

다목적함수의 최적화 기법에 근거한
핵연료 집합체 최적배치에 관한 연구

A Study on the Optimal Loading Pattern
Based upon Multi-Objective Optimization

조경호

제주대학교
제주도 제주시 아라1동 1번지

권용세, 이은철

서울대학교
서울특별시 관악구 신림동 산56-1

요 약

핵연료 집합체 최적 장전모형 결정을 위한 다목적함수 최적해 탐색알고리즘 MOGA와 이와 연결되어 사용되는 노심 연소코드 CDP_2D를 개발하여 검증하였다. MOGA에서는 경제성과 안전성을 동시에 증진시키기 위해 노심변수를 다목적함수로 기술 가능하고, 이의 최적해 집합을 기존의 유전알고리즘과는 달리 가중치의 도입 없이 탐색할 수 있다. 방출 집합체의 연소도 최대화와 반경 방향 출력분포의 평탄화라는 두 가지의 목적함수와 집합체 출력의 제한, 1/8 대칭 유지와 집합체 별 사용 개수 유지라는 세 가지의 구속조건을 부여하여 MOGA로 탐색된 장전모형은 주어진 목적함수와 구속조건을 잘 만족하고 있다.

Abstract

For the usage of the optimal fuel assembly loading pattern search, a multi-objective optimization algorithm named MOGA and a core depletion code named CDP_2D to be linked with MOGA have been developed and evaluated. In MOGA, core parameters can be described with multi-objective functions to improve the economics and safety of the core. Contrary to the usual Genetic Algorithms, it is possible for MOGA to search the multi-objective optimal solutions without introducing the weighting factors. For the optimal loading pattern search utilizing MOGA, two objective functions, maximization of the discharge assembly burnup and flattening of the radial power distribution, and three constraints, limitation of the assembly power, preservation of 1/8 symmetry and the number of the kind of assembly used, are imposed on. Searched loading pattern satisfies the objective functions and constraints well.

1. 서론

핵연료 집합체의 배치에 대한 적절한 결정은 원자로의 경제성 및 안전성과 밀접한 관계가 있다. 설계자의 경험에 의존하는 실험적 방법은 많은 계산을 필요로 하며 탐색되어진 장전모형이 진정한 의미에서 최적 장전모형인가라는 문제점을 가지고 있다. 따라서 최근에는 최적화 기법을 응용한 장전모형 탐색에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다¹.

핵연료 배치의 최적화 방법은 단일주기의 경우 핵분열물질 사용의 극대화, 침투봉출력의 제한치 만족, 핵연료주기의 최대화, 반경방향 출력분포의 평탄화 등 여러 가지의 목적함수들을 만족시켜야 하는데, 이러한 목적함수들이 독립적인 것이 아니라 서로 긴밀하게 연결되어 있다는 점이 최적화의 어려움을 가중시킨다. 지금까지 이루어져 온 최적화 방법들은 한 가지의 목적함수를 선정하고 봉출력 등을 제한치로 부여함으로써 여러 가지 목표를 동시에 만족시켜야 하는 최적 장전모형 결정에 다양한 문제점을 야기시켜 왔다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서는, 첫째 노심해석 모델과 독립된 최적화 알고리즘이 필요하다. 즉 최적화 과정이 원자로 해석 모델에서 독립함으로써 노심해석을 위한 기존의 여러 상용 패키지를 이용할 수 있는 핵연료 최적배치 기술을 확보할 수 있게 된다. 둘째는 목적함수의 개수 및 목적함수 구성에서의 제약을 해소할 수 있는 최적화 알고리즘이 필요하다. 최적 장전모형 탐색은 안전성과 경제성이 동시에 추구되어야 하며, 경제성과 안전성에 관련된 변수들도 다양하기 때문에 여러 개의 목적함수를 사용할 수 있는 다목적함수로의 표현이 가장 적당한 접근 방법이 될 수 있다.

