

## 基于进化个体混杂型适应值的交互式遗传算法

郭广颂<sup>1</sup>, 李响<sup>1</sup>, 郝国生<sup>2</sup>

(1. 郑州航空工业管理学院 机电工程学院, 郑州 450046; 2. 江苏师范大学 计算机科学与技术学院, 江苏 徐州 221116)

**摘要:** 为提高交互式遗传算法的优化效率, 提出一种基于进化个体混杂型适应值的交互式遗传算法。设计适应值不确定度计算方法, 分析适应值噪声特性。在此基础上, 根据偏好不确定性与适应值噪声的内在联系, 划分出单一数值与区间数值2种适应值类型, 并分别建立相应数学模型, 修正个体适应值, 使其同时参与进化优化, 从而生成符合用户心理需求的设计, 达到高效优化目的。在便携式酒壶设计系统上的应用结果表明, 与IGA-IIF和T-IGA算法相比, 该算法不仅进化代数相对较少, 而且每代可以获取更多的互异个体数目, 具有较高的效率。

**关键词:** 遗传算法; 适应值; 交互式; 噪声; 进化个体

**中文引用格式:** 郭广颂, 李响, 郝国生. 基于进化个体混杂型适应值的交互式遗传算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(11): 184-189, 196.

**英文引用格式:** GUO Guangsong, LI Xiang, HAO Guosheng. Interactive genetic algorithm based on hybrid fitness of evolutionary individual[J]. Computer Engineering, 2018, 44(11): 184-189, 196.

## Interactive Genetic Algorithm Based on Hybrid Fitness of Evolutionary Individual

GUO Guangsong<sup>1</sup>, LI Xiang<sup>1</sup>, HAO Guosheng<sup>2</sup>

(1. School of Mechatronics Engineering, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450046, China;

2. College of Computer Science and Technology, Jiangsu Normal University, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

**[Abstract]** To improve the optimize efficiency of interactive genetic algorithm, this paper proposes an interactive genetic algorithm based on hybrid fitness of evolutionary individuals. The calculation method of fitness uncertainty is designed while analyzing the characteristics of fitness noise, uncertainty analysis is performed on individual adaptive values of the user evaluation, and two kinds of adaptive value types including the single value type and the interval value type are divided on the basis of the uncertainty degree of the adaptive value. It builds a corresponding mathematical model by aiming at the adaptive value types, the individual adaptive values are corrected, and participate in the subsequent evolution. The two kinds of corrected adaptive values simultaneously participate in the evolution optimization, the design conforming to the psychological need of the user is expected to be generated, and the goal of efficient optimization is achieved. The proposed algorithm is applied to a portable wine pot design system. Experimental results confirm that, compared with IGA-IIF algorithm and T-IGA algorithm, it has advantages in improving optimization efficiency and alleviating user fatigue while improving its efficiency in exploration and practical application.

**[Key words]** Genetic Algorithm(GA); fitness; interactive; noise; evolutionary individual

**DOI:** 10.19678/j.issn.1000-3428.0048880

### 0 概述

自交互式遗传算法概念提出以来, 其作为一种情感计算的新方法获得了广泛关注。基于传统遗传算法的优化流程, 对于很难用显式性能指标表达的用户偏好、经验等隐式性能指标优化问题, 交互式遗传算法表现出算法实现简单、优化效果显著的特点。因此, 近年来交互式遗传算法在图像处理<sup>[1]</sup>、机器人控制<sup>[2]</sup>、语音合成<sup>[3]</sup>、城市景观设计<sup>[4]</sup>等众多领域获

得了成功的应用。

由于人的主观偏好具有波动性, 会导致个体的评价与真实值之间产生偏差, 带来个体适应值噪声<sup>[5]</sup>。交互式遗传算法适应值噪声会使进化方向发生偏移; 另一方面, 受交互式遗传算法进化代数较少和种群规模不大限制, 适应值噪声还会更容易使进化早熟收敛。因此, 提高适应值精度与降低人的疲劳一直是交互式遗传算法研究的主要方向。文献[6]提出通过主成分分析降低优化噪声影响, 提高

**基金项目:** 国家自然科学基金(61673196); 河南省科技攻关项目(172102210513); 河南省高等学校重点科研项目(18A120012)。

**作者简介:** 郭广颂(1978—), 男, 副教授, 主研方向为智能控制、进化算法; 李响, 讲师、硕士; 郝国生, 教授、博士。

**收稿日期:** 2017-10-09 **修回日期:** 2017-11-29 **E-mail:** guogs78@126.com

了信号优化质量;文献[7]提出稀疏表示的去噪方法,过滤信号噪声;文献[8]提出基于耦合约束的调度优化方法用于飞机维修作业。

本文提出基于进化个体混杂型适应值的交互式遗传算法 IGA-IHF,根据交互式遗传算法中偏好不确定性和适应值噪声特性对适应值形态分类,设计混杂型适应值进化策略,通过修正不同类型适应值提高算法性能。

