doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S1.043

基于多传感器融合的拖拉机驱动轮滑转率估算方法

韩　冰[1,2]　朱少华[1,2]　杜现旭[1,2]　刘禹汐[1,2]　李　臻[1,2]　朱忠祥[1,2]
(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 农业农村部土壤-机器-植物系统技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 拖拉机驱动轮滑转率的精确估计对提高拖拉机作业效率及安全性,实现拖拉机驱动防滑控制具有重要意义。本文提出了多新息并行扩展卡尔曼滤波算法,融合了包括机器视觉在内的多个传感器信息,并通过在线统计多传感器的新息,引入 D-S 证据理论进行决策,修正测量噪声矩阵,从而实现拖拉机驱动轮滑转率的精确估计。仿真结果表明,相较于普通的卡尔曼滤波算法,本文提出的融合算法估计滑转率的精度更高,滑转率估计值的均方根误差从 2.34% 降低到 1.45%,且对干扰信号不敏感。试验结果表明,在多组工况下本文所提出的多传感器信息融合算法相较于单一视觉法或雷达法对拖拉机驱动轮滑转率估计的平均绝对误差、均方根误差均有所降低,从而验证了所提出的算法满足拖拉机驱动轮滑转率的精确估计,可对后续实现拖拉机驱动防滑控制提供依据。

关键词: 拖拉机; 滑转率估计; 多传感器信息融合
中图分类号: TP391; S126　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2023)S1-0402-09

Estimation Method of Slip Ratio for Tractor Driving Wheels Based on Multi-sensor Fusion

HAN Bing[1,2]　ZHU Shaohua[1,2]　DU Xianxu[1,2]　LIU Yuxi[1,2]　LI Zhen[1,2]　ZHU Zhongxiang[1,2]
(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Soil-Machine-Plant System Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Accurate estimation of the slip ratio for tractor driving wheels is of great significance to improve the working efficiency and safety of tractors and realize the anti-skid control of tractors. A multi-innovation parallel extended Kalman filter algorithm was proposed, then through online statistics of multi-sensor innovations, D-S evidence theory was introduced to make decisions and correct the measurement noise matrix, which fused the information of multiple sensors, including machine vision, and then realized the accurate estimation of tractor driving wheels' slip ratio. The simulation results showed that compared with the common Kalman filter algorithm, the proposed fusion algorithm had higher accuracy in estimating the slip ratio, the root mean square error of the estimated slip ratio was reduced from 2.34% to 1.45%, and the proposed algorithm was insensitive to interference signals. The test results showed that under two different working conditions, the average absolute error and root mean square error of the proposed multi-sensor information fusion algorithm were lower than those of single vision method or radar method. It was verified that the proposed algorithm can accurately estimate the slip ratio for tractor drive wheels, and then provide research help for the follow-up realization of tractor drive anti-skid control.

Key words: tractor; slip ratio estimation; multi-sensor information fusion

0　引言

拖拉机作为农业领域最重要的机械之一,是实现农业机械化不可或缺的设备[1]。然而在实际生产作业过程中,轮式拖拉机面临作业环境复杂、负载波动大等不利影响,容易产生较大的滑转,拖拉机驱

收稿日期: 2023-06-06　修回日期: 2023-08-06
基金项目: 国家自然科学基金项目(52072407、52175259)
作者简介: 韩冰(1998—),女,博士生,主要从事拖拉机滑转率检测与控制研究, E-mail: hanbingla@cau.edu.cn
通信作者: 朱忠祥(1976—),男,教授,博士生导师,主要从事农机装备设计与智能化控制研究,E-mail: zhuzhonxiang@cau.edu.cn

动轮过度滑转将严重影响拖拉机作业质量、效率及安全性[2-3]。拖拉机驱动轮滑转率是评价拖拉机作业效率及安全性的关键变量，也是拖拉机驱动防滑控制的重要参数，因此精确估计拖拉机驱动轮滑转率具有重要意义[4-6]。拖拉机驱动轮滑转率的实时估计涉及拖拉机实际速度和驱动轮理论速度。早期研究中，通过开发微控制器测量车轮的旋转速度，通过非驱动轮转速代替车身的实际速度[7-8]。文献[9]综述了拖拉机驱动轮滑转率中车身实际速度的测量方法，包含直接测量法（多普勒效应法和光电传感器法）、间接测量法（非驱动轮测量法、车身加速度法和车身风压测量法），以及直接和间接测量方法的结合法（GPS 和加速度计测量法）。钟文军等[10]采用了 3 种不同的实际速度测量方法，包括 GPS 法、低速雷达法和最小轮速法，来测试拖拉机驱动轮在不同车速和路面下的滑转率。然而，对比试验结果表明，GPS 易受到遮挡影响，低速雷达受路面条件限制，最小轮速法在低速时不可靠，因此各方法均存在一定局限性。机器视觉方法近来被应用到滑转率估计中，BOTHA 等[11]提出了一种利用机器视觉估计滑转率的方法，通过数字图像相关技术（DIC）跟踪轮胎与道路之间接触界面的关键点，使用聚类方法来区分轮胎和道路之间的点，并去除异常值，有效地测量了轮胎半径。吕凤天等[12]通过分析帧间车轮-地面图像，建立了车轮滑转率估计模型，实现了车轮前进位移及线速度、车轮旋转角度及角速度的估计，进而实现车轮滑转率的估计。文献[13]基于单目视觉原理，采用模板匹配算法对标记进行定位，利用 Blob 分析获得同心圆标记的位置，建立匹配模板，进而基于轮廓的模板匹配算法识别标记，通过收集拖拉机牵引车轮胎标记的横向坐标并结合轮胎旋转角度实时估计车轮滑转率。DING 等[14]提出并验证了基于视觉信息的滑转率估计方法，并对地形上标记的凸耳痕迹进行了高精度分析。该方法通过直接测量凸耳轨迹之间的距离，有助于在实验室中确定试验漫游车的滑转率，但对地形上留下的凸耳痕迹整齐度要求较高。然而，拖拉机作业环境复杂、恶劣，仅使用单一传感器对实际速度和理论速度的测量达不到滑转率的估计精度。多传感器信息融合方法在车辆状态及行驶环境估计中应用广泛[15-16]。邱育东等[17]通过采集卫星导航、微惯导和轮速等多源信息，建立了多源数据结构融合算法，实时测量各车轮的瞬时滑转率。曹青梅等[18]基于卡尔曼滤波，提出带噪声观测器的变结构并行自适应卡尔曼滤波算法，在线融合多个传感器信息，估计得到高精度的拖拉机驱动轮滑转率。

本文在完成单一的机器视觉方法计算拖拉机驱动轮滑转率的研究基础上[19]，提出多传感器信息融合算法，融合机器视觉在内的多个传感器的信息，通过多新息并行扩展卡尔曼滤波算法形成 2 个独立的局部滤波器，并在线统计多传感器的新息方差，通过 D-S 证据理论进行决策，修正测量噪声矩阵，利用并行协方差矩阵加权的方式计算得到全局最优的滑转率估计值，最终得到高精度的拖拉机驱动轮滑转率估计值。

