

基于ASTUKF的分布式农业车辆路面参数辨识方法

孙晨阳 周俊 赖国梁

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 针对分布式驱动农业车辆在路面参数辨识过程中,因路面环境变化出现的状态模型误差和时变噪声,导致辨识结果发散的问题,提出了基于自适应强跟踪无迹卡尔曼滤波(Adaptive strong tracking unscented Kalman filter, ASTUKF)的辨识方法。与传统内燃机农业车辆相比,分布式驱动可以直接获取驱动轮的状态信息,结合含有峰值附着系数和极限滑转率的 $\mu-s$ 曲线模型,建立了无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)辨识算法的状态方程和量测方程。同时,将强跟踪滤波(Strong tracking filter, STF)和自适应滤波(Adaptive filter, AF)引入辨识算法,用以提高对多变环境的识别精度和鲁棒性,并采用奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)解决了迭代过程中出现的非正定矩阵的问题。仿真试验结果表明,在突变噪声环境工况下,ASTUKF辨识结果可以快速收敛至目标值附近,且不受突变噪声的影响,各驱动轮峰值附着系数估计结果的平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)分别为0.014 4、0.026 7、0.014 4、0.026 7,极限滑转率估计结果的MAE分别为0.002 5、0.002 8、0.002 5、0.002 8。实车试验表明,在已耕地和未耕地的试验路面上,ASTUKF辨识结果的均值95%置信区间能够匹配测量值,整车的附着系数辨识结果为0.406 1(未耕地)、0.399 1(已耕地),极限滑转率辨识结果为0.148 4(未耕地)、0.360 0(已耕地),可为分布式电动农业车辆作业参数感知提供理论参考。

关键词: 农业车辆; 分布式驱动; 路面参数辨识; 自适应强跟踪无迹卡尔曼滤波

中图分类号: S219.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)02-0401-14

OSID:



Road Parameters Identification Method for Distributed Agricultural Vehicle Based on ASTUKF

SUN Chenyang ZHOU Jun LAI Guoliang

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: A method utilizing the adaptive strong tracking unscented Kalman filter (ASTUKF) was proposed to address the issue of divergent identification results caused by state model errors and time-varying noise resulting from changes in road environments during the terrain parameters identification of distributed drive agricultural vehicles. Compared with the traditional internal combustion engine agricultural vehicles, distributed drive agricultural vehicles can directly obtain state information of the driving wheel. And combining the $\mu-s$ model which contained adhesion coefficient and limit slip ratio, a state function and a measurement function of unscented Kalman filter (UKF) identification algorithm were established. At the same time, strong tracking filter (STF) and adaptive filter (AF) were introduced into the identification algorithm to improve identification accuracy and robustness against the changing environment, and singular value decomposition (SVD) was used to solve the problem of non-positive definite matrix in iterative process. The simulation test showed that under the condition of abrupt noise environment, the identification result of ASTUKF can quickly converge to target value, which was not affected by abrupt noise. Mean absolute errors (MAE) of the adhesion coefficient estimation results of each driving wheel were 0.014 4, 0.026 7, 0.014 4 and 0.026 7, respectively, and MAE of the limit slip ratio estimation results were 0.002 5, 0.002 8, 0.002 5 and 0.002 8, respectively. The real vehicle

收稿日期: 2023-07-22 修回日期: 2023-09-24

基金项目: 江苏省现代农机装备与技术示范与推广项目(NJ2019-29)和国家重点研发计划项目(2016YFD0701003)

作者简介: 孙晨阳(1993—),男,博士生,主要从事电动拖拉机驱动控制研究,E-mail: sunchenyangcn@njau.edu.cn

通信作者: 周俊(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农业装备研究,E-mail: zhoujun@njau.edu.cn

test showed that the 95% confidence interval of average identification result of ASTUKF can match the measured value on test road of cultivated and uncultivated road. The identification results of adhesion coefficient of the whole vehicle were 0.406 1 (uncultivated road) and 0.399 1 (cultivated road), and the identification results of limit slip ratio were 0.148 4 (uncultivated road) and 0.360 0 (cultivated road), which can provide a theoretical reference for the operation parameter perception of distributed electric agricultural vehicles.

Key words: agricultural vehicle; distributed drive; road parameters identification; adaptive strong tracking unscented Kalman filter

0 引言

农业车辆的驱动力、牵引力和制动力等,受土壤环境、作业类型等参数的影响,驱动轮在不同路面上行驶能够获得的最大牵引力有所不同,因此需要对路面参数进行辨识,为农业车辆驱动控制、横向控制等提供决策依据。传统内燃机农业车辆无法直接测量驱动轮的状态参数,需要加装额外的传感器进行间接测量,这将会影响最终的辨识精度。近年来,随着轮毂/轮边电机和线控转向等技术的日渐成熟^[1],分布式驱动构型已成为电驱动技术领域研究热点^[2]。分布式农业车辆的驱动力矩和车轮转速都可以精准地独立控制和观测,较高的控制自由度和灵活的组合形式为农业车辆作业参数观测提供了多种信息来源,可开发新的路面参数估计方法^[3]。

路面参数通常包括峰值附着系数和极限滑转率(峰值路面系数对应的滑转率)。其中,路面参数辨识方法分为两大类:Effect-based与Cause-based^[4-5]。Effect-based方法是针对路面与轮胎之间的局部应变(应力)^[6]、噪声^[7]或 $\mu-s$ 曲线^[8]来进行路面附着系数的辨识。Cause-based估算是使用光学传感器^[9-10]、超声波传感器^[11]等来测量路面表面粗糙度或者路面润滑程度,并结合以往经验预测当前路面附着系数^[12]。通过拟合 $\mu-s$ 曲线斜率来估计路面附着系数目前已得到深入研究,杨福广等^[13]采用扩张状态观测器对多种路面进行了附着系数辨识,赵立军等^[14]基于扩张状态观测器结合最小二乘法在四轮独立车辆上进行了路面附着系数的实时估计,但并未进行实车试验。平先尧等^[15]将强跟踪算法(Strong tracking, ST)引入无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF),解决了因状态方程误差和噪声统计造成的滤波发散问题,但并未提及极限滑转率估计。农业车辆驱动轮滑转率会极大地影响作业机组的作业效率和耕地质量^[16-17],若滑转率超过0.2,将严重破坏土体结构、加剧轮胎磨损、破坏作物生长的土壤环境^[18]。张硕等^[19]使用滑模变结构控制算法,将驱动轮滑转率维

持在最优值0.2,但并未验证该最优值与试验路面之间的对应关系。以上估计过程物理意义清晰、计算过程简单,但在获得轮速、转矩等信息的过程中,不可避免地会引入时变噪声和离群值,这将会严重影响最终的滤波结果。虽然关于路面参数辨识的研究已经取得了很大成果,但各种识别算法均存在一定的局限性。如在Cause-based方法中采用各种传感器,对工作环境有着十分严苛的要求^[20],难以适应农业车辆复杂多变的作业环境,很难实现大规模应用。极限滑转率的辨识与附着系数同为农业车辆动力学控制领域的研究重点,尽管分布式驱动在多种状态辨识方面具有诸多优势,但目前却鲜有针对农业车辆路面参数的辨识算法研究。此外,当系统的结构参数因环境的变化发生改变后,传统的UKF因状态模型的误差将无法准确跟踪环境的变化,同时系统的量测输入因时变噪声和离群值,也会降低估计器的辨识精度。

针对上述存在的问题,本文依托自制的分布式驱动农业车辆平台,提出使用带有峰值附着系数和极限滑转率的简化模型作为量测方程,构造自适应强跟踪无迹卡尔曼滤波器(Adaptive strong tracking unscented Kalman filter, ASTUKF),同时对协方差矩阵进行奇异值分解,避免滤波过程中出现非正定矩阵,提高辨识算法的精度以及对田间土壤路面的适应程度,以期对分布式农业车辆驱动控制提供理论基础。

1 材料与方法

1.1 试验平台

分布式电动农业车辆试验平台主要参数如表1所示。该车辆有4个驱动轮,每个驱动轮均由伺服电机驱动,伺服电机输出转矩即为驱动轮输入转矩,因此车轮纵向驱动力可以视为一个已知参数。惯性测量单元(XSENS, MTi-300 AHRS,最大采样频率400 Hz)水平固接于车身上,可以实时测量车辆的纵向加速度。如图1所示,测试系统由传感器、执行器、控制器和上位机组成。驱动电机为松下A52系列MFME454G1G型伺服电机,由可编程逻辑控制器

控制。加速度通过惯性测量单元采集获得,车辆行驶速度由 GPS 获得(上海华测导航技术股份有限公司,RTK 精度 $\pm (8 + 1 \times 10^{-6} \varepsilon) \text{ mm}$;静态精度 $\pm (2.5 + 0.5 \times 10^{-6} \varepsilon) \text{ mm}$; ε 为流动站至基准站距离,km)。采用 Matlab/Simulink (R2019a) 建立上位机,通过 RS-485/RS-232 协议获取车辆相关的状态参数,采样频率为 10 Hz。试验场地位于江苏省农业机械试验鉴定站。

表 1 试验平台主要参数

Tab.1 Main parameters of experimental platform

参数	数值/型号
功率/kW	18
车辆尺寸(长×宽×高)/(m×m×m)	3.2×2.0×2.7
轴距/m	2.2
车辆质量/kg	1 200
轮胎型号	8.3-24
质心坐标/(m,m,m)	(1.12,0,1.763)

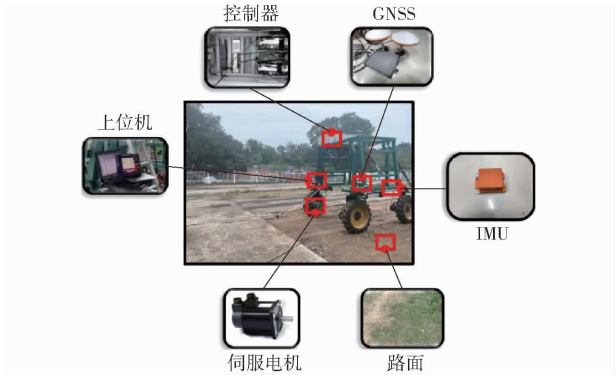


图 1 试验平台及场地

Fig. 1 Test platform and area

1.2 农业车辆理论模型

为了简化农业车辆的动力学与运动学方程,将拖拉机质心作为机体坐标系原点。且拖拉机行驶方向为 X 轴正方向,通过原点且垂直于拖拉机水平面的方向为 Z 轴正方向,其余坐标轴的方向、力矩以及角度的方向均参考右手法则。建立的车辆模型如图 2 所示。

