

基于支持向量机的航空发动机磨损趋势预测

陈立波 宋兰琪 宋 科 张占纲

(北京航空工程技术研究中心 北京 100076)

摘要: 基于支持向量机开发的航空发动机磨损趋势预测技术运用结构风险最小化准则, 可通过内积函数将低维空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题, 在发动机滑油光谱监控中十分有用。阐述了支持向量机的原理和数学模型, 建立了适用于航空发动机磨损趋势预测的支持向量机回归模型和自回归模型, 并对支持向量的核函数模型参数进行了讨论。对实际发动机的润滑油光谱监控数据趋势预测结果表明, 基于支持向量机回归模型的趋势预测技术具有很高的预测精度和很强的实用性, 可有效提高通过润滑油光谱监控技术预报航空发动机磨损类故障的预测能力。

关键词: 航空发动机; 支持向量机; 润滑油光谱分析; 磨损; 趋势预测

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A **文章编号:** 0254-0150(2008)5-084-4

Wear Trend Forecast of Aviation Engine Based on Support Vector Machine Model

Chen Libo Song Lanqi Song Ke Zhang Zhongang

(Beijing Aeronautical Technology Research Center, Beijing 100076, China)

Abstract: Support vector machine (SVM) modeling method used in spectral oil analysis, which is based on principle of structural risk minimization, can transform non-linear model in lower-dimensional space into linear model in higher-dimensional space. The theory of SVM and its mathematical models were introduced, and the models of regression and self-regression based on SVM were established to forecast abnormal wear in aviation engine. The parameters of SVM kernel functions were discussed to fit actual application in aviation wear monitoring. Monitoring data based on spectral oil analysis in several aviation engines were predicted through SVM model. The results demonstrate that this model is of great practicability and satisfied predicting precision in the field of condition monitoring for aviation engine, which can be used to increase the efficiency of abnormal wear prediction in aviation engine.

Keywords: aviation engine; support vector machine (SVM); spectral oil analysis; wear; trend forecast

从“整体”磨损信息中获取反映航空发动机滑油系统磨损状态的特征, 趋势预测是关键技术。就预测方法而言, 目前的研究已涉及 ARMA 时序模型^[1-2]、统计回归模型^[3]、灰色系统模型^[4-5]及神经网络模型^[6-8]。润滑油光谱分析数据反映了发动机润滑油系统的累计磨损程度, 是发动机磨损状态的有效观测数据, 是发动机摩擦学系统的输出, 间接反映航空发动机的整体磨损趋势。但是, 由于航空发动机结构复杂, 摩擦学系统是一个非常复杂的系统, 是多样学科行为相互耦合的复杂的非线性动力系统, 发生在润滑油系统内的摩擦磨损行为表现出对初始条件较为敏感, 出现的磨损故障具有不均匀性、多样性、随机性、突变性等复杂特征^[9], 这都使得应用传统的预测方法准确预测航空发动机磨损趋势非常困难。如传统 ARMA 法是针对平稳的、零均值、正态分布的随机序

列的线性模型, 不适合进行非线性预测; 统计回归法进行非线性预测时需要知道序列的非线性模型, 且回归阶次难以确定。灰色系统模型在实际应用中采用累加生成和累减还原的方法建模必将加大模型的误差, 当系统发生转折或周期性变化时, 其精度就变得相当差; 神经网络方法也具有诸多的缺陷, 主要体现在网络训练不确定以及网络结构设计困难等。而建立在统计学习理论基础上的支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 是基于结构风险最小的新的学习方法, 能保证收敛到全局最小和模型的最大泛化能力, 模型的参数相对较少, 构造容易, 因此在模式识别和函数拟合中显示出了强大的生命力。

1 支持向量机

统计学习理论 (Statistical Learning Theory, SLT) 是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论, 为解决有限样本学习问题提供了一个统一的框架。在这一理论上发展了一种新的通用学习方法——支持向量机。统计学习理论提出了一种新的策略, 即把函数集构造为一个函数子集序列, 使各子集按照 VC

收稿日期: 2007-12-21

作者简介: 陈立波 (1972—), 男, 高级工程师, 工学博士, 主要从事航空油液监控技术研究。E-mail: chenlb72@gmail.com.

