

## Application to Generation Expansion Planning of Evolutionary Programming

元 鍾 律\*  
(Jong-Ryul, Won)

**Abstract** - This paper proposes an efficient evolutionary programming algorithm for solving a generation expansion planning(GEP) problem known as a highly-nonlinear dynamic problem. Evolutionary programming(EP) is an optimization algorithm based on the simulated evolution (mutation, competition and selection). In this paper, new algorithm is presented to enhance the efficiency of the EP algorithm for solving the GEP problem. By a domain mapping procedure, yearly cumulative capacity vectors are transformed into one dummy vector, whose change can yield a kind of trend in the cost value. To validate the proposed approach, this algorithm is tested on two cases of expansion planning problems. Simulation results show that the proposed algorithm can provide successful results within a reasonable computational time compared with conventional EP and dynamic programming.

**Key Words** : Generation expansion planning, Evolutionary programming, Domain mapping procedure

## 1. 서 론

전원개발계획이란 주어진 계획기간 동안에 정해진 신뢰도 기준 하에서 전력 수요를 일정한 기준으로 만족시키면서, 최소의 비용이 소요되는 연도별 발전설비 형태, 용량, 대수 등을 결정하는 것이다. 이러한 전원개발계획 문제는 투자비 규모나 국민생활 및 산업활동에 미치는 영향 등에서 볼 때 전력사업의 근간을 이루는 매우 중요한 경영요소 중의 하나이다. 전원개발계획 문제는 어떤 연도의 설비 투자가 그 이후의 계획기간 동안에 계속 영향을 미치는 동태적 최적화(Dynamic Optimization) 문제이며, 또한 운전비 계산 및 여러 물리적 제약조건으로부터 기인하는 심한 비선형성을 내포하고 있는 문제이다. 따라서 이는 많은 국부 최적해(Local Optimal Solutions)를 가지고 있는 문제로서 근본적으로 문제를 풀기 위해서는 주어진 계획기간 동안의 모든 상태를 다 조사하여야만 한다. 그러나, 이는 실제로 엄청난 계산량과 메모리가 필요하므로 현실적으로는 불가능하다 [1-4]. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여 그 동안 많은 방법들이 제안되어 왔다. 동적 계획법(Dynamic Programming)은 전원개발계획을 해결하는 방법으로서 가장 널리 사용되어 온 방법이다. 그러나 이 방법은 소위 'Curse of Dimensionality'라는 상태변수의 개수가 무한대로 증가하는 문제점을 가지고 있다 [16-19]. 따라서 동적계획법을 그대로 실제의 장기 전원개발계획 문제에 적용하기는 불가능하다. 일반적으로 계획기간이

증가할수록 상태변수의 개수가 기하급수적으로 증가하는 문제점을 가지고 있으므로, 실 계통에서는 제한된 범위의 상태공간만을 탐색하여 이 부근에서의 최적해를 구하고 있는 실정이다. 현재 사용되고 있는 대표적인 전원개발계획 모형으로는, 동적 계획법에 기초하여 제한된 상태만을 탐색하도록 하며 공급지장확률을 신뢰도 기준으로 하는 미국의 WASP 모형과, 최대원리(Maximum Principle)에 기초하여 공급지장비용을 신뢰도 기준으로 채택하는 프랑스의 MNI모형이 있다 [1-4].

본 논문은 이러한 전원개발계획 문제의 최적해를 구하기 위한 하나의 방법론으로써 최근에 많은 주목을 받고 있는 진화 연산 이론의 한 가지인 진화 프로그래밍(Evolutionary Programming)을 개선한 알고리즘을 제시하였다. 진화 연산(Evolutionary Computations) 이론은 여러 가지 탐색 및 최적화 문제를 효과적으로 해결하는 한 가지 방법으로서 최근 들어 매우 주목을 받고 있다. 이러한 진화 연산 이론은 일반적으로 생물학적 진화원리를 기반으로 하여 주어진 환경에 적용하여 나가는 기법을 강조하고 있다 [20-23]. 이러한 이론을 이용하여 많은 전력계통의 문제를 해결하려는 시도가 현재까지 꾸준히 이루어지고 있다 [10-15, 24-25]. 이러한 진화 연산의 기본적인 특성으로는 다양한 최적화 문제의 취급의 용이, 집단의 다수의 개체를 동시에 이용하여 최적해를 탐색하는 고유의 병렬연산 처리 특성 등을 들 수 있다. 이러한 진화 연산 이론 중에서 진화 프로그래밍은 가우시안 분포를 이용한 개체의 변이와 집단 경쟁을 강조하고 있는 방법으로서 여러 가지 복잡한 비선형 최적화 문제를 효과적으로 해결하는 것으로 알려져 있다 [15,24,25].

