doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.012

基于 BDS/IMU 的拖拉机运动状态检测方法研究

孟志军[1,2]　刘兆雨[1]　张光强[3]　肖跃进[3]　秦五昌[2]　李存军[3]　王保林[4]　胡书鹏[2]

(1.黑龙江八一农垦大学工程学院,大庆 163319;2.北京市农林科学院智能装备技术研究中心,北京 100097;
3.农芯科技(北京)有限责任公司,北京 100097;4.内蒙古自治区农牧业质量安全与检测研究所,呼和浩特 010031)

摘要:针对拖拉机低速启停换向作业过程中运动状态检测滞后、行驶方向易误判,进而影响自动驾驶作业质量的问题,提出了一种基于北斗和惯导融合的拖拉机运动状态检测算法。首先,基于角速度模值统计量和位置散布统计量的置信度函数,构建自适应加权融合模型实现拖拉机动静态准确判断;其次,利用静止阶段锁定的位移参考量,构建基于滑动窗口内位移增量的行驶方向检测模型,实现拖拉机前进/后退状态识别;最后,对所提方法进行试验验证。田间试验结果表明,本算法对拖拉机运动/静止检测准确率为 98.72%,前进/后退状态检测准确率为 98.34%,相较于传统运动状态检测算法,准确率分别提高了 0.69、3.91 个百分点,起步时延和静止时延分别缩短 0.219 s 和 0.172 s,为零速修正和航向初始化在基于北斗和惯导融合的拖拉机位姿测量中的准确应用提供了有效参考。

关键词:拖拉机;运动状态检测;零速检测;自适应加权融合;北斗卫星导航;惯性测量系统

中图分类号:S223　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)23-0133-10　　**OSID**:

Tractor Motion State Detection Method Based on BDS/IMU

Meng Zhijun[1,2]　Liu Zhaoyu[1]　Zhang Guangqiang[3]　Xiao Yuejin[3]　Qin Wuchang[2]
Li Cunjun[3]　Wang Baolin[4]　Hu Shupeng[2]

(1. *College of Engineering*, *Heilongjiang Bayi Agricultural University*, *Daqing* 163319, *China*
2. *Research Center of Intelligent Equipment*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*
3. *AgChip Science and Technology* (*Beijing*) *Co.*, *Ltd.*, *Beijing* 100097, *China*
4. *Institute of Quality Safety and Testing for Agricultural and Animal Husbandry of Inner Mongolia*, *Hohhot* 010031, *China*)

Abstract: Aiming to address the issues of lagging motion state detection and misjudgment of travel direction during low-speed start-stop and reversing operations of tractors, which consequently affect the quality of automated driving operations, a tractor motion state detection algorithm based on the fusion of BeiDou and inertial navigation systems was proposed. Firstly, an adaptive weighted fusion model was constructed based on the confidence functions of angular velocity magnitude statistics and position scatter statistics to achieve accurate dynamic and static judgment of the tractor. Secondly, using the displacement reference locked during the stationary phase, a travel direction detection model based on displacement increments within a sliding window was constructed to identify the tractor's forward/reverse state. Finally, the proposed method was experimentally verified. Field test results showed that the algorithm achieved an accuracy rate of 98.72% for tractor motion/stationary detection and 98.34% for forward/reverse state detection. Compared with traditional motion state detection algorithms, the accuracy rates were improved by 0.69 percentage points and 3.91 percentage points, respectively, and the start-up delay and stationary delay were reduced by 0.219 s and 0.172 s, respectively. The research result can provide an effective reference for the accurate application of zero-speed correction and heading initialization in tractor pose measurement based on the fusion of BeiDou and inertial navigation systems.

Key words: tractor; motion state detection; zero-speed detection; adaptive weighted fusion; BeiDou navigation satellite system; inertial measurement system

收稿日期:2026-05-07　修回日期:2026-05-27

基金项目:国家重点研发计划项目(2024YFD1500800)和军民融合产业发展转移支付专项资金产业示范引导项目(JMRHZX20240201)

作者简介:孟志军(1975—),男,研究员,博士,主要从事农机自动驾驶与精准农业智能装备技术研究,E-mail:mengzj@nercita.org.cn

通信作者:胡书鹏(1993—),男,工程师,博士,主要从事农机位姿测量和多传感器数据融合方法研究,E-mail:husp@nercita.org.cn

0 引言

当前拖拉机自动导航系统中,基于单天线北斗卫星导航系统(Beidou navigation satellite system, BDS)与惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)融合的位姿测量方案已成为主流技术路线[1-2]。相关研究表明,构建基于运动状态约束的 BDS/IMU 融合航向测量方法,是提高融合航向精度、保障农机自动导航作业质量的有效手段[3-6]。然而在低速启停和换向工况下,拖拉机运动状态识别存在滞后且准确性不足,如何快速、准确地判断其运动状态,将直接影响运动状态约束的有效性,相关学者对此开展了不同方法的探究[7-11]。

现有运动状态识别方法主要分为机器学习识别方法[12]和阈值统计识别方法[13-14]。机器学习识别方法依赖数据驱动建模,在复杂非线性环境下具有较强的模式识别能力。Zou 等[15]提出隐马尔可夫-支持向量机(Hidden Markov model - support vector machine, HMM-SVM)混合识别方法,通过引入时序约束将识别准确率提高至 98.57%。Or 等[16]利用 IMU 振动特征学习道路区段特性,实现了基于振动信息的位置推断;Xie 等[17]提出卷积神经网络-长短期记忆网络(Convolutional neural network - long short-term memory, CNN-LSTM)方法,利用加速度、角速度和地磁数据进行车辆运动行为识别,准确率达到 98.92%;刘宁等[18]提出基于 CNN-LSTM 的车辆运动状态识别方法,通过对网络结构和参数优化,实现了车辆自我运动状态的辨识,在测试集上的准确率达到 99.50%;Yu 等[19]基于车身姿态测量和一维卷积神经网络实现车辆行驶状态分类,准确率达到 90%。总体来看,机器学习识别方法在识别精度方面具有优势,但存在计算资源需求高、实时性不足和部署成本较高等问题,在农机低成本嵌入式平台上的工程应用仍受限制。

