

基于改进蚁群算法的柑橘采摘路径规划研究

陈淑玲¹ 王士信¹ 滕玲芳¹

CHEN Shuling WANG Shixin TENG Lingfang

摘要

针对柑橘采摘过程中存在的路径规划问题,提出一种基于改进蚁群算法的解决方案。首先,对柑橘采摘场景进行建模分析,考虑了地形、柑橘分布、采摘机器人的移动速度等因素。其次,针对传统蚁群算法在路径搜索过程中易陷入局部最优的问题,提出了一种改进算法,结合启发式信息和全局信息,提高了路径搜索的效率和精度。最后,通过仿真实验验证了改进算法的有效性和优越性,证明了在柑橘采摘任务中该算法能够有效地优化路径规划,提高采摘效率。

关键词

柑橘采摘; 路径规划; 改进蚁群算法

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.010

0 引言

柑橘作为一种重要的经济作物,其采摘过程对于农业生产具有重要意义。传统的柑橘采摘工作主要依赖于人工操作,效率低下且成本较高。随着人工智能和机器人技术的不断发展,自动化采摘系统成为解决柑橘采摘效率和成本问题的关键。而针对柑橘采摘中的路径规划问题,如何设计一种高效、精准的路径规划算法,成为当前研究的热点之一^[1]。

蚁群算法作为一种仿生优化算法^[2],在路径规划领域具有一定的潜力和应用前景。然而,传统蚁群算法存在着易陷入局部最优的问题,对于复杂的柑橘采摘场景,其搜索效率和精度有待提高。因此,本文旨在针对柑橘采摘路径规划问题,提出一种基于改进蚁群算法的解决方案,以提高柑橘采摘系统的效率和性能。

1 相关工作

蚁群算法(ant colony optimization, ACO)作为一种启发式优化算法,已经被广泛应用于路径规划、组合优化等领域。然而,传统蚁群算法在解决实际问题时存在一些局限性,例如收敛速度慢、易陷入局部最优等问题^[3]。为了克服这些问题,研究者们提出了许多改进算法,通过参数调节、启发信息更新策略、局部搜索机制等方法来提高算法的性能和效率。

首先,针对传统蚁群算法收敛速度慢的问题,研究者们进行了大量的实验和理论分析,发现了一些影响算法性

能的关键因素。基于这些发现,他们提出了一系列参数调节方法,通过调整参数值来加快算法的收敛速度^[4]。例如,可以通过合适的参数设置来平衡探索(Exploration)和利用(Exploitation)的权衡,以提高算法在搜索过程中的效率。

其次,针对传统蚁群算法易陷入局部最优的问题,研究者们提出了一些改进的启发信息更新策略。传统蚁群算法中的启发信息通常是静态的,不会随着搜索过程的进行而动态更新。为了增加算法的多样性和适应性,研究者们设计了一些动态更新策略^[5],例如引入启发信息的时变性、基于经验的启发信息更新等方法,以引导蚂蚁更加有效地搜索解空间。

此外,针对传统蚁群算法局部搜索能力不足的问题,研究者们提出了一些局部搜索机制来进一步优化。局部搜索算法可以在蚁群算法搜索完成后对得到的解进行进一步优化,以提高解的质量。常用的局部搜索算法包括2-opt算法^[6]、3-opt算法^[7]、模拟退火算法^[8]等,这些算法能够通过局部的改变来优化整体解的结构,从而进一步提高路径规划的性能。

综上所述,针对传统蚁群算法存在的收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,研究者们提出了一系列改进算法,通过参数调节、启发信息更新策略、局部搜索机制等方法来提高算法的性能和效率。这些改进算法在实际问题中已经取得了显著的成果,为路径规划等领域的应用提供了更加可靠和高效的解决方案。

2 方法

2.1 柑橘采摘场景建模

2.1.1 场景描述

柑橘果园位于山区,地形不完全平坦,但也不是极端崎岖的地形。果园面积为 $L \times W$,其中 L 为果园的长度, W 为果

1. 江西科技学院信息工程学院 江西南昌 330098

[基金项目] 2023 江西省大学生创新创业训练计划项目 (S202310846014)

园的宽度。果园中栽种了大量的柑橘树，树木之间的间距不均匀，柑橘树的分布密度也存在差异。

2.1.2 场景建模

为了进行柑橘采摘场景的建模，将果园划分为一个二维网格，每个网格代表一个采摘点。同时，引入了高程信息和柑橘树的分布密度信息。

2.1.3 地形信息建模

考虑到果园地形不完全平坦的情况，使用一个二维数组 E 来表示地形信息，其中每个元素 $e_{i,j}$ 表示果园中对应位置的高程。高程可以通过实地测量或者通过地图数据获得。

$$E = \begin{bmatrix} e_{1,1} & e_{1,2} & \cdots & e_{1,n} \\ e_{2,1} & e_{2,2} & \cdots & e_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{m,1} & e_{m,2} & \cdots & e_{m,n} \end{bmatrix}$$

