doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.09.012

幼苗期宿根蔗田机器人自主循垄导航方法

李宏伟[1]　赖信东[1]　姚　烨[1]　武　涛[2]　靳震震[1]　贺德强[1]
(1.广西大学机械工程学院,南宁 530004;2.华南农业大学工程学院,广州 510642)

摘要:研究幼苗期宿根蔗田机器人自主循垄导航方法,对于推进宿根蔗田幼苗期管护智慧化升级至关重要。本研究在前期甘蔗幼苗期垄向导航线提取的研究基础上,提出了基于时空记忆补偿的循垄导航路径规划策略,搭建了轻简机器人系统,建立了幼苗期宿根蔗田机器人自主循垄导航方法。针对缺苗断垄挑战性场景,在 0.2 m/s 的优选行进速度下,当设定路径拟合区间为有效视场的 2/3 时,循垄导航的精度较高,机器人横向偏差的均方根误差为 4.41 cm,表明机器人系统对图像噪声和蔗田缺苗断垄干扰具有较好的鲁棒性。机器人系统的平均帧率达 17.3 f/s,其中逻辑决策与控制平均耗时仅 4.7 ms,表明本研究视觉模型、导航线提取算法和边缘端构建的自主“能力栈”能够满足机器人在非结构性蔗田环境下快速自主循垄的时效需求。

关键词:甘蔗;自主循垄机器人;导航系统;宿根蔗田;幼苗期
中图分类号:S223.2　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)09-0127-11　　**OSID**:

Autonomous Robotic Row-following Navigation Method for Ratoon-emerged Sugarcane Seedling Fields

LI Hongwei[1]　LAI Xindong[1]　YAO Ye[1]　WU Tao[2]　JIN Zhenzhen[1]　HE Deqiang[1]
(1. *School of Mechanical Engineering*, *Guangxi University*, *Nanning* 530004, *China*
2. *College of Engineering*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: It is very important to research the autonomous robotic row-following navigation method of ratoon-emerged sugarcane field robots at the seedling stage to promote the intelligent upgrading of management and protection in the seedling stage of ratoon-emerged sugarcane fields. On the basis of the research on the extraction of row-following navigation lines at the early stage of sugarcane seedlings, a row-following navigation path planning strategy was proposed based on spatio-temporal memory compensation, a light robot system was built, and an autonomous row-following navigation method for perennial sugarcane field robots at the seedling stage was established. At the optimal travel speed of 0.2 m/s, when the set path fitting interval was 2/3 of the effective field of view, the accuracy of row-following navigation was high, and the root mean square error was 4.41 cm, indicating that the robot system exhibited robustness in image noise and seedling absence in sugarcane fields. The average frame rate of the robot system was 17.3 f/s, and the average time of logical decision-making and control was only 4.7 ms, indicating that the vision model, navigation line extraction algorithm and autonomous “capability stack” constructed at the edge can meet the timeliness requirements of robots to quickly and autonomously row following in an unstructured sugarcane field environment.

Key words: sugarcane; autonomous row-following robot; navigation system; ratoon-emerged sugarcane fields; seedling stage

0　引言

甘蔗是全球重要的糖料与能源作物,在我国热区农业经济中占据战略性地位。数据显示,我国食糖产量中 90% 以上源于甘蔗,其产业辐射效应不仅关乎国家食糖安全,更对边疆地区经济发展与社会

收稿日期:2026-02-05　修回日期:2026-02-12
基金项目:广西自然科学基金项目(2025GXNSFBA069472、2025JJH160105)、广西青苗人才资助科研项目(ZX02080030124006)和国家现代农业产业技术体系建设专项(CARS-17)
作者简介:李宏伟(1992—),男,副教授,博士,主要从事机器视觉与智能农业机器人研究,E-mail:lihongwei@gxu.edu.cn
通信作者:贺德强(1973—),男,教授,博士,主要从事智能农林装备、智能检测和故障诊断技术研究,E-mail:hdqlqy@gxu.edu.cn

稳定具有深远影响[1]。宿根甘蔗占甘蔗种植面积的70%以上,其生长状况直接影响次年产量[2],而宿根甘蔗幼苗期管护(如平茬、培土、施肥和喷药等)是决定甘蔗产量的关键。过去10年,我国规模化蔗田幼苗期管护机械化已提升至较高水平[3]。然而,随着蔗农老龄化和蔗区年轻劳动力不断转移到非农产业,甘蔗管护“雇工难、雇工贵”的问题日益凸显,进一步压缩了蔗农的利润空间,削弱了其种蔗积极性。因此,亟需推动宿根甘蔗幼苗期管护从机械化向智慧化升级,而机器人视觉循垄是实现宿根甘蔗幼苗期智慧化管护的关键。

精准的导航线提取是实现田间机器人视觉循垄的关键。学者开展了作物幼苗期导航线提取研究[4-5]。一些研究者基于传统图像处理算法提取作物幼苗期导航线[6-7]。但是,这些基于传统图像处理算法的导航线提取算法易受到光照变异、目标遮挡、背景相似等因素影响,导致图像分割阈值稳定性不足,在非结构性农田环境中的应用受限。

近年来,随着深度学习技术在农业上的应用逐渐深入,一些研究者应用深度学习技术来提取导航线[8-10],以弥补传统图像处理算法的不足。在水稻方面,WANG 等[11-12]先后采用行向量网格分类、子区域增长-异常值移除方法识别和苗行导航线,对弯曲苗行具有自适应能力。在玉米方面,YANG 等[13]通过感兴趣区域自动提取方法实时检测出苗行,能够有效响应复杂玉米田场景。在其他作物方面,一些学者分别针对草莓、玉米大豆间套作物开展了研究,利用深度学习与多传感器融合技术提升了在复杂农田环境下的导航精度与实时性[14-15]。然而,这些导航线提取研究主要针对行向植株分布相对紧凑均匀、植株高度相对一致的作物(如水稻、玉米等),而针对行向植株分布相对离散、植株高度缺乏一致性的作物——幼苗期宿根甘蔗——目前鲜有研究,课题组针对此问题,前期开展了同步目标检测与图像分割研究[16],初步探明了幼苗期宿根蔗田导航线提取的影响机理,为幼苗期宿根蔗田机器人自主循垄导航奠定了基础。

随着农业人工智能技术的快速发展,目前国内外针对作物苗期机器人自主视觉循垄导航的研究也取得了一定的进展[17-18]。ZHANG 等[19]结合 SUSAN 角点检测和改进序列聚类算法,构建了一种基于图像理解的视觉导航方法,并将其部署于田间机器人,验证了复杂水田环境下导航应用的可行性。JU 等[20]研发了一种基于改进 YOLO v5 模型的水稻田自适应巡航除草机器人。齐龙团队[21-22]分别基于地面机器人、地-空协同方法实现了水稻田苗期的有效导航,且均保持了较小的随行跟踪横向偏差。然而,还未见针对复杂幼苗期宿根蔗田机器人自主循垄导航的研究报道。

针对蔗蔸内出苗离散、株高不一、垄向蔗苗分布不均匀的宿根蔗田幼苗期场景,非结构性环境下纯目标检测方法识别定位甘蔗茎秆精度低致使导航线提取难度大,以及丘陵山地小型化农机动态作业环境下需要克服空间、计算和能源受限的挑战性难题,本课题组在前期甘蔗幼苗期导航线提取[16]的研究基础上,基于低能耗紧凑型边缘设备,研究自主循垄导航系统,搭建地面机器人,建立幼苗期宿根蔗田机器人自主循垄导航方法,为宿根蔗田幼苗期管护智慧化升级提供导航技术支撑。

