한국퍼지 및 지능 시스템학회 논문지 1998, Vol. 8, No. 3. (1998) 71 ~ 79

유전알고리즘과 Random Tabu 탐색법을 조합한 최적화 알고리즘에 의한 배관지지대의 최적배치

Optimum Allocation of Pipe Support Using Combined Optimization Algorithm by Genetic Algorithm and Random Tabu Search Method

양보석 · 최병근 · 전상범* · 김동조

Bo-Suk Yang, Byung-Gun Choi, Sang-Bum Jeon and Dong-Jo Kim

부경대학교 기계자동차공학부
* 한국 벤틀리 네바다(주)

요 약

본 논문은 유전알고리즘과 random tabu 탐색법을 조합한 새로운 최적화 알고리즘을 제안한다. 유전알고리즘은 전역적인 최적해에 대한 탐색능력이 우수하고, random tabu 탐색법은 최적해에의 수렴속도가 매우 빠른 알고리즘이다. 본 논문에서는 이 두 알고리즘의 장점을 이용해서 수렴정도와 수렴속도가 더욱 향상된 최적알고리즘을 제안하여 알고리즘의 수렴성능을 조사하고, 실제 최적화문제로서 지진응답을 최소로 하기위한 배관지지대의 최적배치문제에 적용하여 기존의 방법과 비교를 통하여 유용성을 검토하였다.

ABSTRACT

This paper introduces a new optimization algorithm which is combined with genetic algorithm and random tabu search method. Genetic algorithm is a random search algorithm which can find the global optimum without converging local optimum. And tabu search method is a very fast search method in convergent speed. The optimizing ability and convergent characteristics of a new combined optimization algorithm is identified by using a test function which have many local optimums and an optimum allocation of pipe support. The caculation results are compared with the existing genetic algorithm.

1. 서 론

유전알고리즘이란 생물진화의 원리와 유전학에 착상을 얻은 확률적 탐색법으로서 우수한 형질을 가진 개체가 자연계에 잘 적응하여 우수한 자손을 생성한다는 자연계의 법칙과 생식(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation)의 과정을 수행하는 유전학에 착상을 얻은 탐색법이다[1]. 특히 방대한 해공간 속에서도 강인한 탐색능력을 가지고 있으며, 다양한 최적화문제에서 이 알고리즘의 유용성이 입증되고 있다. 그리고 random tabu 탐색법은 Hu에 의해 고안된 학습알고리즘으로 국소적 최적해에 수렴하는 것을 방지하고, 수렴정도를 개선할 수 있는 방법이다[2].

유전알고리즘은 전역적인 최적해에 대한 탐색능력이 우수한 장점이 있는 반면, 유전알고리즘의 파라메터인 개체수와 세대수에 따라서 계산시간이 상당히 증가하는 단점이 있다. 또한 전역적 최적해 근처에서는 수렴속도가 현저하게 느려지게 되고, 경우에 따라서는 준최적해에 수렴되어 전역적 최적해를 찾지 못하는 경우가 발생한다[3]. 그리고 random tabu 탐색법은 최적해의 탐색속도가 대단히 빠른 장점이 있으나, 넓은 해공간과 다변수 최적화문제에서 최적해 탐색능력이 낮은 단점이 있다[4]. 그러므로 유전알고리즘의 전역적 최적해 탐색능력과 random tabu 탐색법의 빠른 탐색속도를 조합한다면, 최적해 탐색성능을 더욱 우수하게 할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 이 두가지 알고리즘의 장점을 이용해서 수렴정도와 수렴속도가 더욱 향상된 최적알고리즘을 제안하고, 이 알고리즘의 수렴성능을 조사하였다. 그리고 실제 최적설계문제로서 내진설계를 위한 배관지지대의 최적배치문제에 제안된 방법을 적용하여 기존의 방법과 비교검토하고 그 유용성을 확인하였다.

2. 유전알고리즘(genetic algorithm, GA)

GA는 우수한 적응도(fitness)를 가진 개체가 주위 환경, 즉 최적설계문제에서 주어진 구속조건하에서 더 큰 생존확률을 가지고 더 많은 교차조작에 참가하여 다음 세대에 우수한 개체를 생성한다는 자연계의 법칙과 번식, 교차, 돌연변이의 과정을 수행하는 유전학에 착상을 얻은 최적화방법이다[1]. 이 알고리즘의 연산과정을 요약하면 다음과 같다.

1) GA는 염색체의 개념을 사용하여 해를 표현한다. 염색체의 유전자로서 이진수(0과 1)를 이용하고, 이를 이용하여 개체를 표현한다.

2) 위와 같은 방법으로 초기에 지정된 개수만큼 임의로 개체를 만들어서 초기집단을 만든다. 그리고 초기집단의 각각의 개체에 대해서 목적함수를 이용하여 적응도를 계산한다. 적응도는 GA에서 개체의 우수성을 평가하는 척도이며, 다음 세대에 자손을 남길 개체로 선택될 수 있는 기준이 된다.

3) 계산된 적응도에 따라서 적응도가 높은 개체 2개가 선택되고, 이들을 교차확률에 따라서 일부분을 교차시킨다. 또한 돌연변이확률에 따라서 임의로 한 부분을 바꾸는 돌연변이조작을 수행한다.

