

小波网络辅助卡尔曼滤波的捷联惯导传递对准

周璐¹, 郭超², 钟颖¹, 宋一铂¹

(1. 宇航智能控制技术国家级重点实验室, 北京 100854; 2. 北京航天自动控制研究所, 北京 100854)

摘要: 初始对准精度是捷联惯导系统的主要误差来源之一; 针对舰载机捷联惯导的传递对准模型准确建模困难, 且测量噪声和过程噪声随舰船动态而变化, 这样就会降低滤波的精度, 卡尔曼滤波有一定的局限性, 提出了将小波神经网络辅助卡尔曼滤波器用于惯导系统的传递对准; 把能直接影响卡尔曼滤波估计误差的参数作为网络的输入, 经过样本训练后, 把网络的输出与经过卡尔曼滤波得到的结果相加, 实现了捷联惯导的传递对准的滤波功能; 这种新算法在实际应用中的非线性情况下优于传统卡尔曼滤波方法; 仿真结果表明了其实用性和有效性。

关键词: 捷联惯导系统; 传递对准; 卡尔曼滤波; 小波神经网络

Wavelet Neural Network Aided Kalman Filter for Transfer Alignment of SINS

Zhou Lu¹, Guo Chao², Zhong Ying¹, Song Yibo¹

(1. State Key Laboratory of Science and Technology on Aerospace Intelligent Control, Beijing 100854, China;

2. Beijing Aerospace Automatic Control Institute, Beijing 100854, China)

Abstract: The error of transfer alignment is one of the most important errors in strapdown inertial system (SINS). In this paper, a method based on Kalman filter aided by wavelet neural network is introduced to transfer alignment during the navigation for the limitation of Kalman filter: it is difficult to model the accurate transfer alignment of SINS, in which the noise of measurement and process changes by the movement of carrier-based aircraft and the accuracy of Kalman filter will be affected. The filter function for Transfer Alignment of SINS is realized by adding the Kalman filter result to the sample after training which the Kalman filter estimation is as the input of the network error parameter. The proposed method provides better accuracy compared to the Kalman filter on the condition of nonlinear dynamics which is common in application. Simulation results show its effectiveness and practicality.

Keywords: strapdown inertial system; transfer alignment; Kalman filter; wavelet neural network

0 引言

初始对准是惯性导航系统的关键技术之一, 对准精度与惯性传感器的精度、地球重力模型误差一起, 是惯导系统的主要误差来源^[1]。惯导系统初始对准的目的是在惯导系统进入导航工作状态之前建立起导航坐标系。对捷联惯导系统来说, 就是计算出机体坐标系到导航坐标系的姿态矩阵。传递对准以主惯导为基准, 使子惯导建立的导航坐标系重合于主惯导已建立起来的导航坐标系^[2]。传递对准要求在最短的时间内获得最好的对准精度。

传统的传递对准采用卡尔曼滤波的方法, 这种方法针对系统噪声和测量噪声的统计数据估计, 能很好的克服各种随机误差的影响。然而舰载机捷联惯导的传递对准模型准确建模是相当困难的, 且测量噪声和过程噪声随舰船动态而变化, 这样就会降低滤波的精度, 所以采用卡尔曼滤波有一定的局限性。

拥有自学习能力、并行分布式信息处理能力、高抗噪能力和高容错能力的神经网络控制算法较好的解决了复杂的非线性、不确定系统的控制问题。基于神经网络在惯导系统的初始对准的应用研究中, 文献 [3-5] 将 BP 神经网络、最优估计神经网络、小波神经网络用于静基座对准, 获得了较好的效果。本文针对舰载机实际应用环境下的捷联惯导系统为研究对

