

一种群体迁移优化算法及性能分析

马海平¹, 李 寰², 阮谢永¹

(1. 绍兴文理学院 物理与电子信息系, 浙江 绍兴 312000; 2. 聊城大学 计算机系, 山东 聊城 252000)

摘要: 受生态系统中迁移机制的激发, 提出了一种基于群体迁移的优化算法. 该算法是根据生态学中群体分布的迁移模型而提出的一种新的优化算法. 借鉴其他智能算法思想, 用栖息地来表示优化问题的解集, 通过生物群体的迁入与迁出实现解集之间特征信息的共享, 从而完成进化过程. 该文讨论了基于群体迁移的优化算法基本原理和实现步骤, 同时进行一些基准函数的性能测试. 通过分析表明提出的新算法是有效的, 是一种具有潜在优越性的优化算法.

关键词: 优化算法; 群体迁移; 函数优化; 计算智能

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Species migration-based optimization algorithm and performance analysis

MA Hai-ping¹, LI Huan², RUAN Xie-yong¹

(1. Department of Electrical Engineering, Shaoxing College of Arts and Sciences, Shaoxing Zhejiang 312000, China;

2. Department of computer, Liaocheng University, Liaocheng Shandong 252000, China)

Abstract: Motivated by migration mechanisms of ecosystems, a species migration-based optimization algorithm (SMOA) is proposed. SMOA is a new optimization method based on the migration model of organism distribution in biological systems. Inspired by the development of other intelligence algorithms, problem solutions are represented as habitats; and the sharing of features between solutions is represented as species immigration and emigration in SMOA. This paper discusses the principle and steps of implementation in SMOA, and explores performance through benchmark functions. The performance study shows that the proposed algorithm is effective and is a promising candidate for optimization.

Key words: optimization algorithm; species migration; function optimization; computer intelligence

1 引言(Introduction)

生物系统及其运动特征是解决计算问题的灵感源泉, 迁移作为自然界中一种最常见的社会性群体活动现象越来越多受到学者们的关注. 20世纪60年代美国学者R. MacArthur和E. Wilson等人首先发现和建立了群体分布的数学模型^[1], 文献[2]详细介绍了群体的繁殖与灭绝, 群体的迁移过程, 以及相邻栖息地之间的群体分布, 包括不同栖息地之间群体的迁入与迁出关系. 他们的研究激发了对群体迁移行为的思考, 受蚁群算法(ACO)^[3,4]、进化策略(ES)^[5]、遗传算法(GA)^[6]、粒子群算法(PSO)^[7~9]等智能计算方法的影响, 将这一自然行为与工程最优问题联系起来, 提出了一种用于解决实际问题的最优算法, 由于该算法受智能算法启发, 但与这些算法又有本质的区别, 因此在这里命名为基于群体迁移的优化算法(species migration-

based optimization algorithm, SMOA).

SMOA的基本思想是针对优化问题的描述构造多个相对独立的栖息地, 同时将不同群体分布于各个栖息地上, 其中栖息地之间的群体迁移是实现信息共享的主要渠道, 通过调整迁移过程中的迁入率与迁出率、迁移拓扑、迁移时间间隔和迁移策略来完成信息共享, 提高栖息地的适应性, 从而得到问题的最优解. 本文详细介绍群体迁移机制的数学抽象模型和SMOA的实现过程, 并从性能的角度来比较分析SMOA与其他智能算法的优缺点. 虽然取得的成果是初步的, 但是这些研究已显示出SMOA具有良好的寻优潜能和实用价值.

