

蚁群优化算法及其应用

胡小兵^{1,2}, 黄席樾¹

(1. 重庆大学自动化学院, 重庆 400044; 2. 重庆大学数理学院, 重庆 400044)

摘要: 蚂蚁算法是由意大利学者 M. Dorigo 等人提出的一种新型的模拟进化算法。该算法首先应用于旅行商问题并获得了极大的成功, 其后, 又被用于求解指派问题、Job-shop 调度问题、图着色问题和网络路由问题等。实践证明, 蚂蚁算法是一种鲁棒性强、收敛性好、实用性广的优化算法, 但同时也存在一些不足, 如收敛速度慢和容易出现停滞现象等。

关键词: 蚁群优化; 组合优化; 随机搜索; 启发式算法

中图分类号: TP273+.1 **文献标识码:** A

1 引言

20 世纪 90 年代初, 意大利学者 M. Dorigo, V. Maniezzo 和 Colomi 提出了一种新型的模拟进化算法——蚂蚁系统 (Ant System)^{[1][2]}, 该算法首先用于求解旅行商问题 (Traveling Salesman Problem, TSP), 实验结果表明蚂蚁系统具有较强的鲁棒性和搜索较好解的能力, 但同时也存在一些缺陷, 如收敛速度慢、易出现停滞现象等。蚂蚁系统的出现引起了许多学者的关注, 针对算法的不足, 提出了许多新的蚂蚁算法如蚁群系统 (Ant Colony System, ACS)^{[3][4]}

最大-最小蚂蚁系统 (MAX-MIN Ant

System, MMAS)^{[5][6][7]} 和基于排序的蚂蚁系统 (Rank-Based Version of Ant System, ASrank)^[8] 等。这些算法在性能上有了很大的提高, 很大程度上消除了搜索中的停滞现象, 更适合求解高维的 NP-Hard 问题; 除此之外, 许多学者利用蚂蚁算法求解其它组合优化问题, 如指派问题 (Quadratic Assignment Problem)^{[6][9]}、Job-shop 调度问题 (Job-shop Scheduling Problem)^[10]、车辆路由问题 (Vehicle Routing Problem)^[11]、图着色问题 (Graph Coloring Problem)^[12] 和网络路由 (Network Routing Problem)^[13] 等。近年来, 一些学者提出了蚁群优化 (Ant Colony Optimization, ACO) 这一新概念, 给蚂蚁算法提供了一个统一的框架, 为蚂蚁系统的理论研究打下了坚实的基础。本文正是在 ACO 框架的基础上, 就蚁群优化算法的原理、模型、实现和应用作了较详细的介绍。

2 蚂蚁系统

2.1 蚂蚁系统原理

收稿日期: 2003-03-28

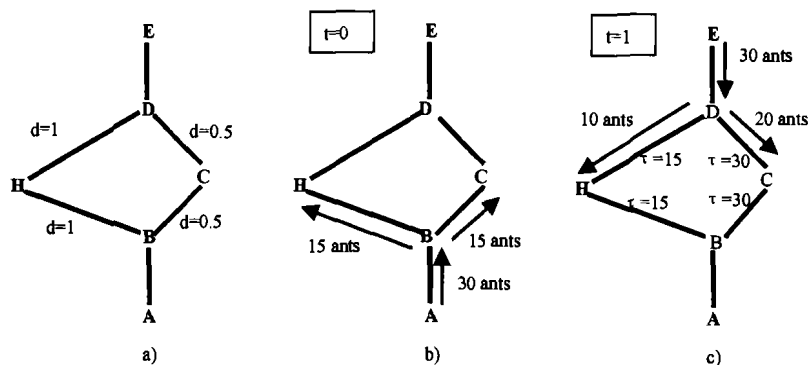


图 1 蚁群寻找最优路径的过程

a) 标明距离的初始化图;

b) 在时间 $t=0$, 路径 BCD 和 BHD 上没有信息素, B 的蚂蚁将以相同的概率向左或右转;

