

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413408

基于新息自适应卡尔曼滤波地铁测速定位方法*

万俊豪¹, 左建勇^{1,2}, 丁景贤¹, 潘宇¹

(1. 同济大学交通学院 上海 201804; 2. 同济大学上海市轨道交通结构耐久与系统安全重点实验室 上海 201804)

摘要:城市轨道交通车辆的测速定位存在可用传感器较少,小半径曲线和大坡度变化线路多,运行工况变化频繁,实时性与精度要求更高等问题。提出了基于新息自适应卡尔曼滤波的测速定位方法,以无人驾驶地铁为研究对象,首先基于先验牵引制动目标级位约束,将列车视为一维刚性均布质量模型,考虑列车经过等效变坡点的动力学行为,建立修正机动加速度的列车运动模型。然后基于新息自适应卡尔曼滤波实时估计与修正受到运行工况与线路情况变化影响的统计噪声。最后以3种典型工况的实车数据为例,基于16组动车轴速信息进行测速定位,并对比采用平均轴速法与无自适应估计噪声的常规卡尔曼滤波算法下的6种精度评价指标,结果表明:采用该方法有效修正轮轨蠕滑引起的渐进型数据漂移,减少高速区高频噪声,速度误差均方根为 $0.349\ 0\ \text{km}\cdot\text{h}^{-1}$,制动停车位置误差为 $0.491\ 3\ \text{m}$,具备较高的测速与定位精度;在高速区轴速存在1.5%比例随机缺失工况下,速度误差均方根可稳定在 $0.371\ 7\ \text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ 左右,制动停车位置误差可稳定在 $0.042\ 0\ \text{m}$ 左右,对高速区测量轴速缺失具备较强鲁棒性;在列车滑行工况下,速度误差均方根为 $0.360\ 1\ \text{km}\cdot\text{h}^{-1}$,制动停车位置误差为 $0.310\ 5\ \text{m}$,对列车空转滑行具备较强鲁棒性。研究结果能够为无人驾驶地铁列车精确测速定位提供理论依据与工程参考。

关键词: 无人驾驶地铁;测速定位方法;机动加速度;新息自适应卡尔曼滤波

中图分类号: TH-3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.30

A speed measurement and positioning method of metro based on innovation-based adaptive Kalman filter

Wan Junhao¹, Zuo Jianyong^{1,2}, Ding Jingxian¹, Pan Yu¹

(1. College of Transportation, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Shanghai Key Laboratory of Rail Infrastructure Durability and System Safety, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: There are many problems in the speed measurement and positioning of urban rail transit trains, such as fewer available sensors, more lines with small radius curves and large slopes, frequent changes in operating conditions, and higher real-time and accuracy requirements. In this article, a speed measurement and positioning method based on an innovation-based adaptive Kalman filter is proposed, taking the unmanned metro as the research object. Firstly, based on the prior traction or braking target level constraint, the train is regarded as a one-dimensional rigid uniform mass model and taken into account the dynamic behavior of the train passing through the equivalent grade change point. A train motion model with modified maneuver acceleration is formulated. Then, based on the innovation-based adaptive Kalman filter, the statistical noise affected by the change of operating and line conditions is estimated and modified in real-time. Finally, taking the real train data of 3 typical conditions as an example, the speed measurement and positioning are carried out based on 16 sets of motor axle speed information, comparing its six accuracy evaluation indicators with that of the average axle speed method and conventional Kalman filter algorithm without adaptive noise estimation. The results show that this method can effectively modify the progressive data drift caused by wheel-rail creep and reduce the high-frequency noise in the high-speed area. The root mean square of speed error is $0.349\ 0\ \text{km}\cdot\text{h}^{-1}$, and the braking position error is $0.491\ 3\ \text{m}$. Under the condition that the axle speed in the high-speed zone has a random loss of 1.5%, the root mean square of the speed error can be stabilized at about $0.371\ 7\ \text{km}\cdot\text{h}^{-1}$, and the braking position error can be stabilized at about $0.042\ 0\ \text{m}$, which has strong robustness to the loss of axle speed in the high-

收稿日期: 2024-10-24 Received Date: 2024-10-24

* 基金项目: 国家重点研发计划(2023YFB4301605-04)项目资助

speed zone. Under the condition of train sliding, the root mean square of speed error is $0.360\ 1\ \text{km}\cdot\text{h}^{-1}$, and the braking position error is $0.310\ 5\ \text{m}$, which has strong robustness to train slipping or sliding. The research results can provide a theoretical basis and engineering reference for the accurate speed measurement and positioning of unmanned metros.

Keywords: unmanned metro; speed measurement and positioning method; maneuver acceleration; innovation-based adaptive Kalman filter

0 引言

随着我国轨道交通行业的飞速发展,列车运行的安全性、准确性与可靠性的需求在不断提升^[1-2],基于通信技术的列车控制系统(communication based train control, CBTC)已蓬勃兴起,而CBTC的安全运营必须以安全、准确、高可靠的测速定位技术为基础^[3]。

现有的列车测速定位研究主要针对高速列车、磁浮列车等长途轨道交通,采用学术界较为普遍的以全球卫星导航定位系统(global navigation satellite system, GNSS)或惯性导航系统(inertial navigation system, INS)为核心的多源传感器组合定位技术^[4-5],实现列车的精确定位^[6-8]。而关于城市轨道交通车辆的测速定位研究则相对较少,相比于高铁列车的测速定位环境,其存在新的特点与问题^[9]:

1) 主要运行在城市中,卫星定位的精度受到很大程度的影响,尤其对于地铁,在地下隧道中无法接收到卫星信号。

2) 运行路线比较固定,可视为一维模型,基本可用运行距离表征车辆位置。

3) 站间距离小,对测速定位的实时性与精度要求更高。

4) 列车运行工况变化频繁,一般运行在小半径曲线、大坡度变化的线路上,需在测速定位模型中考虑其影响。

受到成本、条件等限制,城市轨道交通车辆用于测速定位输入的传感器类型较少,实际工程中往往只配置一种类型传感器。相关学者基于数据驱动的方法,分别利用数据插值^[10]、深度学习^[11-12]、动态时间规整^[13]、模糊推理^[14]等方法,弥补单一类型传感器测速定位带来的误差,该方法不需要先验信息与假设,但对数据的数量与质量有较高要求,且不同站间的运行工况与线路条件存在差异,对其他站测速定位的泛化性存在考验。而采用模型驱动的测速定位方法泛化性与可靠性更高,但更需要列车运动状态的精确建模和对先验统计噪声的有效估计。

有关列车运动状态的建模,上述文献均假设列车为匀速或匀变速运动,将列车运动模型建模为2阶恒速(constant velocity, CV)模型^[15]或3阶恒变速(constant acceleration, CA)模型^[16],分别将速度变化率(加速度)或加速度变化率(机动加速度)视为模型误差,该方法认

