

전력계통 최적조류계산을 위한 적응 PSO 알고리즘 연구

박종국*,정희명*,박준호*,이화석**
 부산대학교*,동의과학대학**

Research of adaptive PSO algorithm for solving Optimal Power Flow Problem

Jong Kook Park*, Hee Myung Jeong*, June Ho Park*, Hwa Seok Lee**
 Pusan National University*, Dong-Eui Institute of Technology**

Abstract - 전력계통이 점점 더 복잡해지고 광역화됨에 따라 최적조류계산(Optimal Power Flow:OPF)은 전력계통에서 여러 가지 제약 조건을 만족하면서 경제적이고 안전하게 계통을 운영하기 위한 기법으로 더욱 중요성이 커지고 있다. 종래의 계산방법에는 비선형 계획법, 선형계획법 같은 수치해석적인 방법을 사용하였다. 그러나, 이러한 방법들은 전역 최적해를 구하기 위해서는 목적함수가 convex해야 한다. 또한, 계통 규모가 클 경우, 최적해 수렴이 안 되거나 수렴이 되더라도 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 최근에는 이러한 문제를 극복하고자 여러 가지 진화연산기법들이 최적조류계산 문제에 적용되고 있다. 본 논문에서는 PSO알고리즘을 여러 개선된 형태로 비교 연구하여, 제안한 방법중 가장 최적화된 결론을 도출하기 위하여, IEEE 30,118 모선 계통의 최적조류계산 문제에 적용하였다.

1. 서 론

현재 우리나라의 전력산업 환경은 구조 개편으로 인해 경제적, 사회적, 그리고 기술적으로 많은 변화를 겪고 있다. 이러한 변화 속에서 안전하고 높은 신뢰도를 유지하면서 최적으로 계통을 운영하는 것은 점차로 어려운 일이 되고 있다. 따라서 전력계통의 운용과 계획에 가장 기본이 되고 필수적인 최적조류계산에 대한 연구가 요구되고 있다. 최적조류계산(Optimal Power Flow: OPF)은 전력계통에서 여러 가지 제약조건을 만족하면서 경제적이고 안전하게 계통을 운영하기 위한 기법이다. 1960년대 초 Dommel과 Tinney [1]에 의해 소개된 이후 많은 연구자들에 의해 연구되고 있는 전력계통의 중요한 분야이다. 종래의 최적조류계산 방법에는 비선형 계획법[2], 선형계획법[3], Gradient-Projection Method[9] 등의 수치적인 기법 등이 사용되었다. 그러나 이러한 방법들이 전역 최적해를 구하기 위해서는 목적함수가 Convex해야 하나, 최적조류계산 문제는 Non-Convex한 특성을 가지므로 기존의 방법으로 전역 최적해를 구하기가 어려운 단점이 있다. 또한 계통의 규모가 큰 경우, 다수의 운용 제약조건, 계통의 비선형성으로 인해 최적의 해를 구하는데 많은 시간이 걸릴 뿐만 아니라 심지어 전역 최적해로 수렴함을 보장할 수가 없다. 이러한 수학적 프로그래밍 기법의 단점을 극복하고자 유전알고리즘(GA)[5], 진화프로그래밍(EP)과 같은 진화연산 기법들이 최적조류계산 문제에 적용되어 좋은 성능을 보이고 있다. 최근에는 새로운 진화연산 기법의 일종인 PSO(Particle Swarm Optimization)알고리즘[8]의 적용에 대한 연구가 진행되고 있는데, PSO 알고리즘은 기존 유전 알고리즘에 비해 연산 과정이 간단하여 계산 부담이 상대적으로 적고, 최적해 탐색능력에 영향을 미치는 파라미터가 적어 실제 구현이 용이하다는 장점이 있다. 따라서 본 연구에서는 PSO 알고리즘과 적응PSO 알고리즘을 제시 하고, 제안한 방법의 유용성을 보이기 위하여 IEEE 30,118 모선 계통의

최적조류계산 문제에 각각 적용하여 종래의 Gradient-Projection Method 등 수치적 기법과 비교 연구를 하였다.

