



移动扫码阅读

刘泽朝, 李敬兆, 郑昌陆, 等. 矿井无人驾驶单轨吊安全性能关键参数识别[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(S1): 372-382.

LIU Zechao, LI Jingzhao, ZHENG Changlu, *et al.* Safety performance of unmanned monorail cranes in mines key parameters identification research[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(S1): 372-382.

## 矿井无人驾驶单轨吊安全性能关键参数识别

刘泽朝<sup>1</sup>, 李敬兆<sup>1</sup>, 郑昌陆<sup>2</sup>, 王国锋<sup>3</sup>

(1. 安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001; 2. 上海申传电气股份有限公司, 上海 201809;

3. 淮河能源控股集团有限责任公司 煤业公司, 安徽 淮南 232001)

**摘要:**单轨吊在复杂深部矿井环境的辅助运输系统中具有不可替代的作用, 由于目前无法有效精确识别单轨吊的荷载质量和轨道坡度, 直接影响了运输安全性能及能量高效利用。因此, 笔者提出了矿井无人驾驶单轨吊安全性能关键参数识别方法。针对单轨吊结构特性和轨道运输特点, 对具有强耦合关系的荷载质量和轨道坡度建立了纵向动力学模型; 基于运行数据和带有动态遗忘因子的递推最小二乘算法(DFRLS)对纵向动力学模型参数进行实时在线识别, 实现荷载质量和轨道坡度的精准解耦; 并基于解耦的纵向动力学模型和识别的模型参数, 动态修正当前的荷载质量识别值, 以消除误差, 完成荷载质量的高精度识别; 由识别的纵向动力学模型参数、运行数据, 应用 Sage-Husa 自适应扩展卡尔曼滤波算法(AEKF)对系统噪声协方差和误差协方差进行动态更新, 滤除环境噪声干扰, 实时调节和修正当前轨道坡度值, 保证轨道坡度识别的精准性。在多种工况下, 仿真与实际应用表明, 基于 DFRLS-AEKF 方法的荷载质量识别值与实际值的误差在 3.2% 以内, 运行轨道坡度识别值与实际值的误差在 5.3% 以内。该方法可实现无人驾驶单轨吊安全性能关键参数的实时精准获取, 有效减少无人驾驶单轨吊安全事故的发生, 显著提升无人驾驶单轨吊的能量高效利用。

**关键词:**无人驾驶单轨吊; 安全性能; 荷载质量; 自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF); 识别误差

中图分类号: TD713

文献标志码: A

文章编号: 0253-2336(2023)S1-0372-11

### Safety performance of unmanned monorail cranes in mines key parameters

### identification research

LIU Zechao<sup>1</sup>, LI Jingzhao<sup>1</sup>, ZHENG Changlu<sup>2</sup>, WANG Guofeng<sup>3</sup>

(1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2. Shanghai Shenchuan Electric Co., Ltd., Shanghai 201809, China; 3. Coal Industry Company, Huaihe Energy Holding Group Co., Ltd., Huainan 232001, China)

**Abstract:** Monorail cranes have an irreplaceable role in the auxiliary transport system in complex deep mine environment, which directly affects the transport safety performance and efficient energy utilization due to the current inability to effectively and accurately identify the load quality and track slope of monorail cranes. For this reason, this paper proposes a method for identifying key parameters of safety performance of unmanned monorail cranes in mines based on DFRLS-AEKF. Based on the structural characteristics of the monorail crane and the characteristics of track transportation, a longitudinal dynamics model is established for the load mass and track slope with strong coupling relationship; the parameters of the longitudinal dynamics model are identified online in real time based on the operational data and the recursive least squares algorithm with dynamic forgetting factor to achieve the accurate decoupling of the load mass and track slope; and based on the decoupled longitudinal dynamics model and the identified model parameters, the current load mass identification is dynamically modified. Based on the decoupled longitudinal dynamics model and the identified model parameters, the current load quality

收稿日期: 2022-08-22 责任编辑: 周子博 DOI: 10.13199/j.cnki.cst.2022-1353

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52374154); 安徽高校研究生科学研究资助项目(YJ20210397); 安徽理工大学研究生创新基金资助项目(2022CX1008)

作者简介: 刘泽朝(1995—), 男, 安徽淮南人, 博士研究生。E-mail: liu\_zhao@126.com

recognition value is dynamically corrected to eliminate the error and complete the high-precision recognition of load quality; from the identified longitudinal dynamics model parameters and operation data, the Sage-Husa adaptive extended Kalman filter algorithm is applied to dynamically update the system noise covariance and error covariance, filter out the environmental noise interference, adjust and correct the current track slope value in real time, and ensure the accuracy of track slope recognition. Accuracy. The simulation and practical application show that the error between the load mass recognition value and the actual value is within 3.2% and the error between the running track slope recognition value and the actual value is within 5.3% under various working conditions. The method achieves real-time and accurate acquisition of key parameters of the safety performance of the unmanned monorail crane, effectively reduces the occurrence of safety accidents of the unmanned monorail crane, and significantly improves the efficient utilization of energy of the unmanned monorail crane.

**Key words:** unmanned monorail crane; control performance; load quality; adaptive extended Kalman Filter(AEKF); identification error

## 0 引言

井下辅助运输系统中单轨吊凭借着优异的运输和适应性能,在复杂矿井环境下始终具有不可替代的作用。由于深部矿井巷道狭窄、黑暗及粉尘多,单轨吊在人员驾驶下,易产生误判和误操作,造成诸多安全隐患<sup>[1-2]</sup>。近年来,随着智慧矿山的不断建设和自动驾驶技术的不断发展,自动驾驶技术在单轨吊的应用具有降低矿工人员成本、提高安全性能和能量利用效率等诸多优点<sup>[3-4]</sup>。因此,如何保障其安全性能是当前无人驾驶单轨吊运输的重点所在<sup>[5-6]</sup>,而无人驾驶单轨吊荷载质量和行驶轨道坡度,直接关系到其安全运行和能量高效利用。针对荷载质量和行驶轨道坡度的精准识别问题,也一直是亟需破解的难题所在。

JO 等<sup>[7]</sup>提出使用全球定位系统 (Global Positioning System, GPS) 来识别道路等级和车辆参数,但该系统在深部矿井环境下无法适用。BROWN 等<sup>[8]</sup>提出外加传感器方式来识别道路等级,并结合传统识别算法识别质量,然而,由于井下环境嘈杂,传感器对环境噪声敏感,导致其识别精度有限。与传感器检测的方法相比,基于模型的方法对参数识别具有更好的性能。基于递归最小二乘 (Recursive Least Squares, RLS) 对车辆参数识别方法简单,测试效果好,但井下轨道起伏较多,RLS 识别性能较差。针对识别的非线性问题,雷雨龙等<sup>[9]</sup>提出了在线识别车辆质量和道路坡度的扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman Filter, EKF),显示出良好的识别性能;但 EKF 在运输过程中由于噪声数据不断堆积,其识别的收敛性存在困难。为了解决收敛难的问题,YU 等<sup>[10]</sup>提出了具有多重遗忘因子的识别方法,但对遗忘因子的非最优选择会导致其识别精度产生较大误差。随着自动驾驶技术在单轨吊的应用推广,如何有效评估井下无人驾驶单轨吊 (Unmanned Under-ground Overhead Monorails, UUOMs) 的荷载质量和轨道坡

度是保障运输安全的关键所在。因此,如何提高对 UUOMs 相关参数的识别精度是当前研究的难点。

基于以上问题,笔者根据实时运行数据提出了一种带有动态遗忘因子递推最小二乘 (Dynamic Forgetting Factor Recursive Least Square, DFFRLS) 和自适应扩展卡尔曼滤波 (Adaptive extended Kalman filter, AEKF) 相结合的方法用于精准识别荷载质量和轨道坡度。该方法是在所建立的纵向动力学模型基础上,结合传感器所采集的行驶数据,采用动态遗忘因子方法和自适应机制实现动态识别,并通过仿真和实测验证了该方法识别的精准性。

