

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2022.12.009

丘陵山区田间道路智能农业装备的 自主避障算法研究

林先印¹, 李云伍¹, 赵颖¹, 王月强², 杨洪涛¹

1. 西南大学 工程技术学院, 重庆 400715; 2. 长安汽车智能化研究院, 重庆 404135

摘要: 由于丘陵山区田间道路复杂的环境, 智能农业装备难以实现高安全性的自主避障功能。为此, 融合多源传感器信息, 提出一种基于栅格地图优化方法和改进 A 星算法的自主行驶避障方案。运用优化的 Bresenham's 算法和滚动更新原理投射障碍物位置信息, 使栅格地图更具有实时性和可靠性, 形成一种动态栅格地图。改进的 A 星算法采用代价函数分别评估安全性、局部路径与全局路径的偏移度。最后, 利用 ROS 系统进行离线仿真和实时真实道路试验。仿真和试验结果表明: 规划路径的曲率波动范围较小, 提出的栅格地图优化方法和改进的 A 星算法满足丘陵山区田间道路低速智能农业装备避障的安全要求。

关键词: 避障; 动态栅格地图; 改进 A 星算法; 丘陵山区

中图分类号: S126; S24 **文献标志码:** A

文章编号: 1673-9868(2022)12-0077-10

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Research on Autonomous Obstacle Avoidance Algorithm of Intelligent Agricultural Equipment on Field Roads

LIN Xianang¹, LI Yunwu¹, ZHAO Ying¹,
WANG Yueqiang², YANG Hongtao¹

1. College of Engineering and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China;

2. Changan Automobile Intelligent Research Institute, Chongqing 404135, China

Abstract: Due to the complex environment in field roads, it is difficult for intelligent agricultural equipment to achieve high-safety autonomous obstacle avoidance. Therefore, by fusing multi-source sensor information, this research proposes an autonomous obstacle avoidance method based on grid map optimization and an improved A* algorithm. The optimized Bresenham's algorithm and rolling update design make the grid map more real-time and reliable, which forms a kind of dynamic grid map. The improved A* algorithm uses cost functions to evaluate the safety and the deviation between the local path and the

收稿日期: 2021-12-11

基金项目: 贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2019]2384号, 黔科合支撑[2021]一般171号)。

作者简介: 林先印, 硕士研究生, 主要从事智能农业装备感知系统研究。

通信作者: 李云伍, 教授。

global path, respectively. Finally, use the ROS system for offline simulation and real-time real road tests. Simulation and real-time test results show that the fluctuation of curvature of the planned path is small. The proposed grid map optimization method and improved A* algorithm meet the safety requirements of low-speed intelligent agricultural equipment obstacle avoidance on field roads.

Key words: obstacle avoidance; dynamic grid map; improved A-star algorithm; hilly areas

为贯彻实施《“十四五”全国农业机械化发展规划》，西南地区正在加快推动农业机械化、智能化、绿色化，丘陵山区田间道路智能农业装备的自动行驶及避障技术是西南地区现代农业发展需重点解决的技术问题。

在国内，张强等^[1]针对山地环境通过离散化和空间映射，把三维路径规划问题转为二维平面路径规划问题。蒋浩^[2]基于 RTK 技术研制了农业机械自动导航系统。李云伍等^[3]采用 RTK-GNSS 系统和视觉导航系统实现丘陵山区田间道路自主转运车的自主导航行驶，但面对道路上的新增障碍物不能有效自主避障。劳彩莲等^[4]提出了基于改进 A 星算法与动态窗口法结合的温室机器人路径规划算法，在保证平滑性和实时性的基础上进行全局最优路径避障，但环境复杂度增加和地面打滑，导致实际目标点到设定的目标点误差越来越大。张漫等^[5]对农业机械全局路径规划算法与局部路径算法进行对比，提出每种算法各有特点，需根据具体作业环境和作业要求选用不同的算法。

在国外，Luo 等^[6]在葡萄园中提出了一种称为 Agrobpp-bridge 的解决方案，可从卫星图像中自主提取占用网格和拓扑图，减少了人为干预。Backman 等^[7]采用二维激光雷达提取导航跟踪线，采用 GPS 和惯性测量单元识别农用机械的前进方位。Liu 等^[8]提出了一种基于 ROS 平台的非线性模型预测的独立路径规划控制器，用于农用拖拉机避障。AI-Mashhadani 等^[9]基于 ROS 平台运用 DWA 算法在温室环境进行仿真避障，但未进行实际试验验证。Qin 等^[10]运用 Kinect 深度摄像头计算农业机器人前方的点云数据个数，判断是否存在障碍物并计算障碍物点云质心。

上述研究都没有充分解决丘陵山区田间道路智能农业装备的避障问题，面对可见度差、天气变化复杂等工况，依靠单传感器进行避障可靠性不高，基于多源信息融合的避障方案还很少^[11]。本文基于全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)和惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)以及激光雷达，首先利用改进的反演模型算法和滚动更新设计，通过激光雷达实时建立二维动态栅格地图，提供局部范围的障碍物位置信息；其次，基于 GNSS/INS 定位系统提供的全局路径和实时定位信息，结合二维动态栅格地图和改进 A 星算法形成局部避障的感知规划框架；最后，对改进的 A 星算法仿真分析，并对避障系统进行实车避障试验，验证该实时避障系统的可靠性和安全性。

