

DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2024.04.027

基于林地综合代价地图与开拓优化机制的改进蚁群算法

何浩天, 彭富明, 方斌, 相福磊, 张少杰

(南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094)

摘 要:针对传统蚁群算法在林业机器人路径规划中未能考虑林区地形与地表状态,且收敛速度慢,易陷入局部最优的问题,提出一种基于林地综合代价地图与开拓优化机制的改进蚁群算法。基于林区地形地表构建林地综合代价地图;在蚁群搜索阶段中引入开拓优化机制;在轮盘赌中引入随机游走机制,并将其应用到林业机器人路径规划问题中。实验表明:改进蚁群算法能搜寻到更佳路径,具有更好的全局寻优能力。

关键词:蚁群算法;精英奖励;双层蚁群算法;林间路径规划

中图分类号:TP183 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2024)04-0146-05

Improved Ant Colony Algorithm Based on Forest Comprehensive Cost Map and Research-optimization Mechanism

HE Haotian, PENG Fuming, FANG Bin, XIANG Fulei, ZHANG Shaojie

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: An improved ant colony algorithm based on the comprehensive cost map of forest land and the research-optimization mechanism is proposed to address the problem of the traditional ant colony algorithms which is absent of consideration of forest terrain and surface conditions in forestry robot path planning, slow at convergence speed and prone to falling into local optima. On the terrain and surface of the forest area, a comprehensive forest land cost map is constructed; a pioneering optimization mechanism is introduced in the ant colony search stage; and a random walk mechanism is led into the roulette wheel mechanism, which is applied the path planning problem of forestry robots. The experiments show that the proposed algorithm proposed can search for better paths and has better exploration and optimization capabilities.

Keywords: ant colony; elite rewards; double layer ant colony algorithm; forest path planning

0 引言

林业机器人是促进林业现代化、提高林业效率的关键。路径规划与轨迹跟踪是移动机器人领域的核心问题。蚁群算法是一种经典的仿生学算法,该算法可用于路径规划。相较于传统的路径规划算法,蚁群算法具有正反馈机制、鲁棒性强、并行性好等优点,在寻求最短路径上有更好的效果。然而,传统蚁群算法收敛速度较慢且容易陷入局部最优,导致规划出的路径不理想。对此,学者提出了大量改进策略。

针对收敛速度慢的问题,张子然等^[1]利用 k -means 算法对地图进行预处理,使得机器人优先选择复杂程度小的区域进行寻优,提升了算法的收敛速度;马康康等^[2]使信息素沿起点与终点连接线向两边正态分布,大大降低了算法初期盲目性;徐超毅等^[3]使用双向搜索的 A* 算法预

先得出两条路径作为较优解,以设定的系数提高区域内信息素浓度。

针对陷入局部最优的问题,WU 等^[4]在信息素更新时引入最大最小机制,将信息素限制在一个自适应的范围内,以防止信息素过大而陷入局部最优;赵高杰等^[5]提出了一种改进的变步长蚁群算法,根据不同的环境改变步长并设计了自适应挥发因子;董志洋等^[6]基于优胜劣汰的思想进行信息素更新,避免搜索过程陷入局部最优。

此外,一些融合算法也被用于改进蚁群的性能。陈丹凤等^[7]利用强化学习,在每轮搜索结束后对动作参数进行优化,提高了路径规划的效率;吴宇等^[8]在启发函数中加入人工势场因子,使得算法不容易陷入 U 型障碍区;陈嘉航等^[9]将注意力机制融入信息素表,利用局部路径注意力机制提高了寻路效率;张恒等^[10]提出了一种改进双层蚁群算法,将蚁群划分为引导层蚁群和普通层蚁

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFE0194600);江苏省科技计划项目(BZ2023023)

第一作者简介:何浩天(2000—),男,江苏南京人,硕士研究生,研究方向为无人驾驶、智能计算,hht701@163.com。

群,为引导层蚁群设计应对死锁问题的自由寻路-剪枝策略;许凯波等^[11]在每次迭代中先用外层蚁群算法寻优,再用内层蚁群算法在局部小环境下进行优化,使得生成路径质量更高;WANG等^[12]设计了基于排序的双层蚁群算法,在局部搜索时引入探索因子以防止算法陷入局部最优;YANG等^[13]融合蚁群算法与轨迹优化,在复杂图上使用精英蚁群算法生成初始无碰撞路径,在此基础上使用局部蚁群算法优化路径质量。

