

引用格式:高策,沈晓卫,章彪,等. PSO 优化 SVM 的 MEMS 陀螺温度零偏补偿[J]. 电光与控制, 2019, 26(6): 100-105. GAO C, SHEN X W, ZHANG B, et al. Temperature compensation of MEMS-gyro based on particle swarm optimization and support vector machines[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(6): 100-105.

## PSO 优化 SVM 的 MEMS 陀螺温度零偏补偿

高策<sup>a</sup>, 沈晓卫<sup>b</sup>, 章彪<sup>a</sup>, 胡豪杰<sup>a</sup>

(火箭军工程大学, a. 研究生院; b. 核工程学院, 西安 710025)

**摘要:** 针对微机械陀螺零偏受温度影响较大的问题, 提出一种粒子群优化 (PSO) 算法和支持向量机 (SVM) 相结合的陀螺零偏温度补偿方法。首先, 将平滑处理后的陀螺数据作为样本点, 采用基于径向基核函数的支持向量机方法构建漂移模型, 把数据从低维空间映射到高维空间, 并进行线性拟合, 保证泛化能力。然后, 利用粒子群算法对支持向量机的惩罚参数、核函数参数以及不敏感系数进行优化, 避免了人为选择参数的盲目性且提高了建立模型的精度。实验结果表明: 经 PSO 调节支持向量机算法补偿后, 陀螺输出精度更高; 与最小二乘法、BP 神经网络法相比, 陀螺输出数据方差分别减小了 81.3% 和 57%, 最大误差分别减小 54.7% 和 48.5%。

**关键词:** 微机械陀螺; 温度补偿; 支持向量机; 粒子群优化算法

中图分类号: TH89 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.06.021

## Temperature Compensation of MEMS-Gyro Based on Particle Swarm Optimization and Support Vector Machines

GAO Ce<sup>a</sup>, SHEN Xiao-wei<sup>b</sup>, ZHANG Biao<sup>a</sup>, HU Hao-jie<sup>a</sup>

(Rocket Force University of Engineering, a. Graduate School; b. Nuclear Engineering College, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that bias of MEMS gyroscope is severely affected by temperature, a temperature compensation method based on Particle Swarm Optimization (PSO) and Support Vector Machine (SVM) is proposed. Firstly, the smoothed gyroscope data is taken as the sample point, and the drift model is constructed by the SVM method based on radial basis kernel function. The data is mapped from low-dimensional space to high-dimensional space for linear fitting to ensure generalization ability. Then, the PSO algorithm is used to optimize the penalty parameters, kernel function parameters and bias parameters of the SVM, which avoids the blindness of artificial parameter choosing and improves the accuracy of the model. Experimental results show that gyro output accuracy is higher after PSO-adjusted SVM compensation. Compared with the least squares method and the BP neural network method, the variance of the gyro output data is reduced by 81.3% and 57% respectively, and the maximum error is reduced by 54.7% and 48.5% respectively.

**Key words:** micro-mechanical gyro; temperature compensation; support vector machine; particle swarm optimization

### 0 引言

MEMS 陀螺具有成本低、体积小、易于集成等特点, 已经在汽车工业、自动化、机器人等领域得到了广泛应用<sup>[1-2]</sup>。MEMS 陀螺的主要材料是薄硅片, 硅具有许多不同于宏观条件下的物理和机械性能<sup>[3]</sup>。当温度变化时, 陀螺不仅在结构尺寸上发生改变, 材料的弹

性模量拉伸强度残余应力和外围电路的电子器件性能也会改变, 造成 MEMS 陀螺的零偏曲线往往具有非线性和随机性<sup>[4]</sup>。因此, 为了进一步提高惯性导航系统中 MEMS 陀螺的精度和性能, 建立 MEMS 陀螺零偏的有效温度模型, 并进行补偿, 减少温度对微机械陀螺零偏的影响是绝对必要的。

MEMS 陀螺零偏温度补偿常用的方法是最小二乘法建模, 通过最小二乘拟合计算每个温度项的系数并建立模型<sup>[5]</sup>, 但这种拟合方法对于非线性的温度变化拟合精度较低。神经网络技术在非线性建模中具有很强的并行处理、自学习和自适应能力, 近年来在传感器温度

