



基于衰减因子的虚拟应答器信息融合方法研究

陈永刚, 韩思成, 贾水兰, 许继业

Study of virtual balise information fusion method based on attenuation factor

CHEN Yonggang, HAN Sicheng, JIA Shuilan, and XU Jiye

引用本文:

陈永刚, 韩思成, 贾水兰, 等. 基于衰减因子的虚拟应答器信息融合方法研究[J]. *全球定位系统*, 2022, 47(5): 88–93. DOI: [10.12265/j.gnss.2022075](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2022075)

CHEN Yonggang, HAN Sicheng, JIA Shuilan, et al. Study of virtual balise information fusion method based on attenuation factor[J]. *Gnss World of China*, 2022, 47(5): 88–93. DOI: [10.12265/j.gnss.2022075](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2022075)

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12265/j.gnss.2022075>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[改进的自适应滤波算法在BDS / INS组合导航中的应用](#)

Application of Improved Adaptive Filtering Algorithm in BD / INS Integrated Navigation
全球定位系统. 2018, 43(3): 1–6

[改进Sage–Husa算法在飞机组合导航中的应用](#)

The application of improved Sage–Husa algorithm in aircraft integrated navigation
全球定位系统. 2021, 46(3): 54–60

[因子图发展及其在定位与导航的应用技术](#)

Development of factor graph and its application technology in positioning and navigation
全球定位系统. 2020, 45(1): 1–11

[异步联邦UKF的GNSS / SINS / 摄影定位组合导航算法仿真](#)

Simulation of GNSS / SINS / Photogrammetry Integrated Navigation using Asynchronous Federal UKF Algorithm
全球定位系统. 2018, 43(6): 25–32

[基于自适应卡尔曼滤波的地表移动变形预报研究](#)

Study of Surface Movement and Deformation Prediction Based [JZ]on Adaptive Kalman Filtering
全球定位系统. 2018, 43(2): 20–27

[基于反射靶标的激光SLAM定位方法在港口无人车辆上的应用](#)

Application of laser SLAM positioning method based on reflection target in port unmanned vehicle
全球定位系统. 2021, 46(5): 65–72



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.12265/j.gnss.2022075

基于衰减因子的虚拟应答器信息融合方法研究

陈永刚, 韩思成, 贾水兰, 许继业
(兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 兰州 730070)

摘要: 针对虚拟应答器 (VB) 信息融合时使用 Kalman 滤波易出现滤波发散的问题, 提出了基于改进 Sage-Husa 自适应滤波算法的信息融合方法. 首先采用自适应滤波动态调节噪声统计特性参数, 抑制滤波发散, 在预测误差方差矩阵中引入衰减因子, 减小陈旧数据的影响进而提高滤波精度, 最后进行仿真实验, 将所提出的滤波算法与 Kalman 滤波和 Sage-Husa 自适应滤波在 VB 的位置误差和速度误差上进行对比. 仿真结果证明: 在相同的时间内, 本文所述算法在 VB 的定位误差上具有显著优势, 具有较好地稳定性.

关键词: 虚拟应答器 (VB); 信息融合; 改进 Sage-Husa 自适应滤波算法; 衰减因子; 滤波发散

中图分类号: P228.4; TP212 **文献标志码:** A **文章编号:** 1008-9268(2022)05-0088-06

0 引言

虚拟应答器 (VB) 模拟了一个放置在轨道上真实的应答器, 通过将全球卫星导航系统 (GNSS) 运用到列车定位中来降低列车控制系统的成本^[1]. 目前列车的位置信息主要通过传感器来获得, 由于单个传感器进行列车定位时存在不确定性, 传感器一旦失效, 列车的定位误差很大, 导致 VB 发生漏捕获, 列车自动防护系统 (ATP) 将接收不到报文, 严重影响行车安全. 因此通过多种传感器进行信息融合, 互相弥补各自的缺点, 进而满足列车定位精度的要求. 目前针对 VB 信息融合主要采用 Kalman 滤波. 文献 [2] 采用了 Kalman 滤波对 VB 定位数据进行了处理; 文献 [3] 通过容积 Kalman 滤波来计算 VB 的位置; 文献 [4] 提出了扩展 Kalman 滤波 (EKF) 方程获得列车行驶里程, 进而判断列车是否在 VB 捕获区域内. 由于在使用 Kalman 滤波进行信息融合前需要将量测噪声和系统噪声假定为已知, 然而列车在实际行驶中, 列车运行条件以及定位时的环境都会发生实时的变化, Kalman 滤波无法进行动态的调节, 得到的估计值可能会有偏差, 进而导致滤波精度的降低, 甚至超出了理想的范围, 出现滤波发散的情况^[5].

