doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.07.034

基于 MPC 集成自适应 PID 的菠萝田间无人驾驶农机路径跟踪控制方法

刘天湖[1]　孙伟龙[1]　陈嘉鹏[1]　梁兆正[1]　刘舒阳[2]

(1. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学农学院, 广州 510642)

摘要: 路径跟踪是实现菠萝田间管理无人驾驶农机自主行走的基础。为了提高导航精度与安全,提出一种模型预测控制(Model predictive control,MPC)集成自适应 PID 的路径跟踪控制方法。首先,开发了无人驾驶实验平台,并建立了其运动学模型。其次,基于该运动学模型构建了 MPC 算法。然后,为实现高精度的路径跟踪,提出了一种 MPC 和自适应 PID 相结合的控制方法。通过仿真和田间实验对 MPC 集成自适应 PID 控制方法、MPC 控制方法和自适应 PID 控制方法进行了比较。仿真和田间实验均表明,MPC 集成自适应 PID 控制方法具有更高的路径跟踪精度、更小的横向误差和平滑的航向角变化,并且在田间曲线路径,该控制方法在速度 1 m/s 和 2 m/s 时的横向误差和航向角误差仍然保持在 -0.162 ~ 0.162 m 和 -6° ~ 6°。该研究为菠萝田间管理无人驾驶农机的路径跟踪提供了可行的解决方案和理论支撑,为其他无人驾驶农机的路径跟踪控制提供了参考思路。

关键词: 菠萝田; 无人驾驶农机; 路径跟踪; MPC; 自适应 PID

中图分类号: TP273; S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)07-0373-10　　**OSID**:

Adaptive-PID Integrated MPC Method for Pineapple Field Agricultural Unmanned Machinery Trajectory Tracking Control

LIU Tianhu[1]　SUN Weilong[1]　CHEN Jiapeng[1]　LIANG Zhaozheng[1]　LIU Shuyang[2]

(1. *College of Engineering*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *College of Agriculture*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: Accurate trajectory tracking is fundamental to the autonomous operation of pineapple field management vehicles. To improve navigation accuracy, a control method was proposed. Firstly, a vehicle platform was developed and its kinematic model was established. Secondly, a model predictive control (MPC) algorithm was constructed based on this kinematic model. Then, to achieve high-precision trajectory tracking, a method was proposed that integrated MPC and Adaptive-PID. Both simulation and field experiments were conducted to verify the effectiveness of this method, and a systematic comparison was made among the Adaptive-PID integrated MPC method, the MPC method and the Adaptive-PID method. In the simulation results, the maximum lateral errors of the MPC method and the Adaptive-PID method were 1.38 ~ 2.05 times and 4.22 ~ 17.09 times higher, respectively, than those of the Adaptive-PID integrated MPC method. In the field test results, the maximum lateral errors of the MPC method and the Adaptive-PID method were 1.86 ~ 2.30 times and 3.76 ~ 6.69 times higher, respectively, than that of the Adaptive-PID integrated MPC method. Both simulation and field experiments demonstrated that, compared with the MPC method and the Adaptive-PID method, the Adaptive-PID integrated MPC method achieved higher trajectory tracking accuracy. The research result can provide an effective technical solution and solid theoretical support for trajectory tracking control of unmanned pineapple field management vehicles, and demonstrated promising application prospects for improving the accuracy and efficiency of agricultural automation equipment.

Key words: pineapple field; unmanned agricultural machinery; trajectory tracking; MPC; Adaptive-PID

收稿日期: 2025 - 10 - 20　修回日期: 2025 - 10 - 28

基金项目: 国家自然科学基金项目(52175229)

作者简介: 刘天湖(1974—),男,教授,博士,主要从事水果机械化和采摘机器人研究,E-mail: liuparalake@scau.edu.cn

0 引言

菠萝在全球 80 多个国家和地区生产,是仅次于香蕉和芒果的全球第三大热带水果[1]。在东南亚、南美和非洲部分地区,菠萝已经成为支撑当地农业发展的支柱产业[2]。但菠萝的种植、施肥、收获等生产过程大多停留在人工作业阶段,耗时、低效[3-4]。随着农业人口向工业转移[5],劳动力短缺问题逐渐显现,传统的人工作业模式越来越不能满足现代农业高质量发展的要求。机械化和自动化是未来菠萝产业发展的趋势[6]。而路径跟踪技术是实现农机自动化作业的基础。

为了提高路径跟踪精度,国内外学者对路径跟踪开展了很多研究并提出了多种算法,例如 PID 控制[7-8]、纯追踪算法[9-11]、机器学习[12]、线性二次型调节器(Linear quadratic regulator,LQR)[13]和 MPC[14-20]等。这些研究和取得的成果为菠萝田间管理无人驾驶农机路径跟踪控制方法的研究提供了参考。

由于菠萝一般种植在道路复杂的丘陵地带伞状地块上,道路狭窄,若路径跟踪误差过大,则会导致车辆偏离道路甚至驶出作业区域,提高控制器频率可在一定程度上改善跟踪精度,但过高的控制频率会引发农机前端或机身明显振荡,进而增加倾覆风险。为平衡路径跟踪精度与系统振荡之间的矛盾,本文提出一种 MPC 与自适应 PID 相结合的综合控制方法。以保证高精度路径跟踪的同时,有效抑制车身或前端的摆动幅度,增强田间管理车辆在全程作业中的动态稳定性,从而提升整车的作业性能与可靠性。

1 实验平台运动学模型

实验平台为一台高地隙无人驾驶车辆,为了建立实验平台的运动学模型,做如下假设:车轮纯滚动;忽略车轮与地面之间的横向滑动。车辆平面运动示意图如图 1 所示。OXY 为全局坐标系,oxy 为车辆坐标系,o 点为车辆质心,x 轴正方向为车辆前进方向,β 为车辆质心侧向偏转角。

由左右驱动轮的转速可以得出车辆的线速度和角速度,表示为

$$\begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{d} & -\frac{1}{d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_L \\ v_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{d} & -\frac{1}{d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r\omega_L \\ r\omega_R \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中 v——车辆线速度,m/s

ω——车辆角速度,rad/s

v_L——左驱动轮线速度,m/s

v_R——右驱动轮线速度,m/s

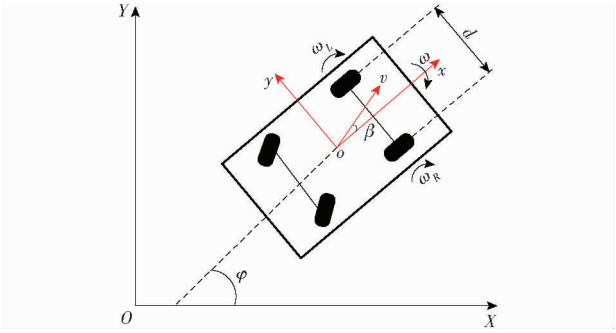


图 1 平面运动示意图

Fig. 1 Schematic of planar motion

ω_L——左驱动轮角速度,rad/s

ω_R——右驱动轮角速度,rad/s

r——驱动轮半径,m

d——车辆轮距,m

由运动学模型可以推导出车辆连续时间运动学方程为

$$\begin{bmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \\ \dot{\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\cos\varphi}{2} & \frac{\cos\varphi}{2} \\ \frac{\sin\varphi}{2} & \frac{\sin\varphi}{2} \\ \frac{1}{d} & -\frac{1}{d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_L \\ v_R \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中 X——全局坐标系中车辆横坐标,m

Y——全局坐标系中车辆纵坐标,m

φ——车辆航向角,(°)

