

文章编号: 1001-0920(2007)12-1329-06

双层进化交互式遗传算法的知识提取与利用

郭一楠, 巩敦卫

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 针对交互式遗传算法缺乏知识利用的通用结构框架问题, 借鉴文化算法的双重进化结构, 提出一种交互式遗传算法中知识提取及利用的通用结构框架. 构建了一种反映人认知和偏好等隐含知识, 融合常识、进化知识和评价知识的广义知识模型. 利用迁移分析方法证明了算法的收敛性, 给出了近似模型替代人评价的临界代数. 以服装进化设计系统为例, 验证了算法结构和知识模型的合理性. 仿真实例与分析结果表明, 所提出的算法可以有效缓解人的疲劳, 提高进化收敛速度.

关键词: 知识; 分层; 收敛性; 交互式遗传算法

中图分类号: TP301

文献标识码: A

Extraction and utilization about knowledge in hierarchical interactive genetic algorithms

GUO Yi-nan, GONG Dun-wei

(College of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China. Correspondent: GUO Yi-nan, E-mail: nanfly@126.com)

Abstract: For the problem that interactive genetic algorithms lack a universal frame to utilize knowledge, a universal frame for extraction and utilization for knowledge in interactive genetic algorithms is proposed by adopting dual structure in culture algorithms. A knowledge model composed of common sense, evolution knowledge and evaluated knowledge is constructed, which describes implicit knowledge about users' cognitive and preference. Convergence is proved by using drift analysis, and critical generation substituting approximate model for users' evaluation are achieved. Based on fashion evolutionary design system, the rationality of this algorithm and the validity of the knowledge model are proved. Simulation results indicate that the algorithm can effectively alleviate users' fatigue and improve the speed of convergence.

Key words: Knowledge; Hierarchical; Convergence; Interactive genetic algorithms

1 引言

交互式遗传算法(IGAs)是一种基于人的主观评价得到进化个体适应度的进化计算方法,已广泛应用于产品设计、图像检索等性能指标难以用显式函数表达的系统优化问题^[1].由于人在评价过程中存在疲劳极限,导致种群规模受限和早熟收敛;同时由于人的偏好对问题领域的敏感性和多样性,导致交互式遗传算法与其他针对显式函数表达的进化算法相比,对进化过程中隐含知识具有更强的依赖性.

目前,如何减轻人疲劳是 IGAs 研究中的核心问题.针对该问题,研究人员从适应度估计和知识引导进化操作两方面入手,提出了多种辅助进化策略.

适应度估计策略采用人工神经网络^[2]和支持向量机^[3]等方法,通过学习样本对(已评价个体,人适应度评价价值)获得人评价近似模型,通过该近似模型来取代人对个体进行适应度评价;或根据历史个体的适应度分布预测子代个体适应度,从而减少人评价个体数,达到降低人疲劳度的目的^[4].知识引导进化策略则通过提取反映进化趋势的隐含知识来指导进化操作,使搜索区域尽快向符合人心理需求的方向移动,从而减少进化代数,加速收敛,最终降低人评价负担^[5,6].上述策略都是针对具有显式函数表达的问题而提出的.综上所述,适应度估计策略主要是学习人认知,后者主要是提取人偏好,本质上二者都

收稿日期: 2006-08-26; 修回日期: 2006-12-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60304016); 中国博士后科学基金项目(2005037225); 江苏省博士后基金项目([2004]300); 中国矿业大学青年科学基金项目(2006A010).

作者简介: 郭一楠(1975—),女,太原人,副教授,博士,从事进化计算、智能体技术等研究; 巩敦卫(1970—),男,江苏徐州人,教授,博士,从事进化计算、智能控制等研究.

属于知识的范畴. 但上述研究工作相对独立, 没有从知识的角度进行集成, 而且缺乏一种合理的通用结构框架.

