

基于抗差自适应容积卡尔曼滤波的超紧耦合跟踪方法

赵欣¹ 王仕成¹ 廖守亿¹ 马龙¹ 刘志国¹

摘要 为降低基于单一调节回路的超紧耦合结构存在的反作用影响,设计了一种基于双回路的超紧耦合结构.基于此,为解决所设计结构中跟踪环路的非线性滤波问题,针对测量异常误差和动力学模型误差,提出了一种基于抗差自适应容积卡尔曼滤波(Robust adaptive cubature Kalman filter, RACKF)的超紧耦合跟踪算法.该算法采用稳健 M 估计调整容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman filter, CKF)算法,对观测量中粗差的影响“程度”进行探测和处理,以减小观测量异常误差产生的影响,同时利用自适应调节因子对算法进行调节修正,以处理动态扰动误差引入的影响.实验结果表明:所提出的方法能有效地处理模型不准确所引入的误差,较好地实现全球定位系统(Global positioning system, GPS)卫星信号的高精度和稳定跟踪,其跟踪性能远优于基于单一回路的跟踪方法,同时优于基于无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)和基于 CKF 的跟踪方法,提升了导航系统在高动态条件下的适应性能.

关键词 超紧耦合导航, 容积卡尔曼滤波, 抗差自适应, 高动态, 信号跟踪

引用格式 赵欣, 王仕成, 廖守亿, 马龙, 刘志国. 基于抗差自适应容积卡尔曼滤波的超紧耦合跟踪方法. 自动化学报, 2014, 40(11): 2530–2540

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.02530

An Ultra-tightly Coupled Tracking Method Based on Robust Adaptive Cubature Kalman Filter

ZHAO Xin¹ WANG Shi-Cheng¹ LIAO Shou-Yi¹ MA Long¹ LIU Zhi-Guo¹

Abstract To reduce the negative impact existing in the ultra-tightly coupled structure based on single-modulating loop, an ultra-tightly coupled structure based on double-modulating loop is designed. Aiming at overcoming the nonlinear filter problem of the tracking loop in the designed structure, an ultra-tightly coupled tracking method using a robust adaptive cubature Kalman filter (RACKF) algorithm is proposed to cover measurement outliers and kinematic model errors. The proposed RACKF algorithm adopts the robust M estimation to adjust cubature Kalman filter (CKF) algorithm so as to detect and reduce the influence “degree” of measurement outliers. At the same time, RACKF adopts an adaptive factor to dispose the influence introduced by dynamic disturbance errors. Experiment results show that the proposed method can effectively resist errors aroused by inaccurate model, and that the high-accuracy and stably tracking for GPS satellite signal are achieved preferably. As revealed by comparative studies, the proposed method is superior to tracking method based on single-modulating loop in tracking performance. Moreover, the proposed method has a higher tracking performance than tracking methods based on unscented Kalman filter (UKF) and CKF, and thus it improves the applicability of the navigation system under the circumstance of high dynamics.

Key words Ultra-tightly coupled navigation, cubature Kalman filter (CKF), robust adaptive, high dynamic circumstance, signal tracking

Citation Zhao Xin, Wang Shi-Cheng, Liao Shou-Yi, Ma Long, Liu Zhi-Guo. An ultra-tightly coupled tracking method based on robust adaptive cubature Kalman filter. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(11): 2530–2540

临近空间飞行器可在几小时内到达全球任意地区,具备预警、电子压制、远程快速攻击及情报收集等发展潜力,是掌握制天权的有力保障,其地位具有

深远的战略意义.高精度高可靠性的导航、制导与控制技术是临近空间飞行器实现远距离作战任务的重要保证^[1–2].

捷联惯性导航系统(Strap-down inertial navigation system, SINS)/全球定位系统(Global positioning system, GPS)组合导航系统是临近空间飞行器的一种有效的导航手段.然而,临近空间飞行器经常工作在高动态、弱信号等复杂的空间环境下,导致 SINS 和 GPS 的普通组合方式(松组合和紧耦合)难以满足上述苛刻环境的需求.目前, SINS/GPS 超紧耦合导航系统,因具有更好的高动态适应能力和抗

收稿日期 2013-04-16 录用日期 2013-11-01
Manuscript received April 16, 2013; accepted November 1, 2013
国家高技术研究发展计划(863 计划)(2012AA7053029), 国家自然科学基金(61374126)资助

Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2012AA7053029) and National Natural Science Foundation of China (61374126)

本文责任编辑 潘泉
Recommended by Associate Editor PAN Quan

1. 第二炮兵工程大学 西安 710025
1. The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025

干扰能力, 已成为国内外研究的热点^[3]. SINS/GPS 超紧耦合导航系统从结构上分为集中式结构^[4] 和级联式结构^[5], 其中级联式结构更加易于工程实现^[3]. 级联式超紧耦合系统的核心是 SINS 辅助 GPS 跟踪环路设计, 其关键是预滤波算法. 算法的性能直接影响卫星信号的跟踪性能, 进而影响导航系统的精度和可靠性.

预滤波算法的观测量取自基带同相 (I)/正交 (Q) 信息, I/Q 信息与跟踪参数间存在较高度度的非线性关系, 通常有 3 种方法处理这一非线性问题: 1) 采用非线性辨识器法^[6]; 2) 扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman filter, EKF) 法^[5]; 3) 非线性滤波器法^[7]. 方法 1) 虽可简化滤波算法, 但经辨识器处理后, 基带 I/Q 信息的噪声之间不再相互独立, Kalman 滤波为最优估计的前提条件不再满足, 且面临低载噪比条件下辨识器失效的问题. 方法 2) 是解决非线性问题的传统途径, 但因预滤波模型非线性程度较高, 使用 EKF 将存在较大的截断误差, 且文献 [5] 研究指出其跟踪性能类似于方法 1). 方法 3) 直接采用非线性滤波算法处理 I/Q 信息, 保证了系统的跟踪精度. 适合本文研究问题的常用方法为无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman filter, UKF), 然而, UKF 存在一定的局限性, 在高维 (通常高于 3 维) 系统中, 为避免非正定协方差矩阵的传播, 需仔细调整 UKF 中的参数^[8], 此时 UKF 易出现数值不稳定现象, 即引发维数灾难或发散情况, 使其在高动态、弱信号等复杂环境下的应用受到限制. 最近, Arasaratnam 等^[9] 基于 Cubature 变换提出一种新的非线性滤波方法 — 容积卡尔曼滤波 (Cubature Kalman filter, CKF), 该方法一经提出就被学者用于导航^[10-12]、姿态估计^[13-14]、连续系统^[15]、混合滤波^[16] 等领域. CKF 与 UKF 滤波过程类似, 但理论推导更为严谨, 其通过 $2n$ 个同等权值的 Cubature 点经非线性函数转换后产生新的点, 用于预测下一时刻的系统状态. CKF 同样不需要对非线性进行线性化, 具备 UKF 的所有特点, 且相对于 UKF 常用的对称采样策略, 使用更少的采样点. 与 EKF 和 UKF 等滤波算法相比, CKF 具备更优的非线性逼近性能、更高的数值精度及更好的滤波稳定性, 且实现起来也相对简单^[17].