针对以往蚁群算法中容易陷入局部最优且生成路径质量差、收敛速度慢等问题,本文提出了一种分组变异搜索的双层蚁群算法。该算法引入优化开拓机制,将种群划分为优化组与开拓组,为每组分配各自的信息素表,通过信息素惩罚因子鼓励开拓组走不同的道路。在一轮搜索结束后,将有潜力的路径更新到优化组的信息素表,以提高算法的全局寻优能力;引入了随机游走机制,通过头部随机削弱提高算法陷入局部最优时的变异性,使算法跳出局部最优。最后,在复杂环境与林地环境进行测试,验证了算法的有效性。

1 林地综合代价地图

传统的栅格地图假定机器人工作在二维平面上,但在林业环境中,山区地势起伏较大,且不同地表环境对机器人的移动均有影响。传统的栅格地图只考虑节点间移动的距离代价,忽略了因地势起伏而产生的能耗代价,亦忽略了由于不同地表环境而导致的对机体的后续维护成本。

基于此,本文构造了林区条件下的综合代价地图。结合林业生产的实际情况,本文在综合代价地图中定义了4种常见路面:干燥带、潮湿带、落叶带和颠簸带。其中,干燥带最适宜车辆通过;潮湿带有可能导致车轮陷入,并且导致车轮轴卡泥;落叶带容易导致车轮发生侧滑;颠簸带在通过时会导致底盘与树根磕碰,造成后续维护的困难;本文依照其实际工程中对车辆的影响优先级,定义了不同路面的通过系数,如表1所示。

表1 不同路面对应的通过系数

地形	通过系数 μ
干燥带	1.00
潮湿带	1.20
落叶带	1.25
颠簸带	1.40

依据不同路面之间的通过系数与地形图,节点间移动综合代价的计算公式如下所示。

$$\begin{cases} J_{ij} = F_{ij} d_{ij} \\ F_{ij} = 1 + \mu \xi \sin \theta_{ij} \end{cases} \quad (1)$$

式中: J_{ij} 为小车从*i*点到*j*点的综合能耗; F_{ij} 为小车受到的综合阻力; d_{ij} 为小车从*i*点到*j*点的距离; θ_{ij} 为当前地形坡度; ξ 为小车的重力系数,需指定; μ 为当前小车的通过系数。依据该综合代价,生成综合代价地图,如图1所示。

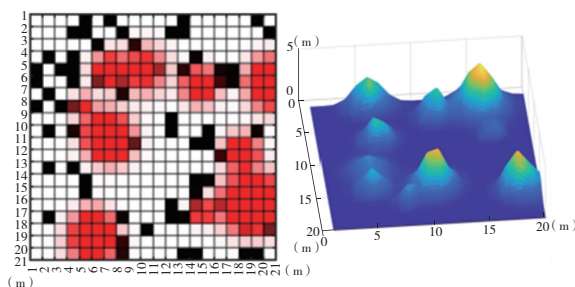


图1 综合代价地图示意图

结合式(1)与图1可知,式(1)实质上为小车在综合代价地图上的能耗。相较于传统的二维栅格地图,该地图综合考虑了小车的爬坡能耗与路面通过条件,平衡了路径长度、能耗与后期维护成本,更加符合生产实际。

2 基于开拓优化机制的改进蚁群算法

2.1 开拓优化机制

在传统的蚁群算法中,绝大多数蚂蚁会沿着转移概率最大的路径行走,随着迭代次数增多,算法陷入局部最优而难以跳出。不同于传统的限制信息素浓度,单纯增加突变概率的优化方法,本文提出了一种新的开拓优化机制,具体步骤如下。

将原有的种群分为两组,其中的70%为一组,该组成为“优化组”。该组按照传统蚁群算法的方式进行搜索,保证算法不会因变异而发散;其余的30%称为“开拓组”,该组拥有独立于优化组的信息素表。在同一轮搜索中,优先使用优化组进行搜索,搜索结束后,按照式(2)更新优化组的信息素表。

$$\begin{cases} \tau_{ij}^y(t+1) = (1 - \rho_y) \times \tau_{ij}^y(t) + \Delta \tau_{ij}^y(t) \\ \Delta \tau_{ij}^y(t) = \begin{cases} \frac{Q_y}{L_y(t)}, & (i, j) \in R_y \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中: τ_{ij}^y 为优化组所属的信息素; ρ_y 为优化组的信

息素挥发率; L_y 为当前优化组路径长度; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为信息素增量; Q_y 为优化组信息素强度; R_y 为优化组路径。