为列车运行时处于准匀速或准匀加速状态,其精度依赖于多源传感器的组合定位的及时修正,对于少传感器的情况并不适合。也有部分学者引入经典一阶时间相关模型假设修正机动加速度的影响,郑贵省^[17]与张振兴^[18]分别利用“当前统计”模型^[19]与singer模型^[20]对机动加速度进行估计,上述两种方法在一定先验假设下基于3阶CA模型中的加速误差项(即机动加速度)进行了修正,认为机动加速度是均值是趋近于0或在一定值域范围内的,并不适于运行工况与线路条件变化频繁的城市轨道交通车辆。此外,目前文献中模型均将列车视为一个刚性质点,质点模型无法考虑列车不同位置所处线路条件差异对动力学行为带来的影响。

有关先验统计噪声的有效估计,主要针对常用于列车测速定位方法卡尔曼滤波的过程与测量噪声的估计,陈哲明等^[21]采用标准卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)算法,直接通过调整增益系数的方式解决轮速或减速度的突变问题,此方法只适用于较简单变化工况。Hu等^[22]采用标准无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法,该算法对Sigma点的选取要求较高,其选取直接影响滤波发散的抑制。李卫东等^[23]提出基于序贯辅助自适应渐消UKF算法,采用序贯辅助处理方法计算多重自适应渐消因子,引入渐消自适应因子加强近期数据的有效性,减少前期数据中异常值的影响。上述算法在各时刻采用统一的协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 与过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 统计学假设,没有考虑噪声在不同时期的动态变化,实时自适应估计与修正统计噪声。

综上所述,现有将列车视为一个质点,并基于3阶CA运动状态模型进行测速定位的方法并不适用于少传感器,运行工况与线路条件变化频繁的城市轨道交通车辆。故本研究针对无人驾驶地铁的测速定位问题,首先基于先验牵引制动目标级位约束,将列车视为一维刚性均布质量模型^[24],考虑列车经过等效变坡点的动力学行为,建立修正机动加速度的无人驾驶地铁运动模型。然后基于新息自适应卡尔曼滤波(innovation-based adaptive Kalman filter, IAKF)算法,实时估计与修正受到线路情况(坡度、曲率等)与运行工况变化影响的统计噪声。最后以3种典型工况的实车数据为例,基于16组动车轴速信息进行测速定位,并对比采用平均轴速法与不自适应估计噪声的常规卡尔曼滤波算法下的结果,分析总结了该方法测速定位的精度与鲁棒性。

1 修正机动加速度的列车运动模型

常见列车 3 阶 CA 模型的状态转移方程可表示为:

$$\begin{bmatrix} s_{k+1} \\ v_{k+1} \\ a_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \tau & 1/2 \cdot \tau^2 \\ 0 & 1 & \tau \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_k \\ v_k \\ a_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \tau \end{bmatrix} \varepsilon_k \quad (1)$$

式中: s 、 v 、 a 分别为列车的位置、速度和加速度; τ 为采样时间间隔; ε_k 为加速度统计噪声, 这里可视为机动加速度引起的误差项。

常见地铁编组与受力情况如图 1 所示, 与高速列车不同, 地铁虽然编组较短, 但整列车的不同车辆可能处于不同的坡度与曲率的线路中。以图中所示的最常见的: 1 T (trailer, 拖车) + 4 M (motor, 动车) + 1 T 的 6 车辆编组为例, 从前往后的 1~6 号车厢往往处于不同的坡度线路中。地铁坡度最大可达 25‰, 坡道阻力的影响不可忽略, 其会产生额外的机动加速度。整列车采用分散式动力驱动, 牵引或制动力由中间 4 辆动车的 16 根动轴提供。

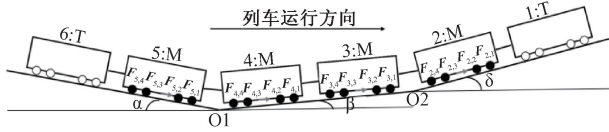


图 1 某地铁的编组与受力

Fig. 1 Marshalling and force diagram of a subway

56x 以往牵引计算中, 往往采用单质点或多质点模型, 将整列车或者每个车厢视为单质点模型, 这样的假设往往造成坡道阻力或曲线阻力在坡度或曲率变化点的突变, 不利于地铁的精确测速定位。假设地铁车辆的质量分布均匀, 因采用密接式车钩, 相对位移很小, 可不考虑各车厢之间的相对位移, 将整列车视为沿线路的一维刚性均布质量模型, 考虑动态变化的坡道阻力和曲线阻力, 并将其造成的机动加速度分量线性化后计入状态转移矩阵中。

列车运行时的动力学平衡方程为^[9]:

$$F - W = 1\,000 \cdot (G_0 + G_1) \cdot [(1 + \gamma) \cdot a] \quad (2)$$

式中: F 为列车的牵引或制动力, 单位为 N, 牵引为正, 制动为负; W 为运行阻力, 单位为 N, 包括基本阻力与附加阻力, 附加阻力包括坡道阻力、曲线阻力等; G_0 为列车净重, 单位为 t; G_1 为列车载重; γ 为转动惯量系数, 地铁车辆一般取 0.1。

列车运行阻力可表示为:

$$W = (G_0 + G_1) \cdot g \cdot (w_b + w_s + w_c) \quad (3)$$

式中: g 为重力加速度; w_b 为基本阻力系数, 单位为

$N \cdot kN^{-1}$, 一般认为是列车速度 v 的二次函数, 远小于牵引或制动力和坡道与曲线阻力, 可作为统计噪声项分量自适应估计与修正; w_s 与 w_c 分别为坡道阻力系数与曲线阻力系数, 单位为 $N \cdot kN^{-1}$ 。

在列车牵引计算中, 常引入等效坡度的概念, 将坡道阻力与曲线阻力系数之和按式(4)计算^[25]。

$$w_s + w_c = 1\,000 \cdot \sin\theta + C/r \approx i + r = i_e \quad (4)$$

式中: θ 为坡道坡度角; i 为坡道坡度, 单位为‰, 即 $i = \tan\theta$; C 为曲线试验常数, 地铁一般取 700; r 为曲线曲率半径, 单位为 m; i_e 为等效坡道坡度, 单位为‰。

故列车在多变等效坡度的线路上的附加阻力为:

$$W_a = \sum_{j=1}^n (l_j/L \cdot i_{e,j}) \cdot (G_0 + G_1) \cdot g \quad (5)$$

式中: W_a 为某时刻列车附加阻力, 单位为 N; l_j/L 为各段等效坡度线路上列车长度占总长度占比。

对于 k 时刻, 由于列车首尾位置占各自等效坡度线路上的长度将发生变化, 忽略加速度积分项, 由等效坡度变化造成的机动加速度分量可近似表示为:

$$\dot{a}_{k,a} = \frac{(i_{e,1} - i_{e,n}) \cdot v_k \cdot \tau \cdot g}{1\,000 \cdot L \cdot (1 + \gamma)} \quad (6)$$

式中: $\dot{a}_{k,a}$ 为机动加速度附加阻力分量, 单位为 $m \cdot s^{-3}$; $i_{e,1}$ 与 $i_{e,n}$ 分别为列车首尾所处线路等效坡度, 以图 1 时刻为例, 此时刻首尾等效坡度分别为 δ ‰与 α ‰, 与中间车厢所处的等效坡度 β ‰无关; L 为列车长度, 单位为 m。

