

基于灭绝机制的交互式遗传算法

郝国生^{1,2}, 张 勇¹, 张建化¹, 石明辉², 史有群³

(1. 中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008; 2. 徐州师范大学 计算机学院, 江苏 徐州 221116;
3. 东华大学 计算机学院, 上海 200052)

摘要: 针对传统交互式遗传算法的早熟收敛和用户易疲劳问题, 提出灭绝机制, 以减小搜索空间, 提高算法性能. 利用进化历史信息, 辨识并灭绝劣势物种和劣势个体. 利用搜索空间划分实现优胜与劣汰相互牵制. 给出禁忌域与有效域中个体数目关于进化代数的公式. 分析算法性能的参数敏感性. 有效搜索空间的快速缩小和较小的最大进化代数估计证明了该算法有较高的性能. 实验结果表明该算法的高效率. 结果进一步证明了缩小了搜索空间, 能有效避免早熟和减轻用户疲劳.

关键词: 交互式遗传算法; 早熟收敛; 用户疲劳; 灭绝机制; 搜索空间

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Interactive genetic algorithm based on extinction mechanism

HAO Guo-sheng^{1,2}, ZHANG Yong¹, ZHANG Jian-hua¹, SHI Min-hui², SHI You-qun³

(1. College of Information & Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou Jiangsu 221008, China;
2. College of Computer Science & Technology, Xuzhou Normal University, Xuzhou Jiangsu 221116, China;
3. College of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 200052, China)

Abstract: The premature convergence and a user's fatigue are two issues in interactive genetic algorithm. The extinction mechanism is put forward, which will help to decrease the search space and enhance the algorithm's performance. The mechanism makes use of the history evolution information to identify the taboo value to extinguish the inferior species and by preventing duplicating to extinguish the inferior individuals. The mechanism also helps the rules of extinction and survival to hold down each other by means of the search space partition. To validate the proposed mechanism, the formula for the variation of individual numbers of the taboo subspace and valid subspace with the evolutionary generation are deduced, and the parameters sensitivity of the proposed mechanism's performance is also analyzed. Furthermore, the high performance of the proposed mechanism is proved by the fast shrinkage of the valid space and the shorter maximum time to converge. Finally, the efficiency of the proposed approach is shown in the comparison experiments. The results manifests that the shrinkage of search space can significantly avoid the premature and lessen a user's fatigue.

Key words: interactive genetic algorithm; premature convergence; user's fatigue; extinction mechanism; searching space

1 引言(Introduction)

交互式遗传算法(interactive genetic algorithm, IGA)是一种基于人的主观评价得到进化个体适应值的遗传算法(genetic algorithm, GA)^[1]. 它通过交互以充分体现用户的偏好和情感^[2]. IGA将人的智能评价与GA的遗传操作或进化机制有机结合, 不需要建立被优化系统的显式性能指标函数, 已被成功地应用到服装设计、乐曲创作、语言处理与韵律控制、知识获取与数据挖掘等领域^[2~5]. 与无疲劳的计算机相比, 人具有易疲劳的特点, 又由于人机交互

界面和系统输出特性的限制, 所以IGA的种群规模是10~20, 进化代数不超过20^[1].

IGA同GA一样, 存在“早熟收敛”. 选择算子使GA处理的模式数目以指数率减少, 而探索新模式所依赖的变异概率则较低, 如果过高, 则遗传搜索变成了随机搜索^[6]. 因此, 早熟收敛一直是困扰GA的问题. 从搜索空间角度看, 早熟收敛原因有两种: 1) 没有探索到最优解所在的子空间; 2) 虽然探索到了最优解所在的子空间, 但是为其分配的实验次数太少. 为此, 人们提出了各种方法. 例如保持较大的种群规模

和较长的进化时间的方法^[7], 当种群收敛到同一个体时对个体许多位同时进行变异的方法^[8], 动态参数编码方法^[9], 改进选择算子和适值函数尺度变换方法^[10], Delta编码方法^[11], 提高GA的局部微调能力的方法及小生境技术等^[6]. 但是, 不论是哪种改进方法, 都没有解决非最优解占据太多实验次数的问题, 因此都不能从根本上解决早熟问题. 而且没有专门针对IGA的改进方法.

