

蚁群优化算法的研究现状及研究展望

张 航, 罗 熊

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410075)

摘 要:本文首先简要地介绍蚁群优化算法的来源、对应的生物原理和算法实现的框架. 然后详细地讨论了算法的研究现状以及在各种优化问题中的应用情况, 同时也指出了蚁群优化算法在当前应用中的一些不足. 针对这些不足提出了解决方法, 描述了几种蚁群优化算法的修正策略. 最后对蚁群优化算法下一步的研究方向进行了展望.

关键词:蚁群优化算法; 信息素; 蚂蚁; 蚁群系统

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

Status and Prospect of Ant Colony Optimization Algorithm

ZHANG Hang, LUO Xiong

(College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: In this paper, ACO algorithm is reviewed by and large. Firstly, the corresponding principle of biont and the implementing framework for ACO algorithm are introduced simply. Then, the actual research status of ACO algorithm is discussed in detail. The applications of ACO algorithm in all kinds of optimization problems are analyzed thoroughly. Some deficiencies of ACO algorithm in practical applications are also presented. Combining solution methods for those deficiencies, several correctional strategies for ACO algorithm are described. Finally, research directions of ACO algorithm in the future are proposed.

Keywords: ant colony optimization (ACO) algorithm; pheromone; ant; ant colony system (ACS)

1 引言 (Introduction)

自从 Colormi 和 Dorigo 等^[1,2]意大利学者在 20 世纪 90 年代初提出蚁群优化 (Ant Colony Optimization, ACO) 算法以来, 这种新型的分布式智能模拟算法已逐渐引起人们的注意并得到了广泛的应用. 这种算法的提出借鉴和吸收了现实世界中蚂蚁种群的行为特征: 蚂蚁在觅食过程中能分泌一种称之为信息素 (pheromone) 的物质, 并能利用信息素的轨迹 (trail) 作为媒介与其它的蚂蚁进行信息沟通. 一条路径上留下的信息素轨迹的多少与这条路径上通过的蚂蚁数成正比, 当通过的蚂蚁越多, 则留下的信息素轨迹就越多, 从而导致后来蚂蚁选择该条路径的概率提高. 这样, 没有视觉能力的蚂蚁在上述过程中展现出了一种协作的自催化行为能力, 蚂蚁正是基于此建立最短的移动路径. 值得一提的是, 蚂蚁的这种觅食现象只是一种自然现象, 并不涉及任何的人工智能因素, 这也体现了 ACO 算法的奇妙之处. 蚂

蚁的这种协作搜索行为为一些实际优化问题提供了一种新的计算方法, 特别适用于求解那些规模巨大的或问题状态随时间变化的组合优化问题, 如著名的旅行商问题、二次分配问题、作业安排调度问题等^[2]. 但是, ACO 算法并不适用于那些能使用经典算法 (如贪婪法或动态规划等) 求解的多项式问题.

本文在简要介绍 ACO 算法的基础上, 对国内外在该领域的研究现状进行了深入的总结, 并就 ACO 算法下一步的研究方向进行了展望.

2 ACO 算法的原理与实现的框架 (Principle and implementing framework of ACO algorithm)

2.1 ACO 算法的原理

生物学家发现自然界中的真实蚂蚁群在觅食过程中具有一些显著的特征, 如蚂蚁在移动过程中会释放信息素; 释放的信息素会随着时间的推移而逐

步地减少;在一定的范围内蚂蚁能觉察出是否有同类的信息素轨迹存在;蚂蚁会沿着信息素轨迹多的路径移动等.正是基于这些基本特征,蚂蚁能找到一条从蚁巢到食物源的最短路径.

通过分析可以看出,蚂蚁的行为实质上是一种通过简单个体的自组织行为所体现出来的群体行为. ACO 算法有两个重要的特征. 其一是蚂蚁群体行为中所体现出来的正反馈过程. 在这个过程中,通过反馈机制的调整,可对系统中的较优解起到一个自增强的作用,从而使问题的解向着全局最优的方向演变,最终能有效地获得全局的相对较优的解. 算法的另一个重要特征是它的分布式并行计算能力. 算法可以在全局的多点同时进行解的搜索,从而有

效避免了陷入局部最优解的可能. 因此,ACO 算法在求解非线性问题方面,具有其它算法无法比拟的效果和鲁棒性.