1　多传感器信息获取

1.1　滑转率定义

本文没有考虑滑移角，只考虑了纵向滑转。车辆单轮纵向滑转率 s 的定义为[20]

$$s=\frac{v_t-v_a}{v_t}\times 100\%=\frac{\omega r-v_a}{\omega r}\times 100\% \tag{1}$$

式中　v_t——拖拉机驱动轮线速度，即理论速度，m/s

v_a——拖拉机车身速度，即实际速度，m/s

ω——驱动轮角速度，rad/s

r——驱动轮半径，m

根据滑转率的定义可知，滑转率测量的精度取决于拖拉机理论速度和实际速度的精确测量。

单一传感器对拖拉机实际速度的测量往往达不到测控精度要求，并且偶然伴随着传感器的工作失常而获取不到测量数据。之前的研究表明，单目视觉可作为拖拉机实际速度信息的来源之一[19]。为实现多传感器信息的获取，本文通过添加多普勒雷达对拖拉机的实际速度进行同步测量，从而应用多传感器信息融合方法来提高实际速度的估算精度。

1.2　机器视觉测速原理

单目相机因其成本低、不与地面直接接触、高帧率等特点，在测量拖拉机实际速度方面具有明显优势。本文通过在拖拉机车身上安装一个单目相机传感器来捕捉地面图像。该单目视觉传感器被安装在拖拉机右前侧，如图 1 所示，其镜头垂直面向地面，离地面高度约为 650 mm，采集帧率为 30 f/s。试验前，手动调整焦距以确保地面图像清晰可见，并且在试验过程中，地面图像是随着拖拉机的运动同步采集的。

通过对采集到的地面图像计算其帧间特征点在世界坐标系下的位移，并根据相机采集图像的帧率计算帧间图像的时间间隔，从而测量得到拖拉机的实际速度，相应的计算流程如图 2 所示，具体实现方法参考文献[19]。

1.3　多普勒雷达测速原理

多普勒雷达是一种安装在拖拉机车底的设备，



图 1 机器视觉传感器安装位置

Fig. 1 Installation location of machine vision sensors

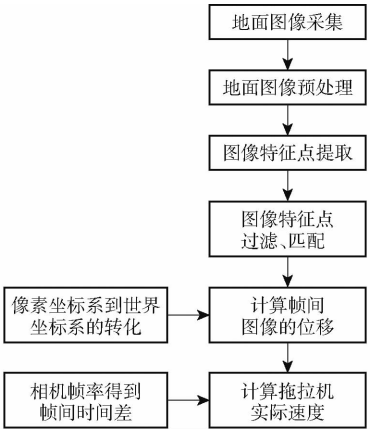


图 2 实际速度计算流程图

Fig. 2 Actual speed calculation flowchart

以一定的角度面向地面,并发射某一固定频率的雷达波。当发射波碰到地面时会反弹并被雷达传感器接收[21]。由于拖拉机相对于地面运动,反弹接收波的频率会发生变化,这种发射频率与接收频率之间的频率差为多普勒频率,通常用 f_d 表示。根据多普勒频率,可以计算地面相对于雷达的水平运动速度 v_r,公式为

$$v_r = \frac{C}{2f_0\cos\alpha} f_d \tag{2}$$

式中 C——发射波在空间中的传播速度,取 3×10^8 m/s

f_0——发射波发射频率,固定值,Hz

α——雷达传感器发射波相对于水平地面的安装角度,(°)

雷达测速原理简图如图 3 所示。雷达的安装角度为 α,安装高度为 L。拖拉机以某一速度 v 水平运动时,由式(2)可以计算得到拖拉机的实际水平运动速度。

2 拖拉机驱动轮滑转率估计方法

2.1 并行扩展卡尔曼滤波融合算法

拖拉机在田间作业时运动速度较为平稳,可认为拖拉机做匀速运动,且不考虑加速度等控制量的输入,可只观测速度量。利用相机、雷达、轮速传感器等对系统进行观测,组成 2 个独立的系统观测器 z_1、z_2。为了估计拖拉机驱动轮滑转率,需要利用多个传感器的信息对拖拉机实际速度和理论速度进行估计,因此系统状态向量为

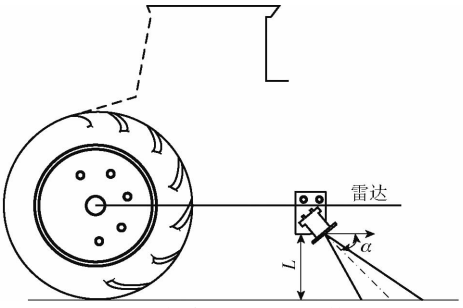


图 3 多普勒雷达测速简图

Fig. 3 Schematic of Doppler radar velocity measurement

$$\boldsymbol{x}(k) = (v_a(k), a(k), v_t(k), a_t(k))^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

观测向量为

$$\begin{cases} \boldsymbol{z}_1(k) = (v_{ac}(k), 0, v_{te}(k), 0)^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{z}_2(k) = (v_{ar}(k), 0, v_{te}(k), 0)^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{4}$$

式中 $v_a(k)$——拖拉机的实际速度,m/s

$a(k)$——拖拉机的实际加速度,m/s^2

$v_t(k)$——拖拉机驱动轮的理论速度,m/s

$a_t(k)$——拖拉机驱动轮的理论加速度,m/s^2

$v_{ac}(k)$——视觉传感器的实际速度信号,m/s

$v_{te}(k)$——编码器的理论速度信号,m/s

$v_{ar}(k)$——雷达传感器的实际速度信号,m/s

2 个观测器分别和系统状态方程联立组成 2 个局部滤波器。将 2 个局部滤波器的估计结果并行融合得到全局最优的系统状态向量估计值。则拖拉机理论速度和实际速度的扩展卡尔曼滤波模型可以表示为

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}(k) = \boldsymbol{f}(x(k-1)) + \boldsymbol{w}(k) \\ \boldsymbol{z}_i(k) = \boldsymbol{h}(x_i(k)) + \boldsymbol{v}_i(k) \quad (i=1,2) \end{cases} \tag{5}$$

式中 $\boldsymbol{f}$——状态转移函数 $\boldsymbol{h}$——测量函数

$\boldsymbol{w}(k)$、$\boldsymbol{v}_i(k)$——彼此独立的零均值高斯白噪声的过程噪声和测量噪声,方差分别为 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}_i$