c) 在时间 $t=1$, 在较短的边上有更多的信息素, 更多的蚂蚁将会选择较短的路径。

(The principle of ant system) 蚂蚁系统 (Ant System, AS)^{[1][2]}

是由 M. Dorigo 等人最早提出的一种 ACO 算法, 该算法是从蚁群觅食过程中得到启发而构造出的一种模拟进化算法。蚁群在觅食过程中, 总能找到一条从蚁巢到食物源的最优路径。虽然单个蚂蚁的行为及其简单, 但当多个蚂蚁组成蚁群时, 却表现出非常复杂的行为特征。不仅如此, 蚁群还有较强的适应环境的能力, 如在蚁群经过的线路上出现障碍物时, 蚁群总能很快重新找到一条最优路径。蚁群是如何完成这些复杂任务的? 生物学家和仿生学家经过仔细地研究发现, 蚂蚁个体之间是通过一种称之为外激素 (Pheromone) 的物质进行信息的传递, 从而完成复杂的任务。蚂蚁运动时, 在所经过的路径上留下一定数量的外激素, 并且能够感知这种物质的存在及其强弱, 倾向于朝着该物质数量较多的方向移动。因此, 由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为表现为一种正反馈现象: 某条路径上走过的蚂蚁越多, 更多的蚂蚁将会选择该路径。图 1 说明蚁群是如何找到最优路径的。

在图 1a 中, 从 A 到 E (或者从 E 到 A) 有两条路径 (ABCDE 和 ABHDE), 其中 B 到 H、D 到 H 的距离为 1, B 到 C 和 D 到 C 的距离为 0.5。下面分别考虑在时刻 $t=0, 1, 2 \dots$

时蚁群的运动情况。如图 1b, 在时刻 $t=0$, 设有 30 只蚂蚁从 A 运动到 B。此时路径 BH、BC 上没有外激素(蚂蚁留下的信息量), 故蚂蚁将以相同的概率向 BC、BH 运动, 于是各有 15 只蚂蚁分别选择路径 BH 和 BC。在真实蚁群中, 外激素的数量会随时间的流逝而蒸发掉一部分, 为说明方便, 此处假设: ①所有蚂蚁运动的速度相等; ②外激素蒸发量与时间成正比, 即路径上外激素的剩余量与路径的长度成反比; ③蚂蚁选路的概率与所选路上外激素的数量成正比。因为路径 BHD 的长度是路径 BCD 的 2 倍, 当 B 点的蚂蚁到达 D 点后, 路径 BCD 上的外激素是 BHD 上的 2 倍。如图 1c, 在时刻 $t=1$ 有 30 只蚂蚁从 E 到达 D。因为路径 DC 上的外激素量是 DH 上的 2 倍, 根据蚂蚁选路特点, 将会有 20 只蚂蚁选择 DC, 而只有 10 只蚂蚁选择 DH。以此类推, 当 $t=2, 3, 4, \dots$ 时, 将会有更多的蚂蚁选择路径 BCD。经过较长时间运动后, 蚁群最终会沿着最优路径 ABCDE 运动。

2.2 蚂蚁系统模型

为了区别于真实蚁群, 称算法中的蚁群为人工蚁群(artificial ants)。人工蚁群与真实蚁群有如下区别: ①人工蚁群有一定的记忆能力; ②人工蚁群有一定的视觉; ③人工蚁群处在一种离散的环境中。

考虑到真实蚁群的行为与 TSP 问题的相似性, 蚂蚁系统首先被应用于平面上 n 个城市的 TSP 问题。 n 个城市的 TSP 问题即求从某一个城市出发, 经过 $n-1$ 个城市各一次, 最后回到出发点的最短环路。TSP 是著名的 NP-Hard 问题, 对于其它 NP-Hard 问题, 经过一定的转化也能利用蚂蚁系统来求解。

