

文章编号: 1000-8055(2009)04-0880-06

基于遗传算法的航空发动机机载模型 支持向量机修正方法

鲁 峰, 黄金泉

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 航空发动机的实时模型与发动机的匹配精度直接影响着航空发动机故障诊断的精度. 提出了基于自适应遗传算法的最小二乘支持向量回归机 (AGA-LSSVR) 方法对航空发动机机载实时模型进行修正, 有效的提高了模型的匹配精度. 分析了最小二乘支持向量机中的参数的选取对模型修正的影响, 在参数的选取空间里采用自适应遗传算法搜索最优参数. 最后, 比较了 Back propagation (BP) 神经网络、支持向量回归机、AGA-LSSVR 等方法在机载模型中的修正效果. 结果表明: 提出的 AGA-LSSVR 具有很好的修正精度, 验证了修正模型的有效性.

关 键 词: 航空发动机; 机载实时自适应模型; 自适应遗传算法; 最小二乘支持向量回归机
中图分类号: V233.7 **文献标识码:** A

AGA-LSSVR compensation for on-board self tuning model of aero-engine model

LU Feng, HUANG Jin-quan

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The accuracy of aero-engine model-based fault diagnosis is directly influenced by the matching accuracy between the self tuning model and real engine. The parameter selection of support vector regression by adaptive genetic algorithms was proposed and applied to the real-time on-board self tuning model, thus effectively improving the matching accuracy. After analyzing the influences of parameter selection of support vector regression (SVR) on the performances of the SVR model, optimal parameters in the given region were selected in the search area by genetic algorithms. Different methods such as back propagation neural network (BP-NN), SVR, adaptive genetic algorithms-least square support vector regression (AGA-LSSVR) were compared in the compensation of aero-engine model error; the results indicate that the proposed AGA-LSSVR is most feasible.

Key words: aero-engine; on-board self tuning model; adaptive genetic algorithms; least square support vector regression

发动机健康管理是当前研究的热点问题^[1-2], 基于模型的气路故障诊断与健康预测是发动机健康管理的重要研究内容之一^[3-4], 基于模型的气路分析方法的核心理念是要建立一个高精度的机载自适

应实时模型^[5]. 在工程实际中, 发动机自适应模型与发动机之间存在建模误差, 发动机制造及安装公差也会使得同一型号发动机间的工作特性产生差异, 使用后发动机的性能会发生蜕化, 这些都会

收稿日期: 2008-04-01; 修订日期: 2008-12-25

作者简介: 鲁峰(1981-), 男, 浙江长兴人, 博士生, 主要从事航空发动机故障诊断融合方法的研究.

导致机载自适应模型与发动机之间产生误差。为了提高自适应模型的精度以免产生误诊, Brotherton 提出了神经网络修正建模误差^[6]的方法, 虽在实际模型修正中取得了一定的效果, 但存在以下缺点: 迭代过程容易陷入局部极小, 所得解不一定是全局最优解; 不适合信息有限的小样本; 难以确定网络结构, 容易引起过学习问题等。

支持向量机^[7] (SVM) 是由 Vapnik 在上世纪 90 年代提出的统计学习理论基础上建立起来的一种机器学习方法。它是基于结构风险最小化原则, 通过核函数的非线性变换把空间变换到高维, 以求线性关系来寻找最优分类面, 故所得解为全局最优解, 最适合小样本状况, 有效地解决了传统的基于统计的神经网络的维数灾难和过学习问题。随着 SVM 研究的不断深入, 主要应用于模式识别, 如人脸识别、文本识别、遥感图像分析、三维物体识别; 回归预测, 如非线性系统估计、预测预报、故障诊断等。最小二乘支持向量回归机^[8-9] (LSSVR) 采用了最小二乘线性函数作为损失函数, 将 SVM 的不等式约束条件改成等式约束, 其对偶问题仅为一线性方程组, 求解速度明显加快。在实际应用中, 由于缺乏学习机参数 s, σ 与推广能力间解析的显示表达式, LSSVR 方法在参数的选择上依赖于人的主观经验, 因此模型的精度也随参数的不同选取影响较大。

本文提出将自适应遗传算法 (AGA) 应用到最小二乘支持向量回归机的参数选择中, 在一定的参数搜索空间内, 利用遗传算法的全局寻优的特点, 优化 LSSVR 的有关参数, 从而提高模型与实际物理部件的建模精度, 改善了航空发动机故障诊断精度。文中分别采用 BP-NN, SVR, AGA-LSSVR 三种方法建立了机载自适应修正模型, 通过仿真比较各种方法对模型的修正效果, 并验证了 AGA-LSSVR 是一种较优的模型修正方法。