象, 采用小波神经网络辅助卡尔曼滤波应用到速度加姿态匹配传递对准中, 仿真结果表明了这种方法的实用性和有效性。

1 离散型卡尔曼滤波

设 t_k 时刻的被估计状态 X_k 受系统噪声序列 W_{k-1} 驱动, 状态方程和量测方程为^[6]

$$\begin{cases} X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k-1} W_{k-1} \\ Z_k = H_k X_k + V_k \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) 中, X_k 为系统 n 维状态向量; Z_k 为系统的 m 维观测序列; $\Phi_{k,k-1}$ 为 t_{k-1} 时刻至 t_k 时刻的 $n \times n$ 维一步转移阵; Γ_{k-1} 为系统 $n \times p$ 维噪声驱动阵; H_k 为 $m \times n$ 维量测阵; V_k 为 m 维量测噪声序列; W_k 为系统 p 维激励噪声序列。

同时, W_k 和 V_k 要满足:

$$\begin{cases} E[W_k] = 0, Cov[W_k, W_j] = E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj} \\ E[V_k] = 0, Cov[V_k, V_j] = E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj} \\ Cov[W_k, V_j] = E[W_k V_j^T] = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) 中, Q_k 为系统噪声序列 W_k 的 $p \times p$ 维方差阵, 假设为非负定阵; R_k 为量测噪声序列 V_k 的 $m \times m$ 维方差阵, 假设为正定阵。

X_k 的估计 \hat{X}_k 按下述方程求解:

1) 状态一步预测:

$$\hat{X}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (3)$$

2) 状态估计:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}) \quad (4)$$

3) 滤波增益:

$$K_k = P_k H_k^T R_k^{-1} \quad (5)$$

收稿日期: 2014-11-18; 修回日期: 2015-01-09。

基金项目: 总装预研基金。

作者简介: 周璐 (1983-), 女, 湖北荆州人, 硕士研究生, 主要从事惯性技术方向的研究。

4) 一步预测均方误差:

$$P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \quad (6)$$

5) 估计均方误差:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \quad (7)$$

上式即为离散型卡尔曼滤波基本方程。只要给定初值 \hat{X}_0 和 P_0 , 根据 k 时刻的测量 Z_k , 就可递推计算得 k 时刻的状态估计值 \hat{X}_k 。

2 小波神经网络的结构和算法

多层前馈网络中隐单元的激活函数可分为两类: 全局性和局部性的, 局部性的优势在于, 每一基函数只在输入空间的某一局部区域起作用, 输入新数据时只需调节少量起作用的参数, 加快了收敛速度。通常用的 RBF 不满足正交归一条件, 使隐单元偏多且隐单元数及基函数参数往往要由经验确定^[7]。利用小波神经网络能克服其它神经网络在训练学习、确定神经元参数和选择结构等方面的盲目性, 具有收敛速度快、精度高等优点, 使得将该方法在捷联惯导传递对准的应用中有较好的效果。

如图 1 所示, 小波神经网络的隐层有两种单元。尺度函数 $\phi(x)$ 单元 $\phi_{lk}(x)$ ($k = 1, 2, \dots, n_L$) 是在最低分辨率 L 时不同位移下的正交基函数, 构成对未知函数在一定分辨率下的逼近。小波函数 $\psi(x)$ 单元 $\psi_{mk}(x)$ ($m = 1, 2, \dots, L; k = 1, 2, \dots, n_L$) 是 $F(x)$ 的细节的正交基函数。各级逼近满足以下关系:

$$F_{L-2}(x) = F_{L-1}(x) + \sum_{k=1}^{2n_L} d_{L-1,k} \phi_{L-1,k}(x) \quad (8)$$

$$F_0(x) = \sum_{k=1}^{n_L} a_{Lk} \phi_{Lk}(x) + \sum_{m=1}^L \sum_{k=1}^{2^{L-m} n_L} d_{mk} \psi_{mk}(x) \quad (9)$$

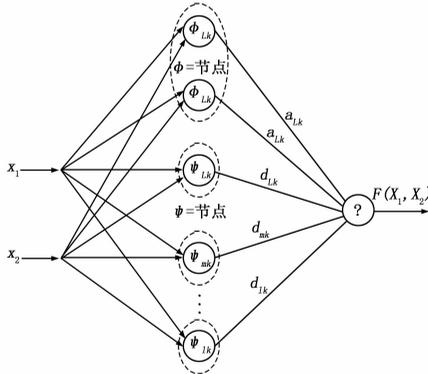


图 1 小波神经网络结构

训练小波神经网络的主要步骤为:

- 1) 选择合适的正交归一化的小波尺度函数, 对于本文的应用, 可以考虑 Haar 函数。
- 2) 对输入的每一维构造一个多分辨率的系数栅格, 对最高分辨率, 栅格间隔等于各维的采样间隔, 最低分辨率 ($m = L$) 则是由两个数据点。
- 3) 对 $m = L$, 训练 ϕ 单元。
- 4) 如果误差不满足要求, 则加入合适的 ψ 单元。
- 5) 删去权值很小的 ψ 单元并用新的数据检验网络。

3 捷联惯导系统传递对准模型

在舰载条件下, 把舰船上的惯导系统看成主惯导系统, 把舰载武器系统的惯导系统看成子惯导系统, 通常主惯导的精度比子惯导高一个数量级以上, 所以可以认为主惯导是无误差的。传递对准的任务就是利用主惯导的导航参数如速度、位置、姿

态角等与子惯导相应的导航参数进行匹配, 以主子惯导导航参数之间的差值作为观测量, 采用滤波器估计出主子惯导的姿态失准角, 然后以主惯导为基准, 修正子惯导的姿态矩阵来实现对子惯导系统导航参数的初始化^[8], 其原理如图 2 所示。

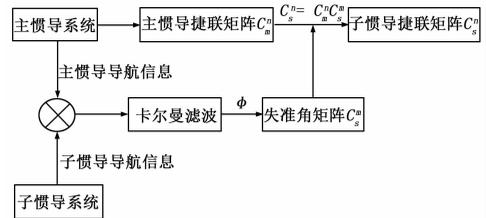


图 2 捷联惯导传递对准基本原理

速度加姿态匹配传递对准是一种快速对准方法。它用主子惯导的速度差以及姿态误差角作为滤波器的观测量, 采用的是计算参数和测量参数相结合的方法^[9], 其数学模型为^[10]

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}\mathbf{W} \\ \mathbf{Z} = \mathbf{C}\mathbf{X} + \mathbf{V} \end{cases} \quad (10)$$

设 $[\phi_{mx} \ \phi_{my} \ \phi_{mz}]^T$ 为主子惯导真实安装角误差, $[\phi_{ax} \ \phi_{ay} \ \phi_{az}]^T$ 子惯导计算载体与主惯导载体之间的姿态误差角;

$\mathbf{X} = [\delta V_x \ \delta V_y \ \delta V_z \ \phi_{mx} \ \phi_{my} \ \phi_{mz} \ \phi_{ax} \ \phi_{ay} \ \phi_{az}]^T$ 为状态向量;

$\mathbf{Z} = [\delta V_x \ \delta V_y \ \delta V_z \ \phi_{mx} \ \phi_{my} \ \phi_{mz}]^T$ 为测量向量;

$\mathbf{W} = [\omega_{Vx} \ \omega_{Vy} \ \omega_{Vz} \ \omega_{\phi mx} \ \omega_{\phi my} \ \omega_{\phi mz} \ \omega_{\phi ax} \ \omega_{\phi ay} \ \omega_{\phi az}]^T$ 为系统白噪声;

$\mathbf{V} = [v_{Vx} \ v_{Vy} \ v_{Vz} \ v_{\phi mx} \ v_{\phi my} \ v_{\phi mz}]^T$ 为测量白噪声;

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} A_1 & A_2 & -A_2 \\ 0_{3 \times 3} & A_3 & -A_3 \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A}_1 =$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 2\omega_e \sin L + \frac{V_x}{R} \tan L & -(2\omega_e \cos L + \frac{V_x}{R}) \\ -(2\omega_e \sin L + \frac{V_x}{R} \tan L) & 0 & -\frac{V_y}{R} \\ 2\omega_e \cos L + \frac{V_x}{R} & \frac{V_y}{R} & 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A}_2 = \begin{pmatrix} c_{13} f_y - c_{12} f_z & -c_{13} f_x + c_{11} f_z & c_{12} f_x - c_{11} f_y \\ c_{23} f_y - c_{22} f_z & -c_{23} f_x + c_{21} f_z & c_{22} f_x - c_{21} f_y \\ c_{33} f_y - c_{32} f_z & -c_{33} f_x + c_{31} f_z & c_{32} f_x - c_{31} f_y \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A}_3 = \begin{pmatrix} 0 & \omega_z & -\omega_y \\ -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_y & -\omega_x & 0 \end{pmatrix}$$

