

文章编号: 1000-8055(2009)10-2349-07

基于支持向量机的航空发动机 PID 解耦控制

吴 勇¹, 谢寿生¹, 唐 奇², 武 卫¹, 王海涛¹, 苗卓广¹

(1. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038; 2. 空军驻京丰地区代表室, 北京 100074)

摘 要: 针对航空发动机多变量控制系统中各回路之间存在的耦合现象, 提出了一种基于支持向量机 (support vector machines, SVM) 的航空发动机 PID (proportion integration differentiation) 解耦控制方法. 利用 SVM 辨识发动机非线性模型, 并获得 SVM 瞬时线性化模型, 在线性化模型的基础上完成了 PID 参数的在线自整定. 利用 Lyapunov 稳定性定理对控制器的收敛性进行了分析. 通过对某型航空发动机的仿真, 验证了该方法的有效性和可行性.

关 键 词: 支持向量机; 线性化; PID 控制器; 解耦控制; 收敛性

中图分类号: V233 7

文献标识码: A

PID decoupling controller for aero-engine based on support vector machines

WU Yong¹, Xie Shou-sheng¹, TANG Qi², WU Wei¹,
WANG Hai-tao¹, MIAO Zhuo-guang¹

(1. The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;
2. Airforce Deputation Agency in Beijing District, Beijing 100074, China)

Abstract: To solve the coupling problem in aero-engine multivariable control system, a new PID (proportion integration differentiation) decoupling controller based on support vector machines (SVM) was proposed. The SVM was applied to identify the aero-engine model, and then linearized to extract the instantaneous linear model. The PID parameter was obtained based on the linear model. The convergence of PID decoupling controller was proved with the help of Lyapunov stability theorem. Simulation results of certain aero-engine system demonstrate the effectiveness and feasibility of the PID decoupling controller based on SVM.

Key words: support vector machines; linearization;

PID (proportion integration differentiation) controller; decoupling control;
convergence

现代航空发动机多采用复杂的多变量控制系统, 随着控制参数和回路的增加, 各变量和回路之间的耦合作用也越来越明显, 使得系统的稳态和动态特性变坏. 因此, 消除变量之间的耦合作用是航空发动机控制系统设计的重要要求.

目前, 对航空发动机解耦控制系统的设计多采用神经网络、模糊控制等智能算法^[1-3]. 但是神经网络存在局部最小值、过拟合以及网络结构难

以确定等问题. 统计学习理论 (statistical learning theory, SLT) 是由 Vapnik 建立的一种专门研究小样本下机器学习规律的理论^[4]. 支持向量机 (support vector machines, SVM) 是在这一理论基础之上发展起来的一种新的分类和回归工具, 其采用结构风险最小化原则, 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中, 以期获得最好的泛化能力, 得到的是全局最优.

收稿日期: 2009-05-12; 修订日期: 2009-07-22

作者简介: 吴勇 (1982-), 男, 云南个旧人, 博士生, 研究方向为推进系统综合控制与故障诊断. E-mail: wuyong0206@ton.com

SVM 的拓扑结构由支持向量决定, 避免了传统神经过于依靠经验的缺点^[5]. 目前已有学者将 SVM 应用到了非线性系统的控制中^[6-8]. 文献[6-7]均利用 SVM 完成了 PID 参数的在线自整定, 但是文章所考虑的系统均是单变量系统, 不存在耦合现象. 文献[8]利用 SVM 辨识非线性系统的逆模型, 提出了支持向量机 α 阶逆系统的内模解耦控制方法, 但是未给出系统的收敛性分析. 本文将文献[7]提出的基于 SVM 的参数自整定 PID 控制方法拓展到航空发动机多变量解耦控制中. 首先由 SVM 获得发动机瞬时线性化模型; 利用线性化模型在最小化方差意义下实现 PID 参数的在线自整定. 最后利用 Lyapunov 稳定性定理对算法的收敛性进行了分析. 对某涡扇发动机的仿真研究表明, 该方法具有满意的动态特性和解耦特性.

1 支持向量回归的原理

支持向量机回归的基本思想是通过一个非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 将数据 $\mathbf{x}$ 映射到高维特征空间 F , 然后在这个空间中建立一个线性回归函数

$$f(\mathbf{x}) = [\mathbf{w}, \varphi(\mathbf{x})] + b, \varphi: \mathbf{R}^n \rightarrow F, \mathbf{w} \in F \quad (1)$$

其中 b 是阈值. 这样在高维空间的线性回归就对应于在低维输入空间的非线性回归.

