

基于精英集选择进化个体的交互式遗传算法

巩敦卫, 陈 健

(中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏徐州 221116)

摘 要: 大种群交互式遗传算法中, 评价个体数目的增多加重了用户疲劳, 限制了该方法的应用. 本文提出一种基于精英集的进化个体选择方法, 首先, 基于用户评价较高的个体形成精英集; 然后, 选择与精英集相似的个体类别, 在无需用户评价和适应值估计的情况下, 直接用于遗传操作; 最后, 根据种群的进化阶段和个体对精英集的贡献, 更新精英集. 将其应用于窗帘进化设计系统中, 并与已有典型方法比较. 结果表明, 该方法在提高种群搜索性能的同时, 能够有效减轻用户疲劳.

关键词: 交互式遗传算法; 定性性能指标优化; 精英集; 进化个体; 熵

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)08-1538-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.08.012

Interactive Genetic Algorithms with Selecting Individuals Using Elite Set

GONG Dun-wei, CHEN Jian

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

Abstract: In interactive genetic algorithms with a large population, the increase of evaluated individual aggravates user fatigue, which restricts the applications of these algorithms. In this study, a method of selecting individuals using the elite set was presented. The elite set is first formed based on individuals with high user's evaluations; and then, individual categories similar with the elite set are selected to perform genetic operations with neither user's evaluations nor fitness estimations; finally, the elite set is updated according to evolutionary stages and individuals' contributions to the elite set. The proposed algorithm was applied to a curtain evolutionary design system, and compared with existing typical ones. The experimental results confirmed that the proposed algorithm has advantages in alleviating user fatigue while improving its efficiency in exploration.

Key words: interactive genetic algorithm; qualitative index optimization; elite set; individual; entropy

1 引言

很多实际问题可以归结为定性性能指标优化问题, 该问题的显著特点是, 需要优化的性能指标无法用明确定义的函数表示. 传统的进化优化方法由于需要显式表示的目标函数, 以形成进化个体的适应度函数, 因此, 无法解决该问题. 于 20 世纪 80 年代提出的交互式遗传算法, 在保留传统进化优化机制的同时, 通过用户的偏好, 反映进化个体的优劣, 能够有效解决定性性能指标优化问题. 该方法自提出以来, 已成功应用于语音合成^[1]、光线设计^[2]、珠宝加工^[3], 以及艺术创作^[4]等诸多实际问题.

传统的交互式遗传算法通常采用小的种群规模和

少的进化代数以减轻用户在人机交互过程中的疲劳, 但这在一定程度上限制了种群搜索的范围. 为此近年来, 采用大种群交互式进化算法, 以提高算法的搜索性能, 成为该方向研究的热点之一.

与传统的交互式遗传算法用户评价所有个体不同, 对于大种群交互式遗传算法, 用户仅能评价部分个体, 以避免评价负担的增加. 此时, 需引入合适的策略, 估计用户未评价个体的适应值. 本文研究大种群交互式遗传算法, 并基于适应值估计函数, 估计进化个体的适应值. 为减轻用户评价疲劳和适应值估计函数不准确对种群后续进化的不利影响, 减少用于用户评价和适应值估计的进化个体数. 为此, 从种群中选择与性能较优个体形成集合相似的(若干)个体, 在无需用户评价和适应值估

计的情况下,直接用于遗传操作。

基于上述思想,本文提出交互式遗传算法基于精英集的进化个体选择方法,该方法基于用户评价较高的个体形成精英集之后,选择与精英集相似的个体类别,在无需用户评价和适应值估计的情况下,直接用于遗传操作;此外,根据种群的进化阶段和个体对精英集的贡献,更新精英集。该方法的优点在于:(1)提出的个体选择方法,提高了个体选择效率,从而大大减少了用户评价和适应值估计的个体数目;(2)提出的精英集更新策略,满足了进化阶段对种群特性的需求。

本文的贡献主要体现在如下 3 个方面:(1)提出了根据与精英集相似度的个体选择方法;(2)提出了基于种群的进化阶段和个体对精英集贡献的精英集更新方法;(3)将所提方法应用于窗帘进化设计系统,并通过对比实验验证其有效性。

