

진화연산을 이용한 대규모 전력계통의 최적화 방안

유석구*, 박창주**, 김규호**, 이재규***

* 한양대학교, ** 안산공업전문대학, *** LG산전

An Optimization Method using Evolutionary Computation in Large Scale Power Systems

You Seok-Ku*, Park Chang-Joo**, Kim Kyu-Ho**, Lee Jae-Gyu***

* Hanyang Univ., ** Ansan Tech. College, *** LGIS

Abstract This paper presents an optimization method for optimal reactive power dispatch which minimizes real power loss and improves voltage profile of power systems 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 were applied to the IEEE 30-bus system. Each simulation result, compared with that obtained by using a conventional gradient-based optimization method, Sequential Quadratic Programming (SQP), shows the possibility of applications of evolutionary computation to large scale power systems.

$$\begin{aligned} \text{Min } f(x, u) \\ \text{s.t } g(x, u) \leq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

$g(x, u)$ 는 제약조건으로서 제어변수와 상태변수에 대한 상하 한치이며, u 는 제어변수(발전기 전압크기, 변압기 탭, 병렬콘덴서 및 리액터)이고, x 는 상태변수(부하모션 전압크기, 발전기 무효전력출력)이다.

3. 진화 연산

본 절에서는 진화연산 각각의 특성을 분석하고, 무효전력 최적배분문제에 적용절차에 대해서 간략히 설명한다.

3.1 진화 연산의 특성 분석

진화연산은 자연계의 유전선상과 진화원칙에 근거를 둔 확률적 최적화 알고리즘으로서 기계설계, 시스템의 상태추정, 퍼지제어기 설계, 신경회로학습, 패턴인식 등 다양한 분야에서 성공적으로 사용되었다. 진화연산은 크게 유전알고리즘(GAs), 진화계획법(EP) 및 진화기법(ES)으로 분류된다. 진화 연산은 기존의 최적점 탐색방법과 달리 해집단을 이용하여 병렬탐색을 하므로 계산시간이 절감되며, 목적함수 값만을 정보로 사용하므로 함수의 연속성 및 미분가능에 대한 조건이 필요없다. 또한 확률적 방법에 의한 탐색을 하므로써 전역적해를 탐색하는 한편 강력한 수렴특성을 갖는다.

GAs 와 ES는 복제, 교차 및 돌연변이 과정을 통하여 유성생식의 진화를 모의한 반면, EP는 교차 과정을 생략하므로써 무성생식과정을 모의한다. GAs가 복제와 교차에 비중을 두어 자식세대를 생성하는 반면, EP와 ES는 부모와 자식간의 경쟁을 통한 돌연변이와 선택에 비중을 두어 다음 세대를 생성한다. 제약 조건을 만족시키기 위해 GAs는 일반적으로 페널티함수를 도입하는 반면, EP와 ES는 미리정한 횟수이상 연속으로 제약을 어긴 개체를 도태시킨다. 변수 표현 방법에 있어서도 GAs는 일반적으로 2진 스트링 및 실변수로 코딩하는 반면, EP와 ES는 항상 실변수로 코딩한다. 그 외에도 GAs가 확률적인 선택과정을 사용하여 선택하는 반면, EP와 ES는 비교적 결정적인 선택을 취한다. 또한 GAs가 선택 후에 교차시키는 반면, ES는 교차 후에 선택을 취한다는 차이가 있다. 한편, EP와 ES는 실변수 코딩, 정규분포특성을 갖는 난수를 이용한 돌연변이 연산자의 사용 및 탐색중 변수의 자기적용 등의 점에서 많은 유사성을 갖는다. 그러나, EP와 달리, ES는 교차연산자(제결함)를 사용하지 않음으로써 더 빠른 수렴특성을 보인다. 최근에는 각 알고리즘이 점차 유사해지는 추세에 있다[4,5,6].

3.2 유전알고리즘(GAs)

일반적인 GA의 긴 스트림에 대한 2진 코딩절차는 많은 시간을 소모하며 수렴점도를 감소시키므로 본 연구에서는 변수들을 그 자체로 코딩하는 실변수 알고리즘 (real-variable genetic algorithms : RVGAs)을 이용하였다[3,4].

페널티 함수를 이용하여 식 (1)은 다음 식과 같이 제약이 없는 최소화 형태로 변형될 수 있다.