收稿日期: 2018-07-13

修回日期: 2018-08-25

作者简介: 高策 (1993—), 男, 河北廊坊人, 硕士生, 研究方向为虚拟陀螺误差补偿和信息融合。

建模和补偿方面应用广泛<sup>[6]</sup>。然而,神经网络方法是基于经验风险最小化(ERM)原则,就是将训练样本的训练误差最小化的方法,其结果难以得到较好的泛化性能,难以避免过度拟合或欠拟合的问题,除此之外,神经网络还存在容易陷入局部优化的危险。由VAPNIK等开发的一种基于统计学习理论(SLT)的新型学习机(支持向量机(SVM))实现了结构风险最小化(SRM)<sup>[7-8]</sup>。支持向量机能够克服上述典型的神经网络方法的缺点,并具有以下特点:基于SRM原理,具有较好的泛化能力;它的训练相当于解决一个二次规划问题,从而产生一个独特的全局最优解;通过使用内积和内核函数有效地解决非线性问题。因此,SVM已经应用于模式识别、回归预测和非线性控制等领域<sup>[9-11]</sup>。

然而,建立模型的拟合精度受到支持向量机训练参数选择的严格限制<sup>[7]</sup>。因此,寻求最优训练参数对于提高SVM应用于MEMS陀螺温度漂移补偿的精度具有重要意义。为解决上述问题,提出了一种基于粒子群优化(PSO)的支持向量机温度建模方法。

### 1 基于SVM的MEMS陀螺温度零偏误差建模补偿

MEMS陀螺的温度零偏误差补偿问题本质上是函数拟合问题,即陀螺在静止状态下的输出值随温度的变化而变化,且两变量的关系往往为非线性函数关系,并且二者的函数关系很难依据理论方法进行准确建模。一般函数 $f(x)$ 的表达式只能根据样本数据 $(x_i, y_i)$ 求解,其中, $x_i$ 表示陀螺温度, $y_i$ 表示陀螺输出值。

#### 1.1 支持向量机函数拟合方法

对一个未知函数 $y=f(x)$ ,使估计函数 $\hat{f}(x)$ 与 $f(x)$ 之间的距离 $R$ 为最小,即

$$R(f, \hat{f}) = \int L(f, \hat{f}) dx \quad (1)$$

式中, $L$ 为损失函数。

SVM采用如式(2)的形式对未知函数 $f(x)$ 进行拟合逼近,即

$$y=f(x)=w^T\varphi(x)+b \quad (2)$$

式中: $x \in \mathbf{R}^n, y \in \mathbf{R}$ ,分别为待拟合函数的自变量和因变量; $\varphi(\cdot)$ 为将自变量从低维空间向高维空间映射的特征函数; $b$ 为偏置项。式(2)主要是先将非线性函数从低维空间映射到高维空间,然后进行线性拟合。假设所有训练样本数据精度误差都可以达到在 $\varepsilon$ 以下,即

$$\begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \varepsilon \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad i=1,2,\dots,k \quad (3)$$

式(3)的条件限制太严,对于允许存在拟合误差的情况,引入松弛因子 $\xi_i^* \geq 0$ 和 $\xi_i \geq 0$ ,将式(3)改写为

$$\begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad i=1,2,\dots,k \quad (4)$$

从而可以将未知函数拟合问题转换为在式(4)约束条件下函数 $R$ 的最小化问题,即

$$R(w, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k (\xi_i + \xi_i^*) \quad (5)$$

式中: $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 主要用来提高支持向量机方法拟合的泛化能力,用来使回归函数更为平坦; $C \sum_{i=1}^k (\xi_i + \xi_i^*)$ 则用来减少拟合误差,通常采用的方法是不灵敏惩罚函数。 $\varepsilon$ 为正常数,当 $f(x_i)$ 与 $y_i$ 的差别小于 $\varepsilon$ 时不计入误差,即

$$|f(x_i) - y_i| = \begin{cases} 0 & |f(x_i) - y_i| < \varepsilon \\ |f(x_i) - y_i| - \varepsilon & |f(x_i) - y_i| \geq \varepsilon \end{cases} \quad (6)$$