将状态方程在 $k-1$ 时刻的状态估计值 $\hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1)$ 处做一阶 Taylor 展开,并且忽略高阶部分的线性化状态方程为

$$\boldsymbol{x}(k) \approx \boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1)) + \frac{\partial \boldsymbol{f}}{\partial \boldsymbol{x}(k-1)}\bigg|_{x(k-1)=\hat{x}(k-1|k-1)} (\boldsymbol{x}(k-1) - \hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1)) + \boldsymbol{w}(k) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{f}(k-1) = \frac{\partial \boldsymbol{f}}{\partial \boldsymbol{x}(k-1)}\bigg|_{x(k-1)=\hat{x}(k-1|k-1)} \tag{7}$$

那么 $\boldsymbol{f}(k-1)$ 就是非线性函数 $\boldsymbol{f}(x)$ 在 $\hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1)$ 处对应的 Jacobi 矩阵，线性化后的状态方程为

$$\boldsymbol{x}(k)=\boldsymbol{f}(k-1)\boldsymbol{x}(k-1)+\boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1))-\boldsymbol{f}(k-1)\hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1)+\boldsymbol{w}(k) \tag{8}$$

同理，将观测方程在 k 时刻的状态预测值 $\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1)$ 做一阶 Taylor 展开可得

$$\boldsymbol{z}_i(k)\approx\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1))+\left.\frac{\partial\boldsymbol{h}}{\partial x_i(k)}\right|_{x_i(k)=\hat{x}_i(k|k-1)}(x_i(k)-\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1)) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{h}(k)=\left.\frac{\partial\boldsymbol{h}}{\partial x_i(k)}\right|_{x_i(k)=\hat{x}_i(k|k-1)} \tag{10}$$

那么 $\boldsymbol{h}(k)$ 就是非线性函数 $\boldsymbol{h}(x_i)$ 在 $\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1)$ 处对应的 Jacobi 矩阵，线性化的观测方程为

$$\boldsymbol{z}_i(k)=\boldsymbol{h}(k)x_i(k)+\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1))-\boldsymbol{h}(k)\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1)+\boldsymbol{v}_i(k) \tag{11}$$

已知过程噪声 $\boldsymbol{w}(k)$ 和测量噪声 $\boldsymbol{v}_i(k)$ 的协方差矩阵分别为 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}_i$，k 时刻的先验估计协方差为 $\boldsymbol{P}_i(k|k-1)$，后验估计协方差为 $\boldsymbol{P}_i(k|k)$，那么扩展卡尔曼滤波的一次迭代过程如下：

状态预测为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1)=\boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}_i(k-1|k-1)) \tag{12}$$

先验估计协方差矩阵为

$$\boldsymbol{P}_i(k|k-1)=\boldsymbol{f}(k-1)\boldsymbol{P}_i(k-1|k-1)\boldsymbol{f}^{\mathrm{T}}(k-1)+\boldsymbol{Q}(k-1) \tag{13}$$

卡尔曼增益矩阵为

$$\boldsymbol{K}_i(k)=\boldsymbol{P}_i(k|k-1)\boldsymbol{h}^{\mathrm{T}}(k)(\boldsymbol{h}(k)\boldsymbol{P}_i(k|k-1)\boldsymbol{h}^{\mathrm{T}}(k)+\boldsymbol{R}_i(k-1))^{-1} \tag{14}$$

修正状态预测值，得到后验状态估计值

$$\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k)=\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1)+\boldsymbol{K}_i(k)(\boldsymbol{z}_i(k)-\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1))) \tag{15}$$

计算后验估计协方差矩阵为

$$\boldsymbol{P}_i(k|k)=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_i(k)\boldsymbol{h}(k))\boldsymbol{P}_i(k|k-1) \tag{16}$$

式中　$\boldsymbol{I}$——单位矩阵

2.2　并行扩展卡尔曼滤波多新息扩展

鉴于扩展卡尔曼滤波是一种非线性近似滤波算法，该算法通过一阶 Taylor 展开对模型进行线性化处理。若忽略高阶项，可能导致精度降低，甚至在处理强非线性系统的测量值时出现发散现象。为了减小估计误差和滤波发散，本文对单新息进行扩展，增加历史数据，提高并行扩展卡尔曼滤波算法的准确性。单新息定义为测量变量的实际值与预测值之间的误差，即

$$\boldsymbol{e}(k|k)=\boldsymbol{z}(k)-\boldsymbol{h}(k)\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1) \tag{17}$$

将单新息 $\boldsymbol{e}(k|k)$ 扩展到 2 个或 2 个以上的多新息

$$\boldsymbol{E}(p,k)=(e(k),e(k-1),\cdots,e(k-p+1))^{\mathrm{T}} \tag{18}$$

式中　$\boldsymbol{E}(p,k)$——多新息向量

p——多新息向量的长度

将式(17)代入式(18)，得到

$$\boldsymbol{E}(p,k)=\begin{bmatrix}\boldsymbol{z}(k)-\boldsymbol{h}(k)\hat{\boldsymbol{x}}(k)\\ \boldsymbol{z}(k-1)-\boldsymbol{h}(k-1)\hat{\boldsymbol{x}}(k-1)\\ \vdots\\ \boldsymbol{z}(k-p+1)-\boldsymbol{h}(k-p+1)\hat{\boldsymbol{x}}(k-p+1)\end{bmatrix} \tag{19}$$

相应地，增益矩阵也需要扩展，保证矩阵维数相同，即

$$\boldsymbol{K}_i(p,k)=[\boldsymbol{K}_i(k)\quad\boldsymbol{K}_i(k-1)\quad\cdots\quad\boldsymbol{K}_i(k-p+1)] \tag{20}$$

多新息的扩展对并行扩展卡尔曼滤波算法状态估计有促进作用，但不可避免地引入了较多的历史陈旧数据，因此加大了系统的数据量，造成数据饱和，实时性不可避免地有所损失，使得 2 个局部滤波器估计值出现偏差。基于此，本文进一步对多新息序列引入权重因子，给每个时刻的信息匹配不同的权重，降低历史数据的影响，削弱递归过程中历史数据的过度修正，从而使 2 个局部滤波器的估计精度更优。

对并行扩展卡尔曼滤波器多新息扩展的滤波增益矩阵 $\boldsymbol{K}_i(p,k)$ 乘以一个权重因子矩阵 $\boldsymbol{\gamma}$，有

$$\boldsymbol{K}_i(p,k)=\boldsymbol{\gamma}\begin{bmatrix}\boldsymbol{K}_i(k)\\ \boldsymbol{K}_i(k-1)\\ \vdots\\ \boldsymbol{K}_i(k-p+1)\end{bmatrix} \tag{21}$$

其中　$$\boldsymbol{\gamma}=\mathrm{diag}[\lambda_1\quad\lambda_2\quad\cdots\quad\lambda_p] \tag{22}$$

