

基于支持向量机的船舶柴油机层次故障诊断的研究

魏巍¹ 詹玉龙¹ 赵倍聪² 霍崇富¹

(1.上海海事大学 轮机工程系,上海 200135;2.上海海华轮船有限公司,上海 200082)

摘要:文章介绍了支持向量机的原理和算法,分析了层次分析法及其在故障诊断中的应用,并在上述理论下,建立了柴油机的故障模型。仿真结果表明,SVM能够在小样本的情况下解决柴油机故障诊断的分类问题,在实际的机械故障诊断的分类中具有广泛的应用前景。

关键词:支持向量机;层次分析;柴油机;故障诊断

中图分类号:U664.121

文献标识码:A

文章编号:1671-9891(2009)01-0053-05

0 引言

船舶主柴油机是一个复杂的系统,其故障规律很难用简单的数学模型描述。尽管神经网络在智能故障诊断系统中获得了广泛的应用,但它需要对故障数据进行故障特征提取,这就要大量的典型故障数据样本,而实际情况下不可能获得大量的故障样本,这就制约了神经网络等智能诊断方法的发展和应用。统计学习理论(Statistical Learning Theory 简称 SLT,下同)是研究有限样本下机器学习的理论,尤其是建立在统计学习理论基础之上的支持向量机(Support Vector Machine 简称 SVM,下同),它能够解决小样本、非线性和高维模式识别等实际问题,并克服了困扰机器学习的诸多问题,所以近年来受到广泛的重视与应用。鉴于 SVM 的优点,本文尝试采用 SVM 对船舶主柴油机进行故障诊断。

1 支持向量机

1.1 支持向量机的原理

支持向量机是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的,也是统计学习理论中最实用的部分,其基本思想可用图1中的二维情况说明。^[1]图中,圆和方框分别代表二类样本, H 为分类超平面, H_1 、 H_2 分别为过各类中离分类超平面最近的样本且平行于分类超平面的平面,它们之间的距离叫做分类间隔。^[2]所谓最优分类面就是要求分类面不但能将两类正确分开(训练错误率为0),而且使分类间隔最大。距离最优分类超平面最近的向量称为支持向量。

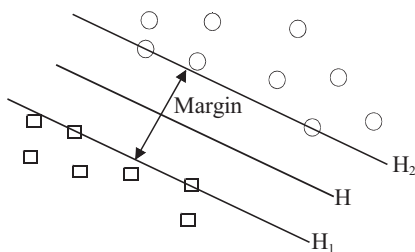


图1 最优分类面

1.2 线性 SVM

假设样本为 N 维向量,某区域的 m 个样本及其所属类别表示为:

收稿日期:2008-04-05

基金项目:上海市教委基金项目(项目编号:06FZ032)。

作者简介:魏巍(1984—),男,安徽怀远人,上海海事大学轮机工程系硕士生。

©1994-2017 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

$$(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m) \in \mathbb{R}^n \times \{-1, +1\} \quad (1)$$

则可得到超平面方程 $w \cdot x + b = 0$, 使得二类样本完全分开, 于是分类间隔最大的优化问题表示为

$$\phi(w) = 1/2 \|w\|^2 = 1/2(w \cdot w) \quad (2)$$

此优化问题的解是由拉格朗日(Lagrange)函数式(3)的鞍点给出的。

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

式中 a_i —Lagrange 系数 $a_i \geq 0$ 。将式(3)分别对 w 和 b 求偏导数并令其等于 0, 来求 Lagrange 函数的极小值。这样就可以把原问题转化为对偶问题^[3]。在约束条件

$$\sum_{i=1}^m y_i a_i = 0, \quad a_i \geq 0, \quad i=1, \dots, m \quad (4)$$

$$\text{下对 } a_i \text{ 求下列函数 } L_D(a) \text{ 的最大值 } L_D(a) = \sum_{i=1}^m a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (5)$$

求解出上述各系数 a_i 、 w 、 b 对应的最优解 a_i^* 、 w^* 、 b^* 后, 就可得到最优分类函数

$$f(x) = \text{sgn}[(w^* \cdot x) + b^*] = \text{sgn} \sum_{i=1}^m a_i y_i [(x_i \cdot x) + b^*] \quad (6)$$

1.3 非线性 SVM

上面是对线性问题的解决方法, 对于非线性分类, 重构 Hilbert 空间, 使用一非线性映射把数据从原空间映射到一个高维特征空间, 再在高维特征空间中建立优化超平面^[4], 可得到非线性条件下支持向量机分类问题的最优分类函数。

