

融合模拟退火机制的自适应花朵授粉算法

刘景森^{1,2} 刘 丽² 李 煜³

(河南大学智能网络系统研究所 河南 开封 475004)¹ (河南大学软件学院 河南 开封 475004)²
(河南大学管理科学与工程研究所 河南 开封 475004)³

摘 要 针对基本花朵授粉算法存在的不足,为提高其收敛速度与寻优精度,提出一种融合模拟退火机制的并且根据迭代进化来动态调整全局步长和局部繁衍概率的自适应花朵授粉算法。首先,在基本算法的全局授粉莱维飞行中使用变形指数函数的缩放因子来控制步长,使得花朵个体随迭代次数的增加自适应地进行位置更新;然后,通过瑞利分布函数结合迭代次数对繁衍概率影响因子进行改进,使得在避免早熟收敛的同时能够在后期向着最优解靠近;最后,在已改进的花朵授粉算法中融入模拟退火降温操作,这不仅增加了种群的多样性,而且改善了算法的整体寻优性能。仿真结果表明,改进后的算法具有较快的收敛速度和较高的收敛精度,寻优性能得到了显著提高。

关键词 花朵授粉算法,步长缩放因子,局部繁衍概率,瑞利分布函数,模拟退火操作

中图法分类号 TP301.6 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.11.036

Adaptive Flower Pollination Algorithm with Simulated Annealing Mechanism

LIU Jing-sen^{1,2} LIU Li² LI Yu³

(Institute of Intelligent Networks System, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China)¹

(College of Software, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China)²

(Institute of Management Science and Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China)³

Abstract Aiming at the shortages of basic flower pollination algorithm, in order to improve the convergence rate and optimization accuracy of the algorithm, this paper proposed an adaptive flower pollination algorithm fusing simulated annealing mechanism and dynamically adjusting the global step length and local reproduction probability according to the iterative evolution. Firstly, the scaling factor of the deformed exponential function is used to control step length in the global pollination of the basic algorithm, so that the individual of flower can be adaptively updated with the number of iterations. Then, through combining Rayleigh distribution function and the number of iterations, the factors of multiplication probability are improved, thus avoiding the precocious convergence and making the solution close to the optimal solution in the later stage. Finally, a simulated annealing cooling operation is incorporated into the improved flower pollination algorithm, which not only increases the diversity of population, but also improves the overall performance of algorithm. The simulation results show that the algorithm has faster convergence speed and higher convergence precision, and the optimization performance of the proposed algorithm is improved.

Keywords Flower pollination algorithm, Step size scaling factor, Local multiplication probability, Rayleigh distribution function, Simulated annealing operation

1 引言

传统优化方法在求解越来越复杂的优化问题时存在诸多不足,许多学者不断探寻新的优化求解算法,因受到自然界进化规律或生物群智能行为的启发而提出了一系列群智能优化算法。例如,受鸟群觅食行为的启发提出的粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法^[1-2],受生物进化演变规律的

启发提出的遗传算法^[3](Genetic Algorithm, GA),受自然界中布谷鸟寻窝产卵的启发提出的布谷鸟搜索(Cuckoo Search, CS)算法^[4],受自然界中蝙蝠利用一种声呐来探测猎物、避免障碍物的行为的启发而提出的蝙蝠算法^[5](Bat Algorithm, BA)等。这些启发式算法在解决各类复杂优化问题时都能提供比传统数值计算方法更好的解。

2012 年,英国剑桥大学学者 Yang 受到自然界中显花植

到稿日期:2017-10-27 返修日期:2018-03-27 本文受河南省重点研发与推广专项(182102310886),河南省科技攻关重点项目(162102110109)资助。
刘景森(1968—),男,博士,教授,主要研究方向为智能算法、网络信息安全等,E-mail:lj@s@henu.edu.cn;刘 丽(1995—),女,硕士生,主要研究方向为智能算法,E-mail:liulihenu@163.com;李 煜(1969—),女,博士,教授,主要研究方向为智能算法、电子商务等,E-mail:lyhenu@163.com(通信作者)。

物花朵授粉过程的启发,提出了一种新型元启发式群智能优化算法——花朵授粉算法^[6](Flower Pollination Algorithm, FPA)。FPA 易于各种语言编码,实现简单且易调节,其使用莱维飞行^[7]机制使得算法本身的寻优性能更好。目前,FPA 已经在诸多领域得到了广泛应用,例如解决多目标优化^[8]、特征提取^[9]、综合多目标动态经济调度^[10]、混合数据聚类^[11]、产品的装配序列规划^[12]、图着色^[13]、光伏系统^[14]等问题。

花朵授粉算法具有结构简单、参数少、执行效率高、鲁棒性强、稳定性较高的优点,但是同其他启发式算法一样,FPA 本身也存在一些不足,如易陷入局部最优解、算法执行后期收敛速度减慢、参数确定缺乏理论基础、收敛性证明不充分等。因此,国内外学者针对上述不足做出了相应的改进。文献[15]把 PSO 算法融入到花朵授粉算法中,利用 PSO 算法来提高 FPA 算法初始解的质量,从而提高算法的寻优精度和收敛速度;文献[16]对解进行逐维改进并引入局部领域搜索策略的思想来对算法进行改进,改进算法在寻优速度和探索能力方面有所提高;文献[17]提出了基于混沌和声算法的花朵授粉优化算法,其先采用混沌策略提高和声算法种群的多样性,再把和声算法的最优解作为花朵授粉算法的初始解,改进算法在寻优精度和解的质量方面得到了一定程度的提高;文献[18]在基本花朵授粉算法中混合了克隆选择算法,作用于局部授粉阶段,提高了种群多样性和局部寻优能力;文献[19]将模拟退火算法与基本花朵授粉算法相结合,该算法能够跳出局部极值,使得全局寻优性能有所提升。这些改进在相应的领域均有效地提升了算法的寻优性能,但花朵授粉算法仍有进一步改进的空间,本文提出了一种融合模拟退火机制及瑞利分布的迭代进化自适应花朵授粉算法(Adaptive Flower Pollination Algorithm with Simulated Annealing Mechanism and Rayleigh Distribution,SRFPA)。改进算法通过改变缩放因子来控制莱维飞行步长,并对局部搜索时随机解的影响参数繁衍概率进行改进,最后引入模拟退火机制增强种群的多样性,以提高算法的收敛速度与收敛精度。采用不同维数的标准测试函数进行测试,实验结果表明,改进算法同时提升了收敛速度和收敛精度,是可行且有效的。