그러나, 기존의 일반적인 접근법에서처럼 가중치를 도입하여 다목적함수를 새로운 단일 목적함수로 재구성하여 문제를 해결하고자 할 경우 가중치의 적정성 여부에 따라 결과가 크게 달라질 수 있다. 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 유전 알고리즘²을 기반으로 구현하여, 핵연료 최적배치 자동 탐색알고리즘을 개발하였다.

2. 자동 탐색 프로그램의 구성

핵연료 최적배치 자동 탐색프로그램은 크게 나누어 (1) MOGA를 기반으로 하는 최적해 탐색부와 (2) MOGA에서 검토되는 여러 배치모형에 대한 목적함수 값을 계산하는 노심해석부로 구성되어 있다.

2.1 노심해석코드 개발 및 검증

MOGA에서 노심의 주요 인자들을 계산하여 탐색 알고리즘에 공급하는 해석코드로 CDP_2D(Core Depletion Program_2D)를 개발하였다. CDP_2D는 NEM(Nodal Expansion Method)를 기본적인 방법론으로 사용하였으며, 기본적인 입력자료는 CASMO³에서 계산된 집합체 단면적 라이브러리와 핵연료 집합체 장전모형, 원자로 열출력, 냉각재 입구 온도, 냉각재 Mass Flow Rate 등이

며, 출력자료는 프로그램에 지정된 노심 평균 연소도에서의 반경방향 연소도 분포, 반경방향 상대 출력 분포, 평형 보론 농도와 노심 유효 증배계수이다. CDP_2D는 1/4 노심에 대하여 2차원 계산을 수행하며, 여러 가지 핵연료 집합체와 장전모형으로 주기말까지 연소 계산을 수행할 수 있다.

IAEA Benchmark 문제를 통하여 기본 알고리즘에 대한 검증 작업을 수행하였으며, 단일주기에서의 검증은 영광 3호기 1주기 노심을 대상으로 수행하였다. NDR의 계산 결과와 비교 검증하여 CDP_2D의 계산 결과가 NDR과 비교적 잘 일치한다는 것을 확인하였다. 검증 결과는 Figure 1과 Figure 2에 나타내었다.

2.2 최적해 탐색부 MOGA의 개발

2.2.1 다목적함수 최적해(Pareto Optimal Set)

일반적으로 다목적함수의 최적화 문제에서 얻어지는 해는 다수의 최적해 집합(Pareto Optimal Set)으로 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 집합(Pareto Optimal Set, P-Optimal)이라 정의한다^{2,6}.

2.2.2 MOGA의 구조 및 주요 특성

Figure 3은 본 연구에서 다목적함수 최적화를 기존의 유전 알고리즘을 변형하여 구현한 프로그램의 main part에 대한 흐름도이다. Figure 4는 Figure 3의 main part에서 불러지는 Micro-MOGA 모듈의 주요 흐름도이다. Figure 3에서 보는 바와 같이 MOGA의 기본적인 작업 흐름은 일반적인 유전 알고리즘에서와 거의 비슷하게 부모선택, 교배, 돌연변이, 재생(세대교체)의 순서로 진행된다. 그러나, MOGA가 기존의 유전 알고리즘과 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 그 동안의 탐색결과를 토대로 세대집단을 재구성(Reinitialize Population) 한다는 데 있다.

이를 위해서 Figure 3, 4에서 진하게 표현된 부분이 기존의 유전 알고리즘과 다르게 구현된다.

위의 (1)을 위하여 기존의 유전 알고리즘에서의 개체의 우월성을 적응도(fitness)로 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 높도

를 하는 선택 방법으로 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 유전 알고리즘으로 이를 쉽게 표현하는 것이 개체별 적응도이다. 가중치를 도입하지 않는 다목적함수 최적화에서는 적응도 대신에 이를 Pareto rank로 표현한다. Rank 값이 작을수록 우성 개체로 평가되고, rank 값이 최소일 때(rank=1)가 Pareto front를 구성하는 해들이다.

