

升船机同步轴系统监测及扭矩预测方法研究

格日勒图¹, 董士谦², 吴哲¹, 付烈坤²

(1. 中国机械科学研究总院集团有限公司中机生产力促进中心有限公司 北京, 100044)

(2. 华能澜沧江水电股份有限公司景洪水电厂 景洪, 666100)

摘要 针对升船机同步轴运动过程中的扭矩监测及变化趋势预测问题, 提出了一种基于应变传感器的非接触式测量方法, 实现了升船机同步轴扭矩的实时在线监测。在此基础上, 基于历史监测数据, 采用变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 算法提取扭矩信号直流分量, 降低扭矩预测计算量, 使扭矩预测模型更适用于实际工作环境。针对同步轴运动过程起始点无法辨别、监测数据时序不一致性的问题, 提出一种基于模糊熵的同步轴运动起始点检测方法。利用长短时记忆 (long short-term memory, 简称 LSTM) 神经网络算法建立了升船机同步轴扭矩预测模型, 并利用历史监测数据对预测模型进行验证。结果表明: 利用模糊熵对起始点进行检测可以改善各个样本间在时序上的差异性, 从而提升扭矩预测精度; 在所有扭矩测点处, 预测精度相较于基础的阈值判断预测方法可至少提升 27.5%; 在机械结构和工况最复杂的同步轴系统齿轮箱连接处, 扭矩预测的精度最少提升 42.9%。该预测模型可真实准确预测同步轴扭矩变化, 具有较好的工程应用价值。

关键词 同步轴系统; 扭矩预测; 变分模态分解; 模糊熵; 长短时记忆神经网络

中图分类号 TH133.2; TV691; TP206⁺.3

引言

升船机是一种通过机械装置升降船舶以克服航道水位落差的通航建筑物, 是解决水利水电枢纽工程高坝通航问题的有效方法之一, 具有通航速度较快、浪费水资源较少等特点^[1], 在水电等领域得到广泛应用^[2], 已成为我国重大水利水电工程设施的重要组成部分。其原理是通过在外部力作用下, 控制卷筒钢丝绳收放, 实现承船厢升降, 达到船只过坝的目的^[3]。同步轴系统是升船机的重要传动子系统之一, 通过连接各个卷筒, 利用自身刚度抗衡转矩差, 避免各卷筒间产生相对运动, 杜绝船厢倾覆等危险发生。因此, 实现同步轴系统状态在线监测及运行趋势变化预测对同步轴系统乃至整个升船机的运行有重要意义。

目前, 针对升船机及其关键子系统工作过程中的关键参数监测及预测, 研究人员已经开展了一定的研究。傅陆志丹等^[4]通过分析船舶进出船厢时的特性, 优选了船舶进出船厢下沉量的经验公式。耿飞等^[5]通过梯度提升决策树对不同主尺度船舶通过三峡升船机的通航时间进行了预测。孙小庆等^[6]针对垂直升船机传动系统的大模数齿轮, 实现了齿轮

的疲劳寿命预测。刘精凯等^[7]基于云模型理论, 建立输水系统竖井水位差风险预警指标, 实现升船机输水系统的运行风险预警。可见, 针对升船机运行状态监测及预测的研究已取得了一定的成果, 但针对水力式升船机同步轴系统关键运行参数监测及预测的研究相对较少。

笔者介绍了一种升船机同步轴系统扭矩监测方案, 通过在同步轴关键位置布置应变传感器, 将测得的同步轴中微应变信号发射至信号接收和调制解调模块, 实现非接触式扭矩测量。同时, 利用升船机历史监测数据, 构建了升船机同步轴扭矩预测模型。本研究对提升升船机系统的可靠性及安全性具有重要意义。

1 升船机同步轴扭矩测试方法

升船机同步轴扭矩测试方法是保证升船机安全运行的重要手段。升船机运行时需要 16 根同步轴同步运行, 其中, 上下游为 3 根同步轴串联, 其余各同步轴之间布置有卷筒。因此, 同步轴的运行扭矩最少需要 12 个扭矩监测点。同步轴系统结构与扭矩监测点布置如图 1 所示。