2 群体迁移机制抽象模型(Species migration-based abstract model)

群体迁移的生物学机制大致描述如下: 在一个

区域内,如果某个栖息地(habitat)非常适合生物居住,则该栖息地具有高居住适宜度指数(habitat suitability index, HSI),与该指数相关的因子包括该区域内的降雨量、植被分布、温度和湿度等自然因数称之为适宜度指数变量(suitability index variables, SIV),具有高HSI的栖息地往往能够容纳较多的生物群体,而具有低HSI的栖息地则只能容纳少量群体.另外高HSI栖息地上的群体由于生存空间饱和等问题而大量迁出到相邻栖息地,同时只有少量群体迁入;而低HSI的栖息地由于群体稀少而使得较多的群体迁入和较少的群体迁出,但是当个栖息地的HSI一直保持较低水平时,那么由于某种自然灾害可能造成居住在这里的某些群体趋于灭绝,造成其他大量群体的迁入,将生物的这种自然行为称之为群体迁移.由于栖息地的HSI与该地的群体多样性成正比,这种迁移有助于提高栖息地上的群体多样性,从而改善和提高栖息地的HSI.类似于一般的智能计算方法,假定有一优化问题和多个候选解,并且给定解集可以用HSI作为适应度函数量化,那么一个好的解集对应具有高HSI的栖息地,一个不好的解集对应于具有低HSI的栖息地,通过栖息地之间的群体迁移,造成具有高HSI的解集与低HSI解集共享某些特征,这并不意味着高HSI解集的这些特征消失,相反,可以使得具有低HSI的解集从高HSI的解集中接受一些新的特征,从而提高解集的适应度,将这种基于群体迁移的智能计算方法称为群体迁移优化算法.

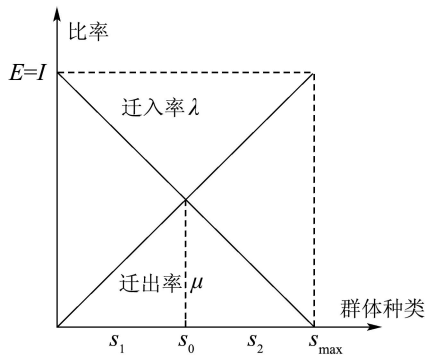


图1 群体分布模型

Fig. 1 Model of species distribution

为了说明群体迁移模型的基本原理,以单个栖息地的群体迁移为例进行阐述.图1显示了某一栖息地的群体分布模型,其中迁入率 λ 与迁出率 μ 是关于生物群体种类 S 的函数.从迁入和迁出曲线可以看出,当栖息地上没有群体的时候,其迁入率为最大 I ,而迁出率则为零,随着生物群体种类的增加,栖息地变得越来越拥挤,迁入的可能性越来越小,而离开该地到相邻栖息地的群体越来越多,最后当群体种类达

到饱和状态 $S_{\max}$ 时,迁入率为零,迁出率则为最大 E .其中当群体种类达到稳定状态 S_0 时,迁入率与迁出率相等,当然一旦该稳定状态由于一些自然因数而遭到严重破坏时,则需要一段较长的时间来恢复到新的平衡态.

定义该栖息地具有生物群体种类 S 的概率为 P_s ,在 t 到 $t + \Delta t$ 时间内,概率 P_s 改变为

$$P_s(t + \Delta t) = P_s(t)(1 - (\lambda_s + \mu_s)\Delta t) + P_{s-1}(t)\lambda_{s-1}\Delta t + P_{s+1}(t)\mu_{s+1}\Delta t, \quad (1)$$

其中 λ_s 和 μ_s 分别表示该栖息地上群体种类为 S 时的群体迁入率和迁出率.对式(1)可作如下解释:为了使 $t + \Delta t$ 时刻内有 S 类群体,必须满足下列条件之一:

- 1) 在 t 时刻有 S 类群体,在 t 到 $t + \Delta t$ 时刻间,没有迁入和迁出发生,群体概率为 $P_s(t)(1 - (\lambda_s + \mu_s)\Delta t)$;
- 2) 在 t 时刻有 $S - 1$ 类群体,存在某一群体的迁入,概率改变为 $P_{s-1}(t)\lambda_{s-1}\Delta t$;
- 3) 在 t 时刻有 $S + 1$ 类群体,存在某一群体的迁出,概率改变为 $P_{s+1}(t)\mu_{s+1}\Delta t$.

