doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.07.032

基于多策略融合改进蚁群算法的农业机器人路径规划

赵翔宇　张厚升　刘龙浩　尹　倩　吴士纪
（山东理工大学电气与电子工程学院，淄博 255000）

摘要：针对传统蚁群算法在农业机器人路径规划中存在的收敛速度慢、搜索效率低、全局搜索能力差等问题，提出了一种多策略融合改进蚁群算法（Multi-strategy fusion improved ant colony algorithm，MSFIACO）。以多层视野扩展搜索策略为基础，引入带有角度判断机制的初始信息素非均匀性设定策略，赋予更靠近起终点连线的优势路径更高的初始信息素浓度，在蚂蚁前进方向上引入奖惩约束，提升搜索的针对性与效率；引入改进的自适应伪随机状态转移策略，实现全局搜索与收敛速度的平衡，并通过平滑因子减少路径转向次数；提出一种自适应启发式信息策略，兼顾早期高效收敛与后期全局搜索需求；通过改进的信息素更新规则，辨析“蚁群优劣”，集中搜索优势路径的邻域。随后，对 5 种改进后的算法性能进行了实验验证，实验结果表明，MSFIACO 算法显著缩短了路径长度，减少了转折点，加快了收敛速度，降低了路径节点数量，且具有较强的鲁棒性与兼容性，提升了农业机器人在复杂环境下的路径规划能力。

关键词：农业机器人；路径规划；蚁群算法；多层视野；方向判断；多策略融合
中图分类号：TP242.6　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)07-0350-12　　**OSID**：

Path Planning for Agricultural Robots Based on Multi-strategy Fusion Improved Ant Colony Algorithm

ZHAO Xiangyu　ZHANG Housheng　LIU Longhao　YIN Qian　WU Shiji
(*School of Electrical and Electronic Engineering*, *Shandong University of Technology*, *Zibo* 255000, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of slow convergence, low search efficiency, and limited global search capability in traditional ant colony optimization (ACO) algorithms for agricultural robot path planning, a multi-strategy fusion improved ant colony algorithm (MSFIACO) was proposed. The MSFIACO integrated a multi-layer vision expansion search strategy and introduced a non-uniform pheromone initialization with an angular judgment mechanism. This mechanism assigned higher initial pheromone concentrations to paths closer to the straight line connecting the start and end points. A reward-punishment constraint was applied along the ants' movement direction to enhance search efficiency and precision. Additionally, an adaptive pseudo-random state transition strategy was introduced to balance global exploration and convergence speed, while a smoothing factor was used to reduce turning frequency. An adaptive heuristic information strategy was also proposed to ensure efficient convergence in the early stages and effective global search in the later stages. The pheromone update rule was refined to distinguish between superior and inferior solutions, focusing the search on the neighborhoods of promising paths. The performance of the proposed algorithm, incorporating these five improvements, was evaluated through experiments. Results showed that MSFIACO significantly reduced path length, decreased turning points, accelerated convergence, reduced the number of path nodes, and exhibited strong robustness and adaptability. These improvements enhanced the path planning capability of agricultural robots in complex environments.

Key words: agricultural robot; path planning; ant colony algorithm; multi-layer vision; directional judgment; multi-strategy fusion

收稿日期：2024-12-03　修回日期：2025-01-14
基金项目：国家自然科学基金项目(62073200)、山东省研究生优质教育教学资源项目(SDJKC2024014)和山东省本科高校教学改革研究重点项目(Z2023214)
作者简介：赵翔宇(2000—)，男，硕士生，主要从事群智能优化算法及路径规划研究，E-mail：1072256654@qq.com
通信作者：张厚升(1976—)，男，教授，博士，主要从事电力电子与电力传动及 AGV 路径规划研究，E-mail：zhseda@sdut.edu.cn

0　引言

农业机器人路径规划是指通过自主导航技术和智能算法，在复杂农业环境中设计和优化作业路径，以实现高效、安全、低能耗的农业生产。科学合理的路径规划能够有效避免重复作业和路径交叉，减少资源浪费，降低能源消耗和运营成本。农业机器人的路径规划理论广泛应用于多种农业种植与生产环境中，如农作物检测机器人路径规划[1]、苹果采摘机械臂路径规划[2]、除草机器人路径规划[3]、果园植保机器人路径规划[4]、甘蔗收获机路径规划[5]和茶叶收获机器人路径规划[6]等。

传统的路径规划算法主要包括 RRT 算法[7]、A* 算法[8]、Dijkstra 算法[9]、概率路线图（PRM）算法[10]等，文献[11－13]分别对 RRT* 算法、Dijkstra 算法、A* 算法进行了改进并应用于路径规划问题，有效提升了算法的效率、适应性以及系统协调性，缩短了搜索时间并减少了冗余节点。近些年来，越来越多的仿生智能算法被应用于路径规划中，例如，粒子群优化算法（PSO）[14]、遗传算法（GA）[15]、蚁群优化算法（ACO）[16]、模拟退火算法（SA）等。然而，这些算法存在一定局限性，因此许多改进方案及新兴智能优化算法应运而生，并被应用于全局路径规划。文献[17]提出一种基于自适应粒子群优化算法的无人机路径规划策略，加快了算法的收敛速度，提高了路径质量。文献[18]提出了一种结合三次混沌映射和高斯随机游走策略的改进麻雀搜索算法用于路径规划。

与其他群智能优化算法相比，蚁群算法具有正向反馈、自组织并行计算和强鲁棒性等优点，但也存在收敛速度慢、初期搜索效率低、易陷入局部最优以及易早熟等缺点。为解决这些问题，文献[19]提出一种多策略自适应蚁群算法，引入自适应启发式函数减少最优路径解长度，引入确定性状态转移概率准则提升算法的收敛速度。文献[20]通过动态调整启发式信息、信息素挥发因子、更新策略和状态转移概率，提升了算法的性能。文献[21]提出了一种基于动态扩展邻域的蚁群算法，通过动态扩展邻域和新的信息素计算及增量规则，优化了收敛路径长度，减少了路径转折点和节点数量。文献[22]提出了一种改进的 Q 求值蚁群算法，结合 Q-学习算法对节点的可行性和节点选择策略等进行改进，显著降低了算法的时间复杂度，提高了算法在不同规模优化环境下的稳定性。文献[23]针对复杂环境下移动机器人路径规划困难的问题，提出了一种将全局路径规划蚁群算法与人工势场法相融合的混合型算法。文献[24]通过自适应挥发因子和带奖惩的信息素更新机制改进蚁群算法，提升机器人路径规划中的全局搜索能力与收敛效率。目前大多数学者只是针对蚁群算法的结构与参数配置进行改进，很少考虑将算法与环境地图紧密结合并进行联合优化，忽略了方向判断机制的重要性。此外，现有的改进策略大多较为单一，缺乏多策略融合，导致改进后的算法在路径规划应用中仍面临转向频繁、路径质量差、搜索效率低等问题。

因此，本文提出一种多策略融合改进的蚁群算法（MSFIACO）。针对蚁群算法在迭代初期搜索效率低的问题，提出一种带方向判断机制的初始信息素非均匀性设定策略，通过赋予靠近起、终点连线的路径更高初始信息素浓度，并在蚂蚁前进方向引入奖惩约束，提升搜索效率和针对性。引入改进的自适应伪随机状态转移策略，结合确定性转移与随机性转移的优点，并通过自适应调节函数动态调整 2 种转移方式的占比，平衡全局搜索能力与收敛速度。在自适应启发式信息策略中，采用双曲正割分布变体函数实现启发式信息的动态调节，兼顾迭代前期快速收敛与后期全局搜索的需求。加入平滑因子减少路径转向次数，提升路径平滑度。最后，提出一种改进的信息素更新策略，通过辨析“蚁群优劣”并控制其信息素贡献，使搜索集中于优势路径的邻域。

