

doi: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S2.046

# 基于多传感器融合的拖拉机侧滑量估计方法及其验证

刘禹汐<sup>1,2</sup> 杨浩然<sup>1,2</sup> 韩冰<sup>1,2</sup> 张泽鹏<sup>1,2</sup> 李臻<sup>1,2</sup> 朱忠祥<sup>1,2</sup>

(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:** 针对丘陵山地中拖拉机的侧滑估计, 提出了一种融合机器视觉与全球卫星导航定位系统 (Global navigation satellite system, GNSS) 的多传感器信息融合算法。首先提出了简化的拖拉机运动学模型, 再阐述基于 GNSS 与机器视觉技术的侧滑量估计方法。并通过 CarSim 和 Simulink 的联合仿真验证侧滑估计方法的可行性。引入卡尔曼滤波和权重函数对传感器数据进行融合和动态调节。搭建模拟丘陵山地实验平台, 在不同的地面倾角、GNSS 遮挡条件以及路面条件下进行了实验。实验结果表明, 在干燥路面且 GNSS 遮挡条件下, 拖拉机在 9°、18° 路面条件下行驶时最终融合后的总侧滑量分别为 0.322 m 和 0.432 m, 相对误差分别为 7.86% 和 6.00%, 即在 GNSS 信号遮挡的情况下依然能够准确地估计出拖拉机的侧滑量。研究可为拖拉机的精确横向控制提供新的方法和实验基础。

**关键词:** 丘陵山地拖拉机; 机器视觉; 全球卫星导航定位系统; 侧滑估计; 卡尔曼滤波; 信号遮挡

**中图分类号:** S129.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S2-0400-09

## Tractor Side-slip Estimation Method Based on Multi-sensor Fusion and Its Validation

LIU Yuxi<sup>1,2</sup> YANG Haoran<sup>1,2</sup> HAN Bing<sup>1,2</sup> ZHANG Zepeng<sup>1,2</sup> LI Zhen<sup>1,2</sup> ZHU Zhongxiang<sup>1,2</sup>

(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:** To address the issue of estimating tractor side-slip in hilly and mountainous terrains, a multi-sensor information fusion algorithm that integrated machine vision and the global navigation satellite system (GNSS) was proposed. Initially, a simplified kinematic model of the tractor was presented, followed by separate discussions on skid estimation methods based on GNSS and machine vision technologies. The feasibility of the skid estimation methods was validated through joint simulation using CarSim and Simulink. Kalman filtering and weighting functions were introduced to dynamically fuse and adjust sensor data. An experimental platform mimicking hilly terrains was set up to conduct tests under varying road slopes, GNSS coverage conditions, and road surface conditions. The experimental results showed that under dry road conditions and GNSS blockage, the total skid amounts for tractors driving on 9° and 18° slopes were 0.322 m and 0.432 m, respectively, with relative error of 7.86% and 6.00%, which indicated that accurate skid estimation was still achievable even when GNSS signals were obstructed. The research result can provide methods and experimental foundations for precise lateral control of tractors.

**Key words:** hilly mountain tractor; machine vision; global navigation satellite system; side-slip estimation; Kalman filtering; signal masking

## 0 引言

我国耕地面积广阔, 但其中总面积的 1/3 是土

地分布不集中、田地错落不平整的丘陵山区<sup>[1]</sup>。拖拉机是田间农业生产中的重要装备之一, 其作业质量对农田作物产量有直接影响<sup>[2-3]</sup>。然而拖拉机在

收稿日期: 2023-06-18 修回日期: 2023-08-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(52072407、52175259)

作者简介: 刘禹汐(1999—), 男, 硕士生, 主要从事机器视觉和车辆动力学研究, E-mail: liuyuxi0315@foxmail.com

通信作者: 朱忠祥(1976—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事车辆系统动力学及地面车辆动力学研究, E-mail: zhuzhongxiang@cau.edu.cn

丘陵山地等复杂地形中易产生较大的轮胎侧滑。严重的轮胎侧滑会导致拖拉机脱离预定作业轨迹, 不仅降低工作效率, 还可能发生翻侧事故危及驾驶员安全。此外, 侧滑也会导致作业质量下降, 使耕作、播种等作业质量难以保证<sup>[4]</sup>。

拖拉机作业环境相对恶劣, 测量信号易受干扰。单一传感器对其状态的估计往往达不到精度要求, 并且当传感器损坏或者受到干扰导致无法工作时, 测量系统便因此失效<sup>[5-6]</sup>。多传感器信息融合技术能有效提高拖拉机侧滑量的估计精度, 并改善数据噪声问题。PETKOVIĆ<sup>[7]</sup>将卡尔曼滤波与软计算原理结合, 提高了目标跟踪的精度。WANG 等<sup>[8]</sup>提出的基于证据理论和 WOWA 算子的方法则优化了数据融合精度。国内对多传感器融合的研究也都涵盖了基本理论、算法和实践应用<sup>[9-10]</sup>。

在拖拉机侧滑与稳定性问题方面, WATANABE 等<sup>[11-13]</sup>针对拖拉机工作时的转向振动及侧滑而产生失稳, 设计了拖拉机二轮转向和振动的耦合模型以及建立了拖拉机的二维冲击非线性动力学模型。AHMADI<sup>[14-15]</sup>重点分析了拖拉机车速、斜坡角度、土壤摩擦因数与拖拉机侧向稳定性之间的影响关系, 提出了侧翻和侧滑两种稳定性评价指标。并且研究人员在车辆参数估计方面开展了大量研究, 其中在滑转率估计<sup>[16-21]</sup>、侧偏角估计<sup>[22-27]</sup>、路面附着系数估计<sup>[28-29]</sup>等方面已有较多成功案例。然而在侧滑量估计方面, 相关研究仍然匮乏。

本研究探讨拖拉机侧滑量的定义, 并阐述利用 GNSS 和机器视觉估计拖拉机侧滑量的方法。获取 GNSS 的数据, 进行导航解算; 利用图像处理技术分析拖拉机行驶图像的特征, 建立视觉里程计模型; 为实现这两种信息源的有效整合, 设计基于卡尔曼滤波的多源传感器的数据融合方案, 整合视觉和 GNSS 输出拖拉机的侧滑量信息。验证实验选取本课题组搭建的电动拖拉机作为研究对象, 通过调整车速、横向坡度、路面条件和遮挡状态, 模拟拖拉机在实际丘陵山地环境中可能遇到的各种情况, 从而验证多传感器融合技术在侧滑量估计上的可行性。