相比之下,阈值统计识别方法因结构简单、实时性好、易于部署,在车辆状态检测与导航工程中应用更为广泛。文献[20-21]指出,零速更新(Zero-velocity update, ZUPT)是抑制惯导误差的关键技术,但其检测阈值受运动模式、传感器性能和环境条件影响显著,难以采用统一固定阈值。王立兵等[22]提出了基于惯导平均角速度模值、平均加速度模值和组合导航解算的速度阈值联合的车辆运动状态检测方法,在速度阈值为 0.5 m/s 的条件下,实现了车辆动静态准确判断;张敏等[23]提出了基于滑动自平均模型的运动状态检测方法,在速度阈值设置为 1 m/s 的条件下,实现了车辆运动状态的准确检测;张且且等[24]面向车载 BDS/INS 组合导航提出融合陀螺仪模值与水平速度波动统计量的零速检测方法,检测准确率达到 99.22%,漏检率和误检率分别为 0.63% 和 1.37%。综上所述,基于阈值统计识别方法虽能实现较高精度的运动状态检测,但现有研究多聚焦于动静状态判别[25],对速度变化较小的低速工况适应性有限,同时对动态行驶方向识别关注不足,尚缺乏面向拖拉机低速启停换向工况下静止、前进和后退 3 种状态的识别方法。

因此,本文针对农机低速启停换向过程中运动状态自动检测滞后和行驶方向易误判的问题,开展基于 BDS/IMU 的拖拉机运动状态检测方法研究。通过分析传感器测量数据在动静态切换过程中的变化特征,构建动静态检测模型和行驶方向检测模型,实现农机运动状态的检测。

1 基于 BDS/IMU 的拖拉机运动状态检测方法

1.1 试验平台与系统组成

选用约翰迪尔 404 型拖拉机为试验平台,搭载农芯科技(北京)有限责任公司的 Z301 型高精度位姿测量装置和 Z202 型双天线 BDS 接收机,Z301 型位姿测量装置用于同步采集 BDS 定位数据与 IMU 测量数据,通过电台模块收发差分数据,实现高精度定位。Z202 型接收机用于获取车辆运动数据,定位天线和定向天线分别安装于车辆横杆两侧,天线基线长度为 1.2 m,各传感器安装布局如图 1 所示。

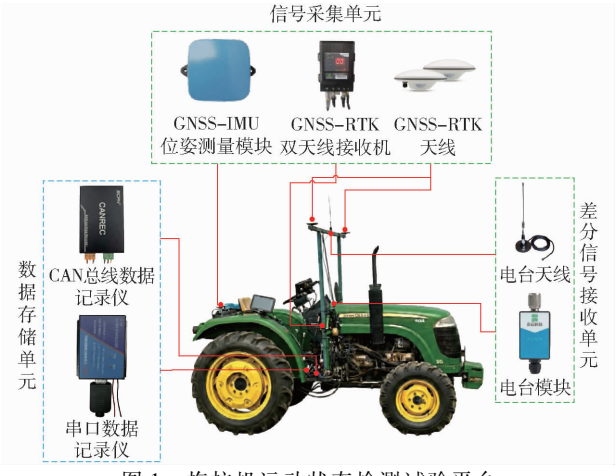

图 1 拖拉机运动状态检测试验平台

Fig. 1 Tractor motion status testing platform

Z301 型接收机和 Z202 型接收机内置的定位模组均为和芯星通的 UM982;此外,Z301 型接收机还内置了原极科技的 614E-P 型 IMU 模组,模组参数见表 1。试验过程中,通过 CAN 数据记录仪记录 Z301 型接收机输出的 IMU 数据,并通过串口数据记录仪记录 Z301 型接收机输出的 BDS 定位数据。

表 1　BDS 和 IMU 模组参数

Tab. 1　BDS and IMU module parameters

设备	参数	数值
BDS	更新频率/Hz	10
	PPS 精度/ns	20
	水平定位精度/mm	8
	高程定位精度/mm	15
	速度精度/($m \cdot s^{-1}$)	0.03
IMU	更新频率/Hz	100
	陀螺量程/($(°) \cdot s^{-1}$)	±500
	加速度计量程/($m \cdot s^{-2}$)	±78.4
	陀螺零偏/($(°) \cdot h^{-1}$)	5
	加速度计零偏/μg	25
	角度随机游走量/($(°) \cdot h^{-1/2}$)	0.63
	速度随机游走量/($m \cdot s^{-1} \cdot h^{-1/2}$)	0.05

1.2　运动状态检测方案设计

针对拖拉机在田间作业过程中频繁启停、换向导致运动状态模糊的问题，首先，对 Z301 型接收机采集的 IMU 角速度、加速度和 BDS 位置数据进行预处理；其次，构建自适应加权融合零速检测模型，以 IMU 惯性数据和 BDS 位置观测为输入，利用角速度模值统计量和位置散布统计量实现动静状态判定；最后，构建基于位移增量的行驶方向检测模型，实现农机前进后退运动方向辨识。系统流程图如图 2 所示。

整体处理流程包含：

(1)数据预处理：对同步采集的 BDS 定位数据与 IMU 原始数据进行格式转换，并对 IMU 数据进行低通滤波。

(2)基于自适应加权融合零速检测：分别计算角速度模值统计量与位置散布统计量，并构建自适应加权融合零速检测模型，实现零速状态判断。

(3)基于位移增量的行驶方向检测模型：在静止状态下实时更新水平加速度参考量和位移增量阈值，并构建基于动态位移增量的行驶方向判断模型，实现拖拉机行驶方向识别。

1.3　自适应加权融合零速检测模型构建

针对零速检测时固定阈值适用性差和状态误判的问题，构建基于角速度模值统计量与位置散布统计量的自适应加权融合零速检测模型：首先计算角速度模值统计量和位置散布统计量，然后将两类统计量统一映射为运动置信度，并依据角速度统计量的方差在线调整融合权重，从而实现低速振动工况下零速状态的鲁棒判别。