4) 3)의 조작을 통해서 다시 지정된 개수만큼의 개체를 만들어 내고 다시 적응도를 계산하여 3)의 계산을 반복한다. 이 과정을 가장 우수한 최적해를 찾아낼 때까지 반복한다. 이 과정의 순서도를 Fig. 1에 나타내었다.

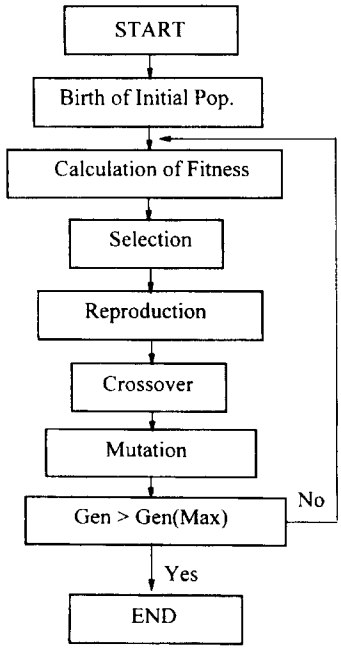

그림 1. 유전알고리즘의 순서도.
Fig. 1. Flowchart of genetic algorithm.

본 연구에서 사용된 GA의 조작연산자로는

2.1 선택교배전략(search strategy)

개체가 다음 세대에 자신의 유전자형을 남기는 과정으로, 적응도에 따라서 다음 세대에 자손을 남길 개체를 선택하게 된다. 선택방법으로서는 적응도비례전략과 엘리트보존전략을 함께 사용하는 방법을 이용했다. 적응도비례전략은 적응도가 우수한 개체일수록 다음 세대에 자손을 남길 확률이 높아지도록 하는 것이다. 엘리트보존전략은 이전 세대의 엘리트, 즉 적응도가 가장 우수한 개체를 다음 세대에 그대로 보존시키는 것으로 세대가 진행되면서 가장 우수한 엘리트의 적응도는 절대로 떨어지지 않는다는 장점이 있다. 그러나 국소최적해에 조기수렴할 가능성이 있으므로 적응도비례전략과 돌연변이조작을 적절히 병행하여 이용하였다.

2.2 교차(crossover)

교차는 번식과정에서 선택된 개체들에 대해서 지정된 교차확률에 따라서 개체의 스트링(string)의 일부분을 교환하여 새로운 2개의 개체를 만들어 낸다. 교차방법으로서 여러 가지가 있으나 1점교차법(one-point crossover)을 사용하였다. 개체는 교차과정을 통해서 유전적 다양성(genetic diversity)을 얻도록 하고, 해공간을 전역적으로 탐색하도록 하기 때문에 교차과정은 GA에서 매우 중요한 역할을 한다.

2.3 돌연변이(mutation)

교차의 과정을 거친 개체는 돌연변이확률에 따라서 임의로 변화된다. GA에서 돌연변이는 교차과정과 함께 집단의 다양성을 높이기 위한 것이다. 하지만 교차과정과의 차이점은 해공간을 국소적으로 탐색한다는 것이다. 또한 돌연변이확률이 높으면 전역적인 탐색 효과가 나타나며, 진화의 초기에 뛰어난 성능을 발휘하지만, 진화의 후반부에는 돌연변이확률이 높기 때문에 높은 적응도를 가진 개체를 바꿔버릴 수도 있다. 즉 탐색된 우수한 최적해가 사라질 수도 있다. 돌연변이가 발생하지 않는 경우에는 초기의 유전자조합 이외의 공간을 탐색할 수 없기 때문에 구할 수 있는 해에 한계가 발생하게 된다. 따라서 돌연변이확률의 적절한 선택은 대단히 중요하다. 일반적으로 돌연

변이는 고정된 확률로 유전자가 변화하도록 하는 방법을 사용하지만, 돌연변이확률을 동적으로 변화시키는 방법도 있다.

3. Random tabu 탐색법

Hu[2]는 Glover가 고안한 tabu탐색법을 개량하여 random tabu 탐색법(R-Tabu법)을 제안하고, 그 방법을 일반적인 구속조건이 있는 최적화문제에 적용했다. R-Tabu 법에서는 새로운 step수, count수의 2개의 정수를 정의한다. Step수는 탐색하고자 하는 근방영역의 개수이고, count수는 하나의 근방영역을 탐색하는 횟수의 상한치를 나타낸다. 제약조건을 만족하는 해의 제 1근사해(초기치)를 x_0로 하고, x_0 주위에 근방영역 $N(x_0, h_i)$을 Fig. 2와 같이 설정한다.
여기서 $h_i(i=1, ..., r)$는 step폭, r은 step수이다.

R-Tabu법은 각각의 근방영역 중에서 탐색을 시작할 초기치 x를 임의로 발생시키고, 그것에 의한 $f(x)$가 $f(x_0)$보다 적으면, 그 점을 영역내의 최소점으로서 기억한다. 이 과정을 반복해서 전체 근방영역에서 선택된 최소점들 중에서 가장 작은 x를 2차 근사해 x_1으로 하고, x_1주위에 다시 근방영역을 설정하여 앞의 탐색과정을 다시 반복한다. 이 알고리즘의 순서도는 Fig. 3과 같다.

