

文章编号:0559-9350(2021)05-0612-11

基于MIC与BiGRU的水电机组振动趋势预测

毕 扬¹, 郑 波², 张亚武³, 朱 溪¹, 江亚兰⁴, 李超顺⁴

(1. 浙江仙居抽水蓄能有限公司, 浙江 仙居 317300;

2. 中国电建集团华东勘测设计研究院有限公司, 浙江 杭州 311122;

3. 国网新源控股有限公司, 北京 100761; 4. 华中科技大学 水电与数字化工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 为提高水电机组振动趋势预测的准确率, 本研究提出了一种基于最大信息系数(MIC)与双边门控循环神经网络(BiGRU)的水电机组振动趋势预测模型。首先, 预处理阶段采用小波系数阈值去噪(WTD)方法对历史振动信号数据进行降噪处理以消除强背景噪声的干扰, 并将振动信号划分为多个训练样本以改善算法的鲁棒性; 其次考虑水力、电气与机械不平衡力因素的影响, 基于MIC对与振动信号关联性强的状态参数进行特征选择作为模型的参考输入; 再采用BiGRU网络建立振动信号预测模型, 进行超前多步的振动信号趋势预测; 最后利用训练好的模型对在线获取的振动数据进行实时预测。为评估模型的预测性能, 本研究采集某抽水蓄能水电站的振动监测数据进行多组对比实验, 验证了所提方法具有较好的预测能力和泛化能力, 适用于水电机组振动的趋势预测。

关键词: 最大信息系数法; BiGRU; 小波阈值去噪; 信号处理; 特征选择; 趋势预测

中图分类号: TV738

文献标识码: A

doi: 10.13243/j.cnki.slxb.20200553

1 研究背景

水电机组作为电网调峰调频的重要设备, 在运行过程中受水力冲击、机械失效和电磁不平衡等综合因素的影响, 会诱发各种故障与事故。水电机组的振动信号通常能够反应出机组运行状态的变化及故障, 因此从水电站监测数据中挖掘有效特征, 并构建准确的振动趋势预测算法可以提升机组和电力系统运行的安全稳定性, 减少不必要的计划停机和意外停机^[1-4]。

水电机组振动趋势预测是一个非线性非平稳的序列预测问题, 预测方法通常分为物理模型和数据驱动方法两大类。基于物理模型的方法包括回归模型, Weibull分布模型, 卡尔曼滤波和粒子滤波等, 在预测中得到广泛应用。文献[5]提出了一种基于自回归指数平滑模型的预测方法, 其通过日内周期指数平滑实现了短期预测; Kharoufeh等^[6]提出采用马尔可夫模型来计算不同时刻振动趋势的分布状态以实现水电机组振动预测。这些基于物理模型的方法虽取得一定成果, 但它依赖于专家的经验知识来建立数学模型, 具有不确定性和不稳定性, 并忽视了对影响振动因素的深入分析。相反, 数据驱动方法则不需要建立任何精确的预测模型, 而是通过学习历史振动数据变化规律构建数据间的映射关系来实现时序预测, 因此受到广泛关注。

数据驱动方法通常分为数据获取、特征提取、特征选择和趋势预测, 特征提取与选择对振动趋势预测具有重要影响。传统的信号处理方法通过提取时域或频域特征来表达原始数据的物理意义或统计意义, 然而对于参数随时间不断变化的非线性非平稳信号, 针对不同的数据需要设计不同的时域或频域特征, 它不具有普适性。以小波变换和经验模态分解方法为代表的时频域分析方法通过时

收稿日期: 2020-07-22; 网络首发时间: 2021-04-01

网络首发地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1882.TV.20210401.2122.002.html>

基金项目: 国家自然科学基金项目(51879111); 武汉市应用基础前沿专项(2018010401011269); 湖北省自然科学基金项目(2019CFA068)

作者简介: 毕扬(1982-), 高级工程师, 主要从事水电站生产管理研究。E-mail: yang-bi@sgxy.sgcc.com.cn

通讯作者: 李超顺(1983-), 教授, 博士生导师, 主要从事水电机组故障诊断与优化控制研究。E-mail: csli@hust.edu.cn

间和频率的联合函数对信号分析,可将信号分解为一系列单频的平稳信号,均具有较好地表征非平稳信号的能力。例如,文献[7]提出了一种改进的小波阈值函数降噪算法,保留了振动信号突变点信息,并更好的跟踪原信号特征。文献[8]通过最优变分模态分解将非平稳振动序列分解为一系列模态函数,实现了各信号分量频率的分离。然而,并不是所有提取的特征都能够提供有用的信息,因此,许多指标被提出用来进行特征评价以选出具有代表性的特征。文献[9]使用单调性、预测性、趋势性来排除冗余特征,文献[10]采用 Pearson 相关系数来分析特征之间的相关性。这些方法对于特征之间的线性相关性更敏感,却忽略了非线性相关性,而最大信息系数(Maximal information coefficient, MIC)^[11]可以很好地衡量变量间的线性或非线性强度,具有更高的准确度。就预测算法而言,随着深度学习的发展,其将多层次的非线性低维特征形成更加抽象的高维表示,具有更高的泛化能力和特征提取能力,提高了振动预测的精度和稳定度,已在水电机组寿命预测、故障诊断等方面取得了较好的应用。例如,文献[12]提出了一种新的基于深度卷积神经网络(Deep convolution neural network, DCNN)的振动趋势预测方法。与浅层网络模型相比,DCNN 具有强大的特征提取能力,但它忽略了水电机组振动信号在时间序列中的联系。递归神经网络(Recurrent neural network, RNN)的提出很好地解决了时序预测问题,RNN 的神经元可以同时接收自身历史时刻以及其他神经元的信息,具有记忆性、参数共享的特点,对于序列数据的非线性特征学习具有独特优势^[13]。但是 RNN 具有长期依赖和梯度爆炸或消失的问题。因此,长短时记忆网络(Long short term memory, LSTM)通过引入门控机制避免了长期依赖问题,但其内部参数较多,而门控循环神经网络(Gated Recurrent Unit, GRU)则通过减少门控机制使其结构更加优化,减少训练时间。双边门控循环神经网络(Bidirectional gated recurrent unit, BiGRU)则从时间序列数据中提取历史和未来方向的特征,充分挖掘数据信息,进一步提高了预测精度。

