

基于多目标优化的策略型自适应农机路径跟踪控制方法

刘环宇 唐嘉城 邹 顺 张藜瀚 于 浩 王 霜

(西华大学现代农业装备研究院, 成都 610039)

摘要: 为提升农机路径跟踪平滑度和精度,降低环境噪声、传感器噪声等外部干扰,提出一种基于多目标优化的策略型自适应农机路径跟踪控制方法。以综合误差最小为目标,建立农机运动学模型及误差模型,采用拉丁超立方采样、策略型早停机制和适应度记忆对北极海鹦算法进行优化,利用优化后北极海鹦算法对模型预测算法的元参数进行自适应调整;以减少外部干扰并提升路径平滑程度为目标,建立农机状态多目标优化函数,引入多目标辅助优化算法,并与模型预测算法代价函数结合,对农机控制量进行求解。在此基础上引入事件触发的热启动技术,利用历史数据缩短模型预测控制优化时间。仿真试验结果表明,当农机作业速度为 1.0 m/s 时,最大绝对误差为 0.06 m,平均误差为 0.02 m。相较于原预测算法,单次运行时间仅增加 0.007 s,路径平滑度平均提升 83%。实地试验结果表明,当速度为 0.5、1.0、1.5 m/s 时,优化后算法平均误差相较于原始模型预测算法分别提升 33%、35%、38%,路径平滑程度分别提升 40%、51%、10%。

关键词: 农机路径跟踪; 模型预测控制; 北极海鹦算法; 多目标优化; 热启动技术

中图分类号: S49

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0198-10

OSID:



Adaptive Path Tracking Predictive Control Method for Agricultural Machinery Based on Strategy-based Multi-objective Optimization

LIU Huanyu TANG Jiacheng ZOU Shun ZHANG Lihan YU Hao WANG Shuang

(Institute of Modern Agricultural Equipment, Xihua University, Chengdu 610039, China)

Abstract: Aiming to enhance the path tracking capability of agricultural machinery in complex environments, an adaptive predictive control method was proposed based on multi-objective optimization. The goal was to reduce external disturbances and improve path smoothness. Firstly, a kinematic model and error model of the machinery were developed, and its dynamic behavior under working conditions was analyzed. The arctic parrot algorithm was introduced, with a comprehensive error objective function designed for path tracking. By combining real-time feedback, AP adjusted model predictive control (MPC) parameters for better accuracy. Next, a multi-objective optimization algorithm was integrated with the MPC cost function to improve tracking accuracy, smoothness, and stability. To address delays caused by increased controller dimensionality, Latin hypercube sampling was used for efficient population initialization, reducing computational load. An early stopping mechanism and fitness memory were applied to accelerate the optimization process by halting iterations once a fitness threshold reached. Additionally, a warm start technique based on historical data was introduced to shorten optimization time, enabling faster application to new tasks. Simulation results at 1.0 m/s showed a lateral maximum absolute error of only 0.06 m, with an average error of 0.02 m, while running time remained comparable to traditional MPC algorithms. Path smoothness was improved by 83%, indicating enhanced stability. In field tests, the algorithm outperformed traditional MPC with error reductions of 33%, 35%, and 38% at speeds of 0.5 m/s, 1.0 m/s, and 1.5 m/s, respectively. Path smoothness was increased by 40%, 51%, and 10%. These results validated the effectiveness of this method in practical applications, ensuring stable performance across complex scenarios and reducing path deviations due to external factors.

Key words: agricultural machinery path tracking; model predictive control; arctic puffin algorithm; multi-objective optimization; hot start technology

收稿日期: 2024-09-24 修回日期: 2024-12-03

基金项目: 四川省青年基金项目(25QNJJ4155)和四川省农业农村厅揭榜挂帅项目(ZZ20240018-2)

作者简介: 刘环宇(1990—),男,副教授,主要从事智能农机装备研究,E-mail: 1220220044@mail.xhu.edu.cn

通信作者: 王霜(1974—),男,教授,主要从事智能农机装备研究,E-mail: wsh@mail.xhu.edu.cn

0 引言

农机路径跟踪系统是智能农机装备的关键组成部分,旨在无人干预情况下,最大限度地减少农机与预定轨迹之间误差,实现高精度田间作业,从而提升农业生产效率和质量^[1-2]。农机路径跟踪系统稳定性和作业精度主要依赖于路径跟踪控制方法的有效性^[3-4]。目前,农机跟踪控制算法主要包括纯追踪算法^[5]、模糊控制^[6]、预瞄控制^[7]、PID 控制^[8]、滑模控制^[9]、线性二次最优控制^[10]以及模型预测控制^[11]等。

模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 是一种优化控制技术,因其在多变量系统和约束条件处理上的优势,成为农机路径跟踪领域研究热点^[9]。但 MPC 存在计算量大、预测过程易受到外部干扰,以及预测步长、控制步长、权重矩阵等不可微分参数 (以下统称“元参数”) 调整困难的问题^[10]。

MPC 运行时间长可能导致控制系统实时性降低,使农机在动态环境中无法及时响应,影响路径跟踪精度和作业效率,文献[11]提出基于预瞄跟随的农机误差模型,通过衰减因子减少 MPC 计算时间,但该模型可能无法准确反映复杂动态,影响精度,且衰减因子选择可能导致稳定性不足。文献[12]在农机运动学模型基础上,通过线性化与离散化处理,提出基于线性时变模型的路径跟踪预测控制方法。文献[13]提出通过减少 MPC 控制步数或频率应对曲率和航向突变,以减少计算时间,但对模型准确性要求高,可能导致滞后、精度下降和稳定性降低。

环境噪声、传感器噪声等外部干扰会削弱系统鲁棒性,导致农机偏离预定轨迹。文献[14]提出基于鲁棒模型预测控制的路径跟踪策略,增强了 MPC 算法对扰动和外力的鲁棒性,但依赖参数设置,可能影响响应速度和稳定性。文献[15]提出效率导向的 MPC 算法,能应对部分干扰并确保高效运行,但对参数敏感,计算量大。

由于 MPC 元参数难以调整,系统缺乏自适应能力,导致跟踪精度低。对此,部分学者提出利用改进强化学习、改进元启发式算法及策略改进等方法进行优化改进。文献[16]通过改进强化学习优化 MPC 元参数并结合事件触发控制,提升了性能和稳定性,但可能导致收敛慢和过拟合。文献[17]使用粒子群优化调整 MPC 预测时域,适应作业速度和曲率变化,但可能影响响应速度,并面临收敛性问题。文献[18]提出结合模糊控制和在线更新的 MPC 方法提高精度,但模糊控制规则选择依赖经验,缺乏系

