

基于改进蚁群算法的自动驾驶路径规划研究

绳红强¹, 黄海英^{2,3}, 石小锐¹, 崔毅刚¹

- (1. 中国重汽集团济南动力有限公司, 山东 济南 250101;
- 2. 武汉大学 数学与统计学院, 湖北 武汉 430072;
- 3. 山东圣翰财贸职业学院, 山东 济南 250316)

摘要:为解决蚁群算法规划路径质量差、收敛速度慢的问题,探索改进蚁群算法,实现自动驾驶车辆的路径规划。引入贝塞耳曲线函数,利用目标节点构造一种全局启发函数,以提高算法全局搜索能力,改善规划路径转向的平滑性;提出一种基于动态调整的信息素更新策略,使算法自适应调整信息素的强度,引导优化过程快速向全局可行最优解收敛。通过基于栅格地图环境的仿真分析验证算法的有效性。

关键词:蚁群算法;自动驾驶;路径规划;栅格地图

中图分类号:TP18 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2022)05-0203-04

A Research on Path Planning of Automated Driving Based on Improved Ant Colony Algorithm

SHENG Hongqiang¹, HUANG Haiying^{2,3}, SHI Xiaorui¹, CUI Yigang¹

- (1. China National Heavy Duty Truck Group Power Co., Ltd., Jinan 250101, China;
- 2. School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan 430072, China;
- 3. Shandong Shenghan Finance and Trade Vocational College, Jinan 25031, China)

Abstract: In order to solve the problems of poor path quality and slow convergence speed of ant colony algorithm, the attempt to improve the ant colony algorithm for path planning of autonomous vehicles is proposed. Bessel curve function and target node are introduced to construct a global heuristic function for enhancing the global searching ability of the Algorithm and improving the smoothness of the path planning. A dynamically adjusted pheromone update strategy is advanced to make the algorithm adaptively adjust the strength of pheromone and guide the optimization process in converging to the global feasible optimal solution quickly. The simulation is based on two-dimensional grid map to verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: ant colony algorithm; autonomous driving; path planning; grid map

0 引言

路径规划是自动驾驶车辆运动控制的关键技术,通常被描述为自动驾驶车辆在空间环境约束下寻找一条从起始点通往目标点的最优无碰撞路径^[1]。自动驾驶车辆又称为轮式移动机器人,其路径规划算法的研究源自机器人技术。迄今为止,国内外学者提出了诸多经典的路径规划算法^[2-4],如蚁群算法、Dijkstra 算法、A* 算法、粒子群算法、快速探索随机树算法(RRT)、人工势场法、禁忌搜索算法、神经网络法、动态窗口算法等。目前大多数算法针对具体问题需要进行优化整合,自动驾驶车辆安全行驶要求延时必须控制在毫秒甚至微秒级别,对算法效率、规划路径质量提出了较高的要求。

蚁群算法由意大利学者 DORIGO M 等于 1996 年首先提出^[5],它源于对蚂蚁群体觅食机制的研究。蚁群算法具有自组织、分布式、正反馈、鲁棒性强等优点,易于与其他优化算法相结合,已经广泛用于求解车辆路径规划、机

器人路径规划、无人机飞行路径规划等问题^[6-13]。但是,蚁群算法理论模型缺乏坚实的数学基础,其关键参数的选择多依靠试验和经验来确定,易出现路径拐点多、转弯角度大、收敛速度慢、局部收敛、搜索停滞等典型问题^[14]。

针对蚁群算法的不足,本文提出一种适用于自动驾驶路径规划的改进蚁群算法,以提高规划路径的质量和算法性能,对实现自动驾驶车辆安全行驶具有重要价值。

1 蚁群算法的基本模型

由于蚁群算法原理在 DORIGO M 等的著作已有详尽的描述,在此不做赘述。下面简要说明蚁群算法的基本数学模型和实现过程的关键步骤。蚁群算法的核心是利用状态转移概率和遗留的信息素浓度实现路径选择。

