

基于 LS-SVM 的捷联大失准角初始对准技术^①

张 涛^{②***} 徐晓苏^{***}

(* 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

(** 东南大学微惯性仪表与先进导航技术教育部重点实验室 南京 210096)

摘 要 针对捷联惯性导航系统(SINS)大失准角初始对准情况下非线性模型线性化导致模型不准确和影响对准精度的问题,设计了一种基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的大失准角对准算法。该方法采用基于加性四元数误差(AQE)的大失准角误差方程,采用简化的无迹卡尔曼滤波器(UKF)来模拟 LS-SVM 训练样本。捷联惯性导航系统和全球定位系统(GPS)的速度和位置误差作为 LS-SVM 的输入样本,简化 UKF 得到的失准角经小波去噪后作为输出样本。LS-SVM 算法采用交叉验证法选择最佳的核函数参数。仿真结果表明,在大失准角下 LS-SVM 算法在对准时间和对准精度上与简化 UKF 和 EKF 相比均表现出较好的性能。

关键词 捷联惯性导航系统(CINS), 初始对准, 大失准角模型, 最小二乘支持向量机(LS-SVM), 简化无迹卡尔曼滤波(SUKF)

0 引 言

在捷联惯性导航系统(strapdown inertial navigation system, SINS)初始对准中,由于初始失准角较大,一般需要先进行粗对准,再利用卡尔曼滤波器进行精对准。当三个初始失准角较大时,常用的 ψ 方程和线性滤波方法已不再适用,需要研究适用于大失准角的误差模型和滤波算法。为此,本研究开展了这方面的工作,对捷联大失准角初始对准技术进行了研究,研究结果通过本文进行报导。

1 相关研究及本文方法

研究人员已研究出了能适用于大角度误差的非线性模型及相应的非线性滤波算法^[1-3],同时基于大方位角误差模型的非线性滤波方法,如扩展卡尔曼滤波器(EKF)滤波方法和无迹卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter, UKF)滤波方法,在动基座和飞行对准中的应用越来越广泛^[4,5]。文献[1]将3个失准角都是大角度的非线性模型用于了初始对准和

标定过程。文献[2]指出文献[1]模型中的水平失准角仍然为小角度,该模型还是仅适用于大方位失准角。文献[3]给出了一种加性四元数误差(additive quaternion error, AQE)模型,允许较大的姿态误差,但在推导速度误差方程时需要作线性化处理,影响了模型的精度。文献[4]中仍然假设水平姿态误差角是小角度的情况。针对3个姿态误差角都是大角度的情况,文献[5]直接以导航方程作为系统模型并用UKF方法实现了低成本惯性测量单元/全球定位系统(IMU/GPS)的动基座对准,文献[6]提出了一种基于四元数的非线性误差模型应用于快速传递对准,但以上方法在对准时间和对准精度上或多或少存在一些问题。

支持向量机(SVM)算法的诞生为这些问题的解决开辟了一条新的途径。支持向量机较好地解决了以往许多学习方法中小样本、非线性和高维数等实际难题,对非线性建模具有很强的现实意义。国外已经开展了较为广泛的应用研究,国内才刚刚起步。文献[6-10]将SVM用于基于视觉或图像的移动载体的导航和定位,均取得较好的效果。文献[6]基于SVM根据参数估计船的纵摇角。但是

① 国家自然科学基金(60904088, 60874092)资助项目。

② 男,1980年生,博士后,讲师;研究方向:组合导航及初始对准;联系人,E-mail: ztandy@163.com
(收稿日期:2010-08-24)

关于捷联惯导系统(SINS)应用 SVM 进行初始对准的文献并不多见。文献[11]建立了基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的 SINS 非线性初始对准方法,但是只假设了方位失准角为大角度的情况,而且使用 Kalman 滤波的结果对 LS-SVM 进行训练,由于 Kalman 滤波处理非线性模型的缺陷导致训练出来的 LS-SVM 也不准确。