전원개발계획 문제를 해결하기 위하여 그 동안 많은 방법

\* 正 會 員 : 電力研究院 電力系統研究室 先任研究員 · 工博  
接受日字 : 2001年 1月 31日  
最終完了 : 2000年 4月 6日

들이 제안되어 왔으며 많은 연구가 계속 진행되고 있다. Levin 등은 쿤-터커(Kuhn-Tucker) 방법에 기초한 결정론적 탐색곡선방법 (Screening Method)을 이용하여 전원개발계획 문제를 해결하려고 시도하였다. 그러나 이는 이산적인 값을 다루지 못하고 전원개발계획 문제의 동태적 특성을 반영하지 못하는 단점이 있다 [5]. Ramos 등은 비선형 계획법을 이용하여 전원개발계획 문제를 해결하려고 하였다. 그러나 이 또한 한 연도만을 대상으로 하여 문제를 정적인 형태로 표현하였다[6]. Noonan 등은 벤티 분할 기법 (Bender's Decomposition)과 혼합정수계획법 (Mixed Integer Programming)을 이용하여 본 문제를 해결하려고 시도하였다 [7]. Bloom 등은 연속공간에서 수학적 분할기법 (Decomposition Method)을 이용하여 문제를 해결하는 방법을 제안하였다. 그러나 이는 문제를 연속 공간에서 해결하는 단점을 보이고 있다 [8]. 폰트리아진의 최대원리를 이용하여 동태적 최적화 문제인 전원개발계획 문제를 해결하는 방법이 제안되었다. 이 논문에서는 또한 각 수요와 발전량을 가우시안 분포로 가정하였다 [9]. 최근 들어서는 유전 알고리즘을 이용하여 전원개발계획 문제를 해결한 방법들이 발표되고 있다[10-15]. 동적 계획법(Dynamic Programming)은 전원개발계획을 해결하는 방법으로서 가장 널리 사용되어 온 방법이다. 그러나 이 방법은 일반적으로 계획기간이 증가할수록 상태변수의 개수가 기하급수적으로 증가하는 문제점을 가지고 있다. 따라서 동적 계획법과 다른 방법을 혼용하여 이런 문제를 해결하려는 논문이 많이 발표되었다 [16-19].

그러나 이러한 진화 프로그래밍을 이용하여 전원개발계획 문제를 해결하고자 하면 실제로 몇 가지 문제점이 발생한다. 즉, 전원개발계획 문제의 특성상 그 규모가 커지면 사용되는 변수의 개수가 매우 늘어나게 되며 목적함수의 특성상 매우 심한 왜곡을 가지게 되어 매우 많은 국부 최적해를 가지게 된다. 따라서, 수렴하는데 있어도 조기 수렴(Premature Convergence) 등의 현상 때문에 국부 최적해에 빠지게 될 가능성이 높게 된다. 그러므로, 본 논문에서는 이러한 진화 프로그래밍을 이용하여 효율적으로 전원개발계획 문제의 최적해를 구하고자 새로운 알고리즘을 제시하였다. 제시된 알고리즘으로는 변수 변환 방법이 있다. 변수 변환 방법은 진화 프로그래밍의 개체를 벡터 변수로 표현하는데 있어서 기존의 방법에서는 각 설비별로 연도별 신규 발전 설비 대수로 각각 따로 표현하였지만, 여기서는 각 설비별 누적 용량 대수를 전 계획 연도에 걸쳐서 전체적으로 증가하는 순서로 재정렬한 후 이의 순서대로 다시 다른 변수로 대응시킨다. 이러한 변환을 통해 새롭게 등장한 변수는 목적함수가 이 변수의 함수로 표현되었을 때 목적함수 값이 변화하는 데 있어서 어떤 경향을 가지게 된다. 이러한 방법에 기초하여 새롭게 개선된 진화 프로그래밍을 이용하여 전원개발계획 모형을 개발한다. 이를 15개의 기존 발전 설비와 5개의 신규 후보 설비를 가지며 6년과 14년의 계획기간을 가지는 미래의 실제 프로그래밍에 관한 일반적 고찰을 제시하고, 4장은 본 논문에서 제시한 방법을 제시하였으며, 5장에서는 사례연구를 제시하였다.

**2. 전원개발계획**

최적 전원개발계획은 계획기간 동안에 주어진 신뢰도 기준

하에서, 최소의 비용으로 전력 수요를 만족시킬 수 있는 연도별 발전설비 형태, 용량, 대수 등을 결정하는 것이다. 이러한 전원개발계획 문제는 동태적 최적화 문제인 동시에, 심한 비선형성을 내포하고 있는 문제이다.

본 논문에서 사용하는 전원개발계획 최적화 문제의 목적함수는 기본적으로 발전소 건설에 소요되는 건설비, 발전 설비의 운용에 관련되어 소요되는 운전비 및 계획기간의 유한성(단부효과)을 고려하기 위한 잔존가치로 구성된다. 그 이외에 몇 가지의 제약조건이 필요하게 된다. 제약조건으로는 우선 등식 제약 조건과 몇 개의 부등식 제약조건이 있다.

본 문제의 목적함수와 제약조건을 살펴 보면 다음과 같다. 즉, 전원개발계획 문제의 목적은 각 제약조건 (2-2)~(2-4)를 만족시키면서 목적함수 (2-1)을 최소화하는 신규 추가발전설비의 형태와 대수( $U_t$ )를 결정하는 문제로 볼 수 있다.

$$Min. U_0, \dots, U_{T-1} \sum_{i=0}^{T-1} [f_i^1(U_i) + f_i^2(X_i) - f_T^3(U)] + f_T^2(X_T) \tag{2-1}$$

$$s.t. \quad X_{t+1} = X_t + U_t \quad (t=0, \dots, T-1) \tag{2-2}$$

$$LOLP(X_t) < \epsilon \quad (t=1, \dots, T) \tag{2-3}$$

$$0 \leq U_t \leq U_t^{max} \quad (t=0, \dots, T-1) \tag{2-4}$$

여기서,

$T$  : 계획 기간

$X_t$  : t년도의 각 발전설비들의 누적설비 용량 벡터[MW] (상태 변수)

$U_t$  : t년도의 각 발전설비들의 추가설비 용량 벡터[MW]

(입력 변수)

$U_t^{max}$  : t년도의 각 발전설비들의 최대 건설 가능 용량 [MW]

