# 진화연산을 이용한 유효 및 무효전력 최적배분

유 석 구*, 박 창 주*°, 김 규 호**

* 한양대학교, ** 안산공업전문대학

# An Optimal Real and Reactive Power dispatch using Evolutionary Computation

You Seok-Ku*, Park Chang-Joo*°, Kim Kyu-Ho**

* Hanyang Univ., ** Ansan Tech. College

Abstract This paper presents an power system optimization method which solves real and reactive power dispatch problems using evolutionary computation such as genetic algorithms(GAs), evolutionary programming(EP), and evolution strategy(ES). Many conventional methods to this problem have been proposed in the past, but most these approaches have the common defect of being caught to a local minimum solution. Recently, global search methods such as GAs, EP, and ES are introduced. The proposed methods, applied to the IEEE 30-bus system, were run for 12 other exogenous parameters. Each simulation result, by which evolutionary computations are compared and analyzed, shows the possibility of applications of evolutionary computation to large scale power systems.

## 1. 서 론

전력계통의 경제운용은 유효 및 무효전력 배분으로 구성된다. 유효전력 배분은 연료비를 최소화하기 위하여 발전기 유효전력출력을 조정하는 것이고, 무효전력 배분은 계통 유효전력손실을 최소화하기 위하여 발전기 단자전압, 변압기 탭비 및 조상설비를 조정하는 것이다. 이들 문제를 풀기위한 종래의 탐색방안들은 주로 기울기법에 근거하고 있기 때문에 함수의 연속성 및 미분가능에 대한 조건이 필요하며 국부적 최적해를 탐색하는 경향이 있다[1,2,7]. 또한, 무효전력 배분은 변수들이 상호연관되어 있어 유효전력 배분보다 해를 탐색하기가 어렵다. 특히, 전압크기와 위상각의 변화가 유효전력 및 무효전력에 영향을 미치지 않는다고 가정하여 전압에 대한 목적함수의 기울기를 탐색방향으로 사용한다. 그러나, 전압위상각은 유효전력변화에 대하여 변화하며, 계통 유효전력손실에 큰 영향을 미친다. 그러므로, 무효전력 문제에 있어서 기울기법을 사용하는 것은 탐색방향 설정에 오류가 있을 수 있고 계통이 대규모화 됨에 따라 발산하는 경향이 있을 수 있다.

본 연구에서는 유전알고리즘, 진화계획법 및 진화기법과 같은 진화연산을 이용하여 유효전력 배분을 고려한 무효전력 배분 방안을 제시하였다. 각 진화연산에 의한 방안에 대하여 외부파라미터 값을 여러가지 경우로 변화시키면서 유효 및 무효전력 최적배분을 하였으며 그 결과들을 통하여 각 방안의 특성을 비교 분석함으로써 전력계통 최적화 문제에 대한 적용방향을 제시하였다.

## 2. 문제의 정식화

### 2.1 유효전력 최적배분

목적함수는 식 (1)과 같으며 식 (2)의 제약조건을 만족하면서 계통의 총발전비용을 최소화하도록 하였다[8,9].

$$\text{Fitness} = \text{Min} \sum_{j=1}^{N} f_j(P_{g_j}) \tag{1}$$

$$f_j(P_{g_j}) = a_j + b_j P_{g_j} + c_j P_{g_j}^2,$$

$$\text{s.t.}\quad P_{g_s} = P_D + P_L - \sum_{j \neq S}^{N} P_{g_j}$$

$$P_{g_j,\min} < P_{g_j} < P_{g_j,\max} \tag{2}$$

$f_j(\cdot)$ : j번째 발전기의 연료비

$P_{g_j}$ : j번째 발전기의 유효전력

### 2.2 무효전력 최적배분

유효전력 최적배분상태를 초기점으로 하여 유효전력 손실을 목적함수로하여 식 (3)과 같이 무효전력 최적배분 문제를 정식화하였다.

$$\text{Min}\quad P_{loss}(x, u) = \sum_{k=1}^{nl} G_{k(i,j)}[\, V_i^2 + V_j^2 - 2V_iV_j\cos(\theta_i - \theta_j)]$$

$$\text{s.t}\quad u_{min} \le u \le u_{max} \tag{3}$$

$$x_{min} \le x \le x_{max}$$

u는 제어변수(발전기 전압크기, 변압기 탭 및 병렬콘덴서 용량)이고, x는 상태변수(부하모선 전압크기, 발전기 무효전력출력) 이며 u와 x는 제약조건을 가진다.

