doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.12.012

基于多重滤波联合观测的混动拖拉机轮土模型在线辨识

王世龙[1,2]　赵静慧[2]　武秀恒[1,2]　朱明杰[1,2]　赵雪彦[1,2]　宋正河[1,2]
(1.中国农业大学工学院, 北京 100083; 2.智能农业动力装备全国重点实验室, 北京 100083)

摘要: 精准的轮土模型是优化混动拖拉机牵引力控制进而提升综合能效的基础,其中,精确的纵、垂向力估计是保证模型辨识精度的关键。然而,作业时地形变化、犁体与土壤互作的未知负载变化造成拖拉机各轮的纵、垂向力波动剧烈,增加了准确估计的难度。为此,以分布式混合动力拖拉机(DHET)为研究对象,提出了一种融合多重滤波联合观测的轮胎-土壤模型在线辨识方法。首先,利用卡尔曼滤波(KF)估算轮胎的纵向力,结合动力学模型采用容积卡尔曼滤波(CKF)算法估算轮胎的垂向力;然后,结合 Brixius 模型和整车纵向动力学,构建基于无迹粒子滤波(UPF)的轮土模型在线辨识器,通过无迹变换(UT)设计粒子提议分布,保留非线性轮土模型中的高阶信息,并使用粒子滤波(PF)算法对待估参数进行更新,完成对模型的在线辨识。硬件在环(HIL)试验结果表明,该方法能够在机动指数变化的路面条件下,快速且准确地实现辨识,移动系数均方根估计误差不超过 1.2。试验结果显示,在两种地况下,辨识模型边界牵引系数误差在 ±0.015 范围内,前轮试验数据分布占比达到 84.45% 和 88.16%,后轮分别为 86.72% 和 85.38%,验证了该方法在不同地况下均具备较高精度和鲁棒性。研究结果为拖拉机最优驱动力分配策略提供了理论支持,并有助于提升牵引效率和燃油经济性。

关键词: 混合动力拖拉机; 无迹粒子滤波; 容积卡尔曼滤波; 轮胎力估计; 轮土互作模型
中图分类号: S219.4　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)12-0140-10　　**OSID**:

Online Identification of Hybrid Tractor Tire-soil Interaction Model Based on Multiple Filtering Joint Observation

WANG Shilong[1,2]　ZHAO Jinghui[2]　WU Xiuheng[1,2]　ZHU Mingjie[1,2]　ZHAO Xueyan[1,2]　SONG Zhenghe[1,2]
(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Accurate tire-soil models are fundamental to optimizing the traction force control of hybrid tractors, thereby improving overall energy efficiency. Among these, precise estimation of the longitudinal and vertical forces is crucial for ensuring model identification accuracy. However, during operation, terrain variations and the unknown load changes caused by the interaction between the plow body and the soil lead to significant fluctuations in the longitudinal and vertical forces on each tire, which increases the difficulty of accurate estimation. To address this, a tire-soil interaction model identification method based on the fusion of multiple filters and joint observation was proposed, taking the distributed hybrid electric tractor (DHET) as research object. Firstly, the longitudinal force of the tire was estimated by using the Kalman filter (KF), and the vertical force was estimated by using the cubature Kalman filter (CKF) algorithm combined with the dynamic model. Then, based on the Brixius model and the vehicle's longitudinal dynamics, an online identification device for the tire-soil model was constructed by using the unscented particle filter (UPF). The unscented transformation (UT) was used to design the particle proposal distribution, preserving higher-order information in the nonlinear tire-soil model, and the particle filter (PF) algorithm was applied to update the estimated parameters, completing the model's online identification. Hardware-in-the-loop (HIL) test results showed that the method can quickly and

收稿日期: 2025-03-07　修回日期: 2025-04-13
基金项目: 国家自然科学基金项目(52372437)和智能农业动力装备全国重点实验室开放课题(SKLIAPE2024004)
作者简介: 王世龙(2000—),男,硕士生,主要从事混动拖拉机状态估计与能量管理研究,E-mail: slwang@cau.edu.cn
通信作者: 武秀恒(1990—),男,副教授,博士,主要从事车辆系统动力学与智能控制研究,E-mail: wxh599@cau.edu.cn

accurately achieve identification under varying terrain conditions, with a root mean square error not exceeding 1.2. Experimental results indicated that, under two types of soil conditions, the identification model's boundary traction coefficient error was within ±0.015, with the front wheel test data distribution accounting for 84.45% and 88.16%, respectively, and the rear wheel data for 86.72% and 85.38%, verifying that this method maintained high accuracy and robustness under different soil conditions. The research findings can provide theoretical support for the optimal drive force distribution strategy of tractors and contribute to improving traction efficiency and fuel economy.

Key words: hybrid electric tractor; unscented particle filtering; cubature Kalman filtering; wheel force estimation; tire-soil interaction model

0　引言

作为农业生产中重要的动力机械,拖拉机的牵引性能是影响其工作效率的核心性能指标[1]。拖拉机挂接农机具组成机组系统,牵引作业期间,轮胎与土壤间的相互作用表现出复杂的非线性特性。由于这种非线性,轮土相互作用过程难以通过单一线性模型完整描述,目前主要通过车轮滑转率等参数来表征牵引性能的变化规律。因此,通常将拖拉机的牵引系数和牵引效率建立为关于滑转率的函数[2-3]。在该函数关系中,牵引系数随着滑转率的增加而增大;同时,在每种土壤条件下,牵引效率在某一滑转率范围内有显著的最大值。为实现拖拉机整机牵引性能的提升,关键是使前、后轮运行在接近最大牵引效率的状态,同时确保整机具备较高的牵引力。然而,拖拉机作业场景复杂多变,土壤属性以及牵引特性难以预知,因此,在拖拉机作业时快速准确地对拖拉机轮胎与土壤相互作用模型进行辨识,为驱动轮滑转率控制目标设定提供实时指导,是保证拖拉机机组作业期间能量得到高效利用的关键。特别是在 DHET 架构下,由于其前后轴动力实现了解耦,作业时不仅需要关注能耗,还需兼顾整机的滑转效率,以确保在降低能耗的同时,整机始终保持较高的牵引效率。基于此,本文提出了一种轮土相互作用模型在线辨识方法,以期为驱动力优化分配提供指导,实现更高效的牵引作业。研究对于提高农业生产效益、减少能源消耗以及保护土壤资源具有重要意义。

目前已有学者对地面类型的识别方法开展了研究。WEN 等[4]提出了一种基于主成分分析-遗传算法优化的极限学习机地面识别算法,仅使用拖拉机车轮加速度数据就可实现对 3 种预定义地面类型的识别。REINA 等[5]提出一种利用视觉信息以及车轮与地面接触的动态响应信息进行地面类型分类的方法,并通过基于支持向量机的监督分类器对农用车辆作业地形进行实时估计,估计准确率最高可达 89.1%。但研究使用的地面类型分类方法仅局限于特定的几种土壤类型,而实际田间作业时,拖拉机需应对更为复杂多变的地面条件,上述方法缺乏通用性和适应性。孙晨阳等[6]基于分布式驱动车辆提出了基于自适应强跟踪无迹卡尔曼滤波路面附着系数辨识方法,实车试验结果表明,所提出的算法具有较高的置信度。李智等[7]基于驱动轮附着系数-滑转率关系估算软土类型,通过相似度判断实现自动识别,仿真与田间试验吻合度达 84%。IAGNEMMA 等[8]为预测机器人在未知地形的可穿越性,提出一种线性近似形式的 Bekker-Wong 模型,并通过最小二乘算法实时辨识机器人所接触土壤参数,但只在特定的土壤类型下才能达到理想估计效果。KIM 等[9]基于修正的 Brixius 模型建立了移动机器人地形参数预测模型,通过对沉降参数、滑转率等参数的测量,可实现对最优滑转率以及最大牵引力的估算,通过对估计误差的分析,验证了该方法具有较高的预测精度。

