

基于 WPD-tSNE-SVM 方法的电站机组主轴故障诊断分析

曹康栖¹,李灿²

(1. 国网江苏省电力有限公司 滨海县供电分公司,江苏 盐城 224599;

2. 郑州大学 机械与动力工程系,河南 郑州 450001)

摘要:为提高电站机组主轴故障诊断效率,设计一种 WPD-tSNE-SVM 组合模型,采用小波包混合特征与支持向量机(SVM)对电站机组轴承开展故障诊断。研究表明:采用 t 分布式邻域嵌入方法降维数据呈现规律分布特征,说明小波包混合特征提取方法能够满足有效性。非线性 SVM 多故障分类器能够满足小波包混合特征的精确故障分析,各分类器都可以实现小波包混合特征集的高效分类,以径向基核函数设置的非线性 SVM 诊断方式达到了更高的准确率,从而为之后的维护保养过程提供参考价值,促进维护效率的进一步提升,有效保障电站机组主轴处于稳定运行状态。根据该方法诊断主轴轴承运行故障,为后续维护保养提供指导意义,获得更高的维护效率,确保电站机组主轴运行稳定性。

关键词:电站机组;主轴;故障诊断;小波包分解;t 分布式随机邻域嵌入;支持向量机

中图分类号:TH17 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)06-0226-03

Fault Diagnosis Analysis of Power Station Spindle Based on WPD-tSNE-SVM Model

CAO Kangxi¹, LI Can²

(1. Binhai County Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Yancheng 224599, China;

2. Department of Mechanical and Power Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to improve the fault diagnosis efficiency of power station unit spindle, a WPD-tSNE-SVM combined model was designed, and wavelet packet mixed feature and support vector machine were used to carry out fault diagnosis of power station unit bearing. The results show that the wavelet packet mixed feature extraction method can satisfy the effectiveness of the regular distribution of dimensionality reduction data by using tSNE method. The nonlinear SVM multi-fault classifier is in line with the precise fault analysis of the wavelet packet mixed features, each classifier can effectively classify the wavelet packet mixed feature set, and the radial basis kernel function is applied to set the nonlinear SVM diagnosis method to achieve higher accuracy, thus providing reference value for the subsequent maintenance process, promoting the further improvement of maintenance efficiency, and effectively guaranteeing the stable operation of the main shaft of the power station unit. With the method, the operation fault of spindle bearing is diagnosed, which provides guidance for subsequent maintenance, achieves higher maintenance efficiency, and ensures the operation stability of power station unit spindle.

Keywords: power station unit; spindle; fault diagnosis; wavelet packet decomposition; t-distributed random neighborhood embedding; support vector machine

0 引言

机组运行精度受到多种因素的共同影响,其中高档电站机组主轴是一个最关键的影响因素,对优化电站机组加工性能具有重要作用^[1]。对于机组使用过程而言,主轴部件最易出现故障,即使专门为其配备监测报警系统也不能实现故障的精确监测,而且对于这类故障也缺乏足够的维修条件。对主轴各组成部分进行分析可知,主轴轴承最易发生问题,这就要求针对这一部位开展故障因素的重点研究^[2]。到目前为止,大多数工业生产管理过程还是按

照前期经验开展主轴部件的保养。进行故障确认时,需在保养期间先拆卸主轴,再对状态进行检查并诊断故障特征,接着针对实际故障实施具体维护。上述处理过程都占据了较长时间,而且各操作者所具备的技能不同对实际处理效果会造成直接影响。到目前为止,已有大量关于主轴机械运行故障检测方面的文献报道,相关理论研究成果也较为成熟^[3],但应注意的是当主轴轴承处于较快转速状态时,将会产生多种类型的复杂频率信号,从而对特定故障特征提取造成较大干扰。此外企业在实际生产过程中很少采集运行参数,无法获得足够故障样本为分析过程提供支持。

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(21B535003)

第一作者简介:曹康栖(1977—),男,江苏盐城人,高级工程师,本科,研究方向为电力系统及自动化,kongliang103045935@163.com。

小波包转换可以实现低频、高频信号同步分解的处理过程,而且也不会造成计算结果产生冗余或者疏漏的问题,从而精确完成中、高频数据的时频局部化测试^[4]。采用这一方法还能够实现各类信号的自适应控制,从而自主确定最优小波基函数,经过分解得到特定频带范围的信号分量,再结合这些信号特点完成设备运行状态的监控与故障诊断。t分布邻域嵌入分析技术是 VAN DER M L^[5]开发的一种能够针对高维数据开展分析的非线性降维方法,能够将结果转换到符合分析条件的多个维度,由此实现样本数据的准确分析。此外,还有学者利用支持向量机(SVM)建立通用分类方法,可以对小样本或高维数据甚至一些非线性数据开展精确分析^[6],此外还可以消除神经网络学习模式不能准确满足网络结构的情况,因此该方法获得进一步推广。