为说明该算法, 引入如下的标记: m 表示蚁群中蚂蚁的数量, $d_{ij}(i, j=0, 1, \dots, n-1)$ 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 的蚂蚁数, 显然应满足 $m = \sum_{i=0}^{n-1} b_i(t)$, $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻在 ij 连线上的信息量(即真实蚁群中的外激素量)。在算法的初始时刻, 将 m 只蚂蚁随机地放到 n 座城市上, 此时各路径上的信息量相等, 设 $\tau_{ij}(0) = C$ (C 为常数)。每只蚂蚁根据路径上保留的信息量独立地选择一个城市。在时刻 t , 蚂蚁 k 从城市 i 转移到城市 j 的概率 p_{ij}^k 为:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{j \in \text{allowed}_k} \tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}, & \text{如果 } j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\text{allowed}_k = \{0, 1, 2, \dots, n-1\} - \text{tabu}_k$ 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的所有城市, 列表 tabu_k 纪录了当前蚂蚁 k 所走过的城市, 当所有 n 个城市都加入到 tabu_k 中时, 蚂蚁 k 便完成了一次循环, 此时蚂蚁 k 所走过的路径便是问题的一个解。 η_{ij} 是一个启发式因子, 表示蚂蚁从城市 i 转移到城市 j 的期望程度, 在蚂蚁算法中, η_{ij} 通常取城市 ij 之间距离的倒数。 α 和 β 分别表示路径上信息量和启发式因子的重要程度。

当所有蚂蚁完成一次循环后, 各路径上的信息量要根据(2)式调整:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) * \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad \rho \in (0, 1) \quad (2)$$

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

其中 ρ 表示路径上信息的蒸发系数, $1-\rho$ 表示信息的保留系数; $\Delta\tau_{ij}$ 表示本次循环路径 ij 上信息的增量。 $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中留在路径 ij 上的信息量, 如果蚂蚁 k 没有经过路径 ij , 则 $\Delta\tau_{ij}^k$ 的值为零, $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示为:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } ij \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

其中, Q 为常数, L_k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中所走过的路径的长度。

M. Dorigo 共提出了 3 种蚂蚁系统模型^[2], 该模型称为 ant-cycle, 另外 2 种模型分别称为 ant-quantity 和 ant-density, 其差别主要在(3)式, 即:

在 ant-quantity 模型中:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{d_{ij}}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在时刻 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 经过 } ij \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

在 ant-density 模型中:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在时刻 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 经过 } ij \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

从模型不难看出, 蚂蚁系统实际上是正反馈原理和启发式算法相结合的一种算法。在选择路径时, 蚂蚁不仅利用了路径上的外激素(蚂蚁之间通过交换信息而留下的产物), 而且也用了城市之间距离的倒数作为启发式因子。

实验结果表明, ant-cycle 模型比 ant-quantity、ant-density 有更好的性能, 这是因为 ant-cycle 模型利用全局信息更新路径上的信息量, 而 ant-quantity、ant-density 使用局部信息。故蚂蚁系统主要采用 ant-cycle 模型, 该模型的时间复杂度为 $O(NC \cdot n^3)$, 其中 NC 表示循环的次数, n 为城市数。在文献[2]中, M. Dorigo 通过 Oliver30 对蚂蚁系统的参数进行了分析, 发现当 $\alpha = \{0.5, 1\}$, $\beta = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 时, 蚂蚁系统总能收敛到当前最优解, 当蚂蚁数 m 接近城市数 n 时, 该算法有较好的性能。

3 蚁群优化算法的研究现状

针对 AS 算法的不足, 一些学者提出了许多新的蚂蚁算法, 如蚁群系统(Ant Colony System, ACS)、最大-最小蚂蚁系统(MAX-MIN Ant System, MMAS)和基于排序的蚂蚁系统(Rank-based Version of Ant System, ASrank)等, 下面分别介绍这几个算法。

蚁群系统(ACS): ACS 算法对 AS 算法的选路和信息更新

策略作了相应的改进,即:

1) 采用伪随机比率选择规则(pseudo-random-proportional action choice rule)的选路方式,即对于在城市 i 的蚂蚁,按公式(6)选择下一个城市 j :

