

유전알고리즘을 이용하여 무효전력원의 이산성을 고려한 무효전력 최적배분

유석구 김규호
한양대학교

Optimal Dispatch of Reactive Power considering discrete VAR using Genetic Algorithms

Seok-Ku You Kyu-Ho Kim*
Hanyang University

abstract This paper presents a method for optimal dispatch which minimizes transmission losses and improves voltage profile of power systems using genetic algorithm based on the mechanism of natural genetics and natural selection. The constraints are VAR sources(transformer tap, generator voltage magnitude and shunt capacitor/reactor), load bus voltages and generator reactive power. Real variable-based genetic algorithms which can save coding times and maintain the accuracy are applied for optimal dispatch of reactive power. The genes of genetic algorithm consisted of integers for considering discrete VAR sources. A efficient operator for crossover is proposed to consider the effect of close genes. The algorithm proposed can apply to problems for large scale power systems with multi-variables and complex nonlinear functions efficiently. The proposed method is applied to IEEE 30 buses model system to show its effectiveness.

1. 서론

최근 계통규모가 점점 거대해지고 계통전압이 높아짐에 따라 무효전력배분 문제는 복잡해지고 다루기 어려워지는 경향이 있다. 무효전력배분의 목적은 무효전력원을 조정하여 계통의 전압분포를 향상시키고 손실을 최소화하는 것이다. 따라서 계통운용자는 부하모션 전압을 허용범위내에 유지하면서 공급의 질과 신뢰성을 향상시킬 수 있다.

현재까지 무효전력배분에 관한 연구로는 제약에 대한 강도를 순차적으로 증가시키는 SUMT 방법을 기초로 한 비선형최적화 기법에 의한 방법이 연구되었고[1], 전압크기 및 선로조류와 같은 종속변수의 변화를 효율적으로 구하기 위하여 최소차승법에 의한 방법이 제안되었다[2]. 또한 선형계획법과 같은 방법을 이용하여 무효전력 최적배분에 관한 연구가 진행되었다[3]. 그러나 이러한 연구들은 국부탐색에 의해 해를 구하는 방법으로서 전역적인 해를 보장하지 못하고 있으며, 수렴이 늦고 비실행 가능성의 해를 찾을 수 있다. 또한 탐색한 해가 연속적이기 때문에 정수제획법 및 혼합정수제획법 등이 이용되고 있으나 해를 구하기가 쉽지 않고, 특히 병렬콘텐서의 용량이 클수록 해를 찾기가 어렵다[4]. 최근에는 진화프로그래밍 및 유전알고리즘과 같은 연산을 이용하여 전역적인 해를 탐색하고, 무효전력원의 이산성을 고려하여 무효전력을 최적화하는 방법도 제시되고 있다[5,6]. 유전알고리즘은 기존의 최적화방법과 달리 최적화 문제의 변수들을 유한길이의 2진 스트링으로 코딩한다[7]. 그러나 코딩 절차는 다변수인 경우 많은 계산시간을 필요로 하고 정확성을 상실할 수 있다[8]. 따라서 변수의 코딩 절차없이 실현으로 최적화하므로써 코딩시간을 감소하고 정확성을 유지하는 방법을 이용하여 상정사고에 대한 예방제어를 목적으로 무효전력을 최적배분하는 방법이 연구되었다[9].

본 연구에서는 전역적탐색기법의 일종인 유전알고리즘을 이용하여 무효전력원의 이산성을 고려한 무효전력 최적배분 방안을 제시하였다. 계통 유효전력 손실을 목적함수로 하였으며, 제약조건으로는 무효전력 제어변수의 허용범위를 유지하면서 계통상태 변수에 대한 제약을 만족하도록 하였다. 또한 최적화기법으로는

실현수 유전알고리즘을 이용하였으며, 인접 유전자들 간의 효과를 고려하는 새로운 유전작용자를 제안하여 무효전력원을 최적 배분 하므로써 계통의 윤전효율을 향상하였다. 제안한 알고리즘은 IEEE 30 모선 모델계통에 적용하였고, 기존의 방법과 비교하여 효용성을 입증하였다.

2. 무효전력 최적배분을 위한 정식화

계통의 윤전효율을 향상시키기 위한 목적으로 식 (1)과 같이 무효전력 최적배분 문제를 정식화 하였다.