1　问题描述

1.1　环境地图建模

绝大多数非平原地区的农田常由田间道路、斜坡等分割为不同的田块，且分布有电线杆、树木、农田设施、村民屋舍等障碍物[25]。以农业机器人调度作业过程为例，路径规划过程中应全程避开作物种植的地块区域和众多障碍物。由于栅格法具有简单高效、对障碍物适应性强、可视化效果好等特点，本文使用栅格法对路径规划研究所需的地图进行模拟构建，同时为保证农业机器人行进的安全性，对障碍物进行膨胀化处理。在栅格环境模型体系中，“0”表示环境地图中的可通行空闲区域，对应的网格填充为白色，“1”表示环境地图中的障碍区域，对应的网格填充为黑色，填写有 S 的栅格为起点栅格，填写有 T 的栅格为终点栅格。该方法使用直角坐标系和序号法相结合的方法来识别栅格，大小为 20×20 的模拟环境地图示意图及障碍物膨胀过程如图 1 所示。栅格序列号和对应坐标之间的变换关系公式为

$$\begin{cases} x_i = \mathrm{mod}(i, N_x) - 0.5 \\ y_i = N_y + 0.5 - \mathrm{ceil}\left(\dfrac{i}{N_y}\right) \end{cases} \tag{1}$$

式中 (x_i, y_i)——第 i 个栅格的位置坐标

i——栅格序号

mod(·)——冗余运算符

ceil(·)——舍入到正无穷大的运算符

N_x——x 轴方向栅格数

N_y——y 轴方向栅格数

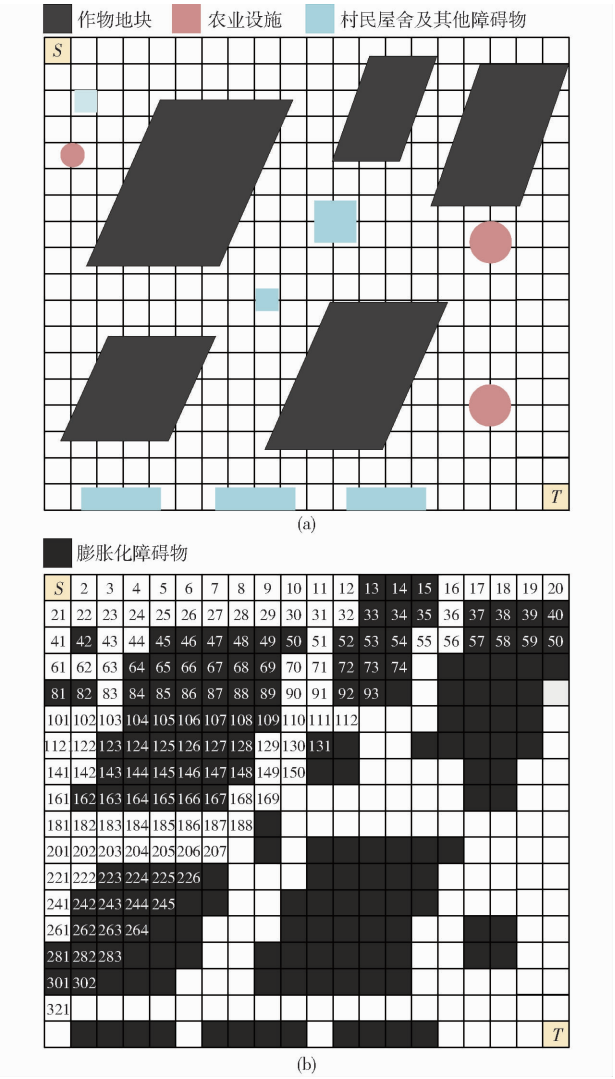


图 1 栅格法模拟环境建模与障碍物膨胀

Fig. 1 Grid method simulation environment modeling and obstacle expansion

1.2 基础蚁群算法的数学模型

蚁群算法是一种基于蚁群觅食行为抽象得出的智能算法,蚂蚁个体在觅食过程中会释放信息素,食物源至蚂蚁巢穴的距离越短,残留的信息素浓度越高,高浓度的信息素会吸引更多蚁群中的个体,通过不断地迭代更新,形成正反馈循环,蚁群不断迭代最优觅食路径,直至得到最优解。蚁群算法的基本流程主要包含 3 个步骤。

1.2.1 基础参数设定

蚁群算法的基础参数通常通过实验经验进行设定,主要包括:总迭代次数 K、每代蚂蚁数量 M、信息素因子 α、启发式信息因子 β、信息素挥发因子 ρ、信息素强度常数 Q。

1.2.2 状态转移概率

在基于栅格法的模拟环境地图中,位于当前栅格 i 的蚂蚁 m 依照状态转移概率转移至目标栅格 j,转移概率计算式为

$$P_{ij}^{m}=\begin{cases}\dfrac{[\tau(i,j)]^{\alpha}[\eta(i,j)]^{\beta}}{\sum\limits_{s\in J_m(i)}[\tau(i,s)]^{\alpha}[\eta(i,s)]^{\beta}} & ((i,j)\in J_m)\\ 0 & ((i,j)\notin J_m)\end{cases} \tag{2}$$

式中 P_{ij}^{m}——当前栅格转移至下一个可行栅格的转移概率

$J_m(i)$——蚂蚁 m 下一次转移可选的全部栅格集合

$\tau(i,j)$——栅格 i 转移至栅格 j 路径上的信息素浓度

$\eta(i,j)$——栅格 i 转移至栅格 j 路径上的启发式信息强度

启发式信息强度的计算公式为

$$\eta(i,j)=\frac{1}{d_{ij}} \tag{3}$$

式中 d_{ij}——当前栅格 i 至目标栅格 j 的欧几里得距离

1.2.3 信息素更新策略

当蚁群完成一次搜索迭代后,算法将对模拟环境地图中的全部路径进行信息素浓度更新,同时为防止信息素浓度无序增加,引入信息素蒸发机制,信息素的更新策略计算式为

$$\tau_{ij}(k+1)=(1-\rho)\tau_{ij}(k)+\sum_{m=1}^{M}\Delta\tau_{ij}^{m}(k) \tag{4}$$

其中

$$\Delta\tau_{ij}^{m}(k)=\begin{cases}Q/L_m & (i\ \text{to}\ j)\\ 0 & (\text{否则})\end{cases} \tag{5}$$

式中 $\tau_{ij}(k)$——第 k 次迭代后信息素浓度

$\tau_{ij}(k+1)$——第 $k+1$ 次迭代后信息素浓度

$\Delta\tau_{ij}^{m}$——第 m 只蚂蚁在路径 $i-j$ 中释放的信息素浓度

L_m——第 m 只蚂蚁到达终点 T 过程中走过的路径长度

2 多策略融合改进蚁群算法(MSFIACO)

2.1 多层视野扩展搜索策略

在传统蚁群算法的路径搜索框架中,蚂蚁的视野仅限于与当前栅格相邻的 8 个栅格,这种搜索策略在一定程度上限制了搜索效率,导致蚂蚁难以快速移动至目标终点。因此,本文引入了一种多层视

野搜索扩展策略。将蚂蚁的视野扩展至 24 个可行栅格，其中基础视野可行栅格 8 个，如图 2 中蓝色区域所示，扩展视野可行栅格 16 个，如图 2 中黄色区域所示。多层视野扩展搜索机制能够扩展蚂蚁的方向选择范围与移动灵活性，使其在路径搜索过程中具备更广阔的探索能力，有助于蚂蚁在复杂环境中更快速地定位目标，减少路径的转折次数，有效优化行进距离，提升整体搜索效率。基于邻接矩阵 $\boldsymbol{D}$ 的多层视野移动规则部分伪代码为：

Get the matrix dimensions Set *numRows* as the number of rows of matrix $\boldsymbol{D}$.

Set *MM* as the number of rows and columns of the map matrix.

