

基于 CPSO-LSSVM 的单轴旋转惯导系统 轴向陀螺漂移辨识

于旭东, 张鹏飞, 谢元平, 龙兴武

(国防科学技术大学光电科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘要: 在单轴旋转惯导系统中, 轴向陀螺漂移是影响系统导航精度的重要因素。为了提高惯导系统的导航精度, 采用混沌粒子群算法(chaos particle swarm optimization, CPSO)优化的最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)对轴向激光陀螺漂移进行辨识。利用初始对准 12 h 内系统纬度误差和温度变化量作为 LSSVM 模型的训练数据, 利用 CPSO 对 LSSVM 进行参数优化, 利用优化后的 LSSVM 模型对轴向陀螺漂移进行辨识, 轴向陀螺漂移辨识精度优于 $0.0002 (^{\circ})/h$, 系统定位误差优于 $1 \text{ nm}/72 \text{ h}$ 。试验结果表明, CPSO 是选取 LSSVM 参数的有效方法, 该方法能够有效地辨识轴向陀螺漂移, 具有很高的辨识精度, 具有很高的实际应用价值。

关键词: 激光陀螺; 惯导系统; 单轴旋转; 陀螺漂移; 最小二乘支持向量机; 混沌粒子群算法

中图分类号: U 666.1

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2013.05.25

Identification of axial RLG drifts in single-axis rotation inertial navigation system based on CPSO-LSSVM algorithm

YU Xu-dong, ZHANG Peng-fei, XIE Yuan-ping, LONG Xing-wu

(College of Optoelectric Science and Engineering, National University of
Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to improve the performance of the single-axis rotation inertial navigation system, a least squares support vector machine (LSSVM) model optimized by the chaos particle swarm optimization (CPSO) to identify the axial drift of ring laser gyroscope (RLG) is proposed. Latitude and temperature variation during the identification stage are adopted as inputs of LSSVM. The CPSO is used to optimize the parameters of the LSSVM. The proposed CPSO-LSSVM can reach an identification accuracy of $0.0002 (^{\circ})/h$ for Z-axis RLG drift and radial position error of the system is less than $1 \text{ nm}/72 \text{ h}$. The navigational results show that the proposed method is an effective approach for LSSVM parameters and the identification model has a better identification precision. The proposed method can be widely used in engineering practice.

Keywords: ring laser gyroscope (RLG); inertial navigation system; single-axis rotation; gyro drift; least squares support vector machine (LSSVM); chaos particle swarm optimization (CPSO)

0 引言

惯性敏感元件的误差是决定惯性导航系统精度的主要因素^[1]。对于激光陀螺惯性导航系统而言, 为了获得高的导航精度, 常常采用旋转自动补偿技术消除惯性敏感元件误差对系统的影响^[2-3]。对于捷联式激光惯导系统, 旋转方式主要为单轴旋转和双轴旋转两种方式^[4-5]。单轴旋转可以调制掉旋转轴方向上的惯性仪表的误差, 因此单轴旋转

惯导系统的精度主要由轴向陀螺漂移决定^[6]。仿真表明, 轴向陀螺常值漂移的辨识精度优于 $0.0005 (^{\circ})/h$, 单轴旋转惯导系统才能取得 $1 \text{ nm}/72 \text{ h}$ 的定位精度。由于陀螺漂移与温度、振动等环境因素相关, 很难在系统出厂前进行精确标定, 因此在初始对准过程中需要对其进行精确辨识。文献[7]采用姿态回路来测算陀螺误差, 取得了较高的定位精度, 达到 $1 \text{ nm}/24 \text{ h}$ 。针对单轴旋转惯导系统热、冷态两种状态, 文献[8]利用径向基函数神经网络实现陀螺误差补