$$\hat{\omega}_{ns}^s = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T, \mathbf{f}_s^s = [f_x \ f_y \ f_z]^T,$$

$$\mathbf{C}_{sv}^n = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} C_{sv}^n & 0 & 0 \\ 0 & I_{3 \times 3} & 0 \\ 0 & 0 & I_{3 \times 3} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} I_{2 \times 2} & 0 & 0 \\ 0 & I_{3 \times 3} & 0 \end{pmatrix}$$

式中: ω_e 为地球自转角速度; L 为当地纬度; \mathbf{f}_s^s 为子惯导加速度计的输出; $\hat{\omega}_{ns}^s$ 为计算机体系相对导航系转动的角速率在计算机体系的投影矢量, c_{ij} 是标称机体系 s_n 到导航系 n 的方向余弦矩阵 C_{sv}^n 的元素, V_x 、 V_y 分别为子惯导在 x 、 y 方向的速度分量。

4 小波神经网络辅助卡尔曼滤波的捷联惯导传递对准

舰载机传递对准中有两个最关键的非线性问题，一是大杆臂，因为舰载武器系统在舰上的位置不固定，而大杆臂下挠曲变形导致的动态杆臂分量将对对准精度产生较大影响。二是当失准角不符合小角度的假设时，观测方程将是非线性的，如果继续采用线性卡尔曼滤波器，将会引入很大误差，甚至可能导致滤波器发散，可以采用 UKF、EKF 等非线性滤波方法来估计失准角^[11]。本文采用将小波神经网络加入卡尔曼滤波，把能直接影响卡尔曼滤波估计误差的参数作为网络的输入，经过样本训练后，把网络的输出与经过卡尔曼滤波得到的结果相加。

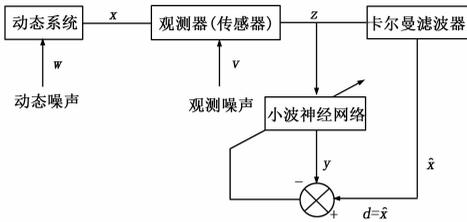


图 3 小波神经网络辅助卡尔曼滤波的原理图

如图 3 所示，先用传递对准的数学模型进行卡尔曼滤波，再用得到的估计值和量测值作为样本进行训练，当网络误差达到要求时，训练结束，此时即可用于实际的对准计算。

传递对准中的匹配量即为卡尔曼滤波器中的量测量。网络的输入为：主子惯导速度匹配量 $\delta V_x, \delta V_y, \delta V_z$ ，主子惯导真实安装角 $\phi_{mx}, \phi_{my}, \phi_{mz}$ ，输出为子惯导计算载体系与主惯导载体系之间姿态误差的角估计值： $\phi_{ax}, \phi_{ay}, \phi_{az}$ 。根据小波神经元的个数选取准则，隐层小波元个数选为 9，小波基函数选取 Haar 函数。

5 仿真结果与分析

仿真条件参考文献 [12-13]，舰船初始地理纬度为 30° ，由南向北匀速航行，速度 $v = 15 \text{ m/s}$ ，舰船受风浪的影响产生三轴摇摆，摇摆的幅值为 $[3^\circ \ 4^\circ \ 5^\circ]^T$ ，周期为 1 s。子惯导陀螺常值漂移为 $0.05^\circ/\text{h}$ ，加速度计零偏为 $2 \times 10^5 \text{ g}$ ，3 个安装误差角为 $[1^\circ \ 1^\circ \ 1^\circ]^T$ ，仿真时间设定为 30 s。