1 机载自适应模型实时修正

为了对航空发动机健康状态进行准确的估计, 实现故障诊断功能, 首先根据发动机建立非线性发动机模型^[10], 在此基础上对非线性模型线性化, 建立含有健康参数的机载自适应模型, 采用卡尔曼滤波器实现健康参数的估计。但是由于建模误差的存在, 机载自适应模型与发动机之间的误差不可避免, 如对于同一燃油量, 模型与发动机所对应的稳态输出量不一致。为了减少误差, 本文提出 AGA-LSSVR 算法, 并将该算法运用到修正模

块中以对模型进行补偿。

含有健康参数的机载自适应模型

$$\Delta \dot{x} = \begin{bmatrix} A & L \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \Delta x + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} \Delta u + w$$

$$\Delta y = [C \quad M] \Delta x + D \Delta u + v \quad (1)$$

式中机载自适应模型输入量 $u = [WFB, A_8]^T$, 输出量 $y' = [N_L, N_H, p_4, T_{45}, p_6]^T$, 状态量 $x = [N_L, N_H, \eta_{an}, \eta_{com}, \eta_{ht}, \eta_t]^T$, $\Delta u = u - u_b$, $\Delta y = y' - y_b$, $\Delta x = x - x_b$, 分别表示相对于发动机稳态工作点的输入增量、输出增量和状态增量。 w 和 v 分别为系统噪声阵和测量噪声阵, 其协方差阵分别为 Q 和 R 。

卡尔曼滤波器

$$\Delta \dot{\hat{x}} = \begin{bmatrix} A & L \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \Delta \hat{x} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} \Delta u + K [\Delta y - [C \quad M] \Delta \hat{x}]$$

$$\Delta \hat{y} = [C \quad M] \Delta \hat{x} + D \Delta u \quad (2)$$

式中 $\hat{x}, \hat{y}$ 分别为模型的状态估计值和输出估计值。

在实际工程中, 由于发动机制造及安装公差使得同一型号发动机间的工作特性产生差异, 为了能将机载自适应模型应用到同一型号的不同发动机上, 需要机载自适应模型对不同的发动机在线学习; 同时某一发动机使用后的性能会发生变化, 此时模型与发动机之间会产生输出误差, 为了将该机载自适应模型依然能与发生性能变化后的发动机相匹配, 需要机载自适应模型对使用后发生性能变化的发动机也在线学习输出误差。AGA-LSSVR 在线学习模块如图 1 所示。

AGA-LSSVR 模块实现在线修正的机理: 首先, 根据输入量 u 与发动机输出 y 和模型输出 y' 之间的残差 $\Delta y'$ 得到 AGA-LSSVR 修正模型, 其中包括了 5 个输出分量分别进行学习, 以产生针对具体不同发动机和不同蜕化程度相应的修正模型。图 1 中 $\sigma, s \in R^5$, 分别与 5 个输出 LSSVR 修正模块相对应, 表示待优化的高斯核参数和惩罚因子。然后, 将学习后的修正模型加入至发动机和机载自适应模型之间, 用修正模型的输出在线的对机载自适应模型的 5 个输出量进行补偿。机载自适应模型在线修正原理如图 2 所示。

修正模块采用非线性自回归滑动平均模型 (NARMA) 来表示

$$\Delta \hat{y}'(t) = f(\Delta \hat{y}'(t-1), \dots, \Delta \hat{y}'(t-p), u(t-1), \dots, u(t-q)) \quad (3)$$