1. 서론

전통적으로 전력계통의 최적화에 관한 연구는 탐색방법 측면에서 주로 비효율적이고 계산시간이 과다한 시행착오(trial and error)법인 국부탐색법(local search method)을 이용하여 다루었다. 이러한 탐색법에 의한 해는 진정한 의미에서 전역적 최적점(global optimal point)이 아니며, 단지 탐색한 해들 중에서 가장 최적인 값 즉 국부적 최적점(local optimal point)이다. 특히, 전력계통의 경제적인운용을 위한 무효전력 최적배분과 더불어 전압분포 향상 및 손실 최소화에 관한 문제는 본질적으로 복잡한 비선형이면서 불연속 및 미분 불가능하게 정식화되는 경우가 있다. 이러한 문제의 해를 탐색하는데 있어 기존의 탐색법은 함수의 연속성 및 미분가능 등과 같은 조건을 만족하여야 하기 때문에 효율적이지 못하고 대규모 전력계통 제반 문제에 응용이 어려운 경우가 많다. 따라서 복잡한 비선형형태로 정식화된 함수에 쉽게 적용될 수 있고, 함수의 연속성 및 미분가능에 대한 조건이 필요 없는 탐색기법을 이용하여 전력계통의 최적화에 관한 연구를 할 필요가 있다[1,2].

본 연구에서는 전역적 탐색기법인 진화연산을 응용하여 전력계통의 무효전력 최적배분을 위한 방안을 제시하였다. 계통 무효전력 손실을 목적함수로 하였으며, 제약조건으로는 무효전력 제어변수의 허용범위를 유지하면서 계통상태변수에 대한 제약을 만족하도록 하였다. 유전알고리즘(genetic algorithms : GA), 진화계획법(evolutionary programming : EP) 및 진화기법(evolution strategy : ES) 등과 같은 진화연산을 IEEE 30모션 계통에 적용하여 각각의 수렴특성과 정확도를 비교하였으며, 또한 기존의 탐색법인 sequential quadratic programming(SQP)과 비교하여 대규모 전력계통의 최적화 문제에 대한 진화연산의 응용방안을 검토하였다.

항후, 무효전력 최적배분에 의한 경제적 운용상태에서 무효전력을 최적 배분함으로써 대규모 전력 계통의 최적화 방안을 확립하고자 한다.

2. 무효전력 최적배분을 위한 정식화

무효전력 손실을 목적함수로하여 식 (1)과 같이 무효전력 최적배분 문제를 정식화 하였다.

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

최적화 진행됨에 따라 페널티 계수 μ 를 점차 증가시킴으로써 제약을 만족하는 동시에 원래의 목적함수 $f(x, u)$ 를 최소화하는 해를 얻는다. 식(2)의 페널티 함수 형태로 변형된 무효전력 최적배분 문제는 식(3)과 같이 목적함수의 역을 취하여 적합도 최대화 문제로 변형시킬 수 있다.

$$\text{Fitness}(A) = \frac{1}{P(x, u)} \quad (3)$$

무효전력 최적배분에 대한 유전알고리즘의 적용 절차는 다음과 같다.

절차 1. 초기화:

각 개체의 유전자들은 각 변수의 상하한치 내에서 랜덤하게 발생시킨다.

절차 2. 적합도 평가:

각 개체의 유전자를 이용하여 조류계산을 행한 후 적합도를 평가한다.

절차 3. 수렴판정:

최대세대이면 종료하고, 아니면 절차 4로 간다.

절차 4. 개체의 스트링 조작:

다음과 같은 RVGAs 유전작용자를 이용하여 각 개체를 향상시키고 절차 2로 간다.

가. 복제

물렛 휠을 이용하여 적합도에 따라 다음세대에 생존 여부를 결정하고, 각 세대의 가장 우수한 개체는 다음세대에 항상 살아 남는다.

나. 교차

whole arithmetical crossover를 이용하여 교차 확률에 따라 어비이로부터 자손을 발생시킨다.

다. 돌연변이

국지적 최적해로의 수렴을 방지하기 위하여 돌연변이 확률에 의해 선정된 유전자에 대하여 non-uniform 돌연변이를 한다.

3.3 진화 프로그래밍(EP)

함수 $f(p_n)$, $\forall n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 을 최소화할 경우, EP 알고리즘의 개략적인 내용은 다음과 같다.

절차 1. 벡터 표현:

p_n 는 해집단의 총 개체수 N 개중 n 번째 개체로서, 결정되어야 할 변수, 즉 유전자의 수가 M 개일때 p_n 은 M -차원 벡터이다.

절차 2. 초기화:

초기세대 각 개체 p_n 의 유전자는 각 변수의 상하한치 내에서 랜덤하게 발생시킨다. 초기세대 개체의 분포는 균일한 특성을 갖는다. 절차 3을 적용하여 제약조건을 만족하지 않는 개체는 재발생시킨다.

