

引用格式:徐景硕,王勇军,刘亚.大失准角情形下UKF与CKF的比较研究[J].电光与控制,2017,24(9):42-46,99. XU J S, WANG Y J, LIU Y. Comparative study on UKF and CKF in large azimuth misalignment for SINS [J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(9):42-46, 99.

大失准角情形下UKF与CKF的比较研究

徐景硕¹, 王勇军², 刘亚³

(1. 海军航空大学青岛校区, 山东 青岛 266041; 2. 中国人民解放军92514部队, 山东 烟台 264007;
3. 山东省产品质量检验研究院, 济南 250102)

摘要:扼要介绍了UKF和CKF滤波算法,分析总结了两种滤波算法的异同,并基于蒙特卡罗仿真试验,对大方位失准角情形下UKF滤波算法和CKF滤波算法的应用特性进行了对比、分析和总结,指出了UKF滤波算法对角运动和线运动均敏感,角运动和线运动方向的激励均可以加速其收敛,而CKF滤波算法对角运动不敏感,但对线运动敏感,角运动方向的激励无助于其对准精度的提高,而线运动方向的激励可加速其收敛,且收敛精度随激励效果的加强而提高的特性,为该种情形下对准技术的工程化实现提供了针对性建议。

关键词: UKF; CKF; 传递对准; 大方位失准角; 比较

中图分类号: U666.1 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2017.09.009

Comparative Study on UKF and CKF in Large Azimuth Misalignment for SINS

XU Jing-shuo¹, WANG Yong-jun², LIU Ya³

(1. Qingdao Campus of Naval Aeronautical and Astronautical University, Qingdao 266041, China; 2. No. 92514 Unit of PLA, Yantai 264007, China; 3. Shandong Institute for Product Quality Inspect, Ji'nan 250102, China)

Abstract: The Unscented Kalman Filter (UKF) and Cubature Kalman Filter (CKF) are introduced, and an analysis is made to their similarities and differences. Through Monte-Carlo simulation tests, the characteristics of UKF and CKF under large azimuth misalignment are studied, and the following conclusions are obtained: 1) UKF is sensitive to both angular motion and linear motion, while CKF is only sensitive to linear motion; 2) Both the incentive of angular motion and linear motion can speed up the convergence of UKF algorithm, but as to the CKF, the incentive of angular motion makes no contribution to the alignment accuracy while the incentive of linear motion can speed up the algorithm convergence; and 3) The CKF algorithm accuracy can be gradually increased with the improvement of the incentive of linear motion. The unique characteristics are helpful for the engineering realization of alignment technology.

Key words: Unscented Kalman Filter (UKF); Cubature Kalman Filter (CKF); transfer alignment; large azimuth misalignment; comparison

0 引言

大方位失准角传递对准技术一直是惯性技术领域的研究热点和难点。由于大方位失准角条件下的传递对准模型是非线性的,从而非线性滤波算法的选取是实现传递对准技术的关键。理论上讲,非线性系统很难获得严格意义上的递推滤波算法。目前大都采用近似的研究手段,普遍采用的算法是高阶近似,涌现的滤

波算法^[1-5]主要集中在EKF,UKF和CKF上。由于EKF滤波算法是基于解析近似的方法近似非线性函数,一般适用于弱线性系统,而对强非线性系统,主要采取UKF滤波算法和CKF滤波算法,这两种算法是基于确定性采样来近似非线性系统的概率密度,通过不同的数学变换方法获得一定数量的采样点来逼近高斯分布的均值和方差。当然,粒子滤波(PF)也是不错的非线性滤波算法,但计算量大且存在粒子退化现象的不足在一定程度上限制了其在传递对准技术中的应用。

理论上讲,UKF滤波算法和CKF滤波算法均是高斯假设条件下的贝叶斯估计,且从它们的泰勒展开

收稿日期:2016-09-19

修回日期:2017-06-25

作者简介:徐景硕(1965—),男,山东五莲人,博士,教授,博导,研究方向为惯性技术。

式^[4,6-8]中可知,UKF 滤波算法具备泰勒级数展开二阶精度,而 CKF 滤波算法具备泰勒级数展开三阶精度。但在具体的实践应用上,尤其是在既有角运动又有线运动的摇摆基座情形下,UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法各自具备什么样的应用特性,对于选择哪种滤波算法实现大方位失准角传递对准而言至关重要。本文以大方位失准角条件下的捷联惯导系统为研究对象,对比介绍 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法的实现原理,归纳总结两者的异同,并基于蒙特卡罗样本试验,对大方位失准角情形下 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法的应用特性进行对比、归纳,为此种情形下对准技术的工程化实现提供选择建议。