在更新了优化组的信息素表之后,使用开拓组进行搜索,搜索结束后,按照式(3)更新优化组的信息素表。

$$\begin{cases} \tau_{ij}^k(t+1) = (1-\rho_k) \times \tau_{ij}^k(t) + \Delta\tau_{ij}^k(t) \\ \Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\lambda Q_k}{L_k(t)} e^{-\tau_{ij}^k(t)}, & (i,j) \in R_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中: τ_{ij}^k 为开拓组所属的信息素; ρ_k 为开拓组的信息素挥发率; L_k 为当前开拓组路径长度; Q_k 为开拓组信息素强度; λ 为强度系数, 是一个常数; R_k 为开拓组路径。开拓优化机制示意图如图 2 所示。

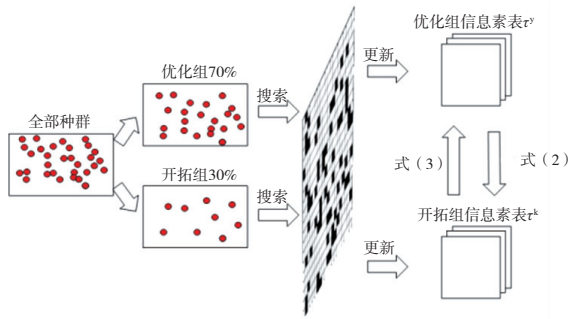


图 2 开拓优化机制示意图

在开拓组的信息素更新完毕之后,依照式(4)再次更新优化组的信息素:

$$\tau_{ij}^v(t+1) = \tau_{ij}^v(t) + [1 + (-1)^q] \tau_{ij}^k(t), \quad q \in \{0, 1\}, (i, j) \in \text{Path}_k \quad (4)$$

式中: q 为选择子, 当开拓组当前路径长度小于 4 倍的当前最短路径时, 该路径被视为有潜力的潜在路径, 此时令 q 为 0, 将该条路径的信息素更新到优化组的信息素表中; 反之, q 为 1, 不更新该路径。

该机制的意义在于, 在进行一轮更新之后, 通过对优化组中信息素较高的节点进行惩罚, 开拓组可以避开信息素浓度高的节点, 选择更少走过的路径; 在开拓组进行优化后, 优化组可从开拓组中选择出有潜力的路径, 将其信息素同步至优化组的信息素表, 在下一轮搜索实行进一步优化。在不增加种群数量的前提下, 既保证了算法的收敛性, 也增强了算法跳出局部最优的能力。

2.2 随机游走机制

在传统蚁群算法中, 算法依赖轮盘赌机制实

现节点选择的随机发散。为了提高算法在陷入局部最优时的变异速度, 本文引入了一种概率自适应随机游走机制, 该机制下的状态转移概率如式(5)所示。

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta \varphi_j}{\sum_{j \in a_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in a_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 为 i 点到 j 点的信息素浓度; $\eta_{ij}(t)$ 为 i 点到 j 点的启发值; α 、 β 分别为信息素浓度与启发值的权重; a_k 为此轮搜索候选点列表; φ_j 为惩罚因子, 定义如下:

$$\varphi_j = \begin{cases} 0.1, & (l < 0.3, p > p_0, j = \\ \arg\max\{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta\}) \\ 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中: l 为当前最小代价曲线的斜率; p 是一个随机数; p_0 是变异概率。其意义在于, 在路径长度的收敛率小于 0.3 时, 认为算法陷入局部最优, 此时以一定的概率 p_0 为状态转移概率最大的方向, 添加一个自适应因子惩罚因子, 使得个体选择其他未走过的方向。变异概率 p_0 的定义如下:

$$p_0 = \begin{cases} \frac{m}{M} \gamma & (m < m_0) \\ \left(\frac{m}{M} + \frac{1}{2}\right) \gamma & (m \geq m_0) \\ m_0 = \frac{1}{2} M \end{cases} \quad (7)$$

式中: m 为当前迭代数; m_0 为迭代数阈值, 当超过了这个阈值时, 变异概率不再增加; γ 为变异概率的权重系数。

该机制可以动态调节算法的变异概率, 在算法后期陷入局部最优时, 以一定的概率给当前概率最高的节点添加一个惩罚值, 自适应地增加算法的变异概率, 且由于变异概率是随着迭代次数动态调整的, 可以避免影响算法早期的收敛性。

3 实验与分析

为了验证算法的优越性, 本文在 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12500H 2.50 GHz, 16.00 G 内存, Windows 11 系统和 Matlab R2023b 环境下采用 20×20 的栅地图进行测试, 并选取 ACO、MAACO 进行对照。各个算法的种群规模大小设为 100, 本文算法中的优化组数量为 70, 开拓组数量为 30, 最大迭代次数为 50, 信息素浓度权重为 1.5, 启发值的权重为 6.0, 信息素蒸发系数为 0.5,

