

基于安全距离的无人农机路径跟踪抗扰预测控制

黄臻臻, 孙金林, 丁世宏

(江苏大学电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 为提升无人农机在多障碍复杂作业场景下的路径跟踪性能, 提出了一种基于安全距离的抗扰预测控制方案。该方案利用预测控制的自主学习能力, 通过与作业场景的交互, 实现了无人农机在复杂作业场景下的高效避障。首先, 设计扩张状态观测器以精确估计农机系统中的未知扰动, 并将其纳入非线性预测模型中, 从而提升路径跟踪控制系统中状态预测的精度以及抗干扰性能。其次, 设计无人农机参考点自动寻优算法, 避免无人农机在路径跟踪过程中过度转向。基于对数函数缩放构造新颖的避障惩罚项, 确保在无人农机路径跟踪过程中与多重障碍始终保持预设的安全距离。最后, 在成本函数中融入横向偏差与航向偏差信息, 并结合避障惩罚项, 通过在线求解非线性受限优化问题设计抗扰模型预测控制方案。仿真结果表明, 该控制方案具有较高的路径跟踪精度, 并能适应不同的安全距离和障碍物位置, 实现有效避障。

关键词: 无人农机; 路径跟踪控制; 模型预测控制; 安全避障

中图分类号: TP39

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202508

Anti-disturbance predictive control for path tracking of unmanned agricultural vehicles based on safety distance

HUANG Zhenzhen, SUN Jinlin, DING Shihong

School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

Abstract: To enhance the path tracking performance of unmanned agricultural vehicles in complex working scenarios with multiple obstacles, this paper proposes an anti-disturbance predictive control scheme based on safe distance. This control scheme leverages the autonomous learning capabilities of predictive control to achieve efficient obstacle avoidance maneuvers for unmanned agricultural vehicles in complex operational scenarios through interaction with the working environment. Initially, an extended state observer is designed to accurately estimate the unknown disturbance within the agricultural vehicle system and incorporate it into the nonlinear predictive model, thereby improving the precision of state prediction and disturbance rejection in the path tracking control system. Subsequently, an automatic optimization algorithm for the reference point of the agricultural vehicle is designed to prevent excessive steering during path tracking. Then, a novel obstacle avoidance penalty term is constructed based on logarithmic function scaling to ensure that the agricultural vehicle maintains a preset safe distance from multiple obstacles during path tracking. Building on this, the cost function is integrated with lateral offset and heading offset information, combined with the obstacle avoidance penalty function, and an anti-disturbance model predictive control scheme is constructed by solving the nonlinear constrained op-

收稿日期: 2024-08-02; 修回日期: 2024-10-18

通信作者: 孙金林, jsun@ujs.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.62203189, No.62373170); 江苏省自然科学基金项目 (No.BK20220518); 中国博士后科学基金项目 (No.2024M751187); 江苏大学高层次人才基金项目 (No.22JDG044)

Foundation Items: National Natural Science Foundation of China (No.62203189, No.62373170), Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No.BK20220518), China Postdoctoral Science Foundation (No.2024M751187), Research Foundation for Talented Scholars of Jiangsu University (No.22JDG044)

timization problem online. Simulation results demonstrate that the control scheme proposed in this paper has superior path tracking accuracy and can effectively avoid obstacles while adapting to different safe distance settings and obstacle positions.

Key words: unmanned agricultural vehicle, path tracking control, model predictive control, obstacle avoidance

0 引言

传统上, 农事作业主要依赖于人工驾驶的农机, 人力操作的局限性导致作业整体效率较低。随着农业现代化的推进, 无人农机路径跟踪技术在提升作业效率和降低人力成本方面展现出巨大潜力^[1]。为提高无人农机路径跟踪精度, 国内外研究人员设计了多种控制算法, 可归纳为以下几种: 比例积分微分 (proportional integral derivative, PID) 控制方法^[2]、最优控制方法^[3]、滑模控制方法^[4]、 H_∞ 控制方法^[5]。其中, PID 控制器由于其易于实现的特性而被广泛应用于农机路径跟踪系统^[6]。然而, PID 控制作为一种非模型依赖的控制策略, 其参数与工作条件高度耦合, 在多变的工作条件下表现出较低的鲁棒性, 这限制了其在农机路径跟踪系统中的跟踪精度和稳定性。为提高农机路径跟踪系统的鲁棒性, 文献[7]提出了一种基于二阶滑模变结构的路径跟踪控制方法, 利用自适应控制技术, 削弱了抖振的影响, 取得了优异的跟踪性能。然而, 在无人农机作业过程中, 前轮转向角的饱和和约束是不可避免的, 但以上算法尚未充分考虑这一因素, 限制了无人农机在实际作业场景下的跟踪控制性能。

为了有效地整合农机作业下的约束条件, 研究人员引入模型预测控制 (model predictive control, MPC) 算法, 以优化农机路径跟踪系统的性能^[8]。MPC 依托于控制系统的数学模型来预见其在预测时间范围内的动态响应, 并能有效处理控制系统中的输入输出限制^[9]。在路径跟踪控制领域, MPC 通过实时求解优化控制问题来确定最优控制动作, 将系统状态驱动至参考点。文献[9]设计了一种线性时变模型预测轨迹跟踪控制方法, 克服了传统控制方法无法处理约束条件的困难, 获取了优越的路径跟踪控制性能。然而, 该方法成本函数中的惩罚项为独立的横坐标偏差和纵坐标偏差, 无法反映车体相对于参考路径的真实偏离程度, 导致纵向位置被过度调整。此外, 该方法未考虑侧滑以及其他不确定因素引起的扰动, 影响了其在农机作业真实环境

中的应用效果。为了提高系统的抗扰性能, 根据内模原理^[10], 文献[11]提出了一种抗扰 MPC 框架, 将参考点更新模型和扰动估计模型集成到 MPC 滚动优化的流程中, 一方面通过参考点更新模型动态调整参考点, 使系统能够在变化的环境中有效调整自身策略; 另一方面, 基于扩张状态观测器实现对环境变化的感知和对未知扰动的实时估计, 进而实现精度高、抗干扰性强的路径跟踪控制。因此, 这种抗扰 MPC 框架在智能机器人领域被广泛应用^[12-13]。抗扰 MPC 控制取得了诸多成功应用, 但是线性化处理需要较高的计算成本, 这限制了其在无人农机实时控制平台中的应用。

同时, 农机作业过程中不可避免地会遇到障碍物 (如电线杆、树木、草垛等)。这些障碍物的存在不仅直接影响农机作业的精度和质量, 还可能增加设备损耗。因此, 如何在作业中有效避开这些障碍物, 成为农机路径跟踪系统面临的主要挑战^[14]。具身智能^[15]作为智能系统领域的一个重要分支, 不仅赋予机器理解和预测其周围环境的能力, 还使机器能够实时响应以适应不断变化的外部条件。在农业机器人领域, 具身智能技术的应用为无人农机赋能, 提高其自主避障能力^[16]。作为具身智能的一种典型实现方式, MPC 适用于处理无人农机路径跟踪系统中的避障问题^[17], 通过预测系统行为并优化控制输入, 为无人农机提供了一种有效的路径跟踪和避障策略。更重要的是, MPC 的自主学习能力使无人农机能够通过与作业场景的交互不断优化避障动作, 从而实现在复杂作业场景下的高效避障。基于不等式约束的 MPC 方法将避障任务作为不等式约束纳入优化问题, 不仅可确保农机在遵循预定路径的同时避开障碍物, 还能够在动态变化的环境中保持作业的连续性和效率^[17-19]。如文献[18]提出了一种具有避障约束条件的 MPC 控制器, 并将其应用于智能车辆的导航避障系统。该控制器利用一个控制障碍函数 (control barrier function, CBF) 来定义安全区域, 将 CBF 函数作为不等式约束条件嵌入 MPC 优化模型中, 从而实现确保安全的最优控制策略。然而, 此类方法多依赖于由欧几里得

