

진화 알고리즘을 이용한 전력경제급전에 관한 연구

° 양 승오, 문 경준, 황 기현, 이 화석, 박 준호
부산대학교 전기공학과

A Study on Economic Power dispatch Using Evolutionary Algorithm

° S. O. Yang, K. J. Mun, G. H. Hwang, H. S. Lee, J. H. Park
Dept. of Electrical Engineering, Pusan National University

Abstract

Traditionally one convex cost function for each generation is assumed in economic power dispatch. However, it is more realistic to represent the cost function as a piecewise quadratic function rather than one convex function.

This paper presents evolutionary algorithm approaches to solve the problems of economic power dispatch with quadratic cost functions and piecewise quadratic cost functions. To improve GA, EP and ES characteristics, optimization methods combining GA with ES and EP with ES are proposed. The results for the proposed algorithms are compared with those of numerical method and show the better solutions in the ELD problem

1. 서론

전력경제급전의 목적은 높은 신뢰도를 유지하면서 발전소의 부하배분을 적절히 행하여 연료비를 최소화 하는데 있다. 전력경제급전문제에 대한 종래의 수치해석적방법은 비용함수를 미분가능한 2차함수로 근사화하여 해를 구하였다. 그러나, 실제 비용함수는 밸브의 개폐 또는 연료의 변화에 따라 불연속성이 되기 때문에 종래의 수치해석적방법으로 전력경제급전문제를 해결하기 위해서는 매우 복잡한 알고리즘이 요구되며 극부최소값에 빠지기 쉬운 단점이 있다.^[1,2]

최근 최적화 기법으로 많은 관심을 끌고 있는 진화알고리즘(Evolutionary Algorithm : EA)은 목적함수의 미분가능, 연속성에 관계없이 최적해를 구할 수 있는 최적화 알고리즘이다.^[3,4] 따라서 경제급전문제에 진화알고리즘을 적용하면 비용함수를 실제와 더욱 가깝게 모델링할 수 있고, 실질적으로 발전비용을 절감할 수 있다.

본 연구에서는 극부 최소값이 존재하지 않는 이차비용함수를 가진 전력경제급전문제와 극부 최소값이 존재하는 구분적인 이차비용함수를 가진 전력경제급전문제에 진화알고리즘을 적용하여 최적해를 구하고 이를 종래의 수치해석적방법과 비교하였다.

2. 경제급전

2.1 목적함수

전력경제급전문제는 주어진 수요에 대하여 발전비용이 가장 최소가 되도록 개별 발전기의 발전 출력을 구하는 최적화 문제이다. 보통 발전기의 비용함수는 발전 출력의 2차함수로 사용되고, 총 비용은 다음과 같다.

$$C = \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \quad (1)$$

C : 총비용[\$/h] a_i, b_i, c_i : i발전기의 비용계수

P_i : i발전기의 발전출력[MW] N : 발전기수

2.2 제약조건

발전비용을 최소화하고자 할 때 다음과 같은 제약조건을 만족시켜야 한다.

a) 전체 발전출력의 합은 총수요와 송전손실을 더한것과 같다.

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_L + P_{TL} \quad (2)$$

P_L : 총수요[MW] P_{TL} : 송전손실[MW]

b) 발전출력의 최대 및 최소 한계
각 발전소의 발전출력은 다음과 같은 부등호 제약 조건을 만족해야 한다.

$$P_i^{MIN} \leq P_i \leq P_i^{MAX} \quad (3)$$

P_i^{MIN} : i발전기의 최소 발전출력[MW]

P_i^{MAX} : i발전기의 최대 발전출력[MW]

3. 진화알고리즘^[4]

진화알고리즘은 자연생태계의 진화과정을 이용하여 여러문제를 해결하고자하는 확률적 탐색알고리즘으로서 크게 유전알고리즘(GA), Evolution Strategy(ES), Evolutionary Programming(EP)으로 나누어진다. 이들 알고리즘은 해집단(population)에 기초한 최적화 알고리즘으로서 현재 진화과정의 수학적 기초, 종래의 방법과의 결합, 신경회로망의 학습 및 설계, 제어문제, 로보틱스, 시스템식별, 진화모델 등에 관한 광범위한 연구가 이루어 지고 있다. 이들 알고리즘에 대한 개략적인 서술은 다음과 같다.