信息素增加强度系数为 5.0,分别比较其路径长度与综合能耗,其结果如表 2 所示。

表 2 20×20 地图下 3 种算法的路径长度、综合代价与转折次数表

算法	路径长度/m		综合代价		转折次数
	最优	平均	最优	平均	
ACO	33.46	37.28	65.42	68.20	15
MAACO	31.21	34.19	63.18	66.17	15
本文	30.38	32.15	56.17	60.36	14

对比实验中 20×20 栅格地图的起点为 (1,1),终点为 (20,20)。3 种算法的轨迹如图 3 所示,其收敛情况如图 4 所示,结果对比如表 2 所示。相比于传统 ACO 的算法,本文算法在路径长度与综合代价上分别有 2.654 0%与 11.085 9%的提升;相比于 MAACO 的算法,本文算法在路径长度与综合代价上分别有 9.179 3%与 14.133 0%的提升。由图可见,传统 ACO 算法与 MAACO 算法收敛速度慢,且很早的陷入了局部最优,而本文算法,由于采取了开拓优化机制,有效地跳出了局部最优。为了验证本文算法在大规模地图下的寻优能力,本文在 30×30 与 50×50 的地图环境下对算法进行了对比测试。在 30×30 地图下迭代 100 轮,在 50×50 地图下迭代 300 轮,测试结果如图 5—图 6 所示,其路径长度与综合代价如表 3、表 4 所示。可见,在大规模地图下,本文算法具有更强的全局寻优能力,并且,相较于另外两个算法,本文算法寻路过程中的拐点相对更少,路径质量更高。在 50×50 的大地图下,可明显看到,MAACO 算法陷入了局部最优,而由于拥有开拓优化机制,本文算法在路径选择上拥有更好的全局解。

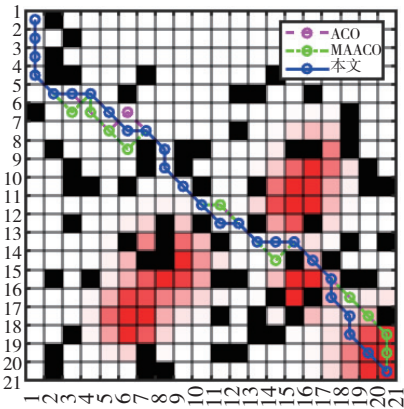


图 3 20×20 地图下 3 种算法规划得到的路径

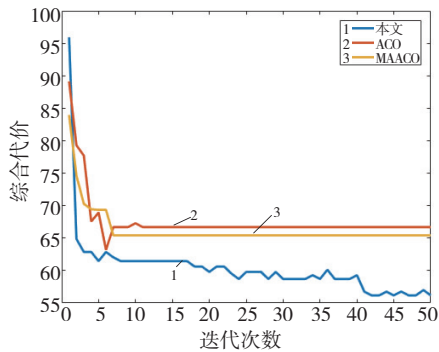


图 4 20×20 地图下 3 种算法的收敛曲线图

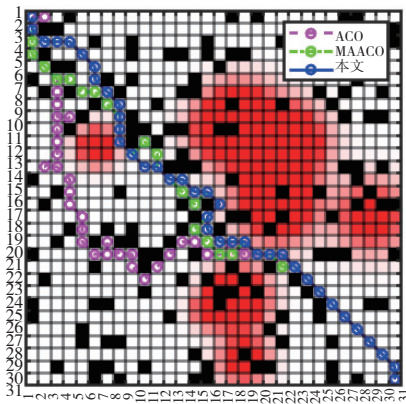


图 5 30×30 地图下 3 种算法规划得到的路径

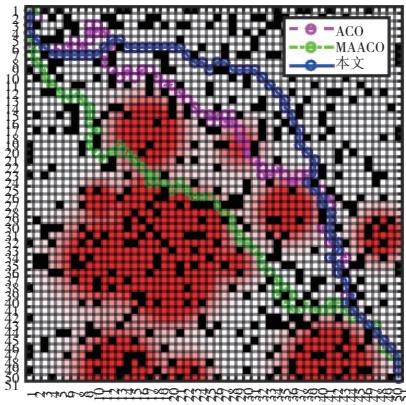


图 6 50×50 地图下 3 种算法规划得到的路径

表 3 30×30 地图下 3 种算法的路径长度、综合代价与转折次数表

算法	路径长度/m		综合代价		转折次数
	最优	平均	最优	平均	
ACO	59.35	68.14	65.42	69.36	31
MAACO	51.59	56.23	65.65	68.17	23
本文	47.11	49.12	60.17	64.51	21