(1) 柑橘树分布密度建模

柑橘树的分布密度在果园中可能是不均匀的，使用一个二维数组 D 来表示柑橘树的分布密度，其中每个元素 $d_{i,j}$ 表示果园中对应位置的柑橘树的分布密度。

$$D = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \cdots & d_{1,n} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \cdots & d_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m,1} & d_{m,2} & \cdots & d_{m,n} \end{bmatrix}$$

(2) 采摘机器人移动速度建模

采摘机器人的移动速度可以考虑为一个常数，表示在平坦地形上的移动速度。假设机器人在平坦地形上的移动速度为 v 。

考虑以上因素，可以使用一个简单的数学模型来描述柑橘采摘机器人的移动速度。例如，可以使用线性模型来表示移动速度与柑橘树密度之间的关系：

$$v = v_0 - k \cdot \rho \quad (1)$$

式中： v 表示机器人的移动速度； v_0 是机器人在无障碍地面上的最大速度； ρ 是柑橘树的密度； k 是一个正比例常数，表示柑橘树密度对移动速度的影响程度。

(3) 距离计算

在建模完成后，需要计算采摘机器人在果园中移动时的距离。地形不是完全平坦的，因此需要考虑到地形高程对机器人移动路径的影响。假设机器人从网格 i 移动到网格 j ，则两个网格之间的距离可以通过考虑高程差计算得到：

$$S_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (e_i - e_j)^2} \quad (2)$$

式中： x_i 、 y_i 和 x_j 、 y_j 分别是网格 i 和网格 j 的坐标， e_i 和 e_j 分别是对应位置的高程。

2.2 改进蚁群算法设计

传统蚁群算法在路径搜索过程中容易陷入局部最优，因

此需要对其进行改进，以适应柑橘采摘场景。本文提出了一种结合启发式信息和全局信息的改进算法：将引入启发式信息和全局信息，并对传统蚁群算法的信息素更新规则进行改进。

(1) 信息素更新规则

在传统蚁群算法中，信息素更新规则可以表示为：

$$\tau_{ij} = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad (3)$$

式中： τ_{ij} 表示路径 i 上的信息素浓度； ρ 是信息素挥发系数，控制信息素的挥发速率； $\Delta \tau_{ij}^k$ 表示第 K 只蚂蚁在路径 i 上释放的信息素增量。

改进后的信息素更新规则考虑了启发式信息和全局信息，可以表示为：

$$\tau_{ij} = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k + \alpha \cdot H_{ij} + \beta \cdot \Delta P_{ij} \quad (4)$$

式中： H_{ij} 表示启发式信息，反映了路径 i 上位置 j 的柑橘树分布密度。 ΔP_{ij} 表示全局信息，反映了路径 i 的质量。 α 和 β 是相应的权重参数。

(2) 蚂蚁移动规则

蚂蚁选择下一个移动位置时，可以综合考虑信息素浓度、启发式信息和全局信息。蚂蚁选择路径的概率可以表示为：

$$P_{ij} = \frac{(\tau_{ij})^\alpha \cdot (H_{ij})^\beta \cdot (\Delta P_{ij})^\gamma}{\sum_{l \in \text{allowed}} (\tau_{il})^\alpha \cdot (H_{il})^\beta \cdot (\Delta P_{il})^\gamma} \quad (5)$$

式中： α 、 β 和 γ 是相应的权重参数， allowed 是蚂蚁在当前位置可选择的下一个移动位置集合。

(3) 启发式信息和全局信息计算

在柑橘采摘场景中，柑橘树的数量或密度可以作为启发式信息，指导蚂蚁在路径选择时更有针对性地移动。下面是使用柑橘树密度作为启发式信息的设计公式。

假设 d_{ij} 表示路径 i 上位置 j 处的柑橘树密度，可以将柑橘树密度归一化处理，然后作为启发式信息。启发式信息 H_{ij} 可以表示为：

$$H_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sum_{n=1}^n d_{ij}} \quad (6)$$