式中 p 为自回归 (AR) 的阶数, q 为滑动平均 (MA) 的阶数。

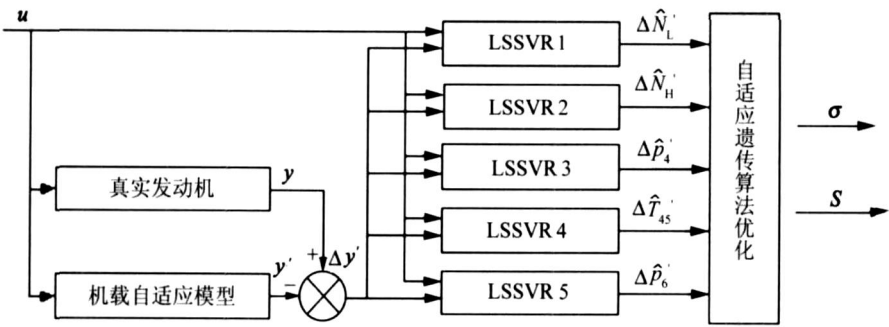


图 1 AGA-LSSVR 在线学习模块

Fig. 1 AGA-LSSVR online learning model

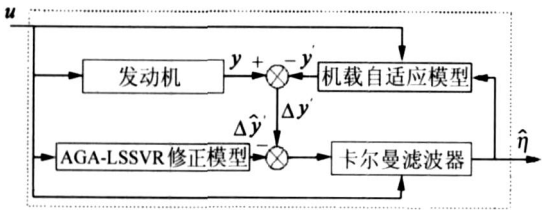


图 2 机载自适应在线修正模型结构图

Fig. 2 Structure of real-time compensation of the aero-engine model

2 最小二乘支持向量机

针对具体的航空发动机自适应模型的 5 个输出量分别建立最小二乘支持向量回归函数的修正模型,现以风扇转速 N_L 为例说明,其他 4 个输出量的修正模型建模方法与其相同. 给定数据集 $\{(u_1, \Delta N_{L_1}'), \dots, (u_l, \Delta N_{L_l}')\} \in R^3 \times R$, 回归问题就是根据已有的 l 个输入输出样本对来推导 $\Delta N_L'$ 与 u 之间的函数关系 $\Delta N_L' = f(u)$, 而支持向量回归机可以用少量的支持向量来确定 $\Delta N_L'$ 与 u 之间的关系,即该算法具有稀疏性.

高维特征空间的回归模型

$$f(u) = w^T \phi(u) + b \tag{4}$$

式中 $\phi(\cdot)$ 表示输入空间至高维特征空间的非线性映射.

根据结构风险最小化原则,可以表示成如下优化问题

$$\min J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} S \sum_k e_k^2 \tag{5}$$

$$\text{s. t. } \Delta N_{L_k}' = w^T \cdot \phi(u_k) + b + e_k \quad k = 1, \dots, l \tag{6}$$

式中 w 是高维特征空间的权向量, b 是线性函数偏置因子, e_k 是 LSSVM 模型输出值与实际测量值之间误差, S 是惩罚因子,决定着对样本误差的

惩罚权重.

利用对偶原理并引入拉格朗日乘子 α_k , 以上的优化问题可转化为

$$L(w, b, e, \alpha) = J(w, e) - \sum_k \alpha_k \{ w^T \phi(u_k) + b + e_k - \Delta N_{L_k}' \} = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} S \sum_k e_k^2 - \sum_k \alpha_k \{ w^T \phi(u_k) + b + e_k - \Delta N_{L_k}' \} \tag{7}$$

拉格朗日方程的必要条件如下:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial e} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \tag{8}$$

将式(7)代入拉格朗日方程消去 w, e , 可得以下线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & I_1^T \\ I_1 & \psi + S^{-1} I_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \Delta N_L' \end{bmatrix} \tag{9}$$

式中 $\Delta N_L' = [\Delta N_{L_1}', \dots, \Delta N_{L_l}']^T$, $I_1 = [1, \dots, 1]^T$, I_2 是 $l \times l$ 维的单位矩阵, $A = [\alpha, \dots, \alpha]^T$, ψ 是 $l \times l$ 维方阵, 矩阵中的第 i 行、第 j 列的元素为 $\phi(u_i)^T \phi(u_j)$.

根据 Mercer 条件

$$K(u_i, u_j) = \phi(u_i)^T \phi(u_j) \quad i, j = 1, \dots, l \tag{10}$$

因此, LSSVR 的回归函数模型如下:

$$\Delta N_L' = \sum_k \alpha_k K(u, u_k) + b \tag{11}$$

常用的内积核函数有 q 阶多项式核函数, Sigmoid 核函数和 RBF 核函数, 由于 RBF 核函数具有较好的平滑性, 所以这类核函数应用相对较多, 与传统的 RBF 方法的重要区别就在于每个基函数中心对应一个支持向量, 它们以及输出权值都是由算法自动确定, 本文采用 RBF 核函数.