3.1 유전알고리즘^[5]

유전알고리즘은 실제 파라메타를 직접 사용하지 않고 이 변수를 부호화하여 사용하며 복제과정 및 교차과정을 중요시한다. SGA(simple genetic algorithm)를 이용하여 최적해를 구하는 과정은 다음과 같다.

a) 부호화(coding): 주어진 문제의 제약조건을 고려하여 해집단을 부호화한다. 부호화 방법은 문제에 따라 다를 수 있지만 보통 2진수를 이용하여 랜덤하게 해집단을 생성시킨다.

b) 평가(evaluation): 주어진 목적함수에 따라 각각의 해의 적합도(fitness)를 평가한다.

c) 복제(reproduction): 적합도에 따라 염색체들을 랜덤하게 복제한다. 이 과정은 자연생태계의 적자생존의 원리를 이용한 것으로 높은 적합도를 가진 염색체일수록 다음 세대(generation)에 복제될 확률이 높다.

d) 교차(crossover): 현재의 염색체쌍의 정보를 교환하여 새로운 정보를 가진 염색체를 생성한다.

Crossover Point

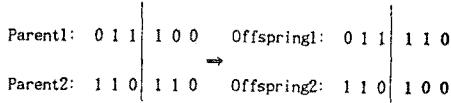


그림 1 염색체의 교차

f) 돌연변이(mutation): 발생할 확률은 낮으나 염색체의 일부분을 변화시켜 좀 더 다양한 해를 탐색할 수 있는 가능성을 제시한다.

Mutation Point

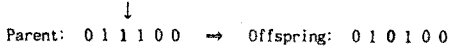


그림 2 염색체의 돌연변이

3.2 Evolution Strategy

ES는 실제진화과정에서, 다음세대는 현 세대에서 크게 변화하지 않는다는 것으로 부터 추출된 방법으로서 현 세대의 해집단에 정규난수를 더하여 다음세대의 해를 찾는 방법이다. ES를 이용한 방법도 $(1+\lambda)$ -ES, $(\mu+\lambda)$ -ES, $(\mu+\lambda)$ -ES 등 여러가지가 있으나 여기서는 Schwefel이 제안한 $(\mu+\lambda)$ -ES를 이용하여 실함수 최적화 방법에 대한 알고리즘을 설명하면 다음과 같다.

- a) 초기화: 초기 해집단(μ)을 랜덤하게 생성한다.
- b) 돌연변이: 각 변수에 평균 0을 가지는 정규난수를 더하여 λ 개의 해집단을 생성한다.
- c) 평가: 주어진 목적함수에 따라 각 해들($\mu+\lambda$)의 적합도를 평가한다.
- d) 선택(selection): 적합도가 큰 순서로 μ 개의 새로운 해집단을 생성한다.

3.3 Evolutionary Programming

EP는 $(\mu+\mu)$ -ES와 유사하나 선택과정에서 서로간의 경쟁을 통해 해의 다양성을 강조한다.

- a) 초기화: 초기 해집단(μ)을 랜덤하게 생성한다.
- b) 돌연변이: 각 변수에 평균 0을 가지는 정규난수를 더하여 μ 개의 해집단을 생성한다.
- c) 평가: 주어진 목적함수에 따라 각 해들($\mu+\mu$)의 적합도를 평가한다.
- d) 선택: $(\mu+\mu)$ 개의 해를 랜덤하게 생성된 a 개의 해와 적합도를 비교하여 가중치를 계산한다. 이 가중치가 큰 순서로 μ 개를 선택한다.

3.4 경제급전문제에 진화알고리즘의 적용

본 연구에서는 다음과 같이 진화알고리즘을 도입하였다.

- a) GA: elitist 방법을 이용하고, 일정 세대가 수행된 후 변수를 작은 범위내에서만 변화시키기위해서 그 범위 내에서만 교배와 돌연변이를 일으키도록 SGA를 수정한 방법을 이용하였다. 적합도는 다음과 같이 선정하였다.

$$Fitness = A[(1-\%COST)] + B[(1-\%ERROR)] \quad (4)$$

여기서 A, B (> 0): 가중계수

$$Error = | \sum_{i=1}^N P_i - P_L - P_{TL} |$$

$$\%COST = \frac{stringcost - \min cost}{\max cost - \min cost}$$

$$\%ERROR = \frac{stringError - \min Error}{\max Error - \min Error}$$

- stringcost : 각 염색체의 비용함수값
- mincost : 집단내의 최소 비용함수값
- maxcost : 집단내의 최대 비용함수값
- stringError : 각 염색체의 Error값
- minError : 집단내의 최소 Error값
- maxError : 집단내의 최대 Error값

적합도를 퍼센트값으로 설정한 것은 초기에 적합도 차이가 너무 크게 주어지면, 탐색과정이 충분히 이루어지지 않고 초기수렴할 가능성이 있기 때문이다. 발전출력의 최대 및 최소한계의 제약조건은 정규화(Normalization)및 초기 염색체의 부호화 과정에서 자동적으로 만족된다. 정규화는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\bar{P}_i = \left(\frac{P_i - P_i^{\min}}{P_i^{\max} - P_i^{\min}} \right) \cdot (2^l - 1) \quad (5)$$

\bar{P}_i : i발전소의 정규화된 발전출력

l : 염색체 길이

초기 부호화 과정에서 정규화된 발전출력을 길이 l인 염색체로 만들어 준다.

