

DOI: 10.19666/j.rlfed.202209222

数据-知识驱动的变工况运行风电机组 塔筒振动状态预测

陈修高, 宋羽佳, 孙晓彦, 董得志, 孙浩
(国家电投集团科学技术研究院有限公司, 北京 102209)

[摘要] 为有效监测塔筒异常振动, 保障机组运行安全, 提出数据-知识驱动的基于长短时记忆(long-short term memory, LSTM)神经网络、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)-极限梯度提升(eXtreme gradient boosting, XGBoost)算法分步建模的变工况塔筒振动预测方法。首先, 根据机组运行机理分析剥离出环境变量与运行变量之间的关系, 并确定影响塔筒振动的风机SCADA运行参数; 然后, 基于LSTM神经网络实现机组环境风速和运行功率的超短期预测, 根据全工况历史运行数据建立机组数据知识模型, 实现由预测风速和功率查询桨距角和转子转速; 最后, 采用希尔伯特-黄算法(Hilbert-Huang transform, HHT)对振动信号分解并提取塔筒低频振动, 构建基于XGBoost算法的塔筒振动预测模型, 通过输入预测变量输出塔筒低频振动预测结果并确定预测区间。结果表明: 塔筒振动预测模型能有效预测塔筒振动, 判定塔筒的运行状况, 保障机组平稳运行。

[关键词] 风电机组; 塔筒; 机器学习; 振动分析; 分步建模

[引用本文格式] 陈修高, 宋羽佳, 孙晓彦, 等. 数据-知识驱动的变工况运行风电机组塔筒振动状态预测[J]. 热力发电, 2023, 52(3): 58-66. CHEN Xiugao, SONG Yujia, SUN Xiaoyan, et al. Data-knowledge driven prediction of tower vibration state of wind turbines operating under variable operating conditions[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(3): 58-66.

Data-knowledge driven prediction of tower vibration state of wind turbines operating under variable operating conditions

CHEN Xiugao, SONG Yujia, SUN Xiaoyan, DONG Dezhi, SUN Hao
(State Power Investment Corporation Research Institute, Beijing 102209, China)

Abstract: In order to effectively monitor the abnormal tower vibration and ensure the unit operation safety, a data-knowledge-driven variable condition tower vibration prediction method based on long-short term memory (LSTM) and empirical mode decomposition (EMD)-eXtreme gradient boosting (XGBoost) algorithm step-by-step modeling is proposed. Firstly, the relationship between environmental and operational variables is stripped out based on the analysis of the unit's operating mechanism and the wind turbine SCADA operating parameters that affect tower vibration are identified. Then, the ultra-short term prediction of unit environmental wind speed and operating power is realized based on LSTM, and the unit data knowledge model is established based on the full working condition historical operating data. Finally, Hilbert-Huang transform (HHT) is used to decompose the vibration signal and extract the low frequency vibration of the tower, and build a tower vibration prediction model based on XGBoost algorithm. Through inputting the predictive variables, the prediction results of the tower low frequency vibration are output, and the prediction interval is determined. The results show that, the tower vibration prediction model can effectively predict the tower vibration, determine the tower operation condition, and ensure the smooth operation of the unit.

Key words: wind turbine; tower; machine learning; vibration analysis; step-by-step modelling

海量的风电机组运行监测数据中, 塔筒振动是反映机组塔筒运行状态的重要参数, 塔筒本身承受复杂多变的载荷, 如自身重力影响、旋转部件(如齿轮箱、

传动轴、桨叶等)的旋转载荷, 同时还受到环境条件(如随机风载、极端恶劣天气等)的影响, 复杂载荷导致塔筒产生不同程度的摇摆和振动。在风电机组运行

收稿日期: 2022-09-26 网络首发日期: 2022-12-30

基金项目: 国家电投集团中央研究院科技计划项目(C-SZH-202102)

Supported by: Science and Technology Plan Project of the Central Research Institute of China National Power Investment Group (C-SZH-202102)

第一作者简介: 陈修高(1993), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为能源产业数字化应用技术, chenxiugao@spic.com.cn.

过程中,塔筒剧烈振动会导致塔筒塔顶位移过大,进一步影响整个机组的稳定性和动态特性,存在严重的安全隐患。随着风电技术的发展和制造技术的革新,机组的造价逐年增加,且新机组的塔筒高度大多都超过70m,吊装成本逐年提高,吊装过程耗时费力。为有效预防塔筒异常振动导致的机组停机、塔筒倒塔等事故发生,避免因塔筒异常影响机组产能,需要构建风电机组塔筒振动预测模型,有效监测塔筒异常振动,节约机组吊装运维成本,保障整台机组平稳安全运行。

近年来,采用机器学习算法挖掘风机数据采集与监视控制系统(SCADA)历史数据的隐含信息,能有效实现对机组关键部件的状态监测及风速、功率等的短期预测。黄荣舟等^[1]使用长短时记忆(long-short term memory, LSTM)神经网络融合历史SCADA数据实现齿轮箱状态监测;文献[2-3]分别基于机组历史运行数据和LSTM神经网络构建齿轮箱温度监测模型,所提的监测方法能有效监测齿轮箱异常温度并提前预警;张群等^[4]基于LSTM神经网络实现超短期的风功率预测。随着机器学习算法的发展与融合,已有文献将混合模型和分步建模技术应用于风电研究。陈振宇等^[5]使用误差倒数法构建XGBoost(eXtreme gradient boosting)-LSTM混合模型,并将其应用到电力负荷预测领域;王愈轩等^[6]使用XGBoost-LSTM混合模型实现超短期风电功率预测,得到比单一预测模型更高的预测精度。

