

分类号_____

学校代码_____10497

UDC _____

密 级_____

武汉理工大学

学 位 论 文

中 文_____基于支持向量机的柴油机故障诊断系统研究

英 文_____Study on Fault Diagnosis system of Diesel

题 目_____Engine based on Support Vector Machine

研究生姓名_____郭晶亮

指导教师 姓名_____姚玉南 职称_____副教授 学位_____博士

单位名称_____能源与动力工程学院 邮编_____430063

副指导教师 姓名_____涂 钢 职称_____高级工程师 学位_____硕士

单位名称_____神龙汽车有限公司 邮编_____430056

申请学位级别_____硕 士 工程领域名称_____船舶与海洋工程

论文提交日期_____2011-04 论文答辩日期_____2011-05

学位授予单位_____武汉理工大学 学位授予日期_____

答辩委员会主席_____钟阳五 评阅人_____钟阳五

周新聪

2011 年 05 月



独创性声明

本人声明,所呈交的论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知,除了文中特别加以标注和致谢的地方外,论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果,也不包含为获得武汉理工大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

签名: 郭晶亮 日期: 2011.5.20

学位论文使用授权书

本人完全了解武汉理工大学有关保留、使用学位论文的规定,即:学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版,允许论文被查阅和借阅。本人授权武汉理工大学可以将本学位论文的全部内容编入有关数据库进行检索,可以采用影印、缩印或其他复制手段保存或汇编本学位论文。同时授权经武汉理工大学认可的国家有关机构或论文数据库使用或收录本学位论文,并向社会公众提供信息服务。

(保密的论文在解密后应遵守此规定)

研究生(签名): 郭晶亮 导师(签名): 刘玉南 日期 2011.5.20

摘 要

柴油机故障诊断技术是近些年来国内外专家研究的比较热门的方向之一,它通过分析和处理柴油机的现在状态和历史数据来分析并预测出柴油机未来可能会发生的故障状态,由于柴油机故障在实际工作过程中大部分情况下是一个小样本情况,因此本文引入支持向量机概念,支持向量机在小样本情况下表现出了非常好的优良性能,近些年来它在故障诊断领域发展迅速,本文对它在柴油机故障诊断领域做一些基础研究,希望能够有利于支持向量机在这一领域的推广。

本论文主要做了以下几方面的工作:

- 1、研究了船舶柴油机的失效形式和故障机理,详细分析了柴油机主要结构,用图表格式把柴油机常见故障和出现故障原因都列举出来;
- 2、建立了基于向量机的信号分析方法,统计学习理论和支持向量机的理论基础,详细分析了机器学习问题的表示、VC 维、经验风险最小化原则、学习机器的复杂性能和推广能力、结构风险最小化原理,在支持向量机中最优超平面的构造、核函数和松弛变量等知识;
- 3、应用分析方法对采集的信号进行分析,介绍支持向量机在柴油机故障诊断中的理论和应用,重点讨论了支持向量机中的完全多类支持向量机和组合多类支持向量机两种分类方法,用 LIBSVM 软件和 MATLAB 编程实现了 SVM 在柴油机燃油系统上故障诊断的应用;
- 4、建立了船舶柴油机故障诊断系统,用 VB 语言编写了柴油机故障诊断管理系统,本论文详细描叙了系统实现过程。

关键词: 柴油机; 统计学习理论; 支持向量机; 故障诊断

Abstract

Diesel engine fault diagnosis technology is one of the more popular study direction for domestic and foreign experts in recent years, By analyzing and processing the state and historical data of the diesel engine to analyze and predict the future diesel engine fault conditions ,in actual work diesel engine's malfunction is a small sample situation, so the paper lead into support vector machine, support vector machine show excellent performance, it advance fast in recent years, the paper do some basic research, wish help the Promotion of support vector machine in the area of diesel engine fault diagnosis technology.

In this thesis introduces the following work

1、 First study the form of diesel engine failure and failure mechanism, detailed analysis of the main structure of the diesel engine, diesel engine with a chart format, the common cause of failure and failure are enumerated

2、 Establish signal analysis based on Vector machine, statistical learning theory and support vector machine, detailed analysis Machine learning problems , Empirical risk minimization, vapnik- chervonenkis dimension and Structural risk minimization principle, optimal hyperplane surface, kernel function and slack variable

3、 Use analytical methods to analyze the collected signal, introduction Support Vector Machine Fault Diagnosis in the theory and application, focusing on the full support vector machine multi-class support vector machines and multi-class support vector machine combined the two classification methods, using LIBSVM software and programming of the SVM in MATLAB Fault diagnosis on diesel engine fuel system applications.

4、 Established a marine diesel engine fault diagnosis system, I develop fault diagnosis system ,the paper use vb language realize diesel engine fault diagnosis system and detailed show the realize process.

Key words: Diesel Engine, Tistic,s Learning Theory; Support Vector Machine;
Fault Diagnosis

目 录

第 1 章 引 言	1
1.1 课题提出的背景	1
1.2 国内外柴油机故障诊断技术研究现状	2
1.2.1 机械振动分析法	2
1.2.2 油液分析法	3
1.2.3 热力性能参数诊断	3
1.2.4 瞬时转速法	4
1.2.5 神经网络分析法	4
1.2.6 专家系统分析法	5
1.2.7 基于支持向量机的故障诊断方法	6
1.3 本文研究的意义及主要内容	7
第 2 章 柴油机故障诊断理论基础	9
2.1 柴油机结构及故障特性	9
2.1.1 柴油机主要结构	9
2.1.2 柴油机常见故障及产生原因	10
2.2 统计学习理论相关知识	13
2.2.1 机器学习问题的表示	14
2.2.2 VC 维	15
2.2.3 经验风险最小化原则	15
2.2.4 学习机器的复杂性与推广能力	16
2.2.5 结构风险最小化原理	17
2.3 支持向量机	17
2.3.1 最优超平面的构造	18
2.3.2 核函数	21
2.3.3 松弛变量	24
2.4 本章小结	26
第 3 章 支持向量机在柴油机故障诊断中的实现	27
3.1 多类问题	27
3.1.1 完全多类支持向量机	27

3.1.2 组合多类支持向量机.....	28
3.2 LIBSVM 软件和 MATLAB 介绍.....	29
3.2.1 LIBSVM 常用参数介绍	29
3.2.2 MATLAB 语言主要特点与功能	30
3.3 基于 SVM 的柴油机故障诊断技术应用	31
3.3.1 燃油系统常见故障分析.....	31
3.3.2 Matlab 故障诊断实现	33
3.4 本章小结	37
第 4 章 柴油机故障诊断系统的开发	38
4.1 系统开发语言	38
4.2 故障诊断系统的实现	38
4.2.1 用户登录.....	39
4.2.2 系统主界面.....	39
4.2.3 柴油机故障输入模块.....	40
4.2.4 柴油机故障诊断结果输出.....	41
4.2.5 故障类别管理模块.....	43
4.2.6 故障报表打印模块.....	43
4.2.7 系统维护模块.....	44
4.3 VB 系统与数据库的连接.....	45
4.4 MATLAB 系统与数据库的连接.....	46
4.5 本章小结	47
第 5 章 总结与展望	48
5.1 全文工作总结	48
5.2 进一步研究工作的展望	48
参考文献	50
致 谢	53

第1章 引言

1.1 课题提出的背景

柴油发动机的历史可以追溯到十九世纪末,直到现在这种发动机在各种应用中仍然占据主导地位,由于人们对安全、排放以及经济等方面的要求,发动机技术通过不断深入研究和开发,技术日益成熟。为确保发动机在其生命周期内能够长久的处于良好的工作状态,柴油机状态监测和故障诊断是一种有效的方法。从20世纪中期特别是中后期柴油机故障诊断作为一门新技术迅速发展,它通过识别机器的运行状态得到的信息反映出机器运行状态的变化,研究内容包括对机器运行过程的监测和现状的识别诊断等,涉及信息论、控制论、系统论、计算机科学和检测与估计理论等多方面,成为集物理、化学、数学、信息处理、电子技术和人工智能等基础学科以及各相关专业学科于一体的新兴交叉学科。

柴油机是一个复杂的系统,它是由摩擦学动力学等组成,船舶柴油机由于其工作环境差、持续工作时间比较长、结构复杂等原因经常产生各种故障。根据国际海事组织IMO发布的重大海难和特大海难的统计调查报告中显示,在2000年到2003年这四年间造成干散货船海难事故的事故原因中机械故障高达20.6%,一旦船舶发生海难,将带来巨大的经济损失,甚至造成人身伤亡,可见机械安全是保障船舶安全运行的基础。因此开展柴油机故障诊断是非常重要的,通过及时发现柴油机的故障征兆,为预防恶性事故的发生提供必要的技术参数,对正确维修和保养设备提供决策指导,保证其稳定高效的工作,对企业经济利益和员工安全有着十分重大的意义。

传统的基于模型的故障诊断方法过于依赖系统的数学模型,对于建模时候带来的误差以及参数设置和其他噪声干扰等反应十分敏感,因此这种方法对复杂非线性系统的故障诊断就显得毫无办法。比如神经网络在高维情况下往往不能很好的工作,其理论特性的解会表现出随机性。在运算的时候当特征空间的维数变高时,神经网络的运算量将急剧增加,这样的后果是使得训练和测试过程花费的时间相当长^[2]。

近几年来,基于统计学习理论的支持向量机(SVM)在解决小样本学习问题的理论实际方面有了很大进步,在很多领域都得到了广泛的应用,如:人脸识别、手写体识别、语音识别、图像分类等。支持向量机理论有望解决制约故障诊断向智

能化方向发展的瓶颈问题,因此本文将该方法用于船用柴油机故障诊断领域^[1]。

本文应用支持向量机来诊断柴油机故障,首先把从柴油机上提取的状态数据和对应的特征进行训练,通过训练后得到一个故障分类器,将以前只有大样本才可以做故障诊断的领域现在改为用支持向量机的小样本模式,在柴油机故障诊断领域将支持向量机理论引入这是一个新的研究方向。

1.2 国内外柴油机故障诊断技术研究现状

机械故障诊断作为一门新的综合性边缘学科,经过了 30 多年的发展现在已经形成了比较完整的科学体系,就其技术方法来说,目前主要有机械振动分析法、油液分析法、热力参数分析法、瞬时转速法、神经网络分析法以及专家系统、支持向量机方法等^[3]。

1.2.1 机械振动分析法

振动是指物体经过平衡位置而往复变化的过程,机械振动是指物体沿直线或曲线经过其平衡位置的往复运动。它是一种十分普遍的现象,运行中的机械系统都存在不同程度的振动。有些振动由于振动幅度很小,振动频率很高,我们用感官很难感觉到它的存在,只有用仪器测量才能知道它的真实面目。当机械系统运行良好时,其振动强度在一合理的范围内,但当机械系统出现异常时,则会加大它的振动强度,改变振动性质。根据统计资料显示,因振动而引起的机械系统故障在各类故障中占 60%以上。机械系统的振动信号中包含大量机械系统运行状态的信息,通过了解各种机械振动的机理,掌握机械振动现象,测量分析这些信息,在不解体的情况下,检测机械系统的状态,分析潜在故障,诊断机械系统故障的部位和故障程度^[8]。

内部零部件工作状态会直接影响柴油机表面振动信号。因为柴油机自身的复杂结构、不确定的边界条件及不稳定性的运行工况,使得柴油机在运行中成为一个复杂多变的动态系统,机体上任何一点的振动都是柴油机内部激励的反映,因此它的振动信号特征信息具有不确定性,即使是同一台机器同一种工况下在不同的测点和工作循环中它的振动信号的特征参数也不尽相同,这样就给我们分析振动信号带来困难。但是,柴油机各零部件的工作遵循一定的原理和有一定周期性,它的振动信号出现的时间也是先后不同的。因此,通过一定的方法获得柴油机信号并对它进行分析,可以有效的了解到零部件的工作状态的

特征信息。

1.2.2 油液分析法

在机械系统中零部件的磨损是最常见也是最主要的失效形式,摩擦副相对运动时会发生摩擦磨损,为了减少因摩擦副相对运动引起的摩擦能量消耗和磨损材料消耗,一般是向运动表面加入润滑剂。但加入润滑油同时会携带着各种机械加工产物和外来污染物,其中零部件的磨损颗粒、腐蚀产物、润滑油和添加剂经物理化学变化而形成的胶质、油泥、沥青及热工机械燃料燃烧产物等在一定程度上无一不与机械系统和润滑油的工作状态关联。因此,对润滑油所蕴含的摩擦学系统的信息即摩擦表面材料的摩擦磨损特性及润滑油本身的性能进行分析和监测就显得尤其重要,油液监测技术就应运而生了。油液监测技术将采集到的机械系统工作介质样品或润滑油利用光、磁学或电等手段,分析它的理化指标,检测出其携带的磨损和污染物颗粒,获得系统的润滑信息和磨粒状态信息,定性定量的描述出机械系统的磨损状态,找出诱发原因,正确评价机械系统的工况并准确预测其故障,确定发生故障的部位、原因和类型。

油液诊断技术是一种发展迅速应用广泛的工况监测和故障诊断手段,它可分为润滑剂性能衰败分析和磨损微粒分析两大类,前者是分析润滑剂的理化性能,以检测系统的润滑状态和诊断因为润滑不良而引起的故障;后者是分析润滑剂中携带的磨损微粒,因为这是摩擦副磨损的产物,直接标志了机械系统的磨损状态并诊断出其磨损故障。但我们不能仅认为油液监测是润滑油分析和磨粒分析的简单组合,而应看成是利用润滑剂这一信息载体对机器的摩擦学系统产生的故障实施诊断的方法和技术。油液监测技术的实施主要包括取样、样品制备、获得监测数据、形成诊断结论等步骤。

1.2.3 热力性能参数诊断

在机械运转过程中可以得到各种有关的工作参数,这些参数在不同程度上直接或间接的反映出机械系统整体性能的工作状态,机械操作人员从这些参数的提示中判断出机械系统故障的经验和方法,这称为性能参数监测。所以,性能参数监测通过测定机械系统的各种性能参数值,比如温度,压力,油耗等参数,处理得到的这些数据,再同基准参考值进行比较,得到分析结果,从而看出机械系统整体性能方面或零件性能方面存在的问题,通过这些信息进行分析判

断其故障部位及以后的发展趋势,因此在本质上来说,性能参数监测是一种把机械系统的性能变化和产生的后果联系起来的监测方法,是从现象分析出本质的监测方法。它具有可实现在线自动监测,投资少等特点,这是种在工程界常用的工况监测和故障诊断技术。

柴油机的工作状态可以通过测定热力参数的变化来判断,这些参数包括柴油机燃油系统和滑油系统以及冷却系统的温度和压力进排气管平均压力、柴油机转速、各缸指示功率、燃油消耗率、压缩压力、增压器转速和爆发压力等。热力参数分析法可以对柴油机性能好坏做出判断,其中示功图包含的信息量最多,它包含的信息有根据其计算出的指示功、压力升高率和压缩压力等,可以判断出燃烧质量的好坏及各缸功率是否平衡。

1.2.4 瞬时转速法

柴油机作为一种往复运动机械,它工作时转速会实时发生变化,这里得到的转速信息会给我们提供十分丰富的信息,另外瞬时转速还有比较容易获得信号,故障判断的理论依据也比较强等特点,在各缸功率不平衡的故障诊断时应用这种方法比较好,国内外在这方面已经做了很多尝试,如利用瞬时转速诊断各缸燃烧差异、进行扭振分析、反演气缸指示压力等。要利用瞬时转速诊断柴油机的故障,最重要的是掌握瞬时转速的内在特征,建立起相关的瞬时转速诊断模型,根据相关算法提取或转换得到反映各缸做功能力不均匀的特征参数,通过提取特征值实现对柴油机故障的快速定位和诊断。瞬时转速的测量具有可靠、简单、仪器价格低廉、使用寿命长和可进行非接触测量等特点,可以利用多缸机不同时不同缸做缸时瞬时转速波动的特征参数相互比较来进行故障诊断,因而其故障判据移植性能比较好,所以利用瞬时转速对柴油机进行实时在线状态监测和诊断的研究具有广阔的应用前景^[18]。

1.2.5 神经网络分析法

神经网络在故障诊断中的应用开始于上世纪八十年代,由于神经网络具有容错、推测、记忆、自学习、并行运算和自适应等独特优势,因此在故障诊断中得到了广泛的关注。它是最近10多年来人们非常关注的一门交叉学科,涉及生物、数学、物理、计算机和人工智能等多种学科,有着十分广阔的前景。

