

文章编号: 1001-0920(2012)04-0609-04

交互式蚂蚁算法

黄永青¹, 张祥德², 李旭东¹

(1. 铜陵学院 信息技术与工程管理研究所, 安徽 铜陵 244000; 2. 东北大学 理学院, 沈阳 110819)

摘要: 传统蚁群算法需利用显式评估函数引导算法搜索, 因而不适用于那些优化性能指标不能或者难以数量化的系统. 为此, 提出一种将人对问题解的数量评价作为目标函数值的交互式蚂蚁算法. 从人机交互的特点出发, 设计了算法模型的结构、信息素的放置方式与更新策略和用户的评价方式. 最后利用模拟算法环境的函数优化实验和汽车造型草图设计实验进行了测试, 测试结果表明所提出的算法具有较高的运行效率, 并能较好地克服用户疲劳问题.

关键词: 蚂蚁算法; 人机交互; 汽车造型; 用户疲劳

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Interactive ant system

HUANG Yong-qing¹, ZHANG Xiang-de², LI Xu-dong¹

(1. Institute of Information Technology & Engineering Management, Tongling College, Tongling 244000, China; 2. College of Sciences, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Correspondent: HUANG Yong-qing, E-mail: yongqinghuangbs@sina.com)

Abstract: Conventional ant colony optimization needs explicit evaluation function to boost searching process, so it cannot effectively solve the systems whose optimization indices are unable or difficult to be quantified. Therefore, an interactive ant system(IAS) that the objective function is determined by subjective human evaluation of the potential solutions in quantitative way is proposed. According to the characteristics of human-computer interaction, the structure of IAS model, placement method and update strategy of pheromone and user assessment approach are presented. Finally, IAS is tested in function optimizations experiment that is designed as simulation environment for IAS and car styling draft design. The experimental results show that the proposed method has significant operation efficiency and overcomes user fatigue as well.

Key words: ant system; human-computer interaction; car styling; user fatigue

1 引言

蚁群算法自意大利学者 Dorigo 等人^[1]于 1991 年提出以来, 便引起了广大学者的研究兴趣, 在面向离散域和连续域的各种改进蚁群优化模型及其应用方面取得了相当丰富的研究成果. 目前, 这些蚁群优化模型一般都需显式地建立被优化系统的目标函数, 以进行信息素的更新和转移概率计算, 从而引导蚂蚁向正确的寻优方向搜索最优解. 然而, 在图形图像处理、工业设计、音乐创作、多准则决策、控制与机器人等诸多实践领域却广泛地存在着的一类定性系统优化问题^[2]不能或难以建立系统优化性能指标的显式目标函数, 使得传统蚁群优化模型的应用受到限制. 因此, 如何突破优化性能指标的限制, 利用蚁群优化模

型解决这类特殊的优化问题具有重要的理论意义和应用价值.

交互式进化计算(IEC)是一种将人对进化个体主观评价作为适应值的进化计算方法^[2], 它将人的智能评价与进化计算有机结合, 可以解决性能指标难以用明确函数表示的定性系统优化问题. IEC 为系统优化提供了人-机交互的机制, 可以融入人的感性(KANSEI, 包括直觉、偏好、感觉、知觉和认知等)信息, 从而得到符合个人偏好的优化结果, 在实践领域得到了广泛应用, 已成为智能计算中的研究热点^[3]. 在 IEC 的研究中, 学者们提出了许多性能较好的算法模型^[4-5]. 但是, 启发式算法部分还大都集中在传统的进化算法, 如何结合新的进化模型和其他启发式算

收稿日期: 2010-10-20; 修回日期: 2011-01-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(70771037); 教育部人文社会科学研究青年基金项目(11YJC630074, 11YJC630283); 安徽省自然科学基金项目(090416247); 安徽省高等学校优秀青年人才基金项目(2009SQRZ175).

作者简介: 黄永青(1974—), 男, 副教授, 从事进化计算、决策分析等研究; 张祥德(1963—), 男, 教授, 从事应用数学等研究.

法(如蚁群算法、粒子群算法等)发展新的算法或混合式算法的研究,则有待加强和深入^[3].文献[3]虽然提出了这种结合的可能性,但迄今尚未见到相关报道.