假定 Δt 足够小使得超过一类群体的迁入或迁出的概率能忽略不计,那么当 $\Delta t \rightarrow 0$ 时,式(1)对时间求极限,可以得到

$$\dot{P}_s = -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} + \mu_{s+1}P_{s+1}. \quad (2)$$

定义 $P = [P_0 \cdots P_n]$,其中 $n = S_{\max}$,因此,式(2)可以用矩阵方程表示为

$$\dot{P} = AP. \quad (3)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} -(\lambda_0 + \mu_0) & \mu_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \lambda_0 & -(\lambda_1 + \mu_1) & \mu_2 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \mu_n \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_{n-1} & -(\lambda_n + \mu_n) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

从该矩阵可以看出, A 表示马尔可夫过程中的一类常见特殊类型生灭过程^[10],其中该矩阵的第一行表示群体种类 S 只可能从0转变到1,最后一行表示群体种类 S 只可能从 n 转变到 $n - 1$.

为方便表述,令 $k = S$,从图1可以看出

$$\mu_k = Ek/n, \lambda_k = I(1 - k/n). \quad (5)$$

假定 $E = I$,得

$$\lambda_k + \mu_k = E, \quad (6)$$

则矩阵 A 可简化为

$$A = EA', \quad (7)$$

其中

$$A' = \begin{bmatrix} -1 & 1/n & 0 & \cdots & 0 \\ n/n & -1 & 2/n & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 2/n & -1 & n/n \\ 0 & \cdots & 0 & 1/n & -1 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

由矩阵 A' 可以计算得到其特征值为 $[0 \ -2/n \ -4/n \ \cdots \ -2]$, 其中特征值0对应的特征向量为

$$v = [v_1 \ \cdots \ v_{n+1}]. \quad (9)$$

其中

$$v_i = \begin{cases} \frac{n!}{(n-(i-1))!(i-1)!}, & i=1, \cdots, i', \\ v_{n+2-i}, & i=i'+1, \cdots, n+1. \end{cases}$$

i' 为大于 $(n+1)/2$ 的最小整数.

定理1 当某一栖息地的生物群体种类处于稳定状态时, 对应的概率为

$$P = v / \sum_{i=1}^{n+1} v_i. \quad (10)$$

证 当群体种类处于稳定状态时, 根据式(3)可得

$$AP = 0. \quad (11)$$

对矩阵 A 进行奇异值分解, 并代入上式, 得

$$USV^T P = 0. \quad (12)$$

其中: U, V 为正交方阵, 且非奇异, S 为对角矩阵.

则式(12)可简化为

$$SV^T P = 0. \quad (13)$$

根据矩阵 A' 和其中一个特征值0可知, 矩阵 A 的秩为 n , 这意味着对角矩阵 S 有 n 个非0元素和一个0元素组成, 令对角矩阵 S 的最右下元素为0, 则结合式(13), 得

$$V^T P = [0 \ \cdots \ 0 \ 1]^T. \quad (14)$$

因为 V 是正交的归一化矩阵, 由上式可知, P 为 V 最后一列乘以一比例系数.

根据奇异值分解定理知, V 最后列为 $A^T A$ 的特征值0所对应的特征矢量. 又因为式(9)中的 v 为矩阵 A 的特征值0所对应的特征矢量, 即

$$Av = 0, \quad (15)$$

两边同时左乘 A^T 得

$$A^T Av = 0. \quad (16)$$

意味着 v 也是 $A^T A$ 的特征值0所对应特征矢量, 即 P 为 v 乘以比例系数, 由于 P 累加和为1, 即可得到式(10). 证毕.

3 群体迁移优化算法(Species migration-based optimization algorithm)

3.1 算法描述(Description of algorithm)

根据上述的群体迁移机制, 并以适应度最优化为求解目的, 提出了基于群体迁移的优化算法(SMOA). 该算法具有一般智能算法简单有效的特性, 是一种解决优化问题的新的进化算法, 其主要过程包括两部分:

1) 迁移.

