

2002 춘계학술발표회 논문집
한국원자력학회

유전자 알고리즘을 이용한 SMART 안전주입계통
기술지침 및 예방정비 정책 최적화

Optimization of Technical Specification and Maintenance Policy of SMART
Safety Injection System Using Genetic Algorithm

강한옥, 조봉현, 유승엽, 최병선, 이두정
한국원자력연구소
대전광역시 유성구 덕진동 150번지

요 약

안전계통의 이용불능도는 기술지침서의 시험점검주기 및 허용정지시간과 예방정비 정책에 크게 영향을 받는다. 근래에 원자력발전소의 안전성을 유지하면서 이용률 및 경제성 향상을 위해 신뢰도 모델에 기초한 기술지침 및 예방정비 정책 최적화가 관심의 대상이 되고 있다. 본 연구에서는 시험점검주기 및 허용정지시간과 예방정비 정책이 안전계통의 이용불능도 및 비용에 미치는 영향을 평가하기 위해 고장수목 방법론에 기초하여 SMART 안전주입계통의 이용불능도 및 비용 모델을 개발하였다. 제약조건하의 불연속적인 탐색공간에서 전역적인 최적해를 찾는 데 유리하다고 알려진 유전자 알고리즘과 개발된 이용불능도 및 비용 모델을 이용해 안전주입계통의 기기들에 대한 시험점검주기 및 허용정지시간과 예방정비 정책 최적화를 수행하고 결과의 특성을 분석하였다.

Abstract

Unavailability of safety system is heavily dependant on technical specification and maintenance policy for the constituent components. The optimizations of technical specification and maintenance policy (TS&M) based on reliability model have been recently studied to increase plant availability and economical efficiency with plant safety goal satisfied. To evaluate the effect of surveillance test interval (STI) and allowed outage time (AOT), which is described in the technical specification, and maintenance and replacement periods, which is main stem of maintenance policy, on the system unavailability, unavailability and cost models for the safety injection system of SMART have been developed based on the fault tree methodology in this study. A genetic algorithm, which has its benefit for finding global optimized solution in the constrained discontinuous searching space, is applied to TS&M optimization with the developed unavailability and cost models.

1. 서론

높은 원자력발전소의 안전 수준을 달성하기 위한 수단으로서 안전계통의 성능을 향상시키기 위해 규제기관과 사업자들은 많은 노력을 해왔으며 안전계통의 성능을 향상시키기 위해 도입할 수 있는 현실적인 다양한 방법이 존재한다. 구체적으로 (1) 안전계통을 구성하고 있는 각각의 기기의 이용률을 증가시키거나 (2) 다중성이 도입될 수 있다. 첫 번째 방법과 관련하여 (1) 향상된 기기 설계를 하거나 (2) 효율적인 시험 및 유지 행위를 수행할 수 있다. 이를 도식화 해보면 그림 1과 같다. 마지막 항목은 적절하고 효율적인 시험 기술과 함께 시험 및 유지/보수 절차 및 빈도, 기간 등에 대한 최적화를 의미하며 본 연구에서 다루고자하는 분야이다[1].

원자력발전소의 기술지침서(Technical Specification: TS)는 원자력발전소의 안전한 운전을 위한 제한치와 조건들로서 안전 제한치, 운전 제한치, 점검 요구사항 등으로 구성되어있다. 원자력발전소의 기술지침서에서 규정하고 있는 두 가지의 주요 요건으로서 허용정지시간(Allowed Outage Time: AOT)과 시험점검주기(Surveillance Test Interval: STI)가 있다. 시험점검주기는 원전의 안전계통들의 시험이 실시되어야하는 최소기간을 나타내며, 허용정지시간은 원자로 가동 중 이용불능된 안전계통을 점검 및 수리할 수 있는 최대기간으로서 이 기간 중에 안전계통이 수리 완료되지 못할 경우 운전정지를 하여야 한다[2].

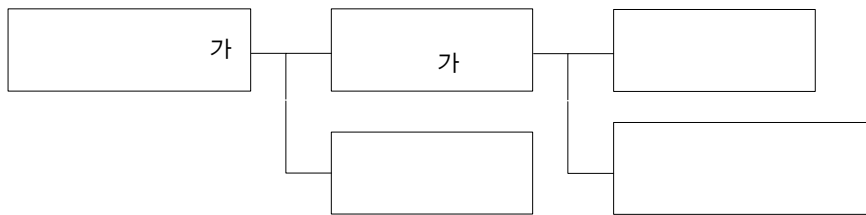


그림 1 안전계통 신뢰도 증가 수단

일반적으로 안전관련 기기의 예방정비(Preventive Maintenance: PM)는 사업자의 관심 사항이며 예방정비의 변경시 큰 제약을 받지 않는다. 기존에 예방정비는 발전소 정지기간 중에 수행되어 왔으나 최근에는 여러 가지 이유에 의해 출력운전 중 예방정비에 대한 연구가 수행되고 있다[1,3]. 지금까지 원자력발전소의 기술지침서의 규정사항은 결정론적 분석이나 공학적 판단에 의해 결정되어왔다. 하지만 최근에 확률론적 안전성 평가 (PSA) 수행결과 및 운전경험 등을 통해 기존의 기술지침서 규정사항들이 대부분 지나치게 보수적으로 정해져 있고 일부요건들은 불필요하게 제한적이고 어떤 경우에는 안전성에 나쁜 영향을 미칠 수가 있다는 것이 확인되면서 국·내외의 원전 사업자들은 PSA 기법을 이용한 기술지침서 개정을 활발히 수행하고 있다[4,5]. US NRC에서는 1999년에 위험도 정보를 이용한 기술지침서 개정에 대한 규제지침서를 발간하였고 국내의 원자력 안전기술원에서도 위험도 정보를 이용한 의사결정에 관한 기본 원칙을 발표하였다[6,7].

