

基于群体决策的多用户协同交互式遗传算法

郭广颂^{*①} 文振华^① 郝国生^②

^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 徐州 221116)

摘要: 采用交互式遗传算法求解大数据信息检索问题时,为实现偏好信息的提取和优化,单用户需完成较多数量的用户-机交互操作,由此易产生用户疲劳、算法搜索效率低的难题。对此,该文在算法中引入多用户并行策略,通过群体决策优势,提高样本利用效率。首先,根据优化目标性质确定共性化协同或个性化协同类型,基于用户浏览行为计算用户相似度和个体相似度。然后,通过共享偏好相似用户的偏好相似个体预测个体区间适应值。基于个体表现型相似度聚类,提出大规模种群个体“区间数-区间数”适应值赋值策略。最后,依据子代种群个体与父代种群最优个体的相似性,推荐用户最佳评价个体。将所提方法应用于装饰性墙壁纸选型问题,并与已有典型方法比较。结果表明,所提方法在推荐个体质量、减轻用户疲劳、提高搜索效率等方面均具有优越性。

关键词: 遗传算法;交互;群体决策;多用户;协同

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)09-2165-08

DOI: [10.11999/JEIT171234](https://doi.org/10.11999/JEIT171234)

Interactive Genetic Algorithm Based on Collective Decision Making with Multi-user Collaboration

GUO Guangsong^① WEN Zhenhua^① HAO Guosheng^②

^①(School of Mechatronics Engineering, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450046, China)

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

Abstract: When using interactive genetic algorithm to solve big data information retrieval problem, single user needs to complete more human-machine interactive operation to achieve preference information extraction and optimization, thus it is easy to generate the problem of user fatigue and algorithm low efficiency. A multi-user strategy is introduced by making full use of the advantages of group decision to improve the sample utilization efficiency. First of all, multi-user collaborative type is divided into common collaboration or personalized collaboration according to the optimization goal which calculates user similarity and individual similarity based on user's browsing behaviors. Then, individuals' interval fitness is forecasted by sharing similar individual of similarity users. Based on phenotype similarity clustering, the large scale population individuals of "interval-interval" fitness assignment strategy is introduced. Finally, the best evaluation individual is recommended according to the similarities between offspring individuals and parent individuals. The proposed method is applied to decorative wallpaper design problem and is compared with existing typical methods. The experimental results confirm that the proposed algorithm has advantages in improving optimization quality and alleviating user fatigue while improving its efficiency in exploration.

Key words: Genetic algorithms; Interaction; Collective decision making; Multi-user; Collaboration

收稿日期: 2017-12-28; 改回日期: 2018-05-16; 网络出版: 2018-07-12

*通信作者: 郭广颂 guogs78@126.com

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)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61673196), The Science and Technology Research Project of Henan Province (172102210513), The Key Scientific Research Project in Colleges and Universities of Henan Province (18A120012)

1 引言

面对严重的无序化、分散化信息检索问题,单用户人机交互方式极易导致用户疲劳,其种群规模过小,进化代数较少等特点进一步限制了算法的搜索性能。针对此问题,已有研究采用多用户协同提高信息检索质量。多用户协同需要解决2个主要问题:(1)如何借鉴他人经验和知识,辅助自己尽快找到满意解;(2)如何在增加用户疲劳的前提下,有效提高样本利用率。对于第1个问题,采用最近邻协同过滤算法是多用户协同的典型方法^[1]。该方法通过用户的历史评价结果和估计用户或产品的相似性为用户提供个性化产品推荐^[2]。但直接采用最近邻协同过滤算法因不同用户评价的个体具有较大差异,评分矩阵规模大且稀疏^[3]。将交互式进化优化思想引入到多用户协同中,是提高多用户协同推荐结果准确性的新思路^[4]。郭一楠等人^[5]提出利用其他种群进化结果加速当前种群进化进程的协同交互式进化优化方法是较早的研究结果,但该方法未考虑个体相似性对协同交互的影响。Quiroz等人^[6]提出一种当前用户可以在线浏览并添加其他用户评价结果的多用户协同交互式遗传算法,但这种方法受协同用户数量限制,种群数目并不能扩大。近年来,引入代理模型提炼群体决策信息是另一种多用户协同研究方法。Sayama等人^[7]基于代理智能体模拟人的群体决策行为,帮助用户协同评价。Sun等人^[8]利用其他用户的评价信息作为训练样本减轻用户疲劳,并估计个体适应值。引入代理模型虽然有助于提高群体决策,但是用户间不能直接交流信息,限制了协同质量的进一步提高。基于此,Gong等人^[9]提出了基于用户信息共享策略的多用户协同交互式遗传算法,由于该方法仅从个体相似性判断用户的偏好相似性,对用户浏览行为刻画不够全面。Takahito等人^[10]提出了基于用户相似度与个体相似度的多用户协同过滤方法,但该方法的适应值估计策略未充分考虑用户的浏览行为,用户相似度计算误差较大。这说明,研究新的用户相似度计算方法对于提高多用户协同质量是非常必要的。对于第2个问题,采用集合进化策略是提高搜索效率的新方法。文献^[11,12]提出集合Pareto占优关系解决区间多目标优化问题。利用大规模进化策略挖掘偏好数据是一种发展较快的个性化推荐方法。Xuan等人^[13]提出基于多级算法的网络框架,通过对问题的降级细分求解大规模软件版本优化问题。另一类大规模进化策略是通过种群聚类扩大搜索空间。基于个体适应值形态,巩敦卫等人^[14]提出“精确数-精确数”大规模种群交互式遗传算法。该方法中用户评价个体适应值类型是精确数,机器估计个体适

