DOI: 10.3901/JME.2019.04.001

一种基于 SCADA 参数关系的风电机组 运行状态识别方法*

张 帆¹ 刘德顺^{1,2} 戴巨川² 王 超² 沈祥兵³

- (1. 中南大学机电工程学院 长沙 410083;
2. 湖南科技大学机电工程学院 湘潭 411201;
3. 湘电风能有限公司 湘潭 411000)

摘要: 提出一种基于 SCADA 参数关系的风电机组运行状态识别方法。首先,从风电机组运行特性出发,深入分析风电机组运行状态 SCADA 数据输入/输出参数关系;基于时间的滑动窗口模型,采用多项式回归拟合方法,构建风电机组运行状态输入/输出参数关系数学模型;然后,基于风电机组正常运行输入/输出参数关系数学模型,提出描述各个时刻风电机组运行状态异常程度的指标计算公式;对风电机组正常运行阶段的状态指标进行统计分析,获取其分布函数规律;最后,根据小概率事件假设,确定识别风电机组运行状态出现异常的阈值,据此对风电机组运行状态出现异常进行预警。以同风场同型号两台 2 MW 直驱式风电机组 SCADA 数据为例进行分析,结果表明:① 基于 SCADA 数据的风电机组运行状态识别方法,可以实现对风电机组运行的异常状态识别和早期预警,该方法的特点是状态识别完全基于正常运行 SCADA 数据分析而无需异常运行 SCADA 数据进行挖掘训练和相关物理机制与故障模式方面的先验知识;② 基于风电机组 SCADA 数据的运行状态识别方法,依据风电机组及其部件的运行状态输入/输出参数关系的层次结构,可以获得发生异常状态的相关部件信息,这对风电机组运行状态预警和维护决策具有重要意义。

关键词: 风电机组; SCADA 数据; 状态识别; 预警

中图分类号: TK83

An Operating Condition Recognition Method of Wind Turbine Based on SCADA Parameter Relations

ZHANG Fan¹ LIU Deshun^{1,2} DAI Juchuan² WANG Chao² SHEN Xiangbing³

- (1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083;
2. School of Mechanical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201;
3. Hara XEMC Windpower Co., Ltd., Xiangtan 411000)

Abstract: An operating condition recognition method of wind turbine is proposed based on the parameter relations of SCADA data. Starting from the operation characteristics of wind turbine, the SCADA data input/output parameters relations of wind turbine operating condition are analyzed in-depth. By using a time sliding window model, the polynomial regression fitting method is adopted to build mathematic model of input/output parameters of wind turbine operating status. Then, based on the mathematic model of input/output parameters of wind turbine normal operation, an index formula for describing the abnormality of wind turbine operating status at each moment is put forward. The statistical analysis of the wind turbine state index is carried out in normal operation phase to obtain the distribution function. Finally, according to the hypothesis of small probability event, the threshold value of the state index of the wind turbine abnormal state is determined and the operation condition of wind turbine is forewarned accordingly. Taking the SCADA data of two 2 MW direct-driven wind turbines of the same wind farm as an example, the results show that: ① The proposed wind turbine operating condition recognition method that based on SCADA data can realize the abnormal status identification and early warning of wind turbine operation condition. The feature of this method is that the condition recognition is entirely based on normal operation SCADA data analysis which means mining training and prior knowledge of related physical

* 国家自然科学基金资助项目(51475160, 51675175)。20180605 收到初稿,
20181215 收到修改稿

mechanism and failure mode of abnormal operation SCADA data will not be required. ② Based on the proposed operating condition recognition method, according to the hierarchical structure of the relationship between input/output parameters of wind turbine and its components, the relevant parts information of the abnormal state can be obtained, which is of great significance for operating status early warning and maintenance decision-making of wind turbine.

Key words: wind turbine; SCADA data; condition recognition; early warning

0 前言

近年来,世界风电产业发展迅速^[1]。随着风电机组单机容量不断增加,装机区位也在向更加偏远陆地、海洋地区发展,维护困难引发风电场运行成本增加越来越明显。为了减少运营维护成本,保证风电机组可靠经济运行,许多运行监测与状态识别与预警方法和装置相继研究提出和发展,但也必然带来了安装困难和成本增加,而直接从现代大型风电机组配置的数据采集与监控系统产生的数据(Supervisory control and data acquisition, SCADA)来识别风电机组实时运行状态既不需要合适的安装空间也不会带来额外成本。