同步轴扭矩测试方法需要满足以下要求:①旋转动态测试;②超大扭矩($\pm 800 \text{ kN}\cdot\text{m}$)高精度测量;③长寿命可靠运行;④经济适用。针对此要求,笔者设计了扭矩无线遥测方案,在同步轴上布置高精度应变传感器,且不会破坏同步轴的完整性。利用高精度应变传感器和配套测量系统,通过离线标定同步轴材料弹性模量和使用高精度电阻,模拟应

变变化在线标定应变和输出电流信号关系,提高扭矩遥测系统的测量精度,达到同步轴扭矩检测精度小于1%全量程的要求。遥测系统通过电磁耦合无线供电和载波无线信号传输,实现同步轴扭矩旋转测量的高质量无损耗长寿命测试,也保障了同步轴自身运行的可靠性。

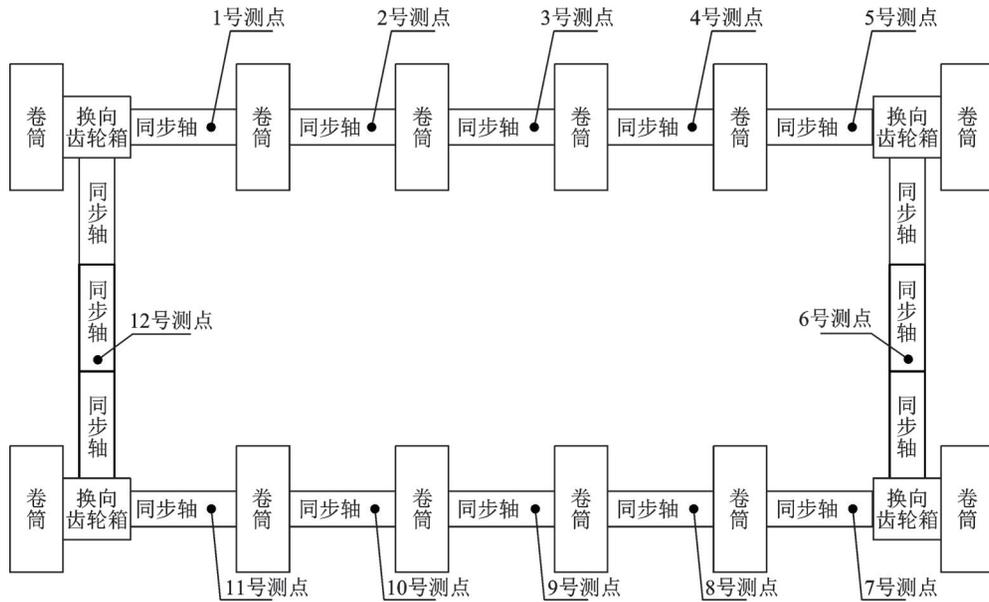


图1 同步轴系统结构与扭矩监测点布置

Fig.1 Shaft system structure and torque measuring position

同步轴扭矩监测原理如图2所示。在同步轴上布置应力传感器,同步轴在扭力作用下发生微应变后由应变传感器进行捕捉,随后输出与微应变相对应的差动微电压信号。同步轴是外径为800 mm、壁厚为60 mm的空芯轴,在最大承受扭矩800 kN·m的加载下会发生100个微应变。应变传感器对应变测量误差需要控制在1个微应变以内,且因时间、温度和弯矩等因素,测量精度会受影响。利用搭建应变传感器全桥结构,实现对长时间和多变温度影响因素的自补偿,使上述因素对测量精度整体影响小于1个微应变。对于弯矩因素,通过计算在同步轴两头距离法兰100 mm处布置应变传感器,同步轴旋转弯矩对扭矩测试的影响小于0.1%,进而对扭矩测试整体精度影响较小,可忽略不计。

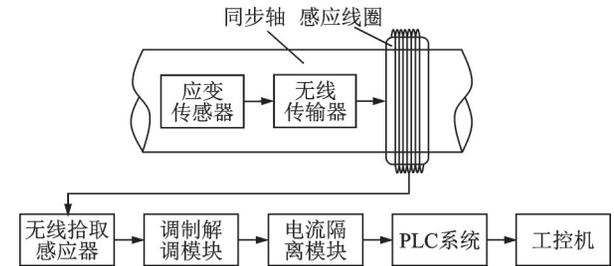


图2 同步轴扭矩监测原理

Fig.2 Diagram of synchronous shaft torque monitoring principle

应变传感器产生的差动微电压信号经由无线传输器进行信号放大与脉冲编码调制,通过环绕固定在同步轴上的感应线圈以无线传输形式进行信号发射;同时感应线圈兼具感应供电功能,向应变传感器供电。

