

10.16638/j.cnki.1671-7988.2025.012.004

基于 ROS 的室外无人车自主导航算法研究

王华东

(辽宁工业大学 汽车与交通工程学院, 辽宁 锦州 121001)

摘要: 针对大学生智能汽车竞赛中机器人操作系统 (ROS) 无人小车易受到外界环境干扰无法完成自主导航的问题, 文章提出了一种依靠激光雷达检测锥桶并实现主动避让的自主导航算法。首先, 使用 DBSCAN 聚类方法对感兴趣区域的点云进行聚类, 得到感兴趣区域内锥桶的空间位置坐标; 其次, 使用 Delaunay 算法对聚类后的锥桶中心位置点集进行三角剖分, 利用三次样条插值方法并通过当前点和历史点的加权平均来平滑路径; 最后, 将得到的规划路径通过 ROS 话题消息发送到小车的底层控制模块来控制小车跟踪行驶, 并在室外模仿赛场环境下进行实验验证。结果表明, 设计的自主导航算法能够满足比赛的要求, 避免了室外的其他干扰造成小车行驶偏离赛道的情况, 为大学生智能汽车竞赛中 ROS 无人小车的自主导航系统的设计提供了参考。

关键词: 大学生智能汽车竞赛; 激光雷达; 自主导航; 点云聚类

中图分类号: U469.696 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-7988(2025)12-17-07

Research on ROS-Based Autonomous Navigation Algorithms for Outdoor Unmanned Vehicles

WANG Huadong

(Automobile and Traffic Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China)

Abstract: Aiming at the problem that robot operating system (ROS)-based unmanned vehicles in the university student intelligent vehicle competition are prone to environmental interference and fail to achieve autonomous navigation, this paper proposes a lidar-based autonomous navigation algorithm for traffic cone detection and active avoidance. First, the DBSCAN clustering method is employed to process point cloud data within regions of interest, enabling precise identification of traffic cones' spatial coordinates. Subsequently, the Delaunay triangulation algorithm is applied to the clustered cone center points to establish topological relationships, followed by path smoothing using cubic spline interpolation combined with weighted averaging of current and historical data points. Finally, the planned trajectory is transmitted via ROS topic messages to the vehicle's low-level control module for autonomous tracking. Experimental validation conducted in outdoor simulated

收稿日期: 2025-04-03

作者简介: 王华东(1997—), 男, 硕士, 助理实验师, 研究方向为智能汽车感知、决策与控制, E-mail:2286372400@qq.com

competition environments demonstrates that the proposed navigation algorithm meets competition requirements, effectively preventing track deviation caused by external interference. This work provides a valuable reference for designing autonomous navigation systems for ROS-based unmanned vehicles in university student intelligent vehicle competitions.

Key words: university student intelligent vehicle competition; LiDAR; autonomous navigation; point cloud clustering

汽车产业的繁荣发展能给社会带来巨大的经济效益，随着近年来传感器精度和计算机算力的不断提高以及大数据的应用，使得人工智能得到迅速的发展，汽车也从传统产业向着电动化、智能化和网联化的方向发展^[1]。社会的发展需求促使汽车产业加速向智能化方向迈进，许多车企早已开始对智能汽车的研究。如今无人驾驶汽车也被开始应用在露天矿区^[2]、封闭园区^[3]和农业耕作^[4]等场景。为加强大学生的创新意识、合作精神以及实践能力的培养，教育部委托高等学校自动化专业教学指导分委员会主办全国大学生智能汽车竞赛，并以此促进高等学校加强对学生创新精神、协作精神和工程实践能力的培养，提高学生解决实际问题的能力。同无人驾驶汽车一样，机器人操作系统（Robot Operating System, ROS）无人小车也主要分为三大模块：环境感知、决策规划以及运动控制。近年来，如何使得汽车能够准确的感知周围环境并能够自主导航行驶成为许多学者研究的热点问题。