2.2 ACO 算法实现的框架

ACO 算法中所构造的人工蚂蚁除尽量模拟真实蚂蚁的行为特性之外,还具有一些与真实蚂蚁不同的行为特性,如人工蚂蚁具有记忆性,可在其内部状态中存储过去的行为;人工蚂蚁的迁移是在系统的状态空间中从一个状态到另一个状态的转移;人工蚂蚁会在某一特定的时刻释放信息素,信息素的多少与所发现的系统解的质量的高低成正比等. 结合文献[30]的分析,给出的 ACO 算法实现的一个框架描述如图 1 所示.

```

procedure ACO 算法;
  设置参数和初始化信息素轨迹();
  while(终止条件不满足) do
    while(系统资源可供利用) do
      蚂蚁的生成和初始化();
      R := 寄存蚂蚁的记忆状态();
      while(目标状态未达到) do
        L := 导入的局部移动路线决策表();
        P := 计算出的状态转移概率 p(L, R);
        S := 将基于选择策略 P 计算出的下一个状态作为当前状态();
        if(采用了实时信息素调整策略) then
          在访问到的弧段上存储信息素 Δi();
          根据信息素分布来调整移动路线决策表();
        end;
        R := 调整此时的蚂蚁记忆状态并寄存之();
      end;
      if(采用了延迟信息素调整策略) then
        计算此时所得解的适应度函数();
        在弧段上存储信息素 Δi();
        根据信息素分布来调整移动路线决策表();
      end;
    end;
    对信息素的挥发进行控制();
    对所得到的所有系统解进行精灵(daemon)式的离线控制调整和筛选();
  end;
end.

```

图 1 ACO 算法实现的一个框架

Fig. 1 An implementing framework of ACO

在上述算法框架中,针对具体的实际问题,对一些关键模块可采用不同的实现方法,从而产生了多种的 ACO 算法.

3 ACO 算法的研究现状 (Actual research statues of ACO)

3.1 ACO 算法在优化问题中的应用

目前,关于 ACO 算法的大量工作主要围绕解决组合优化问题而进行,大致包括以下几类问题.

(1) 旅行商问题 (Traveling Salesman Problem, TSP)

在经典的对称型 TSP 求解中,编号为 k 的蚂蚁从节点 i 转移到节点 j 的概率被定义为^[2]:

$$p_{i,j}^k = \begin{cases} (\tau_{i,j}^\alpha \cdot \eta_{i,j}^\beta) / \sum_{r \in S_i^k} (\tau_{i,r}^\alpha \cdot \eta_{i,r}^\beta) & \text{如果 } j \in S_i^k \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\tau_{i,j}$ 表示在路径 $\langle i, j \rangle$ 之上的轨迹信息素;

$\eta_{i,j}$ 称之为能见度 (visibility), 是一个局部的启发式函数; α 和 β 两个参数分别决定了轨迹信息素和能见度的相对重要性; S_i^k 表示编号为 k 的蚂蚁在节点 i 处的可行邻域. 在所有的蚂蚁都完成了旅行环路的构造后, 信息素轨迹就要根据以下的原则进行更新:

$$\tau'_{i,r} = \rho \cdot \tau_{i,j} + \sum_{k=1}^W \Delta \tau_{i,j}^k \quad (2)$$

其中, 参数 ρ 表示轨迹信息素挥发后的剩余度; $\Delta \tau_{i,j}^k$ 表示编号为 k 的蚂蚁在它构造的环路上所经过的各条边上所释放的信息素的总和; W 是蚁群中蚂蚁的个数. 根据以上公式, ACO 算法迭代执行了一定次数后, 信息素较浓的路径就构成了 TSP 中一个较短的 Hamilton 回路. 对其他的一些变种 TSP, 如时间约束 TSP^[3]、最小比率 TSP^[4]、瓶颈 TSP^[5]、多目标 TSP^[6]、收益 TSP^[7] 等, ACO 算法也取得了较好结果.

(2) 二次分配问题 (Quadratic Assignment Problem, QAP)

QAP 问题可简单地叙述为: 给定 n 个工厂和 n 个位置点, 两个矩阵 $A = [a_{ij}]$ 和 $B = [b_{kl}]$, 其中 a_{ij} 是位置点 i 和 j 之间的距离, b_{kl} 是工厂 k 和 l 之间的运输量, 按式(3)所示的目标函数进行优化.

$$f(\phi) = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n b_{kl} a_{\phi(k)\phi(l)} \quad (3)$$

其中 ϕ 是整数集合 $\{1, 2, \dots, n\}$ 的一个任意排列, 上式右侧求和符号中的数据项表示同时将工厂 k 放至位置点 $\phi(k)$ 和将工厂 l 放至位置点 $\phi(l)$ 的总的花费.

