

船舶柴油机故障诊断方法的研究

李晓伟

(邢台职业技术学院汽车系, 河北 邢台 054035)

摘要: 研究船舶柴油机故障诊断问题, 由于船舶柴油机故障样本相当少且样本极不平衡, 系统复杂, 传统故障诊断方法均是采用大样本的学习方法, 易出现过拟合, 得到局部最优解, 导致船舶柴油机故障的准确率较低。为了提高船舶柴油机故障的准确率, 采用专门针对小样本的支持向量机进行船舶柴油机故障诊断。首先建立船舶柴油机故障样本集, 采用层次支持向量机构造柴油机故障诊断树, 解决样本不平衡问题, 最后进行船舶柴油机故障诊断。实验结果表明, 支持向量机不仅提高了柴油机故障训练和诊断速度, 且提高了故障诊断的准确率, 较好解决船舶柴油机故障诊断中的过拟合、小样本等问题, 可以为船舶正常工作提供保证。

关键词: 柴油机; 故障诊断; 支持向量机; 船舶

中图分类号: TP206.3 **文献标识码:** B

Study on Fault Diagnosis of Marine Diesel Engine

LI Xiao - wei

(Xingtai Polytechnic College, Xingtai Hebei 054035, China)

ABSTRACT: Diesel engine is composed of many of subsystems, and fault samples are quite few and the samples are extremely uneven, therefore, traditional fault diagnosis method based on a large number of, samples has low diagnosis accuracy of engine failures. In order to improve the diagnosis accuracy, we established the diesel engine fault samples, used the hierarchical support vector to construct the diesel engine fault diagnosis tree, solved the sample imbalance, and finally realized the diesel engine fault diagnosis. The experimental results show that support vector machine (SVM) improves not only the diesel engine fault diagnosis and training, but also the speed of the fault diagnosis of accuracy, and well solves the marine diesel engine fault diagnosis.

KEYWORDS: Diesel engine; Fault diagnosis; Support vector machine (SVM); Marine

1 引言

船舶柴油机是船舶的心脏, 其性能好坏直接影响着船舶营运的安全和效率。随着自动化技术发展, 船舶柴油机朝着大型化、多样化、精密化方向发展, 自动化程度越来越高, 能耗越来越小。船舶柴油机是一个由许多子系统组成的复杂系统, 一旦发生故障, 经济损失十分严重, 因此加强船舶柴油机故障诊断, 保证船舶正常工作, 具有十分重要意义^[1]。

针对船舶柴油机故障诊断, 国内外学者对其进行大量而深入研究, 提出一些有效、可行的故障诊断方法^[2]。最为传统故障诊断方法为主观诊断法, 技术员通过采用仪器, 凭经验对故障进行判断, 诊断结果主观性比较强, 精确度低^[3]。故障树分析方法根据船舶柴油机系统故障, 建立故障判断树, 按树枝状逐级细化, 最后确定故障位置。该方法理论性强, 技术比较成熟, 但故障树建立困难, 且概率值难以确定,

漏掉重大的元件故障概率相当大^[4]。模糊数学法对船舶柴油机故障原因和现象进行模糊化处理, 通过隶属函数解决故障原因与状态诊断问题, 不需要建立精确的数学模型, 通过模糊推理进行船舶柴油机故障诊断智能化, 但该方法需要凭经验确定模糊化值, 参数需要反复调整, 导致船舶柴油机故障准确性受到影响。灰色关联度故障诊断法通过对因素间关联程度进行分析, 研究正常与故障状态的关联性, 从而确定船舶柴油机工作状态, 但是其只能对多参数故障识别有效, 对单参数故障识别精度相当低, 限制其适用范围^[5]。神经网络是一种性能优异的智能学习方法, 具有分布式存储、并行处理和自组织等特点, 广泛应用于故障诊断领域, 但由于船舶柴油机的系统特性, 故障样本少, 是一种小样本模式识别问题, 然而神经网络是基于经验风险最大化原则的学习算法, 要求样本大, 对于小样本问题, 易出现过拟合、局部最优等难题, 导致故障诊断准确性较低, 因此神经网络不适合于小样本的船舶柴油机故障诊断^[6]。

支持向量机(support vector machine, SVM) 是一种基于统

收稿日期: 2011-10-10

计学习理论机器学习方法,其基于结构化风险最小化原则的小样本学习算法,很好地解决了神经网络的过拟合、维数灾以及局部最优等难题,泛化推广能力强,在人脸识别、语音识别、手写体识别领域得到了成功应用,将其应用于船舶柴油机故障诊断从理论上是可行的^[7]。因此本文提出一种支持向量机的船舶柴油机故障诊断方法,通过支持向量机建立船舶柴油机故障诊断器,并采用具体实例对其性能进行验证。

