

一种基于蚁群优化算法的旅行 Agent 问题求解^{*})

杜荣华^{1,2} 姚刚¹ 吴泉源²

(长沙理工大学 长沙 410076)¹ (国防科技大学 长沙 410073)²

摘要 旅行 Agent 问题解决移动 Agent 在不同主机间移动时如何规划最优的迁移路线,是复杂的组合优化问题。蚁群算法作为一种新的生物进化算法,具有并行、正反馈和启发式搜索等特点。本文在蚁群算法的基础上,通过修改它的信息素轨迹更新规则,并引入自适应的信息素挥发系数,来求解旅行 Agent 问题。实验结果表明了本文算法的可行性。

关键词 旅行 Agent 问题,移动 Agent,蚁群算法

An Ant Colony Optimization Algorithm for Traveling Agent Problem

DU Rong-Hua^{1,2} YAO Gang¹ WU Quan-Yuan²

(Changsha University of Science and Technology, Changsha 410076)¹

(National University of Defense Technology, Changsha 410073)²

Abstract The traveling agent problem is a complex combinatorial optimization problem, which solves the problem of planning out an optimal migration path when agents migrate to several hosts. Ant colony algorithm is a new evolutionary algorithm, has the characteristic of parallelism, positive feedback and heuristic search. An ant colony algorithm is introduced to solve the traveling agent problem through modifying pheromone updating strategy. And a self-adaptive pheromone evaporation rate is proposed. The experimental result shows that the algorithm is effective.

Keywords Traveling agent problem, Mobile agent, Ant colony algorithm

计算机网络技术的迅猛发展,一方面为用户提供了丰富的信息资源和多种通讯手段,另一方面也使用户在寻找、处理所需的信息时变得异常困难,如何合理、有效地利用网络上大量的资源成为研究者关心的重要问题。尽管基于组件模式的分布式对象技术相对于传统的 C/S 模式,能够适应更大规模的网络环境,但其特征仍然是物理上的应用分布和数据分布,缺少更高的自主性,对周围的环境也不具有一定的感知能力,移动 Agent 正是为解决这个问题而提出的^[1]。Agent 是一种计算实体,它驻留在某一环境下,能持续自主地发挥作用,具备驻留性、反应性、社会性、主动性等特征,移动 Agent 就是一个运行过程中能够自主地从一台主机迁移到另一台主机,并且与其它 Agent 和资源交互,完成用户指定任务的程序。较以往的分分布式计算模型,移动 Agent 能较好地适应动态变化的网络环境。旅行 Agent 问题就是移动 Agent 的迁移策略问题,它根据移动 Agent 的任务、网络的软硬件环境和其他约束条件为 Agent 规划出最佳迁移路径^[2]。

蚁群算法是意大利学者 M. Dorigo 等人提出的一种模拟自然界蚁群行为的模拟进化算法^[3,4]。这种算法具有分布计算、信息正反馈和启发式搜索的特征,是一种新型的启发式优化算法。蚁群算法在求解多种组合优化问题中获得了广泛的应用,如调度、二次分配、网络路由等^[5]。旅行 Agent 问题为 NP-完全问题,其时间、空间复杂度很高,这就要求用于求解旅行 Agent 问题的方法一般必须具备自适应、自学习、分布式等特征。基于蚁群算法的特点,用它来求解旅行 Agent 之类的组合优化问题极其适合。

1 蚁群算法

蚂蚁是一种群居昆虫,其个体结构和行为很简单,单个蚂

蚁能做的各种动作很少,其中大部分是传递信息,但由这些简单的个体所构成的群体——蚁群,却表现出极其复杂的行为,在很多情况下能够完成远远超过蚂蚁个体能力的复杂任务。昆虫学家经过观察和研究发现,蚂蚁有能力在没有任何可见提示下找出从蚁穴到食物源的最短路径,并且能随环境的变化而变化地搜索新的路径,产生新的选择。在从食物源到蚁穴并返回的过程中,蚂蚁能在其走过的路径上分泌一种化学物质 Pheromone——信息素,通过这种方式形成信息素轨迹,蚂蚁在运动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,使蚂蚁倾向于朝着该物质强度高的地方移动。信息素轨迹可以使蚂蚁找到它们返回的食物源的路径,而其它的蚂蚁也可以利用该轨迹找到由同伴发现的食物源的位置,当聚集的蚂蚁数量达到某一临界数量时,就会涌现出有条理的蚁群。蚂蚁个体之间就是通过这种信息的交流与相互协作来达到搜索食物源的目的。受到自然界真实蚁群集体行为的启发,意大利学者 M. Dorigo 于 1991 年,首次系统地提出了一种基于蚂蚁种群的新型优化算法——蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO),并用该方法解决了一系列组合优化问题。蚁群算法在解决这类问题中取得了一系列较好的实验结果,并逐渐应用到实际工程问题中。