2. 본 론

2.1 최적조류계산

최적조류계산은 제어변수를 통하여 계통운용과 관련된 제약조건들을 만족시키면서, 전력계통 운용 시 고려해야 하는 목적함수를 최적화하는 문제로서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

본 논문에서는 유효발전 비용의 최소화를 최적조류계산 문제의 목적함수로 설정하였으며, 이를 다음의 식 (1)에 나타내었다.

$$\text{Min } F(P_g) = \sum_{i=1}^{N_g} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \quad (1)$$

여기서, $F(P_g)$: 총 발전 비용

P_{gi} : 각 발전기의 유효 전력출력

i : 발전기의 모선 번호

N_g : 계통 전체의 발전기 모선의 수

a_i, b_i, c_i : 각 발전기의 연료계수

1) 등식 제약조건

$$P_i - P_{gi} + P_{di} = 0 \quad i = 1, \dots, N_b \quad (2)$$

$$Q_i - Q_{gi} + Q_{di} = 0 \quad i = 1, \dots, N_b \quad (3)$$

여기서, i : 발전기의 모선 번호

P_i : i 번째 모선에 주입되는 유효전력

Q_i : i 번째 모선에 주입되는 무효전력

P_{gi}, Q_{gi} : i 번째 발전기 유효전력 및 무효전력

P_{di}, Q_{di} : i 번째 부하 유효전력 및 무효전력

N_b : 모선 총 개수

2) 부등식 제약조건

i) 운용상의 제약조건

- 선로 조류 제약 (MVA, MW, A)