## 1 侧滑量估计原理

### 1.1 拖拉机运动学模型

在侧滑量的估计中, 拖拉机模型可以简化为二维平面上运动的刚体, 并且只受到 3 个自由度的限制, 即拖拉机的  $x, y$  坐标与角度。车身坐标系的原点选于拖拉机质心, 最终的运动可描述为

$$x_{t+1} = x_t + v_t \cos \theta_t \Delta t \quad (1)$$

$$y_{t+1} = y_t + v_t \sin \theta_t \Delta t \quad (2)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \omega_t \Delta t \quad (3)$$

式中  $x_t, y_t$ —— $t$  时刻坐标, m

$x_{t+1}, y_{t+1}$ —— $t+1$  时刻坐标, m

$v_t$ —— $t$  时刻运动线速度, m/s

$\omega_t$ —— $t$  时刻运动角速度, rad/s

$\theta_t$ —— $t$  时刻相对于  $x$  轴的航向角, rad

$\theta_{t+1}$ —— $t+1$  时刻相对于  $x$  轴的航向角, rad

$\Delta t$ ——时间间隔, s

本研究采用质心的运动来评价最终的侧滑量。在后续的研究中将根据该模型进一步分析和预测拖拉机的运动。

### 1.2 侧向滑移量定义

拖拉机在丘陵山地作业时, 由于地形的复杂性以及土壤条件的变化性, 常常发生侧向滑移现象。拖拉机在行驶过程中的横向偏移包括行驶过程中轮胎偏转和轮胎侧偏引起的横向位移。其中, 侧向滑移也通常被定义为拖拉机轮胎与其前进方向之间的偏差。发生侧滑时, 实际轨迹与轮胎旋转轴线预期的直线轨迹之间会存在一个角度差异。

发生侧滑的原因之一是由于轮胎与路面之间的侧向力不足, 导致轮胎不能沿预期的轨迹运动。另一个原因是轮胎自身的侧偏特性导致发生侧向滑动, 而以上原因产生的路径偏移量之和被称为轮胎侧滑引起的侧滑量。本文中的侧滑量即指由于轮胎侧偏引起的侧向偏移和轮胎侧向滑动引起的侧向偏移之和。

如图 1 所示,  $O$  为拖拉机质心,  $\gamma$  为相对于  $x$  轴的航向角。当拖拉机无侧滑行驶时, 应按航向角从点  $O$  行驶到点  $A$ , 但是实际中由于侧滑的发生, 在  $y$  方向会产生横向位移  $l_2$ , 实际拖拉机将会运动到位置  $B$ 。

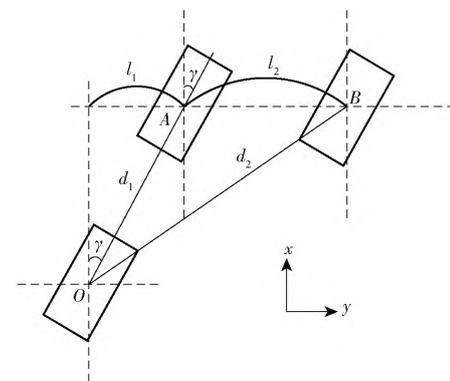


图 1 车辆侧滑示意图

Fig. 1 Vehicle side-slip diagram

若无侧滑, 此时实验车横向偏移量为

$$l_1 = d_1 \sin \gamma \quad (4)$$

式中  $l_1$ ——无侧滑横向偏移量, m

$d_1$ ——无侧滑行驶距离  $m$

但实际行驶过程中,由于侧滑的发生,此时沿  $y$  方向总偏移量  $l_3$  为

$$l_3 = l_1 + l_2 \quad (5)$$

将沿  $y$  方向的侧滑转换为车身坐标系下的侧滑量  $l_4$  为

$$l_4 = l_2 \cos\gamma \quad (6)$$

### 1.3 侧滑估计方法

#### 1.3.1 基于 GNSS 的估计方法

GNSS 定位系统测量得到的数据总是处于大地坐标系下,但实际拖拉机是在具有不同坡度的斜坡上运动,且行驶时航向角会发生变化。因此,需对 GNSS 定位系统测量得到的数据进行坐标转换,首先转换为斜坡平面坐标系,再转换为车身坐标系。拖拉机在斜坡上行驶的示意图如图 2 所示。

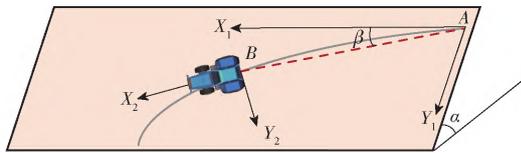


图2 拖拉机斜坡行驶示意图

Fig. 2 Schematic of tractor traveling on slope

当拖拉机在横向坡度为  $\alpha$  的坡上行驶时,GNSS 定位系统实际测得拖拉机在某时刻的位置坐标为  $(x, y)$ ,速度在  $X$  方向为  $V_x$ ,在  $Y$  方向为  $V_y$ 。将其转换到斜坡平面坐标系的位置与速度计算过程为

$$x_1 = x \quad (7)$$

$$y_1 = \frac{y}{\cos\alpha} \quad (8)$$

$$V_{x_1} = V_x \quad (9)$$

$$V_{y_1} = \frac{V_y}{\cos\alpha} \quad (10)$$

式中  $x, y$ ——实际测得在某时刻的位置坐标  $m$

$x_1, y_1$ ——斜坡平面坐标系的位置坐标  $m$

$V_{x_1}$ ——斜坡坐标系下纵向速度  $m/s$

$V_{y_1}$ ——斜坡坐标系下横向速度  $m/s$

若拖拉机在斜坡平面坐标系下,在 GNSS 一个采样时间内从点  $A$  运动到点  $B$ ,可根据两点位置计算出行驶的瞬时航向角  $\beta$ ,计算式为

