

文章编号: 1000-8055(2004)05-0684-05

基于支持向量机的航空发动机辨识模型

尉询楷, 李应红, 王剑影, 张 朴, 路建明
(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 针对航空发动机具有强非线性、时变性的特点以及采用常规神经网络辨识时存在的局部较小、过学习等问题, 提出了一种基于支持向量机的通用发动机模型辨识方法。该方法基于现代统计学习理论, 采用结构风险最小化准则, 保证了网络具有很强的推广特性, 通过求解凸二次规划确保网络结构全局最优化自动生成。本文采用实测到的发动机飞行记录数据作为训练样本, 利用回归型支持向量机建立了发动机的辨识模型, 研究结果表明该方法的辨识精度较高, 鲁棒性、容错性较好, 具有较大的实用价值。

关键词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; 辨识模型; 结构风险最小化准则; 支持向量回归
中图分类号: V 233. 7 **文献标识码:** A

A Novel Aero-Engine Identification Model Based on Support Vector Machines

WEI Xun-kai, LI Ying-hong, WANG Jian-ying,
ZHANG Pu, LU Jian-ming

(Engineering Institute, Air Force Engineering University,
Xi'an 710038, China)

Abstract: Because of the strong non-linearity and time-varying properties, and the existence of local minima, overlearning of conventional neural networks, a novel aero-engine identification model is introduced. The model is based on modern statistical learning theory, and Structure Risk Minimization (SRM) principle. It has very good generalization ability. By solving a quadratic convex programming problem, a global optimum can be automatically found. The identification model was established based on support vector regression machines using the real flight recorded data as learning samples. The results show that this method reveals high precision, good robustness and fault-tolerant ability. It provides a general way for aero-engine model identification.

Key words: aerospace propulsion system; aero-engine; identification model;
Structure Risk Minimization (SRM) principle; support vector regression

航空发动机是一个非常复杂的强非线性时变系统, 目前针对发动机模型的建立主要有基于部件特性的气动热力模型和分析发动机输入输出数据关系的辨识模型两种。后者因为不需要确定系

统的复杂物理本质而备受瞩目。传统的辨识方法都是在假定航空发动机是线性时不变系统的基础上进行的, 因而这些方法存在着辨识精度差、收敛速度慢等不足。神经网络由于具有自适应、自学习

收稿日期: 2003- 10- 15; 修订日期: 2004- 03- 08

联系人: 李应红

作者简介: 尉询楷(1981-), 男, 山东莱阳人, 空军工程大学飞机与发动机工程系博士生, 主要从事航空发动机智能控制与故障诊断研究

和非线性逼近能力,近些年来有人成功的将其应用于发动机模型的辨识^[1~5]。但由于这些神经网络是建立在经验风险最小化的基础之上的,对于BP网络存在局部极小和初值选取、隐层神经元个数选取缺少理论指导的缺点,对于RBF径向基神经网络中心的选取也缺少有效的理论指导。因而,随着输入量维数的增加,神经网络的神经元个数急剧增加往往会导致“维数灾难”。理论上的缺陷导致了神经网络的推广泛化能力较差且不易控制。本文则采用具有严格理论支撑的基于现代统计学习理论的支持向量回归方法建立发动机辨识模型,并将其应用于某型发动机的模型辨识中,最后给出了一般性的结论。

