

模型水轮机空化现象智能识别方法

韩文福¹, 桂中华¹, 满哲¹, 丁景焕¹, 汪刚², 王桂虹², 骆彦辰²

(1. 国网新源控股有限公司抽水蓄能技术经济研究院, 北京 100053; 2. 东方电气集团东方电机有限公司, 四川 德阳 618000)

摘要: 为了更加准确地判断模型水轮机是否发生空化现象, 提出了一种基于图像识别的模型水轮机多态图像智能识别方法。该方法通过机器预处理及二值化处理对目标水轮机转轮图像进行特征提取, 并构造目标特征矩阵; 将该目标特征矩阵与经专家库得到的修正系数或修正区间相乘后输入到空化识别模型中, 并与模型中存储的模板图像的修正特征矩阵进行比对, 实现模型水轮机的空化识别。工程应用结果表明: 该方法的识别准确率约为 80%, 存在少许“错杀”现象, 但可以满足使用要求; 相较于现有方法, 该方法不仅能提高水轮机空化识别的速度, 还能提高识别质量, 实现水轮机空化检测的智能化、数字化、简单化。

关键词: 模型水轮机; 空化; 图像智能识别; 图形特征向量; 位移像素

中图分类号: TK730

文献标志码: A

文章编号: 1006-7647(2024)06-0013-07

Intelligent identification method for cavitation phenomena in model hydroturbine // HAN Wenfu¹, GUI Zhonghua¹, MAN Zhe¹, DING Jinghuan¹, WANG Gang², WANG Guihong², LUO Yanchen² (1. Pumped-Storage Technological and Economic Research Institute of State Grid Xinyuan Co., Ltd., Beijing 100053, China; 2. Dongfang Electric Machinery Co., Ltd., Deyang 618000, China)

Abstract: In order to more accurately determine whether cavitation occurs in the model hydroturbine, an intelligent identification method for turbine polymorphic images is proposed based on image recognition. This method extracts features from the target turbine runner images through machine preprocessing and binarization, and constructs the target feature matrix of the target image. The target feature matrix is multiplied by the correction value obtained from the expert database experience and is input into the cavitation identification model. It is then compared with the template correction feature matrix of the template images stored in the model to achieve cavitation identification of the water turbine runner. The practical application results of the project show that the identification accuracy of this method is about 80%, with a slight occurrence of false positives, but it can meet the requirements for practical use. Compared with existing methods, this method can not only improve the speed of turbine cavitation identification, but also enhance the identification quality, thereby achieving intelligent, mathematical, and simplified turbine cavitation detection.

Key words: model hydroturbine; cavitation; intelligent image recognition; graphical feature vector; displacement pixel

水轮机发生空化时会降低机械工作效率, 影响机组安全稳定运行, 并使机组使用寿命大幅度缩短^[1-4], 直接影响水电站、电网的运行安全。空化现象一直是水力机械领域研究的难点之一, 一般采用模型水轮机进行试验研究。模型水轮机空化试验的思路一般是根据研究内容在选定的运行工况下逐渐改变空化系数, 最终得到相应的试验结果^[5-8]。

目前, 模型水轮机空化检测在实际工程中还停留在人工观测识别阶段, 还没有成熟的智能识别方法。但已开展相关研究, 且机器学习方法已在水轮

机研究中得到广泛应用^[9], 如王树新等^[10]提出了一种为发现水电站更多未知故障的在线监测方法; 蒋盈^[11]将混沌理论和深度学习理论相结合, 基于声发射技术检测技术对水轮机空化状态进行检测, 为水轮机空化识别方法的研究提供了一种新思路; 王佳俊等^[12]将小波变换应用于水轮机空化信号检测, 以小波变换奇异性检测理论为基础, 利用小波变换处理空化噪声信号, 为实时监测水轮机空化状态提供了新的可行方法; 刘忠等^[13]提出了水轮机空化声发射信号的混沌特性分析方法, 研究了混流式水轮机

基金项目: 国网新源公司科技项目(525730210006)

作者简介: 韩文福(1987—), 男, 高级工程师, 硕士, 主要从事水力机械运行稳定性与水力性能优化研究。E-mail: wfh@foxmail.com

通信作者: 汪刚(1977—), 男, 高级工程师, 硕士, 主要从事水力机械运行稳定性与水力性能优化研究。E-mail: wanggg6905@dongfang.com