除了等效坡度变化外, 列车运行工况变化也是造成机动加速度变化的原因。对于无人驾驶地铁, 运行工况变化引起的机动加速度分量应该受到先验牵引制动级位目标级位约束。

设 k 时刻所受牵引或制动力由中间 4 辆动车提供, 采用列控式输入相同的目标级位, 为 6 节车厢提供动力, k 时刻运行工况变化引起的机动加速度分可表示为:

$$\dot{a}_{k,c} = \frac{4 \cdot \dot{\eta}_k \cdot F_m}{6 \cdot 1\,000 \cdot (G_0 + G_1) \cdot (1 + \gamma)} \quad (7)$$

式中: $\dot{a}_{k,c}$ 为机动加速度控制分量, 单位为 $m \cdot s^{-3}$; η_k 为目标级位, 单位为%; $\dot{\eta}_k$ 为 k 时刻目标级位随时间变化率; F_m 为单辆动车满级位牵引或制动力, 单位为 N。

式(1)中的 k 时刻加速度统计噪声 ε_k 可进一步分解为:

$$\varepsilon_k = \dot{a}_{k,a} + \dot{a}_{k,c} + \xi_k \quad (8)$$

式中: ξ_k 为考虑机动加速度修正后的运动模型加速度统计噪声, 这里采用新息自适应卡尔曼滤波对该噪声进行实时自适应估计。

联立式(1)~(8), 忽略位置积分中的加速度项, 将速度项的单位转换为常用量纲 ($km \cdot h^{-1}$), 得到修正机动加速度后的列车运动状态转移方程为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\tau}{3.6} & 0 \\ 0 & 1 & 3.6 \cdot \tau \\ 0 & \frac{\Delta i, k \cdot \tau}{404 \cdot L} & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \times \frac{F_m \cdot \tau \cdot \dot{\eta}_k}{1650 \cdot G} + \boldsymbol{\mu}_k \quad (9)$$

式中: $\Delta i, k$ 为 k 时刻列车首尾等效坡度差, 由当前位置 $\mathbf{s}_k$ 决定, 单位为‰; G 为列车总重, 单位为 t; $\boldsymbol{\mu}_k$ 为 k 时刻修正后运动模型的过程统计噪声。

2 新息自适应卡尔曼滤波

2.1 卡尔曼滤波原理

卡尔曼滤波是基于最小方差估计下的一种最优估计方法, 已在列车测速定位领域得到广泛研究, 在对信号进行处理时首先要根据测量噪声和过程噪声的统计特性, 合理估计测量噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 与过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 。

无人驾驶地铁的卡尔曼滤波的动态离散系统方程组如所示式 (10) ~ (11) 所示:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_{k+1, k} \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \boldsymbol{\mu}_k \quad (10)$$

$$\mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1} + \boldsymbol{\nu}_{k+1} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{A}_{k+1, k}$ 与 $\mathbf{B}_k$ 分别为 k 时刻的状态转移矩阵与控制输入矩阵, 如式 (9) 所示; $\mathbf{u}_k$ 为 k 时刻控制输入向量; $\mathbf{y}_k$ 为 k 时刻观测向量, 本研究基于 16 组动车轴速信息进行测速定位; $\mathbf{H}_k$ 为 k 时刻观测矩阵, 假设每根轴观测权重相同, 如式 (12) 所示; $\boldsymbol{\nu}_k$ 为 k 时刻轴速观测统计噪声。

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}_{16 \times 3} \quad (12)$$

卡尔曼滤波计算步骤如式 (13) ~ (17) 所示:

$$\bar{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{A}_{k+1, k} \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (13)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{k+1} = \mathbf{A}_{k+1} \mathbf{P}_k \mathbf{A}_{k+1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (14)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \bar{\mathbf{P}}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} \bar{\mathbf{P}}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1})^{-1} \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \bar{\mathbf{x}}_{k+1} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \bar{\mathbf{x}}_{k+1}) \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \bar{\mathbf{P}}_{k+1} \quad (17)$$

式中: $\bar{\mathbf{x}}_k$ 为 k 时刻预测状态向量; $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为 k 时刻滤波估计状态向量; $\bar{\mathbf{P}}_k$ 为 k 时刻预测估计值的协方差矩阵; $\mathbf{P}_k$ 为 k 时刻滤波估计状态向量的协方差矩阵; $\mathbf{K}_k$ 表示 k 时刻的滤波增益矩阵; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

2.2 基于新息协方差自适应估计

实际列车测速定位中, 往往难以直接获得它们的先验信息, 且由于运行控制与线路条件的迅速变化, 对应的噪声统计特性也会随时间推移发生变化, 不精确的统计

特征估计会明显降低卡尔曼滤波性能, 甚至造成滤波发散^[26], 本研究使用 IAKF 算法实时自适应估计与修正 $\mathbf{R}$ 与 $\mathbf{Q}$ 。

定义式 (16) 中 $k+1$ 时刻新息为:

$$\mathbf{e}_{k+1} = \mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \bar{\mathbf{x}}_{k+1} \quad (18)$$

利用宽度为 d 的滑动窗口估计 $k+1$ 时刻的新息协方差矩阵为:

$$\bar{\mathbf{C}}_{k+1} = \frac{1}{d} \sum_{j=k+1-d}^{k+1} \mathbf{e}_{k+1} \mathbf{e}_{k+1}^T \quad (19)$$

基于新息的测量噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 的自适应估计为:

$$\bar{\mathbf{R}}_{k+1} = \bar{\mathbf{C}}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \bar{\mathbf{P}}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}^T \quad (20)$$

基于新息的过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 的自适应估计为:

$$\bar{\mathbf{Q}}_k = \mathbf{K}_{k+1} \bar{\mathbf{C}}_{k+1} \mathbf{K}_{k+1}^T \quad (21)$$

综合上述各式即可实现任意两站之间无人驾驶地铁的实时测速定位, 基于 IAKF 算法的测速定位方法流程图如图 2 所示。

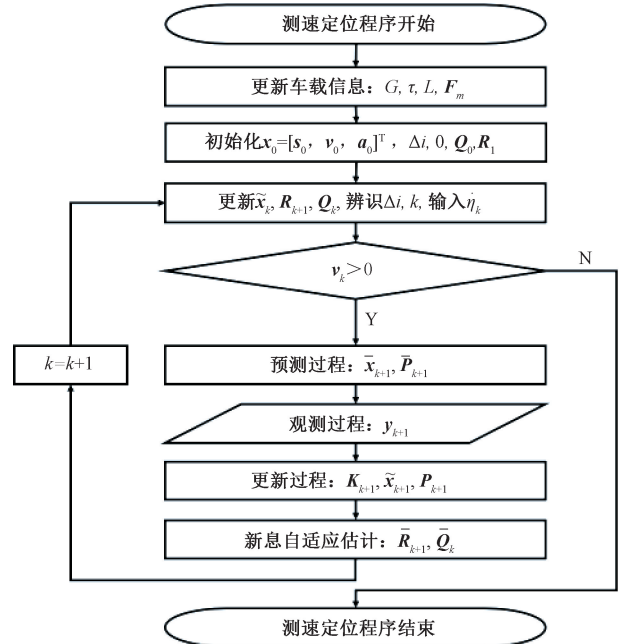


图2 基于 IAKF 算法的测速定位方法流程

Fig. 2 Flow chart of speed measurement and positioning method based on the IAKF algorithm