用 ACO 算法求解 QAP 的步骤类似 TSP 问题的求解, 只不过(1)式中的能见度 $\eta_{i,j}$ 在这里被定义为^[1]:

$$\eta_{i,j} = 1 / [(\sum_{u=1}^n b_{iu}) \cdot (\sum_{v=1}^n a_{jv})] \quad (4)$$

(3) 车辆路径问题 (Vehicle Routing Problem, VRP)

这是一类交通运输优化问题, 即给定车辆的载重量 Q 及各个需求点的需求量 q_i , 优化目标是在保证各个需求点的需求的前提下, 通过车辆的调度, 使车辆的总行程最短. 在该问题的求解上, 已有一些成熟的算法, 如模拟退火算法, 禁忌搜索算法和遗传算法等, 但使用 ACO 算法可以得到更高质量的解. 在这里, 蚂蚁在节点间的转移概率被定义为^[8]:

$$p_{i,j}^k = \begin{cases} \tau_{i,j}^\alpha \cdot \eta_{i,j}^\beta \cdot \mu_{i,j}^\gamma \cdot \xi_{i,j}^\lambda & \text{如果 } j \in S_i^k \\ \sum_{r \in S_i^k} (\tau_{i,r}^\alpha \cdot \eta_{i,r}^\beta \cdot \mu_{i,r}^\gamma \cdot \xi_{i,r}^\lambda) & \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{i,j} = d_{i0} + d_{0j} - d_{ij}$$

$$\xi_{i,j} = (Q + q_j) / Q$$

其中 d_{ij} 表示需求点 i 和 j 之间的距离; $\mu_{i,j}$ 是需求点 i, j 的位置对路径选择的重要性度量, $\mu_{i,j}$ 值越大, 表示通过点 i 后选择点 j 的路径越好; $\xi_{i,j}$ 是车辆利用率的度量, 它的值越大, 说明通过点 i 后选择点 j 的路径对车辆的利用率越高.

(4) 最小生成树问题 (Minimum Spanning Tree Problem, MSTP)

这是图论中的一个常见问题, 应用背景包括通信系统优化, 计算机网络结构优化, 电路设计和管道铺设等, 尤其是网络系统优化方面, 近年来讨论非常热烈. 国内近几年来涌现了一批比较好的结果. 如吕国英等针对当前通信网中存在的服务质量问题提出了 QoS 保证的分布式路由选择算法, 该算法能以并行的方式解决网络中呼叫的时延和带宽分配问题, 避免了 NP 完全问题^[9]; 李大双等针对 QoS 选路技术中存在的蚂蚁群数量过多、控制复杂等不足, 提出了基于较大带宽的业务流呼叫驱动人工蚂蚁发射的新算法, 以减少网络中蚂蚁的数量, 并使用可后退的、智能型的选路算法, 确保较高的呼叫转移率^[10]; 李生红等针对 ATM 网中 VC 路由选择问题, 提出了一种具有全局优化特性的蚂蚁算法, 该方法可以根据网络当前的业务分布情况以及用户提出的时延要求, 利用群体效应有效地实现 VC 路由选择^[11]; 李生红等还探讨了在高速包交换计算机网络中, 具有端到端时延及时延抖动限制的组播路由问题, 为这类问题提出了一种新颖的基于蚂蚁算法的组播路由优化方法^[12]; 王颖等提出了一种基于 ACO 的有时延约束的多播路由算法模型, 该算法能克服 ACO 算法收敛速度慢、易限于局部最小点等缺陷, 对 ACO 进行了改造, 在每次循环结束时, 采取精英策略, 自适应地改变挥发度系数, 并引入了遗传算法的交叉算子, 得到了稳定的最优解^[13]; 周正等就 ACO 算法在电信网动态路由优化中的应用进行了总结与讨论^[14]. 另外, 马良等还就所谓的度限制最小生成树问题设计了蚂蚁算法^[15], 效果很明显.