$LOLP(X_t)$  : t년도의 공급지장확률

$\epsilon$  : 공급지장확률 신뢰도 기준

$f_i^1(U_i)$  : t년도의 추가된 발전설비의 할인된 건설비용

$f_i^2(X_i)$  : t년도의 발전설비의 할인된 운전비용

$f_T^3(U_i)$  : t년도의 추가된 발전설비의 할인된 잔존가치

운전비용과 LOLP값은 확률적 시물레이션 과정을 거쳐서 계산된다. 잔존가치는 WASP 모형에서와 마찬가지로 선형 감소법 (Linear Depreciation Method)을 채택하여 계산한다. 건설비용은 각 후보 발전설비의 건설비 단가와 설비 용량을 곱한 것을 할인하여 계산한다. 등식 제약조건 (2-2)는 신규 추가설비 용량 벡터와 누적설비 용량 벡터를 연결시켜 주는 일종의 상태 방정식으로 볼 수 있다. 또한 부등식 제약조건 (2-3)은 공급지장확률 (LOLP) 신뢰도 기준을 만족시키기 위한 제약조건으로서 시물레이션 과정을 통하여 계산되는 비선형 제약조건이다. 또 하나의 부등식 제약조건 (2-4)는 신규 추가설비 용량 벡터의 연도별 최대 건설 가능 용량을 나타내는 제약조건으로 볼 수 있다. 여기서 각 상태변수와 입력변수는 모두 그 발전설비의 총 누적 용량과 단위 용량에 해당되는 MW값을 가지고 있다. 따라서 이들은 모두 이산적인 값

을 가지게 된다. 따라서 각 상태변수와 입력변수 ( $X_i$  and  $U_i$ )는 각각의 발전기의 대수에 해당하는 정수 ( $X'_i$  and  $U'_i$ )로 표현할 수 있다. 즉, 다음과 같은 대응관계가 성립된다.

$$X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^N)^T \rightarrow X'_i = (x_i'^1, x_i'^2, \dots, x_i'^N)^T \quad (2-5)$$

$$U_i = (u_i^1, u_i^2, \dots, u_i^N)^T \rightarrow U'_i = (u_i'^1, u_i'^2, \dots, u_i'^N)^T \quad (2-6)$$

여기서,  $N$  : 발전기형식의 총 개수

본 논문에서는 변수 변환 방법을 이용하여 위의 형태와 다른 새로운 변수를 도입하게 된다.

### 3. 진화 프로그래밍

#### 3.1 기본 알고리즘 고찰

진화 프로그래밍 (Evolutionary Programming)은 생물학적 진화원리를 기반으로 하여 주어진 환경에 적응하여 나가는 기법을 기본으로 하는 진화연산 (Evolutionary Computation) 기법중의 하나이다. 특히 그 중에서도 이 진화 프로그래밍은 경쟁선택 원리 (Competition)와 가우시안 분포 (Gaussian Distribution)를 이용한 돌연변이 (Mutation)기법을 강조하고 있다. 이 이론은 최근 들어 미국의 Fogel과 Burgin 및 Atmar에 의하여 제안되고 발전되었으며 점차 많은 분야에서 좋은 성과를 보이고 있다. 이 이론은 기본적으로 가우시안 분포를 이용하여 공간을 탐색한다는 점에서 기존의 확률적 탐색 방법(Stochastic Search)과 비슷하지만 이는 집단으로 이루어진 다수의 개체를 이용한다는 점에서는 다른 관점을 보이고 있다. 즉, 시뮬레이티드 어닐링 (Simulated Annealing)이나 몬테 카를로(Monte Carlo) 방법과도 그 방법 면에서 많은 유사성을 보이고 있으며 이와 같은 방법을 병용하는 방법도 많이 제안되고 있다. 그러나 이전의 방법들은 대부분 한 개의 포인트를 중심으로 반복하여 탐색하여 나가지만 진화 프로그래밍에서는 한 번에 다수의 개체를 이용하여 탐색하며 경쟁적 선택 방법을 사용한다는 점에서는 이와 다르다. 또한 유전 알고리즘과 비교하여 보면 유전 알고리즘은 개체의 부모와 후손 간의 유전적 연결(Genetic Link)을 강조하지만 진화 프로그래밍은 개체의 행동적 연결(Behavioral Link)을 강조하고 있다. 일반적으로 유전 알고리즘은 개체를 유전자 구조로 표현하여 이의 교차(Crossover)또는 유전자 돌연변이 (Mutation)를 이용하여 진화 과정을 표현하고 있다. 따라서 새로 생성되는 후손은 유전자적 구조면에서 부모의 유전자 구조와 많은 유사성을 띄게 된다. 진화 프로그래밍은 기존의 수학적 최적화 방법과는 달리 목적함수나 제약조건들의 미분값등은 필요하지 않으며, 오로지 목적함수의 값만 이용하므로 어떤 형태의 목적함수를 가지는 문제라도 쉽게 해결할 수 있다. 또한 다수의 개체들을 동시에 이용하므로 해가 국부해로 빠저드는 것을 방지하며, 복잡한 비선형 최적화 문제들을 매우 효율적으로 해결할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이러한 진화 프로그래밍의 기본 구조는 아래 그림 3.1과 같다.

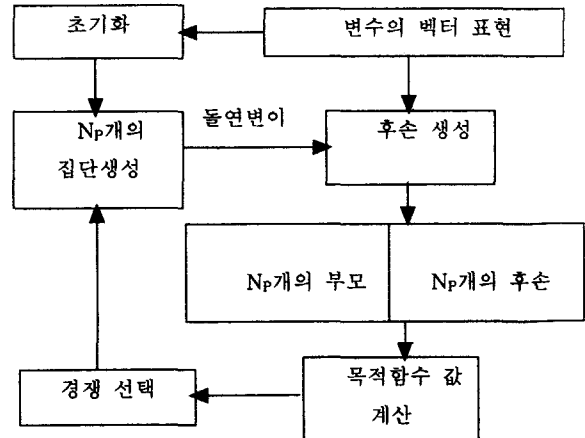


그림 3.1 진화 프로그래밍의 기본 구조  
Fig. 3.1 Basic structure of evolutionary programming

#### 3.1.1 초기화

진화 프로그래밍으로 최적화 문제를 풀기 위해서는 우선 집단의 개체들을 목적함수의 각 변수의 벡터로 적절하게 표현하는 것이 중요하다. 일반적으로 진화 프로그래밍에서  $N_p$  개의 집단의 원소들은 그림 3.2와 같이  $n$ 차원의 벡터로 표현되어 있다. 이러한 집단의 초기원소들은 대체로 해가 가능한 영역내에서 균등한 분포를 가지도록 임의로 생성된다. 이론적으로 모든 상태 공간의 영역내에 골고루 퍼져 있는 것이 수렴시에도 좋은 효과를 얻을 수 있다.