1 激光点云数据处理

激光雷达通过激光源发射激光击打到障碍物上，再利用接收器接收反射回来的激光，通过激光射出到反射回来的时间计算出障碍物到激光源的位置，同时通过判断接收器接收到的信号强度来判断该障碍物的折射率。

由于二维栅格图包含二维坐标系下的障碍物位置信息，因此，需要把激光雷达发布的三维点云信息转化为二维激光束，得到的激光束主要包含以下两个属性：长度、发射角度，把点云图转化为二维激光扫描图，如图 1 所示，三维点云数据平面化处理为二维障碍物栅格图的创建提供了

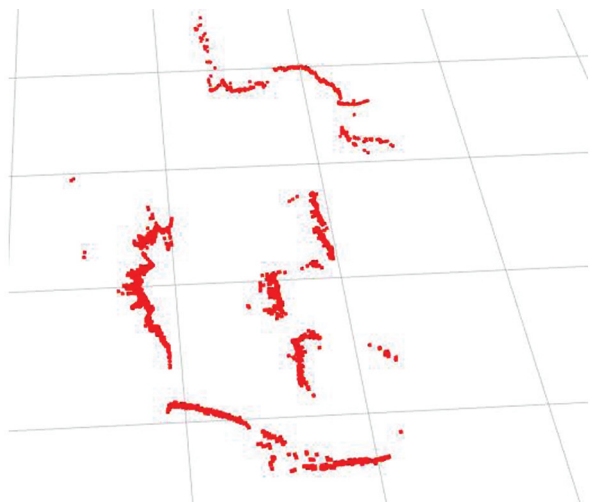


图 1 二维障碍物激光图

基础数据.

2 基于改进反演模型的动态栅格地图

2.1 传统反演模型原理

在激光雷达位姿已知情形下构建栅格图的数学模型如图 2 所示:

从图 2 看出, $m = \{m_i\}$ 为所有栅格的集合, z_t, z_{t-1}, z_{t+1} 分别为 t 时刻、 $t-1$ 时刻、 $t+1$ 时刻的激光测量值; x_{t-1}, x_t, x_{t+1} 分别为 $t-1$ 时刻、 t 时刻、 $t+1$ 时刻的机器人(激光雷达)的位姿^[12], 因而单个栅格被占用的概率值可描述如下:

$$p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) \quad (1)$$

式中: p 表示概率值; 1 表示栅格地图构建的起始时刻; $z_{1:t}$ 表示 1 到 t 时刻累计激光测量值; $x_{1:t}$ 表示 1 到 t 时刻的位姿; t 表示

建图结束时刻. 假如地图中有 1 000 个左右的栅格单元, 那么整个地图可能会有 2^{1000} 种结果, 后验概率的计算量非常大, 因此采用静态二值滤波器来计算整个地图的概率^[13].

$$p(m | z_{1:t}, x_{1:t}) = \prod_i p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) \quad (2)$$

式中: $p(m | z_{1:t}, x_{1:t})$ 表示整个地图所占用的概率值; $p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t})$ 表示每个栅格占用的概率值. 单个栅格经过 t 时刻后的概率值为

$$p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) = \frac{p(z_t | m_i, z_{1:t-1}, x_{1:t}) p(m_i | z_{1:t-1}, x_{1:t})}{p(z_t | z_{1:t-1}, x_{1:t})} \quad (3)$$

同理, 可得到该栅格未被占用状态时的概率值 $p(\neg m_i | z_{1:t}, x_{1:t})$, 两者相比:

$$\frac{p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t})}{p(\neg m_i | z_{1:t}, x_{1:t})} = \frac{p(m_i | z_t, x_t)}{p(\neg m_i | z_t, x_t)} \frac{p(m_i | z_{1:t-1}, x_{1:t-1})}{p(\neg m_i | z_{1:t-1}, x_{1:t-1})} \frac{p(\neg m_i)}{p(m_i)} \quad (4)$$

为了提高栅格值更新的计算效率, 采用 \log 函数把计算机运算困难的乘法变成运算简单的加法. 覆盖栅格地图的算法伪代码如表 1 所示.

表 1 覆盖栅格地图算法伪代码

Occupancy_grid_mapping($\{l_{t-1}, i\}, x_t, z_t$)	
1	for all cells m_i do
2	If m_i in perceptual field of z_t then:
3	$l_{t,i} = l_{t-1,i} + \text{inv_sensor_model}(m_i, x_t, z_t) - l_0$
4	else:
5	$l_{t,i} = l_{t-1,i}$
6	end for
7	Return

表中:

$$l_{t,i} = \log \frac{p(m_i | x_{1:t}, z_{1:t})}{p(\neg m_i | x_{1:t}, z_{1:t})} \quad (5)$$

$$l_{t-1,i} = \log \frac{p(m_i | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(\neg m_i | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})} \quad (6)$$

$$l_0 = \log \frac{p(m_i = 1)}{p(m_i = 0)} = \log \frac{p(m_i)}{1 - p(m_i)} \quad (7)$$

式中: $l_{t-1,i}$ 表示栅格 m_i 在 $t-1$ 时刻状态值; l_0 表示栅格 m_i 先验值, 即对栅格地图中每个栅格赋的初始

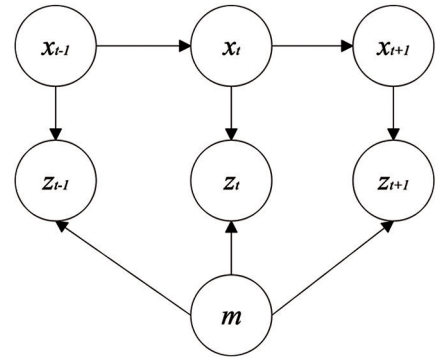


图 2 位姿已知的栅格图构建模型

值. 函数 inv_sensor_model 应用了反演测量模型的对数型式, 如下式:

$$\log \frac{p(m_i | z_i, x_i)}{p(\neg m_i | z_i, x_i)} \quad (8)$$

式中: $p(m_i | z_i, x_i)$ 表示栅格被占用的概率值; $p(\neg m_i | z_i, x_i)$ 表示未被占用的概率值.

