

文章编号: 1001-0920(2007)10-1173-04

改进的基于子空间划分的模糊系统模型

白裔峰, 肖建, 于龙

(西南交通大学 电气工程学院, 成都 610031)

摘要: 针对模糊系统建模过程中实现结构风险最小化问题, 提出改进的基于子空间划分的模糊系统模型 (SPFS). 使用偏最小二乘法 (PLS) 建立初始模型, 有效地提取对系统解释性最强的信息. 通过 λ -不敏感函数和子空间划分, 达到模型的置信范围与经验风险的折中. 改进的 SPFS 能保证模型的可解释性, 并实现结构风险最小化. 仿真计算证明了该模型的有效性.

关键词: 模糊系统; 结构风险最小化; 偏最小二乘; λ -不敏感函数; 子空间划分

中图分类号: TP273.4 **文献标识码:** A

Advanced subspace-partition based fuzzy system model

BAI Yi-feng, XIAO Jian, YU Long

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China. Correspondent: BAI Yi-feng, E-mail: bai-yifeng@mars.swjtu.edu.cn)

Abstract: An advanced subspace-partition based fuzzy system model (SPFS) is proposed to realize structural risk minimization (SRM) in the modeling of fuzzy system. The method of partial least square (PLS) is employed to create primary model and extract most explanatory variables. The balance of confidence interval and empirical risk is achieved by using λ -insensitive loss function and subspace-partition. The advanced SPFS can guarantee the interpretability and SRM. Simulation experiment shows the effectiveness of advanced SPFS.

Key words: Fuzzy system; SRM; PLS; λ -insensitive loss function; Subspace-partition

1 引言

通过智能学习的方法实现复杂非线性系统建模是现代控制理论领域的一个重要分支. 模糊系统把具有数学形式的函数逼近器与过程信息结合起来, 采用规则库帮助人们了解系统. 模糊系统辨识主要包括结构辨识和参数辨识两部分, 其中结构辨识是研究的重点^[1-3]. 在统计学习理论中, 结构风险最小化原则说明机器学习的真实误差包括经验风险和置信范围^[4]. 文献[5]描述了一些主要的模糊系统结构辨识方法. 但是如何使模糊系统的结构划分具有可解释性, 如何在模糊系统辨识过程中有效地实现结构风险最小化, 仍是一个难题.

偏最小二乘法能有效抽取对系统解释性最强的综合信息, 从而实现对高维数据空间的降维处理, 较好地克服变量多重相关性, 因此得到广泛的研究^[6,7]. 通过线性 PLS 建立系统的回归模型, 不但可以提取主元、压缩有效信息, 而且建立的回归模型具

有良好的可解释性和推广性.

文献[8]提出一种基于子空间划分的模糊系统模型 (SPFS). 它基于遗传算法的自适应结构辨识方法, 一致完备地划分论域, 并将系统辨识过程局限在每个子空间, 部分地解决了模糊系统辨识过程中的规则爆炸问题. 但是由于遗传算法是一种随机搜索的方法, 系统辨识受初始值的影响很大. 另外, 辨识过程建立在经验风险最小化的基础上, 无法克服过学习的缺点.

本文提出一种改进的 SPFS 算法, 首先利用线性 PLS 对数据进行预处理、建立初始模型, 然后进行 SPFS 辨识. 该算法有以下优点: 1) 通过 PLS 提取对系统解释性最强的综合信息, 剔除了相关性较弱的输入; 2) 通过 PLS 建立的初始模型为 SPFS 的辨识提供了一个较为准确的起点; 3) PLS 建立的初始模型具有良好的可解释性和推广性, 在此基础上划分论域能有效地实现结构风险最小化原则.

收稿日期: 2006-06-22; 修回日期: 2006-09-22.

基金项目: 教育部博士点基金项目 (20040613013); 四川省应用基础研究基金项目 (05JY029-006-4).

作者简介: 白裔峰 (1976—), 男, 湖南岳阳人, 博士生, 从事计算机控制、模糊控制等研究; 肖建 (1950—), 男, 湖南衡阳人, 教授, 博士生导师, 从事计算机控制、鲁棒控制等研究.

2 使用线性 PLS 的 SPFS 辨识算法

本算法基于结构风险最小化原则,将线性 PLS 与 SPFS 系统辨识算法结合起来,以提高 SPFS 的可解释性和推广能力.

2.1 结构风险最小化原则^[4]

考虑函数嵌套子集的集合

$$S_1 \subset S_2 \subset \dots \subset S_k \dots,$$

其中 $S_k = \{Q(z, \dots, k)\}$, k 为参数集合.

该函数嵌套子集的集合满足下列性质:

- 1) 集合中任意元素 S_k 都具有有限的 VC 维 h_k ;
- 2) 集合中任意元素 S_k 都包含一个完全有界函数集合,即 $0 \leq Q(z, \dots) \leq B_k$.

