.9497
Average				0.9784
Standard deviation				0.0219

교차방법은 교차효율을 고려하여 “Shuffle 교차”를 사용 하였다. 이 방법은 개체 유전자 좌를 Shuffling 하는 것부터 예를 들면, 단순 교차가 간단히 임의의 다점 교차와 동등한 의미를 가진다.

3.2 예제 결과의 분석

본 예제에서는 2가지의 시행(시행-1,시행-2)을 하고 있다. 시행-1에서는 긴장재의 정착단을 증립축상($e=0$), 편향부의 위치를 지간 1/3 및 2/3 점, 몇 하 플랜지 위치 ($Ee = y_{s1}$)를 일정한 상태에 있게 하여 ①“도입 프리스트레스력”, ②“긴장재 단면적”의 구조 매개변수를 탐색하였다. 한편, 시행-2에서는 시행-1의 모의실험 조건에 ③“배치 형상(정착단,편향부 높이)”, ④“바닥판 증후치”의 구조 매개변수를 보탠 해공간에 대해서 해탐색을 한다(그림8 참조). 이하에서는 시행-1, 시행-2의 차례로 고찰 결과를 말한다.

a) 시행-1의 결과와 고찰

표7은 RS-GA에서 얻은 전 *Family Elite*(복수의 탐색해)를 보이고 있다. 시행-1에서는 ①과 ②의 조화의 안으로부터, 식(5)에서 정의한 적응도 함수를 만족하는 해를 탐색하고 있다. 동표에서 보는 것 같이 적응도가 0.95이상을 보인 (①,②)의 조화로운 해가 다수 얻고 있다. Queen-Post형식으로 외부 강선 보강에서는 “도입 프리스트레스력”과 “긴장재에 의한 구조 전체계의 휨 강성”의 두가지 요인으로 인한 보강효과가 출현한다. 이것 안으로부터 긴장재 단면적이 크면 클수록 긴장재의 인장강성이 높기 때문에 후자가 효과적으로 생긴다. 이것으로부터 본 시행과 같이 긴장재에 대해서 전응력 설계를 생각하지 않는 경우, 표7에서 보는 것과 같이 고적응도를 보이는 해의 조화가 복수 존재하는 것은 타당한 결과를 생각 할 수 있다.

시행-1의 경우, 해탐색 공간에 있는(①,②) 조화로운 해의 총 수는 약 3.27만 상이며, 그 전 조화부터 적응도가 1.0이 되는 최적해의 조합은 51쌍 존재하는 것이 분명시 되고 있다(표8 참조). 그 최적해 집합은 긴장재의 전응력 설계로 인한 조합해(표8중 No.1)에서부터 그 허용 인장 강도가 상

당히 남는 조합해(동표 중 No.51)까지의 사이에, 적응도 함수를 1.0에 유지하는 복수의 조합해의 집합이다. 그림9에서 RS-GA로 탐색해와 이 51쌍의 최적해를 프롯(plot)하여 고찰하면, 앞에서 말한 대로 RS-GA에서는 4개의 Family로 근사 최적해를 탐색하고 있는 것을 알 수 있다(표7 중 Family 1~3 및 8의 해). 한편, 그 이외의 탐색해는 설계공간적으 최적해 곡선에서부터 약간 떨어져 있으며, 그 때문에 적응도가 비교적 낮은 데 있음을 보인다. 그러나, 이 해들도 적응도가 낮지만 단면 응력적으로 여유를 가지고 설계목표를 만족하고 있기 때문에(표7 참조), 실행가능 해로서 유의인해라고 판단할 수 있다. 이것으로부터 RS-GA에 의한 해탐색으로는 복수의 근사 최적해의 탐색만이 아니고, 복수의 실행가능해도 동시에 탐색 가능하므로 RS-GA로 인한 해정보를 설계작업에 활용하여 유연한 기술적 검토 작업이 가능하다고 생각된다.

