doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.09.010

轮式拖拉机电机驱动导航转向系统参数辨识方法

张　健[1]　邵珠和[1]　李　耀[1]　潘志国[1]　张　还[1]　孙良庆[2]
(1. 青岛农业大学机电工程学院, 青岛 266109; 2. 山东华汉电子有限公司, 济南 250101)

摘要: 农业机械导航系统应用日益广泛,但在地形起伏大、作业环境恶劣及作物类型复杂的工况,如热带区、丘陵地区,会显著降低导航系统的路径跟踪精度与鲁棒性。转向系统是农机导航系统的核心部件,精准的转向控制是实现高精度路径跟踪的前提。获取准确的转向系统数学模型可有效降低转向控制算法的设计难度与复杂性。然而,由于转向系统中存在动态滞后、非线性摩擦、死区效应及环境相关扰动等未建模动态,采用机理分析方法难以建立准确的转向系统数学模型。为此,本文提出了一种基于卡尔曼滤波(KF)与带正则项递归最小二乘法(RRLS)联合辨识的转向系统建模方法。在 Matlab 环境下搭建辨识平台,分别实现并比较 RLS、KF + RLS 与 KF + RRLS 3 种辨识方案的仿真结果,筛选出性能最优的模型为 KF + RRLS。随后开展田间复杂工况验证试验,结果表明:所辨识模型对轮角响应的轨迹预测与实测数据的吻合程度为 95.26%,关键动态特性被可靠复现,且满足实时性要求。该模型为复杂环境下农机导航系统的路径跟踪控制算法设计提供了可靠的模型基础与工程化支撑。

关键词: 轮式拖拉机; 导航转向系统; 系统参数辨识; 卡尔曼滤波; 正则递归最小二乘算法
中图分类号: S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)09-0105-11　　**OSID**:

Parameter Identification Method of Wheeled Tractor Motor Drive Navigation Steering System

ZHANG Jian[1]　SHAO Zhuhe[1]　LI Yao[1]　PAN Zhiguo[1]　ZHANG Huan[1]　SUN Liangqing[2]
(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao* 266109, *China*
2. *Shandong Huahan Electronics Co., Ltd., Ji'nan* 250101, *China*)

Abstract: The application of agricultural machinery navigation system is becoming more and more extensive, but the path tracking accuracy and robustness of the navigation system will be significantly reduced under the working conditions of large terrain, harsh working environment and complex crop types, such as hot areas and hilly areas. Steering system is the core component of agricultural machinery navigation system. Accurate steering control is the premise of achieving high-precision path tracking. Obtaining an accurate mathematical model of the steering system can effectively reduce the design difficulty and complexity of the steering control algorithm. However, due to the unmodeled dynamics such as dynamic lag, nonlinear friction, dead zone effect and environment-related disturbance in the steering system, it was difficult to establish an accurate mathematical model of the steering system by using the mechanism analysis method. Therefore, a steering system modeling method based on Kalman filter (KF) and regularized recursive least squares (RRLS) joint identification was proposed. The identification platform was built in Matlab environment, and the simulation comparison of RLS, KF + RLS and KF + RRLS identification schemes was realized and compared, respectively. The model with the best performance was selected as the system model identified by KF + RRLS. Subsequently, a field verification test under complex working conditions was carried out. The resulted showed that the trajectory prediction of the wheel angle response of the identified model was 95.26% consistent with the measured data, and the key dynamic characteristics were reliably reproduced and met the real-time requirements.

收稿日期: 2025-11-26　修回日期: 2025-12-29
基金项目: 国家自然科学基金项目(32460445)、财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-09-P32)和山东省重点研发计划项目(2024TSGC0251)
作者简介: 张健(1982—),男,副教授,博士,主要从事农业机械自主导航研究,E-mail: zhangjian_qau@163.com
通信作者: 孙良庆(1982—),男,高级工程师,主要从事电子信息智能化等研究,E-mail: 279024915@qq.com

The model provided a reliable model basis and engineering support for the design of path tracking control algorithm of agricultural machinery navigation system in complex environment.

Key words: wheeled tractor; navigation steering system; system parameter identification; Kalman filtering; regular recursive least squares algorithm

0 引言

近年来,随着农业生产向智能化与精准化方向快速发展,农机导航系统已成为实现高效、自动化作业的关键支撑技术之一[1]。导航系统能够通过精确定位与路径跟踪控制,实现农机在复杂作业环境下的自主作业与精量控制,是推进农业机械化由“要素驱动”向“技术驱动”转型的重要基础[2]。在农机导航系统中,转向系统是实现车辆路径跟踪与姿态控制的核心执行单元,其控制精度直接影响作业轨迹的偏差与整机作业质量[3]。然而,在复杂作业环境下,如面临热带区下的地形起伏大、作业环境高温高湿、作物类型复杂多样等特征,轮式农机在作业过程中常出现轮胎打滑、测量传感器温漂等不确定因素,从而削弱转向控制系统的动态响应性能,导致路径跟踪精度下降[4-6]。转向控制模型的准确性直接决定了控制器对系统动态特性与外部扰动的表征与补偿能力,模型越精确,控制器对转向执行机构的控制量计算越准确,车辆的转向响应精度和稳定性也越高[7]。因此,建立高精度、强鲁棒性农机转向系统模型,对于实现复杂环境下的路径跟踪控制与智能导航具有重要意义。

模型误差可能导致控制器响应滞后、轨迹振荡或系统发散,而精确模型参数能有效提升控制系统的动态响应与稳态精度。KAYACAN 等[8]通过频域最小二乘辨识方法构建无人拖拉机的航向动态模型,并在模型预测控制框架下显著降低了路径误差。HAN 等[9]将利用试验数据建模的转向系统引入预测模型后,控制器性能显著提高。袁洪良等[10]辨识出拖拉机的四维状态空间模型,试验表明,经辨识的动态模型能够更准确地反映车辆特性,从而提升了路径跟踪的响应速度、稳定性和精度。肖世德等[11]基于最小二乘法对车辆进行了转向运动模型辨识,得到的转向运动模型可以有效解决控制命令与执行机构响应不一致的问题,从而显著提高路径跟踪精度和控制鲁棒性。所以,转向系统的高精度建模不仅是路径跟踪控制算法设计的基础,更是确保系统在复杂农田环境中实现高效、稳定作业的关键前提。

针对转向系统建模,现有研究主要包括基于车辆物理机理的建模方法和基于参数辨识与非线性数据驱动的建模方法。物理建模具有良好的机理解释性与通用性,但参数获取困难且难以适应强非线性工况;而参数辨识与数据驱动方法依赖实测数据,具有较高辨识精度与适应性,但物理可解释性相对较弱[12-22]。

为此,在复杂环境下,结合物理建模的机理可解释性与数据驱动辨识的自适应性,本文提出一种将卡尔曼滤波与正则递归最小二乘法相结合的融合建模策略。分析转向系统结构及传动机理进行模型构建,并获取和处理电机旋转转速和轮角传感器数据,引入正则递归最小二乘算法,实现系统参数的精准辨识,为后续转向控制器的设计提供坚实的模型支撑与稳定的参数基础。