1 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法

UKF 滤波算法于 1995 年首次问世,通过对非线性函数的 UT 变换选取采样点,实现对该非线性函数概率分布的近似。CKF (Cubature Kalman Filter) 滤波算法于 2009 年由 ARASARATNAM I 和 HAYKIN S 提出,其主要思想是通过 Spherical Radial 变换选取采样点,实现对该非线性函数概率分布的近似。为便于比较分析,考虑以下离散非线性系统

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_{k-1} \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{f} 和 \mathbf{h} 为非线性向量函数; $\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_k$ 均为不相关的零均值高斯白噪声,其方差阵分别为 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 。

关于 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法的具体流程,文献[6-8]已有详细介绍,此处不再赘述。

1.1 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法的相同点

针对同样的离散系统,根据 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法的工作原理和算法结构,两者具备以下几个相同点。

1) 从滤波方程看,两者均是高斯假设条件下的贝叶斯估计。

在假设系统噪声和量测噪声满足高斯分布的前提下,贝叶斯估计可简化为“非线性函数×高斯密度”形式的多维积分^[9-10]求解问题,即

$$I(f') = \int_{R^n} f'(\mathbf{x}) \exp(-\mathbf{x}^T \mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (2)$$

式中, $f'(\cdot)$ 为被积函数。

上述积分很难解析求得,一般采取近似计算方法,即

$$I(f') \approx \sum_{i=1}^n w_i f'(\xi_i) \quad (3)$$

式中: w_i 为权重系数; (w_i, ξ_i) 为权重点集。

非线性系统高斯假设条件下贝叶斯滤波方程的一

般表达形式^[11]为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \int_{R^n} \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}, k-1) \times N(\mathbf{X}_{k-1}; \hat{\mathbf{X}}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \int_{R^n} \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}, k-1) \mathbf{f}^T(\mathbf{X}_{k-1}, k-1) \times N(\mathbf{X}_{k-1}; \hat{\mathbf{X}}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} - \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1} = \int_{R^n} \mathbf{h}(\mathbf{X}_k, k) \times N(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) d\mathbf{X}_k \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{(ZZ)k/k-1} = \int_{R^n} \mathbf{h}(\mathbf{X}_k, k) \mathbf{h}^T(\mathbf{X}_k, k) \times N(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) \cdot d\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1} \hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T + \mathbf{R}_k \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{(XZ)k/k-1} = \int_{R^n} \mathbf{X}_k \mathbf{h}^T(\mathbf{X}_k, k) \times N(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) \cdot d\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} \hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T \quad (8)$$

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{(XZ)k/k-1} \mathbf{P}_{(ZZ)k/k-1}^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{W}_k (\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1}) \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} - \mathbf{W}_k \mathbf{P}_{(ZZ)k/k-1} \mathbf{W}_k^{-1} \quad (11)$$

将 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法与式(4)~式(11)相比较可以看出,三者具备相同的表现形式,这说明 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法均是高斯假设条件下的贝叶斯估计。

2) 从点集上看,两者均是权重点集。

UKF 滤波算法是通过 UT 变换的确定性采样产生 Sigma 权重点集,而 CKF 滤波算法是通过 Spherical Cubature 变换产生 Cubature 权重点集。

1.2 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法的不同点

根据两者的运行机理,可得出 UKF 滤波算法与 CKF 滤波算法具有以下不同点。

1) 从计算量上看,UKF 滤波算法计算量比 CKF 滤波算法的大。

每个滤波周期 UKF 滤波算法产生 $2n+1$ 个 Sigma 点,而 CKF 滤波算法产生 $2n$ 个 Cubature 点。

2) 从权重系数上看,CKF 滤波算法的权重系数相同而 UKF 滤波算法的不同。

3) 从滤波精度上看,根据两者的泰勒展开式可知,UKF 滤波算法具备泰勒级数展开二阶精度,而 CKF 滤波算法具备泰勒级数展开三阶精度,从而 CKF 滤波算法的滤波精度大多数比 UKF 滤波算法要高。文献[8]从理论上对 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法在使用场合上进行了研究,指出对三阶以下的低维非线性系统,由于 UKF 滤波算法精度比 CKF 滤波算法要高,一般选用 UKF 滤波算法。对于三阶非线性系统,两者的精度相当,但因为 CKF 滤波算法的计算量小,一般选用 CKF 滤波算法。对于三阶以上的非线性系统,由于 CKF 滤波算法的精度较 UKF 滤波算法要高,一般选