自适应滤波实时估计、修正系统噪声和量测噪声, 实现对滤波发散的抑制. 自适应滤波主要包括贝叶斯估计法、协方差匹配法、Sage-Husa 自适应滤波算法等^[6], Sage-Husa 自适应滤波算法精确度高、实现性强, 因此在定位、目标跟踪等领域具有广泛应用^[7]. 文献 [8] 通过 Sage-Husa 自适应滤波算法对飞机不同飞行阶段中系统噪声方差进行自适应估计, 降低飞机导航定位的误差; 文献 [9] 提出了一种基于 Sage-Husa 自适应滤波算法的噪声估计器, 实时在线修正过程噪声, 提高滤波估计精度; 文献 [10] 采用 Sage-Husa 自适应滤波算法实时估计修正手机 GNSS 定位系统测量噪声矩阵, 从而得到高精度的定位信息, 文献 [11] 通过 Sage-Husa 自适应滤波算法、自适应估计和补偿声呐运动误差, 提高运动误差估计的精确性. 然而 Sage-Husa 自适应滤波算法在应用中还存在一些问题, 例如陈旧数据的作用越来越大进而影响滤波精度等^[12]. 因此, 还需对 Sage-Husa 自适应滤波算法进行改进.

基于此, 本文提出了一种基于改进 Sage-Husa 自适应滤波算法的 VB 信息融合方法. 通过实时修正观测噪声和系统噪声抑制滤波发散, 引入衰减因子减小陈旧数据影响, 提高滤波精度, 仿真实验验证了本文

收稿日期: 2022-04-28

资助项目: 国家自然科学基金 (52062028)

通信作者: 陈永刚 E-mail: 1047984964@qq.com

所提改进算法的优越性, 保证了 VB 信息融合的精度和稳定性.

1 VB 概述

1.1 VB 结构组成

VB 工作原理如图 1 所示. 图 1 右侧是真实应答器报文传输的过程, 它是通过空气间隙传输大量信息来实现一次模式曲线控制列车运行. 左侧是 VB 的工作原理. 其中定位计算模块主要是 GNSS 接收机接收 GNSS 信号, 惯性传感器、里程计作为辅助, 对定位数据进行信息融合处理, 产生定位信息传递给安全判别模块. 安全判别模块将当前的定位坐标和下一 VB 的坐标进行比较^[13], 如果判定当前的定位误差在一个安全合理的范围内, 则将定位信息传递给报文传输模块. 当 GNSS 定位点落在以 VB 为中心, 一定距离为半径的捕获区域内, 则对 VB 进行捕获, 报文生成单元即向车载 ATP 发送和实际应答器相同的报文.

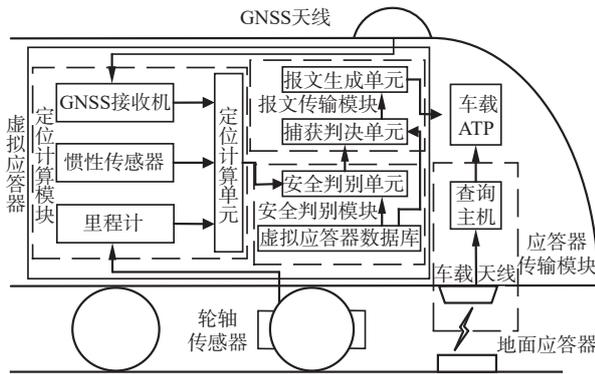


图 1 VB 工作原理示意图

1.2 VB 信息融合

由于 GNSS 信号易在山区、隧道等地方出现信号中断, 而里程计在车轮出现空转、滑行和轮径磨损时误差较大, 惯性传感器的累计误差会随时间增大, 所以不能将它们长期独立起来进行列车定位^[14]. 信息融合充分发挥不同传感器各自的优点, 为列车提供准确的位置信息, 使 VB 能在捕获区域内被捕获^[14]. VB 信息融合示意图如图 2 所示.