## 1 适应值不确定度

不失一般性,考虑优化问题:  $\max f(x, t) = f(x(t))$ ,  $x \in S \subseteq \mathbb{R}^d$ ,  $x$  是  $d$  维决策变量,  $S$  是其取值范围,  $f(x, t)$  是被优化的性能指标,且不能用显式函数表示。记第  $t$  代进化种群  $x(t)$  中的第  $i$  个进化个体为  $x_i(t)$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为种群规模,  $x_i(t)$  的适应值为  $f(x_i(t))$ ,  $x_i(t) \in x(t)$ , 则  $f(x(t)) = (f(x_1(t)), f(x_2(t)), \dots, f(x_N(t)))$  构成个体适应值数值序列。

人的主观评价是一种具有不确定性的相对评价,因此,人在不同进化代对相同个体的评价可能并不相同,或在不同的进化代对不同的个体可以给出相同的评价值。这意味着人的评价结果是一个存在矛盾的数据,这导致交互式遗传算法进化个体适应值具有明显的不确定性。根据文献[9],  $f(x_i(t))$  的不确定度可以表示为  $\theta(x_i(t))$ :

$$\theta(x_i(t)) = 1 - \frac{\min(f(x_{i-1}(t)), f(x_i(t)))}{\max(f(x_{i-1}(t)), f(x_i(t)))}$$

$$i = 2, 3, \dots, N \quad (1)$$

其中,  $\min(f(x_{i-1}(t)), f(x_i(t)))$  表示相邻个体  $f(x_{i-1}(t))$ ,  $f(x_i(t))$  中的较小值,  $\max(f(x_{i-1}(t)), f(x_i(t)))$  表示  $f(x_{i-1}(t))$ ,  $f(x_i(t))$  中的较大值。

式(1)的意义是:在进化初期,由于人对产品的偏好具有模糊性,因此对系统呈现的样本款式的认知程度比较低,对样本个体评价差异很大,评价的不确定性较大,  $\theta(x_i(t))$  也较大。随着种群的进化,个体差异逐渐减小,适应值趋于一致,适应值不确定度相应变小。进一步地,有:

$$\sum_{i=2}^N \frac{1}{N-1} \left( 1 - \frac{\min(f(x_{i-1}(t)), f(x_i(t)))}{\max(f(x_{i-1}(t)), f(x_i(t)))} \right) \leq$$

$$1 - \frac{\min_{x_i(t) \in x(t)} f(x_i(t))}{\max_{x_i(t) \in x(t)} f(x_i(t))}, i = 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

式(2)的意义<sup>[9]</sup>是:同一进化代的样本评价不确定度小于个体适应值信息的最大差异,即在每一进化代中,偏好对适应值不确定性的影响主要体现在相邻个体的评价上。

## 2 适应值噪声特性

在交互式遗传算法中,用户期望的进化目标是最能满足自身偏好的个体,即满足  $\max f(x, t)$  的个体。

而实际进化的结果则是用户赋予的适应值为  $f(x(t))$  的个体。在数值优化中  $\max f(x, t)$  和  $f(x(t))$  是相等的,但在交互式进化优化中由于人的偏好原因,进化目标与进化结果之间会存在差异,即  $\max f(x, t)$  和  $f(x(t))$  并不相等,这便是评价噪声的体现。

假设第  $t$  代进化个体  $x_i(t)$  的真实适应值为  $F(x_i(t))$ , 人给出的评价值为  $f(x_i(t))$ , 噪声函数为  $\delta(t)$ 。噪声可以表示为个体量测值与真实值之间的偏差,记为  $\delta(t) = f(x_i(t)) - F(x_i(t))$ 。交互式遗传算法的进化过程可以按人对被优化问题的认知程度划分为初始、稳定和疲劳 3 个阶段<sup>[10]</sup>。在进化初期,人对被优化问题的认识比较模糊,给出的评价可信度较低,性能指标受到的噪声影响较大,评价不确定性比较大;随着种群的进化,人对被优化问题的认识相对清晰,给出的评价相对可靠,性能指标受到的噪声影响较小,评价不确定性较小;当进化代数太多人疲劳时,给出的评价又变得不可靠,性能指标受到的噪声影响变大,评价不确定性又较大(该阶段并非进化后期认知已达成成熟和收敛趋势下的适应值精确评价,该阶段生理疲劳会导致适应值噪声迅速增加)。这些带有噪声的评价结果将使个体适应值变得不客观,影响算法性能。

由此可知,适应值噪声主要由偏好的不确定性造成,在不同进化阶段,偏好不确定性决定了噪声不同的特性,这为分析噪声特性提供了依据,具体如下:

在进化初期,由于认知模糊,评价不确定度较大,即  $\theta(x_i(t)) > \varepsilon$ ,  $\varepsilon$  是阈值,适应值噪声性质可看成是加性,评价结果中的噪声满足高斯分布  $N(0, \delta_1^2(t))$ , 适应值表达式为:

$$f(x(t)) = F(x(t)) + N(0, \delta_1^2(t)) \quad (3)$$

其中,  $\delta_1^2(t)$  是噪声强度。

随着认知程度的成熟,评价的稳定期很快到来。在这一阶段内,对于不同进化代内出现的相同个体,评价结果差异较小,即有  $\theta(x_i(t)) < \varepsilon$ 。此时噪声较小,这也是评价的主要阶段。这一时期噪声主要是随机噪声,因此,噪声仍可看成是加性。在偏好稳定阶段可近似认为噪声强度不变。此时适应值表达式为:

$$f(x(t)) = F(x(t)) + \delta_2(t) \cdot N(0, 1) \quad (4)$$

其中,  $\delta_2(t)$  是噪声强度。

随着进化过程不断深入,在进化后期,不同个体之间差异越来越小,对这些个体做相对优劣的评价会越来越困难,此时心理压力加大,疲劳开始上升,直至明显疲劳状态出现。由于疲劳增强,此时噪声对评价的影响程度变大,因此评价偏差程度较前两个阶段大幅增加,即  $\theta(x_i(t)) \gg \varepsilon$ 。用户疲劳是这一时期影响噪声的主要原因,因此,噪声性质为乘性,适应值表达式为:

$$f(x(t)) = F(x(t)) \cdot (1 + N(0, \delta_3^2(t))) \quad (5)$$

其中,  $\delta_3^2(t)$  是噪声强度。

阈值  $\varepsilon$  主要反映每一进化代中相似个体的平均距离<sup>[11]</sup>:

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N-1} \frac{|f(x_i(t)) - f(x_{i+1}(t))|}{\max_{x_i(t) \in x(t)} f(x_i(t)) - \min_{x_i(t) \in x(t)} f(x_i(t))} \quad (6)$$

在进化初期,个体适应值差异较大, $\varepsilon$  较小;随着进化不断深入,不同个体的适应值会逐渐接近,个体间的差异将逐渐减小, $\varepsilon$  较大。可以看到, $\varepsilon$  刻画的种群特性与适应值噪声模型的形态是一致的,因此,可以将  $\varepsilon$  作为适应值不确定度阈值。

### 3 进化个体混杂型适应值

根据以上对偏好不确定和适应值噪声的分析可以看到,进化过程中个体适应值<sup>[9]</sup>采用单一形态表示不能全面反映评价的客观性。采用适应值估计策略是解决适应值不确定性的代表性策略:文献[12]采用递归神经网络估计个体适应值;文献[13]根据个体与上代最优个体相似度估计个体适应值;文献[14]根据决策者偏好估计区间多目标优化问题中的个体适应值;文献[15-16]提出适应值加权多输出高斯过程代理模型和适应值 CP-nets 估计模型。基于此,本文提出拟合噪声的进化个体混杂型适应值形态:如果个体评价不确定度较大,噪声较强,个体适应值表现为区间数值类型;如果个体评价不确定度较小,噪声较弱,个体适应值表现为单一数值类型。其中,适应值区间数值类型可由单一数值类型扩展得到。

当  $\theta(x_i(t)) > \varepsilon$  或  $\theta(x_i(t)) \gg \varepsilon$  时,定义  $\sigma(x_i(t))$  为个体单一数值适应值  $f(x_i(t))$  扩展成区间适应值  $f'(x_i(t))$  的区间半径。由于  $\theta(x_i(t))$  反映了评价不确定性,因此本文在  $\theta(x_i(t))$  和  $\sigma(x_i(t))$  之间用函数关系  $\sigma = g(\theta)$  映射,函数拟合式如下:

$$\sigma(x_i(t)) = K(1 - e^{-\lambda\theta(x_i(t))}) \quad (7)$$

其中, $K, \lambda$  为调节系数。

式(7)的函数形式通过“置信法”样本评价统计获得,并且  $\sigma(x_i(t))$  与噪声  $\delta(t)$  分布相同,即  $\sigma(x_i(t)) \sim N(0, \delta(t))$ 。据此,根据式(7)可将单一评价价值  $f(x_i(t))$  扩张成区间数值  $f'(x_i(t))$ ,表示如下:

$$f'(x_i(t)) = [\bar{f}(x_i(t)), \bar{f}(x_i(t))] = [f(x_i(t)) - \sigma(x_i(t)), f(x_i(t)) + \sigma(x_i(t))] \quad (8)$$

其中, $\bar{f}(x_i(t))$  是区间适应值的下限, $\bar{f}(x_i(t))$  是区间适应值的上限。

进一步对区间适应值进行估计,令:

$$\theta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\bar{f}(x_i(t)) + \bar{f}(x_i(t))}{2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i(t)) \quad (9)$$

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\bar{f}(x_i(t)) - \bar{f}(x_i(t))}{2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma(x_i(t)) \quad (10)$$