원자력발전소에서 기술지침 및 예방정비 계획(TS&M)은 위험도 관리 및 규제요건 만족 여부와 관련되며 자원이 효율적으로 이용되고 있는지 평가될 필요가 있다. 과거에 TS&M 관련 최적화 연구는 TS&M 중 오직 한가지 변수(STI, AOT, PM 빈도 등)에 초점이 맞추어져 수행되거나

단순한 형태의 목적함수(이용률, 비용, 발전소 위험도 등)가 사용되었다[1,8,9]. 위험도(또는 이용률)와 비용에 기초한 TS&M 최적화는 다중 양식(multi-modal) 및 비선형 목적함수 그리고 다양한 선형 및 비선형 제약조건 때문에 어려움이 존재한다. 이러한 어려움은 불연속적인 목적함수의 최적화 해를 위한 공간으로서 물리적으로 가능한 영역과 불가능한 영역이 혼합되어있는 차분화된 탐색공간을 이끌고 결국 기존의 미분값에 기초한 탐색 방법론을 전역 최적해가 아닌 국부 최적해에 머물게 한다. 최근에 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm: GA)에 기초한 새로운 최적화 방법론이 이러한 유형의 문제에 적합하다고 밝혀지고 있다[1].

본 연구에서는 시험점검주기 및 허용정지시간과 예방정비 정책이 안전계통의 이용률 및 비용에 미치는 영향을 평가하기 위해 고장수목 방법론에 기초하여 SMART 안전주입계통의 이용률 및 비용 모델을 개발하였다. 제약조건하의 불연속적인 탐색공간에서 전역적인 최적해를 찾는 데 유리하다고 알려진 유전자 알고리즘과 개발된 이용률 및 비용 모델을 이용해 안전주입계통의 기기들에 대한 시험점검주기 및 허용정지시간과 예방정비 정책 최적화를 수행하고 결과의 특성을 분석하였다.

2. 위험도 및 비용 모델

일반적으로 최적화 문제는 목적함수와 제약함수, 그리고 결정변수에 대한 제약조건 등으로 구성되어 있다. 본 연구에서 다루고 있는 제약조건하의 TS&M 최적화는 비용 또는 위험도 중 하나를 목적함수로 이용하고 나머지 하나를 최적화 변수에 주어진 제약조건으로 이용함으로써 수행될 수 있다. TS&M은 비용 및 위험도 모델에 포함된 적절한 변수로서 표현되며 최적화를 위한 결정변수로서 활용된다. 이후의 서술에서 변수 x_i 는 최적화될 결정변수 벡터 \mathbf{x} 에 포함되면서 매개변수 i 를 표현하는 일반적인 의미로 사용된다.

2.1 위험도 모델

원자력발전소의 확률론적 위험도 평가(PRA) 모델은 사고 확률 및 결과에 대한 평가를 통해 발전소 위험 수준을 정량적으로 표현하는 수단이다. PRA 모델은 관련 안전기능의 이용률도의 함수이며 또한 안전기능은 계통 및 기기의 이용률도에 의해 결정된다. 계통의 이용률도는 인간 오류, 공통원인고장, 기기 이용률도로 구분되며 이 중 기기 이용률도는 불시적인 고장, 시험 및 정비 목적의 기기정지에 관련된다. 시험 및 정비 목적의 기기정지는 TS&M의 함수로 표현된다. 계통의 이용률도는, 희귀사건근사(rare-event approximation)을 적용할 경우 다음과 같이 표현될 수 있다[1,10].

$$U(\mathbf{x}) \approx \sum_j \prod_k u_{jk}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

위의 식에서 아랫첨자 j 는 MCS(Minimum Cut Set)의 개수이고 아랫첨자 k 는 해당되는 MCS를 구성하는 기본사건의 개수이다. $u_{jk}(\mathbf{x})$ 는 MCS j 에 속하는 기본 사건 k 에 관련되는 이용률도를 대표한다. 본 연구에서는 β -factor 방법론을 이용하여 MCS에 공통원인에 의한 고장사건을 포함시켰다. 위 식은 결정변수 벡터 \mathbf{x} 에 의존하는 안전기기의 이용률도 상태를 정량화한다. 식 (1)을 이용하여 본 연구에서 계통 이용률도로 표현되는 최종적인 위험도 함수를 유도하기 위해

서는 기기 이용불능도에 대한 각각의 인자들의 기여도를 정량화하는 것이 필요하다. 정상운전 중 대기중인 기기의 이용불능도는 다음과 같이 두 가지 요소로 나누어진다.

- 무작위적인 실패에 기인한 이용불능도 (신뢰도 효과)
- 시험 또는 정비를 위한 기기정지에 기인한 이용불능도 (기기정지 효과)

첫 번째(신뢰도 효과)를 설명하기 위한 이용불능도 모델은 일반적으로 다음과 같은 수식에 의해 표현된다.

$$u_r(\mathbf{x}, T) \approx \rho + \lambda \cdot T \quad (2)$$

$$u_r(\mathbf{x}) \approx \rho + \frac{1}{2} \lambda \cdot T \quad (3)$$

식 (2)는 시간 T에서 무작위적인 실패에 의한 시간-의존 이용불능도이다. 식에서 ρ 는 기기 동작신호 발생시 실패확률이고 λ 는 대기 중 실패확률이다. 식 (3)은 주어진 기간 T 동안 시간-의존 이용불능도를 평균한 것이다. 식 (2)는 실용적이지만 매우 단순한 형태이다. 나이-의존 대기 중 실패확률, $\lambda(w)$ 를 도입하여 기기 신뢰도 특성에 대한 예방 보수와 작업환경의 영향을 반영할 수 있다. 선형 노화 모델을 도입하면 평균 대기 중 실패확률은 예방 보수의 특징에 따라 다음과 같이 PAS(Proportional Age Setback)과 PAR(Proportional Age Reduction) 두 가지 방식으로 표현된다.