$$\sqrt{P_i^2 + Q_i^2} \leq S_i^{Max} \quad (4)$$

여기서, P_i : i 번째 모선에 주입되는 유효전력

Q_i : i 번째 모선에 주입되는 무효전력

S_i^{Max} : i 번째 모선에 흐르는 복소전력의 최대허용값

- 부하 모선의 전압크기

$$V_{di\min} \leq V_{di} \leq V_{di\max} \quad (5)$$

여기서, V_{di} : 부하모선의 전압 크기
 $V_{d\min}, V_{d\max}$: 부하모선 전압의 limit

- 발전기의 무효전력 출력용량

$$Q_{gi\min} \leq Q_{gi} \leq Q_{gi\max} \quad (6)$$

여기서, Q_{gi} : 발전기의 무효전력 출력
 $Q_{gi\min}, Q_{gi\max}$: 발전기의 무효전력 출력 limit

- 슬래크 모선의 유효전력 출력

$$P_{g1\min} \leq P_{g1} \leq P_{g1\max} \quad (7)$$

여기서, P_{g1} : 슬래크 모선의 유효전력 출력
 $P_{g1\min}, P_{g1\max}$: 슬래크 모선의 유효전력 출력 limit

ii) 제어변수에 관한 제약조건
 - 발전기의 유효전력 출력용량

$$P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \quad (8)$$

여기서, P_{gi} : 발전기의 유효전력 출력
 $P_{gi\min}, P_{gi\max}$: 발전기의 유효전력 출력 limit

- 발전기 모선의 전압크기

$$V_{gi\min} \leq V_{gi} \leq V_{gi\max} \quad (9)$$

여기서, V_{gi} : 발전기 모선의 전압 크기
 $V_{gi\min}, V_{gi\max}$: 발전기 모선의 전압 limit

- 변압기의 탭 비

$$t_{i\min} \leq t_i \leq t_{i\max} \quad (10)$$

여기서, t_i : 변압기 탭 비
 $t_{i\min}, t_{i\max}$: 변압기 탭 비 limit

- 전력용콘덴서 투입량

$$Sh_{i\min} \leq Sh_i \leq Sh_{i\max} \quad (11)$$

여기서, Sh_i : 전력용콘덴서 투입량
 $Sh_{i\min}, Sh_{i\max}$: 전력용콘덴서 투입량 limit

2.2 PSO 알고리즘

Particle Swarm Optimization(PSO)[6]라 불리는 새로운 진화연산 기법의 일종으로 1995년에 J. Kennedy 와 R. Eberhart 에 의해 제안되었다. PSO는 물고기의 떼 (schooling)와 조류의 무리(flocking)와 같은 조직체의 행위에 관한 연구에서 동기가 유발되었다. PSO는 군생 모델(social model)과 인식 모델(cognitive model)을 조합으로 이루어졌다.

각 개체는 현재의 위치 벡터와 속도 벡터, 그리고 Pbest, Gbest를 이용해서 식(12)에 의해 이동을 하게 된다. 각 개체의 위치벡터 수정은 현재의 위치와 수정된 속도를 이용해서 식 (13)와 같다.

$$v_k^i = w v_k^i + c_1 \text{rand}_1(Pbest_i - s_k^i) + c_2 \text{rand}_2(Gbest - s_k^i) \quad (12)$$

$$s_k^i = s_k^i + v_k^i \quad (13)$$

여기서, v_k^i : i 번째 개체의 k 번째 속도 벡터

s_k^i : i 번째 개체의 k 번째 위치 벡터

v_k^i : i 번째 개체의 $k+1$ 번째도 속도벡터

s_k^i : i 번째 개체의 $k+1$ 번째 위치 벡터

N : 개체의 총 수

$Pbest_i$: i 번째 개체의 Pbest _{i} 위치벡터

Gbest: 전체 개체의 Gbest 위치 벡터

$k = 1, 2, \dots, N$

2.3 적응 PSO 알고리즘

PSO 알고리즘은 간단하고, 구현하기도 쉬우며, 계산시간 이 짧으며 대용량의 메모리가 필요 없다. 본래의 PSO 알고리즘의 식은(12)와 같다. 식에서 inertia weight 인 w 를 추가함으로써 입자의 속도를 조절할 수 있다. w (inertia weight)를 크게 하면 전체적으로 속도가 빨라지게 된다. 이는 탐색을 전역적으로 하게 된다는 것을 의미하고, 작게 한다는 것은 국부적인 탐색을 의미한다. w 를 너무 크게 설정하면 local minimum에 빠질 확률이 커지게 되고 너무 작게 설정하면 속도가 느려지게 되어 적응성을 떨어뜨리는 문제가 있다. 그러므로 초기에는 적응성을 높이기 위해서 w 를 크게 주었다가 시간이 지남에 따라서 w 를 줄여주는 방식이 일반적인 local minimum에 빠지게 되는 것을 줄이고 또한 적응성을 높이는 한 방식이다[4]. 이에 착안, 본래의 PSO 방식보다 개선된 최적값 수렴을 위해, Constriction factor (Kc)를 이용한 PSO방식(15)과 이 적응 PSO와 본래의 방식과 결합한 알고리즘(16)을 비교 연구하였다.

$$Kc = \frac{2}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}|} \quad (14)$$

여기서, $\phi = c_1 + c_2$, $\phi > 4$

$$v_k^i = Kc(v_k^i + c_1 \text{rand}_1(Pbest_i - s_k^i) + c_2 \text{rand}_2(Gbest - s_k^i)) \quad (15)$$

$$v_k^i = Kc(w v_k^i + c_1 \text{rand}_1(Pbest_i - s_k^i) + c_2 \text{rand}_2(Gbest - s_k^i)) \quad (16)$$

PSO 알고리즘은 다음과 같이 단계적으로 나타낼 수 있다.

(단계1) 각 개체에 대해 초기 위치 벡터 s_k^i 와 속도벡터 v_k^i 를 난수에 의해서 초기화

(단계2) 전체 개체에 대해 초기의 위치 벡터 s_k^i 를 이제까지의 최적해의 위치를 Pbest _{k} 로 한다. 이때 가장 우수한 Pbest _{k} 를 전체 개체에 관한 최적의 위치를 Gbest로 한다.