本文针对 SINS 在大失准角下的初始对准问题,引入基于加性四元数误差(AQE)的非线性系统模型,该模型假设 3 个方向失准角均为大角度的情况,并且不作任何线性化处理来保证模型的精度。引入外部速度作为量测信息建立了简化 UKF(SUKF)模型。在 LS-SVM 的训练阶段利用该模型进行初始对准的结果作为输入输出样本,经训练完成后可以直接利用该模型进行大失准角的初始对准。最后在大失准角情况下与简化 UKF、EKF 滤波进行了对比仿真,验证了该方法用于大失准角对准的有效性。

2 大失准角 SINS 误差方程的理论基础

现今的姿态误差方程大都假设失准角为小角度的情况,没有考虑大失准角情况下的非线性方程,有的也只是考虑了大方位失准角的情况。本文引用了文献[6]中 3 个角度均为大失准角情况下的基于四元数的误差方程,即姿态误差方程^[12]、速度误差方程^[12]和位置误差方程。

(1) 姿态误差方程

载体坐标系相对于导航坐标系的转动四元数 Q_b^n 的误差方程为

$$\begin{aligned}\dot{Q}_b^n &= \frac{1}{2}[\dot{Q}_b^n]\omega_{nb}^b = \frac{1}{2}[\dot{Q}_b^n](\omega_{ib}^b - \omega_{in}^b) \\ &= \frac{1}{2}\langle \omega_{ib}^b \rangle \dot{Q}_b^n - \frac{1}{2}\dot{Q}_b^n^{-1}\omega_{in}^n[\dot{Q}_b^n] \\ &= \frac{1}{2}\langle \omega_{ib}^b \rangle \dot{Q}_b^n - \frac{1}{2}\langle \omega_{in}^n \rangle \dot{Q}_b^n\end{aligned}\quad (1)$$

其中:

$$[\dot{Q}_b^n] = \begin{bmatrix} \dot{q}_0 & -\dot{q}_1 & -\dot{q}_2 & -\dot{q}_3 \\ \dot{q}_1 & \dot{q}_0 & -\dot{q}_3 & \dot{q}_2 \\ \dot{q}_2 & \dot{q}_3 & \dot{q}_0 & -\dot{q}_1 \\ \dot{q}_3 & -\dot{q}_2 & \dot{q}_1 & \dot{q}_0 \end{bmatrix}$$

$$\langle \omega_{ib}^b \rangle = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix}$$

$$\langle \omega_{in}^n \rangle = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_E & -\omega_N & -\omega_U \\ \omega_E & 0 & -\omega_U & \omega_N \\ \omega_N & \omega_U & 0 & -\omega_E \\ \omega_U & -\omega_N & \omega_E & 0 \end{bmatrix}$$

根据式(1)可以得到计算四元数的微分方程为

$$\dot{\hat{Q}}_b^n = \frac{1}{2}\langle \hat{\omega}_{ib}^b \rangle \hat{Q}_b^n - \frac{1}{2}\langle \hat{\omega}_{in}^n \rangle \hat{Q}_b^n \quad (2)$$

式中 $\hat{\omega}_{ib}^b = \omega_{ib}^b + \delta\omega_{ib}^b$ 为陀螺的测量值, $\delta\omega_{ib}^b$ 为陀螺的测量误差; $\hat{\omega}_{in}^n = \omega_{in}^n + \delta\omega_{in}^n$ 表示计算得到的 n 系相对于 i 系的角速度。

将式(2)与式(1)相减可得用 AQE 表示的载体姿态误差方程为

$$\begin{aligned}\delta\dot{Q}_b^n &= \frac{1}{2}\langle \omega_{ib}^b \rangle \delta Q - \frac{1}{2}\langle \omega_{in}^n \rangle \delta Q + \frac{1}{2}\langle \delta\omega_{ib}^b \rangle \hat{Q}_b^n \\ &\quad - \frac{1}{2}\langle \delta\omega_{in}^n \rangle \hat{Q}_b^n\end{aligned}\quad (3)$$