2 基本花朵授粉算法

显花植物的授粉可分为异花授粉及自花授粉两种。异花授粉是通过自然界中的鸟、蜜蜂等作为授粉者进行大范围交叉授粉,授粉者跳跃及飞行的步长服从莱维分布,因此异花授粉在 FPA 的优化理论中可视为全局搜索。自花授粉主要是在自然作用下同种花之间进行小范围的局部授粉,在 FPA 中这种授粉方式可视为局部授粉。花朵的授粉过程可通过以下 4 条规则^[6]进行描述:

1)异花授粉可视为全局授粉过程,携带花粉的传粉者以一种服从莱维飞行的方式进行交叉授粉。该规则用数学公式表达如下:

$$X_i^{t+1}=X_i^t+\theta L(g_{\text{best}}-X_i^t)$$

(1)

其中, X_i^{t+1} 和 X_i^t 分别是第 $t+1$ 代和第 t 代的解; g_{best} 是全局最优解; θ 是步长控制因子,固定取值为 0.01; L 是步长,其计

算公式如式(2)所示:

$$L\sim\frac{\lambda\Gamma(\lambda)\sin(\pi\lambda/2)}{\pi}\frac{1}{s^{1+\lambda}}$$

(2)

其中, $s,s_0>0,\lambda=3/2,\Gamma(\lambda)$ 是标准的伽马函数。

2)非生物自花授粉可以视为局部授粉过程。该规则的数学表达式如下:

$$X_i^{t+1}=X_i^t+U(X_j^t-X_i^t)$$

(3)

其中, X_j^t 和 X_i^t 是相同植物种类不同花朵的花粉,即从种群内部随机选择的异于 X_i^t 的解; U 为繁衍概率,是 $[0,1]$ 上服从均匀分布的随机数。

3)繁衍概率指花的常性(两朵相邻的花更易授粉),其值的大小与求解问题的两朵花的相似性有一定的比例关系。

4)局部授粉和全局授粉之间的转换受转换概率 $p\in[0,1]$ 控制。

FPA 在异花授粉和自花授粉之间以一定的转换概率 $p\in[0,1]$ 选择授粉方式,从而更好地平衡全局搜索和局部搜索之间的关系。因花朵会受到物理位置上的邻近性以及风等其他自然因素影响, p 在算法中起着重要作用。经过大量实验证明,当 $p=0.8$ 时,算法的全局寻优和局部寻优之间的转换达到最佳状态,算法的性能最优。

为了将问题简单化,FPA 中假设每棵显花植物仅只开一朵花,而且每朵花也仅产生一个花粉配子,使得一朵花或者一个配子仅对应于优化问题中的一个解。

3 改进的花朵授粉算法

3.1 自适应步长缩放

基本花朵授粉算法中的全局授粉(优化)部分中,花朵个体是借助于携带其花粉的传播者通过莱维飞行进行位置更新,虽然莱维飞行所产生的较大跳跃和不均匀随机移动步长在一定程度上能避免花朵个体被局部极值所吸引,但步长因子的固定取值使得步长值缺乏自适应性,若步长过小则会减慢算法的收敛速度,且易使算法陷入局部最优,若步长过大,则容易跳离全局最优值。本文针对该问题,在花朵授粉算法的全局授粉(优化)部分,根据当前迭代次数与最大迭代次数的关系按照变形指数分布函数非线性递减地调整花朵的步长,使花朵个体的位置随迭代进化而自适应改变。在算法初期,较大的步长使算法能够快速收敛到最优花朵附近,同时避免花朵个体陷入局部极值;在算法后期,花朵个体位置更新的步长变小,从而获得更高的收敛精度,并加快收敛速度。

该方法通过步长缩放函数^[20]影响莱维飞行中的步长长度,使得花朵个体随迭代次数的增加而自适应地进行位置更新。步长缩放函数如式(4)所示:

$$\theta=q*N_iter*e^{(-t/N_iter)}$$

(4)

其中, N_iter 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数, q 为缩放系数。经大量仿真测试,当 $q*N_iter=0.2$ 时,莱维飞行中步长调整的效果在全局授粉以及局部授粉中表现更优,此时整体算法的寻优性能最佳。

3.2 基于瑞利分布的繁衍概率

因为在花朵授粉算法的局部授粉机制中,花的常性(两朵

相邻的花更易授粉)对于下一代授粉起着关键作用,繁衍概率的大小与求解问题的两朵花的相似性有一定的比例关系,所以繁衍概率的取值对于下代更优解的产生具有至关重要的影响。通过对局部授粉产生的新解公式进行分析,发现均匀分布的随机数 U 将导致算法进行到后期时随机不可控,对于相似而又邻近的两朵花的影响参差不齐,因此算法很可能错过最优值而得到了相对较差的解。

针对这个问题,利用符合瑞利分布的变形函数结合迭代次数对随机数 U 进行改进。瑞利分布是连续正值随机变量的概率分布,其概率密度函数图像关于它的峰值是不对称的,曲线首先不断升高随后缓慢降低并在终期趋近于零值。瑞利分布使得改进后的算法在局部授粉机制前期能够有效地跳出局部极值,在更多的未探索空间找寻更优解,同时能够防止算法出现早熟收敛的问题。在局部授粉机制后期,迭代次数增大,改进后的系数 U 对于产生新解的影响相应变小,更有利于新解向着当前最优解靠近,从而获取更大的机会得到全局最优解,进而提高算法的收敛精度。

结合迭代次数与瑞利分布函数,改进的繁衍概率影响因子如式(5)所示:

$$U=\varphi-\frac{t}{\sigma^2}e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}*(-\frac{t}{N_iter})^{30}$$

(5)

其中, N_iter 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数。经仿真发现,当 φ 取 0.3 且 σ 取 2 时,算法不仅能够在前中期跳离局部最优,搜寻到更多较优解且提高收敛速度,而且能够在后期更集中地向局部最优值靠近,提升寻优精度,此时算法的整体寻优性能最强,改进的效果最明显。