## 3 진화 연산

### 3.1 진화 연산의 특성 분석

진화연산은 자연계의 유전현상과 진화원칙에 근거를 둔 확률적 최적화 알고리즘으로서 크게 유전알고리즘(GAs), 진화계획법(EP) 및 진화기법(ES)으로 분류된다. 진화 연산은 목적함수 값만을 정보로 사용하므로 함수의 연속성 및 미분가능에 대한 조건이 필요 없다. 또한 확률적 방법에 의한 탐색을 함으로써 전역적해를 탐색하는 강력한 수렴특성을 갖는다.

GAs가 교차에 비중을 두어 진화하는 반면, EP와 ES는 돌연변이에 의해 발생된 자식과 부모와의 경쟁에 비중을 진화한다. 제약 조건을 만족시키기 위해 GAs는 일반적으로 페널티함수를 도입하는 반면, EP와 ES는 미리정한 횟수이상 연속으로 제약을 이긴 개체를 도태시킨다. 변수 표현 방법에 있어서도 GAs는 일반적으로 2진 스트링 및 실변수로 코딩하는 반면, EP와 ES는 항상 실변수로 코딩한다. 그 외에도 GAs가 룰렛 휠에 의한 확률적인 선택과정을 사용하여 선택하는 반면, EP와 ES는 확률적 토너먼트방식에 의한 비교적 결정적인 선택을 취한다. 한편, EP와 ES는 많은 유사성을 갖지만 ES는 재결합 연산자를 사용하므로써 더 빠른 수렴특성을 보인다. 최근에는 각 알고리즘이 점차 유사해지는 추세에 있다[4,5,6].

### 3.2 유전알고리즘

계산시간과 수렴특성을 향상시키기 위하여 본 연구에서는 유전자를

실수로 구성하였다[3,4]. 정식화된 문제는 패널티 함수를 이용하여 식 (4)와 같이 제약이 없는 최소화 형태로 변형될 수 있다.

$$\text{Min } P(x,u) = P_{loss}(x,u) + \mu \sum [\max\{0, g(x,u)\}]^2 \quad (4)$$

이때, $g(x,u) = \begin{cases} 0 & u와\ x가\ 상하한\ 범위내 \\ k^2 & u와\ x가\ 상하한\ 범위외' \end{cases}$ k는 상하한 범위를 어긴 변수가 상한치 또는 하한치에서 벗어난 크기이다.

식(4)의 최소화 문제는 식 (5)와 같이 목적함수의 역을 취하여 적합도 최대화 문제로 변형시킬 수 있다[1].

$$\text{Fitness}(A) = \frac{1}{P(x,u)} \quad (5)$$

### 3.3 진화 계획법

진화계획법은 식 (6)과 같이 목적함수를 그대로 취하여 최소화 문제를 다룬다. 또한 미리정한 횟수 이상 제약조건을 만족하지 않는 개체를 재발생시키므로 패널티함수를 포함하지 않는다[3].

$$\text{Fitness} = P_{loss}(x, u) \quad (6)$$

식 (7)는 돌연변이와 난수 z의 표준편차를 결정한다.

$$p_n = p_n + \alpha \cdot \sigma_n \cdot z \cdot k(z)$$

$$\sigma_n = \sqrt{\beta_n \cdot F(p_n) + \gamma_n} \quad (7)$$

α는 크기조정 파라미터이고 z는 정규분포 특성을 갖는 난수이며, 함수 $k(z) = \begin{cases} \cos 2\pi z & i=1 \\ \sin 2\pi z & i=-1 \end{cases}$, $i=(-1)^k$, k 는 난수를 사용하는 횟수이다.

