

基于小波包 Shannon 熵与 GA-SVM 的船舶轴系故障诊断方法

汪 明, 胡海刚*, 张 刚, 周 昕

(宁波大学 海运学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 针对船舶推进轴系的振动问题, 基于小波包、Shannon 熵、遗传算法(GA)和支持向量机(SVM)理论, 提出了一种船舶轴系故障诊断的新方法, 简称 WPS-GS 方法. 该方法依托船舶螺旋桨状态监测模拟实验平台, 利用小波包分解技术分析船舶轴系发生故障时的振动信号, 将其 Shannon 熵作为 SVM 的输入特征向量. 在训练 SVM 时, 采用遗传算法对 SVM 的参数进行全局寻优, 使 SVM 具有更高的识别准确率. 实验结果表明, WPS-GS 方法对故障诊断的准确度和识别率较传统 SVM 和交叉验证 SVM 方法高, 适用于船舶轴系故障诊断.

关键词: 船舶轴系; 故障诊断; 遗传算法; 支持向量机

中图分类号: U664

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2015) 04-0124-05

随着船舶工业的快速发展、船舶大型化以及船舶主机功率的不断提高, 船舶事故亦不断增多. 对于船舶事故的分析, 除了天气和人为操作不当等外在因素, 内在因素一般是机桨匹配问题^[1-2], 而这一问题最终会体现在船舶推进轴系的振动上. 船舶轴系作为船舶推进系统的重要组成部分, 发生故障时将会影响船舶的正常运行, 甚至会造成严重的安全事故, 因此研究船舶轴系的故障诊断尤为重要.

文献[3]提出运用小波分析的信号奇异性检测方法, 通过分析推进电机中定子电流信号变化来对船舶轴系系统中出现的故障进行诊断. 文献[4]提出通过分析船舶轴系系统中的油液性能指标变化进行故障分析. 本文提出运用小波包、Shannon 熵、遗传算法(GA)和支持向量机(SVM)相融合的故障诊断方法, 即 WPS-GS 轴系故障诊断方法对船舶轴系振动信号进行故障分析, 实验结果表明该诊断方法具有较高的故障识别率.

1 WPS-GS 模型原理

轴系故障诊断的实质是故障特征信息的提取

与故障识别模式的建立. 由于系统在实际运行中其信号的动态波形是不平稳的, 所以问题的难点是如何提取分布在不同频带中的特征信号. 一般采用的是频谱、相关分析等方法对船舶轴系的常见故障进行监测和诊断, 因此我们提出了小波包分析和 Shannon 熵相结合的方法来提取信号特征值, 用小波包分解对采集到的信号进行分解重构, 然后提取其能谱 Shannon 熵作为特征值. 在特征信息的提取方面: 小波包变换能对频带进行多层次划分^[5], 把高频部分进一步分解, 其提取的 Shannon 熵能体现较高的时频分辨率. 在故障模式识别方面: 支持向量机 SVM 具有在样本数较少的情况下获得很好的分类推广能力^[6-7], 其比人工神经网络具有更好的泛化能力, 对小样本、非线性及高维模式识别问题更具适用性. 而遗传算法具有内在的隐并行性和更好的全局寻优能力^[8], 可以自适应地将 SVM 参数调整到最优值, 使 SVM 表现出最佳的性能.

首先利用小波包获得故障样本, 然后用遗传算法优化 SVM 的惩罚参数 c 和核函数参数 g , 最后用测试集验证模型的泛化能力, 其基本流程描述

收稿日期: 2014-10-17.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省科技厅公益项目(2013C31045); 宁波大学实验技术项目(SYJS-201406).

第一作者: 汪明(1988-), 男, 湖北随州人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 结构振动监测与控制研究. E-mail: nbdxhyxywm@163.com

*通信作者: 胡海刚(1966-), 男, 浙江舟山人, 高级实验师, 主要研究方向: 船舶工程安全技术与机电控制. E-mail: huhaigang@nbu.edu.cn