3.3 融合模拟退火机制

模拟退火^[21](SA)算法源于物理学上的固体退火原理,是基于 Montero Carlo 迭代求解策略的随机寻优算法。该算法能够有效避免陷入局部最优,快速求取全局最优解,并利用 Metropolis 抽样准则在一定程度上接受较差解,接受较差解的概率值受到温度的影响,该值随温度的下降而减小,因而克服了优化过程中对初值的依赖性。本文将模拟退火机制融入改进的花朵授粉算法中,在各个变量的取值范围内,全局授粉按照自适应步长函数产生新解,局部授粉过程中新解则根据改进的繁衍概率计算产生。将计算得到的新目标函数值与旧解进行对比得出更优值,并通过温度衰减循环迭代找出个体最优位置,进而计算下一代全局最优值。因局部授粉机制中新解的产生已经受到同代两个不同花朵的影响,且随机数 U 的改进使得新解的产生紧紧围绕在当前局部最优解附近,因此不再利用 Metropolis 抽样准则在一定程度上接受较差解,而是直接利用更优的新解来取代旧解。最后判断是否满足终止条件,如若满足则结束搜索过程并输出最优值,若不满足则降低温度,进行迭代优化。

在 FPA 中融合模拟退火机制,能够保证在不同温度下种群个体的多样性,同时结合改进的莱维飞行步长与基于瑞利分布函数的繁衍概率,能够大幅提升算法整体的收敛速度与收敛精度,使得寻优性能明显改善。引入模拟退火机制后,整个改进算法 SRFPA 的算法流程如图 1 所示。

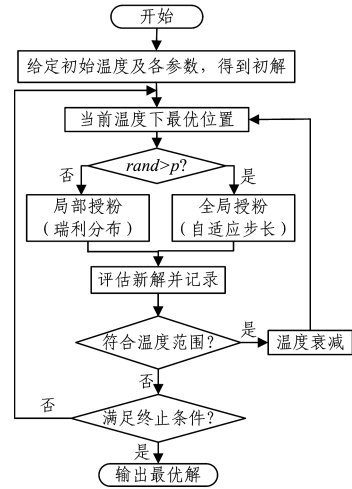


图 1 SRFPA 算法的流程图
Fig. 1 Flowchart of SRFPA algorithm

3.4 收敛性分析

由基本花朵授粉算法的授粉规则可知,式(1)体现了算法的全局搜索能力,式(3)体现了算法的局部搜索能力。在分析改进算法的收敛性时,全局搜索能力是研究的重点。文献[22-23]利用差分方程分别对粒子群算法和蝙蝠算法的收敛性做了深入分析,本文采用同样的方法,通过建立差分方程来对改进的花朵授粉算法进行收敛性分析。

改进算法 SRFPA 使用式(1)、式(2)、式(4)进行下一代花朵位置的更新。尽管 $x(t)$ 是多维变量,但每一维之间均是相互独立的,因此可以将其简化到一维以对算法进行分析。为简化计算,假设整个种群当前最优解的位置不变,经计算改进后的 $\theta \in [0.073577, 0.2)$, 且 L 的边界临界值为 1.934007183,根据豪斯多夫定义其临界值为 2,故可假设 θL 为一常量 r 。 g_{best} 为第 t 代个体花朵的最优位置,记为 g_b ;第 $t+1$ 代花朵的最优位置记为 p_b ,则式(1)可简化为:

$$X(t+1)=X(t)+r \cdot (g_b-X(t))$$

(6)

$$X(t+2)=X(t+1)+r \cdot (p_b-X(t+1))$$

(7)

由式(6)和式(7)可得:

$$X(t+2)+r \cdot X(t+1)+(r-1)X(t)=rg_b+rp_b$$

(8)

根据得到的二阶常系数非齐次差分方程,求取式(8)的特征方程:

$$\lambda^2+r \cdot \lambda+r-1=0$$

记 $\Delta=r^2-4(r-1)=(r-2)^2$,可知 $\Delta \geq 0$,当且仅当 $r=2$ 时 $\Delta=0$,其他情况下 $\Delta>0$ 。因此只需要考虑以下两种情况:

1)当 $\Delta=0$ 时,特征方程具有两个相同的实根,计算可得 $\lambda_1=\lambda_2=-\frac{r}{2}=-1$,此时有 $X'=(A_0+A_1t)\lambda'$, A_0 和 A_1 为待定系数,由 $x(0)$ 确定,经计算得到:

$$\begin{cases} A_0=x(0) \\ A_1=(r-2)x(0)-rg_b \end{cases}$$

2)当 $\Delta>0$ 时,特征方程具有两个不同的实根,计算可得 $\lambda_{1,2}=\frac{-r \pm \sqrt{\Delta}}{2}$,此时 $x(t)=A_0+A_1\lambda_1^t+A_2\lambda_2^t$, A_0 , A_1 和 A_2 为待定系数,由 $x(0)$, $x(1)$ 和 $x(2)$ 确定,经计算得到:

$$\begin{cases} A_0 = x(0) - A_1 - A_2 \\ A_1 = \frac{\lambda_2 x(0) - (1 + \lambda_2)x(1) + x(2)}{(\lambda_2 - \lambda_1)(1 - \lambda_1)} \\ A_2 = \frac{\lambda_1 x(0) - (1 + \lambda_1)x(1) + x(2)}{(\lambda_1 - \lambda_2)(1 - \lambda_2)} \end{cases}$$

其中：

$$x(1) = x(0) + r \cdot (g_b - x(0))$$

$$x(2) = (r - 1)^2 x(0) + (2 - r) \cdot r g_b$$

若 $t \rightarrow \infty$ 时, $x(t)$ 有极限且趋向于有限值, 表示迭代收敛。由此可知, 若要求以上两种情况的 $x(t)$ 收敛, 则条件是 $\|\lambda_1\| < 1$ 且 $\|\lambda_2\| < 1$ 。

经过计算可得如下结论：

1) 当 $\Delta = 0$ 时, 因为 $\lambda_1 = \lambda_2 = -1$ 不符合收敛条件, 因此收敛区域为空集；

2) 当 $\Delta > 0$ 时, 收敛区域为 $\left\| \frac{-r \pm \sqrt{\Delta}}{2} \right\| < 1$, 得到 $0 < r < 2$ 。

