

飞机曲面部件制孔路径规划

刘艳梅¹, 刘欣¹, 祁子涛², 刘艳慧³

(1. 沈阳航空航天大学自动化学院, 沈阳110136; 2. 中国飞行试验研究院, 西安710089;
3. 东北大学继续教育学院, 沈阳110015)

摘要: 飞机部件自动化制孔加工技术在现代飞机制造中起着至关重要的作用。为提高飞机装配制造效率并降低制造成本, 对飞机曲面部件制孔路径规划算法进行深入研究。基于传统蚁群算法易于陷入局部最优、收敛速度慢的情况, 提出将新型学校优化算法与传统蚁群算法进行结合, 进而实现对飞机曲面部件制孔路径的优化。仿真结果表明, 改进后的学校优化蚁群算法相较于传统蚁群算法, 在制孔路径长度、迭代速度方面表现出明显的优越性。

关键词: 飞机装配; 自动制孔; 路径规划; 蚁群算法; 学校优化蚁群算法

中图分类号: TP23

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1248.2025.05.009

The hole path planning of aircraft curved surface components

LIU Yanmei¹, LIU Xin¹, QI Zitao², LIU Yanhui³

(1. College of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China; 2. Technology centre, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China; 3. Continuing Education, Northeastern University School, Shenyang 110015, China)

Abstract: Automatic drilling technology plays an important role in modern aircraft manufacturing. To improve the efficiency and reduce the cost of aircraft assembly and manufacturing, a hole path planning algorithm of aircraft curved surface components was studied in depth. Based on the situation that the traditional ant colony algorithm was easy to fall into local optimum and converge slowly, the new school-based optimization algorithm combined with the traditional ant colony optimization algorithm was proposed to achieve the optimization of the drilling path of aircraft curved surface components. The simulation results show that the improved school-based optimization ant colony algorithm is superior to the traditional ant colony algorithms in terms of drilling path length and iteration speed.

Key words: aircraft assembly; automatic hole making; path planning; ant colony algorithm; school-based optimization ant colony algorithm

收稿日期: 2024-08-14 修回日期: 2025-05-14 接受日期: 2025-05-16

基金项目: 教育部春晖计划项目(项目编号: HZKY20220431); 航空科学基金(项目编号: 2015ZE54026)。

作者简介: 刘艳梅(1974—), 女, 吉林长岭人, 副教授, 博士, 主要研究方向为模式识别与智能系统, E-mail: 1154318449@qq.com。

随着我国飞机制造业自动化与数字化发展进程的加快,飞机装配开始大量应用自动钻铆系统。在装配制造过程中,针对飞机曲面部件结构中孔位的排列分布的复杂性问题,优化制孔路径可以极大提高加工效率和质量^[1]。飞机部件的制孔路径规划问题是典型组合优化问题,随着制孔规模的增大,一些传统规划算法需要耗费大量的计算时间和计算资源。智能启发式算法可快速收敛到最优解,从而节约大量时间和计算资源^[2]。

蚁群算法受自然界中蚂蚁觅食行为的启发,通过模拟蚂蚁的行为和信息素沟通机制,在解决优化问题时展示了很好的性能,尤其是在路径规划和全局搜索能力方面^[3]。目前国内外学者针对基于蚁群算法的飞机制孔路径规划问题,进行了大量的研究。宣东军等^[4]针对二维平面下的制孔路径规划问题,对于蚁群算法易于陷入局部最优情况,在经典蚁群算法的基础之上,通过加入方向因子及2-opt策略进行改进,提高算法收敛效率。金铭杰^[5]提出一种带有整体方向的区域优先蚁群算法,寻求最优的飞机机翼制孔路径。毛嘉琪^[6]利用A*算法设定信息素初始值,采用新的信息素更新规则加快算法的收敛速度,扩大搜索空间。王建玲等^[7]提出一种具有通信机制的增强型蚁群算法及放大的轮盘赌方法来加速收敛。Li等^[8]针对岩体开挖智能化问题,通过贪心算法对初始种群进行优化,用来提高种群的进化速度。Yang等^[9]针对救援路径规划,开发了一种改进的蚁群优化算法,具有良好的鲁棒性和可行性。Cai等^[10]为了解决蚁群算法性能过于依赖初始参数的问题,研究设计了一种基于萤火虫算法的蚁群优化移动机器人路径规划方法。