如图1所示。

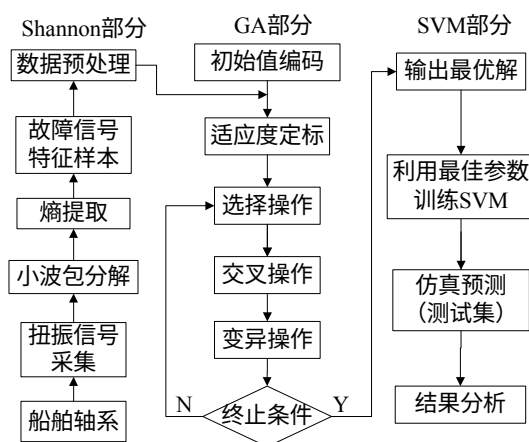


图1 WPS-GS模型基本流程

2 实例分析

2.1 模拟实验平台设计

模拟实验平台以浙江汉力士船用推进系统公司的 MCP34-C/4 型螺旋桨轴系为基础进行改进, 船舶轴系的实物图如图2所示。主要分为3部分: (1) 螺旋桨: 含桨叶(桨面直径 1.2 m)、桨毂、配油器、轴内油管、液压系统、电控系统; (2) 轴系: 传动轴、配油轴、艉轴; (3) 主机: 电机驱动。



图2 MCP34-C/4型螺旋桨实物图

然后用 LabVIEW 虚拟仪器^[9]软件来完成上位 PC 机状态监测, 通过 CAN(CANOPEN 协议)连接上下位机, 从而实现上位 PC 机监测系统实时采集下位机的运行参数、数据存储和故障诊断等功能。模拟实验平台系统结构如图3所示。

文献[10-11]表明, 对于船舶轴系常见的振动有: 扭转振动、纵向振动、回旋振动以及它们的相互耦合振动等。引起这些振动的原因有: 转子的不平衡、螺旋桨叶片的损坏、轴系安装不对中、轴承

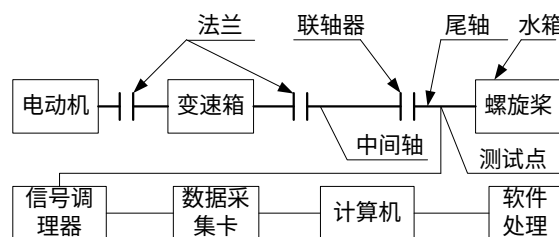


图3 船舶轴系模拟实验平台结构示意图

座底螺栓松动、轴系弯曲等, 故设想用监测螺旋桨艉轴的振动方法来判断船舶轴系发生的故障。我们主要分析转子不平衡、转子与联轴器不对中、机械连接松动3种故障。采取的措施分别是在调距桨桨叶上(距离桨面中心 0.4 m 处)吸附一个质量块, 其质量为 100 g 来模拟转子不平衡; 在艉轴和配油轴的联轴器上(距离水箱距离 1.1 m 处)加一厚度为 0.5 mm 的半个垫圈来模拟转子与联轴器不对中; 拧松尾轴轴承座的连接螺栓(距离水箱距离 1.1 m 处)来模拟轴承座松动。

2.2 轴系故障特征的提取

基于小波包 Shannon 熵的螺旋桨故障特征提取流程如下:

(1) 采集待测点的输出信号。实验模拟 3 种轴系故障: 转子不平衡(偏心)、转子与联轴器不对中、机械连接松动。基于开发的监测系统, 在水箱水深 1.5 m, 螺旋桨转速 $20 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 的实验条件下, 采集螺旋桨轴系在正常及故障状态下的时域波形, 如图4所示。

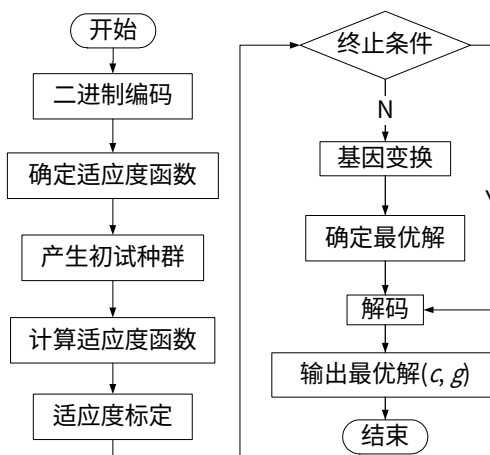


图4 遗传算法优化 SVM 参数(c, g)的模型流程

(2) 对采集到的振动信号进行小波包分解和信号重构, 选定 DMeyer 小波作为小波包分解的基函

数.

(3)小波包 Shannon 熵的求解及归一化. 根据信息熵理论, 有随机变量 $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_n\}$, 变量 x_i 取值的概率为:

$$p_i = P(x_i) (i = 1, 2, 3, \dots, n),$$

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1,$$

则随机变量 X 的熵可以表示为:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i, \quad (1)$$

融合了小波包分解的 Shannon 熵表达式如下:

$$E_n = \sum_j^8 d_{j,k}^{2n} \log d_{j,k}^{2n}, \quad n = 0, 1, \dots, 7, \quad (2)$$

其中, $d_{j,k}^{2n}$ 是小波包分解系数.