文化算法是一种源于文化进化的双重进化模型, 由实现个体进化的种群空间和实现知识更新的信度空间构成. 该算法为复杂自适应系统描述提供了一个通用框架, 已成功用于农业进化、概念学习等问题^[7]. 为此, 本文借鉴文化算法结构, 提出一种 IGAs 的通用结构框架, 并针对进化过程中的人认知和偏好等隐含知识, 提出一种广义知识模型, 构成双层进化交互式遗传算法 (Hierarchical interactive genetic algorithms, HIGAs).

2 算法结构框架

基于知识的双层进化交互式遗传算法由底层种群进化层和上层知识进化层构成, 如图 1 所示.

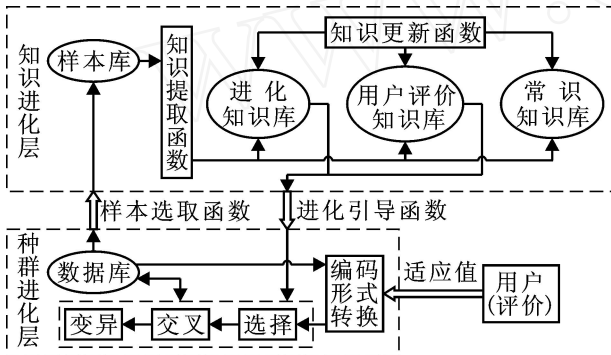


图 1 基于知识的双层进化交互式遗传算法结构

种群进化层实现 IGAs 的基本进化操作, 为人评价提供交互接口, 为知识进化层提供样本. 其中: 数据库存储已评价个体及其评价值, 编码形式转换实现个体基因型和表现型的转换, 以使人评价.

知识进化层通过样本选取函数从进化种群中选取样本, 并通过知识提取函数从样本中提取进化过程中隐含的人偏好和认知信息. 知识更新函数实现各类知识的更新控制和管理. 最终各类知识通过进化引导函数作用于种群进化层, 引导进化操作, 以减少人评价次数, 减缓人疲劳, 加速收敛. 其中: 样本选取函数和进化引导函数统称为接口函数, 知识提取函数和知识更新函数统称知识函数.

3 知识进化层中知识表示

知识模型包含以对象形式描述的显性常识知识, 以特征向量形式描述的进化知识和以代理模型形式描述的评价知识 3 种知识.

3.1 常识

常识提供与进化操作及个体特征相关信息的描述. 它可以直接通过人接口获得, 具有明确显式意义, 取值相对固定, 存储在知识进化层的常识知识库. 本文指个体的基因意义单元定义及有效取值.

记 $V_i^j (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, l_i)$ 为基因意义单元 V_i 的等位基因. 其中: l_i 为等位基因数目, n 为基因意义单元个数^[8]. 定义个体之间的基因意义单元距离为

$$D_G(x_{ik}, x_{jk}) = \frac{m_i}{l_i} \frac{\sum_{l=1}^{l_i} |x_{ik}^l - x_{jk}^l|}{\sum_{l=1}^{l_i} 1} \quad (1)$$

其中: x_{ik}^l 为 x_i 第 k 个基因意义单元的第 l 位, \oplus 为异或算子. 若 $x_{ik} = x_{jk}$, 则 $D_G(x_{ik}, x_{jk}) = 1$; 否则为 0.

3.2 进化知识

进化知识泛指隐含在交互式进化操作中, 不能直接获得的隐含知识. 这类知识仅能以个体基因型编码及其人评价值和进化过程信息作为信息来源. 根据描述信息类型不同, 进化知识包含种群知识和用户知识两类, 分别以特征向量形式加以描述.