综上所述,尽管针对车辆轮-地模型辨识已经取得了一定的进展,但目前研究主要集中在行星探测车和越野轮式机器人,研究方法往往需要一些预知参数,且大部分基于半经验模型进行识别,辨识参数多,数据复杂,不适合实时辨识或者需要多个较昂贵的传感器。而拖拉机等农业动力机械作业工况与环境复杂,与现有研究差异较大,目前针对农业机械轮胎-土壤模型在线辨识研究较少。

近年来纯电动[10]、混动[11-12]等新能源拖拉机发展迅速,其中 DHET 兼具高能效和环保优势,逐渐成为研究热点。随着智能化水平的不断提升,有必要结合其架构优势设计合适的策略在线获知轮壤信息,为其高效牵引控制策略的设计提供指导。基于此,本文提出一种轮土相互作用模型在线辨识方法。首先建立基于 KF 轮胎纵向力估计器,进一步基于 CKF 建立轮胎垂向力估计器,最后结合 Brixius 轮土互作模型以及整机纵向动力学模型,构建基于 UPF 的轮土模型在线辨识器,并通过 HIL 硬件在环平台和实车试验,对所提方法的有效性进行验证。

1 DHET 理论模型

1.1 分布式混合动力拖拉机构型

采用课题组研制的拖拉机,其结构如图 1 所示。该拖拉机的驱动系统由多个动力源组成:电机 1 通过减速器 1 驱动左前轮;电机 2 通过减速器 2 驱动右前轮;后轮则由发动机通过变速箱进行驱动;发动机同时为发电机供能,用于发电。该构型融合了分布式驱动和混合动力的优势,为实现轮胎-土壤模型的在线辨识提供了硬件平台。

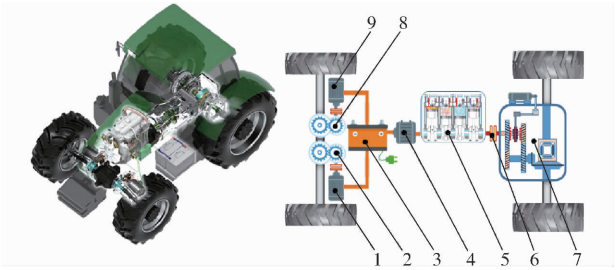

图 1 DHET 架构

Fig. 1 Architecture of DHET

1. 电机 1 2. 减速器 1 3. 电池组 2 4. 发电机 5. 柴油发动机 6. 离合器 7. 变速箱 8. 减速器 2 9. 电机 2

1.2 DHET 理论模型

1.2.1 车体动力学模型

拖拉机配套农具进行牵引作业,其受力分析如图 2 所示。

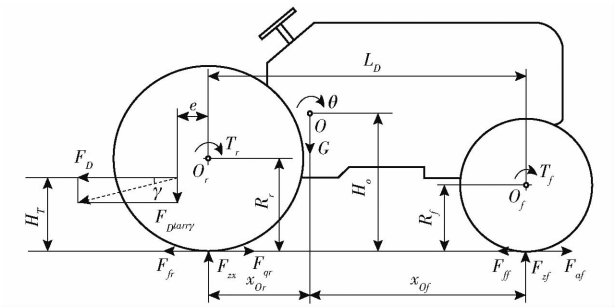

图 2 DHET 作业受力分析图

Fig. 2 Force analysis diagram of DHET operation

DHET 纵向、垂向、俯仰运动以及驱动轮动力学微分方程可表示为

$$m_T a_x = 2(F_{qf} + F_{qr} - F_{ff} - F_{fr}) + m_T g\sin\theta - F_D \quad (1)$$

$$m_T a_z = 2(F_{zf} + F_{zr}) - m_T g\cos\theta - F_D\tan\gamma \quad (2)$$

$$J_y\ddot{\theta} = 2F_{zr}x_{Or} - 2F_{zf}x_{Of} - 2(F_{xf} + F_{xr})H_O + F_D(H_O - H_T) - F_D\tan\gamma(x_{Or} + e) \quad (3)$$

$$J_w\dot{\omega} = T - F_x R_d \quad (4)$$

式中 m_T——拖拉机质量,kg

a_x——拖拉机纵向加速度,m/s^2

F_{qf}、F_{qr}——拖拉机前、后轮驱动力,N

F_{ff}、F_{fr}——拖拉机前、后轮滚动阻力,N

F_{xf}、F_{xr}——拖拉机前、后轮净牵引力,N

F_D——牵引阻力在整机纵向上的分力,N

a_z——拖拉机垂向加速度,m/s^2

F_{zf}、F_{zr}——拖拉机前、后轮垂向载荷,N

γ——牵引角,rad

J_y——拖拉机俯仰方向转动惯量,kg·m^2

x_{Or}——拖拉机质心到后轴的纵向距离,mm

x_{Of}——拖拉机质心到前轴的纵向距离,mm

H_O——拖拉机质心垂向高度,mm

H_T——牵引点高度,mm

e——牵引点到后轴中心的纵向距离,mm

J_w——车轮转动惯量,kg·m^2

ω——车轮角速度,rad/s

θ——俯仰角,rad

T——车轮驱动力矩,N·m

R_d——车轮滚动半径,mm

F_x——驱动轮净牵引力,N

g——重力加速度,m/s^2

1.2.2 轮胎受力模型

DHET 犁耕机组车轮垂向受力载荷[13]可表示为

$$\begin{cases} F_{zf} = k_f(q_f - z_f - z_{of}) + c_f(\dot{q}_f - \dot{z}_f) \\ F_{zr} = k_r(q_r - z_r - z_{or}) + c_r(\dot{q}_r - \dot{z}_r) \\ z_o = \left[\dfrac{3F_z}{(3-n)(k_c + bk_\varphi)\sqrt{d}}\right]^{\frac{2}{2n+1}} \end{cases} \quad (5)$$

式中 k_f、k_r——前、后轮胎径向刚度,kN/m

c_f、c_r——前、后轮胎阻尼系数,N·s/m

z_f、z_r——前、后轮中心垂向位移,mm

q_f、q_r——前、后轮垂向激励,mm

z_{of}、z_{or}——前、后轮土壤沉陷量,mm

z_o——车轮土壤沉陷量,mm

n——土壤沉降指数

k_c——土壤内聚力变形模量,kN/m^{n+1}

k_φ——土壤内摩擦变形模量,kN/m^{n+2}

b——轮胎宽度,mm

d——轮胎直径,mm

F_z——车轮垂向载荷,kN

1.2.3 轮胎土壤相互作用模型

为描述轮胎与土壤相互作用过程,相关研究人员建立了各种经验模型[14-15]、半经验模型[16]和数值模型[17]。其中,Brixius 模型作为经验模型的典型代表[18],描述了车轮滑转率、轮胎参数、土壤参数以及驱动力和滚动阻力之间的复杂非线性关系,且已被证明其理论结果与实验结果高度一致[19],美国农业与生物工程师学会(ASABE)也一直采用该模型