用 CKF 滤波算法。

1.3 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法的普适性

UKF 滤波算法与 CKF 滤波算法均不具备普适性,即并不适用于所有的非线性系统。尤其当非线性系统中的量测方程在某个时刻关于状态估计值偶对称时,该系统无论是采用 UKF 滤波算法还是 CKF 滤波算法,均无法完成对系统被估计量的估计。下面具体说明。

假设一维非线性系统为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{X}_k^2 + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (12)$$

式中,系统噪声 \mathbf{W}_{k-1} 和 \mathbf{V}_k 量测噪声服从高斯分布。

设滤波初值 $\hat{\mathbf{X}}_0 = \mathbf{0}$ 。由于是一维情况,故 $n = 1$ 。

1) 采用 UKF 滤波算法估计 \mathbf{X}_k : 首先产生 Sigma 点,于是有 $\chi_0 = [0, \gamma\sqrt{\mathbf{P}_0}, -\gamma\sqrt{\mathbf{P}_0}]$; 然后进行状态一步预测为 $\hat{\mathbf{X}}_{1,0} = \mathbf{W}_0^m \times \mathbf{0} + \mathbf{W}_1^m \times \gamma\sqrt{\mathbf{P}_0} + \mathbf{W}_2^m (-\gamma\sqrt{\mathbf{P}_0}) = \mathbf{0}$; 接下来进行样本点一步预测为 $\chi_{1,0} = [0, \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{1,0}}, -\gamma\sqrt{\mathbf{P}_{1,0}}]$, 求解 Sigma 点量测传播 $\eta_{1,0} = [0, \gamma^2\mathbf{P}_{1,0}, \gamma^2\mathbf{P}_{1,0}]$, 再求解协方差阵为 $\mathbf{P}_{(XZ)_{1,0}} = \mathbf{W}_0^c \times \mathbf{0} + \mathbf{W}_1^c \times \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{1,0}} \times (\gamma^2\mathbf{P}_{1,0} - \hat{\mathbf{Z}}_{1,0}) + \mathbf{W}_2^c \times (-\gamma\sqrt{\mathbf{P}_{1,0}}) (\gamma^2\mathbf{P}_{1,0} - \hat{\mathbf{Z}}_{1,0}) = \mathbf{0}$; 最后求解滤波增益阵 $\mathbf{K}_1 = \mathbf{P}_{(XZ)_{1,0}} \mathbf{P}_{(ZZ)_{1,0}}^{-1} = \mathbf{0}$, 从而得出状态估计值 $\hat{\mathbf{X}}_1 = \mathbf{0}$, 依此类推, 从而有 $\hat{\mathbf{X}}_2 = \hat{\mathbf{X}}_3 = \dots = \mathbf{0}$, 可见, UKF 滤波算法无法完成该系统的正确估计。

2) 采用 CKF 滤波算法估计 \mathbf{X}_k : 首先产生 Cubature 点集 $[1] = [1 - 1]$, 从而有 $\xi_1 = 1, \xi_2 = -1, w_1 = w_2 = 0.5$; 然后进行状态更新 $\chi_{1,0} = \sqrt{\mathbf{P}_0}, \chi_{2,0} = -\sqrt{\mathbf{P}_0}$, 再进行状态一步预测 $\hat{\mathbf{X}}_{1,0} = 0.5\sqrt{\mathbf{P}_0} + 0.5(-\sqrt{\mathbf{P}_0}) = \mathbf{0}$; 接下来求解 Cubature 点量测传播 $\eta_{1,1,0}^* = \eta_{2,1,0}^* = \mathbf{P}_{1,0}$, 求解量测一步预测 $\hat{\mathbf{Z}}_{1,0} = \mathbf{P}_{1,0}$, 再求解协方差阵为 $\mathbf{P}_{(XZ)_{1,0}} = 0.5[\sqrt{\mathbf{P}_0} \times \mathbf{P}_{1,0} + (-\sqrt{\mathbf{P}_0} \times \mathbf{P}_{1,0})] - \mathbf{0} \times \mathbf{Z}_{1,0}^T = \mathbf{0}$, 求解滤波增益阵 $\mathbf{K}_1 = \mathbf{P}_{(XZ)_{1,0}} \mathbf{P}_{(ZZ)_{1,0}}^{-1} = \mathbf{0}$; 最后求解出状态估计值 $\hat{\mathbf{X}}_1 = \mathbf{0}$, 依此类推, 有 $\hat{\mathbf{X}}_2 = \hat{\mathbf{X}}_3 = \dots = \mathbf{0}$, 由此可见, 采用 CKF 滤波算法亦无法完成该系统的正确估计。

