

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.032

基于 DT-CWPT 和 QGA-LSSVM 的振动信号故障模式分析

赵凯,王志雄,史永运,孙涛,张赞

(海军航空大学航空基础学院,山东 烟台 264001)

摘要:为了提高航空发动机振动信号故障模式的识别精度和计算效率,提出了基于双树复小波包变换(DT-CWPT)和基于量子遗传算法(QGA)优化的最小二乘支持向量机(LSSVM)的转子振动信号故障模式分类识别算法。利用 DT-CWPT 对采集的振动信号进行降噪预处理,计算各频带的能量谱作为训练样本,利用 QGA 对 LSSVM 核心参数进行寻优,达到对振动信号模式识别与分类的目的。实验结果表明:该算法具有较好的计算速度和分类精度。

关键词:双树复小波包变换;量子遗传算法;最小二乘支持向量机;航空发动机;振动信号;模式分类

中图分类号:TP302 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)01-0172-05

Analysis of Vibration Signal Fault Modes Based on DT-CWPT and QGA-LSSVM

ZHAO Kai, WANG Zhixiong, SHI Yongyun, SUN Tao, ZHANG Yun

(College of Aeronautical Foundation, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to improve identification accuracy and computing efficiency of the vibration signal failure modes, a classification and recognition algorithm for rotor vibration signal fault modes based on DT-CWPT and QGA-LSSVM is proposed. DT-CWPT is used to denoise the vibration signals, the energy spectrum of each frequency bands is calculated as training sample. The core parameters of LSSVM are optimized by using AGAIN to achieve the vibration signal identification and classification. The experiment results show that the proposed algorithm has better calculation efficiency and classification precision.

Keywords: DT-CWPT; QGA; LSSVM; aircraft engine; vibration signal; modes classification

0 引言

振动信号是航空发动机的重要飞参数据,通过分析振动信号可以直接判断发动机的工作状态是否正常。对采集到的振动信号利用人工智能算法展开分析研究,可以对其进行故障模式识别与分类,进而实现对航空发动机的状态监控、评估与健康管理工作^[1-2]。在目前主流的机器学习中,由于支持向量机(support vector machine, SVM)在处理高维、小样本、非线性的数据时也具备出色的学习和分类能力,因此它得到越来越广泛的应用与研究^[3]。SUYKENS 等^[4]将最小二乘法与支持向量机相结合提出的最小支持二乘向量机,用线性方程组求解替代经典 SVM 模型中的二次规划问题,降维简化了计算的复杂程度,有效提高了收敛速度。为了进一步提高模式识别的准确率,研究人员对支持向量机的核心参数进行多目标寻优,常见的有果蝇算法、遗传算法和粒子群算法

等^[5-7]。如吴玉洋等^[8]采用基于粒子群算法优化最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)的方法用于液体火箭发动机的故障识别;郑立朝等^[9]采用改进的 LSSVM 对轴承故障模式进行识别研究;谷广宇等^[10]则利用 BP 神经网络和 GA-LSSVM 算法对柴油发动机进行状态预测与评估。

航空发动机是一种结构复杂的旋转机械,由于其工作环境恶劣,在飞行过程中采集到的信号往往受到其他因素干扰。受污染的信号不利于信号处理分析,会降低机器学习识别的准确率,因此对振动信号进行降噪预处理是进行轴承故障模式分析的首要步骤。小波变换是傅里叶变换的重要发展,由于其具有许多优秀特性,已被广泛应用于信号分析、图像处理及故障诊断等许多方面^[11-13]。双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DT-CWT)在小波变换的基础上,采用两个并行的实部树和虚部树小波来实现

基金项目:国家自然科学基金项目(51505492);山东省自然科学基金资助项目(ZR2020ME125)