综上所述,水电机组振动信号波动范围大,其非平稳性对预测的精度和稳定度的提高有很大的影响。为构造有效的特征集,提高数据的有效性,并建立精确的预测模型,本文提出了一种基于 WTD 的信号去噪、基于 MIC 的特征选择、基于 BiGRU 网络的混合预测方法,即 WTD-MIC-BiGRU 模型。首先采用小波阈值去噪(Wavelet threshold de-noising, WTD)对原始振动信号进行降噪和滤波处理,以有效区分振动信号中的高频部分和由噪声引起的高频干扰,并对信号进行特征提取和低通滤波;再利用 MIC 对振动信号和工况参数进行深层次关联性分析,挖掘状态参数与振动信号之间的非线性关系,选出相关性最强的状态参数作为特征输入;最后采用 BiGRU 网络建立预测模型进行趋势预测。实验结果证明本文提出的模型训练时间短,泛化能力强,取得了较好的预测结果。

2 基本原理

2.1 方法框架 本文预测模型的流程如图 1 所示,总体分为在线阶段和离线阶段两个阶段。其具体建模步骤如下。

(1)离线阶段。步骤 1,获取 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和振动集 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_t)$,其中 n 为变量个数, t 为序列长度;步骤 2,将历史数据进行周期化,划分为多个训练样本,并删除周期较短的样本周期,其中一个周期即为水电机组一次完整的开停机发电或抽水过程;步骤 3,利用小波阈值去噪方法对非线性非平稳、具有强背景噪声的振动集进行降噪处理,得到去噪滤波后的振动集;步骤 4,利用 MIC 计算相关状态变量与振动信号之间的非线性相关性,选择出关联性最强的变量作为参考输入特征集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$;步骤 5,将特征集与振动集标准化并构造输入、输出样本矩阵输入到 BiGRU 网络中进行训练构造预测模型。

(2)在线阶段。步骤 1,获取实时状态变量集、振动集;步骤 2,对实时信号进行 Z-score 标准化,并构建输入矩阵;步骤 3,将实时信号样本矩阵输入到训练好的 BiGRU 模型进行预测,获取实时未来多步预测值;步骤 4,计算真实振动值与预测值之间的误差。

2.2 信号预处理 水电机组振动信号去噪效果的优劣直接影响到预测的精度。为了减少噪声对预测精度的影响，本文使用小波去噪对采集的原始振动信号进行去噪处理。小波分析是一种多尺度的时间频率信号局部化分析的方法，可以自动适应时频信号分析的要求，解决了Fourier变换的困难问题^[14]。常用的小波去噪方法分为小波系数阈值去噪法、小波变换模极大值去噪法以及小波分解与重构去噪法，其优缺点如表1所示。

水电机组在运行过程中采集的原始振动信号和噪声的频带是无法确定的，且不需要考虑信号中的奇异点，因此本文选用小波系数阈值去噪法对振动信号进行降噪处理，其基本原理是将原始信号进行分解，并通过设置临界阈值 φ ，对分解后的各层系数进行处理。若小波系数小于 φ ，则认为该系数主要由噪声引起，需要去除这部分系数；若小波系数大于 φ ，则认为该系数主要是由信号引起，需保留这部分系数，最后重构处理后的各层小波分量得到最终信号。小波阈值的设定^[15]直接关系到去噪效果好坏，设的太高会使信号失真，太低会残留噪声。硬阈值不易产生偏差，重构信号的保真度高。本文运用极大极小阈值法确定阈值 φ ^[16]，公式如下：

$$\varphi = \begin{cases} 0.3936 + 0.1829 \left(\frac{\ln N}{\ln 2} \right), & N > 32 \\ 0, & N \leq 32 \end{cases} \quad (1)$$

式中 N 为小波系数个数。

表1 不同小波去噪方法优缺点对比

方法	适用情况	优点	缺点
小波系数阈值去噪	含有白噪声的信号	完全抑制噪声，计算速度快	信号不连续点处出现伪吉布斯现象
小波变换模极大值去噪	含有白噪声和较多奇异点的信号	有效保留信号的奇异点特性，去噪后信号无多余振荡	计算速度慢，小波分解尺度影响大
小波分解与重构去噪	信号和噪声的频带相互分离时的确定性噪声	算法简单，计算速度快	适用范围不广，对包含白噪声的信号去噪效果较差

去噪系数可以作为衡量降噪效果的指标，其公式表示为：

$$\lambda = 10 \log_{10} \frac{\frac{1}{n} \sum_n \tilde{f}^2(i)}{\frac{1}{n} \sum_n [f(i) - \tilde{f}(i)]^2} \quad (2)$$

式中： $\tilde{f}(i)$ 为降噪后的信号； $f(i)$ 为原始信号； n 为信号长度。

λ 值越小，降噪效果越好。

信号处理以后需缩小和统一样本尺度以满足对检测速度和样本数量的要求，本研究采用Z-Score算法对训练数据进行标准化。其计算公式如下：

$$x^* = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (3)$$

式中： x 为特征； x^* 为标准化后的数据； $\bar{x}$ 为均值； σ 为标准差。

由于水电机组处于频繁的发电和抽水启停过程中，信号采集数据不均匀，本研究根据采集间隔

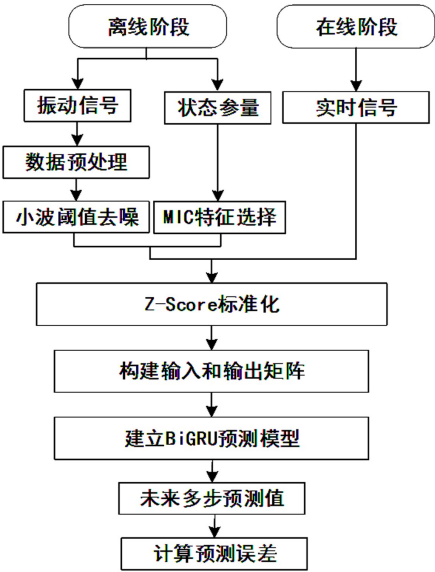


图1 WTD-MIC-BiGRU 预测模型流程

时间将数据样本划分为多个周期，一个周期即为一次开停机过程，并分别在发电工况和抽水工况下建立预测模型。

2.3 最大信息系数分析 水电机组在运行过程中受多方面因素的影响，因此振动趋势预测需要考虑其他变量的影响以更好拟合振动趋势，减小模型复杂度。本文主要考虑了在抽水和发电工况下影响机组振动的内部和外部因素，利用 MIC 计算各变量与振动信号间的非线性关联性，最后选择关联性较大的变量作为参考输入。相比于 Pearson、Spearman 等线性相关性分析方法，MIC 具有较好的普适性和稳健性，能敏感挖掘两个变量间的深度关联性^[17-18]。状态变量 x_u 与振动 y 之间 MIC 计算如下：

