

# 基于改进霍夫变换与近场滑动窗口的自行车机器人车道视觉识别方法

关皓轩, 段雨薇, 李思奇

(北华航天工业学院电子与控制工程学院, 河北 廊坊 065000)

**摘要:** 针对自行车机器人在室外车道循迹过程中容易受到光照变化、阴影干扰、车道线缺失等因素影响的问题, 提出一种基于改进霍夫变换与近场滑动窗口的车道视觉识别方法。该方法首先对采集图像进行逆透视变换、边缘检测、中值滤波、ROI 裁剪和形态学处理, 得到适合车道线提取的二值图像; 然后采用改进霍夫变换对车道线进行初步检测并剔除不符合斜率与长度的车道线, 结合近场多层滑动窗口对车道边界进行精确校正, 并推到是否进入多场景检测拓补车道线; 针对单侧或双侧车道线缺失情况, 引入多场景状态机进行路径重构; 最后通过级联滤波平滑横向偏差输出。实验结果表明, 该方法能够提高车道线识别的连续性和稳定性。

**关键词:** 自行车机器人; 车道识别; 霍夫变换; 滑动窗口; 路径重构; 视觉循迹

**基金项目:** 北华航天工业学院创新资助项目“无人驾驶自行车的自主平衡控制与循迹技术研究”(YKY-2025-13); 河北省高等学校科学技术项目“具备感知行为的机器人诊疗康复交互演化机理研究”(QN2024181)

## 1. 引言

车道视觉识别是自行车机器人实现自主循迹和路径跟踪的基础。由于自行车机器人横向稳定性较弱, 视觉偏差输入若出现较大跳变, 容易引起循迹与转向控制不稳定, 甚至影响车体平衡<sup>[1]</sup>。

目前常用的车道识别方法包括 Canny 边缘检测、霍夫变换、逆透视变换和滑动窗口搜索等<sup>[2]-[4]</sup>, 这类方法结构简单、计算量小, 适合部署在 STM32 等低算力嵌入式平台上, 但在光照变化、阴影遮挡、车道线磨损和弯道场景下, 容易出现误检、漏检或车道线漂移等问题。近年来, RESA、CondLaneNet、YOLOP 等深度学习方法提升了复杂场景下的车道检测效果<sup>[5]-[7]</sup>, 但其对计算资源、存储空间和训练数据要求较高, 难以直接应用于低成本自行车机器人平台。

因此, 本文提出一种基于改进霍夫变换与近场滑动窗口的车道视觉识别方法<sup>[8]</sup>, 并结合多场景状态机和级联滤波机制, 提高复杂环境下车道线识别的稳定性, 为自行车机器人路径跟踪提供可靠的横向偏差输入。

## 2. 车道视觉识别系统总体设计

本文视觉识别系统主要由单目摄像头进行图像采集; 经过图像预处理进行二值化、转换视角、裁剪感兴趣区域等后提取车道候选边缘; 然后改进霍夫变换粗提取获得初始车道线位置; 随后, 近场滑动窗口精校正对车道线进行进一步搜索和校正并根据车道线检测状态判断是否需要路径补偿或重构; 最后通过横向偏差计算和滤波输出拟合车道路径。系统流程如图 1 所示。

视觉识别输出横向偏差值, 该误差值将进一步发送给底层控制器, 用于转向调节或路径跟踪控制。本文方法与直接使用整幅图像进行车道搜索不同, 该方法更加关注与当前车辆状态关系最密切的近场区域, 从而减少远场畸变和噪声对控制输入的影响。

**作者简介:** 关皓轩(2002—), 男, 硕士研究生, 研究方向为控制工程;  
段雨薇(2005—), 女, 在读本科生, 研究方向为控制工程;  
李思奇(1984—), 女, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为控制工程。