来分析拖拉机的牵引性能[20]。综上所述，如图 3 所示，本文采用 Brixius 模型研究拖拉机轮胎-土壤相互作用。

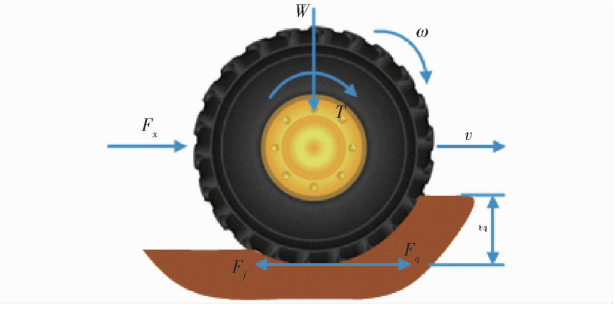

图 3　轮胎土壤相互作用模型

Fig. 3　Tire－soil interaction model

基于 Brixius 模型得到车轮纵向牵引力和滚动阻力，可表示为

$$\begin{cases} F_q = [0.88(1-e^{-0.1B_n})(1-e^{-7.5\lambda}) + 0.04]F_z \\ F_f = \left(\dfrac{1}{B_n} + 0.04 + \dfrac{0.5\lambda}{\sqrt{B_n}}\right)F_z \\ F_x = F_q - F_f \end{cases} \tag{6}$$

其中

$$\begin{cases} B_n = \dfrac{C_I bd}{F_z}\dfrac{1+\dfrac{5\delta}{\varepsilon}}{1+\dfrac{3b}{d}} \\ \lambda = \dfrac{\omega R_d - v}{\omega R_d} \end{cases} \tag{7}$$

式中　B_n——轮胎机动指数

λ——车轮滑转率

C_I——土壤圆锥指数，kPa

ε——轮胎断面高度，mm

δ——轮胎形变量，mm

v——车速，m/s

F_q——车轮驱动力，kN

F_f——车轮滚动阻力，kN

2　轮土模型在线辨识方法

在 Brixius 模型中，参数 B_n 是表征轮土相互作用的重要参数，能够有效反映轮胎与土壤的物理特性。通过进一步分析式(6)、(7)可知，在已知垂向力且该参数能够实时获得的条件下，可以在线预知给定滑转率范围内轮胎所能提供的纵向力。同时，还能够求解出当前作业条件下的最大牵引效率及其对应的滑转率。因此，轮土模型的在线辨识问题可转化为对参数 B_n 的实时估计[9]。然而，直接基于式(7)计算 B_n，需要实时获取土壤圆锥指数 C_I，但该参数在实际操作中难以直接获取，且测量成本较高。因此，本文提出了一种基于拖拉机动力学模型的间接估计方法。首先，利用纵向车速和车轮转速等状态值计算各车轮的实时滑转率；然后，进一步基于动力学关系估计轮胎的纵向力和垂向力；最后将上述估算结果作为辨识器的输入，实现对轮土模型的在线辨识。本文所提出的辨识方法框图如图 4 所示。

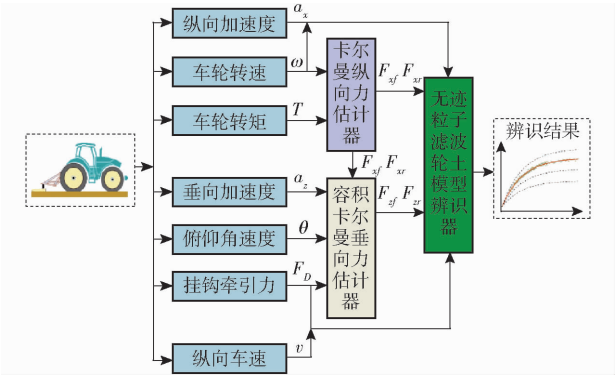

图 4　轮土模型在线辨识方法框图

Fig. 4　Framework of online identification method for tire－soil model

2.1　轮胎纵向力估计

获取驱动轮的转速和转矩后，利用卡尔曼滤波算法实现对车轮纵向力的估计[21]。驱动轮动力学模型是典型的线性模型，其离散状态空间方程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{A}_{k|k-1}\boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{B}_{k-1}\boldsymbol{u}_{k-1} + \boldsymbol{q}_{k-1} \\ \boldsymbol{y}_k = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{r}_k \end{cases} \tag{8}$$

式中　k——离散时刻

$\boldsymbol{q}$——过程噪声，服从正态分布 $N(0,Q)$

$\boldsymbol{r}$——观测噪声，服从正态分布 $N(0,R)$

状态变量为 $\boldsymbol{x}=(\omega,F_x)$；观测变量为 $\boldsymbol{y}=\omega$；控制量记作 $\boldsymbol{\mu}=T$。系统的状态矩阵 $\boldsymbol{A}$、控制矩阵 $\boldsymbol{B}$ 和观测矩阵 $\boldsymbol{H}$ 可表示为

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} 1 & \dfrac{-R_d t}{J_w} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{B}=\begin{bmatrix} \dfrac{t}{J_w} \\ 0 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

式中　t——离散采样时间

卡尔曼滤波基本流程如下：

(1)计算先验估计值，可表示为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k^- = \boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u}_{k-1} \tag{9}$$

$$\boldsymbol{P}_k^- = \boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q} \tag{10}$$

式中　$\boldsymbol{P}$——误差协方差矩阵

(2)计算卡尔曼增益，可表示为

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R})^{-1} \tag{11}$$

式中　$\boldsymbol{K}_k$——卡尔曼增益

(3)校正先验估计，可表示为

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{x}}_k = \hat{\boldsymbol{x}}_k^- + \boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{y}_k - \boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{x}}_k^-) \\ \boldsymbol{P}_k = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_k^- \end{cases} \tag{12}$$

(4)获得 $k-1$ 时刻到 k 时刻状态量的最优估计值 $\hat{x}_k$,重复步骤(1)~(4)。

2.2 轮胎垂向力估计

垂向力作为轮胎与土壤相互作用的关键参数,对拖拉机的牵引性能具有重要影响。在拖拉机进行田间作业时,其变化对轮胎与土壤的接触特性特别是纵向力、滑转率等参数有显著影响,因此,对垂向力的准确估计是保证辨识精度的关键。然而,由于拖拉机的俯仰和垂向运动相互耦合且表现出显著的非线性特征,传统的线性估计方法难以准确捕捉其复杂的动态行为,而 CKF 作为一种非线性状态估计方法,采用三阶球面-径向容积准则近似概率密度函数,能够有效应对这种非线性系统的状态估计[22-23]。因此,本文采用 CKF 算法设计垂向力估计器。

其中,拖拉机垂向加速度、俯仰角速度作为量测矢量,即 $\boldsymbol{y}(k)=(a_z,\dot{\theta})$,销轴传感器测量得到的挂钩牵引力以及上文中估计得到的纵向力作为输入矢量,即 $\boldsymbol{u}(k)=(F_{xf},F_{xr},F_D)$,将拖拉机前后轮垂向力作为状态变量,即 $\boldsymbol{x}(k)=(F_{zf},F_{zr})$。将上文中拖拉机的俯仰及垂向动力学方程离散化得到状态矢量及量测矢量的表达式,可表示为

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}_k=f(\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{u}_{k-1})+\boldsymbol{q}_{k-1}\\ \boldsymbol{y}_k=h(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{u}_{k-1})+\boldsymbol{r}_k\end{cases} \tag{13}$$