본 연구에서 고안된 Pareto rank의 부여방법은 다음과 같이 설명할 수 있다. Pareto front가 마치 양파의 껍질처럼 외곽으로 퍼져나가는 문제라 할 경우, rank의 부여는 양파의 최 외각 껍질에 해당하는 해가 현재의 해집단 속에서의 non-dominated solution이 되어 rank 가 1이 되고, rank 1인 껍질을 제거한 나머지의 해들 중에서의 non-dominated solution이 rank 가 2가 되도록 순차적으로 양파 껍질을 벗겨가면서 rank를 1씩 증가시켜, 모든 껍질이 다 벗겨질 때까지 반복한다.

- Pareto front : Pareto front라 함은 Pareto rank가 1인 non-dominated solution들이 형성하는 해 영역의 경계를 의미한다. Pareto front는 세대교체가 진행될수록 확대(혹은 축소) 변형되어 해당 최적화 문제의 Pareto Optimal Set에 근접하게 된다. 따라서 본 연구에서는 다목적함수의 최적화 과정을 Pareto front의 지속적인 탐색과 이의 변형에 대한 추적과정으로 정의한다.

위의 (2)에서 언급된 Micro-GA는 일반적인 유전 알고리즘과는 다음과 같은 관점에서 차이가 있다. 일반 유전 알고리즘에서는 처음에 구성된 개체집단이 제 1세대를 형성하고 차후의 세대교체에서는 더 이상의 새로운 세대 구성이 없이 진행된다. 세대집단의 크기가 작을 경우에는 극우성 유전형질의 개체가 세대진화의 방향을 지배하여 조기수렴(premature effect)에 빠질 위험이 있기 때문에 이를 피하기 위하여 일반 유전 알고리즘에서는 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 위하여 일정회수의 세대교체 후에는 그 동안의 탐색결과를 이용하여 세대를 재구성하는 방법을 사용한다.

위의 (2), (3)을 위하여 본 연구에서는 Micro-GA에서의 세대집단을 구성하는 개체의 수를 목적함수수의 10배로 하였고, 매 3번의 세대교체가 진행되면 그 동안의 결과를 이용하여 세대집단을 재구성토록 하였다.

2.2.3 MOGA의 작동 성능 검증

Figure 5는 위와 같은 개념으로 본 연구에서 개발된 MOGA의 작동 성능을 검증하기 위한 예이다. 두 개의 목적함수 F_1 , F_2 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(F_3 , F_4)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.

3. 핵연료 집합체 최적배치 탐색 결과

최적 장전모형 탐색을 수행하기 위한 대상 노심으로 영광 3호기 1주기 노심을 선정하였다⁴. 영광 3호기 1주기 노심에 장전되는 핵연료 집합체는 Table 1과 같으며 장전모형은 Figure 6과 같다.

3.1 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. 또, 집합체A의 연소도를 균일하게 하여 방출되는 핵연료의 낭비를 줄여 경제성 향상을 도모하고자 하였다.

위의 두 가지의 목적함수에 덧붙여 다음의 구속조건을 부여하였다.

첫째, 장전모형은 1/8 대칭을 유지하도록 하였다. 둘째, 각 집합체 종류별 사용 개수를 고정하여 기존의 장전 모형과의 비교를 용이하도록 하였다. 셋째, 첨두 집합체출력을 1.27로 제한하고 이를 어길 경우 그 개체에 Penalty를 부과하였다. 첨두 집합체출력의 위반은 매 연소도 단계에서 확인하도록 하였다. 실제로 영광 3호기 1주기의 첨두 집합체 출력은 1.28이며, 첨두 봉출력은 1.50이다. 실제 장전모형 탐색시 봉출력을 제한치로 부여하여야 하지만 CDP_2D가 봉출력을 계산할 수 없는 관계로 집합체 출력으로 이를 대신하였으며, 보수적인 결과를 얻기 위하여 제한치를 1.27로 부여하였다. 그러나 제한치를 위반한다 하더라도 이를 개체집단에서 완전히 배제하지 않고 위반의 정도에 따라 Penalty를 부여하여 다음 세대의 형성에 참여하도록 하였으며, 이는 제한치를 위반한 개체일지라도 좋은 유전인자를 가지고 있을 확률이 있기 때문에 이러한 유전자를 다음 세대에 물려줄 수 있도록 하기 위함이다. 실제로 탐색된 장전모형(Figure 7)에는 1.27을 위반하는 집합체가 존재하나 첨두 봉출력이 제한치인 1.5를 위반할 가능성은 상당히 희박하다.

