

文章编号: 1001-0920(2009)11-1620-05

一类基于物种迁移优化的进化算法

马海平, 陈子栋, 潘张鑫

(绍兴文理学院 物理与电子信息系, 浙江 绍兴 312000)

摘要: 借鉴自然界中的物种迁移机制, 提出一类基于物种迁移优化的进化算法. 该算法是根据生态系统中物种分布的迁移模型而提出的一种优化算法. 参考其他智能算法的思想, 通过物种迁移实现信息交换和共享, 从而完成进化过程. 讨论了物种迁移优化算法的基本原理和实现过程, 同时进行一些基准函数的性能测试. 实验结果表明所提出的算法是有效的, 具有一定的参考和应用价值.

关键词: 迁移机制; 物种分布; 函数优化; 进化算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Evolutionary algorithm based on species migration optimization

MA Hai-ping, CHEN Zi-dong, PAN Zhang-xin

(Department of Electrical Engineering, Shaoxing College of Arts and Sciences, Shaoxing 312000, China.
Correspondent: MA Hai-ping, E-mail: mahp@zscas.edu.cn)

Abstract: According to migration mechanisms in science, an evolutionary algorithm based on species migration optimization (SMO) is proposed, which is an original optimization method according to the mathematical model of organism distribution in biological systems. Referring to the ideas of other intelligence algorithms, information exchanging and sharing are achieved by species migration in the evolutionary process. The principle and step of implementation in SMO algorithm are discussed, and the performance of benchmark functions is tested. Simulation result shows that the proposed algorithm is effective and has reference and application value.

Key words: Migration mechanism; Species distribution; Function optimization; Evolutionary algorithm

1 引言

物种迁移是生态系统研究的主要问题之一, 迁移过程中群体的变化规律以及对地理环境的影响, 越来越多地受到学者们的关注. 60 年代, 美国学者 MacArthur 和 Wilson 等首先发现和建立了物种分布的数学模型^[1], 包括物种的繁殖与灭绝以及物种的迁移过程. 国内学者林振山等^[2]也提出了在不同栖息地状态下物种的竞争模式和演化过程. 他们的研究激发了对物种迁移行为的进一步思考. 受蚁群算法 (ACO)^[3,4], 进化策略 (ES)^[5,6], 遗传算法 (GA)^[7,8] 和粒子群算法 (PSO)^[9,10] 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新的最优算法, 命名为物种迁移优化 (SMO) 算法.

SMO 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作为问题的候选解, 同时

将不同物种分布于各个栖息地上, 其中栖息地之间的物种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.

本文首先介绍物种迁移机制的数学抽象模型及实现过程; 然后从性能的角度比较分析 SMO 与其他智能算法的优缺点; 最后通过实验结果表明所提出的优化算法的有效性.

2 物种迁移机制数学模型

物种迁移的生态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 (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素, 称之为适宜度指数变量 (SIV). 具有高 HSI 的栖息地往往能够容纳较多的

收稿日期: 2008-12-09; 修回日期: 2009-03-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (10871226).

作者简介: 马海平 (1981—), 男, 浙江诸暨人, 讲师, 从事智能信息处理、信息融合与目标跟踪的研究; 陈子栋 (1953—), 男, 浙江绍兴人, 教授, 从事人工智能、量子信息处理的研究.

物种,而具有低 HSI 的栖息地则只能容纳少量物种.在多物种共存的栖息地内,物种之间必然存在着对栖息地空间的竞争,表现在弱势物种的大量迁出和少数强势物种的迁入;而少数物种共存的栖息地内,由于物种稀少以及数量不多,使得较多的物种迁入和较少的物种迁出,但当一个栖息地的 HSI 一直保持较低水平时,由于某种自然灾害可能会造成居住在这里的某些物种趋于灭绝,造成其他大量物种的迁入.将生物的这种自然行为称为物种迁移.由于栖息地的 HSI 与该地的物种多样性成正比,这种迁移有助于提高栖息地的物种多样性,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.于是一个好的解集对应于具有高 HSI 的栖息地,一个不好的解集则对应于具有低 HSI 的栖息地,通过栖息地之间的物种迁移,使得具有高 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.将这种基于物种迁移的智能计算方法称为物种迁移优化.