$$\lambda^* = \lambda_0 + \frac{1}{2} \alpha \cdot M \cdot [\Psi(z)]^2 \cdot \frac{1}{\epsilon} \cdot (2 - \epsilon) \quad \text{PAS model} \quad (4)$$

$$\lambda^* = \lambda_0 + \frac{1}{2} \alpha \cdot M \cdot [\Psi(z)]^2 \cdot \left[1 + (1 - \epsilon) \left(\frac{L}{M} - 3 \right) \right] \quad \text{PAR model} \quad (5)$$

위의 식에서 λ_0 는 고정적인 대기 중 실패확률, α 는 선형 노화 인자, $\Psi(z)$ 는 작업환경을 대표한다. 정상적인 작업조건 및 환경에서 $\Psi(z)$ 는 1이다. ϵ 는 [0,1]의 범위를 가지며 보수의 효율성을 표현한다. M은 예방보수주기, L은 기기를 새로운 것으로 대체하는 간격을 의미한다.

두 번째(기기정지 효과)를 고려하기 위해 다음과 같은 일반적인 모델이 표준 PRA에서 사용된다.

$$u_t(\mathbf{x}) \approx f_t(\mathbf{x}) \cdot t \cdot q_0^t \quad (6)$$

$$u_m(\mathbf{x}) \approx f_m(\mathbf{x}) \cdot m \cdot q_0^m \quad (7)$$

$$u_c(\mathbf{x}) \approx f_c(\mathbf{x}) \cdot d(\mathbf{x}) \quad (8)$$

위의 식에서 u_t , u_m , u_c 는 각각 기기 시험의 의한 이용불능도, 예방 정비에 의한 이용불능도, 보수 정비에 의한 이용불능도를 의미한다. 위의 식의 오른쪽 항에서 사용된 변수의 의미는 다음과 같다.

- $f_t(\mathbf{x})$ = 기기 시험 빈도
- $f_m(\mathbf{x})$ = 예방 정비 빈도
- $f_c(\mathbf{x})$ = 보수 정비 빈도
- t = 평균 기기 시험 시간
- m = 평균 예방 정비 시간
- $d(\mathbf{x})$ = 보수 정비를 위한 평균 기기정지 시간
- q_0^t = 기기 시험중 기기가 정지하거나 이용불가능할 분율 [0,1]

q_0^m = 기기 예방 정비중 기기가 정지하거나 이용불가능할 분율 [0,1]

시험주기 T의 계획된 감독 시험을 수행하는 안전기기의 경우 $f_t(\mathbf{x})$ 는 $1/T$ 이고 주기 M의 time-directed 예방 정비를 수행하는 안전기기에서 $f_m(\mathbf{x})$ 는 $1/M$ 이다. 정상운전 중 대기중이고 T 주기로 감독 시험을 수행하는 기기의 경우 $f_c(\mathbf{x})$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$f_c(\mathbf{x}) \approx \frac{1}{T} \cdot u_r(\mathbf{x}, T) \quad (9)$$

위의 식에서 $u_r(\mathbf{x}, T)$ 는 식 (2)를 이용해 계산할 수 있다. 보수정비를 위한 평균 기기정지 시간 $d(\mathbf{x})$ 에 대한 일반적인 표현은 다음과 같다.

$$d(\mathbf{x}) = \mu \cdot G(\mathbf{x}) \quad (10)$$

$$G(\mathbf{x}) = 1 - \exp(-D/\mu) \quad (11)$$

위의 식에서 대기중인 기기에 대해 지수함수적인 수리 시간이 가정되었다. μ 는 수리 시간에 대한 제한이 없을 경우 평균 수리 시간을 의미한다. $G(\mathbf{x})$ 는 주어진 기기정지시간 D(AOT와 동일)안에 수리를 마칠 확률을 의미한다. 앞에서 설명된 모델에서 다양한 변수가 최적화 계산을 위한 결정변수인 벡터 \mathbf{x} 로 이용될 수 있다. 본 연구에서는 TS&M의 최적화에 초점을 맞추고 있다. 따라서 T, D, M, L가 제약조건하의 TS&M 최적화 문제의 결정변수로 이용되었다.

2.2 비용 모델

안전관련 기기에 대한 TS&M 최적화에서 비용은 주기 T의 정기점검, 주기 M의 예방 정비, 그리고 시험기간동안 기기 고장이 발견될 경우 이를 수리하기 위한 보수정비 등을 포함하며 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$c_t(\mathbf{x}) = \frac{t}{T} \cdot c_{ht} \quad (12)$$

$$c_m(\mathbf{x}) = \frac{m}{M} \cdot c_{hm} \quad (13)$$

$$c_c(\mathbf{x}) = f_c(\mathbf{x}) \cdot d(\mathbf{x}) \cdot c_{hc} \quad (14)$$

$$c_s(\mathbf{x}) = f_c(\mathbf{x}) \cdot [1 - G(\mathbf{x})] \cdot T_s \cdot c_{hs} \quad (15)$$

$$c_o(\mathbf{x}) = \frac{1}{L} \cdot c_r \quad (16)$$

$c_t(\mathbf{x})$ 는 1년 동안 특정 기기에 대해 수행된 정기점검을 위해 지출된 연간 비용을 의미한다. 또한 $c_m(\mathbf{x})$ 와 $c_c(\mathbf{x})$ 는 1년동안 특정 기기에 대해 수행된 예방정비를 위해 지출된 연간 비용과 보수정비를 위해 지출된 연간 비용을 의미한다. $c_s(\mathbf{x})$ 는 기기 수리시간이 TS 상에 규정된 완료시간(AOT)을 초과할 경우 지불되는 비용을 의미하며 발전소 불시정지에 의한 손실 비용을 포함한다. 마지막으로 $c_o(\mathbf{x})$ 는 기기를 주기 L을 가지면서 교체하는 연간 비용을 의미한다. 비용에 대한 식들의 오른쪽 항에는 새로운 상수들이 도입되었다. c_{ht} , c_{hm} , c_{hc} 는 정기점검, 예방정비, 보수정비를 위해 지불되는 시간당 비용을 의미하며 c_{hs} 는 발전소 불시정지에 의한 시간당 비용 그리고 c_r 은 기기를 새로 교체하기 위한 비용을 의미한다. 본 연구에서는 발전소 불시정지 이후 발전소를 재기동

