

基于神经网络和稳健估计的风电机组状态监测

岳子桐 李艳婷* 赵宇

上海交通大学机械与动力工程学院,上海,200240

摘要:在风力发电机组的状态监测中,温度时序数据作为评估其运行是否稳定的关键指标,通常由数据采集与监视控制(SCADA)系统进行收集。提出了一种利用温度数据来实现更加稳健的风电机组状态监测的新方法。为了解决传统预测模型存在的收敛速度慢的问题,采用卷积神经网络(CNN)与双向门控循环单元(BiGRU)相结合的网络结构,并引入一种新颖的优化算法——长鼻浣熊优化算法(COA),以改善温度预测模型的训练效果。此外,考虑到实际操作环境中传统控制图存在较高的假警报率这一问题,提出了一种结合中位数估计(MED)与最小正则化加权协方差行列式估计(MRWCD)的策略,用于残差向量的稳健性监测。基于上述改进,建立了一个多元指数加权移动平均控制图。在华东地区某一风电场的应用案例表明,相较于传统的监测手段,所提方法能够显著减少误报的情况,并且在风电机组的状态监测过程中,可靠性与稳定性更高。

关键词:风电机组状态监测;卷积神经网络-双向门控循环单元;长鼻浣熊优化算法;稳健检验统计量

中图分类号:TP277

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.08.019

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Condition Monitoring of Wind Turbines Based on Neural Networks and Robust Estimation

YUE Zitong LI Yanting* ZHAO Yu

School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, 200240

Abstract: In the condition monitoring of wind turbines, temperature time-series data was used as a key indicator to evaluate the stability of their operations, typically collected by the supervisory control and data acquisition(SCADA) systems. A new method was proposed that leveraged temperature data for more robust wind turbine condition monitoring. To address the slow convergence issues in traditional prediction models, a network structure combining CNN and BiGRU was adopted, and a novel optimization algorithm—COA was introduced, to improve the training performance of the temperature prediction model. Furthermore, considering the high false alarm rate of traditional control charts in actual operational environments, a strategy was proposed that integrated median estimation (MED) and minimum regularized weighted covariance determinant (MRWCD) for robust monitoring of residual vectors. Based on these improvements, a multivariate exponentially weighted moving average control chart was established. The applications in a wind farm located in east China demonstrate that, compared with traditional monitoring methods, the proposed approach reduces false alarms significantly and provides higher reliability and stability in wind turbine condition monitoring.

Key words: wind turbine condition monitoring; convolutional neural network-bidirectional gated recurrent unit(CNN- BiGRU); coati optimization algorithm(COA); robust test statistics

0 引言

随着可供人类开采与利用的传统化石能源资源日渐枯竭,环保且可再生的风能逐渐被引入电力生产领域。根据 Global Wind Report 2024 的数据,中国大陆在 2023 年新增风电装机容量达到 75.90 GW,同比增长 102%^[1],因此,大力发展风

能发电成为推动国家可再生能源发电的重要组成部分^[2]。

为保障风电机组的发电性能,需要对其进行状态监测。状态监测旨在通过对机器状态参数的连续监测,依据参数的变化趋势判断设备是否存在潜在故障或者异常情况^[3]。龙寰等^[4]指出,利用外部数据进行风电机组运行状态的监测能够有效地克服传统人工巡检的局限性。QIAO 等^[5]指出,在商用风电机组的数据采集与监视控制(SCADA)系统中,温度相关的变量占据了所有

监测变量的40%，因此，温度信号被广泛应用于齿轮箱、发电机、轴承和变压器的状态监测。

在基于温度信号的实际状态监测应用中，KONG等^[6]利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)对SCADA信号中的齿轮箱油温等13个维度的变量提前一步进行预测，并基于残差建立指数加权移动平均(exponentially weighted moving average, EWMA)控制图来实现风电机组的状态监测。XIANG等^[7]结合CNN和长短期记忆网络(long and short term memory network, LSTM)建立正常行为模型，对齿轮箱轴承温度进行预测，并分析预测值与真实值的均方根误差(root mean squared error, RMSE)以实现风电机组的状态监测。LIU等^[8]利用多模块特征提取网络和双向门控循环单元(bidirectional GRU, BiGRU)提取SCADA数据中的静态特征和时间动态特征，并根据不同的置信度水平设置了相应的残差控制限，以实现风电机组的状态监测。综上所述，基于温度信号的风电机组状态监测主要由时序预测模型和残差监测两部分组成，时序预测部分采用基于CNN、GRU、LSTM等网络结构的深度学习方法，残差监测部分则采用基于原始残差数据或残差均方误差的监测技术。

从神经网络的角度出发，在相同的训练条件下，网络结构的隐藏层数、隐藏单元数、学习率和随机丢弃等超参数的选择都会对最终模型的性能产生影响。经典的超参数优化方法依赖于预先设定的候选参数集合和目标函数平滑性的假设，因此，那些效果更佳且无需此类假设的启发式算法逐渐成为超参数优化的研究热点。常用的启发式算法包括遗传算法、模拟退火算法、人工蜂群算法^[9]、引力搜索算法^[10]、灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)^[11]，然而以上方法存在延迟收敛、惯性权重和学习率选择等方面的问题，需要引入新的启发式算法来优化神经网络中的超参数。

从风电机组角度出发，温度传感器分布在各个子部件中。为了利用温度信号实现整机层面的状态监测，必须考虑同时监测多传感器采集的多维温度信号。在多变量统计过程控制中，常用的监测方法包括基于均值的监测^[12]、基于协方差的监测^[13]和基于均值-协方差的联合监测。其中，基于均值-协方差的联合监测方法因能充分利用多变量信息，已成为多变量统计过程控制的主要方法^[14]。然而，用于状态监测的SCADA数据是真

实工业数据，其中包含噪声和离群值，这会导致较高的误报率。因此，有必要在均值-协方差联合监测的基础上开发新的稳健状态监测统计量，以降低第一类错误报警的概率。

针对现有启发式算法在神经网络超参数优化中存在的问题，以及基于SCADA数据的状态监测方案误报率高的问题，本文提出了一种基于风电机组多维温度SCADA数据的时序预测与稳健状态监测方法。在时序预测阶段，利用长鼻浣熊优化算法(coati optimization algorithm, COA)^[15]优化CNN-BiGRU网络结构的超参数，以实现COA-CNN-BiGRU模型的精准预测。在状态监测阶段，结合中位数(median, MED)估计和最小正则加权协方差行列式(minimum regularized weighted covariance determinant, MRWCD)^[16]估计实现稳健均值估计和稳健协方差估计，设计中位数-最小正则加权协方差行列式(MED-MRWCD)统计量，构建多元指数加权移动平均(multivariate EWMA, MEWMA)控制图，实现对风电机组的稳健状态监测。

1 模型理论基础

1.1 卷积神经网络

时序数据中蕴涵着复杂的模式和特征。卷积神经网络(CNN)是一种基于卷积计算的前馈神经网络，相较于传统的时间序列分解与时频域分析等方法，CNN可自动提取时间序列中的特征。本文采用一维CNN，通过滑动窗口的方式在时间维度上执行卷积运算来保留时间序列的顺序信息。CNN由输入层、卷积层、池化层和特征层组成。