其中, $\theta$  表示对设计人员满意程度的点估计值, $m$  表示点估计的盲度, $m$  越小,估计的把握越大, $m=0$  意味着对满意程度绝对有把握。

在进化初期,由于评价不确定性较大,区间适应值宽度较大,满意程度把握不高,因此  $\alpha$  较小, $m$  较大;随着进化优化的深入,评价结果逐渐精确,满意程度逐渐上升, $\alpha$  较大, $m$  较小。理论上当算法收敛时,区间适应值退化为精确数,即上限值与下限值相等,此时  $m=0$ 。另外,可以看到区间适应值与精确数适应值是可以相互转化的,区间适应值  $[\bar{f}(x_i(t)), \bar{f}(x_i(t))]$  转化为精确数适应值的形式为:

$$\left( \frac{\bar{f}(x_i(t)) + \bar{f}(x_i(t))}{2}, g^{-1}\left(\frac{\bar{f}(x_i(t)) - \bar{f}(x_i(t))}{2}\right) \right)$$

当  $\theta(x_i(t)) < \varepsilon$  时,适应值表现为单一数值。此时,为进一步降低噪声影响,采用灰 Verhulst 模型对适应值建模,通过对适应值修正,降低噪声。假设个体的单一数值评价价值  $f(x(t))$  构成原始序列  $f^{(0)}(x(t)) = (f^{(0)}(x_1(t)), f^{(0)}(x_2(t)), \dots, f^{(0)}(x_N(t)))$ 。在每一进化代内,个体评价序列先进行灰生成序列和平均值序列的转化,灰生成序列为  $f^{(1)}(x_i(t)) = AGOf^{(0)}(x_i(t))$ ,平均值序列为  $F^{(1)}(x_i(t)) = MEANf^{(1)}(x_i(t))$ ,再构建进化个体适应值灰 Verhulst 模型  $GM(1, 1, V)$  为:

$$f^{(0)}(x_i(t)) + aF^{(1)}(x_i(t)) = b(F^{(1)}(x_i(t)))^2 \quad (11)$$

$GM(1, 1, V)$  的白化响应式为:

$$\hat{f}^{(1)}(x_{i+1}(t)) = \frac{\frac{a}{b}}{1 + (\frac{a}{bf^{(0)}(x_1(t))} - 1)e^{at}} \quad (12)$$

$$\hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t)) = \hat{f}^{(1)}(x_{i+1}(t)) - \hat{f}^{(1)}(x_i(t)) \quad (13)$$

其中, $\hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t))$  为个体  $x_{i+1}(t)$  的评价价值预测值, $a, b$  为一级参数。

由于进化个体适应值序列是偏好环境下各种因素作用的结果,因此可以通过灰模型滚动检验预测偏好分布。个体适应值的滚动残差  $\varepsilon(i+1)$  为:

$$\varepsilon(i+1) = \frac{f^{(0)}(x_{i+1}(t)) - \hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t))}{\hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t))} \quad (14)$$

根据滚动残差,可得个体  $x_i(t)$  的适应值可信度  $p_r(x_i(t))$  为:

$$p_r(x_i(t)) = [100 - |\varepsilon(i)|] \times 100\% \quad (15)$$

通过适应值可信度对评价后的进化个体适应值

进行修正:

$$f'(x_i(t)) = p_r(x_i(t)) \cdot f(x_i(t)) \tag{16}$$

其中,  $f'(x_i(t))$  为进化个体  $x_i(t)$  修正后的适应值。

混杂型适应值的特点是:在进化过程中,用户通过操作界面采用单一数值对个体评价,通过将适应值转化为区间数值或进行修正,实现对噪声的拟合。在每一进化代内,区间数适应值与单一数值适应值共存,再通过遗传操作进化优化,从而获得用户满意的满意解。这种方法相比直接区间适应值赋值或模糊适应值赋值,可以在只有一半操作工作量的前提下,获得与区间适应值赋值相同的评价信息量,为进化优化提供更大的进化数据和优化空间。本文算法流程如图 1 所示,其中,对于扩展成区间数的区间适应值,可以按区间占优进行个体选择;对于通过灰模型预测的修正后的单一数值适应值,可以按轮赌法进行个体选择。