하기 위해 시간 T_s 가 일정하다고 가정된다. 따라서 발전소 불시정지에 기인한 비용은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$c_u = T_s \cdot c_{hs} \quad (17)$$

최종적으로 최적화 계산에서 목적함수로 사용될 비용모델은 앞에서 언급된 각각의 항목을 더함으로써 얻어진다.

$$C(\mathbf{x}) = \sum_i c_i(\mathbf{x}) \quad (18)$$

2.3 제한 조건

TS&M 최적화를 통해 얻어진 결정인자는 규제기관과 사업자가 받아들일 수 있는 실제적인 기준 및 제한조건을 만족하기 있어야 한다. 최적화 문제에서 일반적으로 제한조건은 (1) 목적함수의 제한함수 또는 (2) 결정인자 벡터 \mathbf{x} 가 취할 수 있는 범위에 반영된다. 첫 번째의 경우 두 가지의 가능한 목적함수인 위험도 또는 비용 함수에 제한 함수를 통해 반영되며 내재적인 제한이다. 만약 최소화해야 될 목적함수가 위험도일 경우 제한조건은 비용이 가질 수 있는 최대치이고 반대로 최소화해야 될 목적함수가 비용일 경우 제한조건은 위험도가 가질 수 있는 최대치이다. 두 번째의 경우 제한조건은 TS&M 변수가 가질 수 있는 값에 곧바로 적용되며 외재적인 제한이다. 이러한 유형의 제한조건은 STI, AOT, 예방정비 주기 등을 최적화할 경우 적용되는데 그 이유는 위의 값들은 시간, 일, 월, 또는 분기 등의 실질적인 값들을 가지고 있기 때문이다. 또한 STI 최적화와 관련하여 시험이 수행되는 방식에 대해 다른 제한조건을 적용할 수 있다.

3. 유전자 알고리즘을 이용한 최적화

3.1 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm: GA)의 개요

유전자 알고리즘은 자연도태 및 자연적 유전현상과 같은 자연계 생물의 진화과정에 기초한 적응적 탐색 기법으로서 1975년 Holland의 "Adaptation in Natural and Artificial Systems"에서 처음으로 제안되었다[11]. 즉, 다윈의 "적자 생존(Survival of the fittest)" 이론처럼 우수한 개체가 진화하여 결과적으로는 최적의 상태에 도달하는 생태계의 진화 이론에서 착안된 알고리즘이다. 유전자 알고리즘은 이론적으로나 경험적으로 복잡한 공간에서의 견고한 탐색을 제공하는 것으로 증명되었고, 복잡한 수식을 요구하지 않으며 탐색공간과 같은 한정적인 요소에 의해 제한 받지 않는다. 유전자 알고리즘은 후보 해들의 고정된 크기 모집단을 반복적으로 처리하며 각 후보 해는 생물학적 체계에서 유추한 염색체라 불리는 고정된 크기의 문자열에 의해 표현된다. 각 염색체는 목적 함수에 의해 평가된 적합도 값을 가지고 있으며, 한 염색체의 적합도는 그들이 생존하고 자식을 생산할 수 있는 능력을 결정한다. 즉, 적합도 이상의 값을 갖는 개체는 자손을 만들기 위해 살아남지만 그렇지 못한 개체는 도태된다. 각 염색체는 일련의 유전자로 구성되어 있으며, 일반적으로 유전자 알고리즘에서는 비트들의 일련으로 표현되지만 정수나 실수들도 사용할 수 있다. 기본적인 단순 유전자 알고리즘은 다음의 순서로 동작한다.

- (1) 초기 모집단을 생성한다.
- (2) 목적 함수를 사용하여 각 개체를 평가한다.
- (3) 종료 조건이 만족되지 않을 동안 다음을 반복한다.
 - (가) 모집단에서 한 부분을 선택
 - (나) 교차 연산에 의한 구조 변경
 - (다) 변이 연산에 의한 구조 변경
 - (라) 생성된 개체 평가
- (4) 최적해를 생성 후 반환한다.

유전자 알고리즘은 일반적으로 선택, 교차, 변이의 세 가지 연산자에 의존한다. 선택 연산자는 다음 세대의 부모가 되는 개체를 선택하기 위하여 목적 함수에 의해 평가된 값을 사용하며, 이 적합도 값에 따라 우수한 개체가 선택되고 약한 개체는 소멸된다. 선택된 부모 개체는 교차 연산자에 의해 교배되며, 변이 연산자는 생성된 자손을 돌연변이 시켜 더 우수한 개체가 되도록 만든다. 이러한 절차는 적합한 염색체들을 결합함으로써 다음 세대에 우수한 유전인자를 가진 세대를 생성하게 한다. 이와 같이, 유전자 알고리즘은 우수한 개체의 특성이 자손에게 전달되도록 함으로써 최적해에 도달하는 알고리즘으로서 많은 응용 분야를 가지고 있다. 유전 알고리즘이 다른 탐색이나 최적화 방법과 다른 점은 다음과 같다.