式中　λ_1、λ_2、$\cdots$、λ_p——各时刻对应的权重因子

为了增加最新时刻数据的权重，减弱历史数据对当前状态估计值的干扰作用，令

$$\lambda_1\geqslant\lambda_2+\lambda_3+\cdots+\lambda_p \tag{23}$$

因此，在引入多新息扩展后，并行扩展卡尔曼滤波算法的局部滤波器在循环迭代过程中不仅使用当前时刻的新息，也对过去有用的数据进行权值分配。并且，迭代过程中的状态估计也在相邻时刻重复使用数据，提高了估计精度。

本文通过并行测量融合方法，对 k 时刻多观测器系统的局部滤波器的最优估值 $\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k)$ 采用协方差加权方式进行融合，得到优化的全局估计值。系统中的 2 个观测器中只有拖拉机的实际速度不同，

所以并行融合仅对拖拉机的实际速度估计值有效。

全局协方差阵 $\boldsymbol{P}^{(g)}(k|k)$ 为

$$\boldsymbol{P}^{(g)}(k|k)=((\boldsymbol{P}^{(1)}(k|k))^{-1}+(\boldsymbol{P}^{(2)}(k|k))^{-1}+\cdots+(\boldsymbol{P}^{(m)}(k|k-1))^{-1})^{-1} \tag{24}$$

本文中 $m=2$,在此基础上,得到拖拉机实际速度的全局最优估计值 $\hat{\boldsymbol{x}}_a(k|k)$ 为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_a(k|k)=\boldsymbol{P}^{(g)}(k|k)[(\boldsymbol{P}^{(1)}(k|k))^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}_a^{(1)}(k|k)+(\boldsymbol{P}^{(2)}(k|k))^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}_a^{(2)}(k|k)+\cdots+(\boldsymbol{P}^{(m)}(k|k))^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}_a^{(m)}(k|k)] \tag{25}$$

2.3 D-S 证据理论修正测量噪声矩阵

在本文提出的多观测系统中,2 个局部滤波器在 k 时刻得到不同的局部最优值。但由于拖拉机实际速度分别来源于单目相机和多普勒雷达。不同传感器分别有不同的特性,测量噪声也会发生变化,测量数据的可信度也有所区别。基于此,本文进一步提升多传感器信息融合算法的准确度,基于 2 个局部滤波器在线统计的新息数据,通过 D-S 证据理论合成规则计算得到融合后最新的可信度函数,以此对 2 个测量方程的测量噪声矩阵添加权重因子进行修正,提高数据的可信程度。

由于 2 个观测器中只有实际速度来源不同,因此对实际速度的测量值精度设立辨识框架,表示为

$$\boldsymbol{\Theta}=\{H(\text{高精度}),M(\text{中精度}),L(\text{低精度})\}$$

2^{Θ} 是 $\boldsymbol{\Theta}$ 所有子集的集合,即

$$2^{\Theta}=\{\varnothing,\{H\},\{M\},\{L\},\boldsymbol{\Theta}\}$$

根据基本概率赋值函数,对任一 $A\subseteq 2^{\Theta}$ 分别计算信度函数和似然函数,形成信任度区间 $[Bel(A),Pl(A)]$。

D-S 证据理论通过 Dempster 规则将两条或多条证据合并为一条,并以此作为决策的主要依据。假设 m_1、m_2 是辨识框架 $\boldsymbol{\Theta}$ 中不同证据的基本概率赋值函数,在本文中分别对应单目相机及多普勒雷达 2 个证据的基本概率赋值(BPA),各证据间具体的合并规则为

$$m(A)=m(A)\oplus m(B)=\begin{cases}\sum\limits_{A_i\cap B_j}\dfrac{m_1(A_i)m_2(B_j)}{1-k} & (\forall A\subset\boldsymbol{\Theta},A\neq\varnothing)\\ 0 & (A=\varnothing)\end{cases} \tag{26}$$

首先,统计拖拉机发动机在原地启动状态下的传感器新息方差作为初始值。在拖拉机作业过程中,统计 2 个局部滤波器的新息方差。当新息方差小于初始方差,测量信号的可信度高,因此高精度下的基本概率赋值就越大;当噪声方差大于初始方差并且小于初始方差的 120%,认为其可信度一般,因此中精度下的基本概率赋值就越大;当在线统计方差大于初始方差的 120%,认为可信度较差,因此低精度下的基本概率赋值就越大。

当单目相机和多普勒雷达获得的实际速度的 BPA 值都确定之后,根据 D-S 证据理论合并公式对各证据进行合并,得到融合之后的不同精度评价下的概率赋值分配 $m'(H)$、$m'(M)$ 和 $m'(L)$,从而依照判别规则得到当前数据的精度级别,并根据当前的决策结果添加权重因子修正 2 个传感器的测量噪声矩阵。当测量精度处在高精度区间内,对测量噪声不做修正处理;当测量精度处在中精度、低精度区间内,添加权重因子 β 对测量噪声矩阵做相应修正,即

$$\boldsymbol{v}_i(p,k)=\beta\begin{bmatrix}\boldsymbol{v}_i(k)\\ \boldsymbol{v}_i(k-1)\\ \vdots\\ \boldsymbol{v}_i(k-p+1)\end{bmatrix} \tag{27}$$

完整的多传感器信息融合算法如图 4 所示。

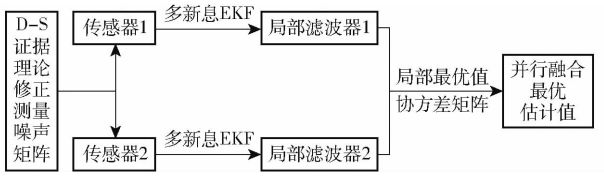


图 4 多传感器信息融合算法流程图

Fig. 4 Flowchart of multi-sensor information fusion algorithm

3 仿真分析

对所提出的多传感器数据融合算法建立仿真模型,编写 Matlab 程序验证其效果。首先设置系统的测量信号,包括分别来自 2 个不同传感器的实际速度信号及一个理论速度信号,如图 5 所示。将以上所有信号做噪声处理,添加一个均值为信号幅值 5% 以内的高斯白噪声。噪声方差 $R_1=\mathrm{diag}(0.08^2,0,0.08^2,0)$,$R_2=\mathrm{diag}(0.10^2,0,0.08^2,0)$。仿