种群知识描述进化种群的基本情况, 描述为

$$Z(t) = [f_{avg}(t) \quad x_b(t) \quad f_b(t) \quad x_w(t) \quad f_w(t) \quad S(t)] \quad (2)$$

其中: $x_b(t) = \arg \max_{i=1, 2, \dots, M} f(x_i(t))$ 且 $f_b(t) = f(x_b(t))$, M 为种群规模; $f_{avg}(t)$ 为种群平均适应度 $x_w(t) = \arg \min_{i=1, 2, \dots, M} f(x_i(t))$ 且 $f_w(t) = f(x_w(t))$; $S(t)$ 为进化种群相似度, 定义为

$$S(t) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^M \sum_{k=1}^n D_G(x_{ik}(t), x_{jk}(t)) \quad (3)$$

用户知识反映人对被评价事物的认知及偏好程度以及人评价结果的可信程度, 描述为

$$C(t) = [W(t) \quad R(t) \quad T_r(t)] \quad (4)$$

其中: $W(t)$ 为人的认知取向, 表示在已评价的进化个体中人对哪些等位基因意义单元满意; $R(t)$ 为人对基因意义单元的重视度; $T_r(t)$ 为知识可信度, 描述提取的知识的可信程度. 它取决于人在评价过程中的疲劳程度, 疲劳程度越高, 知识可信程度就越低. 记 $F_a(t)$ 为人疲劳度, 知识可信度描述为

$$T_r(t) = 1 - F_a(t) \quad (5)$$

人疲劳度是将人评价的视觉和心理疲劳抽象出来的一种数值度量. 每代中人评价个体数越多, 进化种群相似度越高, 人评价的心理压力越大, 导致疲劳加剧. 记人参评比例为 $P_u(t)$, 人疲劳度描述为

$$F_a(t) = e^{\frac{1}{S(t) [MP_u(t)]}} \quad (6)$$

3.3 评价知识

人的评价过程是解空间 X 到人评价空间 U 的映射, 记作 $F_u: X \rightarrow U$. 它是一种心理空间映射, 不能以显式函数直接描述. 评价知识是对这种映射关

系的近似模型描述,记作 $F_m : X \rightarrow U$. 近似模型可采用任何拟合方法获得,本文采用有监督人工神经网络^[2],基于个体基因意义单元编码和人评价价值构成的教师信号,通过训练获得近似模型.

4 双层进化模型中接口函数和知识函数

4.1 样本选取函数

样本选取函数确定如何从进化种群中选取样本. 本文采用精英保留与轮盘赌选择相结合的混合选择策略. 记 $Q(t) = \{q_1(t), q_2(t), \dots, q_{|Q|}(t)\}$ 为第 t 代样本集合,其中 $|Q|$ 为样本库规模. 混合选择策略描述如下:

1) 适应值高于样本库中最高适应值的个体,采用精英保留,直接加入样本库. 记

$$q_j(t) = \arg \max_{k=1,2,\dots,|Q|} (f(q_k(t))),$$

则 $\{x_i(t) \in Q(t+1) \mid f(x_i(t)) \geq f(q_j(t)), \text{ 且 } x_i(t) \neq q_j(t)\}$.

2) 适应值小于样本库中最高适应值的个体,采用轮盘赌选择. 记个体的相对适应度为

$$\bar{f}(x_i(t)) = \frac{f(x_i(t))}{\sum_{i=1}^{M \cdot K} f(x_i(t))}, \quad x_i(t) \in Q(t+1), \quad (7)$$

其中 K 为精英保留个体数,则个体依概率 $\bar{f}(x_i(t)) \in [0, 1]$ 被选择加入样本库,即

$$\{x_i(t) \in Q(t+1) \mid \sum_{k=1}^{i-1} \bar{f}(x_k(t)) < \xi < \sum_{k=1}^i \bar{f}(x_k(t))\}.$$

为维持样本库规模一定,将新添加个体与原样本库中样本个体按适应值递减排序,并从中移除适应值较差的个体,被移除个体数取决于新添加个体数.

4.2 知识提取函数

本文主要讨论进化知识中用户知识的提取.