图 2 中将 GNSS 接收机、惯性传感器和里程计提供的位置信息和速度信息进行数据融合, 经过滤波后再反馈给惯性传感器和里程计进行误差估计, 同时输出信息融合后的位置、速度和姿态.

由于定位点的位置误差和速度误差决定了 VB 能否被捕获到. 所以本文将定位点的位置误差和速度误差作为评价指标, 姿态误差不作考虑.

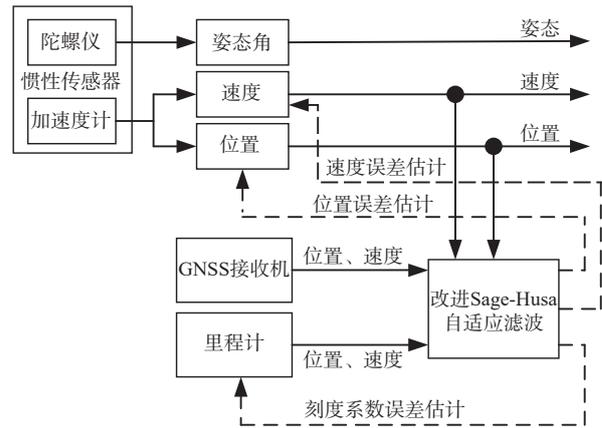


图 2 VB 信息融合示意图

2 Sage-Husa 自适应滤波算法

2.1 Sage-Husa 自适应滤波算法概述

Sage-Husa 自适应滤波算法由学者 Sage 和 Husa 于 1969 年提出, 该算法保证了滤波计算的自适应性, 提高了信息融合的准确度和可靠性, 进而抑制滤波的发散^[15].

系统的状态和量测方程如式 (1)~(2) 所示:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi_{k+1,k} \mathbf{X}_k + \mathbf{W}_k, \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k. \quad (2)$$

式中: \mathbf{X}_k 为状态向量; \mathbf{Z}_k 为量测序列; $\Phi_{k,k+1}$ 为从 k 到 $k+1$ 时刻状态转移矩阵; \mathbf{H}_k 为量测矩阵; \mathbf{W}_k 为系统噪声序列; \mathbf{V}_k 为量测噪声序列.

$$\text{状态向量 } \mathbf{X}_k \text{ 为: } \mathbf{X}_k = [v(k), d(k), a(k)]^T.$$

式中, $v(k)$ 、 $d(k)$ 、 $a(k)$ 为 k 时刻 GNSS 和惯性传感器、里程计测量的速度误差、位置误差和加速度误差.

此时系统的状态方程可写为

$$\begin{bmatrix} v(k+1) \\ d(k+1) \\ a(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T \\ 0 & 1 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(k) \\ d(k) \\ a(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ w(k) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

式中: $w(k)$ 为满足 $(0, \sigma^2)$ 分布的高斯白噪声; T 为 GNSS、惯性传感器、里程计的采样时间, 三种传感器的采样时间相同.

$$\text{状态转移矩阵 } \Phi_{k,k+1} \text{ 为: } \Phi_{k,k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T \\ 0 & 1 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

系统的量测方程为

$$\mathbf{Z}(k) = \begin{bmatrix} v(k) \\ d(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(k) \\ d(k) \\ a(k) \end{bmatrix} + \mathbf{V}(k). \quad (4)$$

$$\text{观测矩阵 } \mathbf{H}_k \text{ 为: } \mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

\mathbf{W}_k 和 \mathbf{V}_k 相互独立, 且期望为零, 同时满足

$$\begin{cases} E(\mathbf{W}_k) = 0, E(\mathbf{W}_k \mathbf{W}_k^T) = \mathbf{Q}_k \\ E(\mathbf{V}_k) = 0, E(\mathbf{V}_k \mathbf{V}_k^T) = \mathbf{R}_k \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{Q}_k 为系统噪声序列方差阵; \mathbf{R}_k 为测量噪声序列方差阵.

