

Valve Point 효과가 고려된 경제급전 문제에서의 유전알고리즘 응용

*박 중 남, 박 상 기, 김 진 오
한양대학교 전기공학과

Genetic Algorithm Based Economic Dispatch with Valve Point Loading

*Jong Nam Park, Sang Ki Park, Jin O Kim
Department of Electrical Engineering, Hanyang University

Abstract

This paper presents a new approach on genetic algorithms to economic dispatch problem for valve point discontinuities. Although it has been already shown that genetic algorithm was more powerful to economic dispatch problem for valve point discontinuities than other optimization algorithms, proposed approach in this paper on genetic algorithms improves the performance to solve economic dispatch problem for valve point discontinuities through combination in penalty function with death penalty, generation-apart elitism and heuristic crossover. Numerical results on an actual utility system consisted of 13 thermal units show that the proposed approach is faster and robust than the classical genetic algorithm.

1. 서론

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 이차 함수 또는 구간별 이차 함수로 근사화 된 형태였다. 그러나, 화력 발전기의 실제 입출력 특성은 'valve point' 효과에 기인하여 높은 비선형성과 불연속성을 포함하여, 이차함수 근사로는 경제급전에서의 실제적인 최적값을 찾기가 어렵다. 따라서, 'valve point' 효과를 고려하여 경제급전 문제를 풀기 위한 시도가 DP (Dynamic Programming)[1], SA(Simulated Annealing)[2] 등 여러 방법으로 시도되었다. 그러나, DP는 해를 구하는 속도가 느리고, 발전기의 수가 증가함에 따라 해를 구하는 시간이 지수함수적으로 증가한다. SA도 마찬가지로 해를 구하는 속도가 느리다는 단점이 있다. 그래서, 이러한 단점은 보완하여 제안된 방법이 유전 알고리즘이다. 유전 알고리즘은 DP 보다는 훨씬 빨리 해를 구하고[3], SA 보다는 해를 빨리 구할 뿐 아니라, 더 나은 값을 구한다는 것이 알려져있다[4].

유전알고리즘은 기본적으로 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)이라는 과정을 통해 작성되는 알고리즘으로, 최적해를 구하는 데 유용하게 사용되어지며, 기존의 최적화 알고리즘과는 다음 네가지 점에서 크게 다르다. 첫째, 유전 알고리즘은 파라미터 자체가 아닌 파라미터의 조합을 부호화하여 사용한다. 둘째, 한 점이 아닌 여러 점에서 동시에 탐색을 한다. 셋째, 미분이나 다른 보조 연산의 값이 아닌 목적함수 자체의 값만을 사용한다. 넷째, 결정되어 있는 규칙을 사용하는 것이 아니라, 확률에 의하여 변하는 규칙을 사용한다[5]. 이 논문에서는 기존의 BGA(Basic Genetic Algorithms), IGA(Incremental Genetic Algorithms) 와 GAA(Genetic Annealing Algorithms)를 통하여 'valve point' 효과가 고려된 경제급전 문제에서 최적값을 찾도록 응용하고, 다시 이들 각각의 방법을 개선한 유전알고리즘을 제안하였다. BGA는 penalty function과 death penalty를 혼합 사용하여 수렴성과 안정성을 높였으며, IGA와 GAA는 격제

앨리티즘(generation-apart elitism)과 heuristic crossover를 사용하여 개선하였다. 그 결과 개선된 BGA, IGA와 GAA는 각기 더 나은 결과값을 갖고, 해를 구하는 속도가 빨라졌음을 볼 수 있다.

2. Economic Dispatch (ED)

일반적인 경제급전 문제는 수학적으로 다음식 (1),(2)를 만족하는

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

P_i = 발전기 i 의 출력
 n = 계통안의 발전기 수
 P_L = 현 재봉의 전체부하
 P_{TL} = 계통의 전체 송전손실

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

P_i^{min} = 발전기 i 의 최소 출력
 P_i^{max} = 발전기 i 의 최대 출력

식 (3)의 최소값을 구하는 것으로 나타내어진다[6].

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

Obj = 목적 비용함수
 F_i = 발전기 i 에 대한 비용함수

발전비용함수는 이차 함수근사에 의해 다음과 같이 주어진다.

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

그림 1에 valve point 효과가 고려된 발전기의 입출력 곡선의 예를 보였다. 발전 비용함수는 이 곡선을 토대로하여 구

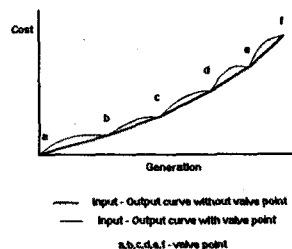


그림 1. valve point curve의 예

해진다. 그러나, 그림에서 보여지듯이 곡선의 불연속성과 비선형성, 그리고, 정류된 정현파 성분 때문에 일반적인 이차 함수 또는 구간별 이차 함수 근사로는 실제적인 발전비용 함수를 구할 수 없다[7]. 따라서, 이차 함수 또는 구간별 이차 함수에 곡선의 정류된 정현파 성분을 고려한 식을 첨가 하여야 하며 그 식은 다음의 식(5)와 같이 주어진다[3].

