

핵연료 최적 장전모형 탐색을 위한 GA-SA 혼합형 프로그램에 관한 연구

김 휴 찬* · 조 경 호**

A Study on the GA-SA Hybrid Program for the Optimal Fuel Loading-Pattern Search

Hyu-Chan Kim* and Kyung-Ho Cho**

ABSTRACT

In this study, several searching algorithms such as the SA(simulated annealing), GA(genetic algorithm) and their variance have been reviewed and implemented in C programming language for the searching modules for the optimal fuel loading pattern. These modules have been interfaced with three simple core calculation codes written in Fortran programming language and tested for their performance. As a result, a hybrid searching algorithm based upon the GA and SA has been developed to supplement each algorithm's drawbacks. This hybrid one has shown the best performance among the tested ones. In this hybrid search engine, a new cooling schedule, i.e. 'the cooling schedule with reheating stages' has been also devised to improve the usual 'simple banner cooling schedule' of the SA.

Key words : Optimal loading pattern, Simulated annealing, Genetic algorithm, Hybrid algorithm, Cooling schedule

1. 서 론

핵연료의 최적배치 기술은 선진국의 기술이전 회피분야로서 아직까지 우리 나라의 독자적인 기술력이 확보되지 못하고 있는 실정이다. 현재 한국형 원자로

를 자체 개발하였다고 하나, 이를 효과적으로 운영하기 위한 독자적인 운영능력의 확보가 당면과제로 부각되고 있다. 또한, 현재 ERC 과제로 수행중인 신형 원자로의 개발에 있어서도 새로운 원자로에 부합되는 최적의 핵연료 장전모형을 독자적인 우리 기술력으로 개발해야 하는 당면과제가 있다.

핵연료 재배치의 적절한 결정은 연료의 경제성 및 발전소의 안전성과 밀접한 관계를 갖고 있다. 핵연료배치의 최적화는 연구방법론에 따라 그 목표가

* 제주한라대학 사무자동화과

Dept. of Office Automation, Cheju Halla College

** 제주대학교 에너지공학과

Dept. of Nuclear and Energy Eng., Cheju Nat'l Univ.

서로 다를 수 있으나 단일 주기의 경우 대개 핵분열 물질 사용의 극대화, 첨단 평균 중성자비의 최소화, 연료주기의 최대화, 연소도의 최대화 등을 들 수 있다. 그러나 이러한 최적화의 목표들이 각각 독립적이지 아니라 서로 긴밀히 연결되어 있다는 것이 기존 방법을 통한 문제해결을 어렵게 하는 주요 요인이다.

지금까지 연구된 최적화 방법 중에서 경험과 직관에 의존한 수동배치방법은 사용자의 경험과 직관에 크게 의존하는 방법으로서 동 분야에 대한 국내 경험 축적자가 빈약하다는 것이 문제점으로 지적되고 있다. Linear or Dynamic Programming¹⁾, Matching Algorithm²⁾, Calculus of Variation, Linear & Gradient Projection Method 등의 기존 최적화 방법은 노심해석 모델 혹은 목적함수 구성의 단순화가 필요하고 해석결과와 실제 원자로 출력상황에 괴리가 클수 있다는 문제점이 있다. 여타 다른 산업분야에서 좋은 효과를 보이고 있는 확률통계론적인 최적화 방법 중의 대표적인 방법인 SA³⁾나 GA⁴⁾를 이용한 방법은 목적함수의 변화율을 필요로 하지 않아 목적함수 구성의 유연성이 여타 방법에 비하여 높다는 장점이 있다. 최근 국내외의 원자력분야에서도 이러한 방법을 이용한 연구^{5),6),7)}가 시도되고 있으나 아직까지는 가시적인 성과에 도달하지는 못하고 있는 실정으로 평가된다. 본 연구에서는 이러한 확률통계론적인 최적화 방법을 이용하여 최적의 핵연료 장전모형을 탐색할 수 있는 탐색알고리즘 개발에 대한 연구를 수행하였다.

II. 최적해 탐색 알고리즘

2.1. Modified Genetic Algorithm(MGA)

기존의 일반적인 SGA(simple genetic algorithm) 알고리즘으로는 본 연구에서 추구하고자 하는 목표를 달성하는 데 문제가 있다. 이에따라, 본 연구에서는 기존의 GA를 다음과 같은 관점에서 개선시킨 수정된 MGA를 자체 개발하여 사용하였다.

- SGA에서는 해집단을 처음에는 무작위로 구성하고 이후의 세대교체에서는 교배, 돌연변이, 도태 등의 GA 연산자들을 사용하여 생성되는 자손들로 해집

단을 구성한다. 그러나, 본 연구에서의 MGA에서는 Micro-GA에서 볼 수 있는 해집단의 주기적 재구성 메카니즘을 도입한다.