1 转向系统建模与性能评价

1.1 整体流程

本文构建的轮式农业机械转向系统辨识整体流程概括为:①进行转向模型构建,针对自动导航控制,分析转向系统的结构特征与动力学机理,以工程可解释性与模型阶次合理性为原则,选取三阶连续时间传递函数作为系统描述形式,建立以电机转速为输入、车轮转角为输出的动态模型,充分反映转向执行机构、电机驱动环节及机械回程等主要动态特性。②进行数据采集,设计多典型工况的激励策略,通过统一时钟触发的同步采样机制实现输入输出数据的高精度记录。③进行数据预处理,针对田间环境中噪声干扰与传感器漂移显著的特点,对原始数据实施异常段剔除、基线漂移校正与降噪处理,引入卡尔曼滤波器以同时实现状态估计与慢变偏置补偿。④在参数辨识阶段,基于正则递归最小二乘的在线参数估计方法,对系统参数进行实时递推更新,引入正则化项与自适应遗忘因子机制以抑制参数发散,并通过自适应协方差修正增强算法在非高斯噪声与异常样本环境下的鲁棒性。⑤通过参数收敛性分析、阶跃响应与频率响应对比等方法,从时间域与频域两个角度评估辨识模型的动态一致性,同时计算均方根误差与方差解释率等定量指标,对模型精度与拟合度进行综合评价。⑥在实车验证阶段,将所辨识的传递函数模型封装至车载控制器中,并将实时预测的轮角数据与实测输出数据进行对比分析。通过田间实车验证试验,进一步验证所构建模型在复杂环境下的辨识精度、实时性与工程鲁棒性。

整体流程图如图 1 所示。

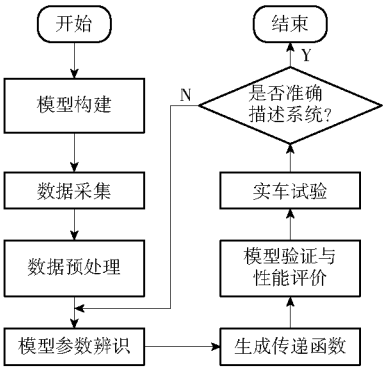

图 1　辨识过程流程图

Fig. 1　Identification process flowchart

1.2　转向系统建模

轮式农业装备自动导航系统的转向机构主要由方向盘及其传动机构与车轮组件共同组成，其中电驱动转向电机承担着车辆姿态调整的核心功能。现有电控架构通过调节转向电机的控制信号，驱动转向机构改变前轮转角，实现对车辆航向的控制[23]。在动力学建模层面，将转向系统视为一个以电机转速为输入、车轮转角为输出的被控对象。该系统由电机、机械转向执行机构以及车辆横向响应等组成，内部包含电机电磁动态、传动链惯性与摩擦以及轮胎侧偏特性等耦合环节，整体表现出多惯性耦合和明显的动态时滞。为了覆盖这些特征，采用三阶连续传递函数进行转向系统建模。电机及其机械转向执行机构共同拟合为二阶系统，用以描述电气与机械能量转换及传动特性。车辆前轮受力与横摆响应近似为一阶动态。

在系统辨识过程中，将车辆电控转向执行系统视为三阶连续动力学系统，以电机转速 $u(t)$ 为输入，车轮转角 $\theta(t)$ 为输出。其动态特性主要由电机电气与电磁特性、机械传动链惯量与摩擦效应以及车辆前轮侧偏与横向动力学响应所决定[24]。假设系统在工作范围内可近似为线性时不变系统，以车轮转角及其一阶导数、二阶导数为状态向量，即

$$\begin{cases} y(t) = x_1(t) = \theta(t) \\ x_2(t) = \dot{\theta}(t) \\ x_3(t) = \ddot{\theta}(t) \end{cases} \tag{1}$$

式中　$\dot{\theta}(t)$——车轮角速度，rad/s

$\ddot{\theta}(t)$——车轮角加速度，rad/s^2

$y(t)$——系统输出量

x_1、x_2、x_3——系统输入状态量

系统的输入为电机转速 $u(t)$，则系统连续状态方程可描述为

$$\dot{x}(t) = \boldsymbol{A}x(t) + \boldsymbol{B}u(t) \tag{2}$$

其中

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -\alpha_3 & -\alpha_2 & -\alpha_1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{B} = [0 \quad 0 \quad 1]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

式中　α_1——高阶阻尼参数，电机电气与摩擦阻尼的等效作用

α_2——二阶惯性耦合项，机械传动与摩擦对角速度的阻尼

α_3——刚度参数，车辆横向动力学、轮胎侧偏刚度的等效作用

输出方程为

$$y(t) = \boldsymbol{C}x(t) \tag{5}$$

其中

$$\boldsymbol{C} = [\beta_2 \quad \beta_1 \quad \beta_0]$$

式中　β_2——加速度通道贡献系数，主要表示输入对角加速度分量的直接驱动能力

β_1——速度通道贡献系数，表示输入到角速度的耦合行为，常由减速器/速环的一阶滞后或阻尼耦合引入

β_0——静态通道贡献系统，表示输入对稳态角度的直接影响，受静摩擦和低频刚度的影响

因此传递函数 $G(s)$ 为

$$G(s) = \boldsymbol{C}(s\boldsymbol{I} - \boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{B} \tag{6}$$

式中　$\boldsymbol{I}$——单位矩阵

s——拉普拉斯算子

即

$$G(s) = \frac{\beta_2 s^2 + \beta_1 s + \beta_0}{s^3 + \alpha_1 s^2 + \alpha_2 s + \alpha_3} \tag{7}$$

2　数据获取与卡尔曼滤波器设计

输入数据由安装在转向电机驱动端的一体化传感单元实时测量电机转速信号；输出数据由车轮处布设的惯性测量单元(IMU)采集角速度信号，经数字化处理换算为转向角度。为消除采样时序差异对辨识精度的影响，所有传感器采用统一时钟触发，采样频率统一设定为 100 Hz，并在硬件层面实现采样时刻对齐，从而保证输入-输出样本在时间上的严格对应性。采集到的数据通过可靠的现场总线(RS-485)传输至嵌入式控制器，并在上位机端完成实时缓存与初步校验，构成从现场采集到数据存储的闭环流转链路。

但在数据获取的过程中，复杂环境下的高温、强日照会放大机械式 IMU 轮角传感器的温度漂移与热滞效应，零偏随结温缓慢变化且常呈现升温与降温路径不同的回线，从而在长期记录中产生基线漂移，使相同工况下不同时段的数据难以直接比较，并

在温变阶段出现瞬时误差增大。与此同时,复杂的作业地块条件易引发轮胎瞬时打滑与侧滑角突变,导致输入与输出之间出现短时大幅偏差与非平稳区段,表现为残差突增和异常样本聚集,显著降低部分试验段数据的代表性与可用性。