采用滑动窗口的角速度模值检验统计方法，对角速度模值特征进行动态提取，结合不同窗长下标准差和计算代价对比试验结果[24]，本文取 $N = 50$。

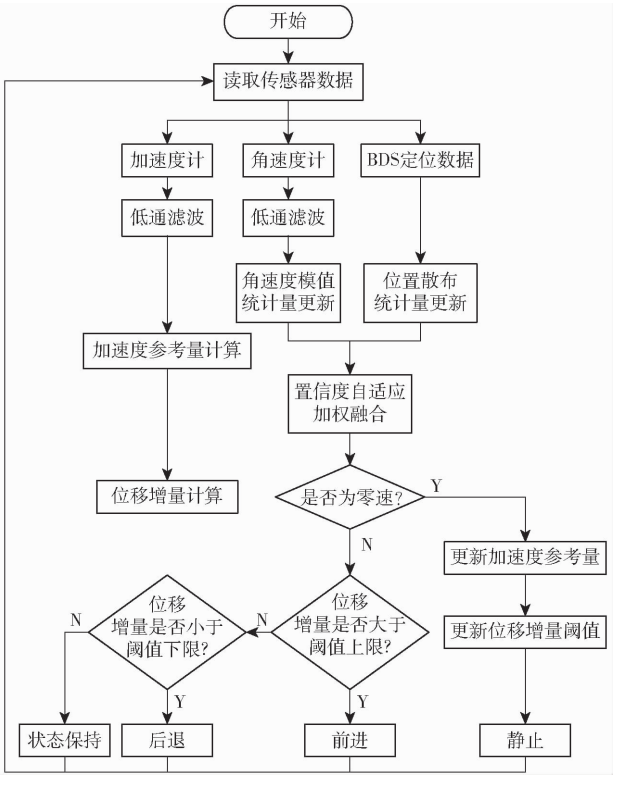

图 2　基于自适应加权融合零速检测与位移增量判别的拖拉机运动状态检测流程图

Fig. 2　Flowchart of tractor motion state detection based on adaptive weighted fusion zero-velocity detection and displacement increment judgment

角速度模值计算公式为

$$T_\omega(k) = \frac{1}{N}\sum_{j=k}^{k+N-1} \| \omega^b(j) \| \tag{1}$$

式中　$T_\omega(k)$——k 时刻平均角速度模值

$\omega^b(j)$——j 时刻 IMU 角速度

根据初始静态阶段的角速度模值的平均值 μ_{static} 和标准差 σ_{static}，确定静态角速度模值统计量阈值 γ_ω[26] 为

$$\gamma_\omega = \mu_{static} + \lambda\sigma_{static} \tag{2}$$

式中　λ——标准差膨胀系数

参考统计学 3σ 准则，本文将 λ 设置为 3。

针对角速度模值统计量的噪声干扰，构建一个描述离散点聚集程度的统计量，抑制角速度模值统计量噪声对检测结果的干扰。以连续 BDS 位置点构建位置点集 $P_M = \{P_k, P_{k-1}, \cdots, P_{k-M+1}\}$，计算点集内各位置点到点集质心的均方根值。根据点集长度与位置散布统计量在起步边界附近响应特性对比结果，本文点集长度 M 取为 3。

此时，基于点集的实时位置散布统计量 $T_{pos}(k)$ 计算公式为

$$T_{pos}(k) = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{i=0}^{M-1} \| P_{k-i} - \overline{P}_k \|^2} \tag{3}$$

式中 $\overline{P}_k$——k 时刻窗口质心位置

BDS 的定位精度受卫星几何分布影响显著[27]，使用固定阈值，在外部干扰增大时，易发生误检。因此，采用基于水平精度因子的检验阈值 γ_{pos}，计算公式为

$$\gamma_{pos} = \alpha \mathrm{dop} \sigma_{pos} \tag{4}$$

式中 α——水平精度膨胀系数

dop——水平精度因子

σ_{pos}——标称定位精度

根据动静切换边界附近位置点分布及位置散布统计量响应的对比试验结果，本文取 $\alpha = 2$。

为兼顾角速度统计量对动静切换的快速敏感性与位置散布统计量对真实位移的稳定表征能力，构建自适应加权融合模型。将两类统计量映射为同尺度的运动置信度序列，并以角速度统计量序列的短时方差调整融合权重系数，实现动静态判断。

将统计量映射到[0,1]区间，得到角速度统计量的运动置信度 $s_\omega(k)$ 和位置散布统计量的运动置信度 $s_{pos}(k)$ 为

$$\begin{cases} s_\omega(k) = \sigma\left(\dfrac{T_\omega(k) - \gamma_\omega}{\beta_\omega}\right) \\ s_{pos}(k) = \sigma\left(\dfrac{T_{pos}(k) - \gamma_{pos}(k)}{\beta_{pos}}\right) \\ \sigma(x) = \dfrac{1}{1 + \exp(-x)} \end{cases} \tag{5}$$

式中 β_ω——角速度统计量的过渡带宽

β_{pos}——位置散布统计量的过渡带宽

$\sigma(x)$——Sigmoid 映射函数

γ_ω——角速度模值阈值

$\beta_\omega > 0$，$\beta_{pos} > 0$ 为过渡带宽，用于将固定判决阈值平滑化，以降低阈值邻域反转的敏感性。

为抑制角速度统计量的抖动对融合结果的影响，对平均角速度模值的标准差指标 $J_\omega(k)$ 进行统计，即

$$J_\omega(k) = \mathrm{std}(T_\omega(k - N_\omega + 1 : k)) \tag{6}$$

式中 N_ω——角速度模值标准差统计窗长，本文取 50

角速度模值统计量的自适应权重为

$$\alpha(k) = \min\left(\max\left(\frac{1}{1 + cJ_\omega(k)}, \alpha_{\min}\right), \alpha_{\max}\right) \tag{7}$$

式中 c——灵敏度系数

$\alpha_{\max}$——权重上限

$\alpha_{\min}$——权重下限

结合参数敏感性分析和范围对比试验结果，本文取 $c = 5$，$\alpha_{\min} = 0.2$，$\alpha_{\max} = 0.5$。

改进后的融合置信度定义为

$$s(k) = \alpha(k) s_\omega(k) + (1 - \alpha(k)) s_{pos}(k) \tag{8}$$

此时，根据置信度计算的结果，对当前运动状态进行判断，当置信度大于 0.5，则判断为运动状态；当置信度小于 0.5，则判断为静止状态。

1.4 基于位移增量的行驶方向检测模型构建

针对拖拉机低速起步和换向阶段仅依赖速度符号或瞬时加速度符号难以稳定判别行驶方向的问题，构建基于位移增量的行驶方向检测模型。以静止阶段实时更新的平均加速度参考量和位移增量为基础，提取运动阶段的驱动加速度，并通过短时积分得到位移增量，根据位移增量的符号和大小实现前进/后退状态判定。

$$f^b = a^b + b_{\mathrm{acc}} + w_{\mathrm{acc}} \tag{9}$$

式中 f^b——加速度计测量值

a^b——车辆真实的运动加速度

b_{acc}——加速度计零偏

w_{acc}——加速度计的测量噪声

当农机处于静止状态，农机的驱动加速度近似为零，即 $a^b = 0$。因此加速度计输出主要由加速度计零偏和测量噪声组成[28]。此时，静止阶段的平均加速度参考量 $O_{\mathrm{ref}} = \bar{f}^b$，$\bar{f}^b$ 为加速度计测量值平均值，对应此时的位移增量阈值 δ_{thresh} 为

$$\delta_{\mathrm{thresh}} = \iint_{t_{\mathrm{start}} < \tau < t} (f^b(\tau) - O_{\mathrm{ref}}) \mathrm{d}\tau \tag{10}$$

