

유전알고리즘을 기반으로 하는 다목적함수의 최적화 기법에 관한 연구

조 경 호*

A Study on the Multi-Objective Optimization Based Upon the Genetic Algorithm

Kyung-Ho Cho*

ABSTRACT

In this study a multi-objective optimization algorithm named MOGA has been developed based-upon the Genetic Algorithm. Contrary to the general Genetic Algorithms, it is possible for the MOGA to search the multi-objective optimal solutions without introducing the weighting factors between the objective functions. The performance of the MOGA has been tested through the optimal fuel loading pattern search for the future application to the nuclear power plant. The test shows promising results that the loading pattern searched by the MOGA satisfies the objective functions and constraints well.

Key words : Multi-objective optimization, Genetic Algorithm, optimal fuel-loading pattern

1. 서 론

핵연료 배치의 최적화 문제에서는 핵분열성물질 사용의 극대화, 침투봉출력의 제한치 만족, 핵연료주기의 최대화, 반경방향 출력분포의 평탄화 등 여러 가지의 목적함수들을 만족시키는 해를 탐색해야 한다¹⁾. 그러나, 이러한 목적함수들은 독립적인 것이 아니라 서로 긴밀하게 연결되어 있기 때문에 적절한 다목

적함수 최적화 기법이 필요하다. 그러나, 기존의 일반적인 접근법에서처럼 가중치를 도입하여 다목적함수를 새로운 단일 목적함수로 재구성하여 문제를 해결하고자 할 경우 가중치의 적정성 여부에 따라 결과가 크게 달라질 수 있다는 문제점이 상존한다.

본 연구에서는 원자로의 안전성과 경제성을 동시에 추구할 수 있도록 핵연료 배치의 최적화 문제를 다목적함수로 기술하고, 가중치의 도입 없이 다목적함수 최적화(multi-objective optimization)를 효과적으로 수행할 수 있는 방법을 유전알고리즘²⁾을 기반으로 구현하고, 이를 핵연료 최적배치 자동 탐색문제에 적용시켜 그 작동성을 평가하였다.

* 제주대학교 에너지공학과, 산업기술연구소
Dept. of Nuclear and Energy Eng., Res. Insti. Ind. Tech., Cheju Nat'l Univ.

II. 다목적함수 최적화

2.1 Non-dominated solution과 Pareto optimal set의 개념

일반적으로 다목적함수의 최적화 문제에서 얻어지는 해는 하나의 해가 아닌 다수의 최적해 집합으로 나타난다. 해 X_i 에 해당하는 목적함수 $F_k(X_i)$, $k=1, 2, \dots$ 각각을 최소화하고자 하는 다목적함수의 최적화 문제에서

$$F_k(X_i) \geq F_k(X_j), \quad i \neq j, \quad k=1, 2, \dots \quad (1)$$

을 만족하는 해 X_j 가 하나라도 존재하면, 해 X_i 는 해 X_j 에 의해 dominated 되었다고 한다. 반면에, 식 (1)을 만족하는 해 X_j 가 하나도 없을 경우 해 X_i 를 non-dominated solution이라고 한다. 이러한 non-dominated solution들이 궁극적으로 수렴하여 형성하는 해집합을 다목적함수 최적해 집단(Pareto optimal set, P-optimal)이라 정의한다^{2, 5, 6}. Fig. 1은 두 개의 목적함수(F21, F22)를 동시에 최소화하고자 하는 다목적함수 최적화 문제에서의 non-dominated solution을 보여주는 예이다.

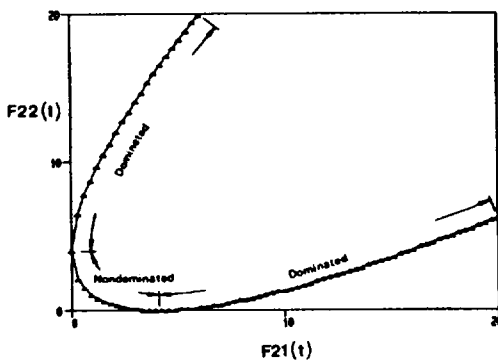


Fig. 1 Nondominated solutions in continuous system

2.2 다목적함수 최적화 프로그램의 구조 및 주요 특성

Fig. 2는 본 연구에서 다목적함수 최적화를 기존

의 유전알고리즘을 변형하여 구현한 다목적함수 최적화(multi-objective optimization based-upon Genetic Algorithm, MOGA) 프로그램의 main part에 대한 흐름도이다. Fig. 3은 Fig. 2에서 불려지는 Micro-MOGA 모듈의 주요 흐름도이다. Fig. 2에서 보는 바와 같이 MOGA의 기본적인 작업 흐름은 일반적인 유전알고리즘에서와 거의 비슷하게 부모선택, 교배, 돌연변이, 재생(세대교체)의 순서로 진행된다. 그러나, MOGA가 기존의 유전알고리즘과 크게 다른 점은