1 支持向量回归用于函数逼近的一般理论

支持向量机是由Vapnik 在上世纪 90 年代中期提出的一种机器学习算法^[6]。支持向量机以其

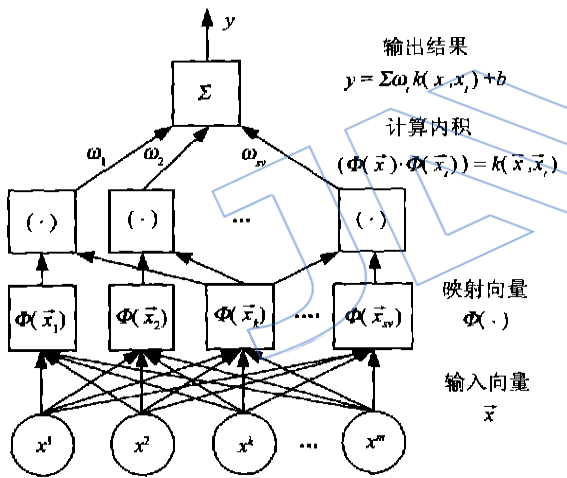


图 1 回归型支持向量机的一般结构
Fig 1 Architecture of support vector regression machines

良好的理论背景,从结构风险最小化原则为机器学习提供了一个崭新的方向。支持向量机通过固定经验风险,再最小化置信风险,有效的保证了较强的推广特性且推广能力可以得到方便的控制。采用核函数变换的方式将输入空间映射到一个高维内积空间中,有效避免了“维数灾难”。支持向量机通过解一个线性约束的二次规划问题得到全局最优解,因而不存在局部极小值问题。支持向量机调整参数少,且模型结构由最能提供信息特征的支持向量点反映,可以大大降低建模的复杂性。回归型支持向量机^[7]在形式上类似于一个神经网络,输出是中间节点的线性组合,每个中间节点对应于一个支持向量。其结构如图 1 所示。

支持向量回归的基本思想是通过一个非线性映射 Φ 将数据 $\vec{x}$ 映射到高维特征空间 F , 并在这个空间进行线性回归。

$$f(\vec{x}) = [\omega \Phi(\vec{x})] + b, \Phi: R^n \rightarrow F, \omega \in F \tag{1}$$

其中 b 是域值。这样,在高维特征空间的线性回归便对应于低维输入空间的非线性回归,免去了在高维空间 ω 和 $\Phi(\vec{x})$ 点积的计算。由于 Φ 是固定不变的,因此影响 ω 的经验风险的总和 $R_{emp}[f]$, 以及使其在高维空间平坦的复杂性项 $\|\omega\|^2$ 。则有:

$$R_{reg}[f] = R_{emp}[f] + \lambda \|\omega\|^2 = \sum_{i=1}^s C(e_i) + \lambda \|\omega\|^2$$

其中:

$$e_i = f(\vec{x}_i) - y_i \tag{2}$$

式中: s 表示样本容量, $C(\cdot)$ 是损失函数, λ 为正则化常数。

1.1 损失函数

常见的损失函数主要有:

(1) 线性 ϵ 不敏感损失函数:

$$C[f(\vec{x}) - y] = \begin{cases} |f(\vec{x}) - y| - \epsilon, & |f(\vec{x}) - y| \geq \epsilon \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{3}$$

(2) Huber 损失函数:

$$C[f(\vec{x}) - y] = \begin{cases} \epsilon |f(\vec{x}) - y| - \frac{\epsilon^2}{2}, & |f(\vec{x}) - y| \geq \epsilon \\ \frac{1}{2} [f(\vec{x}) - y]^2, & \text{其他} \end{cases} \tag{4}$$

1.2 核函数

在给定了损失函数之后,最小化(1)式可通过求解凸二次规划问题得到唯一的全局最优解,且向量 $\vec{\omega}$ 可写成:

$$\vec{\omega} = \sum_{i=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(\vec{x}_i) \tag{5}$$

α_i, α_i^* 为得到的 Lagrange 乘数,考虑公式(1)和(5)得到:

$$f(\vec{x}) = \sum_{i=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) [\Phi(\vec{x}_i) \cdot \Phi(\vec{x})] + b \tag{6}$$

支持向量机采用再造核函数的方式将数据映射到高维特征空间。核函数的引入使得操作可以直接在输入空间进行而不必在潜在的高维特征空间进行,因此,内积不必在高维空间计算,这种方式可以避免维数灾难。根据再造核 Hilbert 空间理论,在特征空间的内积总可以在输入空间找到一个相对应的核,即:

$$K(\vec{x}, \vec{y}) = k(\vec{x})k(\vec{y})$$

且满足 Mercer 条件:

$$K(\vec{x}, \vec{y}) \in L_2(R^n) \otimes L_2(R^n)$$

$$\iint_{\Omega \times \Omega} K(\vec{x}, \vec{y}) g(\vec{x}) g(\vec{y}) d\vec{x} d\vec{y} \geq 0$$

$$\forall g(\bullet) \in L_2(R^n)$$

则(1)式可简化为:

$$f(\vec{x}) = \sum_{i=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) k(\vec{x}_i, \vec{x}) + b \tag{7}$$

常用的核函数有:

(1) 多项式核:

$$K(\vec{x}, \vec{y}) = [1 + (\vec{x} \cdot \vec{y})]^p$$

$$p = 1, \cdots, n$$

(2) 高斯径向基函数核:

$$K(\vec{x}, \vec{y}) = \exp(-\|\vec{x} - \vec{y}\|^2 / 2\sigma^2)$$

(3) 两层前馈神经网络核:

$$K(\vec{x}, \vec{y}) = \tanh[k(\vec{x}, \vec{y}) - \theta]$$

1.3 Lagrange 乘数 α, α^* 与域值 b 的求解

考虑到解的稀疏性,可以使得求解的结果具有更好的推广能力^[8],因此本文在计算过程中,只采用线性 ϵ 不敏感损失函数,对应的凸二次规划形式如下:

$$\text{Min } \frac{1}{2} \vec{\beta}^T K \vec{\beta} + \vec{c}^T \vec{\beta} \tag{8}$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^s \beta_i = \sum_{i=s+1}^{2s} \beta_i$$

$$0 \leq \beta_i \leq \frac{1}{\lambda}, \quad i = 1, \cdots, 2s$$

其中:

$$\beta_i = \alpha^*, \quad \beta_{i+s} = \alpha, \quad i = 1, \cdots, s$$

$$\vec{c} = [\epsilon - y_1, \epsilon - y_2, \cdots, \epsilon - y_s, \epsilon + y_1, \cdots, \epsilon + y_s]^T$$

$$K = \begin{bmatrix} D & -D \\ -D & D \end{bmatrix}$$

$$d_{ij} = k(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$$

理论上,位于边界上的点(满足 $0 \leq \alpha, \alpha^* \leq 1/\lambda$),可以得到预测误差的唯一确定值 $\delta_k = \epsilon \text{sign}(\alpha_k - \alpha_k^*)$,出于稳定性考虑,推荐采用边界点上的平均值:

$$b = \text{average} \cdot \left\{ \delta_k + y_k - \sum_i (\alpha_i - \alpha_i^*) k(\vec{x}_i, \vec{x}_k) \right\} \tag{9}$$

2 用支持向量机辨识发动机模型

2.1 航空发动机模型的一般描述

对于通常的非加力航空发动机,表征发动机工作状态的主要参数有 3 个: n_1, n_2 和 T_5^* ,航空发动机可用如下离散形式的非线性方程表示:

$$n_1(t+1) = f_1 \cdot$$

$$[n_1(t), n_2(t), T_5^*(t), Ma(t), H(t), m_f(t)] \tag{10}$$

$$n_2(t+1) = f_2 \cdot$$

$$[n_1(t), n_2(t), T_5^*(t), Ma(t), H(t), m_f(t)] \tag{11}$$

$$T_5^*(t+1) = f_3 \cdot$$

$$[n_1(t), n_2(t), T_5^*(t), Ma(t), H(t), m_f(t)] \tag{12}$$

式中: n_1, n_2 分别为发动机的低、高压转子转速, T_5^* 为涡轮后燃气温度, Ma 为飞行马赫数, H 为飞行高度, m_f 为发动机燃油消耗量, $f(\cdot)$ 为表征发动机模型的非线性函数。

2.2 基于支持向量回归的发动机辨识模型

理论上已经证明:支持向量机具有任意的逼近精度^[8~10]。因此,可采用 3 个子网络分别逼近上述非线性函数。模型采用的辨识结构如图 2 所示,

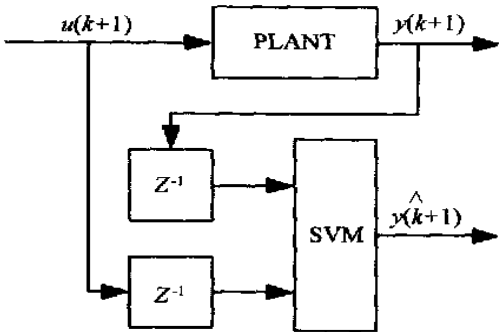


图 2 辨识结构

Fig 2 Identification structure

这种结构有利于保证辨识模型的稳定性和收敛

性。

2 3 数据的预处理

为使得到的结果更准确,使得训练样本位于支持向量机核函数的有效作用区间内,将数据进行归一化处理,待训练完毕后再将其复原至原数据区间。

2 4 支持向量机的参数选取

实际应用中表明高斯径向基核函数具有良好的性能和很强的学习能力,因此本文仅考虑RBF核函数,对于其参数 σ 的选取现在比较流行的是采用Cross-Validation方法;考虑到采用线性 ϵ 不敏感损失函数得到的解具有稀疏性,可使网络具有更强的泛化推广特性,因此本文仅考虑采用线性 ϵ 不敏感损失函数。经过实际的运算得到RBF径向基核参数情况如表1所示(自上而下依次为 n_1, n_2, T_5)。