- SGA에서는 현 세대의 가장 좋은 해가 다음세대에서도 항상 나타난다는 보장은 없다. 다만, 그 해와 유전형질면에서 유사한 해들이 자손 세대에 많이 발현된다는 것이다. 이점을 보완하기 위하여 본 연구에서는 현재의 가장 좋은 해를 다음 세대에 보존하는 전략(elite policy)을 도입하였다. 그러나, 이러한 전략은 자칫하면 극우성 유전자가 해집단에 급속히 확산되어 조기수렴에 빠질 수도 있음에 유의하여야 한다.
- 교배연산자로서는 복수점 교배연산자로 방문 판매원 문제에서 많이 연구되었던 부분일치 교차(partially-matched crossover, PMX) 방법을 핵연료 집합체 배치문제에 적합하도록 변형하여 사용하였다. 이때 고려된 사항들은 1/4 core 혹은 1/8 core 에서의 집합체 배치의 대칭성과, 전체 core 에서의 각 집합체별 사용 개수의 총합에 대한 구속조건 만족 등이다.
- 돌연변이 연산자도 기존의 SGA에서의 돌연변이 확률에 따른 각 비트별 적용과는 다르게 특정 집합체를 임의로 2개 선택하여 그들의 위치를 위에서 언급한 core 내에서의 대칭성이 훼손되지 않는 범위에서 상호교환하는 방법으로 바꾸어 사용하였다.
- SGA에서는 일반적으로 개체의 적응도로 목적함수 값 혹은 이의 역수를 그대로 사용한다. 그러나, 본 연구에서는 적용하고자 하는 문제의 특성을 고려하여 재계산된(스케일링된 혹은 표준화된) 적응도를 사용한다. 적응도의 스케일링 방법으로는 일반적으로 잘 알려져 있는 선형 표준화, σ 절단, 거듭제곱 표준화 등이 모두 프로그램으로 구현되었다.
- SGA에서는 도태 및 교배를 위하여 개체를 선택하는 방법으로는 roulette wheel selection 이라는 적응도 비례전략을 주로 사용한다. 그러나, 본 연구에서는 각 개체의 표준화된 적응도를 기준으로 적응도 비례전략 뿐만 아니라 순위전략, 토너먼트 전략 등을 모두 프로그램으로 구현하여 필요에 따라 선택적으로 사용할 수 있도록 하였다.

2.2. Simulated Annealing(SA)

SA는 통계역학의 용해상태에 있는 물질을 냉각시켜 결정상태에 도달시키는 프로세스로부터 힌트를 얻은 알고리즘이다. 이 알고리즘에서는 국소해에 빠지는 것을 방지하기 위해서 확률적인 천이를 도입하고 있다. SA에서의 해의 천이과정은 다음과 같다. 현재의 해 S 근방을 탐색하여 해 S' (이웃해, neighborhood solution)가 얻어진 경우 Metropolis_Criterion 이라 불리는 다음과 같은 조건으로 탐색을 진행한다.

- $dC < 0$ 이 되어 S'가 현재의 해 S보다도 좋은 해이면 현재의 해 S로부터 해 S'로의 해의 천이(move S to S')가 반드시 실행된다.
- $dC > 0$ 이 되어 S'가 현재의 해 S보다도 나쁘게 평가되는 해일지라도, $\exp(-\frac{dC}{T})$ 의 확률로 move S to S'의 천이가 가능하도록 한다.

여기서, $dC = cost(S') - cost(S)$ 는 목적함수의 증가량을 뜻하고, T는 적당한 조정변수로서 일반적으로 온도(temperature)라고 불리고 있다. Metropolis_Criterion에 따르면 T가 크면 클수록, 해가 나빠도 그 해로의 천이 확률이 커지게 된다. 수렴을 빠르게 하기 위해서 최초에는 T를 크게 설정하여 두고, 조금씩 T를 감소시켜 간다. 이러한 조작을 뜨임 혹은 풀림(annealing)이라 일컫는다.

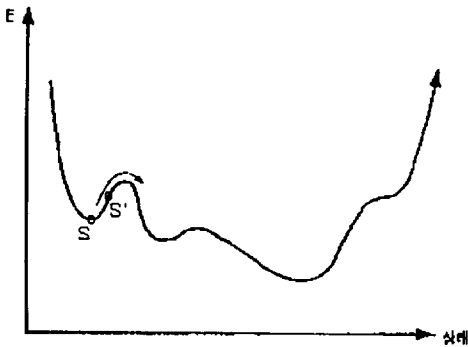


Fig. 1 Hill climbing in simulated annealing

Fig. 1과 같은 탐색공간의 산(peak)과 골(valley)을 생각하면, SA에서의 온도 T의 높고 낮음은 처음에는 크게 공을 튀겨서 골짜기에서 빠져나오기(hill climbing) 쉽도록 하다가 점차 튀기는 정도를 감소시키는 조작과 유사하다.