- (1) 가중치의 도입 없이 다목적함수를 직접 처리하여 개체별 상대적 우월성 여부를 평가하고, 이를 바탕으로 교배를 위한 부모쌍을 선택한다는 점과,
- (2) Micro GA의 개념을 도입하여 비교적 작은 수의 개체로 세대집단을 구성하고,
- (3) 일정 횟수의 세대교체 후 그동안의 탐색결과를 토대로 세대집단을 재구성한다는 데 있다.

이를 위해서 Fig. 2, 3에서 진하게 표현된 부분이 기존의 유전알고리즘과 다르게 구현된다. 위의 (1)을 위하여 기존의 유전알고리즘에서의 개체의 우월성을 적응도로 평가하는 대신에 MOGA에서는 개체별 우월성을 모든 목적함수를 고려하여 부여된 개체별 Pareto rank라는 개념을 도입하였다. 또한 부모선택 방법도 기존의 적응도에 따른 비례선택(Roulette Wheel Selection) 대신에 Pareto front에 가까운 개체일수록 교배를 위한 부모쌍으로 선택될 확률이 높도록 하는 선택방법으로 바꾸었다. 여기서, Pareto rank 및 Pareto front의 개념은 다음과 같다.

- Pareto rank : 세대집단 속에 존재하는 여러 해들 사이에는 상대적 우성 혹은 열성의 차이가 있다. 가중치를 도입하여 기존의 일반적인 유전알고리즘으로 이를 쉽게 표현하는 것이 개체별 적응도이다. 가중치를 도입하지 않는 다목적함수 최적화에서는 적응도 대신에 이를 Pareto rank로 표현한다. Rank 값이 작을수록 우성개체로 평가되고, rank 값이 최소일 때(rank=1)가 Pareto front를 구성하는 해들이다.