(단계3) 개체의 속도 벡터 v_k^i 를 식(12)에 의해 갱신한다.

(단계4) 개체의 위치 벡터 s_k^i 를 식(13)에 의해 갱신한다.

(단계5) 개체의 k 에 관한 현재의 위치에서 목적함수 값 $F(s_k^i)$ 가 $F(Pbest_k)$ 보다 최적의 목적함수 값을 가지면 Pbest _{k} = s_k^i 로 대체한다.

(단계6) 단계3에서 단계6까지 모든 개체에 관해서 실시하였다면 단계7로 가고, 그렇지 않으면 단계3으로 돌아간다.

(단계7) 모든 개체에 대해서가 $F(Pbest_k)$ 가 $F(Gbest)$ 보다 최적의 목적함수 값을 가지면 Gbest = Pbest _{k} 로 대체한다.

(단계8) 최대 반복 횟수 도달 및 허용오차를 만족하면 탐색을 종료하고, 그렇지 않으면 단계3으로 돌아간다.

3. 사례 연구

3.1. 사례연구 1 대상계통:IEEE 30모선

본 논문에서 제시한 기법의 효과를 검증하기 위해서 테스트 계통[8]에 적용하여 그 결과를 비교검토 하였다. 검토대상은 IEEE 30모선 계통으로, 6개의 발전기, 21개의 부하 모선, 41개의 분기로 구성되어 있다. 최적조류계산의 목적함수는 총 유효발전 비용을 최소화하도록 설정하였으며, 제어변수는 5대 발전기의 유효전력 출력량, 6개 발전기 모선의 전압 크기, 4개 변압기 탭 비, 9개 전력용 콘덴서 투입량으로 총 24개이다. 변압기 탭비는 0.9pu~1.1pu이며, 전력용 콘덴서 투입량은 0pu~0.05pu. 모선전압 허용 범위는 0.95pu~1.1pu로 설정하였다.

최적조류계산시 사용한 PSO 알고리즘의 파라미터는 (표1)에 나타내었다. 가중치 계수는 c_1, c_2 로 설정한다. 이것은 (12)의 2항과 3항의 계수가 0에서 1까지의 난수와 가중치 계수의 곱으로 되어있기 때문에 그 평균이 1이 되도록 하기 위한 것이다. [4]

표1. 시뮬레이션 계수

파라미터	값	파라미터	값
세대수	50	w	0.9~0.4
해집단수	50	Mc	0.05
c_1, c_2	2.0	Dmin	0.001

4.2 IEEE 30모선 검토결과

아래 표에서 최적조류계산을 본래의 PSO(12) 방식과, 개선된 방식 UPSO(15), MPSO(16)을 이용, 목적함수인 유효발전 비용의 최소화 검토결과를 나타내고 있다. 표의 값은 10회 반복 후 평균값으로, 각 PSO 알고리즘 중 목적함수가 요구하는 가장 낮은 발전 비용은 800.715\$/hr로서 참고문헌 [9]에서 제시하는 803\$/hr 보다 더 우수한 해를 나타내고 있다.

표2. 발전기 모선의 총, 유효전력 출력, 발전비용

	Pg(MW)	Cost(\$/hr)
PSO(12)	292.559	800.926
UPSO(15)	292.522	800.826
MPSO(16)	292.488	800.715
Gradient Projection Method(9)	-	803.0

3.2 사례연구 2 대상계통:IEEE 118모선

테스트 계통[8]에 적용하여 그 결과를 비교 하였으며 검토 대상은 IEEE 118모선 계통으로, 제어변수는 13대 발전기의 유효전력 출력량, 14개의 발전기 모선의 전압 크기, 9개 변압기 탭 비로 총 36개이다.

