

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201050

## 基于随机衰减因子粒子群的最优潮流计算

孙淑琴, 吴晨悦, 颜文丽, 李铭男, 刘育杰, 杨博华

(地球信息探测仪器教育部重点实验室(吉林大学), 吉林 长春 130026)

**摘要:** 针对传统粒子群算法自身存在的易早熟收敛和在问题复杂时无法寻找到最优解等缺陷, 分析了其位置和速度状态转移公式中各项的含义及各项绝对值在搜索过程中的增减变化趋势和特点, 并据此改进标准粒子群算法中的转移公式和初始化过程。与已有活跃目标点改进方法对比的同时, 提出了基于随机衰减因子粒子群算法。分析将其应用于电力系统最优潮流计算中的方法, 包括  $N-1$  粒子维度设定方式以及将适应度函数与惩罚函数结合的思想, 用以控制优化过程中可能出现的越限情况, 得到较为完整的计算流程和优化模型。使用 IEEE-7 节点、某实际 37 节点、IEEE-118 节点的三个网络, 验证了计算方法的有效性。

**关键词:** 粒子群算法; 随机衰减因子; 粒子维度; 惩罚函数; 最优潮流

### Optimal power flow calculation method based on random attenuation factor particle swarm optimization

SUN Shuqin, WU Chenyue, YAN Wenli, LI Mingnan, LIU Yujie, YANG Bohua

(Lab of Geo-Exploration and the Instrumentation Ministry of Education of China, Jilin University, Changchun 130026, China)

**Abstract:** The traditional particle swarm algorithm has shortcomings, such as premature convergence and the inability to find the optimal solution when the problem is complex. Thus this paper analyzes the meanings of the terms in the position and velocity state transition formula and the absolute values of the terms as the search process progresses. On this basis, the transfer formula and initialization process in the standard particle swarm optimization algorithm are improved. Compared with the existing active target improvement methods, a particle swarm optimization algorithm based on a random attenuation factor is proposed. The methods used in the calculation of the optimal power flow of the power system are analyzed, including the  $N-1$  particle dimension setting method and the thought combined fitness function with the penalty function to control the possible out-of-limit situations in the optimization process. Then a more complete calculation process and optimization model is obtained. The IEEE-7, an actual 37-node network and IEEE-118-node network are used to verify the validity of the calculation method.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China "Research and Application of Key Technologies of Large Power Grid Pre-dispatch" (No. 5211UZ18006K).

**Key words:** particle swarm algorithm; random attenuation factor; particle dimension; penalty function; optimal power flow

## 0 引言

最优潮流(Optimal Power Flow, OPF)是一种综合考虑了系统经济与安全性的优化理论, 被广泛应用于电力系统的运行分析、优化、规划与调度中<sup>[1]</sup>。

**基金项目:** 国家电网科技项目资助“大电网调度关键技术研究及应用”(5211UZ18006K); 客户侧综合能源系统仿真分析平台关键技术研究与开发项目资助(3R219K960537)

我国电力事业正处于快速发展时期, 系统网络复杂且规模庞大<sup>[2]</sup>, 可以为各个地区提供较好的供电, 基本满足负荷用电需求。然而, 随着太阳能、潮汐能等新型电力系统发电方式的产生和其并网的规模增大<sup>[3]</sup>, 分布式负荷、电源应用的数量增长<sup>[4]</sup>, 以测量、信息、通信技术等为基础的智能电网迅速发展<sup>[5]</sup>, 未来电网的发展将给规划以及调度带来一定的压力。因此最优潮流的计算在此情况下, 更加需要在确保其经济性的同时, 保证可靠性和高效性<sup>[6]</sup>。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)作为一种新兴的智能优化算法,由于收敛性好、收敛速度快等特点,也曾被用于求解各种复杂的优化问题,如计及风电或交直流情况下的最优潮流<sup>[7-9]</sup>、考虑暂态约束的最优潮流或考虑多目标的微电网储能优化问题<sup>[10-11]</sup>等,但也存在许多亟待解决的问题<sup>[12]</sup>,因此,需要针对算法自身缺陷,从基本状态转移公式、参数选取设定等多方面进行一定的改进,以使其适应未来更为复杂的实际电力网络情况,并具有更好的优化效果<sup>[13-14]</sup>。

目前,被用于潮流优化的算法较多,最为常用的方法是如内点法等的传统优化算法<sup>[15]</sup>,经过大量的复杂计算得到最优的机组出力方案。文献[16]在实现输电能力等多个目标的前提下,建立最优潮流的基本数学模型,推导内点法的基本原理,简化修正方程,得到完整的计算方法。文献[17]在最优潮流模型中引入小扰动电压稳定指标,考虑多个时段负荷变化的情况,结合常系数海森矩阵和改进内点法,提出常系数海森矩阵内点法。这些传统算法虽然具有完备的理论证明,然而他们需要较为复杂的推导过程,且在利用计算机编程计算时,程序代码繁多,运行时间也相对较长。

因为传统优化算法的不足,智能算法开始被应用于潮流优化计算中。文献[18]提出了一种集中式控制模型,并通过重要性排序确定加权系数,将多目标问题转化为单目标优化问题,最终使用改进粒子群算法完成折中的优化计算。文献[19]使用退火粒子群算法完成系统中离散变量的优化,而连续变量则使用内点法完成优化计算,同时在过程中对粒子进行了适应度评估。文献[20]通过追踪网络的负荷变化过程,分别对每一个负荷状态下的系统进行潮流优化计算,得到理想负荷时的最优安全运行点。然而,由于收敛速度与早熟收敛问题之间不可避免的矛盾,现有文献主要针对其中一个方面进行着重改进,如文献[19]在提高收敛和计算精度的同时使得早熟收敛问题更加显著。更为合理的初始化过程可以有效解决粒子群算法易陷入局部最优、尤其对高维解空间寻优效果差的问题<sup>[21]</sup>,但对于该步骤的改进却鲜有研究。因此,本文从三个方面进行改进:①改进状态转移公式,使早熟收敛问题得以减轻的同时加快计算速度;②对算法的初始化过程进行改进,使得算法在解决复杂高维问题时易于收敛;③在粒子群算法应用于电力系统潮流优化时选择合理的粒子维度设定方式,同时考虑优化过程中可能出现的越限情况,加入惩罚函数进行控制。