式中 τ——积分时刻

t_{start}——起始时刻

当自适应加权融合零速检测结果为静止时，持续更新该参考量；当检测结果为运动时，停止更新并锁定参考量 O_{ref}，用于后续驱动加速度提取。根据不同窗长下静止段残差统计特性和起步边界附近参考量响应对比结果，本文取滑动窗口长度为 20。

当农机在 t 时刻开始运动，在极短时间内加速度计零偏与测量噪声不发生较大变化，此时加速度计测量值为

$$f^b(t) = a^b(t) + b_{\mathrm{acc}} + w_{\mathrm{acc}} \tag{11}$$

减去静止参考量 O_{ref}，可以计算纵向驱动加速度 $\hat{a}^b(t)$ 为

$$\hat{a}^b(t) = a^b(t) \tag{12}$$

对纵向驱动加速度 $\hat{a}^b(t)$ 短时积分，进行位移增量 $\Delta S_x(t)$ 的判断

$$\Delta S_x(t) = \iint_{t_{\mathrm{start}} < \tau < t} \hat{a}^b(\tau) \mathrm{d}\tau \tag{13}$$

根据公式(13)计算得到位移增量 $\Delta S_x(t)$ 后，可进行行驶方向判断：当 $\delta_{\mathrm{thresh}} < \Delta S_x(t)$ 时，判定为前进；当 $\Delta S_x(t) < -\delta_{\mathrm{thresh}}$ 时，判定为后退；当 $-\delta_{\mathrm{thresh}} \leqslant \Delta S_x(t) \leqslant \delta_{\mathrm{thresh}}$ 时，保持上一时刻运动状态不变。

1.5　试验设计

为评估本文算法在低速启停换向工况下的运动状态检测性能，以拖拉机低速鱼尾转弯过程为试验场景，在北京市昌平区国家精准农业研究示范基地开展田间试验。图 3 给出了拖拉机单次试验的行驶轨迹，具体试验参数见表 2。试验过程中，拖拉机经历前进、静止、后退调整及再次前进等状态，模拟田间作业中地头转弯、换向操作的典型运动特征。

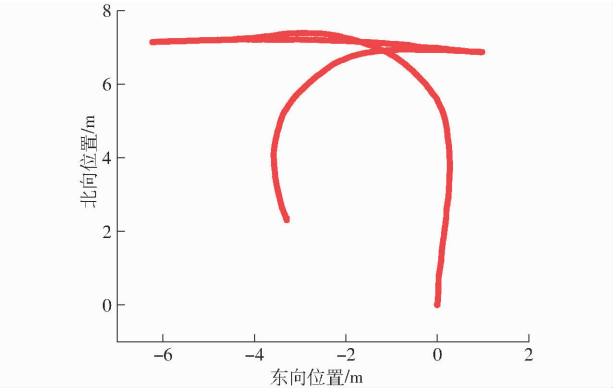

图 3　拖拉机行驶轨迹

Fig. 3　Tractor driving trajectory

表 2　农机运动状态识别试验方案

Tab. 2　Agricultural machinery motion state recognition test program

序号	作业速度/(km·h^{-1})	作业组数/组
1	0.5	3
2	1.0	3
3	1.5	3
4	2.0	3
5	2.5	3
6	3.0	3

1.6　评价指标

将速度大于 0.36 km/h 且持续时间大于 0.5 s 作为车辆进入运动状态的判定标准[29]，并以双天线 BDS－RTK 采集的数据为基准，对车辆状态进行静止、前进、后退标签标注，记录运动状态变换时刻与不同状态总历元数。

采用检测时延 Δt、漏检率 P_{MD}、误检率 P_{FD} 和识别准确率 P_{RD} 作为评价指标，各项指标定义为

$$\Delta t = \hat{t}_{\mathrm{det}} - t_{\mathrm{ref}} \tag{14}$$

$$P_{MD} = \frac{N_{\mathrm{miss}}}{N_{\mathrm{true}}} \times 100\% \tag{15}$$

$$P_{FD} = \frac{N_{\mathrm{false}}}{N_{\mathrm{non}}} \times 100\% \tag{16}$$

$$P_{RD} = \frac{N_{\mathrm{correct}}}{N_{\mathrm{total}}} \times 100\% \tag{17}$$

式中　$\hat{t}_{\mathrm{det}}$——算法检测到状态切换的时刻

t_{ref}——参考标签对应的实际状态切换时刻

N_{miss}——目标状态未被正确识别的历元数

N_{true}——目标状态对应的真实总历元数

N_{false}——非目标状态误判的历元数

N_{non}——非目标状态对应的总历元数

N_{correct}——目标状态被正确识别的总历元数

N_{total}——全部历元数

2　结果分析

采用 3 种方法对农机运动状态进行检测，并将结果分为零速检测结果与行驶方向检测结果两部分进行分析。

方法 1：基于 BDS 速度与纵向加速度的运动状态检测方法（Velocity-acceleration-based motion state detection，VA_MSD），记为 VA。

方法 2：基于最小二乘法的前向加速度斜率拟合与 BDS 速度的运动状态检测方法[30]（Slope-fitting-based motion state detection，SF_MSD），记为 SF。

方法 3：本文提出的基于自适应加权融合零速检测和位移增量判别的运动状态检测方法（Adaptive weighted fusion and displacement increment discrimination based motion state detection，AWDI_MSD），记为 AWDI。