应电能交换和测试信号接收。无线拾取感应器接收到的信号经调制解调模块,将包含应变差动电压的数字信号调制为标准的电流模拟输出信号。同时,调制解调模块给无线拾取感应器提供24 V电源。输出的电流信号通过线缆,经电流隔离模块进行抗干扰保护后输出到可编程逻辑控制器,对接收到的电流信号进行转换。转换后得到的数字数据通过量化成为扭矩数据,并输出至工控机进行显示和其他用途使用。

地面固定无线拾取感应器,与感应线圈进行感

2 升船机扭矩信号处理

2.1 基于VMD算法的升船机扭矩信号提取

由于升船机系统结构复杂且工作环境具有较强的耦合性,同步轴扭矩信号受到强烈的噪声干扰,具有明显的非线性、非平稳性特点。升船机作动时测点扭矩信号如图3所示。

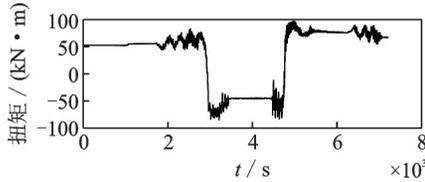


图3 升船机作动时测点扭矩信号

Fig.3 Torque signal of measuring point during ship lift

为了准确提取有用扭矩信号,笔者通过VMD算法对信号进行分解,并计算各模态分量与原始信号的相关系数,提取去除强干扰后的扭矩信号有效模态,为同步轴扭矩预测提供数据样本。

VMD是一种自适应模态变分和信号处理方法^[8],通过构建和求解变分问题,自适应地求解信号各有效成分的最佳中心频率及带宽,获取变分问题的最优解^[9]。VMD的变分表达式为

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[(\partial(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|^2 \right\}$$

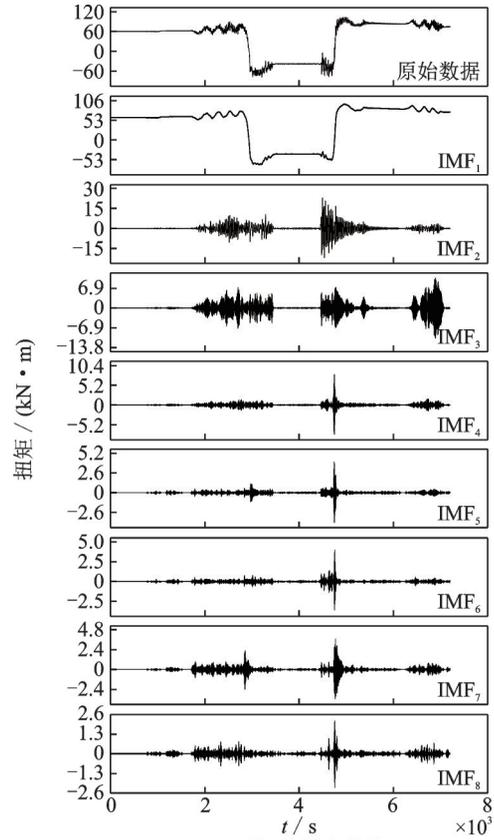
$$\text{s.t. } \sum_1^K u_k(t) = f(t) \quad (1)$$

其中: K 为设定的模态分解个数; $u_k(t)$ 为 k 阶模态分量; ω_k 为 k 阶模态分量的中心频率; $\partial(t)$ 为狄拉克函数; $*$ 为卷积符号。

从式(1)可以看出,VMD变分表达式的约束条件为各阶模态之和等于输入信号。扭矩信号分解如图4所示。选取扭矩监测点1的原始数据,利用VMD算法获取前8阶本征模态函数(intrinsic mode function,简称IMF)分量如图4(a)所示,各阶模态分量对应的中心频率如图4(b)所示。最大中心频率如表1所示。