为改善传统蚁群算法的收敛性能,本文在传统蚁群算法的基础上,对飞机曲面部件制孔路径规划算法进行深入研究。针对传统蚁群算法存在的早熟性收敛现象^[11],提出了将新型学校优化算法(school-based optimization,

SBO)与传统蚁群算法进行结合,通过有效结合学校优化算法的快速收敛性和蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)的全局搜索能力来提高算法收敛性能。

1 蚁群算法制孔路径规划原理

针对曲面部件上的多个制孔点路径规划问题,通过合适的路径规划算法使制孔机器人在制孔点之间移动的路径更短。曲面制孔空间内寻找多个点位最优路径 $P=\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 需满足目标函数^[12]

$$f(P) = \min \sum_{i=1}^{n-1} d(C_i, C_{i+1}) \quad (1)$$

式中: C_i 为孔位编号; n 为制孔个数; d 为孔间距离。

用于求解最优问题的蚁群算法是一种仿生学算法,在自然界中,蚂蚁觅食过程中,蚁群总能够寻找到一条从蚁巢到食物源的最优路径。蚁群算法具有分布式特性,其鲁棒性强并且容易与其他算法结合^[13]。蚁群算法解决制孔路径优化问题主要包括路径构建和信息素更新两个关键步骤。

在基于蚁群算法的制孔路径规划中,不允许蚂蚁走已访问过的制孔点,通过禁忌表记录蚂蚁已经访问过的制孔点(设 tabu_k 表示第 k 只蚂蚁的禁忌表, $\text{tabu}_k(s)$ 表示第 k 只蚂蚁走过的第 s 个制孔点)^[14]。当蚂蚁完成周游后,会在它访问过的每一条边上留下信息素,并且随着时间的推移,以前留在各路径上的信息素逐渐挥发。算法中的蚂蚁通过随机比例规则选择下一个要访问的制孔点, $P_{ij}^k(t)$ 表示在第 t 时刻蚂蚁 k 由位置 i 转移到位置 j 的概率。

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & s \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

s.t. $\eta_{ij} = \frac{1}{D(i,j)}$

式中: $\text{allowed}_k = \{C - \text{tabu}_k\}$ 为允许蚂蚁 k 下一步选择的制孔点集合; η_{ij} 为启发式信息, 表示由制孔点 i 转移到制孔点 j 的期望程度; α 和 β 分别反映了蚂蚁在运动过程中所积累的信息量及启发式信息在蚂蚁选择路径中所起的重要程度^[15]。

在算法初始时刻, 各条路径上的信息素初始值 $\tau_{ij}(0) = \tau_0$ 。如果 τ_0 设置过小, 算法容易早熟停滞, 蚁群可能在早期就集中在某些路径上, 而过早地锁定在一个局部最优解, 陷入局部最优^[16]。相反如果 τ_0 设置过大, 信息素对蚂蚁的路径选择的指导作用太弱, 蚁群可能缺乏足够的引导, 导致蚂蚁更多地随机选择路径, 而不倾向于集中在可能更优的路径上, 导致算法收敛速度较慢, 如式(3)所示。

$$\tau_0 = \frac{m}{L_m} \quad (3)$$

式中: L_m 为由最近邻启发式方法构造的路线长度。为了避免信息素的无限积累, 在蚂蚁走完所有制孔点后, 各路径上的信息素浓度的更新规则如式(4)所示。

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), & \rho \in (0, 1) \\ \text{s.t. } \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: ρ 为信息素的挥发因子; $\tau_{ij}(t)$ 为本次迭代中路径 (i, j) 上的信息素浓度, 初始时刻 $\tau_{ij}(t) = 0$; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为本次迭代所有蚂蚁在路径 (i, j) 上释放的信息素浓度之和为第 k 只蚂蚁在本次迭代中经过路径 (i, j) 时释放的信息量。