VA、SF 中 BDS 速度阈值设置为 0.1 m/s，SF 中纵向加速度阈值为 0.2 m/s^2，拟合斜率阈值设置为 2。

2.1　零速检测结果分析

以农机从静止状态到启动后以平均速度 0.5 km/h 行驶为例，对自适应加权融合零速检测结果进行分析。

2.1.1　基于角速度统计量的零速检测结果分析

对试验过程中的角速度统计量、角速度阈值和运动状态之间的关系进行分析，如图 4 所示。图中红色阶跃线为实际运动状态，其中 0 表示静止，1 表示运动。

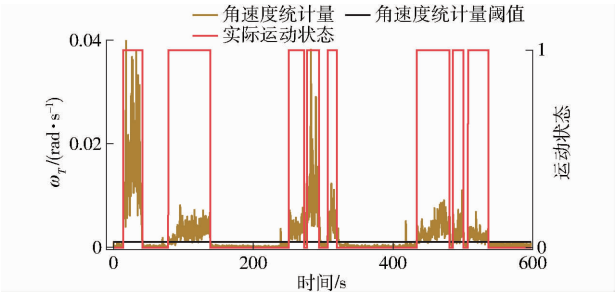

图 4　角速度统计量与实际运动状态对比结果

Fig. 4　Comparison of angular velocity statistics with actual motion state

从图 4 可以看出，角速度统计量在运动阶段幅

值变化范围大于静止阶段,但运动阶段的统计值并非完全高于静止阶段的统计值。统计结果表明,基于角速度统计量的运动和静止状态的检测准确率为94.64%,运动状态的漏检率为1.82%,运动状态的误检率为3.54%。阈值直接影响静止阶段的状态误判和运动阶段的状态漏检。

2.1.2 基于位置散布的零速检测结果分析

对试验过程中位置散布统计量与位置阈值之间的关系进行分析,如图5所示。

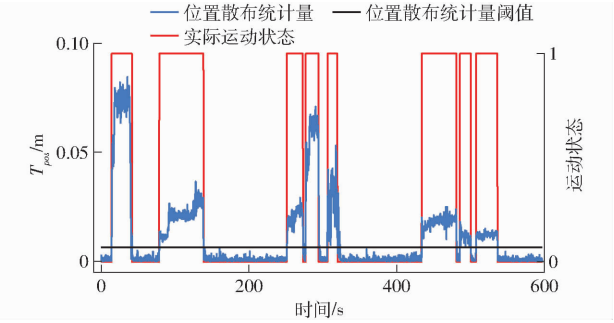

图5 位置散布统计量与实际运动状态对比结果

Fig. 5 Comparison of positional dispersion statistics with actual motion state

从图5可以看出,运动阶段时,位置散布统计量与静止阶段的位置散布统计量差异明显,但在运动状态切换瞬间,位置散布统计量变化有明显滞后。统计结果表明,基于位置散布统计量的零速检测准确率为96.81%,运动状态的漏检率为2.15%,运动状态的误检率为1.04%。

2.1.3 自适应加权融合零速检测结果分析

对基于角速度统计量和位置散布统计量的自适应加权融合零速检测结果进行分析,并与基于角速度统计量的零速检测结果和基于位置散布统计量的零速检测结果进行对比分析,结果如图6所示。

从图6中可知,基于自适应加权融合的零速检测结果相对于基于角速度统计量的零速检测结果,降低了误检次数;相对于基于位置散布统计量的零速检测结果,运动状态变化感知更灵敏。统计结果表明通过自适应加权融合进行零速判断,状态检测准确率为98.66%,运动状态漏检率为0.79%,运动状态误检率为0.55%;相对于角速度统计量的零速检测结果,准确率提高了4.02个百分点、漏检率降低了1.03个百分点、误检率降低了2.99个百分点;相对于位置散布统计量的零速检测结果,准确率提高了1.85个百分点、漏检率降低了1.36个百分点、误检率降低了0.49个百分点。

2.1.4 不同零速检测方法对比

为进一步分析本文所提的自适应加权融合零速检测方法与两种常规零速检测方法的优劣,对3种

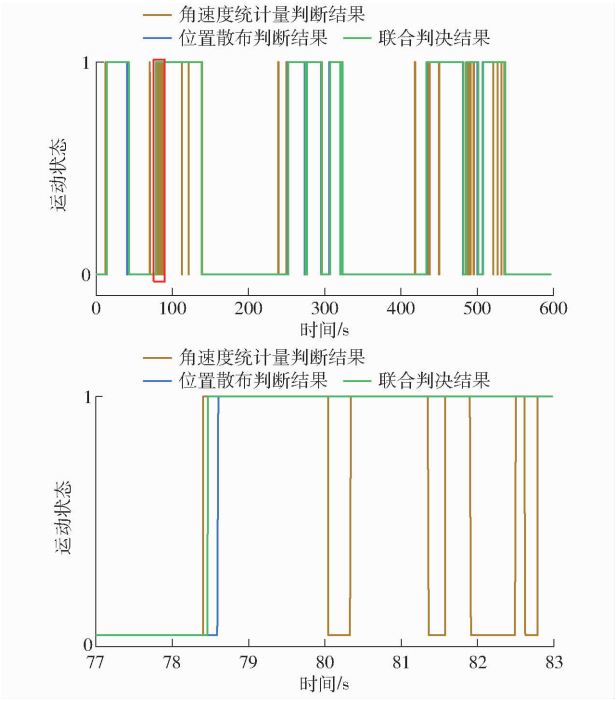

图6 自适应加权融合零速检测判断结果

Fig. 6 Results of joint zero-velocity detection

零速检测方法在6种速度水平下的准确率、漏检率和误检率进行统计和对比分析,统计结果见表3。

表3 零速检测统计结果

Tab. 3 Statistical results of zero-velocity detection %

指标	平均速度/(km·h^{-1})	VA	SF	AWDI
准确率	0.5	94.46	94.89	98.66
	1.0	98.64	99.17	98.97
	1.5	98.74	98.53	99.34
	2.0	98.59	99.52	99.41
	2.5	99.38	98.28	98.44
	3.0	98.34	97.61	97.50
漏检率	0.5	0.39	0.64	0.79
	1.0	0.50	0.63	0.72
	1.5	0.60	0.83	0.31
	2.0	0.61	0.39	0.24
	2.5	0.11	0.82	0.93
	3.0	0.88	1.66	1.69
误检率	0.5	5.16	4.47	0.55
	1.0	0.86	0.21	0.32
	1.5	0.67	0.64	0.35
	2.0	0.23	0.09	0.35
	2.5	1.06	0.91	0.63
	3.0	0.78	0.73	0.81

根据表3可知,基于AWDI的零速检测方法,平均检测准确率为98.72%,高于VA的98.03%和SF的98.00%;基于AWDI的零速检测方法,平均漏检率为0.78%,低于SF的0.83%,但高于VA的0.51%;基于AWDI的零速检测方法,平均误检率为