卷积层在变量维度上对时序数据进行卷积运算，实现对时序特征的有效提取。池化层则通过缩小特征图的尺寸来提取时序特征中的主要信息，特征层负责将主要特征进行组合以生成最终输出。卷积、最大池化和全连接的计算公式如下：

$$a_c^j = f_c(X * W_c^j + b) \quad (1)$$

$$a_p^j(k) = \max(a_c^j(2k-1), a_c^j(2k)) \quad (2)$$

$$a_{fc} = f_c(a_p^j(k) \cdot W_{fc} + b) \quad (3)$$

式中： a_c^j 为由卷积核 W_c^j 生成的第 j 个特征， $j \in [1, n_c]$ ， n_c 为卷积核个数； $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_s]^T$ 为时序输入， $X \in \mathbf{R}^{s \times d}$ ， s 为时序长度， d 为特征个数； $*$ 为一维卷积运算符； W_c^j 为权重矩阵， $W_c^j \in \mathbf{R}^{m \times d}$ ， m 为卷积核尺寸； $a_p^j(k)$ 为对第 j 个卷积特征进行最大池化操作后得到的第 k 个元素， $a_p^j \in \mathbf{R}^{\lfloor (s-m+1)/2 \rfloor}$ ， $k = 1, 2, \dots, \lfloor (s-m+1)/2 \rfloor$ ； W_{fc} 为全连接层的权重矩阵， $W_{fc} \in \mathbf{R}^{(n_c \cdot \lfloor (s-m+1)/2 \rfloor) \times h}$ ， h 为全连接层输出维度； a_{fc} 为全连接层输出向量， $a_{fc} \in \mathbf{R}^h$ ； b 为偏置向量；

$f_i(\cdot)$ 为激活函数。

1.2 门控循环单元

门控循环单元(GRU)是一种常用的时序预测模型,它在循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的基础上增加了重置门和更新门机制,解决了RNN中存在的梯度消失或爆炸问题。相较于传统的统计回归模型和支持向量机等机器学习模型,GRU能更有效地捕捉时间序列中的长期依赖性和非线性关系,从而实现更高的预测精度。本文选用GRU框架搭建预测模型对一维CNN提取的时间序列特征进行进一步处理。

GRU神经元在 t 时刻有两个输入:历史隐藏层状态 h_{t-1} 和输入 x_t ;一个输出:隐藏层状态 h_t 。门控单元由重置门 z_t 、更新门 r_t 和候选输出 \tilde{h}_t 构成,GRU计算公式如下:

$$\left. \begin{aligned} z_t &= \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \\ r_t &= \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \\ \tilde{h}_t &= \tanh(W_{\tilde{h}} \cdot [r_t \times h_{t-1}, x_t] + b_{\tilde{h}}) \\ h_t &= (1 - z_t) \times h_{t-1} + z_t \times \tilde{h}_t \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: W_z 、 W_r 、 $W_{\tilde{h}}$ 分别为重置门、更新门和候选输出的状态权重矩阵; b_z 、 b_r 、 $b_{\tilde{h}}$ 分别为对应的偏置项; $\sigma(\cdot)$ 为激活函数。

BiGRU由两个独立的GRU单元构成,沿相反方向处理序列,将两个方向的处理结果进行拼接作为单元输出,最终通过展开隐藏层信息并经过全连接层得到模型输出。

1.3 长鼻浣熊优化算法

传统的超参数选择方法存在依赖假设、依赖初始化及容易跳过最优解等缺陷,而经典的启发式算法则面临延迟收敛、惯性权重和学习率选择等问题,因此,本文将长鼻浣熊优化算法(COA)引入神经网络训练的超参数优化过程中。COA算法通过模拟长鼻浣熊的自然行为,引入动态平衡探索和开发机制,具有强大的进化能力、快速的搜索速度和高效的寻优能力。COA算法分为勘探和开发两个阶段。勘探阶段模拟长鼻浣熊合作攻击鬣蜥的行为,对两类种群进行位置更新,更新后的位置计算公式如下:

$$x_i^{t+1}(j) = x_i^t(j) + r \cdot (x_{best}^t - I \cdot x_i^t(j)) \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, N/2 \quad j = 1, 2, \dots, m$$

$$x_i^{t+1}(j) = \begin{cases} x_i^t(j) + r \cdot (Iguana_G^t(j) - I \cdot x_i^t(j)) \\ fitness(Iguana_G^t) < fitness(x_i^t) \\ x_i^t(j) + r \cdot (x_i^t(j) - Iguana_G^t(j)) \quad \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$i = N/2 + 1, N/2 + 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, m$$

式中: N 为长鼻浣熊数量; r 为0~1之间的随机数; I 为随机整数,取1或2; $Iguana_G^t$ 为猎物鬣蜥的位置; $fitness(\cdot)$ 为适应度函数。

在勘探阶段,前一半和后一半长鼻浣熊种群

采用不同的公式更新位置。

开发阶段模拟个体分散逃离捕食者的行为,更新种群位置,计算公式如下:

$$x_i^{t+1}(j) = (1 - 2r) \cdot (b_{ij}^{local} + r \cdot (b_{ij}^{local} - b_{ij}^{local})) \quad (7)$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

式中: b_{ij}^{local} 、 b_{ij}^{local} 分别为随迭代次数变化的第 j 维参数的下界和上界。

2 基于时序预测的稳健状态监测模型

本文提出的风电机组稳健状态监测流程如图1所示,可分为以下四个步骤:数据清洗与拆分、COA-CNN-BiGRU时序预测模型、MED-MRWCD稳健检验统计量和状态监测。图中UCL为控制限(upper control limit)。

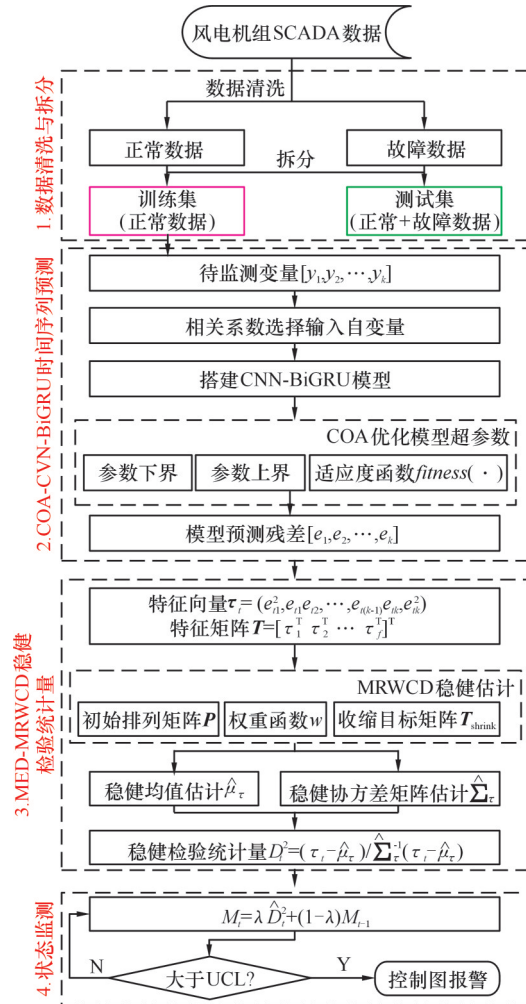


图1 状态监测流程图

Fig.1 Flowchart of condition monitoring

首先对风电机组SCADA数据进行清洗和拆分,获取时序模型训练的数据。然后针对筛选出的温度变量,利用相关系数计算出对应的自变量,并建立COA-CNN-BiGRU模型,进而计算预测残差向量。最后基于残差向量计算出稳健的均值和协方差矩阵统计量,并结合MEWMA方法构