有一优化问题并存在问题的解, 这里用栖息地 $H \in \text{SIV}^m$ 表示, 其为 m 个整数组成的矢量, 每一个整数表示适宜度指数变量SIV. 假定存在评价解集好坏的标准, 认为好的解集具有高HSI, 不好的解集具有低HSI, 则HSI好比其他智能算法中的适应度函数. 同时认为生物群体种类 S 取决与其HSI, 进一步假定不同栖息地之间具有相同的群体种类变化曲线图, 如图1所示. 图中 S_1 表示该栖息地只有少数群体, 即具有低的HSI, 而 S_2 表示该栖息地有多数群体, 即具有高的HSI, 其中 S_1 的迁入率 λ_1 高于 S_2 的迁入率 λ_2 , 而迁出率 μ_1 低于 μ_2 . 根据群体迁移机制模型, 使用迁入率 λ 和迁出率 μ 分别选择需要迁入的栖息地和迁出的栖息地, 通过共享栖息地之间的SIV, 从而提高栖息地的HSI, 同时为保持最优解, 运用精英保留策略来获得每次进化中的最优解, 避免其通过迁移机制而遭到破坏. 模仿自然界的迁移过程, 其具体实现方式又有所不同, 根据全部迁移和部分迁移, 共有4种组合, 包括:

a) 部分迁入.

for 每个栖息地)

for(每个SIV)

根据迁入率 λ 决定是否需要迁入到栖息地 H_i ;

if(需要迁入)

根据迁出率 μ 选择迁出的栖息地 H_j ;

$H_i(\text{SIV}) \leftarrow H_j(\text{SIV})$;

b) 部分迁出.

for(每个栖息地)

for(每个SIV)

根据迁出率 μ 决定是否需要从栖息地 H_i 迁出;

if(需要迁出)

根据迁入率 λ 选择迁入的栖息地 H_j ;

$H_j(\text{SIV}) \leftarrow H_i(\text{SIV});$
 c) 全部迁入.
 for (每个栖息地)
 根据迁入率 λ 决定是否需要迁入到栖息地 H_i ;
 if(需要迁入)
 for(每个SIV)
 根据迁出率 μ 选择迁出的栖息地 H_j ;
 $H_i(\text{SIV}) \leftarrow H_j(\text{SIV});$
 d) 全部迁出.
 for (每个栖息地)
 根据迁出率 μ 决定是否从栖息地 H_i 迁出;
 if(需要迁出)
 for(每个SIV)
 根据迁入率 λ 选择迁入的栖息地 H_j ;
 $H_j(\text{SIV}) \leftarrow H_i(\text{SIV});$

2) 变异.

由于突发的自然灾害或疾病的出现,使得某一栖息地的群体种类偏离平衡状态,出现一个短暂的不稳定期,从而造成该地的HSI发生急剧变化,因为其机理类似GA中的变异,因此在这以此命名.假定其变异率由群体概率 P_s 决定,由定理1计算可知,具有较少或较多群体的栖息地有较低的群体概率,而具有一定数量群体的栖息地有较高的群体概率,也就是说,群体种类较少或较多的栖息地比处于稳态中的栖息地更容易受到外界干扰而发现剧变,因此具有较低概率的栖息地更容易发生变异,即变异率的大小与群体概率成反比,定义为

$$m(S) = m_{\max}(1 - P_s/P_{\max}), \quad (17)$$

其中 $m_{\max}$ 为已知参数.这种变异策略使得具有低HSI的解集通过变异得到一次改进,同时使得具有高HSI的解集获得提高的机会.模仿自然界的变异过程,其具体实现方式为

for (每个栖息地)
 使用 λ 和 μ 更新群体概率 P_s ,计算对应的变异率 $m(S)$;
 依概率 $m(S)$ 选择栖息地 H 中的SIV;
 if (SIV被选择)
 随机产生一个SIV替代栖息地 H 中的SIV.

3.2 算法流程(Frame of algorithm)

基于上述设计思想,给出群体迁移优化算法的具体实现步骤,描述如下:

Step 1 初始化控制参数: 设定最大生物群体种类 $S_{\max}$, 最大迁入率 I 和迁出率 E , 最大变异率 $m_{\max}$, 以及精英保留策略参数keep;

Step 2 随机产生一组初始栖息地, 其中每一个栖息地代表着问题的可能解;

Step 3 对于每个栖息地 H , 根据图1, 将居住适宜度指数HSI映射为相应的迁入率 λ 和迁出率 μ ;

Step 4 根据 λ 和 μ 实行迁移, 修改栖息地, 计算其HSI, 即计算解集的适应度;

Step 5 根据式(3)更新群体概率 P_s , 结合式(17)计算变异概率, 从新计算变异后的HSI;

Step 6 如果满足停止准则, 算法输出结果并停止运算, 否则, 回到Step 3进行下一步迭代.