给定训练集 $\{\mathbf{x}_k, y_k, k = 1, 2, \dots, N\}$, 则函数逼近问题等价于使如下泛函最小:

$$R_{\text{reg}}[f] = R_{\text{emp}}[f] + \lambda \|\mathbf{w}\|^2 = \sum_{k=1}^N C(e_k) + \lambda \|\mathbf{w}\|^2 \quad (2)$$

其中 $e_k = f(\mathbf{x}_k) - y_k$, N 是样本容量, $C(\cdot)$ 是损失函数, λ 为正则化常数. 在 Vapnik ε -不敏感损失函数的定义下^[5]:

$$C[f(\mathbf{x}) - y] = \begin{cases} 0, & |f(\mathbf{x}) - y| \leq \varepsilon \\ |f(\mathbf{x}) - y| - \varepsilon, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)的求解等价于求解如下的优化问题:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi, \xi^*} J = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{k=1}^N (\xi_k + \xi_k^*) \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_k - \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) - b \leq \varepsilon + \xi_k \\ \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b - y_k \leq \varepsilon + \xi_k^* \\ \xi_k, \xi_k^* \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中 ε 为需要近似的精度; ξ_k, ξ_k^* 为处理函数 f 在 ε 精度不能估计的数据所引入的松弛变量, $C > 0$ 为惩罚参数. 应用中常用式(4)的对偶式, 同时引入核函数方法, 则式(4)转化为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} L = & -\frac{1}{2} \sum_{k,l=1}^N (\alpha_k - \alpha_k^*) (\alpha_l - \alpha_l^*) \times \\ & K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) - \varepsilon \sum_{k=1}^N (\alpha_k + \alpha_k^*) + \sum_{k=1}^N y_k (\alpha_k - \alpha_k^*) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{k=1}^N (\alpha_k - \alpha_k^*) = 0 \\ \alpha_k, \alpha_k^* \in [0, C] \end{cases} \quad (7)$$

其中 α_k, α_k^* 定义为非负的 Lagrange 乘子, $K(\cdot)$ 为核函数.

求解上述的凸二次规划可得到支持向量机对非线性函数回归的结果为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^N (\alpha_k - \alpha_k^*) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b \quad (8)$$

2 基于支持向量机的 PID 解耦控制器

2.1 支持向量机 PID 解耦控制系统结构图

基于支持向量机的 PID 解耦控制器的框图如图 1 所示. 由图 1 可知该解耦控制器分别用两个离线的 SVM 建立发动机对象的两个输出通道的数学模型, 在每一个采样时刻将 SVM 模型线性化, PID 控制器的参数由 SVM 模型的瞬时线性化模型在最小化方差意义下得到整定. PID 控制器能够根据目标函数的要求, 完成系统输入到输出之间的映射. 因此, 只要控制过程中包含了解耦的要求, PID 控制器参数就能在线自调整, 从而实现对系统的解耦控制.

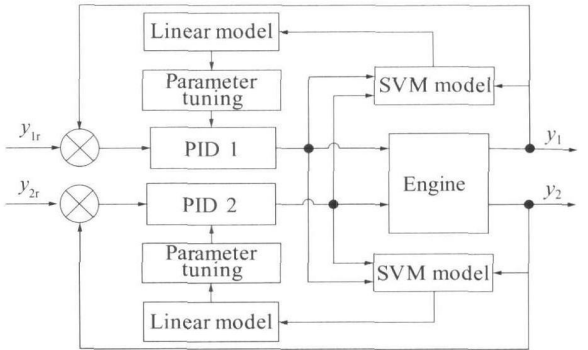


图 1 基于 SVM 的 PID 解耦控制器框图

Fig. 1 Diagram of PID decoupling controller based on SVM

增量式 PID 控制器的输出 $\Delta u(t)$ 可由式(9)表示

$$\Delta u(t)=u(t)-u(t-1)=k_p\left\{[e(t)-e(t-1)]+\frac{T}{2k_i}[e(t)+e(t-1)]+\frac{k_d}{T}[e(t)-2e(t-1)+e(t-2)]\right\} \tag{9}$$