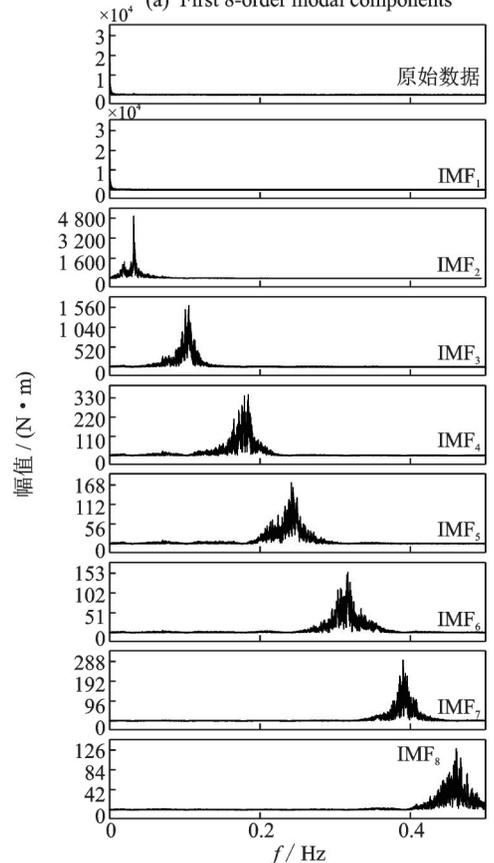
模态分量的相关系数及其归一化后的自相关函数如图5,6所示。

从图5,6及表1可以看出,各阶段模态分量中心频率符合同步轴系统的结构特征及工作特性,均接近同步轴转频的整数倍。第2~8阶模态分量与原始信号的相关系数均小于0.3。同时,其自相关函数迅速衰减至0。第1阶模态分量为同步轴扭矩信号的有效模态,能够表征升船机动作过程中同步轴所受扭矩的变化趋势。



(a) 前8阶模态分量

(a) First 8-order modal components



(b) 各阶模态分量对应中心频率

(b) The center frequency corresponding to each model component

图4 扭矩信号分解

Fig.4 Torque signal decomposition

表 1 扭矩信号分解后各阶模态分量对应最大中心频率
Tab.1 The maximum value of center frequency corresponding to each model component after torque signal decomposition

模态分量	中心频率/Hz
第 1 阶	0
第 2 阶	0.032 1
第 3 阶	0.150 8
第 4 阶	0.184 4
第 5 阶	0.241 7
第 6 阶	0.316 9
第 7 阶	0.390 4
第 8 阶	0.461 5