1.4 基本 SVM 的分类算法

基本的 SVM 算法是针对两类的分类问题。对于多类问题, 可从二个方向进行研究: 从基本的两类 SVM 扩展为多类分类 SVM, 使 SVM 成为解决多类分类问题的分类器; 或者将多类分类逐步转化为两类分类, 用数个两类 SVM 组成多类分类器。构造 SVM 多类分类器的以 Weston 在 1998 年提出的多类算法为代表, 这类算法选择的目标函数十分复杂, 实现困难。另一类构造方法的基本思想是通过组合多个二值子分类器实现对多值分类器的构造。

2 层次分析法

复杂系统设备可以分成几个分系统, 一个分系统包含了多个单体。对系统功能结构层次和故障层次中各相应节点进行权值分配, 有如图 2 所示的结构图。^[5]

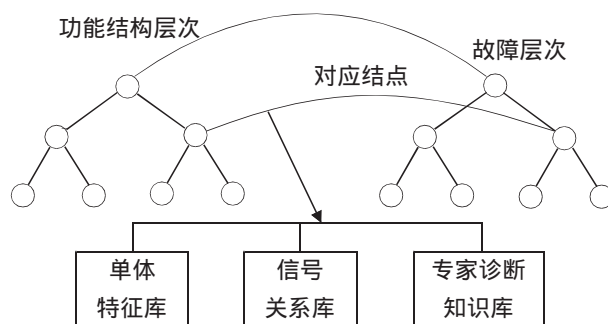


图2 设备的层次诊断模型

层次分析的数学特征可表示为 $DSPWH_i = \langle D_i, M_i, C_i, M_i^* \rangle$, 其中 $D_i = \{d_i^1, \dots, d_i^{j_m}\}$ 表示第 i 层各子系统的故障的非空有限集合, $M_i = \{m_i^1, \dots, m_i^{j_m}\}$ 表示第 i 层中故障集合 D_i 所引起的所有征兆的非空有限集合, C_i 是描述 D_i 到 M_i 之间的因果关系集合, 即 $C_i = \{ \langle d_k^i, m_j^i \rangle | d_k^i \in D_i, m_j^i \in M_i \}$, M_i^* 为属于 M_i 的一个已知征兆集合。

用于诊断的这些知识集合可表述为:

$$M(d_k^i) = \{m_j^i | d_k^i < d_k^i, m_j^i \in C_i\}, \forall d_k^i \in D_i \quad (7)$$

$$D(m_k^i) = \{d_j^i | d_k^i < d_k^i, m_j^i \in C_i\}, \forall m_k^i \in M_i \quad (8)$$

$$M(D_i^*) = \cup M(d_k^i) \quad (9)$$

其中 $D_i^* \subseteq D_i$ 是一假设的故障子集,并且:

$$D(M_i^*) = \bigcup_{m_k^i \in M_i} D(m_k^i), M^*(d_k^i) = M(d_k^i) \cap M_k^i, M^*(D_k^*) = M(D_k^i) \cap M_k^i$$

如果 $M_i^* \subseteq M(D_i^*)$, 则称 D_i^* 为 M_i^* 的一个覆盖,根据节约覆盖原理,该故障子集必须能解释(或引起)所有这些已知的征兆集合。

由以上分析可见,利用层次分析方法对设备的功能结构和故障模式进行分层处理,可以为诊断过程提供完备的结论空间,将设备系统和故障模式规范起来,对于提高故障诊断的效率是可行的。^[6]

3 柴油机故障的层次诊断模型

3.1 模型的建立

在船舶柴油机故障诊断方面,由于其系统结构的层次性,其故障也具有一定的层次性^[7]。即故障的原因可能是构成该系统的子系统发生故障,也可以是与该子系统相关的同层次的子系统发生故障。因此,可采用层次诊断模型,逐步确定故障范围和故障类型。