飞机曲面部件的制孔路径规划使用蚁群算法, 主要步骤如下:

1) 初始化: 设定蚂蚁数量、信息素蒸发率、启发式信息权重、信息素更新规则等参数及随机生成初始路径。

2) 路径选择: 蚂蚁依据信息素浓度 τ 和启发式信息 η 选择下一个制孔点位。概率公式如式(5)所示。

$$P_{ij} = \tau_{ij}^\alpha + \eta_{ij}^\beta \quad (5)$$

式中: α 和 β 为调整参数; τ_{ij} 和 η_{ij} 分别为信息素浓度和启发式信息。

3) 更新信息素: 每轮结束后, 蚂蚁完成循环后, 优秀路径(较短的路径)上信息素增加, 较差路径上的信息素减少。

4) 循环迭代: 重复路径选择和信息素更新过程, 直到达到预设的迭代次数或满足停止条件。

5) 结果分析: 找出所有蚂蚁中经过迭代得到的最优解, 即为近似解的 TSP 路径。

2 基于学校优化算法的蚁群算法路径规划

2.1 学校优化算法原理

学校优化算法是一种新兴的全局优化方法, 灵感来自在多教室学校中运行的传统教育过程。该算法提出多班级协作教学的优化模式, 模拟学生在班级中的学习行为及教师如何调整教学策略来提高整体成绩, 能够对搜索空间进行广泛的探索, 从而得到高质量的解决方案。

SBO 是一种多种群元启发式算法, 它将单个教师的单课堂教学环境扩展到多个教室、多个教师的学校。在 SBO 算法中, 当每次迭代结束时, 一组教师(每个教室一名教师)被召集起来, 在下一轮迭代之前, 每个教室从教师库中指派一名新教师, 且允许教室之间的知识转移^[17]。

学校优化算法包括教师阶段和学习者阶段, 在每个阶段, 每个班级的所有学生都要接受评估, 每个教室里最好的学生被选为教室的教师, 所有的教师都被召集到教师队伍中。在每个班级接受一名新教师后, 教学机制被独立应用于每个班级, 并启动新一轮的教师鉴定和交流, 一直持续到满足终止标准为止^[18]。

在教师阶段每个设计变量都被视为课程中的不同主题, 学生根据教师提供的信息更新各科的知识。教师阶段的定义为

$$X_{\text{new}}^k(j) = X_{\text{old}}^k(j) \pm \Delta(j) \quad (6)$$

$$\Delta(j) = T_F r |M(j) - T(j)| \quad (7)$$

$$M(j) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X^k(j) \quad (8)$$

式中: $X^k(j)$ 为第 k 个变量的 j 维。 T_F 为教学因子; r 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; $M(j)$ 为班级的平均水平; $T(j)$ 为教师状态; $\Delta(j)$ 为班级平均水平和教师水平的距离(其标志的选择应始终确保学生朝着教师移动)。原始的教与学算法中,班级的平均值采用式(8)进行计算,基于学生表现价值的加权平均数能提供更好的结果^[19]。基于适应度的均值定义为

$$M(j) = \frac{\sum_{K=1}^N (X^K(j)/F^K)}{\sum_{K=1}^N (1/F^K)} \quad (9)$$

在学习者阶段的互动学习可以提高学生的个人表现,从而提高整个班级的表现。学习者阶段包括以下步骤:随机选择一名学生 p ;随机选择另一名学生 $q(p \neq q)$;评价两名学生的适应性;如果 $F^p < F^q$ (即学生 p 比学生 q 适应性更好),更新位置为

$$X_{\text{new}}^p(j) = X_{\text{old}}^p(j) + r [X_{\text{old}}^q(j) - X^p(j)] \quad (10)$$

否则更新为

$$X_{\text{new}}^q(j) = X_{\text{old}}^q(j) + r [X^p(j) - X_{\text{old}}^q(j)] \quad (11)$$