RBF 核函数如下式:

$$K(u, u_i) = \exp\left\{-\frac{|u - u_i|^2}{\sigma^2}\right\} \quad (12)$$

3 自适应遗传算法

在用 LSSVR 来构造预测模型时,预设参数惩罚因子 s 和核参数 σ 的选取直接影响着预测模型的精度. 惩罚因子 s 的作用是决定分类间隔和对样本误差之间的权重,从式(5)可以看出当 s 取大值,模型的训练精度会提高,当 s 取小值,模型的泛化性能会改善. Gauss 型核参数 σ 表示支持向量的核宽度,从式(12)可以看出当 σ 取小值,分类的边界可以有很多条,细致的分类边界提高了训练精度,当 σ 取大值可以提高模型的泛化能力. 由于缺乏参数的解析性质,一般都用反复试验来试取这两个参数,使得在工程运用中非常繁琐,而且选取的最优参数也随着预测模型的改变而发生相应的改变. 考虑到自适应遗传算法没有利用目标函数的任何解析性质,就能对任何形式的目标进行优化,所以采用自适应遗传算法来对 LSSVR 预测模型的两个预设参数寻优.

遗传算法^[11-12]的参数中交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的选择是影响遗传算法行为和性能的关键,直接影响算法的收敛性. 而自适应遗传算法是一种根据个体的适应度值 f 自动改变 P_c 和 P_m , 当适应度值低于平均适应度 f_{avg} 时,说明该个体是性能不好的个体,对它就采用较大的交叉概率和变异概率,相应地当适应度高于平均适应度时,说明该个体性能优良,对它就根据适应度取相应较小的交叉概率和变异概率. 为了保证每一代的优良个体不被破坏,采用赌盘选择法. P_c, P_m 的表达式如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f < f_{avg} \end{cases}$$
$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases} \quad (13)$$

基于 A GA 和 LSSVR 的航空发动机机载自适应修正模型的建模算法如图 3 所示.

在采用 A GA 选择 LSSVR 的参数时,考虑把检验误差作为参数寻优的依据,检验误差 MSE 表达式如下:

$$\min MSE = \frac{1}{l} \sum_k \left[\frac{(\Delta N_{L_k}' - \Delta N_{L_k})}{\Delta N_{L_k}'} \right]^2 \quad (14)$$

式(14)是一个求最小值问题,而遗传算法的目标函数是求最大值,因而不能直接采用,可将上式作如下调整来获取 A GA 的目标函数

$$\max JJ = T - MSE \quad (15)$$

其中 T 是预先指定的常数,满足 $T > \max MSE$.

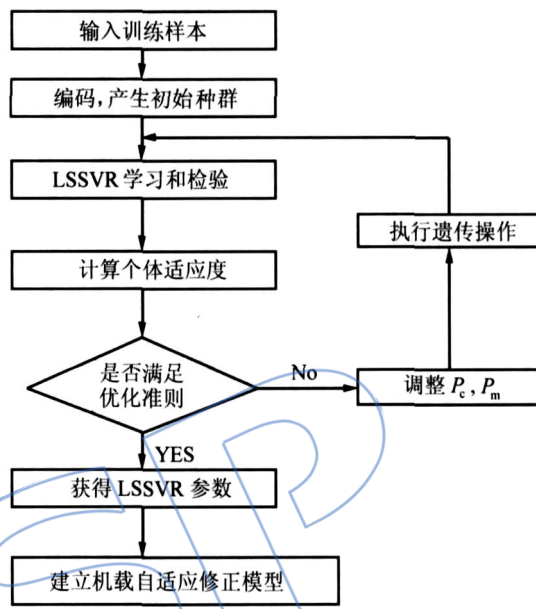


图 3 A GA-LSSVR 建模算法方框图
Fig. 3 Modeling algorithm by A GA-LSSVR

4 仿真结果及分析

在 Matlab6.5 软件中,实现航空发动机机载自适应模型的实时修正. 为了使 A GA-LSSVR 能对从慢车到最大状态的任意稳态基点的建模误差进行补偿,设定供油量 W_{FB} 在整个变化范围内的一个变化规律来离线训练 A GA-LSSVR. 供油量变化规律:经过 900 s 从最大状态到慢车,然后在慢车状态停 200 s,再经过 900 s 回到最大状态. 而为了检验 A GA-LSSVR 的泛化能力,采用如下供油量变化规律:经过 900 s 的时间从慢车到最大状态,然后在最大状态停滞 200 s,最后经过 900 s 回到初始慢车状态. 采样时间 $t = 0.02$ s,考虑到在整个训练与检验过程的运行时间都为 2000 s,因此样本量过于庞大,本文在训练 A GA-LSSVR 时每 10 个采样点取 1 个,则训练样本量 $l = 10\ 000$;在检验时每个采样点都进行修正,检验样本量 $l = 100\ 000$. 设高度、马赫数为零.