惩罚因子为常数,并且 $C > 0$ ,用来表达对超出误差 $\varepsilon$ 样本的重视程度的控制。

式(5)的函数最小化问题是一个凸二次优化问题,因此引入拉格朗日函数

$$L(w, b, \xi, \xi^*, a, a^*, \gamma, \gamma^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^k a_i |\xi_i + \varepsilon - y_i + f(x_i)| - \sum_{i=1}^k a_i^* |\xi_i^* + \varepsilon - y_i + f(x_i)| - \sum_{i=1}^k (\xi_i \gamma_i + \xi_i^* \gamma_i^*) \quad (7)$$

式中: $a$ 为拉格朗日乘子; $a_i \geq 0, a_i^* \geq 0, \gamma_i \geq 0, \gamma_i^* \geq 0, i=1,2,\dots,k$ 。式(5)中求函数 $R$ 的最优解的问题转化为求式(7)的鞍点问题,在鞍点处,函数 $L$ 是有关 $w, b, \xi, \xi^*$ 的极小值点,并且是有关 $a, a^*, \gamma, \gamma^*$ 的极大值点。从而将式(5)的最小化问题转换为求式(7)对偶问题的最大问题,即

$$\hat{w}(a, a^*, \gamma, \gamma^*) = \min_{w, b, \xi, \xi^*} L(w, b, \xi, \xi^*) \quad (8)$$

在鞍点处,拉格朗日函数 $L$ 是有关 $w, b, \xi, \xi^*$ 的极小值点,因此

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial w} L = 0 \Rightarrow w - \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) x_i = 0 \\ \frac{\partial}{\partial b} L = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) = 0 \\ \frac{\partial}{\partial \xi_i} L = 0 \Rightarrow C - a_i - \gamma_i = 0 \\ \frac{\partial}{\partial \xi_i^*} L = 0 \Rightarrow C - a_i^* - \gamma_i^* = 0 \end{cases} \quad (9)$$

将式(9)代入式(7),可得拉格朗日函数的对偶函数为

$$\max w(a, a^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) \langle x_i, x_j \rangle - \sum_{i=1}^k (a_i + a_i^*) \varepsilon + \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) y_i \quad (10)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) = 0, a_i \geq 0, a_i^* \leq C$$

对于支持向量机非线性回归,可以分为3步:1)把数据从低维空间映射到一个高维特征空间,即 $x \rightarrow \varphi(x)$ ;2)在高维空间进行线性回归;3)根据第2)步的结果取得在原空间非线性回归的效果,并且引入符合 Mercer 条件的核函数 $k(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle$ ,即

$$\max_w \mathbf{w}(a, a^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*) k(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^k (a_i + a_i^*) \varepsilon + \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) y_i \quad (11)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) = 0, a_i \geq 0, a_i^* \leq C$$

此时

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) \varphi(x_i) \quad (12)$$

令 $\langle \mathbf{w}, x \rangle = w_0$ ,因此,求得回归函数 $f(x)$ 为

$$f(x) = \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) k(x, x_i) + b = w_0 + b \quad (13)$$

对于支持向量机的方法,选用不同的核函数 $k(x, x_j)$ ,就可构成不一样的支持向量机,其中,应用最为广泛的是径向基核函数,径向基核函数是局部性强的核函数。相比其他核函数,径向基核函数适用于小样本和大样本,高维和低维的情况;与多项式核函数相比,径向基核函数参数少、函数复杂程度低、计算量小。MEMS 陀螺的零偏数据具有随机性强、数据量大、噪声影响大等特点,相比其他核函数,选用径向基核函数的效果最好,陀螺输出精度高、计算量较小。所以在本文提到的方法中,选用径向基核函数,即

$$k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2) \quad (14)$$

式中, $\sigma^2$ 是径向基函数的核宽度。

## 1.2 粒子群参数寻优

采用 SVM 方法做非线性函数拟合效果很好。但用 SVM 做非线性拟合时需要调节相关的参数(主要是惩罚参数 $C$ 、核函数参数 $\sigma$ 以及不敏感系数 $\varepsilon$ )才能得到较好的精度。采用 PSO 的方法寻找最优参数,可以有效避免过学习和欠学习状态的发生,最终得到较理想的准确率。