令 $\langle \delta\omega_{ib}^b \rangle \hat{Q}_b^n = U(\hat{Q}_b^n)\delta\omega_{ib}^b$, $\langle \delta\omega_{in}^n \rangle \hat{Q}_b^n = Y(\hat{Q}_b^n)\delta\omega_{in}^n$, 式中, U, Y 定义如下:

$$U(\hat{Q}_b^n) \equiv U = \begin{bmatrix} -\hat{q}_1 & -\hat{q}_2 & -\hat{q}_3 \\ \hat{q}_0 & -\hat{q}_3 & \hat{q}_2 \\ \hat{q}_3 & \hat{q}_0 & -\hat{q}_1 \\ -\hat{q}_2 & \hat{q}_1 & \hat{q}_0 \end{bmatrix}$$

$$Y(\hat{Q}_b^n) \equiv Y = \begin{bmatrix} -\hat{q}_1 & -\hat{q}_2 & -\hat{q}_3 \\ \hat{q}_0 & \hat{q}_3 & -\hat{q}_2 \\ -\hat{q}_3 & \hat{q}_0 & \hat{q}_1 \\ \hat{q}_2 & -\hat{q}_1 & \hat{q}_0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

可证明

$$\begin{aligned}Y^T Y &= I_{3 \times 3} \\ U^T U &= I_{3 \times 3} \\ Y Y^T &= I - \hat{Q}_b^n \hat{Q}_b^{nT} \\ Y^T \hat{Q}_b^n &= 0, Y^T U = \hat{C}_b^n\end{aligned}\quad (5)$$

则式(3)可变为

$$\begin{aligned}\delta\dot{Q}_b^n &= \frac{1}{2}\langle \omega_{ib}^b \rangle \delta Q - \frac{1}{2}[\omega_{in}^n] \delta Q \\ &\quad + \frac{1}{2}U(\hat{Q}_b^n)\delta\omega_{ib}^b - \frac{1}{2}Y(\hat{Q}_b^n)\delta\omega_{in}^n\end{aligned}\quad (6)$$

式(6)为四元数的线性微分方程,在整个推导过程中,没有假设失准角为小量,因此,该方程能够描述载体在 3 个姿态均为大失准角下的误差传播特性。

(2) 速度误差方程

速度误差方程可通过惯导基本方程在 n 系中的扰动获得

$$\delta \dot{V} = \Delta C_b^n \dot{\hat{f}}^b + C_b^n \nabla^b - (\omega_{ie}^n + \omega_{in}^n) \times \delta V - (2\delta \omega_{ie}^n + \delta \omega_{en}^n) \times V^n + \delta g^n \quad (7)$$

式中 ΔC_b^n 为姿态阵的计算误差, $\Delta C_b^n = \hat{C}_b^n - C_b^n$, 因此 $\Delta C_b^n \dot{\hat{f}}^b$ 是 δQ 的二次非线性函数。 $\hat{f}^b$ 为载体坐标系下的比力量测向量, ∇^b 为加速度计偏置, δg^n 为重力加速度误差。

由式(5)可得

$$\begin{aligned} \Delta C_b^n &= Y^T(\hat{Q}_b^n)U(\hat{Q}_b^n) - Y^T(Q_b^n)U(Q_b^n) \\ &= Y^T(\hat{Q}_b^n)U(\hat{Q}_b^n) - Y^T(\hat{Q}_b^n - \delta Q)U(\hat{Q}_b^n - \delta Q) \\ &= Y^T(\delta Q)U(\hat{Q}_b^n) + Y^T(\hat{Q}_b^n)U(\delta Q) \\ &\quad - Y^T(\delta Q)U(\delta Q) \end{aligned} \quad (8)$$

由于 $Y^T(\delta Q)U(\hat{Q}_b^n) = Y^T(\hat{Q}_b^n)U(\delta Q)$, 因此式(8)变为

$$\begin{aligned} \Delta C_b^n &= 2Y^T(\delta Q)U(\hat{Q}_b^n) - Y^T(\delta Q)U(\delta Q) \\ &= 2Y^T(\delta Q)U(Q_b^n) + Y^T(\delta Q)U(\delta Q) \end{aligned} \quad (9)$$