SA를 효과적으로 수행하기 위해서는 온도 T의 초기치 문제와 온도의 냉각속도 문제를 적절히 해결할 수 있어야 한다. 온도 T의 초기치가 너무 낮으면 조기수렴 문제가 발생하여 적절한 효과를 얻을 수 없고, 온도 T의 초기치가 너무 높아도 계산에 너무 많은 시간이 소요되기 때문에, 적절한 초기 온도를 설정할 수 있어야 한다.

2.3. Hybrid Searching Algorithm (Modified GA + SA)

단순한 냉각스케줄을 갖는 SA보다는 재가열 과정이 도입된 SA가 보다 좋은 질의 최적해를 탐색할 수 있으나, 상대적으로 전체적인 실행시간이 크게 증가하는 문제점이 있다. 한편, SA나 GA와 같은 확률통계론적 탐색알고리즘을 연구하는 그룹에서 그동안의 많은 연구결과를 토대로 두 알고리즘에 대하여 다음과 같은 특성을 밝혀내었다. 즉, SA와 GA의 탐색성능에서 가장 두드러진 차이점은 다음과 같이 정리된다^{8),9)}.

- GA는 다점탐색(multi-point search)에 의한 내재적 병렬탐색(implicit parallel search)의 속성으로 최적해 탐색의 초기단계에서 전역탐색(global search) 능력이 우수하고 탐색과정의 후반부에서는 최종해에 수렴하는 능력이 약하여 결과적으로 최종해 주위를 맴도는 wandering 현상을 보인다.
- 반면에, SA는 일점탐색(one-point search)에 기반을 둔 알고리즘이라는 면과, 국지해로의 조기수렴(pre-mature) 문제를 회피하고 국지해를 탈출할 수 있는 능력(hill climbing ability)을 부여하기 위하여 초기의 높은 온도로 비교적 해의 천이 확률을 크게 하는 방법을 사용하기 때문에 초기 탐색과정에서는 GA보다 해의 수렴성향이 매우 완만하다. 그러나, 탐색과정의 후반부에서는 GA와는 달리 일점탐색을 수행하고, 냉각온도의 감소에 따라 해의 천이확률도 극히 낮아진 상태여서 지역탐색(local search) 능력이 우수하게 되어 최종해로의 수렴성이 GA보다 좋은 경향을 보인다.

본 연구에서는 이상과 같은 SA와 GA의 속성을 이용하여 다음과 같은 hybrid 형의 탐색알고리즘을

개발하여 실험하였다. 즉, 핵연료 집합체의 최적배치 탐색의 초기단계에서는 전역탐색 능력이 우수한 GA를 기반으로 탐색을 수행하고, 탐색된 해의 질을 평가하여 일정 수준에 도달한 해가 GA로부터 찾아지면, 지역탐색 능력이 우수한 SA를 기반으로 하는 탐색알고리즘을 사용한다. 이를 위하여 본 연구에서는 기존의 GA 알고리즘에 의거하여 본 연구진이 개발한 탐색프로그램과 기존의 SA를 이용하여 개발하여 사용 중이던 탐색프로그램을 수정하여 새로운 복합형 탐색엔진을 개발하였다.

III. 탐색알고리즘 적용결과

3.1. 목적함수

본 연구의 최적화 목표는 다음과 같은 두가지 지표를 주어진 가중치에서 합한 최적화 지표를 최대화시킬 수 있는 핵연료 집합체의 장전모형 탐색에 있다.

- ◆ 안정성 지표 개선도(impr1) : 출력분포 표준편차의 개선도

$$impr1 = \frac{\sigma(P_0)}{\sigma(P)}$$

여기서, P_0, P 는 각각 기준 장전패턴과 임의 장전패턴을 의미하고, $\sigma(P)$ 는 장전 패턴 P 에 대한 BOC 및 EOC에서의 출력분포 표준편차의 합을 뜻한다.

- ◆ 경제성 지표 개선도(impr2) : Burnup 량의 개선도

$$impr2 = \frac{Burnup(P)}{Burnup(P_0)}$$

여기서, $Burnup(P)$: 장전 패턴 P 에 대한 BOC burnup 이다.

