

유전 알고리즘에 의한 플랜트 보전을 위한 최적검사기간 결정 방법론

서광규* · 서지한**

* 상명대학교 컴퓨터·정보·통신공학부
** 명지전문대학 산업시스템경영과

Decision-making Method of Optimum Inspection Interval for Plant Maintenance by Genetic Algorithms

Kwang-Kyu Seo* · Ji-han Seo**

*Division of Computer · Information · Communication Engineering, Sangmyung University

**Industrial Systems Engineering, Myongji College

The operation and management of a plant require proper accounting for the constraints coming from reliability requirements as well as from budget and resource considerations. Most of the mathematical methods to decide the inspection time interval for plant maintenance by reliability theory are too complicated to be solved. Moreover, the mathematical and theoretical models are not usually cases in the practical applications. In order to overcome these problems, we propose a new the decision-making method of optimal inspection interval to minimize the maintenance cost by reliability theory and genetic algorithm (GA). The most merit of the proposed method is to decide the inspection interval for a plant machine of which failure rate $\lambda(t)$ conforms to any probability distribution. Therefore, this method is more practical. The efficiency of the proposed method is verified by comparing the results obtained by GA-based method with the inspection model having regular time interval.

Keywords : Optimum Inspection Interval, Plant maintenance, Genetic algorithm

1. 서론

플랜트 설비의 관리와 운용에서 가장 중요한 요소는 보전(maintenance)전략의 최적화와 선택의 문제이다. 효과적인 보전 전략은 자원 소비를 감소시키는 동시에 시스템의 가용도와 성능의 보장을 목적으로 한다. 시스템의 복잡도가 증가하면 할수록 이러한 목적들을 달성하기 위해서는 보다 많은 변수들을 조정해야 하고, 이는 시스템의 신뢰성과 밀접한 관계가 있다. 시스템의 신뢰성을 향상시키기 위해서 몇 가지 방법들이 제안되었는데 대부분의 방법들은 시스템을 구성하고 있는 부

품(components)의 신뢰성을 향상시키는 것이었다.

인간 활동의 많은 영역에서 자원은 제한되므로 이를 최적의 방법으로 배분하는 것이 필요하다. 이러한 최적의 배분 문제에서 고려되는 두 가지 중요한 요소는 위험(risk)과 비용(cost)이다. 비용과 위험 요소를 동시에 고려한 최적화 문제는 많이 수행되지 않았으나 근래 들어 위험과 비용에 기반한 부품들의 보전 기간을 최적화하는 문제들이 수행되기 시작하였다^{7, 8, 11-12}. 최적화 문제는 항상 범위(scope), 목적함수(objective function)와 제약 조건(constraints), 그리고 최적화 방법(method)에 의하여 시작되고, 문제의 복잡도는 부품, 시스템 그리고 플랜트

중 어느 영역에 중점을 두느냐와 고장의 종속성(dependency), 부품의 노화(aging), 혹은 부품의 수명중 개량보전과 예방보전의 효과 등에 따라 결정된다.

이러한 최적화 문제의 첫번째 과학적 접근은 1950~60년대에 수행되었고, 이들의 주요 문제는 불확실성과 여러 목적들의 고려하의 복잡한 의사결정 문제였다(1, 13). 보전의 비용과 이익을 정량화한 보전 최적 모델들(maintenance optimization models)이 이 시기에 제안되었고, 실용적인 관점에서, 고장이나 계획되지 않은 휴지시간을 최소화하기 위한 예방보전 기법들이 제안되었다(21).

1970년대에는 물리적 정보를 이용한 부품의 고장을 감시하기 위한 conditioning modeling 방법이 활발하게 제안되었다²⁰⁾. 이러한 연구 방법들은 예방 보전 프로그램과 통합되어 많은 시너지 효과를 가져왔고, 부품의 고장의 메카니즘의 많은 상세한 연구들은 보다 신뢰할 수 있는 설계와 보다 효율적인 운용 전략 수립을 가져왔다.

근래 들어서는 효율적인 보전 프로그램으로서 비용과 이익의 균형을 위한 성공적인 시스템적 기법으로서 Reliability Centered Maintenance (RCM) 방법이라고 불리는 기법이 많은 산업 분야에 제안되었다^{15, 18)}. 이 방법은 신뢰성, 안전성, 생산성 측면에서 가장 중요한 단위들의 보전 노력을 직접적으로 관리하기 위해 그들의 안전과 경제성의 우선순위를 확인하여 시스템 기능을 분석한다. 특별한 형식내에서의 의사결정 로직은 보전 활동들을 확인하기 위해서 사용되는데, 이 방법은 최적화 방법보다는 보다 정성적이라는 특징이 있다.

