

蚁群算法研究进展

马军建¹, 董增川¹, 王春霞², 陈康宁¹

(1. 河海大学水资源环境学院, 江苏 南京 210098; 2. 广东省水利电力勘测设计研究院, 广东 广州 510170)

摘要: 人工蚁群算法是受到蚂蚁在觅食过程中能发现蚁巢到食物的最短路径这种搜索机制的启发而发展起来的一种群体智能算法。蚁群算法在求解一系列困难的组合优化问题上取得成效, 成为解决 TSP, VRP, QAP, JSP 等典型问题的一种新型的强有力算法。对蚁群算法的起源和发展历史、算法理论研究的主要内容和方法、基于算法的改进以及应用范畴等, 进行了系统的总结与综述, 并对这一新型现代启发式算法的发展方向进行了展望。

关键词: 蚁群算法; 组合优化; 人工蚁群; 群集智能

中图分类号: O224 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1980 (2005) 02-0139-05

20 世纪 50 年代中期以来, 人们从生物进化的机理中受到启发, 提出了许多用以解决复杂优化问题的新方法, 如遗传算法、模拟退火算法、禁忌搜索算法等, 为解决 NP-Hard 问题提供了一条新的途径, 尤其是新型启发式算法——蚁群算法 (Ant Colony Algorithm) 以其分布式并行性、正反馈、鲁棒性强、收敛速度快、易获得全局最优解等特点引起了越来越多国内外学者的关注, 成为目前国内外启发式算法研究的热点和前沿问题。

蚁群算法是一种源于大自然生物世界的新型仿生类算法^[1], 是于 20 世纪 90 年代初由意大利学者 Dorigo 和 Maniezzo 等首先提出, 在一系列复杂困难的系统优化问题求解中取得了成效, 显示出该算法在求解复杂优化问题特别是离散优化问题方面的一些优越性。蚁群算法特别适合于在离散优化问题的解空间进行多点非确定性搜索, 已经先后被应用到 TSP 问题、二次分配问题、工件调度问题、图着色问题等多个经典组合优化问题, 取得了很好的效果, 成为求解组合优化等 NP-Hard 问题的一种有潜力的演化算法。

1 基本蚁群算法的计算原理

根据仿生学家的研究结果^[2], 蚂蚁凭借路径寻优的能力能够找到蚁巢与食物之间的最短路径, 其原理在于: 蚂蚁在所经过的路径上留下一种挥发性分泌物 (pheromone, 以下称为信息素), 信息素随着时间的推移会逐渐挥发消失。蚂蚁在觅食过程中能够感知这种物质的存在及其强度, 并以此来指导自己的运动方向, 倾向于朝着这种物质强度高的方向移动, 即选择该路径的概率与当时这条路径上该物质的强度成正比。信息素强度越高的路径, 选择它的蚂蚁就越多, 则在该路径上留下的信息素的强度就更大, 而强度大的信息素又吸引更多的蚂蚁, 从而形成一种正反馈。通过这种正反馈, 蚂蚁最终可以发现最佳路径, 导致大部分的蚂蚁都会走此路径。

以求解 n 个城市的 TSP 旅行商问题为例说明 ACA 模型。

设蚁群中蚂蚁的数量为 m , d_{ij} ($i, j=1, 2, \dots, n$) 表示城市 i 和城市 j 之间的距离, $b_i(t)$ 表示 t 时刻位于城市 i 的蚂蚁的个数, 则有 $m = \sum_{i=1}^n b_i(t)$ 。 $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻在城市 i, j 连线上残留的信息量。初始时刻, 各条路径上信息量相等, 设 $\tau_{ij}(0) = C$ (C 为常数)。蚂蚁 k ($k=1, 2, \dots, m$) 在运动过程中, 根据各条路径上的信息量决定转移方向。 $p_{ij}^k(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{k \notin \text{tab}_k} [\tau_{kj}(t)]^\alpha (\eta_{kj})^\beta} & j \notin \text{tab}_{u_k} \\ 0 & j \in \text{tab}_{u_k} \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期: 2004-11-02

基金项目: 国家自然科学基金重大资助项目 (50099620)