应值类型也是精确数。类似地,文献^[15]采用神经网络学习机制估计适应值。大规模种群进化的适应值估计精度与种群聚类方法密切相关,由于文献^[14,15]的个体相似度计算均没有考虑用户的浏览行为,所以,适应值估计存在较大误差。这说明,研究新的个体相似度计算方法是必要的。

基于上述情况,本文重点研究多用户协同交互式进化优化问题,提出基于群体决策的多用户协同交互式遗传算法。该算法将多用户协同划分为共性化协同和个性化协同。当优化目标为特征明确的固定解时,选择共性化协同。共性化协同是包含全部用户偏好的“大环境”偏好协同。当优化目标为个性化特点突出的非固定解时,选择个性化协同。个性化协同方式是以当前用户偏好为中心的“小圈子”偏好协同。将所提方法应用于装饰性墙壁纸选型问题,该问题要求算法在 $2^4 \times 2^8 \times 2^8 \times 2^8 \times 2^6$ 个样本中高效地搜索到用户满意的优化解(墙壁纸图样),测试指标包括优化解属性、用户满意度和进化耗时等。

本文的创新主要体现在如下4个方面:(1)采用共性化和个性化分类协同方法有效减少了以往因冷启动和不同优化目标类型带来的用户过滤和知识更新复杂性。(2)提出融合用户浏览行为的偏好相似用户计算方法。(3)提出融合用户兴趣度的个体表现型相似度计算方法。(4)按个体表现型提出“区间数-区间数”大规模种群个体适应值赋值方法。

2 算法的提出

不失一般性,假设某推荐系统有 m 个用户参与 n 个个体(产品)的评价,记用户集合为 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$,个体集合为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。则 U 对 X 的评价值表示为决策矩阵 $R_{m \times n}$ 。考虑如下优化问题: $\max f(x)$, s.t. $x = (x_1, x_2, \dots, x_d) \in S$, $S \subset R^d$ 。其中, $f(x)$ 是被优化个体的表现型性能指标; x 是 d 维决策变量; S 是其取值范围。采用进化优化方法求解上述问题,则记相应的进化个体及搜索空间分别为 x 和 S ,设 $x(t)$ 为第 t 代种群, x_i 为种群中某一个体, $i = 1, 2, \dots, N$,其中 $N(n \leq N)$ 为种群规模。

为实现本文方法,需要解决群体决策信息提取、基于群体决策信息的偏好个体推荐和多用户协同大规模种群适应值估计等3个主要问题。

3 群体决策信息提取

3.1 用户兴趣度

基于用户兴趣度变化规律^[16],本文以浏览时间作为衡量指标,采用Logistic模型量化兴趣度^[17,18]。设当前用户 u_a 对个体 x_i 的评价时间为 $T_{u_a}(x_i)$,则用户

u_a 对个体 x_i 的兴趣度记为 $In_{u_a}(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta \cdot T_{u_a}(x_i))}}$, α, β 是与优化目标相关的参数, 可以通过实验拟合。

3.2 偏好相似用户的选择

考虑多用户浏览行为, 用户 U 已评价的个体集 D

$$M(u_a, u_b) = \frac{\sum_{x_j \in D'} \min(In_{u_a}(x_i), In_{u_b}(x_i))(f_{u_a}(x_i) - \bar{f}_{u_a}) \cdot (f_{u_b}(x_i) - \bar{f}_{u_b})}{\sqrt{\sum_{x_j \in D'} (f_{u_a}(x_i) - \bar{f}_{u_a})^2} \sqrt{\sum_{x_j \in D'} (f_{u_b}(x_i) - \bar{f}_{u_b})^2}} \quad (1)$$

式中, D' 为 u_a 和 u_b 均参与打分的个体集合,

$$\bar{f}_{u_a} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{|D'|} f_{u_a}(x_i), \bar{f}_{u_b} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{|D'|} f_{u_b}(x_i), |D'| \text{为集合 } D' \text{ 包含个体数目。}$$