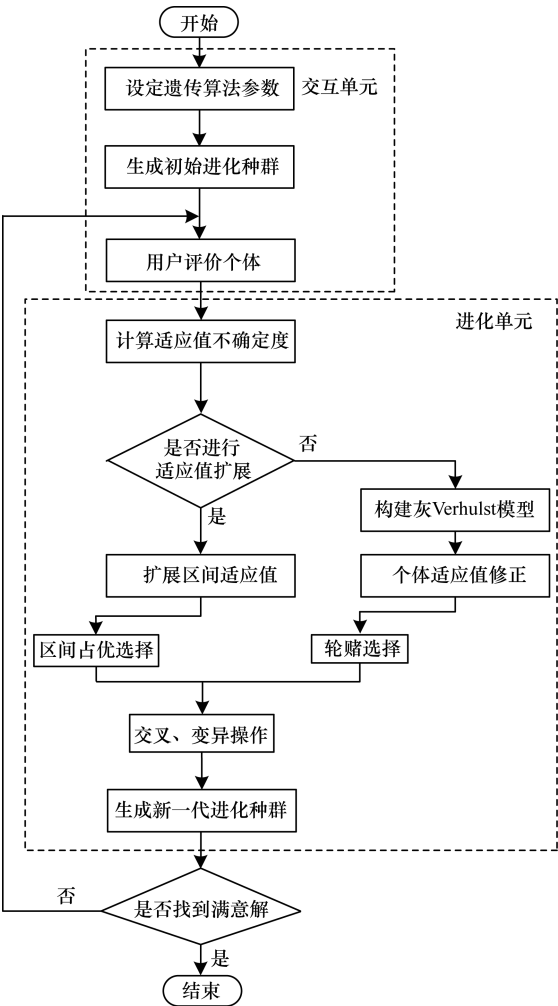


图 1 本文算法流程

4 应用结果与分析

4.1 染色体编码

便携式酒壶是一种流行的户外消费品,它具有

高雅精致、美观小巧、便于随身携带的特点。随着白酒市场小瓶化趋势增强,酒壶外观对产品价格的影响日益增大。为了增强市场竞争力,便携式酒壶的外观设计逐渐趋向个性化,这使得酒壶的外观设计成为提高市场占有率的重要因素。基于此,笔者借助遗传算法的优化能力开发便携式酒壶外观设计系统,帮助用户获得符合偏好的设计方案。由于目前针对便携式酒壶设计尚无应用交互式遗传算法的报道,因此本文同时为便携式酒壶企业提供了一种新的设计思路。

鉴于酒壶贴皮纹样与酒壶材质造型无关,所以将酒壶外观分为壶口(带壶盖)和壶身两部分讨论,这样个体的染色体编码便由壶口和壶身编码构成。壶口类型分为圆型、柱型、方型、异型、不对称和带连杆 6 类;壶身类型分为圆型、柱型、方型、异型、不对称和壶型 6 类。壶口和壶身的三维结构模型以 bmp 格式储存在图片库中。编码过程是将壶口和壶身分别在  $[0,1\ 023]$  内取整数值,然后再分别将整数值转化为 10 位二进制编码,两者共同构成酒壶个体的 20 位染色体。酒壶壶口和酒壶壶身的类型及编码段如表 1 所示。图 2 给出了个体编码过程,其中  $FS$  和  $FB$  分别为壶口和壶身的十进制编码,该个体记为  $(880,343)$ ,染色体编码为 1101110000 0101010111,这是一种壶口为带连杆型、壶身为方型的酒壶类型。

表 1 酒壶壶口与壶身类型

编码段	壶口	壶身
0 ~ 170	圆型	圆型
171 ~ 341	柱型	柱型
342 ~ 512	方型	方型
513 ~ 683	异型	异型
684 ~ 854	不对称	不对称
855 ~ 1 023	带连杆	壶型

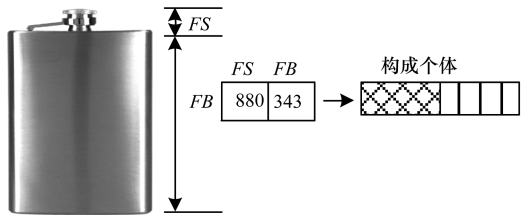


图 2 个体编码过程

4.2 交互界面设计及操作方法

系统采用 Visual Basic 6.0、SQL Sever2005 数据库实现,遵循 Johnson2007 用户界面设计 9 项准则,并充分考虑人记忆的 2 个功能——识别和回忆对交互系统设计的影响。系统中各任务流程采用翻页式结构,尽可能减轻用户短期记忆负担。系统运行时,首先对种群初始化,用户需设定交叉、变异

概率等遗传操作参数。然后,系统会根据壶口和壶身两部分的二进制编码,启动模型载入模块,输出完整的三维酒壶模型。接着启动处理模块,实现模型的贴皮和可旋转,增强样本的真实感。重复该过程直至生成初始种群,即 8 个酒壶样本。系统的人机交互界面如图 3 所示,在每个样本下方用户根据偏好通过滑动条为样本打分,评价结果作为输入提交给系统,打分范围为 $[1, 100]$ 。评价结束后,点击“下一代”按钮,启动交互式遗传算法模块,实现进化优化,生成新种群。循环这一过程,直至进化收敛。最后,点击“结束”按钮,将最满意个体作为优化结果输出。界面同时显示点估计值、盲度值、进化代数和耗时等信息,提示用户修正偏好和把握操作节奏。在整个进化过程中,如果设计人员对当前的酒壶方案始终不够满意,可重新初始化酒壶种群,开始新的进化。