SBO 算法流程图如图 1 所示。

1)初始化:设定问题的维度、种群规模、最大迭代次数等参数,随机生成初始的学生位置(解)。

2)计算适应度值:根据目标函数评估每个学生的解决方案质量。

3)教师策略:根据学生的表现,教师可能会选择优秀的学生进行分享知识,或者对表现较差的学生进行额外辅导,在代码中表现为选择一部分解进行交换或变异操作。

4)学生学习:学生根据教师的策略更新自己的位置,可能涉及随机扰动、局部搜索等操作。

5)迭代:重复步骤 2—4,直到达到预设的

迭代次数或者满足终止标准。

6)输出结果:返回最优解及其适应度值。

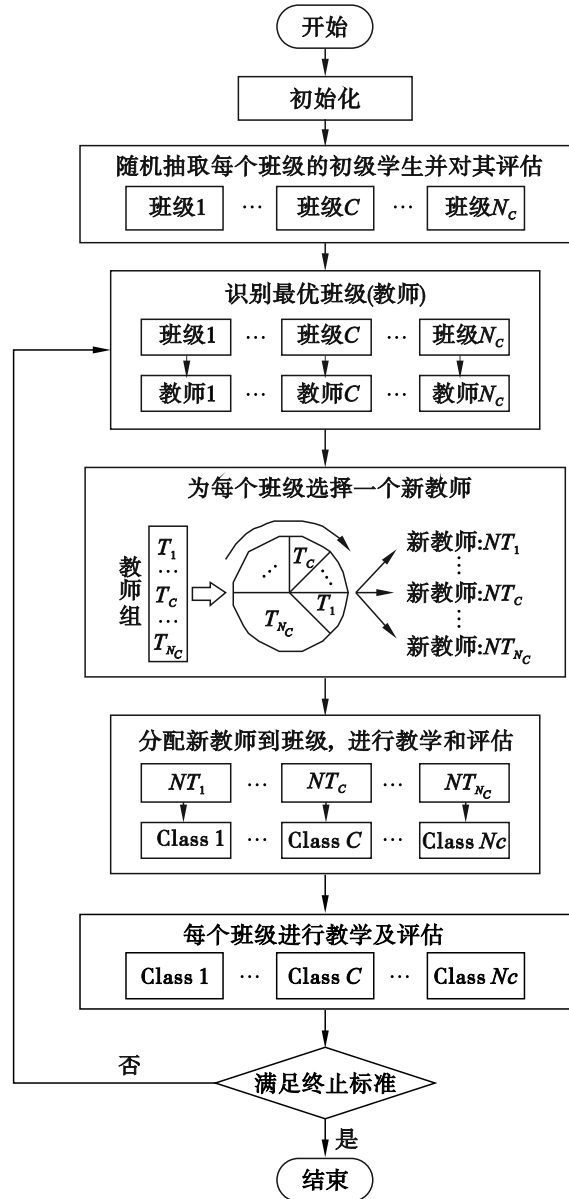


图 1 SBO 算法流程图

2.2 基于学校优化算法的改进蚁群算法

蚁群算法鲁棒性强,采用正反馈机制使得搜索过程逼近最优解,但是传统蚁群优化算法在求解复杂数学模型时存在明显的局部收敛问题(早熟性收敛现象)。为改善收敛性能,本文将新型学校优化算法与蚁群算法进行结合,通过有效结合 SBO 的快速收敛性和 ACO 的全局搜索能力来提高算法性能。两者都是基于

群体智能的启发式算法,均涉及个体之间的信息交换和合作,但是SBO更侧重于个体之间的知识传递和合作学习^[20],而ACO侧重于通过信息素的动态变化来引导解的搜索。学校优化蚁群算法流程图如图2所示。