当姿态角误差较大时, 式(8)关于 δQ 是非线性的, 非线性项为

$$\begin{aligned} Y^T(\delta Q)U(\delta Q) &= \begin{bmatrix} \delta q_0^2 + \delta q_1^2 - \delta q_2^2 - \delta q_3^2 \\ 2(\delta q_0\delta q_3 + \delta q_1\delta q_2) \\ 2(\delta q_1\delta q_3 - \delta q_0\delta q_2) \\ 2(\delta q_1\delta q_2 - \delta q_0\delta q_3) & 2(\delta q_1\delta q_3 + \delta q_0\delta q_2) \\ \delta q_0^2 - \delta q_1^2 + \delta q_2^2 - \delta q_3^2 & 2(\delta q_2\delta q_3 - \delta q_0\delta q_1) \\ 2(\delta q_0\delta q_1 + \delta q_2\delta q_3) & \delta q_0^2 - \delta q_1^2 - \delta q_2^2 + \delta q_3^2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

式中, $q = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]$ 为四元数向量。

(3) 位置误差方程

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \delta L \\ \delta \lambda \\ \delta h \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & -L/(R_M + h) \\ \lambda \tan \lambda & 0 & -\lambda/(R_N + h) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta L \\ \delta \lambda \\ \delta h \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} 0 & 1/(R_M + h) & 0 \\ \sec L/(R_N + h) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta v_E \\ \delta v_N \\ \delta v_U \end{bmatrix} \end{aligned}$$

式中, $\delta L, \delta \lambda, \delta h$ 分别为纬度误差、经度误差和高度误差; R_M 为参考椭球体子午面内的曲率半径, $R_M = R_e(1 - 2e + 3e \sin^2 L)$; R_N 为垂直子午面的法线平面内的曲率半径, $R_N = R_e(1 + e \sin^2 L)$, 其中 R_e 为参考椭球体的长轴半径, e 为椭球的椭圆度。

3 LS-SVM 理论

最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 选取误差的二次范数和等式约束, 区别于普通支持向量机选取的

误差和不等式约束。最小二乘支持向量机原理如下: 假设给定样本集 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_s, y_s) \in R^d \times R$, 其中 x_k 为样本输入, y_k 为样本输出。非线性映射 $\psi(\cdot)$ 将输入样本从原空间 R^d 映射到高维特征空间 R^s (Hilbert 空间), 实现映射 $x^k \rightarrow \psi(x^k)$ 。在 R^s 空间采用结构风险最小化原则构造最优决策函数:

$$y(x) = W^T \psi(x) + b \quad (10)$$

式中, W 为权向量, b 为常向量。这样可以将非线性函数估计问题转化为高维特征空间的线性函数问题。求解目的采用结构风险最小化原则, 寻找参数 W, b , 使得对于样本集外的 x , 有 $\|y - W^T \psi(x) + b\| \leq \varepsilon$, 即等价于求解下面的优化问题:

$$\min J = \frac{1}{2} \|W\|^2 + c R_{\text{emp}} \quad (11)$$

式中, J 为优化目标函数, 范数 $\|W\|^2$ 控制模型的复杂度, 也称置信区间; $c > 0$ 为惩罚因子, 表示函数的平滑度和误差大于 ε 的数值之间的折中; R_{emp} 为误差控制函数 (不敏感损失函数)。优化目标中的损失函数为松弛因子 ξ_i 的二次项, 所以优化问题变为

$$\begin{cases} \min J(W, \xi) = \frac{1}{2} W^T W + c \sum_{i=1}^s \xi_i^2 \\ \text{st: } y_i = W^T \psi(x_i) + b + \xi_i (i = 1, \dots, s) \end{cases} \quad (12)$$

引入拉格朗日函数

$$\begin{aligned} L(W, b, \xi, a) &= \frac{1}{2} W^T W + c \sum_{i=1}^s \xi_i^2 \\ &\quad - \sum_{i=1}^s a_i (W^T \psi(x_i) + b + \xi_i - y_i) \end{aligned} \quad (13)$$

根据优化条件:

$$\frac{\partial L}{\partial W} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0, \frac{\partial L}{\partial a} = 0$$

可得

$$\begin{cases} W = \sum_{i=1}^s a_i \psi(x_i) \\ \sum_{i=1}^s a_i = 0 \\ a_i = c \xi_i \\ W^T \psi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases}$$

