

Valve Point 효과가 고려된 경제급전에서의 유전알고리즘 응용

論 文
48A-3-5

Genetic Algorithm Based Economic Dispatch with Valve Point Effect

朴 鍾 男* · 朴 璟 遠** · 金 志 鴻** · 金 鎮 吾***
(Jong-Nam Park · Kyung-Won Park · Ji-Hong Kim · Jin-O Kim)

Abstract - This paper presents a new approach on genetic algorithm to economic dispatch problem for valve point discontinuities. Proposed approach in this paper on genetic algorithms improves the performance to solve economic dispatch problem for valve point discontinuities through improved death penalty method, generation-apart elitism, atavism and sexual selection with sexual distinction. Numerical results on a test system consisting of 13 thermal units show that the proposed approach is faster, more robust and powerful than conventional genetic algorithms.

Key Words : Economic Dispatch, Valve Point Effect, Generation-apart Elitism, Atavism, Death Penalty

1. 서 론

전력 시스템에서 경제 급전의 주목적은 각 발전기의 부하 용량 한도 내에서, 요구되는 부하에 상응하는 가장 경제적인 발전기의 부하량을 결정하는 것이다. 일반적인 경제급전 문제는 화력발전기의 입출력 특성을 2차함수 또는 구간별 2차함수로 근사화 된 형태였다. 그러나, 화력발전기의 실제 입출력 특성은 Valve Point 효과로 인해 높은 비선형성과 불연속성을 포함하여, 2차함수 근사로는 경제급전에서의 실제적인 최적값을 찾기가 어렵다. 또한 높은 비선형성과 불연속성 때문에 기존의 라그랑지 승수를 사용하는 방법으로는 그 해를 구하기가 어려웠다. 따라서, Valve Point 효과가 고려된 경제급전 문제를 풀기 위한 시도가 DP(Dynamic Programming)[1], SA(Simulated Annealing)[2]등 여러 방법으로 시도되었다. 그러나, DP는 해를 구하는 속도가 느리고, 규모가 큰 계통에는 적용하기 어려우며, 발전기의 수가 증가함에 따라 해를 구하는 시간이 지수함수적으로 증가하는 단점이 있었다. SA도 마찬가지로 해를 구하는 속도가 느리고, 또한 전역적인 최적해에 근사된 해를 구하는 것이 힘들다는 단점이 있었다. 이러한 단점을 보완하여 제안된 방법이 유전알고리즘이다. 유전알고리즘은 DP 보다는 훨씬 빨리 해를 구하고[3], SA 보다는 해를 빨리 구할 뿐 아니라, 더 나은 값을 구한다는 것이 알려져 있다[4].

유전알고리즘은 기본적으로 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)라는 연산을 통해 최적해를

구하는 데 우수한 특성을 보여주고 있으며, 연산이 복잡하고 미분이 불가능한 함수의 최적값을 구하는데 유전알고리즘은 매우 유용하게 사용되어져 왔다. 또한, 전력 계통에서는 경제급전, 기동정지계획, 전력조류, 배전계획, 부하예측 등에서 유전알고리즘이 광범위하게 연구, 적용되어지고 있다.

본 논문에서는 유전알고리즘의 성능을 향상시키는 새로운 방법인 격세엘리티즘(Generation-apart Elitism), 격세유전(Atavism)의 개선된 형태를 제안하고 유전알고리즘에 성별구분(Sexual Selection)과 성별차등(Sexual Distinction) 개념을 도입하여 최적값을 보다 빠른 시간 내에 찾을 수 있는 방법을 제시한다. 또한 유전알고리즘의 평가기준이 되는 가장 기본적인 SGA(Simple Genetic Algorithm)에 제안된 방법을 도입하여, 경제급전 문제에서 최적치를 찾도록 응용한다. 그 결과 개선된 유전알고리즘이 기존의 유전알고리즘보다 더 나은 결과 값을 갖고 해를 구하는 속도가 빨라졌음을 볼 수 있다.

2. 경제급전(Economic Dispatch)

일반적인 경제급전 문제는 수학적으로 두 개의 제약조건을 갖는 목적함수라 볼 수 있다. 이 문제에 포함된 제약조건은 식 (1), (2)로 나타낼 수 있다.

$$\sum_{i=1}^n P_i = P_L + D \quad (1)$$

여기서,

P_i = 발전기 i 의 출력

n = 계통안의 발전기 수

D = 현 계통의 전체부하

P_L = 계통의 전체 송전손실

* 正 會 員 : 漢陽大 大學院 電氣工學科 碩士卒業

** 正 會 員 : 漢陽大 大學院 電氣工學科 碩士課程

*** 正 會 員 : 漢陽大 電氣工學科 助教授 · 工博

接受日字 : 1998年 10月 27日

最終完了 : 1999年 1月 29日

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (2)$$

여기서 P_i^{\min} , P_i^{\max} 는 발전기 i 의 최소출력 및 최대출력을 나타낸다. 총 비용은 식(3)에 나타나는 것처럼 최소화될 수 있다.

$$\min f = \sum_{i=1}^n F_i(P_i) \quad (3)$$

이때, F_i 는 발전기 i 에 대한 발전비용함수이며 2차함수 근사에 의해 식(4)와 같이 정의된다.

$$F_i(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (4)$$

여기서 a_i , b_i , c_i 는 발전기특성에 따른 계수이다. 그림 1은 전형적인 화력발전기의 입출력 특성곡선을 나타내고 있다. 실선은 기존의 2차함수 근사 곡선이며, 이 곡선은 실제 화력발전기의 입출력 특성을 정확히 나타낼 수가 없다. 곡선에서의 파동은 각 증기 흡입 밸브(steam admission valve)가 열리기 시작할 때에 발생하는 손실의 급작스런 증가로 인하여 생기는 결과이다. 이러한 현상을 Valve Point 효과라고 한다[5]. 발전 비용함수는 이 곡선을 토대로 구해진다. 그러나, 그림에서 보여지듯이 Valve Point 효과에 의한 곡선의 불연속성과 비선형성, 그리고, 정류된 정현파 성분 때문에 일반적인 2차함수 또는 구간별 2차함수 근사로는 실제적인 발전비용함수를 구할 수 없다[6]. 따라서, 2차함수 또는 구간별 2차함수에 곡선의 정류된 정현파 성분을 고려한 식을 첨가하여야 하며, 그 식은 다음의 식(5)와 같이 주어진다.

$$\hat{F}_i(P_i) = F_i(P_i) + |e_i \sin(f_i (P_i^{\min} - P_i))| \quad (5)$$

여기서 $F_i(P_i)$ 는 2차함수 근사를 통해 발전비용함수를 근사화한 함수이고, e_i , f_i 는 발전기 특성에 따른 계수이다.