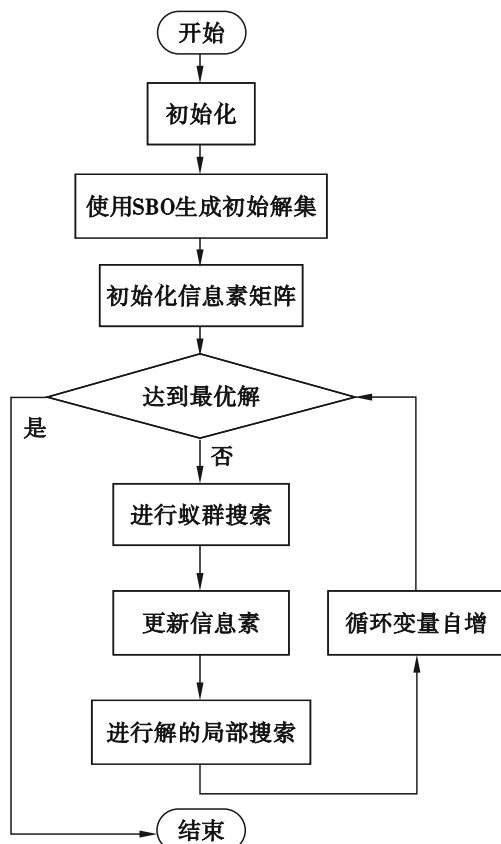


图2 学校优化蚁群算法流程图

二者结合的思路首先是在SBO找到的解的基础上,利用蚁群算法的机制进行信息素的更新,从而引导蚂蚁朝更优的解移动。通过蚁群算法对初始解进行迭代改进,蚂蚁根据信息素浓度和启发函数寻找更优解。在每代迭代中,SBO和ACO之间可以进行自适应调整。根据解的质量调整信息素挥发速率和蚁群搜索策略,在达到最优制孔路径后返回当前最优解。

3 蚁群算法与学校优化蚁群算法制孔路径规划结果对比

为验证学校优化蚁群算法的有效性和优越性,将蚁群算法与学校优化蚁群算法的规划

结果进行对比,二者的初始化参数均将蚂蚁总数设置为100、信息度启发因子为1、期望值启发式因子为2、信息素挥发因子为0.6、信息素增量为50,其中学校优化蚁群算法中的班级数为3,每班人数为15。曲面机翼部件设置的制孔点数分别为20和45并进行实验对比。

图3为传统蚁群算法和学校优化蚁群算法的收敛曲线仿真结果比较分析。当制孔点数为20时,传统蚁群算法极易陷入局部最优解,迭代次数接近10代就陷入了局部循环中,接近40代才从循环中出来;而学校优化蚁群算法不仅收敛速度极快,而且相较于传统蚁群算法不易陷入局部循环中。