**通讯作者:** 关皓轩, 邮箱: hoshine@stumail.nciae.edu.cn

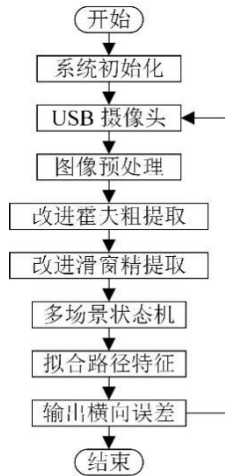


图1 车道视觉识别系统总体设计流程图

## 2.1 图像预处理方法

图像预处理是为了减小透视畸变和环境噪声对车道线检测的影响,本文方法对原始图像依次进行四点逆透视变换、Canny 边缘检测、中值滤波、ROI 裁剪和形态学膨胀处理,得到用于后续线特征检测的二值图像。

其中,四点法逆透视变换的作用是将前视图像转换为鸟瞰图,使车道线在图像中更加接近平行分布,便于后续搜索和拟合,其基本形式为与模型图如图2所示:

$$\lambda \begin{bmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

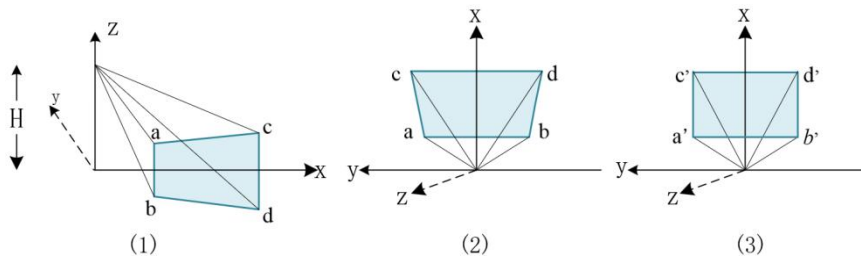


图2 四点法逆透视变换模型图

其中,  $(u, v)$  为原始图像像素坐标,  $(u', v')$  为逆透视变换后的像素坐标,  $H$  为单应性矩阵,  $\lambda$  为归一化系数。

经过逆透视变换后,采用 Canny 算子提取车道线边缘;为了降低噪声点对识别结果的影响,进一步利用中值滤波去除孤立噪声,并通过 ROI 区域裁剪保留道路主要区域;最后采用形态学膨胀增强车道线边缘的连续性,为后续霍夫变换和滑动窗口检测提供较稳定的输入。

## 2.2 改进霍夫变换车道线初始检测

该方法首先对预处理后的鸟瞰图进行二值化与空间掩码筛选,提取原始像素点为后续算法做基础,然后采用改进霍夫变换完成车道线初检:通过设置极径、极角及累加器阈值,保留满足角度约束的有效直线,转换为像素坐标,为后续滑动窗口精校准提供参考车道线数值。

## 2.3 改进滑动窗口精校准算法

传统滑动窗口需要对整幅图像进行多层遍历,计算量大,且极易受远端畸变影响,本文为适应欠驱动自行车对近场的高频控制需求,提出一种近场滑动窗口方法,该法仅在鸟瞰图底部 6 层区域内执行搜索,以突出当前车辆状态最相关的近场区域,从而减少无效计算并抑制远端误差。同时,该法为了防止在遮挡、弱纹理和强光场景中出现漂移,设置最小像素阈值  $N_{\min}$ ,仅当窗口内有效像素超过阈值  $N \geq N_{\min}$  时更新中心,否则触发自适应冻