최적조류계산시 사용한 PSO 알고리즘의 파라미터는 (표3)에 나타내었다. 각 적용 알고리즘의 효과를 비교하기 위해 세대수는 50회로 제한하였다.

표3. 시뮬레이션 계수

파라미터	값	파라미터	값
세대수	50	w	0.9~0.4
해집단수	100	Mc	0.05
c_1, c_2	2.0	Dmin	0.001

4.2.2 IEEE 118모선 검토결과

표(4)의 값은 10회 반복 후 평균값으로, IEEE 118모선

계통에 적용시킨 결과, 각 PSO 알고리즘 중 목적함수가 요구하는 가장 낮은 발전 비용은 17567.165\$/hr로서 참고문헌 [10]에서 제시하는 17911.72 \$/hr 보다 더 우수한 해를 나타내고 있다.

표 4. 발전기 모선의 총 유효전력 출력, 발전비용

	Pg(MW)	Cost(\$/hr)
PSO(12)	3767.150	17578.859
UPSO(15)	3765.225	17574.160
MPSO(16)	3765.127	17567.165
Genetic Algorithm(10)	-	17911.72

4. 결 론

본 논문에서는 최적조류계산 문제에 본래의 PSO알고리즘 기법과 최적해의 수렴성을 강화시켜주는 Constriction factor를 적용하는 기법, 이 기법과 기존의 PSO알고리즘을 결합하는 적응알고리즘을 적용하여 그 개선점을 검토하였다. 제안한 방법의 유용성을 입증하기 위해 IEEE 30, IEEE 118 모선 최적조류계산 문제에 적용하여 참고문헌[9],[10]과 본래의 PSO 알고리즘에 비하여 발전 비용을 개선시킬 수 있음을 확인하였다.

향후 과제는 제안한 적응PSO알고리즘을 이용한 병렬 PC Clustering을 적용하여 최적해 탐색성능 저하 없는 연산시간 단축효과를 위한 지속적 연구가 기대된다.

감사의 글

본 연구는 산업자원의 지원에 의하여 기초전력공항공 동연구소 주관으로 수행된 과제(R-2005-7-064)임.

[참 고 문 헌]

- [1] Hermann W. Dommel and William F. Tinney, "Optimal power flow solutions," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-87, pp.1886-1876, October 1968.
- [2] O. Alsac and B. Stott, "Optimal load flow with steady state security," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-93, pp. 745-754, 1974.
- [3] O. Alsac, J. Bright, M. Prais, and B. Stott, "Further developments in lp-based optimal power flow," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 5, pp. 697-711, August 1990.
- [4] Y. Shi and R. Eberhart, "Parameter Selection in Particle Swarm Optimization", Annual Conference on Evolutionary Programming, San Diego, USA, 1998
- [5] L. L. Lai, J. T. Ma, R. Yokoyama, and M. Zhao, "Improved genetic algorithms for optimal power flow under both normal and contingent operation states," Elec. Power Energy Syst., Vol. 19, No. 5, pp. 287-292, 1997.
- [6] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization," IEEE international Conference on Neural Networks, vol.4, pp.1942-1948, 1995.
- [7] Krink t., Vesterstorem j.s. and Riget J., "Particle swarm optimization with spatial particle extension," Proceeding of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Honolulu Hawaii USA, 2002, 1474-1479
- [8] K. Y. Lee, Y. M. Park, and J. L. Ortiz "A United approach to optimal real and reactive power dispatch", IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No. 5, pp. 1147-1153, 1985.
- [9] R. Salgado, A. Brameller and P. Aitchison, "Optimal power flow solutions using the gradient projection method " IE E Proceedings, Vol.137, Pt.C, No6, November 1990.
- [10] Mirko Todorovski and Dragoslav Rajicic, Senior Member, " An Initialization Procedure in Solving Optimal. Power Flow by Genetic Algorithm", IEEE Trans. on Power System, VOL.21, NO.2, pp.480-483, MAY 2006