其中 $e(t)=y_r(t)-y(t)$ 为系统给定输入 $y_r(t)$ 与系统实际输出 $y(t)$ 的差; k_p, k_i, k_d 分别为比例系数、积分时间常数和微分时间常数; T 为采样周期. 重新写式(9)

$$\Delta u(t)=k_1 e(t)+k_2 e(t-1)+k_3 e(t-2)=\mathbf{K}(t)\mathbf{E}^T(t) \tag{10}$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{K}(t)=[k_1, k_2, k_3] \\ \mathbf{E}(t)=[e(t), e(t-1), e(t-2)] \\ k_1=k_p\left(1+\frac{T}{2k_i}+\frac{k_d}{T}\right) \\ k_2=-k_p\left(1-\frac{T}{2k_i}+\frac{2k_d}{T}\right) \\ k_3=\frac{k_pk_d}{T} \end{cases} \tag{11}$$

2.2 基于支持向量机的瞬时线性化模型

不失一般性, 多输入多输出(MIMO)系统可以看成是多个具有 p 个输入、单个输出的多输入单输出(MISO)系统^[9]. 对于一个二输入二输出的系统可看成两个二输入单输出系统, 其数学模型可由式(12)来描述

$$y(t)=f[y(t-1), \dots, y(t-n), u_1(t-1), \dots, u_1(t-m_1), u_2(t-1), \dots, u_2(t-m_2)]+\nu \tag{12}$$

其中 $y \in \mathbf{R}^n$ 为输出; $u_1 \in \mathbf{R}^{m_1}, u_2 \in \mathbf{R}^{m_2}$ 为控制输入; $m_1 < n, m_2 < n; \nu$ 为扰动项.

由式(12)描述的非线性系统, 令

$$\mathbf{x}(t)=[y(t-1), \dots, y(t-n), u_1(t), \dots, u_1(t-m_1), u_2(t-1), \dots, u_2(t-m_2)] \tag{13}$$

则式(12)的 SVM 模型可表示为

$$y_{\text{svm}}(t)=\sum_{k=1}^N(\alpha_k-\alpha_k^*)K[\mathbf{x}(t), \mathbf{x}_k]+b \tag{14}$$

其中 N 为支持向量个数; α_k, α_k^* 为负的 Lagrange 乘子.

通过局部线性化方法可以得到被控对象的线性化模型^[10]. 在时刻 $t=\tau$ 的近似线性化模型 y_{lin} 可以通过线性化当前状态 $\mathbf{x}(t=\tau)$ 的 SVM 模型

(14) 获得

$$y_{\text{lin}}=B-\sum_{i=1}^na_iy(t-i)+\sum_{i=1}^{m_1}b_iu_1(t-i)+\sum_{i=1}^{m_2}c_iu_2(t-i) \tag{15}$$

其中 a_i 为线性化的输出系数; b_i, c_i 为线性化的输入系数; B 为常数. 取核函数为 RBF 核, 则它们可分别表示为

$$a_i=\frac{1}{\sigma^2}\sum_{k=1}^N(\alpha_k-\alpha_k^*)K[\mathbf{x}(t), \mathbf{x}_k]\cdot[y(t-i)-y_{ik}]\Big|_{\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(\tau)} \tag{16}$$

$$b_i=-\frac{1}{\sigma^2}\sum_{k=1}^N(\alpha_k-\alpha_k^*)K[\mathbf{x}(t), \mathbf{x}_k]\cdot[u_1(t-i)-u_{1ik}]\Big|_{\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(\tau)} \tag{17}$$

$$c_i=-\frac{1}{\sigma^2}\sum_{k=1}^N(\alpha_k-\alpha_k^*)K[\mathbf{x}(t), \mathbf{x}_k]\cdot[u_2(t-i)-u_{2ik}]\Big|_{\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(\tau)} \tag{18}$$

$$B=y(\tau)+\sum_{i=1}^na_iy(\tau-i)-\sum_{i=1}^{m_1}b_iu_1(\tau-i)-\sum_{i=1}^{m_2}c_iu_2(\tau-i) \tag{19}$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k)=e^{-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{x}_k\|^2}{2\sigma^2}} \tag{20}$$

其中 $\mathbf{x}_k=[y_{1a}, \dots, y_{na}, u_{11a}, \dots, u_{1m_1a}, u_{21a}, \dots, u_{2m_2a}]$ 为 α_k, α_k^* 所对应的支持向量; σ 为 RBF 核函数 $K(\cdot)$ 的核宽度.

