

SVM 在船舶柴油机故障检测系统中的应用研究

高 涛

(上海海事大学 商船学院, 上海 200135)

摘 要: 支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 是目前模式识别领域中最先进的机器学习算法, 采用了核函数的思想, 把非线性空间的问题转换到线性空间, 降低了算法的复杂度. 文中对 SVM 在船用柴油机故障诊断中的应用进行了论述, 运用支持向量机理论对其进行了故障诊断的仿真研究和试验研究.

关键词: 支持向量机; 核函数; 故障检测; 船用柴油机

中图分类号: U664 121 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-8354(2007)07-0026-05

Study on the application of SVM in the fault diagnosis system of marine main engine

GAO Tao

(Merchant Marine College, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China)

Abstract SVM (Support Vector Machine) is the most advanced machine learning algorithm in the field of the pattern recognition. Applying the Kernel function idea, this theory can change the problem in non-linearity space to that in the linearity space in order to reduce the algorithm complexity. In this paper, the applications of SVM in the fault diagnosis of marine main engine are discussed. Simulation research and experimental research of fault diagnosis by using SVM theory are carried on.

Key words support vector machines; kernel function; fault diagnosis; marine engine

0 前言

船舶柴油机作为船舶的心脏, 其运行的好坏, 直接决定着船舶营运的安全和效率. 近年来, 船用柴油机不断朝着大型化、多样化、精密化、自动化方向发展, 大大提高了工作效率, 降低了营运成本和能耗; 但是船用柴油机系统一旦发生故障, 就会造成巨大的经济损失. 船用柴油机的系统特性决定不会有很多的故障样本, 这就使得一般的机器很难正确判断故障类型, 而故障检测对于安全性要求高的系统又是及其重要的. 及时地检测出系统故障, 使得自修复系统及时地重构控制率, 可避免系统崩溃及由此造成的物质损失和人员伤亡. 因此, 航运界中船舶的安全经济运行要求迫使对船用柴油机进行有效的故障检测技术进行开发. 传统的故障检测, 过于依赖系统的数学模型,

对建模误差、参数摄动、噪声和干扰十分敏感, 这样对复杂非线性系统的故障检测就显得无能为力了^[1]. 另外在运算方面, 当特征空间的维数增高时, 神经网络的运算量将急剧增长, 从而使得训练和测试过程慢的不可忍受. 基于统计学习理论的 SVM 能成功解决上述问题. 本文将该方法用于船用柴油机故障检测领域, 讨论 SVM 在故障检测中应用的分类算法, 有望使制约故障检测向智能化方向发展的瓶颈问题得到解决.

1 SVM 基本原理

SVM 是统计学习理论中最年轻的部分, 是 Vapnik 等根据统计学习理论中的结构风险最小化原则提出的. 对于非线性问题, 可以通过非线性变换转换为某个高维空间中的线性问题, 这种映射可以表示为 x

收稿日期: 2007-05-14
作者简介: 高涛 (1980), 男, 上海海事大学商船学院, 助教, 从事船舶轮机管理研究.

→ $\phi(x)$. 简单地说, 对于非线性问题, SVM 就是通过内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 并在这个空间中求广义最优分类面^[2-3]. SVM 分类函数形式上类似于一个神经网络, 输出是中间节点的线性组合, 每个中间节点对应一个支持向量.

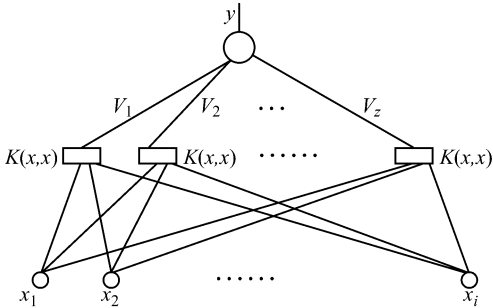


图 1 支持向量机结构图

采用适当的核函数 $K(x_i, x_j)$ 就可以实现某一个非线性变换后的线性分类^[4], 而计算的复杂度却没有增加. 这一特点为算法可能导致的“维数灾难”问题提供了解决方法: 在构造判别函数时, 不是对输入空间的样本作非线性变换, 然后在特征空间中求解. 而是先在输入空间中比较向量, 然后对结果作非线性变换^[5], 这样, 大的工作量将在输入空间而不是在高维特征空间中完成.