通过对 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法结构进行分析可知, 之所以两者不能估计上述系统, 原因在于该系统的量测方程关于状态初值偶对称。根据线性回归理论, 若输入量关于初值偶对称, 则会导致输入和输出不相关, 继而导致相关系数为 0, 等同于滤波方程中的协方差阵为 $\mathbf{0}$, 从而使得滤波增益为 $\mathbf{0}$, 无法有效利用量测的修正作用实现对状态的正确估计。

2 大方位失准角非线性对准简化模型

2.1 坐标系定义

1) 载体坐标系 (b 系), 方向为右前上; 2) 导航坐

标系 (n 系), 采用东北天地理坐标系; 3) 计算导航坐标系 (n' 系)。

2.2 大方位失准角非线性对准模型

根据捷联惯导系统的误差传播机理, 结合文献 [12] 可推导出大方位失准角条件下捷联惯导系统非线性姿态误差方程和速度误差方程分别为

$$\dot{\boldsymbol{\phi}} = \mathbf{C}_{\phi_b}^{-1} [(\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^{n'}) \hat{\boldsymbol{\omega}}_{in}^n + \delta\boldsymbol{\omega}_{in}^n - \mathbf{C}_b^{n'} \boldsymbol{\epsilon}_b^b - \mathbf{C}_b^{n'} \boldsymbol{\epsilon}_w^b] \quad (13)$$

$$\delta\dot{\mathbf{V}}^n = (\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^{n'}) \mathbf{C}_b^{n'} \hat{\mathbf{f}}^b - (2\hat{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n + \hat{\boldsymbol{\omega}}_{en}^n) \times \delta\hat{\mathbf{V}}^n - (2\delta\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta\boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \hat{\mathbf{V}}^n + \mathbf{C}_b^{n'} \nabla_b^b + \mathbf{C}_b^{n'} \nabla_w^b \quad (14)$$

式中:

$$\mathbf{C}_{\phi_b} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\phi_y \\ 0 & 1 & \phi_x \\ \phi_y & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (15)$$

$$\mathbf{C}_n^{n'} = \begin{bmatrix} \cos \phi_z & \sin \phi_z & -\phi_y \\ -\sin \phi_z & \cos \phi_z & \phi_x \\ \phi_y \cos \phi_z + \phi_x \sin \phi_z & \phi_y \sin \phi_z - \phi_x \cos \phi_z & 1 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

2.3 大方位失准角非线性对准模型简化

考虑到传递对准时间短, 而短时间内是无法完成对陀螺零偏和加速度计零偏估计的, 加之陀螺零偏和加速度计零偏量值小, 对对准的影响小, 且对准的核心是姿态失准角估计, 为减少计算量, 提高运算速度, 在构建数学模型时可不必要将其列入状态。

设系统状态变量为 $\mathbf{X} = [\boldsymbol{\varphi}^{n,T} \quad \delta\mathbf{V}^{n,T}]^T$, 则根据式 (13) ~ 式 (16) 可得出大方位失准角条件下捷联惯导系统非线性对准简化模型为

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{f}(\mathbf{X}) + \mathbf{W} \quad (17)$$

