文章编号: 0253-374X(2024)06-0935-08

Vol. 52 No. 6

Jun. 2024

基于抗差自适应滤波的高速列车融合测速算法

王小敏^{1,2}, 贾钰林¹, 张亚东^{1,2}, 魏维伟³, 何静³

(1. 西南交通大学信息科学与技术学院,成都 611756;2. 四川省列车运行控制技术工程研究中心,成都 611756;3. 中国航天科技集团有限公司交通感知雷达研发中心,上海 201109)

摘要:针对Kalman滤波在高速列车融合测速过程中因观测 粗差和动力学模型误差而引起的融合精度下降问题,提出一 种基于抗差自适应滤波的高速列车融合测速算法。首先,在 Kalman滤波的基础上构建异常检测函数和误差判别统计量, 用于检测和区分传感器异常观测导致的观测粗差和动力学 模型误差;然后,针对观测粗差和动力学模型误差,分别采用 三段式函数和指数函数构造抗差因子和自适应因子,通过2 种因子合理调节观测信息和模型信息在状态估计中的权重, 从而降低观测粗差和动力学模型误差对融合结果的影响;最 后,通过2种运行场景以及算法对比,仿真验证抗差自适应滤 波算法性能。仿真结果表明,与基于Kalman滤波的融合测 速算法相比,所提出算法无论在观测粗差场景还是在动力学 模型误差场景,均具有更高的精度和稳定性。

关键词:铁路运输;列车测速;抗差自适应滤波;高速列车;
信息融合
中图分类号:U284.7
文献标志码:A

Fusion Speed Measurement Algorithm of High-speed Train Based on Robust Adaptive Filter

WANG Xiaomin^{1,2}, JIA Yulin¹, ZHANG Yadong^{1,2}, WEI Weiwei³, HE Jing³

(1. School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China; 2. Sichuan Province Train Operation Control Technology Engineering Research Center, Chengdu 611756, China; 3. Traffic Sensing Radar Research and Development Center, China Aerospace Science and Technology Corporation, Shanghai 201109, China)

Abstract: A fusion speed measurement algorithm of high-speed trains based on robust adaptive filter was proposed to solve the problem that the fusion accuracy decreased due to the observation gross errors and the dynamic model errors in the fusion speed measurement using Kalman filter. Firstly, the anomaly detection function and error discrimination statistics were constructed on the basis of Kalman filter, which were used to detect and distinguish the observation gross errors and dynamic model errors caused by abnormal observations of sensors. Then, for observation gross errors and dynamic model errors, a three-segment function and an exponential function were used to construct robust factor and adaptive factor, respectively. The weights of observation information and model information in state estimation were reasonably adjusted by the two factors, so as to reduce the impact of observation gross errors and dynamic model errors on the fusion results. Finally, the performance of robust adaptive filter was verified by simulation with two operation scenes and comparison between algorithms. The simulation results show that compared with the fusion speed measurement algorithm based on Kalman filter, the proposed algorithm has higher accuracy and stability in both the observation gross errors scene and the dynamic model errors scene.

Keywords: railway transportation; train speed measurement; robust adaptive filter; high-speed train; information fusion

列车测速系统是列车自动防护(ATP)系统的重 要组成部分。车载ATP系统一方面实时监控列车 速度以防列车超速运行,另一方面根据列车速度生 成速度-距离曲线来控制列车运行间隔。因此,列车 速度是保证ATP系统正常运转的基本参数,其测量 精度和可靠性将直接影响列车运行安全和效率。

单一测速技术的精度和可靠性有限,难以满足 高速列车运行需求,而多传感器融合测速技术可以

基金项目:中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划(P2021G053,N2021T008,N2021G045);上海航天科技创新基金(SAST2020-126)