对振动信号进行时频域分析可以实现振动信号关键信息挖掘,进而掌握关键部件的振动状态。杜静等^[7]针对塔筒在风振效应下振动过大的问题,基于ANSYS建立柔性的风力机塔筒有限元模型,根据调谐质量阻尼器(tuned mass dampers, TMD)的最优频率比和阻尼比,有效减小塔筒在风振效应下的位移和振动;Zhang^[8]采用k-means聚类和控制图结合的方法同样建立了时域异常振动监测模型,模型能有效监测传动系统和塔筒的异常振动;王青华等^[9]采用希尔伯特-黄算法(Hilbert-Huang transform, HHT)对风电机组齿轮箱下侧的加速度传感器数据进行模态分解和提取,结合关键部件的模态分析结果实现机组振动信号分类,同时验证了低频振动信号对塔筒稳定性有较大影响。

然而,现有的风电机组振动数据研究大多依靠时频域分析,如何将机器学习和大数据分析技术融合到塔筒振动研究鲜有文献涉及。同时,由于振动高频扰动多,振动采样周期通常为秒级甚至毫秒级,直接进行塔筒振动预测的精度不高。故本文根据风电机组运行机理分析挖掘机组风速、功率与关键运行变量之间的关系,构建LSTM模型预测超短时风速和功率,并根据机组历史运行数据知识模型查询得到预测结果下的关键运行变量,最后采用HHT算法获取塔筒低频振动,基于XGBoost算法构建塔筒低频振动预测模型(图1),实现塔筒振动预测。

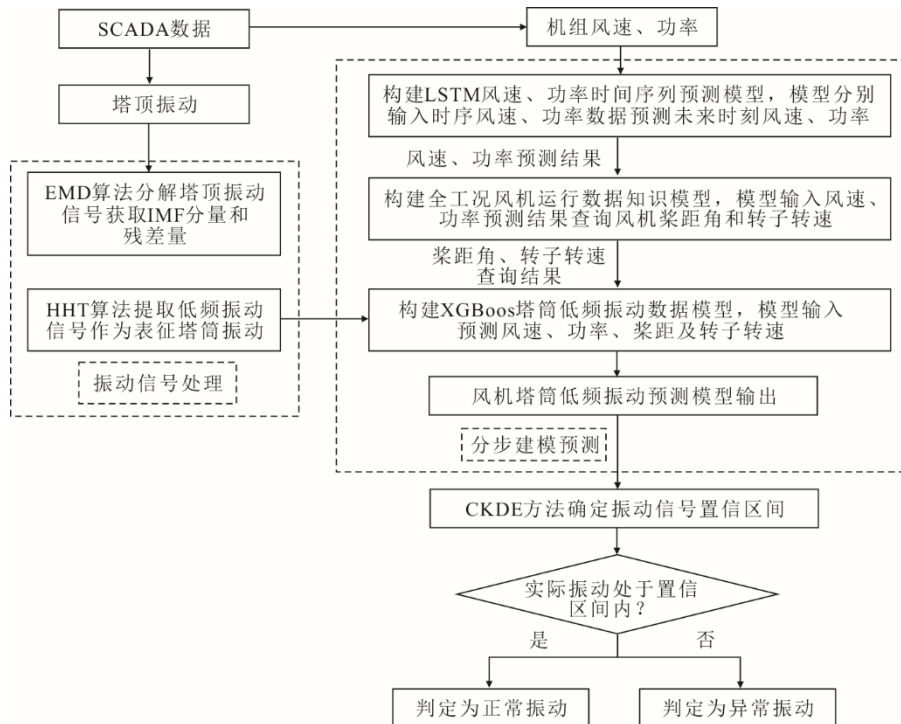


图1 塔筒低频振动分步建模预测流程

Fig.1 The step-by-step modelling prediction process for low frequency tower vibration

1 研究方法

1.1 LSTM 神经网络

Sepp Hochreiter 和 Jürgen Schmidhuber 学者于 1997 年提出了 LSTM 神经网络模型, 通过门控机制, LSTM 神经网络能很好地控制信息累积聚合。LSTM 能选择性加入新信息以及舍弃旧信息, 本身具有记忆效应, 因此被广泛用于时间序列的学习研究。LSTM 神经网络的隐藏层由多个 LSTM 单元构成, 通过输入门 f_t 、遗忘门 i_t 、输出门 o_t 3 种门控机制来制约历史记忆的更新迭代。LSTM 单元中 3 个门的作用分别为: 1) f_t 约束上一时刻的 C_{t-1} 遗忘的信息量; 2) i_t 约束此刻保存的信息量; 3) o_t 约束此刻 C_t 输出给外部状态 h_t 的信息量。

3 个门控单元状态的输出计算方式分别为:

$$f_t = \sigma(\mathbf{W}_f \cdot [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(\mathbf{W}_i \cdot [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_i) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(\mathbf{W}_o \cdot [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_o) \quad (3)$$

LSTM 单元输出的状态函数分别为:

$$\bar{C}_t = \tanh(\mathbf{W}_c \cdot [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \bar{C}_t \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 为门限激活函数, 作用是保证门控单元的输出值在 $[0, 1]$ 之间; h_t 为 t 时刻及其之前所有时刻存储的有用信息的隐状态向量; \mathbf{W} 和 \mathbf{b} 分别为权重矩阵及其偏置。

1.2 赤池信息准则

确定模型输入、输出, 考虑时间延迟对模型精度的影响, 根据赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 确定输入、输出的延迟阶数^[10]。AIC 由以下公式定义:

$$\text{AIC} = N * \ln \left[\det \left(\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon \left(t, \hat{\theta}_N \right) \left(\varepsilon \left(t, \hat{\theta}_N \right) \right)^T \right) \right] + 2n_x + N * (n_y * ((\ln(2\pi) + 1))) \quad (7)$$

式中: N 表示数据集的数量; $\varepsilon(t)$ 表示预测误差 $n_y - b_y - 1$; θ_N 表示估计参数的数量; n_y 表示模型输出的数量, 通过选择具有最小 AIC 值的模型来确定输入、输出延迟阶次 n_a 和 n_b 。