1 甘蔗田间导航机器人系统方案

1.1 机器人平台与硬件结构

机器人结构如图1所示,甘蔗田间导航机器人平台采用四轮底盘结构,主要由视觉感知部件、上位机、下位机、驱动与转向系统以及供电系统组成。

在感知与计算层面,机器人采用 Intel RealSense D455 深度相机和 NVIDIA Jetson Orin Nano 嵌入式计算平台作为核心。深度相机安装于车体前方支架处,离地高度0.91 m,与水平地面呈约35°的俯视视角,用于实时采集分辨率为640像素×480像素、帧率为30 f/s的田间视频流数据。图像数据通过 USB 3.0 接口传输至上位机计算平台,进行深度学习模型推理与导航路径规划。

在控制与执行层面,机器人采用西门子 S7-200 SMART PLC 作为下位机。下位机与上位机之间通过以太网接口,基于 Snap7 通信协议建立连接,实现控制指令下发与底层状态反馈的双向交互。同时下位机通过 Modbus RTU 协议与 RS485 集线器进行通信,一方面将位置指令发送至转向系统,驱动48 V伺服电机配合转向齿轮实现前轮精准转向;另一方面将速度指令发送至驱动系统,调控24 V轮毂电机及配套驱动器。

供电系统采用独立双电源设计,48 V锂电池直接为转向系统供电,而24 V锂电池则经过变压模块处理后,为 PLC 控制器、边缘计算平台以及驱动系统提供稳定的电源输入。此外,系统配备遥控模块与上位机无线通讯,确保在行进过程中可随时通过遥控器进行人工接管,保障试验安全。

1.2 工作原理

如图2所示,采用基于深度学习的视觉感知技术与递进式路径提取算法实现机器人自主循垄。系统工作流程主要分为感知、决策规划与控制执行

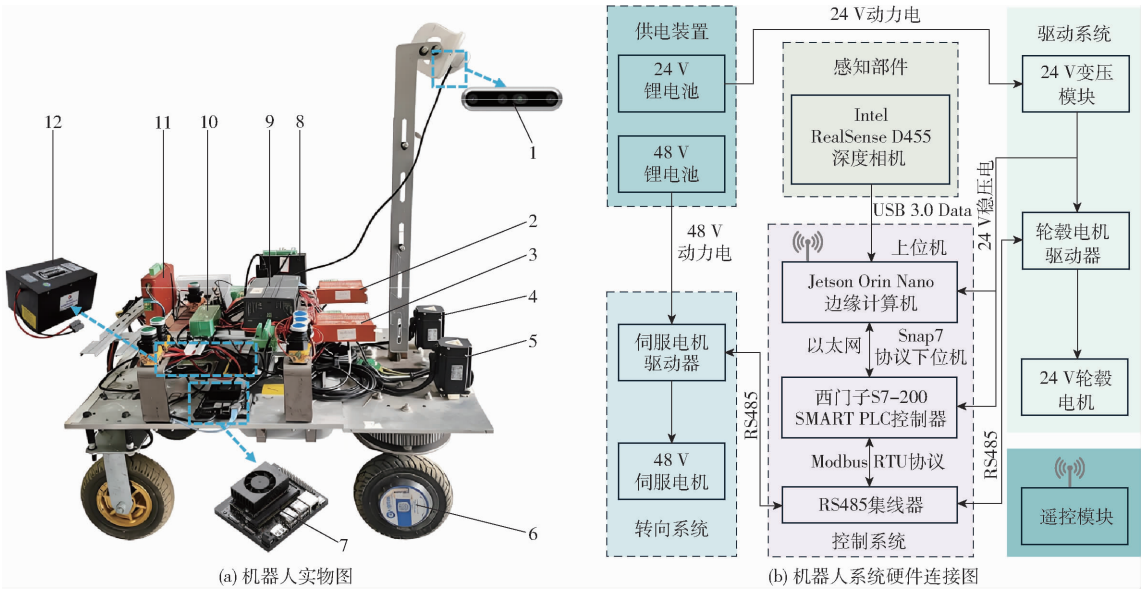


图 1　机器人实物图与结构图

Fig. 1　Physical prototype and architecture of robot

1. Intel RealSense D455 深度相机　2、3. 伺服电机驱动器　4、5. 48 V 伺服电机　6. 24 V 轮毂电机　7. Jetson Orin Nano 计算平台
8. RS485 集线器　9. 西门子 S7－200 SMART PLC 控制器　10. 24 V 变压模块　11. 轮毂电机驱动器　12. 24/48 V 锂电池

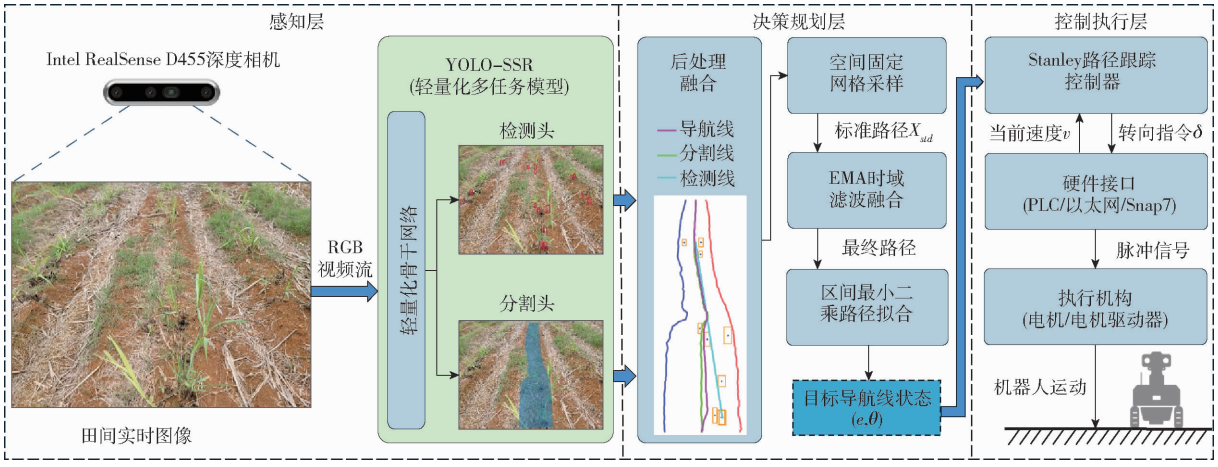


图 2　机器人自主循垄导航系统工作原理图

Fig. 2　Architecture of autonomous robotic row-following navigation system

3 个阶段。

在感知层，考虑到农业机器人计算资源受限且对实时性要求较高，本研究以前期研究的轻量化 YOLO－SSR 模型[16]作为感知核心，将其部署至边缘计算平台。工作时，安装于机身前方的深度相机实时采集田间视频。YOLO－SSR 模型对每一帧图像进行并行推理，其检测头输出作物茎秆位置信息，分割头输出苗行区域信息。

在决策规划层，后处理模块将检测与分割得到的导航线进行自适应融合。为有效应对缺苗断垄或光照变化引起的导航波动，本研究引入了一套优化机制。首先通过空间固定网格采样将融合后的路径点进行标准化，随后利用 EMA 时域滤波融合算法对历史信息进行平滑处理，最后经区间最小二乘路径拟合出导航中心线。该层最终解算出车体当前相对于目标导航线的状态量，即横向偏差 e 与航向偏差 θ。

