

改进支持向量机的光纤陀螺温度漂移补偿方法

吴军伟^{1,2}, 缪玲娟¹, 李福胜², 沈 军¹

(1. 北京理工大学 自动化学院, 北京 100081; 2. 北京自动化控制设备研究所, 北京 100074)

摘 要: 温度漂移是影响光纤陀螺精度的主要因素之一, 温度漂移建模和补偿是消除和减小温度漂移的有效方法。首先分析了影响光纤陀螺温度漂移的关键因素, 同时进行了光纤陀螺温度漂移测试实验。然后采用泛化能力较神经网络更好的支持向量机对光纤陀螺温度漂移进行回归、建模, 其中支持向量机的核函数采用了具有更好数据集适应性的径向基核函数。为了提高支持向量机的建模精度, 引入人工鱼群算法对支持向量机的核心参数 C (惩罚系数) 和核函数的参数进行寻优。最后, 使用实际的光纤陀螺温度漂移数据对提出的补偿方法进行实验验证, 结果表明采用该方法补偿后的剩余光纤陀螺误差较采用线性回归方法减小了四五个数量级。

关键词: 光纤陀螺; 温度漂移; 支持向量机; 人工鱼群

中图分类号: U666.12+3 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0522003

Compensation method of FOG temperature drift with improved support vector machine

Wu Junwei^{1,2}, Miao Lingjuan¹, Li Fusheng², Shen Jun¹

(1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. Beijing Automatic Control Equipment Institute, Beijing 100074, China)

Abstract: Temperature drift is one of the main factors that affect the accuracy of fiber optic gyroscope (FOG), and its modeling and compensation are effective methods to eliminate and reduce the drift. The key factors that affect the temperature drift of FOG were analyzed. Meanwhile, the test experiment of FOG temperature drift was carried out. Then, the support vector machine which had better generalization ability than the neural network was used to regress and model the temperature drift of FOG, and the radial basis kernel function was adopted as the kernel function of support vector machine which had better data set adaptability. In order to improve the modeling accuracy of support vector machine, the artificial fish swarm algorithm was used to optimize the penalty factor C of support vector machine and the factor of kernel function. Finally, the proposed compensation method was verified by the actual temperature drift data of FOG, which showed that the remaining error of FOG compensated by the proposed method was reduced by 4-5 orders of magnitude than that compensated by the linear regression method.

Key words: fiber optic gyroscope; temperature drift; support vector machine; artificial fish swarm

收稿日期: 2017-12-10; 修订日期: 2018-01-20

基金项目: 装备发展部“十三五”预研项目(41417050102)

作者简介: 吴军伟(1981-), 男, 博士生, 主要从事光纤陀螺仪方面的研究。Email: wujunwei@hotmail.com

导师简介: 缪玲娟(1965-), 女, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事惯性导航、惯性/卫星组合导航方面的研究。Email: miaolingjuan@bit.edu.cn

0 引言

光纤陀螺(Fiber Optic Gyroscope, FOG)是捷联惯导系统的核心器件,它是一种基于 Sagnac 效应的光学仪器^[1],且具有高可靠性、精度高、体积小等优点。光纤陀螺的光纤环、光集成器件等部件对温度敏感,光纤陀螺的工作温度将会对光纤陀螺的输出产生误差漂移^[2-5],这是光纤陀螺的主要误差源之一。相比硬件的温度误差抑制方法,软件温度误差补偿方法具有更好的灵活性、适应性和低成本等优点,且效果较为理想^[6-10]。在人工智能算法得到深入发展的背景下,机器学习已经广泛地应用于工业各个领域。神经网络算法是一种典型的算法代表^[11-12],但神经网络的泛化能力在数据结构复杂时表现得较为低下,神经网络的节点数量等参数的确定缺乏理论支撑。线性回归也是一种常见的建模算法^[13],然而数据集的非线性降低了其应用的效果。相比神经网络算法,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)具有更好的泛化能力^[14],能够处理更为复杂的数据,而且有着更小的过拟合风险。与神经网络相似,支持向量机也有一些参数需要设置,对于不同的数据集其最优值是不一样的,因此有必要对其参数进行寻优。总体而言,支持向量机主要有惩罚系数 C 和核函数的参数需要优化。