- (1) 파라미터를 코딩한 것을 직접 이용한다.
- (2) 점이 아닌 다점 군 탐색 방법이다.
- (3) 탐색에 비용 정보를 이용하며, blind search를 한다 (미분값이나 다른 부가적인 지식을 요구하지 않는다.).
- (4) 결정론적인 규칙이 없고 확률적 연산자를 사용하여 수행된다.

이와 같은 특징으로 인해 다른 탐색 또는 최적화 방법 중 하나인 계산에 의존한 방법 (calculus-based method : hill-climbing)에 비하여 전역적 해를 구할 가능성이 높으며 다른 여러 탐색 방법에 비하여 효율적이다.

3.2 PIKAIA

본 연구에서는 Paul Charbonneau에 의해 개발된 PIKAIA V1.0을 수정하여 최적화 계산을 수행하였다[12]. PIKAIA는 유전자 알고리즘에 기초하여 FORTRAN 언어로 서술된 일반적인 함수 최적화 목적으로 개발된 서브루틴이다. PIKAIA는 두 가지의 기본적인 유전자 연산자 즉, 균일한 일점 교배와 균일한 일점 변이를 이용한다. 일반적으로 이용 가능한 다른 GA 패키지와 달리 PIKAIA는 십진수에 기초하여 encoding되어있다. PIKAIA에서 세 가지의 재생산 계획이 가능한데, 각각은 Full generational replacement, Steady-State-Delete-Random, Steady-State-Delete-Worst이다. Elitism이 이용가능하고 기본 옵션으로 들어있다. 변이률은 현재 세대에서 인구의 최대 적합도와 평균 적합도간의 차이를 평가하여 제어되는 방식이 이용 가능하다. 선택은 적합도 순위에 기초하고 있으며 Roulette Wheel Algorithm을 통해 무작위적으로 이루어진다. PIKAIA에서

Quicksort 알고리즘이라고 불리는 순위 서브루틴과 minimal standard Lehmer multiplicative linear congruential generator에 기초한 무작위수 발생기가 이용된다. PIKAIA 프로그램의 전반적인 구조는 그림 2와 같다. 그림2는 전체 프로그램중 사용자가 제공해야하는 부분을 보여주고 있다.

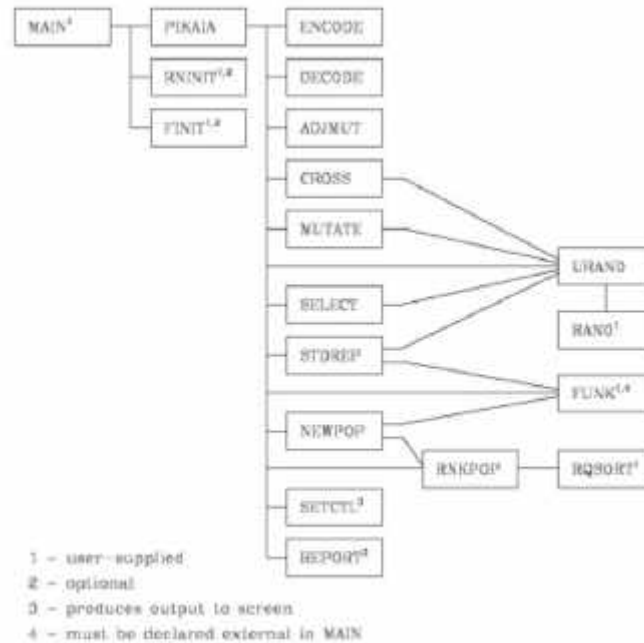


그림 2 PIKAIA 프로그램의 전반적인 구조

4. SMART 안전주입계통 기술지침 및 예방정비(TS&M) 최적화

4.1 SMART 안전주입계통 소개 및 주요 가정

앞에서 서술된 유전자 알고리즘을 이용한 기술지침 및 예방정비(TS&M) 최적화 방법론을 SMART 안전주입계통에 적용하여 결과의 특성을 분석하였다. SMART에서 안전주입계통은 일차계통 소형 냉각재 상실 발생시 일차계통의 지속적인 자연순환을 통한 열제거를 위해 냉각재를 보충하는 기능을 수행한다[13]. 안전주입계통의 구성은 다음과 같다.

- 고압 안전주입펌프 4 대
- 충수탱크
- 관련 격리밸브

대부분의 운전기간동안 안전주입계통은 대기상태로 있다. 안전주입계통의 개략도를 그림 3에 나타내었다.