根据上面的支持向量机理论和层次分析方法,本文提出建立具有分层结构的 SVM 故障诊断模型。根据对故障发生情况的分析,可建立如图 3 所示的层次分析诊断模型。

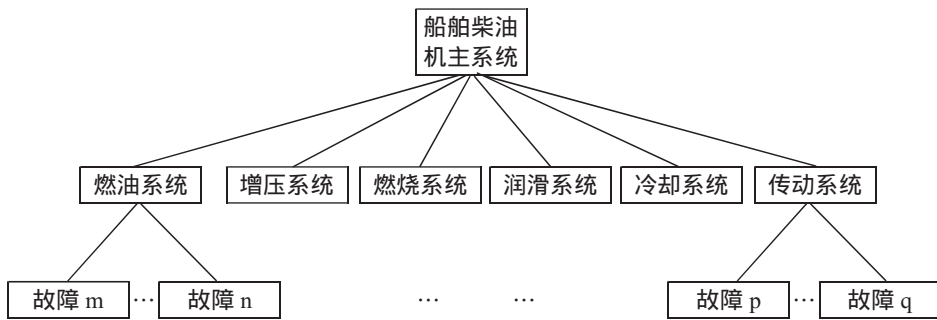


图 3 主柴油机故障诊断系统的层次分类模型

模型分三层,顶层为船舶主柴油机系统,中间层为各个分类系统,底层为故障层,表示各分系统的故障原因。

层次诊断模型中每个子系统都可用一个相应的分类器来实现其知识表示、知识获取和知识推理。在柴油机故障诊断中,我们构造使用组合多类 SVM,因为在目前的机器学习过程中,通常采用的办法是将大规模的学习问题分解为一系列小问题,用每个小问题去解决一个二值分类问题。^[8]由于 SVM 知识的隐式表示和分布存储的特点,其推理实质上是一种数值计算,不会出现匹配冲突、组合爆炸等问题。而采用全局搜索策略,也弥补了层次分类模型树型结构的诊断“遗漏”问题。

3.2 故障诊断仿真系统的建立

船舶主柴油机故障诊断仿真系统是利用 C++ 技术在微机上实现的,其故障诊断系统结构图如图 4 所示。

在该系统图中,有两个重要的组成部分,即知识库和推理机。知识库是用于存贮求解问题的专家知识,包括原理性知识、故障诊断规则、有关事实等。推理机是在一定的推理方法和控制策略下,根据动态数据库中的已知事实,选取知识库中的有用知识,修改动态数据库直至最终得出故障结论。

4 柴油机性能故障的仿真

船舶柴油机是一个复杂的系统,我们将整机分成增压系统、燃烧系统、润滑系统、燃油系统、冷却系统和传动系统等子系统。限于篇幅,仅以冷却系统为例来说明系统构造、训练和测试结果。

4.1 故障特征集的建立

根据专家知识可得到冷却系统的故障特征集、故障原因集及它们之间的关系。将故障特征集{淡水温度 T1 ,淡水压力 P1 ,淡水流量 Q1 ,海水温度 T2 ,海水压力 P2 ,海水流量 Q2}作为模型的输入向量 ,每个输入数据用 3 种状态来表示 ,即 Normal ,High ,Low ,分别记为 N ,H ,L。故障原因集为{0 正常 ;1 气缸超载 ,气缸后燃 ;2 淡水阀关闭或损坏 ,淡水压力低 ,淡水管系泄漏 ;3 淡水泵压力高 ,淡水旁通阀开度小 ;4 淡水管系堵塞 ,冷凝器管系堵塞 ;5 淡水泵压力高 ;6 海域气候 ;7 海水泵压力低 ,海水滤器堵塞 ;8 海水泵压力高 ;9 海水旁通阀开度大 ,海水阀堵塞} ,将故障类别作为模型的输出向量。

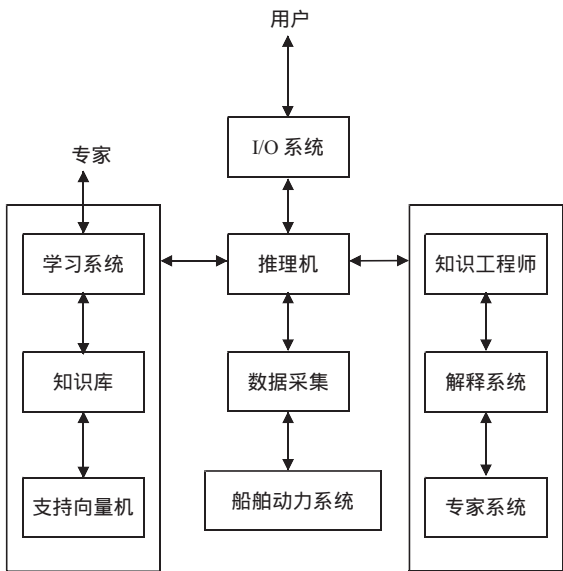


图 4 故障诊断系统结构图

4.2 样本的采集

在故障特征集和故障原因集确定之后 ,故障样本集的确定是 SVM 进行准确诊断的关键。根据航区的不同和船舶航行过程中的实际状况 ,在不同的环境温度及不同的柴油机负荷条件下 ,采用给定故障状态下的柴油机运行工况性能参数的模拟计算 ,建立船舶柴油机症状与故障样本集。