Sage-Husa 自适应滤波算法如式 (6)~(11) 所示:

状态一步预测方程为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1,k} = \Phi_{k+1,k} \hat{\mathbf{X}}_k \quad (6)$$

状态估值计算

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1,k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{X}}_{k+1,k}) \quad (7)$$

滤波增益计算

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \hat{\mathbf{R}}_{k+1})^{-1} \quad (8)$$

一步预测均方误差方程

$$\mathbf{P}_{k+1,k} = \Phi_{k+1,k} \mathbf{P}_k \Phi_{k+1,k}^T + \mathbf{Q}_k \quad (9)$$

估计均方误差

$$\mathbf{P}_{k+1} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}] \mathbf{P}_{k+1,k} \quad (10)$$

新息序列

$$\mathbf{e}_{k+1} = \mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{X}}_{k+1,k} \quad (11)$$

将式 (11) 代入式 (7), 可得

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1,k} + \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{e}_{k+1} \quad (12)$$

式中: \mathbf{P}_k 为误差协方差矩阵; $\hat{\mathbf{X}}_k$ 为 \mathbf{X}_k 的估计量; \mathbf{I} 为单位阵; \mathbf{K}_{k+1} 为状态增益阵; $\mathbf{P}_{k+1,k}$ 为预测误差方差矩阵; \mathbf{e}_{k+1} 为量测残差 (新息).

为了保证 \mathbf{R}_k 的正定性, 常用如式 (13) 所示迭代公式进行替代, d_k 的表达式如式 (14) 所示:

$$\hat{\mathbf{R}}_{k+1} = (1 - d_k) \hat{\mathbf{R}}_k + d_k (\mathbf{e}_{k+1} \mathbf{e}_{k+1}^T) \quad (13)$$

$$d_k = \frac{(1 - b)}{(1 - b^{k+1})} \quad (14)$$

式中: d_k 为加权系数; b 为遗忘因子, 取值范围为 0.955~0.995.

Sage-Husa 滤波算法中, 系统噪声主要由惯性传感器随机误差引起, 虽然在对准前已经进行了补偿^[16], 但是列车在实际运行过程中, 其特性和参数仍然在缓慢漂移, 量测噪声主要受环境因素的影响不确定性很大^[17].

由式 (8)~(9) 可知, 状态增益阵 \mathbf{K}_{k+1} 和预测误差方差矩阵 $\mathbf{P}_{k+1,k}$ 的表达式与新息 \mathbf{e}_{k+1} 无关, 使得陈旧数

据的作用越来越大, 新数据的作用越来越小, 导致滤波的精度降低^[18], 所以需要 Sage-Husa 自适应滤波算法进行改进.

2.2 改进 Sage-Husa 自适应滤波算法

为了增大新近数据的影响, 通过在 $\mathbf{P}_{k+1,k}$ 表达式中引入衰减因子 λ_{k+1} 来提高滤波的精度. 此时一步预测均方误差方程改写为

$$\mathbf{P}_{k+1,k} = \lambda_{k+1} \Phi_{k+1,k} \mathbf{P}_k \Phi_{k+1,k}^T + \mathbf{Q}_k \quad (15)$$

式中, λ_{k+1} 为衰减因子 ($\lambda_{k+1} > 1$). 进一步预测均方误差阵 $\mathbf{P}_{k+1,k}$, 表达式中乘以一个大于 1 的因子, 使得新表达式大于原表达式, 根据式 (8) 可以得到滤波增益 \mathbf{K}_{k+1} 变大, 从而增加了 k 时刻的新量测值的权重, 优化了滤波效果.

衰减因子 λ_{k+1} 的表达式如式 (16)~(17) 所示:

$$\lambda_{k+1} = \begin{cases} \lambda_{k+1} & \lambda_{k+1} > 1 \\ 1 & \lambda_{k+1} \leq 1 \end{cases} \quad (16)$$

$$\lambda_{k+1} = \frac{\mathbf{e}_{k+1}^T \mathbf{e}_{k+1} - \text{tr}[\mathbf{N}_{k+1}]}{\text{tr}[\mathbf{M}_{k+1}]} \quad (17)$$

式中, \mathbf{N}_{k+1} 、 \mathbf{M}_{k+1} 表达式如式 (18)、式 (19) 所示:

$$\mathbf{N}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{Q}_k \mathbf{H}_{k+1}^T + \hat{\mathbf{R}}_{k+1} \quad (18)$$

$$\mathbf{M}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \Phi_{k+1,k} \mathbf{P}_k \Phi_{k+1,k}^T \mathbf{H}_{k+1}^T \quad (19)$$