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

3. 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 부모 세대로부터 자식 세대가 생산되며 (reproduction), 이과정은 두 부모의 교배(crossover)나, 한 부모로부터 돌연변이(mutation)로부터 이루어 지는, 최적화 문제에서 전역 최적해를 찾는 데 매우 유용한 알고리즘이다. 유전 알고리즘의 단점은 전역 최적해를 찾지 못하고 국소 최적해에 빠져 세대가 지나도 더 이상 좋은 해를 도출해 내지 못하는 조기수렴(Premature Convergence)에 빠질 수 있다는 점이다. 이 문제는 해를 탐색하는 영역을 넓힘으로써 해결할 수가 있으나, 대신 해를 구하는 속도가 느려진다. 이를 population diversity와 selective pressure의 상관 관계라 한다. population diversity가 감소하면 selective pressure가 증가하여 수렴속도가 향상되나 조기수렴에 빠지기 쉽다. 반대로 population diversity가 증가하면 selective pressure가 감소하여 전역 최적해를 구할 수는 있으나 수렴속도가 감소한다. 반면에 유전 알고리즘의 장점은 이산적인 문제의 해결에 효과적이고, 여러 집에서 동시에 탐색하므로 전역 최적해를 찾을 가능성이 높고, 미분 등의 복잡한 연산이 필요없다는 점이다. 이 논문에서 적합함수 f 는 다음과 같이 주어지고,

$$f = \frac{C}{\sum_{i=1}^n \hat{F}_i(P_i)} \quad (6)$$

C는 상수이다.

4. 개선된 유전 알고리즘

개선된 BGA(IBGA : Improved BGA)

ED문제를 풀기위한 BGA의 절차는 다음과 같다.

step 1. 초기화 (initialization)

각 염색체(chromosome)에 식(2)를 만족하는 임의의 수를 대입한다.

step 2. 다음과 같은 방법으로 다음세대를 발생시키며, 세대가 일정한도를 넘기면 중지한다.

step 2-1. 각 염색체의 적합도를 계산한다(evaluation).

step 2-2. 교배 (crossover)

전체 염색체 수 만큼 교배를 하여 다음 세대를 구성한다. death penalty를 적용하여 조건(1),(2)를 만족하지 않는 염색체는 다시 구성한다.

step 2-3. 돌연변이 (mutation)

돌연변이 값은 mirror image value값을 사용한다.

mirror image value \bar{P}_m 은

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

로 주어지며, m 은 임의의 발전기를 나타낸다.

step 3. 다음세대를 발생한 후(reproduction), step 2를 반복한다.

BGA에서 사용하는 death penalty는 제약조건을 완전히 만족시킨다는 장점이 있으나, 적합한 개체를 구하는데 시간이 많이 소요되고, 적합치 못한 해는 문제를 푸는 데 기여하지 못한다는 단점이 있다. 한편, penalty function은 제약조건을 완전히 만족시키는 적합한 개체를 구하기는 힘들지만 개체를 구하는 시간이 빠르고, 집단(population)의 모든 개체가 안정된 수렴을 하도록 하는 경향이 있다. 따라서, 본 논문에서 제시한 BGA를 개선한 IBGA는 초기에는 penalty function을 이용하여 모든 개체를 어느정도 수렴시킨 후에 death penalty를 사용하였다. 개체가 수렴된 후이므로 death penalty를 사용하여도 제약조건을 완전히 만족시키는 해를 용이하게 구할 수 있다.

개선된 IGA & GAA

IGA는 BGA의 변형으로 BGA와의 가장 큰 차이점은 BGA의 step 2-1과 step 2-2이다. BGA에서는 적합도 계산을 한번 실행한 후 전체 염색체를 구하는 교배를 실행하여 전체 집단을 구하고 재생산을 통하여 다음 세대를 구하였으나, IGA에서는 두 부모를 선택하여 교배를 실행하여 구한 두 자식 염색체가 부모를 대체한다. 그리고, 적합도 계산을 실행한 후 다시 두 부모를 선택하여 두 자식 염색체를 구한 후에 이들이 다시 부모를 대체한다. 이 과정을 누적된 자식 염색체의 수가 집단수와 동일해질 때까지 실행한 후에 돌연변이를 실행한다. 이러한 방법은 computer의 저장공간을 절약하는 장점이 있으나 대신 실행속도가 느려지는 단점이 있다. GAA는 IGA의 조기수렴 문제를 해결하기 위하여 mirror image mutation 대신 SA법을 응용하여 Gaussian 확률 분포함수에 따른 난수를 발생시켜서 돌연변이를 실행시킨다. Gaussian 확률 분포의 평균은 부모 집단의 평균이며, 표준편차는 다음 식에 의해 주어진다.

$$T_k = r^{(k-1)} T_0 \quad (8)$$

여기서 T_0 와 T_k 는 각기 초기, k번째 표준 편차이며, r 은 감소계수이다.