用户相似度满足对偶性, 即 $M(u_a, u_b) = M(u_b, u_a)$ 。对于当前用户 u_a , 对所有其他用户 u_b 计算 $M(u_a, u_b)$, 并将该值降序排列, 前 k 个值对应的用户即为与 u_a 具有相似偏好的用户, 并将这些用户选择的个体推荐给 u_a 。

3.3 最具代表性用户的选择

最具代表性用户应对所有用户相似度最高。根据式(1), 当前用户 u_a 与其他用户 u_b 的相似度平均值 P_τ :

$$P_\tau = \frac{1}{m-1} \sum_{a=1}^m M(u_a, u_b), b = 1, 2, \dots, m, b \neq a \quad (2)$$

记 $S_1 = \arg \max_{\tau=1,2,\dots,m} (P_\tau)$, 则群体最具代表性用户为

$$u_{re} = \{u_{re} | \max\{P_1, P_2, \dots, P_m\}\}。$$

4 基于群体决策信息的偏好个体推荐

4.1 个体相似度计算

记种群中的第 i 个个体为 x_i , x_i 的表现型可以表示为 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ig} | x_{i\gamma} \in \{\bar{l}_1^\gamma, \bar{l}_2^\gamma, \dots, \bar{l}_s^\gamma\}\}$, 其中, $x_{i\gamma}, \gamma = 1, 2, \dots, g$ 为组成个体的属性, $\bar{l}_1^\gamma, \bar{l}_2^\gamma, \dots, \bar{l}_s^\gamma$ 是 $x_{i\gamma}$ 的属性值。考虑两个个体 x_i 和 x_j , 设 x_j 是用户 u_τ 已评价过的参照个体, x_i 是比较个体。基于认知的模糊性, 采用高斯函数描述个体 x_i 与 x_j 的属性间相似关系:

$$\mu_{ij}(x_{i\gamma}) = e^{-\left(\frac{(x_{i\gamma} - x_{j\gamma})^2}{In_{u_\tau}(x_j)}\right)} \quad (3)$$

x_i 与 x_j 的相似度为 $\mu_{ij}(x_{i\gamma})$ 的平均值, 即

$$\mu(x_i, x_j) = \sum_{\gamma=1}^g \frac{\mu_{ij}(x_{i\gamma})}{g}。 \mu(x_i, x_j) \text{具有非对偶性,}$$

该值越大, 个体相似性越强。

是三元组 $D = \{(x_i^i, T_U(x_i), f_U(x_i)), i \in \{1, 2, \dots, n\}\}$, 其中, x_i^i 是用户 U 评价的个体 x_i , $T_U(x_i)$ 为个体 x_i 评价时间, $f_U(x_i)$ 为个体 x_i 适应值。记用户 u_a 和 $u_b(a, b \in \{1, 2, \dots, m\}, \text{且 } b \neq a)$ 的相似度 $M(u_a, u_b)$:

4.2 偏好相似个体的提取

设当前用户 u_a 的评价个体集为 $D_a = \{(x_{u_a}^p, T_{u_a}(x_p), f_{u_a}(x_p)), p \in \{1, 2, \dots, n_{u_a}\}\}$, 评价个体数目为 n_{u_a} , u_a 的第 τ 个偏好相似用户记为 u_τ , u_τ 的评价个体集为 $D_\tau = \{(x_{u_\tau}^r, T_{u_\tau}(x_r), f_{u_\tau}(x_r)), r \in \{1, 2, \dots, n_{u_\tau}\}\}$, 其已评价个体数量记为 n_{u_τ} , 则共享给当前用户 u_a 的个体数为

$$n_c^\tau = \left\lfloor \frac{1}{n_{u_a} n_{u_\tau}} \sum_{p=1}^{n_{u_a}} \sum_{r=1}^{n_{u_\tau}} \mu(x_{u_\tau}^r, x_{u_a}^p) \cdot n_{u_\tau} \right\rfloor, \quad \tau = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整, k 为偏好相似用户数目, $k \leq m$ 。记 $S_2 = \arg \max_{\tau=1,2,\dots,k} (d_\tau)$, $d_\tau = |In_{u_\tau}(x_j) - \bar{In}_{u_\tau}(D_\tau)|$, $j = 1, 2, \dots, n_{u_\tau}$ 。 $\bar{In}_{u_\tau}(D_\tau)$ 为用户 u_τ 的兴趣度均值。将进化个体按 d_τ 降序排序, 选择前 n_c^τ 个个体推荐给当前用户 u_a 。

4.3 用户评价个体的推荐

记第 $t-1$ 代当前用户/最具代表性用户评价价值最高个体为 x_B , 根据式(3), 计算当前代 t 的个体

x_i 与 x_B 的相似度 $\mu(x_i, x_B) = \sum_{\gamma=1}^g \frac{\mu_{iB}(x_{i\gamma})}{g}$, 按相似度降序排序, 选择前 N_c 个个体推荐为用户评价个体。

