

Oriented Search Algorithm for Reactive Power Optimization

Xuexia Zhang, Weirong Chen

School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China

Abstract: This paper presents a novel algorithm, oriented search algorithm (OSA), for reactive power optimization of power system. OSA, the search-individual simulates human behavior as well as the search-object (the optimal solution of the objective function) works like an intelligent agent that can transmit oriented information to search-individuals, models the communication between search-individuals and the search-object. In order to verify the efficiency of the proposed algorithm, OSA is tested on IEEE 57-bus and IEEE 118-bus power systems. The numerical results are compared with comprehensive learning particle swarm optimizer (CLPSO) and adaptive genetic algorithm (AGA). The results show that OSA could find high-quality solutions with more reliability and efficiency than other algorithms. Moreover, active power losses are decreased obviously.

Keywords: oriented search algorithm, reactive power optimization, power system

1 引言

電力系統無功優化是改善電壓品質、減少網路損耗、提高系統電壓穩定性的重要途徑。該優化問題可以通過調整發電機機端電壓、變壓器分接頭位置和可投切電容的方法實現對無功潮流的優化目的。從本質上講，無功優化問題是一個非線性、多約束、非凸、離散連續變數相混合的優化問題。在這一研究領域內已有很多方法，如線性規劃法、非線性規劃法、二次規劃法、混合整數法等^[1-4]。這些方法各自都有一定的優越性與適應性，但在進行大規模的優化計算時易產生維數災，不能保證得到最優解^[5-6]。

近年來很多源於仿生思想的啟發式隨機搜索演算法被引入電力系統無功優化運行中^[7-17]，如遺傳演算法（GA），粒子群演算法（PSO），差分進化演算法（DE）等，並取得了較好的效果。這些演算法具有並行處理特徵，易於實現，但有時易陷入局部最優解，削弱了全局搜索能力。

本文提出一種全新的基於群體智慧演算法即導向搜索演算法（OSA）求解電力系統無功優化題。該演算法的搜索個體類比人的搜索行為，搜索物件類比具備向搜索個體傳送導向資訊能力的智慧體。搜索個體獲得來自搜索物件的導向資訊使其搜索行為更具方向性，搜索物件同時不斷調整自身位置以使發出的導向資訊更有利於搜索個體接收。搜索個體與搜索物件間

建立的這種資訊交換模式，加速了尋優的進程，使該演算法能夠更快地收斂到全局最優解。為了驗證演算法的有效性，IEEE57和IEEE118節點測試系統為例對該演算法進行了仿真，並與全面學習粒子群優化演算法（CLPSO）和自適應遺傳演算法（AGA）進行比較分析。結果表明：導向搜索演算法具有較好的收斂特性和收斂精度，易於跳出局部最優解，能夠較快的得到全局最優解。

2 無功優化模型

本文以系統網損最小為無功優化目標，可以由下式表示：

$$P_{loss} = f(x_1, x_2) \quad (1)$$

式（1）中， $f(x_1, x_2)$ 為系統有功網損， x_1 為控制變數向量 $[V_G K_T Q_C]^T$ ， x_2 為狀態變數向量 $[V_L Q_G]^T$ ， V_G 為發電機機端電壓， K_T 為有載變壓器分接頭， Q_C 為可投切電容器， V_L 為負荷節點電壓， Q_G 為發電機輸出無功。

潮流方程等式約束如式（2）和式（3）所示：

$$P_{Gi} - P_{Di} = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad i \in N_0 \quad (2)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Di} = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad i \in N_{PQ} \quad (3)$$

式（2）和式（3）中， P_{Gi} 為節點 i 注入有功， V_i

為節點*i* 電壓, P_{Di} 為節點*i* 負荷有功, θ_{ij} 為節點*i* 與*j* 間的電壓相角, Q_{Gi} 為節點*i* 與*j* 間的電導, B_{ij} 為節點*i* 與*j* 間的電納, N_i 為與節點*i* (包括節點*i*) 相連的節點數, N_o 為除鬆弛節點之外的所有節點數, Q_{Gi} 為節點*i* 注入無功, Q_{Di} 為節點*i* 負荷無功, N_{PQ} 為PQ節點數。