## 1 边缘智能处理流程设计

边缘智能处理流程主要包括边缘信息采集、边缘信息传输和智能处理三大部分。边缘智能处理流程如图 1 所示。

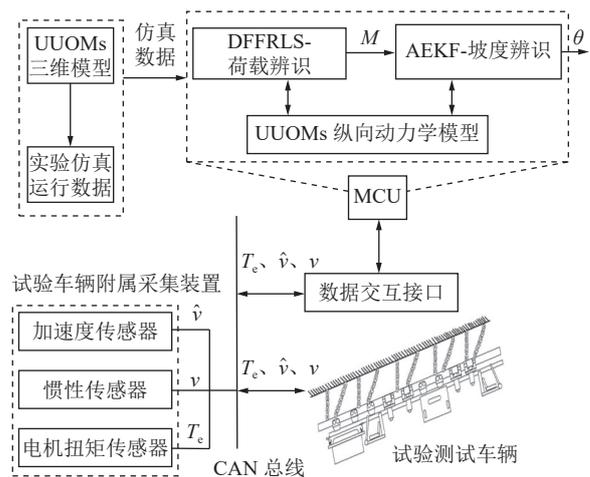


图 1 边缘智能处理流程

Fig.1 Edge intelligent processing flow

边缘信息采集主要基于试验中单轨吊车的车载加速度传感器、惯性传感器和电机扭传感器对行驶状态中的电机扭矩  $T_e$ 、纵向加速度  $\hat{v}$  和速度  $v$  进行实时采集。边缘信息传输主要通过 CAN 总线对采集

的数据进行传输,将采集数据发送至智能处理器的交互界面,以进行智能分析。边缘智能信息处理主要由嵌入在试验车辆内部的处理器完成,处理器所包含的 DFFRLS 算法和 AEKF 算法都是建立在 UUOMs 纵向动力学模型基础上,通过输入实时的感知数据对当前车辆总质量  $M$  和轨道坡度倾角  $\theta$  进行识别,以便为对无人驾驶提供决策基础。基于试验仿真所得到的运行数据,可直接载入程序中运行,通过比较算法的识别值和实际值,以验证本算法识别的精准性。

## 2 UUOMs 动力学模型及参数识别

### 2.1 纵向动力学模型

UUOMs 运动过程中:轨道坡度是一个连续的变量,而质量是一个常量<sup>[11]</sup>;由于运行速度缓慢空气阻力可忽略;在运行过程中制动器不工作;轨道通过固定板和防摆链条固定在巷道中,不会前后左右晃动;在运行过程中驱动轮始终保持均衡状态,不会左右倾斜。UUOMs 在矿井运输轨道上的作用力分析如图 2 所示。

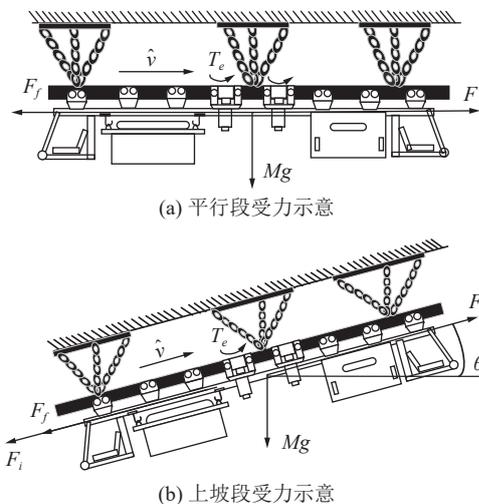


图2 UUOMs 受力分析示意

Fig.2 UUOMs Stress analysis diagram

根据《采矿工程设计手册》<sup>[12]</sup>,在牵引状态时,单轨吊牵引力与其静阻力和惯性力是平衡的,即

$$F = F_i + F_a + F_f \quad (1)$$

式中: $F$ 为UUOMs驱动牵引力,N; $F_i$ 为坡道阻力,N; $F_f$ 为滚动阻力,N; $F_a$ 为惯性力,N。

基于扭矩传感器检测电机驱动时的电流和通量,获得电机单轴扭矩  $T_e$ 。牵引力与扭矩关系为

$$T_e = Fr \quad (2)$$

式中: $r$ 为驱动轮半径,m。

滚动阻力  $F_f$  主要由 UUOMs 总质量和轨道坡度倾角共同决定,表示为

$$F_f = \mu Mg \cos \theta \quad (3)$$

式中: $\mu$ 为列车运行阻力系数; $g$ 为重力加速度,  $m/s^2$ ;单轨吊自身质量为已知常量, $M$ 为单轨吊自身质量与荷载质量之和即总质量,kg。坡道阻力受轨道坡度倾角影响,可表示为

$$F_i = Mg \sin \theta \quad (4)$$

惯性力表达式为

$$F_a = M\gamma \hat{v} \quad (5)$$

式中: $\gamma$ 为惯性系数,  $(N \cdot s^2)/(m \cdot kg)$ 。

$$\gamma = 1 + \frac{4Jg}{R^2M} \quad (6)$$

式中: $J$ 为每个承载轮对其轴的转动惯量,  $(N \cdot s^4)m$ ;  $R$ 为承载轮半径,m。

将式(2)一式(6)式代入式(1)中,纵向动力学方程可表述为

$$\frac{T_e}{r} = Mg \sin \theta + \frac{4Jg\hat{v}}{R^2} + \mu Mg \cos \theta + M\hat{v} \quad (7)$$

式中: $M$ 和 $\theta$ 均为待识别的未知参数,具有相互耦合关系。由于 $M$ 短时间内不会变化,可视为常量,而坡度不断变化可视为变量<sup>[13]</sup>。如要解耦,需提前解析荷载质量,在荷载质量已知的基础上,获取轨道坡度。

### 2.2 参数识别

由于矿井复杂环境因素影响,无法直接获取  $\mu$  值。笔者基于 UUOMs 结构参数  $g$ 、 $\gamma$ 、 $r$  等,与真实运行数据  $M$ 、 $\theta$ 、 $v$  等,采用 DFFRLS 算法得到  $\mu$  值。

首先,将式(7)改写为

$$y^- = h\mu \quad (8)$$

其中:

$$y^- = T_e/Mr - g \sin \theta - 4Jg\hat{v}/MR^2 - \hat{v} \quad (9)$$

$$h = g \cos \theta \quad (10)$$

其次,损失函数形式如下:

$$L(\mu, i) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \phi_k (y^-(k) - h(k)\mu(k))^2 \quad (11)$$

式中: $i$ 为采样点个数; $\phi_k$ 为 $k$ 时刻阻力系数动态遗忘因子,取值范围为  $0.95 \sim 1$ ;  $n$ 为所有采样点的总数目。

再次,构建动态遗忘因子函数:

$$\begin{cases} \delta^-(k) = |y^-(k) - h(k)\mu(k)| \\ \phi(k) = \delta + (1 - \delta)e^{-\sigma\delta^-(k)} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\delta(k)$ 为 $k$ 时刻求解  $\mu$  过程中实际值与模型计算值的差值; $\delta$ 为一个接近并小于1的正可调数; $\sigma$ 为

正可调参数。由式 (12) 可知, 在  $\delta(k)$  取值较大时, 遗忘因子取值接近 0;  $\delta(k)$  取值较小时, 遗忘因子取值接近 1。

最后, 构造递归公式如下:

$$\mu(k) = \mu(k-1) + K^-(k) \times (y^-(k) - h^T(k)\mu(k-1)) \quad (13)$$

$$K^-(k) = P^-(k-1)h(k) \times (\phi(k) + h^T(k)P^-(k-1)h(k)) \quad (14)$$

$$P^-(k) = \frac{(I - K^-(k)h^T(k))P^-(k-1)}{\phi(k)} \quad (15)$$

式中:  $\mu(k)$  为  $k$  时刻所识别的运行阻力系数;  $K^-(k)$  为求解  $\mu$  过程中  $k$  时刻的参数增益;  $P^-(k)$  为求解  $\mu$  过程中  $k$  时刻更新的协方差矩阵;  $I$  为单位矩阵。