神经网络实际上就是使用物理上可实现的器材、计算机和系统来模拟人脑

结构和功能的人工系统,它由大量的简单神经元广泛互联,构成一个计算结构来模拟人脑的信息处理方式,并应用这种模拟来解决工程当中碰到的实际问题,对神经网络的研究已经有国内外很多专家做过的研究,同时由于计算机科学与人工智能发展的需要,以及光电技术、生物技术等迅速发展为其提供了技术上的可能性,使得现在又掀起了一股神经网络研究的热潮。同时因为人们认识到类似于人脑特性行为的语音和图像等复杂模式的识别,现有的计算机难以实现这些大量的运算处理,而神经网络则应用大量的并行简单运算处理单元提供了新的技术手段,特别是在故障诊断领域更显示出独特的优势^[10]。

神经网络故障诊断有如下五个优点:一是它的并行结构和并行处理方式,神经网络具有类似大脑的功能,它不仅在有并行的结构,而且其处理问题方式也是并行的,诊断信息输入之后很快传递到神经元去同时处理,使计算速度大大加快,特别适合处理大量的并行信息^[32]。二是具有高度的自适应性,它在知识表示和诊断求解策略等问题上可以根据生存环境自适应自组织达到自我完善。三是具有很强的容错性,它的诊断信息分布式的存储于整个网络中相互连接的权值上,且每个神经元存储多种信息的部分内容,即使部分丢失,也不会影响整个系统的输出性能。四是具有很强的自学习能力,由于神经网络是个变结构系统,神经元连接方式的多样性和连接强度的可塑性使得其对环境适应能力和对外界事物的学习能力都很强,系统可以自动进行联想、记忆和聚类等方面的学习。五是实现了将知识表示、存储和推理三者融合在一起,它们由一个神经网络来实现^[47]。

近年来,国内外学者关于发动机神经网络诊断做了大量的研究工作,并取得了一定的成果。

1.2.6 专家系统分析法

专家系统产生于上世纪60年代,它是人工智能研究的一个分支,智能诊断是专家系统一个最成功的应用领域,早期的专家系统很多都是关于医疗诊断方面的,后来诊断系统被应用到工程领域出现了许多故障诊断专家系统,现在故障诊断专家系统已经在航天、电力和石化等多个领域得到了广泛使用,在工程界得到了普遍重视。

专家系统从本质来说就是一个智能计算机程序系统,它里面包含有大量的某个领域专家水平的知识和经验,使用这些知识和解决问题的方法可以处理该领域问题,通过推理和判断,模拟人类的决策过程和方法,方便的解决那些需要人类专家处理的复杂问题。既然说专家系统是一种智能计算机程序,它与常规的应用

程序的区别在于:专家系统是以符号推理为基础的知识处理系统,主要依靠知识进行推理、判断和决策,而常规应用程序是以数据处理为对象以算法为基础的数据处理系统,它主要用于数值计算和信息检索。

表1-1 专家系统与传统程序比较

专家系统	传统程序
知识的表示和使用	数据的表示和使用
作出决定	计算结果
基于启发式	基于算法
符号推理	数值计算
能处理信息的不确定性	能处理信息的不确定性
能处理信息的不完全性	需要全部信息
能提供解释	不能提供解释
控制和知识分离	控制和知识混合

专家系统一般都不会缺少知识库、推理机和人机接口等,有时还包括全局数据库和解释器,知识库是以某种存储结构存储领域专家的知识,包括基本事实、规则和其他相关信息,领域知识是决定专家系统能力的关键因素,所以知识库是专家系统的最核心组成部分,推理机是从知识库中选择可匹配的规则并执行他们来修改数据库里面的内容,再通过不断的推理导出问题的结论,人机接口是系统与用户进行对话的界面,用户通过人机接口输入必要的数据和提出问题以及获得推理结果,系统还可以通过人机接口要求用户回答系统的询问,回答用户的问题。

专家系统经过几十年的发展,解决问题的能力越来越强,这是由专家系统的优良性能以及对国民经济所起的重大作用所决定的,专家系统主要包括以下几个优点:一是能够高效、迅速不知疲倦的工作;二是能够促进各领域的发展,它使各领域专家的知识经验得到总结和精炼,能够广泛有力的传播专家的知识、能力和经验;三是研究专家系统和专家系统的广泛应用,可以产生巨大的经济效益和社会效益,可以促进整个社会的科学技术发展

1.2.7 基于支持向量机的故障诊断方法

支持向量机是机器学习界新的研究热点,在很多领域已经得到了成功的应用,它是由Vapnik在90年代提出的一种新型机器学习方法,完备的统计学习理论基础和出色的学习性能是支持向量机两大特点。支持向量机本身是二值分类器,将支持向量机应用在柴油机故障诊断上必须构造多类分类器,也就是由二值的支持向量机构造多值分类器,目前多类分类器的研究现状主要包括四个步骤: 首先

是数据初始化,为了减少故障样本中不同参数绝对数值大小对支持向量机诊断的影响,首先需要对样本的各参数维进行归一化预处理。其次是对样本进行学习,通过分类器进行学习对故障样本获得不同故障类型的最优超平面。再次是对故障进行识别,把新的状态样本输入到分类器中对系统进行故障识别。最后是新故障处理,系统中出现新的故障形式和状态时可输入到分类器中通过这些获得新的最优超平面,从而提高故障诊断的跟踪识别能力,本文就是使用这种方法^[4]。

1.3 本文研究的意义及主要内容

本文以柴油机为研究对象,结合支持向量机方法进行故障诊断,主要研究意义包括:

(1) 本文为支持向量机在柴油机故障诊断这一领域的发展做一些基础研究,使用支持向量机方法可以丰富柴油机故障诊断理论,使其在这一领域或其他领域得到推广

(2) 通过故障诊断得到的结论可以准确分析出柴油机故障原因,缩短维修时间,减少维修费用,降低因停机而造成的损失,同时系统自动记录故障的诊断结论信息,为该柴油机和同类柴油机维修与诊断提供有效的参考。

(3) 针对当前支持向量机中参数选择这一难点问题,进行了编程优化,进一步研究了支持向量机在多值分类问题中的应用,并将其应用于柴油机故障诊断。

论文主要分为五章:

第 1 章是引言部分,主要介绍了国内外柴油机故障诊断技术研究的现状与发展,简单的介绍了诸如机械振动、油液分析、热力分析、瞬时转速、神经网络、专家系统,支持向量机等方法,最后还介绍了本文的主要内容及创新点。

第 2 章主要是介绍柴油机故障诊断理论基础,包括柴油机结构和常见故障,统计学习理论和支持向量机的理论基础,介绍机器学习问题的表示、VC 维、经验风险最小化原则、学习机器的复杂性能和推广能力、结构风险最小化原理等理论,还介绍了在支持向量机中最优超平面的构造、核函数和松弛变量,统计学习的有关理论和支持向量机的基本理论。

第 3 章主要是支持向量机在柴油机故障诊断中的理论和应用,介绍了支持向量机中的完全多类支持向量机和组合多类支持向量机两种分类方法,用 LIBSVM 软件和 MATLAB 编程实现了 SVM 在柴油机燃油系统上故障诊断的应

用。

第 4 章主要是对柴油机故障诊断系统的开发,本文用 VB 语言编写了柴油机故障诊断管理系统,详细描叙了系统具体实现过程。

第 5 章是总结与展望,对全文工作进行总结,提出对进一步工作的展望。

第 2 章 柴油机故障诊断理论基础

2.1 柴油机结构及故障特性

2.1.1 柴油机主要结构

柴油机主要包括燃油系统、润滑油系统、进排气系统和冷却系统等,如表 2-1 所示

表 2-1 柴油机系统结构

燃油系统	燃油箱
	燃油泵
	低压油管
	过滤器
	高压油管
	喷油器
	燃烧室
润滑油系统	润滑油箱
	过滤器
	润滑油泵
	限压阀
	冷却器
	润滑部件
进排气系统	增压器
	进气阀
	排气总管
	排气阀
	尾气净化
	滤清器
	气门机构
冷却系统	气缸盖
	气缸体
	散热片
	风扇
	风压室

在表 2-1 中显示了柴油机的两层结构,整个柴油机分为燃油系统、润滑油系统、进排气系统和冷却系统,第二层又显示了组成各个系统的零部件详细列表,

通过对结构进行划分,可以为我们在故障诊断时进行故障分类提供方便。

2.1.2 柴油机常见故障及产生原因

1、燃油系统常见故障及产生原因（如表 2-2 所示）^[52]

表 2-2 柴油机燃油系统故障分析及产生原因

故障现象	产生原因	
启动困难	柴油温度低	环境温度低，加热设备不起作用
	柴油液位过低	柴油消耗将尽，供油不连续
	供油量不足	燃油泵故障
		柱塞副磨损严重
		柴油燃油中水分过多
		燃油过滤器堵塞或漏气
		高压油泵故障
	气缸内混合气体压力太低	活塞、缸套、活塞环等零件磨损严重、活塞
发动机运转时声音异常	喷油器故障	喷油压力过低，造成喷油提前，雾化不良
	喷油过早	
	各缸供油不均	
	喷油器针阀卡死	
声音异常	喷油泵调速器反应滞后	各缸喷油量、雾化效果不一致
发动机转速不稳定	各缸供油不均	个别进、排气阀出现故障
		个别气缸活塞环出现串气、断裂、磨损过度
	调速弹簧失效，喷油器压力过低	
气缸压缩压力不足	汽缸垫损坏	
	进气门和排气门的气门间隙调整不当	
	进气门和排气门与座密封不严	
	活塞环安装不正确，没有按原厂规定安装	
	活塞环与汽缸磨损严重，或活塞环卡死在活塞环槽内	

续表 2-2 柴油机燃油系统故障分析及产生原因

故障现象	产生原因	
柴油机突然 停车	燃油耗尽	
	燃油系统进入空气或油管破裂、接头松动	
	燃油中有水	
	燃油滤清器堵塞	
	喷油嘴柱塞卡死	
	喷油嘴柱塞弹簧断裂	
	进气管或空气过滤器堵塞	
	气门弹簧断裂或者气门卡死	
	润滑油压力过低	
	过度磨损	拉缸
		主轴承或连杆大端轴承烧瓦
最高爆发压力 下降	长期工作后的喷油泵或喷油器，产生滴漏，雾化不良	
	供油定时不对，喷油提前角过小，燃烧太迟	
工作粗暴,个 别气缸最高燃 烧压力过高	油量调节机构失灵或喷油器针阀卡死在全开的位置，燃油过多	
	喷油过早	
	轴承间隙过大或运动部件连接螺栓松动	
扫气压力下降	涡轮增压器损坏或空气滤器和空气冷却器污堵，阻力太大	
	涡轮背压太高，增压器转速降低	
	增压器气封环间隙过大或安装不正确造成漏气	
	换气系统中的进气阀阀片断裂或扫气泵活塞环磨损	
	排气回转阀损坏或间隙太大	
扫气压力升高	排气阀关闭不严	
	燃烧不良、后燃严重，排气温度升高	
	发生了活塞环咬住、损坏或轴承油膜破坏等故障	

2、润滑系统常见故障及产生原因, 如表 2-3 所示。

表 2-3 柴油机润滑系统故障分析及产生原因

故障现象	产生原因	
润滑油消耗偏多	润滑油油位偏高、偏低	
	活塞与气缸间隙过大	
	活塞环特别是油环弹性差	
	缸套、活塞环过度磨损	
	活塞环与环槽边隙和侧隙过大	
	增压柴油机涡轮增压器弹力密封装置失效	
	气门杆与导管配合间隙过大或油封失效	
润滑油的压力过低	油底壳的油位过低，油泵不能泵到油	
	油路里有空气	
	润滑油被柴油稀释，粘度下降	
	润滑油泵故障造成压力过低	
	润滑油滤清器调压弹簧过软	
	润滑油过滤器堵塞	
	油道泄漏	
润滑油的压力过高	润滑油滤清器调压弹簧过硬	
	调压阀的压力调整不当或堵塞、卡死	
	油温过低造成润滑油粘度过高	
	细滤器脏，旁通油量过小	
	主油道或油管堵塞	
润滑油温度过高	冷却不良	机油冷却器效率不高，散热片脏堵
		气缸盖和气缸体散热片表面脏堵严重
		冷却风短路或冷却风量不够
		润滑油容量不足，油底壳的液位太低
	柴油机工况不良	喷油器雾化不良
		柴油机长期处于超负荷状态
		空气过滤器脏、堵使柴油燃烧不充分
		活塞和缸套过度磨损为拉缸
	过度磨损	主轴承、曲柄销轴承磨损过度
	溢流阀压力低，机油从溢流阀溢出过多，通过冷却器的机油量减少	

3、进排气系统常见故障及产生原因,如表 2-4 所示

表 2-4 柴油机润滑系统故障分析及产生原因

故障现象	产生原因	
尾气冒黑烟	排气温 度 整体升 高	鼓风机风扇传动皮带过松, 使风扇转速降低
		空气滤清器堵塞
		涡轮增压器失效
		喷油器开启阀压力太低, 喷油器漏油, 喷孔堵塞等
		扫气压力和压缩压力过低
		排气阀漏气或气口严重结炭
		超负荷运行或由于负荷分配不均而造成某些缸超负荷
		燃油品质差
冒白烟	水漏入气缸	
尾气冒蓝烟	油底壳的机油液面太高	
	润滑油进入燃烧室	
	活塞环相互对口, 造成串气	
单缸不做功	气阀故障	进气阀常开或者常闭
		排气阀常开或者常闭
	燃油系统故障	单缸喷油器不喷油, 或没有雾化

4、冷却系统常见故障及产生原因, 如表 2-5 所示

表 2-5 柴油机冷却系统故障分析及产生原因

故障现象	产生原因	
柴油机机体温度过高, 冷却效果不佳	鼓风机风扇转速低	液力耦合器的热力膨胀阀不正常
	散热片脏、堵	尘埃, 油污结成污垢
	风压室密封不严	风压室盖板变形
机油温度过高	机油冷却器内部脏、堵严重	机油脏
	机油冷却器外部脏堵	尘埃, 油污结成污垢

2.2 统计学习理论相关知识

统计学习理论是目前比较好的专门针对小样本情况下机器学习规律的理论

之一,从上世纪六、七十年代开始已经越来越受到关注.到目前阶段随着其理论不断成熟,统计学习理论主要内容包括经验风险最小化原则下统计学习一致性的条件、在这些条件下关于统计学习方法推广性的界的结论、在这些界的基础上建立的小样本归纳推理就是结构风险最小化归纳原则、以及实现这些原则的实际算法—支持向量机等四个方面,因此在使用支持向量机的算法之前,有必要先介绍一下统计学习理论的重要概念和内容:经验风险最小化原则、VC维、推广性的界和结构风险最小化原则^[24]。

2.2.1 机器学习问题的表示

在人工智能领域,机器学习问题是一个重要的研究内容,它希望运用计算机学会人的学习能力,通俗的说就是在认识和学习客观事实的基础上得到一组数据集,通过分析这组数据总结出规律,再通过总结出的规律对未来的数据或者事实进行有效的预测和识别。

在一组函数 $\{f(x,a)\}$ 中求最优的函数 $f(x,a)$ 对依赖关系进行估计,使下式:

$$R(a) = \int \frac{1}{2} |y - f(x,a)| dP(x,y) \tag{2-1}$$

最小。其中存在密度函数 $P(x,y)$ 可以写成 $P(x,y)dx dy$ 。

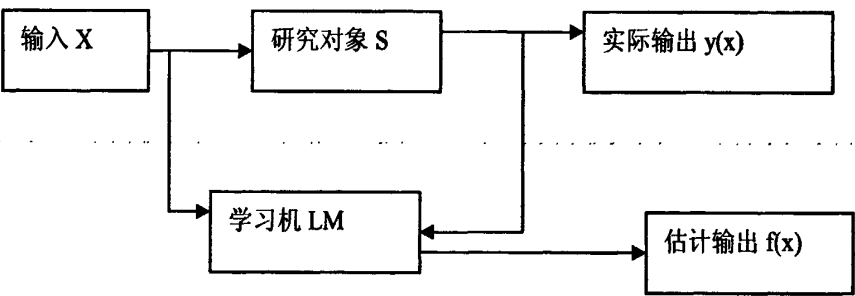


图2-1 机器学习的一般模型

机器学习的基本模型可用图2-1表示,该模型一般由数据产生器G、训练器S、学习机器LM三部分组成,其中G是数据产生器负责固定的产生随机向量x,S是训练器主要负责通过对每个输入向量计算并得到一个返回值y,这里判断它输出的结果根据的是固定但未知的条件分布函数 $F(y|x)$,LM是学习机器主要负责在一组函数集 $f(x,a), a \in \Lambda$ (其中 Λ 是参数集合) 中选择出最能够使输出y更近的逼近训练响应y的函数 $f(x,a)$ 。经过训练之后的学习机器对任意输入x都会给出输出y,使期望风险式(2-1)中 $R(a)$ 最小,这是我们真正需要考虑的问题。