- ◆ 최적화 지표(avgimpr) : 탐색프로그램의 목적함수

$$avgimpr = \frac{(w_1 * impr1 + w_2 * impr2)}{w_1 + w_2}$$

여기서, $w_{1,2}$ 은 각 지표 사이의 상대적 가중치를 의미한다.

최적화의 대상인 impr1, impr2 및 avgimpr의 의미는

노심해석 코드를 이용하여 수작업으로 얻어진 핵연료 장전패턴 중 가장 좋은 것을 기준 장전모형으로 하고 이에 대하여 안전성 평가지표의 개선도를 impr1, 경제성 평가지표의 개선도를 impr2, 그리고 이들 두 평가지표에 상대적인 가중치를 부여하여 얻은 것이 기준 장전모형에 대한 상대 개선도 avgimpr 최적화 지표라 한다. 따라서, 이 값이 크면 클수록 해당 핵연료 장전모형은 이상의 평가기준에서 볼 때 점점 더 좋은 장전모형으로 개선됨을 의미한다.

3.2. 기준 장전모형

본 연구에서 탐색알고리즘의 작동성능 평가를 위한 실험대상은 고리 4호기 4주기의 노심 장전모형을 기준으로 하였고, Fig. 2는 이때의 1/4 노심의 기준 장전모형이다.

9	9	5	4	7	5	5	9
9	8	8	12	8	5	2	9
5	8	7	3	12	3	1	
4	12	3	10	6	1	11	
7	8	12	6	1	10		
5	5	3	1	10			
5	2	1	11				
9	9						

Fig. 2 Reference loading pattern

3.3. 노심해석 코드

새로운 핵연료 장전모형에 대한 적정성 여부를 평가하기란 결코 간단한 문제가 아니다. 본 연구에서는 장전모형 탐색을 위한 탐색알고리즘의 성격상 장전모형의 적정성 여부의 평가가 빠른 시간 내에 수행될 수 있어야 하는 제한성을 가진다. 이러한 관점에서 본 연구에서는 MIT에서 개발된 SCOUPE 코드와 서울대에서 개발된 두 개의 노심 해석코드 NOPES 및 OLPSP를 검토하여 본 연구에서 근간으로 하는 최적화 기법과 연결하여 사용하기가 가장 편리한 코드로 SCOUPE를 선정하여 사용하였다.

3.4. SA에서 냉각방법의 중요성

SA에서는 온도 T가 크면 클수록 현재의 해와 해

의 질 면에서 상대적으로 커다란 차이가 있는 이웃해가 새로운 해로 받아들여질 확률이 높아진다. 반대로 T가 작으면 작을수록 이러한 변화가 받아들여질 확률도 그만큼 작아진다. 알고리즘의 전체적인 수렴속도 면에서 볼 때에도 T가 작을수록 수렴의 속도는 빨라지고, 반대로 T가 크면 그만큼 해의 천이과정이 오랫동안 지속된다. 이처럼 SA에서의 조정변수로서의 T의 역할이 매우 중요하다는 인식에 따라 그동안 많은 연구가 조정변수 T에 대하여 수행되어 왔다. 그럼에도 불구하고 조정변수 T의 결정에 있어 현재로서는 모든 문제에 쉽게 적용시킬 수 있는 일반화된 방법이 정립되어있지 못한 실정이다.

따라서, SA를 이용하는 대부분의 경우 냉각방법(cooling schedule)으로는 일반적으로 banner schedule 이라고 알려진 냉각방법을 사용한다. 이 방법에서는 온도의 냉각을 지수함수적으로 줄여나가는 방법으로 SA를 이용하는 문제에서 냉각스케줄에 대한 심각한 고려 없이 쉽게 채택되는 가장 보편화된 방법 중의 하나이다. Fig. 3은 banner schedule 에 따른 냉각스케줄을 나타낸 것이다.

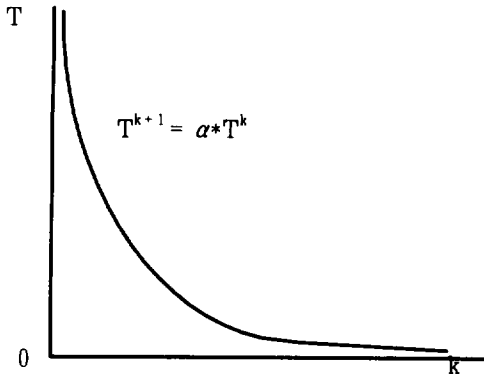


Fig. 3 Simple banner cooling schedule

기존의 단순한 냉각스케줄의 SA에서의 탐색성능 검토를 위하여 최적화의 대상은 avgimpr 값의 극대화 로 제한하였다. Table 1에서 보는 바와 같이 α 값을 0.85, 0.90, 0.95 의 세가지 값 모두에 대하여 avgimpr 값이 기준치 1을 밑도는 결과만 얻을 수 있었다. 이러한 결과는 SA 분야에서 많이 사용되는 기존의 단순한 냉각스케줄로는 본 문제에서 요구되는

보다 개선된 해연료 장전모형의 탐색에 실패하고 있음을 보인다.