식 (8)은 경쟁 및 선택 방식을 나타낸다.

$$w_j = \sum_{i=1}^{q} 1_R(F(s_j) - F(s_{u_i})),$$
$$\forall j = \{1, 2, \cdots, 2N\} \quad (8)$$

w는 무작위로 선택된 q개의 개체에 대한 경쟁에서개체 $p_j$의 승리한 횟수를 나타낸다[5,6].

### 3.4 진화 기법

진화기법은 일반적으로 (μ+λ)-ES와 (μ,λ)-ES로 나뉘며, 본 연구에서는 수렴특성이 강한 (μ+λ)-ES를 다룬다. EP와는 달리, ES는 확률적 방식으로 선택된 부모들을 재결합하여 자식을 생성한다[3,5].

## 4 사례연구

본 연구에서는 GA, EP, 및 ES와 같은 진화연산을 이용하여 유효전력 최적배분을 고려한 무효전력 최적배분을 제시하였고, 그 효용성을 입증하기 위하여 IEEE 30 모선 모델 계통에 적용하였다.

GA, EP, 및 ES의 개체 수는 50으로 하였으며, 유효전력배분에 있어서는 수렴 조건은 최대세대인 40세대에 이르거나 소수점 셋째 자리까지의 적합도가 6회 이상 변하지 않을 경우로 하였으며, 유효전력배분에 의하여 최소연료비를 탐색한 개체의 유효전력값에 근거하여 무효전력배분을 수행하도록 하였다. 또한 각 진화연산의 외부파라미터들을 일정 크기로 변화시키면서 각 방안에 대하여 12가지 경우의 모의 실험을 하였다.

유효전력 배분과 무효전력 배분에 대한 각 변수들의 상하한 범위는 표 1과 표 2와 같다.

표 1 발전기 유효전력 상하한치
Table 1 Limits of unit power output

| | $P_1$ | $P_2$ | $P_5$ | $P_8$ | $P_{11}$ | $P_{13}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MIN | 95 | 40 | 15 | 10 | 10 | 12 |
| MAX | 105 | 85 | 70 | 35 | 35 | 40 |

표 2 무효전력 배분 제어 및 상태변수 상하한치
Table 2 Limits of variables for reactive dispatch

| | 발전기 전압 | 변압기 탭 | 병렬 콘덴서 | 부하모선 전압 |
|---|---|---|---|---|
| MIN | 0.95 | 0.9 | 0.0 | 0.95 |
| MAX | 1.1 | 1.1 | 0.5 | 1.05 |

각 발전기의 연료비 곡선은 2차 다항식으로 근사하였으며, 표 3에 각 발전기의 연료비 곡선의 계수를 나타내었다. 표 4는 각각의 진화연산을 유효전력 최적배분에 적용한 결과로서, 각 발전의 유효전력, 총 유효전력 발생량, 전송손실 및 연료비용을 나타내었다. 각 발전기의 유효전력은 표 1의 제약을 만족하였으며, 유효전력의 재분배과 총 유효전력량 및 전송손실의 감소로 인하여 연료비용이 절감되었다.

표 3 발전기의 연료비 계수
Table 3 Fuel cost coefficients of units

| | Unit 1 | Unit 2 | Unit 3 | Unit 4 | Unit 5 | Unit 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| $a_i$ | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| $b_i$ | 2.00 | 1.75 | 1.00 | 3.25 | 3.00 | 3.00 |
| $c_i$ | 0.00375 | 0.0175 | 0.06250 | 0.00834 | 0.02500 | 0.025 |