이 방법의 특징은 다음과 같다.

1) 탐색영역을 크기가 다른 여러 영역으로 분할해서 탐색을 하기 때문에 맹목적인 탐색을 피할 수 있고, 따라서 탐색에 필요한 횟수를 줄일 수 있다.

2) Random 탐색을 하기 때문에 국소적 최적해에 빠지는 것을 막을 수 있고, 전역적 최적해를 구하는 것이 가능하다.

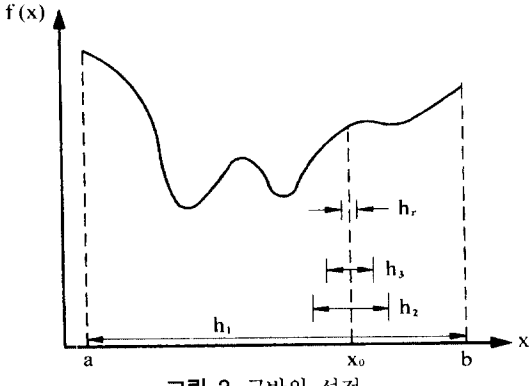

그림 2. 근방의 설정.
Fig. 2. Setting of neighbours.

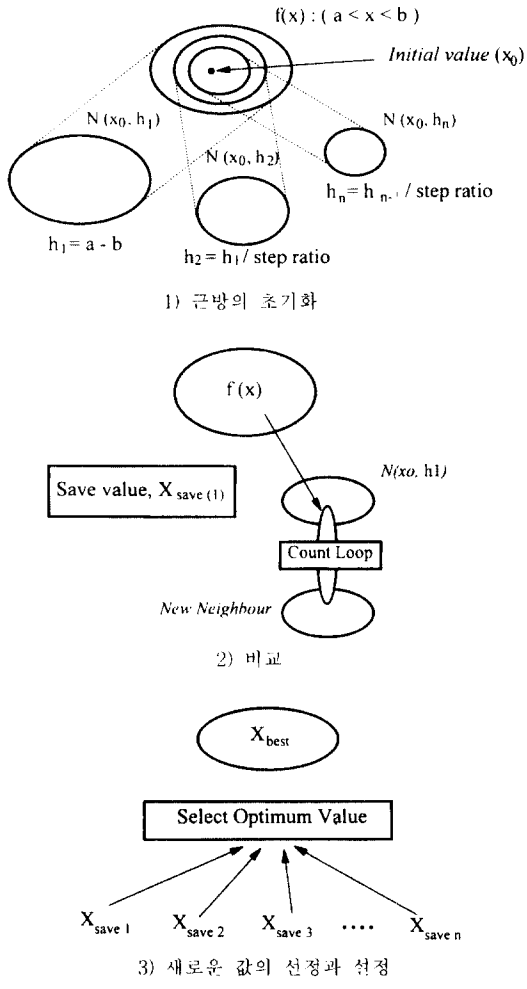

그림 3. Random tabu 탐색법의 순서도.
Fig. 3. Flowchart of random tabu search method.

3) 다른 최적화 방법과 조합하여 사용함으로서 정도가 보다 좋고, 최적해에 도달하는 수렴속도를 더욱 향상시킬 수 있다.

4. 조합최적화 알고리즘

GA는 전역적인 최적해에 대한 탐색능력이 우수하지만, 내부적으로 개체수와 세대수대로 같은 작업을 계속 반복하는 알고리즘이다. 따라서 GA의 파라메터인 개체수와 세대수에 따라서 계산시간이 상당히 증가하는 단점이 있다[3]. 또한 전역적 최적해 근처에서는 수렴속도가 현저하게 느려지게 되고, 경우에 따라서는 전역적 최적해 근방의 준최적해에 수렴하는 경우가 발생할 수 있다. 반면 R-Tabu법은 최적해 수렴

속도가 대단히 빠른 알고리즘이다. 그러므로 GA의 전역적 최적해 탐색능력과 R-Tabu법의 빠른 탐색속도를 조합하면 최적해 탐색성능을 더욱 우수하게 할 수 있을 것이다.

따라서 본 연구에서는 어느 정도 세대가 진행되어서 전역적 최적해에 근접할 때까지 진화의 전반부에는 GA를 이용하고 진화의 후반부부터 조합알고리즘을 이용하는 방법을 제안한다. 즉 전역적 최적해 부근까지는 GA만을 이용해서 최적해를 탐색하고 지정된 세대 동안 진화가 진전되지 않거나 진화속도가 매우 느려지게 되는 세대를 switching 기준으로 하여 이후부터는 GA와 R-Tabu법을 한 번씩 교대로 사용하는 결합방법을 이용한다. 제안된 조합알고리즘 부분의 연산과정을 요약하면 다음과 같다.

1) 먼저 GA의 번식, 교차, 돌연변이과정을 통해서 지정된 개체수만큼 해를 만들어 낸다.

2) 그러면 R-Tabu법에서는 GA에서 만들어진 해를 이용하여 탐색을 시작할 초기치로 설정한다.