- b) ES: 적합도는 GA와 동일하며 $(1+\lambda)$ -ES를 사용하였다.

- c) EP: 적합도는 GA와 동일하며 랜덤하게 선택되는 경쟁자의 수를 10개로 설정하고 가중치를 다음과 같이 설정하였다.

$$w_i = \frac{1}{m} \quad \forall i=1, \dots, 2\mu \quad (6)$$

$$w_i = \begin{cases} fitness_i - fitness_{\max} & \text{if } fitness_i \geq fitness_{\max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

단 μ : population size m : competitor size

ES와 EP는 돌연변이 과정에서 제약조건을 만족하도록 설정하였다.

4. 사례연구

4.1 국부 최소값이 없는 전력경제급전문제

종래의 방법과 비교하기 위해 참고문헌[6]에 있는 문제를 선정하였다. 총부하 P_L 은 850[MW]이고, 3개 발전소의 비용함수는 식(1)와 같이 설정하였다.

- a) 경우 1

각 발전기의 비용계수와 최대출력, 최소출력은 표 1에 나타내었다.

표 1 비용계수, 최대출력 및 최소출력

발전소	a_i	b_i	c_i	P_i^{\max} [MW]	P_i^{\min} [MW]
Unit1	561	7.92	0.001562	600	150
Unit2	310	7.85	0.00194	400	100
Unit3	78	7.97	0.00482	200	50

- b) 경우 2

모든 조건은 경우 1과 동일하며 발전기 1의 연료비가 낮아져 비용계수만 다음과 같이 바뀐다.

$$a_1 = 459, b_1 = 6.48, c_1 = 0.00128$$

- c) 경우 3

모든 조건은 경우 1과 동일하며 송전 손실이 고려되었다. 송전 손실은 다음과 같이 간략히 표현된다.

$$P_{TL} = 0.00003 P_1^2 + 0.00009 P_2^2 + 0.00012 P_3^2$$

표 2에 각 알고리즘의 시뮬레이션 계수를 나타내었다. 그림 3, 그림 4는 경우 1에 대해 각 세대에서 가장 높은 적합도를 가진 염색체의 총비용과 총발전출력을 나타내었다. 표 3에 GA, ES, EP 및 종래의 방법에 의한 결과를 비교하였다.

표 2 EA 시뮬레이션 계수

	GA	ES	EP
A	1	1	1
B	1.5	1.5	1.5
string 길이	42	3	3
population size	150	150	150
mutation rate	0.01	×	×
crossover rate	0.95	×	×
표준편차	×	2	2
generation	500	200	500

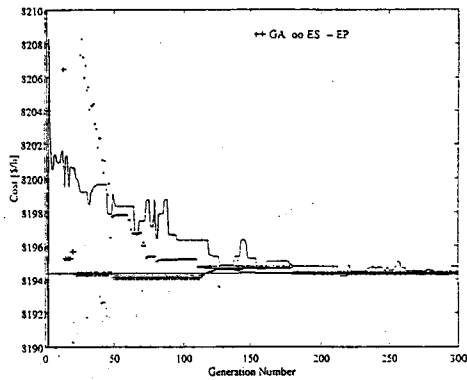


그림 3 경우 1에 대한 총비용

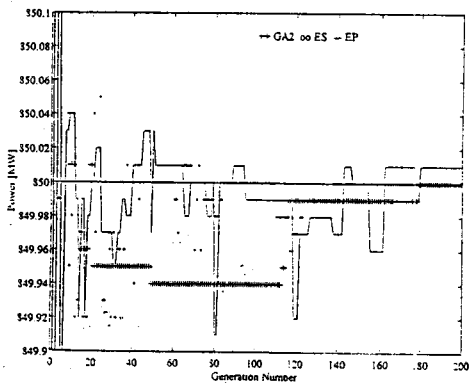


그림 4 경우 1에 대한 발전출력

표 3 시뮬레이션 결과

경우	Method	P1[MW]	P2[MW]	P3[MW]	TOTAL POWER [MW]	TOTAL COST [\$ /h]
case1	총래의 방법	393.2	334.6	122.2	850.0	8194.36
	GA	393.25	333.93	122.82	850.00	8194.36
	ES	392.23	335.61	122.16	850.00	8194.36
	EP	391.87	338.13	120.00	850.00	8194.41
case2	총래의 방법	600.00	187.1	62.2	850.00	7252.83
	GA	599.97	187.40	62.63	850.00	7252.85
	ES	599.99	187.12	62.89	850.00	7252.84
	EP	599.97	181.54	68.48	849.99	7252.97
case3	총래의 방법	435.1	300.0	130.7	865.8 (15.8)	8344.31
	GA	435.33	300.05	130.44	865.82 (15.82)	8344.50
	ES	435.53	298.82	131.45	865.80 (15.80)	8344.60
	EP	435.18	300.50	130.15	865.83 (15.83)	8344.49

GA와 EP는 최적해로 수렴할 때 많은 세대가 필요한 반면, ES는 빠르게 수렴하는 특성을 보인다.

