

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2025.07.024

李娟, 张振荣. 融合蚁群算法和差分 Transformer 的农业机器人路径规划研究[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(7): 164-172

Li Juan, Zhang Zhenrong. Path planning for agricultural robots using ant colony algorithm and differential Transformer [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(7): 164-172

# 融合蚁群算法和差分 Transformer 的农业机器人 路径规划研究\*

李娟<sup>1</sup>, 张振荣<sup>2</sup>

(1. 四川托普信息技术职业学院, 成都市, 611743; 2. 四川农业大学信息工程学院, 四川雅安, 625014)

**摘要:** 针对农业机器人在复杂田间环境中路径规划精度不足、避障能力有限的问题, 提出一种融合蚁群算法和差分 Transformer 的新型路径规划方法。采用蚁群算法进行初始全局路径搜索, 利用其分布式并行搜索能力生成初始可行路径。针对传统蚁群算法中信息素更新方式容易陷入局部最优、对环境动态变化适应性差的缺陷, 设计差分 Transformer 模型替代原有的信息素更新方法。差分 Transformer 通过自注意力机制, 捕捉路径节点之间的长距离依赖关系和非线性特征, 对信息素进行更精准地更新和分配, 增强算法对复杂环境的适应能力。实验结果表明, 所提出的方法在路径长度、规划时间和避障成功率等指标上均优于传统算法。具体而言, 与蚁群算法相比, 区域规模为 50 时, 路径长度平均减少 16.8%, 从平均 150 m 降至 125 m; 规划时间缩短 23.5%, 从平均 2.13 s 降至 1.63 s; 避障成功率提高 11.2%, 达到 96.5%。该研究为农业机器人自主导航提供有效的解决方案, 具有重要的理论意义和应用价值。

**关键词:** 农业机器人; 路径规划; 蚁群算法; 差分 Transformer; 智慧农业

**中图分类号:** S24; TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-5553 (2025) 07-0164-09

## Path planning for agricultural robots using ant colony algorithm and differential Transformer

Li Juan<sup>1</sup>, Zhang Zhenrong<sup>2</sup>

(1. Sichuan Top IT Vocational Institute, Chengdu, 611743, China; 2. College of Information Engineering, Sichuan Agricultural University, Ya'an, 625014, China)

**Abstract:** To address the challenges of low path planning accuracy and limited obstacle avoidance capabilities of agricultural robots operating in complex field environments, this study proposes a novel path planning method that combines the Ant Colony Algorithm (ACA) with a differential Transformer. Initially, the ACA is for global path search, leveraging its distributed and parallel search capabilities to generate an initial feasible path. To overcome the traditional ACA's limitations, such as susceptibility to local optimization and poor adaptability to dynamic changes of the environment, a differential Transformer model was introduced to replace the conventional pheromone updating mechanism. By utilizing a self-attention mechanism, the differential Transformer captures long-range dependencies and nonlinear features between path nodes, thereby allowing for more precise pheromone updates and better adaptability in complex conditions. Experimental results showed that the proposed method outperforms traditional algorithms in terms of path length, planning time, and obstacle avoidance success rate. Specifically, in an environment with a grid size of 50, the average path length was reduced by 16.8%, from 150 meters to 125 meters. Planning time was shortened by 23.5%, from 2.13 seconds to 1.63 seconds. The obstacle avoidance success rate increased by 11.2%, reaching 96.5%. This research provides an effective solution for autonomous navigation in agricultural robotics and holds significant theoretical and practical value.

**Keywords:** agricultural robot; path planning; ant colony algorithm; differential Transformer; smart agriculture

收稿日期: 2024 年 10 月 14 日 修回日期: 2024 年 11 月 21 日

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61972362)

第一作者: 李娟, 女, 1985 年生, 成都人, 硕士, 副教授; 研究方向为软件技术、人工智能。E-mail: lijuan19851215@163.com

## 0 引言

随着全球人口持续增长和农业现代化加速,智能农业成为提升生产效率和保障粮食安全的关键手段<sup>[1]</sup>。其中,农业机器人凭借高度自主性在种植、施肥、喷药和收割等环节展现出显著优势<sup>[2]</sup>。然而,复杂多变的田间环境对其自主导航和路径规划提出了严峻挑战,尤其是在路径精度和避障能力方面,限制了其广泛应用<sup>[3]</sup>。

路径规划作为农业机器人自主导航的核心技术,旨在设计优化路径,以提升效率并降低能耗。传统算法如 A\* 和 Dijkstra 虽在一定程度上解决了路径规划问题,但在大规模、动态且复杂的环境中,计算量大、实时性差,难以满足现代智能农业的需求<sup>[4,5]</sup>。因此,亟须开发更高效、智能的路径规划算法,以推动农业机器人的广泛部署和优化。

蚁群算法作为一种基于群体智能的优化方法,凭借分布式并行搜索和信息素自适应调整的特点,在路径规划领域展现出良好潜力<sup>[6]</sup>。研究表明,改进的蚁群算法在路径长度、转折次数和收敛速度上显著优于传统算法,提升了农业机器人的作业效率<sup>[7-9]</sup>。然而,蚁群算法在实际应用中仍面临信息素更新易陷入局部最优及对动态环境适应性不足等问题,限制了其在复杂环境中的应用效果<sup>[10]</sup>。因此,优化蚁群算法以增强其全局搜索能力和动态适应性,是推动智能农业机器人发展的关键方向。

