doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.12.006

基于改进 PF－RRT* 算法的果园复杂地形下移动机器人路径规划

肖　珂[1,2]　王　创[1]　高冠东[3]　张　璠[1,2]

（1.河北农业大学信息科学与技术学院，保定 071001；2.河北省农业大数据重点实验室，保定 071001；
3.中央司法警官学院信息管理系，保定 071000）

摘要：为提高果园自主移动机器人在山区、丘陵等复杂地形环境下运动路径规划效果，增强机器人野外工作性能，针对果园非结构化布局和起伏地形，本文提出了一种基于改进 PF－RRT*（Plane fitting-rapidly exploring random trees star）算法的果园机器人路径规划方法。利用自适应采样步长策略，在果园不同障碍物密度环境下能够灵活地调节随机树扩展步长。采用自适应目标偏置的势场引导采样方法，能够有效引导随机树避开障碍物并向目标点扩展。此外，在随机树扩展过程引入地形评估函数。通过平面拟合技术对地形坡度、稀疏度和粗糙度进行综合评估，确保规划的路径在复杂地形中可通过性和安全性。最后，采用三次样条插值与高斯过程回归对路径进行平滑和优化。在仿真环境中，改进 PF－RRT* 算法与 RRT*、Q－RRT* 和 PF－RRT* 算法相比，轨迹偏差最多减少 46.97%，路径长度最多减少 7.64%，规划时间最多减少 23.58%，且成功率和避障效果均优于对比算法。真实果园行间试验结果表明，与 RRT*、Q－RRT* 和 PF－RRT* 算法相比，改进 PF－RRT* 算法与理想轨迹偏差量减少 34.04%、26.19%、27.91%、路径长度减少 6.58%、3.16% 和 4.10%、规划时间减少 30.56%、18.25% 和 33.52%。表明本文算法在果园复杂地形下能够实现自主移动机器人最优路径规划与导航。

关键词：果园机器人；路径规划；改进 PF－RRT* 算法；快速搜索随机树；复杂地形环境

中图分类号：TP242.6　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)12-0069-11　　**OSID**：

Path Planning for Mobile Robots in Complex Terrain of Orchards Based on Improved PF－RRT* Algorithm

XIAO Ke[1,2]　WANG Chuang[1]　GAO Guandong[3]　ZHANG Fan[1,2]

(1. *College of Information Science and Technology*, *Hebei Agricultural University*, *Baoding* 071001, *China*
2. *Hebei Key Laboratory of Agricultural Big Data*, *Hebei Province*, *Baoding* 071001, *China*
3. *Department of Information Management*, *The National Police University for Criminal Justice*, *Baoding* 071000, *China*)

Abstract: Aiming to improve the motion path planning performance of orchard autonomous mobile robots in complex terrain environments such as mountainous and hilly areas, and enhance their field operation performance, an improved PF－RRT*(plane fitting-rapidly exploring random trees star) algorithm for the unstructured layout and undulating terrain of orchards was proposed. An adaptive sampling step size strategy was adopted, which can flexibly adjust the expansion step of the random tree in orchard environments with different obstacle densities. An adaptive goal-biased potential field-guided sampling method was employed to effectively guide the random tree to avoid obstacles and expand toward the target point. In addition, a terrain evaluation function was introduced during the expansion of the random tree. The terrain slope, sparsity, and roughness were comprehensively evaluated through plane fitting technology, ensuring the passability and safety of the planned path in complex terrain. Finally, cubic spline interpolation and Gaussian process regression were used to smooth and optimize the path. In the simulation environment, compared with the RRT*, Q－RRT*, and original PF－RRT* algorithms, the proposed improved PF－RRT* algorithm reduced the trajectory deviation by 46.97%, the path length by 7.64%, and the planning time by 23.58%; meanwhile, its success rate and obstacle avoidance performance were superior to those of the comparison algorithms. Field tests in real orchard rows showed

收稿日期：2025－02－28　修回日期：2025－04－25

基金项目：国家自然科学基金项目(31801782)、河北省自然科学基金项目(C2020204055)和河北省教育厅科学研究项目(QN2025356)

作者简介：肖珂(1980—)，女，教授，博士生导师，主要从事精准农业和计算机视觉研究，E-mail：xiaoketeaching@sina.com

that, compared with the RRT*, Q-RRT*, and original PF-RRT* algorithms, the improved PF-RRT* algorithm reduced the deviation from the ideal trajectory by 34.04%, 26.19%, and 27.91%, the path length by 6.58%, 3.16%, and 4.10%, and the planning time by 30.56%, 18.25%, and 33.52%, respectively. The results demonstrated that the proposed algorithm can achieve optimal path planning and navigation for autonomous mobile robots in complex orchard terrain.

Key words: orchard robot; path planning; improved PF-RRT* algorithm; rapid exploration random trees; complex terrain environments

0 引言

在果园作业领域,研究人员尝试将移动机器人与多种农业设备结合[1],例如智能喷施机器人、智能剪枝机器人、采摘机器人和割草机器人等,这些移动机器人既提升了果园自动化和智能化水平,又节约了人力、物力和时间[2-3]。然而,果园环境往往具有复杂的地形特征,包括不平坦地面、多样化障碍物,对果园移动机器人路径规划构成了巨大挑战[4-6]。

为应对复杂环境下路径规划挑战,研究者相继提出了许多路径规划算法。其中,A*算法作为经典的启发式图搜索方法,通过启发式函数在栅格地图上有效搜索路径,具有找到最优路径的能力,在静态环境中表现良好[7-9]。另一常用方法是人工势场(Artificial potential field, APF)法,通过构建目标区域引力场和障碍物斥力场,利用梯度下降法搜索路径[10-11]。相较于其他方法,LAVALLE 等[12]提出了快速探索随机树(Rapid exploration random trees, RRT)算法,基于采样的路径规划算法,通过在环境空间内迭代采样,探寻可行路径节点[13-16],但在复杂环境中搜索效率低、路径质量不高。

为提高 RRT 算法路径质量,KARAMAN 等[17]提出了 RRT*算法,引入了 ChooseParent 和 Rewire 方法。在每次迭代中重新评估并选择采样节点为父节点,从而提供更优的路径规划结果,但收敛速度慢。为提高 RRT*算法搜索效率,QURESHI 等[18]提出P-RRT*算法,引入人工势场法,有效提升了路径规划求解速度。JEONG 等[19]提出了 Quick-RRT*算法,通过改进 ChooseParent 和 Rewire 过程,有效降低路径成本并提升找到最优解的速度。JIAN 等[20]考虑地形变化情况提出 PF-RRT*算法,通过结合 RRT*算法和平面拟合的地形分析方法,提升在非平坦地形中路径规划能力。盛兆康等[21]提出概率采样和目标偏置的变步长 RRT*算法,在 RRT*基础上采用概率采样和目标偏置策略,提高了搜索效率,但生成路径存在尖峰状况。当前,RRT 算法在路径优化和避障方面有所进展,但仍存在搜索效率低、路径平滑性不足等问题。不仅如此,在非平坦地形中,果园移动机器人路径规划面临挑战,尤其在非结构化的山地果园中,障碍物分布、地形高度变化等因素增加路径规划复杂性。