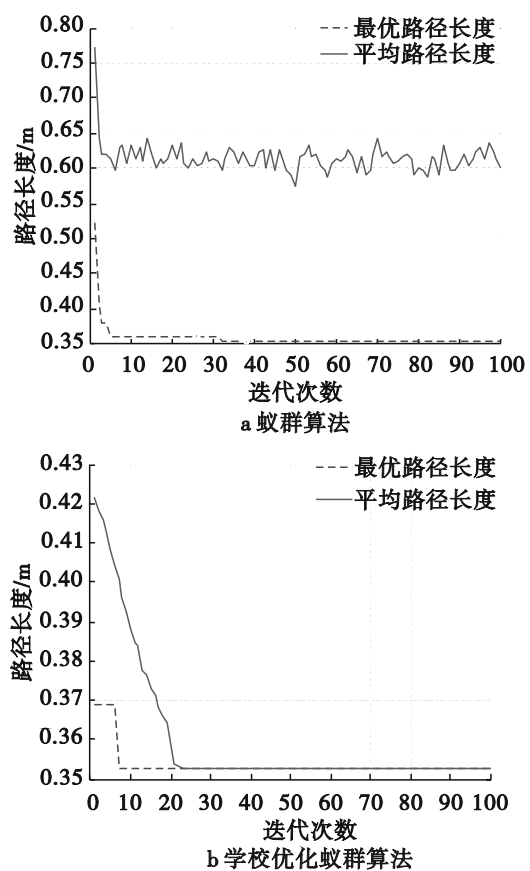


图3 制孔点数为20时的收敛曲线仿真结果

在增加制孔数量到45后,蚁群陷入局部循环次数明显增加,在第55代后才找到最优解。由此可见,当优化环境难度增加后,传统蚁群算法易陷入早熟性收敛的现象愈加显著,而学

校优化蚁群算法则在第35代之内就找到了最优解并且收敛速度及收敛曲线相较于传统蚁

群算法均表现出了较优越的特征,收敛曲线仿真结果如图4所示。

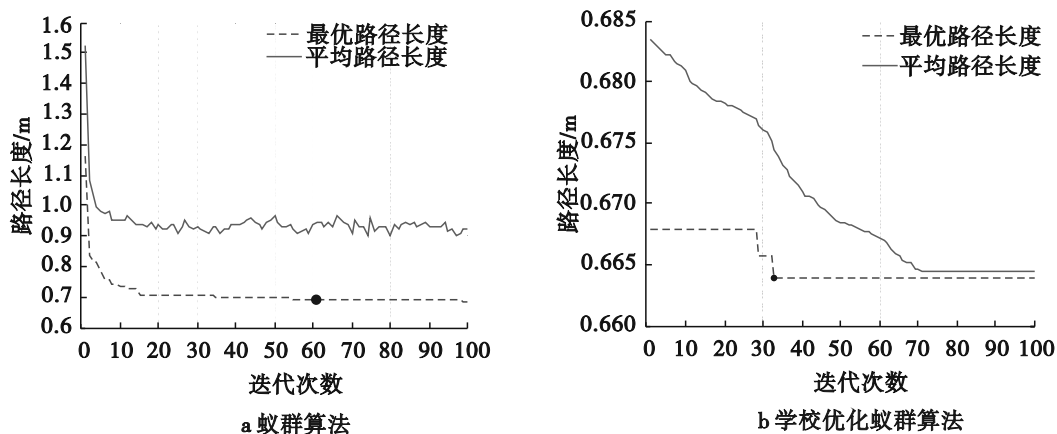


图4 制孔点数为45时的收敛曲线仿真结果

在制孔点数为45时,传统蚁群得到的最优路径长度为687.9 mm,而优化后的学校蚁群

算法则为663.8 mm,相较于前者最优路径也更优越,收敛曲线仿真结果如图5所示。

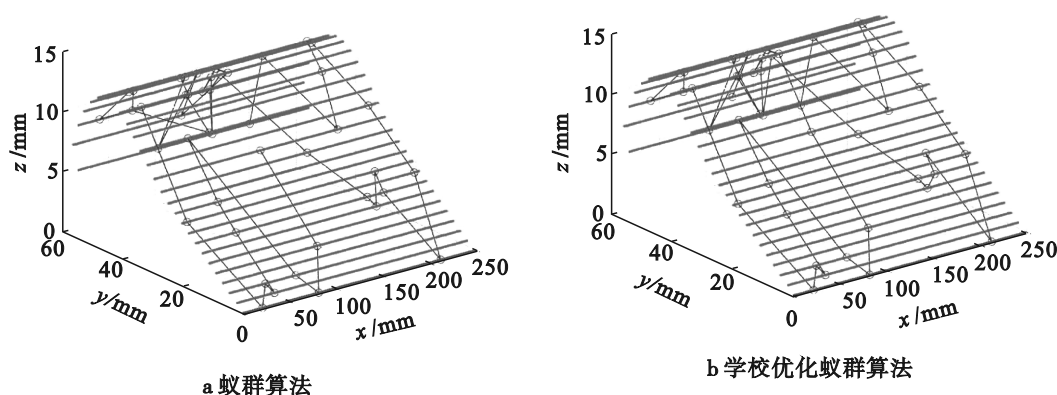


图5 制孔点数为45时的收敛曲线仿真结果

由此可见,相较于传统蚁群算法,学校优化蚁群算法收敛速度更快,寻找到的路径更短。说明学校优化蚁群算法改善了传统蚁群算法全局搜索能力和收敛速度慢的问题。

群算法的缺陷已经被学校优化蚁群算法弥补,学校优化蚁群算法在迭代次数及最优路径长度上均明显优于传统蚁群算法。本文提出的方法可为飞机曲面部件装配机器人制孔路径规划问题提供理论与技术支持。