近年来,Transformer 模型凭借其强大的自注意力机制和在处理序列数据中的优异表现,成为机器学习领域的研究热点<sup>[11]</sup>。将 Transformer 模型应用于路径规划,能够有效提升算法对复杂环境的感知和适应能力,从而改善路径规划的精度和效率<sup>[12]</sup>。但纯粹依赖 Transformer 模型,可能会导致计算复杂度高、实时性差<sup>[13]</sup>。李娟等<sup>[14]</sup>针对复杂农田环境下农作物检测机器人路径规划的低精度与缓慢速度问题,设计了一种轻量化 Transformer 模型应用于路径规划任务。实验结果显示,相比传统规则化路径规划算法,该模型将 100 规模机器人的路径长度缩短 5.91%;与标准 Transformer 模型相比,推理时间减少 50%,训练时间缩减 75%,该研究为农作物检测机器人的路径规划提供了一种新颖且高效的解决方案。

综合现有研究,路径规划方法普遍存在 3 个问题:(1)对复杂动态环境适应性不足,难以应对田间环境的不确定性;(2)易陷入局部最优,缺乏全局搜索能力;(3)计算效率低,无法满足实时规划需求。这些问题限制了农业机器人的实际应用性能,亟须新的路径规划方法加以解决<sup>[15,16]</sup>。为此,本文提出一种融合蚁群算

法与差分 Transformer 的路径规划新方法。首先,利用蚁群算法的全局搜索能力生成初始路径,确保全局最优性;其次,引入差分 Transformer 模型,取代传统蚁群算法的信息素更新机制。该方法结合蚁群算法的全局搜索优势与 Transformer 的深度特征提取能力,旨在提高路径规划的精度和效率,同时增强避障能力,满足农业机器人在复杂田间环境中的应用需求。

## 1 环境建模

### 1.1 建立栅格地图

采用栅格化方法对农业机器人作业环境进行建模,以便于路径规划算法的实现与优化<sup>[17]</sup>。首先将复杂的二维田间环境离散化为一个由均匀网格单元组成的栅格地图,每个栅格单元的边长与农业机器人的尺寸相匹配,确保机器人在导航过程中能够精确识别和避开障碍物。设栅格地图为  $G = \{g_{i,j}\}$ ,其中  $g_{i,j}$  表示位于  $(i,j)$  坐标的栅格单元。每个栅格单元  $g_{i,j}$  被赋予一个二值状态  $s_{i,j}$ ,其定义如式(1)所示。

$$s_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{若栅格 } g_{i,j} \text{ 内无障碍物} \\ 1 & \text{若栅格 } g_{i,j} \text{ 内有障碍物} \end{cases} \quad (1)$$

通过二值化处理,整个作业环境被有效离散化为一个由自由栅格和障碍栅格构成的二维网络结构,如图 1 所示。该栅格地图不仅简化环境表示,还为后续的路径规划和障碍物避让提供基础数据。

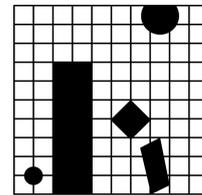


图 1 栅格地图

Fig. 1 Raster map

### 1.2 障碍物膨胀

在实际应用中,田间环境中的障碍物形状复杂且多样,可能导致机器人在路径规划时因障碍物边缘的不规则性而陷入死角或局部最优解<sup>[18]</sup>。为解决这一问题,引入形态学膨胀运算对栅格地图中的障碍物进行预处理。设  $A$  为障碍物的集合, $B$  为结构元素,则膨胀运算  $A \oplus B$  定义如式(2)所示。

$$A \oplus B = \{(x + b_x, y + b_y) \mid (x, y) \in A, (b_x, b_y) \in B\} \quad (2)$$

式中: $x, y$ ——障碍物上的格点坐标;

$b_x, b_y$ ——水平方向和垂直方向的偏移量。

$B$  通常选择一个包含原点的邻域,如  $3 \times 3$  的矩形或圆形结构元素,以确保膨胀后的障碍物边界能够覆盖原有障碍物的所有潜在扩展方向。通过膨胀运算,原本

可能存在细小缝隙的障碍物边缘被扩展,使其与栅格边界更好地对齐,从而形成更加规则的障碍物区域。这一处理步骤不仅减少路径规划过程中不规则障碍物导致的复杂性,还有效防止机器人在避障过程中因边缘不规则性而产生的重复路径规划问题,如图 2 所示。

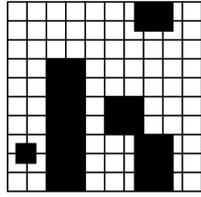


图 2 障碍物膨胀处理

Fig. 2 Obstacle expansion treatment

### 1.3 划分矩形子区域

在完成栅格地图的构建与障碍物膨胀后,为进一步提升路径规划的效率,提出将整个二维栅格地图划分为若干个无障碍的矩形子区域。这一划分过程可以简化路径规划问题,将其转化为多个局部路径规划子问题的组合。首先,在栅格地图的左下角建立直角坐标系,以便于后续的区域划分与标识。接着,基于障碍物的分布情况,确定每个障碍物栅格的最右下角点  $k$  的坐标  $(k_x, k_y)$ 。然后,分别从点  $k$  向水平方向和垂直方向延伸分割线,遇到栅格地图的边界、另一个障碍物或已有的分割线为止。该过程可用数学表达式如式(3)所示。

$$P = \{(x, k_y) \mid x \geq k_x\} \cup \{(k_x, y) \mid y \geq k_y\} \quad (3)$$

式中:  $P$ ——分割线。

通过上述方法,将整个栅格地图划分为若干个不包含障碍物的矩形子区域  $R_i$ ,其中  $R_i \cap R_j = \emptyset$ 对任意  $i \neq j$  成立。为最大化每个矩形子区域的面积,进一步对相邻且可合并的矩形子区域进行合并操作,减少矩形子区域的总数量,降低路径规划的复杂度。同时,通过编号系统(如从上至下、从左至右)对每个矩形子区域进行标识,便于后续路径规划算法按照一定的顺序进行遍历和优化。最终,整个栅格地图被划分为若干个优化后的矩形子区域,如图 3 所示,为农业机器人在复杂环境中的高效路径规划奠定坚实基础。