1.3 HHT

HHT 能处理非线性非稳定性信号, 广泛用于频域分析。HHT 分为经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 和希尔伯特变化 (Hilbert

transform, HT)。算法首先对信号 EMD 分解得到固有模态 IMFs, 然后对 IMF 分量做希尔伯特变换。经由 HHT 算法计算后得到的信号既包括时域性质又包括频域性质。相较于傅里叶谱, HHT 边际谱频率分辨率更高。

1.4 极限梯度提升算法

极限梯度提升 (eXtreme gradient boosting, XGBoost) 算法是 Boosting 算法的改进算法。Boosting 算法采用梯度下降的方法生成新的模型树, 依靠之前生成的树为基础, 朝着最小化给定目标函数的方向靠近。但是 Boosting 算法往往需要生成足够数量的树才能使预测结果达到高准确率, 当训练集数量巨大且数据复杂时, 得到较好的训练模型耗时费力。XGBoost 算法最大的优点在于能自动利用 CPU 的多线程去并行运算, 能很好地提升算法效率, 节约时间。

1.5 非参数估计法

非参数估计法 (CKDE) 是一种根据统计学中的非参数估计法求解目标变量的条件概率密度的数据处理方法^[11], 根据解释变量的值来对目标变量的概率密度进行非参数估计。当给定目标置信度 α 并得到模型预测结果 V_p 的情况下, 根据预测误差的上下置信分位点, 采用非参数估计法可以得到预测误差的波动范围 $[e_L, e_H]$, 从而得到此预测结果的目标精度内的预测范围 $[V_L, V_H]$ 。

2 风电机组运行机理与特性分析

2.1 风电机组运行机理分析

风电机组是一个庞大的发电系统, 影响机组平稳运行的因素多种多样。根据流体力学原理, 机组实际能得到的有功功率输出为^[12]:

$$P_m = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_p(\lambda, \beta) \quad (8)$$

$$\lambda = \frac{\omega_r \cdot R}{v} \quad (9)$$

式中: ρ 为空气密度; R 为风轮半径; v 为风速; C_p 为风能利用系数, 它随机组和发电机的型式而异, 对于具体型号的风电机组, 存在确定的 $C_{P(\lambda, \beta)}$ 表, 可通过查表获取其具体数值。

结合上述分析, 式(8)表明有功功率与风速的 3 次方成正比。式(9)为叶尖速比的计算公式, 式中 λ 为叶尖速比, ω 为叶轮转子转速; 对于具体型号的风电机组, 其叶尖速比 λ 是固定值。式(9)表明风速

与叶轮转子转速成正比。

桨距角 β 受机组运行环境影响, 在额定风速以下桨距角 $\beta=0^\circ$, 风速变化时机组通过改变发电机转子转速使风能利用系数恒定在 $C_{P_{\max}}$ 以捕获最大风能; 在额定风速以上通过调节桨距角来减少叶轮输入功率使发电机输出功率稳定在额定功率, 此时桨距角与风速成正比^[13]。

变速机组发电机转速受叶轮转速影响:

$$\omega_g = \omega_r \cdot N_g \quad (10)$$

$$P_{\text{opt}} = \frac{\rho \pi R^5 C_{P_{\max}} \omega_g^3}{2 \lambda_{\text{opt}}^3 N_g^3} \quad (11)$$

式中: P_{opt} 为机组最佳功率; ω_g 为发电机转速; ω_r 为叶轮转速; N_g 为齿轮箱转速比, 是固定参数。

式(10)表明, 在已知机组容量和运行环境情况下, 发电机转速与叶轮转子转速成正比。由式(11)可见, 机组最佳功率 P_{opt} 与发电机转速的3次方成正比, 也为一一对应的函数关系。

根据运行机理分析结果可得: 机组运行过程中, 以机组风速-功率关系作为分析基础, 风速、功率-桨距角、功率-转子转速之间均能建立函数关系, 因此基于海量 SCADA 历史运行数据可以建立数据知识库, 实现由风速和功率预测数据查询运行数据, 为后续塔筒振动预测提供数据支撑。

2.2 塔筒振动特性分析

塔筒是风电机组的主体承重部分, 大部分塔筒是外表面光滑且内部中空的圆柱形结构。根据流体力学原理, 当风流经光滑圆柱形塔筒的表面时, 会在塔筒的两侧交替产生风流漩涡, 进而在塔筒的两侧产生周期性的涡激载荷。由于涡激载荷的存在, 塔筒整体会产生额外的应力和形变, 又由于涡激载荷是周期性变化的, 因此会在塔筒上产生明显的周期性振动响应, 即为塔筒的涡激振动^[14]。正常运行的塔筒要承受环境风阻、机舱重力、叶片波动、自身振动产生的惯性力和控制系统运行荷载等多种荷载, 环境风的随机波动及运行过程中的部件荷载导致塔筒振动。对于机组整体而言, 控制机制决定了振动信号受到风速、风向、转子转速、桨距角、偏航等因素影响, 而风速、转速和桨距角之间相互关联, 风向和偏航位置之间相互制约, 上述变量共同导致机组振动。

3 风电机组运行特性预测

研究数据来源于中国北方风电场的变速变桨

恒频风电机组, 传动系统采用三级变速行星齿轮箱和双馈异步发电机, 功率控制采用变速恒频技术和机电伺服驱动的独立变桨技术。机组切入风速为 3 m/s, 切出风速为 25 m/s, 额定风速为 12 m/s, 额定功率为 1.5 MW。数据监测系统每秒对机组各传感器的测量值进行采样, 采样格式包括时间标签、风速、风向、有功功率、转子转速、桨距角、偏航、机舱前后振动加速度(机舱 x 振动)、机舱侧向振动加速度(机舱 y 振动)等参数。用于塔筒振动建模研究的 SCADA 数据为 2012 年 3 月 1 日至 4 月 5 日内机组每秒 1 次(采样频率 1 Hz)的历史运行数据。