式中:

$$\mathbf{f}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{\phi_b}^{-1} [(\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^{n'}) \hat{\boldsymbol{\omega}}_{in}^n + \delta\boldsymbol{\omega}_{in}^n - \mathbf{C}_b^{n'} \boldsymbol{\epsilon}_w^b] \\ (\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^{n'}) \mathbf{C}_b^{n'} \hat{\mathbf{f}}^b - (2\hat{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n + \hat{\boldsymbol{\omega}}_{en}^n) \times \delta\hat{\mathbf{V}}^n + \mathbf{C}_b^{n'} \nabla_w^b \end{bmatrix}; \quad (18)$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_b^{n'} \boldsymbol{\epsilon}_w^b \\ \mathbf{C}_b^{n'} \nabla_w^b \end{bmatrix}. \quad (19)$$

3 UKF 滤波算法与 CKF 滤波算法在大方位失准角对准下的应用特性

大方位失准角非线性对准模型属于强非线性的情况, 一般采用 UKF 滤波算法和 CKF 滤波算法。下面以速度观测下姿态误差角的估计为例, 通过蒙特卡罗仿真试验, 研究这两种滤波算法在既有角运动又有线运动的摇摆环境下的应用特点。

设陀螺零偏为 0.01 ($^\circ$)/h, 陀螺随机游走系数为

0.001 (°)/√h, 加速度计零偏为 $1 \times 10^{-4}g$, 加速度计量测白噪声标准差为 $1 \times 10^{-5}g \cdot \sqrt{s}$ 。

摇摆环境选取平静、中等和恶劣3类海况, 其参数设置^[13]如表1所示。

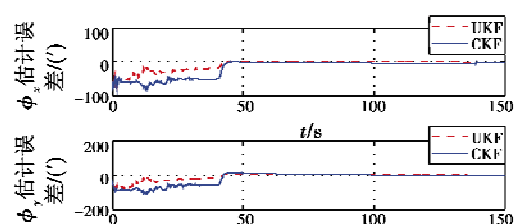
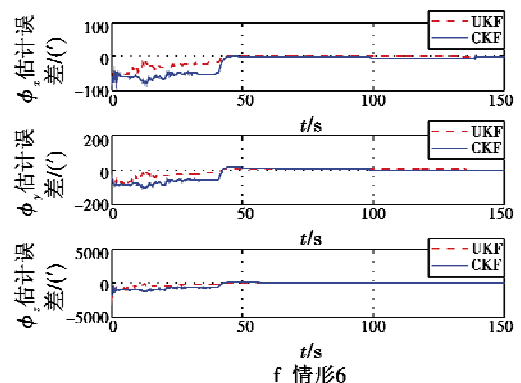
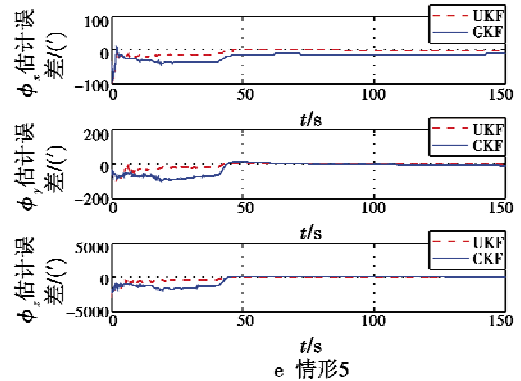
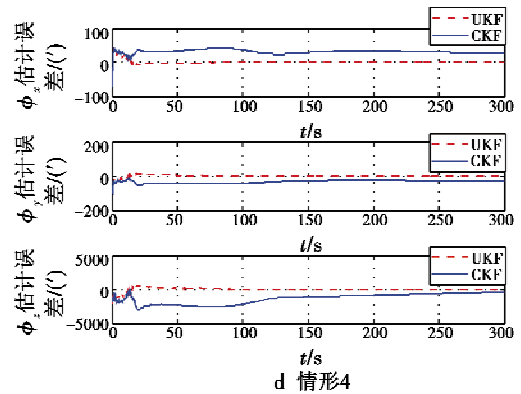
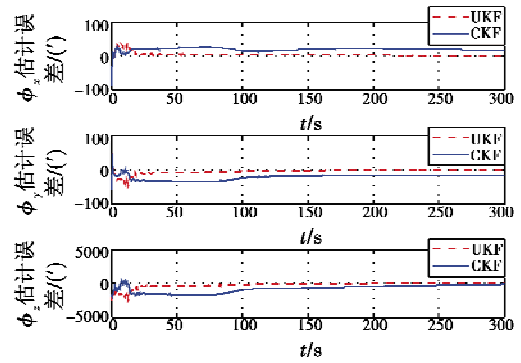
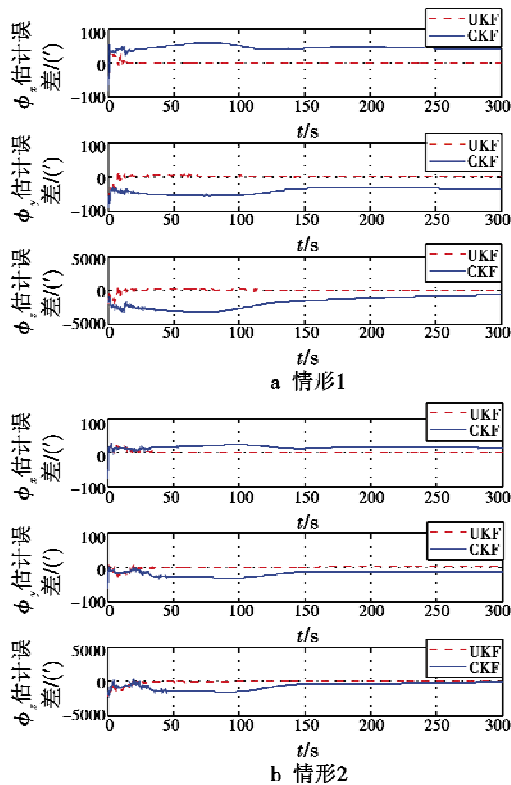
表1 不同海况参数设置