2 旅行 Agent 问题

移动 Agent 在网络环境中执行用户指定的任务时,当所在的主机无法满足其资源方面的要求时,需要按照当前任务的需求及网络负载的情况选择移动到某台主机,使用它提供的服务和资源,之后再移动到其它的主机继续执行,如此的交互过程反复进行,直到整个任务执行完成或失败为止。

旅行 Agent 问题(Traveling Agent Problem, 简称 TAP)

^{*} 基金项目:自然科学基金(No. 90104020), 863 课题(No. 2001AA113020), 863 课题(2003AA115410)。杜荣华 博士生,主要研究方向为分布计算和智能交通系统。吴泉源 教授,博导,主要研究方向为智能软件与分布对象技术。

的定义^[2]：共有 n 台主机，Agent 在主机 $i(0 \leq i \leq n-1)$ 上完成其任务的概率为 p_i ，这些概率彼此间相互独立。不论 Agent 在主机 i 上是否能完成其任务，其在 i 上因尝试执行任务而造成的时延均为 t_i ，Agent 从主机 i 移动到主机 j 所需的时间为 $d(i, j)$ 。移动 Agent 从初始主机出发去执行某项任务，若在某台主机完成任务，则可由该主机直接返回初始主机，而无需继续访问其余主机；若未能完成任务，则 Agent 需要继续移动到另一台主机直至其任务完成或遍历完所有主机均不能完成其任务即任务失败为止。在移动过程中每个主机至多访问一次，对初始主机 0，设置 $p_0 = t_0 = 0$ 。TAP 问题就是找出一条使得 Agent 完成任务所需时间的期望值最小的移动路径。

TAP 问题是从实际移动 Agent 系统中抽象出来的 Agent 路由规划问题。TAP 问题从一般意义上给出移动 Agent 在不同主机间移动时的最优迁移路线，使得移动 Agent 能够集中主要精力优先访问那些最有可能完成其任务的主机，保证 Agent 可以在最短的时间内完成用户赋予它的分布式计算任务，从而可以大幅度地提高移动 Agent 系统的运行效率^[6]。

3 旅行 Agent 问题的求解

由 TAP 的定义可知，当移动 Agent 在所有的主机上均未能完成其任务并最终返回初始主机时，TAP 就退化为旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)，所以 TSP 问题是 TAP 问题的一个特例。蚁群算法具有分布计算、信息正反馈和启发式搜索等特点，在求解 TSP 等优化组合问题时，在解的质量、收敛速度等方面具有较大的优势。我们在蚁群算法的基础上，通过修改它的全局和局部更新规则，并引入自适应的信息素挥发系数^[7]，来求解 TAP 问题。

按照蚁群算法的思想，可令每只蚂蚁代表一个执行用户指定任务的移动 Agent，系统中同时有多只蚂蚁并行地求解同一问题，每只蚂蚁的迁移路线就是所求 TAP 问题的一个解，蚂蚁通过所得经验不断调整信息素强度，使得 Agent 的迁移路线不断得到优化，并最终得到最优解或近似最优解。

3.1 状态转移规则

蚂蚁算法在求解 TSP 问题时，只需要考虑城市之间的距离，但在 TAP 问题中，对求解造成的影响不仅包括 Agent 在主机间移动的时间，还包含各主机完成任务的概率和检测任务所费的时延。蚂蚁在选择下一个主机时，除了倾向于花费时间短、信息素浓度高的路径外，还会优先考虑那些完成任务概率高，计算时间短的主机。因为蚂蚁在访问过若干个完成任务的概率高，计算时间短的主机之后就已经完成了预定的任务，不需要访问其它的主机就直接返回源主机。基于这样的思想，我们定义状态转移规则如下：