统优化。

本文以最小化综合误差为目标,建立农机运动学及误差模型,通过拉丁超立方采样、策略型早停机制和适应度记忆优化北极海鹦算法,利用其自适应调整特性^[19],优化模型预测算法的参数。为了减少外部干扰并提升路径平滑程度,建立农机状态多目标优化函数,引入多目标辅助优化算法,利用其高效精确特性^[20],求解农机控制量。在此基础上,引入事件触发启动技术,利用其快速的求解特性^[21],构建高效控制框架,以提升控制器实时性。通过仿真试验和实地试验验证本文算法有效性。

1 理论模型构建

1.1 农机运动学模型构建与线性离散化

农机运动学模型描述了农机位置和速度随时间的变化 (图 1a)。田间作业中,农机通常以较低速度运行,且侧向力较小,因此可将四轮模型简化为二轮模型 (图 1b)^[22]。以轮式拖拉机为试验对象,选择后轴中心作为农机运动描述点,符合阿克曼转向原理。 OXY 和 AX_1Y_1 分别为惯性坐标系和农机坐标系; A 为农机后轴中心; R 为转弯半径, m ; S 为参考路径; B 为农机前轴中心; C 为农机转弯圆心; φ 为农机航向角, rad ; v 为农机前进速度, m/s ; δ_f 为前轮转角, rad ; L 为轴距, m ; L_r 为横向偏差, m ; φ_e 为航向偏差, rad ; φ_d 为参考路径航向角, rad 。

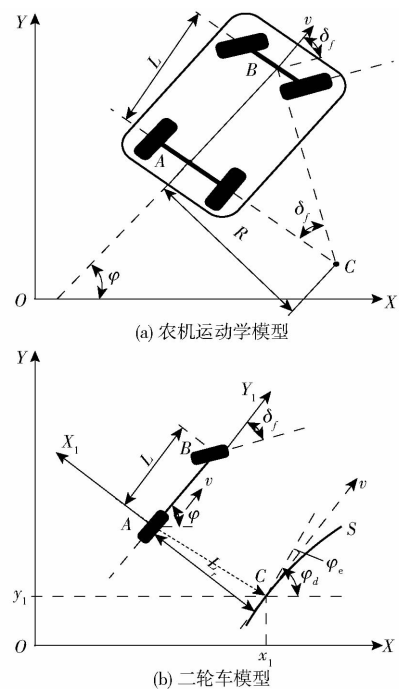


图 1 农机运动学模型

Fig. 1 Vehicle kinematics model

根据图 1 几何关系可得农机在 X 轴和 Y 轴上的速度分量及航向角速度为^[23]

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v\cos\varphi \\ v\sin\varphi \\ \frac{v\tan\delta}{L} \end{bmatrix}$$

(1)

式中 $\dot{x}$ ——农机前进速度 v 在 X 轴分量, m/s
 $\dot{y}$ ——农机前进速度 v 在 Y 轴分量, m/s
 $\dot{\varphi}$ ——航向角速度, rad/s

由模型几何关系可知二轮车前轮转角为

$$\delta_f = \arctan \frac{R}{L}$$

(2)

由式(1)可知,农机运动学模型可以假设由控制量 $\boldsymbol{u} = (v, \delta_f)$ 和状态量 $\boldsymbol{q} = (x, y, \varphi)$ 组成,可描述为

$$\dot{\boldsymbol{q}} = f(\boldsymbol{q}, \boldsymbol{u})$$

(3)

式中 $\dot{\boldsymbol{q}}$ ——状态变量时间导数

定义在参考路径 S 下任意点参考量为 $\boldsymbol{u}_r = (v_r, \delta_{fr})$, $\boldsymbol{q}_r = (x_r, y_r, \varphi_r)$ 。则式(3)于参考位置一般形式为

$$\dot{\boldsymbol{q}}_r = f(\boldsymbol{q}_r, \boldsymbol{u}_r)$$

(4)

根据参考路径上任意点值,利用泰勒展开式对式(4)进行展开,得到线性化表达式

$$\dot{\boldsymbol{q}} = f(\boldsymbol{q}_r, \boldsymbol{u}_r) + \frac{\partial f(\boldsymbol{q} - \boldsymbol{q}_r)}{\partial \boldsymbol{q}} + \frac{\partial f(\boldsymbol{u} - \boldsymbol{u}_r)}{\partial \boldsymbol{u}}$$

(5)

将式(5)与式(4)相减,再通过前向欧拉法,并转换为向量形式,得

$$\tilde{\boldsymbol{q}}(k+1) = \boldsymbol{A}\tilde{\boldsymbol{q}}(k) + \boldsymbol{B}\tilde{\boldsymbol{u}}(k)$$

(6)

其中

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v_r T \sin\varphi_r \\ 0 & 1 & v_r T \cos\varphi_r \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} T \cos\varphi_r & 0 \\ T \sin\varphi_r & 0 \\ \frac{T \tan\delta_f}{L} & \frac{v_r T}{L \cos^2\delta_f} \end{bmatrix}$$

式中 k ——任一时刻, s
 T ——采样时间, s

1.2 农机运动学误差模型构建

为直接体现跟踪误差 L_r 、航向误差 φ_e 与其他变量的关系,可将跟踪误差 L_r 和航向误差 φ_e 表示为^[24]

$$\begin{cases} L_r = (y - y_r) \cos\varphi_d + (x - x_r) \sin\varphi_d \\ \varphi_e = \varphi - \varphi_d \end{cases}$$

(7)

对上述两个误差进行微分,得到跟踪误差和航向误差动态方程

$$\begin{cases} \dot{L}_r = \frac{d}{dk} [(y - y_r) \cos\varphi_d - (x - x_r) \sin\varphi_d] \\ \dot{\varphi}_e = \dot{\varphi} - \dot{\varphi}_d \end{cases}$$

(8)

式中 $\dot{L}_r$ ——跟踪误差随时间变化的速率, m/s

$\dot{\varphi}_e$ ——航向误差随时间变化的速率, rad/s
 $\dot{\varphi}_d$ ——目标路径切线角随时间变化速率, rad/s

假设农机速度相对较小,参考路径速度可近似忽略,代入式(1),并简化计算可得

$$\begin{cases} \dot{L}_r = v \sin\varphi_e \\ \dot{\varphi}_e = \frac{v}{L} \tan\delta_f - \dot{\varphi}_d \end{cases}$$

(9)

2 控制器设计

2.1 MPC 主控制器设计

MPC 基本原理是在线滚动地求解一个有限时域开环优化问题,以实现最优控制算法。将式(6)转换为以控制量 $\boldsymbol{u}$ 为输入的离散状态空间表达式,即

$$\boldsymbol{\zeta}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{\boldsymbol{q}}(k) \\ \tilde{\boldsymbol{u}}(k-1) \end{bmatrix}$$

(10)

则下一时刻 $\boldsymbol{\zeta}(k+1)$ 表达式为

$$\boldsymbol{\zeta}(k+1) = \begin{bmatrix} \tilde{\boldsymbol{q}}(k+1) \\ \tilde{\boldsymbol{u}}(k) \end{bmatrix}$$

(11)