选取一段长为 1 200 m 的上坡道段 A 进行测试, 单轨吊自身质量与荷载质量之和即总质量为 50 000 kg, 轨道坡度由场地 GPS 获取轨道相对高度计算取得, 将所采集的轨道段 A 的轨道坡度数据、单轨吊自身质量与荷载质量总质量均代入式 (8) 中, 经 DDFRLS 算法迭代更新得出  $\mu$  值。

为验证上述得出  $\mu$  值的可靠性, 另选长为 1 200 m 的下坡道段 B 对其进行验证。将得出的  $\mu$  值、总质量 50 000 kg 及由场地 GPS 获取轨道段 B 的轨道坡度同样代入式 (8) 中, 经 DDFRLS 算法迭代更新识别出下坡道段 B 的单轨吊车速。基于速度传感器量测的轨道段 B 车速与 DDFRLS 算法迭代所识别的轨道段 B 车速进行比较, 以验证所得到  $\mu$  值的准确性。比较结果以速度识别值和量测值的偏差大小来表示, 列车运行阻力系数  $\mu$  及验证结果如图 3 所示。

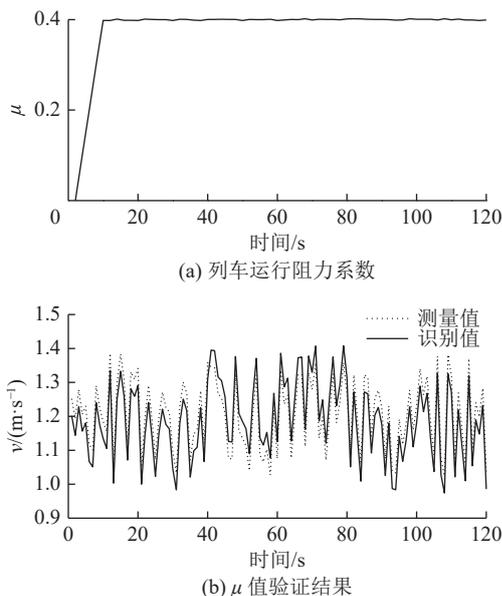


图 3 列车运行阻力系数及验证结果

Fig.3 Effective rolling friction coefficient and verification results

图 3a 中,  $\mu$  值在 0.4 附近轻微波动, 取  $\mu$  平均值为 0.4。在图 3b 中, 所识别的速度值存在微小偏差, 这是因为在真实环境中受到坡度、材料和传感器等干扰, 整体验证结果偏差较小, 此偏差可以忽略。经速度值验证,  $\mu$  取值符合识别要求。

### 3 DFFRLS-AEKF 识别方法设计

#### 3.1 DFFRLS 荷载识别算法设计

为提高在线识别能力, 采用参数递推方式, 更新 UUOMs 荷载质量<sup>[14]</sup>。基于 RLS 算法对荷载质量识别时, 在递推更新中会导致数据堆栈, 严重降低识别精度; 为克服数据堆栈问题引入了 FFRLS 算法, 但识别中无法快速收敛; 基于 EKF 算法无法有效解决噪声时变问题。因此, 引入了动态遗忘因子, 基于 DFFRLS 算法对质量进行识别。在辨识过程中, 根据纵向动力学模型与实际值之差, 建立遗忘因子动态函数, 在差值较大时, 自适应下降遗忘因子的取值, 实现快速收敛; 在差值较小时, 上升遗忘因子的取值; 该算法有效提高了算法的识别精度和抗噪声鲁棒性<sup>[15]</sup>。

为精准识别 UUOMs 荷载质量, DFFRLS 识别步骤如下。

1) 将式 (7) 重新定义:

$$y^+ = \alpha \cdot \chi \quad (16)$$

式中:  $y^+ = \hat{v}$ ,  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2]$ 。  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  定义如下:

$$\begin{cases} \alpha_1 = \frac{T_e}{r} - \frac{4Jg\hat{v}}{R^2} \\ \alpha_2 = -g\sqrt{1+\mu^2} \end{cases} \quad (17)$$

式 (16) 中,  $\chi$  是由参数  $\chi_1$  与  $\chi_2$  组成的矩阵,  $\chi = [\chi_1, \chi_2]^T$ , 其中  $\chi_1, \chi_2$  可表示为

$$\begin{cases} \chi_1 = \frac{1}{M} \\ \chi_2 = \sin(\theta + \theta_\mu) \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $\theta_\mu$  由  $\tan(\theta_\mu) = \mu$  定义。

2) 构建动态遗忘因子函数

$$\begin{cases} \delta^+(k+1) = |y^+(k+1) - \alpha(k)\chi(k+1)| \\ \lambda^+(k+1) = \delta + (1 - \delta)e^{-\sigma\delta^+(k+1)} \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $\delta^+(k+1)$  为  $k+1$  时刻求解 UUOMs 荷载质量过程中实际值和识别值的差值,  $\lambda^+(k+1)$  为  $k+1$  时刻求解荷载质量过程中的动态遗忘因子值<sup>[16]</sup>, 初值为 0.98。

3) 递推过程

$$\chi(k) = \chi(k-1) + K^+(k)(y^+(k) - \alpha^T(k)\chi(k-1)) \quad (20)$$

$$K^+(k) = \frac{P^+(k-1)\alpha(k)}{(\lambda^+(k-1) + \alpha^T(k)P^+(k-1)\alpha(k))} \quad (21)$$

$$\mathbf{P}^+(k) = \frac{(\mathbf{I} - \mathbf{K}^+(k)\alpha^T(k))\mathbf{P}^+(k-1)}{\lambda^+(k-1)} \quad (22)$$

式中:  $\chi(k)$  为  $k$  时刻求解的荷载质量更新值;  $\mathbf{K}^+(k)$  为  $k$  时刻求解荷载质量过程中的参数识别增益;  $\mathbf{P}^+(k)$  为  $k$  时刻求解荷载质量过程中的协方差更新矩阵。

### 3.2 AEKF 轨道坡度识别算法设计

由于外部环境原因会导致坡度偏离实际值, 影响坡度识别精度。基于 FFRLS 算法对坡度进行识别时, 无法避免异常动力学模型信息对滤波状态的影响; 基于 EKF 算法识别时, 存在较大误差和噪声干扰, 需提前预知系统的噪声统计特性, 由于巷道顶板、驱动轮等因素影响, 会产生一些无法统计的噪声参数, 从而影响 EKF 识别性能, 降低识别精度。为此, 提出基于 AEKF 算法对轨道坡度进行识别, 通过自适应因子降低异常动力学模型信息对滤波状态的影响, 并在状态校正过程中加入带有遗忘因子的噪声统计估计器, 从而很好解决了噪声时变的统计问题, 相比 FFRLS 和 EKF 算法有更高的精度。该算法以 UUOMs 纵向速度  $v$  和轨道坡度倾角  $\theta$  为状态变量, 将 UUOMs 荷载质量视为常数。由于行驶轨道坡度小, 可视为  $\sin\theta \approx \theta$ ,  $\cos\theta \approx 1$ ,  $\theta$  的导数近似为零, AEKF 算法识别步骤如下。

1) 加速度和轨道坡度的状态方程组为

$$\begin{cases} \hat{v}_k = \frac{T_e(k)}{rM(k) + \frac{4Jgr}{R^2}} - \frac{\mu g}{1 + \frac{4Jg}{M(k)R^2}} - \frac{g\theta(k)}{1 + \frac{4Jg}{M(k)R^2}} \\ \hat{\theta}_k = 0 \end{cases} \quad (23)$$

式中:  $\hat{v}_k$  为  $k$  时刻纵向加速度, 在状态空间方程基础上采用前向欧拉法对式 (23) 进行离散化处理<sup>[17]</sup>。

