

文章编号: 2096-1618(2021)06-0634-07

校园智能车定位导航系统设计与实现

代成, 程永杰, 蒋涛, 许林
(成都信息工程大学控制工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:为实现智能车平台在校园场景下自主定位和导航,提出一种校园智能车导航系统设计方法。采用惯性导航系统对智能车进行定位,激光雷达创建局部地图,利用混合A*算法在局部地图中规划出合理的路径。整个系统中,上位机获取传感器采集的数据,通过惯性导航系统解算出智能车当前位姿,规划模块获取当前智能车位姿和周围障碍物信息后进行路径规划,并通过串口通信模块将路径信息传递给下位机控制模块,实现智能车的自主移动。实验结果表明:在校园内,智能车能够从起点出发,自主规划路径并绕过障碍物到达目标地点,验证了该导航系统的有效性。

关键词:智能车;定位;路径规划;自主导航
中图分类号:TP242.6 **文献标志码:**A
doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2021.06.009

0 引言

随着自动驾驶技术的不断发展,智能车在日常生活中的应用更加广泛,如校园场景下的人员接驳、路面清洁、外卖快递派送等。自主导航是智能车实现其智能性和自主性的关键。

自主导航主要包括环境感知、定位和路径规划。无人车的定位导航技术所使用的传感器类型主要有GPS、惯性导航系统、WiFi、UWB等,而采用单一传感器的定位方法大多都具有局限性。如GPS在室内、水下等被遮挡情况下定位精度低;惯性导航系统精度受限于传感器的成本,低成本惯导漂移误差过大无法单独使用,高成本惯导无法普及;而基于无线信号的定位方法需要预先铺设设备,使用场景受限。定位导航技术按照定位结果可以分为相对定位和绝对定位两种方式^[1]。绝对定位方式可以直接获取到目标当前在全局坐标系中的绝对位置,不用通过初始位置进行航迹推算获取下一时刻的位置,当前时刻的位置和下一时刻的位置没有关联。但是,绝对定位方式容易受外界因素影响,如GPS就是一种绝对定位方式,信号遮挡会影响定位精度。相对定位方式是通过上一时刻的位置来推算下一时刻位置^[2],该定位方式精度受限于传感器本身测量精度,如惯导系统。因此与传统的使用单一传感器的定位方式相比,多传感器融合的方式有利于提高定位的精度。目前主要采用GPS与惯导系统通过卡尔曼滤波器融合的方式,实现高精度定位。GPS能够全天获取相对精确的位置,但是更新频率较

低;惯导系统能够以高频率提供短时间内精确的位置信息,故二者信息融合能够优势互补,从而得到更精确的位置信息^[3]。

路径规划的本质是在一定约束条件下,找到一条连接起点与终点的无碰撞路径^[4]。常用的智能车路径规划算法包括基于采样的方法和基于图搜索的方法。基于采样的方法包含概率路线图(PRM)^[5]与快速搜索随机树(RRT)^[6]等。Karaman等^[7]在RRT算法基础上引入重选父节点与重布随机树过程,在时间充沛的情况下,RRT*的路径最优。Gammell等^[8]在RRT*找到初始路径解后,引入椭圆采样的思想,加快RRT*收敛到最优解的速度。Yang等^[9]将RRT与三阶贝塞尔曲线相结合,边采样边平滑,解决路径曲率不连续的问题。杨瑶等^[10]结合Reeds-Sheep曲线、贝塞尔曲线与Bi-RRT*算法,解决了Bi-RRT*转折次数多、路径不平滑、过于贴近障碍物和转角过大等问题。A*^[11]、D*^[12]与JPS^[13]均是经典的图搜索算法,但是这些方法并不适用于智能车,因为其路径不连续。Dolgov等^[14]直接在车辆控制空间内采样,再利用A*的思想搜索路径,解决这一问题。齐尧等^[15]考虑安全因素,提出适用于混合A*的惩罚函数,得到更为安全、合理的路径。