控制變數不等式約束如式 (4) 所示:

$$\left. \begin{aligned} V_{G \min} &\leq V_G \leq V_{G \max} \\ K_{T \min} &\leq K_T \leq K_{T \max} \\ Q_{C \min} &\leq Q_C \leq Q_{C \max} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式 (4) 中, $V_{G \max}$ 和 $V_{G \min}$ 分別為發電機機端電壓上下限, $K_{T \max}$ 和 $K_{T \min}$ 分別為有載變壓器分接頭上下限, $Q_{C \max}$ 和 $Q_{C \min}$ 分別為可投切電容上下限。

狀態變數不等式約束如式 (5) 所示:

$$\left. \begin{aligned} V_{L \min} &\leq V_L \leq V_{L \max} \\ Q_{G \min} &\leq Q_G \leq Q_{G \max} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式 (5) 中, $V_{L \max}$ 和 $V_{L \min}$ 分別為負荷節點電壓上下限, $Q_{G \max}$ 和 $Q_{G \min}$ 分別為發電機無功上下限。採用罰函數處理狀態變數越限, 式 (1) 的目標函數則改為

$$\min f = P_{loss} + \lambda_V \sum_{\alpha} \Delta V_L^2 + \lambda_Q \sum_{\beta} \Delta Q_G^2 \quad (6)$$

式 (6) 中, λ_V 和 λ_Q 為罰因數, α 為負荷電壓越限節點數, β 為發電機無功越限節點數。 ΔV_L 和 ΔQ_G 可分別表示為式 (7) 和式 (8) :

$$\Delta V_L = \begin{cases} V_{L \min} - V_L & (V_L < V_{L \min}) \\ 0 & (V_{L \min} \leq V_L \leq V_{L \max}) \\ V_L - V_{L \max} & (V_{L \max} < V_L) \end{cases} \quad (7)$$

$$\Delta Q_G = \begin{cases} Q_{G \min} - Q_G & (Q_G < Q_{G \min}) \\ 0 & (Q_{G \min} \leq Q_G \leq Q_{G \max}) \\ Q_G - Q_{G \max} & (Q_G > Q_{G \max}) \end{cases} \quad (8)$$

3 OSA 演算法

OSA 演算法的搜索個體類比人的搜索行為, 搜索物件類比具備向搜索個體傳送導向資訊能力的智慧體。搜索個體獲得來自搜索物件的導向資訊使搜索個體的搜索行為更具方向性, 同時搜索物件不斷調整自身位置以使發出的導向資訊更有利於搜索個體接收。搜索個體與搜索物件間建立的這種資訊交換模式, 加速了尋優的進程, 使該演算法能夠更快地收斂到全局

最優解。導向搜索演算法類比了人隨機搜索智慧體的搜索行為, 使搜索個體與搜索物件間產生互動通訊, 體現了人工智慧的思想。該演算法的主要特點表現為:

(1) 搜索個體

搜索個體模擬人的隨機搜索行為。搜索個體在多維連續搜索空間內離散移動, 逐步隨機搜索。在搜索過程中, 搜索個體探索性移動, 每一步包含步長和方向, 若干步組成一個搜索週期, 若干個搜索週期完成整個搜索過程。

搜索個體的起始位置可以隨機產生如式 (9) 表示:

$$x_{0ji} = X_{\min i} + (X_{\max i} - X_{\min i}) * random_{ji}(0,1) \quad (9)$$

式 (9) 中, $random_{ji}(0,1)$ 是指0到1間的亂數; $X_{\min i}$ 和 $X_{\max i}$ 表示搜索空間的邊界; $i=1, \dots, n$, n 表示空間的維數; m 表示種群個數, $j=1, \dots, m$; 此外, 圖1中的*T*表示每一步步長的極限; *t*表示當前步; *G*表示最大代數。