표 4 각 진화연산에 의한 유효전력 배분의 결과
Table 4 Results of real power dispatch using evolutionary computation

| | Unit1 (MW) | Unit2 (MW) | Unit3 (MW) | Unit4 (MW) | Unit5 (MW) | Unit6 (MW) | Total Gen (MW) | Loss (MW) | Total cost ($) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 기준상태 | 138.970 | 57.560 | 24.560 | 35.000 | 17.930 | 16.910 | 290.930 | 7.530 | 6234.37 |
| $GA^1$ | 102.349 | 83.367 | 69.731 | 10.509 | 10.641 | 12.703 | 289.301 | 5.902 | 5292.38 |
| $GA^2$ | 102.842 | 84.061 | 69.691 | 10.070 | 10.377 | 12.317 | 289.359 | 5.959 | 5280.37 |
| $EP^1$ | 102.106 | 84.980 | 69.981 | 10.011 | 10.047 | 12.229 | 289.354 | 5.954 | 5279.07 |
| $EP^2$ | 103.573 | 82.790 | 69.964 | 10.067 | 10.905 | 12.047 | 289.346 | 5.946 | 5283.08 |
| $ES^1$ | 101.910 | 84.654 | 69.856 | 10.080 | 10.808 | 12.016 | 289.324 | 5.924 | 5278.25 |
| $ES^2$ | 102.102 | 84.421 | 69.775 | 10.693 | 10.216 | 12.117 | 289.324 | 5.924 | 5282.26 |

그림 1은 12개의 다른 외부파라미터 값으로 진화연산에 의한 방안들을 유효전력 최적배분에 적용한 결과로써 GA, EP, 및 ES가 각각 평균 5297.4, 5289.8, 5276.4[$]까지 발전기 연료비를 최소화하였으며 이때 표준편차는 각각 30.37, 15.9, 9.443[$]이다. 그러므로, 유효전력 배분에 대하여, ES가 가장 정확한 탐색을 하였고 다음으로 EP, GA의 순서였으며, 파라미터변화에 대한 강인성에 있어서도 ES, EP, GA의 순서로 나타났다.

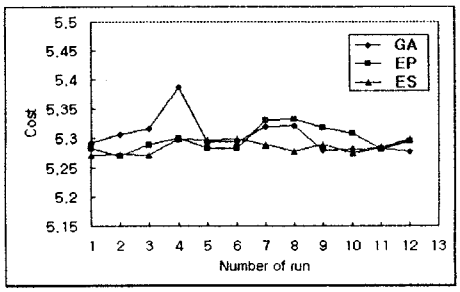


그림 1 외부파라미터값의 변화에 따른 최소연료비
Fig. 1 Changes of minimum costs to exogenous parameters

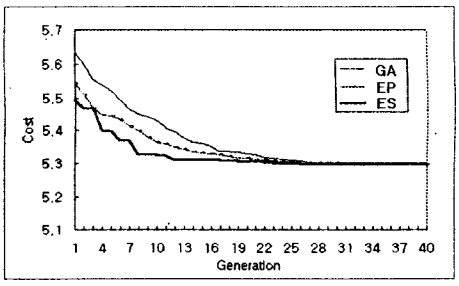


그림 2 외부파라미터를 달리한 경우들의 세대별 평균 최소연료비
Fig. 2 ave. cost of cases by each exogenous parameters

그림 2는 GA, EP 및 ES를 12가지 파라미터값에 대하여 유효전력 배분에 적용하였을 경우의 각 방안에 대한 세대별 최소 연

료비 평균의 수렴과정을 나타내었다. ES는 12개 경우중 6개 경우가 최대세대 이전에 수렴조건을 만족하여 수렴하여 가장 빠른 수렴 특성을 갖고 있었고 다음으로 EP, GA의 순서로 나타났다.

표 5는 진화연산을 이용하여 유효전력 배분 및 무효전력배분을 하였을 경우 각각의 유효전력손실을 나타낸 것으로써, 12가지 파라미터에 대한 각 진화연산의 적용결과 중 3가지만을 나타내었다.