文中针对的校园场景,行人较多,道路狭窄,车道线残缺不全,故智能车的规划路径不考虑车道问题。基于校园场景下的导航规划,主要考虑规划路径是否合理,智能车行驶途中能否安全避障等。因此,本文自主导航系统主要解决在车辆运动学约束下,定位和路径规划问题,目的是使智能车从当前位置安全平稳地到达目标位置。

收稿日期:2021-03-09

基金项目:四川省科技厅机器人学国家重点实验室科研基金资助项目(2019-013)

1 GPS/惯导组合导航

由于GPS和惯导的工作特性,二者单独使用性能受限,因此将两种传感器信息通过卡尔曼滤波器进行融合是目前常用的定位方式。通过组合导航的方式,可以实时地提供载体较高精度的速度、姿态和位置信息。本系统采用的是惯性传感器为捷联惯导系统(strapdown inertial navigation system, SINS)。SINS主要是由三轴陀螺仪,三轴加速度计和微型计算机组成,其相较于平台式惯导拥有结构简单、重量轻、体积小、成本低廉、可靠性高等特点。

目前,研究者们对于GPS/惯导系统的组合方式提出了多种方法,主要可以分为松耦合、紧耦合和超紧耦合3种方式。

考虑实际实验中的实时性和鲁棒性,采用松耦合的方式,两个系统各自独立工作,将两个系统输出的导航结果使用卡尔曼滤波器估计出最优导航参数,其系统框图如图1所示。

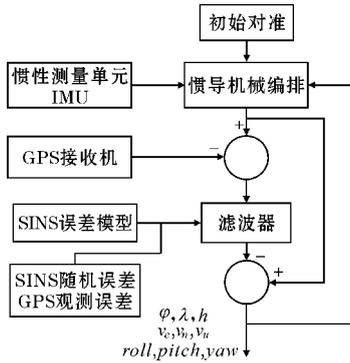


图1 滤波系统框图

GPS/SINS松耦合形式将惯导系统的误差值作为状态量,将GPS误差作为量测噪声,卡尔曼滤波器的系统模型为

$$\delta\dot{x} = F\delta x + G\omega \quad (1)$$

式中, δx 为当前时刻先验状态估计, F 为动态系数矩阵, δx 为误差状态矢量, G 为噪声矢量, ω 为预测过程中的噪声,对应状态矢量中每一个分量的噪声:

$$F = \begin{pmatrix} 0_{3 \times 3} & F_r & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & F_v & 0_{3 \times 3} & R_b^l \\ 0_{3 \times 3} & F_\varepsilon & 0_{3 \times 3} & R_b^l & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & F_\omega & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & F_f \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\delta x = [\delta r_{3 \times 1}^l \quad \delta v_{3 \times 1}^l \quad \delta \varepsilon_{3 \times 1}^l \quad \delta \omega_{3 \times 1}^l \quad \delta f_{3 \times 1}^l]^T \quad (3)$$

$$G = [\sigma_{r,1 \times 3}, \sigma_{v,1 \times 3}, \sigma_{\varepsilon,1 \times 3}, \sigma_{\omega,1 \times 3}, \sigma_{f,1 \times 3}] \quad (4)$$

式(2)中,

$$F_r = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{R_M+h} & 0 \\ \frac{1}{(R_N+h)\cos\varphi} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

式(5)是导航系下坐标误差。

$$F_v = \begin{pmatrix} 0 & f_u & -f_n \\ -f_u & 0 & f_e \\ f_n & -f_e & 0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

式(6)是导航系下速度误差。

$$R_b^l = \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{pmatrix} \quad (7)$$

式(7)是载体坐标系到导航系的转换矩阵。

$$F_\varepsilon = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{R_M+h} & 0 \\ -\frac{1}{R_N+h} & 0 & 0 \\ -\frac{\tan\varphi}{R_N+h} & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (8)$$

式(8)是导航系下姿态误差。

$$F_\omega = \begin{pmatrix} -\beta_{\omega x} & 0 & 0 \\ 0 & -\beta_{\omega y} & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_{\omega z} \end{pmatrix} \quad (9)$$