0.50%，低于 VA、SF 的 1.46% 和 1.17%。本文所提的 AWDI 方法，检测结果的平均准确率更高、平均误检率更低。

零速检测误差主要集中在起步和停车等状态切换边界附近。角速度统计量对运动变化响应较快，但易受振动干扰，静止段会出现尖峰；位置散布统计量对真实位移表征更稳定，但在边界处存在一定滞后。本文方法通过融合两类统计量，在提高边界响应灵敏性的同时抑制了静止段误判，零速检测相比于其他两种方法准确率较高。

2.2　基于位移增量的行驶方向检测结果分析

对 3 种方法在 6 种速度下的行驶方向检测结果进行综合分析，行驶方向检测对比如图 7 所示，评价指标的统计结果见表 4。

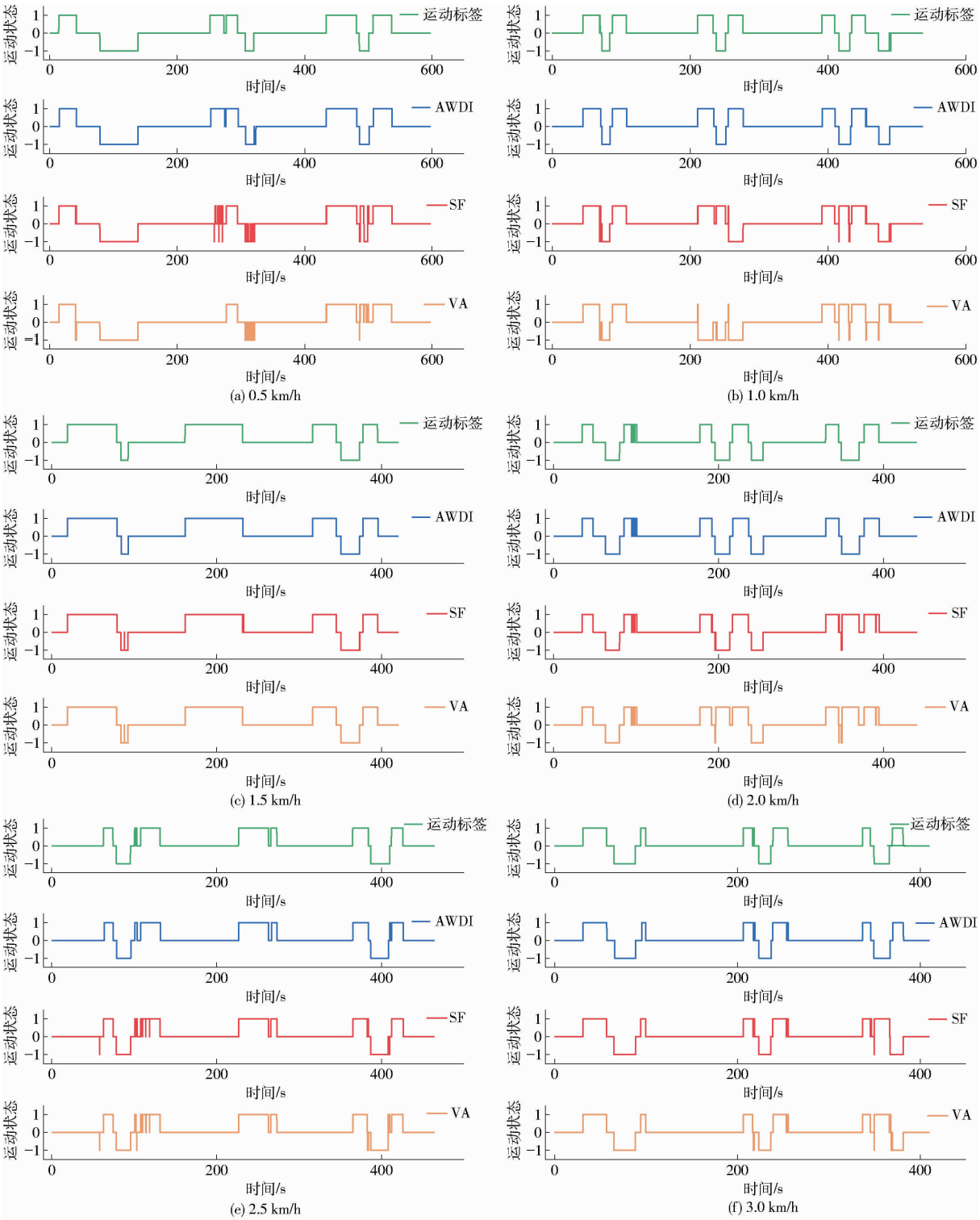

图 7　行驶方向检测结果

Fig. 7　Driving direction detection results

表 4 不同方法行驶方向检测综合统计结果

Tab. 4 Statistical results of different methods for detecting driving direction %

运动状态	速度/	漏检率		误检率		准确率
检测方法	(km·h^{-1})	前进	后退	前进	后退	
VA	0.5	3.95	3.52	2.14	0.22	92.48
	1.0	8.15	5.77	5.43	8.13	86.04
	1.5	0.12	0.55	0.18	0.01	95.32
	2.0	0.19	5.50	5.40	0.03	92.23
	2.5	0.67	0.43	0.26	0.43	96.64
	3.0	3.24	4.00	4.12	3.22	92.49
SF	0.5	3.17	2.23	1.36	0.20	94.39
	1.0	4.04	5.19	5.56	4.09	90.14
	1.5	0.12	0.29	0.21	0.02	98.05
	2.0	0.17	3.02	3.21	0.03	94.80
	2.5	0.39	0.32	0.15	0.13	97.20
	3.0	2.97	4.00	4.39	3.51	91.98
AWDI	0.5	0.40	0.15	0.73	0.57	98.16
	1.0	0.09	0.23	0.65	0.44	98.60
	1.5	0.09	0.25	0.26	0.06	99.34
	2.0	0.08	0.02	0.27	0.17	99.14
	2.5	0.36	0.40	0.70	0.37	98.29
	3.0	0.68	0.25	0.69	1.12	96.50

根据表 4 统计结果可知:VA、SF 和 AWDI 的平均前进漏检率分别为 2.72%、1.81% 和 0.28%;平均后退漏检率分别为 3.29%、2.51% 和 0.22%;平均前进误检率分别为 2.92%、2.48% 和 0.55%;平均后退误检率分别为 2.01%、1.33% 和 0.46%;平均识别准确率分别为 92.54%、94.43% 和 98.34%。由此可见,AWDI 在行驶方向的漏检率、误检率和识别准确率方面整体上优于另外两种方法。