2.2.2 VC 维

在统计学习理论中为了研究学习过程一致收敛的推广性和速度,定义了一系列关于学习性能的指标,其中一个核心概念就是VC维 (Vapnik-Chervonenkis Dimension), VC维是目前为止对函数集学习性能的最好描述指标,描述了学习机器的容量能够定量的反映函数集学习能力,它是由vapnik和chervonekis提出来的,以二人名字的首字母命名。

VC维的定义是: 设假设集 F 是一个由 X 上取值为1或-1的函数值组成的集合,定义VC维为

$$VC \dim(F) = \max \{m : N(F, m) = 2^m\} \quad (2-2)$$

当 $\{m : N(f, m) = 2^m\}$ 是一个无限集合时, 定义 $VC \dim(F) = \infty$ VC维的直观定义是对一个指示函数集, 能对空间中任意给定的最多 h 个样本进行所有可能(2^h 种)的划分, 则该函数集的VC维就是 h 。如果总存在任意数目的样本集合可以被函数集完全划分, 则该函数集的VC维就无穷大^[12-14]。统计学中认为, 学习机的推广性能会受到VC维的影响, 通过控制函数集的VC维可以使得学习机器的推广性能得到控制, 这样才可以实现不用再去考虑维数灾难这个问题, 目前并不是所有的函数集都知道其VC维, 只是对一些特殊的函数集才知道其VC维. 比如在 n 维实数空间中线性分类器和线性实函数的VC维是 $n+1$ 。

2.2.3 经验风险最小化原则

上文提到, 机器学习问题主要就是要考虑如何获得最小期望风险, 但是在实际工作过程中发现由于已知的全部信息只有独立分布样本, 无法通过这些直接计算出(2-1)式的期望风险, 人们根据概率论中的大数定律的思想来判断传统的学习方法自然用到算术平均代替式中的数学期望, 用

$$R_{emp}(w) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l L(y_i, f(x_i, w)) \quad (2-3)$$

来逼近式(2-1)定义的期望风险, 这里的 $R_{emp}(w)$ 通常称作经验风险, 经验风险最小化(ERM)原则就是指用经验风险的最小值代替期望风险 $R(w)$ 的最小值。对指示函数集中的所有函数, 经验风险和实际风险之间以至少 $1-\eta$ 的概率满足如

$$\text{下关系:} \quad R(a) \leq R_{emp}(a) + \sqrt{\frac{h \ln(\frac{2n}{m} + 1) - \ln(\frac{\eta}{4})}{n}} \quad (2-4)$$

此处 m 是函数集的VC维, n 是样本数, $0 < \eta < 1$ 。上式从理论上说明了学习机器的实际风险是由两部分组成: 前面一部分是经验风险(训练误差); 后面一部分是置信

范围,此项和学习机器的 VC 维 m 以及训练样本数 n 有关,随 n/h 的变化趋势如下图 2-2 所示:

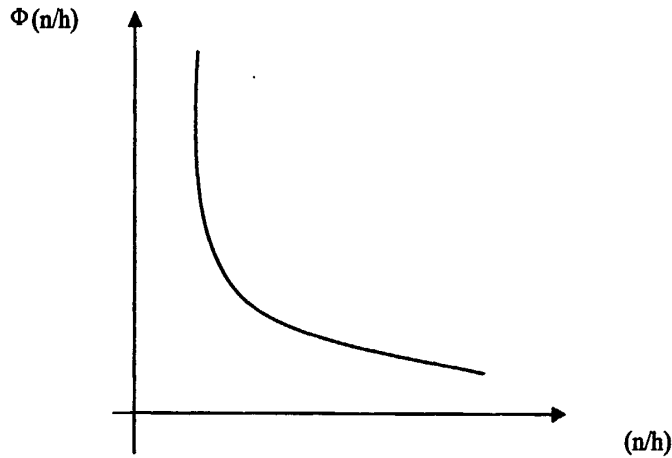


图 2-2 置信范围的变化趋势

上式表明,在有限的训练样本下,学习机器的 VC 维越高(复杂性越高),则置信范围越大。

另外我们如果仔细观察经验风险最小化原则和机器学习的期望风险最小化要求就会发现,使用风险代替期望风险仅仅是人们的直观做法,没有任何可靠的理论支持。理论上当训练样本数目趋向无穷大时,经验风险的最优值可以收敛到期望风险的最优值,但是在现实过程中我们大多数情况只有有限个样本,没有理论证明有限样本时在样本无穷大的情况下仍然可以获得良好的效果。另外我们发现我们的机器学习目的是通过求使经验风险最小化的函数来逼近能使期望风险最小化的函数,不是用经验风险去逼近期望风险,这里要求的一致条件比传统统计学中的一致条件更严格,这里我们通过经验风险最小化原则学习得到的预测函数是函数集中最保守和悲观的条件得到的。

2.2.4 学习机器的复杂性与推广能力

推广能力是指对未来输出进行正确预测的能力。如何使 $R_{emp}(w)$ 更小这是早期专家们主要研究的问题,但很快他们发现一味追求误差更小并不总能得到良好的效果。在早期的神经网络研究中,人们发现有时神经网络足够复杂,训练时间足够长,神经网络记住了所有训练样本,此时虽然误差为零,但训练出来的神经网络几乎不具有推广能力,有时过小的训练误差反而导致推广能力的下降。这就是训练神经网络遇到的过学习问题。之所以出现过学习的现象,一种可能

是因为学习样本不充分,二可能是学习机器的设计不合理。

经验风险最小化原则的学习方式存在以下三个问题,一是经验风险不能对学习机器性能起决定作用只能影响学习机器性能,有时无法提高学习机器的推广性能。二是学习机器复杂度越高经验风险往往越低,这时候执行经验风险最小化原则会使学习机器变的更加复杂。三是太高复杂度的学习机器会降低其性能,但推广性真正好的学习机器应该有与实际问题相对应的复杂度。

因此有限样本情况下,在理论上讲我们计算出的经验风险最小并不一定能够得到期望风险也最小,经验风险最小化原理在小样本的模式识别中已不适宜,这时需要有新的机器学习方法能够在小样本情况下让学习机器有好的推广性和满足复杂性。

2.2.5 结构风险最小化原理

从上面分析中可以看出,机器学习要取得较好的实际风险,不仅仅要让经验风险最小,还要尽量使VC维缩小置信范围,这样样本未来才会产生较好的推广性,经验最小化原理是不合理的,为处理这个问题,在构造学习机时,根据不同侧重点可以采用两种处理方法:

(1)先设计一个确定复杂度的函数集,在神经网络算法中就是从执行这个函数集中经验风险最小化原则开始,然后根据实际的样本情况来选择不同的网络结构,当确定了结构模型以后也就确定了网络的容量,等于说确定了置信范围,这时候再通过经验风险最小化求最小风险,显然这种方法花费时间比较多,当函数集数目很大时可能行不通。

(2)另一种方法是先设计出一个经验误差底线,再根据经验误差底线选择出能够满足这个误差底线的VC维最小的函数集,即得到某种结构使每个子集中都能取得最小的经验风险,再选择适当的子集使置信范围最小,这个子集中使经验风险最小的函数就是最优函数,支持向量机方法实际上就是这种思想的具体实现。

2.3 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)以统计学习理论中结构风险最小化原则为基础,最初是 Vapnik 为了解决模式识别问题时提出的,是一项新的数据挖掘技术,支持向量机能够有效地解决非线性、小样本、局部极小和高维数等

实际问题,经过多年的研究发展近年来在理论研究和算法实现等方面已经取得了重大进展,已经成为神经网络之后研究的新热点,在我们接触到的数据分类问题中,如果用传统的神经网络方法,可以这样简单的描述^[5-7]:

神经网络是随机生成的一个超平面,通过不断的移动超平面,最后刚好获得一个分类超平面,使得这些数据中不同类别的点刚好分布在这个超平面的两个不同面,因此神经网络中这些训练集的数据相当靠近这个超平面,但是在绝大多数情况下,这样获得的解并不是最优解,支持向量机它的处理机制则不一样,它通过算法自己努力去寻找一个超平面,这个满足条件的分平面要求它离训练集的点尽可能远而自己的两侧的空白区域是最大的^[5]。

支持向量机的主要思想可以概括为以下两点:(1)在线性不可分的时候,可以通过分析线性可分情况来将低维空间中线性不可分的情况通过非线性映射到高维空间中去并让其线性可分,这样做的后果是让在高维特征空间里面采用线性算法通过线性分析对样本的非线性特征变成现实;(2)它在特征空间中构建最优分割超平面使用结构风险最小化的理论,使得学习机得到全局最优化,并且在整个样本空间的期望风险以某个概率满足一定上界。这些思想使得支持向量机成为一种优秀的基于数据的机器学习算法,目前支持向量机的重点在于以下两个方面:

(1) 最优超平面的构造

统计学习理论在结构风险最小化原则基础上把最优超平面的构造转化为二次优化问题,通过求解二次优化问题来求得全局最优解,这是支持向量机的关键内容。

(2) 非线性问题的处理

很多分类问题在实际中是非线性的,怎么去解决非线性问题的能力对支持向量机是相当重要的,支持向量机首先将样本空间映射到更高维的特征空间,再在这更高维的特征空间中求出最优超平面,这个超平面就是对应着原样本空间中的非线性超平面。支持向量机通过具有特殊性质的核函数巧妙地避免了直接在高维空间中处理问题,从而降低了计算的复杂性。

2.3.1 最优超平面的构造

在下图2-3中很多分类器可以把数据分开,但只有一个使得离它最近的每个点与它的距离都达到最大值,这个线性分类器就是最佳分类超平面。

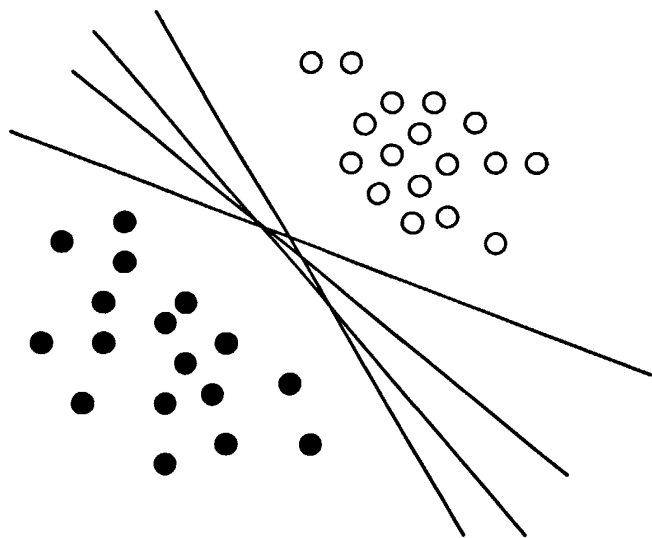


图2-3 分类超平面

最优超平面的构造又分为线性可分和线性不可分两种情况，支持向量机方法一开始是在线性可分基础上提出的。如图2-4,设两类样本集 $(x_i, y_i), x \in R^n, y_i \in \{-1, +1\}, i = 1, 2, \dots, N$, 其中 N 为训练样本总数， n 为样本空间的维数， y 为样本的类别标志。

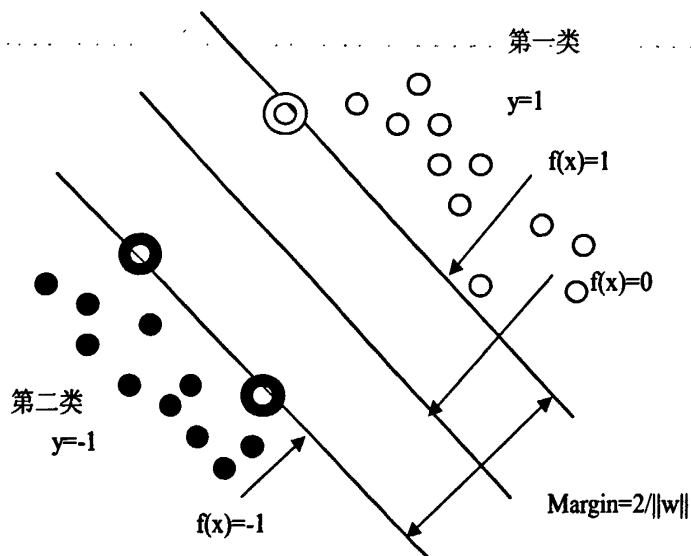


图2-4 线性可分情况下的分类超平面

上图2-4中红色点和白色点分别代表两类,考虑图中所示的二维两类线性可分情况,超平面的定义包括一维空间中的点和二维空间中的直线以及三维空间中的平面还有高维空间中的超平面,这里的H就是超平面,它的方向用法向量表示,直线H1和直线H2是与超平面平行且过两类样本中离超平面最近的直线,它们之间的距离称为分类间隔。

$$\begin{aligned} w \bullet x_i + b &= -1, y_i = -1 \\ \text{或者 } w \bullet x_i + b &= 1, y_i = +1 \end{aligned} \quad (2-5)$$

设用于分离的超平面方程是: $W \bullet X + b = 0$, 其中 w 是超平面的法向量, b 是超平面的常数项,现在的目的就是寻找最优的分类超平面,即寻找最优的 w 和 b , 设满足下面条件的特殊数据点称为支持向量, 支持向量是最难分类的, 他们和决策面的最优位置直接相关, 是那些最靠近决策面的数据点。按照上式则正反例的间隔为

$$\text{dis} = \frac{w}{\|w\|} \bullet (x_1 - x_2) \quad (2-6)$$

$$\text{又} \quad w \bullet x_1 + b = 1 \quad (2-7)$$

$$w \bullet x_2 + b = -1 \quad (2-8)$$

$$\text{所以} \quad \text{dis} = \frac{w}{\|w\|} \bullet (x_1 - x_2) = \frac{2}{\|w\|} \quad (2-9)$$

此时分类间隔等于 $\frac{2}{\|w\|}$, 所以, “使间隔最大” 等价于 “使 $\frac{\|w\|^2}{2}$ 最小”, 此时需求解下面的二次规划问题

$$\min \phi(w) = \frac{\|w\|^2}{2} \quad (2-10)$$

$$\text{s.t. } y_i[(w \bullet x_i) - b] \geq 1, i=1, 2, \dots, n \quad (2-11)$$

满足, 且使 $\frac{\|w\|^2}{2}$ 最小的分类面就叫做最优分类面, H_1 、 H_2 上的训练样本点就称作支持向量. 使用Lagrange乘子法可以解决上述问题, 建立Lagrange函数

$$J(w, b, a) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N a_i [y_i (w \bullet x_i + b) - 1] \quad (2-12)$$

其中辅助非负变量 a_i 称为 Lagrange 乘子, 对 w 和 b 求偏导并置零, 有

$$\frac{\partial J}{\partial w} = 0 \Leftrightarrow w = \sum_{i=1}^N a_i y_i x_i \quad (2-13)$$

$$\frac{\partial J}{\partial b} = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^N a_i y_i = 0 \quad (2-14)$$

再整理J最终可以得到原问题的对偶问题

$$\max Q(a) = J(w, b, a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (2-15)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^N a_i y_i = 0, a_i \geq 0 \quad (2-16)$$

设用 a_i^* 表示最优的Lagrange乘子,则此时原问题的最优解为:

$$w_0 = \sum_{i=1}^N a_i^* y_i x_i \quad (2-17)$$

$$b_0 = 1 - w_0^T x^{(s)}, y^{(s)} = 1 \quad (2-18)$$

至此原问题就得到了解决,此时,支持向量机的线性分类决策函数表示公式如下:

$$\text{sgn}(\sum_{i=1}^N a_i^* y_i x_i^T x + b) \quad (2-19)$$

其中 x 为测试集中的样本, sgn 为符号函数, N 为支持向量数目, b 为分类阈值,支持向量机决策的依据是从训练数据中得到的支持向量,那些与训练样本的最大间隔分类面最近的样本点就是这些支持向量。

