

文章编号: 1001-0920(2004)09-1067-04

基于 GA 的 SVM R 预测控制研究

王定成^{1,2}, 汪懋华²

(1. 中国农业大学 教育部现代精细农业系统集成研究重点实验室, 北京 100083;

2. 中国科学院 合肥智能机械研究所, 安徽 合肥 230031)

摘要: 研究高精度、有效、简单的信息预测模型是目前非线性预测控制需要解决的重要问题。SVM R 建模方法简单、理论基础完备, 所反映的是系统的非线性特征, 在建立非线性模型中与神经网络等非线性回归方法相比具有许多独特的优点。为此, 提出一种 SVM R 预测控制结构, 利用 SVM R 建立非线性系统模型, 利用 GA 进行滚动优化。实验证明, 这种预测控制具有良好的非线性控制效果。

关键词: 支持向量机回归; 预测控制; 非线性; 遗传算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

On SVM R predictive control based on GA

WANG Ding-cheng^{1,2}, WANG Mao-hua²

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, Chinese Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. Hefei Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China. Correspondent: WANG Ding-cheng, E-mail: dcwang@im.ac.cn)

Abstract: It is important to study an accurate, simple and useful model for nonlinear predictive control. Supporting by mathematics theory, SVM R has a simple structure and nonlinear modeling properties. SVM R shows excellent performance compared with other non-linear regression, such as neural networks. So, the predictive control based on SVM R is presented. The nonlinear system process is given using SVM R based on empirical data, and recede optimization is obtained using GA. The demonstration shows that the predictive control has a good result for nonlinear system.

Key words: SVM R; predictive control; non-linear; GA

1 引言

预测控制的机理是预测模型、滚动优化和反馈校正。用模型进行预测是预测控制的基本特征, 模型是否能反映系统的特征直接关系到控制的精度和稳定性^[1,2]。因此, 研究高精度、有效、简单的信息预测模型是目前非线性预测控制要解决的重要问题。

神经网络具有良好的处理非线性的特性, 因而神经网络刚出现人们便提出了基于神经网络的预测

控制^[3]。但基于经验风险最小化的神经网络存在局部极小点、过学习以及结构和类型的选择过分依赖经验等缺陷, 严重降低了其应用效果。基于结构风险最小化的 SVM R 直接反映非线性模型的特征, 克服了传统非线性建模的近似线性, 或类似于线性系统设计方法所引起的模型精度差的缺点^[4,5]; 而且基于结构风险最小化的支持向量机回归, 成功地克服了其他学习理论局部极小点、过学习等缺陷^[6~8]。因

收稿日期: 2003-07-23; 修回日期: 2003-12-09

基金项目: 北京市“十五”攻关项目(H020720030530); 国家“863”项目(2003AA209040); 国家自然科学基金资助项目(60374030)。

作者简介: 王定成(1967—), 男, 安徽霍山人, 副研究员, 博士后, 从事机器学习、智能控制的研究; 汪懋华(1932—), 男, 广东兴宁人, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 从事农业装备自动化、信息农业等研究。

此,采用 SVMR 设计的预测控制能简化建模手段,提高预测精度,改善系统性能

遗传算法是模拟生物进化过程的计算模型,是一种非线性全局优化算法,具有简单通用、鲁棒性强以及并行处理、应用范围广等特点,因此,非常适合非线性预测控制的滚动优化

本文利用 SVMR 建立非线性预测控制的预测模型,用 GA 进行滚动优化,提出了一种 SVMR 预测控制结构,仿真实验结果表明,这种预测控制具有良好的非线性控制效果

2 SVMR 预测控制

2.1 预测控制原理

预测控制的结构如图 1 所示

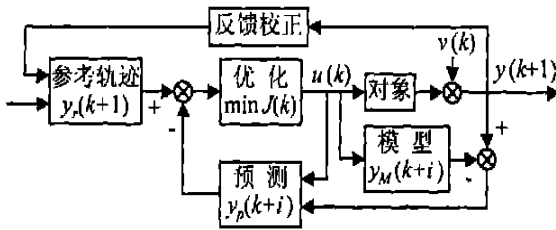


图 1 预测控制的基本结构

预测模型的功能是根据对象的历史信息和未来输入预测其未来输出,这里只强调模型的功能而不强调其结构形式。滚动优化是指反复在线进行优化,反馈校正可以在保持预测模型不变的基础上,对未来的误差作出预测并加以补偿