IGA存在的另一个主要问题是为同一个体重复分配实验次数. GA通过增加优势个体在子代中的数目以体现优胜思想. 但在IGA中, 同一代出现重复个体, 尤其是非最优个体, 不仅会对用户资源造成浪费, 而且会限制算法进一步探索更多搜索空间, 同时, 这也是早熟收敛的一个原因.

针对上述问题, 本文首先提出基于灭绝机制的交互式遗传算法思想, 使非最优解占据尽可能少的实验次数; 其次, 给出物种灭绝和个体灭绝的实现方法, 即利用禁忌值和无重复原则扩充禁忌域的方法, 并分析优胜与劣汰相互牵制特征; 再次, 利用服装设计实验, 进行算法性能与参数敏感性分析; 最后, 比较该算法与其他IGA算法的效率.

2 基于灭绝机制的交互式遗传算法(Interactive genetic algorithm based on extinction mechanism)

灭绝机制的思想是: 利用进化的历史信息, 辨识优势个体进行生存保护, 辨识劣势物种和个体并使其灭绝.

为了实现灭绝机制, 需要将搜索空间 S 划分为满意域、未知域和禁忌域 S_{Ta} ^[12]. 建立空间划分的目的是: 在子代不向用户提交禁忌域中的个体, 新个体只来源于满意域和未知域. 从而, 进化的过程就是禁忌域不断增大, 而满意域和未知域不断缩小, 从而逐步逼近最优解的过程.

为了叙述方便, 给出如下定义.

定义1 禁忌域以外的空间, 即满意域和未知域空间, 称为有效搜索空间 S_V , 简称有效域, 记为 $S_V = S - S_{Ta}$.

定义2 禁忌域、满意域、未知域和有效域中的个体分别称为: 禁忌个体、满意个体、未知个体以及有效个体.

定义3 基因意义单元 U_i 的第 j 个等位基因记为 V_i^j ($1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq k^{m_i}$)^[13], 用户对 V_i^j 对应的表现型有一定的心理定位, 称为 V_i^j 的偏好属性, 记为 $A(V_i^j)$, 描述如下:

$A(V_i^j) =$

$$\begin{cases} 2, & \text{心理定位 } V_i^j \text{ 为“满意”, 称 } V_i^j \text{ 为满意值;} \\ 1, & \text{心理定位 } V_i^j \text{ 为“不满意”, 称 } V_i^j \text{ 为不满意值;} \\ 0, & V_i^j \text{ 为未知的心理定位, 称 } V_i^j \text{ 为未知值.} \end{cases}$$

如果在确定基因意义单元时考虑了GA的“欺骗”^[11]问题, 则所有包含禁忌值的个体都属于灭绝物种. 在笛卡尔积^[13]中表现为至少有一个因式 V_i^j 的偏好属性 $A(V_i^j) = 1$. 对于满意个体则要求笛卡尔积中所有 $A(V_i^j) = 2$; 对于未知个体则要求 $A(V_i^j) = 0$ 和 $A(V_i^j) = 2$ 且不包含 $A(V_i^j) = 1$. 显然, 有效域中个体不包含有禁忌值的个体, 而禁忌域则包含 $A(V_i^j) = 1$ 的物种.

灭绝机制主要包括物种灭绝和个体灭绝, 下面首先介绍物种灭绝的实现方法.

2.1 物种灭绝机制的实现(Realization of species extinction mechanism)

物种灭绝机制主要通过禁忌值实现.

子代个体不能包含属性 $A(V_i^j) = 1$ 的基因意义单元取值, 即子代个体不能来自禁忌域. 从而生成子代新个体时, 必须探索新的空间补充个体, 以达到种群规模. 从而实现禁忌值牵制满意值独揽实验次数, 使算法保持较好的种群多样性.

通过历史信息, 算法不断将 $A(V_i^j)$ 的值从0更新到1或2. 更新的顺序是首先确定满意值, 然后确定禁忌值, 如果 $A(V_i^j) = 2$, 则不能更新该值到1. 从而实现优胜牵制劣汰, 限制了禁忌域的无条件扩大, 避免丢失最优解.

下面分析通过禁忌值建立禁忌域, 从而灭绝物种以减小有效空间的机理.

2.2 通过禁忌值减小有效空间的机理(Mechanism of validated subspace shrinkage by taboo value)

本节给出该机理的集合表示, 并推导了禁忌域与有效域中个体数目关于进化代数的公式.