参照黄加亮、蔡振雄的研究 ,对每种故障采样 4 个样本数据 ,同时为了反映机组运行负荷与故障的对应关系 ,对额定负荷(100%MCR)、部分负荷(90%MCR、75% MCR)和半负荷(50%MCR)四种工况给出样本。再考虑到船舶航行环境的大气温度变化 ,选取有代表性的大气温度为 288K、300K、312K ,最后共得到 480 个样本。^[9]

4.3 仿真结果

在本文的故障诊断中 ,采用 RBF(radial basis function)核函数

$$k(x_i, x_j)=\exp\left\{\frac{-\|x_i-x_j\|^2}{\sigma^2}\right\}, i=1, 2, \cdots n$$
 (10)

式中 σ 是个变量 ,它确定该核函数的宽度 ,一般用 $\sigma^2=E(\|x_i-x_j\|^2)$ 来确定。^[10]

表 1 SVM 故障诊断结果								
序号	模拟故障	特征征兆						诊断结果
		T1	P1	Q1	T2	P2	Q2	
1	1	H	0.9N	N	H	0.8L	L	1
2	2	1.1H	L	N	N	0.9N	N	2
3	3	L	H	0.7N	N	N	N	3
4	4	H	1.2N	L	N	N	1.1N	4
5	5	L	N	H	0.9N	N	N	5
6	6	L	N	N	L	N	N	6
7	1,6	0.9H	1.1N	0.9N	H	0.9L	L	1,6
8	3,4	H	1.3H	0.8L	N	1.1N	N	3,4
9	6,7	1.1H	N	1.2N	L	0.9L	N	6,7
10	4,5	H	1.3N	0.9L	1.1N	N	0.9N	4,5

表 1 的结果表明 ,SVM 能够正确对故障样本进行分类 ,同时对偏离训练样本的输入数据依然具有较强的处理能力。为了进一步验证 SVM 抵抗噪声的能力 ,在测试样本中叠加噪声 ,使该样本偏离上述标准输入数值 ,重新测试其分类性能。得到如表 2 所示的诊断结果。

表 2 SVM 对叠加噪声后的样本的故障诊断结果序号特征征兆诊断结果

序号	特征征兆						诊断结果
	T1	P1	Q1	T2	P2	Q2	
1	L	N	H	N	N	N	5
2	0.9L	1.1N	H	1.3N	N	N	5
3	L	0.7N	1.1H	N	1.1N	1.2N	5
4	1.2L	N	0.8H	N	1.1N	0.8N	5
5	1.1L	1.2N	0.9H	0.9N	1.3N	0.8N	5
6	L	1.1N	H	1.2N	N	0.7N	5

表 2 表明 ,加入噪声后 ,所得的故障诊断分类依然正确 ,说明 SVM 具有较强的抵抗噪声的能力。为了说明 SVM 的故障诊断能力 ,分别采用 SVM 和 RBF 网络 ,对同一批训练样本和测试样本(叠加噪声)进行学习 ,将出现误诊的样本数目作为最终结果 ,如表 3 所示。

表 3 SVM 和 RBF 网络的误诊断样本数目比较

故障类型		1	3	4	6	3 4	4 5	6 7	1 6 8
误诊断	RBF	0	0	0	1	2	2	5	8
样本数	SVM	0	0	0	0	1	1	2	3

表 3 中的结果表明 ,SVM 对复合故障样本有较高的诊断准确度 ,而 RBF 神经网络对复合故障样本诊断的准确度不高 ,这也从另一个侧面说明 SVM 具有很强的分类能力。^[11]

5 结束语

本文探讨了支持向量机的机理和层次分析的理论方法 ,尝试将支持向量机与层次分析法相结合 ,根据柴油机功能结构层次和相关联系 ,将柴油机故障模式空间分解为各个子模式空间 ,将支持向量机的方法运用于故障诊断中。仿真结果表明 SVM 具有较好的诊断效果 ,较强的抗噪声能力 ,以及对复合故障样本诊断的准确度较高 ,因此在机械故障诊断的实际工程中具有广泛的应用前景。

参考文献 :

[1] 鄂加强. 智能故障诊断及其应用[M]. 长沙 :湖南大学出版社 ,2006.