作者简介: 马军建 (1977—), 男, 河北石家庄人, 博士, 主要从事水文水资源和水资源大系统多目标研究。 <http://www.cnki.net>

式中： η_{ij} ——先验知识或称为能见度，在 TSP 问题中为城市 i 转移到城市 j 的启发信息； α ——在路径 ij 上残留信息的重要程度； β ——启发信息的重要程度； $tabu_k$ ——记录蚂蚁 k 当前所走过的城市，称为记忆列表， $k=1, 2, \dots, m$ ，集合 $tabu_k$ 随着进化过程作动态调整。

经过 n 个时刻，所有蚂蚁都完成了一次遍历。此时，计算每一只蚂蚁所走过的路径 L_k ，并保存最短路径 $L_{min}=\min \{L_k|k=1, 2, \dots, m\}$ 。在蚂蚁完成一次循环以后，各路径上的信息量进行如下调整

$$\tau_{ij}(t+1)=(1-\rho)\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij} \tag{2}$$

式中 $\rho\in(0, 1)$ ，表示信息素 $\tau_{ij}(t)$ 随时间的推移而衰减的程度。信息素增量 $\Delta\tau_{ij}$ 可表示为

$$\Delta\tau_{ij}=\sum_{k=1}^m\Delta\tau_{ij}^k \tag{3}$$

式中 $\Delta\tau_{ij}^k$ 为蚂蚁 k 在本次循环中在城市 i 和 j 之间留下的信息量，它的计算公式根据具体问题而定。Dorigo 曾给出 $\Delta\tau_{ij}^k$ 3 种不同的模型，分别称为 Ant-Cycle System，Ant-Quantity System 和 Ant-Density System^[3]。Ant-Cycle 同 Ant-Quantity，Ant-Density 的区别就在于信息素的更新机制，在后两个模型中每只蚂蚁每前进一步都会释放信息素并更新经过路径上的信息素浓度，而前者则只在结束整个循环后才更新。Dorigo 对上述 3 种模型进行多次比较，以 Ant-Cycle System 的求解效果最好。

2 基本蚁群算法的主要问题及其改进算法

为了克服蚁群算法收敛慢、容易出现停滞现象、算法的运算时间长等缺点，人们提出了许多改进算法。当蚁群规模较大时，要找出一条较好的路径需较长的搜索时间，为此，Dorigo 等在基本蚁群算法的基础上提出 AS 和 Q 学习机制的耦合算法——Ant-Q 的蚁群算法^[4]。Ant-Q 算法中用来指引蚂蚁初始寻优的一个状态传递方程，也称行为选择机制为

$$j=\begin{cases} \arg\max_{u\in J_i}\{[AQ(i,u)]^\delta[HE(i,u)]^\beta\} & q\leq q_0 \\ J & \text{其他} \end{cases} \tag{4}$$

式中： δ —— AQ 值相对重要程度系数； q —— $[0, 1]$ 上的随机数； q_0 ——初始设定的参数， $q\leq q_0\leq 1$ ， q_0 值越大，蚂蚁在转移时随机选择结点的概率就越小； J ——公式 (1) 计算出的概率； HE ——同 η_{ij} ； AQ ——学习因子，用来指导蚂蚁的运动。按照式 (5) 更新：

$$AQ(i,j)\leftarrow\rho AQ(i,j)+(1-\rho)[\Delta AQ(i,j)+\gamma\max_{z\in J_j}AQ(j,z)] \tag{5}$$

ACS (Ant Colony System) 算法^[5]是由 Dorigo 和 Gambardella 提出，继承了 Ant-Q 算法优点并对基本 AS 模型做出了几点重要改进：ACS 算法中，蚂蚁在寻找最佳路径的过程中只能使用局部信息，即采用局部信息对外信息素浓度进行调整；在蚂蚁所有寻优过程结束后，再一次调整信息素浓度，而这次采用全局信息，只对过程中发现的最佳路径上的信息素浓度进行加强。ACS 中蚁群的选择机制则由公式 (4) 来替代，而路径上的更新机制公式 (2) 中的 $\Delta\tau_{ij}(t)=1/L^+$ ， L^+ 为自搜索开始至找到最佳路径的长度。同时，在算法中，Dorigo 等设计了一个推荐结点列表，通过对所在结点到未访问结点的距离进行排序，选择其中的一些结点作为推荐的结点。如果列表中没有推荐结点，则使用 $tabu_k$ 中的结点。ACS 算法无论在搜索时间和解的质量上都取得了很好的效果。