基于此, 采用 Bresenham's 算法作为反演模型的算法将实时收到的激光转化为栅格占用值, 如图 3 所示. 图中 x 坐标和 y 坐标系为栅格地图的坐标系, x' 和 y' 坐标系为移动装备的行驶坐标系, 将激光雷达安装在行驶平台的顶部. 图中激光束刚好射到黑色栅格中的物体上, 激光束经过的蓝色栅格为空闲.

结合图 3, 反演模型的算法流程如式(9). 首先, 给每个栅格设置一个初始值 m_0 , 遍历该帧激光流的所有光束, 被击中栅格的更新状态方程为

$$m^+ = m^- + \log \frac{p(z=1 | m=1)}{p(z=1 | m=0)} \quad (9)$$

式中: m^+ 表示更新后的栅格值; m^- 表示更新前的

栅格值; $\log \frac{p(z=1 | m=1)}{p(z=1 | m=0)}$ 表示在测量值 $z=1$ (击中栅格) 的后验概率.

激光扫过的空闲栅格更新状态方程为

$$m^+ = m^- + \log \frac{p(z=0 | m=1)}{p(z=0 | m=0)} \quad (10)$$

式中: $\log \frac{p(z=0 | m=1)}{p(z=0 | m=0)}$ 表示在测量值 $z=0$ (未击中栅格) 的后验概率.

2.2 栅格地图优化

在丘陵山区田间道路中, 往往会出现新增的静态障碍物, 这也是田间路径规划所需考虑的重要因素. 传统反演模型适合构建全局栅格地图, 对于丘陵山区, 室外建图存在激光反射率较差和算法难以回环检测的问题, 所建地图无法满足丘陵山区导航的实用需求. 为了解决上述难点, 提出利用改进的反演模型来构建动态栅格地图并加入滚动更新原理, 提供局部范围内的障碍物位置信息^[14-15]. 根据试验平台和参数调试结果, 动态栅格地图的大小确定为 8×8 m.

2.2.1 反演模型优化

为了保证避障系统的感知部分的实时性能, 减少计算量, 在构建动态栅格地图前首先对激光雷达数据的激光束反射点位置进行判断, 再分别进行处理. 如图 4 所示, 其中 x 和 y 为大地坐标系, x' 和 y' 为激光雷达装载平台坐标系, laser_1 和 laser_2 分别为两束不同方向和位置的激光.

在图 4 中, laser_1 激光束反射点位于地图范围内, laser_1 激光束击中栅格和途径的栅格按反演模型更新栅格值, 同时击中栅格到边界栅格也视为占用; laser_2 激光束反射点位置位于地图范围外, 则 laser_2 激光所经过的栅格全部更新为空闲状态.

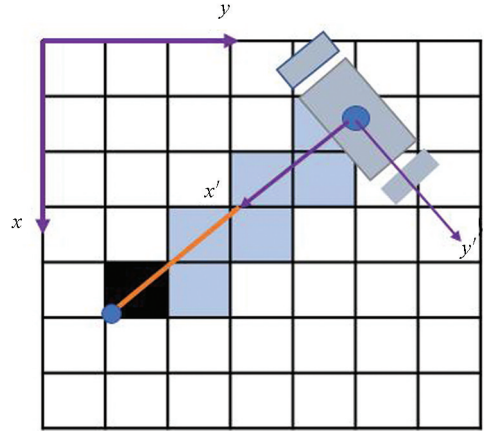


图 3 Bresenham's 算法示意图

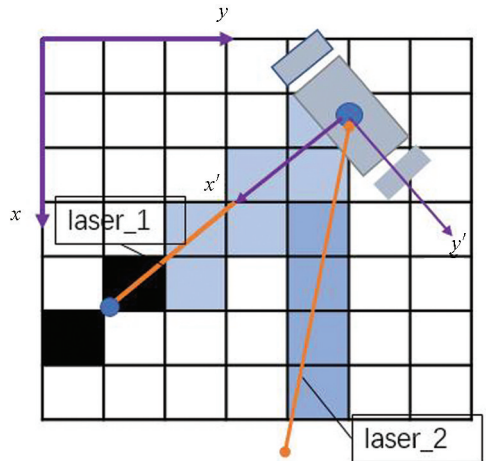


图 4 改进的反演模型

2.2.2 滚动更新设计

引入坐标转换原理, 把历史帧的动态栅格地图占用信息作为参考量融入当前帧的动态栅格地图, 保证了动态栅格地图中的栅格占用位置信息是多帧激光雷达数据中障碍物位置信息位姿矩阵变换所得, 使得局部栅格地图中的占用位置的准确度概率得到了提升. 滚动更新原理如图 5 所示, 动态栅格地图随着车身转动和移动后, P 点在 $o'x'y'$ 坐标系下的位置为 (x', y') , 那么转换到原坐标系 oxy 下, 坐标位置 (x, y) 表示为:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad (11)$$

式(11)中 θ 为两个坐标系之间转动的角度, a, b 分别为 $o'x'y'$ 坐标系对比原坐标系 oxy 移动的横向距离和纵向距离.