2.3.2 核函数

上文一直在讨论线性分类器,它只能对线性可分的样本做处理。但是很多时候提供的样本线性不可分,这时候线性分类器的求解程序会无限循环,永远也解不出来,这必然使得它的适用范围大大缩小,于是就试图寻找一种办法让线性不可分的数据变得线性可分。

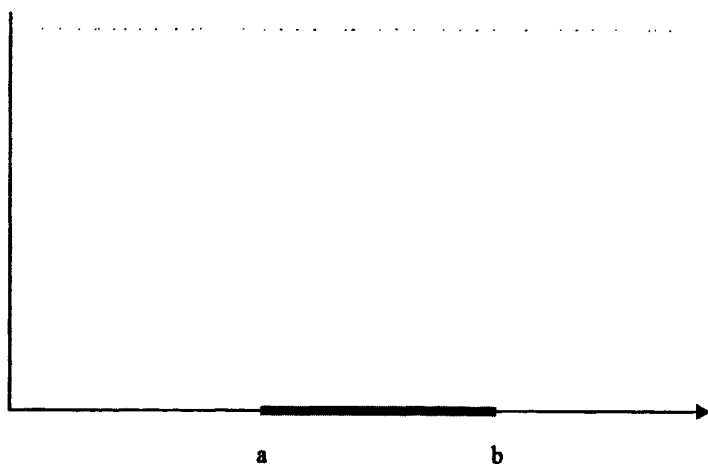


图 2-5 线性不可分变为线性可分

把图 2-5 中横轴上端点 a 和 b 之间红色部分里的所有点定为正类,两边的黑色部分里的点定为负类。很明显不能找到一个线性函数把这两类正确分开,因

为二维空间里的线性函数就是指直线，显然找不到符合条件的直线，但可以找到一条曲线，例如下面这一条：

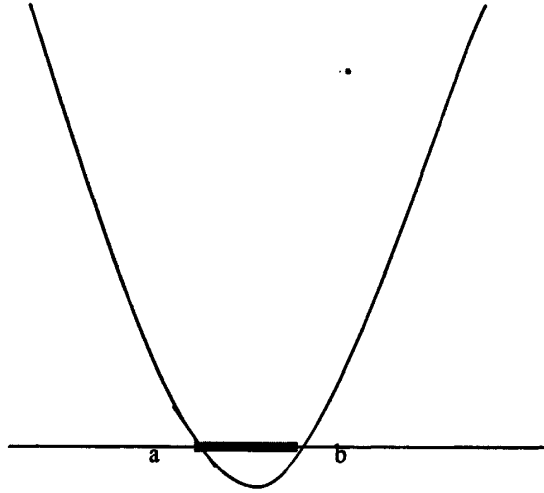


图 2-6 通过高维线性不可分变为线性可分

显然通过点在这条曲线的上方还是下方就可以判断点所属的类别，这条曲线就是二次曲线，它的函数表达式可以写为：

$$g(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2 \quad (2-20)$$

问题只是它不是一个线性函数，但是，如果我们新建一个向量 y 和 a ：

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ x \\ x^2 \end{bmatrix}, a = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} \quad (2-21)$$

这样 $g(x)$ 就可以转化为 $f(y) = \langle a, y \rangle$ ，实际上 $f(y)$ 的形式就是： $g(x) = f(y) = \langle a, y \rangle$ 在任意维度的空间中，这种形式的函数都是一个线性函数（只是 a 和 y 都是多维向量），因为自变量 y 的次数不大于 1，原来在二维空间中一个线性不可分的问题这时映射到四维空间后变成线性可分的了。因此这也形成了我们最初想解决线性不可分问题的基本思路——向高维空间转化，使其变得线性可分。而转化最关键的部分就在于找到 x 到 y 的映射方法。但是到目前为止找到这个映射还没有系统性的方法。用一个具体文本分类的例子来看看这种向高维空间映

射分类的方法如何实现,假设我们文本分类问题的原始空间是 1000 维的(即每个要被分类的文档被表示为一个 1000 维的向量),这个问题原本是线性不可分的。现在有一个线性函数 $f(x') = \langle w', x' \rangle + b$, 式中的 w' 和 x' 都是 2000 维的向量,其中 w' 是定值 x' 是变量,现在我们输入一个 1000 维的向量 x ,分类的过程是先把 x 变换为 2000 维的向量 x' ,然后求这个变换后的向量 x' 与向量 w' 的内积,把得到的这个内积的值和 b 相加得到结果,根据结果是大于阈值还是小于阈值就得到了分类结果。

这时发现其实只需要关心那个高维空间里内积的值,值算出来了就得到了分类结果。从理论上说, x' 是由 x 变换来的,因此广义上可以把它叫做 x 的函数,而 w' 是常量,它是一个低维空间里的常量 w 经过 x 与 x' 之间相同的变换得到的,所以给了一个 w 和 x 的值,就有一个确定的 $f(x')$ 值与其对应。那么是不是有这样一种函数 $K(w, x)$,他输入低维空间的值却算出高维空间的内积值 $\langle w', x' \rangle$? 这样的 $K(w, x)$ 确实存在,它就是核函数 (kernel), 而且还不止一个,事实上只要是满足了 Mercer 条件的函数都可以作为核函数。核函数的基本作用就是接受两个低维空间里的向量,能够计算出经过某个变换后在高维空间里的向量内积值。常见的核函数有:

(1) 多项式核

$$K(x, x') = (\langle x, x' \rangle + 1)^d \quad (2-22)$$

和

$$K(x, x') = \langle x, x' \rangle^d \quad (2-23)$$

为多项式 (Polynomial) 核,后面一种我们称为齐次多项式核

(2) Gauss 径向基函数, 称

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\delta^2}\right) \quad (2-24)$$

为 Gauss 径向基(Gauss Radial Basis Function)函数或称为 Gauss 核, 简称 RBF。

(3) 指数径向基函数(Exponential Radial Basis Function) 为

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|}{2\delta^2}\right) \quad (2-25)$$

(4) 多层神经网络(Multi-Layer Perception)数核为

$$K(x, x') = \tanh(\rho \langle x, x' \rangle + c) \quad (2-26)$$

(5) Fourier 级数(Fourier Series)核为

$$K(x, x') = \frac{\sin(N + \frac{1}{2})(x - x')}{\sin(\frac{1}{2}(x - x'))} \quad (2-27)$$

上节说到求一个线性分类器，它的形式应该是：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n a_i y_i \langle x_i', x' \rangle + b \quad (2-28)$$

现在这个就是高维空间里的线性函数，这里可以用一个低维空间里的函数来代替，

$$g(x) = \sum_{i=1}^n a_i y_i K(x_i, x) + b \quad (2-29)$$

这时 $f(x')$ 和 $g(x)$ 里的 a , y , b 全都是一样一样的！这就是说，尽管给的问题是线性不可分的，但是可以硬当它是线性问题来求解，只不过求解过程中，凡是要求内积的时候就选定的核函数来算。这样求出来的 a 再和选定的核函数一组合，就可以得出分类器。

2.3.3 松弛变量

现在我们已经把一个本来线性不可分的文本分类问题，通过映射到高维空间而变成了线性可分的。就像下图 2-7 中这样：

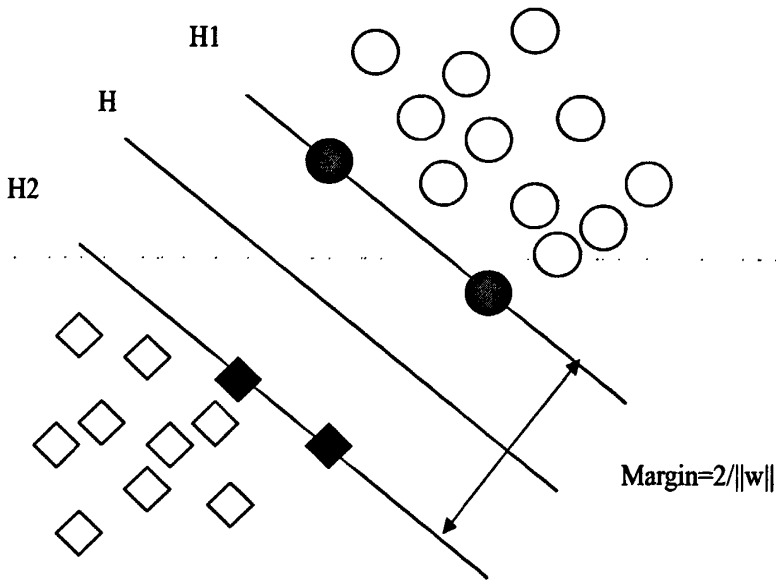


图 2-7 映射到高维空间

圆形和方形的点各有成千上万个，但是如果有另一个训练集，也就多了一个样本点，但是这个样本的位置是这样的：

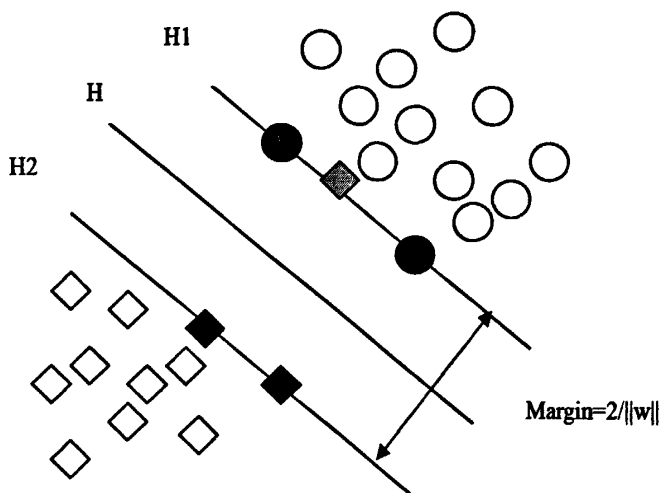


图 2-8 多一个样本点情况

图 2-8 中黄色方形那个点,这单独的一个负类样本使得原本线性可分的问题变成了线性不可分的。这样类似的问题叫做“近似线性可分”的问题。由于最初的表达式中需要考虑所有的样本点,再在这基础上去寻找正负类之间的最大几何间隔,又因为这几何间隔代表的是非负的距离,因此这种解法又称为硬间隔分类法,它会硬性的要求所有样本点都满足和分类平面间的距离必须大于某个值,由上面的例子中也可以看出,硬间隔的分类法结果容易受少数点的控制,这样得到的结果风险很高。但要解决这个问题也很容易,就是允许一些点到分类平面的距离不需要满足要求。由于不同的训练集各点的间距尺度不太一样,因此用间隔来衡量。对样本点的要求是:

$$y_i[(wx_i) + b] \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, J) \quad (J \text{ 是样本数}) \quad (2-30)$$

意思是说离分类面最近的样本点函数间隔也要比 1 大。如果要引入容错性,就给 1 这个硬性的阈值加一个松弛变量,即允许

$$y_i[(wx_i) + b] \geq 1 - \zeta_i \quad (i = 1, 2, \dots, J) \quad (J \text{ 是样本数}) \quad \zeta_i \geq 0 \quad (2-31)$$

因为这里的松弛变量是非负的,实际上这里最后得到的结果就是要求间隔可以比 1 小,但是当有些点真的出现了这种间隔比 1 还小的时候,这实际上就意味着也放弃了对这些点的精确分类,这对于分类器来说是种损失,但与此同时也放弃了这些点带来的一定好处,那就是使分类面不必因为这些点而移动,这样就可以得到更大的几何间隔(在低维空间看来,分类边界也更平滑)。显然必须权衡这种损失和好处,得到的分类间隔越大好处就越多。回顾原始的硬间隔分类对应的优化问题:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2-32)$$

$$\text{subject to } y_i[(wx_i) + b] - 1 \geq 0 \quad (i=1,2,\dots,l) \quad (l \text{ 是样本数}) \quad (2-33)$$

$\|w\|/2$ 就是目标函数（当然系数可有可无），希望它越小越好，因而损失必然是一个能使之变大的量，那如何来衡量损失，有两种常用的方式，有些人用二阶

软间隔分类器 $\sum_{i=1}^l \zeta_i^2$ 而有些人用一阶软间隔分类器 $\sum_{i=1}^l \zeta_i$ ，其中 l 都是样本的数目。

两种没有太大的区别，把损失加入到目标函数里的时候，就需要一个惩罚因子（cost），原来的优化问题就变成了下面这样：

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \zeta_i \quad (2-34)$$

$$\text{subject to } y_i[(wx_i) + b] \geq 1 - \zeta_i \quad (i=1,2,\dots,l) \quad (l \text{ 是样本数}) \quad (2-35)$$

$$\zeta_i \geq 0 \quad (2-36)$$

这里注意到惩罚因子 C 决定了你有多重视离群点带来的损失，显然当所有离群点的松弛变量的和一定时， C 越大，对目标函数的损失也越大，惩罚因子 C 是一个定值，不是一个变量，根据测试结果不断的修改 C ，如此就是一个参数寻优的过程，松弛变量也就是个解决线性不可分问题的方法，它和核函数的关系一般是这样，还以文本分类为例。在原始的低维空间中，样本相当的不可分，无论怎么找分类平面，总会有大量的离群点，此时用核函数向高维空间映射一下，虽然结果仍然是不可分的，但比原始空间里的要更加接近线性可分的状态，此时再用松弛变量处理那些少数“冥顽不化”的离群点，就得到了希望的结果。

2.4 本章小结

本章首先介绍了柴油机故障诊断基础理论，主要介绍了柴油机结构和常见故障，统计学习理论和支持向量机的理论基础，介绍机器学习问题的表示、VC 维、经验风险最小化原则、学习机器的复杂性能和推广能力、结构风险最小化原理，在支持向量机中最优超平面的构造、核函数和松弛变量等知识，简要的介绍了统计学习的有关理论，还介绍了支持向量机的基本理论。但同时我们也应当注意到统计学习理论中仍然有不完善和待改进之处，如结构风险最小化原则中的函数子集结构的设计和 SVM 中核函数的选择以及参数的确定问题等目前还都没有明确的理论指导，在我们实际工作时使用 SVM 之前仍然需要对训练样本进行合理的特征提取工作，以此来提高样本的有效性。

第3章 支持向量机在柴油机故障诊断中的实现

柴油机的故障诊断不是一个简单的二分类问题,而是基于多种故障类别的多分类问题,只有二值分类器显然远远不能够满足应用需要。但是最初支持向量机是基于解决两类分类问题提出的,并不能直接用于多类分类问题,如何将两类的支持向量机有效地推广到多类别分类是支持向量机在故障诊断领域拓展的关键,这刚好是目前世界上支持向量机研究的热点问题之一。本章主要介绍支持向量机在多分类问题中的研究。

3.1 多类问题

目前世界上已经有许多算法将支持向量机推广到多类分类问题,它们大概可以分为两大类:完全多类支持向量机(All-together Multi-class SVM)和组合多类支持向量机(Combined Multi-class SVM)^[50],完全多类支持向量机是使支持向量机本身成为解决多类分类问题的多类分类器,它将多个分类面的参数求解合并到一个最优化问题中,通过求解这个最优化问题一次性地实现多类分类;组合多类支持向量机是将多类分类问题逐步转化为两类分类问题,即通过某种方式构造一系列的两类分类器并将它们组合到一起来实现多类分类。

3.1.1 完全多类支持向量机

完全多类支持向量机就是通过一个优化问题来解决多类分类问题的方法。设训练样本共分 k 类,该方法构建 k 个两类规则,其中第 m 个决策函数 $w_m^T \phi(x) + b$ 用来将训练样本中的第 m 类与其它类分开,这里决策函数共有 k 个,但是这 k 个决策函数的产生都是为了解决一个问题,因此我们又把它称为完全多类支持向量机^[30-31]。这种方法可以表示为如下的二次规划问题:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{m=1}^k w_m^T w_m + C \sum_{i=1}^l \sum_{m \neq y_i} \zeta_i^m \quad (3-1)$$

$$\begin{aligned} w_{y_i}^T \phi(x_i) + b_{y_i} &\geq w_m^T \phi(x_i) + b_m + 2 - \zeta_i^m \\ \zeta_i^m &\geq 0, i=1, \dots, l, m \in \{1, \dots, j\} \end{aligned} \quad (3-2)$$

要求的对应的决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(w_m^T \phi(x) + b_m) \quad (3-3)$$