针对超紧耦合结构中跟踪环路的非线性滤波问题, 为进一步提高卫星信号的跟踪精度和稳定性, 本文将 CKF 应用于超紧耦合系统的 GPS 信号跟踪, 并针对应用过程中的需求提出改进的 CKF 方法, 提高背景环境下卫星信号的跟踪性能.

1 SINS/GPS 超紧耦合结构设计

文献 [18] 将级联式超紧耦合结构分为 3 种, 本

质上, 3 种结构仅在信号跟踪误差估计环节做了不同的实现, 即采用 3 种不同的方式估计码和载波相关误差量, 其他部分基本上是一致的. 且对于卫星信号跟踪的实现采用了一种外部回路闭环的方式, 这是一种典型的矢量跟踪结构, 这类结构增强了通道间卫星信号跟踪的相互辅助作用, 但同时存在一个问题, 即当不稳定通道数量较多时, 如遇到强干扰致使多颗卫星信号载噪比降低, 此时的信号跟踪过程中不稳定通道占主导, 势必导致组合导航滤波器精度下降, 用此单一信息去调整所有通道的本地信号发生器, 将使少数正常通道的信号跟踪性能受到影响, 从而使组合导航系统的性能进一步恶化. 因此, 这种单一调节回路的设计在特殊情况下对卫星信号跟踪过程产生了一定的“反”作用. 另外, 由于这类结构中 GPS 跟踪环路实际上是一种开环的形式, 若组合导航滤波器因某些原因 (如发生故障) 不能正常工作时, 整个系统将陷入瘫痪, 系统可靠性降低.

为了降低上述“反”作用的影响, 本文借鉴了常规标量跟踪结构的优点, 设计了图 1 所示的基于双回路调整方式的超紧耦合结构, 相对于基于单一回路的超紧耦合结构, 设计的结构有两点改进: 1) 加入图示 A 和 B 两条线, 构成内部回路; 2) 加入了图示倍频数据处理器和分频数据处理器, 其余部分相同. 两路回路中, 一路是针对每个通道的内部回路, 类似于常规接收机的跟踪通道, 采用码和载波相互辅助跟踪的方法闭合环路, 利用各通道预滤波器估计的跟踪误差即时调整码/载波 NCO (Numerical control oscillator), 其中预滤波器采用非线性滤波模型. 另一路是前述的外部回路, 即利用校正后的 SINS 输出的位置/速度信息, 结合星历信息, 更新用于调整 NCO 的码相位和载波频率信息. 这种双回路的结构设计方式决定了对码/载波 NCO 的调整有两种方式, 即通过预滤波器直接单独实现的内部回路调整方式, 以及有 SINS 参与的外部回路辅助内部回路的组合调整方式. 调整方式的确定策略为: 程序设计中, 对惯导信息进行判读, 若信息满足 NCO 调整所需的精度等级要求时, 则采用组合调整方式; 反之, 则主要依靠内部回路进行调整. 采用这种策略可降低普通矢量跟踪法存在的“反”作用影响, 提高导航系统的可靠性.

另外, 由于预滤波器、捷联惯导及组合滤波器的输出率各不同 (通常分别为 1 000 Hz、100 Hz 和 1~20 Hz), 所以三个子框图系统间的数据存在高频和低频间的相互转换问题. 为此, 设计中加入了一个分频数据处理器和一个倍频数据处理器来解决这一问题, 文中分频数据处理器和倍频数据处理器分别采用平均估计法和级联积分梳状 (Cascade integrator comb, CIC) 插值推测法来实现.

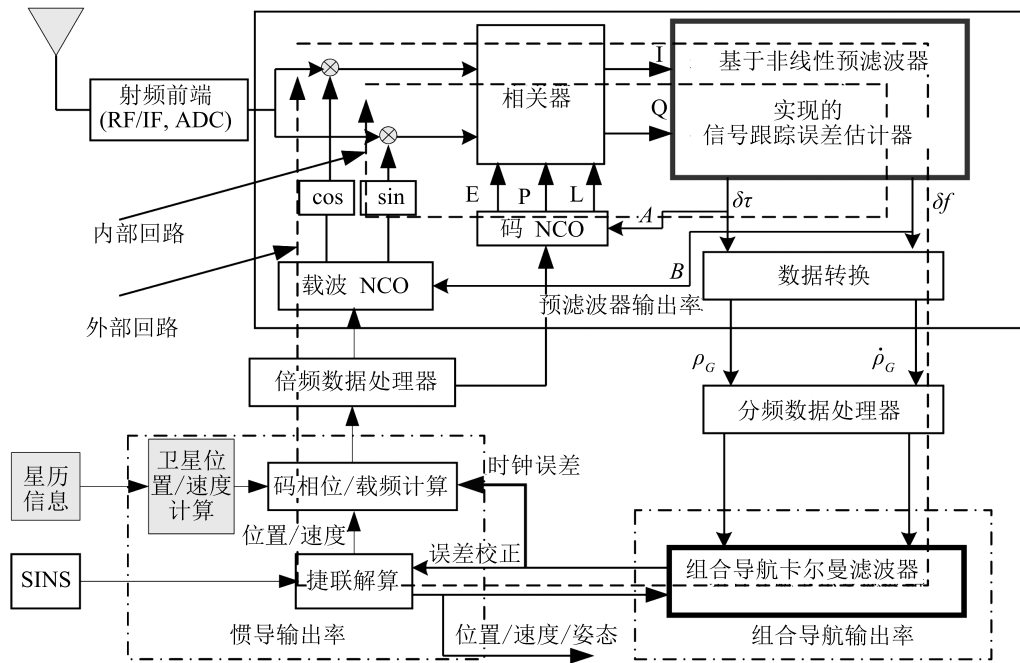


图 1 基于双回路的 SINS/GPS 级联式超紧耦合结构

Fig. 1 SINS/GPS federated ultra-tightly coupled structure based on double loops

2 基于抗差自适应 CKF 的预滤波跟踪算法

预滤波跟踪算法是超紧耦合系统中的关键点之一, 本节首先给出卫星信号跟踪环路的非线性预滤波器模型, 然后对新近提出的 CKF 算法进行研究, 针对应用背景需求提出改进的 CKF 算法, 用于非线性预滤波跟踪解算.