步骤 1：计算互信息 (MI)。设特征集中任意特征 $x_u = \{x_u^i, i = 1, 2, \dots, t\}$ 、振动 $Y = (y_i, i = 1, 2, \dots, t)$ 为数据集 D 中两个变量，则变量 x_u 与 Y 间的互信息可以表示为：

$$MI(x_u, Y) = \sum_{y_i \in Y} \sum_{x_u^i \in X} p(x_u^i, y_i) \log \frac{p(x_u^i, y_i)}{p(x_u^i) p(y_i)} \quad (4)$$

式中： $p(x_u^i, y_j)$ 为变量 x_u 和 Y 之间的联合概率密度函数； $p(x_u^i)$ 和 $p(y_i)$ 为 x_u 和 y 的边缘概率密度函数。

步骤 2：将数据集 D 中变量 x_u 和 Y 划分到 r 、 s 两个格子中，并记为 $G=(r, s)$ ，为获得使 MI 最大的网格划分，使用归一化将 MI 数值归一化到 $(0, 1)$ 区间内进行比较，取不同方式中最大的 MI 值为划分 G 下的 MI 值，则归一化后最大互信息可表示如下：

$$M_{D|G}(x_u, Y) = \frac{MI_{D|G}^*(x_u, Y)}{\log_2(\min\{r, s\})} \quad (5)$$

式中 $MI_{D|G}^*(x_u, Y)$ 为数据集 D 在划分 G 下的最大 MI 值。

步骤 3：选择 D 中最大的 MI 值作为 MIC 值。较高的 MIC 值表明变量 x_u 和 Y 之间有很强的相关性，较低的 MIC 值则表明较低的相关性， MIC 的计算公式如下：

$$\begin{cases} MIC(D) = \max_{r^* s < B(n)} \{MI_{D|G}(x_u, Y)\} \\ B(n) = n^{0.6} \end{cases} \quad (6)$$

式中： $MIC(D)$ 为变量 x_u 和 Y 之间的 MIC 值； $B(n)$ 为样本大小 n 的函数。

通过计算每个特征和状态变量之间的 MIC 值来获得最优特征集。如果不满足公式(7)的特征将被删除。

$$MIC_i(x_u, Y) \geq \sigma \quad (7)$$

式中： x_u 为第 u 个特征； Y 为振动信号； MIC_i 为第 u 个特征和振动信号 Y 之间的 MIC 值； σ 为特征选择阈值。

为挑选出在传感器噪声影响下，最能代表水电机组运行状态的特征，水电机组振动信号与各状态变量之间的 MIC 值被计算，通过计算其平均值，可以反映出振动信号与各状态变量间敏感性相关性的平均水平，与振动信号间 MIC 值大于阈值的则被认为是有效特征^[19]，其计算公式为：

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N MIC_i(x_i, Y) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

式中 N 为状态变量个数。

2.4 双边门控循环神经网络 BiGRU 模型^[20]包括输入层、前向传播层、后向传播层和输出层 4 个部分，分为前向传播和后向传播两个过程。它通过向前和后两个 GRU 对每一个时间序列进行训练。BiGRU 网络结构如图 2 所示，输入层对应于输入时间序列的节点；前向传播层为从左向右传递的 GRU 网络，其隐藏状态为 $(\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_t)$ ，后向传播层为从右向左传递的 GRU 网络，其隐藏状态为 $(\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_t)$ ，前向和后向传播层的节点连接输入层以及上一个输入节点的输出；输出层则为前向和后向传播层的隐藏状态之和。 t 时刻隐藏状态计算如下：

$$\begin{aligned} \bar{h}_t = f\left(\bar{x}_t^{(u)}, \bar{h}_{t-1}; \bar{\Theta}_{\text{BiGRU}}\right) &= \begin{cases} \bar{z}_t = \sigma\left(\bar{W}_{xz} \bar{x}_t^{(u)} + \bar{W}_{hz} \bar{h}_{t-1} + \bar{b}_z\right) \\ \bar{r}_t = \sigma\left(\bar{W}_{xr} \bar{x}_t^{(u)} + \bar{W}_{hr} \bar{h}_{t-1} + \bar{b}_r\right) \\ \bar{h}_t = \tanh\left(\bar{W}_{xh} \bar{x}_t^{(u)}\right) + \bar{U}\left(\bar{r}_t \odot \bar{h}_{t-1}\right) \\ \bar{h}_t = (1 - \bar{z}_t) \odot \bar{h}_{t-1} + \bar{z}_t \odot \bar{h}_t \end{cases} \\ \tilde{h}_t = f\left(\tilde{x}_t^{(u)}, \tilde{h}_{t-1}; \tilde{\Theta}_{\text{BiGRU}}\right) &= \begin{cases} \tilde{z}_t = \sigma\left(\tilde{W}_{xz} \tilde{x}_t^{(u)} + \tilde{W}_{hz} \tilde{h}_{t-1} + \tilde{b}_z\right) \\ \tilde{r}_t = \sigma\left(\tilde{W}_{xr} \tilde{x}_t^{(u)} + \tilde{W}_{hr} \tilde{h}_{t-1} + \tilde{b}_r\right) \\ \tilde{h}_t = \tanh\left(\tilde{W}_{xh} \tilde{x}_t^{(u)}\right) + \tilde{U}\left(\tilde{r}_t \odot \tilde{h}_{t-1}\right) \\ \tilde{h}_t = (1 - \tilde{z}_t) \odot \tilde{h}_{t-1} + \tilde{z}_t \odot \tilde{h}_t \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