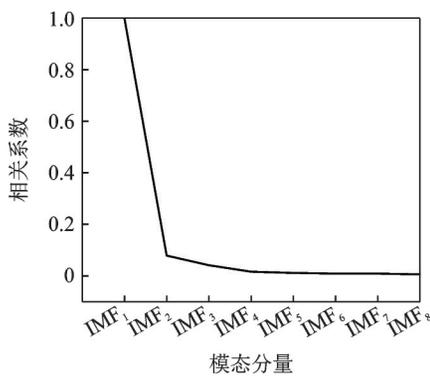


图 5 模态分量的相关系数

Fig.5 Correlation coefficient of model component

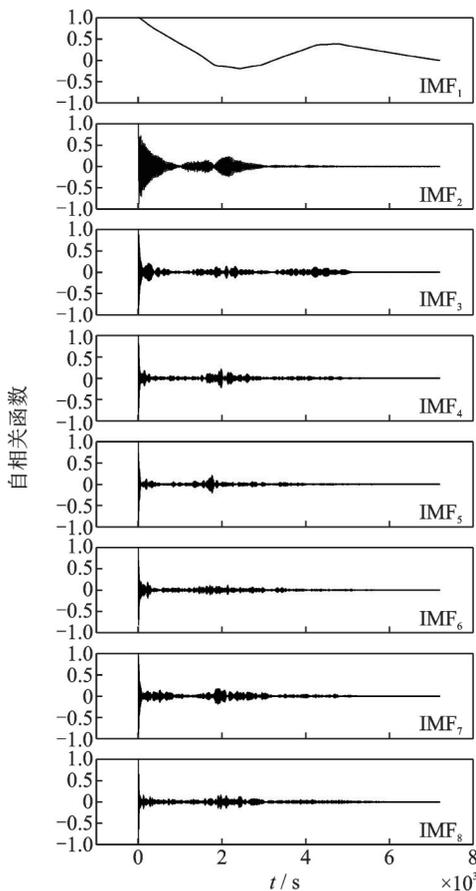


图 6 归一化后的自相关函数

Fig.6 Autocorrelation function after normalization

2.2 基于模糊熵的扭矩信号起始点判定

升船机运动过程受众多因素影响,具有较强的不确定性。特别是在升船机启动及停止阶段,由于受到船舶进出船厢、水流和人为因素等影响,无法直观地通过监测数据准确判定同步轴工作起始点,导致同步轴扭矩信号的时序一致性较差,影响同步轴扭矩预测模型精度。

模糊熵用于衡量时间序列在维数变化时产生的新模式概率的大小,能够反映时序数据的复杂程度。对于一个 N 维时间序列 $X(t)=\{X(1),X(2),X(3),\dots,X(N)\}$,定义相空间维数 m ,重构相空间^[10-12]

$$X_i^m = \{X(i), X(i+1), \dots, X(i+m-1)\} - \bar{X}_o(i) \quad (2)$$

其中: $\bar{X}_o(i)$ 为相空间均值,表示为

$$\bar{X}_o(i) = \frac{\sum_{j=0}^{m-1} X(i+j)}{m} \quad (3)$$

引入模糊隶属度函数来表示 2 个重构时间序列的相似度

$$D_{ij}^n = \mu(d_{ij}^n, m, r) = e^{\frac{-1 \cdot d_{ij}^n}{r}} \quad (4)$$

其中: r 为相似容限度; d_{ij}^n 为两时间序列 X_i^m 与 X_j^m 对应元素之间的最大差值,即

$$d_{ij}^n = \max_{k \in (0, m-1)} \{ |(X(i+k) - \bar{X}_o(i)) - (X(j+k) - \bar{X}_o(j))| \} \quad (5)$$

定义函数

$$\phi^m(n, r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m-1} D_{ij}^m \right)}{N-m} \quad (6)$$

同理,对于 $m+1$ 维时间序列 X_i^{m+1} 构建函数 $\phi^{m+1}(n, r)$,则时间序列的模糊熵可表示为

$$\Theta(m, n, r) = \ln \left(\frac{\phi^m(n, r)}{\phi^{m+1}(n, r)} \right) \quad (7)$$

随着升船机系统开始工作,升船机同步轴及其传动系统转动引起扭矩发生波动,进而提高扭矩信号复杂度,导致信号的熵值发生变化。

起始点判定采用 2 种方法:①对于第 1 测点的时序数据,构建一个包含 32 位时序数据的滑动窗口,从 $t=0$ 开始,每次滑动 1 个时间单位,对滑动窗口内的数据极值进行差值计算,并与设定阈值 $5 \text{ kN}\cdot\text{m}$ 进行比较,以此作为起始点判定的依据;②对于第 1 测点的时序数据,构建一个包含 128 位时序数据的滑动窗口,从 $t=0$ 开始,每次滑动 1 个时间单位,对

整个周期内的扭矩信号模糊熵进行分析,取模糊熵首次大于其有效值的点作为判定起始点的依据。整个周期内的模糊熵有效值为

$$\bar{\Theta}(m, n, r) = \sqrt{\frac{\int_0^T \Theta(t)^2 dt}{T}} \quad (8)$$

其中: T 为时序数据窗口周期。

图 7 为扭矩信号模糊熵,包含同步轴系统出水段模糊熵分析样本及测试样本。2 种起始点判定方法对比如图 8 所示。

可以看出,通过模糊熵对起始点判定可以降低分析样本及测试样本间之间存在的时间差。相较于采用阈值的起始点判定方法,采用模糊熵的起始点判定方法截取的分析样本及测试样本时间差减小约 197 s。