第 k 只蚂蚁选择下一主机的概率：

$$p_k(r, s) = \begin{cases} \arg \max\{\tau(r, s)^\alpha \left[\frac{p_s}{d(r, s) \cdot t_s}\right]^\beta\} & q \leq q_0, s \in J_k(r) \\ \frac{\tau(r, s)^\alpha \left[\frac{p_s}{d(r, s) \cdot t_s}\right]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} \tau(r, u)^\alpha \left[\frac{p_u}{d(r, u) \cdot t_u}\right]^\beta} & q > q_0, s \in J_k(r) \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

其中 r 是蚂蚁当前所在的主机， $\tau(r, s)$ 是主机 r 和 s 之间路径上的信息素浓度， $d(r, s)$ 为蚂蚁从主机 r 移动到 s 所需的时间， p_r 为蚂蚁在主机节点 r 完成任务的概率， t_r 为 r 处的时

延， $J_k(r)$ 是蚂蚁 k 尚未访问过的主机集合。蚂蚁以概率 q_0 选择 $\tau(r, u)^\alpha \eta(r, u)^\beta$ 值最大的主机，以 $(1 - q_0)$ 的概率按式(1)中第二项来选择目标主机。

3.2 信息素局部更新规则

当蚂蚁从主机 r 移动到主机 s 时，路径 (r, s) 上的信息素按如下的公式进行局部更新：

$$\tau(r, s) = (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) + \rho \cdot \Delta\tau(r, s) \quad (2)$$

$$\Delta\tau(r, s) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau^k(r, s) \quad (3)$$

其中， $\Delta\tau^k(r, s)$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中留在路径 (r, s) 上的信息素量， $\Delta\tau(r, s)$ 是所在经过路径 (r, s) 的蚂蚁留下的信息素的增量。

$$\Delta\tau^k(r, s) = \begin{cases} Q \frac{p_r + p_s}{d(r, s) \cdot t_r \cdot t_s} & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁经过路径 } (r, s) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

其中 Q 为常数， p_r, p_s 为蚂蚁在主机节点 r, s 完成任务的概率， t_r, t_s 为 r, s 处的时延， $d(r, s)$ 为蚂蚁从主机 r 移动到 s 所需的时间。在蚁群算法中， $\Delta\tau(r, s)$ 常被设为一个初始的信息素强度 τ_0 ，我们这里采用类似蚁群系统中的局部更新原则， $\Delta\tau(r, s)$ 考虑了主机 r, s 的状态，与 p_r, p_s 成正比，与 $d(r, s), t_r, t_s$ 成反比，这样使蚂蚁在进行局部信息素更新时更有针对性，在避免蚂蚁收敛到同一路径的同时，也在一定程度上加快了搜索的速度。

3.3 信息素全局更新规则

为了使搜索过程更具有指导性，使蚂蚁倾向于完成任务的概率高，网络延时少的主机移动，我们对全局新规则进行修改。当所有的蚂蚁完成一次循环后，不仅对最优的路径进行增强，而且对最差的路径进行削弱，使得属于最优路径的边与属于最差路径的边之间的信息素强度的差异进一步增大，从而使蚂蚁的搜索行为更集中于最优解的附近。

当 (r, s) 属于最优路径的一条边时：

$$\tau(r, s) = (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) + \rho \cdot \Delta\tau \quad (5)$$

其中： $\Delta\tau = \frac{1}{T_{best}}$

当 (r, s) 属于最差的路径上的一条边且不是最优路径上的条边时：

$$\tau(r, s) = (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) - \epsilon \frac{T_{worst} - T_{best}}{T_{worst} + T_{best}} \quad (6)$$

其中： T_{best} 为所有的蚂蚁在完成一次循环后的最优路径上所费的总时间， T_{worst} 为本次循环中最差路径的上所费的总时间， ϵ 是一个常数。每次进行全局更新时，最优的路径按(5)式进行增强，而最差的路径按(6)式被减小了，这样更有利于蚂蚁发现全局最优解。

