

动态路径规划中的改进蚁群算法

周明秀 程 科 汪正霞

(江苏科技大学计算机科学与工程学院 镇江 212003)

摘 要 针对传统蚁群算法收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺点,提出了改进距离启发因子以增加目标节点对下一节点的影响,从而提高全局搜索能力,避免陷于局部最优解,提高收敛速度;考虑真实环境的复杂多样性,引入多个路径质量约束来改进信息素更新规则。仿真实验结果显示,改进蚁群算法在动态路径规划中具有良好的效果。

关键词 动态路径规划,蚁群算法,距离启发因子,信息素更新

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Improved Ant Colony Algorithm with Planning of Dynamic Path

ZHOU Ming-xiu CHENG Ke WANG Zheng-xia

(School of Computer Science and Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract In view of the shortcomings of slow rate of convergence and easy to fall into local optimal solution for the traditional ant algorithm, this paper put forward to improve distance heuristic factor to increase effects on the next node, so as to enhance the global search ability, avoid trap in local optimal solution and improve the rate of convergence. Considering the complexity and diversity of the real environment, this paper introduced multiple path quality constraints to improve the rules of the pheromone update. The simulation results show the improved ant colony algorithm has a good effect in the dynamic path planning.

Keywords Dynamic path planning, Ant colony algorithm, Distance heuristic factor, Pheromone update

1 引言

动态路径规划^[1]是指出行者在所选城市的道路交通路网中,根据获得的即时交通信息及按照一定评价标准,选择从起始点到目的地的路线进行规划,规划出一条既满足要求又较为合理的路径。蚁群算法的提出,为解决路径规划问题提供了新的思路和解决方法。较其它方法,该算法在路径规划方面具有更强的灵活性。

蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACA)^[2]是人们受到真实世界蚂蚁寻食行为的影响而提出的一种新型的基于种群寻优的启发式优化算法。该算法是一种具有分布计算、信息正反馈、启发式搜索等特征的优化工具,能在实际路径搜索中对外界影响做出动态响应,因而该算法在交通最优路径选择中具有极大的可能性和适应性。然而传统蚁群算法在解决复杂环境中的路径规划问题方面存在一些不足,例如:计算时间长、收敛速度慢、易陷入局部最优解等。

鉴于传统蚁群算法的不足,本文提出改进距离启发因子以增加目标节点对下一节点的影响来改进状态转移概率及引入多个路径质量约束来改进信息素更新规则,以达到提高全局搜索能力,避免陷于局部最优解及提高收敛速度的效果。仿真结果显示,改进蚁群算法在路径寻优中效果明显。

2 传统蚁群算法

蚁群算法是一种智能多主体系统的启发式算法,它于 20

世纪 90 年代由意大利学者 M. Dorigo 等^[2]为模拟自然界蚂蚁集体协作寻食行为提出。传统蚁群算法的数学模型如下:在路径搜索过程中,蚂蚁会根据路径上信息素的多少及距离启发信息进行节点间的转移。蚂蚁 k 在 t 时刻由节点 i 转移到节点 j 的状态转移概率如式(1)所示:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta}, & \text{若 } j \in allowed_k \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻路段 (i, j) 上的信息量,在初始时刻各条路径上的信息量相等,即 $\tau_{ij}(0) = \text{常数}$; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数,在传统的蚁群算法中 $\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}$; d_{ij} 表示路段 (i, j) 的长度。 $allowed_k$ 表示蚂蚁可选择的节点集, α 表示轨迹相对重要性的信息启发因子,反映了蚂蚁在运动过程中所积累的信息量在蚂蚁运动时所起的作用,其值越大,蚂蚁选择其它蚂蚁经过的路径的可能性越大,且蚂蚁之间的协作性越强。 β 表示能见度相对重要性的期望启发因子,反映了蚂蚁在运动过程中启发信息在蚂蚁选择路径中受重视的程度,其值越大,该状态转移概率越接近于贪心规则^[3]。

另外,蚂蚁所行路径上残留的信息素过多会淹没启发信息的影响,因此在蚂蚁行进过程中信息素需要更新。其更新规则如式(2)所示:

到稿日期:2012-03-16 返修日期:2012-06-23 本文受国家自然科学基金项目(51008143)资助。

周明秀(1987—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别、智能交通, E-mail:zhoumingxiu1987@163.com;程科(1972—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为模式识别、人工智能、数字图像处理;汪正霞(1989—),女,硕士生。