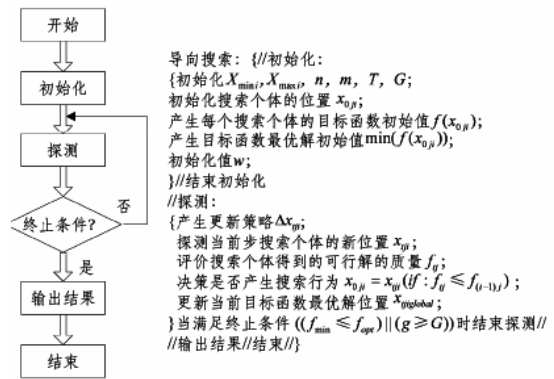


圖 1. 演算法結構
Figure 1. Algorithm Architecture

(2) 搜索對象

在每一步搜索中所有搜索個體得到一個當前搜索物件, 即目標函數當前最優解 $x_{iglobal}$ 。當前搜索物件可以自適應調整其位置以產生導向資訊, 為搜索個體下一步搜索建立導向鄰域。搜索物件散發導向資訊給搜索個體, 以減小搜索個體盲目搜索的範圍。搜索物件具有的散發導向資訊的能力, 使得搜索個體根據獲得的導向資訊不斷調整自身的步長與方向, 更新搜索個體位置。

(3) 導向鄰域

導向鄰域是以當前搜索物件的位置為參考建立的隨機鄰域。在每一步搜索中, 當前搜索物件能夠自適應調整其位置, 同時向搜索個體發出其位置資訊,

即導向資訊。在同一步搜索中，每個搜索個體接收到的導向資訊是不同的，因此對搜索個體而言就形成了導向鄰域；在不同搜索過程中，搜索物件的導向資訊在變化，因而搜索個體的導向鄰域也在變化，它隨著逼近搜索物件的最終位置而逐漸減小直至達到搜索物件的最終位置。導向鄰域可描述為： $x_{jglobal}^*(1+w^*randn_{ji}(0,1))$ ，其中 $randn_{ji}(0,1)$ 表示在0與1間正態分佈的亂數， w 為可變參數，以調節導向鄰域隨機變化趨勢。

(4) 搜索鄰域、搜索方向及步長的更新策略

搜索個體的搜索鄰域與搜索物件的導向鄰域密切相關。不同的搜索個體按照導向鄰域建立各自的搜索鄰域，並產生隨機搜索步長和搜索方向。每個搜索個體受當前搜索物件不同導向資訊的導向，從而產生不同的搜索方向，且各自趨向於被導向的當前搜索物件的方向，搜索步長以當前搜索個體位置與搜索個體被導向的當前搜索物件位置之間的距離為最大步長，並在此範圍內隨機調整步長。搜索的更新策略如式(10)所示：

$$\Delta x_{ji} = (x_{jglobal}^*(1+w^*randn_{ji}(0,1)) - x_{ji})^* random_{ji}(0,1) \quad (10)$$

式(10)中， $random_{ji}(0,1)$ 表示在0與1間正態分佈的亂數。 Δx_{ji} 表示搜索個體位置更新變數。

(5) 評價與決策

隨機搜索產生目標函數可行解，得到當前搜索個體位置，採用評價函數來對可行解的品質進行評價。用決策函數來確定當前的搜索個體是否更新位置，如果當前步的搜索個體位置好於上一步搜索個體位置，即當前解的品質優於上一步解的品質，則進行更新，否則保持原來位置不變。每探測一步，通過選擇當前得到的目標函數可行解中最好解，更新當前搜索物件位置。重複探測，直至得到最終的目標函數最優解，即搜索物件最終的位置。