通过禁忌值减小有效空间的机理如图1. 设用 S_{Ta}^1 和 S_V^1 分别表示由禁忌值决定的灭绝物种和有效物种的集合. 当确定了 w 个禁忌值 $V_1, V_2, \dots, V_w$ 时, 禁忌域集合 S_{Ta}^1 可由式(1)表示, S_{Ta}^1 和 S_V^1 的个体数目 $n(S_{Ta}^1)$ 和 $n(S_V^1)$ 可由式(2)和(3)表示:

$$S_{Ta}^1 = \bigcup_{i=1}^w S_{V_i}, S_V^1 = S - S_{Ta}^1 = S - \bigcup_{i=1}^w S_{V_i}, \quad (1)$$

$$\begin{aligned}
n(S_{Ta}^1) &= n(\bigcup_{i=1}^w S_{V_i}) = \\
&\sum_{i=1}^w n(S_{V_i}) - \sum_{j>i=1}^w n(S_{V_i} \cap S_{V_j}) + \dots = \\
&\sum_{k=1}^w (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq w} n(\bigcap_{j=1}^k S_{V_{i_k}}), \quad (2) \\
n(S_V^1) &= n(S - S_{Ta}^1) = \\
n(S) - \sum_{k=1}^w (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq w} n(\bigcap_{j=1}^k S_{V_{i_k}}). \quad (3)
\end{aligned}$$

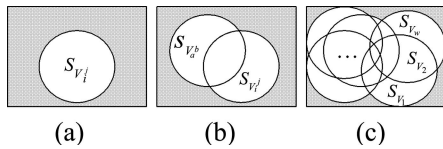


图1 由禁忌值决定的灭绝物种及有效物种

Fig. 1 Species of extincted and validated determined by taboo value

下面推导禁忌域与有效域关于进化代数的公式. 禁忌域与有效域的变化由禁忌值决定. 因此从讨论禁忌值与进化代数的关系入手.

设用 $K(i, t)$ 表示基因意义单元 U_i 在第 t 代的有效值的数目, 即 $A(V_i^j) \neq 1$ 的等位基因个数. 则第 t_w 代有效域和禁忌域中个体数目 $n(S_V^1(t_w))$ 和 $n(S_{Ta}^1(t_w))$ 分别可以由式(4)和(5)表示, 而禁忌值的个数 n_{Ta} 则可由式(6)表示:

$$n(S_V^1(t_w)) = \prod_{r=1}^n K(r, t_w), \quad (4)$$

$$\begin{aligned}
n(S_{Ta}^1(t_w)) &= n(S - S_V^1(t_w)) = \\
&n(s) - n(S_V^1(t_w)) = \\
&\prod_{r=1}^n K(r, 0) - \prod_{r=1}^n K(r, t_w), \quad (5)
\end{aligned}$$

$$n_{Ta} = \sum_{i=1}^n (K(i, 0) - K(i, t)). \quad (6)$$

可见, 禁忌值在物种灭绝从而使有效空间缩小过程中扮演着重要的角色. 因此, 如何确定禁忌值是重要的问题.

2.3 确定禁忌值的方法(Methods to determine the taboo value)

本节提出用求同算子和求异算子^[12]确定禁忌值方法, 并给出确定禁忌值的两个阶段.

求同算子的主要作用有两个: 1) 通过对历代最优个体求同, 得到 $A(V_i^j)=2$ 的 V_i^j 集合 V_{Sa} ; 2) 对历代最差个体求同, 得到 $A(V_i^j)=1$ 的 V_i^j 集合 V_{Ta} . 更新 V_{Ta} 集合的前提是: $V_{Sa} \cap V_{Ta} = \phi$. 这是确定禁忌值的第1阶段.

在进化后期, 由于最优个体与最差个体之间的差别较小, 会限制求同算子继续发挥作用. 而最差个体之所以最差, 是因为最差个体具有不同于最优个体的基因意义单元取值. 所以, 当同一代最优与最差个体的海明距小于等于设定阈值 Δ_d 时, 求异算子开始对最优和最差个体求异, 从而, 进一步确定禁忌值, 保证有效空间继续缩小. 这是确定禁忌值的第2阶段.

