

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802354

# 基于搜索集中度和动态信息素更新的蚁群算法

王晓婷 钱谦

(昆明理工大学 云南省计算机技术应用重点实验室 昆明 650500)

**摘要:** 蚁群算法是一种启发式搜索算法,被广泛应用于求解复杂的组合优化问题。基本蚁群算法存在收敛速度慢和早熟停滞等问题,针对这些问题,提出了一种基于搜索集中度和动态信息素更新的蚁群算法。通过在选择策略中引入“搜索集中度”因子,让算法可以自适应的调节蚂蚁选择城市的范围,在此基础上采用动态改变信息素增量和信息素回滚的机制,缩短了搜索时间,也使算法更容易跳出局部极值。仿真实验结果表明,改进后的算法具有较快的收敛速度,提高了解的全局性,有效避免了算法陷入局部最优。

**关键词:** 蚁群算法;组合优化;搜索集中度;动态信息素增量;旅行商问题

**中图分类号:** TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

## Ant colony algorithm based on search concentration and dynamic pheromone updating

Wang Xiaoting Qian Qian

(Yunnan Key Laboratory of Computer Technology Applications, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** Ant colony algorithm is a kind of heuristic search algorithms. It has been widely used to solve complex combinatorial optimization problems. Basic ant colony algorithm has some disadvantages, such as slow convergence and premature stagnation. In order to overcome these problems, we propose an improved ant colony algorithm, which is based on search concentration and dynamic pheromone updating. Specifically, by introducing the “Search Concentration” factor in the selection strategy, the algorithm can adaptively adjust the range of cities selected by the ants. In addition, increments of pheromone are dynamically changed and a kind of pheromone rollback mechanism is used. As a result, the search time are shortened and the algorithm is more easy to jump out of the local extremum. Simulation experimental results show that the improved algorithm has a faster convergence speed, improves the global understanding, and effectively avoids the algorithm falling into local optimum.

**Keywords:** ant colony algorithm; combinational optimization; search concentration; dynamic pheromone increment; traveling salesman problem

## 0 引言

蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)是由20世纪90年代初意大利学者Dorigo等<sup>[1]</sup>提出的,其灵感源于自然界中真实蚁群的觅食行为,是一种仿生学群智能算法<sup>[2]</sup>,通过个体之间释放的称之为“外激素”的物质进行信息交流与相互协作,具体表现为某一路径上经过的蚂蚁越多,后面的蚂蚁通过感知路径上留下的“外激素”而选择此路径的概率就越大<sup>[3]</sup>,这样就形成一种信息的正反馈现象。蚁群算法在组合优化问题中可以更好的探索较优解,具有分布式正反馈并行计算机制,有较强的鲁棒性且易于与其他算法相结合等优

点<sup>[4]</sup>。目前蚁群算法在求解旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)、job-shop 调度、指派问题(assignment problem)等组合优化问题中,取得了一系列较好的结果<sup>[5]</sup>。

虽然蚁群算法具有很多优点,但初始阶段信息素的匮乏导致多数蚂蚁的搜索具有盲目性,较长时间内的信息素积累才会对选路具有指导性作用,导致系统运行周期过长,收敛速度慢<sup>[6]</sup>。此外随着问题规模的扩大,蚂蚁搜索进行到一定程度后,个体发现的解多数集中在某条路径上<sup>[7]</sup>,且在正反馈的作用下,这些路径上的信息素会进一步增多,阻止了对解空间的进一步搜索,最终陷入局部最优解和出现停滞现象<sup>[8]</sup>。针对这些问题,众多学者对基本蚁群算法进

行了多方面改进,文献[9]将动态信息素更新策略与最优个体变异结合起来,主要思想是把所有蚂蚁安置在边缘城市上,下一城市只选择与之临近的一些城市,同时每只蚂蚁留下的信息素随着向中心区的延伸逐渐减弱,当走到其他蚂蚁的领地时,信息素降到最低;文献[10]根据算法的搜索状态,用时变函数  $Q(t)$  来代替常数项  $Q$ ,同时在信息素更新策略上,仅修改搜索结果最为优秀的一些个体对应边的信息素;文献[11]利用时变函数  $\rho(t)$  代替挥发系数  $\rho$ ,在搜索陷入停滞时,减小  $\rho$  值刺激蚂蚁扩大搜索,并且在信息素增量表达式中加入自适应调节因子,可以在短时间内通过信息素增量上的差别区分次优和其他路径。这些改进方法对问题的求解取得了一些效果,但都存在各自的缺陷,文献[9]较难鉴别边缘区与中心区,且不同蚂蚁之间的信息交互较弱;文献[10]仅利用搜索时间区间将  $Q$  确定为 3 个固定值,提高收敛速度的效果不是特别明显;文献[11]对较优路径上的信息素增量没有限制,会导致信息素增长过快,出现停滞现象。