(5) 批量处理问题 (Batch Processes Problem, BPP)

BPP 是化工生产过程中的一个重要问题. 问题

可描述为:给定 M 个处理单元和 N 个产品,并且已知产品 i 在处理单元 j 的处理时间 t_{ij} ,优化任务就是确定产品的最优加工工序以使总的加工时间最短.因为存在着时间变化动态特征的复杂性以及对应数学模型的非线性等诸多因素,使得对 BPP 的优化处理变得非常困难. Jayaraman 等采用 ACO 算法对批量的化工处理进行了全局的优化,解决了多产品批量处理工序设计的组合优化问题以及带有单一产品活动和水平约束的多产品生产设计的连续函数优化问题^[16]. 在算法中,引入了带有适当变异特性的双智能体搜索策略,可使整个蚂蚁种群保持很好的多样性,经检验,算法具有很好的鲁棒性. 进一步地, McMullen 提出了 ACO 启发式算法以求解与 BPP 类似的多目标 JIT(Just-In-Time)排序问题^[17]. JIT 排序问题是 NP 难问题,有两个优化目标,分别是排序时间的最小化以及排序过程中材料利用率的稳定性的最优化. McMullen 所做的贡献在于将人工蚂蚁模拟为具有人工智能的智能体,并利用其特性实现了对 JIT 排序问题的满意求解. 与此类似的另一个问题是车间作业调度问题(Job Shop Scheduling Problem, JSSP),这也是一个著名的生产优化问题,目前已有了一些 ACO 算法^[18]. 除此之外,ACO 算法还可应用到其它的一些问题求解,如背包问题^[19]、凸整数规划问题^[20]、半导体中的大规模集成电路综合布线问题^[21]、机械设计领域中的机构同构判定问题^[22]、信道频率分配问题^[23]、电力系统中的故障单元估计问题;用于大规模的电力经济调度和组合的热电经济调度问题^[24]、配电网重构问题^[25]、化学计量学中的光谱解析问题^[26]以及土木建设中的砌群施工顺序优化问题^[27]和复杂边坡临界滑动面搜索问题^[28]等.

除离散型的组合优化问题外,ACO 算法也可用于求解连续型的函数优化问题,其求解的核心思想就是将连续的搜索空间离散化,用一个从起始点出发的运动矢量集合来描述蚂蚁的移动路径,这样就可用一个离散的结构来表示蚁群的连续运动区域. 这方面,已有一些学者做了一些工作^[16,24,29],但主要集中在无约束的一般函数优化问题上,对有约束情形下的函数优化问题,因为条件的加强以及 ACO 算法相应数学理论基础的缺乏,尚无相应的 ACO 算法^[29].

3.2 ACO 算法的几个缺陷

虽然 ACO 算法具有很强的全局寻优解的能力,在很多领域获得广泛的应用,但也存在一些缺陷,主

要有以下两点:

(1)与其它的寻优算法相比,ACO 算法的搜索时间过长.一般地,ACO 算法的时间复杂度为 $O(m \cdot n^3)$ (其中 m 表示循环次数, n 为蚂蚁数),大部分的计算时间被用于解的构造.

(2)ACO 算法的执行过程中容易出现停滞现象,存在陷入局部极小的可能性.具体地说,就是搜索进行到一定的程度后,所有蚂蚁个体发现的解趋于一致,此时,即使采用随机搜索策略,也不能在解空间中进一步搜索,这不利于发现更好的解.原因就在于信息素轨迹更新规则中不被选用的弧段上的信息素轨迹和选中的弧段上的信息素轨迹的差异会越来越大,而蚂蚁始终沿着信息素轨迹高的弧段爬行,这就导致当前不被选用的弧段今后被蚂蚁选择的概率变得越来越小,进而使算法只会在某些局部最优解附近徘徊,出现停滞现象.要减弱或消除停滞现象,一个可能途径就是在蚂蚁搜索空间的延拓和蚂蚁反馈学习的选取两方面做折衷,利用适当的信息素差异平滑策略和信息素挥发机制来逐步拓展搜索空间,以跳出局部最优状态^[30].

3.3 ACO 算法的修正

为克服 ACO 算法的缺陷,一些学者对 ACO 算法进行了修正,下面介绍具有代表性的几种修正方法.