3) R-Tabu법은 해공간이 넓어지면 탐색시간이 오래 걸리는 단점이 있기 때문에 지정된 초기값을 중심으로 해서 탐색범위를 아주 작게 설정하고, 이 탐색범위 내에서 해의 탐색을 시작한다.

4) 지정된 step수와 count수만큼 해를 탐색하고 난 후에 찾아낸 최적해가 GA에서 찾아낸 최적해보다 우수하면 이를 교체하고, 그렇지 않으면 다시 다른 개체로 넘어가서 R-Tabu 탐색을 실시한다.

또한 GA를 통해서 만들어진 개체들은 적응도에 따라서 상위적응도그룹과 하위적응도그룹으로 나눌 수 있다. 그러므로 모든 개체에 대해서 R-Tabu법을 적용하는 것이 아니라 적응도가 우수한 상위그룹에만 적용하도록 하여 낮은 적응도를 가진 개체들은 아예 R-Tabu법으로 탐색되지 않도록 하므로서 계산시간을 단축시킬 수 있다.

4.1 최적해 탐색성능

본 연구에서 제안된 조합알고리즘(SGA/R-Tabu)을 단순GA(SGA), 유성생식법을 이용한 GA(SRGA)와 최적해 탐색능력을 비교하였다. 계산예의 목적함수로는 전역적인 최적해주위에 수많은 국소최적해가 있는 다음의 2변수 함수(Fig. 4)를 사용하였다.

$$f(x_1, x_2) = (\cos 2\pi x_1 + \cos 2.5\pi x_1 - 2.1) \times (2.1 - \cos 3\pi x_2 - \cos 3.5\pi x_2)$$

$$(-10 \le x_1 \le 10,\ -10 \le x_2 \le 10)$$

함수의 전역최적해는 f_{opt}=-16.09172(x_1=-0.4373618, x_2=-0.3048438)이다. 변수 x_1, x_2의 범위는 각각 -10에서 10 사이로 하였다. 이 문제에 적용한 GA와 R-Tabu법의 파라메터는 Table 1과 같다.

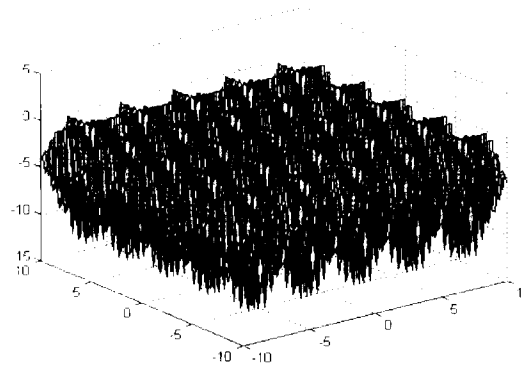

그림 4. 시행목적함수.
Fig. 4. Trial objective function.

이들 파라메터를 이용해서 각 알고리즘의 최적해 탐색 능력을 비교하였다. 특히 2차원문제에서 GA의 수렴정도와 수렴속도에 많은 영향을 미치는 돌연변이확률의 변화에 대한 탐색결과를 Table 2에 나타내었다.

본 조합알고리즘이 단순 GA(SGA)나 유성생식을 이용한 GA(SRGA)의 결과와 비교하여 계산에 이용

표 1. 유전알고리즘의 파라메터
Table 1. Parameter of genetic algorithm

Length of chromosome	20
Crossover probability, P_C	0.7
Population size, N	200
Maximum generation, G	500
Mutation probability, P_M	Constant type

표 2. 일정 돌연변이 확률에 대한 최적화능력의 비교
Table 2. Comparison of optimization ability for constant mutation probability

Mutation probability	Optimum value / Computation time(sec)		
	SGA	SRGA	SGA/R-Tabu
0.05	-16.07746/62	-16.09172/16	-16.091720/15
0.10	-16.09035/8	-16.09171/36	-16.091720/17
0.15	-16.09155/8	-16.09166/342	-16.091720/2
0.20	-16.08921/2	-16.09166/148	-16.091720/22
0.25	-16.08503/60	-16.09140/235	-16.091720/98
0.30	-16.08355/60	-16.09144/251	-16.091720/71
0.35	-16.09170/30	-16.08903/128	-16.091720/6
0.40	-16.09076/41	-16.08926/251	-16.091720/26
0.45	-16.09136/85	-16.09144/149	-16.091720/137
0.50	-16.08540/17	-16.09115/285	-16.091720/10

된 모든 돌연변이 확률에서 전역적인 최적해를 찾아내고 훨씬 우수한 최적해 탐색능력을 가지고 있는 것을 알 수 있다. 그러나 유전알고리즘만을 사용한 경우는 계산텀위내에서 전역적 최적해 근방의 여러 준최적해에 모두 수렴하고 전역적 최적해를 찾지 못하고 있다. 또한 개체수의 변화에 따른 탐색성능을 조사한 즉, 개체수가 많을수록 최적해를 더 빨리 찾아내는 것을 알 수 있다. 그러나 개체수가 많아지면 그만큼 GA의 반복횟수가 증가하고, 따라서 적절한 개체수의 선정도 중요하게 된다.

