

## ◎博士论坛◎

## 群体智能典型算法研究综述

余建平<sup>1</sup>, 周新民<sup>2</sup>, 陈 明<sup>1</sup>YU Jian-ping<sup>1</sup>, ZHOU Xin-min<sup>2</sup>, CHEN Ming<sup>1</sup>

1. 湖南师范大学 数学与计算机科学学院, 长沙 410081

2. 湖南商学院 信息学院, 长沙 410205

1. College of Mathematics and Computer Science, Hunan Normal University, Changsha 410081, China

2. Information School, Hunan University of Commerce, Changsha 410205, China

E-mail: jianpinghn@163.com

YU Jian-ping, ZHOU Xin-min, CHEN Ming. Research on representative algorithms of swarm intelligence. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(25): 1-4.

**Abstract:** Swarm intelligence has the characteristics of the collective intelligence emerging from the cooperation of individuals with little intelligence, which provides basic solutions for the complicated distributed problems under the conditions without central control and global model. The potential features of the parallel and distribution make the swarm intelligence an important direction in computer domain. After introducing the basic swarm intelligence model, two kinds of the swarm intelligence-based representative algorithms—the particle swarm optimization and the ant colony optimization are detailed and the characteristics of them are compared. Finally, the future research aspects of the swarm intelligence are emphatically suggested, especially the broad-applied ant algorithms.

**Key words:** swarm intelligence; ant colony optimization algorithms; particle swarm optimization algorithms

**摘 要:** 群体智能是指无智能的或具有简单智能的个体通过协作表现出群体智能行为的特性, 它在没有集中控制且不提供全局模型的前提下, 为寻找复杂的分布式问题求解方案提供了基础。群体智能潜在的并行性和分布式特征使之成为计算机领域一个重要的研究方向。在介绍群体智能模型的基础上, 分别对基于该模型的蚁群优化算法和粒子群优化算法这两类代表性算法进行较为详尽的归纳阐述并进行比较, 最后就目前应用最为广泛的蚁群算法对群体智能的发展趋势进行展望。

**关键词:** 群体智能; 蚁群优化算法; 粒子群优化算法

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.25.001 文章编号: 1002-8331(2010)25-0001-04 文献标识码: A 中图分类号: TP181

## 1 引言

群体智能(Swarm Intelligence)是指具有简单智能的个体通过相互协作和组织表现出群体智能行为的特性, 具有天然的分布式和自组织特征<sup>[1]</sup>。它在没有集中控制且不提供全局模型的前提下表现出了明显的优势。虽然目前针对群体智能的研究还处于初级阶段, 并且存在许多困难, 但是可以预言群体智能的研究代表了计算机研究发展的一个重要方向。

对于一个由众多简单个体组成的群体, 若其个体具有能通过彼此间的简单合作来完成一个整体任务的能力, 则称该群体具有“群体智能”。群体智能中的“群体”指的是一组相互之间通过改变局部环境信息可以进行直接或间接通信的主体, 这些主体能够合作进行分布式问题的求解。群体智能中

的“个体”仅具有较为简单的能力, 这种能力可用某一简单的功能函数来表示。“简单合作”能力, 就是指个体只能与其邻近的个体进行某种简单的通讯和协同动作或通过环境间接与其他个体通讯的能力。

在现实世界中, 人脑具有的智能行为正是由大量简单的神经元有机组织和协调而构成的群体智能行为。群居性生物系统具有的强大的觅食、打扫巢穴等功能正是群体协作的结果。因此, 研究单个简单个体如何通过相互连接、信息交流与沟通、组织和自组织产生群体的智能行为是非常重大的课题<sup>[2]</sup>。

## 2 群体智能模型概述

群体智能的相关研究早已存在, 到目前为止也取得了许

**基金项目:** 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60903168); 湖南省教育厅资助科研项目(the Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department of China under Grant No.10B062)。

**作者简介:** 余建平(1979-), 男, 博士, 讲师, 主要研究领域为传感器网络及群体智能; 周新民(1977-), 男, 博士, 讲师, 主要研究领域为文本水印及计算智能; 陈明(1983-), 女, 博士生, 讲师, 主要研究领域为演化算法理论基础、机器学习。