文献[5]提出了一种基于多目标评价函数路径评价的局部路径规划模型决策规划方法，该方法解决了自动驾驶车辆遇到交通参与者和其他障碍物时的道德模型分歧问题。文献[6]提出了一种基于单步动量更新机制的对抗双深度 Q 网络（Double Deep Q Network, DDQN）算法，通过实验证明单步动量更新的对抗 DDQN 算法能提高自动驾驶汽车行为决策的收敛速度。文献[7]将深度神经网络的非线性自适应控制器应用在四旋翼飞行器的姿态控制系统，并展示了在模型不确定性较高的干扰飞行条件下依然能够对姿态保持良好的控制性能。文献[8]提出了一种在模拟城市交通场景中训练自动驾驶汽车的方法，使其能够在通过无信号灯十字路口时自行判断路况。文献[9]提出了一种自适应轨迹跟踪控制方法，利用反步法考虑将自适应控制增益与转向饱和相结合，以增强轨迹跟踪能力，同时确保指令在输入边界内。文献[10]

开发了一种分层方法，将无模型策略梯度法与传统的比例-积分-微分（Proportion Integration Differentiation, PID）控制器相结合，以实现稳定的学习。文献[11]避开以往的研究主要集中在离线环境下让模型通过不断增加的任务从与地面实况注释配对的样本中学习。而是将重点放在半监督在线持续学习，让模型从无标签样本中学习新的分布。文献[12]为了开发高性能的自动转向控制策略，设计出一种基于滑模变结构的控制方法，通过实验证明这种自动转向控制算法具有很高的跟踪精度，同时具备良好的鲁棒性和实时性。文献[13]介绍了一种使用无人水面舰艇的有效覆盖特定区域的路径规划方法。文献[14]将距离误差和任务优先级作为优化的目标，同时结合动态事件触发器和虚拟智能体来实现对障碍环境下的无人车编队进行控制。文献[15]针对复杂环境下的无人驾驶轮毂电机分布式驱动电动汽车，提出一种多智能体协调差速转向控制策略。文献[16]将深度 Q 学习（Deep Q-learning）与动态规划 Q 学习（Dyna Q-learning）应用在无人机路径规划中，为无人机路径规划技术及其多场景工程化应用提供了理论参考。

以上研究无论是无人车编队还是无人机，要实现对其周围环境准确的感知以及轨迹跟踪精准的控制都需要对传感器和控制器提出很高要求。大赛为保证比赛的公平性，要求使用成本较低且相同的硬件设备，在成本较低且算力有限的情况下，如何合理地设计算法并完成比赛任务成为解决问题的关键。本论文针对智能汽车竞赛中 ROS 无人车易受到外界环境干扰无法完成自主导航的问题，设计了一种依靠激光雷达检测锥桶并实现主动避让的自主导航算法。

1 基于 DBSCAN 聚类的锥桶环境感知算法

ROS 无人车在比赛中需要运行两圈，赛道由

两侧大小尺寸相同的锥桶组成，由于锥桶之间的距离较小，且在回头弯处锥桶比较密集，容易受到其他锥桶的干扰导致小车驶出原有的预定赛道。因此，在使用激光雷达作为传感器时，需要对其扫描的范围和距离进行合理地限制，将距离车体较近和距离较远的点云滤除，以此来提高对赛道锥桶的检测准确率。

ROS 无人车采用激光雷达来感知周围环境，

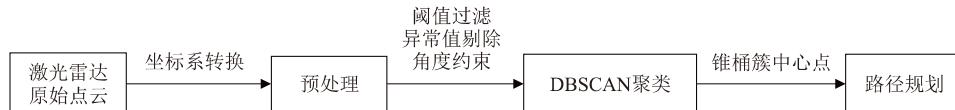


图 1 基于 DBSCAN 聚类的锥桶感知算法示意图

1.1 雷达坐标系转换

激光雷达的数据使用极坐标来表示，为了将这些数据应用在小车建模和控制当中，需要将极坐标转换为直角坐标系，转换公式如下：

$$\begin{cases} x = r \cdot \cos \theta \\ y = r \cdot \sin \theta \end{cases} \quad (1)$$