3.4 自适应地调整 ρ 值

为了避免算法易于陷入局部最优解，通过自适应地改变算法的挥发系数，在保证收敛速度的条件下提高解的全局性。当问题规模较大时，由于信息量的挥发系数 ρ 的存在，那些从未被搜索到的路径信息素强度会减少至接近 0，降低了算法的全局搜索能力，当 ρ 过大，以前搜索过的解被选择的可能性过大，减少 ρ 虽然可以提高全局搜索能力，但又会使算法的收敛速度降低，因此对 ρ 值自适应改变，在最优值在一定循环次数内没有明显改进时，降低 ρ 值，但不小于一个最小值。

$$\rho(t) = \begin{cases} \epsilon \cdot \rho(t-1) & \text{当 } \epsilon \cdot \rho(t-1) > \rho_{min} \\ \rho_{min} & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

其中 ρ_{min} 为 ρ 的最小值，可以防止 ρ 过小降低算法的收敛速度。通过对挥发系数自适应地改变，既可以提高解的全局性，

又可以保证收敛的速度。

求解 TAP 问题的算法步骤描述如下：

(1)初始化

设 $N_c=0$, 迭代次数初值为 0;
 $\tau(r,s)=\tau_0, \Delta\tau(r,s)=0$, 为每条主机间路径 (r,s) 设置一个信息素强度初值, 信息素强度增量初值为 0;
 $tabu_k=\phi$, 将禁忌表置空;
 将 m 只蚂蚁随机地置于 n 台主机节点上;
 将蚂蚁的初始主机加到当前各自的禁忌表中;

(2)For $i=1$ to n

For $k=1$ to m
 if 蚂蚁 k 没有完成指定的任务
 按照公式(1)计算 $P_k(r,s)$, 选择下一个将要访问的主机 s ;
 将蚂蚁移到 s , 将 s 加入到它的禁忌表中;
 计算 $\Delta\tau^k(r,s), \Delta\tau(r,s)$ 的值, 根据公式(2)、(3)对路径 (r,s) 上的信息素强度进行局部更新;

(3)For $k=1$ to m

根据禁忌表求出本次循环中的最优解和最差的解;
 if 最优解与 N 次迭代前的最优解相等
 由公式(7)更新 ρ 值;
 由公式(5)、(6)对最优路径与最差路径的信息素强度进行全局更新;
 if 不满足终止条件
 清空所有蚂蚁的禁忌表;
 对每一条路径 (r,s) , 置 $\Delta\tau(r,s)=0$;
 $N_c=N_c+1$;
 返回步骤(2)
 else 输出最优解

3.5 算法的性能评估

为了验证算法的性能, 我们依照实际网络拓扑结构产生所需要的数据来进行仿真实验。需要的数据包括: 主机数 n , 主机间的移动的时间 $d(i,j)$, 完成任务的概率 p_i , 主机的时延 t_i 等。

实验中需要设置的参数包括 α, β , 蚂蚁的数量等如下:

$\alpha=1, \beta=3$, 我们将蚂蚁的数目取为与主机数目相同, ρ_{min} 分别取 0.1 和 0.01

我们分别对蚁群算法和本文算法进行实验, 每项实验执

行 10 次, 每次执行共运行循环 2000 次, 结果如下:

表 1 实验结果对比

	蚁群算法	本文算法($\rho_{min}=0.1$)	本文算法($\rho_{min}=0.01$)
最优解	134.1	112.7	108.9
迭代次数	1531	1206	1326

由实验结果可以看出, 相对于传统的蚁群算法, 本文的算法具有更强的全局最优解搜索能力, 而且收敛性更好。而通过调整 ρ_{min} 值的大小, 我们能够在全局最优解和收敛性之间寻求最佳的选择。

小结 蚁群算法作为一种新的生物进化算法, 具有分布计算、信息正反馈和启发式搜索等特点, 在求解一系列优化组合问题时, 在解的质量、收敛速度等方面具有较大的优势。但它也存在一些缺陷, 如需要较长的搜索时间, 当系统规模较大时, 还可能陷入局部最优解, 产生过早收敛的问题。为克服蚁群算法的这些缺陷, 我们通过修改它的全局以及局部更新规则, 并引入自适应的挥发系数来求解 TAP 问题。实验结果表明, 相对于传统蚁群算法, 本文的改进算法不仅收敛速度较快, 而且具有更强的全局最优解搜索能力, 能很好地解决 TAP 问题。