范数定义的简单安全标准, 这些标准仅在机器人非常接近障碍物时生效^[19]。鉴于农机的前轮转向角受限, 这类优化方法在寻找可行解时面临挑战, 常常导致优化问题无解, 避障适应性能仍待提高。因此, 这类方法并不适用于本文研究的农机路径跟踪控制系统。

为扩大避障响应范围, 文献[20]提出了一种非线性模型预测控制 (nonlinear model predictive control, NMPC) 避障方法, 并将障碍物和农机简化为点, 在成本函数中增加基于指数缩放的惩罚项来实现避障。这种NMPC避障方法不仅有效, 而且具有较低的计算成本。然而, 该方法尚未考虑农机作业环境下的多种未知扰动, 闭环系统的鲁棒性较为有限。此外, 还有学者研究了基于惩罚函数的MPC避障策略^[21-22], 但这些研究均未充分考虑到运动体与障碍物之间应保持的最低安全距离, 增加了实际应用中的安全风险。

本文旨在处理无人农机作业系统中的避障与扰动问题, 提出一种基于安全距离的路径跟踪抗扰预测控制方法。本文主要贡献如下。

- 为确保农机作业安全, 本文引入一种基于对数函数缩放的避障惩罚项, 这一设计实现了控制策略全局范围内对障碍物的响应, 显著降低了滚动优化无解的风险。相较于基于CBF约束的避障方案, 本文提出的避障策略的响应范围更大, 极大地提高了避障的灵活性和效率。此外, 与文献[20]中基于指数函数缩放的避障惩罚项相比, 本文采用的避障惩罚项在保持连续性的同时, 能够在邻近安全区域范围内迅速增大, 有效避免了避障动作对全局跟踪性能的负面影响。

- 为处理侧滑等未知扰动对路径跟踪控制精度的不良影响, 本文将扩张状态观测器得到的扰动估计值引入NMPC预测模型中, 提高了状态预测的精确度; 此外嵌入了参考点寻优模块, 引入横向偏差和航向偏差作为成本函数中跟踪偏差惩罚项, 从而优化了路径跟踪控制性能。相较于文献[9]中仅将跟踪偏差视为独立纵横坐标偏差的方法相比, 本文方法减少了过度调整纵向位置的风险, 有效改善了无人农机的行驶平稳性。

本文组织结构如下: 第1节介绍无人农机路径跟踪系统的运动学模型和参考点更新模型; 第2节介绍基于安全距离的路径跟踪控制方案设计; 第3节为仿真验证; 第4节总结全文。

1 无人农机路径跟踪控制系统建模

1.1 路径跟踪动力学模型

本文以农业领域广泛使用的前轮转向、后轮驱动的轮式农机为研究对象, 研究农机自动驾驶系统中路径跟踪控制器的设计。在理想条件下, 不考虑行驶过程中的侧滑和作业环境带来的干扰, 可将路径跟踪系统简化为图1所示的农机运动模型。

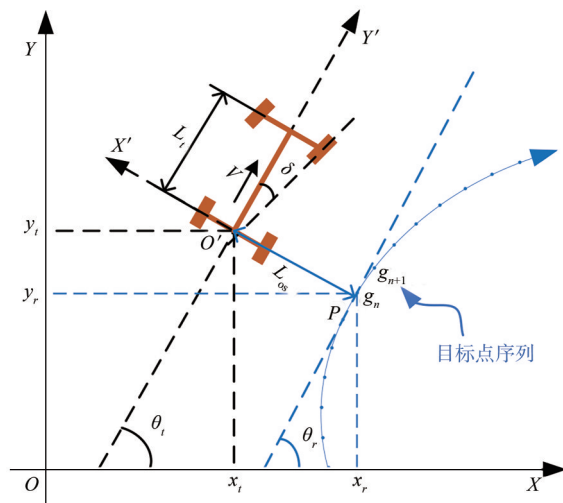


图1 路径跟踪示意图

图1中, 参考路径和农机的位置和姿态均是相对于惯性坐标系 XOY 描述的, x_t 、 y_t 、 θ_t 分别为农机的横坐标、纵坐标及航向角, δ 为前轮转向角, V 为车辆纵向向前行驶速度, L_t 为车辆轴距, 点 O' 为农机控制点, 点 P 为农机控制点在参考路径上的正交投影点, L_{os} 为车辆横向偏差。

参考路径是由目标点序列 $\mathbf{G}$ 连成的近似平滑的折线, 其中 $\mathbf{G} = [g_1 \ g_2 \ \cdots \ g_n \ \cdots]$ 包含一系列等间距排列的目标点。候选参考点是在这些目标点中, 与正交投影点 P 最接近的目标点, 并且候选参考点必须位于正交投影点 P 之后。需要注意的是, 可能存在多个正交投影点, 这就意味着可能有多个候选参考点。给定时间 t , 候选参考点 $g_n(x_n, y_n)$ 被定义为在目标点序列 $\mathbf{G}$ 中, 紧随正交投影点 P 的下一个目标点。 $g_r(x_r, y_r)$ 表示经过筛选后最终选定的参考点, 当存在单一候选参考点时, 有 $g_r(x_r, y_r) = g_n(x_n, y_n)$; 对于存在多个候选参考点的情形, 即农机控制点能够正交投影到参考路径上的多个线段上时, 参考点的选取表示为如式(1)所示的寻优

问题。

$$\mathbb{P}_r: \mathbf{g}_r(x_r(t), y_r(t)) = \arg \min_{\mathbf{g}_n(x_n(t), y_n(t))} (\|\mathbf{g}_n - \mathbf{O}\| + \|\mathbf{g}_{n-1} - \mathbf{O}\|) \quad (1)$$

通过求解优化问题, 可得时间 t 下的最佳参考点 $\mathbf{g}_r$, 并获得参考点序列。参考点序列 $\mathbf{X}_r(t)$ 包含参考点 $\mathbf{g}_r$ 的位置信息, 具体如式 (2) 所示。

$$\mathbf{X}_r(t) = (x_r(t), y_r(t), \theta_r(t)) \quad (2)$$

其中, $x_r(t)$, $y_r(t)$, $\theta_r(t)$ 分别为时间 t 时的参考横坐标、参考纵坐标及参考航向角。

注1: 对于任何向量 $\boldsymbol{\gamma} \in \mathbf{R}^n$, 有 $\|\boldsymbol{\gamma}\|$ 表示2-范数; $\|\boldsymbol{\gamma}\|_p^2 = \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{P} \boldsymbol{\gamma}$ 。

选取 $\mathbf{X} = [x_t \ y_t \ \theta_t]^T$ 为状态变量, 提出农机运动学模型^[20]如式 (3) 所示。

$$\begin{cases} \dot{x}_t = V \sin \theta_t \\ \dot{y}_t = V \cos \theta_t \\ \dot{\theta}_t = \frac{V}{L_t} \tan \delta \end{cases} \quad (3)$$

通过向前欧拉法得到离散系统运动学模型, 如式 (4) 所示。

$$\begin{cases} x_t(k+1) = x_t(k) + T_s V \sin \theta_t(k) \\ y_t(k+1) = y_t(k) + T_s V \cos \theta_t(k) \\ \theta_t(k+1) = \theta_t(k) + T_s \frac{V}{L_t} u(k) \end{cases} \quad (4)$$