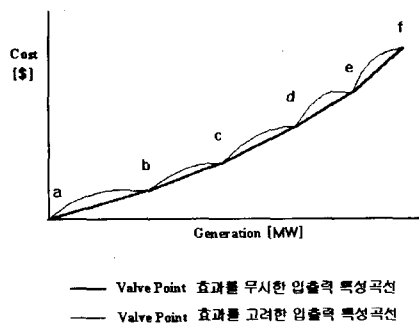


그림 1 화력발전기의 입출력 특성곡선
Fig. 1 Input-output Curves of Thermal Generator

3. 유전알고리즘 (Genetic Algorithm)

유전알고리즘은 최적화 문제에서 전역적인 최적해를 찾는 데 매우 유용한 알고리즘이다. 유전알고리즘의 장점은 이산적인 문제의 해결에 효과적이며, 여러 점에서 동시에 탐색하므로 전역적인 최적해를 찾을 가능성이 높고, 미분 등의 복잡한 연산이 필요없다는 점이다. 반면에 유전알고리즘은 국부적인 최적해에 빠져 세대가 지나도 더 이상 좋은 해를 도출해 내지 못하는 조기수렴(Premature Convergence)에 빠질 수 있다는 단점을 지니고 있다. 이 문제는 해를 탐색하는 영역을 넓힘으로써 해결할 수가 있으나, 대신 해를 구하는 속도가 느려진다. 이를 집단이 해를 찾는 공간에서 얼마나 넓게 분포하고 있는가를 나타내는 개체다양성(Population Diversity)과 현재의 국부적인 최적해를 얼마나 빨리 찾는지를 나타내는 우성선택(Selective Pressure)의 상관관계라 한다. 개체다양성이 감소하면 우성선택이 증가하여 수렴속도가 향상되나 조기수렴에 빠지기 쉬우며, 반대의 경우 개체다양성이 증가하면 우성선택이 감소하여 전역적인 최적해를 구할 가능성이 증가하나 수렴속도가 감소한다. 따라서 유전알고리즘은 이러한 개체다양성과 우성선택 각각을 증가시키면서 한쪽에 치우치지 않도록 발전시킴으로써 전역적인 최적해를 더욱 빠르게 찾도록 개선될 수 있다[7].

유전알고리즘의 핵심적인 연산자는 교배연산자이며 최적해를 찾아가는데 있어서 절대적인 역할을 한다. 교배연산을 통해 부모의 형질보다 우수한 염색체를 찾아낼 수 있다는 장점이 있는 반면, 염색체의 정보교환으로 인해 자식세대의 염색체가 주어진 제약조건을 만족시키지 못하는 경우가 발생한다. 따라서 조건식 (1)을 만족시키기 위해, 일반적으로 완전제약(Death Penalty) 개념을 이용한다. 완전제약은 제약조건을 만족시키지 못하는 염색체를 없애고 다시 생성시키는 방법이다. 교배가 실행된 후 자식 염색체의 임의의 유전자들의 의존부하(dependent loading) P_d 로 선택하고, 그 값은 식 (6)의 값으로 조절하여 제약조건을 만족하도록 한다.

$$P_d = D + P_L - \sum_{i=1, i \neq d} P_i \quad (6)$$

구해진 P_d 가 조건식 (2)의 상하한 제약을 만족시키면 그 염색체는 자식 염색체로 받아들여지고, 그렇지 않으면 그 염색체는 버리고 조건식을 만족할 때까지 다시 교배를 실행한다. 이러한 완전제약조건은 제약조건을 만족시키기 어려워 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 단점을 제거하고 빠른 시간내에 제약조건을 만족시키기 위해서 개선된 완전제약조건을 사용한다.

돌연변이는 한 부모의 염색체 값을 변화시켜서 자손을 생성시키는 방법이다. 주로 실변수 유전알고리즘에서는 염색체의 한 부분의 값을 제약조건에 맞는 임의의 난수를 발생시켜 대체하는 방법을 사용하지만, 본 논문에서는 식(2)를 만족시키는 것을 용이하게 하기 위하여 반사(mirror image) 값을 사용하였다[4]. 반사값 \overline{P}_m 은

$$\overline{P}_m = P_{m, \max} - P_m + P_{m, \min} \quad (7)$$

로 주어지며, P_m 은 m번째 발전기의 출력을 나타내고, P_m^{max} , P_m^{min} 은 각각 현세대의 전체 염색체를 통하여 m번째 발전기 출력의 최대값, 최소값이다. 임의의 난수를 발생시켜 대체하는 일반적인 돌연변이에 비해, 진화세대에 따른 탐색의 방향성을 가지는 비균일 돌연변이(Non-uniform mutation)의 사용시 수렴속도의 개선을 가져 올 수 있으나, 이러한 돌연변이의 발생으로 인한 조건식 (1)의 위반으로도 수렴속도는 저하되므로 본 논문에서는 비균일 돌연변이를 기반으로 하는 2점 돌연변이(Two point Mutation)를 사용하였다. 이 방법은 그림 2에서와 같이 돌연변이가 일어난 개체의 다른 유전인자를 임의로 선택하여 조건식 (1)의 위반을 조정하는 역할을 하도록 하며 이것은 개체내의 유전자들 사이에 성립되는 제약조건과 각 유전자에 적용되는 제약조건이 만족되도록 조정하는 것이다.