探測當前步搜索個體的新位置 x_{ji} ：

$$x_{ji} = x_{oji} + \Delta x_{ji} \quad (11)$$

評價函數對搜索個體行為模型進行評價：

$$f_{ij} = f(x_{ji}) \quad (12)$$

式(12)中的 f_{ij} 表示當前步每個搜索個體得到的目標函數可行解的品質。

用決策函數決策搜索個體是否產生搜索行為：

$$x_{0ji} = x_{ji} \text{ (if : } f_{ij} \leq f_{(i-1)j} \text{)} \quad (13)$$

式(13)表示如果搜索個體當前步解的品質優於

上一步，則進行搜索行為。

(6) OSA 結構流程

演算法的結構主要包含三個主要部分：初始化、尋優、終止。圖1提供了演算法基本結構。

4 基於導向搜索演算法的電力系統無功優化

導向搜索演算法求解無功優化的評價函數為式(6)，搜索個體位置即為控制變數向量，如式(14)所示，其中發電機電壓為連續變數，變壓器抽頭位置和補償電容為離散變數。

$$x = [V_{G1} \dots V_{GN_G}, K_{T1} \dots K_{TN_T}, Q_{C1} \dots Q_{CN_C}]^T \quad (14)$$

式(14)中 N_G 為發電機個數， N_T 為變壓器個數， N_C 為並聯電容個數。

導向搜索演算法優化無功的步驟為：

步驟1：輸入系統資料，包括電力系統結構資料和控制參數，其中發電機節點電壓上下限、變壓器抽頭位置上下限、電容器容量上下限構成瞭解的可行域。輸入導向搜索演算法基本參量資料。

步驟2：設置初始迭代次數 $t=0$ ，產生搜索個體初始位置。

步驟3：用評價函數(6)計算每個搜索個體目標函數值。

步驟4：更新 $t=t+1$ 。

步驟5：利用式(10)和(11)的更新策略，更新搜索個體的位置。

步驟6：再用評價函數(6)計算每個搜索個體目標函數值。

步驟7：如果搜索個體當前位置好於上一步位置，則更新其位置。

步驟8：判斷是否收斂，不收斂則轉至步驟4，直到收斂為止。

5 算例分析

為了驗證OSA的優化效果，對IEEE 57和IEEE 118節點測試系統進行了無功優化計算。測試系統參數見文獻[18]。變壓器和並聯電容器調節步長分別設置為0.01和0.048；IEEE 57和IEEE 118節點測試系統的初始網損分別為0.28462p.u.和1.33357p.u.。

為了驗證本文提出演算法的有效性，分別與全面學習粒子群演算法(CLPSO)和自適應遺傳演算法(AGA)進行比較^[7,19]。本文OSA中的 w 是影響演算法性能的重要參數，經過測試 w 在0.01~0之間線性

遞減使演算法性能優。表1 和表2 給出了各種演算法在兩個測試系統中得到的優化結果，其中種群個數NP為39個；運行次數為30次；每次運行中IEEE 57 系統和IEEE 118 分別運行300 代和600 代。將得到的計算精度、計算時間、有功網損最好值、最差值、平均值及其對應的有功網損節省率作為評價演算法性能的指標。系統平臺為Lenovo PC Pentium 4 CPU 2.93GHz，記憶體512MB，仿真工具為MATLAB7.0。

從表1 和表2 可以看出，本文提出的演算法所得到的最優、最差和平均有功網損值明顯優於CLPSO 和AGA。顯示了該演算法具有搜索高品質全局最優解的

能力。且該演算法計算得到的最好值與最差值之間的差別相對較小，在IEEE 57 系統中最好值與最差值之間相對差別為1.382%，而CLPSO 和AGA 最好值與最差值之間相對差別分別為5.093%和9.058%；在IEEE 118 系統中OSA 最好值與最差值之間相對差別為0.998%，而CLPSO 和AGA 最好值與最差值之間相對差別分別為2.09%和6.681%，充分說明瞭OSA 計算的穩定性。同時該演算法的計算精度也高於其他兩種演算法。雖然從計算時間上看，OSA 並不顯示絕對優勢，但從計算效率上看明顯優於其他兩種演算法。從總體指標評測，OSA 具有高收斂精度與高計算效率。