2.1 非线性跟踪环路预滤波器建模

1) 预滤波器状态方程建立状态变量取

$$\mathbf{X} = [A \ \delta\tau \ \delta\varphi \ \delta f \ \delta a]^T \quad (1)$$

其中, A 为接收信号的归一化幅值 (V); $\delta\tau$ 为码相位误差 (chip); $\delta\varphi$ 为载波相位误差 (rad); δf 为载波频率误差 (rad/s); δa 为载波相位加速度误差 (rad/s²). 系统的状态方程为

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{X}} &= [\dot{A} \ \dot{\delta\tau} \ \dot{\delta\varphi} \ \dot{\delta f} \ \dot{\delta a}]^T = \\ & \mathbf{F}\mathbf{X} + \mathbf{G}\mathbf{w} = \\ & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A \\ \delta\tau \\ \delta\varphi \\ \delta f \\ \delta a \end{pmatrix} + \end{aligned}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \beta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_A \\ w_\tau \\ w_\varphi \\ w_f \\ w_a \end{pmatrix} = f(\mathbf{X}) \quad (2)$$

式中, β 为将弧度转换为码片的变换系数, \mathbf{w} 各分量为各状态变量对应的过程噪声量.

2) 预滤波器量测方程建立

系统的观测量由相关器输出的同相 I 和正交 Q 信号获得, I 和 Q 各包括超前 (E)、即时 (P) 和滞后 (L) 三路信号. 量测方程表达式如式 (3) 所示 (见下页上方). 式 (3) 中, T 为累加求和时间; $D(t_k - \tau)$ 是调制的导航电文; Δ 为超前码与滞后码间相差的码元数, 通常取 1 个 chip; $R(*)$ 分别对应接收的 C/A 码序列与本地产生的超前码、即时码及滞后码相关后的结果.

2.2 CKF 算法流程

CKF 算法流程包括时间更新和量测更新两个过程^[9].

2.2.1 时间更新过程

1) 假设已知 $k - 1$ 时刻的后验概率分布为

$$p(\mathbf{x}_{k-1} | \{\mathbf{u}_i, \mathbf{z}_i\}_{i=1}^{k-1}) = \mathfrak{S}(\mathbf{x}_{k-1}; \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1})$$

令

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} I_P \\ I_E \\ I_L \\ Q_P \\ Q_E \\ Q_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ATD(t_k - \tau) R(\delta\tau) \sin c\left(\frac{\delta fT}{2}\right) \cos\left(\frac{\delta fT}{2} + \delta\varphi\right) \\ ATD(t_k - \tau) R(\delta\tau - 0.5\Delta) \sin c\left(\frac{\delta fT}{2}\right) \cos\left(\frac{\delta fT}{2} + \delta\varphi\right) \\ ATD(t_k - \tau) R(\delta\tau + 0.5\Delta) \sin c\left(\frac{\delta fT}{2}\right) \cos\left(\frac{\delta fT}{2} + \delta\varphi\right) \\ ATD(t_k - \tau) R(\delta\tau) \sin c\left(\frac{\delta fT}{2}\right) \sin\left(\frac{\delta fT}{2} + \delta\varphi\right) \\ ATD(t_k - \tau) R(\delta\tau - 0.5\Delta) \sin c\left(\frac{\delta fT}{2}\right) \sin\left(\frac{\delta fT}{2} + \delta\varphi\right) \\ ATD(t_k - \tau) R(\delta\tau + 0.5\Delta) \sin c\left(\frac{\delta fT}{2}\right) \sin\left(\frac{\delta fT}{2} + \delta\varphi\right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_{I_P} \\ n_{I_E} \\ n_{I_L} \\ n_{Q_P} \\ n_{Q_E} \\ n_{Q_L} \end{bmatrix} = h(\mathbf{X}) \quad (3)$$

$$P_{k-1|k-1} = S_{k-1|k-1} S_{k-1|k-1}^T \quad (4)$$

2) 计算状态容积点

$$\mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^h = S_{k-1|k-1} \boldsymbol{\xi}_j + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (5)$$

3) 基于状态方程变换的容积点

$$\mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^* = f(\mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^h, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (6)$$

4) 加权平均求状态量预测值

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^* \quad (7)$$

5) 计算状态预测协方差矩阵

$$P_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^* \mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T + Q_{k-1} \quad (8)$$

2.2.2 量测更新过程

1) 矩阵分解

$$P_{k|k-1} = S_{k|k-1} S_{k|k-1}^T \quad (9)$$

2) 计算容积点

$$\mathbf{X}_{j,k|k-1}^h = S_{k|k-1} \boldsymbol{\xi}_j + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (10)$$

3) 基于量测方程变换容积点

$$\mathbf{Z}_{j,k-1|k-1}^* = h(\mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^h) \quad (11)$$

4) 预测量测量

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{Z}_{j,k-1|k-1}^* \quad (12)$$

5) 计算预测残差协方差矩阵

$$P_{zz,k|k-1} = \sum_{j=1}^{2n} w_j \mathbf{Z}_{j,k|k-1}^* \mathbf{Z}_{j,k|k-1}^{*T} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T + R_k \quad (13)$$

6) 计算互协方差矩阵

$$P_{xz,k|k-1} = \sum_{j=1}^{2n} w_j \mathbf{X}_{j,k|k-1}^h \mathbf{Z}_{j,k|k-1}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T \quad (14)$$

7) 计算 Kalman 滤波增益

$$W_k = P_{xz,k|k-1} P_{zz,k|k-1}^{-1} \quad (15)$$

8) 更新状态

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + W_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \quad (16)$$

9) 更新状态协方差矩阵

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - W_k P_{zz,k|k-1} W_k^T \quad (17)$$

2.3 抗差自适应 CKF

CKF 应用于非线性系统时需要知道被研究对象的数学模型和先验的噪声统计特性知识, 但若基于不精确的数学模型及不准确的噪声统计特性完成滤波解算, 则可能导致较大的状态估计误差, 严重时会造成滤波发散. 为此, 需要进一步研究可与 CKF 结合应用的自适应滤波技术. 针对研究对象 (即卫星信号的跟踪环节), 重点开展两类误差影响下自适应滤波技术的研究, 即测量异常误差和动力学模型误差.

在卫星信号的跟踪环节, 观测量中出现粗差是不可避免的. 统计表明, 粗差的出现约占观测量总数的 1%~10%^[19], 这在一定程度上给量测噪声统计特性引入了不确定因素, 因此应对其进行在线自适应调整. 另外, 在高动态或低信噪比运行条件下, 卫星信号跟踪环节所观测的信息极易受恶劣环境的影响而存在较大比重的噪声, 致使噪声统计特性偏离先验统计特性, 严重时部分时刻可能表现为异常扰动误差. 上述问题的存在限制了 CKF 的应用, 因此需对算法中的量测噪声进行实时自适应调整, 以增强算法的抗粗差(或异常误差)的能力.

