

采用卡方检验的模糊自适应无迹卡尔曼滤波组合导航算法

杨 春[†], 郭 健, 张 磊, 陈庆伟

(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

摘 要: 针对低成本惯性测量单元精度受载体机动影响大、先验知识难以准确获知的问题, 提出一种采用卡方检验的模糊自适应无迹卡尔曼滤波组合导航算法. 首先, 根据惯性测量单元的基本情况构造系统噪声的粗略模型; 然后, 引入卡方检验对系统状态模型进行评估, 得到相应的卡方检验值; 最后, 通过预设的模糊逻辑函数和卡方检验值求取系统噪声估计值, 得到具有系统噪声统计特性调整的自适应无迹卡尔曼滤波算法. 所提出的算法可以克服低成本惯性测量单元难以准确获知先验知识的缺陷. 通过 SINS/GPS 组合导航系统的仿真实例, 验证了所提出算法的有效性.

关键词: 卡方检验; 无迹卡尔曼滤波; 模糊自适应; 组合导航

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Fuzzy adaptive unscented Kalman filter integrated navigation algorithm using Chi-square test

YANG Chun[†], GUO Jian, ZHANG Lei, CHEN Qing-wei

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The system's error characteristics is hard to be available when the low cost inertial measurement unit(IMU) is used, because the accuracy of this unit will be changed due to the aircraft manoeuvre. To address this problem, a fuzzy adaptive unscented Kalman filter using Chi-square test(CTFA-UKF) is presented for the integrated navigation system. A rough model of system noise statistics is constructed according to the IMU. Then, the system model can be evaluated through the Chi-square test, and the test value can be obtained. Finally, the estimation of system noise statistics can be calculated by the presupposed fuzzy logic function and test value. The CTFA-UKF can overcome the defect of the low cost IMU. To be concrete, an SINS/GPS integrated navigation system is simulated to verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: Chi-square test; unscented Kalman filter; fuzzy adaptive; integrated navigation

0 引 言

捷联惯性导航系统(SINS)和全球卫星导航系统(GPS)广泛应用于飞机和车辆载体的定位与姿态估计^[1]. 由于 SINS 定位误差会随时间积累, GPS 易受外部环境干扰, 单独的 SINS 或者 GPS 都无法满足长期导航的需求. 考虑到 SINS 和 GPS 性能的互补特性, SINS/GPS 组合导航系统能够提供优于单独 SINS 或者 GPS 的导航精度^[2-3].

拓展卡尔曼滤波(EKF)广泛应用于组合导航系统传感器融合^[4], 该算法最早由 Willner 等^[5]提出, 能以二阶精度逼近系统非线性模型. 对于低成本惯性导航系统, 系统精度较低, 非线性特性较强, 这种逼

近方式可能会导致系统性能下降, 甚至发散^[6]. Julier 等^[7]提出的无迹卡尔曼滤波(UKF)能直接处理非线性模型, 相对于 EKF, UKF 不需要线性化过程, 因而能避免线性化误差, 同时, UKF 的计算复杂度与 EKF 的相同, 因而更适用于低成本 SINS/GPS 组合导航系统.

将 UKF 应用于 SINS/GPS 组合导航系统, 最大的困难是难以获得系统模型和量测模型噪声过程完整的先验统计信息. 对于卡尔曼滤波, 人们假设系统过程噪声和量测噪声为零均值高斯白噪声过程, 并且噪声的统计特性完全已知, 若实际过程中该理论假设无法满足, 则系统可能会发散. 为此, 过去 20 年中, 许多学者提出了自适应卡尔曼滤波算法, 通过在线估计系

收稿日期: 2016-11-15; 修回日期: 2017-02-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61673217, 61673214, 61673219).

作者简介: 杨春(1989—), 男, 博士生, 从事组合导航信息融合、故障诊断和系统重构等研究; 郭健(1974—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制与智能系统、导航制导等研究.

[†]通讯作者. E-mail: yangguang326@126.com

统噪声统计特性来实现系统的自适应状态估计^[8-12].

对于低成本SINS/GPS组合导航系统,由于低成本惯性测量单元精度低,受外部载体机动影响大,更难以确定的是系统过程噪声的统计特性.对此,许多学者提出了相应的自适应UKF算法.文献[13]根据极大似然准则构造了关于系统噪声统计的估计模型,引入滚动时域策略对模型进行优化,并利用二次规划方法求取噪声统计的估计值,实现带有噪声统计估计器的自适应UKF.该方法能有效估计系统噪声统计特性,但其实现较复杂,计算量偏大.文献[14]结合交互多模型算法,针对系统噪声统计特性可能发生的变化情况建立一组非线性模型,利用量测信息对各个系统模型的概率进行自适应匹配,从而达到在线调整系统噪声统计特性的目的.该方法能在一定程度上改善系统对过程噪声的适应能力,但若系统动态变化较大,则需要预设更多的系统模型来匹配过程噪声变化,因而可能会导致计算量偏大,难以实现.