표 5 유효 및 무효전력 배분에 의한 유효전력손실
Table 5 Real power loss by real and reactive power dispach

| | $GA^1$ | $GA^2$ | $EP^1$ | $EP^2$ | $ES^1$ | $ES^2$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Loss* | 5.901 | 5.950 | 5.954 | 5.946 | 5.924 | 5.924 |
| Loss** | 6.827 | 6.825 | 6.798 | 6.799 | 6.798 | 6.798 |
| Loss*** | 5.510 | 5.540 | 5.310 | 5.330 | 5.279 | 5.335 |

* :by only real power dispatch ** :by only reactive dispach *** :by both

표 6는 무효전력 최적배분에 진화연산을 적용한 경우의 제어변수로서, GA, EP, 및 ES를 사용한 경우가 모두 제어변수의 상하한 범위내에서 수렴하였다.

표 6 각 경우에 의한 제어변수
Table 6 Control variables by reactive dispatch

| | $V_{G1}$ | $V_{G2}$ | $V_{G5}$ | $V_{G8}$ | $V_{G11}$ | $V_{G13}$ | $T_1$ | $T_2$ | $T_3$ | $T_4$ | $Q_{C10}$ | $Q_{C24}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $GA^1$ | 1.052 | 1.042 | 1.033 | 1.026 | 1.053 | 1.060 | 1.077 | 0.922 | 1.057 | 0.975 | 0.125 | 0.053 |
| $GA^2$ | 1.052 | 1.042 | 1.032 | 1.026 | 1.079 | 1.065 | 1.084 | 0.932 | 1.029 | 0.965 | 0.132 | 0.064 |
| $EP^1$ | 1.074 | 1.066 | 1.045 | 1.037 | 1.090 | 1.061 | 1.028 | 0.999 | 0.984 | 0.967 | 0.178 | 0.092 |
| $EP^2$ | 1.073 | 1.066 | 1.048 | 1.040 | 1.033 | 1.065 | 1.075 | 0.907 | 0.995 | 0.964 | 0.091 | 0.464 |
| $ES^1$ | 1.077 | 1.068 | 1.049 | 1.040 | 1.082 | 1.054 | 1.068 | 0.916 | 0.965 | 0.967 | 0.059 | 0.080 |
| $ES^2$ | 1.071 | 1.063 | 1.045 | 1.036 | 1.019 | 1.083 | 0.975 | 0.980 | 1.034 | 0.968 | 0.033 | 0.107 |

그림 3은 12개의 서로 다른 외부파라미터 값을 가지고 무효전력배분을 하였을 경우에 대한 유효전력 손실의 분포를 나타내었다. 수렴의 정확도에 있어서 EP와 ES는 각각 유효전력손실을 평균 5.27[MW]과 5.30[MW]로 최소화하여 거의 대등하였고 반면 GA는 평균 5.56[MW]까지 최소화하여 조기수렴의 경향을 보였다. 또 외부파라미터 변화에 대하여 GA, EP, ES는 최소화된 유효전력 손실의 표준 편차가 각각0.114, 0.106, 0.057으로서 ES가 가장 안정된 수렴 특성을 나타내었다. 그러므로, 외부파라미터 변화에 대한 강인성은 ES, EP, GA의 순서로 우수하다고 할 수 있다.

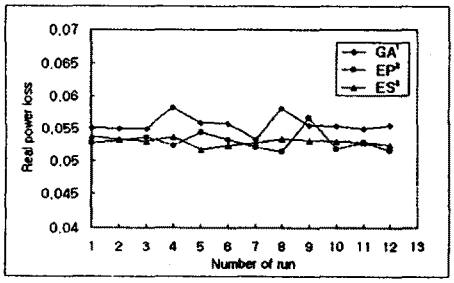


그림 3 외부파라미터 변화에 따른 최소유효전력손실
Fig. 3 Changes of minimum loss to exogenous parameters

그림 4에서는 각 진화연산의 방안들을 12개의 다른 파라미터 값으로 실행한 경우들의 세대별 평균 유효전력 손실을 나타내었다. GA를 이용한 경우는 조기수렴 특성이 나타났고, EP와 ES를 거의 동등한 수렴특성을 갖는 것으로 나타났다.