维的大小（亦即 \mathcal{H} 的大小）排列；在每个子集中寻找最小经验风险，在子集间折衷考虑经验风险和置信范围，取得实际风险的最小。这种思想称作结构风险最小化（Structural Risk Minimization, SRM）准则。SRM是通过设计函数集的某种结构使每个子集中都能取得最小的经验风险，然后选择适当的子集使之能以置信范围最小的方法实现，而这个子集中使经验风险最小的函数就是最优函数。支持向量机就是这种思想的体现。

支持向量机求得的分类函数形式上类似于一个神经网络，其输出是若干中间层节点对应于输入样本与一个支持向量的核函数的线性组合，所以早期支持向量叫做支持向量网络。在支持向量机的理论中有如下定义：

核是一个函数 K ，对所有 $x, z \in X$ ，满足：

$$K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$$

这里 ϕ 是从 x 到 $\phi(x)$ （内积）特征空间的映射。所以内积函数在支持向量机理论中又叫做核函数。根据这个思想本文作者将核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替最优分类面中的点积，这样就相当于把原特征空间变化换到了某一新的特征空间，此时最优分类面的求解问题可优化为：

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i,j} y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (1)$$

相应的判别函数为：

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) - b \right) \quad (2)$$

这就是支持向量机。

采用不同的核函数将导致不同的支持向量机算法，目前广泛应用的核函数形式主要有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数等。

2 支持向量机用于回归

2.1 支持向量机的回归模型

回归模型是建立静态模型，即利用训练样本建立一个模型结构，然后就据此模型，对当前时刻进行预测，只有一个变量对另一些变量的静态相关。

支持向量的方法可以应用到回归问题中。首先考虑线性回归问题，对于给定的训练样本 (x_i, y_i) ， $x_i \in \mathbb{R}^d$ ， $y_i \in \mathbb{R}$ ， $i=1, \dots, n$ ，线性回归的目标就是求下列回归函数：

$$f(x) = (w \cdot x) + b \quad (3)$$

式中： $w \in \mathbb{R}^d$ ； $b \in \mathbb{R}$ ； $w \cdot x_i$ 为 w 与 x 的内积，且满足结构风险最小化原理。

对优化目标函数求极值：

$$Q(w) = \frac{1}{2} (w \cdot w) + c R_{\text{emp}}(f) \quad (4)$$

式中： c 为惩罚因子，实现在经验风险和置信范围之间的折中； $R_{\text{emp}}(f)$ 为损失函数，常用的损失函数有二次函数、Huber 函数、Laplace 函数和 ρ -不敏感函数，其中 ρ -不敏感函数可以确保对偶变量的稀疏性，同时确保全局最小解的存在和可靠泛化界的优化，其定义为：

$$L(d, y) = \begin{cases} |d - y| - \epsilon, & |d - y| > \epsilon \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (5)$$

当引入 ρ -不敏感函数时，式（4）可写为：

$$Q(w) = \frac{1}{2} (w \cdot w) + c \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)| \quad (6)$$

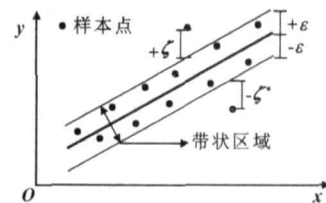


图 1 线性回归的不敏感区域

Fig 1 The insensitivity area of linear regression

当 $|y_i - (w \cdot x_i) - b| \leq \epsilon$ ($i=1, 2, \dots, n$)，即所有样本落在由 $f(x) + \epsilon$ 和 $f(x) - \epsilon$ 组成的带状区域内（如图 1 所示）时式（1）可写成式（7）。

$$\min \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (7)$$

$$\text{s.t.} \quad y_i + (w \cdot x_i) - b \leq \epsilon, \quad (w \cdot x_i) - y_i + b \leq \epsilon$$