2.3 PID 控制器参数的整定

PID 控制器控制的目标是, 控制信号 $u_1(t)$ 和 $u_2(t)$ 能够在 $t+1$ 时刻使系统的输出与期望输出的差最小. 构造目标函数为

$$J=\frac{1}{2}[e_1^2(t+1)+e_2^2(t+1)] \tag{21}$$

在计算 $t+1$ 时刻的误差 $e_1(t+1)$ 和 $e_2(t+1)$ 时, 要用到 $t+1$ 时刻的输出 $y_1(t+1)$ 和 $y_2(t+1)$, 可用 SVM 瞬时线性化模型(15)来替代, 即

$$y_1(t+1)\approx y_{\text{lin}}=B_1-\sum_{i=1}^na_iy(t+1-i)+\sum_{i=1}^{m_1}b_iu_1(t+1-i)+\sum_{i=1}^{m_2}c_iu_2(t+1-i) \tag{22}$$

$$y_2(t+1) \approx y_{2lin} = B_2 - \sum_{i=1}^n a_{2i} y_1(t+1-i) + \sum_{i=1}^{m_1} b_{2i} u_1(t+1-i) + \sum_{i=1}^{m_2} c_{2i} u_2(t+1-i) \tag{23}$$

那么

$$e_1(t+1) = y_{1r} - y_1(t+1) = \frac{H_1 - b_{11} u_1(t) - c_{11} u_2(t)}{H_2 - b_{21} u_1(t) - c_{21} u_2(t)} \tag{24}$$

$$e_2(t+1) = y_{2r} - y_2(t+1) = \tag{25}$$

其中

$$H_1 = y_{1r}(t+1) + \sum_{i=1}^n a_{1i} y_1(t+1-i) - \sum_{i=2}^{m_1} b_{1i} u_1(t+1-i) - \sum_{i=2}^{m_2} c_{1i} u_2(t+1-i) - B_1 \tag{26}$$

$$H_2 = y_2(t+1) + \sum_{i=1}^n a_{2i} y_2(t+1-i) - \sum_{i=2}^{m_1} b_{2i} u_1(t+1-i) - \sum_{i=2}^{m_2} c_{2i} u_2(t+1-i) - B_2 \tag{27}$$

$K_1(t), K_2(t), E_1(t)$ 和 $E_2(t)$ 由式(11)定义.

令控制器参数向量 K 的更新规则为

$$K(t) = K(t-1) + \Delta K(t) = K(t-1) - \eta \frac{\partial J}{\partial K} \tag{28}$$

其中 $K(t) = [K_1(t), K_2(t)]^T = [k_1, k_2, \dots, k_6]^T$; $\eta = \text{diag}[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_6]$ 为控制器参数的学习速率,其取值的大小决定参数学习的快慢和系统收敛性.

由式(11)、式(21)~(25)可得

$$\frac{\partial J}{\partial K_1} = \frac{\partial J}{\partial e_1} \cdot \frac{\partial e_1}{\partial y_1} \cdot \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \cdot \frac{\partial u_1}{\partial K_1} = -[b_{11} e_1(t+1) + b_{21} e_2(t+1)] E_1^T \tag{29}$$

$$\frac{\partial J}{\partial K_2} = \frac{\partial J}{\partial e_2} \cdot \frac{\partial e_2}{\partial y_2} \cdot \frac{\partial y_2}{\partial u_2} \cdot \frac{\partial u_2}{\partial K_2} = -[c_{11} e_1(t+1) + c_{21} e_2(t+1)] E_2^T \tag{30}$$

由式(11)、式(28)~式(30)可以计算出两个PID控制器的参数为

$$\begin{cases} k_{p1} = \frac{1}{2}(k_1 - k_2 - 3k_3), & k_{p2} = \frac{1}{2}(k_4 - k_5 - 3k_6) \\ k_{i1} = \frac{T}{2} \left(\frac{k_1 - k_2 - 3k_3}{k_1 + k_2 + k_3} \right), & k_{i2} = \frac{T}{2} \left(\frac{k_4 - k_5 - 3k_6}{k_4 + k_5 + k_6} \right) \\ k_{d1} = \frac{2Tk_3}{k_1 - k_2 - 3k_3}, & k_{d2} = \frac{2Tk_6}{k_4 - k_5 - 3k_6} \end{cases} \tag{31}$$