3.1 相关性结果分析

采用皮尔逊相关系数方法计算塔筒振动与机组运行数据之间的相关系数, 结果见表 1。表 1 结果表明, 塔筒振动与风速、功率、转子转速、桨距角呈较强的正相关, 其中风速、功率和转子转速的相关性都较高, 而与风向、偏航位置的相关性为 0.03 和 0.01。因此, 结合相关性系数分析结果和风电机组运行机理与特性分析结果, 筛选 5 个强相关的环境数据风电功率和机组运行数据作为后续预测模型的数据输入。

表 1 塔筒振动与 SCADA 数据的相关系数
Tab.1 The correlation coefficients between tower vibration and SCADA data

参数	风速	功率	转子转速	桨距角	风向	偏航
塔筒振动	0.24	0.23	0.23	0.08	0.03	0.01

3.2 基于 LSTM 的风速、功率超短期预测

风速与功率均为时间序列数据。已有关于风电机组的超短期预测研究: 杨正瓴等^[15]采用历史数据与偏最小二乘回归(PLSR)结合的方法实现超短期风速预测; 凡航等^[16]基于 CNN 构建时空神经网络搭建风速预测模型实现风速预测; 文献[17-18]基于数据解析方法构建了混合风向预测算法, 基于自校正小波长短时记忆网络(SWLSTM)构建了风向预测模型, 有效预测风电场的风向; 谢丽蓉等^[19]采用 EEMD-WOA-LSSVM 方法, 将模态分解方法融合支持向量机, 构建了高精度的功率预测融合模型。胡阳等^[20]考虑机组风况、出力方面的时延性及时空分散性, 基于有限差分运行域定义回归向量, 采用 LSTM 神经网络进行超短期时序动态建模, 并结合 CKDE 法和半参数 Copula 估计法构建区间模型, 构建的动态区间模型适用于分钟以及秒级风电场动态特性建模。

采用 LSTM 神经网络模型实现风速和功率的超短期预测：首先对于数据缺失值采用继承上一时刻的历史数据进行填补；然后通过 AIC 准则确定风速风向预测模型的输入输出延迟阶次，考虑当前时刻和 2 个历史时刻的数据延迟阶次，预测后一时刻输

出；最后基于历史数据构建 LSTM 神经网络时间序列预测模型，实现对机组风速和功率的 5 h 短期预测，并将第 1 h 的预测结果提取并保留作为后续振动预测模型输入。风速、功率预测结果分别如图 2、图 3 所示。

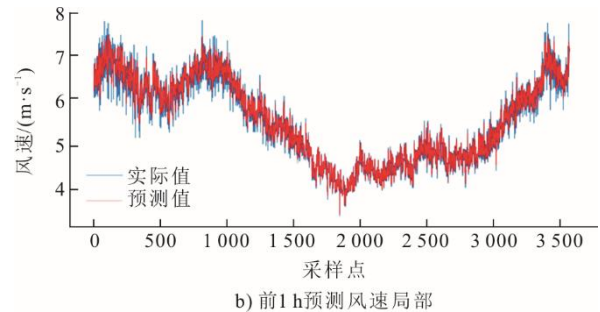
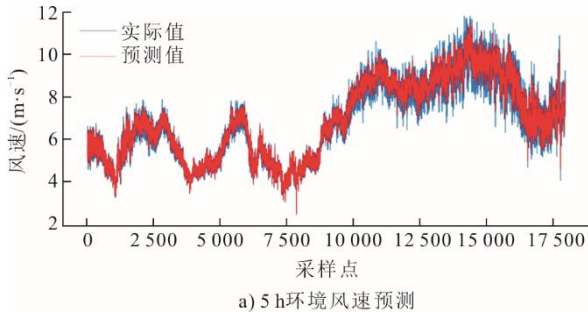


图 2 环境风速预测结果
Fig.2 Ambient wind speed prediction

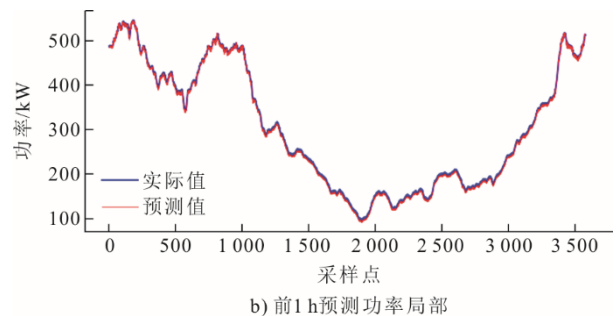
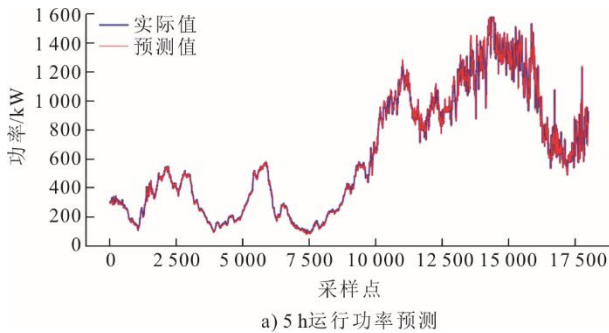


图 3 运行功率预测结果
Fig.3 Operating power prediction

为检验模型效果，采用不同地理位置和环境下机组的运行数据进行预测对比实验，模型的输出精度和泛化能力使用均方误差 (δ_{MSE}) 和平均绝对误差 (δ_{MAE}) 来表征：

$$\delta_{MSE} = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} (P^*(i) - P(i))^2 \quad (12)$$

$$\delta_{MAE} = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} |P^*(i) - P(i)| \quad (13)$$