第一作者: 王小敏,教授,博士生导师,工学博士,主要研究方向为轨道交通智能运维。 E-mail: xmwang@swjtu.edu.cn

收稿日期: 2022-09-11

结合多个传感器的优点,通过信息冗余和优势互补, 为列车控制系统提供更加可靠、精确的列车速度信 息^[1]。目前,对于多传感器融合测速,一般采用 Kalman 滤波实现信息融合^[2],但Kalman 滤波要求精 确的动力学模型和观测噪声统计特性^[3]。在列车实 际运行过程中,因各种干扰因素的存在(如车轮空转 滑行、列车振动、外界天气条件影响)而导致的观测 粗差和动力学模型误差问题常常严重影响滤波性 能,造成测速精度下降。

为了解决观测粗差和动力学模型误差问题,国 内外学者提出了多种改进方法。在观测粗差方面, Muniandi 等^[4]通过在滤波估计之前设置验证门来预 处理传感器数据,若观测值无法通过验证门则作为 异常信息剔除,但其门限值与动力学模型有关,模型 异常扰动可能导致正常观测数据被错误剔除。吴昕 慧等^[5]采用H。滤波处理传感器观测数据,该算法不 必对观测噪声进行任何假设,相比于Kalman滤波具 有鲁棒性优势,但具有一定的适用范围,只能在约束 条件下使用。蔡煊等^[6]在Kalman滤波的基础上引入 抗差估计,通过降低传感器异常观测信息的占比有 效抑制了观测粗差对融合结果的影响。在动力学模 型误差方面,高学泽等^[7]提出了一种自适应交互式 多模型算法,通过3种运动模型的切换实现对列车 运动状态的跟踪,但是随着模型精细化程度的提高, 运算量急剧增加。肖辰彬^[8]使用单一的当前统计模 型跟踪列车运动状态,该模型对列车的加速度变化 描述较为准确,但需要预先设置机动频率和加速度 极值,若参数设置不准确,则模型跟踪精度下降甚至 无法收敛。李增科等^{19]}对滤波算法进行了改进,将 自适应因子引入联邦Kalman滤波器,在保留原算法 高计算效率的基础上实现了动力学模型误差的动态 调节修正。

以上研究普遍只关注观测粗差或动力学模型误差的单因素影响,然而在实际运行场景中这2种误差往往都存在,因此若能从观测粗差和动力学模型 误差两方面进行控制,将有效提升融合测速效果。 针对Kalman滤波在高速列车融合测速中存在的问题,首先设计基于轮速传感器、多普勒雷达和加速度 计的高速列车融合测速方案;然后提出一种基于抗 差自适应滤波的融合测速算法,该算法将抗差滤波 与自适应滤波相结合,利用抗差因子和自适应因子 分别抑制观测粗差和动力学模型误差,从而降低传 感器异常观测对融合结果的影响;最后仿真分析2 种场景下的融合测速精度和稳定性,并与其他算法 进行比较,验证了抗差自适应滤波算法的有效性。

1 高速列车融合测速方案

高速列车普遍采用轮速传感器和多普勒雷达相 结合的方式测量列车速度。轮速传感器通过测量车 轮转速准确计算列车运行速度,然而轮对一旦发生 空转或滑行,测量结果将出现严重偏差¹⁰⁰。多普勒 雷达不受车轮状态影响,在列车发生空转或滑行时 仍能保持测量精度,但多普勒雷达对应用环境和外 界天气条件比较敏感¹¹¹,容易产生异常观测。如果 不对传感器数据进行处理而直接用于信息融合,就 会严重影响融合精度,因此要在信息融合之前增加 滤波环节。此外,考虑到滤波器动力学模型含有加 速度信息,故引入加速度计辅助滤波器工作。设计 的融合测速方案如图1所示。



测速传感器和加速度计分别采集列车速度信息 和加速度信息,采集的信息经处理后得到当前时刻 的列车速度和加速度,并输入对应的局部滤波器。 局部滤波器在加速度信息辅助下对测速数据进行滤 波处理,得到局部估计速度,将2个滤波器的局部估 计速度送入全局信息融合模块进行融合,最后输出 列车融合速度。

2 传感器误差特性分析

轮速传感器通过测量车轮转速计算列车运行速

度,当列车正常运行时车轮转速与车体走行速度基本相同,此时测速误差主要取决于轮速传感器的自身精度。由传感器自身精度造成的误差被视为正常观测噪声。当车轮发生空转或滑行时,车轮转速与车体实际速度偏差较大,此时轮速传感器测量误差被视为异常观测误差。

