

**전압의존형 부하모델과 유전알고리즘에 기반을 둔
무효전력 최적배분**

김병섭*, 채명식, 신중린
건국대학교 전기공학과

**Genetic Algorithm based Optimal Reactive Power Dispatch
with Voltage Dependent Load Models**

Byung-Seop Kim*, Myung-Suk Chae, Joong-Rin Shin
Dept. of Electrical Eng. Konkuk Univ.
Email: jrshin@kucc.konkuk.ac.kr

Abstract

This paper presents a genetic algorithm based optimal reactive power dispatch (ORPD) in which voltage dependent load model is considered. The objective of this study is to minimize the transmission loss with consideration of voltage and reactive power constraints. The proposed algorithm has been evaluated with the IEEE 30-bus system. Simulation results, compared with each cases, are presented to show the performance of the proposed method.

1. 서 론

유효전력 최적배분과 무효전력 최적배분(ORPD: Optimal Reactive Power Dispatch) 문제는 전력계통 경제운용에 있어 중요한 최적화 문제이다. 유효전력 최적배분은 발전기의 발전량을 조절하여 연료비율 최소화하는 문제이며, 무효전력 최적배분은 전압 및 무효전력 제약조건을 고려한 계통손실을 최소화 하는 문제로 취급할 수 있다. 기존의 무효전력 최적배분에 관한 연구는 선형 및 비선형 프로그램 기법을 기본으로 문제를 해결하였으나 [1][2]. 목적함수는 해석적이거나 미분 가능한 함수이어야만 하는 수학적인 가정과 해를 구하더라도 그 해가 국부 최적 해일 가능성을 배제할 수 없었다. 목적함수의 비선형 특성으로 인한 많은 가정과 여러가지 제약조건을 비교적 용이하게 다룰 수 있으며 전역 해에 대한 보장성도 좋은 유전 알고리즘의 응용이 최근 주목을 끌고 있다. [4][5]

본 논문에서는 무효전력 최적배분 문제를 해결하기 위하여 유전알고리즘을 적용하였으며, 유전알고리즘의 각 연산자는 해의 정확성 및 신속성을 위하여 문제에 맞게 수정하면서 해의 탐색효율을 높이고자 하였다. 또한, 실제통로에 극장한 해를 얻기 위하여 전압의존형 정적 부하모델을 적용하였다. 본 논문의 탄생성을 검증하기 위하여 제안된 알고리즘을 IEEE 30모선계통에 적용하여 그 결과를 보였다.

2. 문제의 정식화

본 연구에서는 ORPD 문제를 정식화 함에 있어 발전모선의 전압크기, 변압기 템, 각 모선의 무효전력 보상량을 제어변수로 택하였으며 부하모선의 전압크기, 발전 모선의 무효전력 크기를 상태변수로 취급하여 다음과 같이 정식화했다.

2.1 목적함수

본 연구의 목적함수는 식(1)과 같이 전체 계통의 송전 손실을 최소화하도록 하였다.

$$\min P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^{N_E} G_{ii}(V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (1)$$

여기서, $i = (i, j)$, N_E : 계통내 선로의 집합

2.2 제약조건**1) 등호제약조건 (Equality constraint)**

등호제약조건은 전력수급조건으로서 본 연구에서는 전압변동에 의한 부하의 변화영향을 고려하기 위하여 전압의존형 부하모델을 이용하여 다음 (3) 식과 같이 나타내었다.

$$P_{di} = P_{d0} \left[\alpha_P + \beta_P \left(\frac{V_i}{V_d} \right) + \gamma_P \left(\frac{V_i}{V_d} \right)^2 \right]$$

$$Q_{di} = Q_{d0} \left[\alpha_Q + \beta_Q \left(\frac{V_i}{V_d} \right) + \gamma_Q \left(\frac{V_i}{V_d} \right)^2 \right]$$

$$\Delta P_i = P_{di} - P_{d0}$$

$$- V_i \sum V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0, \quad i \in N_{B-1} \quad (2)$$

$$\Delta Q_i = Q_{di} - Q_{d0}$$

$$- V_i \sum V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0, \quad i \in N_{PQ}$$