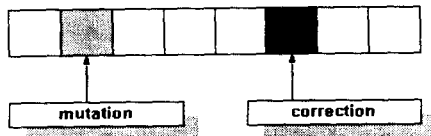


그림 2 제안된 2점 돌연변이 방법
Fig. 2 Proposed Two Point Mutation

본 논문에서 채택하는 방법은 혼합 테스트 구조이다. 이것은 의사 무작위 테스트를 수행하고 그것으로 잡아내기 어려운 고장을 결정 테스트로 해결하는 방식이다[4]. 무작위 저항 고장에 대한 패턴만을 FSM을 이용해서 가해주고 나머지 고장은 의사 무작위 패턴생성으로 잡아주는 방식을 채택하였다[5].

4. 개선된 유전알고리즘

이론적으로 볼 때 유전알고리즘의 성능은 개체다양성과 우성선택에 의존한다. 그리고 많은 유전알고리즘의 개선이 이 두 가지를 발전시키는 방향에서 전개되어 왔다. 일반적으로 유전연산자 중 엘리티즘(Elitism)은 우성선택을 높이기 위해 적용되고, 돌연변이는 개체다양성을 높이기 위해 적용된다. 본 논문에서는 개체다양성과 우성선택을 각기 발전시키면서 균형을 유지시킬 새로운 방법을 제시한다.

엘리티즘은 부모세대의 우수특성을 자손세대로 전이시켜 수렴성을 강화시키는 유전알고리즘의 한 방법이다. 이러한 엘리티즘은 국부적인 해의 탐색을 강화시키는 장점이 있는 반면, 전역적인 해의 탐색을 약화시키는 단점이 있다. 격세엘리티즘은 기존의 엘리티즘 방법보다 국부적인 해의 탐색을 더욱 강화시키도록 한 방법이다. “매 n 세대마다 가장 우수한 염색체 k 개를 선택하여 그 k 개의 염색체로 (n+1) 세대의 전체집단을 구성하게 하는 것”이 격세엘리티즘이다. 이러한 격세엘리티즘은 그 선택되는 세대간의 간격이 조밀할수록, 선택되는 우수 염색체의 수가 작을수록 우성선택이 크게 증가한다. 그러나, 선택되는 세대간의 간격이 선택되는 우수 염색체의 수가 너무 작으면, 그 개체다양성이 극도로 작아져 전역적인 해로의 수렴을 보장할 수 없게 된다.

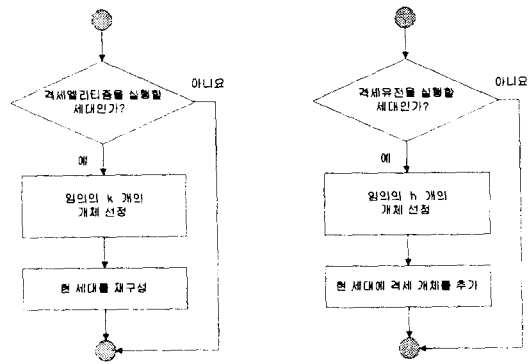


그림 3 격세엘리티즘과 격세유전의 순서도
Fig. 3 Flow Chart of Generation Apart Elitism and Atavism

격세유전은 개체다양성을 증가시켜서 전역적인 해의 탐색을 강화시키도록 하는 방법이다. 그러나, 전역적인 해의 탐색이 강화되는 만큼 국부적인 해의 탐색이 약화되는 단점이 있다. 격세유전은 “매 m 세대마다 h 개의 염색체를 임의로 선택하여, 다음 번 격세유전을 실행할 때 이전의 h 개의 염색체를 집단 안에 포함시키도록 하는 방법”이다. h 개의 염색체는 집단 안의 염색체에 대하여 집단 크기 보다 작은 임의의 난수 h 개를 발생시켜, 그 난수에 대응되는 염색체가 선택된다. 격세유전이 실행되는 세대간의 간격이 조밀할수록, 선택되는 염색체의 수(h)가 클수록 더 큰 개체다양성을 유지할 수 있으나, 그 값이 과도하면 개체다양성이 너무 증가하여 수렴을 상당히 지연시킨다. 실제 실험을 통해 고찰해본 결과, 선택되는 염색체의 수가 적고 격세유전이 실행되는 세대간의 간격이 어느 정도 넓어도 충분한 개체다양성을 유지할 수 있었다. 즉, 격세유전의 가장 큰 장점은 적은 연산과 컴퓨터 용량만으로도 전역적인 해를 찾을 가능성을 크게 높인다는 점이다. 그림 3은 격세엘리티즘과 격세유전의 순서도를 나타내고 있다.

제안된 방법의 성능을 실험하기 위해 식(8)의 최대값을 구하는 문제에 SGA, SGA에 격세엘리티즘만을 도입한 경우, SGA에 격세유전만을 도입한 경우로 나누어 적용하였다.

$$f(x_1, x_2) = 21.5 + x_1 \cdot \sin(4\pi x_1) + x_2 \cdot \sin(20\pi x_2) \quad (8)$$

여기서,

$$\begin{cases} -3.0 \leq x_1 \leq 12.1 \\ 4.1 \leq x_2 \leq 5.8 \end{cases}$$

그림 4는 식(8)을 나타내고 있다.

그림 5은 세대수 500, 교차확률 0.8, 돌연변이 확률 0.03인 SGA와 격세엘리티즘을 사용한 SGA, 격세유전을 사용한 SGA가 식(8)의 최대값을 구하는 문제에 적용되었을 때 500 세대에서의 해의 분포를 나타내고 있다.