为了说明物种迁移模型的基本原理,下面以单个栖息地的物种迁移为例进行阐述.图 1 显示了某一栖息地的物种分布模型,其中迁入率 λ 与迁出率 μ 是关于物种种类 S 的函数.从迁入和迁出曲线可以看出:当栖息地上没有物种时,其最大迁入率为 I ,迁出率为 0;随着物种种类的增加,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物种越来越多,最后当物种种类达到饱和状态 S_{\max} 时,迁入率为 0,迁出率为最大 E .其中当物种种类达到稳定状态 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素而遭到严重破坏时,则需要一段较长的时间来恢复到新的动态平衡.

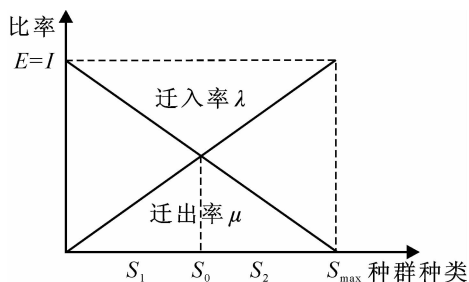


图 1 物种分布模型

定义该栖息地具有物种种类 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 分别表示该栖息地物种种类为 S 时的物种迁入率和迁出率.对式(1)可作如下解释:为了使 $t + \Delta t$ 时间内有 S 类物种,必须满足下列条件之一:

- 1) 在 t 时刻有 S 类物种,在 t 到 $t + \Delta t$ 时刻没有迁入和迁出发生,物种概率为 $P_s(t)(1 - (\lambda_s + \mu_s)\Delta t)$;
- 2) 在 t 时刻有 $S - 1$ 类物种,存在某一物种的迁入,概率改变为 $P_{s-1}(t)\lambda_{s-1}\Delta t$;
- 3) 在 t 时刻有 $S + 1$ 类物种,存在某一物种的迁出,概率改变为 $P_{s+1}(t)\mu_{s+1}\Delta t$.

假定 Δt 足够小,使得超过一类物种的迁入或迁出的概率可以忽略不计,则当 $\Delta t \rightarrow 0$ 时,式(1)对时间求极限,可以得到

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

从图 1 可以看出

$$\mu_s = ES/S_{\max}, \lambda_s = I(1 - S/S_{\max}). \quad (3)$$

假定 $E = I$,则有

$$\lambda_s + \mu_s = E. \quad (4)$$

定义 $P = [P_0 \ \dots \ P_n]$, n 为种群物种最大数 S_{\max} .将式(3)和(4)代入(2),则式(2)可以用矩阵方程表示为

$$\dot{P} = AP. \quad (5)$$

其中

$$A = E \begin{bmatrix} -1 & 1/n & 0 & \dots & 0 \\ n/n & -1 & 2/n & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 2/n & -1 & n/n \\ 0 & \dots & 0 & 1/n & -1 \end{bmatrix}.$$

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^[11].其中:该矩阵的第一行表示物种种类 S 只可能从 0 转变到 1,最后一行表示物种种类 S 只可能从 n 转变到 $n - 1$.

由矩阵 A 可以计算得到其特征值

$$[0 \ -2/n \ -4/n \ \dots \ -2],$$

其中特征值 0 对应的特征向量为

$$v = [v_1 \ \dots \ v_{n+1}]. \quad (6)$$

式中

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

i' 为大于 $(n + 1)/2$ 的最小整数.

定理 1 当某一栖息地的物种种类处于稳定状态时,对应的概率为

$$P = v / \sum_{i=1}^{n+1} v_i. \quad (7)$$

证明 当物种种类处于稳定状态时,由式(5)可得

$$AP = 0, \quad (8)$$

对矩阵 A 进行奇异值分解,并代入上式,得

$$USV^H P = 0, \quad (9)$$

其中: U 和 V 为正交方阵,且非奇异; S 为对角矩阵.则式(9)可简化为

$$SV^H P = 0, \quad (10)$$

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 由 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(10),得