表 1. IEEE 57 測試系統優化結果
Table 1. The results of IEEE 57-bus power system

NP=39; Runs=30; G=300			
演算法	OSA	CLPSO	AGA
Best (p.u.)	0.244 12	0.247 47	0.243 88
Worst (p.u.)	0.247 54	0.260 75	0.268 17
Std. Dev	0.000 91	0.003 12	0.005 74
Mean (p.u.)	0.245 14	0.254 34	0.251 64
Time (second)	226.55	149.17	249.61
Best <i>PSAVE</i> (%)	14.229 50	13.052 49	14.313 82
Worst <i>PSAVE</i> (%)	13.027 90	8.386 62	5.779 64
Mean <i>PSAVE</i> (%)	13.871 13	10.638 75	11.587 38

表 2. IEEE 118 測試系統優化結果
Table 2. The results of IEEE 118-bus power system

NP=39; Runs=30; G=600			
演算法	OSA	CLPSO	AGA
Best (p.u.)	1.150 9	1.241 7	1.204 0
Worst (p.u.)	1.162 5	1.268 2	1.290 2
Std. Dev	0.002 71	0.007 77	0.020 48
Mean (p.u.)	1.157 1	1.254 2	1.246 5
Time (second)	563.44	388.39	782.05
Best <i>PSAVE</i> (%)	13.697 8	6.889 0	9.716 0
Worst <i>PSAVE</i> (%)	12.828 0	4.901 9	3.252 2
Mean <i>PSAVE</i> (%)	13.232 9	5.951 7	6.529 1

表 3. IEEE 57 測試系統不同方法控制變數優化後結果
Table 3. The optimal values of control variables for IEEE 57-bus power system

控制變數	節點號	OSA	CLPSO	AGA
<i>VG1</i>	1	1.059 999	1.046 110	1.020 987
<i>VG2</i>	2	1.058 215	1.037 607	1.0194 36
<i>VG3</i>	3	1.044 823	1.024 108	1.001 154
<i>VG4</i>	6	1.037 700	1.007 045	1.007 224
<i>VG5</i>	8	1.057 273	1.032 152	1.011 310
<i>VG6</i>	9	1.039 640	1.018 870	0.992 243
<i>VG7</i>	12	1.035 357	1.014 259	1.006 596
<i>KT1</i>	4~18	0.992 333	0.977 333	0.978 667
<i>KT2</i>	4~18	0.976 333	0.984 333	0.983 667
<i>KT3</i>	21~20	1.016 333	1.016 667	1.015 333
<i>KT4</i>	24~26	1.012 333	1.037 333	0.995 333
<i>KT5</i>	7~29	0.969 667	0.960 000	0.992 667
<i>KT6</i>	34~32	0.955 333	0.930 333	0.984 333
<i>KT7</i>	11~41	0.951 000	0.941 333	0.975 000
<i>KT8</i>	15~45	0.969 000	0.954 667	0.994 333
<i>KT9</i>	14~46	0.952 667	0.941 333	0.990 000
<i>KT10</i>	10~51	0.967 667	0.967 667	0.999 000
<i>KT11</i>	13~49	0.926 333	0.928 667	0.973 000
<i>KT12</i>	11~43	0.962 333	0.953 333	0.997 000
<i>KT13</i>	40~56	1.017 667	1.004 000	0.979 667
<i>KT14</i>	39~57	0.983 000	0.992 333	0.979 333
<i>KT15</i>	9~55	0.976 333	0.986 000	0.999 667
<i>QC1</i>	18	5.649 600	5.651 200	6.492 800
<i>QC2</i>	25	3.513 600	4.684 800	4.081 600
<i>QC3</i>	53	3.579 200	3.654 400	4.161 600