若估计误差减小, $\mathbf{e}_{k+1}^T \mathbf{e}_{k+1}$ 减小, 由式 (17) 可知, 此时 λ_{k+1} 减小, 当 $\lambda_{k+1} \leq 1$ 时, $\lambda_{k+1} = 1$, 此时为 Sage-Husa 滤波算法; 若估计误差增大, $\mathbf{e}_{k+1}^T \mathbf{e}_{k+1}$ 增大, λ_{k+1} 增大, 当 $\lambda_{k+1} > 1$ 时, 根据式 (15)、式 (8) 进一步预测, 均方误差阵 $\mathbf{P}_{k+1,k}$ 增大, 状态增益阵 \mathbf{K}_{k+1} 增大, 增大了新近数据对滤波的影响, 进而提高滤波的精度.

3 仿真实验

仿真中设定每 2 个 VB 之间的距离为 2 000 m, 共设置 23 个 VB, 列车一直处于变速的运行状态, 初始速度 0 m/s, 仿真时间 900 s, 列车最高时速 300 km/h, 行驶里程 51 km, 车内各传感器具体参数如表 1 所示.

为了验证本文所述算法的信息融合的性能, 选取了 Kalman 滤波和 Sage-Husa 自适应滤波对定位点的位置误差和速度误差进行对比.

列车运行轨迹及 VB 位置如图 3 所示, 仿真结果如图 4~7 所示, 表 2~3 分别对各滤波算法进行了量化比较.

表 1 各传感器仿真参数表

传感器类型	参数类型	参数值
GNSS	位置均方误差/m	10
	速度均方误差/(m·s ⁻¹)	1
	采样周期/s	1
惯性传感器	加速度计漂移	10 ⁻⁴ g
	加速度计噪声均方差	10 ⁻³ g
	采样频率/Hz	1
里程计	刻度系数误差	1×10 ⁻⁴
	脉冲更新频率/Hz	1

注: $g \approx 9.8 \text{ m/s}^2$.