2) 离散化差分方程为

$$\begin{cases} v_k = v_{k-1} + \Delta t \left( \frac{T_e(k-1)}{\left(1 + \frac{4Jg}{M(k-1)R^2}\right)rM(k-1)} - \frac{\mu g}{1 + \frac{4Jg}{M(k-1)R^2}} - \frac{g\theta_{k-1}}{1 + \frac{4Jg}{M(k-1)R^2}} \right) \\ \theta_k = \theta_{k-1} \end{cases} \quad (24)$$

式中:  $\Delta t$  为采样间隔时间, s;  $v_k$  为  $k$  时刻纵向速度, m/s;  $\theta_k$  为  $k$  时刻轨道的坡度, ( $^\circ$ )。

3) 系统状态方程为

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} v_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{k-1} + \Delta t(\hat{v}(t_{k-1})) \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \mathbf{q}_{k-1} \quad (25)$$

式中:  $\mathbf{q}_{k-1}$  为  $k-1$  时刻过程噪声矩阵;  $\mathbf{x}_k$  为  $k$  时刻状态变量先验识别矩阵。

4) 系统测量方程为

$$\mathbf{z}_k = \boldsymbol{\xi}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_{k-1} \quad (26)$$

式中:  $\mathbf{w}_{k-1}$  为  $k-1$  时刻测量噪声矩阵;  $\boldsymbol{\xi}$  为测量矩阵;  $\mathbf{z}_k$  为  $k$  时刻识别测量变量矩阵。

式 (25) 中, 以  $k-1$  时刻最优识别值  $v_{k-1}$ 、 $\theta_{k-1}$  为参考点, 计算出  $k$  时刻状态变量先验识别矩阵  $\mathbf{x}_k$ , 并结合此时测量的噪声矩阵, 得到式 (26) 中测量变量矩阵  $\mathbf{z}_k$ , 再根据测量变量和预测变量的差值, 得到  $k$  时刻最优识别值  $v_k$ 、 $\theta_k$ 。

对轨道坡度识别时, 必须有时间更新和测量更新方程。时间更新方程是向前推算先验状态识别值矩阵  $\mathbf{x}_k$  和先验误差协方差矩阵  $\boldsymbol{\psi}_k$ ; 测量更新方程是根据  $\mathbf{x}_k$  计算测量变量矩阵  $\mathbf{z}_k$ ; 然后, 计算后验识别值矩阵及更新的后验误差协方差矩阵<sup>[18]</sup>。AEKF 基于实时获取上一时刻状态变量识别值和当前状态的测量值, 对当前状态变量识别值不断更新。

5) 时间更新方程为

$$\mathbf{x}_k = f(\theta_{k-1}) + \mathbf{q}_{k-1} \quad (27)$$

$$\boldsymbol{\psi}_k = \mathbf{J}_f(\theta_{k-1})\boldsymbol{\eta}_{k-1}\mathbf{J}_f^T(\theta_{k-1}) + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (28)$$

式中:  $f$  为系统状态方程;  $\theta_{k-1}$  为  $k-1$  时刻最优识别轨道坡度值, ( $^\circ$ );  $\mathbf{J}_f$  为对各状态变量的 Jacobian 矩阵;  $\mathbf{Q}_{k-1}$  为过程噪声协方差矩阵;  $\boldsymbol{\eta}_{k-1}$  为  $k-1$  时刻后验误差协方差矩阵。

6) 测量更新方程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\omega}_k = \boldsymbol{\psi}_k \boldsymbol{\xi}^T (\boldsymbol{\xi} \boldsymbol{\psi}_k \boldsymbol{\xi}^T + \mathbf{W}_{k-1})^{-1} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{z}_k - \boldsymbol{\xi} \mathbf{x}_k - \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{X}_k = \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ \boldsymbol{\eta}_k = (\mathbf{I} - \boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\xi}) \boldsymbol{\psi}_k \end{cases} \quad (29)$$

式中:  $\boldsymbol{\omega}_k$  为  $k$  时刻坡度识别过程中坡度增益矩阵;  $\mathbf{W}_{k-1}$  为  $k-1$  时刻测量噪声协方差矩阵;  $\mathbf{X}_k$  为后验识别值矩阵;  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  为  $k$  时刻坡度误差值矩阵。坡度增益矩阵  $\boldsymbol{\omega}_k$  基于测量噪声协方差矩阵  $\mathbf{W}_{k-1}$  和先验误差协方差矩阵  $\boldsymbol{\psi}_k$  来实时调节测量矩阵  $\boldsymbol{\xi}$ , 以达到减小坡度误差值矩阵  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  的目的, 保证坡度识别更加精准。

针对轨道坡度识别精度低, 基于 Sage-Husa 滤波器对 AEKF 算法进行改进, 实现噪声均值和方差的实时识别更新<sup>[19]</sup>。

7) 改进处添加的噪声识别更新方程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varphi}_{k-1} = (1 - \kappa) / (1 - \kappa^l) \\ \mathbf{q}_k = (1 - \boldsymbol{\varphi}_{k-1})\mathbf{q}_{k-1} + \boldsymbol{\varphi}_{k-1}[\theta_k - f(\theta_{k-1})] \\ \mathbf{Q}_k = (1 - \boldsymbol{\varphi}_{k-1})\mathbf{Q}_{k-1} + \boldsymbol{\varphi}_{k-1}((\boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T \boldsymbol{\omega}_k^T) + \boldsymbol{\eta}_k - \boldsymbol{\xi} \boldsymbol{\psi}_k \boldsymbol{\xi}^T) \\ \mathbf{w}_k = (1 - \boldsymbol{\varphi}_{k-1})\mathbf{w}_{k-1} + \boldsymbol{\varphi}_{k-1}(\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\xi} \mathbf{x}_k) \\ \mathbf{W}_k = (1 - \boldsymbol{\varphi}_{k-1})\mathbf{W}_{k-1} + \boldsymbol{\varphi}_{k-1}(\boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T - \boldsymbol{\xi} \boldsymbol{\psi}_k \boldsymbol{\xi}^T) \end{cases} \quad (30)$$

式中:  $\kappa^l$  中指数  $l$  为更新计算的总次数, 底数  $\kappa$  为更新

的坡度遗忘因子,为固定常数,取值为 0.966;  $\varphi_{k-1}$  为  $k-1$  时刻,  $1-\kappa$  的值与更新计算共  $l$  次后  $1-\kappa^l$  值的比值,为常数值。通过改进有效提高了轨道坡度识别精度。

### 3.3 DFFRLS-AEKF 识别策略

基于 UUOMs 纵向动力学模型,设计了一种双层识别策略。该识别策略基于加速度传感器、惯性导航传感器和电机扭矩传感器等数据信息,首先通过 DFFRLS 算法对荷载质量进行识别;然后再根据

所识别的荷载质量值基于 AEKF 算法对轨道坡度进行识别,获取精准地轨道坡度。由 3.1 与 3.2 节已知, DFFRLS 和 AEKF 算法分别优于 RLS 和 EKF 算法。因此, DFFRLS-AEKF 算法相较于 RLS-EKF 算法识别精度更高,并在坡度识别过程中,能避免噪声干扰,大幅提升荷载质量和轨道坡度的识别性能,实现坡度高精度识别。