式中， r 为激光雷达测量的距离； θ 为测量点的角度； x, y 为直角坐标系的坐标。

1.2 数据预处理

为保证算法的实时性和准确性，需要对激光雷达的数据加以处理，对于激光雷达一些噪声或者异常值需要剔除，因此，本文采用三种方法对数据进行预处理。

1) 阈值过滤：剔除过近或过远的测量值。

2) 异常值剔除：根据测量值的标准差或与周围值的偏差来剔除离群点。

3) 角度范围过滤：根据需要仅选择激光雷达前方特定角度范围的数据。

数据预处理详细过程如下，本算法流程主要包含四个核心处理阶段：

首先，进行激光雷达数据预处理，从前置激光雷达设备获取原始扫描数据，提取关键参数包括距离测量数组（ranges）和角度分辨率参数（angle_increment），这些基础数据为后续处理提供空间感知输入。

其次，对前方区域进行聚焦处理，通过定义小车正前方关键感知区域的角度范围（ $0\sim100^\circ$ 和 $200\sim360^\circ$ ），将角度值转换为弧度单位后，建立双重条件筛选机制：既满足角度范围要求，同时符合有效距离约束（ $0.2\sim6.0$ m）。通过数学运算获得对应的索引序列，最终提取出具有实际意义的前方区域数据集 front_ranges 和 front_angles。

基于 DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)聚类的锥桶环境感知算法如下：首先使用激光雷达采集原始点云，然后对原始点云数据进行预处理，通过阈值滤除、异常值剔除和角度约束等方法对噪声点云进行移除，使用 DBSCAN 对处理后的点云进行聚类，最后提取出聚类后的中心点作为路径规划的锥桶的中心点，基于 DBSCAN 聚类的锥桶感知算法如图 1 所示。

之后，执行坐标空间转换与区域过滤，采用极坐标向笛卡尔坐标的转换公式，将筛选后的点云数据映射到二维平面坐标系。在此过程中实施双重空间约束：纵向坐标 y 限制在 $[-1.8, 2$ m] 区间，以确保侧向安全边界；横向坐标 x 强制大于 -0.1 m，以排除车辆后方干扰点，由此构建出精确的兴趣区域点云集合 xy_points。

最后，进行离群点智能剔除，运用统计学分析方法计算点云分布特征。通过计算各点到点云质心的欧氏距离，建立基于正态分布假设的动态阈值模型（阈值=平均距离+2 倍标准差），有效识别并剔除偏离主要点云分布的异常值。该处理显著提升了后续 DBSCAN 聚类算法的鲁棒性，为准确识别锥桶空间布局奠定数据基础。整套处理流程在 Python 环境下实现，依托 numpy 进行高效矩阵运算，确保算法满足实时性要求。

1.3 DBSCAN 聚类算法

DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法，它通过密度定义区域，将相互接近的点分配到同一簇，而不会受到噪声点的影响^[17-18]。为使锥桶点云数据尽可能聚集成簇群，考虑算法的实时性和赛场环境下锥桶之间的距离，采用基于 DBSCAN 聚类的方法对锥桶点云进行聚类。通过以上点云处理可以有效地降低点云数量，尽可能只留下锥桶的点云。

DBSCAN 包含两个重要的参数：每个点的邻域半径和构成一个簇所需的最小点数，前者是如果两个点之间的距离小于阈值，则这两个点被认为是邻近的；后者为如果一个点的邻域内包含至少最小点数，则该点被认为是核心点，并可以扩展为簇的一部分。最终所有点会被分为三类：核心点、边界点和噪声点。如图 2 所示：其中核心