일반적으로 시스템 레벨이나 플랜트 레벨의 신뢰성을 최적화하기 위한 문제의 영역에서의 최적화 문제는 비용과 위험과 관계된 시스템 신뢰성 향상과 연관된 많은 다른 문제들처럼 비선형 제약조건을 가지는 비선형 목적 함수를 가지게 된다. 이러한 경우에 일반적으로 대부분의 전통적인 방법들은 해의 수렴과정에서 지역해에 빠지게 된다. 만약 시행착오적 방법과 몬테 카를로 방법¹⁹⁾을 적용하는 경우에는 두 가지 난관에 부딪치게 되는데, 그 첫번째는 만약 적은 수의 반복 시행을 수행하는 경우에는 효율적인 해의 탐색 영역을 다루지 못해 지역해에 빠지게 되고, 반대로 많은 수의 반복을 수행하게 되면 해를 찾는 연산 시간이 너무 오래 걸리게 된다.

이상에서 살펴본 바와 같이 시스템 레벨이나 플랜트 레벨에서 검사 시간 간격을 결정하기 위해 제안된 대부분의 수학적 모델들은 지나치게 복잡한 수식으로 구성되어 있고 해를 구하는 과정이 매우 복잡하거나, 기존의 전통적인 방법이나 해석적 방법으로는 그 해를 구하기도 어렵고 또한 현실적으로 적용하기 어려운 경우가 대부분이다. 게다가, 대부분의 연구에서 제안한 기계 설비

의 보전을 위한 수학적 모델들은 현실적인 모델과 거리가 먼 이론적인 모델링과 이론적 조건을 만족하는 경우가 대부분이다^{4, 9-10, 14, 16)}. 따라서 현장에서 직접 적용가능하고 사용하기 쉬운 최적화 방법론에 대한 연구가 필요하다.

이러한 문제점들을 해결하기 위한 적절한 방법으로서 본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용하여 공장설비의 보전을 위한 최적 검사 간격의 의사결정을 지원하는 새로운 방법론을 제안한다. 유전 알고리즘은 유전적 계승과 생존 경쟁이라는 자연현상을 알고리즘 형태로 모델링한 확률적 탐색법으로 공학과 생명공학 분야의 여러 분야에서 최적화 및 자원할당 문제들을 해결하는데 성공적으로 적용되어 왔다^{2, 3)}. 본 논문에서 제안하는 방법은 신뢰성 모델을 만족하는 동시에 고장으로 기인하는 손실과 예방 보전 비용을 동시에 고려함으로써, 복합(composite) 보전 비용을 최소화할 수 있다. 본 논문에서 제안하는 방법의 최대 장점은 고장률 $\lambda(t)$ 를 일정한 확률 분포에 일치시킴으로써 공장의 기계의 검사 시간 간격을 결정할 수 있다는 점이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, 2장에서는 제안하는 방법의 이해를 위한 기반 지식들이 기술된다. 2장에서는 플랜트 설비의 고장률을 평가할 수 있는 신뢰성 함수와 보전 비용을 계산할 수 있는 비용 함수가 도입되고 유전 알고리즘에 대하여 간단히 기술한다. 3장에서는 이어서 플랜트 설비의 최적검사시간 결정을 위해서 유전 알고리즘을 이용한 최적 의사결정 알고리즘이 개발되고 4장에서는 시뮬레이션 결과 및 이에 대한 토의가 이어진다. 그리고 마지막 장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구에 대하여 기술한다.

2. 제안하는 방법의 배경지식

정규 검사의 시간 간격을 결정하기 위해 도입된 수학적 모델들은 신뢰성 이론에 의해 제안되었다. 본 연구에서는 최적화 전략은 신뢰성 범주에 기반을 두었을 뿐만 아니라, 비용의 비율과 관계된 복합 보전 비용에 의해서 결정된다. 이는 고장으로 기인하는 손실과 예방 보전을 위한 비용을 포함한다. 본 장에서는 비용 모델로 표현되는 제안한 방법의 원칙과 의사결정 알고리즘 설계에서 사용된 유전 알고리즘 이론에 대하여 기술한다.

2.1 신뢰성의 표현

본 연구에서는 분석 사례로써, 플랜트 기계의 신뢰성 함수가 와이블 분포와 일치한다고 가정하였다. 이 가정

은 이전의 과거의 연구들에서 와이블 분포(Weibull distribution)가 많은 수의 기계들에게 적용된다는 것을 보여 주고 있기 때문에 본 가정은 정당화될 수 있다^{1, 5, 17)}.

와이블 분포는 등식 (1)과 같이 표현된다.