进一步分析可知,本文试验过程中,VA 和 SF 方法在动静态判断时,采用的速度阈值与手动标记时采用的速度阈值一致,这使得基于 VA 和 SF 方法的漏检率统计值更低,但 VA 和 SF 方法所用的行驶方向判断方法受启停阶段的瞬时加速度变化影响较大,检测结果准确率的一致性较差,统计结果表明:AWDI 的准确率变异系数为 1.03%,低于 VA 的 3.19% 和 SF 的 3.78%。

图 8 和图 9 分别给出了 3 种方法在 6 种速度下的起步时延和静止时延统计结果。从图中可知,VA 和 SF 的检测时延以正时延为主;AWDI 则以负时延为主。统计结果表明:VA、SF 和 AWDI 的平均起步时延分别为 0.103、0.146、-0.094 s,平均起步时延降低 0.219 s,平均静止时延分别为 0.096、0.039、-0.104 s,平均静止时延降低 0.172 s。不同方法的识别误差主要集中在状态切换边界附近。其原因在于,边界阶段持续时间短、特征变化快,低速下位移和加速度特征较弱,易受振动扰动和测量噪声影响。

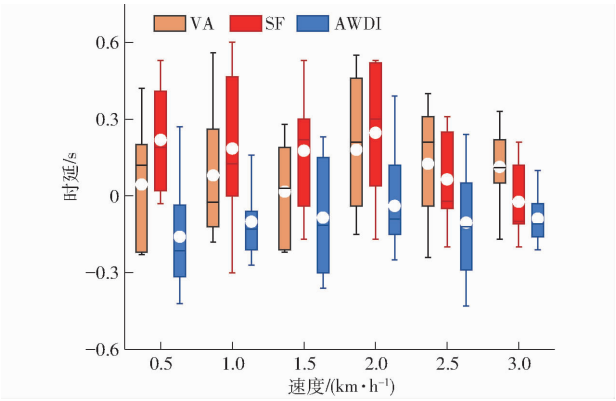

图 8 基于位移增量的行驶方向检测起步时延统计结果

Fig. 8 Driving direction detection start-up delay statistics

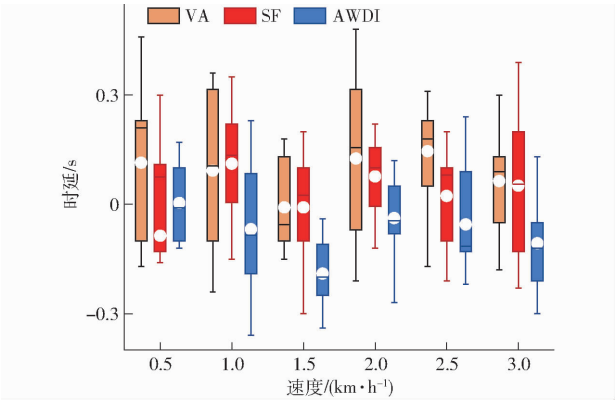

图 9 基于位移增量的行驶方向检测静止时延统计结果

Fig. 9 Motion state detection stationary delay statistics

VA 和 SF 受 BDS 速度阈值约束较强,在边界处更易受速度输出滞后的影响而表现为检测偏晚;AWDI 对特征变化更敏感,能够更早响应状态切换,其部分误差更多体现为算法响应时刻与参考标签切换时刻之间的微小偏差。

3 结论

(1)传统基于速度阈值的 VA 和 SF 零速检测效果与阈值大小相关,本文所提的基于自适应加权融合的零速检测方法在低速下的检测平均准确率为 98.72%,平均漏检率为 0.78%,平均误检率为 0.50%。

(2)基于动态位移增量的行驶方向检测方法抗干扰性更强,相对于 VA 和 SF 方法,行驶方向被误判为反向的概率降低;行驶方向平均识别准确率为 98.34%;平均前进误检率为 0.55%;平均后退误检率为 0.46%。

(3)本文所提方法综合了角速度统计量的灵敏性与位置散布统计量的可靠性特征,提高了动静检测结果的及时性,平均起步时延和静止时延较 VA 和 SF 分别缩短 0.219 s 和 0.172 s,为零速约束和行驶方向约束在融合测向中的准确应用提供了支撑。

参 考 文 献

[1] 孟志军,王昊,付卫强,等.农业装备自动驾驶技术研究现状与展望[J].农业机械学报, 2023, 54(10):1 - 24.
Meng Zhijun, Wang Hao, Fu Weiqiang, et al. Research status and prospects of agricultural machinery autonomous driving[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 1 - 24. (in Chinese)

[2] Contreras J F, Vassaram J A M, Fernandes M R, et al. Real-time and post-mission heading alignment for drone navigation based on single-antenna BDS and MEMS - IMU sensors[J]. Drones, 2025, 9(3): 169.

[3] 刘万科,农旗,陶贤露,等.非完整约束的 OD/SINS 自适应组合导航方法[J].测绘学报, 2022, 51(1): 9 - 17.
Liu Wanke, Nong Qi, Tao Xianlu, et al. OD/SINS adaptive integrated navigation method with non-holonomic constraints[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(1): 9 - 17. (in Chinese)

[4] 张志达.基于车路状态估计的智能汽车运动决策与控制方法研究[D].重庆:重庆大学, 2021.
Zhang Zhida. Research on motion decision and control of intelligent vehicle based on vehicle-road state estimation[D]. Chongqing:Chongqing University, 2021. (in Chinese)

[5] 刘剑雄,梁永欣,金浩,等.无人农机组合导航系统自适应零速修正技术研究[J].农业机械学报,2026,57(6): 24 - 35.
Liu Jianxiong, Liang Yongxin, Jin Hao, et al. Adaptive zero-velocity update technology for integrated navigation system of unmanned agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(6): 24 - 35. (in Chinese)

[6] 何杰,魏正辉,胡炼,等.基于两位置法与改进 STEKF 的农机航向角测量方法[J].农业机械学报,2024, 55(12): 365 - 372.
He Jie, Wei Zhenghui, Hu Lian, et al. Method for measuring heading angle of agricultural machinery based on two-position method and improved STEKF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 365 - 372. (in Chinese)

[7] Xu Y, Wang K, Jiang C, et al. Motion-constrained BDS/INS integrated navigation method based on BP neural network[J]. Remote Sensing, 2022, 15(1): 154.

[8] Yu P, Wei W, Li J, et al. An improved autonomous inertial-based integrated navigation scheme based on vehicle motion recognition[J]. IEEE Access, 2023, 11: 104806 - 104816.

[9] Ning Y, Wang S, Yang T, et al. Vehicle-mounted integrated positioning system with vondrak low pass filter and multi-dynamic constraints in urban shaded environment[J]. SAE Report, 2020(12): 9.