空化声发射信号的混沌特征及其变化规律;张永学等^[14]采用数值模拟与试验研究相结合的方法,分析低比转速离心泵在不同空化数下的压力脉动和流动噪声特性,并对典型位置处的压力脉动频域特性及声压频率响应进行了重点讨论,为水轮机空化声信号智能识别方法提供了理论基础;赵越^[15]基于空化噪声信号的时域特征量和频域特征量的数学模型,成功研制了一套模型水轮机空化在线监测分析系统;伍锐等^[16-17]研究了脉动压力与螺旋桨空化之间的关系。

图像识别技术在模型水轮机空化识别领域的研究目前处于起步阶段,还缺少合适的算法。本文在已有研究基础上,采用模型水轮机空化图像多态算法(model turbine cavitation image polymorphic algorithm, MTCIPA)对采集到的数据进行处理,提出了一种基于图像识别的模型水轮机多态图像智能识别方法,并成功应用于东方电气集团东方电机有限公司模型水轮机试验台上。

1 水轮机空化图像多态算法逻辑流程

由于模型水轮机空化的发生呈多态不稳定状态,要实现图像自动识别,需要借助于相关算法与模型,为此,本文通过组合多种数学模型^[18-28]并结合模型水轮机试验实践经验,优化形成了 MTCIPA,并以水轮机空化图形特征向量(polymorphic cavitation image vector, PCIV)作为水轮机空化判断依据,以实现水轮机空化图像的学习和识别。

1.1 MTCIPA

原始图像无法直接用于图像识别,识别前需对图像进行归一化、尺寸调整、去噪、平滑、变换等一系列可以增强图像质量的预处理,使计算机能够更好地学习数据特征,同时屏蔽掉与图像识别无关的信息,从而提升模型识别的准确度。将预处理后的图像划分为训练集与测试集,其中训练集用来训练卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)。CNN 是一种模拟人类视觉处理方式的深度神经网络,适合于图像、视频等二维数据的处理。CNN 主要由卷积层、池化层、全连接层等组成。CNN 的核心是卷积层,每个卷积层都包含多个卷积核。训练得到最优模型水轮机空化判别的分类器,用于模型水轮机空化图像的智能识别,并得到识别结果。MTCIPA 具体步骤为:①对图像数据进行预处理^[29-32];②训练分类器^[33-34];③对模型水轮机空化现象进行计算分析。

1.2 PCIV 矩阵

模型水轮机发生空化时转轮叶片表面产生的气

泡图像具有两个明显的特点:一是总体样貌比较明显,即图像的低频信号较强;二是无边缘轮廓,即图像的高频信号丢失。该类图像特点非常不利于计算机自动识别。因此,笔者全新定义了一种 PCIV,将由 PCIV 组成的矩阵应用于神经网络算法中,得到最优分类器,用于模型水轮机空化图像的智能识别。构建 PCIV 矩阵的步骤为:①对图像数据进行预处理。将实时采集的模型水轮机转轮图像进行裁剪、亮度调节、蒙版、灰化以及边缘增强等预处理。②得到典型的目标图像二值线图。对预处理后的图像进行二值化处理,并通过剔除图像中重复的像素点,使每个像素点有且仅有一个右方的像素点与之相连,最终形成包括多条单线形状曲线段的目标图像二值线图。③得到 PCIV 矩阵。在模板图像二值线图中,任意选取一条单线形状曲线段作为基准曲线段,同时选取基准曲线段上最左侧的像素点作为基准关键点,并设定基准关键点的参数。基于处理后的模板图像二值线图,分别提取模板图像二值线图中每条单线形状曲线段上各个像素点与右侧相邻像素点的方向矢量;以单线形状曲线段上最左侧的像素点作为起始点,从起始点开始遍历该条曲线段上所有的像素点,获取每个像素点与右侧相邻像素点的方向矢量,同一曲线段上每个像素点与右侧相邻像素点的方向矢量构成该曲线段的向量链,模板图像中包含多条曲线段,最终获取模板图像的多个向量链构成 PCIV 矩阵。

2 模型水轮机多态图像智能识别方法

基于图像识别的模型水轮机多态图像智能识别方法通过 PCIV 矩阵得到转轮图形的空泡特征,并通过此特征对分类模型进行训练,最终实现水轮机空化的识别与判断。该方法简单易行,不仅能够提高水轮机空化识别的速度,同时还能提高识别质量。该方法对水轮机空化识别分为三阶段:一是获取 PCIV 矩阵;二是基于 PCIV 矩阵特征的模型训练;三是空化识别阶段。具体步骤为:①采集模型转轮空化的图像数据;②对图像数据进行预处理;③提取 PCIV 要素;④基于 MTCIPA 得到 PCIV 矩阵;⑤对 PCIV 矩阵进行修正;⑥将修正后的 PCIV 矩阵作为样本并标注,输入空化识别模型并完成对模型的训练;⑦新采集到的图像同样进行 PCIV 矩阵的提取,并将此数据输入空化识别模型,完成空化现象的识别。