式中： $\rightarrow$ 和 $\leftarrow$ 分别为前向和后向计算过程； $\bar{\Theta}_{\text{BiGRU}}$ 和 $\tilde{\Theta}_{\text{BiGRU}}$ 为前向和后向过程中的参数集； h_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的隐藏状态； $\tilde{h}_t$ 为在时间步 t 时刻的候选隐藏状态； $\bar{b}_z$ 、 $\bar{b}_r$ 和 $\bar{b}_z$ 、 $\bar{b}_r$ 为前向和后向过程中偏置； $\bar{W}_{xz}$ 、 $\bar{W}_{hz}$ 、 $\bar{W}_{xr}$ 、 $\bar{W}_{hr}$ 、 $\bar{W}_{xh}$ 、 $\bar{U}$ 和 $\tilde{W}_{xz}$ 、 $\tilde{W}_{hz}$ 、 $\tilde{W}_{xr}$ 、 $\tilde{W}_{hr}$ 、 $\tilde{W}_{xh}$ 、 $\tilde{U}$ 为前向和后向过程中的输入权重； σ 和 $\tanh$ (双曲正切)为点向非线性激活函数； $\odot$ 为两个向量的点向乘法。

本文BiGRU网络输入为 $\left\{\left(x_1, x_2, \dots, x_p\right)_1, \left(x_1, x_2, \dots, x_p\right)_2, \dots, \left(x_1, x_2, \dots, x_p\right)_t\right\}$ ，输入向量大小为 $t \times n$ ，其中 p 为通过MIC算法选择的敏感特征的数量， t 为时间滑窗步数。输出函数则为 $H_k = [h_1, h_2, \dots, h_p] = f\left(X^k; \bar{\Theta}_{\text{BiGRU}}, \tilde{\Theta}_{\text{BiGRU}}\right)$ ，其中， f 为BiGRU网络的隐藏层函数， H_k 表示由BiGRU网络的第一阶段处理后的输出函数的第 u 个序列，其特征由参数集 $(\bar{\Theta}_{\text{BiGRU}}$ 和 $\tilde{\Theta}_{\text{BiGRU}})$ 定义。 t 时刻的输出 h_t 是前向和后向计算过程的输出之和 $h_t = \bar{h}_t \oplus \tilde{h}_t$ ，其中 $\oplus$ 表示两个向量的元素之和。GRU层的输出最后被输入到全连接层，可以表示为 $o_u = f\left(H_u; \Theta_{FC}\right) = g\left(W_u h_p + b_u\right)$ ，其中 o_u 是全连接层的输出向量， Θ_{FC} 表示参数集，即权重矩阵 W_u 和偏差 b_u ， $g(\cdot)$ 表示神经元的激活函数，在本文中设置为线性回归层(Rectified linear unit, ReLU)。最终，将全连接层的学习输出特征输入线性回归层，并生成预测结果 $\hat{y}_u = W_o o_u$ 。其中 $\hat{y}_u$ 是水电机组振动趋势预测值， W_o 表示最终线性回归层的权重向量。

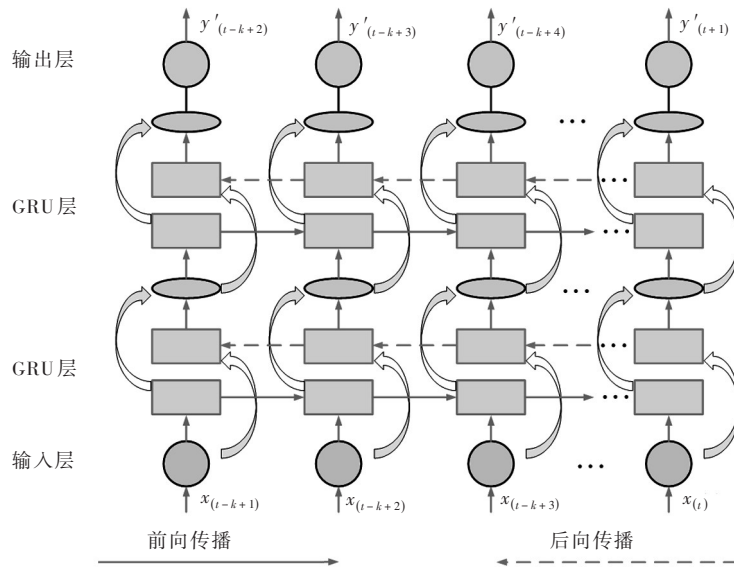


图2 BiGRU网络结构

3 案例分析

3.1 数据获取 实验数据取自浙江仙居抽水蓄能电站，其安装了4台单机容量为375 MW的混流可逆式水轮发电机组，单机容量为375 MW，水轮机额定水头为447 m。水泵水轮机型式为立轴、单级、混流式，与额定转速为375 r/min、50 Hz发电电动机通过主轴法兰直接连接。转动方向为水轮机工况俯视顺时针，水泵工况俯视逆时针。机组采用半伞式结构，两根轴三导支撑，推力轴承支架在发电机下机架上。机组采用上拆方式，水泵水轮机可拆卸部件如转轮、主轴、主轴密封、水导轴承、顶盖、导叶、导叶操作机构、接力器、止漏环均可以利用厂房内的桥式起重机通过发电电动机定子内孔吊出和吊入。通过传感器技术，获取了机组各部件的实时信号数据，本文中运用其1号机组水泵水轮机中水导轴承X向摆度监测数据，信号采样时间为1 min，选取2018年4月5日至10月5日的历史振动数据进行训练和测试，因机组处于频繁的抽水和发电的启停过程，可将数据进行周期化，删除周期长度小于50的样本数据，则发电工况下，可得386组周期数据样本；抽水工况下，可得296组周期数据样本，取95%为训练样本，其余为测试样本。图3截取展示了2018年6月2日至5日的水导轴承X向摆度数据。