本文针对低成本惯性测量单元精度低、受外部载体机动影响大、先验知识难以准确获知的问题,提出一种采用卡方检验的模糊自适应无迹卡尔曼滤波组合导航算法.首先,根据惯性测量单元的基本情况构造系统噪声的粗略统计模型,选取噪声统计模型误差的上界和下界值;然后,引入卡方检验对系统状态模型进行评估,利用卡方检验值,通过设定的模糊逻辑函数计算相应的系统噪声加权值;最后,通过加权值求取系统噪声估计值,得到带有系统噪声调整的自适应无迹卡尔曼滤波算法.所提出的算法能够克服低成本惯性测量单元难以准确获知先验知识的缺陷,同时,该算法利用卡方检验值评估系统模型的不确定性,理论上求取的噪声估计值是介于选取噪声统计模型误差的上界与下界之间的任意值,相比于IMM(interacting multiple model)-UKF,实现简单,不需要预先设定多种非线性模型,只需确定系统模型的最小和最大不确定性即可.通过SINS/GPS组合导航系统的仿真实例,对所提出算法的性能进行评估,并与IMM-UKF^[14]进行比较.所得结果表明了本文方法的有效性.

1 SINS/GPS组合导航系统模型

SINS与GPS性能优势互补,因而将GPS与SINS有机结合,组成SINS/GPS组合导航系统,能有效提高组合导航系统整体性能^[13].

1.1 系统状态方程

组合导航系统中,将SINS作为主导航系统,通过航位推算法^[15],可以获得由SINS解算得到的位置、速

度和姿态信息.将系统建模为 ψ 角误差模型,即

$$\begin{cases} \delta \dot{\mathbf{r}} = -\boldsymbol{\omega}_{en} \times \delta \mathbf{r} + \delta \mathbf{v}, \\ \delta \dot{\mathbf{v}} = \mathbf{C} \delta \mathbf{f}^b + \begin{bmatrix} -\frac{g}{R_e} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{g}{R_e} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{2g}{R_e + h} \end{bmatrix} \delta \mathbf{r} - \\ [\boldsymbol{\psi} \times] \mathbf{f} - [(\boldsymbol{\omega}_{en} + 2\boldsymbol{\omega}_{ie}) \times] \delta \mathbf{v}, \\ \dot{\boldsymbol{\psi}} = -[(\boldsymbol{\omega}_{en} + \boldsymbol{\omega}_{ie}) \times] \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C} \delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\delta \mathbf{r}$ 为位置误差矢量, $\delta \mathbf{v}$ 为速度误差矢量, $\boldsymbol{\psi}$ 为姿态误差矢量, $\boldsymbol{\omega}_{en}$ 为导航系中载体相对于地球系的角速度矢量, $\boldsymbol{\omega}_{ie}$ 为地球自转角速度矢量, \mathbf{f} 为加速度计测量得到的比力矢量, $\delta \mathbf{f}^b$ 为加速度计在载体坐标系下的误差矢量, \mathbf{C} 为方向余弦矩阵, g 为地球重力加速度, R_e 为地球半径, $[\mathbf{A} \times]$ 为矢量 \mathbf{A} 的反对称矩阵形式^[15].加速度计和陀螺仪的误差建模为一阶马尔科夫过程模型.取三轴位置误差、三轴速度误差、三轴姿态误差、三轴陀螺仪偏移误差和三轴加速度计偏移误差组成15维系统状态向量为

$$\mathbf{x} = [\delta r_x, \delta r_y, \delta r_z, \delta v_x, \delta v_y, \delta v_z, \psi_x, \psi_y, \psi_z, \varepsilon_{ax}, \varepsilon_{ay}, \varepsilon_{az}, \varepsilon_{gx}, \varepsilon_{gy}, \varepsilon_{gz}]^T. \quad (2)$$

其中:上标T表示转置, ε_a 为加速度计偏差, ε_g 为陀螺仪偏差.