式(9)是陀螺漂移误差。

$$F_f = \begin{pmatrix} -\beta_{fx} & 0 & 0 \\ 0 & -\beta_{fy} & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_{fz} \end{pmatrix} \quad (10)$$

式(10)是加速度计偏移误差。

式(3)中, δr^l 是位置误差矢量; δv^l 是导航系下的速度误差矢量; $\delta \varepsilon^l$ 是载体姿态误差矢量; $\delta \omega^l$ 是惯导陀螺仪的误差矢量; δf 是惯导加速度计的误差矢量。

为方便编程实现,将连续系统模型离散化后得到离散模型为

$$\delta z_k = H_k \delta x_k + \eta_k \quad (11)$$

$$\delta z_k = \begin{pmatrix} \varphi_{SINS} - \varphi_{GPS} \\ \lambda_{SINS} - \lambda_{GPS} \\ h_{SINS} - h_{GPS} \\ v_{e,SINS} - v_{e,GPS} \\ v_{n,SINS} - v_{n,GPS} \\ v_{u,SINS} - v_{u,GPS} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{SINS} - r_{GPS} \end{pmatrix} = \eta_k \quad (12)$$

式(11)中,由于 δx_k 内包含惯导系统的误差量,则量测矢量 δz_k 为GPS观测值与SINS预测值之差,如式(12)所示; H_k 表示量测噪声; η_k 表示零均值、方差为 R_k 的量测噪声。

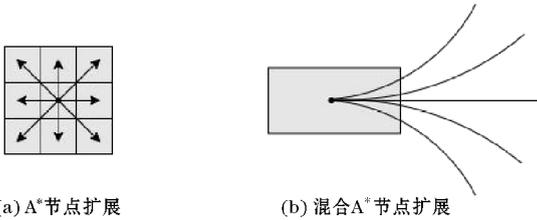
2 路径规划

混合 A* 算法最早应用于斯坦福自主研发的智能车 Junior 上,通过在车辆的控制中采样,将车辆的非完整性约束融入其中,再通过 A* 的算法流程搜索,其路径能够直接用于跟踪。

2.1 节点扩展方式

传统 A* 算法节点通常不考虑车辆非完整性约束,向网格周围四个或者八个方向扩展,如图 2(a) 所示。由于智能车无法原地旋转,因此这种扩展方式不符合智能车的运动方式。

混合 A* 在智能车的 3D 状态空间中 (x, y, θ) 离散采样,生成向一个方位、不同方向扩展的连续曲线,如图 2(b) 所示,通过该种扩展方式路径能够满足动力学约束。



(a) A* 节点扩展

(b) 混合 A* 节点扩展

图 2 A* 与混合 A* 节点扩展比较

2.2 估价函数

与传统 A* 算法一样,混合 A* 算法建立估价函数判断节点的优先性,其表达式为

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

其中, $g(n)$ 为起始节点到当前节点 n 的代价和,通过递推累加可得

$$g(n) = g(n_{\text{parent}}) + \text{cost}(n_{\text{parent}}, n) \quad (14)$$

$$\text{cost}(n_{\text{parent}}, n) = (1 + w_{\text{reverse}} + w_{\text{steer}} \cdot |\delta_{\text{parent}} - \delta_n|) \cdot s(n_{\text{parent}}, n) \quad (15)$$

其中, n_{parent} 表示节点 n 的父节点, $\text{cost}(n_{\text{parent}}, n)$ 表示 n 的父节点到节点 n 所需的代价, w_{reverse} 为智能车后退行驶的惩罚值, w_{steer} 为转角发生改变惩罚值, $s(n_{\text{parent}}, n)$ 表示从节点 n_{parent} 到节点 n 的实际行驶距离。惩罚向后行驶与方向改变的行为,能够使规划的路径更容易跟踪,尽量减少对智能车的操作。