이러한 IGA와 GAA를 개선하기 위하여 첫째, 엘리티즘을 사용하였다. 엘리티즘은 오래전부터 유전 알고리즘의 성능을 향상시키기 위하여 사용되어져 왔으며, 여러 가지 방법이 있다. De Jong의 엘리티즘은 "시간 t에서 가장 좋은 개체를 a(t)라 하고, A(t+1)을 발생시켜서 a(t)가 그 안에 없으면, A(t+1)에 a(t)를 (N+1)번째 개체로 포함시키는 방법"이다. 이 방법은 국부적 해의 탐색을 강화시키나, 전역적인 해의 탐색을 약화시킨다. 이 외에, 자식이 부모세대의 가장 열성인 개체보다 값이 나쁘면 도태시키는 방법도 있다. 여기서 제안된 격세 엘리티즘은 매 N세대 마다 가장 우수한 m개의 개체로 (N+1)세대를 구성하도록 하는 방법이다. 이 방법은 population diversity를 약화시키나, selective pressure를 강화시켜서 De Jong의 엘리티즘보다 국부적 해의 탐색을 더 강화시킨다.

둘째, heuristic crossover를 사용하였다[8]. heuristic crossover는 다른 교배와는 다른 독특한 특징이 있다. 첫째, 탐색방향을 찾기 위해 목적함수의 값을 사용한다. 둘째, 두 부모로부터 하나의 자손만이 생성된다. 셋째, 자손이 생성되지 않을 수도 있다. 자손 X_3 이 부모 X_1 , X_2 로부터 생성된다면 heuristic crossover는 다음의 규칙을 따른다.

$$X_3 = p * (X_2 - X_1) + X_2 \quad (9)$$

p 는 0과 1사이의 임의의 값이고, X_2 의 값은 X_1 의 값보다 최적값에 근접하거나 같아야 한다. X_3 가 문제에 주어진 조건을 만족시키지 못할 경우 p 를 다시 생성하여, X_3 를 다시 구한다. 만일 일정 횟수이상 반복하여도 조건을 만족시키는 X_3 를 구하지 못하면 자손은 생성되지 않는다. heuristic crossover는 수렴 속도를 향상 시키고, 그 해를 탐색하는 영역에서 최적값을 구할 가능성을 크게한다.

5. 사례연구

4장에서 보인 BGA, IGA, GAA, IBGA, 개선된 IGA, 개선된 GAA의 적용 대상은 13개의 화력 발전기로 구성된 계통이며, 각 발전기의 열효율(heat-rate)함수의 계수는 표1에 나타나 있다[4]. 적용 대상 계통이 요구하는 전체 부하는 2520 MW이며, 표 1의 발전기들은 이 부하를 가장 경제적으로 만족시켜야 한다.

이 사례연구에서 BGA는 집단의 크기가 50이며, 교배 과정에서 적합한 개체를 구하기 위하여 각 교배는 적합한 해를 구할 때까지 10,000번을 반복할 수 있게 하였으며, 실패할 경우에는 부모를 그대로 자식으로 사용하도록 하였다. IGA, GAA의 경우에는 집단의 크기를 100으로 하였으며, BGA와 마찬가지로 교배를 10,000번 까지 반복 할 수 있게 하였다. 그리고, GAA의 경우 초기 표준편차 T_0 는 500, 감소 계수 r

표 1. 실험 대상 발전기의 데이터

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

은 0.98로 하였다. 각기 최대 세대(Generation)수는 100이며, 교차 확률(P.C.)은 0.6, 돌연변이 확률(P.M.)은 0.001이다. 유전 알고리즘의 임의성을 고려하여 각 방법은 10회씩 반복되었다. 이상은 개선된 알고리즘에도 P.M.을 제외하고는 동일하게 적용되었다. 시뮬레이션 결과로 구해진 모든 최적값은 전체부하 2520MW에 일치하였다.

표 2에서 보이듯이 평균적으로 BGA가 가장 빨리 해를 구하나 최적값에 가장 못 미치고, IGA는 최적값에 가장 근접하나 최적값을 구하는 속도가 가장 느림을 알 수 있다. 또 각 방법이 모두 구한 최적값과 소요 시간에서 편차가 심한 것을 볼 수 있고, 그 중 GAA가 가장 안정적임을 볼 수 있다.