Table 1 Preferences of different sea states

海况设置	摇摆运动模型参数		
	运动方式	摇摆幅值/(°)	摇摆周期/s
恶劣	横摇	25	6
	纵摇	10	12
	艏摇	8	8
中等	横摇	6	6
	纵摇	5	12
	艏摇	5	8
平静	横摇	1.5	6
	纵摇	1	12
	艏摇	1	8

考虑以下9种仿真情形: 情形1, 静基座(无角运动, 无线运动); 情形2, 平静海况, 无线运动; 情形3, 中等海况, 无线运动; 情形4, 恶劣海况, 无线运动; 情形5, 无角运动, 有线运动(线加速度为 $0.5 m/s^2$); 情形6, 无角运动, 有线运动(线加速度为 $1 m/s^2$); 情形7, 平静海况, 有线运动(线加速度为 $1 m/s^2$); 情形8, 中等海况, 有线运动(线加速度为 $1 m/s^2$); 情形9, 恶劣海况, 有线运动(线加速度为 $1 m/s^2$)。

上述9种情形, 每种情形进行20次仿真, 并对姿态角误差取平均值绘制曲线, 如图1所示。



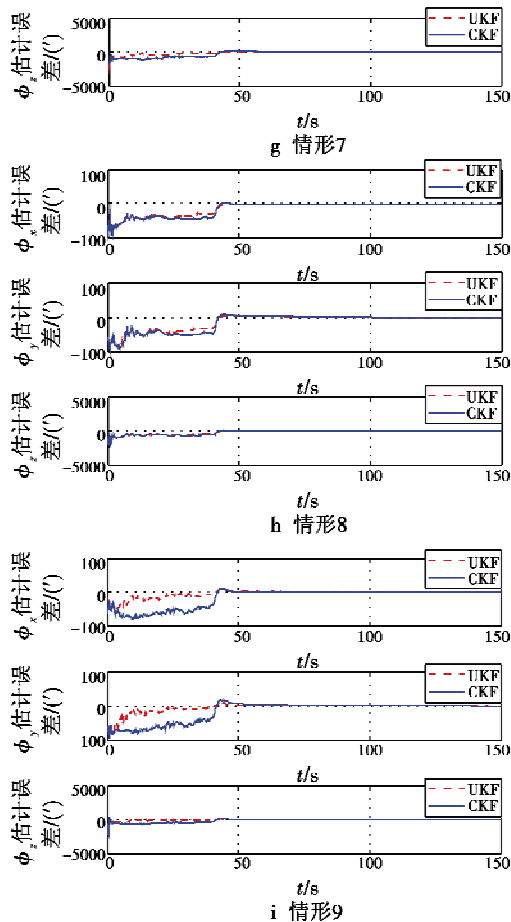


图 1 9 种情形下姿态角估计误差

Fig.1 Estimated attitude errors of 9 cases

汇总上述 9 种情形的仿真结果,如表 2 所示。

表 2 9 种情形的仿真结果

Table 2 Simulation results of the nine cases (°)