2.1 空化识别模型训练

以已经发生空化的图像和未发生空化的图像为原始数据集,构建样本空间,并由人工标注。正负样

本比例大致保持各 50%。后续试验结果经人工标注,通过处理后拓展模型数据量。具体做法为:在模型建立阶段,首先利用已有的模型水轮机发生空化和未发生空化的典型转轮图像作为模板图像,形成专家库。通过一系列的图像处理手段,构建用于空化识别的特征矩阵,然后对该特征矩阵进行修正,将修正后的特征矩阵输入空化识别算法进行训练,得到模型水轮机空化识别模型。模型水轮机空化识别模型的建立步骤为:①在专家库里挑选具有典型特征的图像作为样本图像,并进行标注;②对样本图像进行归一化、裁剪、锐化、去噪、平滑、变换预处理;③训练模型水轮机空化识别模型。

提取预处理后模板图像完整轮廓,然后在轮廓上选取若干的像素点作为模板图像的模板特征点,对选取的像素点进行特征提取,获得选取的像素点的特征值,该特征值是一个向量,主要包括特征点的亮度、灰度,该特征点在图像中的绝对位置,以及该特征点与其相邻特征点之间的相对位置,每个特征点的特征值组成一个 PCIV,代表了水轮机转轮发生空化时的气泡图像的特征参数,这些图像特征参数再一一映射到矩阵的不同行列元素位置(位置可改变),构成模板图像的模板特征矩阵 B ,矩阵 B 构成计算机智能识别的定性要素,保存该矩阵至空化识别模型中。同一个曲线段上的所有像素点的 PCIV 构成相应的向量链结构。

获得矩阵 B 后,由于水轮机空化发生过程具有随机性,且是一个实时动态过程,因此对于模板气泡图像的特征参数需预设修正系数(例如 0 或 1)或修正区间(例如 $[0.37, 1.2]$),这些修正系数或修正区间乘以 B 中各 PCIV 后,得到若干新的 PCIV,这些新的 PCIV 再重新组合后形成新的矩阵,即模板修正特征矩阵 D 。新矩阵 D 就构成了可供计算机训练的水轮机转轮空化气泡样本图像,用于模型训练。得到矩阵 D 后,将含有空化信息和不含空化信息的图像输入卷积神经网络进行训练,即可得到模型水轮机空化识别模型。

卷积神经网络中的卷积操作是一种非常重要的特征提取方法,可将输入数据中的空间信息转化为特征图中可学习的特征,从而实现对图像数据的有效识别和分类。本文方法采用的 CNN 结构采用了多个卷积层,卷积核均为 5×5 ,展开后通过 128 神经元的全连接层输出分类结果。

2.2 模型水轮机空化现象识别

在空化识别阶段,将待空化识别的目标水轮机转轮图像作为目标图像,对目标图像采取与模板图像相同的处理手段,得到目标特征矩阵,同样对目标

特征矩阵进行修正,并将修正后的目标特征矩阵输入空化识别模型中,空化识别模型通过判断修正后的目标特征矩阵与修正后的模板特征矩阵两者是否“接近”,来判断水轮机转轮是否发生空化。

在预处理后的图像中根据经验确定可能发生空化的区域,在可能发生空化的区域附近选取若干像素点作为目标图像的目标特征点,选取的目标特征点构成可能发生空化区域内空化气泡的目标轮廓,采用与模板特征点相同的方式提取目标特征点的特征值,最终得到目标特征点的亮度、灰度数据,该目标特征点在图像中的绝对位置,以及该目标特征点与其相邻目标特征点之间的相对位置。同样地,每个目标特征点的特征值也会构成相应的特征向量,然后将选取的各个目标特征点的特征向量一一映射到矩阵的不同行列元素位置,最终形成目标图像的目标特征矩阵 A ,将该矩阵保存至空化识别模型中。对于目标图像来说,同一个曲线段上的所有目标特征点的 PCIV 构成了相应的向量链结构。

矩阵 A 是一个实时矩阵,随着采样的变化,矩阵 A 在不断变化。因此,对于目标气泡图像的各特征参数分别预设一个修正系数或修正区间,这些修正系数或者区间乘以目标模型中各特征向量后,得到若干新的特征向量,这些新的特征向量再重新组合形成新的矩阵,即目标修正特征矩阵 C ,保存矩阵 C 至空化识别模型中。将实时得到的矩阵 C 输入空化识别模型,输出空化识别结果,并给出此预测的概率。模型水轮机多态图像智能识别方法的具体步骤如图 1 所示。