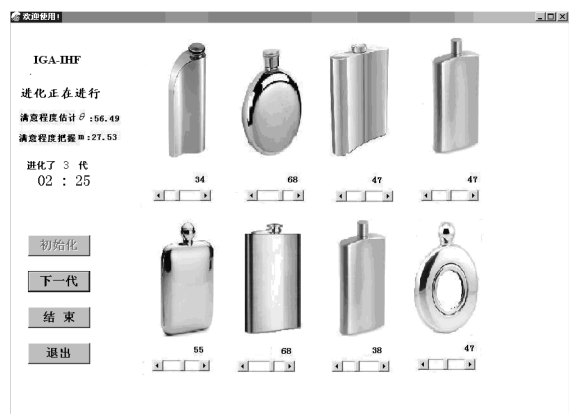


图 3 系统交互界面

### 4.3 应用结果分析

为客观检测本文系统的设计效果,以传统交互式遗传算法 (Traditional Interactive Genetic Algorithm, T-IGA) 和区间适应值交互式遗传算法 (Interactive Genetic Algorithm with Individuals Interval Fitness, IGA-IIF) 为比较对象,验证所提方法在减轻用户疲劳、搜索效率、优化质量等方面的有效性。由于交互式遗传算法不需要适应值函数,因此不能采用公测函数进行数值优化。基于此,本文采用固定优化测试数值统计方法与已有算法进行对比实验,测试实验有 5 位在校大学生参与,以图 2 所示个体 (880, 343) 为目标样本,在相同参数 (设置变异概率 0.02, 交叉概率 0.6; 在式 (6) 中,参数  $K=20, \lambda=10$ ) 下每种算法每人独立进行 6 次实验,总计进行 90 人次的独立实验。采用 3 种终止进化条件:进化至最大进化代数  $T$ ,系统收敛 (相同个体占种群 75% 及以上),用户对优化结果满意。当任意终止条件满足时,系统结束进化,并输出进化优化结果。统计进化代数、评价耗时、互异个体数目和搜索效率 (搜索效率 = 评价的互异个体数/总评价个体数) 等性能指标,箱形

图和曲线如图 4 和图 5 所示;然后统计 3 种算法在不同时间内找到互异个体数目的比例,如表 2 所示;最后采用 Mann-Whitney U 方法,对实验数据进行非参数检验。取显著性水平为 0.05,渐进显著性水平如表 3 所示。

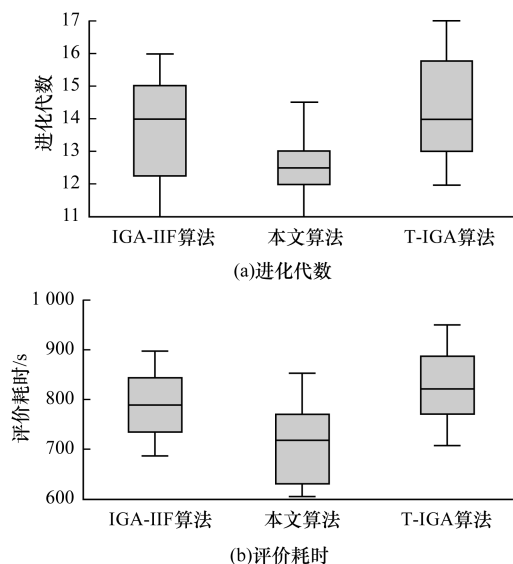


图 4 算法性能指标箱形图

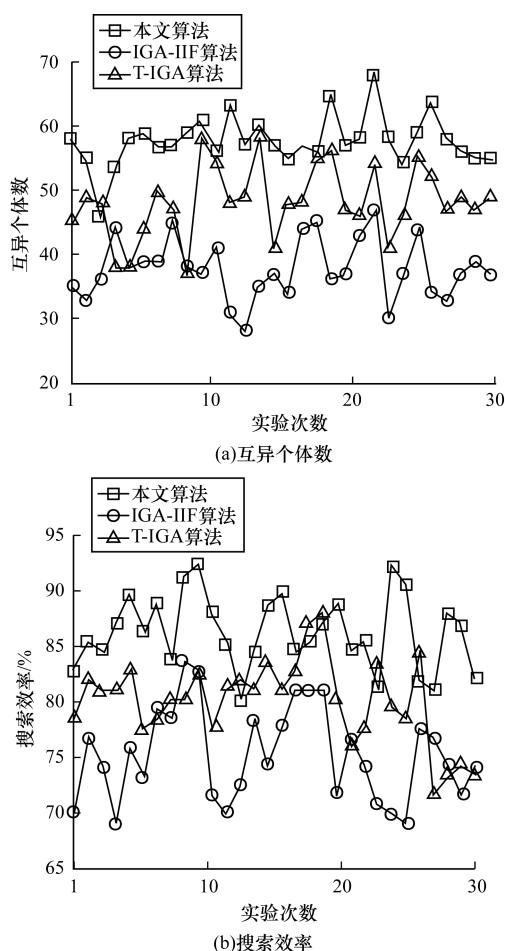


图 5 算法性能指标曲线

表 2 算法在不同时间内找到互异个体数目比例 %

算法	12 min	14 min	16 min
本文算法	40	80	90
IGA-IIF 算法	15	60	80
T-IGA 算法	10	40	60

表 3 算法渐进显著性水平

样本配对	进化代数	用户评价耗时	搜索效率
本文算法 vs. IGA-IIF 算法	0.039	0.042	0.027
本文算法 vs. T-IGA 算法	0.012	0.005	0.002