1.2 系统量测方程

建立上述系统状态方程后,需要利用GPS信息定期对SINS进行反馈矫正,从而保证SINS系统不发散.本文采用SINS/GPS组合导航,利用GPS得到的三轴位置信息对SINS进行定期滤波矫正.量测方程定义如下:

$$\mathbf{z} = \mathbf{H} \mathbf{x} + \boldsymbol{\xi}, \quad (3)$$

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} r_{\text{SINS}x} - r_{\text{GPS}x} \\ r_{\text{SINS}y} - r_{\text{GPS}y} \\ r_{\text{SINS}z} - r_{\text{GPS}z} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = [\mathbf{I}_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 12}]. \quad (4)$$

其中: $\mathbf{I}_{3 \times 3}$ 为 3×3 维单位矩阵, $\mathbf{0}_{3 \times 12}$ 为 3×12 维零矩阵, $\boldsymbol{\xi}$ 为量测噪声向量.

2 采用卡方检验的模糊自适应UKF算法 (CTFA-UKF)

对于低成本SINS/GPS组合导航系统,较多采用IMM-UKF滤波算法进行数据融合,但载体机动较强时,系统噪声不确定性增大,若需较好匹配系统噪声统计模型,则要建立较多的非线性模型用于模型匹配,因而导致计算量偏大,实现较为复杂.对此,本文引入卡方检验用于评估系统模型,通过预设的模糊逻

辑函数计算相应的系统噪声加权值,利用加权值求取系统噪声估计值,从而达到自适应调整系统噪声统计特性模型的目的. 相比于IMM-UKF,该方法理论上求取的噪声估计值是介于选取噪声统计模型误差的上界与下界值之间的任意值,不需要预先设定多种非线性模型,只需确定系统模型的最小和最大不确定性即可,实现较为简单.

对非线性离散系统建模如下:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k), \quad (5)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\xi}_k). \quad (6)$$

其中: $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$ 为 k 时刻状态向量; $\mathbf{v}_k \in \mathbf{R}^{n_v}$ 为 k 时刻系统噪声向量,统计特性为 $\mathbf{v}_k \sim (0, \mathbf{Q}_k)$; $\mathbf{z}_k \in \mathbf{R}^{n_z}$ 为 k 时刻量测向量; $\boldsymbol{\xi}_k \in \mathbf{R}^{n_\xi}$ 为 k 时刻量测噪声向量,统计特性为 $\boldsymbol{\xi}_k \sim (0, \mathbf{R}_k)$; 映射函数 $f: \mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_v} \mapsto \mathbf{R}^{n_x}$ 和 $h: \mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_\xi} \mapsto \mathbf{R}^{n_z}$ 表示系统状态和量测模型.

为进一步描述系统,借鉴控制系统中有界稳定性的概念,首先对系统作如下定义.

定义 1 设系统 k 时刻的真实状态为 \mathbf{Z} , 量测系统 k 时刻的量测值为 $\hat{\mathbf{Z}}$, 如果存在可容许的 η , 对于任意时刻 k , 使得 $\|\hat{\mathbf{Z}}_k - \mathbf{Z}_k\| < \eta$ 恒成立, 则称量测系统是有界稳定的; 否则称量测系统是不稳定的.

有了定义 1, 再对系统作如下假设.

假设 1 当滤波系统运行稳定后, 假设量测系统在整个过程中一直是有界稳定的.

对于假设 1, 针对低成本 SINS/GPS 组合导航系统, 载体机动较强时, GPS 定位精度相对于低成本惯性测量单元而言, 变化幅度相对较小, 因而可以认为是可信的. 以此为基础, 引入卡方检验, 可对系统状态模型进行评估.

算法结构框图如图 1 所示.

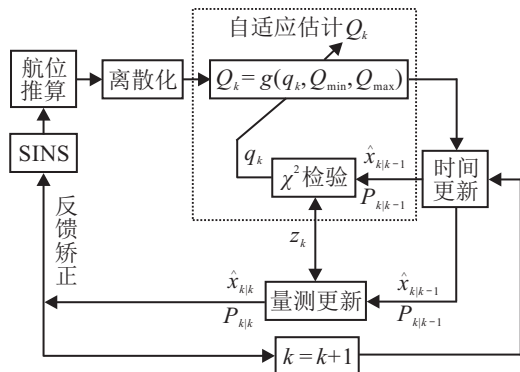


图 1 CTFA-UKF 算法结构框图

SINS 系统采样得到三轴加速度计和三轴陀螺仪数据后, 采用航位推算算法得到系统方程, 经离散化

后得到系统离散方程, 然后设计如下算法步骤.

Step 1 初始化.