由(2)式求取每个状态下的 8 个小波包 Shannon 熵, 以这 8 个值作为故障特征向量的子元素, 记作 T , 得到:

$$T = [H_{30}, H_{31}, H_{32}, H_{33}, H_{34}, H_{35}, H_{36}, H_{37}]. \quad (3)$$

经归一化:

$$H = \left(\sum_{j=0}^7 |H_{3j}|^2 \right)^{1/2}, \quad (4)$$

得到最终的故障特征向量:

$$T' = \left[\frac{H_{30}}{H}, \frac{H_{31}}{H}, \frac{H_{32}}{H}, \frac{H_{33}}{H}, \frac{H_{34}}{H}, \frac{H_{35}}{H}, \frac{H_{36}}{H}, \frac{H_{37}}{H} \right]. \quad (5)$$

经 Matlab 计算得到 200 组特征值, 包括正常状态、转子不平衡、转子与联轴器不对中和机械连接松动各 50 组数据, 部分特征值数据见表 1. 在这些数据中, 1~50 属于第 1 类(正常, 标签注明为 1); 51~100 属于第 2 类(转子不平衡, 标签注明为 2); 101~150 属于第 3 类(转子与联轴器不对中, 标签注明为 3); 151~200 属于第 4 类(机械连接松动, 标签注明为 4), 然后将每个类别平均分为 2 组, 一组作为训练集 train_tezhengzhi, 剩下的部分作为测试集 test_tezhengzhi. 然后将 4 组训练集根据传统 SVM、K-CV SVM 和 GA-SVM 3 种测试方法将输出状态分别编码为: 正常(1); 转子不平衡(2); 转子与联轴器不对中(3); 轴承座松动(4), 并以此作为传统 SVM、K-CV SVM 和 GA-SVM 网络的理想输出.

2.3 优化的 SVM 故障诊断模型的建立与实现

(1)传统 SVM 故障诊断模型的建立与实现. 传统 SVM 模型的建立首先需要把训练函数集和测试函数集提取出来, 然后对函数集进行一定的数据预处理, 之后用训练函数集对 SVM 进行训练, 再用所得到的模型来预测测试函数集的分类标签.

表 1 特征值部分数据

运行状态	特征向量							
	A	B	C	D	E	F	G	H
正常(1)	0.054 5	0.384 6	0.141 2	0.147 6	0.041 2	0.091 7	0.075 4	0.062 1
正常(1)	0.048 2	0.424 1	0.131 2	0.146 1	0.046 8	0.082 5	0.076 2	0.074 6
正常(1)	0.059 6	0.325 6	0.162 7	0.121 9	0.052 3	0.082 4	0.086 5	0.078 3
正常(1)	0.061 7	0.327 5	0.155 6	0.161 9	0.050 4	0.102 3	0.093 5	0.082 4
偏心(2)	0.659 6	0.102 6	0.025 6	0.049 5	0.021 1	0.029 7	0.019 5	0.021 8
偏心(2)	0.716 5	0.113 2	0.032 5	0.051 7	0.018 4	0.029 3	0.024 8	0.033 5
偏心(2)	0.675 1	0.094 7	0.035 9	0.046 8	0.018 9	0.041 2	0.033 6	0.024 1
偏心(2)	0.645 4	0.101 8	0.039 7	0.047 6	0.023 7	0.040 1	0.031 7	0.024 4
不对中(3)	0.289 7	0.167 8	0.124 1	0.106 3	0.049 7	0.126 0	0.126 3	0.074 2
不对中(3)	0.256 1	0.163 2	0.116 2	0.103 7	0.053 0	0.096 4	0.109 5	0.064 0
不对中(3)	0.265 9	0.192 7	0.109 5	0.122 8	0.039 6	0.080 3	0.096 0	0.095 3
不对中(3)	0.253 3	0.232 6	0.098 0	0.099 9	0.031 4	0.090 4	0.131 6	0.0675 1
松动(4)	0.465 2	0.183 6	0.096 7	0.113 6	0.033 9	0.042 7	0.029 2	0.036 9
松动(4)	0.512 3	0.216 5	0.085 9	0.095 3	0.039 7	0.036 5	0.029 8	0.041 7
松动(4)	0.426 7	0.189 4	0.075 4	0.093 7	0.037 2	0.036 0	0.031 5	0.039 5
松动(4)	0.468 2	0.195 3	0.074 6	0.095 6	0.029 6	0.041 8	0.034 9	0.038 2

(2)基于交叉验证 SVM 故障诊断模型的建立与实现. 基于交叉验证的 SVM 模型与传统 SVM 类似, 但多了一个交叉选择最佳参数的流程.