纵向力平衡方程为

$$m(\dot{v}_x - \gamma v_y) = F_{xrl} + F_{xrr} + (F_{xfl} + F_{xfr}) \cos \delta - (F_{yfl} + F_{yfr}) \sin \delta - F_{res}$$

(1)

式中 m ——车辆质量,kg
 F_x ——轮胎纵向力,N
 F_y ——轮胎侧向力,N
 F_{res} ——车辆纵向行驶阻力,N
 δ ——转向轮转向角,rad
 γ ——车辆横摆角速度,rad/s
 v_x ——车辆纵向速度,m/s

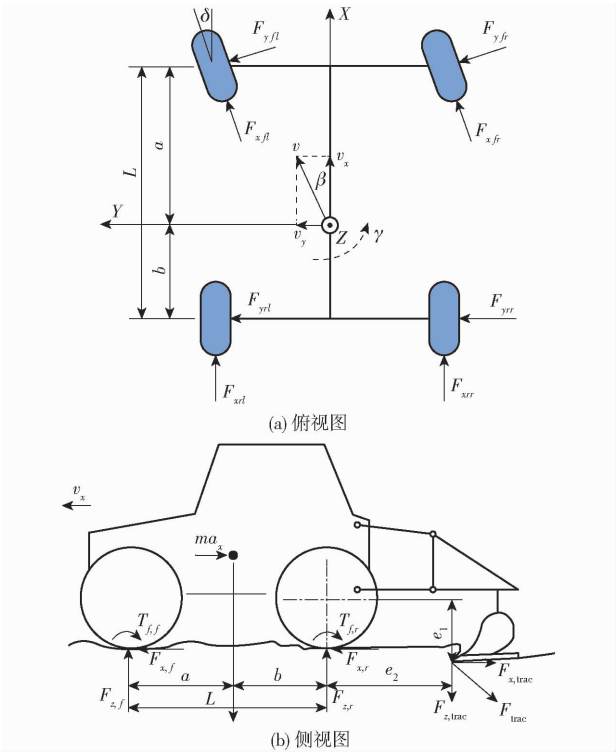


图 2 分布式电动农业车辆模型

Fig. 2 Distributed electric agricultural tractor model

v_y ——车辆侧向速度,m/s

下角标 rl, rr, fl, fr 分别表示左后轮、右后轮、左前轮、右前轮。

侧向力平衡方程为

$$m(\dot{v}_y + \gamma v_x) = F_{yrl} + F_{yrr} + (F_{yfl} + F_{yfr}) \cos \delta + (F_{xfl} + F_{xfr}) \sin \delta$$

(2)

绕 Z 轴平衡方程为

$$I_z \dot{\gamma} = b \begin{bmatrix} \cos \delta \\ \cos \delta \\ \sin \delta \\ \sin \delta \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F_{yfl} \\ F_{yfr} \\ F_{xfl} \\ F_{xfr} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} a \\ a \\ \frac{D}{2} \\ -\frac{D}{2} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F_{yrl} \\ F_{yrr} \\ F_{xrl} \\ F_{xrr} \end{bmatrix} + \frac{D}{2} \begin{bmatrix} \cos \delta \\ -\cos \delta \\ -\sin \delta \\ \sin \delta \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F_{xfl} \\ F_{xfr} \\ F_{yfl} \\ F_{yfr} \end{bmatrix}$$

(3)

式中 D ——车辆轮距,m
 a ——前轴至重心纵向距离,m
 b ——后轴至重心纵向距离,m
 I_z ——车辆绕 Z 轴转动惯量,kg·m²

农业车辆在田间作业时,挂接载具所带来的牵引阻力会使车辆 4 个车轮的垂直载荷发生转移。因此,分布式电动农业车辆的 4 个驱动轮轴荷为

$$\begin{cases} F_{zfl} = \frac{b}{L} \left(\frac{1}{2}mg - \frac{h_g}{D}ma_y \right) - \frac{ma_x h_g}{2L} + \frac{\Delta F_f}{2} \\ F_{zfr} = \frac{b}{L} \left(\frac{1}{2}mg + \frac{h_g}{D}ma_y \right) - \frac{ma_x h_g}{2L} + \frac{\Delta F_f}{2} \\ F_{zrl} = \frac{a}{L} \left(\frac{1}{2}mg - \frac{h_g}{D}ma_y \right) + \frac{ma_x h_g}{2L} + \frac{\Delta F_r}{2} \\ F_{zrr} = \frac{a}{L} \left(\frac{1}{2}mg + \frac{h_g}{D}ma_y \right) + \frac{ma_x h_g}{2L} + \frac{\Delta F_r}{2} \end{cases} \quad (4)$$

式中 g ——重力加速度, m/s^2
 F_z ——轮胎垂直载荷, N
 h_g ——质心高度, m
 a_y ——车辆侧向加速度, m/s^2
 a_x ——车辆纵向加速度, m/s^2
 L ——车辆轴距, m
 ΔF_f ——车辆牵引阻力造成的前轮轴荷转移量, N
 ΔF_r ——车辆牵引阻力造成的后轮轴荷转移量, N

根据《农业机械设计手册》^[21], 农业车辆配套农
机具造成的动态载荷为

$$\begin{cases} \Delta F_f = \frac{F_{x, \text{trac}} e_1 - F_{z, \text{trac}} e_2}{L} \\ \Delta F_r = \frac{F_{z, \text{trac}} (L + e_2) - F_{x, \text{trac}} e_1}{L} \end{cases} \quad (5)$$

式中 $F_{x, \text{trac}}$ ——牵引阻力纵向分量, N
 $F_{z, \text{trac}}$ ——牵引阻力垂向分量, N
 e_1 ——驱动轮中心至 $F_{x, \text{trac}}$ 距离, m
 e_2 ——驱动轮中心至 $F_{z, \text{trac}}$ 距离, m

各驱动轮的旋转运动方程为

$$I_w \dot{\omega} = T_p - T_B - RF_x \quad (6)$$

式中 ω ——驱动轮角速度, rad/s
 R ——驱动轮滚动半径, m
 T_p ——驱动轮驱动扭矩, $\text{N} \cdot \text{m}$
 T_B ——驱动轮制动扭矩, $\text{N} \cdot \text{m}$
 I_w ——驱动轮转动惯量, $\text{kg} \cdot \text{m}^2$

1.3 轮胎模型

农业车辆的动力性能不止受到驱动力的制约, 还受到轮胎与地面附着条件的限制。影响车辆驱动装置和土壤间附着性能的重要因素为: 驱动装置的构造形式和接地面积; 土壤类型、土壤水分和地表状态; 车辆附着重量, 即作用在驱动装置上的垂直载荷^[22]。路面对轮胎的切向反作用力的关系通常可以用 Magic Formula^[13, 23]、Dugoff^[24-25] 轮胎力模型来表示, 由于 Magic Formula 采用一套形式相同的公式就可以表示车辆的各种状态参数, 因此获得了广泛应用。用 Magic Formula 表述轮胎的纵向力为

$$F_{x0} = D_x F_z \sin(C_x \arctan(B_x s - E_x (B_x s - \arctan(B_x s)))) \quad (7)$$

其中 $D_x = \mu_{x,p} F_z$
 $B_x C_x D_x = (a_1 F_z^2 + a_2 F_z) e^{-a_3 F_z}$
 $E_x = a_4 F_z^2 + a_5 F_z + a_6$
式中 F_{x0} ——轮胎纵向力, kN
 s ——驱动轮滑转率
 a_i ——拟合参数, $i = 1 \sim 6$
 $\mu_{x,p}$ ——峰值纵向附着系数
 C_x ——纵向力曲线形状因子, 取 1.65
轮胎侧向力可表述为
 $F_{y0} = D_y \sin(C_y \arctan(B_y \alpha - E_y (B_y \alpha - \arctan(B_y \alpha)))) \quad (8)$

其中 $D_y = \mu_{y,p} F_z$
 $B_y C_y D_y = b_1 \sin(b_2 \arctan(b_3 F_z))$
 $E_y = b_4 F_z^2 + b_5 F_z + b_6$
式中 F_{y0} ——轮胎侧向力, kN
 α ——轮胎侧偏角, rad
 $\mu_{y,p}$ ——峰值侧向附着系数
 b_i ——拟合参数, $i = 1 \sim 6$
 C_y ——侧向力曲线形状因子, 取 1.3

通常来说, 车轮在驱动转矩的作用下发生运动, 作用于车轴上的水平推力推动车轮向前运动。在本研究中, 驱动轮转动的角速度为 ω , 驱动轮轴的实际移动速度为 v , 各驱动轮滑转率为 s , 则有

$$s = \frac{R\omega - v}{R\omega} \quad (9)$$

尽管 Magic Formula 对轮胎力学特性描述较好, 但其数学形式比较复杂且未包含有临界滑转率的信息, 因此其多用于在计算机上进行仿真模拟轮胎的地面力学特性^[26]。查阅相关文献可以得到一种相对精确且包含临界滑转率的轮胎简化模型公式, 该公式可以较准确地模拟 $\mu - s$ 曲线在线性区间内的关系, 其形式为

$$\mu = \frac{2\mu_p s_p s}{s_p^2 + s^2} \quad (10)$$

式中 μ ——附着率
 μ_p ——峰值附着系数
 s_p ——极限滑转率

不同附着条件下的 $\mu - s$ 曲线如图 3 所示。

1.4 路面参数辨识

1.4.1 纵向车速估计

在获取农业车辆的纵向车速时, 可采用卡尔曼滤波减少测量时的噪声, 因此卡尔曼滤波的状态方程为

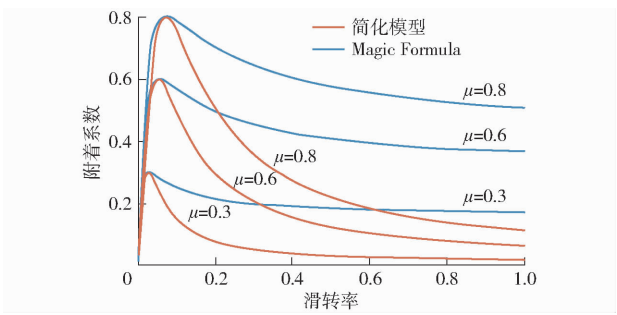


图 3 简化模型与 Magic Formula 对比

Fig. 3 Comparison between simplified model and Magic Formula

$$\begin{cases} v_{x,k} = v_{x,k-1} + a_{x,k-1}T + q \\ y_k = v_{x,k} + r \end{cases} \quad (11)$$