点为 C, 边界点为 B, 噪声点为 N 表示。DBSCAN 聚类算法的流程图如 3 所示。

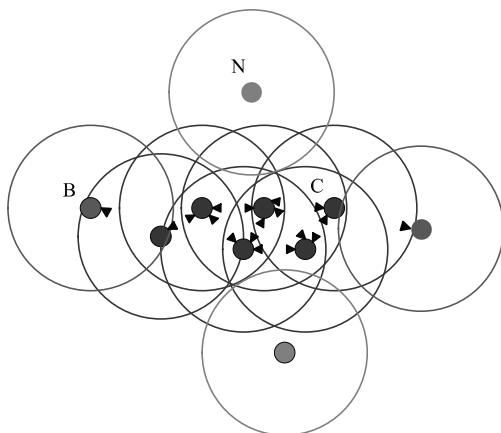


图 2 DBSCAN 聚类原理

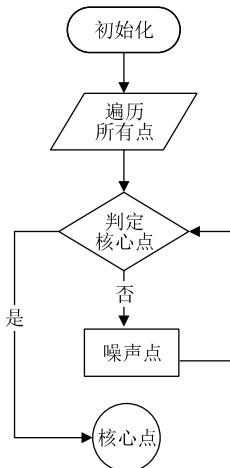


图 3 DBSCAN 聚类流程图

经过对原始点云数据实施基于密度的 DBSCAN 聚类算法处理, 成功实现了对离散点云的分区与噪声抑制。通过设定合理的邻域半径 (0.4 m) 和最小聚类点数 (5) 参数组合, 该算法有效克服了传统聚类方法在非均匀分布场景下的局限性。



图 4 聚类结果图

经空间密度聚类后, 精确剔除了地面反射噪声和离散干扰点云, 仅保留表征目标锥桶特征的有效点云簇。如图 4 所示的可视化结果中, 灰点表示有效锥桶簇, 这种处理方式为后续路径规划模块提供了高信噪比的输入数据。

2 基于 Delaunay 三角剖分的路径规划算法

在经过聚类算法后得到锥桶簇的中心点, 采用 Delaunay 三角剖分算法对得到的中心点生成满足条件的三角形网格, 然后提取三角形网格公共边的中点, 最后拟合这些点的集合生成路径跟踪的轨迹。

2.1 Delaunay 三角剖分原理

Delaunay 三角剖分是计算几何中的一种重要方法^[19-20], 用于将一组平面点集连接成三角形网络。其核心原理基于以下两个关键特性: 空圆准则和最大化最小角。

空圆准则是在 Delaunay 三角剖分中, 任意三角形的外接圆 (称为 Delaunay 圆) 内部不包含其他点集中的点, 这一准则保证了三角剖分的唯一性 (除非存在四点共圆的情况)。若存在共圆点, 可能产生多种剖分方式, 但通过扰动点或添加约束可消除歧义。空圆准则优化了三角形的形状, 避免产生过于“尖锐”的三角形。

最大化最小角原则是在所有可能的三角剖分中, Delaunay 剖分使得每个三角形的最小内角达到最大。由于大角度比小角度更稳定, 因此这种特性减少了数值计算中的误差。

2.2 基于三角剖分的路径规划

在获取目标锥桶的离散点簇后, 本研究采用 Delaunay 三角剖分算法对点集进行拓扑重构。该算法基于空外接圆准则构建三角形网络, 其最大最小角特性可有效避免病态三角形的产生。初始生成的三角网覆盖了左右路径边界内的可行区域, 但由于传感器噪声和点云密度不均的影响, 网络中仍存在三类异常拓扑结构需要滤除:

- 1) 边长约束机制: 设定最大允许边长阈值 $L_{\max}=2.0$ m, 通过遍历三角形各边进行几何验证, 当边长 $L_{ij} > L_{\max}$ 时, 判定该边长跨越了锥桶间的最大间隙或连接了非连续锥桶, 触发边缘剔除操作, 可确保路径规划仅考虑局部安全邻域内的拓扑关系。
- 2) 锐角筛选策略: 对三角形的内角进行检测,

通过余弦定理计算出三角形内角的余弦值，排除狭长三角形，减少路径贴近障碍物顶点的风险。

3) 顶点度优化：建立顶点邻接边数统计矩阵 $D=[d_1, d_2, \dots, d_n]$ ，设定顶点最大度数 $d_{\max}=4$ 。对超限顶点实施边权值排序，优先保留最短的 d_{\max} 条边，该方法有效控制了网络的复杂度。