Set $W=1$

For W from *MM* to *numRows*

If $\boldsymbol{D}(W,W-(MM-2))\neq 0$ and ($\boldsymbol{D}(W,W-(MM-1))==0$ or $\boldsymbol{D}(W,W+1)==0$):

Set $\boldsymbol{D}(W,W-(MM-2))$ to 0

For W from $(2*MM-1)$ to *numRows*:

If $\boldsymbol{D}(W,W-(2*MM-2))\neq 0$ and $\boldsymbol{D}(W,W-(MM-1))==0$:

Set $\boldsymbol{D}(W,W-(2*MM-2))$ to 0

For W from $(2*MM)$ to *numRows*:

If $\boldsymbol{D}(W,W-(2*MM-1))\neq 0$ and ($\boldsymbol{D}(W,W-MM)==0$ or $\boldsymbol{D}(W,W)==0$):

Set $\boldsymbol{D}(W,W-(2*MM-1))$ to 0

For W from 1 to *numRows* $-(2*MM+1)$:

If $\boldsymbol{D}(W,W+(2*MM+1))\neq 0$ and ($\boldsymbol{D}(W,W+MM)==0$ or $\boldsymbol{D}(W,W+(MM+1))==0$):

Set $\boldsymbol{D}(W,W+(2*MM+1))$ to 0

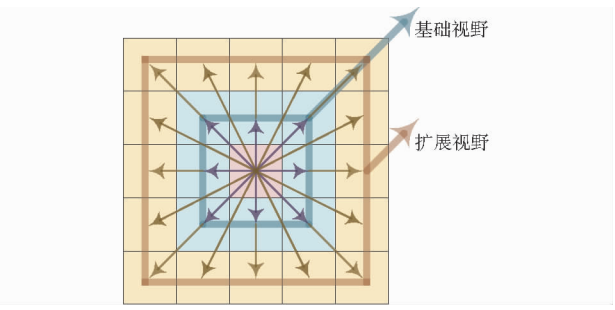


图 2　基础视野与扩展视野示意图

Fig. 2　Schematic of basic and extended field of view

2.2　带有方向判断机制的初始信息素非均匀性设定策略

在传统蚁群算法中，初始信息素浓度在任意一条由栅格 i 移动至栅格 j 的路径中呈均匀分布，导致在算法执行前期的搜索效率较为低下，蚁群容易陷入盲目搜索，收敛速度缓慢。为解决这一问题，本文引入一种带有方向判断机制的初始信息素非均匀性设定策略，用以增强算法在迭代初期的引导性，改善蚁群搜索的盲目性。非均匀性设定的初始信息素浓度 $\tau_{ij}(\text{initial})$ 计算式为

$$\tau_{ij}(\text{initial})=\begin{cases}\tau_0\dfrac{d_{ST}}{d_{Si}+d_{iT}}(1+\omega) & (\text{栅格 } i、j \text{ 都不是障碍物})\\ 0 & (\text{栅格 } i \text{ 或 } j \text{ 是障碍物})\end{cases}\tag{6}$$

式中　τ_0——传统蚁群算法中的信息素浓度

d_{ST}——起点栅格 S 至终点栅格 T 的欧几里得距离

d_{Si}——起点 S 至当前栅格 i 的欧几里得距离

d_{iT}——当前栅格 i 至终点栅格 T 的欧几里得距离

ω——奖惩因子

栅格 $A(x_A,y_A)$ 与栅格 $B(x_B,y_B)$ 之间的欧几里得距离 d_{AB} 计算式为

$$d_{AB}=\sqrt{(x_A-x_B)^2+(y_A-y_B)^2}\tag{7}$$

若栅格 i 和栅格 j 中存在任意一个障碍栅格，则将对应的初始信息素浓度设置为 0。d_{Si} 与 d_{iT} 的和越小，栅格 S、i 与栅格 i、T 的连线越贴合起点与终点连接构成的线段，初始信息素浓度越高。

对于周围没有障碍物的理想栅格 i，存在 24 个可行栅格，其中一级视野栅格 8 个，分别为 $j_1\sim j_8$，二级视野栅格 16 个，分别为 $j_9\sim j_{17}$，当前栅格 i 及全部 24 个可行栅格的分布示意图如图 3 所示。

定义由起点栅格 S 指向终点栅格 T 的向量 $\boldsymbol{l}_{ST}$ 为基准向量；由当前栅格 i 指向下一步栅格 j 的向量为路径向量；路径向量与基准向量的夹角定义为 θ。如图 3 所示，24 个可选栅格对应的 θ 值如表 1 所示。

如果 $\theta\leqslant 90°$，则表示对于该条由栅格 i 指向栅格 j 的路径向量，至少在 x、y 轴中的一个方向上与向量 $\boldsymbol{l}_{ST}$ 不具有反向性，称该路径在方向维度上具有积极性，标记为“P”，反之，如果 $\theta>90°$，则代表该条由栅格 i 指向栅格 j 的路径在方向维度上具有消极性，标记为“N”。在 24 个可选栅格中，$j_4\sim j_6$、$j_{14}\sim j_{20}$ 被定义为“P”，j_1、j_2、$j_8\sim j_{12}$、$j_{22}\sim j_{24}$ 被定义为“N”。但由于不同可选栅格对应的夹角 θ 各不相同，致使其代表的积极或消极程度存在差异，故引入奖惩因子 ω。角度 θ 与奖惩因子的对应规则如表 1 所示。

以 20×20 的栅格地图为例，初始信息素矩阵的规模为 400×400。非均匀性初始信息素矩阵与均

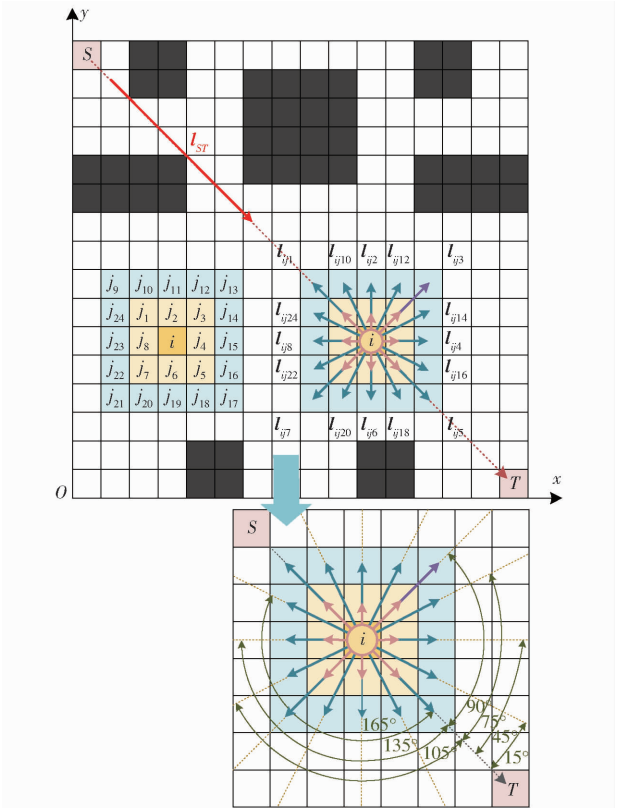


图 3 方向判断机制

Fig. 3 Direction judgment mechanism

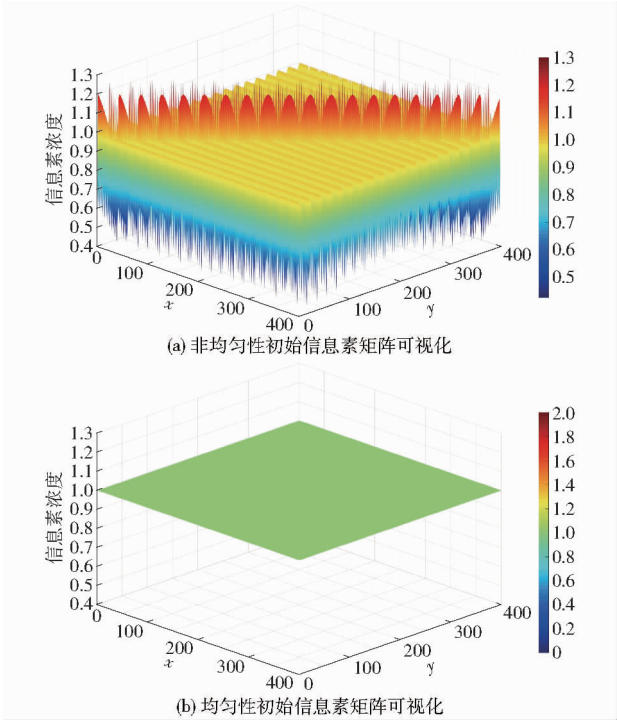


图 4 初始信息素矩阵可视化对比

Fig. 4 Visualization of non-uniformity initial pheromone matrix

表 1 奖惩因子分配

Tab. 1 Distribution of incentive and penalty factors

可行栅格	对应向量	路径属性	角度 θ/(°)	奖惩因子 ω
j_1、j_9	$\boldsymbol{l}_{ij1}$	N	180	-0.4
j_{10}、j_{24}	$\boldsymbol{l}_{ij10}/\boldsymbol{l}_{ij24}$	N	165	-0.3
j_2、j_8、j_{11}、j_{23}	$\boldsymbol{l}_{ij2}/\boldsymbol{l}_{ij8}$	N	135	-0.2
j_{12}、j_{22}	$\boldsymbol{l}_{ij12}/\boldsymbol{l}_{ij22}$	N	105	-0.1
j_3、j_7、j_{13}、j_{21}	$\boldsymbol{l}_{ij3}/\boldsymbol{l}_{ij7}$		90	0
j_{14}、j_{20}	$\boldsymbol{l}_{ij14}/\boldsymbol{l}_{ij20}$	P	75	0.1
j_4、j_6、j_{15}、j_{19}	$\boldsymbol{l}_{ij4}/\boldsymbol{l}_{ij6}$	P	45	0.2
j_{16}、j_{18}	$\boldsymbol{l}_{ij16}/\boldsymbol{l}_{ij18}$	P	15	0.3
j_5、j_{17}	$\boldsymbol{l}_{ij5}/\boldsymbol{l}_{ij17}$	P	0	0.4