多普勒雷达属于非接触测量方式,不受车轮空 转或滑行的影响,在良好工作条件下测速误差主要 来源于传感器正常观测噪声。多普勒雷达对应用环 境比较敏感,列车纵向振动、外界天气条件、轨面状 况等因素均会导致异常观测误差。

加速度计测量的是水平运动方向上的加速度, 当列车处于坡道时将出现测量误差^[12]。此外,列车 受到的冲击和振动可能使加速度测量值发生突变。 以上2种误差均被视为异常观测误差。

基于上述3种传感器的误差特性分析,可将传 感器误差归为2类:正常观测噪声和异常观测误差。 正常观测噪声是传感器自身固有的测量误差,误差 小且一直存在,一般可以认为是零均值的高斯白噪 声。异常观测误差只有在特定情况下才会出现,误 差大且没有准确分布特性。在滤波器工作过程中, 异常观测误差不仅严重影响当前时刻滤波结果,还 对后续时刻造成影响,所以必须对传感器的异常观 测误差加以控制。

3 基于抗差自适应滤波的融合测速 算法

Kalman 滤波是建立在状态空间模型和白噪声 条件下的最优估计方法,对于传感器正常观测噪声, Kalman 滤波具有较好的抑制效果。然而,在列车实 际运行过程中,由于传感器异常观测问题的存在,观 测粗差和动力学模型误差是不可避免的。因此,对 Kalman 滤波进行了抗差自适应改进,以达到抵抗传 感器异常观测的目的。

3.1 Kalman 滤波算法

Kalman 滤波的状态空间模型由状态方程和观测方程组成。状态方程主要反映载体的运动规律, 也被称为动力学模型。以列车运动时的速度v和加速度a作为状态变量,构建的状态方程为

$$\begin{bmatrix} v \\ a \end{bmatrix}_{k} = \begin{bmatrix} 1 & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ a \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \Delta a_{k} + \begin{bmatrix} w_{v} \\ w_{a} \end{bmatrix}_{k}$$
(1)

即:

$$X_k = \boldsymbol{\Phi} X_{k-1} + B \Delta a_k + W_k \tag{2}$$

式中:k为当前时刻;t为(k-1)至k时刻的时间步 长; X_k 为状态向量; $\boldsymbol{\sigma}$ 为状态转移矩阵;B为输入控 制矩阵; Δa_k 为加速度计k与(k-1)时刻的测量值之 差,通过引入加速度信息来描述(k-1)至k时刻的 外力作用; $W_k = [w_v w_a]^T$ 为系统噪声向量,其中 w_v, w_a 分别为影响速度和加速度的系统噪声,假设 W_k 是均值为零、方差为 Q_k 的白噪声序列。

以测速传感器的观测值为滤波对象,测速传感 器的观测方程表示为

$$Z_{k} = HX_{k} + V_{k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ a \end{bmatrix}_{k} + V_{k} \qquad (3)$$

式中: Z_k 为测速传感器k时刻观测值;H为观测矩阵; V_k 为测速传感器观测噪声,假设其是均值为零、方 差为 R_k 的白噪声序列。多普勒雷达的观测方程与 式(3)相似,只是噪声方差取值不同。

在建立式(2)的状态方程和式(3)的观测方程之后,即可对测量数据进行滤波处理。假设k时刻状态最优估计值为 \hat{X}_{k} ,估计误差协方差矩阵为 P_{k} ,则Kalman滤波工作过程如下^[13]:

$$\hat{X}_{k,k-1} = \boldsymbol{\Phi} \hat{X}_{k-1} + B \Delta a_k \tag{4}$$

$$\boldsymbol{P}_{k,k-1} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k}$$
 (5)

$$\boldsymbol{K}_{k} = \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H} \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k})^{-1} \qquad (6)$$

$$\hat{X}_{k} = \hat{X}_{k,k-1} + K_{k}(Z_{k} - H\hat{X}_{k,k-1})$$
(7)

$$\boldsymbol{P}_{k} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k}\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_{k,k-1} \tag{8}$$