其中, T_s 为采样时间, $u(k)$ 为离散状态下的控制量。

式 (4) 可简化表示为式 (5)。

$$\mathbf{X}(k+1) = f(\mathbf{X}(k), u(k)) \quad (5)$$

然而, 传感器噪声、车体侧滑等内部或外部不确定因素降低了路径跟踪系统的稳定性和跟踪精度。根据文献[4]分析, 这些不确定性因素主要影响横摆角速度的稳态性能。为降低不确定因素对横摆角速度的影响, 本文在式 (3) 中引入一个作用在横摆角速度上的有界干扰 d , 用于表征系统内部不确定和外扰的总和, 并选取 $u = \tan \delta$ 作为虚拟控制量, 式 (3) 可进一步转化为式 (6)。

$$\begin{cases} \dot{x}_t = V \sin \theta_t \\ \dot{y}_t = V \cos \theta_t \\ \dot{\theta}_t = \frac{V}{L_t} u + d \end{cases} \quad (6)$$

通过向前欧拉法得到离散系统运动学模型, 如式 (7) 所示。

$$\begin{cases} x_t(k+1) = x_t(k) + T_s V \sin \theta_t(k) \\ y_t(k+1) = y_t(k) + T_s V \cos \theta_t(k) \\ \theta_t(k+1) = \theta_t(k) + T_s \left(\frac{V}{L_t} u(k) + d(k) \right) \end{cases} \quad (7)$$

扰动 d 满足以下假设。

假设1: 假设未知集总扰动 d 是连续可微的, 并满足式 (8)。

$$\begin{aligned} |d(k)| &\leq l_1 \\ |\Delta d(k)| = |d(k+1) - d(k)| &\leq l_2 \end{aligned} \quad (8)$$

其中 l_1 、 l_2 均为正实数。

式 (7) 可以简化为式 (9)。

$$\mathbf{X}(k+1) = f_d(\mathbf{X}(k), u(k), d(k)) \quad (9)$$

1.2 本文目标

本文旨在设计一种基于安全距离的抗扰预测控制方案, 具体目标如下。

高精度路径跟踪: 在控制系统中嵌入扰动观测器, 以提升系统在面对农田作业环境中不确定性因素时的抗干扰性能, 同时求解参考点寻优问题并优化成本函数, 提高系统的跟踪精度。

安全距离避障: 开发一种避障机制, 适用于前轮转向角存在较强饱和约束的农机。该机制的核心在于在避障惩罚项中引入安全距离概念, 以确保农机在路径跟踪过程中, 能够与沿途障碍物保持一个预设的安全距离, 增强系统的安全性。此外, 在避障动作执行完毕后, 确保农机能够迅速恢复至预先的路径跟踪状态, 保证了作业的连续性。

2 基于扰动观测的NMPC控制器设计

2.1 成本函数

在NMPC中, 时间 k 的最优控制序列是通过最小化成本函数计算得到的, 其中预测范围的时间长度由采样时间 T_s 和预测时域 N 决定。一般而言, 成本函数 $J(k)$ 可衡量预测模型给出的系统状态和控制输入与它们相对参考路径的偏差^[6], 具体如式 (10) 所示。

$$J(k) = \sum_{n=1}^N \|\mathbf{X}(k+n|k) - \mathbf{X}_{\text{ref}}(k+n|k)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{n=1}^N \|u(k+n|k) - u_{\text{ref}}(k+n|k)\|_{\mathbf{R}}^2 \quad (10)$$

其中, $\mathbf{X}$ 为状态矢量, $\mathbf{X}_{\text{ref}}$ 为状态参考轨迹。 u 为控制输入, u_{ref} 为控制输入的参考值。矩阵 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{R}$ 为权重矩阵。

基于式 (7), $J(k)$ 可进一步表示为:

$$J(k) = \sum_{n=1}^N \left\| \begin{bmatrix} x_t(k+n|k) - x_r(k+n|k) \\ y_t(k+n|k) - y_r(k+n|k) \\ \theta_t(k+n|k) - \theta_r(k+n|k) \end{bmatrix} \right\|_Q^2 + \sum_{n=1}^N \left\| u(k+n|k) - u_{\text{ref}}(k+n|k) \right\|_R^2 \quad (11)$$

其中, 成本项 $x_t(k+n|k) - x_r(k+n|k)$ 和 $y_t(k+n|k) - y_r(k+n|k)$ 是在惯性坐标系上系统状态坐标与相应参考坐标分别关于 X 、 Y 轴的独立偏差。如引言所述, 这种独立偏差可能导致车辆在尝试纠正偏差时过度调整其纵向位置, 且优化计算的效率较低。此外, 该方法尚未考虑障碍物的影响, 增加了农机失控或与障碍物发生碰撞的风险。

$$\xi_{L_{\text{os}}} = \frac{\left| (x_t(k) - x_r(k))(x_j(k) - x_r(k)) + (y_t(k) - y_r(k))(y_j(k) - y_r(k)) \right|}{\sqrt{(x_j(k) - x_r(k))^2 + (y_j(k) - y_r(k))^2}} \quad (12)$$

$$\xi_{\theta_{\text{os}}} = \theta_t - \theta_r \quad (13)$$

针对避障惩罚项, 首先确定农机与障碍物之间的距离。具体而言, 距离 $d_{\text{obsti}}(k)$ 为农机控制点与障碍物中心点之间的距离, 计算式如下:

$$d_{\text{obsti}}(k) = \sqrt{(x_t(k) - x_{\text{obsti}})^2 + (y_t(k) - y_{\text{obsti}})^2} \quad (14)$$

其中, $(x_t(k), y_t(k))$ 为农机控制坐标点, $(x_{\text{obsti}}(k), y_{\text{obsti}}(k))$ 为障碍物中心点。

为确保农机设备的安全性, 本文设定一个最小距离标准, 定义为“安全距离” d_{safei} , 以确保农机与障碍物之间的间隔始终保持在预先设定的安全阈值以上。具体表示如式 (15) 所示。

$$d_{\text{safei}} = r_{\text{safe}} + r_{\text{obsti}} + \frac{w_{\text{car}}}{2} \quad (15)$$

其中, r_{obsti} 为障碍物的几何半径, w_{car} 为农机自身车宽, r_{safe} 为预设的最小间隔。

在考虑安全距离的背景下, 避障成本项通过引入对数函数缩放。如式 (16) 所示, 当农机与障碍物之间的距离趋近预定的安全距离时, 避障成本项的值趋于无穷大。当遇到多个障碍时, 避障成本项为多个避障成本之和。

$$\xi_{\text{obsti}}(k) = \frac{\lg\left(\frac{d_{\text{obsti}}(k) - d_{\text{safei}}}{b_i}\right)}{a_i}, \quad \xi_{\text{obst}}(k) = \sum_{i=1}^{N_{\text{obst}}} \xi_{\text{obsti}}(k) \quad (16)$$

为了处理以上问题, 本文引入横向偏差、航向偏差和避障惩罚, 定义了跟踪偏差惩罚项 $\xi_{L_{\text{os}}}$ 、 $\xi_{\theta_{\text{os}}}$ ($\xi_{L_{\text{os}}}$ 为横向偏差惩罚项、 $\xi_{\theta_{\text{os}}}$ 为航向偏差惩罚项) 以及避障惩罚项 ξ_{obst} 。