定义核函数 $K(x_i, x_j) = \psi(x_i) \psi(x_j)$, 则求解的优化问题转化为求解线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) & \cdots & K(x_1, x_s) \\ 1 & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_s, x_1) & \cdots & K(x_s, x_s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_s \end{bmatrix}$$

可得到最小二乘支持向量机函数(软测量模型)为^[13]

$$y(x) = \sum_{i=1}^s a_i K(x_i, x) + b \quad (14)$$

4 支持向量机在捷联初始对准中的应用

由于支持向量机类似其他很多智能滤波方法,都是采用黑箱模型,给定输入样本和输出样本,经一定训练算法找到输入输出的非线性关系,经测试合格后根据输入变量可推导出对应的输出变量。图1为支持向量机在捷联惯导大失准角对准中的应用框图。

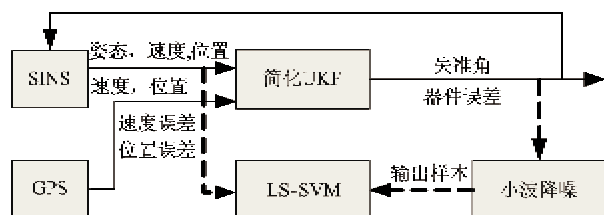


图1 LS-SVM 训练原理图

引用文献[14]中的简化UKF方法对上述对准模型做仿真实验,选取状态变量为13维, $x = [\delta V_E \ \delta V_N \ \delta V_U \ \delta q_0 \ \delta q_1 \ \delta q_2 \ \delta q_3 \ \nabla_x^b \ \nabla_y^b \ \nabla_z^b \ \varepsilon_x^b \ \varepsilon_y^b \ \varepsilon_z^b]^T$, 依次为东北天3个方向的速度误差、四元数误差、载体坐标系下的3个方向的加速度偏置和陀螺漂移。经简化UKF滤波后输出失准角和速度误差量反馈至捷联算法中进行补偿。虚线部分为SVM训练回路,用SINS和GPS的速度和位置误差作为LS-SVM的输入样本,简化UKF输出失准角经小波去噪后作为LS-SVM训练的输出样本。待SVM训练测试合格后代替简化UKF滤波用于组合导航系统的大失准角对准。

图1中小波降噪选用小波信号多分辨率分析和信号重构方法对误差信号进行去噪,采用5层分解置高频系数全部为0,对低频信号包含噪声部分采用软阈值方法去噪,最后对去噪后的各层信号进行重构得到新的误差信号,作为SVM的训练输出样本。经验证,采用这种方法可以在相同条件下提高SVM模型的精度。

采用最小二乘支持向量机建模时,选择不同的核函数则可以构造不同的支持向量机。常用的核函数有线性函数、多项式函数、高斯径向基函数(radial basis function, RBF)、感知器函数以及B样条函数等。根据不同核函数性能的研究表明,RBF对于不同频率的非线性系统都有很好的辨识性能,并且有效参数值都在一个比较小的范围内,很容易为RBF选择一个合适的参数^[15]。因此本文选用RBF作为最小二乘支持向量机的核函数,形式为

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\delta^2}\right)$$

其中 $\|x - x_i\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x^k - x_i^k)^2}$, δ 为核宽度。

在支持向量机中待确定的参数主要为核函数里的核宽度 δ 和惩罚因子 c 。为了要找出最优的参数组对,采用交叉验证法进行寻找。即针对两种参数各设定一定的数集,对各种组合用样本进行训练,然后用同样的测试样本考核LS-SVM性能,最后经比较选取最佳的参数组对为 $c = 15, \delta^2 = 0.2$ 。

5 仿真分析

为了验证该方法的有效性,在大失准角情况下与简化UKF、EKF滤波和常规Kalman滤波做对比仿真。

仿真条件:陀螺常值漂移均为 $0.05^\circ/\text{h}$, 随机误差 $0.05^\circ/\text{h}$; 加表常值偏置 $50\mu\text{g}$, 随机误差 $50\mu\text{g}$; 纬度 32° , 经度 118° ; 姿态更新周期为 10ms , 滤波周期为 1s , UKF粒子数 $N = 1000$, 仿真时间 600s 。