4.2 GA 파라메터의 적응적 결정

GA 파라메터는 해의 탐색효과에 영향을 주기 때문에, GA의 실행중에 해의 진화과정에 따라서 파라메터들을 적응적으로 조절하는 방법이 고려된다[5]. 또한 일반적인 GA는 적용문제에 따라서 시행착오를 통해서 적절한 파라메터를 찾아야 하는 불편함이 있다. 따라서 범용적으로 GA를 사용하도록 하기 위해서 파라메터를 조절하는 방법이 필요하다. 이 방법은 Table 3에 나타내듯이 결정된 세대에서 GA 파라메터를 단위량만큼 증감시키는 처리를 한다. 이 과정을 통해서 가장 적응도가 향상되는 GA 파라메터의 변화량을 채택하는 것이다. 이에 의해서 해의 진화에 따라 적응적으로 GA 파라메터를 조절하게 된다.

이 방법을 이용하여 앞에서 사용한 2변수 함수에 대하여 수렴성능을 조사하였다. 이 예에서 10세대마다 개체수와 돌연변이확률을 증감시키는 조작을 하였고, 증감량은 각각 100개, 20%이다. 다른 파라메터는 모두 같이 하였으나, 기본 돌연변이확률은 증감되는 양을 고려해서 50%의 확률로 고정시켜서 증감되도록 하였다. 수렴과정을 Fig. 5에, 그리고 계산결과를 Table 4에 나타내었다.

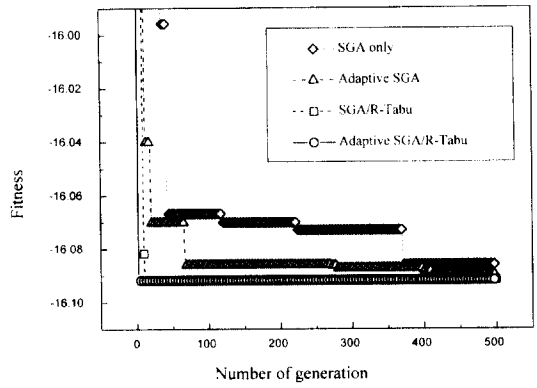

그림 5. GA 파라메터의 적응적 조정의 효과.
Fig. 5. Effect of adaptive adjustment of GA parameters.

위의 예에서 파라메터를 적응적으로 변화시키는 방법이 다른 방법과 비교하여 전역최적해에의 수렴성능은 가장 양호하나 최적해에 수렴하기까지 걸리는 시간이 더 많이 걸리는 단점이 있다. 즉, 파라메터를 적응적으로 변화시키는 방법은 범용적인 목적으로 GA를 사용하고자 할 때에 효율적인 것으로 생각된다.

표 3. GA 파라메터의 조정과 순위과정
Table 3. Process of adjustment and priority for GA parameters

Process	Priority
$P_M=P_M$, $N=N$	1st
$P_M=P_M+\Delta P_M$, $N=N$	2nd
$P_M=P_M$, $N=N+\Delta N$	3rd
$P_M=P_M-\Delta P_M$, $N=N$	4th
$P_M=P_M$, $N=N-\Delta N$	5th

표 4. 계산결과
Table 4. Computation results

	Fitness	Generation	Time(sec)
SGA only	-16.086059	371	36
Adaptive SGA	-16.089787	411	411
SGA/R-Tabu	-16.091720	15	2
Adaptive SGA/R-Tabu	-16.091720	11	13

5. 배관지지대의 최적배치문제

각종 플랜트 등에 설치되는 배관은 통상 구조물상에 지지되고 있고, 배관의 열팽창 등을 완화시키기 위해 고정시키지 않고 배관의 유연성을 확보하도록 spring-hanger 등의 강성이 낮은 지지대(support)를 일정간격마다 설치하고 있다. 이러한 배관계에 지진 등이 작용하는 경우에는 배관계의 구속을 가능한 늘려서 지진에 대한 응답이 증폭되지 않도록 하든가, 배관계의 구속을 극단적으로 적게하여 어떤 지진에 대해서도 그 지진을 유연구조에 의해 흡수하는 방법이 고려될 수 있다. 그러나 후자의 방법은 배관중량에 의한 극단적인 변형을 일으키고, 내부 유체의 원활한 흐름을 방해할 수 있으므로 동적인 작용력에 대해 적절한 구속효과를 발휘하도록 지지방법을 강구하여야만 한다[6].

따라서 본 연구에서는 대표적인 실제 지진데이터를 이용하여 배관계의 기초여진응답을 최소로 하는 배관계 지지대의 최적배치문제에 조합알고리즘을 적용하고, 조합알고리즘의 최적화능력 및 특성에 대해 조사하여 배관설계에의 적용가능성을 검토한다.

5.1 배관계의 모델링과 운동방정식

배관계의 모델[7]은 Fig. 6과 같이 상하방향 운동의 1차원 모델로 고려하고, 취급을 간단히 하기 위해 다음과 같이 가정한다.

1) 배관계의 질량은 집중질량으로 모델링한다.
2) 각 집중질량사이의 부재는 질량이 없고, 강성만을 가지는 스프링으로 모델링한다.
3) 각 집중질량은 수직방향으로 병진운동만 한다.
4) 각 집중질량들 사이의 부재의 스프링정수는 각각 모두 같다.