坐标转动后, 图中蓝色点 P 此刻在 $o'x'y'$ 坐标系下该时刻所在栅格初始值为 P 点转动前在原坐标系 oxy 点 (x, y) 所在栅格的栅格占用值. 即:

$$p(x', y') = p(x, y) \quad (12)$$

式中: p 表示该坐标所在栅格的栅格占用值. 坐标转换提高了动态栅格地图稳定性, 保证不同时刻栅格地图在同一位置的占用概率的准确性.

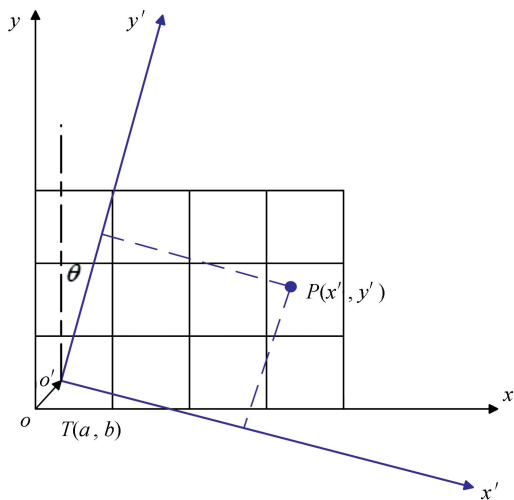


图 5 坐标转换示意图

3 改进 A 星算法

为了提高丘陵山区田间道路局部路径规划算法的鲁棒性, 需融合 GNSS/INS 定位信息以及动态栅格地图, 于是采用基于图搜索算法进行改进. 常用的基于图搜索算法有: A 星算法、Dijkstra 算法、GBFS 算法, 而 A 星算法保证路径最优同时具有高搜索效率^[16-17], 因此, 运用改进代价函数的 A 星算法, 把 GNSS/INS 系统定位信息预存为参考路径, 作为局部路径规划的参考线.

3.1 搜索点与代价函数改进

图 6 为以参考线为基准建立的 $s-l$ 坐标系, 在参考线的法向上离散一定数量的搜索点, 在图 6 中用蓝色点示意. 改进算法的思路是: 首先, 根据行驶装备的位置信息搜索参考线中与装备位置相近的点作为路径规划的起点; 其次, 找出在参考线与装备行驶方向的栅格地图交界点, 在该交界点的 l 方向的离散点都可以作为局部规划终点; 最后, 在离散点从起点开始搜索^[18].

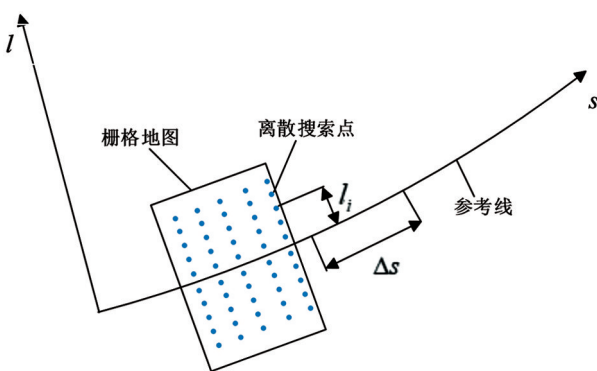


图 6 参考线为基础的 $s-l$ 坐标系

A 星算法的评价函数为

$$f(V_i) = g(V_i) + h(V_i) \quad (13)$$

式中: $f(V_i)$ 表示起始节点经由当前节点和目标节点构成的评价函数; $g(V_i)$ 表示起始节点到当前节点的代价; $h(V_i)$ 表示当前节点与目标节点之间的估算代价^[19], 实际为当前节点与 s 轴投影的弧长差 Δs :

$$h(V_i) = s_{\text{goal}} - s(V_i) \quad (14)$$

式中: s_{goal} 表示 $s-l$ 坐标系的局部目标点在 s 轴上对应的弧长; $s(V_i)$ 表示当前节点对应的参考线最近点的弧长.

$g(V_i)$ 由递归得到:

$$g(V_i) = g(V_{i-1}) + c(V_{i-1}, V_i) \quad (15)$$

式中: V_{i-1} 代表节点 V_i 的父节点; $c(V_{i-1}, V_i)$ 代表父节点到当前节点的代价值, 使局部规划路径尽可能靠近参考线和保持安全, 本研究采用多权重代价函数去约束路径. $c(V_{i-1}, V_i)$ 代价函数主要为两部分:

$$c(V_{i-1}, V_i) = \omega_o c_o(V_i) + \omega_d c_d(V_i) \quad (16)$$

式中: $c_o(V_i)$ 表示当前节点与参考线的偏移代价; $c_d(V_i)$ 表示当前节点与障碍物的安全代价; ω_o, ω_d 分别为各代价函数对应的权重系数.