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m} \dots\dots\dots (1)$$

단, m은 형상 파라미터(shape parameter), η은 척도 파라미터(scale parameter)

고장률 함수(failure rate function)는 형상 파라미터(shape parameter)에 따라 증가 혹은 감소한다. 본 논문에서는 기계의 노화 영향(aging effects)은 m≥2인 형상 파라미터(shape parameter)의 값을 갖는다고 가정하였다. 기계 부품들의 노화 영향은 보전 활동들에 의해 상쇄되고, 부품의 회복은 주기 τ 에 의해 수행된다. 실제로, 기간 τ 에서 고장률은 단지 경미하게 증가한다. 와이블 분포는 고장을 나중 시간으로 그리고 검사 주기의 끝으로 좀더 가깝게 이동 시킨다.

2.2 복합 보전 비용(composite maintenance cost)의 계산

플랜트 관리자는 플랜트를 관리할 때 경제적 제약에 민감하게 영향을 받는다. 이는 플랜트 관리시 경제적 요인의 중요성이 강조됨과 동시에 플랜트 관리의 중요한 요소인 보전활동이나 보전비용의 중요성도 더불어 증가하고 있음을 보여준다. 경제적 조건에서 주어진 관리 활동들의 중요성을 정량화하기 위하여, 경제적 관점으로부터 플랜트에 영향을 미치는 요인들을 포함하는 이익(비용) 함수나 에너지 함수를 도입할 수 있다. 본 연구에서 복합 보전 비용은 신뢰성 모델로부터 유도된다. 유도된 등식은 식 (2)와 같다.

$$Cost = \sum_{k=0}^{\infty} \int_{x_k}^{x_{k+1}} [C_i(k+1) + C_d(x_{k+1}-t)] dF(t) \dots\dots\dots (2)$$

단, F(t)는 고장 밀도(failure density), C_i는 예방보전 비용(cost for preventive maintenance), C_d는 고장으로 인한 손실(losses by the failure), x_k는 검사 시간(inspection time)

$$x_{k+1} - x_k = \frac{F(x_k) - F(x_{k-1})}{f(x_k)} \frac{C_i}{C_d}, k = 1, 2, \dots \dots\dots (3)$$

유도된 식 (2)를 이용하면 복합 보전 비용을 계산할 수 있고, 식 (3)을 이용하면 검사 간격 시간을 구할 수 있다. 일반적으로 보전을 위한 검사 간격 시간 등을 구하는 이론적인 수학적 모델들은 실제 산업 현장에 적용하기 어렵다. 따라서 이러한 난점들을 해결하기 위한 새로운 방법론의 개발이 필요하다.

2.3 유전 알고리즘(GA)의 원리

유전 알고리즘(Genetic Algorithm)은 자연계의 적응 과정과 유전인자의 변이과정을 도입하여 이와 유사한 인공적인 유전인자 모양의 해를 만들어 인공적인 적응과정을 통하여 최적해를 찾으려는 알고리즘이다^{2, 3, 6)}.

유전 알고리즘은 단일 탐색점이 아닌 다수 탐색점으로 구성된 집단해가 확률적으로 다음 집단을 생성하며 탐색하는 특징을 가지고 있다. 새로운 집단을 형성할 때에 이전 집단에서 우수한 개체가 다음 집단에 더 많이 반영된다는 것이 기본적인 원리이다.

유전 알고리즘은 일반적인 최적화나 탐색기법과 다음의 네 가지 측면에서 다르다.

- ① 유전 알고리즘은 매개변수 자체가 아니라 매개변수들의 부호화된 정보를 다룬다.
- ② 유전 알고리즘은 단일점이 아닌 여러 점들의 집단에서 탐색을 한다.
- ③ 유전 알고리즘은 미분 값이나 다른 보조 정보를 이용하지 않고 목적함수(evaluation function) 정보만을 이용한다.
- ④ 유전 알고리즘은 확정적인(deterministic) 변화 규칙 대신에 확률적인 규칙을 이용한다.

유전 알고리즘의 연산자는 재생(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation)가 있는데 그 내용은 다음과 같다.

(1) 재생(reproduction)

코드화된 개체가 적합도 함수 값에 따라 복사되는 연산자이다. 일반적으로 적합도에 따른 비례 배분으로 부모해 집단의 개체를 복사하여 자손해 집단을 형성한다. 따라서 적합도가 높은 개체는 몇 대를 거쳐도 살아남을 확률이 높다.