针对改进算法存在的不足之处,本文在 TSP 问题的基础上,提出了一种基于搜索集中度和动态信息素更新的蚁群算法,该算法在蚂蚁选择路径阶段不是将全部或者确定数值的城市列入备选城市列表,而是根据蚂蚁走出解的均匀度自适应的扩大或缩小城市的选择范围,大大提高了搜索效率,同时采用动态信息素更新策略,可充分利用蚂蚁之前的寻路经验对信息素做动态调整,使整个蚁群向着最优解的方向靠拢,最终达到全局最优。

## 1 蚁群算法的原理

蚁群算法通常用于求解复杂的组合优化问题<sup>[12]</sup>,我们以 TSP 问题为例说明基本蚁群算法的模型。

设有  $n$  个城市,  $m$  只蚂蚁,  $d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, n)$  表示城市  $i$  和  $j$  间的距离。初始时刻,各条路径上的信息素浓度相同,设其值  $\tau_{ij}(0) = C$  ( $C$  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和长度来决定转移方向,  $P_{ij}^k(t)$  表示在  $t$  时刻蚂蚁  $k$  从城市  $i$  转移到城市  $j$  的概率,其计算公式如式(1)所示。

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in allowed_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\tau_{ij}(t)$  表示在  $t$  时刻城市  $i$  和  $j$  之间的信息素浓度;  $\eta_{ij}(t)$  为启发函数,其值为城市  $i$  和  $j$  之间距离  $d_{ij}$  的倒数;  $\alpha$  为信息素的相对重要程度;  $\beta$  为期望值的相对重要程度;  $allowed_k$  是所有可选的目标城市,即还没有被访问到的城市。

在蚂蚁完成一次周游后,其走过的路径就是一个解,之前留下的信息素会随着时间的推移逐渐挥发,此时各路径上的信息量要根据式(2)进行调整。

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

式中:  $\rho \in (0, 1)$ , 表示信息量的挥发程度。信息增量  $\Delta\tau_{ij}$  表示为:

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (3)$$

式中:  $\Delta\tau_{ij}^k$  表示本次循环中蚂蚁  $k$  在城市  $i$  和城市  $j$  之间留下的信息量,其计算公式根据模型而定,在最常用的 ant circle system 模型中用式(4)表示。

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{如果蚂蚁 } k \text{ 经过城市 } i \text{ 和 } j \text{ 之间} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $Q$  为常数;  $L_k$  为蚂蚁  $k$  在本次循环中所走过的路径的总长度。在经过若干次循环后,如果达到最大迭代次数或者当前最优解连续多次相同时即可结束计算。

## 2 改进的蚁群算法

蚁群算法是一种结合了正反馈和启发式的进化算法<sup>[13]</sup>,本文算法通过类比真实城市的集中度,动态调整蚂蚁选择路径的概率,以及自适应调整信息素增量达到加速收敛和防止早熟现象间的平衡。与此同时,当蚂蚁不可避免的进入局部最优时,采取信息素回滚机制使得蚂蚁具备跳出局部最优解的能力。以上方法可达到“利用”和“探寻”的平衡,有利于对最优解的全局搜索<sup>[11]</sup>。

### 2.1 路径搜索集中度选择策略

在真实城市资源配置下,城市集中度是现有城市人口在不同城市之间分配的指标,衡量了城市之间的竞争度,过于集中或分散都会导致效益损失和经济增长缓慢<sup>[14]</sup>。因此,可以将其类比于 TSP 问题下的蚂蚁搜索路径过程,利用搜索集中度来衡量解的均匀程度,从而动态地扩大或缩小蚂蚁选路的范围,提高蚂蚁搜索效率。