为了保证局部路径尽可能接近全局路径, 偏移量是决定局部路径能回到全局路径的重要参数, 设在全局路径的法向的横向偏移量为 l , 则横向偏移代价为横向偏移量的绝对值与最大横向偏移量 l_r 的比值, 即:

$$c_o(V_i) = |l| / l_r \quad (17)$$

通过局部路径规划的节点在动态局部栅格地图上与障碍物的距离信息, 判断该距离是否在安全距离内, 若节点不在安全距离内则引入安全代价函数, 则:

$$c_d(V_i) = (d_s - d_i) / d_s \quad (18)$$

式中: d_s 表示节点与障碍物之间的安全距离; d_i 表示该节点到障碍物之间的距离. 考虑丘陵山区田间道路的横坡对规划轨迹曲率的影响, 经过多次参数调优, 式(16)中 ω_o 和 ω_d 取值分别为 0.45 和 0.55 时效果较好.

3.2 改进 A 星算法的仿真分析

在 ROS 系统进行算法离线仿真, 采用 3 张不同栅格地图作为规划的场景, 白色为可行区域, 黑色为被障碍物占用区域, 地图分辨率为 $0.1 \text{ m} \times 0.1 \text{ m}$. 分别在 3 种不同场景设置同样的起点、终点, 对比改进 A 星算法与传统 A 星算法, 其仿真结果如图 7 所示.

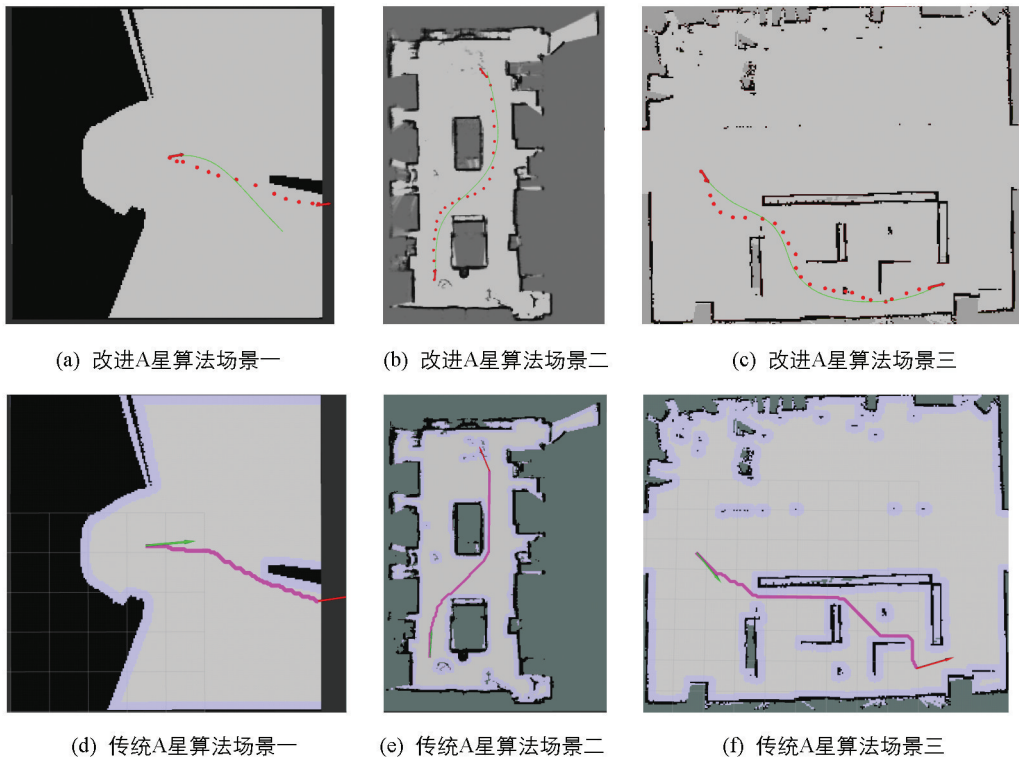


图 7 改进 A 星与传统 A 星算法在 3 种场景中的仿真结果

如图 7 所示, 箭头表示起点和终点, 图 7 中的(a), (b), (c)图为改进 A 星算法的仿真结果, 其中设有基于红色点的参考路径, 绿色曲线为规划的结果. 图 7 中的(d), (e), (f)图为传统 A 星算法的仿真结果, 无参考路径, 粉红色曲线为规划的结果. 在 3 个场景中, 改进 A 星算法与传统 A 星算法的起点和终点设置一致, 运行 20 次, 得到两种路径规划算法的规划时间、与参考线的偏离度、与障碍物之间的最小距离, 取其平均值, 结果如表 2 所示.

表 2 两种路径规划算法的对比

场景	路径规划算法	规划时间/ms	与参考线的偏离度/%	与障碍物的最小距离/m
场景一	改进 A 星	10.557 3	39.65	0.56
	传统 A 星	31.462	32.78	0.25
场景二	改进 A 星	18.682	19.34	0.44
	传统 A 星	35.621	40.45	0.29
场景三	改进 A 星	19.874	35.48	0.38
	传统 A 星	36.543	70.13	0.21

根据表 2 对比结果可知: 改进的 A 星算法单次规划的平均时间为 18 ms, 与参考线的平均偏离度为 31.49%, 与障碍物的最小距离的平均值为 0.46 m, 较传统 A 星算法在安全性、平滑性方面都有明显的提升, 且与参考线保持靠近。

4 试验与分析

为了验证动态栅格地图和改进的 A 星算法在丘陵山区环境用于避障及自主导航的可靠性, 分别进行了局部避障和全局自主导航的实车试验. 图 8 所示为无人履带车驾驶平台, 无人履带车驾驶平台搭载了 GNSS/INS 融合系统、激光雷达和电脑, 采用激光雷达和 GNSS/INS 融合系统为无人履带车完成避障和导航功能。