이 그림에서 SGA의 50개의 염색체가 14개의 수렴점을 형성, 그 탐색영역이 넓으나 임의탐색(random search)의 성격을 가지고 있어서 전역적인 최적해를 효율적으로 찾는다 고는 볼 수 없다[그림 5-(a)]. 반면 격세엘리티즘이 사용된

SGA의 염색체들은 3개의 점으로 수렴하여, 격세엘리티즘이 사용된 SGA에 비교하여 우성선택이 매우 증가되어 있음을 볼 수 있다. 특히, 이 세점 중 ★(11.6319, 5.7252)에 48개의 염색체가 수렴하여 그 국부적인 최적해로의 수렴의 우수성을 보였고, 이 점에 수렴하지 않은 다른 두 점도 좌표 하나씩만이 달라 그 분포가 돌연변이에 의한 것임을 알 수 있다. 이 결과를 통하여 격세엘리티즘이 개체다양성을 상당히 감소시키나, 우성선택을 크게 증가시켜 그 국부적인 최적해로의 수렴을 강화시키는 것을 볼 수 있다[그림 5-(b)]. 반면에, 격세유전이 사용된 SGA의 수렴점은 대부분이 변수 x_1 에 대해서 8과 12사이에 존재하고 있으며, 격세유전을 사용함으로써 전역적인 해가 존재하는 해의 공간을 효율적으로 탐색 하고 있음을 알 수 있다[그림 5-(c)]. 따라서, 격세유전과 격세엘리티즘을 결합하여 사용함으로써 충분한 개체다양성을 유지할 수 있을 뿐만 아니라 빠른 속도로 전역적인 해로의 수렴 가능성을 높인다.

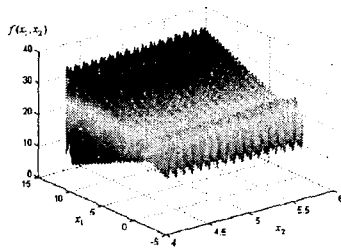
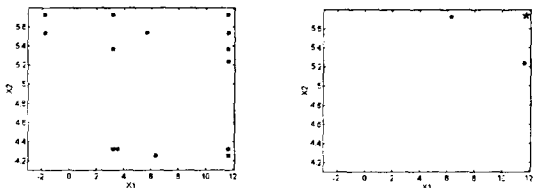
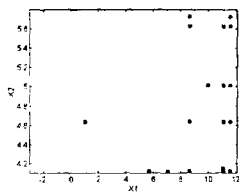


그림 4 성능평가를 위해 사용된 시험용 함수
Fig. 4 Test Function



(a) SGA
(a) SGA
(b) 격세엘리티즘이 사용된 SGA
(b) SGA with generation-apart elitism



(c) 격세유전이 사용된 SGA
(c) SGA with Atavism

그림 5 시험 함수에 대한 해의 분포
Fig. 5 String Distribution of Test Function

성별구분 개념과 부모세대 선정에서의 성별차등 선택은 거의 모든 생명체에서 종족보존 및 종의 개량을 위하여 존재하여 왔으나, 기존의 여러 유전알고리즘에는 도입되지 않았다. 이러한 성별구분에 따른 성별차등 선택은 총 개체 수를 줄일 수 있음은 물론 높은 개체다양성 보존과 빠른 수렴성을 보이고 있다. 이 방법은 교배연산에 참여 할 남성개체와 여성개체의 비율을 미리 정하고, 세대에서 가장 우수한 염색체를 순서대로 남성개체로 할당한다. 본 논문에서는 실험을 통해 남성염색체를 전체염색체의 1/4, 여성염색체를 전체 염색체의 1/2로 하였고, 선택되지 않은 염색체는 진화과정에서 제외했다. 여성개체는 남성개체로 선택된 염색체를 제외한 나머지 중에서 Roulette Wheel Selection을 이용하여 선택되어 지는데, 선택된 염색체가 중복되어 선택되지 않도록 한다. 이러한 남성개체와 여성개체의 선택과정에서 중복하여 선택되는 염색체가 없기 때문에 총개체수가 적어도 효율적으로 개체다양성을 유지할 수 있다. 교배연산은 남성개체들을 적합도에 따라 순서를 정하고, 순서대로 한 여성과 교배연산을 실행하며 끝번의 남성개체까지 교배연산을 수행한 후엔 다시 처음의 남성개체로 돌아가 다음의 여성개체와 교배를 수행하는 방법으로 이루어진다. 그림 6은 이러한 선택과정과 교배과정을 나타내고 있다. 이러한 성별구분개념과 우수한 남성개체에 의한 반복 교배과정은 남성개체로 우성선택을 높이면서 여성개체로 개체다양성을 유지하여 빠른 속도로 최적해에 수렴할 수 있다.

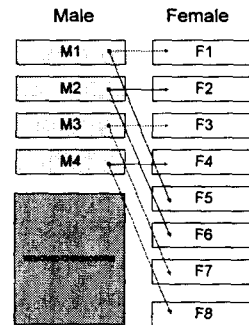


그림 6 남성과 여성의 교배과정
Fig. 6 Crossover with Males and Females

유전알고리즘의 안정적 수렴 및 수렴속도 등은 개체다양성과 우성선택의 향상뿐만 아니라 제약조건을 얼마나 빠른 시간내에 얼마만큼 정확하게 만족시키는가에 따라 영향을 받는다. 일반적으로 목적함수에 제약(Penalty)을 부과하여 제약조건을 만족시키는 방법이 널리 이용된다. 하지만 이 방법은 제약조건을 정확하게 만족시키지 못한다는 단점을 가지고 있다. 경제급전문제에서는 제약조건을 오차 없이 만족시키기 위하여 식(6)에서 언급했던 완전제약 방법을 응용한다. 하지만 이 방법은 제약조건을 만족시키기 위해 부가적인 연산(1000회 정도의 반복연산)이 필요하여 수렴속도를 현저히 떨어뜨린다는 단점을 가지고 있다[8]. 따라서 본 논문에서는 이러한 단점을 없애기 위해 다음과 같이 향상된 완전제약 개념을 제안한다.