实际系统中存在传感器噪声和建模不准的问题,这可能导致控制器参数的振荡,使系统达不到理想的响应.为了避免此问题,可以给控制器参数增加一阶滤波器平滑参数的改变,其表达式如下式:

$$\Delta K_f = \gamma \Delta K_f(t-1) + (1-\gamma) \Delta K(t) \tag{32}$$

式(28)可改写为

$$K(t) = K(t-1) + \Delta K_f(t) \tag{33}$$

其中 γ 为平滑系数,取值在 0 和 1 之间.

3 控制系统收敛性分析

基于 SVM 的 PID 解耦控制器的收敛性取决于学习步长的选取,以下利用 Lyapunov 稳定性定理确定保证系统收敛的学习步长的范围.

定理: 一个二输入二输出的基于支持向量机的 PID 解耦控制系统是收敛的,则其 PID 控制器参数更新规则

$$K(t) = K(t-1) - \eta \frac{\partial J}{\partial K} \tag{34}$$

中的学习步长 $\eta = \text{diag}[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_6]$ 中的 $\eta_i (i=1, \dots, 6)$ 必须满足

$$0 < \eta_i < [\alpha E_1^*, \beta E_2^*] \tag{35}$$

其中 $\eta = [\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_6]^T$ $\tag{36}$

$$E_1^* = [e_1^2(t), e_1^2(t-1), e_1^2(t-2)] \tag{37}$$

$$E_2^* = [e_2^2(t), e_2^2(t-1), e_2^2(t-2)] \tag{38}$$

$$a = \frac{[b_{11} e_1(t+1) + b_{21} e_2(t+1)]^2}{2[e_1^2(t+1) + e_2^2(t+1)]} \tag{39}$$

$$b = \frac{[c_{11} e_1(t+1) + c_{21} e_2(t+1)]^2}{2[e_1^2(t+1) + e_2^2(t+1)]} \tag{40}$$

证明: 定义 Lyapunov 函数

$$L(n) = \frac{1}{2} \bar{E}^2(n) \tag{41}$$

式中

$$\bar{E}(n) = \sqrt{\frac{1}{2}[e_1^2(t+1) + e_2^2(t+1)]} = \sqrt{J} \tag{42}$$

令

$$\Delta L(n) = L(n+1) - L(n) = \frac{1}{2} [\bar{E}^2(n+1) - \bar{E}^2(n)] \tag{43}$$

其中

$$\bar{E}(n+1) = \bar{E}(n) + \Delta \bar{E}(n) \tag{44}$$

误差变化量

$$\Delta \overline{E}(n_0) = \frac{\partial \overline{E}(n_0)}{\partial k_i} \cdot \Delta k_i \tag{45}$$

控制器参数变化量

$$\begin{aligned} \Delta k_i = & -\eta \frac{\partial J}{\partial k_i} = -\eta \frac{\partial}{\partial k_i} [\overline{E}^2(n_0)] = \\ & -2\eta \overline{E}(n_0) \frac{\partial \overline{E}(n_0)}{\partial k_i} \end{aligned} \tag{46}$$

将式(44)~(46)代入式(43), 则

$$\begin{aligned} \Delta L(n_0) = & \frac{1}{2} \{ [\overline{E}(n_0) + \Delta \overline{E}(n_0)]^2 - \overline{E}^2(n_0) \} = \\ & \frac{1}{2} \{ 2\overline{E}(n_0) \Delta \overline{E}(n_0) + [\Delta \overline{E}(n_0)]^2 \} = \\ & 2 \left[\overline{E}(n_0) \frac{\partial \overline{E}(n_0)}{\partial k_i} \right] \cdot \\ & \left[-\eta + \left[\eta \overline{E}(n_0) \frac{\partial \overline{E}(n_0)}{\partial k_i} \right] \right] \end{aligned} \tag{47}$$

为保持系统的收敛性, 必须满足 $\Delta L(n_0) < 0$, 即

$$-\eta + \left[\eta \overline{E}(n_0) \frac{\partial \overline{E}(n_0)}{\partial k_i} \right]^2 < 0 \tag{48}$$