偿。由于陀螺漂移具有非常复杂的非线性特性,常规的建模方法很难达到令人满意的效果。

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种比较好地实现结构风险最小化思想的方法,其主要内容在 20 世纪 90 年代才基本完成^[9]。该算法通过寻求结构风险最小化来实现实际风险最小化,达到在小样本量的情况下,亦能获得很好的学习效果,已在智能控制、回归预测、系统辨识等领域取得很好的应用^[10-11]。最小二乘支持向量机(least squares SVM, LSSVM)是 SVM 的一种改进算法^[12],是 SVM 在二次损失函数下的一种形式,将不等式约束转化为等式约束,将二次寻优过程转化为求解线性方程,其求解速度较快,但正则化参数 γ 、核函数及其参数的优化选择对模型的学习精度和推广能力的好坏起着决定性作用。由于没有理论指导,传统的参数选取都是通过反复的试验,很难获得令人满意的解。粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法^[13]在解决非线性优化问题方面有着突出的表现^[14-15],其算法相对简单,但容易陷入局部极值,影响了算法的收敛性。混沌粒子群(chaos PSO, CPSO)算法将混沌搜索引入 PSO 算法,可以较好克服粒子早熟问题^[16]。本文将 LSSVM 用于单轴旋转惯导系统轴向陀螺漂移辨识,并利用 CPSO 算法对其参数进行优化以提高辨识精度,对提高激光陀螺单轴旋转惯导系统的导航精度具有重要的意义。

1 LSSVM 算法

设输入为 n 维向量, $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_l, y_l)\} \subset \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}$, 线性函数设为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \tag{1}$$

优化问题为

$$\min(\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l \xi_i^2) \tag{2}$$

约束为

$$y_i = \mathbf{w}^T x_i + b + \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, l \tag{3}$$

定义拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L = & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i (\mathbf{w}^T x_i + b + \xi_i - y_i) \end{aligned} \tag{4}$$

对各参数求偏导,并令其为零,得

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i x_i \tag{5}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \tag{6}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, l \tag{7}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T + b + \xi_i - y_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \tag{8}$$

式(5)~式(8)表示成矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 & 0 & -\mathbf{x} \\ 0 & 0 & 0 & -\mathbf{1} \\ 0 & 0 & \gamma \mathbf{I} & -\mathbf{I} \\ \mathbf{x}^T & \mathbf{1} & \mathbf{I} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w} \\ b \\ \xi \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \tag{9}$$

式中, \mathbf{I} 为单位矩阵; $\mathbf{x} = [x_1 \dots x_l]$; $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_l]$; $\mathbf{1} = [1 \dots 1]^T$; $\xi = [\xi_1 \dots \xi_l]^T$; $\alpha = [\alpha_1 \dots \alpha_l]^T$ 。

式(9)的解由式(10)确定。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{x}^T \mathbf{x} + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \tag{10}$$

根据 Mercer 条件,选取合适的核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{y})$, 可以获得高维特征空间的线性回归为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, \mathbf{x}) + b \tag{11}$$

回归型 LSSVM 的泛化能力主要取决于正则化参数 γ 、核函数的选取以及核函数参数的优化。本文选取径向基核函数,其表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}) \tag{12}$$

式中, σ 是感知变量,它决定了该径向基核函数围绕中心点的宽度,对于支持向量机的回归能力有直接的影响。因此,本文需要对参数 (γ, σ) 进行寻优。

2 CPSO - LSSVM 模型参数

PSO 算法是一种模仿昆虫、兽群、鸟群和鱼群等的随机优化技术,这些群体按照一定的合作方式寻找食物,并存在一定的竞争。PSO 算法实现简单,但容易陷入局部极值,造成早熟收敛,由于混沌运动具有遍历性、随机性、对初始条件的敏感性等特点,本文将混沌思想引入 PSO 算法,提高了基本 PSO 算法的收敛速度和精度。

通过式(13)和式(14)对微粒的位置和速度进行更新。

$$v_j^{k+1} = \omega v_j^k + c_1 r_1 (p_j^k - x_j^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x_j^k) \tag{13}$$

$$x_j^{k+1} = x_j^k + v_j^{k+1} \tag{14}$$

式中, v_j 为微粒速度; ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为正数学习因子; r_1 和 r_2 为 0~1 之间均匀分布的随机数; p_j 为第 j 个粒子自身的最优解(个体最优); p_g 为整个群体的最优解; x_j^k 为决策变量。

本文利用混沌运动的特性,对当前粒子产生扰动,其迭代公式为

$$z_{i+1} = \mu z_i (1 - z_i), \quad i = 1, 2, 3 \dots, \mu \in (2, 4] \tag{15}$$

当 $\mu = 4, 0 \leq z_i \leq 1$ 时,系统处于完全混沌状态。

利用 CPSO 算法优化 LSSVM 模型主要是对正则化参数 γ 和径向基核函数参数 σ 进行优化选择。用向量 $x_j = (\gamma, \sigma)$ 表示第 j 个粒子的位置。适应度函数为

$$fitness = \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| / N \quad (16)$$