경제급전문제에서 제약조건을 지키지 못하는 경우는 각 발전기에 할당된 발전량이 총 부하량 보다 크거나 작은 경우이다. 또한 이러한 제약조건을 만족했다 할지라도 개별 발전기 용량 한계를 넘어서는 경우가 발생한다. 이는 제약조건을 어기는 염색체의 적합도를 낮은 값으로 할당했기 때문에 여러 세대가 지나가도 대다수의 염색체는 낮은 적합도를 갖게 되고, 좋은 적합도를 가진 소수의 염색체가 진화과정을 주도하여 결국 국부해로 조기수렴하는 결과를 야기한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제약조건을 만족시키지 못하는 염색체를 없애고 다시 생성시킨다는 관점에 있어서는 식 (6)에서 언급했던 완전제약 방법과 같지만 다음에 설명하는 향상된 완전제약에서는 기존의 완전제약 방법이 가지고 있던 임의성을 제거하고 빠른 시간내에 제약조건을 만족시킨다. 즉, 완전제약 개념에서는 식 (6)에 의해 선택된 의존부하 P_d 가 상하한 제약조건을 만족하지 않은 경우 무조건 버리고 다시 교배를 수행하였다. 본 논문에서는 이를 다음과 같이 개선하였다. 상하한 제약조건을 벗어나는 경우, 각 유전자에 할당된 발전량의 합이 요구되는 부하량보다 큰가 작은가를 조사한다. 발전량의 합이 부하량보다 작은 경우 선택된 의존부하 P_d 의 값을 그 발전기 용량의 최대값으로, 그 반대의 경우 최소값으로 할당한 후 다른 발전기를 의존부하 P_d 로 선택하여 위의 과정을 반복한다. 그림 7은 이러한 과정을 보여주고 있다.

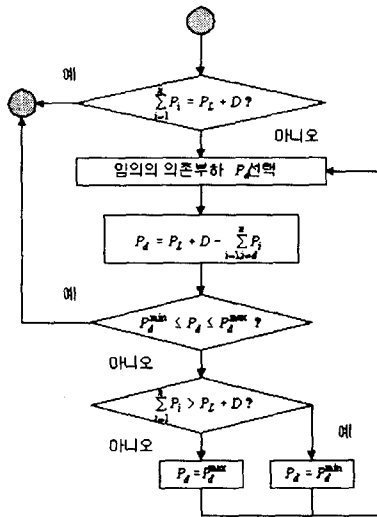


그림 7 개선된 완전 제약 방법의 순서도
Fig. 7 Flow Chart of Improved Death Penalty

제한한 향상된 완전제약의 개념을 적용하면 최대 발전기 숫자만큼의 난수를 발생시키는데 드는 시간만으로 제약조건을 오차없이 만족시킬 수 있으므로 기존의 완전제약 방법보다 혁신적으로 시간을 단축시킬 수 있다.

그림 8는 격세엘리티즘, 격세유전, 성별차등에 따른 성별 구분 개념, 개선된 완전제약 방법을 도입하여 개선된 유전알고리즘의 순서도를 나타내고 있다.

본 논문에서 사용된 염색체의 구성은 난수 발생을 통해

상하한 제약 조건식 (2)를 만족하는 13개의 발전기의 발전량 $P_1, P_2, P_3, \dots, P_{13}$ 의 배열로 이루어진다. 또한, 발전기의 부하 분담은 연속적인 값을 가지기 때문에, 이진 코딩(binary coding) 방법으로는 이것을 반영하지 못한다. 따라서 본 논문에서는 각각의 발전량을 나타내는데 실변수 코딩(floating-point coding)을 사용하였다.

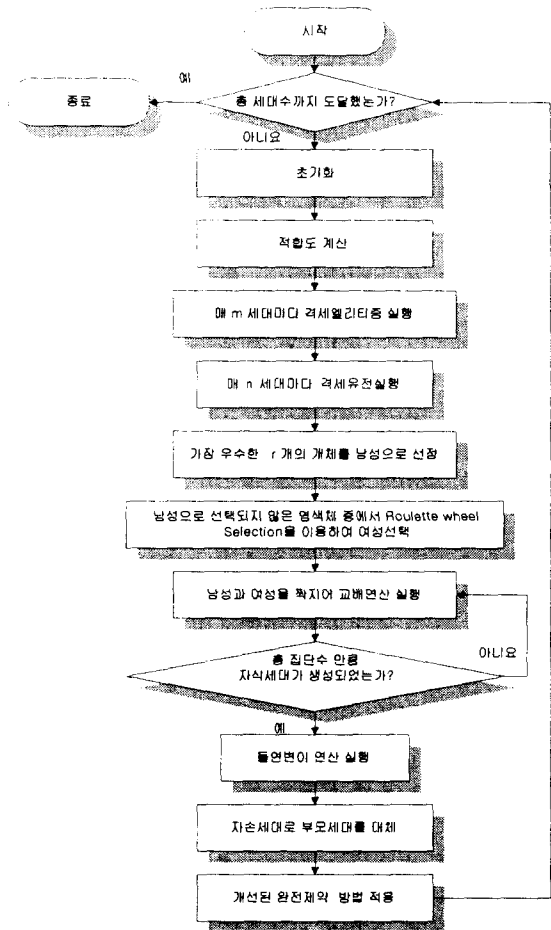


그림 8 개선된 유전알고리즘에 대한 순서도
Fig. 8 Flow Chart of Improved Genetic Algorithm

5. 사례연구 및 결과

본 논문에서는 참고문헌[4]에서 제시된 자료를 이용하여 제안된 알고리즘의 성능을 보였다. 각 발전기의 열 비용(heat-rate)함수의 계수와 최대 및 최소 출력이 표 1에 나타나 있다. 상수 a, b, c, e, f 는 식(4)와 (5)에 보여진 열 비용함수의 계수이며, 실험 대상 계통이 요구하는 전체부하는 2520[MW]이고, 13개의 발전기들은 이 부하를 가장 경제적으로 만족시켜야 한다.