人的认知取向取决于样本中各等位基因意义单元的统计分布状况. 记第 t 代 V_j^i 出现的比例为

$$P(V_j^i, t) = \frac{1}{|Q|} \sum_{k=1}^{|Q|} D_G(q_k(t), V_j^i). \quad (8)$$

人对基因意义单元 V_i 的平均认知度为 $\bar{r}_i = 1/l_i$,反映人对各等位基因意义单元认知取向的有效性阈值. 根据 $P(V_j^i, t)$ 与 \bar{r}_i 的大小关系,将人对 V_i 的认知取向 w_i 分成以下 3 类:

1) 满意: 记 $V_i^*(t) = \arg \max_{j=1,2,\dots,l_i} P(V_j^i, t)$, 若 $P(V_i^*, t) > \bar{r}_i$, 则称人对 V_i^* 和 V_i 的认知取向是满意的,记 $w_i(t) = P(V_i^*, t)$. 表明人对 V_i 的认知取向已经明确,且偏爱 V_i^* .

2) 未知: 若 $P(V_j^i, t) < \bar{r}_i, j = 1, 2, \dots, l_i$, 则认为人对 V_i 的认知取向未知,记 $w_i(t) = 0$. 表明人没有明确偏好.

3) 模糊: 若 $P(V_j^i, t) > \bar{r}_i$ 且 $P(V_j^i, t) < \max_{j=1,2,\dots,l_i} P(V_j^i, t)$, 则称人对 V_i 的认知取向是模糊的,记 $w_i(t) = 0$. 表示人对多个等位基因意义单元都比较满意,无法取舍或确定哪一个是最满意的等位基因意义单元.

人对基因意义单元的重视度取决于人对各基因意义单元的认知满意程度,记为

$$r_i(t) = \frac{w_i(t)}{\sum_{i=1}^n w_i(t)}.$$

特征个体由人满意的等位基因意义单元构成,

记 $X_c = V_{\alpha 1} V_{\alpha 2} \dots V_{\alpha n}$. 其中

$$V_{\alpha i} = \begin{cases} V_i^*, & w_i(t) > 0; \\ (*), & w_i(t) = 0. \end{cases}$$

4.3 知识更新函数

知识库中的知识是随着进化过程中人认知程度的提高而逐渐明确和变化的,这是因为知识需要不断更新. 知识更新的核心问题在于知识更新频率.

知识提取频率反映知识引导作用的强度,表示为相邻两次知识提取操作之间的间隔进化代数. 它与样本种群相似度 $S_Q(t)$ 有关,定义为

$$S_Q(t) = e^{[\lambda S_Q(t)]}, \quad (9)$$

其中 λ 为调整系数. 样本种群相似度越高,其隐含知识的确定性越高,相对稳定性越好,但包含的冗余信息也越多. 为减少冗余计算带来的资源消耗,随 $S_Q(t)$ 的递增而增大,且 $\lambda \in \{1, 2, 3\}$.

4.4 进化引导函数

(1) 指导选择操作

在进化选择过程中,以特征个体作为约束条件限制子代中相似个体数目,从而提高种群的多样性.

记子代个体 $x_i(t+1)$ 与 X_c 的相似度为

$$D_s(x_i(t+1)) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_i(t) [1 - D_G(x_{ik}(t+1), V_{\alpha k})]. \quad (10)$$

若满足 $D_s(x_i(t+1)) > 0$, 则 $x_i(t+1)$ 进入下一代种群.

(2) 指导评价过程

评价过程中,采用近似模型替代人评价,可以大大减少人评价次数,从而减轻人疲劳度. 其关键在于近似模型的启动时机和模型评价个体数. 二者取决于人疲劳度和近似模型预测精度.