5 多用户协同大规模种群适应值估计

5.1 偏好相似个体适应值估计

多用户协同后, 群体用户数为偏好相似用户数 k , 评价个体数为偏好相似个体数, 记为 $N_m, N_m \leq n_{u_a}$ + $\sum_{\tau=1}^k n_c^\tau$, 决策矩阵相应降维 $\mathbf{R}_{m \times n} \rightarrow \mathbf{R}_{k \times N_m}$ 。本文采用以偏好相似个体为聚类中心的大规模种群进化策略。仍记偏好相似用户 $u_\tau, \tau \in \{1, 2, \dots, k\}$ 已评价的个体集合为 $D_\tau = \{(x_{u_\tau}^r, T_{u_\tau}(x_r), f_{u_\tau}(x_r)), r \in \{1, 2, \dots, n_{u_\tau}\}\}$, 假设个体 x_j 为 u_τ 未评价的个体。根据式(3)估计用户 u_τ 对 x_j 的评价值, 记为 $\tilde{f}_{u_\tau}(x_j) = \sum_{r=1}^{n_{u_\tau}} \mu'(x_j, x_r) f_{u_\tau}(x_r)$, $\mu'(x_j, x_r)$ 为归一化后的相似性系数。为提高偏好信息量, 对进化个

体的群体决策适应值进行区间合成。对于 $R_{k \times N_m}$ 的列向量 $\mathbf{a}_j = (f_{1j}, f_{2j}, \dots, f_{kj})^T$, x_j 的群体决策适应值是列向量 $\mathbf{a}_j$ 元素的区间合成, 记为 $\vec{f}(x_j)$:

$$\vec{f}(x_j) = [\min(f_{1j}, f_{2j}, \dots, f_{kj}), \max(f_{1j}, f_{2j}, \dots, f_{kj})] \\ = [\min_{\tau=1,2,\dots,k} \{f_{\tau}(x_j)\}, \max_{\tau=1,2,\dots,k} \{f_{\tau}(x_j)\}] \quad (5)$$

5.2 非聚类中心个体适应值估计

设个体 x_p 属于类 $\{x_j\}$, 聚类中心个体为 x_j , $j \in \{1, 2, \dots, N_m\}$ 。则 x_p 适应值也用区间数表示, 记为 $\tilde{f}(x_p)$ 。 $\tilde{f}(x_p)$ 的估计分为中点值估计和宽度估计2部分。 $\tilde{f}(x_p)$ 中点值记为 $\tilde{f}'(x_p)$, 按式(6)计算:

$$\tilde{f}'(x_p) = \sum_{j=1}^{N_m} \mu'(x_p, x_j) \frac{\min_{\tau=1,2,\dots,k} \{\tilde{f}_{\tau}(x_j)\} + \max_{\tau=1,2,\dots,k} \{\tilde{f}_{\tau}(x_j)\}}{2} \quad (6)$$

式中, $\mu'(x_p, x_j)$ 为归一化后的个体相似性系数。

设 $\tilde{f}(x_p)$ 的宽度为 $2\delta(x_p)$, 若适应值的最小及最大取值分别为 $f_{\min}$ 和 $f_{\max}$, δ_0 为反映最大波动范围的标量, 则 $\delta(x_p)$ 按式(7)计算:

$$\delta(x_p) = \frac{1 - \mu(x_p, x_j)}{1 - \frac{1}{N_m - 1} \sum_{\substack{\zeta=1 \\ \zeta \neq j}}^{N_m - 1} \mu(x_j, x_\zeta)} \delta_0 (f_{\max} - f_{\min}) \quad (7)$$

综合上述, 非聚类中心个体区间适应值为

$$\tilde{f}(x_p) = [\tilde{f}'(x_p) - \delta(x_p), \tilde{f}'(x_p) + \delta(x_p)] \quad (8)$$

式(5)表示了 N_m 个用户评价个体(聚类中心)的区间适应值, 式(8)表示了非评价个体(非聚类中心)的区间适应值, 两者构成个体表现型“区间数-区间数”大规模种群适应值, 为进化提供了充分的偏好信息。

6 实例验证

6.1 染色体编码

本文以装饰性墙壁纸选型为优化对象开发进化优化平台, 验证本文算法的有效性。装饰性墙壁纸图案主要由纹样和颜色构成。装饰性墙壁纸纹样可分为欧美式、日式、中式等16种风格, 每种风格包含64种纹样; 颜色则通过RGB合成配色。所以, 装饰性墙壁纸图案染色体由风格、红色(R)、绿色(G)、蓝色(B)、纹样等5种属性构成。其中, 风格属性值在十进制数0~15内取值, 用4位二进制数表示; 红色(R)、绿色(G)和蓝色(B)等颜色属性值范围为0~255, 用8位二进制数表示; 纹样属性值范围为0~63, 用6位二进制数表示, 染色体长度为34, 总的搜索空间包含 $2^4 \times 2^8 \times 2^8 \times 2^8 \times 2^6$ 个候选解。图1表示了染色体编码过程, 所示个体的染色体为(4, 252, 196, 207, 31), 对应的墙壁纸图案是“现代约简/粉色/缠枝纹”。