$k = 0$ 时, 考虑到实际中系统噪声和量测噪声可能为非加性噪声, 将系统状态向量和对应的状态协方差矩阵拓展成包含系统噪声和量测噪声的状态向量及相应的协方差矩阵^[16]. 设置初始化参数如下:

$$\bar{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0], \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)^T], \quad (8)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_0^a = E[\mathbf{x}^a] = [\bar{\mathbf{x}}_0^T \ \mathbf{0} \ \mathbf{0}]^T, \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_0^a = E[(\mathbf{x}_0^a - \bar{\mathbf{x}}_0^a)(\mathbf{x}_0^a - \bar{\mathbf{x}}_0^a)^T] = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{R} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中上标 a 表示增广后的状态向量和协方差矩阵. 同时, 根据低成本惯性测量单元基本情况, 预设系统噪声可能达到的最小统计方差矩阵 \mathbf{Q}_{\min} 和最大方差矩阵 \mathbf{Q}_{\max} . 一般这两个矩阵可以凭经验选取.

Step 2 时间更新.

在 $k - 1$ 时刻, 首先根据比例对称采样策略^[17] 对状态进行采样, 得到如下方程所示 Sigma 点集:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\zeta}_0^a = \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^a, \\ \boldsymbol{\zeta}_i^a = \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^a + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a})_i, \quad i = 1, 2, \dots, n; \\ \boldsymbol{\zeta}_i^a = \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^a - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a})_i, \quad i = n+1, \dots, 2n. \end{cases} \quad (11)$$

其中: $(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a})_i$ 表示矩阵 $\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a}$ 第 i 个对角元素的值, $n = 2(n_x + n_v + n_\xi)$, $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$. 对应 $\boldsymbol{\zeta}_i^a$ 的一阶二阶权系数为

$$W_i^m = \begin{cases} \lambda/(n + \lambda), & i = 0; \\ 1/2(n + \lambda), & i \neq 0. \end{cases} \quad (12)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \lambda/(n + \lambda) + 1 + \beta - \alpha^2, & i = 0; \\ 1/2(n + \lambda), & i \neq 0. \end{cases} \quad (13)$$

其中: α 为比例缩放因子, 可用于调节 Sigma 点与 $\bar{\mathbf{x}}^a$ 的距离, 其取值范围为 $0 \leq \alpha \leq 1$; 参数 β 用于调节协方差的近似精度; κ 为比例参数, 一般应确保后验协方差的半正定性^[18].

然后, 计算一步预测系统状态值和对应的状态协方差矩阵, 有

$$\boldsymbol{\zeta}_{k|k-1}^x = f(\boldsymbol{\zeta}_{k-1}^x, \boldsymbol{\zeta}_{k-1}^v), \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^n W_i^m \boldsymbol{\zeta}_{i,k|k-1}^x, \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^n W_i^c [\zeta_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \times [\zeta_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}]^T. \quad (16)$$

其中: ζ_{k-1}^x 表示 $k-1$ 时刻对应状态向量 \mathbf{x} 部分的 Sigma 点集, ζ_{k-1}^v 表示 $k-1$ 时刻对应系统噪声向量 \mathbf{v} 部分的 Sigma 点集; $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 表示 $k-1$ 时刻的一步状态估计; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为对应的状态估计协方差.

Step 3 量测更新.

在 k 时刻, 获得量测信息 \mathbf{z}_k 后, 对系统进行量测更新, 有

$$\mathbf{y}_{k|k-1} = h(\zeta_{k|k-1}^x, \zeta_{k|k-1}^\xi), \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^n W_i^m \mathbf{y}_{i,k|k-1}, \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{zz} = \sum_{i=0}^n W_i^c [\mathbf{y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \times [\mathbf{y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T, \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{xz} = \sum_{i=0}^n W_i^c [\zeta_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \times [\mathbf{y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T, \quad (20)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1}, \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}), \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K} \mathbf{P}_{zz} \mathbf{K}^T. \quad (23)$$

其中: ζ_{k-1}^ξ 表示 $k-1$ 时刻对应量测噪声向量 ξ 部分的 Sigma 点集, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 表示 k 时刻的状态估计值, $\mathbf{P}_{k|k}$ 表示对应的协方差矩阵.

Step 4 系统噪声统计特性自适应估计.