针对观测量中存在的粗差, Koch 和 Yang^[20] 将抗差估计理论应用于标准 Kalman 滤波方程, 提出了抗差 Kalman 滤波算法, 比较有效地处理了观测数据中的粗差量. 延续该思路, 本文将抗差估计理论中的稳健 M 估计应用到 CKF 算法中, 对观测量中粗差的影响“程度”进行探测, 进而对模型进行自适应调整和修正, 以解决观测量异常误差对算法产生的影响. 本文将这种改进的 CKF 算法称为抗差 CKF 算法, 下面具体推导出这一算法.

基于标准 CKF 方程, 建立抗差 CKF 的滤波模型. 由于量测信息只影响模型中的量测更新过程, 所以相对于标准 CKF 算法, 抗差 CKF 算法仅对量测更新方程中的相关表达式进行了调整修正, 即仅对式(13)进行修正如下:

$$\bar{P}_{zz,k|k-1} = \sum_{j=1}^{2n} w_j \mathbf{Z}_{j,k|k-1}^* \mathbf{Z}_{j,k|k-1}^{*\top} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{\top} + \bar{R}_k \quad (18)$$

式中, \bar{R}_k 为与 R_k 对应的等价量测噪声方差阵, 可由抗差 M 估计方法中的等价权矩阵 \bar{P} 求逆获得, 即

$$\bar{R}_k = \bar{P}^{-1} \quad (19)$$

关于等价权矩阵的计算, 常用的方法有 IGGIII (Institute of geodesy and geophysics) 法、Andrew 法、Tukey 法和 Huber 法 4 种^[21]. 考虑到前 3 种方法可能使 \bar{P} 阵对角元素取 0, Huber 法可保证 \bar{P} 阵对角元素为正值, 针对本文的研究对象, 本文选择 Huber 法, 主要原因是: 若 \bar{P} 阵对角元素取 0, 则 \bar{P} 易失去正定性, 从而得不到正定的量测噪声方差阵. Huber 法确定的等价权矩阵表达式如下:

$$\bar{p}_{t_{ij}} = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_{ij}}, & \left| \frac{r_i}{\sigma_{r_i}} \right| = |r'_i| \leq c \\ \frac{c}{\sigma_{ii} |r'_i|}, & |r'_i| > c \end{cases} \quad (20)$$

$$\bar{p}_{t_{ij}} = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_{ij}}, & |r'_i| \leq c |r'_j| \leq c \\ \frac{c}{\sigma_{ij} \max\{|r'_i|, |r'_j|\}}, & |r'_i| > c |r'_j| > c \end{cases} \quad (21)$$

其中, $\bar{p}_{t_{ii}}$ 和 $\bar{p}_{t_{ij}}$ 分别为 \bar{P} 的对角元素和非对角元素; σ_{ii} 和 σ_{ij} 为原 R_k 阵的对角元素和非对角元素; r 为观测量 Z_i 对应的残差分量, r'_i 为与其对应的标准残差分量, σ_{r_i} 为 r_i 的均方差; c 为一个给定常数, 通常取 1.3~2.0.

上述运算涉及到 σ_{r_i} 和 r_i 的确定, 在实际计算中, 因量测残差的协方差阵由式(13)计算获得, 即为修正前的 $P_{zz,k|k-1}$, 所以 σ_{r_i} 和 r_i 的表达式为

$$\sigma_{r_i} = (P_{zz,k|k-1})_{ii} \quad (22)$$

$$r_i = (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})_i \quad (23)$$

获取 $\bar{P}_{zz,k|k-1}$ 阵后, 将其替代式(15)中的 $P_{zz,k|k-1}$ 以修正增益阵, 进而继续完成后续滤波解算工作. 分析上述过程可知, 抗差 CKF 算法是在标准 CKF 滤波方程的基础上, 对噪声方差阵 R_k 进行在线修正, 从而起到调节滤波增益阵的作用, 最终增强算法抵抗卫星信号中观测粗差的性能, 以抑制滤波发散. 因此, 抗差 CKF 算法更适应卫星信号不稳定、量测噪声统计特性偏离先验信息较大的临近空间飞行环境.

抗差 CKF 算法解决了系统中观测异常误差产生的影响, 即针对量测噪声不准确完成的 CKF 算法的改进, 接下来完成动力学模型存在误差时 CKF 算法的改进, 基于上述抗差 CKF 算法, 进一步提出了抗差自适应 CKF 算法. 注意: 系统噪声统计特性不准确也是动力学模型出现误差的一种诱因.

文献[22]指出动力学模型误差通常会整体性地破坏参数估计的效果, 即动力学模型误差将会影响所有状态参数分量的估计, 因此本文考虑采用一个自适应调节因子对模型进行整体修正, 这样做也保证了算法的运算效率. 具体算法实现为: 用自适应调节因子 ϑ_k 修正 $P_{k|k-1}$, 使其成为

$$\hat{P}_{k|k-1} = \vartheta_k^{-1} P_{k|k-1} = \vartheta_k^{-1} \left(\frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^* \times \left(\mathbf{X}_{j,k-1|k-1}^{*\top} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{\top} + Q_{k-1} \right) \right) \quad (24)$$

ϑ_k 的最优值可由预测及更新的残差协方差阵获得, 即最优自适应因子由定理 1 给出.

定理 1. 若令 $\hat{P}_{zz,k|k-1}$ 为引入新的量测信息后估算的残差协方差阵, 定义为更新残差协方差阵, $\tilde{P}_{zz,k|k-1}$ 为由自适应滤波获得的理论残差协方差阵, $P_{zz,k|k-1}$ 为由协方差传播定律获得的残差协方差阵, 则最优自适应因子的选择应确保下式成立

$$\tilde{P}_{zz,k|k-1} = \hat{P}_{zz,k|k-1} \quad (25)$$

那么, 最优自适应因子为

$$\vartheta_k = \frac{\text{tr}(P_{zz,k|k-1} - \bar{R}_k)}{\text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1} - \bar{R}_k)} \quad (26)$$

证明. 令 $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为一步预测产生的误差, 则有

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{x}_k - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (27)$$

于是, 滤波残差为

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_k &= \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) = \\ & \mathbf{z}_k - h(\mathbf{x}_k - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \end{aligned} \quad (28)$$

对上式右边第 2 项进行一阶泰勒展开, 得

$$\begin{aligned} h(\mathbf{x}_k - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}) &\approx \\ h(\mathbf{x}_k) - \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}} \times \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} &= \\ h(\mathbf{x}_k) - D_k \times \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \end{aligned} \quad (29)$$

将式 (29) 代入式 (28), 得

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_k &= \mathbf{z}_k - h(\mathbf{x}_k) + D_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \\ \mathbf{v}_k + D_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \end{aligned} \quad (30)$$