在确定禁忌值后, 就可以灭绝相应的物种, 以更新禁忌域, 从而实现对搜索空间划分的更新, 以实现优胜与劣汰相互牵制.

2.4 确定灭绝个体的方法(Methods to determine individuals to extinct)

IGA最大的特点是与无疲劳的计算机相比, 用户容易疲劳. 所以, IGA要求进化代数不能太多, 种群规模不能太大. 因此, 除灭绝物种外, 本文考虑了灭绝个体的方法.

设种群规模为 n_p . 在每一进化代, 除适应度值最高的个体外, 其余个体都属于非最优个体. 记第 t 代非最优个体数目为 $n_1(t)$. 设定劣汰参数 c ($0 \leq c \leq 1$), 淘汰 $c \cdot n_1(t)$ 个非最优个体, 从而部分地避免了在以后的进化过程中向用户提交已经评价过的不满意个体. 称这种无重复为“不同代无重复”.

将同样的个体在同一代提交给用户, 不仅会对用户资源造成浪费, 而且会导致算法学习样本种类减少, 不利于算法收敛. 因此, 除了非最优的祖先个体无重复外, 还应避免在同一代出现重复个体. 称这种无重复为“同代无重复”.

由“不同代无重复”原则决定的禁忌域集合 S_{Ta}^2 中个体数目与进化代数 t 的关系为:

$$n(S_{Ta}^2(t)) = \sum_{i=1}^t (c \cdot n_1(i)) = c \cdot \sum_{i=1}^t n_1(i). \quad (7)$$

综上, 禁忌值决定的禁忌域是物种级的灭绝, 而不同代无重复决定的是个体级的灭绝.

下面从有效空间缩小速度与最大进化代数估计两个方面讨论灭绝机制的性能.

2.5 算法性能分析(Analysis of algorithm's performance)

由于 $S_{Ta} = S_{Ta}^1 \cup S_{Ta}^2$, 所以, 禁忌域个体数目:

$$n(S_{Ta}(t)) = n(\bigcup_{i=1}^t S_{Ta}^i(t)) =$$

$$\sum_{i=1}^2 n(S_{Ta}^i(t)) - n(\bigcap_{i=1}^2 S_{Ta}^i(t)) =$$

$$\prod_{r=1}^n K(r, 0) - \prod_{r=1}^n K(r, t_w) +$$

$$c \cdot \sum_{i=1}^t n_1(i) - n(\bigcap_{i=1}^2 S_{Ta}^i(t)).$$

而有效域个体数目为

$$n(S_V(t)) =$$

$$n(S) - n(S_{Ta}(t)) =$$

$$\prod_{r=1}^n K(r, t) + n(\bigcap_{i=1}^2 S_{Ta}^i(t)) - c \sum_{i=1}^t n_1(i). \quad (8)$$

式(8)中 $K(r, t)$ 是进化代数 t 的减函数, 而 $\sum_{i=1}^t n_1(i)$ 则是 $K(r, t)$ 的增函数. 可见, 有效搜索空间减小的速度较快.

下面对该方法的最大进化代数 T 进行分析. 这里只讨论由禁忌值决定的最大进化代数 T .

当算法收敛到全局最优解时, 禁忌值的数目:

$$n_{Ta}(T) = \sum_{i=1}^n (K(i, 0) - 1) =$$

$$\sum_{i=1}^n (K(i, 0)) - n. \quad (9)$$

设每代 $\sum_{i=1}^{C_w-1} C_{W-N_{ind}(t)}^i C_{W-O_{ind}(t)}^{C_w-i} + C_{W-N_{ind}(t)}^{C_w}$ 次求同中平均得到的不重复禁忌值为 μ , 则得到全局最优解的最大进化代数满足 $\mu \cdot T \leq n_{Ta}$, 由此得到下式

$$T = \lceil n_{Ta} / \mu \rceil. \quad (10)$$

例如, 个体长度为 $l = 12$, 即 $n(S) = 2^{12} = 4096$. 各基因意义单元长度为常数 $m_i = 4$, $K = 2$, 则 $n_{Ta} = 61$, 取 $\mu = 4$. 根据式(10), 可得 $T = 16$.

式(10)的估计是采用穷尽搜索空间, 即只剩全局最优个体的方法, 但IGA作为一种寻优方法, 往往在远小于理论估计 T 的情况下就找到了最优解. 这一点从第3节实验中可以看到.