匀性信息素矩阵可视化对比图如图 4 所示，图中 x 轴表示当前栅格 i，y 轴表示可行栅格 j，z 轴表示蚂蚁由栅格 i 移动至栅格 j 途经路径上的信息素浓度值。

带有方向判断机制的初始信息素非均匀性设定策略通过筛选更靠近起点与终点连线的优势路径并赋予其更高的初始信息素浓度，同时在路径前进方向上进行奖惩约束，使算法的搜索更具针对性和目的性。

2.3 改进的自适应伪随机状态转移策略

传统蚁群算法在用于路径规划研究时，经常会出现因过早收敛而陷入局部最优的情况。同时算法在迭代初期也存在搜索速度过于缓慢的问题，为了克服上述问题，本文提出了一种自适应伪随机状态转移概率策略，计算式为

$$S_{ij}^{m}=\begin{cases}\operatorname{argmax}\{[\tau(i,j)]^{\alpha}[\eta(i,j)]^{\beta}\} & (q\leqslant q_0)\\ P_{ij}^{m} & (q>q_0)\end{cases} \tag{8}$$

其中

$$P_{ij}^{m}=\begin{cases}\dfrac{[\tau(i,j)]^{\alpha}[\eta(i,j)]^{\beta}F_{ti}}{\sum\limits_{s\in J_m(i)}[\tau(i,s)]^{\alpha}[\eta(i,s)]^{\beta}F_{ti}} & ((i,j)\in J_m)\\ 0 & ((i,j)\notin J_m)\end{cases} \tag{9}$$

式中 q——均匀分布于[0,1]区间内的随机数

q_0——取值分布在[0,1]区间内的确定数

argmax(·)——函数位于最大值点处变量的取值

F_{ti}——平滑因子

式(8)为某一代蚂蚁中第 m 只蚂蚁从节点 i 转移至节点 j 的伪随机状态转移策略公式；q 和 q_0 用于平衡确定性转移和随机性转移的占比。

在基于栅格法构建的环境地图中，通常存在一定数量的 U 形陷阱。在面对这种特殊障碍物时，传统的蚁群算法规划的路径往往存在一定数量不必要的转折，从而影响路径的整体质量，如图 5 所示。为解决这一问题，本文在状态转移公式中引入了平滑因子 F_{ti}，通过控制非必要的转向行为，削弱 U 形陷

阱对路径质量可能产生的负面影响。

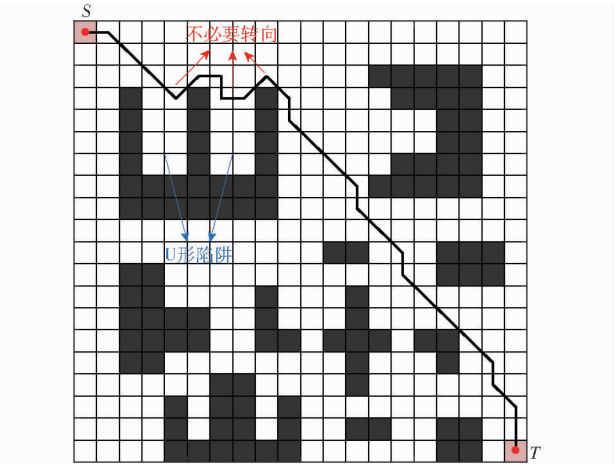


图 5　U 形陷阱及不必要的转折示意图

Fig. 5　Schematic of U-shaped obstacles and unnecessary turns

路径 $h-i$ 为当前栅格 i 与路径中前一个栅格 h 连接所构成的路径分段，路径 $i-j$ 为当前栅格 i 与目标栅格 j 连接所构成的路径分段，如果路径分段 $i-j$ 和路径分段 $h-i$ 平行，则 $F_{ti}=1$，如果 2 条路径分段不平行，则 F_{ti} 为一个取值位于[0,1]的常数。平滑因子示意图如图 6 所示。

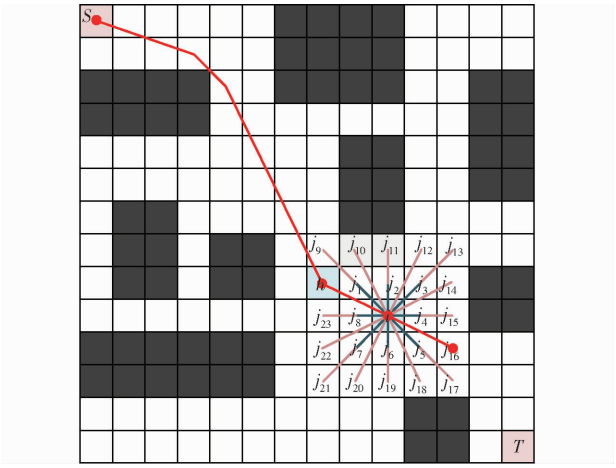


图 6　平滑因子机制示意图

Fig. 6　Schematic of smoothing factor mechanism

为了更好地分配确定性转移和随机性转移的占比，从而平衡蚁群的搜索速度和全局搜索能力。本文引入了一种 q_0 自适应调节机制。

$$q_0=\begin{cases}\dfrac{2(k-0.3K)^2}{K^2}+0.4q_{0\text{initial}} & (k<nK)\\ \dfrac{2(k-0.4K)^3}{K^3}+0.4q_{0\text{initial}} & (k\geqslant nK)\end{cases} \tag{10}$$

式中　k——迭代次数

n——阶段划分系数

$q_{0\text{initial}}$——q_0 的初始设定值

取 $nK=0.3K(n=0.3)$，在算法执行前期，q_0 选取较大值，使算法较为偏重于确定性转移策略，改善因初始信息素浓度较低导致的搜索速度缓慢；在算法执行中期，q_0 保持一个较小值，算法更趋向于随机性转移策略，增强蚁群的全局搜索能力，避免陷入局部最优；当算法迭代至末期时，蚁群的搜索行为趋于成熟，保持 q_0 的取值为较大值，促使算法快速收敛。

2.4　自适应启发式信息策略

对于传统蚁群算法，启发式信息的函数表示为 $\eta_{ij}=1/d_{ij}$，启发式信息强度只和当前栅格 i 与目标栅格 j 之间的距离有关，在栅格法建模的理论框架中，2 个栅格之间的距离只存在 2 种可能性：水平或竖直相邻的 1 和对角线相邻的$\sqrt{2}$，这意味着该启发式信息机制缺乏足够的导向作用，导致蚁群的路径搜索存在盲目性和随机性，严重影响收敛速度。为解决上述问题，本文提出一种自适应启发式信息策略。引入一种双曲正割的变体函数，实现启发式信息跟随迭代次数 k 的自适应化调节。在算法迭代前期，提升蚁群的搜索效率，增强算法寻找最短路径的速度。在算法的执行中后段，适当削弱启发式信息对转移概率的影响，以提升算法的全局搜索能力，降低蚁群陷入局部最优的可能性。基于双曲正割变体函数的自适应启发式信息调节公式为

$$\begin{cases}\eta_{ij}=\upsilon\dfrac{1}{\eta_1 d_{ij}+\eta_2 d_{Si}+\eta_3 d_{jT}}\\ \upsilon=\dfrac{2}{\exp\left(\dfrac{k}{K}\gamma\right)+\exp\left(-\dfrac{k}{K}\gamma\right)}\end{cases} \tag{11}$$