2 路径跟踪的控制方法设计

2.1 MPC 算法设计

2.1.1 系统线性化与离散化

在实践中,控制系统通常使用数字计算机实现,要求连续时间模型离散化。此外,由于 MPC 控制算法在线性系统中具有较高的计算效率和可行性,因此需对非线性模型进行线性化。假设车辆状态向量和控制输入为 $\boldsymbol{x} = [X\ Y\ \varphi]^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{u} = [v_L\ v_R]^{\mathrm{T}}$,将其代入公式(2),可以得到车辆非线性系统状态方程为

$$f(\boldsymbol{x},\boldsymbol{u}) = \begin{bmatrix} \frac{v_L + v_R}{2}\cos\varphi \\ \frac{v_L + v_R}{2}\sin\varphi \\ \frac{v_L - v_R}{d} \end{bmatrix} \tag{3}$$

采用欧拉法对公式(3)进行离散化,假设采样时间为 Δt,可以得到

$$\boldsymbol{x}_{k+1} \approx \boldsymbol{x}_k + f(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{u}_k)\Delta t \tag{4}$$

式中 $\boldsymbol{x}_k$、$\boldsymbol{x}_{k+1}$——k、$k+1$ 时刻的状态向量

$\boldsymbol{u}_k$——k 时刻的控制输入

为便于控制器设计，对其进行泰勒一阶展开，并在当前状态点进行线性化，得到线性离散状态空间方程

$$\boldsymbol{x}_{k+1}=\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_k+\boldsymbol{d}_k \tag{5}$$

其中

$$\begin{cases}\boldsymbol{A}_k=\dfrac{\partial f}{\partial \boldsymbol{x}}\Big|_{(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{u}_k)}\Delta t+\boldsymbol{I}_k\\ \boldsymbol{B}_k=\dfrac{\partial f}{\partial \boldsymbol{u}}\Big|_{(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{u}_k)}\Delta t\\ \boldsymbol{d}_k\approx[0\quad 0\quad 0]\end{cases} \tag{6}$$

式中　$\boldsymbol{A}_k$——状态转移矩阵

$\boldsymbol{B}_k$——控制输入矩阵　　$\boldsymbol{d}_k$——常数项

$\boldsymbol{I}_k$——具有 $\boldsymbol{A}_k$相同维度的单位矩阵

因此，公式(6)中的 $\boldsymbol{A}_k$和 $\boldsymbol{B}_k$计算结果为

$$\begin{cases}\boldsymbol{A}_k=\begin{bmatrix}1 & 0 & -v_k\Delta t\sin\varphi_k\\ 0 & 1 & v_k\Delta t\cos\varphi_k\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{B}_k=\begin{bmatrix}\dfrac{1}{2}\Delta t\cos\varphi_k & \dfrac{1}{2}\Delta t\cos\varphi_k\\ \dfrac{1}{2} & \dfrac{1}{2}\Delta t\sin\varphi_k\\ \dfrac{\Delta t}{d} & -\dfrac{\Delta t}{d}\end{bmatrix}\end{cases} \tag{7}$$

其中

$$v_k=\frac{v_{L,k}+v_{R,k}}{2} \tag{8}$$

式中　v_k——k 时刻车辆的速度，m/s

$v_{L,k}$——k 时刻车辆左驱动轮速度，m/s

$v_{R,k}$——k 时刻车辆右驱动轮速度，m/s

φ_k——k 时刻车辆航向角，(°)

2.1.2　MPC 矩阵递推公式

在每个时刻，MPC 需要预测未来一段时间内系统状态的演变，并优化控制输入。构建预测矩阵将多步预测问题转换为标准的矩阵运算，便于后续优化。假设 MPC 预测未来 N_p步的系统状态演化，并优化 N_c步的控制输入，其中 $N_p\geqslant N_c$，状态转移矩阵 $\boldsymbol{A}_k$和控制输入矩阵 $\boldsymbol{B}_k$保持不变，则预测所得的未来 N_p步的状态可表示为

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}_{k+1}=\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_k\\ \boldsymbol{x}_{k+2}=\boldsymbol{A}_k^2\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_k+\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_{k+1}\\ \boldsymbol{x}_{k+3}=\boldsymbol{A}_k^3\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{A}_k^2\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_k+\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_{k+1}+\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_{k+2}\\ \quad\vdots\\ \boldsymbol{x}_{k+N_p}=\boldsymbol{A}_k^{N_p}\boldsymbol{x}_k+\sum\limits_{j=0}^{N_p-1}\boldsymbol{A}_k^{N_p-1-j}\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_{k+j}\end{cases} \tag{9}$$

将所有状态堆叠到一个向量中，得到

$$\boldsymbol{Z}=[\boldsymbol{x}_{k+1}\quad\boldsymbol{x}_{k+2}\quad\cdots\quad\boldsymbol{x}_{k+N_p}]^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{U} \tag{10}$$

式中　$\boldsymbol{\Phi}_{3N_p\times 3}$——预测状态转移矩阵

$\boldsymbol{\Theta}_{3N_p\times 2N_c}$——预测控制输入矩阵

$\boldsymbol{U}$——下一步 N_c 的控制输入序列

用递归方法构造预测矩阵，分别得到 $\boldsymbol{\Phi}$、$\boldsymbol{\Theta}$ 和 $\boldsymbol{U}$

$$\begin{cases}\boldsymbol{\Phi}=[\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{I}_k\quad\boldsymbol{A}_k^2\boldsymbol{I}_k\quad\cdots\quad\boldsymbol{A}_k^{N_p}\boldsymbol{I}_k]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{\Theta}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}_k & 0 & \cdots & 0\\ \boldsymbol{A}_k\boldsymbol{B}_k & \boldsymbol{B}_k & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \boldsymbol{A}_k^{N_p-1}\boldsymbol{B}_k & \boldsymbol{A}_k^{N_p-2}\boldsymbol{B}_k & \cdots & \boldsymbol{A}_k^{N_p-N_c}\boldsymbol{B}_k\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{U}=[\boldsymbol{u}_k^{\mathrm{T}}\quad\boldsymbol{u}_{k+1}^{\mathrm{T}}\quad\cdots\quad\boldsymbol{u}_{k+N_c-1}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{11}$$

2.1.3　MPC 目标函数的推导

MPC 的核心在于优化目标函数，通过平衡跟踪误差和控制输入变化来达到最优的系统性能。在此系统中，MPC 的优化目标 $\boldsymbol{J}$ 表示为

$$\boldsymbol{J}=\sum_{i=1}^{N_p}(\boldsymbol{x}_{k+i}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref},k+i})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{x}_{k+i}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref},k+i})+\sum_{j=1}^{N_c}\boldsymbol{u}_{k+j-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}\boldsymbol{u}_{k+j-1} \tag{12}$$

式中　$\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref},k+i}$——第 $k+i$ 步的参考状态

$\boldsymbol{Q}_{3\times 3}$——状态权重矩阵

$\boldsymbol{R}_{2\times 2}$——控制增量矩阵

$\boldsymbol{u}_{k+i-1}$——控制输入增量

为了覆盖整个预测时间区间，单步权重矩阵需要扩展为大的分块对角矩阵

$$\begin{cases}\boldsymbol{Q}_{3N_p\times 3N_p}=\mathrm{diag}(\boldsymbol{Q}_1,\boldsymbol{Q}_2,\cdots,\boldsymbol{Q}_{3N_p\times 3N_p})\\ \boldsymbol{R}_{2N_c\times 2N_c}=\mathrm{diag}(\boldsymbol{R}_1,\boldsymbol{R}_2,\cdots,\boldsymbol{R}_{2N_c\times 2N_c})\end{cases} \tag{13}$$

将参考状态堆叠为

$$\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}}=[\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref},k+1}\quad\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref},k+2}\quad\cdots\quad\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref},k+N_p}]^{\mathrm{T}} \tag{14}$$

定义状态误差 $\boldsymbol{E}$ 为

$$\boldsymbol{E}=\boldsymbol{Z}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}}=\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{U}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}} \tag{15}$$

则目标函数 $\boldsymbol{J}$ 可优化为

$$\boldsymbol{J}=(\boldsymbol{Z}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{Z}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}})+\Delta\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}'\Delta\boldsymbol{U} \tag{16}$$