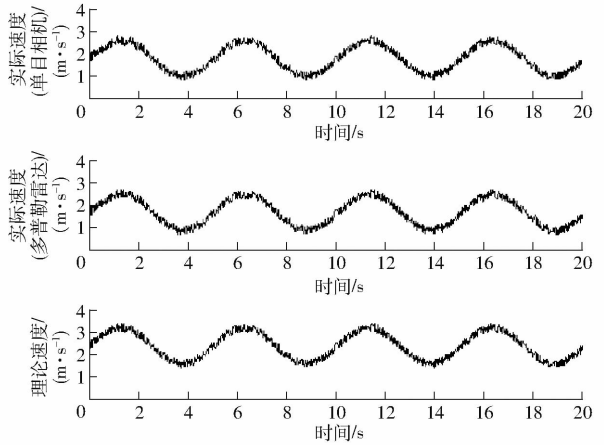


图 5 传感器仿真测量信号

Fig. 5 Simulation measurement signal of sensor

真时，新息长度设置为 6，权重因子参数为 0.9。状态向量初始值设置为 0，协方差的初值设置为 0.1，采样频率设置为 50 Hz，仿真时间设置为 20 s。

根据滑转率公式(1)，结合仿真生成的实际速度和理论速度信号，计算拖拉机驱动轮滑转率，如图 6 所示。在图 6a 中，通过仿真单一实际速度信号进行普通卡尔曼滤波，计算拖拉机驱动轮滑转率；在图 6b 中，采用本文所提出的多传感器信息融合算法，计算拖拉机驱动轮滑转率。

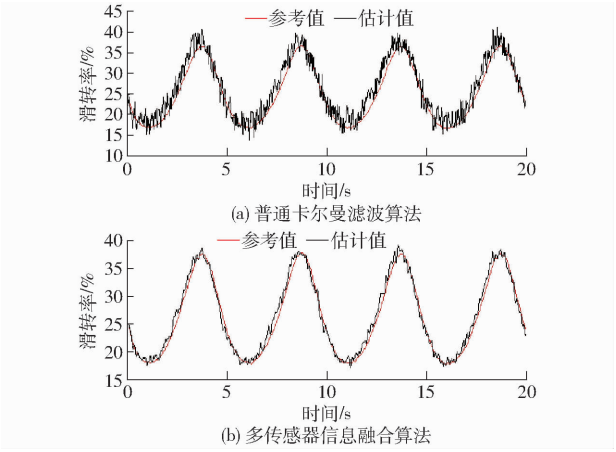


图 6　单一或多传感器拖拉机驱动轮滑转率比较

Fig. 6　Comparison of single or multi-sensor tractor driving wheels' slip ratio

从图 6 可以看出，相较于普通卡尔曼滤波数据融合方法，本文提出的多传感器信息融合算法与参考值曲线的重合度更好，更能反映系统的真实状态。均方根误差如图 7 所示，两种方法的均方根误差分别为 2.34% 和 1.45%。可见本文提出的方法精确度更高，效果更好。

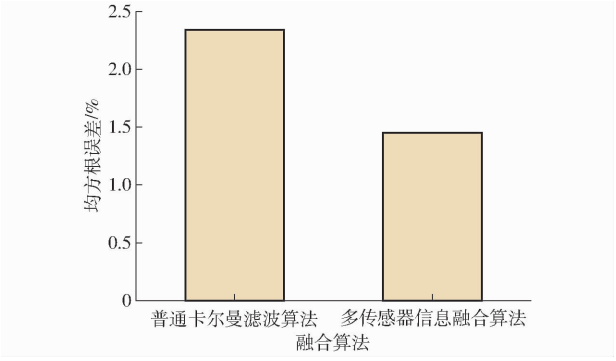


图 7　不同融合算法均方根误差比较

Fig. 7　Comparison of root mean square error of different fusion algorithms

为了验证所提出的方法对测量干扰信号的敏感性，本文对仿真的其中一个实际速度测量信号添加连续干扰点，另一个实际速度测量信号不添加干扰点。应用普通卡尔曼滤波方法作为对照，将添加干扰的单一实际速度信号作为输入，来估计真实的实际速度，观察本文所提出方法的表现，如图 8 所示。仿真时，实际速度信号设置为 0.5 ~ 3.0 m/s，仿真时间为 20 s。

从图 8 可以看出，相较于对照曲线，本文方法的估计曲线对测量值的干扰更不敏感，扰动更小。这是因为本文算法可以对多传感器测量值进行融合，并且根据信号协方差权重进行融合，干扰信号的权重在数据融合过程中降低，估计值受到的单一测量值的干扰也就降低，因此表现出更好的鲁棒性。

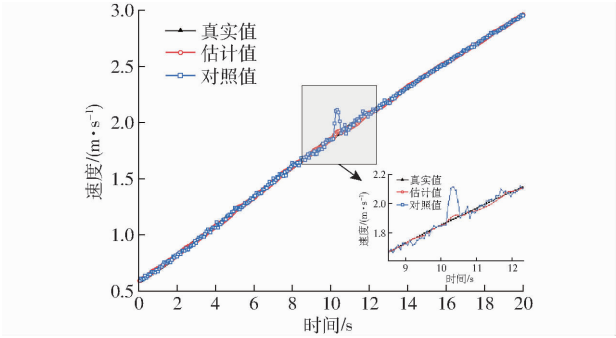


图 8　添加干扰的单一传感器或多传感器实际速度估计值比较

Fig. 8　Comparison of actual velocity estimation values of single or multi-sensor with added interference

4　试验验证

4.1　试验平台

为验证本文算法的有效性，在实车上进行试验验证。选择五征 TS404 型拖拉机为试验车辆，拖拉机的参数如表 1 所示。

表 1　试验拖拉机参数

Tab. 1　Specification parameters of experimental tractor

参数	数值/型式
外形尺寸(长 × 宽 × 高)/(mm × mm × mm)	3 410 × 1 500 × 2 120
轴距/mm	1 948
标定功率/kW	29.4
最小离地间隙/mm	350
最小转弯半径/m	3.3
行走系	7.5-16/11.2-28

在实车拖拉机上搭建滑转率估计系统，包括单目相机(视觉采集部分)、多普勒雷达、编码器、轮胎气压传感器、GPS 移动站、STM32F103 单片机及计算机上位机。单目相机和多普勒雷达分别对拖拉机的实际速度进行测量，编码器测量的角速度结合胎压传感器间接获取的轮胎半径得到理论速度的测量值。高精度 GPS 测量的实际速度作为对照，以此来衡量本文方法估计拖拉机驱动轮滑转率的实际效果。整体试验平台如图 9 所示，设备型号如表 2 所示。

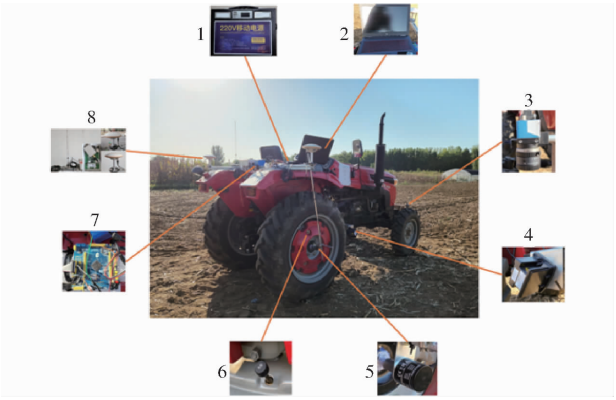


图 9 实车拖拉机试验平台

Fig. 9 Experimental tractor platform

1. 供电模块 2. 计算机上位机 3. 单目视觉传感器 4. 多普勒雷达传感器 5. 旋转编码器 6. 胎压传感器 7. STM32 单片机下位机 8. GPS 移动站