(2) 교차(crossover)

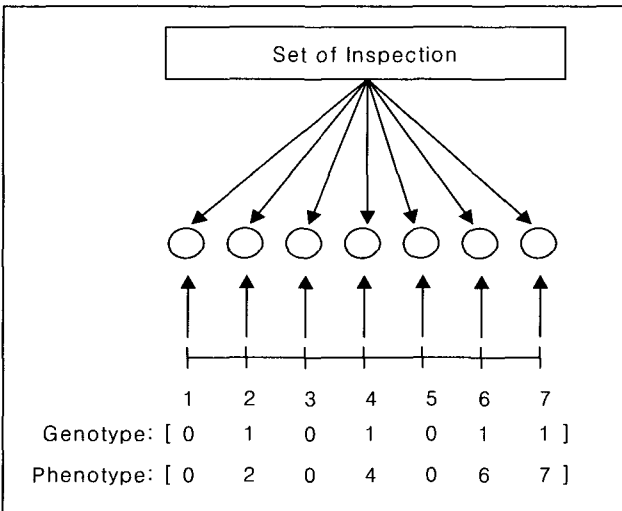
미지의 해공간에 대한 탐색의 개념에서 볼 때 유전자 알고리즘에서는 상호 교차가 탐색의 주된 연산자이다 두 부모해의 유전 정보를 임의의 위치에서 부분적으로 교환함으로써 새로운 자손해를 생성하도록 하는 조작법이다. 이것은 현재까지 탐색되지 않은 새로운 해공간을 탐색하는 것을 의미한다.

(3) 돌연변이(mutation)

부모해로부터 자손해로 전달되는 특정한 유전 정보에 대해 무작위적인 변형을 시도함으로써 전체 해집단에서 배제된 새로운 개체, 혹은 진화 과정에서 상실된 특정 유전 정보의 부분적인 재현을 시도하는 조작 방법이다. 이 방법을 통해 집단의 다양성을 보존한다. 일반적으로 돌연변이 확률은 교차보다 낮은 발생률을 가진다.

3. 유전 알고리즘의 수행

앞 절에서 기술한 바와 같이, 최적 플랜트 보전 정책을 위한 의사결정 모델들은 지나치게 이론적이거나 복잡한 수학적 표현으로 인해 해를 구하기도 어렵고 실제 산업 현장에 적용하기도 적합하지 않다. 본 연구에서 제안하는 의사결정 방법의 수행은 유전 알고리즘에 의해 결정된다. 본 절에서는 본 논문에서 제안한 방법의 주요 단계에 대하여 설명한다.



<Figure 1> The Process of individual formulation and structure

3.1 전제조건(pecodition)

본 논문에서는 다음과 같은 가정에 기반하여 검사 절차가 수행된다.

- 1) 만약, 기계 장치가 수명(life cycle) T의 끝에 도달하면, 시스템은 신뢰할 수 없다. 결과적으로 기계 장치의 수명이 다하면, 더 이상의 검사는 필요 없게 된다.

$$R(t) = 0, t \geq T \dots\dots\dots (4)$$

- 2) 검사는 반드시 기계 장치의 수명 T이전에 이루어져야 하며, 마지막 검사 절차는 시간 T에서 발생하게 될 것이다.
- 3) 기계 장치의 수명 지속기간은 단위 시간이나 동일한 기간의 유한적(finite) 그리고 이산적(discrete) 숫자로 분할된다.

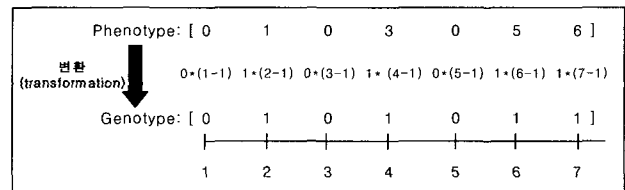
3.2 유전 알고리즘 방법의 유전자형(genotype) 표현

본 연구에서는, 유전 알고리즘에서 유전자형은 이진(binary) 코드의 집합으로 표현된다(Figure 1 참고). 그들의 대응하는 표현형(phenotype)으로의 변환(transformation)은 아래의 등식(5)에 의해 생성된다. <Figure 2>는 실제 사례를 통하여 이러한 변환과정을 설명하고 있다.

$$x_k = (k - 1) \times A_k$$

k : Locus, A_k : Gene, (5)

x_k : Variable of the phenotype



<Figure 2> Transforming phenotype into genotype

표현형의 각 요소들은 검사의 대응 시간으로 표현된다. 따라서 만약 그것이 0이라면, 그 순간에 우리는 기계 장치를 검사할 필요가 없다. 예를 들어, <Figure 2>에서 보는 바와 같이, 표현형이 [0, 1, 0, 3, 0, 5, 6]이라면, 검사 시간이나 날짜는 1, 3, 5, 6이 된다. 즉, 첫 번째, 세 번째, 다섯 번째 그리고 여섯 번째 기간의 끝이 된다.

