

# 遗传优化支持向量机的传感器动态建模

Sensor Dynamic Modeling Based on Genetic Optimization LS-SVM Algorithm

唐 炜 张 莉 陈 涛

(江苏科技大学机械工程学院,江苏 镇江 212003)

**摘 要:** 传感器动态建模是研究传感器工作机理、评价动态性能指标及设计动态校正环节的重要途径。在分析最小二乘支持向量机回归算法的基础上,针对其可调参数的选择问题,提出了基于遗传算法进行全局优化的方法。仿真结果表明,将遗传优化最小二乘支持向量机算法应用于传感器的动态建模中,具有学习速度快和建模精度高的优点,所建模型具有较强的实用性和可靠性,为改善传感器动态性能及其在线补偿创造了条件。

**关键词:** 传感器 动态建模 最小二乘支持向量机 数学模型 遗传算法 参数优化

**中图分类号:** TP212.6 **文献标志码:** A

**Abstract:** Sensor dynamic modeling is important means for researching operational mechanism of sensor, evaluating dynamic performance indexes and designing dynamic correct element. On the basis of analyzing the least square support vector machine (LS-SVM) regression algorithm, in accordance with the selection for adjustable parameters, the global optimization based on genetic algorithm is proposed. The result of simulation indicates that applying genetic optimization LS-SVM algorithm in sensor dynamic modeling features advantages of fast learning speed and high accurate modeling, and the model built is more reliable and practicable, it creates favorable conditions for improving dynamic performance and online compensation of the sensors.

**Keywords:** Sensor Dynamic modeling LS-SVM Mathematical model Genetic algorithm Parameter optimization

## 0 引言

传感器是仪器仪表和测量系统的核心部件,是自动获取信息的重要装置,其测量结果直接关系到控制系统的正常运行<sup>[1]</sup>。然而,目前许多传感器的动态性能并不能满足动态测试要求,且存在较大的动态误差。

近年来,人工神经网络被广泛应用于传感器建模和系统辨识等领域,并取得了显著成效<sup>[2-3]</sup>,但由于其在训练过程中遵循经验风险最小化准则,往往使其在实际应用中受到一定限制。Suykens 等人提出了最小二乘支持向量机 LS-SVM(the least squares support vector machine)算法。LS-SVM 能较好地解决过学习、高维数和局部极小等问题,弥补人工神经网络的缺陷;又可提高单纯采用 SVM 算法的计算速度,改善其收敛性<sup>[4]</sup>。

本文针对 LS-SVM 参数优化难的问题,将遗传算法 GA(genetic algorithm)应用于参数优化过程中,有效地建立了传感器的动态模型。

## 1 传感器动态数学模型

设实际应用中,根据动态校准实验得到的传感器输入(激励)、输出(响应)信号分别为  $u_k, y_k$  ( $k = 1, 2, \dots, N$ ),则建立如下差分形式的动态模型:

$$y_k + a_1 y_{k-1} + \dots + a_n y_{k-n} = b_0 u_k + b_1 u_{k-1} + \dots + b_m u_{k-m} + e_k$$

式中: $m, n$  为模型阶次; $e_k$  为同分布不相关的随机变量序列。

若不考虑噪声干扰,则理想的线性定常传感器系统可建立如下向量形式的数学模型,即:

$$y_k = f(\mathbf{X}_k) = \mathbf{w}^T \mathbf{X}_k + b \quad (1)$$

式中: $\mathbf{w}$  为权向量,  $\mathbf{w} = [-a_1, \dots, -a_n, b_0, b_1, \dots, b_m]^T$ ;  $\mathbf{X}_k = [y_{k-1}, \dots, y_{k-n}, u_k, u_{k-1}, \dots, u_{k-m}]^T$ ;  $b$  为常数。

传感器动态建模的任务是求解  $\mathbf{w}$  和  $b$ ,建立如式(1)所示的动态模型,并利用其预测输出实现动态补偿。

## 2 LS-SVM 线性回归算法

LS-SVM 方法不但继承了 SVM 能较好解决过学习、高维数和局部极小等问题的能力,并能用求解线性方程组代替 SVM 的二次规划问题,大大减少了算法的复杂度,提高了运行效率和抗干扰能力。

江苏省普通高校自然科学基金资助项目(编号:2008JD060J)。

修改稿收到日期:2010-05-24。

第一作者唐炜,男,1973年生,现为东南大学精密仪器及机械专业在读博士研究生,副教授;主要从事智能测控技术及应用方面的研究。

设数据样本集为  $\{X_k, y_k\}$ , 其中,  $k = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为样本数。在特征空间中, 支持向量机模型可用式 (1) 表示。LS-SVM 在优化目标中的损失函数为误差  $e_k$  的二次项, 则优化问题为<sup>[5]</sup>:

$$\min_{w, e} J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2$$

约束条件为:

$$y_k = w^T X_k + b + e_k \quad (k = 1, \dots, N)$$

式中:  $e_k$  为误差变量;  $\gamma$  为可调常数。引入 Lagrange 函数, 则有:

$$L(w, b, e, \alpha) = J(w, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k (w^T X_k + b + e_k - y_k)$$