6.2 参数设置

本系统采用Visual Basic 6.0 编程实现。选择男女各10名在校大学生为测试用户, 标记为用户1~20。为验证本文方法的有效性, 将文献[9]提出的“多用户代理模型交互式遗传算法(GS-IGA)”和文献[10]提出的“多用户交互式遗传算法(MiGA)”等2种算法作为比较算法。分别基于上述3种算法开发相应测试系统, 设置相同的遗传操作。本文算法种群规模 $N = 150$, 用户总数 $m = 20$, 采用规模为2的联赛个体选择, 交叉和变异概率 $p_c = 0.6$, $p_m = 0.01$, 最大进化代数 $T = 20$, $f_{\min} = 0$, $f_{\max} = 100$ 。根据经验, 本文设定用户相似度阈值 λ 为用户相似度均值增加20%。通过实验拟合, $\alpha = 7.363$, $\beta = 0.986$, 式(7)中 $\delta_0 = 0.6$ 。

6.3 实验结果与分析

算法性能比较测试分为2个项目: 以图1所示个体 x_o : (4, 252, 196, 207, 31) 为优化目标的固定解

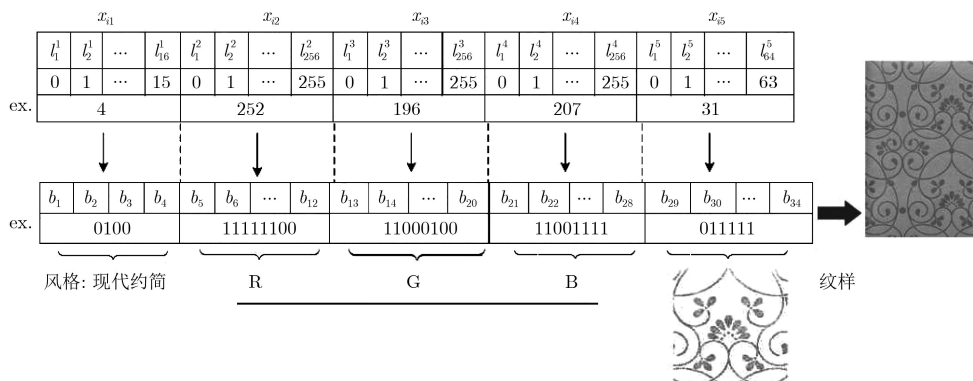


图1 墙壁纸个体染色体编码

优化测试(项目1)和以外观符合“高雅”标准的装饰性墙壁纸非固定解优化测试(项目2)。

首先, 为便于说明, 这里仅分析本文算法第1次共性化协同的结果, 如图2所示。图2(a)为当前用户与其他用户相似度均值 p_r 曲线, 可以看出, 用户4是最具代表性用户。图2(b)为当前19位用户与用户4的相似度 $M(u_a, u_4)$ 曲线, 当阈值 $\lambda = 0.49$ 时, 共有4位用户(用户5, 13, 15, 19)成为偏好相似用户。

算法优化质量通过协同用户(偏好相似用户)优化结果与固定目标之间的属性标准差 ω_γ 衡量:

$$\omega_\gamma = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{\tau=1}^k (Lx_{u_\tau}^{r_\gamma} - Lx_{O_\gamma})^2} \quad (9)$$

式中, $Lx_{u_\tau}^{r_\gamma}$ 是协同用户 u_τ 的优化解 x_r 中属性 γ 的属性值, $r = 1, 2, \dots, n_{u_\tau}$, Lx_{O_γ} 是目标个体 x_O 中属性 γ 的属性值(4, 252, 196, 207, 31), 如属性值相同, 则 $Lx_{u_\tau}^{r_\gamma} - Lx_{O_\gamma} = 0$, 否则 $Lx_{u_\tau}^{r_\gamma} - Lx_{O_\gamma} = 1$ 。

表1列出了3次共性化协同结果。经过3次共性

化协同, 协同用户数和偏好相似个体数均随协同次数逐渐增加, 个体的相似度逐渐增大, 属性标准差逐渐变小, 固定优化解逐渐趋于一致。另一方面, 协同耗时也随协同用户数量增加而增加。上述结果表明, 协同用户越多, 优化解的质量就越高。进一步地, 比较算法3次共性化协同的用户相似度与个体相似度, 统计结果如表2所示。由表2可以看出, 3种算法的用户相似度与个体相似度均随共性化协同次数的增加而增大, 但本文算法的用户相似度与个体相似度是最高的, 这说明本文提出的用户相似度与个体相似度计算方法更加高效, 协同效果更好。