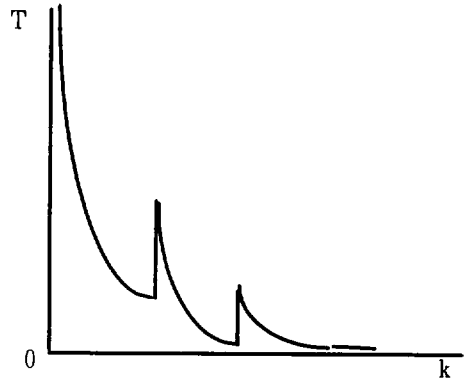


Fig. 4 Cooling schedule with two reheating stages

그러나, 적용하고자 하는 문제의 특성에 따라서 적절한 냉각스케줄을 설계할 수 있는 능력이 있다면 SA의 적용에 있어 보다 효과적인 결과를 기대할 수도 있다. 본 연구에서는 Fig. 4에서 보는 바와 같이 2번의 재가열 과정이 있는 냉각스케줄(cooling schedule with two reheating stages)을 고안하여 그 성능을 비교분석하여 보았다. 온도감소계수 α 값을 0.85로 하여 재가열 과정만이 도입된 SA로 최적해를 탐색한 경우가 Table 1의 No. 4 로서 본 연구에서 비교의 대상으로 하는 최적화 지표값인 avgimpr 값이 1.059 으로 No. 1~3 들의 결과 보다 개선된 결과를 보임을 알 수 있다. 그러나, 이때의 실행시간은 재가열 과정 때문에 여타 다른 방법에 비하여 실행시간이 513 sec로 가장 많

Table 1 Summary of simulated annealing

No.	α^1	impr1	impr2	avg-impr	run time (sec)	Temp. ²	remarks
1	0.85	0.972	0.904	0.955	105	0.456	simple banner cooling schedule
2	0.90	0.986	0.747	0.926	77	1.351	
3	0.95	0.900	1.179	0.970	74	3.774	
4	0.85	1.032	1.138	1.059	513	1.0e-5	2 reheating stages

1. cooling coefficient in SA

2. Freezing temperature at which no better solution is found

이 소요되었다.

3.5. Hybrid 형 탐색엔진의 적용결과

이상의 결과로부터 단순한 냉각스케줄을 갖는 SA 보다는 재가열 과정이 도입된 SA가 보다 좋은 최적해를 탐색할 수 있으나, 상대적으로 전체적인 실행시간이 크게 증가하는 문제점이 있음을 발견하였다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 GA의 초기 전역탐색 능력과 SA의 탐색 후반부에서의 지역탐색 능력을 상호 보완한 복합형 탐색엔진을 구성하여 그 성능을 실험하였다.

Table 2는 이상에서 언급된 복합형 탐색엔진의 성능평가를 위하여 노심해석 코드 SCOUPE와 연결하여 핵연료 장전패턴의 최적해 탐색결과이다. 비교의 편의를 위하여 Table 1에 기록되었던 SA 결과들도 연번 1~3에 함께 표시하였다. 결론적으로 말해서, No. 6의 결과가 복합형 탐색엔진에 의한 결과이다. No. 4의 결과는 본 연구에서 새로 고려된 재가열 과정이 있는 SA의 결과로서 단순 냉각과정에 따르는

기존의 일반적인 SA 결과(No. 1~3)에 비하면 해의 질(여기서는 avgimpr의 값)이 크게 개선될 수 있음을 보였지만, 전체적인 실행시간이 크게 증가하는 문제점을 보였다.

No. 5의 결과는 기존의 Simple GA(SGA)만을 이용한 탐색결과로서 SA보다도 충분히 긴 탐색시간에서도 SA의 결과 No. 1~3과 비교하여 비교우위의 결과를 보이지 못하고 있다. 이처럼 SGA 만으로는 본 연구에서 목표로 하고 있는 핵연료 집합체의 최적배치에 그대로 사용할 수 없음을 알 수 있다.

본 연구에서 도입한 복합형 탐색알고리즘 결과(No. 6)에서는 온도를 감소계수 α 값을 0.85로 하고 재가열 과정을 도입할 경우 최적화 지표값인 avgimpr 값이 1.068로서 No. 1~5 들의 결과 보다 개선된 결과를 보임을 알 수 있다.