则残差协方差阵 $P_{zz,k|k-1}$ 为

$$\begin{aligned} P_{zz,k|k-1} &= \text{E} \{ \mathbf{r}_k \mathbf{r}_k^T \} = \\ \text{E} \{ (\mathbf{v}_k + D_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}) (\mathbf{v}_k + D_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T \} &= \\ \text{E} (D_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T D_k^T) + \text{E} (\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T) &= \\ D_k P_{k|k-1} D_k^T + \bar{R}_k \end{aligned} \quad (31)$$

注意: 上式中采用抗差 CKF 中的修正后的量测噪声方差阵. 进一步, 在自适应滤波中, $P_{k|k-1}$ 被修正为 $\vartheta_k^{-1} P_{k|k-1}$, 则由自适应滤波获得的理论残差协方差阵

$$\tilde{P}_{zz,k|k-1} = \vartheta_k^{-1} D_k P_{k|k-1} D_k^T + \bar{R}_k \quad (32)$$

则由式 (25), 得

$$\begin{aligned} \hat{P}_{zz,k|k-1} &= \tilde{P}_{zz,k|k-1} = \\ \vartheta_k^{-1} D_k P_{k|k-1} D_k^T + \bar{R}_k \end{aligned} \quad (33)$$

将式 (33) 两边乘 ϑ_k 并移项整理, 得

$$\vartheta_k (\hat{P}_{zz,k|k-1} - \bar{R}_k) = D_k P_{k|k-1} D_k^T \quad (34)$$

考虑式 (31) 后, 对式 (34) 进一步推导变换, 得

$$\vartheta_k (\hat{P}_{zz,k|k-1} - \bar{R}_k) = D_k P_{k|k-1} D_k^T = P_{zz,k|k-1} - \bar{R}_k \quad (35)$$

对式 (35) 两边矩阵表达式取迹, 然后进行移项变换即可得最优自适应因子的表达式 (26). \square

实际应用中, 自适应滤波算法中的调节因子通常不大于 1^[23-25], 于是进一步确定最优自适应因子为

$$\vartheta_k = \begin{cases} 1, & \text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1}) \leq \text{tr}(P_{zz,k|k-1}) \\ \frac{\text{tr}(P_{zz,k|k-1} - \bar{R}_k)}{\text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1} - \bar{R}_k)}, & \text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1}) > \text{tr}(P_{zz,k|k-1}) \end{cases} \quad (36)$$

考虑到上式中分子、分母中均包含量测噪声方差项, 可略去此共同项, 得到近似的最优自适应因子表达式

$$\vartheta_k \approx \begin{cases} 1, & \text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1}) \leq \text{tr}(P_{zz,k|k-1}) \\ \frac{\text{tr}(P_{zz,k|k-1})}{\text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1})}, & \text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1}) > \text{tr}(P_{zz,k|k-1}) \end{cases} \quad (37)$$

式中, $P_{zz,k|k-1}$ 由式 (13) 的修正式 (18) 计算获得; $\hat{P}_{zz,k|k-1}$ 通过观测量的残差估算获取, 可以考虑采用两种策略: 1) 采用滑动窗法估算, 即统计最近 N 个时刻的观测量的残差向量, 计算它们的平均值; 2) 基于当前时刻的残差向量进行估算. 滑动窗法实际上是一种平滑估算方法, 这种方法的一个不足点是不能即时反映当前时刻模型误差的不确定性. 因此本文中采用第二种策略, 即

$$\begin{aligned} \text{tr}(\hat{P}_{zz,k|k-1}) &= \text{tr}(\mathbf{r}_k \mathbf{r}_k^T) = \mathbf{r}_k^T \mathbf{r}_k = \\ \sum_{i=1}^m (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})_i \end{aligned} \quad (38)$$

为进一步明确所提出的抗差自适应 CKF 算法, 给出整体算法如下:

算法 1. 抗差自适应 CKF 算法

步骤 1. 设置初始条件.

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \text{E}(\mathbf{x}_0), \quad P_0 = \text{E} [(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \quad (39)$$

步骤 2. 预测更新.

对于给定的 $P_{k-1|k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$, 根据式 (4)~(8) 求状态预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 及其预测协方差阵 $P_{k|k-1}$.

步骤 3. 计算量测更新中的状态容积点.

采用式 (9) 完成状态预测协方差阵的矩阵分解, 用下式替代式 (10) 完成模型的自适应调整

$$\mathbf{X}_{j,k|k-1}^h = \sqrt{\vartheta_k^{-1} S_{k|k-1}} \boldsymbol{\xi}_j + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (40)$$

式中每一步 ϑ_k 的起动值取 1. 注意, ϑ_k 在此处引入和在式 (8) 中引入是等价的, 但这样处理却可以减小后续的计算量.

步骤 4. 计算观测量预测值及预测残差协方差阵.

通过式 (11) ~ (13) 计算观测量预测值 $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 和预测残差协方差阵 $P_{zz,k|k-1}$.

步骤 5. 抗差修正.

根据式 (18) ~ (21) 完成算法的抗差修正.

步骤 6. 自适应因子调节模型.

用近似表达式 (37) 计算最优自适应因子, 若值为 1, 则继续完成下述步骤; 若值小于 1, 将值代入式 (40), 之后顺序通过式 (11)、(12) 和 (18) 计算自适应因子调整修正后的预测残差协方差矩阵.

步骤 7. 量测更新.

根据式 (14) ~ (17) 完成状态变量及其对应状态协方差矩阵的更新计算.

3 高动态场景实验分析

实验重点考虑载体的高机动因素对信号跟踪产生的影响. 考虑到信号载噪比越低, 信号越难被稳定跟踪, 更能考核研究方法的性能, 设定较低的信号载噪比, 检验研究方法在高动态、低载噪比条件下的跟踪性能.

采用第二炮兵工程大学研制的 NS300 型多模卫星信号模拟器生成高动态 GPS 射频信号, 利用 GN0204 型卫星信号接收设备接收射频信号, 将其转换成中频信号并存储, 然后利用搭建的 SINS/GPS 超紧耦合软件接收平台处理得到的中频信号, 进一步检验提出的耦合结构和算法对高动态条件的适应性能. 实验中 SINS 信息由数字仿真器产生, SINS 和 GPS 的信息均依据预先设定的标准航迹生成, 以保证两者在相同时刻上的信息对等性. 方案结构如图 2 所示.