**收稿日期:** 2010-06-13 **修回日期:** 2010-07-28

多重要的结果。自1991年意大利学者Dorigo提出蚁群优化ACO理论开始,群体智能作为一个理论被正式提出,并逐渐吸引了大批学者的关注,从而掀起了研究高潮<sup>[3]</sup>。1995年,Kennedy等学者提出粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[4]</sup>,此后群体智能研究迅速展开,但大部分工作都是围绕ACO和PSO进行的。

国际上,Dorigo等从1998年开始,组织了两年一次的关于蚁群算法和群体智能的国际会议。1999年国际进化计算大会召开了蚁群算法专题会议。国际权威刊物Scientific American和Nature杂志分别在2000年3月和7月刊登论文介绍蚁群算法和群体智能<sup>[5]</sup>。IEEE进化计算汇刊也于2002年出版了蚁群算法和群体智能专辑。在国内,2001年在北京召开的第六届全国人工智能联合会议暨“863”计划智能计算机主题学术会议,戴汝为院士作了题为“群体智能的研究进展”的大会特邀报告。所有这些都标志着“群体智能”作为一个新的研究方向正在多学科前沿交叉领域中生机勃勃地发展起来,并已经逐渐在物理、电子、通信、控制等多个学科中交叉融合、应用和发展。

群体智能的主要特点包括:(1)灵活性,群体可以适应随时变化的系统或网络环境;(2)稳健性,没有中心或者统一的控制,即使个体失败,整个群体仍然具有完成任务的能力,不会出现由于某一个或者某几个个体的故障而影响整个问题的求解;(3)自组织,活动既不受中央控制,也不受局部监管。群体智能的优点主要体现在:(1)分布性,群体中相互合作的个体是分布的,这样更能够适应当前网络环境下的工作状态;(2)简单性,系统中每个个体的能力十分简单,个体的执行时间比较短,并且实现也比较简单;(3)可扩充性,可以仅仅通过个体之间的间接通信进行合作,系统具有很好的可扩充性,因为系统个体的增加而引起的通信开销的增加很小。虽然群体智能的研究目前还处于初级阶段,但其潜在的并行性和分布式特征使之成为计算机领域一个重要的研究方向。

目前群智能研究主要包括智能蚁群算法和粒子群算法。智能蚁群算法主要包括蚁群优化算法、蚁群聚类算法和多机器人协同合作系统<sup>[6]</sup>。其中,蚁群优化算法和粒子群优化算法在求解实际问题时应用最为广泛,后继章节将具体阐述。

### 3 蚁群优化及典型算法

#### 3.1 蚁群优化算法基本原理

生物学家通过长期观察发现,蚁群行为有一个令人感兴趣的特性,即蚁群在觅食的时候总是可以找到从蚁穴通向食物的最短路径。事实上,当蚂蚁寻觅食物时,会在其所经路径上释放一种挥发性的化学物质,称作信息素(Pheromone)。信息素可以沉积在路径上,并随着时间流逝而逐步挥发。当蚂蚁在选择路径的时候,它们倾向于沿着信息素气味较浓的路径前进。一旦找到食物,蚂蚁在返回蚁穴的途中进一步释放信息素。因此,信息素可以引导后继蚂蚁快捷有效地找到食物。实验表明,正是这种沿着信息素寻路的特性使得蚁群能够找到蚁穴通向食物的最短路径。当蚁穴和食物之间存在较多条路径时,整个蚁群可以通过搜索各个个体蚂蚁留下的信息素痕迹来找到往返于蚁穴和食物之间的最短路径。蚂蚁通过信息素浓度寻找优化路径的过程如图1所示。

图1(a)表示蚂蚁在觅食过程中到达某一个交叉路口,需

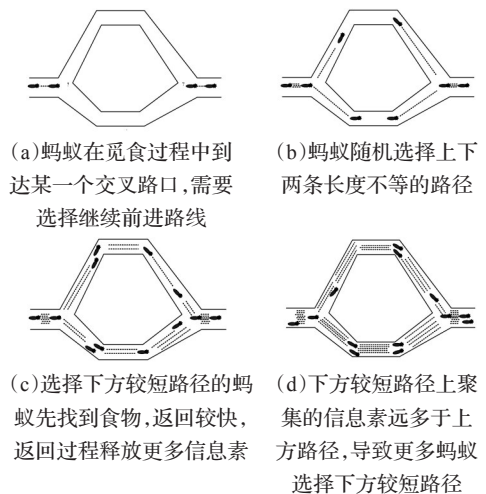


图1 蚁群觅食寻找优化路径图例

要选择继续前进路线;图1(b)表示蚂蚁随机选择上下两条长度不等的路径;图1(c)表示选择下方较短路径的蚂蚁先找到食物,返回较快,返回过程释放更多信息素;图1(d)表示下方较短路径上聚集的信息素远多于上方路径,导致更多蚂蚁选择下方较短路径(图1中虚线表示信息素浓度)。图1表明蚂蚁具有在选定路径释放信息素指导后继蚂蚁选择较优路径的能力。M.Dorigo等学者较早提出用蚂蚁算法解决旅行商(TSP)问题<sup>[7]</sup>,通过模拟蚂蚁的搜索行为及信息素通信方式来实现。