式中, N 为回归样本数; y_i 和 \hat{y}_i 为样本实际值和预测值。

CPSO-LSSVM 的流程图如图 1 所示。

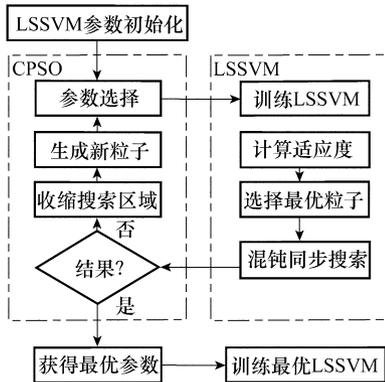


图 1 CPSO-LSSVM 辨识模型流程图

3 轴向陀螺漂移辨识

为了获得高精度的导航精度,单轴旋转激光陀螺惯导系统初始对准时间一般选为 16 h 或更长^[5]。初始对准可以精确地确定从载体坐标系到计算地理坐标系的初始捷联矩阵,精确估计惯性元件的漂移。由于轴向陀螺漂移的可观测性很差,系统中采用 CPSO-LSSVM 方法来估计轴向陀螺漂移,基本原理如下:前 4 h,系统采用罗经粗对准法和 Kalman 滤波精对准法,结合单轴旋转调制运动,实现高精度的初始对准和水平惯性器件误差测定,对水平惯性器件误差进行补偿;补偿后转入 12 h 导航,记录 12 h 内的纬度值,作为 LSSVM 的输入^[6]。由于校准过程中温度的变化会引起轴向陀螺漂移的非线性变化,因此辨识过程中同时选取校准过程中的系统温度变化量作为 LSSVM 的输入,

LSSVM 的输出是轴向陀螺漂移。系统轴向陀螺漂移真值的确定方法如下:系统导航 4 h 后,不修正陀螺漂移,导航结束后,进行离线仿真,确定使得 72 h 内定位误差最小的漂移值为轴向陀螺漂移的真值。利用 CPSO 算法优化 LSSVM 的参数,获得最优参数后对轴向陀螺漂移进行精确辨识,扣除掉轴向陀螺漂移后,系统再次转入导航状态,进行导航解算。

本文试验采用教研室自行研制的激光陀螺单轴旋转惯导系统,其中两个水平陀螺零偏稳定性优于 0.003 (°)/h,轴向陀螺零偏稳定性优于 0.003 (°)/h,加速度计零偏稳定性优于 20 μg。以系统 32 组实验中初始对准过程实测的纬度误差和温度变化量为研究对象,其中前 22 组用于学习训练,后 10 组数据用于预测检验(从 2009 年 11 月 8 日至 2012 年 4 月 14 日),系统初始纬度为 28.222°,具体如表 1 和表 2 所示。由于校准 12 h 内的纬度变化和温度变化量的数据量太大,不能详细的给出,表 1 中纬度代表第 12 h 系统的纬度变化值,前 8 组数据的纬度变化量如图 2 所示。

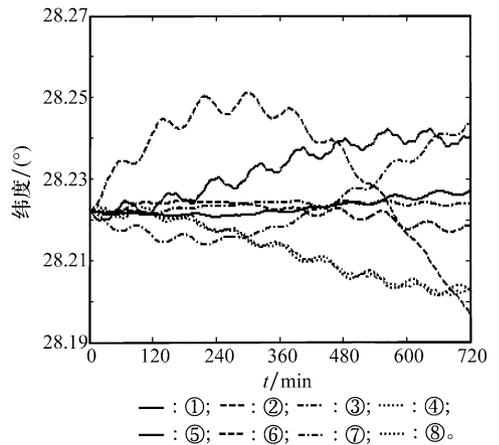


图 2 典型的纬度误差曲线

表 1 CPSO-LSSVM 辨识模型试验样本(训练数据)