第一作者简介:赵凯(1983—),男,山东烟台人,讲师,博士,研究方向为航空发动机状态监测和故障诊断,254657425@qq.com。

信号的分解和重构,能够有效避免信息遗漏。双树复小波包变换(dual-tree complex wavelet packet transform, DT-CWPT)结合双树复小波变换和小波包变换的优点,能够进行更加精细的分析^[14],因此很适合处理航空发动机振动信号。本文提出的基于 DT-CWPT 和 QGA-LSSVM 的航空发动机振动信号的故障模式分类方法,首先基于改进的 DT-CWPT 对振动信号进行降噪预处理,然后对各频段提取特征向量,最后利用量子遗传算法优秀的寻优能力,加快 LSSVM 算法收敛,对振动信号进行故障模式分类研究。

1 双树复小波变换理论基础

1.1 双树复小波变换

双树复小波变换的理论基础是采用两个并行的小波同时对信号进行分解和重构,这两个并行的小波 $\Psi_h(t)$ 和 $\Psi_g(t)$ 分别称为实部树和虚部树,互为 Hilbert 关系。双树复小波实部与虚部小波系数能提取 $\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$ 6 个方向的高频信息,在信号各层的分解与重构过程中减少有用信息的丢失,实现信息互补,有效减少计算量,提高了计算速度。双树复小波变换的分解与重构过程如图 1 所示。

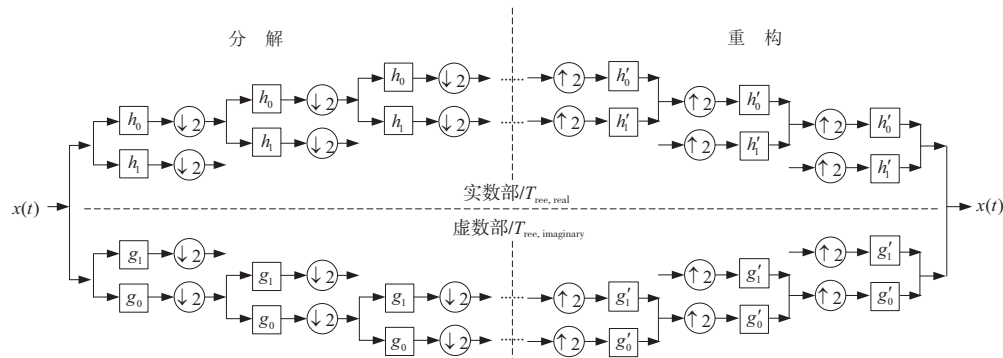


图 1 双树复小波变换的分解和重构过程

1.2 双树复小波包变换降噪方法

双树复小波包变换是在双树复小波变换的基础上发展而来的一种更加精细的信号处理分析方法,可以对双树复小波变换没有细分的高频部分进行了进一步的分解^[15]。双树复小波变换后的重构信号可表示为

$$x(t) = d_j(t) + c_j(t) \quad (1)$$

式中: $d_j(t)$ 为双树复小波变换的小波系数; $c_j(t)$ 为其尺度系数。原信号 $x(t)$ 的重构信号可表示为

$$\hat{x}(t) = T_{\text{ree, real}} + iT_{\text{ree, Imaginary}} \quad (2)$$

小波变换与小波包变换在降噪原理上是相同的,所以两者计算阈值的方法也一样,本文的阈值选取方法采用最优阈值法。输入信号通过最优阈值自寻优的过程,找出使 $\|w_{j,k} - u_{j,k}\|$ 最小的值,这个值即为最优阈值。该降噪方法具有计算量较小,解释性较好的特点。

2 基于量子遗传算法优化的最小二乘支持向量机

2.1 最小二乘支持向量机

最小二乘法支持向量机(LSSVM)是利用最

小二乘法对支持向量机改进的一种广义线性分类器^[16-17]。LSSVM 不仅具有训练样本少的特点,并且由于求解对象变为线性方程,使得计算复杂度降低和计算量显著减少,从而适合处理小样本数据。LSSVM 的工作原理述如下。

设有 n 个样本数据集 (x_i, y_i) , 其中 $i = 1, 2, \dots, n$, x_i 为 n 维样本的第 i 个输入向量, y_i 为 n 维样本的第 i 个输出向量。依据结构风险最小化原理去构建、求解方程,如下所示

$$L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^n e_i^2 - \lambda_i [\omega^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i] \quad (3)$$