3 实验及分析(Experiment and analysis)

本节首先给出算法实现, 其次, 给出算法性能参数敏感性分析, 最后给出比较实验结果.

3.1 算法实现(Realization of algorithm)

算法流程图如图2. 本文方法主要体现在将新个体呈交给用户之前, 避免禁忌域个体浪费用户时间和精力, 从而使算法能够得到更多的样本, 以学习用户偏好, 进一步有助于缩小搜索空间.

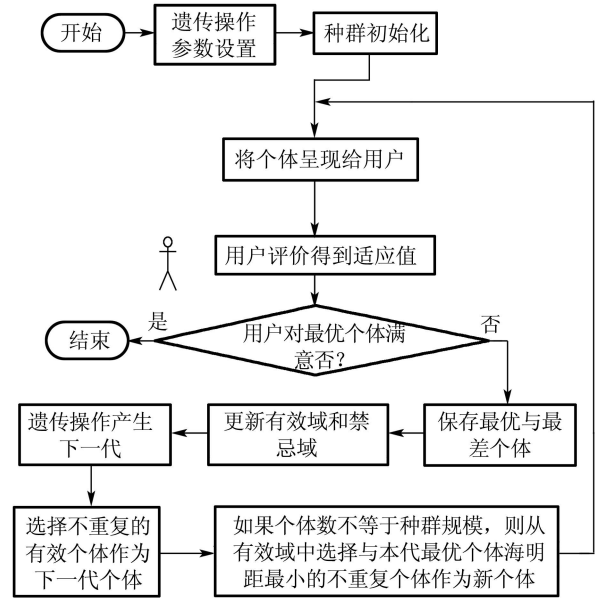


图2 算法流程图

Fig. 2 Flow diagram of algorithm

3.2 算法性能参数敏感性分析(Analysis of parameters sensitivity for algorithm's performance)

本文方法主要通过: 1) 禁忌值数目的增加以缩小搜索空间; 2) 满意值数目的增加并保护最优解所在区域这两个方面达到加速进化, 避免早熟和减轻用户疲劳的目的. 可见满意值与禁忌值数目直接反映算法性能. 图3给出影响满意值与禁忌值数目, 从而影响算法性能的参数及相互关系.

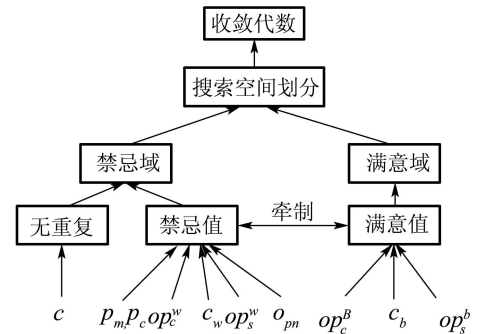


图3 影响算法性能的参数与满意域和禁忌域的关系

Fig. 3 Relationship between the performance-effected parameters and the taboo subspace and satisfied subspace

满意域只与满意值有关, 影响满意值的参数主要包括: 1) 对历史最优个体的求同选项 op_c^b ; 2) 最优个体求同数 c_b ; 3) 最优个体保存选项 op_s^b . 禁忌域与禁忌值和无重复原则有关. 类似地, 影响禁忌值的参数包括: 1) 对历史最差个体的求同选项 op_c^w ; 2) 最差个体求同数 c_w ; 3) 最差个体保存选项 op_s^w , 此外, 还

包括交叉变异概率 p_c , p_m 和劣汰参数 c . p_c 有助于发现新灭绝个体, 而 p_m 则有助于发现新灭绝物种. 无重复原则与劣汰参数 c 有关, c 越大, 灭绝的个体越多, 否则越少. 另外, 最优解的个数 q_{pn} 也是影响算法性能的一个重要因素.

表1给出了参数敏感性分析的实验结果. 在实验中, 用户赋予适应值的突出特点是为不包含任何满意值的个体赋最低适应值. 各参数的默认取值为:

$$op_s^w = 1, op_s^b = 1, op_c^b = 1, op_c^w = 1, p_c = 0.5,$$

$$p_m = 0.005, c_b = 2, c_w = 2, c = 0.5, op_{pn} = 1.$$

通过单独改变某个参数的值, 观测该参数的不

同取值对算法性能的影响. 每组对比实验的样本容量均为20. 算法性能通过平均收敛代数 $\bar{T}$ 和禁忌域平均增长率 $\overline{\Delta n}(S_{Ta})$ 来体现. 这里只保留了小数点后1位有效数字. 其中 $op_s^w=1$ 列是各参数取默认值的情况. 其他列则除了列出的参数取值外, 其他参数取默认值.