目标导航线的状态量传输至控制执行层，经过 Stanley 算法处理后得到转向指令，PLC 等硬件将指令转化为脉冲信号并下发至执行机构以驱动机器人运动。

2　机器人自主循垄导航路径规划与跟踪控制

本研究提出的自主循垄导航控制方法核心在于解决幼苗期宿根蔗田环境下因光照、缺苗断垄等因素导致的导航失稳问题。通过设计基于时空记忆补偿的路径规划策略，融合多帧导航信息以构建连续可靠的导航目标线，并采用 Stanley 算法实现对规划路径的精准跟踪控制。

2.1　机器人运动学建模

由于甘蔗田间导航机器人采用前轮驱动和转向

的方式，且行进速度较低，行驶过程中的动力学因素对轨迹影响较小。因此，可将四轮底盘简化为二轮车运动学模型进行描述，如图 3 所示。图中 A 为前轮中心；B 为后轮中心；C 为机器人质点；L 为机器人轴距；O 为瞬时转向中心；R 为转弯半径，mm；V 为质心处的速度，m/s；δ 为前轮转向角，(°)；β 为质心侧偏角，(°)；φ 为航向角，(°)。

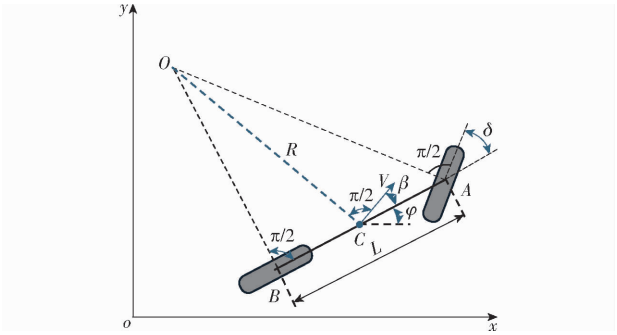


图 3 机器人二轮车模型

Fig. 3 Two-wheel vehicle model

如图 3 所示，根据几何关系，建立二轮车运动学模型

$$\begin{cases} \dot{x} = V\cos(\beta+\varphi) \\ \dot{y} = V\sin(\beta+\varphi) \\ \dot{\varphi} = \dfrac{V\cos\beta\tan\delta}{L} \end{cases} \tag{1}$$

式中 $\dot{x}$、$\dot{y}$——机器人在世界坐标系下的横向与纵向位置的变化率

$\dot{\varphi}$——航向角变化率

此外，针对本研究中的低速作业工况，轮胎受到的侧向力极小，可近似认为机器人不存在侧向滑动。因此，在本研究的运动学模型中，侧偏角 β 可设置为零。

2.2 时空记忆补偿路径规划策略

由于田间光照变化和缺苗断垄等因素的影响，视觉模型推理的每一帧图像并不都能产生有效输出，且相邻帧之间的检测结果可能因机身颠簸而产生跳变。直接使用当前帧导航信息进行行驶控制可能会导致系统响应振荡。为此，本研究提出一种如图 4 所示的基于时空记忆补偿的导航路径规划策略，以获取连续稳定的导航线。

2.2.1 空间固定网格采样

如图 4a 所示，受环境噪声、机器人位姿等多种因素的影响，原始的导航路径在时序上呈现长度波动与点集维度不一致的特性，相邻帧数的信息之间缺乏统一的空间参考基准，难以直接进行多帧融合。

为解决不同帧导航路径点空间维度不匹配问题，本研究建立了一套标准化坐标映射机制（图 4a）。首先在图像坐标系下构建固定的纵向网格 $Y=\{0,H-\Delta h,\cdots,H\}$，则可得到一组等间距的采样序列 $y=\{y_1,y_2,\cdots,y_n\}$ 作为所有路径点的标准化基准，其中 H 为图像高度，Δh 为采样步长（本研究取 5 像素），n 为采样点数。然后对 t 时刻的原始导航路径点 $P^t_{raw}=(x_j,y_j)$，利用线性插值算法将其映射至采样序列上，得到标准化的路径点 $X^t_{std,i}$，计算式为

$$X^t_{std,i}=\mu(y_i,P^t_{raw})=x_j+\frac{(x_{j+1}-x_j)(y_i-y_j)}{y_{j+1}-y_j} \tag{2}$$

式中，$y_j\leqslant y_i\leqslant y_{j+1}$，$X^t_{std,i}$ 在数值上表示在 $y=y_i$ 处通过在两个离得最近的路径导航点处线性插值得到的横坐标值，μ 为一维线性插值函数。

因纵坐标值不变，所以本研究用其指代标准化的路径点。该采样过程统一了不同帧的输入维度，确保了后续计算的基准一致性。

2.2.2 跨帧补偿对齐

由于机器人的持续行进，图像坐标系下不同帧间的路径点会产生相对空间位移（即图 4a 中相邻帧的导航路径在同一坐标系下并不连续），直接融合将导致融合边缘的跳变。而在广视角且低速行驶的工况下，纵轴方向的位移较小，可近似忽略，横轴方向的位移则通过补偿机制进行空间对齐。

具体而言，为确保导航轨迹的连续性，系统通过提取历史帧和当前帧导航路径点在纵轴重叠区域内的横向观测偏差均值 $\Delta\bar{X}$，并将其广播至非重叠的记

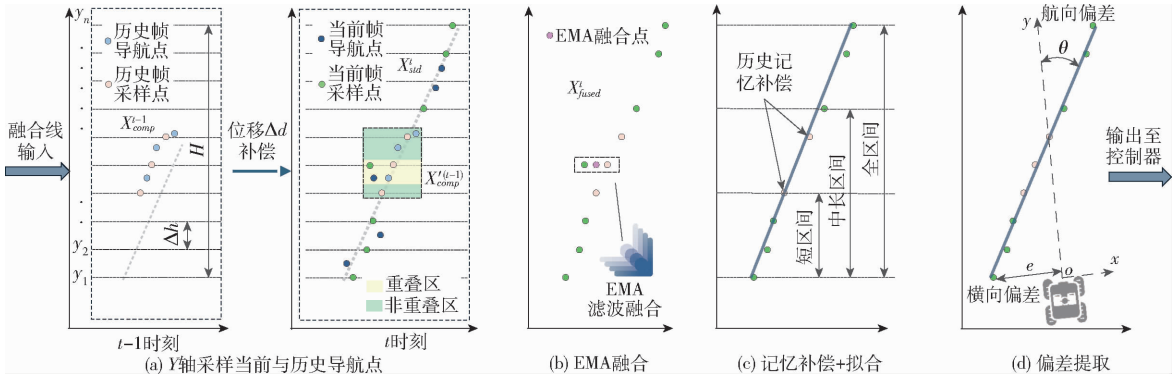


图 4 基于时空记忆补偿的导航路径规划流程图

Fig. 4 Navigation path planning pipeline based on spatio-temporal memory compensation

忆区域，进行全局位移补偿得到历史帧的补偿路径 $X'^{(t-1)}_{comp}$。其中，横向观测偏差均值 $\Delta\overline{X}$ 和历史帧补偿路径 $X'^{(t-1)}_{comp}$ 计算式为

$$\Delta\overline{X}=\frac{\sum_{k}^{n}\left(X^{t}_{std_k}-X^{(t-1)}_{fused_k}\right)}{|\,n-k\,|}\quad(k,n\in OA)\tag{3}$$