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

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

式中, ρ 表示信息素挥发系数, 且 ρ 的取值范围为 $\rho \in (0, 1)$ 。

由于信息素更新策略的不同及城市规模取值在适当范围时, 全局搜索能使我们得到更优的解, 因此我们采用如式(3)所示的全局信息素更新规则:

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

式中, Q 表示蚂蚁循环一周, 且在一定程度上影响算法收敛速度的信息素总量; L_k 表示本次循环中, 蚂蚁 k 所走路段的长度。

3 改进蚁群算法

为了克服传统蚁群算法收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺陷, 本文对距离启发因子进行了改进并引入信息量限制阈值, 在此基础上改进蚁群算法的状态转移概率, 以扩大和加快全局搜索的能力。为较好地反映实际情况的复杂多样性, 本文由对路径质量^[4]单一问题的研究扩展到对多个限制条件的研究, 并在此基础上改进信息素更新规则。

3.1 状态转移概率的改进

在传统蚁群算法中距离启发因子 $\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}$, 采用此启发因子对行驶路径进行诱导时, 蚂蚁则会以极大的概率因贪图当前一小步而选择偏离行进方向的下一个节点, 从而形成局部最优解或无效解。因此, 本文从全局出发, 增加目标节点对下一节点的影响, 采用当前节点到下一节点的距离与下一节点到目的节点距离之和最小的方法对式子 $\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}$ 进行改进。改进公式如式(4)所示:

$$\eta_{ij} = 1/\min[dis(i, j) + dis(j, g)] \quad (4)$$

式中, $dis(i, j)$ 表示节点 i 到下一节点 j 的欧式距离, $dis(j, g)$ 表示节点 j 到目标节点 g 的欧式距离。将式(4)代入式(1)得:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot \{1/\min[dis(i, j) + dis(j, g)]\}^\beta}{\sum_j [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot \{1/\min[dis(i, j) + dis(j, g)]\}^\beta}, & \text{若 } j \in allowed_k \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

为验证式(5)状态转移概率在引入改进距离启发因子后, 改进蚁群算法在路径寻优方面的有效性, 以图1所示的一个普通路网为例进行仿真验证。

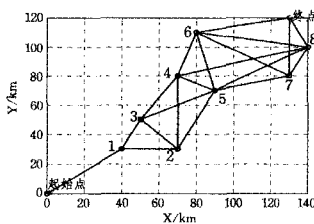
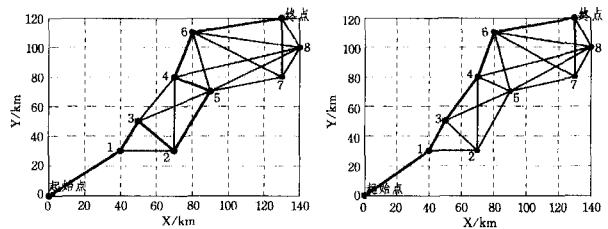


图1 普通路网

其中式(5)中出现的参数设置如下: $\alpha=1, \beta=5$ 。另外, 假若在理想状况下, 所有路径上的行驶速度均为 60km/h, 则仿真结果如图2和表1所示。



(a) 传统蚁群算法

(b) 改进蚁群算法

图2 传统蚁群算法与改进蚁群算法寻路对比

表1 引入改进距离启发因子两种算法比较

算法	所走路径	行程时间/h	路径长度/km
传统蚁群算法	0-1-3-2-5-4-6-9	4.17	250.3399
改进蚁群算法	0-1-3-4-6-9	3.18	191.0292

从图2显示的两种方法的寻优路径及表1所显示的数据可以看出, 引入改进距离启发因子后, 改进蚁群算法与传统蚁群算法相比, 在耗费时间及到达目的地所行路径长度上具有明显优势, 从而验证了改进距离启发因子后的改进蚁群算法在路径寻优方面的有效性。