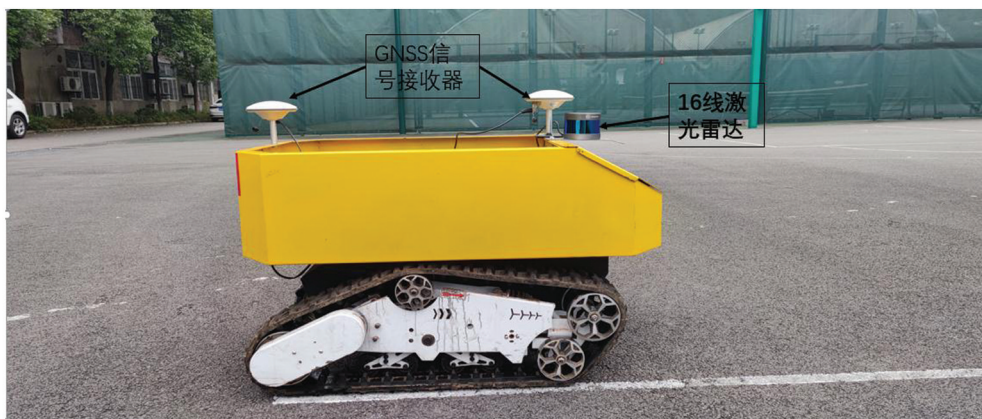


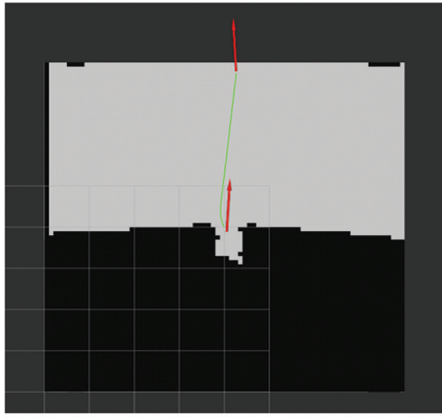
图 8 无人履带车驾驶平台

4.1 局部路径规划试验

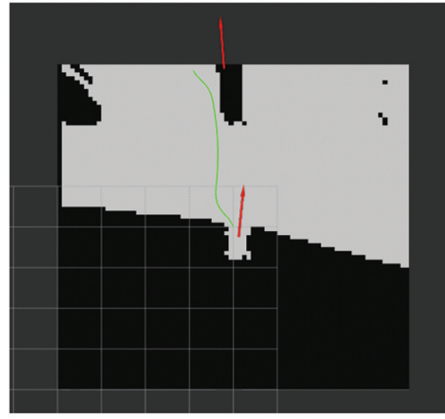
通过摆放锥形筒添加障碍物, 履带车以 1 m/s 的速度匀速驶向障碍物, 使用机器人操作系统显示平台 (RVIZ) 来显示障碍物场景下动态栅格地图中的路径规划情况。

如图 9 所示, 图中黑色地图部分代表是障碍物阻挡区域, 栅格地图中前方的黑色区域表示车体前方的障碍物, 栅格地图中后方黑色区域与实况对应的部分为激光雷达后方的车体, 白色区域为可行驶区域, 图中心红色箭头代表规划起点车体位姿, 图边界点红色箭头代表局部目标点车体位姿, 局部目标点是从全局的预存路径中选取的。

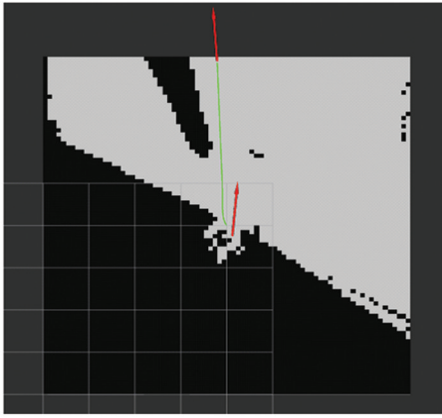
图 9(a) 是障碍物还未进入到动态栅格地图范围内时的局部路径规划状态, 图 9(b), 图 9(c), 图 9(d) 是随着履带车驶向障碍物, 不同时刻的局部路径规划结果. 规划路径结果发送给底层控制模块, 两侧电机转速得到控制. 由试验结果可知, 该算法在实际使用过程中, 避障效果良好, 生成的路径较平滑, 在 CPU 为 i5-8250U 的算力下, 生成动态栅格地图并进行路径规划周期时间为 50~100 ms, 满足实时避障要求。



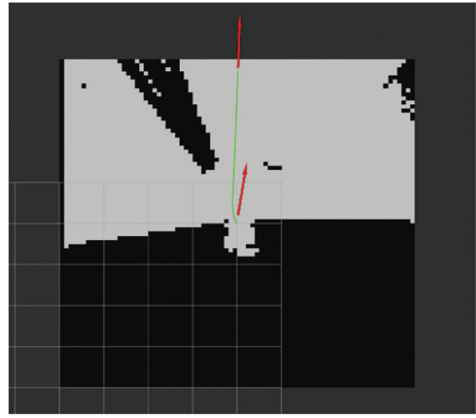
(a) 障碍物未进入避障范围时刻



(b) 局部路径规划开始避障时刻



(c) 局部路径避开障碍物时刻



(d) 局部路径靠向全局路线时刻

图 9 试验避障效果图

4.2 全局自主行驶与避障试验

为验证基于动态栅格地图局部规划路径算法的工程实用性,采用单点预瞄算法对规划的路径进行跟踪控制,用编码器和 PID 算法对底层电机转速进行调整,使指令转速与实际电机转速的误差减小.