(1)蚁群系统

ACS 是 Gambardella 等在 1996 年提出的一种修正的 ACO 算法^[31]. ACS 与 ACO 算法的本质区别在于它对蚂蚁寻路的规则进行了一定的调整. ACS 中使用了一种状态转移规则来指导蚂蚁最初的寻优过程,同时积累系统当前的状态^[32].

$$j_k = \begin{cases} \underset{j \in S_k^t}{\operatorname{argmax}} \tau_{i,j}^\alpha \cdot \eta_{i,j}^\beta & \text{如果 } q \leq q_0 \\ J & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

其中 j_k 表示序号为 k 的蚂蚁下一步要到达的节点, q 是一个随机变量, q_0 是预先选定的一个阈值, J 是服从概率分布 $p_{i,j}^k$ 的一个随机变量,其它符号的定义如前. 状态转移规则的引入可使蚂蚁在进行路径选择时,不仅可以利用前面同伴提供的反馈信息,还可以进行一定程度的随机探索操作.

(2)结合遗传算法的 ACO 算法

为克服 ACO 算法收敛速度较慢的不足,可以结合遗传算法的思想来对 ACO 算法进行一定的改造. 1999 年,吴庆洪等设计了具有变异特征的 ACO 算法^[33]. 在算法中,引入了逆转变异机制,随机地进行

变异,从而为进化提供了更多的信息量.使用的变异机制是简洁高效的二交换法,可使 ACO 算法的收敛速度大大加快.通过引入变异算子,虽然增强了求解效率,但也带来一些负面作用.因为变异是在没有充分利用现有信息的指导下随机进行的,这会使解的性能变差.为防止这种现象的出现,陈焯引入遗传算法中的杂交算子,提出了相应的 ACO 算法^[34].算法在选择蚂蚁杂交之后,还允许按一定比例吸纳较差的蚂蚁或仅比原解对应的路径长度小一定百分比的蚂蚁加入种群,而后再对选定的蚂蚁执行全局更新规则,在一定程度上提高了 ACO 算法的性能.

(3) 最大最小蚂蚁系统

MMAS 是德国学者 Stützle 等提出的一种 ACO 算法的改进方案^[35].这是目前为止解决 TSP 和 QAP 等组合优化问题最好的一类 ACO 算法.它与 ACS 在某些方面类似,如在算法的每次迭代中只对最佳路径上的信息素轨迹进行更新,这样能更好地利用历史信息.但 MMAS 的特点是它引入了特别的机制来防止过早的停滞现象. MMAS 通过限定各条路径上信息素轨迹浓度的上下限 $[l_{\min}, l_{\max}]$,超出这个范围的值被强制设为 l_{\min} 或 l_{\max} ,从而有效地避免了某条路径上的信息素轨迹浓度远大于其余路径.另外,在算法启动时,将各条路径上的信息素轨迹的起始浓度设为 l_{\max} ,这就可以充分地进行寻优.由于仅用信息素轨迹浓度限制的策略不能彻底消除停滞现象,因此,MMAS 还引入了信息素轨迹平滑机制,让轨迹浓度的增加与 l_{\max} 和当前浓度 $l_{i,j}$ 之间的差值成正比.

(4) 自适应调整信息素的 ACO 算法

2001 年,覃刚力等提出了动态自适应调整信息素的 ACO 算法^[36],为解决 ACO 算法中搜索空间的扩大与寻找最优解之间的矛盾提供了一个新的途径.该算法用变函数 $Q(t)$ 来替代(2)式中 $\Delta\tau_{i,j}^k$ 的表达式里为定常数项的信息素强度 Q ,有等式 $\Delta\tau_{i,j}^k = Q(t)/L_k$.这样做的目的也是为了在路径上的信息素轨迹能随搜索过程的推进而挥发或增强的情况下,继续在蚂蚁的随机搜索和路径信息的启发作用之间保持“搜索”和“充分利用反馈信息”的良好平衡.

在信息素更新方式的选择上,存在多种策略,如对蚂蚁走过的全部路径上的信息素进行更新(这样做不易收敛);或仅更新蚂蚁目前搜索到最优边上的信息素(这样做容易导致搜索过程陷入局部极小)等.为了克服这些方法的诸多不足,文[36]中选

用了锦标赛竞争策略.在每步迭代中,选取种群中搜索到结果最优的前 L 个蚂蚁,修改其走过的路径边上的信息素轨迹.还有其它的一些 ACO 修正算法,如利用多个蚂蚁的协同效应将 ACO 算法与 Q 学习算法结合而成的 Ant-Q 算法^[38]等.