在修正模块预测模型 NARMA 中,由于要求解输入到输出误差间的映射,所以选取自回归阶数 $p = 0$,滑动平均参数 $q = 5$. A GA 参数的设定:初始种群为 50,遗传代数 80, LSSVR 每个输出

对应的两个参数 s, σ 的变化区间分别为 $[1, 1000], [0.01, 10]$, 设它们的染色体长度均为 10, 交叉概率 $P_{c1} = 0.7, P_{c2} = 0.5$, 变异概率 $P_{m1} = 0.05, P_{m2} = 0.002, R = [0.001^2, 0.001^2, 0.001^2, 0.001^2], Q = [0.001^2, 0.001^2, 0.004^2, 0.0004^2, 0.0004^2, 0.0004^2, 0.0004^2]$.

通过自适应遗传算法自动寻优后, 对应于 5 个 LSSVM 模块分别得到了 5 组优化参数 s, σ , 表 1 给出了 5 组 s, σ 的优化值.

表 1 优化参数 s, σ 值

Table 1 Optimizing parameter s, σ

	N_L	N_H	P_4	T_{45}	P_6
s	897	928	651	964	748
σ	0.088	0.088	3.710	0.029	2.490

表 2 给出了采用 AGA-LSSVR, BP-NN, SVR 不同的预测算法得到的航空发动机模型修正模块的检验误差. 其中 BP-NN 的拓扑结构为 5-10-1, 即输入层为 5 个节点, 隐层为 10 个节点, 输出层为 1 个节点; 每个输出分量的 SVR 参数按经验选取 $s = 10, \sigma = 0.1$, 分别建立对应于 5 个输出变量的机载自适应模型的修正模型. 图 4 分别给出了在未修正以及采用 AGA-LSSVR, BP-NN, SVR 不同的算法来对模型进行修正后无故障时健康参数 η 的估计误差图示.

表 2 检验误差

Table 2 Test error

	N_L	N_H	P_4	T_{45}	P_6
BP-NN	0.161	0.004	0.899	0.001	0.431
SVR	0.159	0.001	0.864	0.001	0.426
AGA-LSSVR	0.099	0.001	0.406	0.001	0.235

由表 2 和图 4 可以看出, 本文用优化参数建立 LSSVM 修正模型来修正航空发动机自适应模型的误差, 有效的减小了发动机与机载自适应模型之间的误差, 并且减小了由模型误差引起的健康参数 η 的估计误差, 为提高故障诊断的精度奠定了基础.