为解决上述问题,本文提出一种基于自适应采样步长和势场引导节点的平面拟合 RRT*算法的果园机器人路径规划方法。在路径扩展过程中,通过采样点附近的障碍物密度和采样节点与目标点的距离动态地调整采样步长。采用自适应目标偏置的势场引导采样方法,降低节点在扩展过程中陷入障碍区域的概率,同时也让节点更直接地向目标移动。为了消除地形起伏对路径规划的影响,将平面拟合的思想引入 RRT*算法中,提出一种融合地形坡度、稀疏度和粗糙度的评估函数,用于计算节点扩展可通行性成本。最后采用三次样条插值对全局路径进行平滑处理,并使用高斯过程回归预测插值点可通行性,以得到最终的路径数据。

1 导航路径规划方法

1.1 技术框架

在自主导航过程中,果园移动机器人传感器将环境数据传输给同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)模块,根据点云数据构建地图,生成三维栅格地图。采用改进的 PF-RRT*算法进行全局路径规划,通过引入自适应采样步长策略和自适应采样偏置的势场引导方法得到路径的二维采样点,利用点云数据生成三维采样点,并通过平面拟合评估地形计算路径成本。在获得初始路径后,采用三次样条插值与高斯过程回归对路径进行平滑和预测,得到全局路径数据。最后,本地路径规划模块结合全局路径数据和局部地图信息,进行路径跟踪,从而实现机器人自主导航。图 1 为移动机器人导航路径规划框架。

1.2 PF-RRT*算法

PF-RRT*算法每次搜索路径时从起始点出发开始向目标点搜索,在随机树扩展过程通过引入平面拟合技术对采样点所处位置的可通行性进行分析,使得生成的路径更适合复杂地形环境。虽然 PF-RRT*算法在路径规划方面取得一些成果,但仍存在采样效率低、路径不平滑和对起伏地形考虑

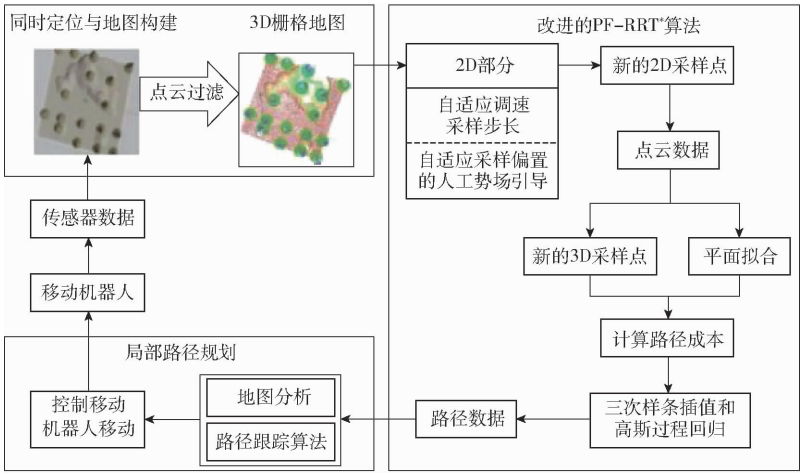

图 1　果园移动机器人导航路径规划框架

Fig. 1　System framework for mobile robot navigation control

不足等问题。针对这些问题，本研究提出改进 PF－RRT* 算法，为移动机器人在复杂果园环境中规划有效的导航路径，并确保移动机器人在作业过程中的安全性。改进 PF－RRT* 算法整体流程如图 2 所示。

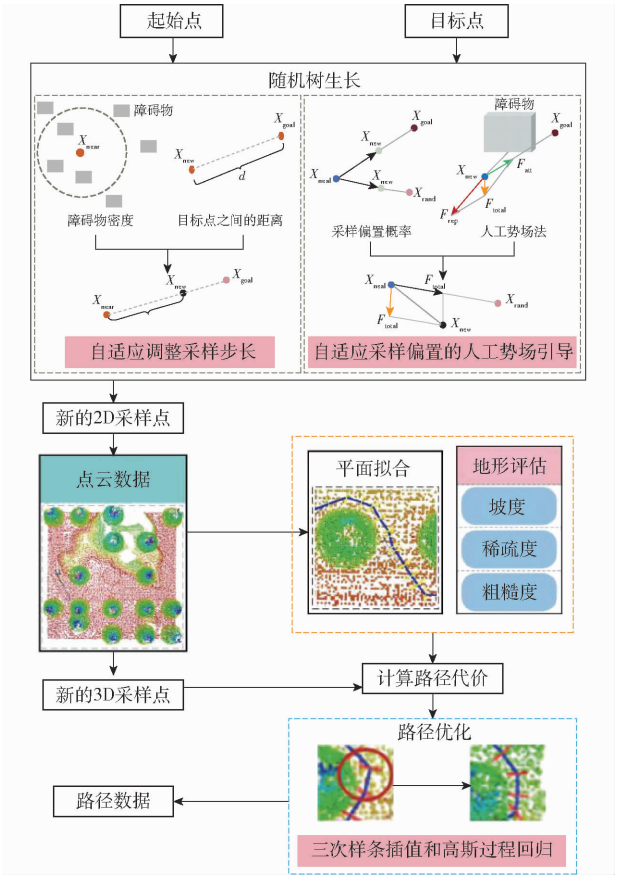

图 2　改进 PF－RRT* 算法整体流程

Fig. 2　Overall flowchart of improved PF－RRT* algorithm

在随机树生长阶段，改进 PF－RRT* 算法引入自适应采样步长策略。根据采样点 X_{near} 周围的障碍物密度以及采样节点 X_{near} 与目标点 X_{goal} 之间的距离 d 动态调整步长。同时，采用自适应采样偏置的势场引导采样方法来引导采样节点 X_{near}。采样节点在总力 F_{total}（包括来自目标的吸引力 F_{att} 和来自障碍物的排斥力 F_{rep}）作用下被引向目标。利用点云数据，二维采样点生成相应的新三维采样点，并利用平面拟合方法评估地形，计算节点路径成本。获得全局路径点后，利用三次样条插值与高斯过程回归对路径进行平滑和预测，避免节点连接之间角度过大，确保路径平滑性和安全性。

1.3　算法改进方法

1.3.1　自适应采样步长策略

在 RRT* 算法中，随机树 2 个节点之间的距离由采样步长决定。由于果园环境中各个位置障碍物密度不同，使用固定的采样步长进行探索，在遇到障碍物密集区域时，路径扩展可能变得缓慢，导致搜索效率下降。

为解决这一问题，提出一种自适应采样步长方法，根据采样点周围的障碍物密度和当前采样节点与目标点之间的距离动态调整采样步长。在果园环境中，对于障碍物密集区域，应适当地减小采样步长，以便提高路径规划精度。相反，在障碍物很少区域，增加采样步长，从而提高算法搜索效率，如图 3 所示。