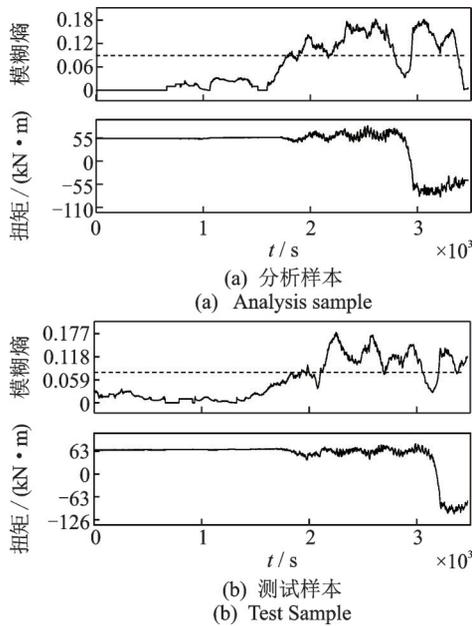


Fig.7 Fuzzy entropy of torque signal

3 升船机同步轴扭矩信号预测

3.1 升船机同步轴扭矩信号预测策略

升船机运行过程中同步轴的扭矩信号具有强烈的非线性、非平稳性特征,且后期需将同步轴扭矩信号预测模型内嵌到工控机内。考虑到工控机性能与实验室计算机差距较大,为了保证该方法的有效性及时效性、减小扭矩预测计算量,笔者采用如下扭矩信号预测策略:①对历史数据进行 VMD,提取扭矩信号的有用模式;②计算模糊熵,确定扭矩预测模型训练集及测试集的数据起始点;③利用 LSTM 神经

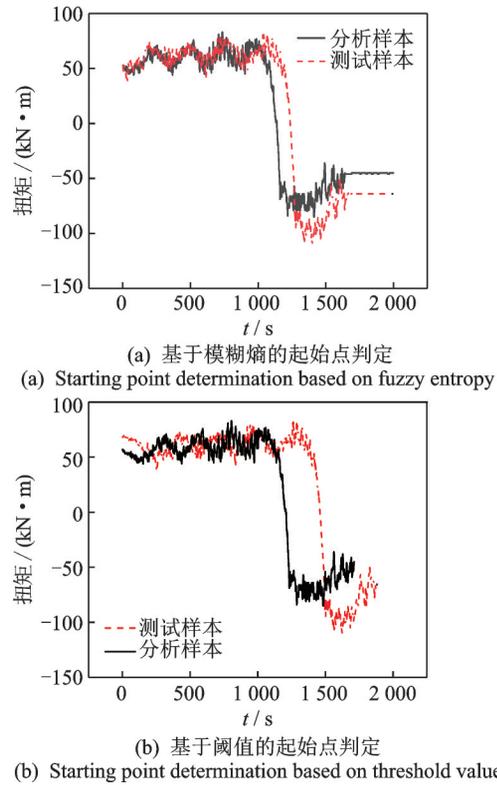


图 8 起始点判定方法对比

Fig.8 The comparison of starting point determination methods

网络算法对训练集进行训练,构建同步轴扭矩预测模型;④利用测试集验证预测模型,优化训练模型。同步轴扭矩预测模型如图 9 所示。

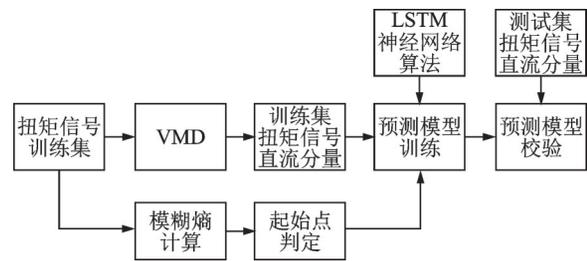


图 9 同步轴扭矩预测模型

Fig.9 Construction of synchronous shaft torque prediction model

3.2 基于 LSTM 的升船机同步轴扭矩信号预测

针对升船机同步轴运行过程扭矩变化趋势预测的需要,笔者利用 LSTM 神经网络算法对历史监测数据进行训练,构建了同步轴扭矩预测模型。LSTM 是一种特殊的门控循环神经网络,通过引入遗忘门、输入门以及输出门,解决了普通循环神经网络梯度消失问题,可以有效解决长程依赖的问题^[13]。

在构建同步轴扭矩预测模型的过程中,选取 5 次升船机上升过程中承船厢出水阶段的扭矩信

号,以其中4次的1阶模态分量作为训练集,以第5次扭矩1阶模态分量作为测试集,以同步轴当前时刻12个测点的扭矩值作为输入,通过迭代计算的方式构建扭矩预测模型,即每时刻的输入为该时刻的扭矩值,输出为下一时刻的扭矩值。对扭矩进行预测,将每一时刻的输出作为下一时刻的输入重新进入预测模型。基于模糊熵检测的升船机出水阶段扭矩预测如图10所示,基于阈值检测的升船机出水阶段扭矩预测如图11所示。