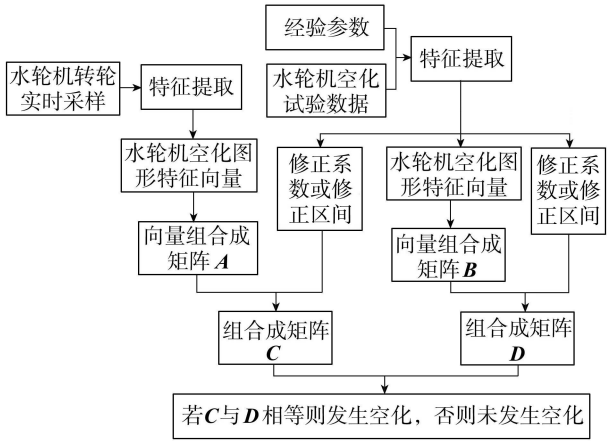


图 1 模型水轮机多态图像智能识别步骤

2.3 空化识别模型迭代

基于机器学习模型的特性,空化识别模型可以根据新采集的样本图像进行再训练,以提升空化识别模型在不同场景中的识别准确度。将不同试验场景或者不同转轮的样本图像输入基准模型中再次训练,可以使基准模型能适应复杂场景中的图像识别,

使不同情况下空化图像的特征学习更加全面,同时不同样本的训练也会提升模型对图像特征识别的敏感性,使模型准确性不断提高。

3 应用实例

本文提出的模型水轮机多态图像智能识别方法已在 2022 年应用于东方电气集团东方电机有限公司模型水轮机试验台上,试验验证结果表明该方法具有较好的应用效果。

3.1 水力试验台空化观测分析系统

东方电气集团东方电机有限公司基于已有的模型试验测量及控制系统,通过增加部分传感器及信号预处理设备,构架出水力试验台空化观测分析系统(后文简称“试验系统”)。该系统使用本文提出的模型水轮机多态图像智能识别方法对模型水轮机空化现象进行识别,该系统主要分为两个模块,分别为采集模块与处理模块,本文提出的算法集成在该系统的处理模块中。该系统由摄像机拍摄模型水轮机的实时图像,由采集模块采集实时图像数据,由处理模块对采集到的图像数据进行预处理。随后对预处理后的数据进行二值化处理,得到特征强化后的特征矩阵,该矩阵数据经过模型识别后得到最终识别结果。试验中摄像头固定在模型试验台椎管处,向上拍摄转轮叶片图像。摄像头分辨率为 1024×768 像素,具体参数无特别要求,可清晰拍摄高速旋转叶片即可。

3.2 试验方法

模型试验选择在同一开度、不同特征水头下依次进行,通过运行真空泵,改变管道内的压力来调整模型水轮机转轮空化状态,使模型水轮机转轮空化数在一定范围内变化,并对图像进行采样。将最终的识别结果与专家样本库进行对比,以分析采用模型水轮机多态图像智能识别方法识别水轮机空化现象的准确率。

3.3 试验台软件设置

试验系统采用 Python 和 LabVIEW 为编程语言,试验过程中,操作人员先在试验系统设置界面(图 2)中设置各项参数,然后将专家库中发生空化的特征样本数据导入试验系统(图 3),再将实时采集的样本图像数据输入试验系统(图 4),经过自动处理与计算,系统输出最终判断结果(图 5)。

3.4 试验结果

a. 样本图像显示未发生空化,试验系统识别结果也为未发生空化。从样本库中随机输入一张样本图像 1(图 6),经专家辨别该图像里的水轮机转轮未发生空化。试验系统对该图像进行识别的结果为