$$\beta = \arctan \frac{y_{1B} - y_{1A}}{x_{1B} - x_{1A}} \quad (11)$$

式中  $x_{1B}, y_{1B}$ ——斜坡坐标系下点  $B$  坐标  $m$

$x_{1A}, y_{1A}$ ——斜坡坐标系下点  $A$  坐标  $m$

根据上述求得的航向角  $\beta$  及沿斜坡平面坐标系下的速度  $V_{x_1}$  和  $V_{y_1}$ ,便可求出车身坐标系下的速度。计算式为

$$V_{x_2} = V_{x_1} \cos\beta + V_{y_1} \sin\beta \quad (12)$$

$$V_{y_2} = V_{y_1} \cos\beta - V_{x_1} \sin\beta \quad (13)$$

式中  $V_{x_2}$ ——车身坐标系下纵向速度  $m/s$

$V_{y_2}$ ——车身坐标系下横向速度  $m/s$

通过将速度与采样时间相乘并积分,便可得到在小采样时间内拖拉机的理论无侧滑行驶轨迹。若 GNSS 采样时间为  $t$ ,拖拉机在车辆坐标系下的无侧滑位置计算式为

$$x_{t1} = x_1 + \int_0^t V_{x_2} dt \quad (14)$$

$$y_{t1} = y_1 + \int_0^t V_{y_2} dt \quad (15)$$

式中  $x_{t1}, y_{t1}$ —— $t$  时刻后无侧滑的位置坐标  $m$

最后,比较计算得到的理论无侧滑行驶轨迹和 GNSS 实际测量的轨迹得到车辆的侧滑量。如果 GNSS 的位置转换为车辆坐标系下的  $(x_1, y_1)$ ,则每一采样时刻  $t$  横向侧滑量  $S$  计算式为

$$S = y_t - y_1 \quad (16)$$

#### 1.3.2 基于视觉里程计的估计方法

机器视觉技术可利用特征提取和匹配计算图像间的相对运动,获取拖拉机包括平移和旋转的自身运动信息。本研究在拖拉机车身上安装了一个垂直朝向地面的单目相机传感器,以捕捉地面图像,其安装示意图如图 3 所示。选用的单目相机相关参数如表 1 所示。

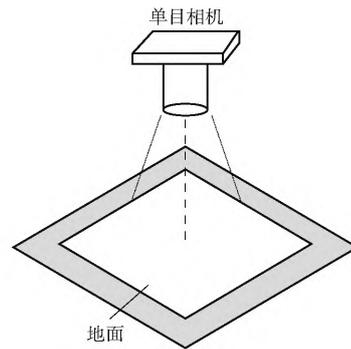


图3 单目相机采集示意图

Fig. 3 Schematic of monocular camera acquisition

表1 单目相机主要参数

Tab. 1 Main parameters of monocular camera

| 参数                            | 数值          |
|-------------------------------|-------------|
| 分辨率/(像素×像素)                   | 1 280 × 800 |
| 相机帧率/( $f \cdot s^{-1}$ )     | 30          |
| 像素尺寸/( $\mu m \times \mu m$ ) | 2 × 2       |
| 光学尺寸                          | 1/2.8       |
| 焦距/mm                         | 6 ~ 12      |
| 水平视场角/( $^\circ$ )            | 28 ~ 53     |

图像处理的视觉里程计估计流程如图 4 所示。在 FLANN 匹配器中,对于两个  $n$  维空间中的点  $P$  和  $Q$ ,其欧氏距离计算公式为

$$d(P, Q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} \quad (17)$$

式中  $p_1, p_2, \dots, p_n$ ——点  $P$  第  $i$  个维度上的坐标,  
 $q_1, q_2, \dots, q_n$ ——点  $Q$  第  $i$  个维度上的坐标,

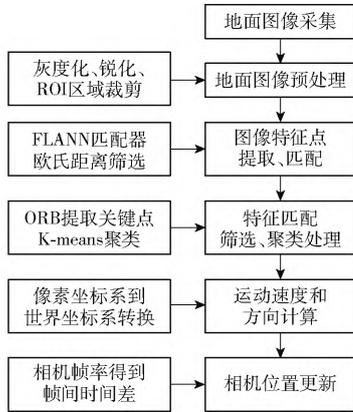


图4 视觉里程估计流程图

Fig. 4 Visual odometry estimation flowchart

再通过 ORB( Oriented fast and rotated brief) 方法强化旋转和尺度的不变性,为视觉里程计提供优化的特征提取和匹配机制<sup>[30]</sup>。

为了排除异常点,对特征点的欧氏距离再进行 K-means 聚类计算,聚类的目标是最小化每个点到其所属类别质心距离的总和,公式为

$$J = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k w_{ij} \|x_i - \mu_j\|^2 \quad (18)$$

式中  $J$ ——聚类目标函数

$k$ ——类别数量

$m$ ——数据点总数

$w_{ij}$ ——指示变量

$\mu_j$ ——类别  $j$  的质心

$x_i$ ——参与距离计算的数据点

$w_{ij}$ 作为指示变量,如果数据点  $x_i$ 属于类别  $j$ ,则  $w_{ij} = 1$ ,否则为 0,  $\mu_j$ 作为类别  $j$  的质心,  $\|x_i - \mu_j\|^2$ 是数据点  $x_i$ 到质心  $\mu_j$ 的欧氏距离。

使用坐标变换方法计算相机位置的更新,假设  $(d_x, d_y)$  是点在图像平面上的位移,  $\theta$  是相机的旋转角度,则相机的位移  $(\Delta x, \Delta y)$  计算式为

$$\Delta x = d \cos \theta \quad (19)$$

$$\Delta y = d \sin \theta \quad (20)$$

式中  $d$ ——计算得到的相机移动距离,  $\mu$

由于单目相机模型多采用针孔模型进行近似,本文建立了针孔模型成像原理,将点从像素坐标系转换到世界坐标系。在图 5 中  $P$  是三维空间的世界坐标系中的一个点,  $P'$  是对应的像素坐标系的二

