

基于微分进化和混沌迁移的细菌群体趋药性算法

刘文霞, 刘晓茹, 张建华, 刘念

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 细菌群体趋药性(BCC)算法是一种新的群体智能优化算法. 本文研究了BCC算法中群体控制参数对算法性能的影响, 并提出算法应用的参数控制策略. 标准的BCC算法存在易于陷入局部极值的缺点, 因此新算法中采用了以下改进措施, 自适应调整感知范围. 当细菌确定下一步位置时增加微分进化的待选个体和采用混沌迁移机制, 改进后的算法增强了跳出局部最优解的能力. 实验结果表明, 新算法的全局搜索能力有了显著提高.

关键词: 细菌群体趋药性算法; 参数控制; 动态感知范围; 微分策略; 混沌迁移机制

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A

Bacterial colony chemotaxis algorithm based on differential evolution and chaos migration

LIU Wen-xia, LIU Xiao-ru, ZHANG Jian-hua, LIU Nian

(Department of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Bacterial colony chemotaxis (BCC) algorithm is a new colony intelligence optimization algorithm. The influence of the relative parameters to the performance of BCC is studied; and the control strategies for parameters are proposed. The basic BCC algorithm has the disadvantage of being trapped into the local minimum. Therefore, some improvements are adopted in the new algorithm, including adjusting the perception scope of self-adaptation, adding differential evolutionary individual when the bacteria choose their next locations, and taking chaos transfer mechanism. The ability to get rid of the local optimum is thus greatly improved. Finally, the experimental results show that the new algorithm improves the global optimization performance.

Key words: bacterial colony chemotaxis algorithm; parameters control; dynamic sense limit; differential strategy; strategy of chaotic migration

1 引言(Introduction)

细菌趋药性(bacterial colony)算法最早是由Miiller等人受细菌在化学引诱剂环境中运动行为的启发而提出的^[1]. BC算法依赖单个细菌的运动行为, 不断感受周围环境的变化, 利用过去的经验来寻找最优点. 该算法具有简单性和鲁棒性, 随机搜索能力强的特点, 但寻优性能不能与其他群体优化算法相比. 由于算法中个体细菌的运动机理不同于其他的生物算法^[2~4], 而且通过增加群体信息有可能很大程度地提高算法的性能, 因此该算法有很大的研究潜力. 文献[5]在对细菌趋药性算法进行研究的基础上, 建立细菌群体间的信息交互模型, 提出了细菌群体趋药性(BCC)算法. BCC算法中细菌受个体信息和群体信息的双重影响, 使算法的性能有了很大地提高, 在某些非线性组合优化问题上的优化速度和精度也超过了其他一些常见的群体优化算法. 文献[6]中把该算法应用到电力系统无功优化计算中, 取得了较好的效果. 目前, BCC算法需要进一步研究的问题

是: 1) 算法中参数对算法性能的影响有待深入研究; 2) 群体信息机制的引入加快了算法收敛的速度, 也带来了局部最优问题, 该如何改善它.

本文对BCC算法进行了大量的仿真测试, 给出了BCC算法中几个群体参数的控制策略, 同时为改进局部最优问题, 对算法提出了3点改进: 1) 根据群体的聚集程度决定群体感知范围的大小; 2) 在不增加细菌数量的前提下, 通过增加细菌的微分进化算子来改善群体的多样性; 3) 增加混沌迁移策略. 最后以标准函数和应用实例验证了改进后算法的性能有很大的改善, 尤其对非线性、多峰函数的寻优成功率和收敛精度有很大提高.