2 相关工作

本节从进化个体适应值估计、进化个体选择,以及相似度计算等方面,评述已有的相关工作。

2.1 进化个体适应值估计

在大种群交互式遗传算法中,对于用户未评价个体,需采用适应值估计函数或代理模型,得到适应值,本节介绍关于这些估计方法的已有研究成果。

在基于函数的适应值估计策略方面,可采用自组织映射网络^[5]或 K -均值^[6]等方法划分种群,基于用户评价的类中心个体估计其他个体的适应值;我们曾提出基于用户评价的所有个体,估计用户未评价个体的适应值的方法^[7]。当采用代理模型估计进化个体的适应值时,常用的代理模型类包括:神经网络、支持向量机,以及高斯过程等;在训练模型的过程中,或者采用当前用户已评价的数据^[8],或者引入其他用户的评价信息^[9];为了提高模型使用的效率,制定了相应的模型管理策略^[10,11]。

2.2 进化个体选择

采用合适的进化个体选择方法,将有助于提高种群进化效率。目前应用最广泛的方法是对当代个体进行适应值评价后,依据联赛、轮盘赌等选择策略,选择适应值较高的个体,作为父代个体^[6]。

另外一类进化个体选择方法是,用户无需赋予进化个体适应值,直接选择用于遗传操作的进化个体。如在 Jimmy 等设计的 Picbreeder 图片进化设计系统中,用户直接指定父代图片^[12],类似的方法也应用于色彩推荐^[13]和海报设计^[14]中。

2.3 相似度计算

相似度能够反映不同进化个体的相似程度。Fernandez 等通过进化个体编码的海明距离得到个体的相

似度,用以维持进化种群的多样性^[15];卫俊霞等通过光谱之间的欧氏距离,反映不同光谱的相似度^[16];徐风苓等通过余弦相似度,表示上下文实例的特征相似程度,用于预测移动网络服务环境下的用户偏好^[17]。宣善立等利用图像的特征点构造最小生成树,以此来计算两幅图像的相似度,避免多余信息的干扰^[18]。

3 提出的方法

不失一般性,考虑如下最大化问题:

$$\max f(\mathbf{x}) \quad \text{s.t. } \mathbf{x} \in \mathbf{S} \subseteq \mathbf{R}^n \quad (1)$$

式中: $f(\mathbf{x})$ 是被优化的性能指标,但无法用明确的函数表示; $\mathbf{x}$ 是 n 维决策向量; $\mathbf{S}$ 为 $\mathbf{x}$ 所在的空间。在不引起混淆的情况下,仍记决策向量 $\mathbf{x}$ 的编码及其搜索空间分别为 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和 $\mathbf{S}$,其中, x_i 是决策向量编码的第 i 个组成单元,称为基因意义单元^[19]。在交互式遗传算法中,进化个体代表决策向量,因此,所有进化个体具有相同数目的基因意义单元。作为个体的编码片段,基因意义单元的取值能够决定个体表现型的属性。

本文采用大规模种群交互式遗传算法求解式(1)。为此,首先,对大种群聚类,由用户评价每类的中心个体,并构建精英集;然后,计算每个个体类与精英集的相似度,选择某些个体类用于遗传操作,用户仅评价剩余个体类的中心个体;最后,根据种群的进化阶段和个体对精英集的贡献,选择不同的个体更新精英集。

3.1 基于用户评价的精英集构建

在种群进化的初始阶段,采用文献[6]的方法,记第 t 代进化种群为 $P(t)$,规模为 N ,对进化种群的个体聚类后,记得到的类数,即用户每代评价的个体数,为 N_c ,第 i 类为 $\{c_i(t)\}$, $i = 1, 2, \dots, N_c$,其中, $c_i(t)$ 为第 i 类的中心个体。

用户完成每类中心个体的评价后,将适应值大于或等于 $\alpha \cdot F_{\max}$ 的个体作为精英个体,构建精英集,其中, $F_{\max}$ 为进化个体适应值的最大值, α 为反映进化个体性能的参数。记种群进化 t 代后,得到的精英集为 $P_e(t)$,规模为 $|P_e(t)|$ 。当 $|P_e(t)|$ 大于或等于 δ 时,其中, δ 是用户设定的阈值,基于 $P_e(t)$ 选择部分进化个体,用于后续的遗传操作。

3.2 基于精英集的个体选择

在种群进化过程中,用户更偏好精英个体具有的表现型,如果某个体与精英个体具有相同或相似的表现型,那么,该个体将具有较大的适应值。这说明,与精英个体的相似程度,可以作为选择优势进化个体的标准。本节提出集合相似度的概念,通过每一个体类与精英集的集合相似度,选择用于执行遗传操作的进化个体。

本文计算 2 个集合的相似度时,通过某个体类加入精英集前后,精英集熵的变化实现.熵可以用来反映集合个体表现型的不确定性,若某个体类未对精英集个体表现型的不确定造成较大的影响,则 2 个集合包含个体的相似度较大;反之,说明该个体类中的个体与精英集个体有较大的表现型差异.