为解决上述问题,在数据预处理环节采用增广态离散卡尔曼滤波器对轮角信号进行估计与去噪。滤波器既将温度相关的慢变偏置以扩展状态形式纳入估计以抑制积分漂移,又通过创新统计量(NIS)识别突发扰动,并结合两类自适应协方差更新策略实现对过程噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}_k$ 和观测噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{R}_k$ 的调整,从而提高估计的鲁棒性与适应性。

在获取阶段设定采样周期 T_s,则增广状态向量 $\boldsymbol{z}_k$ 为

$$\boldsymbol{z}_k = [\theta_k \quad \omega_k \quad c_k \quad \kappa_k]^{\mathrm{T}} \tag{8}$$

式中 θ_k——车轮转角,rad

ω_k——车轮转动角速度,rad/s

c_k——温漂/慢变偏置

κ_k——温度系数

状态方程为

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = \theta_k + T_k\omega_k + \omega_{\theta,k} \\ \omega_{k+1} = \phi_\omega\omega_k + \gamma_u u_k + \omega_{\omega,k} \\ c_{k+1} = c_k + \kappa_k(T_{k+1} - T_k) + \omega_{c,k} \\ \kappa_{k+1} = \kappa_k + \omega_{\kappa,k} \end{cases} \tag{9}$$

式中 T_k——测量温度

u_k——控制输入参数

ϕ_ω——上一时刻角速度对下一时刻角速度的影响系数

γ_u——上一时刻角速度对下一时刻电机转速的影响系数

$\omega_{\theta,k}$——转角更新过程中的过程噪声

$\omega_{\omega,k}$——角速度更新过程中的过程噪声

$\omega_{c,k}$——温度偏置更新过程中的过程噪声

$\omega_{\kappa,k}$——温度更新过程中的过程噪声

合并为矩阵形式

$$\boldsymbol{z}_{k+1} = \boldsymbol{A}_k\boldsymbol{z}_k + \boldsymbol{B}_k u_k + \boldsymbol{G}_k T_k + \boldsymbol{\omega}_k \tag{10}$$

式中 $\boldsymbol{A}_k$——离散状态转移矩阵

$\boldsymbol{B}_k$——控制输入映射矩阵

$\boldsymbol{G}_k$——温度输入映射矩阵

农业机械转向系统轮角值的滤波过程主要分为预测与更新两个阶段[25]。

预测阶段即

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} = \boldsymbol{A}_{k-1}\hat{\boldsymbol{z}}_{k-1|k-1} + \boldsymbol{B}_{k-1}u_{k-1} + \boldsymbol{G}_{k-1}T_{k-1} \\ \boldsymbol{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{A}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{A}_{k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1} \end{cases} \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{P}_k$——误差协方差矩阵

$\boldsymbol{Q}_{k-1}$——过程噪声协方差矩阵

$\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}$——基于 $k-1$ 时刻的信息,对 k 时刻状态的预测值

更新阶段即

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}_k = \boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} \\ \boldsymbol{S}_k = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \\ \boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_k^{-1} \\ \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k} = \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{v}_k \\ \boldsymbol{P}_{k|k} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k)\boldsymbol{P}_{k|k-1} \end{cases} \tag{12}$$

式中 $\boldsymbol{v}_k$——观测残差矩阵

$\boldsymbol{Z}_k$——观测向量

$\boldsymbol{H}_k$——观测矩阵

$\boldsymbol{S}_k$——创新协方差矩阵

$\boldsymbol{K}_k$——卡尔曼增益矩阵

$\boldsymbol{R}_k$——观测噪声协方差矩阵

为实现对 $\boldsymbol{R}_k$ 的在线调整,使用创新协方差匹配的递推式在线估计 $\boldsymbol{R}_k$,即

$$\widetilde{\boldsymbol{R}}_k = \lambda_R\widetilde{\boldsymbol{R}}_{k-1} + (1-\lambda_R)(\boldsymbol{v}_k\boldsymbol{v}_k^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}) \tag{13}$$

式中 λ_R——R 的指数遗忘因子

取遗忘因子 $\lambda_R \in (0,1)$,为保证正定与数值稳定,则

$$\boldsymbol{R}_k = \Pi_{PD}(\widetilde{\boldsymbol{R}}_k) \tag{14}$$

式中 $\Pi_{PD}(\cdot)$——正定投影算子,把矩阵对称化并把特征值下界截断到某最小正值

为保证滤波器在热带作业的长期稳态,对 $\boldsymbol{Q}_k$ 使用增益-创新平滑估计,即

$$\widetilde{\boldsymbol{Q}}_k = \lambda_Q\widetilde{\boldsymbol{Q}}_{k-1} + (1-\lambda_Q)\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{v}_k\boldsymbol{v}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{15}$$

式中 λ_Q——$\boldsymbol{Q}_k$ 的指数遗忘因子

取遗忘因子 $\lambda_Q \in (0,1)$,得到最终投影

$$\boldsymbol{Q}_k = \Pi_{PD}(\widetilde{\boldsymbol{Q}}_k) + \boldsymbol{Q}_{\min} \tag{16}$$

式中 $\boldsymbol{Q}_{\min}$——最小协方差对角矩阵

为了应对系统在实际作业时遇到轮胎打滑等突发扰动,对滤波控制器进行归一化创新平方 NIS_k,即

$$NIS_k = \boldsymbol{v}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_k^{-1}\boldsymbol{v}_k \tag{17}$$

在观测维数为 m 时,若模型与协方差估计正确,NIS_k 服从自由度为 m 的卡方分布。设上下阈值 η_{low}、η_{high}。当 $NIS_k > \eta_{high}$ 时,可判定测量被严重污染,采取将该时刻标注为滑移事件,供离线剔除或单独分析策略。

3　正则递归最小二乘法辨识方法

相比于霜冰算法[26]、粒子群算法[27]及遗传算法[28]等基于群体迭代的随机优化算法，递归最小二乘法(Recursive least squares, RLS)作为一种经典的参数估计方法，兼具理论严谨性与工程实用性。一方面，RLS 保留了最小二乘法在参数估计中收敛性好、计算结果稳定的优势；另一方面，RLS 可通过递推更新实现在线实时辨识，特别适用于农业机械自动转向系统中参数随工况动态变化的场景。然而，本研究针对的热带地区田间作业环境具有高温、高湿及地表条件复杂等特点，采集信号中常夹杂强烈非高斯噪声及突变干扰。在此类工况下，标准 RLS 由于遗忘因子固定且权重分配均等，对异常样本的抑制能力有限，易导致估计偏差与收敛不稳，算法鲁棒性不足。为此，在 RLS 的基础上引入正则化项，并结合自适应权重调整机制，旨在提升算法在非理想噪声环境下的参数跟踪速度、估计精度及稳定性。

3.1　递归最小二乘法辨识方法

递归最小二乘法是一种适用于在线动态系统参数估计的高效算法，其基本思想是在每一个采样时刻通过更新权重参数，最小化从系统起始时刻至当前时刻的输出误差平方和[29]。由公式(7)的传递函数进行零阶保持(ZOH)离散化处理后，得到离散时间差分方程，即

$$y(k) = -a_1y(k-1) - a_2y(k-2) - a_3y(k-3) + b_0u(k) + b_1u(k-1) + b_2u(k-2) + \varepsilon(k) \tag{18}$$