图2至图4分别为LS-SVM、SUKF、EKF滤波三种方法的纵摇角、横摇角和航向角误差曲线,在大失

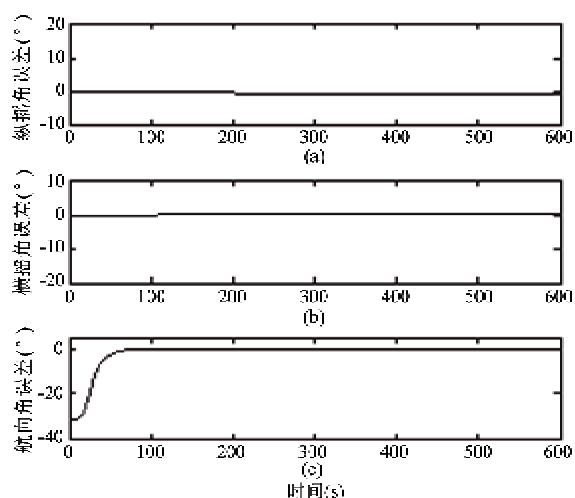


图2 LS-SVM 姿态角误差

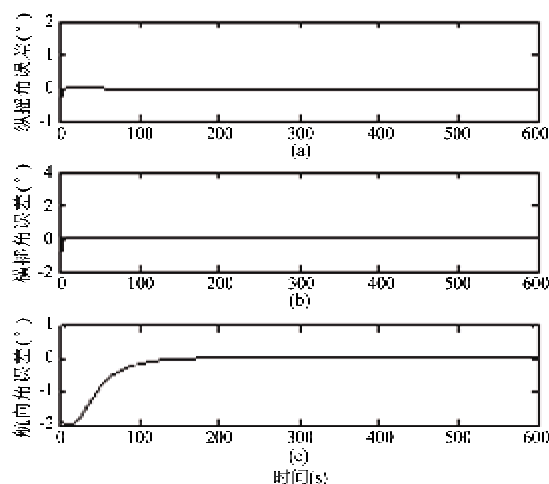


图3 SUKF 姿态角误差

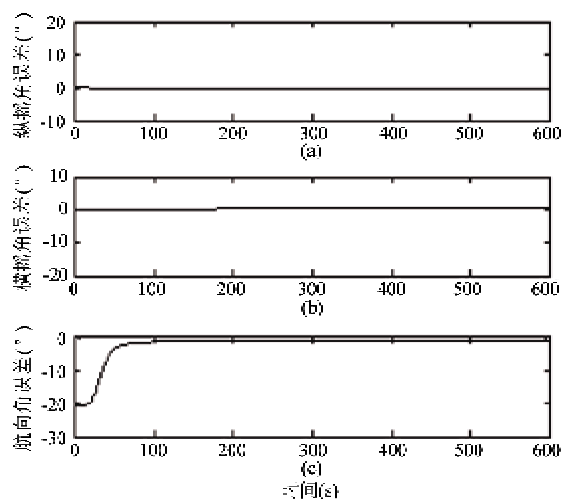


图4 EKF 姿态角误差

准角情况下三种方法均可以在较短的时间内完成对准,水平姿态对准精度相当,但是方位对准精度 LS-SVM 和 SUKF 要高于 EKF,前两者稳态精度在 0.1° ,后者为 0.2° ,这是由于 EKF 线性化带来的高阶截断误差降低了滤波精度。另外,由于 LS-SVM 模型相对 SUKF 较简便,因此对准时间较短。

6 结 论

本文针对大失准角下的捷联惯性系统初始对准问题,提出了最小二乘支持向量机的方法并对其进行研究。首先针对目前大多数姿态误差方程基本上假设大方位失准角的情况,给出了基于加性四元数误差的三个角均为大失准角的误差模型。在传统 UKF 滤波器的基础上进行了简化,利用简化 UKF 滤波器的输入输出变量作为样本对 LS-SVM 进行训