经过上述步骤后, 首先引入卡方检验对系统模型进行评估. 计算方程如下:

$$q_k = \frac{(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T}{\mathbf{P}_{zz}}, \quad (24)$$

其中 q_k 表示 k 时刻卡方检验值, 用于评估系统模型准确性. 将系统建模中一些简化近似的量表示为系统建模不确定度 Q , Q 会随着外部环境的变化而改变. 根据先验知识预先设定系统建模不确定度的上界 Q_{\max} 和下界 Q_{\min} , 应用卡方检验来评估系统模型的准确性. 当卡方检验值 q 变大时, 系统模型不准确度 Q 增加; 反之, 则 Q 减小. 通过设定检测阈值的上界 q_{\max} 和下界 q_{\min} 来评估系统建模不准确的程度. 将 Q 表示为 q 的分段线性函数, q_{\max} 和 q_{\min} 分别通过卡方分布表查询获得, 表示置信概率分别为 99% 和 90% 时对应的卡方检验值. 当 $q_k < q_{\min}$ 时, 系统建模认为是准确的, 保持系统建模不确定度 Q 不变; 当 $q_{\min} \leq q_k \leq q_{\max}$ 时, 系统建模不确定度

Q 设为卡方检验值 q 的线性函数, 此时将线性函数设定为 $\frac{1}{5.1}(q_k - q_{\min})(Q_{\max} - Q_{\min}) + Q_{\min}$; 当 $q_k > q_{\max}$ 时, 系统建模不确定度 Q 为预设的最大不确定度 Q_{\max} . 为便于讨论, 不失一般性, 假设卡方检验状态变量维数为 3, 查表可知 $q_{\min} = 6.25$, $q_{\max} = 11.35$, 因而, 定义如下模糊隶属度函数, 用于计算系统噪声统计协方差矩阵 Q_{est} :

$$Q_{\text{est}} = \begin{cases} Q_{k-1}, & q_k < 6.25; \\ \frac{1}{5.1}(q_k - 6.25)(Q_{\max} - Q_{\min}) + Q_{\min}, & 6.25 \leq q_k \leq 11.35; \\ Q_{\max}, & q_k > 11.35. \end{cases} \quad (25)$$

其中: Q_{k-1} 为 $k-1$ 时刻系统噪声统计协方差矩阵, 表示若 $q_k < 6.25$, 则不对系统模型调整. 初始时刻 $Q_0 = Q_{\min}$. Q_{\min} 一般取正常情况下 (对于 SINS 系统即为低机动情况下) 系统噪声统计特性的协方差矩阵, Q_{\max} 一般取 Q_{\min} 的整数倍. 设定协方差矩阵上限和下限值 Q_{\max} 和 Q_{\min} 是为了保证滤波算法在特大机动情况下不会因为过大的卡方检验值而得到过大的噪声协方差矩阵, 导致滤波发散. 式 (25) 将系统噪声统计协方差矩阵表示为卡方检验值 q_k 的函数, 在量测系统有界稳定的情况下, 卡方检验能较好地检验系统模型的准确程度, 从而卡方检验值能较好地反映系统模型的不确定性, 因而采用式 (25) 能较好地估计系统噪声的协方差矩阵. 各变量关系如图 2 所示, Q_{est} 为卡方检验值 q_k 的分段线性函数.

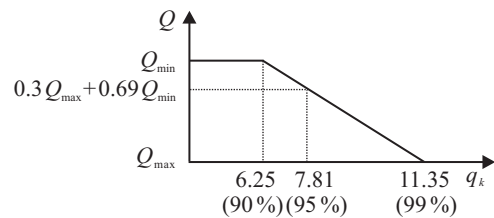


图 2 模糊隶属度函数各变量关系

Step 5 迭代循环.

令 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}$, $\mathbf{P}_{k-1} = \mathbf{P}_{k|k}$, $k = k + 1$, 返回 Step 2, 进行下一个循环迭代.

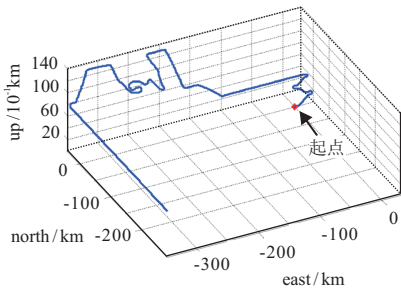
3 仿真分析

采用 GPSofT 公司开发的惯性导航工具箱和卫星导航工具箱^[19-20], 生成高保真 6 自由度无人机轨迹数据和相应的 SINS 数据, 利用本文提出的 CTFA-UKF 算法, 与 IMM-UKF 和基本的 UKF 算法进行比较, 从算法解算时间和组合导航系统精度两方面验证本文算法的有效性.

