

基于SVD的改进抗差UKF算法及在组合导航中的应用

谭兴龙^{a,b}, 王 坚^{a,b}, 李增科^b

(中国矿业大学 a. 国土环境与灾害监测国家测绘局重点实验室, b. 环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 针对GPS/INS组合导航中因观测异常导致系统状态先验信息矩阵失去对称正定性, 及传统等价权函数抗差算法易遇到病态矩阵, 引起滤波性能下降的问题, 提出一种基于奇异值分解的改进抗差UKF算法. 该算法克服了先验协方差矩阵负定性变化, 通过判断矩阵病态性实现智能选取抗差策略. 最后利用车载实测数据进行验证, 所得结果表明, SVD-UKF导航解精度稍优于EKF算法, 改进的抗差策略能够极大减弱单独、连续以及混合的观测异常对导航解的影响, 提高了导航解精度和可靠性.

关键词: GPS/INS组合导航; 无迹卡尔曼滤波; 改进抗差策略; 奇异值分解

中图分类号: TP273

文献标志码: A

SVD aided improved robust UKF algorithm and its application for integration navigation

TAN Xing-long^{a,b}, WANG Jian^{a,b}, LI Zeng-ke^b

(a. Key Laboratory for Land Environment and Disaster Monitoring of SBSM, b. School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China. Correspondent: WANG Jian, E-mail: wjian@cumt.edu.cn)

Abstract: Aiming at the priori estimated covariance of states turns into a non-positive definite matrix resulted from anomalies of observation, and the equivalent weight function in robust estimation can suffer from the ill-conditioned matrix in unscented Kalman filter(UKF), which leads to the accuracy decrease of the filter performance. A singular value decomposition(SVD) aided improved robust UKF algorithm for integration navigation is proposed, which solves the non-positive definite matrix for unscented transformation. The improved robust algorithm takes different strategy by judging the ill-condition matrix. Finally, field data on the vehicle are collected to verify the algorithm. The results show that, the performance of SVD-UKF navigation solution is slightly superior to the EKF algorithm. The improved robust algorithm can greatly weaken the influence of separate, continuous and hybrid observation anomalies for enhancing the reliability and accuracy of navigation solutions.

Key words: GPS/INS integrated navigation; unscented Kalman filter; improved robust algorithm; singular value decomposition

0 引言

为实现最优非线性滤波, 需要得到目标状态后验概率密度函数的完整描述非线性问题, 而这在实际的GPS/INS组合导航中很难得到. 为此, 许多学者提出了大量次优的近似估计方法^[1-5], 其中最为常用的有函数近似法和基于采样方法的近似法. 扩展卡尔曼滤波(EKF)是典型的函数近似法, 其基本思想是围绕状态估值对非线性模型进行一阶Taylor展开, 再结合经典的卡尔曼滤波进行滤波估计, 算法简单且易于实

现^[6-8]. 但该算法存在高阶项截断误差, 同时非线性函数的Jacobian矩阵求解计算量较大, 且在强非线性和非高斯环境下跟踪性能较差, 甚至会出现滤波发散现象. 基于采样方法的近似法利用带有权值的样本集来近似目标的状态后验概率密度^[9], 较典型的算法有无迹卡尔曼滤波(UKF)和粒子滤波(PF). PF采用空间随机样本, 独立于系统模型, 与模型是否线性和高斯分布无关, 可应用在各种系统模型下, 但其产生大量随机粒子, 计算量非常大, 并且存在粒子退化等缺陷, 较

收稿日期: 2013-08-23; 修回日期: 2014-03-21.

基金项目: 新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-13-1019); 江苏省高校优势学科建设工程项目(SZBF 2011-6-B35); 江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(CXLX13.944).

作者简介: 谭兴龙(1987-), 男, 博士生, 从事组合导航、数据处理的研究; 王坚(1980-), 男, 教授, 博士生导师, 从事组合导航、灾害监测预警预报等研究.

难满足导航系统实时性的需求^[10-11]. UKF 采用确定的样本点, 通过样本点逼近状态向量后验概率密度函数的均值和协方差, 从而避免了由线性化而导致的跟踪误差, 且计算量小、精度高^[12-13].

虽然 UKF 能克服 EKF 存在的部分问题, 但在实际应用中, 计算机的截断误差、观测粗差、系统噪声的不确定性以及状态模型扰动异常等, 都会导致系统状态先验信息矩阵失去对称正定性^[14-16], 影响滤波器效果. 在抗差导航算法中较常用的等价权模型通过抗差因子构造等价权函数^[17-19], 易导致 UKF 预测观测向量协方差矩阵病态, 引起数值计算不稳定; 而通过权函数直接调整增益矩阵能避免病态矩阵求逆, 但会降低抗差导航解精度^[20]. 为克服上述问题, 本文在等价权抗差算法、奇异值分解和标准 UKF 算法的基础上, 提出一种基于 SVD 的改进抗差 UKF 算法. 数值计算结果表明了该算法的有效性.