不失一般性,考虑决策向量采用二进制编码以形成进化个体的情况.记个体包含的基因意义单元数为 n_U ,第 i 个基因意义单元为 U_i ,第 j 个个体的第 i 个基因意义单元值为 U_i^j .对于某一个体集合 X , $|X|$ 为该集合包含的个体数,该集合中与 U_i^j 相同的个体数为 α_i^j ,那么, U_i 的熵,记为 $H_{U_i}(X)$,可表示为:

$$H_{U_i}(X) = -\frac{1}{|X|} \sum_{j=1}^{|X|} \log_2 \frac{\alpha_i^j}{|X|} \quad (2)$$

式中:

$$\alpha_i^j = \sum_{q=1}^{|X|} n(U_i^j, U_i^q)$$

$$n(U_i^j, U_i^q) = \begin{cases} 1, & U_i^j = U_i^q \\ 0, & U_i^j \neq U_i^q \end{cases}$$

进一步地,可将集合 X 的熵,记为 $H(X)$,表示为:

$$H(X) = \sum_{i=1}^{n_U} H_{U_i}(X) \quad (3)$$

给出某集合熵的计算方法之后,就可以利用集合的熵,计算不同集合的相似度.记第 t 代进化种群中,个体类 $\{c_i(t)\}$ 与精英集 $P_e(t)$ 的相似度为 $\text{Sim}(\{c_i(t)\}, P_e(t))$,那么,该相似度可以表示为:

$$\text{Sim}(\{c_i(t)\}, P_e(t)) = \frac{2e^{\min\{0, H(P_e(t)) - H(\{c_i(t)\} + P_e(t))\}}}{e^{H(P_e(t)) - H(\{c_i(t)\} + P_e(t))} + 1} \quad (4)$$

式(4)的相似度计算方法基于式(2)和式(3),因此,集合 $\{c_i(t)\}$ 和 $P_e(t)$ 的规模,对计算结果有较大的影响.根据式(2)和(3),精英集的熵的最大值 $H(P_e(t))$ 为 $n_U \cdot \log_2 |P_e|$. 规模为 N' 的个体类 $\{c_i(t)\}$ 加入精英集之后,新的精英集熵的最大值 $H'(\{c_i(t)\} + P_e(t))$ 为 $n_U \cdot \log_2 (|P_e| + N')$. 若 $|P_e| \gg N'$, 则 $H'(\{c_i(t)\} + P_e(t)) - H(P_e(t))$ 的值将很小,反之则过大,均不利于通过熵的变化选择个体类,因此,设定精英集的规模等于所有个体类规模的平均值,即 $|P_e| = \left\lceil \frac{N}{N_c} \right\rceil$.

记集合的相似度阈值为 β ,计算每一个体类与精英集的相似度,并选出相似度大于或等于 β 的个体类,包含的进化个体总数为 M ;从剩余个体类中选出 $(N - M)$ 个优势个体^[7],与前 M 个个体一起,用于后续的遗传操作,以生成子代种群.

3.3 基于种群进化阶段和个体贡献度的精英集更新

在种群进化过程中,用户的偏好不断变化,因此需要不断更新精英集,以正确引导种群的后续进化.用户偏好的变化,对种群的多样性将产生一定的影响,这可通过种群熵的变化体现.当用户的偏好明确时,种群进化有收敛的趋势,该种群的熵将减小,此时,需要利用精英集选择更多与其相似度较高的个体类,引导种群收敛.这一目标在精英集的熵比较小时更易实现.

相反,当用户的偏好波动时,种群的多样性将增加,该种群的熵将增大,此时,精英集对进化种群的引导,应该使该种群保持较好的多样性.为此,仅需要利用精英集选择较少与其相似度较高的个体类,这就要求精英集的熵比较大,使得新的个体类加入精英集之后,对精英集熵的改变量难以达到阈值要求.