2 BCC算法原理及参数控制策略(Principle of BCC algorithm and control strategies of parameters)

2.1 BCC算法原理(Principle of BCC algorithm)

BCC算法是一种随机优化方法, 它是在BC算法

的基础上通过建立细菌群体间信息相互传递的模式形成的群体优化算法. 算法的基本过程是: 初始化细菌群体, 确定初始收敛精度 $\varepsilon_{\text{begin}}$ 和进化精度更新常数 α , 通过迭代找到最优解, 直到满足收敛精度为止. 在每一次迭代中, 细菌下一步的去向有两个待选位置: 一个是细菌根据它感知范围内其它细菌的信息来调整移动的位置; 另一个是细菌根据BC算法产生的位置, 细菌向两点中适应值更好的位置移动. 在二维模型下, 待选位置的产生和选择方法为:

1) 群体控制待选位置.

在每次移动到新位置之前, 细菌都要感知它周围的环境, 试探旁边是否有其他位置更好的细菌. 如果有, 那么它有可能趋向移动到这些拥有较好位置细菌的中心点. 在移动步数为 k 时, 细菌 i 附近较好位置细菌同伴的中心点由下式决定:

$$\text{Center}(\vec{x}_{i,k}) = \text{Aver}(\vec{x}_{j,k} | f(\vec{x}_{j,k}) < f(\vec{x}_{i,k})) \\ \text{and } \text{dis}(\vec{x}_{j,k}, \vec{x}_{i,k}) < S. \quad (1)$$

其中: S 为细菌 i 的感知范围, $\text{dis}(\vec{x}_{j,k}, \vec{x}_{i,k})$ 是细菌 i 与其感知范围内优质细菌群体中心位置的距离. 此时细菌的移动位置:

$$c(\vec{x}_{i,k+1}) = \text{rand}() \times \text{dis}(\vec{x}_{i,k}, \text{Center}(\vec{x}_{i,k})). \quad (2)$$

式中 $\text{rand}()$ 为区间(0,1)内均匀分布的随机数, 表示细菌沿着当前位置与中心点位置之间的向量向中心点移动, 移动距离具有随机性.

2) BC算法的待选位置.

$$b(\vec{x}_{i,k+1}) = \overrightarrow{\text{now}(x_{i,k})} + \overrightarrow{\text{new}(x_{i,k})}. \quad (3)$$

式中 $\overrightarrow{\text{now}(x_{i,k})}$ 代表细菌的当前位置, $\overrightarrow{\text{new}(x_{i,k})}$ 是细菌按照BC算法计算出的下一步位置的预期改变值.

$$\overrightarrow{\text{new}(x_{i,k})} = vt \times e^{j\alpha}. \quad (4)$$

其中: 运动速度 $v = 1$; 运动时间 t 的取值服从概率分布 $p(x = t) = \frac{1}{T} e^{-t/T}$, T 由下式决定:

$$T = \begin{cases} T_0, & f_{\text{pr}}/l_{\text{pr}} \geq 0, \\ T_0(1 + b|f_{\text{pr}}/l_{\text{pr}}|), & f_{\text{pr}}/l_{\text{pr}} < 0. \end{cases} \quad (5)$$

T_0 为最小平均移动时间, f_{pr} 为当前位置和上一个位置的适应值之差, l_{pr} 为变量空间中连接当前点和上一个点的向量的模, b 是一个梯度参数. 细菌的基本步长是由 T_0 决定的, 如果 T_0 太大, 收敛精度不高. 细菌向最优点靠近时, 受 T_0 和 b 的限制, 如果梯度大, 细菌会跳过最优点, 而且重新回来的可能性很小. 新方向与原方向的夹角 α 服从高斯概率分布^[5]. 期望 μ 和方差 σ 按下面的方式判定:

$$\text{如果 } f_{\text{pr}}/l_{\text{pr}} < 0, \mu = 62^\circ(1 - \cos \theta), \sigma =$$

$$26^\circ(1 - \cos \theta), \cos \theta = e^{-\tau_c \tau_{\text{pr}}};$$

$$\text{如果 } f_{\text{pr}}/l_{\text{pr}} \geq 0, \mu = 62^\circ, \sigma = 26^\circ.$$

由于 $0 < \cos \theta < 1$, 所以当细菌向最优值点靠近时转角小, 否则转角相对较大.