DFFRLS-AEKF 双层识别策略流程如图 4 所示。

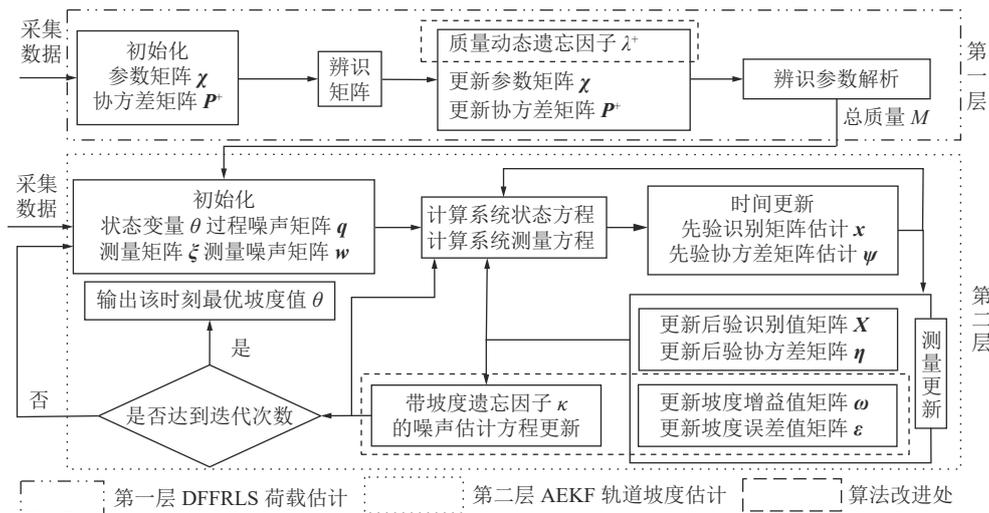


图 4 DFFRLS-AEKF 双层识别策略  
Fig.4 Dffrls-aeKF Two-layer identification policy

## 4 仿真测试

### 4.1 UUOMs 模型动态仿真设计

驱动系统是保障 UUOMs 安全行驶的核心<sup>[20]</sup>,根据驱动系统机理,基于 SolidWorks 2020 软件建立 UUOMs 驱动部及行驶轨道三维模型,并将建模文件导入 Adams View 2020 软件中进行动力学仿真,通过仿真得到行驶的速度、加速度数据,仿真次数设置为 10 次。其中,设计的轨道模型包括水平直道段、上坡段和轨道坡度连续变化段,轨道坡度在建模时已提前设置。Adams View2020 参数设定分别为:阻力系数为 0.4,单一驱动部件荷载质量为 2 500 kg,电机转速小于 2 600 r/min。

首先,取 10 次仿真运行结果数据的平均值作为各算法的输入数据,通过 Matlab 2021 分别运行各算法程序计算得出对应的荷载质量及轨道坡度,然后将各算法所得到的识别值与建模设置的质量和轨道坡度值进行比较,以验证各算法识别的精度。UUOMs 动态仿真模型如图 5 所示。

### 4.2 路段 1 仿真

路段 1 由水平无坡度段、过渡段和坡度为 8°的

上坡段所组成。通过 Adams 仿真得到单轨吊运行参数,并联合 Matlab 运行各算法程序对输入的运行参数进行计算,最终分别获取到对应的计算结果。在路段 1 期间,基于 DFFRLS 算法与 FFRLS、EKF 算法荷载质量识别结果的比较,以验证其荷载质量识别精准度。路段 1 荷载质量识别结果及相对误差如图 6 所示。

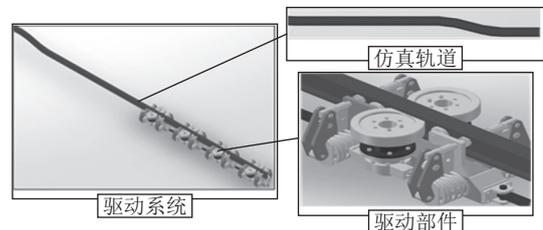


图 5 UUOMs 动态仿真模型  
Fig.5 UUOMs dynamic simulation model

图 6a 中,在起始阶段,各荷载质量识别结果出现小幅波动,这是因单股吊车启动导致车体晃动所引起;此时,EKF 算法收敛速度最快,FFRLS 算法收敛则最慢;各算法在 3 s 内均很快收敛于实际值,满足实际收敛要求。在后续运行阶段, DFFRLS 识别精

准度最高。图6b中, DFFELS曲线与标准值曲线误差最小, EKF曲线存在小幅波动, FFRLS曲线误差最大, 通过误差值曲线明显看出 DFFRLS识别精度最高。

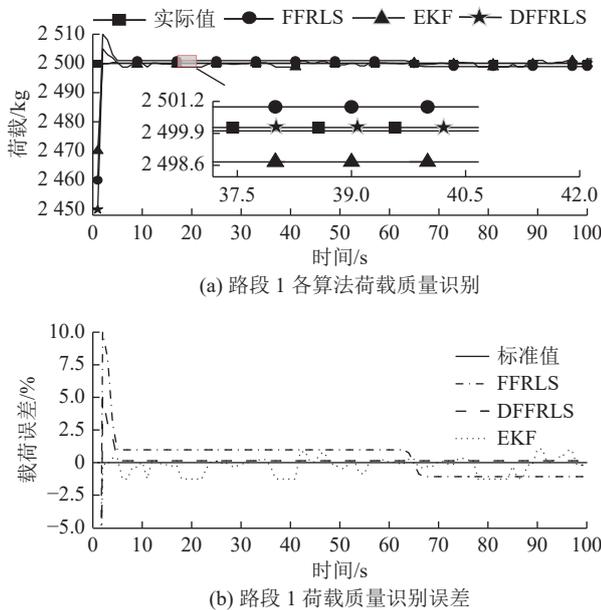


图6 路段1荷载质量识别结果及误差

Fig.6 Load mass estimation results and errors of section 1

基于 DFFRLS-AEKF 算法、FFRLS 算法、EKF 和 RLS-EKF 算法对路段1轨道坡度进行识别, 并将各算法坡度识别结果与实际坡度进行比较, 以验证各算法轨道坡度识别的精准性。路段1轨道坡度识别结果及误差如图7所示。

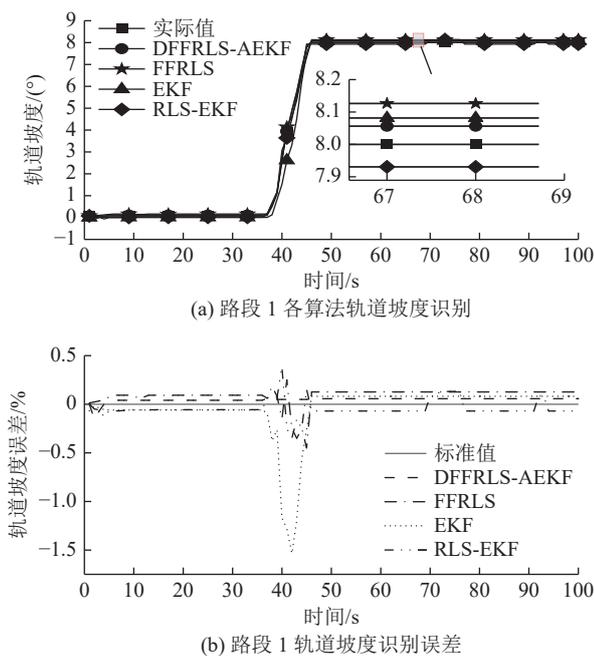


图7 路段1轨道坡度识别结果及误差

Fig.7 Estimation results and errors of track slope in Section 1

图7a中, 在轨道平坦段和过渡段, 各算法对实际值的跟随性都很好; 在上坡段, 通过局部放大图得出, DFFRLS-AEKF算法与实际值最为接近, 表明该算法坡度识别精准度最高。图7b中, 在过渡段期间, DFFRLS-AEKF坡度误差曲线波动最小, 其余各算法坡度误差曲线出现明显波动, 说明 DFFRLS-AEKF 精准度可靠性最高。

为进一步评价路段1期间各算法识别的精度及实时性, 采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和识别时间作为评价指标进行评估。均方根误差计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\beta_i - \hat{\beta}_i)^2} \quad (31)$$

式中:  $\beta_i$ 、 $\hat{\beta}_i$ 分别表示第*i*个时刻的实际值和估计值。实时性方面, 识别时间分别为计算出荷载质量和轨道坡度所用的时间。各算法均方根误差及实行性见表1。

表1 路段1期间各算法均方根误差及实时性

Table 1 Root mean square error and real-time performance of each algorithm during section 1

荷载质量-算法	RMSE	识别时间/s
FFRLS	5.197	1.150
EKF	3.657	1.180
DFFRLS	3.065	1.100
坡度-算法	RMSE	识别时间/s
FFRLS	0.131	1.490
RLS-EKF	0.096	1.460
EKF	0.281	1.500
DFFRLS-AEKF	0.053	1.430