式中 $v_{x,k}$ —— k 时刻纵向车速估计值, m/s
 $a_{x,k-1}$ —— $k-1$ 时刻加速度传感器测量值, m/s²
 y_k —— k 时刻 GNSS 测量值, m/s
 T ——加速度传感器采样周期, s
 q ——状态噪声, 取加速度传感器的精度
 r ——量测噪声, 取 GNSS 设备的精度

因此, 卡尔曼滤波的预测过程为

$$\hat{v}_k^- = \hat{v}_{k-1} + Ta_{k-1} \quad (12)$$

$$P_k^- = P_{k-1} + q \quad (13)$$

式中 $\hat{v}_k^-$ —— k 时刻纵向车速先验估计值, m/s
 $\hat{v}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻纵向速度估计值, m/s
 P_k^- —— k 时刻先验协方差
 P_{k-1} —— $k-1$ 时刻协方差

卡尔曼滤波的校正过程为

$$K_k = \frac{P_k^-}{P_k^- + r} \quad (14)$$

$$P_k = (1 - K_k) P_k^- \quad (15)$$

$$\hat{v}_k = \hat{v}_k^- + K_k(y_k - \hat{v}_k^-) \quad (16)$$

式中 K_k —— k 时刻的卡尔曼增益

1.4.2 基于 ASTUKF 的路面参数估计

卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 是状态观测领域内最为有效的数学工具之一^[27], 但其只能应用于线性观测问题。为了求解非线性的观测问题, 基于经典 KF 建立了扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman filter, EKF) 和 UKF。其中, UKF 无需对非线性函数做线性化处理, 避免了 EKF 需要计算状态方程和量测方程的雅可比矩阵。此外, 在处理二阶以上的非线性系统时, EKF 的滤波精度下降, 甚至算法发散。UKF 对非线性函数的概率密度函数做近似处理, 结合贝叶斯滤波的思想, 用一系列采样点来近似状态方程和量测方程的后验概率密度。

实际路面的附着参数可认为是一条随时间变

化的未知曲线, 在单个采样周期内路面附着参数可认为基本不变^[28], 因此可得

$$\begin{cases} \mu_{p,k} = \mu_{p,k-1} + q_{1,k-1} \\ s_{p,k} = s_{p,k-1} + q_{2,k-1} \end{cases} \quad (17)$$

式中 $\mu_{p,k}$ —— k 时刻纵向车速先验估计值, m/s
 $s_{p,k}$ —— k 时刻纵向车速估计值, m/s
 $q_{i,k-1}$ —— $k-1$ 时刻状态噪声, $i=1, 2$

整理可得系统的状态方程为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{q}_{k-1} \quad (18)$$

其中

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} \mu_{p,k} \\ s_{p,k} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mathbf{q}_{k-1} = \begin{bmatrix} q_{1,k-1} \\ q_{2,k-1} \end{bmatrix} \quad (19)$$

根据式 (10) 可得系统的量测方程为

$$z_k = h(\mathbf{X}_k, u_k) + r_{k-1} \quad (20)$$

式中 u_k —— k 时刻驱动轮滑转率测量值
 z_k —— k 时刻驱动轮附着率测量值
 r_{k-1} —— $k-1$ 时刻量测噪声

根据状态方程 (18) 和量测方程 (20), UKF 的实现步骤如下:

(1) 初始化系统状态

$$\hat{\mathbf{X}}_0 = E(\mathbf{X}_0) \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)^T] \quad (22)$$

$$\begin{cases} w_1 = \lambda / (\eta + \lambda) \\ w_i = 1 / [2(\eta + \lambda)] \end{cases} \quad (i=2, 3, \dots, 2\eta+1) \quad (23)$$

式中 η ——待估参数数量, 取 2

λ ——调节因子, 取 2

$\mathbf{P}_0$ ——初始协方差矩阵

w_1, w_i ——Sigma 点权重

(2) 预测步

拆分 Sigma 点, 即

$$\begin{cases} \Sigma_{1,k-1} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \\ \Sigma_{i,k-1} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \sqrt{\eta + \lambda} (\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}})_{\eta \times i} \\ \Sigma_{i,k-1} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} - \sqrt{\eta + \lambda} (\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}})_{\eta \times i} \end{cases} \quad (i=2, 3, \dots, 2\eta+1) \quad (24)$$

式中 $\mathbf{P}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻协方差矩阵

$\Sigma_{1,k-1}, \Sigma_{i,k-1}$ ——预测步 Sigma 点对应的预测值

因此, 根据状态方程可得拆分后的 Sigma 点先验估计值为

$$\Sigma_{i,k}^- = \Sigma_{i,k-1} \quad (25)$$

式中 $\Sigma_{i,k}^-$ —— k 时刻预测步 Sigma 点对应的先验估计值

求解预测步先验估计 $\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^-$ 和先验协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_k^-$, 计算式为

$$\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- = \sum_{i=1}^{2\eta+1} w_i \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^- \tag{26}$$

$$\boldsymbol{P}_k^- = \sum_{i=1}^{2\eta+1} w_i (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^-) (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^-)^T + \boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{27}$$

(3) 更新步

拆分 Sigma 点, 即

$$\begin{cases} \boldsymbol{\sigma}_{1,k} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- \\ \boldsymbol{\sigma}_{i,k} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- + \sqrt{\eta + \lambda} \boldsymbol{U}_k^- (\sqrt{\boldsymbol{P}_k^-})_{\eta \times i} \\ \boldsymbol{\sigma}_{i,k} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \sqrt{\eta + \lambda} \boldsymbol{U}_k^- (\sqrt{\boldsymbol{P}_k^-})_{\eta \times i} \end{cases} \tag{28}$$

($i = 2, 3, \dots, 2\eta + 1$)

式中 $\boldsymbol{\sigma}_{1,k}$ 、 $\boldsymbol{\sigma}_{i,k}$ ——更新步 Sigma 点对应的预测值
根据量测方程(20)可得拆分后的预测值为

$$\boldsymbol{\sigma}_{i,k}^- = h(\boldsymbol{\sigma}_{i,k}, \boldsymbol{u}_k) \tag{29}$$

(4) 求解更新步期望和方差

$$\hat{\boldsymbol{z}}_k^- = \sum_{i=1}^{2\eta+1} w_i \boldsymbol{\sigma}_{i,k}^- \tag{30}$$

$$\boldsymbol{P}_{z,k} = \sum_{i=1}^{2\eta+1} w_i (\boldsymbol{\sigma}_{i,k}^- - \hat{\boldsymbol{z}}_k^-) (\boldsymbol{\sigma}_{i,k}^- - \hat{\boldsymbol{z}}_k^-)^T + \boldsymbol{r}_k \tag{31}$$

$$\boldsymbol{P}_{\chi^z,k} = \sum_{i=1}^{2\eta+1} w_i (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^-) (\boldsymbol{\sigma}_{i,k}^- - \hat{\boldsymbol{z}}_k^-)^T \tag{32}$$

(5) 滤波输出

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{\chi^z,k} \boldsymbol{P}_{z,k}^{-1} \tag{33}$$

$$\hat{\boldsymbol{\chi}}_k = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- + \boldsymbol{K}_k (\boldsymbol{z}_k - \hat{\boldsymbol{z}}_k^-) \tag{34}$$

$$\boldsymbol{P}_k = \boldsymbol{P}_k^- - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{P}_{z,k} \boldsymbol{K}_k^T \tag{35}$$

1.4.3 基于奇异值分解的 Sigma 点重构

由于观测误差以及状态模型扰动等会使迭代过程中的协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k-1}$ 和 $\boldsymbol{P}_k^-$ 出现非正定的情况, 从而无法使用 Cholesky 分解法。奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD) 是一种矩阵因式分解方法, 通过计算奇异值个数和奇异向量, 生成一个可以代替原矩阵的近似矩阵, 其突出优点是不需要被分解矩阵是对称正定矩阵^[29]。本研究采用 SVD 分解方法进行 Sigma 点构建。

对预测步中的 $\boldsymbol{P}_{k-1}$ 进行奇异值分解, 为

$$\boldsymbol{U}_{k-1} \boldsymbol{\Lambda}_{k-1} \boldsymbol{V}_{k-1}^T = \boldsymbol{P}_{k-1} \tag{36}$$

式中 $\boldsymbol{U}_{k-1}$ ——左奇异向量

$\boldsymbol{V}_{k-1}^T$ ——右奇异向量

$\boldsymbol{\Lambda}_{k-1}$ ——奇异值矩阵

因此, 式(24)、(28)可改写为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\Sigma}_{1,k-1} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_{k-1} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{i,k-1} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_{k-1} + \sqrt{\eta + \lambda} \boldsymbol{U}_{k-1} (\sqrt{\boldsymbol{\Lambda}_{k-1}})_{\eta \times i} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{i,k-1} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_{k-1} - \sqrt{\eta + \lambda} \boldsymbol{U}_{k-1} (\sqrt{\boldsymbol{\Lambda}_{k-1}})_{\eta \times i} \end{cases} \tag{37}$$

$$\begin{cases} \boldsymbol{\sigma}_{1,k} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- \\ \boldsymbol{\sigma}_{i,k} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- + \sqrt{\eta + \lambda} \boldsymbol{U}_k^- (\sqrt{\boldsymbol{\Lambda}_k^-})_{\eta \times i} \\ \boldsymbol{\sigma}_{i,k} = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \sqrt{\eta + \lambda} \boldsymbol{U}_k^- (\sqrt{\boldsymbol{\Lambda}_k^-})_{\eta \times i} \end{cases} \tag{38}$$