为了提高BC算法的收敛精度, 公式(6)为按照文献[7]方法对参数 T_0 , b 和 τ_c 的改进.

$$\begin{cases} T_0 = \varepsilon^{0.3} \cdot 10^{-1.73}, \\ b = T_0 \cdot (T_0^{-1.54} \cdot 10^{0.6}), \\ \tau_c = \left[\frac{b}{T_0} \right]^{0.31} \times 10^{1.16}. \end{cases} \quad (6)$$

改进后随着 ε 值变小, T_0 变小, 梯度 b 值增大, 偏转的角度小, 提高了局部搜索的能力.

3) 选择操作.

计算位置 $c(\vec{x}_{i,k+1})$ 和 $b(\vec{x}_{i,k+1})$ 的函数适应值, 此时有:

$$e(\vec{x}_{i,k+1}) = \begin{cases} c(\vec{x}_{i,k+1}), f(c(\vec{x}_{i,k+1})) > f(b(\vec{x}_{i,k+1})), \\ b(\vec{x}_{i,k+1}), \text{其他}. \end{cases} \quad (7)$$

其中 $e(\vec{x}_{i,k+1})$ 为细菌 $k+1$ 步的位置.

2.2 参数控制策略(Control strategies of parameters)

BCC算法中群体控制参数如精度控制参数 α 、种群数目、感知范围和初始位置的分布等, 对整个算法的性能有很大影响. 本文对文献[5]中的标准测试函数进行仿真测试, 通过测试数据分析给出算法应用的参数控制策略:

1) 精度控制参数 α .

由于 ε 的选择会影响 b, t_0, t_c 的值, 所以为了控制步长, 将精度定义为按梯度 α 减小的变化值, 即 $\varepsilon_{n+1} = \varepsilon_n/\alpha$. 测试数据表明: 当 α 较小时, 由于 ε 更新较慢, 细菌运动的随机性好, 成功率比较高. 随着 α 的增大, ε 下降变快, 算法总体迭代步数减少, 但由于 ε 很小, 使其跳出局部最优的能力变弱, 成功率随 α 的增大而迅速降低. 一般建议 α 的取值在1.05~1.5之间.

2) 细菌种群数目 n .

细菌种群数目的大小会直接影响算法的计算速度和成功率. 测试数据表明: 随着种群数目的增加, 平均计算步数缓慢增加、平均计算时间快速增加、成功率提高比较明显; 当细菌数目发展到30以上时, 成功率的变化量变小, 而运算的时间仍然快速增加. 一般建议细菌数目取20~30.

3) 初始位置的分布.

分两种情况(细菌放在同一个位置和初始位置随

机分布)分别测试,测试数据表明:由于BCC算法中每个细菌具有全局的感知范围,所以算法对初始位置的依赖并不明显.

BCC算法对于单峰测试函数及一些最优值梯度变化较为明显的多峰标准测试函数有良好的寻优能力,收敛速度快,寻优精度高,性能优于BC算法、标准粒子群算法.但对于最优值附近梯度变化不明显的多峰测试函数,出现细菌在最小值附近徘徊的现象,这是由于当大多数细菌处于局部最优时,每个细菌感知范围内更优质的细菌较少,群体间的影响变小,而震荡现象是BC算法引起的,当细菌朝着最优点(可能是局部最优)运动时,细菌每步运动的步长加大的概率多,而逃离局部最优时细菌运动的步长减小的概率大,这直接影响了细菌算法逃出局部最优的能力,有时可能会无法到达全局最优点.为了解决这个问题,必须采取措施提高细菌跳出局部最优的能力,在群体影响较弱的情况下,单靠细菌本身的BC算法无法做到,本文采用了增加了微分扰动算子和混沌迁移策略来改善种群的多样性,提高算法逃离局部最优的能力.