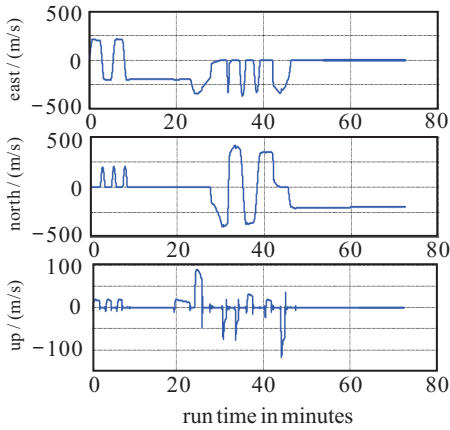
3.1 仿真参数设置

表 1 仿真参数

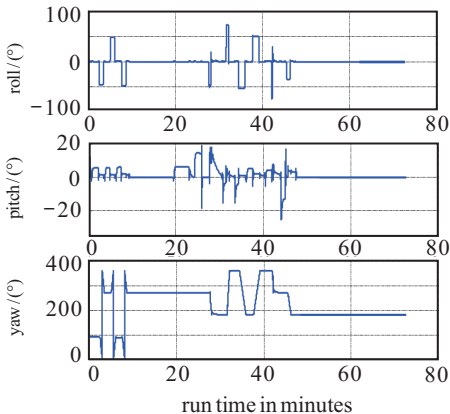
仿真参数		取值
初始速度误差	东向/(m/s)	0.02
	北向/(m/s)	0.02
	天向/(m/s)	0
初始姿态误差	横滚/rad	0.000 1
	俯仰/rad	0.000 1
	偏航/rad	0.001
陀螺仪参数	常值零偏/(deg/h)	5
	随机游走/(deg/ \sqrt{h})	0.06
加速度计参数	常值零偏/ μg	100
	随机游走/($\mu g/\sqrt{Hz}$)	10
GPS 参数	经度方向/m	2.56
	纬度方向/m	4.42
	高度方向/m	3.43



(a) 飞机轨迹



(b) 飞机速度



(c) 飞机姿态

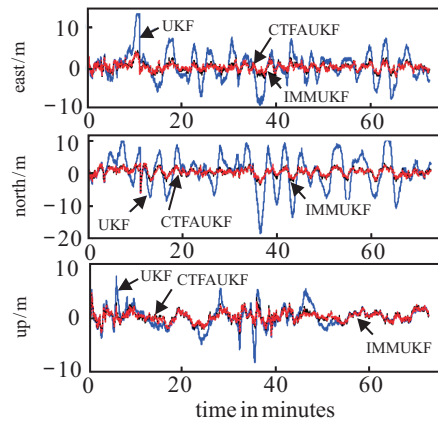
图 3 飞机运动信息

本文所研究的应用对象为低成本SINS/GPS组合导航系统,因而此处设置SINS和GPS系统仿真参数如表1所示。

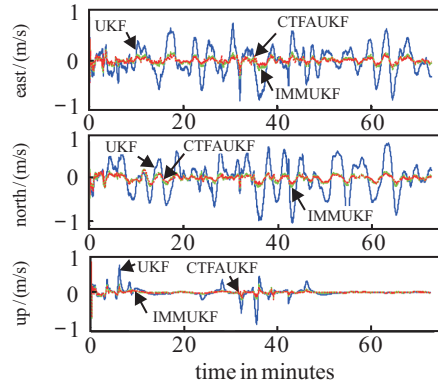
通过表1仿真参数和GPSofT工具箱,可以得到载体轨迹和相应真实姿态、速度数据,如图3所示。由图3可以看出:在0~10 min内,飞机机动性较强;在10~20 min内,飞机处于低动态模式;在20~50 min内,飞机机动性较强;50 min后飞机又恢复低动态模式。

3.2 仿真结果

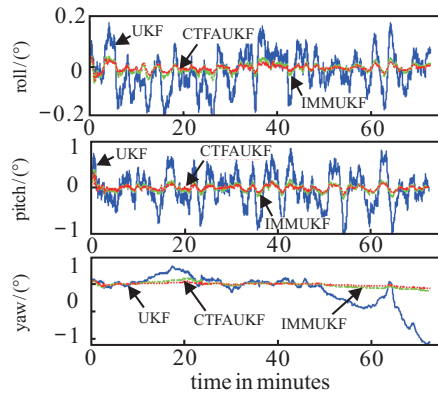
利用GPSofT工具箱产生的飞机轨迹数据,同时加入表1所示器件误差,分别采用基本UKF、IMM-



(a) 位置误差



(b) 速度误差



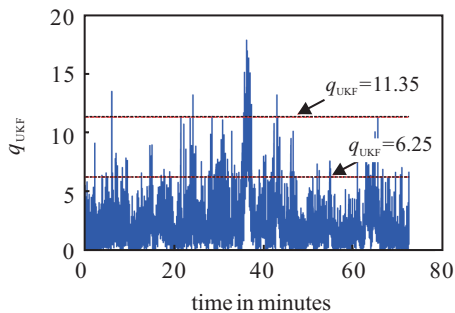
(c) 姿态误差

图 4 仿真结果

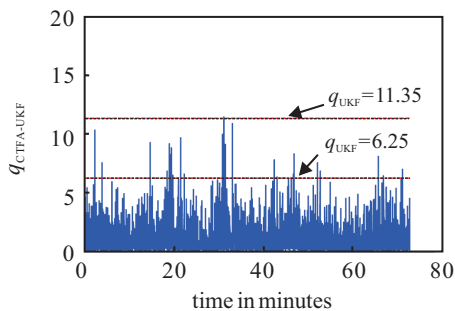
UKF和本文所提CTFA-UKF对SINS/GPS组合导航系统进行仿真,得到如图4所示数据.