| 序号 | 纬度/(°) | 温度变化量/°C | 陀螺漂移/(°)/h | 序号 | 纬度/(°) | 温度变化量/°C | 陀螺漂移/(°)/h |
|----|----------|-----------|------------|----|----------|-----------|------------|
| 1 | 28.227 4 | 37.1~39.5 | 0.000 70 | 12 | 28.225 1 | 35.1~36.0 | 0.000 28 |
| 2 | 28.223 8 | 38.2~39.6 | 0.000 22 | 13 | 28.240 3 | 12.2~14.3 | 0.002 40 |
| 3 | 28.218 4 | 44.6~44.9 | -0.000 64 | 14 | 28.247 4 | 48.7~49.8 | 0.003 40 |
| 4 | 28.203 2 | 60.2~61.2 | -0.002 53 | 15 | 28.214 6 | 55.0~55.5 | -0.000 96 |
| 5 | 28.241 3 | 25.6~35.8 | 0.001 65 | 16 | 28.197 1 | 42.1~43.3 | -0.003 30 |
| 6 | 28.198 8 | 51.2~54.6 | -0.003 43 | 17 | 28.203 3 | 62.0~62.4 | -0.002 60 |
| 7 | 28.247 2 | 44.8~48.9 | 0.003 25 | 18 | 28.198 2 | 59.2~59.7 | -0.003 10 |
| 8 | 28.202 8 | 53.1~62.3 | 0.003 30 | 19 | 28.197 8 | 42.1~42.6 | -0.003 01 |
| 9 | 28.216 2 | 55.0~55.6 | -0.000 76 | 20 | 28.215 0 | 45.1~47.4 | -0.000 84 |
| 10 | 28.196 6 | 49.2~52.6 | -0.003 39 | 21 | 28.226 0 | 35.0~38.2 | 0.000 13 |
| 11 | 28.197 4 | 50.0~50.2 | -0.003 24 | 22 | 28.198 0 | 53.3~59.4 | -0.003 45 |

表 2 CPSO-LSSVM 辨识模型试验样本(测试数据)

| 序号 | 纬度/(°) | 温度变化量/°C | 陀螺漂移/(°/h) | 序号 | 纬度/(°) | 温度变化量/°C | 陀螺漂移/(°/h) |
|----|----------|-----------|------------|----|----------|-----------|------------|
| 1 | 28.195 9 | 44.1~45.2 | -0.003 40 | 6 | 28.243 0 | 57.1~57.2 | 0.003 00 |
| 2 | 28.225 0 | 43.1~43.6 | 0.000 30 | 7 | 28.205 0 | 40.0~57.5 | -0.003 45 |
| 3 | 28.235 0 | 55.4~57.8 | 0.002 20 | 8 | 28.242 0 | 30.1~40.3 | 0.001 65 |
| 4 | 28.220 0 | 38.1~39.2 | -0.000 30 | 9 | 28.198 0 | 52.4~57.7 | -0.003 45 |
| 5 | 28.213 1 | 54.0~54.7 | -0.001 30 | 10 | 28.237 0 | 32.6~40.8 | 0.001 30 |

根据以上分析,设计基于 CPSO 优化的 LSSVM 轴向陀螺漂移辨识程序。设粒子群个数为 30,解空间为正归化参数 γ 和径向基核函数参数 σ ,初始惯性权重为 0.75, c_1 和 c_2 均取为 2,混沌最大迭代步数设为 10,粒子群最大迭代步数设为 100,图 3 给出了适应度变化曲线。

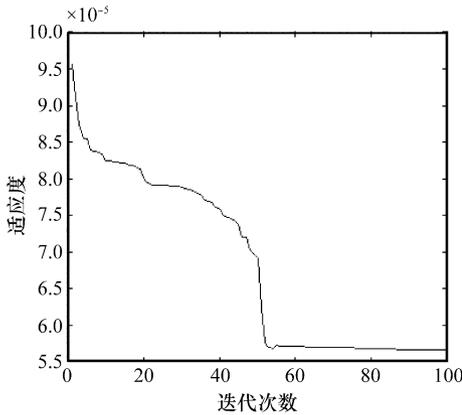


图 3 适应度变化曲线

从图 3 可以看出,适应度的大小随着迭代次数的增加而快速收敛,在 55 步后基本达到最小值,最终达到最小 5.661×10^{-5} ,获得的最优参数为 $\gamma=102.124, \sigma=0.022 1$ 。

将表 1 中的 10 组测试数据输入至 CPSO 算法优化的 LSSVM 辨识模型中,对测试样本进行轴向陀螺漂移辨识,表 3 给出了测试数据的辨识结果。图 4 给出了 10 组测试数据 CPSO-LSSVM 模型辨识前后的单轴旋转激光陀螺惯导系统定位误差,其中第 8 组的定位误差如图 5 所示。