#### 3.2 典型的蚁群优化算法

分别描述原始蚁群算法Ant System(AS)及其两个成功的变种算法:Max-Min Ant System(MMAS)和Ant Colony System(ACS)。为了便于对3种算法进行比较,以TSP问题为具体实例进行阐述。TSP的目标就是寻找带权连通图中的一条具有最小成本值的哈密尔顿回路,它是一个易于理解的典型NP难优化问题,故选择TSP作为蚁群算法的具体应用实例。

##### 3.2.1 Ant System

Ant System(AS)是最早在文献中出现的蚁群优化算法<sup>[8]</sup>。该算法的主要特征是:在每一次迭代结束后,所有蚂蚁将根据当前自己环游情况(如:经过的环游路径的长度)对路径上的信息素进行更新。

设 $m$ 表示蚁群中蚂蚁的数量, $d_{ij}(i, j=1, 2, \dots, n)$ 表示城市 $i$ 和城市 $j$ 之间的距离, $\tau_{ij}(t)$ 表示 $t$ 时刻在城市 $i$ 、 $j$ 连线上残留的信息素含量, $ant_k(k=1, 2, \dots, m)$ 表示蚁群中的第 $k$ 只蚂蚁。初始时刻,各条路径上信息素含量相等,设 $\tau_{ij}(0)=\tau_0$ ( $\tau_0$ 为一个很小的常数)。 $ant_k$ 在运动过程中,根据各条路径上的信息素含量决定转移方向。在 $t$ 时刻 $ant_k$ 由城市 $i$ 转移到城市 $j$ 的概率 $p_{ij}^k(t)$ 由下式决定:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{x \in tabu_k} [\tau_{ix}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ix}]^\beta}, & j \notin tabu_k \\ 0, & j \in tabu_k \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\eta_{ij}$ 在TSP问题中为从城市 $i$ 转移到城市 $j$ 的启发信息,一般取 $\eta_{ij}=1/d_{ij}$ ;参数 $\alpha$ 表示在路径 $ij$ 上残留信息素的重要程度;参数 $\beta$ 表示启发信息的重要程度;此外,蚁群优化算法采用禁忌表 $tabu_k$ 来记录 $ant_k$ 当前所走过的城市,即下一步不允许选择

的城市。

经过 $n$ 个时刻,所有蚂蚁都完成了一次环游。对于 $ant_k$ ,其禁忌表 $tabu_k$ 已满,此时应将 $tabu_k$ 清空,并将 $ant_k$ 当前所在城市置入 $tabu_k$ ,准备下一次环游。

在进行下一次环游之前,计算每一只蚂蚁所走过的路径长度,并保存最短路径 $L_{k_{min}}$  ( $L_{k_{min}} = \min L_k, k = 1, 2, \dots, m$ )。此时,信息素的更新过程被引发。信息素更新时,首先所有路径上信息素量都按照一个统一的比例减少,以模拟信息素的挥发;之后蚁群中的每只蚂蚁都按照一个和它在该次环游中所求得解的质量(如:经过路径总长度)有关的函数释放相应份量的信息素到相应路径上。

用参数 $\rho$ 表示信息素挥发系数,蚁群每完成一次环游,各路径上的信息素含量应根据下式作调整:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{当 } ant_k \text{ 在时刻 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 之间经过 } ij \text{ 时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示 $ant_k$ 在本次环游中留在路径 $ij$ 上的信息素含量, $Q$ 为常数, $L_k$ 表示 $ant_k$ 在本次环游中所走过的路径的长度。之后,蚁群进入下一轮环游。当环游次数达到设定值 $NC$ 时算法结束,最短路径为 $L_{min} = \min L_{k_{min}} (l = 1, 2, \dots, NC)$ 。