建控制图。

2.1 SCADA 数据

本文使用的数据源自华东某地区风场 2019-2020 年的风电机组数据。该风场共有 25 台风电机组，每台机组的额定功率为 2.0 MW。风电机组数据可分为 SCADA 运行数据和故障记录数据。SCADA 运行数据由安装在 SCADA 系统中的传感器采集，涵盖不同时间点的实时数据，包括风速、风向、温度、有功功率共 80 维运行指标，采样间隔为 10 min，部分 SCADA 运行数据展示见表 1。其中，SCADA 数据中包含指标“风机状态”，指标为“1”或“2”表示故障状态，为“8”表示正常状态，由此可以通过“风机状态”实现数据的初步清洗。故障记录数据包括故障激活时间和复位时间，这期间的时间段被视为故障状态，这部分数据可用于评估状态监测控制图的性能。

齿轮箱、轴承和发电机是风电机组的关键部件^[17]，其温度是反映部件运行状况的重要指标。在正常运行状态下，风电机组的组件或子部件的

表 1 部分 SCADA 运行数据展示

Tab.1 Display of part of SCADA operation data

时间	瞬时风速/ ($m \cdot s^{-1}$)	风向角/ ($^{\circ}$)	齿轮箱 油温/ $^{\circ}C$	有功功率/kW	风机状态
2019-02-02 09:30:00	7.71	-4.31	57.3	1162	8
2019-02-02 09:40:00	10.72	14.09	57.7	1694	8
2019-02-02 09:50:00	9.57	6.56	57.9	1756	8
2019-02-02 10:00:00	9.16	0.05	58.5	2082	8

温度不应超出一定范围^[18]，故本文以齿轮箱油温($^{\circ}C$)、低速轴承温度($^{\circ}C$)、高速轴承温度($^{\circ}C$)和发电机定子 U 温度($^{\circ}C$) 4 维温度变量作为监测变量。以第 10 号风电机组为例，利用 SCADA 指标“风机状态”对数据进行初步清洗后，获得 31 663 条正常数据和 10 181 条故障数据。所选温度变量在正常和故障状态下的直方图和箱型图见图 2。可以看出，待监测温度变量在正常和故障状态下的数据分布和中位数均存在显著差异。

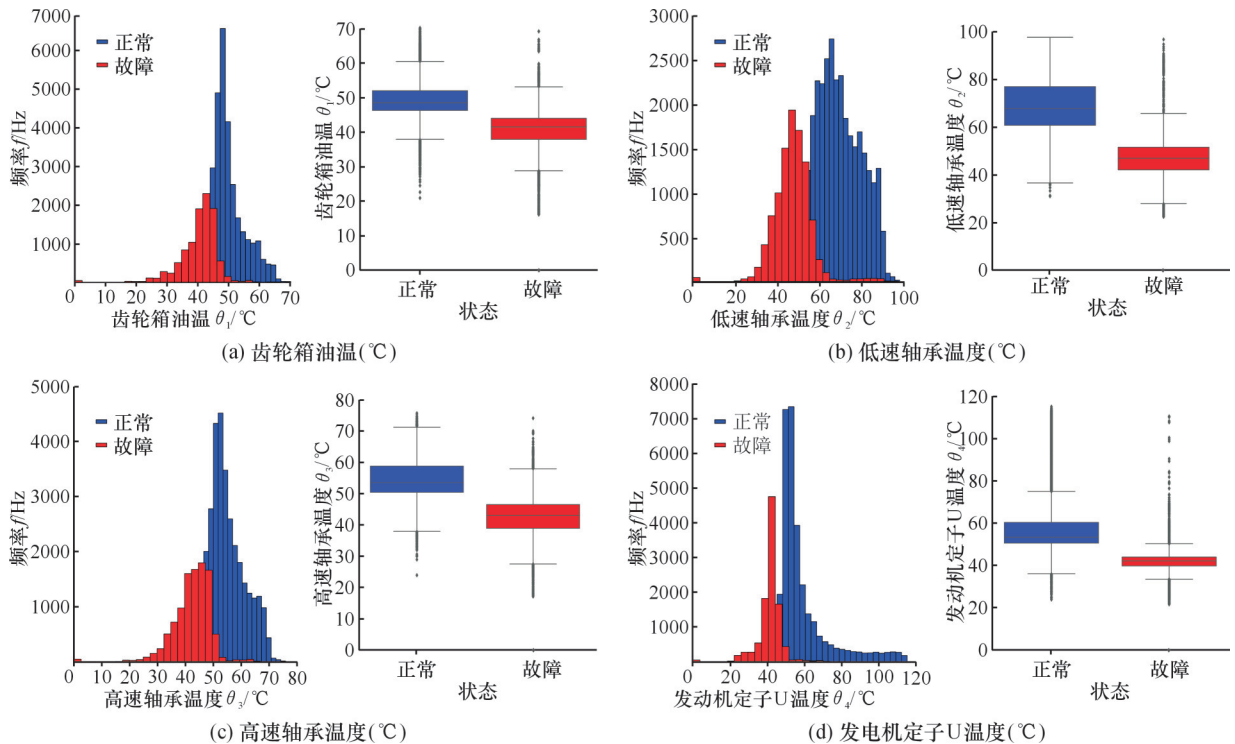


图 2 不同温度变量在正常和故障状态下的直方图与箱型图

Fig.2 Histograms and boxplots of different temperature variables in normal and fault states

2.2 数据清洗与拆分

数据清洗与拆分具体步骤如下：

1) 根据变量“风机状态”对原始 SCADA 数据进行初步清洗。依据 SCADA 变量的定义，将该变量取值为 8 的数据视为正常数据，其余数据则视为故障数据。将清洗后的数据分为正常数据和

故障数据。

2) 根据选定的待监测变量计算变量间的 Pearson 相关系数，选择与待监测变量的相关系数大于阈值 ϵ 的变量作为自变量。

3) 针对正常数据，参照 SCADA 变量在正常运行状态下的区间范围，去除数据中的离群点，以

获得深度清洗后的数据。

4)按照选定的时间窗大小 W 对清洗后的数据进行滑动窗口采样,对数据进行归一化处理后将拆分为训练集和测试集。

2.3 COA-CNN-BiGRU 时序预测模型

本文使用 CNN-BiGRU 时间序列模型,模型输入为多变量时间序列 $X_{ij} = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM_j}]$,模型输出为下一时刻的单变量温度预测值 \hat{y}_{ij} 。其中, j 是待预测温度变量的个数, $j = 1, 2, \dots, k$; \hat{y}_{ij} 是第 j 个预测变量在时刻 t 的预测值; X_{ij} 是第 j 个预测变量对应的模型输入,其中, x_{it} 是时间窗 $[t - W, t - 1]$ 内第 i 个自变量的列向量, M_j 是第 j 个预测变量对应的自变量个数。

CNN-BiGRU 预测模型由两个一维 CNN 卷积层和两个最大池化层实现输入时间序列的特征提取,随后将提取的特征输入两个 BiGRU 层以学

习序列间的内部关系。在全连接层之前加入一个 Dropout 层以防止模型过拟合,该 Dropout 层的失活率初始值根据网格搜索法设定为 0.3,并在后续的优化算法中进行迭代更新,因此在表格中以 0.3^{*} 的形式记录。具体的 CNN-BiGRU 模型参数见表 2,详细的 CNN-BiGRU 网络结构如图 3 所示。