维投影点。

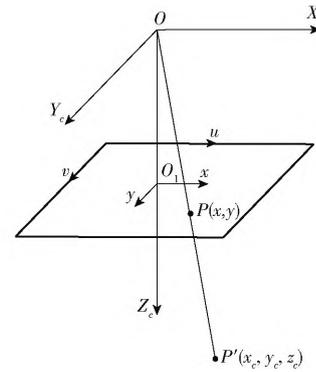


图5 针孔相机模型示意图

Fig. 5 Schematic of pinhole camera model

上述相机模型用于将一个点从像素坐标系转换为世界坐标系,定义为

$$z_s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} \quad (21)$$

其中

$$f_x = f/d_x \quad (22)$$

$$f_y = f/d_y \quad (23)$$

式中  $u, v$ ——像素位置的坐标,  $\mu$

$u_0, v_0$ ——相机镜头光轴在像素坐标系中投影位置的坐标,  $\mu$

$x_c, y_c, z_c$ ——相机坐标系中对应点坐标,  $\mu$

$z_s$ ——比例因子

$f$ ——相机焦距,  $\mu$

$d_x, d_y$ ——单像素的物理宽度和高度,  $\mu$

$f_x, f_y$ ——单像素在像素坐标系的  $x$  和  $y$  方向上的单位长度

图 6 为经过机器视觉处理的图像。该图像已灰度化处理。红线标识了前后两帧间相机的运动匹配。绿点为经匹配算法所得特征点。由上述机器视觉处理后可完成拖拉机的实际运动估计。

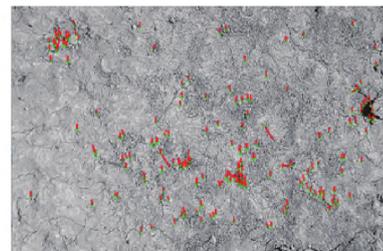


图6 机器视觉匹配特征点运动图像

Fig. 6 Machine vision to match feature point motion

### 1.3.3 估计方法仿真验证

采用 CarSim 和 Simulink 的联合仿真验证侧滑估计方法的可行性。通过 CarSim 在 Simulink 中的模块可导出质心坐标、航向角等车辆参数。CarSim 仿真示意图如图 7 所示。仿真中通过改变斜坡角度

(分别设置为 $6^\circ$ 、 $9^\circ$ 、 $12^\circ$ 、 $18^\circ$ )并采集相关数据。

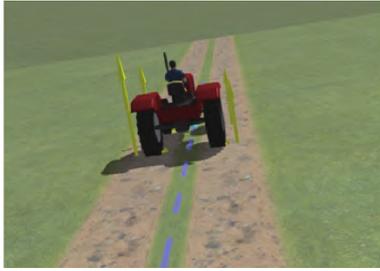


图7 CarSim中拖拉机在横坡上行驶图

Fig.7 CarSim tractor driving diagram on cross slope

由于仿真环境和实际环境之间存在许多不可控制的变量,直接比较仿真和实际曲线可能会引入混淆因素,导致对侧滑趋势的解释和分析变得复杂。故采用归一化处理来消除不同数据集之间尺度和单位的差异,使数据在同一范围内比较。最终归一化结果如图8所示。由于仿真开始时拖拉机将从悬空状态放置到斜坡上,故初始数据将会出现振荡情况。仿真结果表明,随着坡度增大,侧滑总量有变大趋势;并且随着行驶距离的增加,侧滑量增加速度将会放缓。

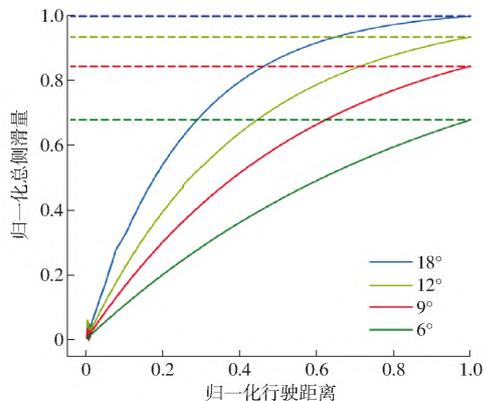


图8 不同坡度归一化总侧滑量

Fig.8 Estimation of total lateral slip after normalization of different slopes

## 2 多传感器数据融合

卡尔曼滤波器是一种递归算法,用于对含有随机性误差的系统状态进行稳定的线性估计<sup>[31]</sup>。除了卡尔曼滤波器外,粒子滤波和贝叶斯网络也是数据融合中常用的算法。然而,粒子滤波器在计算复杂性方面相对较高,不适合实时应用。贝叶斯网络则需要大量先验知识,这在复杂和不确定的农业环境中是一个限制。卡尔曼滤波器因其低计算复杂性和高度适应性,特别适用于农业拖拉机侧滑量的实时估计。其能自适应地调整各传感器的权重,从而在不同的环境和工况下提供最优的侧滑量估计。由于农业作业环境复杂性导致GNSS信号可能会被树木等障碍物遮挡。为避免遮挡对侧滑估计性能的影响,

本研究最终采用卡尔曼滤波器将GNSS与视觉信息进行多传感器融合。

卡尔曼滤波器将在数据融合中自适应地调整各传感器的权重。当GNSS的状态良好(如处于差分定位模式)和卫星数量较多时,数据质量较高。而当GNSS的状态不佳(如处于单点定位模式)或者卫星数量过少时,数据质量较低。

当机器视觉系统能提供清晰、准确的图像数据时,应增加机器视觉在数据融合中的权重;但若相机出现抖动、图像模糊,或者图像过于相似导致特征点稀疏或集中,机器视觉的估计准确性会相应降低。

为了反映各传感器(包括GNSS和机器视觉系统)工作状态、采集数据的变化率、双天线卫星数量等因素对数据质量的影响,定义权重函数 $W$ 为

$$W = f(x_{state}, x_n, (x_{a1}, x_{a2}), y_n, y_{feature}) \quad (24)$$

式中  $x_{state}$ ——GNSS工作状态,如是否处于差分定位模式

$x_n$ ——GNSS数据的变化率,用于衡量数据的稳定性, %

$x_{a1}, x_{a2}$ ——两天线的卫星数,多的卫星数量意味着更高的定位准确性

$y_n$ ——图像模糊程度,用以评估机器视觉采集质量, %

$y_{feature}$ ——特征点数量

权重函数 $W$ 的输出值将被用于卡尔曼滤波的权重分配。在多传感器融合过程中,这一权重值能动态地调整各传感器在状态估计中的影响。权重函数 $W$ 不仅在预测步骤中用于调整过程噪声协方差矩阵 $Q$ ,而且在更新步骤中用于调整测量噪声协方差矩阵 $R$ 。