式中　$\varepsilon(k)$——建模误差

a_1、a_2、a_3——离散后输出系数

b_0、b_1、b_2——离散后输入系数

将其改写为回归形式，即

$$y(k) = \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{\Phi} + \varepsilon(k) \tag{19}$$

其中

$$\boldsymbol{\varphi}(k) = \begin{bmatrix} -y(k-1) \\ -y(k-2) \\ -y(k-3) \\ u(k) \\ u(k-1) \\ u(k-2) \end{bmatrix} \tag{20}$$

$$\boldsymbol{\Phi} = [a_1, a_2, a_3, b_0, b_1, b_2]^{\mathrm{T}} \tag{21}$$

式中　$\boldsymbol{\varphi}(k)$——回归向量

$\boldsymbol{\Phi}$——待估参数向量

递归最小二乘法通过最小化引入遗忘因子的加权误差平方和，得到递推更新公式

$$\begin{cases} \boldsymbol{K}(k) = \dfrac{\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)} \\ \boldsymbol{\Phi}(k) = \boldsymbol{\Phi}(k-1) + \boldsymbol{K}(k)(y(k) - \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{\Phi}(k-1)) \\ \boldsymbol{P}(k) = \dfrac{1}{\lambda}(\boldsymbol{P}(k-1) - \boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{P}(k-1)) \end{cases} \tag{22}$$

式中　$\boldsymbol{K}(k)$——增益向量

$\boldsymbol{P}(k)$——参数协方差矩阵

λ——遗忘因子，$\lambda \in (0,1]$

为适应系统动态变化，RLS 算法采用指数加权的损失函数对参数进行在线递推估计，其目标函数 $J(k)$ 可表示为

$$J(k) = \sum_{i=1}^{k} \lambda^{k-i}(y(k) - \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(i)\boldsymbol{\Phi}(k))^2 \tag{23}$$

该方法在保证计算量较小的同时，可实现参数的实时更新，适用于农业机械作业过程中系统动态特性的在线估计。然而，在存在强噪声或数据异常的工况下，传统 RLS 的估计结果仍会出现偏差，鲁棒性不足。

3.2　正则递归最小二乘法

正则递归最小二乘法算法在原有算法基础上，引入正则化约束，通过遗忘因子自适应调整与参数协方差自适应修正提升局部优化能力，以此来提高优化算法收敛精度，保证最终参数辨识效果。

3.2.1　正则化约束引入

在传统 RLS 的加权最小二乘准则中引入正则项，定义目标函数为

$$J(k) = \sum_{i=1}^{k} \lambda^{k-i}(y(i) - \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(i)\boldsymbol{\Phi}(k))^2 + \mu \| \boldsymbol{\Phi} \|^2 \tag{24}$$

式中　μ——正则化因子，用于抑制参数过大导致的估计不稳定问题

$\| \boldsymbol{\Phi} \|$——参数向量的范数

其中递推公式 $\boldsymbol{K}(k)$ 更新为

$$\boldsymbol{K}(k) = \frac{\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k) + \mu} \tag{25}$$

3.2.2　遗忘因子自适应调整

传统固定遗忘因子 λ 难以兼顾平稳阶段与突变阶段的辨识需求，采用基于残差自适应的调整方法，遗忘因子计算式为

$$\lambda(k) = \lambda_{\min} + \frac{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{1 + \gamma|\varepsilon(k)|} \tag{26}$$

式中　$\lambda_{\min}$、$\lambda_{\max}$——遗忘因子上下界

γ——灵敏度参数

$\varepsilon(k)$——第 k 时刻预测残差

当残差较小时，$\lambda(k)$ 趋近 $\lambda_{\max}$，保证估计平稳；

当残差突增时,$\lambda(k)$自动减小,以增强对动态变化的跟踪能力。

3.2.3 参数协方差自适应修正

在噪声非高斯或含异常值的情况下,标准$\boldsymbol{P}(k)$更新容易失真,采用基于残差加权的修正策略,得到

$$\boldsymbol{P}(k)=\frac{1}{\lambda(k)}(\boldsymbol{P}(k-1)-\beta(k)\boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{P}(k-1)) \tag{27}$$

其中

$$\beta(k)=\exp\left(-\frac{\varepsilon^2(k)}{2\sigma^2}\right) \tag{28}$$

式中 $\beta(k)$——修正系数

σ——残差标准差

3.3 性能评价

为评价所选算法对电机转速-车轮转角动态关系的逼近能力与建模精度,以均方根误差(Root mean square error, RMSE)和信号间方差比值(Variance accounted for, VAF)作为性能指标。其中,RMSE 用于衡量模型输出与实测输出在时域上的平均偏差,能够反映整体拟合误差水平;VAF 则刻画了模型输出对实际输出方差的解释程度,其数值越接近 100%,表明模型对系统动态特性的再现能力越强。通过上述两类指标的综合分析,可对不同参数结构与辨识方法的优劣进行定量比较,从而验证所建立三阶传递函数模型的准确性。

4 试验分析与验证

4.1 试验平台搭建

为获取辨识复杂环境中轮式农业机械转向系统的各项数据,如图 2 所示,使用南京北斗拓疆科技有限公司的导航控制系统在东方红 LX1304 型拖拉机上搭建了一个闭环路径跟踪试验平台,整体由导航控制器、转向电机驱动系统、轮角采集系统、上位机处理系统、GNSS 双天线 5 部分构成。



图 2 农业机械导航试验平台

Fig. 2 Agricultural machinery navigation test platform

1. 转向电机驱动系统 2. GNSS 双天线 3. 车载屏幕 4. 导航控制器 5. 轮角传感器

为了充分激励该车导航控制下的转向系统和提高正则化递归最小二乘法的辨识能力,选取了车辆在地块内作业的直线匀速行驶、常规转弯以及施加短时外部扰动后恢复过程 3 种工况的电机转速数据和轮角数据,分别作为辨识模块的输入样本数据和输出样本数据。

如图 3 所示,电机转速输入信号为 -30 ~ 30 r/min,正负号表示旋转方向。车辆试验台测得的轮角输出信号为 -10° ~ 10°,系统采样频率为 100 Hz。选取其中前 70% 数据作为系统辨识训练学习的样本数据,后 30% 数据作为辨识模型检验验证的样本数据。