记近似模型的预测精度为

$$\mu(t) =$$

$$\sqrt[M P_u(t)]_{i=1}^{[M P_u(t)]} \frac{(F_m(x_i(t)) - F_u(x_i(t)))^2}{F_u(x_i(t))} \quad (11)$$

根据近似模型的预测精度和人疲劳度,将个体评价方式和模型评价比例 $P_m(t)$ 分为3种情况:

- 1) 人评价:若 $F_a(t) < \mu(t)$ 且 $\mu(t) > \mu_0$,模型的泛化能力不足,则不启动近似模型,记 $P_m(t) = 0$,其中 μ_0 和 μ 分别为人疲劳度阈值和模型预测精度阈值。
- 2) 混合评价:若 $F_a(t) < \mu(t)$ 且 $\mu(t) < \mu_0$,则启动近似模型,且依一定比例替代人评价,记 $P_m(t) = e^{-\mu(t)(\mu_0 - F_a(t))}$ 。
- 3) 模型评价:若 $F_a(t) > \mu(t)$ 且 $\mu(t) < \mu_0$,人评价值不能准确反映人的真实认知状况,也不能作为近似模型的学习样本,则完全采用模型评价,记 $P_m(t) = 1$ 。

5 算法性能分析

遗传算法性能可通过收敛性和收敛速度加以衡量,而 IGAs 收敛性分析的相关研究还很欠缺。本文根据 He 提出的 first hitting time 迁移条件^[9],给出 HIGAs 近似模型替代人评价的收敛性分析。

5.1 收敛性分析

近似模型替代人评价的收敛性分析的关键问题在于是否存在临界代数。临界代数 t_k 是指保证算法收敛,进入模型评价阶段的进化代数,即

$$t_k = \min\{t \mid [P_m(t) = 1] \cap [D(X(t + 1)) = 0], t \in [0, T - 1], t \in [0, T]\},$$

其中

$$D(X(t + 1)) = \min_{i=1,2,\dots,M} \left(\min_{k=1}^n D_G(x_{ik}(t + 1), x_k^*) \right).$$

定理1 在 $t > t_k$ 阶段,完全采用近似模型替代人评价,其进化过程与传统遗传算法一致。根据指数条件下的 first hitting time 迁移条件^[9],一定存在 $t = \min\{t \mid D(X(t + 1)) = 0\}$ 。存在 M 的多项式函数 $h(M)$,满足迁移条件

$$E[\bar{D}(X(t_k)) > 0] = h(M).$$

证明 记随机序列 $\{D(X(t_k + j))\}, j = 0, 1, \dots\}$,根据 $D(X(t))$ 定义有 $\forall X(t_k + j), D(X(t_k + j)) \leq M$ 。若进化操作采用单点交叉、位变异和轮盘赌选择,则由文献[9]可知

$$E[D(X(t_k + j + 1)) - D(X(t_k + j)) \mid D(X(t_k + j)) > 0] = h_1(M) > 0.$$

由文献[9]定理1,有 $E[\bar{D}(X(t_k)) > 0] = M h_1(M)$ 。令 $h(M) = M h_1(M)$,则 $E[\bar{D}(X(t_k)) > 0] = h(M)$ 成立。

定理2 在 $t < t_k$ 阶段, $P_m(t)$ 依概率1收敛。

证明 记随机序列 $\{ \dots P_m(t), P_m(t + 1) \dots \mid \forall P_m(t) > 0 \}$,则替代概率的变化梯度为

$$\frac{P_m(t + 1)}{P_m(t)} = \frac{e^{-\mu(t+1)(\mu_0 - F_a(t+1))}}{e^{-\mu(t)(\mu_0 - F_a(t))}} = e^{-\mu(t+1)(\mu_0 - F_a(t+1)) + \mu(t)(\mu_0 - F_a(t))} \quad (12)$$

因为 $\mu_0 - F_a(t) > 0$,且 $F_a(t + 1) > F_a(t) \Rightarrow \mu_0 - F_a(t + 1) < \mu_0 - F_a(t)$;又因 $\mu(t + 1) < \mu(t) \Rightarrow \mu(t + 1)(\mu_0 - F_a(t + 1)) < \mu(t)(\mu_0 - F_a(t))$ 。所以

$$\frac{P_m(t + 1)}{P_m(t)} = e^{\mu(t)(\mu_0 - F_a(t)) - \mu(t+1)(\mu_0 - F_a(t+1))} > 1.$$