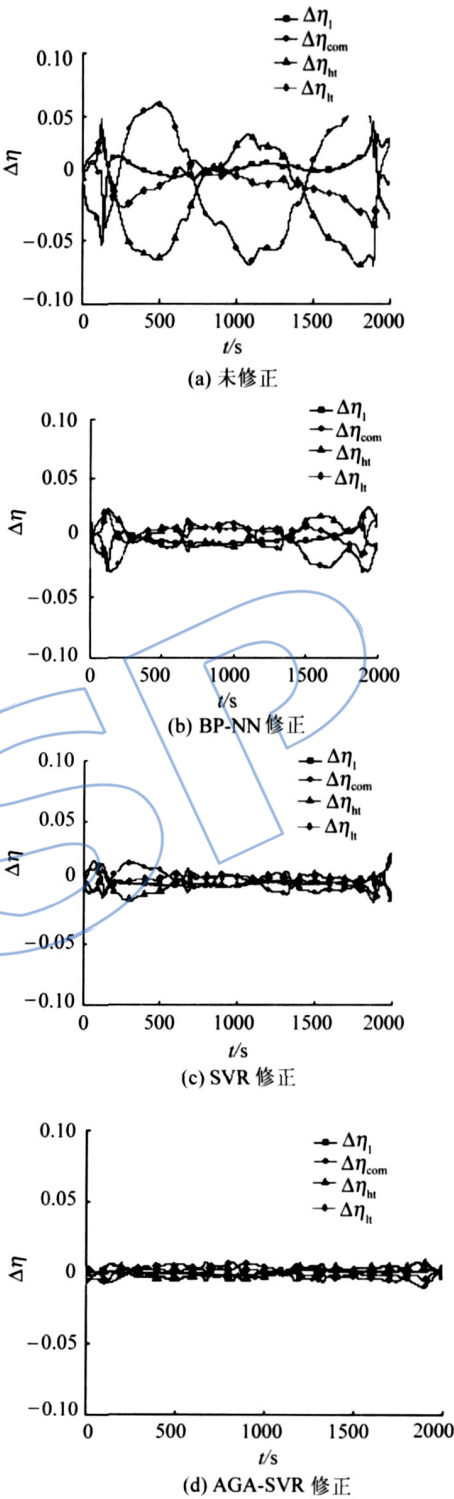


图 4 无故障健康参数估计值

Fig. 4 Estimation of health parameter under no fault

5 结 论

提出了用自适应遗传算法对最小二乘支持向量回归机的参数进行寻优的算法, 避免了需要大量繁琐的试算来选取最小二乘支持向量回归机参数. 并将该算法应用到航空发动机机载自适应模

型实时修正中,通过在线学习与实时修正,有效地减少了由于同型号不同发动机个体间、发动机使用后性能变化以及建模误差三方面引起的机载自适应模型与发动机之间的误差,增广了机载自适应模型的使用范围,改善了系统故障诊断的精度.并通过比较 A GA-LSSVR, BP-NN, SVR 这三种方法对模型修正的效果,可以看出 A GA-LSSVR 是一种切实可行的回归预测算法.

参考文献:

- [1] Millar C. A systems engineering approach to PHM for military aircraft propulsion systems [C]// IEEE Aerospace Conference. Montana: [s. n.], 2007, 352840: 1-9.
- [2] Biswas G, Mahadevan S. A hierarchical model-based approach to systems health management [C]// IEEE Aerospace Conference. Montana: [s. n.], 2007, 352943: 1-14.
- [3] 张鹏, 黄金泉. 航空发动机气路故障诊断的平方根 UKF 方法研究[J]. 航空动力学报, 2008, 23 (1): 169-173.
ZHANG Peng, HUANG Jinquan. SRUKF research on aeroengines for gas path component fault diagnostics [J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23 (1): 169-173. (in Chinese)
- [4] Volponi A J. The use of Kalman filter and neural network methodologies in gas turbine performance diagnostics: a comparative study [J]. Journal of Engineering for Gas Turbine and Power, 2003, (125): 917-924.
- [5] Brotherton T, Volponi A J, Luppold R, et al. eSTORM: enhanced self tuning on-board real-time engine model [C]// Proceedings of the 2003 IEEE Aerospace Conference. [s. l.]: [s. n.], 2003, 7: 3075-3086.
- [6] Kopytov E, Labendik V, Osis A, et al. Aircraft engine on-board diagnostics based on neural network [R]. ISSN-1392-2114, 2006.
- [7] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26 (1): 32-42.
ZHANG Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26 (1): 32-42. (in Chinese)
- [8] Clarke S M, Gribsch J H, Simpson T W. Analysis of support vector regression for approximation of complex engineering analyses [J]. Journal of Mechanical Design, 2005, 127: 1077-1087.
- [9] Smola A J, Scholkopf B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004, (14): 199-222.
- [10] 周文祥, 黄金泉, 窦建平, 等. 面向对象的涡扇发动机及控制系统仿真平台[J]. 航空动力学报, 2007, 22 (1): 119-225.
ZHOU Wenxiang, HUANG Jinquan, DOU Jianping, et al. Object-oriented simulation platform for turbofan engine and its control system [J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22 (1): 119-225. (in Chinese)
- [11] 桑海峰, 何大阔, 张大鹏. 基于支持向量机与遗传算法的发酵过程软测量建模[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2007, 28 (6): 781-784.
SANG Haifeng, HE Dakuo, ZHANG Dapeng. Soft-sensing modeling of a fermentation process through support vector machines and genetic algorithms [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2007, 28 (6): 781-784. (in Chinese)
- [12] 刘胜, 李妍妍. 自适应 GA-SVM 参数选择算法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 28 (4): 398-402.
LIU Sheng, LI Yanyan. Parameter selection algorithm for support vector machines based on adaptive genetic algorithm [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2007, 28 (4): 398-402. (in Chinese)