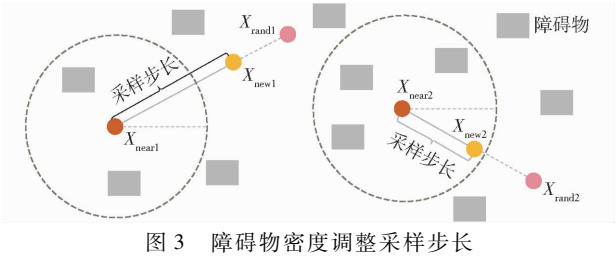

图 3　障碍物密度调整采样步长

Fig. 3　Sampling step for obstacle density adjustment

为计算采样点周围障碍物密度，在地图构建过程对点云数据进行过滤和处理，以此确定障碍物所处位置。在随机树扩展过程确定采样点位置，根据

特定半径确定采样点周围区域。根据障碍物位置判断是否在采样点周围区域。最后,将障碍物数量与区域面积进行相比,得到采样点周围障碍物密度。

同时根据移动机器人起点与目标点距离,结合采样点位置与目标点之间的距离,计算出距离比例。通过这种方式,确保当机器人距目标较远时,采样步长较大,以加速搜索过程,如图 4 所示。

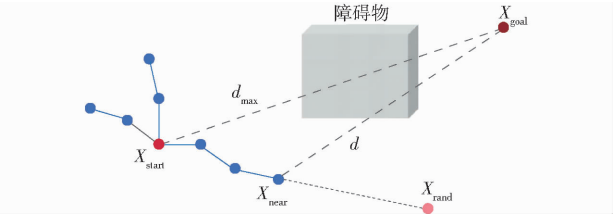

图 4 采样节点与目标点距离示意图

Fig. 4 Schematic of distance between sampling node and goal point

综上所述,自适应采样步长计算式为

$$\rho = \rho_1 + (\rho_2 - \rho_1)(1 - \eta)\frac{d}{d_{max}} \tag{1}$$

式中 ρ_1——最小采样步长

ρ_2——最大采样步长

η——采样点周围障碍物密度

d_{max}——起点到目标点距离

通过对采样步长进行自适应调整,既避免因步长过大导致的碰撞检测频繁失败,又防止因步长过小而降低采样效率,有效提高路径规划效率。

1.3.2 自适应目标偏置的势场引导采样方法

在 RRT* 算法中,采样节点生成位置对随机树扩展至关重要。由于果园环境中障碍物分布不均,导致算法采样效率较低。为了有效地引导随机树向目标点扩展,采用自适应目标偏置策略,并结合人工势场的思想[22],以进一步优化采样过程。

设定目标偏置概率最小值和最大值,根据果园移动机器人初始位置、采样点当前位置与目标位置之间的距离计算当前采样位置距离比例。自适应目标偏置概率计算式为

$$p_{bias} = P_{min} + (P_{max} - P_{min})\frac{d}{d_{max}} \tag{2}$$

式中 P_{min}——最低偏置概率

P_{max}——最高偏置概率

根据偏置概率判断采样点引导节点 X_{rand} 是选择目标点 X_{goal} 还是进行随机采样。同时,建立虚拟势场,其中目标点对果园移动机器人产生吸引力,而障碍物则产生排斥力。为此,算法构建 2 个势场函数:引力势场函数和斥力势场函数。它们共同作用于采样节点生成位置,引导新节点的生成。引力势场函数和斥力势场函数表达式为

$$\boldsymbol{U}_{att}(\boldsymbol{Q}) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_{att}\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\|^2 & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\| < d_s) \\ k_{att}\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\| & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\| \geqslant d_s) \end{cases} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{U}_{rep}(\boldsymbol{Q}) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_{rep}\left(\frac{1}{\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\|}-\frac{1}{d_0}\right)^2 & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\| < d_0) \\ 0 & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\| \geqslant d_0) \end{cases} \tag{4}$$

式中 k_{att}——引力系数

$\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\|$——节点 X_{near} 与目标点 X_{goal} 之间欧几里得距离

d_s——引力阈值

k_{rep}——斥力系数

$\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\|$——节点 X_{near} 与障碍物之间的欧几里得距离

d_0——斥力影响半径

对引力势场函数进行负梯度求导,可以得到引力,方向由果园移动机器人指向目标点。同样,通过斥力势场函数可以计算斥力大小,方向则由障碍物指向果园移动机器人。果园移动机器人受到的引力和斥力计算式为

$$\boldsymbol{F}_{att}(\boldsymbol{Q}) = -\nabla \boldsymbol{U}_{att}(\boldsymbol{Q}) = \begin{cases} k_{att}\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\| & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\| < d_s) \\ k_{att} & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{G}\| \geqslant d_s) \end{cases} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{F}_{rep}(\boldsymbol{Q}) = -\nabla \boldsymbol{U}_{rep}(\boldsymbol{Q}) = \begin{cases} k_{rep}\left(\frac{1}{\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\|}-\frac{1}{d_0}\right)\frac{1}{\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\|} & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\| < d_0) \\ 0 & (\|\boldsymbol{Q}-\boldsymbol{O}\| \geqslant d_0) \end{cases} \tag{6}$$

由式(5)、(6)可得,1 个采样节点所受到的合力为

$$\boldsymbol{F}_{total} = \sum \boldsymbol{F}_{att} + \sum \boldsymbol{F}_{rep} \tag{7}$$

改进的势场引导采样节点示意图,如图 5 所示。其中 $\boldsymbol{F}_{rand}$ 为引导节点 X_{rand} 产生的吸引力,方向由采样节点指向引导节点,大小为固定值。$\boldsymbol{F}_{att}$ 为目标点 X_{goal} 产生的吸引力,而 $\boldsymbol{F}_{rep}$ 为由障碍物产生的排斥力。这些势场力产生的合力是 $\boldsymbol{F}_{total}$。X_{near} 沿着 $\boldsymbol{F}_{total}$ 和 $\boldsymbol{F}_{rand}$ 合力方向扩展以生成 X_{new}。

1.3.3 地形评估

为对果园环境进行地形评估并分析节点可通行性,在每个随机树节点处进行平面拟合,进而评估节点位置地形特征。

对于地形表面上每个采样点,在三维空间中定义一个立方体方框,方框边长根据果园具体尺寸和

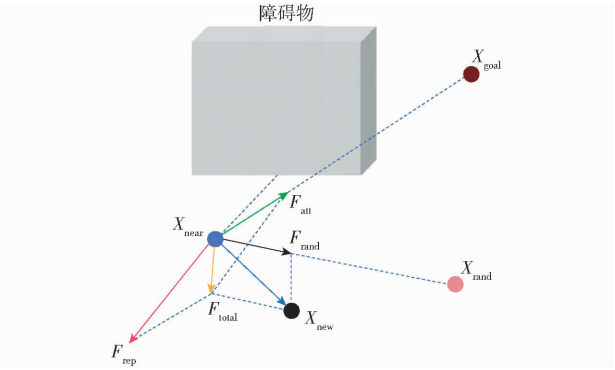

图 5　改进的势场引导采样节点示意图

Fig. 5　Schematic of improved potential field guided sampling node

分辨率确定。在点云数据中，选取所有位于该立方体方框内部的点，并组成一个点集，这些点表示采样点周围局部地形特征。立方体方框质心位置为

$$\boldsymbol{C}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{p}_i \tag{8}$$