전제조건 2)와 식 (5)로부터, 유전자의 수가 T+1과 같고, 유전자의 마지막 요소가 반드시 1이 됨을 얻을 수 있다.

3.3 유전자형의 적합도(fitness)

유전 알고리즘 방법에서, 유전자형은 균등 교배(cross-over)와 2%의 돌연변이율을 가지는 돌연변이(mutation)에 의해 진화하도록 하였다. 이 과정의 발생은 최적의 시간 스케줄에 일치하는 엘리트 유전형의 디자인 결과를 갖게 된다. 유전 알고리즘의 진화는 모집단(population)의 적합도를 최대화하는 방향으로 진행된다. 본 연구에서 제안한 유전 알고리즘의 목적은 복합 보전 비용의 최소화 에 의한 검사 시간 간격의 최적화이다. 이러한 점들을

고려하여 본 연구에서는 식 (6)과 같이 비용의 역함수로써, 적합도 함수(fitness function)를 구하였다.

$$fitness = \frac{1}{1 + Cost} \dots\dots\dots (6)$$

4. 시뮬레이션(simulation)

전 절에서, 우리는 본 논문에서 제안한 의사결정 방법의 기초에 대하여 설명했고, 사용된 다른 모델들에 대하여도 기술하였다. 본 절에서는 시뮬레이션 절차와 이를 통해 얻은 결과에 대하여 설명한다. 더 나아가, 얻은 실험 결과와 정규 기간 검사 루틴(regular periodical inspection routines)과 비교하여 제안한 방법의 효율성에 대하여 검증한다.

4.1 시뮬레이션 조건(condition)

제안한 방법의 시뮬레이션과 수행은 <Figure 3>의 순서도(flow chart)에 따라 수행된다. 본 연구에서는 아래의 8 단계에 따라 실험(시뮬레이션)을 수행하였다.

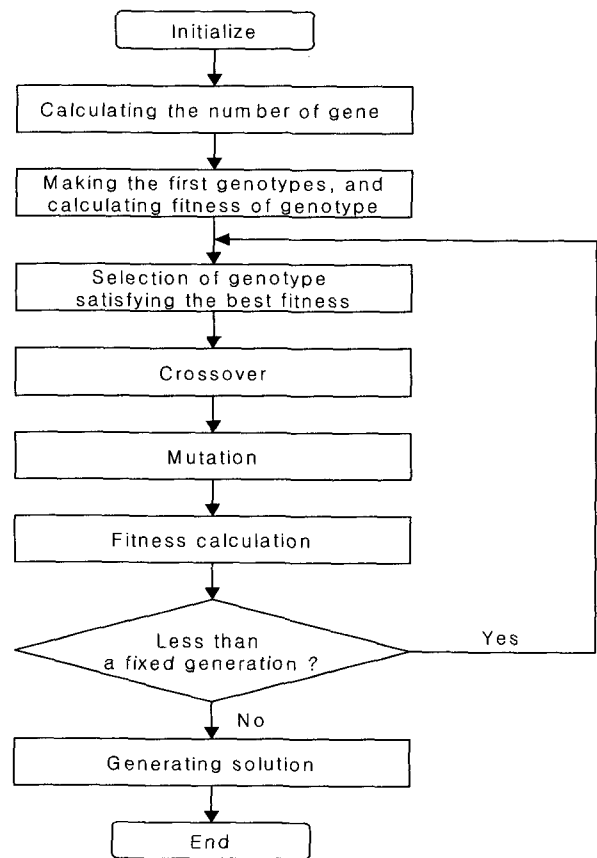
- 단계 1 : 전술한 바와 같이, 기계 장치의 수명(life duration)을 가지고 있으면, 유전형의 수(the number of genotype)는 결정된다.
- 단계 2 : 개체들(individuals)과 유전자들(genes)의 수를 알면, 첫째 개체들의 발생이 시작된다.
- 단계 3 : 각 개체로부터 우리는 표현형을 얻고, 그에 상응하는 적합도를 계산한다. 식 (4)로부터, 비용을 알면 적합도를 구하고, 식 (2)로부터 shape과 scala 파라미터 그리고 검사 스케줄을 알면 총 비용을 얻는다.
- 단계 4 : 가장 좋은 해들과 증식(multiplication)을 선택한다.
- 단계 5 : 교배율과 돌이변이율을 가지고, 균등 교배와 돌이변이 연산을 진행한다.
- 단계 6 : 새로운 세대로부터 적합도와 비용 함수를 계산한다.
- 단계 7 : 결정한 반복수에 도달할 때까지 전 단계들을 반복한다.
- 단계 8 : 마지막으로 제안한 유전 알고리즘에 의해서 가장 좋은 표현형 유전인자를 얻는다.