4 ACO 算法的下一步研究方向 (Future research directions of ACO)

虽然蚁群优化算法取得了不少的成功应用,但还有许多工作要做,下一步的研究主要包括以下几个方面:

(1) ACO 算法基础数学理论的研究

ACO 算法的发展,需要坚实的理论基础,这方面的工作还极其缺乏.1998 年, Gutjahr 首先在他的论文中借助图论工具证明了 ACO 算法的收敛性^[39].他首先将问题实例转化为构造图,将可行解编码转化为构造图中的路,在此基础上,证明了在某些给定条件下,ACO 算法可以任意接近 1 的概率收敛到全局最优解.但这只是一个初步的工作. ACO 算法的收敛性严格的数学证明,在更强的概率意义下的收敛性条件,ACO 算法中信息素挥发度对算法的收敛性的影响,ACO 算法的动力学模型以及根据其动力学模型对算法的性能分析以及 ACO 算法最终收敛至全局最优解的时间复杂度等工作应是进一步研究的方向.

(2) ACO 算法应用领域的拓展及与其它相关学科的交叉研究

ACO 算法目前最为成功的应用是在大规模的组组合优化问题中,下一步应将 ACO 算法引入更多的应用领域,如自动控制和机器学习等,并与这些相关学科进行深层次的交叉研究,更进一步地促进算法的研究和发展.

(3) 克服 ACO 算法缺陷及提高 ACO 算法执行效率策略的进一步探索

ACO 算法还存在着缺陷,研究如何克服这些缺陷和选择适当的执行策略以提高算法效率也是一个重要的课题.执行策略的构造选择包括对局部启发函数的构造;信息素和局部启发函数结合策略的选择;在避免局部极小的前提下,状态转移策略的选择;克服停滞现象的信息素调整策略的选取等^[30].

将 ACO 算法与其它仿生类优化算法结合使用,以达到取长补短的效果,是近期一个特别值得关注的研究方向.在这方面, Lee 等已做了一些探索性的工作^[40].他们创造性地将免疫策略和模拟退火思想

融入 ACO 算法,成功地解决了武器—目标分配这一困难的 NP 完全问题。

(4) 基于 ACO 算法的蚂蚁智能体硬件的研究

随着对 ACO 算法研究的深入展开,对实现 ACO 算法功能的硬件研究也被提上了日程。要实现类似于蚁群这样的群体行为系统,首先要构造具有单个蚂蚁功能的智能体硬件。在这方面,已经有了一些尝试^[24]。近年出现的现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)芯片技术为蚂蚁智能体硬件的实现提供了一种有效手段,将 FPGA 芯片的设计和基于行为控制范例(Behavior-Control Paradigm)的归类结构体系(Subsumption Architecture)方法相结合,将得到一个良好的实现效果^[24]。

5 结语(Conclusion)

作为一种新颖的智能仿生类算法,ACO 算法从提出到现在仅经历了十多年的时间,但已得到了广大学者的普遍认可,并获得了迅速的发展。虽然在实际使用的过程中,还存在着搜索时间过长和容易出现停滞现象等不足,但这并不妨碍其在各种领域内的广泛应用。各种针对 ACO 算法不足的修正算法也正在不断地研究中。ACO 算法是从动物的行为特征引申而来的优化算法,目前围绕它开展的工作还停留在仿真阶段,对算法严格的数学解释和完整的理论体系尚未正式形成,这是 ACO 算法下一步研究工作的一个重点。另外,不断拓广 ACO 算法的应用领域,融合别的优化算法对 ACO 的执行策略进行高效重构以及结合目前的硬件技术条件开展蚂蚁智能体硬件的研究等都是很有价值的研究方向。伴随着研究的不断深入,ACO 算法必将迎来一个光明的前景。

参 考 文 献 (References)