3 BCC算法的改进(Improved BCC algorithm)

与BC算法相比BCC算法能够更快地搜索到极值点,而且算法的寻优能力也得到了很大提高.然而由于细菌的运动表现出一定的趋同性,增加了群体陷入局部最优的可能性.为了提高全局收敛性,提出以下3点改进措施.

3.1 微分进化算子的引入(Introducing the thought of differential aberrance)

受微分进化算法DE(differential evolution)中变异操作的启发,在BCC算法的进化中引入微分进化算子,通过增加随机扰动,提高种群的多样性,从而改善全局搜索的能力.

改进方法是在细菌群体迭代过程中,增加第3个待选位置(微分进化),利用公式(8)或公式(9)产生一个新位置 $d(\vec{x}_{i,k+1})$,由于随机选择的一对矢量不受感知范围的限制,所以新位置随机性强,降低了细菌的聚集程度,提高算法跳出局部最优的能力.

$$d(\vec{x}_{i,k+1}) = \vec{x}_{i,\text{best}} + F \times (\vec{x}_{r_1,k} - \vec{x}_{r_2,k}), \quad (8)$$

$$d(\vec{x}_{i,k+1}) = \vec{x}_{\text{rand}} + F \times (\vec{x}_{r_1,k} - \vec{x}_{r_2,k}). \quad (9)$$

式中: $r_1, r_2 \in [1, 2, \dots, n]$ 是随机选择的整数 $r_1 \neq r_2$. $\vec{x}_{i,\text{best}}$ 是记录的细菌 i 在之前运动过程中的最优位置点, \vec{x}_{rand} 为随机值. $\vec{x}_{r_1,k}, \vec{x}_{r_2,k}$ 是从处于运动第 k 步的细菌群中随机选取的两个细菌的位置,它们之间的差向量越小,扰动也越小,步长会自动减少. $F \in [0, 2]$ 是一个实数,控制差分向量的放大倍数通过合理选择 F 可以平衡提升全局搜索范围与降低集

中寻优能力之间的矛盾^[8,9].

3.2 感知范围的动态变化(Adjusting the perception scope self-adaptive)

BCC算法中假设细菌具有感知能力,智能的利用感知范围内的信息调整自己的位置,但感知范围的定义和数值的变化在相关文献中没有论述.通过实验发现感知范围对算法的收敛速度和全局收敛性都有一定的影响.

1) 感知范围为全局时,测试结果表明陷入局部最优的机率为24%,当细菌群体中有一个细菌跳出局部最优后,则最后结果就可以收敛于全局最优,这说明感知范围太大,使得细菌聚集得太快,减少了种群的多样性.

2) 当感知范围较小时,细菌受环境影响小,主要靠单个细菌寻优,收敛速度慢.

本文采用感知范围自适应调整的方式,目的是尽可能保持种群的多样性,从而提高全局收敛性.

定义1 设 f_i 为第 i 个细菌的适应度, f_{av} 为细菌群体的平均适应度,群体适应度方差 σ^2 为:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \left[\frac{f_i - f_{\text{av}}}{f_s} \right]^2, \quad (10)$$

其中: n 为细菌群体数目, f_s 是适应度差的标准值,采用下式计算:

$$f_s = \begin{cases} \max\{|f_i - f_{\text{av}}|\}, & f_i - f_{\text{av}} \neq 0, \\ 1, & \text{其他.} \end{cases} \quad (11)$$

群体适应度方差 σ^2 反映细菌群体的“收敛”程度, σ^2 越小,群体聚集度越高.感知范围的控制应与 σ^2 成正比,使感知范围随着聚集度的提高减小,放慢聚集速度,从而保持种群的多样性.

$$S^k = S_{\text{min}} + (S_{\text{max}} - S_{\text{min}}) \times (1 - \sigma^2/n). \quad (12)$$

其中 S^k 为第 k 次迭代的感知范围, $S_{\text{max}}, S_{\text{min}}$ 为感知范围的最大、最小值.