3 案例分析

3.1 试验基本情况

以某无人驾驶地铁 16 组动车轴速信息为观测输入, 在各典型工况下对两站之间行程进行测速定位试验, 运行过程中通过列车内部交互接口实时采集信号。为保证

列车安全运行,线路中每隔3~5 m就设置由地面应答器记录列车运行速度,其记录的列车速度精度较高,但是实时性较差,这里作为列车参考运行速度用于后验评估列车测速定位的精度与鲁棒性,如图3所示。

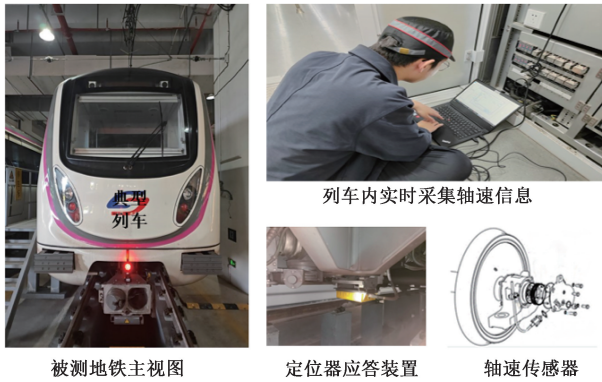


图3 基于IAKF算法的测速定位试验情况

Fig. 3 Test of speed measurement and positioning based on the IAKF algorithm

3.2 测速定位精度评价指标

本文对比3种不同典型工况下,基于16组动车轴速,采用平均轴速、常规KF算法与IAKF算法的测速定位精度,选取精度评价指标为:

1) 列车位移误差均值(MEAN),反映了列车平均定位精度。

$$MEAN = \sum_{k=1}^n \frac{(\mathbf{x}_{o,k} - \mathbf{x}_{t,k})}{n} \quad (22)$$

式中: $\mathbf{x}_{o,k}$ 为 k 时刻预测列车位移,单位为 m; $\mathbf{x}_{t,k}$ 为 k 时刻参考列车位移,单位为 m; n 为循环计算预测次数。

2) 列车位移误差标准差(standard deviation, SD),反映了一段时间内整体定位误差与平均定位误差的离散程度。

$$SD = \sqrt{\sum_{k=1}^n \frac{(\mathbf{x}_{o,k} - \mathbf{x}_{t,k} - MEAN)^2}{n}} \quad (23)$$

3) 列车速度误差均方根差(root mean square error, RMSE),反映了列车测速精度。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{k=1}^n \frac{(\mathbf{v}_o - \mathbf{v}_t)^2}{n}} \quad (24)$$

式中: $\mathbf{v}_o$ 为预测列车速度,单位为 $\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$; $\mathbf{v}_t$ 为参考列车速度,单位为 $\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$ 。

4) 列车速度绝对偏差曲线(absolute deviation curve, AD(k)),可直观展示列车测速定位滤波收敛情况与精度变化, k 时刻速度绝对偏差为:

$$AD(k) = |\mathbf{v}_{o,k} - \mathbf{v}_{t,k}| \quad (25)$$

5) 列车计算到达各等效变坡点时刻误差(time error, TE(j)),列车首尾等效坡度差 $\Delta i_{i,k}$ 辨识的实时性取决于

各等效变坡点附近列车的定位精度,反映了等效变坡点的辨识精度。

$$TE(j) = T_{o,j} - T_{t,j} \quad (26)$$

式中: $T_{o,j}$ 为预测中列车车头到达第 j 个等效变坡点的时刻,单位为 s; $T_{t,j}$ 为参考中列车车头到达第 j 个等效变坡点的时刻,单位为 s。

6) 列车制动停车位置误差(braking stop position error, BPE),获得更为精确的停车距离也是测速定位的目标之一,反映了列车制动停车进入下一站站台时的累计定位精度。

$$BPE = s_{o,n} - s_{t,n} \quad (27)$$

式中: $s_{o,n}$ 为最终预测列车制动停车位置,单位为 m; $s_{t,n}$ 为参考列车制动停车位置,单位为 m。

3.3 案例1:正常工况

工程上常采用计算轴速平均值的方法对列车进行测速定位,然而,即使列车正常运行,轮轨滚动接触时的蠕滑不可避免,车速与轴速之间在偏差^[27],特别在大坡度坡道上,粘着系数受轴重转移及运行过程中振动和蛇形作用而显著降低,产生较大蠕滑率^[28];即使传感器正常工作,在高速区观测速度时仍会产生较大的高频噪声。

案例1展示了正常工况下,某辆无人驾驶地铁两站之间的不同方法的测速定位情况。案例1中列车参考速度与各方法测速情况如图4所示。可以发现,在大等效变坡点前后,基于修正机动加速度的列车运动定位模型能够有效修正由于轮轨蠕滑引起的渐进型数据漂移^[29];在高速区,使用KF算法能显著减少原始轴速的高频噪声,同时,相比于平均轴速法,其对机动加速度引起的车速波动更为敏感,在运行时间70~80 s的时间范围内多预测了列车抵达变坡点8和9时的上下2次波动,其中采用IAKF算法测速比无自适应估计噪声的常规KF算

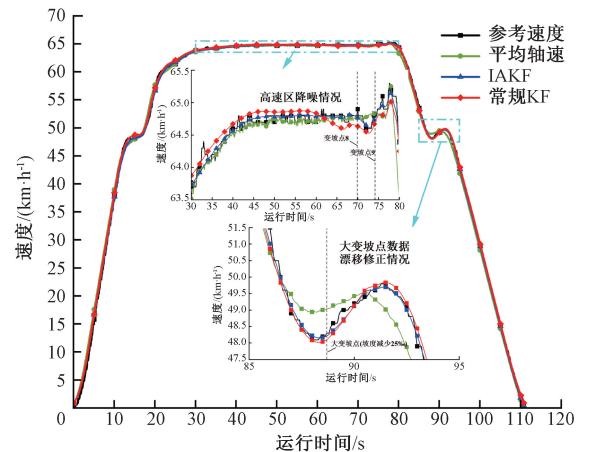


图4 案例1列车参考速度与各方法测速

Fig. 4 Train reference speed and speed measurement of each method in case 1

法测速精度更高,收敛性更好。

案例 1 中不同方法测速定位过程中的速度绝对偏差曲线如图 5 所示。可以发现,地铁运行工况变换较为频繁,但是整体可分为牵引加速区(主要是牵引为主,下同),惰行巡航区以及制动减速区。在惰行巡航区,由于列车速度变化幅度小,各方法的绝对偏差均较小,其余时段的绝对偏差则相对较大。整体上看,采用 KF 算法能够有效提高列车测速的精度,而其中相比于常规 KF 算法,采用 IAKF 算法在大部分时段内的绝对偏差更小,在列车刚启动时段内收敛速度更快,在列车快停下时,也未出现采用常规 KF 算法时的绝对偏差回弹上升现象。