式中　$X^{t}_{std_k}$——当前帧 k 处导航路径点

$X^{(t-1)}_{fused_k}$——历史帧 k 处导航路径点

k——OA 重叠区域内采样点 i 到 n 之间的序列索引

$$X'^{(t-1)}_{comp}=X^{(t-1)}_{comp}+\alpha\Delta\overline{X}\tag{4}$$

式中　OA——纵轴重叠区域

$X^{(t-1)}_{comp}$——未补偿前的历史帧路径

α——平滑与位移补偿系数（根据预试验，本研究取 0.4）

该机制在无需外部传感器的情况下，通过观测空间的横向偏差反推机器人行进带来的位移，保证了导航路径在时空维度上的平滑过渡。

2.2.3　基于 EMA 的时域滤波融合与盲区导航

针对机器人视觉应用过程中的相机抖动问题，引入 EMA（Exponential moving average）指数移动平均算法对路径进行时域滤波。如图 4b 所示，当前帧的最终输出路径 X^{t}_{fused} 由当前帧标准化路径 X^{t}_{std} 与历史帧补偿路径 $X'^{(t-1)}_{comp}$ 加权融合而成。计算公式为

$$X^{t}_{fused}=\alpha X^{t}_{std}+(1-\alpha)X'^{(t-1)}_{comp}\tag{5}$$

通过该算法能够实现动态更新和记忆补偿。当前帧检测有效时，调整 α 能调节对路径变化的响应速度和不同帧信息之间的融合程度，实现平滑过渡。而当模型无有效推理时（即 X^{t}_{std} 无效），算法自动沿用历史状态 $X'^{(t-1)}_{comp}$ 进行补偿（图 4c），实现盲区记忆导航。如果出现多帧连续的无效输出，通过设置允许的盲区帧数可判定机器人状态，在允许范围内进行盲区导航，超出范围启动急停程序。

由最小二乘法可对不同路径区间的导航点进行线性拟合（图 4c），最终系统能提取出平滑且具备时序连续性的导航中心线，并据此计算出如图 4d 所示的横向偏差 e 和航向偏差 θ 供控制器使用。

2.3　基于 Stanley 算法的路径跟踪控制器

鉴于 Stanley 算法在机器人路径跟踪方面的有效性[23]，本研究采用该算法设计非线性反馈控制器，控制器以前轴中心为参考点，将图 4d 解算出的横向偏差 e 与航向偏差 θ 作为状态输入，实时计算前轮期望转角，以驱动机器人快速收敛至决策规划层的参考路径。在本研究的低速工况下，忽略轮胎侧偏特性的影响，并将横向偏差增益系数设定为 1。同时，本研究考虑到转向机构的物理机械限制，必须对计算得出的期望转角施加饱和约束，防止过度转向失稳。最终解算出的转向角被转换为伺服电机的目标脉冲增量，通过 Snap7 通信协议下发至底层 PLC，驱动转向执行机构动作，实现对苗行的精准循垄导航。

3　田间试验

3.1　试验方案设计

3.1.1　试验地点和环境

田间试验于广西壮族自治区崇左市扶绥县农科新城的甘蔗种植基地进行（22.48°N，107.75°E）。试验对象为 3～5 叶的幼苗期宿根蔗苗行，其株高分布处于 15～90 cm 范围内，株高差异较大且长势不均，部分区域存在缺苗断垄现象。试验样地为典型的非结构化红壤农田环境，垄间地表平整度较低，见图 5（注：蓝色箭头指示的白色尼龙绳为人工放置基础线，绿色箭头指示的为石灰水示踪装置）。此外，试验苗行地形具有 0°～10°的自然坡度水平。

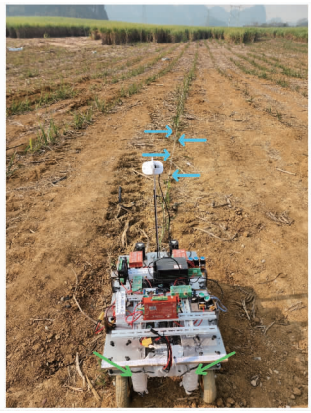


图 5　试验数据采集示意图

Fig. 5　Diagram of experimental data acquisition

3.1.2　试验数据采集方法

为获取机器人在行驶过程中的实际轨迹并量化导航误差，本试验采用人工放置基准线以及石灰水物理示踪的测量方案（见图 5）。具体地，首先人工铺设白色尼龙绳作为苗行几何中心线，随后在机器人底盘后轮内侧安装盛有石灰水的示踪滴管装置。当机器人进入自动循垄导航模式时，石灰水在重力作用下持续滴落，在经过的苗行土壤表面留下连续的白色轨迹，该轨迹反映了机器人的实际运动路径。循垄导航结束后，以大约 10 cm 的间隔选取 200 个测量点，使用钢卷尺人工测量石灰水轨迹中心至人工基准线的垂直距离，该距离即为导航的实际横向偏差。

3.1.3　评价指标

为评估自主循垄导航系统的控制精度，本研究选取最大绝对偏差、平均绝对偏差、标准差以及均方根误差作为核心评价指标。其中，最大绝对偏差反

映的是系统在整个行程中的最大偏离程度,反映了导航的安全边界;平均绝对偏差衡量系统在整个行程中相对于期望路径的整体偏离水平,反映了机器人系统的综合循垄导航精度;标准差体现导航横向偏差相对于平均绝对偏差的离散程度,反映了系统在行驶过程中的位姿摆动幅度;均方根误差对较大的偏差值以及异常值赋予了更高的权重,能更严格地反映导航系统在抑制大幅振荡方面的有效性及整体控制质量。上述指标数值越小,表示机器人对苗行自主循垄导航性能越好,行驶越平滑稳定。

3.2 试验结果与分析

3.2.1 不同行进速度下的机器人循垄导航性能分析

行进速度是影响机器人导航控制稳定性的关键参数。为探明本研究提出导航策略的稳定性边界和作业优选速度,在 0.1、0.2、0.3 m/s 3 种典型速度下进行了田间对比试验。根据预试验结果,本研究将路径拟合区间设定为视场内导航区间的 2/3。

表 1 展示了机器人系统在不同速度条件下的跟踪性能。具体而言,0.1 m/s 和 0.2 m/s 速度的平均绝对偏差分别为 2.78 cm 和 2.82 cm,均方根误差稳定在 3.60 cm 以内,且最大绝对偏差均不超过 10.00 cm,满足幼苗期宿根蔗田循垄导航精度要求。值得注意的是,对比这两者的数据发现,尽管速度提升了 1 倍,但系统的平均绝对偏差和均方根误差变化十分微小(仅分别增加 0.04 cm 和 0.02 cm,且 0.2 m/s 速度下标准差和最大绝对偏差较小)。这表明提出的基于时空记忆补偿的导航策略在 0.2 m/s 范围内具有较好的适应性,能够有效过滤因速度增加引起的低频扰动,保持了稳定的循垄导航。

表 1 不同行进速度下横向偏差测试结果

Tab.1 Experimental results at different forward speeds

cm

行进速度/(m·s⁻¹)	最大绝对偏差	平均绝对偏差	标准差	均方根误差
0.1	10.00	2.78	3.51	3.58
0.2	9.00	2.82	3.46	3.60
0.3	19.00	5.51	6.67	6.82

然而,当行进速度提升至 0.3 m/s 时,导航精度出现明显下降。该速度下的平均绝对偏差增至 5.51 cm,接近上述速度工况下(0.1 m/s 和 0.2 m/s)的 2 倍,同时最大绝对偏差达到 19.00 cm,均方根误差也上升至 6.82 cm。这些指标变化揭示了系统的稳定性边界,在此速度下,刚性底盘与不平地面相互作用产生振动,引发了机器人高频的位姿变化,而视觉模型的实时性有限,加之从推理至执行机构响应之间存在时间滞后,在高速行进中控制指令无法匹配瞬时位姿变化,从而导致循垄出现较显著的误差。