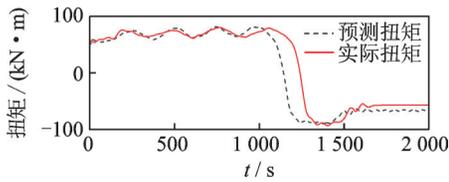


图10 基于模糊熵检测的升船机出水阶段扭矩预测

Fig.10 The ship lift torque prediction during lifting based on fuzzy entropy

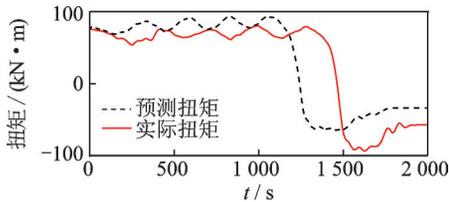


图11 基于阈值检测的升船机出水阶段扭矩预测

Fig.11 The ship lift torque prediction during lifting based on threshold value

对扭矩监测的全部12个测点分别进行基于模糊熵方法和基于阈值方法判定升船机动作起始点的扭矩预测,表2为扭矩预测结果比较。可以看出,基

表2 扭矩预测结果比较

Tab.2 Torque prediction results contrast

测点	基于模糊熵		基于阈值		误差降低率/%
	RMSE/ (N·m)	RMSE/ ΔT	RMSE/ (N·m)	RMSE/ ΔT	
1	26.84	0.154	73.95	0.426	63.8
2	20.97	0.137	71.43	0.407	66.3
3	16.57	0.201	27.99	0.306	34.3
4	16.77	0.170	52.98	0.458	62.8
5	24.26	0.184	50.33	0.364	49.5
6	8.85	0.329	40.33	0.708	53.5
7	28.24	0.174	85.08	0.507	65.7
8	13.06	0.229	17.42	0.316	27.5
9	13.73	0.139	62.36	0.510	72.7
10	24.42	0.164	48.58	0.327	49.8
11	31.52	0.170	55.26	0.298	42.9
12	2.52	0.143	17.77	0.553	74.1

于模糊熵的起始点判定预测方法在测点11的扭矩值预测均方根误差(root mean squared error,简称RMSE)最大,约为31.52 N·m;测点12的扭矩预测均方根误差最小,约为2.52 N·m。由于升船机动作过程的时序难以统一,每次动作过程存在时间差,导致升船机同步轴扭矩预测均方根误差整体偏大。测点6的均方根误差与扭矩变化极值的比值最大,为0.329,这是由于测点6所监测的结构位置为升船机同步轴系统的下游跨轴处,而同步轴上下游跨轴较其余各处的机械结构更复杂,扭矩信号受多因素耦合作用影响,提升了扭矩预测的难度。

基于阈值的起始点判定预测方法在测点6的均方根误差与扭矩变化极值的比值在所有测点中最大,该结果与基于模糊熵的结果一致,证明基于模糊熵的结果真实可靠。相较于采用阈值判断的方法,采用模糊熵判断起始点进行扭矩预测的精度值最高提高74.1%,最少提高27.5%;对机械结构和工况最复杂的同步轴系统齿轮箱连接处(测点5,6,11,12),采用基于模糊熵的起始点判定预测方法进行扭矩预测的精确至少提升42.9%。因此,采用模糊熵进行起始点检测,进而对扭矩进行预测,可以改善时间差引起的预测模型精度降低的问题。

4 结论

1) 测点11的扭矩值预测均方根误差最大,约为31.52 N·m,测点12的扭矩预测均方根误差最小,约为2.52 N·m。由于位于机械结构最为复杂的上下游跨轴,测点6的RMSE/ΔT值最大,约为0.329。

2) 相较于采用阈值判断的方法,利用模糊熵对起始点进行检测可以有效改善数据时序一致性较差的问题,提升预测模型的精度。相较于采用阈值对起始点进行判定,采用模糊熵判断起始点进行扭矩预测,其预测精度值最高提高74.1%,最低提高27.5%;在对机械结构和工况最复杂的齿轮箱连接处进行扭矩预测时,采用模糊熵判断起始点进行扭矩预测的精度至少提升42.9%。