式中: ω 为权重向量; C 为惩罚因子; λ 为拉格朗日乘子; b 为偏置常量; e_i 为误差变量。通过 KKT(kurush kuhu tucker)条件计算最优的 λ 和 b , 于是可以整理 LSSVM 的分类得

$$y = \sum_{i=1}^n \lambda_i K(x_i, x) + b \quad (4)$$

LSSVM 的特点是通过优化算法对核函数参数 σ 和惩罚因子 C 进行寻优,以提高 LSSVM 的计算速度和收敛精度。常见的核函数主要有多项式函数、线性函数和径向基函数等几种^[18-19]。其中

径向基函数由于结构简单,优化参数少而被广泛使用。本文选取径向基函数为核函数进行计算求解,如下式所示

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2}\right), i=1,2,3,\dots,n \quad (5)$$

LSSVM 算法最关键的 2 个参数是 C 和 σ ,对这 2 个参数寻优以确保样本训练和预测效果最优。

2.2 利用 QGA 优化的 LSSVM 算法

量子遗传算法 (quantum genetic algorithm, QGA) 是基于量子理论与遗传算法相结合一种概率进化寻优算法,具有优秀的全局搜索能力。QGA 将量子比特编码、量子门旋转和灾变策略应用于遗传算法的染色体进化,相较于遗传算法 (GA),该算法计算效率更高、收敛速度更快、全局搜索能力更强^[20]。因此,本文采用 QGA 来优化 LSSVM 的主要参数 C 和 σ ,以提高模型的收敛速度和计算精度。首先利用双树复小波包变换对振动信号降噪并进行多层次分解,计算得到信号在各频带下的能量谱系数特征值,对其进行归一化计算后,再将其作为振动信号的特征向量集合输入到最小二乘支持向量机分类模型,在编程中用 c 和 g 表示核函数参数 σ 和惩罚因子 C ,运用 QGA 来优化 c 和 g ,得到最优解 best- c 和 best- g ,从而构造出具备较强容错和分类速度的 QGA-LSSVM 算法,其算法流程如图 2 所示。

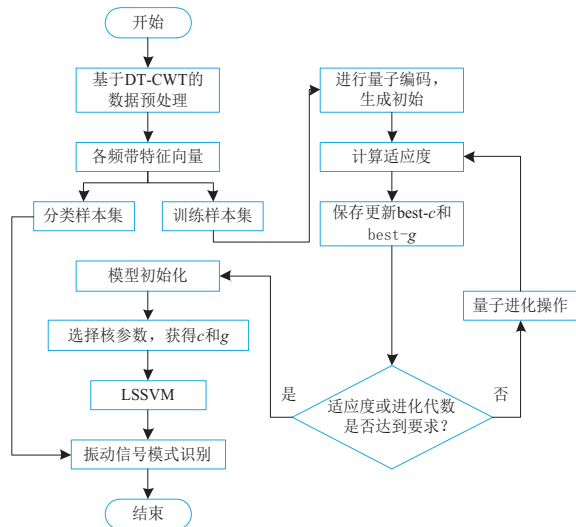


图 2 QGA-LSSVM 算法流程图

具体的 QGA-LSSVM 算法步骤如下

1) 初始化种群 $Q(t)$, 将染色体基因都设置为 $(1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2})$, 对参数 σ 和 C 进行寻优, 进化代数 $t=0$;

2) 计算得到当前 C 和 σ 的值, 并对解中所有的染色体进行量子化计算^[21], 并根据适应度^[22]进行比较判断, 更新保存 best- c 和 best- g , 当群体适应度值大于设定值或进化代数达到初始迭代要求时跳出循环, 否则继续返回上一步继续计算;

3) 利用量子旋转门策略更新种群 $Q(t+1)$, 判断是否达到灾变条件, 否则继续, 进化代数 $t=t+1$, 返回步骤 2);