SVMR 预测控制采用最新的支持向量机回归(支持向量机回归原理参见文献[4,5])的方法建立非线性过程模型来进行模型预测,用 GA 进行滚动优化

2.2 模型预测

本文采用 SVMR 回归进行模型预测,考虑一单输入单输出非线性模型

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)), R, u, R, m, n) \quad (1)$$

其中 u 和 y 分别代表对象的控制输入和系统输出

设有连续的控制输入 $u(k-m), u(k-m+1), \dots, u(k)$ (当 $k-m+r < 0$ 时, $u(k-m+r) = u(0), r = 0, 1, \dots, m$) 和输出 $y(k-n), y(k-n+1), \dots, y(k)$ (当 $k-m+r < 0$ 时, $y(k-m+r) = y(0), r = 0, 1, \dots, n$), 则相应的输出为 $y(k+1)$ 。设

$$U(i) = (y(i), y(i-1), \dots, y(i-n), u(i), u(i-1), \dots, u(i-m)),$$

$$i = 1, 2, \dots, N.$$

则

$$y(i+1) = f(U(i)). \quad (2)$$

构造学习样本集 $(U(i), y(i+1))$, 采用 SVMR 可以将非线性的样本数据映射为高维空间的线性输出,即

$$\hat{y}(k+1) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(U(i), U(k)) + b \quad (3)$$

其中: $U(i)$ 为支持向量, 对应于 Vapnik 的 ϵ 不敏感损失函数的 $\beta = \alpha - \alpha^*$ 不为 0 的向量; $U(k)$ 为第 k 个支持向量的输入, β 和 b 为 SVMR 优化的结果^[4,5]。其基本结构如图 2 所示

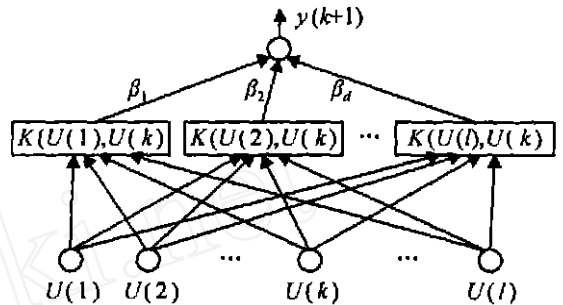


图 2 SVMR 估计非线性模型结构

$$|y(k+1) - \hat{y}(k+1)| = V, \quad (4)$$

其中 V 为损失函数, SVMR 的损失函数可采用 ϵ 不敏感损失函数, 这是因为 ϵ 不敏感损失函数具有很好的稀疏性^[6]; 也可采用最小二乘损失函数, 其稀疏性的解采用文献^[5]方法获得。对于非线性模型, 一般采用 RBF 核函数, 即

$$K(U(i), U(k)) = \exp(-|U(k) - U(i)|^2 / 2\sigma^2),$$

其中心为支持向量 $U(i)$, 宽度 σ 是需预先指定的一个常量

模型可以离线学习也可以在线学习。已经训练好的支持向量机回归模型可以进行在线模型修正, 在 ϵ 不敏感损失函数区域内没有支持向量^[4], 可通过比较系统的实际输出 $y(k+1)$ 和估计的输出 $\hat{y}(k+1)$, 即若 $|y(k+1) - \hat{y}(k+1)| < \epsilon$, 则仍采用原模型; 否则, 将该时刻的输入输出数据与原支持向量的点一起重新进行优化, 建立新的过程模型。如此反复, 进行在线模型修正

2.3 预测控制遗传算法的滚动优化控制

支持向量机预测控制滚动优化目标函数可表示为

$$\min J = \sum_{i=1}^p \alpha [y_r(k+i) - y_p(k+i)]^2 + \sum_{j=1}^c \beta_j [u(k+j-1) - u(k+j-2)]^2, \quad (5)$$

优化方法采用具有全局最优解的遗传算法

式(5)是一个求最小值的问题,而遗传算法的目标函数是求最大值,因而不能直接采用式(5)作为遗传算法优化的目标函数.将遗传算法的目标函数修改为

$$\max f = \begin{cases} C_{\max} - J, & C_{\max} > J; \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (6)$$

其中: C_{\max} 为预先指定的大数,确保 f 不小于 0

GA 优化的方法可分为以下 4 部分:

(1) 目标函数变量编码

本文在遗传算法优化过程中,将控制量的约束和加快遗传算法的约束速度都包含在编码中.遗传编码采用二进制编码,个体的基因数代表控制时域 c .假定 Δu 表示控制量的变化量,基因长度 L 代表控制变化量的精度,则个体的长度为 Lc .个体的基因即为控制量 $u(k+j-1)$,个体的基因排列为 $u(k), u(k+1), \dots, u(k+c-1)$. u_{\max} 和 u_{\min} 分别表示控制量的最大值约束和最小值约束, Δu^+ 和 Δu^- 分别表示变化量的最大值和最小值.设在第 $k+i-1$ ($1 \leq i \leq c$) 步,考虑控制量的最大值和最小值的约束值,设实际控制量的最大和最小变化值分别为 $\Delta U_+, \Delta U_-$, 则

$$\Delta U_+ = \min(\Delta u_+, u_{\max} - u(k+i-2)), \quad (7)$$

$$\Delta U_- = \min(\Delta u_-, u(k+i-2) - u_{\min}), \quad (8)$$

根据式(7)和(8),遗传算法的正负编码分别为

$$C_+ = \{\Delta U_+ \cdot (n_d - j) / n_d \mid j = 0, 1, \dots, n_d\}, \quad (9)$$

$$C_- = \{-\Delta U_- \cdot (n_d - j) / n_d \mid j = 0, 1, \dots, n_d - 1\}. \quad (10)$$

控制量的变化量 $\Delta U(i) \in (C_-, C_+)$, 控制量的变化量取第 1 个基因的值,控制量 $U(k) = U(k-1) + \Delta U(k)$.

(2) 种群确定

种群规模 N_p [9] 为

$$N_p = K(c + L),$$

其中 K 为常数,取经验值 $K = 8$

(3) 遗传算法操作算子选择

遗传算法的选择算子采用联赛选择方法,联赛规模一般取 2.遗传算法的交叉算子采用一致交叉算子,变异概率取 0.01.

(4) 遗传算法终止条件

本文采取如下两种方法在线确定遗传算法终止条件:

1) 采用绝对适应度方法确定优化停止条件,该方法为当遗传算法的适应度达到某一设定值时停止进化.因此,必须预先确定一个最大适应度值.对于本文的适应度函数,当遗传算法的适应度值大于 $C_{\max} - \epsilon$ 时停止优化,其中 ϵ 为预先设定的一个很小的数.

2) 采用第 1 个基因收敛速率确定优化的停止条件,第 1 个基因是当前控制输入的变化量 $\Delta U(k)$,如果 $\Delta U(k)$ 收敛速率不变,则停止优化.

终止条件为首先采用最大适应度法,若不符合终止条件,则采用第 1 个基因的变化率.为保证实时性,最后限制一个最大的代数,达到该代数时停止优化.

2.4 反馈校正

本文采用如下校正方法:

$$y_p(k+1) = \hat{y}(k+1) + h e(k). \quad (11)$$

其中: h 为补偿系数,可根据实际应用的效果进行调整; $e(k)$ 为 k 时刻系统实际输出与模型预测之间的误差,即

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(k). \quad (12)$$

3 实验与分析

设非线性系统

$$y(k+1) = \frac{y(k)}{1 + y^2(k)} + u^3(k) + v, \quad (13)$$

其中 v 为噪声干扰.采用 SVM R 预测控制跟踪方波信号.

3.1 无噪声非线性系统控制 ($v = 0$)

取 SVM R 的损失函数为 ϵ 不敏感损失函数,核函数为 RBF,核函数的宽度 $\sigma = 0.61$,误差 $e = 0.01$.选取 GA 参数如下:初始种群随机产生,种群规模为 25,变量变化的区间为 $[-1, 1]$,最大优化代数为 100.仿真实验结果如图 3 所示,实线为被跟踪的正弦信号,虚线为内部模型输出信号,点划线为系统的输出信号.从图 3 可以看出 3 条曲线基本重合.