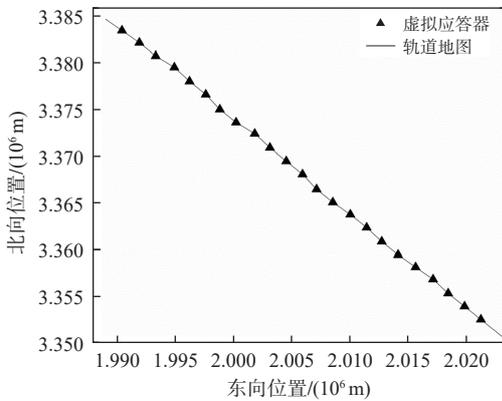


图 3 列车运行轨迹及 VB 位置图

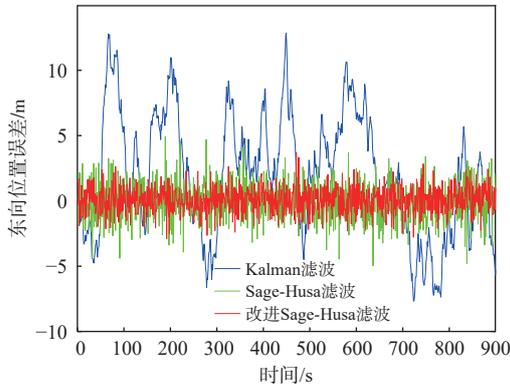


图 4 不同滤波下东向定位误差对比图

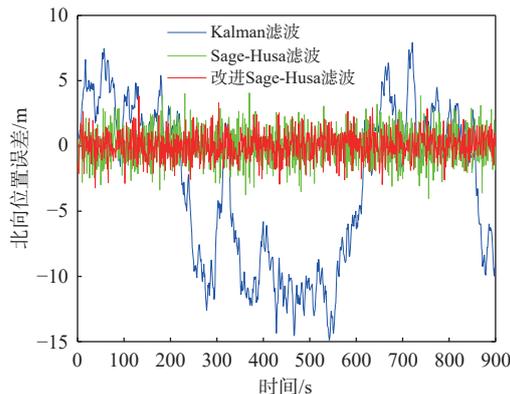


图 5 不同滤波下北向定位误差对比图

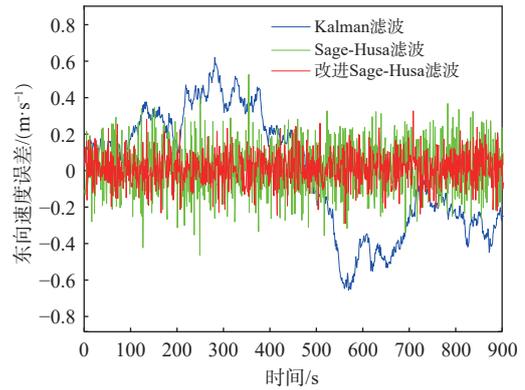


图 6 不同滤波下东向速度误差对比图

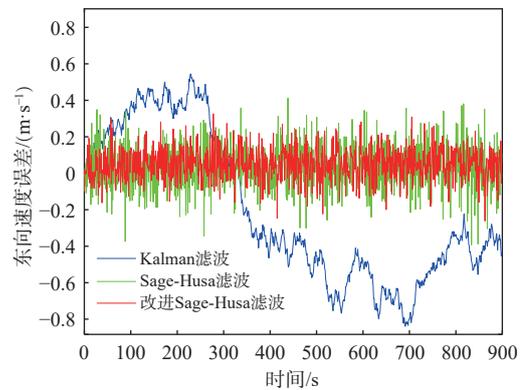


图 7 不同滤波下北向速度误差对比图

表 2 三种算法位置误差对比 m

算法	方向	最大值	最小值	均方差
Kalman滤波	东向	12.859	-7.678	2.147 4
	北向	7.919	-14.879	2.471 1
Sage-Husa滤波	东向	4.929	-4.972	1.205 9
	北向	4.062	-4.037	1.157 4
改进Sage-Husa滤波	东向	3.712	-2.898	1.003 7
	北向	3.834	-3.218	1.016 1

表 3 三种算法速度误差对比 m

算法	方向	最大值	最小值	均方差
Kalman滤波	东向	0.609 3	-0.667 4	0.569 4
	北向	0.509 4	-0.926 5	0.653 4
Sage-Husa滤波	东向	0.515 5	-0.474 4	0.374 0
	北向	0.381 2	-0.412 7	0.350 4
改进Sage-Husa滤波	东向	0.315 3	-0.302 7	0.300 7
	北向	0.291 9	-0.322 7	0.304 3

由图 4~7 的仿真曲线可知, 在相同的时间内, 本文所提算法得到的位置和速度估计比 Kalman 滤波

和 Sage-Husa 自适应滤波算法得到的位置和速度估计的误差要小, 具有更高的精度. 而 Kalman 滤波有明显的波动, 并且其位置误差和速度误差的波动随时间推移呈现出了发散趋势, 定位误差较大, 无法满足 VB 高精度定位的需求, 相比 Kalman 滤波, Sage-Husa 自适应滤波算法不易引起滤波异常, 有效抑制了定位误差的发散, 融合精度有了明显的提高, 但其定位精度和稳定性不如改进 Sage-Husa 自适应滤波算法.

表 2~3 的数据分别比较了三种算法位置、速度误差的最大值、最小值和均方差, 可以看出本文所提算法的滤波效果优于 Kalman 滤波和 Sage-Husa 自适应滤波算法, 同时均方差较小, 数据的波动较小, 提高了 VB 定位的准确性和可靠性.

4 结束语

针对 VB 信息融合采用 Kalman 滤波易出现滤波发散的情况, 提出了基于改进的 Sage-Husa 自适应滤波方法, 在 Sage-Husa 自适应滤波算法上加入衰减因子提高滤波的精度, 并对该方法进行了仿真实验验证, 通过对比不同滤波下的位置误差和速度误差, 验证了该算法在抑制滤波发散的同时提高了定位的精度, 并且使得滤波的过程鲁棒性更高. 但由于引入了衰减因子, 计算量大大增加, 实时性难以保证, 下一步应着重于对实时性和滤波精度兼顾的研究.