根据上述性质,则有以下结论:

- 1) 对于集合中的元素 S_k , VC 维的值的序列 h_k 随 k 的增加而非减,即 $h_1 \geq h_2 \geq \dots \geq h_n \geq \dots$;
- 2) 对于集合中的元素 S_k ,界的值的序列 B_k 随 k 的增加而非减,即 $B_1 \leq B_2 \leq \dots \leq B_n \leq \dots$.

结构风险最小化原则描述了容量控制的一般模型,是对给定数据逼近精度与逼近函数复杂性之间的一种折衷.随着元素序号 k 的增加,经验风险减小,但是置信范围却增加了.实际风险的界是经验风险与置信范围之和,因此结构风险最小化原则指出了搜索最小风险的方向.

2.2 SPFS 辨识算法的改进

为了得到最小的风险,SPFS 辨识算法在以下方面作了改进:

(1) 根据线性 PLS 所得线性模型选择 SPFS 的输入线性 PLS 建立的线性模型形式

$$f_{PLS}(X) = \sum_{i=1}^m k_i x_i + y_0. \quad (1)$$

其中 m 为输入变量个数, k_i 为每个输入对应的权重, y_0 为残差, X 为 m 维输入向量.

选择阈值 k_0 , 如果 $k_0 < |k_i|$, 则 k_i 的对应输入 x_i 将不在系统辨识算法中考虑. 这样不但可以减少系统辨识算法的计算量,而且可以减少 SPFS 的规则数目.

(2) 使用线性 PLS 所得线性模型作为初始模型

线性 PLS 所得线性模型对系统重要信息予以解释,并且具有良好的推广性,因此改进算法用该线性模型作为初始模型. 为了更加精确地刻画系统,算法以初始模型的残差作为模糊系统辨识数据的输出.

(3) 引入 不敏感损失函数

支持向量机(SVM)是通用的学习机^[9]. 在支持向量机回归中,损失函数通常采用 不敏感损失函数来控制支持向量的稀疏性. 的选择影响回归估

计模型的精度及泛化能力,因此不少文献对此进行研究^[10,11]. 本文引入两种损失函数:

1) 线性 不敏感损失函数

$$L(y - f(X, \dots)) = |y - f(X, \dots)|; \quad (2)$$

2) 平方 不敏感损失函数

$$L(y - f(X, \dots)) = |y - f(X, \dots)|^2. \quad (3)$$

其中

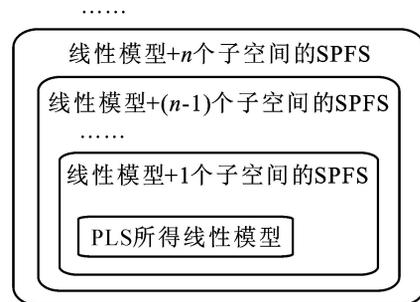
$$\begin{cases} |y - f(x, \dots)| & = \\ 0, & |y - f(x, \dots)| \leq \tau; \\ |y - f(x, \dots)| - \tau, & \text{其他.} \end{cases} \quad (4)$$

(X, y) 为输入-输出样本对, $\{f(X, \dots)\}$ 表示 SPFS 能逼近的实函数集.

在 SPFS 的系统辨识算法中, 不敏感损失函数可控制递推辨识算法中需要调整后件参数的规则数目,从而影响模型的推广能力.

(4) 实现结构风险最小化原则

根据结构风险最小化原则,嵌套的函数结构可提供获得较小的实际风险的搜索方向,因此改进的 SPFS 算法构成了一个嵌套的函数结构,如图 1 所示.



嵌套结构由里向外,泛化能力和经验风险同时减小

图 1 改进的 SPFS 构成的嵌套函数结构

PLS 回归所得线性模型具有良好的泛化能力,但是经验风险较大,处于结构的核心. 为了减少经验风险,线性 PLS 模型和 SPFS 的混合模型处于嵌套结构的外围,以牺牲部分泛化能力为代价换取经验风险的减少. 随着子空间数目的增加,混合模型进一步向结构的外层推移,泛化能力和经验风险同时进一步减少.

由结构风险最小化理论可知,理想的模型应具有较小的经验风险和较大的泛化能力,因此在嵌套结构的中间存在满足结构风险最小化原则的模型. 本文提出的改进的 SPFS 算法,通过随机搜索划分子空间逼近上述优化模型,从而实现结构风险最小化原则.

综上所述,辨识算法如图 2 所示.