表 2 CNN-BiGRU 模型参数
Tab.2 Model parameters of CNN-BiGRU

序号	类型	核数	节点数	激活函数	失活率
1	Conv_1D	32	—	ReLU	—
2	MaxPooling_1D	—	—	—	—
3	Conv_1D	64	—	ReLU	—
4	MaxPooling_1D	—	—	—	—
5	Bidirectional_GRU	—	128	tanh	—
6	Bidirectional_GRU	—	64	tanh	—
7	Dropout	—	—	—	0.3 [*]

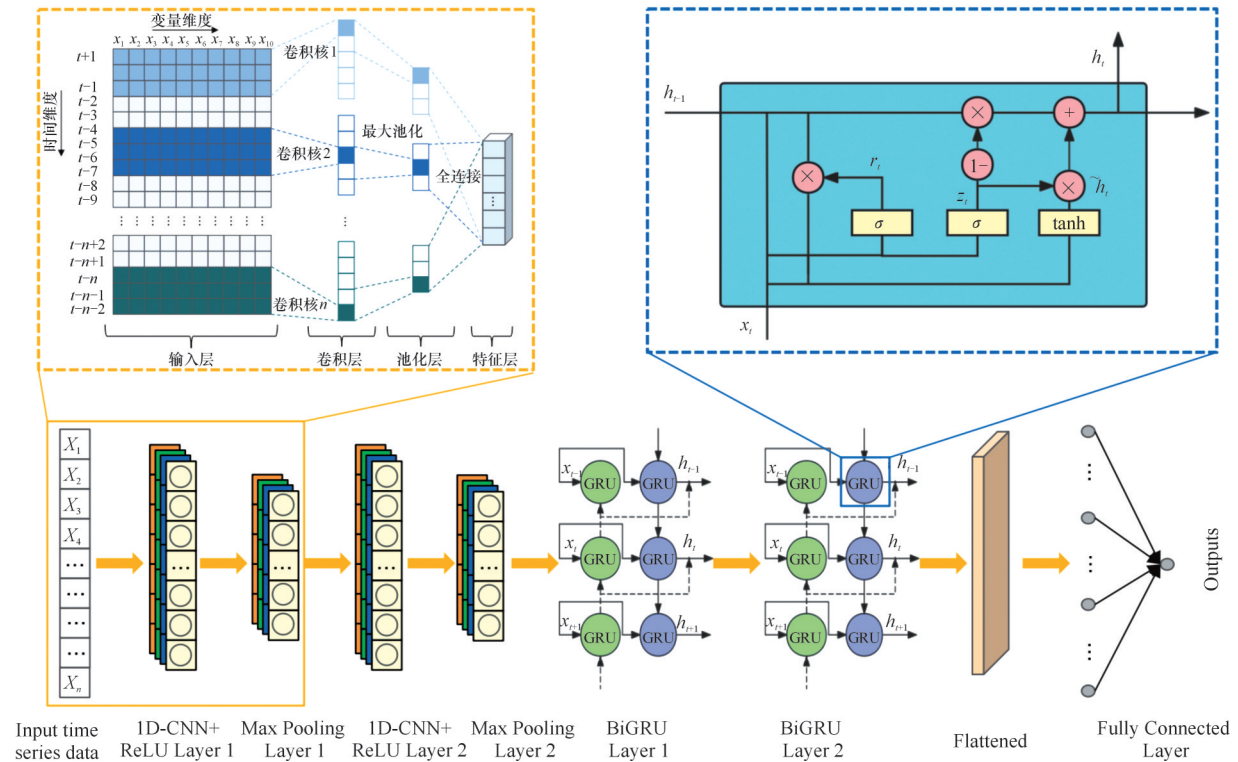


图 3 CNN-BiGRU 网络结构
Fig.3 Structure of CNN-BiGRU

在模型训练过程中,为了在相同的训练条件下提高模型预测精度,本文创新地利用 COA 算法来优化超参数的学习率 (learning rate, LR) 和 Dropout 失活率 (dropout rate, DR)。在算法初始化阶段,初始长鼻浣熊种群在设定的上下界范围内随机生成,初始鬣蜥位置由最优的初始长鼻浣熊种群决定。随后,根据设定的长鼻浣熊种群数和最大迭代轮次,循环计算勘探和开发两个阶段中超参数的不同组合,并通过适应度函数对超参

数进行筛选,最终输出最优的超参数组合。基于 CNN-BiGRU 模型的预测值和真实值可以计算出模型预测残差 $e_{ij} = y_{ij} - \hat{y}_{ij}$ 。将 k 个时间序列模型的预测残差进行组合,可以得到残差向量 $R_i = (e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ik})$ 。利用时间序列预测模型计算得到 e_{ij} 与 R_i 后,即可结合残差的统计性质开展后续检验统计量的设计与计算工作。

2.4 MED-MRWCD 稳健检验统计量

作为控制图的监测对象,检验统计量的重点

在于呈现正常状态和故障状态下统计量的差异，即具备良好的区分性。在本文中，检验统计量的设计是从均值-协方差联合监测的角度出发的。同时，考虑到工业生产中数据存在噪声和离群点，所设计的检验统计量需要具备鲁棒性，即能够稳健地对生产过程进行监测。

为了稳健监测均值和协方差，参考 WEI 等^[19]提出的基于协变量的多元时间序列监测方法对残差进行排列组合，计算出特征向量 τ_t ：

$$\tau_t = (e_{t1}^2, e_{t1}e_{t2}, \dots, e_{t(k-1)}e_{tk}, e_{tk}^2) \quad (8)$$

式中： e_{ij} 为 t 时刻第 j 个变量的预测残差值； τ_t 为 t 时刻的特征向量， $\tau_t \in \mathbf{R}^{1 \times k(k-1)/2}$ 。

将特征向量 τ_t 在时间维度上堆叠，便可得到特征矩阵 T ：

$$T = [\tau_1^T \quad \tau_2^T \quad \dots \quad \tau_{n_j}^T]^T = \begin{bmatrix} e_{11}^2 & e_{11}e_{12} & \dots & e_{1k}^2 \\ e_{21}^2 & e_{21}e_{22} & \dots & e_{2k}^2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e_{(n_j)1}^2 & e_{(n_j)1}e_{(n_j)2} & \dots & e_{(n_j)k}^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中： τ_t^T 为 t 时刻特征向量的转置， $\tau_t^T \in \mathbf{R}^{k(k-1)/2 \times 1}$ ； $t = 1, 2, \dots, n_j$ ， n_j 为时间长度； $T \in \mathbf{R}^{n_j \times k(k-1)/2}$ 。

得到协变量后，计算马氏距离以实现检验统计量的设计。然而，传统的马氏距离计算公式依赖于样本均值和样本协方差，在实际工业环境中，传感器采集的数据中可能会包含少量离群点，这些离群点会对样本均值和样本协方差的计算造成偏差。

为了实现稳健的状态监测，本文创新地将马氏距离计算公式中的样本均值和样本协方差矩阵替换为稳健均值估计和稳健协方差矩阵估计，并结合 MEWMA 控制图设计稳健的检验统计量 M_t ：

$$\hat{D}_t^2 = (\tau_t - \hat{\mu}_\tau)' \hat{\Sigma}_\tau^{-1} (\tau_t - \hat{\mu}_\tau) \quad (10)$$

$$M_t = \lambda \hat{D}_t^2 + (1 - \lambda) M_{t-1} \quad (11)$$

式中： \hat{D}_t^2 为马氏距离； $\hat{\mu}_\tau$ 为稳健均值估计，本文用中位数进行估计； $\hat{\Sigma}_\tau$ 为稳健协方差矩阵估计，本文用 Kalina 等提出的 MRWCD 方法进行估计； λ 为平滑系数。