具体而言, 对于跟踪偏差惩罚项, 由式 (1) 可知, 时间 k 路径跟踪的坐标参考点实时更新, 农机控制点必然垂直映射于时间 k 的参考点 $g_r(x_r(k), y_r(k))$ 和其在目标点序列中的上一参考点 $g_j(x_j(k), y_j(k))$ 之间的线段上, 即横向偏差惩罚项可以用控制点坐标 $(x_t(k), y_t(k))$ 到时间 k 的参考点 $g_r(x_r(k), y_r(k))$ 和点 $g_j(x_j(k), y_j(k))$ 所连直线的最短距离表示。因此, 横向偏差、航向偏差惩罚项的定义如式 (12) 所示。

其中, N_{obst} 是障碍物总个数, 参数 b_i 用于增大函数 $\xi_{\text{obsti}}(k)$ 的零点, a_i 用于补偿 b_i , 调节避障的响应范围。

注2: 在本文设计的避障机制中, 避障成本项必须与障碍物的距离成反比, 并确保在优化过程中, 预测的农机状态始终保持在与障碍物的安全距离之外。通过这一处理, 避障机制能够在农机接近障碍物时提供强烈的避让激励, 从而实现保持安全距离的避障任务。

此外, 成本函数中控制量成本项仍采用式 (10) 的经典形式, 如式 (17) 所示。

$$\xi_u = u - u_r \quad (17)$$

其中, 参考控制量 $u_r(k)$ 的计算如式 (18) 所示。

$$u_r(k) = \left(\frac{\theta_r(k+1)}{T_s} - d(k) \right) \frac{L_t}{V} \quad (18)$$

综上, 成本向量 ξ 如式 (19) 所示。

$$\xi = [\xi_{L_{\text{os}}} \quad \xi_{\theta_{\text{os}}} \quad \xi_{\text{obst}} \quad \xi_u]^T \quad (19)$$

基于跟踪偏差和障碍物惩罚项的代价函数如式 (20) 所示。

$$J(k) = \sum_{n=1}^N \|\xi(k+n|k)\|_W^2 \quad (20)$$

其中, W 为加权矩阵, 由输出量权重矩阵和控制量权重矩阵组成。如式 (21) ~ 式 (23) 所示, 在

成本函数中为每个目标单独分配权重可以调节 MPC 的性能。

$$W = \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & R \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$Q = \text{diag} \left(\begin{bmatrix} w_{L_{os}} & w_{\theta_{os}} & w_{\text{obst}} \end{bmatrix} \right) \quad (22)$$

$$R = [w_u] \quad (23)$$

其中, $w_{L_{os}}$ 、 $w_{\theta_{os}}$ 、 w_{obst} 、 w_u 分别为横线偏差惩罚项、航向偏差惩罚项、避障惩罚项和控制量成本项的权重系数。

2.2 模型预测控制框架

为解决农机前轮转向角受限问题, 本文综合考虑了控制量的饱和约束和控制增量的饱和约束, 并在式 (20) 的基础上, 将 NMPC 转化为每一个采样周期内求解如式 (24) 所示的非线性规划问题。

$$\mathbb{P}_N: \tilde{U}^*(k) = \arg \min_{\tilde{U}(k)} \sum_{n=1}^N \|\xi(k+n|k)\|_W^2 \quad (24)$$

式 (20) 满足农机运动学约束和时域约束。

$$X(i+1|k) = f(X(i|k), u(i|k)) \quad (25)$$

$$\min u < u(i|k) < \max u \quad (26)$$

$$\min \tilde{u} < \tilde{u}(i|k) < \max \tilde{u} \quad (27)$$

其中, $i = k, k+1, \dots, k+N$; 式 (25) 为农机运动学约束条件, 其中 $X(i|k)$ 和 $u(i|k)$ 分别为当前时刻 k 预测 i 时刻的状态变量和控制量; 式 (26) 为控制量 $u = \tan \delta$ 的硬约束, $\max u$ 为控制量最大值, $\min u$ 为控制量最小值; 式 (27) 为控制增量的硬约束, $\min \tilde{u}$ 为控制增量的最小值, $\max \tilde{u}$ 为控制增量的最大值; $\tilde{u}(k)$ 代表 u 在单位采样时间的增量, 有 $\tilde{u}(k) = u(k+1) - u(k)$ 。

求解该非线性规划问题得到最优控制增量序列, 如式 (28) 所示。

$$\tilde{U}^*(k) = [\tilde{u}(k|k) \quad \tilde{u}(k+1|k) \quad \dots \quad \tilde{u}(k+N-1|k)] \quad (28)$$

根据模型预测控制原理, 只将该控制增量序列的第一个元素作为被控对象的实际输入 $\tilde{u}^*(k) = \tilde{u}(k|k)$, 实际控制量如式 (29) 所示。

$$u(k) = u(k-1) + \tilde{u}^*(k) \quad (29)$$

系统将采用最新采样时刻的状态作为初始条件, 进而求解控制问题。随后, 系统将控制序列的首项持续施加给被控对象。通过这一循环迭代过程, 系统不断进行滚动优化, 直至实现对预定参考

路径的精确跟踪。NMPC 算法流程如下所示。

算法 1 避障 NMPC 控制算法

输入: k 时刻状态 $X(k)$, 参考序列 $X_r(k)$ 、 $u_r(k)$

输出: 控制量 $u(k)$

1. 设置权重 Q, R , 控制时域 N , 观测器的增益 β_1, β_2 , 控制量的限幅约束、增量约束, 并设置安全距离;
2. 设置时间 $k=0$, 并指定观测器辅助状态的初值和农机的初始位置;
3. 根据式 (1) 求解寻优问题 $\mathbb{P}_r$, 接收当前参考序列 $X_r(k)$ 、 $u_r(k)$;
4. 根据式 (24)~式 (27) 求解非线性优化问题, 获得 $\tilde{u}^*(k)$;
5. 根据式 (29) 计算出当前的 $u(k)$;
6. 将控制量 $u(k)$ 输入农机运动学模型, 生成下一时刻状态 $X(k+1)$; 设置 $k \leftarrow k+1$ 并转到步骤 3

为了实现这一流程, 本文基于 CasADi 库开发程序, 使用 IPOPT 求解器, 将模型的决策变量优化为 $\tilde{U}(k)$ 序列, 输入参数为 $X(k)$ 、 $X_r(k)$ 、 $u_r(k)$ 。

2.3 引入扰动观测的模型预测控制框架

鉴于干扰 $d(k)$ 的不确定性, 预估干扰对于优化过程而言是必要的。本文将线性扩张状态观测器 (linear extended state observer, LESO) [23] 集成至优化模型中。首先将 d 当作未知的扩张状态变量, 再引入 θ_t 的估计偏差补偿, 建立线性扩张状态观测器。

$$\begin{cases} e_1 = \theta_t - \hat{\theta}_t \\ \dot{\hat{\theta}}_t = \frac{V}{L_t} u + \hat{d} + \beta_1 e_1 \\ \dot{\hat{d}} = \beta_2 e_1 \end{cases} \quad (30)$$

其中, $\hat{d}$ 为干扰估计值, $\hat{\theta}_t$ 为航向角估计值, β_1, β_2 为 LESO 可调增益系数。为满足 Hurwitz 稳定性条件及便于调参的要求, 本文采用带宽法配置增益 β_1, β_2 [24], 具体如式 (31) 所示。

$$\begin{aligned} [\beta_1, \beta_2] &= [w_o \alpha_1, w_o^2 \alpha_2], w_o > 0 \\ \alpha_i &= \frac{2!(2-i)!}{i!}, i=1, 2 \end{aligned} \quad (31)$$