表 1 支持向量机参数选择
Table 1 Parameters selection of SVM

测试 样本	ϵ	λ	核函数 类型	参数 (σ)
1	1e- 6	10 000	RBF	0.50
	1e- 6	10 000	RBF	0.75
	1e- 6	10 000	RBF	2.50
2	1e- 6	10 000	RBF	0.58
	1e- 6	10 000	RBF	2.53
	1e- 6	10 000	RBF	2.48

表 2 性能参数比较
Table 2 Performance comparison

测试 样本	最大相对 误差/%	支持向量 个 数
1	1.27	174
	1.22	188
	1.11	192
2	7.45	169
	2.46	199
	3.75	192

3 辨识结果

本文采用某型飞机飞参记录系统提取的两组发动机实际飞行工作状态数据(每组 200 个)为例,一组选取为平飞巡航阶段(高度基本稳定在 5 km 左右);一组选取为降落阶段(高度由 4.3 km 降至 3.6 km 的过渡过程)。得到的辨识结果分别如图 3,图 4 所示。

从图中可以看出,辨识结果很好的逼近了发动机的实际工作曲线,而支持向量点基本上位于变化剧烈的状态点上,可见支持向量机能够较好的适应发动机的工作状态变化,因而具有较好的趋势跟踪性能。各参数辨识的最大相对误差以及支持向量的个数如表 2 所示。

从表 1 看出,支持向量机仅调整 2 个参数:规则化常数 λ 和不敏感管道宽度 ϵ 就可达到较好的逼近效果,且网络结构由算法自动最优确定,因此表现出的综合性能要优于一般的神经网络;由表 2 看出,支持向量点个数基本少于样本数,从而使得建立模型的复杂性得以降低。

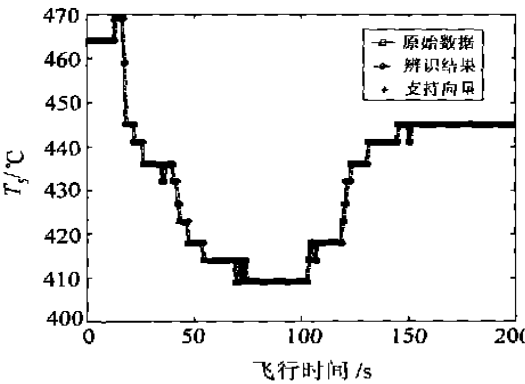
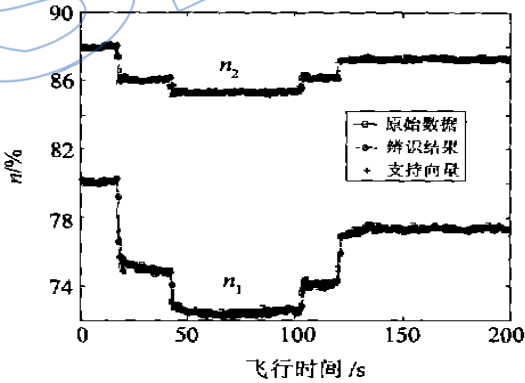