为验证新算法的优越性，把新算法的仿真结果与传统的卡尔曼滤波算法比较。

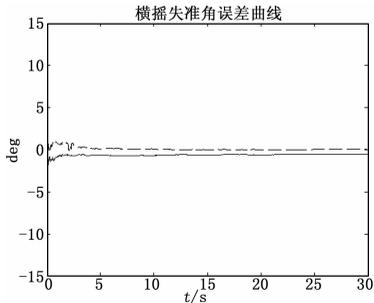


图 4 横摇失准角的误差曲线对比图

从图 4~6 可以看出（实线曲线表示仅使用卡尔曼滤波，虚线曲线表示加入小波神经网络后的卡尔曼滤波），小波神经网络辅助卡尔曼滤波估计与传统卡尔曼滤波估计的误差曲线的比较：前者失准角在几秒内立即收敛，估计误差更小，对准精度更高。

6 结论

由于舰载机捷联惯导传递对准本质上是一个非线性估计问题，仅仅通过调整卡尔曼滤波器的相关参数是很难提高其对准

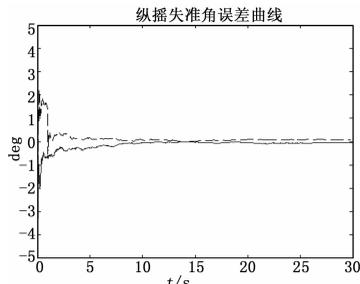


图 5 纵摇失准角的误差曲线对比图

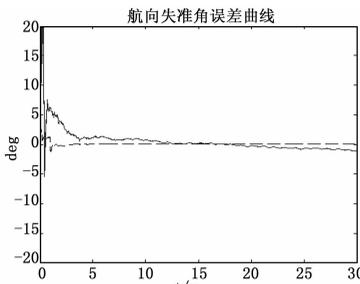


图 6 航向失准角的误差曲线对比图

性能的，因此需要新的信息融合和信号处理技术。本文提出了将小波神经网络辅助卡尔曼滤波进行传递对准，分析其原理和结构，设计了一种新的对准算法，并在舰载机的应用环境下进行了仿真。仿真结果表明其收敛时间和精度均优于传统的卡尔曼滤波，是一种实用、有效的方法。

参考文献：

- [1] Nebot E, Durrant-Whyte H. Initial Alignment and Calibration of Low-Cost Inertial Navigation Units for Land Vehicle Application [J]. Journal of Robotics System, 1999, 16 (2): 81-92.
- [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.
- [3] 赵玉新, 刘伟, 高伟. BP 神经网络在捷联惯导初始对准中的应用研究 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2003, 24 (5): 513-517.
- [4] 王新龙, 申功勋, 唐德麟. 基于最优估计神经网络的惯导系统初始对准研究 [J]. 宇航学报, 2002, 23 (3): 34-38.
- [5] 任明荣, 陈家斌, 谢玲, 等. 采用小波神经网络的惯导系统初始对准 [J]. 计算机工程与应用, 2004 (30): 215-217.
- [6] 付梦印, 邓志红, 张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [7] 阎平凡, 张长水. 神经网络与模拟进化计算 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [8] 孙昌跃, 王司, 邓正隆. 舰载武器惯导系统对准综述 [J]. 中国惯性技术学报, 2005, 13 (3): 81-88.
- [9] 王孔奋. 舰载机捷联惯导系统传递对准技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [10] 张友安, 林雪原, 徐胜红. 综合导航与制导系统 [M]. 北京: 海潮出版社, 2005.
- [11] 高青传, 赵国荣, 吴芳. 大方位失准角传递对准非线性模型研究 [J]. 控制与决策, 2011 (3): 402-406.
- [12] Jones D, Roberts C, Tarrant D, Yang C, Lin C F. Transfer Alignment Design and Evaluation Environment [A]. The First IEEE Regional Conference on Aerospace Control System [C]. USA: IEEE, 1993: 753-757.
- [13] 王希彬, 赵国荣, 高青伟. 基于 RBF 神经网络的 Kalman 滤波在惯导系统传递对准中的应用 [J]. 自动测量与控制, 2008, 27 (11): 64-66.