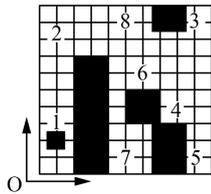


图 3 矩形子区域划分结果

Fig. 3 Results of rectangular subregion division

## 2 农业机器人路径规划算法

### 2.1 蚁群算法

蚁群算法是一种模拟自然界中蚂蚁觅食行为的智

能优化算法。蚂蚁在行进过程中会在路径上留下信息素,后续的蚂蚁会以一定的概率选择信息素浓度较高的路径,从而实现最优路径的寻优,具体流程如图 4 所示<sup>[19]</sup>。

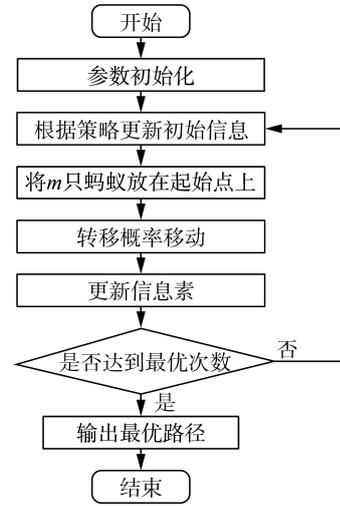


图 4 蚁群算法基本原理图

Fig. 4 Basic schematic diagram of ant colony algorithm

在蚁群算法中,蚂蚁从节点  $i$  转移到节点  $j$  的概率计算如式(4)所示。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} \quad (4)$$

式中:  $p_{ij}^k(t)$ ——蚂蚁  $k$  在时间  $t$  时从节点  $i$  转移到节点  $j$  的概率;

$\tau_{ij}(t)$ ——时间  $t$  时在路径  $(i, j)$  上的信息素浓度;

$\eta_{ij}$ ——启发函数,通常取为距离的倒数,即  $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ ;

$\alpha$ ——信息素重要程度因子,控制信息素的影响;

$\beta$ ——启发函数重要程度因子,控制启发信息的影响;

$N_i^k$ ——蚂蚁  $k$  在节点  $i$  时可选择的下一节点集合。

信息素的更新包括局部更新和全局更新。当蚂蚁经过路径  $(i, j)$  时,信息素按照式(5)规则进行更新。

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (5)$$

式中:  $\rho$ ——信息素挥发系数,  $0 < \rho < 1$ ;

$\Delta\tau_{ij}^k(t)$ ——蚂蚁  $k$  在路径  $(i, j)$  上释放的信息素增量。

在所有蚂蚁完成路径后,对信息素进行全局更新,如式(6)所示。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (6)$$

式中： $m$ ——蚂蚁总数。

信息素增量通常与路径长度相关，定义如式(7)所示。

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q_1}{L_k} & \text{如果蚂蚁 } k \text{ 经过路径 } (i, j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $Q_1$ ——常数，表示信息素的总量；

$L_k$ ——蚂蚁  $k$  所走路径的总长度。

然而，传统蚁群算法在复杂动态环境中容易陷入局部最优，对环境变化的适应性较差，尤其在障碍物动态变化的田间环境中，可能导致路径规划不准确。

### 2.2 差分 Transformer

在农业机器人路径规划中，路径节点序列不仅包含位置信息，还蕴含节点间的差异信息，如地形变化、障碍物分布等<sup>[20]</sup>。传统的 Transformer 模型直接对节点序列进行处理，可能无法充分捕捉这些差异特征。因此，提出差分 Transformer，引入序列差分信息，以更有效地捕捉路径中的变化和依赖关系，模型细节如图 5 所示。给定路径节点序列  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ ，计算差分序列  $\Delta X$  如式(8)和式(9)所示。

$$\Delta x_i = x_{i+1} - x_i \quad i = 1, 2, \dots, n - 1 \quad (8)$$

$$\Delta X = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_{n-1}]^T \quad (9)$$

式中： $x_i$ ——第  $i$  个节点的特征向量，如坐标位置、地形信息等；

$\Delta x_i$ ——相邻节点之间的差异。

对差分序列  $\Delta X$  应用自注意力机制，以捕捉差异特征的全局依赖关系。计算差分后的查询向量  $Q'$ 、键向量  $K'$  和值向量  $V'$  如式(10)所示。

$$Q' = \Delta X W^{Q'}, K' = \Delta X W^{K'}, V' = \Delta X W^{V'} \quad (10)$$

其中， $W^{Q'}, W^{K'}, W^{V'} \in R^{d \times d_k}$  表示差分 Transformer 的可学习权重矩阵。注意力权重矩阵和差分特征可表示为式(11)、式(12)。

$$A' = \text{softmax}\left(\frac{Q'K'^T}{\sqrt{d_k}}\right) \quad (11)$$

$$Z' = A'V' \quad (12)$$

式中： $A'$ ——注意力分布；

$V'$ ——值分布；

$d_k$ ——缩放因子，避免注意力过大。

将原始序列的自注意力输出  $Z$  与差分序列的输出  $Z'$  进行融合，以综合利用两种特征如式(13)所示。

$$Z_{\text{final}} = \gamma Z + (1 - \gamma)Z' \quad (13)$$

其中， $Z_{\text{final}}$  表示综合注意力和差分特征的联合特征； $\gamma \in [0, 1]$ ，表示融合系数，控制原始特征和差分特征的贡献。为增强模型的表达能力，本文采用多头注意力机制<sup>[14]</sup>，旨在通过并行的多个注意力头来捕捉输入数据中不同的特征。其核心思想是首先将输入的信