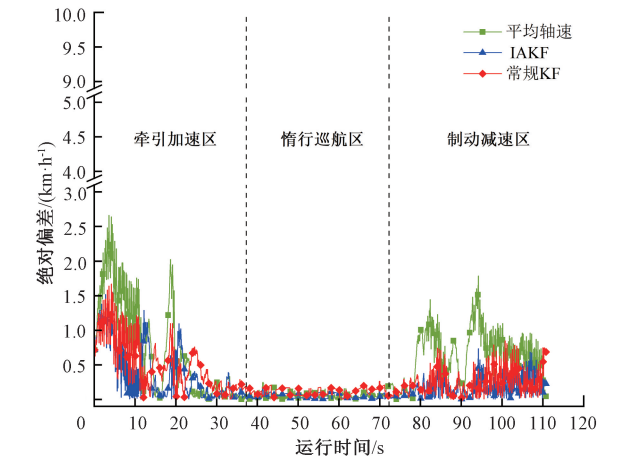


图 5 案例 1 列车各方法速度绝对偏差变化曲线
Fig. 5 Absolute deviation curve of train speed in case 1

案例 1 中列车各方法测速定位精度评价指标如表 1 所示。可以发现,采用 IAKF 的测速及定位精度均优于常规 KF 算法。特别在定位精度上,采用常规 KF 算法的定位精度甚至不如平均轴速法,主要原因在于常规 KF 算法的噪声估计误差的累积造成了列车到达各等效变坡点时刻的误差,无法准时辨识等效变坡点,加剧了定位误差。

表 1 案例 1 列车各方法测速定位误差				
Table 1 Train speed measurement and positioning error of each method in case 1				
定位方法	MEAN/0.001 m	SD/m	RMSE/(km·h ⁻¹)	BPE/m
平均轴速	-0.941 5	0.020 1	0.723 4	-1.043 1
IAKF	0.452 5	0.009 7	0.349 0	0.491 3
常规 KF	4.939 8	0.010 4	0.414 7	5.473 3

各方法到达各等效变坡点时刻及误差如表 2 所示。可以发现,除去刚开始测速定位时的变坡点 1,常规 KF 算法计算的等效变坡点到达时刻误差更大,故累积定位预测值更大。

表 2 案例 1 列车到达各等效变坡点时刻及误差			
Table 2 Time and error of the train reaching each equivalent grade change point in case 1 (s)			
变坡	到达时刻	IAKF 误差	常规 KF 误差
1	1.7	-0.5	-0.5
2	14.5	-0.1	-0.2
3	22.5	-0.1	-0.2
4	26.8	-0.1	-0.3
5	27.3	-0.1	-0.2
6	49.1	0	-0.2
7	60.3	-0.1	-0.3
8	69.9	-0.1	-0.3
9	74.2	-0.1	-0.3
10	88.7	-0.1	-0.3

3.4 案例 2:高速区测量轴速缺失工况

列车实际运行中,16 组动车轴速传感器常出现高速区轴速缺失现象,产生野值误差,根据现场数据统计结果,平均每辆车每站间的高速区会出现 1.5% 的数据缺失,其会对列车测速定位的精度产生不利影响。

案例 2.1 展示了与案例 1 同站间另一组的不同方法测速定位情况。案例 2.1 参考速度与各方法测速情况,不同方法测速定位过程中的速度绝对偏差曲线分别如图 6 和 7 所示。可以发现,该案例中的高速区出现了 4 起轴速缺失,在 4 个采样点时刻的野值影响下,常规 KF 算法的高速区预测的速度整体偏小,出现了小幅度的发散。

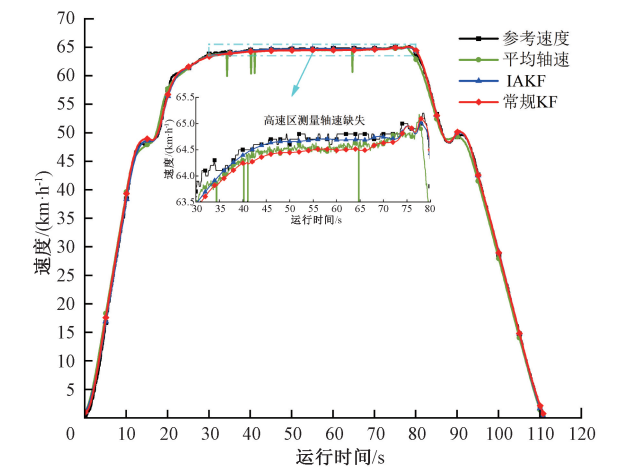


图 6 案例 2.1 列车参考速度与各方法测速
Fig. 6 Train reference speed and speed measurement of each method in case 2.1

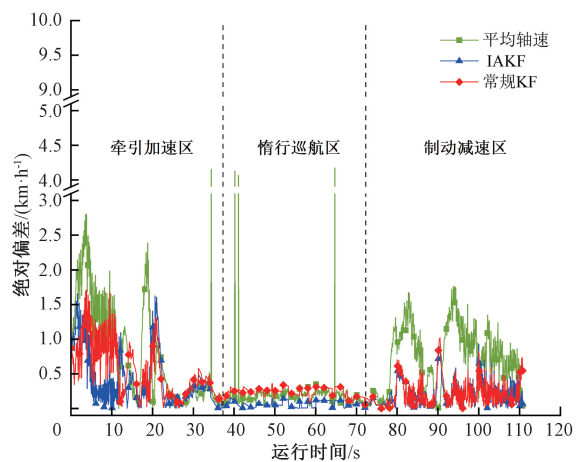


图 7 案例 2.1 列车各方法速度绝对偏差变化曲线
Fig. 7 Absolute deviation curve of train speed in case 2.1

案例 2.1 中列车各方法测速定位精度评价指标,各方法到达各等效变坡点时刻及误差如表 3 和 4 所示。对比例 1 的各项数据,发现采用 IAKF 算法与常规 KF 算法在定位精度上均有提升,尤其是常规 KF 算法在案例 2.1 的定位精度优于平均轴速法,主要原因在于少量数据的缺失影响抵消了算法自身预测定位的误差,从表 4 中的数据也可以得到验证,34.4 s 数据开始出现缺失后,从变坡点 6 到 10 列车到达时刻误差均有所减小。

表 3 案例 2.1 列车各方法测速定位误差
Table 3 Train speed measurement and positioning error of each method in case 2.1

定位方法	MEAN/0.001 m	SD/m	RMSE/(km·h ⁻¹)	BPE/m
平均轴速	-4.502 3	0.022 9	0.838 4	-4.988 5
IAKF	0.050 9	0.010 3	0.371 9	0.056 4
常规 KF	1.093 5	0.012 3	0.445 5	1.211 5

表 4 案例 2.1 列车到达各等效变坡点时刻及误差
Table 4 Time and error of the train reaching each equivalent grade change point in case 2.1 (s)

变坡	到达时刻	IAKF 误差	常规 KF 误差
1	1.7	0.0	-0.5
2	14.4	-0.2	-0.3
3	22.3	-0.2	-0.2
4	26.6	-0.1	-0.1
5	27.2	-0.1	-0.2
6	49.0	-0.1	-0.1
7	60.2	0	-0.1
8	69.8	0	0
9	74.1	0	0
10	88.6	0	0