文中首先对光纤陀螺的温度漂移进行原理分析。针对 SVM 的参数优化问题,引入人工鱼群算法^[15](Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)对 SVM 的惩罚系数 C 和核函数参数 σ 进行寻优。文中最后的光纤陀螺温度误差补偿实验证明了文中方法的有效性。

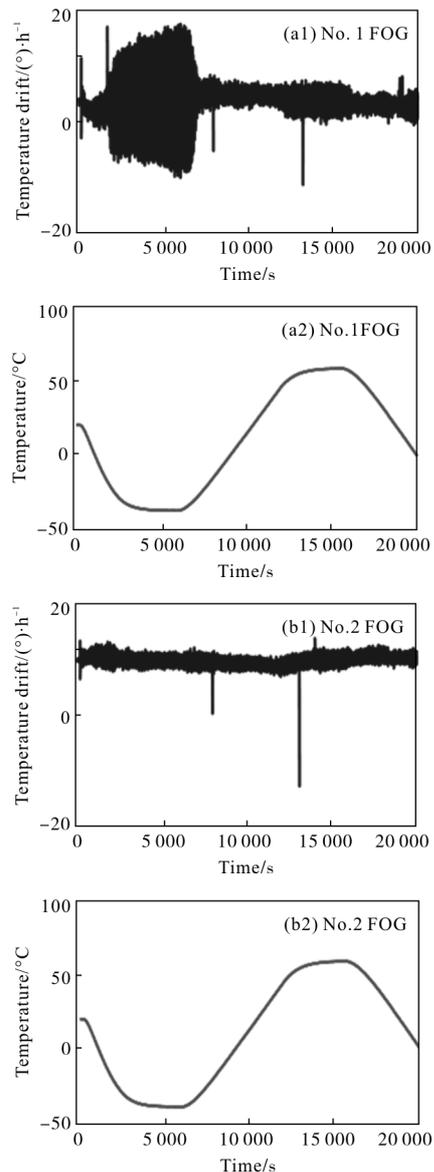
1 光纤陀螺仪的温度漂移

按照 D. M. Shupe 的理论^[2],光纤陀螺光纤环的折射率会因为温度的变化而改变,这会引入所谓的非互易性相移。按照 IEEE Std 952-1997 标准提供的单轴光纤陀螺温度漂移模型,温漂如公式(1)所示。

$$E = D_T \Delta T + D_{dT} (dT/dt) + \overline{D_{\nabla T}} (d\nabla T/dt) \quad (1)$$

式中: ΔT 为温度变化; dT/dt 为温度变化率; $d\nabla T/dt$ 为温度梯度,其余为系数参数。

由公式(1)可见,光纤陀螺的温度漂移和温度变化、温度变化率以及温度梯度有关,理论上而言光纤陀螺的模型属性参数应该由以上三个参数决定。考虑到光纤陀螺壳体内部的温度场十分复杂且测量误差较大,这将会给建模带来较大的误差,因此温度梯度无法准确获取。基于以上的考虑,文中只采用温度变化量和温度变化率作为模型的参数。文中采用 $\pm 1^\circ\text{C}/\text{min}$ 的温变速率作为温箱实验的参数设定,温度从 $-40\sim 60^\circ\text{C}$ 进行全温、整周期变化。文中采用三轴一体化的光纤陀螺组合(三个光纤陀螺的测量轴彼此正交)进行测试,光纤陀螺的零偏稳定性为 $0.01^\circ/\text{h}$ 。三轴光纤陀螺的温度漂移和温度变化如图 1 所示。