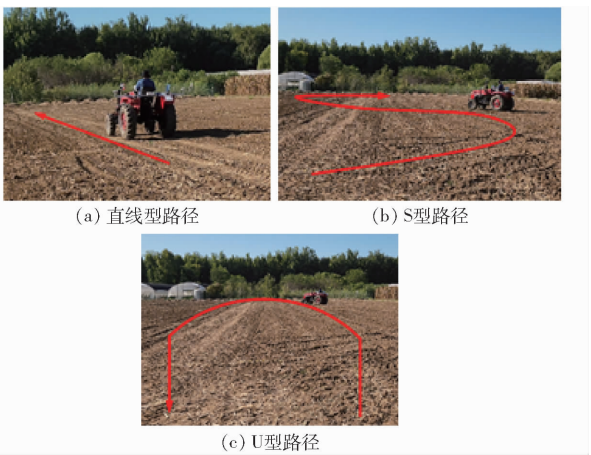
表 2 试验用传感器及设备

Tab. 2 Sensors and equipment for testing

设备	型号
单目相机	大恒-MER-125-30UC
多普勒雷达	帝强-电波Ⅲ
光电编码器	E6B2-CWZ6C
胎压传感器	外置-N07WYS
高精度 GPS	北云-A1
下位机	STM32F103
上位机	Intel Core i7-9750H-GTX1660Ti

4.2 试验方案设计

在中国农业大学上庄实验站开展田间试验，田间土地路面类型为崭新翻耕耙整后的大田松软壤土，该地面类型下拖拉机驱动轮容易产生滑转。为验证在多种不同行驶路径下基于多传感器信息融合的拖拉机驱动轮滑转率估计方法性能，本文基于拖拉机田间作业常用的行驶路径，设计了直线型路径、S 型路径及 U 型路径 3 种行驶路径，来验证估计方法的普适性，拖拉机田间行驶路径示意图如图 10 所示。试验中拖拉机差速锁锁止，驾驶员操纵过程中保持较大的油门开度不变，确保行驶速度的稳定。



(a) 直线型路径 (b) S型路径

(c) U型路径

图 10 3 种拖拉机行驶路径

Fig. 10 Three kinds of tractor driving paths

在上述 3 种不同的行驶路径下，分别以不同挡位速度、不同轮胎充气压力来验证基于多传感器信息融合的拖拉机驱动轮滑转率估计方法。其中在直线型路径下开展拖拉机高速 1 挡和高速 2 挡的试验，行驶速度分别为 0.8 ~ 1.0 m/s 和 1.5 ~ 2.0 m/s。S 型路径和 U 型路径从安全角度考虑只开展拖拉机高速 1 挡下的试验，具体试验方案如表 3 所示。

表 3 滑转率估计方法试验方案

Tab. 3 Experimental scheme of slip ratio estimation method

试验方案序号	行驶路径	挡位车速	轮胎充气压力/Pa
1	直线型路径	高速 1 挡	0.6(低压)
2	直线型路径	高速 1 挡	1.2(高压)
3	直线型路径	高速 2 挡	0.6(低压)
4	直线型路径	高速 2 挡	1.2(高压)
5	S 型路径	高速 1 挡	0.6(低压)
6	S 型路径	高速 1 挡	1.2(高压)
7	U 型路径	高速 1 挡	0.6(低压)
8	U 型路径	高速 1 挡	1.2(高压)

4.3 滑转率估计结果及分析

在上述 8 种试验方案工况下进行试验，拖拉机每次起步等速度平稳后开始记录数据。根据本文提出的多传感器信息融合算法，融合机器视觉法和多普勒雷达法的实际速度信号，依据定义估计得到高精度的拖拉机驱动轮滑转率，通过高精度 GPS 方法获取的滑转率真值作为对照曲线，得到 8 组滑转率的估计结果。

图 11a ~ 11d 分别是在试验方案 1 ~ 4 工况下多传感器信息融合估计的滑转率。图 12 为试验方案

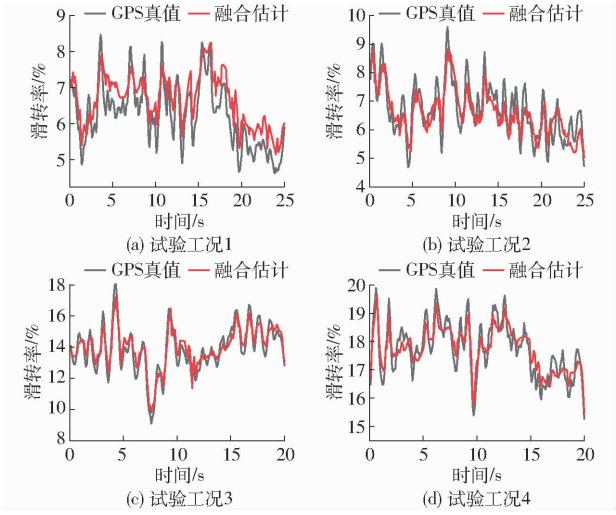


图 11 试验工况 1 ~ 4 的滑转率融合估计曲线

Fig. 11 Fusion estimation curves of slip ratio under test conditions 1 ~ 4

1～4 工况下融合算法、机器视觉法和多普勒雷达法得到的平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和均方根误差(Root mean square error, RSME)。

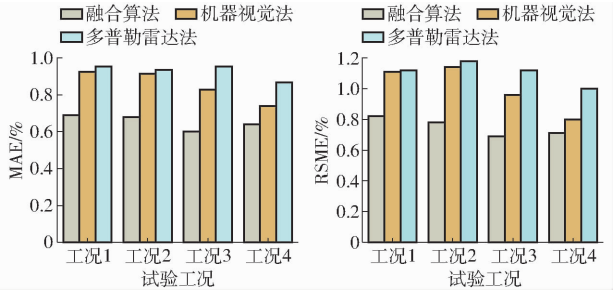


图 12　试验工况 1～4 对应的试验数据对比

Fig. 12　Comparison of test data corresponding to test conditions 1～4

由图 11、12 可知，多传感器信息融合估计的拖拉机驱动轮滑转率相较于高精度 GPS 法，工况 1 中融合算法的 MAE 相较于机器视觉法和多普勒雷达法单独计算的滑转率，分别减小 25.53%、27.84%；融合算法的 RSME 相较于机器视觉法和多普勒雷达法单独计算的滑转率，分别减小 26.13%、26.79%。类似地，在工况 2～4 中，融合算法的 MAE 相较于机器视觉法分别减小 25.81%、27.38% 和 13.33%；相较于多普勒雷达法分别减小 27.37%、37.11% 和 26.14%。此外，融合算法的 RSME 相较于机器视觉法分别减小 31.58%、28.13% 和 11.25%；相较于多普勒雷达法分别减小 33.90%、38.39% 和 29.00%。