시뮬레이션은 <Table 1>의 파라미터들을 사용하여 진

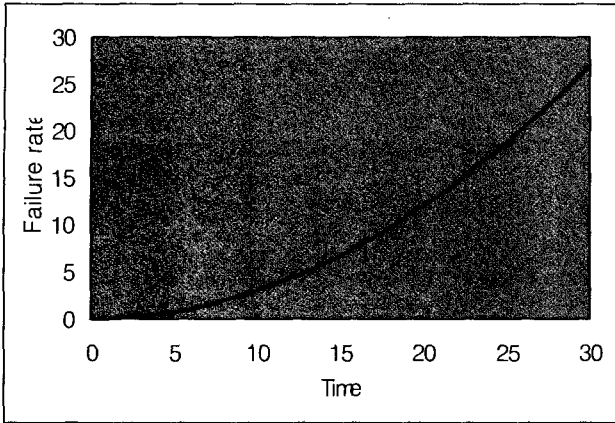
행되었다. 특히, 유전 알고리즘 연산자인 교배율과 돌연변이율은 여러 번의 실험(trial and error)을 통하여 <Table 1>의 경우에 최적의 실험 결과를 얻을 수 있었다. 이러한 조건 속에서, <Figure 4>에서 보는 바와 같이 고장률과 시간과의 관계를 구해보면 고장률은 시간에 따라 증가함을 알 수 있었다.

<Table 1> Parameters used in simulation

사용된 파라미터(parameter)	파라미터 값
반복수(number of iterations)	120
개체집단(population)	10
유전자형의 수(number of genotype)	11
교배율(prob. of crossover)	0.6
돌연변이율(prob. of mutation)	0.02
예방보전비용(cost for PM)	150(만원)
고장 손실(losses for failure)	300(만원)
형상 모수(shape parameter)	3
스케일 모수(scale parameter)	4.19



<Figure 3> Flow chart of Genetic Algorithms for decision-making



<Figure 4> Relation between failure rate and time

4.2 시뮬레이션 결과

<Figure 5>는 유전 알고리즘에 의한 시뮬레이션 결과를 보여주고 있는데, 유전 알고리즘의 각 세대가 발생할 때마다 적합도 함수의 변화도를 보여주고 있다. <Table 2>는 유전 알고리즘을 이용하여 각 세대별(검사 시간별) 보전 비용을 보여주고 있고, <Table 3>은 일반 정규 검사를 수행하였을 경우에 발생하는 총 보전 비용을 나타낸 것이다.

4.3 시뮬레이션 결과토의

일반적으로, 검사의 첫 번째 시간은 유전 알고리즘 세대(GA generation)의 진화 과정에 의해서 늦게 발생하게 된다. 이것은 <Table 2>에서 보는 바와 같이 첫 번째 검사 때까지 좀 더 긴 시간 간격이 걸리는 것이 좀 더 보전 비용 측면에서 유리함을 의미한다.



<Figure 5> Trends of fitness change

<Table 2> Total cost of each generation by Genetic Algorithms

검사 시간 (Time of inspection)	총비용 (Total cost)
[2, 3, 5, 6, 8, 9, 10]	712.86(만원)
[4, 5, 8, 10]	649.12(만원)
[3, 5, 7, 10]	627.94(만원)
[3, 5, 6, 8, 10] (a)	598.96(만원)
[3, 5, 6, 8, 9, 10] (b)	597.46(만원)
[3, 5, 6, 7, 8, 10]	578.93(만원)
[4, 5, 6, 8, 10]	563.70(만원)
[4, 5, 6, 8, 9, 10]	562.21(만원)
[4, 5, 6, 7, 8, 10]	543.67(만원)
[4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]	542.18(만원)

그 이유는 고장률 $\lambda(t)$ 가 어느 시간과 시간이 지남에 따라 증가하기 때문이다. 따라서 기계 장비들은 검사 시간의 마지막($T=10$)에 가까워지면 점점 더 쉽게 고장이 발생한다. 예를 들면, <Table 2>의 (a)와 (b)를 비교해보면, T의 끝 시간에 가까워지는 (b)의 시간 간격은 (a)보다 짧으므로, (b)의 총 비용은 (a)보다 작음을 알 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법에 의해 얻은 결과들은 <Table 3>과 같은 정규 시간 간격을 갖는 정규검사보다 훨씬 유용하다.