절차 3. 제약조건 적용 및 적합도 평가:

각 개체의 유전자를 이용하여 조류계산을 행한 후 제약조건을 만족하는 개체에 대해 적합도를 평가한다.

절차 4. 수렴 판정:

최대세대이면 종료하고 아니면 절차 5로 간다.

절차 5. 돌연변이 과정:

부모 p_n 에 평균이 영이고 표준편차가 σ_n , $\forall n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 인 가우시안을 분포를 갖는 난수를 사용하여 자식 \hat{p}_n , $\forall n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 을 생성한다. \hat{p}_n 의 표현식은 다음과 같다.

$$\hat{p}_n = p_n + \alpha \cdot \sigma_n \cdot z \cdot k(z) \quad (4)$$

이때 적합도 $F(p_n)$ 은 목적함수 값의 역수이며 표준 편차 σ_n 는 파라미터 β_n 과 γ_n 에 의하여 선행변형된 목적함수의 제곱근이다. 각 검색체에 상용하여 σ_n 이 변화할 수 있도록 β_n 과 γ_n 을 정해준다. α 는 크기조정 파라미터이다. z 는 확률분포 $d(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-z^2)$ 을 갖는 난수이다.

$$k(z) = \begin{cases} \cos 2\pi z & i=1 \\ \sin 2\pi z & i=-1 \end{cases} \text{ 이며, } i=(-1)^k, k = 0, 1, 2, \dots \text{이다.}$$

이 때 돌연변이에 의해 생성된 자식개체들은 부모개체들과 함께 임시개체군 $s_t = \{p_n \cup \hat{p}_n, \forall t \in \{1, 2, \dots, 2N\}\}$ 을 형성한다. 이러한 임시개체군은 competing pool이라 불려지기도 한다[6]. 절차 3을 적용하여 제약을 만족하지 않는

개체는 다시 돌연변이시킨다.

절차 6. 경쟁과 선택:

임시개체군의 $2N$ 개의 개체들은 적합도 $F(p_n)$ 과 $F(\hat{p}_n)$ 에 근거한 다른 개체들과의 확률적 생존경쟁을 통해 N 개의 다음세대의 개체로 선택된다. 경쟁과 선택 과정의 일반화된 표현 방정식은 식(5)와 같다.

$$w_j = \frac{1}{\sum_{i=1}^N 1_{R^*}(F(s_j) - F(s_{i_n}))}, \forall j = \{1, 2, \dots, 2N\} \quad (5)$$

u_n 는 영역 $[1, 2N]$ 에서 균일분포특성을 갖는 무작위 정수

이고, $1_A(x) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \notin A \end{cases}$ 이며 $R^* = \{x \in R \mid x \geq 0\}$ 이다.

w_j 는 개체 s_j 를 개체군 s_t 내에서 임의로 추출된 q 개의 예대하여 적합도를 통하여 각각 비교했을 때 s_j 가 더 큰 적합도를 갖는 횟수를 나타낸다. 외부파라미터 q 가 클수록 확률적이라기 보다는 결정적인 선택을 취하게 된다[6,8].

3.4 진화 기법(ES)

진화기법은 일반적으로 $(\mu+\lambda)$ -ES와 (μ,λ) -ES로 나뉘며, 본 연구에서는 수렴능력이 뛰어난 $(\mu+\lambda)$ -ES를 다룬다. 함수 $f(p_n)$, $\forall n \in \{1, 2, \dots, \mu\}$ 을 최소화할 경우, $(\mu+\lambda)$ -ES의 개략적인 내용은 다음과 같다[4].

절차 1. 벡터 표현:

p_n 는 해집단의 총 개체수 N 개중 n 번째 개체로서, 결정되어야 할 변수, 즉 유전자의 수가 M 개일때 p_n 은 M -차원 벡터이다.

절차 2. 초기화:

초기세대 각 개체 p_n 의 유전자는 각 변수의 상하한치 내에서 랜덤하게 발생시킨다. 초기세대 개체의 분포는 균일한 특성을 갖는다. 절차 3을 적용하여 제약조건을 만족하지 않는 개체는 재발생시킨다.

절차 3. 제약함수의 적용 및 적합도 평가:

각 개체의 유전자를 이용하여 조류계산을 행한 후 제약조건을 만족하는 함수에 대해 적합도를 평가한다.

절차 4. 수렴판정:

최대세대이면 종료하고, 아니면 절차 5로 간다.

절차 5. 교차(재결합) 및 돌연변이:

μ 개의 부모가 교차 및 돌연변이를 통하여 총 λ 개의 자식을 발생시킨다. 나머지 과정은 EP와 동일하다.