式中 f——非线性状态转移函数

h——量测函数

状态转移方程为

$$\begin{cases}F_{zf,k}=F_{zf,k-1}+q_{f,k-1}\\ F_{zr,k}=F_{zr,k-1}+q_{r,k-1}\end{cases} \tag{14}$$

观测方程为

$$\begin{cases}J_y\ddot{\theta}=2F_{zr,k}x_{Or}-2F_{zf,k}x_{Of}-2(F_{xf}+F_{xr})H_O+\\ \qquad F_D(H_O-H_T)-F_D\tan\gamma(x_{Or}+e)\\ \dot{\theta}_k=\dot{\theta}_{k-1}+\ddot{\theta}_{k-1}\Delta T\\ m_Ta_z=2(F_{zf,k}+F_{zr,k})-m_Tg\cos\theta-F_D\tan\gamma\end{cases} \tag{15}$$

时间更新过程为:

(1)计算容积点

$$\begin{cases}\boldsymbol{S}_{k-1}=\mathrm{chol}\{\boldsymbol{P}_{k-1}\}\\ \hat{X}_{i,k-1}=\boldsymbol{S}_{k-1}\boldsymbol{\xi}_i+X_{k-1}\end{cases} \tag{16}$$

式中 $\boldsymbol{P}$——协方差矩阵

chol——对矩阵进行 Cholesky 分解

$\boldsymbol{S}$——Cholesky 分解后的下三角矩阵

$\boldsymbol{\xi}_i$——容积点集合的第 i 个向量

$\hat{X}_i$——第 i 个容积点

(2)对容积采样点进行传播

$$\boldsymbol{X}^*_{i,k-1}=f(\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1},\boldsymbol{U}_k) \tag{17}$$

式中 $\boldsymbol{X}^*_i$——传播后的第 i 个容积点

$\boldsymbol{U}$——控制输入

(3)状态预测

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k=\sum_{i=1}^{2n}w_i\boldsymbol{X}^*_{i,k-1} \tag{18}$$

式中 $\hat{X}$——预测状态均值

w——容积点权重

(4)计算预测协方差

$$\boldsymbol{P}_k^-=\sum_{i=1}^{2n}w_i\boldsymbol{X}^*_{i,k-1}\boldsymbol{X}^{*\mathrm{T}}_{i,k-1}-\hat{\boldsymbol{X}}_k\hat{\boldsymbol{X}}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_k \tag{19}$$

量测更新过程为:

(1)计算容积点

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{S}}_k=\mathrm{chol}\{\boldsymbol{P}_k^-\}\\ \hat{\boldsymbol{X}}_{i,k}=\hat{\boldsymbol{S}}_k\boldsymbol{\xi}_i+\hat{\boldsymbol{X}}_k\end{cases} \tag{20}$$

(2)计算传播后的容积点

$$\boldsymbol{Y}^*_{i,k}=h(\hat{\boldsymbol{X}}_{i,k},\boldsymbol{U}_k) \tag{21}$$

式中 $\boldsymbol{Y}^*_i$——传播后的第 i 个容积点

(3)量测预测

$$\hat{\boldsymbol{Y}}_k=\sum_{i=1}^{m}w\boldsymbol{Y}^*_{i,k} \tag{22}$$

式中 $\hat{\boldsymbol{Y}}$——预测量测均值

(4)协方差矩阵估计

$$\hat{\boldsymbol{P}}_{yy,k}=\sum_{i=1}^{m}w_i\boldsymbol{Y}^*_{i,k}\boldsymbol{Y}^{*\mathrm{T}}_{i,k}-\boldsymbol{y}_k\boldsymbol{y}_k^{\mathrm{T}}+R_k \tag{23}$$

式中 $\hat{\boldsymbol{P}}_{yy}$——新息协方差矩阵

(5)互协方差矩阵估计

$$\hat{\boldsymbol{P}}_{xy,k}=\sum_{i=1}^{m}w_i\hat{\boldsymbol{P}}^*_{i,k}\boldsymbol{Y}^{*\mathrm{T}}_{i,k}-\boldsymbol{X}_k\boldsymbol{Y}_k^{\mathrm{T}} \tag{24}$$

式中 $\hat{\boldsymbol{P}}_{xy}$——互协方差矩阵

(6)计算卡尔曼增益

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{xy,k}\boldsymbol{P}^{-1}_{yy,k} \tag{25}$$

(7)状态更新

$$\boldsymbol{X}_k=\hat{\boldsymbol{X}}_k+\boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{Y}_k-\hat{\boldsymbol{Y}}_k) \tag{26}$$

(8)计算误差协方差

$$\boldsymbol{P}_k=\boldsymbol{P}_k^-+\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{P}_{yy,k}\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{27}$$

2.3 基于 UPF 的轮土模型在线辨识

UPF 算法结合了无迹卡尔曼算法的非线性处理能力与粒子滤波的重采样机制,通过生成的 sigma 点保留了模型中的高阶非线性关系,在处理复杂非线性系统时具备显著优势[24-25],尤其适用于轮土模型这种高度非线性的复杂系统。此外,在粒子数量有限的情况下,UPF 依然能够保持较高的估计精度,具有良好的鲁棒性和计算效率。基于此,本文在 UPF 算法的基础上,建立轮土相互作用模型在线辨

识器，进行多状态量的估计。

假设待估计参数 B_n 在短时间内不发生剧烈变化，则状态空间方程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_k = f(\boldsymbol{x}_{k-1}, \boldsymbol{q}_{k-1}) \\ \boldsymbol{z}_k = h(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{r}_k) \end{cases} \tag{28}$$

式中　$\boldsymbol{x}$——状态向量　　$\boldsymbol{z}$——观测向量

状态转移方程为

$$\begin{cases} B_{nf,k} = B_{nf,k-1} + q_{f,k-1} \\ B_{nr,k} = B_{nr,k-1} + q_{r,k-1} \end{cases} \tag{29}$$

观测方程为

$$\begin{cases} F_{xf,k} = \left[0.88(1-\mathrm{e}^{-0.1B_{nf,k}})(1-\mathrm{e}^{-7.5\lambda}) - \dfrac{1}{B_{nf,k}} - \dfrac{0.5\lambda}{\sqrt{B_{nf,k}}}\right] \\ F_{xr} = \left[0.88(1-\mathrm{e}^{-0.1B_{nr,k}})(1-\mathrm{e}^{-7.5\lambda}) - \dfrac{1}{B_{nr,k}} - \dfrac{0.5\lambda}{\sqrt{B_{nr,k}}}\right] \\ m_T a_x = 2F_{xf,k} + 2F_{xr,k} - m_T g\sin\theta - F_D \end{cases} \tag{30}$$

UPF 算法流程为：

(1)初始化

从初始先验分布 $p(\boldsymbol{x}_0)$ 中产生初始状态粒子集合 $\{\boldsymbol{x}_0^i\}(i=1,2,\cdots,N)$，其中，各粒子的初始化权重系数均设定为 $\dfrac{1}{N}$。