息通过多个不同的子空间进行线性变换，然后在每个子空间中独立地执行注意力操作，最后将各个子空间的注意力输出进行拼接和线性变换，以获得更加丰富和多样的特征表示。对于每一个注意力头，将  $h$  个独立的差分注意力头的输出进行拼接。

$$\text{head}_i = \text{Attention}(Q_i', K_i', V_i') \quad (14)$$

$$\text{MultiHead}(Q', K', V') = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h)W^o \quad (15)$$

式中： $\text{head}_i$ ——第  $i$  个注意力头；

$W^o$ ——可学习的投影矩阵，用于将拼接后的多头输出映射回原始维度。

通过并行计算多个注意力头，模型能够同时关注输入的多个方面，增强对复杂模式的建模能力。

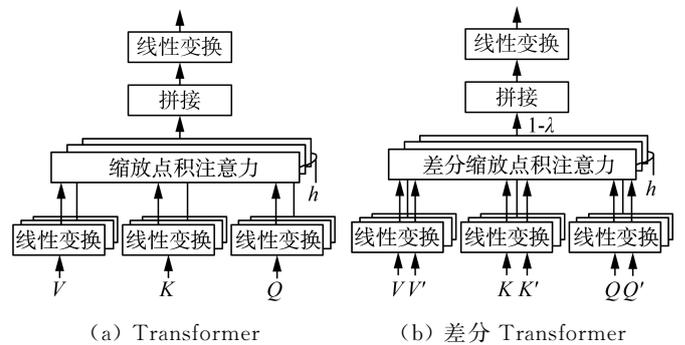


图 5 差分 Transformer 架构对比示意图

Fig. 5 Schematic diagram of differential Transformer architecture comparison

### 2.3 改进算法

在农业机器人路径规划中，机器人需要在复杂多变的田间环境中导航，例如不规则的地形、高密度的障碍物和动态变化的作物生长情况等<sup>[21]</sup>。传统的蚁群算法在处理这些复杂环境时，信息素更新方式较为简单，难以充分  $\Delta\tau_{ij}^k$  捕捉路径节点间的非线性特征和长距离依赖关系，容易陷入局部最优解。为解决这一问题，提出差分 Transformer，将其引入信息素更新过程。差分 Transformer 利用自注意力机制，能捕捉路径节点之间的差异和深层次特征，从而提高算法对复杂环境的适应性和全局搜索能力。在引入差分 Transformer 后，信息素增量如式(16)所示。

$$\Delta\tau_{ij} = \left(\frac{Q_1}{L}\right) \cdot \sigma(Z_{ij}^{\text{final}}) \quad (16)$$

式中： $L$ ——所有蚂蚁走过的总路径；

$Z_{ij}^{\text{final}}$ ——最终解中对应于路径段  $(i, j)$  的元素；

$\sigma(\cdot)$ ——激活函数 sigmoid，确保信息素增量在  $[0, 1]$ 。

通过这种方式，差分 Transformer 的输出直接影响信息素的更新，使得信息素的分配不仅考虑路径长度，还考虑路径段的重要性和特征。改进算法的执行

步骤如图 6 所示,细节流程可分为 6 个步骤。

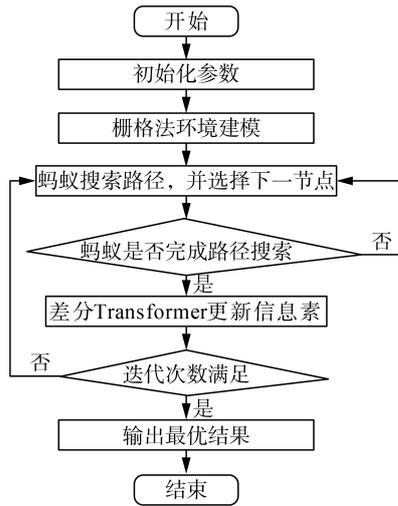


图 6 改进算法流程

Fig. 6 Flow chart of improved algorithm

步骤 1:初始化,设置蚁群算法参数  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\rho$ 、 $Q_1$ ;初始化信息素矩阵  $\tau_{ij}(0)$ ;初始化差分 Transformer 的参数。

步骤 2:蚂蚁构建路径,对于每只蚂蚁  $k$ ,从起始节点开始,根据转移概率  $p_{ij}^k(t)$  选择下一节点,直至到达目标节点,形成路径  $X^k$ 。

