

DOI: 10.13875/j.issn.1674-0637.2020-03-0222-09

GPS/INS 松耦合组合导航的 自适应卡尔曼滤波算法研究

周先林^{1,2,3}, 张慧君^{1,2,3}, 和涛^{1,2,3,4}, 李孝辉^{1,2,3}

- (1. 中国科学院 国家授时中心, 西安 710600;
2. 中国科学院 精密导航定位与定时技术重点实验室, 西安 710600;
3. 中国科学院大学, 北京 100049;
4. 中国船舶集团有限公司 昆明船舶设备研究试验中心, 昆明 650051)

摘要: 针对常规卡尔曼滤波应用在 GPS/INS 组合导航时, 由于量测数据出现异常值或系统状态模型不准确而造成的滤波精度下降问题, 提出了一种基于新息的自适应卡尔曼滤波算法 (AKF)。该算法首先通过卡方检验检测出量测异常值, 在量测异常值处调整量测噪声方差阵来抑制滤波发散; 在此基础上根据新息协方差的计算值与新息协方差的预测值的粗略比率, 调整系统噪声方差阵, 从而提高整体滤波精度。通过跑车试验, 对本文提出的 AKF 算法进行了验证。试验结果表明: 本文提出的 AKF 算法较常规卡尔曼滤波算法在经度、纬度误差 (均方根) 上分别降低了 67%, 34%, 在东向速度、北向速度误差 (均方根) 上分别降低了 47%, 38%。从而证明了该算法能有效地抑制由量测异常值导致的状态估计误差, 防止滤波发散, 提高滤波稳定性。

关键词: 组合导航; 自适应卡尔曼滤波; 新息; 噪声方差

Research on adaptive Kalman filter algorithm for GPS/INS loosely coupled integrated navigation

ZHOU Xian-lin^{1,2,3}, ZHANG Hui-jun^{1,2,3}, HE Tao^{1,2,3,4}, LI Xiao-hui^{1,2,3}

- (1. National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China;
2. Key Laboratory of Precise Positioning and Timing Technology, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
4. Kunming Shipborne Equipment Research and Test Center, China State Shipbuilding Corporation Limited, Kunming 650051, China)

Abstract: Aiming at the reduction of the filtering accuracy when the conventional Kalman filter is used in GPS/INS integrated navigation due to outliers of measurement data or inaccurate system state model, an adaptive Kalman filter algorithm based on innovation is proposed. First, the algorithm detects measured outliers by chi-square test, and adjusts the measurement noise variance matrix at the outliers to suppress filtering divergence. Thereby, the rough ratio between the calculated value and the predicted value of the innovation variance matrix is

收稿日期: 2020-01-19; 接受日期: 2020-04-09

基金项目: 基础研究重大项目前期研究专项资助 (11703030)

作者简介: 周先林, 女, 硕士, 主要从事多源辅助的 GNSS/INS 组合导航性能改善研究。

calculated to adjust the system noise variance matrix and then the overall filtering accuracy will be improved. The AKF algorithm proposed in this paper is verified by a vehicle test. The results show that, the proposed AKF algorithm in this paper reduces the longitude errors and latitude errors (root mean square) with 67% and 34% comparing with the conventional Kalman filter algorithm, and reduces the eastward velocity errors and northward velocity errors (root mean square) with 47% and 38%. It is proved that the algorithm can effectively suppress the state estimation error caused by the measured outliers, and further improve the filtering stability.

Key words: integrated navigation; adaptive Kalman filtering; innovation; noise variance

0 引言

惯性导航系统 (Inertial Navigation System, INS) 是一种不依赖于外界信息的自主式导航系统, 不仅提供位置和速度信息, 还能提供姿态角信息, 具有短时精度高和稳定性好的优点, 但是却具有误差随着时间快速累积增长的缺点^[1-2]。全球定位系统 (Global Positioning System, GPS) 具有全天候、高精度导航定位的优点, 但是具有信号易受遮挡和干扰的缺点^[3-4]。GPS/INS 松耦合组合导航既保留了各自解的独立性, 又可以结合二者的优点, 使组合后的导航精度高于各系统单独工作的精度^[5]。通过卡尔曼滤波在位置域将两者融合, 可提供载体的连续的位置、速度和姿态解。同时, 滤波器输出的误差反馈给惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU), 可以抑制随时间增长的惯导误差。这种组合导航的方式被广泛应用于国防和军事中, 具有极大的应用价值。