可见, $P_m(t)$ 的随机序列随 t 递递增趋势连续变化,且当 $t \rightarrow t_k$ 时, $F_a(t) \rightarrow \mu_0$,有 $P_m(t) \rightarrow e^{-\mu(t)(\mu_0 - F_a(t))}$

1.故 $\exists t_k, T$,使 $\lim_{t \rightarrow t_k} P_m(t) = 1$ 。

记人评价个体总数为

$$M_{sum} = \sum_{t=1}^{t_k} [M(1 - P_m(t))].$$

5.2 收敛过程动态性能

在算法收敛前提下,收敛过程的动态性能包含知识引导作用导致的计算代价和每代进化收敛程度。计算代价指由知识进化操作引起的计算量增量,其计算复杂性为 $Q(((T/t) - 1) / Q / (n + 1))$,反映算法的时间动态性能^[10]。每代进化收敛速度是指每代局部较优点与全局最优点的距离,反映了算法的空间动态性能,记为

$$D(X(t)) = \min\{d(x(t), x^*)\}.$$

无论哪方面动态性能恶化,都会导致算法收敛代数增加、收敛性能变差。

6 仿真实例与分析

本文采用服装设计系统作为上述模型的实现背景。系统中每款服装包含6个基因意义单元:衣服、裙子、袖子的款式及其颜色,其含义如表1所示^[10]。仿真分析中主要进化参数取值如表2所示。

表1 基因意义单元取值

单元名称	等位基因意义单元							
	名称	编码	名称	编码	名称	编码	名称	编码
衣服款式	中领	00	高领	01	宽领	10	吊带	11
袖子款式	长袖	00	中袖	01	短袖	10	无袖	11
裙子款式	长裙	00	礼裙	01	中长	10	短裙	11
颜色	粉红	00	蓝色	01	黑色	10	白色	11

表2 主要参数取值

交叉概率	变异概率	终止代数	M	Q	Q'
0.5	0.1	40	8	20	0.7
输入层神经元个数	隐含层神经元个数	输出层神经元个数	学习率	最大步数	训练目标
6	15	1	0.09	15 000	10 ⁻²

6.1 进化知识的演化过程

为验证进化知识对人偏好的反映能力,以凉爽服装、偏好短裙作为测试目标进行实验,提取某人在进化过程中特征个体的演化,如表 3 所示.

表 3 进化知识演化过程

代数	进化知识	提取的模式个数
1	* * * * * * * * 1 1 * *	1
3	* * 0 0 * * * * 1 1 * *	2
4	1 0 0 0 * * * * 1 1 * *	3
6	1 1 * * 1 0 1 0 1 1 * *	4
9	1 1 * * 1 0 * * 1 1 0 0	4
11	1 1 1 1 1 1 0 * * 1 1 0 0	5

进化初期提取的人偏好为低阶、短距模式. 进化过程中人偏好和认知逐渐明确,模式的阶次和距呈递增趋势. 特征个体中相对稳定的基因意义单元 $V_{05} = 11$, 即裙子款式为短裙,与进化目标相符.

6.2 评价知识的辅助评价作用

采用 BP 神经网络作为评价知识模型. 针对 5 人构成的测试群体,以凉爽服装,偏好白色、蓝色等冷色调作为测试目标,分析 HIGAs 中评价知识的指导作用,结果如表 4 所示.

表 4 评价知识的辅助评价作用

F_m	平均收敛代数	人评价平均代数	M_{sum}	最优解
无	15	15	120	100110111111
有	18	8	64	111111111101

不管评价知识是否起作用,算法都能找到人满意个体,但评价知识的引入使人评价总个体数降低了 46.7%. 虽然平均收敛代数有所增加,但评价知识的评价等待时间相对于人评价时间短,因此进化过程的总运行时间并未明显增加. 可见,评价知识通过替代人评价来减少人参与次数,降低了人疲劳度.