本文提出一种基于随机衰减因子粒子群优化

算法的最优潮流计算方法。首先,分析并改进状态转移方程;然后,采用对种群中第一个粒子赋确定值的方法改进初始化过程;最后,通过对粒子维度、位置限制、个体适应度的设定得到算法应用方法。

## 1 标准粒子群算法及其改进方法

### 1.1 标准粒子群算法

假设目标搜索空间为  $D$  维,粒子种群大小为  $N$ ,即  $N$  个粒子,每个粒子均为  $D$  维。第  $i$  个粒子可表示为

$$\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

该粒子的飞行速度可记为

$$\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

个体极值为

$$\mathbf{P}_{\text{best}i} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

整个粒子群的全局极值为

$$\mathbf{g}_{\text{best}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}) \quad (4)$$

当寻找到上述极值时,所有的粒子更新状态,更新依据为

$$\begin{cases} \mathbf{V}_i = w\mathbf{V}_i + c_1r_1(\mathbf{P}_{\text{best}i} - \mathbf{X}_i) + c_2r_2(\mathbf{g}_{\text{best}} - \mathbf{X}_i) \\ \mathbf{X}_i = \mathbf{X}_i + \mathbf{V}_i \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子;  $w$  为惯性因子;  $r_1$  和  $r_2$  为 0~1 范围内的均匀随机数。式(5)上式的右边由三个部分组成,第一部分代表了粒子的惯性,反映了粒子有维持原先运动趋势的习惯;第二部分代表了粒子的记忆,反映了粒子有向自身历史最佳位置逼近的趋势;第三部分代表了粒子的群体行为,反映了粒子间协同合作向群体最佳位置逼近的趋势<sup>[21]</sup>。

### 1.2 粒子群算法状态转移的改进方法

然而标准粒子群算法存在过早收敛而陷入局部最优解的缺点,故有研究提出了一种改进方法,即活跃目标点粒子群算法(APSO),该算法基本原理是在标准粒子群算法的速度更新中引入了第三个目标点(即活跃目标点),区别于群落当前最优和历史最优的位置,使粒子能够跳出局部最优解。该点是在当前粒子的领域内按一定规则随机搜索所得的点  $p_i$ ,与粒子个体极值  $\mathbf{P}_{\text{best}i}$  和全局极值  $\mathbf{g}_{\text{best}}$  构成复合运算所求得<sup>[22]</sup>。

活跃目标点算法的速度更新公式为

$$\mathbf{V}_i = w \cdot \mathbf{V}_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{P}_{\text{best}i} - \mathbf{X}_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{g}_{\text{best}} - \mathbf{X}_i) + c_3 \cdot r_3 \cdot (p_i - \mathbf{X}_i) \quad (6)$$

式中:  $c_3$  为新增的学习因子;  $r_3$  为新增的 0~1 之间的随机数;  $p_i$  为活跃目标点。

改进后的算法跳出局部最优解的能力大大增

强, 并且即使进入搜索后期也能保持较快的收敛速度, 但与此同时, 由于增加了活跃目标点的求解, 故增加了学习因子  $c_3$  以及随机数  $r_3$ 、 $r_4$  (求解活跃目标点  $p_i$  时引入的随机数), 这使得在每次迭代中都额外增加了随机点的计算<sup>[23-24]</sup>。

当迭代次数较多时, 大量随机点的计算就不可避免, 这使得计算量和计算难度都大大增加, 故本文经过对标准粒子群算法转移方程的合并拆分等变形, 得到其特点, 并据此提出另一改进方法。

首先, 将标准粒子群算法的状态转移方程转化为如下形式。

$$\begin{aligned} V_i &= wV_i + c_1r_1 \cdot (P_{\text{best}i} - X_i) + c_2r_2(g_{\text{best}} - X_i) = \\ &wV_i + c_1r_1P_{\text{best}i} + c_2r_2g_{\text{best}} - (c_1r_1 + c_2r_2)X_i \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} X_i &= X_i + V_i = X_i + wV_i + \\ &c_1r_1P_{\text{best}i} + c_2r_2g_{\text{best}} - (c_1r_1 + c_2r_2)X_i = \\ &wV_i + c_1r_1P_{\text{best}i} + c_2r_2g_{\text{best}} + (1 - c_1r_1 - c_2r_2)X_i = \\ &wV_i + c_1P_{\text{best}i} + c_2g_{\text{best}} + c_1(r_1 - 1)P_{\text{best}i} + \\ &c_2(r_2 - 1)g_{\text{best}} + (1 - c_1r_1 - c_2r_2)X_i \end{aligned} \quad (8)$$

假设  $d_1 = X_i - P_{\text{best}i}$ 、 $d_2 = X_i - g_{\text{best}}$ 、 $c_1 + c_2 = 1$  且  $\beta = c_1$ , 则标准粒子群算法的转移方程最终可转化为

$$\begin{aligned} X_i &= c_1P_{\text{best}i} + c_2g_{\text{best}} + wV_i + \\ &(c_1 - c_1r_1)d_1 + (c_2 - c_2r_2)d_2 = \\ &\beta P_{\text{best}i} + (1 - \beta)g_{\text{best}} + wV_i + \\ &(c_1 - c_1r_1)d_1 + (c_2 - c_2r_2)d_2 \end{aligned} \quad (9)$$

显然随着搜索的进行, 式(9)中  $d_1$  和  $d_2$  整体来说是逐渐衰减的, 而由自适应粒子群算法的原理可知, 无论采取何种策略, 整体而言  $w$  也是逐渐衰减的, 因而式(9)的后三项均是衰减的随机数, 且总和范围在搜索区间  $x_{\text{max}}$  以内。对活跃目标点粒子群算法的转移方程分析也可得到相同的结果。

根据对式(9)的分析提出另一改进方法的粒子位置状态转移方程为

$$X_i = \beta P_{\text{best}i} + (1 - \beta)g_{\text{best}} + \alpha' r x_{\text{max}} = \quad (10)$$

$$\begin{aligned} &P_{\text{best}i} + \beta(P_{\text{best}i} - g_{\text{best}}) + \alpha' r x_{\text{max}} \\ &\alpha' = \alpha \cdot \gamma \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $r$  为随机数;  $\beta$  与学习因子有关;  $\alpha'$  为粒子随机衰减因子;  $\gamma$  反映  $\alpha$  的衰减速度。