考虑到上述条件不能充分满足，引入松弛因子 ξ_i 和 η_i ，则式（7）的优化问题变为：

$$\min \frac{1}{2} (w \cdot w) + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \eta_i) \quad (8)$$

$$\text{s.t.} \quad y_i - (w \cdot x_i) + b + \xi_i \leq \epsilon, \quad (w \cdot x_i) - y_i + b + \eta_i \leq \epsilon$$

上述问题可以通过求解最大化二次型的参数 α_i ， β_i 而得到解决：

$$Q(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \beta_i) - \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \beta_i) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \beta_i)(\alpha_j - \beta_j)(x_i \cdot x_j) \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \beta_i) = 0,$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad i=1, 2, \dots, n$$

$$0 \leq \beta_i \leq C \quad i=1, 2, \dots, n$$

式中：求解出上述各参数 α_i ， β_i 后，可利用

$$b = -1/2 \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \beta_i) ((x_i, x_i) + (x_i, x_n)) \quad (10)$$

求得 b ，其中 x_n 为任选的 2 个非支持向量。这样就可得到对未来样本的预测函数

$$f(\alpha, \beta, x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \beta_i)(x, x_i) + b \quad (11)$$

类似于分类问题,用核函数 $K(x_i \cdot x_j)$ 来替代内积运算,实现由低维空间到高维空间的映射,从而使低维空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题。引入核函数后,优化目标函数式 (9) 变为如下形式:

$$Q(\alpha, b) = \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \quad (12)$$

而相应的预测函数式 (11) 也变为:

$$f(\alpha, \alpha^*, x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (13)$$

利用式 (13) 就可直接建立支持向量机的回归模型。

2.2 基于支持向量机的回归实例

对某台发动机实际使用中的润滑油光谱分析数据应用支持向量机回归模型进行预测,采用的模型参数: $c = 100\ 000$, $\gamma = 0.001$, 多项式核函数的次数为 6。图 2 为该发动机润滑油中磨损元素铁含量的预测结果,可以看出,预测值与实际值较为接近,表明支持向量机回归模型适合样本点较少情况的预测。

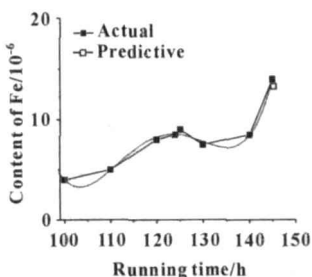


图 2 应用支持向量机回归模型预测某发动机润滑油中 Fe 质量分数的变化趋势

Fig 2 The trend forecast of Fe content in lubricating oil for an aero-engine obtained from SVM regression

3 支持向量机用于自回归

3.1 支持向量机的自回归模型

自回归模型是建立动态模型,利用以前 $n-1$ 个时刻的值,对当前时刻 n 的值进行预测。简单讲,就是如果 $\{x_t\}$ 是预测的目标值,将先前的目标值 $x_t = \{x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}\}$ 与输出 $\{x_t\}$ 之间建立一一映射关系: $f: R^p \rightarrow R$, 其中 p 为嵌入维数。根据以上思想形成训练样本集:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_{n-p} \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{n-p+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_p & x_{p+1} & \dots & x_{n-1} \end{bmatrix}, Y = [x_{p+1} \ x_{p+2} \ \dots \ x_n]$$

利用公式 (13) 建立预测模型:

$$y_t = \sum_{i=1}^{n-p} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_t, x_i) + b \quad t = p+1, \dots, n \quad (14)$$

3.2 基于支持向量机的自回归实例

对某台航空发动机实际使用中的润滑油光谱分析数据应用支持向量机自回归模型进行预测,模型参数: $c = 1$, $\gamma = 0.01$, 多项式的次数为 2, 此模型是对样本进行单步预测。从图 3 中可以看出,支持向量机的自回归模型能够对发动机的磨损趋势进行精度较高的短期预测。