结合式(6)和式(11)可得

$$\boldsymbol{\zeta}(k+1) = \boldsymbol{A}_k \boldsymbol{\zeta}(k) + \boldsymbol{B}_k \Delta \boldsymbol{u}(k)$$

(12)

其中 $\boldsymbol{A}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{A} & \boldsymbol{B} \\ \boldsymbol{O}_{m \times n} & \boldsymbol{I}_n \end{bmatrix}$ $\boldsymbol{B}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{B} \\ \boldsymbol{I}_m \end{bmatrix}$

式中 $\boldsymbol{A}_k$ 、 $\boldsymbol{B}_k$ ——系统动态矩阵

$\Delta \boldsymbol{u}(k)$ —— k 时刻控制增量

n ——状态量维度

m ——控制量维度

$\boldsymbol{I}$ ——单位矩阵 $\boldsymbol{O}$ ——零矩阵

令 N_p 为预测步长, N_c 为控制步长, 且 $N_c \leq N_p$ 。根据式(12)预测系统在时域 $[k+1, k+N_p]$ 的状态和输出, 得到 $[k, k+N_c-1]$ 控制序列。系统预测输出可表示为

$$\boldsymbol{Y}(k) = \boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\zeta}(k) + \boldsymbol{\Theta} \Delta \boldsymbol{U}(k)$$

(13)

$$\boldsymbol{Y}(k) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\zeta}(k+1) \\ \boldsymbol{\zeta}(k+2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{\zeta}(k+N_c) \\ \vdots \\ \boldsymbol{\zeta}(k+N_p) \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\psi} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{A}_k \\ \boldsymbol{A}_k^2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{A}_k^{N_c} \\ \vdots \\ \boldsymbol{A}_k^{N_p} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\Theta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{B}_k & 0 & \cdots & 0 \\ \boldsymbol{A}_k \boldsymbol{B}_k & \boldsymbol{B}_k & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \boldsymbol{A}_k^{N_c} \boldsymbol{B}_k & \boldsymbol{A}_k^{N_c-1} \boldsymbol{B}_k & \cdots & \boldsymbol{A}_k \boldsymbol{B}_k \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \boldsymbol{A}_k^{N_p-1} \boldsymbol{B}_k & \boldsymbol{A}_k^{N_p-2} \boldsymbol{B}_k & \cdots & \boldsymbol{A}_k^{N_p-N_c} \boldsymbol{B}_k \end{bmatrix}$$

$$\Delta U(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix}$$

MPC 滚动优化求解过程是一个根据状态误差进行二次规划过程,定义代价函数为

$$\min_{\Delta u(k+i), \varepsilon_T} J(k) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\zeta(k+i)\|_Q^2 + \rho_I \varepsilon_T^2 + \sum_{j=1}^{N_c-1} \|\Delta u(k+j)\|_R^2 \quad (14)$$

式中 Q ——输出权重矩阵

R ——控制增量权重矩阵

ρ_I ——松弛项权重系数

ε_T ——松弛因子

将性能指标函数表示成向量形式

$$\min_{\Delta U(k), \varepsilon_T} J(k) = \|\mathbf{Y}(k)\|_{Q'}^2 + \rho_I \varepsilon_T^2 + \|\Delta U(k)\|_{R'}^2 \quad (15)$$

其中 $Q' = I_{N_p} \otimes Q$ $R' = R_{N_p} \otimes R$

式中 $\otimes$ ——克罗内积运算

设置控制量与控制增量约束,保证农机安全作业,即

$$\begin{cases} \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u}(k) \leq \mathbf{u}_{\max} \\ \Delta \mathbf{u}_{\min} \leq \Delta \mathbf{u}(k) \leq \Delta \mathbf{u}_{\max} \end{cases} \quad (16)$$

2.2 策略改进型北极海鹦元参数调控器设计

基础 APO 算法迭代时间无法满足农机路径跟踪实时性要求,为解决此问题,对 APO 算法进行改进(C-APO):采用拉丁超立方抽样(LHS)代替传统随机初始化,确保种群均匀分布,提升效率和覆盖范围^[25]。策略型停止及记忆优化:引入早停机制和适应度记忆,通过设定阈值自动停止迭代,优化控制参数,实现全局路径跟踪优化。

2.2.1 自适应函数及初始化种群

设 $\dot{\mathbf{X}} = [N_c, N_p, \mathbf{Q}, \mathbf{R}]$ 。根据式(9)设计 C-APO 目标优化函数

$$\text{APO}(\dot{\mathbf{X}}) = \min \left[w_1 \sum_k^T |\varphi_e(k)| + w_2 \sum_k^T |L_r(k)| + w_3 \sum_k^{T-1} (\Delta v^2(k) + \Delta \delta_f^2(k)) \right] \quad (17)$$

式中 w_1, w_2, w_3 ——权重

$\Delta v(k)$ ——速度变化量, m/s

$\Delta \delta_f$ ——前轮转角变化量, rad

基础北极海鹦算法使用随机采样初始化种群,效率较低。采用 LHS 代替随机采样,以均匀分布种群并减少迭代次数,计算式为

$$\dot{X}_i^t = \text{LHS}(u_{b_i}, l_{b_i}) \quad (i = 1, 2, \dots, N_F) \quad (18)$$

式中 $\dot{X}_i^t$ ——第 i 个北极海鹦位置信息

u_b, l_b ——种群上界和下界

N_F ——种群个体数量

在初始化种群时,计算每个个体适应度并存储在记忆中,避免重复计算适应度,计算式为

$$\text{APO}(\dot{X}_i^t) = \text{Memory}(\dot{X}_i^t) \quad (i = 1, 2, \dots, N_F) \quad (19)$$

2.2.2 探索阶段

北极海鹦群体合作行为启发了算法,通过引入 Levy 飞行和速度因子机制,增强了摆脱局部最优解的能力,并加快了收敛速度,计算式为

$$\begin{cases} \dot{Y}_i^t = \dot{X}_i^t + (\dot{X}_i^t - \dot{X}_r^t) G(S_i) + R_1 \\ R_1 = \text{round}(0.5(0.05 + \text{Rand}))\omega \\ \omega \sim \text{Normal}(0, 1) \end{cases} \quad (20)$$

式中 $\dot{Y}_i^t$ ——飞行搜索后位置信息

R_1 ——0 到 $N_F - 1$ 之间随机整数

$\dot{X}_r^t$ ——总体范围内随机候选解,不包括 i

$G(S_i)$ ——Levy 飞行系数

S_i ——维度

ω ——正态标准分布随机数

Rand ——随机数

引入速度系数 S_v 模拟北极海鹦俯冲行为,通过调整位移加快捕食过程。计算式为

$$\begin{cases} S_v = \tan((\text{Rand} - 0.5)\pi) \\ \dot{Z}_i^t = \dot{Y}_i^t S_v \end{cases} \quad (21)$$