结机制并保持上一帧结果，该方法提高了车道线检测在复杂场景下的连续性与鲁棒性。

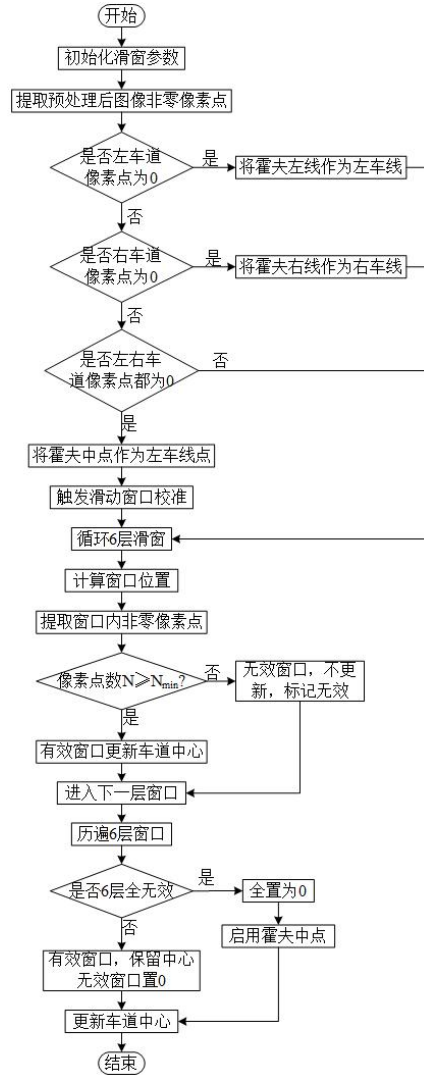


图3 近场滑动窗口精校正算法流程图

## 2.4 多场景状态机路径重构

实际跑道环境中，车道线极受遮挡、光照变化影响，左右车道线可能出现单侧或双侧缺失，本文提出一种多场景状态机方法，保证观测的连续性，算法通过评估左右车道的有效置信度，自适应触发车道推断与动态补偿策略，确保路径偏差  $E_x$  的全局连续性。

当左右车道线均被完整检测时，系统直接利用两侧车道线计算车道中心，得到车辆横向偏差，同时该方法采用取整简化逻辑，正负号表征偏移方向。

$$E_x = \text{int}(X_{\text{mean}} - X_{\text{center.dyn}}) \quad (2.3)$$

当仅有一侧车道线可用时，系统利用有效边界及  $\Delta X_{\text{fix}}$  进行对称推断，重建另一侧车道线位置，并估计车道中心。当左线丢失时：

$$X_{\text{right.der}} = X_{\text{left.mean}} + \Delta X_{\text{fix}} \quad (2.4)$$

同理，右线丢失时：

$$X_{\text{left.der}} = X_{\text{right.mean}} - \Delta X_{\text{fix}} \quad (2.5)$$

其中，左、右及中心车道线的均值横坐标分别为  $X_{\text{left.mean}}$ 、 $X_{\text{right.mean}}$ 、 $X_{\text{mid.mean}}$ ，推断车中心为  $X_{\text{mean}}$ ，车辆动态中心为  $X_{\text{center.dyn}}$ ，车道宽度几何约束先验  $\Delta X_{\text{fix}}$ 。

该方法在左右车道同时缺失的极端情况下，系统以  $X_{\text{mid.mean}}$  作为重构车道线中心基准，引入动态偏移阈值  $\Delta th$ ，推断当前路径中心。若  $X_{\text{mid.mean}} < X_{\text{center.dyn}} - \Delta th$ ，视为车体处于左侧，将中线视作左车道向右推断；反之亦然。若  $|X_{\text{mid.mean}} - X_{\text{center.dyn}}| \leq \Delta th$ ，系统则判定车体处于压线状态并触发强制停车干预。当左右边界及中线均低于置信

度阈值时，系统判定进入全盲状态，此时切断路径前馈并下发停止指令，以避免误检引起错误控制，保证系统运行安全。

### 3. 偏差滤波与通信输出

为抑制非线性环境干扰下的偏差跳变，防止执行器剧烈抖动，本文设计一种级联滤波算法：针对高频噪声，通过对连续  $N$  帧偏差值  $E_{x,i}$ ，得到滤波后均值  $\overline{E_x}$  如式(2.5)；针对低频突变，设差值阈值  $Z$  限制相邻两次指令变化幅度，根据当前值  $X_{send}$  与历史值  $X_{send,old}$  的和值  $X_{max}$  与差值  $X_{min}$  进行修正，如式(2.6)，实现转向动作渐进式调整，避免姿态失控。

$$\overline{E_x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_{x,i} \quad (2.5)$$

$$X_{send}^{smooth} = \begin{cases} \frac{X_{max}}{2}, |X_{min}| \leq Z \\ X_{send,old} - \left(\frac{X_{max}}{2}\right), |X_{send,old}| \geq |X_{send}| \\ X_{send,old} + \left(\frac{X_{max}}{2}\right), |X_{send,old}| < |X_{send}| \end{cases} \quad |X_{min}| > Z \quad (2.6)$$