在 SVM 算法中采用不同的内积函数将形成不同的算法, 目前比较常用的主要有三类:

1) 多项式核函数

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^q \tag{1}$$

2) 径向基函数核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right] \tag{2}$$

3) 神经网络核函数

$$K(x_i, x_j) = \tanh[c_1(x_i \cdot x_j) + c_2] \tag{3}$$

SVM 核函数方法就是用内积运算去实现某种非线性运算.

2 在船舶柴油机故障检测系统中的应用

在柴油机系统故障中往往存在着大量的不确定信息, 这些信息或者是随机的、模糊的、不完全的. 如何对不确定知识进行表达和处理, 始终是检测领域中的热点问题. 采用基于模糊理论的综合评判法去确定权重, 利用 SVM 的理论来确定模糊检测矩阵就可以解决这一问题^[4].

基于模糊理论的检测方法不需要建立精确的数学模型, 适当地运用隶属函数和模糊规则, 进行模糊推理就可以实现模糊检测的智能化. 从事实本身来看, 模糊对象往往又是客观规律, 为解决这类问题, 需要用模糊数学为基础, 把模糊现象与实际因素之间的关系用数学表达方法描述, 并用数学方法进行计算, 得到某种确定的结果, 这就是模糊检测技术, 而 SVM 在这里又具有小样本判别的极佳优势, 两者的结合对故障检测的判别肯定有一定的推动作用, 这也就是采用模糊检测技术与 SVM 结合起来进行模糊综合评判的出发点.

依据文献 [1] 可以将船用柴油机的故障进行归类, 选取 42 种故障原因构成故障原因集:

$$U = (u_1, u_2, \dots, u_m), \text{ 如表 1 所示.}$$

表 1 故障原因集

代码	故障原因	代码	故障原因	代码	故障原因
u_1	启动空气瓶上的截止阀或主动阀卡住	u_2	盘车机没有脱开	u_3	燃油气化
u_4	燃油高压油管中有空气, 未充满油	u_5	日用油柜或输油泵故障	u_6	发动机温度太低
u_7	燃油不容易着火或气缸温度太低	u_8	起动空气压力太低	u_9	燃油中有水分
u_{10}	启动时供油量太大	u_{11}	喷油提前角调整不当	u_{12}	调速器调节不当
u_{13}	喷油器柱塞卡住或调整不当	u_{14}	喷油泵出油阀断裂或者弹簧断裂	u_{15}	喷油器损坏
u_{16}	油量调节齿条块或控制杆调节不当或卡住	u_{17}	增压器或冷空气侧脏	u_{18}	喷嘴结炭
u_{19}	喷油阀座不密或者针阀卡住	u_{20}	排气口脏、堵、漏气	u_{21}	排气阀漏
u_{22}	配气定时不正确	u_{23}	气门间隙不正确	u_{24}	空气滤清器堵、坏、塞

u_{25}	进气管太脏, 阻力大	u_{26}	排气管积炭严重	u_{27}	气缸 盖裂
u_{28}	气缸垫圈漏气	u_{29}	活塞环断或卡住	u_{30}	增压 器套裂
u_{31}	气缸套裂	u_{32}	气阀和阀座间泄漏	u_{33}	增压 器坏
u_{34}	气缸以及活塞冷却不足	u_{35}	换向气动阀故障	u_{36}	缸套 磨损
u_{37}	中冷器冷却水漏入空气中	u_{38}	刮油环不起作用	u_{39}	气缸 中有异物
u_{40}	增压器轴承滑油进入空气中	u_{41}	连杆轴承间距过大	u_{42}	烧瓦

如表 2所示, 柴油机异常现象可以分为声音异常、运转异常、压力异常、气味异常和冒烟异常等类别. 在此将故障征兆共分六大类 32条构成故障征兆 (症状) 集 $V=(v_1, v_2 \cdots, v_6)$, 其中:

$V_1=(v_{11}, v_{12} \cdots, v_{16})$, $V_2=(v_{21}, v_{12}, \cdots, v_{26})$,
 $V_3=(v_{31}, v_{32} \cdots, v_{36})$; $V_4=(v_{41}, v_{42}, \cdots, v_{46})$,
 $V_5=(v_{51}, v_{52} \cdots, v_{56})$.