1 标准 UKF 算法

设系统的非线性状态方程和观测方程分别为

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}) + w_k, \\ y_k &= h(x_k) + v_k. \end{aligned} \quad (1)$$

其中: x_k 和 x_{k-1} 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的状态向量, y_k 为观测向量, $f(\cdot)$ 为状态模型, $h(\cdot)$ 为观测模型, w_k 为系统噪声向量, v_k 为观测噪声向量, 且满足

$$\begin{cases} E[w_i] = 0, E[w_i w_j^T] = \delta_{ij} Q_i, \\ E[v_i] = 0, E[v_i v_j^T] = \delta_{ij} R_i, \\ E[w_i v_j^T] = 0. \end{cases} \quad (2)$$

这里: δ_{ij} 为 Kronecker- δ 函数, Q_i 、 R_i 分别为系统噪声和观测噪声对应的方差. 则 UKF 算法计算步骤如下.

1) 状态参数初始化.

$$\begin{aligned} \hat{x}_0 &= E[x_0], \\ P_0 &= E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]. \end{aligned} \quad (3)$$

2) 计算 Sigma 点.

UKF 算法的关键是 Sigma 点采样策略, 即 Sigma 点的个数、位置以及相应权值的确定方法, 在保证得到输入变量 x 的分布特征的同时, 使得逼近输出性能指标的代价函数达到最小. 通常采用基于 Cholesky 分解的对称采样策略, 即对于均值为 \hat{x}_{k-1} 、方差为 $P_{k-1} \in R^{m \times m}$ 的 m 维随机变量 x_{k-1} , 产生的 $2m+1$ 个列向量 χ_{k-1} (Sigma 点) 为

$$\begin{aligned} P_{k-1} &= L_{k-1} L_{k-1}^T, \\ \chi_{k-1} &= \begin{bmatrix} \hat{x}_{k-1} \\ \hat{x}_{k-1} + \sqrt{m+\lambda} \times L_{k-1} \\ \hat{x}_{k-1} - \sqrt{m+\lambda} \times L_{k-1} \end{bmatrix}^T. \end{aligned} \quad (4)$$

其中: $L_{k-1} \in R^{m \times m}$ 为 Cholesky 分解的对角元为正

数的下三角阵; $\chi_{k-1} \in R^{m \times (2m+1)}$ 为 Sigma 点; m 为状态参数个数; $\lambda = \alpha^2(m + \kappa) - m$ 为尺度因子, κ 为常数, 设置为 0 或 $3-m$, α 为 Sigma 点到 \hat{x}_{k-1} 的距离, 一般取 $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$. 各个 Sigma 点权值为

$$\begin{aligned} W_0^m &= \lambda / (m + \lambda), \\ W_0^c &= \lambda / (m + \lambda) + (1 + \alpha^2 - \beta), \\ W_i^m &= W_i^c = 1 / 2(m + \lambda), \quad i = 1, 2, \dots, 2m. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: W_i^m 、 W_i^c 分别为均值和方差的权值; β 用于融合随机变量的先验信息, 对于高斯分布取 $\beta = 2$.

3) 时间更新.

$$\begin{aligned} \chi_{k|k-1} &= f(\chi_{k-1}), \\ \hat{x}_{k|k-1} &= \sum_{i=0}^{2m} W_i^m \chi_{i,k|k-1}, \\ P_{k|k-1} &= \sum_{i=0}^{2m} W_i^c (\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1}) \times \\ &\quad (\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1})^T + Q_k. \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $\hat{x}_{k|k-1}$ 为预测状态值, $P_{k|k-1}$ 为预测状态向量协方差矩阵.

4) 测量更新.

$$\begin{aligned} y_{k|k-1} &= h(\chi_{k|k-1}), \\ \hat{y}_k &= \sum_{i=0}^{2m} W_i^m y_{i,k|k-1}, \\ P_{yy} &= \sum_{i=0}^{2m} W_i^c (y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k) \times \\ &\quad (y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k)^T + R_k. \end{aligned} \quad (7)$$

其中: \hat{y}_k 为预测观测值, P_{yy} 为预测观测向量协方差矩阵.

5) 滤波更新.

$$\begin{aligned} P_{xy} &= \sum_{i=0}^{2m} W_i^c (\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1}) \times \\ &\quad (y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k)^T, \\ K_k &= P_{xy} P_{yy}^{-1}, \\ \hat{x}_k &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_k), \\ P_k &= P_{k|k-1} - K_k P_{yy} K_k^T. \end{aligned} \quad (8)$$

其中: K_k 为增益矩阵, \hat{x}_k 为估计状态, P_k 为估计状态协方差矩阵.