图 3 第 1 组样本辨识结果

Fig 3 Identification results of test samples 1

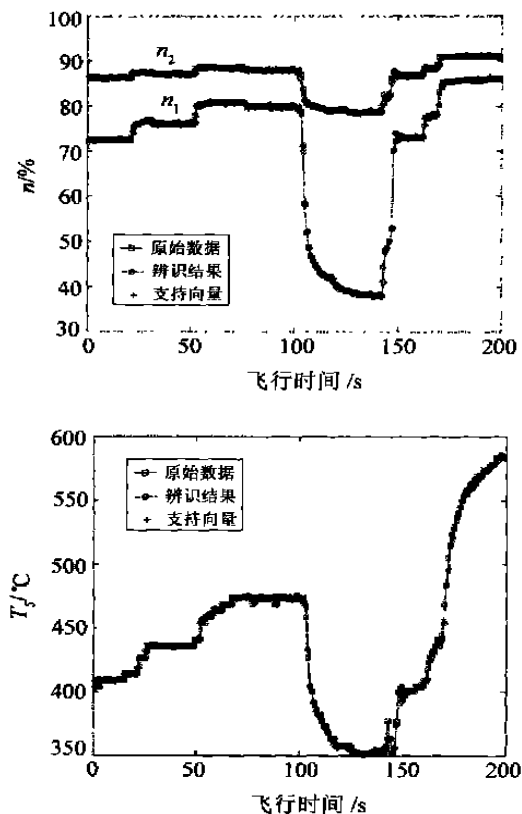


图 4 第 2 组样本辨识结果

Fig 4 Identification results of test samples 2

4 结 论

统计学习理论是一门新兴的机器学习理论,理论基础严格、清晰,本文则是尝试将其应用于航空发动机的模型辨识,通过测试分析得出:

(1) 支持向量机应用于发动机模型的辨识是可行的,辨识得到的发动机模型精度较高,调节参数少且模型结构由算法自动最优生成,不存在局部最小、结构确定无依据的缺点,综合性能较好。

(2) 支持向量机能够控制模型的精度和泛化能力,理论上能够保证模型的正确性而不需要验证^[11]。而发动机模型的准确辨识可为发动机的准确控制和仿真提供有利的保障。本文只是对支持向量机应用于发动机模型辨识的可行性和支持向量机对发动机工作过程的适应性做了详细的探

讨,下一步则需要验证该辨识模型在整个飞行包线内是否具有通用性和推广特性。

参考文献

- [1] 刘小勇, 樊思齐. 采用 BP 网络辨识航空发动机数学模型[J]. 航空动力学报, 1996, 11(2): 153- 156
L U Xiao-yong, FAN Si-qi Aero-engine Model Identification with Back-Propagation Neural Networks [J]. *Journal of Aerospace Power*, 1996, 11(2): 153- 156
- [2] 谢寿生, 樊思齐. 采用内积原理建立航空发动机辨识模型[J]. 推进技术, 1998, 19(1): 11- 15
- [3] 丁凯峰, 樊思齐. 基于 RBF 网络的航空发动机辨识模型[J]. 航空动力学报, 2000, 15(2): 205- 208
D IN Kai-feng, FAN Si-qi An Identification Model of Aero-Engine Based on the RBF Network [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2000, 15(2): 205- 208
- [4] 姜涛, 李应红. 基于动态 RBF 神经网络的发动机起动过程辨识[J]. 航空动力学报, 2002, 17(3): 381- 384
JIANG Tao, LI Ying-hong A Dynamic Identification Model of Aero-Engine Starting Process Based on the RBF Network [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2002, 17(3): 381- 384
- [5] 徐亮, 黄金泉. 适用于全包线的航空发动机 BP 网络模型的动态辨识[J]. 南京航空航天大学学报, 2001, 33(4): 334- 336
- [6] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning [M]. New York: Springer, 1998
- [7] Smola A. Regression Estimation with Support Vector Learning Machines [D]. Master's Thesis, Technische Universität München, München, Germany, 1996
- [8] Vapnik V, Steven E. Golowich, Alex Smola. Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation, and Signal Processing [A]. In M. Mozer, Editors, etc Advances in NIPS 9 [C]. PP: 281- 287, Cambridge, MA: MIT Press, 1997.
- [9] Gretton A, Doucet A, Herbrich R, Rayner P, Schölkopf B. Support Vector Regression for Black-box System Identification [A]. In 11th IEEE Workshop on Statistical Signal Processing [C]. PP: 341- 344, IEEE Signal Processing Society, Piscataway, NY 2001.
- [10] 刘江华, 陈佳品, 程君实. 基于支持向量机的非线性系统辨识[J]. 测控技术, 2002, 21(11): 54- 58
- [11] 张浩然, 韩正之, 李昌刚. 基于支持向量机的非线性系统辨识[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(1): 119- 121.