式中　$\Delta\boldsymbol{U}$——优化变量 $\boldsymbol{U}$ 相关的变量

$\boldsymbol{R}'$——N_c步长控制量的权重矩阵

控制增量 $\Delta\boldsymbol{U}$ 与优化变量 $\boldsymbol{U}$ 的关系为

$$\Delta\boldsymbol{U}=\boldsymbol{D}\boldsymbol{U}+\boldsymbol{d}_0\qquad(\boldsymbol{D}\in\boldsymbol{D}^{mN_c\times mN_c},\boldsymbol{d}_0\in\boldsymbol{d}_0^{mN_c\times 1}) \tag{17}$$

其中

$$\begin{cases}\boldsymbol{D}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{I} & 0 & 0 & \cdots & 0\\ -\boldsymbol{I} & \boldsymbol{I} & 0 & \cdots & 0\\ 0 & -\boldsymbol{I} & \boldsymbol{I} & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \boldsymbol{I}\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{d}_0=\begin{bmatrix}-\boldsymbol{u}_{k-1}\\ 0\\ \vdots\\ 0\end{bmatrix}\end{cases} \tag{18}$$

式中　$\boldsymbol{D}$——差分矩阵

$\boldsymbol{d}_0$——初始控制输入影响项

m——控制输入的维数

$\boldsymbol{I}_{2\times2}$——单位矩阵

$\boldsymbol{u}_{k-1}$——前一时刻施加的控制量

将公式(15)、(17)代入式(16),可得

$$\boldsymbol{J}=(\boldsymbol{\Phi x}_k+\boldsymbol{\Theta U}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{\Phi x}_k+\boldsymbol{\Theta}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}})+(\boldsymbol{DU}+\boldsymbol{d}_0)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}'(\boldsymbol{DU}+\boldsymbol{d}_0) \tag{19}$$

整理为标准二次型为

$$\boldsymbol{J}=\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{HU}+2\boldsymbol{f}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{U}+\boldsymbol{C} \tag{20}$$

其中

$$\begin{cases}\boldsymbol{H}=\boldsymbol{\Theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q\Theta}+\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RD}\\ \boldsymbol{f}=\boldsymbol{\Theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{\Theta}_{\boldsymbol{x}_k}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}})+\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Rd}_0\\ \boldsymbol{C}=(\boldsymbol{\Phi x}_k-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{\Phi x}_k-\boldsymbol{x}_{\mathrm{ref}})+\boldsymbol{d}_0^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Rd}_0\end{cases} \tag{21}$$

2.1.4 约束条件和不等式约束矩阵的构造

为了保证车辆在田间路径跟踪的安全性和实际可控性,需要对控制输入施加合理的约束(或输入约束)。根据驱动电机的物理极限,并综合考虑实际情况,对控制输入进行约束。驱动轮线速度存在上下界,表示为

$$\begin{cases}v_{L,\min}\leqslant v_L\leqslant v_{L,\max}\\ v_{R,\min}\leqslant v_R\leqslant v_{R,\max}\end{cases} \tag{22}$$

式中 $v_{L,\max}$——左驱动轮的最大田间前进速度,m/s

$v_{R,\max}$——右驱动轮的最大田间前进速度,m/s

$v_{L,\min}$——左驱动轮的最小田间后退速度,m/s

$v_{R,\min}$——右驱动轮的最小田间后退速度,m/s

输入约束确保输入能保持在车辆硬件能力和实际操作条件的限制范围内,防止电机过载和车辆失控。

另外,为了避免在相邻时刻控制输入发生急剧变化,导致车辆运动不顺畅或机械冲击,需要对轮速的变化速度进行限制,即输入增量约束,具体表示为

$$\begin{cases}|\Delta v_L|\leqslant\Delta v_{L,\max}\\ |\Delta v_R|\leqslant\Delta v_{R,\max}\end{cases} \tag{23}$$

式中 Δv_L——左驱动轮转速变化值,m/s

Δv_R——右驱动轮转速变化值,m/s

$\Delta v_{L,\max}$——左驱动轮转速变化的最大值,m/s

$\Delta v_{R,\max}$——右驱动轮转速变化的最大值,m/s

输入增量约束有助于提高系统的平滑性和鲁棒性,减少机械磨损。

上述约束可以统一转换为线性不等式形式,具体实现方法是将所有约束在预测时域内堆叠,形成矩阵不等式

$$\boldsymbol{A}_{ineq}\boldsymbol{U}\leqslant\boldsymbol{b}_{ineq} \tag{24}$$

式中 $\boldsymbol{A}_{ineq}$——约束矩阵 $\boldsymbol{b}_{ineq}$——约束向量

输入约束可以转换为输入增量的积累约束。将所有预测步骤叠加后,约束矩阵可以写成

$$\boldsymbol{S}=\mathrm{kron}(\boldsymbol{T},\boldsymbol{I}_m)\in\boldsymbol{S}^{2N_c\times2N_c} \tag{25}$$

式中 kron( )——矩阵的克罗内克运算函数

$\boldsymbol{T}$——$N_c\times N_c$维度的下三角全 1 矩阵

$\boldsymbol{I}_m$——维数为 m 的单位矩阵

将输入约束与输入增量约束统一后,约束矩阵结构变为

$$\boldsymbol{A}_{ineq}=[\boldsymbol{S}\quad-\boldsymbol{S}\quad\boldsymbol{I}\quad-\boldsymbol{I}]^{\mathrm{T}} \tag{26}$$

$$\boldsymbol{b}_{ineq}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}(\boldsymbol{U}_{\max},N_c,1)\\ -\boldsymbol{R}(\boldsymbol{U}_{\min},N_c,1)\\ \boldsymbol{R}(\boldsymbol{U}_{\max},N_c,1)\\ -\boldsymbol{R}(\boldsymbol{U}_{\min},N_c,1)\end{bmatrix} \tag{27}$$

式中 $\boldsymbol{U}_{\max}$——输入上界

$\boldsymbol{U}_{\min}$——输入下界

$\boldsymbol{R}(\boldsymbol{U}_{\max},N_c,1)$——维度为 $2N_c\times1$ 的矩阵,元素为 $\boldsymbol{U}_{\max}$

上述约束条件确保 MPC 优化过程中产生的控制输入既能满足车辆的物理极限,又能维持控制的平滑性和系统的安全性。

2.2 自适应 PID 算法设计

PID 控制器实时计算系统误差的比例、积分和微分分量,并输出控制信号。在车辆的路径跟踪过程中,航向角修正是主要的控制动作,使车辆沿着参考路径运动。在此系统中,$u(t)$为角速度,$e(t)$为航向角误差,采用自适应 PID 控制器对航向角误差进行补偿。自适应 PID 控制器的输出方程为

$$u(t)=K_pe(t)+K_i\int_0^t e(t)\,\mathrm{d}t+K_d\frac{\mathrm{d}e(t)}{\mathrm{d}t} \tag{28}$$

式中 K_p——比例系数

K_i——积分系数

K_d——微分系数

自适应 PID 参数调整公式为

$$\begin{cases}K_p=K_{p,\mathrm{base}}+K_{p,\mathrm{gain}}|e(t)|\\ K_i=K_{i,\mathrm{base}}+K_{i,\mathrm{gain}}|e(t)|\\ K_d=K_{d,\mathrm{base}}+K_{d,\mathrm{gain}}|e(t)|\end{cases} \tag{29}$$