$$\begin{matrix} P_1 & \rightarrow & (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1) \\ P_2 & \rightarrow & (x_1^2, x_2^2, \dots, x_n^2) \\ & & \vdots \\ & & \vdots \\ P_{N_p} & \rightarrow & (x_1^{N_p}, x_2^{N_p}, \dots, x_n^{N_p}) \end{matrix}$$

그림 3.2 집단 개체의 벡터 표현  
Fig. 3.2 Vector representation of population elements

#### 3.1.2 돌연변이

부모 집단의 개체들은 각각 돌연변이라는 과정을 통하여 후손들을 생성한다. 진화 프로그래밍에서는 일반적으로 평균이 0이고 적당한 표준편차를 가지는 가우시안 값을 부모 집단의 개체에 각각 더하여 후손 집단의 개체들을 생성한다. 이는 평균적으로 부모 원소의 근처에 후손을 많이 생성하며, 경우에 따라서는 부모 원소와 떨어진 영역에도 후손을 생성할 수 있는 가능성을 가지도록 하는 것이다. 이렇게 부모 집단의 개체와 후손 집단의 개체 사이가 가우시안 분포 같은 확률분포로 연결된 것은 가능한 영역내의 모든 조합이 생성될 가능성을 높이는 결과를 가져온다.

일반적으로 한 집단내의  $i$ 번째 원소의  $j$ 번째 성분은 식 (3-1)과 같이 새로운 후손을 생성하게 된다.

$$x_{off,j}^i = x_{par,j}^i + N(0, \sigma_j^2) \quad (3-1)$$

$$\sigma_j = \beta \cdot |X_{jmax} - X_{jmin}| \quad (3-2)$$

여기서,

$N_p$  : 집단 의 개수

$x_{off,j}^i$  : 후손 집단 의 i번째 개체 의 j번째 성분

(  $j=1,2,\dots,n$ , and  $i=1,2,\dots,N_p$  )

$x_{par,j}^i$  : 부모 집단 의 i번째 개체 의 j번째 성분

(  $j=1,2,\dots,n$ , and  $i=1,2,\dots,N_p$  )

$X_{jmax}$  : 집단 의 개체 의 j번째 성분 의 최댓값 벡터

$X_{jmin}$  : 집단 의 개체 의 j번째 성분 의 최솟값 벡터

$\beta$  : 상수

$N(0, \sigma_j^2)$  : 가우시안 정규분포 값 (평균=0, 표준편차  $\sigma_j$  )

### 3.1.3 경쟁 선택

$N_p$  개의 부모 집단 의 개체 들은 돌연변이를 통하여 동일한  $N_p$  개의 개체 의 후손 집단을 생성한다. 이러한  $2N_p$  개의 개체 들은 경쟁 집단 (Competing Pool)이라는 곳에 모이게 되고 이 중에서 다시  $N_p$  개의 개체 들을 경쟁 선택 (Competitive Selection)을 이용하여 뽑게 된다. 즉,  $2N_p$  개의 경쟁 집단 내 의 각각 의 개체 들은 그 집단 내 의 다른 개체 들과 목적 함수 값 에 기초하여 서로 경쟁을 하게 되고 이 중에서 살아 남은  $N_p$  개의 개체 들을 다음 세대 의 집단 으로 선택 하게 된다. 이러한 경쟁 선택 방법은 일반적으로 경쟁에서 '승리 개수 (Win Number)' 를 채점하여 이 점수가 가장 높은 원소 들을 선택 한다. 본 논문 에서 채택 한 방법은 다음 절 에서 설명 하겠지만 '토너먼트 선택 (Tournament Selection)' 방법을 이용 한다.

이와 같은 경쟁 선택 방법은 다른 진화 연산 알고리즘 들, 즉 유전 알고리즘 이나 진화 전략 에서 채택 하고 있는 선택 방법 과 약간 의 차이 를 가지고 있다. 유전 알고리즘 은 일반적으로 생성 된 후손 들을 부모 와 혼합 하지 않고 바로 다음 세대 의 집단 으로 간주 한다. 따라서 이는 국부 해 에 빠져 들지 않도록 새로운 후손 들을 받아들 이기는 하지만, 부모 세대 의 우성 인자 들을 잃 어 버릴 가능성 이 높다. 진화 전략 의 대표 적인 방법 인  $(\mu, \lambda) - ES$  에서는 부모 집단 의 개체 와 후손 집단 의 개체 들을 혼합 하여 다음 세대 를 선택 하지만 여기서는 경쟁을 통 하지 않고 단지 목적 함수 값 이 좋은 개체 들을 확 일적 으로 선택 하기 때문 에 일반적 으로 국부 최적 해 에 빠져 들 가능성 이 높아 진다.

### 3.2 토너먼트 선택 방법

진화 프로그래밍에서는 생성된 후손과 이전의 부모 집단을 혼합한 후 적절한 경쟁 선택 방법을 이용하여 다음 세대를 결정한다. 본 논문에서는 경쟁 선택 방법으로서 현재 많이 사

용되고 있는 '토너먼트 선택' (Tournament Selection) 방법을 사용한다. 즉,  $N_p$  개의 개체를 가지는 부모의 집단과  $N_p$  개의 개체를 가지는 후손의 집단을 혼합하여 만든  $2N_p$  개의 개체를 가지는 풀(Pool) 집단에서 각각의 개체들은 일정 개수의 다른 개체들과 목적함수 값을 비교하여 '승리 개수'를 정하고 이 승리 개수에 따라 순위를 정하여 다음 세대의 집단을 생성한다. 이러한 토너먼트 선택 방법의 절차는 다음과 같다.

우선  $F(Z)$  를 구하고자 하는 목적함수라고 가정한다.