由上述实验结果可知:

1)在进化代数方面,本文算法与对比算法的渐进显著性水平均小于 0.05,说明本文算法与对比算法存在显著差异;再结合图 4 的数据分布可知,本文算法优于其他 2 种方法。原因在于:本文的适应值表达策略在一定程度上抑制了噪声对进化的影响,使进化方向更接近人的偏好,算法收敛较快。

2)在用户评价耗时方面,与 IGA-IIF 和 T-IGA 算法相比,本文算法需要的评价时间最短,只有传统交互式遗传算法耗时的一半左右,并且本文算法与对比算法的差异显著。原因在于:本文算法的适应值修正策略使适应值更为接近真实值,加快了算法收敛,用户评价时间更短。

3)在找到互异个体数目方面,本文算法获得的互异个体数目最多,说明其获得的种群多样性最好。原因在于:通过将适应值单一数值类型扩张为区间数值类型丰富了进化信息,加强了算法搜索能力,增加了种群多样性。

4)在搜索效率方面,由于本文算法搜索到的互异个体最多,且收敛速度最快,因此其搜索效率也显著高于其他 2 种算法。

上述实验结果与分析表明,本文算法对个体只评价精确数值即可获得比对个体进行区间赋值评价更丰富的种群多样性,并且该算法能够以最少的进化代数和用户评价耗时,找到最多的互异个体,提高了算法优化效率,而耗时减少意味着缩短了人的操作时间,降低了操作负担。

## 5 结束语

本文提出基于混杂型个体适应值的交互式遗传算法,该优化算法分为两部分:第一部分利用友好的人机交互平台,提取设计人员设计信息;第二部分是进化单元。首先,算法利用适应值的不确定度作为个体适应值类型划分依据,保证评价值分类的合理性;然后,系统对适应值的单一数值类型和区间数值类型分别构建相应数学模型,提高评价的准确性;最后,针对不同类型的适应值个体采取不同的进化策略,实现产品外观的自动设计。

本文算法能够有效减轻设计人员的操作负担,设计人员只需粗略评价少量个体即可,系统在后台自动完成适应值形态转换与修正。同时通过算法对评价结果的转换与修正,拟合了评价噪声,提高了个体评价准确性和优化质量。此外,不同形态的评价结果共同参与优化,更符合人的设计行为,优化效率高于单一类型适应值形态。后续将开发更合理的适应值估计与预测方法,进一步提高算法效率。

## 参考文献

- [1] JANARTHANAM S, SUKUMARAN S. Interactive genetic algorithm with relevance feedback for content based image retrieval [J]. International Journal of Current Research, 2016, 8(7): 34948-34954.
- [2] MANFRÉ E A, AUGELLO A, PILATO G, et al. Exploiting interactive genetic algorithms for creative humanoid dancing [J]. Biologically Inspired Cognitive Architectures, 2016, 17: 12-21.
- [3] KALIAKATSOS-PAPAKOSTAS M A, FLOROS A, VRAHATIS M N, et al. Interactive music composition driven by feature evolution [J]. SpringerPlus, 2016, 5(1): 1-38.
- [4] KOMA S, YAMABE Y, TAN A. Research on urban landscape design using the interactive genetic algorithm and 3D images [J]. Visualization in Engineering, 2017, 5(1): 1-10.
- [5] KUZMA M, ANDREJKOVÁ G. Interactive evolutionary computation in modelling user preferences [M]// SINCÁK P, HARTONO P, VIRČÍKOVÁ M, et al. Emergent Trends in Robotics and Intelligent Systems. Berlin, Germany: Springer, 2015: 341-350.
- [6] 刘 迪,关 欣,李 铮,等. 基于鲁棒主成分分析的音乐信号降噪 [J]. 计算机工程, 2016, 42(9): 292-296, 304.
- [7] 陈鹏旭,林茂松,梁艳阳,等. 基于编码稀疏表示的绳索机器人监测图像去噪算法 [J]. 计算机工程, 2017, 43(3): 261-265, 270.
- [8] 杨少华,王 瑛,刘 刚. 基于耦合约束的飞机维修作业调度优化研究 [J]. 计算机工程, 2016, 42(9): 297-304.
- [9] 郭广颂,席俊杰,文振华,等. 一种用于便携式酒壶设计的混杂型交互式进化优化方法: ZL201410538 133.4[P]. 2017-09-26.
- [10] 巩敦卫,郝国生,周 勇,等. 交互式遗传算法原理及其应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2007: 44-102.
- [11] 郭广颂,郝国生. 隐式指标优化问题交互式进化求解理论与方法 [M]. 郑州: 郑州大学出版社, 2016: 82-94.
- [12] KUZMA M, ANDREJKOVÁ G. Interactive evolutionary computation in modelling user preferences [J]. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2015, 316: 341-350.