式中: $\hat{X}_{k,k-1}$ 为状态预测值; $P_{k,k-1}$ 为预测误差协方差 矩阵; K_k 为滤波增益矩阵;I为单位矩阵。由式(4)~ (8)可以看出,Kalman滤波工作过程就是根据前一 时刻的估计值和当前时刻的观测值不断递推处理的 过程。

3.2 抗差自适应滤波

在列车运行过程中,测速传感器的异常观测导 致观测信息 Z_k 出现粗差现象,加速度计的异常观测 导致模型预测信息 $\hat{X}_{k,k-1}$ 出现偏差。由式(7)可知, 以上2种误差将对状态估计 \hat{X}_k 产生严重干扰。针对 上述问题,将抗差因子和自适应因子引人Kalman滤 波,增强算法抵抗观测粗差和动力学模型误差的 能力。

首先需要判断观测信息或模型信息是否出现异常。由于预测残差能够较好地反映观测异常和模型 异常情况,因此基于预测残差进行判断。预测残差 及其协方差矩阵分别为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{k} = \boldsymbol{Z}_{k} - \boldsymbol{H} \hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1} \tag{9}$$

$$\mathbf{E}\{\boldsymbol{\varepsilon}_{k}\boldsymbol{\varepsilon}_{k}^{\mathrm{T}}\} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k} \qquad (10)$$

在传感器均无异常观测的情况下,预测残差服从均 值为零的高斯分布,即:

 $\epsilon_k \sim N(0, HP_{k,k-1}H^T + R_k)$ (11) 基于预测残差定义异常检测函数为

$$\lambda_{k} = \boldsymbol{\varepsilon}_{k}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H} \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k})^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{k}$$
(12)

根据式(12),若 ϵ_k 服从高斯分布,则 λ_k 服从自由 度为m的 χ^2 分布,m为观测维度。当观测信息或模 型信息异常时,异常检测函数不再服从上述分布,因 此可以通过 χ^2 分布的上分位点性质进行检验。例 如,在m=1且误检率为10⁻³时,对应检测门限 $T_D=$ 10.83,若 $\lambda_k > T_D$,则判定有异常,否则认为无异常。 然而, λ_k 无法具体区分是观测信息异常还是模型信 息异常,因此对两者分别构造统计量:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\epsilon}_{1} = \boldsymbol{Z}_{k} - \boldsymbol{H} \hat{\boldsymbol{X}}_{k-1} \\ \boldsymbol{\epsilon}_{2} = \boldsymbol{H} (\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1} - \hat{\boldsymbol{X}}_{k-1}) \end{cases}$$

$$\begin{cases} t_{1} = \boldsymbol{\epsilon}_{1}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H} \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k})^{-1} \boldsymbol{\epsilon}_{1} \\ t_{2} = \boldsymbol{\epsilon}_{2}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H} (\boldsymbol{P}_{k-1} + \boldsymbol{P}_{k,k-1}) \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}})^{-1} \boldsymbol{\epsilon}_{2} \end{cases}$$
(13)

(14)

式中: t_1 为观测判别统计量; t_2 为模型判别统计量。 当判定系统出现异常后,分别计算 t_1 和 t_2 ,如果是观 测粗差引发的异常,就会出现 $t_1 \ge t_2$,此时应当进行 抗差滤波;如果是动力学模型误差引发的异常,就会 出现 $t_1 < t_2$,此时应当进行自适应滤波。

抗差滤波通过抗差因子放大观测噪声方差以调 节增益矩阵*K*_k的值,从而降低观测信息对状态估计 的权重,即将式(6)改为

$$\boldsymbol{K}_{k} = \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{H} \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \frac{1}{r_{k}} \boldsymbol{R}_{k} \right)^{-1} \quad (15)$$