3.3 混沌迁移策略(Chaotic migration strategy)

菌群的迁移现象是当细菌在某处连续一段时间感触引诱剂信息变化很小时,由于它们总希望寻觅更好的食物源,往往会进行不同方式的迁移活动. BC算法为了提高全局寻优的能力,模拟了迁移活动^[1],亦即当连续 n 步前后函数值的差的绝对值小于预先给定的 ϵ ,则细菌随机迁移到一个新位置,并且此前所有位置信息丢失.通过仿真试验测试表明:迁移活动能够在一定程度上帮助细菌群体保持群体的差异性,有助于跳出局部最小点.但随着群体聚集度的提高,迁移个数增加,很大程度上延长了计算时间,而且不能保证迁移后不再进入局部最优点.由于感知范围的动态调整,使得算法对初始值的设置变得敏感,所以细菌迁移位置的遍历性对迁移策略的成功起到了重要的作用.文中采用混沌迁移代替随

机迁移.

混沌是由确定性方程得到的具有随机性的运动状态,混沌运动的遍历特性使混沌变量能在一定范围内按自身“规律”不重复地遍历所有状态. Logistic映射就是一个典型混沌系统,

$$z_{n+1} = \mu z_n(1 - z_n). \quad (13)$$

混沌迁移是在每个精度段内当某个细菌连续 k 步前后函数值的差的绝对值小于预先给定的 ε_n ,则细菌以当前点(x_{best})为中心,按照公式(13)进行混沌搜索,混沌向量变换到解空间,对解空间内该细菌计算目标函数($f(x_{hd})$),使该目标函数与 x_{best} 的适应值($f(x_{\text{best}})$)做比较,如果 $f(x_{hd}) > f(x_{\text{best}})$,则 $x_{\text{best}} = x_{hd}$,退出混沌搜索,细菌迁移后继续以改进BCC算法寻优;如果混沌搜索没有找到更好的解,则搜索一定步数后停止,细菌当前位置为本精度段内的最佳值.

4 仿真研究(Simulation study)

4.1 数值实验(Numerical experiment)

为验证改进算法的有效性,模拟实验选取单峰、多峰且存在许多局部最小点的4个经典函数作

为测试对象. $F_2 \sim F_4$ 是多峰函数,在 $[-20, 20]$ 区内有很多局部最小点. F_4 是多峰形状不规则的函数,其他的一些优化算法在该函数的寻优过程中,经常会陷入局部最优.

$$\begin{aligned} F_1 &= x^2 - 0.4 \cos(3\pi x) + 2y^2 - 0.6 \cos(4\pi y) + 1, \\ F_2 &= (x^2 + y^2)^{0.25} \times (\sin^2 50(x^2 + y^2)^{0.1} + 1.0), \\ F_3 &= 20 + (x^2 - 10 \cos(2\pi x) + y^2 - 10 \cos(2\pi y)), \\ F_4 &= 74 + 100 \times (y - x^2)^2 + (1 - x)^2 - 400 \times \\ &\quad e^{10(-(x+1)^2+(y+1)^2)}. \end{aligned}$$

文中对BCC,改进BCC以及惯性PSO粒子群分别进行了测试,其中BCC算法和改进算法的初始化参数:细菌群体数目为20,初始位置随机放置,起始精度2,终止精度 10^{-6} ,精度更新参数 $\alpha = 1.25$, b, t_0, t_c 的值都随精度变化而变化.混沌微分中感知范围随细菌群体的聚集程度动态变化,微分放大系数 $F = 0.6$,混沌搜索最大步数200,粒子群规模30.3种算法分别运行200次.最大迭代次数设为500,1000,1500.测试结果见表1(表中数据为多次测试的统计平均值).