3次共性化协同后, 优化结果来自16位偏好相似用户。按个体属性相似性, 采用树状图分析优化结果, 如图3所示。可以看到, 采用聚类距离为5做为边界条件, 优化结果共分为3组。

最后, 由用户不满意度DI衡量多用户协同能力:

$$DI = \sum_{z=1}^Z \sum_{\tau=1}^k E_z^{u_\tau} \sqrt{\sum_{\gamma=1}^5 \frac{1}{\omega_\gamma} (Lx_{z\gamma}' - Lx_{u_\tau}^{r_\gamma})^2} \quad (10)$$

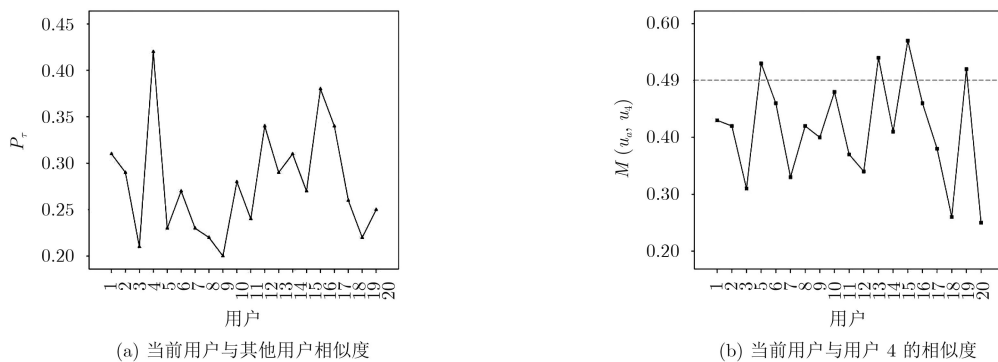


图2 第1次共性化协同的用户相似度(项目1)

表1 共性化协同结果

共性化协同次数	属性标准差 ω_γ					偏好相似个体数 N_m	协同用户数 k	协同耗时(s)	个体相似度 $\mu(x_i, x_B)$ 均值
	x_{i1}	x_{i2}	x_{i3}	x_{i4}	x_{i5}				
1	1.43	0.65	0.54	0.69	1.73	24	4	53	0.63
2	1.38	0.41	0.43	0.37	1.52	35	9	67	0.78
3	1.24	0.22	0.24	0.32	1.38	48	13	109	0.86

表2 用户相似度与个体相似度结果

算法	用户相似度 $M(u_a, u_b)$ 均值			个体相似度 $\mu(x_i, x_B)$ 均值		
	第1次	第2次	第3次	第1次	第2次	第3次
本文算法	0.41	0.48	0.53	0.63	0.78	0.86
MiGA	0.36	0.42	0.47	0.54	0.66	0.73
GS-IGA	0.32	0.39	0.45	0.48	0.59	0.68

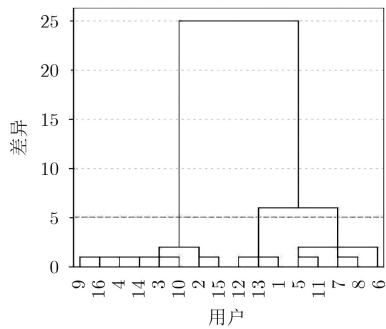


图 3 本文算法优化结果树状图(项目1)

表 3 算法优化解数目和成功率

算法	项目1			项目2		
	完全匹配解用户	不满意DI均值	进化耗时(s)	相同解用户	不满意DI均值	进化耗时(s)
本文算法	3	0.14	347	2	0.17	392
MiGA	2	0.21	438	0	0.26	492
GS-IGA	1	0.37	503	0	0.32	533

项目1结束一周后，进行非固定解优化测试。这里以当前用户11采用本文算法进行第1次个性化协同进行分析，协同后的用户相似度如图4所示。从图4可以看出，当阈值 $\lambda = 0.31$ 时，共有4位用户(用户4, 9, 13, 19)成为偏好相似用户。这4位用户的当前优化结果将作为共享个体推荐给用户11评价。

非固定解优化的信息挖掘能力采用属性准则 ϕ_z^γ 计算：

$$\phi_z^\gamma = \frac{n_z^\gamma / n1_z}{n2^\gamma / n_z} \quad (11)$$

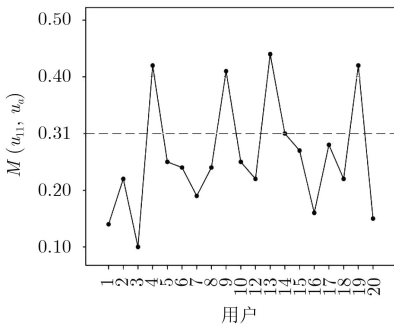


图 4 用户11的个性化协同用户相似度(项目2)