表 2 柴油机故障症状以及其分类情况

目标层	准则层	指标层	准则层	准则层	指标层
柴油机	起动困难 V_1	发动机动不了 μ_{11}	故障	压力异常 V_4	冷却水泵压力 异常增加 μ_{41}
		柴油机不能转向 μ_{12}			冷却水泵压力 异常减少 μ_{42}
		气缸不发火或达不到发火转速 μ_{13}			冷却水泵压力 异常波动 μ_{43}
		个别气缸不发火 μ_{14}			气缸压缩压力 低 μ_{44}
		发火猛烈安全阀门顶开 μ_{15}			气缸最高压力 低 μ_{45}
	运转困难 V_2	柴油机达不到全速 μ_{21}		压力异常 V_5	排气空气压力 下降 μ_{51}
		柴油机转向突然升高 μ_{22}			机油压力过低 μ_{52}
		转速时高时低 μ_{23}			机油压力过高 μ_{53}
		转速突然下降 μ_{24}			排气阀有异常 噪声 μ_{54}
		柴油机自己停下来 μ_{25}			排气声时断时 续 μ_{55}
	水箱水位、排气温度异常及其他异常 V_3	膨胀水箱水位异常降低 μ_{31}		冒烟异常 V_6	爆声 μ_{61}
		膨胀水箱水位异常降低 μ_{32}			气缸有明显的 敲缸声 μ_{62}
		增压器排水异常增加 μ_{33}			排气冒黑烟 μ_{63}
		冷却水套放水旋塞有气 μ_{34}			排气冒白烟 μ_{64}
		气缸冷却水中有气 μ_{35}			排气冒蓝烟 μ_{65}
		排气温度高 μ_{36}			
		排气温度低 μ_{37}			

根据模糊数学理论, 形成相对隶属度的概念之后, 建立如表 3所示的标度表, 以期得到故障检测矩

利用层次分析法确定故障症状权重, 根据层次分析法要求, 对各层指标采用标度方法来构造模糊判断矩阵 M , 由专家逐项对比指标的相对重要高度. 这里 $M=(\mu_{ij})_{m \times n}$, μ_{ij} 表示故障 μ_j 与故障征兆 v_j 之间的相关程度, 也可以看作是故障征兆 v_j 对故障 μ_j 的隶属程度. 也就是 μ_{ij} 表征两指标相比较的重要性.

阵, 作为下一步进行故障判别的基础.

表 3 标度表

甲指标与乙指标相比	极重要	很重要	重要	略重要	相等	略不重要	不重要	很不重要	极不重要
甲指标评价值	9	7	5	3	1	1/3	1/5	1/7	1/9
备注	8 6 4 2 1/2 1/4 1/6 1/8 为上述评价值的中间值								

根据判断矩阵,运用方根计算最大特征根以及特征向量,以求得故障检测矩阵.通过 SVM 的模糊理论研究,求得模糊加权综合算子.

由模糊数学理论,故障征兆集与故障原因集之间有如下的模糊关系:

$$V=UM \tag{4}$$

其中: o 为模糊逻辑算子,文中采用既能避免检测信息的丢失,又具有一定鲁棒性的模糊加权综合算子:

$$V_j=\frac{\sum_{i=1}^m\mu_{ij}\mu_i}{\sum_{j=1}^n\sum_{i=1}^m\mu_{ij}\mu_i}$$

建立模糊检测矩阵后,对准则层进行综合评判以确定指标层的相对隶属度,然后进行综合评判.评判指标 (μ_{ij})求得后,根据最大隶属度法去确定故障原因,再次利用此数学模型去进一步确证.

3 模糊判决 SVM

现在将上述的模糊综合评判法继续深入,引入 SVM 理论,进行交叉研究,当然实际判别过程中故障检测矩阵的维数并没有这样大,如果故障检测矩阵的维数过大就可以通过 SVM 中最基本的核函数的方法加以映射.