式中　$\boldsymbol{p}_i$——第 i 个点实际位置

N——数据点数量

$\boldsymbol{C}$——质心位置

通过将集合中所有点与质心差值构造 1 个矩阵，每 1 列表示 1 个点相对于质心三维坐标差向量。对该矩阵进行奇异值分解（Singular value decomposition，SVD），得到拟合平面法向量，从而描述该区域局部地形表面的朝向。

局部地形坡度、稀疏度和粗糙度是评估地形可通行性的关键指标。地形坡度通过计算法向量与垂直方向（z 轴方向）之间的夹角表示地形倾斜程度，即

$$\alpha=\frac{180^\circ}{\pi}\arccos(\boldsymbol{z}\boldsymbol{n}) \tag{9}$$

式中　$\boldsymbol{n}$——拟合平面法向量

$\boldsymbol{z}$——垂直轴单位向量

坡度越大意味着地形越倾斜，可能会影响果园移动机器人在该区域的作业能力。

地形稀疏度用于评估拟合平面上点云的密集程度，计算式为

$$\beta=\begin{cases}1 & \left(\dfrac{\delta}{N_{total}}\geqslant\lambda_{max}\right)\\ \dfrac{\dfrac{\delta}{N_{total}}-\lambda_{min}}{\lambda_{max}-\lambda_{min}} & \left(\lambda_{min}<\dfrac{\delta}{N_{total}}<\lambda_{max}\right)\\ 0 & \left(\dfrac{\delta}{N_{total}}\leqslant\lambda_{min}\right)\end{cases} \tag{10}$$

式中　δ——空缺网格单元数量

N_{total}——网格单元数量

λ_{max}——最大空缺比例阈值

λ_{min}——最小空缺比例阈值

稀疏度越小表示点云分布较为密集，地形较为平整；而稀疏度越大则意味着点云分布稀疏，可能存在较多空隙或不规则地形，不利于机器人通行。

地形粗糙度通过计算点到拟合平面的垂直距离方差表示，即

$$\gamma=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\left|\boldsymbol{n}(\boldsymbol{p}_i-\boldsymbol{C})\right|-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\boldsymbol{n}(\boldsymbol{p}_i-\boldsymbol{C})\right|\right)^2} \tag{11}$$

粗糙度越大表明地形表面不平整，果园移动机器人通行困难。

为了综合评估地形可通行性，定义节点通行性（τ），通过坡度、稀疏度和粗糙度指标的线性组合得到，即

$$\tau=\omega_{s1}\alpha+\omega_{s2}\beta+\omega_r\gamma \tag{12}$$

式中　ω_{s1}——坡度权重

ω_{s2}——稀疏度权重

ω_r——粗糙度权重

其中坡度、稀疏度和粗糙度权重均为常量。节点通行性取值范围限定在 0～1 之间，大于 1 的值按 1 处理。由于节点通行性由地形坡度、稀疏度和粗糙度等指标综合计算，数值越大，表明该节点所在区域的地面状况越复杂和恶劣。当节点通行性为 0 时，表示地形平坦且适合果园移动机器人通行；当节点通行性达到 1 时，则表明地形崎岖，果园移动机器人无法通过。

经过平面分析后得地形指标作为当前节点局部特征，充分考虑果园环境中地形情况，不仅如此，由于在随机树中添加地形评估函数作为节点成本函数，在地形指标等于 1 的地方随机树就会自动停止生长，这样既对节点所在位置进行了地形分析，又防止了随机树过度无意义的增长。

1.3.4　轨迹优化

在完成全局路径规划后，改进 PF－RRT* 算法规划的路径是由一连串相连的采样点形成的。导致生成的路径缺乏平滑性，不利于有效跟踪。因此，需采用轨迹优化算法平滑全局路径，减少路径中急转弯，提高路径平滑度和可行性。

三次样条插值法通过在路径节点之间生成额外的数据点平滑路径[23]，能有效减少过大的转弯角度。但生成的插值点并没有考虑其可通行性。为了解决这一局限性，采用高斯过程回归（Gaussian process regression，GPR）[24]技术预测插值点可通行性。

三次样条插值计算式为

$$S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \tag{13}$$

式中 a_i、b_i、c_i、d_i——待定系数

$S_i(x)$——插值点 x_i——路径点

根据式(13)以及样条曲线连续性和边界条件建立矩阵方程,利用路径点求解三次样条曲线系数并计算插值点。

为进一步提高路径可行性和安全性,应用 GPR 预测移动机器人在插值点的可通行性。GPR 选择经典的径向基函数作为协方差函数,随机树节点集被用作训练集训练 GPR 模型,预测生成的插值点可通行性。根据预测结果,对插值点进行调整,确保路径安全性。结合三次样条插值和高斯过程回归,能为移动机器人在果园作业时提供更加平滑和可靠的全局路径。

2 仿真试验

2.1 仿真环境设置

为了准确评估所提出的算法性能,选取 4 种代表性山地果园场景构建相应的果园仿真环境(图 6)。



图 6 4 种代表性果园仿真场景

Fig. 6 Four representative orchard simulation scenarios

由于数字高程模型(DEM)能够较为精准地反映地形起伏特征,因此通过 DEM 重建精确还原真实果园地形特征[25]。利用 LiDAR(Light detection and ranging)传感器采集果园地形高程信息,并基于插值算法构建 DEM。在 DEM 基础上计算坡度分布,从而准确还原不同果园场景地势变化,并以此将果园分为平坦地形果园、较缓地形果园、较陡地形果园和复杂地形果园场景。通过开源 3D 模型制作软件 Blender,将 DEM 模型转换为 obj 文件,并导入 Gazebo 中形成实体模型。

为了评估仿真环境还原精度,采用平均误差(ME)作为量化指标,衡量仿真地形与实际地形平均偏差[26]。在果园点云数据中选取若干检查点,获取这些点实际高程,并与仿真环境中对应点高程进行对比,仿真地形平均误差计算式为

$$M_E = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i| \tag{14}$$

式中 n——样本数量

y_i——实际高程

$\hat{y}_i$——仿真环境中对应的高程

计算可得,平坦地形平均误差为 0.05 m,较缓地形平均误差为 0.08 m,较陡地形平均误差为 0.15 m,复杂地形平均误差为 0.13 m。

仿真果园移动机器人尺寸为 1 m×0.6 m×0.5 m,运动学模型和路径规划算法与移动机器人相同。仿真试验中使用 Velodyne HDL-16 型激光雷达传感器。仿真机器人最大线速度为 0.5 m/s,最大加速度为 1.0 m/s^2,最大角速度为 0.8 rad/s。Rviz 用于显示机器人在环境中位置、路径规划结果和传感器数据等。