<단계 1>. 풀 집단의  $2N_p$  개의 개체에서 차례대로 선택된 개체  $Z_i$  , ( $i=1,2,\dots,2N_p$ ) 와 이 풀에서 또한 임의로 선택된 경쟁 상대인  $Z_j^{opp}$  사이에서 경쟁을 수행한다. 즉,  $F(Z_i) \leq F(Z_j^{opp})$  이면  $Z_i$  는 '승리' 점수를 얻는다.  $Z_i$  는 풀에서 선택된  $\omega$  개의 이러한  $Z_j^{opp}$  , ( $j=1,2,\dots,\omega, \omega \leq 2N_p$ ) 에 대하여 각각 경쟁을 벌여 이러한 승리 점수를 모두 더한다.  $Z_i$  의 승리 점수의 합을  $\Omega_i$  , ( $0 \leq \Omega_i \leq \omega$ ) 라 한다.

<단계 2>. 풀의 모든 개체  $Z_i$  에 대하여 위의 단계 1을 수행한다.

<단계 3>. 풀의 각각의 개체들의 승리 점수의 합  $\Omega_i$  이 큰 순서대로 개체들을 배열하여 이 중에서  $N_p$  개를 선택한다. 이들을 다음 세대의 새로운 집단으로 결정한다.

## 4. 변수 변환 알고리즘

### 4.1 변수 변환 알고리즘

일반적으로 전역개발계획은 전통적으로 매우 비선형성이 강한 최적화 문제들 중의 하나로서 이의 목적함수는 그 형태 상 심한 왜곡을 가지며 매우 많은 국부 최적해를 가지고 있다. 따라서 전 상태공간을 탐색하는 것 외에는 이의 정확한 전역 최적해를 찾기는 매우 어려운 문제이다. 본 논문에서는 이러한 목적함수의 심한 왜곡을 완화시키며 목적함수 값의 변화에 있어서 일종의 어떤 경향을 갖도록 하기 위해서 새로운 변수 변환 방법을 도입한다. 즉 목적함수가 새로 도입된 변수 Y의 함수로 표현된 목적함수의 값이 Y의 변화에 대해 어느 정도의 경향을 갖도록 하는 것이다.

새로운 변수 변환 방법을 설명하기 전에 우선 기존의 벡터 변수 표현 방법을 알아본다. 기존의 방법으로 변수를 대응하려면 다음과 같이 각 발전기 타입별로 매 연도마다의 신규 설비 대수들에 대응하는 변수를 벡터로 잡아 집단의 개체들을 표현하여야 한다.

$$[u_0^1, u_1^1, \dots, u_{T-1}^1, u_0^2, u_1^2, \dots, u_{T-1}^2, \dots, u_0^N, u_1^N, \dots, u_{T-1}^N]$$

그림 4.1 기존의 변수 표현 방법

Fig. 4.1 Conventional representation of variables

여기서,

$u_i^i$  : i설비의 t연도의 신규 설비 대수

$T$  : 계획 기간

$N$  : 발전기 설비 종류

이와 같은 표현 방법은 이해하기 쉬우며 간단한 방법으로 구현할 수 있는 장점을 가지고 있다. 그러나 이러한 방법으로 각 변수를 잡으면 다음과 같은 문제점이 있다. 즉, 실제적으로 각 타입별 연도별 설비들은 목적함수 값에 대한 영향면에서 관찰해 볼 때 서로 매우 유기적으로 연관되어 있다. 따라서, 한 변수값의 변화가 전체 목적함수 값의 변화에 어떠한 일관성이나 경향을 주기는 매우 어렵다. 따라서 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 새로운 대응관계를 세워 경향성을 주도록 하고자 한다.

그림 4.2에서 볼 수 있듯이 각 연도별 누적 설비 대수를 나타내는  $X^i$ 가 새로운 하나의 변수  $Y$ 로 대응된다. 즉, 표 4.1의 예에서 살펴 보듯이 각 설비별로 전 계획 연도에 걸쳐서 설비가 점차로 증가하는 순서로 이를 다시 재정렬한 후 그 순서를 다시 새로운 변수로 대응시키는 것이다. 따라서 여기서는 각 연도별로 따로 나타내어지는 것이 아니라 각 설비별로 하나의 변수로만 대응된다.

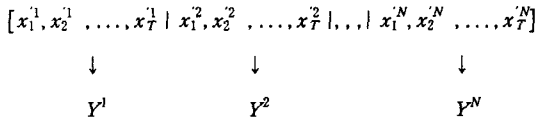


그림 4.2 변수 변환  
Fig. 4.2 Domain mapping

여기서,

$x_t^i$  : 설비 i의 시간 t연도의 누적 설비 대수

$T$  : 계획 기간

$N$  : 발전기 설비 종류

표 4.1의 예를 살펴 보면 다음과 같다. 여기서는 계획 기간  $T$ 는 3년으로, 설비 i의 초기 상태  $x_0^i=0$ , 설비 i의 신규 설비 용량 한계 대수  $u_{\max}^i=2$ 로 정하였다. 따라서 대응된 변수  $Y$ 의 총 개수는  $(u_{\max}^i + 1)^T$ 가 된다. 이렇게 대응되면 각 집단의 개체 원소들은 다음과 같은  $N$ 차원의 벡터  $Z=[Y^1, Y^2, \dots, Y^N]$ 로 표현된다.