(下转第 196 页)

对词向量化后的文本进行分类。该混合模型既利用 VDCNN 超深度卷积的优势,同时也结合 LSTM 模型具有保存上下文信息的优点,使得其在特征提取过程中能有效提高文本分类的准确率。但本文提出的 VDCNN 与 LSTM 混合模型更注重对整篇文本进行操作,在实际文本中,根据文章的某一个中心段落或者某些关键词就可以得出文本的类别,因此,今后考虑将关键词或者注意力机制引入到本文混合模型中,以进一步提升该模型的文本分类效率和精确率。

### 参考文献

- [1] BENGIO Y, DUCHARME R, VINCENT P, et al. A neural probabilistic language model [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3(6): 1137-1155.
- [2] 黄文明, 莫 阳. 基于文本加权 KNN 算法的中文垃圾短信过滤[J]. 计算机工程, 2017, 43(3): 193-199.
- [3] 黄 磊, 杜昌顺. 基于递归神经网络的文本分类研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2017, 44(1): 98-104.
- [4] 殷亚博, 杨文忠, 杨慧婷, 等. 基于卷积神经网络和 KNN 的短文本分类算法研究[J]. 计算机工程, 2018, 44(7): 193-198.
- [5] 夏从零, 钱 涛, 姬东鸿, 等. 基于事件卷积特征的新闻文本分类[J]. 计算机应用研究, 2017(4): 991-994.
- [6] 张 冲. 基于 Attention-Based LSTM 模型的文本分类技术的研究[D]. 南京: 南京大学, 2016.
- [7] QIAN Y, WOODLAND P C. Very deep convolutional neural networks for robust speech recognition [C]// Proceedings of 2016 IEEE Spoken Language Technology Workshop. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 481-488.
- [8] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. [2017-09-10]. <http://x-algo.cn/wp-content/uploads/2017/01/VERY-DEEP-CONVOLUTIONAL-NETWORK-SFOR-LARGE-SCALE-IMAGE-RECOGNITION.pdf>.
- [9] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [10] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]// Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems. [S. l.]: Curran Associates Inc., 2012: 1097-1105.
- [11] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C]// Proceedings of International Conference on Machine Learning. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 448-456.
- [12] LAI S, XU L, LIU K, et al. Recurrent convolutional neural networks for text classification [C]// Proceedings of the 29th AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S. l.]: AAAI Press, 2015: 2267-2273.
- [13] YANG Z, YANG D, DYER C, et al. Hierarchical attention networks for document classification [EB/OL]. [2017-09-10]. <http://www.m-mitchell.com/NAACL-2016/NAACL-HLT2016/pdf/N16-1174.pdf>.
- [14] ZHANG X, ZHAO J, LECUN Y. Character-level convolutional networks for text classification [C]// Proceedings of NIPS' 15. Cambridge, USA: MIT Press, 2015: 649-657.
- [15] 周庆平, 谭长庚, 王宏君, 等. 基于聚类改进的 KNN 文本分类算法 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33(11): 3374-3377.
- [16] ZHOU C, SUN C, LIU Z, et al. A C-LSTM neural network for text classification [J]. Computer Science, 2015, 1(4): 39-44.
- [17] 蔡慧苹. 基于卷积神经网络的短文本分类方法研究[D]. 重庆: 西南大学, 2016.
- [18] LIU P, QIU X, CHEN X, et al. Multi-timescale long short-term memory neural network for modelling sentences and documents [C]// Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 2326-2335.
- [19] WANG P, XU B, XU J, et al. Semantic expansion using word embedding clustering and convolutional neural network for improving short text classification [J]. Neurocomputing, 2016, 174: 806-814.
- [20] 李文波, 孙 乐, 张大鲲. 基于 Labeled-LDA 模型的文本分类新算法 [J]. 计算机学报, 2008, 31(4): 620-627.

编辑 吴云芳

(上接第 189 页)

- [13] 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): 558-566.
- [14] GONG D, JI X, SUN J, et al. Interactive evolutionary algorithms with decision-maker's preferences for solving interval multi-objective optimization problems [J]. Neurocomputing, 2014, 137: 241-251.
- [15] 孙晓燕, 陈姗姗, 巩敦卫, 等. 基于区间适应值交互式遗传算法的加权多输出高斯过程代理模型 [J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 172-184.
- [16] 孙晓燕, 陆宜娜, 巩敦卫, 等. 基于 CP-nets 的偏好感知交互式遗传算法及其个性化搜索 [J]. 控制与决策, 2015, 30(7): 1153-1161.

编辑 金胡考