

基于自适应 LS-SVM 的柴油机进排气系统故障诊断

游张平^{1,2}, 胡小平², 张凯¹, 叶晓平²

1. 同济大学机械工程学院, 上海 201804

2. 丽水学院机械工程系, 浙江丽水 323000

摘要 提出了应用自适应最小二乘支持向量机和小波包能量特征的柴油机进排气系统故障诊断方法。对气门间隙异常、气阀漏气等几种常见故障和系统正常运行进行小波包分解, 提取频带能量作为支持向量机的输入特征向量; 然后, 利用自适应优化算法对最小二乘支持向量机进行优化; 最后, 利用基于优化参数和最小输出编码的最小二乘支持向量机进行故障分类和识别。对比实验表明, 与 BP 神经网络和采用交叉验证的传统最小二乘支持向量机相比, 该方法可克服训练时间较长、容易陷入局部最小等问题, 具有较快的训练速度和较高的分类准确率, 提高了传统最小二乘支持向量机算法的寻优速度, 在样本数较小时仍可取得较好的效果, 能有效诊断柴油机进排气系统故障。

关键词 最小二乘支持向量机; 小波包; 柴油机; 故障诊断

中图分类号 TK421

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)08-0077-04

The Fault Diagnosis for Diesel Engine Inlet and Exhaust System Based on Adaptive LS-SVM

YOU Zhangping^{1,2}, HU Xiaoping², ZHANG Kai¹, YE Xiaoping²

1. College of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China

2. School of Mechanical Engineering, Lishui University, Lishui 323000, Zhejiang Province, China

Abstract A novel fault diagnosis method is proposed for diesel engine inlet and exhaust system based on least squares support vector machine (LS-SVM). Normal running and several common faults (gas leak and abnormal valve lash) are decomposed into wavelet packets, the energies of different frequency bands after wavelet packet decomposition serve as the input vectors of LS-SVM, the feature vectors. An adaptive optimizing algorithm is used to optimize LS-SVM. The engine fault is identified using LS-SVM based on optimized parameters by the adaptive optimizing algorithm and the minimum output coding. A comparative experiment shows that the proposed approach can overcome the shortcomings of the slow convergence and of falling easily into a local minimum in the BP algorithm and the long training time in the traditional LS-SVM algorithm by cross-validation, and the method enjoys advantages such as fast training speed and high identification accuracy percentage as compared with the BP neural network and the traditional LS-SVM. It also performs well with small number of samples. The simulation verifies its validity in identifying diesel engine inlet and exhaust system faults.

Keywords least squares support vector machine; wavelet packet; diesel engine; fault diagnosis

0 引言

柴油机进排气系统故障率较高, 其中气门及气门座故障率占整机故障的 15%, 如果出现严重漏气故障将造成重大事

故和经济损失, 因而对气门机构进行状态监测和故障诊断意义重大^[1]。文献[1]应用时频分析法对柴油机正常和排气门漏气 2 种故障状态进行识别和分类, 但由于柴油机气缸缸盖振

收稿日期: 2009-12-22

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2008AA042803); 浙江省自然科学基金项目(Y1080434)

作者简介: 游张平, 博士研究生, 研究方向为机电液一体化技术, 电子信箱: youzhangping@163.com

动信号具有复杂的时频特性,在多种故障并发的条件下,故障确诊较难区分。文献[2]先用小波分解提取特征向量,然后用神经网络对柴油机进排气系统故障进行识别和分类,但神经网络存在收敛性差、训练时间长、容易陷入局部最优等问题。文献[3]对提高柴油机进排气系统故障诊断准确性的最佳测点位置进行了研究。文献[4]借助遗传算法提出一种基于统计规则的多种气门故障分类识别方法。文献[5]引用多重分形理论,提出以振动信号的信息维作为气阀机械状态的特征量,同时给出了故障判据。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,通过核函数的引入将实际问题通过非线性变换转换到高维的特征空间,在高维空间中构造线性判别函数来实现原空间中的非线性判别函数,支持向量机的特殊性质能保证机器有较好的推广能力,较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等问题^[6],被广泛应用于模式识别、信号处理和时间序列预测等领域^[7]。最小二乘支持向量机(Least Square SVM, LS-SVM)是 SVM 的一种扩展,采用最小二乘线性系统作为损失函数,并用等式约束代替 SVM 中的不等式约束,将二次规划问题转化为可用最小二乘法求解的线性方程组求解,降低了计算复杂性,从而提高了求解速度^[8]。