대응 방법을 자세히 살펴보면, 즉 계획 연도의 후반부부터 전반부로 차례로 누적 설비 대수를 증가시키는 순서대로 다시 재배열하여 그 순서를 새로운 변수로 대응하는 것이다. 표 4.1에서 보듯이 항상 그런 것은 아니지만, 일반적으로  $Y$ 의 증가는 각 연도의 누적 설비 대수를 나타내는  $X^i$ 의 전체적인 증가를 반영한다. 따라서 목적함수가 어느 정도의 경향을 갖게 되며 그 특성상 전체적으로는 포물선의 한쪽 형태를 띄게 될 것이다. 이와 같이 새로운 변수 변환을 하면 기존의 변수로 본 문제를 다룰 때와는 달리 최적해를 탐색하는 효율

을 크게 증가시킬 수 있다. 여기서 진화 프로그래밍은 일반적으로 연속적인 변수를 다루고 있으므로 본 문제에서는 이산 변수인  $Y$ 값을 얻기 위하여는 이를 반올림하여 처리한다. 한편 목적함수를 계산할 때는 원래의 변수  $X$ 와  $U$ 로 다시 변환하여 계산하면 된다.

표 4.1 변수 변환의 예  
Table 4.1 Example of domain mapping

$x_3^i$	$x_2^i$	$x_1^i$	$u_2^i$	$u_1^i$	$u_0^i$	$Y^i$
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	1
1	1	0	0	1	0	2
1	1	1	0	0	1	3
2	0	0	2	0	0	4
2	1	0	1	1	0	5
2	1	1	1	0	1	6
2	2	0	0	2	0	7
2	2	1	0	1	1	8
2	2	2	0	0	2	9
3	1	0	2	1	0	10
3	1	1	2	0	1	11
3	2	0	1	2	0	12
3	2	1	1	1	1	13
3	2	2	1	0	2	14
3	3	1	0	2	1	15
3	3	2	0	1	2	16
4	2	0	2	2	0	17
4	2	1	2	1	1	18
4	2	2	2	0	2	19
4	3	1	1	2	1	20
4	3	2	1	1	2	21
4	4	2	0	2	2	22
5	3	1	2	2	1	23
5	3	2	2	1	2	24
5	4	2	1	2	2	25
6	4	2	2	2	2	26

### 5. 사례 연구

#### 5.1 입력 자료

본 사례 연구에서는 개발된 전원개발계획 모형을 단기 및 장기 전원개발계획 문제에 적용하여 보고 그 결과를 여러 가지로 비교하였다. 우선 결과를 살펴 보기 전에 본 프로그램을 실행하기 위해 필요한 기본 입력 자료를 알아본다. 전원개발계획을 실행하기 위하여는 우선 초기 기존 발전기 설비 자료, 계획 기간 동안의 예측 수요 및 후보 발전기 자료등이 필요하다. 또한 일반적으로 운전비 단가 및 설비등으로 순서가 정해지는 투입 순서 (Loading Order) 자료도 필요하다.

전원개발계획을 실행하기 이전의 기존 발전기 설비로는 12가지의 종류가 있으며 이들이 1-3대 까지 15대의 발전기로 구성되어 있다. 발전기 타입은 크게 유전소, 석탄, LNG, 원자력으로 구성되어 있다. 후보 발전기는 총 5가지로 구성되어 있으며 이는 표 5.2에 주어져 있다. 즉, 여기에는 각 후보 발전기 타입, 용량, 고장 정지율, 운전비 단가, 건설비 단가, 수

명등이 주어져 있다. 본 전원개발계획의 계획 기간은 1996년을 초기 연도로 하여 1998년부터 2년 단위로 2010년까지이며 각각의 예측된 수요가 표 5.1에 주어져 있다. 한편 신뢰도 기준인 LOLP값의 기준은 0.01로 하였으며 할인률은 8.5%로 하였다. 그리고 진화 프로그래밍에서의 집단의 개수는 50개를 기준으로 하였다.

표 5.1 예측 수요

Table 5.1 Expected load data

단계(년도)	최대 수요 (MW)
0 (1996)	5,000
1 (1998)	7,000
2 (2000)	9,000
3 (2002)	10,000
4 (2004)	12,000
5 (2006)	13,000
6 (2008)	14,000
7 (2010)	15,000

사례 1과 2에서는 비교적 간단한 계획 기간인 6년인 문제를 3단계로 나누어 계산한 결과 및 14년을 7단계로 나누어 계산한 결과를 살펴 본다. 이를 기존의 진화 프로그래밍을 이용한 방법, 변수 변환 방법을 이용한 방법, 동적 계획법(Dynamic Programming)을 적용한 결과들과 비교하였다.

표 5.2 후보설비 자료

Table 5.2 Data on candidate types

발전기 타입	건설한계 대수	용량 (MW)	고장정지율 (%)	운전비단가 (원/kWh)	건설비단가 (천원/kW)	수명 (년)
유전소	5	200	7.0	18.9	731.25	25
LNG 복합	4	450	10.0	31.5	450.0	20
석 탄	3	500	9.5	12.6	956.25	25
원자력 (경수로)	3	1,000	9.0	3.6	1462.5	25
원자력 (중수로)	3	700	7.0	2.7	1575.0	25

5.2 사례 1

사례 1에서는 위에서 언급된 시스템에서 계획기간을 6년으로 잡아 2년씩 3단계로 나눈 전원개발계획 문제에 개발된 진화 프로그래밍 모형을 적용하였다. 3단계는 1998년부터 2년씩 2002년까지를 말하며, 이는 비교적 단기 계획에 속하는 문제이다. 우선 전역 최적해 (Global Optimal Solution)를 구하기 위하여 동적 계획법을 이용하였다. 따라서 이를 실제 최적해로 간주하고 이와의 오차를 비교하였다. 실제로 본 사례에서는 기간이 짧기 때문에 동적 계획법을 이용하여 해를 구할 수 있지만 조금만 기간이 길어지거나 설비가 늘어난다면 상태의 개수가 무한대로 늘어나기 때문에 동적 계획법을 이용하여 해를 구하기는 현실적으로는 불가능하다.

여러 가지 방법으로 구한 결과들이 아래의 표에 제시되어

있다. 각각의 계산 종료 시점은 값이 더 이상 변화하지 않고 수렴한 기간이 100번일 때를 기준으로 설정하였다. 따라서 제시된 계산 시간은 그 시간을 기준으로 하였다.