4) 输出结果, 将优化得到的 best- c 和 best- g 作为 LSSVM 的最优参数建立分类模型, 对振动信号的样本进行分类。

3 实验验证

3.1 实验数据分析

为检验本文方法的有效性, 采用 YE6254 型转子实验台来采集振动信号, 如图 3 所示。设置不同的故障状态, 将转速调至 2 000 r/min, 采集并储存各振动模式对应的振动信号数据。



图 3 转子实验台

3.2 双树复小波包变换降噪及特征提取

首先对采集到的信号继续降噪预处理, 在此基础上对常见的不平衡、不对中、碰磨振动故障模式及正常状态进行分析。图 4 为不平衡振动信号的时域波形及其快速傅里叶变换 (FFT), 采样点数为 2 048。

从图 4b 可以看出, 振动信号的频率成分分为 8.625 Hz、17.19 Hz 和 25.88 Hz。选取一组不平衡振动信号进行 3 层双树复小波包分解后, 对小波包系数进行重构, 第 3 层重构信号各个节点为 (3, 0)、(3, 1)、(3, 2)、(3, 3)、(3, 4)、(3, 5)、(3, 6) 和 (3, 7)。

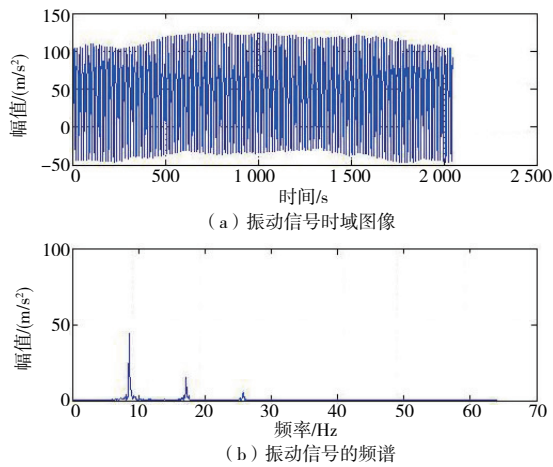


图4 不平衡振动信号的时域波形及其FFT

能量谱 (energy spectrum) 用能量来表示小波包分解结果,把不同频带上信号的能量值求解出来,将其顺序排列成特征向量以供识别分析和特征提取。图5是第3层各个频段的能量占比直方图,直观地反映了各个频段的能量比例。从图5中可以看出,(3,0)和(3,1)这两个节点所含能量占到95%以上。

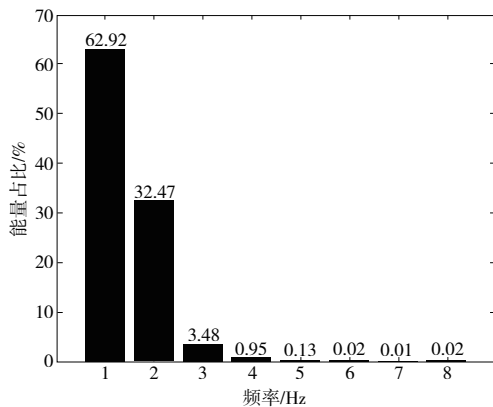


图5 各个频段能量所占的比例

3.3 故障模式分类研究

本文分别采用QGA与遗传算法(GA)进行参数寻优测试,其寻优如图6、图7所示。从图6、图7中可以看出,在同等条件下QGA算法的迭代次数更少,收敛速度更快。因此,本文采用QGA对LSSVM进行参数寻优,可以提高整体计算的速度和精度。

对采集的不平衡、不对中振动故障模式及正常状态振动信号,每种振动信号各采集100组作为样本集,令其中70%作为训练样本,剩余的30%作为测试样本,建立多分类LSSVM分类模

型。用纵坐标的1、2、3分别表示正常、不平衡和不对中3种振动信号模式,利用QGA算法对核函数参数 σ 和惩罚因子 C 进行寻优,QGA种群规模为20,最大遗传代数为300,二进制长度为20,LSSVM的核函数为RBF核函数,用训练样本对分类模型进行训练,结果如图8所示。