将式 (8) 中估计的状态 \hat{x}_k 代入式 (1) 中的观测方程, 可得到滤波后的残差为

$$\tilde{y}_k = y_k - h(\hat{x}_k). \quad (9)$$

2 基于 SVD 的改进抗差 UKF 算法

奇异值分解是数值代数中最为稳定和精度较高的一种矩阵分解算法, 且对被分解矩阵的对称性和

正定性没有限制,易于在计算机上实现.由于观测粗差、计算机截断误差和状态模型扰动等异常引起的状态方差矩阵失去对称正定性,导致常规UT变换中Cholesky分解无法使用,本文采用SVD算法对Sigma点进行取样.针对传统抗差模型中通过抗差因子调节观测噪声矩阵易引起UT变换后预测观测协方差矩阵病态,导致计算增益矩阵时数值不稳定、误差较大,提出了抗差因子调节预测观测向量协方差矩阵和增益矩阵的混合模型改进抗差算法.即通过判断经抗差因子调节后的预测观测向量协方差矩阵条件数大小自主选择抗差策略:如果矩阵条件数过大,则认定矩阵为病态,采用抗差因子调节增益矩阵的抗差策略;否则,采用抗差因子调节观测噪声的抗差策略.该算法的流程如图1所示.

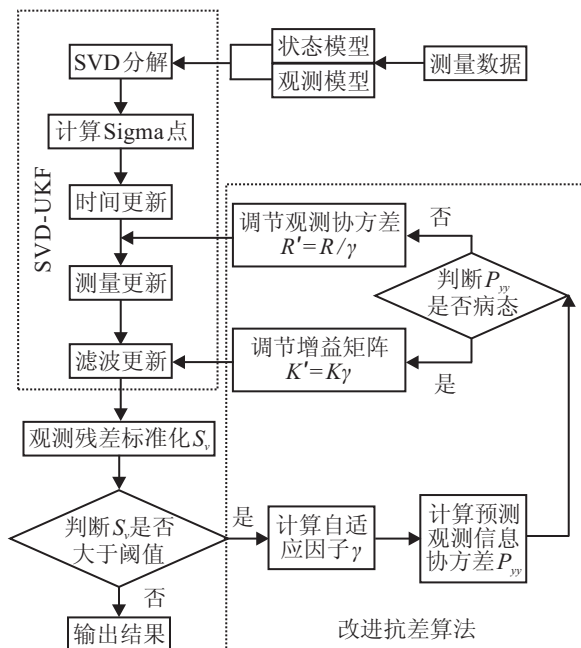


图1 基于SVD的改进抗差UKF算法

2.1 奇异值分解

设矩阵 $B \in R^{m \times n} (m > n)$, 则 B 的奇异值分解为

$$B = U \Lambda V^T = U \begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T. \quad (10)$$

其中: $U \in R^{m \times m}$, $\Lambda \in R^{m \times n}$, $V \in R^{n \times n}$; $S = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_r)$, $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r \geq 0$, s_1, s_2, \dots, s_r 为矩阵 B 的奇异值, r 为 B 的秩; U 、 V 的列向量分别为 B 的左、右奇异向量.

2.2 抗差模型

抗差因子起着调节观测信息对滤波结果贡献大小的功能.采用观测向量残差值构建抗差因子,抗差因子 r_k 类似于 IGGIII 函数表达式,即

$$r_k = \begin{cases} 1, & s_{v_k} \leq k_0; \\ \frac{k_0}{s_{v_k}} \times \left[\frac{k_1 - s_{v_k}}{k_1 - k_0} \right], & k_0 \leq s_{v_k} \leq k_1; \\ 10^{-30}, & s_{v_k} \leq k_1. \end{cases} \quad (11)$$

其中: k_0 、 k_1 为阈值参数,通常 k_0 取 1.5~2.0, k_1 取 3.0~8.5,文中取 $k_0 = 2$, $k_1 = 4$; s_{v_k} 、 σ_k 分别为标准化残差和基于中位数计算的方差因子,即^[21-22]

$$s_{v_k} = |v_i| / (\sigma_k \sqrt{q_{v_i}}),$$

$$\sigma_k = 1.4826 \times \text{Median}(|v_i| / \sqrt{q_{v_i}}). \quad (12)$$

v_i 为观测残差 \tilde{y}_k 的第 i 个残差值, q_{v_i} 为其权值的倒数,文中取 $q_{v_i} = R_i$.需要指出的是,当 k_0 取值较小时,判定观测值是否存在观测异常的标准较为严格,反之其判定准则较为宽松;同样,当 k_1 取值较小时,判定观测值是否为粗差的标准较为严格,反之其判定准则较为宽松.