由 KENNEDY 和 EBERHART 首先提出的粒子群优化算法是一种智能优化算法。基于鸟群、植物和鱼群等社会行为的思想,粒子群优化算法已被广泛应用于解决优化问题。通过使用每个个体和整个群体提供的信息,粒子作为 PSO 的基本要素,具有通过搜索空间飞行并搜索最优解的能力。每个粒子的性能由适应度来评估,这是通过研究问题的目标函数来计算的。

采用粒子群算法优化支持向量机方法的参数,粒子群中的粒子定义为

$$\mathbf{P}_j = [C_j \quad \varepsilon_j \quad \sigma_j] \quad j=1, 2, \dots, Q \quad (15)$$

式中, $Q$ 是粒子的总数。首先,粒子按照均匀随机分布

原理进行初始化;然后,粒子迭代更新。第 $k$ 次迭代中的每个粒子由3个字符定义:

- 1) 搜索空间中的位置 $\mathbf{P}_j(k)$ ;
- 2) 1~ $k$ 次迭代期间的最佳位置 $\mathbf{P}_{jbest}(k)$ ;
- 3) 飞行速度 $\mathbf{v}_j(k)$ 。

此外,整个粒子群的全局最优位置定义为 $\mathbf{P}_{gbest}(k)$ ,然后,每个粒子在飞行过程中迭代更新的速度 $\mathbf{v}_j$ 和位置 $\mathbf{P}_j$ 的函数被定义为

$$\begin{cases} \alpha(k) = (\alpha_{\max} - \alpha_{\min})(k/K)^2 + \alpha_{\min} \\ c_1(k) = (c_{1\max} - c_{1\min})(k/K)^2 + c_{1\min} \\ c_2(k) = (c_{2\min} - c_{2\max})(k/K)^2 + c_{2\max} \\ \mathbf{v}(k+1) = \alpha(k)\mathbf{v}_j(k) + c_1(k)r_1[\mathbf{P}_j(k) - \mathbf{P}_{jbest}(k)] + \\ \quad c_2(k)r_2[\mathbf{P}_j(k) - \mathbf{P}_{gbest}(k)] \\ \mathbf{P}_j(k+1) = \mathbf{P}_j(k) + \mathbf{v}_j(k+1) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\alpha(k)$ 是速度的惯性权重; $c_1(k)$ 和 $c_2(k)$ 是加速度系数; $r_1$ 和 $r_2$ 是位于 $[0, 1]$ 内的独立随机数; $K$ 是最大迭代次数。值得注意的是,粒子的速度和位置由个体的最佳位置 $\mathbf{P}_{jbest}$ 以及整个粒子群的全局最佳位置 $\mathbf{P}_{gbest}$ 来决定。另外,为了防止由 $r_1$ 和 $r_2$ 的随机性引起的 PSO 发散,粒子的位置应该受到 $[\mathbf{P}_{\min}, \mathbf{P}_{\max}]$ 的限制。

与固定系数 $\alpha(k)$ , $c_1(k)$ 和 $c_2(k)$ 的传统 PSO 算法不同,它们被调整在迭代过程中,如式(16)中 $\alpha(k)$ 表示前一速度的权重, $c_1(k)$ 和 $c_2(k)$ 分别表示局部最佳粒子的吸引力以及全局最优粒子的吸引力。在计算过程中,采取了有效的搜索策略。粒子在开始时被更多全局最好的粒子吸引,而最后被局部最好的粒子吸引。因此,在迭代期间,将 $\alpha(k)$ 和 $c_1(k)$ 设置为增加,而将 $c_2(k)$ 设置为减小。

在更新速度和位置之后,新的 SVM 模型 $F_{\mathbf{P}_j}$ 由更新的粒子 $\mathbf{P}_j$ 训练。相应的预测温度漂移值 $\bar{D}_{\mathbf{P}_j}$ 通过式(22)求得。然后,通过归一化均方根误差(NRMSE)来计算适应度,其被定义为

$$S_j(k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M [\hat{D}(i) - \bar{D}_{(\mathbf{P}_j, k)}(i)]^2}{\sum_{i=1}^M \hat{D}^2(i)}} \quad (17)$$