与图 11、12 相似，图 13a～13d 分别对应试验方案 5～8 工况下多传感器信息融合估计的滑转率。图 14 为试验方案 5～8 工况下融合算法、机器视觉法和多普勒雷达法得到的 MAE 和 RSME。

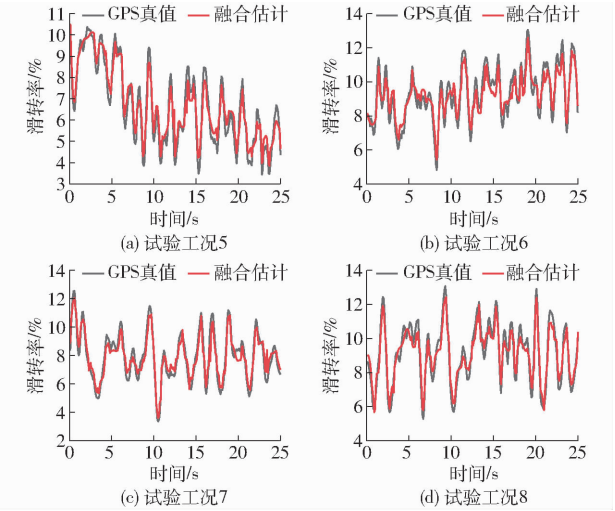


图 13　试验工况 5～8 的滑转率融合估计曲线

Fig. 13　Fusion estimation curves of slip ratio under test conditions 5～8

由图 13、14 可知，多传感器信息融合估计的拖拉机驱动轮滑转率相较于高精度 GPS 法，工况 5 中

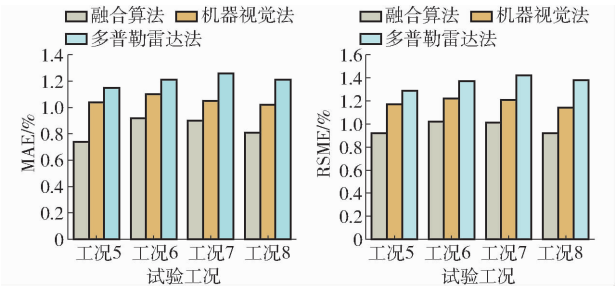


图 14　试验工况 5～8 对应的试验数据对比

Fig. 14　Comparison of test data corresponding to test conditions 5～8

融合算法的 MAE 相较于机器视觉法和多普勒雷达法单独计算的滑转率分别减小 28.85%、35.65%；融合算法的 RSME 相较于机器视觉法和多普勒雷达法单独计算的滑转率分别减小 27.35%、34.11%。与此类似，在工况 6～8 中，融合算法的 MAE 相较于机器视觉法分别减小 16.36%、14.29% 和 20.59%；相较于多普勒雷达法分别减小 23.97%、28.57% 和 33.06%。此外，融合算法的 RSME 相较于机器视觉法分别减小 16.39%、16.53% 和 19.30%；相较于多普勒雷达法分别减小 25.55%、28.87% 和 33.33%。

总结而言，针对多种工况下开展的拖拉机驱动轮滑转率估计试验，估计曲线与高精度 GPS 测量的滑转率真值较好地吻合。在工况 1～8 中，融合算法相较于机器视觉法和多普勒雷达法 MAE 的平均值分别减小 21.52% 和 29.96%，RSME 的平均值分别减小 22.08% 和 31.24%。融合算法的 MAE 均小于 1.00%，RSME 最大值为 1.02%，融合算法其余结果如表 4 所示。多路径下开展的滑转率估计试验，表明了本文提出的基于多传感器信息融合的拖拉机驱动轮滑转率估计方法能适应多个场景下的滑转率精确估计。

表 4　滑转率估计方法试验数据统计

Tab. 4　Statistics of experimental data of slip ratio estimation method　%

试验工况	最大绝对误差	标准差	均方根误差
1	1.90	0.43	0.82
2	2.09	0.46	0.78
3	1.64	0.33	0.69
4	1.63	0.29	0.71
5	1.77	0.41	0.85
6	1.91	0.45	1.02
7	2.30	0.46	1.01
8	2.04	0.43	0.92

5　结论

(1)提出了多新息并行扩展卡尔曼滤波算法，融合了包括机器视觉在内的多个传感器信息，实现

了拖拉机驱动轮滑转率的精确估计。

(2)仿真结果表明,相较于普通卡尔曼滤波算法估计的滑转率,本文算法得到的滑转率估计值精度更高,滑转率估计值的均方根误差从 2.34% 降低到 1.45%,并且多传感器信息融合在输入信号添加干扰的情况下,滑转率估计值基本不受影响,估计的鲁棒性更高。

(3)试验结果表明,在多组工况下本文提出的多传感器信息融合算法相较于单一视觉法或雷达法对拖拉机驱动轮滑转率估计的 MAE、RSME 均有所降低。因此本文提出的算法对拖拉机驱动轮滑转率的估计具有较高的精度。

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] 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)

[3] 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(中英文), 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)

[4] 马勇,李瑞川,刘延俊,等. 基于滑转率的农用拖拉机犁耕控制方法研究[J]. 农机化研究, 2020,42(10):259 - 263.
MA Yong,LI Ruichuan,LIU Yanjun,et al. Study on control method of agricultural tractor plowing based on slip rate[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020,42(10):259 - 263. (in Chinese)

[5] 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)

[6] SHAFAEI S M, LOGHAVI M, KAMGAR S. Fundamental realization of longitudinal slip efficiency of tractor wheels in a tillage practice[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 205(3): 104765.

[7] RAHEMAN H, JHA S K. Wheel slip measurement in 2WD tractor[J]. Journal of Terramechanics, 2007, 44: 89 - 94.

[8] PRANAV P K, PANDEY K P, TEWARI V K. Digital wheel slipmeter for agricultural 2WD tractors[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 73(2): 188 - 193.

[9] 印祥,卢博友,钟以崇,等. 拖拉机滑转率实时测量中的车速测量方法[J]. 农机化研究, 2009,31(4):237 - 240.
YIN Xiang, LU Boyou, ZHONG Yichong, et al. Measurements of vehicle velocity in tractor accelerating slip-ratio real-time measuring[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009,31(4):237 - 240. (in Chinese)

[10] 钟文军,高强,鲁植雄,等. 路面行驶工况下拖拉机驱动轮滑转率的测试与分析[J]. 华中农业大学学报, 2015,34(4):130 - 136.
ZHONG Wenjun,GAO Qiang,LU Zhixiong,et al. Test and analysis of the slip rate of tractors driven on roads[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2015,34(4):130 - 136. (in Chinese)

[11] BOTHA T R, ELS P S. Digital image correlation techniques for measuring tyre-road interface parameters: Part 2—longitudinal tyre slip ratio measurement[J]. Journal of Terramechanics, 2015, 61: 101 - 112.