对比式(9)与式(10)的最终化简结果可以看出, 两式的前两项相同, 用式(10)最后一项的  $\alpha' \cdot r \cdot x_{\text{max}}$  代替了式(9)中经分析总和范围在搜索区间  $x_{\text{max}}$  以

内的衰减的后三项  $wV_i + (c_1 - c_1r_1)d_1 + (c_2 - c_2r_2)d_2$ 。

该改进方程仅使用一个随机数  $r$ , 替代了标准粒子群算法中的  $r_1$ 、 $r_2$  和活跃目标点粒子群中增加的  $r_3$ 、 $r_4$  两个随机数, 大大减少了计算量, 使方程显得简洁明了。

### 1.3 粒子群初始化过程的改进方法

由于标准粒子群算法在粒子初始化时是随机的, 故当问题较为复杂、所设置的粒子数目较多时, 寻优的过程可能比较慢, 也可能会出现难以收敛或无法收敛的情况<sup>[25]</sup>。针对该问题, 本文提出一种解决策略——将初始粒子群落中的一个粒子的参数设成网络正常运行状态下的发电机有功出力值。

该改进策略在应用时的具体方法为: 在对系统网络优化前对网络初始状态进行分析, 使用潮流计算方法中的快速分解法(PQ分解法)计算未优化时的网络潮流分布情况, 将此时计算得到的各发电机有功出力值赋值给第一个粒子, 随后按步骤完成优化计算即可。

该方法有两个优点。一是可以在约束条件过于苛刻时, 避免前期搜索甚至整个搜索过程出现难以开始收敛的问题; 二是因为此举能够让迭代从一开始就有了最低限度的全局极值点, 能够指引各个个体的寻优方向, 大大提升了算法的收敛速度, 即一定时间内的收敛效果变得更好。在后续案例分析中, 可通过程序计算时间来验证该方法的优越性。

## 2 潮流优化方法

### 2.1 粒子群参数确定方法

在应用时, 首先需要确定搜索维度。每个粒子的维度需要根据所优化的网络中的发电机数量决定, 以  $n$  台发电机系统为例, 由于实际网络中考虑有功功率更多, 且平衡节点有功不可设定, 仅用于系统有功功率的平衡, 故省略平衡节点发电机的有功出力, 将问题维度设置为  $n-1$  维, 即

$$N = \{P_{G1}, P_{G2}, \dots, P_{G_{sl-1}}, P_{G_{sl+1}}, \dots, P_{G_n}\}$$

式中:  $N$  为粒子维度设定所包含的发电机组集合;  $P_{G_{sl}}$  为平衡节点发电机组有功出力。

位置限制, 仍以  $n$  台发电机考虑  $n-1$  维搜索空间为例, 此时维度上的限制为  $n-1$ , 限定了有功出力的上限与下限。在粒子初始化时, 需要根据位置限制来随机产生一个介于上下限之间的值。

粒子的个体适应度一般与目标函数相同。该值对应于电力系统最优潮流时, 目标函数为机组的最小燃料费用, 则第  $i$  个粒子的适应度可表示为

$$fit[i] = \sum_{j \in S_G} \{a_{j3} P_{Gj}^3 + a_{j2} P_{Gj}^2 + a_{j1} P_{Gj} + a_{j0}\} \quad (12)$$

式中:  $S_G$  是所有发电机节点的集合;  $P_{Gj}$  是第  $j$  台发电机的有功出力;  $a_{j3}$ 、 $a_{j2}$ 、 $a_{j1}$  和  $a_{j0}$  为发电机费用曲线系数。

## 2.2 粒子群算法与惩罚函数结合

由于在优化过程中还需要考虑发电机有功无功出力上下限、电压上下限、支路潮流上下限等不等式约束以及潮流平衡的等式约束条件<sup>[26]</sup>, 故在计算过程中需要根据每个粒子的当前参数去计算潮流, 结果返回所需的约束条件量, 加入惩罚函数的思想, 式(12)修改为

$$fit[i] = \sum_{j \in S_G} \{a_{j3} P_{Gj}^3 + a_{j2} P_{Gj}^2 + a_{j1} P_{Gj} + a_{j0}\} + mg(i) \quad (13)$$

式中,  $m$  为惩罚因子, 其数量级一般远大于适应度的正常数量级。由于不论是发电机组有功和无功出力超限还是节点电压或支路潮流不符合其上下限规定, 都可能会导致系统运行的不稳定, 那么在此基础上进行的后续优化将无法保证结果的准确性和有效性。在无特殊要求的情况下, 可认为每个约束都对系统安全运行同等重要, 故此处的惩罚因子  $m$  不再对不同约束取不同值。若将此方法应用于其他对某些约束条件有更加严格要求的优化场合时, 可将  $m$  修改为  $m_1, m_2, \dots, m_l$ , 分别对应所需考虑的约束条件, 对其中要求更加严格的约束条件增大其对应的惩罚因子即可。  $g(i)$  为一个与所有约束与其最值偏差有关的求和函数, 具体形式如式(14)所示。

$$g(i) = \max(0, P_{Gst} - P_{Gst\max}) + \sum_{j \in S_G} \max(0, Q_{Gj} - Q_{Gj\max}) + \sum_{k \in S_B} \max(0, V_k - V_{k\max}) + \sum_{l \in S_o} \max(0, S_l - S_{l\max}) + \sum_{j \in S_G} \max(0, Q_{Gj\min} - Q_{Gj}) + \sum_{k \in S_B} \max(0, V_{k\min} - V_k) \quad (14)$$

式中:  $S_B$  为系统中所有节点的集合;  $S_o$  为所有线路的集合;  $P_{Gst\max}$  为平衡节点发电机有功出力的上限值;  $Q_{Gj}$  是第  $j$  台发电机的无功出力;  $Q_{Gj\max}$  和  $Q_{Gj\min}$  为其无功出力上、下限值;  $V_k$ 、 $S_l$  分别是节点电压和线路潮流; 脚标  $\min$  和  $\max$  对应其各自的最小和最大值。