该滤波方法通过级联平滑处理输出偏差值  $X_{send}^{smooth}$ ，能够提高系统在复杂环境下的平滑性。最终，横向误差值通过高速 UART 总线发送至底层驱动器，通信数据采用 16 位有符号整数编码，并设置校验机制保证传输可靠性。同时，该指令在 115200 波特率下，单次指令传输时间约为 0.14ms，可满足欠驱动自行车对高频闭环控制的实时要求。

## 4. 实验结果与分析

### 4.1 图像预处理验证

如图 4 展示了图像预处理结果。经过预处理后车道线边界更加清晰，为后续车道线检测与路径估计提供了输入。

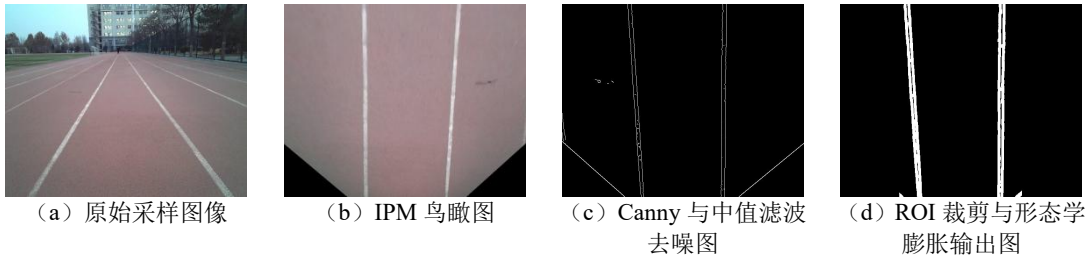


图 4 图像初始化处理验证图

### 4.2 改进霍夫变换算法验证

图 5 表明，改进霍夫变换能够在保留目标车道线的同时抑制背景无效直线，为后续滑动窗口搜索提供更稳定的初始参考。

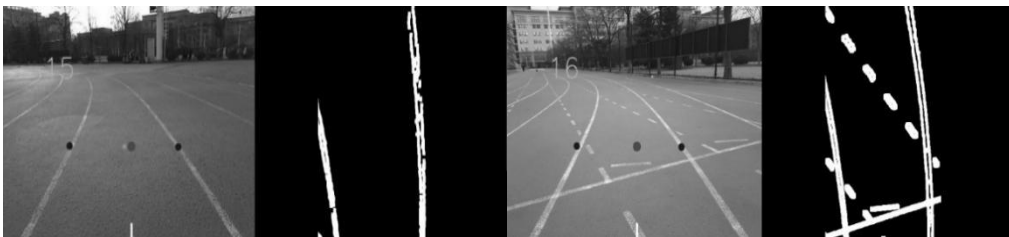


图 5 改进的霍夫变换处理结果

### 4.3 改进滑动窗口精校准算法验证

图6对比表明,近场滑动窗口方法降低了远场干扰对搜索结果的影响,使窗口中心能够更稳定地贴合当前车道边界。

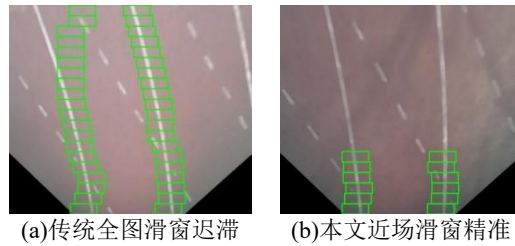


图6 改进滑窗对比图

### 4.4 多场景有限状态机路径规划算法验证

图7给出了双边有效场景的路径估计结果。在该状态下,系统可直接算车道中心,并输出横向偏差作为控制输入。



图7 双边有效场景路径规划

图8展示了单边观测失效场景下的路径重建结果。本文方法能够利用单侧有效边界完成对称推断,并保持横向偏差输出连续。

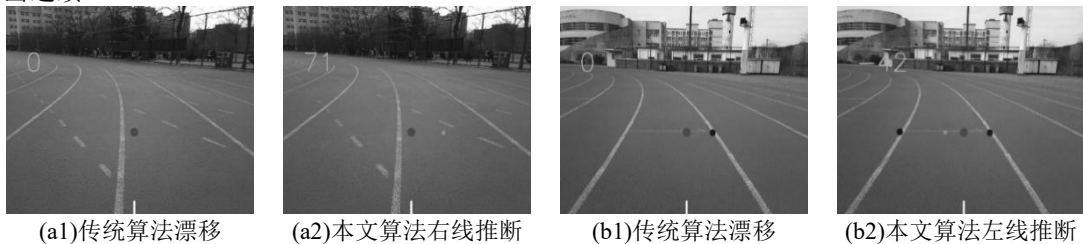


图8 单边观测失效场景下的推断对比

## 5. 结论

本文针对自行车机器人在室外跑道环境下车道识别混乱的问题,提出一种基于改进霍夫变换、近场滑动窗口与多场景状态机推断的车道视觉识别方法。该方法首先通过逆透视变换、边缘检测和形态学处理增强车道线特征,然后利用改进霍夫变换进行初始车道线提取,最后并采用近场滑动窗口对车道边界进行精校正,同时,该方法引入多场景状态机处理车道线缺失问题,并通过级联滤波平滑横向偏差输出。同时,该方法计算量较小,适合部署在低成本嵌入式自行车机器人平台上。

参考文献:

- [1] Siqi Li, Haoxuan Guan, Jingzhong Ge, et al. Mathematical Modeling and Vision-Guided Triple-Loop Control of an Underactuated Bicycle Robot[J]. *Mathematics*, 2026, 14(12): 2160.
- [2] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(6): 679-698.
- [3] Duda R O, Hart P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures[J]. *Communications of the ACM*, 1972, 15(1): 11-15.
- [4] Aly M. Real time detection of lane markers in urban streets[C]// *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. Eindhoven: IEEE, 2008: 7-12.
- [5] Zheng T, Fang H, Zhang Y, et al. RESA: Recurrent feature-shift aggregator for lane detection[C]// *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2021, 35(4): 3547-3554.
- [6] Liu L, Chen X, Zhu S, et al. CondLaneNet: A top-to-down lane detection framework based on conditional convolution[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2021: 3773-3782.