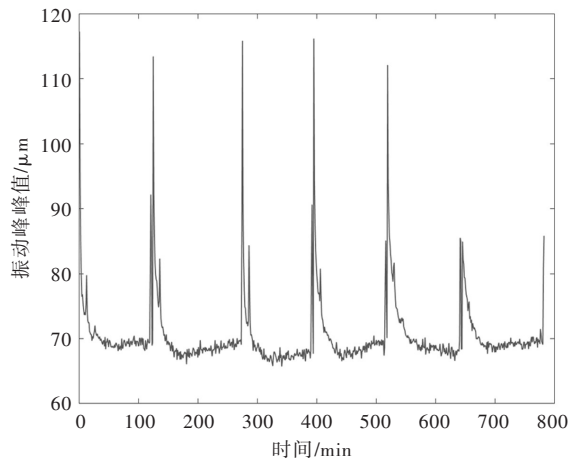


图3 水导轴承X向摆度监测数据

3.2 小波阈值去噪 小波阈值去噪算法中小波基、分解层数对于信号去噪效果有很大的影响。合适的小波基会使得噪声能较好在小波系数中体现，容易被滤除，去噪效果相对较好。分解层数决定了信号提取的纯净程度，层数太少会导致去噪效果不明显，层数太多会导致信号失真。实际应用中最广泛的小波基有Symlets(Sym)和Daubechies(Db)两种小波基。图4展示了抽水态下振动信号在不同小波基和分解层数下的去噪系数大小。根据分解结果可知，Db基波在分解层数为5，Sym基波在分解层数为6时后系数变化小，且信号保真度高。就小波系数而言，Db9、Db10、Sym6、Sym7、Sym8去噪效果最好。

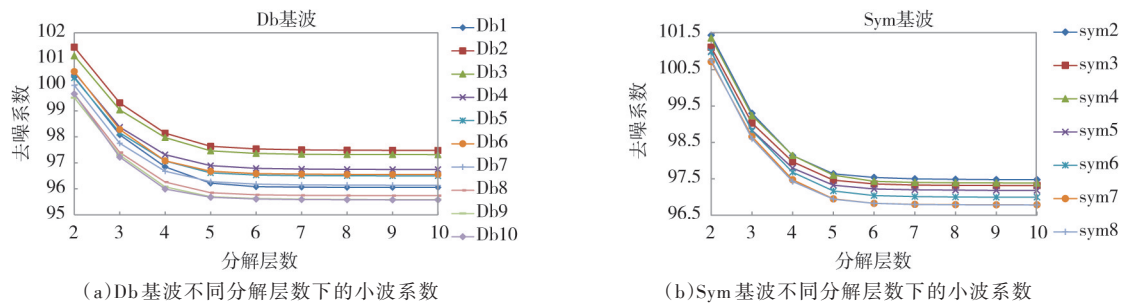


图4 水导轴承X向摆度在Db和Sym基波下不同分解层数的去噪系数对比

表2 不同基波下去噪误差效果对比

	Db9	Db10	Sym6	Sym7	Sym8
$RMSE$	0.6728	0.6734	0.6291	0.6359	0.6358
λ	95.696	95.678	97.041	96.826	96.828

表2展示了不同基波的误差指标 $RMSE$ 以及去噪系数 λ 的结果，选用小波基 Db 时，小波系数最低，且 $RMSE$ 较小，因此本文中小波阈值去噪最优参数选择为基波 Db10，分解层数选择5。图5展示了抽水态下某周期水导轴承 X 向摆度信号去噪前后对比结果，去噪后的振动信号保留了突变点等信息，但很好的滤除了噪音。

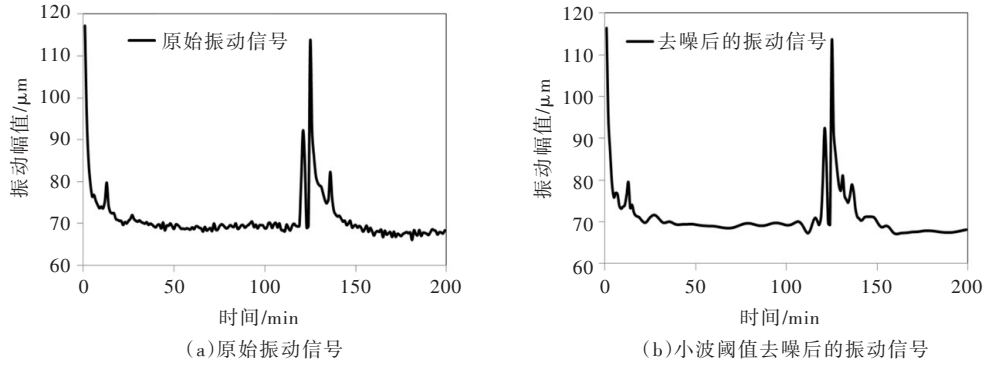


图5 水导轴承 X 向摆度去噪前后效果

3.3 特征相关性分析 在实际工程应用中，水电机组振动由水力、电气与机械不平衡力驱动，机组的异常振动多为电气、机械与水力振动耦合而成，因此在建立振动趋势预测模型时，需考虑不同工况下状态参数的影响，本文首先基于人工经验分析影响水导轴承 X 向摆度 V 的状态变量有：水头 H 、有功功率 P 、上导油槽油温 T 、励磁电流 I 、励磁电压 U 、轴向位移 D 、机组转速 S 、导叶与转轮进口间压力脉动 V_1 与转轮与顶盖间压力脉动 V_2 ，采用 MIC 分析状态变量与水导轴承 X 向摆度之间的相关性，选取出相关性较强的变量与振动信号作为模型输入，各状态变量与振动信号之间的 MIC 值如图6所示，水平坐标为特征标签，纵坐标为各变量与振动信号间的 MIC 值，通过式(8)，最终的阈值计算为0.6。根据结果可知，有功功率、水导油槽油温、轴向位移以及导叶与转轮进口间压力脉动与水导轴承 X 向摆度的关联性最强，因此本文输入为有功功率 P 、水导油槽油温 T 、轴向位移 D 、导叶与转轮进口间压力脉动 V_1 和水导轴承 X 向摆度 V 。