式中： N_t 为样本总数； $P^*(i)$ 表示预测值； $P(i)$ 表示实际值。

模型预测误差结果见表 2。

表 2 模型预测误差

Tab.2 The correlation coefficients between tower vibration and SCADA data

项目	风速/(m·s ⁻¹)		功率/kW	
	δ_{MSE}	δ_{MAE}	δ_{MSE}	δ_{MAE}
目标 1 h	0.080	0.218	18.190	3.890
大风环境	0.075	0.213	86.900	2.402
不同风机	0.182	0.315	36.200	4.590

由表 2 可见，模型预测评价指标处在合理范围内，风速和功率的模型预测结果可接受。其中，目标时间段内 1 h 风速预测的 δ_{MSE} 为 0.080 m/s， δ_{MAE} 为 0.218 m/s；功率预测的 δ_{MSE} 为 18.190 kW， δ_{MAE} 为 3.890 kW。

3.3 基于知识模型的转子转速、桨距角特性预测

基于海量的风电机组历史运行数据建立运行数据知识库，以风速-功率为基础，分别建立风速、功率-桨距角，风速、功率-转子转速之间的运行数据知识模型。

首先对知识库原始数据进行数据预处理，原始数据来源于机组 3 月份的历史运行数据。为了最大程度保证知识库包含工况的完整性，对空值和离群数据（包含负功率、低风速等）进行剔除。

搭建人工神经网络 (artificial neural networks, ANN)，分别训练风速、功率-桨距角和风速、功率-转子转速知识模型；模型训练完毕，输入 5 h 风速和功率预测数据，在历史运行数据知识库中查找对

应风速和功率下运行参数,保存第1h的查询结果如图4所示。

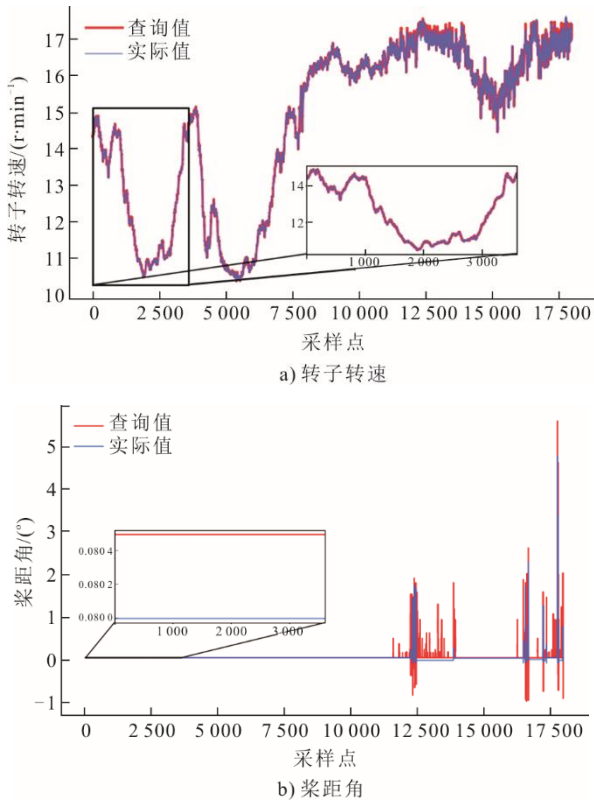


图4 运行数据知识模型查询结果

Fig.4 Query results of the operation data knowledge model

转子转速查询结果的 δ_{MSE} 为 0.05 r/min, δ_{MAE} 为 1.82 r/min; 桨距角查询结果的 δ_{MSE} 为 0.002°, δ_{MAE} 为 0.025°。运行数据查询结果的评价指标均在合理范围,查询到的运行数据可接受。基于全工况机组历史运行数据知识库,构建运行数据知识模型,根据风速、功率预测结果查询转子转速和桨距角。将满足预测误差和查询误差的结果保留作为后续塔筒振动预测模型的输入。

4 塔筒低频振动特性预测

在风电机组 SCADA 系统中,加速度传感器安装在塔顶机舱柜,机舱前后方向(x方向)和侧向(y方向)各1个,由于机舱振动状态与塔筒顶部振动状态相近,故可用来反映塔筒顶部振动特性。

4.1 基于 3σ 准则和 Newton 插值的振动数据预处理

采用机组4月3日的共计36000条运行数据进行振动信号预测研究。上述预测模型和知识模型的1h预测查询结果对应此处第20000个点开始的1h机组运行数据,共3600个点。对机舱前后方向加速度(机舱x振动)和机舱侧向加速度(机舱y

振动),采用 3σ 准则对振动离群值进行识别和剔除,然后采用 Newton 插值法对缺失值进行填充(图5)。

对机舱振动 x 和机舱振动 y 进行信号融合:

$$z_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \quad (14)$$

式中: x_i 表示机舱前后方向振动加速度; y_i 表示机舱侧向振动加速度。

式(14)对机舱 x 振动和机舱 y 振动进行融合处理得到振动 z_i 。

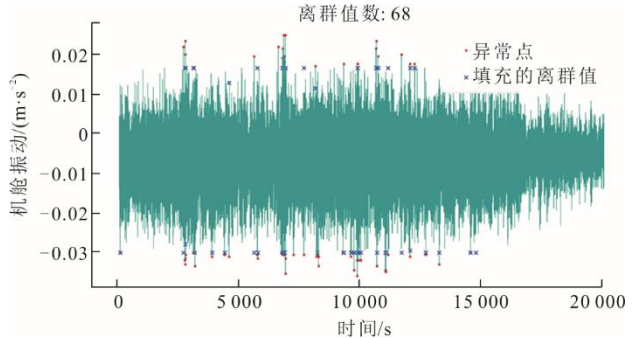


图5 机舱振动数据预处理
Fig.5 Pre-processing of the cabin vibration data

4.2 基于 HHT 算法的振动信号分解与提取

塔筒的低阶振型对塔筒稳定性有较大的影响,当塔筒低频振动与塔筒固有频率重合时,塔筒发生共振,会给结构造成较大的疲劳损伤^[21]。因此通过监测低阶振动可以监测塔筒运行状态。文献[22-23]采用仿真建模软件构建风电机组模型,对塔筒的固有频率和模态振型进行了详细的研究,得出了塔筒稳定性受一阶和二阶振型影响更严重的结论,塔筒的固有频率均处在 1 Hz 左右,即对塔筒稳定性影响较严重的振动信号为 1 Hz 左右的低频振动信号。