**定义 1** 设上一次迭代中,从城市  $i$  共有  $r$  个可到达的城市,所经过的这  $r$  条路径上的蚂蚁数分别为  $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ir}$ , 城市  $i$  为起点到这  $r$  个城市的总蚂蚁数为  $w_i$  ( $w_i = w_{i1} + w_{i2} + \dots + w_{ir}$ ), 记:

$$H(i) = \sum_{j=1}^r \left( \frac{w_{ij}}{w_i} \right)^2 \quad (5)$$

式(5)为城市  $i$  的搜索集中度。城市  $i$  为起点的蚂蚁总数是确定的,若上一次迭代中蚂蚁经过  $r$  条路径中的  $x$  条,那么这  $x$  条上的蚂蚁数不为 0,而其余  $r-x$  条路径上的蚂蚁数则均为 0。由此可见,城市  $i$  的搜索集中度  $H(i)$  随着  $x$  的增大而减小。

搜索集中度越大,蚂蚁上一次从该城市到达其他城市的路径越集中,说明信息素集中于少数几条路径,在之后的搜索过程中继续强化这几条路径的信息素会导致蚂蚁选路更为集中,容易陷入局部最优解。极端情况下,所有蚂蚁集中于同一条路径上,  $H(i) = 1$ ; 反之,搜索集中度越小,蚂蚁越分散,信息素强化不太明显,导致收敛速度较慢,不容易在有限的次数内找到极值。为了平衡这两方面因素,利用

搜索集中度  $H(i)$  来确定蚂蚁在下次迭代中可选城市数  $t$ , 取:

$$t = \lceil H(i) \cdot r \rceil \quad (6)$$

式中:  $r$  为由城市  $i$  为起点可到达的  $r$  个城市。将由  $i$  城市到其他可选  $r$  个城市的距离按由小到大的顺序排列, 依次选出  $t$  个城市作为本次迭代筛选后的城市, 之后再利用转移概率选出最终要转移的城市。

显然, 搜索集中度越高,  $t$  越大。极端情况下, 当搜索集中度达到最小值, 即所有蚂蚁均匀分布在  $r$  条路径上, 此时的集中度与蚂蚁数和城市数有关, 其值较小, 则可选路径  $t$  也为较小值, 可避免收敛速度慢的问题; 当搜索集中度达到最大值, 即所有蚂蚁集中于同一条路径上时,  $H(i) = 1$ , 则可选路径为  $r$ , 此时结合信息素增量动态更新策略可以有效降低信息素的集中度, 避免早熟现象。

### 2.2 信息素增量动态更新

为了加快区分较优和其他路径, 我们通过已有解来动态改变信息素增量<sup>[11]</sup>, 在保证蚂蚁能够找到最优解的同时, 加快收敛速度, 缩短收敛时间, 具体公式如下:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{NC} \cdot \arccot(L_k - L_{best}), & \text{如果蚂蚁 } k \text{ 经过城市 } i \text{ 和 } j \text{ 之间} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $NC$  为迭代次数;  $L_{best}$  为上一次迭代过程中的最优解。

新的信息素增量更新规则更符合蚂蚁寻路的规律, 在开始阶段信息素增量保持较大数值, 可以迅速的将解缩小到一定范围, 之后随着迭代次数的增长信息素增量逐渐减弱, 便于扩大蚂蚁寻路范围。可以将式(7)分为前后两部分, 前半部分  $Q/NC$  使信息素总量  $Q$  随人工蚂蚁的搜索过程做实时变化, 同时我们设置了其最小值  $f$  来避免迭代总次数过大导致的信息素增量过小; 而后半部分  $\arccot()$  函数则通过对比当前已寻路径和上一次迭代过程中的最优解之间的距离差来对信息素增量做出调整。

如图1所示由文献[11]中的指数函数图像(虚线)可知, 当  $L_k \ll L_{best}$  时, 会使路径上的信息素增量急剧增长, 算法容易陷入局部最优。而相比于本文式(7)中反余切函数的图像(实线)变化, 当两者差距较大时, 其结果也有临界值来控制最大最小值, 不会无限制增长, 这样有利于避免某条路径上信息素太大或者信息素接近于0, 在保证了收敛速度的同时, 确保信息素不会过于集中而导致停滞现象的发生, 缩小已寻最优解与其他路径的差距, 吸引更多蚂蚁选择较优路径。

### 2.3 信息素回滚机制

在蚁群算法进行到一定阶段时, 由于蚂蚁朝着局部极值解的方向发展, 信息素会相对集中于次优解, 导致停滞现象的发生<sup>[15]</sup>。如果任由其继续发展下去, 会使蚂蚁无法继续寻优。因此我们通过信息素回滚机制使蚂蚁具备跳出局部极值的能力。