上述趋势在图 6 所示横向偏差跟踪与分布图中也得到了印证。从图 6a 的跟踪曲线来看,系统在 0.1 m/s 与 0.2 m/s 的行进速度下表现出了良好的稳定性,横向偏差在基准线附近呈现小幅振荡收敛态势,未出现明显的发散或偏离;而在 0.3 m/s 速度下曲线振荡幅度显著加剧,尤其在经历长程行驶后出现了较大的偏离趋势。从图 6b 的误差分布情况来看,0.1 m/s 与 0.2 m/s 行进速度下的横向偏差数据高度集中于零点附近,且呈现近似正态分布的趋势;反观 0.3 m/s 行进速度下分布曲线的波峰降低且两侧拉长,意味着偏差范围的增加。此外,图 6c 的箱体长度和极差的显著扩大也证实了高频振动对系统稳定的影响。

综上所述,本研究在保证良好导航精度的情况下,选取相对在作业效率上更高的 0.2 m/s 作为优选速度。同时,稳定性分析也表明,后续研究若需进一步提升速度,需改善底盘结构以提高地形适应性,或从传感器信息融合上加以考虑。

3.2.2 不同路径拟合区间的循垄导航性能分析

在任意时刻,机器人系统只能接收一个转向角度,而赋予舵机的转向角度依赖于视觉路径点的线性拟合。因此,参与拟合的路径点范围是影响转向角度大小的因素之一。为确定最优的路径拟合区间,本研究将有效视场内的路径点划分为 3 个区间(图 4c),即短区间(1/3 视场)、中长区间(2/3 视场)和全区间(全视场),并进行不同区间拟合对比

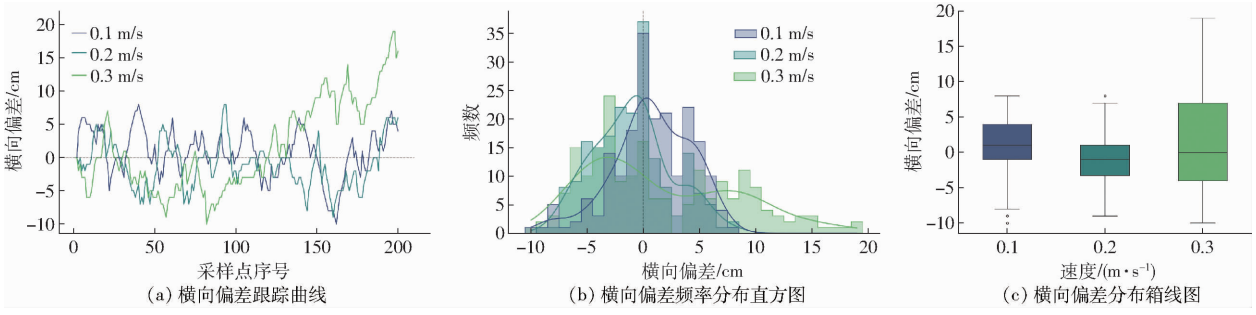


图 6 不同速度下的横向偏差跟踪与分布图

Fig.6 Lateral deviation tracking and distribution at different speeds

试验。根据 3.2.1 节速度试验结果，该区间拟合试验将机器人行进速度设定为 0.2 m/s。

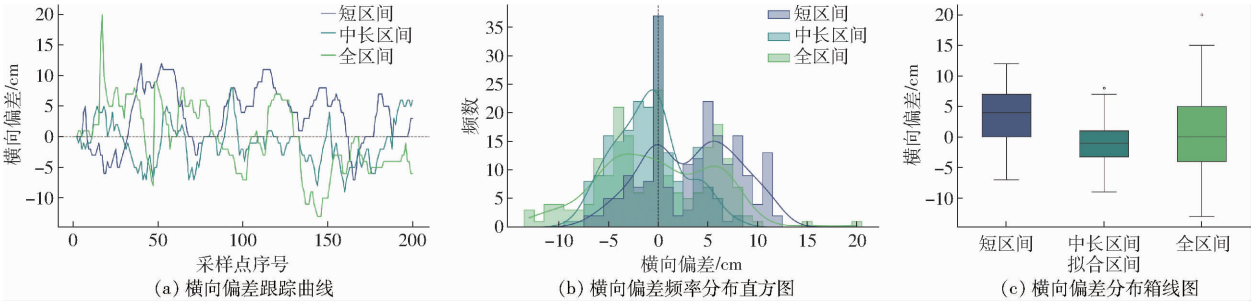
表 2 的量化数据显示，拟合区间的选择对导航精度具有显著的影响，过短或过长的拟合区间均会导致导航性能的下降。当采用中长拟合区间时，系统导航性能达到较优状态，其平均绝对偏差仅为 2.82 cm，标准差、均方根误差以及最大绝对偏差均为三者较小。相比之下，使用短区间拟合时的平均绝对偏差和均方根误差分别升至 4.56 cm 和 5.69 cm；而采用全区间进行拟合时，最大偏差激增至 20.00 cm，稳定性较差。由图 7a 的时域特征与图 7b 频域特征可知，中长拟合区间下时域跟踪曲线相较于其他两者要平稳，频域直方图的数据分布也更合理。

表 2　不同拟合区间下横向偏差测试结果

Tab. 2　Experimental results at different fitting intervals

cm

拟合区间	最大绝对偏差	平均绝对偏差	标准差	均方根误差
短区间	12.00	4.56	4.61	5.69
中长区间	9.00	2.82	3.46	3.60
全区间	20.00	4.62	5.68	5.67



(a) 横向偏差跟踪曲线　(b) 横向偏差频率分布直方图　(c) 横向偏差分布箱线图

图 7　不同拟合区间下的横向偏差跟踪与分布图

Fig. 7　Lateral deviation tracking and distribution at different fitting intervals

从不同拟合区间所使用的路径信息来看，在短区间下得到的拟合路径只代表机器人视场下较近苗行的分布特性，无法反映整体苗行的分布特性，且用于拟合的样本点较少，算法易受图像中的局部噪声影响。在全区间下，大量拟合点的引入能够有效平滑噪声，但同时也会引入远端路径的信息，导致近端路径信息占比下降。当机器人行驶至存在自然弯曲的苗行时，过长的直线拟合无法准确表征当前位姿调整所需的航向，表现为在需要转向时系统响应迟钝，产生滞后误差，出现相对较大的离散范围（图 7c）。而中长区间则在抗噪与系统响应之间取得了良好平衡，它综合了近端和一定距离处的路径走向信息，在频率直方图中表现为数据大部分集中于零点附近，验证了该路径拟合区间下机器人系统具有较优的苗行跟踪性能。

3.2.3　一天不同时段下的机器人循垄导航性能分析

一天中不同时段的光照强度与太阳照射角度存在一定差异，而光照的变化是影响蔗田机器人导航的重要因素之一。为评估机器人在一天不同时段下的导航性能，在有阳光照射的晴天天气条件下，分别于上午（09:00—10:00）、中午（12:00—13:00）和下午（16:00—17:00）3 个时段进行了试验。基于 3.2.1 节和 3.2.2 节的试验结果，该试验将机器人行进速度和拟合区间分别设定 0.2 m/s 和中长路径拟合区间。

从表 3 所示的量化指标来看，机器人系统在下午时段的导航表现较优，平均绝对偏差仅为 2.48 cm，均方根误差为 3.18 cm，显示出较高的苗行跟踪稳定性。相比之下，上午时段的导航精度较低，其最大绝对偏差、平均绝对偏差、标准差和均方根误差相比下午时段的指标分别上升了 4.00、1.44、1.95、1.94 cm。中午时段的表现介于两者之间，虽然最大偏差与上午持平，但其标准差为 3.27 cm，接近于下午的水平，说明中午时段的整体苗行跟踪相对平稳，仅存在偶发的偏差跳变。