1.1 状态转移概率

定义蚂蚁在 t 时刻由节点 i 转移至节点 j 的状态转移概率为

基金项目:山东省重点研发计划项目(重大科技创新工程)(2020CXGC010406)

第一作者简介:绳红强(1981—),男,山东聊城人,硕士,研究方向为车辆工程与人工智能算法。

$$P_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in U^m} \tau_{is}^\alpha(t) \cdot \eta_{is}^\beta(t)}, & \text{如果 } j \in U^m \\ 0, & \text{其余} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $P_{ij}^m(t)$ 为 t 时刻第 m 只蚂蚁从当前位置节点 i 到相邻位置节点 j 的状态转移概率; $\tau_{ij}(t)$ 为路径 (i, j) 上的信息素浓度; $\eta_{ij}(t)$ 为蚂蚁 m 在节点 i 处选择相邻节点 j 的启发函数, 反映边 (i, j) 的能见度; α 为信息启发式因子, 反映信息素对蚂蚁选择路径的影响力; β 为期望启发式因子, 反映启发式信息在指导蚁群搜索过程中的相对重要程度; U^m 为蚂蚁尚未访问的下一节点的集合; s 为与当前位置节点 i 相邻的可选项节点的集合; $\tau_{is}(t)$ 为当前位置节点 i 与各相邻节点之间的信息素浓度; $\eta_{is}(t)$ 表示蚂蚁 k 在节点 i 与各相邻节点之间的启发函数。

启发函数 $\eta_{ij}(t)$ 表达式为

$$\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij} \quad (2)$$

式中 d_{ij} 为节点 i 和 j 的距离, 即

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$

1.2 信息素更新规则

当 M 只蚂蚁完成一次循环后, 需对路径信息素更新, 其更新公式为

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t-1) + \Delta\tau_{ij} \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{m=1}^M \Delta\tau_{ij}^m(t) \quad (4)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻节点 i 到相邻节点 j 的路径之间信息素浓度; $\tau_{ij}(t-1)$ 为在 $t-1$ 时刻节点 i 到相邻节点 j 的路径之间信息素浓度; ρ 为信息素挥发系数, $\rho \in (0, 1)$; $\Delta\tau_{ij}$ 为在 $t-1$ 时刻到 t 时刻节点 i 到相邻节点 j 的路径之间信息素浓度的增量。

1.3 信息素增量更新模型

根据信息素浓度的增量更新方式的不同, DORIGO M 等提出 3 种不同的基本更新模型, 分别称之为 Ant-Density System (ADS)、Ant-Quantity System (AQS) 和 Ant-Cycle System (ACS) 模型。

若第 m 只蚂蚁当前循环经过路径 (i, j) 节点的集合为 $X \{ (i, j) | i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n \}$, 则:

ADS 模型:

$$\Delta\tau_{ij}^m(t) = \begin{cases} Q, & \text{如果 } (i, j) \in X \\ 0, & \text{其余} \end{cases} \quad (5)$$

AQS 模型:

$$\Delta\tau_{ij}^m(t) = \begin{cases} Q/d_{ij}, & \text{如果 } (i, j) \in X \\ 0, & \text{其余} \end{cases} \quad (6)$$

ACS 模型:

$$\Delta\tau_{ij}^m(t) = \begin{cases} Q/L_m, & \text{如果 } (i, j) \in X \\ 0, & \text{其余} \end{cases} \quad (7)$$

式中: Q 为信息素强度, 影响算法求解速度, 为 >0 的常数; L_m 为第 m 只蚂蚁在本次循环中所走路径的总距离。

上述 3 个模型的差别: ADS 模型和 AQS 模型采用的是局部更新策略, 即蚂蚁每走一步都要更新残留信息素的浓度; ACS 模型采用的是全局更新策略, 即蚂蚁完成一个循