式中 $K_{p,\mathrm{base}}$——基础比例系数

$K_{i,\mathrm{base}}$——基础积分系数

$K_{d,\mathrm{base}}$——基础微分系数

$K_{p,\mathrm{gain}}$——比例增益的动态调整系数

$K_{i,\mathrm{gain}}$——积分增益的动态调整系数

$K_{d,\mathrm{gain}}$——微分增益的动态调整系数

2.3 集成策略

自适应权值调整方法是一种根据系统实时运行状态动态分配 MPC 和自适应 PID 控制角色的集成

策略。其核心思想是根据车辆当前的横向误差、航向角误差等关键状态参数，动态调整 MPC 与自适应 PID 在最终控制信号中的权重比。具体实现方式是将 MPC 的对应输出$[v_{\mathrm{MPC}}\ \omega_{\mathrm{MPC}}]^{\mathrm{T}}$与自适应 PID 的对应输出$[v_{\mathrm{PID}}\ \omega_{\mathrm{PID}}]^{\mathrm{T}}$加权融合得到最终控制量$[v_{\mathrm{fuse}}\ \omega_{\mathrm{fuse}}]^{\mathrm{T}}$，表达式为

$$\begin{bmatrix} v_{\mathrm{MPC}} \\ \omega_{\mathrm{MPC}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{d} & -\frac{1}{d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_L \\ v_R \end{bmatrix} \tag{30}$$

$$\begin{cases} v_{\mathrm{PID}} = v_{\mathrm{ref}} \\ \omega_{\mathrm{PID}} = u(t) \end{cases} \tag{31}$$

$$\begin{cases} v_{\mathrm{fuse}} = \alpha(t) v_{\mathrm{MPC}} + (1-\alpha(t)) v_{\mathrm{PID}} \\ \omega_{\mathrm{fuse}} = \alpha(t) \omega_{\mathrm{MPC}} + (1-\alpha(t)) \omega_{\mathrm{PID}} \end{cases} \tag{32}$$

式中　v_{ref}——车辆期望速度，m/s

$\alpha(t)$——动态权重系数，取值范围为 0 ~ 1

$\alpha(t)$根据车辆当前航向角误差等状态参数实时调整。权重系数的具体计算可以通过 Sigmoid 函数、模糊逻辑等自适应算法实现。该系统使用 Sigmoid 函数来计算权重系数$\alpha(t)$，计算式为

$$\alpha(t) = \frac{1}{1+\mathrm{e}^{-k(|e_{\mathrm{head}}|-e_0)}} \tag{33}$$

式中　e_{head}——航向角误差，(°)

k——调节敏感系数

e_0——误差阈值

在此实验中通过多次测试确定 $k=2$，e_0则根据实际情况设定为 4°。

结合 Sigmoid 函数权重曲线(图 2)和公式(32)可以看出，当 e_{head}在[−4°,4°]范围内，自适应 PID 控制方法在路径跟踪过程中处于主导地位，其航向角的控制更加平滑，当 e_{head}在(−∞ , −4°)和(4°, +∞)范围内，表明正在偏离路径，MPC 在路径跟踪过程中占据主导地位，对实时路径进行修正。

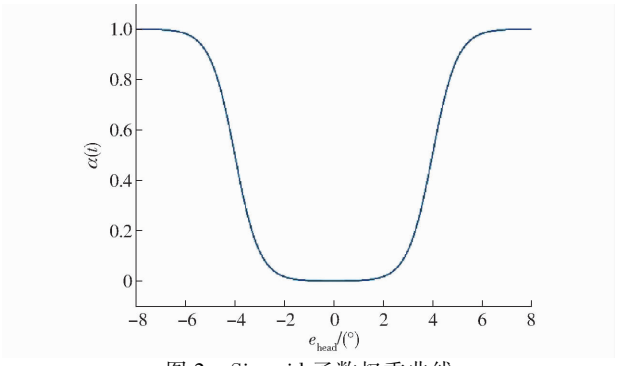


图 2　Sigmoid 函数权重曲线

Fig. 2　Sigmoid function weight plot

2.4　系统总体流程框图

系统流程框架主要由 2 个核心部分组成：上位机和车辆系统。如图 3 所示。系统运行过程中，测试平台首先通过 GNSS 接收机和 HWT901B − TTL/232 模块分别获取经纬度和航向角数据。同时，由 STM32 单片机通过驱动控制器实时获取车轮转速数据。将获取到的数据发送到上位机，处理得到车辆的完整姿态信息，分别输入到 MPC 和自适应 PID 控制器。2 个控制器分别根据当前姿态信息和目标路径位置独立计算最优控制命令，融合控制器根据误差权重对 MPC 控制器和自适应 PID 控制器输出的速度进行加权融合，得到最终的控制指令。该指令通过 STM32 单片机下发给驱动控制器，驱动电机执行相应的动作，从而实现对车辆的精确控制。

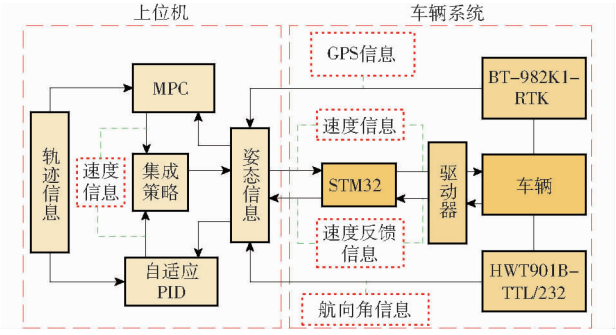


图 3　系统流程框图

Fig. 3　System flow block diagram

3　仿真与实验

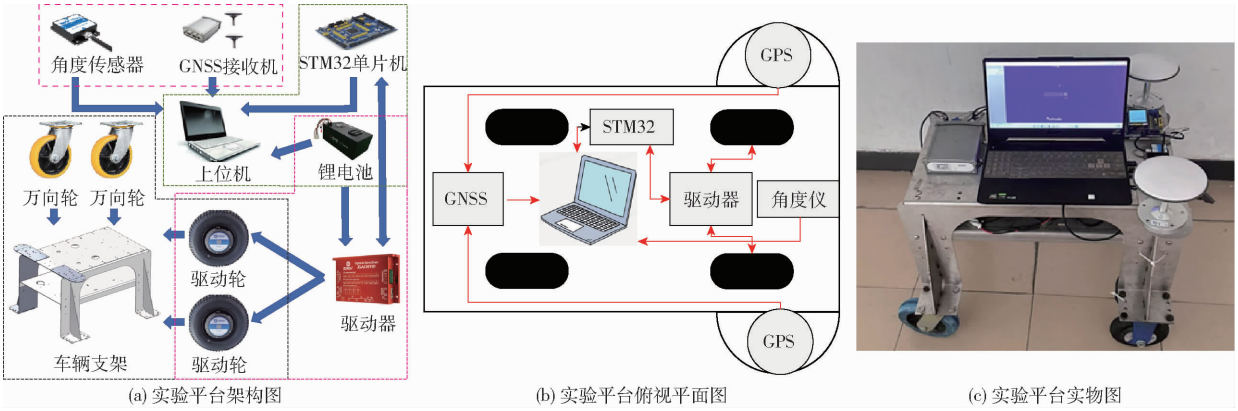
3.1　仿真和田间实验方法

为验证本文提出的 MPC 集成自适应 PID 控制方法在路径跟踪中的效果，搭建了一个实验平台，根据实验平台建模并且通过 Matlab 2022b 进行 MPC 算法的构建，编写 3 种控制方法运行代码，通过代码生成仿真路径，开展仿真实验。仿真实验中选取 2 种典型路径：蛇形和圆形路径；田间实验则基于实际农业作业场景，选取直线路径和曲线路径进行验证。

仿真和田间实验初始条件统一设定为：采样时间间隔 0.1 s，车辆初始位置均位于参考路径起点，初始速度、横向误差与航向角误差均为零。每组路径实验分别设置前进速度为 1、2 m/s。其中田间实验地点在广东省中山市神湾镇，田间实验的数据通过串行通信采集，并传输至上位机进行存储。

实验平台架构如图 4a 所示，实验平台由 GNSS 接收机、STM32 单片机、IMU 姿态传感器、上位机、驱动器、驱动轮、万向轮、锂电池等构成。双天线 GNSS 接收机采用深圳市北天有限公司产品，具备多系统多频 RTK 定位与定向能力，双天线安装在车辆的最前方，离地高度 0.8 m，双天线距离 0.7 m。IMU 角度传感器采用维特智能 HWT901B − TTL/232 型九轴高精度传感器，安装在实验平台的最前方