2 船舶柴油机故障诊断原理

船舶柴油机故障诊断本质上是一个模式识别问题,是对船舶柴油机的运行状态是否正常进行判断,当船舶柴油机发生故障后,确定柴油机故障发生的部位和产生故障原因。对于一个具体柴油机系统,对该系统失效形式和故障机理进行分析,建立相应学习机制,对获得的状态监测信号进行识别和分类,对故障进行监测、预报和诊断。船舶柴油机故障诊断包括以下内容:

- 1) 采集船舶柴油机故障相关特征信号。
- 2) 从特征信号中提取与船舶柴油机工作状态的有用信息,即征兆,这些征兆作为柴油机工作状态的判断依据。
- 3) 采用故障诊断方法根据征兆建立故障诊断器,对柴油机故障进行正确诊断。
- 4) 根据诊断结果找出故障的位置、发生原因和性质进一步分析,并做出相应决策。

船舶柴油机故障诊断的结构框架见图1。

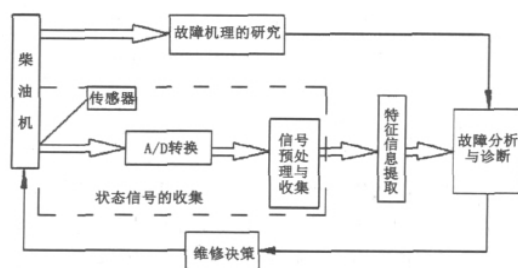


图1 船舶柴油机故障诊断的结构框图

船舶柴油机是一个由许多子系统组成的复杂系统,每一个子系统发生故障都会使船舶柴油机性能恶化,故障特征数比较大,是一个多故障属性系统,船舶柴油机故障规律很难用简单的数学模型描述,必须采用非线性人工智能技术进行建模诊断,神经网络和支持向量机是最常用人工智能技术。船舶柴油机故障诊断的瓶颈之一是故障样本缺乏,是一个典型小样本问题,因此神经网络是基于大样本的机器学习方法,因此不适合船舶柴油机故障诊断。支持向量机能在小样本的情况下,具有很好分类推广性能,因此本文采用支持向量机对船舶柴油机故障进行诊断。

3 支持向量机

3.1 支持向量分类机

船舶柴油机故障诊断是一种分类问题,因此本文采用支持向量分类机。对于线性分类问题,支持向量分类机就是找到一个超平面把正常和故障样本分开。对于非线性问题,通非线性函数将其映射高维空间中,并在该高维空间进行线性求最优分类平面,这样计算的复杂度没有增加,同时解决了其它算法存在的“维数灾难”问题。支持向量机实际是一种特殊的神经网络,每个中间节点对应一个支持向量,输出是中间节点的线性组合,支持向量机结构如图2所示。

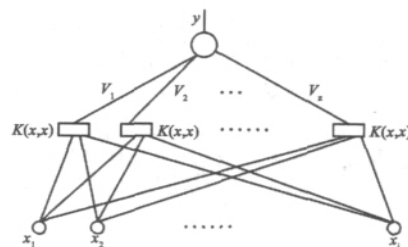


图2 支持向量机结构图

对于一个二分类故障诊断问题,有 n 个训练样本: $\{x_1, y_1\}, \dots, \{x_n, y_n\}$, $x_i \in R^n, y_i \in \{-1, 1\}$, 其中1表示正常状态, -1表示故障状态。为了找到支持向量机的最优分类超平面,需要对一个二次优问题进行求解。

$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (1)$$

$$s. t. \begin{cases} y_i (\varphi(x_i) * \omega) + b \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

式中, ω 表示系数向量, ξ_i 表示松弛向量, $*$ 表示内积, C 表示惩罚因子,对泛化能力和误分类率进行折衷处理。

这样支持向量机分类问题转化成一个凸二次规划问题,有效的防止局部最优的问题出现,能够获得全局最优解。

最后获得支持向量机分类机的决策函数:

$$f(x, a) = \text{sgn} \left(\sum_{i,j=1}^n y_i a_i^0 K(x_i, x_j) + b \right) \quad (2)$$

这样, $f(x, a)$ 获得值为 $\{-1, 1\}$, 从而达到很好的分类, 可以进行故障诊断。

3.2 层次多类支持向量分类机

船舶柴油机是一个复杂系统,有多种故障类,传统支持向量机只能用于识别2类故障问题,因此必须对其进行拓展,使其能够进行多类故障处理,一般采用一对一、一对多和决策树等方法,由于船舶柴油机系统的特殊性,获得正常样本很多,故障样本少,样本具有不平衡性,这样会使支持向量机的分类准确率偏向正常样本,如果采用一对多拓展方法使训练数据的不平衡程度加重。决策树方式是一种多层次的支持向量机组合方式,较好地解决了数据类型不平衡问题,因此本文采用层次支持向量机实现船舶柴油机故障诊断。在层次支持向量机的各层中,首先根据各类训练样本大小将