表 3　一天不同时段下横向偏差测试结果

Tab. 3　Experimental results at different times of one day

cm

时段	最大绝对偏差	平均绝对偏差	标准差	均方根误差
早上	14.00	3.92	5.03	5.12
中午	14.00	3.31	3.27	4.36
下午	10.00	2.48	3.08	3.18

结合图 8a 的横向偏差跟踪曲线分析，上午的曲线呈现出明显的锯齿状波动，且在采样点 25 ~ 100 附近出现了较大幅度的突变。这主要是由于上午太阳角度较低，机器人顺光行驶，行进方向上形成了狭长的阴影。这些阴影在图像分割过程中易干扰模型推理，导致输出的原始导航路径点在帧间存在不连续的跳变和噪声。在本研究的路径规划策略中，对

原始导航路径进行空间纵向固定网格采样时，采样点并不能完全反映苗行的走势，经过后续算法处理之后输出的转向指令也存在一定偏差。尽管如此，系统仍能完成全程自主循垄导航，且未发生导航失效。这主要是因为基于时空记忆补偿的导航策略并未直接依赖单帧的结果，而是通过多帧导航信息的融合降低由光照阴影引发的偏差，规划出相对稳定的导航路径。

值得注意的是，下午时段光照均匀，机器人逆光行驶，行进方向上无阴影形成，苗行特征在图像中呈现出较高的一致性。这也体现在图 8b 的频率分布直方图中，下午时段的误差分布数据高度集中于零点附近。同时，在图 8c 箱线图中，下午时段的箱体四分位距、中位数和极差，综合来看为 3 组中最优，证明了在该环境下视觉算法具有最佳的特征提取能力。

综上，虽然强烈的光照和阴影会引入视觉噪声，导致控制误差增大，但本研究的导航策略具备较好的抗噪能力，能够降低感知偏差在导航路径中的影响，确保了机器人良好的长时自主循垄导航能力。

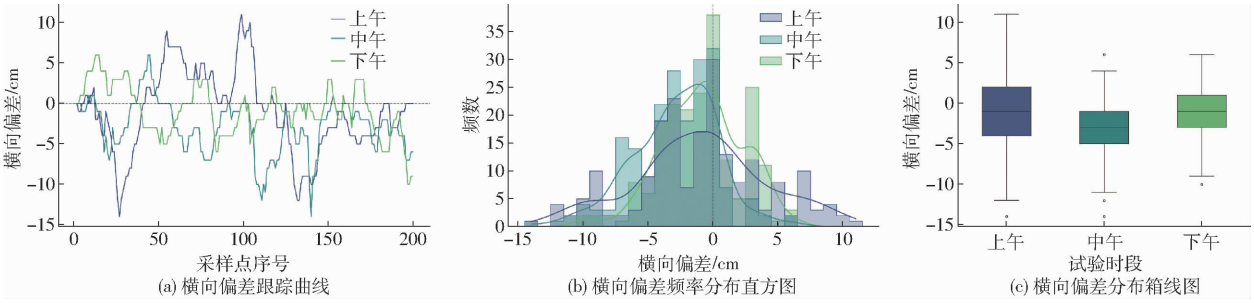


图 8 一天不同时段的横向偏差跟踪与分布图

Fig. 8 Lateral deviation tracking and distribution at different times of one day

3.2.4 蔗田缺苗断垄场景下的鲁棒性试验

缺苗断垄是宿根蔗田间较为常见的特征之一，为进一步验证视觉导航方法在缺苗断垄蔗田环境下的鲁棒性，本研究选取存在较大程度缺苗与断垄特征的苗行进行测试。基于 3.2.1 节和 3.2.2 节的试验结果，本研究将机器人行进速度和拟合区间分别设定 0.2 m/s 和中长路径拟合区间，测试时间段为下午。对于较短的苗行特征缺失，模型凭借其特征提取能力可直接完成推理，而面对较严重断垄区域，系统则依赖前述 2.2 节路径预处理补偿机制予以处理。

试验统计结果表明，即便在宿根蔗苗间歇性缺失的条件下，系统仍保持了较好的控制能力。其最大绝对偏差为 10.00 cm，平均绝对偏差为 3.64 cm，标准差为 3.36 cm，均方根误差为 4.41 cm。相较于表 3 中下午时段非缺苗断垄的数据，其大部分误差指标出现不同程度的上升，但依然处于比较良好的水平。图 9b、9c 的数据分布显示大部分时候机器人都行驶在偏离人工放置基础线 0 ~ −4 cm 的范围内。

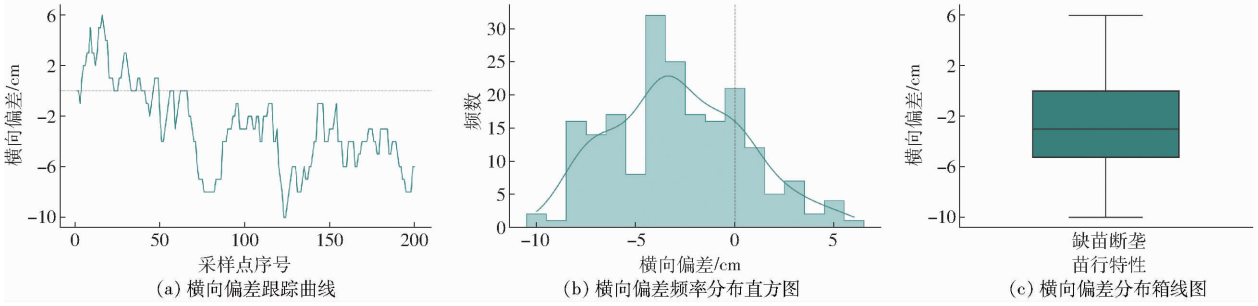
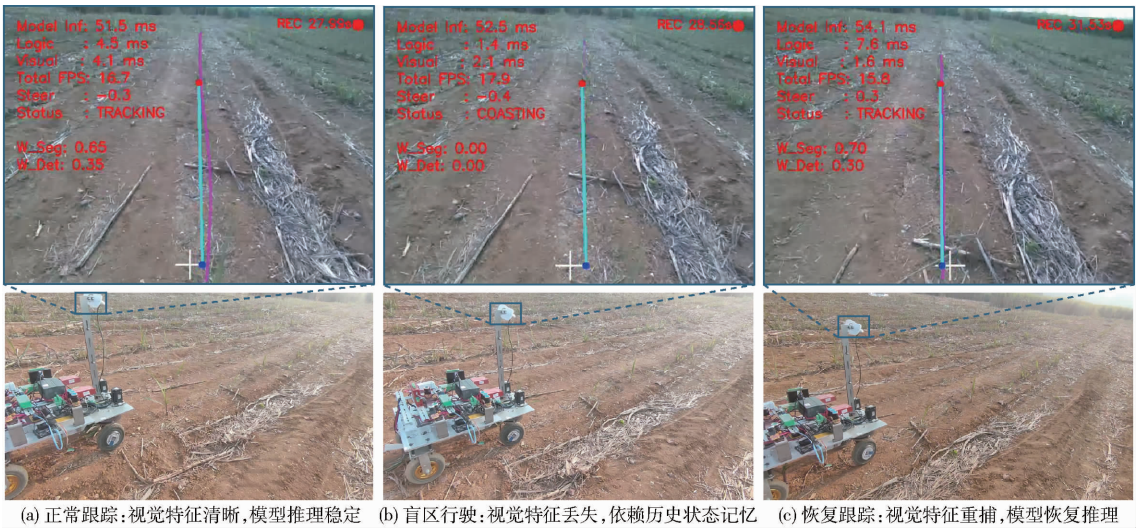