为实现移动机器人对果园遍历,在 4 个场景中设立多个目标点。移动机器人在不同场景中起始位置和目标点位置如图 7 所示。仿真场景中果园尺寸为 20 m×20 m,4 种不同果园作业区域最高点和最低点之间海拔差分别为 0、2、4、2 m。仿真试验在 1 台搭载 Intel Core i5 处理器和 16 GB RAM 的计算机上执行,系统为 Ubuntu 20.04,采用 ROS-Noetic 版本平台。试验过程采用 A-LOAM 算法对果园场景进行建图,并将生成的地图转换为三维栅格地图。4 种果园场景下三维栅格地图,如图 8 所示。

RRT*、Q-RRT*、PF-RRT* 和改进 PF-RRT* 算法采样步长初始值均设为 0.2 m。最小采样步长为 0.1 m,最大采样步长为 0.4 m。引力系数和斥力系数均为 1,引力临界点为 10 m,斥力影响半径为 3 m。地图分辨率设为 0.03 m/像素。在地形分析方法中,方框边长设为 0.5 m。通过试验确定地形评估函数权重ω_{s1}、ω_{s2}和ω_r为 0.04、0.1 和 1。

在 4 个不同果园仿真场景中,对 RRT*、Q-

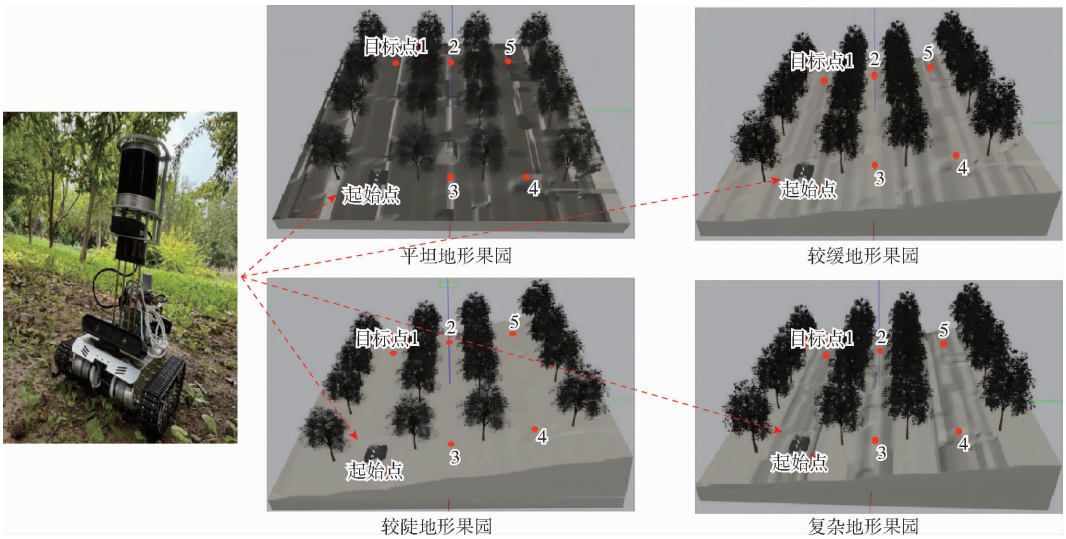

图 7　仿真场景中起始点与目标点示意图

Fig. 7　Schematic of starting point and target point in simulation scenario

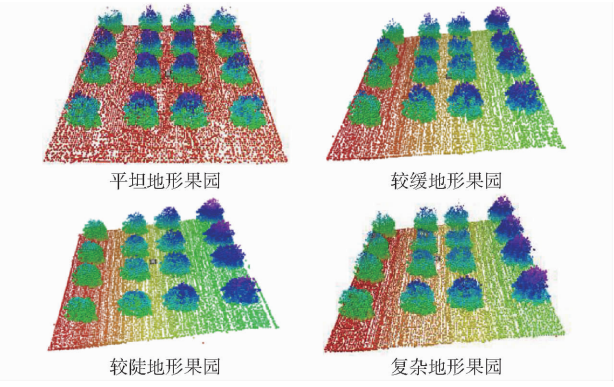

图 8　果园仿真场景的三维栅格地图

Fig. 8　3D grid maps of orchard simulation scenario

RRT*、PF－RRT*和改进 PF－RRT*算法分别进行 150 次重复测试。为了确保试验结果能够真实反映果园移动机器人在路径规划方面的实际需求，选取 5 个关键评价指标，即初始路径长度、路径规划所需时间、规划路径成功率、路径避障效果以及规划结果与果园作业理想轨迹的偏差。

2.2　仿真结果与分析

图 9 为 RRT*、Q－RRT*、PF－RRT*和改进 PF－RRT*4 种算法在平坦地形果园、较缓地形果园、较陡地形果园和复杂地形果园中路径规划结果并加入果园喷施作业理想轨迹（图中黑色虚线表示）。虽然 4 种算法都能生成移动机器人遍历路径，但结果表明，改进 PF－RRT*算法生成的路径在效率、安全性、避障效果方面都优于 RRT*、Q－RRT*和 PF－RRT*算法生成的路径。

为评估各算法路径质量，计算规划路径与理想轨迹的偏离度。对于规划路径上每个路径点，找到其在理想轨迹上最近点，然后计算两者的偏离距离，最后计算平均偏差，结果如表 1 所示。由表 1 可知，改进 PF－RRT*算法与 RRT*、Q－RRT*和 PF－RRT*算法相比，在不同场景中规划路径与理想轨迹的偏差量最多减少 46.97%、37.93%、45.31%。原因为改进 PF－RRT*算法利用地形评估函数，能够有效地规避障碍物和地形起伏区域。因此，改进 PF－RRT*算法在果园喷施作业等复杂环境中表现出更高的路径规划性能，更适合实际应用需求。

由表 2 可知，与 RRT*、Q－RRT*和 PF－RRT*算法相比，改进 PF－RRT*算法在不同场景中路径长度最多减少 7.64%、6.05%和 4.65%。这是由于改进 PF－RRT*算法采用自适应采样步长策略和自适应目标偏置的势场引导采样方法，能够选择最合适的采样步长，并有效地引导随机树向目标点扩展，成功避开障碍区域，使规划路径更短。

同时，路径规划时间成本也被考虑在内。表 3 为 RRT*、Q－RRT*、PF－RRT*和改进 PF－RRT*算法在 4 个果园测试场景中平均规划时间和成功率。改进 PF－RRT*算法相较于 RRT*、Q－RRT*和 PF－RRT*算法，在不同场景中将路径规划时间最多减少 6.90%、3.10%和 23.58%。这是因为 RRT*、Q－RRT*和 PF－RRT*算法使用全向随机扩展策略，增加了节点被障碍物困住的可能性。而改进 PF－RRT*算法通过使用自适应目标偏置的势场引导采样方法减少了扩展的随机性。尽管改进 PF－RRT*算法在地形评估过程中增加了额外时间，但自适应采样步长策略和自适应目标偏置势场引导采样方法的应用加速了随机树生长，提高了路径规划效率。不仅如此，在复杂地形环境中改进 PF－RRT*算法路径规划成功率为 94.7%，与 PF－RRT*、Q－RRT*和 RRT*相比分别提高 2、8、9.4 个百分点。结果表明，改进 PF－RRT*算法通过采用