这种方法虽然看起来比较简单,但在实际工作中由于最优化问题的求解过程中目标函数复杂,变量过多而且计算复杂,分类精度上也不占优势。当训练样本数目很大的时候这一问题更明显。因此,在实际应用中很少采用

3.1.2 组合多类支持向量机

目前组合多类支持向量机从实现方法上大致分为两大类:用多个两类分类器和用层次型两类分类器,多个两类分类器包括一类对余类算法和成对分类算法;二叉树多级SVM:纠错编码SVM和层次型两类分类器包括有向无环图SVM、自适应DAG-SVM、重新排序ADAG-SVM。本节主要介绍用多个两类分类器实现的多类分类算法。

(1) 一对余类

一对余类算法是根据二分类算法,对于 $K(k \geq 2)$ 类SVM分类问题,为每一个类构造一个分类器,一共构造出 k 个两类分类器,最后的结果就是将 k 分类问题转化为 k 个两类SVM分类问题,将其中的第 m 类的训练样本作为一类,将除去 m 类之外的其余类别的训练样本作为一类。在对测试数据样本的分类时采用比较法测试样本 x 分别输入给 m 个两类分类器,从分类输出函数式

$$f^k(x) = \text{sgn}(\sum_{i \in S} a_i^k y_i^k K(x, x_i) + \beta^k) \quad (3-4)$$

可得 M 个输出结果,比较这 m 个数并求出其中的最大者,则输出结果最大的分类器序号即为测试样本 x 所属的类别号。

这种分类算法在分类器中所有的 m 类 N 个训练样本都要进行运算,在进行分类中,每个两类分类器都需要对测试样本分类才能判定测试样本的类别,当训练样本很大时,分类速度就会很慢

(2) 一对一类

在 m 类样本中用每两个训练样本进行训练,一共可以得到 $m(m-1)/2$ 个两类分类器,将测试样本输入到第 k 类样本和第 l 类样本构造的两类分类器,采用投票法进行分类,如果分类函数

$$f^{kl}(x) = \text{sgn}(\sum_{i \in S} a_i^{kl} y_i^{kl} K(x, x_i) + \beta^{kl}) \quad (3-5)$$

的输出结果判定属于第 k 类,就给第 k 类加一票;如果属于第 l 类就给第 l 类加一票,根据哪一类得票最多就判定测试样本 x 属于哪一类,本文将使用的LIBSVM包就是使用这种机制。

3.2 LIBSVM 软件和 MATLAB 介绍

支持向量机所涉及到的数学知识对于一般的工程技术人员来说是比较难的,如果每个人都通过自己编程实现难度就很大,为了方便大家使用,许多研究者把自己的成果免费提供出来给大家应用,这样就节约了很多人的精力,目前有很多有关 SVM 计算的相关软件,LIBSVM 就是其中一种,LIBSVM 是台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)教授等开发设计的一款简单方便的 SVM 模式识别与回归的软件包,他提供了很多的默认参数对 SVM 所涉及的参数调节相对比较少,用户利用这些默认参数可以解决很多问题,另外他还提供了源代码方便应用者自己修改应用。

3.2.1 LIBSVM 常用参数介绍

表3-1 LIBSVM可用的选项表示的涵义

-s svm类型: SVM设置类型(默认0)	0 -- C-SVC
	1 -- v-SVC
	2 -- 一类SVM
	3 -- e-SVR
	4 -- v-SVR
-t 核函数类型: 核函数设置类型 (默认2)	0 -- 线性: $u^T v$
	1 -- 多项式: $(r^T u^T v + \text{coef0})^{\text{degree}}$
	2 -- RBF函数: $\exp(-\gamma u - v ^2)$
	3 -- sigmoid: $\tanh(r^T u^T v + \text{coef0})$
核函数中的degree设置(针对多项式核函数)(默认3)	-d degree
核函数中的gamma函数设置(针对多项式/rbf/sigmoid核函数)(默认1/k)	-g γ (gama)
核函数中的coef设置(针对多项式/sigmoid核函数)((默认0)	-r coef
设置C-SVC, e-SVR和v-SVR的参数(损失函数)(默认1)	-c cost
设置v-SVC, 一类SVM和v-SVR的参数(默认0.5)	-n nu
设置e-SVR 中损失函数p的值 (默认0.1)	-p p
设置cache内存大小, 以MB为单位(默认40)	-m cachesize
设置允许的终止判据(默认0.001)	-e eps
是否使用启发式, 0或1(默认1)	-h shrinking
设置第几类的参数C为weight?C(C-SVC中的C)(默认1)	-wi weight
n-fold交互检验模式, n为fold的个数, 必须大于等于2	-v n

以上这些参数设置在实际应用的时候可以按照具体情况进行任意组合，如果在我们的程序中设置的参数在函数或SVM类型中不存在，这时程序会默认的不接受这些参数，程序运行效果不会受到影响，同样如果应有的参数设置错误，参数将采用系统本身的默认值。

可以这样表示LIBSVM软件的使用流程：

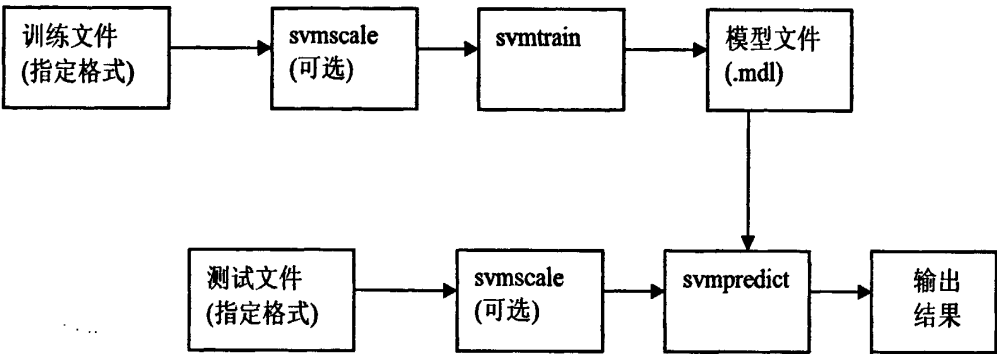


图3-1 LIBSVM软件的使用流程

3.2.2 MATLAB 语言主要特点与功能

MATLAB是1984年由美国MathWorks公司推出的一款商业数学软件,他目前已经成为国际上最流行的计算机辅助设计的软件工具之一,他通过编程可以直接得到计算结果和希望的精美图形,很大程度上降低了对使用者的数学和计算机语言知识的要求,大幅提供了编程效率。

MATLAB具有友好的工作平台和编程环境、简单易用的程序语言和强大的科学计算机数据处理能力、出色的图形处理功能、实用的程序接口和发布平台、应用广泛的模块集合工具箱、应用软件开发等七个特点，在MATLAB中用户可以使用到很多工具，其中许多都是图形用户界面，方便用户进行人机交换而且操作简单，它通过编写好的M文件(应用程序)运行，最新版本的MATLAB是基于C++语言基础上的，而且比其更加简单，方便了许多非计算机专业人员使用，它在应用计算时相当强大，拥有600多个工程中要用到的数学运算函数，可以方便用户实现各种计算功能，而且MATLAB在许多领域都有强大的模块集和工具箱，用户可以直接使用这些而不需要自己编码，另外MATLAB还有一系列程序接口方便与其他应用程序对接。

3.3 基于 SVM 的柴油机故障诊断技术应用

燃油系统主要由喷油泵以及高压油管和喷油器等组成,是柴油机的重要组成部分,它的性能好坏直接决定了柴油机工作过程以及整机性能的好坏,表3-2是柴油机工程师和用户协会出版的报告,报告中显示喷油系统及燃油系统故障是柴油机所有故障的主要故障源,因此我们下文以燃油系统为例来说明SVM在柴油机故障诊断中的应用。

表3-2 柴油机工程师和用户协会出版的报告

故障的分类	故障出现率%
喷油系统及燃油系统故障	27.0
漏水故障	17.3
阀门及阀座故障	11.9
轴承故障	7.0
活塞组件故障	6.6
漏油及润滑系统故障	5.2
涡轮增压系统故障(包括外来侵入故障)	4.4
齿轮及驱动装置故障	3.9
调速器齿轮故障	3.9
燃油泄露	3.5
漏气	3.2
基座故障	0.9
曲轴故障	0.2
其他破坏及故障	5.0

3.3.1 燃油系统常见故障分析

实验数据来源于文献[51],文献51中是用神经网络的方法来诊断柴油机故障,本文使用支持向量机来诊断柴油机故障。实验台上模拟了燃油系统常见的9种故障,分别是正常工作情况,供油量不足(包括75%供油、50%供油、25%供油、怠速供油),针阀卡死至油孔堵塞(包括小油量和标定油量下),针阀泄露,出油阀失效等,这里面把正常状态也算作故障的一种类型,这时分别用T1-T9来表示九种故障,分别是T1正常情况100%供油, T2是75%供油量, T3是50%供油量, T4是25%供油量, T5是怠速油量, T6是小油量时针阀卡死, T7是标定油量时针阀卡死, T8是针阀泄漏, T9是出油阀失效等九种故障^[51]。

表3-3 样本数据

序号	样本数据/故障特征数据								故障
	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	
1	0.7557	0.2281	0.015586	0.15471	0.1547	0.16109	0.12739	0.14335	正常 喷油
2	0.74378	0.27833	0.16303	0.14216	0.13223	0.17908	0.12458	0.13799	
3	0.7409	0.25091	0.16728	0.15815	0.14868	0.16707	0.11976	0.13723	
4	0.73224	0.23097	0.16936	0.14613	0.14371	0.16887	0.11523	0.1317	
5	0.73144	0.25232	0.16874	0.15266	0.1392	0.17303	0.11881	0.13966	
6	0.72911	0.27973	0.1643	0.14411	0.13204	0.16895	0.12301	0.13987	
7	0.72524	0.26616	0.17069	0.13656	0.15055	0.1686	0.1299	0.14379	
8	0.72113	0.27973	0.1643	0.14411	0.13204	0.16895	0.12301	0.13987	
9	0.7199	0.26779	0.16372	0.13804	0.14056	0.16546	0.12122	0.13104	
10	0.65915	0.22362	0.17094	0.1206	0.13678	0.17068	0.10899	0.13969	75% 油 量
11	0.65476	0.20755	0.15371	0.13923	0.3552	0.16192	0.10796	0.13522	
12	0.65435	0.23175	0.1607	0.134	0.13761	0.165	0.11131	0.13305	
13	0.65383	0.21006	0.15928	0.12955	0.13437	0.1608	0.11594	0.13722	
14	0.649	0.24696	0.15175	0.14132	0.13986	0.15836	0.11953	0.13676	
15	0.64525	0.2176	0.14548	0.13141	0.14362	0.16199	0.11669	0.12979	
16	0.63985	0.24984	0.13923	0.14583	0.13332	0.16815	0.11611	0.13562	
17	0.63945	0.22378	0.15052	0.13072	0.1395	0.16156	0.11221	0.14157	
18	0.63866	0.24583	0.16032	0.13619	0.14454	0.16335	0.12175	0.13013	
19	0.63969	0.19848	0.13967	0.1501	0.13726	0.15942	0.11114	0.12769	50% 油 量
20	0.63601	0.20301	0.13059	0.13624	0.13365	0.17147	0.11153	0.1296	
21	0.63341	0.21267	0.12507	0.15017	0.13234	0.17239	0.11243	0.13088	
22	0.63303	0.2169	0.15614	0.13074	0.14562	0.16944	0.11076	0.12668	
23	0.63081	0.2534	0.15453	0.13511	0.12827	0.16339	0.10925	0.12936	
24	0.63026	0.22838	0.14968	0.12263	0.13745	0.16913	0.11182	0.1314	
25	0.63012	0.18489	0.15069	0.13565	0.13967	0.15574	0.11694	0.12756	
26	0.62716	0.24847	0.14083	0.14644	0.12596	0.16922	0.12227	0.13057	
27	0.6258	0.20312	0.14007	0.12774	0.12774	0.16223	0.12119	0.1359	
28	0.59651	0.1527	0.12573	0.16935	0.13109	0.16254	0.11023	0.12884	25% 油 量
29	0.59585	0.16801	0.12161	0.15593	0.13886	0.17724	0.11401	0.13236	
30	0.59107	0.1768	0.12974	0.15775	0.12655	0.17657	0.11766	0.13552	
31	0.59106	0.16276	0.12493	0.16816	0.1261	0.15913	0.11242	0.1225	
32	0.58964	0.16963	0.13721	0.17359	0.13188	0.16418	0.11257	0.13114	
33	0.58921	0.19515	0.13816	0.16046	0.13049	0.17993	0.11011	0.13759	
34	0.58549	0.21066	0.12431	0.14306	0.11699	0.16357	0.12468	0.13031	
35	0.58425	0.17945	0.1196	0.1562	0.137	0.16996	0.11467	0.13457	
36	0.58386	0.24012	0.14612	0.12278	0.14166	0.17095	0.11248	0.13388	
37	0.49771	0.17716	0.1154	0.10921	0.12592	0.1614	0.11492	0.13006	怠速 流量
38	0.4976	0.15437	0.12598	0.11538	0.12413	0.16705	0.10656	0.14112	
39	0.49516	0.14475	0.10971	0.13055	0.12924	0.16583	0.11556	0.12718	
40	0.48842	0.15474	0.11329	0.13325	0.12826	0.15826	0.12064	0.12546	
41	0.48668	0.15295	0.111	0.11897	0.12589	0.16169	0.11263	0.12821	
42	0.48644	0.17303	0.12527	0.12977	0.12542	0.15877	0.12227	0.13528	
43	0.48501	0.15383	0.1121	0.12587	0.13185	0.16194	0.12476	0.13107	
44	0.48422	0.17133	0.11847	0.12382	0.13013	0.15795	0.11015	0.12773	
45	0.48163	0.16928	0.11871	0.12261	0.12645	0.16429	0.11859	0.12671	

续表3-3 样本数据

序号	样本数据/故障特征数据								故障
	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	
46	0.67854	0.22976	0.15464	0.17939	0.13158	0.14428	0.1051	0.12154	针 阀 卡 死 I
47	0.67008	0.26384	0.17326	0.16429	0.10947	0.16584	0.11185	0.12091	
48	0.65998	0.20437	0.13257	0.16685	0.12162	0.1724	0.11943	0.12557	
49	0.64923	0.22569	0.14889	0.18055	0.13315	0.14265	0.10678	0.11557	
50	0.64851	0.22854	0.14177	0.15824	0.13375	0.17444	0.11711	0.12459	
51	0.64103	0.32548	0.18744	0.13053	0.14048	0.14895	0.10206	0.12834	
52	0.64038	0.32152	0.18154	0.13718	0.15908	0.14838	0.10717	0.13622	
53	0.63853	0.27977	0.16641	0.14078	0.14675	0.15808	0.11176	0.12886	
54	0.62966	0.31009	0.18241	0.13428	0.1375	0.15234	0.1	0.12354	
55	0.9	0.29788	0.1904	0.16108	0.14358	0.15992	0.12018	0.127	针 阀 卡 死 II
56	0.86874	0.29701	0.18691	0.16495	0.14632	0.14877	0.1169	0.12636	
57	0.86561	0.30018	0.1914	0.1633	0.14303	0.16268	0.12125	0.12507	
58	0.86156	0.32864	0.20148	0.18497	0.13756	0.16203	0.12158	0.13075	
59	0.86021	0.30849	0.19929	0.17966	0.13714	0.16386	0.12408	0.13268	
60	0.85837	0.38187	0.18893	0.16082	0.15434	0.14493	0.10045	0.1349	
61	0.85781	0.31088	0.20372	0.1874	0.14614	0.1502	0.11325	0.1349	
62	0.85069	0.34529	0.19014	0.17468	0.14273	0.15499	0.11341	0.13317	
63	0.84418	0.35251	0.1986	0.17765	0.15517	0.1577	0.11762	0.13701	
64	0.70786	0.2319	0.13993	0.14184	0.13266	0.14887	0.11745	0.13671	针 阀 泄 露
65	0.69644	0.22654	0.15001	0.15022	0.13759	0.16145	0.11456	0.12451	
66	0.69128	0.26862	0.1506	0.13995	0.12654	0.15927	0.10652	0.12452	
67	0.6884	0.22367	0.15434	0.15514	0.14198	0.15405	0.11635	0.12645	
68	0.68592	0.23286	0.12923	0.15764	0.12569	0.15864	0.11518	0.13066	
69	0.68496	0.24594	0.16993	0.14384	0.12628	0.15579	0.11548	0.13391	
70	0.6845	0.22787	0.15609	0.13999	0.13234	0.1522	0.1171	0.12979	
71	0.68202	0.2496	0.15431	0.13532	0.13087	0.15811	0.1067	0.12397	
72	0.67888	0.21911	0.14028	0.16365	0.13674	0.16136	0.10575	0.11996	
73	0.76067	0.21935	0.15168	0.16554	0.14553	0.15967	0.11545	0.13909	出 油 阀 失 效
74	0.76061	0.25103	0.15455	0.16977	0.15036	0.16779	0.1284	0.14224	
75	0.76042	0.22351	0.14963	0.17073	0.13551	0.17105	0.11886	0.1391	
76	0.75545	0.2457	0.14289	0.16287	0.12928	0.16842	0.12769	0.13402	
77	0.75269	0.24863	0.1751	0.14807	0.13969	0.16781	0.11634	0.13952	
78	0.7510	0.23735	0.1676	0.1615	0.14311	0.16944	0.12232	0.13836	
79	0.75035	0.24078	0.16833	0.15853	0.14357	0.16213	0.12113	0.14087	
80	0.74986	0.24547	0.16595	0.16595	0.14302	0.16982	0.12104	0.14655	
81	0.74851	0.29003	0.17448	0.1354	0.13377	0.17046	0.12993	0.13592	