由图4可以看出,UKF算法精度最差,本文提出的CTFA-UKF和IMM-UKF算法精度比较接近,能很好减轻系统噪声统计特性变化带来的影响,精度都优于UKF算法. UKF算法由于没有对系统噪声统计特性进行在线估计,其精度受载体机动影响较大,图4(a)中天向位置误差表现比较明显. 对比图3(c)可知,在0~10 min内和20~48 min内载体机动性较强,此时UKF算法得到的位置精度明显低于低机动模式下的. 而IMM-UKF算法和本文提出的CTFA-UKF算法引入了对系统噪声统计特性的在线估计,因而能很好减轻载体机动带来的影响,精度优于UKF算法.

图5为UKF和本文算法的卡方检测结果曲线. 对比图5(a)和图5(b)可以看出:图5(a)中,UKF算法的卡方检验值能检测到系统模型的不准确程度,只是未加入对应的修正算法;而图5(b)中,将本文算法引入自适应修正算法后,只在飞机机动性较强的初始时刻系统模型不准确程度较大,随后系统模型的不准确程度都得到相应的改善,能有效提高系统的性能.



(a) UKF卡方检验值



(b) CTFA-UKF卡方检验值

图5 卡方检验值

由表2~表4数据可以看出,传统的UKF算法精度最差,IMMUKF算法精度优于UKF算法,本文提出的CTFA-UKF算法精度略高于IMM-UKF算法.

表5数据是在PC电脑上仿真得到的,PC配置如下:处理器Intel Core I5 3320M 2.6 GHz,内存DDR3 1600 MHz 4 G.

表2 位置误差 m

方法	东向(RMS)	北向(RMS)	天向(RMS)
UKF	3.096	5.175	2.209
IMM-UKF	0.908	1.080	1.122
CTFA-UKF	0.757	0.997	1.041

表3 速度误差 m/s

方法	东向(RMS)	北向(RMS)	天向(RMS)
UKF	0.282	0.367	0.154
IMM-UKF	0.074	0.080	0.058
CTFA-UKF	0.054	0.069	0.051

表4 姿态误差 (°)

方法	横滚(RMS)	俯仰(RMS)	偏航(RMS)
UKF	0.078	0.069	0.168
IMM-UKF	0.019	0.016	0.062
CTFA-UKF	0.014	0.011	0.033

表5 解算时间 ms

方法	平均每个算法周期解算时间
UKF	0.646
IMM-UKF	1.523
CTFA-UKF	0.892

由表5可以看出,本文提出的算法运行时间明显低于IMM-UKF,略长于UKF,但其精度却高于UKF,较IMM-UKF算法也略有提高.

综上所述,本文算法能有效减轻系统统计噪声特性不确定性带来的影响,能取得优于UKF和IMM-UKF算法的精度,同时计算量少于IMM-UKF,略高于UKF,但相对于UKF提高的系统精度,增加的计算量是可以接受的.

4 结论

本文针对低成本惯性测量单元精度、受外部载体机动影响大、先验知识难以准确获知的问题,提出了一种采用卡方检验的模糊自适应无迹卡尔曼滤波组合导航算法. 首先,根据惯性测量单元的基本情况构造系统噪声的粗略统计模型,选取噪声统计模型误差的上界和下界值;然后,引入卡方检验对系统状态模型进行评估,利用卡方检验值,通过设定的模糊逻辑函数计算相应的系统噪声加权值;最后,通过加权值求取系统噪声估计值,得到带有系统噪声调整的自适应无迹卡尔曼滤波算法. 该算法克服了低成本惯性测量单元难以准确获知先验知识的缺陷,能有效在线估计系统噪声统计特性. 相比于IMM-UKF算法,实现简单,不需要预先设定多种非线性模型,只需确定系统模型的最小和最大不确定性即可,能有效减

小计算量. 为验证算法的有效性,对SINS/GPS组合导航系统进行了仿真实验,从滤波精度和解算时间两方面验证了本文所提出算法的有效性,对工程实践具有一定参考意义.