[10] Dong P, Cheng J, Liu L, et al. A heading angle estimation approach for MEMS - INS/BDS integration based on ZHVC and SAUKF[J]. IEEE Access, 2019, 7: 154084 - 154095.

[11] Li G, Tang F, Sun J, et al. Implementation of ZUPT aided BDS/MEMS - IMU deeply coupled navigation system[C]//2023 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology (ICMMT): IEEE, 2023: 1 - 3.

[12] 杜楠芯,于化鹏,盛瀚民,等.基于 CNN - BiLSTM 的纯惯性运动状态识别方法研究[J].无人系统技术,2025, 8(3): 131 - 139.
Du Nanxin, Yu Huapeng, Sheng Hanmin, et al. Research on pure inertial motion state recognition method based on CNN - BiLSTM[J]. Unmanned Systems Technology, 2025, 8(3): 131 - 139. (in Chinese)

[13] 于佳炜,戴洪德,张多纳,等.变速运动条件下基于区间搜索的自适应零速检测算法[J/OL].北京航空航天大学学报, (2025 - 08 - 02)[2026 - 05 - 07]. DOI: 10.13700/j.bh.1001 - 5965.2024.0916.
Yu Jiawei, Dai Hongde, Zhang Duona, et al. Adaptive zero velocity detection algorithm based on interval search under variable speed motion conditions[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, (2025 - 08 - 02)[2026 - 05 - 07]. DOI: 10.13700/j.bh.1001 - 5965.2024.0916. (in Chinese)

[14] 张健敏,修春娣,杨威,等.一种多运动模式下自适应阈值零速修正算法[J].北京航空航天大学学报,2018, 44(3): 636 - 644.
Zhang Jianmin, Xiu Chundi, Yang Wei, et al. Adaptive threshold zero-velocity update algorithm under multi-movement patterns[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(3): 636 - 644. (in Chinese)

[15] Zou X, Xiang W, Lian J, et al. Vehicle motion state recognition method based on hidden Markov model and support vector machine[J]. Symmetry, 2025, 17(7): 1011.

[16] Or B, Segol N, Eweida A, et al. Learning position from vehicle vibration using an inertial measurement unit[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(9): 10766 - 10776.

[17] Xie Y, Liu N, Lv S. CNN - LSTM method for vehicle motion behavior recognition[C]// 2023 42nd Chinese Control Conference (CCC): IEEE, 2023: 8337 - 8342.

[18] 刘宁,谢越栋,胡彬,等.CNN - LSTM 车辆运动状态识别的 AUKF 组合导航方法[J].中国惯性技术学报,2024, 32(8): 803 - 811.
Liu Ning, Xie Yuedong, Hu Bin, et al. AUKF integrated navigation method based on CNN - LSTM vehicle motion state recognition[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(8): 803 - 811. (in Chinese)

[19] Yu F, Zhuo Y, Xing X, et al. Vehicle driving state recognition and test analysis using vehicle body attitude measurement and one-dimensional convolutional neural network[J]. International Journal of Automotive and Mechanical Engineering, 2025(22): 12267 - 12280.

[20] Wahlström J, Skog I. Fifteen years of progress at zero velocity: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(2): 1139 - 1151.

[21] 袁诚,朱倩倩,赖际舟,等.基于模拟多位置数据增强驱动零速检测的惯性行人导航方法[J].中国惯性技术学报,2022,30(6):709 - 715.
Yuan Cheng, Zhu Qianqian, Lai Jizhou, et al. Inertial pedestrian navigation method based on simulated multi-position data augmentation driven zero-velocity detection[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2022, 30(6): 709 - 715. (in Chinese)

[22] 王立兵,周俊,刘鹏飞,等.基于运动约束辅助的车载组合导航算法[J].兵器装备工程学报,2019,40(2):120 - 124.
Wang Libing, Zhou Jun, Liu Pengfei, et al. A vehicle-mounted integrated navigation algorithm based on motion constraint assistance[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(2):120 - 124. (in Chinese)

[23] 张敏,陈安升,陈帅,等.基于运动约束辅助的车载惯性导航算法研究[J].自动化与仪器仪表,2020(7):12 - 16.
Zhang Min, Chen Ansheng, Chen Shuai, et al. Research on vehicle-mounted inertial navigation algorithm based on motion constraint assistance[J]. Automation and Instrumentation, 2020(7): 12 - 16. (in Chinese)

[24] 张且且,郭静茹,赖际舟.一种改进的车载组合导航零速检测及运动约束方法[J].中国惯性技术学报,2024, 32(10): 1001 - 1009, 1017.
Zhang Qieqie, Guo Jingru, Lai Jizhou. An improved zero-velocity detection and motion constraint method for vehicle-mounted integrated navigation[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(10): 1001 - 1009, 1017. (in Chinese)

[25] 胡杰,王子卉,朱倚娴.基于运动检测的飞行区车辆差分北斗/SINS 组合导航[J].大地测量与地球动力学, 2021, 41(4): 346 - 350.
Hu Jie, Wang Zihui, Zhu Yixian. Differential Beidou/SINS integrated navigation for airfield vehicle based on motion detection[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(4): 346 - 350. (in Chinese)

[26] 孙玮. MEMS 惯性传感器并行测试数据的采集系统设计与降噪处理方法[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2018.
Sun Wei. A design of acquisition system and noise reduction method for MEMS inertial sensors parallel test data[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)

[27] 侯增楠,黄征凯,王琰,等.一种改进 WVSSA 算法的 BDS 时间序列降噪方法[J].导航定位学报,2023,11(4): 97 - 103.
Hou Zengnan, Huang Zhengkai, Wang Yan, et al. A noise reduction method for BDS time series based on improved WVSSA algorithm[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(4): 97 - 103. (in Chinese)

[28] 胡昊杰,朱锋,张小红.利用 MEMS - IMU 检测车辆运动状态的自适应方法[J].导航定位学报,2020,8(5):11 - 18.
Hu Haojie, Zhu Feng, Zhang Xiaohong. An adaptive method to detect vehicle motion state using MEMS - IMU[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(5): 11 - 18. (in Chinese)

[29] Zhou H, Ma K, Liang S, et al. A unified longitudinal trajectory dataset for automated vehicle[J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 1123.

[30] 无锡卡尔曼导航技术有限公司.一种用于组合导航动基座初始对准的载体前进/倒车判定方法: CN202110479962.X[P]. 2021 - 07 - 30.