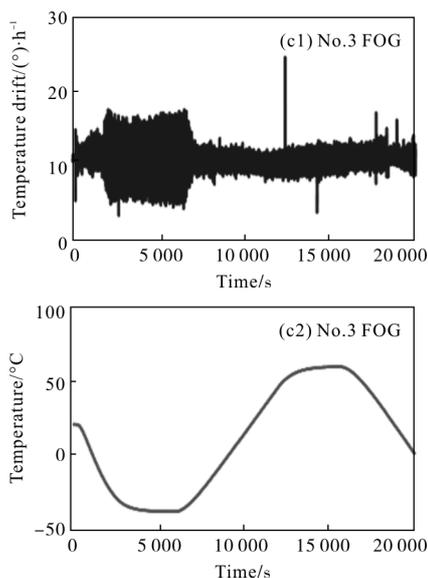


图 1 FOG 温度漂移及温度测量输出
Fig.1 FOG temperature drift and temperature measurement output

图 1 中陀螺的输出频率为 1 Hz，由图可见，此时光纤陀螺温度漂移误差的方差较大，这不利于精确的建模。为了提高建模精度，对温度漂移误差和温度数据进行 100 s 平滑处理，如图 2 所示。

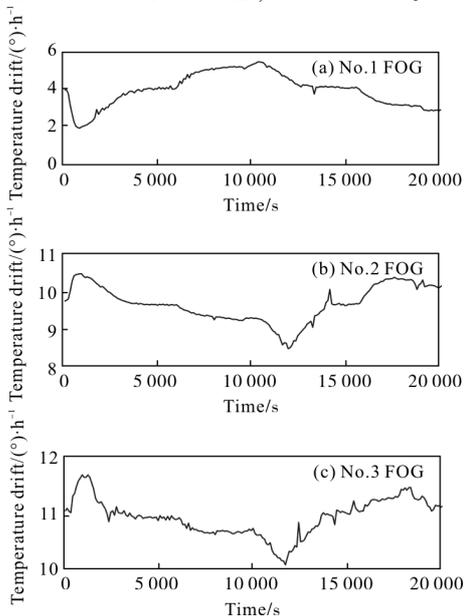


图 2 100 s 平滑的 FOG 温度漂移
Fig.2 FOG temperature drift after 100 s smoothing

2 支持向量机

支持向量机最初用于超平面的线性分类，较传统机器学习方法有着更好的泛化能力，且过拟合风

险更小。假设有数据集为 (x_i, y_i) ，则 SVM 的分类平面为 $u = w \cdot x - b$ ，其中 w 是权向量，分类器的目的是要计算出 w 和 b 。当分类平面距离支持向量距离最大化时，此时平面即为所求平面，这等价于求取如公式(2)的二次优化问题。

$$\min \frac{1}{2} \|\vec{\omega}\|^2$$

$$y_i[(\vec{\omega}) \cdot x_i + b] - 1 \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

对于建模而言，公式(2)的拟合问题可以简化为约束条件下的最小化函数问题，如公式(3)所示。

$$\min \frac{1}{2} \|\vec{\omega}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (3)$$

式中： C 为惩罚系数； ξ_i 为松弛因子。其中， C 越大，回归效果越好，但其泛化能力越差。为了求得最小化值，引入拉格朗日函数，以此解决凸二次优化问题，如公式(4)~(6)所示。

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (4)$$

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i y_i \quad (5)$$

$$b^* = y_i - w x_i \quad (6)$$

以上三式的约束条件为：

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \quad i=1, 2, 3, \dots, n \quad (7)$$

式中： α_i 为 Lagrange 乘子； w^* 为超平面的法向量； b^* 为超平面的偏移量。对于回归而言，可以得到回归的模型如公式(8)所示。

$$f(x) = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x, x_i) + b^* \quad (8)$$

式中： $k(x, x_i)$ 为 SVM 的核函数。核函数及其参数的选择对分类和回归的性能影响巨大，因此需要对核函数的选择和参数设定进行分析。在工程实践中可把核函数分为全局核函数和局部核函数两种。局部核函数主要用于描述信号的局部特征，比如径向基核函数 (Radial Basis Kernel Function, RBKF)；全局核函数主要用于描述频率较低的缓变信号，比如多项式核函数 (Polynomial Kernel Function, PKF)。两种核函数如公式(9)所示。

$$\begin{cases} \text{PKF}: K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + r]^d \\ \text{RBKF}: K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2) \end{cases} \quad (9)$$