(实验平台中心线)。驱动装置采用中菱科技的 ZLAC8015D 型驱动器和 ZLLG55ASM150 型轮毂电机。实验平台俯视图如图 4b 所示,其中实验平台参数如表 1 所示。



(a) 实验平台架构图 (b) 实验平台俯视平面图 (c) 实验平台实物图

图 4 实验平台

Fig. 4 Test platform

表 1 实验平台参数

Tab. 1 Test platform parameters

参数	数值
整车质量/kg	60
长 × 宽 × 高/(mm × mm × mm)	800 × 640 × 800
轮距/mm	540
驱动轮半径/mm	100

在仿真和田间实验中,从横向误差和航向角误差 2 个维度,对比分析自适应 PID、MPC 及 MPC 集成自适应 PID 3 种控制方法的表现。其中横向误差和航向角误差的计算公式为

$$\begin{cases} e_{\text{lat}} = -(x - x_{\text{ref}})\sin\varphi_{\text{ref}} + (y - y_{\text{ref}})\cos\varphi_{\text{ref}} \\ e_{\text{head}} = \varphi - \varphi_{\text{ref}} \end{cases} \tag{34}$$

式中 e_{lat}——横向误差,m

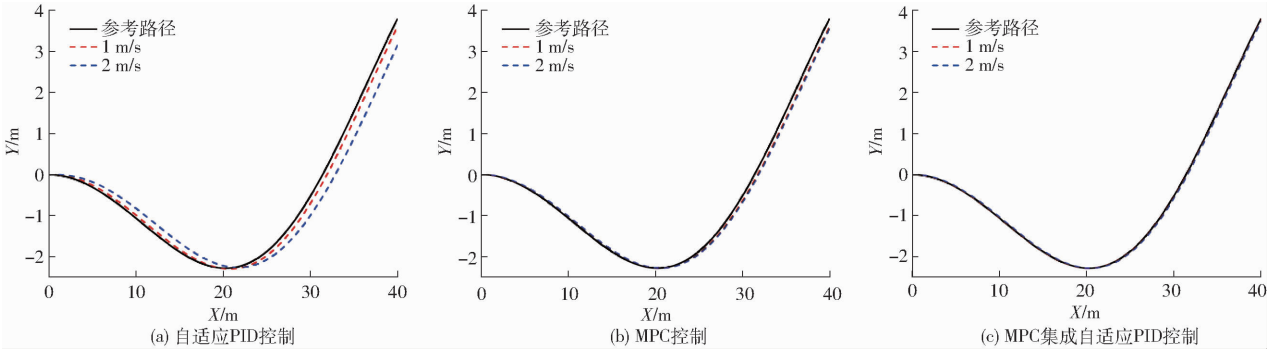
x_{ref}——参考路径横坐标,m

y_{ref}——参考路径纵坐标,m

φ_{ref}——参考航向角,(°)

3.2 仿真结果

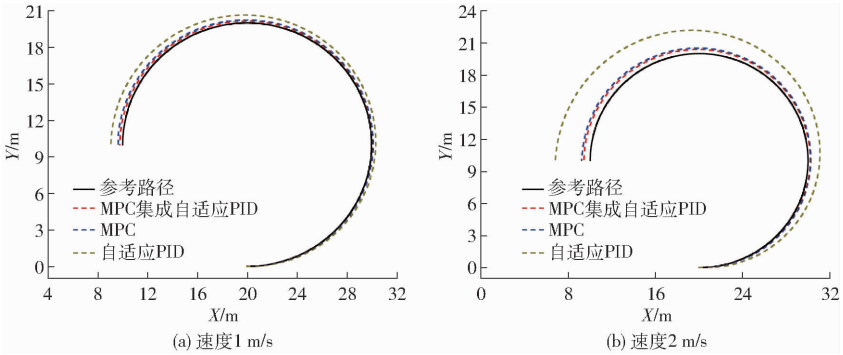
对 3 种控制方法在典型路径上的跟踪性能进行定量评估。如图 5 与图 6 所示,所有控制方法的跟踪精度均随速度提高而呈现衰减趋势,其中自适



(a) 自适应PID控制 (b) MPC控制 (c) MPC集成自适应PID控制

图 5 3 种控制方法下的蛇形路径跟踪结果

Fig. 5 Serpentine trajectory tracking under three control methods



(a) 速度1 m/s (b) 速度2 m/s

图 6 3 种控制方法下的圆形路径跟踪结果

Fig. 6 Circular trajectory tracking under three control methods

应 PID 控制方法的衰减幅度最大，并伴随显著的路径偏离。MPC 控制方法的性能衰减相对平缓，而 MPC 与自适应 PID 的集成策略则将精度损失降至最低。如图 6 所示，在圆形路径中，MPC 集成自适应 PID 的方法在 1 m/s 与 2 m/s 的不同工况下均能稳定保持优异的跟踪效果，凸显了其应对速度变化的有效性与鲁棒性。

仿真实验的横向误差统计结果如表 2 所示，MPC 集成自适应 PID 控制方法在控制精度上具有显著优势。在蛇形与圆形路径下，该方法的横向误差最大值与平均值均优于 2 种单一方法。MPC 与自适应 PID 的最大横向误差分别达到了集成方法的 1.38 ~ 2.05 倍和 4.22 ~ 17.09 倍。随着速度从 1 m/s 提升至 2 m/s，所有方法的误差虽有所增大，但集成方法的增幅最小，表现出最佳的鲁棒性。这一点在高速圆形路径下尤为突出，其最大误差远低于 MPC 和自适应 PID 控制方法，充分验证了其在复杂高速工况下的卓越适应能力。

表 2　仿真实验的横向误差统计数据

Tab. 2　Lateral error statistics of simulation test

参考路径	速度/(m·s^{-1})	MPC 集成自适应 PID 控制方法		MPC 控制方法		自适应 PID 控制方法	
		最大值/m	平均值/m	最大值/m	平均值/m	最大值/m	平均值/m
蛇形路径	1	0.022	0.010	0.045	0.021	0.376	0.179
	2	0.046	0.021	0.067	0.031	0.755	0.348
圆形路径	1	0.225	0.112	0.391	0.201	0.950	0.503
	2	0.585	0.239	0.810	0.402	3.210	1.816

图 7、8 为 3 种控制方法在典型路径下的航向角误差。自适应 PID 控制方法在不同条件航向角均表现平稳，未出现明显突变。MPC 控制方法和 MPC 集成自适应 PID 控制方法在蛇形路径下的航向角误差均维持在较小范围内波动。不同的是，随着行驶