式中 $\dot{Z}_i^t$ ——速度因子作用下探索后个体位置

将 2 个阶段候选位置合并,按适应度排序得到新解决方案。计算式为

$$\begin{cases} \dot{P}_i^t = \dot{Y}_i^t \cup \dot{Z}_i^t \\ \text{New} = \text{sort}(\dot{P}_i^t) \\ \dot{P}_i^t = \text{New}(1:N) \end{cases} \quad (22)$$

式中 $\dot{P}_i^t$ ——探索阶段最终种群

New ——根据适应度选择新种群

sort ——选择种群

2.2.3 开发阶段

开发阶段,通过协同和自适应因子引导算法利用最优解,优化搜索方向,即

$$\dot{T}_{Ri}^{t+1} = \begin{cases} \dot{X}_{r1}^t + \mu G(S_i) (\dot{X}_{r2}^t - \dot{X}_{r3}^t) & (\text{Rand} \geq 0.6) \\ \dot{X}_{r1}^t + \mu (\dot{X}_{r2}^t - \dot{X}_{r3}^t) & (\text{Rand} < 0.6) \end{cases} \quad (23)$$

式中 $\dot{X}_{r1}^t, \dot{X}_{r2}^t, \dot{X}_{r3}^t$ ——随机选择的候选方案

$\dot{T}_{Ri}^{t+1}$ ——新的位置信息
 μ ——合作因子
当 $Rand \geq 0.6$ 时,海鹦与其他个体合作觅食;
当 $Rand < 0.6$ 时,海鹦跟随并加入更有利的群体。
资源耗尽时,海鹦调整姿势,使用自适应随机性提高搜索灵活性,即

$$\begin{cases} \dot{Y}_i^{t+1} = \dot{T}_{Ri}^t (1 + f_y) \\ f_y = 0.1 (Rand - 1) \frac{T_D - t}{T_D} \end{cases} \quad (24)$$

式中 T_D ——迭代总数
 f_y ——随机因子
 t ——当前迭代次数

觅食过程中,避开捕食者策略模拟北极海鹦发现危险时,通过特殊叫声警告其他海鹦。并利用 Levy 飞行迅速改变位置,即

$$\dot{Z}_{r1}^{t+1} = \begin{cases} \dot{X}_{r1}^t + \omega G(S_t) (\dot{X}_{r1}^t - \dot{X}_{r2}^t) & (Rand \geq 0.6) \\ \dot{X}_{r1}^t + \ell (\dot{X}_{r1}^t - \dot{X}_{r2}^t) & (Rand < 0.6) \end{cases} \quad (25)$$

式中 ℓ ——介于 0 ~ 1 之间的随机数
 $\dot{Z}_{r1}^{t+1}$ ——躲避天敌后位置

当 $Rand \geq 0.6$ 时,采用迅速躲避模式; $Rand < 0.6$ 时,采用逐渐回避模式。算法将 3 个策略候选位置合并,形成新最优解集,即

$$\begin{cases} \dot{P}_i^{t+1} = \dot{Y}_i^t \cup \dot{Z}_{r1}^t \cup \dot{T}_{Ri}^t \\ New = sort(\dot{P}_i^{t+1}) \\ \dot{P}_i^{t+1} = New(1:N) \end{cases} \quad (26)$$

为减少迭代次数,在 APO 算法中引入早停机制,当适应度长时间无显著变化时,自动停止迭代,即

$$|APO(\dot{X}_i^{t+1}) - APO(\dot{X}_i^t)| < \chi \quad (27)$$

式中 χ ——适应度阈值

APO 算法通过引入行为转移系数 B_D ,实现从全局搜索到本地利用的平滑过渡,计算式为

$$B_D = 2 \lg \left(\frac{1}{Rand} \right) \left(1 - \frac{t}{T_D} \right) \quad (28)$$

通过上述对北极海鹦优化算法的改进,实现对 MPC 元参数全局优化。

2.3 多目标辅助约束设计

为降低外部噪声影响并提升路径平滑度,设计了优化函数并融入MPC 算法,主要包括:

(1)路径平滑性:最小化转向角变化率,确保路径平滑,减少地面扰动,即

$$J_{steering} = \int_0^t (\Delta u_y(k))^2 dt \quad (29)$$

式中 $\Delta u_y(k)$ ——最小化转向角变化率,rad/s

(2)鲁棒性:提高系统对传感器噪声和环境不确定性的抗干扰能力,实时调整控制量。通过设定比重参数 ζ_x 、 ζ_y 、 ζ_φ ,调整位置和航向偏差,以优化路径跟踪和增强抗干扰能力,即

$$J_{robust} = \int_0^k [\zeta_x (\Delta x(k))^2 + \zeta_y (\Delta y(k))^2 + \zeta_\varphi (\Delta \varphi(k))^2] dk \quad (30)$$

式中 $\Delta x(k)$ —— x 坐标增量,m
 $\Delta y(k)$ —— y 坐标增量,m
 $\Delta \varphi(k)$ ——航向角增量,rad

用 ε -约束算法转换问题为约束,表达式为 $\min J(k) = \|Y(k)\|_{Q'}^2 + \rho_I \varepsilon_T^2 + \|\Delta U(k)\|_{R'}^2$

$$\begin{cases} J_{steering} = \int_0^t (\Delta u(k))^2 dt \leq \varepsilon_1 \\ J_{robust} = \int_0^k [\zeta_x (\Delta x(k))^2 + \zeta_y (\Delta y(k))^2 + \zeta_\varphi (\Delta \varphi(k))^2] dk \leq \varepsilon_2 \end{cases} \quad (31)$$

根据式(31)得到帕累托解集^[26],利用权重法选取最优解用于最终控制。

2.4 事件触发的热启动技术设计

采用事件触发的热启动技术减少 MPC 的优化时间,利用历史数据初始化每次迭代,避免从零开始计算,从而加快迭代过程,即

$$\Delta u_{init}(k) = \Delta u_{pre}(k) \quad (32)$$

热启动技术虽能加快优化速度,但在系统剧烈变化时会降低精度,因此需要在实时性和精度之间找到平衡。为解决此问题,引入事件触发机制。当路径曲率较大时,系统变化剧烈,放弃热启动并重新计算控制增量;当曲率小于阈值时,继续使用热启动。

为保证实时纠正状态误差,设定综合误差评判标准 E_{total} 。当误差低于阈值时启用热启动,超过阈值时立即停止,以保持系统精度和稳定性,即

$$E_{total} = \sqrt{\gamma_1 L_r^2 + \gamma_2 \varphi_e^2} \quad (33)$$

式中 γ_1 、 γ_2 ——权重

2.5 算法实现步骤

算法实现步骤如图 2 所示,具体描述如下:通过路径规划算法生成参考路径,并计算每个路径点参考航向角和曲率。设置农机轴距 L 与 MPC 控制参数。设计如式(18)~(28)策略改进型北极海鹦元参数调控器。采集当前时刻农机的位置、航向角和速度,计算跟踪误差与航向误差。根据当前误差,由式(18)~(28)的北极海鹦算法计算 MPC 元参数;根据式(10)~(16)计算 MPC 预测过程,判断激发