[12] 吕凤天,高海波,李楠,等. 基于单目视觉的松软地面星球车车轮滑转率估计[J]. 机械工程学报, 2020,56(2):77 - 85.
LÜ Fengtian,GAO Haibo,LI Nan,et al. Monocular vision-based estimation of wheel slip ratio for planetary rovers in soft terrain [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020,56(2):77 - 85. (in Chinese)

[13] ZHANG Libin, FENG Shiyuan, SHAN Hongying, et al. Tractor-trailer-train braking time sequence detection based on monocular vision [J/OL]. Advances in Mechanical Engineering, 2021, 13 (12). http://doi.org/10.1177/16878140211067045.

[14] DING Liang, GAO Haibo, DENG Zongquan, et al. Slip ratio for lugged wheel of planetary rover in deformable soil: definition and estimation[C]//2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2009: 3343 - 3348.

[15] 雍文亮,管欣,王博,等. 基于多传感数据融合滤波的纵向坡度识别算法[J]. 机械工程学报, 2018,54(14):116 - 124.
YONG Wenliang,GUAN Xin,WANG Bo,et al. Identification algorithm of longitudinal road slope based on multi-sensor data fusion filtering[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018,54(14):116 - 124. (in Chinese)

[16] 李刚,赵德阳,解瑞春,等. 基于改进的 Sage-Husa 自适应扩展卡尔曼滤波的车辆状态估计[J]. 汽车工程, 2015,37(12):1426 - 1432.
LI Gang,ZHAO Deyang,XIE Ruichun,et al. Vehicle state estimation based on improved Sage-Husa adaptive extended Kalman filtering[J]. Automotive Engineering, 2015,37(12):1426 - 1432. (in Chinese)

(下转第 426 页)

[15] JIN Xing, WANG Jing, WANG Hong, et al. Cause analysis of distance on rural power network voltage based on power flow model[C]// Proceedings of 2018 3rd International Conference on Electrical, Control and Automation Engineering (ECAE 2018), 2018:177 - 181.

[16] 乔金友,张丹,张宏彬,等. 大中小型拖拉机压实对土壤坚实度和大豆产量的影响[J]. 农业工程学报,2019,35(21):26 - 33.
QIAO Jinyou, ZHANG Dan, ZHANG Hongbin, et al. Effects of soil compaction by various tractors on soil penetration resistance and soybean yields[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(21): 26 - 33. (in Chinese)

[17] 王宪良,王庆杰,李洪文,等. 免耕条件下轮胎压实对土壤物理特性和作物根系的影响[J]. 农业机械学报,2017,48(6):168 - 175.
WANG Xianliang, WANG Qingjie, LI Hongwen, et al. Effect of tyre induced soil compaction on soil properties and crop root growth under no-tillage system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 168 - 175. (in Chinese)

[18] 李汝莘,林成厚,高焕文,等. 小四轮拖拉机土壤压实的研究[J]. 农业机械学报,2002,33(1):126 - 129.
LI Ruxin, LIN Chenghou, GAO Huanwen, et al. Research on soil compaction of small four-wheel tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2002, 33(1): 126 - 129. (in Chinese)

[19] THOMAS K. A model for the prediction of the contact area and the distribution of vertical stress below agricultural tyres from readily available tyre parameters[J]. Biosystems Engineering, 2005, 92(1): 161 - 165.

[20] CASTIONI G A F, DE L R P, CHERUBIN M R, et al. Machinery traffic in sugarcane straw removal operation: stress transmitted and soil compaction[J]. Soil & Tillage Research, 2021, 213: 105 - 122.

[21] 李奇睿,王继军,郭满才. 基于结构方程模型的安塞县商品型生态农业系统耦合关系[J]. 农业工程学报,2012,28(16):240 - 247.
LI Qirui, WANG Jijun, GUO Mancai. Coupling relationship of commodity eco-agriculture system in Ansai County based on structural equation model[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(16): 240 - 247. (in Chinese)

[22] 朱兴林,姚亮,李建立,等. 基于结构方程模型的城乡公交一体化满意度研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2021,40(11):40 - 46,59.
ZHU Xinglin, YAO Liang, LI Jianli, et al. Research on satisfaction of urban-rural public transport integration based on structural equation model[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University(Social Sciences Edition), 2021, 40(11): 40 - 46, 59. (in Chinese)

[23] 姚荣涵,祁文彦,郭伟伟. 自动驾驶环境下驾驶人接管行为结构方程模型[J]. 交通运输工程学报,2021,21(2):209 - 221.
YAO Ronghan, QI Wenyan, GUO Weiwei. Structural equation model of driver takeover behavior in autonomous driving environment[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(2): 209 - 221. (in Chinese)

[24] HANEEN A, LAMA A M, AYMAN A. Customers' perception of residential photovoltaic solar projects in the UAE: a structural equation modeling approach[J]. Energy Strategy Reviews, 2022, 39: 1 - 14.

[25] WONJOON K, NAYOUNG K, JOSEPH B L, et al. Factors affecting trust in high-vulnerability human-robot interaction contexts: a structural equation modelling approach[J]. Applied Ergonomics, 2020(85): 1 - 11.

[26] 全国能源基础与管理标准化技术委员会. 综合油耗计算通则:GB/T 2589—2020[S]. 北京:中国标准出版社,2021.

(上接第 410 页)

[17] 邱育东,韩刚,张征. 基于多源数据结构融合的车轮滑转率测量方法[J]. 计算机测量与控制, 2021,29(5):49 - 53,58.
QIU Yudong, HAN Gang, ZHANG Zheng. Vehicle wheels slip rate measurement based on multi-source data structured fusion [J]. Computer Measurement & Control, 2021, 29(5): 49 - 53, 58. (in Chinese)

[18] 曹青梅,周志立,张明柱,等. 拖拉机驱动轮滑转率估算法与验证[J]. 农业工程学报, 2015,31(23):35 - 41.
CAO Qingmei, ZHOU Zhili, ZHANG Mingzhu, et al. Algorithm and verification for estimating tractor driving wheel slip rate [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(23): 35 - 41. (in Chinese)

[19] ZHU Shaohua, WANG Lin, ZHU Zhongxiang, et al. Measuring method of slip ratio for tractor driving wheels based on machine vision[J]. Agriculture, 2022, 12(2): 292.

[20] 余志生. 汽车理论[M]. 6 版. 北京: 机械工业出版社, 2006.

[21] KENJI I, YUTAKA K, SHINYA Y, et al. Ultrasonic doppler speed sensor for agricultural vehicles: effects of pitch angle and measurements of velocity vector components [J]. Agricultural Engineering International: the CIGR Journal, 2008, 10: PM07033.