

基于支持向量机的燃气轮机故障诊断

罗颖锋, 曾 进

(上海交通大学 数学系, 上海 200240)

摘 要: 分析燃气轮机的 8 种典型常见故障, 建立了基于支持向量机的故障诊断模型, 用实例计算证明其有效性。同时和神经网络方法对比后发现: 在小样本情况下, 支持向量机方法的计算结果比神经网络要好, 推广能力更强, 而且效率高于神经网络。本方法针对故障诊断样本少的特点, 为建立智能化的燃气轮机状态监控和故障诊断提供了一种新的途径, 具有广泛的实用价值。

关 键 词: 燃气轮机; 支持向量机; 故障诊断

中图分类号: TK39 文献标识码: A

1 引 言

燃气轮机在动力系统中有着重要地位, 燃气轮机故障诊断技术是国内外研究的一个热点。由于燃气轮机状态监控和故障诊断能大大提高机组运行的安全性和可靠性, 同时也能大幅度降低维修成本, 所以燃气轮机故障诊断模型的研究有重要的理论意义和较强的应用价值。目前研究比较多的是应用人工神经网络方法为燃气轮机进行故障诊断^{1~3}, 但是神经网络方法通常需要大量的训练样本才会获得比较好的效果, 在小样本情况下的效果难如人意。然而在一般情况下, 燃气轮机的故障样本很有限, 这就使得其应用有一定难度。

支持向量机(Support Vector Machines, 简称 SVM)是一类建立在统计学习理论基础上的新型机器学习方法^{4~9}。由于其出色的学习性能和良好的推广特性, 已经成为机器学习界的研究热点, 在很多领域得到广泛的应用, 并且取得了成功。本文采用了支持向量机方法对燃气轮机的故障诊断问题进行了研究, 从实例计算的结果可以看出, 支持向量机方法能够在小样本情况下得到很好的效果, 这就为燃气轮机系统故障诊断提供了一条新的途径。

2 支持向量机方法概述

传统统计学是众多机器学习方法的基础, 这些方法都是基于经验风险最小化原则的。但是人们发现, 追求经验风险最小不是总能达到很好的预测效果, 有时候经验误差过小反而使得推广能力(学习机器对未来输出进行正确预测的能力称作推广性)下降, 这就是过学习问题。统计学习理论是针对小样本学习的理论, 并提出了结构风险最小化原则。支持向量机方法就是建立在此基础上的, 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衷, 以期获得最好的推广能力。它的特点是: 可以很好的解决小样本问题和分类问题, 既可以解决神经网络等方法所固有的过学习和欠学习问题, 还具有很强的非线性分类能力。

SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的。设给定训练集为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $x_i \in R^n, y \in \{1, -1\}$ 。再假设该训练集中的所有向量均可被一个超平面 $(w \cdot x) + b = 0$ 线形划分, 并且距超平面最近的异类向量之间的距离(margin)最大, 则该超平面为最优超平面。其中距离超平面最近的异类向量被称为支持向量(Support Vector)。一组支持向量可以唯一地确定一个超平面。如图 1 所示, 黑点和白点代表两类样本, H 为最优超平面, H_1, H_2 分别为通过支持向量且平行于分类面的直线, 这时分类间隔为 $2/\|w\|$ 。寻找使分类间隔最大的最优分类面, 这实际上是对推广能力的控制, 是 SVM 的核心思想之一。

对于线性可分的问题, 不失一般性, 可假定训练集中的向量满足:

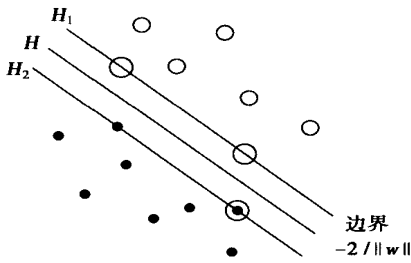


图 1 原理示意图

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

则构造最优超平面的问题就转化为在式(1)的约束下求下式的最小值:

$$\Phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2)$$

这个优化问题的最优解为下列 Lagrange 函数的鞍点:

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1] \quad (3)$$

其中: α —Lagrange 乘子。注意到式(3)是一个凸二次规划问题, 存在唯一的最优解, 同时, 最优解满足 KT 条件, 则原问题就转化一个较为简单的二次规划:

$$\begin{aligned} \max W(\alpha) &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ s. t. \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i &= 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

求解上述问题, 得到最优解 $\alpha_0 = (\alpha_1^0, \alpha_2^0, \dots, \alpha_n^0)$ 和 b , 则最优超平面确定。这时对于未知样本 x , 只需计算 $\text{sgn}(w \cdot x + b)$, 就可以判定 x 所属的分类。

然而超平面的分类能力毕竟有限, 很多实际问题所涉及到的情况都是非线性的, 为此引入分离曲面。非线性 SVM 的基本思想是通过事先确定的非线性映射将输入向量 x 映射到一个高维特征空间 (Hilbert 空间) 中, 然后在此高维空间中构建最优超平面。由于向量之间只进行点积运算, 如果采用核函数 (Kernel Function), 就可以避免在高维特征空间中进行复杂的运算。其中核函数 K 满足:

$$K(x_i, x_j) = \Psi(x_i) \cdot \Psi(x_j) \quad (5)$$

则二次规划问题的目标函数变为:

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (6)$$

在训练完成之后, 只需计算下列函数的符号即可,

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_{SV} \alpha_i y_i \Psi(x_i) \cdot \Psi(x) + b \\ &= \sum_{SV} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \end{aligned} \quad (7)$$

选择不同形式的核函数就可以生成不同的支持向量机, 常用的有以下几种:

(1) 线性核:

$$K(x, y) = x \cdot y$$

(2) 多项式核:

$$K(x, y) = [(x \cdot y) + t]^d, t \geq 0, d \text{ 为自然数};$$

(3) 径向基函数核:

$$K(x, y) = e^{-\|x-y\|^2/2\sigma^2}, \sigma > 0;$$

(4) 两层神经网络:

$K(x, y) = S(v(x \cdot y) + t)$, 其中 S 为 Sigmoid 函数, v, t 为常数。

3 燃气轮机的故障

要对燃气轮机进行故障诊断, 就必须取得故障判据。综合了许多学者的研究工作^[1], 我们得到了以下 8 种典型故障的判据, 见表 1。

表 1 燃气轮机故障类型与判断

故障类型	判 据
压气机积垢	压气机折合流量下降 7%, 压气机效率下降 2%
压气机叶片表面磨损	压气机效率下降 2%
压气机叶片受外来物损伤	压气机效率下降 5%
涡轮喷嘴腐蚀	透平喷嘴面积增加 6%
涡轮叶片磨损	透平喷嘴面积增加 6%, 透平效率下降 2%
涡轮叶片积垢	透平喷嘴面积减少 6%, 透平效率下降 2%
涡轮叶片机械损伤	透平效率下降 5%
燃烧室扭曲变形	燃烧室压力恢复系数下降 10%

从表 1 可见, 判据都是性能参数, 但是在状态监控系统中, 人们不能直接测量得到。如何直接利用测量参数来进行诊断? 上海交通大学的王永泓教授就通过建立燃气轮机气动参数的影响系数矩阵, 得到了测量参数与性能参数之间的关系, 再结合燃气轮机常见的故障判据, 就可得到热力参数变化与故障类型的映射关系。利用系数矩阵可以解决故障诊断的另一问题: 用可测参数表达故障判据。表 2 反映了故障类型和可测参数变化的映射关系。具体的换算方法见参考文献[1]。

表 2 典型故障原始样本

故障类型	故障特征值/%			
	$\Delta\tau_c$	ΔT_2	ΔT_4	ΔW_f
压气机积垢	-4.924	-0.417	5.516	0.962
压气机叶片表面磨损	0.567	1.207	1.017	1.072
压气机叶片受外来物损伤	1.417	3.018	2.544	2.679
涡轮喷嘴腐蚀	-5.30	-1.61	0.597	1.401
涡轮叶片磨损	-4.42	-1.345	3.787	4.838
涡轮叶片积垢	6.181	1.883	2.587	2.032
涡轮叶片机械损伤	2.21	0.6724	7.969	8.5868
燃烧室扭曲变形	10.23	0	4.060	3.113