式中,*r*^{*k*}为抗差因子。抗差因子构造方法主要有 Huber法、丹麦法和三段式函数法^[14-15]。选用三段式 函数法构造抗差因子,其函数表达式为:

$$r_k \!=\! egin{cases} 1, |ar{oldsymbol{\varepsilon}}_k| \!\!\leqslant\!\! k_0 \ rac{k_0}{|ar{oldsymbol{\varepsilon}}_k|} \!\!\left(\!rac{k_1\!-\!|ar{oldsymbol{\varepsilon}}_k|\!
ight)^{\!\!2}\!\!, k_0\!<\!|ar{oldsymbol{\varepsilon}}_k| \!\!\leqslant\!\! k_1 \ 10^{-6}, |ar{oldsymbol{\varepsilon}}_k|\!\!>\!\!k_1 \end{cases}$$

(16)

式中: $\bar{\epsilon}_k$ 为标准化预测残差; k_0 、 k_1 为常数,通常 k_0 取 1.0~2.5, k_1 取3.5~8.0。当观测信息出现粗差时, r_k 取值减小, K_k 也减小,使得观测信息在状态估计中 的占比降低,而模型信息占比增大;当观测粗差比较 大时, r_k 取值几乎为零,此时观测信息不参与状态估 计,实现了粗差淘汰。 自适应滤波通过自适应因子放大预测误差协方 差矩阵来降低动力学模型误差对状态估计的影响。 自适应滤波的增益矩阵计算方法为

$$\boldsymbol{K}_{k} = \frac{1}{\alpha_{k}} \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} \left(\frac{1}{\alpha_{k}} \boldsymbol{H} \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k} \right)^{-1} (17)$$

式中, α_k 为自适应因子。基于指数函数构造自适应因子的两段式函数模型^[16-17]:

$$\alpha_{k} = \begin{cases} 1, \Delta \varepsilon_{k} \leq c \\ e^{-(\Delta \varepsilon_{k} - c)^{2}}, \Delta \varepsilon_{k} > c \end{cases}$$
(18)

$$\Delta \boldsymbol{\varepsilon}_{k} = \left(\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_{k}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\varepsilon}_{k}}{\mathrm{tr}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k})} \right)^{1/2} \qquad (19)$$

式中:c为常数,取值为1.0~3.0;tr为矩阵的迹。当 动力学模型出现误差时, α_k 取值减小, K_k 增大,使得 模型预测信息在状态估计中的占比降低。

综上所述,本文抗差自适应滤波算法相比于传统Kalman滤波算法,不仅能控制观测信息的异常误差影响,还对动力学模型误差也有一定的抑制能力, 其算法流程如图2所示。







滤波开始时,首先获取当前时刻的速度和加速 度测量信息,然后根据加速度测量值计算模型预测 信息 $\hat{X}_{k,k-1}$,并与速度观测信息 Z_k 作差得到预测残 差 $\epsilon_{k,o}$ 根据 ϵ_k 计算异常检测函数 λ_k ,若 $\lambda_k \leq T_D$,则认 为没有异常,此时选择Kalman滤波;若 $\lambda_k > T_D$,则认 判定有异常,然后计算观测判别统计量 t_1 和模型判 别统计量 t_2 ,比较 t_1 和 t_2 的值,由此选择抗差滤波或 自适应滤波。最终得到状态估计 \hat{X}_k 和误差协方差 矩阵 $P_{k,o}$

3.3 全局信息融合方法

将2个滤波器的局部估计信息输入全局信息融 合模块进行融合,得到全局估计信息。2个滤波器的 估计信息分别表示为 $\hat{X}_{1,k}$ 和 $P_{1,k}$ 、 $\hat{X}_{2,k}$ 和 $P_{2,k}$ 。全局估 计 \hat{X}_{s} 为局部估计的线性组合,即:

$$\hat{X}_{g} = W_{1}\hat{X}_{1,k} + W_{2}\hat{X}_{2,k}$$
 (20)

式中, W_1 和 W_2 为权重矩阵。若全局估计 \hat{X}_g 是最优 无偏的,则 W_1 和 W_2 满足

$$\begin{cases} W_1 = (P_{1,k}^{-1} + P_{2,k}^{-1})^{-1} P_{1,k}^{-1} \\ W_2 = (P_{1,k}^{-1} + P_{2,k}^{-1})^{-1} P_{2,k}^{-1} \end{cases}$$
(21)