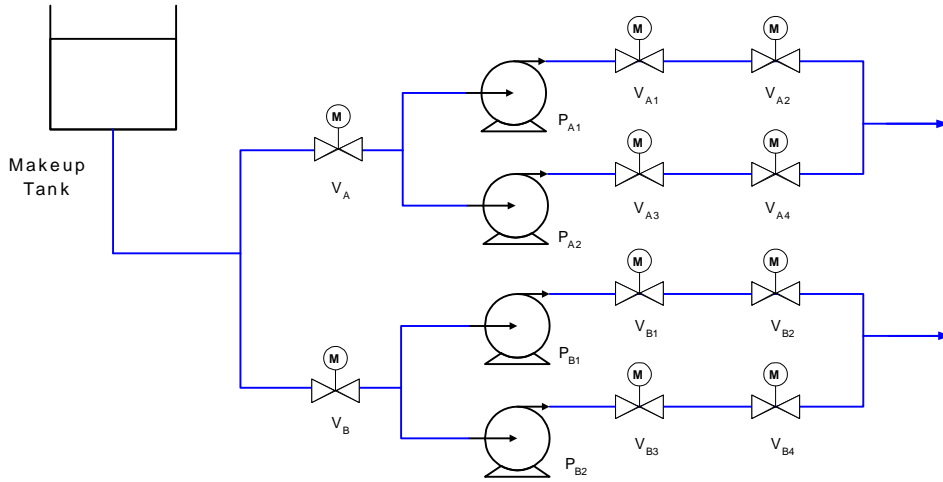


그림 3 안전주입계통의 개략도

일반적으로 원자력발전소의 안전등급 계통은 기술지침서와 ASME B & PV Code 및 10CFR50에 규정된 검사 및 시험요건에 따라 검사 및 시험이 수행된다. 표 1은 전형적인 원자력발전소 기술지침서 상의 AOT, STI 요건과 예방정비 주기를 보여준다. 표 2와 3은 기존 상용원자로에서 사용되고 있는 밸브 및 펌프의 기기 이용불능도 및 비용 관련 데이터를 보여준다[14]. SMART의 안전주입계통과 관련하여 이용가능한 데이터가 없으므로 본 연구에서는 상용원자로의 데이터를 이용하여 계산을 수행하였다. 안전주입계통의 모든 기기는 STI 최적화시 계통에서 각 기기의 중요도 및 시험절차를 고려하여 다음과 같이 두 그룹으로 분류되었다.

$$T_1 = \{V_A, V_B\} \quad (19)$$

$$T_2 = \{P_{A1}, P_{A2}, P_{B1}, P_{B2}, V_{A1}, V_{A2}, V_{A3}, V_{A4}, V_{B1}, V_{B2}, V_{B3}, V_{B4}\} \quad (20)$$

각각의 그룹 내에 있는 밸브 및 펌프는 동일한 시험점검주기를 가진다. 동일한 시험점검주기를 가지는 기기들이 항상 동시에 시험된다는 것을 의미하지는 않는다. 동일한 시험점검주기를 가지는 순차적 시험 방식 또는 교차적 시험방식이 가능하다. 본 연구에서는 시험점검주기가 연속적인 값을 가지지 않고 불연속적인 값을 가진다고 가정하였다. SMART의 재장전 주기는 18개월이다[13]. 본 연구에서는 18개월을 적절히 나누어 공학적인 측면에서 실질적인 시험점검주기가 될 수 있는 후보 값들을 구하였다. 한편 허용정지시간의 경우 다음과 같이 밸브와 펌프를 포함하는 두 그룹으로 나누어 구해진다.

$$D_1 = \{V_A, V_B, V_{A1}, V_{A2}, V_{A3}, V_{A4}, V_{B1}, V_{B2}, V_{B3}, V_{B4}\} \quad (21)$$

$$D_2 = \{P_{A1}, P_{A2}, P_{B1}, P_{B2}\} \quad (22)$$

예방정비 주기의 경우 허용정지시간의 경우와 마찬가지로 밸브와 펌프를 포함하는 두 그룹으로 나누어 구해진다. 예방정비 주기는 시험점검주기와 동일한 후보 값들을 사용하여 최적화시켰다. 한편 밸브의 교체주기에 대한 변수 L은 밸브 예방정비 주기 M_1 보다 항상 큰 값을 가져야 한다. 따라서 L을 다음과 같이 표현하였다.

$$L = n \cdot M_1 \quad (23)$$

펌프의 경우 본 연구에서 PAS 모델을 사용하므로 L 값을 필요로 하지 않는다. 결국 본 연구에서 구하고자 하는 최적화된 독립변수는 다음과 같다.

$$\mathbf{x} = \{T_1, T_2, D_1, D_2, M_1, n, M_2\} \quad (24)$$

안전주입계통의 기술지침 및 예방정비 최적화시 두 가지의 방식이 가능하다. 첫 번째 방식은 비용 함수를 제한조건으로 이용한 상태에서 위험도 함수를 최소화시키는 것이며 두 번째 방식은 위험도 함수를 제한조건으로 이용한 상태에서 비용 함수를 최소화시키는 것이다. 계통의 이용불능도 모델로 표현되는 위험도 함수를 얻기 위해 계통 고장수목방법에 기초하여 9개의 안전주입계통 MCS를 구하였다. 한편 비용 함수를 얻기 위해 시험점검주기, 예방정비, 수리, 교체, 원자로정지 등을 고려하여 모델을 구성하였다. 최적화시 내재적인 제한조건은 penalty 함수를 이용하여 구현된다.

앞장에서 서술된 PIKAIA를 부분적으로 수정하고 사용자가 제공하는 서브루틴을 작성해 안전주입계통의 기술지침 및 예방정비 최적화 계산을 수행하였다. 알고리즘의 거동을 결정하는 제어벡터 ctrl을 통해 Steady-State-Delete-Random 재생산 계획을 사용하였고 개체 수는 100개를 이용하였다. 한편, Elitism을 사용하여 우수개체의 손실을 막았다. 내재적 제한조건으로 사용되는 위험도 및 비용을 얻기 위해 표 1에 서술된 값들을 이용하여 초기 계통 이용불능도 및 비용을 계산하였다. 이 이용불능도 및 비용은 최적화 계산시 제한조건이 가질 수 있는 최대값으로 이용된다.