式中， z 是优化结果的属性分组数； $E_z^{u_r}$ 是反映用户 u_r 属于分组 z 的开关量； $Lx'_{z\gamma}$ 是分组 z 中个体 x' 属性 γ 的属性值。DI值越大，用户对协同优化结果越不满意。表3给出了3种算法的性能比较结果。可以看到，3种算法中，本文算法的完全匹配解用户和相同解用户数量最多，用户不满意度最小，且进化耗时最短。这表明，通过多用户协同和大规模种群进化，本文算法获得的优化解质量最高，用户负担最小。

式中， n_z^γ 是分组 z 中，属性 γ 的表现形态数目； $n1_z$ 是分组 z 中的样本数目； $n2^\gamma$ 是所有优化结果中，属性 γ 的表现形态数目； n_z 是优化结果样本总数目。

表4统计了 $\phi_z^\gamma > 1.5$ 时，3种算法的优化结果属性分组情况。可以看到，本文算法优化结果分为4组，且每种分组都有代表性个体，种群多样性最为突出，表明对隐式指标优化的信息挖掘能力最强。

综合上述2项测试及实验结果分析，本文方法通过多用户共性化协同和个性化协同及大规模种群进化策略，能够在有效减轻用户疲劳的前提下，提高搜索效率，获得用户满意解。

7 结束语

本文基于交互式遗传算法提出多用户协同大规模种群进化方法。该方法特点是：利用用户评价确定偏好相似用户；基于个体表现性相似度计算偏好相似个体；采用个体表现型“区间数-区间数”大规模种群进化策略；通过代际间个体相似性为用户推荐代表性个体。通过装饰性墙壁纸选型系统验证算法性能，并与已有典型方法比较。结果表明，

表 4 优化结果形态分组

算法	优化结果属性分组/代表性个体				
	分组1	分组2	分组3	分组4	分组5
本文算法	(6, 190, 245, 34, 25)	(6, 185, 220, 27, 25)	(6, 202, 250, 27, 22)	(6, 197, 230, 25, 17)	×
MiGA	(6, 241, 227, 38, 45)	—	(7, 145, 237, 36, 26)	—	(6, 188, 207, 29, 38)
GS-IGA	—	(6, 190, 229, 37, 43)	—	×	×