(3)基于遗传算法 SVM 故障诊断模型的建立与实现. 因为交叉验证是采用网格搜索的方式来寻找最佳参数惩罚函数 c 、核函数 g , 如果需要搜索的范围比较大时, 搜索将会十分耗时, 而遗传算法作为一种高效的启发式算法, 可以不必遍历网格内所有参数点, 即可找到全局最优解. 遗传算法对 SVM 参数进行优化的整体算法过程如图 4 所示.

GA 参数的设置如下:

核函数: RBF 径向基函数; 惩罚函数 c 和核函数参数 g 的范围: $c \in [0, 100]$, $g \in [0, 1000]$; 编码方式: 二进制; 初始化种群: 种群规模 20, 最大迭代次数 200; 适应度函数: 训练集在 CV(网格划分)意义下的准确率; 遗传算子: 赌轮法、一致均匀杂交(其中杂交率 0.4)、基本变异算子, 其中变异率 0.001, 定义终止代数 200, 种群数量为 200.

经 Matlab 编程计算仿真, 得到参数选取结果如下: Best Cross Validation Accuracy = 99% Best $c = 0.692844$ Best $g = 1.42098$; Accuracy=99% (99/100).

基于 GA 的最佳参数选取适应度曲线如图 5 所示.

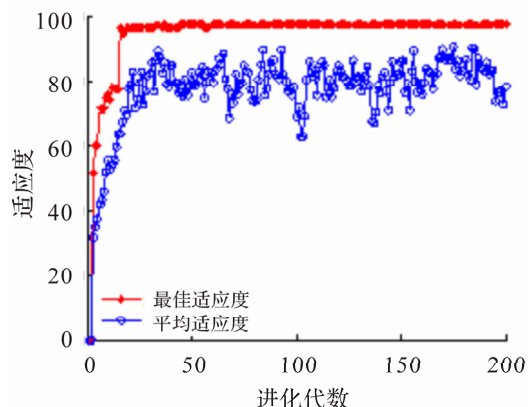


图 5 用遗传算法寻找最佳参数的适应度(准确率)曲线

2.4 建模结果分析

图 6 为传统支持向量机下的测试集分类结果, 由于参数的选取基于实际经验, 其实际和预测的结果偏差很大, 故其故障的识别率不是很高. 图 7 为基于交叉验证的 SVM 测试集分类结果, 与图 6 比较, 其故障识别率得到提高, 但相对于图 8, 其整体波动还是太大. 图 8 是遗传算法支持向量机下的测试集分类结果, 实际与预测的结果吻合度高,