其中　$\eta_1+\eta_2+\eta_3=1$

式中　d_{jT}——目标栅格 j 至终点栅格 T 的欧几里得距离

η_1、η_2、η_3——距离权重系数，分别取 0.2、0.4、0.4

υ——自适应调整因子函数

γ——校准参数

2.5　一种改进的信息素更新策略

在传统蚁群算法的信息素更新规则框架中，蚁群每完成一次迭代，根据每只成功到达终点的蚂蚁对应的路径长度，对信息素浓度值进行差异化更新。然而，部分蚂蚁对应的路径存在长度过长的问题，这部分蚂蚁组成的蚁群被定义为“劣势蚁群”，其对应的路径则为“劣势路径”。当信息素沿这些路径更新后，会对下一次迭代中的新一代蚂蚁寻找最优路径产生一定的干扰。为解决这一问题，本文引入了一种分辨“劣群优劣”的机制，基于此机制，对传统信息素更新增量公式(5)进行了改进，具体表现形

式为

$$\Delta\tau_{ij}^{m}=\begin{cases}\dfrac{\lambda_1 Q}{L_m}\dfrac{L_{\mathrm{mean}}}{L_m} & (L_m<L_{\mathrm{best}})\\ \dfrac{\lambda_2 Q}{L_m}\dfrac{L_{\mathrm{worst}}}{L_m} & (L_m\geqslant L_{\mathrm{worst}})\\ \dfrac{\lambda_3 Q}{L_m} & (\text{其他})\end{cases}\tag{12}$$

式中 L_{mean}——上次迭代中平均路径长度

L_{best}——上次迭代中最短的路径长度

L_{worst}——上次迭代中最长的路径长度

λ_1、λ_2、λ_3——信息素增益系数，分别取 2、0.5、1

当 $L_m\geqslant L_{\mathrm{worst}}$时，减少该劣势路径上的信息素浓度增量，当 $L_m<L_{\mathrm{best}}$时，增加该优势路径上的信息素浓度增量，使蚁群的搜索更加集中于优势路径的邻域。

MSFIACO 算法的流程图如图 7 所示。

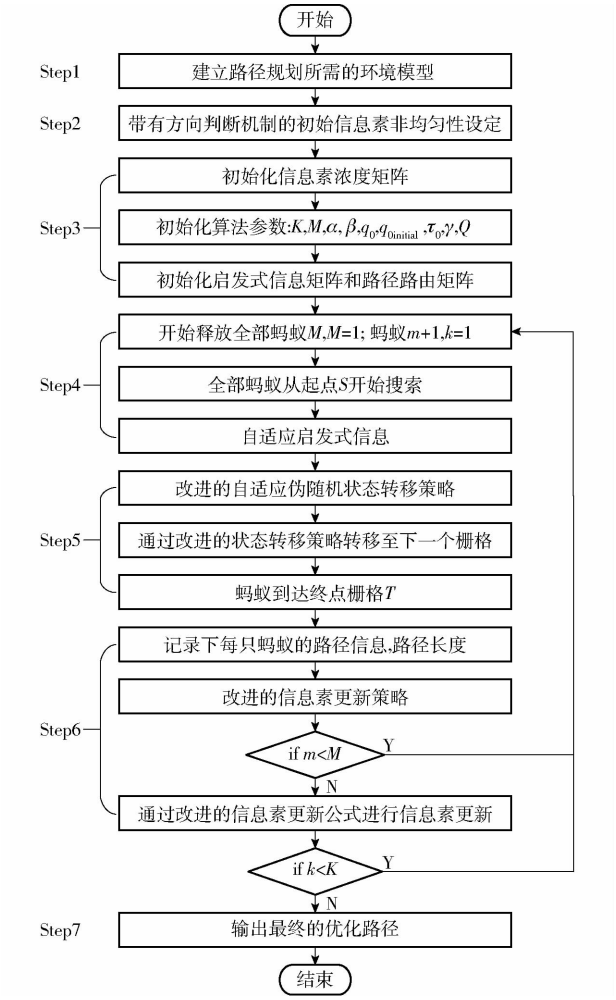


图 7 MSFIACO 算法流程图

Fig. 7 Flowchart of MSFIACO algorithm

3 实验与数据分析

为了验证本文算法在全局路径规划问题中的性能表现，设计并实施了 3 组实验。对比实验Ⅰ和Ⅱ将 MSFIACO 算法与文献中的其他改进蚁群算法以及诸多经典路径规划算法进行对比，综合评估本文算法在全局路径规划中的实用性与高效性；对比实验Ⅲ在 30×30 的大尺寸栅格地图环境中进一步验证了本文算法在复杂场景下的鲁棒性与环境适应能力。所有算法均基于 Matlab 2019a 开发和运行，实验环境为：Intel® i9-13900H CPU@5.4 GHz、16 GB RAM、Windows 11。

在实验结果中，最佳路径长度下降的百分比表示为（Plan length improved-Best，PL-B），平均路径下降的百分比表示为（Plan length improved-Mean，PL-M），转向次数下降的百分比表示为（Plan turn improved-Best，PT-B）。

3.1 MSFIACO 算法的重要参数整定

在如图 8a 所示的模拟地图基础上对参数 $q_{0\mathrm{initial}}$ 和 γ 进行整定，测试范围分别为[0.1，0.9]和[5，10]，测试步长分别为 0.1 和 1。测试结果如图 9a、9b 所示，当 $q_{0\mathrm{initial}}=0.5$、$\gamma=6$ 时，算法在平均转向次数、平均路径长度和平均收敛代数方面均达到最佳性能。

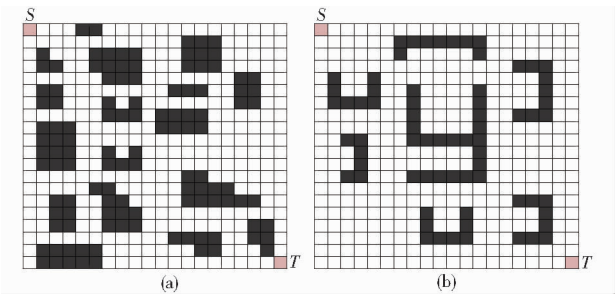


图 8 参数整定测试地图

Fig. 8 Parameter calibration test maps

在如图 8b 所示的模拟地图基础上对参数 F_{ti} 进行参数整定，测试范围为[0.1，1]，测试步长为 0.1，测试结果如图 9c 所示。当 $F_{ti}=0.3$ 时，平均转向次数最少。当 $F_{ti}=0.4$ 时，平均路径长度最短。平均收敛代数与 F_{ti} 的关系较为无序，表明 F_{ti} 与平均收敛代数之间不存在强相关性。基于路径长度和转向次数 2 个性能指标，本文对 $F_{ti}=0.3$ 和 $F_{ti}=0.4$ 时算法进行的 10 次测试实验进行了深入分析。对比结果如图 10 所示，当 $F_{ti}=0.3$ 时，算法更倾向牺牲路径长度从而寻找转向次数更少的路径。相比之下，当 $F_{ti}=0.4$ 时，算法有较大概率能够搜索到最短路径并同时控制转向次数，且性能指标的平稳性更好，鲁棒性更高。

MSFIACO 算法的基本参数设置为 $M=50$，$K=100$，$\alpha=1$，$\beta=7$，$q_{0\mathrm{initial}}=0.5$，$\tau_0=1$，$\gamma=6$，$Q=1$，$F_{ti}=0.4$。