常规的 GPS/INS 组合导航卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 需要准确的数学模型以及相对应的系统噪声和量测噪声统计特性预先准确已知^[6]。然而在实际应用中, 量测噪声和系统噪声的统计特征值很难准确获得。例如, 系统噪声方差阵常由陀螺仪和加速度计零偏、速度随机游走 (velocity random walk, VRW)、角度随机游走 (angle random walk, ARW) 等一阶高斯马尔可夫过程参数确定。如果惯导测量单元各项系统噪声指标在出厂时未经过严格标定, 则无法获得准确的系统噪声协方差阵。另外, 随着应用场景、环境等的变化会使惯导测量误差加大; 环境的干扰或遮挡会使 GPS 信号质量迅速下降, 导致量测误差增大。在这些情况下, 固定不变的噪声统计特性会导致状态估计误差加大, 滤波结果不准确。不准确的状态估计量反馈至惯导测量单元后甚至会引起滤波发散。

针对上述噪声统计特性的不准确问题, 可采用自适应的卡尔曼滤波算法^[7-10]。在利用测量数据进行滤波递推的同时, 判断系统的动态是否发生变化。若有变化则把这种变化看作随机干扰归到模型和噪声中去, 对模型参数和噪声统计特性进行估计和修正使之适应系统动态的变化^[11-12]。自适应卡尔曼滤波的方法有多种, 包括基于精度因子 (dilution of precision, DOP) 自适应滤波^[13], 衰减记忆滤波^[14-17], Sage-Husa 自适应滤波^[18-20]。其中, 基于 DOP 值自适应滤波只能修正由卫星几何布局变化引起的量测噪声 R 的偏差; 衰减记忆滤波在一定程度上能修正模型误差引起的系统噪声; Sage-Huse 自适应滤波可以修正一定的噪声统计特性, 但当阶数较高时易发散^[21]。本文提出一种基于新息的自适应滤波方法 (adaptive Kalman filter, AKF), 该滤波方法根据新息估计量测噪声和系统噪声, 从而间接调整卡尔曼滤波增益 K , 抑制滤波发散, 提高滤波精度。该方法计算简单且具有实用性。

1 卡尔曼滤波方法及滤波参数影响分析

卡尔曼滤波的系统状态方程和量测方程如下:

$$\mathbf{X}(k) = \Phi(k, k-1)\mathbf{X}(k-1) + \Gamma(k-1)\mathbf{W}(k-1), \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k), \quad (2)$$

式(1)和(2)中, $\mathbf{X}(k)$ 为 k 时刻状态向量, $\Phi(k, k-1)$ 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移矩阵, $\mathbf{W}(k-1)$ 为系统噪声序列, $\Gamma(k-1)$ 为系统噪声输入矩阵, $\mathbf{Z}(k)$ 为量测向量, $\mathbf{H}(k)$ 为量测矩阵, $\mathbf{V}(k)$ 为量测噪声序列。其中, 量测噪声和系统噪声符合以下统计特性:

$$E[\mathbf{W}(k)] = 0, E[\mathbf{V}(k)] = 0, E[\mathbf{W}(k)\mathbf{V}^T(k)] = 0, \quad (3)$$

$$E[\mathbf{W}(k)\mathbf{W}^T(k)] = \mathbf{Q}(k)\delta(k-j), E[\mathbf{V}(k)\mathbf{V}^T(k)] = \mathbf{R}(k)\delta(k-j), \quad (4)$$

式(3)和(4)中, $\mathbf{Q}(k)$ 为 $\mathbf{W}(k)$ 相应的协方差矩阵, $\mathbf{R}(k)$ 为 $\mathbf{V}(k)$ 相应的协方差矩阵, $\delta(k-j)$ 为 Kronecker- δ 函数。在给定状态初始估计以及噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 后, 按式(5)~(9)进行卡尔曼滤波更新:

$$\hat{\mathbf{X}}(k, k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{\mathbf{X}}(k-1), \quad (5)$$

$$\mathbf{P}(k, k-1) = \Phi(k, k-1)\mathbf{P}(k-1)\Phi^T(k, k-1) + \Gamma(k-1)\mathbf{Q}(k-1)\Gamma^T(k-1), \quad (6)$$