式中: $S_j(k)$ 表示粒子 $\mathbf{P}_j(k)$ 的适应度; $\hat{D}(i)$ 是模拟的初始温度漂移; $\bar{D}_{(\mathbf{P}_j, k)}(i)$ 表示训练粒子 $\mathbf{P}_j(k)$ 的 SVM 模型的预测值。适应度用来估计预测漂移与目标值的标准化偏差。之后, $\mathbf{P}_{jbest}(k)$ 的相应适应度为

$$S_{jbest}(k) = \min\{S_j(0), S_j(1), \dots, S_j(k)\} \quad (18)$$

并且 $\mathbf{P}_{gbest}(k)$ 的相应适应度表示为

$$S_{gbest}(k) = \min\{S_{1best}(k), S_{2best}(k), \dots, S_{Qbest}(k)\} \quad (19)$$

然后,下一次迭代再次从式(16)重新开始。这种迭代过程一直持续至达到最大迭代次数  $K$ 。最佳粒子显示为

$$P_{g\text{best}} = [C_b \ \varepsilon_b \ \sigma_b]。 \quad (20)$$

### 1.3 MEMS 陀螺零偏误差建模与求解

通过大量的陀螺温度实验获取温度误差样本数据,利用本文提出的基于 PSO 优化 SVM 参数的方法对微机械陀螺的温度误差进行建模。该过程包括以下 3 个步骤。

#### 1) 数据归一化。

为了加快参数寻优的速度以及模型训练的效率,同时,为了优化内存空间,可以用

$$y = \frac{y_{\max} - y_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}(x - x_{\min}) + y_{\min} \quad (21)$$

对样本数据进行归一化处理。式中: $y$  表示归一化后输出的值, $y_{\max} = 1, y_{\min} = -1$ ;  $x$  表示归一化前输入的值; $x_{\max}$  为输入数据的最大值; $x_{\min}$  为输入数据的最小值。通过式(21)可以将任意实数范围内的数据变换到  $[-1, 1]$  区间内。

#### 2) 粒子群优化调优 SVM。

以实验数据为训练数据对 SVM 的惩罚参数  $C$ 、核函数参数  $\sigma$  以及不敏感系数  $\varepsilon$  进行寻优,最大迭代次数为 100,粒子群算法参数寻优的流程如图 1 所示。

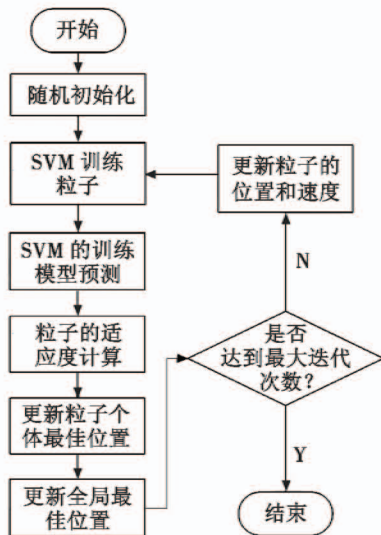


图1 PSO 优化 SVM 的流程图

Fig.1 Flow chart of PSO optimizing SVM

#### 3) 模型训练。

根据基于 PSO 优化 SVM 参数方法的拟合原理,将第 2) 步基于粒子群法调优的参数寻优结果和第 1) 步归一化后的数据代入 SVM 函数进行训练,得到最佳拟合函数,即

$$\bar{D} = f(y) = \left[ \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) \exp(-\|y - y_k\|^2 / 2\sigma^2) \right] + b \quad (22)$$

式中: $a_i$  和  $a_i^*$  为支持向量对应的拉格朗日因子; $b$  为偏置项。式(22)则为利用 PSO 算法优化 SVM 参数方法后,拟合得到的温度误差模型。

## 2 实验分析

为了研究温度对 MEMS 陀螺零偏的影响,将微机械惯性测量仪(IMU)放在高低温试验箱的水平台上,设置合理的温度变化速率,将环境温度从  $-40\text{ }^\circ\text{C}$  开始逐渐调高至  $70\text{ }^\circ\text{C}$ 。在微机械陀螺的工作过程中,以  $50\text{ Hz}$  的频率实时输出陀螺量测数据以及温度数据。同时,由于微机械陀螺的输出数据具有较大的量化噪声,无法直接用于温度误差的标定,因此,采用  $20\text{ s}$  数据(即 1000 组)平滑后的结果作为温度误差建模的样本点,温度数据同样进行  $20\text{ s}$  平滑处理。陀螺温度误差经  $20\text{ s}$  平滑后的曲线如图 2 所示。