- [7] Wu D, Liao M W, Zhang W T, et al. YOLOP: You only look once for panoptic driving perception[J]. *Machine Intelligence Research*, 2022, 19(6): 550-562.
- [8] Bradski G. The OpenCV Library[J]. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000, 25(11): 120-126.

## Lane Visual Recognition Method for Bicycle Robots Based on Improved Hough Transform and Near-Field Sliding Windows

Haoxuan Guan, Yuwei Duan, Siqi Li

*School of Electronic and Control Engineering, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang, China*

**Abstract:** To address the problem that bicycle robots are easily affected by illumination changes, shadow interference, and lane-line loss during outdoor lane tracking, a lane visual recognition method based on improved Hough transform and near-field sliding window is proposed. First, the collected images are processed by inverse perspective transformation, edge detection, median filtering, ROI cropping, and morphological processing to obtain binary images suitable for lane-line extraction. Then, the improved Hough transform is used for preliminary lane-line detection, and invalid lane lines that do not satisfy the slope and length constraints are removed. On this basis, a near-field multi-layer sliding window is adopted to accurately correct the lane boundaries and determine whether multi-scenario lane topology detection is required. For single-side or double-side lane-line loss, a multi-scenario state machine is introduced for path reconstruction. Finally, cascaded filtering is used to smooth the lateral deviation output. Experimental results show that the proposed method can improve the continuity and stability of lane-line recognition.

**Keywords:** bicycle robot; lane recognition; Hough transform; sliding window; path reconstruction; visual tracking