- Pareto rank의 부여방법 : 본 연구에서 고안된 Pareto rank의 부여방법은 다음과 같이 설명할

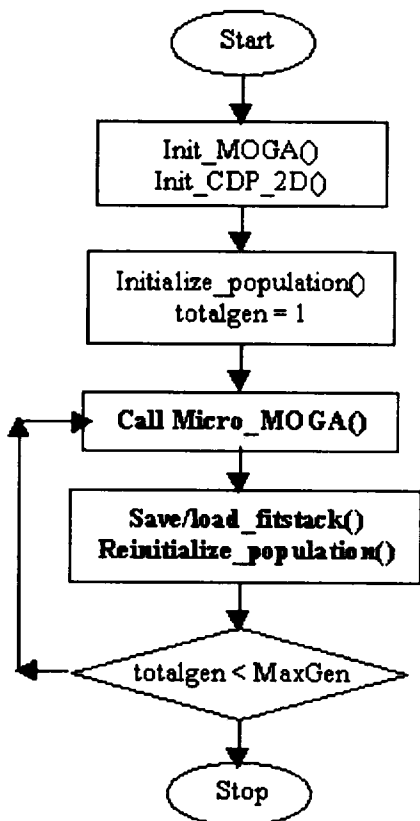


Fig. 2 Main flow chart for the MOGA

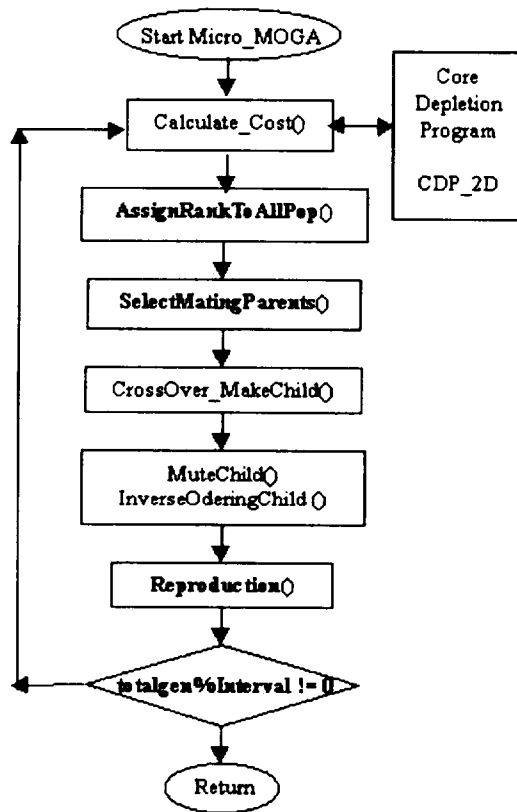


Fig. 3 Flow chart for the subroutine Micro-MOGA

수 있다. Pareto front가 마치 양파의 껍질처럼 외곽으로 퍼져나가는 문제라 할 경우, rank의 부여는 양파의 최 외각 껍질에 해당하는 해가 현재의 해집단속에서의 non-dominated solution이 되어 rank가 1이 되고, rank 1인 껍질을 제거한 나머지의 해들중에서의 non-dominated solution이 rank가 2가 되도록 순차적으로 양파 껍질을 벗겨가면서 rank를 1씩 늘여 부여하여, 모든 껍질이 다 벗겨질 때까지 반복한다.

- Pareto front : Pareto front라 함은 Pareto rank가 1인 non-dominated solution들이 형성하는 해영역의 경계를 의미한다. Pareto front는 세대교체가 진전될수록 확대(혹은 축소) 변형되어 해당 최적화 문제의 Pareto Optimal Set에 근접하게 된다. 따라서 본 연구에서는 다목적함수의 최적화 과정을

Pareto front의 계속적인 탐색과 이의 변형에 대한 추적과정으로 정의한다.

위의 (2)에서 언급된 Micro-GA는 일반적인 유전알고리즘과는 다음과 같은 관점에서 차이가 있다. 일반 유전알고리즘에서는 처음에 구성된 개체집단이 제 1세대를 형성하고 차후의 세대교체에서는 더 이상의 새로운 세대 구성 없이 진행된다. 세대집단의 크기가 작을 경우에는 극우성 유전형질의 개체가 세대진화의 방향을 지배하여 조기수렴(prematuring effect)에 빠질 위험이 있기 때문에 이를 피하기 위하여 일반 유전알고리즘에서는 세대집단의 크기를 충분히 크게 잡는다. 그러나, 세대집단의 크기가 커지면 전체 프로그램의 수행시간이 매우 증가하는 문제점이 있다. 이에 반하여, Micro-GA에서는 작은 수의 개체로 세대를 구성하고 조기수렴을 피하기 위하

여 일정회수의 세대교체 후에는 그동안의 탐색결과를 이용하여 세대를 재구성하는 방법을 사용한다. 위의 (2), (3)을 위하여 본 연구에서는 Micro-GA에서의 세대집단을 구성하는 개체의 수를 목적함수수의 10 배로 하였고, 매 3번의 세대교체가 진행된다면 그동안의 결과를 이용하여 세대집단을 재구성토록 하였다.

2.3 MOGA의 작동성능 검증 예

Fig. 4는 위와 같은 개념으로 본 연구에서 개발된 MOGA의 작동 성능을 검증하기 위한 예이다. 두 개의 목적함수 F1, F2 각각의 최소화 문제로서, 이 문제의 P-Optimal은 $6 \leq X \leq 16$ 이다. MOGA에 의한 탐색 결과가 별표(★, ☆)로 표시되었고, 비교를 위하여 기존의 일반적인 GA로 두 개의 목적함수에 대한 가중치를 서로 다르게 하여 단일 목적함수(F3, F4)로 변환하여 푼 결과가 ○, □로 표시되어 있다. MOGA의 탐색 결과는 Pareto Optimal Set을 비교적 잘 추적하고 있는데 비하여 일반적인 GA의 결과는 가중치 변화에 따라 탐색방향이 영향을 받고 (weight biased), 결과적으로는 Pareto Optima Set의 일부 국지해에 수렴하는 경향을 볼 수 있다.