式中： d_{ij} 是路径 i 上位置 j 处的柑橘树密度， n 是路径 i 上的位置数量。

这样设计的启发式信息能够使得蚂蚁更倾向于选择柑橘树密度较高的位置，从而提高柑橘采摘效率。

2.3 路径优化

在蚁群算法搜索完成后，需要对得到的路径进行优化。采用了局部搜索策略，对路径进行微调和优化，以进一步提高采摘效率和路径质量。

当蚁群算法搜索完成后，使用 2-opt 算法来对得到的路径进行优化。以下是具体的公式设计。

2-opt 算法是一种简单而有效的局部搜索算法，用于解决旅行商问题（TSP）。该算法通过交换路径中的节点以得到新的路径，如果交换后的路径长度更短，则接受该交换。

具体步骤如下。

步骤 1：随机选择路径中的两个节点，成为 i 和 j 。

步骤 2：将路径中 i 和 j 之间的部分进行逆转。

步骤 3：计算新路径的长度，如果新路径比原路径短，则接受该交换，否则恢复原路径。

步骤 4：重复以上步骤，直到没有更改可以使路径长度更短为止。

2-opt 算法的优点是简单易实现，并且通常能够在较短时间内找到较优解。

假设原始路径为 P ，其中包含节点 $1, 2, 3, \dots, n, m$ 。路径长度的计算公式为：

$$L(P) = \sum_{i=1}^{n-1} d_{i,i+1} + d_{n,m} \quad (7)$$

式中： d_{ij} 表示节点 i 到节点 j 的距离。

2-opt 算法通过交换路径中的两条边来寻找更优解。假设交换的边是 $(i, i+1)$ 和 $(j, j+1)$ ，新路径为 P' ，路径长度的计算公式为：

$$L(P') = \sum_{i=1}^j d_{i,i+1} + d_{j,i+1} + \sum_{k=j+1}^{n-1} d_{k,k+1} + d_{n,m} \quad (8)$$

如果 $L(P') < L(P)$ ，则接受该交换，否则恢复原路径。

3 仿真实验与结果分析

为了验证算法的可行性和效果，首先使用通用的 TSPLIB 中的数据进行仿真实验来验证改进蚁群算法的可行性，然后再用真实的柑橘数据进行实验来验证改进蚁群算法的效果。柑橘采摘路径规划示意图如图 1 所示。

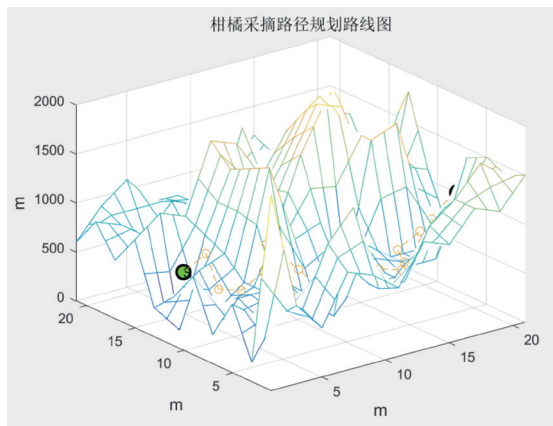


图 1 柑橘采摘路径规划路线图

3.1 TSP 数据实验

在实验开始之前，在蚁群算法中，将 m 值调整至 3， ρ 值调整至 0.7， α 值调整至 0.5， β 值调整至 0.9， Q 值调整至 100。数据采用 att48 和 st70 两个数据，分别使用传统蚁群算法和改进蚁群算法实验 30 次，测试结果如表 1 所示。

表 1 两种算法对 TSP 数据实验结果比较

数据	算法	最优解	平均解	标准差
att48	传统	34 960.694	35 205.618	159.703
	改进	34 143.762	34 291.036	92.706
st70	传统	714.998	722.908	5.283 8
	改进	689.664	697.013	3.903

从表 1 的实验结果可以明显看出，改进的蚁群混合算法在多个测试实例中表现出显著的优势。在 att48 实验中，改进算法的平均解比传统蚁群算法提高了 2.59%；在 st70 实验中，平均解提升了 3.46%。这些结果表明，改进算法在解的精度方面具有明显提升。

此外，从标准差的比较结果也可以看出，改进算法的鲁棒性显著增强。实验中，改进算法的标准差明显低于传统蚁群算法，表明其在处理同样问题时能够提供更加可靠的结果。

综合这些数据，改进的蚁群混合算法在精度和稳定性上均表现优越，充分证明了其优势和可行性。

3.2 柑橘采集数据实验

根据实际情况选择了柑橘个数不同的两个数据集：A 标本 50 个柑橘，B 标本 100 个柑橘，分别使用传统蚁群算法和改进蚁群算法对 A 和 B 两个数据集进行验证测试，测试结果如表 2 所示。

表 2 两种算法对柑橘采集数据实验结果比较

数据	算法	最优解	平均解	标准差
A	传统	15 726.626	15 819.179	33.446
	改进	15 178.378	15 203.78	11.384
B	传统	31 516.805	31 252.201	193.543
	改进	30 121.218	30 204.044	51.473