为了克服在 Ant-Q 中可能出现的停滞现象，Thomas Stützle 等提出了 MAX-MIN 蚁群系统 (MMAS)^[6]，该算法保证只有在产生最好结果的路径上才允许信息素得到更新。同时，对每条路径上的信息素浓度加以限制，设置最大、最小信息素浓度值 $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ 以有效避免在搜索中算法过早收敛于并非全局最优的解，也避免了某条路径上的信息素浓度过分大于其他路径以至于所有蚂蚁全部集中到这条路径上来，而放弃对新的可行解的搜索。同时，通过在循环开始时设置 $\tau_0=\tau_{max}$ ，可以使蚂蚁更高效地探索更多的可行解。MAX-MIN 蚁群系统是一个易于扩展的模型，可以添加局部优化算法来提高蚁群系统的精度并加快收敛的速度。

Bullnheimer 等提出了 AS 算法的另一个改进算法 AS_{rank} ^[7]，采用类似于 MMAS 的信息素贡献机制，不过在 AS_{rank} 算法中蚂蚁是按比例在经过的路径上释放信息素，同样最佳路径上的信息素亦按照比例更新。Bullnheimer 等经研究发现新算法能够显著提高解的精度。ACS-3-Opt 算法是在 ACS 算法的基础上耦合了 3-Opt 局部搜索算法来提高每次循环中获得最佳路径的效率和精度，比遗传算法更加高效。Gambardella 等提

出了一种混合型蚁群算法 HAS，在蚂蚁每次建立各自的解后，再分别以这些解为起点，用某种局部搜索算法求局部最优解，作为相应蚂蚁的解，可以迅速提高解的质量。

近 10 年来，国外一些学者对蚁群算法的研究作出了贡献，提出了许多同基本 AS 算法相比更加有效的算法^[8-9]，这些算法分别从改进信息素浓度的更新机制、克服收敛速度慢以及算法中参数的选择等方面对原始算法进行了改进。通过对 AS 算法本身的改进或者完善，使得 AS 算法更容易应用于实际组合优化问题，算法也更加通用。这些算法在时间和解精度方面都较以前的算法有很大的改进。

3 蚁群算法的应用领域

Dorigo 等首先将自己提出的蚁群算法应用在 TSP 问题上，并把 Oliver30 问题的求解结果同其他几种进化算法进行了对比研究，结果表明，AS 算法的求解效果明显优于现在流行的几种进化算法。随即众多学者以 TSP 问题为主展开了研究，并迅速将这一研究拓展到其他几种典型的组合优化问题上。Dorigo 和 Maniezzo 等将 AS 算法引入到 QAP 问题上，并对 AS 算法进行了相应的改进。Costa 和 Hertz 等首先在图着色问题中采用了 AS 算法。Schoonderwoerd 和 Di Caro 等则分别在有线和无线网络路由这一领域应用 AS 算法并取得了不错的结果。AS 算法在频段分配问题的成功应用是 Maniezzo 等在这一领域的重要研究成果。Bullnheimer 等则将 AS 算法扩展到 VRP 问题上，同其他算法相比结果较优。国外学者近几年对 AS 算法在各专业领域的应用研究贡献卓越，并且这方面的研究使得 AS 算法趋于通用和完善。蚁群算法求解的问题见表 1。

表 1 蚁群算法求解的问题^[10]