비교대상인 기존의 유전알고리즘과 제안된 방법에 사용된 각종 변수 값이 표 2에 나타나 있다. 또한 유전알고리즘의 임의성을 고려하여 각 방법은 10회씩 반복하였고, 실험결과로 구해진 모든 값은 부하제약조건 식(1)을 모두 만족하였다.

표 1 실험 대상 발전기의 데이터

Table 1 Unit Data

Gen.	a	b	c	e	f	Minimum Loading (MW)	Maximum Loading (MW)
1	0.00028	8.1	550	300	0.035	0	680
2	0.00056	8.1	309	200	0.042	0	360
3	0.00056	8.1	307	200	0.042	0	360
4	0.00324	7.74	240	150	0.063	60	180
5	0.00324	7.74	240	150	0.063	60	180
6	0.00324	7.74	240	150	0.063	60	180
7	0.00324	7.74	240	150	0.063	60	180
8	0.00324	7.74	240	150	0.063	60	180
9	0.00324	7.74	240	150	0.063	60	180
10	0.00284	8.6	126	100	0.084	40	120
11	0.00284	8.6	126	100	0.084	40	120
12	0.00284	8.6	126	100	0.084	55	120
13	0.00284	8.6	126	100	0.084	55	120

표 2 유전알고리즘에 사용된 각종 변수 값

Table 2 Parameter Values for GA

염색체의 수 (Population Size)	100
총 세대수 (Generation)	300
교배 실행 확률 (Crossover Probability)	0.8
돌연변이 실행 확률 (Mutation Probability)	0.01
격세유전을 위한 세대간격 수 (m)	10
격세유전을 위해 선택된 염색체 수 (h)	5
격세엘리티즘을 위한 세대간격 수 (n)	5
격세엘리티즘을 위해 선택된 염색체의 수 (k)	5

실험은 모든 유전알고리즘의 비교대상으로 쓰이는 SGA를 기본으로 하고, 여기에 개선된 완전제약 방법을 이용하여 제약조건을 만족시켰으며, 제안된 유전알고리즘의 개선방법을 하나씩 추가하여 결과의 변화를 비교하는 것으로 하였다. 다만 성별차등개념과 성별구분개념까지 도입된 경우 제안된 방법이 격세가 아닌 세대에서 쓰인 것이기 때문에 자연스럽게 SGA의 교배연산자는 성별교배연산으로 대체되었다.

5.1 Valve Point 효과를 고려하지 않은 경우

표 1에서 Valve Point 효과로 인해 고려된 계수 e, f를 제외하고 즉, 식(4)를 발전비용함수로 하고 나머지 조건을 동일하게 하여 제안한 방법을 차례로 적용하였다. 표 3은 제안된 방법을 추가하며 나타난 결과를 비교하고 있다. 격세엘리티즘과 격세유전을 따로따로 적용한 결과 평균값이 SGA 단독으로 쓰였을 때보다 더 나빠지는 현상이 발생하는데 이는 격세엘리티즘이 우성선택만을 증가시키고, 격세유전이 개체다양성만을 증가시키게 되어 우성선택과 개체다양성간의 불균형을 야기하여 수렴특성에 악영향을 끼친 결과라

할 수 있다. 격세유전과 격세엘리티즘을 둘 다 적용한 경우를 보면 우성선택과 개체다양성을 균형있게 향상시켰기 때문에 더 나은 값으로 수렴함을 볼 수 있다. 또한 이 경우에 의해 도출된 해는 기존의 수학적 접근법(Equal Lambda Iteration)에 의해 구해진 해석적인 해에 가장 가까이 접근함으로써 그 알고리즘의 우수성을 보여준다.

표 3 Valve Point 효과를 고려하지 않은 경우 유전알고리즘의 실험치

Table 3 Test Results of GAs without Valve Point effect

적용된 알고리즘		비용(\$)	시간(Sec)
Equal Lambda Iteration		24050.14	0.00
SGA	Best	24061.04	8.01
	Average	24068.61	8.15
	Worst	24092.87	7.53
격세유전으로 개선	Best	24058.80	7.83
	Average	24074.83	8.01
	Worst	24113.52	8.93
격세엘리티즘으로 개선	Best	24052.43	8.01
	Average	24069.67	8.47
	Worst	24120.16	8.12
격세유전과 격세엘리티즘으로 개선	Best	24052.34	9.01
	Average	24065.41	8.46
	Worst	24090.34	9.09
격세유전과 격세엘리티즘, 성별구분과 성별차등개념을 이용하여 개선	Best	24050.16	10.60
	Average	24050.18	11.07
	Worst	24050.28	10.51

그림 9는 Valve Point 효과를 고려하지 않은 경우 최상값에 대한 각각의 유전알고리즘에 대한 수렴특성을 나타내고 있다. 그림 9-(a)에서는 SGA와 격세엘리티즘과 격세유전이 각각 적용되었을 때 수렴과정을 나타내고 있는데, 초기 70세대까지는 급격히 수렴하는 유전알고리즘의 일반적인 특성을 모두 보여주다가 120세대 이후 SGA가 더 이상 수렴을 하지 않는 반면, 격세유전과 격세엘리티즘이 각기 적용된 경우 SGA보다 약간 더 수렴하는 양상을 볼 수 있다.

그림 9-(b)에서는 SGA와 격세엘리티즘과 격세유전이 모두 적용된 경우와 제안된 방법이 모두 적용된 경우의 수렴특성을 보여주고 있다. 격세엘리티즘과 격세유전이 모두 적용된 경우 SGA가 더 이상 수렴을 하지 않는 경우에도 최적값으로 접근하는 양상을 보여주고 있는데, 이는 우성선택과 개체다양성이 균형있게 향상되어 유전알고리즘의 수렴특성을 향상시켰기 때문이다. 제안된 모든 방법이 다 적용된 경우 초기세대부터 다른 알고리즘에 비해 현격히 좋은 수렴특성을 보여주고 있는데, 이는 격세가 아닌 세대에 성별구분과 성별차등을 도입하여 격세가 아닌 일반세대에서 SGA가 주도했던 수렴특성을 제거하여, SGA가 가지고 있는 임의 탐색성을 감소시킨 결과라 할 수 있다.