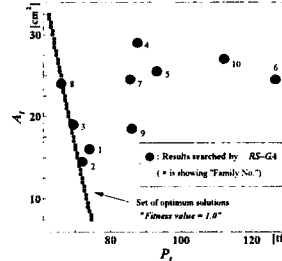


Fig. 9. Relationship between set of optimum solutions and numerical results of RS-GA operation (The set consisted of optimum solutions has been extracted from the design space by calculation of all structure variables combination)

Table 8. Set of optimum solutions extracted from whole solutions being in design space

Set of optimum solutions (Fitness value = 1.0)					
n	P ₁ [tf]	A ₁ [cm ²]	n	P ₁ [tf]	A ₁ [cm ²]
1	74.50	7.5	27	68.00	20.5
2	74.50	8.0	28	67.50	21.0
3	74.00	8.5	29	-	21.5
4	73.50	9.0	30	67.00	22.0
5	-	9.5	31	-	22.5
6	73.00	10.0	32	66.50	23.0
7	-	10.5	33	-	23.5
8	72.50	11.0	34	66.00	24.0
9	-	11.5	35	-	24.5
10	72.00	12.0	36	-	25.0
11	-	12.5	37	65.50	25.5
12	71.50	13.0	38	-	26.0
13	-	13.5	39	65.00	26.5
14	71.00	14.0	40	-	27.0
15	-	14.5	41	64.50	27.5
16	70.50	15.0	42	-	28.0
17	-	15.5	43	64.00	28.5
18	70.00	16.0	44	-	29.0
19	-	16.5	45	-	29.5
20	69.50	17.0	46	63.50	30.0
21	-	17.5	47	-	30.5
22	69.00	18.0	48	63.00	31.0
23	-	18.5	49	-	31.5
24	68.50	19.0	50	62.50	32.0
25	-	19.5	51	-	32.5
26	68.00	20.0	-	-	-

Table 9. Result solutions of numerical study-2

Family	P ₁ [tf]	A ₁ [cm ²]	e	Ee	ΔT, [cm]	Shape area at average [kgf/cm ²]	Fitness values
1	10.0	32.5	(0.8)N _{st}	(1.8)N _{st}	3	382	0.9303
2	10.5	32.5	(2.8)N _{st}	(11.8)N _{st}	3	290	0.9339
3	41.5	20.0	(3.8)N _{st}	(4.8)N _{st}	3	437	0.9307
4	87.5	23.0	(4.8)N _{st}	(12.8)N _{st}	3	618	0.9019
5	57.0	25.5	(6.8)N _{st}	(13.8)N _{st}	3	550	0.9127
6	70.0	18.5	(4.8)N _{st}	(8.8)N _{st}	3	524	0.9168
7	64.5	23.0	(0.8)N _{st}	(3.8)N _{st}	6	367	0.9417
8	98.0	29.0	(5.8)N _{st}	(11.8)N _{st}	6	522	0.9171
9	61.5	21.5	(1.8)N _{st}	(5.8)N _{st}	3	476	0.9245
10	124.0	24.0	(7.8)N _{st}	(14.8)N _{st}	3	759	0.8796
Average							0.9218
Standard deviation							0.0214

b) 시행-2의 결과와 고찰

시행-2는 시행-1의 조건에, “정착편심”, “편향부 높이” 및 “바닥 증후”의 항목을 보강 설계 매개변수에 더하여 해탐색을 하였다. 그 결과를 표9에 보이고 있다. 바닥판 증후를 고려한 경우, 바닥판 증후에 의한 보강효과로 인하여 시행-1의 결과를 비교해서 전반적으로 ①“도입 프리스트레스력”과 ②“긴장재 단면적”의 값이 약간 적은 해가 탐색되고 있는 것을 알 수 있다. 또한, 하 플랜지의 잉여 응력이 시행-1의 경우와 비교하여 큰 것은 보강설계 모델이 바닥판 증후를 고려하지 않아도 외부 강선 보강만으로도 만족하는 보강 설계안이 산출되고 있기 때문에, 바닥판 증후를 고려하는 것으로 여유 있는 보강 설계가 되고 있다고 생각된다.

(4) RS-GA이 유용성

이상의 결과로부터 외부 강선 보강 설계문제에 대하여 RS-GA는 유의한 근사 최적해를 다수 탐색할 수 있는 것을 알 수 있다. 이 해들을 탐색하기 위해서는 각종의 최적화 매개변수(RS-GA 및 페널치 계수 등)의 튜닝이 요구되지만, 현재까지 이 방법에는 합리적인 사고 방식이 아직 미흡한 상태이다. 따라서, 그 매개변수의 튜닝은 당해 문제의 전형적 케이스를 예비 실험으로서 몇 패턴 시도하여 그 결과로부터 경험적으로 설정하길 바란다. 이것으로부터 수법 이용자는 최적화 문제의 정식화, 각종 RS-GA 매개변수의 튜닝에 요구되는 수고, 출력에 대한 요구 정도를 충분히

감안하길 바라지만, *RS-GA*는 *GA*에 이한 수법 특유의 범용성을 가지는 것부터, 이 작업과 상환 해서 얻을 수 있는 효용을 생각하면 상당히 이용가치가 있다라고 생각된다.