4 基于支持向量机的

磨损趋势预测技术在某型航空发动机上的应用

支持向量机提供了一种独立于维数的控制模型复杂性的方法,模型的复杂性问题在高维空间中得到解决,结果有很好的泛化能力。由于对航空发动机进行油液光谱监控中,监控样本点相对较少,支持向量机回归预测模型相对于自回归模型更适合用于开发航空发动机磨损趋势预测技术。应用支持向量机回归模型开发成功的航空发动机磨损趋势预测技术,在航空发动机磨损趋势预测中,既考虑了训练样本的拟合性,又考虑了训练样本的复杂性,具有良好的外推预测能力,可有效解决当前油液监控手段预测故障能力相对滞后的不足,从而提高发动机磨损类故障预报的成功率,特别是对于提高发展速度较快的发动机主轴轴承失效故障的预测能力十分有效。

但是支持向量机在航空发动机磨损趋势的应用上仍然存在问题,典型的问题就是模型参数的选择,如:损失函数参数,惩罚因子 C ,核函数因子。损失函数的参数控制回归逼近误差管道的大小,从而控制支持向量的个数和泛化能力,其值越大,精度越低,则支持向量越少。 γ 的取值范围一般为 $0.000\ 1 \sim 0.1$ 。 C 用于控制模型复杂度和逼近误差的折中, C 越大则对数据的拟合程度越高。 C 的取值范围一般为 $1 \sim 1\ 000\ 000$ 。对不同的类型的核函数,所产生的支持向量的个数变化不大,因而,采用不同的核函数对预测的效果不会产生很大的影响。对于多项式核函数,其次数的取值范围一般为 $2 \sim 9$; 对于径向基核函数,其 γ 的取值范围一般为 $0.1 \sim 3.8$ 。通过对实际发动机润滑油光谱分析数据的考核验证,选择上述模型参数对于航空发动机磨损趋势预测具有较好的实际

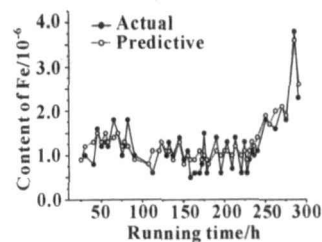


图 3 应用支持向量机自回归模型预测某发动机润滑油中 Fe 质量分数的变化趋势

Fig 3 The trend forecast of Fe content in lubricating oil for an aero-engine obtained from SVM self-regression

意义。

某型发动机轴间轴承和转子间轴承由于设计上存在缺陷，在使用过程中多次由于接触疲劳失效导致发动机抱轴和断轴故障，这种故障发展速度往往很快，很难通过常规的定期采集润滑油样分析的方法及时预报，严重影响飞行安全。表 1 为历史上发生的因 5# 支点轴承失效导致断轴故障的一台该型发动机滑油光谱监控数据（铁元素含量），该发动机在故障发生前一个飞行日后所做润滑油光谱数据符合规定，远低于告警浓度界限值，由该监控数据并不能提前预报即将发生的轴承失效。令人遗憾的是，该发动机由于没有采用光谱数据趋势预测技术，在接下来的飞行日，发动机仅工作 2 h 后即发生抱轴故障，并导致发动机报废，而滑油中金属含量急剧增长至 12.3 $\mu\text{g/g}$ 。采用基于支持向量机的磨损趋势预测技术对该发动机的滑油光谱数据进行分析，结果表明，可在故障发生前的最后一个飞行日成功地预测到 2 h 后发动机滑油中铁含量急剧增长至 9.6 $\mu\text{g/g}$ ，超过异常浓度界限值（8.0 $\mu\text{g/g}$ ），预示该发动机即将出现异常磨损故障。可见，基于支持向量机的趋势预测技术有助于提高该类故障的预报成功率。