式(5)和(6)为卡尔曼滤波时间更新方程, 其中, $\mathbf{P}(k, k-1)$ 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻的一步预测估计误差协方差; $\mathbf{P}(k-1)$ 是 $k-1$ 时刻的误差协方差。式(7)~(9)为卡尔曼滤波量测更新方程。

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k, k-1)\mathbf{H}^T(k)[\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k, k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1}, \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k) = \hat{\mathbf{X}}(k, k-1) + \mathbf{K}(k)(\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{X}}(k, k-1)), \quad (8)$$

$$\mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k))\mathbf{P}(k, k-1), \quad (9)$$

由式(6)和(7)可以得出, $\mathbf{Q}(k-1)$ 和 $\mathbf{R}(k)$ 会影响增益矩阵 $\mathbf{K}(k)$ 的大小。在实际应用中, 若 $\mathbf{Q}(k-1)$ 小于实际噪声分布或 $\mathbf{R}(k)$ 大于实际噪声分布, 会使 $\mathbf{K}(k)$ 值过小, 造成状态估计真值的不确定性范围过小以致出现有偏估计; 反之, $\mathbf{K}(k)$ 值过大, 可能导致滤波发散。由式(8)可以看出, 若量测数据 $\mathbf{Z}(k)$ 出现异常值, 系统仍用初始化的量测噪声方差阵 \mathbf{R} 而不及调整, 将无法抑制异常量测值对滤波的影响, 导致滤波收敛效果不明显甚至滤波发散。因此, 若能在滤波过程中自适应调整 $\mathbf{Q}(k-1)$ 和 $\mathbf{R}(k)$ 将会极大地改善卡尔曼滤波算法的估计特性和抑制异常值的能力。

2 基于新息的自适应卡尔曼滤波参数调整方法

由于新息能反映真实量测值与估计量测值之间的关系, 所以常用来衡量卡尔曼滤波器的滤波性能。本文利用新息协方差对噪声特性进行估计和调整, 既考虑了新息方差的变化, 同时也考虑了实际估计误差的变化, 使滤波算法能够更好地适应变化的噪声统计特性, 同时确保滤波器的收敛性。引入新息 $\hat{\mathbf{Z}}(k)$ 和新息协方差 $\mathbf{C}(k)$:

$$\hat{\mathbf{Z}}(k) = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{X}}(k, k-1), \quad (10)$$

$$\mathbf{C}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k, k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k). \quad (11)$$

首先可以利用新息构造卡方检验统计量, 对量测数据进行实时异常值检测, 并通过新息协方差对 \mathbf{R} 进行调整, 在此基础上, 利用新息协方差构造自适应因子对系统噪声方差阵 \mathbf{Q} 进行实时估计和调整。具体调整过程如下。

2.1 利用 χ^2 检验检测量测数据异常值

在滤波估计最优情况下, 量测未受到异常干扰, 新息呈均值为零的高斯白噪声特性; 当环境对量测

量产生干扰, 新息的零均值特性将会被破坏。因此, 可利用新息构造统计检验量 T_k :

$$T_k = \hat{Z}(k)^T (\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k, k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}(k))\hat{Z}(k)。 \quad (12)$$

通过 χ^2 检验对统计量 T_k 中的异常值 (偏离程度较大的值) 进行检测, 其检验问题为

$$\mathbf{H} : T_k \sim \chi^2(n-1, 0), \quad (13)$$

式 (13) 中, $n-1$ 为自由度, 非中心化参数为零。

设置适当的 α 分位数, 检验拒绝域为

$$\mathbf{W} = \{T_k \geq \chi_a^2(n-1, 0)\}, \quad (14)$$

数值在检验拒绝域内说明统计量的实际值与理论值偏离程度过大, \mathbf{H} 的假设不成立, 即认为新息的零均值特性丧失, 量测量受到异常干扰, 出现异常值。