改进后的粒子群算法最优潮流求解过程流程图如图 1 所示。

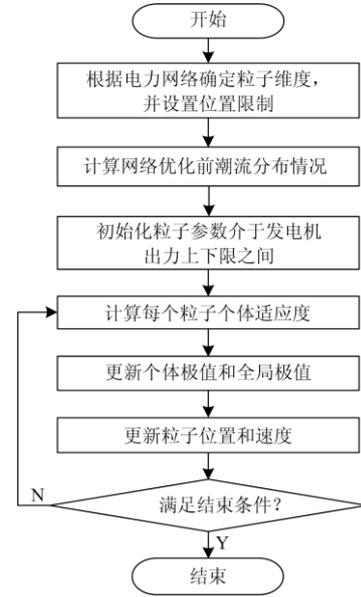


图 1 粒子群算法最优潮流求解流程

Fig. 1 Particle swarm optimization algorithm with optimal power flow solution

## 3 仿真分析

为验证本方法的有效性, 对 IEEE-7、某实际 37 节点电力网络以及 IEEE118 节点电力网络等进行了程序计算和仿真验证, 测试所用 37 节点网络结构示意图如图 2 所示, 37 节点网络发电机信息如表 1 所示。

### 3.1 三种粒子群算法收敛性对比测试

分别对第一部分中提出的标准粒子群算法、活跃目标点粒子群算法以及随机衰减因子粒子群算法进行了收敛性测试。由于粒子群算法的优化搜索结果具有随机性, 故以 7 节点网络为例, 设置外循环次数为 10, 绘制三种粒子群算法的收敛过程曲线, 不同颜色代表各次外循环的寻优过程, 具体如图 3(a)~图 5(a)所示, 且最终结果经放大给出如图 3(b)~图 5(b)。

可以看出, 图 3(a)的标准粒子群算法收敛曲线大约在前 5 次迭代时就快速收敛至一个局部极值, 随后的迭代便在局部极值附近搜索最优解, 早熟收敛现象非常明显, 该现象使得寻优过程陷入某个局部极值无法跳出, 以至于外循环次数设置较少时, 可能无法搜索到真正的最优解<sup>[16]</sup>。然而多次的外循环会使得计算时间成倍增加, 且图 3(b)的放大寻优结果( $1.848 \times 10^4$  元/h)与改进后图 5(b)的放大优化结果( $1.821 \times 10^4$  元/h)相比有一定差距, 进一步证明了标准粒子群算法存在的缺陷。图 4(a)的活跃目标点粒子群收敛曲线, 在迭代至第 20 次左右时才结束全

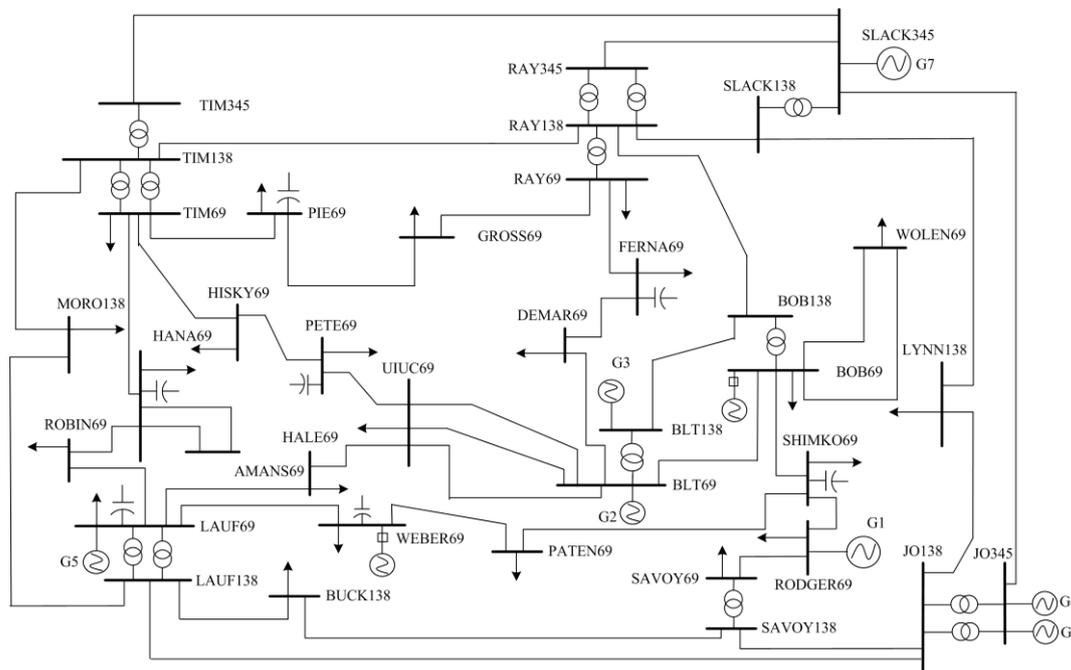


图 2 某实际 37 节点网络结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of an actual 37-node network

表 1 37 节点网络发电机信息  
Table A1 Generator information of 37-node network

$G_i$	$BUS_{G_i}$	$P_{max}$	$P_{min}$	$Q_{max}$	$Q_{min}$	$a_{i0}$	$a_{i1}$	$a_{i2}$	$a_{i3}$
1	RODGER69	80.00	38.00	33	-18	0	22.0	0.030 0	0
2	BLT69	110.00	15.00	60	-20	0	20	0.023 0	0
3	BLT138	140.00	22.00	45	0	0	16.3	0.025 0	0
4	JO345	150.00	0	60	-60	160	15.2	0.008 2	0
5	LAUF69	150.00	20.00	40	-20	0	25.0	0.026 0	0
6	JO345	150.00	0.00	60	-60	100	14.5	0.009 7	0
7	SLACK345	228.00	0.00	120	-90	100	14.3	0.012 3	0

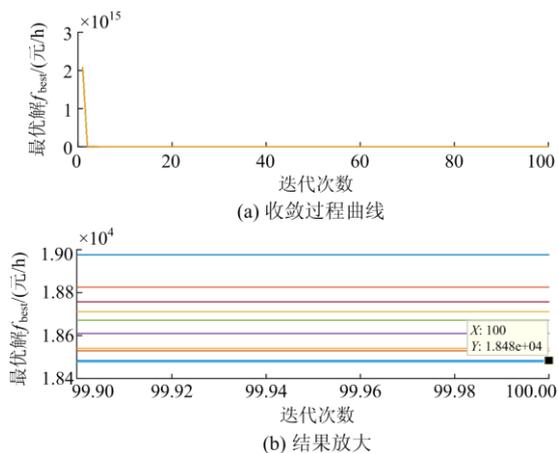


图 3 标准粒子群收敛曲线及结果放大

Fig. 3 Convergence curve and result enlargement of standard particle swarm algorithm