条件设置	UKF			CKF		
	ϕ_x	ϕ_y	ϕ_z	ϕ_x	ϕ_y	ϕ_z
情形 1	0.3	0.6	2.2	20	20	260
情形 2	0.3	0.5	2.0	20	20	160
情形 3	0.4	0.4	2.3	19	19	200
情形 4	0.3	0.4	2.2	22	22	220
情形 5	0.3	0.5	2.1	10	10	50
情形 6	0.3	0.5	2.0	1.5	1.5	2.1
情形 7	0.4	0.5	2.3	1.2	1.2	2.2
情形 8	0.4	0.5	2.2	1.0	1.1	2.1
情形 9	0.5	0.5	2.1	1.0	1.0	2.0

根据图 1 和表 2 归纳得出如下结论。

1) CKF 滤波算法对角运动不敏感,但对线运动敏感,载体有线加速度时会加速 CKF 滤波算法的收敛,估计精度也会迅速提高。因此,利用 CKF 滤波算法实现大方位失准角对准只需载体具有线加速度即可,无需载体作角运动方向的激励。

2) 静基座或系泊状态因无线加速度,所以此时采用速度匹配利用 CKF 滤波算法虽能估计出姿态误差

角误差,但因估计误差过大而无法实现大方位失准角对准。

3) UKF 滤波算法对角运动和线运动都敏感,角运动或线运动方向激励的加强,有助其收敛,因此,无论是系泊还是航行状态,利用 UKF 滤波算法均可以较高精度估计出姿态误差角估计误差,实现大方位失准角对准。

4) 当载体有线加速度时,CKF 滤波算法的估计精度会随线加速度变化的增加而提高,最终相当或略高于 UKF 滤波算法。

5) CKF 滤波算法之所以对角运动不敏感,而对线运动敏感,原因在于其球形等权值采样策略,角运动的变化对球形的均匀分布改变不大,加之等权值的信息利用策略,不能加大对有效信息利用的权重,从而使得滤波效果不佳。

6) UKF 滤波算法之所以对角运动和线运动均敏感,原因在于其 UT 变换确定性采样,按照不同权值进行信息分配,类似加权最小二乘估计,能有效完成对非线性函数的概率密度逼近,达到较好的滤波效果。

4 结论

UKF 和 CKF 两种非线性滤波算法,主要通过确定性采样实现对非线性系统的概率密度的近似和逼近,从而实现对被估计量的估计。但两者均不具有普适性,不适用于所有的非线性系统,尤其是对于量测方程关于状态初值偶对称的非线性系统,故需根据系统非线性模型的实际情况进行选择。此外,由于 UKF 滤波算法与 CKF 滤波算法在构造采样点时采取的映射方法不同,决定其对角运动与线运动的敏感程度的不同。蒙特卡罗仿真验证结果表明,UKF 滤波算法对角运动和线运动都敏感,角运动和线运动方向的激励均可加速其收敛,而 CKF 滤波算法对角运动不敏感,但对线运动敏感,角运动方向的激励无助于其对准精度的提高,而线运动方向的激励可加速其收敛,且收敛精度随激励效果的加强而提高,这个特性,对于大方位失准角条件下非线性滤波方法的选择和对准技术的工程化实现提出针对性建议。

参考文献

[1] REID J G, TUCKER M, DAYAN R. An extended Kalman filter for the estimation of transfer alignment errors to an airborne vehicle [C]//AIAA Guidance Navigation and Control Conference,1980:54-61.