基于以上考虑,本节根据种群的进化阶段,设计相应的精英集更新策略.首先,将当前进化种群的优势个体加入精英集;然后,对精英集的每一个体,计算该个体被排除精英集之后,精英集熵的改变量与排除前的比例,以得到该个体对精英集的贡献度;最后,当种群的熵减小时,剔除贡献度大的精英个体,使精英集的熵减小;否则,剔除贡献度小的精英个体,使精英集的熵增大.如果存在 2 个以上个体的贡献度相等,那么,剔除较早加入精英集的个体.

记进化种群的优势个体数为 n ,这些个体加入精英集之后,得到的新的精英集为 $P_e'(t+1)$.对于 $P_e'(t+1)$ 中的个体 $x_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, (|P_e| + n)$, $x_i(t)$ 对 $P_e'(t+1)$ 的贡献度,记为 $D(x_i(t))$,可以表示为:

$$D(x_i(t)) = \frac{H(P_e'(t+1)) - H(P_e'(t+1) - x_i(t))}{H(P_e'(t+1))} \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, (|P_e| + n)$$

由式(5)可知,剔除个体 $x_i(t)$ 之后,如果集合 $P_e'(t+1) \setminus \{x_i(t)\}$ 的熵减小,那么, $D(x_i(t))$ 将为正值,且上述熵值减小的越多, $x_i(t)$ 对 $P_e'(t+1)$ 的贡献度越大,从而满足进化种群熵减小时的精英集更新要求;反之,如果集合 $P_e'(t+1) \setminus \{x_i(t)\}$ 的熵增大,那么, $D(x_i(t))$ 为负值,且上述熵值增大的越多, $x_i(t)$ 对 $P_e'(t+1)$ 的贡献度越小,从而满足种群熵增大时的精英集更新要求.

为了更新精英集,从上述 $|P_e| + n$ 个贡献度计算结果中,根据种群进化阶段对精英集熵变化的要求,选择 n 个精英个体,并将其从 $P_e'(t+1)$ 中剔除,以保证精英集的规模仍为 $|P_e|$,剔除上述精英个体之后的集合,即为更新后的精英集.

4 性能分析

与传统的大种群交互式遗传算法(Traditional Large

Population Interactive Genetic Algorithm, TL-IGA)相比,本文方法大大减少了用户评价的进化个体数;缩减了适应值估计策略作用的范围,降低了适应值估计误差对算法造成的不利影响,有利于提高大种群交互式遗传算法的搜索性能。

对于 TL-IGA,假设种群规模与本文方法相同,即为 N ,用户每代评价的进化个体数,等于种群聚类后的类别数 N_c .当种群进化 T_0 代之后,用户共评价 $N_c \cdot T_0$ 个进化个体,采用估计策略,估计适应值的进化个体数为 $(N - N_c) \cdot T_0$.对于本文方法,记精英集从 T' 代开始用于选择进化个体, $0 < T' \leq T_0$.不失一般性,假设第 t 代,基于精英集选择的个体类数为 $n(t)$, $0 \leq n(t) \leq N_c$,那么,种群进化 T_0 代之后,用户评价的个体数为 $N_c \cdot (T' - 1) + \sum_{t=T'}^{T_0} (N_c - n(t)) = N_c \cdot T_0 - \sum_{t=T'}^{T_0} n(t)$.因此,采用本文方法,用户评价的个体能够大大减少。

5 在窗帘进化设计系统的应用

5.1 问题背景

作为日常生活的必需品,人对窗帘的评价主要依据外观,外观的决定因素是图案和配色,因此,可将窗帘设计问题转化为一个组合优化问题.由于不同人的审美标准存在较大差异,很难找到一个统一且精确的目标函数对设计方案评价.这样一来,无法利用传统的遗传算法求解该问题,但是,却可利用交互式遗传算法解决。

本文的窗帘进化设计系统基于 Visual C++ 6.0 开发,利用 3ds Max 2009 构建窗帘部件的三维模型,包括:帘头、侧帘,以及窗纱等 3 部分.系统为每部分建立独立的素材库,以图片的形式存储不同图案和配色的布料,采用二进制字符串对各素材库中的图片进行编码,并作为个体的一个基因意义单元.该系统通过交互式遗传算法驱动进化设计过程,设计者根据 3 部分的图案、颜色,以及搭配效果,对方案进行评价,进化设计结果存储到 Excel 表中。