解以上不等式, 得

$$0 < \eta < \frac{1}{\left[\frac{\partial \overline{E}(n_0)}{\partial k_i} \right]^2} \tag{49}$$

由式(42)可求出

$$\frac{\partial \overline{E}(n_0)}{\partial k_i} = -\frac{1}{2\sqrt{J}} \frac{\partial J}{\partial k_i} \tag{50}$$

由式(24)、式(29)~(30)、式(48)和式(50)可以得出

$$0 < \eta < [aE_1^*, bE_2^*]$$

其中 a, b, E_1^*, E_2^* 分别由式(37)~式(40)确定。证毕。

定理给出了控制器参数学习速率的取值范围, 只要学习速率在此范围内, 就可以保证系统的收敛性。在实际应用中, 可先取学习速率为一个足够小的值, 然后根据定理给出的条件调整。

4 基于支持向量机的 PID 解耦控制用于发动机控制系统

4.1 发动机数学模型

对于某涡扇发动机的非加力主控制系统, 表征发动机工作过程的主要参数有 3 个: 低压转子转速 n_L , 高压转子转速 n_H 和涡轮后燃气温度 T_5 。调节规律主要是根据发动机进气总温分阶段

保持其中一个物理参数或者相似参数不变; 其被控参数主要包括 n_L, n_H, T_5 等, 控制参数主要是主燃烧室燃油消耗量 W_f 、低压压气机进口导流叶片角 α_1 、高压压气机导流叶片角 α_2 、喷管临界截面积 A_e 等。对于目前的航空发动机, 控制参数 α_1, α_2 是根据低压转子换算转速 n_{Lcor} 或高压转子换算转速 n_{Hcor} 确定的, 使用 W_f 控制 n_L, A_e 控制 T_5 。因此, 某涡扇发动机的非线性数学模型为^[11]

$$\begin{cases} \dot{n}_L = f_1(n_L, n_H, T_5, A_e, W_f, H, Ma) \\ \dot{n}_H = f_1(n_L, n_H, T_5, A_e, W_f, H, Ma) \\ y = f(n_L, n_H, T_5, A_e, W_f, H, Ma) \end{cases} \tag{51}$$

其中 $y = [T_5, n_L]^T$; H, Ma 分别为飞行高度和飞行马赫数。

4.2 对象模型的辨识仿真

对被控对象进行闭环控制前, 首先对 SVM 辨识器进行离线训练, 以确定合适的 SVM 参数值。训练中输入样本取为 $[-1, 1]$ 之间均匀分布的白噪声, 根据这些输入产生出发动机在 $H = 0 \text{ km}, Ma = 0$ 状态下的 n_L 用于离线训练的 100 个训练样本以及用作测试的 100 个训练样本。SVM 的设计参数为 $\sigma = 0.6, \varepsilon = 0.03, C = 100$ 。仿真结果如图 2 和图 3 所示。由图 2 和图 3 可以看出离线训练后, SVM 辨识器输出与某涡扇发动机的实际输出基本吻合, 说明 SVM 反映了某涡扇发动机的输入输出关系。因此, 经过离线训练后的 SVM 辨识器可以作为某涡扇发动机的数学模型。

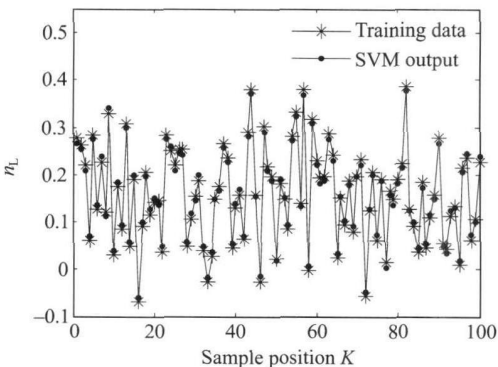


图 2 训练样本和模型输出对比

Fig. 2 Contrast of training results and training data

4.3 控制系统的仿真

某型涡扇发动机变量之间存在严重的耦合现象^[2], 因此有必要对该型发动机进行解耦控制。针对式(49)所给出的该型发动机非线性模型, 应用图 1 给出的基于 SVM 的 PID 解耦控制器对其进行控制, 设置采样周期 $T = 20 \text{ ms}$, SVM 的参数