在经过以上过滤后得到了道路边界内的三角剖分结构，为接下来路径点的提取打下基础。经过上述多级过滤，最终获得符合道路几何约束的 Delaunay 三角形网络。通过以上过滤约束，移除了一些异常三角形，同时保持了有效路径空间覆盖率，显著提升了后续路径点提取算法的鲁棒性，为轨迹生成提供了高质量的拓扑骨架。

2.3 路径优化与平滑

在滤除不符合的三角形网络结构后，提取相邻三角形公共边的中点作为规划的路径点集，将小车当前实时坐标位置也加入路径的点集当中，采用三次样条插值的方法^[21]，对路径点按 x 坐标排序后，生成连续曲线，结合当前与历史中点的权重比例来平滑路径，防止路径曲线的异常抖动。从图 5 中可以看到以锥桶两侧为边界生成的三角剖分结构，中间的曲线为当前小车的规划轨迹路线，规划的路径较为平滑准确。

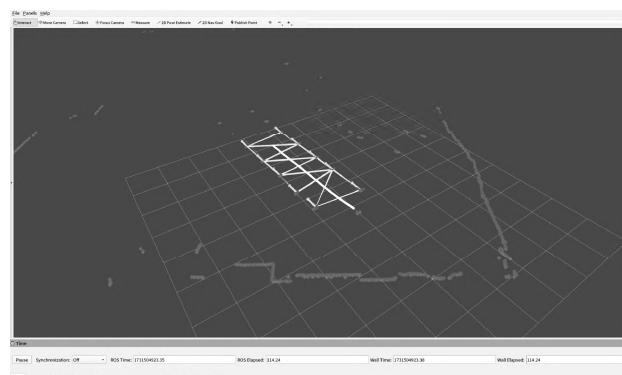


图 5 路径规划图

3 实验验证与分析

3.1 实验环境

按照赛场规则摆放锥桶进行实验，激光雷达的参数为 10 Hz 自适应扫描频率、激光测距每秒 5 000 次、16 m 测量距离、测量量程解析度 0.1%、A6 核 ARM 64 位处理器，主频为 2 GHz，硬件配置如表 1 所示。

使用 ROS 无人车对本文提出的算法进行验证，将本文提出的自主导航算法布置在 ROS 无人

车上并进行调试，在 ROS 下调出 Rviz 可视化界面对实验结果进行验证。

表 1 硬件配置参数表

参数	型号
主处理器	昇腾 310
主控 MCU	单片机 MC9S08AC16CFGE
内存	4 GB
操作系统	Ubuntu18.04

3.2 实验结果与分析

本文在校园内模仿赛场环境，并针对比赛要求，将锥桶按照赛事要求摆放进行实车测试，证明本文提出的自主导航算法的有效性。依据比赛要求，场地为不规则环形场地，由红蓝两色锥桶搭建而成，整体赛道由直线区域、S 弯、圆形区域等部分元素构成。ROS 无人车需要在环形赛道上完成两圈的环绕任务，其中第一圈为认知赛道，需要进行自主导航。赛道地图如图 6 所示。

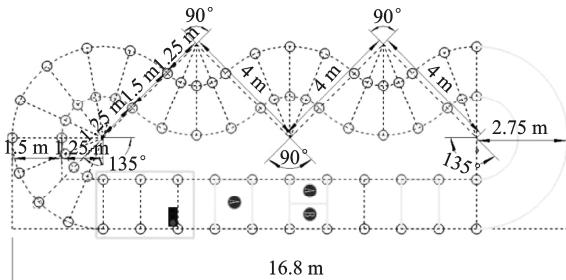


图 6 赛道示意图

为了更好地测试本文提出的自主导航算法在赛场环境下的有效性，依照比赛要求摆放锥桶，将算法移植到 ROS 无人车上，设定 ROS 无人车以 1 m/s 的速度行驶，在 ROS 操作系统下调出 Rviz 可视化界面来对算法进行验证。其中测试可视化结果如图 7 所示，赛车能够在没有先验地图的情况下自主导航并建立赛道地图，同时在曲率较大的弯道处并没有受到周围墙体的影响，证明了本