(2)利用无迹卡尔曼滤波进行更新

①基于对称采样策略，利用 UKF 构造每个粒子的 Sigma 采样点集和权值

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1}^i = [\bar{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i, \bar{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i + \sqrt{(L+\sigma)\boldsymbol{P}_{k-1}^i}, \bar{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i - \sqrt{(L+\sigma)\boldsymbol{P}_{k-1}^i}] \tag{31}$$

$$W_{j,m} = \begin{cases} \dfrac{\sigma}{L+\sigma} & (j=0) \\ \dfrac{1}{2(L+\sigma)} & (j=1,2,\cdots,2L) \end{cases} \tag{32}$$

$$W_{j,c} = \begin{cases} \dfrac{\sigma}{L+\sigma} + (1+\beta-\alpha^2) & (j=0) \\ \dfrac{1}{2(L+\sigma)} & (j=1,2,\cdots,2L) \end{cases} \tag{33}$$

式中　L——状态变量的维数

σ——缩放比例系数

α——控制 Sigma 点分布的常数

β——先验分布参数

$\boldsymbol{\chi}^i$——抽取粒子均值

$\boldsymbol{P}^i$——抽取粒子状态协方差矩阵

$W_{j,m}$——均值权值系数

$W_{j,c}$——协方差权值系数

②对 Sigma 采样点进行一步预测

$$\boldsymbol{x}_{k|k-1}^i = f(\boldsymbol{\chi}_{k-1}^i) + \boldsymbol{q}_{k-1} \tag{34}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2L} W_{j,m}\boldsymbol{x}_{k|k-1,j}^i \tag{35}$$

$$\widetilde{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2L} [W_{j,c}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i - \boldsymbol{x}_{k|k-1,j}^i)(\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i - \boldsymbol{x}_{k|k-1,j}^i)^{\mathrm{T}}] + \boldsymbol{Q}_{k|k-1} \tag{36}$$

式中　$\boldsymbol{x}_{k|k+1}^i$、$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k+1}^i$、$\hat{\boldsymbol{p}}_{k|k+1}^i$——一步预测后 Sigma 粒子状态值、均值和协方差

③根据预测值和协方差再次构造 Sigma 点集

$$\boldsymbol{\gamma}_{k|k+1}^i = [\bar{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i, \bar{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i + \sqrt{(L+\sigma)\widetilde{\boldsymbol{P}}_{k-1}^i}, \bar{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i - \sqrt{(L+\sigma)\widetilde{\boldsymbol{P}}_{k-1}^i}] \tag{37}$$

④将上一步预测的 Sigma 点集代入观测方程，得到观测预测值后，通过加权求和得到系统预测的均值和协方差

$$\boldsymbol{z}_{k|k-1}^i = h(\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^i) + \boldsymbol{r}_k \tag{38}$$

$$\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2L} W_{j,m}\boldsymbol{z}_{k|k-1,j}^i \tag{39}$$

$$\boldsymbol{P}_{zz}^i = \sum_{j=0}^{2L} [W_{j,c}(\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}^i - \boldsymbol{z}_{k|k-1,j}^i)(\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}^i - \boldsymbol{z}_{k|k-1,j}^i)^{\mathrm{T}}] + \boldsymbol{R}_k \tag{40}$$

$$\boldsymbol{P}_{xz}^i = \sum_{j=0}^{2L} [W_{j,c}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i - \boldsymbol{x}_{k|k-1,j}^i)(\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}^i - \boldsymbol{z}_{k|k-1,j}^i)^{\mathrm{T}}] \tag{41}$$

式中　$\boldsymbol{z}_{k|k+1}^i$、$\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k+1}^i$——一步预测后观测值和观测均值

$\boldsymbol{P}_{zz}^i$、$\boldsymbol{P}_{xz}^i$——观测协方差、状态预测协方差

⑤计算卡尔曼增益、系统的状态更新以及协方差更新，并产生重要性密度函数

$$\boldsymbol{K}^i = \boldsymbol{P}_{xz}^i(\boldsymbol{P}_{zz}^i)^{-1} \tag{42}$$

$$\bar{\boldsymbol{x}}_k^i = \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i + \boldsymbol{K}^i(\boldsymbol{z}_k - \bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}^i) \tag{43}$$

$$\hat{\boldsymbol{P}}_k^i = \widetilde{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}^i - \boldsymbol{K}^i\boldsymbol{P}_{zz}^i(\boldsymbol{K}^i)^{\mathrm{T}} \tag{44}$$

$$c(\boldsymbol{x}_k^i | \boldsymbol{x}_{0:k-1}^i, \boldsymbol{z}_{1:k}) = N(\bar{\boldsymbol{x}}_k^i, \hat{\boldsymbol{P}}_k^i) \tag{45}$$

(3)进行粒子滤波

①重要性采样，从重要性密度函数中采样生成粒子

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k^i \sim c(\boldsymbol{x}_k^i | \boldsymbol{x}_{0:k-1}^i, \boldsymbol{z}_{1:k}) = N(\bar{\boldsymbol{x}}_k^i, \hat{\boldsymbol{P}}_k^i) \tag{46}$$

②计算每个粒子的重要性权值

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(\boldsymbol{z}_k | \hat{\boldsymbol{x}}_k^i)p(\hat{\boldsymbol{x}}_k^i | \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i)}{c(\boldsymbol{x}_k^i | \boldsymbol{x}_{0:k-1}^i, \boldsymbol{z}_{1:k})} \tag{47}$$

③权值归一化处理

$$\widetilde{w}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^{N} w_k^i} \tag{48}$$

④重采样

设定阈值 N_t，判断有效粒子数

$$N_{eff}=\frac{1}{\sum_{i=1}^{N}(\widetilde{w}_k^i)^2}\leqslant N_t \tag{49}$$

若式(49)成立,则进行重采样计算,得到新的等权值粒子集,否则进入下一步,在本研究中采用随机重采样方法进行重采样计算。

⑤输出估计结果

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k=\sum_{i=1}^{N}\widetilde{w}_k^i\hat{\boldsymbol{x}}_k^i \tag{50}$$

$$\hat{\boldsymbol{P}}_k=\sum_{i=1}^{N}\widetilde{w}_k^i(\hat{\boldsymbol{x}}_k-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)(\hat{\boldsymbol{x}}_k-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)^{\mathrm{T}} \tag{51}$$

3 HIL 仿真验证

为评估所提方法的可行性和有效性,利用 HIL 平台进行了验证。HIL 仿真架构如图 5 所示,可分为 2 部分。第 1 部分是在 Matlab 中建立辨识算法原型。该算法经过优化,能够在定步长时间内执行。此外,将辨识算法生成可供 NI cRIO－9038 运行的代码,该控制器的运行周期为 0.01 s。第 2 部分是在 CarSim 中建立 DHET 的动力学模型,并将其部署到 NI PXIe－1082 平台上。NI PXIe－1082 实时运行动力学模型,同时上位机能够实时监控 DHET 的运行状态。在 HIL 平台运行时,控制器与 NI PXIe－1082 通过 CAN 通信进行实时数据交互,前者发送控制信号,后者反馈运行状态。DHET 主要参数见表 1。