절차 6. 경쟁 및 선택:

Fogel의 생존규칙에 따라 총 $(\mu+\lambda)$ 개인 부모와 자식 중 μ 개의 다음세대를 선택한 후 절차 4로 간다.

4. 사례연구

IEEE 30 모선 모델 계통에 RVGAs, EP, 및 ES를 적용하여 무효전력 최적배분을 하였다. 제어변수의 상하한치는 발전기 전압 0.95~1.1pu, 변압기 탭 0.9~1.1pu, 그리고 병렬 콘덴서 0.5pu로 하였으며, 상태변수인 부하모선 전압크기의 허용범위는 0.95~1.05pu로 하였다. 개체의 수는 60개, 최대 세대의 수는 150세대로 동일하게 하였다.

표 4.1은 각 경우에 대한 무효전력 손실을 나타내었으며, case A와 case B는 RVGAs를 적용한 경우로서 non-uniform 돌연변이 정도는 0.25로 같게 하였다. case C와 case D는 EP를 적용하였다. case E, case F 및 case G는 $(\mu+\lambda)$ -ES를 적용한 경우이다. case H는 기존의 방법인 SQP의 무효전력 손실을 나타내었다. 이 경우의 6.7979는 수렴하였으나 제약을 만족하지 않은 값이다.

표 4.2는 각 알고리즘 중에서 더 좋은 수렴을 한 경우인 case B, case D 그리고 case E에 대한 제어변수의 변화율 SQP의 결과와 비교하였다. * 표시한 모선 9와 모선 12의 경우 각각 1.0050000087과 1.0050000014로서 제약을 만족하지 않았다.

표 4.1 각 경우에 대한 무효전력손실
Table 4.1 Real power loss of each case

		PM	PC	μ	λ	β	γ	무효전력손실[MW]
GAs	case A	0.50	0.03	60				6.8276
	case B	0.67	0.07	60				6.8258
EP	case C			60	60	0.5	0.0	6.7982
	case D			60	60	0.5	0.01	6.7988
	case E			60	90	0.5	0.0	6.7982
ES	case F			60	60	0.5	0.0	6.7984
	case G			60	90	0.4	0.01	6.7985
SQP	case H							6.7980*

표 4.2 진화연산과 SQP의 제어변수 및 상태변수 비교
Table 4.2 Comparison of Control Variables and State Variables using Evolutionary Computation and SQP

	기준상태	RVGAs	EP	ES	SQP
V _{G1}	1.0500	1.0770	1.07591	1.076416	1.0766
V _{G2}	1.0338	1.0622	1.061633	1.061631	1.0618
V _{G5}	1.0058	1.0339	1.033272	1.033367	1.0333
V _{G8}	1.0230	1.0414	1.041332	1.040911	1.0412
V _{G11}	1.0913	1.0971	1.086938	1.083309	1.0909
V _{G13}	1.0883	1.0447	1.058979	1.058832	1.0582
T ₁	1.0155	1.0700	1.056634	1.069477	1.0253
T ₂	0.9629	0.9400	0.928405	0.909019	0.9633
T ₃	1.0129	0.9750	0.972895	0.972915	0.9718
T ₄	0.9581	1.0330	0.962223	0.960047	0.9608
Q _{C10}	0.19	0.2694	0.240300	0.122013	0.1900
Q _{C21}	0.04	0.1896	0.288278	0.431453	0.0400
V ₉	1.0450	1.0272	1.0338	1.0350	1.050*
V ₁₂	1.0472	1.0097	1.0164	1.0176	1.050*
V ₂₇	1.0356	1.0406	1.0469	1.0484	1.048
V ₂₈	1.0186	1.0371	1.0364	1.0360	1.036
V ₂₉	1.0161	1.0212	1.0276	1.0291	1.028
V ₃₀	1.0047	1.0099	1.0164	1.0180	1.017

그림 4.1은 GAs의 수렴특성을 나타낸 것으로서 초기세대에 빠른 수렴을 나타내지만 조기수렴으로 인해 더 좋은 값을 찾지 못하는 경향을 보인다. case A와 case B는 모두 대략 수렴점이 라 할 수 있는 0.0680[pu]이하로 수렴하지 못 하였으며, 각각 손실이 0.068276[pu], 0.068258[pu]까지 최소화되었다. case B의 세대 진행과정에서 약 110세대 이후에 나타난 손실의 변화는 제약 식 만족에 따른 손실의 증가이다. 그림 4.2는 EP의 수렴특성을 나타낸 것으로서 ES와 비교했을 때 대체로 수렴특성은 느리지만 거의 유사한 최적점을 탐색하였다.