式中： d 为多项式核函数的阶数； σ 为径向基核函数的宽度， σ 的大小决定了对信号局部、全局描述能力的不同。相比多项式核函数，径向基核函数具有更好的数据集适应性，尤其对于非平稳数据的回归精度更高，文中采用 RBKF 为 SVM 的核函数。

3 人工鱼群算法

一般认为在一片给定水域中，鱼群数目最多的地方往往是水域中水质、营养最佳之地。根据鱼群自主地渐进择优策略，从而实现全局寻优的目的，这就是人工鱼群(AFSA)的算法思想。人工鱼群算法主要有三个步骤，分别为觅食行为、聚群行为和追尾行为。鱼群寻优之前需要设置相关搜索参数： r 为鱼群的可视距离； δ 为拥挤因子($0 < \delta < 1$)； λ 为鱼群的移动步长。假设 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示鱼群，共 n 条鱼。以食物浓度作为鱼群寻优的目标函数，并以 $F=f(x_i)$ 表示第 i 条鱼所在位置的当前食物浓度。以 $d_{ij}=||x_i-x_j||$ 表示第 i 条鱼和第 j 条鱼之间的距离。鱼群具体觅食原理阐述如下。

(1) 觅食行为

设第 i 条鱼的当前位置为 x_i ，根据鱼群的可视距离 r 随机产生一个新的位置 x_j ，若 $f(x_j) > f(x_i)$ ，则鱼游向新的 x_j 位置。若不满足上述的条件则重复在可视范围内产生随机位置，直至次数达到设定的上限值 m 。若 m 次都未能找到更好的食物浓度位置，此时鱼 x_i 需要随机移动一步，计算过程如公式(10)所示。

$$x_{next} = \begin{cases} x_i + \gamma\lambda \cdot (x_j - x_i), & f(x_j) > f(x_i) \\ x_i + \gamma\lambda, & f(x_j) \leq f(x_i) \end{cases} \quad (10)$$

式中： γ 为 [0,1] 之间的随机数。

(2) 群聚行为

鱼 x_i 在其感知范围内在当前时刻的鱼群数量为 n_i ，若有 $n_i/n < \delta$ ，则说明伙伴中心处食物浓度大且不存在拥挤。此时若有 $f(x_c) > f(x_i)$ ，则鱼 x_i 需要向伙伴中心移动，否则执行觅食行为。群聚的数学表达式如公式(11)所示。

$$x_{next} = \begin{cases} x_i + \gamma\lambda \cdot (x_c - x_i), & n_i/n < \delta \text{ and } f(x_c) > f(x_i) \\ x_i + \gamma\lambda, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

(3) 追尾行为

鱼 x_i 在其感知范围内最优邻居状态为 x_{max} ，鱼群

数量为 n_i 。若有 $n_i/n < \delta$ 且 $f(x_{max}) > f(x_i)$ ，则此时鱼 x_i 需要向 x_{max} 移动，否则执行觅食行为。追尾的数学表达式如公式(12)所示。

$$x_{next} = \begin{cases} x_i + \gamma\lambda \cdot (x_{max} - x_i), & n_i/n < \delta \text{ and } f(x_{max}) > f(x_i) \\ x_i + \gamma\lambda, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

(4) 更新公告板

根据鱼群的寻优记录，寻找当前的历史最佳鱼群位置 x_{gbest} 直至迭代次数达到最大值。

文中结合支持向量机和人工鱼群的光纤陀螺温度漂移建模算法的步骤如下。

(1) 设置 SVM 里的 C 和 RBF 核函数的 σ 的搜索范围。

(2) 设置 AFSA 的搜索参数 r 、 λ 、鱼群数量 n 和最大迭代次数，以 SVM 模型回归精度为目标函数，然后随机分布鱼群在第一步的搜索范围内。

(3) 执行 AFSA 程序，找到最优的 C 和 σ 。

(4) 把寻优得到的最优参数带入 SVM 建立光纤陀螺温度漂移模型，以模型输出作为温漂的补偿。

4 实验验证

为了验证文中算法的有效性，运用文中算法对图 2 中的三轴陀螺温度漂移数据进行建模并补偿。以第一轴和第二轴陀螺的温度漂移数据作为学习集，以第三轴陀螺的温度漂移数据作为测试集进行建模、补偿。运用文中算法进行回归计算，得到的回归数据以及补偿后剩余误差如图 3 所示。