表1 3种寻优算法寻优能力比较

Table 1 Comparison results for inertial PSO, BCC algorithm and improved BCC algorithm

测试函数	惯性PSO			BCC			混沌微分BCC		
	步数	精度	成功率	步数	精度	成功率	步数	精度	成功率
F_1	269.3	6.7×10^{-4}	100%	323.95	1.1×10^{-4}	100%	299.7	9.2×10^{-8}	100%
F_2	302.5	9.6×10^{-3}	98.6%	363.05	1.8×10^{-3}	100%	331.4	8.7×10^{-6}	100%
F_3	346.7	7.8×10^{-3}	71.4%	420	3.2×10^{-4}	76%	319.3	6.0×10^{-6}	100%
F_4	378.1	5.9×10^{-3}	9.3%	445.31	8.4×10^{-3}	11.4%	336.1	5.3×10^{-4}	59.6%

表中可见:惯性PSO和BCC算法的寻优能力差不多,由于BCC算法受细菌个体随机性强的影响,整体迭代步数大于惯性PSO,收敛精度也优于惯性PSO.这两种算法比较,BCC算法的成功率稍好些.

改进BCC算法由于采用了动态感知范围调整,微分进化算子以及混沌迁移的策略,很大程度上改善了对多峰测试函数的寻优能力,迭代步数减少了(不计混沌迁移的步数),更主要是收敛精度得到了很大提高.通过测试数据的分析得出:混沌微分BCC算法在对 F_4 优化过程中,选择操作中选取BC位置、群体控制位置,微分进化算子位置的比例大体为20%,60%,20%;混沌迁移在200次计算中,17次引导细菌群体逃离局部最优,大大减小了BCC算法陷入局部最优的概率.由于改进BCC算法中要计算微分进化算子,并进行混

沌迁移,所以计算时间大于BCC.文中给出了3种算法计算 F_2 的适应值对数值随步数变化情况.

4.2 应用实例(Case study)

变电站选址是电网规划的重要步骤之一,是一个多约束、多目标、大规模、非线性的组合优化问题,其目标函数是经济性指标,是离线优化计算,所以对算法的收敛精度要求较高.变电站选址问题是以最小的投资和年运行费用为目标函数,确定变电站的数量、位置、变压器的容量和台数以及变电站的供电范围,数学描述为:

$$\begin{aligned} \min Z_{\text{cost}} &= S_{\text{cost}} + F_{\text{cost}} + C_{\text{cost}} \quad (14) \\ \text{s.t.} &\begin{cases} \sum_{j \in J_i} W_j \leq S_i e(S_i) \cos \phi, \\ \sum_{i=1}^N g_{ij} = 1, \\ l_{ij} \leq R_i. \end{cases} \end{aligned}$$

公式(14)中参数的定义见参考文献[10].

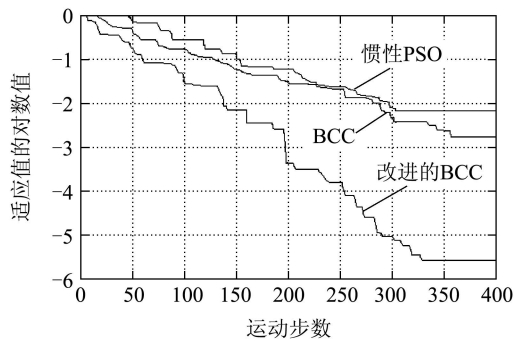


图1 适应值随步数变化情况

Fig. 1 Fitness change with step

某城市规化案例: 水平年负荷预测结果为5446 MW, 设定规划容量范围为4193~5296 MVA. 规划的110 kV变电站的最终规模为 3×50 MVA, 220 kV变电站的最终规模为 3×180 MVA. 采用BCC算法进行规划计算时把每个细菌看作一个方案, 细菌的维数代表变电站个数, 算法参数设置如下, 细菌的维数20, 细菌种群大小30, 精度控制参数为1.5, S_{\max} 为规划区内两点间最大距离, S_{\min} 为2 km, 细菌的初始分布与负荷密度相关, 最大迭代次数500. 采用3种算法分别计算40次, 其中粒子群的规模为30. 计算结果见表2.