5.2 交互界面

系统的人机交互界面如图 1 所示.该界面的主体为 8 个具有三维效果的窗帘,用户可以任意角度旋转窗帘,进行全方位观察.系统的所有操作均集成在菜单栏中,包括:“效果”、“进化”,以及“实验记录”等.通过“效果”菜单,用户能够改变颜色和场景.系统支持对背景色、环境光色、镜反射色,以及漫反射色等的自定义设置,还支持反混淆、光照、阴影,以及旋转等场景模式.与种群进化相关的操作均集成到“进化”菜单中.通过“实验记录”菜单,用户能够设置实验结果的保存路径及文件名。

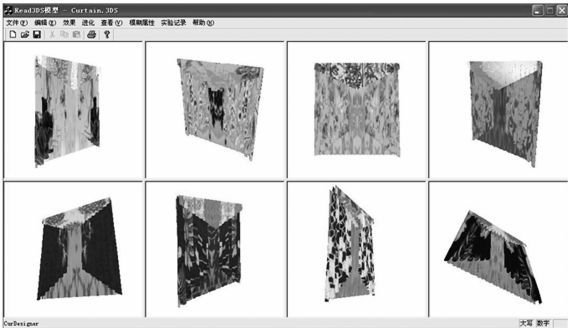


图1 系统的人机交互界面

图 2 为系统的进化操作界面,用户能够在参数设置部分设置交叉和变异概率,以及最大进化代数.个体评价部分供用户对窗帘个体评价.此外,系统还提供计时功能,以记录用户的评价时间。

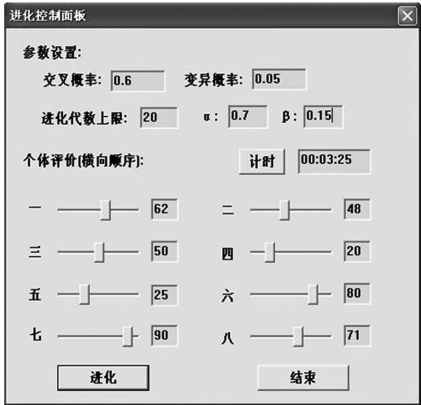


图2 进化操作界面

5.3 实验设计

在第 3 节提出的方法中,先后设置了用户评价个体加入精英集的阈值 α 和个体类与精英集的相似度阈值 β ,这些阈值的选取,对算法的执行过程将有明显影响.基于此,在第 1 组实验中,记录不同的 α 取值,构建精英集需要的进化代数,到种群进化结束时,精英集中个体的更新率,以及精英集的熵,并根据实验结果,设定合理的 α 值.此外,记录不同的 β 取值,基于精英集选择的个体类数,并据此设定合理的 β 值。

为说明本文方法在减轻用户评价疲劳,提高算法搜索性能方面的优越性,将本文方法分别与 TL-IGA 和小种群交互式遗传算法(Interactive Genetic Algorithm with Small Population, IGA-SP)应用于窗帘设计系统中,记录种群进化结束时,需要进化的代数、用户评价耗时,以及互异个体数与搜索个体数的比;此外,还记录一定时间内,用户找到满意解的实验次数与总实验次数的比。

分别基于 IGA-SP、TL-IGA,以及本文方法,开发相应的系统.在 IGA-SP 中,用户对进化种群的个体赋予 0 到

100 之间的整数,作为其适应值;对于 TL-IGA,首先,对进化种群进行聚类^[6],用户同样采用上述整数评价每类的中心个体,并利用文献[7]的方法,估计其余个体的适应值;本文方法中,基于精英集选择部分个体类之后,对于剩下的个体类,用户也采用上述整数评价这些类的中心个体,并利用与 TL-IGA 相同的方法,估计其余个体的适应值.

5.4 遗传操作与参数设置

对于 TL-IGA 和本文方法,种群规模 $N = 100$. 为了不增加评价负担,用户每代评价的个体数为 8. 根据文献[6],取不同个体类的相似度阈值 $\gamma = 0.75$. 对于 IGA-SP,种群规模等于用户每代评价的个体数,即 $N = 8$. 所有方法均采用相同的遗传策略和控制参数,包括:规模为 2 的联赛选择、单点交叉,以及单点变异,且交叉和变异概率分别为 0.6 和 0.05,最大进化代数 $T_{\max} = 20$. 进化终止条件为种群进化到最大代数;此外,如果某代进化种群有 75% 以上完全相同的个体,或用户已经找到满意解,那么,手动终止种群进化.