3.3.2 Matlab 故障诊断实现

Matlab诊断首先需要从原始数据里面得出需要的训练集和测试集数据，通过对数据一定的预处理，有时候还需要对数据进行一些特征提取，这样得到的训练集再用SVM进行训练，训练后用得到的模型来预测测试集中的分类数据，算法流程如下：



图3-2 算法流程

上文中一共列出了81组数据，这其中共分为9组数据，现在把这9组数据中每组前7个数据作为训练集，把每组中剩下的后2组数据作为测试集，这样训练集中一共包括63组数据，测试集包含18组数据，真正的实现小样本数据来作为测试案例，使得训练出来的模型能够有充足的说服力。

% 选定测试集和训练集

```

train_engine =
[engine(1:7,:);engine(10:16,:);engine(19:25,:);engine(28:34,:);engine(37:43,:);engine(
46:52,:);engine(55:61,:);engine(64:70,:);engine(73:79,:)];
train_engine_labels =
[engine_labels(1:7);engine_labels(10:16);engine_labels(19:25);engine_labels(28:34);
engine_labels(37:43);engine_labels(46:52);engine_labels(55:61);engine_labels(64:70
);engine_labels(73:79)];
test_engine =
[engine(8:9,:);engine(17:18,:);engine(26:27,:);engine(35:36,:);engine(44:45,:);engine(
53:54,:);engine(62:63,:);engine(71:72,:);engine(80:81,:)];
test_engine_labels =
[engine_labels(8:9);engine_labels(17:18);engine_labels(26:27);engine_labels(35:36);
engine_labels(44:45);engine_labels(53:54);engine_labels(62:63);engine_labels(71:72
);engine_labels(80:81)];
    
```

训练集选定以后,再进行数据预处理,在这里预处理的方法是对数据进行归一化,归一化就是要把你需要处理的数据经过处理后(通过某种算法)限制在你需要的一定范围内,归一化有两点好处,一是可以为了后面数据处理的方便,二是可以保证程序运行时收敛加快。

归一化实际上是归纳统一样本的统计分布性,在0-1之间的归一化是统计的概率分布,在-1--+1之间的归一化是统计的坐标分布,归一化就是同一和统一以及合一的意思,无论是建模还是计算之前首先要求基本度量单位要同一,支持向量机是以样本在事件中的统计分布机率来进行训练(概率计算)和预测的,但是有时归一化处理会使得数据变差,有时根据输出值的分布情况或标准化等其它统计变换方法有时可能更好。

由于采集的各数据单位不一致,因而须对数据进行归一化处理,归一化方法在数学中主要有如下几种:

1、线性函数转换的表达式:

$$y=(x-\text{MinValue})/(\text{MaxValue}-\text{MinValue})$$

这里x、y是转换前后的值, MinValue、MaxValue是样本的最小值和最大值。

2、对数函数转换的表达式如下: $y=\log_{10}(x)$ 这里是以10为底的对数函数转换。

3、反余切函数转换的表达式如下: $y=\text{atan}(x)*2/\pi$

matlab中的归一化处理有四种方法

1. `premnmx`、`postmnmx`、`tramnmx`

`premnmx`语句的语法格式是: `[Pn,minp,maxp,Tn,mint,maxt]=premnmx(P,T)`其中P, T分别为原始输入和输出数据, `minp`和`maxp`分别为P中的最小值和最大值。`mint`和`maxt`分别为T的最小值和最大值。`premnmx`函数归一化后的数据将分布在`[-1,1]`区间内。如果我们在训练时用的是经过归一化的样本数据, 那么以后用到的新数据也应该先进行同样的预处理, 这就要用到`tramnmx`。下面介绍`tramnmx`函数: `[Pn]=tramnmx(P,minp,maxp)`其中P和Pn是变换前后的输入数据, `maxp`和`minp`是`premnmx`函数的最大值和最小值。

2. `restd`、`poststd`、`trastd`

`premnmx`指的是归一到`[-1 1]`, `prestd`归一到单位方差和零均值。

3. 自己编程,具体用那种方法就和你的具体问题有关了,这里举例子比如

`pm=max(abs(p(i,:))); p(i,:)=p(i,:)/pm;`和`for i=1:27`

`p(i,:)=(p(i,:)-min(p(i,:)))/(max(p(i,:))-min(p(i,:)));end` 可以归一到0 1 之间

`0.1+(x-min)/(max-min)*(0.9-0.1)`其中`max`和`min`分别表示样本最大值和最小值。

这个可以归一到0.1-0.9

4. 还可以用 `mapminmax`。这个函数可以把矩阵的每一行归一到`[-1 1]`。`[y1,PS] = mapminmax(x1)`。其中x1 是需要归一的矩阵 y1是结果当需要对另外一组数据做归一时, 比如SVM 中的 training data用以上方法归一, 而test data就可以用下面的方法做相同的归一了`y2 = mapminmax('apply',x2,PS)`当需要把归一的数据还原时, 可以用以下命令`x1_again = mapminmax('reverse',y1,PS)`

那么我们什么时候要用归一化呢? 这里就要先说到奇异样本数据这个概念, 所谓奇异样本数据就是说相对于其他输入样本特别大或者特别小的样本矢量。

下面举例: `M=[0.11 0.15 0.32 0.45 30;`

`0.13 0.24 0.27 0.25 45];`

上面M中的第五列数据相对于其他4列数据就是奇异样本数据,因为奇异样本数据的存在会引起训练网络的时间增加而且可能导致网络无法收敛, 所以在

对存在奇异样本数据的训练样本数据集训练之前首先要进行归一化, 如果不存在奇异样本数据则可以不用归一化。在本文中使用的数据因为是已经经过预处理的数据, 这里就不用再进行归一化, 在这里如果再进行归一化相反会让分类变的混乱得不到正确的分类结果。

首先要把数据加载进去, 用load chapter12_engine.mat实现, 因为是在libsvm工具包的基础上写代码, 这里就涉及到怎么选择最好的惩罚参数c和参数g的问题, 部分代码如下:

```
% 数据处理
% 数据处理, 将训练集和测试集归一化到[0, 1]区间
bestcv = 0;
for log2c = -5:5,
    for log2g = -5:5,
        cmd = ['-v 3 -c ', num2str(2^log2c), ' -g ', num2str(2^log2g)]:
        cv = svmtrain(train_engine_labels, train_engine, cmd);
        if (cv >= bestcv),
            bestcv = cv; bestc = 2^log2c; bestg = 2^log2g;
        end
    end
end
cmd = ['-c ', num2str(bestc), ' -g ', num2str(bestg)]:
% SVM网络训练
model = svmtrain(train_engine_labels, train_engine, cmd);
% SVM网络预测
[predict_label, accuracy] = svmpredict(test_engine_labels, test_engine, model);
fprintf('predict_label=%g\n', predict_label);
```

图3-3 编程代码

这里通过编程的方法让c和g在2的-5次方到2的+5次方里面变化可以得到一系列的正确率, 然后取有最高正确率的c和g, 这时候得到的准确率也是最准确的, 在matlab中运算结果如下:

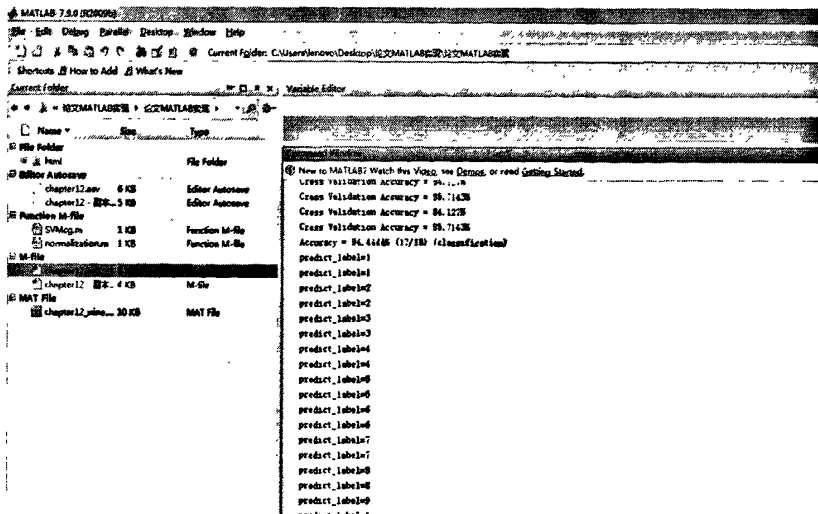


图3-4 最后运算画面

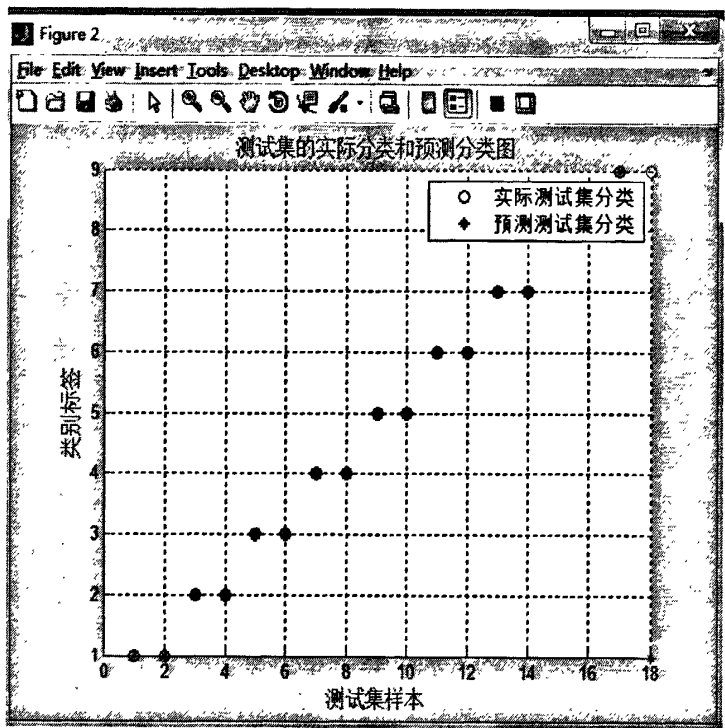


图3-5 最后分类结果

从上面两张图片可以看出，最后运算得到的准确率为94.44%，共18个测试数据17个判断正确，只有最后一个测试数据分类错误，这已经达到了理想的效果，因为在实际工作过程中即使是使用支持向量机，我们也不能要求判断正确率是100%，我们能做的是尽量提高正确率，而不是没有错误率，在本例中我也尝试了把每组的前六个数据作为训练集，把最后三个数据作为测试集，得到的结果是27个数据中共有25个能够判断正确，但还有2个数据会出现错误分类，如果把每组的前五个数据作为训练集，把最后四个数据作为测试集，得到的结果会更差，因此可以看出如果在实际工作过程中我们还是需要提供足够的训练集才能得到我们理想的结论。

3.4 本章小结

本章对如何扩展SVM多值分类器进行了介绍，并就柴油机燃油系统进行举例分析SVM在柴油机故障诊断过程中的应用,还分析了在故障诊断领域进行多值分类器的构造中完全多类SVM和组合多类SVM的不同点，实际过程中更多的使用组合多类SVM,在本文进行的燃油系统故障诊断中就是这样做的。

第4章 柴油机故障诊断系统的开发

4.1 系统开发语言

本系统是使用VB作为开发语言来开发完成的,VB是美国微软公司于90年代推出的一种可视化的、面向对象和采用事件驱动方式的结构化高级程序设计语言,无论是用于商用软件的开发还是处理实际问题的小程序,VB都能够提供有效的支持,它具有强大的开发功能而且比较容易掌握,在图形化编程中VB采用可视化的开发手段,只需要把需要的控件拖放到屏幕上的相应位置即可进行界面程序的开发,Visual意思是可视的用于开发像Windows操作系统的图形用户界面方法,Basic意思是初学者通用符号指令代码,为Beginners' All-Purpose Symbolic Instruction Code的缩写,因为本论文研究的重点只涉及软件实现部分,所以采用VB语言已经足够满足要求。

VB具有以下几个特点:采用面向对象设计思想,把复杂的设计问题分解为多个能够完成独立功能且相对简单的对象集合,在Windows环境下是以事件驱动方式运行每个对象的都能响应多个区别事件,每个事件能驱动代码事件过程,通常称这种机制为事件驱动的编程机制,并且VB为编程提供了集成开发环境,在这个环境中编程者可设计界面、编写代码、调试直至把应用编译成运行可执行文件并为它生成安装VB集成开发环境为编程者提供了很大方便,而且VB可以访问多种数据库它提供了ADOControl控件可以用最少代码实现数据库操作和控制,还可以支持对象链接和嵌入,功能十分强大。

在后台数据库方面本文采用后台自带的Access数据库作为系统数据库,它具有强大的数据管理和用户管理以及安全检查等功能,具有开发比较简单,界面友好易学易用等特点,同时具备强大的数据处理功能,另外它还可以方便地生成各种数据对象,利用存储数据建立窗体和报表这样可视性比较好。

4.2 故障诊断系统的实现

本系统为柴油机故障诊断系统,在整个系统中实现了用户登录、故障输入,故障诊断,故障诊断结果查询,故障报表打印,用户管理等功能,下面将一一介绍这些功能的实现。

4.2.1 用户登录

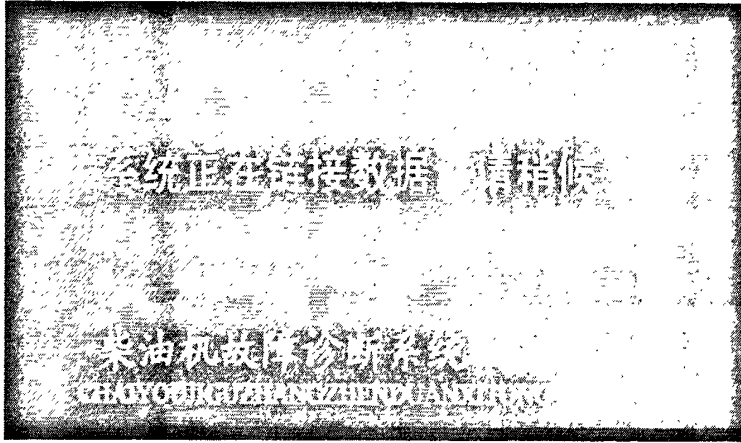


图4-1 系统启动界面

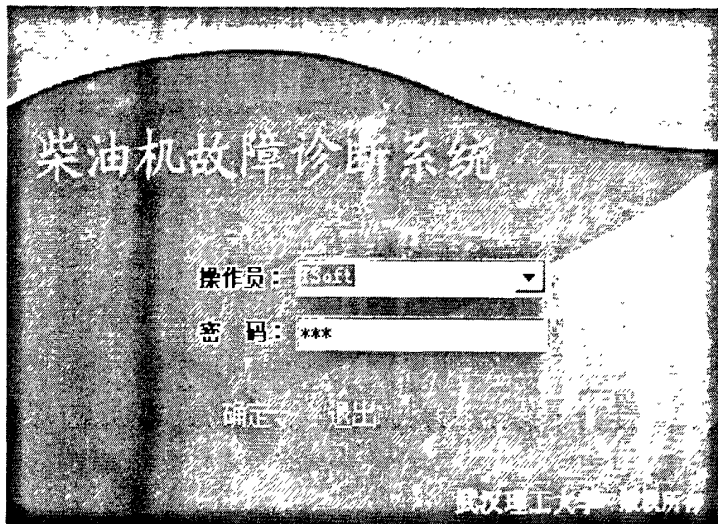


图4-2 系统登陆界面

该功能点主要是实现用户登录的功能,一个用户表来管理系统的登录机制。此表为usertb,设计很简单,存储了用户的ID和用户名以及密码信息。具体的登录界面如图4-2所示,登陆系统需要输入正确的用户名和密码才能登录,否则会无法登陆。