1.4.4 强跟踪滤波理论

由于在 1.4.2 节中对状态方程进行了简化, 这并不符合农业车辆在行驶过程中, 轮壤间的附着关系是时变的特征。因此, 为了克服人为设定的状态方程无法跟踪时变系统的问题, 本文进一步采用强跟踪滤波理论对系统的协方差矩阵进行优化, 即引入渐消因子削弱旧数据对新状态更新预测值的影响, 以加强系统的鲁棒性。更新后的预测步先验协方差矩阵为

$$\boldsymbol{P}_{k,new}^- = \boldsymbol{\Delta}_k \left(\sum_{i=1}^{2n+1} w_i (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^-) (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^-)^T \right) \boldsymbol{\Delta}_k^T + \boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{39}$$

其中 $\boldsymbol{\Delta}_k = \text{diag}(\boldsymbol{\Delta}_k, \boldsymbol{\Delta}_k)$ (40)

$$\boldsymbol{\Delta}_k = \max(1, \text{tr}(\boldsymbol{N}_k) / \text{tr}(\boldsymbol{M}_k)) \tag{41}$$

$$\boldsymbol{M}_k = \boldsymbol{H}_k \boldsymbol{F}_k \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{F}_k^T \boldsymbol{H}_k^T \tag{42}$$

$$\boldsymbol{N}_k = \boldsymbol{V}_k - \boldsymbol{H}_k \boldsymbol{Q}_k \boldsymbol{H}_k^T - \boldsymbol{r}_{k-1} \tag{43}$$

$$\boldsymbol{V}_k = \frac{\sum_{i=1}^{k-1} (\boldsymbol{z}_i - \hat{\boldsymbol{z}}_i^-)^2}{k-1} \tag{44}$$

式中 $\boldsymbol{\Delta}_k$ ——渐消因子

$\boldsymbol{P}_{k,new}^-$ ——更新后的预测步先验协方差矩阵

$\boldsymbol{F}_k$ ——状态方程的雅可比矩阵, 这里可认为 $\boldsymbol{F}_k$ 为单位矩阵

$\boldsymbol{H}_k$ ——量测方程雅可比矩阵, 且 $\boldsymbol{H}_k^T$ 为 $\boldsymbol{P}_k^- \boldsymbol{P}_{\chi^z,k}^{-1}$ ^[15]

1.4.5 自适应滤波理论

在农业车辆实际的作业过程中, 土壤环境是不断变化的, 因此系统的过程噪声和量测噪声的均值和协方差也是时变的, 若 $\boldsymbol{q}_k$ 、 $\boldsymbol{Q}_k$ 和 $\boldsymbol{r}_k$ 始终采用固定值, 那么会影响滤波器最终的性能, 甚至使其发散^[30]。因此, 需要根据作业环境的变化动态对过程噪声和量测噪声进行估计和修正。本文结合 Sage-Husa 的次优无偏极大后验估值算法得到时变的噪声估计器 $\hat{\boldsymbol{q}}_k$ 、 $\hat{\boldsymbol{Q}}_k$ 和 $\hat{\boldsymbol{r}}_k$, 分别为

$$\hat{\boldsymbol{q}}_k = (1 - d_k) \hat{\boldsymbol{q}}_{k-1} + d_k (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k - \hat{\boldsymbol{\chi}}_k^-) \tag{45}$$

$$\hat{\boldsymbol{Q}}_k = (1 - d_k) \hat{\boldsymbol{Q}}_{k-1} +$$

$$d_k \left[\hat{\boldsymbol{\chi}}_k - \sum_{i=1}^{2n+1} w_i (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^-) (\hat{\boldsymbol{\chi}}_k^- - \boldsymbol{\Sigma}_{i,k}^-)^T \right] \tag{46}$$

$$\hat{\boldsymbol{r}}_k = (1 - d_k) \hat{\boldsymbol{r}}_{k-1} + d_k (\boldsymbol{z}_k - \hat{\boldsymbol{z}}_k^-) \tag{47}$$

其中 $d_k = (1 - \kappa) / (1 - \kappa^{k+1})$

式中 κ ——遗忘因子, 通常取 0.95

综上, ASTUKF 的实现过程如图 4 所示。

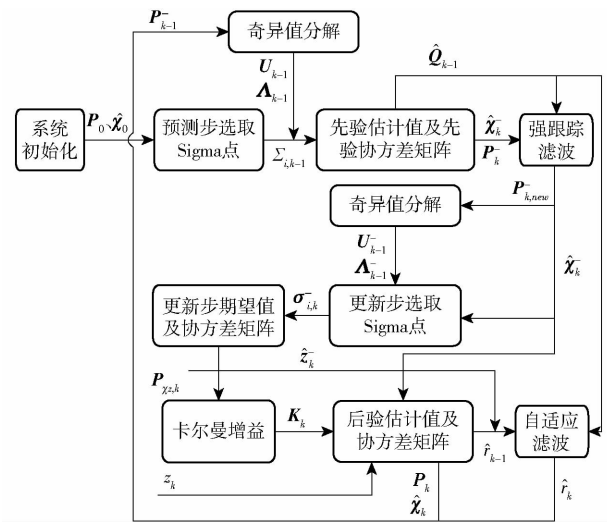


图 4 ASTUKF 辨识方法框图

Fig.4 ASTUKF identification method framework

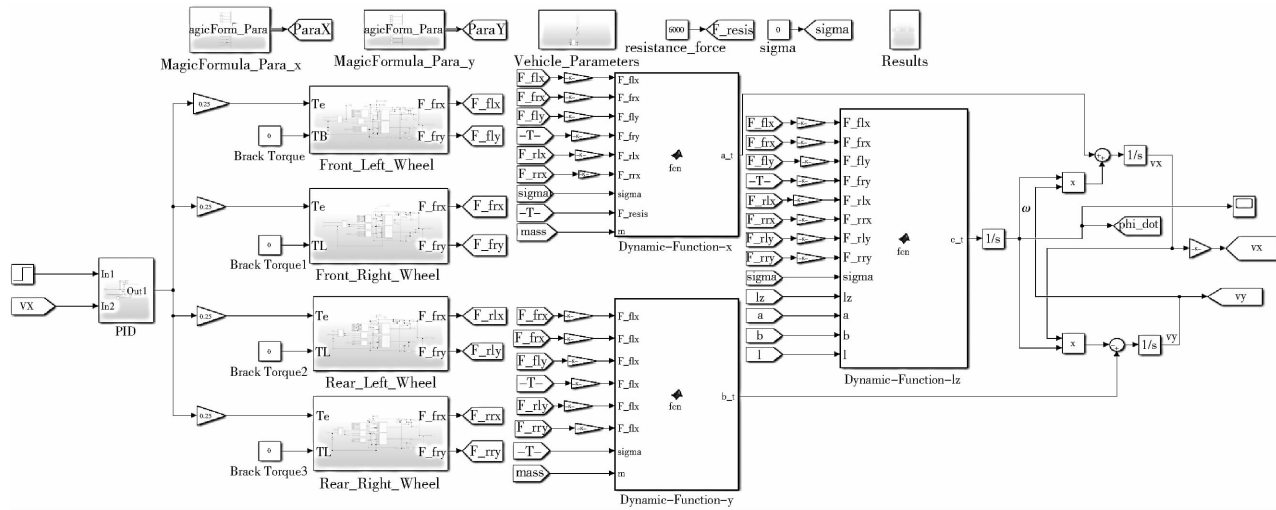


图 5 分布式农业车辆 Simulink 模型

Fig.5 Simulink model of distributed agricultural vehicles

表 2 仿真试验参数

Tab.2 Simulation test parameters

参数	数值
$I_z/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	2 200
$I_w/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	1
e_1/m	0.73
e_2/m	2
μ_p	0.6
s_p	0.06
牵引阻力 F_{trac}/N	6 000
PID 比例系数 K_p	6.85
PID 积分系数 K_i	0.025
PID 微分系数 K_d	20
R/m	0.55
a/m	1.12
b/m	1.08

Band - Limited White Noise 模块对测量值添加噪声,以模拟真实情况中的过程噪声和量测噪声,noise power 设置为 0.01,seed 设置为 23 341。同时以强

2 仿真与试验

2.1 仿真分析

根据式(1)~(8)在 Simulink R2019a 中建立分布式农业车辆仿真模型,如图 5 所示。车辆参数如表 1 所示,其余取值如表 2 所示。在分布式农业车辆直行工况下,根据文献[21,31]取峰值附着系数为 0.6 的路面工况进行仿真,对应的极限滑转率取 0.06。由于本文主要针对直行工况,在仿真模型中将转向角设置为 0 rad。

仿真试验目标车速设置为 4 km/h,辨识算法的初值分别设置为 $P_0 = 9 \times 10^{-4} I, Q_0 = 10^{-7} I, R_0 = 0.005 I$, I 为单位矩阵。考虑到参数抖动以及传感器噪声,为了验证 ASTUKF 的鲁棒性,在 10 s 时采用

跟踪无迹卡尔曼滤波(STUKF)和无迹卡尔曼滤波(UKF)作为对照组,仿真结果如图 6 所示,最终的平均绝对误差(MAE)如表 3 所示。

由图 6 可知,在车速达到目标值后,3 种估计算法均能快速收敛。其中,ASTUKF 的估计效果较好,能够准确收敛至目标值附近,说明使用的 $\mu-s$ 简化模型能够满足辨识的需求。峰值附着系数估计结果的平均绝对误差(MAE)分别为 0.014 4、0.026 7、0.014 4、0.026 7(表 3),极限滑转率估计结果的 MAE 分别为 0.002 5、0.002 8、0.002 5、0.002 8,均小于对照组的估计结果。同时,在 $t = 5 \text{ s}$ 添加噪声后,ASTUKF 的估计精度相较于对照组并未发生太大的改变,说明该算法具有一定的鲁棒性。尽管 ASTUKF 的估计精度大于文献[14]中所述的结果,但考虑其在仿真过程中未建立完整的车辆模型以及未考虑噪声的影响,可以认为该算法能够准确快速地完成参数辨识任务。