이상의 가정에 의해 구성되는 질점수 5의 배관모델을 Fig. 6에 나타낸다. Fig. 6과 같은 배관계에 Fig. 7과 같이 각각 강성계수 k_i와 감쇠계수 c_i(i=1~5)를 가지는 지지대(support)를 설치한다. 이때 양단고정부에 가해지는 지진파가진에 대한 각 질점의 절대가속도응답의 rms합을 최소로 하도록 하는 최적화문제를 정식화한다.

배관계의 질점 · 스프링모델의 양단지지점에 x_0의 지진변위가 입력되면, 각 질점의 운동방정식은 다음과 같이 된다.

$$M\ddot{z}_i + K(z_i - x_0) = 0 \quad (i = 1\sim5) \tag{1}$$

여기서 M은 질점의 질량, K는 부재의 스프링정수, z_i는 질점 i의 절대변위이다. 식 (1)에 각 질점의 상대변위 $x_i = z_i - x_0$를 도입하고, 운동방정식을 변형하여 행렬로 표시하면

$$\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{x}} + \boldsymbol{K}\boldsymbol{x} = -\boldsymbol{M}\ddot{x}_0\boldsymbol{I} \tag{2}$$

로 된다. 여기서 $\boldsymbol{I}$는 단위행렬, $\ddot{x}_0$는 입력지진파의 가속도이다. 해석에 이용한 입력지진파는 1952년 캘리포니아주의 Taft에서 발생하였던 Taft NS파를 이용하였다.

배관계의 각 질점에는 Fig. 9에 나타내는 지지대 s_i를 부착한다. 이 지지대를 부착하는 것에 의해, 각 질점은 그 상대변위 x_i와 상대속도 $\dot{x}_i$에 비례하는 반력 F_i를 받는다.

$$F_i = k_i x_i + c_i \dot{x}_i \tag{3}$$

이 F_i를 벡터표시하고, 식 (2)에 대입하면 지지대를 고려한 배관계의 운동방정식은 다음 식과 같이 된다.

$$\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{x}} + \boldsymbol{K}\boldsymbol{x} = -\boldsymbol{M}\ddot{x}_0\boldsymbol{I} - \boldsymbol{F} \tag{4}$$

배관의 응답은 t=0~20초까지를 Δt=0.01초의 시간증분으로 하여 계산점수 N으로 $\ddot{x}_i$를 중앙차분법을 이용해서 구하고 절대가속도응답 $\ddot{z}_i$를 다음 식에서 구한다.

$$\ddot{z}_i(t) = \ddot{x}_i(t) + \ddot{x}_0(t) \tag{5}$$

본 계산에서 질점 i의 절대가속도응답 $\ddot{z}_i$의 rms 값 e_i는 식 (6)과 같이 계산하고, 그 합 E를 구한다.

$$e_i = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\ddot{z}_{ij}^2} \tag{6}$$

$$E = \sum_{i=1}^{n} e_i$$

여기서 n은 질점의 수(=5)이다.

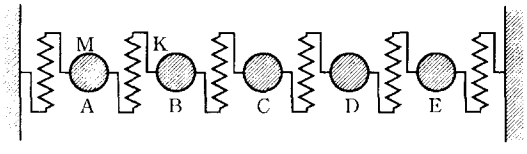

그림 6. 배관계의 질량 스프링 모델.
Fig. 6. Mass-spring model of piping system.

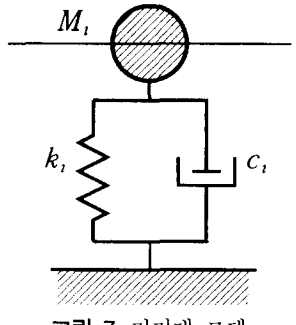

그림 7. 지지대 모델.
Fig. 7. Support model.

5.2 조합 최적화 알고리즘의 적용

기존의 GA에서는 유전자로서 이진수(0과 1)를 이용하여 염색체를 표현하지만, 본 논문에서는 Fig. 8과 같이 정수를 이용하여 하나의 염색체를 표현한다.

배관계를 5질점으로 모델링한다면, 위의 개체에는 스트링의 길이가 5이고, 1번 질점에 5번 지지대가, 2번 질점에 2번 지지대등이 배치되어 있는 경우를 표현하고 있다. 위와 같은 방법으로 초기에 지정된 개수만큼 임의로 개체를 만들어서 초기개체집단을 만들어낸다. 그리고 각각의 개체를 목적함수를 이용하여 적응도를 계산한다.

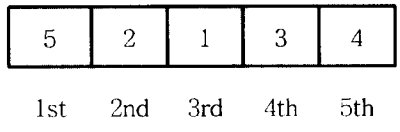

그림 8. GA의 염색체.
Fig. 8. Genotype of GA.

교차는 선택된 개체들에 대해서 수행된다. 2개의 개체가 선택되어 교차확률에 따라서 일부분을 교환하여 새로운 2개의 개체를 만들어낸다. 본 논문에서는 임의로 개체의 한점을 잡아서 교차를 수행하는 1점교차(one-point crossover)를 이용하였다.