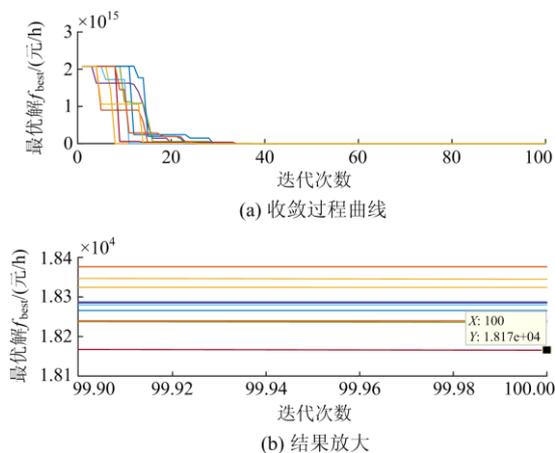


图 4 活跃目标点粒子群收敛曲线及结果放大

Fig. 4 Convergence curve and result enlargement of active target point particle swarm algorithm

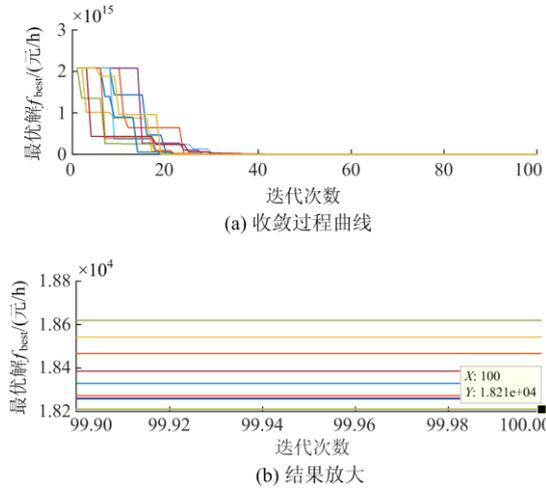


图5 随机衰减因子粒子群收敛曲线及结果放大

Fig. 5 Convergence curve and result enlargement of random attenuation factor particle swarm algorithm

局搜索开始局部搜索，早熟收敛性较标准粒子群相比有所改进；而图5收敛曲线的搜索过程较前两种粒子群算法更为循序渐进和混沌(25次左右开始局部搜索)，虽牺牲了一些迭代次数，然而较好地解决了早熟收敛问题。对比图4、图5的结果放大图可看出，活跃目标点粒子群迭代结果仅有一次搜索到了总费用更低的最优解(1.817×10<sup>4</sup>元/h)，而图5随机衰减因子粒子群结果中有5次搜索结果集中于最优解附近，说明本文所提出的改进方法较活跃目标点改进方法更优。所以本文提出的随机衰减因子粒子群算法在收敛过程和优化结果方面均具有一定的优越性。

### 3.2 初始化过程改善效果测试

由于使用了初始化改进策略的收敛曲线已在图5给出，故仅对未使用改进策略的情况进行分析并给出其收敛曲线。为了使初始化过程改进前后的对比效果更加明显，在设置时，将寻优循环开始前的最优解  $f_{best}$  的初值设为  $10^{100}$ ，则其不收敛现象被凸显，如图6所示。多次运行中也会有可收敛的情况，给出其中一次的收敛曲线如图7所示。

由于粒子群算法的随机性，每次搜索过程都会有所不同，上述图6、图7的收敛曲线为随机初始化所有粒子可能出现的两种情况，其中，图6的曲线为始终未收敛的情况，可以看出，直至所设置的最大迭代次数，寻优结果都一直维持  $1 \times 10^{100}$  元/h，该现象反映了1.3节中所述在约束条件苛刻时，前期搜索甚至整个搜索过程难以收敛的问题；而图7第二种情况的收敛曲线经结果放大可看出仅有1次(红线， $1.821 \times 10^4$ 元/h)寻优是收敛的。但其收敛曲

线在大约前10次的迭代中都无法极值的变化，随后迅速陷入局部极值，对比图5可知，未改进初始化的寻优过程没有跳出局部极值逐渐逼近真正最优解的迭代过程，具有早熟收敛问题。当网络规模更加庞大或问题更加复杂时，随机初始化全部粒子不利于优化的进行。对比图5，可证明1.3节所提出的改进策略的可行性。

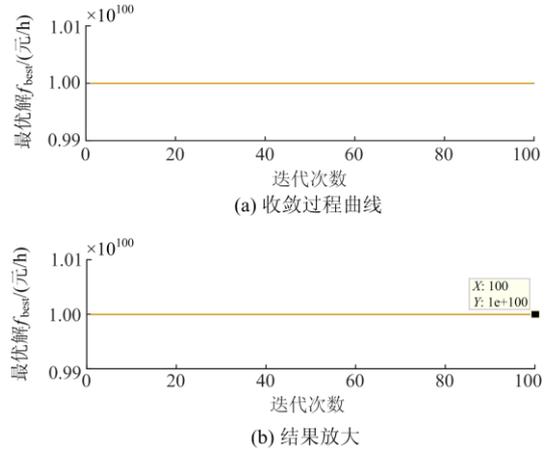


图6 所有粒子随机初始化的收敛曲线及结果放大1  
Fig. 6 Convergence curve and result enlargement 1 of randomly initializing all particles

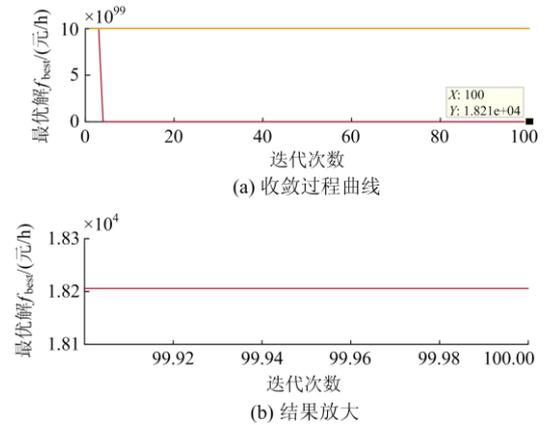


图7 所有粒子随机初始化的收敛曲线及结果放大2  
Fig. 7 Convergence curve and result enlargement 2 of randomly initializing all particles

### 3.3 一致性测试

由于粒子群算法具有容易陷于局部极值的特点，且通常一个网络最优运行点可能不止一个，故分别对IEEE-7节点、某实际37节点、IEEE-118节点网络进行多次计算测试，测试时设置粒子群大小(粒子个数)为20，迭代次数为100，给出5次测试结果，发电机出力情况如图8—图10所示，系统运行费用和程序运行时间如表2—表4所示。