从表1可以看出, 算法性能对 op_s^w , op_{pn} , op_c^w 等参数较敏感, 而对遗传操作参数 p_m , p_c 则不敏感. 如表中所示, 变异概率 $p_m = 0.005$ 和 0.99 时, 算法性能并没有非常明显地提高或降低. 这与传统交互式遗传算法是不同的.

表1 算法性能参数敏感性分析

Table 1 Analysis of parameters sensitivity of algorithm's performance

参数	op_s^w		op_s^b		op_c^b	op_c^w	p_c	p_m	c_b	c_w	c	op_{pn}
	0	1	0	0	0	0	0.99	0.99	4	4	1	2
$\bar{T}$	14.8	7.5	7.9	9.1	12	7.9	7.9	8.4	6.1	9.7	8	14.4
$\overline{\Delta n}(S_{Ta})$	171.5	453.8	447.0	449.4	246.4	484.6	480.4	576.1	320.0	460.5	274.9	

表2 比较实验结果

Table 2 Results of comparison experiments

	本文算法	分层IGA	自适应分层IGA	自主式IGA
$\bar{T}$	7.5	14.6	16.4	24.2

3.3 与其他IGA方法的比较(Comparison with other IGA methods)

本文算法比传统IGA有较多优势. 如图4, 本文算法使有效空间不断减小(中心曲线为算法寻优的轨迹, 实际寻优路径更复杂). 传统IGA的有效空间则没有减小. 本文算法使遗传操作对新空间的探索限制在有效域内, 这使算法对遗传操作参数的依赖减小. 从而能有效抑制变异算子对好模式的破坏, 同时又发挥变异算子探索空间的能力. 本文算法通过灭绝机制在物种级进行探索, 而变异算子则只是个体级进行探索. 因此, 对新空间探索能力更强.

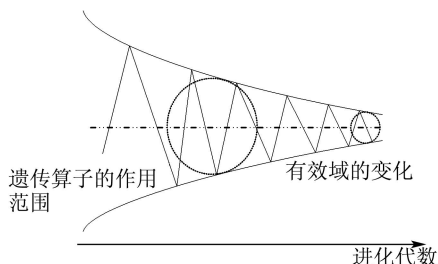


图4 有效空间的缩小

Fig. 4 Shrinkage of valid subspace

为验证算法效率, 进行比较实验. 将本文算法与分层^[14]、自适应分层^[15]、自主式IGA^[16]比较求得各组实验的平均收敛代数. 实验环境和实验对象与文献[12]相同. 从表2结果可以看出本文算法效率较高. 这里未与标准IGA进行比较, 因为标准IGA几乎总是早熟.

4 结语(Conclusion)

本文算法通过物种和个体灭绝, 缩小了搜索空间, 有效地避免了早熟, 在降低对遗传算子依赖的同时, 充分发挥遗传算子作用, 提高IGA搜索效率, 减轻用户疲劳.

需要进一步研究的问题包括:

1) 当搜索空间很大时, 为了扩大禁忌域, 需要辨识较多与最优解无关的信息, 因此, 需要进一步研究提高实验次数分配效率的方法;

2) 物种灭绝的前提是各基因意义单元相互独立, 如果不相互独立, 如何灭绝物种也是需要进一步研究的问题.

参考文献(References):