所提方法在减轻用户疲劳、提高优化质量、优化效率等方面均具有优越性。开发针对其他优化对象的多用户协同方式和进化策略是下一步要研究的问题。

参考文献

- [1] 李清霞, 魏文红, 蔡昭权. 混合用户和项目协同过滤的电子商务个性化推荐算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2016, 55(5): 37–42. doi: [10.13471/j.cnki.acta.snus.2016.05.007](https://doi.org/10.13471/j.cnki.acta.snus.2016.05.007).
LI Qingxia, WEI Wenhong, and CAI Zhaoquan. Hybrid user and item based collaborative filtering personalized recommendation algorithm in E-commerce[J]. *ACTA Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2016, 55(5): 37–42. doi: [10.13471/j.cnki.acta.snus.2016.05.007](https://doi.org/10.13471/j.cnki.acta.snus.2016.05.007).
- [2] 王占, 林岩. 基于信任与用户兴趣变化的协同过滤方法研究[J]. 情报学报, 2017, 36(2): 197–205. doi: [10.3772/j.issn.1000-0135.2017.02.010](https://doi.org/10.3772/j.issn.1000-0135.2017.02.010).
WANG Zhan and LIN Yan. Research on collaborative filtering method based on trust and the change of user's interest[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2017, 36(2): 197–205. doi: [10.3772/j.issn.1000-0135.2017.02.010](https://doi.org/10.3772/j.issn.1000-0135.2017.02.010).
- [3] 潘涛涛, 朱珂, 吴毅涛. 基于满意区间的协同过滤推荐算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(8): 2282–2286. doi: [10.3969/j.issn.1001-3695.2017.08.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3695.2017.08.009).
PAN Taotao, ZHU Ke, and WU Yitao. Satisfactory intervals similarity-based collaborative filtering recommendation algorithm[J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(8): 2282–2286. doi: [10.3969/j.issn.1001-3695.2017.08.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3695.2017.08.009).
- [4] ALJAWAWDEH H J, SIMONS C L, and ODEH M. Metaheuristic design pattern: preference[C]. Proceedings of the Companion Publication of the Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, Madrid, 2015: 1257–1260. doi: [10.1145/2739482.2768498](https://doi.org/10.1145/2739482.2768498).
- [5] 郭一楠, 巩敦卫, 周勇. 基于多智能体系统的协同交互式进化计算模型[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(7): 1548–1552. doi: [10.3969/j.issn.1004-731X.2005.07.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-731X.2005.07.005).
GUO Yinan, GONG Dunwei, and ZHOU Yong. Cooperative interactive evolutionary computation model based on multi-agent system[J]. *Journal of System Simulation*, 2005, 17(7): 1548–1552. doi: [10.3969/j.issn.1004-731X.2005.07.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-731X.2005.07.005).
- [6] QUIROZ C, LOUIS J, and BANERJEE A. Towards creative design using collaborative interactive genetic algorithm[C]. Proceedings of the Eleventh Conference on Congress on Evolutionary Computation, Trondheim, 2009: 1849–1856. doi: [10.1109/CEC.2009.4983166](https://doi.org/10.1109/CEC.2009.4983166).
- [7] SAYAMA H and DIONNE S D. Studying collective human decision making and creativity with evolutionary computation[J]. *Artificial Life*, 2015, 21(3): 379–393. doi: [10.1162/ARTL_a_00178](https://doi.org/10.1162/ARTL_a_00178).
- [8] SUN Xiaoyan, YANG Lei, and GONG Dunwei. Interactive genetic algorithm assisted with collective intelligence from group decision making[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, Brisbane, 2012: 1–8. doi: [10.1109/CEC.2012.6252872](https://doi.org/10.1109/CEC.2012.6252872).
- [9] GONG Dunwei, YANG Lei, and SUN Xiaoyan. Applying knowledge of users with similar preference to construct surrogate models of IGA[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2015, 24(3): 555–563. doi: [10.1049/cje.2015.07.020](https://doi.org/10.1049/cje.2015.07.020).
- [10] SEYAMA T and MUNETOMO M. Development of a multi-player interactive genetic algorithm-based 3D modeling system for glasses[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, Vancouver, 2016: 846–852. doi: [10.1109/CEC.2016.7743879](https://doi.org/10.1109/CEC.2016.7743879).
- [11] GONG Dunwei, SUN Jing, and MIAO Zhuang. A set-based genetic algorithm for interval many-objective optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2018, 22(1): 47–60. doi: [10.1109/TEVC.2016.2634625](https://doi.org/10.1109/TEVC.2016.2634625).
- [12] 巩敦卫, 陈健. 基于精英集选择进化个体的交互式遗传算法[J]. 电子学报, 2014, 42(8): 1538–1544. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.08.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.08.012).
GONG Dunwei and CHEN Jian. Interactive genetic algorithms with selecting individuals using elite set[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(8): 1538–1544. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.08.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.08.012).
- [13] XUAN Jifeng, HE Jiang, REN Zhilei, et al. Solving the large scale next release problem with a backbone based multilevel algorithm[J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2012, 38(5): 1195–1212. doi: [10.1109/TSE.2011.92](https://doi.org/10.1109/TSE.2011.92).
- [14] 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. doi: [10.7641/CTA.2013.21164](https://doi.org/10.7641/CTA.2013.21164).
GONG Dunwei, CHEN Jian, and SUN Xiaoyan. Novel interactive genetic algorithm for estimating individual fitness based on similarity[J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(5): 558–566. doi: [10.7641/CTA.2013.21164](https://doi.org/10.7641/CTA.2013.21164).
- [15] ALLYSSON A A, MATHEUS P, and ITALO Y. An

- architecture based on interactive optimization and machine learning applied to the next release problem[J]. *Automated Software Engineering*, 2017, 24(3): 623–649. doi: [10.1007/s10515-016-0200-3](https://doi.org/10.1007/s10515-016-0200-3).
- [16] KUZMAL M and ANDREJKOV G. Predicting user's preferences using neural networks and psychology models[J]. *Applied Intelligence*, 2016, 44(3): 526–538. doi: [10.1007/s10489-015-0717-3](https://doi.org/10.1007/s10489-015-0717-3).
- [17] 毛宜钰, 刘建勋, 胡蓉, 等. 基于Logistic函数和用户聚类的协同过滤算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(6): 1252–1258. doi: [10.3785/j.issn.1008-973X.2017.06.024](https://doi.org/10.3785/j.issn.1008-973X.2017.06.024).
MAO Yiyu, LIU Jianxun, HU Rong, *et al.* Collaborative filtering algorithm based on logistic function and user clustering[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science.)*, 2017, 51(6): 1252–1258. doi: [10.3785/j.issn.1008-973X.2017.06.024](https://doi.org/10.3785/j.issn.1008-973X.2017.06.024).
- [18] 赵文涛, 成亚飞, 王春春. 基于Logistic 时间函数和用户特征的协同过滤算法[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(2): 285–289. doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2017.02.051](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2017.02.051).
ZHAO Wentao, CHENG Yafei, and WANG Chunchun. Collaborative filtering algorithm based on Logistic time function and user features[J]. *Computer Applications and Software*, 2017, 34(2): 285–289. doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2017.02.051](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2017.02.051).
- 郭广颂: 男, 1978年生, 副教授, 主要从事智能控制与进化优化方面研究.
- 文振华: 男, 1976年生, 副教授, 主要从事航空发动机状态监测与故障诊断研究.
- 郝国生: 男, 1972年生, 副教授, 主要从事进化优化方面研究.