圖2 和圖3 所示為OSA, CLPSO 和AGA 演算法在兩個測試系統中的收斂曲線。從圖中可知, OSA演算法在兩個測試系統中均能表現出優越的收斂性能, 充分顯示出該演算法快速收斂到高品質的全局最優解的能力。圖4 和圖5 所示為兩個測試系統優化後的節點電壓分佈情況。從圖中可知, OSA 演算法得到的電壓水準總體提高, 顯示了OSA能夠滿足用戶穩定高品質的電壓需求。表3為不同方法在IEEE 57測試系統中控制變數優化後的結果。

6 結論

本文提出了一種新演算法即導向搜索演算法。該

演算法的搜索個體類比人的搜索行為, 搜索物件類比具備向搜索個體傳送導向資訊能力的智慧體。搜索個體與搜索物件間建立的這種資訊交換模式, 加速了尋優的進程, 使該演算法能夠更快地收斂到全局最優解。通過算例可以看出OSA具有較好的收斂性能與收斂效率, 是一個有效的無功優化工具。

REFERENCES

- [1] Mamandur K R C, Chenoweth R D. Optimal control of reactive power flow for improvements in voltage profiles for real power loss minimization. IEEE Trans on PAS, 1981, 100(7): 3185-3193.
- [2] Momoh J A, Adapa R, El-Hawary M E. A review of selected optimal

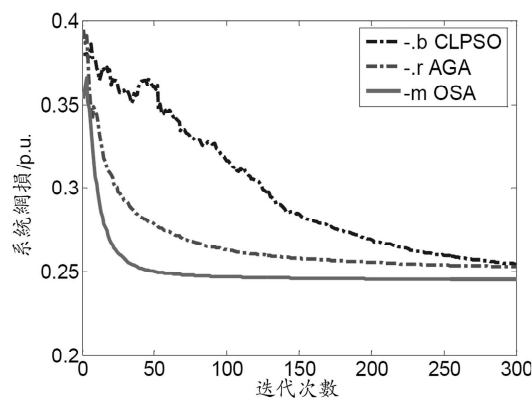


圖 2. IEEE 57 測試系統 OSA, CLPSO 和 AGA 演算法的收斂曲線

Figure 2. The convergence curves with OSA, CLPSO and AGA algorithms of IEEE 57-bus system

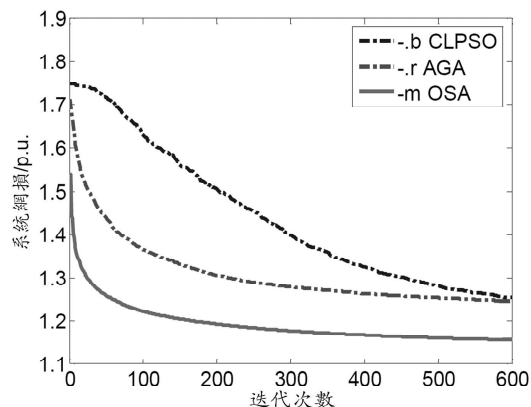


圖 3. IEEE 118 測試系統 OSA, CLPSO 和 AGA 演算法的收斂曲線

Figure 3. The convergence curves with OSA, CLPSO and AGA algorithms of IEEE 118-bus system.