式中:  $\alpha_k$  为 Lagrange 乘子。

根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优条件有:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{k=1}^N \alpha_k X_k \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow w^T X_k + b + e_k - y_k = 0 \end{cases} \quad (2)$$

消去  $w$  和  $e_k$ , 可得到:

$$\begin{bmatrix} 0 & I^T \\ I & \Omega + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $\Omega(i, j) = X_i^T X_j$  ( $i, j = 1, 2, \dots, N$ );  $I = [1, \dots, 1]^T$ ;  $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$ ;  $y = [y_1, \dots, y_N]^T$ 。

最后得到用于线性函数回归的 LS-SVM 模型为:

$$y_k = \sum_{k=1}^N \alpha_k X_k + b \quad (4)$$

式中:  $\alpha_k$  和  $b$  由线性方程组式 (3) 求取。

可调参数  $\gamma$  是 LS-SVM 中必须调整的一个参数, 用于控制模型复杂度和逼近误差的折中, 它的选取直接影响所建模型的精度, 进而影响应用模型进行动态补偿的效果。在实际操作中, 多数是结合人工经验使用试凑法对  $\gamma$  进行优化选择, 但这种方法费时费力, 且取得的效果与最优值相去甚远。因此, 本文采用遗传算法对  $\gamma$  进行优化选择。

### 3 遗传算法优化参数

遗传算法以生物进化过程为背景, 模拟生物进化的步骤, 将繁殖、杂交、变异、竞争和选择等概念引入到算法中。遗传算法基于群体进化的随机化并行全局搜索思想, 由适应度函数来指导搜索方向, 搜索遍历整个解空间而又不依赖梯度信息, 是一种能够在复杂搜索

空间快速寻求全局优化的方法, 鲁棒性强。图 1 为遗传算法的主要构造过程示意图<sup>[6-7]</sup>。

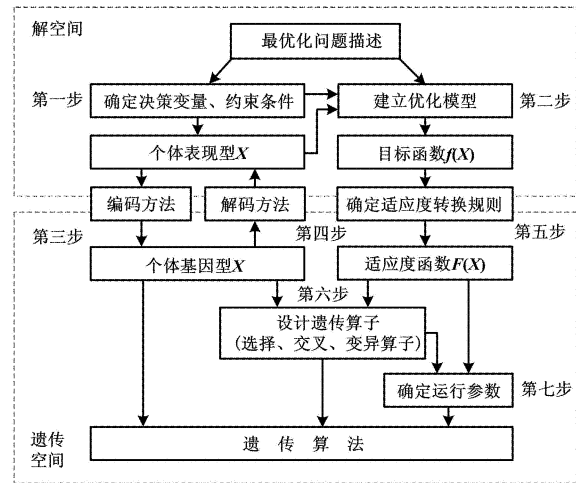


图 1 遗传算法的主要构造过程

Fig. 1 Major structuring process of GA

遗传算法在进化搜索中基本不利用外部信息, 仅以适应度函数为依据, 利用种群中每个个体的适应值来进行搜索。因此, 适应度函数的选取至关重要, 它将直接影响到遗传算法的收敛速度以及能否找到最优解。本文采用均方根误差 RMSE (root mean square error) 的倒数来表示适应度函数, 即:

$$\text{Fit}(\gamma) = 1/\text{RMSE}, \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [f(X_k) - y_k]^2} \quad (5)$$

式中:  $N$  为样本数;  $f(X_k)$  为所建立的动态模型式 (1) 产生的响应;  $y_k$  为传感器的实际响应。

对于可调参数  $\gamma$  的选择, 利用遗传算法的全局搜索能力, 从给定的参数范围出发, 通过选择、交叉和变异操作, 沿着使上述适应度函数值达到最大的搜索方向, 种群一代一代不断繁衍下去, 最后收敛到一群最适应环境的个体, 求得  $\gamma$  的最优解。遗传算法中相关参数设置如表 1 所示。

表 1 GA 参数设置

Tab. 1 Parameters setting of GA

项目	设置	项目	设置
遗传代数	100	变异方式	均一变异
种群大小	20	交叉概率	0.8
编码方式	浮点数	变异概率	0.05
选择方式	轮盘赌选择	变量 $\gamma$ 范围	[10, 1000]
交叉方式	单点交叉		

## 4 传感器动态建模

### 4.1 传感器动态建模步骤

根据上述利用遗传算法优化 LS-SVM 参数的方

法,可归纳出传感器动态建模的步骤如下。

① 对传感器进行动态校准,分别获取传感器的激励信号  $u_k$  和响应信号  $y_k (k=1, 2, \dots, N)$ ;

② 确定模型可能的阶次  $m, n$ ,再按如下格式构造动态模型的训练样本集  $\{y_k, X_k\}$ ,其中:

$$X_k = [y_{k-1}, \dots, y_{k-n}, u_k, u_{k-1}, \dots, u_{k-m}] \quad (6)$$

③ 通过遗传算法优化可调参数  $\gamma$ ;