3.2 有噪声非线性系统控制 ($v \neq 0$)

假定系统(13)的干扰为随机阶跃干扰.仿真实验结果如图 4 所示,实线为参考信号,虚线为系统的输出信号,点划线为内部模型输出.仿真实验取系统的初值与所跟踪的初值相同.从图 4 可以看出,系统输出 $y(2)$ 和模型输出 $\hat{y}(2)$ 在开始阶段偏离了参考值,但随着控制系统的滚动优化和反馈校正,系统输

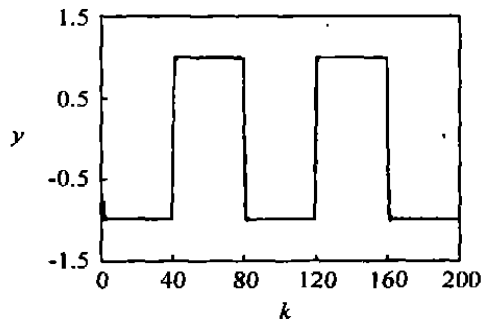


图3 方波参考输入响应

出 $y(3)$ 和模型输出 $\hat{y}(3)$ 很好地跟踪了参考值。在 $k = 50 \sim 100$ 时出现一个随机阶跃干扰, 在 $k = 50$ 时出现了偏离, 但在下一采样周期, 便抑制了干扰的影响, 表现出良好的鲁棒性。

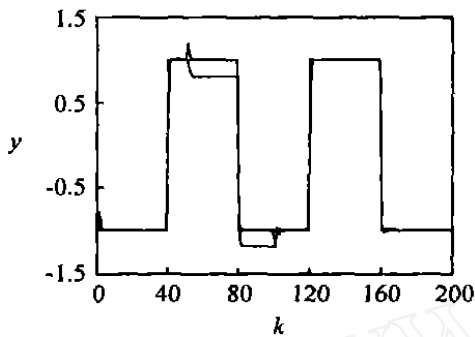


图4 方波参考输入的响应

4 结 论

利用 SVMR 进行控制方法的研究是一种新的尝试。将 SVMR 应用于非线性预测控制的模型预测, 将 GA 用于滚动优化的非线性预测控制结构, 不需了解太多对象的先验知识, 只研究对象的输入输出数据便可以对非线性系统进行控制。仿真实验表明, 这种方法效果好, 是预测控制中的一种重要方法。

参考文献(References):

- [1] 徐立鸿. 预测控制的研究现状及问题[J]. 控制理论与应用, 1994, 11(1): 121-125.
(Xu L H. Predictive control current state and problem [J]. *Control Theory and Application*, 1994, 11(1): 121-125.)
- [2] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993.
- [3] Andreas Draeger, Sebastian Engell, Horst Ranke. Model predictive control using neural networks [J]. *IEEE Control systems October*, 1995, 3(s): 61-66.
- [4] 王定成, 方廷健, 高理富, 等. 支持向量机回归在线建模及应用[J]. 控制与决策, 2003, 18(1): 89-91.
(Wang D C, Fang T J, Gao L F, et al. Support vector machines regression on-line modelling and its application [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(1): 89-91.)
- [5] 王定成, 方廷健, 唐毅, 等. 支持向量机回归与控制的综述[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(2): 192-196.
(Wang D C, Fang T J, Tang Y, et al. Review of support vector machines regression theory and control [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2003, 16(2): 192-196.)
- [6] Vapnik V. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer, 1999.
- [7] Miler K-R, Smola A J, Ratsch G, et al. Predicting time series with support vector machines[A]. *Proc of ICANN 97, Springer Lecture Notes in Computer Science*[C]. New York: Springer, 1997. 999-1004.
- [8] Drucker H, Burges C J C, Kaufman L, et al. Support vector regression machines [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1997, 9(S): 155-161.
- [9] Onnen C, Babuska R, Kaymak U, et al. Genetic algorithms for optimization in predictive control [J]. *Control Engineering Practice*, 1997, 5(S): 1363-1372.

(上接第 1066 页)

- [6] Matt Mathis, Jamshid Mahdavi, Sally Floyd, et al. TCP selective acknowledgment options [DB/OL]. <http://www.faqs.org/rfcs/rfc2018.html> 1996.
- [7] Raj Jain. *The Art of Computer Systems Performance Analysis: Techniques for Experimental Design,*

Measurement, Simulation and Modeling [M]. New York: Wiley-Interscience, 1991.

- [8] Wesley M Eddy, Mark Alman. A comparison of RED's byte and packet modes [J]. *Computer Networks*, 2003, 42(2): 261-280.