环后再更新残留信息素的浓度, 在求解路径规划问题中最为常用, 因此 ACS 模型通常作为信息素更新的基本模型。

2 蚁群算法设计改进

2.1 全局启发函数设计

式(2)中启发函数 $\eta_{ij}(t)$ 仅利用了相邻节点的信息, 启发性不足, 缺乏全局性, 易出现规划路径拐点多、角度大、盲目搜索、收敛速度慢^[14-15]等问题。本文利用相邻节点和目标点的信息引入贝塞耳平滑曲线函数, 构造了一种全局启发函数。

$n+1$ 个顶点的 n 次贝塞耳曲线表达式为

$$P(t) = \sum_{i=0}^n P_i B_{i,n}(t), \quad 0 \leq t \leq 1 \quad (8)$$

式中: $P_i (i=0, 1, 2, \dots, n)$ 为各顶点的位置向量; $B_{i,n}(t)$ 为伯恩斯坦基函数。

$$B_{i,n}(t) = \frac{n!}{i! (n-i)!} \cdot t^i (1-t)^{n-i} \quad (9)$$

令 $\eta_{ij}(t) = P(t)$, $P_0 = 1/d_{ij}$ 和 $P_1 = 1/d_{jE}$, 按贝塞耳曲线函数一阶展开, 即取 $n=1$, 则

全局启发函数 $\eta_{ij}(t)$ 表达式为

$$\eta_{ij}(t) = \frac{t}{d_{ij}} + \frac{1-t}{d_{jE}}, \quad 0 \leq t \leq 1 \quad (10)$$

式中: d_{jE} 为 j 到目标节点 E 之间的距离, 即 $d_{jE} = \sqrt{(x_j - x_E)^2 + (y_j - y_E)^2}$, x_E 为目标节点的横坐标, y_E 为目标节点的纵坐标; t 为相邻节点 j 对影响路径选择的权重; $1-t$ 为目标节点 E 对影响路径选择的权重。

t 的大小取决于车速、相邻节点之间的距离。当车辆匀速行驶时, $t \approx d_{ij} / (d_{ij} + d_{jE})$ 。当 $d_{jE} \gg d_{ij}$ 时, $t \rightarrow 0$, 则全局启发函数 $\eta_{ij}(t)$ 表达式可近似为

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{jE}} \quad (11)$$

2.2 信息素更新策略

本文提出利用蚂蚁当前路径、最优路径、最差路径和理想路径, 构建一种动态调整的信息素增量模型。该信息素增量模型表达式如下:

$$\Delta\tau_{ij}^m = \begin{cases} \frac{L_{\max} - L_{n,m}}{L_{n,m} - L_{\text{idv}}}, & \delta > \varepsilon \\ \frac{L_{n,m} - L_{\max}}{L_{n,m} - L_{\text{idv}}}, & \delta \leq \varepsilon \end{cases} \quad (12)$$

式中: n 为第 n 次迭代; $L_{n,m}$ 为当前路径距离, 即第 m 只蚂蚁产生的路径的距离; L_{\min} 为最优路径距离, 即第 n 次迭代产生的最短路径距离; L_{\max} 为最差路径距离, 即第 n 次迭代产生的最长路径距离; L_{idv} 为理想路径距离, 即起始点与目标点的直线距离; δ 为最优路径距离与最差路径的差值, 即 $\delta = L_{\max} - L_{n,m}$; ε 为第 n 次迭代可接受路径误差, ε 值为一常数。

在迭代过程中, 新的信息素增量机制可以自适应动态调整信息素的强度, 使优化过程加速向全局最优路径收敛。当 $\delta > \varepsilon$ 时, L_{\max} 与 $L_{n,m}$ 差值越大, 信息素强度越大, 全

局收敛时间缩短,算法求解效率得到提升;当 $\delta \leq \epsilon$ 时, $L_{n,m}$ 与 L_{min} 越接近,信息素浓度蒸发越快,使算法避免出现过早收敛陷入局部最优。 L_{div} 在迭代过程中起到参照作用,可作为最佳路径决策依据。