在卡尔曼滤波的预测步骤中,使用上一时刻状态来预测当前时刻状态,并更新预测误差的协方差。将过程噪声协方差矩阵 $Q$ 乘以权重,得到新的 $Q$ ,即

$$Q_{new} = Q_{old} W \quad (25)$$

式中  $Q_{new}$ ——更新后的过程噪声协方差矩阵

$Q_{old}$ ——上一时刻的过程噪声协方差矩阵

使用新的 $Q$ 进行预测

$$X_{k|k-1} = F X_{k-1|k-1} \quad (26)$$

$$P_{k|k-1} = F P_{k-1|k-1} F^T + Q_{new} \quad (27)$$

式中  $X_{k|k-1}$ ——基于 $k-1$ 信息的 $k$ 时间预测状态

$P_{k|k-1}$ ——预测状态协方差矩阵

$F$ ——从 $X_{k-1}$ 到 $X_k$ 的状态转移矩阵

在更新步骤中,使用当前的观测值来更新状态,并更新预测误差的协方差。将测量噪声协方差矩阵 $R$ 乘以权重,得到新的 $R$ ,即

$$R_{new} = R_{old} W \quad (28)$$

式中  $R_{new}$  ——更新后的观测噪声协方差矩阵

$R_{old}$  ——上一时刻的观测噪声协方差矩阵

使用新的  $R$  进行更新

$$K_k = P_{k|k-1} H^T (HP_{k|k-1} H^T + R_{new})^{-1} \quad (29)$$

$$X_{k|k} = X_{k|k-1} + K_k (Z_k - HX_{k|k-1}) \quad (30)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H) P_{k|k-1} \quad (31)$$

式中  $K_k$  ——卡尔曼增益

$H$  ——观测模型矩阵

$I$  ——单位矩阵

$Z_k$  —— $k$  时间的观测值

$X_{k|k}$  ——基于  $k$  时间信息的  $k$  时间更新状态

$P_{k|k}$  ——更新状态的协方差矩阵

采用基于以上策略的卡尔曼滤波后,在 GNSS 信号稳定的环境下,视觉数据可以提升对微小侧滑的检测能力。而在 GNSS 遮挡条件下,视觉数据可提供必要的侧滑估计值。

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验条件

本研究主要针对丘陵山地场景的横坡地形。搭建路面实物图如图 9 所示,路面主要参数如表 2 所示。



(a) 路面支撑板 (b) 实验土壤

图 9 路面支撑板与实验土壤

Fig. 9 Pavement support plate and experimental soil

表 2 实验坡地主要参数

Tab. 2 Main parameters of test slope

| 参数        | 数值     |
|-----------|--------|
| 坡地长度/mm   | 12 000 |
| 坡地宽度/mm   | 2 000  |
| 可调坡度角/(°) | 0 ~ 25 |
| 自身质量/kg   | 200    |
| 载质量/kg    | 300    |
| 干燥土壤含水率/% | 11     |
| 潮湿土壤含水率/% | 18     |

实验车辆为一台小型电动拖拉机,如图 10 所示,实验中所用的传感器及其它设备的具体型号如表 3 所示。实验车车轮采用橡胶人字轮胎,更接近真实拖拉机的轮胎特性。由于 GNSS 遮挡后的数据波动,拖拉机在车身坐标系下的航向角与拖拉机车速由惯性测量单元与轮速采集装置计算后确定。实

验车的主要参数如表 4 所示。



图 10 实验车构成图

Fig. 10 Schematic of test vehicle

1. GNSS 定位系统基准站
2. GNSS 定位系统移动站
3. 控制单元
4. 惯性测量单元
5. 单目相机
6. 实验坡地
7. 轮速采集装置
8. 遥控启停及转向系统

表 3 实验用传感器及设备

Tab. 3 Sensors and equipment for testing

| 设备       | 型号                               |
|----------|----------------------------------|
| 单目相机     | 华望 HW500                         |
| 惯性测量单元   | WTGAHRS2                         |
| 旋转编码器    | E6B2 - CWZ6C                     |
| 高精度 GNSS | 北云 BY500                         |
| 下位机      | STM32 - F103                     |
| 上位机      | Intel Core i7 - 10750H - RTX2060 |

表 4 实验车主要参数

Tab. 4 Main parameters of test vehicle

| 参数                    | 数值            |
|-----------------------|---------------|
| 总质量/kg                | 115           |
| 重心到前/后轴距离/m           | 0.45/0.35     |
| 轴距/m                  | 0.8           |
| 前/后轮直径/m              | 0.35/0.4      |
| 长 × 宽 × 高/(m × m × m) | 1 × 0.6 × 0.5 |
| 整车质心高度/m              | 0.243         |
| 前桥摇摆轴极角/(°)           | 11            |
| 轮距/m                  | 0.52          |
| 最小离地间隙/m              | 0.135         |
| 电池电压/V                | 48            |
| 驱动电机功率/kW             | 1             |
| 摇摆轴至地面距离/m            | 0.182         |

#### 3.2 实验设计

实车实验中,实验车行驶示意图如图 11 所示,实验车将从点 A 向目标路径出发,但由于在行驶过程中存在坡度  $\alpha$ ,行驶中会产生沿斜坡向下的偏移,实验车的实际路径将变为类抛物线。

为了更准确地模拟丘陵山地中的实际工况,本研究选择  $9^\circ$  和  $18^\circ$  作为实验的斜坡角度。这两个角度在拖拉机在丘陵山地行驶中相对常见,并且行驶时有明显的侧滑现象。因此实验设计综合了多个控制变量,包括地面倾角、GNSS 遮挡条件,以及路面