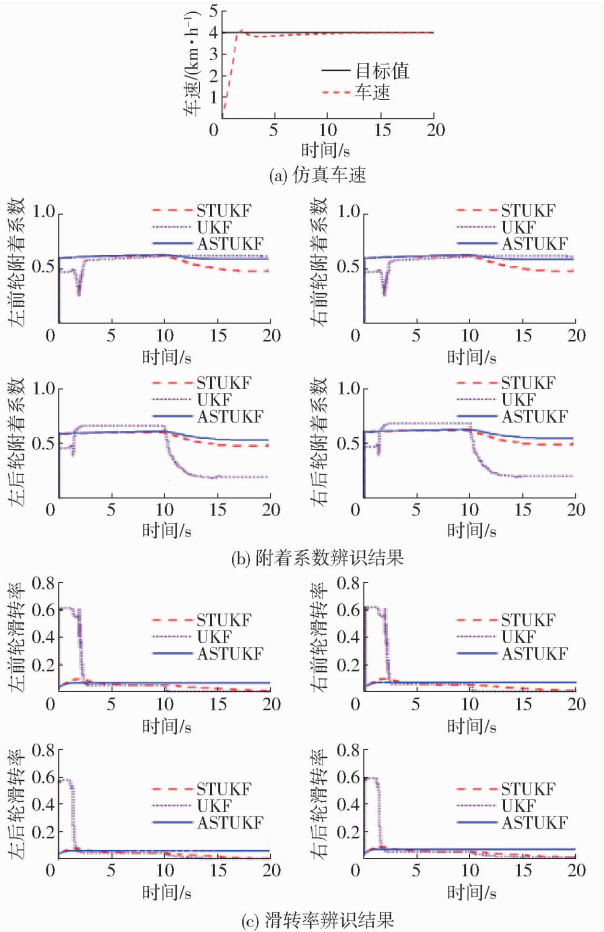


图6 仿真试验结果
Fig.6 Simulation results

表3 仿真试验不同观测器估计的平均绝对误差						
Tab.3 MAE of different observers in simulation test						
车轮	ASTUKF		STUKF		UKF	
	μ_p	s_p	μ_p	s_p	μ_p	s_p
左前	0.014 4	0.002 5	0.049 2	0.026 4	0.032 0	0.090 1
左后	0.026 7	0.002 8	0.046 9	0.028 0	0.228 4	0.074 3
右前	0.014 4	0.002 5	0.049 2	0.026 3	0.032 0	0.090 1
右后	0.026 7	0.002 8	0.046 9	0.028 0	0.228 4	0.074 3

2.2 实车试验

2.2.1 试验场地

在江苏省农业机械试验鉴定站(南京市浦口区, 118.705 09°E, 32.135 04°N)的试验田进行附着系数辨识试验。试验平台如图1所示,其主要参数如表1所示。为了验证该辨识策略的鲁棒性,测试田路面分为未耕地和已耕地,如图7所示。测试路面长30 m,使用含水率测量仪(浙江托普云农科技股份有限公司,型号:TZS-1K-G,精度:相对百分误差小于3%)以五点法每隔5 m测量试验路面的含水率。测量结果如图8所示。

2.2.2 试验准备

2.2.2.1 纵向速度估计验证

为了验证车速估计的效果,基于图1的分布式

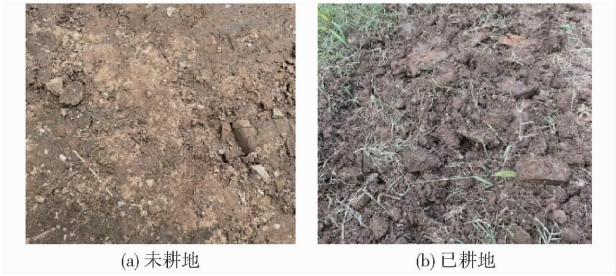


图7 测试路面
Fig.7 Test road

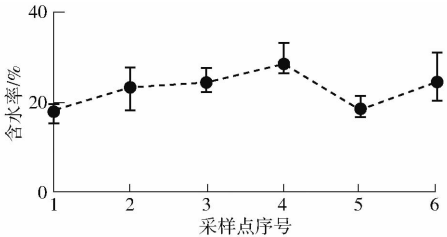


图8 试验土壤含水率
Fig.8 Water content of test road

电动农业车辆平台,调节各驱动轮的输入转矩使车辆变为两驱行驶,并且取两个从动轮转速为实际车速的测量值(测量值1和测量值2)。设计2种行驶路面:良好路面(沥青)和土壤路面(荒地),驱动方式为后轮驱动。记录测试过程中的从动轮转速、GNSS车速以及IMU纵向加速度,并根据1.4.1节中所述的方法计算车速估计值。2种路面的车速估计值和测量值如图9所示,表4为车速估计误差统计结果。

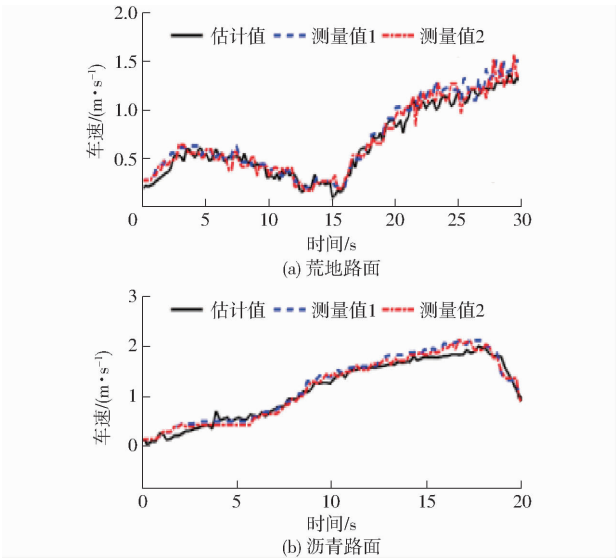


图9 纵向车速估计结果

Fig.9 Estimation results of longitudinal speed

由表4可得,车速的估计值与测量值之间的RMSE和MAE均小于0.11 m/s,基本可以满足滑转率计算的需要。同时由图10可以看出,随着农业车辆前进速度的增加,滑转率离散程度逐渐降低,因此估计误差对测量结果的影响在逐渐减小。故最终的

表 4 车速估计误差统计结果

Tab.4 Statistical results of vehicle speed estimation

参数	m/s			
	荒地路面		沥青路面	
	测量值 1	测量值 2	测量值 1	测量值 2
RMSE	0.070 2	0.088 0	0.109 4	0.097 6
MAE	0.089 6	0.067 7	0.089 2	0.071 5

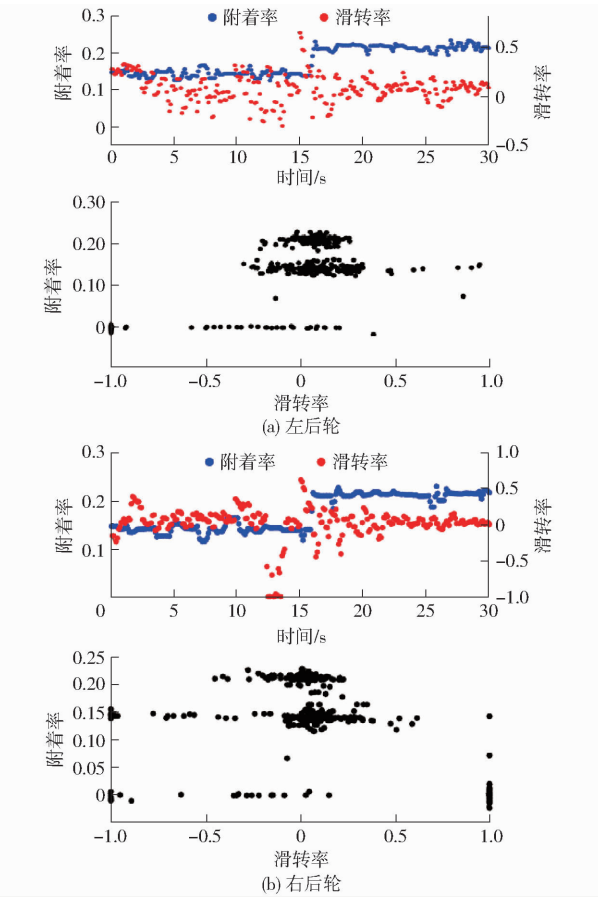


图 10 荒地路面附着率和滑转率

Fig. 10 Adhesion and slip ratio on uncultivated road

试验车速应大于 1 m/s。

2.2.2.2 路面参数测量

(1) 滚动阻力

目前常用的滚动阻力测量方法有测力法、滑行法以及反拖法等。其中,反拖法是通过外力机械(如测功机)等来驱动车轮转动进而测量滚动阻力的方法,该方法可以避免农业车辆在测试过程中需要拆卸的问题。同时,王建强等^[32]指出,在低速情况下反拖法的滚动阻力测量值更接近于实际值。因此,本文使用反拖法来测量农业车辆的滚动阻力系数,试验平台如图 1 所示。使用辅助拖拉机(东风 DF1004 型)在 2 种试验路面上拖行试验平台,待进入匀速行驶后记录拖行过程的拉力传感器数值(蚌埠传感器系统工程有限公司,JLBZ 型柱 S 传感器,量程:15 kN),并根据式(4)和式(48)计算滚动阻力