表 3 CPSO-LSSVM 辨识结果

| 序号 | CPSO-LSSVM 辨识的陀螺漂移/(°/h) | 辨识误差/(°/h) |
|----|--------------------------|------------|
| 1 | -0.003 3 | -0.000 1 |
| 2 | 0.000 3 | 0 |
| 3 | 0.002 35 | -0.000 15 |
| 4 | -0.000 25 | 0.000 05 |
| 5 | -0.001 3 | 0 |
| 6 | 0.003 10 | 0.000 1 |
| 7 | -0.003 52 | -0.000 07 |
| 8 | 0.001 55 | -0.000 1 |
| 9 | -0.003 34 | 0.000 11 |
| 10 | 0.001 35 | 0.000 05 |

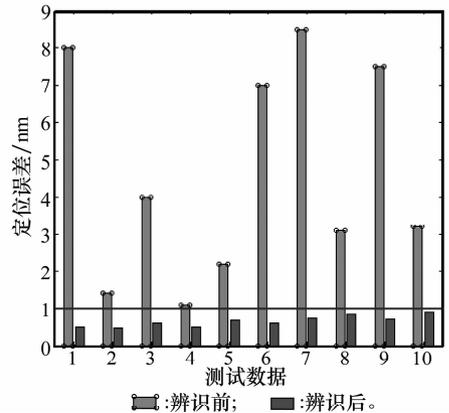


图 4 CPSO-LSSVM 模型辨识前后的定位误差

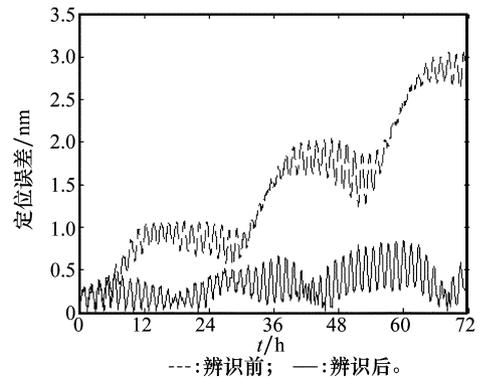


图 5 第 8 组测试样本辨识前后的定位误差曲线

从图 4 和图 5 可以看出,经过 CPSO-LSSVM 模型对轴向陀螺漂移辨识后,系统定位精度大大提高,辨识精度达到 $0.000 2 (^\circ)/h$ 。

为了进一步验证 CPSO-LSSVM 辨识轴向陀螺漂移方法的有效性,我们对项目组研制的惯导系统进行车载试验。将惯导系统放置在试验车上,启动系统完成初始对准,在 16 h 的对准时间内完成轴向陀螺漂移精确辨识后,进行车载试验,其中一组跑车试验路线图和定位误差曲线如图 6 所示。从跑车试验的结果可以看出,采用 CPSO-LSSVM 模型对轴向陀螺漂移进行精确辨识后,最大定位误差优于 $1 \text{ nm}/72 \text{ h}$,很好地消除了轴向陀螺漂移对单轴旋转惯导系统的影响,极大地提高了系统的定位精度。

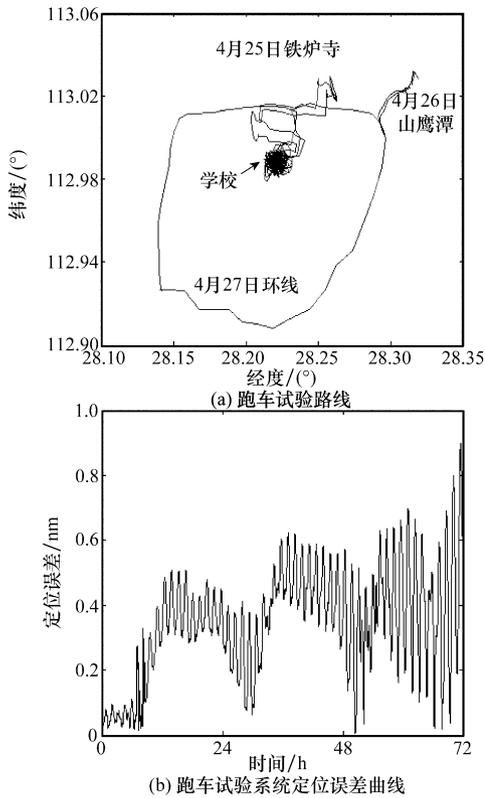


图6 单轴旋转惯导系统跑车试验

4 结论

本文提出了基于 CPSO 优化 LSSVM 算法的单轴旋转激光陀螺惯导系统轴向陀螺漂移辨识方法,建立了 CPSO-LSSVM 轴向陀螺漂移辨识模型。利用初始对准 12 h 内系统纬度误差和温度变化量作为 LSSVM 模型的输入,采用 CPSO 算法优化 LSSVM 模型的正则化参数 γ 和径向基核函数参数 σ ,提高 LSSVM 的训练和泛化性能。试验结果表明,CPSO-LSSVM 模型可以精确辨识轴向陀螺漂移,辨识精度优于 $0.0002 (^{\circ})/h$,极大地提高单轴旋转激光陀螺惯导系统的导航精度。

参考文献:

[1] Titterton D H, Weston J L. *Strapdown inertial navigation technology*[M]. 2nd ed. United Kingdom: Institution of Electrical Engineers, 2004.