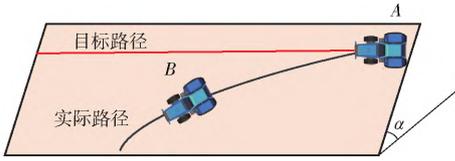


图 11 实验车行驶示意图

Fig. 11 Schematic of test vehicle driving

土壤状态。具体实验方案如表 5 所示。在实验中通过使用锡纸遮挡的方法来模拟 GNSS 天线遮挡的情况,实车遮挡如图 12 所示。

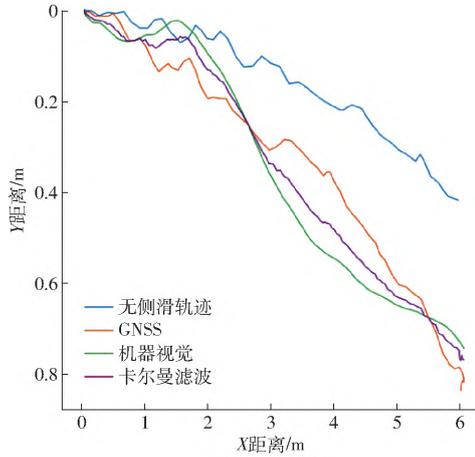
表 5 侧滑量估计实验方案

Tab. 5 Side-slip estimation test program

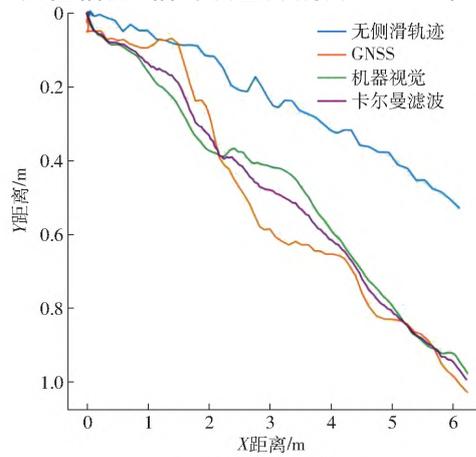
| 路面坡度/ $(^\circ)$ | 遮挡情况 | 路面情况 |
|------------------|------|------|
| 9                | 有    | 干燥   |
| 18               | 有    | 干燥   |
| 9                | 无    | 干燥   |
| 18               | 无    | 干燥   |
| 9                | 无    | 湿滑   |
| 18               | 无    | 湿滑   |

### 3.3 实验结果分析

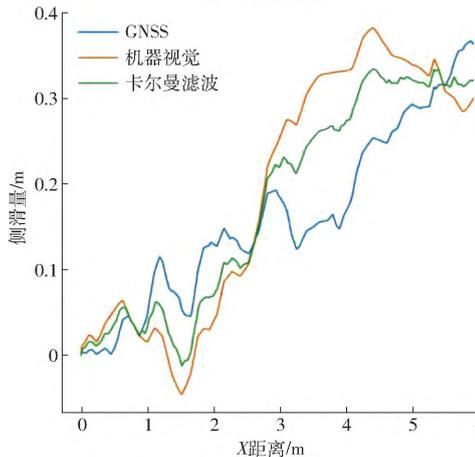
在估计过程中,由于各种原因(如传感器噪声、环境因素等),估计结果往往存在不确定性。



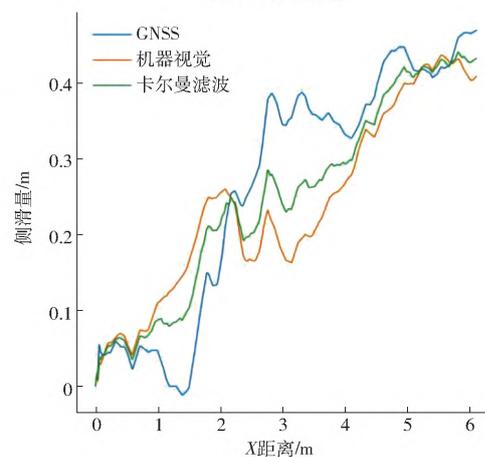
(a) 9°, 行驶轨迹



(b) 18°, 行驶轨迹



(c) 9°, 侧滑量



(d) 18°, 侧滑量

图 13 拖拉机行驶轨迹与侧滑量估计结果

Fig. 13 Plot of tractor trajectory with results of side-slip estimation

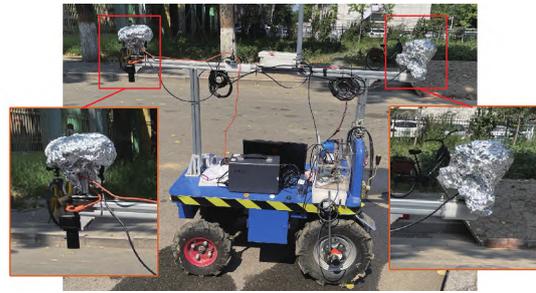


图 12 实验中遮挡 GNSS 示意图

Fig. 12 Schematic of masked GNSS in experiment

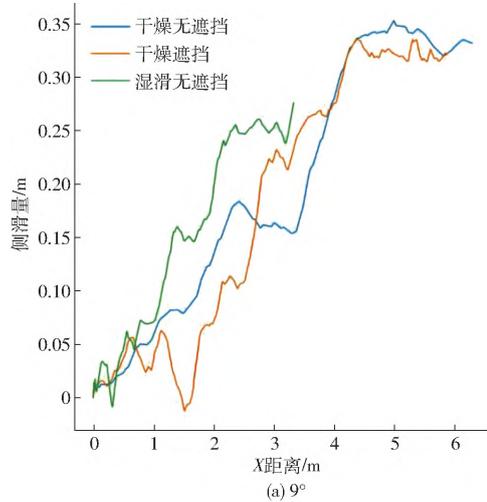
真实值的选择需考虑 GNSS 的遮挡情况。在 GNSS 未遮挡即信号良好的情况下,由于 GNSS 差分提供的高精度定位信息,其测量值被视为真实值。此时将不采用融合以保证估计的高精度;相反当 GNSS 遮挡时定位精度大幅下降,尽管机器视觉精度和稳定性相较于 GNSS 弱,但在 GNSS 遮挡下其表现更为稳定,此时机器视觉的测量值会参与融合以保证估计的准确性。

图 13 为在遮挡与路面干燥的条件下 9°、18° 的行驶轨迹与侧滑量估计结果,最终融合后的总侧滑量分别为 0.322 m 和 0.432 m。融合后的结果与真实值相比,相对误差分别为 7.86% 和 6.00%,表明

了多传感器融合算法估计的有效性。

再对实验数据进行横向对比分析,固定某一坡度,更改地面条件(干燥或湿滑)和 GNSS 的遮挡情况。具体实验时固定坡度( $9^\circ$ 和  $18^\circ$ ),分别估计干燥无遮挡、干燥遮挡、湿滑无遮挡 3 种条件下的侧滑量。融合后的侧滑量估计结果如表 6、图 14 所示。

根据图 14 与表 6 可知,在比较同一路面条件下



| 坡度/ $^\circ$ | 路面情况  | 融合后的总侧滑量/m | 相对误差/% |
|--------------|-------|------------|--------|
| 9            | 干燥无遮挡 | 0.331      | 2.81   |
|              | 干燥遮挡  | 0.322      | 7.86   |
|              | 湿滑无遮挡 | 0.275      | 1.97   |
| 18           | 干燥无遮挡 | 0.442      | 4.22   |
|              | 干燥遮挡  | 0.432      | 6.00   |
|              | 湿滑无遮挡 | 0.348      | 3.71   |