MRWCD 估计器需找出一组给定权重向量的最佳排列，相关公式如下：

$$\operatorname{argmin}_{P \in \mathbf{P}_n} \det(\rho T + (1 - \rho)S(P\mathbf{w})) \quad (12)$$

$$\mathbf{W} = \operatorname{diag}(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^n e_i^T \mathbf{w} e_i e_i^T \sum_{i=1}^n \mathbf{w}_i = 1 \quad (13)$$

式中： $\det(X)$ 为 X 数据矩阵的行列式； ρ 为加权方法的权重值； T 为对应的目标函数； $S(X)$ 为 X 矩阵的协方差； \mathbf{w} 为权重向量，由权重函数确定，对角矩阵 \mathbf{W} 由对角线元素为 \mathbf{w} 的向量构成； P 为权重的排列矩阵。

不同权重排列下权重矩阵 \mathbf{W} 的行列式取值

不同，导致 MRWCD 估计的目标函数值发生变化，由此需要通过最小行列式算法求解目标函数取最小值时的排列矩阵 P ，将该矩阵记作 P^* 。一旦确定了 P^* ，则可通过 MRWCD 得到协方差矩阵的估计，即

$$\hat{\Sigma} = \rho T + (1 - \rho)c_\nu (X^T P^* \Xi)(X^T P^* \Xi)^T \quad (14)$$

2.5 状态监测

状态监测具体步骤如下：

1) 设置滑动窗口 W 、平滑系数 λ 和控制限 L_{UC} ；

2) 对于第 j 个待监测变量，选择对应的训练好的 COA-CNN-BiGRU 模型，将 M_j 个自变量的原始 SCADA 数据进行归一化处理输入时序预测模型，得到残差 e_{ij} ；

3) 重复步骤 2) 直至遍历所有待监测变量，计算特征向量 τ_t 和特征矩阵 T ；

4) 设置 MRWCD 估计的相关参数：收缩目标矩阵 T_{shrink} ，权重函数 $\phi(x)$ 和初始权重排列矩阵 P ，利用矩阵 T 计算稳健协方差矩阵估计 $\hat{\Sigma}_\tau$ ，同时计算向量 τ_t 的中位数作为稳健均值估计 $\hat{\mu}_\tau$ ；

5) 根据式 (10) 和式 (11) 计算马氏距离 \hat{D}_t^2 和检验统计量 M_t ；

6) 比较所得统计量与控制限的关系，如果 $M_t < L_{UC}$ ，则过程仍处于稳定运行状态；如果 $M_t > L_{UC}$ ，则控制图触发报警。

控制限的计算方法采用蒙特卡洛模拟法。对于设定的第一类错误概率 α ，确定对应的受控平均运行链长 (average run length, ARL) L_{AR0} ，随后利用历史受控数据进行蒙特卡洛模拟，从而求出控制限。

3 算例分析

3.1 数据预处理

根据选出的 4 维温度变量，计算 Pearson 相关系数，并绘制相关系数热力图 (图 4)。图 4 中，纵、横坐标分别代表不同的 SCADA 变量。在自变量的筛选过程中，参考 ZHANG 等^[20]的结论：如果两个变量的相关系数在 0.8~1.0 之间，则认为它们之间具有极强的相关性。将阈值 ϵ 设定为 0.8，选出与各个待监测变量相关系数大于 0.8 的变量作为对应时序预测模型的输入自变量，结果见表 3。

观察图 2 中正常数据各温度变量的直方图可以发现，即使在正常状态下，数据中仍存在少量离群点，而这些离群点会影响模型的预测精度。参

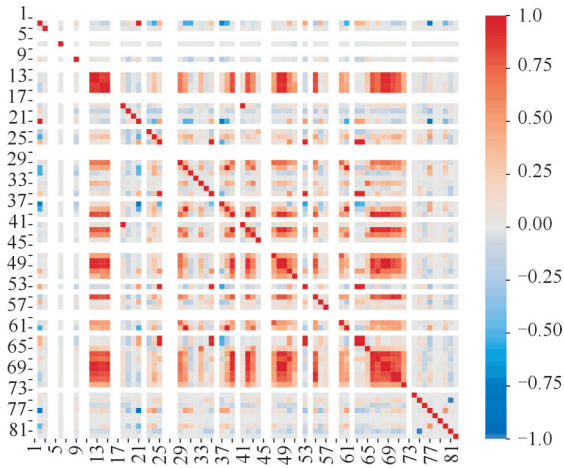


图4 SCADA变量的相关系数热力图

Fig.4 Heatmaps of correlation coefficients for SCADA variables

表3 筛选后的自变量-待监测变量

Tab.3 Filtered independent-monitored variables

待监测变量	自变量
齿轮箱油温(°C)	风轮转速(r/min), 发电机转速(r/min), 30 s平均风速(m/s), 发电机定子U温度(°C), 发电机定子W温度(°C), 电网A相电流(A), 电网B相电流(A), 低速轴承温度(°C), 发电机定子V温度(°C), 驱动端轴承温度(°C), 电网C相电流(A), 有功功率(kW), 高速轴承温度(°C)
低速轴承温度(°C)	风轮转速(r/min), 发电机转速(r/min), 瞬时风速(m/s), 30 s平均风速(m/s), 电网A相电流(A), 电网B相电流(A), 电网C相电流(A), 有功功率(kW), 高速轴承温度(°C), 齿轮箱油温(°C)
高速轴承温度(°C)	风轮转速(r/min), 发电机转速(r/min), 瞬时风速(m/s), 30 s平均风速(m/s), 发电机定子U温度(°C), 发电机定子W温度(°C), 电网A相电流(A), 电网B相电流(A), 低速轴承温度(°C), 发电机定子V温度(°C), 驱动端轴承温度(°C), 电网C相电流(A), 有功功率(kW), 齿轮箱油温(°C)
发电机定子U温度(°C)	风轮转速(r/min), 发电机转速(r/min), 瞬时风速(m/s), 30 s平均风速(m/s), 发电机定子W温度(°C), 电网A相电流(A), 电网B相电流(A), 低速轴承温度(°C), 发电机定子V温度(°C), 驱动端轴承温度(°C), 电网C相电流(A), 有功功率(kW), 高速轴承温度(°C), 齿轮箱油温(°C)

考 SCHLECHTINGEN 等^[21] 总结的 SCADA 各变量在正常运行状态下的范围区间,对数据进行深度清洗,最终获得 26 492 条清洗后的正常 SCADA 数据。对这些数据进行归一化处理,按照 70% 和 30% 的比例划分为训练集和测试集,以实现 COA-CNN-BiGRU 时序预测模型的训练。

3.2 时序预测结果对比分析

利用 SCADA 训练数据集分别对 4 个 COA-CNN-BiGRU 模型进行训练。在训练过程中,COA 算法的参数设置见表 4。种群数和迭代轮次与原文设置相同,待优化的学习率在区间 [0.0001, 0.001] 内波动,失活率在区间 [0, 0.5] 内

波动。适应度函数与 CNN-BiGRU 模型的损失函数一致,选择均方误差(mean-square error, MSE)损失函数。

表4 COA 算法参数

Tab.4 Algorithm parameters of COA

参数类型	取值
种群数	30
迭代轮次	100
学习率下界	0.0001
学习率上界	0.001
失活率下界	0
失活率上界	0.5
适应度函数	MSE

本文利用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)对模型的预测性能进行评估,计算公式略。

为了评估所提 COA-CNN-BiGRU 方法的预测精度,将其预测结果与主流神经网络预测方法进行对比,对比方法包括:CNN、LSTM、BiLSTM、CNN-BiLSTM、GRU、BiGRU、CNN-BiGRU、GWO-CNN-BiLSTM^[22]、GWO-CNN-BiGRU、COA-CNN-BiLSTM、COA-CNN-BiGRU。模型的预测性能对比结果见表 5~表 8。