교차과정에서 교차가 이루어진 후 다시 돌연변이 과정을 거친다. 교차의 과정을 거친 개체는 돌연변이 확률에 따라서 변화된다. 본 연구에서는 1~6의 6개의 제한된 숫자를 이용하여 염색체를 만든다. 즉 1개의 숫자가 정해지면 이 숫자에 대해서 대립유전자가 5개가 존재하게 되는데 돌연변이시에 이 대립유전자 5개 중에서 임의로 선택하여 바꾸는 방법을 사용한다. 돌연변이확률은 세대가 진행됨에 따라서 지수함수를 이용하여 감소하게 하였다.

위의 조작을 통해서 다시 지정된 개수만큼의 개체를 만들어내고 다시 계산을 반복한다. 따라서 본 최적배치문제는 식 (7)의 E값을 평가함수의 적응도로 하여, 이 값이 최소로 되도록 지지대를 배치하는 것이다.

5.3 계산결과

수치계산에서는 부재의 스프링정수 K=20,000 N/m, 질점의 질량 M=33.94 kg, 지지대의 배치수 5 개소, 지지대의 종류 6 종류로 하여 수행하였다. GA의 파라메터로서 개체수 10개, 교차확률 60%, 돌연변이 확률은 지수함수를 사용하였다. 선택전략으로는 엘리트보존전략(Full Eliticism)과 적응도비례전략(Roulette Wheel Selection)을 함께 사용하였다. R-Tabu법의 파라메터로서 step 수 2, count 수 10으로 하였다.

표 5. 지지대 특성
Table 5. Support characteristics

Support point	Spring constant (N/m)	Damping coefficient (N · s/m)
s_1	0	0
s_2	10,000	260.52
s_3	20,000	285.39
s_4	30,000	308.26
s_5	50,000	349.53
s_6	100,000	435.94

또한 사용되는 지지대의 각 특성치는 Table 5와 같다. 6종류의 지지대 중에서 중복을 허용하여 5개를 선택하도록 한다.

Fig. 9에는 Taft NS 지진파의 가속도파형을, Fig. 10에는 이 Taft NS 지진파에 대하여 조합알고리즘(SGA/R-Tabu)으로 시뮬레이션을 수행하였을 때의 적응도의 수렴특성을 단순GA(SGA)의 결과[8]와 비교하여 나타내었다. 이 경우에는 지지대를 배치할 수 있는 경우의 수가 6^5(=7766)으로 해공간이 그다지 넓지 않으므로 신속하게 최적해를 찾아내고 있다. 그러나 역시 탐색속도에서는 조합알고리즘이 더욱 빠르고, SGA의 경우는 국소최적해에 빠지는 경우가 있어 개체수를 조합알고리즘보다 더 많은 15개로 하였으므로, 결과적으로는 조합알고리즘의 최적해 탐색성능이 더욱 우수함을 알 수 있다. Table 6은 최적해를 확인하기 위해서 65가지의 모든 경우에 대해서 rms값을 계산하고, rms값의 순으로 상위 4위까지와 최하위값(Max)을 나타내었으며 시뮬레이션의 결과와 잘 일치

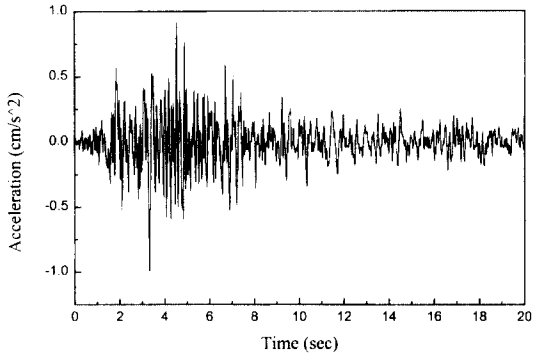

그림 9. Taft NS의 가속도 파형.
Fig. 9. Acceleration wave of Taft NS.

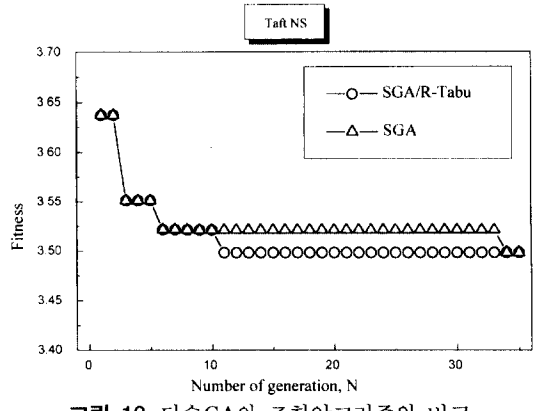

그림 10. 단순GA와 조합알고리즘의 비교.
Fig. 10. Comparison of SGA and combined algorithm.

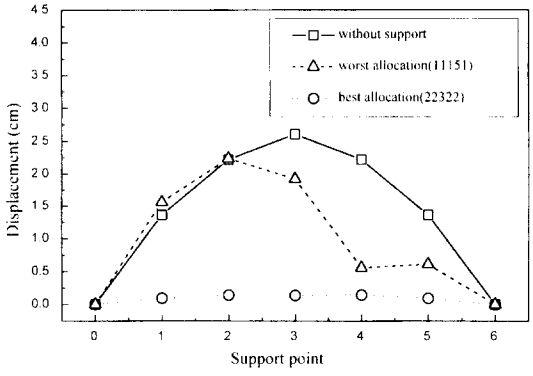

그림 11. 배관계의 응답.
Fig. 11. Response of piping system.