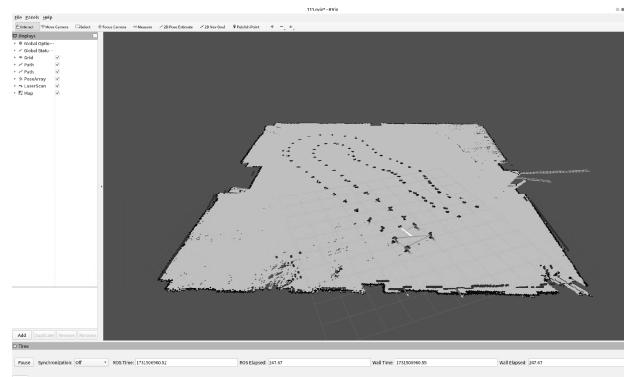


图 7 模拟赛道上路径规划的可视化结果



图8 模拟赛道实车测试

文提出的自主导航算法的有效性。模拟赛道实车测试现场如图8所示。

4 结语

为解决ROS无人车在比赛过程中易受到干扰的问题，本文提出了一种依靠激光雷达检测锥桶并实现主动避让的自主导航算法。通过对激光雷达采集的锥桶点云进行预处理，通过阈值过滤、异常值剔除和角度范围过滤的方法，实现了对其他干扰点云的滤除；利用DBSCAN聚类算法对锥桶点云进行聚类，得到了只有目标锥桶的点云位置信息；采用Delaunay三角剖分算法对得到的锥桶点云簇进行三角网络划分，通过边长限制、锐角筛选和顶点边数限制来滤除不符合的三角形结构，避免了其他因素对规划轨迹的干扰；通过提取相邻三角形公共边的中点来获得路径规划的拟合点集，利用三次样条插值的方法来拟合生成路径规划曲线，并结合当前位置与历史路径来生成跟踪的轨迹，使得跟踪的轨迹更加平滑。通过实验对算法进行了验证，实验结果表明，该算法能够实现ROS无人车在赛场环境下的自主导航行驶，具有良好的准确性和实时性，解决ROS无人车在比赛过程中易受到干扰的问题，对智能车竞赛中基于激光雷达的自主导航实现提供了参考。

本文主要针对激光雷达的自主导航算法进行研究，在未来考虑将相机融入到感知算法当中，更能提高小车自主导航算法的鲁棒性，不仅可以得到更加丰富的纹理信息，而且还能有效地提高小车对环境的抗干扰能力。

参考文献

- [1] 张新钰,卢毅果,高鑫,等.面向智能网联汽车的车路协同感知技术及发展趋势[J].自动化学报,2025,51(2):233-248.
- [2] 白仁喜.露天矿无人驾驶运输系统安全技术[J].工矿

自动化,2023,49(S2):165-170.