同时根据以往实验验证, 路径上的信息素强度越大, 蚁群算法的收敛速度越快^[5]。当信息素强度小于某一个值时, 这种规律虽然存在, 但是它对蚁群算法的总体求解性能影响并不大; 而当它大于某个数时, 虽然蚁群算法的收敛速度很快, 但是此算法的全局搜索能力则会变差, 这样不但会使计算性能变得不稳定, 而且极易陷入局部最优解。所以为了避免此种现象的发生, 需要对路径上的信息量设定某个阈值。当路径上信息量未达到此阈值时, 蚂蚁自动忽视该刺激物的影响。只有当信息量的刺激大于或等于此阈值时, 蚂蚁才在信息量的引导下选择趋于信息量较大的路径。则蚂蚁 k 在 t 时刻由节点 i 转移到节点 j 的状态转移概率变为如下表达式:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot \{1/\min[dis(i, j) + dis(j, g)]\}^\beta}{\sum_j [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot \{1/\min[dis(i, j) + dis(j, g)]\}^\beta}, & \begin{aligned} & q \geq q_0 \text{ 且 } j \in allowed_k \\ & \text{argmax} \left\{ \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot \{1/\min[dis(i, j) + dis(j, g)]\}^\beta}{\sum_j [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot \{1/\min[dis(i, j) + dis(j, g)]\}^\beta} \right\} \end{aligned} \\ 0, & \begin{aligned} & q < q_0 \text{ 且 } j \in allowed_k \\ & j \notin allowed_k \end{aligned} \end{cases} \quad (6)$$

式中, q_0 为设定的某一个阈值, 其值为 $(0, 1)$ 之间的一个确定值, 可根据路网规模及仿真实验确定。 q 为 $(0, 1)$ 之间的一个随机数。

3.2 信息素更新

出行者在出行过程中对路径选择并不是仅凭单一条件确定的, 而是综合考虑多方面的影响, 如全程行驶时间、路线总长度、全程费用、道路拥挤程度、经过交叉路口的多少等。这些条件对所行路径信息量的多少有一定的影响。鉴于出行者在选择路径时表现的多目标性及各目标多属性^[6]的特点, 同时为了进一步接近真实环境, 在信息素更新中我们附加多个限制条件约束。定义一个函数 f , f 的表达式如式(7)所示:

$$f = w_1 f_1 + w_2 f_2 + w_3 f_3 + w_4 f_4 + w_5 f_5 \quad (7)$$

式中, f_1, f_2, f_3, f_4, f_5 分表示所行路线全程费用、全程行驶时间、道路通行能力、道路安全性、交叉路口的数量, 其表达式分别如下:

$$f_1 = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m f_{ij} + k \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m d_{ij} \quad (8)$$

$$f_2 = \begin{cases} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m d_{ij} t_{ij}, & \text{若 } \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m d_{ij} t_{ij} \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

$$f_3 = \begin{cases} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m r_{ij}, & \text{若 } \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m r_{ij} \leq R \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (10)$$

$$f_4 = \begin{cases} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m s_{ij}, & \text{若 } \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m s_{ij} \leq S \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

$$f_5 = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} m p_{ij} \quad (12)$$

式中, $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5$ 为带符号的权值系数, V 表示节点集, f_{ij} 为路段 c_{ij} 的收费情况, d_{ij} 为路段 c_{ij} 的长度, t_{ij} 为路段 c_{ij} 的每公里耗时, r_{ij} 为路段 c_{ij} 的通行能力, 其值根据以往历史记录确定。 s_{ij} 为路段 c_{ij} 的事故率, 其值也是根据历史记录确定。 p_{ij} 为路段 c_{ij} 的交叉口数。 T, R, S 分别为所选路段上所允许耗费的最长时间、最大通行能力、最大事故率, m 表示 c_{ij} 是否在所选路径上, 若在, 则值取为 1, 否则为 0。

上文中式(3)变为如下公式:

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{f}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过}(i, j) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (13)$$

则信息素更新规则如式(14)所示:

$$\tau_{ij}(t+n) = \begin{cases} (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \frac{Q}{f}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过}(i, j) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (14)$$