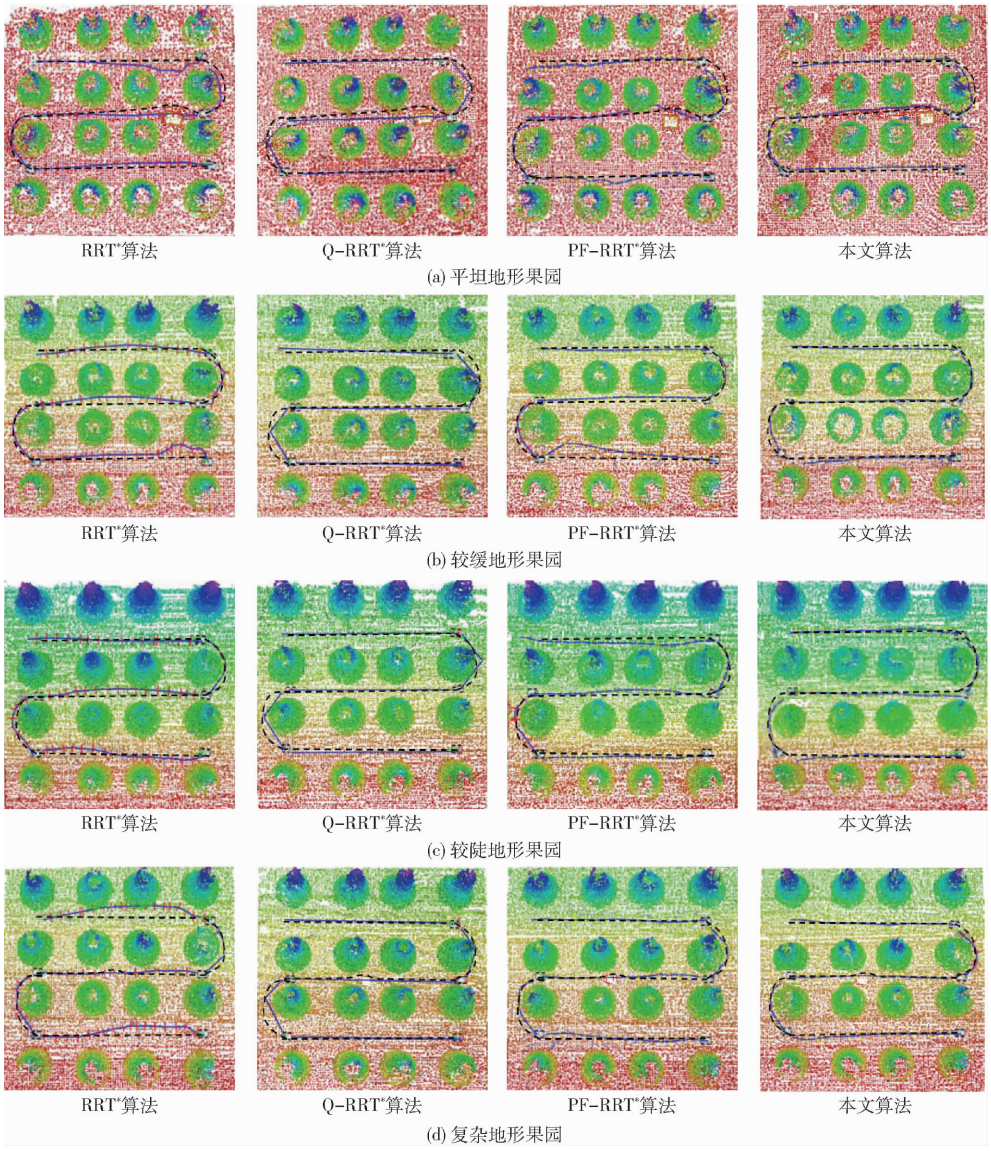

图 9 不同果园场景路径规划结果对比(从红色到绿色海拔逐渐升高)

Fig. 9 Example of path planning comparisons for different orchard scenarios (gradually increased in elevation from red to green)

表 1 4 种场景中不同算法平均偏离距离统计

Tab. 1 Statistics of average offset distance of different algorithms in four scenarios m

算法	平坦地形果园	较缓地形果园	较陡地形果园	复杂地形果园
RRT*	0.63	0.66	0.58	0.68
Q-RRT*	0.58	0.45	0.43	0.41
PF-RRT	0.52	0.64	0.51	0.46
改进 PF-RRT	0.36	0.35	0.41	0.38

表 2 4 种场景中不同算法平均路径长度统计

Tab. 2 Average path length statistics of different algorithms in four scenarios m

算法	平坦地形果园	较缓地形果园	较陡地形果园	复杂地形果园
RRT*	66.01	67.12	70.76	68.44
Q-RRT*	63.02	65.79	69.22	67.28
PF-RRT*	63.18	64.52	68.08	66.29
改进 PF-RRT*	61.99	62.87	65.36	63.21

表 3 4 种场景中不同算法平均规划时间和成功率

Tab. 3 Average planning time data and success rate statistics of different algorithms in four scenarios

算法	平坦地形果园		较缓地形果园		较陡地形果园		复杂地形果园	
	平均规划时间/s	成功率/%	平均规划时间/s	成功率/%	平均规划时间/s	成功率/%	平均规划时间/s	成功率/%
RRT*	1.913	97.3	2.033	92.0	2.520	87.3	2.332	85.3
Q-RRT*	1.880	96.7	2.011	94.0	2.414	90.0	2.294	86.7
PF-RRT*	2.076	98.0	2.594	96.0	3.070	94.7	2.698	92.7
改进 PF-RRT*	1.870	98.0	1.989	96.7	2.346	95.3	2.223	94.7

自适应偏置的势场引导采样方法和地形评估函数，能够在复杂环境下更好地规避障碍和地形起伏区域。

除路径长度和规划时间，规划算法避障能力也很重要。各种算法在果园场景中对 2 种障碍物避障效果如图 10 所示。从图 10 可以看出，处理小山丘障碍物时，RRT* 和 Q－RRT* 算法生成的路径几乎直接穿过山丘，没有避障行为。相比之下，PF－RRT* 算法略微避开小山丘，而改进 PF－RRT* 算法则表现出更合理的避让行为。在面对坑洼区域时，