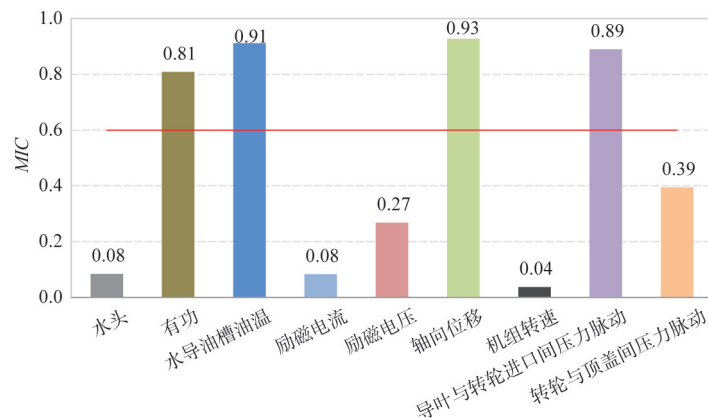


图6 状态变量与振动信号间的 MIC 值

3.4 预测结果 本文提出了基于WTD的信号去噪、基于MIC的特征选择、基于BiGRU网络的混合预测模型WTD-MIC-BiGRU，为验证各部分及整体方法的有效性，将所提方法与BiGRU、MIC-BiGRU、WTD-BiGRU模型比较，证明数据处理、信号去噪、特征选择的必要性和有效性；通过与

WTD-Pearson-BiGRU 模型比较, 突出 MIC 挖掘深层非线性关系的优点, 而 Pearson 相关系数仅考虑了变量间的线性关系; 通过与 WTD-MIC-LSTM、WTD-MIC-GRU 模型比较, 显示了本文所提出的 BiGRU 网络处理和学习多变的非线性时间序列数据的优越性。在对比实验中, BiGRU、WTD-BiGRU 模型中未考虑状态变量影响, 模型输入为单变量水导轴承 X 向摆度, 表 3 展示了 7 种模型的参数设置。本文的训练及测试均在在 Python 的 Pytorch 平台上建立深度神经网络, 运行 Windows10 的计算机上采用 2.33GHz Intel Xeon®CPU, RAM 16 GB 的微机平台。

表 3 不同模型的参数设置对比

模型	参数设定
BiGRU 模型	输入特征: V ; 时间滑窗步数: 15; 预测步数: 5; 15; BiGRU 层: 1; BiGRU 神经元: 32; 全连接层: 3; Dense 层神经元数: 30; 10; 1; 训练次数: 20; BatchSize: 32; 梯度优化器: Adam
MIC-BiGRU	输入特征: V 、 P 、 T 、 D 、 V_1 ; 时间滑窗步数: 15; 预测步数: 5; BiGRU 层: 1; BiGRU 神经元: 32; 全连接层: 3; Dense 层神经元数: 30; 10; 1; 训练次数: 20; BatchSize: 32; 梯度优化器: Adam
WTD-BiGRU	输入特征: V ; 时间滑窗步数: 15; 预测步数: 5; BiGRU 层: 1; BiGRU 神经元: 32; 全连接层: 3; Dense 层神经元数: 30; 10; 1; 训练次数: 20; BatchSize: 32; 梯度优化器: Adam
WTD-MIC-LSTM	输入特征: V 、 P 、 T 、 D 、 V_1 ; 时间滑窗步数: 15; 预测步数: 5; LSTM 层: 2; LSTM 神经元: 60; 30; 全连接层: 2; Dense 层神经元数: 10; 1; 训练次数: 20; BatchSize: 30; 梯度优化器: Adam
WTD-MIC-GRU	输入特征: V 、 P 、 T 、 D 、 V_1 ; 时间滑窗步数: 15; 预测步数: 5; GRU 层: 2; GRU 神经元: 60; 30; 全连接层: 2; Dense 层神经元数: 10; 1; 训练次数: 20; BatchSize: 30; 梯度优化器: Adam
WTD-Pearson-BiGRU	输入特征: V 、 T 、 D 、 V_1 ; 时间滑窗步数: 15; 预测步数: 5; BiGRU 层: 1; BiGRU 神经元: 32; 全连接层: 3; Dense 层神经元数: 30; 10; 1; 训练次数: 20; BatchSize: 32; 梯度优化器: Adam
WTD-MIC-BiGRU	输入特征: V 、 P 、 T 、 D 、 V_1 ; 时间滑窗步数: 15; 预测步数: 5; BiGRU 层: 1; BiGRU 神经元: 32; 全连接层: 3; Dense 层神经元数: 30; 10; 1; 训练次数: 20; BatchSize: 32; 梯度优化器: Adam

7 种预测模型在发电工况和抽水工况下的多周期平均预测误差如表 4 所示, 本文采用均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 两种评价指标对模型预测结果进行定量分析^[21], 依据表 4 中结果, 可从三方面分析模型效果。

表 4 不同模型的预测结果对比

	发电态		抽水态	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
BiGRU 模型	0.839	0.892	0.834	0.675
MIC-BiGRU 模型	0.892	0.702	0.499	0.394
WTD-BiGRU 模型	0.591	0.474	0.432	0.298
WTD-MIC-LSTM 模型	0.557	0.447	0.424	0.267
WTD-MIC-GRU 模型	0.536	0.426	0.502	0.363
WTD-Pearson-BiGRU 模型	0.590	0.446	0.400	0.312
WTD-MIC-BiGRU 模型	0.518	0.405	0.398	0.265

(1)信号去噪。对比 MIC-BiGRU 模型与所提 WTD-MIC-BiGRU 模型预测结果可以看出, 当使用小波阈值去噪后, 水电机组振动趋势预测精度有大幅度地提升, 发电态和抽水态下预测精度分别提升 0.487RMSE、0.297MAE 和 0.101RMSE、0.129MAE, 这表明小波阈值去噪可以有效提出噪音, 保留原始振动信号的特性, 从而进一步提高预测精度。

(2)特征选择。当不考虑相关参考输入时, 即 WTD-BiGRU 模型, 预测误差相比 WTD-MIC-BiGRU 模型有所减小, 但仍具有一定差距。而水电机组在运行过程中需要考虑状态变量对模型的影响, 选择合适的状态变量可以提高预测模型的稳定性和精确度, 避免单变量异常值的影响。对比 WTD-BiGRU 模型与 WTD-Pearson-BiGRU、WTD-MIC-BiGRU 模型预测结果可知, 进行特征选择后, 预测结