3.3 改进蚁群算法的实现流程

改进蚁群算法的实现结构流程如图 3 所示。

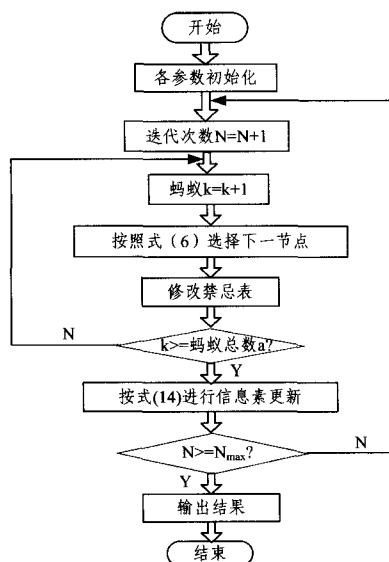


图 3 改进蚁群算法实现结构流程

4 实验仿真及结果分析

为了验证改进距离启发因子及信息素更新规则后的改进蚁群算法的有效性及其可行性, 实验测试数据选自 TSPLIB 数据库, 在 matlab2010b 环境下进行编程仿真。算法中出现的参数设置如下: $\alpha=1, \beta=5, \rho=0.1, Q=100, N_{\max}=100, a=31, q_0=0.2, \omega_1=-12, \omega_2=-10, \omega_3=20, \omega_4=15, \omega_5=-8$ 。

为了验证本文提出的改进蚁群算法的有效性, 将传统蚁群算法与改进蚁群算法在最优路径长度、路径标准差及寻优时间方面进行比较, 本文以 TSPLIB 中 Oliver30, Eil51 为例进行仿真验证。在实验过程中对于每组测试数据算法重复 20 次, 其仿真结果如表 2 所列。

表 2 传统与改进蚁群算法的比较

TSP	算法	最优路径长度 /km	路径标准差	寻优时间 /ms
Oliver30	传统蚁群算法	424.4611	8.8223	25.2
	改进蚁群算法	421.3201	5.0116	11.8
Eil51	传统蚁群算法	429.9833	4.8158	27.5
	改进蚁群算法	426.0124	4.4609	14.2

通过表 2 中显示的数据可以看到, 不管从最优路径的长度、路径标准差, 还是从寻优过程所花费的时间上, 在改进距离启发因子及信息素更新规则后的改进蚁群算法与传统算法相比具有明显的优势, 如寻优时间几乎为传统蚁群算法的一半。实验结果表明, 本文提出的改进蚁群算法路径规划方面具有一定的有效性。

为比较两种算法收敛速度及各路线的平均长度, 本文以 TSPLIB 数据库中的 Oliver30 进行仿真, 结果如图 4 所示。

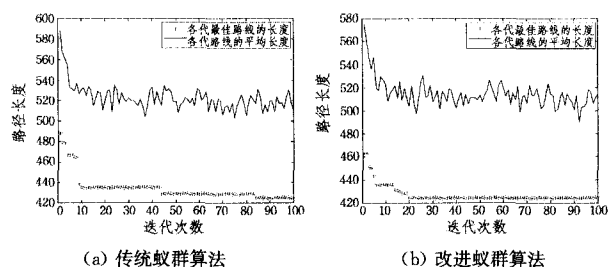


图 4 传统蚁群算法与改进蚁群算法对比

从图 4 中可以看出, 改进蚁群算法迭代 20 次左右就取得了最优解, 而传统蚁群算法迭代 85 次左右才取得最优解, 两种方法相比, 改进蚁群算法的收敛速度明显高于传统蚁群算法。另外从两图中还可以看到, 改进蚁群算法在各代路线的平均长度也优于传统蚁群算法。仿真实验结果表明了改进蚁群算法的有效性及其可行性。

结束语 本文提出了动态路径规划中改进蚁群算法的方法, 其通过改进距离启发因子及信息素更新规则, 在避免陷入局部最优解及加快收敛速度的同时能更接近真实环境。通过仿真实验验证了改进蚁群算法的有效性, 保证了在较短时间内得到全局最优解, 有效地克服了传统蚁群算法中收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺陷。

参考文献

- [1] 周之平, 华路. 复杂环境路径规划的改进蚁群算法[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(5): 1773-1776
- [2] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 1-420
- [3] 张文洁, 邓卫. 基于蚁群算法的动态路径选择问题[J]. 交通科技与经济, 2009(1): 0051-0053
- [4] Lorraine M, Barry S. Personalised route planning: a case-based approach[M]. Trento: EWCBCR, 2000: 435-437
- [5] 董永峰, 刘艳柳, 张娜, 等. 基于改进蚁群算法的动态多路径诱导系统研究[J]. 河北工业大学学报, 2010, 39(3): 46-51
- [6] 罗钧韶, 靳文舟, 魏明. 基于驾驶员偏好的最优路径选择方法[J]. 公路与汽车, 2011(6): 58-59