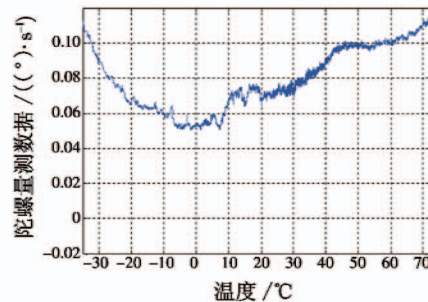


图2 陀螺温度误差曲线

Fig.2 Gyro temperature error curve

实验用陀螺仪主要特性如下:数字陀螺仪系统的测量范围为  $\pm 450\text{ }(^{\circ})/\text{s}$ ;噪声谱密度为  $0.0036\text{ }(^{\circ})/(\text{s} \cdot \sqrt{\text{Hz}})$ ;零偏置稳定度为  $3.5\text{ }(^{\circ})/\text{h}$ ;角度随机游走为  $0.16\text{ }(^{\circ})/\sqrt{\text{hr}}$ ;偏置温度系数为  $0.00125/\text{s}/\text{ }^\circ\text{C}$ ;灵敏度温度系数为  $\pm 35\text{ ppm}/\text{ }^\circ\text{C}$ ;带宽为  $380\text{ Hz}$ ;上电启动时间为  $180\text{ ms}$ ;休眠模式恢复时间为  $2.5\text{ ms}$ 。

参数未寻优的 SVM 拟合效果如图 3 所示。

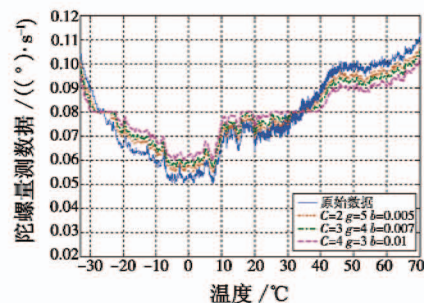


图3 参数未寻优的 SVM 拟合效果图

Fig.3 SVM fitting result with non-optimal parameters

由图 3 可以看出,SVM 的惩罚参数  $C$ 、核函数参数  $\sigma$  以及不敏感系数  $\varepsilon$  对其拟合精度有较大影响。不同的参数拟合效果差异较大,所以利用 PSO 算法对其参

数进行寻优,对提高其拟合精度是非常必要的。

分别应用传统的最小二乘法、BP神经网络法以及基于 PSO 的 SVM 算法对微机械陀螺零偏输出进行辨识。参数设置如表 1、表 2 所示。利用 3 种方法辨识得到的数据对温度变化下微机械陀螺的零偏进行补偿,补偿效果如图 4 所示。

表 1 最小二乘法和 BP 神经网络法参数设置

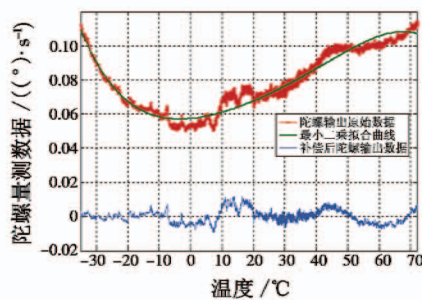
Table 1 Parameter setting of least square method and BP neural network method

方法	最小二乘拟合	BP 神经网络
参数设置	阶数 5	隐层节点数为 40
		训练次数为 1000
		最小均方误差为 $10^{-8}$
		最小梯度为 $10^{-20}$
		训练显示间隔为 200