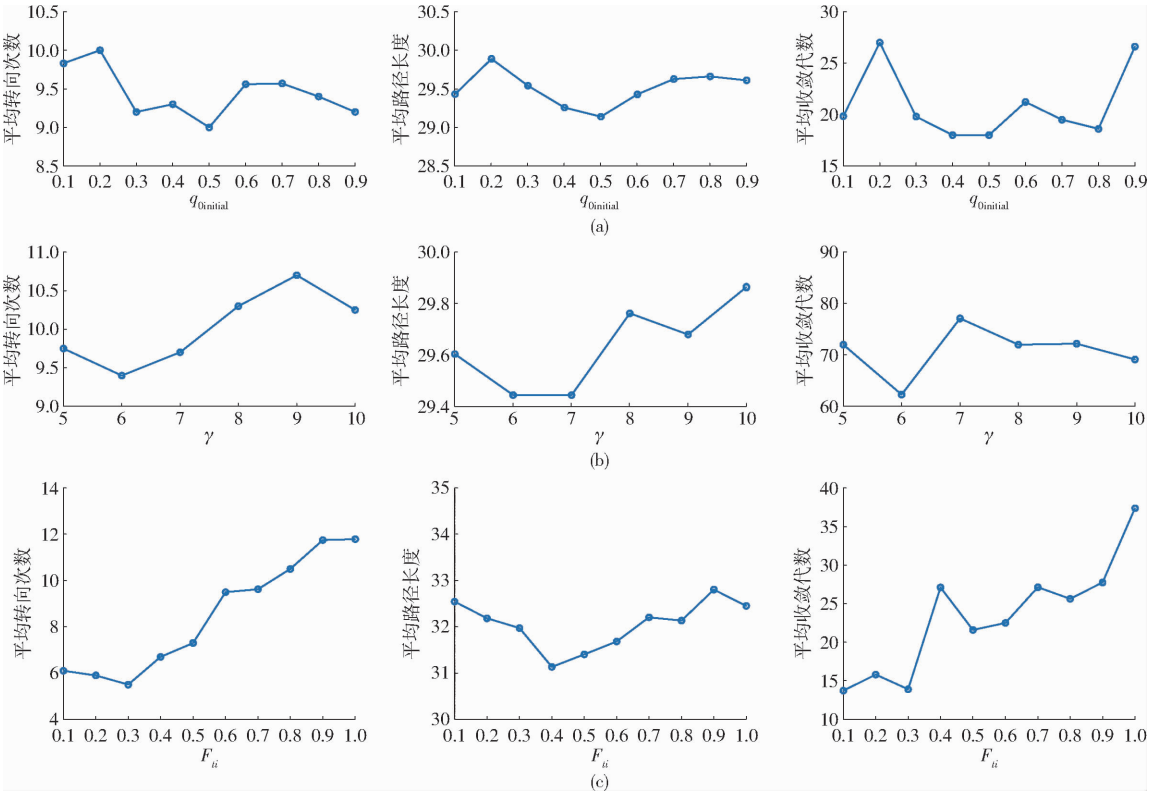


图 9　参数 $q_{0initial}$、γ、F_{ti}的测试结果

Fig. 9　Test results for parameters $q_{0initial}$, γ, F_{ti}

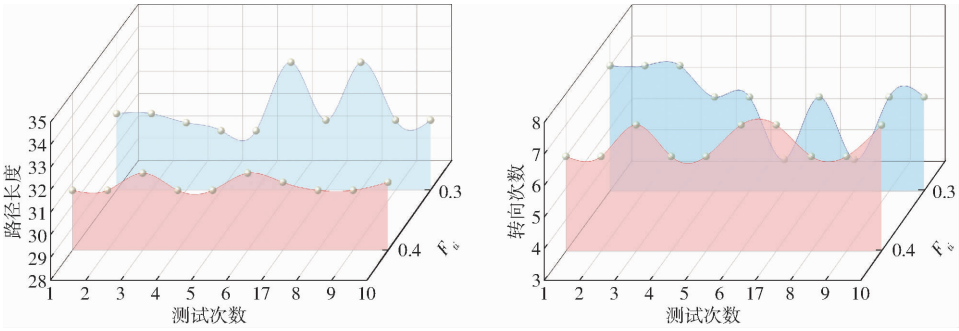


图 10　F_{ti}的 10 次详细测试数据示意图

Fig. 10　Schematic of ten detailed test data of F_{ti}

3.2　对比实验 I

在本部分实验中，将 MSFIACO 算法与文献[20]中的改进蚁群算法，以及该文献中提及的 IACO、IAACO、ACO、A*、Dijkstra 算法进行了对比实验，以验证 MSFIACO 的优越性，为了保证实验的公平性与客观性，实验选取了文献[18]中的模拟建模环境地图作为测试地图，地图尺寸为 20 × 20，起始栅格位于左上角，标注为 S，坐标为(0.5，19.5)，终点栅格位于右下角，标注为 T，坐标为(19.5，0.5)，黑色栅格代表障碍物，白色栅格代表可通行区域，5 种蚁群算法分别进行 20 次独立实验，以避免随机性误差可能对实验结果产生的影响，2 种确定性路径规划算法仅进行一次实验。为保证结果的客观性，为 4 种蚁群算法设置相同的基础参数并与上述文献中保持一致，其中 $K = 100$、$M = 50$、$\alpha = 1$、$\beta = 7$、$q_0 = 0.5$、$Q = 1$。对于 DYACO 中的特异性参数，$\mu = 3$、$\varepsilon = 3$、$c = 5$；对于 IACO 和 IAACO 中的特异性参数 $\sigma_1 = 0.1$、$\sigma_2 = 0.1$、$R_s = 0.5$、$\delta_0 = 0.15$、$k_L = 0.7$、$k_S = 0.1$、$k_E = 0.1$。上述所有算法的实验结果数据如表 2 所示；搜索得到的路径图如图 11a、11b 所示；4 种蚁群算法的收敛趋势如图 11c 所示。

通过表 2 的实验数据可知，本文提出的 MSFIACO 算法在解决路径规划问题时具有显著的优势，MSFIACO 算法的最优路径长度为 27.73，显著优于其他 6 种算法，本文算法相较于上述 6 种算法的相对改进率分别为 12.79%、13.34%、3.14%、3.14%、7.46%、3.14%。MSFIACO 算法的平均路径长度为 27.988，显著优于 ACO、IACO 等其他算法，相对改进率分别为 17.71%、15.85%、5.14%、2.24%、6.08%、2.24%。在转向次数方面，MSFIACO

表 2 对比实验Ⅰ结果

Tab. 2 Results of comparison experiment Ⅰ

算法	路径长度			PL－B/%	PL－M/%	转向次数	PT－B/%	迭代次数
	最佳	平均	标准差					
MSFIACO	27.73	27.988	0.266 4			7		4
ACO	31.80	33.764	2.926 2	12.79	17.71	17	58.8	78
IACO	32.00	33.260	0.829 4	13.34	15.85	9	22.2	67
IAACO	28.63	29.505	0.749 7	3.14	5.14	7	0	18
DYACO	28.63	28.630	0	3.14	2.24	7	0	12
Dijkstra	29.80	29.800		7.46	6.08	9	22.2	
A*	28.63	28.630		3.14	2.24	9	22.2	

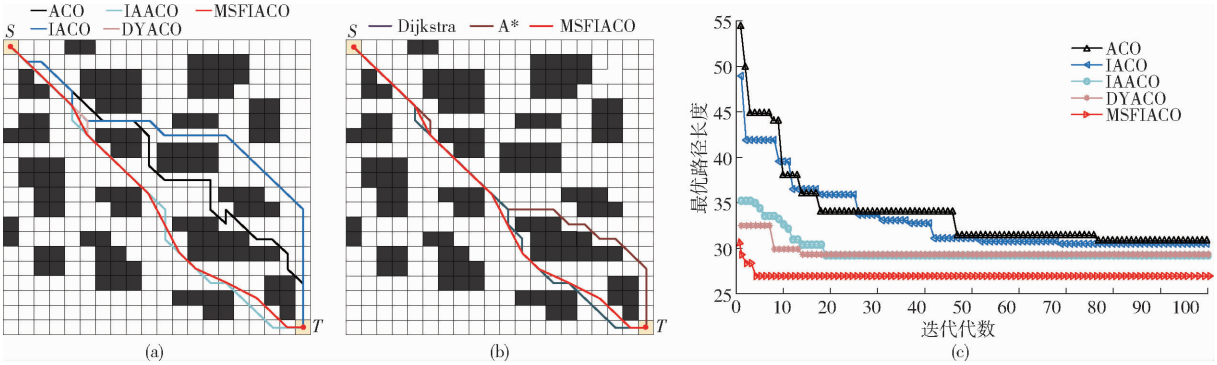


图 11 对比实验Ⅰ中 7 种算法对应的最优路径与迭代代数

Fig. 11 Comparison of optimal paths and corresponding to seven algorithms in experiment Ⅰ versus number of iterations

算法同样表现出显著优势,具体来说,相对改进率分别为 58.8%(ACO)、22.2%(IACO/Dijkstra/A*)。在与其他 4 种蚁群算法的对比中,MSFIACO 算法在收敛代数和收敛趋势方面也具有一定优势。综上所述,通过与上述 6 种算法的对比,充分验证了 MSFIACO 算法在搜索稳定性、高效性及路径平滑度方面的显著优势。