- [1] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies [A]. Proceedings of ECAL 91 - European Conference on Artificial Life [C]. Paris, France; 1991. 134 ~ 142.
- [2] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. The ant system; optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics B, 1996, 26(2): 29 ~ 41.
- [3] Ma L. Ant algorithm for a kind of nonlinear traveling salesman problem [A]. Proceedings of International Conference on Management Science & Engineering [C]. Harbin, P. R. China; 1999. 448 ~ 452.
- [4] 马 良. 求解最小比率 TSP 的一个算法 [J]. 系统工程, 1998, 15(4): 62 ~ 65.
- [5] 马 良. 瓶颈 TSP 的蚂蚁系统优化 [J]. 计算机工程, 2001, 27(9): 24 ~ 25.
- [6] 马 良. 多准则货郎问题及其算法. 运筹学的理论与应用 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1996.
- [7] Hochbaum D S. Approximate Algorithms for NP Hard Problems [D]. Boston, MA: PWS Publishing Company, 1997.
- [8] Bullnheimer B. Ant Colony Optimization in Vehicle Routing [D]. Vienna: University of Vienna, 1999.
- [9] 吕国英, 刘泽民, 周 正. 基于蚂蚁算法的分布式 QoS 路由选择算法 [J]. 通信学报, 2001, 22(9): 34 ~ 42.
- [10] 李大双, 周明天. 基于蚂蚁网络的一种 QoS 选路新算法 [J]. 计算机工程与应用, 2002, 15(10): 22 ~ 24.
- [11] 李生红, 刘泽民, 周 正. ATM 网上基于蚂蚁算法的 VC 路由选择方法 [J]. 通信学报, 2000, 21(1): 22 ~ 28.
- [12] 李生红, 潘 理, 诸鸿文, 等. 基于蚂蚁算法的组播路由调度方法 [J]. 计算机工程, 2001, 27(4): 63 ~ 65.
- [13] 王 颖, 谢剑英. 一种基于蚁群算法的多媒体网络多播路由算法 [J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(4): 526 ~ 528.
- [14] 周 正, 刘泽民. 智能蚂蚁算法及其在电信网动态路由优化中的应用 [J]. 电信科学, 1998, 11(11): 10 ~ 13.
- [15] 马 良, 蒋 馥. 度约束最小树的蚂蚁算法 [J]. 系统工程学报, 1999, 14(3): 211 ~ 214.
- [16] Jayaraman V K, Kulkarni B D, Karale S, et al. Ant colony framework for optimal design and scheduling of batch plants [J]. Computers and Chemical Engineering, 2000, 24(8): 1901 ~ 1912.
- [17] McMullen P R. An ant colony optimization approach to addressing a JIT sequencing problem with multiple objectives [J]. Artificial Intelligence in Engineering, 2001, 15(3): 309 ~ 317.
- [18] Coksmi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Ant system for job-shop scheduling [J]. Belgian Journal Operations Research Statistic Computation Science, 1994, 34(11): 39 ~ 53.
- [19] 马 良, 王龙德. 背包问题的蚂蚁优化算法 [J]. 计算机应用, 2001, 21(8): 4 ~ 5.
- [20] 林 锦, 朱文兴. 凸整数规划问题的混合蚁群算法 [J]. 福州大学学报(自然科学版), 1999, 27(6): 5 ~ 9.
- [21] 庄昌文, 范明钰, 李春辉, 等. 基于协同工作方式的一种蚁群布线系统 [J]. 半导体学报, 1999, 20(5): 400 ~ 406.
- [22] 何靖华, 肖人彬, 师汉民. 蚂蚁算法在机构同构判定中的实现 [J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14(4): 406 ~ 412.
- [23] Maniezzo V, Carbonaro A. An ant heuristic for the frequency assignment problem [J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 927 ~ 935.
- [24] 忻斌健, 汪 镭, 吴启迪. 蚂蚁算法的研究现状和应用及蚂蚁智能体的硬件实现 [J]. 同济大学学报, 2002, 30(1): 82 ~ 87.
- [25] 陈根军, 王 磊, 唐国庆. 基于蚁群最优的配电网络重构算法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2001, 13(2): 48 ~ 53.
- [26] 丁亚平, 刘平阳, 苏庆德, 等. 化学蚁群算法及其在光谱解析中的应用 [J]. 计算机与应用化学, 2002, 19(3): 326 ~ 328.
- [27] 高 玮, 郑颖人. 蚁群算法及其在坝群施工优化中的应用 [J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(4): 471 ~ 474.