图 2 试验系统设置界面

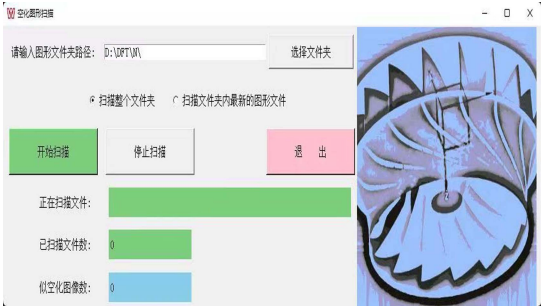


图 3 样本导入页面

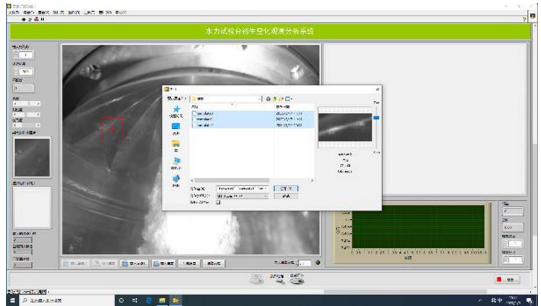


图 4 数据输入界面

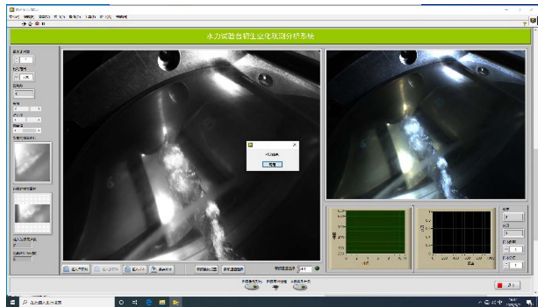


图 5 结果输出界面

样本图像未发生空化(图 7),与专家识别结果相同,表明试验系统对样本图像是否发生空化判断正确。

b. 样本图像显示发生空化,试验系统识别结果也为发生空化。从验证库中随机输入一张样本图像 2(图 8),经专家辨别该图像里的水轮机转轮发生空化。试验系统对该图像识别的结果为该样本图像发生空化(发生空化的部位为图 9 中红色方框部分),与专家识别结果相同,表明试验系统对样本图像是否发生空化判断正确。