### 3.2.2 Max-Min Ant System

Max-Min Ant System (MMAS) 是由 Stützle T 等人于 2000 年提出<sup>[9]</sup>。它是在对 AS 算法进行重要改进的基础上形成的,其主要特征是:在每一次迭代结束后,仅最优蚂蚁对其所经过的最优路径进行信息素更新,其他蚂蚁不参与更新,且每条链路上的信息素具有严格的取值范围(上下界),从而让每条路径都有被选中的机会(虽然被选中机会可能很小),以降低算法出现停滞的可能性。设信息素挥发系数为 $\rho$ ,所有蚂蚁完成一次环游后,最优路径上的信息素更新规则如下:

$$\tau_{ij}(t+n) = [(1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{best}]_{\tau_{min}}^{\tau_{max}} \quad (4)$$

其中, $\tau_{max}$ 和 $\tau_{min}$ 分别表示链路上信息素取值的上下界,表达式 $[x]_b^a$ 及 $\Delta\tau_{ij}^{best}$ 可定义为:

$$[x]_b^a = \begin{cases} a & \text{若 } x > a \\ b & \text{若 } x < b \\ x & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{best} = \begin{cases} \frac{1}{L_{best}} & \text{若链路}(i,j)\text{在最优路径上} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

公式(6)中, $L_{best}$ 为最优蚂蚁所经过的最优路径长度。链路上信息素取值的上下界 $\tau_{max}$ 及 $\tau_{min}$ 通常根据经验获取,且根据待解决问题的不同来手工设定。虽然如此,文献[9]已给出了取值 $\tau_{max}$ 和 $\tau_{min}$ 设定的一般指导方法。

### 3.2.3 Ant Colony System

Ant Colony System (ACS) 是 AS 算法又一成功的后继算法,其主要特征体现为:蚁群除了每次迭代后对信息素进行全局更新外,蚂蚁在每次选择下一跳节点时,还具有对局部链路进行信息素局部更新的功能<sup>[7]</sup>。与 AS 相比,它引入了 3 个主要的改进:

(1) ACS 使用了与 AS 不同的转移规则,被称为伪随机比例规则。设 $t$ 时刻 $ant_k$ 在节点 $i$ 上; $q_0$ 为初始时设定的参数,且 $0 \leq q_0 \leq 1$ ;  $q$ 为一个随机数且 $q \in [0, 1]$ 。在 $t$ 时刻 $ant_k$ 由城市 $i$ 转移到城市 $j$ 的概率 $p_{ij}^k(t)$ 按照如下规则确定:

①若 $q \leq q_0$ :当 $j = \arg \max_{x \notin tabu_k} \{\tau_{ix}(t) \cdot \eta_{ix}^\beta\}$ 时, $p_{ij}^k(t) = 1$ ;

②若 $q > q_0$ : $p_{ij}^k(t)$ 由式(1)确定。

引入伪随机比例规则有两个目的:当 $q \leq q_0$ 的时候,它企图扩展已有知识,选择由启发信息和信息素浓度共同决定的最好项所确定的城市;当 $q > q_0$ 时,它如 AS 算法一样执行有控制的探索,引导算法趋向收敛。简言之,该规则略微增强了搜索的多样性,以避免过早地陷于搜索停滞。

(2)在每次环游之后,采用离线信息素更新,而不是单个个体蚂蚁执行信息素的更新。ACS 只对全局最优路径的信息素进行更新。信息素更新时,首先按一定比例 $\rho$ 挥发信息素,然后按照一个关于最优路径的质量(如:路径总长度 $L_{best}$ )的函数释放新的信息素到路径上。如下式所示:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}^{best} \quad (7)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}^{best}$ 的取值可参照公式(6)。在 ACS 中,信息素挥发仅发生在全局最优路径上。

(3)在每次环游的过程中,由各个个体蚂蚁执行单步的在线信息素局部更新来鼓励新解的产生。当在 $t$ 时刻 $ant_k$ 经过边 $a_{ij}$ 时,它按以下规则更新边 $a_{ij}$ 上的信息素:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\varphi) \cdot \tau_{ij}(t) + \varphi \cdot \tau_0 \quad (8)$$