其中, w_o 为 LESO 的带宽, α_i 为增益系数。

本文将扰动观测器嵌入 NMPC 中, 并引入 $\hat{d}(k)$, 将传统的非线性模型预测控制 (如式 (24) 所示的优化问题以及式 (25)~式 (27) 所表达的约束条件) 转化为抗扰模型预测控制, 其框架如图 2 所示。

在抗扰模型预测控制的框架内, 每个采样时刻均可用于求解以下非线性规划问题, 以实现控制目标。

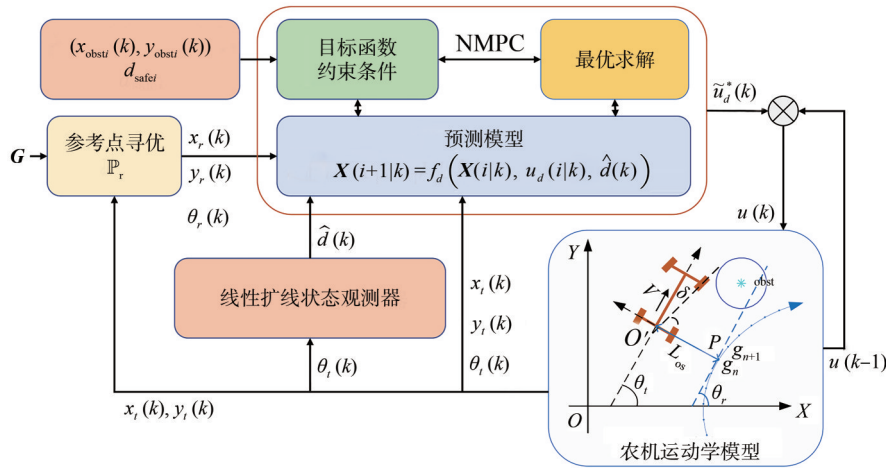


图2 基于安全距离的路径跟踪抗扰NMPC框架

$$\mathbb{P}_d: \tilde{U}_d^*(k) = \arg \min_{\tilde{U}_d(k)} \sum_{n=1}^N \|\xi(k+n|k)\|_{\mathbf{w}}^2 \quad (32)$$

此外，式（32）满足农机运动学约束和时域约束，具体如式（33）~式（35）所示。

$$\mathbf{X}(i+1|k) = f_d(\mathbf{X}(i|k), u_d(i|k), \hat{d}(k)) \quad (33)$$

$$\min u < u_d(i|k) < \max u \quad (34)$$

$$\min \tilde{u} < \tilde{u}_d(i|k) < \max \tilde{u} \quad (35)$$

其中， $i=k, k+1, \dots, k+N$ ；式（33）为农机运动学约束条件；式（34）为控制量约束， $\max u$ 、 $\min u$ 分别为控制量的边界值；式（35）为控制增量约束， $\max \tilde{u}$ 、 $\min \tilde{u}$ 分别为控制增量的边界值； $\tilde{u}_d(k)$ 为 u 在单位采样时间的增量，有 $\tilde{u}_d(k) = u(k+1) - u(k)$ 。

求解该非线性规划问题得到最优控制增量序列，如式（36）所示。

$$\tilde{U}_d^*(k) = [\tilde{u}_d(k|k) \quad \tilde{u}_d(k+1|k) \quad \dots \quad \tilde{u}_d(k+N-1|k)] \quad (36)$$

实际控制量如式（37）所示。

$$u(k) = u(k-1) + \tilde{u}_d^*(k) \quad (37)$$

其中， $\tilde{u}_d^*(k) = \tilde{u}_d(k|k)$ 。

在后续的采样周期，系统将整合新近得到的干扰估计值，并以此为当前时刻的状态初始条件进行计算。通过这种循环迭代的优化策略，系统将持续更新其状态估计，并最终实现对预定参考路径的精确跟踪。算法流程具体如下所示。

抗扰NMPC同样使用IPOPT求解器，优化模型的决策变量为 $\tilde{U}_d(k)$ 序列，输入参数为 $\mathbf{X}(k)$ 、 $\hat{d}(k)$ 、 $\mathbf{X}_r(k)$ 、 $u_r(k)$ 。

算法2：基于扰动观测的避障NMPC控制算法

输入： k 时刻状态 $\mathbf{X}(k)$ ，参考序列 $\mathbf{X}_r(k)$ 、 $u_r(k)$ ，扰动估计值 $\hat{d}(k)$

输出：控制量 $u(k)$

1. 设置权重 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{R}$ ，控制时域 N ，观测器的增益 β_1 、 β_2 ，控制量的限幅约束，增量约束，并设置安全距离；
2. 初始化：设置时间 $k=0$ ，并指定观测器辅助状态的初值和农机的初始位置；
3. 由观测器（式（30））预测出 k 时刻的 $\hat{d}(k)$ ；
4. 根据式（1）求解寻优问题 $\mathbb{P}_r$ ，接收当前参考序列 $\mathbf{X}_r(k)$ 、 $u_r(k)$ ；
5. 根据式（32）~式（35）非线性规划问题，获得 $\tilde{u}_d^*(k)$ ；
6. 根据式（37）计算出当前的 $u(k)$ ；
7. 将控制量 $u(k)$ 输入式（7）中，生成下一时刻状态 $\mathbf{X}(k+1)$ ；设置 $k \leftarrow k+1$ 并转到步骤3

3 仿真实验与分析

为了验证本文所提出的方法在路径跟踪控制系统中的有效性以及避障可行性，搭建仿真模型进行对比研究。在仿真中，农机轴距 L_t 为2.4 m，纵向向前的驾驶速度 V 为3 m/s，采样时间设置为0.01 s，参考路径的起始点均设定为坐标原点，农机导航系统的初始位姿条件均设定为 $(x_t(0), y_t(0), \theta_t(0)) = (0, 0.5, 0)$ 。

3.1 路径跟踪性能分析

为了全面评估本文提出的路径跟踪算法的控制性能并展现其优越性，本节通过仿真模拟指定的农机跟踪一条由直线和曲线组成的参考路径，并与NMPC算法和广泛使用的Stanley控制算法^[25]进行对比研究。

（1）NMPC：控制律具体见式（24）~式（29）；

（2）抗扰NMPC：控制律具体见式（32）~

式 (37)；

(3) Stanley 控制器：Stanley 控制律具体如式 (38) 所示。

$$u = -\frac{L_t}{v \cos(\theta_r - \theta_t)} (k_p L_{os} + k_d \dot{L}_{os}) \quad (38)$$

其中, k_p 、 k_d 均为正常数。

以上 3 种控制器的参数设置如表 1 所示, 并集总扰动设置如式 (39) 所示。

表 1 不同控制器的控制参数

控制器	参数设置
NMPC	$Q = \text{diag}(3.1, 0.1, 0.1), R = [0.05], N=16,$ $\min u = -\sqrt{3}, \max u = \sqrt{3}, \min \tilde{u} = -0.5, \max \tilde{u} = 0.5$
抗扰 NMPC	$Q = \text{diag}(3.1, 0.1, 0.1), R = [0.05], N=16,$ $\min u = -\sqrt{3}, \max u = \sqrt{3}, \min \tilde{u} = -0.5, \max \tilde{u} = 0.5$ $w_o = 16, [\beta_1, \beta_2] = [32, 16^2]$
Stanley 控制器	$k_p = 6.6, k_d = 14.5$

$$d(t) = \begin{cases} 0, 0 \leq t < 3 \\ 2.3, 3 \leq t < 7 \\ \frac{t}{10} - 0.7, 7 \leq t < 11 \\ 2\sin\left(\frac{t-2}{4}\right), 11 \leq t < 15 \\ 2\cos(\pi t), t \geq 15 \end{cases} \quad (39)$$