2.3 改进的抗差SVD-UKF算法

为解决异常情况下式(4)中 P_{k-1} 会失去正定性而无法使用Cholesky分解的问题,采用基于SVD计算Sigma点,即

$$P_{k-1} = U_{k-1} S_{k-1} V_{k-1}^T,$$

$$\chi_{k-1} =$$

$$\begin{bmatrix} \hat{X}_{k-1}, \hat{X}_{k-1} + \sqrt{m + \lambda} \times U_{k-1} \times \sqrt{S_{k-1}}, \\ \hat{X}_{k-1} - \sqrt{m + \lambda} \times U_{k-1} \times \sqrt{S_{k-1}} \end{bmatrix}. \quad (13)$$

需要指出的是,若 P_{k-1} 没有失去对称正定性,则SVD分解与Cholesky分解采样结果相同.

改进的抗差算法是:首先利用SVD-UKF进行滤波,并按式(12)计算标准化残差.若标准化残差大于阈值,则认为观测向量存在异常,根据下式计算预测观测向量协方差矩阵:

$$\bar{P}_{yy} =$$

$$\sum_{i=0}^{2m} W_i^c (y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k)(y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k)^T + R_k / r_k. \quad (14)$$

然后通过计算 \bar{P}_{yy} 条件数判断是否病态,即如果 $\text{cond}(\bar{P}_{yy}) \geq 10^{15}$,则认定 \bar{P}_{yy} 病态,采用下式计算出抗差增益矩阵:

$$\bar{K}_k = \begin{cases} P_{xy} \bar{P}_{yy}^{-1}, & \text{cond}(\bar{P}_{yy}) < 10^{15}; \\ K_k r_k, & \text{cond}(\bar{P}_{yy}) \geq 10^{15}. \end{cases} \quad (15)$$

3 GPS/INS 组合导航

采用GPS/INS松组合方式,考虑到随着维数增加UKF计算量急剧增大,为保证导航解的精度和速度,选取位置、速度、姿态以及加速度计和陀螺仪漂移误差的15维状态参数.

以北东地(NED)为导航坐标系,采用捷联惯性导

航误差方程^[23]

$$\begin{aligned} \delta\dot{\varepsilon} &= -\omega_{in}^n \times \delta\varepsilon + \delta\omega_{in}^n - C_b^n \delta\omega_{ib}^b, \\ \delta\dot{v} &= C_b^n \delta f^b + C_b^n \delta f^b \times \delta\varepsilon - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \\ &\quad \delta v - (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) \times v + \delta g^n, \\ \delta\dot{p} &= \delta v. \end{aligned} \quad (16)$$

其中: δp 、 δv 、 $\delta\varepsilon$ 分别为位置、速度和姿态误差, 上下标 i 、 n 、 e 、 b 分别代表惯性系、导航系、地球系和载体系, ω_{ib}^b 为陀螺仪测得的载体相对惯性系的旋转角速度, f^b 为加速度计测得的比力, C_b^n 为载体系到导航系的方向余弦矩阵, ω_{in}^n 为导航系相对于惯性系下的旋转角速度在导航系下的表示, ω_{ie}^n 为地球相对于惯性系下的旋转角速度在导航系下的表示, ω_{en}^n 为导航系相对于地球的旋转角速度在导航系下的表示, δg^n 为当地重力矢量误差, δf^b 、 $\delta\omega_{ib}^b$ 分别为加速度计和陀螺仪漂移误差, 用一阶马尔可夫过程建模为

$$\begin{aligned} \delta\dot{f}^b &= -\frac{1}{t_f} \delta f^b + w_f, \\ \delta\dot{\omega}_{ib}^b &= -\frac{1}{t_\omega} \delta\omega_{ib}^b + w_\omega. \end{aligned} \quad (17)$$

这里: t_f 、 t_ω 为马尔可夫过程时间常数, w_f 、 w_ω 为高斯白噪声。

由式(16)和(17)可得组合导航系统的状态方程为

$$\delta\dot{x} = F\delta x + w_x. \quad (18)$$

其中: $\delta x = [\delta p, \delta v, \delta\varepsilon, \delta f, \delta\omega]^T$, F 为状态转移矩阵, w_x 为高斯白噪声。

取 GPS 和 INS 在导航系下输出的位置与速度之差构造观测方程为

$$y = A\delta x + v. \quad (19)$$

其中: y 为观测向量, $y = [p_{ins} - p_{gps}, v_{ins} - v_{gps}]^T$; A 为观测矩阵, $A = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 9} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 9} \end{bmatrix}$; v 为高斯白噪声。

4 计算与分析

利用北京昌平区采集的 2000 s GPS-RTK (1 Hz) 和 IMU (200 Hz) 数据, 仪器采用 Leica 1200 Base & Rover GPS System 和 SPAN-CPT. 设 GPS-RTK 测量值在北东高方向位置中误差分别为 0.05 m、0.05 m 和 0.1 m, 速度中误差分别为 0.05 m/s、0.05 m/s 和 0.1 m/s; INS 北东地初始位置误差分别为 1 m、1 m 和 2 m; 北东地初始速度为 0.5 m/s; 俯仰翻滚和航向初始姿态误差分别为 1°、1° 和 3°; 陀螺漂移和加速度偏置误差分别为 5°/h 和 50 μ g; 陀螺仪和加速度相关时间分别为 100 s 和 60 s. 文中以 GPS-RTK 定位结果为真值, 采用后处理计算导航解来验证所提出算法的有效性。