从表 2 的实验结果可以看出，改进的蚁群算法在两个数据集的测试中均取得了更优解。在 50 个柑橘 A 标本的实验中，改进算法的平均解比传统蚁群算法提高了 3.489%；在 100 个柑橘 B 标本的实验中，平均解提高了 3.35%。此外，改进算法的鲁棒性也显著增强，表现出更一致和稳定的结果。这些数据表明，改进的蚁群算法在精度和稳定性方面均优于传统蚁群算法。

3.3 结果分析

为了验证提出算法的有效性，本文进行了一系列的仿真实验。实验结果表明，与传统蚁群算法相比，改进算法能够更快地找到较优的采摘路径，并且具有更好的稳定性和鲁棒性。

4 结论与展望

本文提出了一种基于改进蚁群算法的柑橘采摘路径规划方法，并通过仿真实验验证了其有效性和优越性。然而，仍

基于 XLNet 的法律核心要素识别应用

张 棋¹ 胡亚谦¹ 赵 耀¹ 吉艳利¹ 李建歧¹ 洪通亮¹
ZHANG Qi HU Yaqian ZHAO Yao JI Yanli LI Jianqi HONG Tongliang

摘 要

法律核心要素的精准识别,有助于提升案件判决的准确度及效率。然而,现有深度学习方法的准确率受限于案件信息的复杂度,通常无法有效提取事实描述中的上下文关系。对此,提出了将极长网络(extra-long network, XLNet)应用于法律核心要素识别。利用 CAIL2019 提供的要素识别任务数据集进行分案由训练和预测,分案由 divorce、labor 和 loan 下性能评估指标 F_1 值分别达到 71.79%、57.31%、72.79%,均为最佳,比第二名分别高 4.8、20.4、10.0 个百分点。实验结果表明, XLNet 模型在法律核心要素的多标签二分类任务中具有良好表现。

关键词

要素识别;多标签分类;极长网络

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.011

0 引言

法律作为社会规范的重要组成部分,对于维护社会秩序、保障公民权益、促进公平正义具有至关重要的作用。在法律实践中,准确识别法律核心要素是实现法律正确适用、确保法律效果的关键环节。

1. 中国司法大数据研究院有限公司 北京 100041

[基金项目] 国家重点研发计划项目“司法知识推理与服务引擎构建技术”(2021YFC3340103)

法律核心要素是指在以裁判文书为主的法律文书共有的案件基本维度之外的、描述重要法律事实的内容,需要结合法律知识背景进行理解的、可归属于业务预设的事实描述要素类别^[1]。法律核心要素是厘清法律争议问题的重要考察因素。高质量的法律核心要素识别,有助于实现对类案的快速、精准检索和推荐,具有指导司法审判、统一法律适用、细化裁判标准、推动理论研究等重要作用。在司法实践中,深度学习技术尚不能游刃有余地发挥作用,以至于无法在应用中被足够信任。这主要是由于现有的法律要素识别在关注

然有一些方面可以进一步改进和探索,如引入更多的环境因素、优化算法参数等。未来将继续深入研究,进一步完善算法,以满足实际柑橘采摘需求。

参考文献:

- [1] 郑文赢. 移动机器人技术现状与展望[J]. 信息记录材料, 2020, 21(10):24-25.
- [2] 郑娟毅, 付姣姣, 程秀琦. 面向物流车辆路径规划的自适应蚁群算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(4):477-482.
- [3] 王猛, 邢关生. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2020, 43(24):52-56.
- [4] 康玉祥, 姜春英, 秦运海, 等. 基于改进 PSO 算法的机器人路径规划及实验[J]. 机器人, 2020, 42(1):71-78.
- [5] 宋宇, 张浩, 程超. 基于改进蚁群算法的物流机器人路径规划[J]. 现代制造工程, 2022(11):35-40+47.

- [6] 凌海峰, 谷俊辉. 带软时间窗的多车场开放式车辆调度[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(14):232-239.
- [7] 戚远航, 蔡延光, 黄戈文, 等. 带固定半径近邻搜索 3-opt 的离散烟花算法求解旅行商问题[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(6):1642-1647.
- [8] 孙东艳. 基于模拟退火-蚁群算法的输油管道碳排放量优化研究[J]. 石油石化节能与计量, 2024, 14(3):53-57+69.

【作者简介】

陈淑玲(2003—), 女, 江西九江人, 本科, 研究方向: 计算机算法、人工智能。

王士信(1979—), 男, 江西南昌人, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 软件工程、计算机算法、人工智能。

(收稿日期: 2024-06-04)