振动信号来源于塔筒顶端的机舱振动,机舱振动包含齿轮箱振动、传动轴振动、环境因素导致的振动和塔筒振动信号。采用 HHT 算法对振动信号分析处理实现振动模态的划分和低频振动的提取,为后续塔筒振动预测和异常振动预警提供数据支持。图6为塔筒低频振动分解提取过程。机舱振动融合信号首先被分解成14组固有模态信号(13组 IMF 信号和1组 RES 剩余信号)。根据对应的频谱分布来看,模态函数的频率分布从高频到低频,IMF1—IMF3 为信号中的高频噪声;其他层则表示齿轮箱、传动轴等部件导致的振动。由于塔筒振动的一阶和二阶固有振型的振动频率为 1 Hz 左右,而在 IMF8—IMF11 层中存在 1 Hz 的低频信号,故提取红框选中的 IMF8—IMF11 层来表征塔筒振动信号,如图6第3部分所示。

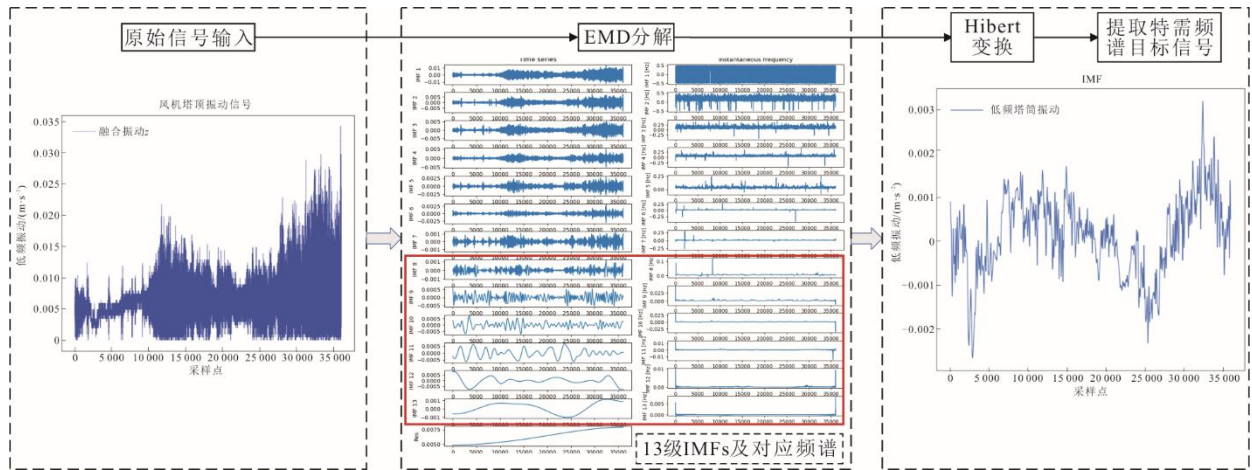


图 6 基于 HHT 算法的低频塔筒振动信号分解提取

Fig.6 Extraction of low frequency tower vibration signal decomposition based on HHT algorithm

4.3 基于 XGBoost 的塔筒振动特性建模

塔筒振动监测模型输入为风速、转子转速、桨距角等影响塔筒振动的参数，提取出的低频塔筒振动信号作为模型输出，模型训练数据来源于机组 4 月 3 日的 2 万组数据，使用 model.save_model() 将训练好的模型保存。根据机组运行数据预测研究得到的预测结果，选取预测得到的 1 h 运行参数作为塔筒振动模型的模型输入。模型输入见表 3。

表 3 塔筒低频振动模型输入

Tab.3 The tower low-frequency vibration model input

序号	风速/(m·s ⁻¹)	功率/kW	桨距角/(°)	...	转子转速/(r·min ⁻¹)
1	5.887 613	468.0	0.08	...	14.272 49
2	6.289 946	468.0	0.08	...	14.275 48
...
3 600	6.848 746	512.4	0.08	...	14.623 81

采用平均绝对误差 (δ_{MAE})、均方误差 (δ_{MSE})、绝对百分比误差 (δ_{MAPE}) 作为模型预测评价指标：

$$\delta_{MAPE} = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \frac{|P^*(i) - P(i)|}{P(i)} \quad (15)$$

计算可知：与真实值相比较，塔筒低频振动预测结果的 δ_{MAE} 为 $8.6 \times 10^{-6} \text{ m/s}^2$ ， δ_{MSE} 为 $1.05 \times 10^{-8} \text{ m/s}^2$ ， δ_{MAPE} 为 7.5%。

模型预测效果如图 7 所示。由图 7 可以看出，模型预测效果与真实值相近，模型能较好地预测 1 h 内塔筒的低频振动信号。根据振动预测结果和振动发展趋势可以判定塔筒运行情况，图 7 中塔筒振动趋势先上升后下降，无明显突变，塔筒整体运