개선된 진화 프로그래밍을 이용하여 본 문제를 푼 결과는 표 5.3에, 동적계획법을 이용하여 구한 해(참값)는 표 5.4에 주어져 있다. 여기에는 각 후보 설비별로 계획 건설 대수와 목적함수 값이 주어져 있다. 다른 방법과의 목적함수 값과 계산시간 및 오차를 표 5.5에 제시하였다. 오차를 보면 우선 제안된 알고리즘을 이용한 결과는 0.04%의 작은 오차로서 거의 최적값에 일치함을 알 수 있었다. 그러나 기존의 진화 프로그래밍만을 이용하여 구한 결과는 0.36%의 오차를 보였다. 따라서 변수 변환 방법이 본 문제의 해결에 큰 기여를 함을 알 수 있었다. 계산 시간을 보면 변수 변환 방법은 그 변환과정상 시간을 요하므로 계산 시간이 좀 더 늘어난 것을 볼 수 있다. 물론 본 시스템은 규모가 작기 때문에 동적 계획법을 이용할 때는 계산 시간이 매우 작음을 알 수 있다. 그러나 이는 앞서 언급된 바와 같이 규모가 조금만 커져도 계산량이 기하 급수적으로 늘어날 것이다.

표 5.3 제안된 알고리즘을 적용한 결과(NEP)

Table 5.3 Result obtained by proposed algorithm (NEP)

연도 설비	유전소	LNG복합	석 탄	원자력 (경수로)	원자력 (중수로)
1998	5	3	3	0	0
2000	9	3	6	0	0
2002	9	3	6	0	2
목적함수 값	4970.30				

표 5.4 동적 계획법을 적용한 결과(DP)

Table 5.4 Result obtained by DP

연도 설비	유전소	LNG복합	석 탄	원자력 (경수로)	원자력 (중수로)
1998	5	3	3	0	0
2000	9	3	6	0	0
2002	9	3	6	2	0
목적함수 값	4968.17				

표 5.5 각 결과의 비교 분석(사례 1)

Table 5.5 Comparison of each result (Case 1)

	NEP	CEP	DP
목적함수 값	4970.3	4986.2	4968.2
오 차(%)	0.04	0.36	0.0
계산 시간	2시간	1시간 30분	1시간

5.3 사례 2

사례 2에서는 위에서 언급된 시스템에서 계획기간을 14년으로 잡아 2년씩 7단계로 나눈 전원개발계획 문제에 개발된 진화 프로그래밍 모형을 적용하였다. 7단계는 1998년부터 2년씩 2010년까지를 말하며, 이는 비교적 장기 계획에 속하는 문제이다. 이 문제는 사례 1에서보다 훨씬 규모가 큰 문제이므로 동적 계획법을 이용하여 해를 구하는 것은 상당한 시간이 걸리게 된다. 물론 이보다 더 큰 규모의 문제는 이 방법으로는 해결될 수 없다. 상태의 개수가 기하급수적으로 늘어나기 때문에 현실적으로 불가능하다. 그러나 진화 프로그래밍 방법은 그 상태의 개수가 선형적으로 증가하기 때문에 규모가 큰 문제도 비교적 효율적으로 해결할 수 있는 장점을 가지고 있다. 다른 방법과의 비교는 표 5.6에 제시하였다. 각각의 계산 종료 시점은 앞서의 결과와 마찬가지로 목적함수 값이 더 이상 변화하지 않고 수렴한 시간이 100번일 때를 기준으로 설정하였다. 따라서 제시된 계산 시간은 그 시간을 기준으로 하였다. 또한 결과의 비교를 위해 실제 전력회사에서 현재 사용중인 WASP모형을 이용하였다. 이는 전 상태의 해를 동적 계획법으로 탐색하는 것이 아니라 일종의 탐색 터널을 만들어 주어진 초기치에 가장 가까운 국부 최적해를 구하는 것이다. 이러한 문제로 인해 실제 매우 규모가 큰 문제에서는 이러한 WASP모형은 실제 최적해와 매우 동떨어진 해를 구할 수도 있다. 그러나 진화 프로그래밍 방법은 그 상태의 개수가 선형적으로 증가하기 때문에 규모가 큰 문제도 비교적 효율적으로 해결할 수 있는 장점을 가지고 있다.

표 5.6 각 결과의 비교 분석(사례 2)  
Table 5.6 Comparison of each result (Case 2)

	NEP	CEP	WASP	DP
목적함수 값	11077	11320	11204	10944
계산 시간	17시간	10시간	2시간	320시간

각 결과를 비교하여 보면 제안된 변수 변환 방법을 이용한 방법은 동적계획법을 이용하여 구한 참값과의 오차가 적음을 알 수 있었다. 이러한 결과를 통해 본 논문에서 제안된 전원개발계획 모형은 단기 계획 뿐 아니라 중장기 계획 문제에서도 그 효율성이 입증되었음을 알 수 있다.

6. 결 론

본 논문에서는 심한 비선형성을 가지며 동태적 최적화 문제로 알려져 있는 전원개발계획 문제를 효과적으로 해결하기 위한 방법으로서 진화 프로그래밍을 이용한 알고리즘을 제시하였다. 제시된 알고리즘으로는 변수 변환 방법을 응용하였다.

본 논문의 주요 내용을 정리하면 다음과 같다. 변수 변환 방법은 진화 프로그래밍의 개체를 벡터 변수로 표현하는 데에 있어서 기존의 방법에서는 각 설비별로 연도별 신규 발전 설비 대수로 각각 따로 표현하였지만, 여기서는 각 설비별 누적 용량 대수가 전 연도에 걸쳐서 전체적으로 증가하는 방향

으로 재정렬하여 이의 순서대로 다시 다른 변수로 대응시킨다. 실제적으로 각 타입별 연도별 설비들은 목적함수 값에 대한 영향면에서 관찰해 볼 때 서로 매우 유기적으로 연관되어 있다. 따라서, 목적함수 값의 변화에 어떠한 일관성이나 경향을 주기는 매우 어렵다. 따라서 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 새로운 대응관계를 세워 경향성을 주도록 한 것이다. 이러한 변환을 통해 새롭게 등장한 변수는 목적함수가 이 변수의 함수로 표현되었을 때 목적함수 값이 변화하는 데에 있어서 어떤 경향을 가지게 된다.