步骤 3:特征提取与 Transformer 处理,计算差分

序列  $\Delta X^k$ ;输入  $\Delta X^k$  到差分 Transformer,得到  $Z_{final}^k$ 。

步骤 4:信息素增量计算,根据  $Z_{final}^k$ ,计算信息素增量  $\Delta\tau_{ij}^k$ 。

步骤 5:信息素更新,按照更新规则,使用更新信息素矩阵。

步骤 6:迭代,重复步骤 2~步骤 5,直到满足终止条件。

### 3 结果与分析

#### 3.1 实验测试和参数配置

为全面评估融合蚁群算法与差分 Transformer 在农业机器人路径规划中的性能,实验中选取传统蚁群算法、模拟退火算法、遗传算法以及单独使用 Transformer 模型作为对比对象,通过 Python 编程实现各算法的仿真模拟。实验中分析不同算法在不同农田区域数量下的路径规划最短路径长度、迭代收敛次数及搜索效率,以验证所提算法在搜索能力、收敛速度及路径优化方面的优势。实验在配备 Intel i7 处理器、16 GB 内存的计算机上进行,使用 Python 3.9 版本作为编程语言。基于经验和文献调研,针对各算法的关键参数进行合理设置,以确保实验的公平性和结果的可靠性,参数设置如表 1 所示。

表 1 参数配置

Tab. 1 Parameter configuration

算法	参数	设置值	算法	参数	设置值
蚁群算法	蚂蚁数量	30	模拟退火算法	初始温度	1 000
	信息素常量	50		终止温度	1
	信息素重要度因子	2.5		降温速率	0.95
	启发函数重要度因子	4		迭代次数	200
	区域启发因子	1	改进算法	蚂蚁数量	30
	最大迭代次数	200		信息素常量	50
	信息素挥发系数	0.2		区域启发因子	1
遗传算法	种群规模	50		信息素重要度因子	2.5
	交叉率和变异率	0.8 和 0.02		编码器解码器层数	6
	选择策略	轮盘赌选择		隐藏层维度	512
Transformer	编码器解码器层数	6		训练轮数	100
	注意力头数	8	信息素挥发系数	0.2	
	隐藏层维度	512	注意力头数	8	
	训练轮数	200	最大迭代次数	200	

为全面评价各算法的性能,设定 5 个关键评估指标。

1) 路径长度  $L$ :衡量路径规划效果的重要指标,表示从起点到终点的总距离。路径长度越短,说明算法规划的路径越优,可表示为

$$L = \sum_{i=1}^{n-1} d(r_i, r_{i+1}) \quad (17)$$

式中:  $r_i$ ——路径上的第  $i$  个节点;

$d(r_i, r_{i+1})$ ——节点间的欧氏距离。

2) 规划时间  $T$ :算法完成一次路径规划所需的总时间,  $s$ 。规划时间越短,算法的效率越高。

3) 避障成功率  $R$ :在路径规划过程中成功避开所有障碍物的比例,通常以百分比表示。

4) 迭代收敛次数  $I$ :算法达到预定收敛条件所需

的迭代次数,反映了算法的收敛速度。

5) 为综合评价各算法的整体性能,引入综合性能指数(CPI),通过加权平均的方式对路径长度、规划时间和避障成功率进行综合评分,计算如式(18)所示。

$$CPI = w_1 \left( \frac{L_{\min}}{L} \right) + w_2 \left( \frac{T_{\min}}{T} \right) + w_3 \left( \frac{R_{\max}}{R} \right) \quad (18)$$

式中:  $w_1, w_2, w_3$ ——权重系数,分别对应路径长度、规划时间和避障成功率的重要性。

根据实际应用需求,设定权重  $w_1 = 0.4, w_2 = 0.3, w_3 = 0.3$ 。

### 3.2 模拟环境下仿真实验

实验在不同农田区域数量下进行,农田区域数量设定为 10、20、30、40、50,以考察算法在不同复杂度下的表现。每种算法在每个农田区域数量下重复进行 30 次独立试验,记录各项指标的平均值和标准差。表 2~表 5 的数据显示,提出的算法在路径长度、规划时间、避障成功率和迭代收敛次数等关键指标上均表

现出优于其他算法的显著优势。随着农田区域数量的增加,所有算法的平均路径长度都在增长,本文算法的路径长度始终最短。例如,在区域数量为 50 时,本文算法的平均路径长度为 190.4 m,相比蚁群算法的 200.3 m、模拟退火算法的 210.5 m、遗传算法的 205.1 m 和 Transformer 的 220.7 m,分别减少 9.9 m、20.1 m、14.7 m 和 30.3 m。本文算法的平均规划时间明显低于其他算法。在区域数量为 50 时,本文算法的平均规划时间为 2.70 s,而蚁群算法为 3.40 s,模拟退火算法为 4.10 s,遗传算法为 3.55 s,Transformer 为 4.50 s。本文算法在避障成功率上显著高于其他算法。在区域数量为 50 时,本文算法的避障成功率为 90.5%,而蚁群算法为 82.0%,模拟退火算法为 78.0%,遗传算法为 80.0%,Transformer 为 75.0%。本文算法的平均迭代次数最少,收敛速度最快。在区域数量为 50 时,平均迭代次数为 160 次,相比蚁群算法的 190 次、模拟退火算法的 220 次、遗传算法的 200 次和 Transformer 的 240 次,减少 30~80 次不等。

表 2 不同算法在不同农田区域数量下的路径长度比较

Tab. 2 Comparison of path lengths of different algorithms under different number of farmland areas

区域数量	平均路径长度/m				
	蚁群算法	模拟退火算法	遗传算法	Transformer	改进算法
10	120.5±5.2	130.3±6.1	125.0±5.8	135.4±6.5	110.2±4.8
20	140.7±6.0	150.8±6.9	145.3±6.3	155.6±7.2	130.1±5.5
30	160.9±6.8	170.4±7.5	165.2±6.9	175.3±7.8	150.5±6.2
40	180.2±7.5	190.1±8.3	185.0±7.2	200.5±9.0	170.3±6.8
50	200.3±8.0	210.5±9.1	205.1±8.4	220.7±9.8	190.4±7.2