3.3 算法特点(Characteristic of algorithm)

SMOA与其他智能计算方法一样, 是一种模拟自然选择和生物进化机制的最优方法, 但是又与其他方法有本质的区别. 首先SMOA与GA和ES比较, GA和ES都是借由染色体来共享信息, 通过基因单元的进化来实现优化的目的, 也就是说在进化过程中需要重组产生新的子代, 而SMOA并不会产生新的子代(这里指栖息地); 接着SMOA与ACO比较, ACO是借用信息素共享信息, 通过蚂蚁之间的信息交换和相互协作来实现优化的效果, 在每次迭代过程中同样会产生新的解集, 而SMOA在每次迭代中仍然维持原来的解集, 而是通过迁移机制去改进和提高解集; 最后SMOA与PSO比较, PSO通过个体之间的协作, 分享社会知识来达到进化优化的效果, 从这点上讲, SMOA与PSO最相似, 但是PSO在进化过程中不直接改进解集, 通过调整其速度来优化解集, 而SMOA通过群体迁移机制直接改进解集. 因此SMOA与这些智能计算方法存在本质区别, 但并不表示SMOA比这些方法一定优越, 本文的主要目的是提出了一种新的进化方法及实现过程, 其具体优缺点还有待于进一步验证.

4 性能分析(Analysis of performance)

为了验证SMOA的有效性, 采用6个测试函数(见表1)进行函数优化实验, 并分别与文献[3]等提出的蚁群算法(ACO), 文献[5]等提出的进化策略(ES), 文献[6]等提出的遗传算法(GA), 以及文献[7]等提出的粒子群算法(PSO)进行比较. 其中函数 f_1 到 f_3 为多峰函数, f_4 和 f_5 为单峰函数, f_6 为单峰的病态函数, 且这些函数的全局最小值均为0.

便于比较的合理性和公正性, 通过粗略地调节相关参数来获得合适的性能. 测试中算法和函数的参数设置如下: 测试函数的维数为20, 优化精度为0.1, 种群大小为30, 精英保留参数为2, 进化代数为50, 算法独立运行50次, 优化结果见表2和图2~7.

由表2可知, 无论从平均性能还是从最佳性能角度考虑, SMOA在多数测试函数中优于其他算法. 同时发现这些算法并没有找到函数的全局最优解, 其原因是多方面的: 首先, 并没有作特殊的努力去改进优化算法的参数, 当算法的参数不同时, 其性能

或许会发生重大的改变, 产生完全不同的优化结果; 其次, 算法在实现过程中是以整数组成的矢量来表示连续变量, 实际上只能表示连续区间上的一些离散点, 这直接影响了解集的表达精度; 最后, 如果改变算法的运行准则, 比如增加进化代数, 种群大小等, 那么优化算法会产生更好的解集. 虽然成果是初步的, 但测试函数的结果显示 SMOA 具有良好的

寻优潜能, 暗示着这种新的算法具有潜在的优越性. 表 2 最后一行表示各算法的平均运行时间, 从结果可见 GA 的运算速度最快, ACO 的运算速度最慢, 而本文提出的 SMOA 算法的运算速度居中. 图 2~7 则反映的是在 6 个测试函数上相应算法所搜索到的最佳值的过程, 从图中可以看出, SMOA 最后的结果更接近于真正的函数最优值.