4.1 EKF 与 SVD-UKF 精度分析

图 2 和图 3 分别为基于 EKF 和 SVD-UKF 的 GPS/INS 组合导航解位置和速度误差. 可以看出, 由于 GPS 在高程方向上定位精度低于平面方向, 导致组合导航解高程方向位置和速度精度明显弱于另外二者方向. 表 1 为两种算法的误差统计结果(黑体数据为二者中精度较高者). 对比显示: 6 个观测值误差的平均值和均方差 12 项统计中, SVD-UKF 有 8 项优于 EKF, 总体上 SVD-UKF 算法精度略优于 EKF.

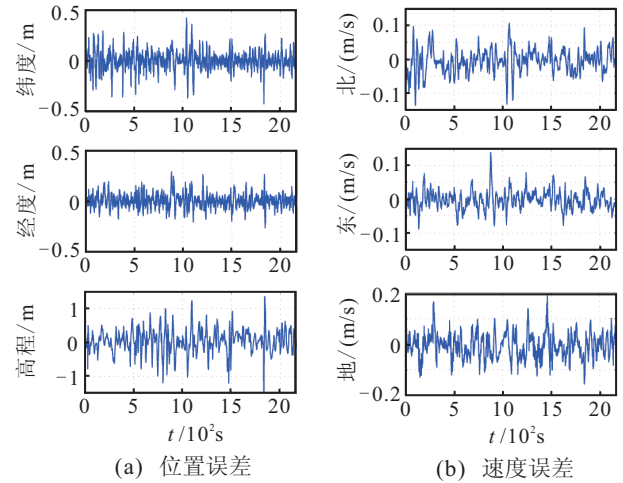


图 2 EKF 的位置和速度误差

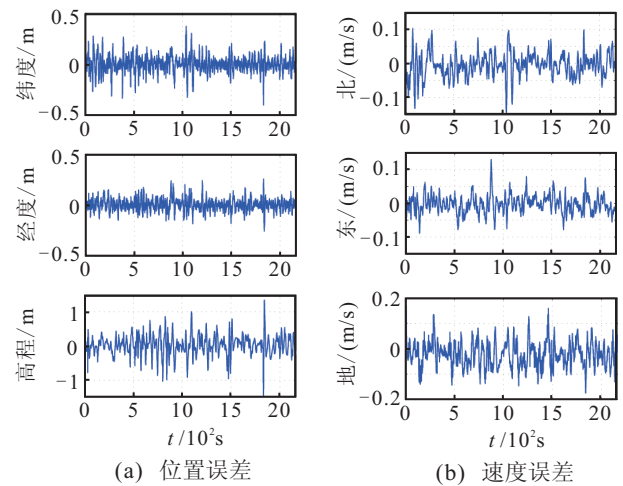


图 3 SVD-UKF 的位置和速度误差

表 1 EKF 和 SVD-UKF 的均值及方差比较

算法	位置误差/ 10^{-2} m					
	纬度		经度		高程	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差
EKF	0.11	9.21	0.28	6.70	4.12	34.07
SVD-UKF	0.13	8.10	0.26	5.83	2.49	29.11
算法	速度误差/ 10^{-2} (m/s)					
	北		东		地	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差
EKF	-0.51	3.47	-0.27	2.67	-0.53	4.89
SVD-UKF	-0.50	3.49	-0.27	2.60	-2.14	5.34

4.2 改进抗差 SVD-UKF 算法抗差效果分析

为验证改进抗差 SVD-UKF 算法的有效性, 在实测数据中分别人为地增加 4 种观测异常: 位置单点异常、速度连续增长异常、位置与速度连续随机异常、位置和速度混合连续随机异常. 如图 4 所示.