本文根据IEC的研究思想,提出一种利用人评价解对应的系统输出,以蚂蚁算法在参数空间中寻优的交互式蚂蚁算法(IAS).需要考虑的主要问题如下:采用什么样的蚁群模型才能方便用户操作,信息素的放置方式与更新策略以及用户的评价方式等.

2 交互式蚂蚁算法设计

2.1 交互式蚂蚁模型

在蚁群优化(ACO)的研究中,学者们提出了各种改进模型.然而,什么样的模型更适合拓展成交互式的模型需要细致地加以考虑.Kong等人^[6]提出一种求解多维背包问题的ACO模型,是专门为二进制解空间设计的.本文首先将该二元模型拓展成 n 元模型,同时利用人来评价解的优劣,从而形成人机协作求解的IAS模型.

在IAS中,设潜在解为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$,其中变量 $x_i (i = 1, 2, \dots, p)$ 有 n_i 种取值,记为 $\{x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_{n_i}}\}$.本文考虑一类无约束的定性系统优化问题

$$\max f(x).$$

因为被优化系统的目标函数与决策变量之间的数量关系难以建立,所以利用人来评价问题解对应的系统输出,将人的评价作为目标函数值.为了说明IAS在定性系统优化问题中解的构建过程,将该问题描述为如图1所示的权重图 $G = (V, L, F)$.其中: V 表示分量 $i = 1, 2, \dots, p$ 以及 $p + 1$ (表示结束点)的集合,相邻2个分量 i 与 $i + 1$ 之间有 n_i 条路径,分别记作 i_1, i_2, \dots, i_{n_i} ; L 为这些路径的集合; F 为各条路径上的信息素的集合,路径 ij 上的信息素用 $\tau_{ij} (j = 1, 2, \dots, n_i)$ 表示.

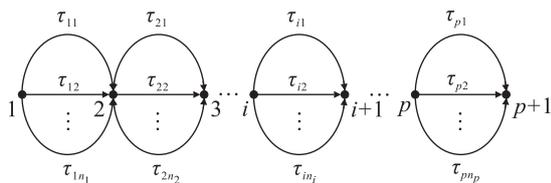


图1 IAS中蚂蚁行走路线

在IAS中, m 只人工蚂蚁通过协作完成问题的求解.如图1所示,每只蚂蚁从节点1按顺序走到节点 $p + 1$ 便完成一个解的构建.当蚂蚁走到节点 $i (i = 1, 2, \dots, p)$ 时,它将根据 n_i 条路径上信息素的分布情况随机选择一条路径到达下一个节点 $i + 1$,其选择概率为

$$p_{ij}(t) = \tau_{ij}(t) / (\tau_{i1}(t) + \tau_{i2}(t) + \dots + \tau_{in_i}(t)), \quad (1)$$

其中 t 为算法的运行代数.若选中第 $j (j = 1, 2, \dots,$

$n_i)$ 条路径,则表示变量 x_i 中的第 j 个取值 x_{ij} 被选中.路径上的信息素初始值可设置为

$$\tau_{ij}(0) = 1.0/n_i, \quad i = 1, 2, \dots, p, \quad j = 1, 2, \dots, n_i. \quad (2)$$

在IAS的信息素更新策略中,将保证相邻2个节点各条路径上的信息素满足 $0 < \tau_{ij}(t) < 1$,而且 $\tau_{i1}(t) + \tau_{i2}(t) + \dots + \tau_{in_i}(t) = 1$,亦即各条路径上的信息素可以直接代表选择概率,从而式(1)可简化为

$$p_{ij}(t) = \tau_{ij}(t). \quad (3)$$

2.2 信息素的放置方式与更新策略

为提高算法性能,只对3类最优解所在路径上的信息素进行强化.这3类最优解分别是:1)算法开始运行后所发现的全局历史最优解 S_{gb} ; 2)本次迭代过程中产生的最优解 S_{ib} ; 3)从上一次信息素重新初始化后找到的最优解 S_{rb} .信息素更新方式如下:

$$\tau_{ij}(t+m) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \rho \sum_{x \in \text{Supd} | ij \in x} \omega_x. \quad (5)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, n_i; \rho$ 为挥发系数;式(4)右边第1项表示信息素的挥发过程;第2项表示信息素的强化过程;Supd表示 S_{gb}, S_{ib} 和 S_{rb} 这3类解构成的集合; $\omega_x \in [0, 1]$ 为各个解在强化过程中所占的比重,满足 $\sum_{x \in \text{Supd}} \omega_x = 1; ij \in x$ 表示解 x 在其构造过程中选择了路径 ij .