表 1 测试函数
Table 1 Test functions

函数	变量定义域
$f_1(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}) - \exp(\frac{\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}{n}) + 20 + e$	$-32 \leq x_i \leq 32$
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n (\cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}})) + 1$	$-600 \leq x_i \leq 600$
$f_3(x) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$	$-10 \leq x_i \leq 10$
$f_4(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2]$	$-2 \leq x_i \leq 2$
$f_5(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
$f_6(x) = \sum_{i=1}^n (\lfloor x_i + 0.5 \rfloor)^2$	$-100 \leq x_i \leq 100$

表 2 测试函数的结果比较
Table 2 Performance comparison for test functions

函数	SMOA		ACO		ES		GA		PSO	
	平均值	最佳值	平均值	最佳值	平均值	最佳值	平均值	最佳值	平均值	最佳值
f_1	9.1291	6.8564	20.285	13.189	19.898	18.448	20.590	14.675	19.809	15.505
f_2	19.227	6.7806	105.35	6.1828	1380.1	112.09	85.258	39.784	320.74	68.301
f_3	54.484	43.517	360.03	155.30	564.54	235.03	273.84	174.71	305.03	158.23
f_4	212.34	137.52	11019	1423.7	37234	2437.1	902.25	398.34	11007	470.61
f_5	4.7472	2.4013	168.86	39.013	505.06	68.342	121.54	50.159	168.86	34.013
f_6	2142.7	822.61	22954	3245.9	95703	18282	20828	8959.7	36543	10886
CPU时间	2.6		3.4		2.3		2.2		3.3	

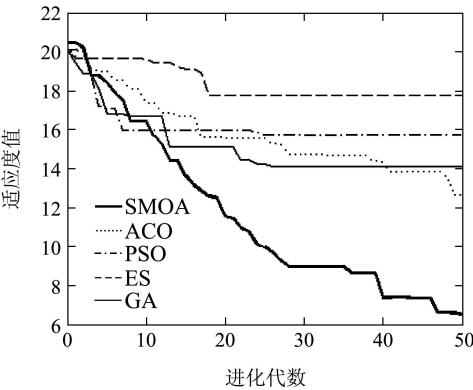


图 2 函数 f_1 的进化曲线图
Fig. 2 Convergence curve of f_1

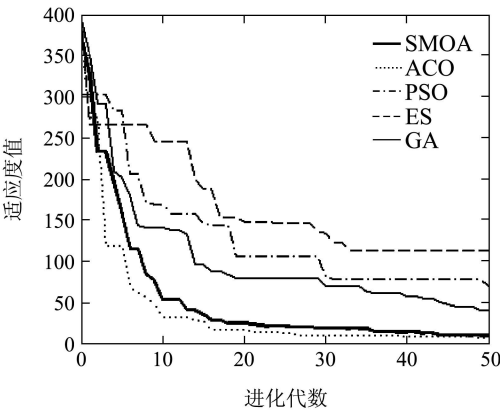
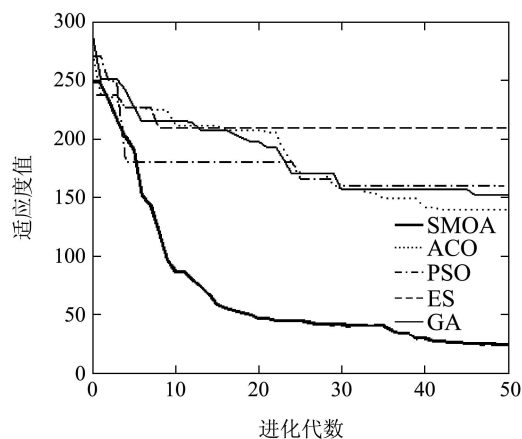
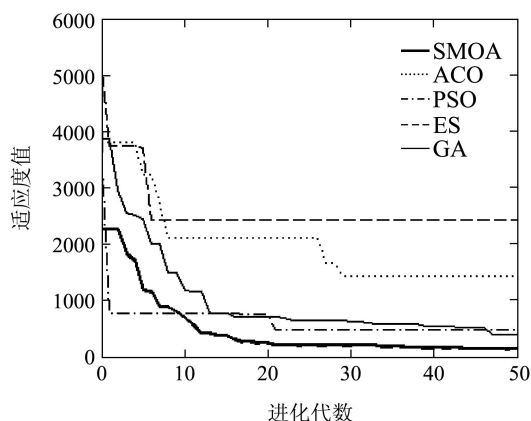
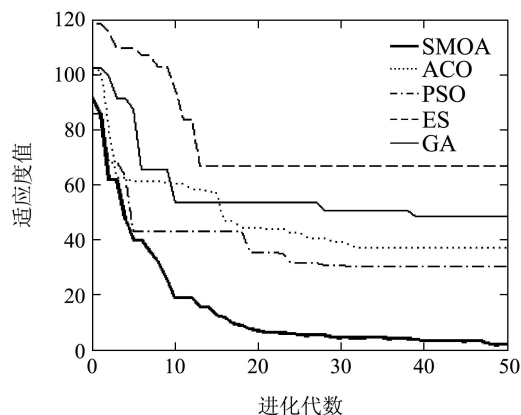