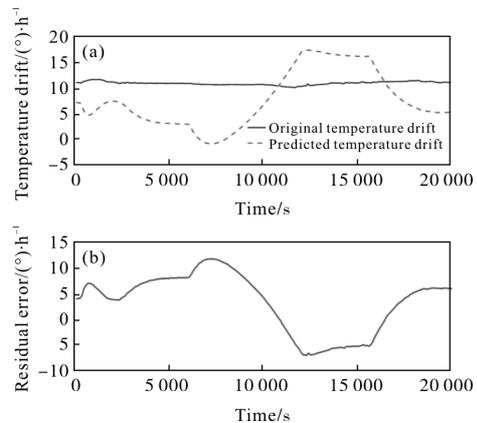


图 3 互为学习集和测试集的第三轴光纤陀螺回归结果
Fig.3 Regression results of No.3 FOG for mutual learning set and test set

由图 3 可见，若以三个陀螺的温漂数据互为学

习集和测试集,回归精度很差,模型基本不可用。这说明三个陀螺的温漂数据没有一致性,即信号特征不一致导致集合建立的模型有较弱的泛化能力。为了提高建模的精度和补偿效果,文中采用自回归方法分别为三个陀螺建立各自的模型,然后各自进行温度漂移补偿。分别对三个陀螺进行建模、补偿,其补偿后剩余误差如图 4 所示。

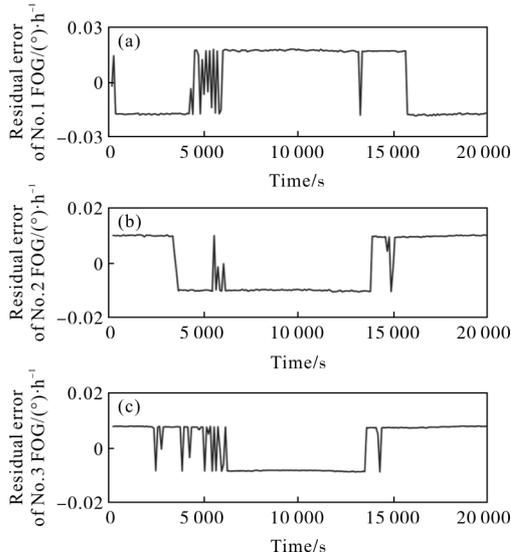


图 4 三轴陀螺各自进行建模补偿后的剩余误差

Fig.4 Residual error of the three gyros after modeling compensation

由图 4 可见,三个光纤陀螺经过温度漂移补偿后剩余误差的均方差均小于 $0.03(^{\circ})\cdot h^{-1}$,回归精度比较理想,达到了消除光纤陀螺温度漂移的目的。为了验证文中算法的优越性,以线性回归作为比较对象^[13],两种算法补偿后的光纤陀螺剩余误差如图 5 所示。

由图 5 可见,文中基于支持向量机和人工鱼群的建模和补偿方法较传统的线性回归方法精度有大幅度的提高,两种算法补偿后的光纤陀螺剩余误差均方差(Mean Square Error, MSE)如表 1 所示。由表 1 可见,文中方法的温度漂移补偿精度较线性回归提高了四五个数量级,而较原始温漂数据的误差提高的更多。

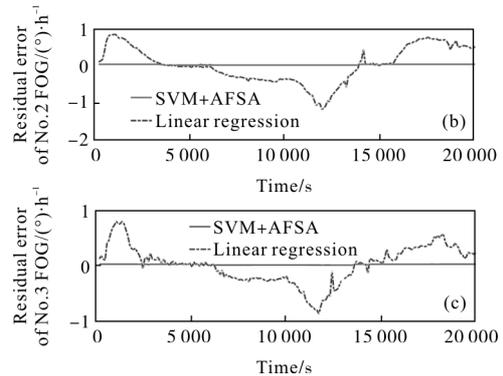
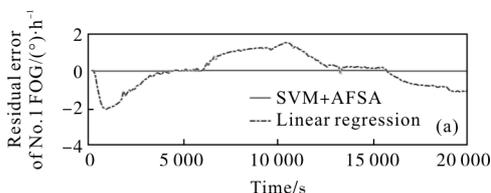