표 1 안전주입계통 기술지침서 및 예방정비 주기 (상용로 기준)[1]

STI (h)	2184	2184
AOT (h)	72	8
PM (h)	4320	4320

표 2 안전주입계통 기기 이용불능도 변수 (상용로 기준)[1]

λ ($10^{-6}/h$)	$\rho(10^{-3})$	t(h)	$\mu(h)$	m	Aging type	a ($10^{-11}/h^2$)	$\Psi(z)$	ε
5.83	1.82	0.75	2.6	0.75	PAR	45.7	1	0.5
3.89	0.53	4	24	4	PAS	2.2	1	0.5

표 3 안전주입계통 기기 비용 변수 (상용로 기준)[1]

$C_{ht}(\$/h)$	$C_{hc}(\$/h)$	$C_{hm}(\$/h)$	$C_r(\$/h)$	$C_u(\$)$
20	15	15	120	1500
20	15	15	360	1500

4.2 계산 결과

그림 4는 이용불능도 최소화를 목적함수로 삼고 초기 비용을 제한 조건으로 이용했을 경우 진화에 따른 적합도 변화를 보여준다. 이 계산에서 이용불능도 최소화시 적합도는 이용불능도의 역수로 정의된다. 그림은 각 진화의 단계에서 적합도의 최대값과 평균값을 보여준다. 본 연구에서는 Elitism을 사용하였기 때문에 최대값은 평균값에 비해 비교적 빨리 수렴하고 있음을 알 수 있다. 재생산 방법으로서 Steady-State-Delete-Worst를 사용하면 평균값의 진화가 더 빨리 이루어지지만 우수개체가 발견되지 않을 가능성이 존재한다. 그림 5는 비용 최소화를 목적함수로 삼고 초기 이용불능도를 제한 조건으로 이용했을 경우 진화에 따른 적합도 변화를 보여준다. 비용 최소화시 적합도는 비용의 역수로 정의된다.

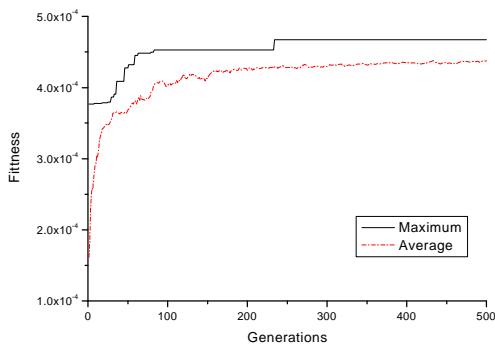


그림 4 이용불능도 최소화시 진화에 따른 적합도 변화

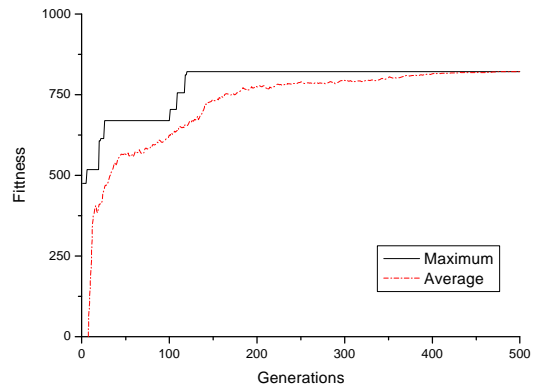


그림 5 비용 최소화시 진화에 따른 적합도 변화

본 연구에서는 안전주입계통의 기술지침 및 예방정비 최적화시 각 변수가 미치는 영향을 평가하기 위해 우선 기술지침서의 시험점검주기에 대한 최적화를 수행하였다. 이 후 허용정지시간을 추가한 상태에서의 최적화를 수행하고 마지막으로 예방정비 관련 항목을 반영한 상태에서 최적화를 수행하였다. 위험도 최적화 및 비용 최적화 계산은 이러한 방식으로 이루어졌으며 그 결과를 표 4와 그림 6에 나타내었다. 표 4에서 초기값은 최적화 계산이 이루어지기 전의 기술지침 및 예방정비 값들을 의미한다. 이용불능도 최소화를 목적함수로 이용한 기술지침서상의 시험점검주기에 최적화 결과는 T_1 그룹의 시험점검주기는 초기값에 비해 크게 강화되는 반면 T_2 그룹의 시험점검주기가 완화됨을 보여준다. 이러한 결과는 현재의 안전주입계통 설계에서 상대적으로 T_2 그룹의 다중성이 크게 확보되어있기 때문이다. 최적화 변수로서 허용정지시간을 포함시킬 경우 펌프의 허용정지시간은 크게 감소한다. 예방정비 관련 변수를 포함시킬 경우 교체주기가 크게 감소하였는데 이는 입력자료에서 밸브의 교체비용이 상대적으로 적기 때문이다. 이러한 최적화를 통해서 전체적인 비용은 초기값과 거의 비슷한 상태에서 안전주입계통의 이용불능도는 $0.2780E-2$ 에서 $0.1217E-2$ 로 감소하였다.

비용 최적화를 목적함수로 이용한 시험점검주기 최적화 결과는 T_1 그룹의 시험점검주기는 크

게 강화되는 반면 T_2 그룹의 시험점검주기가 크게 완화됨을 보여준다. 최적화 변수로서 허용정지 시간을 포함시킬 경우 밸브 및 펌프의 허용정지시간은 증가된다. 예방정비관련 변수들이 포함될 경우 밸브 및 펌프의 예방정비주기는 감소하는 반면 밸브의 교체주기는 최소값으로 변한다. 이러한 최적화를 통해서 전체적인 이용불능도는 초기값과 거의 비슷한 상태에서 안전주입계통의 기술 지침 및 예방정비 관련 비용은 4400.25에서 2208.08로 감소하였다. 결론적으로 본 연구에서는 위험도 및 비용을 목적함수로 하는 최적화 계산에서 초기조건으로부터 얻어진 제한조건을 만족하고 물리적으로 타당한 결과를 유전자 알고리즘을 통해 얻을 수 있었다.