표 6. 지지대 배치의 비교
Table 6. Best 4 of support allocation

Rank	Allocation					rms value(m/s^2)
	A	B	C	D	E	
1	2	2	3	2	2	3.4986
2	2	2	3	2	3	3.5212
	3	2	3	2	2	
3	2	2	4	2	2	3.5233
4	6	2	2	2	2	3.5285
	2	2	2	2	6	
Max.	1	1	1	5	1	29.3865
	1	5	1	1	1	

하고 있다. 이상의 최적배치와 최악배치를 하였을 때의 배관계 응답을 지지대가 없는 경우와 비교하여 Fig. 11에 나타내었다.

6. 결 론

본 논문에서는 유전알고리즘의 뛰어난 대국적 최적해 탐색능력과 random tabu 탐색법의 빠른 최적해 탐색속도를 이용한 조합 최적해 탐색알고리즘을 제안하고, 그 탐색능력을 2변수 다봉성함수를 이용하여 검토하였다. 또한 실제 최적화의 예로서 배관지지대의 최적배치문제에 적용하여 그 적용성을 확인하였다. 아울러 GA파라메터인 돌연변이확률, 개체수 등을 시행착오를 통하여 결정하는 단점을 해결하기 위해서 GA 파라메터를 적응적으로 변화시키는 방법을 검토하였다.

조합 알고리즘을 적용대상의 특징에 맞춰서 각 알고리즘의 장점을 적절히 이용하므로서 해공간이 복잡하거나 다변수문제인 경우에도 조합알고리즘을 적용할 수 있다.

참고문헌

[1] Goldberg, D. E., Genetic Algorithm in Search, Optimization & Machine Learning, Addison-Wesley Pub. Co., 1989.

[2] Hu N., Tabu Search Method with Random Moves for Globally Optimal Design, International Journal of Numerical Methods in Engineering, **35**, pp. 1055-1070, 1992.

[3] Yu. Y. H., et al., Optimum Design of a Damping Plate by Using Genetic Algorithm, Asia-Pacific Vibration Conference, Kyungju, Korea, pp. 596-601, 1997.

[4] Yang, B. S., et al., Learning Improvement of Neural Network by Tabu Search Method, 2nd Int. Conf. on Acoustical and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques, CETIM, France, **2**, pp. 845-852, 1995.

[5] Kozakai N., Nakamura M., 設計最適化におけるGAパラメータの適應的決定法の檢討, 日本機械學會, 第6回設計工學・システム部門講演會 講演論文集, No.96-45, 1996.

[6] 日本機械學會編, 耐震設計와 構造動力學, 日本工業出版(株), pp. 189-191, 1985.

[7] 양보석외 3인, 유전알고리즘을 이용한 배관지지대의 최적배치(제 1보), 대한기계학회 춘계학술대회 논문집, pp. 440-443, 1997.

[8] 양보석외 3인, 유전알고리즘을 이용한 배관지지대의 최적배치(제 2보), 한국소음진동공학회 춘계학술대회 논문집, pp. 128-132, 1997.

[9] Yang, B. S., et al., Optimum Balancing of Rotating Machinery Using Genetic Algorithm, 6th Int. Conf. on Transport Phenomena and Dynamics of Rotating Machinery, Maiami, USA, **1**, pp. 106-115, 1996.

양 보 석(Bo-Suk Yang) 정회원

1978년 : 부산수산대학교 기관공학과 (공학사)
1980년 : 부산수산대학교 기관공학과 (공학석사)
1985년 : 일본 Kobe 대학교 자연과학 연구과 (공학박사)
1989년~1990년 : 미국 Univ. of Virginia 연구교수
1985년 ~ 1966년 : 부산수산대학교 기계공학과 조교수~교수
1996년 ~ 현재 : 부경대학교 기계자동차공학부 교수
주관심분야 : 인공지능을 이용한 진동최적설계, Model Updating, 감시 및 진단 시스템개발

최 병 근(Byung-Gun Choi) 정회원

1991년 : 부산수산대학교 기계공학과 (공학사)
1993년 : 부산수산대학교 기계공학과 (공학석사)
1997년 : 부산수산대학교 기계공학과 (박사과정 수료)
주요관심분야 : GA, Immune 알고리즘을 이용한 진동최적설계

전 상 범(Sang-Bum Jeon) 정회원

1996년 : 부산수산대학교 기계공학과 (공학사)
1998년 : 부경대학교 기계공학과 (공학석사)
1998년 ~ 현재 : 한국 벤틀리 네바다(주)
주요관심분야 : 회전기계의 진동 진단 시스템개발

김 동 조(Dong-Jo Kim)

1970년 : 동아대학교 기계공학과 (공학사)
1982년 : 부산수산대학교 기관공학과 (공학석사)
1987년 : 부산수산대학교 기관공학과 (공학박사)
1972년~1996년 : 부산공업대학교 기계공학과 교수
1996년 ~ 현재 : 부경대학교 기계자동차공학부 교수
주요관심분야 : 기계진동계측, 초음파신호 응용시스템