练,避免了非线性方程的线性化造成的模型误差,同时又能够提高对准过程的实时性。最后与 EKF 和 SUKF 仿真对比结果表明,LS-SVM 的对准精度和对准速度都优于其他两种方法,用于捷联大失准角对准是有效可行的。

参考文献

- [1] Kong X Y, Nebot E M, Whyte D H. Development of a nonlinear psi-angle model for large misalignment errors and its application in its alignment and calibration. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics & Automation, Detroit, USA, 1999. 1430-1435
- [2] 魏春岭,张洪钺,郝曙光. 捷联惯导系统大方位失准角下的非线性对准. 航天控制,2003,21(4):25-35
- [3] Yu M J, Lee J G, Park H W. Comparison of SDINS in flight alignment using equivalent error models. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3):1046-1054
- [4] Scherzinger B M. Inertial navigator error models for large heading uncertainty. In: Proceedings of the Position, Location and Navigation Symposium, Atlanta, USA, 1996. 477-484
- [5] Kim K, Park C G. In-flight alignment algorithm based on non-symmetric unscented transformation. In: Proceedings of the International Joint Conference of the Society of Instrument and Control Engineers and the Institute of Control, Automation and System Engineers, Bexco, Busan, Korea, 2006. 4916-4920
- [6] Sun L H, Shen J H. Prediction of ship pitching based on support vector machines. In: Proceedings of the International Conference on Computer Engineering and Technology, Singapore, 2009. 379-382
- [7] Hou Z G, Gupta M M, Homma N, et al. Neural network methods for the localization and navigation of mobile robots. In: Proceedings of the 2005 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Saskatchewan, Canada, 2005. 1057-1060
- [8] Morita H, Hild M, Miura J, et al. View-based localization in outdoor environments based on support vector learning. In: Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Edmonton, Canada, 2005. 2965-2970
- [9] Shen J L, Hu H S. Visual based localization for mobile robots with support vector machines. In: Proceedings of the 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics, Paris, France, 2006. 4176-4181
- [10] Morita H, Hild M, Miura J. Panoramic view-based navigation in outdoor environments based on support vector

- learning. In: Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2006. 2304-2307
- [11] 戴洪德, 陈明, 周绍磊等. 惯性导航系统非线性初始对准的 LS-SVM 方法研究. 传感技术学报, 2007, 20(7): 1573-1576
- [12] Wei C L, Zhang H Y. SINS in-flight alignment using quaternion error models. *Chinese Journal of Aeronautics (English Edition)*, 2001, 14(3): 166-170
- [13] 司刚全, 曹晖, 张彦斌等. 一种基于密度加权的最小二乘支持向量机稀疏化算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(10): 11-15
- [14] 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. 中国惯性技术学报, 2008, 16(3): 253-264
- [15] 荣海娜, 张葛祥, 金炜东. 系统辨识中支持向量机核函数及其参数的研究. 系统仿真学报, 2006, 18(11): 3204-3226

An initial alignment technique for strapdown inertial navigation systems based on large misalignment angles

Zhang Tao^{***}, Xu Xiaosu^{***}

(^{*} School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

(^{**} Key Laboratory of Micro-Inertial Instruments and Advanced Navigation Technology, Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract

To solve the problem that the linearization of the nonlinear model causes the model inaccuracy and the influences on alignment accuracy during the initial alignment of a strapdown inertial navigation system (SINS) in the circumstances of the large misalignment angle, the paper proposes an algorithm for large misalignment angle alignment based on least squares support vector machines (LS-SVM). The method introduces large misalignment angle error equations based on additive quaternion error (AQE), and uses the simplified unscented Kalman filter (SUKF) to simulate training samples. The velocity and position errors between SINS and GPS are set as input samples of the LS-SVM and misalignment angles which are the outputs of the SUKF are set as output samples after de-noised by wavelet. Cross validation is used to choose the best kernel function parameters. The simulation results demonstrate that the LS-SVM algorithm has the better performance on alignment time and accuracy than the SUKF and EKF.

Key words: strapdown inertial navigation system (SINS), initial alignment, large misalignment angle model, least squares support vector machine (LS-SVM), simplified unscented Kalman filter (SUKF)