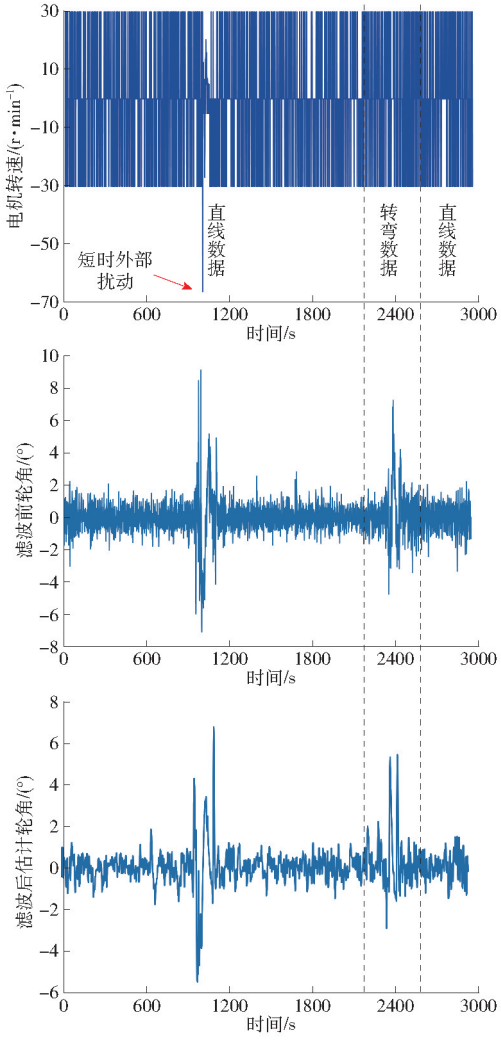

图 3 输入输出部分数据图

Fig. 3 Input and output data diagrams

4.2 仿真验证

本文基于 Matlab 搭建了用于验证辨识的参数辨识仿真平台,采用数据导入、模型构建与响应并列比对的流程,评估所提出的“卡尔曼滤波 + 正则递归最小二乘法”方法在轮式农业机械转向系统建模中的性能。

仿真平台由五大功能模块组成:数据加载模块、信号预处理模块、系统模型构建模块、响应输出模块与误差评估模块。辨识流程为:加载来源于实车试

验的输入与输出采样数据，统一为. mat 文件格式。对传感器采集的原始轮角序列应用卡尔曼滤波以提升信噪比、抑制高频测量噪声与陀螺仪零漂。采用递归最小二乘法辨识滤波前数据（RLS）、递归最小二乘法辨识滤波后数据（KF + RLS）、正则递归最小二乘法辨识滤波后数据（KF + RRLS）3 种方法，建立系统离散域传递函数模型，对比参数收敛情况及模型离散、连续响应情况选择最优模型，以实测输入驱动模型，通过模型响应与实测输出对比，完成模型精度验证。平台内置专用函数自动计算 RMSE、VAF 等定量评价指标，以便对比分析各辨识方法在精度、鲁棒性与动态响应再现能力方面的优劣。

由于现场数据受传感器温漂、热滞及高频噪声影响，且路面突发打滑和侧滑导致输入-输出关系出现短时非平稳段，数据中同时存在时变特性、未建模高频模态与激励不足等问题，因而单一维度的验证不足以保证辨识结果的物理合理性与工程适用性。为此，在辨识过程中同步分析传递函数的阶跃响应、频率响应与参数收敛过程来评判各算法性能。

4.2.1　递归最小二乘法辨识滤波前数据（RLS）

通过平台内置专用函数计算出 RLS 的训练 RMSE 和 VAF 分别为 0.860 6 rad 和 48.31%；验证 RLS 的 RMSE 和 VAF 分别为 0.791 1 rad 和 44.27%。

系统得到模型参数 $\boldsymbol{\Phi}_1$ 并绘制传递函数的参数收敛过程和阶跃响应、频率响应图如图 4、5 所示。由图可见，所辨识模型结构较为简洁，能够较好再现系统的低频稳态特性与总体动力学趋势，但参数随时间振荡幅度较大，估计序列不稳，频域上低频段或高频段相位异常且高频幅值快速衰减；时域响应呈阶梯状并伴有相位绕回现象。其中模型参数 $\boldsymbol{\Phi}_1$ 为

$$\boldsymbol{\Phi}_1=\begin{bmatrix}a_1\\a_2\\a_3\\b_0\\b_1\\b_2\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-0.632\,8\\0.373\,3\\-0.165\,9\\-0.105\,9\\0.093\,6\\-0.015\,4\end{bmatrix}\tag{29}$$

4.2.2　递归最小二乘法辨识滤波后数据（KF + RLS）

如图 4 所示，由于车辆轮角在实际田间作业环境采集过程易受颠簸振动、电磁干扰与传感器漂移等因素，会引入显著的高频噪声、低频漂移与瞬态跳变，从而削弱参数辨识与控制器性能，所以获取递归最小二乘法辨识滤波后数据的各项性能指标与滤波前进行对比，训练 KF + RLS 的 RMSE 和 VAF 分别为 0.204 5 rad 和 85.26%；而验证 KF + RLS 的

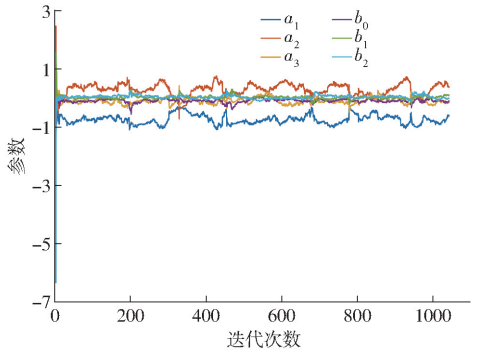

图 4　递归最小二乘法辨识滤波前数据的参数收敛图

Fig. 4　Recursive least squares method identified parameter convergence diagram of data before filtering

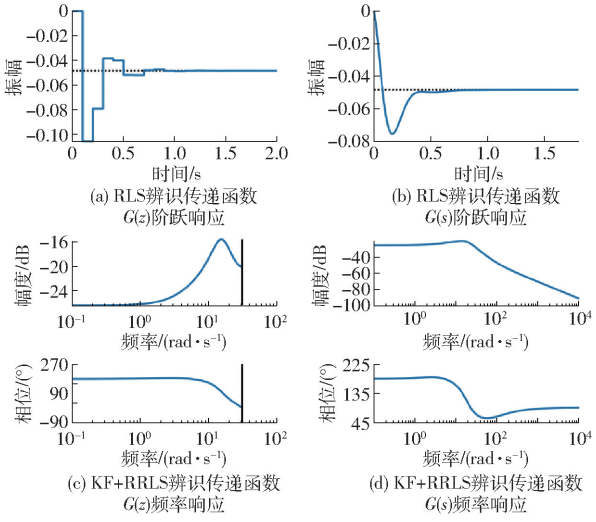

图 5　递归最小二乘法辨识滤波前数据传递函数的阶跃响应和频率响应图

Fig. 5　Step response and frequency response of transfer function identified by recursive least squares using unfiltered data

RMSE 和 VAF 分别为 0.175 3 rad 和 86.85%。

系统绘制的传递函数的参数收敛过程图，如图 6 所示，并给出模型参数 $\boldsymbol{\Phi}_2$，同时绘制阶跃响应、频率响应图。

$$\boldsymbol{\Phi}_2=\begin{bmatrix}a_1\\a_2\\a_3\\b_0\\b_1\\b_2\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-1.332\,8\\0.632\,3\\0.254\,9\\-0.555\,9\\0.254\,3\\-0.181\,4\end{bmatrix}\tag{30}$$