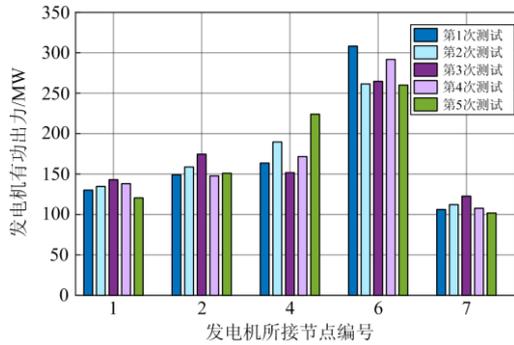


图 8 5 次 IEEE-7 节点网络的发电机出力的测试结果

Fig. 8 Generator output test results of IEEE-7 node network for 5 times

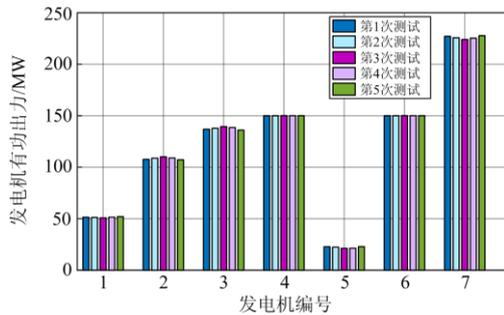


图 9 5 次某实际 37 节点网络的发电机出力的测试结果

Fig. 9 Generator output test results of an actual 37 node network for 5 times

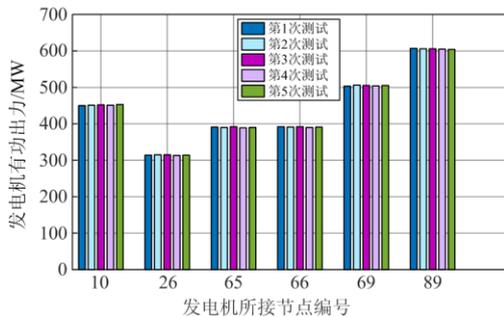


图 10 5 次 IEEE-118 节点网络的发电机出力的测试结果

Fig. 10 Generator output test results of IEEE-118 node network for 5 times

表 2 5 次 IEEE-7 节点网络的运行费用和时间的测试结果  
Table 2 Running cost and time test results of IEEE-7 node network for 5 times

发电所接 节点编号	第 1 次 测试	第 2 次 测试	第 3 次 测试	第 4 次 测试	第 5 次 测试
总费用/元	18 104	18 087	18 103	18 089	18 084
运行时间/s	0.560 3	0.558 7	0.612 5	0.579 8	0.571 4

表 3 5 次某实际 37 节点网络的运行费用和时间的测试结果

Table 3 Running cost and time test results of an actual 37 node network for 5 times

发电机所接 节点编号	第 1 次 测试	第 2 次 测试	第 3 次 测试	第 4 次 测试	第 5 次 测试
总费用/元	16 014	16 019	16 021	16 016	16 013
运行时间/s	4.463 4	4.301 4	4.489 0	4.876 2	4.501 4

表 4 5 次 IEEE-118 节点网络的运行费用和时间的测试结果

Table 4 Running cost and time test results of IEEE-118 node network for 5 times

发电机所接 节点编号	第 1 次 测试	第 2 次 测试	第 3 次 测试	第 4 次 测试	第 5 次 测试
总费用/元	51 037	50 988	50 991	51 025	50 999
运行时间/s	74.68	75.89	74.21	77.35	78.02

观察算法测试结果图, 发现在 5 次测试结果中 5 台发电机的有功功率出力情况虽相差不大, 但相同发电机出力的最大差值约为 30 MW, 故可认为是五组各不相同的优化结果, 说明了 IEEE-7 节点网络在该组参数下求解时, 达到总费用最少这一目标的发电机出力方案不止一个。

在测试中, 整个程序的运行时间大约为 0.55~0.58 s, 然而由于搜索过程的随机性, 个别次的寻优会有程序运行时间突增的现象。为了确保程序运行时间的稳定性, 对该网络再次进行 50 次测试, 其中, 43 次的运行时间维持在正常范围内, 7 次的运行时间超过 0.6 s, 最大达到 0.63 s 左右, 较最少时间 0.55 s 增加了 14.5%, 而该时间增加现象出现比率约占测试次数的 14%。由于时间增加程度较小, 故仍可认为改进后的粒子群算法程序具有稳定性。

将 37 节点网络中的 7 台发电机依次编号 1-7, 发电机编号与其所接节点号之间的对应关系见表 1。测试结果如图 9 和表 3 所示。

观察算法测试结果图, 发现在 5 次测试结果中 5 台发电机的有功功率基本相同, 各组之间同发电机的出力最大差值均小于 9 MW, 说明了经等效的某实际 37 节点网络在该组参数下求解时, 能够得到较为稳定的结果。在测试中, 整个程序的运行时间大约为 4.3~4.6 s 左右, 个别次的寻优, 如表中第四次测试结果约 4.8 s, 相较于普遍情况中的最少运行时间多了约 0.5 s, 即 16.2%。

对该网络再次进行多次测试, 在 50 次测试中, 45 次的运行时间维持在正常范围内, 5 次的运行时间发生了增加, 该现象约占测试次数的 10%。

对 IEEE-118 节点网络进行同上测试。但由于该系统中发电机数量较多，故不一一列举 5 次测试中每台发电机的出力情况对比，仅以其中出力较多的 6 台机组为例，给出其有功功率对比图，如图 10 和表 4 所示。

观察算法测试结果图，5 次测试结果柱状图基本重合，即 IEEE-118 求解结果稳定。整个程序的运行时间约为 73~78 s。对该网络再次进行多次测试，在 50 次测试中，43 次的运行时间维持在正常范围内，7 次的运行时间有所增加，占测试次数的 14%。

为了测试算法和程序的适应性范围，使用南方

某地 205 节点电网以及 302 节点电网进行了优化计算，暂未出现维数瓶颈问题，但程序运行时间较长，有待继续改进。

综上多次测试结果，说明本文提出的改进后的算法具有可靠性。

在确定算法可行性及稳定性的同时，以 IEEE-7 和 37 节点网络为例，横向对比标准粒子群、活跃目标点粒子群以及随机衰减因子粒子群的优化结果，包括总费用和程序运行时间，如表 5 所示。实际 37 节点网络优化前状态见表 6 所示。