3.2 최적 장전모형 탐색 결과

앞에서 밝힌 바와 같은 목적함수와 구속조건으로 탐색된 결과는 Figure 7과 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. Figure 8은 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 기존 장전모형에 대한 상대적 개선율을 의미하도록 정규화된 지수이다. Figure 9는 Figure 8에서 1000세대 교체 후의 Pareto front를 확대하여 보인 것이다. Figure 7에 보인 장전모형은 Figure 9의 작은 원으로 표시된 개체에 해당한다. 또한, 가중치를 도입하여 최적화를 수행할 경우에 가중치 변화에 따른 탐색영역 및 탐색방향이 달라짐을 보

였다. 그림에서 알 수 있듯이 가중치의 부여가 적절치 못하였을 경우 최종 탐색결과는 설계자의 의도와는 전혀 다른 해에 수렴할 수도 있음을 알 수 있다.

4. 결 론

다목적함수 최적화 기법을 이용하여 개발된 MOGA는 장전모형 탐색이라는 복잡한 최적화 문제에서 그 기능을 잘 발휘하고 있는 것으로 나타났으며, 영광 3호기 1주기 노심을 대상으로 최적 장전모형을 탐색한 결과 주어진 목적함수와 구속조건을 잘 만족하는 해를 구할 수 있었다. 한편, 구속조건으로 주어진 집합체의 상대출력 대신 봉출력을 사용한다면 더욱 정확한 결과를 얻을 수 있을 것으로 기대되며, 탐색 알고리즘의 개선을 위한 향후의 지속적인 연구활동이 요구된다.

5. 참고문헌

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

TABLE 1. 영광 3호기 1주기 핵연료 집합제

Assembly Type	No. of Assemblies in Core	Fuel Enrichment (w/o U-235)	No. of Fuel Rods per Assembly	No. of Gd Poison Rods per Assembly	Gd ₂ O ₃ w/o in Natural UO ₂
A	45	1.30	236	-	-
B	20	2.37	236	-	-
B1	8	2.36/1.30	176/52	8	4
B2	16	2.37	232	4	4
C	12	2.87/2.35	184/52	-	-
C1	32	2.87/2.36	176/52	8	4
D	12	3.35/2.87	184/52	-	-
D1	8	3.36/2.85	176/52	8	4
D2	24	3.35/2.87	128/100	8	4

0.746	1.310	1.454	1.211	0.610	0.935	0.934	0.755
0.748	1.315	1.459	1.215	0.611	0.936	0.934	0.753
0.25	0.37	0.31	0.30	0.15	0.11	0.00	-0.26
1.435	1.480	1.315	1.070	1.036	0.950	0.950	0.736
1.440	1.485	1.319	1.072	1.037	0.950	0.950	0.733
0.38	0.33	0.29	0.19	0.10	0.00	0.00	-0.36
1.469	1.345	1.179	1.070	0.975	0.892	0.892	0.692
1.474	1.349	1.181	1.071	0.976	0.894	0.894	0.684
0.34	0.27	0.16	0.07	0.12	-1.12	-1.12	-1.12
	1.193	0.967	0.906	0.846	0.846	0.846	0.846
	1.195	0.968	0.905	0.839	0.839	0.839	0.839
	0.19	0.11	-0.07	-0.80	-0.80	-0.80	-0.80
		0.471	0.686	0.597	0.597	0.597	0.597
		0.470	0.685	0.589	0.589	0.589	0.589
		-0.24	-0.17	-1.23	-1.23	-1.23	-1.23
			0.585	0.575	0.575	0.575	0.575
				-1.75	-1.75	-1.75	-1.75