4.2.2 系统主界面

系统启动后进入的系统的主界面如图4-3所示,系统左边有一个主菜单条,其中有五个菜单项,用鼠标单击即可进入下一菜单。主菜单由五个子模块组成

分别是故障输入模块、故障输出模块、故障类别管理、报表打印、系统维护。

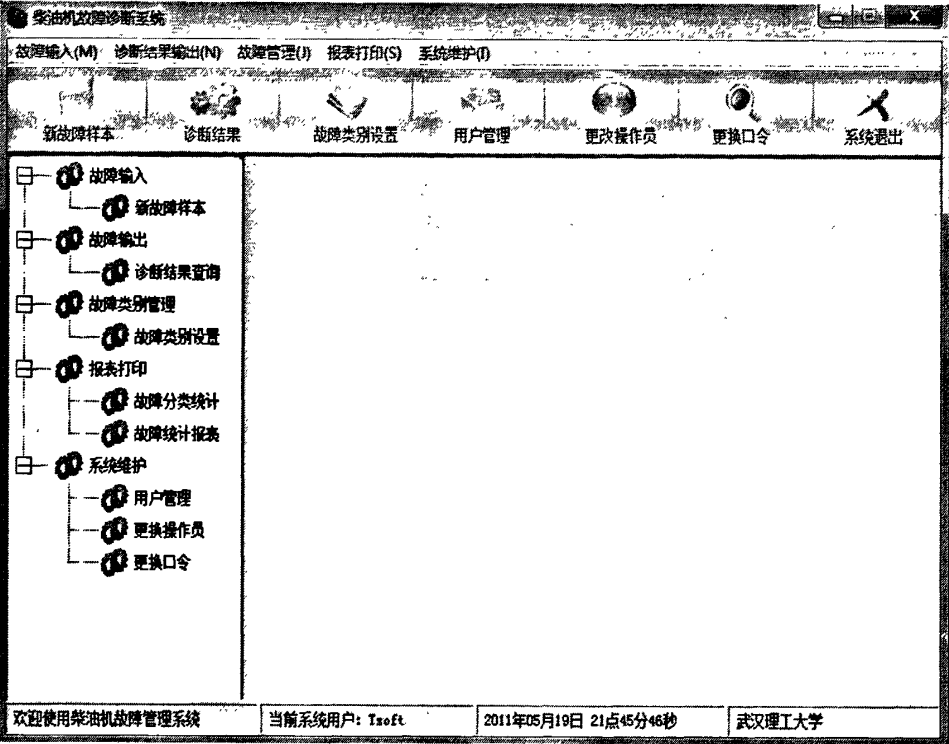


图4-3 系统主界面

4.2.3 柴油机故障输入模块

在输入模块中实现了对新故障样本的输入功能，因为是对柴油机系统进行故障诊断，这里设计的时候就是考虑输入一些常用的参数，根据这些常用的参数来判断目前故障原因，需要输入的信息包括柴油机功率、柴油机转速、故障类别、类别代码、燃油温度、滑油消耗量、滑油温度、滑油压力、冷却水温度、冷却水压力、增压压力、排气温度、进气温度、进气压力等信息，如图4-4中所见，该模块主要实现了增加和删除故障样本的功能，退出功能为退出当前输入模块。

新故障样本

当前系统用户 : Tsoft

83

故障编号

201105210001

故障日期

2011/5/21

柴油机转速

柴油机功率

故障类别

类别代码

燃油温度

滑油消耗量

滑油温度

滑油压力

冷却水温度

冷却水压力

增压压力

排气温度

进气温度

进气压力

添加

保存

清除

删除

刷新

退出

故障编号	故障日期	柴油机转速	柴油机功率
201103290009	2011/3/29	1200	150
201103290010	2011/3/29	1500	200
201103290012	2011/3/29	1500	150
201103290013	2011/3/29	1500	200
201103290015	2011/3/29	1200	150
201103290016	2011/3/29	1500	125

图4-4 故障样本输入页面

4.2.4 柴油机故障诊断结果输出

柴油机故障信息

故障诊断详细信息

故障分类

燃烧系统

滑油系统

增压系统

冷却系统

其它故障

故障编号

故障类别

故障原因

维修意见

故障编号	故障类别	故障原因	维修建议
------	------	------	------

图4-5 故障诊断结果输出模块

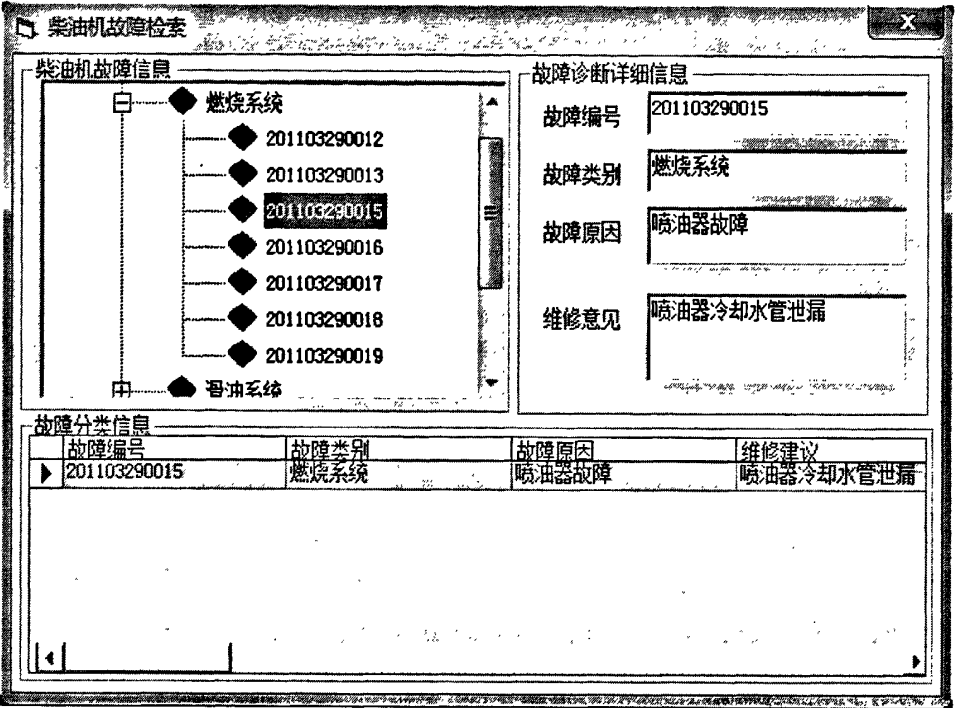


图4-6 故障输出界面

该模块的作用主要是把故障诊断的结果输出,输出后看到形式如图4-6,这里故障诊断的技术是通过上文中介绍的支持向量机来实现的,把每组输入的新故障样本输入后存进数据库,然后在matlab中把数据库中数据读取出来,通过SVM故障诊断的方法准确分类,得到诊断结果,诊断出来的结果再存进数据库,这时候通过上面界面显示出来给用户参考,如图4-7所示,在数据库中设计了对应的表格。

newtb : 表	
字段名称	数据类型
故障编号	文本
故障日期	日期/时间
柴油机转速	文本
柴油机功率	文本
类别代码	数字
燃油温度	文本
滑油消耗量	文本
滑油温度	文本
滑油压力	文本
冷却水温度	文本
冷却水压力	文本
增压压力	文本
排气温度	文本
进气温度	文本
进气压力	文本
诊断结果编号	文本

Microsoft Access - [guzhang : 表]	
文件(F) 编辑(E) 视图(V) 插入(I)	
字段名称	数据类型
诊断结果编号	文本
故障原因	文本
维修建议	文本

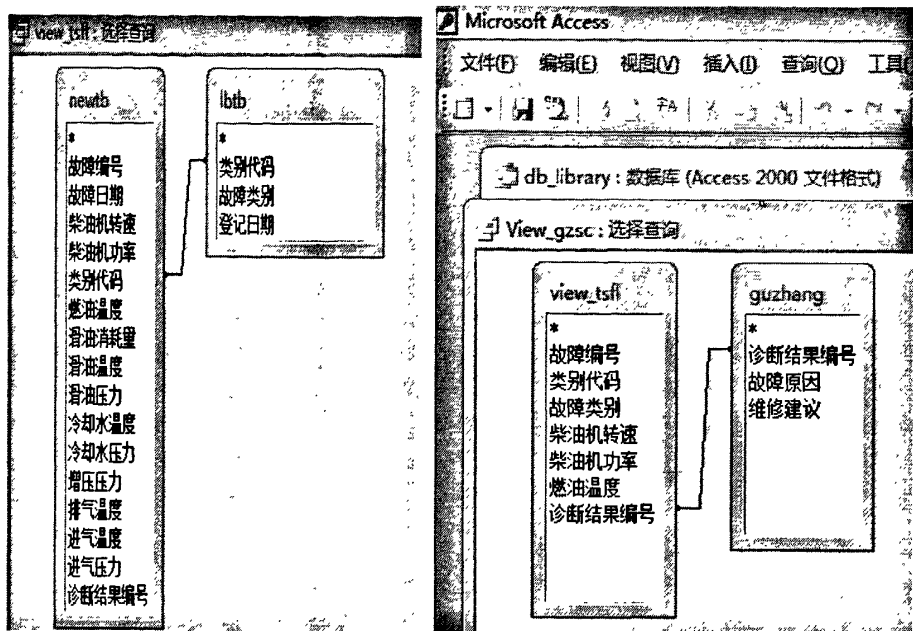


图4-7 故障部分的数据表结构

4.2.5 故障类别管理模块

在这个模块中,主要实现了新增故障类别和删除旧类别的功能,在故障查询模块输出的时候按故障类型的形式来输出,如图4-8。

Figure 4-8 shows the fault category management module. The window title is "故障类别设置 当前系统用户: Tsoft". It has a "故障分类信息" section with fields for "类别代码", "故障类别", and "添加日期" (2011/4/8). Below is a table with 3 columns: 类别代码, 故障类别, and 登记日期. The table contains 5 rows of data. At the bottom are buttons for "添加新类别", "删除旧类别", and "关闭".

类别代码	故障类别	登记日期
321	燃烧系统	2011/3/29
453	冒油系统	2011/3/30
432	增压系统	2011/3/30
876	冷却系统	2011/3/25
856	其它故障	2011/3/20

图4-8 故障类别管理模块

4.2.6 故障报表打印模块

这个模块主要实现了对已存在的故障样本的报表打印功能,选择时间进行

统计，如图4-9，当这段时间没有故障样本时，会提示没有，如图4-10。

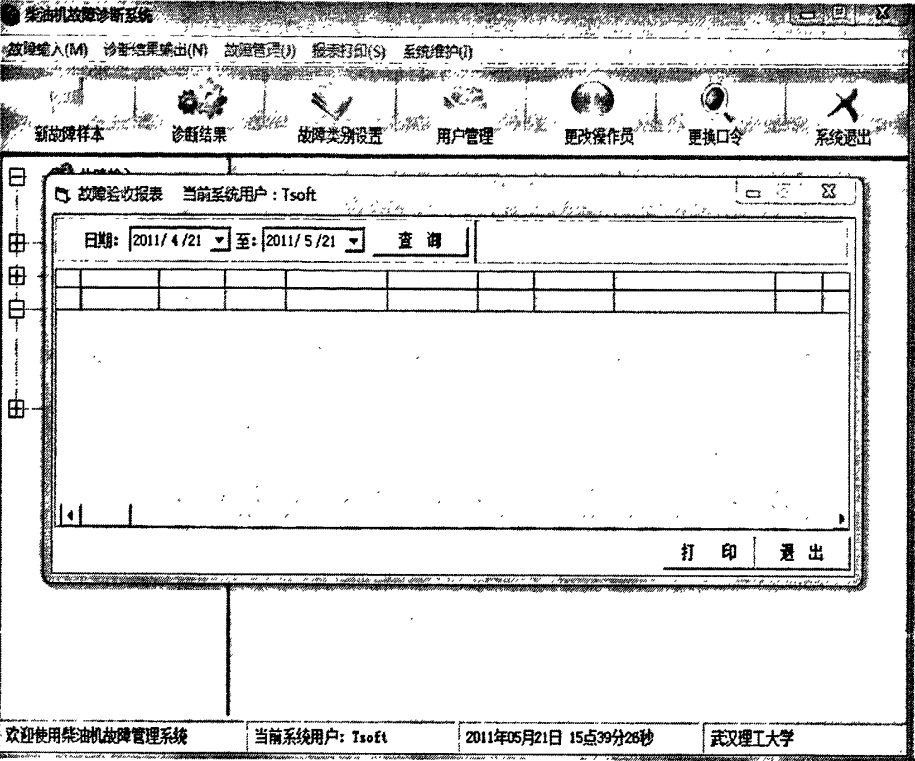


图4-9 故障统计报表

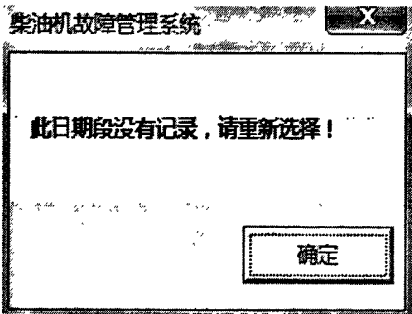


图4-10 没有结果的时候会输出提示

4.2.7 系统维护模块

在系统维护模块主要包括用户管理，即注册用户和删除用户以及更改口令，注册用户和删除用户都是在用户管理里面，更换口令是修改密码所用，更改操作员点击后会重新进入系统登陆页面，见下图。

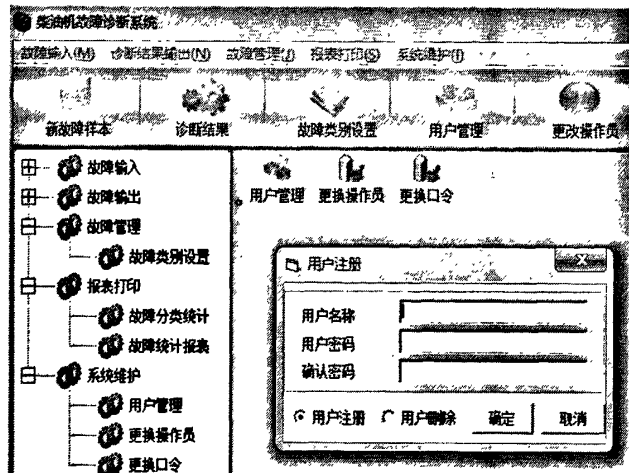


图4-11 用户注册界面

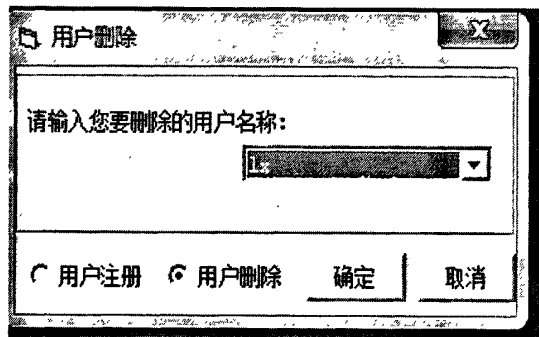


图4-12 用户删除界面

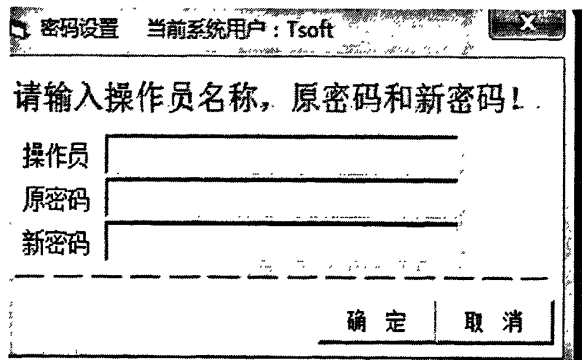


图4-13 更改口令界面

4.3 VB 系统与数据库的连接

ADO是Microsoft推崇的用于数据连接和访问的技术。在VB中ADO技术广泛采用, Adodc控件和ADO数据对象以及DataEnvironment(数据环境设计器)都采用这种技术,引用ADO数据对象,应在VB 6.0集成开发环境工程菜单中点击引用菜单项,在其中选中Microsoft ActiveX Data Objects 2.1 Library选项来添加ADO