2.2 调整量测噪声方差阵 \mathbf{R}

当通过 2.1 节检测到量测数据异常值时, 利用新息协方差进行后验估计, 在原先的 \mathbf{R} 值上加入新息协方差的变化值, 对 \mathbf{R} 进行上升调整, 减小增益矩阵 \mathbf{K} , 降低带有异常值的量测数据对滤波的影响, 量测噪声协方差 \mathbf{R} 调整公式如下:

$$\hat{\mathbf{R}}(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\hat{Z}(i) - \hat{r}(k))(\hat{Z}(i) - \hat{r}(k))^T + \mathbf{R}(k)。 \quad (15)$$

$$\hat{r}(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \hat{Z}(i)。 \quad (16)$$

在异常值处调整 $\mathbf{R}(k)$ 为 $\hat{\mathbf{R}}(k)$, 未检测到异常值处仍使用原始 $\mathbf{R}(k)$ 。

2.3 修正系统噪声方差阵 \mathbf{Q}

当滤波情况最优时, 新息协方差的计算值应与新息协方差的预测值 $C(k)$ 相等, 即

$$\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \hat{Z}(k-i)\hat{Z}(k-i)^T = \mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k, k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k)。 \quad (17)$$

若式 (17) 中 $\mathbf{P}(k, k-1)$ 或 $\mathbf{R}(k)$ 不准确将会导致等号不成立。通过 2.1 节和 2.2 节的检测和调整, $\mathbf{R}(k)$ 可认为是准确值, 因此式 (17) 等号不成立可以认为是由 $\mathbf{P}(k, k-1)$ 的不准确引起。 $\mathbf{P}(k, k-1)$ 对式 (17) 的影响程度可由 $\alpha(k)$ 来表示:

$$\alpha(k) = \frac{\text{tr}(\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \hat{Z}(k-i)\hat{Z}(k-i)^T - \mathbf{R}(k))}{\text{tr}(\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k, k-1)\mathbf{H}^T(k))}, \quad (18)$$

式 (18) 中, $\text{tr}(\cdot)$ 表示求解括号内矩阵的迹, $\alpha(k)$ 表示新息方差阵的计算值与预测值的粗略比率。直接将 $\alpha(k)$ 作为自适应因子对 $\mathbf{P}(k, k-1)$ 进行调整会影响滤波的平滑和参数的连贯性。分析式 (6) 可知, $\mathbf{P}(k, k-1)$ 的不准确主要受系统噪声方差阵 \mathbf{Q} 的影响, 当系统噪声方差阵 \mathbf{Q} 先验值不准确或状态模型出现误差时, $\mathbf{P}(k, k-1)$ 会呈现与 \mathbf{Q} 相同趋势的误差变化。故可利用 $\alpha(k)$ 对系统噪声方差阵 \mathbf{Q} 进行调整, 从而间接实现对 $\mathbf{P}(k, k-1)$ 的调整, 对 \mathbf{Q} 的调整方式如下:

$$\hat{\mathbf{Q}}(k-1) = \log_2(\alpha(k)+1)\mathbf{Q}(k-1), \quad (19)$$

式 (19) 中, 当 $\alpha(k)$ 大于 1 表明系统噪声偏大, 则通过式 (19) 增大 $\mathbf{Q}(k-1)$, 反之, 当 $\alpha(k)$ 小于 1 表明系统噪声偏小, 通过式 (19) 减小 $\mathbf{Q}(k-1)$, 实现卡尔曼滤波的自适应调节。