[2] Yuan B L, Rao G Y, Liao D. Mounting error analysis for rotating inertial navigation system with optical gyroscopes[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(11): 2407-2411. (袁保伦, 饶谷音, 廖丹. 光学陀螺旋转式惯导系统的安装误差效应分析[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(11): 2407-2411.)

[3] Li K, Xu Y F, Zhang Z Y, et al. Errors autocompensation principle analysis and experiments verification for rotational inertial navigation systems[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(10): 2265-2271. (李魁, 徐烽烽, 张仲毅, 等. 旋转惯导系统误差自补偿原理分析及试验验证[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(10): 2265-2271.)

[4] Levinson E, Majure R. Accuracy enhancement techniques applied to the marine ring laser inertial navigator (MARLIN)[J]. *Navigation: Journal of the Institute of Navigation*, 1987, 34(1): 64-86.

[5] Tucker T, Levinson E. The AN/WSN-7B marine gyrocompass/navigator[C]//*Proc. of the National Technical Meeting of the Institute of Navigation*, 2000: 348-357.

[6] Yu X D. Research on some key technologies for single-axis rotation inertial navigation system with mechanically dithered ring laser gyroscopes[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011. (于旭东. 二频机抖激光陀螺单轴旋转惯性导航系统若干关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.)

[7] Wu S C, Qin S Q, Wang S S, et al. A new method for the estimate of z -direction ring laser gyro drift based on attitude determination[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2010, 37(5): 1209-1212. (吴赛成, 秦石乔, 王省书, 等. 基于姿态解算的 z 向激光陀螺零偏估计方法[J]. 中国激光, 2010, 37(5): 1209-1212.)

[8] Yu X D, Wei X T, Li Y, et al. Application of radial basis function network for identification of axial RLG drifts in single-axis rotation inertial navigation system[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2012, 34(3): 48-52. (于旭东, 魏学通, 李莹, 等. RBF 神经网络在单轴旋转惯导系统轴向陀螺漂移辨识中的应用[J]. 国防科学技术大学学报, 2012, 34(3): 48-52.)

[9] Vapnik V N. *The nature of statistical learning theory*[M]. New York: Springer, 1999.

[10] Laanaya H, Martin A, Aboutajdine D, et al. Support vector regression of membership functions and belief functions-application for pattern recognition[J]. *Information Fusion*, 2010, 11(4): 338-350.

[11] Pai P F, Hong W C. Support vector machines with simulated annealing algorithms in electricity load forecasting[J]. *Energy Conversion and Management*, 2005, 46(11): 2669-2688.

[12] Suykens J, Vandevall J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letter*, 1999, 9(3): 293-300.

[13] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//*Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995: 1942-1948.

[14] Tang X L, Zhuang L, Jiang C J. Prediction of silicon content in hot metal using support vector regression based on chaos particle swarm optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(9): 11853-11857.

[15] Gao Y H, Li Y B. Gyroscope failure trend prediction based on CPSO-LSSVM algorithm[J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2010, 42(2): 177-181. (高云红, 李一波. 基于 CPSO-LSSVM 的陀螺仪故障趋势预测[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2010, 42(2): 177-181.)

[16] Li B, Jiang W S. Chaos optimization method and its application[J]. *Control Theory and Applications* 1997, 14(4): 613-615.

作者简介:

于旭东(1982-),男,讲师,博士,主要研究方向为机抖激光陀螺及惯性导航系统。

E-mail: wind0909@163.com

张鹏飞(1976-),男,副研究员,博士,主要研究方向为机抖激光陀螺及惯性导航系统。

E-mail: zhangpengfei0309@163.com

谢元平(1970-),男,副教授,博士,主要研究方向为机抖激光陀螺及惯性导航系统。

E-mail: xyp99999@139.com

龙兴武(1958-),男,教授,博士研究生导师,主要研究方向为光学工程及惯性导航技术。

E-mail: xwlong110@sina.com