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in allowed_k} \{ \tau(i, u) \cdot \eta^\beta(i, u) \} & \text{if } q \leq q_0 \\ S & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

其中 $q_0 \in (0, 1)$ 为常数, $q \in (0, 1)$ 为随机生成的数。 $\tau(i, u)$ 表示城市 i 与城市 u 之间的信息量, $\eta(i, u)$ 表示城市 i 与城市 u 之间的启发式因子, β 表示启发式因子的相对强弱。在选择下一个城市之前随机生成 q , 如果 q 的值小于等于常数 q_0 , 则从城市 i 到所有可行的城市 u 中找出 $\{ \tau(i, u) \cdot \eta^\beta(i, u) \}$ 最大的城市, 即为下一个要选择的城市; 如果随机数 q 大于 q_0 , 则按公式(7)来选择下一个城市。

$$p_k(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau(i, j)] \cdot [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau(i, s)] \cdot [\eta(i, s)]^\beta} & \text{if } j \in allowed_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

2) 局部信息更新。蚂蚁从城市 i 转移到城市 j 后, 路径 ij 上的信息量按公式(8)进行更新:

$$\tau_{ij} = (1 - \xi) * \tau_{ij} + \xi * \tau_0, \xi \in (0, 1) \quad (8)$$

其中 τ_0 为常数, $\xi \in (0, 1)$ 为可调参数。

3) 全局信息更新。针对全局最优解所属的边按公式(9)进行信息更新:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(t+1) &= (1 - \rho) * \tau_{ij}(t) + \rho * \Delta\tau_{ij}^{gb}(t), \rho \in (0, 1) \\ \Delta\tau_{ij} &= 1/L^{gb} \end{aligned} \quad (9)$$

其中 L^{gb} 为当前全局最优解的长度, ρ 为外激素的蒸发系数。

在文献[2]中, Dorigo M. 将 ACS 算法与模拟退火、进化计算和遗传算法进行了比较, 发现 ACS 算法在大多数情况下要优于其它算法, 至少性能相当。在解决非对称 TSP 问题时, ACS 算法更具优势。

最大-最小蚂蚁系统(MMAS): MMAS 直接来源于 AS 系统, 主要作了如下的改进: ① 每次循环结束后, 只有最优解所属路径上的信息被更新; ② 为了避免搜索时出现停滞现象, 各路径上的信息量被限制在范围 $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ 内; ③ 初始时刻, 各路径上的信息量取最大值。所有蚂蚁完成一次循环后, 按公式(10)对路径上的信息作全局更新:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(t+1) &= (1 - \rho) * \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{best}(t), \rho \in (0, 1) \\ \Delta\tau_{ij}^{best} &= 1/L^{best} \end{aligned} \quad (10)$$

允许更新的路径可以是全局最优解, 或本次循环的最优

解。实践证明逐渐增加全局最优解的使用频率, 会使该算法获得较好的性能。

基于排序的蚂蚁系统(AS_{rank}): AS_{rank} 也是 AS 系统的改进版本。在完成一次循环后, 将蚂蚁所经路径按从小到大的顺序排列, 即 $L^1(t) \leq L^2(t) \leq \dots \leq L^m(t)$, 并根据路径长度赋予不同的权重, 路径较短的权重较大。全局最优解的权重为 w , 第 r 个最优解的权重为 $\max\{0, w - r\}$, 按公式(11)更新各路径上的信息:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(t+1) &= (1 - \rho) * \tau_{ij}(t) + \sum_{r=1}^{w-1} (w - r) * \Delta\tau_{ij}^r(t) + \\ &w * \Delta\tau_{ij}^{gb}(t), \rho \in (0, 1) \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}^r(t) = 1/L^r(t)$, $\Delta\tau_{ij}^{gb}(t) = 1/L^{gb}$