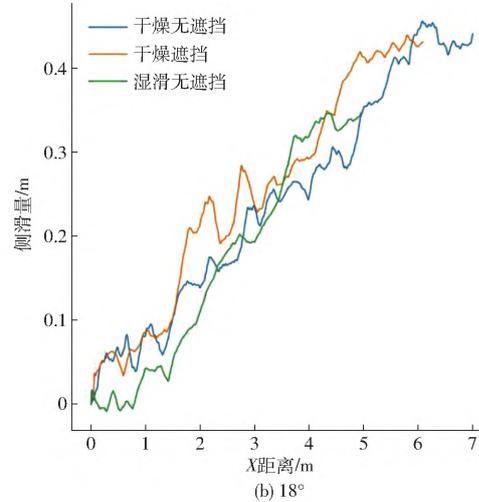


图 14 拖拉机识别与定位效果

Fig. 14 Tractor identification and localization effect

不同坡度的数据时,发现坡度  $18^\circ$  总侧滑量普遍大于  $9^\circ$  (例如,干燥无遮挡条件下从 0.331 m 增加到 0.442 m)。2 种坡度下总侧滑量的平均值分别为 0.309 m 与 0.407 m,与仿真中  $18^\circ$ 、 $9^\circ$  斜坡下归一化的平均值数据相比,相对误差为 8.58%。在实验过程中,随着坡度的增大,拖拉机的横向坡侧滑趋势增大,导致在坡度  $18^\circ$  侧滑量总量比  $9^\circ$  大。

湿滑无遮挡在  $9^\circ$  和  $18^\circ$  斜坡的条件下最终侧滑量的估计值分别为 0.275 m 与 0.348 m。观察可知,湿滑条件下的总侧滑量均比干燥条件下的侧滑量小(例如,坡度  $9^\circ$  下从 0.331 m 减小到 0.275 m)。由于在湿滑路面行驶时,车身航向变化大,会导致实验车提前接触到实验平台边缘,也即车辆行驶相同的横向位移对应更短的纵向位移,也是湿滑条件下侧滑量更小的原因之一。

湿滑条件下相对误差相对减小(例如,坡度  $9^\circ$  下从 2.81% 减小到 1.97%),可能是在湿滑条件下,车轮的侧滑更加频繁,从而使得侧滑量增大,而 GNSS 和其他传感器可能对此反应更为灵敏,导致误差下降。

综上所述,实验数据的横向对比与实际的拖拉机行驶情况相符,验证了本研究提出的基于多传感器信息融合估计方法的可行性。

## 4 结论

(1) 提出了一种融合机器视觉和全球导航卫星系统(GNSS)数据的多传感器信息融合算法来估计拖拉机的侧滑量。

(2) 构建了简化的拖拉机运动学模型,并推导出在车身坐标系下的侧向滑移量。提出了基于 GNSS 的侧滑估计方法,用于计算拖拉机的侧滑量。同时引入了基于视觉里程计的方法来估计侧滑量。使用卡尔曼滤波器融合 GNSS 和机器视觉数据后通过权重函数动态调整估计状态。

(3) 搭建了模拟横坡实验平台与搭载传感器的拖拉机。在不同的地面倾角、GNSS 遮挡条件以及路面条件下进行了实验。实验结果表面,在同一路面条件下,不同坡度( $9^\circ$ 和  $18^\circ$ )的总侧滑量平均值分别为 0.309 m 和 0.407 m,与仿真中  $9^\circ$  与  $18^\circ$  斜坡下归一化平均值数据相比,相对误差为 8.58%。在信号遮挡与路面干燥的条件下,  $9^\circ$  和  $18^\circ$  坡度的最终融合后的总侧滑量分别为 0.322 m 和 0.432 m,相对误差分别为 7.86% 和 6.00%。