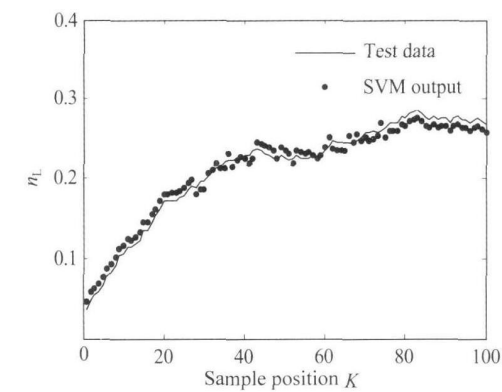


图 3 测试样本和模型输出对比

Fig. 3 Contrast of training results and test data

$\sigma = 0.6$, $\varepsilon = 0.03$, $C = 100$, η 的取值根据式 (30) 在控制过程中实时调整. 图 4 (a) 为在 $H = 0\text{ km}$, $Ma = 0$ 状态下, T_s 期望值 y_{rT_s} 作 2% 阶跃, n_L 期望值 y_{rn_L} 不变时, 被控系统的响应曲线; 图 4 (b) 为在 $H = 0\text{ km}$, $Ma = 0$ 状态下, y_{rT_s} 不变, y_{rn_L} 作 2% 阶跃时, 被控系统的响应曲线.

由图 4 可以看出, 基于 SVM 的 PID 解耦控制器基本消除了某涡扇发动机两控制回路间的耦合现象, 而且不存在稳态误差.

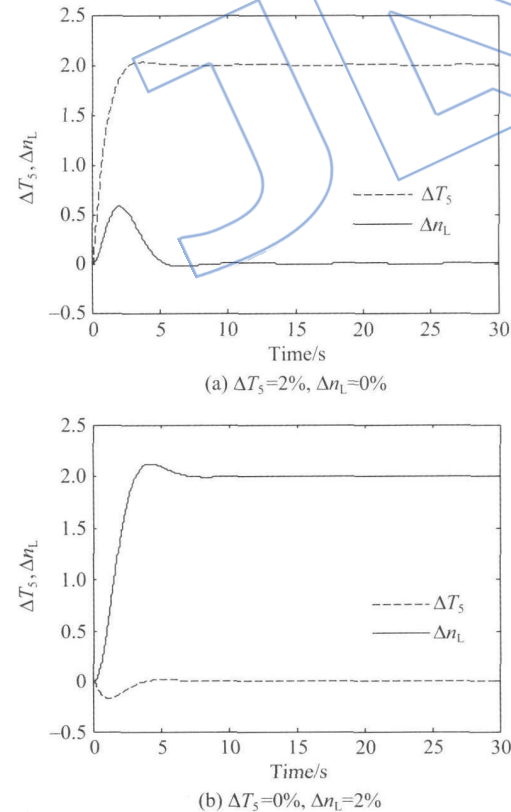


图 4 系统输出响应($H = 0\text{ km}$, $Ma = 0$)

Fig. 4 System response curve at $H = 0\text{ km}$ and $Ma = 0$

为了考察控制器的自适应能力, 本文另选取 $H = 10\text{ km}$, $Ma = 1.0$ 状态作为仿真点, 分别对 y_{rT_s} 和 y_{rn_L} 施加 2% 阶跃输入, 系统的输出响应如图 5 所示, 仍然具有较好的解耦特性.