同 AS 算法相比, 以上算法的共同之处在于加强了对最优解的利用。如在 ACS 和 MMAS 算法中, 只有最优解(全局最优或本次循环最优)所属路径上的信息允许更新。在 AS_{rank} 中, 根据每次循环路径的长短赋予不同的权重, 即对较短的路径赋予较大的权重。这样最优解包含的路径将会有更多的机会被下一次选中。但是, 加强对最优解的利用将会导致搜索中的停滞现象。在 ACS 算法中通过增加局部信息更新来减少路径上的信息量, 从而使后面的蚂蚁选择该路径的可能性减少; 在 MMAS 算法中, 通过限制信息量的范围, 使路径上的信息量不会小于某一最小值, 从而避免了所有蚂蚁选择同一条路径的可能性, 即避免了搜索中的停滞现象。

4 蚁群优化的应用

M. Dorigo 首先用 AS 算法求解 Oliver30TSP 问题^[2], 在选择适当的参数后, 算法总能收敛到问题的最优解。继 M. Dorigo 之后, V. Maniezzo 等人将 AS 算法应用于指派问题(QAP)。最近几年, Ambardella, Taillard 和 Stutzle 发表了一些用 ACO 算法求解 QAP 问题的文章。目前, 蚂蚁算法已经是求解 QAP 问题最有效的算法之一。

在文献[10]中, A. Colomi 等人首先将 AS 算法应用于 Job-shop 调度问题(JSP), 计算结果表明, 该算法虽然能解决 JSP 问题, 但同 state-of-the-art 算法相比较, 并没有任何优势。后来, 用 MMAS 算法来求解流式 Job-shop 调度问题(flow shop scheduling problem), 实验结果表明 MMAS 优于模拟退火算法和禁忌搜索算法。

Costa 和 Herz^[12]提出增强的 AS 算法, 并将其应用于分配类型的问题。利用该算法在求解图的作色问题时, 得到了可以完全和其它启发式算法相媲美的结果。

Bullheimer, Hartl 和 Strauss^[11]用算法 AS_{rank} 来求解车辆路由问题(vehicle routing problems, VRP), 取得了和最优解非常相近的结果。近几年, Gambardella, Taillard 和 Agazzi 对 VRP 问题的研究, 对一些标准基问题的最优解有所提高。

最近几年, 许多学者将 ACO 算法应用于通讯网络领域, 特别是用它来解决网络路由问题。因为网络信息的分布式

性、动态性、随机性和异步性与 ACO 算法非常相似,如利用局部信息发现解,非直接的通讯方式和随机状态的转换。Dorigo, Di Caro 和 Gambardella 已在相关的文献中将 ACO 算法应用于网络路由问题,并称这种算法为 AntNet。

对 ACO 算法的应用研究是 ACO 算法的很大一部分,算法主要用来求解各种组合优化问题,虽然该算法的出现才十年左右的时间,大量的实验结果证明,该算法具有很好的解决复杂问题的能力。蚂蚁算法有代表性的应用如表 1 所示。

表 1 ACO 算法在各种组合优化问题中的应用

问题名称	作者	年份	参考文献	算法名称
旅行商问题(TSP)	Dorigo, Maniezzo&Colomi	1991	[1][2]	AS
	Gambardella&Dorigo	1995	[15]	Ant - Q
	Dorigo&Gambardella	1996	[3]	ACS&ACS - 3 - opt
	Stutzle&Hoos	1997	[5][6]	MMAS
	Bullnheimer, Hartl&Strauss	1997	[8]	ASrank
指派问题(QAP)	Maniezzo, Colomi&Dorigo	1994	[16]	AS - QAP
	Gambardella, Tailard&Dorigo	1997	[9]	HAS - QAP
	Stutzle&Hoos	1998	[7]	MMAS - QAP
Job - shop 调度问题	Colomi, Dorigo&Maniezzo	1994	[10]	AS - JSP
车辆路由问题	Bullnheimer, Hartl&Strauss	1996	[11]	AS - VRP
	Gambardella, Tailard&Agazzi	1999	[17]	HAS - VRP
图着色问题	Costa&Hertz	1997	[12]	ANTCOL
网络路由问题	Di Caro&Dorigo	1998	[19]	AntNet - FS
	Subramanian, Druschel&Chen	1997	[18]	Regular ants
	LU Guo - ying&LIU Ze - min	2000	[20]	AS