**定义2** 无效迭代次数定义为当前的迭代次数与最近

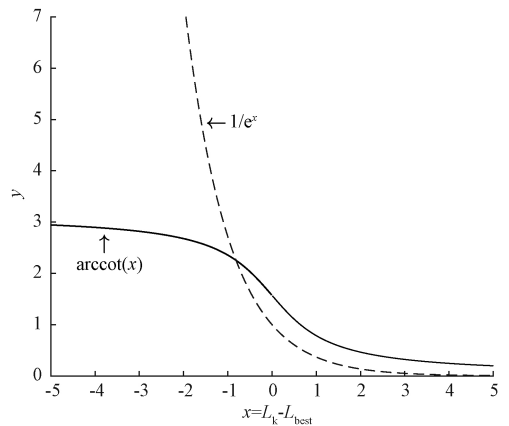


图1 动态信息素增量自适应变化曲线

一次改进了结果的迭代次数的差值。

无效迭代次数的增长会使次优解上的信息素急剧增加, 不利于整个种群的发展。因此, 如果从本次迭代开始, 连续迭代  $c$  次获得的最优解没有变化, 即无效迭代次数大于等于  $c$ , 则所有路径上的信息素变为最近一次改进结果时的信息素浓度, 力图跳出局部最优, 继续搜寻更好解。

### 2.4 改进算法步骤

本文提出的基于搜索集中度和动态信息素更新的蚁群算法, 其具体实现步骤如下:

- 1) 初始化改进蚁群算法的各参数。
- 2) 随机选择每只蚂蚁的初始城市, 并将该城市加入到每个蚂蚁对应的搜索禁忌表  $tabu_k$  中。
- 3) 判断当前迭代次数是否大于 1, 如果大于 1, 则利用式(5)、(6)计算当前蚂蚁可选城市数, 并将由当前城市到  $allowed_k$  内其他可选城市的距离按由小到大的顺序排列, 依次选出  $t$  个城市作为本次迭代筛选后的可选城市, 转向步骤4; 否则直接跳转步骤2)。
- 4) 蚂蚁  $k$  在可选城市范围内按式(1)计算将要转移的城市, 并将其放入的对应的  $tabu_k$  表中。
- 5) 如果  $allowed_k$  中还有未搜索到的城市, 则继续执行步骤4), 否则转向步骤6)。
- 6) 按式(2)更新各条路径上的信息素浓度, 其中信息素增量按式(7)计算。
- 7) 记录本次迭代的最优解, 判断从本次迭代开始, 之前连续迭代  $c$  次获得的最优解有无变化, 若无变化, 则所有路径上的信息素变为最近一次改进结果时的信息素浓度。
- 8) 清空  $tabu_k$  表, 迭代次数  $NC+1$ 。
- 9) 判断当前迭代次数是否达到指定代数或者所求解在若干次迭代中无改进, 如果是, 则输出所得结果, 否则转向步骤2), 进行新一轮搜索。

## 3 仿真实验

为了验证本文算法的实用性和有效性, 选用国际上通

用的 TSPLIB 测试库中的实例进行测试。本文各参数预定如下： $\alpha=1, \beta=5, \rho=0.1, Q=30, m=50, NC=200$ 。对 Oliver30、Eil51、Eil101 这 3 个实例，将基本蚁群算法，文献[11]的改进算法以及本文算法分别运行 50 次，其统计数据结果如表 1 所示。其中 best、avg、avg iter 分别表示 50 次实验得到的最优值、平均值和达到收敛所需的平均迭代次数。

表 1 本文算法与基本蚁群算法和文献算法实验结果比较

TSP	optimal	method	best	avg	avg iter
Oliver30	423	基本	423.740 6	433.128 7	92
		文献[11]	423.740 6	429.561 4	33
		本文	423.740 6	424.008 2	14
Eil51	427	基本	441.214 4	459.335 2	276
		文献[11]	432.880 1	446.634 1	158
		本文	427.871 8	430.559 2	87
Eil101	629	基本	648.626 8	653.562 1	589
		文献[11]	632.385 2	641.309 7	376
		本文	629.142 5	635.354 5	228

由表 1 的仿真结果可知，对于各种 TSP 问题，改进后的蚁群算法要比基本蚁群算法和文献[11]的蚁群算法能够找到更短的路径，其平均最短路径有明显提升，说明改进后的蚁群算法具有更好的全局搜索能力且收敛速度也得到明显加快。由平均迭代次数可知，本文算法经过较少次数找到最优解，具有较高的搜索最优解的能力，其收敛速度比传统算法和文献[11]改进后的算法明显要快。对其他旅行商问题的仿真数据进行的测试也得到了类似的结论。因此，大量实验结果表明采用搜索集中度和动态信息素更新策略后，蚁群算法的全局搜索能力和优化速度都有较大的改善。为更直观地对比几种算法的收敛速度，3 种算法求解 Eil51 实例的收敛过程对比如图 2 所示。