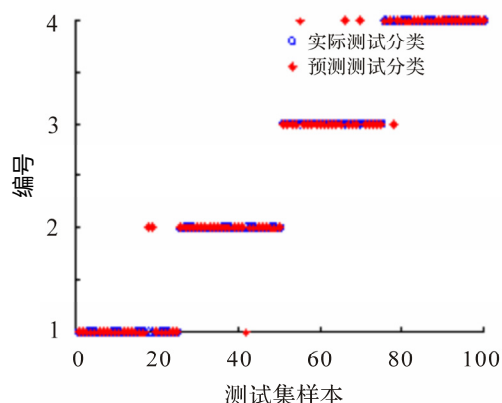


图 6 传统支持向量机下的测试集分类结果

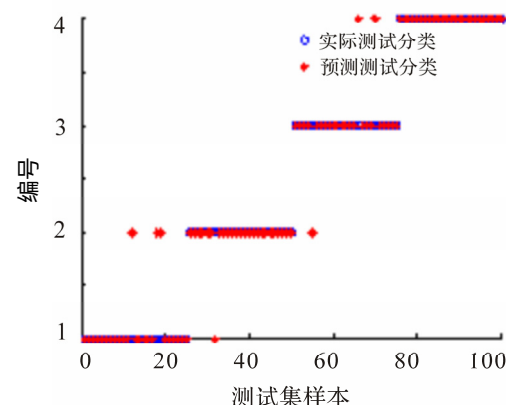


图 7 基于交叉验证的 SVM 测试集分类结果

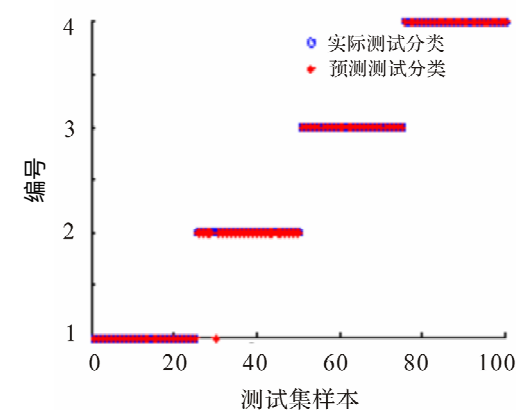


图 8 基于遗传算法的 SVM 测试集分类结果

其故障识别率较高. 同时图 7 中交叉验证用网格划分来寻找最佳的参数 c 、 g , 虽然采用网格搜索能够找到在 CV 意义下的最高的分类准确率, 但有时候如果要在更大的范围内寻找最佳参数 c 、 g 会很费时, 而图 8 中运用遗传算法可以不必遍历网格内所有参数点, 即可找到全局最优解, 缩短了故障诊断时间. 其中纵坐标编号 1 模拟正常状态, 编号 2 模拟转子不平衡状态, 编号 3 模拟转子与联轴器不对

中状态, 编号 4 模拟轴承座松动状态.

3 结论

采用小波包 Shannon-GA-SVM 方法, 对实验模拟的船舶轴系故障进行研究. 结果表明, WPS-GS 模型可以对轴系故障进行有效识别, 在故障诊断的鲁棒性、准确性等方面较之传统 SVM 和基于交叉验证的 SVM 有更好的表现. 本研究下一步的工作是将该方法移植到轴系故障诊断的动态监测诊断中.

参考文献:

- [1] 史晓敏. 船舶螺旋桨的偏振和抗冲击稳定性研究[J]. 机电工程, 2007, 24(9):17-18.
- [2] 尚二国. 调距桨推进装置控制系统的设计与实现[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2009.
- [3] 孟昭玉. 船舶螺旋桨轴状态检测技术[D]. 上海: 上海海事大学, 2005.
- [4] 黄辉, 褚建新, 沈爱弟. 基于小波分析的船舶螺旋桨故障诊断[J]. 船舶工程, 2014, 36(1):45-48.
- [5] Wu J D, Liu C H. An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3):4278-4286.
- [6] Kimh C, Pang S, Hm J, et al. Constructing support vector machine ensemble[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(12): 2757-2767.
- [7] PLATT J C. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization[C]//Scholkopf B. Advance in Kernel Methods Support Vector Learning, Cambridge Massachusetts: MIT Press, 1999:185-208.
- [8] 周昕, 凌兴宏. 遗传算法理论及技术研究综述[J]. 计算机与信息技术, 2010, 4:37-39.
- [9] 胡海刚, 冯志敏, 蒲龙云. 基于虚拟仪器的扭振检测仪设计[J]. 机床与液压, 2003, 6:289-291.
- [10] 张泉南, 于尧治. 特征分析及其在船舶轴系故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 1986(2):62-70.
- [11] 周春良. 船舶轴系振动研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006.

Fault Diagnosis Methods of Ship Shafting Based on Wavelet Packet, Shannon Entropy, GA and SVM

WANG Ming, HU Hai-gang^{*}, ZHANG Gang, ZHOU Xin
(Faculty of Maritime, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: Aiming at the vibration problems of the ship propulsion shafting, a new method of fault diagnosis, which is based on the theory of wavelet packet (wavelet packet), Shannon entropy, genetic algorithm (GA) and support vector machine (SVM), is proposed, and referred to as WPS-GS method in this paper. For the simulation of platform ship propeller shafting, the wavelet packet decomposition and strong fault-tolerant Shannon entropy are jointly used to compute the feature vectors of vibration signals which are served as the input vectors of SVM; GA is adopted to optimize the parameters of SVM for achieving the higher veracity. The simulation results show that the WPS-GS method can attain higher reliability and veracity than the conventional SVM and K-CV SVM, which suggests that the proposed method is more suitable for the condition monitoring and fault diagnosis of rotating shaft system.

Key words: ship shafting; fault diagnosis; genetic algorithm; support vector machine

(责任编辑 史小丽)