이를 6년(3단계)과 14년(7단계)의 전원개발계획에 적용하여 기존의 방법을 이용하여 구한 해와 비교하여 그 우수성을 입증하였다.

참 고 문 헌

- [1] S. T. Jenkins and D. S. Joy, Wien Automatic System Planning Package (WASP) - An Electric Utility Optimal Generation Expansion Planning Computer Code, Oak Ridge National Laboratory, Oak Ridge, Tennessee, ORNL 4945, 1974.
- [2] IAEA, Expansion Planning for Electrical Generating Systems - A Guidebook, Technical Reports Series No. 241, Nov., 1984.
- [3] Electric Power Research Institute (EPRI), Electric Generation Expansion Analysis System (EGEAS), EPRI EL-2561, EPRI, Palo Alto, CA, 1982.
- [4] P. Feintuch, "Power system expansion planning at EDF," International Journal of Electric Power & Energy Systems, Vol. 5, No. 2, April, pp. 115-119, 1983.
- [5] N. Levin and J. Zahavi, "Optimal Mix Algorithms with Existing Units," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-103, No.5, May, 1984.
- [6] A. Ramos, I. J. Peres-Arriaga, and J. Bogas, "A nonlinear programming approach to optimal static generation expansion planning," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 4, No. 3, pp. 1140-1146, 1989.
- [7] F. Noonan and R. J. Giglio, "Planning electric power generation: A nonlinear mixed integer model employing Benders decomposition," Management Science, Vol. 23, No. 9, pp. 946-956, 1977.
- [8] J. A. Bloom, "Long-range generation planning using decomposition and probabilistic simulation," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. 101, No. 4, pp. 797-802, 1982.
- [9] Y. M. Park, K. Y. Lee, and L. T. O. Youn, "New analytical approach for long-term generation expansion planning based maximum principle and Gaussian distribution function," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. 104, pp. 390-397, 1985.
- [10] 박영문, 박종배, 원종률, "개선된 유전 알고리즘을 이용한 최적 전원개발계획," 대한전기학회 논문지, Vol.44, No.6, p.691-697, 1995.6.

- [11] 박영문, 박종배, 원종률, "유전 알고리즘의 전원개발계획에의 적용 연구," 대한전기학회 논문지, Vol.44, No.10, p.1274-1282, 1995.10.
- [12] Y. Fukuyama and H. Chiang, "A parallel genetic algorithm for generation expansion planning," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, No. 2, pp. 955-961, 1996.
- [13] Y. M. Park, J. B. Park, and J. R. Won, "A genetic algorithms approach for generation expansion planning optimization," IFAC Symposium on Control of Power Plants and Power Systems, Vol. 1, pp. 121-126, 1995. Y. Fukuyama and H. Chiang, "A parallel genetic algorithm for generation expansion planning," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, No. 2, pp. 955-961, 1996.
- [14] Y. M. Park, J. B. Park, J. R. Won, "A hybrid GA/DP approach to optimal long-term generation expansion planning", International Journal of Electrical Power and Energy Systems, Vol. 20, No. 4. pp. 295-303, 1998. 5.
- [15] J.B.Park, Y.M.Park, J.R.Won, K.Y.Lee, "An Improved Genetic Algorithm for Generation Expansion Planning," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 15, No.3, pp. 916-922, 2000. 8.
- [16] Dimitri P. Bertsekas, Dynamic Programming: Deterministic and Stochastic Models, Prentice-Hall Inc., 1987.
- [17] E. N. Oatman and L. J. Hamant, "A dynamic approach to generation expansion planning," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. 92, pp. 1888-1897, 1973.
- [18] W. D. Dapkus and T. R. Bowe, "Planning for new electric generation technologies - A stochastic dynamic programming approach," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. 103, No. 6, pp. 1447-1453, 1984.
- [19] G. W. Evans and T. L. Morin, "Hybrid dynamic programming / branch-and-bound strategies for electric power generation planning," IIE Transactions, June, pp. 138-147, 1986.
- [20] J. H. Holland, Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, 1975.
- [21] J. J. Grefenstette, "Optimization of control parameters for genetic algorithms," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-16, Jan./Feb., pp. 122-128, 1986.
- [22] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimisation and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., Massachusetts, 1989.
- [23] David B. Fogel, "An introduction to simulated evolutionary optimization," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 5, No. 1, Jan., pp. 3-14, 1994.
- [24] Hong-Tzer Yang, Pai-Chuan Yang, Ching-Lien Huang, "Evolutionary Programming Based Economic Dispatch for Units with Non-smooth Fuel Cost Functions," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.11, No.1, 1996, pp.112-118.
- [25] L. L. Lai, J. T. Ma, "Application of Evolutionary Programming to Reactive Power Planning - Comparison with Nonlinear Programming Approach," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.12, No.1, 1997, pp. 198-206. 홍길동, 김유신, "2상8극형 HB형 리니어 펄스 모터의 자속분포와 정특성해석", 대한 전기학회 논문지, 9호, 제 42권, pp. 9-18, 1993. 9.
- [2] Hayes, J.P., "Pseudo-Boolean Logic Circuits", IEEE Trans. Computers, vol. C-35, no. 7, pp. 602-612, July 1988.

## 저 자 소 개



### 원 종 른 (元 鍾 律)

1969년 7월 21일 생. 1993년 서울대 전기공학과 졸업. 1995년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 1998년~현재 한국전력공사 전력연구원 전력계통연구실 선임연구원

Tel : 042-865-5857

E-mail : jrwon@kepri.re.kr