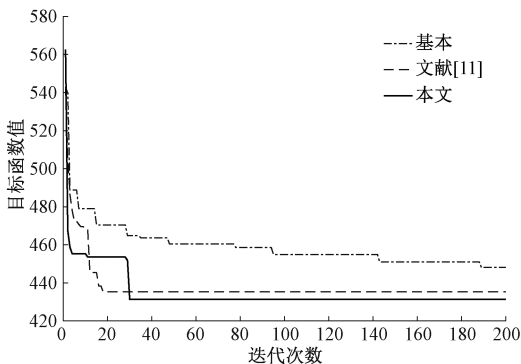


图 2 三种算法收敛过程对比(Eil51)

由图 2 可知，基本蚁群算法和文献[11]的算法在初期较早的陷入了局部最优解中且后期很难跳出，收敛精度低，

效果差。而本文的改进算法初期迅速的将解收敛在较小范围，之后通过细微调整最终达到最优值，而且后期具备跳出局部最优的能力且收敛速度更快，收敛精度更高。

## 4 结 论

针对基本蚁群算法存在的随机搜索时间长，早熟停滞的缺陷<sup>[16]</sup>，本文类比真实城市的集中度对蚁群算法进行改进，改进策略包括根据路径搜索集中度划分城市范围、信息素增量动态更新规则和信息素回滚机制。算法在每次迭代中利用集中度对较短路径集合进行划分，同时利用信息素增量有效调节较优解和较差解的信息素浓度，并且保证当前最优解路径上的信息素不会无限制增长，此外信息素回滚也可使算法具备较强的纠错性。实验结果表明，改进的蚁群算法在收敛时间和最优解精度均优于基本蚁群算法和其他一些改进的蚁群算法。

## 参考文献

- [1] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 1996, 26(1):29.
- [2] 夏亚梅, 程渤, 陈俊亮, 等. 基于改进蚁群算法的服务组合优化[J]. 计算机学报, 2012, 35(2):270-281.
- [3] 李擎, 张超, 陈鹏, 等. 一种基于粒子群参数优化的改进蚁群算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(6):873-878,883.
- [4] 吴华锋, 陈信强, 毛奇凤, 等. 基于自然选择策略的蚁群算法求解 TSP 问题[J]. 通信学报, 2013, 34(4):165-170.
- [5] 李成兵, 郭瑞雪, 李敏. 改进蚁群算法在旅行商问题中的应用[J]. 计算机应用, 2014, 34(S1):131-132,165.
- [6] 肖菁, 李亮平. 基于信息熵调整的自适应蚁群算法[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(22):4873-4876.
- [7] 游晓明, 刘升, 吕金秋. 一种动态搜索策略的蚁群算法及其在机器人路径规划中的应用[J]. 控制与决策, 2017, 32(3):552-556.
- [8] 孙泽宇, 魏巍. 一种改进蚁群算法组合优化问题的研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(8):194-197.
- [9] 朱庆保, 杨志军. 基于变异和动态信息素更新的蚁群优化算法[J]. 软件学报, 2004, 15(2):185-192.
- [10] 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.
- [11] 刘瑞杰, 胡小兵. 基于动态调节信息素增量的蚁群算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(1):135-136.
- [12] 夏小云, 周育人. 蚁群优化算法的理论研究进展[J]. 智能系统学报, 2016, 11(1):27-36.

- [13] 陈峻, 章春芳. 并行蚁群算法中的自适应交流策略[J]. 软件学报, 2007, 18(3):617-624.
- [14] 周文. 我国城市集中度对经济发展的影响及其机制——基于面板数据的实证研究[J]. 经济社会体制比较, 2015(4):76-87.
- [15] 郑卫国, 田其冲, 张磊. 基于信息素强度的改进蚁群算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(7):191-193.
- [16] 刘浩然, 孙美婷, 李雷, 等. 基于蚁群节点寻优的贝叶

斯网络结构算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1):143-150.

### 作者简介

王晓婷, 硕士研究生, 主要研究方向为智能算法研究。

E-mail:365031077@qq.com

钱谦, 工学博士, 副教授, 主要研究方向为视觉认知科学与智能信息处理。

E-mail:qianqian\_yn@126.com