표 2. BGA, IGA, GAA의 실험치

		cost(\$)	time(s)
		best	average
BGA POPSIZE = 50	best	24523.44714	2.58
	average	24693.90017	9.22
	worst	24833.91674	20.71
IGA POPSIZE = 100	best	24463.32307	35.38
	average	24671.57899	47.97
	worst	24777.94098	101.87
GAA POPSIZE = 100	best	24536.26521	35.16
	average	24675.34111	40.01
	worst	24762.11038	53.57

표 3. IBGA의 Generation에 따른 실험치

Generation		cost(\$)	time(s)
		best	average
400	best	24393.75466	3.63
	average	24584.72479	3.74
	worst	24680.86312	3.69
500	best	24370.42824	4.62
	average	24479.87099	4.65
	worst	24611.91634	4.67
600	best	24322.09134	5.60
	average	24441.36985	5.64
	worst	24566.57882	5.66
900	best	24299.52673	8.52
	average	24392.39364	8.56
	worst	24502.74784	8.63

IBGA는 200세대까지는 penalty function을 사용하였으며, 그 후로는 death penalty를 사용하였다. IBGA는 BGA에 비교하여 수렴속도가 비약적으로 빨라졌으며, 최적값도 훨씬 좋은 값을 구하였다. 이 방법은 세대수의 증가에 따라 선형적으로 시간이 증가하여, 8.56초 만에 24392.39364란 비약적으로 향상된 값을 구하였다.

개선된 IGA, GAA의 실험 결과는 표 4에 나타나 있다. heuristic crossover가 발생할 확률(P.H.C.)은 0.9이며, 적합한 개체를 찾기 위한 heuristic crossover의 최대 반복 횟수는 50번으로 한정하였다. 격세 엘리티즘을 고려하여 P.M.을 0.01로 하여, 조기수렴을 방지하도록 하였다. 제안된 방법으로 개선된 IGA와 GAA는 기존의 IGA와 GAA보다 성능이 훨씬

표 4. 개선된 IGA, GAA의 실험치

		cost(\$)	time(s)
		best	average
개선된 IGA	best	24305.54564	33.57
	average	24388.52627	42.45
	worst	24485.53387	92.42
개선된 GAA	best	24276.20582	34.18
	average	24374.75251	35.61
	worst	24479.33099	37.25

좋아졌음을 알 수 있다.

IGA와 GAA에서와는 달리 개선된 GAA가 개선된 IGA보다 더 좋은 성능을 보이는 이유는 GAA가 IGA보다 population diversity가 강화되도록 Gaussian 확률 분포함수에 따른 돌연변이를 실행하였기 때문에, 격세 엘리티즘과 heuristic crossover를 통하여 selective pressure를 강화시켜도 국부적인 최적해에 빠질 가능성이 적기 때문이다.

6. 결론

기존의 경제급전 문제는 화력 발전기의 입출력 특성을 이차 함수 또는 구간별 이차 함수로 근사화한 형태였다. 그러나, 화력 발전기의 실제 입출력 특성은 'valve point' 효과에 기인하여 높은 비선형성과 불연속성을 포함하여, 기존의 방법으로는 실제적인 경제급전에서의 최적값을 찾기가 어려웠다. 따라서 'valve point' 효과를 고려한 경제급전의 문제를 풀기 위한 여러 시도가 있었다.

이 논문에서는 유전 알고리즘을 이용하여 'valve point' 효과를 고려한 경제급전 문제의 최적값을 구하는 기존의 방법을 제시하고, 이를 penalty function과 death penalty를 통하여 개선한 IBGA와, 격세 엘리티즘과 heuristic crossover를 사용하여 개선한 개선된 IGA, GAA와 비교하였다. 계산결과 IBGA와 개선된 IGA, GAA는 기존에 제시된 유전 알고리즘보다 우수함을 알 수 있었다. IBGA와 개선된 IGA, GAA는 또한 높은 비선형성과 불연속성을 갖는 함수의 최적값을 구하는 데 효율적임을 보여, 높은 비선형성과 불연속성을 갖는 전력 계통의 다른 분야에도 효율적으로 적용될 수 있음을 볼 수 있다.

7. 참고 문헌

- [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] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989.
- [6] J. J. Grainger and W. D. Stevenson, JR. *Power System Analysis*, McGRAW-Hill, 1994.
- [7] IEEE Committee Report, "Present Practice in the Economic Operation of Power Systems," IEEE trans. on PAS, Vol. 90, pp. 1768-1775, Jul./Aug. 1971.
- [8] Zbigniew Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1992.