如图 6、7 所示，滤波后相比滤波前该传递函数在参数收敛上已有显著改进，响应曲线平滑、无明显振荡，动态响应速度适中，但存在稳态增益偏差与高频过度衰减的问题，导致模型在静态精度和相位裕度上略显不足。总体来说 KF + RLS 辨识模型整体稳定、响应平稳，对系统主动态特征的拟合较准确，

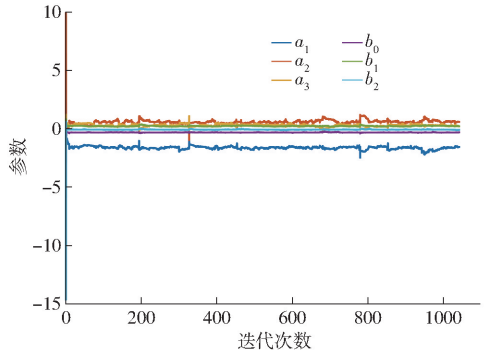

图 6 递归最小二乘法辨识滤波后数据的参数收敛图

Fig. 6 Recursive least squares method identified parameter convergence diagram of filtered data

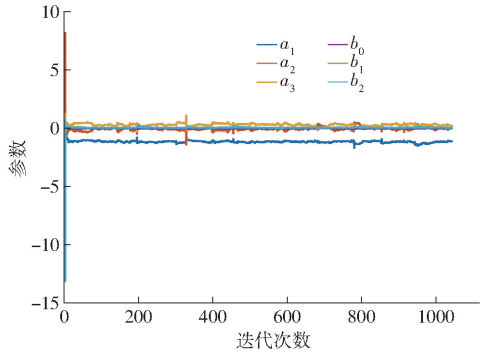

图 8 正则递归最小二乘法辨识滤波后数据的参数收敛图

Fig. 8 Regular recursive least squares method to identify parameter convergence diagram of filtered data

优于 RLS 辨识模型。

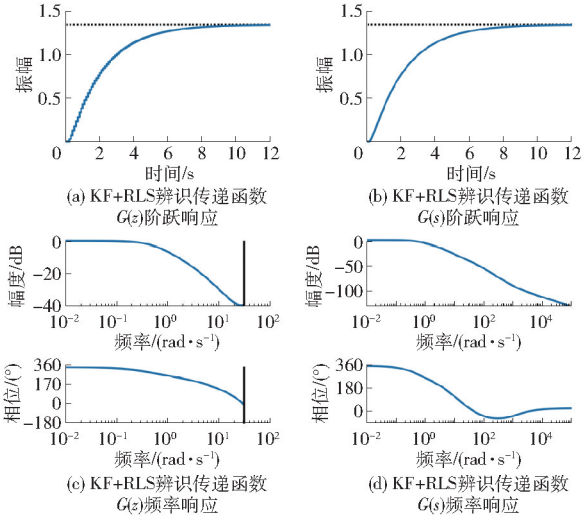

图 7 递归最小二乘法辨识滤波后数据的阶跃响应和频率响应图

Fig. 7 Step response and frequency response plots of transfer function identified by recursive least squares using filtered data

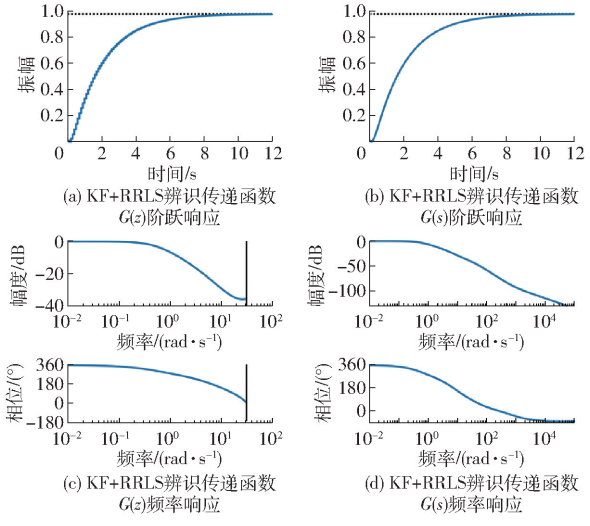

图 9 正则递归最小二乘法辨识滤波后数据的阶跃响应和频率响应图

Fig. 9 Step response and frequency response plots of transfer function identified by regularized recursive least squares using filtered data

4.2.3 正则递归最小二乘法辨识滤波后数据(KF + RRLS)

为更加精准辨识出系统所需的传递函数,将正则化参数加入递归最小二乘法辨识来解决存在的问题。得到训练 KF + RRLS 的 RMSE 和 VAF 分别为 0.081 2 rad 和 96.18%;验证 KF + RRLS 的 RMSE 和 VAF 分别为 0.046 4 rad 和 96.86%。得到模型参数 $\boldsymbol{\Phi}_3$,并分别绘制参数收敛过程图和阶跃响应、频率响应图,如图 8、9 所示。

$$\boldsymbol{\Phi}_3=\begin{bmatrix}a_1\\a_2\\a_3\\b_0\\b_1\\b_2\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-1.1315\\-0.0344\\0.1981\\-0.0081\\0.0312\\0.0083\end{bmatrix} \tag{31}$$

由图 8、9 可以看出,参数收敛曲线趋于稳定,阶跃响应的上升阶段平滑,且稳态值与设定值接近,在高频区域相位下降连续,未出现突变或不合理变化,辨识结果更稳定。

4.2.4 对比分析

从精度对比 3 种辨识方法的训练和检验性能,如表 1 所示,正则递归最小二乘法辨识滤波后数据所得传递函数在训练集以及检验集中性能都优于其余两种算法。

表 1 辨识方法性能对比

Tab. 1 Performance comparison of identification method

参数	训练集			检验集		
	RLS	KF + RLS	KF + RRLS	RLS	KF + RLS	KF + RRLS
RMSE/rad	0.860	0.204	0.081	0.791	0.175	0.046
VAF/%	48.31	85.26	96.18	44.27	86.85	96.86

对比参数收敛过程图和阶跃响应、频率响应图,

正则递归最小二乘法辨识滤波后数据阶跃响应的上升阶段更平滑，且稳态值与设定值更接近，说明正则项有效抑制了因噪声或多重共线性引起的参数漂移。响应曲线更加光滑、无振荡现象，表现出更强的鲁棒性和泛化能力。在频率响应图的幅频曲线中，在低频段与 KF + RLS 近似，但高频部分衰减更平缓，说明模型在噪声抑制与动态保持之间取得更好的折中。相频曲线中在高频区域相位下降更为连续，未出现突变或不合理变化，说明辨识模型的相位特性更合理。同时相位裕度较 KF + RLS 和 RLS 都有改善，表明系统在闭环控制时的稳定裕度更大。

总的来说，KF + RRLS 辨识出的模型各性能明显优于 RLS 辨识出的模型，在平滑性、稳态精度和抗噪性能上优于 KF + RLS。虽然响应速度比 KF + RLS 略有减慢，但辨识结果更稳定、更具物理合理性，更适用于含噪数据和实际农业机械转向系统建模场景。