数据对象类型库。图4-14是本系统所用的数据连接代码。

```
Public temp, str, BS As String
Public adoCon As New ADODB.Connection
Public adoRs As New ADODB.Recordset
Public Sub Main()
    adoCon.Open "Provider=MSDASQL.1;Persist Security Info=False;User ID=sa;Data Source=tsql"
End Sub

Function cnn() As ADODB.Connection
    Set cnn = New ADODB.Connection
    cnn.Open "Provider=Microsoft.Jet.OLEDB.4.0;Data Source=" & App.Path & "\db_library.mdb;Persist Security Info=False"
End Function
```

图4-14 VB数据连接方法

目前matlab与vb直接相连接的技术主要包括五种,一是通过建立VB与Matlab之间的ActiveX自动化连接,利用ActiveX技术实现在VB应用程序中调用Matlab;二是VB与MATLAB之间通过建立一个DDE(Dynamic Data Exchange)会话相互通信,把发起会话的一端称为客户端,对客户端作出响应称为服务器;三是使用MatrixVB, MatrixVB利用与Matlab相似的函数语法嵌入到VB中,可以象使用VB函数一样使用Matlab函数;四是生成Matlab执行文件,因为Matlab产生的程序文件(M文件)不能直接在VB中调用,但利用mcc命令将M文件直接编译成EXE文件,再在VB中声明三个API函数,最后使用Shell命令就可以实现VB直接调用M文件生成的EXE文件。五是借助Visual C++与Matlab的接口编译成动态链接库,将M文件编译成动态链接库(DLL),VB在代码中调用DLL中的函数实现算法,但是这第一和第二种方法从使用来看,程序的运行都没有脱离Matlab环境,需要机器上本身有安装好的Matlab系统而且运行的时候会在后台启动一个Matlab进程,这里无法开发出独立的运行程序,第三种使用MatrixVB方法,依赖库中的函数且运行速度慢,第四种生成执行文件方法比较简单,可脱离Matlab环境,但支持的命令有限,第五种方法实现过程较烦琐。本文因为要单独使用到matlab中的libsvm工具包,实行第上述方法对系统帮助意义不大,但会增加了不少工作量,考虑实际情况,本文未使用以上方法,而是通过数据库作为中间接口让这两样软件单独运行,下面将介绍MATLAB与数据库的连接。

4.4 MATLAB 系统与数据库的连接

在本系统中matlab没有直接与vb相连,而是通过数据库作为中间数据接口相连接,Matlab与数据库链接一共有三种方法,本文使用了其中以ODBC的方式进行链接,先在“控制面板”——“管理工具”——“数据源(ODBC)”——“添加”——“创建数据源名称和选择数据库文件”,再编写连接程序连接图如

```
>> conn=database('db_library','','');
curs=exec(conn,'select * from newtb order by 故障编号 desc');
result=fetch(curs,1);
下:result=result.Data;
```

图4-15 matlab数据连接方法

得到数据后,根据SVM得到诊断结果,再把诊断结果存入数据库,本系统在新增故障样本时给每个故障样本默认赋值0,诊断结果以诊断结果编号的形式存入数据库,相应存入的方法是通过更新数据库中的数据——update调用格式:

update(conn,'tab',colnames,exdata,'whereclause')

其中 conn——链接对象、tab——数据库文件的表名、colnames——数据库表的列名、exdata——matlab 变量 whereclause——SQL 的 where 语句,commit(conn)%确认数据更改,当存入数据库后,数据库中有一张专门的表格,用来存储诊断结果编号和故障原因的对应关系表格,在 VB 系统中把故障原因显示出来即得到希望的结果。

4.5 本章小结

本章主要是用VB语言编写了柴油机故障诊断管理系统,介绍了VB软件和数据库,数据库与MATLAB软件之间的数据连接,分析了本系统所有的诊断流程和实现方式。

第5章 总结与展望

5.1 全文工作总结

支持向量机有着一套坚实的理论基础,作为一种新的基于统计学习理论的机器学习方法在理论方面有很突出的优势。但遗憾的是它的应用研究现在还比较滞后,目前大部分研究报道还都是仿真和对比实验,因此可以判断支持向量机的应用研究是一个大有作为的方向,是一个值得大力研究的领域,对它的研究将对机器学习等学科领域产生重要影响。

论文围绕支持向量机在柴油机故障诊断应用中的问题进行研究,现将本文研究的主要内容与成果总结如下:

1) 通过对国内外柴油机故障诊断技术现状和研究方向的综述,指出使用支持向量机做柴油机故障诊断的优势,并举例了一个用SVM进行柴油机燃油系统故障诊断的实例。

2) 以柴油机中产生故障最频繁的柴油机燃油系统为研究对象,使用支持向量机的多类分类器对故障样本进行了分类试验,并对常规的SVM中的惩罚参数 c 和核函数参数 g 如何选择做了编程优化。

3) 用VB语言编写了柴油机故障诊断管理系统,方便用户在实际应用时做到友好的人机交互,管理诊断数据及结果。

5.2 进一步研究工作的展望

在论文课题研究中,随着课题的开展和深入,作者深切感觉到还有很多问题需要深入研究。但由于本人时间、精力、能力有限,本文只是做了使用支持向量机进行柴油机故障诊断的前期研究,仍然有很多需要进一步研究和探讨的问题。需要在以下几个方面进行深入研究:

1) 本文研究的重点是故障发生后故障类型的诊断,但在实际中如何避免故障发生和轻微故障发生后如何避免故障变大是国际社会对故障诊断这一课题研究的重点方向,预测成为故障诊断领域研究的新方向,因硬件条件和时间等因素限制,本文未涉及故障预测部分,这将是后期继续研究工作的重点

2) 柴油机故障数据库的建立。支持向量机可以通过一定数量的柴油机故障

实际数据整理出反映故障与特征量之间的关系来进行真正意义上的故障诊断,因此柴油机故障数据库的建立十分有意义,这将极大的推动柴油机故障诊断技术在实际中的运用。

3) 目前支持向量机主要是采用离线训练在线识别的方法进行学习,如何使它能够在线学习和辨识是下一步研究的问题。国内外支持向量机的应用研究现在主要还处于仿真及实验室阶段,应不断拓宽其应用领域,加深其应用深度,在柴油机故障诊断方面深入研究可以诊断出多种柴油机系统故障的基于SVM的柴油机系统故障诊断软件,推动SVM在柴油机故障诊断领域的发展。

参考文献

- [1] Vapnik V N.张学工译.统计学习理论的本质.北京:清华大学出版社.2000
- [2] 李国华,张永忠.机械故障诊断.北京:化学工业出版社,1999.1—4
- [3] 黄文虎.设备故障诊断原理、技术及应用.北京:科学出版社,1996.1—8
- [4] Vapik and chervonenkis.empirical Risk Minimization principle. GeneticAlgorithm.1974
- [5] Scholkopf B,Burges C,Vapnik V.Extracting support data for given task.Fayyad UM,Uthurusam R.Proc.of International Conferences on Knowledge Discovering&Data Mining.NY: AAAT Press,1995,262-267.
- [6] Ditterich T G,Bakiri G.solving Multiclass Learning Problem via error-Correcting Output Codes.Journal of Artificial Intelligence Research.1995(2):263-286.
- [7] 翟永杰. 基于支持向量机的故障智能诊断方法. 华北电力大学博士论文,2004
- [8] 曾凡明, 吴家明, 孔庆福, 丁东东等. 舰船主动力装置故障诊断系统研究. 中国修船, 2006,2 (4) :46-48
- [9] Drucker H.,Wu D.,Vipnik V.N.Support vector machines for spam categorization.IEEE Trans Neural Networks,1999,10(5):1048~1054
- [10] 张铃. 支持向量机理论与基于规划的神经网络学习算法. 计算机学报, 2001, 24 (2): 113~118
- [11] 徐济仁,刘敬芝,牛纪海,江从俊.电子设备故障诊断综述.电子工艺技术,2008,29(5):294—298
- [12] Shin H J,Eom D H,Kim S S.One-class support vector machines-an application in machine fault detection and c Li.Y.G., A gas turbine diagnostic approach with transient measurements, Journal of Power and Energy, 2003, 217 (A2) : 169-177xpert System for the Diagnostics and Trouble-shooting of Gas Turbine Apparatuses, AIAA 99-2842
- [13] 牛慧峰,姜万录.免疫支持向量机方法在液压泵故障诊断中的应用[J].中国机械工程, 2008,19(14): 1736—1743
- [14] 胡金海谢寿生骆广琦等, 基于支持向量机方法的发动机性能趋势预测, 推进技术, 2005, 26 (3): 260-264
- [15] Li.Y.G., A gas turbine diagnostic approach with transient measurements, Journal of Power and Energy, 2003, 217 (A2) : 169-177
- [16] Sun bin,Zhang Jin,Zhang Shaoji, An Investigation of Artificial Network(NN)inQuantitative Diagnosis for Turbofan Engine, ASME 2000-GT-32
- [17] Zedda M,Singh R., Fault Diagnosis of a Turbofan engine using neural network:a Quantitative Approach, AIAA 98-3602
- [18] 詹玉龙,翟海龙,曾广芳.基于支持向量机的船舶柴油机故障诊断的研究[J].中国航海, 2007(2): 89—92

- [19] 庞明宝,曹金星,葛云志.基于支持向量机的装载机齿轮箱故障智能诊断研究[J].筑路机械与施工机械化,2007(11):63—65
- [20] Tax D.,Duin R.Data domain description by support vectors,In M.Verleysen ed Proceedings of ESANN99.Bressels:D.Facto Press,1999:251-256
- [21] 罗颖锋曾进,基于支持向量机的燃气轮机故障诊断,热能动力工程,2004,19(4):354-357
- [22] Chih-Wei Hsu,Chih-Chung Chang,Chih-Jen Lin.A Practical Guide to Support Vector Classification[EB/OL].<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/html>,2008—10—02
- [23] Ryshetsky M,Ortmann S,Glester M., Support Vector Approaches for Engine Knock Detection, IJCNN'99.International Joint Conference on Neural Networks,1999:969-974
- [24] 孙刚,王志平,王明新.一种提高支持向量机性能的特征选择新方法[J].计算机工程与应用,2008(44): 183—185
- [25] 庞明宝,曹金星,葛云志.基于支持向量机的装载机齿轮箱故障智能诊断研究[J].筑路机械与施工机械化,2007(11):63—65
- [26] Tax D.Duin R.Outliers and data descriptions,In:R.L.Lagendijk,J.W.J.Heijnsdijk,A.D.Pimentel,M.H.F.Wilkinson eds.,Proceedings of.ASCI2001.Delft:ASCI,2001:234-241.
- [27] Suykens,J.A.K.,&Vandewalle,J Least squares support vector machine classifiers.Neural Processing Letters, 1999,9:293-300
- [28] 肖燕彩,陈秀海.改进的 M-ary 支持向量机模型及其在变压器故障诊断中的应用[J].上海交通大学学报,2008,42(12):2033—2036
- [29] 郭丽娟,孙世宇,段修生.基于支持向量机的数字电路故障诊断研究[J].微计算机信息,2008,24(31): 187—188
- [30] Vapnik V.N.,Levin E.,Le Cun Y.Measuring the VC-dimension of a learning machine.Data mining computation,1994(6):851~876
- [31] 肖健华,吴今培.样本数目不对称时的 SVM 模型[J].计算机科学,2003,30(24):165—167
- [32] 高隽.人工神经网络原理及仿真实例[M].北京:机械工业出版社,2007.2.
- [33] LU Pong-jeu, ZHANG Ming-chuan,Hsu Tzu-heng,et., An evaluation of engine faults diagnostics using artificial neural networks, ASME 2000-GT-29
- [34] Zhang G X,Cao Z X,Gu Y J.A hybrid classifier based on rough set theory and support vector machines.Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, PT1,Proceedings Lecture Notes in Artificial Intelligence,2005(3613):1287—1296
- [35] LUO Zhi-yong, SHI Zhong-ke.Fault Diagnosis for Analog Circuits Using SVM Within Bayesian Framework.Journal of System Simulation,2007,19(13):3009—3013
- [36] 邓乃扬,田英杰.数据挖掘中的新方法——支持向量机.北京:科学出版社,2004
- [37] 边肇祺,张学工,等.模式识别.北京:清华大学出版社,2000
- [38] 张鸿雁.基于改进支持向量机方法的汽轮机故障诊断研究[J].煤矿机械,2008,29(7): 197-199

- [39] S.Sathiya Keerthi;Lin Chih-Jen, Asymptotic Behaviors of support vector Machines with Gaussian Kerne, Neural Computation, 2003, 15(7):1667-1689
- [40] 邹义.基于支持向量机的船用柴油机故障诊断研究.上海海事大学硕士论文,2006
- [41] Poyhonen S.,Negrea M.,Arkkio A.,etc.Fault Diagnostics of an Electrical Machine with Multiple Support Vector Classifiers.
- [42] Ling Wei,Jian-jun Qi,Wen-xie Zhang.Knowledge discovery of decision table based on support vector machine.Proc.of the second international conference onmachine learning and cybernetics,Xi'an,November 2-5,2003
- [43] Brown M.,Lewis H.G,Gunn S.R.Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing.IEEE Trans,Geoscience and remote sensing,1998
- [44] 卢增祥,李衍达.交互 SVM 学习算法及其在文本信息过滤中的应用.清华大学学报,1999, 39 (7): 93~97
- [45] 刘定平,叶向平,陈斌源,汤美玉.基于核主元分析和最小二乘支持向量机的中速磨煤机故障诊断[J].动力工程,2009,29(2):155—158
- [46] 马笑潇,黄席樾,等.基于 SVM 二叉树分类算法及其在故障诊断中的应用.控制与决策, 2002, 18: 272~276, 284
- [47] 赵海洋,王金东,刘树林,陈桂娟.基于神经网络和支持向量机的复合故障诊断技术[J].流体机械, 2008,36(1): 39—42
- [48] 白鹏,张喜斌,张斌,等.支持向量机理论及工程应用实例[M].西安:西安电子科技大学出版社, 2008.2—12
- [49] 郑雪平,王雪,李太福.模糊推理和支持向量机融合机制的旋转机械故障诊断[J].现代制造工程,2008(9):120—124
- [50] 吕成岭.基于支持向量机的故障诊断方法研究 江南大学硕士论文, 2008
- [51] 李凤鸣.基于小波神经网络的柴油机燃油系统故障诊断的设计与实现.厦门大学硕士论文, 2010
- [52] 刘鑫.柴油发动机运行状态监测和故障诊断系统的设计与实现.电子科技大学硕士论文, 2006

致 谢

本论文是在姚玉南老师的悉心指导下完成的。从论文选题、研究方向的确
定、论文写作至定稿等各个环节均得到了导师姚玉南老师的耐心细致的指导。
在研究生阶段，导师给予了我详细耐心的指导和极大的帮助。导师姚玉南老师
严谨认真的治学态度、求实创新的科研作风、广博杂实的知识和刚正不阿的品
格，使我深受启迪，并将永远铭记于心。导师在思想、生活、科研和为人等方
面都给予我无微不至的关怀，特此向导师姚玉南老师表示真诚的敬意和由衷的
感谢！

副导师涂钢高级工程师在我两年的研究生学习过程中也给了我极大的帮助，
在此表示由衷的感谢。

在研究生学习阶段和论文撰写过程中还得到了范世东教授耐心的指导和帮
助，在此特表谢意。在论文完成过程中，朱汉华教授和刘爱华博士也给予了我
大力帮助和支持，在此深表感谢！

感谢实验室的江攀、黄江涛、高荣义和陈伟师兄在学习和生活上给予我的
支持和帮助！也感谢赵志福、何博、曾昊郎等实验室同学在学习上给予我的帮助！

最后，要感谢我的家人对我的亲切关怀和殷切希望，以及对我求学生涯的
理解和长期支持，在论文完成之际，对他们深表感激！感谢所有支持、关心和帮
助过我的人，谢谢！