参考文献

- 周龙骧, 刘添添. 移动 Agent 综述[J]. 计算机应用与软件, 2003 (11): 19~23
- Brewing ton B, Gray R, Moizumi K. Mobile agents in distributed information retrieval. In: M Klusched. Intelligence Information Agent, Berlin: Springer Verlag, 1999. 355~395
- Dorigo M, Vittorio M, Alberto C. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. In: IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1996. 29~41
- Dorigo M, Gambardella L M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem [J]. In: IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997. 53~66
- 李士勇. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004
- 骆正虎. 移动 agent 系统若干关键技术问题研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2002
- 王颖, 谢剑英. 一种自适应蚁群算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2002. 31~33

(上接第 149 页)

为了检测本文算法的稳健性, 我们对嵌入水印的图像进行以下几种攻击实验: JPEG 压缩、剪切、高斯滤波等。图 6(a)、6(b)、6(c)、6(d) 分别为质量因子 QF 为 90%、70%、50% 和 30% 的 JPEG 压缩后提取出的水印。图 6(e) 为进行四分之一剪切后提取出的水印。图 6(f)、6(g) 分别为中值滤波和高斯滤波攻击后提取出的水印。仿真实验结果表明本文方法嵌入的水印是不可见的, 并对一般图像处理如 JPEG 压缩、剪切和中值滤波等具有较好的稳健性。

我们将本文算法与文[3]中的水印算法通过相同实验条件下的 JPEG 压缩、剪切实验进行比较, 比较结果见表 1。从表中可以看出, 本文方法性能有较大程度的改善。

表 1 本文算法与文[3]算法在性能上的比较

算法	WPSNR	JPEG(QF=30%)	JPEG(QF=50%)	1/4 剪切
本文 NC	45.3675	0.7915	0.8647	0.8825
文[3]NC	41.6645	0.7836	0.8545	0.8718

结论 本文提出了一个新的基于 DCT 的图像自适应水印算法, 其主要特点是巧妙利用 DCT 系数之间的关系来隐藏水印, 并在水印嵌入过程中较为充分地考虑了 WPSNR 和图像的 JND, 因而嵌入的水印具有很好的不可见性和稳健性。水印的提取不需要原始图像。实验结果表明该算法对常见的

信号处理具有良好的稳健性。

参考文献

- Bender W, Gruhl D, Morimoto N, et al. Techniques for data hiding [J]. IBM Systems Journal, 1996, 35(3-4): 313~336
- Koch E, Zhao J. Towards robust and hidden image copyright labeling [A]. In: Proc. of 1995 IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, 1995. 452~455
- Hsu C T, Wu J L. Hidden digital watermarks in image [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1999, 8(1): 58~68
- Duan F Y, King I, Chan L L W, et al. Intra-block maxmin algorithm for embedding robust digital watermark into images [J]. Multimedia Information Analysis and Retrieval, 1998. 255~264
- 张伟, 彭军, 廖晓峰, 等. 一个自适应数字水印嵌入算法[J]. 计算机科学, 2003, 30(6): 151~154
- Cox I J, Miller M L, Bloom J A. Digital Watermarking [M]. New York: Morgan Kaufmann Publishers, 2002
- Hermans J R, Amado M, Perezgonzales F. DCT-Domain Watermarking Techniques for Still Images: Detector Performance Analysis and a New Structure [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2000, 9(1): 55~68
- Ahumada A J, Peterson H A. Luminance-Model-Based DCT Quantization for Color Image Compression [A]. In: Bernice E, ed. Proc. of SPIE on Human Vision, Visual Processing, and Digital Display III [C]. San Jose: SPIE Press, 1992. 365~374
- Watson A B. DCT Quantization Matrices Visually Optimized for Individual Images [A]. In: Allebach J P, ed. Proc. of SPIE on Human Vision, Visual Processing, and Digital Display IV [C]. San Jose: SPIE Press, 1993. 202~216
- Chen Y H, Su J M, Fu H C, et al. Adaptive Watermarking Using Relationships between Wavelet Coefficients [A]. In: Proc. of 2005 IEEE Int'l Symposium on Circuits and Systems [C]. Kobe: IEEE Press, 2005. 4979~4982