3.6. 핵연료 집합체 최적배치 탐색결과

SCOUPE 코드는 BOC에서의 출력분포가 심하게 찌그러질 경우 계산결과의 오차가 심하기 때문에 그

Table 2 Results of various searching algorithms

No.	search algorithm	α^1	impr1	impr2	avg impr	run time (sec)	T^2	remarks
1	SA	0.85	0.972	0.904	0.955	105	0.456	simple banner cooling schedule
2		0.90	0.986	0.747	0.926	77	1.351	
3		0.95	0.900	1.179	0.971	74	3.774	
4		0.85	1.032	1.138	1.059	513	1.0e-5	2 reheating stages
5	SGA	-	0.824	1.196	0.917	257	-	Simple GA
6	MGA+SA	0.85	1.039	1.154	1.068	262	1.0e-6	initial global search by MGA, final search by SA with 2 reheatings

1. cooling coefficient in SA
2. Freezing temperature at which no better solution is found

Table 3 Comparison with reference loading pattern

	Core Average Burnup (MWD/MT)	Standard Deviation of BOC Relative Power	BOC Power Peak
Reference Loading Pattern	10639	0.57615	1.3950
GA Loading Pattern	12084	0.56844	1.3987

런 경우를 배제하고 안전성을 확보하기 위해 침투출력의 제한치를 1.45로 하였으며, 출력분포의 표준편차와 연소도 증가에 대한 가중치는 3 : 1 로 하였다.

고리 4호기 4주기를 대상으로 핵연료의 최적 장전모형에 대한 탐색을 수행하였고, 탐색결과 얻어진 loading pattern과 기준장전 모형과의 비교결과는 Table 3에서 볼 수 있듯이 출력분포는 더욱 균일해지고 연소도 또한 증가하였음을 알 수 있다. 본 연구결과로 얻은 loading pattern의 출력분포 및 연소도분포는 Fig. 5~7과 같다.

Fig. 8은 본 연구에서 개발한 탐색엔진으로 상기 loading pattern을 탐색하는 과정에서 사용된 2개의 목적함수 각각의 개선성향을 나타낸 것이다. 즉, 그림에서 impr1은 안전성의 지표가 되는 출력분포 표준편차가 기준 패턴 보다 개선된 정도이고, impr2는 경제성의 지표인 burn up이 기준 패턴 보다 개선된 정도를 나타낸다. 위의 예의 경우 impr1의 변화 보다는 impr2의 개선 방향으로의 변화가 큰 경향을 보여 탐색과정 이 impr2의 변화에 크게 지배되는 성향을 보임을 알

9 9600 1.0377 8.098	5 1.0260 1.1044 7.640	4 1.1540 1.2648 9.601	9 1.3180 1.0608 -19.512	5 1.1680 1.1032 -5.551	9 1.1640 1.1272 -3.157	7 1.0000 1.0452 4.521	5 4420 4.561 3.184
5 1.0250 1.1044 7.747	10 1.0890 9.843 -9.611	6 1.1360 1.1526 1.464	8 9.980 1.0875 9.964	9 1.1320 1.0364 -8.441	3 1.1830 1.3698 15.790	1 1.1260 1.2835 13.984	10 3.790 3.481 -8.162
4 1.1540 1.2648 9.601	6 1.1330 1.1527 1.735	8 1.1810 1.0851 -6.120	11 1.3150 9.427 -26.311	12 9.790 8.623 -11.920	8 1.3005 1.0895 -16.513	1 9.700 9.969 -3.408	
9 1.3180 1.0609 -19.505	8 9.980 1.0875 9.964	11 1.3140 9.426 -26.261	7 9.930 1.1780 18.634	3 1.0910 1.3653 25.144	2 1.1130 1.1522 3.518	12 4.560 3.758 -17.577	
5 1.1680 1.1036 -5.512	9 1.1320 1.0364 -8.441	12 9.790 8.622 -11.841	11 1.0890 1.3652 25.366	3 1.0980 1.3652 25.293	1 9.510 1.3644 17.878	5 5.170 6.071 17.414	
9 1.1640 1.1270 -3.182	3 1.1810 1.3691 15.927	8 1.3060 1.0892 -16.600	2 1.1180 1.1520 3.040	5 5.170 6.070 17.414			
7 1.0000 1.0449 4.486	1 1.1240 1.2830 14.144	1 9.730 9.966 -3.736	12 4.710 3.758 -20.220				
5 4420 4.569 3.148	10 3.780 3.479 -7.953						