5.5 实验结果与分析

首先,验证参数 α 的取值对精英集构建和更新的影响. 为此,通过 4 名不同用户的实验,记录不同的 α 取值,构建精英集需要的进化代数、到种群进化结束时,精英集中个体的更新率,以及精英集的熵,实验结果如表 1、2,以及 3 所列.

表 1 α 取值对构建精英集所需进化代数的影响

α	用户 1	用户 2	用户 3	用户 4	平均值
0.5	2	3	4	3	3.00
0.6	3	3	5	5	4.00
0.7	4	4	6	4	4.50
0.8	4	6	6	5	5.25

表 2 α 取值对精英集中个体更新率的影响

α	用户 1	用户 2	用户 3	用户 4	平均值
0.5	0.67	0.58	0.60	0.64	0.62
0.6	0.50	0.50	0.58	0.58	0.54
0.7	0.42	0.42	0.33	0.50	0.42
0.8	0.33	0.25	0.25	0.33	0.29

由表 1 可知, α 取值越小,精英集构建的速度越快,这是因为, α 取值越小,那么,适应值达到预设阈值的进化个体越多,再结合表 2 可知,此时,精英集更新的速度越快,即种群进化后期,生成的精英个体能够及时加入到精英集中,使得精英集及时反映用户的偏好. 但是,表 3 中精英集的熵说明, α 值越大,所构建精英集的熵也越大,即精英集中个体表现型的差异越大. 精英集包含的互异个体越多,那么,利用精英集选择个体,能够

正确引导种群的进化方向. 综合考虑上述三个表的实验数据,在实验中设定 α 的值为 0.7.

表 3 α 取值对精英集熵的影响

α	用户 1	用户 2	用户 3	用户 4	平均值
0.5	2.25	2.28	2.31	2.25	2.27
0.6	2.35	2.33	2.37	2.38	2.36
0.7	2.45	2.48	2.52	2.47	2.48
0.8	2.54	2.55	2.59	2.57	2.56

然后,验证 β 取值对基于精英集选择个体类的影响. 为此,记录 β 取不同值时,种群进化结束时,基于精英集选择个体类的总数. 为了得到合适的 β 值,从 0.05 开始至 0.40,以 0.05 为步长进行实验,所得实验结果如表 4 所列.

表 4 β 取值对精英集选择个体类数的影响

β	用户 1	用户 2	用户 3	用户 4	平均值
0.05	14	13	15	12	13.50
0.10	12	11	14	12	12.25
0.15	10	9	11	10	10
0.20	7	6	8	7	7
0.25	4	3	4	3	3.50
0.30	1	1	3	2	1.75
0.35	0	0	1	0	0.25
0.40	0	0	0	0	0

表 4 的实验数据表明, β 值越小,那么,基于精英集选择的个体类数越多,这有利于减轻用户的评价负担;但是,用户对种群进化的引导作用也会被消减,使得用户无法通过对进化个体的评价,及时调整种群的进化方向. 当 β 从 0.15 变化到 0.2 时,基于精英集选择的个体类数变化最大,因此,在实验中设定 β 值为 0.15.

最后,比较不同方法的性能. 独立运行本文和对比方法各 10 次,记录种群进化结束时,需要进化的代数、用户评价耗时,以及互异个体数与搜索个体数的比;此外,还记录一定时间内,用户找到满意解的实验次数与总的实验次数的比,实验结果如图 3 和表 5 所示. 采用 Mann-Whitney U 方法,进行非参数检验,以说明不同方法关于某些性能指标差异的显著性. 取显著性水平为 0.05,得到的渐进显著性水平如表 6 所列.