基于生成的数据采用 4 种结构和算法组合进行信号跟踪实验对比. 方法 1 是普通的单回路级联式超紧耦合结构, 预滤波器观测量取自辨识器的输出, 应用标准 Kalman 滤波估计跟踪参数, 简记为 PB-KF-UTC; 方法 2 是设计的基于双回路的级联式超紧耦合结构, 采用提出的抗差自适应 CKF 算法估计跟踪参数, 简记为 DLB-RACKF; 方法 3 和方法 4 采用的结构同方法 2, 但滤波算法不同, 分别为

CKF 和 UKF, 简记为 DLB-CKF 和 DLB-UKF.

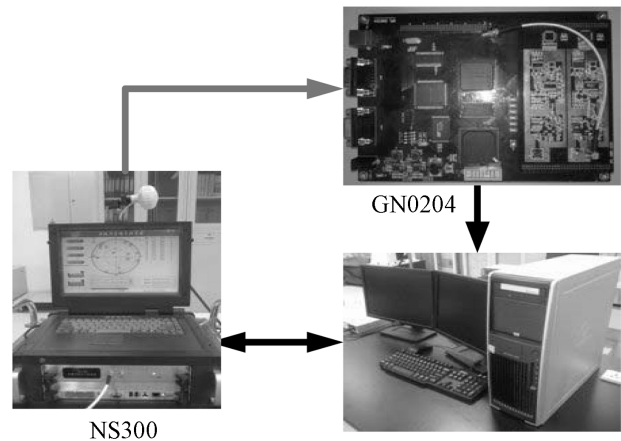


图 2 高动态场景实验方案结构图

Fig. 2 Experimental scheme structure under high dynamic scene

3.1 实验条件设置

实验中 SINS 主要技术参数分别为: 陀螺仪常值漂移为 $0.01^\circ/\text{h}$, 白噪声均方差为 $0.005^\circ/\text{h}$; 加速度常值漂移为 $30 \mu\text{g}$, 白噪声均方差为 $3 \mu\text{g}$. 航迹主要参数设置如表 1 和表 2 所示. 可知, 最大绝对速度约 6000 m/s , 最大绝对加速度约 20 g , 最大绝对加加速度约 40 g/s , 完全符合高动态特性.

表 1 航迹初始参数

Table 1 Flight path initial parameters

初始参数		参数值
初始位置	东经	102.0266°
	北纬	28.2460°
	高度	50 km
初始速度	东向	0 m/s
	北向	0 m/s
	天向	0 m/s

表 2 航迹运动参数

Table 2 Flight path motion parameters

飞行时段 (s)	加速度 (m/s^2)			加加速度 (m/s^3)		
	东向	北向	天向	东向	北向	天向
0 ~ 20	100	4	0	0	0	0
20 ~ 21	0	4	0	100	0	0
21 ~ 40	200	4	0	0	0	0
40 ~ 41	0	4	0	-400	0	0
41 ~ 60	-200	4	0	0	0	0

采用卫星信号模拟器生成当前时刻下高动态运动载体所能接收的卫星信号, 且设定所有卫星信号的载噪比 C/N0 为 20 dB/Hz, 如图 3 所示, 当前天空中共有 13 颗可视卫星. 另外, 为验证所提出方法的自适应调节性能, 设置 5~10 s 内的量测噪声参数扩大 20 倍, 以等价模拟观测粗差; 另一方面, 本节设定的高机动场景本身就可以考核动力学模型不精确时算法的自适应性能, 因此无须另外有针对性地设置动力学模型误差.



图 3 卫星信号模拟器天视图

Fig. 3 Sky view of satellite signal simulator

通常, 用于完成卫星信号跟踪的滤波器的周期与相干积分时间对应, 文中取 1 ms, 然而算法实际实现过程中, 为了提高运算效率, 并不需要在每一个滤波解算周期中对算法进行抗差自适应修正, 为此, 我们在程序实现中设定的修正周期为 50 ms.

3.2 实验结果及分析

因各跟踪通道性能相同, 卫星信号指标一致, 所以这里选择其中一个卫星通道 — 4# 卫星通道的结果进行分析. PB-KF-UTC 和 DLB-RACKF 跟踪误差对比结果如图 4 和图 5 所示, DLB-RACKF、DLB-CKF 和 DLB-UKF 跟踪误差对比结果如图 6 和图 7 所示, 表 3 为 4 种方法在各个时段的跟踪误差 RMS (Root mean square) 统计值, 表 4 为 4 种跟踪算法的运行时间.

由图 4、图 5 及表 3 可知, 当第 5 s 量测噪声参数持续扩大后, PB-KF-UTC 的频率和码相位跟踪误差随即发生变化, 虽然误差均值变化不大, 但其方差已明显增大, 最终定会导致导航定位精度下降. 当第 10 s 量测噪声恢复正常时, PB-KF-UTC 并未随即恢复至初始精度, 而是经过了约 1 500 ms 才逐渐收敛到正常精度范围. 当第 20 s 载体做加加速度约

为 10 g/s 的变加速运动时, PB-KF-UTC 的跟踪误差突然增大, 这是由于此时的动力模型不再符合实际运动基本情况, 出现了较大的偏差, 当变加速度运动结束后, PB-KF-UTC 的误差重新收敛到正常精度范围, 此过程持续了 2~3 s. 同样, 当第 40 s 载体做加加速度约为 40 g/s 的变加速运动时, PB-KF-UTC 的跟踪误差再一次发生了突变, 但由于机动性

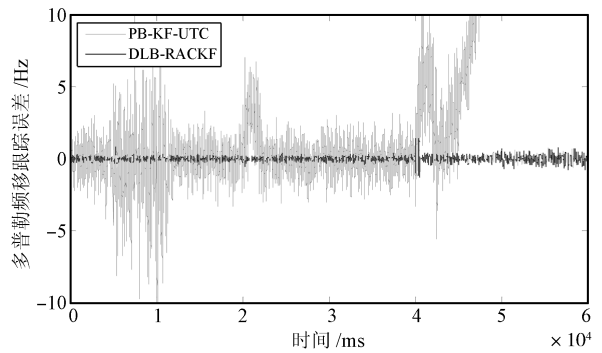


图 4 PB-KF-UTC 和 DLB-RACKF 多普勒频移跟踪误差对比

Fig. 4 Comparison of Doppler shift tracking errors of PB-KF-UTC and DLB-RACKF

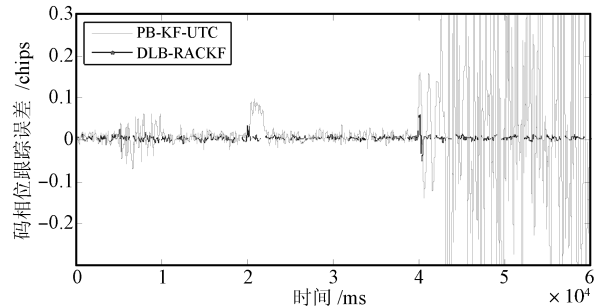


图 5 PB-KF-UTC 和 DLB-RACKF 码相位跟踪误差对比

Fig. 5 Comparison of code phase tracking errors of PB-KF-UTC and DLB-RACKF

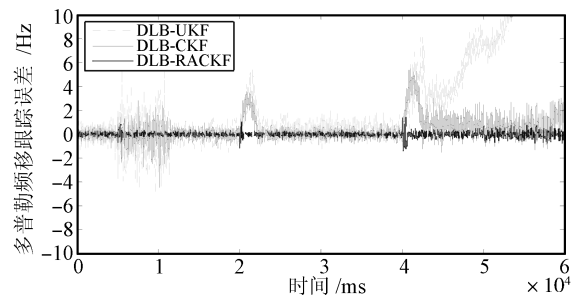


图 6 DLB-UKF、DLB-CKF 和 DLB-RACKF 多普勒频移跟踪误差对比

Fig. 6 Comparison of Doppler shift tracking errors of DLB-UKF, DLB-CKF and DLB-RACKF