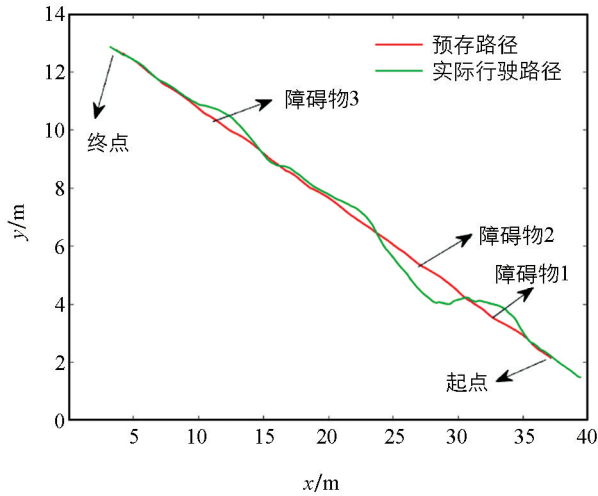
图 10 为实车试验环境卫星图,此实车试验环境为铺有 1.5 m 宽的水泥路面非结构化道路,选取 40 m 长的直线路段和曲线路段,无人驾驶履带车以 1 m/s 匀速行驶进行自主导航与避障.



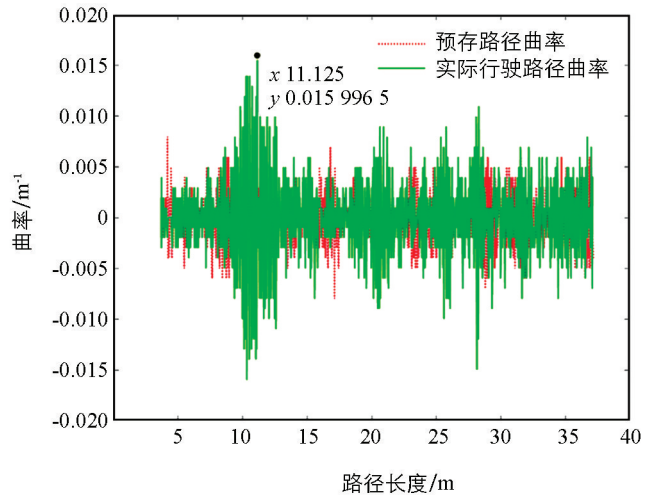
图 10 实车试验环境卫星图

由图 11(a)可得,直线路段下,3 次避障都成功完成,在前两次连续避障中,与参考线横向偏移量较大,最大偏移量为 1 m,最后一次避障经过长距离跟踪后,与参考线横向偏移量明显减小,说明底层 PID

反馈控制逐渐稳定; 图 11(b)中, 实际行驶路径曲率范围为 $-0.015 \sim 0.015 \text{ m}^{-1}$, 最大值为 0.01599 m^{-1} , 行驶较平顺。



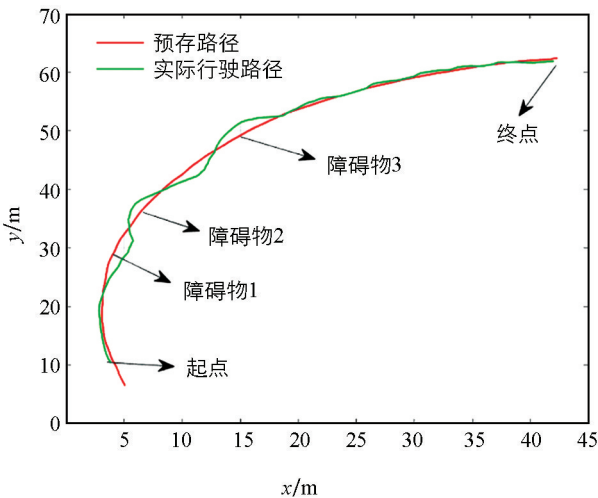
(a) 直线预存路径与实际行驶路径对比图



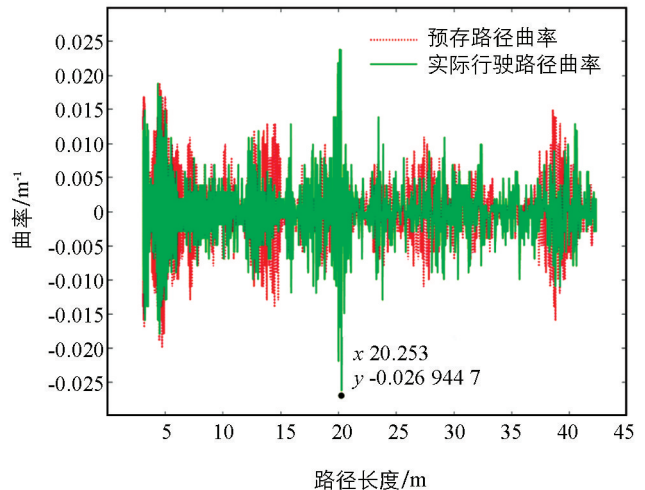
(b) 直线路段预存路径曲率与实际行驶路径曲率对比

图 11 直线路段实际行驶路径与路径曲率图

图 12(a)中, 曲线路段实际行驶路径与预存路径偏移量较直线有所增加, 但顺利完成了 3 次避障. 图 12(b)中, 实际行驶路径曲率在 $-0.026 \sim 0.025 \text{ m}^{-1}$, 最大值为 -0.02694 m^{-1} , 整个过程比直线路段曲率增大, 但仍满足丘陵山区规避静态障碍物的路径的平滑性要求。