IAS将根据算法的收敛情况采用不同的信息素更新策略,算法的收敛情况可用如下定义的收敛因子 c_f 进行监测:

$$c_f = \left(\sum_{i=1}^p (\max(\tau_{ij}) - \min(\tau_{ij})) \right) / p, \quad (6)$$

其中 $\max(\tau_{ij})$ 和 $\min(\tau_{ij})$ 分别表示对当前 $i (i = 1, 2, \dots, p)$ 取 $\{\tau_{ij} | j = 1, 2, \dots, n_i\}$ 中的最大值和最小值.

从式(2)可以看出:算法开始运行时,所有路径上的信息素是均匀分布的,此时 $c_f = 0$;当算法趋向收敛于某局部最优解时,节点之间路径上的信息素将趋向于强弱分明,即 $(\max(\tau_{ij}) - \min(\tau_{ij})) \rightarrow 1$,此时 $c_f \rightarrow 1$.因此,IAS算法的收敛过程相当于 c_f 从0变化到1的过程.

这里使用5种不同的 ω_x 组合进行信息素的更新,具体见表1.表1中: ω_{gb}, ω_{ib} 和 ω_{rb} 分别表示解 S_{gb}, S_{ib} 和 S_{rb} 在信息素强化过程的权重; c_{f_i} 为划分各个阶段的阈值参数.

当 $c_f \geq c_{f_5}$ 时,IAS将按式(2)对信息素重新初始化为 $\tau_{ij}(0)$,并立即执行一次只针对全局历史最优解 S_{gb} 的信息素强化过程,以保证在 S_{gb} 附近搜索的同时,仍具有发现更好解的能力.

表1 信息素更新策略

条件	ω_{gb}	ω_{ib}	ω_{rb}
$c_f < c_{f_1}$	0	1	0
$c_f \in [c_{f_1}, c_{f_2})$	0	0.6	0.4
$c_f \in [c_{f_2}, c_{f_3})$	0	0.4	0.6
$c_f \in [c_{f_3}, c_{f_4})$	0	0	1
$c_f \in [c_{f_4}, c_{f_5})$	1	0	0

2.3 用户评价方式

在IAS中,因为进行信息素更新时是根据不同最优解对应不同的更新比重,而不是根据最优解具体的评价价值,所以在交互式迭代中,用户不必评价当前代所有个体(解对应的系统输出)具体的优劣值,只要指出哪一个个体是本次迭代过程中产生的最优解 S_{ib} 即可.另外,从第2代开始,用户需比较 S_{ib} 与全局历史最优解 S_{gb} 的优劣,当信息素重新初始化后还需同时比较 S_{ib} 与 S_{rb} 的优劣.这种评价只涉及2个解的比较,只需用户选择哪个解更优即可,不会给用户造成过大的评价负担.很明显,迭代过程中用户需在代中至多进行3次这种选择.

2.4 IAS算法步骤

算法的具体实现过程如下:

Step 1: 设定算法参数,均匀放置初始信息素.

Step 2: 根据各条路径上的信息素水平,蚂蚁通过从图1所示的节点1按顺序走到节点 $p+1$ 来完成一个解的构建.共构建无重复的 m 个解,并在用户界面上显示相应的系统输出.

Step 3: 用户选择当前代 m 个解中的最好解 S_{ib} .从第2代开始,比较 S_{ib} 与 S_{gb} 的优劣,若 S_{ib} 优于 S_{gb} ,则以 S_{ib} 替代 S_{gb} ;当信息素重新初始化后,还需同时比较 S_{ib} 与 S_{rb} 的优劣,若 S_{ib} 优于 S_{rb} ,则以 S_{ib} 替代 S_{rb} .

Step 4: 若满足终止条件,则输出结果,结束算法;否则按式(4)~(6)及表1对信息素进行更新,转Step 2.

3 选择概率

在上述信息素的放置与更新规则下,能够保证各条路径上的信息素可以直接作为选择概率.