4 SVM 在燃气轮机故障诊断问题上的应用

4.1 SVM 模型的建立

支持向量机主要是进行两两分类,然而燃气轮机的故障类型不止两类,那就要考虑构造多个支持向量机。对于多值分类问题,目前提出的各种方法都属于“单一”判别,即只能判别出样本属于数据集的 N 种类型的其中一种,而不可能作出同时属于其中的两类或者更多的判断。然而,由于设备老化等原因,燃气轮机机组可能同时存在着两种或者几种不同的故障。这就要求 SVM 模型要有好的推广性,可以对多故障问题进行判别。

考虑到故障诊断的这一特殊性,我们对每一类故障构造一个 SVM,如图 2。要对 8 类故障进行判别,就把输入样本 x 依次通过这 8 个 SVM 进行判断。因此,系统的输出是一个 8 维向量,每一分量表示了样本是否存在着对应的故障。该方法有很好的推广性,对于已经训练好的 SVM,和多故障的样本也可以进行判断。如果增加故障类型,只要增加对应的 SVM 就可以解决,已经训练好的 SVM 不用重新训练。

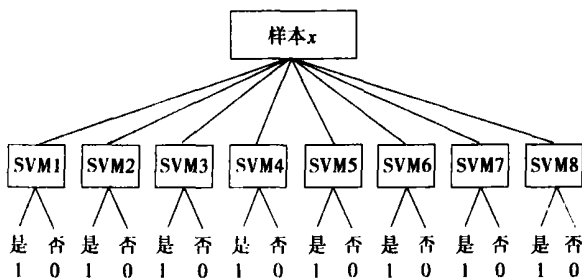


图 2 燃气轮机故障诊断模型

从上述分析,每一类故障之间是相对独立的,而且方法一样,下面只以压气机积垢作为例子,其他 7

种故障的 SVM 可同理构造。

设给定训练集为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $x_i \in R^4$, 代表燃气轮机的故障特征值 $(\Delta\tau_c, \Delta T_2, \Delta T_4, \Delta W_f)$ 。 $y_i \in \{1, -1\}$, 当 $y_i = 1$ 表示该样本点 x_i 没有压气机积垢的故障; 反之 $y_i = -1$ 表示 x_i 属于故障 1。训练以后,对于未知样本 x , 通过计算式(7)的值就可以判定 x 所属的分类: 当函数值大于 0 表示正常, 小于 0 则表示存在相应的故障。

因此,燃气轮机故障诊断的 SVM 模型具体应用步骤为: 选择适当样本 \rightarrow 依据实际问题对 SVM 选择合适的核函数 \rightarrow 求解优化方程, 获得支持向量及相应的 Lagrange 算子 \rightarrow 写出最优分类面方程 \rightarrow 输入未知样本, 即可对其分类。

4.2 SVM 诊断结果及分析

支持向量机是针对小样本的机械学习方法,我们希望它在小样本学习下得到比较满意的结果。因此我们首先选择了 25 个样本进行训练,其中包括了上述 8 种典型故障以及正常样本。在此基础上我们再增加了 25 个样本,用这包含 50 个样本的训练集来进行训练。我们选择了 4 个不同的核函数构造 SVM, 然后随机取了 100 个样本进行测试,得到的结果见表 3、表 4。

表 3 各种核函数结果比较(25 个训练样本)

核函数	训练精度/%	测试精度/%	重合率/%	计算时间/s
二次多项式核	100	89	7	0.16
三次多项式核	100	97	0	0.17
四次多项式核	96	88	10	0.18
径向基函数核	100	86	4	0.58

表 4 各种核函数结果比较(50 个训练样本)

核函数	训练精度/%	测试精度/%	重合率/%	计算时间/s
二次多项式核	94	94	0	1.4
三次多项式核	100	98	0	1.42
三次多项式核	98	94	2	1.48
径向基函数核	100	90	2	6.88

其中“训练精度”表示经过训练以后, SVM 对训练样本进行分类的正确率; “测试精度”则表示训练后的 SVM 对检测样本进行分类的正确率。

从表 3 不难看出,核函数的选择对于分类的效果有着显著的影响。在训练集相同的情况下,该问题用三次多项式核得到的结果最好。当训练样本数为 25 个时,其训练精度为 100%, 重合率为 0, 测试