5 未来的研究

从 M. Dorigo 第一次提出蚂蚁算法到现在只有十年左右的时间,许多文献已经证明该算法是一个非常有效的解决组合优化问题的工具。目前该算法还有许多值得研究的地方,主要是:①进一步研究真实蚁群的行为特征,包括其它的群居动物。因为蚂蚁算法是受蚁群行为特征的启发而发展起来的一种模拟进化算法,通过对真实蚁群的深入研究有利于进一步的改进蚂蚁算法,从而提高其性能;②进一步提高算法的收敛速度。算法的收敛速度一直是人们关心的问题,虽然 AS 算法经过改进后,收敛速度有了很大的提高,但对于解决高维组合优化问题,还不是很理想(当然,这一点也是其它启发式算法中也存在的)。蚁群算法天然的并行性为提高算法收敛速度提供了一种可能性,不少学者在算法的并行性方面做了不少工作,但相比其它算法如遗传算法还远远不够;③对算法的收敛性进行理论研究;④利用 ACO 算法的思想来解决更广泛的复杂问题,其关键是怎样将问题转化为网络图的形式。

6 结束语

蚁群优化算法从提出到现在十年左右的时间里,已经迅速成长成为一种解决组合优化问题的强有力的工具。对该算法的研究主要分为两个方面:第一是对算法收敛性、收敛速度和参数设置的研究。从最早提出的 AS 算法到后

来的 ACS、MMAS 和 ASrank,以及一些并行蚂蚁算法都属于此类;第二,将算法应用于其它组合优化问题,如旅行商问题、指派问题、Job - shop 调度问题、车辆路由问题、图着色问题和网络路由问题等。最近几年,该算法在网络路由中的应用受到越来越多学者的关注,并提出了一些新的基于蚂蚁算法的路由算法。同传统的路由算法相比较,该算法在网络路由中具有信息分布式性、动态性、随机性和异步性等特点,而这些特点正好能满足网络路由的需要。蚂蚁算法在各个领域的应用,说明该算法有着广泛的适应性,但由于该算法出现的较晚,对其研究还处于起步阶段,远不如遗传算法、人工神经网络和模拟退火算法那样成熟。算法的很多特性,如算法的收敛性,参数的设定都来自于大量实验统计结果,目前对该算法理论研究有待进一步加强,同时对算法并行性的研究的文献也较少,而并行性正好是提高算法收敛速度的有效途径。

参考文献:

- [1] M Dorigo. Optimization, Learning and Natural Algorithms (in Italian) [M]. Ph. D. thesis, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, IT, 1992.
- [2] M Dorigo, V Maniezzo and A Colomi. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B, 1996, 26(1): 29 - 41.