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

식 (1)에서 $f(x, u)$ 는 식 (2)와 같이 선로로 부터 발생하는 유효전력 손실이다.

$$P_{\text{loss}} = \sum G_{ij}(V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (2)$$

여기서 G_{ij} 는 모선 i와 j 사이의 어드미턴스 실수부이며, V 는 모선의 전압크기, θ_{ij} 는 모선 i와 j사이의 위상차이다.

$g(x, u)$ 는 제어변수와 상태변수에 대한 상화한치이며, u 는 제어변수(발전기 전압크기, 변압기 렘, 병렬콘텐서 및 리액터)이고, x 는 상태변수(부하모션 전압크기, 발전기 무효전력 출력)이다. 계통순실의 최소화는 유효전력조류에 대하여 이유를 갖게 되므로 계통 윤전조건을 향상시킬 수 있다. 전압크기는 무효전력배분에 의해 제어되고, 무효전력배분은 유효전력조류에 의해 영향을 받으므로 유효전력은 이미 최적배분이 되었다고 가정하였다. 무효전력 최적배분을 위하여 모선전압의 위상각은 최적화 각 단계에서 일정하며, 각 모선에서 유효전력주입은 슬랙모션을 제외하고 일정하다고 가정하였다. 식 (1)과 같은 일반적인 형태의 최소화 문제를 페널티 함수를 이용하여 식 (3)과 같이 제약이 있는 최소화 형태로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Min } & P(x, u) = f(x, u) \\ & + \mu \sum [\max \{0, g(x, u)\}]^2 \end{aligned} \quad (3)$$

μ 는 페널티 계수로서 최적화가 진행됨에 따라 순차적으로 증가시키면서 목적함수 P 를 감소시키면, 제약에 대한 강도 또한 증가하여 결국 제약조건을 만족하면서 원래의 목적함수 $f(x, u)$ 를 최소화하는 해를 얻을 수 있다.

3. 유전알고리즘

유전알고리즘 (Genetic Algorithms : GAs)은 자연선택과 자연유전학의 원리를 근거한 최적점탐색 알고리즘으로서 기계설계, 시스템의 상태추정, 퍼지제어기 설계, 신경회로망 학습, 패턴인식 등 다양한 분야에서 성공적으로 사용되었다[10]. GAs는 최적화문제의 목적함수로부터 적합도를 구해 적합도 값에 따라 다음 세대에 생존과 소멸을 결정하는 것으로서 최적화문제의 변수들의 집합을 유한길이의 2진 스트링으로 코딩한다. 이것은 코딩

할 스트링의 길이와 변수의 해는 trade-off 관계에 있다는 것을 알 수 있다. 더욱 정확한 해를 요구한다면 스트링의 길이는 매우 길어야 한다. 긴 스트링에 대한 코딩절차는 많은 계산시간을 필요로 하고 수렴 정도를 감소시킬 것이다. 본 연구에서 변수를 유한길이로 코딩하는 절차가 필요없이 변수 그 자체로 최적화하는 실변수 유전알고리즘 (Real-Variable Genetic Algorithms : RVGAs)을 이용한다[8]. 실변수로 코딩하는 RVGAs의 기본요소는 탐색한 각각의 변수를 실제값으로 구성한다. 즉 스트링은 모든 변수를 포함하는 벡터로서 표현할 수 있다. 예를들어 함수 $f(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 를 최소화하는 문제를 고려하면 스트링은 $X = (w_1, w_2, \dots, w_n) \in R^n$ 이 되며, R^n 은 n차원 탐색공간이다. 무효전력원의 이산성을 고려한 최적배분을 위하여 각 개체의 스트링을 정수(integer)로 표현하였다. 또한 RVGAs는 3개의 기본적인 유전작용자가 있다.

가. 복제(Reproduction)

복제란 적합도에 비례하여 개체를 생존시키는 작용자로서, 비선형이고 불연속인 양의 값을 갖는 함수를 적합도 함수로 정의한다. 개체의 적합도는 모든 개체의 적합도의 합으로 정규화한다. 이 정규화된 적합도는 다음 세대에 생존할 확률이다. 룰렛 휠을 이용하여 적합도에 따라 다음세대에 생존 여부를 결정하고, 각 세대의 가장 우수한 개체는 다음 세대에 항상 살아 남는다.