5.2 Valve Point 효과를 고려한 경우

식(5)를 발전비용함수로 하여 표 1에서 보여준 계수를 이용하고, 나머지 조건을 동일하게 하여 제안한 방법을 차례

로 적용하였다. 표 4는 이러한 경우에 대한 실험 결과를 나타내고 있다.

표 4 Valve Point 효과를 고려한 경우 유전알고리즘의 실험치

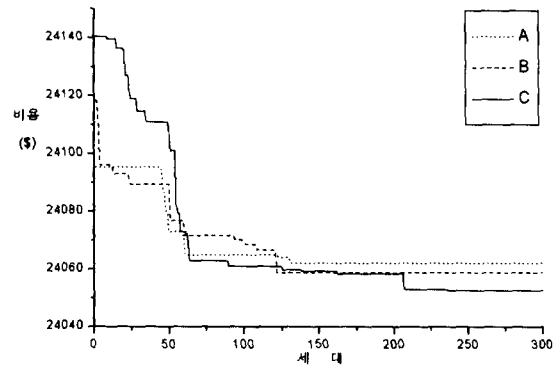
Table 4 Test Results of GAs with Valve Point Effect

사용된 방법		비용(\$)	시간(sec)
SGA	Best	24640.40	9.019
	Average	24829.51	9.010
	Worst	24989.93	8.853
격세유전만으로 개선	Best	24598.34	7.899
	Average	24732.16	8.545
	Worst	24903.05	8.560
격세엘리티즘만으로 개선	Best	24539.99	9.749
	Average	24685.24	9.217
	Worst	24912.81	8.947
격세유전과 격세엘리티즘으로 개선	Best	24488.22	8.905
	Average	24656.05	8.846
	Worst	24773.15	9.099
격세유전, 격세엘리티즘, 성별구분과 성별차등개념을 이용하여 개선	Best	24172.04	17.230
	Average	24189.67	16.889
	Worst	24437.65	16.879

표 4는 Valve Point 효과를 고려한 경우 제안된 방법을 하나씩 추가하여 나타난 결과를 비교하고 있다. 2차함수를 발전비용함수로 한 경우는 SGA와 제안된 방법으로 경제급전문제를 해석한 결과 값의 차이가 크지 않았으나 Valve Point 효과를 고려한 경우 그 차이가 크게 나타나고 있다. 표 4에서 보여지듯이 격세엘리티즘과 격세유전을 따로따로 적용하는 것보다 두 방법을 동시에 적용하는 것이 개체다양성과 우성선택을 균등하게 향상시켜 더 좋은 결과에 수렴하고 있다. 또한 격세엘리티즘과 격세유전을 동시에 적용하더라도 수렴속도의 변화에는 영향을 끼치지 않는 것을 볼 수 있는데, 이는 제안된 방법이 적은 연산만으로도 유전알고리즘을 향상시킨다는 것을 보여준다. 성별차등과 성별 구분개념까지 도입하였을 때 가장 안정적으로 가장 적은 편차를 가지고 최적점으로 수렴하고 있는데, 이는 격세에서 뿐만 아니라 일반세대에서도 개체다양성과 우성선택을 균형 있게 증가시켰기 때문이다. 다만 발전비용함수를 2차함수로 근사한 경우에 비해 수렴속도가 현저히 떨어지는데 이는 Valve Point 효과를 고려한 경우 발전비용함수가 갖는 비선형성과 불연속성으로 인해 2차함수로 근사한 경우보다 제약조건을 만족시키기 까다롭다는 특성과 성별구분과 성별차등개념이 교차연산자를 통해서만 자식세대를 생산한다는 특성으로 다른 방법보다 제약조건을 만족시키기 위해 더 많은 연산을 수행한 결과에 기인한다.

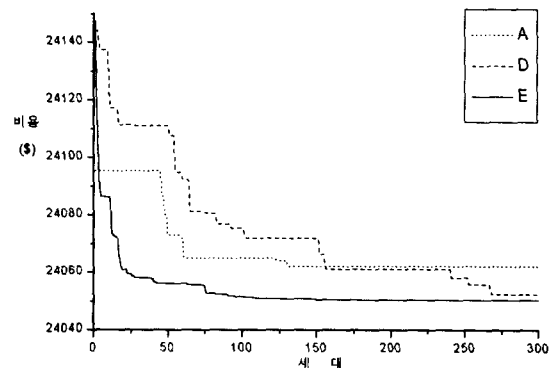
그림 10은 Valve Point 효과를 고려한 경우 각각의 유전알고리즘에 대한 수렴특성을 나타내고 있다. 그림 10-(a)에서는 SGA와 격세엘리티즘과 격세유전이 각각 적용되었을 때 수렴과정을 나타내고 있고, 그림 10-(b)에서는 SGA, 격세엘리티즘과 격세유전이 모두 적용된 경우 그리고 제안된 방법이 모두 적용된 경우의 수렴특성을 보여주고 있다. 그림 9와 10에서 볼 수 있듯이 엘리티즘을 적용한 일반적인

GA의 특성상 수렴해 가는 동안 엘리트 개체가 개선되지 않으면 해의 개선이 일어나지 않는 영역이 생기게 되는데, 본 논문에서는 격세엘리티즘, 격세유전, 성별구분, 성별차등의 개념을 도입하여 빠르게 목적함수값이 단조감소함을 알 수 있다.