行情况平稳，都在 0 值附近小范围波动，在 1 500~2 000 点内出现 1 次下降趋势。

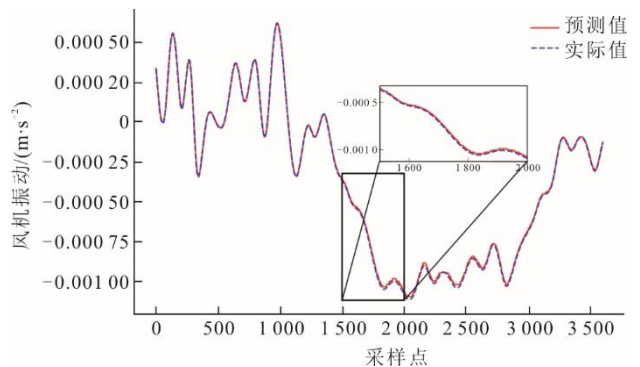
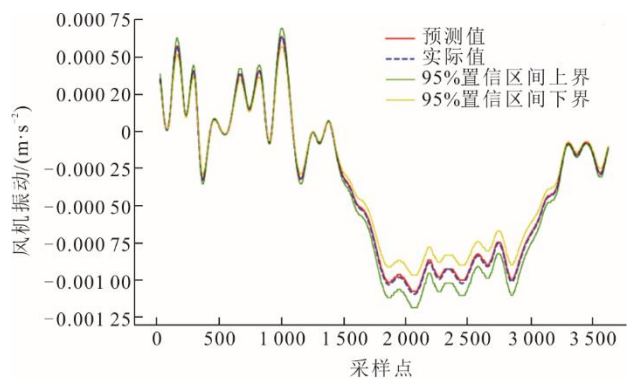


图 7 振动模型预测

Fig.7 The vibration model prediction

4.4 塔筒振动不确定性区间预测

为进一步量化模型不确定性，采用非参数估计法确定低频振动不确定范围。CKDE 核密度函数采用高斯核，获得置信精度 95%、90%和 85%的塔筒低频振动不确定范围。图 8 展示了 95%和 90%的不确定性预测区间。



a) 95%置信区间预测

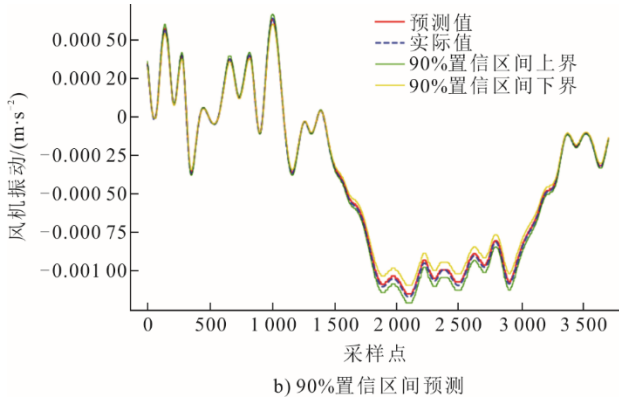


图 8 振动不确定性区间

Fig.8 The vibration uncertainty interval

采用指标 ICP 和 ACE 衡量不确定预测范围的有效性, 结果见表 4。查表可得置信度下降导致 ICP 值下降, 表明预测区间的准确性下降; 结合 ACE 结果可知置信度在 90%左右的塔筒低频振动预测范围可靠性较高。

表 4 振动不确定性区间预测评估

Tab.4 Evaluation of the vibration uncertainty interval prediction

置信度/%	ICP	ACE
95	1.000 0	0.040 0
90	0.978 5	0.075 2
85	0.865 1	0.034 8

5 结 论

1) 运用分步建模思想, 根据风电机组运行机理特性分析结果剥离出各变量之间的关系; 然后采用 LSTM 神经网络时间序列预测模型对风速和功率进行 5 h 预测作为运行数据知识模型输入, 风电机组数据知识库由 1 个月的全工况历史运行数据构成, 根据风速和功率结果查询得到对应的桨距角和转子转速, 实现机组环境变量和运行变量的预测。

2) 针对振动信号相互耦合且容易受噪声信号影响的特性, 采用 HHT 算法分解机舱振动信号并提取低频塔筒振动信号; 基于 XGBoost 算法构建塔筒低频振动预测模型, 结合机组前 1 h 预测数据实现塔筒低频振动信号预测并给出了塔筒振动不确定区间; 通过实例分析, 验证了模型预测精度和监测效果。

3) 通过对模型预测结果的分析能够反映机组塔筒振动状态、监测塔筒异常振动。在后续的研究工作中, 将考虑效果和精度更高的预测模型以提高预测数据精度, 进而提升塔筒振动模型预测精度, 实现更为准确的塔筒振动预测研究。

[参 考 文 献]

[1] 黄荣舟, 汤宝平, 杨燕妮, 等. 基于长短时记忆网络融合 SCADA 数据的风电齿轮箱状态监测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 235-239.
HUANG Rongzhou, TANG Baoping, YANG Yanni, et al. Condition monitoring of wind turbine gearbox based on LSTM neural network fusing SCADA data[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2021, 42(1): 235-239.

[2] 向玲, 王朋鹤, 李京蓄. 基于 CNN-LSTM 的风电机组异常状态检测[J]. 振动与冲击, 2021, 40(22): 11-17.
XIANG Ling, WANG Penghe, LI Jingxu. Abnormal state detection of wind turbines based on CNN-LSTM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(22): 11-17.

[3] 程逸, 胡阳, 马素玲, 等. 基于 MIC-LSTM 与 CKDE 的风电机组机舱温度区间预测[J]. 智慧电力, 2020, 48(7): 16-23.
CHENG Yi, HU Yang, MA Suling, et al. Wind turbine nacelle temperature interval prediction based on MIC-LSTM and CKDE[J]. Smart Power, 2020, 48(7): 16-23.

[4] 张群, 唐振浩, 王恭, 等. 基于长短时记忆网络的超短期风功率预测模型[J]. 太阳能学报, 2021, 42(10): 275-281.
ZHANG Qun, TANG Zhenhao, WANG Gong, et al. Ultra-short-term wind power prediction model based on long and short term memory network[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2021, 42(10): 275-281.

[5] 陈振宇, 刘金波, 李晨, 等. 基于 LSTM 与 XGBoost 组合模型的超短期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 614-620.
CHEN Zhenyu, LIU Jinbo, LI Chen, et al. Ultra short-term power load forecasting based on combined LSTM-XGBoost model[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 614-620.