6.3 与传统交互式遗传算法比较

为验证广义知识模型引导对进化性能的改善,针对 10 人构成的测试群体,分别对测试目标 1(凉爽服装,不看重色彩)和测试目标 2(凉爽服装,偏好白色上衣)实施实验,测试结果如表 5 所示.

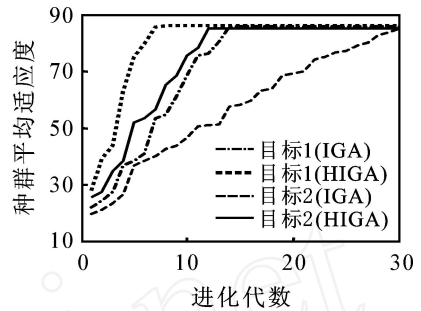
表 5 与交互式遗传算法的仿真结果比较

目标	进化策略	平均收敛代数	最优解	特征个体稳定模式	M_{sum}
1	IGA	14	110011001110	—	112
	HIGA	7	110111011111	* * * * * 1 1 * * 1 1 * *	24
2	IGA	31	101111001111	—	248
	HIGA	12	111111111100	* * 1 1 1 1 1 * * 1 1 * *	44

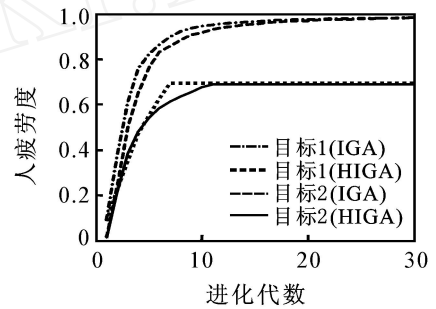
可见,针对相同测试目标,HIGA 具有更快的收敛速度,平均收敛代数减少 52.1%, M_{sum} 减少 80.4%. 同时, X_c 中的稳定模式与人心理的价值趋向一致.

分别从两组实验中抽取某人在进化过程中的

种群平均适应度及人疲劳度,其变化趋势如图 2 所示. 针对相同测试目标,知识的引入导致在进化中后期 HIGA 较 IGA 的收敛速度明显提高,人疲劳度明显降低,且在模型评价阶段,人疲劳度不再增加.



(a) 种群平均适应度



(b) 人疲劳度

图 2 种群平均适应度值及人疲劳度的变化趋势

6.4 算法性能验证

在 6.3 节的两组实验中,替代概率随进化代数的变化趋势如图 3 所示. 可见,两组实验中的临界代数分别为 6 和 10,该实验结果与定理 2 相符.

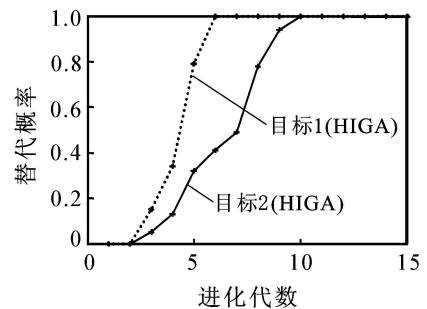


图 3 替代概率变化趋势

针对 6.3 节中测试目标 2,分别采用不同,分析其对算法收敛性能的影响,运行结果如表 6 所示. 可见,若 太大则会在进化后期引起误导,导致 $D(X(t))$ 波动较大,收敛性变差,称为欠引导. 太小则会增加计算代价,但 $D(X(t))$ 波动较小,称为

表 6 知识更新频率对算法收敛性能的影响

知识更新频率	平均收敛代数	$D(X(t))$			
		$t = 4$	$t = 8$	$t = 10$	$t = 16$
$= 1$	19	4	3	2	1
$= e^{t \Delta \sigma_Q(t)}$	12	4	2	1	0
$= 4$	21	5	4	3	2

过引导. 过大或过小都会引起收敛代数增加, 使收敛性能变差. 本文提出的知识更新策略则较好地实现了计算代价与收敛性能的平衡.