c. 样本图像显示未发生空化,试验系统识别结果为发生空化。从验证库中随机输入一张样本图

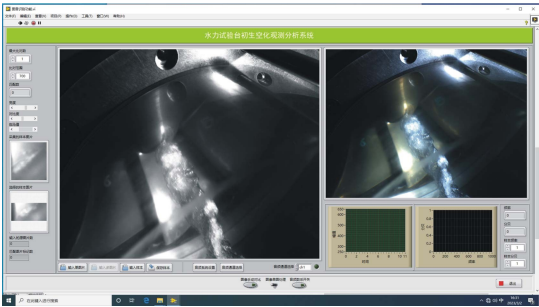


图6 模型水轮机转轮的样本图像 1

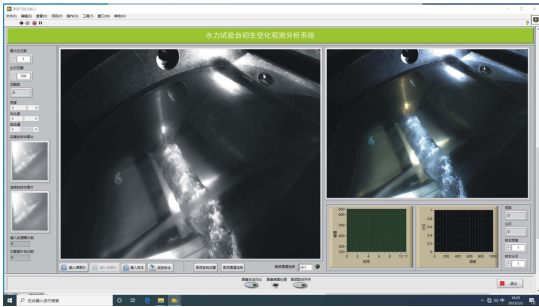


图10 模型水轮机转轮的样本图像 3

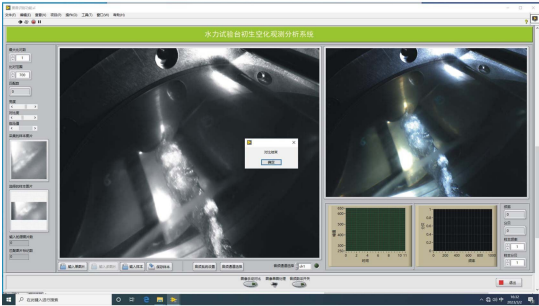


图7 系统对样本图像 1 的识别结果

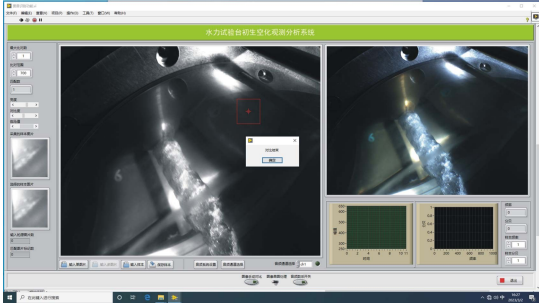


图11 系统对样本图像 3 的识别结果

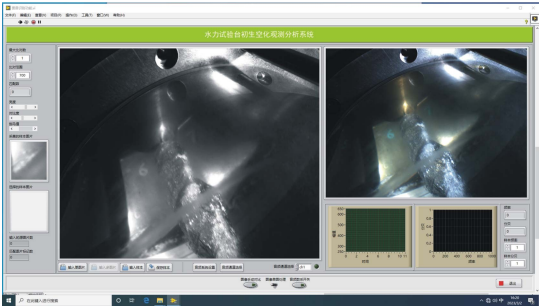


图8 模型水轮机转轮的样本图像 2

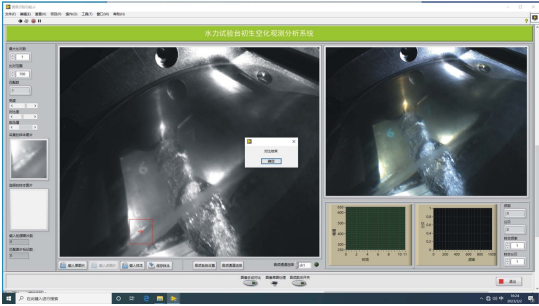


图9 系统对样本图像 2 的识别结果

像 3(图 10),经专家辨别该图像里的水轮机转轮未发生空化。试验系统对该图像识别的结果为该样本图像发生空化(图 11),与专家识别结果不同,表明该系统对样本图像是否发生空化判断错误,即该系统存在“误杀”现象,需要对特征样本与程序代码进行优化。目前该试验台共进行了 200 次试验,其中实际未发生空化的样本为 100 张,试验系统识别结果为 82 张样本图像未发生空化,18 张发生了空化,系统判断的准确率约为 80%。

d. 样本图像显示发生空化,试验系统识别结果

为未发生空化。该试验台进行的 200 次试验未出现此类结果,不存在“漏杀现象”,只要发生空化现象,都能被判断出来。

3.5 结果讨论

经 200 次模型水轮机空化试验验证,模型水轮机多态图像智能识别方法准确率可达 80%,存在实际未发生空化但识别结果为发生空化的“错杀”现象,存在一定的误差。模型试验台的水质满足其运行要求,不会对图像的识别,所以出现误差的主要原因是目前模型库内样本数量不足,空化特征提取数据不够完整,其次是在涡带较为严重时,会产生反光现象,反光可能会让系统产生误判,认为是空化产生的气泡,但具体影响无法量化。因此需要对特征向量的选择与识别方法进行优化,以提升水轮机多态图像智能识别方法对图像特征识别的敏感性,从而进一步提高其识别准确率。

4 结 语

将图像识别技术应用于模型水轮机空化识别领域,提出了一种模型水轮机多态图像智能识别方法,该方法不仅可提高水轮机空化识别速度,同时能提高识别质量,促使模型水轮机空化检测方法向智能化、数字化、简单化方向发展。该方法已应用于东方电气集团东方电机有限公司的模型水轮机试验台,得到了良好的应用效果,识别准确率约为 80%。目前主要存在“错杀”现象,后续还需进行优化,以进一步提高空化识别的准确率。

参考文献:

[1] 薛延刚,王瀚. 基于 HHT 的水轮机空化信号研究[J]. 水力发电学报,2015,34(5):147-151. (XUE Yangang, WANG Han. Investigation on turbine cavitation signal analysis based on Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2015, 34(5):147-151. (in Chinese))

[2] 何严希. 混流式水轮机空化流动特性与流固耦合研究[D]. 武汉:华中科技大学,2021.

[3] 宁楠,赖喜德,李萍. 短叶片低压边对水泵水轮机空化性能的影响[J]. 水力发电学报,2019(5):97-105. (NING Nan, LAI Xide, LI Ping. Effects of low pressure edge of short blades on cavitation performance of pump-turbine [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2019 (5):97-105. (in Chinese))

[4] 阮辉,郭鹏程,余龙,等. 水泵水轮机泵工况空化诱导流动失稳机理[J]. 排灌机械工程学报,2023,41(8):779-786. (RUAN Hui, GUO Pengcheng, YU Long, et al. Cavitation induced flow instability mechanism of pump-turbine under pump conditions [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2023, 41(8):779-786. (in Chinese))

[5] 盛敏,卢池. 轴流式水轮机模型试验空化观察方法探讨[J]. 红水河,2020,39(2):20-23. (SHENG Min, LU Chi. Discussion on cavitation observation method of axial flow turbine model test [J]. Hongshuihe River, 2020, 39(2):20-23. (in Chinese))

[6] 李广府,卢池. 灯泡式水轮机叶片表面空化形态的试验研究[J]. 水力发电学报,2017,36(10):102-109. (LI Guangfu, LU Chi. Experimental study on cavitation characteristics of bulb turbine blades [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2017, 36(10):102-109. (in Chinese))

[7] 代开锋,何志锋,桂绍波,等. 巴基斯坦卡洛特水电站水轮发电机组参数选择及结构特点[J]. 水利水电快报,2020,41(3):70-74. (DAI Kaifeng, HE Zhifeng, GUI Shaobo, et al. Parameter selection and structure characteristics of hydro-generator set of Karot Hydropower Station in Pakistan [J]. Journal of Water Resources and Hydropower Letters, 2020, 41(3):70-74. (in Chinese))