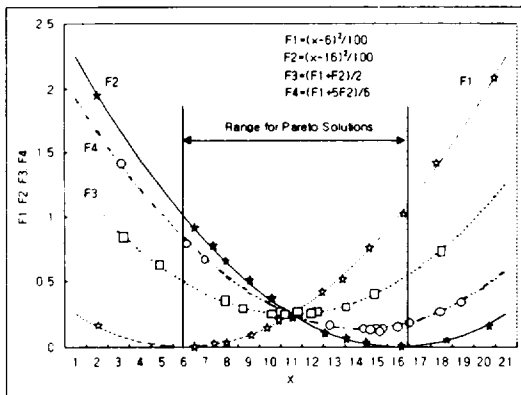


Fig. 4 Example of Multiobjective Optimization

2.4 MOGA를 이용한 핵연료 집합체 최적배치 탐색 예

MOGA의 작동성능을 평가하기 위하여 영광 3호기 1주기 노심의 최적 장전모형 탐색을 수행하였다.

영광 3호기 1주기 노심⁴⁾에 장전되는 핵연료 집합체는 Table 1과 같으며 장전모형은 Fig. 5와 같다.

Table 1 영광 3호기 1주기 핵연료 집합체

Assembly Type	No. of Assemblies in Core	Fuel Enrichment (w/o U-235)
A	45	1.30
B	20	2.37
B1	8	2.36/1.30
B2	16	2.37
C	12	2.87/2.35
C1	32	2.87/2.36
D	12	3.35/2.87
D1	8	3.36/2.85
D2	24	3.35/2.87

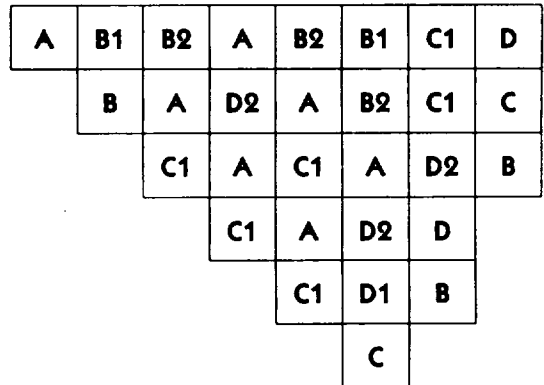


Fig. 5 Loading Pattern of Yonggwang NPP unit 3 Cycle 1

● 목적함수와 구속조건

최적 장전모형 탐색을 위하여 다음의 두 가지 목적함수를 부여하였다. 첫째, 반경방향 출력분포를 평탄하게 유지하도록 하였다. 이는 반경방향 출력분포의 표준편차를 줄임으로써 안전성의 향상을 도모할 수 있도록 하기 위함이다. 둘째, 한 주기만 연소하고 방출되는 집합체A의 평균연소도를 증가시킴으로써 다음 주기에 재장전되는 집합체들의 반응도에 이익을

주도록 하였다.

위의 두 가지의 목적함수에 덧붙여 다음의 구속조건을 부여하였다. 첫째, 장전모형은 1/8 대칭을 유지하도록 하였다. 둘째, 각 집합체 종류별 사용 개수를 고정하였다. 셋째, 첨두 집합체출력을 1.27로 제한하고 이를 어길 경우 그 개체에 Penalty를 부과하였다.

● 최적 장전모형 탐색 결과

앞에서 밝힌 바와 같은 목적함수와 구속조건으로 탐색된 결과는 Fig. 6과 같다. 기존 장전모형의 집합체A의 평균 연소도는 12391MWD/MTU이며 탐색 장전모형의 집합체A의 평균 연소도는 12571MWD/MTU으로 180MWD/MTU이 증가되었다. BOC에서 반경방향 출력분포의 표준편차는 1.457×10^{-2} 로 기존 장전모형 1.499×10^{-2} 에 비해 약 2.8% 감소하였다.

Fig. 7은 MOGA로 최적해를 탐색하는 과정에서 세대교체와 더불어 개체의 진화과정 및 각 세대에서의 Pareto front의 형상과 이의 변화·수렴과정을 보여주는 것이다. 여기서, $impr0$ 및 $impr1$ 은 비교의 편의상 위에서 정의된 두 개의 목적함수인 안전성 및 경제성의 기준 장전모형에 대한 상대적 개선율을 의미하도록 정규화된 지수이다.