条件是否启动热启动算法。根据式 (29) ~ (31) 使用多目标辅助优化算法计算控制增量的帕累托解集。根据当前状态,取最合适的解更新状态。重复流程,直至作业结束。

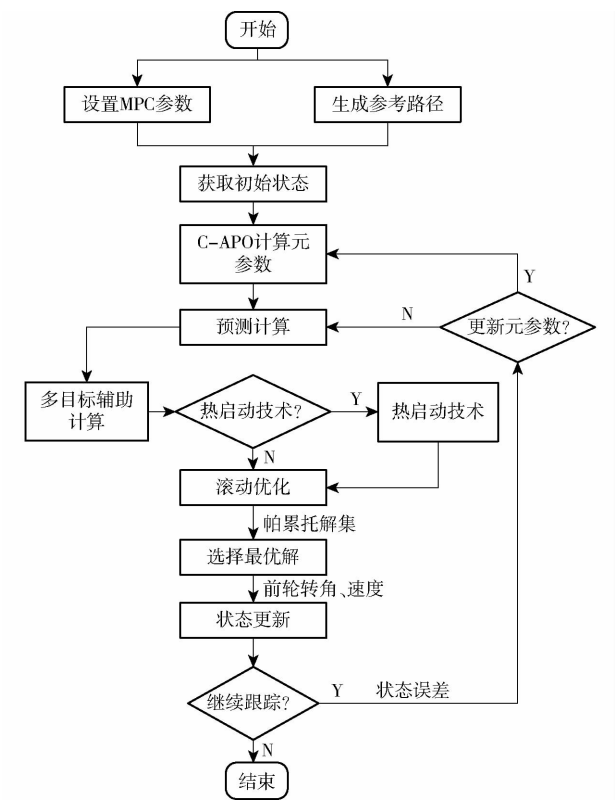


图2 算法流程图
Fig.2 Algorithm flowchart

3 仿真试验

以沃得奥龙 DX1404 型拖拉机(轴距 $L = 2.33\text{ m}$, 前轮最大转角 $\pm 0.47\text{ rad}$)为模拟对象,使用路径规划算法生成西华大学 1 号农田离线路径,包括直线和灯泡形转向路径。通过逐步对比试验,验证传统 MPC、C - APO 改进的 MPC(A - MPC)和提出的CA - MPC 控制方案的可行性,并引入白噪声和粉红噪声。评判指标采用文献[27]横向偏差和航向角增量。其中航向角增量用于衡量行驶中方向调整的幅度,越小表明路径更平滑,算法更稳定。设定农机速度 v 为 1 m/s 进行评估。MPC 控制器在线调整预测步长 N_p 、控制步长 N_c 以及权重矩阵 Q 和 R ,控制量最值为 $\pm 0.47\text{ rad}$,控制增量最值为 $\pm 0.3\text{ rad}$,采样时间为 0.1 s 。

图 3、4 为 MPC 控制器元参数调整结果。图 3 中, Q 和 R 中某一元素增大时,其余相应减小,反映农机状态变化对权重矩阵的影响。图 4 中,随着预测步长调整,控制步长也同步变化,二者趋势相似。该调整有助于根据农机实时状态优化控制,提升路径跟踪精度和稳定性。

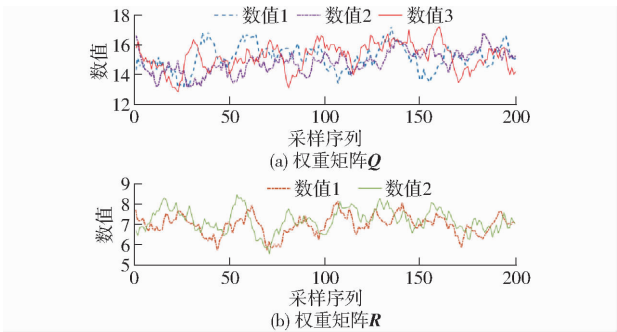


图 3 权重矩阵对角线数值变化曲线
Fig.3 Variation of diagonal values in weight matrix

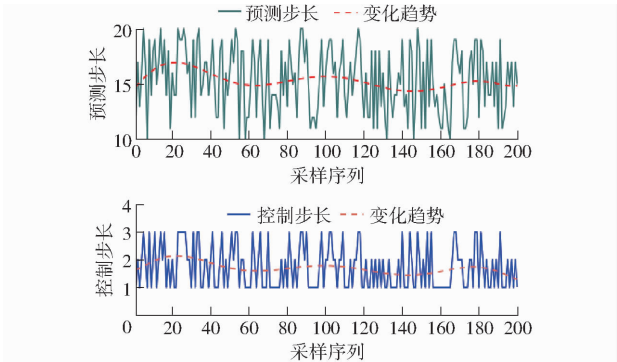


图 4 步长变化曲线
Fig.4 Step length variation charts

仿真结果如图 5 ~ 7 所示。传统 MPC 算法在全路径模拟和外部干扰下最大误差为 0.39 m ,平均误差为 0.11 m ,标准差为 0.08 m ;引入 C - APO 优化元参数后的 A - MPC,最大误差降至 0.21 m ,平均误差降至 0.05 m ,标准差为 0.04 m 。结果表明,在适应性和精度上 A - MPC 明显优于传统 MPC,误差减少约 54% ,最大偏移量降低 0.18 m ,验证了 C - APO 优化效果。

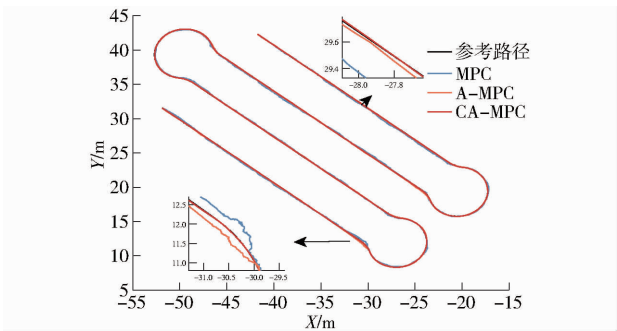


图 5 跟踪效果
Fig.5 Tracking rendering

经多目标辅助优化后,CA - MPC 算法将跟踪误差显著降低,绝对平均误差为 0.02 m ,最大偏移量仅为 0.06 m ,标准差为 0.01 m ,证明了多目标辅助优化有效减少了外部干扰。再通过航向角增量进行验证(图 7 和表 1)。传统 MPC 航向增量较参考路径增加 0.161 rad ,A - MPC 算法则加剧了航向偏移,最大值增加 0.53 rad 。而 CA - MPC 算法更接近参