综上所述, 收敛区域为 $0 < r < 2$, 即说明改进后的算法收敛。

3.5 时间复杂度分析

评价一个算法的优劣要兼顾寻优性能和时间复杂度, 时间复杂度能体现算法收敛速度的快慢, 检测算法是否具备有效性。时间复杂度是总运算次数表达式中受 n 的变化影响最深的那一项(不含系数), 因此只需对 SRFPA 中改进过程的时间复杂度进行分析。基本花朵授粉算法中种群规模为 N , 目标函数为 $f(x)$, 假设产生均匀分布随机数的时间为 η_1 , 根据随机数生成目标函数所需的时间为 $f(n)$; 在全局授粉阶段, 更新位置中莱维飞行机制控制生成步长的用时为 η_2 , 依据当前位置生成新解的用时为 η_4 ; 在局部授粉阶段, 生成均匀分布随机数的用时为 η_3 , 由当前位置生成新解的用时为 η_5 。新位置与上代位置进行比较的执行时间为 η_6 , 若新位置更好, 则替换上代位置的执行时间为 η_7 。全局授粉机制下, 新解产生阶段的时间复杂度为：

$$O(N(\eta_1 n + f(n) + \eta_2 n + \eta_4 n + \eta_6 + \eta_7 n)) = O(N((\eta_1 + \eta_2 + \eta_4 + \eta_7)n + f(n) + \eta_6)) = O(n + f(n))$$

局部授粉机制下产生新解的时间复杂度为：

$$O(N(\eta_1 n + f(n) + \eta_3 n + \eta_5 n + \eta_6 + \eta_7 n)) = O(N((\eta_1 + \eta_3 + \eta_5 + \eta_7)n + f(n) + \eta_6)) = O(n + f(n))$$

记录最优花朵位置的时间复杂度为：

$$O(N(\eta_6 + \eta_7 n)) = O(n)$$

对于每一代, 找到最优解的总的时间复杂度为：

$$T(n) = 2 * O(n + f(n)) + O(n) = O(n + f(n))$$

在保持种群规模、目标函数和最大迭代次数不变的情况下, 对改进的花朵授粉算法进行分析。假设莱维飞行机制中步长缩放因子的生成时间为 ξ_1 , 利用瑞利分布函数代替随机数生成所需的时间为 ξ_2 , 引入模拟退火机制后当代降温完成所需的时间为 ξ_3 。改进后全局授粉机制新解产生阶段的时间复杂度为：

$$O(N(\eta_1 n + f(n) + \xi_1 \eta_2 n + \eta_4 n + \eta_6 + \eta_7 n + \xi_3 n)) = O(N((\eta_1 + \xi_1 \eta_2 + \eta_4 + \eta_7 + \xi_3)n + f(n) + \eta_6)) = O(n + f(n))$$

改进后局部授粉机制产生新解的时间复杂度为：

$$O(N(\eta_1 n + f(n) + \xi_2 n + \eta_5 n + \eta_6 + \eta_7 n + \xi_3 n)) = O(N((\eta_1 + \xi_2 + \eta_5 + \eta_7 + \xi_3)n + f(n) + \eta_6)) = O(n + f(n))$$

从而可得总的时间复杂度为 $T(n) = O(n + f(n))$, 与基本花朵授粉算法相比未发生改变, 因此改进后算法的时间复杂度不变。

4 数值仿真与分析

为了测试改进后算法的寻优性能, 选取基本花朵授粉算法(FPA)、蝙蝠算法(BA)^[5]、基于随机定位和交叉策略的混合花朵授粉算法(MRLFPA)^[24]与本文提出的融合模拟退火机制的自适应花朵授粉算法(SRFPA)通过 9 个经典测试函数^[25-26]进行对比仿真实验。具体测试函数如下。

1) Sphere 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

该函数在 $(0, \dots, 0)$ 处取得最小值 0。

2) Griewank 函数

$$f_2(x) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}})$$

该函数在 $(0, \dots, 0)$ 处取得最小值 0。

3) Schwefel's problem 2.22 函数

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i|$$

该函数在 $(0, \dots, 0)$ 处取得最优值 0。

4) Schwefel's problem 1.2 函数

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$$

该函数在 $(0, \dots, 0)$ 处取得最优值 0。

5) Schwefel's problem 2.21 函数

$$f_5(x) = \max_i \{|x_i|, 1 \leq i \leq n\}$$

该函数在 $(0, \dots, 0)$ 处取得最优值 0。

6) Quartic 函数

$$f_6(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}(0, 1)$$

该函数在 $(0, \dots, 0)$ 处取得最小值 0。

7) Ackley's 函数

$$f_7(x) = 20 \exp(0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + \exp(1)$$

该函数在 $(0, \dots, 0)$ 处取得最小值 0。

8) Rosenbrock's 函数

$$f_8(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100 * (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$$

该函数在 $(1, \dots, 1)$ 处取得最小值 0。

9) Six-Hump Camel-Back 函数

$$f_9(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{x_1^6}{3} + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$$

该函数在 $(-0.0898, 0.7126)$ 和 $(0.0898, -0.7126)$ 处取得最小值 -1.0316。

在这 9 个测试函数中, $f_1(x)$, $f_3(x)$, $f_4(x)$, $f_5(x)$, $f_6(x)$ 和 $f_8(x)$ 为单峰函数。其中 $f_3(x)$ 的全局最优解被局部极值环绕, 很难找到最优解。 $f_2(x)$ 和 $f_7(x)$ 为多峰函数, 有很多局部极值, 且 $f_7(x)$ 的局部极值数量随着维数的增加

而增加。 $f_9(x)$ 为 2 维双峰函数,用来测试算法的收敛速度。因此,这 9 个测试函数都有一定的求解难度,适合测试算法的寻优性能。

4.1 寻优精度分析

为了验证本文算法在问题维数和复杂度上的优越性,实验将函数 $f_1(x)-f_8(x)$ 的维数分别设置为 $n=10,30$,而 $f_9(x)$ 则为 2 维函数, $n=2$ 。4 种算法在相应条件下运行 9 个测试函数,同类改进算法的参数设置与基本花朵授粉算法

(FPA)保持一致,保证了实验的公平性与客观性。

实验测试平台为:Windows7 操作系统,编程语言为 Matlab R2014a。SRFPA 参数:转换概率 $p=0.8,\lambda=1.5$;MRLFPA 参数:转换概率 $p=0.8,\lambda=1.5,CR=0.7,\epsilon=0.3$;BA 参数: $A=0.25,r=0.5$;FPA 参数: $p=0.8,\lambda=1.5$ 。4 种算法的种群大小均为 20,最大迭代次数均设置为 2000 代。表 1 统计了不同维数下的最差解、最优解和平均值,其中精度最高的解用加粗表示。