表 3 不同算法在不同农田区域数量下的规划时间比较

Tab. 3 Comparison of planning time of different algorithms under different number of farmland areas

区域数量	平均规划时间/s				
	蚁群算法	模拟退火算法	遗传算法	Transformer	改进算法
10	1.80±0.10	2.10±0.12	1.95±0.11	2.50±0.15	1.50±0.08
20	2.20±0.12	2.60±0.15	2.35±0.13	3.00±0.18	1.80±0.10
30	2.60±0.15	3.10±0.18	2.75±0.16	3.50±0.21	2.10±0.12
40	3.00±0.18	3.60±0.21	3.15±0.19	4.00±0.24	2.40±0.15
50	3.40±0.20	4.10±0.24	3.55±0.22	4.50±0.27	2.70±0.18

表 4 不同算法在不同农田区域数量下的避障成功率比较

Tab. 4 Comparison of obstacle avoidance success rates of different algorithms under different number of farmland areas

区域数量	避障成功率/%				
	蚁群算法	模拟退火算法	遗传算法	Transformer	改进算法
10	92.0±2.5	88.5±3.0	90.2±2.8	85.0±3.5	96.5±1.8
20	89.5±2.8	85.0±3.2	88.0±2.6	82.0±3.7	95.0±2.0
30	87.0±3.0	83.0±3.5	85.5±2.9	80.0±4.0	93.5±2.2
40	84.5±3.2	80.5±3.8	83.0±3.1	78.0±4.2	92.0±2.5
50	82.0±3.5	78.0±4.0	80.0±3.3	75.0±4.5	90.5±2.8

表 5 不同算法在不同农田区域数量下的迭代收敛次数比较

Tab. 5 Comparison of iterative convergence times of different algorithms under different number of farmland areas

区域数量	平均迭代次数				
	蚁群算法	模拟退火算法	遗传算法	Transformer	改进算法
10	150±10	180±15	160±12	200±20	120±8
20	160±12	190±18	170±14	210±22	130±10
30	170±14	200±20	180±16	220±25	140±12
40	180±16	210±22	190±18	230±28	150±14
50	190±18	220±25	200±20	240±30	160±16

综上所述,提出的融合蚁群算法和差分 Transformer 的路径规划方法在各项关键指标上均优于传统算法。这主要归功于差分 Transformer 在捕捉路径差异特征和增强信息更新方面的优势,以及其与蚁群算法的有效融合。该算法在提高农业机器人路径规划精度、避障能力和规划效率方面具有显著效果,为农业机器人在复杂田间环境中的自主导航提供了强有力的技术支持。

图 7 为农业机器人路径规划中各算法的 CPI 对比。本文改进算法取得最高的 CPI 得分为 0.950,明显优于其他算法。高 CPI 得分反映算法在多项性能指标上的平衡和优越性,特别适用于农业生产中多样化且复杂的环境,如不同作物排列、地形变化和障碍物存在的田间地头。通过优化路径规划和提高避障能力,农业机器人能够更高效地完成播种、施肥、除草和收割等任务,从而提升整体农业生产效率,减轻农民的劳动强度,促进智能农业的发展。

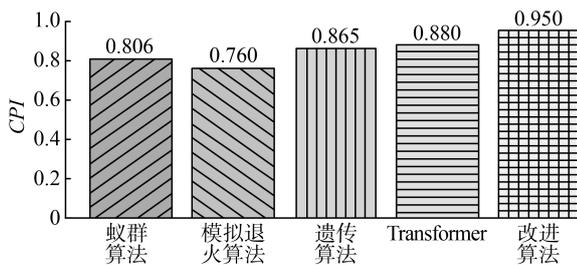


图 7 不同算法的综合性能指数

Fig. 7 Comprehensive performance index of different algorithms

图 8 为在 20 个区域数量条件下,不同路径规划算法为农业机器人生成的路径可视化结果。通过直观的图示,可以清晰地比较各算法在复杂田间环境中的路径选择。本文改进算法生成的路径不仅更短,还更加平滑,避免不必要的绕行和重复路径。这种优化的路径不仅提高作业效率,还减少能源消耗,适应农业机器人在大面积田间作业的需求。其他算法生成的路径较长且存在多次绕行,反映出其在复杂环境中路径优化和避障能力的不足。通过优化路径规划,农业机器人