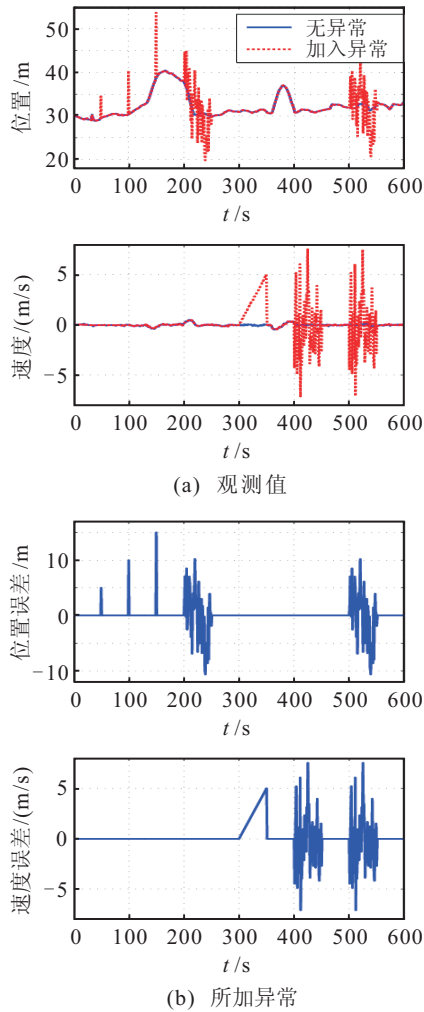


图 4 高程方向加入异常后观测值

1) 位置单点异常: 在 50s、100s、150s 处 GPS 观测值高程方向分别增加 5m、10m、15m 的观测粗差;

2) 速度连续增长异常: 在 301~350s 处 GPS 观测值速度地地方向以 0.1 m/s 的间隔依次递增至 5 m/s;

3) 位置和速度连续随机异常: 在 200~250s 之间 GPS 观测值高程方向加入 $N(0, 5)$ (均值为 0、方差为 5) 的随机异常, 在 400~450s 之间 GPS 观测值速度地地方向随机加入 $N(0, 3)$ (均值为 0、方差为 3) 的随机异常;

4) 位置和速度混合连续随机异常: 在 500~550s 之间 GPS 观测值高程方向和速度地地方向同时增加 $N(0, 5)$ 和 $N(0, 3)$ 的随机异常.

图 5 为加入 4 种观测异常后, 未抗差 SVD-UKF 算法和基于改进的抗差 SVD-UKF 滤波在高程方向位置、速度及其误差结果对比. 从图 5 中可以看出:

存在异常的观测值对未抗差结果影响较大; 而对改进的抗差算法影响较小, 但在 200~250s、301~350s、500~550s 处抗差结果出现一定波动, 这是由于此时的连续观测异常引起 GPS 观测信息持续不可用, 导致组合导航解随 INS 出现短时漂移误差.

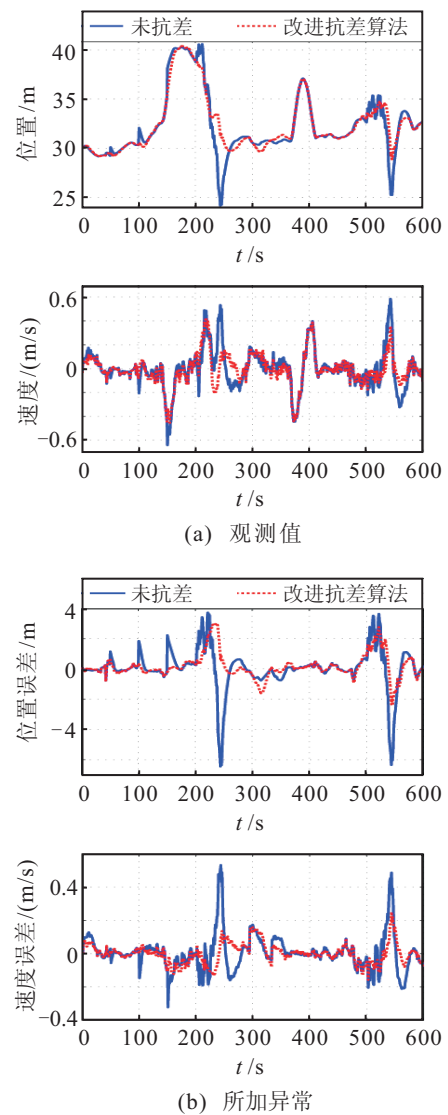


图 5 改进抗差 SVD-UKF 与未抗差 SVD-UKF 结果

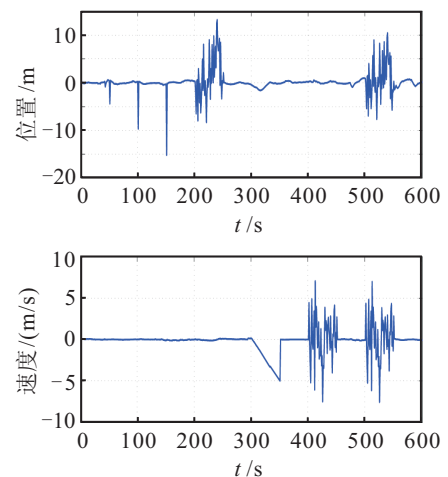


图 6 改进抗差 SVD-UKF 滤波后高程方向残差

图 6 为加入 4 种观测异常后改进抗差 SVD-UKF 滤波在高程方向位置和速度的残差(根据式(9)计算)。从图 6 中可以看出: 改进的抗差算法使加入的 4 种观测异常在残差中有所体现, 极大减弱了观测异常对导航解的贡献; 由于本文采用北东地导航坐标系, 异常 1) 和异常 2) 在残差中显示为负方向, 其在数值与趋势上皆与加入异常值相同, 异常 3) 和异常 4) 残差亦符合加入异常值的分布规律。