3 基于新息的自适应卡尔曼滤波算法在 GPS/INS 松耦合组合导航中的应用

本文选取平台失准角、速度误差、位置误差以及陀螺和加速度计零偏作为状态误差变量^[22], 即 $\mathbf{X} = [\varphi_e \ \varphi_n \ \varphi_u \ \delta V_e \ \delta V_n \ \delta V_u \ \delta L \ \delta \lambda \ \delta h \ \varepsilon_x \ \varepsilon_y \ \varepsilon_z \ \nabla_x \ \nabla_y \ \nabla_z]^T$ 。以 GPS 和 INS 输出的三维速度和位置之差作为量测量 $\mathbf{Z}(k)$ ^[23], 反馈校准惯导系统。图 1 为基于新息的 GPS/INS 松耦合自适应卡尔曼滤波算法流程图。首先根据先验知识初始化 GPS/INS 松耦合中的量测噪声方差阵 $\mathbf{R}(0)$ 和系统噪声方差阵 $\mathbf{Q}(0)$, 设置状态初值 $\mathbf{X}(0)$ 以及卡方检验的阈值; 再利用状态初值经时间更新预测出状态的一步递推 $\hat{\mathbf{X}}(k, k-1)$; 然后, 通过卡方检验来检测量测异常值的存在; 当检测到异常值时, 利用新息协方差进行后验估计来调整量测噪声方差阵 $\mathbf{R}(k)$, 以保证 $\mathbf{R}(k)$ 的准确性; 在此基础上, 使用自适应因子 $\alpha(k)$ 修正系统噪声方差阵 $\mathbf{Q}(k-1)$, 将调整后的 $\mathbf{Q}(k-1)$ 用于计算一步预测估计误差协方差 $\mathbf{P}(k, k-1)$; 最后用调整后的量测噪声协方差 $\mathbf{R}(k)$ 完成卡尔曼滤波的量测更新。

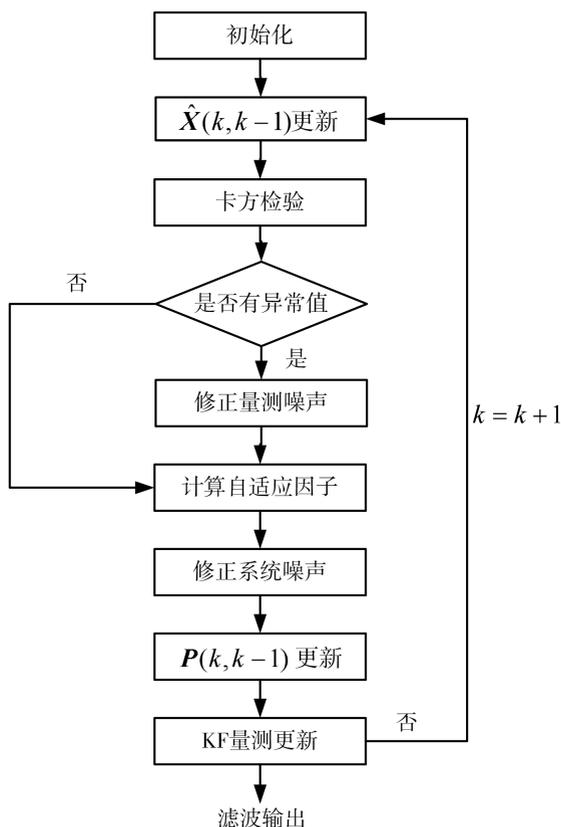


图 1 基于新息的 GPS/INS 松耦合自适应卡尔曼滤波算法流程图

4 车载路测实验及结果分析

本文为了验证基于新息的自适应卡尔曼滤波算法的性能, 于 2019 年 7 月 10 日在西安临潼商业街道进行了跑车实验。下面分别给出实验安排和实验结果分析。

4.1 实验安排

本文跑车实验数据采用 SBG Ekinox2 作为惯性测量单元, 使用 NovAtel 接收机进行 GPS (千寻 RTK 服务) 定位, 其中, GPS 理论定位精度为分米级, 其他试验参数如表 1 所示。

表1 试验设备参数设置

参数设置	参数值
GPS 数据更新率	20 Hz
IMU 数据更新率	100 Hz
陀螺仪常值漂移	0.5°/h
陀螺仪角速度随机游走	$0.14^\circ/\sqrt{h}$
加速度计常值零偏	2 μg
加速度计随机游走	$7 \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$

实验将第三方 SBG Ekinox 2 的组合导航输出结果 (理论定位精度为 0.02 m) 作为参考值, 实验分析的各项定位测速误差都是以该参考值为基准得出。将该参考值输入到谷歌地图中, 得到跑车真实运动轨迹如图 2 白色粗线所示。



图2 跑车试验轨迹

整个车载实验过程中, 部分时段 GPS 信号受附近高楼和树木等影响, GPS 定位出现异常, 图 2 中用方框标记圈出的区域就属于此种情况, 该区域的 GPS 定位误差如图 3 所示。由于 GPS 定位异常会影响组合导航的定位精度, 故本文选取方框区域为研究对象, 分别用本文提出的 AKF 算法和常规 KF 算法对该区域导航数据进行处理, 通过比较两种算法的滤波结果来验证本文算法的有效性。