Fig. 6 EOC relative power difference with reference

9 9950 1.0556 6.087	5 1.0950 1.1215 2.422	4 1.1740 1.2047 2.617	9 1.1480 1.0607 -7.601	5 1.2280 1.1645 -5.175	9 1.3160 1.1727 -10.867	7 1.0790 1.1247 4.239	5 3950 4.864 23.130
5 1.0950 1.1215 2.422	10 1.1500 9.989 -17.491	6 1.1450 1.1158 -2.550	8 9.070 1.0702 17.990	9 1.1530 1.0440 -9.458	3 1.3120 1.3674 4.222	1 1.2080 1.3987 15.789	10 3.450 3.670 6.379
4 1.1740 1.2047 2.617	6 1.1390 1.1158 -2.036	8 1.1500 1.0444 -9.184	11 1.1370 8.951 -21.273	12 9.923 8.216 -17.198	8 1.2740 1.0931 -14.200	1 1.0220 9.933 -2.810	
9 1.1480 1.0607 -7.601	8 9.060 1.0702 18.120	11 1.1350 8.951 -21.134	7 9.080 1.1279 24.218	3 1.1060 1.2883 16.591	2 1.1600 1.1370 -1.983	12 4.300 3.744 -12.935	
5 1.2280 1.1645 -5.175	9 1.1510 1.0440 -9.300	12 9.200 8.216 -10.691	3 1.1010 1.2883 17.015	1 1.1410 1.3799 20.936	5 4.990 6.090 22.043		
9 1.3160 1.1727 -10.887	3 1.3040 1.3674 4.861	8 1.1620 1.0931 -14.065	2 1.1620 1.1370 -2.151	5 5.000 6.090 21.799			
7 1.0790 1.1247 4.239	1 1.2020 1.3987 16.367	1 1.0220 9.933 -2.810	12 4.450 3.744 -15.870				
5 3950 4.864 23.130	10 3.440 3.670 6.689						

Fig. 5 BOC relative power difference with reference

9 9219.0 12648.0 37.2	5 10948.0 13449.3 22.4	4 12386.0 14821.1 20.5	9 13663.0 12818.8 -6.2	5 12767.0 13701.3 7.3	9 13168.0 13996.7 5.5	7 11042.0 13111.1 18.7	5 4499.0 5694.3 26.6
5 10964.0 13449.3 22.4	10 11878.0 11680.6 -1.7	6 12228.0 13706.2 12.1	8 9971.0 13037.2 30.8	9 12277.0 12570.0 2.4	3 13242.0 16538.5 24.9	1 12586.0 16206.2 28.8	10 3690.0 4320.6 11.1
4 12386.0 14821.1 20.5	6 12228.0 13706.2 12.1	8 12509.0 12866.6 2.9	11 13545.0 11104.5 -18.0	12 10028.0 10174.6 1.5	8 14182.0 13187.6 -7.0	1 10792.0 11682.7 8.1	
9 13663.0 12818.8 -6.2	8 9971.0 13037.2 30.8	11 13545.0 11104.5 -18.0	7 10158.0 13932.7 37.2	3 11776.0 16033.8 36.2	2 12354.0 13831.4 12.0	12 4232.0 4533.0 7.1	
5 12767.0 13701.3 7.3	9 12277.0 12570.0 2.4	12 10028.0 10174.6 1.5	3 11776.0 16033.8 36.2	1 12099.0 16681.6 37.0	5 5395.0 7347.6 36.2		
9 13168.0 13996.7 5.5	3 13242.0 16538.5 24.9	8 14182.0 13187.6 -7.0	2 12354.0 13831.4 12.0	5 5395.0 7347.6 36.2			
7 11042.0 13111.1 18.7	1 12586.0 16206.2 28.8	1 10792.0 11682.7 8.1	12 4916.0 4532.0 -7.8				
5 4499.0 5694.3 26.6	10 3690.0 4320.6 11.1						

Fig. 7 Average cycle burnup(MWD/MT) difference with reference

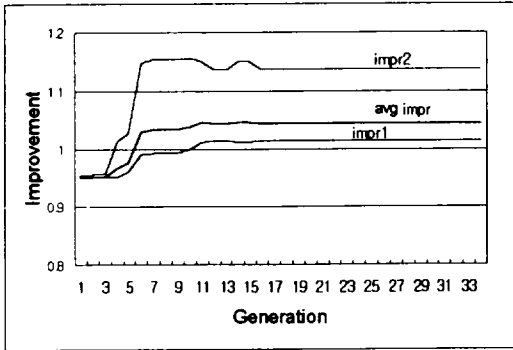


Fig. 8 Improvements of the objective values through out the generations

수 있다. 이와 같은 해 탐색공간(feasible solution domain)에 대한 이해는 탐색알고리즘 구성에 있어 매우 중요한 정보를 제공한다. 다시 말해서, 해 탐색공간에 대한 이해는 탐색과정의 조기수렴(premature to local optima) 현상에 대한 평가와 이에 대한 대처방안 마련에 결정적인 역할을 제공한다.