表 1 4 种算法在固定迭代次数下的寻优性能比较
Table 1 Comparison of optimization performance of four algorithms with a fixed number of iterations

函数	算法	维数	最差解	最优解	平均值	维数	最差解	最优解	平均值
$f_1(x)$	BA	10	1.223e-04	3.907e-05	8.204e-05	30	1.809e-03	1.054e-03	1.419e-03
	FPA		1.248e-06	1.804e-11	8.448e-08		4.246e-01	7.296e-02	1.969e-01
	MRLFPA		2.794e-10	2.227e-14	3.117e-11		3.528e-01	9.129e-02	1.892e-01
	SRFPA		7.31e-101	9.14e-107	5.46e-102		5.88e-24	1.213e-28	5.532e-25
$f_2(x)$	BA	10	1.411e-05	5.253e-06	9.248e-06	30	9.754e-05	5.534e-05	7.458e-05
	FPA		1.349e-07	4.651e-13	8.469e-09		2.301e-02	2.855e-03	7.394e-03
	MRLFPA		1.830e-12	1.332e-15	2.310e-13		1.337e-02	2.609e-03	7.038e-03
	SRFPA		0	0	0		0	0	0
$f_3(x)$	BA	10	2.670e-02	1.768e-02	2.221e-02	30	4.809e-01	1.613e-01	2.469e-01
	FPA		2.809e-03	4.143e-05	5.992e-04		1.526	0.6238	1.061
	MRLFPA		1.766e-04	2.497e-06	4.129e-05		1.9842	3.489e-01	9.863e-01
	SRFPA		3.395e-45	2.333e-48	2.628e-46		2.209e-16	7.832e-18	6.238e-17
$f_4(x)$	BA	10	1.666e-04	5.289e-05	9.504e-05	30	9.071e-03	3.065e-03	5.513e-03
	FPA		4.340e-09	1.824e-12	2.997e-10		4.068e-01	6.882e-02	1.923e-01
	MRLFPA		7.096e-13	3.801e-15	1.089e-13		2.878e-01	3.057e-02	1.467e-01
	SRFPA		1.924e-77	3.531e-83	2.856e-78		2.346e-06	6.055e-09	4.729e-07
$f_5(x)$	BA	10	6.361e-03	3.857e-03	5.053e-03	30	7.420e-02	1.468e-02	2.292e-02
	FPA		2.349e-02	2.141e-04	2.893e-03		4.202e-01	2.153e-01	2.959e-01
	MRLFPA		6.027e-03	1.311e-05	9.031e-04		3.708e-01	1.734e-01	2.683e-01
	SRFPA		3.040e-24	3.006e-30	1.95e-25		9.08e-02	4.362e-03	3.323e-02
$f_6(x)$	BA	10	3.860e-02	6.511e-03	1.836e-02	30	7.573e-02	2.528e-02	4.674e-02
	FPA		1.760e-02	1.130e-03	5.974e-03		2.015	1.979e-01	7.181e-01
	MRLFPA		1.510e-02	9.713e-04	4.729e-03		1.737	7.678e-02	4.918e-01
	SRFPA		1.157e-03	6.523e-05	4.590e-04		4.51e-02	8.19e-03	1.694e-02
$f_7(x)$	BA	10	2.815	1.068e-02	1.558	30	2.816	2.827e-02	1.805
	FPA		1.749e-03	7.222e-06	2.312e-04		9.626e-01	2.743e-01	5.127e-01
	MRLFPA		8.455e-05	4.131e-07	9.885e-06		9.171e-01	2.346e-01	4.898e-01
	SRFPA		4.441e-15	8.882e-16	3.331e-15		2.751e-12	3.642e-14	5.08e-13
$f_8(x)$	BA	10	9.6139	0.8751	2.7574	30	29.543	26.564	28.236
	FPA		5.8304	0.0551	2.0496		64.164	34.772	45.706
	MRLFPA		6.992	1.707e-01	2.059		75.699	36.858	48.887
	SRFPA		1.725e-06	0	1.078e-07		24.697	16.304	20.724
$f_9(x)$	BA	2	-1.0316	-1.0316	-1.0316	—	—	—	—
	FPA		-1.0316	-1.0316	-1.0316		—	—	—
	MRLFPA		-1.0316	-1.0316	-1.0316		—	—	—
	SRFPA		-1.0316	-1.0316	-1.0316		—	—	—

由表 1 可以看出,在相同维数下,SRFPA 的寻优精度明显高于 BA,FPA 和 MRLFPA。在不同维数下,对于函数 $f_1(x)-f_8(x)$,BA,FPA,MRLFPA 和 SRFPA 的寻优精度随着维数的增加而降低,但 SRFPA 的收敛精度均明显高于 BA,FPA 以及 MRLFPA,尤其是函数 $f_8(x)$,SRFPA 能够找到理论最优值,而其他 3 种算法均无法找到。对于函数 $f_9(x)$,4 种算法在 2 维条件下均能找到全局最优解,但 SRFPA 具有更好的收敛性。对于函数 $f_5(x)$,在 30 维条件下 SRFPA 在寻优精度上的最优解是最好的,最差解和平均解优于 FPA 和 MRLFPA,略低于 BA。究其原因,一方面对于 $f_5(x)$ 测试函数本身,在高维条件下寻找到全局最优解具有难度;另一方面通过纵向观察发现,花朵授粉算法对维数的敏感度高于 BA,但总体而言,对于此函数,

SRFPA 的改进效果依然是可取的。仿真结果表明,在 10 维、30 维的测试函数以及低维函数上,SRFPA 均表现出了广泛的适应性,充分证明了本文改进算法(SRFPA)的收敛精度有了很大提高。

4.2 固定收敛精度的性能分析

本文方法通过测试函数在固定收敛精度下独立运行 30 次,取最小收敛代数和平均收敛代数,并将其与 FPA,MRLFPA,BA 进行对比,收敛性对比结果如表 2 所列。其中,4 种算法的种群大小均为 20,维数设置为 30 或 2,最大迭代次数设为 2000;在程序运行结束后,超过最大迭代次数未收敛到固定精度的则认为寻优失败,用“—”表示。