引理1 在IAS中,任意路径上的信息素值 $\tau_{ij}(t)$ 满足

$$0 < \tau_{ij}(t) < 1. \tag{7}$$

证明 在上一节描述的信息素放置与更新规则下,显然有 $\tau_{ij}(t) > 0$.假设算法经过了 $t = km$ 个时刻,则由于 $\sum_{x \in \text{Supd}} \omega_x = 1$,根据式(4)和(5)有

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t - m) + \rho \sum_{x \in \text{Supd} | ij \in x} \omega_x \leq (1 - \rho)\tau_{ij}((k - 1)m) + \rho \leq$$

$$(1 - \rho)^k \tau_{ij}(0) + \sum_{i=1}^k (1 - \rho)^{k-1} \rho \leq$$

$$(1 - \rho)^k + 1 - (1 - \rho)^k = 1. \quad \square$$

定理1 在IAS中,每一对结点之间各条路径上的信息素可以直接作为选择概率.

证明 在初始时刻($t = 0$),由式(2)可知定理1成立.只要证明在任意结点 i ,当 $\sum_{j=1}^{n_i} \tau_{ij}(t) = 1$ 成立时有

$\sum_{j=1}^{n_i} \tau_{ij}(t + m) = 1$ 成立,再由引理1便证明定理1成立.

由信息素的放置与更新策略可知,在结点 i 处各条路径上的信息素都进行了挥发过程,而在针对任意一个解 $x \in \text{Supd}$ 的信息素强化过程中,有且仅有一条路径得到了强化,因此有

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{n_i} \tau_{ij}(t + m) &= \sum_{j=1}^{n_i} (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \rho \sum_{x \in \text{Supd} | ij \in x} \omega_x = \\ (1 - \rho) \sum_{j=1}^{n_i} \tau_{ij}(t) + \rho \sum_{x \in \text{Supd}} \omega_x &= \\ (1 - \rho) + \rho &= 1. \quad \square \end{aligned}$$

4 仿真实验

4.1 函数优化模拟实验

为保证比较的客观性,利用一个无约束的函数优化实验来模拟IAS求解过程,并与标准遗传算法(GA)的求解结果进行对比.

设被优化的函数为 $f(x_1, x_2, \dots, x_p)$, $x_{i \min} \leq x_i \leq x_{i \max}$, $i = 1, 2, \dots, p$,对应的最优点为 $f(x_1^*, x_2^*, \dots, x_p^*)$.对于已知最优点的测试函数,先将变量 x_i 在其取值范围内进行 $n_i - 1$ 等分,得到 n_i 个点.如果这 n_i 个点中不包含最优点 x_i^* ,则以 x_i^* 替代离最优点最远的一个点.最后,在将IAS算法中人的评价改为利用函数自动计算后,便可利用IAS算法所描述的规则和步骤进行解的搜索,为便于说明,此时算法记为AS.本文采用以下测试函数进行实验:

$$\min f(x_i) = \sum_{i=1}^p x_i^2, \quad -10 \leq x_i \leq 10.$$

为了模拟类似本文第4.2节汽车造型设计实验的实验环境,取 $p = 4, n_i = 16, i = 1, 2, \dots, p$.进行如上划分后,除最优点外形成许多函数值相同的点的组合,要找到该问题的最优解是比较困难的.使用AS和标准遗传算法(采用精英保留策略)的优化结果如表2所示.通过多次实验获得AS的运行参数,其中划分各个阶段的阈值参数($c_{f_1}, c_{f_2}, c_{f_3}, c_{f_4}, c_{f_5}$)取值为(0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 0.95),每个阶段的信息素更新策略如表1所示.

表 2 AS 与 GA 对函数的优化结果

算法	成功率/%	步数	算法	成功率/%	步数
AS ₈	72.00	31.26	GA ₈	4.25	25.56
AS ₁₂	94.37	25.51	GA ₁₂	10.43	25.78
AS ₁₆	99.33	21.01	GA ₁₆	15.32	26.66
AS ₂₀	99.92	17.51	GA ₂₀	17.46	32.42

表 2 中算法名称后面的下标数字表示蚂蚁数目或种群规模, 每个算法独立执行 10 000 次, 并统计结果. AS 和 GA 算法的最大迭代步数均设定为 50. GA 的交叉概率取 0.8, 变异概率取 0.07.