本研究提出一种基于最小二乘支持向量机和小波包能量特征的柴油机进排气系统故障诊断方法。首先应用小波包提取频带能量作为特征向量,然后将这些特征向量输入到自适应优化算法优化后的最小二乘支持向量机(以下简称自适应 LS-SVM)分类器中,对柴油机正常运行状态、进排气门间隙极小、进排气门间隙极大、排气门轻度漏气、排气门严重漏气等 5 种状态进行分类和识别。

1 LS-SVM 分类器

1.1 二分类最小二乘支持向量机的原理

设训练样本集共有 N 个样本 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^N$, 其输入 $x_i \in R^n$, 输出 $y_i \in \{-1, +1\}$ 。根据结构风险原则, LS-SVM 分类问题的最小风险界可由下面的优化问题得到

$$\min J(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i [\varphi(x_i) \cdot \omega + b] - 1 + e_i = 0 \\ i = 1, 2, \dots, N \end{cases}$$

其中, $\varphi(\cdot): R^n \rightarrow R$ 为核空间映射函数, $\omega \in R^n$ 是权向量, e_i 为误差变量, b 是偏项, γ 为容错惩罚系数。

定义拉格朗日函数

$$L(\omega, b, e, \alpha) = J(\omega, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i [\varphi(x_i) \cdot \omega + b] - 1 + e_i] \quad (2)$$

其中, 拉格朗日乘子 $\alpha_i \in R$ 。如果训练集中的输入 x_i 对应 $0 < \alpha_i < \gamma$, 则称 x_i 为支持向量。

根据 KTT 优化条件, 有

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma \cdot e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow y_i [\varphi(x_i) \cdot \omega + b] - 1 + e_i = 0 \end{cases} \quad (3)$$

通过消去 ω, e_i , 求解的优化问题转化为求解线性方程

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & \Omega + \gamma^{-1} I_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$, $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T$, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$, $\Omega_{ij} = \gamma y_i y_j K(x_i, x_j)$, $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 为核函数。

通过求解式(4)可得 α 和 b , 则对任一测试样本 x 的分类 LS-SVM 支持向量机决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right\} \quad (5)$$

1.2 多类分类的实现

由于支持向量机通常只考虑两类分类问题, $y_i = 1$ 表示该样本属于一类, $y_i = -1$ 表示该样本属于另一类, 所以在处理多类分类问题时, 需将多类分类问题转换为两类分类问题。常用的有 4 种编码方案^[9]: 最小输出编码、纠错输出编码、一对多编码和一对一编码。最小输出编码 (Minimum Output Coding, MOC) 比较容易实现, 计算量小, 本研究选取最小输出编码方案。

针对柴油机进排气系统故障的分类, 正常运行、进排气门间隙极小、进排气门间隙极大、排气门轻度漏气、排气门严重漏气的类标志记为 $Y = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5]^T$, 用最小输出编码方法编码后, 5 种状态的编码 (位数为 $\lceil \log_2 5 \rceil = 3$) 为

$$Y_c = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & -1 \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

其中, 每行对应相应状态的编码。

基于最小输出编码的柴油机进排气系统故障分类过程如图 1 所示。其中, 解码是编码的逆过程。对分类器首先进行训练, 然后用来分类。训练阶段时, 用 3 个 LS-SVM 分类器对输入样本进行训练, 对应输入的每个样本 x_i , 训练目标 Y_c' 为 x_i 所属类别的编码, 即为 Y_c 的某一行。分类阶段时, 对应输入的每个样本 x_i , 经过 3 个 LS-SVM 分类器分类, 得到 3 位由 1 或 -1 组成的编码 Y_c' , 与矩阵 Y_c 的某一行相同, 再经过解码

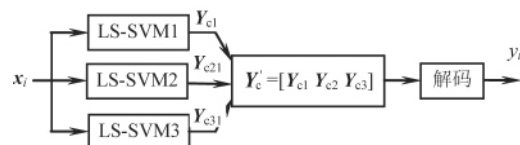


图 1 基于最小输出编码的柴油机进排气系统故障分类
Fig. 1 Classification of diesel engine fault based on MOC

后,得到一数字 y_i ,与 Y 中的某位数字相同,从而得出该状态所属故障类别。

2 柴油机进排气系统故障的分类

2.1 特征向量的提取

由于柴油机表面振动信号包含了非平稳的干扰信号,在对其进行特征提取之前有必要进行降噪预处理,将信号的噪声部分去除,以提高振动信号的信噪比。接着再利用小波包提取特征向量:①对降噪后信号进行3层小波包分解,分别提取第三层从低频到高频8个频率成份的信号特征;②对小波包分解系数重构,提取各频带范围的信号;③求解各频带信号的总能量;④构造各频带能量,以此作为故障样本特征,可以得到8个特征。