- [3] M Dorigo and L M Gambardella. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computations, 1997, 1(1): 53 - 66.
- [4] L M Gambardella and M Dorigo. Solving Symmetric and Asymmetric TSPs by Ant Colonies[C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96), IEEE Press, 1996. 622 - 627.
- [5] T Stützle and H H Hoos. Improvements on the Ant System: Introducing the MAX - MIN Ant System[J]. In R.F. Albrecht G. D. Smith, N. C. Steele, editor, Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms, Springer Verlag, Wien New York, 1998. 245 - 249.
- [6] T Stützle and H H Hoos. The MAX - MIN Ant System and Local Search for Traveling Salesman Problem[A]. In T. Baeck, Z. Michalewicz, and X. Yao, editors, Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'97), 1997. 309 - 314.
- [7] T Stützle and H H Hoos. MAX - MIN Ant System and Local Search for Combinatorial Optimization Problems[M]. In S. Voss, S. Martello, I. H. Osman, and C. Roucairol, editors, Meta - Heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization, Kluwer, Boston, 1999. 313 - 329.
- [8] B Bullnheimer, R F Hartl, and C Strauss. A New Rank Based Version of the Ant System - A Computational Study[J]. Central European Journal for Operations Research and Economics, 1998.
- [9] L M Gambardella, E D Taillard, and M Dorigo. Ant colonies for the QAP. Journal of the Operational Research Society[J](JORS), 1999, 50(2): 167 - 1176.
- [10] A Colomi, M Dorigo, V Maniezzo, and M Trubian. Ant system for job - shop scheduling[J]. Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science (JORBEL), 1994, 34:39 - 53.
- [11] B Bullnheimer, R F Hartl, and C Strauss. Applying the ant system to the vehicle routing problem[M]. IN I. H. Osman S. Vo, S. Martello and C. Roucairol, editors, Meta - Heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization, Kluwer Academics, 1998. 109 - 120.
- [12] D Costa and A Hertz. Ants can color graphs[J]. Journal of the Operational Research Society, 1997, 48: 295 - 305.
- [13] D Subramanian, P Druschel, and J Chen. Ants and reinforcement learning: A case study in routing in dynamic networks[A]. In Proceedings of IJCAI - 97, International Joint Conference on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, 1997. 832 - 838.
- [14] Lu Guoying, Liu Zemin. Qos Multicast Routing Based on Ant Algorithm in Internet[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunication. Dec. 2000, 7(4).
- [15] L M Gambardella and M Dorigo. Ant - Q: A reinforcement learning approach to the traveling salesman problem[C]. In Proceedings of the Twelfth International Conference on Machine Learning, ML - 95, Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann, 1995. 252 - 260.
- [16] V Maniezzo, A Colomi and M Dorigo. The ant system applied to the quadratic assignment problem[R]. Technical Report IRIDIA/94 - 28, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1994.
- [17] L M Gambardella, E Taillard, and G Agazzi. Macs - vrptw: A multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows[M]. In D. Come, M. Dorigo and F. Glover, editors, New Methods in Optimization. McGraw - Hill, 1999.
- [18] D Subramanian, P Druschel, and J Chen. Ants and reinforcement learning: A case study in routing in dynamic networks[C]. In Proceedings of IJCAI - 97, International Joint Conference on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, 1997. 832 - 838.
- [19] G Di Caro and M Dorigo. Extending AntNet for best - effort Quality - of - Service routing. First International Workshop on Ant Colony Optimization. <http://iridia.ulb.ac.be/ants98.html>, October 15 - 16 1998.
- [20] LU Guo - ying, Liu Ze - min. Qos Multicast Routing Based on Ant Algorithm in Internet[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications. Dec. 2000, 7(4).

[作者简介]



胡小兵(1975.11 -),男(汉族),湖北京山人,博士研究生,讲师,主要研究方向为现代优化算法,机器人控制技术,计算机软件设计等;

黄席樾(1943.4 -),男(汉族),重庆奉节人,教授,博士生/后导师,主要研究方向为机器人控制技术,人工智能,智能算法等。

Ant Colony Optimization Algorithm and Its Application

HU Xiao - bing^{1,2}, HUANG Xi - yue¹

(1. School of Automation, Chongqing University, Chongqing, 400044, China;

2. School of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing, 400044, China)

ABSTRACT: Ant Algorithm is a novel simulated evolutionary algorithm which was proposed first by M. Dorigo and had been applied to Traveling Salesman Problems (TSP) with great success. Later, the algorithm has been applied to other combinatorial optimization problems such as Quadratic Assignment Problem (QAP), Vehicle Routing Problem (VRP), Graph Coloring Problem (GCP) and Network Routing Problem (NRP) etc.. It has been proved that Ant Algorithm has the characteristics of strong robustness, good convergence and versatility but at the same time has some shortcomings such as needing longer computing time and easy to enter stagnation.

KEYWORDS: Ant colony optimization(ACO); Combinatorial optimization; Stochastic search; Meta - heuristic algorithm