本文针对柔性线电站机组运行过程中的主轴轴承故障开展了识别分析,同时采用小波包混合特征与支持向量机对电站机组轴承开展故障诊断,通过小波包分析方法分析主轴振动信号,再以 SVM 对重构特征实施故障分类。按照以上方法对主轴轴承故障实施诊断,可为之后的维护保养过程提供参考价值,促进维护效率的进一步提升,有效保障电站机组主轴的稳定运行。

1 本文模型

1.1 小波包分解(WPD)

通过小波变换计算得到时间和频率之间的变化规律,再以伸缩和平移分析的方法对信号开展多尺度分析,但应注意经小波变换处理只能对低频段数据进行分解与重构,而对小波变换方式进行优化后则能够实现高低频信号的同步检测功能^[7]。

1.2 非线性降维算法

tSNE 处理方式是按照随机邻域嵌入(SNE)的方法来实现对称处理的简化梯度计算方法,是通过 t 分布取代高斯分布的模式判断低维空间各点的相似度,以防止拥挤问题。tSNE 是一种非线性降维的处理技术,能够针对高维数据实施降维计算,由此得到具备可视化效果的数据。

tSNE 可以利用高斯分布的方法距离转换至呈对称分布的联合概率分布结果,以此展现高维空间参数相似度,构建以下表达式:

$$P_{j|i} = \frac{\exp(-\|x_i - x_j\|^2/2\sigma^2)}{\sum_{k \neq i} \exp(-\|x_k - x_i\|^2/2\sigma^2)} \quad (1)$$

考虑到 SNE 数据存在较大的拥挤性,因此建立了自由度为 1 的 t 分布函数,将距离参数转换为概率分布后再对低维数据相似度进行评价:

$$q_{ij} = \frac{(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1}}{\sum_{k \neq i} (1 + \|y_k - y_i\|^2)^{-1}} \quad (2)$$

对包含 2 个分布的 KL 散度开展优化,建立下述目标函数表达式:

$$C = K_L(P||Q) = \sum_{i,j} p_{i,j} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}} \quad (3)$$

$$\frac{\delta C}{\delta y_i} = 4 \sum_j (p_{ij} - q_{ij})(y_i - y_j)(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1} \quad (4)$$

通过梯度下降的分析方法确定 2 个空间中的 KL 散度最小目标,再对低维可视化数据进行处理,由此实现数据的降维和可视化。

1.3 SVM 故障分类原理

SVM 是按照统计分析的方式针对小样本数据设计的一种算法。该算法的处理过程为,以核函数将训练样本从初始空间集中经非线性映射的方式形成高维特征空间,再为高维空间设置优化分类超平面,从而实现对样本数据的分类。对于无法识别的样本故障,则利用决策函数进行处理后再对最终类别进行判断^[8]。

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

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

1.4 模型流程

以下给出通过小波包混合函数与支持向量机方法进行电站机组轴承故障诊断的流程。

第 1 步:利用小波包方法分解主轴轴承的振动信号,之后根据各分量提取出均值、有效值、瞬时能量、峭度、样本熵、排列熵、峰值以及峰值因子特征,再根据上述参数构建联合特征空间。

第 2 步:以 tSNE 进行样本处理使维度降低到 2 维,再对小波包混合特征样本集参数开展分析。

第 3 步:以非线性多故障分类器对完成极差归一化的参数进行故障分类,从中提取出故障特征,流程如图 1 所示。

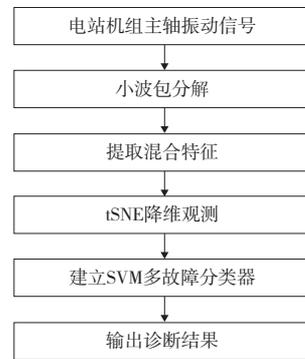


图 1 本文诊断方案流程

2 故障诊断结果分析

本实验设计的数据采集系统由预装了 Labview 的 PC 系统、加速度测试器以及 NI 数据采集系统共同构成,由采集系统收集实际工况下电站机组主轴的振动信号。加速度传感器安装在主轴轴承附近区域,对振动信号实施采集,保持采样频率为 12 000 Hz。上述测试过程都按照空载条件实施,保持转速 2 000 r/min。