改进的 SPFS 算法步骤如下:

Step1: 利用 PLS 建立的初始模型 f_{PLS} , 计算残

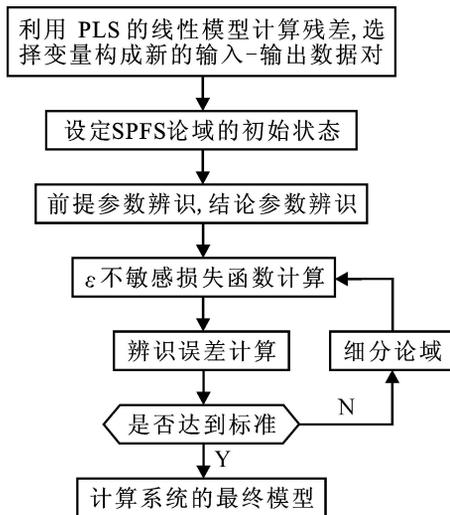


图 2 改进的 SPFS 系统辨识算法流程

差并且构成新的输入 - 输出数据对;

Step2: 根据 f_{PLS} 选择输入变量, 并设定论域的初始状态 U_0 ;

Step3: 前提参数辨识, 结论参数辨识;

Step4: 不敏感损失函数计算;

Step5: 辨识误差计算;

Step6: 判断辨识误差是否达到标准, 否则细分论域, 转 Step4;

Step7: 计算系统最终模型 $f = f_{PLS} + f_{SPFS}$.

其中 Step2 和 Step3 为原 SPFS 辨识算法, 具体算法可参见文献[8].

3 仿真算例

为了验证改进的 SPFS 算法的性能, 本文使用挪威公路管理局发布的一组公路附近空气污染的数据. 该数据包含 7 维输入和 1 维输出. 其中: y 为空气颗粒浓度, x_1 为每小时汽车数量, x_2 为地面 2 m 处的气温, x_3 为地面 2 m 处的风速, x_4 为地面 2 m 与 25 m 处的气温差别, x_5 为风向角度, x_6 为 1 天中的日照时间(h), x_7 为距离 2001 年 10 月 1 日的时间(天).

为了对算法进行比较, 分别使用线性 PLS 回归方法、文献[12]的多模型建模方法和改进的 SPFS 算法对数据进行建模. 使用前 400 组数据进行建模, 后 100 组数据进行验证.

由线性 PLS 回归可得到线性方程

$$y = 0.3004x_1 - 0.0042x_2 - 0.0864x_3 + 0.00008x_5 + 0.0020x_6 + 0.0004x_7 + 3.2871.$$

使用验证数据验证该方程的均方误差为 0.5304.

根据文献[12]的多模型建模方法, 先用 Matlab 软件的模糊 c 均值聚类函数对辨识数据进行聚类, 再用线性 PLS 回归算法对每个类建立线性回归模型. 进行验证的均方误差为 0.7164.

改进的 SPFS 设定阈值 $k_0 = 0.0005$, 选择 x_1, x_2, x_3, x_6 为 SPFS 的输入. 即初始模型为

$$f_{PLS}(x_1, x_2, x_3, x_6) = 0.3004x_1 - 0.0042x_2 - 0.0864x_3 + 0.0020x_6 + 3.2871.$$

系统最终模型为

$$f(x) = f_{PLS}(x_1, x_2, x_3, x_6) + f_{SPFS}(x_1, x_2, x_3, x_6).$$

分别使用线性不敏感损失函数和平方不敏感损失函数进行辨识运算. 使用不敏感损失函数建立 SPFS 的辨识结果如表 1 所示, 其中 mse1 为使用线性不敏感损失函数得到的回归模型的均方误差, mse2 为使用平方不敏感损失函数得到的回归模型的均方误差. 不使用不敏感损失函数的辨识结果如表 2 所示.

表 1 使用不敏感损失函数建立回归模型

	子空间数		
	3	mse1	mse2
0.08	3	0.5123	0.4895
	4	0.5029	0.4972
	5	0.5028	0.5426
0.10	3	0.5163	0.4937
	4	0.4994	0.4611
	5	0.5000	0.4790
0.12	3	0.5197	0.5037
	4	0.5015	0.4899
	5	0.4941	0.5186

表 2 不使用不敏感损失函数建立回归模型

子空间数	3	4	5	6
	mse	0.5142	0.5142	0.5014

通过 3 种算法的对比可得以下结论:

- 1) 线性 PLS 回归方法在输入变量个数较多且输入与输出的相关性强弱不明的情况下, 具有良好的回归结果;
- 2) 使用不敏感损失函数可以提高模型的泛化能力, 本文的仿真实验中, 平方不敏感损失函数的效果比线性不敏感损失函数好;
- 3) 改进的 SPFS 可以自适应地形成模糊系统模型, 确定划分的子空间数目, 而聚类算法中聚类数目的确定和聚类过程相对比较复杂.