$$V^H P = [0 \ \dots \ 0 \ 1]^T. \quad (11)$$

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

根据奇异值分解定理可知, V 最后一列为 $A^H A$ 的特征值 0 所对应的特征矢量.又因为式(6)中的 v 为矩阵 A 的特征值 0 所对应的特征矢量,即

$$Av = 0, \quad (12)$$

两边同时左乘 A^H 得

$$A^H Av = 0, \quad (13)$$

这意味着 v 也是 $A^H A$ 的特征值 0 所对应的特征矢量,即 P 为 v 乘以比例系数.因为 P 累加和为 1 ,从而可得到式(7). \square

3 物种迁移优化

根据上述的物种迁移模型,并以适应度最优化为求解目的,提出一类基于物种迁移优化(SMO)的进化算法.该算法具有一般进化算法简单有效的特性,是一种解决优化问题的新的智能方法.

定义 1 存在适应度指数变量 $SIV \in C$, C 为整数集,是一整数,表示构成栖息地 H 的元素.

定义 2 存在栖息地 $H \in SIV^m$, 由 m 个 SIV 组成的矢量表示优化问题的可能解.

定义 3 存在居住适应度指数 $HSI: H \rightarrow R$, R 为实数集,表示对解集适应度的评价.

定义 4 存在迁移算子 $\Omega(\lambda, \mu)$, 表示通过迁入率 λ 和迁出率 μ 来调整栖息地 H .

基本描述如下:首先根据其迁入率 λ , 依概率选择需要调整的栖息地 H_i ; 确定 H_i 后, 根据迁出率 μ , 依概率选择需要与其交换的相邻栖息地 H_j ; 然后从 H_j 中随机地选择 SIV 替代 H_i 中的 SIV ; 最后通过计算 HSI 来评价解集的适应度.

常见的迁移算子有以下两种形式:

第 1 种为离散迁移形式. 当栖息地 H_i 中的 SIV 选择调整, 则将邻近栖息地 H_j 中的 SIV 迁移给它, 表达式为

$$H_i(SIV) = H_j(SIV). \quad (14)$$

第 2 种为混合迁移形式. 当栖息地 H_i 中的 SIV 选择调整, 则将邻近栖息地 H_j 中的 SIV 与自身的 SIV 按权重结合, 取代原来的 SIV . 其表达式为

$$H_i(SIV) = \alpha \times H_j(SIV) + (1 - \alpha) \times H_i(SIV). \quad (15)$$

其中 α 为加权系数, 根据实际情况, 可定义为常数或变系数.

定义 5 存在变异算子 $M(\lambda, \mu)$, 表示在栖息地先验物种概率基础上修改栖息地 H .

假定变异算子 M 的概率由物种概率决定, 由定理 1 计算可知, 具有较少或较多物种的栖息地有较低的物种概率, 而具有一定物种数量的栖息地则有较高的物种概率. 也就是说, 物种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生突变. 因此, 具有较低概率 P_s 的栖息地更容易发生变异, 即变异率的大小与物种概率成反比, 定义为

$$m(S) = m_{\max}(1 - P_s/P_{\max}), \quad (16)$$

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.

定义 6 物种迁移优化算法 $\psi(\Omega, M)$ 是在迁移算子和变异算子基础上修改栖息地 H 的一种进化迭代算法, 表示为

$$\psi = \lambda \circ \mu \circ \Omega \circ M. \quad (17)$$

该算法过程描述如下:

- 1) 计算每一个栖息地的迁入率 λ 和迁出率 μ .
- 2) 按迁移策略 Ω , 根据 λ 和 μ 依概率修改栖息地, 同时计算其 HSI , 即计算解集的适应度.
- 3) 结合变异算子 M , 实行变异操作, 重新计算变异后的 HSI . 如果满足停止准则, 则输出结果并停止运算; 否则, 进行下一步迭代.