[2] HAO Y L, XIONG Z L, WANG W, et al. Rapid transfer alignment based on unscented Kalman filter[C]//Proceedings of the American Control Conference, Minneapolis,

法应用于受干扰基座,引入了带高斯噪声等式约束的卡尔曼滤波算法,通过分析车载陀螺在干扰状态下的输出特性,研究设计了一种抗干扰快速初始对准方案。方案通过 IIR 低通滤波获取陀螺输出中的地球自转信息,再通过自适应判据综合 KF 和 QECKF 完成初始对准,试验表明该方法的效果明显,是将基于陀螺信息的快速初始对准方法应用于扰动基座的有效途径,具有重要的应用和研究价值。将基于晃动基座的相对准方法和本文所提的方法结合完成整个对准,将大大提高 SINS 抗干扰初始对准的速度。

参考文献

- [1] 严恭敏,白亮,翁浚,等. 基于频域分离算子的 SINS 抗晃动干扰初始对准算法[J]. 宇航学报,2011,32(7):1486-1490.
- [2] 孙枫,夏健钟,高伟. 基于 2D-HMM/KF 的捷联惯导系泊对准方法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2014,42(1):110-114.
- [3] 黄凤荣,高峰,付中泽,等. 基于小波滤波的激光陀螺 SINS 晃动基座初始对准[J]. 中国惯性技术学报,2014,22(2):157-160.
- [4] 王立冬,蔡玲,鲁军. 车载捷联惯导系统静止条件下的初始对准方法研究[J]. 中国惯性技术学报,2004,12(2):1-5.
- [5] 熊剑,刘建业,赖际舟,等. 一种陀螺量测信息辅助的快速初始对准方法[J]. 宇航学报,2009,30(4):1454-1459.
- [6] 高伟熙,缪玲娟,倪茂林. 一种引入陀螺角速度信息的快速对准方法[J]. 宇航学报,2010,31(6):1596-1601.
- [7] ACHARYA A, SADHO S, GHOSHAL T K. Improved self-alignment scheme for SINS using augmented measurement [J]. Aerospace Science and Technology, 2011, 15(2):125-128.
- [8] SHEN L F, LIN Y. Quasi-equality constrained risk-sensitive filtering for nonlinear discrete-time systems[J]. Control Theory, 2012, 10(2):229-235.
- [9] TEIXEIRA B O S, CHANDRASEKAR J, TORRES L A B, et al. State estimation for equality-constrained linear systems [C]//Proceedings of the 46th IEEE Conference on Decision and Control, 2007:6220-6225.
- [10] SIMON D, CHIA T. Kalman filtering with state equality constraints [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1):128-136.
- [11] SIRCOULOMB V, HOBLOS G, CHAFOUK H, et al. State estimation under nonlinear state inequality constraints: a tracking application [C]//The 16th Mediterranean Conference on Control and Automation Congress Centre, 2008:1669-1674.
- [12] TEIXEIRA B O S, CHANDRASEKAR J, TORRES L A B, et al. Unscented filtering for equality-constrained nonlinear systems [C]//American Control Conference, 2008:39-44.
- [3] WANG Q, RIZOS C, LI Y, et al. Application of a Sigma-point Kalman filter for alignment of MEMS-IMU [C]//IEEE Position, Location and Navigation Symposium, 2008:44-52.
- [4] ARASARATNAM I. Cubature Kalman filtering: theory & applications [D]. Hamilton: McMaster University, 2009.
- [5] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6):1254-1269.
- [6] 秦永元,张洪钺,汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 2 版. 西安:西北工业大学出版社,2012.
- [7] 孙枫,唐李军. Cubature 卡尔曼滤波 - 卡尔曼滤波算法 [J]. 控制与决策,2012,27(10):1561-1565.
- [8] 孙枫,唐李军. Cubature 卡尔曼滤波与 Unscented 卡尔曼滤波估计精度比较 [J]. 控制与决策,2013,28(2):303-312.
- [9] ITO K, XIONG K Q. Gaussian filters for nonlinear filtering problems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(5):910-927.
- [10] 伍宗伟,姚敏立,马红光,等. 稀疏网格平方根求积分非线性滤波器 [J]. 电子学报,2012,40(7):1298-1303.
- [11] WU Y X, HU D, WU M P, et al. An numerical-integration perspective on Gaussian filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(8):2910-2921.
- [12] 严恭敏,严卫生,徐德民. 简化 UKF 滤波在 SINS 大失准角初始对准中的应用 [J]. 中国惯性技术学报,2008,16(3):253-264.
- [13] 朱新颖,秦永元,杨鹏翔. 舰载条件下一种新的传递对准方案与仿真研究 [J]. 计算机测量与控制,2008,16(4):518-520.

(上接第 46 页)

2006:2215-2220.