$h(n)$ 表示节点 n 到目标节点的预估代价值。 $h(n)$ 由两种启发函数构成,取两者中的最大值作为节点 n 的预估代价值。如式(16)所示

$$h(n) = \max(h_1(n), h_2(n)) \quad (16)$$

第一种启发函数为忽略环境障碍物、考虑车辆的非完整性约束,即车辆的最小转弯半径,该值为当前节点 (x_n, y_n, θ_n) 到目标节点 $(x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}}, \theta_{\text{goal}})$ 的最短路径,该部分由 Reeds-Shepp 曲线或者 Dubins 曲线所获得。这

类启发函数能够提前剪除无法正确到达目标状态的节点。第二种启发函数则考虑环境障碍物、忽略车辆的非完整性约束,该值为当前节点 (x_n, y_n) 到目标节点 $(x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}})$ 的最短路径,由 A*、Dijkstra 等图搜索算法得到。

混合 A* 算法具体步骤描述如下:

Step1: 初始化地图,将当前智能车位置作为起始节点 StartNode,同时将该节点置入开列表 OpenList 中,表明该节点待扩展。

Step2: 若 OpenList 表无待扩展节点,则搜索失败,否则 OpenList 表弹出当前表中总代价值 $(f(n))$ 最低的节点,作为即将拓展的节点 $(node_i)$,同时将 $node_i$ 置入 ClosedLists 中。

Step3: 若 $node_i$ 在终点一定范围内,则用 Dubins 曲线扩展分析,若成功,则返回路径。

Step4: 若 $node_i$ 超出局部地图,则返回当前路径。

Step5: 扩展 $node_i$, 遍历其后续的每一个子节点 $(node_n)$ 。

(i) 计算 $node_n$ 到终点的启发代价值 $(h(n))$ 与从起点到当前点的累计代价值 $(g(n))$,两者求和得到总代价值,即 $f(n) = g(n) + h(n)$ 。

(ii) 若 $node_n$ 的原 $f(n)$ 比当前的 $f(n)$ 大,则将 $node_n$ 的父节点置为 $node_i$,同时更新 $node_n$ 的 $f(n)$,并将 $node_n$ 置入 OpenList 中。

Step6: 跳转至步骤 Step2。

3 系统搭建

3.1 车载传感器类型

实验平台为绿通 LT-A627 电动汽车,如图 3 所示。定位模块主要使用 Spatial NAV982 型号惯性导航系统,该系统集成 GPS 接收模块,可以实现组合导航定位。雷达使用 Velodyne VLP-16,可以实时扫描车辆周围的环境,从而获取车辆周围的目标信息,实现对周围目标的识别、跟踪等,传感器参数如表 1。车载计算机使用 neosys-Nuvo-7000,处理器为 Inter Core i7-8700,主频为 3.20 GHz,运行内存为 16 G,底层控制器使用 STM32-F407。上位机与下位机使用 RS232 串口通信。



图 3 电动绿通 LT-A627 电动汽车

表 1 传感器参数

| |
|------------------------------|
| 型号: Spatial nav982 |
| 水平位置精度: 1.2/0.01 SPS/RTK (m) |
| 垂直位置精度: 2.0/0.02 SPS/RTK (m) |
| 更新频率: 50 Hz |
| 速度精度: 0.007 m/s |
| 时间精度: 20 ns |
| 型号: VelodyneVLP-16 |
| 激光器数量: 16 |
| 垂直视角: 30° |
| 水平视角: 360° |
| 距离精度: ±3 cm |
| 垂直分辨率: 2° |
| 扫描频率: 5 ~ 20 Hz |
| 扫描频率: 0.3 M 点/秒 |