表 4 50×50 地图下 3 种算法的路径长度、综合代价与转折次数表

算法	路径长度/m		综合代价		转折次数
	最优	平均	最优	平均	
ACO	103.88	113.56	139.80	168.21	59
MAACO	95.64	106.54	122.13	152.63	51
本文	88.91	96.34	97.45	121.31	37

4 结语

本文提出了一种基于林地综合代价地图与开拓优化机制的改进蚁群算法。首先,构建了林地综合代价地图,在地图中融合能耗与路面通过条件,平衡了路径长度、能耗与后期维护成本,更加符合生产实际;其次,引入开拓优化机制,通过对种群进行分工,使开拓组避开优化组现有路径,优化组利用开拓组的搜索结果,增强了算法的全局寻优能力;在轮盘赌中加入随机游走机制,在算法陷入局部最优时,以一定的概率为转移概率,最高的点添加惩罚项,使得算法跳出局部最优;最后,将其应用到林间仿真环境下进行机器人路径规划问题研究。实验结果表明:相较于现有算法,本文算法规划得出的路径能耗更小,并且在恶劣区域的通行长度更小;在大地图环境下拐点数量更少,且收敛速度更快,一定程度上提高了林业机器人的路径规划质量,降低了实际生产中的能耗与维护成本。

参考文献:

- [1] 张子然,黄卫华,陈阳,等. 基于双向搜索的改进蚁群路径规划算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(21):270-277.
- [2] 马康康,王雷,李东东,等. 基于信息素差异分布策略的路径规划蚁群改进算法[J]. 南京航空航天大学学报,2023,55(1):100-107.
- [3] 徐超毅,龚桥梁. 基于改进蚁群算法的机器人路径规

划研究[J]. 河南城建学院学报, 2023, 32(4): 91-96,127.

- [4] WU L,HUANG X D,CUI J G,et al. Modified adaptive ant colony optimization algorithm and its application for solving path planning of mobile robot[J]. Expert Systems with Applications,2023,215:119410.
- [5] 赵高杰,鲁守银,袁鲁浩. 基于变步长蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 山东建筑大学学报,2022, 37(6):90-94,108.
- [6] 董志洋,李慧,葛靖宇,等. 改进蚁群算法的无人机三维环境路径规划[J]. 测绘通报,2023(5):153-157.
- [7] 陈丹凤,雷昊,刘俊朗,等. 基于强化蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44(6):239-245,303.
- [8] 吴宇,郝万君,曹选,等. 改进蚁群与势场融合算法的平滑路径规划[J]. 计算机仿真, 2023, 40(3): 141-146.
- [9] 陈嘉航,李媛媛. 融合头脑风暴和注意力机制的改进蚁群路径规划算法研究[J]. 电光与控制, 2023, 30(4):1-5.
- [10] 张恒,何丽,袁亮,等. 基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 303-313.
- [11] 许凯波,鲁海燕,黄洋,等. 基于双层蚁群算法和动态环境的机器人路径规划方法[J]. 电子学报,2019, 47(10):2166-2176.
- [12] WANG C,NAN Y,ZHANG S L,et al. Application of the adaptive double-layer ant colony algorithm in UAV trajectory planning [C]//2021 4th International Conference on Intelligent Autonomous Systems (ICoIAS). Wuhan,China: IEEE,2021:371-377.
- [13] YANG H, QI J, MIAO Y C, et al. A new robot navigation algorithm based on a double-layer ant algorithm and trajectory optimization [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8557-8566.

收稿日期:2024-05-21

(上接第 139 页)

- [4] 褚福磊,张正松,冯冠平,等. 碰摩转子系统的混沌特性[J]. 清华大学学报(自然科学版),1996(7):54-59.
- [5] 王德友. 旋转机械转静子碰摩振动特性[J]. 航空发动机,1998(2):37-41,36.
- [6] MUSZYNSKA A. Rotor-to-stationary element rub-related vibration phenomena in rotating machinery — literature survey[J]. The Shock and Vibration Digest,

1989,21(3):3-11.

- [7] CHILDS D W. Fractional-frequency rotor motion due to nonsymmetric clearance effects [J]. Journal of Engineering for Power,1982,104(3):533-541.
- [8] 肖平欢. 航空发动机多级盘片分离转子不平衡量优化装配方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2021.

收稿日期:2023-01-10