2.2 核函数的选取

选择核函数 $K(\cdot, \cdot)$,或者说选择映射和对应的特征空间,相当于选择不同的内积,意味着采取不同的标准对相似性进行衡量。在解决分类问题时,映射的选择很重要,选定映射关系后,由其内积构造出函数 $K(\cdot, \cdot)$,从而实现支持向量机分类算法。常用的核函数有线性核、径向基核、多项式核、感知器核。其中,线性核函数适合于数据线性可分的情况,后3种核函数在数据线性不可分的情况下,分类效果较好。在数据线性不可分时,径向基核函数应用较为普遍,分类效果也较好,本研究将其选作核函数。径向基核函数为

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

其中, σ 为核宽度。

2.3 参数的自适应优化

为解决传统最小二乘支持向量机采用交叉验证确定模型参数耗时长的的问题,应用文献[10]提出的参数自适应优化算法对 γ 和 σ^2 进行优化。步骤为:①选取 γ 和 σ^2 的取值范围,得到 $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m)$, $\lambda = (\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$;②用网格搜索法得到参数对 (γ_i, σ_j^2) , $i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n$;③对不同参数对的 LS-SVM 进行训练、测试,得到最高分类准确率 ρ 对应的参数对 $(\gamma_{as}, \sigma_b^2)$;④若 ρ 达到要求,结束寻优过程, $(\gamma_{as}, \sigma_b^2)$ 为最优参数对;否则,转入①并将 γ 和 λ 行向量乘以一个常数 N (一般取 0.1~10 之间),改变 γ 和 σ^2 的取值范围,继续寻优直到满意的分类准确率。

2.4 柴油机进排气系统故障的分类步骤

基于最小二乘支持向量机的柴油机进排气系统故障分类步骤为:①获取不同状态下柴油机缸盖表面振动信号;②利用小波包提取特征特征向量;③选取部分样本,用参数寻优算法得到最优参数对 $(\gamma_{as}, \sigma_b^2)$;④将剩余样本输入最优参数对对应的训练好的 LS-SVM 分类器中进行分类并计算分类准确率。

3 仿真算例

针对文献[11]采用小波包提取的 175 组柴油机进排气系

统故障特征向量数据(正常运行、进排气门间隙极小、进排气门间隙极大、排气门轻度漏气、排气门严重漏气等状态各 35 组数据),将其中部分数据用于训练,另外部分数据用于测试,采用自适应 LS-SVM 方法进行分类, γ 取为 (0.1, 0.5, 2, 5, 10, 30, 50, 70, 100, 200), λ 取为 (0.1, 0.3, 0.7, 1.2, 1.5, 2, 3, 5, 10, 50)。 γ 分别为 0.1, 2 和 70 时,分类准确率随 σ^2 的变化曲线如图 2 所示。从图 2 可看出,分类准确率随着 σ^2 的增大,先增大后减小,随着 γ 的增大也是先增大后减小,所以存在最优参数对。优化后得到的最优参数对为 (30, 1.5)。

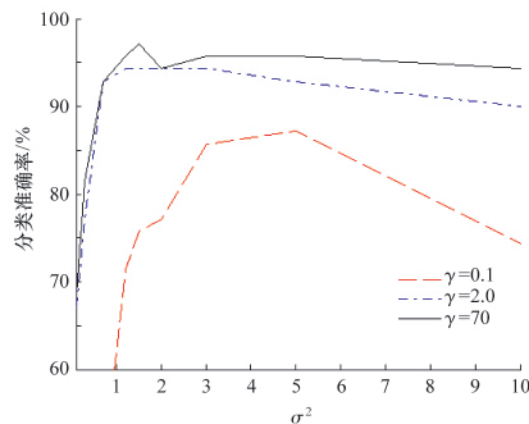


图 2 曲分类准确率变化曲线

Fig. 2 Variation curve of classification accuracy

为了比较该方法的分类效果,在同样条件下,分别用 BP 神经网络(训练采用动量法改进的快速学习算法)、采用交叉验证的传统 LS-SVM 进行分类。BP 网络的结构为 8-15-5,训练误差为 0.001,最大迭代次数为 1000;第 1 层使用对数 S 型传递函数,第 2 层使用线性传递函数。传统 LS-SVM 用 LS-SVM Lab 1.5 工具箱实现^[9]。用不同数量的样本进行训练、测试,3 种分类方法的结果如表 1 所示。可以看出,自适应 LS-SVM 的 CPU 用时明显小于其他 2 种方法;分类准确率明显高于神经网络方法,略高于传统 LS-SVM 方法;在样本数较小时 2 种 LS-SVM 方法仍取得较好的效果,而 BP 网络方法则变化较大。BP 网络分类准确率低的原因在于神经网络训练易陷入局部最优,它是基于经验风险最小原则,在有限样本情况下,经验风险最小,不能保证期望风险最小。LS-SVM 则基于结构风险最小化,折衷地考虑经验风险和置信区间,使实