A	B2	A	B2	C1	B1	B1	D
1.023	1.189	0.991	1.182	1.229	1.104	1.048	0.839
	C1	A	C1	A	A	D1	D
	1.233	0.984	1.229	0.985	0.970	1.193	0.814
	B	A	C1	B2	D2	D2	D2
	1.163	0.977	1.207	1.121	1.070	0.610	
		C1	A	B	B		
		1.206	0.961	1.065	0.755		
			C1	D2	C		
			1.148	1.024	0.551		
				C			
				0.634			

Fig. 6 Loading Pattern Searched by MOGA at EOC(13500MWD/MTU) Relative Power

Fig. 8은 Fig. 7에서 1000세대 교체 후의 Pareto

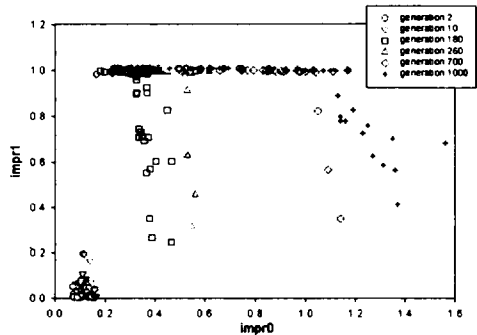


Fig. 7 Evolution of Individuals through Generation Changes

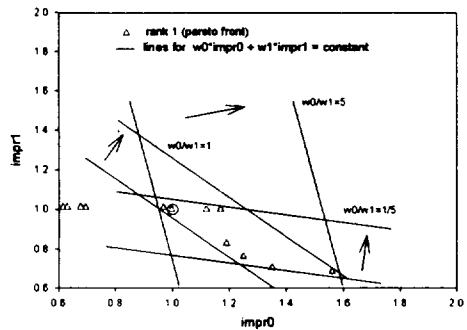


Fig. 8 Enlarged View of Pareto Front at Generation 1000 (circled individual corresponds to the pattern shown in Fig. 7)

front를 확대하여 보인 것이다. Fig. 6에 보인 장전모형은 Fig. 8의 작은 원으로 표시된 개체에 해당한다. 또한, 가중치를 도입하여 최적화를 수행할 경우에 가중치 변화에 따른 탐색영역 및 탐색방향이 달라짐을 보였다. 그림에서 알 수 있듯이 가중치의 부여가 적절치 못하였을 경우 최종 탐색결과가 설계자의 의도와는 전혀 다른 해에 수렴할 수도 있음을 알 수 있다.

III. 결 론

본 연구에서는 기존의 유전알고리즘을 변형하여

가중치의 도입 없이도 다목적함수의 최적화를 수행할 수 있는 다목적함수 최적화 프로그램(MOGA)을 개발하였다. 개발된 프로그램의 작동성을 평가하기 위해서 원자력 발전소의 핵연료 집합체의 최적배치 문제를 다목적함수를 기술하고 이의 최적해 탐색을 MOGA로 수행하였다. 탐색결과는 핵연료 장전모형 탐색이라는 복잡한 최적화 문제에서 주어진 다목적함수와 구속조건을 잘 만족하는 해를 구할 수 있음을 보였다. 따라서, 본 연구에서 개발된 다목적함수의 최적화 기법은 향후 다목적함수 사이의 가중치를 적절하게 선정하기가 어려운 문제에서 활용도가 클 것으로 기대된다.

참고문헌

- 1) Poon P. W. and Parks G. T., "Application of Genetic Algorithms to In-Core Nuclear Fuel Management Optimization", *Proc. Joint Int. Conf. Mathematical Methods Supercomputing Nuclear Application*, Karlsruhe, Germany, 1993
- 2) Goldberg D. E., *Genetic Algorithm in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Co., NY, 1989
- 3) Edenius M., and Forssen B., CASMO3 User's Manual, STUDEVIK/NFA-89/3, 1989
4. Nuclear Design Report for Yonggwang Unit3 Cycle 1, KAERI/ABB CE, 1994
- 5) Horn J. and Nafplodtis N., "Multiobjective Optimization Using the Niched Pareto Genetic Algorithm," *IlligAL Report No. 93005*, July, 1993
- 6) Horn J., Nafplodtis N. and Goldberg D. E., "A Niched Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization," *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Vol. 1, 1994, pp. 82-87