여기서, P_{gi} , Q_{gi} : 모선 i 의 유효 및 무효전력 발전

P_{di} , Q_{di} : 모선 i 의 유효 및 무효전력 부하

G_{ij} , B_{ij} : 모선 i , j 간 컨덕턴스 및 서셉턴스

V_i : 모선 i 의 전압크기

N_{B-1} : 슬랙을 제외한 모선집합

N_{PQ} : 부하모선 집합

P_{d0} , Q_{d0} : 기준상태의 부하전력

V_d : 기준상태의 전압

α_P , α_Q : 정전력부하 성분계수

β_P , β_Q : 정전류부하 성분계수

γ_P , γ_Q : 정임피던스부하 성분계수

2) 부등호 제한 조건(Inequality constraint)

최적화 문제를 위한 제어변수 (U) 및 상태변수 (X)는 각각에 대하여 다음과 같은 한계영역을 갖게된다.

$$(U, X)^{\min} \leq Q_{gi}, V_{gi}, V_{di}, T_k, C_i \leq (U, X)^{\max} \quad (3)$$

여기서, Q_{gi} : 발전모선 i 의 무효전력

V_{di} : 발전모선 i 의 전압크기

V_{gi} : 부하모선 i 의 전압크기

T_k : 변압기의 템설정값

C_i : 별령 콘텐서의 크기

3. 유전알고리즘을 이용한 최적화**3.1 유전알고리즘 적용을 위한 목적함수의 확장**

앞에서와 같이 정식화된 무효전력 최적배분 문제는 등호제약조건이 비선형뿐만 아니라 부등호 제약조건 집합이 매우 크기 때문에 기존의 선형 또는 비선형 계획법으로 해를 얻기에는 수치해의 안정성(numerical stability) 및 국부해의 가능성 등에서 여러 가지 어려움이 있다. 본 연구에서는 이러한 어려움을 완화코자 유전알고리즘의 응용을 시도하였다. 유전알고리즘을 적용하기 위하여 본 연구에서는 전압 제약조건과 무효전력 제약조건에 벌점함수(penalty function)을 부과하여 유전알고리즘 적용에 알맞도록 다음과 같이 목적함수를 확장하였다.

$$\min f_g = P_{\text{loss}} + \sum_{i=N_B} \lambda_V (V_i - V_i^{\text{lim}})^2 + \sum_{i=N_{PQ}} \lambda_Q (Q_i - Q_i^{\text{lim}})^2 \quad (4)$$

$$\text{여기서 } V_i^{\text{lim}} = \begin{cases} V_i^{\min} & \text{if } V_i < V_i^{\min} \\ V_i^{\max} & \text{if } V_i > V_i^{\max} \end{cases}$$

$$Q_i^{\text{lim}} = \begin{cases} Q_i^{\min} & \text{if } Q_i < Q_i^{\min} \\ Q_i^{\max} & \text{if } Q_i > Q_i^{\max} \end{cases}$$

이며 벌점계수 λ_V , λ_Q 는 유전알고리즘의 탐색과정에서 세대수에 의한 효과를 부여할 수 있도록 본 논문에서는 다음과 같이 설정하였다.

$$\lambda_V = G_i(t/T) C_V, \quad \lambda_Q = G_i(t/T) C_Q \quad (5)$$

3.2 유전알고리즘에 의한 최적화

본 논문에서는 실변수 코딩(floating-point numbers)과 룬렛 퀸

여기서, G_i : i 모선에 대하여 벌점계수가 세대수의 영향을 반도록 정의된 함수
 t : 현 세대수
 T : 종료 세대수
 C_p, C_Q : 감도상수

v_k' : 돌연변이된 파라메터
 UB : 파라메터 v_k 의 상위 경계영역 한계
 LB : 파라메터 v_k 의 하위 경계영역 한계
 G_i : 현재 염색체의 세대수 값
 r : [0, 1]사이의 랜덤값
 Mg : 지정된 종료세대수(minded num.)
 b : 돌연변이 정도를 결정하는 상수

(Roulet wheel)방법을 사용하며, 엘리티즘(Elitism)함수를 사용했다.

1) 적합도 함수

$$F = \frac{M}{1+E} \quad (6)$$

E : 목적함수

M : 적합도를 조절하기 위한 상수($M=100$)

2) 교배(Crossover)모듈

본 논문에서 교배는 3가지 연산자가 세대수 전행 정도에 따라 서 각각 적용되도록 하였다.

① 전산술교배(Whole Arithmetic Crossover:WAC)

이연산자는 세대 초반에 투입되어 전역적으로 균일하게 해를 탐색해나가는 역할을 담당한다.