[2] LI Ling-jun ,ZHANG Zhou-suo ,HE Zheng-jia.Mechanical Fault Diagnosis Using Support Vector Machine[J]. International Journal of Plant Engineering and Management ,2003 ,8(3) :179-183.

[3] 朱颖辉 ,李友荣. SVM 在此轮小样本故障诊断中的应用[J]. 煤矿机械 ,2006 ,27(11) :186-188.

[4] 肖晨静 ,李艾华. 基于 SVM 的柴油机故障诊断方法研究[J]. 微计算机信息 ,2007 ,24(5) :22-229.

[5] 范跃华 ,刘震. 基于层次诊断模型的机电设备故障诊断专家系统[J]. 火力指挥与控制 ,2004 ,24(4) :79-81.

[6] 高庆 ,李田 ,魏震生. 层次分析在故障诊断中的应用[J]. 火力指挥与控制 ,2006 ,32(32) :59-61.

[7] 简宪华 ,陈军 ,董华玉. 基于支持向量机的舰船柴油机分层故障诊断[J]. 计算机与现代化 ,2004 ,2(2) :33-36.

[8] 邹义. 基于支持向量机的船用柴油机故障诊断研究[D]. 上海 :上海海事大学 ,2006.

[9] 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(6) :31-34.

[10] 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.

[11] 朱志宇 ,张冰 ,刘维亭. 模糊支持向量机在船舶柴油机故障诊断中的应用[J]. 中国造船 ,2006 ,47(3) :64-68.

析,提出了降雨水膜的厚度估算公式,并将其与临界水膜厚度比较来判断沥青路面的雨天行车安全性,用以指导沥青路面在雨天不降低行车速度情况下的路面安全设计。

参考文献:

- [1] 刘江鸿. 高速公路水膜滑溜现象及其防范[J]. 汽车与安全, 1999(6): 42-43.
- [2] Mounce John, Bartoskewitz T. Hydroplaning and roadway tort liability Mounce [J]. Transportation Research Record, 1981(1401): 117.
- [3] 季天剑, 黄晓明, 刘清泉. 部分滑水对路面附着系数的影响[J]. 交通运输工程学报, 2003, 3(4): 10-12.
- [4] 季天剑, 黄晓明, 刘清泉, 等. 沥青路面表面水膜厚度试验[J]. 公路交通科技, 2004, 21(21): 14-17.
- [5] 余治国, 李曙林, 朱青云. 机轮动力滑水机理分析[J]. 空军工程大学学报, 2004, 5(5): 9-11.
- [6] 罗惕乾. 流体力学[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.

Analysis on Safety Performance of Driving on Asphalt Pavement in Rainy Condition

ZHANG Fan, CHENG Ying-ying

(Transportation College, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Aiming at the vehicle hydroplaning for driving in rainy days, this paper puts forward the conception of critical thickness of water film, and derives formula for calculating the critical water thickness on the road surface based on momentum theorem. The values of critical thickness of water film for different driving speeds are given, and it is proved that the formula is reliable by contrasting with the values from foreign experiential formula. Meanwhile, knowledge of hydraulics contributes to the calculation of the water thickness on the road surface, and the design method of asphalt pavement based on the standard of the critical thickness of water film is given by using the surface water thickness. The paper finally gives some engineering methods for developing the safety performance of the asphalt pavement.

Key words: Driving safety; Critical thickness of water film; Momentum theorem; Water thickness on the road surface

(上接第 57 页)

Research on Delamination Fault Diagnosis of Marine Diesel Engine Based on Support Vector Machine

WEI Wei¹, ZHAN Yu-long¹, ZHAO Bei-cong², HUO Chong-fu¹

(1. Dept. of Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China;

2. Shanghai Haihua Shipping Co., Ltd., Shanghai 200082, China)

Abstract: The paper introduces the principle and algorithm of SVM, analyzes the delamination and its application to the fault diagnosis, and constructs the fault model of diesel engine with the help of above-mentioned theories. The simulation results indicate that SVM could fulfil the classification of fault diagnosis of diesel engine in a condition of small samples, which is supposed to have a comprehensive prospect in practice.

Key words: SVM(Support Vector Machine); Delamination analysis; Diesel engine; Fault diagnosis
©1994-2017 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>