表 5 三种粒子群算法优化结果对比

Table 5 Comparison of optimization results of three particle swarm optimization algorithms

发电机 编号	标准粒子群算法			活跃目标点粒子群算法			改进粒子群算法			
	发电机 出力/MW	总费用/ (元/h)	运行 时间/s	发电机 出力/MW	总费用/ (元/h)	运行 时间/s	发电机 出力/MW	总费用/ (元/h)	运行 时间/s	
IEEE-7	1	164.52		129.60			138.10			
	2	220.05		125.20			147.63			
	3	32.98	18 264	0.717 2	202.46	18 119	0.611 2	171.67	18 089	0.576 5
	4	285.50		307.03			291.80			
	5	153.52		92.82			107.69			
实际 37 节 点网 络	1	57.53		55.89			51.44			
	2	106.99		109.97			107.68			
	3	138.85		140.02			136.89			
	4	146.00	161 48	5.049 2	150.00	16 044	4.610 1	150.00	16 014	4.501 4
	5	35.41		20.03			22.81			
	6	146.00		150.00			150.00			
	7	214.81		220.00			227.09			

表 6 优化前网络运行状态

Table 6 Operating status before network optimization

发电机编号	发电机出力/MW	总费用/(元/h)
1	55.70	
2	110	
3	140	
4	150	16 044.1
5	20.32	
6	150	
7	219.38	

根据优化结果对比表可看出，在 IEEE-7 节点网络中，三种粒子群方法优化所得结果的费用降低程度依次为：随机衰减因子粒子群>活跃目标点粒子群>标准粒子群，且随机衰减因子粒子群优化结果中费用的降低程度接近标准粒子群算法优化结果的 2 倍；而就优化程序的运行时间来看，随机衰减因子改进方法与活跃目标点改进方法，仅相差约 0.04 s，较标准粒子群节约了 0.14 s。虽然在 7 节点网络中

三种方法优化结果的费用及运行耗时均相差不大，然而通过所使用的实际 37 节点的较大网络优化结果看，随机衰减因子粒子群方法在程序运行时与标准粒子群算法和活跃目标点粒子群算法的时间分别相差了 0.11 s 以及 0.55 s，与 7 节点网络相比节约时间增加了约 3 倍以及 4 倍，而费用由于实际系统发电机成本函数设置较小，且发电机出力的上下限较为严格，其中 JO345 以及 BLT69 节点所接的发电机在优化后均几乎达到各自的最大出力值 150 MW 和 110 MW，无法再调节，故三种粒子群算法节约的成本相差不大。

#### 4 结论

论文提出了一种基于随机衰减因子粒子群的潮流优化算法，并以 IEEE-7 节点、经简化等效的某实际 37 节点系统以及 IEEE-118 节点网络为例进行了计算分析，结论如下。

1) 在状态转移公式中引入随机衰减因子代替

原公式中多个随机数, 简化了转移公式, 使得搜索更加混沌早熟收敛问题得以解决的同时加快计算效率、减少算法程序计算时间。

2) 在粒子群算法应用于电力系统潮流优化的初始化过程中, 第一个粒子的参数设置为网络优化前正常运行状态的各发电机组有功功率, 使寻优过程具有初始极值且在复杂条件下迭代更易收敛。

3) 使用发电机数量减 1 的维度设定方式, 简洁且符合一般潮流计算的条件, 且在个体适应度计算中结合惩罚函数思想, 使优化过程中可能出现的越限情况得到控制。

4) 通过统计多次测试的结果稳定程度和程序运行时间, 验证了算法的一致性。计算并对比三种粒子群算法优化结果中的系统运行费用等, 证明了算法的优越性。

经 IEEE-118 节点网络、南方某地 205 节点电网以及 302 节点电网测试验证, 算法在 300 节点以内具有可行性, 暂未出现维数瓶颈问题, 后续将搭建更多节点网络并测试算法适应性。另外, 计及安全约束、考虑线路短时过载能力、引入风电、光伏等多种分布式发电方式等问题也是本文下一步工作要考虑的重点。

## 参考文献

- [1] 印昊. 基于 ADMM 的配电网最优潮流计算[D]. 北京: 华北电力大学, 2020.  
YIN Hao. Optimal Power flow calculation of distribution network based on ADMM algorithm[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.
- [2] 郭剑波. 我国电力科技现状与发展趋势[J]. 电网技术, 2006, 30(18): 1-7.  
GUO Jianbo. Present situation and development trend of power science and technology in China[J]. Power System Technology, 2006, 30(18): 1-7.
- [3] 谭辉, 孔祥福, 曾凡涛. 新能源发电技术研究综述[J]. 山东工业技术, 2014(23): 173-174.  
TAN Hui, KONG Xiangfu, ZENG Fantao. Research summary of new energy power generation technology[J]. Shandong Industrial Technology, 2014(23): 173-174.
- [4] 吴晨曦, 文福拴, 陈勇, 等. 含有风电与光伏发电以及电动汽车的电力系统概率潮流[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(10): 8-15.  
WU Chenxi, WEN Fushuan, CHEN Yong, et al. Probabilistic trend of power systems containing wind and photovoltaic power generation and electric vehicles[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(10): 8-15.
- [5] 周雨宸. 智能电网的关键技术及发展综述[J]. 通讯世界, 2019, 26(1): 161-162.  
ZHOU Yuchen. Overview of key technologies and developments in smart grids[J]. Telecom World, 2019, 26(1): 161-162.
- [6] 何琳明. 基于二阶锥规划松弛法和二次规划算法的最优潮流研究[D]. 南宁: 广西大学, 2019.  
HE Linming. Optimal power flow research based on second order cone programming relaxation method and quadratic programming algorithms[D]. Nanning: Guangxi University, 2019.
- [7] 杨喆麟, 汪可友, 李国杰. 考虑风电不确定性的 VSC-MTDC 互联系统两阶段交直流最优潮流[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(14): 25-34.  
YANG Zhelin, WANG Keyou, LI Guojie. Two-stage AC/DC optimal power flow with VSC-MTDC considering uncertainty of wind power[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(14): 25-34.
- [8] AYVAZ A, GENÇ V M I. Information-gap decision theory based transient stability constrained optimal power flow considering the uncertainties of wind energy resources[J]. IET Renewable Power Generation, 2020, 14(11): 1946-1955.
- [9] 李生虎, 齐涛, 张楠, 等. DFIG 风电场经交流/柔性直流并网系统最优潮流与灵敏度分析[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(7): 46-57.  
LI Shenghu, QI Tao, ZHANG Nan, et al. Optimal power flow and sensitivity analysis for power system with SFIG-wind farms integrated through AC/VSC-HVDC power transmission[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(7): 46-57.
- [10] 陆立民, 褚国伟, 张涛, 等. 基于改进多目标粒子群算法的微电网储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15): 116-124.  
LU Limin, CHU Guowei, ZHANG Tao, et al. Optimal configuration of energy storage in a microgrid based on improved multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 116-124.
- [11] YANG Yude, SONG Anjun, LIU Hui, et al. Parallel computing of multi-contingency optimal power flow with transient stability constraints[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 204-213. DOI: 10.1186/s41601-018-0095-z.
- [12] 周林波, 石平灯, 田滔, 等. 粒子群算法在电网无功优化中的应用研究[J]. 电力大数据, 2019, 22(9): 79-85.  
ZHOU Linbo, SHI Pingdeng, TIAN Tao, et al. Application of particle swarm optimization on grid reactive power optimization[J]. Power Systems and Big Data, 2019,