精度达到了 97%, 在增加训练样本后提高到 98%。其他核函数的分类效果要差一些。从计算时间上来看, 支持向量机的训练时间是很少的, 这体现了 SVM 方法的简单和高效。

另一方面, 由于我们是对每一类故障构造一个 SVM, 也就是在空间中建立了 8 个分类面, 那么就会产生一个问题: 这 8 个分类面之间可能会出现重合部分。例如样本点 x 同时有故障 1 和故障 4, 那么这应该在故障集 1 和 4 的交集里面。如果出现的重合是“正确的”, 那么就可以对多故障进行诊断。然而当样本点相对比较少的情况下, 所得到的分类面和实际会有一定误差, 那么就可能会导致某些单故障判断错误, 把单故障判断为多故障。我们把这一类判断错误的比例称为“重合率”。从表 3 可以看到, 这种情况是有可能发生的, 例如二次多项式核 SVM 与四次多项式核 SVM 在 25 个样本的时候, 重合率分别为 7% 和 10%。

要避免重合, 可以通过增加训练样本来解决。支持向量机是针对小样本的机器学习方法, 但是样本点的增加不会使得学习效果变差, 而会相对的提高精度。同样从表 3 可以看到, 当样本点增加以后, 重合率下降, 而精度提高, 这一点与任何统计学的方法都是一样的。燃气轮机的故障诊断问题本身比较复杂, 如果有足够多的样本, 训练效果肯定会更好, 而且还可以进行多故障的诊断。

从上述分析, 我们可以看到支持向量机方法可以应用在燃气轮机故障诊断问题上; 通过比较几种不同的核函数, 发现采用三次多项式核的效果是最理想的。

4.3 SVM 和 BP 网络的比较

为了和神经网络方法进行对比, 对同样的问题, 我们用 BP 网络进行了计算, 选择了和 SVM 相同的训练样本, 网络输入层有 4 个节点, 而输出层是 8 个节点, 表示 8 类故障。如果样本有第 k 类故障, 网络输出对应第 k 个分量为 1, 反之取 0。网络的隐层数、动量系数和学习率是可调参数, 经过了大量的计算之后, 我们得到的最好的训练结果。

在迭代了 30 万次以后, 训练的平均误差是 0.038 006, 在 25 个样本中最大的误差为 0.091 588, 这时我们认为网络可以诊断燃气轮机的 8 类故障。

然后用相同的 100 个样本进行测试。设测试样本为 x , 网络输出为 y , 则 y 的每个分量对应着一类故障。不妨假定当 y_i 小于 0.5 时, 对应第 i 类故障为正常; 当 y_i 大于 0.5 时表示出现了故障。

计算结果显示, BP 网络的测试精度只有 84%, 比上述四个不同核函数的 SVM 都要低。这就说明了在该问题上, 神经网络的推广能力不如支持向量机。

一般来说, 支持向量机只需要少量的训练样本, 就可以得到满意的分类效果。而从前人做的研究工作看来, 神经网络往往要求大量的样本。相对而言, 在小样本情况下, 支持向量机的表现更为出色。

5 结 论

(1) 支持向量机方法可以用于燃气轮机的故障诊断问题, 而且在实例计算中得到比较满意的分类效果;

(2) 在样本比较少少的情况下, 支持向量机方法的计算结果比神经网络要好, 而且效率高于神经网络;

(3) 本文建立的模型可以对燃气轮机的多故障分类问题的解决有所启发。

随着经济的高速发展, 各种型号的新型燃气轮机不断出现, 要对每一种型号的燃气轮机进行故障样本采样上百次, 这是不现实的。针对这种问题, 支持向量机方法是一个更好的选择。由此可见, 它在解决燃气轮机故障诊断问题上有着非常好的实用价值和前景。

参考文献:

- [1] 翁史烈, 王永泓. 基于热力参数的燃气轮机智能故障诊断[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(2): 165-168.
- [2] 黄晓光, 王永泓, 翁史烈. 基于 BP 算法的电站燃气轮机故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(12): 72-74.
- [3] 杨 斌, 王永泓. 燃气轮机多元模糊神经网络诊断模型的研究[J]. 动力工程, 2002, 22(4): 1863-1867.
- [4] VLADIMIR N VAPNIK. 统计学习理论的本质[M]. 张学工译, 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [5] VAPNIK V N. Statistical learning theory[M]. New York: John Wiley & Sons Inc, 1998.