② 경험교배(Heuristic Crossover:HC)

목적함수가 증가하는 방향으로 탐색방향을 결정하는 연산자로서 세대 중반에 투입되어 지역적 미세조정과 유망한 방향으로의 탐색이 가능하도록 해준다.

$$x_3 = r \cdot (x_2 - x_1) + x_2, \text{ 단 } f(x_2) > f(x_1) \quad (7)$$

x_1 : 현세대중 한 염색체의 파라메터

x_2 : 현세대중 최적적합도 갖는 염색체의 파라메터

x_3 : 개선된 파라메터

r : [0, 1]사이의 랜덤값

③ 변형 전산술교배(Modified WAC:MWAC) 이 연산자는 본 논문에서 새롭게 제시된 연산자로서 세대 중반부에 투입되어 거의 최적화에 따른 준최적해(S'_{BEST})와 직접교배를 통하여 단 하나의 자손세대만을 만들어 내며 최적화된 해 근처의 미소부분의 지역탐색을 행함으로서 더욱 개선된 해를 얻을 수 있도록 하였다.

$$S'_p^{t+1} = aS'_{BEST} + (1-a)S'_p \text{ if random} = 0 \quad (8)$$

$$S'_p^{t+1} = aS'_p + (1-a)S'_{BEST} \text{ if random} = 1$$

3) 돌연변이(Mutation)모듈

돌연변이 모듈은 균등 돌연변이 와 불균등 돌연변이를 기본 연산자로 사용했으며, 초기에 바람직하지 않은 해에 수렴하는 문제를 극복하기 위하여 변형 불균등 돌연변이를 제안하였다

$$v_k' = \begin{cases} UM, & \text{always} \\ NM, & \text{if object value changed} \\ MNM, & \text{if object value unchanged} \end{cases}$$

① 균등돌연변이(Uniform mutation:UM)

세대 전반에 걸쳐 적용되고, 동일한 돌연변이율을 갖는다.

$$\begin{cases} x_i' = \langle v_1, \dots, v_m \rangle \\ x_i' = \langle v_1, \dots, v_k', \dots, v_m \rangle, (LB \leq v_k' \leq UB) \end{cases} \quad (9)$$

② 불균등 돌연변이(Non-uniform mutation:NM)

시스템의 지역적 미세조정을 담당하는 연산자

③ 변형 불균등 돌연변이(Modified NM: MNM)

본 논문에서 새롭게 제안되었으며 전역탐색 과정에서 초기에 벌점이 많이 부과된 상태의 어떤 점으로 수렴된 후 점점 커지는 벌점상수에 의해 더 이상 좋은 해를 탐색하지 못하고 상태변수의 분포가 좋지 않은 결과로서 계산이 종료되는 문제를 극복하기 위하여 준최적해(v_{BEST})가 돌연변이 된값으로 대치하여 개선된 손실값을 얻도록 하였다. 비록 평균적 합도 값은 낮아지더라도 최적화 문제의 특성상 개선된 최대 적합도 값을 탐색하도록 하였다. 이때 돌연변이율(P_m)은 다음처럼 변화하는 적용 돌연변이율을 갖도록 한다.

$$v_k' = \begin{cases} v_{BEST} + \Delta(G_i, UB - v_{BEST}), & \text{if } rv = 0 \\ v_{BEST} - \Delta(G_i, v_{BEST} - LB), & \text{if } rv = 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\Delta(G_i, y) = yr(1 - \frac{G_i}{Mg_i})^b, P_m = \frac{Mg_i - G_i}{Mg_i}$$

4) 종료조건

본 연구에서는 과다한 계산시간을 감안하여 어느 정도의 경계값을 근간으로한 세대수에 의하여 종료를 하도록 하였다. 제안된 알고리즘의 순서도는 그림1과 같다