[6] 王愈轩, 梁沁雯, 章思远, 等. 基于 LSTM-XGboost 组合的超短期风电功率预测方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(14): 5629-5635.
WANG Yuxuan, LIANG Qinwen, ZHANG Siyuan, et al. An ultra-short-term wind power prediction method based on LSTM-XGboost combination[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(14): 5629-5635.

[7] 杜静, 许亚能, 谢双义, 等. 基于 TMD 的风力机塔筒振动控制研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(2): 157-162.
DU Jing, XU Yaneng, XIE Shuangyi, et al. Research on vibration control of wind turbine tower based on TMD[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2021, 42(2): 157-162.

[8] ZHANG Z J. Monitoring wind turbine vibration based on SCADA data[J]. Journal of Solar Energy Engineering, 2012, 134(2): 021004.

[9] 王青华, 沈润杰, 任涛, 等. 基于 HHT 的风力发电机塔筒振动信号处理算法[J]. 中国科技信息, 2015(6): 19-21.
WANG Qinghua, SHEN Runjie, REN Tao, et al. HHT-based wind turbine tower vibration signal processing algorithm[J]. China Science and Technology Information, 2015(6): 19-21.

[10] HU Y, YANG Z, FANG F. Receding interval prediction of district heat load via finite difference multi-operating-domain dynamic modelling[J]. Energy & Buildings, 2022, 256: 111710.

[11] TAYLOR J W, JEON J. Forecasting wind power quantiles using conditional kernel estimation[J]. Renewable Energy, 2015, 80: 370-379.

[12] 裴俊, 刘世林, 樊国东. 基于模糊控制的永磁直驱风

- 力发电机最大功率跟踪控制[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2019, 32(6): 47-52.
PEI Jun, LIU Shilin, FAN Guodong. Maximum power point tracking control of direct drive permanent magnet wind generator based on fuzzy control[J]. Journal of Sichuan University of Science & Engineering (Natural Science Edition), 2019, 32(6): 47-52.
- [13] 王会盼, 刘吉臻, 胡阳, 等. 基于预测控制的大惯量风机全工况功率调度跟踪[J]. 电网技术, 2020, 44(7): 2520-2528.
WANG Huipan, LIU Jizhen, HU Yang, et al. Power dispatching tracking of large-inertia wind turbine under full operating conditions based on predictive control[J]. Power System Technology, 2020, 44(7): 2520-2528.
- [14] 燕鹏, 殷俊, 张天贺, 等. 基于有限元的风电塔筒涡激振动分析[J]. 风能, 2020(3): 66-70.
YAN Peng, YIN Jun, ZHANG Tianhe, et al. Finite element-based vortex vibration analysis of wind turbine towers[J]. Wind Energy, 2020(3): 66-70.
- [15] 杨正瓩, 刘阳, 张泽, 等. 采用最近历史观测值和PLSR进行空间相关性超短期风速预测[J]. 电网技术, 2017, 41(6): 1815-1822.
YANG Zhengling, LIU Yang, ZHANG Ze, et al. Ultra-short-term wind speed prediction with spatial correlation using recent historical observations and PLSR[J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 1815-1822.
- [16] 凡航, 张雪敏, 梅生伟, 等. 基于时空神经网络的风电场超短期风速预测模型[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(1): 28-35.
FAN Hang, ZHANG Xuemin, MEI Shengwei, et al. Ultra-short-term wind speed prediction model for wind farms based on spatiotemporal neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 28-35.
- [17] 唐振浩, 赵赓楠, 曹生现, 等. 一种基于数据解析的混合风向预测算法[J]. 太阳能学报, 2021, 42(9): 349-356.
TANG Zhenhao, ZHAO Gengnan, CAO Shengxian, et al. A data analytic based hybrid wind prediction algorithm[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(9): 349-356.
- [18] 唐振浩, 赵赓楠, 曹生现, 等. 基于SWLSTM算法的超短期风向预测[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(15): 4459-4468.
TANG Zhenhao, ZHAO Gengnan, CAO Shengxian, et al. Very short-term wind direction prediction via self-tuning wavelet long-short term memory neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(15): 4459-4468.
- [19] 谢丽蓉, 王斌, 包洪印, 等. 基于EEMD-WOA-LSSVM的超短期风电功率预测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(7): 290-296.
XIE Lirong, WANG Bin, BAO Hongyin, et al. Super-short-term wind power forecasting based on EEMD-WOA-LSSVM[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(7): 290-296.
- [20] 胡阳, 李倩, 房方, 等. 基于有限差分运行域的风电场全工况超短期出力动态区间建模[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1346-1357.
HU Yang, LI Qian, FANG Fang, et al. Dynamic interval modeling of ultra-short-term output of wind farm based on finite difference operating domains[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1346-1357.
- [21] 雷斌, 李毅鹏. 涡激振动对风电机组塔筒的影响[J]. 风能, 2018(4): 80-84.
LEI Bin, LI Yipeng. Effects of eddy vibration on wind turbine towers[J]. Wind Energy, 2018(4): 80-84.
- [22] 陶涛, 龙凯, 白欣鉴, 等. 风电机组高柔塔二阶涡激振动特性研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(2): 498-503.
TAO Tao, LONG Kai, BAI Xinjian, et al. Study on second-order vortex-induced vibration characteristics of high-flexible towers of wind turbines[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(2): 498-503.
- [23] 曹垚鑫, 赵迪, 李彦蓉, 等. 兆瓦级直驱风力发电机组塔筒涡激振动分析[J]. 重型机械, 2021(6): 52-55.
CAO Yaixin, ZHAO Di, LI Yanrong, et al. Analysis of vortex induced vibration for MW direct drive wind turbine tower[J]. Heavy Machinery, 2021(6): 52-55.

(责任编辑 刘永强)