数据分为较平衡的两类,具体结构如图3所示,是一种树型结构的层次支持向量机。

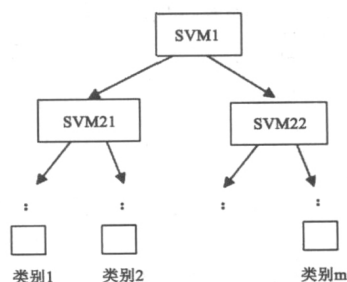


图3 层次支持向量机分类机

4 船舶柴油机故障诊断模型

由于船舶柴油机故障有已知类型和未知类型两种,因此进行故障诊断时应该分别进行建模。

4.1 已知船舶柴油机故障的诊断

针对船舶柴油机故障诊断的特性,利用层次支持向量机对其进行诊断,执行步骤如下:

1) 船舶柴油机正常状态样本采集。通过利用穷举法对正常船舶柴油机系统在进行线检测,获得正常状态下的船舶柴油机状态样本。

2) 船舶柴油机故障样本采集。对船舶柴油机系统设置故障,利用穷举法对各故障子系统进行检测,采集到每种故障状态下的船舶柴油机状态样本。

3) 剔除重复样本。对于船舶柴油机的每一个子系统,状态只有正常和故障两种,因此有许多重复样本,这些重复样本对支持向量机的故障分类器来说,具有干扰作用,使分类器不能正确地故障进行分类,因此必须剔除这些重复样本。具体措施为:首先将全部故障样本合并为一类与正常样本进行去重复处理,得到船舶柴油机正常样本集与船舶柴油机重复样本集1;然后将船舶柴油机故障样本集之间的重复样本剔除,这样两类中包含相同的样本就会被剔除,得到船舶柴油机各类故障样本集与重复样本集2,依次类推,直至重复样本全部剔除为止。

4) 对船舶柴油机样本进行训练并验证层次支持向量机,由于船舶柴油机正常状态样本在实际运行中很容易采集,因此首先全部将船舶柴油机正常样本参与训练,然后将全部船舶柴油机故障合并作为一类进行训练,这样每一次学习对船舶柴油机诊断是否为故障,最后按照层次支持向量机分类思想,根据船舶柴油机故障样本的数据大小,对船舶柴油机故障进行层次支持向量机训练与验证,从而实现船舶柴油机故障诊断。

5) 将训练好的支持向量机船舶柴油机故障诊断器保存起来,用于船舶柴油机故障在线诊断。

4.2 未知类型的船舶柴油机故障的诊断

对一个船舶柴油机而言,其故障状态可能不止十几或几

十种,但是在进行船舶柴油机故障分类器训练时,并不知道所有船舶柴油机故障信息,这样未知即新型的故障,如果进行识别呢?本文针对船舶柴油机故障诊断特性,提出了一种针对未知船舶柴油机故障的处理方法,具体步骤为:

1) 采用与上述诊断样本收集方法收集正常与故障样本,并剔除重复样本。

2) 如果在剔除重复样本后,没有剩余样本,表示该船舶柴油机故障为新的未知故障,且此故障不可判定。

3) 如果在剔除重复样本后,仍然存在剩余样本,将样本数据输入到支持向量机学习,且该样本必定被诊断为某一类船舶柴油机故障,以该故障样本为标准来确定其是否为未知船舶柴油机故障,如果大于一个预先设置的阈值,那么就是可以确定该船舶柴油机故障的类型,否则,为一未知的新船舶柴油机故障。

4) 船舶柴油机进行进一步的分析,从而判定船舶柴油机故障类型与位置,如果为新的未知故障,用该数据与正常样本构成新的训练集,采用支持向量机对其训练得到新的故障分类器。

船舶柴油机故障诊断流程如图4所示。

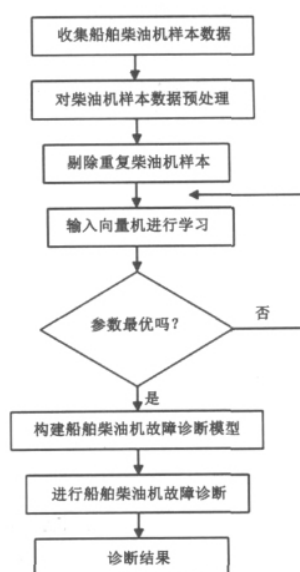


图4 船舶柴油机故障诊断流程

5 船舶柴油机故障仿真

为了验证本文提出的船舶柴油机故障诊断方案的可行性和有效性,以某船舶柴油机系统的故障诊断作为研究对象,对船舶柴油机系统总共设置了10种故障,按照上述的诊断工作流程对其进行实验。