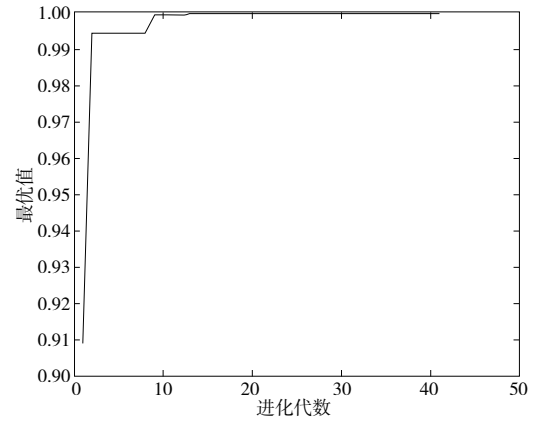


图6 QGA寻优变化曲线

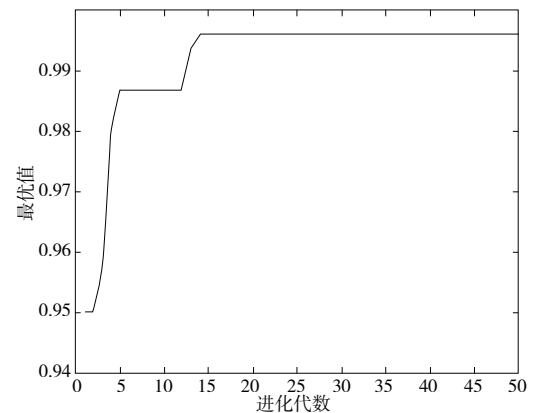


图7 GA寻优变化曲线

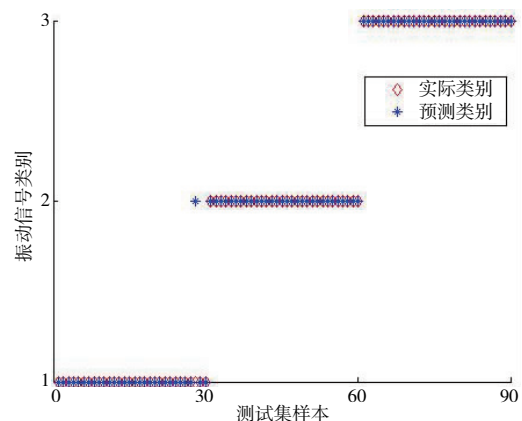


图8 QGA-LSSVM分类结果

利用本文提出的QGA优化的LSSVM算法步

骤,对故障样本进行识别分类,可以得到 LSSVM 分类器的输出结果。为降低偶然性,对转子振动信号故障模式分别利用 GA-SVM,GA-LSSVM 和 QGA-LSSVM 各进行 50 次分类计算,得到其平均分类准确率,结果如表 1 所示。

表 1 不同分类算法结果对比 单位: %

分类算法	平均分类准确率
GA-SVM	96.02
GA-LSSVM	97.59
QGA-LSSVM	98.56

4 结语

本文提出了一种基于双树复小波包变换(DT-CWPT)和量子遗传算法优化最小二乘支持向量机(QGA-LSSVM)的振动信号故障模式分析方法,首先利用双树复小波包变换结合最优阈值去噪进行预处理,然后进行 3 层小波包分解,计算得到信号在各频带下能量谱系数特征值,对其进行归一化计算后,再将其作为振动信号的特征向量集合输入到最小二乘支持向量机分类模型,运用量子遗传算法去寻优最小二乘法支持向量机模型中的参数,得到优化后的最优解 best-c 和 best-g,从而构造出具备较强容错和分类速度的 QGA-LSSVM 算法。实验结果表明:与 GA-SVM 和 GA-LSSVM 算法相比,所构建的 QGA-LSSVM 分类器算法的分类准确率可达 98.56%,在识别精度及计算速度上具有较大优势,能够有效解决转子振动信号故障模式的识别分类问题。因此该方法不仅可用于航空发动机其他部件振动信号的辨识和定位,还可对航空发动机健康状态评估提供算法支持。

参考文献:

[1] ZHAOK, WANG Z X, SHI Y Y, et al. Analysis of vibration signal fault modes based on improved deep belief network [C]//2024 11th International Forum on Electrical Engineering and Automation (IFEAA). Shenzhen, China: IEEE, 2024: 185-188.