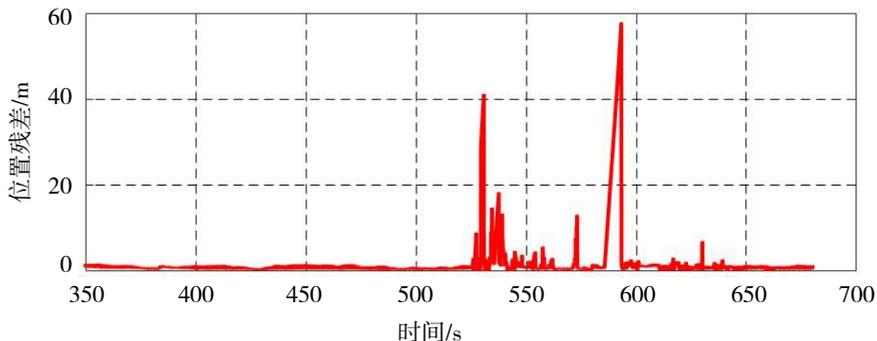
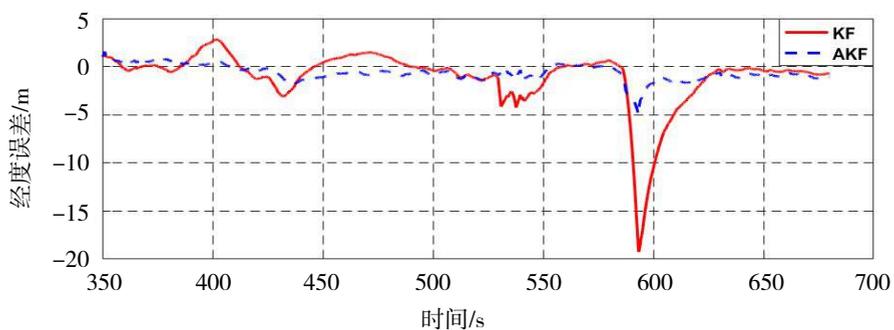


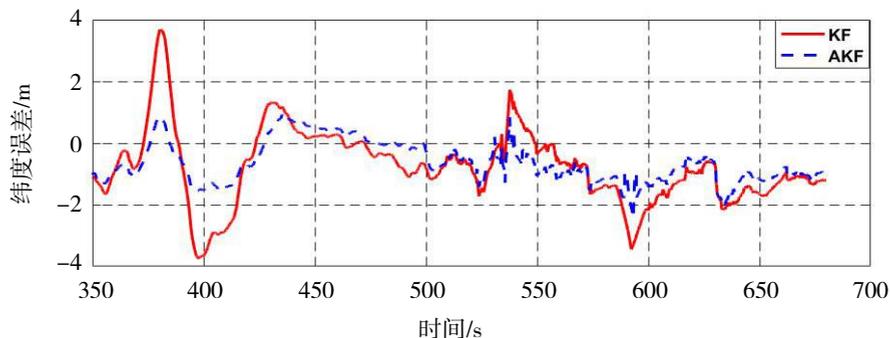
图3 GPS 定位结果

4.2 实验结果分析

分别使用 AKF 算法和 KF 算法对图 2 中方框区域所对应的测量数据进行 INS/GPS 松耦合解算, 将解算结果与参考值进行比较, 得到经度方向和纬度方向的位置误差对比如图 4 所示, 速度误差对比如图 5 所示。其中, 虚线表示 AKF 算法滤波结果, 实线表示 KF 算法滤波结果。

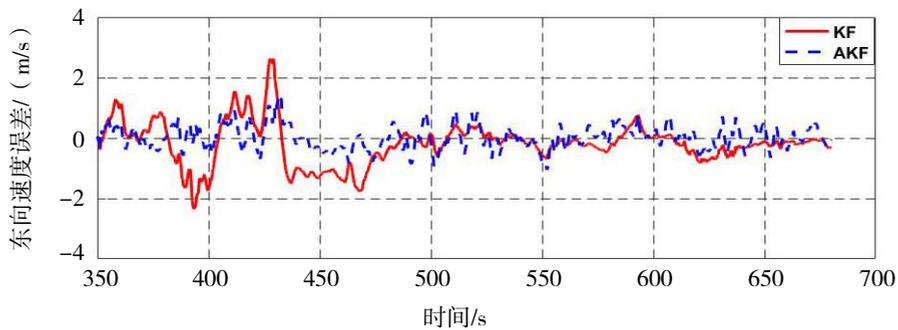


(a)