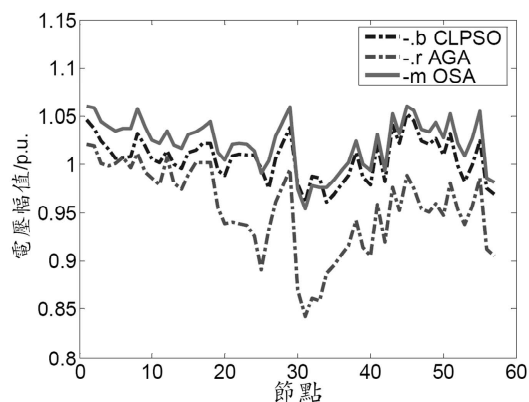


圖 4. IEEE 57 測試系統優化的節點電壓

Figure 4. The optimal nodes voltages of IEEE 57-bus system

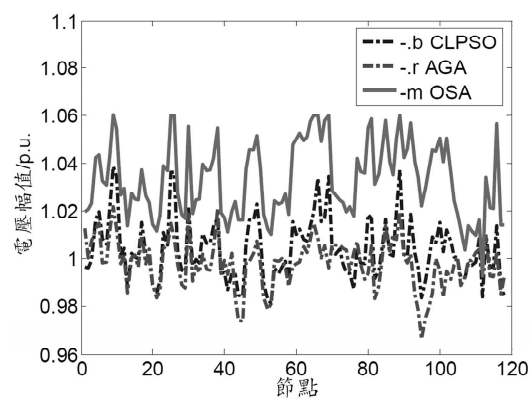


圖 5. IEEE 118 測試系統優化的節點電壓

Figure 5. The optimal nodes voltages of IEEE 118-bus system

power flow literature to 1993. I. Nonlinear and quadratic programming approaches. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(1): 96-104.

- [3] Momoh J A, El-Hawary M E, Adapa R. A review of selected optimal power flow literature to 1993. II. Newton, linear programming and interior point methods. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(1): 105-111.
- [4] LIU Mingbo, YANG Yong. Optimal reactive power planning incorporating steady state voltage stability constraints. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(5): 21-25.
- [5] YAN Wei, SUN Yujiang, LUO Chunlei, et al. EP basing on specialist experiences and its application to VAR optimization. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(7): 76-80.
- [6] HUANG Wei, ZHANG Jianhua, ZHANG Cong, et al. Reactive power optimization in power system based on bacterial colony chemotaxis algorithm. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(7): 29-33.
- [7] Q. H. Wu, Y. J. Cao, J. Y. Wen. Optimal reactive power dispatch using an adaptive genetic algorithm. Int. J. Elect. Power Energy Syst., 1998, 20(8): 563-569.
- [8] H. Yoshida, Y. Fukuyama, K. Kawata, et al. A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage

security assessment. IEEE Trans on Power Syst. 2001, 15(4): 1232-1239.

- [9] Wen Zhang, Yutian Liu, Maurice Clerc. An adaptive PSO algorithm for reactive power optimization. Proceedings of the 6th International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, 2003, Hong Kung, 302-307.
- [10] ZHAO Bo, CAO Yijia. A multi-agent particle swarm optimization algorithm for reactive power optimization. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 1-7.
- [11] ZHAO Bo, GUO Chuangxin, ZHANG Pengxiang, et al. Distributed cooperative particle swarm optimization algorithm for reactive power optimization. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(21): 1-7.
- [12] Jiang Chuanwen, Etorre Bompard. A hybrid method of chaotic particle swarm optimization and linear interior for reactive power optimization. Mathematics and Computers in Simulation, 2005, 68(1): 57-65.
- [13] XIONG Hugang, CHENG Haozhong, LI Hongzhong. Multi-objective reactive power optimization based on immune algorithm. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(11): 102-108.
- [14] YUAN Songgui, WU Min, PENG Fu, et al. Reactive power

- imization of power system using the improved particle swarm optimization algorithm. *High Voltage Engineering*, 2007, 33(7): 159-162.
- [15] KANG Jitao, QIAN Qingquan. Reactive power optimization using second mutation genetic algorithm. *Electric Power Automation Equipment*, 2007, 27(9): 7-11.
- [16] M. Varadarajan, K.S. Swarup. Network loss minimization with voltage security using differential evolution. *Electric Power Systems Research* 2008, 78(5):815-23.
- [17] M. Varadarajan, K.S. Swarup. Differential evolutionary algorithm for optimal reactive power dispatch. *Electrical Power and Energy Systems* 2008, 30(8):435-441.
- [18] YU Juan. New models and algorithms of optimal reactive power flow and applications in voltage stability risk assessment. Chongqing: Chongqing University, 2008.
- [19] J.J Liang, A.K. Qin, Ponnuthurai Nagaratnam Suganthan, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 67-82.