图 3~图 5 展示了农机在 NMPC、抗扰 NMPC 以及 Stanley 控制器作用下的对比仿真结果。由图 3 可知, 线性扩张状态观测器能够精确估计集总扰动, 高精度的干扰估计为抗扰 NMPC 预测模型提供了更准确的状态预测, 进而增强了系统对扰动的响应能力。图 4 所示为实际农机对参考路径的跟踪结果, 图中的坐标表示农机在大地坐标系中的具体位置。可以看出, 无论是在曲线参考路径还是在直线参考路径的作业环境下, 本文提出的抗扰 NMPC 相较路径的偏移程度都明显小于 Stanley 控制器和 NMPC 的偏移程度。图 5 展示了农机在跟踪参考路径过程中所产生的横向偏差响应曲线。通过分析该图, 可以观察到在 10 s 的时间节点之后, 3 种不同控制策略作用下的无人农机均实现了低于 0.1 m 的跟踪误差, 其中, 抗扰 NMPC 和 NMPC 相较于 Stanley 控制, 在跟踪性能上表现出更小的偏差。特别地, 抗扰 NMPC 具有最小的稳态误差和最短的响应时间, 有效缓解了 NMPC 的抖动, 使整个响应过程呈现出更高的稳定性和平滑性。相较于传统 NMPC, 抗扰

NMPC 在面对外部扰动时展现出更强的鲁棒性, 这归功于抗扰 NMPC 引入的扰动估计和抑制机制。

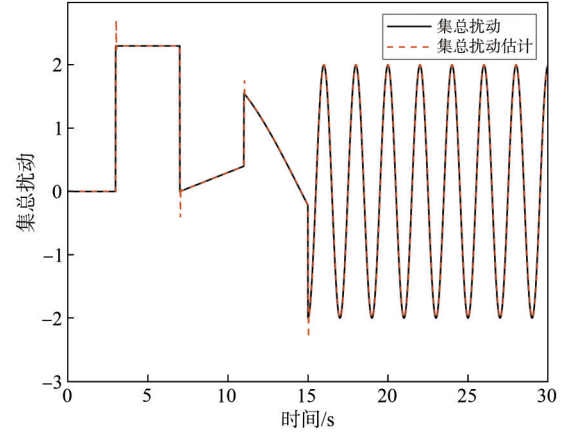


图 3 集总扰动 d 估计结果

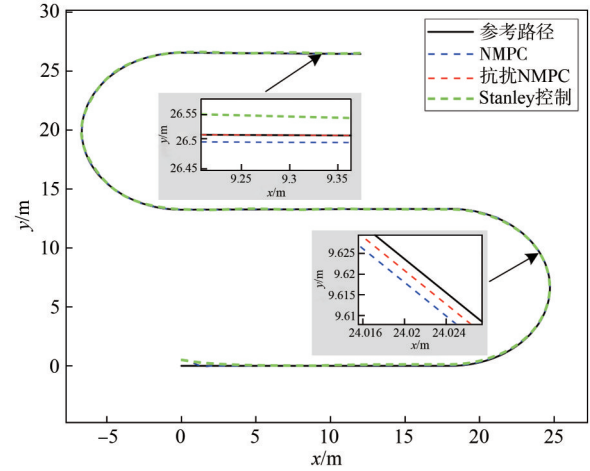


图 4 路径跟踪的仿真结果

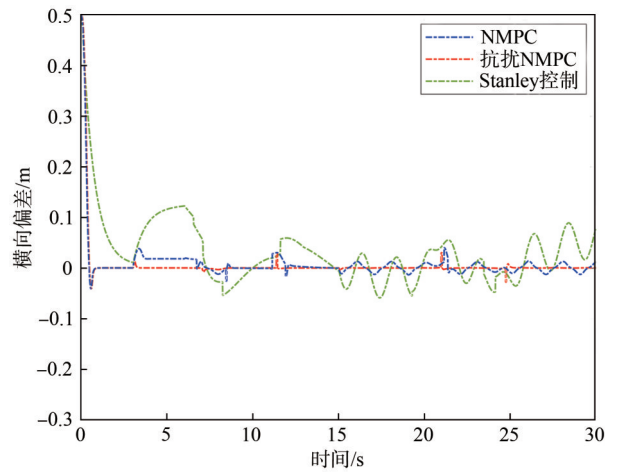


图 5 横向偏差输出响应曲线

此外, 为定量评估 3 种控制方案的路径跟踪性能, 本文以积分绝对误差 δ_{IAE} 和时间积分绝对误差

δ_{ITAE} 为评价指标,如式(40)~式(41)所示。

$$\delta_{IAE} = \sum_{k=1}^n (|L_{os}(k)| T_s) \quad (40)$$

$$\delta_{ITAE} = \sum_{k=1}^n (|L_{os}(k)| T_s \times t) \quad (41)$$

路径跟踪性能如图6所示,抗扰NMPC的 δ_{IAE} 为0.2,低于NMPC和Stanley,较低的 δ_{IAE} 表明抗扰NMPC系统在整个控制周期内的平均绝对误差较小,系统能够更快地响应横向偏差并进行调整,从而减少横向偏差的累积。抗扰NMPC的 δ_{ITAE} 为0.3,远低于NMPC的3和Stanley控制的15.8。 δ_{ITAE} 不仅考虑了偏差的大小,还考虑了偏差持续的时间,这表明抗扰NMPC在减少长时间累积偏差方面表现更好,具有更高的稳定性。

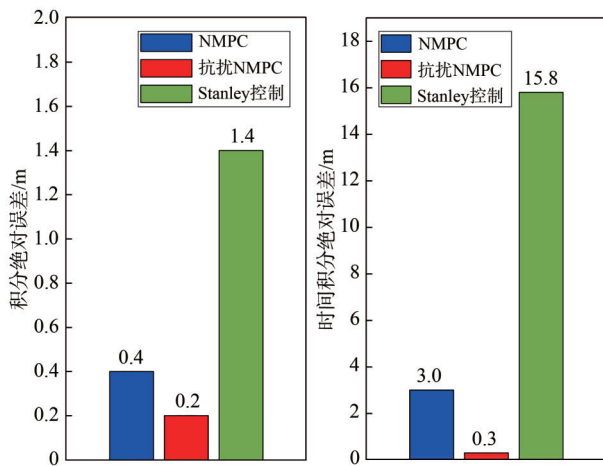


图6 路径跟踪性能

综上所述,本文提出的抗扰NMPC能够使农机在有限时间内准确地跟踪参考路径,同时具有较短的响应时间和较小的稳态误差。相较于Stanley控制器,抗扰NMPC具有显著的跟踪性能优势;相较于NMPC,抗扰NMPC明显减小了控制过程中抖动的影响,增强了农机路径跟踪系统的稳定性,为路径跟踪算法的实际应用提供了可能。

3.2 避障性能分析

为了深入探究农机路径跟踪系统在避障方面的表现,本文设计了3种不同的实验场景。场景1与场景2主要讨论无人农机系统在不同安全距离设定下的避障反应。其中,场景1采用直线参考路径,场景2采用半圆形参考路径,曲率设置为0.15。场景1和场景2均引入干扰 d ,如式(42)所示。

$$d(t) = \begin{cases} 0, & 0 \leq t < 3 \\ 2\cos(\pi t), & t \geq 3 \end{cases} \quad (42)$$