나. 교차(Crossover)

새롭게 복제된 개체들 중에서 교차화률에 따라 교차할 개체를 선정한다. 예를들어 $X^t = (1, 2, 3, 4, 5)$ 와 $Y^t = (2, 4, 6, 5, 7)$ 이라는 개체를 선정한다. X^t 와 Y^t 는 어버이이고, X^{t+1} 과 Y^{t+1} 은 자손이다. simple crossover를 하면 결국 $X^{t+1} = (1, 2, 3, 5, 7)$, $Y^{t+1} = (2, 4, 6, 4, 5)$ 로 된다. 이것은 유전자 사이에서만 교차가 발생하므로 다음과 같은 교차 방법을 제안하다. 교차 대상 개체에서 대용되는 변수의 인접효과를 고려하기 위하여 고리형 교차 유전작용자를 이용한다. 예를들어 어버이 개체에서 세번째 유전자의 스트링의 수가 0에서 9 까지 있고, 3과 6을 교차하려고 할 때 그림 1과 같은 고리형 작용자에서 3과 6 사이가 더 가까운 쪽의 유전자들 중 하나의 유전자로 3과 6이 각각 변한다. 이러한 유전작용자는 whole integer crossover 라 정의한다.

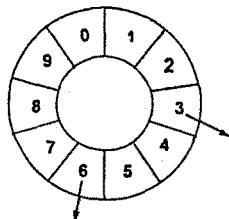


그림 1 whole integer crossover의 예
Fig. 1 Example of whole integer crossover

다. 돌연변이

교차를 행한 후 개체의 스트링에서 각각의 변수는 돌연변이 확률을 만큼 랜덤한 변화를 한다. 돌연변이 확률에 의해 선택된 개체의 변수를 스트링의 수 안에서 바꾸는 것이다. 이것을 integer uniform 돌연변이라 한다. 따라서 돌연변이 작용자는 국지적 최적해로 수렴하는 것을 방지하는 작용을 한다. 그러나 돌연변이는 세대에 변하면서 환경에 대한 적응성과는 무관하게 랜덤하게 발생하므로 돌연변이 확률이 너무 크면(50% 이상) 일반적으로 랜덤 탐색의 경향을 나타낸다.

3.1 무효전력원의 이산성 고려를 위한 유전알고리즘 풍물

무효전력원의 이산성을 고려하기 위하여 식 (1)의 제이번수를 스트링 단위로 변화하도록 하여 식 (4)와 같이 나타낸다.

$$u = u^{\min} + w \cdot \Delta u \quad (4)$$

여기서 u 는 제이번수, u^{\min} 은 제이번수의 하한치, Δu 는

각 제이번수의 스트링의 범위 그리고 w 는 개체의 번수 즉 스트링의 수이다. 식 (4)에서 스트링의 수에 제이번수의 스트링의 범위를 곱한 후 각 제이번수의 하한치를 합하면 결국 이산적인 제이번수를 구할 수 있다. 이러한 이산적인 제이번수를 이용하여 조류 계산을 한 후, 식 (3)의 폐널티 함수 형태인 최적화 문제에 대입 한다. 식 (3)의 폐널티 함수 형태로 변형된 무효전력 최적배분 문제를 식 (5)와 같이 목적함수의 역을 취하여 목적함수 최소화 문제를 적합도 최대화 문제로 변형할 수 있다. 식 (5)는 각 개체의 적합도를 의미한다.

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

RVGAs를 이용하여 무효전력 최적배분을 위한 절차를 요약하면 다음과 같다.

절차 1. 초기화

각 개체의 스트링을 변수의 상하한치 내에서 랜덤하게 발생한다.

절차 2. 적합도 평가

각 개체의 스트링을 이산적인 제이번수로 변환하여 조류계산을 행한 후 적합도를 평가한다.

절차 3. 수렴판정

- 가. 최대세대이면, 종료
- 나. 아니면, 절차 4로 간다.

절차 4. 개체의 스트링 조작

RVGAs 유전작용자를 이용하여 각 개체를 향상시키고 절차 2로 간다.

가. 복제

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

나. 교차

whole integer crossover를 이용하여 교차 확률에 따라 어비이로 부터 자손을 발생시킨다.

다. 돌연변이

돌연변이 확률에 의해 선정한 유전자에 대하여 integer uniform 돌연변이를 한다.

4. 사례연구

RVGAs를 이용하여 무효전력 최적배분을 위하여 제안한 방법을 IEEE 30 모선 모델 계통에 적용하여 효용성을 입증하였으며, 모의실험은 C 언어로 작성하였고 Sun workstation(sparc-20)에서 실행하였다. 또한, 기존의 방법인 Matlab의 최적화 toolbox에서 SQP(Sequential Quadratic Programming) 최적화기법에 의해 검증하였다[11].