4.3 改进抗差策略与其他抗差策略精度分析

为验证改进的抗差策略的精度, 选取加入异常后的前 600 s 数据作实验样本, 采用以下 3 种方案进行对比: 1) 自适应因子调节观测值协方差矩阵的抗差策略^[22]; 2) 自适应因子调节增益矩阵的抗差策略^[20]; 3) 通过判断预测观测向量协方差矩阵的病态性自主选取抗差策略(即为本文中的改进的抗差策略)。

表 2 为 3 种方案误差的均值和方差统计数据(黑体数据为 3 种方案中精度较高者)。需要指出的是, 文中实际数据解算中, GPS 定位精度受制于外界环境影响, GPS 测速则综合多普勒观测值和位置求导等方法求得, 速度精度优于位置精度, 从而导致导航计算中设置的速度噪声中误差相对偏大, 进而引起速度方向上容错能力强于位置方向。这种在速度方向相对较强的容错能力在表 2 中表现为: 在速度方向上, 3 种方案精度相当、差异极小(差距小于 10^{-4} m/s); 而位置方向对观测异常较为敏感, 此时在纬度与经度方向上, 方案 3 稍优于方案 1 和方案 2, 在人为加入异常的高程方向上, 方案 3 明显优于方案 1 和方案 2。

表 2 3 种方案误差的均值和方差比较

算法	位置误差/ 10^{-2} m					
	纬度		经度		高程	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差
方案 1	-0.25	11.83	0.58	6.60	27.65	102.32
方案 2	-0.19	11.56	0.57	6.54	23.37	91.90
方案 3	-0.18	11.52	0.56	6.58	23.06	91.89

算法	速度误差/ 10^{-2} (m/s)					
	北		东		地	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差
方案 1	-1.32	4.20	-0.51	2.54	0.09	6.64
方案 2	-1.33	4.21	-0.50	2.53	0.12	6.58
方案 3	-1.32	4.21	-0.51	2.53	0.11	6.59

综合以上所有实验结果可以看出:

1) 由于有色噪声干扰、连续时间系统的截断误差等影响, 导致动力学模型存在一定偏差。SVD-UKF 算法采用确定性采样加权计算出参数均值和方差, 能更精确地逼近动力学模型非线性函数, 其导航解精度稍优于 EKF。

2) 将抗差因子引入 SVD-UKF 算法中, 能够极大抑制观测异常影响; 改进的抗差策略可以减弱多种类型观测异常影响, 且消除了抗差因子引起的病态矩阵数值计算不稳定性因素, 增强了滤波器的稳健性。

5 结 论

在 GPS/INS 组合导航非线性系统数据处理中, UKF 算法采用确定性采样策略逼近非线性模型, 易于在计算机上实现, 其精度优于 EKF, 在一定程度上能够提高组合导航精度。将奇异值分解引入 UKF, 可抑制先验协方差矩阵负定性变化, 提高滤波算法的数值稳定性。综合多种抗差策略, 将抗差因子应用于 UKF 算法中, 建立了改进的抗差 SVD-UKF 算法, 较好地减弱了观测异常对导航解的扰动影响, 并给出了相应的计算步骤。通过实测数据表明了该算法的导航精度和抗差效果。需要指出的是, 为了提高精度而增加组合导航状态参数个数, 将使 UKF 计算量急剧变大, 从而影响导航的实时性。

参考文献(References)

- [1] Van Der Merwe R. Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models[D]. Portland: OGI School of Science & Engineering, Oregon Health & Science University, 2004.
- [2] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998: 181-221. (Qin Y Y, Zhang H Y, Wang S H. Theory of Kalman filter and integrated navigation[M]. Xi'an: Northwest Polytechnical University Press, 1998: 181-221.)
- [3] 杨元喜, 高为广. 基于多传感器观测信息抗差估计的自适应融合导航[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2004, 29(10): 885-888. (Yang Y X, Gao W G. Integrated navigation based on robust estimation outputs of multi-sensor measurements and adaptive weights of dynamic model information[J]. J of Wuhan University: Information Science, 2004, 29(10): 885-888.)
- [4] 周哲, 翁海娜, 庄良杰. 联合卡尔曼滤波及其在舰船综合导航系统中的应用[J]. 控制与决策, 2000, 15(4): 501-503. (Zhou Z, Weng H N, Zhuang L J. Federated Kalman filtering and its application to ship integrated navigation system[J]. Control and Decision, 2000, 15(4): 501-503.)
- [5] 孙枫, 唐李军. 基于 cubature Kalman filter 的 INS/GPS 组合导航滤波算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(7): 1032-1036. (Sun F, Tang L J. INS/GPS integrated navigation filter algorithm based on cubature Kalman filter[J]. Control and Decision, 2012, 27(7): 1032-1036.)