2.3 算法过程

根据上述理论,按照本文提出的全局启发函数和信息素更新策略,自动驾驶车辆路径规划算法流程如图 1 所示,步骤如下所述。

步骤 1:获取环境地图数据。定位起始点 S 和目标点 E ;获取空间所有节点信息,计算邻接矩阵 D 和计算启发式信息矩阵。

步骤 2:参数初始化。初始化迭代次数 N ,蚂蚁规模 M ,信息启发式因子 α ,期望启发式因子 β ,信息素挥发系数 ρ ,信息素浓度 ϵ, t ,当前路径列表 RT ,禁忌表 TS 。将起始点 S 置于禁忌表 RT 和当前路径列表 TS 。

步骤 3:路径选择。查询邻接矩阵 D ,获取当前节点 i 出发下一步可行节点的集合 U_i^m ,按式 (1) 和式 (10) 计算第 $m(m=1,2,3,\dots,M)$ 只蚂蚁选择相邻节点的概率。然后,按转盘法选择下一节点,将选定的节点作为新的当前节点。更新当前路径列表 RT 和禁忌表 TS 。

步骤 4:蚂蚁序号更新。若第 m 只蚂蚁的当前路径列表包含了目标点或无路径且 $m \geq M$,则转入步骤 5,否则返回步骤 3。

步骤 5:信息素更新。计算当前迭代最优路径并按式 (3) 和式 (12) 更新信息素矩阵。

步骤 6:迭代或停止。若 $n \geq N$,则输出最优路径并停止迭代,否则返回步骤 3。

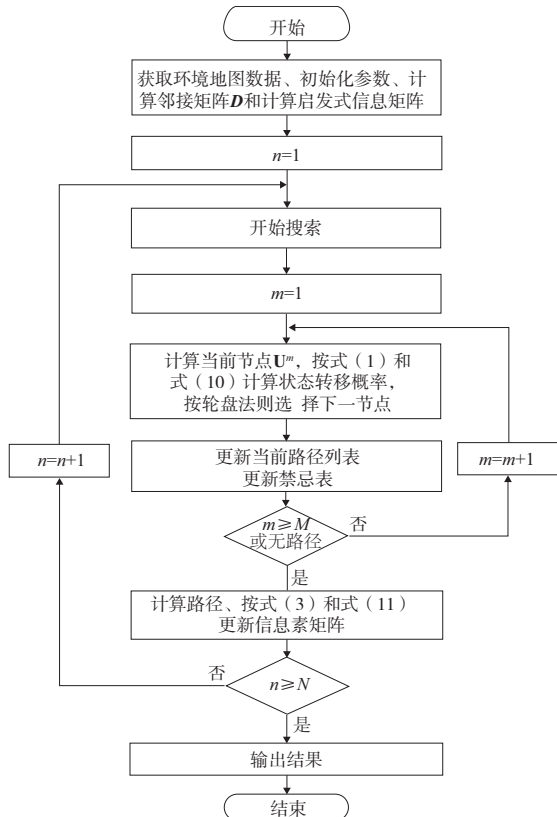


图 1 本文算法流程图

3 仿真实验与分析

3.1 仿真环境搭建

经典的环境地图建模方法有栅格法、几何法、可视图法等^[16-17]。

栅格法是将自动驾驶车辆行驶的空间分解成一系列具有二值信息的网格单元。栅格法表达简单,易于实现,在路径规划中最为常用。

下面以 10×10 二维栅格地图为例,简要说明栅格地图数学模型和表示形式,如图 2 所示。

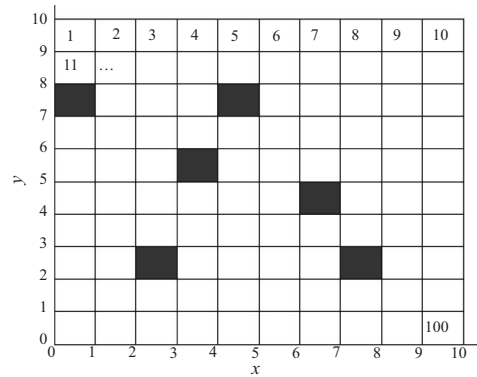


图 2 10×10 二维栅格地图

图 2 中黑色栅格表示障碍物,白色栅格是自由栅格。设每个栅格的中心坐标为栅格的直角坐标,每个栅格编号与直角坐标一一对应,则栅格地图中任意一点的坐标 (x_i, y_i) 与栅格编号 i 的映射关系如下所示。