能够更快地完成播种、施肥、除草和收割等任务,提高整体农业生产效率。

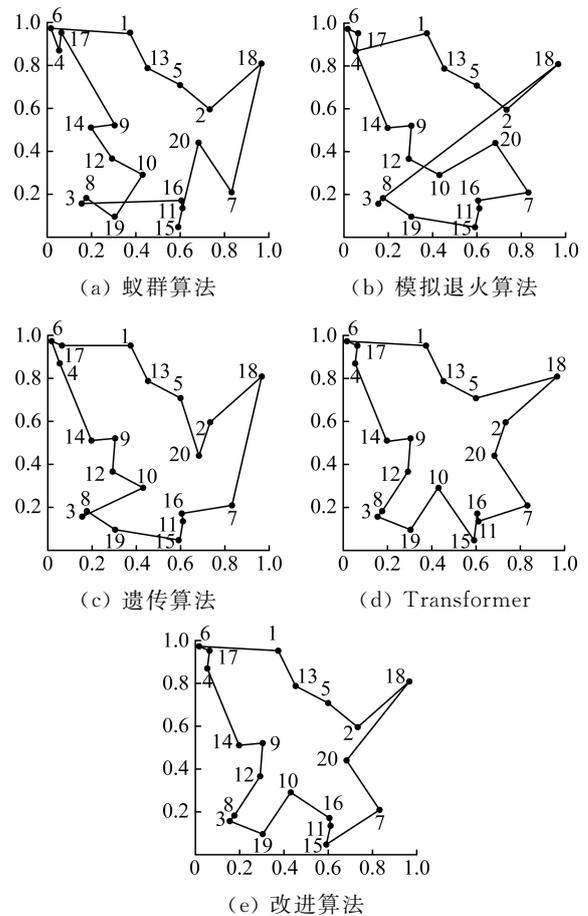


图 8 不同算法在 20 区域数量下的路径可视化

Fig. 8 Path visualization of different algorithms under the number of 20 regions

### 3.3 真实环境下仿真实验

为验证本文方法在真实环境下的有效性,选择四川农业大学后山农场的部分区域进行仿真试验。使用大疆 Phantom 4 Pro 无人机在 15:00—18:00 的无风天气条件下,以 15 m 飞行高度进行影像采集。通过遥控器精确框选作业农田区域,并依据《无人机航摄技术要求》设置航线参数,无人机按预定航线采集农田影像。采集过程中启用 RTK 网络功能,确保高精度,并采用 WGS-84 坐标系。随后,将影像导入 DJI

Terra 软件,在 PC 上进行二维重建,生成厘米级精度的二维正射影像,为路径规划提供高精度地图数据,如图 9 所示。

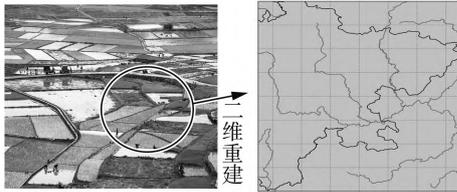


图 9 真实农田地图构建

Fig. 9 Real farmland map construction

图 10 为本文算法的路径规划方法在真实农田环境中的路径可视化结果。本文算法生成的路径简洁,绕行和重复路径也未出现。验证本文算法在真实农田中的成功应用,展示智能路径规划技术在农业中的巨大潜力,为进一步推广智能农业机器人提供有力技术支持。基于高精度地图和实时路径规划,农业管理者可以更科学地决策,提高农田管理的精细化水平。

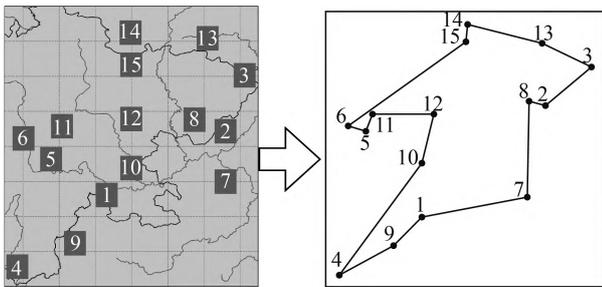


图 10 改进算法在真实农田下的路径可视化

Fig. 10 Path visualization of the improved algorithm under real farmland

### 3.4 消融实验

为验证融合蚁群算法和差分 Transformer 在路径规划中的有效性,以 50 规模农田区域为例,设计消融实验。对比不同算法组合在路径长度、规划时间及避障成功率 3 个指标上的表现,以评估各算法的贡献,如表 6 所示。

表 6 消融实验

Tab. 6 Ablation experiments

算法	路径长度 /m	规划时间 /s	避障成功率 /%
蚁群算法	198	4.00	82.0
差分 Transformer	195	2.80	86.5
改进算法	190	2.70	90.5

通过消融实验可以看出,引入差分 Transformer 模型显著提升蚁群算法在农业机器人路径规划中的性能。结合差分 Transformer 的蚁群算法有效减少路径长度,进一步优化本文算法实现更短的路径,表明其路径规划更加高效。差分 Transformer 的引入大幅缩短

规划时间,本文算法在此基础上进一步优化,展现出更高的计算效率,满足实时路径规划的需求。差分 Transformer 增强了算法的避障能力,本文算法通过进一步优化,实现更高的避障成功率,确保农业机器人在复杂田间环境中的安全运行。

### 3.5 算法复杂度分析

为进一步理解本文算法的优势,以下对其时间复杂度进行分析。传统蚁群算法的时间复杂度主要由蚂蚁数量  $m$  和最大迭代次数  $I_{max}$  决定,通常表示为  $O(m \cdot I_{max} \cdot n^2)$ ,其中  $n$  为节点数量。融合差分 Transformer 后,额外的计算复杂度由 Transformer 的自注意力机制引入,时间复杂度为  $O(n^2 \cdot d)$ ,其中  $d$  为 Transformer 的隐藏层维度。引入 Transformer 虽然增加了计算量,但通过参数优化和并行计算,运行速度依然保持在可接受范围内,并且在路径规划精度和避障性能上有所提升。

## 4 结论

1) 针对农业机器人在复杂田间环境中路径规划精度不足和避障能力有限的问题,提出一种融合蚁群算法与差分 Transformer 的新型路径规划方法。通过利用蚁群算法的分布式并行搜索能力进行初始全局路径的生成,结合差分 Transformer 模型替代传统的信息素更新方式,实现对路径节点之间长距离依赖关系和非线性特征的精准捕捉与信息素的高效更新。