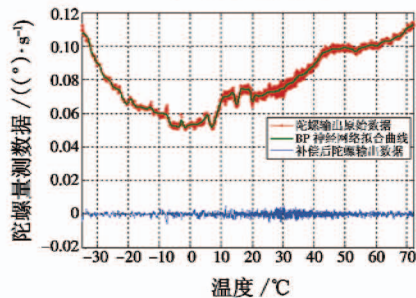
表 2 基于 PSO 优化 SVM 的最佳参数

Table 2 Optimum SVM parameters based on PSO

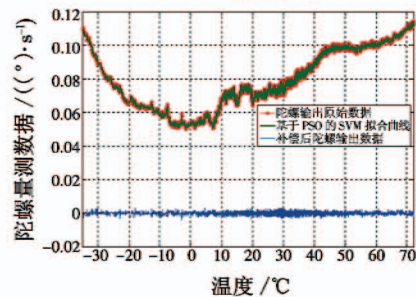
$C_b$	$\sigma_b$	$\varepsilon_b$
0.353 6	1	0.001 2



a 最小二乘拟合



b BP 神经网络



c 基于 PSO 的 SVM

图 4 3 种方法补偿效果图

Fig.4 Effect maps of the three ways of compensation

从图 4 可以看出,3 种方法对微机械陀螺的温度误差都起到了减小的作用,但效果不同。将 3 种方法补偿后得到的陀螺输出进行比较,如图 5 所示。为了更好地观察 3 种方法的补偿效果,将陀螺输出数据积分到角度进行比较,如图 6 所示。

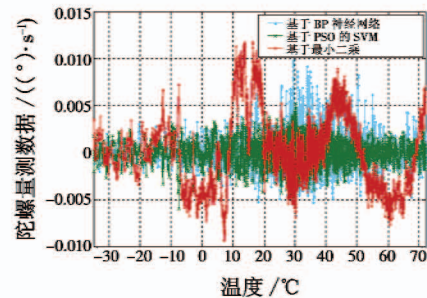


图 5 用 3 种方法补偿后陀螺的输出比较

Fig.5 The gyro output of the three methods of compensation

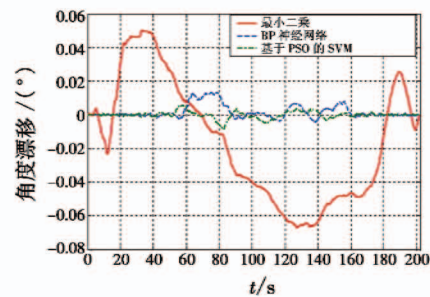


图 6 用 3 种方法补偿后 200 s 内角速率漂移比较

Fig.6 Angular velocity drift within 200 s after compensation

从图 5 可以看出,基于 PSO 的 SVM 方法补偿后的数据稳定性明显高于其他两种方法。从图 6 也可以看出,将陀螺量测数据积分到角度可以更明显地看出 3 种方法的优劣,BP 神经网络和本文方法明显优于最小二乘法,并且对于误差曲线斜率变化大的地方(如  $-10\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ ),本文方法稳定性比 BP 神经网络方法更好。进一步统计温度补偿后数据的最大误差和方差,结果如表 3 所示。

表 3 各种方法补偿后陀螺输出的最大误差和方差比较

Table 3 The maximum error and variance of gyro output after compensation

拟合方法	最大误差	方差
最小二乘	0.011 7	$7.992 6 \times 10^{-6}$
BP 神经网络	0.010 3	$3.436 7 \times 10^{-6}$
基于 PSO 的 SVM	0.005 3	$1.500 7 \times 10^{-6}$

由表 3 可以看出,采用基于 PSO 的 SVM 补偿方法的方差比最小二乘法减小约 81.3%,最大误差减小约 54.7%,并且比基于 BP 神经网络补偿方法的方差减小约 57%,最大误差减小约 48.5%,从而证明本文方法的精度更高、优越性更强,提高了 MEMS 陀螺对环境的适应能力。

### 3 结束语

为了降低微机械陀螺仪的温度漂移,本文提出了一种基于PSO调节SVM参数的建模与补偿方法。首先,用于建模的温度漂移数据采用20 s数据(即1000组数据)平滑预处理;然后,采用支持向量机构造漂移模型,保证泛化能力。PSO方法用于优化支持向量机的参数,提高了建立模型的精度。通过大量的温度实验验证了本文方法的有效性。结果表明,与最小二乘法、BP神经网络方法相比,PSO调节SVM的补偿数据方差分别减小了81.3%和57%,最大误差分别减小54.7%和48.5%。另外,将本文方法应用于多个微机械陀螺进行补偿,效果都明显优于其他两种方法,证明本文方法有很强的泛化能力。