- [6] Ding W, Wang J, Rizos C, et al. Improving adaptive Kalman estimation in GPS/INS integration[J]. *J of Navigation*, 2007, 60(3): 517-529.
- [7] 王坚, 刘超, 高井祥, 等. 基于抗差EKF的GNSS/INS紧组合算法研究[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2011, 36(3): 596-600.
(Wang J, Liu C, Gao J X, et al. GNSS/INS tightly coupled navigation model based on robust EKF[J]. *J of Wuhan University: Information Science*, 2011, 36(5): 596-600.)
- [8] 熊剑, 刘建业, 赖际舟, 等. 基于结构分解的GPS/INS组合导航粒子滤波技术[J]. *控制与决策*, 2012, 27(6): 957-960.
(Xiong J, Liu J Y, Lai J Z, et al. GPS/INS integrated navigation particle filter based on structural decomposition[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(6): 957-960.)
- [9] Wendel J, Metzger J, Moenikes R, et al. A performance comparison of tightly coupled GPS/INS navigation systems based on extended and sigma point kalman filters[J]. *Navigation*, 2006, 53(1): 21-31.
- [10] Carvalho H, Del Moral P, Monin A, et al. Optimal nonlinear filtering in GPS/INS integration[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(3): 835-850.
- [11] 常国宾, 许江宁, 常路宾, 等. 一种新的鲁棒非线性卡尔曼滤波[J]. *南京航空航天大学学报*, 2011, 43(6): 754-759.
(Chang G B, Xu J N, Chang L B, et al. New kind of robust nonlinear Kalman filter[J]. *J of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2011, 43(6): 754-759.)
- [12] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. *Proc of the IEEE*, 2004, 92(3): 401-422.
- [13] Chang L, Hu B, Chang G, et al. Huber-based novel robust unscented Kalman filter[J]. *IET Science, Measurement & Technology*, 2012, 6(6): 502-509.
- [14] 高为广, 何海波, 陈金平. 自适应UKF算法及其在GPS/INS组合导航中的应用[J]. *北京理工大学学报*, 2008, 28(6): 505-509.
(Gao W G, He H B, Chen J P. An adaptive UKF algorithm and its application for GPS/INS integrated navigation system[J]. *Trans of Beijing Institute of Technology*, 2008, 28(6): 505-509.)
- [15] 高社生, 王建超, 焦雅林. 自适应SVD-UKF算法及在组合导航的应用[J]. *中国惯性技术学报*, 2010, 18(6): 737-742.
(Gao S S, Wang J C, Jiao Y L. Adaptive SVD-UKF algorithm and application to integrated navigation[J]. *J of Chinese Inertial Technology*, 2010, 18(6): 737-742.)
- [16] 曲从善, 许化龙, 谭营. 一种基于奇异值分解的非线性滤波新算法[J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(9): 2650-2653.
(Qu C S, Xu H L, Tan Y. New nonlinear filtering algorithm based on SVD[J]. *J of System Simulation*, 2009, 21(9): 2650-2653.)
- [17] Yang Y, Song L, Xu T. Robust estimator for correlated observations based on bifactor equivalent weights[J]. *J of Geodesy*, 2002, 76(6/7): 353-358.
- [18] Yang Y X, He H, Xu G. Adaptively robust filtering for kinematic geodetic positioning[J]. *J of Geodesy*, 2001, 75(2/3): 109-116.
- [19] Chave A D, Thomson D J, Ander M E. On the robust estimation of power spectra, coherences, and transfer functions[J]. *J of Geophysical Research: Solid Earth* (1978~2012), 1987, 92(B1): 633-648.
- [20] 王坚, 王金岭, 高井祥. 基于抗差EKF的GNSS导航模型研究[J]. *中国矿业大学学报*, 2008, 37(4): 473-477.
(Wang J, Wang J L, Gao J X. Study on GNSS navigation model based on EKF[J]. *J of China University of Mining & Technology*, 2008, 37(4): 473-477.)
- [21] Yang Y X. Robust estimation for dependent observations[J]. *Manuscripta Geodaetica*, 1994, 19(1): 10-17.
- [22] 杨元喜. 自适应动态导航定位[M]. 北京: 测绘出版社, 2006: 99-101.
(Yang Y X. Adaptive navigation and kinematic positioning[M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2006: 99-101.)
- [23] Wang J J. Integration of GPS, INS and pseudolite to geo-reference surveying and mapping systems[D]. Sydney: School of Surveying & Spatial Information Systems, The University of New South Wales, 2007.

(责任编辑: 李君玲)