(a) 曲线预存路径与实际行驶路径对比图



(b) 曲线路段预存路径曲率与实际行驶路径曲率对比

图 12 曲线路段实际行驶路径与路径曲率图

综上所述, 在直线和曲线路段两种工况, 基于动态栅格地图的局部路径规划算法均避障成功, 并继续沿着全局路径跟踪行驶, 规划路径的曲率满足智能农业装备对行驶轨迹的平滑性要求。

5 总结

本研究针对丘陵山区田间道路环境特点, 运用优化的 Brensman's 算法将激光雷达的点云数据进行栅格化并加入滚动更新设计, 实时处理了移动平台下的数据噪声问题, 让动态栅格地图更加稳定. 同时, 考虑丘陵山区田间道路的横坡对行驶横向加速度的影响, 运用改进的 A 星算法结合 GNSS/INS 系统预存路径的偏移量、与障碍物之间的距离设计了代价函数. 最后, 运用单点预瞄算法对生成的路径进行路径跟踪并进行了实车试验, 得出以下结论:

- 1) 动态栅格地图通过优化的 Bresenham's 算法和滚动更新原理, 能够实时和稳定地更新障碍物位置,

并更精准地检测到障碍物位置。

2) 改进的 A 星算法更安全、平滑, 与动态栅格地图耦合更紧密。改进的 A 星算法因在参考线上的离散点搜索, 规划时间更短, 规划路径始终与参考线靠近且与障碍物保持一定的安全距离。

3) 试验实际行驶路径曲率在 $-0.026 \sim 0.025 \text{ m}^{-1}$, 曲线路段行驶轨迹曲率波动较直线路段有所增加, 但仍满足丘陵山区田间道路的智能农业装备自主行驶对平滑性、安全性的要求。

参考文献:

- [1] 张强, 陈兵奎, 刘小雍, 等. 基于空间映射的山地移动机器人环境建模方法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2020, 42(2): 109-117.
- [2] 蒋浩. 基于 RTK 技术的农业机械自动驾驶系统研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- [3] 李云伍, 徐俊杰, 王铭枫, 等. 丘陵山区田间道路自主行驶转运车及其视觉导航系统研制 [J]. 农业工程学报, 2019, 35(1): 52-61.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] LUO Z Z, MOHRENSCHILDT M V, HABIBI S. A Probability Occupancy Grid Based Approach for Real-Time Lidar Ground Segmentation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(3): 998-1010.
- [7] BACKMAN J, OKSANEN T, VISALA A. Navigation System for Agricultural Machines: Nonlinear Model Predictive Path Tracking [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 82(1): 32-43.
- [8] LIU Z D, LÜ Z, ZHENG W Z, et al. Design of Obstacle Avoidance Controller for Agricultural Tractor Based on ROS [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2019, 12(6): 58-65.
- [9] AL-MASHHADANI Z, MAINAMPATI M, CHANDRASEKARAN B. Autonomous Exploring Map and Navigation for an Agricultural Robot [C] //2020 3rd International Conference on Control and Robots (ICCR). Tokyo, Japan. IEEE, 2020: 73-78.
- [10] QIN L, ZHANG C, FANG B X, et al. Small Agricultural Phenotype Robot and Its Navigation and Obstacle Avoidance in Parallel Walls [C] //2020 15th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE). Decft, Netherlands. IEEE, 2020: 306-311.
- [11] WANG L L, LAN Y B, ZHANG Y L, et al. Applications and Prospects of Agricultural Unmanned Aerial Vehicle Obstacle Avoidance Technology in China [J]. Sensors(Basel, Switzerland), 2019, 19(3): 642.
- [12] 阮晓钢, 周静, 张晶晶, 等. 基于子目标搜索的机器人目标导向 RRT 路径规划算法 [J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2543-2548.
- [13] 塞巴斯蒂安·特龙(Sebastian Trun). 概率机器人 [M]. 曹红玉, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2017: 223-224.
- [14] SCHREIBER M, BELAGIANNIS V, GLÄSER C, et al. Motion Estimation in Occupancy Grid Maps in Stationary Settings Using Recurrent Neural Networks [C] //2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Paris, France. IEEE, 2020: 8587-8593.
- [15] SANTOS L C, AGUIAR A S, SANTOS F N, et al. Occupancy Grid and Topological Maps Extraction from Satellite Images for Path Planning in Agricultural Robots [J]. Robotics, 2020, 9(4): 77.
- [16] SONG R, LIU Y C, BUCKNALL R. Smoothed A* Algorithm for Practical Unmanned Surface Vehicle Path Planning [J]. Applied Ocean Research, 2019, 83: 9-20.
- [17] YONETANI R, TANIAI T, BAREKATAIN M, et al. Path Planning Using Neural A* Search [C] //International Conference on Machine Learning. PMLR, 2021: 12029-12039.
- [18] LUO Q, WANG H B, ZHENG Y, et al. Research on Path Planning of Mobile Robot Based on Improved ant Colony Algorithm [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(6): 1555-1566.
- [19] 李文刚, 汪流江, 方德翔, 等. 联合 A* 与动态窗口法的路径规划算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3694-3702.