场景3讨论无人农机系统在复杂农田作业环境中,对多样化障碍物的避障能力。该场景与3.1节所述的农机行驶环境一致,扰动配置和参考路径相同。

注3: 农田中障碍物主要为桶或草垛,因此选用的测试障碍物为圆柱形物体。障碍物位置信息及其安全距离作为输入参数集成至NMPC中。

抗扰NMPC的权重矩阵的设置和预测时域设置均与3.1节一致,避障成本项中的参数 b_i 、 a_i 选值参考如表2~表3所示,其中, L_{obi} 为障碍物中心点到参考路径的垂直距离,且满足 $d_{safei} - L_{obi} > 0$ 。

表2 b_i 选值参考

d_{safei}/m	b_i 选值
1.0	10^2
1.5	$10^{2.5}$
2.0	10^3
2.5	$10^{3.5}$
3.0	10^4

表3 a_i 选值参考

$(d_{safei} - L_{obi})/m$	a_i 选值
1.0	0.6
1.5	1.0
2.0	2.0
2.5	4.0
3.0	6.0

图7、图8为场景1的仿真分析结果,图9、图10为场景2的仿真分析结果,图11给出了场景1和场景2扰动观测器的仿真结果,图12为场景3的仿真结果。具体而言,图7和图9分别呈现了无人农机在直线路径和半圆形路径上,在不同安全距离设定下的避障表现,图中的坐标表示农机在大地坐标系中的具体位置。图8和图10分别展示了农机在直线和半圆形路径避障操作中的横向偏差。在安全距离为3 m时,无论是在直线还是半圆形参考路径上,无人农机都能够在5 s内完成避障动作后平稳收敛至预设的跟踪状态。在其他预设的安全距离条件下,无人农机均能够高效执行避障动作。由图11可知,扰动观测器的响应速度快,能够精确追踪扰动,具有较强抗扰能力。图12展示了在复杂作业条件下,无人农机面对多样化障碍物时的避障能力。其中,黑色实线为无人农机的参考路径,红色

虚线为无人农机的实际运动路径, 蓝色圆圈之外代表农机作业的安全区域。

综上所述, 本文提出的抗扰NMPC, 可以使农机在不同安全距离设定下实现避障功能, 并能够快速恢复至稳定的跟踪状态。同时, 该控制器在复杂的作业环境中, 对于多样化障碍物具有较强的适应能力。

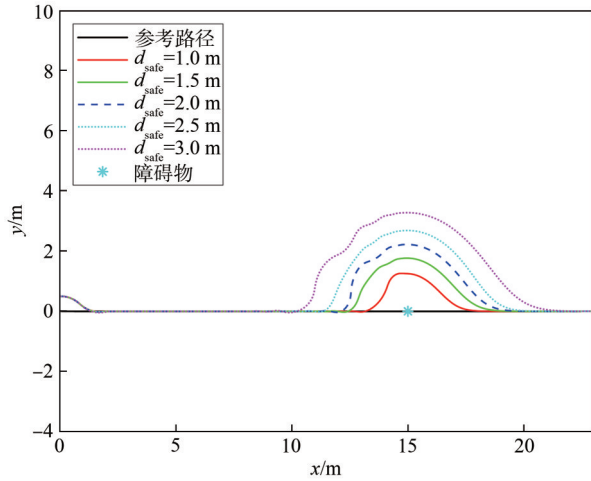


图7 基于不同安全距离的直线路径避障仿真结果

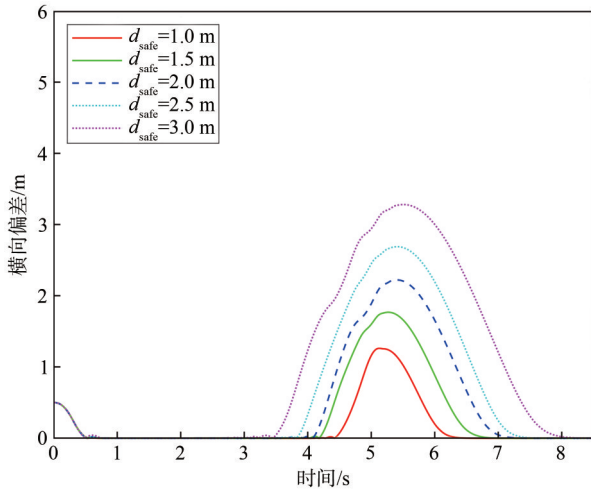


图8 基于不同安全距离的直线路径避障横向偏差响应

4 总结与展望

针对无人农机路径跟踪系统在运行过程中面对未知扰动和障碍物的挑战, 本文提出了一种基于扩张状态观测器的抗扰预测控制方案。与现有控制方案相比, 本文提出的抗扰预测控制方案具有一定优势。一方面, 本文设计的扩张状态观测器能够快速并精准地估计无人农机作业环境中的扰动, 保证了