上述结果可以看出,测量轴速缺失数据比例可能会对列车测速定位精度产生影响,为进一步验证该测速定位方法对高速区测量轴速缺失的鲁棒性。在案例 2.1 的基础上随机额外剔除数据,获得 100 组高速区随机缺失 1.5 % 的观测轴速用于测速定位仿真,得到 100 组仿真案例测速定位误差统计情况如表 5 所示。可以发现,IAKF 算法与常规 KF 算法的测速精度都显著优于平均轴速法,而测速误差的标准差均相对较小,受到随机数据缺失的影响相对较小;而在定位精度 IAKF 的误差标准差远小于常规 KF,有更强的鲁棒性,常规 KF 算法的定位精度虽然优于平均轴速法,但是标准差较大,尤其是累积定位精度评价指标 BPE 的变化的标准差过大,达 1.407 9 m。

表 5 100 组仿真案例测速定位误差统计情况
Table 5 Speed measurement and positioning error statistics of 100 groups simulation cases

评价指标	统计量	平均轴速	IAKF	常规 KF
MEAN/0.001 m	平均值	-6.104 6	0.037 9	-3.796 1
	标准差	0.008 2	0.044 9	1.270 7
SD/m	平均值	0.026 6	0.010 3	0.013 8
	标准差	2.117 9×10 ⁻⁴	9.367 4×10 ⁻⁶	4.988 2×10 ⁻⁴
RMSE /(km·h ⁻¹)	平均值	0.983 9	0.371 7	0.515 6
	标准差	0.007 4	3.447 2×10 ⁻⁴	0.029 7
BPE/m	平均值	-6.763 8	0.042 0	-4.206 1
	标准差	0.009 1	0.049 7	1.407 9

取其中一组作为典型案例(案例 2.2),案例 2.2 参考速度与各方法测速情况,不同方法测速定位过程中的速度绝对偏差曲线分别如图 8 和 9 所示。相比于案例 2.1,常规 KF 算法的高速区预测的速度偏差达到约 0.4 km·h⁻¹,发散程度更大。

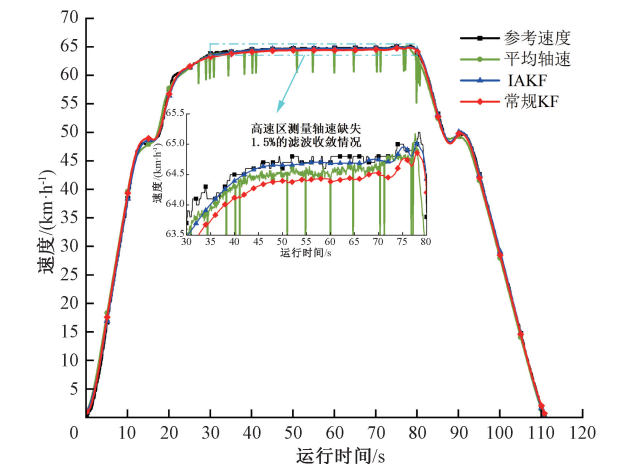


图 8 案例 2.2 列车参考速度与各方法测速
Fig. 8 Train reference speed and speed measurement of each method in case 2.2

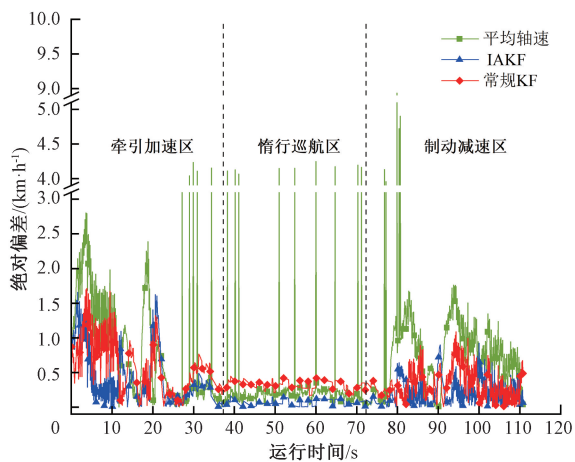


图 9 案例 2.2 列车各方法速度绝对偏差变化曲线
Fig. 9 Absolute deviation curve of train speed in case 2.2

案例 2.2 中列车各方法测速定位精度评价指标,各方法到达各等效变坡点时刻及误差如表 6 和 7 所示。对比案例 2.1,IAKF 算法的测速与定位精度并无太大变化,KF 算法的测速精度略微降低,而定位精度则出现明显下降,且定位预测值偏小,从表 2~5 也可以看出,27.2 s 数据开始出现缺失后,从变坡点 6 到变坡点 10 列车到达时刻误差逐渐增大,晚于实际到达时刻。

表 6 案例 2.2 列车各方法测速定位误差

Table 6 Train speed measurement and positioning error of each method in case 2.2

定位方法	MEAN/0.001 m	SD/m	RMSE/(km·h ⁻¹)	BPE/m
平均轴速	-6.101 6	0.027 1	0.998 5	-6.760 6
IAKF	0.041 2	0.010 3	0.372 1	0.045 6
常规 KF	-3.206 2	0.013 4	0.496 8	-3.552 4

表 7 案例 2.2 列车到达各等效变坡点时刻及误差

Table 7 Time and error of the train reaching each equivalent grade change point in case 2.2 (s)

变坡	到达时刻	IAKF 误差	常规 KF 误差
1	1.7	-0.4	-0.5
2	14.4	-0.1	-0.3
3	22.3	0.0	-0.2
4	26.6	0.0	-0.1
5	27.2	-0.1	-0.1
6	49.0	0.1	0
7	60.2	0	0.1
8	69.8	0	0.2
9	74.1	0	0.2
10	88.6	0	0.3

3.5 案例 3: 列车滑行工况

列车实际运行中,由于某些原因常出现轨面粘着系数下降而导致的空转或滑行现象,案例 3 展示了另两站间发生制动滑行时的不同方法的测速定位情况。

案例 3 参考速度与各方法测速情况,不同方法测速定位过程中的速度绝对偏差曲线分别如图 10 和 11 所示。案例 3 除了 86.8~98.4 s 时出现了轴速缺失外,如图 12 所示,在约 110~124 s 之间,列车各车厢轴速依次出现持续性的“滑行-再粘着”现象,在该工况下,KF 算法在约 130~150 s 之间出现了较大程度的发散,而 IAKF 算法受到的影响则相对较小。

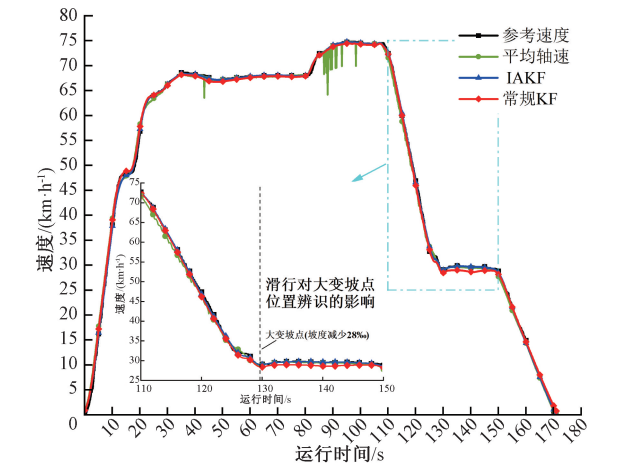


图 10 案例 3 列车参考速度与各方法测速
Fig. 10 Train reference speed and speed measurement of each method in case 3