표 4 이용불능도-비용 최적화 결과

	초기값	위험도 최적화			비용 최적화			
변수	0	2	4	7	2	4	7	
T_1 (hr)	2184	730	730	730	730	730	1460	
T_2 (hr)	2184	2920	2920	2190	4380	4380	4380	
D_1 (hr)	8	초기값	6	15	초기값	15	21	
D_2 (hr)	72		12	72		96	144	
M_1 (hr)	4320		초기값	초기값		6570	초기값	13140
n	20					2		2
M_2 (hr)	4320		4380			13140		
$U(x)$	0.2780E-2	0.2115E-2	0.2115E-2	0.1217E-2	0.2782E-2	0.2782E-2	0.2558E-2	
$C(x)$	4400.25	4093.46	4400.13	4397.97	3429.81	3289.64	2208.08	

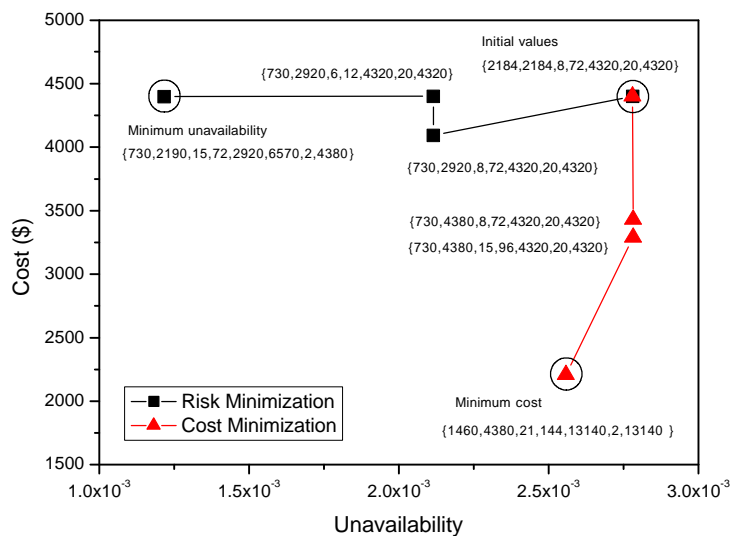


그림 6 이용불능도-비용 해의 진화

5. 결 론

위험도 및 비용 감소를 위한 기존의 기술지침서 및 예방정비 주기 최적화 연구는 다중 양식 및 비선형 목적함수 그리고 다양한 선형 및 비선형 제약조건 등의 이유로 인해 어려움을 겪어 왔다. 본 연구에서는 이를 해결하기 위해 기술지침서 및 예방정비 주기 최적화에 유전자 알고리즘에 기초한 새로운 방법론을 적용하여 이용불능도 또는 비용을 최소화시키는 해를 구하였다. 기술지침서상의 시험점검주기와 허용정지시간 그리고 예방정비주기가 계통 이용불능도 및 비용에 미치는 영향을 평가하기 위해 공통원인고장을 반영한 모델을 개발하였다. 개발된 모델을 SMART 안전주입계통에 적용하여 최적화된 시험점검주기, 허용정지시간 그리고 예방정비주기를 구하였다.

위험도 및 비용을 목적함수로 하는 최적화 계산에서 초기조건으로부터 얻어진 제한조건을 만족하고 물리적으로 타당한 결과를 유전자 알고리즘을 통해 얻을 수 있었다. 본 연구에서는 비교적 단순한 형태의 위험도 및 비용 모델이 사용되었고 상용 발전소의 기기 자료가 입력자료로 사용되었다. 따라서 본 계산의 결과를 SMART 기술지침서상에 곧바로 반영하기는 어렵지만 이후에 입력자료 보완 뒤 SMART 안전계통의 이용불능도 감소 및 유지 비용 최소화 등에 활용될 수 있다고 판단된다.

6. 감사의 글

본 연구는 과학기술부의 원자력 중장기 개발 계획의 일환으로 수행된 것이다.

7. 참고문헌

- [1] S. Martorell, et al, "Simultaneous and multi-criteria optimization of TS requirements and maintenance at NPPs," *Annals of Nuclear Energy*, 29, 147-168, 2002
- [2] 하영준 외, "공학적인 안전설비 작동계통 및 원자로보호계통 정기점검시험요건 완화," 한국원자력연구소, 기술보고서, 1994, KAERI/TR-408/1994
- [3] 강대일 외, "외부사건을 고려한 허용정지시간 변경과 출력 운전중 예방 정비에 대한 위험도 평가," 한국원자력연구소, 기술보고서, 2001, KAERI/TR-1774/2001
- [4] 김명기, "Case Study: Optimization of STI/AOT, ILRT Interval," IAEA Training Workshop on Optimization of Resource Allocation Effectiveness in Controlling Risk in the Operation of NPPs, 19-23 April 1999, NTC/KAERI, Taejeon, Korea
- [5] C.R. Granton, "Overview of PSA Applications at South Texas NPP," IAEA Training Courses on Risk-Based Optimization of Tasks and Procedures in NPP Operation, 10-14 July 1995, NTC/KAERI, Taejeon, Korea
- [6] US NRC, "An Approach for Using Probabilistic Risk Assessment in Risk-Informed Decision on Plant-Specific Changes to the Licensing Basis," Regulatory Guide 1.174, NRC, 1998
- [7] 이창주, "안전기술에서의 위험도 정보활용 원칙," 제 5 회 원자력안전기술 정보회의, 12.16-17,

1999

- [8] 강대일 외, “위험도 정보를 이용한 울진 3,4호기 허용정지시간 변경,” 한국원자력연구소, 기술 보고서, 2001, KAERI/TR-1772/2001
- [9] 손갑현 외, “고리 1호기 ASME 펌프 가동중 시험주기 요건 완화,” 한국원자력연구소, 기술 보고서, 1994, KAERI/TR-465/94
- [10] R. Ramakumar, *Engineering Reliability: Fundamentals and Applications*, Prentice-Hall, International Inc., 1993
- [11] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989
- [12] P. Charbonneau, *A User's Guide to PIKAIA 1.0*, NCAR/TN-418+IA, 1995
- [13] SMART 충수계통 계통설명서, SMART-FS-SD330-R00, 한국원자력연구소
- [14] IAEA, Global optimization of maintenance and surveillance testing based on reliability and probabilistic safety assessment, IAEA-J4-98-RC-654.3, 2000