其中, $\varphi$ 为设定的信息素衰减参数且 $\varphi \in (0, 1]$ 。可以看出,单步在线信息素局部更新既包括信息素的挥发亦包括信息素的增加。但是由于增加的信息素份量很少(事实上, $\tau_0$ 为路径初始信息素浓度,在 ACS 中为一很小的常数,可看作路径信息素浓度下限),因此在线信息素更新的应用使得蚂蚁经过的路径上的信息素浓度略微减少。由此,降低该路径对后继蚂蚁的吸引力,避免所有蚂蚁都选择相同的路径。

除了典型的 ACS 和 MMAS 外,还有一些非常有效的改进算法,如文献[10]提出的 $AS_{rank}$ (Rank-based Ant System),该算法在完成一次迭代后,将蚂蚁所经路径的长度按从小到大顺序排列,并根据解的质量赋予不同权重,根据解的级别对信息素进行有差别的更新;文献[11]提出的 BWAS 算法将进化计算中基于群体的增强型学习技术应用于 AS 和 ACS,并对每一次迭代中生成的最差解进行惩罚,即减少该构成元素的信息素,但该措施有时并不是很有效;文献[12]提出了超立方体(Hyper-Cube Framework, HCF) ACO 框架,该框架通过将信息素值限制在 $[0, 1]$ 之间以增强 ACO 算法的鲁棒性。随着理论的深入,蚁群算法的应用亦日益广泛<sup>[13-15]</sup>。

## 4 粒子群优化算法

粒子群优化算法 PSO 是由 Kennedy 等学者在模拟鸟群飞行觅食行为的基础上于 1995 年提出的一类群体智能优化算法。同蚁群优化算法类似,它也是一种基于生物群体行为的优化算法。鸟群飞行觅食时,每只鸟仅追踪有限数量的邻居,但最终的整体跟踪结果是整个鸟群好像在一个中心的控制之下,即复杂的群体行为是由简单规则的相互作用引起的。另外,人们通常把自己及他人的经验作为决策的依据,这本质上



构成了粒子群优化的一个基本概念。

粒子群算法在求解优化问题时,问题的解对应于搜索空间中一只鸟的位置,每只鸟被称为一个粒子(Particle)。各个粒子均有其各自的位置和速度,附带一个由被优化函数决定的适应值。每个粒子记忆、追随当前的最优粒子,在解空间中迭代搜寻最优值,迭代过程非完全随机。若搜寻到较好的解,将以该较优解为依据来寻找下一个解<sup>[16]</sup>。

PSO的数学描述可表述为:设在一个 $n$ 维的搜索空间中,由 $m$ 个粒子组成的种群 $X=(x_1, \dots, x_i, \dots, x_m)$ ,其中第 $i$ 个粒子位置为 $x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$ ,其速度为 $v_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})^T$ ,其个体最好位置为 $p_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})^T$ ,种群全局最好位置为 $p_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})^T$ 。由追随当前最优粒子原理,粒子 $x_i$ 按下式改变速度和位置:

$$v_{id}^{(t+1)} = v_{id}^{(t)} + c_1 r_1 (p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) + c_2 r_2 (p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) \quad (9)$$

$$x_{id}^{(t+1)} = x_{id}^{(t)} + v_{id}^{(t+1)} \quad (10)$$

其中, $d=1, 2, \dots, n, i=1, 2, \dots, m, m$ 为种群规模, $t$ 为当前进化代数, $r_1$ 和 $r_2$ 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数, $c_1$ 和 $c_2$ 为加速常数。为使粒子速度不致过大,可设定速度上限 $V_{\max}$ 。公式(9)中,第1部分 $v_{id}^{(t)}$ 为粒子先前的速度,第2部分 $c_1 r_1 (p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)})$ 可理解为“认知”部分,表示粒子通过自身的思考趋向目标,第3部分 $c_2 r_2 (p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)})$ 可理解为“社会”部分,表示粒子通过相互间的信息共享与合作趋向优化目标。

粒子群优化算法的优势在于概念简单,收敛速度较快,所需调整的参数较少。它可直接采用实数编码,算法结构简单,容易实现同时又有深刻的智能背景,既适合科学研究,又特别适合工程应用。因此,粒子群优化算法一经提出便立刻引起了信息和进化计算科学等领域学者的广泛关注和重视,并在短短的几年时间里出现大量的研究成果<sup>[17-18]</sup>,形成了一个新的理论研究热点,已被用于多种工程领域。PSO和ACO同属于群体智能优化算法的范畴,故两者存在许多相似之处,主要体现在:

(1)两者系统中个体行为能力都很简单,依靠群体协作力量解决优化问题;