Fig. 8에서와 같이 탐색과정이 impr2의 변화에 크게 지배되는 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 안전성 지표와 경제성 지표 사이에 상대적인 가중치를 여러 가지로 변화시켜 본 결과 3 : 1 정도의 가중치가 적절한 탐색결과를 보임을 확인하였다. 그러나, 이러한 가중치 부여의 적절성에는 논란의 여지가 있고, 이는 향후의 연구에서 보다 심도 있게 다루어야 할 사항이다.

본 탐색과정에서 사용된 탐색알고리즘은 기존의 단순 유전알고리즘 SGA을 본 연구진이 그동안의 연구경험을 통하여 수정-개선시킨 수정된 유전알고리즘 MGA와 SA를 혼합하여 구성한 혼합형 탐색알고리즘 Hybrid GA-SA이다. 그럼에서도 볼 수 있듯이, 대략 7 세대의 세대교체로 pseudo-optimal solution 수준의 해가 탐색되어 비교적 빠른 수렴성이 확인되었다.

V. 결론

SA, GA 계열의 확률통계론적인 탐색 알고리즘을 선정하여, 이를 기반으로 하는 탐색엔진들을 프로그램

으로 구현하여 핵연료 집합체의 최적배치 문제에 적용시켜 각 탐색 알고리즘의 작동 성능을 비교하였다.

기존의 SA에서의 단순 냉각스케줄(simple banner cooling schedule)의 문제점을 보완하기 위한 재가열 과정이 있는 새로운 냉각스케줄(cooling schedule with reheating)이 제안되어 그 유용성이 일부 검토되었다. SA에서 재가열과정을 도입한 냉각스케줄의 적용은 본 연구뿐만 아니라 일반적인 SA의 적용문제에서도 상당히 개선된 효과를 가져올 것으로 기대된다.

탐색 알고리즘의 작동 성능을 비교하는 과정에서 기존의 GA 알고리즘의 문제점을 개선한 수정된 MGA을 개발하고, 이를 기반으로 하는 탐색엔진을 개발하였다. 이를 바탕으로, GA와 SA의 장단점을 상호 보완할 수 있는 복합형 탐색엔진 Hybrid GA-SA를 개발하였고, 이때 사용된 SA에서는 재가열 과정이 있는 냉각스케줄의 도입이 유용한 결과를 보임을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술부에서 지원하는 '98년도 원자력 기초연구사업의 일환으로 수행되었으며, 이에 관계자 제위께 심심한 감사로 드립니다.

참고문헌

- 1) 김택겸, 1995, 혼합정수계획법에 의한 가압경수로 노심 핵연료 관리 최적화 연구, 서울대학교 박사학위논문
- 2) 오수열, 1989, A Study on Determination of the Optimal Fuel Loading Pattern in 2-D PWR Core Using the Effective Source Factor, 서울대학교 박사학위논문
- 3) Kirkpatrick, S., Gelatt, Jr. C.D. and Vecchi, M.P., 1983, "Optimization by Simulated Annealing," Science, Vol. 220, pp. 671
- 4) Goldberg, D.E., 1989, Genetic Algorithms Searching, Optimization, and Machine Learning,

- Addison Wesley, USA
- 5) Poon, P.W. and Parks, G.T., 1993. "Application of genetic algorithms to in-core nuclear fuel management optimization." Proc. Joint Int. Conf. Mathematical Methods Supercomputing Nuclear Application, Karlsruhe, Germany
 - 6) DeCHAINED, M.D. and Feltus, M.A., 1995. "Nuclear Fuel Management Optimization using genetic algorithms." Nuclear Technology, Vol. 111, pp. 109-114
 - 7) 장창선, 김창효, 1997. "신경망 이론과 유전자 기법에 의한 노심장전모형 최적화 기법 개발." 한국원자력학회 '97 추계 학술대회 논문집, pp 38-43
 - 8) Lee, Y.J. and Cho, K.H., 1997. "Determination of the Weighting Parameters of the LQR System for Nuclear Reactor Power Control Using the Stochastic Searching Methods." J. of the Korean Nuclear Society, Vol. 29, No. 1, pp 68-77
 - 9) Cho, K.H., Hyun, N.G. and Choi, J.B., 1997. "Determination of the Optimal Parameters for Meson Spectra Analysis Using the Hybrid Genetic Algorithm and Newton Method." J. of the Korean Physical Society, Vol. 29, No. 4, pp 420-427