图 3 函数 f_2 的进化曲线图
Fig. 3 Convergence curve of f_2

图4 函数 f_3 的进化曲线图Fig. 4 Convergence curve of f_3 图5 函数 f_4 的进化曲线图Fig. 5 Convergence curve of f_4 图6 函数 f_5 的进化曲线图Fig. 6 Convergence curve of f_5

为了比较迁移过程中不同实现方式对函数优化性能的影响,将部分迁入、部分迁出、全部迁入和全部迁出分别运用到优化算法的迁移过程中,其他相关参数设置同上,其平均测试性能结果见表3。由表可知,在不同迁移方式下,其性能有一定的差异,部分迁入方式下的优化性能总体优于其

他各种迁移方式,因此,在通常情况下,选择部分迁入作为常用的迁移方式。

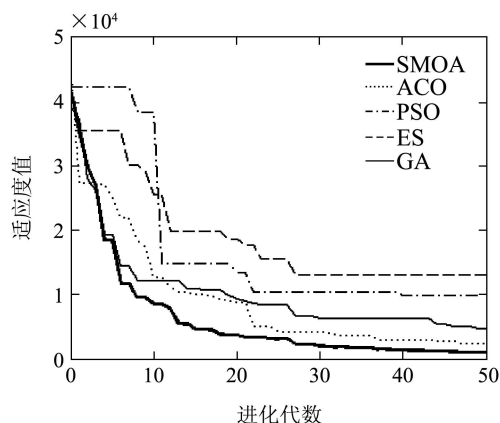
图7 函数 f_6 的进化曲线图Fig. 7 Convergence curve of f_6

表3 不同迁移方式下的性能比较

Table 3 Performance comparison of different migration strategy

函数	SMOA			
	部分迁入	部分迁出	全部迁入	全部迁出
f_1	9.1291	17.346	20.550	19.752
f_2	19.227	43.562	60.904	44.312
f_3	54.484	94.129	120.56	90.578
f_4	212.34	359.02	450.89	348.74
f_5	4.7472	7.8641	8.9057	7.9262
f_6	2142.7	2894.3	3025.2	2901.7

5 结论及下一步工作(Conclusion and next works)

本文利用生态学中的群体迁移原理,结合智能算法思想,巧妙地完成进化过程,提出了一种新的进化计算方法,命名为基于群体迁移的优化算法(SMOA)。该算法利用分享栖息地之间的适宜度指数变量,调整群体迁入率和迁出率来修改栖息地的居住适宜度指数,从而达到进化优化的效果。

本文的目的不是为了显示该算法的性能优于其他的智能计算算法,而是为了拓展智能计算用于解决最优问题提供一个新思路。通过函数优化实验可知,SMOA算法不仅是可行的,而且从某种程度上讲,与其他算法相比,无论获得最佳值的能力,还是多次实验的平均值都更接近于最优值,并且具有较好的鲁棒性。因此该算法具有较好的应用价值。

(下转第343页)