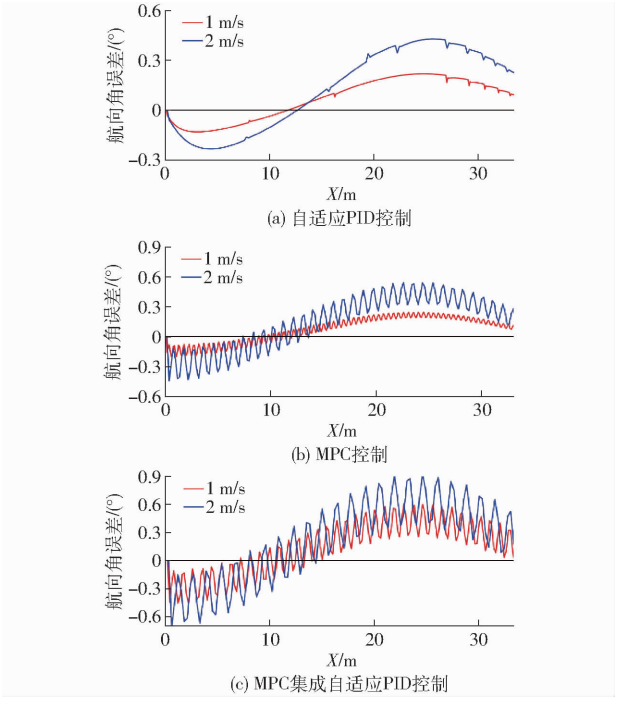


图 7　3 种控制方法下蛇形路径的航向角误差

Fig. 7　Heading angle errors of serpentine trajectory under three control methods

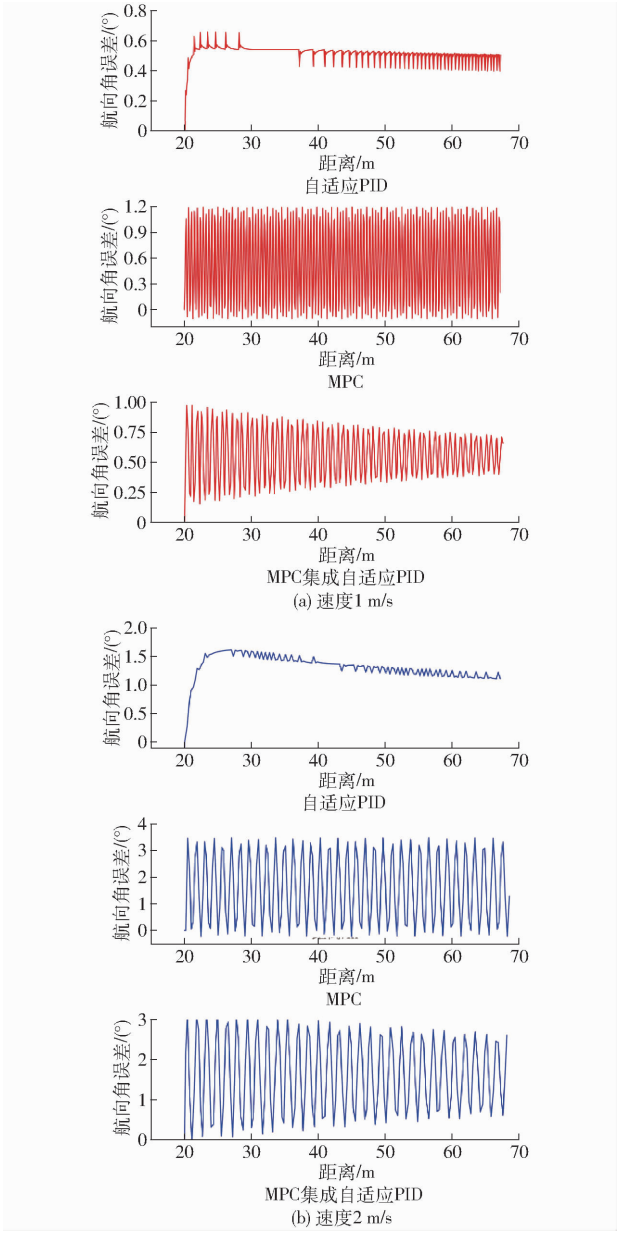


图 8　3 种控制方法下圆形路径的航向角误差

Fig. 8　Heading angle errors of circular trajectory under three control methods

距离的增加 MPC 集成自适应 PID 控制方法的误差波动范围逐渐减小。而在圆形路径中,这 2 种方法的航向角误差波动范围均显著增大。其中 MPC 集成自适应 PID 控制方法在权重函数的影响下,航向角误差波动范围随行驶距离的增加而逐渐减小,并且航向角误差趋于稳定。

3.3 田间实验

田间路径跟踪实验结果如图 9 所示。直线路径和曲线路径跟踪结果对比分别如图 10 和图 11 所示。结果表明,3 种控制方法的路径跟踪精度均随着作业速度的提高而下降,但程度各异:自适应 PID 控制方法因路径跟踪精度过大,超出田间曲线路径范围,无法正常完成曲线路径跟踪作业;MPC 控制方法出现了路径跟踪精度下降、航向角波动等问题,如图 10 和图 11 所示。相比之下,MPC 集成自适应 PID 控制方法在不同路径和不同速度下仍能保持较好的跟踪精度,同时表现出优异的航向控制稳定性。



(a) 直线路径跟踪结果 (b) 曲线路径跟踪结果

图 9 田间实验路径跟踪结果

Fig. 9 Field experiment trajectory tracking result

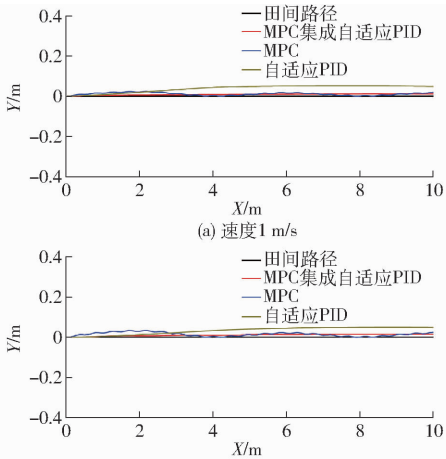


图 10 3 种控制方法下的田间直线路径跟踪结果

Fig. 10 Straight trajectory tracking in field under three control methods

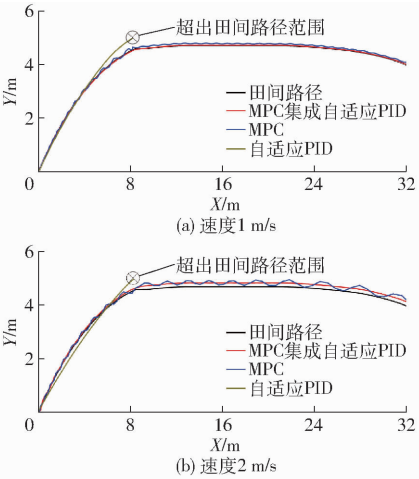


图 11 3 种控制方法下的田间曲线路径跟踪结果

Fig. 11 Curve trajectory tracking in field under three control methods

田间实验的横向误差统计数据如表 3 所示,其结果进一步验证了 MPC 集成自适应 PID 控制方法在真实农田环境下的显著精度优势。在直线与曲线路径下,该集成方法的横向误差最大值与平均值均低于 2 种单一控制方法。具体而言,与集成方法相比,MPC 的最大横向误差为其 1.86 ~ 2.30 倍,而自适应 PID 的误差则急剧增大,达到了集成方法的 3.76 ~ 6.69 倍。随着作业速度从 1 m/s 提升至 2 m/s,所有控制器的跟踪误差均呈现增大趋势,但集成方法的误差增长幅度最为缓和,尤其在动态复杂的曲线路径下,其鲁棒性优势更为突出。在高速(2 m/s)曲线行驶时,集成方法将最大横向误差成功控制在 0.162 m,远低于 MPC(0.308 m)与自适应 PID(0.609 m),证明了其在实际农业作业场景中,仍能保持卓越的路径跟踪性能与稳定性。

图 12 和图 13 分别为车辆在田间直线与田间曲线路径过程中的航向角误差。由图 12 和图 13 可知,在直线路径和已经完成的部分曲线路径的路段中,自适应 PID 的控制方法下的航向角控制方面表现较优。相比之下,MPC 控制方法在 2 种路径下的航向角误差均在较大范围持续波动,尤其在曲线路径跟踪过程中出现了严重偏移,最大航向角误差达到 20°,导致车辆明显偏离目标路径。而 MPC 集成

表 3 田间实验数据的横向误差统计数据

Tab. 3 Lateral error statistics of filed test data

参考路径	速度/(m·s^{-1})	MPC 集成自适应 PID 控制方法		MPC 控制方法		自适应 PID 控制方法	
		最大值/m	平均值/m	最大值/m	平均值/m	最大值/m	平均值/m
直线路径	1	0.010	0.005	0.023	0.012	0.050	0.027
	2	0.015	0.009	0.028	0.014	0.053	0.030
曲线路径	1	0.087	0.062	0.171	0.099	0.582	0.244
	2	0.162	0.126	0.308	0.185	0.609	0.427