表 3 卫星多普勒频移和码相位跟踪误差 RMS

Table 3 RMS satellite Doppler shift and code phase tracking errors

四种方法对应的卫星信号跟踪误差项		0~20 (s)	20~40 (s)	40~60 (s)
多普勒频移误差 (Hz)	PB-KF-UTC	1.8706	1.3339	\
	DLB-UKF	0.9153	1.0574	\
	DLB-CKF	0.5345	0.7375	1.5053
	DLB-RACKF	0.1125	0.1220	0.2455
码相位误差 (chips)	PB-KF-UTC	0.0182	0.0271	0.2379
	DLB-UKF	0.0128	0.0277	0.2413
	DLB-CKF	0.0123	0.0245	0.0474
	DLB-RACKF	0.0091	0.0060	0.0077

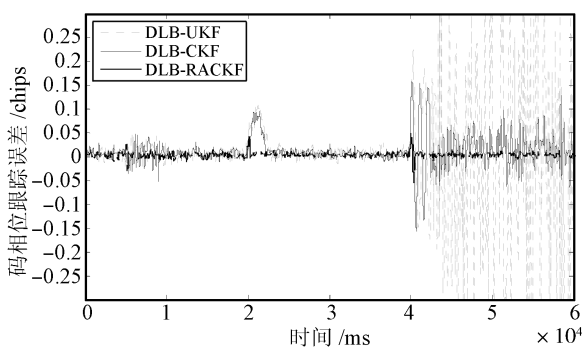


图 7 DLB-UKF、DLB-CKF 和 DLB-RACKF 码相位跟踪误差对比

Fig. 7 Comparison of code phase tracking errors of DLB-UKF, DLB-CKF and DLB-RACKF

表 4 四种方法的运行时间

Table 4 Runtime of four tracking algorithms

跟踪算法	运行时间 (s)
PB-KF-UTC	0.083102
DLB-UKF	1.835400
DLB-CKF	0.723903
DLB-RACKF	0.954322

过大,以至于当变加速度运动结束后 PB-KF-UTC 难以再次收敛,出现了发散现象.而整个跟踪过程中,DLB-RACKF 一直保持了较好的跟踪精度和稳定性,第 5 s 量测噪声增大时,DLB-RACKF 只出现了短暂小幅度的波动,随即恢复至稳定时的精度.第 20 s 和第 40 s 载体做高机动飞行时,DLB-RACKF 也只是发生了短时精度下降的情况,但其下降后的误差精度仍较高,且优于 PB-KF-UTC 在稳定跟踪阶段的精度.另外,整个跟踪过程并未出现发散现

象,这表明 DLB-RACKF 具有较强的自适应调节性能.

图 6 和图 7 本质上是基于相同耦合结构的三种不同算法间的跟踪误差对比结果.由图 6、图 7 及表 3 可知,在跟踪误差精度方面,DLB-CKF 的精度略优于 DLB-UKF,而 DLB-RACKF 的精度明显优于 DLB-CKF 和 DLB-UKF;在算法的跟踪稳定性方面,由于缺少自适应调节性能,DLB-CKF 和 DLB-UKF 在量测噪声增大和载体高机动运动时均出现了类似于 PB-KF-UTC 的误差变化情况,且 DLB-UKF 于 40 s 后同样未能收敛,出现了算法发散,而 DLB-CKF 则于变加速运动结束后逐渐收敛,保证了持续跟踪,表明 CKF 的稳定性要优于 UKF.而相对于 DLB-CKF 和 DLB-UKF,DLB-RACKF 在整个跟踪过程比较平稳,在系统出现量测噪声异常和因载体高机动运动引起动力学模型误差增大时,DLB-RACKF 均能保持较好的自适应调节性能,其跟踪稳定性要远优于 DLB-CKF 和 DLB-UKF.

由表 4 可知,CKF 算法的运行时间要低于 UKF 的进行时间,同等运行条件下,改进后的 RACKF 算法的进行时间约为 UKF 的 1/2.因此,RACKF 是一种较为有效的非线性状态估计器.

4 结论

本文设计了一种基于双回路调整方式的级联式超紧耦合结构,降低了基于单一调节回路的矢量跟踪法存在的“反”作用影响,提高了组合导航系统的可靠性.同时,为提高跟踪精度,研究了一种新的非线性滤波算法—CKF,针对背景飞行器应用中经常存在测量异常误差和动力学模型误差,提出了一种抗差自适应 CKF 算法.该算法一方面应用抗差估计理论中的稳健 M 估计对 CKF 进行了改进,解决了观测量异常误差产生的影响,另一方面采用一

个自适应调节因子对算法进行了进一步的调节修正, 有效地处理了动态扰动误差引入的影响. 基于卫星信号模拟器的高动态场景实验验证表明, 本文设计的结构及提出的抗差自适应 CKF 算法有效地提高了 GPS 卫星信号的跟踪精度和跟踪稳定性, 从而使导航系统具有较好的高动态和弱信号条件下的适应性.