3.3 对比实验Ⅱ

在本部分实验中,引入了一种混合改进蚁群算法[26](称为 EACSPGO 算法)作为对照组,以验证本文算法性能的优越性,为保证实验的客观性和严谨性,ACO、MSFIACO 算法的基础参数将参照文献中 EACSPGO 算法进行设置,其中 $K=100$、$M=50$、$\alpha=1.1$、$\beta=7$、$Q=1$,对于 EACSPGO 算法的特异性参数:$\xi=0.2$、$maxIter=200$、$q_0=0.8$。对于 MSFIACO 算法的特异性参数设置,$q_{0\text{initial}}=0.5$、$\tau_0=1$、$\gamma=6$、$F_{ti}=0.4$。为避免蚁群算法的随机特性对实验结果的影响,所有实验均运行 20 次,以减小随机误差的干扰。同时,添加了 A* 算法和 Dijkstra 算法作为对照组,由于两者均为确定性搜索算法,因此仅进行一次实验,为保证实验的公平性,模拟环境建模地图与上述文献保持一致。上述全部算法的实验结果如表 3 所示;这些算法的路径规划图如图 12a、12b 所示;3 种蚁群算法的收敛趋势图如图 12c 所示。

表 3 对比实验Ⅱ结果

Tab. 3 Results of comparison experiment Ⅱ

算法	路径长度			PL－B/%	PL－M/%	转向次数	PT－B/%	迭代次数
	最佳	平均	标准差					
MSFIACO	28.60	28.851	0.866 5			5		11
ACO	30.38	31.412	2.954 1	5.85	8.94	10	50.0	34
EACSPGO	30.38	30.380	0	5.85	5.04	13	61.5	21
Dijkstra	30.38	30.380		5.85	5.04	9	44.4	
A*	33.31	33.313		15.50	13.38	9	44.4	

实验结果表明,与其他算法相比,MSFIACO 算法在诸多方面存在性能优势。这种优越性在转向次数方面表现的最为显著,本文算法相较于上述 4 种算法的相对改进率分别为 50.0%、61.5%、44.4%、44.4%。在

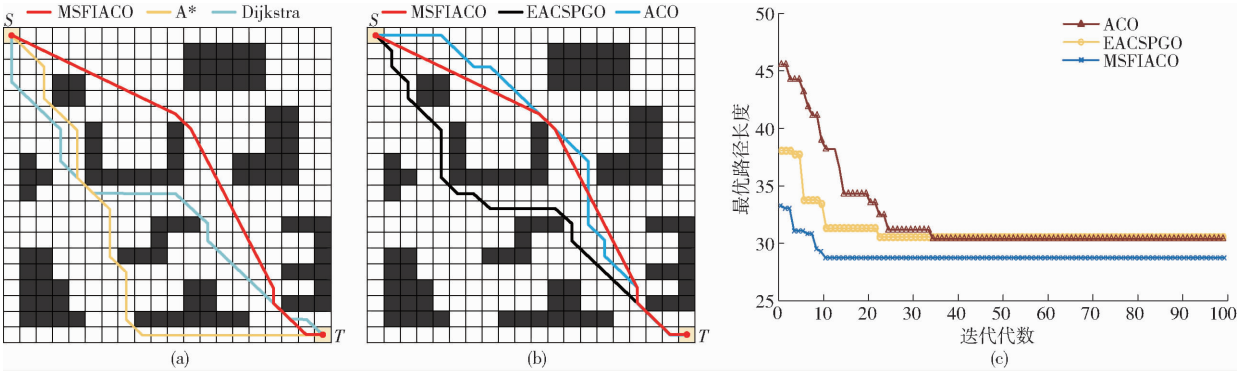


图 12　对比实验Ⅱ中 5 种算法对应的最优路径和迭代代数

Fig. 12　Comparison of optimal paths and number of iterations corresponding to five algorithms in experiment Ⅱ

收敛代数和收敛趋势方面 MSFIACO 同样具有一定优势。在路径长度方面，提升也较为显著，MSFIACO 算法的最优路径长度为 28.60，显著优于 ACO、EACSPGO、Dijkstra、A* 算法，相对改进率分别为 5.85%、5.85%、5.85%、15.50%。平均路径长度为 28.851，也显著优于其他算法，相对改进率分别为 8.94%、5.04%、5.04%、13.38%，综上所述，MSFIACO 在解决路径规划问题时展现出其他算法无法比拟的优势。

3.4　对比实验Ⅲ

本部分实验测试本文算法在大尺寸地图中实现全局路径规划的能力，为此，选择传统 ACO 算法、文献[20]提出的 DYACO 算法、文献[27]提出的 MAACO 算法，以及上述文献中提及的 MRCACO 算法作为对照组，所有 5 种算法进行了 20 次重复搜索实验。为保证实验的公平性，模拟建模所使用的地图与上述参考的文献提供的地图一致，尺寸为 30 × 30，起始栅格由 S 表示，坐标为(0.5,29.5)，终点栅格由 T 表示，坐标为(29.5,0.5)，上述全部算法的实验结果如表 4 所示；5 种算法的路径规划图如图 13 所示。

表 4　对比实验Ⅲ结果

Tab. 4　Results of comparison experiment Ⅲ

算法	路径长度			PL－B/%	PL－M/%	转向次数	PT－B/%	迭代次数
	最佳	平均	标准差					
MSFIACO	41.878 8	42.021 1	0.246 5			5		10
ACO	43.355 3	47.941 3	1.319 9	3.41	12.35	13	61.5	13
MRCACO	42.769 6	42.769 6	0	2.08	1.75	9	44.4	11
MAACO	42.769 6	42.769 6	0	2.08	1.75	7	28.5	10
DYACO	42.769 6	42.769 6	0	2.08	1.75	5	0	10

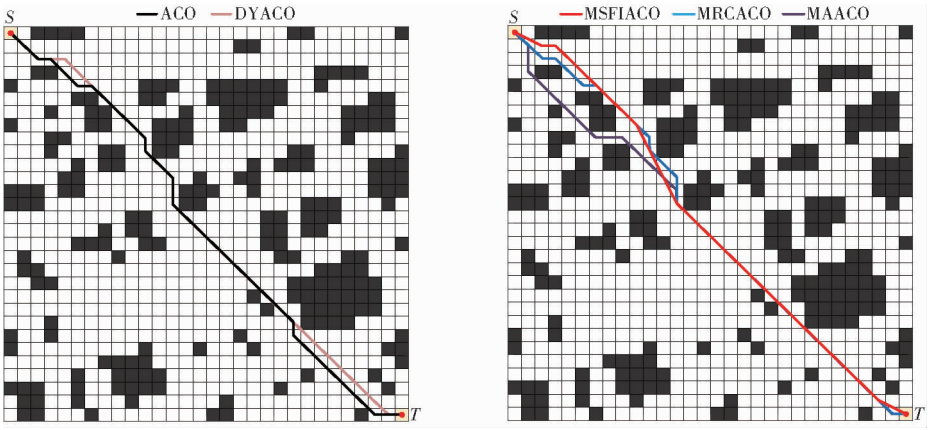


图 13　5 种算法对应的最优路径

Fig. 13　Optimal paths corresponding to five algorithms

实验结果表明，与其他算法相比，MSFIACO 在诸多方面存在性能优势，最优路径长度为 41.878 8，显著优于 ACO、MRCACO、MAACO、DYACO 算法，本文算法相较于上述 4 种算法的相对改进率分别为 3.41%、2.08%、2.08%、2.08%；平均路径长度为 42.021 1，显著优于 ACO、MRCACO、MAACO、DYACO 算法，相较于上述 4 种算法的相对改进率分别为 12.35%、1.75%、1.75%、1.75%。在转向次

数方面的提升最为显著,相比 MAACO、MRCACO、ACO 算法相对改进率分别为 28.5%、44.4%、61.5%。可视化结果进一步验证了数值结论,MSFIACO 算法生成的路径沿更靠近起点与终点连线,转折最少,而对比算法则表现出明显的冗余绕行,路径质量相对劣势。综上所述,MSFIACO 算法在应对精度高、障碍物细碎化的农业作业场景时同样拥有很强的适应性和鲁棒性。

4 结束语

为了克服传统蚁群算法在农业机器人路径规划中存在的不足,提出了一种多策略融合改进蚁群算法。以多层视野扩展搜索策略为基础,引入了一种具有方向判断机制的非均匀初始信息素设置策略,对靠近起点与目标点之间直线路径的路径赋予更高的初始信息素浓度。此外,在蚂蚁的运动方向上添加奖惩约束,提高了算法的搜索效率。提出了一种改进的自适应伪随机状态转换策略,并通过自适应调整平衡算法的全局搜索能力与收敛速度。同时引入了平滑因子以减少转弯次数,提升路径平滑度。提出了一种自适应启发式信息策略,同时满足算法迭代前期的高效收敛和后期阶段的全局最优搜索需求。提出一种改进的信息素更新规则,通过辨别“蚁群优劣”将搜索有效集中于优势路径邻域,提升整体探索效率。最后,通过一系列仿真对比实验,验证了本文所提出算法的适应性和优越性,仿真结果表明,MSFIACO 算法对比其他文献中的路径规划算法在诸多维度具有较大优势,尤其在最优路径长度及转向次数方面有较为显著的提升。总体而言,MSFIACO 算法显著增强了农业机器人的路径规划效能,为该领域的发展提供了稳固的基础。

参 考 文 献

[1] 李娟, 金志雄. 基于轻量化 Transformer 的农作物检测机器人路径规划[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(9): 227 – 233.
LI Juan, JIN Zhixiong. Path planning of crop inspection robot based on lightweight Transformer[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(9): 227 – 233. (in Chinese)

[2] YAN B, QUAN J, YAN W. Three-dimensional obstacle avoidance harvesting path planning method for apple-harvesting robot based on improved ant colony algorithm[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1336.