- [3] 叶明,周俊充,郑毅,等.封闭园区内无人驾驶洗扫车路径规划及控制[J].计算机应用研究,2023,40(4):1000-1005,1018.
- [4] 陈仲举,谢斌,罗振豪,等.无人驾驶电动拖拉机犁耕机组路径跟踪与耕深模糊控制策略研究[J].农业机械学报,2024,55(12):491-504.
- [5] WANG L,JING H,ZHONG G,et al.Research on Autonomous Vehicle Obstacle Avoidance Path Planning with Consideration of Social Ethics[J].Sustainability,2024,16(11):1-16.
- [6] SHI P,ZHANG J,HAI B,et al.Research on Dueling Double Deep Q Network Algorithm Based on Single-Step Momentum Update[J].Transportation Research Record,2024(7):288-300.
- [7] LAMB Z O,BELL Z I,LONGMIRE M A,et al.Deep Nonlinear Adaptive Control for Unmanned Aerial Systems Operating under Dynamic Uncertainties[J].arXiv:2310.09502,2023.
- [8] TSAI J,CHANG Y T,CHEN Z Y,et al.Autonomous Driving Control for Passing Unsignalized Intersections Using the Semantic Segmentation Technique[J].Electronics,2024,13(3):13030484.
- [9] HU J,ZHANG Y,RAKHEJA S.A Daptive Trajectory Tracking for Car-Like Vehicles with Input Constraints [J].IEEE Transactions on Industrial Electronics,2021,69(3):2801-2810.
- [10] LI S,LIU T,ZHANG C,et al.Learning Unmanned Aerial Vehicle Control for Autonomous Target Following[J].arXiv:1709.08233,2017.
- [11] LIU B,YAO D,YANG R,et al.Semi-Supervised Online Continual Learning for 3D Object Detection in Mobile Robotics[J].Journal of Intelligent & Robotic Systems,2024,110:1-16.
- [12] WANG P,GAO S,LI L,et al.Automatic Steering Control Strategy for Unmanned Vehicles Based on Robust Backstepping Sliding Mode Control Theory[J].IEEE Access,2019,7:64984-64992.
- [13] RAMKUMAR S S K,HAMEED I A,MISHRA D.A Coverage Path Planning Approach for Environmental Monitoring Using an Unmanned Surface Vehicle[J].Ocean Engineering,2024,310(10):118645.
- [14] ZHANG S,WU Y,WANG Y,et al.Formation Obstacle Avoidance Based on Model Predictive Control for

- Unmanned Vehicles[J].Transactions of Beijing Institute of Technology,2025,45(1):34-41.
- [15] NIU Q,WEI W.Coordinated Differential Steering Control of Distributed Drive Unmanned Vehicle Based on Multi-agent[C]//2024 7th International Conference on Power Electronics and Control Engineering (ICPECE 2024).London:IOP Publishing,2025:012025.
- [16] ZAMOUM Y,BAICHE K,BENKEDDAD Y,et al.Modern Artificial Intelligence Technics for Unmanned Aerial Vehicles Path Planning and Control[J].Bulletin of Electrical Engineering and Informatics,2025,14(1):153-172.
- [17] 李彩虹,何晨阳,高锋,等.一种基于目标点云分布特性的动态聚类算法[J].汽车安全与节能学报,2024,15(2):261-267.
- [18] 葛程鹏,赵东,王蕊,等.基于改进 DBSCAN 和距离共识评估的分段点云去噪方法[J].系统仿真学报,2024,36(8):1800-1809.
- [19] 王超,王立勇,苏清华,等.一种改进 Delaunay 三角剖分的临时道路检测方法[J].重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(6):85-92.
- [20] 丁炳超,王立勇,张政,等.克服可见性约束的临时道路局部路径规划算法[J].重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(10):239-246.
- [21] 刘成志,吴念慈.双三次 B 样条曲面插值的交替迭代逼近方法[J/OL].计算机辅助设计与图形学学报,1-10[2025-03-24].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2925.TP.20241105.1416.002.html>.

(上接第 16 页)

南昌大学,2023.

- [4] 李震.新能源汽车生态型商业模式及其对品牌竞争力的影响[D].北京:北京交通大学,2021.
- [5] 凌濛.新能源汽车市场发展趋势与营销策略探究[J].汽车与驾驶维修(维修版),2024(9):13-15.
- [6] 王湘玉,李可强,高丽辉,等.基于 Bass 模型的新能源汽车销量及碳减排量预测[J].河北科技师范学院学报(社会科学版),2024,23(2):103-108.
- [7] 韩世峰,程旖婕.后补贴时代新能源汽车产业展望:政

策梳理与技术分析[J].科技和产业,2023,23(22):199-208.

- [8] 姜佳辰,梅语欣,潘姚瑶,等.新能源汽车的发展评估与销量预测[J].台州学院学报,2024,46(3):9-15.
- [9] 吉宝卫.政府政策对新能源汽车销量的影响研究[D].上海:华东政法大学,2017.
- [10] 张兵,韩天轮.新基建对新能源汽车销量的影响[J].内蒙古大学学报(哲学社会科学版),2023,55(5):101-109.
- [11] 范文清.智能电动车售后问题频出消费者权益保护亟待升级[N].每日经济新闻,2023-11-08(1).