3.2 系统工作流程

ROS(robot operating system)^[15]是由斯坦福大学人工智能实验室发布的开源的机器人操作系统。该操作系统可以实现各个硬件模块的抽象、消息传递、底层的驱动协同管理,同时其分布式的特点,可以分模块进行开发,被广泛运用于机器人行业,故本系统采用基于 ROS/Ubuntu 16.04 的基本框架。在 ROS 操作系统框架下,系统工作流程如图 4 所示。系统开始工作时,惯导模块进行初始化,通过惯导模块内 GPS 接收车辆当前位置,实现惯导模块的初始对准。由于惯性器件是通过积分的方式工作,由上一时刻位置推算下一时刻的位置,因此只有初始位姿信息确定之后,惯导系统才能开始正常。同时,雷达初始化生成当前局部代价地图。系统初始化时间在 1 分钟左右,当初始化完成以后,车辆得到当前的位姿信息与周围环境信息,在给定车辆要到达的目标位置后,规划模块开始规划路径,规划好的路径由跟踪算法解算出车辆将要行驶的速度和转角信息。获取车辆将要行驶的速度和转角信息后,通过 RS232 串口下发给底层控制器控制车辆移动。在行驶过程中,规划模块会根据雷达扫描到的障碍物信息,实时重新规划新的路径,实现自主避障。

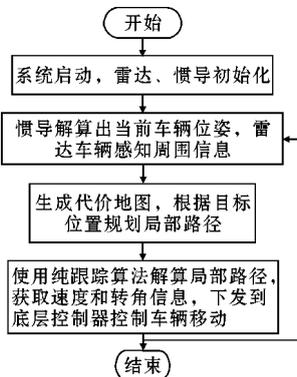


图 4 系统工作流程图

4 实验结果

为验证系统的有效性,各模块调试完成后,在 ROS 框架下进行联合调试,并使用 Rviz 进行界面可视化,实验场景为校园场景,全局地图采用成都信息工程大学分辨率为 0.2983 m/像素的栅格地图 (4846 × 2816),黑色方框标注为实验地点,如图 5 所示。为验证智能车在校园场景下是否能够实现自主导航规划,实验分为三部分:智能车对静态障碍物、动态障碍物避障和实际道路实测。本实验将在栅格地图上设置目标位置,使智能车自主导航规划到目标位置,通过转折数量(智能车规划路径 $\varphi > 40^\circ$ 为转角)和与障碍物的距离来评价规划的路径好坏。

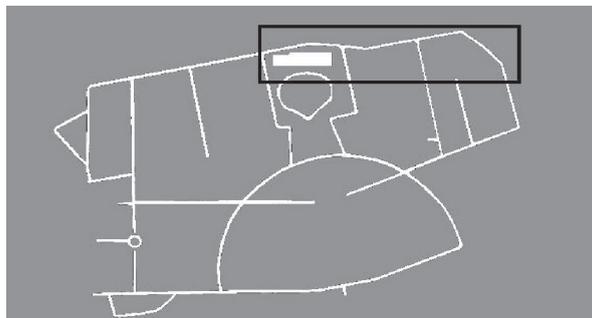
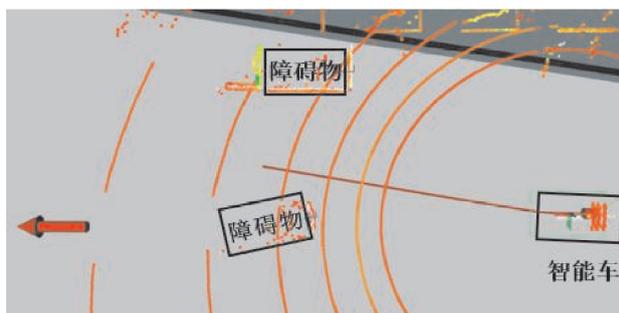