References

- Zhao Xin, Wang Shi-Cheng, Zhang Jin-Sheng, Fan Zhi-Liang, Min Hai-Bo. Real-time fault detection method based on belief rule base for aircraft navigation system. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, **26**(3): 717–729
- Bao Wei-Min. Present situation and development tendency of aerospace control techniques. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(6): 697–702
(包为民. 航天飞行器控制技术研究现状与发展趋势. *自动化学报*, 2013, **39**(5): 697–702)
- Luo Yong, He Xiao-Feng, Wu Wen-Qi, Luo Bing. Base band signal pre-filter model based on dual-filter structure. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2011, **19**(5): 584–589
(罗勇, 何晓峰, 吴文启, 罗兵. 基于双滤波器结构的基带信号预处理滤波模型. *中国惯性技术学报*, 2011, **19**(5): 584–589)
- Badu R, Wang J L. Ultra-tight GPS/INS/PL integration: a system concept and performance analysis. *GPS Solution*, 2009, **13**(1): 75–82
- Ohlmeyer E J. Analysis of an ultra-tightly coupled GPS/INS system in jamming. In: Proceedings of the 2006 IEEE/ION Position, Location, and Navigation Symposium. San Diego, California, USA: IEEE, 2006. 44–53
- Lashley M, Bevely D M. A comparison of the performance of a non-coherent deeply integrated navigation algorithm and a tightly coupled navigation algorithm. In: Proceedings of the 2008 International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS). Savannah, Georgia, USA: ION, 2008. 2123–2129
- Fu Li, Wang Ling-Ling, Gao Peng, Guo Zhi-Ying. System design of an ultra-tight MIMU/software receiver integration. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(3): 660–665
(富立, 王玲玲, 高鹏, 郭志英. 一种微惯性/软件接收机超紧组合方案研究. *电子学报*, 2011, **39**(3): 660–665)
- Sun Yao, Zhang Qiang, Wan Lei. Small autonomous underwater vehicle navigation system based on adaptive UKF algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(3): 342–353
(孙尧, 张强, 万磊. 基于自适应 UKF 算法的小型水下机器人导航系统. *自动化学报*, 2011, **37**(3): 342–353)
- Arasaratnam I, Simon H. Cubature Kalman filters. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, **54**(6): 1254–1269
- Liu J, Cai B G, Tang T, Wang J. A CKF based GNSS/INS train integrated positioning method. In: Proceedings of the 2010 International Conference on Mechatronics and Automation. Xi'an, China: IEEE, 2010. 1686–1689
- Pesonen H, Piché R. Cubature-based Kalman filters for positioning. In: Proceedings of the 2010 Workshop on Positioning Navigation and Communication. Dresden, Germany: IEEE, 2010. 45–49
- Sun Feng, Tang Li-Jun. INS/GPS integrated navigation filter algorithm based on cubature Kalman filter. *Control and Decision*, 2012, **27**(7): 1032–1036
(孙枫, 唐李军. 基于 Cubature Kalman Filter 的 INS/GPS 组合导航滤波算法. *控制与决策*, 2012, **27**(7): 1032–1036)
- Jia B, Xin M, Cheng Y. Sparse Gauss-Hermite quadrature filter with application to spacecraft attitude estimation. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2011, **34**(2): 367–379
- Bae J, Kim Y. Nonlinear estimation for spacecraft attitude using decentralized unscented information filter. In: Proceedings of the 2010 International Conference on Control Automation and Systems. Gyeonggi-do, Korea: IEEE, 2010. 1562–1566
- Arasaratnam I, Simon H, Hurd T R. Cubature Kalman filtering for continuous-discrete systems: theory and simulations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, **58**(10): 4977–4993
- Mu J, Cai Y L, Zhang J M. Square root cubature particle filter. *Advanced Materials Research*, 2011, **219–220**: 727–731
- Mu Jing, Cai Yuan-Li. Iterated cubature Kalman filter and its application. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, **33**(7): 1454–1458
(穆静, 蔡远利. 迭代容积卡尔曼滤波算法及其应用. *系统工程与电子技术*, 2011, **33**(7): 1454–1458)
- Hwang D H, Lim D W, Cho S L, Lee S J. Unified approach to ultra-tightly-coupled GPS/INS integrated navigation system. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2011, **3**: 30–38
- Wang Qiu-Ting. The Theory and Application Research of Adaptive-robust UKF for Satellite Integrated Navigation System [Ph.D. dissertation], Huazhong University of Science and Technology, Chinese, 2010
(汪秋婷. 自适应抗差 UKF 在卫星组合导航中的理论与应用研究 [博士学位论文], 华中科技大学, 中国, 2010)
- Koch K R, Yang Y. Robust Kalman filter for rank deficient observation models. *Journal of Geodesy*, 1998, **72**(7–8): 436–441
- Gui Q, Zhang J. Robust biased estimation and its applications in geodetic adjustments. *Journal of Geodesy*, 1998, **72**(7–8): 430–435
- Yang Y, He H, Xu G. Adaptively robust filtering for kinematic geodetic positioning. *Journal of Geodesy*, 2001, **75**(2–3): 109–116

- 23 Shi Yong, Han Chong-Zhao. Adaptive UKF method with applications to target tracking. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(6): 755–759
(石勇, 韩崇昭. 自适应 UKF 算法在目标跟踪中的应用. *自动化学报*, 2011, **37**(6): 755–759)
- 24 Wu F M, Yang Y X. An extended adaptive Kalman filtering in tight coupled GPS/INS integration. *Survey Review*, 2010, **42**(316): 146–154
- 25 Song Qi, Han Jian-Da. An adaptive UKF algorithm for the state and parameter estimations of a mobile robot. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(1): 72–79



赵欣 博士, 第二炮兵工程大学讲师. 主要研究方向为导航、制导与控制. 本文通信作者.

E-mail: zhaoxin20062111@163.com
(**ZHAO Xin** Ph. D., lecturer at The Second Artillery Engineering University. His research interest covers navigation, guidance and control. Corresponding author of this paper.)



王仕成 博士, 第二炮兵工程大学教授. 主要研究方向为导航、制导与控制, 控制理论与工程.

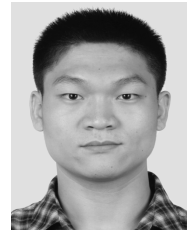
E-mail: wshcheng@vip.163.com
(**WANG Shi-Cheng** Ph. D., professor at The Second Artillery Engineering University. His research interest covers

navigation, guidance and control, control theory and engineering.)



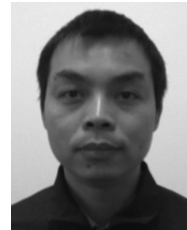
廖守亿 博士, 第二炮兵工程大学副教授. 主要研究方向为复杂系统建模与仿真, 精确制导与控制.

E-mail: lsy_nudt@sohu.com
(**LIAO Shou-Yi** Ph. D., associate professor at The Second Artillery Engineering University. His research interest covers complex system modelling and simulation, precision guidance and control.)



马龙 第二炮兵工程大学博士研究生. 主要研究方向为导航、制导与控制, 协调控制. E-mail: malong_301@163.com

(**MA Long** Ph. D. candidate at The Second Artillery Engineering University. His research interest covers navigation, guidance and control, coordination.)



刘志国 博士, 第二炮兵工程大学讲师. 主要研究方向为卫星导航, 精确制导与控制. E-mail: lzgc@163.com

(**LIU Zhi-Guo** Ph. D., lecturer at The Second Artillery Engineering University. His research interest covers satellite navigation, precision guidance and control.)