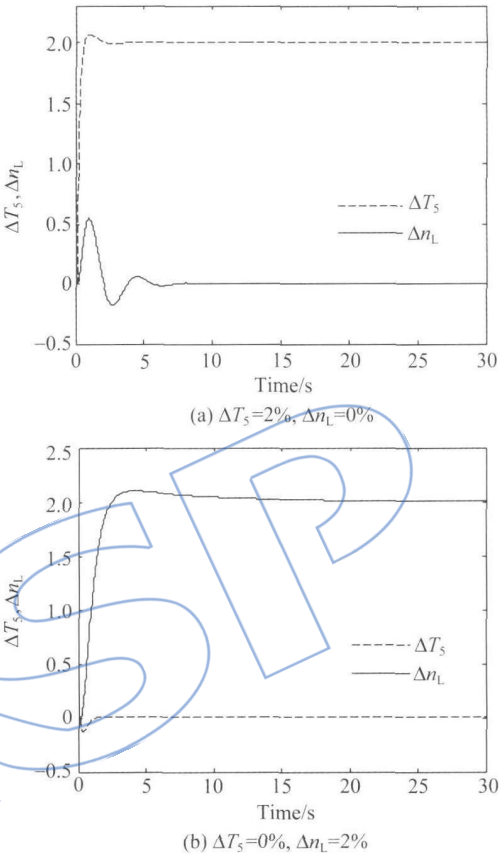


图 5 系统输出响应($H = 10\text{ km}$, $Ma = 1.0$)

Fig. 5 System response curve at $H = 10\text{ km}$ and $Ma = 1.0$

5 结 论

本文针对航空发动机各控制变量和回路之间的耦合作用, 设计了基于 SVM 的 PID 解耦控制器, 并利用 Lyapunov 稳定性定理分析了算法的收敛性, 得到了使算法收敛的参数取值范围. 该控制器利用 SVM 良好的函数逼近能力完成航空发动机离线模型的辨识并获得其线性化模型, 在线性化模型的基础上完成 PID 参数的整定, 从而实现对某型航空发动机的解耦控制. 研究表明, 基于 SVM 的 PID 解耦控制器具有良好的动静态性能, 消除了变量之间的耦合现象, 具有较好的解耦特性, 将其应用于某涡扇发动机的多变量解耦控制是完全可行、有效的.

参考文献:

- [1] 朱玉斌, 樊思齐, 任新宇, 等. 基于 DRNN 网络的航空发动机多变量解耦控制[J]. 推进技术, 2006, 27(2): 150-153
ZHU Yubin, FAN Siqi, REN Xinyu, et al. A multivariable decoupling control based on DRNN for aeroengine [J]. Journal of Propulsion Technology, 2006, 27(2): 150-153 (in Chinese)
- [2] 蔡开龙, 谢寿生, 王继业, 等. 基于 RBF 网络的航空发动机单神经元解耦控制[J]. 推进技术, 2008, 29(4): 471-476
CAI Kailong, XIE Shousheng, WANG Jiye, et al. Single neuron decoupling control based on RBF network for aeroengine [J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 29(4): 471-476 (in Chinese)
- [3] 任新宇, 樊思齐. 航空发动机多变量自学习模糊解耦控制[J]. 推进技术, 2004, 25(6): 535-560
REN Xinyu, FAN Siqi. Aeroengine multivariable learning fuzzy decouple control [J]. Journal of Propulsion Technology, 2004, 25(6): 535-560 (in Chinese)
- [4] 张学工. 关于统计学习理论和支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42
ZHANG Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta Automation Sinica, 2000, 26(1): 32-42 (in Chinese)
- [5] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York, American: Springer-Verlag, 1999
- [6] 梁华, 李应红, 尉询楷, 等. 航空发动机的支持向量机自适应 PID 控制[J]. 航空动力学报, 2007, 22(1): 135-141
LIANG Hua, LI Yinghong, WEI Xunkai, et al. Support vector machines PID adaptive control in aeroengine [J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(1): 135-141 (in Chinese)
- [7] 刘涵, 刘丁. 基于支持向量机的参数自整定 PID 非线性系统控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(3): 468-474
LIU Han, LIU Ding. Self-tuning PID controller for a nonlinear system based on support vector machines [J]. Control Theory and Application, 2008, 25(3): 468-474 (in Chinese)
- [8] 宋夫华, 郑恩辉. 基于支持向量机的非线性内模解耦控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(6): 1067-1076
SONG Fuhua, ZHENG Enhui. Nonlinear internal model control based on support vector machine [J]. Control Theory and Application, 2008, 25(6): 1067-1076 (in Chinese)
- [9] 刘福才. 非线性系统的模糊模型辨识及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006
- [10] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control [J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1985, 15(1): 116-132
- [11] 蔡开龙, 谢寿生, 吴勇. 基于 T-S 模糊模型的航空发动机模型辨识[J]. 推进技术, 2007, 28(2): 194-198
CAI Kailong, XIE Shousheng, WU Yong. Identification of aeroengines model base on T-S fuzzy model [J]. Journal of Propulsion Technology, 2007, 28(2): 194-198 (in Chinese)