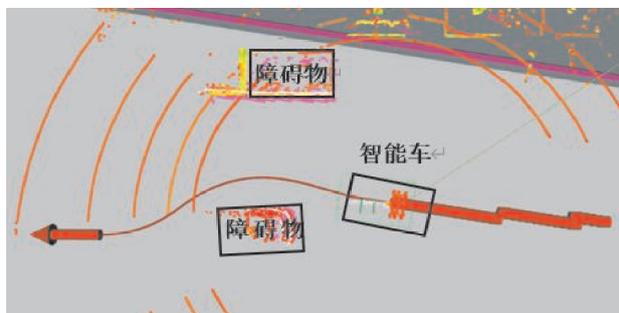
图 5 校园地图

4.1 静态障碍物避障实验

静态障碍物避障实验中,实验场景设置在空旷的场地上,障碍物在智能车前方,设置目标点使智能车自主绕过障碍物到达目标点。实验结果如图 6 所示。



(a) 规划局部路径



(b) 避障

图 6 车辆避障静态障碍物

图6中,连接车辆的红色细线条为局部规划路径,连接车辆的红色粗线条为行驶过的轨迹,红色箭头为目标位置以及目标位置车头朝向,白色点集为障碍物,车身周围圆圈为雷达激光扫描地面得到的结果。根据图6可知,车辆在静态障碍物的避障实验中,规划路线成功绕过车辆与目标点之间的障碍物,并与障碍物保持安全距离。

4.2 动态障碍物避障实验

动态避障实验中,给智能车设定目标位置,在车辆

向目标位置行进过程中,另外一辆车向反方向驶来,由于平台主要基于校园低速环境,故动态障碍物车辆速度在10 km/h左右,实验结果如图7所示。

如图7(a)所示,动态障碍物车辆在较远处时,智能车已规划出避障路径,车辆靠近时,局部路径规划出更大转角,使智能车快速绕开动态障碍物如图7(b)所示。图7(c)中可以明显观察到智能车驶过的轨迹,在对向车辆靠近时出现明显的大转角,智能车快速避开动态障碍物。图7(d)为智能车完整行驶轨迹。