观察表 2 可得出以下结论:对于函数 $f_1(x)-f_7(x)$ 和函数 $f_9(x)$,SRFPA 的最小迭代次数、平均迭代次数均显著优

于其他 3 种算法。尤其是 $f_3(x)$ 和 $f_7(x)$, 在 $f_3(x)$ 中 FPA 和 MRLFPA 均无法收敛到固定精度, BA 则花费了较长的迭代次数; 对于 $f_7(x)$, MRLFPA 算法需要花费较大代价, 其他两种算法无法达到效果, 而 SRFPA 均只需迭代较少次数就

能达到收敛效果。对于函数 $f_8(x)$, 在固定精度下, SRFPA 的收敛代数虽然略高于 BA, 但同时远低于 FPA 和 MRLFPA。因此 9 个函数的测试实验表明, 本文的改进算法 SRFPA 在提高收敛性上是有效的。

表 2 固定精度下的收敛性对比

Table 2 Comparison of convergence with fixed precision

函数	维数	固定精度	最小收敛代数				平均收敛代数			
			SRFPA	MRLFPA	FPA	BA	SRFPA	MRLFPA	FPA	BA
$f_1(x)$	30	5e-01	37	512	1532	63	45.8	607.8	1766.4	71.16
$f_2(x)$	30	5e-02	34	213	395	41	40.6	224.1	431.3	46.28
$f_3(x)$	30	5e-01	144	—	—	308	160.5	—	—	331.5
$f_4(x)$	30	5e-01	75	387	835	176	87.9	497.1	904.5	218.8
$f_5(x)$	30	5e-01	46	256	473	317	56.4	308.8	519.6	340.1
$f_6(x)$	30	5e-01	83	401	1081	355	91.2	443.3	1115.8	400.3
$f_7(x)$	30	5e-01	92	1578	—	—	104.1	1656	—	—
$f_8(x)$	30	5e+01	77	—	1752	67	83.8	—	1978.1	74.84
$f_9(x)$	2	-1.0316	21	84	92	28	26.2	93.75	114.5	32.1

4.3 收敛曲线分析

算法的收敛曲线直观地反映了算法陷入局部极值的次数和向下收敛的速度, 是衡量算法性能的重要指标。下面给出 4 种算法在维数 $n=30$ 下的 $f_1(x)-f_8(x)$ 的收敛曲线以及 $n=2$ 下的 $f_9(x)$ 测试函数的收敛曲线, 如图 2—图 10 所示。

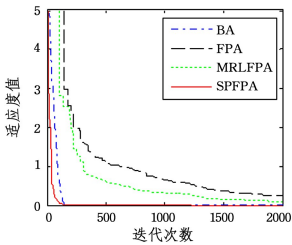


图 2 $f_1(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 2 Convergence curve of function $f_1(x)$

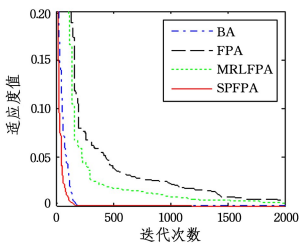


图 3 $f_2(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 3 Convergence curve of function $f_2(x)$

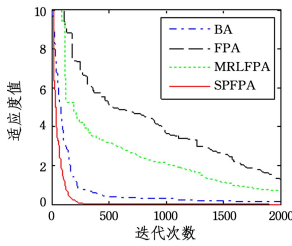


图 4 $f_3(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 4 Convergence curve of function $f_3(x)$

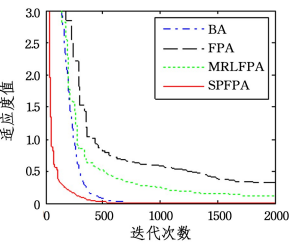


图 5 $f_4(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 5 Convergence curve of function $f_4(x)$

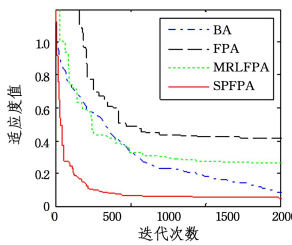


图 6 $f_5(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 6 Convergence curve of function $f_5(x)$

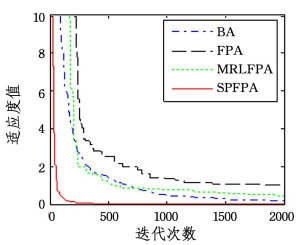


图 7 $f_6(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 7 Convergence curve of function $f_6(x)$

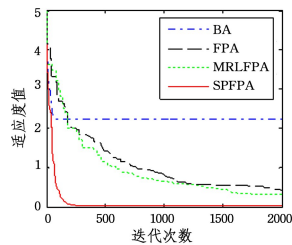


图 8 $f_7(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 8 Convergence curve of function $f_7(x)$

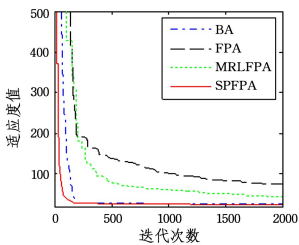


图 9 $f_8(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 9 Convergence curve of function $f_8(x)$

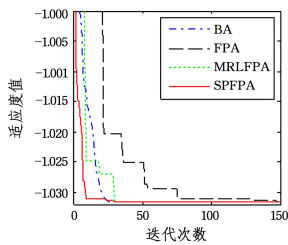


图 10 $f_9(x)$ 函数的收敛曲线
Fig. 10 Convergence curve of function $f_9(x)$

以上 9 个测试函数的收敛曲线图清晰地展现了 SRFPA, FPA, MRLFPA, BA 的适应度值的迭代下降过程和全局最优解的收敛速度。由不同函数的收敛曲线图可知, SRFPA 均能够以最快的速度和最优的精度收敛到全局最优, 这是因为在同维以及同等条件下 SRFPA 的寻优能力更强。在 30 维的条件下, 图 4、图 7 和图 8 的对比尤其明显, SRFPA 表现出了良好的全局寻优能力, 而其他 3 种算法在迭代后期仍然无法收敛到全局最优值, 特别是图 8 中 BA 算法的收敛曲线在 100 代左右就陷入了局部最优, 导致精度降低而无法跳出直到迭代结束。通过对图 2、图 3、图 5、图 6 与图 9 进行分析可知, 虽然 BA, FPA 和 MRLFPA 3 种算法并未陷入局部极值, 且在迭代次数内均能够收敛到全局最优值附近, 比较贴近理论最优, 但收敛速度明显较慢, 若迭代次数不足很可能无法找到全局最优解, 相比而言, SRFPA 的优势则更加突出。对于图 10 对应的 Six-Hump Camel-Back 函数, 由于是 2 维函数, 4 种算法均能较快地找到理论最优解。为了更清晰地展现 4 种算法