calculated and analyzed by using a numerical method. A comprehensive analysis was performed of the erosion mechanism and features specific to stator and rotor blades on the basis of the impact location and velocity of solid particles on blades, impact angle and blade material erosion-resistance behavior. It is noted that the suction side erosion of the stator blades is caused by the impact of solid particles rebounding from the rotor blades. Furthermore, also analyzed was the influence of the turbine load and the axial clearance between the stator and rotor blades on the number of particles rebounding to stator blades. The results of the analysis indicate that an decrease in axial clearance and a reduction in turbine load has given rise to an increase in the quantity of particles rebounding to the stator blades. **Key words:** solid particle erosion, supercritical steam turbine, reheat stage, numerical analysis.

二次再热超临界供热机组热力系统经济性定量分析方法 = **Economic-quantitative Analysis Method Used for the Thermodynamic System of a Supercritical Heat Supply Unit with a Double Reheat** [刊, 汉] / LI Yang, XING Qin-an, YAN Jun-jie, et al (Energy and Power Engineering Institute under the Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China, Post Code: 710049) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(4). — 351 ~ 353, 362. A supercritical heat-supply unit with a double reheat employs steam extraction from a low-pressure turbine cylinder for supplying process heat. On the basis of the above arrangement, a method for calculating equivalent enthalpy drop and steam extraction efficiency for the above unit is obtained by making use of an equivalent thermal-drop theory and performing a theoretical analysis and mathematical deduction. A mathematical model based on an economic-quantitative analysis has been derived for the above-mentioned turbine unit, thereby extending the application range of the equivalent heat-drop theory to heat supply units with a double reheat. By using this model it is possible to effect a convenient, rapid and accurate analysis of the thermodynamic system cost-effectiveness of the above supercritical heat supply unit. **Key words:** double reheat, thermodynamic system, quantitative analysis, heat supply unit.

基于支持向量机的燃气轮机故障诊断 = **Gas Turbine Fault Diagnosis Based on a Support Vector Machine** [刊, 汉] / LUO Ying-feng, ZENG Jin (Mathematics Department, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200240) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(4). — 354 ~ 357.

With respect to eight kinds of commonly seen typical faults a fault diagnosis model is set up based on a support vector machine. Specific sample calculations have demonstrated the effectiveness of such a model. A comparison with a neural network method has shown that under the condition of a small quantity of samples the support vector machine-based method is superior to the neural network method in terms of calculation results, generalization ability and efficiency. When a relatively small number of diagnosis samples is involved, the above method may provide a new approach for creating an intelligent system of highly practical value for the condition monitoring and fault diagnosis of gas turbines. **Key words:** gas turbine, support vector machine, fault diagnosis system.

固体氧化物燃料电池与燃气轮机联合发电系统模拟研究 = **Simulation Study of a Combined Power Generation System Incorporating a Solid-oxide Fuel Cell and a Gas Turbine** [刊, 汉] / LU Li-ning, LI Su-fen, SHEN Sheng-qiang (Power Engineering Department, Dalian University of Science & Technology, Dalian, China, Post Code: 116024), LU Li-yu (Inner Mongolia Dalate Power Plant, Baotou, China, Post Code: 014300) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(4). — 358 ~ 362.

A solid-oxide fuel cell (SOFC) is a new type of energy featuring high efficiency and low pollution. A calculation model is set up for a combined power generation system, which comprises a solid-oxide fuel cell with natural gas serving as its fuel and also a gas turbine (GT). The calculation results of the above system indicate that the combined power generation system composed of SOFC and GT can attain a power generation efficiency of 68% (based on low heating value). With the waste heat being put to use the energy utilization rate of the whole system can surpass 80%. The impact of such parameters as SOFC operating pressure and its current density on the system performance was analyzed. An increase in its operating pressure can lead to an increase in cell electricity generation and power generation efficiency of the system. On the other hand, an increase in current density may result in a decrease of electricity generation for both the SOFC and the