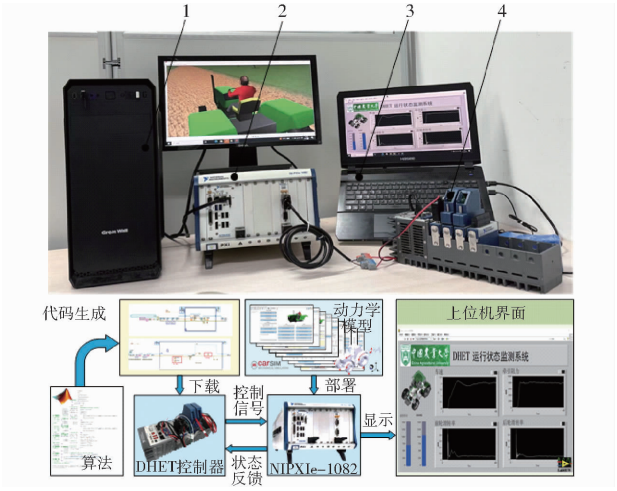

图 5 HIL 测试系统

Fig. 5 HIL testing system

1. 主机 2. NI－PXIe－1082 3. 上位机 4. 控制器

仿真工况中作业速度以及牵引阻力数据根据美国环保署(EPA)发布的拖拉机工况制定[26],其中,平均目标作业速度为 6.5 km/h,平均牵引阻力为9 kN。参考文献[27]将仿真工况设置为对接工况,不考虑起步过程,当拖拉机工作作业速度平稳时,进行模型辨识。

表 1 DHET 主要参数

Tab.1 Main parameters of DHET

参数	数值/型号
功率/kW	56.8
长×宽×高/(mm×mm×mm)	3 150×1 760×2 300
整车质量/kg	2 420
电机功率/kW	10
发动机功率/kW	36.8
前轮轮胎型号	8.3－20
后轮轮胎型号	11.2－28
轴距 L_D/mm	1 850
牵引点高度 H_T/mm	445
质心到前轴中心纵向距离 x_{of}/mm	1 070
质心到后轴中心纵向距离 x_{or}/mm	780

将对接作业地况设置为 0～15 s 时 C_I = 1 100 kPa,15～30 s 时 C_I = 550 kPa。此时,拖拉机纵向车速、牵引阻力、车轮转速、滑转率变化情况如图 6 所示。如图 6d 所示,前后轮滑转率在 15 s 后迅速增加,主要是在牵引阻力变化不大的情况下,由于 C_I的变化,使得 DHET 牵引性能发生改变,车轮需要更大的滑转才能提供足够的牵引力。车轮纵向力估计结果如图 7 所示,其均方根估计误差分别为 38.92、61.94 N。车轮垂向力估计结果如图 8 所示,可以看到,在 16.8 s 附近,随着牵引阻力的突变,前后轮垂向载荷明显发生转移,前轮垂载增加,后轮垂载减小,其均方根估计误差分别为 94.78、130.38 N。对接作业地况 1 辨识结果如图 9 所示,可以看到随着地面条件的改变,所提出的方法能迅速收敛至真实值附近,前后移动系数 B_n 均方根估计误差分别为 1.13、0.52。

4 实车试验

为进一步验证所提方法辨识效果的有效性,以仿真原型机开展实车试验,地点位于山东省潍坊市

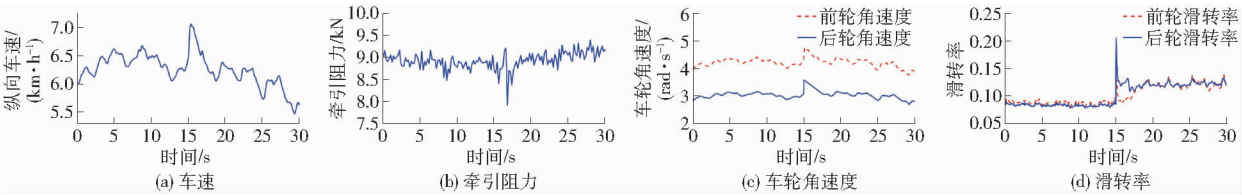

图 6 DHET 动力学参数变化曲线

Fig. 6 DHET dynamics parameters

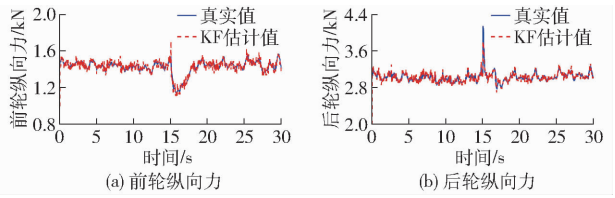

图 7　前后轮纵向力变化曲线

Fig. 7　Longitudinal force of front and rear wheels

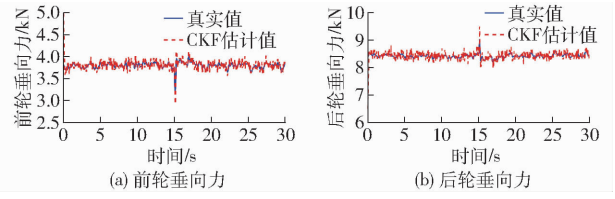

图 8　前后轮垂向力变化曲线

Fig. 8　Vertical force of front and rear wheels

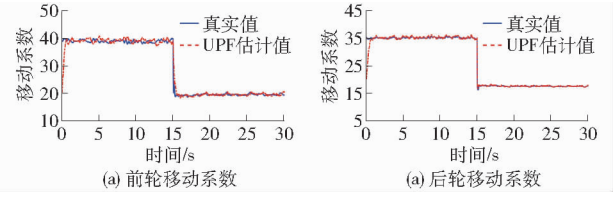

图 9　前后轮移动系数变化曲线

Fig. 9　B_n of front and rear wheels

(东经 119°13′11″,北纬 36°49′15″),选用未耕地和已耕地两种地况。在未耕地条件下,拖拉机挂接铧式犁,目标作业速度设定为 6 km/h,根据农艺要求将耕深设定为 30 cm。在已耕地条件下,采用 92 kW 拖拉机作为负载车,作业速度维持在 9 km/h。试验平台如图 10 所示,基于 NI cRIO－9038 控制器搭建,配备 CYB－605S 销轴传感器、BRT38－C2M4096D24－RT1 编码器及 C 系列模块,包括 NI－9862、NI－9375、NI－9205 和 NI－9263。试验中采用 GNSS 测量获取实际车速,前后轮角速度分别通过电机反馈和编码器测量得到。

为评估辨识结果的准确性,需要获取尽可能宽范围内的滑转率以及相应的牵引力试验值,而与传

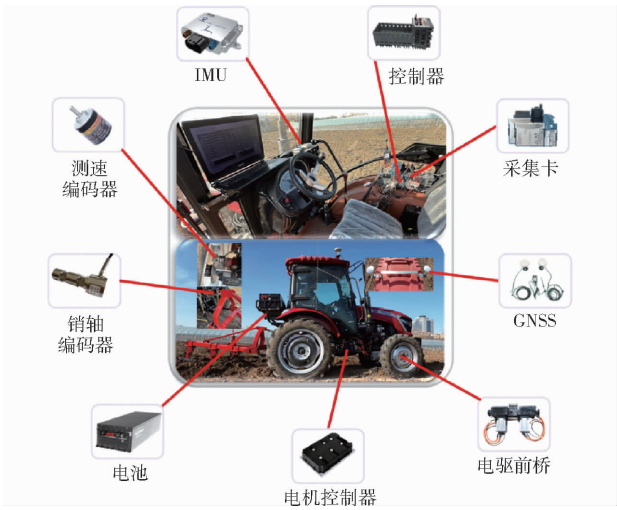

图 10　试验平台

Fig. 10　Test platform

统燃油动力拖拉机相比,DHET 实现了前后动力的解耦。这就使得前桥电驱动系统可根据设定的信号对前轮滑转率进行主动激励,此外,由于负载转移[28],拖拉机前轮上的垂直负载减少,其更易实现较宽范围的滑转激励。因此,试验过程中在前轮施加目标转矩信号主动激励前轮打滑,同时通过发动机维持整车速度稳定。两种地况下辨识结果如图 11、12 所示。