果均有一定改善；由于 Pearson 方法挖掘的是变量间的线性关系，而 MIC 对于变量之间的非线性关系更敏感，更能准确反映出变量间的联系，基于 MIC 选择出的变量作为参考输入，预测效果更好。

(3)深度预测模型。当采用相同信号处理 WTD 与特征选择 MIC 时，LSTM 网络独特的循环结构使之时对时间序列数据的学习与预测能力更强，也表现出较低的预测误差，而 GRU 网络由于其更加优化的结构使得模型的泛化能力更强，预测误差在 RMSE 和 MAE 指标中相比 LSTM 减小。而 BiGRU 网络同时学习未来和历史信息，使得预测更加准确。

为进一步直观展示不同模型的预测结果，图 7 展示了 WTD-BiGRU、WTD-Pearson-BiGRU、WTD-MIC-GRU、WTD-MIC-BiGRU 等 4 种典型模型在发电工况和抽水工况下某一个随机周期的测试结果，与原始振动数据以及经过 WTD 去噪后的数据对比结果。从图中可以看出，在发电态工况下，由于开机时受其他部件的影响，机组的振动幅值较大，因此在开机附近呈现出一定的误差，但在使用小波系数阈值去噪后，整体预测效果具有一定的稳定性；在抽水态工况下，振动数据较为平稳，所提方法预测更加准确。综上所述，本文所提出的 WTD-MIC-BiGRU 模型的预测效果表现出更好的精准性和稳定性，能为机组设备异常预警提供有效支持。

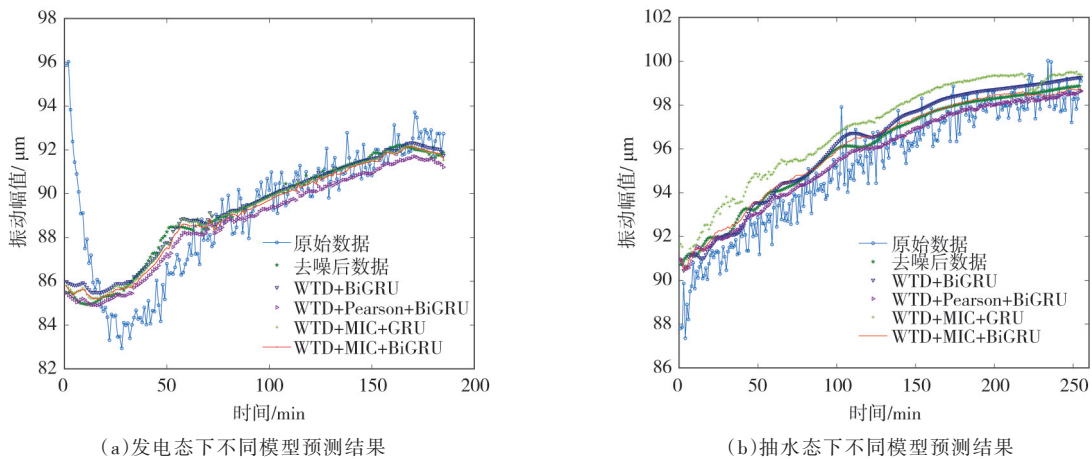


图 7 不同模型预测结果对比

4 结论

为准确预测水电机组未来振动趋势，本文针对高频振动信号噪声大的问题，对信号进行小波阈值去噪，以滤除噪声；其次，考虑到水电站设备运行中多方面因素的影响，提出基于最大信息系数的特征选择方法，通过挖掘变量间非线性关系以挑选出与振动信号最相关的工况参数；最后，提出基于双边门控循环神经网络的趋势预测方法，有效提升模型的预测精度和泛化性能。通过工程实例数据对所提方法体系中各部分的验证和现有流行方法的对比，实验结果表明，本文所提出的数据处理方法 WTD-MIC，结构参数少，具有较高的自适应性，充分挖掘状态监测数据中的特征，避免了人工经验的依赖和不足；另外基于深度学习的双边门控循环神经网络也具有一定的优越性，在预测精度和泛化性能上均能够满足工业要求。

本文结论具体如下：(1)基于小波系数阈值去噪的方法保留了水电机组振动信号的原始特性，在去除噪声的同时，很好的保留了局部尖峰振动信号，避免局部峰值振动信号的失真，有效为故障预警提供实时方案；(2)基于最大信息系数的特征选择方法，充分考虑了相关变量与振动信号间的非线性关联性，避免了人工经验的不足以及单变量预测带来的不稳定；(3)基于双边门控循环神经网络的时序预测方法，充分利用历史和未来时刻的信息，有效提取真实振动信号变化特征，建立了强泛化的映射关系，提高了预测精度；(4)通过工程数据实验表明，本文所提出的 WTD-MIC-BiGRU 模型中，小波系数阈值去噪、最大信息系数以及双边门控循环神经网络相比已有研究中常用的去噪方法、特征选择方法以及深层模型具有更好的效果，可在实际工程应用中为机组状态检修提供一定参考。

参 考 文 献:

- [1] 安学利, 潘罗平, 张飞, 等. 水电机组状态退化评估与非线性预测[J]. 电网技术, 2013, 37(5): 1378-1383.
- [2] DO P, VOISIN A, LEVRAT E, et al. A proactive condition-based maintenance strategy with both perfect and imperfect maintenance actions[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 133(2): 22-32.
- [3] 潘罗平, 安学利, 周叶. 基于大数据的多维度水电机组健康评估与诊断[J]. 水利学报, 2018, 49(9): 1178-1186.
- [4] 桂中华, 张浩, 孙慧芳, 等. 水电机组振动劣化预警模型研究及应用[J]. 水利学报, 2018, 49(2): 216-222.
- [5] TAYLOR J W, MCSHARRY P E. Short-Term load forecasting methods: An evaluation based on european data [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(4): 2213-2219.
- [6] KHAROUFEH J P, COX S M. Stochastic models for degradation-based reliability[J]. IIE Transactions, 2005, 37(6): 533-542.
- [7] 安周鹏, 肖志怀, 章品勋, 等. 改进小波阈值函数在水电机组振动信号降噪中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2020(7): 163-166.
- [8] 付文龙, 周建中, 张勇传, 等. 基于 OVMD 与 SVR 的水电机组振动趋势预测[J]. 振动与冲击, 2016, 35(8): 36-40.
- [9] BEKTAS O, JONES J A, SANKARARAMAN S, et al. A neural network filtering approach for similarity-based remaining useful life estimation[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 101: 87-103.
- [10] CARINO J A, ZURITA D, DELGADO M, et al. Remaining useful life estimation of ball bearings by means of monotonic score calibration[C]//IEEE International Conference on Industrial Technology, 2015.
- [11] RESHEF D N, RESHEF Y A, FINUCANE H K, et al. Detecting novel associations in large data sets[J]. Science, 2011, 334(662): 1518-1524.
- [12] REN L, SUN Y, WANG H, et al. Prediction of bearing remaining useful life with deep convolution neural network[J]. IEEE Access, 2018, 6: 13041-13049.
- [13] 张宇帆, 艾芊, 林琳, 等. 基于深度长短时记忆网络的区域级超短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 884-1891.
- [14] 杨超, 李波, 胡绪权, 等. 基于迭代离散时间傅里叶变换插值的高精度频率估计[J/OL]. 电网技术: 1-11 [2021-04-20]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2020.2285>.
- [15] 刘卫东, 刘尚合, 胡小锋, 等. 小波阈值去噪函数的改进方法分析[J]. 高电压技术, 2007, 33(10): 59-63.
- [16] 甘若, 陈天伟, 郑旭东, 等. 改进的小波阈值函数对变形监测数据的去噪研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2020, 40(1): 17-22.
- [17] 彭长根, 赵园园, 樊玫玫. 基于最大信息系数的主成分分析差分隐私数据发布算法[J]. 信息安全, 2020, 20(2): 37-48.
- [18] ZHAO S, HUANG G H, WANG X Q, et al. An sorption of phenanthrene onto diatomite under the influences of solution chemistry: a study of linear sorption based on maximal information coefficient[J]. Journal of Environmental Informatics, 2017, 34(1): 34-41.
- [19] WEN T, DONG D, CHEN Q, et al. Maximal information coefficient-based two-stage feature selection method for railway condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(7): 2681-2690.
- [20] DENG Y, WANG L, JIA H, et al. A sequence-to-sequence deep learning architecture based on bidirectional GRU for type recognition and time location of combined power quality disturbance[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(8): 4481-4493.
- [21] 田宏伟, 李志鹏, 王煜伟, 等. CEEMDAN-WOA-ELM 模型风机振动趋势预测[J]. 中国测试, 2020, 46(7): 146-152.

(下转第 632 页)

Moisture and multi-ions transport in concrete under drying-wetting cycles: a numerical study

CHEN Weikang¹, LIU Qingfeng^{1, 2}

(1. State Key Laboratory of Ocean Engineering, School of Naval Architecture, Ocean & Civil Engineering,

Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Shanghai Key Laboratory for Digital Maintenance of Buildings and Infrastructure, Shanghai 200240, China)

Abstract: The durability problems of concrete structures subjected to drying-wetting cycles are very prominent. Chloride transport in unsaturated concrete is mainly affected by the convection due to moisture transport. Meanwhile, since the concrete pore solution always contains multiple ionic species, the electrochemical coupling effect between different species on chloride transport is non-negligible. In this study, the effects of electrochemical multi-species coupling and convection are emphatically considered, and a coupled transport model of moisture and multiple ions in unsaturated concrete is established, which is verified by the third-party experiments. Though numerical study, it is found that the electrochemical coupling effect during drying-wetting actions would generate spatial-temporal electrostatic potential within concrete porous solution and markedly affects the prediction of ionic transport. After 10 times of drying-wetting cycles, the chloride content considering multi-species model is 1.26 times as compared to considering single-species model. The decrease of the time ratio of drying to wetting, the increase of the drying-wetting cycles, and the decrease of the water boundary saturation during the drying process could all enlarge the influence of the electrochemical coupling on chloride transport. The results show that considering a single-species transport will lead a lower prediction of chloride intake under drying-wetting conditions, which will result in a more dangerous durability design of concrete.

Keywords: drying-wetting cycles; unsaturated concrete; moisture; multi-species; chloride; electrochemical coupling

(责任编辑: 韩 昆)

(上接第 621 页)

Vibration trend prediction of hydroelectric generating unit based on MIC and BiGRU

BI Yang¹, ZHENG Bo², ZHANG Yawu³, ZHU Xi¹,
JIANG Yalan⁴, LI Chaoshun⁴

(1. Zhejiang Xianju Pumped-storage Power Co.Ltd, Xianju 317300, China;

2. PowerChina Huadong Engineering Corporation Limited, Hangzhou 311122, China;

3. State Grid Xinyuan Company Ltd., Beijing 100761, China;

4. School of Hydropower and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: To improve the accuracy of vibration trend-prediction for hydropower unit, a novel trend-prediction approach is proposed based on maximal information coefficient (MIC) and bidirectional gate recurrent unit (BiGRU) network. Initially, wavelet threshold de-noising (WTD) method is applied to reduce the strong noise of historical vibration data. Then, the MIC algorithm is used to select the strongly correlated status parameters, which influenced by hydraulic, electrical factors and mechanical unbalanced force. Then, BiGRU network is employed to establish the vibration trend-prediction model, and the trend prediction of vibration signals is carried out with multistep in advance. The trend-prediction of vibration signal obtained online is predicted by the trained model. In order to evaluate the prediction performance of the model, the vibration monitoring data of a pumped storage hydropower station are collected for multiple groups of comparative experiments, which proves that the proposed method has good prediction ability and generalization ability, which is suitable for the trend prediction of vibration of hydropower units.

Keywords: maximal information coefficient (MIC); bidirectional gate recurrent unit (BiGRU); wavelet threshold de-noising (WTD); signal processing; feature selection; trend prediction

(责任编辑: 杨 虹)