的对比性,将迭代次数显示到 150 次左右,可以看到 SRFPA 的收敛速度明显高于 FPA,MRLFPA 及 BA。由此表明,本文提出的 SRFPA 具有更好的寻优能力,在高维条件下亦是如此,其收敛速度、优化精度均明显优于 FPA,MRLFPA 及 BA。

结束语 本文针对基本花朵授粉算法易陷入局部极值、寻优精度低、收敛速度慢的缺点,从 3 个方面进行了改进,提出了模拟退火机制下非线性迭代进化自适应花朵授粉算法。首先对基本花朵授粉算法中莱维飞行步长缩放因子使用变形指数函数代替固定取值,提高了算法的寻优能力;然后利用瑞利分布函数结合迭代次数对繁衍概率影响因子进行改进,提升了算法的局部开发能力;最后将模拟退火机制引入到已改进的花朵授粉算法中,增强了种群的多样性,较好地使算法在一定程度上避免陷入局部极小。仿真结果表明,本文改进算法 SRFPA 的寻优精度和收敛速度均有较大提升,改进算法是有效且具有一定优越性的。由于花朵授粉算法的理论和应用研究处于初始阶段,还有许多问题有待进一步的研究和解决,如参数设置的理论依据以及转换概率的改进等都是我们下一步的研究工作。

参 考 文 献

[1] EBERHART R,KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995:39-43.

[2] KENNEDY J,EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. IEEE,2002:1942-1948.

[3] GOLDBERG D E. Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning [J]. Addison Wesley, 1989, 13 (7) : 2104-2116.

[4] YANG X S,DEB S. Cuckoo Search via Lévy flights [C]//World Congress on Nature &. Biologically Inspired Computing(NaBIC 2009). IEEE,2010:210-214.

[5] YANG X S. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm[J]. Computer Knowledge &. Technology,2010,284:65-74.

[6] YANG X S. Flower Pollination Algorithm for Global Optimization[C]//International Conference on Unconventional Computation and Natural Computation. Springer-Verlag, 2012: 240-249.

[7] HAKLI H,UĞUZ H. A novel particle swarm optimization algorithm with Levy flight [J]. Applied Soft Computing,2014, 23(5):333-345.

[8] YANG X S,KARAMANOGLU M,HE X. Multi-objective Flower Algorithm for Optimization[J]. Procedia Computer Science,2013,18(1):861-868.

[9] RODRIGUES D,YANG X S,SOUZA A N D,et al. Binary Flower Pollination Algorithm and Its Application to Feature Selection[M]//Recent Advances in Swarm Intelligence and Evolutionary Computation. Springer International Publishing, 2015: 85-100.

[10] DUBEY H M,PANDIT M,PANIGRAHI B K. Hybrid flower pollination algorithm with time-varying fuzzy selection mechanism for wind integrated multi-objective dynamic economic dis-

patch[J]. Renewable Energy,2015,83:188-202.

[11] JENSI R,JIJI G W. Hybrid data clustering approach using K-Means and Flower Pollination Algorithm[J]. Computer Science, 2015,2(2):15-25.

[12] JIAO Q L,XU D,LI C. Product Disassembly Sequence Planning Based on Flower Pollination Algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2016,22(12):2791-2799. (in Chinese) 焦庆龙,徐达,李闯. 基于花朵授粉算法的产品拆卸序列规划[J]. 计算机集成制造系统,2016,22(12):2791-2799.

[13] BENSOUYAD M,SAIDOUNI D E. A discrete flower pollination algorithm for graph coloring problem[C]// International Conference on Cybernetics. IEEE,2015:151-155.

[14] ALAM D F,YOUSRI D A,ETEIBA M B. Flower Pollination Algorithm based solar PV parameter estimation [J]. Energy Conversion &. Management,2015,101:410-422.

[15] EL-HENAWY I,ABDEL-RAOUF O,ABDEL-BASET M. A New Hybrid Flower Pollination Algorithm for Solving Constrained Global Optimization Problems[J]. International Journal of Applied Operational Research,2014,4(2):1-13.

[16] WANG R,ZHOU Y. Flower Pollination Algorithm with Dimension by Dimension Improvement [J]. Mathematical Problems in Engineering,2014,2014(4):1-9.

[17] KN L,RAVINDHRANATHREDDY B,SURYAKALAVATHI M. Shrinkage of Active Power Loss by Hybridization of Flower Pollination Algorithm with Chaotic Harmony Search Algorithm [J]. Control Theory &. Informatics,2014,4(8):31-38.

[18] NABIL E. A Modified Flower Pollination Algorithm for Global Optimization[J]. Expert Systems with Applications,2016, 57: 192-203.

[19] XIAO H H,WAN C X,DUAN Y M,et al. Flower pollination algorithm based on simulated annealing[J]. Journal of Computer Applications,2015,35(4):1062-1066. (in Chinese) 肖辉辉,万常选,段艳明,等. 基于模拟退火的花朵授粉优化算法[J]. 计算机应用,2015,35(4):1062-1066.

[20] LI R Y,DAI R W. An adaptive step cuckoo search algorithm [J]. Computer Science,2017,44(5):235-240. (in Chinese) 李荣雨,戴睿闻. 自适应步长布谷鸟搜索算法[J]. 计算机科学, 2017,44(5):235-240.

[21] YANG R L,GU J F. A Efficient Global Optimization Algorithm for Simulated Annealing [J]. Systems Engineering-Theory & Practice,1997,17(5):29-35. (in Chinese) 杨若黎,顾基发. 一种高效的模拟退火全局优化算法[J]. 系统工程理论与实践,1997,17(5):29-35.

[22] LIU H B,WANG X K,TAN G Z. Convergence Analysis of Particle Swarm Optimization Algorithm and Improved Chaos Algorithm [J]. Control and Decision,2006,21(6):636-640. (in Chinese) 刘洪波,王秀坤,谭国真. 粒子群优化算法的收敛性分析及其混沌改进算法[J]. 控制与决策,2006,21(6):636-640.