下面给出该算法的伪代码, 描述如下:

Begin

/* 初始化参数 */

$S = S_{\max}; E = E_{\max}; I = I_{\max};$

Initialize habitats; /* 初始化一组栖息地 */

While not T /* 判断是否满足停止准则 */

For $k = 0$ to S_{\max}

/* 对每个栖息地, 计算其迁入率和迁出率 */

Compute immigration rate λ and emigration rate

μ for each habitat;

/* 根据迁移策略修改栖息地, 计算其 HSI */

Select H_i with probability based on λ_i ;

If H_i is selected

```

Select  $H_j$  with probability based on  $\mu_i$ ;
If  $H_j$  is selected
    Randomly select an SIV from  $H_j$ ;
    Replace a random SIV in  $H_i$ ;
End
End
Computes corresponding HSI;
/* 更新物种概率, 计算变异概率, 重新计算
HSI */
Use  $\lambda_i$  and  $\mu_i$  to update the probability  $P_i$  based
on (5);
Compute mutation probability  $m(S)$  combined
(16);
Select  $H_i$  with probability based on  $m(S)$ ;
If  $H_i$  is selected
    Replace  $H_i$  with a randomly generated SIV;
End
Recomputes corresponding HSI;
End
End
End
    
```

4 性能分析

4.1 仿真实验

为了测试 SMO 的性能, 本文利用 Rastrigin 和 De Jong F5 两个测试函数进行仿真研究, 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[7]等提出的遗传算法(GA), 以及文献[9]等提出的粒子群算法(PSO)进行比较. 其中: Rastrigin 函数为

$$f_1(x) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)),$$

$$n = 20, -10 \leq x_i \leq 10.$$

此函数是很难最小化的病态二次函数, 它有一个全局极小点 $x^* = (0, 0, \dots, 0)$, 函数值为 $f(x^*) = 0$.

De Jong F5 函数为

$$f_2(x) = \frac{1}{0.002 + \sum_{i=1}^{25} \frac{1}{i + \sum_{j=1}^2 (x_j - a_{ji})^6}},$$

表 1 测试函数的结果比较

函数	SMO		ACO		ES		GA		PSO	
	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	平均值
f_1	6.780	19.227	6.182	105.351	112.091	1380.18	39.784	85.258	68.301	320.740
f_2	3.623	5.746	48.018	107.752	66.382	205.271	37.168	121.562	47.018	98.862
CPU 时间	2.62		3.45		2.36		2.28		3.34	

$$-65.536 \leq x_i \leq 65.536,$$

式中

$$a_{ji} = \begin{bmatrix} -32 & -16 & 0 & 16 & 32 & \dots & 0 & 16 & 32 \\ -32 & -32 & -32 & -32 & -32 & \dots & 32 & 32 & 32 \end{bmatrix}.$$

此函数共有 25 个局部极小点, 全局最优值为 $f(x^*) \approx 1$.

为便于比较其合理性和公正性, 通过粗略地调节相关参数来获得合适的性能. 其相关参数设置如下: 种群大小为 30, 进化代数数为 50, 算法独立运行 50 次, 优化结果如表 1, 图 2 和图 3 所示.

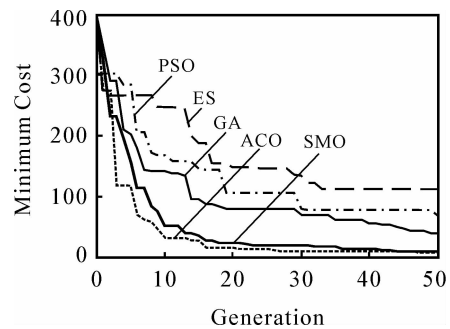


图 2 函数 f_1 的进化曲线

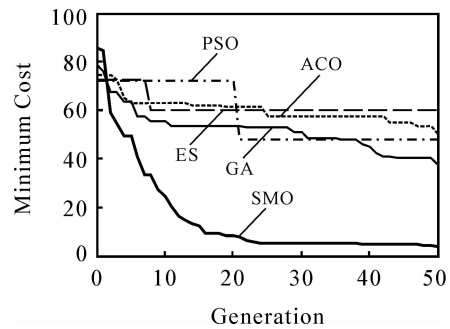


图 3 函数 f_2 的进化曲线

由表 1 可知, 无论从平均性能还是从最佳性能角度考虑, SMO 在绝大多数情况下均优于其他算法. 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: 1) 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; 2) 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; 3) 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 SMO 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 1 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 SMO 算法的运算速度居中.图 2 和图 3 则反映了在这两个测试函数上相应算法所搜索到的最佳值的过程.由图可以看出,SMO 最后的结果更接近于真正的函数最优值.