表1中, 在识别荷载质量精度方面, DFFRLS算法精准度最高; 在识别轨道坡度精度方面, DFFRLS-AEKF算法精准度最高。在识别荷载质量实时性方面, DFFRLS算法实时性最好; 在识别轨道坡度实时性方面, DFFRLS-AEKF算法实时性最好。通过各算法之间 RMSE 值和识别时间的比较, 验证了 DFFRLS-AEKF 算法在路段1期间具有良好的精准性和实时性。

### 4.3 路段2仿真

路段2为一段坡度连续变化段。以 Adams 仿真行驶数据作为输入, 基于 Matlab 中各算法程序分别进行计算, 获取荷载质量和轨道坡度结果。路段2荷载质量识别结果及相对误差如图8所示。

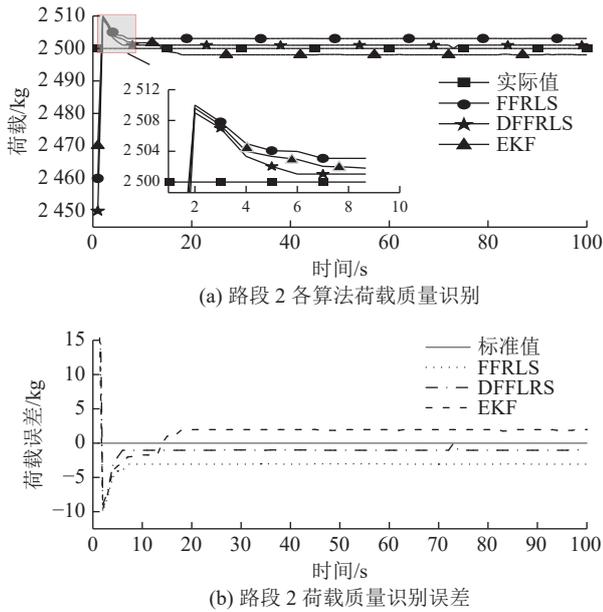


图 8 路段 2 荷载质量识别结果及误差

Fig.8 Load mass estimation results and errors of section 2

图 8a 中，在整体运行阶段，DFFRLS 算法与 FFRLS 和 EKF 算法相比，其对实际值跟随性最好；局部放大图中，在坡道起始阶段 6 s 内，DFFRLS 算法收敛速度快于 FFRLS 和 EKF 算法，其收敛实时性最高，并满足实际收敛要求。图 9b 中，DFFRLS 算法在起始处收敛速度最快，在后续坡度变化阶段，其荷载误差曲线值最小，表明其精度最高。

基于 AEKF 算法、FFRLS 算法、EKF 和 RLS-EKF 算法对路段 2 期间的轨道坡度进行识别。路段 2 轨道坡度识别结果及误差如图 9 所示。

图 9a 局部放大图中，DFFRLS-AEKF 算法坡度识别曲线最接近实际值，其余各算法坡度识别与实际值偏离较大，说明 DFFRLS-AEKF 算法坡度识别性能优于 FFRLS 算法、EKF 和 RLS-EKF 算法，实时性方面各算法均满足识别用时需求。图 8b 中，在起始处 FFRLS 坡度误差曲线突变收敛最快；在后续路段 2 行驶中，DFFRLS-AEKF 坡度误差曲线对标准值曲线有很好的跟随效果，整体保持稳定，偏离度最小。以上表明 DFFRLS-AEKF 算法相对与其余算法，其识别精度最高、稳定性最好，具有良好的收敛性。

为进一步评价路段 2 期间，各算法的坡度识别精度和实时性，采用均方根误差 RMSE 和识别时间作为评价指标。各算法均方根误差值及实时性见表 2。

路段 2 期间，在识别荷载质量方面，DFFRLS 算法均方根误差值最小；在识别轨道坡度方面，DFFRLS-AEKF 算法均方根误差值最小。在识别荷载

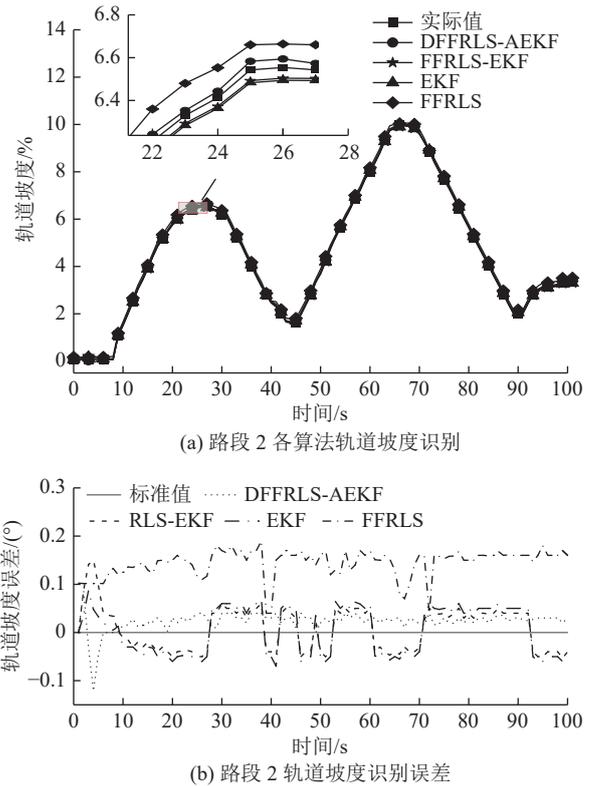


图 9 路段 2 轨道坡度识别结果及误差

Fig.9 Slope estimation results and errors of section 2 track

表 2 路段 2 期间各算法均方根误差及实时性

Table 2 Root mean square Error and real-time performance of each algorithm during section 2

荷载质量-算法	RMSE	识别时间/s
FFRLS	5.197	1.370
EKF	4.602	1.360
DFFRLS	4.295	1.310
坡度坡度-算法	RMSE	识别时间/s
FFRLS	0.149	1.600
RLS-EKF	0.057	1.550
EKF	0.058	1.610
DFFRLS-AEKF	0.031	1.520

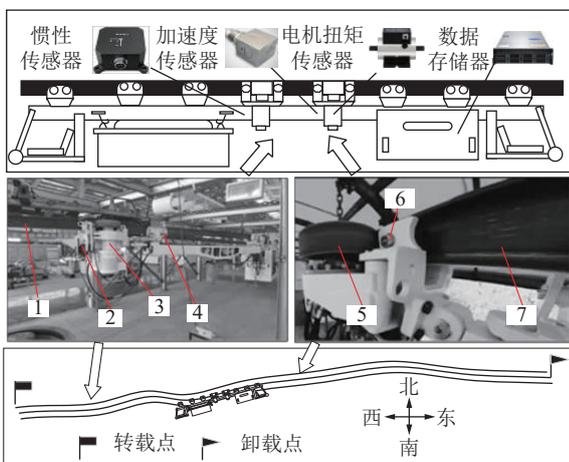
质量用时方面，DFF RLS 算法识别时间相对最短；在识别轨道坡度用时方面，DFFRLS-AEKF 算法识别时间相对最短。基于表 2 各算法之间 RMSE 值和识别时间的比较，验证了 DFFRLS-AEKF 算法在路段 2 期间，具有高精准性和实时性。

## 5 实车测试

### 5.1 实车测试设计

通过实车测试以验证 DFFRLS-AEKF 算法识别的精准性和实时性，实车测试场地位于上海申传公

司内部。测试车型是上海申传公司所生产的DX80/176Y型电动单轨吊车,该车主要由驾驶室,8个驱动部和起吊梁等部分组成。该测试车辆驱动摩擦轮夹紧力为10 MPa,负载为10 t,单轨吊最高速度控制在2 m/s。测试轨道为公司内部已搭建好的轨道,测试轨道由一段坡度连续小幅变化的水平轨道段和上行轨道段组成,中间由过渡段进行连接,其中坡道最大角度小于15°。该轨道在搭建之初,已对该轨道坡度进行了测量。通过构建先验路线图,并将处理后的测量数据作为先验信息,以验证DFRLS-AEKF算法的识别效果,先验路线图如图10所示。测试车辆主要技术参数见表3。