[8] 杨春霞,郑源,李玲玉,等. 超低水头竖井贯流式水轮机模型试验[J]. 水利水电科技进展,2012,32(6):87-90. (YANG Chunxia, ZHENG Yuan, LI Lingyu, et al. Model test of tubular turbine under extremely low head [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2012,32(6):87-90. (in Chinese))

[9] 刘忠,潘宜桦,邹淑云,等. 基于优化 VMD 组合降噪和 LMD 的水轮机空化声发射信号特征提取[J]. 排灌机械工程学报,2022,40(10):1007-1013. (LIU Zhong, PAN Yihua, ZOU Shuyun, et al. Feature extraction of cavitation acoustic emission signal of hydraulic turbine based on optimized VMD combined noise reduction and LMD [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2022, 40(10):1007-1013. (in Chinese))

[10] 王树新,陈启明,孟繁欣,等. 多机调速系统状态协同监测与优化控制[J]. 水利水电技术,2021,52(增刊1):67-77. (WANG Shuxin, CHEN Qiming, MENG Fanxin, et al. Cooperative monitoring and optimal control of the state of multi-unit governing systems [J]. Water Resources and Hydropower Technology, 2021, 52(Sup1):67-77. (in Chinese))

[11] 蒋盈. 基于混沌理论和深度学习的顺轮机空化状态识别方法研究[D]. 长沙:长沙理工大学,2021.

[12] 王佳俊,潘罗平,曹树良. 小波变换应用于水轮机空化信号检测[J]. 水力发电学报,2013,32(4):215-220. (WANG Jiajun, PAN Luoping, CAO Shuliang. Wavelet transforms applied to cavitation noise analysis for hydro-turbine [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2013, 32(4):215-220. (in Chinese))

[13] 刘忠,王文豪,邹淑云,等. 水轮机空化声发射信号的联合降噪与特征提取[J]. 水力发电学报,2022,41(12):145-152. (LIU Zhong, WANG Wenhao, ZOU Shuyun, et al. Joint noise reduction and feature extraction of acoustic emission signals for hydraulic turbines under cavitation [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2022, 41(12):145-152. (in Chinese))

[14] 张永学,冀凯卓,何涛,等. 空化对低比转速离心泵内流声特性的影响研究[J]. 水力发电学报,2021,40(11):59-71. (ZHANG Yongxue, JI Kaizhuo, HE Tao, et al. Investigation on flow and noise characteristics affected by cavitation in low specific speed centrifugal pump [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2021, 40(11):59-71. (in Chinese))

[15] 赵越. 模型水轮机转轮叶片空化声学判定方法的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.

[16] 伍锐,刘恒,陈伟奇,等. 螺旋桨空泡与其诱导脉动压力同步观测试验研究[J]. 中国造船,2023(2):175-183. (WU Rui, LIU Heng, CHEN Weiqi, et al. Experimental study on synchronous observation of propeller cavitation and induced fluctuation pressure [J]. Shipbuilding of China, 2023(2):175-183. (in Chinese))

[17] 伍锐,陈伟奇,丁举,等. 冰桨干扰下的螺旋桨空泡脉动压力试验[J]. 上海船舶运输科学研究所学报,2022,45(4):1-7. (WU Rui, CHEN Weiqi, DING Ju, et al. Experimental in cavitation and fluctuation pressure on propeller with ice interference [J]. Journal of Shanghai Institute of Ship and Shipping Research Institution, 2022, 45(4):1-7. (in Chinese))