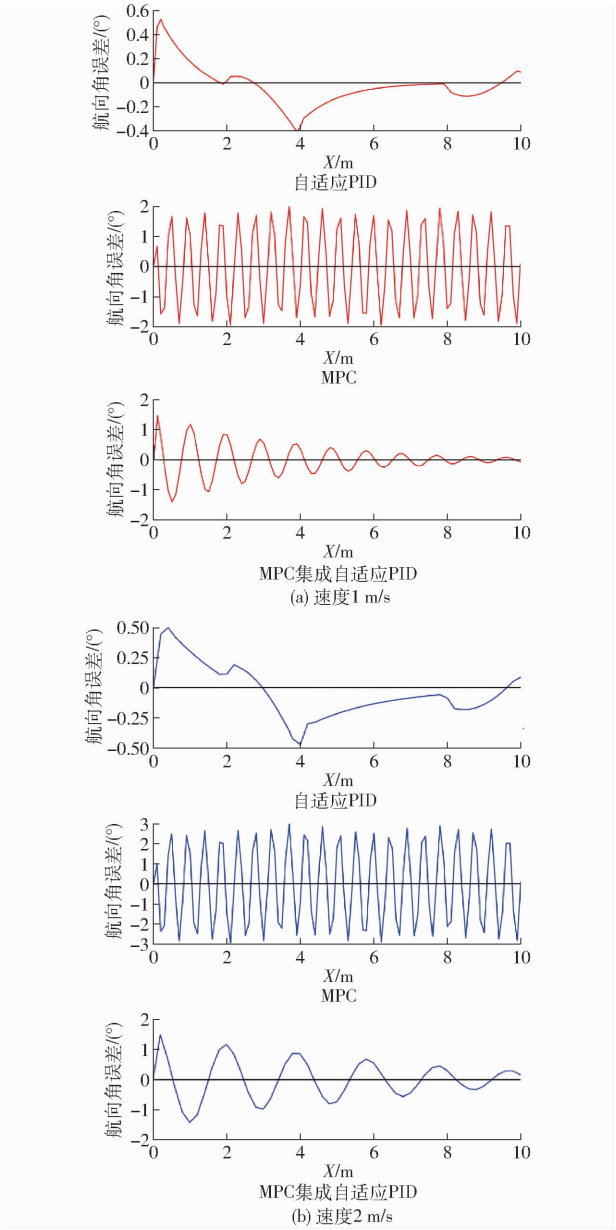


图 12　3 种控制方法下田间直线路径的航向角误差

Fig. 12　Heading angle errors of straight trajectory in field under three control methods

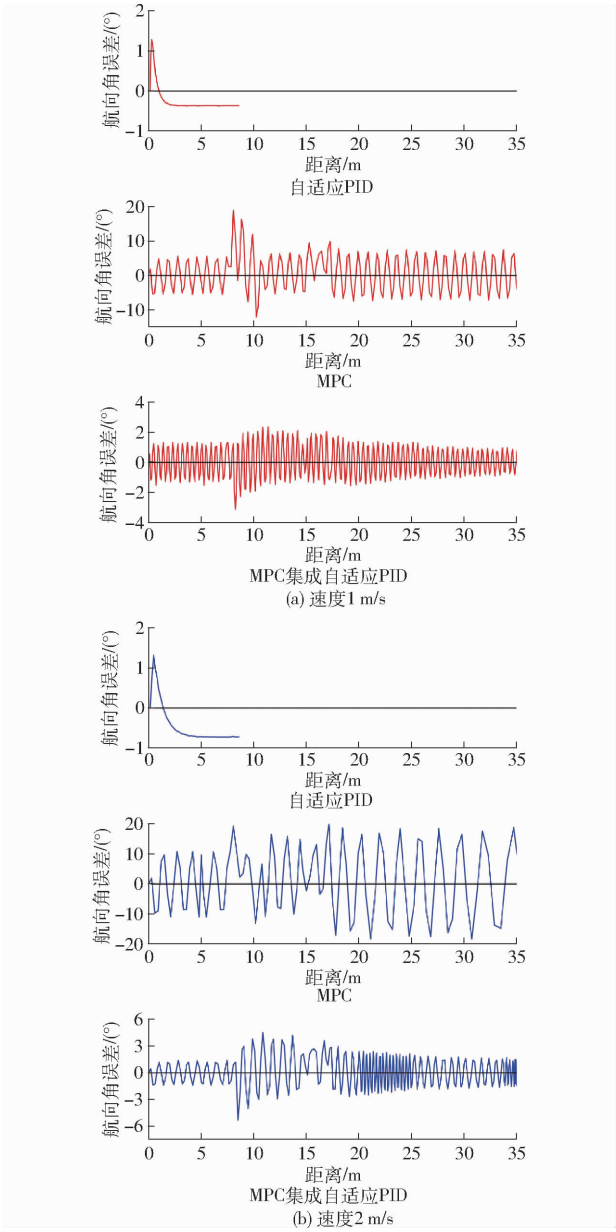


图 13　3 种控制方法下田间曲线路径的航向角误差

Fig. 13　Heading angle errors of curve trajectory in field under three control methods

自适应 PID 控制方法虽然在 2 种田间路径跟踪过程中也出现航向角波动，但是在权重函数的作用下，其误差随行驶距离增加波动逐渐减小，最终收敛于 0° 附近，表明随行驶距离的增加，该方法能够使实际航向角逐渐趋近于参考航向角，控制过程的平滑性与稳定性良好。

3.4　讨论

仿真及田间实验结果证实了单一控制方法的局限性：MPC 控制方法会引发航向角波动，表现为车身振荡；自适应 PID 控制方法则因跟踪误差过大，表现为无法完成路径跟踪任务。而 MPC 集成自适应 PID 控制方法，其核心是基于权重函数的融合机制，根据系统的实时状态误差，为 MPC 与自适应 PID 的输出进行动态权重分配，从而协同提升了系统的航向稳定性与路径跟踪精度。

4　结论

（1）针对菠萝田间管理无人驾驶农机的路径跟踪问题，提出了一种 MPC 集成自适应 PID 的控制方法。建立了车辆的运动学模型。并通过仿真和田间实验，系统对比了所提出方法与 MPC 和自适应 PID 控制方法的性能。

（2）MPC 集成自适应 PID 控制方法横向跟踪精度明显高于单一控制方法。仿真实验中，MPC 和自适应 PID 控制方法的最大横向误差分别为该方法的 1.38 ~ 2.05 倍和 4.22 ~ 17.09 倍；田间实验时，横

向误差分别为该方法的 1.86 ~ 2.30 倍和 3.76 ~ 6.69 倍。表明该方法在不同场景下均具有较高的跟踪精度。

(3)MPC 集成自适应 PID 控制方法有效地解决了 MPC 控制方法存在的航向角波动大的问题,并解决了自适应 PID 方法跟踪精度差的问题,其航向角误差保持在 -6° ~6°。

(4)该方法在不同作业速度下均表现出较好的适应性和稳定性,能够在保证较高跟踪精度的同时,有效减少车身摆动幅度。

参 考 文 献

[1] LIU T H, ZHENG Y, LAI J S, et al. Extracting visual navigation line between pineapple field rows based on an enhanced YOLOv5[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108574.

[2] HE F, ZHANG Q, DENG G, et al, Research status and development trend of key technologies for pineapple harvesting equipment: a review[J]. Agriculture, 2024, 14: 975.