1—平行坡道段; 2—夹紧装置; 3—永磁电机; 4—导向轮;  
5—驱动轮; 6—行走轮; 7—上行坡道段

图10 实车测试场景图

Fig.10 Actual vehicle test scenario diagram

表3 测试车辆主要技术参数

Table 3 Parameters related to test vehicle parameters

参数	数值	参数	数值
适应坡度/(°)	≤15	额定荷载/t	20
车型长度/m	18.1	最大转速/(r·min <sup>-1</sup> )	2 600
车型宽度/m	1.04	车型高度/m	1.45
转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	2	行走轮直径/m	0.175
最大牵引力/kN	80	制动力范围/kN	120~160
空载最大速度/(m·s <sup>-1</sup> )	2.0	重载最大速度/(m·s <sup>-1</sup> )	0.5
牵引电机功率/kW	60	驱动轮直径/mm	340

单轨吊基于加速度传感器、惯性传感器和电机扭矩传感器对数据进行采集,传感器分布如图10所示。电机扭矩传感器使用两轴级连器或法兰安装于动力设备和驱动负载之间,将实时采集的扭矩信号转换为频率信号;加速度计和惯性传感器均通过磁力吸附到驱动部附近,分别采集运行的纵向加速度

和单轨吊前进方向、水平方向、竖直方向的加速度,输出的均是模拟电压信号,采样频率为200 Hz。上述数据采集后发送至处理器中,处理器通过预先写入的算法程序和动力学模型对输入数据进行迭代计算,最终得到坡度识别结果,同时,坡度值会不断存储到数据存储中,通过存储器诊断接口可获取识别参数<sup>[21]</sup>。实车测试场景如图10所示。

## 5.2 实车轨道路况测试

由连续变坡和上坡组成的路段是十分复杂的路况。为此,我们在此路段进行6次测试,通过将各次测试识别结果的平均值与实际值进行比较来验证识别的精准性。为提高UUOMs在重载情况下行驶上坡和连续变坡路段的安全性能,需要精准获取UUOMs总质量和轨道坡度等参数<sup>[22]</sup>。测试过程中荷载质量为10 000 kg,初始坡度为0°,闸瓦压力为零,无中途停车,制动器不工作。平行坡道与上行坡道路段实车测试识别结果如图11所示。

图11a中,在低坡度平缓段,电机单轴输出扭矩始终在600 N·m附近波动,比较稳定;在坡度小幅度下降时,扭矩值迅速减小;在上行坡道段,扭矩输出值不断变大,随着坡度变小,输出扭矩随之减小;在高坡度平缓段,扭矩输出值始终保持在较高水平。图11b中,在起始处由于启动产生车体晃动,速度幅度产生较大变化;在低坡平缓段,速度在1 m/s附近波动;第43 s,进入上行坡道段,速度值降为约0.5 m/s维持运行;第72 s,进入高坡平缓段,速度小幅增加维持在0.7 m/s附近。图11c中,由于启动车体晃动导致加速度幅值较大,在低坡度平缓段,加速度值在±1.0 m/s<sup>2</sup>范围内波动,第43 s,进入上行坡道段,加速度值大幅减小在±0.55 m/s<sup>2</sup>范围内波动,第72 s,进入高坡度平缓段,加速度值小幅减小在±3.0 m/s<sup>2</sup>范围内波动。图11d中,DFRLS算法荷载质量识别最为精准,EKF算法识别曲线与真实值误差最大,各识别算法在初始处均快速收敛,并且实时性都较高,满足实际收敛需求。图11e中,各算法坡度识别值都较为精准,在左上角局部放大图中,DFRLS-AEKF算法识别值与真实值最接近,FFRLS识别值误差最大;在右下角局部放大图中,DFRLS-AEKF算法识别值依然和真实值最为接近。通过图11得出DFRLS-AEKF算法在整个识别过程中识别精度最高,的其识别性能和实时性相对最好。

为进一步评价实测路段期间,各算法的识别精度和实时性,采用均方根误差RMSE和识别时间作为评价指标。各算法均方根误差值及实时性见表4。

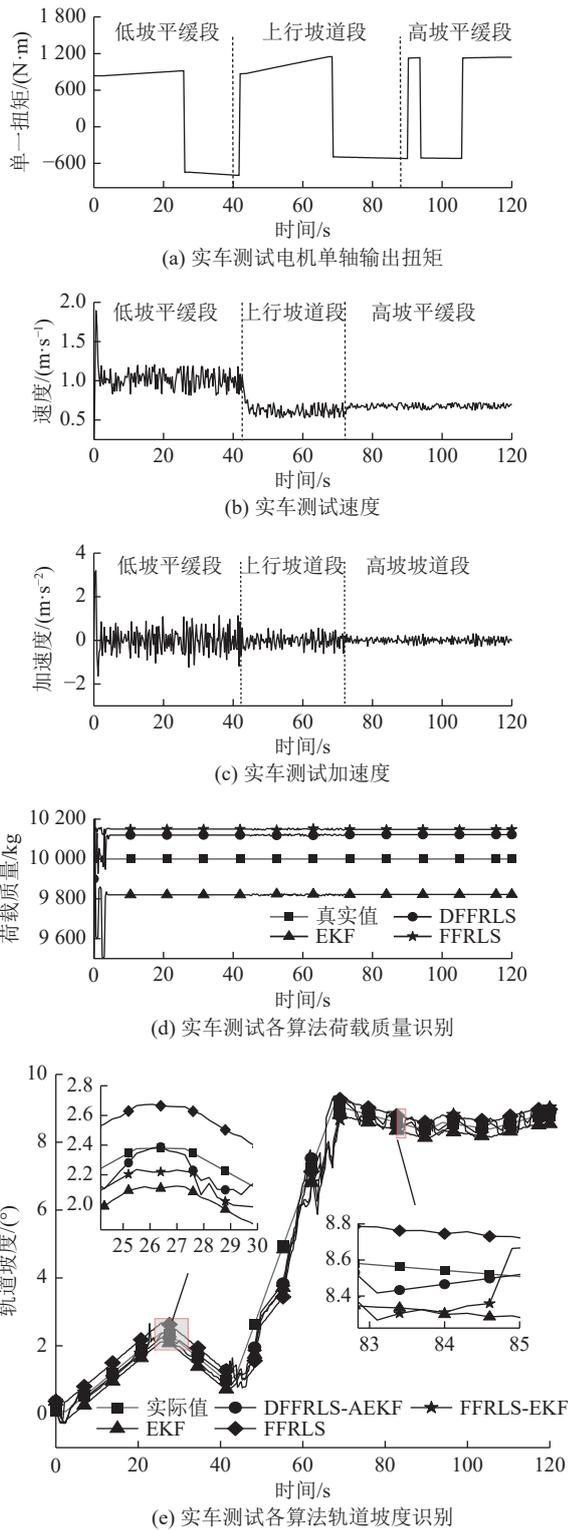


图 11 平行坡道与上行坡道路段实车测试识别结果

Fig.11 Identification results of vehicle test on parallel and ascending ramps

在实车试验中, 荷载质量识别方面, DFFRLS 算法均方根误差值相对最小; 在轨道坡度识别方面, DFFRLS-AEKF 算法均方根误差值也相对最小。在识别时间方面, DFFRLS 算法荷载质量的识别时间用时最短; DFFRLS-AEKF 算法轨道坡度的识别时间用

时也相对最短。通过各算法之间 RMSE 值和识别时间的比较, 有力验证了 DFFRLS-AEKF 算法具有良好的精准性和实时性。

表 4 实车测试各算法均方根误差及实时性

Table 4 Real vehicle tests the root mean square error and real-time performance of each algorithm