图 9 缺苗断垄苗行的横向偏差跟踪与分布图

Fig. 9 Lateral deviation tracking and distribution with seedlings absence

此外，结合图 9a 的横向偏差曲线和图 10 的视觉响应过程，可以深入剖析在出现缺苗断垄时系统应对机制。如图 10b 所示，当机器人完全驶入断垄区域时，由于该区域缺乏苗行特征且地面覆盖较多残留秸秆，加之远端苗行在图像中占比极小，经过神经网络多层下采样后特征信息丢失，导致模型无法获得有效的检测和分割信息，导航线随即消失。尽管此时出现了导航信号的中断，但横向偏差曲线在采样距离内并未出现发散（图 9a）。这主要得益于两方面：在进入盲区前，系统已基于 2/3 拟合区间将近端与远端作物建立空间联系，提前规划了该缺苗断垄区域的导航路径（图 10a）；本研究提出的基于时空记忆补偿的路径规划策略，即：当前帧无有效路径输出时，系统在允许的安全帧数内沿用历史导航



(a) 正常跟踪：视觉特征清晰，模型推理稳定　(b) 盲区行驶：视觉特征丢失，依赖历史状态记忆　(c) 恢复跟踪：视觉特征重捕，模型恢复推理

图 10　机器人在缺苗断垄区域的动态视觉响应过程

Fig. 10　Dynamic visual response process of robot in seedling absence area

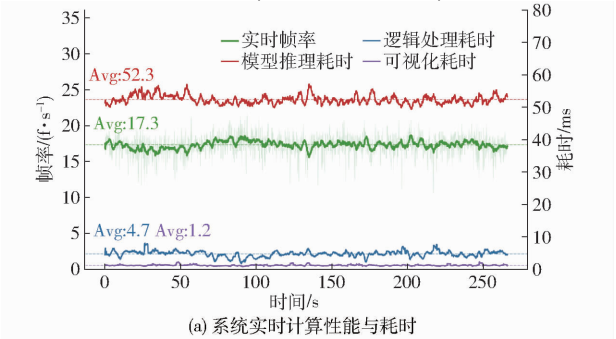
信息，以惯性预测的方式填充当前的视觉盲区，这种机制保证了行驶的连续性，使机器人能够相对稳定地驶过缺苗断垄区域，直到重新捕捉到苗行特征（图 10c），输出有效导航信息并修正累积偏差。

宿根蔗田缺苗断垄场景下的试验说明，机器人自主视觉循垄导航方法具有较高的鲁棒性。

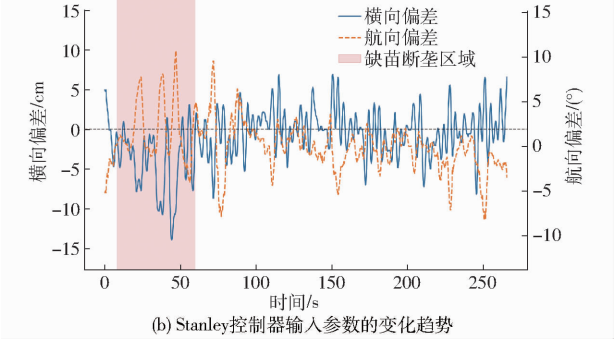
3.2.5　机器人系统时效性与控制稳定性分析

为进一步验证机器人循垄导航的实际运行性能，如图 11 所示，分析了机器人在 3.2.4 节缺苗断垄苗行的完整行驶日志，并从嵌入式设备计算负载与 Stanley 控制器偏差收敛两个维度进行了评估。

在计算效率方面，如图 11a 所示，整个缺苗断垄



(a) 系统实时计算性能与耗时



(b) Stanley控制器输入参数的变化趋势

图 11　机器人系统田间性能的动态测试结果

Fig. 11　Dynamic test results of robotic system field performance

行程内，机器人系统平均帧率为 17.3 f/s。从模块耗时来看，深度学习模型推理耗时处于 50～55 ms，占据了主要的计算资源；而包含决策规划以及控制执行的逻辑处理模块，其平均耗时仅为 4.7 ms，这种低耗时意味着从模型输出推理结果到硬件执行转向指令之间的时间滞后被极大压缩，从而保证了 Stanley 控制器接收的横向误差与航向误差参数能够准确反映机器人当前的瞬时位姿状态，有效避免了因计算滞后引发跟踪误差积累；此外，可视化输出的平均耗时只有 1.2 ms，较低的耗时有利于现场调试同时也不占据过多系统计算资源。说明机器人系统在计算效率上具有较高的时效性。

当机器人进入图 11b 所示的缺苗断垄区域时，由于宿根出苗行特征的缺失，模型无法进行有效推理。此时，逻辑处理中沿用历史信息，以填补感知信号的空白。虽然由于此缺苗断垄区域缺乏实时视觉矫正，出现了横向偏差和航向偏差的累积增长，峰值一度达到约 14 cm 和 10°。但是，得益于逻辑处理的高效性与 Stanley 控制器的快速响应，系统能够在有效宿根出苗行特征出现时生成转向指令予以纠偏。试验结果表明，在缺苗断垄区域产生的视觉盲区导航过程中，Stanley 控制器的横向偏差与航向偏差始终处于收敛的可控范围内，未出现发散现象。说明在控制方面，机器人系统在应对缺苗断垄苗行时也表现出了良好的控制稳定性。

综上，本研究提出的导航方法通过高效的计算架构保障了较具时效性的稳定路径跟踪，有效解决了因作物特征缺失导致的导航中断问题，满足复杂田间环境下的连续作业需求。

3.3　讨论

首先，导航精度受到机器人行进速度、路径拟合范

围以及底盘机械特性的三重制约。当行进速度提升时会出现导航偏差的增大,从根本上来说是模型推理到执行机构执行转向指令之间存在滞后,无法匹配高频位姿变化。而路径拟合区间的选择则反映了系统应在局部抗噪与全局响应之间达到平衡,2/3 拟合区间的优异表现是因为其能通过包含足够路径点来抑制局部视觉抖动,又避免了全区间拟合过度压制近处苗行的曲率特征,从而保证了系统实现准确的导航跟踪。

其次,机器人底盘机械特性的影响不可忽视。由于样机采用小径车轮且无减振系统的刚性底盘结构,在某些松软不平的宿根蔗田地表行驶时极易产生颠簸与车轮打滑。这种机械振动会导致视觉成像模糊,使得模型推理存在一定困难,同时机器人因为车轮打滑无法及时纠正自身位姿,致使导航偏差不断累积。

再者,系统虽然通过时空补偿机制有效应对了环境干扰,但存在明确的适用边界。针对光照变化和缺苗断垄的环境,系统依靠多帧导航信息的融合和惯性外推实现了在无有效视觉输出的盲区短时穿越。然而,这种结合历史信息的机制高度依赖于机器人的运动连续性。在遇到地面土坡或松软土质导致前轮出现连续空转时,导航信息将局限于当前的空转区域,历史以及未行驶区域之间的转向衔接不自然,导致导航不平稳或者失效。

此外,本研究的机器人方案不成熟。尽管导航算法部署方案借助搭建的机器人样机,实现幼苗期宿根蔗田机器人循垄导航,但未充分考虑机器人底盘结构设计,未来研究需充分考虑蔗田环境与机器人本体的耦合关系,加强研究具有较强蔗田通过性和抗滑移能力的机器人底盘平台。