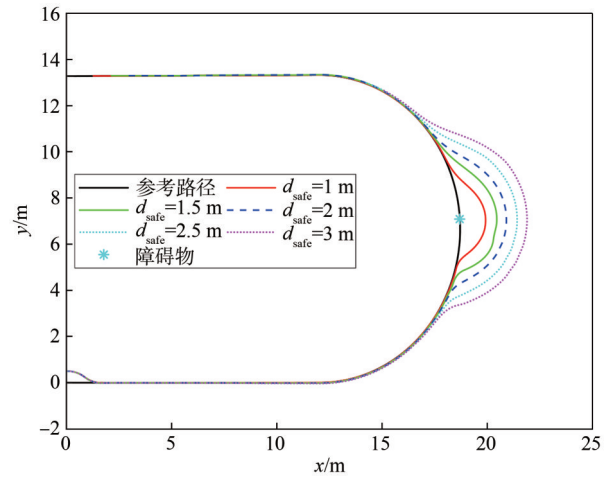


图9 基于不同安全距离的半圆形路径避障仿真结果

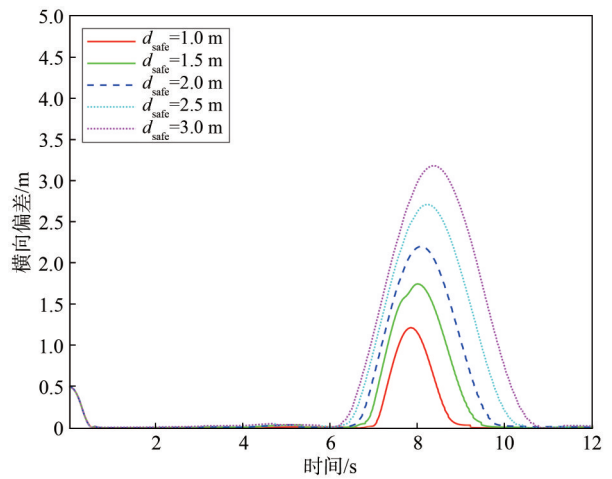


图10 基于不同安全距离的半圆形路径避障横向偏差响应同上

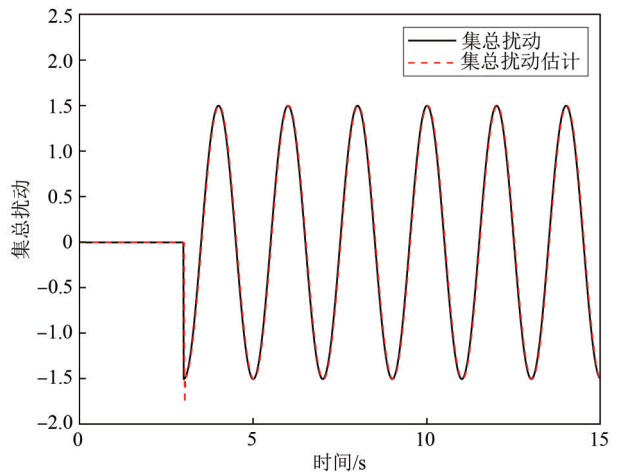


图11 基于不同安全距离的集总干扰 d 估计结果

控制方案中预测模型的精度; 另一方面, 通过将基于安全距离的避障惩罚项引入成本函数, 实现了对位置及大小各异的多重障碍物的避障, 提高了复杂

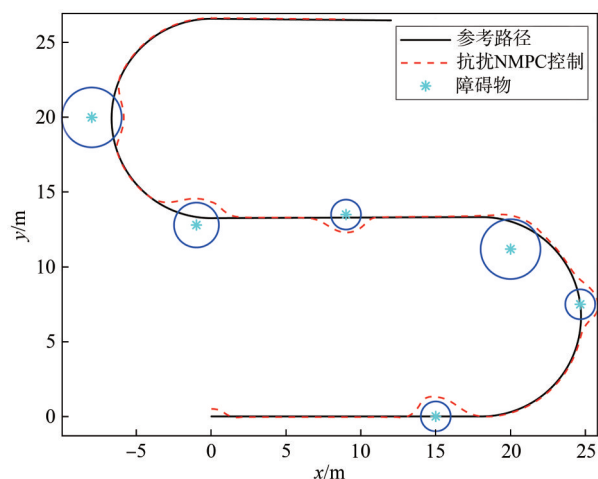


图12 多障碍物测试仿真结果

作业场景下无人农机的安全性。此外，理论分析和实验结果均验证了本文提出的抗扰预测控制方案的可行性和优越性。未来的研究将在实际农机平台上开展综合实验，并进一步提高避障策略的适应性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] 康孟珍, 王秀娟, 华净, 等. 平行农业: 迈向智慧农业的智能技术[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(2): 107-117.
KANG M Z, WANG X J, HUA J, et al. Parallel agriculture: intelligent technology toward smart agriculture[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(2): 107-117.
- [2] FARAG W. Complex trajectory tracking using PID control for autonomous driving[J]. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, 2020, 18(2): 356-366.
- [3] LIU Y J, CUI D W. Application of optimal control method to path tracking problem of vehicle[J]. SAE International Journal of Vehicle Dynamics, Stability, and NVH, 2019, 3(3): 10-3-03-0014.
- [4] DING C, DING S H, WEI X H, et al. Output feedback sliding mode control for path-tracking of autonomous agricultural vehicles[J]. Nonlinear Dynamics, 2022, 110(3): 2429-2445.
- [5] TIAN Y, YAO Q Q, HANG P, et al. A gain-scheduled robust controller for autonomous vehicles path tracking based on LPV system with MPC and H_∞ [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(9): 9350-9362.
- [6] FU W J, LIU Y, ZHANG X M. Research on accurate motion trajectory control method of four-wheel steering AGV based on Stanley-PID control[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7219.
- [7] 丁晨, 魏新华, 梅珂琪. 农用拖拉机的自适应二阶滑模路径跟踪控制[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(7): 1287-1295.
DING C, WEI X H, MEI K Q. Adaptive second-order sliding mode path tracking control for agricultural tractors[J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(7): 1287-1295.
- [8] ZHOU B C, SU X, YU H J, et al. Research on path tracking of articulated steering tractor based on modified model predictive control[J]. Agriculture, 2023, 13(4): 871.
- [9] WANG M, NIU C H, WANG Z F, et al. Model and parameter adaptive MPC path tracking control study of rear-wheel-steering agricultural machinery[J]. Agriculture, 2024, 14(6): 823.
- [10] ISIDORI A. Nonlinear Control Systems[M]. Berlin: HeidelbergSpringer Berlin Heidelberg, 1989.
- [11] YAN Y D, WANG X F, MARSHALL B J, et al. Surviving disturbances: a predictive control framework with guaranteed safety[J]. Automatica, 2023, 158: 111238.
- [12] HU Y, LI B Y, JIANG B L, et al. Disturbance observer-based model predictive control for an unmanned underwater vehicle[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(1): 94.
- [13] LI Q, LI H M, GAO J B, et al. Nonlinear-disturbance-observer-based model-predictive control for servo press drive[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(8): 8448-8458.
- [14] 苏震, 刘殿勇, 孙达智, 等. 基于路径参数一致的水下机器人编队与避障控制[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(4): 533-541.
SU Z, LIU D Y, SUN D Z, et al. Path parameter consensus-based formation and obstacle avoidance control of autonomous underwater vehicles[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022, 4(4): 533-541.
- [15] 沈甜雨, 李志伟, 范丽丽, 等. 具身智能驾驶: 概念、方法、现状与展望[J]. 智能科学与技术学报, 2024, 6(1): 17-32.
SHEN T Y, LI Z W, FAN L L, et al. Embodied intelligent driving: concept, methods, the state of the art and beyond[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2024, 6(1): 17-32.
- [16] 张强, 文闻, 周晓东, 等. 基于改进TD3算法的机械臂智能规划方法研究[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(2): 223-232.
ZHANG Q, WEN W, ZHOU X D, et al. Research on the manipulator intelligent trajectory planning method based on the improved TD3 algorithm[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022, 4(2): 223-232.
- [17] ZENG J, LI Z Y, SREENATH K. Enhancing feasibility and safety of nonlinear model predictive control with discrete-time control barrier functions[C]//Proceedings of the 2021 60th IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 6137-6144.
- [18] ZENG J, ZHANG B K, SREENATH K. Safety-critical model predictive control with discrete-time control barrier function[C]//Proceedings of the 2021 American Control Conference (ACC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 3882-3889.
- [19] CAI Y Y, WANG G, ZUO Z Y, et al. Safety-critical control for non-holonomic tractor-trailer systems using control barrier functions and differential flatness[C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Piscataway: IEEE Press, 2024: 864-869.
- [20] SOITINAH O, OKSANEN T. Local navigation and obstacle avoidance for an agricultural tractor with nonlinear model predictive control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2023, 31(5): 2043-2054.
- [21] SÁNCHEZ I, D'JORGE A, RAFFO G V, et al. Nonlinear model predictive path following controller with obstacle avoidance[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 102(1): 16.
- [22] RUBAGOTTI M, TAUNYAZOV T, OMARALI B, et al. Semi-autonomous robot teleoperation with obstacle avoidance via model predictive control[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3): 2746-2753.
- [23] 韩京清. 从PID技术到“自抗扰控制”技术[J]. 控制工程, 2002, 9(3): 13-18.
HAN J Q. From PID technique to active disturbances rejection control

technique[J]. Control Engineering of China, 2002, 9(3): 13-18.

[24] GAO Z Q. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning[C]//Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003. Piscataway: IEEE Press, 2003: 4989-4996.

[25] WANG L, ZHAI Z Q, ZHU Z X, et al. Path tracking control of an autonomous tractor using improved Stanley controller optimized with multiple-population genetic algorithm[J]. Actuators, 2022, 11(1): 22.

[作者简介]



黄臻臻（2002-），女，江苏大学电气信息工程学院硕士生，主要研究方向为无人农机系统、模型预测控制等。



孙金林（1994-），男，博士，江苏大学电气信息工程学院副教授，主要研究方向为无人农机系统、抗干扰控制、智能自适应控制与优化等。



丁世宏（1983-），男，博士，江苏大学电气信息工程学院院长、教授、博士生导师，主要研究方向为无人农机系统、滑模控制理论与应用等。