将式(21)代入式(20),可得

$$\hat{X}_{g} = (P_{1,k}^{-1} + P_{2,k}^{-1})^{-1} (P_{1,k}^{-1} \hat{X}_{1,k} + P_{2,k}^{-1} \hat{X}_{2,k}) \quad (22)$$

全局信息融合模块按式(22)对滤波器的输出信 息进行处理后,可以得到列车状态的全局最优估计 值,其速度分量即为列车融合速度。

4 仿真验证与分析

针对本文提出的基于抗差自适应滤波的列车融 合测速算法,通过2种仿真场景以及与其他算法的 对比,验证其抗差能力和自适应能力。

4.1 仿真参数设置

以CRH380A型动车组为仿真车型,车重取定员时的429t,回转质量系数取0.08,在不考虑附加阻力的情况下,通过列车牵引计算生成列车运行数据。 仿真产生的列车速度如图3所示,列车运行时间共计800s,运行过程包括加速、匀速、惰行和减速等阶段。传感器参数设置为:轮速传感器输出频率20 Hz,速度测量误差0.2 m·s⁻¹;多普勒雷达输出频率 2 Hz,速度测量误差0.2 m·s⁻¹;加速度计输出频率 100 Hz,加速度测量误差0.03 m·s⁻²。信息融合周 期设为0.5 s。







声的基础上,对轮速传感器和多普勒雷达加入异常 观测数据(模拟观测粗差);场景2,对加速度计加入 异常观测数据(模拟动力学模型误差)。在3.3节全 局信息融合方法的基础上,在局部滤波器中分别采 用 Kalman 滤波(KF)算法、文献[18]的抗差无迹 Kalman 滤波(抗差UKF)算法以及本文抗差自适应 滤波算法进行融合测速仿真对比。其中,抗差因子 常数 k₀、k₁设为2.5、4.0,自适应因子常数 c 设为2.0。 4.2 仿真验证

4.2.1 抗差性能验证

在场景1中,对本文算法的抗差性能进行验证。 根据工作特点对测速传感器加入异常观测数据,在 列车加速/减速阶段对轮速传感器加入空转/滑行误 差,每次空转/滑行持续时间15s,对多普勒雷达每 隔100s加入突变测量误差,用于模拟列车振动和运 行环境影响。图4为轮速传感器和多普勒雷达相对 于列车速度仿真数据的测量误差。





图 5 给出了局部滤波过程中抗差因子的变化。 可以看出,2 个局部滤波器的抗差因子都能准确识别 异常观测数据,并且大幅降低自身数值,使得异常观 测数据无法参与滤波计算,这是滤波算法能够抵御 观测粗差的主要原因。

以仿真速度为参考值,场景1融合速度误差如 图6所示。可以看出,由于不具备抗差能力,因此 KF算法在空转和滑行期间出现了大幅误差;抗差 UKF算法能够抑制大部分的观测粗差,但在部分时 刻仍然出现了较大误差,原因是其采用了基于验后 残差的抗差因子,计算存在滞后性,影响了抗差能力 的发挥;本文算法使用的是预测残差,不存在滞后问 题,因此在整个融合过程中都能稳定工作。

为了进一步比较算法性能,采用平均绝对误差 (e_{MAE})衡量精度,采用均方根误差(e_{RMSE})衡量稳定





Fig.5 Change of robust factor during filtering



性。表1为3种算法在场景1下的平均绝对误差和

均方根误差统计结果。在精度方面,本文算法的测速精度为0.0384m·s⁻¹,相比于KF和抗差UKF算法分别提升了52%和10%。在稳定性方面,本文算法的均方根误差最小,说明其稳定性最强,相比于KF和抗差UKF算法分别提升了72%和13%。因此,本文算法相比于其他2种算法,在观测粗差环境下的精度和稳定性均有明显提升,其中在稳定性方面的提升更为明显。