(2)两者都不需要控制中心,本质上属并行分布式算法,抗干扰能力强;

(3)两者系统中的个体都是基于间接通讯进行相互协作,算法可扩展性强。

两种算法的差异主要表现为:PSO所需设置的参数较少,主要用于连续优化问题的求解;而蚁群算法需设置的参数相对较多,主要用于离散优化问题的求解。

## 5 结论及展望

在介绍群体智能思想的基础上,对基于该思想的蚁群优化算法和粒子群优化算法这两类典型算法核心思想和重要特征进行了详尽阐述,并对两者主要异同点进行了比较。其中,应用最为广泛的蚁群优化算法的发展历程在一定程度上映射出了群体智能的发展历程。尤其是当蚁群算法的优越性能得以验证之后,蚁群优化算法才受到越来越多国内外学者的关注与重视。目前,蚁群优化算法在理论和应用上都取得了前所未有的进步,成为蓬勃发展的热点研究课题。为了进一步

推动群体智能的广泛深入研究,在今后的研究工作中拟重点从以下几方面继续开展深入细致的探讨。

(1)改进基于群体智能的具体算法。目前不仅蚁群优化算法需要根据应用不同对相应算法步骤进行调整以提高性能外,粒子群优化算法亦可以针对不同应用加以改进。如何对算法核心步骤进行调整以及如何优化其中关键性参数是一个值得研究的问题。

(2)拓展群体智能算法的应用领域。例如,蚁群优化算法在解决NP难题和网络路由问题方面的优越性已被广泛证实,但由于网络环境的动态性和网络应用的多样性,一些网络中的关键应用已不能适应传统算法,需要提出新的针对具体网络应用的解决方案。蚁群优化算法有望为网络中数据资源获取提供一个好的解决思路。

(3)深化群体智能算法的理论研究。相对于蚁群算法的改进及应用方面的研究而言,蚁群优化算法的理论研究显得明显滞后。例如,如何提高蚁群优化算法的收敛性以优化算法性能,以及如何通过理论推导出具体群体智能算法的收敛速度等仍是富有挑战性的问题。

## 参考文献:

- [1] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Swarm intelligence: From natural to artificial systems[M]. New York: Oxford University Press, 1999: 40-58.
- [2] Dorigo M, Bonabeau E, Theraulaz G. Ant algorithms and stigmergy[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 851-871.
- [3] Colnani A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proc of the European Conf on Artificial Life, Paris, France, 1991: 134-142.
- [4] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proc of the 4th IEEE International Conf on Neural Networks, Perth, Australia, 1995: 1942-1948.
- [5] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Inspiration for optimization from social insect behaviour[J]. Nature, 2000, 406(6): 39-42.
- [6] Daniel M, Martin M, Hartmut S. Ant colony optimization for resource-constrained project scheduling[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(4): 347-357.
- [7] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colonies for the traveling salesman problem[J]. BioSystems, 1997, 43(2): 73-81.
- [8] Dorigo M, Maniezzo V, Colnani A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Part B, 1996, 26(1): 29-41.
- [9] Stützle T, Hoos H. MAX-MIN ant systems[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 889-914.
- [10] Bullnheimer B, Hartl R F, Strauss C. A new rank based version of the ant system: A computational study[J]. Central European Journal for Operations Research and Economics, 1999, 7(1): 25-38.
- [11] Cordon F, Herrera I. A new ACO model integrating evolutionary computation concepts: The best-worst ant system[C]//Proc of the 2nd International Workshop on Ant Algorithms, 2000: 22-29.

(下转 74 页)

到样条曲面 bs3\_surface, 通过 ACIS 中几何类向拓扑转换的方法将其转换为拓扑类 FACE。

(2) 对于每个 GBLoop 对象中的 GBCurve, 构建 ACIS 模型中的有向边 COEDGE 与边 EDGE, 设置 COEDGE 与 EDGE、COEDGE 与 COEDGE 的关系。

(3) 对于 GBLoop 对象, 根据(2)中得到的 COEDGE 构建 ACIS 中对应的 LOOP 对象。

(4) 设置 LOOP 对象与 FACE 对象的关系, 得到的 FACE 包含从 FACE 往下完整的拓扑信息, 将 FACE 放入 ENTITY\_LIST 中。