表5 齿轮箱油温(°C)的预测精度对比

Tab.5 Prediction performance comparison of gearbox oil temperature (°C)

	MAE	MSE	RMSE	MAPE
CNN	0.8058	1.3012	1.1407	1.6943
LSTM	0.7656	1.1593	1.0767	1.6037
BiLSTM	0.7571	1.1781	1.0854	1.5838
CNN-BiLSTM	0.7551	1.2155	1.1025	1.5855
GRU	0.7832	1.2290	1.1086	1.6434
BiGRU	0.7773	1.2324	1.1101	1.6381
CNN-BiGRU	0.7595	1.2448	1.1157	1.5842
GWO-CNN-BiLSTM	0.7492	1.1774	1.0850	1.5719
GWO-CNN-BiGRU	0.7403	1.1076	1.0524	1.5550
COA-CNN-BiLSTM	0.7446	1.1695	1.0814	1.5621
COA-CNN-BiGRU	0.7114	1.0579	1.0285	1.4909

通过对比分析可以发现,对于不同的温度变量,所提的 COA-CNN-BiGRU 方法基本上具有最低的 MAE、MSE、RMSE 和 MAPE 值。在不考虑启发式算法的时序预测模型中,CNN-BiLSTM 和 CNN-BiGRU 方法的预测效果优于其他神经网络预测方法;而考虑启发式算法的影响后,本文分别计算了在有启发式算法的情况下不同模型的评价指标下降的相对值,得到的具体结果

表 6 低速轴承温度(°C)的预测精度对比

Tab.6 Prediction performance comparison of low-speed bearing temperature (°C)

	MAE	MSE	RMSE	MAPE
CNN	2.3623	10.183	3.1911	3.7260
LSTM	2.2248	9.1503	3.0249	3.5262
BiLSTM	2.2657	9.3039	3.0502	3.6017
CNN-BiLSTM	2.1604	8.6160	2.9353	3.4208
GRU	2.1654	8.6197	2.9359	3.4334
BiGRU	2.1486	8.5568	2.9252	3.4026
CNN-BiGRU	2.0974	8.3156	2.8836	3.3416
GWO-CNN-BiLSTM	2.1037	8.1632	2.8571	3.3841
GWO-CNN-BiGRU	2.0520	8.1309	2.8514	3.2694
COA-CNN-BiLSTM	2.0281	7.8527	2.8022	3.1840
COA-CNN-BiGRU	1.9875	7.6673	2.7689	3.1564

表 7 高速轴承温度(°C)的预测精度对比

Tab.7 Prediction performance comparison of high-speed bearing temperature (°C)

	MAE	MSE	RMSE	MAPE
CNN	1.2472	2.8931	1.7009	2.4006
LSTM	1.2056	2.7627	1.6621	2.3321
BiLSTM	1.1774	2.6469	1.6269	2.2689
CNN-BiLSTM	1.1728	2.6049	1.6139	2.2595
GRU	1.1832	2.7228	1.6500	2.2847
BiGRU	1.1823	2.6435	1.6259	2.2781
CNN-BiGRU	1.1805	2.6429	1.6257	2.2692
GWO-CNN-BiLSTM	1.1602	2.5959	1.6111	2.2342
GWO-CNN-BiGRU	1.1439	2.4995	1.5810	2.2039
COA-CNN-BiLSTM	1.1437	2.4982	1.5805	2.2139
COA-CNN-BiGRU	1.1283	2.4313	1.5592	2.1688

表 8 发电机定子U温度(°C)的预测精度对比

Tab.8 Prediction performance comparison of generator stator U temperature (°C)

	MAE	MSE	RMSE	MAPE
CNN	0.9806	5.5483	2.3554	1.7907
LSTM	0.9157	5.1731	2.2744	1.6673
BiLSTM	0.9055	5.0380	2.2445	1.6506
CNN-BiLSTM	0.8988	4.8641	2.2054	1.6417
GRU	0.9189	5.3419	2.3112	1.6709
BiGRU	0.9252	5.2135	2.2833	1.6872
CNN-BiGRU	0.8962	4.9486	2.2245	1.6421
GWO-CNN-BiLSTM	0.8909	4.8665	2.2060	1.6330
GWO-CNN-BiGRU	0.8742	4.8616	2.2049	1.5926
COA-CNN-BiLSTM	0.8864	4.8550	2.2034	1.6232
COA-CNN-BiGRU	0.8651	4.8637	2.2053	1.5776

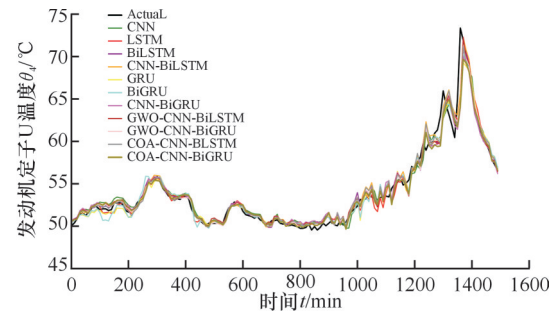
见表 9。对比相同的误差评价指标可以看出,启发式算法对 CNN-BiGRU 模型性能的提升要优于它对 CNN-BiLSTM 模型的提升效果。此外,长鼻浣熊优化算法(COA)所带来的性能提升比灰狼优化算法(GWO)的效果更加明显。

表 9 启发式算法对评价指标的优化对比

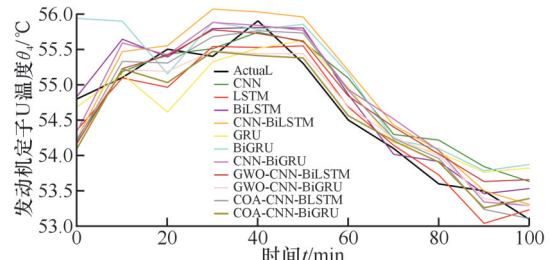
Tab.9 Comparison of evaluation metrics of heuristic algorithms for optimization

	MAE	MSE	RMSE	MAPE
GWO-CNN-BiLSTM	0.0831	0.4975	0.0979	0.0843
COA-CNN-BiLSTM	0.1843	0.9251	0.1896	0.3243
GWO-CNN-BiGRU	0.1232	0.5523	0.1598	0.2162
COA-CNN-BiGRU	0.2413	1.1317	0.2876	0.4434

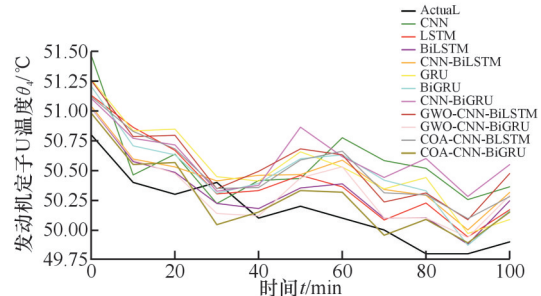
11种预测模型在发电机定子U温度上的预测曲线与实际值的比较如图5a所示。可以看出,整体而言,所有预测方法均表现出良好的预测效果。然而,当观测的时间窗口缩小(图5b、图5c)时,可以发现不同预测模型的预测结果仍存在差距,且针对不同的观测片段,COA-CNN-BiGRU方法的预测结果始终最接近真实值。由此可证明,本文所提的COA-CNN-BiGRU方法具有优秀的预测能力。