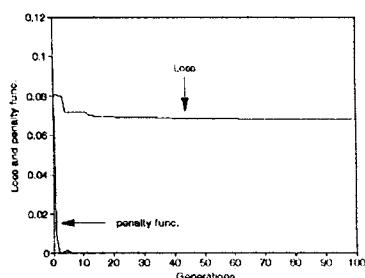
발전기 모선은 6개, 변압기 펩은 4개, 병렬 콘덴서 및 리에터는 2개로 스트링의 수가 총 12개인 경우를 고려하였다. RVGAs를 위한 교차 확률 PC는 0.5, 돌연변이 확률 PM은 0.033, 개체의 수는 100개로 하였다. 표 1은 IEEE 30 모선 모델 계통의 번수의 초기상태와 simple crossover 와 whole integer crossover에 대해 각각 RVGAs를 이용하여 수렴된 결과 그리고 SQP를 이용한 결과를 나타낸 것이다. 발전기 전압의 상하한치는 0.95~1.1pu, 변압기 펩은 0.9~1.1pu 그리고 병렬 콘덴서는 0.50pu로 하였다. 또한 상태변수인 부하모션 전압크기는 0.95~1.05pu, 발전기 무효전력에 대한 제약은 각각의 무효전력 출력 상하한치로 하였다. 또한 무효전력원의 이산성을 고려하기 위하여 각 무효전력원의 스트링 범위를 변압기 펩은 0.008, 발전기전압은 0.0075, 병렬콘덴서는 0.025로 하였다. 표 1에서 알 수 있듯이 초기상태에서는 부하모션의 제약을 위반하나 무효전력 최적배분결과 어떠한 부하모션도 제약을 위반하지 않았으며, 계통순실은 초기상태 보다 감소하였다. 또한 두가지 유전작용자를 이용한 경우 제안한 교차 유전자 즉, whole integer crossover를 이용하였을 때 손실이 더 감소 되었다. 따라서 인접 유전자 사이의 영향이 해를 개선하는 방향으로 나타난다는 것을 의미한다. 그러나 SQP에 의한 결과와 비교하면, 손실의 경우 RVGAs에 의한 결과가 조금 높다. SQP는 연속적인 해를 구하는 방법이고 제안한 RVGAs는 이산해를 구하는 방법이므로 다소 차이는 날 수 있다. 그러나 제안한 RVGAs에 의해 얻은 해는 실제 이용가치가 월등 높으며, 문헌 6에서도 거의 같은 유형의 결과를 얻었다. 또한 SQP에 의한 상태변수의 결과를 보면 모선 3번의 경우 최적화가 진행되는 동안 실행가능영역과 비실행가능영역 사이를 진

동하면서 결국 실행가능영역으로 수렴하였다. 그러나 * 표시한 모선 12의 경우 수렴하였을 때의 정확한 값은 1.0500000012로서 비실행가능영역의 해를 얻었다.

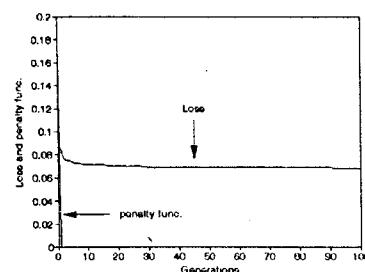
표 1 RVGAs와 SQP에 의한 결과의 비교

Table 1 Comparision of results using RVGAs and SQP

제어변수	초기상태	RVGAs		SQP
		whole	simple	
V _{G1}	1.0500	1.0250	1.0250	1.0767
V _{G2}	1.0400	1.0100	1.0100	1.0619
V _{G3}	1.0100	0.9800	0.9800	1.0332
V _{G8}	1.0100	0.9875	0.9875	1.0413
V _{G11}	1.0500	1.0400	1.0175	1.0905
V _{G13}	1.0500	1.0175	1.0175	1.0579
T ₁	1.0780	1.0200	1.0040	1.0275
T ₂	1.0690	0.9800	0.9800	0.9590
T ₃	1.0320	0.9880	0.9860	0.9716
T ₄	1.0680	0.9640	0.9640	0.9604
Q _{C10}	0.1900	0.2000	0.1500	0.1900
Q _{C24}	0.0400	0.1500	0.0500	0.0400
V ₃	1.0295	1.0498	1.0494	1.0499
V ₁₂	1.0050	1.0488	1.0456	1.0500*
V ₁₈	0.9669	1.0240	1.0207	1.0266
V ₁₉	0.9623	1.0225	1.0193	1.0255
V ₂₀	0.9657	1.0271	1.0239	1.0303
V ₂₅	0.9372	1.0303	1.0279	1.0350
V ₂₆	0.9179	1.0129	1.0105	1.0177
V ₂₇	0.9377	1.0431	1.0411	1.0484
V ₂₉	0.9158	1.0237	1.0216	1.0291
V ₃₀	0.9031	1.0125	1.0104	1.0179
손실[p.u.]	0.07531	0.06812	0.06824	0.0680