[3] 杨晓宏, 严程明, 张江周, 等. 中国滴灌施肥技术优缺点分析与发展对策[J]. 农学学报, 2014, 4(1): 76 - 80.
YANG Xiaohong, YAN Chengming, ZHANG Jiangzhou, et al. The analysis of advantages and disadvantages of fertigation technology and development strategies in China[J]. Journal of Agriculture, 2014, 4(1): 76 - 80. (in Chinese)

[4] 陈敏忠, 郑爽, 邓干然, 等. 湛江市菠萝田间生产机械化需求分析与展望[J]. 现代农业装备, 2021, 42(2): 18 - 21.
CHEN Minzhong, ZHENG Shuang, DENG Ganran, et al. Analysis and prospect of pineapple mechanized production in Zhanjiang[J]. Modern Agricultural Equipment, 2021, 42(2): 18 - 21. (in Chinese)

[5] 崔振德, 李玲, 邓干然, 等. 我国菠萝机械化栽植装备研发应用现状及展望[J]. 现代农业装备, 2024, 45(5): 2 - 7.
CUI Zhende, LI Ling, DENG Ganran, et al. Application status and future trend of mechanized planting technology and equipment for pineapple in China[J]. Modern Agricultural Equipment, 2024, 45(5): 2 - 7. (in Chinese)

[6] 李海亮, 孙海天, 王宏轩, 等. 我国菠萝采收装备研究现状及发展趋势[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(12): 66 - 72.
LI Hailiang, SUN Haitian, WANG Hongxuan, et al. Research status and development trend of pineapple harvesting machinery in China[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(12): 66 - 72. (in Chinese)

[7] 赵熙俊, 陈慧岩. 智能车辆路径跟踪横向控制方法的研究[J]. 汽车工程, 2011, 33(5): 382 - 387.
ZHAO Xijun, CHEN Huiyan. A study on lateral control method for the path tracking of intelligent vehicles[J]. Automotive Engineering, 2011, 33(5): 382 - 387. (in Chinese)

[8] 许景辉, 王雷, 谭小强, 等. 基于 SOA 优化 PID 控制参数的智能灌溉控制策略研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 261 - 267.
XU Jinghui, WANG Lei, TAN Xiaoqiang, et al. Application of PID control based on SOA optimization in intelligent irrigation system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 261 - 267. (in Chinese)

[9] 付小波, 韩增德, 韩科立, 等. 基于粒子群算法改进的轮式收获机纯追踪模型路径跟踪研究[J]. 农业工程, 2023, 13(7): 105 - 112.
FU Xiaobo, HAN Zengde, HAN Keli, et al. Path tracking of improved pure pursuit model of wheeled harvester based on PSO algorithm[J]. Agricultural Engineering, 2023,13(7): 105 - 112. (in Chinese)

[10] 唐小涛. 智能水稻穴直播机导航控制系统的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2018.
TANG Xiaotao. Research on navigation control system of rice planter[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018. (in Chinese)

[11] HU C, RU Y, LI X, et al. Path tracking control for brake-steering tracked vehicles based on an improved pure pursuit algorithm[J]. Biosystems Engineering, 2024, 242: 1 - 15.

[12] ENAYATI N, FERRIGNO G, DE MOMI E. Skill-based human-robot cooperation in tele-operated trajectory tracking[J]. Autonomous Robots, 2018, 42(5): 997 - 1009.

[13] 马悦琦, 迟瑞娟, 赵彦涛, 等. 基于模糊控制的插秧机 LQR 曲线路径跟踪控制器优化方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 1): 1 - 8, 102.
MA Yueqi, CHI Ruijuan, ZHAO Yantao, et al. Optimization method of LQR curve path tracking controller for unmanned rice transplanter based on fuzzy control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1): 1 - 8, 102. (in Chinese)

[14] FAN H Y, LI S H, H D, et al. Simulation analysis of vehicle trajectory tracking based on model predictive control[C]// Proc. 28th IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2019: 1892 - 1897.

[15] TIPSUWAM Y, CHOW M Y. Model predictive path tracking via middleware for networked mobile robot over IP network[C]// Proceedings of American Control Conference, 2004, 5: 4307 - 4312.

[16] 迟瑞娟, 熊泽鑫, 姜龙腾, 等. 基于模型预测的插秧机路径跟踪控制算法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 22 - 30,99.
CHI Ruijuan, XIONG Zexin, JIANG Longteng, et al. Path tracking control algorithm of transplanter based on model prediction [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(11): 22 - 30, 99. (in Chinese)

(下转第 395 页)

HU Jin, LEI Wenye, LU Youqi, et al. Solar greenhouse temperature prediction model based on 1D CNN - GRU[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8):339 - 346. (in Chinese)

[25] YU Y, SI X, HU C, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures[J]. Neural Computation, 2019, 31(7):1235 - 1270.

[26] QIAN K, TIAN L, BAO J. Frequency-domain physical constrained neural network for nonlinear system dynamic prediction[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 122:106127.

[27] YE Y, FAULKNER C A, XU R, et al. System modeling for grid-interactive efficient building applications[J]. Journal of Building Engineering, 2023, 69:106148.

[28] 邹宇航,王明飞,张馨,等. 基于模型预测控制的工厂化菇房空调调控方法[J]. 中国农机化学报,2024,45(6):98 - 105.
ZOU Yuhang, WANG Mingfei, ZHANG Xin, et al. Control method of factory mushroom air conditioning based on model predictive control[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(6): 98 - 105. (in Chinese)

[29] AHMAD T, CHEN H. Nonlinear autoregressive and random forest approaches to forecasting electricity load for utility energy management systems[J]. Sustainable Cities and Society, 2019, 45:460 - 473.

[30] TALIB A, PARK S, IM P, et al. Grey-box and ANN-based building models for multistep-ahead prediction of indoor temperature to implement model predictive control[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 126:107115.

[31] 孔祥书,郑文刚,张馨,等. 基于数据-物理混合模型的菇房空调节能控制方法[J]. 农业工程学报,2025,41(4):309 - 317.
KONG Xiangshu, ZHENG Wengang, ZHANG Xin, et al. Energy-saving control method of air conditioning in mushroom house based on data-physics mixed mode[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(4): 309 - 317. (in Chinese)

[32] 徐立鸿,徐赫,蔚瑞华. 温室蓝莓光温协调优化模型与控制策略研究[J]. 农业机械学报,2022,53(1):360 - 369.
XU Lihong, XU He, WEI Ruihua. Optimal model of blueberry greenhouse light and temperature coordination[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(1):360 - 369. (in Chinese)

[33] CHEN Y, YANG Q, CHEN Z, et al. Physics-informed neural networks for building thermal modeling and demand response control[J]. Building and Environment, 2023, 234:110149.

[34] TANG L, XIE H, WANG Y, et al. Deeply flexible commercial building HVAC system control: a physics-aware deep learning-embedded MPC approach[J]. Applied Energy, 2025, 388: 125631.

[35] LIANG X, LIU Y, CHEN S, et al. Physics-informed neural network for chiller plant optimal control with structure-type and trend-type prior knowledge[J]. Applied Energy, 2025, 390: 125857.

[36] 李浩,王晓原,韩俊彦,等. 基于高德导航数据与 FOA - GRNN 模型的驾驶倾向性辨识方法[J]. 交通信息与安全,2022,40(2):63 - 72.
LI Hao, WANG Xiaoyuan, HAN Junyan, et al. A method for identifying temperament propensity of drivers based on AUTONAVI navigation data and a FOA - GRNN model[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2022, 40(2): 63 - 72. (in Chinese)

[37] AVCI M, ERKOC M, RAHMANI A, et al. Model predictive HVAC load control in buildings using real-time electricity pricing[J]. Energy and Buildings, 2013, 60:199 - 209.

(上接第 382 页)

[17] 白国星, 刘丽, 孟宇, 等. 基于非线性模型预测控制的移动机器人实时路径跟踪[J]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 47 - 52, 60.
BAI Guoxing, LIU Li, MENG Yu, et al. Real-time path tracking of mobile robot based on nonlinear model predictive control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 47 - 52, 60. (in Chinese)

[18] ZHAO K G, WANG C X, XIAO G Q, et al. Research for nonlinear model predictive controls to laterally control unmanned vehicle trajectory tracking[J]. Applied Sciences, 2020, 10(17): 6034.

[19] 刘文龙, 郭锐, 赵静一. 基于反馈线性化的插秧机路径跟踪模糊预测函数控制[J]. 农业工程学报, 2024, 40(22): 51 - 61.
LIU Wenlong, GUO Rui, ZHAO Jingyi. Fuzzy predictive function control for the path tracking of transplanters using feedback linearization[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(22): 51 - 61. (in Chinese)

[20] YU S Y, GUO Y, MENG L Y, et al. MPC for path following problems of wheeled mobile robots[J]. IFAC-Papers on Line, 2018, 51(20): 247 - 252.