(a) 发电机定子U温度(°C)的预测结果对比



(b) 发电机定子U温度(°C)的片段预测结果对比(切片于(a)中25~35时间窗)



(c) 发电机定子U温度(°C)的片段预测结果对比(切片于(a)中70~80时间窗)

图 5 各模型发电机定子U温度(°C)的预测结果对比
Fig.5 Comparison of generator stator U temperature (°C) prediction results on different models

3.3 状态监测结果对比分析

为了验证MED-MRWCD控制图的性能,本文使用华东某风场的实际运行数据进行状态监测分析,整个过程分为搭建控制图和实时监测两部分。

首先选择2019年5月1日至2019年5月7日这段时间内的风电机组数据,由于此期间风电机组均处于正常运行状态,故利用这段受控数据完成控制图的搭建。在实时监测过程中,使用2019年5月8日的运行数据进行监测,根据故障记录数据,在此期间风电机组发生机舱冷却风扇保护故障。

使用COA-CNN-BiGRU模型对正常状态下的SCADA数据进行预测,得到正常状态下的残差。随后,利用2.4节公式计算出本文MED-MRWCD稳健检验统计量。具体设置控制图参数滑动窗口 $W=10$,平滑系数 $\lambda=0.1$,并设置MRWCD估计参数收缩目标矩阵 $T_{\text{shrink}}=I_{M_t}$,权重函数 $\psi(x)=1-x$,初始权重排列矩阵 $P=I_{M_t}$ 。

将2019年5月1日至2019年5月7日的风电机组SCADA运行数据输入COA-CNN-BiGRU模型,利用残差计算协变量,得到监测变量的稳健均值估计和稳健协方差矩阵估计,并据此计算马

氏距离 \hat{D}_t^2 和检验统计量 M_t 。

随后进行蒙特卡洛仿真模拟,设置第一类错误对应的平均运行链长 $L_{AR0}=200$,通过仿真得到控制图对应的控制限。

控制图搭建完成后,将测试数据输入控制图中,通过对比计算得到的检验统计量和控制限的大小关系,实现风电机组的稳健状态监测。

为了验证所设计的MED-MRWCD稳健检验统计量的优越性,本文设计了消融实验,参与对比的5种检验统计量包括:①MEWMA统计量^[19],基于样本均值和样本协方差矩阵的检验统计量;②LW统计量,基于样本均值和Ledoit-Wolf^[23]协方差估计的检验统计量;③MRWCD统计量,基于样本均值和MRWCD^[16]稳健协方差估计的检验统计量;④MED统计量,基于样本中位数和样本协方差矩阵的检验统计量;⑤MED-LW统计量,基于样本中位数和Ledoit-Wolf协方差估计的检验统计量。

在本实例中,所使用的受控数据、实时数据及参数设置与所提方法一致。利用受控数据计算的控制限和实时数据计算的检验统计量所建立的MEWMA控制图见图6。图中横轴表示样本点,纵轴表示通过控制图计算得出的量纲一检验统计量。

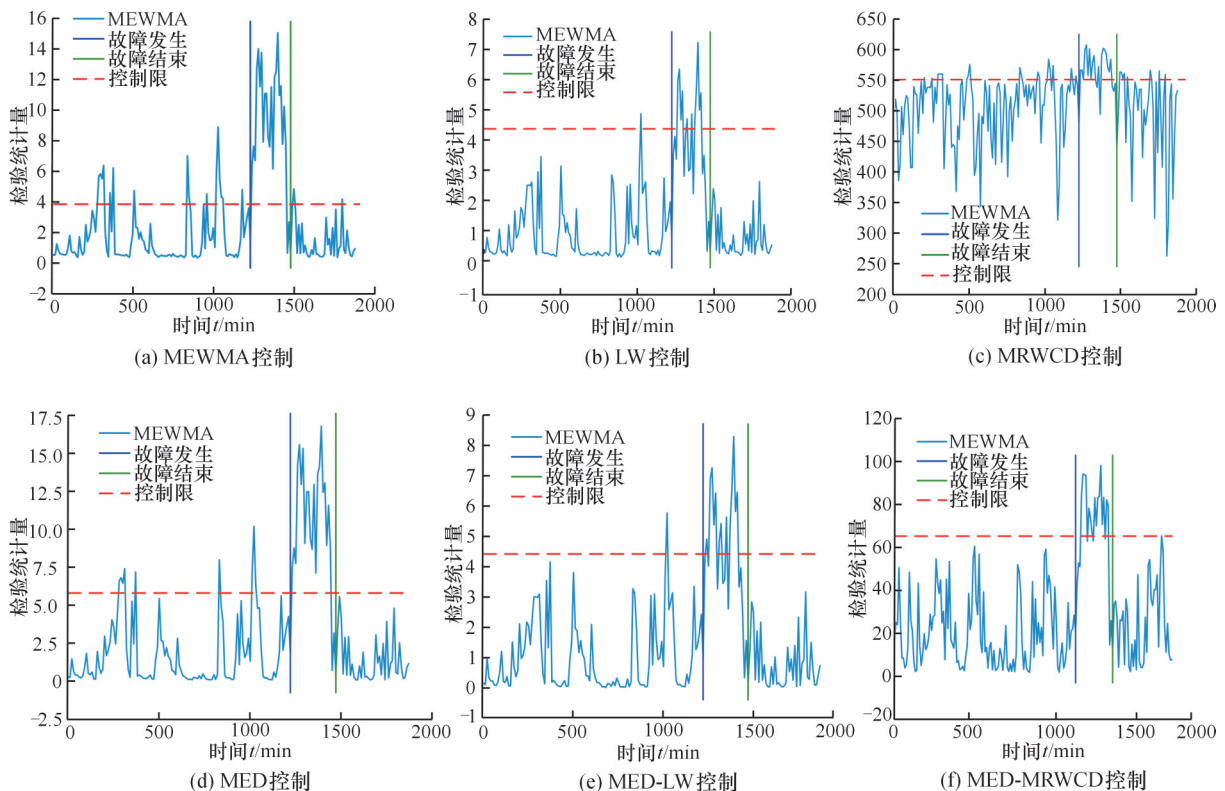


图6 状态监测效果对比

Fig.6 Comparison of condition monitoring effect

由图6可以看出,故障发生后,6种控制图均能发生报警。其中MEWMA、MED、MRWCD在故障发生后的第2个点触发控制图报警,LW和MED-LW在故障发生后的第5个点触发控制图报警,MED-MRWCD在故障发生后的第4个点触发控制图报警,均表现出及时的响应性。

然而在故障持续过程中,LW、MRWCD和MED-LW出现了检验统计量显著低于控制限的情况,这可能会导致对故障结束时间的错误判断。此外,在受控过程中,MEWMA和MED分别出现10次和4次误报,LW和MED-LW各出现1次误报,MRWCD因大量检验统计量值位于控制限附近而出现15次误报,但MED-MRWCD在受控状态下的检验统计量均位于控制限以下,未发生误报。

综上所述,本文设计的MED-MRWCD稳健检验统计量能显著降低MEWMA控制图在状态监测中的误报率,并且在监测效率、监测稳定性和监测及时性方面表现良好,因此,本文方法适用于真实工况下的风电机组状态监测。