如图 11d、12d 所示,2 s 时对前轮施加激励转矩信号,在激励期间,前轮滑转率随着转矩的增大不断增大,其中未耕地最大值可达 0.392,已耕地最大值可达 0.376。同时,如图 11a、12a 所示,拖拉机速度均维持在目标值附近。

由于真实准确的 B_n 值难以实时得到,参照文献[9,29],对样本点分布于辨识区域的比例进行统计分析,可以认为样本点落入辨识区域概率密度越高,辨识结果越精确。取 B_n 趋向收敛后的数据进行统计分析,图 13a、13b 分别为两种试验条件下前、后轮试验值与辨识结果,在未耕地和已耕地条件下,

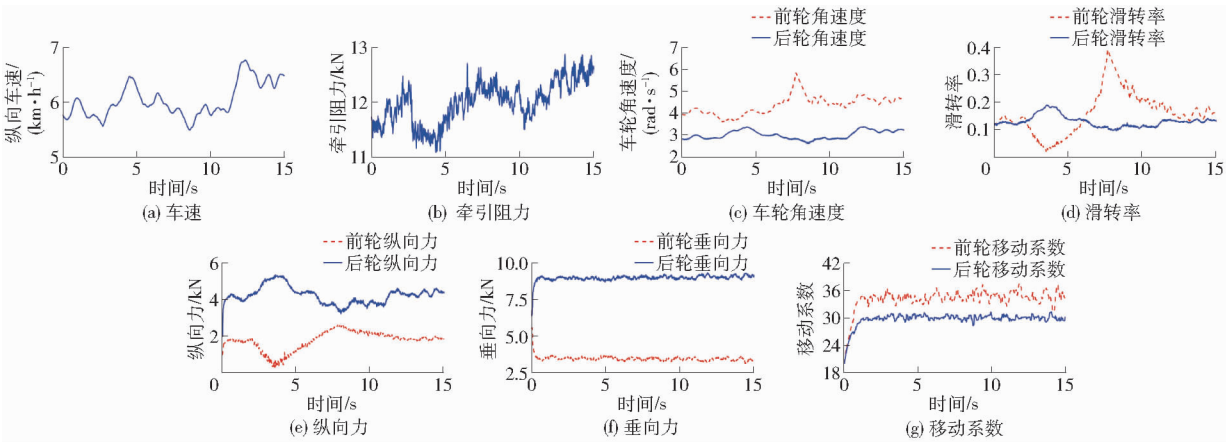

图 11　未耕地试验结果

Fig. 11　Unploughed soil test results

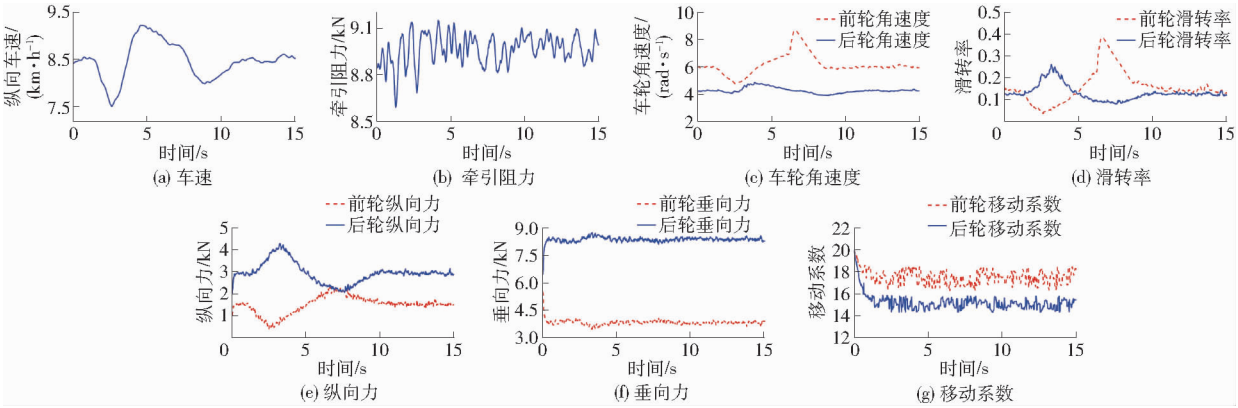

图 12 已耕地试验结果

Fig. 12 Ploughed soil test results

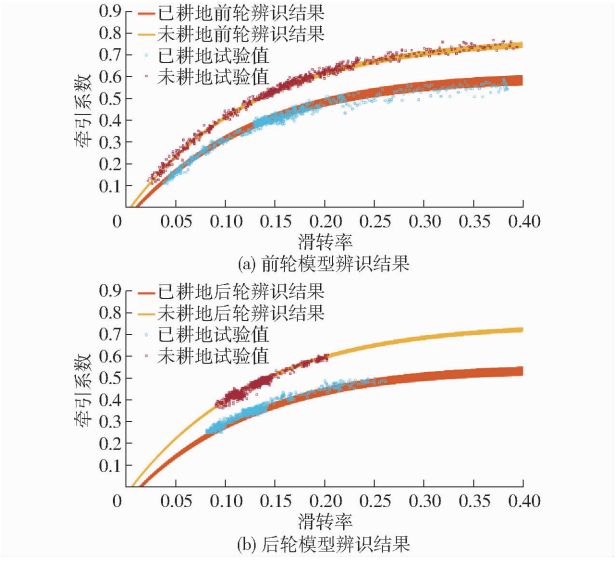

图 13 轮土模型辨识结果

Fig. 13 Results of tire – soil model identification

前轮试验数据分别有 48.01% 和 64.55% 落入辨识模型区域，而后轮试验数据的比例则分别为 46.46% 和 47.28%。进一步分析表明，在已辨识模型边界的相同滑转率条件下，牵引系数误差为 ±0.015 的邻域内，前轮试验数据分布于该区域比例分别达到了 84.45% 和 88.16%，后轮比例则分别为 86.72% 和 85.38%。这些结果表明，所辨识的模型能够较为准确地描述不同地况条件下的轮胎–土壤交互特性。同时，可以明显看到，在未耕地作业辨识得到的 B_n 要明显高于已耕地，并且对比两图也可看出，在相同滑转的条件下未耕地牵引系数要明显高于已耕地，这是由于已耕地的土壤较为松软，随着滑转率增加，轮胎更容易在土壤中空转而不是提供有效的牵引力。这一结果与已有的研究结论[20]相符合，进一步表明了模型辨识的准确性。

5 结论

（1）基于 DHET 提出了一种基于多重滤波联合观测架构的轮胎–土壤模型在线辨识方法，能够在不同土壤条件下实现轮土相互作用模型的实时辨识。通过 KF 和 CKF 组合估算轮胎的纵、垂向力，为辨识环节提供高精度的观测反馈。基于 UPF 构建轮土相互作用模型在线辨识器，捕获动态作业环境中土壤牵引特性的非线性变化。

（2）HIL 结果表明，前、后轮纵向力估计结果的均方根估计误差分别为 38.92、61.94 N；前、后轮垂向力估计结果的均方根估计误差分别为 94.78、130.38 N；辨识结果的归一化均方根误差分别为 1.13、0.52。且能够较快收敛至目标值附近，满足在线工作的需求。