MEDIUM2
CDP_2D
ERR(%)

0.78	0.98	1.15	0.82	1.18	1.06	1.25	1.05
0.800	1.001	1.158	0.842	1.173	1.055	1.223	1.011
2.53	2.16	0.69	2.68	-0.58	-0.50	-2.20	-3.68
	1.18	0.82	1.23	0.83	1.22	1.21	0.89
	1.208	0.841	1.265	0.845	1.196	1.183	0.861
	2.36	2.61	2.86	1.75	-1.99	-2.22	-3.21
		1.12	0.79	1.15	0.86	1.17	0.59
		1.154	0.801	1.173	0.860	1.148	0.568
		3.07	1.43	2.00	-0.04	-1.93	-3.80
			1.12	0.83	1.28	1.05	1.05
			1.140	0.832	1.282	1.029	1.029
			1.80	0.25	0.17	-1.97	-1.97
				1.17	1.14	0.60	0.60
				1.182	1.133	0.592	0.592
				1.03	-0.59	-1.32	-1.32
					0.71	0.71	0.71
					0.701	0.701	0.701
					-1.23	-1.23	-1.23

NDR
CDP_2D
ERR(%)

Figure 1. IAEA Benchmark Result

Figure 2. Comparison between NDR and CDP_2D at BOC(49MWD/MTU)