表2 适应值随步数变化情况

Table 2 Fitness change with step

算法	平均迭代次数	计算时间/h	投资/万元
惯性PSO	267.7	0.62	5484886.7
BCC	364.5	1.03	5436822.5
混沌BCC	338.3	2.14	5323983.9

表中可见: 改进BCC规划的平均结果要优于其它两种算法, 总投资最少. 计算时间较BCC增加近一倍. 规划最优方案为220 kV变电站扩建10座, 新增10座, 容载比1.99; 110 kV变电站新建、扩建110 kV变电站44座, 容载比2.2.

5 结论(Conclusion)

BCC算法是建立在细菌趋药性理论基础上的—种新型群体智能优化算法, 针对该算法的研究还不是很成熟, 本文通过对BCC算法的测试试验, 分析了群体控制参数对算法性能的影响, 并给出了算法应用的参数控制策略. 为改善算法的全局

收敛性能, 提出了动态调整感知范围、加入微分进化算子和采用混沌迁移策略3个改进措施, 仿真试验表明: 改进的算法具有鲁棒性好、精度高、全局收敛能力强的特点. 应用于变电站规划的计算模型中, 提高了收敛精度, 节省了投资, 设计的最优方案科学.

参考文献(References):

- [1] BREMERMAN H J. Chemotaxis and optimization[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 1974, 297: 397 – 404.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. [S.L.]: [s.n.], 1995: 1942 – 1948.
- [3] 冯远静, 冯祖仁, 彭勤科. 一类自适应蚁群算法及其收敛性分析[J]. *控制理论与应用*, 2005, 22(5): 713 – 717. (FENG Yuanjing, FENG Zuren, PENG Qinke. Adaptive ant colony optimization algorithms and its convergence[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(5): 713 – 717.)
- [4] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341 – 359.
- [5] 李威武, 王慧, 邹志君, 等. 基于细菌群体趋药性的函数优化方法[J]. *电路与系统学报*, 2005, 10(1): 58 – 63. (LI Weiwu, WANG Hui, ZOU Zhijun, et al. Function optimization method based on bacterial colony chemotaxis[J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2005, 10(1): 58 – 63.)
- [6] 黄伟, 张建华, 张聪, 等. 基于细菌群体趋药性算法的电力系统无功优化[J]. *电力系统自动化*, 2007, 31(7): 29 – 33. (HUANG Wei, ZHANG Jianhua, ZHANG Cong, et al. Reactive optimization of power systems based on bacterial colony chemotaxis[J]. *Automation of Electric Power System*, 2007, 31(7): 29 – 33.)
- [7] SIBYLLE D M, JARNO M. Optimization based on bacterial chemotaxis[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 16 – 30.
- [8] 冯琦, 周德云. 基于微分进化算法的时间最优路径规划[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(12): 74 – 76. (FENG Qi, ZHOU Deyun. Time optimal path planning based on differential evolution algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(12): 74 – 76.)
- [9] STORN R. System design by constraint adaptation and differential evolution[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, 3(1): 22 – 34.
- [10] 刘自发, 张建华. 基于改进多组织粒子群体优化算法的配电网变电站选址定容[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 27(1): 105 – 111. (LIU Zifa, ZHANG Jianhua. Optimal planning of substation locating and sizing based on refined multi-team PSO algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, 27(1): 105 – 111.)

作者简介:

刘文霞 (1967—), 女, 副教授, 博士研究生, 研究生导师, 目前研究方向为人工智能及其在电力系统中的应用、电力系统通信等, E-mail: liuwenxia001@163.com;

刘晓茹 (1983—), 女, 研究生, 目前研究方向为人工智能及电力系统通信等, E-mail: liuxiaoru1983@163.com;

张建华 (1954—), 男, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统规划、电力系统电压稳定、电力系统应急分析、分布式发电等;

刘念 (1981—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统信息安全、电力系统稳定与控制.