$$x_i = a \cdot [\text{mod}(i, M_M) - 0.5] \quad (13)$$

$$y_i = a \cdot [M_M + 0.5 - \text{ceil}(i/M_M)] \quad (14)$$

式中: a 为每个栅格边长; M_M 为横坐标的最大栅格数值; $\text{mod}(a, b)$ 为 (a/b) 取余结果; ceil 函数为朝正无穷大方向取整。

在栅格地图中,在当前节点 i 位置路径决策可选方向有“十”字型或“米”字型^[18]。本文采用“米”字型方向选择规则,如图 3 所示。

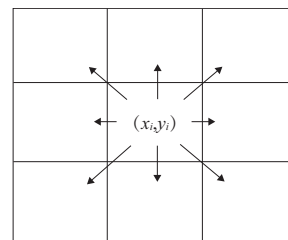


图 3 可行路径方向图

3.2 结果与分析

通过仿真程序,下面对本文算法的有效性在栅格地图环境下进行试验验证。仿真环境如图 4 所示的 20×20 二维栅格地图。

仿真试验参数设置详见表 1,仿真试验结果如图 4、图 5 和表 2 所示。

表 1 仿真实验参数设置

参数	K	M	α	β	ρ	Q	ε	L_{div}	a
基本算法	100	80	2	7	0.3	100	—	—	1
本文算法	100	80	2	7	0.3	—	1	28	1

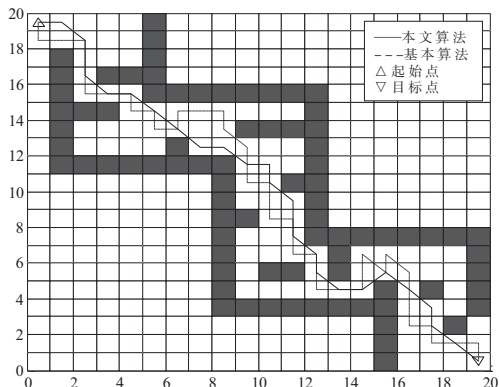


图 4 算法路径规划图

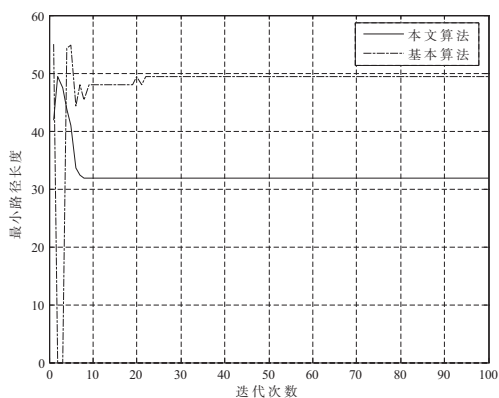


图 5 算法收敛变化曲线

表 2 仿真实验结果

算法	规划路径	收敛代次	拐点数	拐角/($^{\circ}$)
基本算法	49.414	22	27	2 170
本文算法	31.799	8	19	900

由图 4 可见,本文改进算法可以实现自动驾驶车辆在复杂的障碍环境中寻找到一条从起始节点出发到达目标点的无碰撞最优路径。

由图 5 和表 2 结果显示,本文算法迭代 8 次达到收敛,规划路径距离为 31.799,明显优于基本算法。本文算法全路径拐点有 19 个,拐角之和为 900° ,其中 45° 拐角 18 次、 90° 拐角 1 次;而基本算法的拐点数为 27 次,拐角之和为 2 170,其中直角拐角有 21 次, 45° 拐角 6 次,显然本文算法规划路径更平滑。