Table 1 Applications of ant colony optimization algorithm			
优化问题	学者	算法	年份
旅行商问题 (TSP)	Dorigo, Maniezzo, Colnini	AS	1991
	Gambardella, Dorigo	Ant-Q	1995
	Gambardella, Dorigo	ACS	1996
	Gambardella, Dorigo	ACS-3-Opt	1996
	Stutzle, Gambardella	MMAS	1997
	Bullnheimer, Strauss	AS _{rank}	1997
二次分配问题 (QAP)	Maniezzo, Colnini, Dorigo	AS-QAP	1994
	Stutzle, Hoos	MMAS-QAP	1997
调度问题 (SP)	Colnini, Dorigo, Maniezzo	AS-JSP	1994
	Stutzle	AS-FSP	1997
网络路由问题	Schoonderwoerd 等	ABC	1996
	Di Caro, Dorigo	ANTNET-FS	1998
无线网络路由问题	Di Caro, Dorigo	ANTNET	1997
	Heusse 等	CAF	1998
车辆路由问题 (VRP)	Bullnheimer, Hartl, Strauss	AS-VRP	1997
	Gambardella, Agazzi	HAS-VRP	1999
频段分配问题 (FAP)	Maniezzo, Carbonaro	ANTS-FAP	1998
序列排序问题 (SOP)	Gambardella, Dorigo	HAS-SOP	1997
图形着色问题 (GCP)	Costa, Hertz	ANTCOL	1997
广义分配问题 (GAP)	Ramalhinho Lourenco, Serra	MMAS-GAP	1998
光学网络路由问题	Navarro Varela, Sinclair	ACO-VWP	1999
冗余分配问题 (RAP)	Liang, Smith	ACO-RAP	1999

我国马良等^[11]采用了一种融合局部搜索机制的策略求解了部分 TSPLIB 中的问题，对中国 144 个城市 TSP 的求解结果为 30 351（最优解为 30 347），优于近几年公布的其他算法结果。丁建立等^[12]采用动态 K 均值聚类快速邻域分解方法，应用蚁群算法同时对分区并行优化计算，基于分区重心进行邻域全局连接，得到了大规模 TSP 问题的满意解。Bilchev 等曾在使用遗传算法解决工程设计中连续空间的优化问题时，使用了蚁群算法，对遗传算法得到的初步结果进行精确化，取得了较好的效果^①。还有一些学者提出了一些自适应算法，如把常数 Q 改为时间的函数等。陈敬宁等结合遗传算法和自适应思想对基本 AS 算法进行了部分改进，并应用于电力系统无功优化问题。

4 蚁群算法在水科学中的应用研究

至今，蚁群算法在一些诸如电信网络路由、经典组合优化问题、机器人智能规划等领域中的应用研究已经相当广泛，充分展示了其算法的优越性、实用性以及通用性。由于蚁群算法是近 10 年才提出的新型进化算法，在国内外水科学中的应用研究仍处在起步阶段，目前研究主要集中在水资源领域。在水资源的优化调度研究中，Jalali 等^②首先将蚁群算法及其 3 个子模型 Ant-Cycle，Ant-Quantity，Ant-Density 应用在水

① BILCHEV G, PARMEE I C. Adaptive searching strategies for heavily constrained design spaces. Proceedings of 22nd International Conference on Computer Aided Design 1995. Yalta, Ukraine, 1995. 230—235.

② JALALI M R, AISHAR A, MARINO M A, et al. Reservoir operation by ant colony optimization algorithm. dissertation, 1—31. 1994—2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

库优化调度中, 并由单库优化调度扩展到两库, 以揭示蚁群算法在库群优化调度中的潜力。研究结果亦证明该算法比传统的优化算法优势更明显。徐刚等在单库电力调度中采用蚁群算法进行优化求解, 并与动态规划方法进行了对比。通过增大离散点的方法模拟增大问题规模, 当离散点增大 10 倍时, 动态规划求解时间明显增加, 而蚁群算法运行时间增加不明显, 计算速度快。在实际优化调度中, 大部分问题往往能转化成求解各研究时段的库容值的问题。问题的每一个可行解将会是各时段库容离散点组合的子集。这符合蚁群算法求解该类问题的特点。

此外, 蚁群算法在水资源供需平衡优化、水资源合理分配及优化配置研究领域中的初步应用也取得了很好的效果, 求解也从单目标问题拓展到了多目标问题. Mariano 等^①将 Ant-Q 算法同这一问题相结合, 提出了 MOAQ 算法以解决多目标问题, 并在水资源分区灌溉设计中取得了很好的效果. 为解决水资源配水系统的优化调度问题, 文献 [13] 采用了基本蚁群算法的改进算法 MMAS (Max-Min Ant System), 对适当转化后的优化调度问题求解, 结果合理有效. 同时文章还给出了就两个实际问题使用遗传算法和原始蚁群算法求解的结果, 同 MMAS 计算结果对比说明, MMAS 在求解的速度与精度上明显优于以上两种.