荷载质量-算法	RMSE	识别时间/s
FFRLS	151.804	1.370
EKF	187.989	1.360
DFFRLS	123.234	1.320
坡度-算法	RMSE	识别时间/s
FFRLS	0.468	1.660
RLS-EKF	0.388	1.630
EKF	0.427	1.650
DFFRLS-AEKF	0.328	1.620

## 6 结 论

1) 提出了基于 DFFRLS-AEKF 的无人驾驶安全性能关键参数识别方法。通过 DFFRLS 可动态实时更新数据信息, 精准识别荷载质量, 提高了荷载质量的识别精度, 并将荷载质量识别值与实际运行数据相结合, 通过改进的 AEKF 算法动态识别当前的轨道坡度值。

2) 在仿真方面, 通过各算法之间识别值及 RMSE 的比较, 有效验证了本文所提算法所具有的良好识别性能。在进行实车轨道测试方面, 选取了平缓坡道段和上行坡道段作为测试路段, 识别性能在实时性和精度方面均表现优异。

3) 所提出的识别方法对 UUOMs 的安全运行起到关键作用, 将明显提升安全行驶性能, 对 UUOMs 的安全控制技术具有重要意义。但本文对一些特殊的左右不平衡的工况并未考虑进去, 基于现有研究成果, 将对横向运动及动力学模型进行研究, 为无人驾驶单轨吊安全、高效、可靠的运行提供更加坚实的基础。

### 参考文献(References):

[1] 葛世荣, 胡而已, 裴文良. 煤矿机器人体系及关键技术[J]. 煤炭学报, 2020, 45(1): 455-463.  
 GE Shirong, HU Eryi, PEI Wenliang. System and key technology of coal mine robot[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(1): 455-463.

[2] 贺涛涛, 廖志伟, 郭卫. 煤矿井下无轨胶轮车无人驾驶技术研究及探索[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(S1): 212-217.  
 HE Haitao, LIAO Zhiwei, GUO Wei. Research and exploration on

- driverless technology of trackless rubber wheel vehicle in underground coal mine[J]. *Coal Science and Technology*, 2022, 50(S1): 212-217.
- [3] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. *煤炭科学技术*, 2022, 50(1): 1-27.  
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. *Coal Science and Technology*, 2022, 50(1): 1-27.
- [4] 陈杨阳, 霍振龙, 刘智伟, 等. 我国煤矿运输机器人发展趋势及关键技术[J]. *煤炭科学技术*, 2020, 48(7): 233-242.  
CHEN Yangyang, HUO Zhenlong, LIU Zhiwei, et al. Development trend and key technology of coal mine transportation robot in China[J]. *Coal Science and Technology*, 2020, 48(7): 233-242.
- [5] 鲍久圣, 邹学耀, 陈超, 等. 重型煤炭运输车分布式混合动力系统设计及控制策略[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(2): 667-676.  
BAO Jiusheng, ZOU Xueyao, CHEN Chao, et al. Design and control strategy of distributed hybrid drive system for heavy coal trucks[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(2): 667-676.
- [6] 侯刚, 王国法, 薛忠新, 等. 煤矿辅助运输自动驾驶关键技术与装备[J]. *采矿与岩层控制工程学报*, 2022, 4(3): 5-17.  
HOU Gang, WANG Guofa, XUE Zhongxin, et al. Key technologies and equipment for automatic driving of coal mine auxiliary transportation[J]. *Journal of Mining and Strata Control Engineering*, 2022, 4(3): 5-17.
- [7] JO K, LEE M, SUNWOO M. Road slope aided vehicle position estimation system based on sensor fusion of GPS and automotive on-board sensors[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 17(1): 250-263.
- [8] BROWN A, BRENNAN S. Model-based vehicle state estimation using previewed road geometry and noisy sensors[A]. *Dynamic Systems and Control Conference [C]*. New York: American Society of Mechanical Engineers, 2012: 591-600.
- [9] 雷雨龙, 付尧, 刘科, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的车辆质量与道路坡度识别[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(11): 8-13.  
LEI Yulong, FU Yao, LIU Ke, et al. Vehicle mass and road slope estimation based on extended Kalman filtering[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(11): 8-13.
- [10] YU Z, FENG Y, XIONG L, et al. Vehicle mass estimation for four in-wheel-motor drive vehicle[A]. *Electrical Engineering and Control: Selected Papers from the 2011 International Conference on Electric and Electronics[C]*. Berlin: Springer Verlag, 2011: 117-125.
- [11] ZHANG Y, ZHANG Y, AI Z, et al. A cross iteration estimator with base vector for estimation of electric mining haul trucks' mass and road grade[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(9): 4138-4148.
- [12] 张荣立, 何国纬. 采矿技术手册[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2003.  
ZHANG Rongli, HE Guowei. *Mining technical manual (1st edition)*[M]. Beijing: China Coal Industry Press, 2003.
- [13] LI X, MA J, ZHAO X, et al. Intelligent two-step estimation approach for vehicle mass and road grade[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 218853-218862.
- [14] 张杰烁, 刘明, 李鑫, 等. 基于递归最小二乘法的回声状态网络算法用于心电信号降噪[J]. *生物医学工程学杂志*, 2018, 35(4): 539-549.  
ZHANG Jieshuo, LIU Ming, LI Xin, et al. An echo state network algorithm based on recursive least square for electrocardiogram denoising[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2018, 35(4): 539-549.
- [15] 刘鹏, 李云伍, 梁新成. 基于遗忘递推最小二乘与自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池SOC识别[J]. *汽车技术*, 2022, 557(2): 21-27.  
LIU Peng, LI Yunwu, LIANG Xincheng. Estimation of lithium battery SOC based on FFRLS and AUKF[J]. *Automotive Technology*, 2022, 557(2): 21-27.
- [16] 王浩, 郑燕萍, 虞杨. 基于动态优选遗忘因子最小二乘在线识别的磷酸铁锂电池SOC估算[J]. *汽车技术*, 2021, 553(10): 23-29.  
WANG Hao, ZHENG Yanping, YU Yang. Lithium iron phosphate battery SOC estimation based on the least square online identification of dynamic optimal forgetting factor[J]. *Automotive Technology*, 2021, 553(10): 23-29.
- [17] 孙金磊, 邹鑫, 顾浩天, 等. 基于FFRLS-EKF联合算法的锂离子电池荷电状态估计方法[J]. *汽车工程*, 2022, 44(4): 505-513.  
SUN Jinlei, ZOU Xin, GU Haotian, et al. State of charge estimation for lithium-ion battery based on FFRLS-EKF joint algorithm[J]. *Automotive Engineering*, 2022, 44(4): 505-513.
- [18] 雷克兵, 陈自强. 基于改进多新息扩展卡尔曼滤波的电池SOC估计[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2021, 55(10): 1978-1985, 2001.  
LEI Kebing, CHEN Ziqiang. Estimation of state of charge of battery based on improved multi-innovation extended Kalman filter[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2021, 55(10): 1978-1985, 2001.
- [19] 任志英, 沈亮量, 黄伟, 等. 基于AEKF的车辆质量与道路坡度实时估计[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(4): 758-764, 827.  
REN Zhiying, SHEN Liangliang, HUANG Wei, et al. Real time estimation of vehicle quality and road slope based on adaptive extended kalman filter[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(4): 758-764, 827.
- [20] 易国晶. 单轨吊机车在盘江矿井中的应用[J]. *煤炭工程*, 2020, 52(7): 88-92.  
YI Guojing. Application of monorail crane in panjiang mine[J]. *Coal Engineering*, 2020, 52(7): 88-92.
- [21] BOADA B, GARCIA-POZUELO D, BOADA M, et al. A constrained dual Kalman filter based on pdf truncation for estimation of vehicle parameters and road bank angle: analysis and experimental validation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 18(4): 1006-1016.
- [22] ZHANG Y, ZHANG Y, AI Z, et al. Estimation of electric mining haul trucks' mass and road slope using dual level reinforcement estimator[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(11): 10627-10638.