4 结语

本文提出一种用于自动驾驶路径规划的改进蚁群算法。仿真实验结果表明:本文构造的全局启发函数,在引导蚂蚁对目标节点的感知、消除路径搜索的盲目性和改善规划路径的平滑性方面效果显著;提出的基于动态调整的信息素更新策略,使算法优化过程自适应调整信息素的强度,全局收敛速度得到明显提升。

未来进一步探索建立基于自动驾驶车辆完整约束条件的精确算法模型,提高算法的效率和稳健性,满足复杂环境下实时规避碰撞风险将是自动驾驶路径规划研究的重点问题。

参考文献:

- [1] 任丽军,刘元盛,柴梦娜. 基于无人车避障路径规划方法的综述[J]. 计算机科学,2018,45(10 A):203-205.
- [2] 赵睿,楼佩煌,钱晓明,等. 基于改进遗传算法的 AGV 集结路径研究[J]. 机械制造与自动化,2021,50(1):111-114.
- [3] 魏武,韩进,李艳杰,等. 基于双树 Quick-RRT* 算法的机器人路径规划[J]. 计算机科学与技术,2021,49(7):51-58.
- [4] SONGR, LIUY C, BUCKNALLR. Smoothed A* algorithm for practical unmanned surface vehicle path planning[J]. Applied Ocean Research,2019,83:9-20.
- [5] DORIGO M, MANIEZZOV, COLORNI A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B(Cybernetics),1996,26(1):29-41.
- [6] 覃远年,梁仲华. 蚁群算法研究与应用的新进展[J]. 计算机工程与科学,2019,41(1):173-184.
- [7] 李永丹,马天力,陈超波,等. 无人驾驶车辆路径规划算法综述[J]. 国外电子测量技术,2019,38(6):72-79.
- [8] 任建华,李文超,赵凯龙,等. 移动机器人路径规划方法研究[J]. 机电技术,2019,42(4):26-29.
- [9] 贺智明,郑丽,梁文. 基于自适应动态搜索蚁群算法的车辆路径规划[J]. 计算机工程与设计,2021,42(2):543-551.
- [10] 杨旭,沈鹏,奉柳,等. 可达集约束下的自主车辆路径规划势场蚁群算法[J]. 科技通报,2020,36(4):113-119.
- [11] 张健,范晓武. 基于改进蚁群算法的高速公路协同救援路径规划[J]. 计算机时代,2021(3):1-16.
- [12] 赵梦彤,李颖宏,范晶晶. 基于改进蚁群算法的时间最优路径规划研究[J]. 车辆与动力技术,2020(3):7-10,14.
- [13] 李焱,唐倩,刘联超,等. 基于改进蚁群算法的汽车混流装配调度模型求解[J]. 中国机械工程,2021,32(9):1126-1133.
- [14] 强宁,高洁,康凤举. 基于 PSO 和三次样条插值的多机器人全局路径规划[J]. 系统仿真学报,2017,29(7):1397-1404.
- [15] 赵迪,于丽平,胡梦雅,等. 月面探测器路径规划优化算法研究[J]. 机械科学与技术,2021,40(3):364-370.
- [16] 胡立华,马瑞,张名师,等. 基于改进蚁群算法的智能小车路径规划方法[J]. 太原科技大学学报,2020,41(6):463-469.
- [17] 姜媛媛,陶德俊,时美乐,等. DP-B 样条移动机器人路径光滑算法[J]. 机械科学与技术,2020,39(4):554-560.
- [18] 卢宇凡,张莉. 基于粗糙集和蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 计算机与数字工程,2012,40(12):7-9,31.

收稿日期:2021-10-13