[18] 蒋小平,刘俊威,王乐乐,等. 基于多尺度卷积神经网络

- 和 LBP 算法的浮选工况识别[J]. 矿业科学学报, 2023, 8(2):202-212. (JIANG Xiaoping, LIU Junwei, WANG Lele, et al. Flotation condition recognition based on multi-scale convolutional neural network and LBP algorithm[J]. Journal of Mining Science, 2023, 8(2): 202-212. (in Chinese))
- [19] 李国玄,马凯凯,王文博. 基于 HOG 特征提取和 SVM 的手势识别方法研究[J]. 传感器世界,2022,28(12): 30-36. (LI Guoxuan, MA Kaikai, WANG Wenbo. Research on gesture recognition method based on HOG feature extraction and SVM [J]. Signal Process and System, 2022,28(12):30-36. (in Chinese))
- [20] 吴道虎. 基于声学的水轮机状态监测技术研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2006.
- [21] 奉国和. SVM 分类核函数及参数选择比较[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 123-128. (FENG Guohe. Parameter optimizing for support vector machines of isinification[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(3):123-128. (in Chinese))
- [22] 余印振,韩哲哲,许传龙. 基于深度卷积神经网络和支持向量机的 NO_x 浓度预测[J]. 中国电机工程学报, 2022(1): 238-247. (YU Yinzhen, HAN Zhezhe, XU Chuanlong. NO_x concentration prediction based on deep convolutional neural network and support vector machine [J]. Proceedings of the CSEE, 2022(1):238-247. (in Chinese))
- [23] 何贵,廖平军. 基于 SVM 复合绝缘子老化性能的判断方法[J]. 电瓷避雷器,2015(4):1-5. (HE Gui, LIAO Pingjun. Judgment method for aging performance of composite insulators based on SVM [J]. Electric Porcelain Arrester, 2015(4):1-5. (in Chinese))
- [24] 李怡静,程浩东,李火坤,等. 基于改进 U2-Net 与迁移学习的无人机影像堤裂缝检测[J]. 水利水电科技进展,2022,42(6):52-59. (LI Yijing, CHENG Haodong, LI Huokun, et al. Crack detection of embankment in UAV images based on improved U2-Net and transfer learning [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2022,42(6):52-59. (in Chinese))
- [25] 叶韬,司乔瑞,申纯浩,等. 基于支持向量机的离心泵初生空化监测[J]. 排灌机械工程学报, 2021, 39(9): 884-889. (YE Tao, SI Qiaorui, SHEN Chunhao, et al. Monitoring of primary cavitation of centrifugal pump based on support vector machine[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2021, 39(9): 884-889. (in Chinese))
- [26] 牛慧余,包腾飞,李扬涛,等. 基于改进 Mask R-CNN 的混凝土坝裂缝像素级检测方法[J]. 水利水电科技进展,2023,43(1):87-92. (NIU Huiyu, BAO Tengfei, LI Yangtao, et al. Pixel-level crack detection method of concrete dam based on improved Mask R-CNN [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023,43(1):87-92. (in Chinese))
- [27] 周仁练,马佳佳,苏怀智. 基于无人机载红外-可见双光成像的土石堤坝渗漏巡查方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(3):154-161. (ZHOU Renlian, MA Jiajia, SU Huaizhi. Leakage inspection method of earth-rock embankment based on UAV with infrared and visible dual-light imaging [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(3): 154-161. (in Chinese))
- [28] 陆公义,欧阳鹏,程赟,等. 基于 YOLO 模型的堤坝管涌监测智能识别方法[J]. 水利水电科技进展,2024,44(1):89-94. (LU Gongyi, OUYANG Peng, CHENG Yun, et al. Intelligent identification method of dyke piping monitoring based on YOLO model [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(1):89-94. (in Chinese))
- [29] 吴宇鹏. 机器学习在数据预处理中的应用研究[J]. 信息与电脑,2022,34(13):16-18. (WU Yupeng. Research on the application of machine learning in data preprocessing[J]. Information and Computer, 2022, 34(13):16-18. (in Chinese))
- [30] 梁建勇. 基于图像处理的木板表面缺陷检测与识别研究[J]. 电子设计工程,2022,30(7):165-170. (LIANG Jianyong. Research on wood surface defect detection and recognition based on image processing [J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(7): 165-170. (in Chinese))
- [31] 武日盛. 基于图像处理的车道线识别技术研究[J]. 时代汽车,2022(21):196-198. (WU Risheng. Research on lane recognition technology based on image processing [J]. Time Motor, 2022(21):196-198. (in Chinese))
- [32] 颜旭,王应彪,张兆顺,等. 基于图像处理与 SVM 的核桃仁多特征融合分级方法[J]. 农业与技术,2022(17): 42-45. (YAN Xu, WANG Yingbiao, ZHANG Zhaoshun, et al. Walnut kernel multi-feature fusion classification method based on image processing and SVM [J]. Agriculture and Technology, 2022(17):42-45. (in Chinese))
- [33] 汪少初,刘昱,郝文飞,等. 基于惯性传感的人员行进动作识别方法[J]. 电子测量与仪器学报,2014,28(6): 630-636. (WANG Shaochu, LIU Yu, HAO Wenfei, et al. Walking pattern recognition based on inertial sensing [J]. Journal of Electronic Measurement & Instrument, 2014, 28(6):630-636. (in Chinese))
- [34] 朱征宇,刘琳,崔明. 一种结合 SVM 与卡尔曼滤波的短时交通流预测模型[J]. 计算机科学,2013,40(10): 248-251. (ZHU Zhengyu, LIU Lin, CUI Ming. A short-time traffic flow prediction model combining SVM and Kalman filter [J]. Computer Science, 2013, 40(10): 248-251. (in Chinese))

(收稿日期:2023-11-11 编辑:骆超)