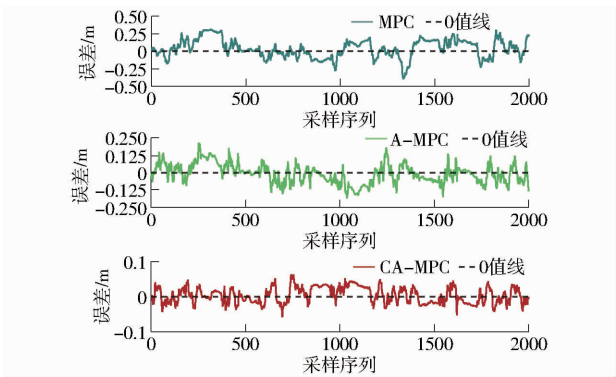


图6 跟踪误差曲线
Fig.6 Tracking error chart

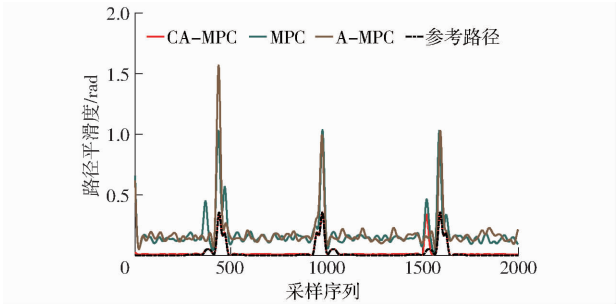


图7 路径平滑度
Fig.7 Path smoothness chart

表1 路径平滑度数据

Tab.1 Path smoothness data				rad
算法	最小值	最大值	平均值	标准差
参考路径	0	0.354	0.025	0.064
MPC	0.082	1.034	0.186	0.157
A-MPC	0.054	1.563	0.185	0.173
CA-MPC	0.021	0.367	0.031	0.074

考路径,航向增量仅增加 0.006 rad,且在直线和转向作业时均优于前 2 种算法,进一步证明了多目标优化的有效性。

为验证算法稳定性和可靠性,图 8 为 3 种控制方案精度数据集分布情况、局部特征和偏斜程度。精度评估指标包括最小值 (Min)、最大值 (Max)、第一四分位数 (Q1)、中位数 (Median)、第三四分位数 (Q3) 和四分位距 (IQR)。

MPC 算法中位数为 0.1,误差较小但波动大,受离群值影响明显,尤其在干扰下易出现较大误差。A-MPC 算法最大值小于 MPC,极端误差减少,性能更稳定,Q1 和 Q3 范围适中,中位数为 0.05,略高于 CA-MPC。CA-MPC 算法中位数为 0.02,最大值仅为 0.06,误差范围最小,IQR 为 0.02,显示出最小波动和最佳稳定性,整体表现优异。

为验证改进 C-APO 算法及事件触发热启动技术的有效性,设计了 5 组运行时间对照试验,如图 9 所示,分别包括:传统 MPC、基础 APO 优化的 MPC

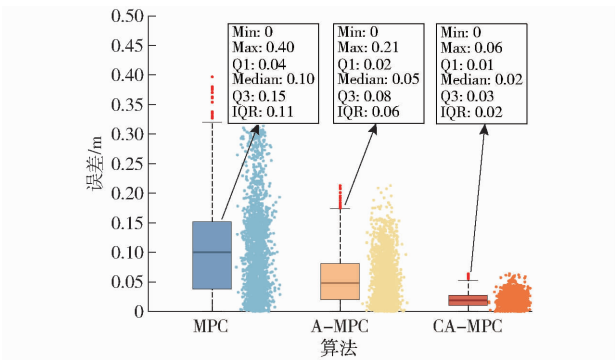


图8 误差箱式图
Fig.8 Error box diagram

(PA-MPC)、C-APO 优化的 MPC (A-MPC)、多目标优化但无热启动的 A-MPC (PCA-MPC) 和最终优化的 CA-MPC。对照试验分别统计了每种算法平均运行时长和总运行时长。

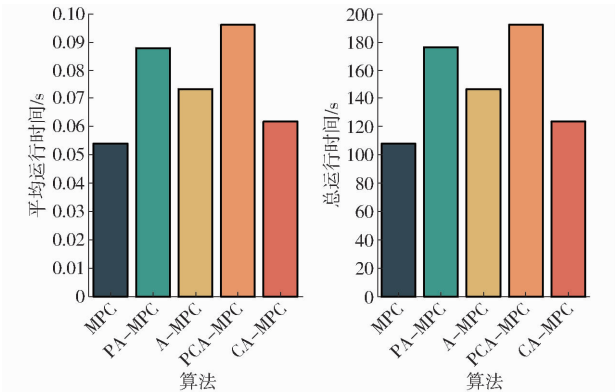


图9 运行时长
Fig.9 Running time

试验结果表明,传统 MPC 算法平均运行时长为 0.054 s,总时长为 108.313 s。引入基础 APO 算法后,平均运行时长增至 0.088 s,总时长增加 68.162 s。采用 C-APO 算法后,平均运行时长缩短至 0.073 s,总时长减少约 17%,验证了其改进效果。图 9 显示,A-MPC 与多目标优化结合后的 PCA-MPC 算法,平均运行时长增至 0.096 s,总时长为 192.365 s,比传统 MPC 增长 78%,无法满足实时性要求。然而,加入事件触发热启动技术后,平均运行时长降至 0.061 s,仅比传统 MPC 多 0.007 s,证明该技术显著提高了实时性。

4 实地测试

为验证 CA-MPC 的有效性,以沃得奥龙 DX1404 型拖拉机为测试对象(图 10),在西华大学 1 号农田(直线 130 m,曲线路径 120 m),分别以 0.5、1.0、1.5 m/s 进行 3 次试验,选取横向误差波动最大值作为最终结果,比较传统 MPC 和 CA-MPC 算法的路径跟踪效果。图 11~13 为 2 种算法在不同速度下效果。