4.3　试验验证

基于上述性能对比，本研究优先采用 KF + RRLS 辨识出的模型参数向量 $\boldsymbol{\Phi}_3$，进行传递函数构建。代入即可得 $G(z)$

$$G(z)=\frac{-0.008\,1z^2+0.031\,2z+0.008\,3}{z^3-1.131\,5z^2-0.034\,4z+0.198\,1} \tag{32}$$

通过双线性变换法将 $G(z)$ 转为连续时间传递函数模型 $G(s)$，即

$$G(s)=\frac{0.017\,42s^2-13.51s+132.1}{s^3+50.13s^2+275.7s+135.4} \tag{33}$$

为验证所辨识传递函数在农业机械平台上的描述精度与工程适用性，在海南省儋州市选取典型试验地块开展田间实车验证试验。试验区域具有典型的热带气候特征，空气湿度常年偏高，日间地表温度波动剧烈，试验当天环境温度达到 34 ~ 38℃，相对湿度 70% 以上，且土壤含水率高、表层松散，具有明显车辙及泥泞特征，能够充分模拟热带区农业生产中常见的高温、高湿与低附着系数等复杂工况。试验车辆选用安装导航系统的东方红 LX1304 型拖拉机，其转向系统已完成传感器标定与执行机构线性度校准，以保证数据采集的可靠性。

将辨识所得的传递函数以 C/C + + 实现并编译进车载控制器的实时任务中，确保算法在嵌入式平台上以固定周期运行，所有传感器采用统一时钟触发并通过 RS - 485/CAN 总线集中至嵌入式控制器，主辨识采样率设为 100 Hz，数据同时在车载存储器与上位机双路径实时备份。试验工况包括直线行驶与地头转弯，以考察温漂与路况对辨识结果的影响。将实车作业时读取的轮角数据与辨识算法预测的数据进行绘图来验证模型的准确性。

本次试验中辨识出的转向模型预测的轮角输出与实际轮角输出的 RMSE 和 VAF 分别为 0.052 rad 和 95.26%，基本与仿真试验结果保持一致，表明模型对系统动态特性的再现能力较强。图 10 中展示了实车作业期间采集到的轮角测量值与 KF + RRLS 模型在线预测值的时序对比，图中可见若干明显的上升/下降峰值段，即存在阶跃式输入或扰动事件时，模型能够准确再现轮角的上升与下降过程，预测曲线在滞后与过渡形态上与实测曲线高度一致，说明辨识得到的传递函数有效捕获了系统主要的瞬态动力学。同时模型在平稳运行段，模型输出与实测值围绕零值波动且长期偏差较小，表明所辨识模型的静态增益与系统实际值接近，满足工程控制精度要求。并且本次试验特意选取高温与泥泞路面作为极端工况以考察温漂及路况对辨识精度的影响。尽管外界环境使得测量噪声与非线性效应增大，辨识与滤波仍将瞬态噪声抑制到可接受水平，辨识器未产生明显发散，说明算法在嵌入式实时环境下具有良好的数值稳定性与工程鲁棒性。

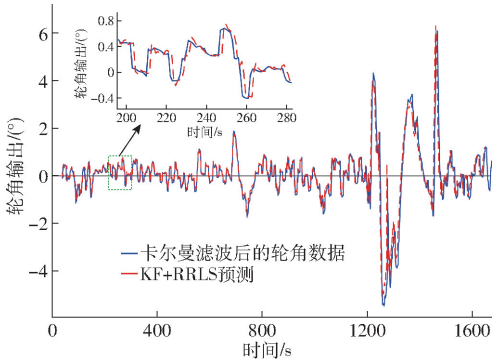

图 10　试验验证对比曲线

Fig. 10　Test verification and comparison curves

从方法适用性的角度来看，本文所采用的基于 KF + RRLS 的辨识建模方法通过滤波器与递归辨识器的耦合，使模型参数能够根据数据持续更新，可有效应对农业机械在不同地块类型、不同气候条件以及不同作业负载下的动态特性变化，因而适用于跨季节、跨地域的长期连续作业场景。并且本方法构建的模型结构清晰、参数物理意义明确，且所需输入变量均为常规车载传感器即可获取，不依赖复杂昂贵的额外测量设备，使其具备良好的硬件可实现性与经济性，便于在现有国产农机导航控制器中快速部署。此外，辨识所得的传递函数形式简洁，能够自然融入 MPC、ADRC、DOBC 等先进控制算法的设计体系，具有较强的工程扩展潜力。实车试验表明，即便在高温、高湿及低附着系数等典型热带区极端工况下，由环境噪声、结构间隙与随机扰动引起的强非

线性仍未对模型预测过程造成明显干扰,进一步验证了其在复杂农田作业条件下的鲁棒性与可靠性。

综上所述,本研究提出的辨识方法不仅能够满足本平台转向系统模型构建的需求,也可推广应用于其他类型的轮式农业装备,满足转向系统模型准确性的要求,为跟踪控制算法设计提供模型基础。

5 结束语

提出一种适用于轮式农业机械转向系统的辨识方法,在递推最小二乘法的基础上引入正则化项、遗忘因子和参数协方差自适应修正,构建正则 RLS 算法,通过仿真得到 RLS、KF + RLS 与 KF + RRLS 方法辨识出模型的 RMSE 和 VAF,对于 VAF,KF + RRLS 方法得到的 96.86% 优于 RLS 和 KF + RLS 得到的 44.27% 和 86.85%。对于 RMSE,KF + RRLS 方法得到的 0.046 rad 优于 RLS 和 KF + RLS 得到的 0.791 rad 和 0.175 rad。同时 KF + RRLS 辨识算法在参数收敛中更平滑稳定,在模型时域频域对比中表现出良好平滑性、高稳态精度和强抗噪性。在极限条件验证试验中辨识出的模型与实际轮角输出吻合情况达到 95.26%,验证了该模型在复杂农业环境中良好的鲁棒性与适应性。

参 考 文 献

[1] 杨卓雅, 王小芳, 李娜, 等. 中国热区农业科研管理研究[J]. 现代农业科技, 2024(6): 185 - 189.
YANG Zhuoya, WANG Xiaofang, LI Na, et al. Research on agricultural scientific research management in tropical regions of China[J]. Modern Agricultural Sciences and Technology, 2024(6): 185 - 189. (in Chinese)

[2] DANDA R R. Innovations in gricultural machinery: assessing the impact of advanced technologies on farm efficiency[J]. Journal of Artificial Intelligence and Big Data, 2023, 3(1): 29 - 48.