4.2 국소 최소값이 있는 전력경제급전문제

각 발전소의 발전출력에 따른 연료의 변화로 비용함수가 달라지는 구분적인 이차비용함수를 가지는 전력경제급전문제에 GA, ES, EP 및 이를 합성한 GA+ES와 EP+ES를 적용하였다. 연구 모델은 수치해석적 방법과 비교하기 위해 참고문헌[1]에 있는 동일한 데이터로 시뮬레이션하였다. GA, ES 및 EP에 대한 각 계수를 표 4에 나타내었다.

총부하가 2400, 2500, 2600, 2700[MW]의 4가지 경우에 대한 결과를 표 5에 나타내었다.

표 4 EA 시뮬레이션 계수

	GA	ES	EP	GA+ES	EP+ES
A	1	1	1	1	1
B	1	1	1	1	1
string 길이	140	10	10	40(GA) 10(ES)	10
population size	100	100	100	100	100
mutation rate	0.95	×	×	0.01(GA)	×
crossover rate	0.95	×	×	0.95(GA)	×
표준편차	×	2	2	1(ES)	4(EP) 1(ES)
generation	600	600	600	200(GA) 200(ES)	200(EP) 200(ES)

표 5 시뮬레이션 결과

방법	2400(MW)		2500(MW)	
	총비용 (\$/h)	총발전량 (MW)	총비용 (\$/h)	총발전량 (MW)
수치해석적방법	488.50	2401.2	526.70	2501.0
GA	480.00	2399.99	526.48	2500.00
ES	481.75	2400.00	526.26	2500.00
EP	486.76	2399.96	526.27	2500.01
GA+ES	481.73	2400.00	526.25	2500.00
EP+ES	481.73	2400.00	526.26	2500.00
방법	2600(MW)		2700(MW)	
	총비용 (\$/h)	총발전량 (MW)	총비용 (\$/h)	총발전량 (MW)
수치해석적방법	574.03	2599.3	625.18	2702.2
GA	574.59	2600.01	624.20	2700.00
ES	574.41	2599.99	623.84	2700.00
EP	574.45	2599.99	623.87	2699.98
GA+ES	574.41	2600.00	623.84	2700.00
EP+ES	574.40	2600.00	623.83	2700.00

제안된 알고리즘들이 수치해석적 방법보다 부하의 만족도와 비용면에서 더 좋은 해를 구하였다. 특히 GA+EP와 EP+ES가 GA, ES, EP를 독립적으로 사용한 경우보다 더 짧은 세대에서 더 좋은 결과로 수렴하였다.

5. 결론

본 연구에서는 비용함수를 2차함수로 근사화한 전력경제 급전문제와 구분적인 이차비용함수를 가진 경제급전에 EA를 적용하였다. 국부 최소값이 없는 경우에 대해서는 GA, ES, EP가 모두 최적해에 거의 근접한 해를 구하였다. 특히 ES가 가장 빠른 시간내에 최적해로 수렴하였다. 국부 최소값이 있는 경우에는 GA, EP 및 ES를 단독으로 사용한 경우보다 GA와 ES를 결합, 또는 EP와 ES를 결합한 것이 빠른 시간내에 더 좋은 최적해를 구하였다.

참고문헌

- [1] C.E.Lin and G.L.Viviani, "Hierarchical Economic Dispatch for Piecewise Quadratic Cost Functions", IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-103, No.6, June, 1984.
- [2] J.H.Park, Y.S.Kim and K.Y.Lee, "Economic Load Dispatch For Piecewise Quadratic Cost Function Using Hopfield Neural Network", IEEE Trans. on Power Systems, Vol.8, No.3, August, 1993.
- [3] D.C.Wilters, G.B.Sheble, "Genetic Algorithm Solution of Economic Dispatch with Valve Point Loading", IEEE Trans. on Power Systems, Vol.8, No.3, August, 1993.
- [4] D. B.Fogal, "An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization" IEEE Trans. on Neural Network, Vol.5, No.1, January, 1994.
- [5] D.E.Goloberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, Addison Wesley, 1992.
- [6] A.J. Wood and B.F. Wollenberg, Power Generation, Operation, Operation and Control, John Wiley & Sons, 1984, pp. 23-110.