4 结论

为了实现真实工业运行环境下的风电机组状态监测,针对时序预测模型的延迟收敛和传统控制图误报率高的问题,本文提出一种基于COA-CNN-BiGRU的风电机组稳健状态监测方法。通过在华东某地风场的实例分析,发现该方法具有以下优势:①利用COA算法对CNN-BiGRU模型进行超参数优化,在相同的训练条件下,模型能更快收敛,并取得与主流预测方法相比更高的预测精度;②利用样本中位数和MRWCD稳健协方差矩阵估计取代传统马氏距离计算公式中的样本均值和样本协方差矩阵,所设计的MED-MRWCD稳健检验统计量能显著降低MEWMA控制图的误报率。

本研究对时间序列预测、稳健检验统计量设计、均值-协方差联合状态监测等问题的研究具有一定的参考价值,未来将对多维时间序列的同步预测进行进一步研究。

参考文献:

- [1] Global Wind Energy Council. Global Wind Report 2024 [EB/OL]. 2024-04-16. <https://gwec.net/global-wind-report-2024/>.
- [2] 陈雪峰,郭艳婕,许才彬,等. 风电装备故障诊断与健康监测研究综述[J]. 中国机械工程, 2020, 31

(2): 175-189.

CHEN Xuefeng, GUO Yanjie, XU Caibin, et al. Review of Fault Diagnosis and Health Monitoring for Wind Power Equipment[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(2): 175-189.

- [3] GARCÍA MÁRQUEZ F P, TOBIAS A M, PINAR PÉREZ J M, et al. Condition Monitoring of Wind Turbines: Techniques and Methods[J]. Renewable Energy, 2012, 46: 169-178.

- [4] 龙寰,杨婷,徐劭辉,等. 基于数据驱动的风电机组状态监测与故障诊断技术综述[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(23): 55-69.

LONG Huan, YANG Ting, XU Shaohui, et al. Review of Data-driven Condition Monitoring and Fault Diagnosis Technologies for Wind Turbines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(23): 55-69.

- [5] QIAO Wei, LU Dingguo. A Survey on Wind Turbine Condition Monitoring and Fault Diagnosis: Part I: Components and Subsystems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(10): 6536-6545.

- [6] KONG Ziqian, TANG Baoping, DENG Lei, et al. Condition Monitoring of Wind Turbines Based on Spatio-temporal Fusion of SCADA Data by Convolutional Neural Networks and Gated Recurrent Units [J]. Renewable Energy, 2020, 146: 760-768.

- [7] XIANG Ling, WANG Penghe, YANG Xin, et al. Fault Detection of Wind Turbine Based on SCADA Data Analysis Using CNN and LSTM with Attention Mechanism [J]. Measurement, 2021, 175: 109094.

- [8] LIU Guanglun, SI Jianlong, MENG Wenchao, et al. Wind Turbine Fault Detection with Multimodule Feature Extraction Network and Adaptive Strategy[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 72: 3504613.

- [9] 杨博,胡袁炜骥,郭正勋,等. 基于人工蜂群算法的温差发电阵列最优重构方法[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(1): 111-126.

YANG Bo, HU Yuanweiji, GUO Zhengxun, et al. Optimal Reconfiguration Method for Thermoelectric Power Array Based on Artificial Bee Colony Algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(1): 111-126.

- [10] 李芬,孙凌,王亚维,等. 基于CEEMDAN-GSA-LSTM和SVR的光伏功率短期区间预测[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(6): 806-818.

LI Fen, SUN Ling, WANG Yawei, et al. Short-term Interval Forecasting of Photovoltaic Power

- Based on CEEMDAN-GSA-LSTM and SVR[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(6): 806-818.
- [11] TIKHAMARINE Y, SOUAG-GAMANE D, NAJAH AHMED A, et al. Improving Artificial Intelligence Models Accuracy for Monthly Streamflow Forecasting Using Grey Wolf Optimization (GWO) Algorithm[J]. Journal of Hydrology, 2020, 582: 124435.
- [12] 刘会永, 张松, 李剑峰, 等. 采用改进CNN-BiLSTM模型的刀具磨损状态监测[J]. 中国机械工程, 2022, 33(16): 1940-1947.
LIU Huiyong, ZHANG Song, LI Jianfeng, et al. Tool Wear Detection Based on Improved CNN-BiLSTM Model[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(16): 1940-1947.
- [13] 赵宇, 李艳婷, 吴振宇, 等. 面向多模式多元未知分布的协方差过程监控[J]. 中国机械工程, 2023, 34(22): 2721-2736.
ZHAO Yu, LI Yanting, WU Zhenyu, et al. Covariance Process Monitoring Scheme for Multi-mode Multivariate Unknown Distributions[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(22): 2721-2736.
- [14] JALILIBAL Z, AMIRI A, CASTAGLIOLA P, et al. Monitoring the Coefficient of Variation: a Literature Review[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 161: 107600.
- [15] DEHGHANI M, MONTAZERI Z, TROJOVSKÁ E, et al. Coati Optimization Algorithm: a New Bio-inspired Metaheuristic Algorithm for Solving Optimization Problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 259: 110011.
- [16] KALINA J, TICHAVSKÝ J. The Minimum Weighted Covariance Determinant Estimator for High-dimensional Data[J]. Advances in Data Analysis and Classification, 2022, 16(4): 977-999.
- [17] BADIHI H, ZHANG Youmin, JIANG Bin, et al. A Comprehensive Review on Signal-based and Model-based Condition Monitoring of Wind Turbines: Fault Diagnosis and Lifetime Prognosis[J]. Proceedings of the IEEE, 2022, 110(6): 754-806.
- [18] MALDONADO-CORREA J, MARTÍN-MARTÍNEZ S, ARTIGAO E, et al. Using SCADA Data for Wind Turbine Condition Monitoring: a Systematic Literature Review[J]. Energies, 2020, 13(12): 3132.
- [19] WEI X D, CATH T Y, HERING A S. Monitoring Covariance in Multivariate Time Series: Comparing Machine Learning and Statistical Approaches[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2024, 40(5): 2822-2840.
- [20] ZHANG Yang, XIONG Ao, XIAO Yu, et al. A New Combination Method Based on Pearson Coefficient and Information Entropy for Multi-sensor Data Fusion[J]. Information and Software Technology, 2023, 161: 107248.
- [21] SCHLECHTINGEN M, SANTOS I F, ACHICHE S. Wind Turbine Condition Monitoring Based on SCADA Data Using Normal Behavior Models. Part 1: System Description[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(1): 259-270.
- [22] SEKHAR C, DAHIYA R. Robust Framework Based on Hybrid Deep Learning Approach for Short Term Load Forecasting of Building Electricity Demand[J]. Energy, 2023, 268: 126660.
- [23] LEDOIT O, WOLF M. The Power of (Non-)Linear Shrinking: a Review and Guide to Covariance Matrix Estimation[J]. Journal of Financial Econometrics, 2022, 20(1): 187-218.

(编辑 陈 勇)

作者简介: 岳子桐, 男, 2001年生, 硕士研究生。研究方向为数据驱动的过程优化与监测。李艳婷(通信作者), 女, 1979年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为高维复杂数据的统计过程控制。E-mail: ytli@sjtu.edu.cn。

本文引用格式:

岳子桐, 李艳婷, 赵宇. 基于神经网络和稳健估计的风电机组状态监测[J]. 中国机械工程, 2025, 36(8): 1842-1852.
YUE Zitong, LI Yanting, ZHAO Yu. Condition Monitoring of Wind Turbines Based on Neural Networks and Robust Estimation[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(8): 1842-1852.