A : SGA
B : 격세유전만으로 개선한 경우
C : 격세엘리티즘만으로 개선한 경우

(a)

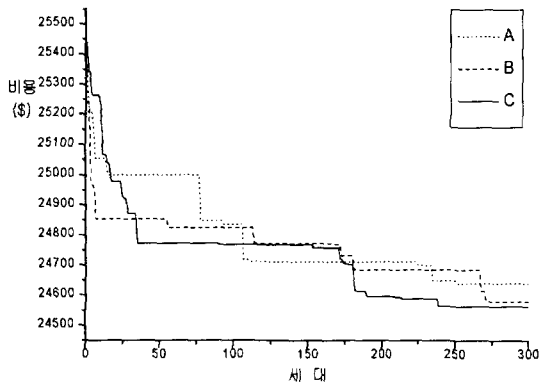


A : SGA
D : SGA를 격세유전과 격세엘리티즘으로 개선한 경우
E : 격세유전, 격세엘리티즘, 성별구분, 성별차등 모두로 개선한 경우

(b)

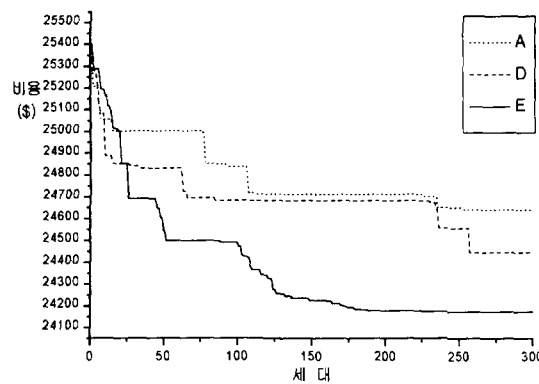
그림 9 Valve Point 효과를 고려하지 않은 경우 유전알고리즘의 수렴곡선

Fig. 9 Convergence Characteristic Curves of the Best Case without Valve Point Effect



A : SGA
 B : 격세유전만으로 개선한 경우
 C : 격세엘리트즘만으로 개선한 경우

(a)



A : SGA
 D : SGA를 격세유전과 격세엘리트즘으로 개선한 경우
 E : 격세유전, 격세엘리트즘, 성별구분, 성별차등 모두로 개선한 경우

(b)

그림 10 Valve Point 효과를 고려한 경우 유전알고리즘의 수렴곡선

Fig. 10 Convergence Characteristic Curves of the Best Case with Valve Point Effect

6. 결론

본 논문에서는 유전알고리즘을 이용하여 Valve Point 효과를 고려한 경제급전 문제의 최적값을 구하는 기존의 방법을 제시하고, 이를 격세엘리트즘, 격세유전, 성별차등과 성별구분개념을 도입하여 유전알고리즘을 개선하였다. 또한 제안된 방법을 하나씩 추가 그 성능의 변화를 비교하였다. 격세엘리트즘과 격세유전이 각기 유전알고리즘의 우수선택과

개체다양성을 균형있게 향상시켜 유전알고리즘의 수렴성을 강화시켰으며, 성별차등개념과 성별구분 개념을 도입하여 격세가 아닌 세대에서까지 유전알고리즘을 향상시켜 전반적인 수렴성이 향상되었다. 또한 격세엘리트즘과 격세유전이 유전알고리즘에 도입이 되어도 수렴시간에는 영향을 끼치지 않았음을 의미하며, 성별차등개념과 성별구분개념까지 도입되었을 때 비록 수렴시간이 길어졌지만 가장 안정적으로 좋은 값을 찾아냄을 볼 수 있었으며, 본 논문에서 제안된 알고리즘을 Valve Point 효과가 고려된 다른 시스템[3]에 적용하여도 동일한 효과를 볼 수 있었다.

따라서 본 논문에 의하여 제시된 유전알고리즘의 개선 방법은 다른 유전알고리즘의 개선에도 쉽게 적용될 뿐 아니라, 높은 비선형성과 불연속성을 갖는 함수의 최적값을 구하는데 효율적이므로, 전력계통의 다른 분야에도 응용 가능성을 보여주고 있다.

이 논문은 1997년 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

참 고 문 헌

- [1] R. R. Shoults, S. V. Venkatesh, S. D. Helmick, G. L. Ward, M. J. Lollar, "A Dynamic Programming Based Method for Developing Dispatch Curves When Incremental Heat Rate Curves Are Non-monotonically Increasing", *IEEE Trans. on PWRs*, Vol. 1, No. 1, pp. 10-16, Feb. 1986
- [2] K. P. Wong and C. C. Fung, "Simulated Annealing Based Economic Dispatch Algorithm," *IEE Proc.*, Vol. 140, No. 6, pp. 509-515, Nov. 1993.
- [3] D. C. Walters and G. B. Sheble, "Genetic Algorithm Solution of Economic Dispatch with Valve Point Loading", *IEEE Trans. on PWRs*, Vol. 8, No. 3, PP. 1325-1332, Aug. 1993
- [4] K. P. Wong and Y. W. Wong, "Genetic and Genetic/Simulated-Annealing Approaches to Economic Dispatch", *IEE Proc.*, Vol. 141, No. 5, pp. 507-513, Sep. 1994
- [5] IEEE Committee Report, "Present Practice in the Economic Operation of Power Systems", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 90, pp. 1768-1775, Jul./Aug. 1971
- [6] Allen J. Wood, Bruce F. Wollenberg, *Power Generation Operation and Control*, John Wiley & Sons, 1996
- [7] Zbigniew Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1992
- [8] G. B. Sheble, and K. Brittig "Refined Genetic Algorithm-Economic Dispatch Example", *IEEE Trans. on PWRs*, Vol. 10, No. 1, pp. 117-123, 1995

저 자 소 개



박 종 남(朴 鍾 男)

1973년 10월 4일 생. 1996년 한양대 전기공학과 졸업. 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사)



박 경 원(朴 璟 遠)

1973년 1월 7일 생. 1996년 한양대 전기공학과 졸업. 1999년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사)



김 지 흥(金 志 鴻)

1974년 5월 8일 생. 1998년 한양대 전기공학과 졸업. 현재 동 대학원 전기공학과 석사과정



김 진 오(金 鎭 吾)

1956년 1월 17일 생. 1980년 서울대 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1991년 Texas A&M Univ. 전기공학과 졸업.(공학박). 현재 한양대 공과대학 전기공학과 조교수