[23] LI Z Y,MA L,ZHANG H Z. Analysis of Bats Algorithm Convergence[J]. Mathematics Practice and Understanding,2013, 43(12):182-190. (in Chinese) 李枝勇,马良,张惠珍. 蝙蝠算法收敛性分析[J]. 数学的实践与认识,2013,43(12):182-190.

分析微博生命周期过程中存在较高的相似度,模型误差也较低,从而证明了本文模型的有效性。

结束语 在对意见领袖进行权重计算得到其传播力值之后,根据传播力数值大小对意见领袖进行分类,并分析各级意见领袖在微博的社交网络传播中所起到的传播作用。利用贝塞尔函数对分级意见领袖传播过程进行数学建模,根据 OLL 模型与真实数据的对比,分析模型所存在的误差,以及意见领袖在传播过程中所起的作用。仿真结果证明,OLL 模型对分析微博的生命周期有较高的准确率,误差较小。下一步将对 OLL 模型进行深入研究,以减小其误差值,并降低微博的随机;同时,在分析微博之前,先对微博内容进行突发事件、日常微博的分类,然后再进行分析。

参 考 文 献

[1] XU J M,ZHU F X,LIU S C,et al. Identifying opinion leaders by improved algorithm based on LeaderRank[J]. Computer Engineering and Applications,2015,51(1):110-114. (in Chinese)
徐郡明,朱福喜,刘世超,等. 改进 LeaderRank 算法的意见领袖挖掘[J]. 计算机工程与应用,2015,51(1):110-114.

[2] YANG L,QIAO Y,LIU Z,et al. Identifying opinion leader nodes in online social networks with a new closeness evaluation algorithm[J]. Soft Computing,2016,13(2):1-12.

[3] LI Y X,WANG Z K,LIU L J,et al. Micro-blog opinion leader mining method based on user attributes and coverage[J]. Application Research of Computers,2017,43(12):1-7. (in Chinese)
李亚星,王兆凯,刘利军,等. 基于用户属性与覆盖范围的意见领袖挖掘研究[J]. 计算机应用研究,2017,43(12):1-7.

[4] AGHDAM S M,NAVIMIPOUR N J. Opinion leaders selection in the social networks based on trust relationships propagation [J]. Karbala International Journal of Modern Science,2016, 2(2):88-97.

[5] MAO T M,GUAN P,PIDC. Improved Topology- potential-based Opinion Leader Mining Algorithm [J]. Computer Science,2016, 43(6):194-198. (in Chinese)
毛天铭,关鹏,皮德常. 一种改进拓扑势的意见领袖挖掘算法 [J]. 计算机科学,2016,43(6):194-198.

[6] LAN T,GUO G D. Opinion Leader Detection Method in the Communication Network of the Specific Topic [J]. Computer System Applications,2016,25(12):9-15. (in Chinese)
兰天,郭躬德. 特定话题传播网络中的意见领袖检测方法[J]. 计算机系统应用,2016,25(12):9-15.

[7] WANG C X,GUAN X H,QIN T,et al. Modeling on Opinion

Leader's Influence in Microblog Message Propagation and Its Application [J]. Journal of Software,2015,26(6):1473-1485. (in Chinese)
王晨旭,管晓宏,秦涛,等. 微博消息传播中意见领袖影响力建模研究[J]. 软件学报,2015,26(6):1473-1485.

[8] WANG Y,ZHANG Z M,PENG Z S,et al. A Cascading Diffusion Prediction Model in Micro-blog Based on Multi-dimensional Features[C]// International Conference on Emerging Internet-working,Data & Web Technologies. Cham:Springer,2017:734-746.

[9] HU Y,SONG J,CHEN M. Modeling for Information Diffusion in Online Social Networks via Hydrodynamics[J]. IEEE Access, 2017,PP(99):1.

[10] GENTINA E,KILIC D,DANCOINE P F. Distinctive role of opinion leaders in the social networks of school adolescents;an investigation of ecigarette use[J]. Public Health,2017,144(1): 109-116.

[11] YANG L,TIAN Y,LI J,et al. Identifying opinion leaders in social networks with topic limitation [J]. Cluster Computing, 2017,15(3):1-11.

[12] NAGY A,KEMÉNY I,SZÜCS K,et al. Are Opinion Leaders More Satisfied? Results of a SEM Model about the Relationship between Opinion Leadership and Online Customer Satisfaction [J]. Society & Economy,2017,39(1):39-40.

[13] AGHDAM S M,NAVIMIPOUR N J. Opinion leaders selection in the social networks based on trust relationships propagation [J]. Karbala International Journal of Modern Science,2016, 2(9):88-97.

[14] KHAN N S,ATA M,RAJPUT Q. Identification of opinion leaders in social network[C]// International Conference on Information and Communication Technologies. IEEE,2015:1-6.

[15] KARLSEN R. Followers are opinion leaders: The role of people in the flow of political communication on and beyond social networking sites[J]. European Journal of Communication, 2015, 303(7):263-264.

[16] QU D C,LIAN H X,XIE H,et al. Research Methods on Recognizing Potential Opinion Leaders of Hot Event Based on Social Network[J]. Atlantis Press,2015,122(5):65-72.

[17] LIU H T,CHEN H,FANG C,et al. Research on Impacts of Opinion Leaders on Information Diffusion in Micro-blog[J]. Information Science,2015,65(7):111-119.

[18] CHEN Y,LIU X Y. Research on Opinion Leaders Recognition Based on Social Network [J]. Information Science,2015, 94(10):23-31.

(上接第 237 页)

[24] WANG R,ZHOU Y,ZHAO C,et al. A hybrid flower pollination algorithm based modified randomized location for multi-threshold medical image segmentation[J]. Bio-medical materials and engineering,2015,26 Suppl 1(s1):S1345.

[25] WANG H,OUYANG H B,GAO L Q. An Improved Global Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Control and Decision, 2016,31(7):1161-1168. (in Chinese)
王皓,欧阳海滨,高立群. 一种改进的全局粒子群优化算法[J]. 控制与决策,2016,31(7):1161-1168.

[26] MENG X B,GAO X Z,LIU Y,et al. A novel bat algorithm with habitat selection and Doppler effect in echoes for optimization [J]. Expert Systems with Applications,2015,42(17/18):6350-6364.