对每种状态下船舶柴油机系统运行得到的数据进行处理。首先将正常状态、1~9故障作为已知状态,10故障作为未知故障,对类数据进行预处理后,得到了最终的船舶柴油机故障样本集,各类样本经过处理后剩余的样本数量如表1

所示,从表 1 可以知知道,船舶柴油机故障数据是一种在严重的样本不平衡样本。

表 1 船舶柴油机故障样本数

类	样本数	类	样本数
正常	20000	第 1 类故障	140
第 2 类故障	100	第 3 类故障	200
第 4 类故障	150	第 5 类故障	110
第 6 类故障	80	第 7 类故障	500
第 8 类故障	1000	第 9 类故障	300
第 10 类故障	400		

采用 10 折交叉验证的方法对船舶柴油机故障分类器进行评估,由于 RBF 核函数的性能要优于其它核函数,因此本文选择 RBF 核函数作为支持向量机的核函数。为了验证本文提出的船舶柴油机分类策略,让其结果具有可比性和更具说服力,同时利用一对一的支持向量机分类和 BP 神经网络和对相同船舶柴油机故障数据进行了诊断。数据集均分成两部分,训练集和测试集,各种样本按 5:1 的比例进行分,多层分类支持向量机、一对一的支持向量机和 BP 神经网络方法对测试样本的故障诊断准确率如表 2 所示。

表 2 各种方法对测试集的故障诊断准确率(%)

类型	多层支持 向量机	一对一支持 向量机	BP 神经网络
第 1 类故障	98.31	94.70	96.92
第 2 类故障	100.00	93.64	96.00
第 3 类故障	99.08	92.83	98.07
第 4 类故障	87.38	77.22	82.24
第 5 类故障	61.81	55.55	10.00
第 6 类故障	79.15	75.36	60.73
第 7 类故障	99.68	98.92	98.73
第 8 类故障	69.55	69.32	3.37
第 9 类故障	76.81	71.95	15.00
第 10 类故障	97.95	93.68	93.14

从表 2 的对比较结果可知,本文提出多层支持向量机的船舶柴油机故障准确率要高于一对一支持向量机和 BP 神经网络的准确率,主要是本文的多层支持向量机在每层进行训练时,充分考虑了每类船舶柴油机故障数据的大小,较好地解决了船舶柴油机故障样本不平衡的问题,是一种船舶柴油机故障诊断方法。

6 结束语

船舶柴油机故障是一个复杂过程,针对船舶柴油机故障样本存在的严重不平衡现象,本文提出一种基于支持向量机的船舶柴油机故障诊断方法。对船舶柴油机故障采用分层次识别,较好地解决了船舶柴油机故障样本不平衡的问题,提高了船舶柴油机故障诊断准确率,可以将本文算法应用于其它故障的应用中。

参考文献:

[1] E Moeck, H Strickert 著,陈民扬译. 船舶动力装置的技术诊断 [M]. 大连:大连海事大学出版社,1992-9.

[2] 黄加亮,等. 大型低速柴油机增压系统故障诊断的研究 [J]. 大连海事大学学报,2000,(1):9-13.

[3] 黄加亮,蔡振雄. 船舶柴油机运行工况诊断仿真研究 [J]. 船舶工程,2002,24(6):31-34.

[4] 李芑,荆奇. 两种优化训练的 FNN 在船舶柴油机故障诊断中的性能研究 [J]. 自动化技术与应,2009,28(11):75-79.

[5] 朱志宇,刘维亭. 基于支持向量机的船舶柴油机故障诊断 [J]. 船舶工程,2006,28(5):31-33.

[6] 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.

[7] 王彦峰,高风. 基于支持向量机的股市预测 [J]. 计算机仿真,2006,24(11):126-29.

[作者简介]



李晓伟(1979-),女(汉族),吉林伊通县人,讲师,主要研究方向:汽车电子技术。

(上接第 102 页)

[7] T Merz, S Duranti and G Conte. Autonomous Landing of an Unmanned Helicopter based on Vision and Inertial Sensing [J]. Department of Computer and Information Science Linköping University, SE-58183 Linköping, Sweden, 2004.

[8] 钱杏芳,林瑞雄,赵亚男. 导弹飞行力学 [M]. 北京:北京理工大学出版社,2006:29-36.

[9] H Voos. Nonlinear Control of a Quadrotor Micro-UAV using Feedback-Linearization [C]. IEEE International Conference on Mechatronics, 2009,4:14-17.

[10] W Khalil, Dombre. Modelling, Identification and Control of robots [M]. HPS edition, 2002.

[作者简介]



潘海珠(1976-),女(汉族),黑龙江省齐齐哈尔市人,硕士研究生,主要研究领域为空间数据库,智能控制。