在模式分类的决策中,错误率是其中比较重要的一项指标.但在实际问题中,通常考虑的是一个比错误率更为广泛的概念-风险.例如,对于故障检测来说,如果把正常状态检测为故障状态,就可能会进行一些不必要的维修,造成一定的损失,而如果把真正的故障状态检测为正常状态,就会延误维修工作,可能会造成设备的损坏,带来更大的甚至不可挽回的损失.显然后者的损失要比前者大得多.因此,在使用 SVM 进行实际问题判决的时候,也要考虑到这些损失因素.

在决策论中,把采取的决策或者行动称之为动作,每一个决策或者动作都会带来一定的损失,它通常是动作和自然状态的函数,可以用决策表的形式表示出来,表 4 为两类问题的决策表.

表 4 决策表

		自然状态	
		故障 ω_1	正常 ω_2
决策	故障 α_1	$\lambda(\alpha_1,\omega_1)$	$\lambda(\alpha_1,\omega_2)$
	正常 α_2	$\lambda(\alpha_2,\omega_1)$	$\lambda(\alpha_2,\omega_2)$

损失函数为 $\lambda(\alpha_p,\omega_j)$,将该式简单地表示为 λ_{pj} .通常情况下 $\lambda_{ij}=0$ 也就是说在本例中 $\lambda_{11}=\lambda_{22}=0$ 其含义是如果得到了正确的分类则不存在损失.对于故障检测等问题,一般都认为 $\lambda_{21}\geq\lambda_{12}$ 即把真正的故障状态检测为正常状态往往会造成更大的损失.

4 基本思路与试验数据来源

将基于损失函数的 SVM 算法应用于轻微故障检测的基本思路是:对于故障情况,分类样本中仅含有少量的征兆比较明显的典型样本,使用基于损失函数的 SVM 算法得到最优分类面,对于待测的样本和后面的趋势样本,根据上面分析得到的最大隶属度公式,进行映射以求得属于故障及正常的隶属度,然后按照最大隶属度原则来进行分类.这样就可以实现对生产过程中设备的轻微故障进行准确的识别,并可近似地得出轻微故障的严重程度.这样的研究对提高设备运行的安全性具有重要意义.

某船主机为 6260ZC 型增压四冲程柴油机,6缸直列.以该船上测试得到的数据为仿真试验数据,将其推力轴上的径向推力轴承运行状态进行监控,获取状态样本,通过维修人员进行检查和试验室发大镜检查,确定了样本数据分别为故障、轻微故障以及正常状态.选取其中的 3 个典型故障样本以及 28 个正常样本作为 SVM 的训练样本.训练 SVM 并得到最优分类面方程为:(注意此为经过主成分分析法变换后得到的方程):

$$f(x)=1.5822\times x_1+0.7634\times x_2-1.5561=0 \tag{6}$$

原样本数据为 10 维向量,经过 K-L 变换后获得两维最佳特征向量,运用 MATLAB 中的 SVM 工具箱进行分类,经过输入后得到的最优分类面以及支持面如图 2 所示,其中故障为类别 1,用十字表示,正常为类别 2 用五角星符号表示.

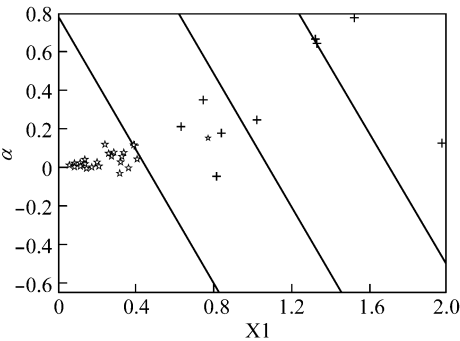


图 2 训练样本的最优分类面

分析图 3 从中可以看出, 常规的 SVM 算法仅将一个轻微故障样本判别为故障状态, 而将另外的四个轻微故障数据判别为了正常状态. 可见, 此时的 SVM 算法在此损失函数时有待加强精度.