4 结论

(1)在非缺苗断垄苗行,当设定机器人行进速度为 0.2 m/s 时,机器人横向偏差的平均绝对偏差仅为 2.82 cm,均方根误差为 3.60 cm,与 0.1 m/s 速度的指标基本持平,而在标准差和最大绝对偏差指标方面则更优;相较于 0.3 m/s 速度下因底盘颠簸加剧带来的误差发散(均方根误差增至 6.82 cm),表明速度提升会加剧机器人系统的不稳定性,目前搭建的机器人平台在 0.2 m/s 的速度下,是一个较理想的循垄导航参考速度。

(2)基于 0.2 m/s 的优选速度,对比分析不同导航路径拟合区间发现,当设定路径拟合区间为有效视场的 2/3 时,系统对图像噪声和蔗田缺苗断垄情况具有较显著的鲁棒性。该区间的选择兼顾了近端路径的实时响应与中远端路径的趋势引导,有效抑制了局部噪声,即便在苗行存在较大程度缺苗断垄的非理想场景下,系统仍能维持均方根误差为 4.41 cm 的较高循垄导航精度,表明本研究提出的时空记忆补偿路径规划策略,能够有效解决缺苗断垄区域的导航连续性问题。

(3)尽管蔗田上午顺光导致的作物阴影对模型推理造成了一定干扰,导致均方根误差较大(5.12 cm),但系统整体表现稳定,未出现指标发散。一天各时段的平均绝对偏差均保持在 4.00 cm 以内,其中下午时段的结果较优(2.48 cm),表明本文自主循垄导航方法有效克服了光照变化带来的感知噪声干扰,使机器人具备在不同时段光照环境下的作业潜力。

(4)田间测试系统平均帧率达 17.3 f/s,其中逻辑决策与控制平均耗时仅 4.7 ms,表明本文视觉模型、导航线提取算法和边缘端组成的自主“能力栈”,满足机器人非结构性蔗田环境下快速自主循垄的时效需求。

参 考 文 献

[1] 刘晓,蓝艳华,蔡裕洋,等. 从传统杂交到智能设计:中国甘蔗育种的路径演进与技术革新[J]. 中国糖料,2026,48(1):16 - 23.
LIU Xiao, LAN Yanhua, CAI Yuxiang, et al. From traditional hybridization to intelligent design: evolution pathways and technological innovation in Chinese sugarcane breeding[J]. Sugar Crops of China, 2026, 48(1): 16 - 23. (in Chinese)

[2] 刘高源,杨昆,刘凯,等. “双碳”背景下的蔗叶还田展望[J]. 甘蔗糖业, 2025, 54(6): 101 - 112.
LIU Gaoyuan, YANG Kun, LIU Kai, et al. Prospects for returning sugarcane leaves to the field under the background of “dual carbon”[J]. Sugarcane and Canesugar, 2025, 54(6): 101 - 112. (in Chinese)

[3] 刘庆庭,黄瑶,蒋姣丽,等. 甘蔗机械化收获技术与装备研究综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(12): 1 - 21.
LIU Qingting, HUANG Yao, JIANG Jiaoli, et al. Technology and equipment of sugarcane harvesting mechanization review[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 1 - 21. (in Chinese)

[4] 姬长英,周俊. 农业机械导航技术发展分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 44 - 54.
JI Changying, ZHOU Jun. Current situation of navigation technologies for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 44 - 54. (in Chinese)

[5] 胡静涛,高雷,白晓平,等. 农业机械自动导航技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2015, 31(10): 1 - 10.
HU Jingtao, GAO Lei, BAI Xiaoping, et al. Review of research on automatic guidance of agricultural vehicles[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(10): 1 - 10. (in Chinese)

[6] 张勤,黄小刚,李彬. 基于彩色模型和近邻法聚类的水田秧苗列中心线检测方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(17): 163 - 171.
ZHANG Qin, HUANG Xiaogang, LI Bin. Detection of rice seedlings rows' centerlines based on color model and nearest neighbor clustering algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(17): 163 - 171. (in Chinese)

[7] 傅灯斌,江茜,齐龙,等. 基于区域生长顺序聚类- RANSAC 的水稻苗带中心线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(7): 47 - 57.
FU Dengbin, JIANG Qian, QI Long, et al. Detection of the centerline of rice seedling belts based on region growth sequential clustering-RANSAC[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(7): 47 - 57. (in Chinese)

[8] ZHANG S, LIU Y, XIONG K, et al. A review of vision-based crop row detection method: focusing on field ground autonomous navigation operations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 222:109086.

[9] 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)

[10] 万欢,欧媛珍,管宪鲁,等. 无人农机作业环境感知技术综述[J]. 农业工程学报,2024,40(8):1 - 18.
WAN Huan, OU Yuanzhen, GUAN Xianlu, et al. Review of the perception technologies for unmanned agricultural machinery operating environment[J]. Transactions of the CSAE, 2024,40(8): 1 - 18. (in Chinese)

[11] WANG S, ZHANG W, WANG X, et al. Recognition of rice seedling rows based on row vector grid classification[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190: 106454.

[12] WANG S, YU S, ZHANG W, et al. The seedling line extraction of automatic weeding machinery in paddy field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107648.

[13] YANG Y, ZHOU Y, YUE X, et al. Real-time detection of crop rows in maize fields based on autonomous extraction of ROI[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 118826.

[14] 应仇凯,程泓超,马锃宏,等. 基于 YOLO v8 - Seg 的地栽草莓采摘机器人垄面视觉导航控制方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊 1): 9 - 17.
YING Qiukai, CHENG Hongchao, MA Zenghong, et al. Ridge visual navigation control method for ground-planted strawberry picking robots based on YOLO v8 - Seg algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 9 - 17. (in Chinese)

[15] 朱惠斌,李仕,白丽珍,等. 基于改进 YOLO v8 的玉米大豆间套复种作物行导航线提取方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 205 - 217.
ZHU Huibin, LI Shi, BAI Lizhen, et al. Extraction method of navigation lines for maize-soybean intercropping based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 205 - 217. (in Chinese)

[16] LAI X, HUANG J, MO Y, et al. A lightweight deep learning model for synchronized crop stem detection and row segmentation at the seedling stage: exploring their contribution to agricultural navigation line extraction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2026, 243: 111385.

[17] 孟志军,王昊,付卫强,等. 农业装备自动驾驶技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报,2023,54(10):1 - 24.
MENG Zhijun, WANG Hao,FU Weiqiang, et al. Research status and prospects of agricultural machinery autonomous driving[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(10):1 - 24. (in Chinese)

[18] 张智刚,殷珍,吴潇,等. 农业机械自动导航技术研究进展[J]. 农业工程学报,2025,41(23):1 - 13.
ZHANG Zhigang, YIN Zhen, WU Xiao, et al. Research progress on the automatic navigation technology for agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(23): 1 - 13. (in Chinese)

[19] ZHANG Q, CHEN M E S, LI B. A visual navigation algorithm for paddy field weeding robot based on image understanding[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 143: 66 - 78.

[20] JU J, CHEN G, LV Z, et al. Design and experiment of an adaptive cruise weeding robot for paddy fields based on improved YOLO v5[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108824.

[21] TIAN Y, MAI Z, ZENG Z, et al. Design and experiment of an integrated navigation system for a paddy field scouting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108336.

[22] WU S, CHEN Z, BANGURA K, et al. A navigation method for paddy field management based on seedlings coordinate information[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215:108436.

[23] THRUN S, MONTEMERLO M, DAHLKAMP H, et al. Stanley: the robot that won the DARPA grand challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(9): 661 - 692.