选择振动加速度作为信号源,共存在 4 类主轴振动参数。从每个样本中依次采集 2 048 点参数。总共存在 100 个实验样本,获得图 2 中的各时域信号。

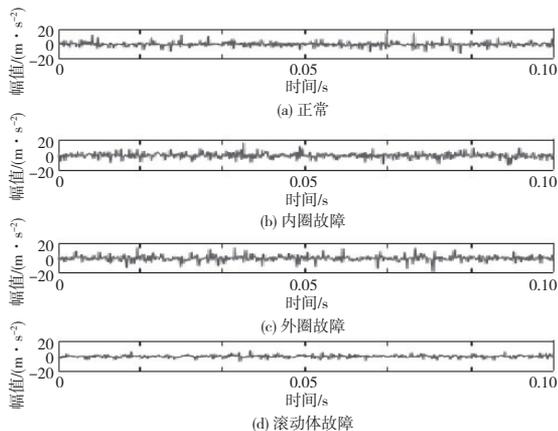


图 2 振动信号时域图

根据测试结果建立 3 层最优树,再对非平稳轴承故障信号实施小波包分解,获得 8 个频带信号。对频带区间信号混合特征进行分析,从而建立混合特征空间向量,每个样本分别由 112 个特征量构成。按照随机处理的方式从数据集内选出 20 个样本建立训练集,从中选出 5 个样本构建得到测试集,结果见表 1。

表 1 样本集

类别	信号种类	训练样本数	测试样本数
1	内圈故障	20	5
2	外圈故障	20	5
3	滚动体故障	20	5
4	正常	20	5

利用非线性降维 tSNE 方法处理时,需结合特征数据点相似度对不同模式进行识别,从而确定数据的变化特征,确保高维数据经过降维形成 2 维数据。获得可视化特征数据集后,有助于更加精确判断特征集的优劣性能。图 3 显示了采用 tSNE 方法对训练样本集进行降维得到 2 维数据的情况,可以明显看到各样本数据呈现规律分布特征,颜色一致的样本呈现相互聚集的现象,说明小波包混合特征提取方法能够满足有效性,从而成为样本数据分类的基础。

对样本数据实施极差归一处理,再通过非线性支持向量机训练多故障分类,经过测定得到图 4 中的归一化样本集。

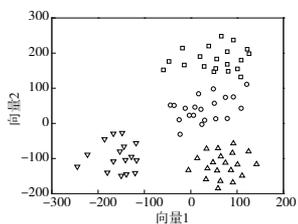


图 3 样本特征降维分布

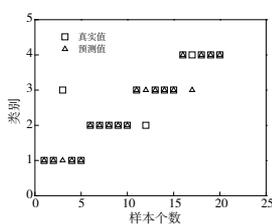


图 4 分类结果

根据分析结果可知,非线性 SVM 多故障分类器能够满足小波包混合特征的精确故障分析,再以 SVM、BP 神经网络实现数据样本的分类,具体见表 2。从表 2 可知,各分类器都可以实现小波包混合特征集的高效分类,其中以径向基核函数设置的非线性 SVM 诊断方式达到了更高的准确率。这是因为设备故障信号具有随机和混沌特性,线性 SVM 和 BP 神经网络模型具有分类局限性。非线性 SVM 适用于多场景下的相互关联分析,对获取高维数据具有很好的效果。

表 2 模型对比

类别	模型	准确率/%
1	径向基 SVM	100(20/20)
2	线性 SVM	90(18/20)
3	BP 网络	95(19/20)

3 结语

本文利用小波包方法对主轴振动信号实施分解,完成样本集 tSNE 降维,利用 SVM 完成重构特征故障分类。针对电站机组主轴运行,得到如下有益结论:

- 1) 采用 tSNE 方法降维数据呈现规律分布特征,说明小波包混合特征提取方法能够满足有效性;
- 2) 非线性 SVM 多故障分类器能够满足小波包混合特征的精确故障分析,各分类器都可以实现小波包混合特征集的高效分类。以径向基核函数设置的非线性 SVM 诊断方式的准确率更高。

参考文献:

[1] 时培明,范雅斐,伊思颖,等. 基于 HVD 小波包降噪编码深度学习的风电机组智能诊断研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(12):196-201.

[2] 郭宏宇,霍志红,许昌,等. 风电机组故障的宽度学习诊断模型[J]. 可再生能源, 2022, 40(5):634-638.

[3] 刘维新,余纬,徐冲. 落地铣床床主轴箱平衡补偿系统故障诊断与维修[J]. 现代制造工程, 2022(2):135-139.

[4] 于岩,许继秀,张梦超,等. 小波分析和小波包分析在轴承故障诊断中的对比分析[J]. 煤矿机械, 2019, 40(12):170-173.

[5] VAN DER M L, HINTON G. Visualizing data using tSNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(11):2579-2605.

[6] 金江涛,许子非,李春,等. 基于深度学习与支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. 热能动力工程, 2022, 37(6):176-184.

[7] 李学军,何能胜,何宽芳,等. 基于小波包近似熵和 SVM 的圆柱滚子轴承诊断[J]. 振动·测试与诊断, 2015, 35(6):1031-1036, 1196.

[8] 杨洪涛. 样本熵改进小波包阈值去噪的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(1):79-82, 88.

收稿日期:2022-05-05