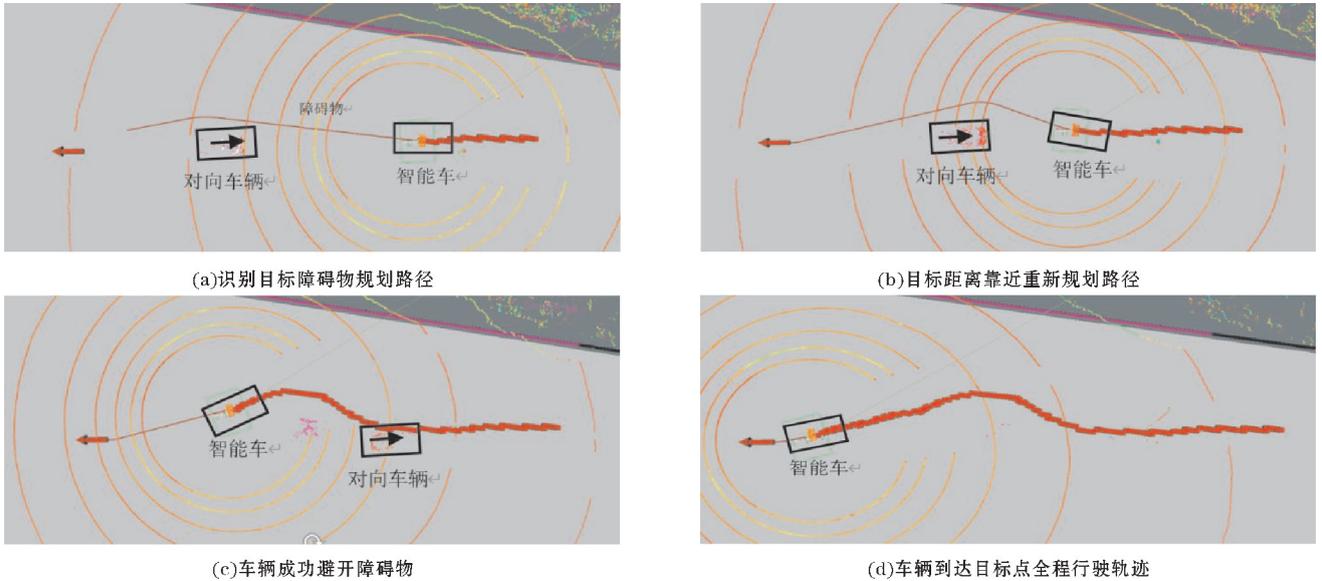


图7 车辆避障动态障碍物

4.3 校园道路实验

校园道路实测实验中,选取学校内一段路况相对较为复杂的路径作为实验场景,道路宽度为7 m左右,

该段道路一旁停有部分车辆及自行车,可行驶道路区域为4 m左右。途中常有行人来往,给定目标位置后,智能车需要从起始位置自主导航到目标位置。实验结果如图8所示。

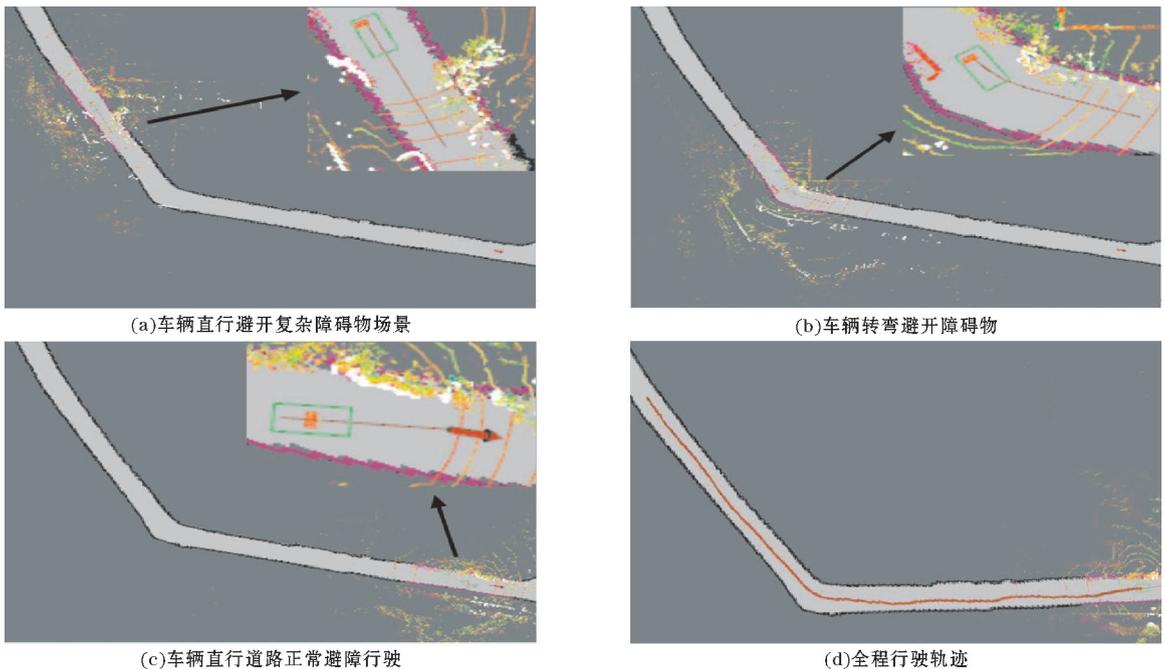


图8 校园道路实验结果

图 8 为道路实验结果。图 8(a) 中道路一旁停有车辆,道路另一旁有行人走过,智能车规划出安全路径行驶。图 8(b) 为驶过弯道,弯道外侧和内侧均有障碍物,智能车规划路径安全通过。图 8(c) 中,车辆到达目标位置。图 8(d) 为智能车行驶轨迹,全程行驶在道路内侧且未贴近路沿。在车辆行驶过程中对路径质量进行评价,其参数如表 2 所示。

表 2 路径评价

| 参数 | 静态避障 | 动态避障 | 道路实测 |
|------------------------------|------|------|------|
| 障碍物最近距离/m | 1.15 | 0.72 | 0.83 |
| 路沿最近距离/m | / | / | 1.13 |
| 最大转角/(°) | 29 | 38 | 39 |
| 转折数量($\varphi > 40^\circ$) | 0 | 0 | 0 |

由表 2 可以看出,无论是静态避障、动态避障还是道路实测实验,智能车均能与障碍物保持较安全的距离。道路实测时,智能车全程未贴近路沿,安全行驶在道路内侧。实验中最大转角为 39° ,转折数量均为 0,规划路径平滑符合车辆运动学约束,智能车跟踪路径平稳。