图 10 测试平台
Fig. 10 Test platform

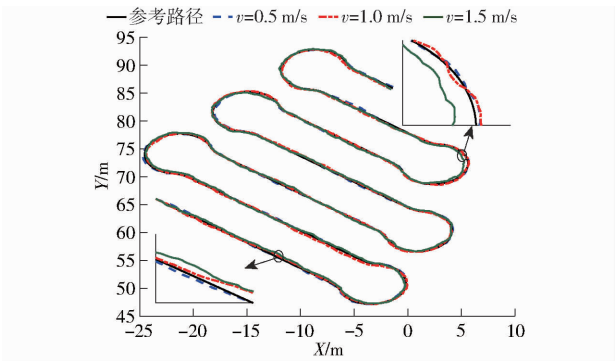


图 11 MPC 算法跟踪效果

Fig. 11 MPC algorithm tracking performance

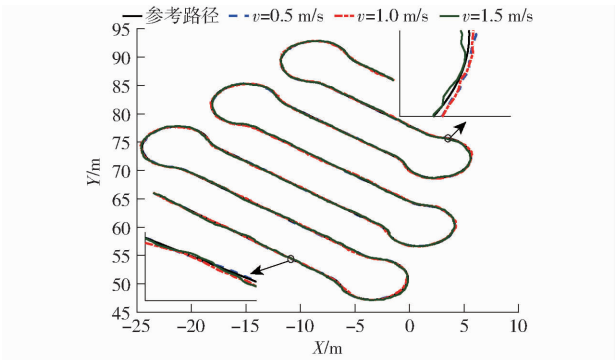


图 12 CA-MPC 算法跟踪效果

Fig. 12 CA-MPC algorithm tracking performance

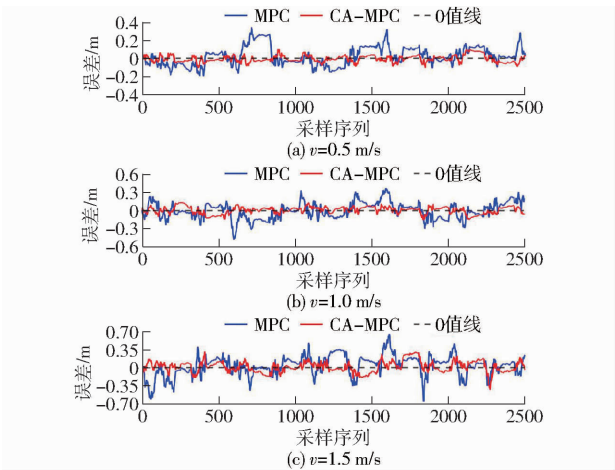


图 13 跟踪误差对比

Fig. 13 Comparison of tracking errors

在速度为 0.5、1.0、1.5 m/s 的条件下,传统 MPC 算法,最大误差分别为 0.34、0.5、0.7 m,平均误差分别为 0.12、0.14、0.21 m,标准差分别为 0.06、0.08、0.11 m。CA-MPC 算法最大误差分别为 0.17、0.21、0.33 m,平均误差分别为 0.08、0.09、0.13 m,标准差分别为 0.04、0.05、0.07 m。结果表明,在不同速度下 CA-MPC 算法跟踪误差明显减少,特别是在高速度下,表现出更强的控制精度。相比传统 MPC 在高速度下最大误差达到 0.7 m,CA-MPC 最大误差仅为 0.33 m,且平均误差始终低于 0.15 m,显示出更平稳的跟踪表现。CA-MPC 在应对路径变化和外部干扰时展现了更强的鲁棒性和适应性,验证了其在不同速度下的稳定性和精度优势。

为验证不同速度下外部干扰抑制效果,由图 14 及表 2 中的航向角增量结果可得,当速度为 0.5 m/s 时,CA-MPC 平均航向角增量为 0.09 rad,比传统 MPC 减少约 40%;当速度为 1.0 m/s 时,减少约 51%,为 0.13 rad。当速度为 1.5 m/s 时,CA-MPC 的航向角增量略增至 0.34 rad,但平滑度仍比传统 MPC 提升约 10%。结果表明,CA-MPC 在不同速度下有效减少误差,并显著提升路径跟踪平滑度。

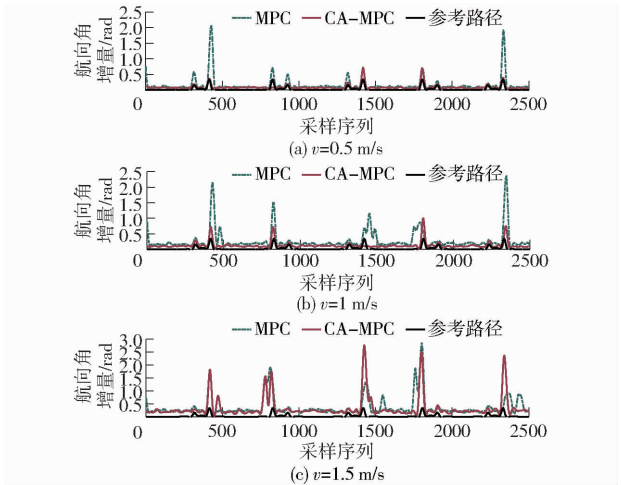


图 14 MPC 算法跟踪效果

Fig. 14 MPC algorithm tracking performance

5 结论

(1) 利用策略改进型北极海鹦算法优化了 MPC 算法的元参数,提高了 MPC 算法适应性的同时减少了北极海鹦算法的计算量,提高了路径跟踪的实时性。并将多目标辅助优化算法融入 MPC 算法中,与 MPC 的代价函数进行配合优化,多策略调整农机的控制量,使其更加稳定。为进一步减少 MPC 计算量,引入了事件触发的热启动技术,在保证精度的同时减少了 MPC 的计算时间。

表 2 实地跟踪路径航向角增量统计值
Tab.2 Field tracking path heading angle changes

速度/ (m·s ⁻¹)	算法	最大值	最小值	平均值	标准差
	参考路径	0.34	0	0.03	0.01
0.5	MPC	2.08	0.10	0.15	0.08
	CA-MPC	0.69	0.01	0.09	0.01
1.0	MPC	2.37	0.05	0.27	0.08
	CA-MPC	1.54	0.04	0.13	0.01
1.5	MPC	2.84	0.07	0.38	0.07
	CA-MPC	2.76	0.06	0.34	0.03

(2) 仿真结果表明,引入北极海鹦算法的传统 MPC 显著减少了跟踪误差,绝对平均误差从 0.11 m 降至 0.05 m,但仍未解决外部干扰引起的误差问题。

结合多目标优化后,误差进一步减至 0.02 m,路径平滑度提升约 83%。然而,未经优化的北极海鹦和多目标优化算法使控制器计算时间显著增加,单次运行时长接近 0.1 s,无法满足实时性要求。改进后控制器在计算时间和总运行时长上有所改善,单次运行时长降至 0.061 s,接近原始 MPC 算法。

(3) 实地试验结果表明,当速度为 0.5、1.0、1.5 m/s 时,提出的算法能够控制农机更加贴近参考路径,对路径的适应性也有较大提升。随着速度的提升,CA-MPC 算法误差和跟踪路径曲折度也随之增大,但相较于传统 MPC 算法,误差和路径曲折度增幅减少,能够较好地满足实际作业要求。

参 考 文 献

[1] 罗锡文,廖娟,胡炼,等.我国智能农机的研究进展与无人农场的实践[J].华南农业大学学报,2021,42(6):8-17.
LUO Xiwen, LIAO Juan, HU Lian, et al. Research progress of intelligent agricultural machinery and practice of unmanned farm in China[J]. Journal of South China Agricultural University,2021, 42(6):8-17. (in Chinese)

[2] 何杰,魏正辉,胡炼,等.基于两位置法与改进 STEKF 的农机航向角测量方法[J].农业机械学报,2024,55(12):365-372.
HE Jie, WEI Zhenghui, HU Lian, et al. Method for measuring heading angle of agricultural machinery based on two-position method and improved STEKF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12):365-372. (in Chinese)