[2] 李萌, 张强. 鲸鱼算法优化 VMD-CNN 在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 装备制造技术, 2024(1): 4-6.

[3] 赵凯, 李本威, 李冬, 等. 基于排列组合熵的转子振动信号故障诊断 SVM 方法研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2013, 26(3): 38-42.

[4] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.

[5] 朱宗玖, 王宁. 基于 PSO-SVM 的 Φ -OTDR 系统模式识别研究[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(12): 5023-5029.

[6] 王磊, 刘国龙, 杨磊, 等. 基于 CEEMDAN-VMD 融合特征和 SO-SVM 的风机轴承故障诊断[J]. 微电机, 2024, 57(2): 56-62, 72.

[7] 陈超, 沈飞, 严如强. 改进 LSSVM 迁移学习方法的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 33-40.

[8] 吴玉洋, 李宁宁, 薛薇, 等. 改进 PSO 优化 LSSVM 的液体火箭发动机故障检测[J]. 计算机仿真, 2020, 37(5): 49-54.

[9] 郑立朝, 宋宏志, 顾启林, 等. 基于 ICEEMDAN 和 PSO-LSSVM 的石油机械滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(8): 129-137.

[10] 谷广宇, 刘建敏, 刘会英, 等. 基于 GA-LSSVM 和 BP 神经网络的柴油发动机状态预测方法[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2019, 34(3): 27-33.

[11] 赵凯, 李本威, 徐圣田. 基于最优阈值小波包分析的转子振动信号降噪研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2014, 27(3): 22-26.

[12] 王淑青, 罗平章, 胡文庆, 等. 基于小波包分解与 CEEMDAN 能量熵的水电机组振动信号特征提取[J]. 水电能源科学, 2024, 42(6): 198-202, 216.

[13] 张斌, 耿宝光, 潘力军. 基于小波和 Bp 神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 内燃机与配件, 2024(16): 125-127.

[14] ZHAO K, ZHANG Y, SUN T, et al. Study on denoising of vibration signals based on improved DT-CWPT [C]//2023 3rd International Conference on Computer Science and Blockchain (CCSB). Shenzhen, China: IEEE, 2023: 48-52.

[15] 陈志新. 对偶树复小波分析及其应用[M]. 北京: 对外经济贸易大学出版社, 2014.

[16] 杨杰, 马春辉, 程琳, 等. 基于 QGA-SVM 的堆石料离散元细观参数标定模型[J]. 水利水电科技进展, 2018, 38(5): 53-58, 75.

[17] 杨东博, 陈长征. 基于 AVMD 与 SMA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 风机技术, 2022, 64(6): 48-53.

[18] 彭宇文, 李瑞, 李沁雪, 等. 基于小波变换和 GA-LSSVM 的电质量扰动识别与分类[J]. 黑龙江电力, 2023, 45(1): 1-9.

[19] 王宝, 叶彬, 马静, 等. 基于多维度与 QGA-LSSVM 算法的制造业用电量预测[J]. 电力需求侧管理, 2017, 19(1): 17-21, 28.

[20] 夏梁志, 李华, 饶克克, 等. 基于 QGA-LSSVM 的醋酸乙烯聚合率软测量建模[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(4): 907-909, 913.

[21] 冯亚娟, 刘晓恺, 张波. 基于 QGA-LSSVM 的能源需求预测[J]. 科技与经济, 2014, 27(3): 56-60.

[22] 焦斌, 高志伟. 量子遗传算法优化的最小二乘支持向量机的风机故障诊断[J]. 上海电机学院学报, 2014, 17(3): 158-163.

收稿日期: 2024-03-20