[3] 杨卜, 邬鑫, 张梦磊, 等. 基于深度强化学习的除草机器臂路径规划研究[J]. 农机化研究, 2025, 47(5): 15 – 21.
YANG Bu, WU Xin, ZHANG Menglei, et al. Path planning of weeding robot arm based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(5): 15 – 21. (in Chinese)

[4] XU Y, XUE X, SUN Z, et al. Path planning and scheduling of multiple unmanned ground vehicles for orchard plant protection operations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110615.

[5] 潘明章, 曾玥, 向本杰, 等. 基于遥感图像的甘蔗收割机路径规划方法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2024, 49(3): 529 – 539.
PAN Mingzhang, ZENG Yue, XIANG Benjie, et al. Path planning method for sugarcane harvesters based on remote sensing images[J]. Journal of Guangxi University(Natural Science Edition), 2024, 49(3): 529 – 539. (in Chinese)

[6] WU M, GAO B, HU H, et al. Research on path planning of tea picking robot based on ant colony algorithm[J]. Measurement and Control, 2024: 00202940241228996.

[7] XIN P, WANG X, LIU X, et al. Improved bidirectional RRT* algorithm for robot path planning[J]. Sensors, 2023, 23(2): 1041.

[8] XING T, WANG X, DING K, et al. Improved artificial potential field algorithm assisted by multisource data for AUV path planning[J]. Sensors, 2023, 23(15): 6680.

[9] LUO M, HOU X, YANG J. Surface optimal path planning using an extended Dijkstra algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 147827 – 147838.

[10] LIU C, MA Y, CAO C, et al. Ship route planning in the pirate area via hybrid probabilistic roadmap algorithm within the context of the Maritime Silk Road[J]. Ocean & Coastal Management, 2023, 238: 106585.

[11] LIANG Y, ZHAO H. CCPF – RRT*: an improved path planning algorithm with consideration of congestion[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 228: 120403.

[12] ZHOU X, YAN J, YAN M, et al. Path planning of rail-mounted logistics robots based on the improved Dijkstra algorithm[J]. Applied Sciences, 2023, 13(17): 9955.

[13] XU X, ZENG J, ZHAO Y, et al. Research on global path planning algorithm for mobile robots based on improved A*[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 243: 122922.

[14] LI X, YU S. Three-dimensional path planning for AUVs in ocean currents environment based on an improved compression factor particle swarm optimization algorithm[J]. Ocean Engineering, 2023, 280: 114610.

[15] RAN L, RAN S, MENG C. Green city logistics path planning and design based on genetic algorithm[J]. PeerJ Computer Science, 2023, 9: e1347.

[16] CHEN T, CHEN S, ZHANG K, et al. A jump point search improved ant colony hybrid optimization algorithm for path planning of mobile robot[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2022, 19(5): 172988062211279.

[17] ZHAO J, DENG C, YU H, et al. Path planning of unmanned vehicles based on adaptive particle swarm optimization algorithm [J]. Computer Communications, 2024, 216: 112 – 129.
[18] LIU G, ZHANG S, MA G, et al. Path planning of unmanned surface vehicle based on improved sparrow search algorithm[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(12): 2292.
[19] CUI J, WU L, HUANG X, et al. Multi-strategy adaptable ant colony optimization algorithm and its application in robot path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 288: 111459.
[20] LIANG W, LOU M, CHEN Z, et al. An enhanced ant colony optimization algorithm for global path planning of deep-sea mining vehicles[J]. Ocean Engineering, 2024, 301: 117415.
[21] 潘玉恒，奥日格拉，鲁维佳，等. 基于动态扩展邻域蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报，2024，55(2)：423 – 432,449.
PAN Yuheng, Aorigela, LU Weijia, et al. Path planning of mobile robots based on dynamic extended neighbourhoods ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 423 – 432,449. (in Chinese)
[22] LI D, WANG L. Research on mobile robot path planning based on improved Q-evaluation ant colony optimization algorithm [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 160: 111890.
[23] 时维国，宁宁，宋存利，等. 基于蚁群算法与人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报，2023，54(12)：407 – 416.
SHI Weiguo, NING Ning, SONG Cunli, et al. Path planning of mobile robots based on ant colony algorithm and artificial potential field algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 407 – 416. (in Chinese)
[24] ZHOU T, WEI W. Mobile robot path planning based on an improved ACO algorithm and path optimization[J]. Multimedia Tools and Applications, 2025, 84(8): 10899 – 10922.
[25] 李文峰，徐蕾，杨琳琳，等. 基于改进蚁群算法的农业机器人多田块路径规划方法与试验[J]. 南京农业大学学报，2024，47(4)：823 – 834.
LI Wenfeng, XU Lei, YANG Linlin, et al. Multi field path planning method and experiment of agricultural robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(4): 823 – 834. (in Chinese)
[26] ZHANG S, PU J, SI Y, et al. Path planning for mobile robot using an enhanced ant colony optimization and path geometric optimization[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2021, 18(3): 17298814211019222.
[27] WU L, HUANG X, CUI J, 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.

(上接第 294 页)

[26] 乔斌，曹晓云，孙玮婕，等. 基于生态系统服务价值和景观生态风险的生态分区识别与优化策略——以祁连山国家公园青海片区为例[J]. 生态学报，2023，43(3)：986 – 1004.
QIAO Bin, CAO Xiaoyun, SUN Weijie, et al. Ecological zoning identification and optimization strategies based on ecosystem service value and landscape ecological risk: taking Qinghai area of Qilian Mountain National Park as an example[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(3): 986 – 1004. (in Chinese)
[27] 罗莎莎，赖庆标，王旭东，等. 基于生态保护红线的生态安全格局构建与国土空间修复分区[J]. 农业工程学报，2024，40(7)：288 – 297.
LUO Shasha, LAI Qingbiao, WANG Xudong, et al. Construction of ecological security pattern and land-space restoration zoning based on ecological protection red line[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(7): 288 – 297. (in Chinese)
[28] 王威，贾文涛. 生态文明理念下的国土综合整治与生态保护修复[J]. 中国土地，2019(5)：29 – 31.
WANG Wei, JIA Wentao. Comprehensive land management and ecological protection and restoration under the concept of ecological civilization[J]. Chinese Land, 2019(5): 29 – 31. (in Chinese)
[29] 赵广举，穆兴民，田鹏，等. 黄土高原植被变化与恢复潜力预测[J]. 水土保持学报，2021，35(1)：205 – 212.
ZHAO Guangju, MU Xingmin, TIAN Peng, et al. Prediction of vegetation variation and vegetation restoration potential in the Loess Plateau[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021, 35(1): 205 – 212. (in Chinese)
[30] 戈晨曦，员学锋，马超群，等. 黄土丘陵沟壑区空心村土地整治潜力及空间重构[J]. 水土保持研究，2020，27(6)：285 – 292.
GE Chenxi, YUAN Xuefeng, MA Chaoqun, et al. Land consolidation potential and spatial restructuring of hollowed village in the loess hilly and gully region[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2020, 27(6): 285 – 292. (in Chinese)
[31] 何苏玲，邹凤琼，王金亮. 基于 AHP 和 MSE 赋权法的龙南县生态敏感性评价[J]. 生态学杂志，2021，40(9)：2927 – 2935.
HE Suling, ZOU Fengqiong, WANG Jinliang. Ecological sensitivity evaluation of Longnan County based on AHP and MSE weighting method[J]. Chinese Journal of Ecology, 2021, 40(9): 2927 – 2935. (in Chinese)