参考文献(References)

- [1] Budiyono A. Principles of GNSS, inertial, and multi-sensor integrated navigation systems[J]. *Industrial Robot*, 2013, 67(3): 191-192.
- [2] 柳敏, 赖际舟, 刘建业, 等. 基于SVR的惯性/卫星组合导航系统故障诊断方法[J]. *控制与决策*, 2016, 31(10): 1889-1893.
(Liu M, Lai J Z, Liu J Y, et al. Fault diagnosis method of integrated GPS/Inertial navigation system based on support vector regression[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(10): 1889-1893.)
- [3] 王硕, 宋申民, 于滢, 等. 基于组合导航系统的非线性高斯滤波算法[J]. *控制与决策*, 2016, 31(9): 1645-1653.
(Wang S, Song S M, Yu H, et al. Gaussian non-linear filter algorithm based on integrated navigation system[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(9): 1645-1653.)
- [4] Faruqi F A, Turner K J. Extended Kalman filter synthesis for integrated global positioning/inertial navigation systems[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2000, 115(2): 213-227.
- [5] Willner D, Chang C B, Dunn K P. Kalman filter algorithms for a multi-sensor system[C]. 1976 IEEE Conf on Decision and Control Including the 15th Symposium on Adaptive Processes. Clearwater: IEEE, 1976: 570-574.
- [6] Zhang S, Yu S, Liu C, et al. A dual-linear Kalman filter for real-time orientation determination system using low-cost MEMS sensors[J]. *Sensors*, 2016, 16(2): 264-283.
- [7] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. *Proc of the IEEE*, 2004, 92(3): 401-422.
- [8] Sasiadek J Z, Wang Q, Zeremba M B. Fuzzy adaptive Kalman filtering for INS/GPS data fusion[C]. Proc of the 2000 IEEE Int Symposium on Patras: Intelligent Control. Patras: IEEE, 2000: 181-186.
- [9] Hide C, Moore T, Smith M. Adaptive Kalman filtering for low-cost INS/GPS[J]. *J of Navigation*, 2003, 56(1): 143-152.
- [10] Guo J, Huang W, Williams B M. Adaptive Kalman filter approach for stochastic short-term traffic flow rate prediction and uncertainty quantification[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2014, 43(1): 50-64.
- [11] Li W, Wang J. Effective adaptive Kalman filter for MEMS-IMU/magnetometers integrated attitude and heading reference systems[J]. *J of Navigation*, 2013, 66(1): 99-113.
- [12] Tripathi R P, Ghosh S, Chandle J O. Tracking of object using optimal adaptive Kalman filter[C]. 2016 IEEE Int Conf on Engineering and Technology. Coimbatore: IEEE, 2016: 1128-1131.
- [13] 高兵兵, 高社生, 胡高歌, 等. 基于极大似然准则与滚动时域估计的自适应UKF算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2016, 38(7): 1629-1637.
(Gao B B, Gao S S, Hu G G, et al. Adaptive UKF based on maximum likelihood principle and receding horizon estimation[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(7): 1629-1637.)
- [14] 臧荣春, 崔平远, 崔祜涛, 等. 基于IMM-UKF的组合导航算法[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(4): 634-638.
(Zang R C, Cui P Y, Cui H T, et al. Intehrated navigation algorithm based on IMM-UKF[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(4): 634-638.)
- [15] 高钟毓. 惯性导航系统技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 224-253.
(Gao Z Y. Inertial navigation system technology[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012: 224-253.)
- [16] Julier S J, Uhlmann J K. New extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C]. AeroSense'97 Int Society for Optics and Photonics. Orlando, 1997: 182-193.
- [17] Julier S J. The scaled unscented transformation[C]. Proc of the 2002 American Control Conf. Jefferson: IEEE, 2002, 6: 4555-4559.
- [18] 赵琳. 非线性系统滤波理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012: 68-109.
(Zhao L. Nolinear system filtering theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012: 68-109.)
- [19] 杨春, 张磊, 郭健, 等. 采用双状态传播卡方检验和模糊自适应滤波的容错组合导航算法[J]. *控制理论与应用*, 2016, 33(4): 500-511.
(Yang C, Zhang L, Guo J, et al. Fault-tolerant integrated navigation algorithm using chi-square test with two state propagators and fuzzy adaptive filter[J]. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(4): 500-511.)
- [20] Yang C, Mohammadi A, Chen Q W. Multi-sensor fusion with interaction multiple model and Chi-square test tolerant filter[J]. *Sensors*, 2016, 16(11): 1835.

(责任编辑: 李君玲)