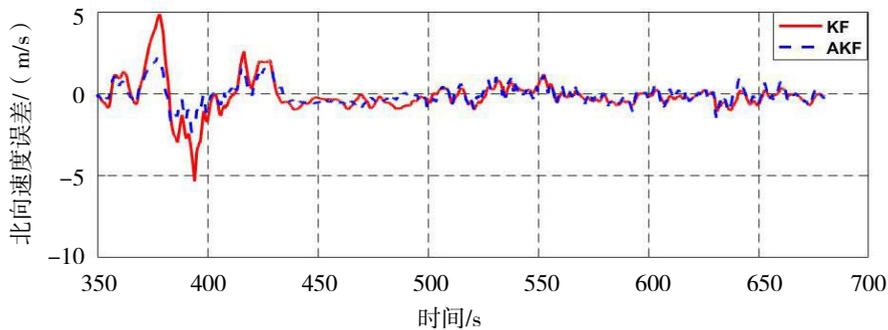


(b)

图 4 KF、AKF 位置误差对比



(a)



(b)

图 5 KF、AKF 速度误差对比

根据图 3 和图 4 可知, 在 570~630 s 区间, 卫星定位误差较大, 出现较大数量测异常值 (本文设置量测误差绝对值大于 5 为异常值), 使用 KF 算法, 580 s 左右, 经度、纬度误差明显增大并出现发散趋势, 到 630 s 左右才出现收敛现象, 收敛速度慢, 经度误差峰值甚至达到了 -19 m 左右; 而使用 AKF 算法,

经度误差峰值降到了 -5 m 左右,且在 600 s 左右就开始收敛,加快了收敛速度,证明本文提出的 AKF 算法具有较强的抑制定位误差能力。

根据图 3 和图 5 可知,在 $350\sim 500\text{ s}$ 区间,卫星定位误差较小,无量测异常值出现。使用 KF 算法,东西向速度误差在 $\pm 3\text{ m/s}$ 之间,北向速度误差在 $\pm 5\text{ m/s}$ 之间;而使用 AKF 算法,由于无量测异常值,滤波过程只对系统噪声方差阵 \mathbf{Q} 进行修正,滤波结果为东西向速度误差在 $\pm 1\text{ m/s}$ 之间,北向速度误差在 $\pm 2\text{ m/s}$ 之间,证明本论文的 AKF 算法对噪声干扰造成的定位误差有较好的抑制作用。

表 2 列出了 KF 算法和 AKF 算法在方框区域位置误差和速度误差的均值 (mean) 及均方根 (root mean square, RMS),可以算出 AKF 算法在经度、纬度、东向速度、北向速度误差较 KF 算法均值上分别降低了 39%, 20%, 95%, 50%; 均方根分别降低了 67%, 34%, 47%, 38%。故,本文提出的 AKF 算法较 KF 算法具有更好的导航精度和滤波稳定性。

表 2 算法性能比较

算法	经度误差/m		纬度误差/m		东向速度误差/(m/s)		北向速度误差/(m/s)	
	mean	RMS	mean	RMS	mean	RMS	mean	RMS
KF	-1.05	3.15	-0.77	1.44	-0.2	0.73	-0.14	1.06
AKF	-0.64	1.04	-0.63	0.95	-0.01	0.39	-0.07	0.66

注: mean 为均值, RMS 为均方根。

5 结论

本文以 GPS/INS 组合导航应用为背景,针对由于系统噪声协方差阵不准确、观测数据突变造成的常规 Kalman 滤波精度下降问题,提出一种基于新息的自适应 Kalman 滤波算法。该算法首先利用卡方检验对量测异常值进行识别,再用新息协方差调整量测噪声来抑制异常值;然后,通过自适应因子对系统噪声进行调整来改善系统噪声协方差阵不准确的问题。并通过跑车试验进行验证,实验结果显示: AKF 算法在经度、纬度、东向速度、北向速度误差较 KF 算法均值上分别降低了 39%, 20%, 95%, 50%; 均方根分别降低了 67%, 34%, 47%, 38%, 有效地提高了整体滤波精度。相对使用 KF 算法经度误差峰值达到 -19 m ,使用 AKF 算法经度误差峰值能降至 -5 m ,证明 AKF 算法能有效地抑制异常值,防止滤波发散。