2) 实验结果表明,所提出的方法在路径长度、规划时间和避障成功率等关键指标上均优于传统蚁群算法。具体而言,在区域规模为 50 的测试环境下,路径长度平均减少 16.8%,从 150 m 降至 125 m;规划时间缩短 23.5%,由 2.13 s 降至 1.63 s;避障成功率提高 11.2%,达到 96.5%。

研究可为农业机器人自主导航提供一种高效且可靠的路径规划解决方案,具有重要的理论意义和实际应用价值。通过进一步优化算法参数和扩展应用场景,未来有望在更大规模和更复杂的田间环境中实现更优的路径规划效果。

### 参 考 文 献

[1] 王宁, 韩雨晓, 王雅萱, 等. 农业机器人全覆盖作业规划研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(S1): 1-19.  
Wang Ning, Han Yuxiao, Wang Yaxuan, et al. Progress in research on fully coverage operation planning for agricultural robots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(S1): 1-19.

[2] Chakraborty S, Elangovan D, Govindarajan P L, et al. A comprehensive review of path planning for

- agricultural ground robots [J]. *Sustainability*, 2022, 14(15): 9156.
- [3] 邓文乾, 赖颖杰, 张世昂, 等. 面向农田环境的农业多机器人协同技术研究进展[J]. *中国农机化学报*, 2024, 45(10): 289-297.  
Deng Wenqian, Lai Yingjie, Zhang Shi'ang, et al. Progress in research on cooperative technologies for multiple agricultural robots in farmland environments [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2024, 45(10): 289-297.
- [4] 潘忠英, 尚猛. 改进麻雀算法和 A\* 算法的农业机器人路径规划[J]. *机械设计与研究*, 2022, 38(1): 31-37.  
Pan Zhongying, Shang Meng. Path planning for agricultural robots using improved sparrow algorithm and A\* algorithm [J]. *Mechanical Design and Research*, 2022, 38(1): 31-37.
- [5] 郑路, 张啸, 王建国, 等. 基于宏微结合的田间作业机器人路径规划[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(9): 13-26.  
Zheng Lu, Zhang Xiao, Wang Jianguo, et al. Path planning for field operation robots based on macro-micro integration [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(9): 13-26.
- [6] 王红君, 叶荣, 赵辉, 等. 基于改进的烟花-蚁群算法和 B 样条曲线的农业机器人路径规划[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(7): 2730-2736.
- [7] 毕泗兴, 宫金良, 张彦斐. 基于改进 A\* 与 DWA 算法的农业机器人路径规划[J]. *山东理工大学学报(自然科学版)*, 2024, 38(5): 40-46.  
Bi Sixing, Gong Jinliang, Zhang Yanfei. Path planning for agricultural robots based on improved A\* and DWA algorithms [J]. *Journal of Shandong University of Technology (Natural Science Edition)*, 2024, 38(5): 40-46.
- [8] 杨松, 洪涛, 朱良宽. 改进蚁群算法的森林防火移动机器人路径规划[J]. *森林工程*, 2024, 40(1): 152-159.
- [9] 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 for mobile robots based on ant colony algorithm and artificial potential field method [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(12): 407-416.
- [10] 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 methods and experiments for agricultural robots based on improved ant colony algorithm [J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2024, 47(4): 823-834.
- [11] Chen L, Wang Y, Miao Z, et al. Transformer-based imitative reinforcement learning for multirobot path planning [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(10): 10233-10243.
- [12] Zhang T, Fan J, Zhou N, et al. Highlyself-adaptive path-planning method for unmanned ground vehicle based on transformer encoder feature extraction and incremental reinforcement learning [J]. *Machines*, 2024, 12(5): 289.
- [13] Lee K, Im E, Cho K. Mission-conditioned path planning with transformer variational autoencoder [J]. *Electronics*, 2024, 13(13): 2437.
- [14] 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 for crop detection robots based on lightweight transformer [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2024, 45(9): 227-233.
- [15] 石志刚, 梅松, 邵毅帆, 等. 基于人工势场法的移动机器人路径规划研究现状与展望[J]. *中国农机化学报*, 2021, 42(12): 182-188.  
Shi Zhigang, Mei Song, Shao Yifan, et al. Current status and prospects of path planning for mobile robots based on artificial potential field method [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2021, 42(12): 182-188.
- [16] 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.
- [17] 朱敏, 胡若海, 卞京. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. *现代制造工程*, 2024, 1(3): 38-44.
- [18] 张万枝, 赵威, 李玉华, 等. 基于改进 A\* 算法 + LM-BZS 算法的农业机器人路径规划[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(8): 81-92.  
Zhang Wanzhi, Zhao Wei, Li Yuhua, et al. Path planning for agricultural robots based on improved A\* algorithm + LM-BZS algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(8): 81-92.
- [19] 张亚莉, 莫振杰, 田昊鑫, 等. 基于改进 APF-FMT\* 的农业机器人路径规划算法[J]. *华南农业大学学报*, 2024, 45(3): 408-415.  
Zhang Yali, Mo Zhenjie, Tian Haoxin, et al. Path planning algorithm for agricultural robots based on improved APF-FMT\* [J]. *Journal of South China Agricultural University*, 2024, 45(3): 408-415.
- [20] Pour Arab D, Spisser M, Essert C. Complete coverage path planning for wheeled agricultural robots [J]. *Journal of Field Robotics*, 2023, 40(6): 1460-1503.
- [21] Zhao Z, Liu S, Wei J, et al. Improved biological neural network approach for path planning of differential drive agricultural robots with arbitrary shape [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 216(1): 108525.