由图 3 及表 5 和 6 可知:

(1)在进化代数方面,本文方法少于对比方法,且它们的差别是显著的. 原因在于,与 TL-IGA 相比,本文基于精英集选择个体,使得性能较优的个体被选入交配池,以参与后续的遗传操作,有效避免了传统的方法,选择部分适应值较低的个体;此外,适应值估计策

略应用范围的缩减,有效降低了估计适应值导致的误差;与 IGA-SP 相比,本文方法除了以上优点之外,还采

用了大种群进化策略,使得搜索到的进化个体增多,从而提高了用户找到满意解的概率。

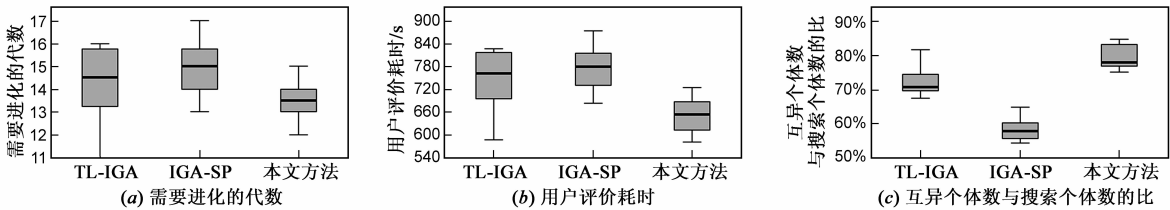


图3 不同性能指标的箱形图

表 5 用户找到满意解的实验次数与总实验次数的比 (%)

	8min	10min	12min
本文方法	80	100	100
TL-IGA	30	70	100
IGA-SP	15	50	70

表 6 不同指标的渐进显著性水平

	需要进化的代数	用户评价耗时	互异个体数与搜索个体数的比
本文方法 VS. TL-IGA	0.028	0	0
本文方法 VS. IGA-SP	0.001	0	0

(2)关于用户评价耗时,与 TL-IGA 和 IGA-SP 相比,本文方法需要的用户评价耗时减少,且它们的差异是显著的,这有利于减轻用户的疲劳.这是因为,本文基于与精英集的相似度,选择个体类,且这些个体类不需要用户评价;此外,精英集的构建与更新,能够及时反映用户的偏好,从而正确引导种群的进化,使得进化种群能够在更少的进化代数内找到用户满意解。

(3)对于互异个体数与搜索个体数的比,本文方法显著高于 TL-IGA 和 IGA-SP.原因在于,TL-IGA 的个体适应值估计策略,使得部分个体的适应值估计偏大,从而降低了后续种群的多样性;对于 IGA-SP,种群规模小,使得种群多样性差,从而种群进化陷入局部收敛。

(4)采用大种群进化,用户能在种群进化结束时找到满意个体;当采用小种群进化时,算法会因进化种群个体的相似度过高而提前结束,从而造成用户无法找到满意个体.此外,与 TL-IGA 相比,本文方法找到用户满意解的速度更快,这从需要的进化代数和用户找到满意解需要的时间等指标上明显看出。

通过上述实验结果与分析,可以得到如下结论:本文方法能够在减少用户评价耗时的同时,找到最多的互异个体,并在更短的时间内搜索到用户满意的个体,从而,在减轻用户疲劳的同时,提高算法的搜索性能。

6 结论

本文研究了大种群交互式遗传算法的性能提高问

题,提出基于精英集选择进化个体的方法.将所提方法应用于窗帘进化设计系统中,并与已有的典型方法比较.实验结果表明,所提方法能够在减轻用户疲劳的前提下,提高算法的搜索性能。

需要指出的是,本文在构建精英集时仅考虑了精英集的规模,可进一步考虑熵以提高精英集的性能;此外,尽管本文方法限制了适应值估计策略的使用范围,但是,仍有相当多的个体通过该方式获得适应值,进一步减少这部分个体的数量对于提高算法的性能是十分必要的.这些都是今后需要进一步研究的问题。

参考文献

[1] Formiga L, Alias F. Extracting user preferences by GTM for AiGA weight tuning in unit selection text-to-speech synthesis [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4507: 654 – 661.

[2] Aoki K, Takagi H. 3-D CG Lighting with an interactive GA [A]. Proceeding of 1st International Conference on Conventional and Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems [C]. USA: IEEE, 1997. 296 – 301.

[3] Wannarumon S, Bohez E L J, Annanon K. Aesthetic evolutionary algorithm for fractal-based user-centered jewelry design [J]. Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing, 2008, 22(1): 19 – 39.

[4] Cook T E. Generating art using genetic algorithms and user input naturally [A]. Proceeding of Genetic and Evolutionary Computation Conference [C]. Montreal, Québec, Canada: ACM, 2007. 2647 – 2650.

[5] Suga Y, Ikuma Y, Ogata T. Interactive evolution of human robot communication in real world [A]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System [C]. USA: IEEE, 2005, 8. 1438 – 1443.