参考文献:

- [1] 王洪先. 陆用惯性导航系统技术发展综述[J]. 光学与光电技术, 2019, 17(6): 77-85.
- [2] 杨晓明, 王胜利, 王海霞, 等. 基于 EKF 的 GNSS/SINS 组合导航系统应用[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2019, 38(6): 114-122.
- [3] 崔杉, 熊力. 全球卫星导航系统[J]. 电子制作, 2015(16): 47.
- [4] 汪勇, 丁金学. 全球卫星导航系统的市场应用前景[J]. 中国航天, 2012(9): 30-36.
- [5] 樊宇, 程全. GPS 与惯性导航系统的组合应用研究[J]. 制造业自动化, 2015(3): 74-75.
- [6] 胡锋, 孙国基. Kalman 滤波的抗野值修正[J]. 自动化学报, 1999, 25(5): 692-696.
- [7] WU F, YANG Y, CUI X. Application of adaptive factor based on partial state discrepancy in tight coupled GPS/INS integration[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2010, 35(2): 156-159.
- [8] WU F M, NIE J L, HE Z B. Classified adaptive filtering to GPS/INS integrated navigation based on predicted residuals and selecting weight filtering[J]. Geomatics & Information Science of Wuhan University, 2012, 37(3): 261-264.

- [9] YANG Y, HE H, XU G. Adaptively robust filtering for kinematic geodetic positioning[J]. *Journal of Geodesy*, 2001, 75(2-3): 109-116.
- [10] YANG Y, XU T. An adaptive Kalman filter based on sage windowing weights and variance components[J]. *Journal of Navigation*, 2003, 56(2): 231-240.
- [11] 申逸. Kalman 滤波技术在目标跟踪中的应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.
- [12] 杨元喜. 动态 Kalman 滤波模型误差的影响[J]. *测绘科学*, 2006, 31(1): 17-18.
- [13] 姜庆峰, 桑渤, 潘泉有. 基于 DOP 值的 GPS/INS 组合导航滤波方法[J]. *海洋测绘*, 2016, 36(1): 59-62.
- [14] 田宠, 王兴亮, 卢艳娥. 一种改进的自适应指数加权衰减记忆滤波算法[J]. *武汉理工大学学报*, 2011, 33(11): 147-152.
- [15] 蔡佳, 黄长强, 井会锁, 等. 基于指数加权的改进衰减记忆自适应滤波算法[J]. *探测与控制学报*, 2013, 35(4): 21-26.
- [16] ZHAO L, LIU J. An improved adaptive filtering algorithm with applications in integrated navigation[C] // *IEEE International Conference on Digital Manufacturing & automation*, 2012: 182-185.
- [17] 谭攀, 伍仲南, 康跃耀. 抑制卡尔曼滤波发散的组合导航算法研究[J]. *地理空间信息*, 2019, 17(9): 109-112.
- [18] SAGE A P, HUSSA G W. Adaptive filtering with unknown prior statistics[C] // *Proceedings of Joint Automatic Control Conference*. Boulder, USA: ASME, 1969: 760-769.
- [19] 鲁平, 赵龙, 陈哲. 改进的 Sage-Husa 自适应滤波及其应用[J]. *系统仿真学报*, 2007(15): 3503-3505.
- [20] 徐恩松, 陆文华, 刘云飞, 等. 基于卡尔曼滤波的数据融合算法与应用研究[J/OL]. *计算机技术与发展*, 2020(5): 1-7.
- [21] 付梦印, 邓志红, 闫莉萍. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 111-118.
- [22] 袁美桂, 严玉国, 庞春雷, 等. 改进的自适应 Kalman 滤波在 GPS/SINS 中的应用[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2015, 16(5): 65-69.
- [23] 沈凯, 管雪元, 李文胜. 扩展卡尔曼滤波在组合导航中的应用[J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(8): 158-160.