- [10] PODD-Y, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1610 – 1620.
- [11] 肖志云, 崔峰, 彭思龙. 基于阈值分类的小波域混合模型图像降噪[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(4): 19 – 22.
(XIAO Zhiyun, CUI Feng, PENG Silong. Image Denoising base-classified mixture modeling of wavelet-domain[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(4): 19 – 22.)
- [12] 易翔, 王蔚然. 基于小波域统计混合模型的图像降噪方法[J]. 电子与信息学报, 2005, 27(11): 1722 – 1725.
(YI Xiang, WANG Weiran. Method of image denoising based on statistical mixture model in wavelet domain[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2005, 27(11): 1722 – 1725.)
- [13] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(9): 1532 – 1546.
- [14] DENG C Z, CAO H Q, WANG S Q. Contourlet based image denoising using non-Gaussian bivariate model[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, 35(2): 234 – 237.
- [15] 汪雪林, 韩华, 彭思龙. 基于小波域局部高斯模型的图像复原[J]. 软件学报, 2004, 15(3): 443 – 449.
(WANG Xuelin, HAN Hua, PENG Silong. Image restoration based on wavelet-domain local Gaussian model[J]. *Journal of Software*, 2004, 15(3): 443 – 449.)
- [16] PORTILLA J, STRELA V, EAINWRGHT M J, et al. Image denoising using Gaussian scale mixtures in the wavelet domain[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(11): 1338 – 1351.
- [17] 王明佳, 张旭光, 韩广良, 等. 自适应权值滤波消除图像椒盐噪声的方法[J]. 光学精密工程, 2007, 15(5): 779 – 783.
(WANG Mingjia, ZHANG Xuguang, HAN Guangliang, et al. Elimination of impulse noise by auto-adapted weight filter[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(5): 779 – 783.)

作者简介:

闫河 (1972—), 男, 工学博士, 副教授, 目前研究方向有图像处理、人工智能等, E-mail: cqyanhe@163.com;

何光敏 (1973—), 女, 主要研究方向为数字多媒体技术, E-mail: 827049163@qq.com;

张小川 (1966—), 男, 硕士, 教授, 主要研究领域为人工智能、软件工程等, E-mail: zxc@cqu.edu.cn.

(上接第334页)

下一步的工作, 主要包括以下几个方面: 1) 理论分析. 利用有效的数学工具对算法的运行行为, 收敛性及计算复杂度进行分析; 2) 算法改进. 算法参数的自适应和利用其他进化算法的优势, 改进SMOA存在的不足; 3) 应用研究. 如何将SMOA应用于更多领域, 同时研究应用中存在的问题也是值得关注.

参考文献(References):

- [1] MACARTHUR R, WILSON E. *The Theory of Biogeography*[M]. New Jersey: Princeton University Press, 1967.
- [2] HANSKI I, GILPIN M. *Metapopulation Biology*[M]. Burlington, MA: Academic Press, 1997.
- [3] DORIGO M, GAMBADELLA L, MIDDENDORF M. Guest editorial: special section on ant colony optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(4): 317 – 319.
- [4] 李盼池, 李士勇. 求解连续空间优化问题的量子蚁群算法[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(2): 237 – 241.
(LI Panchi, LI Shiyong. Quantum ant colony algorithm for continuous space optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(2): 237 – 241.)
- [5] MEZURA-MONTES E, COELLO C. A simple multimembered evolution strategy to solve constrained optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2005, 9(1): 1 – 17.
- [6] 李敏强, 寇纪淦, 林丹, 等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.

(LI Minqiang, KOU Jisong, LIN Dan, et al. *Genetic Algorithm Theory and Application*[M]. Beijing: Science Press, 2002.)

- [7] EBERHART R, SHI Y. Guest editorial: special issue on particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 201 – 203.
- [8] 巩敦卫, 张勇, 张建华, 等. 新型粒子群优化算法[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 111 – 114.
(GONG Dunwei, ZHANG Yong, ZHANG Jianhua, et al. Novel particle swarm optimization algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(1): 111 – 114.)
- [9] 黄芳, 樊晓平. 基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(2): 175 – 179.
(HUANG Fang, FAN Xiaoping. Parallel particle swarm optimization algorithm with island population model[J]. *Control and Decision*, 2006, 21(2): 175 – 179.)
- [10] 毛用才, 胡奇英. 随机过程[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.
(MAO Yongcai, HU Qiyong. *Stochastic Process*[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2004.)

作者简介:

马海平 (1981—), 男, 讲师, 目前研究方向为进化计算、智能信息处理和信息融合, E-mail: mhping1981@tom.com;

李寰 (1974—), 男, 副教授, 目前研究方向为计算机应用系统、智能优化算法和模式识别;

阮谢永 (1963—), 男, 教授, 目前研究方向为模式识别、计算智能及其应用、信息融合和智能控制理论.