ES는 다양한 해를 추구하는 EP의 구조에 재결합 연산자를 추가함으로써 수렴특성 ,수렴의 정확도 및 파라미터에 대한 강인성 등에 있어서 더 우수한 특성을 갖게 되었다. EP는 파라미터 값의 변화에 대하여 탐색된 연료비 및 유효전력 손실이 상대적으로 더 큰 폭으로 변화하였다. 이러한 단점은 대규모 전력계통에 적용시 파라미터 값을 선정하는데 상당한 어려움이 될 수 있다. 또한, ES와 EP가 돌연변이를 주된 연산자로 사용하는 반면,

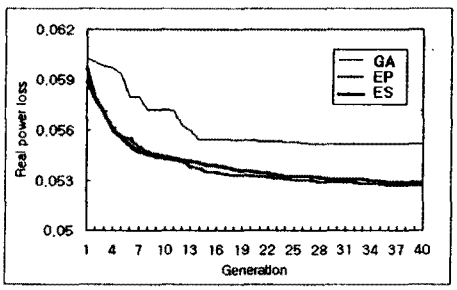


그림 4 외부파라미터를 달리한 경우들의 세대별 평균 최소 손실
Fig. 4 ave. loss of cases by each exogenous parameters

GA는 교배를 주된 연산자로 사용하고 있는데, 교배 연산자는 특성상 돌연변이 연산자 만큼 유전자 값들에 다양한 변화를 줄 수 없기 때문에 세대가 증가함에 따라 각 개체의 유전자 값들이 서로 유사해져 초기에 조기 수렴의 경향을 나타낸다. 그리고 EP와 ES는 부모와 자식 간의 경쟁을 통한 경쟁을 통하여 진화하는 반면에 GA는 부모들만의 경쟁에 의하여 진화하므로 조기수렴에 의한 해의 정확도가 떨어지고 있다.

## 5. 결론

본 연구에서는 진화연산을 유효전력 및 무효전력 배분문제에 적용하여 전력계통의 최적화 방안을 제시하였다.

유효전력 배분 상태에서 무효전력 배분을 함으로써, 연료비 절감과 더불어 무효전력배분만한 경우보다 유효전력손실을 더 감소시킬 수 있었다.

ES의 경우가 수렴의 정확도, 수렴 속도 및 외부파라미터 대한 강인성에 있어서 가장 우수한 것으로 나타났으며, EP의 경우는 수렴 특성을 개선할 필요가 있었고 GA의 경우 파라미터 변화에 대한 안정성 및 조기수렴에 의하여 부정확한 해를 탐색하는 경향이 있었다. 따라서, ES의 경우가 대규모 전력계통의 최적화 문제에 가장 적합한 것으로 나타났으며, EP 및 GA의 경우는 정확도 및 조기수렴특성을 개선하여 적용할 필요가 있다.

향후 진화연산의 후반부 수렴특성에서 나타나는 수렴속도의 저하를 막기 위하여 국부적 수렴특성이 강하고 정확한 해를 찾는 신경망이론을 진화연산에 조합한 2단계 탐색방안의 개발이 필요하다고 사료된다.

## 6. 참고 문헌

[1] Q. H. Wu, "Power system optimal reactive power dispatch using evolutionary programming", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No.3, August 1995
[2] K. Iba, "reactive Power Optimization by Genetic Algorithm", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 9, No. 2, May 1994
[3] 박창주, 유석구, "진화연산을 이용한 대규모 전력계통의 최적화 방안", 대한전기학회, 하계학술대회 논문지B권, pp714-716, 1996
[4] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Second Edition, Springer Verlag, 1992
[5] T. Bäck, "Evolutionary Programming and Evolution Strategies : Similarities and Differences", Proceedings of the Second Annual Conference on Evolutionary Programming, 1993
[6] J. R. McDonnell, D. B. Fogel, "Evolutionary programming IV", MIT Press, 1995
[7] P. H. Chen, "Large-Scale Economic dispatch by Genetic Algorithm, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No.4, November 1995
[8] H. T. Yang, "Evolutionary Programming based Economic Dispatch for Units with Non-smooth Fuel Cost Functions",IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, No.1, Feb. 1995