5 结束语

采用惯导和 GPS 组合导航的方式实现定位,利用激光雷达创建局部地图,利用混合 A* 算法在当前校园地图进行路径规划,纯跟踪算法对路径解算获取速度和转角,通过 RS232 串口实现与底层的通信,从而控制电机驱动车辆移动,实现了车辆的自主导航。在校园内进行实验,实验结果表明:(1)智能车在静、动态障碍物环境中,能够自主避障;(2)智能车在校园非结构化道路中,能够有效地自主规划出平稳安全的行驶路径,在遇到无法通行的障碍物前,车辆会采取制动操作等待障碍物消失或离开后重新规划路径。校园实验表明,系统能够实现在校园内进行自主导航,为针对特定应用场景的无人接驳车、无人清洁车及快递派送车等的功能型智能车提供了有效的自主导航解决方案。

参考文献:

- [1] Borenstein J, Everett H R, Feng L, et al. Mobile robot positioning-sensors and techniques [R]. DTIC Document, 1997.
- [2] 方辉. GPS 信号遮挡区的智能车定位方法研究 [D]. 上海:上海交通大学, 2010.
- [3] 刘少山, 唐洁, 吴双. 第一本无人驾驶技术书 [M]. 北京:电子工业出版社, 2017.
- [4] Lavelle S M. Planning algorithms [M]. Cambridge university press, 2006.
- [5] Kavraki L E, Svestka P, Latombe J C, et al. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces [J]. IEEE transactions on Robotics and Automation, 1996, 12(4): 566-580.
- [6] Lavelle S M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning [J]. Computer Science Dept. 1998, 98(11).
- [7] Karaman S, Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. The international journal of robotics research, 2011, 30(7): 846-894.
- [8] Gammell J D, Srinivasa S S, Barfoot T D. Informed RRT*: Optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic [C]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2014: 2997-3004.
- [9] Yang K, Moon S, Yoo S, et al. Spline-based RRT path planner for non-holonomic robots [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 73(1): 763-782.
- [10] 杨瑶, 付克昌, 蒋涛. 启发式 RRT 算法的 AGV 路径规划 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(12): 125-133.
- [11] Hart P E, Nilsson N J, Raphael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths [J]. IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100-107.
- [12] Stentz A. Optimal and efficient path planning for partially known environments [M]. Intelligent unmanned ground vehicles. Springer, Boston, MA, 1997: 203-220.
- [13] Harabor D, Grastien A. Online graph pruning for path-finding on grid maps [C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2011, 25(1).
- [14] Dolgov D, Thrun S, Montemerlo M, et al. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments [J]. The international journal of robotics research, 2010, 29(5): 485-501.

[15] 齐尧,徐友春,李华.一种基于改进混合 A* 的智能车路径规划算法[J].军事交通学院学报,2018,20(8):85-90

[16] 王勇祺,吕茵,董宇.基于 SLAM 的柏油马路智能清扫机器人[J].内燃机与配件,2020(5):222-223.

Design and Realization of Campus Intelligent Vehicle Positioning and Navigation System

DAI Cheng, CHENG Yongjie, JIANG Tao, XU Lin

(College of Control Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: In order to realize the autonomous positioning and navigation of the intelligent vehicle platform in the campus scene, a design method of the campus intelligent vehicle navigation system is proposed. The inertial navigation system is used to locate the intelligent vehicle, the lidar is used to create a local map, and the hybrid A* algorithm is used to plan a reasonable path in the local map. In the entire system, the upper computer obtains the data collected by the sensor, calculates the current posture of the intelligent vehicle through the inertial navigation system, the planning module obtains the current posture of the intelligent vehicle and the surrounding obstacle information, then carries out the path planning, and transmits the path information to the lower computer control module through the serial communication module, so as to realize the autonomous movement of the intelligent vehicle. The experimental results show that: in the campus, the intelligent vehicle can start from the starting point, autonomously plan the path and bypass obstacles to reach the target location, which verifies the effectiveness of the navigation system.

Keywords: intelligent vehicle; positioning; path planning; autonomous navigation