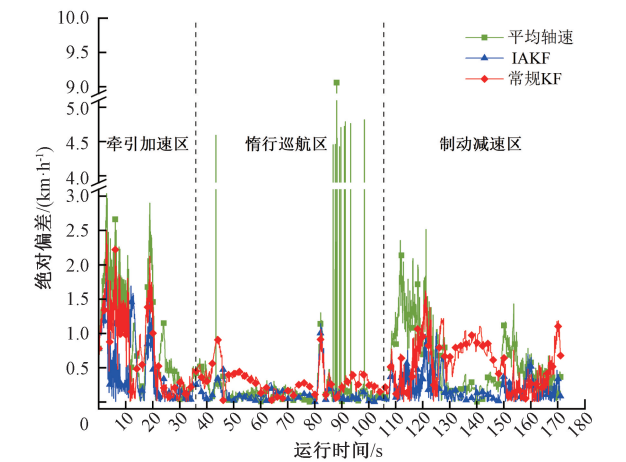


图 11 案例 3 列车各方法速度绝对偏差变化曲线
Fig. 11 Absolute deviation curve of train speed in case 3

案例 3 中列车各方法测速定位精度评价指标,各方法到达各等效变坡点时刻及误差如表 8 和 9 所示。可以发现,该工况下常规 KF 算法的测速与定位误差均只略

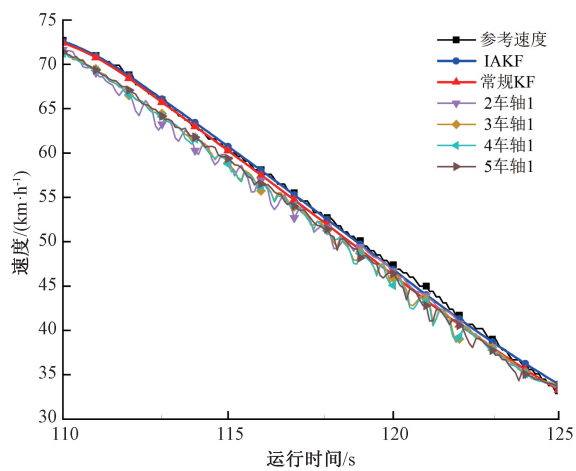


图 12 列车滑行时动车轴速

Fig. 12 Axle speed of the motor while the train sliding

小与平均轴速法,到达变坡点 13 和 14 时刻明显偏大,造成之后测速定位的发散,而 IAKF 对各车厢各轴依次滑行造成的渐进型数据漂移有较强的鲁棒性。

表 8 案例 3 列车各方法测速定位误差

Table 8 Train speed measurement and positioning error of each method in case 3

定位方法	MEAN/0.001 m	SD/m	RMSE/(km·h ⁻¹)	BPE/m
平均轴速	-4.235 0	0.023 7	0.865 9	-7.241 9
IAKF	0.181 6	0.010 0	0.360 1	0.310 5
常规 KF	-3.275 5	0.016 9	0.621 3	-5.601 0

表 9 案例 3 列车到达各等效变坡点时刻及误差

Table 9 Time and error of the train reaching each equivalent grade change point in case 3 (s)

变坡	到达时刻	IAKF 误差	常规 KF 误差
1	4.7	-0.4	-0.5
2	14.0	0.0	-0.3
3	21.3	0.0	-0.3
4	37.9	0.0	-0.2
5	38.9	-0.1	-0.3
6	74.3	0.0	-0.1
7	82.5	0.0	-0.1
8	94.9	0.0	-0.1
9	95.2	0.0	0.0
10	98.0	-0.1	-0.1
11	109.7	0.0	0.0
12	115.8	-0.1	0.0
13	127.3	-0.1	0.3
14	129.6	-0.1	0.4

4 结 论

1) 本研究针对无人驾驶地铁测速定位的线路条件与运行工况频繁变化的特点,基于先验牵引制动目标级位约束,将列车视为一维刚性均布质量模型,考虑列车经过等效变坡点的动力学行为,对传统 3 阶 CA 模型进行改进,建立修正机动加速度的列车运动模型。

2) 本研究利用 IAKF 算法实时自适应估计与修正受到运行工况与线路情况变化影响的噪声统计特征,并结合修正机动加速度的列车运动模型,提出基于 IAKF 算法的测速定位方法。

3) 本研究以某无人驾驶地铁的实车数据为例,基于 16 组动车轴速信息进行测速定位。在正常运行,高速区测量轴速缺失与列车滑行工况的 3 种典型工况下,对比了采用 IAKF 算法与平均轴速法和常规 KF 算法的列车位移误差均值,标准差,速度误差均方根,速度绝对偏差曲线,到达等效变坡点时刻误差与制动停车位置误差的 6 种精度评价指标,结果表明采用该方法能有效降低测速与定位误差,具备相对较高的测速定位精度,对高速区测量轴速缺失与列车空转滑行具备较强鲁棒性。

参考文献

[1] 左建勇, 丁景贤. 轨道车辆制动系统智能控制与维护技术研究进展[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(6): 50-62.

ZUO J Y, DING J X. Research progress on intelligent control and maintenance technology of railway vehicle braking system[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(6): 50-62.

[2] 丁景贤, 左建勇, 任利惠. 基于等效故障注入试验的列车风源系统故障影响规律与分析[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 44-52.

DING J X, ZUO J Y, REN L H. Fault influence law and analysis of train air supply systems based on equivalent fault injection test [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 44-52.

[3] OTEGUI J, BAHILLO A, LOPETEGI I, et al. A survey of train positioning solutions[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(20): 6788-6797.

[4] 吴鹏博, 潘树国, 高旺, 等. 顾及非视距与系统误差的 UWB 质量控制及其与 GNSS/INS 的组合定位[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 51-60.

WU P B, PAN SH G, GAO W, et al. UWB quality control and its integrated positioning with GNSS/INS considering NLOS and system errors[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 51-60.