(a) whole integer crossover



(b) simple crossover

그림 2 손실과 폐널티 함수의 변화
Fig. 2 Variation of loss and penalty function

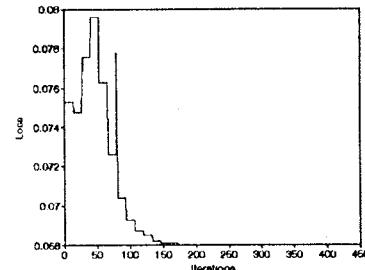


그림 3 SQP에 의한 손실의 수렴
Fig. 3 Convergence of loss using SQP

또한, 그림 2의 (a)와 (b)는 RVGAs를 이용하여 simple crossover와 whole integer crossover 적용시 목적함수와 폐널티 함수의 변화 과정을 나타낸 것이다. 폐널티 함수의 경우 세대가 변화함에 따라 위반치가 영으로 수렴한다. 이것은 초기세대에서는 제약을 위반하지만 세대가 변화함에 따라 제약을 만족하는 것을 의미한다. 그림 3은 SQP에 의하여 초기값으로부터 수렴과정을 나타낸 것이며, 그림 2의 과정과 유사하나 전술한 바와 같이 비실행가능영역의 해를 탐색하였다.

5. 결론

본 연구에서는 전역적탐색기법인 유전알고리즘을 이용하여 무효전력의 최적배분 방안을 제시하였다.

무효전력의 최적배분을 위한 목적으로 부하모선 전압크기 및 발전기 무효전력출력을 허용범위내에 유지하면서 계통 무효전력 손실을 감소하였다. 또한, 실현수로 코딩하는 유전알고리즘을 이용하여 코딩 절차에 따른 계산시간을 줄이고 정확성을 유지하도록 하였으며, 정수로 유전자를 표현하여 무효전력원의 이산성을 고려하여 실제 이용가치를 높였다. 인접 유전자들 간의 효과를 고려하는 새로운 유전작용자를 제안하여 무효전력원을 최적배분 하므로써 계통의 운전효율을 향상하였다. 기존의 연속적인 해를 구하는 방법과 비교하여 제안한 방법의 효용성을 입증하였다.

참고문헌

- [1] R. R. Shoultz, D. T. Sun, "Optimal power flow based upon P-Q decomposition", IEEE Trans. PAS pp397-405, Feb. 1982
- [2] R. R. Shoultz, M. S. Chen, "Reactive power control by least squares minimization", IEEE Trans. PAS, Vol. 95, No. 1, pp315-334, Feb. 1976
- [3] J. Qiu, "A new approach for power losses and improving voltage profile", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. PWRS-2, No. 2, pp287-295, May, 1987
- [4] K. Aoki, "Optimal VAR planning by approximation method for recursive mix-integer linear programming", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 3, No. 4, pp1741-1747, 1988
- [5] J. T. Ma, Q. H. Wu, "Application of evolutionary programming to optimal reactive power dispatch", IEEE World Congress on Computation Intelligence, Proceeding of ICEC, Vol. 2, pp730-735, June, 1994
- [6] K. Iba, "Reactive power optimization by genetic algorithm", IEEE Trans. Power Systems, Vol. 9, No. 2, pp685-692, 1994
- [7] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison Wesley, 1989
- [8] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Second Edition, Springer Verlag, 1992
- [9] 김규호, 유석구, "상정사고를 고려한 전압·무효전력 예방제어", 대한전기학회 춘계학술대회 논문집, pp3-6, 1995
- [10] 류근배 등, "유전알고리즘을 이용한 선형유도전동기의 다중목적 최적설계", 대한전기학회 하계학술대회 논문집 A, pp165-167, 1994
- [11] MatLab Toolbox for use with Matlab, Optimization, The Math Works Inc., 1993