表 1 分类结果比较

Table 1 Comparison of classification results

分类方法	训练样本	测试样本	CPU 用时/s	分类准确率/%
自适应	14	14	13.1041	95.71
LS-SVM	21	14	25.9898	97.14
传统	14	14	176.5775	91.43
LS-SVM	21	14	408.6914	92.86
BP 神经	14	14	31.8866	78.57
网络	21	14	76.0193	85.71

际风险最小,因此模型具有较好的分类能力。自适应 LS-SVM 能够自适应地进行网格搜索模型参数,较好地解决了传统 LS-SVM 模型采用交叉验证确定参数耗时较长的问题,并具有更好的分类准确率。

4 结论

1) 自适应 LS-SVM 适合于柴油机进排气系统故障的分类和识别,在样本较少的情况下,仍可得到较好的分类结果。

2) 与 BP 神经网络分类方法相比,该方法训练速度较快,分类准确率较高,能克服神经网络训练时间较长、容易陷入局部最小等问题。

3) 较好地克服了传统 LS-SVM 采用交叉验证确定参数耗时较长的问题。

4) 实例分析结果表明,自适应 LS-SVM 为柴油机进排气系统故障的分类和识别提供了新思路,该方法训练速度快、分类准确率高,具有广阔的应用前景。

参考文献(References)

- [1] 王志华, 余永华. 柴油机气门漏气故障时频分析诊断研究 [J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2008, 32(4): 645-648.
Wang Zhihua, Yu Yonghua. *Journal of Wuhan University of Technology: Transportation Science & Engineering*, 2008, 32(4): 645-648.
- [2] 黄强, 刘永长, 刘会猛, 等. 基于振动信号的柴油机进排气系统故障诊断研究[J]. 车用发动机, 2002(5): 34-37.
Huang Qiang, Liu Yongchang, Liu Huimeng, et al. *Vehicle Engine*, 2002 (5): 34-37.
- [3] 黄强, 焦立, 李滢泽. 柴油机故障诊断中振动信号测点位置的研究[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2007, 35(5): 99-101.

- Huang Qiang, Jiao Li, Li Yanze. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition*, 2007, 35(5): 99-101.
- [4] 杨文献, 姜节胜. 基于数据挖掘的柴油机气门故障诊断技术研究[J]. 机械工程学, 2004, 40(10): 25-29.
Yang Wenxian, Jiang Jiesheng. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2004, 40(10): 25-29.
- [5] 陈怡然, 周轶尘, 白烨, 等. 发动机振动诊断中的多重分形法 [J]. 内燃机学报, 1997, 15(1): 114-119.
Chen Yiran, Zhou Yichen, Bai Ye, et al. *Transactions of Csic*, 1997, 15 (1): 114-119.
- [6] Vapnik V N. An overview of statistical learning theory[J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 1999, 10(5): 988-999.
- [7] 孙斌, 周云龙. 基于支持向量机和小波包能量特征的气液两相流流型识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 93-99.
Sun Bin, Zhou Yunlong. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(17): 93-99.
- [8] Goethals I, Pelckmans K, Suykens J A K, et al. Identification of MIMO hammerstein models using least squares support vector machines [J]. *Automatica*, 2005, 41(7): 1263-1272.
- [9] Suykens J A K, Van Gestel T, De Brabanter J, et al. LS-SVM Lab 1.5 toolbox [CP/OL]. [2003-02-26]. <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/lssvmlab>.
- [10] 张全明, 刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(1): 106-110.
Zhang Quanming, Liu Huijin. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(1): 106-110.
- [11] 邓小文. 基于 SVM 的柴油机机械故障诊断研究 [D]. 厦门: 厦门大学信息科学与技术学院, 2006.
Deng Xiaowen. A study of mechanical fault diagnosis of diesel engine based on support vector machine [D]. Xiamen: School of Information Science and Technology, Xiamen University, 2006.

(责任编辑 代丽)

第三届国际动力学、振动与控制学术会议

The Third International Conference on Dynamics,
Vibration and Control

时间: 2010年5月12—14日

地点: 浙江·杭州

主办单位

中国力学学会

通信地址: 杭州市浙江大学航空航天学院 (310027)

电子信箱: weiqiuzhu@zju.edu.cn

联系电话: 0571-87983102