蚁群算法在地下水研究中存在很大的潜力。在观测井网布设过程中, 需进行井网的合理密度分析, 即要求以最少的井点获得最多、最有效的资料。如何根据经济有效的原则对观测井点进行优化布设, 是一个复杂的离散优化问题。同其他传统优化算法相比, 蚁群算法解决该类问题有绝对的优势, 特别是与其他局部搜索算法、进化算法结合而成的耦合算法, 求解问题更高效, 精度更高。文献 [14] 即为针对长期观测井网的最优布设问题, 使用蚁群算法和遗传算法的耦合算法进行求解, 获得了理想的结果。除此之外, 多目标的地下水规划与管理、井灌区最优布井配泵、地表水与地下水的联合优化调度等问题都将成为蚁群算法的应用领域。

最近, 杨晓华等^[15]将蚁群算法应用在水环境领域中的参数优化问题上, 针对蚁群算法求解一般非线性参数优化问题速度慢、精度不高等缺点提出了改进 ACAGA 算法, 即蚁群算法与遗传算法的耦合算法。该算法利用遗传算法中的杂交和变异操作来拓展新的解空间以达到对新解的探索, 改进了基本蚁群算法的计算性能。

尽管蚁群算法在水科学研究中的应用仅仅是个开始，但凭借其算法本身所具有多点非确定性搜索、易取得全局最优解和分布性等优点，在水科学领域获得了众多学者的青睐。

5 结论与展望

众多研究已经证明, 蚁群算法具有很强的发现较好解的能力, 因为该算法不仅利用了正反馈原理, 而且是一种本质并行的算法, 不同个体之间不断进行信息交流和传递, 从而能够相互协作. 蚁群算法可求解传统方法难以解决的非凸、非线性非连续的优化问题. 与其他模拟进化算法一样, 蚁群算法通过候选解组成群体的进化过程来寻求最优解. 该过程包含 3 个基本机制: 选择、协作和更新机制. 蚁群算法凭借其优异的算法性能和算法特点很快成为启发式方法范畴内的一个独立分支, 在有关国际会议上多次作为专题加以讨论. 通过对国内外的研究回顾, 不难发现蚁群算法的主要优点: (a) 正反馈性. 通过不断强化最优解的信息素, 加快算法的收敛速度. (b) 较强的鲁棒性. 对基本蚁群算法模型稍加修改, 便可以应用于其他问题. (c) 分布式计算. 蚁群算法是一种基于种群的进化算法, 具有本质并行性, 易于并行实现. (d) 易与其他方法结合. 蚁群算法很容易与多种启发式算法结合, 以改善算法的性能.

自 1998 年第一次国际蚁群算法国际会议召开后, 蚁群算法更是成为智能仿生算法的研究热点. 今后的研究方向主要有以下几个:

a. 蚁群算法求解连续优化问题相对较弱, 而实际工程应用中存在着许多此类问题, 如不能将蚁群算法应用于求解连续优化问题, 将会束缚蚁群算法在其他研究领域的应用. 目前, 已有部分国内外学者开展了相关研究, 并取得了很大的进展.

b. 同 GA, SA 等算法相比, 蚁群算法没有系统的分析方法和坚实的数学基础, 这是由于算法的起步较晚, 未能为各研究领域的学者所重视. 具有完备的数学理论基础将会使蚁群算法得到更广泛的应用, 同时也能为算法本身的改进与完善提供理论支持.

c. 针对算法本身的改进与完善仍将是以后蚁群算法在应用中的重要研究方向。基本蚁群算法中易出现停滞现象、搜索时间长、解空间的探索不够等缺点,今后应不断改进算法性能,提升算法通用性。