从表 2 可以看出, 在采用相同规模的种群情况下, AS 比 GA 找到最优解的成功率很高, 而且 AS 随着蚂蚁数目的增加, 找到最优解的平均迭代步数逐渐减少. AS₁₂ 的优化结果已经优于 GA 的各个测试结果. 可以看出, AS 总体性能明显优于 GA, 表现出了良好的寻优能力.

4.2 汽车造型设计实验

为验证 IAS 算法性能, 设计了汽车造型概念草图设计原型系统. 研究表明, 影响汽车造型意象的关键造型特征主要有: 车灯、侧面轮廓线以及进气格栅^[7], 而且汽车前脸最能传达汽车造型意象信息^[8]. 因此, 汽车前脸(正面造型)是汽车最具特色的重要部位. 本实验系统以设计“好”的汽车正面造型为优化目标.

将汽车正面造型分为车顶、车灯、车鼻和车底 4 个造型件, 每部分设计使用 16 种款式(用 4 位二进制编码), 则共组成 65 536 (16×16×16×16) 种汽车造型款式. 例如对汽车造型个体基因型(0001 0100 1110 0010)的说明如表 3 所示, 相应的个体表现型系统输出如图 2 所示, IAS 的系统进化界面如图 3 所示.

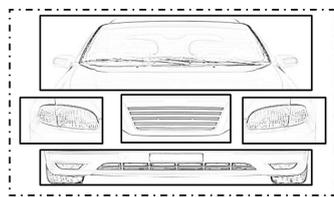


图 2 汽车正面造型个体的表现型系统输出



图 3 IAS 的系统进化界面

表 3 汽车正面造型个体的基因型说明

造型件部分	车顶	车灯	车鼻	车底
个体基因型	0001	0100	1110	0010

实验中, IGA 和 IAS 的用户是同一个人, 事先由该用户多次运行算法得到一个满意解, 并记住该个体的表现型, 用其作为两种算法共同的优化目标. 通过各算法独立运行 10 次进行比较, 统计结果如表 4 所示. 其中 IGA 和 IAS 的群体规模均取 12, 最大进化代数为 30, 其他参数设置同 4.1 节, 标准 IGA 算法中每一代中的相同个体不记入评价次数.

表 4 AS 与标准 IGA 的优化结果

算法指标	平均进化代数	平均评价次数	成功率/%
标准 IGA	22.4	229.6	90
IAS	16.9	34.6	100

从表 4 可以看出: IGA 的收敛速度慢, 整体性能比较低; IAS 的平均进化代数比 IGA 少, 而且平均评价次数只是 IGA 的 15%, 成功率可达到 100%, 说明 IAS 的总体运行性能优于 IGA. 同时, 由于 IAS 用户在每一代评价中只需至多进行 3 次选择, 并且不必给出每一个解的具体评价, 从而大大简化了操作, 节约了运行时间, 并大大降低了用户的评价疲劳.

IAS 的另一个优势是对种群规模大小的敏感性比 IGA 好得多. IGA 若想通过增加种群规模来提高搜索性能, 则会使得用户评价疲劳成倍增加. 而 IAS 中, 无论种群规模多大, 用户每一代只需至多进行 3 次选择操作, 并且不必给出解的具体评价, 所以 IAS 在对问题求解时具有很大的优势. 当蚂蚁数量增加时, IAS 的运行性能更好, 限于篇幅, 相应的实验结果不再赘述.

5 结 论

本文针对传统蚁群优化模型不能求解性能指标难以数量化的定性系统优化问题的不足, 提出了融合人机智能的交互式蚂蚁算法 (IAS). IAS 算法使用特殊的信息素放置方式与更新策略, 不仅使得各条路径上的信息素可以作为选择概率, 而且使得用户不必具体给出每代中每一个个体的优劣值, 只需指出当前代的最优个体, 从而大大简化了用户的评估, 并大大地降低了用户的评价疲劳. 将 IAS 算法应用于汽车造型草图设计的实验结果表明, IAS 算法具有较高的运行性能和良好的应用前景. 但是, 当参数空间变大时, 如何提高和保证算法的搜索效率, 降低用户的疲劳以及将 IAS 算法应用到其他相关实践领域等问题尚有待进一步研究.

参考文献(References)

- [1] Colomni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]. Proc of European Conf on Artificial Life. Paris: Elsevier Publisher, 1991: 134-142.