- [1] TAKAGI H. Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of EC optimization and human evolution[J]. *Proc of the IEEE*. San Diego: 2001, 89(9): 1275 – 1296.
- [2] KIM H S, CHO S B. Application of interactive genetic to fashion design [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2000, 13(6): 635 – 644.
- [3] TOKUI N, IBA H. Music composition with interactive evolutionary computation [C] // *Proc of the 3rd Int Conf on Generative Art*. Italy: Milan Polytechnical, 2000: 215 – 226.
- [4] MORITA T, IBA H, ISHIZUKA M. Generating emotional voice and behavior expression by interactive evolutionary computation[C]// *Proc of the 62nd Annual Meeting of Japan Society for Information Processing*, Yokohama: [s.n.], 2001: 45 – 46.
- [5] IWASAKI T, KIMURA A, TODOROKI Y, et al. Interactive virtual aquarium [C] // *Proc of the 5th Annual Conf of the Virtual Reality Society of Japan*. Gifu: [s.n.], 2000: 141 – 144.
- [6] 李敏强. GA的基本理论及其在知识发现中的应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2000.
(LI Minqiang. *Basic theory of genetic algorithm and its application in knowledge acquisition*[D]. Tianjin: Tianjin University, 2000.)
- [7] 王正志, 薄涛. 进化计算[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2000: 26 – 162.
(WANG Zhengzhi, BO Tao. *Evolutionary Computation*[M]. Changsha: National university of Defense Technology, 2000: 26 – 162.)
- [8] DE JONG, K A. *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*[D]. Michigan, USA: University of Michigan, 1975.
- [9] WHITLEY D, MATHIAS K, FITZHORN P. Delta coding: an interactive search strategy for genetic algorithms [C]// *Proc of 4th Int Conf on Genetic Algorithm*. Los Altos: Morgan Kaufman, 1991: 77 – 84.
- [10] MICHALEWICZ Z. *Genetic Algorithms+Data Structure = Evolutionary Programs*[M]. 2nd Edition. Heidelberg, Berlin: Springer-Verlag, 1994.
- [11] GOLDBERG D E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* [M]. MA: Addison Wesley Publishing Company, 1989.
- [12] 郝国生, 巩敦卫, 史有群, 等. 基于满意域和禁忌域的交互式遗传算法[J]. 中国矿业大学学报, 2005, 34(2): 204 – 208.
(HAO Guosheng, GONG Dunwei, SHI Youqun, et al. Landscape of satisfaction and taboos based interactive genetic algorithm and its application[J]. *J of China University of Mining & Technology*, 2005, 34(2): 204 – 208.)
- [13] 郝国生, 巩敦卫, 史有群, 等. 基于关系代数的交互式遗传算法模型[J]. 东南大学学报, 2004, 34(11): 58 – 62.
(HAO Guosheng, GUN Dunwe, SHI Youqun, et al. Research on relation algebra based genetic algorithm model and its applications[J]. *J of Southeast University*, 2004, 34 (11): 58 – 62.)
- [14] 巩敦卫, 郝国生, 周勇, 等. 分层交互式进化计算及其在服装设计中的应用[J]. 控制与决策, 2004, 19(10): 1117 – 1124.
(GONG Dunwei, HAO Guosheng, ZHOU Yong, et al. Hierarchy interactive evolutionary computation and its application in fashion design[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(10): 1117 – 1124.)
- [15] 巩敦卫, 郝国生, 孙晓燕. 自适应分层交互式遗传算法及其应用[C]//华东地区第十七届学术年会. 杭州: 杭州电子科技大学, 2004: 251 – 254.
(GONG Dunwei, HAO Guosheng, SUN Xiaoyan. Adaptive hierarchical interactive genetic algorithm and its application [C] // *Proc of the 17th Symposium on China Automation Institute East China Region Automation* , Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2004: 251 – 254.)
- [16] 郝国生, 巩敦卫, 史有群, 等. 基于搜索空间划分的交互式遗传算法[C]//华东地区第十七届学术年会. 杭州: 杭州电子科技大学, 2004: 75 – 78.
(HAO Guosheng, GONG Dunwei, SHI Youqun, et al. Search space partition based autonomous genetic algorithm and its application[C] // *Proc of the 17th Symposium on China Automation Institute East China Region Automation*, Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2004: 75 – 78.)

作者简介:

郝国生 (1972—), 男, 中国矿业大学博士研究生, 徐州师范大学工学院讲师, 研究方向为遗传算法、博弈分形进化, E-mail: hgs0754@tom.com;

张 勇 (1979—), 男, 中国矿业大学博士研究生, 研究方向为智能计算;

张建化 (1979—), 男, 中国矿业大学硕士研究生, 研究方向为网络计算与网络控制;

石明辉 (1964—), 男, 讲师, 研究方向为网络数据库与网络安全;

史有群 (1964—), 男, 博士, 东华大学计算机学院副教授, 研究方向为计算智能与网格计算.