4.2 算法特点

SMO 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,但与其他方法具有本质的区别:1)SMO 与 GA 和 ES 比较,GA 和 ES 均借助于染色体来共享信息,通过基因单元的进化实现优化的目的,即在进化过程中需重组产生新的子代,而 SMO 并不会产生新的子代(这里指栖息地);2)SMO 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 SMO 在每次迭代中仍然维持原来的解集,通过迁移机制去改进和提高解集;3)SMO 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,SMO 与 PSO 最相似,但 PSO 在进化过程中不直接改进解集,而且通过调整速度对其进行优化,而 SMO 则通过物种迁移机制直接改进解集.

上述两个测试函数的结果表明,SMO 在某些性能方面与这些方法相比具有一定的优越性,但其具体优缺点还有待于进一步理论验证.

5 结论

本文通过研究栖息地间物种迁移对物种分布的影响,结合其他智能算法思想,提出了一类基于物种迁移优化(SMO)的进化算法.该算法利用分享栖息地之间的适宜度指数变量(SIV),调整物种迁入率和迁出率来修改栖息地的居住适宜度指数(HSI),从而达到进化优化的效果.SMO 算法具有独特的视角,为拓展智能计算,用于解决最优问题提供了一个新思路.通过函数优化实验可知,SMO 算法是可行的,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,并且实现简单、效率高,具有较好的鲁棒性.

目前,算法还有很大的改进空间,包括以下几方面:1)加强算法的理论研究,包括算法收敛性的理论证明;2)算法的参数分析与改进,特别是针对多目标优化问题;3)加强在工程实际优化中的应用.

参考文献(References)

- [1] MacArthur R, Wilson E. The theory of biogeography [M]. Princeton: Princeton University Press, 1967.
- [2] 梁仁君,林振山,陈玲玲.不同栖息地状态下物种竞争模式及模拟研究与应用[J].生态学报,2006,26(10): 3306-3316.
(Liang R J, Lin Z S, Chen L L. The competition model of species at different types of habitat and simulation studies and applications[J]. Acta Ecologica Sinica, 2006, 26(10): 3306-3316.)
- [3] Dorigo M, Gambardella L, Middendorf M, et al. Guest editorial: Special section on ant colony optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(4): 317-319.
- [4] 熊伟清,魏平.二进制蚁群进化算法[J].自动化学报,2007,33(3): 259-264.
(Xiong W Q, Wei P. Binary ant colony evolutionary algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(3): 259-264.)
- [5] Mezura-montes E, Coello C. A simple multimembered evolution strategy to solve constrained optimization problems[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2005, 9(1): 1-17.
- [6] 公茂果,焦李成,杜海峰,等.用于约束优化的人工免疫响应进化策略[J].计算机学报,2007,30(1): 37-47.
(Gong M G, Jiao L C, Du H F, et al. A novel evolutionary strategy based on artificial immune response for constrained optimizations [J]. Chinese J of Computers, 2007, 30(1): 37-47.)
- [7] 李敏强,寇纪淞,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 M Q, Kou J S, Lin D, et al. Genetic algorithm theory and application [M]. Beijing: Science Press, 2002.)
- [8] 孟伟,韩学东,洪炳荣.蜜蜂进化型遗传算法[J].电子学报,2006,34(7): 1294-1300.
(Meng W, Han X D, Hong B R. Bee evolutionary genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(7): 1294-1300.)
- [9] Eberhart R, Shi Y. Guest editorial special issue on particle swarm optimization [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 201-203.
- [10] 巩敦卫,张勇,张建化,等.新型粒子群优化算法[J].控制理论与应用,2008,25(1): 111-114.
(Gong D W, Zhang Y, Zhang J H, et al. Novel particle swarm optimization algorithm[J]. Control Theory and Applications, 2008, 25(1): 111-114.)
- [11] 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: 144-150.
(Mao Y C, Hu Q Y. Stochastic process[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2004: 144-150.)