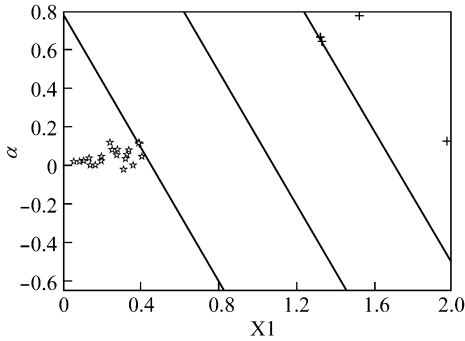


图 3 $(\lambda_{12}, \lambda_{21}) = (1, 1)$ 时的分类结果

1) $(\lambda_{12}, \lambda_{21}) = (1, 2)$ 时测试样本的分类结果以及分类面方程见图 4 所示.

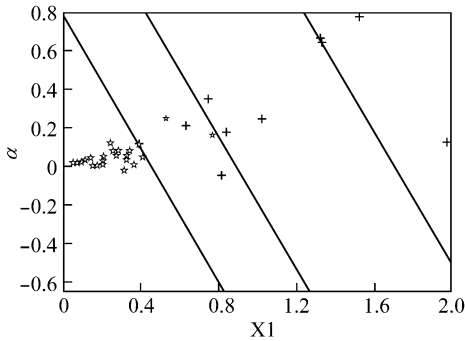


图 4 $(\lambda_{12}, \lambda_{21}) = (1, 2)$ 时分类结果

从分类结果上可以看出, 考虑了损失之后, 增加了两个轻微故障样本划分为故障状态. 同时可以看出分类面在逐渐的向正常状态方向进行偏移, 增强了对轻微故障的识别.

2) $(\lambda_{12}, \lambda_{21}) = (1, 4)$ 时测试样本的分类结果以及分类面方程. 结果见下图 5

此时的分类面方程变化为:

$$f(x) = 1\,5910 \times x_1 + 0\,8735 \times x_2 - 1\,1125 = 0 \tag{7}$$

从分类结果上分析, 在加大了将故障误判为正常的损失函数值之后, 分类面更偏向于正常状态. 这时所有的轻微故障待测样本都被划分到了故障状态, 而其中有一个正常样本被误分为故障类别. 也正是由于

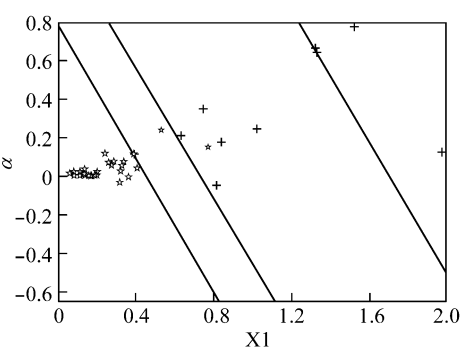


图 5 $(\lambda_{12}, \lambda_{21}) = (1, 4)$ 时的分类结果

正常样本的误分造成的损失较小而重视了对故障数据处理的结果, 也是 SVM 算法的基本思想的体现.

5 结束语

对于故障检测问题, 其故障样本往往是有限样本, 数据量并不大, 而且在使用 SVM 算法情况下, 支持向量数目远远小于训练样本数, 从某种意义上来说, 已经横向压缩了数据, 保留了类别信息, 因此再进行横向压缩的意义不大. 而在计算上, 由于 SVM 算法只进行点积运算, 与样本本身的维数关系不大. 本文主要考虑了高维样本参数之间的相关性, 分析了样本维数与分类效果之间的关系, 表明两者之间并不存在单调关系, 且可能存在伪特征干扰分类效果, 因此对“去伪存真”的纵向压缩方法特进行了重点研究与试验.

为了简化分析, 本文仅仅只考虑了两类情况, 即只有正常与故障两种状态, 实际上这样的处理并不影响这种方法在复杂的检测系统中的应用.

参考文献:

[1] [美] Nello Cristianini & John Shawe-Taylor, 李国正, 王猛, 曾华军译. 支持向量机导论 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.

[2] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机 [M]. 北京: 科学出版社, 2004

[3] 薛毅. 支持向量机与数学规划 [D]. 北京工业大学理学, 博士学位论文, 2003

[4] 陈永义, 支持向量机方法与模糊系统 [J]. 模糊系统与数学, 2005 19(1): 34-36

[5] 冯汉中, 陈永义. 处理非线性分类和回归问题的一种新方法 (II)——支持向量机在天气预报中的应用 [J]. 应用气象学报, 2004 (3): 25-26