4.2.2 自适应性能验证

在场景2中,验证本文算法对动力学模型误差 的自适应能力。在部分时刻对2个加速度计分别加

表1	3种算法在场景1	下的平均绝对	误差和均方	根误差

Tab.1 e_{MAE} and e_{RMSE} of three algorithms in scene 1

算法	$e_{\mathrm{MAE}}/(\mathrm{m} \cdot \mathrm{s}^{-1})$	$e_{\text{RMSE}}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$
KF算法	0.0792	0.1712
抗差UKF算法	0.0426	0.0558
本文算法	0.0384	0.048 5

入突变测量误差,用于模拟动力学模型误差。图7 为2个加速度计相对于列车加速度仿真数据的测量 误差。



Fig.7 Measurement errors of accelerometers

图8给出了局部滤波过程中自适应因子变化。 可以看出,2个局部滤波器的自适应因子能够准确识 别模型异常信息并且大幅降低模型信息在状态估计 中的权重。

图9为不同算法场景2融合速度误差对比。可 以看出,由于不具备自适应能力,KF算法和抗差 UKF算法均出现了较大误差,而本文算法则有效控 制了动力学模型误差对融合结果的影响。此外,抗 差UKF算法在部分时刻的误差大于KF算法,原因 是动力学模型误差导致残差变大,抗差因子进一步 增大模型信息权重,使得滤波结果更加不可靠。

表2为3种算法在场景2下的平均绝对误差和 均方根误差统计结果。在精度方面,本文算法的测 速精度为0.0393m·s⁻¹,相比于KF和抗差UKF算 法分别提升了18%和25%。在稳定性方面,本文算 法的均方根误差最小,稳定性最强,相比于KF和抗 差UKF算法分别提升了30%和43%。因此,本文 算法相比于其他2种算法在模型异常扰动环境下的 精度和稳定性均有明显提升,在稳定性方面的提升 更为明显。

综合2种场景下的仿真结果可以得出:在有观测粗差或动力学模型误差影响的情况下,本文算法的抗差因子和自适应因子均能准确识别异常信息并









图 9 场景2融合速度误差





算法	$e_{\rm MAE}/({ m m} \cdot { m s}^{-1})$	$e_{\text{RMSE}}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$
KF算法	0.0481	0.0842
抗差UKF算法	0.0526	0.1043
本文算法	0.0393	0.0591

降低异常信息对融合结果的干扰,最终的融合精度 分别达到了0.0384m·s⁻¹和0.0393m·s⁻¹,说明本 文算法具有较强的抗差能力和自适应能力;与KF算 法相比,本文算法在2种场景下的融合精度分别提 升了52%和18%,在抗差性能上的改进更为明显; 与抗差UKF算法相比,本文算法在2种场景下的融 合精度分别提升了10%和25%,在自适应性能上的 改进更为明显。

5 结语

在高速列车融合测速过程中,由于传感器异常 观测问题的存在,采用传统Kalman滤波往往容错性 能不佳,导致融合精度下降。针对Kalman滤波存在 的缺陷,提出一种基于抗差自适应滤波的列车融合 测速算法。该算法将抗差滤波与自适应滤波相结 合,利用抗差因子和自适应因子分别解决由传感器 异常观测导致的观测粗差和动力学模型误差问题。 仿真结果表明,该方法能有效改善观测粗差和动力 学模型误差对融合结果的影响,提高了列车融合测 速的精度和稳定性。

作者贡献声明:

王小敏:总体构想,算法设计,论文撰写。 贾钰林:算法仿真,论文撰写。 张亚东:算法设计,论文修改。 魏维伟:测速方案修改。 何 静:实验分析。

参考文献:

- [1] 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.
 MO Zhisong, AN Hongfei. Research on comprehensive autonomous positioning technology of new train control system
 [J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(1): 56.
- [2] ZHAN X M, MU Z H, RAJEEV K, *et al.* Research on speed sensor fusion of urban rail transit train speed ranging based on deep learning [J]. Nonlinear Engineering: Modeling and Application, 2021, 10(1): 363.
- [3] JIA Y, LI S L, QIN Y Y, et al. New vehicle positioning method based on RMINS/KC and robust adaptive KF [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(15): 6319.
- [4] MUNIANDI G, DEENADAYALAN E. Train distance and speed estimation using multi sensor data fusion[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2019, 13(4): 664.
- [5] 吴昕慧, 蔡煊, 陶汉卿.基于多传感器的列车里程计定位误差 检测及校正方法[J]. 城市轨道交通研究, 2016, 19(5): 19.
 WU Xinhui, CAI Xuan, TAO Hanqing. Detection and correction method of train odometer positioning error based on multi-sensor system [J]. Urban Mass Transit, 2016, 19 (5): 19.
- [6] 蔡煊,王长林.基于抗差估计的BDS/ODO组合列车定位方法[J].铁道科学与工程学报,2018,15(10):2654.
 CAI Xuan, WANG Changlin. BDS/ODO integrated train positioning method based on robust estimation [J]. Journal of

Railway Science and Engineering, 2018, 15(10): 2654.

- [7] 高学泽,魏文军.马尔可夫参数自适应IMM算法在列车定位中的应用[J].传感器与微系统,2019,38(1):155.
 GAO Xueze, WEI Wenjun. Application of Markov parameter adaptive IMM algorithm in train positioning [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(1):155.
- [8] 肖辰彬.GPS/BD-DR组合导航系统优化设计与实现[D].成都:西南交通大学,2014.
 XIAO Chenbin. Optimized design and implementation of GPS/BD-DR integrated navigation system[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.
- [9] 李增科, 王坚, 高井祥, 等. 自适应联邦滤波器在GPS-INS-Odometer组合导航的应用[J]. 测绘学报, 2016, 45(2): 157. LI Zengke, WANG Jian, GAO Jingxiang, et al. The application of adaptive federated filter in GPS-INS-Odometer integrated navigation [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(2): 157.
- [10] KIM K, KONG S H, JEON S Y. Slip and slide detection and adaptive information sharing algorithms for high-speed train navigation systems [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(6): 3193.
- [11] LIN Y, WANG D M, ZHANG W B. Research on speed and distance measurement algorithm based on multi-sensor information fusion [C]// 6th International Conference on Energy, Environment and Sustainable Development. Paris: Atlantis Press, 2017: 265-273.
- [12] 蔡煊,王长林,林颖.基于轮轴速度传感器和加速度传感器的 混合测速测距算法研究[J].城市轨道交通研究,2015,18 (3):32.

CAI Xuan, WANG Changlin, LIN Ying. Mixed speed and

distance ranging algorithm based on odometer and accelerometer [J]. Urban Mass Transit, 2015, 18(3): 32.

- [13] MA W T, QIU J Z, LIANG J L, et al. Linear Kalman filtering algorithm with noisy control input variable [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2019, 66(7): 1282.
- [14] 徐晓苏,仲灵通.一种基于M估计的抗差自适应多模型组合导航算法[J].中国惯性技术学报,2021,29(4):482.
 XU Xiaosu, ZHONG Lingtong. Robust adaptive multiple model integrated navigation algorithm based on M-estimation [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2021, 29 (4):482.
- [15] TANG Y W, ZHAO J B, WANG M L, et al. Beidou navigation method based on intelligent computing and extended Kalman filter fusion [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10: 4431.
- [16] 杨元喜,任夏,许艳.自适应抗差滤波理论及应用的主要进展
 [J].导航定位学报,2013,1(1):9.
 YANG Yuanxi, REN Xia, XU Yan. Main progress pf adaptively robust filter with application in navigation [J].
 Journal of Navigation and Positioning, 2013, 1(1):9.
- [17] ZHANG Q Q, ZHAO L D, ZHAO L, *et al.* An improved robust adaptive Kalman filter for GNSS precise point positioning[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(10): 4176.
- [18] 石庆升,刘帅帅,尚庆松.基于紧耦合GNSS/INS的高速列 车精准定位研究[J].电子测量技术,2022,45(13):7.
 SHI Qingsheng, LIU Shuaishuai, SHANG Qingsong. Precise positioning of high speed train based on tightly coupled GNSS/ INS [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45 (13):7.