[3] 张闻宇,胡力文,王辉,等.基于 B 样条优化的改进纯追踪农机导航曲线跟踪方法[J].农业机械学报,2024,55(9):42-51,115.
ZHANG Wenyu, HU Liwen, WANG Hui, et al. Improved pure pursuit agricultural machinery navigation curve path tracking method based on B-spline optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9):42-51, 115. (in Chinese)

[4] 沈跃,张亚飞,刘慧,等.农业装备自动控制技术研究综述[J].农业机械学报,2023,54(8):1-18.
SHEN Yue, ZHANG Yafei, LIU Hui, et al. Research review of agricultural equipment automatic control technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8):1-18. (in Chinese)

[5] 柴善鹏,姚立健,徐丽君,等.基于动态前视距离纯追踪模型的温室农机路径跟踪研究[J].中国农机化学报,2021,42(11):58-64,79.
CHAI Shanpeng, YAO Lijian, XU Lijun, et al. Research on greenhouse agricultural machinery path tracking based on dynamic look ahead distance pure pursuit model[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021,42(11):58-64,79. (in Chinese)

[6] 王辉,王桂民,罗锡文,等.基于预瞄追踪模型的农机导航路径跟踪控制方法[J].农业工程学报,2019,35(4):11-19.
WANG Hui, WANG Guimin, LUO Xiwen, et al. Path tracking control method of agricultural machine navigation based on aiming pursuit model[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(4):11-19. (in Chinese)

[7] 周明宽,夏俊芳,郝侃,等.基于变增益单神经元 PID 的秸秆旋埋还田导航系统研制[J].农业工程学报,2021,37(5):31-40.
ZHOU Mingkuan, XIA Junfang, ZHENG Kan, et al. Development of rotary straw burying and returning navigation system based on variable-gain-single-neuron PID[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(5):31-40. (in Chinese)

[8] 高琳琳,唐风敏,郭蓬,等.自动驾驶横向运动控制的改进 LQR 方法研究[J].机械科学与技术,2021,40(3):435-441.
GAO Linlin, TANG Fengmin, GUO Peng, et al. Research on improved LQR control for self-driving vehicle lateral motion[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2021, 40(3):435-441. (in Chinese)

[9] 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)

[10] 祝青园,程家琪,陈轩伟,等.无人驾驶铰接转向车辆路径跟踪控制研究综述[J].农业机械学报,2024,55(1):1-21.
ZHU Qingyuan, CHENG Jiaqi, CHEN Xuanwei, et al. Review on path tracking control of unmanned articulated steering vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1):1-21. (in Chinese)

[11] 刘文龙,郭锐,赵静一.基于预瞄模型的农机路径跟踪预测控制方法[J].农业工程学报,2023,39(17):39-50.
LIU Wenlong, GUO Rui, ZHAO Jingyi. Predictive control method for the path tracking of agricultural machinery based on

preview model[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(17): 39 – 50. (in Chinese)

[12] 张万枝,白文静,吕钊钦,等. 线性时变模型预测控制器提高农业车辆导航路径自动跟踪精度[J]. 农业工程学报,2017, 33(13):104 – 111.
ZHANG Wanzhi, BAI Wenjing, LÜ Zhaoqin, et al. Linear time-varying model predictive controller improving precision of navigation path automatic tracking for agricultural vehicles[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(13): 104 – 111. (in Chinese)

[13] 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)

[14] TAN Q F, QIU C, HUANG J, et al. Path tracking control strategy for off-road 4WS4WD vehicle based on robust model predictive control[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022,158: 104267.

[15] XU J H, LAI J, GUO R, et al. Efficiency-oriented MPC algorithm for path tracking in autonomous agricultural machinery[J]. Agronomy, 2022,12(7):1662.

[16] BOHN E E, GROS S N, MOE S, et al. Optimization of the model predictive control meta-parameters through reinforcement learning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023,123:106211.

[17] 陆国强,许建秋. 基于自适应模型预测控制的拖拉机路径跟踪研究[J]. 山东理工大学学报(自然科学版),2022, 36(2):24 – 29.
LU Guoqiang, XU Jianqiu. Research on path tracking of tractors based on adaptive model predictive control[J]. Journal of Shandong University of Technology (Natural Science Edition), 2022, 36(2): 24 – 29. (in Chinese)

[18] LIU B, WANG Z, GUO H, et al. Improved model predictive control path tracking approach based on online updated algorithm with fuzzy control and variable prediction time domain for autonomous vehicles[J]. World Electric Vehicle Journal, 2024, 15(6):257.

[19] WANG W C, TIAN W C, XU D M, et al. Arctic puffin optimization: a bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering design optimization[J]. Advances in Engineering Software,2024,195:103694.

[20] LIU J, FENG J, YANG S, et al. Dynamic ε -multilevel hierarchy constraint optimization with adaptive boundary constraint handling technology[J]. Applied Soft Computing,2024,152: 111172.

[21] LEUNG J, PERMENTER F, KOLMANOVSKY I V. A computational governor for maintaining feasibility and low computational cost in model predictive control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control,2024,69(5):2791 – 2806.

[22] 李蒙,王源,汤艳玲,等. 考虑车身摇晃和滑移的无人农机航向控制技术[J]. 南方农机,2024,55(8):1 – 4, 11.
LI Meng, WANG Yuan, TANG Yanling, et al. Heading control technology for unmanned agricultural machinery considering vehicle roll and skid[J]. Southern Agricultural Machinery,2024, 55(8):1 – 4, 11. (in Chinese)

[23] 沈跃,赵莎,张亚飞,等. 基于变前视距离的四轮同步转向农机改进纯跟踪控制[J]. 农业机械学报,2024,55(3):21 – 28.
SHEN Yue, ZHAO Sha, ZHANG Yafei, et al. Improved pure tracking control of four-wheel synchronized steering agricultural machinery based on variable forward looking distance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(3):21 – 28. (in Chinese)

[24] SUN J L, LI Q S, DING S H, et al. Fixed-time generalized super-twisting control for path tracking of autonomous agricultural vehicles considering wheel slipping[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213:108231.

[25] 陈碧云,陈千懿,周恒旺. 电力系统输配电可靠性的快速协同评估方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2018,30(11): 101 – 106.
CHEN Biyun, CHEN Qianyi, ZHOU Hengwang. Rapid integrated evaluation method for transmission and distribution reliability of power system[J]. Proceedings of the CSU – EPSA,2018,30(11):101 – 106. (in Chinese)

[26] 叶文静,曹萃文,顾幸生. 一种改进 ε 约束飞蛾火焰优化算法及其在约束优化问题中的应用[J]. 控制与决策,2023, 38(10):2841 – 2849.
YE Wenjing, CAO Cuiwen, GU Xingsheng. An ε improved moth-flame optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering application[J]. Control and Decision, 2023, 38(10): 2841 – 2849. (in Chinese)

[27] SMITH J, BROWN T. Extended model predictive control scheme for smooth path following of autonomous vehicles[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems,2022,18(3): 245 – 260.