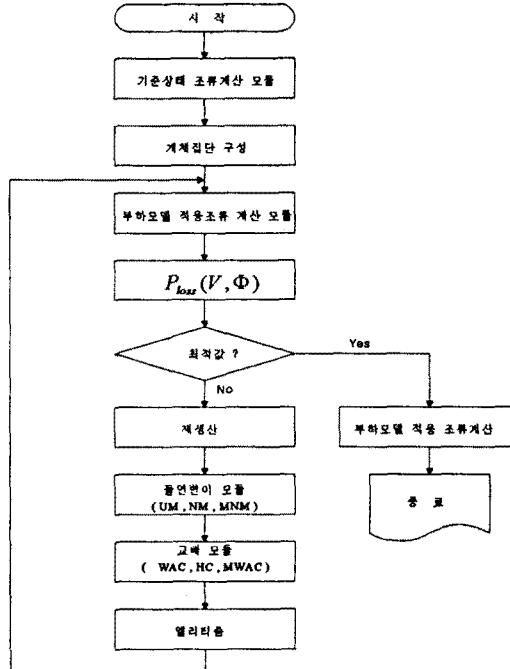


그림 1. 제안된 흐름도

Fig. 1 flow chart of the proposed algorithm

4. 사례연구

제안된 알고리즘을 IEEE 30모신계통에 적용하였다. 개체집단수:50, 세대수:50, PM:0.15, PC:0.7의 값으로 하였으며 초기 조건 및 실험결과는 다음과 같다. 각 표의 전력량과 손실은 [MW]이고 전압과 보상기의 크기는 [pu]값이다.

표 1 사례별 부하성분 계수

Table 1. coef. of load component by study case

	α_P	β_P	γ_P	α_Q	β_Q	γ_Q
case 1	1	0	0	1	0	0
case 2	0.74	0.04	0.22	0.05	0.08	0.27
case 3	0.3	0.3	0.4	0.4	0.1	0.5

표 2 제약변수의 한계영역

Table 2. bound values for constrained variable

V_S		V_d		T_H		C_i	
min	max	min	max	min	max	min	max
0.9	1.1	0.95	1.05	0.95	1.05	0.0	0.5

4.1 유전연산자의 수렴특성

교배의 적용을 위한 값은 (0.09, 0.08)로 하였고, 돌연변이의 MNM을 위한 투입 정도는 3세대 이상으로 시험 하였다. 제안된 벌점 함수에 사용된 감도상수의 크기는 $C_V: 1.0$, $C_Q: 0.1$ 의 값으로 설정하였다. 기존의 유전 연산자가 전체 세대 중 1/3정도의 값에서 초기에 수렴하며 더 이상 개선이 일어나지 않는데 비하여, 제안된 유전

연산자는 세대 전반에 걸쳐 균일한 개선이 이루어지고 있으며 더욱 바람직한 해를 탐색하도록 작용한다는 것을 알 수 있다.

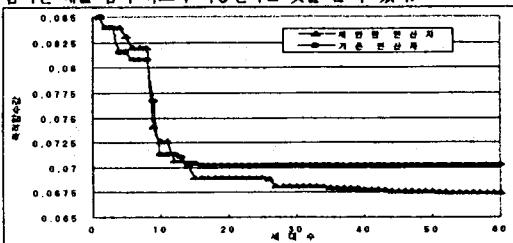


그림 2 유전연산자 수렴특성

Fig. 2 convergency of Genetic operators

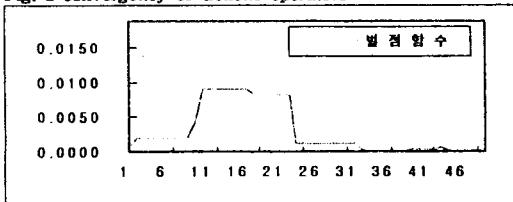


그림 3 벌점함수 값의 변화

Fig. 3 value of penalty function

4.2 ORPD 결과 및 부하모델의 영향

제안된 유전연산자의 전역 탐색의 결과는 표3에 나타나 있으며, 기준상태에 비하여 ORPD를 시행한 경전력 부하모델인 case 1의 경우 계통손실량이 감소됨을 볼 수 있다.

목적함수에 포함된 손실방정식의 형태가 전압과 위상각에 대한 함수이므로 무효전력 최적분배 문제는 전압의 특성을 개선하여 손실을 최소화하는 문제이다. 전압의존 부하모델의 적용은 부하모델의 부하값에 영향을 미치게 될 것이다. 표 3은 ORPD를 시행했을 경우 각 사례별 전압크기, 템, 총발전량 및 부하량, 손실의 결과를 보이고 있다.