4. 결론

본 연구에서는 설계 공간에서 복수의 근사 최적해의 탐색을 목적으로, 교대형 유전자 알고리즘 (*RS-GA*)을 제안한다. 본 논문에서는 *RS-GA*에 관한 해설, 2차원 다봉성 함수에 대한 *RS-GA*의 시행부터, *RS-GA*의 해탐색 특성을 검증한다. 더욱더 *RS-GA*의 실천적 문제에서의 응용성에 관한, 외부 강선 보강 설계 문제를 예제로서 검토한다. 본 장에서는, 본 연구에서 얻은 지견을 요약하여, 본 논문의 결론으로서 한다.

- (1) 단순 *GA*에 의거한 복수의 근사 최적해를 탐색하는 수법으로서 *RS-GA*를 제안하였다. *RS-GA*는 알고리즘이 용이로 범용성이 높은 단순 *GA*를 약간 개량한 것으로, 단순 *GA*에서 현념화되는 초기 수속을 완화하여 더욱더 대역적인 복수의 해탐색을 가능케한다.
- (2) *RS-GA*의 해 탐색특성을 파악하기 위한 2차원 다봉성 함수를 예로 성능 검증을 실행하였다. 그 결과 *RS-GA*는 대역적인 해탐색성에 의한 복수의 근사 최적해를 거의 모두 탐색하는 것을 알았다.
- (3) *RS-GA*는 단순 *GA* 동양 집단 크기가 클수록 해의 탐색 정도가 높고, 또한 Humming 거리에 대해 역치와 적응도 억제 함수의 매개변수 등의 튜닝과 해의 탐색정도 효율은 깊은 관계가 있다.
- (4) *Family Elite* 는 *Family* 의 경신 회수에 비례하여 증가한다. 그 때문에 *Family* 가 경신 할수록 당해 *Family* 에 있을 개체는 억제 대상의 *Family Elite* 와의 유사도를 모두 측정할 필요가 있고, 대국적 탐색기능의 부작용으로서 최적화의 시간중에 관계한다.
- (5) 외부 강선 보강 설계문제의 적용례부터 최적화 문제의 정식화에 문제가 없으면, *RS-GA*는 구조 최적화 문제에서 유익한 복수의 근사 최적해의 제시가능성을 시사할 수 있다. 또한 실천적 최적화 문제의 구해에는 정식화에서 *RS-GA*를 고려할 궁리가 필요하다.
- (6) *RS-GA*를 적용한 실천적 최적화 문제의 해법에는 가능성이 많이 있다. 예를 들면, 복수의 해탐색이 가능하게 되면 얻은 많은 해들을 힌트로서 생각해보면 실천할 설계작업은 성능조사형 설계(Performance-Based Design)등에서 요구되는 다양한 설계를 우연히 연출하는 때에 빠뜨리지 못하는 엔지니어링 “도구” 같은 것이라는 가능성을 보이고 있다.

참고문헌

- 1) e.g. Goldgerg, D.E., *Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-wesley, 1989.
- 2) Moran.F., et al.(eds.), *Advances in Artificial Life, Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 929, Springer, 1995.
- 3) 構造工學委員會 AL(人工生命)技術の構造システム最適化への應用に關する研究小委員會、新しい構造システム最適化手法—人工生命技術の應用—、土木學會論文集、No.543/ I -36、1996.7、pp.1-18.
- 4) e.g. Shannon, C.E. and Weaver, W, *The Mathematical Theory of Communication*, Univ. of Illinois Press, 1949.
- 5) 鄭 勝仁、中村秀明、宮本文穗、藤原 充、連鎖探索型遺傳的アルゴリズムの提案と外ケーブル補強設計問題への應用、土木學會論文集、No.637/VI-45、1999.12、pp.149-164.