表 1 发生轴承失效故障的某发动机滑油光谱监控数据

Table 1 Spectral oil analysis data of an aero-engine

Running hours/h	Content of Fe in Lube / ($\mu\text{g} \cdot \text{g}^{-1}$)	
	Actual	Predictive
400	1.6	1.8
405	2.4	2.2
408	2.5	2.2
414	2.9	2.7
419	4.3	4.6
421 (轴承失效)	12.3	9.6

5 结论

(1) 支持向量的回归预测方法，既考虑了训练样本的拟合性，又考虑了训练样本的复杂性，具有良好的外推预测能力，适合于样本点较少情况下的预测工作。

(2) 支持向量机的自回归预测方法能够对发动机的磨损趋势进行精度较高的短期预测，但不适合样本点较少的航空发动机滑油光谱监控数据预测。

(3) 基于支持向量机回归模型的航空发动机磨损状态趋势预测技术，可有效提高通过润滑油光谱监控技术预报航空发动机磨损类故障，特别发展速度较快的发动机主轴轴承失效故障的预测能力。

参考文献

【1】葛世荣，朱华. 摩擦学复杂系统及其问题的量化研究方法 [J]. 摩擦学学报, 2002, 22 (5): 405 - 408.

Ge Shirong, Zhu Hua. Complicate tribological systems and quantitative study methods of their problems [J]. Tribology, 2002, 22 (5): 405 - 408.

【2】干敏梁，左洪福，杨忠，等. 时序建模方法在滑油光谱分析中的应用 [J]. 光谱学与光谱分析, 2000, 20 (1): 64 - 67.

Gan Minliang, Zuo Hongfu, Yang Zhong, et al. The method of time series modeling and its application in the spectral analysis of lubricating oil [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2000, 20 (1): 64 - 67.

【3】陈志英. 航空发动机滑油监视与诊断系统软件研制 [J]. 推进技术, 1998, 19 (5): 52 - 55.

Chen Zhiying. Study of oil system monitoring and fault diagnosis for aero-engine [J]. Journal of Propulsion Technology, 1998, 19 (5): 52 - 55.

【4】任国全，张英堂，吕建刚，等. 润滑油磨粒浓度预测模型研究 [J]. 润滑与密封, 1999 (4): 45 - 47.

Ren Guoquan, Zhang Yingtang, Lu Jiangang, et al. Study of models of predicting wear concentration in the lubricant [J]. Lubrication Engineering, 1999 (4): 45 - 47.

【5】Zhang Hong, Li Zhuguo, Chen Zhaoneng. Application of gray modeling method to fitting and forecasting wear trend of marine diesel engine [J]. Tribology International, 2003, 36 (10): 753 - 756.

【6】K Chakraborty, et al. Forecasting the behavior of multivariate time series using neural networks [J]. Neural Networks, 1992, 5 (6): 961 - 970.

【7】严新平，谢友柏，李晓峰，等. 一种柴油机磨损的预测模型与试验研究 [J]. 摩擦学学报, 1996, 16 (4): 358 - 366.

Yan Xiping, Xie Youbo, Li Xiaofeng, et al. Predictive model and experiment for wear of 8NVD48A-2U diesel engine [J]. Tribology, 1996, 16 (4): 358 - 366.

【8】梁华，杨明忠，陆培德. 用人工神经网络预测摩擦学系统磨损趋势 [J]. 摩擦学学报, 1996, 16 (3): 267 - 271.

Liang Hua, Yang Mingzhong, Lu Peide. Forecasting of the wear trend tribosystems using a artificial neural networks [J]. Tribology, 1996, 16 (3): 267 - 271.

【9】夏勇，张振仁，陈卫昌，等. 机械设备故障诊断的复杂性理论 [J]. 机械, 2001, 28 (5): 3 - 5.

Xia Yong, Zhang Zhenren, Chen Weichang, et al. Complexity theory of fault diagnosis for mechanical equipment [J]. Machinery, 2001, 28 (5): 3 - 5.