<Table 3> Cost of regular time of inspection

검사 시간 (Time of inspection)	총비용 (Total cost)
[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]	846.60(만원)
[2, 4, 6, 8, 10]	685.30(만원)
[3, 6, 9, 10]	729.48(만원)
[4, 8, 10]	822.86(만원)
[5, 10]	879.27(만원)
[6, 10]	862.23(만원)
[7, 10]	1040.5(만원)
[8, 10]	1311.0(만원)
[9, 10]	1606.8(만원)
[10]	1906.5(만원)

예를 들면, 만약 우리가 검사시간을 $t = 2, 4, 6, 8, 10$ 으로 정한다면, 총 비용은 유전 알고리즘에 의해 얻어진 $t = 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10$ 의 경우보다 143.1206 (= 685.2995 - 542.1789)이 더 높게 될 것이다. 여기서, 동일한 조건에서 서로를 비교하기 위해 두 경우 모두에서 검사 마지막 시간은 $T=10$ 이 된다고 가정하였다. 다시 말해서, 만약 우리가 검사 스케줄을 $t = 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10$ 에 맞춘다면(<Table 2>), 정규 검사 $t = 2, 4, 6, 8, 10$ 의 경우와 비교하여 볼 때 검사 비용은 약 20%(= $(143.12/685.30) \times 100$) 정도 절감하게 될 것이다.

유전 알고리즘의 특징은 단일점이 아니라 여러 개의 점으로부터 최적값을 탐색하고, 함수값만을 사용하여 미분값을 필요로 하지 않고, 확정적인 규칙이 아니라 확률적인 규칙에 따라 최적치를 탐색한다. 이러한 유전 알고리즘의 장점은 전역 최적해를 구할 수 있고, 함수 형태에 따른 한계를 극복할 수 있고, 또한 설계변수의 제약을 극복할 수 있다. 그러나 실제 응용할 경우 최적화에 수렴하는 과정에서 문제가 발생할 수 있는데 그 이유는 문제를 부호화 하는 과정에서 원래 의도하지 않은 공간에서의 유전 알고리즘의 적용, 무한번 반복이라는 가정의 한계, 무한개 개체 집단의 수라는 한계 등에 기인한다.

이러한 이유들 때문에 어떤 특정한 경우에 유전 알고리즘은 최적점을 찾지 못하는 경우가 있는데, 이는 지역 최적점(local optimal)에 조기 수렴하기 때문이다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 표본 추출방법, 유전 연산자의 변형 그리고 발생확률 등을 다양하게 실험하면 이러한 문제점을 해결할 수 있다. 본 연구에서는 유전 알고리즘을 적용하여 플랜트 총보전비용을 최소화하는 최적검사시간을 결정하였는데, 발생할 수 있는 문제점들에 대하여 여러 번의 시행착오(trial and error; 부호화 과정, 반복(iteration) 수, 초기모집단의 수, 유전 알고리즘 연산자(operator)의 확률값 변경 등)를 거쳐 본 연구 결과를 얻었다. 이러한 과정을 거쳐 연구를 수행하였음에도 불구하고 본 연구 결과가 최적(optimal)이라고 확신할 수는 없겠지만, 이런 과정을 통해 얻은 실험 결과는 정규검사 방법보다 훨씬 우수함으로 적어도 근사 최적(near optimal) 값을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

플랜트의 운용과 관리는 예산과 자원의 고려로부터 기인하는 제약은 물론 신뢰성 요구 사항들로부터 기인하는 제약을 위한 적절한 경제성 평가를 필요로 한다.

신뢰성 모델을 이용한 검사 시간 간격 결정을 위한 대부분의 수학적 방법들은 이용하여 그 해답을 구하기

에 너무나 복잡하다. 더구나, 실제 산업계의 적용하기 위해서는 플랜트 기계들은 이러한 이론적 모델의 필요 조건들을 만족하여야만 하나, 일반적으로 적용할 수 있는 방법이 아니다. 본 논문에서는 이러한 적용상의 문제점을 해결하기 위해 신뢰성 이론과 유전 알고리즘을 이용하여 보전 비용을 최소화하는 최적 검사 간격을 결정할 수 있는 새로운 의사결정 방법론을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 방법의 가장 큰 장점은 고장률 $\lambda(t)$ 를 어떤 분포에 일치시킨 플랜트의 기계 설비들을 위한 검사 간격을 결정하였다는 점이다. 따라서 제안한 방법은 매우 실용적이다. 본 논문에서 제안한 모델의 효율성(efficiency)은 제안한 유전 알고리즘을 이용한 결과와 정규 시간 간격을 가지는 검사 모델과의 결과 비교로 검증하였는데 본 연구에서 제안한 방법을 이용하면 정규 검사에 비해 검사 비용을 20%정도 절감할 수 있다.

검사의 최적 시간 간격을 결정하기 위한 향후 연구 과제는 다음과 같다.