① MARIANO C E, MORALES E. A multiple objective Ant-Q algorithm for the design of water distribution irrigation networks. Technical Report, HC—

d. 蚁群算法具有很强的耦合性, 易与其他传统优化算法或者启发式算法结合, 以后研究中应以耦合算法为其中的一个重要研究方向。

参考文献:

- [1] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transaction on Systems, 1996, 26 (1): 1—26.
- [2] BARTO A G, SUTTON R S, BROWER P S. Associative search network: a reinforcement learning associative memory [J]. Biological Cybern, 1981, 40: 201—211.
- [3] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed optimization by ant colonies [A]. In: Proceeding of The First European Conference Artificial Life [C]. Paris: Elsevier Publishing, 1991. 134—142.
- [4] GAMBARDILLA L M, DORIGO M. Ant-Q: a reinforcement learning approach to the traveling salesman problem [A]. In: Proceedings of the Twelfth International Conference on Machine Learning, ML-95 [C]. Palo Alto: Morgan Kaufmann, 1995. 252—260.
- [5] DORIGO M, GAMBARDILLA C. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. IEEE Trans Evolution Compute, 1997, 1 (1): 53—66.
- [6] STÜTZLE T, HOOS HOLGER H. Max-min ant system [J]. Future Generation Computer System, 2000, (16): 889—914.
- [7] BULLNHEIMER B, HARTL R F, STRAUSS C. A new rank based version of the ant system—a computational study [J]. Central European J Oper Res Econom, 1999, 7: 25—38.
- [8] 温文波, 杜维. 蚁群算法综述 [J]. 石油化工自动化, 2002, (1): 19—22.
- [9] 姜长园. 蚁群算法的理论及应用 [J]. 计算机时代, 2004, (6): 1—3.
- [10] DORIGO M, BONABEAU E, THERAULAZ G. Ant algorithms and stigmergy [J]. Future Generation Computer Systems, 2000, (16): 851—871.
- [11] 马良, 蒋馥. 多目标旅行售货员问题的蚂蚁算法求解 [J]. 系统工程理论方法应用, 1999, 8 (4): 23—27.
- [12] 丁建立, 陈增强, 袁著祉. 基于动态聚类邻域分区的并行蚁群优化算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2003, (9): 105—110.
- [13] ZECCHIN A C, MAIER H R, SIMPSON A R, et al. Max-min ant system applied to water distribution system optimisation [A]. In: Modsim 2003-International Congress on Modelling and Simulation [C]. Townsville: Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand Inc, 2003. 795—800.
- [14] LI Y, HILTON A B C, TONG L. Development of ant colony optimization for long-term groundwater monitoring [A]. In: Proceedings of the ASCE EWRI 2004 World Water & Environmental Resources Congress [C]. Salt Lake City: ASCE, CD-ROM, 2004. 1—10.
- [15] 杨晓华, 杨志峰, 酆建强. 蚁群加速遗传算法在水环境优化问题中的应用 [J]. 水电能源科学, 2003, 21 (4): 42—45.

Advances in research of ant colony algorithm

MA Jun-jian¹, DONG Zeng-chuan¹, WANG Chun-xia², CHEN Kang-ning¹

(1. College of Water Resources and Environment, Hohai Univ., Nanjing 210098, China;

2. Guangdong Provincial Investigation, Design and Research Institute of Water Conservancy and Electric Power, Guangzhou 510170, China)

Abstract: The artificial Ant Colony Algorithm (ACA) is a new type of swarm intelligence algorithm with the ability to successfully achieve better solution to complicated combinatorial optimization problems than other popular metaheuristic algorithms. The algorithm takes inspiration from the observations of ant colonies foraging behavior with which ants can find the shortest paths from food sources to their nests. Research on ACA have revealed its potential to solve some classic combinatorial optimization problems, such as TSP, VRP, QAP, JSP, etc. The origin, the development process, and the methodologies of ACA were systematically reviewed, as well as its improvements and applications. Finally, expectation of future research on this new metaheuristic algorithm was presented.

Key words: ant colony algorithm; combinatorial optimization; artificial ant colony; swarm intelligence