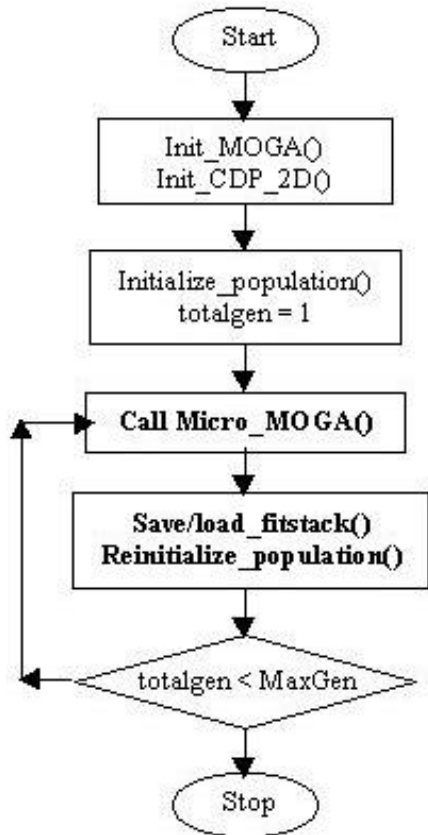


Figure 3. Main Flow Chart for the MOGA

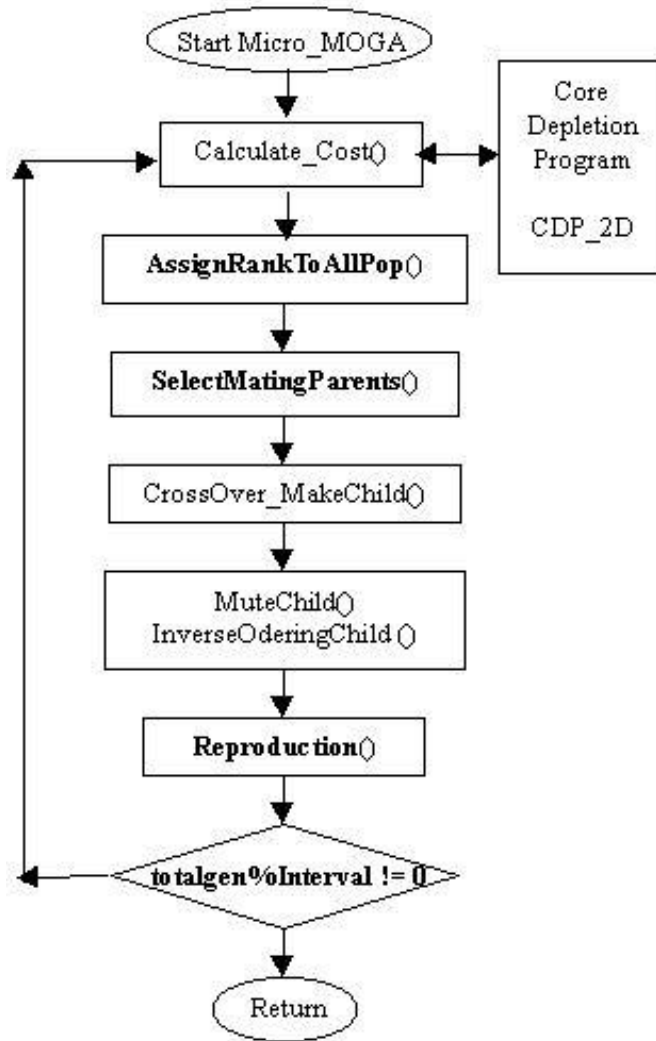


Figure 4. Flow Chart for the Subroutine Micro-MOGA

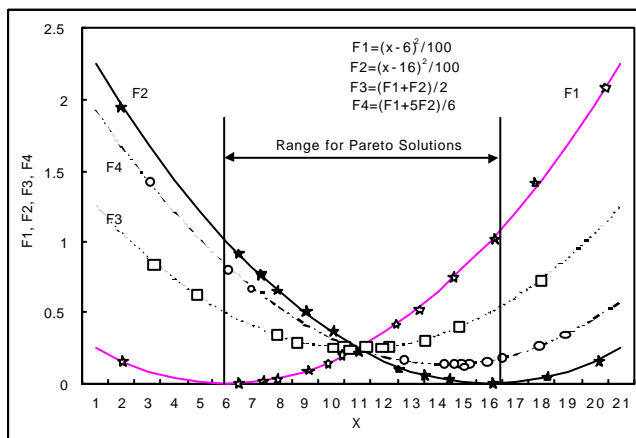


Figure 5. Example of Multi-Objective Optimization

A	B1	B2	A	B2	B1	C1	D
	B	A	D2	A	B2	C1	C
		C1	A	C1	A	D2	B
			C1	A	D2	D	
				C1	D1	B	
							C

Figure 6. Loading Pattern of Yonggwang 3 Cycle

A	B2	A	B2	C1	B1	B1	D
0.835	1.940	0.787	1.063	1.084	0.924	0.973	1.013
	C1	A	C1	A	A	D1	D
	1.116	0.791	1.117	0.795	0.828	1.272	0.958
		B	A	C1	B2	D2	D2
		1.179	0.813	1.202	1.235	1.181	0.620
			C1	A	B	B	
			1.188	0.897	1.322	0.919	
				C1	D2	C	
				1.256	1.192	0.669	
					C		
					0.742		

• BOC(50MWD/MTU) Relative Power

A	B2	A	B2	C1	B1	B1	D
0.970	1.200	0.910	1.212	1.290	1.138	1.114	0.907
	C1	A	C1	A	A	D1	D
	1.247	0.901	1.257	0.937	0.936	1.292	0.851
		B	A	C1	B2	D2	D2
		1.142	0.905	1.244	1.166	1.104	0.564
			C1	A	B	B	
			1.219	0.907	1.085	0.738	
				C1	D2	C	
				1.172	1.021	0.519	
					C		
					0.607		

• MOC(5000MWD/MTU) Relative Power

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
		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		

• BOC(13500MWD/MTU) Relative Power

A	B2	A	B2	C1	B1	B1	D
13074	16031	12396	15980	16739	14778	14517	12339
	C1	A	C1	A	A	D1	D
	16582	12331	16634	12584	12624	17149	11712
		B	A	C1	B2	D2	D2
		15828	12412	16736	15950	15148	8018
			C1	A	B	B	
			16534	12626	15415	10629	
				C1	D2	C	
				16190	14468	7614	
					C		
					8777		