（3）实车试验结果表明，在两种试验条件下（未耕地、已耕地），在辨识模型边界牵引系数误差为 ±0.015 的邻域内，前轮试验数据分布占比可达 84.45% 和 88.16%，后轮分别为 86.72% 和 85.38%，且收敛时间均不超过 1.5 s。试验结果进一步验证了该方法可行性和准确性。所提方法可为实时获取拖拉机作业机组轮胎–土壤相互作用特性提供参考。

参 考 文 献

[1] 谢斌，武仲斌，毛恩荣. 农业拖拉机关键技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报，2018，49(8)：1 – 17.
XIE Bin, WU Zhongbin, MAO Enrong. Development and prospect of key technologies on agricultural tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 1 – 17. (in Chinese)

[2] 赵静慧，刘孟楠，徐立友，等. 四轮驱动拖拉机牵引性能预测模型建立与试验[J]. 农业机械学报，2023，54(9)：439 – 447.
ZHAO Jinghui, LIU Mengnan, XU Liyou, et al. Prediction model and experiment on tractive performance of four-wheel drive tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 439 – 447. (in Chinese)

[3] PENTOŚ K, PIECZARKA K. Applying an artificial neural network approach to the analysis of tractive properties in changing soil

conditions[J]. Soil and Tillage Research, 2017, 165: 113 - 120.
[4] WEN C, WANG H, LUO C, et al. Development and testing of a ground recognition system for tractor field operations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108190.
[5] REINA G, MILELLA A, GALATI R. Terrain assessment for precision agriculture using vehicle dynamic modelling[J]. Biosystems Engineering, 2017, 162: 124 - 139.
[6] 孙晨阳,周俊,赖国梁. 基于 ASTUKF 的分布式农业车辆路面参数辨识方法[J]. 农业机械学报,2024,55(2):401 - 414.
SUN Chenyang, ZHOU Jun, LAI Guoliang. Road parameters identification method for distributed agricultural vehicle based on ASTUKF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(2):401 - 414. (in Chinese)
[7] 李智, 吴树岸,鲁植雄,等. 基于附着系数实时监测的软土地面类型自动识别的研究[J]. 江西农业大学学报, 2018, 40(5): 1110 - 1116.
LI Zhi, WU Shu'an, LU Zhixiong, et al. A study on automatic identification of soft terra types based on real time monitoring of adhesion coefficients[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis(Natural Sciences Edition),2018,40(5):1110 - 1116. (in Chinese)
[8] IAGNEMMA K, KANG S, SHIBLY H, et al. Online terrain parameter estimation for wheeled mobile robots with application to planetary rovers[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2004, 20(5): 921 - 927.
[9] KIM J, LEE J. Predicting maximum traction to improve maneuverability for autonomous mobile robots on rough terrain[J]. Journal of Automation and Control Engineering, 2013, 1(1): 1 - 6.
[10] WANG S, WU X, ZHAO X, et al. Co-optimization energy management strategy for a novel dual-motor drive system of electric tractor considering efficiency and stability[J]. Energy, 2023, 281: 128074.
[11] LI J, WU X, ZHANG X, et al. Design of distributed hybrid electric tractor based on axiomatic design and extenics[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 54: 101765.
[12] 李金凤,张学敏,宋正河,等. 基于 TRIZ 理论的分布式混合动力拖拉机动力系统设计与验证[J]. 吉林大学学报(工学版),2025,55(1):366 - 381.
LI Jinfeng, ZHANG Xuemin, SONG Zhenghe, et al. Design and experiment of distributed hybrid electric tractor powertrain system based on TRIZ theory[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition),2025,55(1):366 - 381. (in Chinese)
[13] WATANABE M, SAKAI K. Impact dynamics model for a nonlinear bouncing tractor during inclined passage[J]. Biosystems Engineering, 2019, 182: 84 - 94.
[14] MASON G L, WILLIAMS J M, VAHEDIFARD F, et al. A unified equation for predicting traction for wheels on sand over a range of braked, towed, and powered operations[J]. Journal of Terramechanics, 2018, 79: 33 - 40.
[15] ZHANG S, WEN C, REN W, et al. A joint control method considering travel speed and slip for reducing energy consumption of rear wheel independent drive electric tractor in ploughing[J]. Energy, 2023, 263: 126008.
[16] WONG J Y, ASNANI V M. Study of the correlation between the performances of lunar vehicle wheels predicted by the Nepean wheeled vehicle performance model and test data[J]. Journal of Automobile Engineering, 2008, 222(11): 1939 - 1954.
[17] NISHIYAMA K, NAKASHIMA H, YOSHIDA T, et al. FE - DEM with interchangeable modeling for off-road tire traction analysis[J]. Journal of Terramechanics, 2018, 78: 15 - 25.
[18] SHAFAEI S M, LOGHAVI M, KAMGAR S. Profound insight into tractor energy dissipation through inevitable interaction inside wheel-soil interface for the period of plowing works[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 211: 104998.
[19] ASAF Z, SHMULEVICH I, RUBINSTEIN D. Predicting soil-rigid wheel performance using distinct element methods[J]. Transactions of the ASABE, 2006, 49: 607 - 616.
[20] Agricultural Machinery Management Data[S]. ASAE D497.7 MAR2011 (R2015), ASABE, St. Joseph, MI, USA, 2015.
[21] 张紫薇. 智能汽车轮胎关键状态估计[D]. 长春:吉林大学, 2023.
ZHANG Ziwei. Tire critical states estimation of intelligent vehicle[D]. Changchun:Jilin University, 2023. (in Chinese)
[22] HASHEMI E, PIRANI M, KHAJEPOUR A, et al. Corner-based estimation of tire forces and vehicle velocities robust to road conditions[J]. Control Engineering Practice, 2017, 61: 28 - 40.
[23] GAO L, WU Q, HE Y. Road slope estimation for heavy-duty vehicles under the influence of multiple source factors in real complex road environments[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 208: 110973.
[24] CHU W, LUO Y, DAI Y, et al. In-wheel motor electric vehicle state estimation by using unscented particle filter[J]. International Journal of Vehicle Design, 2015, 67(2): 115.
[25] CONG X, ZHANG C, JIANG J, et al. A hybrid method for the prediction of the remaining useful life of lithium-ion batteries with accelerated capacity degradation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 12775 - 12785.
[26] 朱镇,曾令新,林勇刚, 等. 融合工况预测的混合动力拖拉机自适应能量管理策略[J]. 西安交通大学学报,2023, 57(12):201 - 210.
ZHU Zhen, ZENG Lingxin, LIN Yonggang, et al. Adaptive energy management strategy for hybrid tractors based on condition prediction[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2023,57(12):201 - 210. (in Chinese)
[27] OSINENKO P V, GEISSLER M, HERLITZIUS T. A method of optimal traction control for farm tractors with feedback of drive torque[J]. Biosystems Engineering, 2015, 129: 20 - 33.
[28] 武仲斌,刘宇,张君,等. 电动拖拉机动力电池压载构型设计与参数优化[J]. 农业机械学报,2021,52(10):425 - 433.
WU Zhongbin, LIU Yu, ZHANG Jun, et al. Configuration design and parameter optimization of power battery ballast for electric tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(10):425 - 433. (in Chinese)
[29] KOBELSKI A, OSINENKO P, STREIF S. Experimental verification of an online traction parameter identification method[J]. Control Engineering Practice, 2021, 113: 0967 - 0661.