7 结 语

本文针对 IGAs 缺乏知识利用的通用结构框架问题, 借鉴文化算法结构, 提出了由知识进化层和种群进化层构成的双层进化交互式遗传算法, 构建了融合常识、反映人认知与偏好的进化知识和评价知识的广义知识模型. 基于算法收敛性分析, 给出了近似模型替代人评价的临界代数定义. 通过服装进化系统实例, 验证了所提出算法结构和知识模型的合理性及知识模型引导进化的有效性. 仿真结果表明, 该算法可以有效地缓解人疲劳, 提高进化收敛速度, 为 IGAs 的知识提取及利用提供了一种通用结构框架. 多用户知识迁移策略将是今后深入研究的课题.

参考文献(References)

- [1] Takagi H. Interactive evolutionary computation: System optimization based on human subjective evolution [C]. IEEE Int Conf on Intelligent Engineering System. Vienna, 1998: 1-6.
- [2] Biles J A, Anderson P G, Loggi L W. Neural network fitness functions for a musical IGA [C]. Int Symposium on Intelligent Industrial Automation and Soft Computing. United Kingdom: ICSC Academic Press, 1996: 39-44.
- [3] 王上飞, 王胜惠, 王煦法. 结合 SVM 的交互式遗传算法及其应用 [J]. 数据采集与处理, 2003, 18(4): 429-433.
(Wang Shang-fei, Wang Sheng-hui, Wang Xu-fa.
- Improved interactive genetic algorithm incorporating with SVM and its application [J]. J of Data Acquisition & Processing, 2003, 18(4): 429-433.)
- [4] Lee J Y, Cho S B. Sparse fitness evaluation for reducing user burden in interactive genetic algorithm [C]. Int Conf on Fuzzy Systems. Seoul: IEEE, 1999: 998-1003.
- [5] Piero P Bonissone, Subbu R, Eklund N, et al. Evolutionary algorithms + domain knowledge = real world evolutionary computation [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 31(5): 256-280.
- [6] Sebag M, Ravise C, Schoenauer M. Controlling evolution by means of machine learning [C]. Evolutionary Programming V: Proc of the 5th Annual Conf on Evolutionary Programming. San Diego: MIT Press, 1996: 57-66.
- [7] Franklin B, Bergerman M. Cultural algorithms: Concepts and experiments [C]. Proc 2000 Congress on Evolutionary Computation. California: IEEE, 2000: 1245-1251.
- [8] Gong D W, Hao G S, Shi Y Q, et al. Interactive genetic algorithm with holding down survival of the fittest based on extinction mechanism [J]. Int J of Information Technology, 2005, 11(10): 11-20.
- [9] He J, Yao X. Drift analysis and average time complexity of evolutionary algorithms [J]. Artificial Intelligence, 2001, 127(1): 57-85.
- [10] Guo Y N, Gong D W, Yang D Q. Interactive genetic algorithms based on implicit knowledge model [C]. Lecture Notes in Computer Science. German: Springer, 2006, 4247: 369-376.

下 期 要 目

- 网络资源管理的 Grid 和 P2P 集成方案及其关键技术分析 熊曾刚, 杨 扬, 等
- 质量矩导弹变质心姿态控制规律研究 郭 庆, 杨 明, 等
- 基于近似匹配的知识化制造系统自重构研究 丁雪峰, 严洪森, 等
- 基于离散度的决策树构造方法 亓常松, 孙吉贵, 等
- 基于二阶段随机规划的回收物流网络优化设计研究 狄卫民, 胡 培, 等
- 基于复杂网络模型的同步分析及控制 王 磊, 戴华平, 等
- 信息不对称条件下寡头集团转移定价决策分析 慕银平, 唐小我, 等
- 一类高阶次随机非线性系统的状态反馈镇定 段 纳, 解学军, 等
- 基于粒子群优化的并联式混合动力汽车模糊能量管理策略研究 吴 剑, 张承慧, 等