- 22(9): 79-85.
- [13] 王杰, 李慧慧, 彭金柱. 一种拟随机初始化模拟退火粒子群算法[J]. 郑州大学学报: 理学版, 2016, 48(3): 75-81.  
WANG Jie, LI Huihui, PENG Jinzhu. A quasi-randomized initialized simulated annealing particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Zhengzhou University: Natural Science Edition, 2016, 48(3): 26-32.
- [14] 管萸, 刘勇, 胡琳, 等. 基于改进 PSO 算法的分布式电源配电网优化分析[J]. 电子测量技术, 2019, 42(16): 43-46.  
GUAN Yi, LIU Yong, HU Lin, et al. Optimization analysis of distributed power distribution network based on improved PSO algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(16): 43-46.
- [15] CHANDRASEKARAN S. Multiobjective optimal power flow using interior search algorithm: a case study on a real-time electrical network[J]. Computational Intelligence, 2020, 36(3): 1078-1096.
- [16] 李春晓, 何仁君. 基于内点法的最优潮流计算及算例分析[J]. 电气开关, 2018, 56(1): 32-36.  
LI Chunxiao, HE Renjun. The calculation of optimal power flow based on interior-point method[J]. Electric Switchgear, 2018, 56(1): 32-36.
- [17] 吉兴全, 张玉振, 张晓, 等. 计及电压稳定约束的微电网动态最优潮流[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(14): 112-118, 125.  
JI Xingquan, ZHANG Yuzhen, ZHANG Xiao, et al. Dynamic optimal power flow of microgrid considering voltage stability constraints[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(14): 112-118, 125.
- [18] 祖其武, 牛玉刚, 陈蓓. 基于改进粒子群算法的微网多目标经济运行策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(14): 57-63.  
ZU Qiwu, NIU Yugang, CHEN Bei. Study on multi-objective economic operating strategy of microgrid based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(14): 57-63.
- [19] 陈丽光, 文波, 聂一雄. 基于退火粒子群和内点法的改进最优潮流算法[J]. 广东电力, 2013, 26(9): 32-35, 103.  
CHEN Liguang, WEN Bo, NIE Yixiong. Improved optimal power flow algorithm based on annealing particle swarm and interior point method[J]. Guangdong Electric Power, 2013, 26(9): 32-35, 103.
- [20] 陈政琦, 艾欣. 考虑电力系统发电成本和负荷裕度的多目标最优潮流方法研究[J]. 华北电力大学学报: 自然科学版, 2019, 46(3): 26-32.  
CHEN Zhengqi, AI Xin. Multi-objective optimal power flow algorithm for power generation cost and load margin[J]. Journal of North China Electric Power University: Natural Science Edition, 2019, 46(3): 26-32.
- [21] 张倩. 粒子群算法的一种改进算法[J]. 大理大学学报, 2019, 4(12): 12-17.  
ZHANG Qian. An improved algorithm of particle swarm optimization[J]. Journal of Dali University, 2019, 4(12): 12-17.
- [22] 张英男. 改进的粒子群优化算法(APSO 和 DPSO)研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2008.  
ZHANG Yingnan. The improved particle swarm optimization algorithms: APSO and DPSO[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2008.
- [23] 周林波, 石平灯, 田滔, 等. 粒子群算法在电网无功优化中的应用研究[J]. 电力大数据, 2019, 22(9): 79-85.  
ZHOU Linbo, SHI Pingdeng, TIAN Tao, et al. Application of particle swarm optimization on grid reactive power optimization[J]. Power Systems and Big Data, 2019, 22(9): 79-85.
- [24] 张少明, 盛四清. 基于改进粒子群算法的微网优化运行[J]. 中国电力, 2020, 53(5): 24-31.  
ZHANG Shaoming, SHENG Siqing. Optimal operation of microgrid on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Electric Power, 2020, 53(5): 24-31.
- [25] 范航, 李泽, 栗然, 等. 智能算法参数对其求解最优潮流的影响研究[J]. 电力科学与工程, 2019, 35(7): 42-48.  
FAN Hang, LI Ze, LI Ran, et al. Influence of intelligent algorithm's parameters on its performance in solving optimal power flow problem[J]. Electric Power Science and Engineering, 2019, 35(7): 42-48.
- [26] 阳育德, 陶琢, 刘辉, 等. 电力系统静态安全最优潮流并行计算方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 99-105.  
YANG Yude, TAO Zhuo, LIU Hui, et al. Parallel computation methods for static security-constrained optimal power flow of power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 99-105.

收稿日期: 2020-08-26; 修回日期: 2020-10-28

作者简介:

孙淑琴(1969—), 女, 博士, 教授, 研究生导师, 主要研究方向为电力系统建模及仿真计算技术; E-mail: sunsq@jlu.edu.cn

吴晨悦(1997—), 女, 通信作者, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统优化计算及仿真建模技术; E-mail: cywu19@mails.jlu.edu.cn

颜文丽(1994—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统建模计算及控制技术。E-mail: yanwl18@mails.jlu.edu.cn

(编辑 张爱琴)