参考文献

- [1] 李发军. 虚拟应答器测试方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- [2] 王剑, 蔡伯根, 惠希云, 等. 基于GNSS的虚拟应答器捕获算法的研究[J]. 铁道学报, 2011, 33(4): 73-79.
- [3] 罗杨. 基于GNSS的虚拟应答器设计与测试[D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
- [4] 刘江, 蔡伯根, 王剑, 等. 基于状态估计的虚拟应答器捕获方法研究[J]. 铁道学报, 2018, 40(10): 71-80.
- [5] 路小燕, 杨柳庆, 郭锦, 等. 改进的Sage-Husa自适应滤波算法在MEMS航姿参考系统中的应用[J]. 导航与控制, 2019, 18(2): 105-112.
- [6] ZHU J J, GUO B L, GE C. Real-time digital image stabilization algorithm using Sage-Husa filter[J/OL]. [2022-03-20]. Journal of information hiding and multimedia signal processing, 2014, 5(4): 806-813. <http://bit.kuas.edu.tw/~jihm> sp/2014/vol5/JIH-MSP-2014-04-020.pdf
- [7] PENG S M, CHEN C, SHI H B, et al. State of charge estimation of battery energy storage systems based on adaptive unscented Kalman filter with a noise statistics estimator[J]. IEEE access, 2017(5): 13202-13212. DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2725301
- [8] 孙淑光, 温启新. 改进Sage-Husa算法在飞机组合导航中的应用[J]. 全球定位系统, 2021, 46(3): 54-60.
- [9] 何美光, 葛泉波, 赵嘉懿. 一种Sage-Husa和可观测度的滤波算法研究[J]. 控制工程, 2021, 28(1): 120-126.
- [10] 册子涵, 高成发, 尚睿. 顾及新息向量的Sage-Husa滤波在手机GNSS定位中的应用[J]. 导航定位学报, 2020, 8(2): 76-81,89.
- [11] 张羽, 刘纪元, 纪永强, 等. 结合Sage-Husa滤波的合成孔径声呐多传感器组合运动补偿算法[J]. 声学学报, 2019, 44(4): 638-647.
- [12] ZHOU D, ZHANG Y A, DAN G R. Multiple model adaptive two-step filter and motion tracking sliding-mode guidance for missiles with time lag in acceleration[J]. Transactions of the Japan society for aeronautical and space sciences, 2005, 47(156): 81-89. DOI: 10.2322/tjsass.47.81
- [13] 王剑, 陆德彪, 唐一哲, 等. 基于虚拟应答器的GNSS列车安全定位及风险分析[J]. 铁道学报, 2016, 38(6): 53-58.
- [14] 殷琴. 一种GNSS/ODO列车组合定位信息融合方法的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.
- [15] ZHANG J, SUN T R, LIU Z L. Robust model predictive control for path-following of under actuated surface vessels with roll constraints[J]. Ocean engineering, 2017, 143(1): 125-132. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2017.07.057
- [16] 李昂, 张忆欣, 季阳, 等. 一种提高捷联惯性/里程计组合导航系统定位精度的后处理方法[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(3): 75-80.
- [17] 李刚, 赵德阳, 解瑞春, 等. 基于改进的Sage-Husa自适应扩展卡尔曼滤波的车辆状态估计[J]. 汽车工程, 2015, 37(12): 1426-1432.
- [18] 郭楠楠, 申亮亮, 邵会兵, 等. 车载捷联惯导双里程计组合导航方法研究[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(6): 86-93.

作者简介

陈永刚 (1972—), 男, 硕士, 教授, 研究方向为列车运行控制.

韩思成 (1996—), 男, 硕士, 研究方向为智能交通技术.

Study of virtual balise information fusion method based on attenuation factor

CHEN Yonggang, HAN Sicheng, JIA Shuilan, XU Jiye

(*School of Automatization and Electric Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China*)

Abstract: To address the problem that the Kalman filter was prone to filter divergence when using the virtual balise (VB) information fusion, an information fusion method based on the improved Sage-Husa adaptive filtering algorithm was proposed: firstly, the adaptive filtering was used to dynamically adjust the noise statistical characteristics parameters to suppress filter divergence, secondly, an attenuation factor was introduced into the prediction error variance matrix to reduce the influence of stale data and thus improve the filtering accuracy, and finally, simulation experiment was conducted to compare the proposed algorithm with the Kalman filter and Sage-Husa adaptive filter in terms of position and velocity error of the VB. The simulation outcome reveals that the algorithm has an obvious advantage in the positioning error of the VB with better stability in the same time.

Keywords: virtual balise (VB); information fusion; improved Sage-Husa adaptive filtering; attenuation factor; filter divergence