### 参考文献

- [1] WANG L, ZHANG W, ZHANG Z P, et al. Spinning frequency estimation algorithm of MEMS gyro's output signal based on FFT coefficient [J]. *Microsystem Technologies*, 2018, 24(4):1789-1793.
- [2] KOURANI A, HEGAZI E, ISMAIL Y. Electronic frequency compensation of AlN-on-Si MEMS reference oscillators [J]. *Microelectronics Journal*, 2016, 54:72-84.
- [3] WU X Z, LIU Z L, LI S Y. Influence factors and enhancement on property of micro-silicon gyroscopes [J]. *Micro-nanoelectronic Technology*, 2003, 7(8):274-277.
- [4] HE J B, XIE J, HE X P, et al. Analytical study and compensation for temperature drifts of a bulk silicon MEMS capacitive accelerometer [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2016, 239:174-184.
- [5] KUMAR P. Multilevel communication optimal least squares [C]//International Conference on Computational Science, Reykjavik, Iceland, 2015:1838-1847.
- [6] 陈辰,吕跃勇,马广富,等.基于神经网络的RLV再入段有限时间自适应姿态控制[J].*宇航学报*,2017,38(3):279-286.
- [7] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York:Springer, 1999.
- [8] 顾胜,魏蛟龙,皮德常.一种粒子群模糊支持向量机的航天器参量预测方法[J].*宇航学报*,2014,35(11):1270-1276.
- [9] FRIEDRICH S. Evolutionary tuning of multiple SVM parameters [J]. *Neurocomputing*, 2017, 64(2):107-117.
- [10] 王娟,刘明光.基于粒子群算法-最小二乘支持向量机算法的磁化曲线拟合[J].*电机与控制应用*, 2017, 44(7):26-29.
- [11] XAVIER A L, Jr, CELASCHI S. Groundwater monitoring of a hidric shortage crisis in Brazil based on LS-SVM forecasts for the city of São Paulo [J]. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 2017, 8(1):1-9.
- (上接第84页)
- [13] SU C Y, STEPANENKO Y, SVOBODA J, et al. Robust adaptive control of a class of nonlinear systems with unknown backlash-like hysteresis [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(12):2427-2432.
- [14] 乔继红.压电陶瓷驱动器的滑模观测器反演控制[J].*科学技术与工程*,2018(1):257-260.
- [15] 左守印,王合龙,周德召,等.基于几何法求解PI逆模型参数[J].*电光与控制*,2019,26(1):47-50,60.
- [16] 林伟,叶虎年,尹冬至,等.压电陶瓷微定位控制系统的规则控制研究[J].*华中科技大学学报:自然科学版*,2005,33(5):92-94.
- [17] GAO Z Q. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning [C]//American Control Conference, IEEE, 2003. doi:10.1109/ACC.2003.1242516.
- (上接第99页)
- [5] 陈希林,傅裕松,尉洵楷.机载光电瞄准系统的现状与发展[J].*红外技术*,2006,26(2):421-423.
- [6] 刘洵,王国华,毛大鹏,等.军用飞机光电平台的研发趋势与技术剖析[J].*中国光学与应用光学*,2009,2(4):269-288.
- [7] 纪明,许培忠,徐飞飞.武装直升机光电系统的发展与对策[J].*舰船电子工程*,2010,31(1):2-7.
- [8] 沈君辉,杨光,陶忠,等.舰载直升机光电系统发展及其关键技术[J].*应用光学*,2015,36(2):162-170.
- [9] 阮潇琳,文志信,单洁.美军新一代舰载直升机——MH-60S/R多用途直升机[J].*国防科技*,2011,32(4):32-35.
- [10] SHALAL-ESA A. U. S. should consider re-design of missile defense system [R]. Washington:Reuters,2014.
- [11] MOLEBNY V, ZARUBIN P, KAMERMAN G. The dawn of optical radar; a story from another side of the globe [C]//The International Society for Optical Engineering, 2010. doi:10.1117/12.850086.
- [12] CHOW B G, SILBERGLITT R, MILNE C R, et al. Toward affordable systems III: portfolio management for army engineering and manufacturing development programs [R]. Santa Monica:RAND Corporation, 2012.