[3] 陈学庚, 温浩军, 张伟荣, 等. 农业机械与信息技术融合发展现状与方向[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(4): 1 - 16.
CHEN Xuegeng, WEN Haojun, ZHANG Weirong, et al. Advances and progress of agricultural machinery and sensing technology fusion[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(4): 1 - 16. (in Chinese)

[4] 刘海启. 以精准农业驱动农业现代化加速现代农业数字化转型[J]. 中国农业资源与区划, 2019, 40(1): 1 - 6, 73.
LIU Haiqi. Accelerating the digital transformation of modern agriculture by driving the agricultural modernization with precision agriculture[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2019, 40(1): 1 - 6,73. (in Chinese)

[5] 翟长远, 杨硕, 王秀, 等. 农机装备智能测控技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 1 - 20.
ZHAI Changyuan, YANG Shuo, WANG Xiu, et al. Status and prospect of intelligent measurement and control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 1 - 20. (in Chinese)

[6] YAO Z, ZHAO C, ZHANG T. Agricultural machinery automatic navigation technology[J]. Iscience, 2024, 27(2): 7 - 10.

[7] 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)

[8] KAYACAN E, KAYACAN E, RAMON H, et al. Towards agrobots: identification of the yaw dynamics and trajectory tracking of an autonomous tractor[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 115: 78 - 87.

[9] HAN G, FU W, WANG W, et al. The lateral tracking control for the intelligent vehicle based on adaptive PID neural network[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1244.

[10] 袁洪良,郭锐,薛梦琦,等. 基于状态空间建模的智能农机模型辨识与柔化控制[J]. 农业机械学报, 2022,53(10): 405 - 411, 435.
YUAN Hongliang, GUO Rui, XUE Mengqi, et al. State-space modeling and identification of intelligent agricultural machinery and flexible LQR control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10):405 - 411, 435. (in Chinese)

[11] 肖世德,江海锋,杜金兰,等. 基于两阶段纯追踪模型的农用车辆路径跟踪算法研究[J]. 农业机械学报, 2023,54(4): 439 - 446, 458.
XIAO Shide, JIANG Haifeng, DU Jinlan, et al. Path tracking algorithm of agricultural vehicle based on two stages pure tracking model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(4): 439 - 446, 458. (in Chinese)

[12] ZHOU B, CHEN S, HU J, et al. Multi-body dynamics modeling and test of an articulated steering half-track tractor[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2023,16(6): 124 - 133.

[13] WANG Y, JIN C, YANG T, et al. Analysis and experimental investigation of steering kinematics of driven steering crawler harvester chassis[J]. Agriculture, 2023, 14(1): 65.

[14] AN Y, WANG L, DENG X, et al. Research on differential steering dynamics control of four-wheel independent drive electric tractor[J]. Agriculture, 2023, 13(9): 1758.

[15] JIN Y, YUAN Y, ZHU L, et al. Design and optimization of an automatic hydraulic steer-by-wire system for an agricultural chassis[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2022, 15(1): 132 - 138.

[16] GOMEZ-GIL J, RUIZ-GONZALEZ R, ALONSO-GARCIA S, et al. A Kalman filter implementation for precision improvement in low-cost GPS positioning of tractors[J]. Sensors, 2013, 13(11): 15307 – 15323.

[17] CHEN Y, HUANG Y, SONG Z. Vehicle state estimation by integrating the recursive least squares method with a variable forgetting factor with an adaptive iterative extended Kalman filter[J]. World Electric Vehicle Journal, 2024, 15(9): 399.

[18] KOBELSKI A, OSINENKO P, STREIF S. Experimental verification of an online traction parameter identification method[J]. Control Engineering Practice, 2021, 113: 104837.

[19] LIU Y, CUI D, PENG W. Vehicle state and parameter estimation based on improved extend Kalman filter[J]. Journal of Measurements in Engineering, 2023, 11(4): 496 – 508.

[20] 张闻宇, 张国城, 张智刚, 等. 基于 ARMAX – KF 与速度补偿的拖拉机无前轮传感器转角估计方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(7): 415 – 426.
ZHANG Wenyu, ZHANG Guocheng, ZHANG Zhigang, et al. Steering angle estimation method for tractors without angle sensor using ARMAX – KF and speed compensation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 415 – 426. (in Chinese)

[21] 满忠贤, 何杰, 冯达文, 等. 基于双观测值融合卡尔曼滤波器的水田农机转向轮角估计方法与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 38 – 47.
MAN Zhongxian, HE Jie, FENG Dawen, et al. Estimation method and experiment of wheel angle of paddy field agricultural machinery based on dual observation fusion Kalman filter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 38 – 47. (in Chinese)

[22] 方培俊, 蔡英凤, 陈龙, 等. 基于 ED – LSTM 的智能汽车神经网络横向动力学建模与控制[J]. 力学学报, 2022, 54(7): 1896 – 1908.
FANG Peijun, CAI Yingfeng, CHEN Long, et al. Neural network lateral dynamics modeling and control based on ED – LSTM for intelligent vehicle[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2022, 54(7): 1896 – 1908. (in Chinese)

[23] 刘环宇, 唐嘉城, 邹顺, 等. 基于多目标优化的策略型自适应农机路径跟踪控制方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 198 – 207.
LIU Huanyu, TANG Jiacheng, ZOU Shun, et al. Adaptive path tracking predictive control method for agricultural machinery based on strategy-based multi-objective optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 198 – 207. (in Chinese)

[24] 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, JINANG 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)

[25] 邱权, 胡青含, 樊正强, 等. 基于自适应系数卡尔曼滤波的农业移动机器人组合定位[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊 1): 36 – 43.
QIU Quan, HU Qinghan, FAN Zhengqiang, et al. Adaptive-coefficient Kalman filter based combined positioning algorithm for agricultural mobile robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp. 1): 36 – 43. (in Chinese)

[26] 伞红军, 张号彬, 陈久朋, 等. 基于改进霜冰算法的并联机器人误差建模与参数辨识[J]. 农业机械学报, 2025, 56(8): 716 – 725.
SAN Hongjun, ZHANG Haobin, CHEN Jiupeng, et al. Error modeling and parameter identification of parallel robots based on modified rime optimization algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 716 – 725. (in Chinese)

[27] 郭谋发, 翁铭, 郑泽胤. 基于粒子群算法的柔性消弧装置控制器参数优化方法研究[J]. 电网技术, 2025, 49(11): 4771 – 4780.
GUO Moufa, WENG Ming, ZHENG Zeyin. Research on parameter optimization method of flexible arc suppression device controller based on particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2025, 49(11): 4771 – 4780. (in Chinese)

[28] 韩博, 贾子钊, 江源, 等. 基于自适应遗传算法的 3 – PURU/S 并联稳定平台运动学标定[J]. 机械工程学报, 2025, 61(9): 264 – 276.
HAN Bo, JIA Zizhao, JIANG Yuan, et al. Kinematics calibration of 3 – PURU/S parallel stabilized platform based on adaptive genetic algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(9): 264 – 276. (in Chinese)

[29] 张润宁, 余鹏, 谭宁. 基于变参递归网络和递归最小二乘的连续体机器人控制[J]. 自动化学报, 2025, 51(1): 90 – 103.
ZHANG Running, YU Peng, TAN Ning. Continuum robot control based on varying parameter recursive network and recursive least square[J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(1): 90 – 103. (in Chinese)