[5] 田哲铭, 李旭, 胡悦, 等. 城市峡谷下视觉辅助的

- GNSS/INS 多阶段定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(4): 217-225.
- TIAN ZH M, LI X, HU Y, et al. Multi-stage localization method based on camera-aided GNSS/INS integration in urban canyon areas[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(4): 217-225.
- [6] JIANG W, CHEN S R, CAI B G, et al. A multi-sensor positioning method-based train localization system for low density line[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10425-10437.
- [7] LAUER M, STEIN D. A train localization algorithm for train protection systems of the future[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 970-979.
- [8] 李鹏, 闫光辉, 陈光武. 改进的联邦 EKF 在列车组合定位中的应用[J]. 铁道学报, 2022, 44(9): 65-70.
- LI P, YAN G H, CHEN G W. Application of improved federated EKF in integrated train positioning[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(9): 65-70.
- [9] 王伯铭. 城市轨道交通车辆总体及转向架[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- WANG B M. Urban rail vehicle overall and bogie[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [10] 张雁鹏, 孟楠, 胥亚丽, 等. 基于 Newton-UKF 的可见光通信列车定位优化[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2023, 51(6): 166-172.
- ZHANG Y P, MENG N, XU Y L, et al. Train positioning optimization with Newton-UKF algorithm using visible light communication[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(6): 166-172.
- [11] 徐凯, 杨锐. 基于 QPSO-DBN 集成学习的城轨列车定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(9): 21-28.
- XU K, YANG R. Research on the positioning of urban rail train based on QPSO-DBN ensemble learning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(9): 21-28.
- [12] 董昱, 魏万鹏. 基于 RBF 神经网络 PID 控制的列车 ATO 系统优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 103-109.
- DONG Y, WEI W P. Optimization of train ATO system based on RBF neural network PID control[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 103-109.
- [13] 宋海锋, 张敏杰, 曾小清, 等. 基于线路数据信息的列车定位方法研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(1): 13-21.
- SONG H F, ZHANG M J, ZENG X Q, et al. Train location method based on line data information[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 50(1): 13-21.
- [14] 程浪, 杨杰, 丰富, 等. 磁浮管道物流系统智能测速算法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(10): 3727-3737.
- CHEN L, YANG J, FENG F, et al. Research on intelligent velocity measurement algorithm of maglev pipeline logistics system[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(10): 3727-3737.
- [15] 张昕, 翟凌露, 王舰深, 等. 基于加权融合的常导高速磁浮列车 UKF 定位算法[J]. 西南交通大学学报, 2024, 59(4): 832-838.
- ZHANG X, ZHAI L L, WANG J SH, et al. Weighted fusion-based unscented Kalman filter positioning algorithm for normal-conducting high-speed maglev trains[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024, 59(4): 832-838.
- [16] 莫志松, 安鸿飞. 新型列控系统列车综合自主定位技术研究[J]. 铁道学报, 2022, 44(1): 56-64.
- MO ZH S, AN H F. Research on comprehensive autonomous positioning technology of new train control system[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(1): 56-64.
- [17] 郑贵省. GPS/DR 车载组合定位系统数据融合算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2005.
- ZHENG G X. Data fusion method for vehicle GPS/DR integration[D]. Tianjin: Tianjin University, 2005.
- [18] 张振兴. 城市轨道交通中的列车定位方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2008.
- ZHANG ZH X. Research on train location method in urban rail traffic[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2008.
- [19] 周宏仁. 机动目标“当前”统计模型与自适应跟踪算法[J]. 航空学报, 1983, 4(1): 73-86.
- ZHOU H R. A “current” statistical model and adaptive tracking algorithm for maneuvering targets[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1983, 4(1): 73-86.
- [20] SINGER R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1970, 6(4): 473-483.
- [21] 陈哲明, 富丽娟, 廖昌荣, 等. 基于卡尔曼滤波的轮对速度估计及仿真[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(4): 254-256, 261.
- CHEN ZH M, FU L J, LIAO CH R, et al. Wheelset speed estimation and simulation based on Kalman

- filter[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(4): 254-256, 261.
- [22] HU H D, HUANG X L. SINS/CNS/GPS integrated navigation algorithm based on UKF [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2010, 21(1): 102-109.
- [23] 李卫东, 余跃, 王运明, 等. 基于序贯辅助自适应渐消 UKF 的列车定位信息融合算法[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(7): 1838-1844.
- LI W D, YU Y, WANG Y M, et al. Information fusion algorithm of train positioning based on sequence-assisted adaptive fading UKF[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(7): 1838-1844.
- [24] 唐金金, 周磊山, 佟路, 等. 单列高速列车运行仿真模型与算法[J]. 中国铁道科学, 2012, 33(3): 109-115.
- TANG J J, ZHOU L SH, TONG L, et al. Simulation model and algorithm for single high-speed train operation [J]. China Railway Science, 2012, 33(3): 109-115.
- [25] 王月明. 城市轨道交通列车运行计算[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
- WANG Y M. Train operation calculation of urban rail transit[M]. Beijing: Science Press, 2016.
- [26] AKHLAGHI S, ZHOU N, HUANG ZH Y. Adaptive adjustment of noise covariance in kalman filter for dynamic state estimation [C]. 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, 2017: 1-5.
- [27] 金学松, 沈志云. 轮轨滚动接触力学的发展[J]. 力学进展, 2001(1): 33-46.
- JIN X S, SHEN ZH Y. Development of rolling contact mechanics of wheel/rail systems [J]. Advances in Mechanics, 2001(1): 33-46.
- [28] 黄万亮, 何成刚, 师陆冰, 等. 第三介质作用下坡道对轮轨黏着特性影响[J]. 摩擦学学报, 2016, 36(4): 445-450.
- HUANG W L, HE CH G, SHI L B, et al. Influence of track ramp on adhesion characteristic of wheel/rail under third medium conditions[J]. Tribology, 2016, 36(4): 445-450.
- [29] 左建勇, 冯富人, 丁景贤. 基于 Super smoother 和 3σ 原理的列车动态测试趋势性异常数据清洗方法与分析[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 65-73.
- ZUO J Y, FENG F R, DING J X. Method and analysis of train dynamic test trending abnormal data cleaning based on Super smoother and 3σ principles[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 65-73.

作者简介



万俊豪, 2022 年于西南交通大学获得学士学位, 现为同济大学博士研究生, 主要研究方向为列车制动控制与主动安全。

E-mail: 2211366@tongji.edu.cn

Wan Junhao received his B.Sc. degree from Southwest Jiao tong University in 2022.

He is currently a Ph. D. candidate at Tongji University. His main research interests include train brake control and active safety.



左建勇 (通信作者), 1999 年于西南交通大学获得学士学位, 2002 年于西南交通大学获得硕士学位, 2005 年于上海交通大学获得博士学位, 现为同济大学教授, 主要研究方向为列车制动控制与主动安全。

E-mail: zuojy@tongji.edu.cn

Zuo Jianyong (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Southwest Jiao tong University in 1999, received his M.Sc. degree from Southwest Jiao tong University in 2002, and received his Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2005. He is currently a professor at Tongji University. His main research interests include train brake control and active safety.



丁景贤, 2016 年于兰州交通大学获得学士学位, 2022 年于同济大学获得博士学位, 现为同济大学博士后, 主要研究方向为列车制动与故障诊断。

E-mail: dingjx@tongji.edu.cn

Ding Jingxian received his B.Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 2016, and received his Ph. D. degree from Tongji University in 2022. He is currently a postdoctoral fellow at Tongji University. His main research interest includes train brake and fault diagnosis.



潘宇, 2015 年于同济大学获得学士学位, 2019 年于美国弗吉尼亚理工大学获得博士学位, 现为同济大学特聘研究员, 主要研究方向为轮轨系统能量收集与智能运维。

E-mail: yupan@tongji.edu.cn

Pan Yu received his B.Sc. degree from Tongji University in 2015, and received his Ph. D. degree from Virginia Tech (USA) in 2019. He is currently a Distinguished Research Fellow at Tongji University. His main research interests include rail-wheel energy harvesting and intelligent operation and maintenance.