• BOC(13500MWD/MTU) Assembly Burnup

Figure 7. Loading Pattern Searched by MOGA

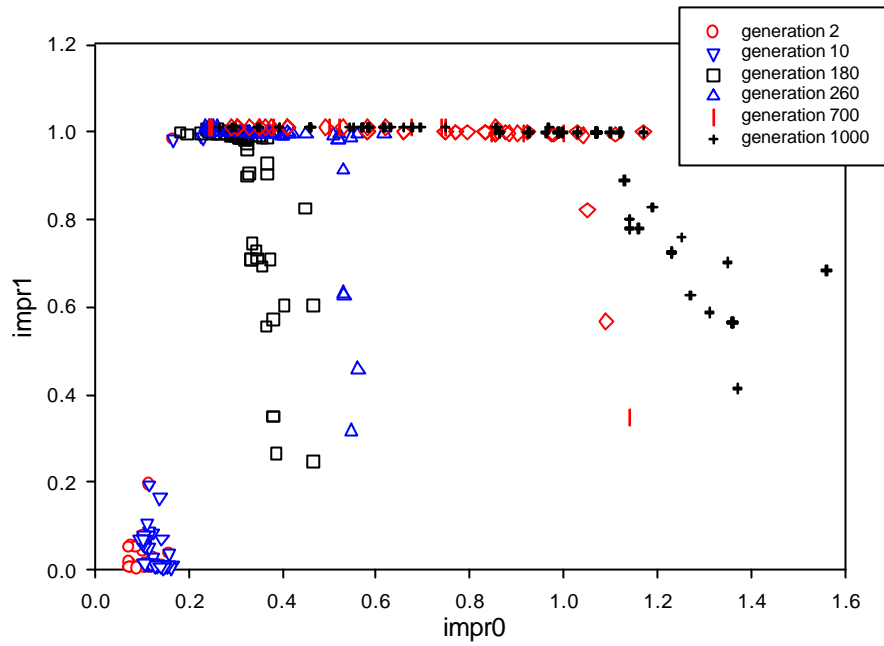


Figure 8. Evolution of Individuals through Generation Changes

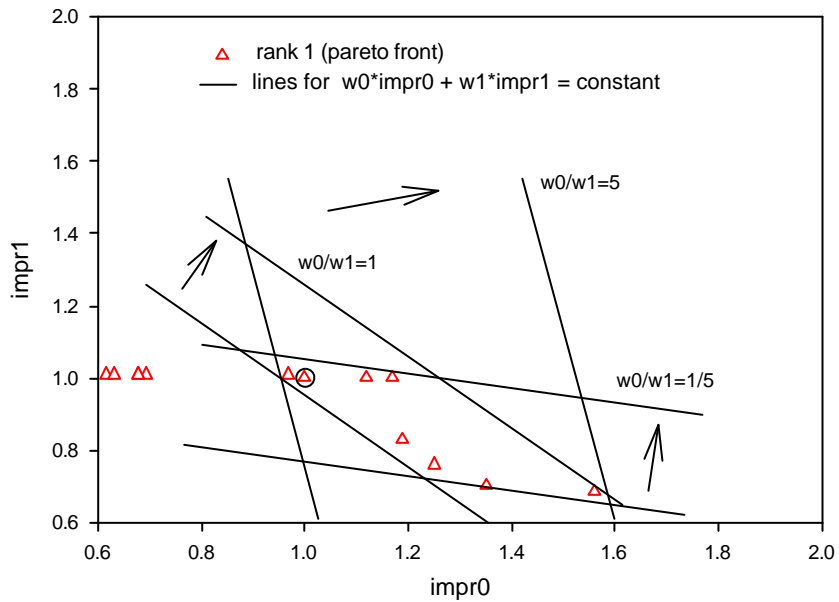


Figure 9. Enlarged View of Pareto Front at Generation 1000
(circled individual corresponds to the pattern shown in Figure 7)