系数。测量结果如图 11 所示。

$$F_f = fF_z \tag{48}$$

式中 F_f ——滚动阻力,N
 f ——滚动阻力系数

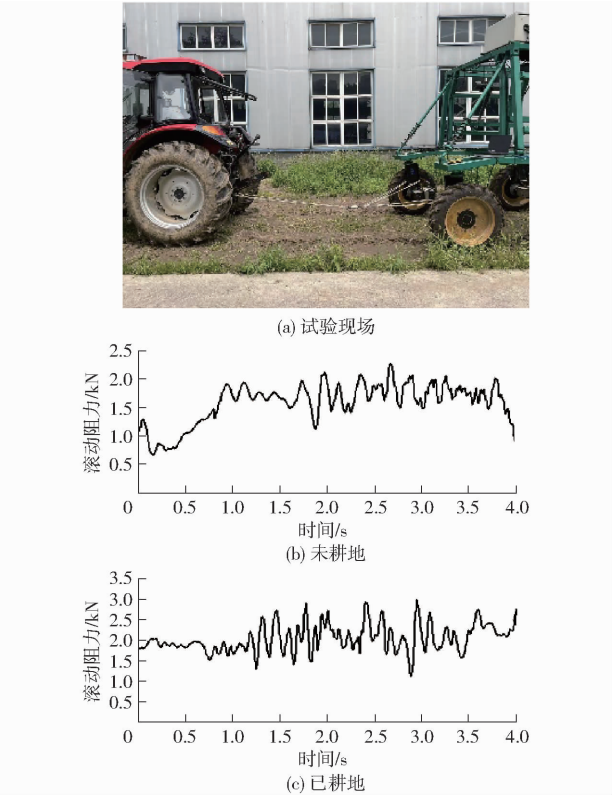


图 11 滚动阻力试验及结果

Fig. 11 Rolling resistance test and results

(2) 路面参数测量

目前常见的附着系数测量方法主要有制动力系数法、实车测量法以及仪器法。结合本研究中农业车辆的结构以及农业车辆主要面向非道路的特点,根据文献[33–34]中所述的测量方法,采用实车测量法来测量试验路面的附着系数和极限滑转率。具体方法为:在试验平台连接好数据采集系统后,将农业车辆转变为单轮驱动并缓慢驾驶至所有车轮进入对应的测试路面上,此时逐渐增加驱动轮输出力矩直至迅速滑转。采集系统记录测量过程中各车轮的轮速和扭矩等输出信号。采集过程和结果如图 12 所示。

2.2.2.3 路面参数指标

由图 11 可得,未耕地的滚动阻力明显小于已耕地,用式(48)计算可得 2 种路面的滚动阻力系数。根据图 12,以驱动轮出现明显滑转时的驱动力作为峰值附着力,及其对应的滑转率作为极限滑转率。将得到的以上结果采用 IBM SPSS Statistics 25 进行贝叶斯统计分析,统计结果如表 5 所示。由表 5 可得,2 种试验路面的附着系数和滚动阻力系数满足表 6^[21]中的沙壤土地和已耕地路面。



(a) 测量现场

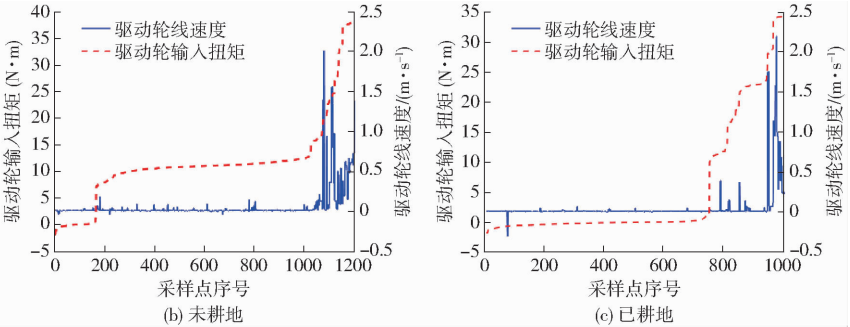


图 12 试验路面参数测量及结果

Fig. 12 Measurement and results of test road parameters

表 5 路面参数测量统计结果

Tab.5 Statistical results of road parameters measurement

地形	参数	样本数	均值	均值 95% 置信区间
未耕地	极限滑转率	22	0.141 8	(0.078 5, 0.205 1)
	峰值附着系数	39	0.344 8	(0.319 0, 0.451 9)
	滚动阻力系数	40	0.131 0	(0.128 1, 0.134 0)
已耕地	极限滑转率	16	0.343 4	(0.255 1, 0.431 7)
	峰值附着系数	16	0.430 1	(0.390 3, 0.469 8)
	滚动阻力系数	40	0.170 7	(0.168 0, 0.173 5)

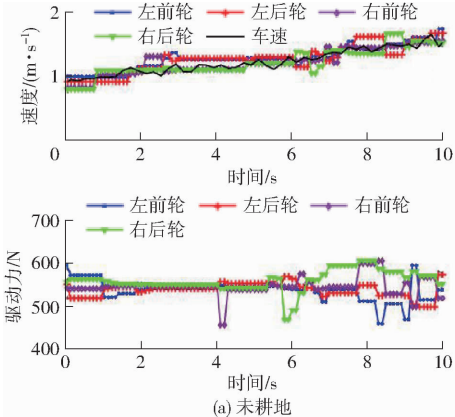
表 6 典型路面条件下农业车辆附着系数和滚动阻力系数

Tab.6 Adhesion and rolling resistance coefficients of wheeled tractor under typical road conditions

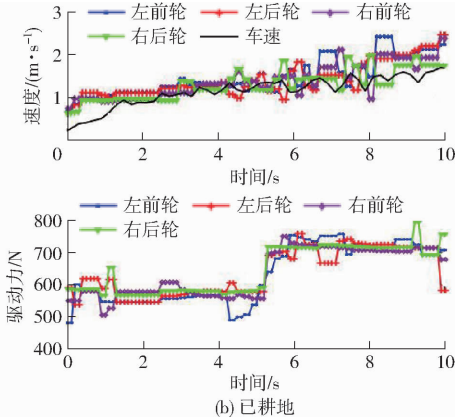
地面条件	附着系数	滚动阻力系数
休闲耕地	0.5 ~ 0.7	0.10 ~ 0.12
已耕地	0.4 ~ 0.6	0.16 ~ 0.18
沙壤土地	0.4 ~ 0.5	0.10 ~ 0.12
沙土地	0.30 ~ 0.35	0.15 ~ 0.20
沼泥地	0.1 ~ 0.2	0.20 ~ 0.25
滚压后雪路	0.3 ~ 0.4	0.03 ~ 0.04

2.2.3 路面试验

为了验证 ASTUKF 算法在农田土壤上的实用性及鲁棒性,本研究在图 7 所示的路面上分别进行路面参数识别的实车试验。在实车试验中,根据 2.2.2.1 节的试验结果,分布式电动农业车辆以纵向行驶速度大于 1 m/s 通过试验路面。试验路面为



(a) 未耕地



(b) 已耕地

图 13 实车试验车辆运行数据

Fig. 13 Vehicle operation data of real test

未耕地和已耕地,峰值附着系数和极限滑转率如表 5 所示,试验中采集到的车速、驱动轮速度以及驱动轮扭矩如图 13 所示。将采集到的数据输入上位机,采用 ASTUKF 估计路面参数,并以 STUKF 和 UKF 的估计结果作为试验对照组,各试验组的初值设置为 $P_0 = 6I, Q_0 = 0.1I, R_0 = 0.5$,两种路面的试验估计结果如图 14、15 所示。

取系统输出趋向稳定后的数据($t > 5$ s 时)进行统计分析,每种工况下的均值 95% 置信区间如表 7 所示,标准差如表 8 所示。由图 14、15 可以看出,对于 μ_p 辨识结果而言,ASTUKF 相较于对照组能快速收敛,其中 UKF 在不同工况下均有不同程度的发散,由表 7 可以看出,UKF 辨识结果的均值 95% 置信区间无法匹配测量值(表 5)和参考值(表 6),说明单一的滤波算法无法适应农业车辆复杂的作业环境。同时由表 8 可以看出,ASTUKF 辨识结果的标准差均小于 0.1,且明显优于对照组,整车辨识结果的均值为 0.406 1(未耕地)、0.399 1(已耕地),说明该算法能够用于农业车辆的附着系数辨识。同时,已耕地的土壤较为松软,由于前后驱动轮对土壤的压实作用存在先后顺序,前后轮作业时的附着系数也会存在差异,表 7 中表明已耕地上的前轮辨识结果大于后轮,这与赵静慧等^[35]的研究相似;对于 s_p 辨识结果而言,3 种算法的辨识结果均未出现明显