4 结论

本文针对飞机曲面部件制孔路径规划问题,将学校优化算法和蚁群算法相结合,利用蚁群算法进行信息素的更新来引导蚁群朝更优的解移动。每次迭代中SBO和ACO之间可自适应调整参数,并根据解的质量调整信息素挥发速率和蚁群搜索策略。结果表明,传统蚁

参考文献(References):

- [1] 薛宏,罗群,刘博锋,等.大飞机活动翼面机器人自动制孔应用研究[J].航空制造技术,2019,62(19):86-91,98.
- [2] 刘孟莹,秦进,陈双.求解动态旅行商问题的蚁群优化算法新策略[J].计算机仿真,2024,41(8):349-355.

- [3] 张邦成,单玉升,赵航,等.汽车白车身点焊作业多机器人路径规划研究[J].组合机床与自动化加工技术,2024(2):51-56.
- [4] 宣东军,曲家辰.飞机壁板自动钻铆路径规划及仿真研究[J].电子技术与软件工程,2021(20):90-91.
- [5] 金铭杰.飞机部件制孔路径规划与机床运动仿真[D].杭州:浙江大学,2019.
- [6] 毛嘉琪.改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J].计算机应用与软件,2021,38(5):300-306.
- [7] 王建玲,王换换.增强蚁群算法在移动机器人路径规划的应用研究[J].机床与液压,2024,52(10):70-77.
- [8] Li Y F, Peng P G, Li H, et al. Drilling path planning of rock-drilling jumbo using a vehicle-mounted 3D scanner [J]. Sustainability, 2023, 15(12):9737.
- [9] Yang B, Wu L W, Xiong J, et al. Location and path planning for urban emergency rescue by a hybrid clustering and ant colony algorithm approach [J]. Applied Soft Computing, 2023, 147:110783.
- [10] Cai Z, Liu J H, Xu L, et al. Cooperative path planning study of distributed multi-mobile robots based on optimised ACO algorithm [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2024, 179:104748.
- [11] Heng H, Ghazali M H M, Rahiman W. Exploring the application of ant colony optimization in path planning for unmanned surface vehicles [J]. Ocean Engineering, 2024, 311(1):118738.
- [12] 刘心报,叶强,刘林,等.分支蚁群动态扰动算法求解 TSP 问题[J].中国管理科学,2005,13(6):57-63.
- [13] 陈丽芳,曹柯欣,张思鹏,等.群智能优化算法最新进展[J].计算机工程与应用,2024,60(19):46-67.
- [14] 韩志仁,郭文杰,陈雪梅,等.基于MBD飞机装配自动制孔路径规划研究[J].机械设计与制造,2015(10):201-203,208.
- [15] 郭睿杨,黄向荣,李向阳,等.改进人工势场算法在智能体规避辐射源问题中的应用[J].现代电子技术,2023,46(16):165-169.
- [16] 葛非,闵珊,邱含,等.求解时间依赖型绿色车辆路径问题的算法研究[J].计算机工程,2024,50(4):1-10.
- [17] Farshchin M, Maniat M, Camp C V, et al. School based optimization algorithm for design of steel frames [J]. Engineering Structures, 2018, 171:326-335.
- [18] Safari D, Maheri M R, Maheri A. Optimum design of steel frames using different variants of differential evolution algorithm [J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering, 2021, 45(4):2091-2105.
- [19] 张钦,任文涛.改进教与学算法在物流配送路径优化问题的研究[J].物流科技,2023,46(22):29-32.
- [20] 甘福宝,王仲阳,连寅行,等.基于改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划方法[J].传感器与微系统,2024,43(8):110-113.

(责任编辑:刘划 英文审校:郑学东)