需要构建的拓扑信息主要包括 COEDGE 与 COEDGE 的关系、COEDGE 与 EDGE 的对应、COEDGE 与 LOOP 的对应、LOOP 与 FACE 的对应。构建这些拓扑信息主要在第(2)和第(3)步完成。

其中第(2)步具体实现过程如下: 对于每个 GBCurve 对象, 将其型值点作为参数调用 bs3\_curve\_hermite\_interp, 得到三次样条曲线 bs3\_curve; 根据 bs3\_curve 构建有向边 COEDGE, 若该曲线 GBCurve 还没有对应的 EDGE, 则构建对应的 EDGE; 设置 COEDGE 与 COEDGE 的关系, 包括前后关系与伙伴关系; 设置 COEDGE 与 EDGE 的关系。

### 3 实例

通过读入接口将模型导入到 HEDP 中, 得到初始模型如图 3; 此时得到的模型可能存在一些需要修复的问题, 如交缠曲线问题; 通过 2.1 节给出的修复机制可对模型进行修复。图 4 对比了修复前与修复后的曲线, 图 5 则给出了对修复后的模型进行自适应曲面网格生成的结果。

图 6 说明了写出接口的有效性, 它展示了某模型从 HEDP 中导出到某 CAD 软件后绘制的效果。

### 4 结语

对于已有的系统 HEDP, 给出了基于 ACIS 的几何数据读写接口的解决方案, 并通过实验结果验证了读写接口算法。几何数据读写接口不仅实现 HEDP 几何数据交换接口的模块化, 避免了开发个性化的数据转换接口需要投入的大量人力和物力, 同时也使 HEDP 能更好地与商业软件连通。陈述的

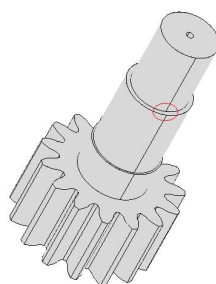


图3 初始模型图

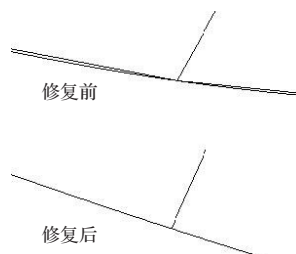


图4 交缠曲线修复前与修复后对比图



图5 对修复后的模型生成的曲面网格

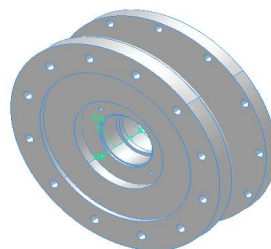


图6 用某商业软件读取写出接口写出的模型图

解决方案的思路也可以应用于类似的系统中, 具有一定的参考性。

### 参考文献:

- [1] 赵建军, 王启付. 基于边界表达的 Parasolid 与 ACIS 直接双向接口[J]. 计算机工程, 2004, 30(8): 40-41.
- [2] Xie L J, Zheng Y, Chen J J, et al. Enabling technologies in the problem solving environment HEDP[J]. Communications in Computational Physics, 2008, 4(5): 1170-1193.
- [3] 詹海生, 李广鑫, 马志欣. 基于 ACIS 的几何造型技术与系统开发[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 32-37.
- [4] 施法中. 计算机辅助几何设计与非均匀有理 B 样条[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001: 456-467.
- [5] Zheng Y, Weatherill N P, Turner-Smith E A. An interactive geometry utility environment for multi-disciplinary computational engineering[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2002, 53(6): 1277-1299.

(上接 4 页)

- [12] Blum C, Dorigo M. The hyper-cube framework for ant colony optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 4(2).
- [13] 牛新征, 周明天, 余堃. 具有负载均衡和蚁群优化的移动 P2P 路由策略[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(22): 1-7.
- [14] 史恒亮, 任崇广, 白光一, 等. 自适应蚁群优化的云数据库动态路径查询[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(9): 10-12.
- [15] 王峰, 周佳骏, 李肖坚, 等. 基于蚁群算法的对等网络自适应寻址

协议[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(17): 101-104.

- [16] Kennedy J, Eberhart R C. Swarm intelligence[M]. [S.l.]: Morgan Kaufmann Publisher, 2001: 165-178.
- [17] Kannan S, Slochanal S, Mary R, et al. Application of particle swarm optimization technique and its variants to generation expansion planning problem[J]. Electric Power Systems Research, 2004, 70: 203-210.
- [18] 边培莹, 李德信, 包宝军, 等. 粒子群算法在生产物流调度中的应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(17): 220-223.