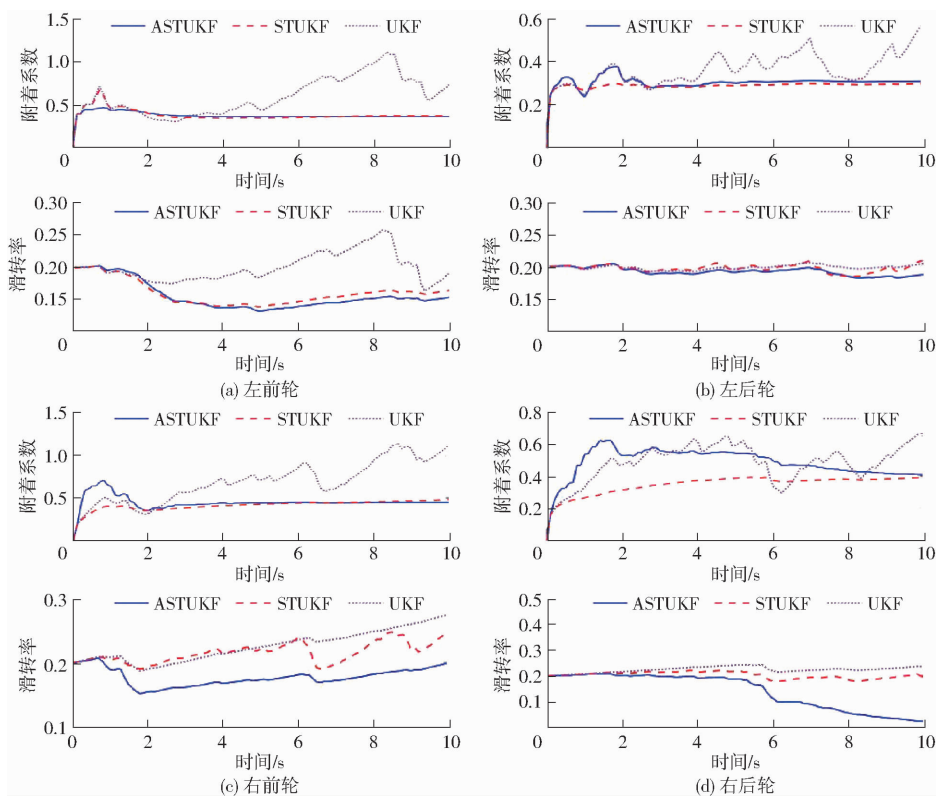


图 14 未耕地路面参数辨识结果

Fig. 14 Identification of road parameters in uncultivated land

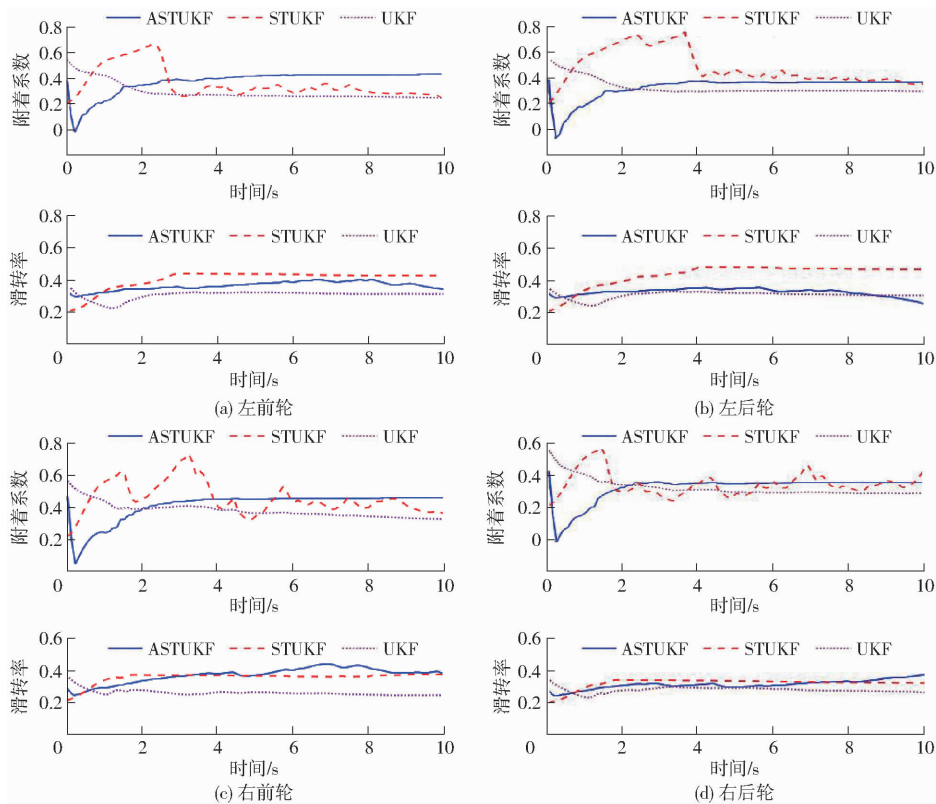


图 15 已耕地路面参数辨识结果

Fig. 15 Identification of road parameters in cultivated land

的发散。此外,受制于极限滑转率缺少参考值,尽管从表 8 中看出,ASTUKF 辨识结果的标准差与对照组没有明显优势,但其均值 95% 置信区间依然符合

测量值,整车辨识结果的均值为 0.148 4(未耕地)、0.360 0(已耕地),说明该算法可以为农业车辆极限滑转率的估计提供参考。

表 7 实车辨识结果的均值 95%置信区间

Tab.7 Confidence interval of mean value of real vehicle identification results

车轮	辨识参数	未耕地			已耕地		
		ASTUKF	STUKF	UKF	ASTUKF	STUKF	UKF
左前	μ_p	0.363 6 ^{0.364 0} _{0.363 2}	0.363 5 ^{0.366 0} _{0.361 1}	0.781 1 ^{0.832 2} _{0.730 0}	0.433 4 ^{0.434 4} _{0.432 3}	0.311 5 ^{0.318 8} _{0.304 2}	0.263 4 ^{0.264 8} _{0.262 1}
	s_p	0.147 0 ^{0.148 8} _{0.145 1}	0.156 0 ^{0.158 2} _{0.153 7}	0.213 3 ^{0.220 4} _{0.206 2}	0.381 8 ^{0.386 2} _{0.377 5}	0.428 7 ^{0.429 6} _{0.427 7}	0.315 3 ^{0.316 4} _{0.314 2}
左后	μ_p	0.354 7 ^{0.356 3} _{0.352 5}	0.346 1 ^{0.348 8} _{0.342 3}	0.504 1 ^{0.533 2} _{0.463 0}	0.364 4 ^{0.364 8} _{0.364 0}	0.397 0 ^{0.404 5} _{0.389 5}	0.297 9 ^{0.298 2} _{0.297 6}
	s_p	0.183 0 ^{0.187 6} _{0.180 2}	0.185 6 ^{0.189 7} _{0.182 2}	0.193 0 ^{0.194 7} _{0.190 2}	0.322 3 ^{0.329 8} _{0.314 9}	0.475 5 ^{0.476 9} _{0.474 2}	0.312 4 ^{0.314 0} _{0.318 0}
右前	μ_p	0.448 7 ^{0.449 3} _{0.448 1}	0.455 3 ^{0.459 5} _{0.451 2}	0.875 9 ^{0.924 6} _{0.827 2}	0.448 6 ^{0.449 3} _{0.447 8}	0.362 2 ^{0.363 7} _{0.360 6}	0.248 0 ^{0.249 9} _{0.246 0}
	s_p	0.181 1 ^{0.183 3} _{0.178 9}	0.222 6 ^{0.227 1} _{0.218 0}	0.244 8 ^{0.248 8} _{0.240 8}	0.399 9 ^{0.405 7} _{0.394 0}	0.362 1 ^{0.363 7} _{0.360 6}	0.247 8 ^{0.249 7} _{0.245 8}
右后	μ_p	0.457 4 ^{0.469 7} _{0.445 1}	0.381 7 ^{0.383 8} _{0.379 5}	0.493 3 ^{0.519 8} _{0.466 8}	0.350 3 ^{0.350 9} _{0.349 7}	0.341 1 ^{0.352 4} _{0.329 8}	0.289 7 ^{0.290 5} _{0.288 9}
	s_p	0.082 8 ^{0.097 2} _{0.068 4}	0.193 2 ^{0.196 3} _{0.190 2}	0.227 3 ^{0.229 6} _{0.224 9}	0.336 1 ^{0.342 2} _{0.330 1}	0.335 2 ^{0.336 3} _{0.334 0}	0.284 7 ^{0.287 0} _{0.282 3}

注:数据格式 a_b^c 中, a 表示后验均值, b 表示均值 95% 置信区间上限, c 表示均值 95% 置信区间下限。

表 8 实车辨识结果的标准差

Tab.8 Standard deviation of real vehicle test results

车轮	辨识参数	未耕地			已耕地		
		ASTUKF	STUKF	UKF	ASTUKF	STUKF	UKF
左前	μ_p	0.001	0.008	0.177	0.003	0.025	0.004
	s_p	0.006	0.008	0.024	0.014	0.003	0.025
左后	μ_p	0.001	0.003	0.156	0.001	0.026	0.001
	s_p	0.004	0.005	0.006	0.025	0.005	0.006
右前	μ_p	0.014	0.145	0.169	0.021	0.005	0.007
	s_p	0.007	0.016	0.014	0.020	0.005	0.006
右后	μ_p	0.042	0.007	0.092	0.002	0.038	0.003
	s_p	0.049	0.011	0.008	0.020	0.003	0.008

3 结 论

(1) 基于分布式农业车辆开发了路面参数辨识方法, 轮边电机可以获得准确的驱动轮状态信息, 有效解决了传统燃油农业车辆或者集中式驱动农业车

辆无法直接获取驱动轮参数的问题。

(2) 采用了基于 $\mu-s$ 曲线的简化模型, 并设计了强跟踪滤波算法, 解决了状态方程精度不高的问题; 设计了自适应滤波算法, 解决了实车作业中出现时变噪声的问题。

(3) 仿真试验结果表明, 使用的 $\mu-s$ 简化模型能够满足辨识的需求, 且 ASTUKF 算法能够准确收敛至目标值。峰值附着系数估计结果的 MAE 分别为 0.014 4、0.026 7、0.014 4、0.026 7, 极限滑转率估计结果的 MAE 分别为 0.002 5、0.002 8、0.002 5、0.002 8。

(4) 实车试验结果表明, 整车 μ_p 辨识结果的均值为 0.406 1 (未耕地)、0.399 1 (已耕地), 该算法能够用于农业车辆的附着系数辨识; 整车 s_p 辨识结果的均值为 0.148 4 (未耕地)、0.360 0 (已耕地), 该算法可以为农业车辆极限滑转率的估计提供参考。

参 考 文 献

[1] HORI Y. Future vehicle driven by electricity and control-research on four-wheel-motored “UOT Electric March II”[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51: 954-962.

[2] VAEZ S, JOHN V I, RAHMAN M A. Energy saving vector control strategies for electric vehicle motor drives[C]//Proceedings of Power Conversion Conference, Nagaoka, 1997.

[3] 徐坤, 骆媛媛, 杨影, 等. 分布式电驱车辆状态感知与控制研究综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(22): 60-79.

XU Kun, LUO Yuanyuan, YANG Ying, et al. Review on state perception and control for distributed drive electric vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(22): 60-79. (in Chinese)

[4] 余卓平, 左建令, 张立军. 路面附着系数估算技术发展现状综述[J]. 汽车工程, 2006(6): 546-549.