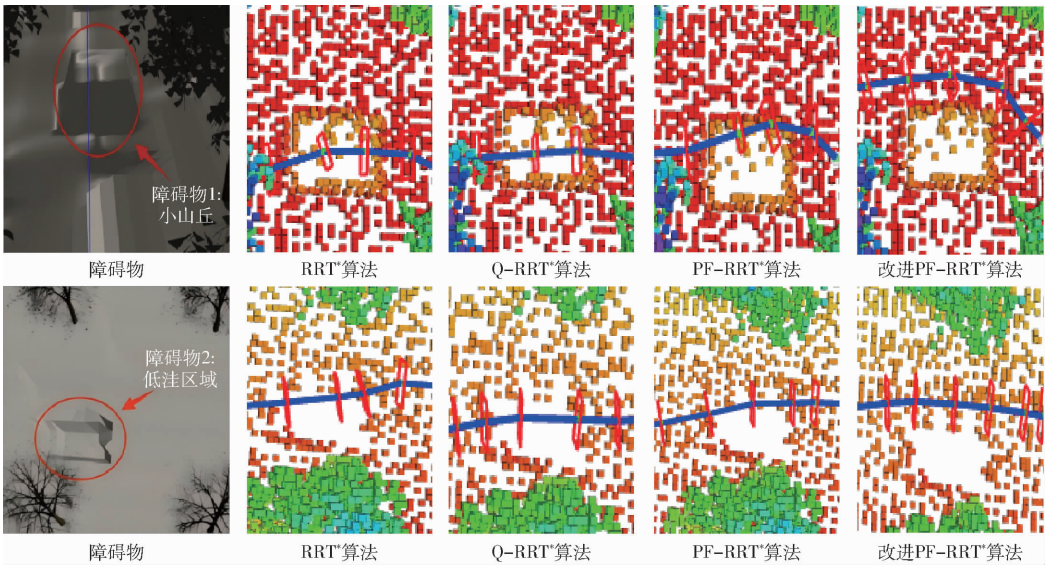

图 10　果园中各算法对障碍物的避障效果

Fig. 10　Obstacle avoidance effects of each algorithm on obstacles in orchard

RRT* 和 Q－RRT* 算法路径同样直接跨越低洼区域，而 PF－RRT* 对坑洼进行适当避让，改进 PF－RRT* 则进一步优化了路径，合理避开低洼地形。改进 PF－RRT* 算法相比其他算法在处理障碍物时表现更出色，主要得益于加入改进的地形评估函数，通过对地形进行平面拟合分析，改进 PF－RRT* 算法能更好地识别地形变化区域。

3　真实果园行间路径规划试验

3.1　试验平台

采用自主研发的移动机器人作为试验平台，如图 11 所示，通过 2 个带有编码器的直流减速电机驱动左右履带。装备 Robosense Helios－16 型激光雷达和 9 轴惯性测量单元（Inertial measurement unit，IMU）。运动底盘配备 2 个核心控制器：Jetson Nano 和 STM32F407VET6。两者通过串口通信实现高效的数据交换与协同工作。Jetson Nano 搭载 Ubuntu 操作系统，运行机器人操作系统（ROS）的 Noetic 版本，负责处理算法运算。STM32F407VET6 作为底层控制器，用于运动底盘控制，同时实时采集里程计和 IMU 数据，为机器人提供运动状态反馈。

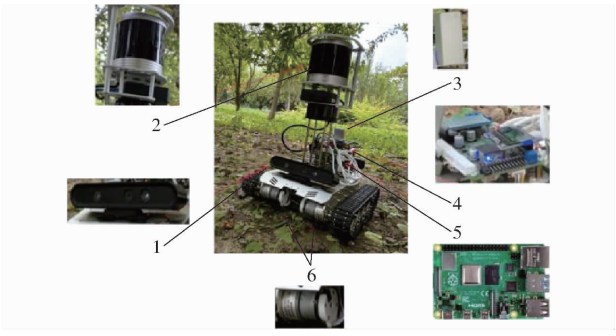

图 11　果园移动机器人示意图

Fig. 11　Schematic of mobile robot for orchard

1. 深度相机　2. Robosense Helios－16 型激光雷达　3. 惯性测量单元　4. STM32F407VET6　5. Jetson Nano　6. 编码器

3.2　改进 PF－RRT* 算法验证

为进一步验证本文算法适用性，开展果树行间路径规划试验。试验时间为 2025 年 3 月 30 日，地点为保定市竞秀区相庄村桃园（38.9449151°N，115.3899221°E）。果树行间实际情况如图 12 所示。



图 12　试验场景

Fig. 12　Scene of experiment

使用激光雷达对果园环境进行数据采集并使用

A－LOAM 算法进行地图构建。在果园实际场景分别运行 RRT*、Q－RRT*、PF－RRT* 和改进 PF－RRT* 算法，试验参数与仿真环境参数相同。在 Rviz 中显示该环境下生成的作业轨迹，如图 13 所示。其中蓝色实线为算法路径规划结果，黑色虚线为果园喷施作业理想轨迹，改进 PF－RRT* 算法相较于 RRT*、Q－RRT* 和 PF－RRT* 算法，可以生成更加平滑且更接近喷施作业理想轨迹，更适合喷施机器人的真实作业场景。

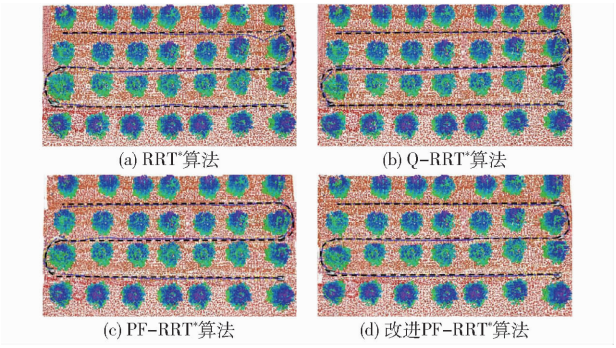

图 13 果园环境下路径规划结果

Fig. 13 Path planning results in orchard environment

由表 4 可知，在真实果园环境下，改进 PF－RRT* 算法相较于 RRT*、Q－RRT* 和 PF－RRT* 算法，规划路径长度分别缩短 6.58%、3.16% 和 4.10%，路径规划时间缩短 30.56%、18.25% 和 33.52%，与理想轨迹偏差量分别减小 34.04%、26.19% 和 27.91%。结果表明，改进 PF－RRT* 算法在路径长度、规划效率和轨迹偏差等方面均表现出良好效果。综上所述，改进 PF－RRT* 算法在果园喷施作业中具有更高的实用性和可靠性，能够有效提升喷施机器人作业效率和精度。

表 4 果园环境下路径规划算法效果

Tab. 4 Effect of path planning algorithms in orchard environment

算法	平均偏离距离/m	路径长度/m	规划时间/s
RRT*	0.47	133.62	6.986
Q－RRT*	0.42	128.91	5.934
PF－RRT*	0.43	130.17	7.297
改进 PF－RRT*	0.31	124.83	4.851

4 结论

（1）根据果园移动机器人所处位置的障碍物密度和当前采样节点与目标点之间的距离动态调整扩展步长，以及采用自适应目标偏置的势场引导采样方法，能够更智能地引导随机树生长，减少了不必要的空间搜索，从而提高了路径规划效率和灵活性。

（2）通过地形评估函数对地形坡度、稀疏度和粗糙度等多种因素进行综合评估，确保规划路径在复杂地形果园中具有较高的可行性。同时，使用三次样条插值技术对路径进行平滑，并通过高斯过程回归预测路径插值点的可通行性，保证果园机器人作业的安全性。

（3）在真实果园试验中，改进 PF－RRT* 算法相比 RRT*、Q－RRT* 和 PF－RRT* 算法，理想轨迹偏差量减少 34.04%、26.19%、27.91%，路径长度减少 6.58%、3.16% 和 4.10%，规划时间减少 30.56%、18.25% 和 33.52%。结果表明，改进 PF－RRT* 算法在果园环境中具有更高的规划精度和效率。

参 考 文 献

[1] VOUGIOUKAS S G. Annual review of control, robotics, and autonomous systems[J]. Agricultural Robotics, 2019, 2(1): 365－392.