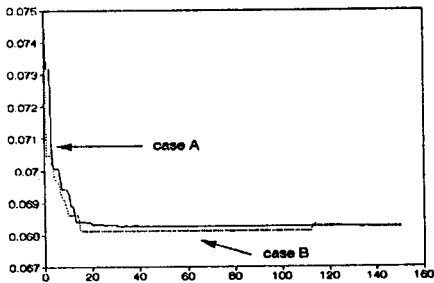


그림 4.1 GAs의 수렴특성
Fig. 4.1 Convergence characteristics of GAs

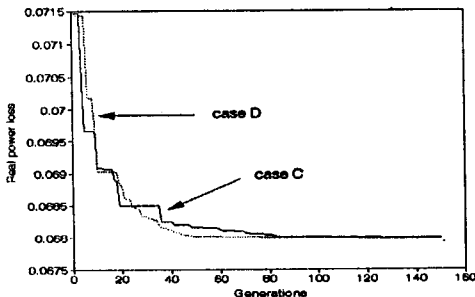


그림 4.2 EP의 수렴특성
Fig. 4.2 Convergence characteristics of EP

그림 4.3은 ES의 수렴특성을 나타낸 것으로서, case C와 case D는 각각 83세대와 71세대에 0.0680[pu]이하로 수렴하였으며 0.067982[pu]와 0.067988[pu]까지 수렴하였다. case E, case F 그리고 case G는 각각 66, 72, 58세대에 0.0680[pu]이하로 수렴하였으며 0.067982[pu], 0.067984[pu], 0.067985[pu]까지 수렴하였다. 표 4.1의 case C와 case E는 최대개체를 200으로 하였을 때 각각 0.067976[pu]과 0.067979[pu]로 수렴하여 제약에 이긴 SQP의 손실값 보다 더 작았다. 또한 ES는 외부파라미터의 변화에 대해서 좋은 수렴특성을 보였다.

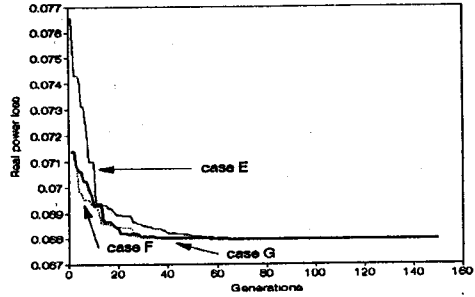


그림 4.3 ES의 수렴특성
Fig. 4.3 Convergence characteristics of ES

5. 결론

본 연구에서는 진화연산을 IEEE 30 모선에 적용함으로써 대규모 전력계통의 최적화 방안을 제시하였다.

기존의 그라데디언트에 근거한 최적화 알고리즘은 많은 수학적 가정으로 인해 계통의 모선수가 증가함에 따라 부정확한 값을 탐색하거나 제약조건을 위반하는 경향이 있다. 반면 진화연산에 의한 탐색 알고리즘들은 그러한 수학적 가정이 필요 없고 제약을 만족하면서 더 좋은 최적점을 탐색할 수 있었다. 기존 방법에 대한 진화연산의 가장 큰 장점은 대규모 전력계통에 적용했을 때의 강력한 수렴특성이라 할 수 있다. GA와 비교했을 때, EP와 ES는 다양한 외부파라미터 변화에 대해 좋은 수렴특성을 보였으며 특히 ES는 대부분의 파라미터값에 대하여 최적값 근처까지 수렴하였다. 개체수, 최대개체 수 및 외부파라미터를 동일하게 하였을 경우, 대체로 ES가 EP보다 더 근접한 최소값을 얻을 수 있었으며, 또한 ES가 가장 빠른 세대에 수렴하는 것으로 나타났다.

향후 유효전력 최적배분 및 이산성을 고려한 무효전력 최적배분을 할 필요가 있다고 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] 김규호, 유석구, "상정사고를 고려한 전압-무효전력 예방제어", 대한전기학회 논문지, 제 44권 9호, pp1141-1149, 1995
- [4] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Second Edition, Springer Verlag, 1992
- [5] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison Wesley, 1989
- [6] T. Bäck, G. Rudolph, "Evolutionary Programming and Evolution Strategies: Similarities and Differences", Proceedings of the Second Annual Conference on Evolutionary Programming, 1993
- [7] 류근배 등, "유전알고리즘을 이용한 선형유효도전동기의 다중목적 최적설계", 대한전기학회 하계학술대회 논문집 A, pp165-167, 1994
- [8] J. R. McDonnell, D. B. Fogel, "Evolutionary programming IV", MIT Press, 1995