(4) 实验结果验证了本研究中设计的多传感器信息融合的侧滑量估计方法的可行性,可为拖拉机精确的横向控制提供新的理论依据和实验方法。

## 参 考 文 献

- [1] 蔡晶晶,王桂显,敖方源,等. 提高标准健全体系全面推进丘陵山区宜机化改造[J]. 农机科技推广, 2020(11): 27-33.  
CAI Jingjing, WANG Guixian, AO Fangyuan, et al. Improve standards and establish a sound system to comprehensively promote mechanized transformation in hilly and mountainous areas [J]. Agricultural Machinery Technology Promotion, 2020 (11): 27-33. (in Chinese)
- [2] 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)
- [3] 曹云芳. 丘陵山区农业机械化发展现状与分析[J]. 时代农机, 2019, 46(4): 19-20.  
CAO Yunfang. Development status and analysis of mechanised agriculture in hilly and mountainous areas [J]. Times Agricultural Machinery, 2019, 46(4): 19-20. (in Chinese)
- [4] 陶金京,廖敏,潘群林,等. 轮式拖拉机悬挂农具机组静态纵向稳定性[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(34): 108-115.  
TAO Jinjing, LIAO Min, PAN Qunlin, et al. Static longitudinal stability of wheeled tractor suspension agricultural tool units [J]. Science and Technology and Engineering, 2019, 19(34): 108-115. (in Chinese)
- [5] 朱洪达,罗强,辛琪. 基于多传感器融合的定位技术概述[J]. 南方农机, 2023, 54(18): 165-167.  
ZHU Hong, LUO Qiang, XIN Qi. Overview of positioning technology based on multi-sensor fusion [J]. China Southern Agricultural Machinery, 2023, 54(18): 165-167. (in Chinese)
- [6] 周璠,郑伟,汪增福. 基于多异类传感器信息融合的微型多旋翼无人机实时运动估计[J]. 机器人, 2015, 37(1): 94-101.  
ZHOU Fan, ZHENG Wei, WANG Zengfu. Real-time motion estimation for UAVs based on dissimilar multi-sensor data fusion [J]. Robotics, 2015, 37(1): 94-101. (in Chinese)
- [7] PETKOVIĆ D. Adaptive neuro-fuzzy fusion of sensor data [J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 67: 222-228.
- [8] WANG J, YU Q. A dynamic multi-sensor data fusion approach based on evidence theory and WOWA operator [J]. Applied Intelligence, 2020, 50(11): 3837-3851.
- [9] 何友,王国宏,陆大金,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [10] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- [11] WATANABE M, SAKAI K. Novel power hop model for an agricultural tractor with coupling bouncing, stick-slip, and free-play dynamics [J]. Biosystems Engineering, 2021, 204: 156-169.
- [12] WATANABE M, SAKAI K. Identifying tractor overturning scenarios using a driving simulator with a motion system [J]. Biosystems Engineering, 2021, 210: 261-270.
- [13] WATANABE M, SAKAI K. Numerical analysis of steering instability in an agricultural tractor induced by bouncing and sliding [J]. Biosystems Engineering, 2020, 192: 108-116.
- [14] AHMADI I. Development of a tractor dynamic stability index calculator utilizing some tractor specifications [J]. Turkish Journal of Agriculture and Forestry, 2013, 37(2): 203-211.
- [15] AHMADI I. Dynamics of tractor lateral overturn on slopes under the influence of position disturbances (model development) [J]. Journal of Terramechanics, 2011, 48(5): 339-346.
- [16] 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.
- [17] RINGDAHL O, HELLSTRÖM T, WÄSTERLUND I, et al. Estimating wheel slip for a forest machine using RTK-DGPS [J]. Journal of Terramechanics, 2012, 49(5): 271-279.
- [18] 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. Research on the plowing control method of agricultural tractors based on slip rate [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(10): 259-263. (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] 张硕. 基于滑模变结构的重型拖拉机犁耕作业滑转率控制方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2018.  
ZHANG Shuo. Study on slip rate control of heavy tractor for ploughing based on sliding mode variable structure control [D]. Beijing: China Agricultural University, 2018. (in Chinese)
- [21] ZHU S, WANG L, ZHU Z, et al. Measuring method of slip ratio for tractor driving wheels based on machine vision [J]. Agriculture, 2022, 12: 292.
- [22] CONG G, UCHIDA T, HORI Y. Body slip angle estimation and control for electric vehicle with in-wheel motors [C]//IECON 2007-33rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronic Society. IEEE, 2007: 351-355.
- [23] 徐英豪. 汽车质心侧偏角的估计与测量研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2013.  
XU Yinghao. Estimation and measurement of sideslip angle for vehicle stability control [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2013. (in Chinese)

- engine coupled with EGR using artificial neural network [J]. *Applied Energy*, 2014, 119: 330–333.
- [27] CHEN Y, LV L. The multi-objective optimization of combustion chamber of DI diesel engine by NLPQL algorithm [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2014, 73(1): 1332–1339.
- [28] DONATEO T, TORNESE F, LAFORGIA D. Computer-aided conversion of an engine from diesel to methane [J]. *Applied Energy*, 2013, 108: 8–23.
- [29] 陈天锴. 高压共轨柴油机油耗与排放预测及优化研究[D]. 昆明: 昆明理工大学 2022.  
CHEN Tiankai. Prediction and optimization of fuel consumption and emission of high pressure common diesel engine [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology 2022. (in Chinese)
- [30] 石晋宏. 基于CMLIA的F-T煤制油柴油机喷油参数优化研究[D]. 太原: 太原理工大学 2020.  
SHI Jinhong. Optimization of fuel injection parameters on a diesel engine fueled with Fischer-Tropsch coal-to-liquid based on CMLIA [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology 2020. (in Chinese)
- [31] NIU X, WANG H, HU S, et al. Multi-objective online optimization of a marine diesel engine using NSGA-II coupled with enhancing trained support vector machine [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 137: 218–227.
- [32] FU J, YANG R, LI X, et al. Application of artificial neural network to forecast engine performance and emissions of a spark ignition engine [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2022, 201: 117749.
- [33] JB H. *Internal combustion engine fundamentals* [M]. New York: McGraw Hill Book Company, 1998.
- [34] BHOWMIK S, PAUL A, PANUA R, et al. Performance-exhaust emission prediction of diesosanol fueled diesel engine: an ANN coupled MORSM based optimization [J]. *Energy*, 2018, 153(7): 212–222.
- [35] VAN DEN B. An analysis of particle swarm optimizers [D]. University of Pretoria, 2006.
- [36] 冯建鑫, 王雅雷, 王强, 等. 基于改进粒子群算法的快速反射镜自抗扰控制 [J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(12): 3675–3682.  
FENG Jianxin, WANG Yalei, WANG Qiang, et al. Fast reflector self-anti-disturbance control based on improved particle swarm algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics*. 2021, 43(12): 3675–3682. (in Chinese)

(上接第 408 页)

- [24] 黄程程. 基于自适应卡尔曼滤波的汽车质心侧偏角估算研究[D]. 长春: 吉林大学 2011.  
HUANG Chengcheng. Research on vehicle sideslip angle estimation based on adaptive Kalman filter [D]. Changchun: Jilin University, 2011. (in Chinese)
- [25] BOERNER M, ISERMANN R. Adaptive one track model for critical lateral driving situations [C] // Proc. 6th International Symposium on Advanced Vehicle Control 2002, 2002: 393–400.
- [26] CHEROUAT H, BRACI M, DIOP S. Vehicle velocity, side slip angles and yaw rate estimation [C] // IEEE International Symposium on Industrial Electronics 2005. IEEE. 2005: 349–354.
- [27] 张小龙, 李亮, 李红志, 等. 基于改进 RBF 网的汽车侧偏角估计方法实验研究 [J]. *机械工程学报* 2010, 46(22): 105–110.  
ZHANG Xiaolong, LI Liang, LI Hongzhi, et al. Experimental research on vehicle sideslip angle estimation based on improved RBF neural networks [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(22): 105–110. (in Chinese)
- [28] 刘万里, 彭冲, 韩家伟. 基于轮边驱动电动汽车轮胎力估计的路面附着系数估算 [J]. *汽车实用技术* 2018(10): 35–38, 41.  
LIU Wanli, PENG Chong, HAN Jiawei. Estimate tire-road friction coefficient based on tire force estimation of the wheel drive electric vehicle [J]. *Automotive Practical Technology*, 2018(10): 35–38, 41. (in Chinese)
- [29] 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)
- [30] 冯振, 郭延宁, 吕跃勇. *Opencv 4 快速入门* [M]. 北京: 人民邮电出版社 2020.
- [31] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35–45.