표3. ORPD 결과

Table 3 results of ORPD

기준 상태값	ORPD 결과		
	case 1	case 2	case 3
V_1	1.0500	1.0764	1.0781
V_2	1.0338	1.0638	1.0633
V_5	1.0058	1.0287	1.0333
V_8	1.0230	1.0410	1.0424
V_{11}	1.0913	1.0374	0.9994
V_{12}	1.0883	1.0670	1.0284
T_1	1.0155	1.0354	1.0144
T_2	0.9629	0.9991	1.0305
T_3	1.0129	0.9948	1.0174
T_4	0.9581	0.9792	1.0167
C_1	0.19	0.3138	0.1772
C_2	0.04	0.1184	0.1123
$\sum P_d$	283.40	283.40	281.97
$\sum Q_d$	126.20	126.20	125.30
$\sum P_f$	290.511	290.153	288.716
$\sum Q_f$	99.212	71.576	88.503
P_{bw}	7.111	6.753	6.739
Q_{bw}	-26.987	-54.623	-36.800
			-29.239

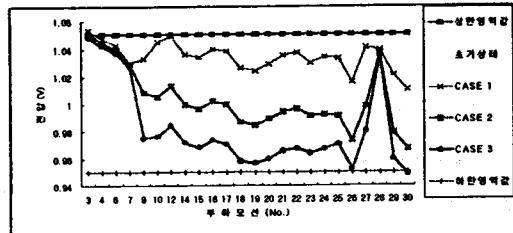


그림 4 사례별 모선전압의 분포

Fig. 4 distribution of bus voltage by study cases

그림 4는 전압의 한계내에서 기준상태와 ORPD를 적용했을 경우 각 사례 및 부하모션 전압분포를 나타내고 있다.

표 4 사례별 전압한계 영역을 벗어난 모선 및 전압값

Table 4 buses and bus voltage values which violate their bounds

case 1	case 2	case 3
V_3	V_3	V_{30}
1.053	1.051	0.949

표4는 각 사례별 한계영역을 벗어난 모선번호와 그 모선의 전압값을 보인 것이다. 각 사례마다 30개 모선중 1개 정도의 모선에서 전압한계 영역을 벗어났으며 그 값도 경계치에 매우 근접한 것은 제시된 알고리즘의 유효성을 보여주는 것이라고 할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 기존의 수치해법이 아닌 전역탐색 기법중 하나인 유전자 알고리즘을 적용하여 또한 전압의존형 정적 부하모델을 고려하여 무효전력 최적배분 문제의 실효성을 높히고자 하였다. 유전알고리즘에 의한 최적해 탐색과정에서는 새로운 유전연산자를 적용하여 개선된 수렴특성과 해를 탐색할 수 있었다. 제안된 알고리즘의 특징을 요약하면 다음과 같다. 첫 번째 교배방법은 전산술교배, 경험교배, 변형전산술교배 모듈을 세대수 진행정도에 따라 적용하도록 하여 탐색방향과 탐색구간을 최적화하도록 하였으며, 돌연변이방법은 균등돌연변이와 불균등돌연변이를 기본으로 해의 수렴성을 증진시키기 위해 변형불균등 돌연변이를 사용하였다. 두 번째로 전압의존형 정적부하모델을 각 사례별로 적용시켜 사례가 진행됨에 따라 전압크기 및 템값의 변화 및 이에 따른 계통손실, 발전량 및 부하량의 변화를 통해 부하모델의 효과를 검증하였다.

참고문헌

- [1] K.R.C. Mamandur,R. D. Chenoweth, "Optimal control of reactive power flow for improvements in voltage profiles and for real power loss minimization" IEEE Trans. on Power Apparatus and System, Vol. PAS-100, No. 7 July 1981, pp. 3185-3194
- [2] Lee, K. Y., Park, Y.M. and Ortiz, J.L., " A united approach to optimal real and reactive power dispatch", IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 104, 1985, pp.1147-1153
- [3] Shoultz, R.R. and D.T. sun: 'Optimal power flow based upon P-Q decomposition', IEEE Trans. on Power Apparatus and System,101,1982,pp.397-405
- [4] Q H Wu , J T Ma , "Power system optimal reactive power dispatch using evolutionary programming", IEEE Trans. on Power System, Vol. 10, No.3, August 1995, pp.1243-1249
- [5] Kenji Iba, "Reactive power optimization by genetic algorithm", IEEE Trans. on Power System, Vol. 9, No. 2, May 1994
- [6] P. Kundur, , "Power system stability and control", McGraw-Hill, pp. 271-313, 1993.