[6] Gong D W, Yuan J, Ma X P. Interactive genetic algorithm with large population size [A]. Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. USA: IEEE, 2008, 6. 1678 – 1685.

[7] 巩敦卫,陈健,孙晓燕.新的基于相似度估计个体适应值的交互式遗传算法[J].控制理论与应用,2013,30(5):

- 1729 – 1736.
- Gong Dun-wei, Chen Jian, Sun Xiao-yan. Novel interactive genetic algorithm for estimating individual fitness based on similarity[J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(5): 1729 – 1736. (in Chinese)
- [8] Biles J A, Anderson P G, Loggi L W. Neural network fitness functions for a musical IGA[A]. Proceedings of International Symposium on Intelligent Industrial Automation and Soft Computing[C]. USA: IEEE, 1996. 39 – 44.
- [9] Guo Y N, Cheng J, Lin Y. Cooperative interactive cultural algorithms adopting knowledge migration [A]. Proceedings of World Summit on Genetic and Evolutionary Computation[C]. Shanghai, China: ACM, 2009. 193 – 199.
- [10] Jin Y C, Olhofer M, Sendhoff B. On evolutionary optimization with approximate fitness functions[A]. Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Congress [C]. USA: IEEE, 2000. 786 – 793.
- [11] 程健, 郭一楠, 等. 非随机替代个体选择的代理模型评价策略[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 190 – 194.
- Cheng Jian, Guo Yi-nan, et al. Surrogate model-based evaluation strategy with non-random selection of substituted individuals[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1): 190 – 194. (in Chinese)
- [12] Jimmy S, Nicholas B, David B D, et al. Picbreeder: A case study in collaborative evolutionary exploration of design space [J]. Evolutionary Computation, 2011, 19(3): 373 – 403.
- [13] Ladys R, Luis D, Ichiro H. Colorrecommendation system combining design concepts with interactive customers preference modeling from context changes [A]. Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. USA: IEEE, 2010, 7.1 – 8.
- [14] Sonomi K, Hitoshi K. Developing support system for making posters with interactive evolutionary computation [A]. Proceedings of 4th International Symposium on Computational Intelligence and Design [C]. USA: IEEE, 2011. 48 – 51.
- [15] Fernandes C M, Merelo J J, Rosa A C. A comparative study on the performance of dissortative mating and immigrants-based strategies for evolutionary dynamic optimization[J]. Information Science, 2011, 181(20): 4428 – 4459.
- [16] 卫俊霞, 相里斌, 等. 基于 K - 均值聚类与夹角余弦法的多光谱分类算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(5): 1357 – 1360.
- Wei Jun-xia, Xiang Li-bin, et al. The multi-spectra classification algorithm based on K-means clustering and spectral angle cosine[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(5): 1357 – 1360. (in Chinese)
- [17] 徐风苓, 孟祥武, 等. 基于移动用户上下文相似度的协同过滤推荐算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(11): 2785 – 2789.
- Xu Feng-ling, Meng Xiang-wu, et al. A collaborative filtering recommendation algorithm based on context similarity for mobile users[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(11): 2785 – 2789. (in Chinese)
- [18] 宣善立, 梁栋, 等. 一种基于修正的最小生成树及其邻接谱的特征匹配算法[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 269 – 274.
- Xuan Shan-li, Liang Dong, et al. A feature matching algorithm based on adjacent spectrum of modificatory minimize spanning tree[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 269 – 274. (in Chinese)
- [19] 巩敦卫, 郝国生, 周勇, 等. 交互式遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.
- Gong Dun-wei, Hao Guo-sheng, Zhou Yong, et al. Interactive Genetic Algorithms Theory and Application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2007. (in Chinese)

作者简介



巩敦卫 男, 1970 年 3 月出生, 江苏铜山人, 博士、教授、博导. 1992 年、1995 年和 1999 年分别在中国矿业大学、北京航空航天大学和中国矿业大学获理学学士、工学硕士和博士学位, 主要从事智能优化与控制等方面的研究.

E-mail: dwgong@vip. 163. com



陈健 男, 1987 年 7 月出生, 山东蒙阴人. 2010 年和 2013 年分获中国矿业大学理学学士、工学硕士学位, 主要研究方向为交互式进化计算.

E-mail: chenjian121206@163. com