[2] 张漫，季宇寒，李世超，等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报，2020，51(4)：1－18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1－18. (in Chinese)

[3] 窦汉杰，陈震宇，翟长远，等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. 农业机械学报，2024，55(4)：1－22.
DOU Hanjie, CHEN Zhenyu, ZHAI Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology for orchard intelligent equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1－22. (in Chinese)

[4] 杨保海，任全会，李海生. 复杂环境下果园机器人路径规划方法研究[J]. 中国农机化学报，2021，42(2)：134－138.
YANG Baohai, REN Quanhui, LI Haisheng. Research on path planning method of orchard robot in complex environment[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(2): 134－138. (in Chinese)

[5] 殷建军，董文龙，梁利华，等. 复杂环境下农业机器人路径规划优化方法[J]. 农业机械学报，2019，50(5)：17－22.
YIN Jianjun, DONG Wenlong, LIANG Lihua, et al. Optimization method of agricultural robot path planning in complex environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 17－22. (in Chinese)

[6] YE L, WU F, ZOU X, et al. Path planning for mobile robots in unstructured orchard environments: an improved kinematically constrained bi-directional RRT approach[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108453.

[7] 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 of agricultural robot based on improved A* and LM－BZS algorithms[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 81－92. (in Chinese)

[8] 陆向龙，吴春笃，杨官学，等. 改进 A* 和 DWA 算法的果园喷雾机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用，2023，59(18)：323－328.
LU Xianglong，WU Chundu，YANG Guanxue，et al. Path planning of orchard spray robot based on improved A* and DWA algorithm[J]. Computer Engineering and Applications，2023，59(18)：323－328. (in Chinese)

[9] 劳彩莲，李鹏，冯宇. 基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J]. 农业机械学报，2021，52(1)：14－22.
LAO Cailian，LI Peng，FENG Yu. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(1)：14－22. (in Chinese)

[10] 胡广锐，孔微雨，齐闯，等. 果园环境下移动采摘机器人导航路径优化[J]. 农业工程学报，2021，37(9)：175－184.
HU Guangrui，KONG Weiyu，QI Chuang，et al. Optimization of the navigation path for a mobile harvesting robot in orchard environment[J]. Transactions of the CSAE，2021，37(9)：175－184. (in Chinese)

[11] ZHANG W，ZENG Y，WANG S，et al. Research on the local path planning of an orchard mowing robot based on an elliptic repulsion scope boundary constraint potential field method[J]. Frontiers in Plant Science，2023，14：1184352.

[12] LAVALLE S M，KUFFNER J J. Rapidly-exploring random trees：progress and prospects[C]// Proceedings of the Workshop on Algorithmic Foundations of Robotics (WAFR)，1998.

[13] 刘慧，张世义，段云鹏，等. 基于改进双向 RRT* 的果园机器人运动规划算法[J]. 农业机械学报，2022，53(11)：31－39.
LIU Hui，ZHANG Shiyi，DUAN Yunpeng，et al. Orchard robot motion planning algorithm based on improved bidirectional RRT* [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2022，53(11)：31－39. (in Chinese)

[14] 崔永杰，王寅初，何智，等. 基于改进 RRT 算法的猕猴桃采摘机器人全局路径规划[J]. 农业机械学报，2022，53(6)：151－158.
CUI Yongjie，WANG Yinchu，HE Zhi，et al. Global path planning of kiwifruit harvesting robot based on improved RRT algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2022，53(6)：151－158. (in Chinese)

[15] 王路平，滕超凡. 基于改进 RRT 算法的自主机器人[J]. 机械设计，2024，41(增刊 2)：47－53.
WANG Luping，TENG Chaofan. Path planning and trajectory optimization based on improved RRT algorithm[J]. Journal of Machine Design，2024，41(Supp. 2)：47－53. (in Chinese)

[16] 刘天湖，张迪，郑琰，等. 基于改进 RRT* 算法的菠萝采收机导航路径规划[J]. 农业工程学报，2022，38(23)：20－28.
LIU Tianhu，ZHANG Di，ZHENG Yan，et al. Navigation path planning of the pineapple harvester based on improved RRT* algorithm[J]. Transactions of the CSAE，2022，38(23)：20－28. (in Chinese)

[17] KARAMAN S，FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. The International Journal of Robotics Research，2011，30(7)：846－894.

[18] QURESHI A H，AYAZ Y. Potential functions based sampling heuristic for optimal path planning[J]. Autonomous Robots，2016，40(6)：1079－1093.

[19] JEONG I B，LEE S J，KIM J H. Quick－RRT*：triangular inequality-based implementation of RRT* with improved initial solution and convergence rate[J]. Expert Systems with Applications，2019，123：82－90.

[20] JIAN Z，LU Z，ZHOU X，et al. PUTN：a plane-fitting based uneven terrain navigation framework[C]// 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)，2022：7160－7166.

[21] 盛兆康，宋家乐，水翔，等. 概率采样和目标偏置的变步长 RRT* 机器人路径规划[J/OL]. 计算机工程与应用，1－12[2025－02－24]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240926.1415.013.html.
SHENG Zhaokang，SONG Jiale，SHUI Xiang，et al. Probabilistic sampling and target-biased variable step-length RRT* for robot path planning[J/OL]. Computer Engineering and Applications，1－12[2025－02－24]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240926.1415.013.html. (in Chinese)

[22] 商枫楠，罗陈迪，李文涛，等. 基于 APF－RRT* 的火龙果采摘机械臂路径规划研究[J]. 农机化研究，2025，47(6)：48－52，71.
SHANG Fengnan，LUO Chendi，LI Wentao，et al. Research on the path planning of dragon fruit picking robotic arm based on APF－RRT*[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research，2025，47(6)：48－52，71. (in Chinese)

[23] CHIEN J C，CHANG C L，YU C C. Fast path planning method for agricultural robot automatic guidance based on cubic spline interpolation in strip farming[C]//2022 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)，2022：64－67.

[24] GIRGIS A M，PARK J，LIU C F，et al. Predictive control and communication co-design：a Gaussian process regression approach[C]// 2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)，2020：1－5.

[25] 牛丽娟. 基于 DEM 的网络 3D GIS 地形关键数据提取和还原方法研究[D]. 沈阳：沈阳工业大学，2013.
NIU Lijuan. Research on key data extraction and reduction method of network 3D GIS terrain based on DEM[D]. Shenyang：Shenyang University of Technology，2013. (in Chinese)

[26] 朱泓逸，李秋洁. 基于起伏地形的果园仿真环境搭建与 SLAM 算法测试[J]. 林业工程学报，2024，9(2)：133－142.
ZHU Hongyi，LI Qiujie. Orchard simulation environment construction based on undulating terrain and SLAM algorithm testing [J]. Journal of Forestry Engineering，2024，9(2)：133－142. (in Chinese)