图 5 两种算法回归补偿后的光纤陀螺剩余误差

Fig.5 Residual error of FOG after regression compensation by two algorithms

表 1 回归误差比较

Tab.1 Comparison of the regression error

MSE	Original temperature drift/($^{\circ}$)· h^{-1}	SVM+AFSA regression/($^{\circ}$)· h^{-1}	Linear regression/($^{\circ}$)· h^{-1}
No.1 FOG	16.256 2	$2.986 8e^{-4}$	0.760 2
No.2 FOG	93.813 5	$9.712 2e^{-5}$	0.227 8
No.3 FOG	119.448 9	$6.335 1e^{-5}$	0.108 0

5 结论

文中首先分析了光纤陀螺温度漂移的原理,针对温度梯度测量的困难,把温漂模型参数简化成只有温度变化量和温度变化率两个属性。针对支持向量机在使用过程中的惩罚系数 C 和核函数参数选取经验化所导致的回归精度不高问题,文中引入人工鱼群算法对 SVM 的参数进行寻优,通过寻优找到 SVM 的最优化参数,提高了建模和补偿的精度。实验结果表明,文中方法较传统的线性回归方法对光纤陀螺温度漂移补偿精度提高了四五个数量级。

参考文献:

- [1] Nayak J. Fiber-optic gyroscope: from design to production [J]. Applied Optics, 2011, 50(25): 152-161.
- [2] Shupe D M. Thermally induced nonreciprocity in the fiber-optic interferometer [J]. Applied Optics, 1980, 19(5): 654-655.
- [3] Wang Wei, Yang Qingsheng, Wang Xuefeng. Application of fiber-optic gyro in space and key technology [J]. Infrared

- and Laser Engineering, 2006, 35(5): 509-512. (in Chinese)
- [4] Jin Jing, Li Min, Zang Zhonggang, et al. Analysis of temperature errors in digital closed-loop fiber optic gyroscope[J]. Infrared and Laser Engineering, 2008, 37(3): 521-524. (in Chinese)
- [5] Fan Chunling, Jin Zhihua, Tian Weifeng, et al. Temperature drift modelling of fibre optic gyroscopes based on a grey radial basis function neural network [J]. Measurement Science and Technology, 2004, 15(1): 119-126.
- [6] Song Rui, Chen Xiyuan, Shen Chong, et al. Modeling FOG drift using back-propagation neural network optimized by artificial fish swarm algorithm[J]. Journal of Sensors, 2014, (5): 1-6.
- [7] Cheng Junchao, Fang Jiancheng, Wu Weiren, et al. Modeling and compensation method for temperature error of laser gyroscope based on support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(4): 721-727. (in Chinese)
- [9] Zhuo Chao, Du Jianbang. A highly adaptive compensation method for nonlinear thermal bias error of fiber-optic gyroscopes [J]. Journal of Astronautics, 2017, 38 (10): 1079-1087. (in Chinese)
- [10] Feng Kali, Li An, Qin Fangjun. Temperature error compensation method for FOG based on multi-model piecewise fitting[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(6): 825-828. (in Chinese)
- [11] Zha Feng, Xu Jiangning, Li Jingshu, et al. IUKF neural network modeling for FOG temperature drift [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(5): 838-844.
- [12] Liu Yuanyuan, Yang Gongliu, Li Siyi. Application of BP-AdaBoost model in temperature compensation for fiber optic gyroscope bias [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40 (2): 235-239. (in Chinese)
- [13] Zhang Pengfei, Long Xingwu. Analysis on temperature characteristic of mechanically dithered RLG's bias with a method of stepwise regression [J]. Optical Technique, 2006, 32(5): 738-740. (in Chinese)
- [14] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [15] Li Xiaolei, Shao Zhijiang, Qian Jixin. An optimizing method based on autonomous animats: fish-swarm algorithm [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002, 22(11): 32-38. (in Chinese)