YU Zhuoping, ZUO Jianling, ZHANG Lijun. A summary on the development status quo of tire-road friction coefficient estimation techniques[J]. Automotive Engineering, 2006(6): 546-549. (in Chinese)

[5] 袁朝春, 张龙飞, 陈龙. 路面附着系数识别方法发展现状综述及展望[J]. 机械制造与自动化, 2018, 47(2): 4-7.

YUAN Chaochun, ZHANG Longfei, CHEN Long. Summary and prospect of development of road coefficient identification methods[J]. Mechanical Manufacture and Automation, 2018, 47(2): 4-7. (in Chinese)

[6] JIN X J, YIN G D, CHEN N. Advanced estimation techniques for vehicle system dynamic state: a survey[J]. Sensors, 2019, 19(19): 4289-4315.

[7] HUANG B, FU X, HUANG S. Calculation algorithm of tire-road friction coefficient based on limited-memory adaptive extended Kalman filter[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 10(5): 1155-1169.

[8] RAJENDRAN S, SPURGEON SK, TSAMPA R G. Estimation of road frictional force and wheel slip for effective antilock braking

- system (ABS) control[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2019, 29(3): 736 – 765.
- [9] XIONG Y, YANG X G. A review on in-tire sensor systems for tire-road interaction studies[J]. *Sensor Review*, 2018, 38(2): 231 – 238.
- [10] GAO L T, XIONG L, LIN X F, et al. Multi-sensor fusion road friction coefficient estimation during steering with Lyapunov method[J]. *Sensors*, 2019, 19(18): 3816 – 3833.
- [11] ACOSTA M, KANARACHOS S, BLUNDELL M. Virtual tyre force sensors; an overview of tyre model-based and tyre model-less state estimation techniques [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D—Journal of Automobile Engineering*, 2018, 232(14): 1883 – 1930.
- [12] GUO H Y, YIN Z Y, CAO D P. A review of estimation for vehicle tire-road interactions toward automated driving[J]. *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics-Systems*, 2019, 49(1): 14 – 30.
- [13] 杨福广, 李贻斌, 阮久宏, 等. 基于扩张状态观测器的路面附着系数实时估计[J]. *农业机械学报*, 2010, 41(8): 6 – 9, 15. YANG Fuguang, LI Yibin, RUAN Jiuhong, et al. Real-time estimation of tire road friction coefficient based on extended state observer[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(8): 6 – 9, 15. (in Chinese)
- [14] 赵立军, 邓宁宇, 葛柱洪, 等. 四轮驱动车辆路面附着系数实时估计[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2014, 46(11): 42 – 46. ZHAO Lijun, DENG Ningning, GE Zhuhong, et al. Real-time road condition estimation for four-wheel-drive vehicle[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2014, 46(11): 42 – 46. (in Chinese)
- [15] 平先尧, 李亮, 程硕, 等. 四轮独立驱动汽车多工况路面附着系数识别研究[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(22): 80 – 92. PING Xianyao, LI Liang, CHENG Shuo, et al. Tire-road friction coefficient estimators for 4WID electric vehicles on diverse road conditions[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(22): 80 – 92. (in Chinese)
- [16] 张向前, 杨文飞, 徐云姬. 中国主要耕作方式对旱地土壤结构及养分和微生态环境影响的研究综述[J]. *生态环境学报*, 2019, 28(12): 2464 – 2472. ZHANG Xiangqian, YANG Wenfei, XU Yunji. Effects of main tillage methods on soil structure, nutrients and micro-ecological environment of upland in China; a review[J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2019, 28(12): 2464 – 2472. (in Chinese)
- [17] 关劼兮, 陈素英, 邵立威, 等. 华北典型区域土壤耕作方式对土壤特性和作物产量的影响[J]. *中国生态农业学报*, 2019, 27(11): 1663 – 1672. GUAN Jiexi, CHEN Suying, SHAO Liwei, et al. Soil tillage practices affecting the soil characteristics and yield of winter wheat and summer maize in North China[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2019, 27(11): 1663 – 1672. (in Chinese)
- [18] 张硕, 杜岳峰, 朱忠祥, 等. 后轮驱动大功率拖拉机-牵引力滑转率联合自动控制方法[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(12): 47 – 53. ZHANG Shuo, DU Yuefeng, ZHU Zhongxiang, et al. Integrated control method of traction & slip ratio for rear-driving high-power tractors[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(12): 47 – 53. (in Chinese)
- [19] 张硕, 武仲斌, 陈军, 等. 犁耕作业大马力拖拉机驱动轮滑转率控制方法[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(15): 47 – 55. ZHANG Shuo, WU Zhongbin, CHEN Jun, et al. Control method of driving wheel slip rate of high-power tractor for ploughing operation[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(15): 47 – 55. (in Chinese)
- [20] PARK G, HWANG Y, CHOI S B. Vehicle positioning based on velocity and heading angle observer using low-cost sensor fusion [J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the ASME*, 2017, 139(12): 1115 – 1128.
- [21] 中国农业机械化科学研究院. 农业机械设计手册[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2007.
- [22] 王博. 汽车路面附着状况识别方法研究[D]. 成都: 西华大学, 2013. WANG Bo. Research on vehicle road surface adhesive condition identification approach[D]. Chengdu: Xihua University, 2013. (in Chinese)
- [23] 郭孔辉, 付皓, 丁海涛. 基于扩展卡尔曼滤波的汽车质心侧偏角估计[J]. *汽车技术*, 2009(4): 1 – 3, 44. GUO Konghui, FU Hao, DING Haitao. Estimation of CG sideslip angle based on extended Kalman filter[J]. *Automobile Technology*, 2009(4): 1 – 3, 44. (in Chinese)
- [24] 冯静安, 张鹏, 王伟军, 等. 高地隙喷雾机操纵稳定性直接横摆力矩控制及实现方式[J]. *江苏大学学报(自然科学版)*, 2022, 43(6): 657 – 665. FENG Jing'an, ZHANG Peng, WANG Weijun, et al. Direct yaw moment control and realization mode of handling stability for high-clearance sprayer[J]. *Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition)*, 2022, 43(6): 657 – 665. (in Chinese)
- [25] 翟志强, 朱忠祥, 杜岳峰, 等. 基于虚拟现实的拖拉机双目视觉导航试验[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(23): 56 – 65. ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, DU Yuefeng, et al. Test of binocular vision-based guidance for tractor based on virtual reality [J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(23): 56 – 65. (in Chinese)
- [26] 翟志强. 基于虚拟现实的拖拉机双目视觉导航试验方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017. ZHAI Zhiqiang. A test method of binocular vision-based guidance for tractor based on virtual reality[D]. Beijing: China Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [27] 余卓平, 高晓杰. 车辆行驶过程中的状态估计问题综述[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(5): 20 – 33. YU Zhuoping, GAO Xiaojie. Review of vehicle state estimation problem under driving situation[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(5): 20 – 33. (in Chinese)
- [28] 张荣芸, 凤永乐, 时培成, 等. 分布式电动汽车路面附着系数估计[J/OL]. *机械科学与技术*: 1 – 12[2023-07-22].

<https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230156>.

ZHANG Rongyun, FENG Yongle, SHI Peicheng, et al. Estimation of road adhesion coefficient of distributed drive electric vehicles[J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering; 1-12[2023-07-22]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230156>. (in Chinese)

- [29] 王姝,赵轩,余强. 基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法的车辆质心侧偏角估计[J]. 公路交通科技,2020,37(12):133-141.
WANG Shu, ZHAO Xuan, YU Qiang. Estimation of vehicle centroid sideslip angle based on ASVD-UKF algorithm[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2020, 37(12): 133-141. (in Chinese)
- [30] 邹晓军,廉保旺,丹泽升. 基于自适应容积卡尔曼滤波的矢量跟踪算法[J]. 西北工业大学学报,2018,36(6):1108-1115.
ZOU Xiaojun, LIAN Baowang, DAN Zesheng. Vector tracking algorithm based on adaptive cubature Kalman filter[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2018, 36(6): 1108-1115. (in Chinese)
- [31] 余志生. 汽车理论[M]. 6版. 北京:机械工业出版社,2019.
- [32] 王建强,何凤江,张立斌,等. 汽车动力性检测模型的建立[J]. 中国公路学报,2001,14(3):112-115.
WANG Jianqiang, HE Fengjiang, ZHANG Libin, et al. A model for testing automobile dynamic property[J]. China Journal of Highway and Transport, 2001, 14(3): 112-115. (in Chinese)
- [33] 吴献金. 路面纵向附着系数测量仪[J]. 汽车技术,1985(11):22-26.
- [34] 全国法制计量管理计量技术委员会. 附着系数测试仪校准规范:JJF 1551—2015[S]. 北京:国家质量监督检验检疫总局,2015.
- [35] 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)

(上接第 400 页)

- [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] 刘孟楠. 电动拖拉机设计理论及控制策略研究[D]. 西安:西安理工大学, 2020.
LIU Mengnan. Study on design theory and control strategy of electric tractor[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2020. (in Chinese)
- [17] 周志立,倪倩,徐立友. 并联混合动力拖拉机传动系参数设计及性能分析[J]. 河南科技大学学报(自然科学版),2016,37(6):9-15.
ZHOU Zhili, NI Qian, XU Liyou. Design and performance analysis of parallel hybrid electric tractor transmission parameters[J]. Journal of Henan University of Science and Technology (Natural Science), 2016, 37(6): 9-15. (in Chinese)
- [18] 杨福增,牛瀚麟,孙景彬,等. 山地履带拖拉机与农具姿态协同控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1):414-422.
YANG Fuzeng, NIU Hanlin, SUN Jingbin, et al. Design and experiment of attitude cooperative control system of mountain crawler tractor and farm tools[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 414-422. (in Chinese)
- [19] MAO Y, WU Y, YAN X, et al. Simulation and experimental research of electric tractor drive system based on modelica[J]. PLOS ONE, 2022, 17(11): 231-251.
- [20] 刘孟楠,周志立,徐立友,等. 基于随机载荷功率谱的电动拖拉机复合能量系统研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2):358-366.
LIU Mengnan, ZHOU Zhili, XU Liyou, et al. Electric tractor energy system and management strategy research based on load power spectral density[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 358-366. (in Chinese)