4 结论

线性 PLS 算法是对高维数据空间降维处理, 能较好克服变量多重相关性的有效工具. 为了利用 PLS 的优点并提高 SPFS 的预测精度, 本文先用 PLS 对数据进行预处理, 再用 SPFS 对残差进行建

模.通过不敏感损失函数和子空间的划分,改进的 SPFS 同时具有良好的推广能力和精确的预测精度,而且相对于一般的模糊系统模型,改进的 SPFS 的规则数目更少.在保证模型可解释性的基础上,改进的 SPFS 实现了结构风险最小化.

不敏感损失函数的选择对于系统模型的推广能力的影响很大,在数据量相对较少且包含噪声的情况下更加明显.因此从支持向量机理论中借鉴不敏感损失函数的选择,将进一步改善 SPFS 的性能.

参考文献(References)

- [1] Sugeno M, Kang G. Structure identification of fuzzy model[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1988, 28(1): 15-33.
- [2] Iyatomi H, Hagiwara M. Adaptive fuzzy inference neural network[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(10): 2049-2057.
- [3] Kukolj D, Levi E. Identification of complex systems based on neural and Takagi-Sugeno fuzzy model [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics: Part B, 2004, 34(1): 272-282.
- [4] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. 2nd ed. New York: Springer, 1998.
- [5] 肖建,白裔峰,于龙.模糊系统结构辨识综述[J].西南交通大学学报,2006,41(2):135-142.
(Xiao Jian, Bai Yi-feng, Yu Long. Overview of fuzzy system structure identification [J]. J of Southwest Jiaotong University, 2006, 41(2): 135-142.)
- [6] 王惠文.偏最小二乘回归方法及其应用[M].北京:国防工业出版社,1999.
(Wang Hui-wen. Partial least squares method and applications [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999.)
- [7] 黄敏杰,叶昊,王桂增.基于投影的回归分析方法综述[J].控制理论与应用,2001,18(1):1-6.
(Huang Min-jie, YE Hao, Wang Gui-zeng. A survey of projection-based regression [J]. Control Theory and Applications, 2001, 18(1): 1-6.)
- [8] 白裔峰,肖建.基于子空间划分的模糊系统模型辨识[J].控制与决策,2006,21(2):135-138.
(Bai Yi-feng, Xiao Jian. Identification of subspace-partition based fuzzy system model [J]. Control and Decision, 2006, 21(2): 135-138.)
- [9] Smola A J, Scholkopf B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.
- [10] Chang M W, Lin C J. Leave-one-out bounds for support vector regression model selection[J]. Neural Computation, 2005, 17: 1188-1222.
- [11] Lin C J, Weng R C. Simple probabilistic predictions for support vector regression [R]. Taipei: National Taiwan University, 2004.
- [12] Hathaway Richard J, Bezdek James C. Switching regression models and fuzzy clustering[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1993, 1(3): 195-204.
- [4] Vidyasagar M. Control system synthesis: A factorization approach [M]. Cambridge: MIT Press, 1985.
- [5] Huang H P, Chen C C. Control-system synthesis for open-loop unstable process with time delay[J]. IEE Proc Control Theory and Application, 1997, 144(4): 334-346.
- [6] Lee W S, Mareels I M Y, Anderson B D O. Iterative identification and two steps control design for partially unknown unstable plants[J]. Int J Control, 2001, 74(1): 43-57.
- [7] Zhu H A, Teo C L. An enhanced internal model structure [J]. Control Theory and Advanced Technology, 1995, 10(4): 1115-1127.
- [8] Zhu H A, Hong G S, Teo C L, et al. Internal model control with enhanced robustness [J]. Int J Systems Science, 1995, 26(2): 277-293.
- [9] Astrom KJ, Hang C C, Lim B C. A new Smith predictor for controlling a process with an integrator and long dead-time[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1994, 39(2): 343-345.
- [10] Liu T, Cai Y Z, Gu D Y, et al. New modified Smith predictor scheme for integrating and unstable processes with time delay [J]. IEE Proc Control Theory Application, 2005, 152(2): 238-246.
- [11] 朱宏栋,邵惠鹤.基于改进 IMC 的开环不稳定时滞过程控制[J].控制与决策,2005,20(7):727-731.
(Zhu Hong-dong, Shao Hui-he. Control for open-loop unstable plus dead-time processes based on modified internal model control[J]. Control and Decision, 2005, 20(7): 727-731.)
- [12] 赵曜.内模控制的鲁棒无差跟踪条件[C].1999 中国控制与决策学术年会论文集.沈阳:东北大学出版社,1999:252-254.
(Zhao Yao. Robust tracking conditions for IMC system [C]. Proc of 1999 Chinese Control and Decision Conf. Shenyang: Northeastern University Press, 1999: 252-254.)

(上接第 1172 页)