- (1) 가용도(availability) 모델을 고려한 경우 검사의 최적 시간 간격을 결정하는 문제
- (2) 예방 보전뿐만 아니라 사후보전(breakdown maintenance)에 기인한 조건들을 고려한 검사의 최적 시간 간격을 결정

따라서 향후에는 위의 정리한 두 분야에 대하여 실제 모델을 완성하고 실제 현장 자료를 조사 및 적용을 통한 효율성의 검증이 필요하다.

참고문헌

- [1] Barlow RE, Proschan F. Mathematical theory of reliability. New York : Wiley, 1965.
- [2] Beasley, D., Bull, D. And Martin, R., An overview of genetic algorithm; part 1, fundamentals. Univresity Computing, Vol. 15(2), pp. 58-69, 1993.
- [3] Beasley, D., Bull, D. And Martin, R., An overview of genetic algorithm; part 2, reserch topics. Univresity Computing, Vol. 15(4), pp. 170-181, 1993
- [4] Chiang, J. H. and Yuan, J., "Optimal maintenance policy for a Markovian system under periodic inspection", Reliability Engineering & System Safety, Vol. 71 (2), pp. 165-172, 2001.
- [5] Ebeling, Charles E., An Introduction to Reliability and Maintainability Engineering, McGraw Hill, 1996.
- [6] Goldberg D. E, Genetic algorithms in search, optimization and machine learning, Addison Wesley, 1989.
- [7] Harunuzzaman M, Aldemir T., "Optimization of standby safety system maintenance schedules in nuclear power

- plants", Nucl Technol, Vol. 113, pp.354 - 67, 1996.
- [8] Hilsmeier TA, Aldemir T, Vesely WE., "Time-dependent unavailability of aging standby components based on nuclear plant data", Reliab Engng Syst Safety Vol.47, pp. 199 - 205, 1995.
- [9] Juneja, S. and Shahabuddin, P., "Splitting-Based Importance-Sampling Algorithm for Fast Simulation of Markov Reliability Models With General Repair-Policies", IEEE Transactions on Reliability, Vol. 50 (3), pp. 235-245, 2001.
- [10] Marquez, A. C. and Heguedas, A. S., "Models for maintenance optimization : a study for repairable systems and finite time periods", Reliability Engineering & System Safety, Vol. 75 (3), pp. 367-377, 2002.
- [11] Martorell S, Munoz A, Serradell V., "Age-dependent models for evaluating risks and costs of surveillance and maintenance of components", IEEE Trans Reliab Vol. 45(3), pp. 433 - 42, 1996.
- [12] Martorell SA, Serradell V, Samanta PK., "Improving allowed outage time and surveillance test interval requirements : a study of their interactions using probabilistic methods", Reliab Engng Syst Safety, Vol. 47, pp. 119 - 29, 1995.
- [13] McCall JJ., "Maintenance policies for stochastically failing equipment : a survey ", Mgmt. Sci., Vol. 11, pp. 493 - 524, 1965.
- [14] Nakamura, M., Katafuchi, T., Hatazaki, H., "Decisions for maintenance-intervals of equipment in thermal power stations, based on few data", IEEE Transactions on Reliability, Vol. 50 (4), pp. 360 -364, 2001.
- [15] Nowlan FS, Heap HF., Reliability-centered Maintenance, Technical Report AD/A066-579. National Technical Information Service, US Department of Commerce, Springfield, Virginia, 1978.
- [16] Park, D. H., Jung, G. M. and Yum, J. K., "Cost minimization for periodic maintenance policy of a system subject to slow degradation", Reliability Engineering & System Safety, Vol. 68 (2), pp. 105-112, 2000.
- [17] Ramakumar, R., Engineering Reliability : Fundamentals and Applications, Prentice-Hall, 1996.
- [18] Rausand, M., "Reliability centered maintenance", Reliability Engineering & System Safety, Vol. 60 (2), May 1998, pp. 121-132, 1998.
- [19] Righini R, Bottazzi A, Dubi A, Fichera C, Gandini A, Kladias N, Simonot H., "A new Monte Carlo method for reliability centered maintenance improvement", Proceedings of ESREL96, International Conference on Safety and Reliability, pp. 1745 - 58, 1996.
- [20] Scarf P., "On the modelling of condition based maintenance. In Advances in Safety and Reliability", Proceedings of ESREL97 International Conference on Safety and Reliability, pp. 1701 - 1708, 1997.
- [21] Valdez Flores C, Feldman RM., "A survey of preventive maintenance models for stochastically deteriorating single unit systems", Nav Res Log Quart, Vol. 36, pp. 419 - 446, 1989.