参 考 文 献

- [1] 王治力,陈秋同,韩建军,等.浅析通航建筑物的发展[J].科技创新导报,2018,15(21):56-58.
WANG Zhili, CHEN Qiutong, HAN Jianjun, et al. Brief analysis of the development of navigation structures[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2018, 15(21):56-58. (in Chinese)

- [2] 胡亚安,李中华,李云,等.中国大型升船机研究进展[J].水运工程,2016(12):10-19.
HU Yaan, LI Zhonghua, LI Yun, et al. Research developments in the field of major ship lift in China[J]. Port & Waterway Engineering, 2016(12):10-19. (in Chinese)
- [3] 刘同欣,杜波,张步斌,等.大型升船机同步轴系统结构设计[J].水运工程,2017(7):39-42.
LIU Tongxin, DU Bo, ZHANG Bubin, et al. Structure design of synchronous shaft system of large ship lift [J]. Port & Waterway Engineering, 2017(7):39-42. (in Chinese)
- [4] 傅陆志丹,胡亚安.船舶进出船厢下沉量预测[J].水运工程,2020(11):12-17.
FU Luzhidan, HU Yaan. Prediction of ship squat while ship entering and leaving ship lift chamber[J]. Port & Waterway Engineering, 2020(11):12-17. (in Chinese)
- [5] 耿飞,金雁.三峡升船机船舶通航时间分析与预测[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2021,45(3):454-458.
GENG Fei, JIN Yan. Analysis and forecast of the navigation time of three gorges ship lift ships[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2021, 45(3): 454-458. (in Chinese)
- [6] 孙小庆,石端伟.垂直升船机传动系统动力学仿真及疲劳寿命预测[J].武汉大学学报(工学版),2016,49(4):610-615.
SUN Xiaoqing, SHI Duanwei. Dynamics simulation and fatigue life prediction of drive system of vertical shiplift [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2016, 49(4):610-615. (in Chinese)
- [7] 刘精凯,胡亚安,薛淑.基于云模型的水力式升船机输水系统运行风险分析[J].水运工程,2020(9):14-18,24.
LIU Jingkai, HU Yaan, XUE Shu. Risk assessment of water conveyance system in hydraulic ship lift based on cloud model[J]. Port & Waterway Engineering, 2020(9):14-18, 24. (in Chinese)
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transcation Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [9] 唐贵基,王晓龙.变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2016,29(4):638-648.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Variational mode decomposition method and its application in rolling bearing early fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4):638-648. (in Chinese)
- [10] SRISHTI V, SEBA S. Highlighting keyphrases using senti-scoring and fuzzy entropy for unsupervised sentiment analysis [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 169(2):1-12.
- [11] 张学军,万东胜,孙知信.基于LMD和模糊熵融合CSP的脑电信号特征提取方法[J].仪器仪表学报,2020,41(8):226-234.
ZHANG Xuejun, WAN Dongsheng, SUN Zhixin. EEG signal feature extraction method based on LMD and FE combined with CSP[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8):226-234. (in Chinese)
- [12] 王凤,潘广贞,孙艳青.基于EEMD多尺度模糊熵的心电分类算法[J].传感器与微系统,2018,37(12):125-127,135.
WANG Feng, PAN Guangzhen, SUN Yanqing. ECG classification algorithm based on EEMD multiscale fuzzy entropy [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(12):125-127, 135. (in Chinese)
- [13] 刘云鹏,许自强,董王英,等.基于经验模态分解和长短期记忆神经网络的变压器油中溶解气体浓度预测方法[J].中国电机工程学报,2019,39(13):3998-4008.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, DONG Wangying, et al. Concentration prediction of dissolved gases in transformer oil based on empirical mode decomposition and long short-term memory neural networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(13):3998-4008. (in Chinese)



第一作者简介:格日勒图,男,1995年7月生,硕士。主要研究方向为机械系统状态健康监测与故障预测。曾发表《水力式升船机同步轴同轴度测量及评价方法研究》(《机电产品开发与创新》2021年第34卷第1期)等论文。

E-mail:geriletu@pcmi.com.cn