④ 通过线性方程组式(3)求解  $\alpha_k$  和  $b$ ,完成 LS-SVM 的训练,得到如式(4)所示用于线性函数回归的 LS-SVM 模型;

⑤ 通过式(2)求解  $w$ ,代入式(1),建立传感器的动态模型;

⑥ 验证动态建模效果,将建模得到的传感器响应  $f(X_k)$  和传感器的实际响应  $y_k$  进行比较,并以 RMSE 为建模精度评价标准。

#### 4.2 动态建模实例

为了验证算法的有效性,以某机器人采用多维腕力传感器的动态建模效果为例加以说明。多维腕力传感器是一个两端分别与机器人腕部和手爪相联接的力觉传感器,当机械手夹住工件进行操作时,通过该传感器可以输出六维分力(三维力分量和三维力矩分量)。设多维腕力传感器在一轴方向上的实际传递函数为<sup>[8]</sup>:

$$G(s) = \frac{9.8691 \times 10^5}{(s+22.465-j993.18)(s+22.465+j993.18)} \quad (7)$$

基于 Matlab 平台获得仿真数据集的方法如下:激励采用单位阶跃信号,在时间区间  $0 \sim 0.15$  s 上每隔 1 ms 采样一次,共获得 151 个数据点;应用 LS-SVM 算法建立传感器动态模型时,对训练样本施加均值为 0、标准差为 0.02 的高斯噪声;训练完成后,以未加噪声的数据作为测试样本对模型进行测试,并以均方根误差 RMSE 作为测评标准。

在此,模型阶次选取  $m=0, n=2$ ,根据输入信号  $u_k$  和仿真输出信号  $y_k$ ,按式(6)构造训练样本集  $\{y_k, X_k\}$ ;经遗传算法优化后求得可调参数  $\gamma=834.697$ ;通过式(2)和式(3)可求得  $w = [1.0551, -0.9460, -0.0001]^T, b=0.8887$ 。因此,基于 LS-SVM 算法所建立的多维腕力传感器动态模型为:

$$y(k) = 1.0551y(k-1) - 0.9060y(k-2) - 0.0001u(k) + 0.8887$$

图 2(a) 为传感器施加噪声后的建模整体效果,图 2(b) 为其局部放大效果图。其中,实线为由传感器传递函数得到的仿真响应输出,虚线为采用 LS-SVM 算法建模后的响应输出。通过虚、实线的对比

可以看出,模型参数值与仿真参数值较为接近,两曲线基本吻合,对应均方根误差为 0.035。这说明即使激励信号中夹杂噪声,通过 LS-SVM 建模也可以得到较高的精度。

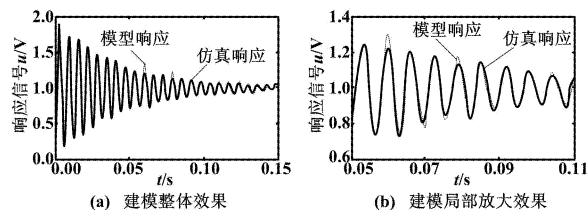


图 2 施加噪声后的建模效果

Fig. 2 Effect of modeling with masked noise

## 5 结束语

传感器的动态特性反映了系统进行动态测试的能力,而描述传感器动态特性的有效方法是建立其动态模型。LS-SVM 在标准 SVM 的目标函数中增加了误差平方和项,用等式约束代替 SVM 不等式约束,并将优化问题转化为线性方程求解,避免了耗时的二次规划问题,加快了求解速度。遗传算法具有较强的宏观搜索能力,能够在复杂搜索空间快速寻求全局优化解,较好地解决 LS-SVM 参数优化难的问题。本文将遗传算法和 LS-SVM 有机结合以用于传感器的动态建模,结果表明,该方法具有自动获取最优参数、建模精度高的优点,能得到比较满意的效果。

#### 参考文献

- [1] 魏国,刘剑,雷苗,等. 基于 B 样条递推最小二乘的非线性 MISO 传感器系统建模方法[J]. 仪器仪表学报,2009,30(7):1404-1409.
- [2] Sugisaka M, Nagasaki M. Learning performance of a neurocomputer for nonlinear dynamical system identification [J]. Applied Mathematics and Computation, 2001, 120(1-3):65-77.
- [3] 田社平,姜萍萍,颜国正. 应用递推神经网络的传感器动态建模研究[J]. 仪器仪表学报,2004,25(5):574-576.
- [4] Suykens J A K. Least squares support vector machines for classification and nonlinear modelling [J]. Neural Network World, 2000, 10(1-2):29-48.
- [5] Suykens J A K. Nonlinear modeling and support vector machines [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Instrumentation and Measurement Technology, Budapest, Hungary, 2001:287-294.
- [6] Reeves C R, Rowe J E. Genetic algorithms principles and perspective [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [7] 王小平,曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现 [M]. 西安:西安交通大学出版社,2002.
- [8] 刘正士,王勇,陈恩伟,等. 传感器建模误差对其动态性能补偿效果影响的定量分析[J]. 计量学报,2006,27(3):250-253.