- [28] 陈昌富, 谢学斌. 露天采矿边坡临界滑动面搜索蚁群算法研究 [J]. 湘潭矿业学院学报, 2002, 17(1): 62 ~ 64.
- [29] 马 良. 全局优化的一种新方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2000, 22(9): 61 ~ 62.
- [30] 李有梅, 王文剑, 徐宗本. 关于求解组合优化问题的蚁群优化算法 [J]. 计算机科学, 2002, 29(3): 115 ~ 118.
- [31] Gambardella L M, Dorigo M. Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation [C]. 1996. 622 ~ 627.
- [32] Monarche N, Venturini G, Slimane M. On how pachycondylla apicalis ants suggests a new algorithm [J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 937 ~ 946.
- [33] 吴庆洪, 张纪会, 徐心和. 具有变异特征的蚁群算法 [J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(10): 1240 ~ 1245.
- [34] 陈 烨. 带杂交算子的蚁群算法 [J]. 计算机工程, 2001, 27(12): 74 ~ 76.
- [35] Stützle T, Hoos H H. MAX-MIN ant system [J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 889 ~ 914.
- [36] 覃刚力, 杨家本. 自适应调整信息素的蚁群算法 [J]. 信息

与控制, 2002, 31(3): 198 ~ 201.

- [37] 张纪会, 高齐圣, 徐心和. 自适应蚁群算法 [J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1): 1 ~ 3.
- [38] Gambardella L M, Dorigo M. Ant-Q: a reinforcement learning approach to the traveling salesman problem [A]. Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning [C]. Tahoe City, CA: Morgan Kaufman, 1995. 252 ~ 260.
- [39] Gutjahr W J. A graph-based ant system and its convergence [J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 873 ~ 888.
- [40] Lee Z J, Lee C Y, Su S F. An immunity-based ant colony optimization algorithm for solving weapon-target assignment problem [J]. Applied Soft Computing, 2002, 2(10): 39 ~ 47.

作者简介

张 航(1966 -), 男, 讲师, 博士生. 研究领域为智能控制, 图像处理, 机器人控制和集散系统等.

罗 熊(1976 -), 男, 博士生. 研究领域为智能控制, 机器人控制和虚拟现实等.

(上接第 302 页)

- [2] 何大阔, 李延强, 王福利. 基于单纯形算子的混合遗传算法 [J]. 信息与控制, 2001, 30(3): 276 ~ 278.
- [3] 马均水, 刘贵忠, 贾玉兰. 改进遗传算法搜索性能的大变异操作 [J]. 控制理论与应用, 1998, 15(3): 404 ~ 408.
- [4] Fung R Y K, Tang J F, Wang D W. Extension of a hybrid genetic algorithm for nonlinear programming problems with equality and inequality constraints [J]. Computers & Operations Research, 2002, 29(3): 261 ~ 274.
- [5] Okamoto M, Nonaka T, Ochiai S, et al. Nonlinear numerical optimization with use of a hybrid genetic algorithm incorporating the modified powell method [J]. Applied Mathematics and Computation, 1998, 91(1): 63 ~ 72.

- [6] 唐加福, 汪定伟, 高 振, 等. 面向非线性规划问题的混合式遗传算法 [J]. 自动化学报, 2000, 26(3): 401 ~ 404.

作者简介

蒋 峥(1970 -), 男, 博士生. 研究领域为智能优化.

戴连奎(1963 -), 男, 工学博士, 副教授. 研究领域为复杂工业过程的建模, 控制与智能优化.

吴铁军(1950 -), 男, 工学博士, 教授, 博士生导师. 研究领域为分布式智能系统控制与优化, 微型及柔性机器人控制.

(上接第 306 页)

- [7] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995.
- [8] Smola A, Scholkopf B. A Tutorial on Support Vector Regression [R]. Neuro COLT, 1998.
- [9] Ralotomenjy A, Canu S. Learning, Frame, Reproducing Kernel and Regularization [R]. France: St Etienne du Rouvray, 2002.
- [10] Shevade S K, Keerthi S S, Bhattacharyy C, et al. Improvements to SMO algorithm for SVM regression [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(5): 1188 ~ 1193.
- [11] Scholkopf B. Support Vector Learning [D]. Berlin, Germany: Technischen University, 1998.

- [12] Qian W, Clarke I P. Wavelet-based neural network with fuzzy-logic adaptivity for nuclear image restoration [J]. Proceedings of the IEEE, 1996, 84(10): 1458 ~ 1473.

作者简介

李元诚(1970 -), 男, 博士后. 研究领域为人工智能, 时间序列预测, 图像处理, 模式识别, 多媒体技术.

李 波(1966 -), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域为图像处理, 机器学习和人工智能.

方廷健(1938 -), 男, 研究员, 博士生导师. 研究领域为图像处理, 模式识别, 人工智能.