应用 SCADA 数据进行风电机组状态识别、故障诊断与预警是近几年风电机组领域研究热点^[2]。目前的研究,大部分集中在风电机组特定部件运行状态的识别。如 YONG 等^[3]基于多变量状态估计技术对 SCADA 长时运行数据进行分析,由此识别风电机组齿轮箱故障; YANG 等^[4]在对 SCADA 原始数据进行预处理的基础上,构建了状态判别的评价指标,对风电机组叶片故障、发电机轴承故障等进行量化评估; GILL 等^[5]基于 Copula 函数建立了风电机组功率曲线的概率模型,利用 SCADA 系统运行数据,研究了对风电机组的叶片退化、偏航和变桨系统的早期故障征兆进行有效监测的可行性; FENG 等^[6-7]通过提取风电场 SCADA 数据对齿轮箱故障进行了识别研究; ZAHER 等^[8]构建了齿轮箱温度的 BP 神经网络模型,以此进行故障识别; LI 等^[9]基于神经网络方法建立了发电机的标准运行状态模型,提出一种健康度指标来衡量发电机运行状态与标准状态之间的差异,对发电机运行状态进行评估。YAN 等^[10]基于 BP 神经网络模型选择特征参数,采用 RSME 方法对发电机轴承故障进行识别。一部分集中在风电机组整机运行状态的识别。如 KUSIAK 等^[11-13]通过对 3 台以上风电机组 SCADA 数据比较分析来识别有故障的风电机组并采用霍特林 T^2 统计方法,对机组的有功功率运行数据进行分析识别整机的运行状态。SCHLECHTINGEN 等^[14]将自适应神经模糊推理系统用于风电场 SCADA 数

据处理,进行了风电机组状态识别研究。以上这些研究一般都是依据故障模式及其物理机制建模和相关异常运行的 SCADA 数据分析来进行状态识别与预警。

本文提出一种基于 SCADA 数据分析建模的风电机组运行状态识别方法,该方法的特点是状态识别完全基于正常运行 SCADA 数据分析而无需有关异常 SCADA 数据挖掘训练及其相关的物理机制与故障模式方面的先验知识。结合同风场同型号两台 2 MW 直驱式风电机组 SCADA 数据为例进行分析,本文重点是依据 SCADA 参数关系分析计算实现对风电机组运行状态异常识别和依据 SCADA 参数关系的层次结构实现对风电机组异常部件识别。论文在第 1 节介绍了 SCADA 数据及其数据包含的参数关系,建立风电机组输入/输出参数关系多项式拟合数学模型;第 2 节,应用滑动窗口模型,基于风电机组正常运行数学模型,提出各个时刻风电机组运行状态指标计算公式,然后基于正常运行的状态指标统计分析获得其概率分布规律,依据小概率原理确定风电机组运行异常状态阈值,据此识别风电机组运行状态;第 3 节,将该方法应用于同风场两台 2 MW 直驱式风电机组运行状态识别分析,包括风电机组基于风速与输出功率关系和其他关系的状态识别结果;最后,概括了本文分析获得的相关结论。

1 风电机组运行状态建模

1.1 SCADA 数据

风电机组风轮从风中吸收的能量,通过主轴、发电机、变流器和变压器等装置进行能量转换和传输,其 SCADA 系统通过安装在这些主要部件上传感器、以设定的频率采样收集、存储风电机组运行过程中运行参数信息。不同的风电机组,安装的 SCADA 系统不相同,其采样周期一般从 1 s 到数 min 不等,收集存储的参数也不尽相同、参数数量从几个到近百个。一般来说,大型风电机组 SCADA 系统都会收集存储有风速、风向、轮毂转速、桨距角、振动加速度、发电机输出功率等机组运行参数,相关传感器在风电机组安装位置如图 1 所示。从风电机组 SCADA 系统,可以获得原始数据式样如表 1 所示。

图 1 SCADA 系统传感器安装位置示意

表 1 SCADA 采集的原始数据式样

时间	风速 v /(m/s)	转速 ω /(r/min)	...	功率 P /kW
14:20:01	5.9	12.82	...	434
14:20:02	6.0	12.72	...	432
14:20:03	6.1	12.72	...	435
...	...	...	...	...

风是自然的、动态变化的，风速风向具有极强的随机性，是风电机组能量转换和传递的源头，决定着机组运行控制模式。一般来说，根据风速大小可以将风电机组运行分为四个区：当风速低于切入风速时，风电机组不发电没有输出功率，处于待启动区；当风速处于切入风速与额定风速之间时，风电机组通过控制转速，使其工作在最大风能捕获区域，此时风电机组桨距角固定，叶尖速比接近最佳值；当风速处于额定风速与切出风速之间时，风电机组工作在恒功率区域，此时风电机组通过变桨距系统改变叶片的桨距角控制风能捕获使作用于风轮上的气动转矩基本保持不变，从而保证功率在额定功率附近；当风速超过切出风速时，风电机组制动停机，如图 2 所示。最大风能捕获区是风电机组主

图 2 输出功率与风速关系

要有效工作区域，其风速处于切入风速与额定风速之间，风电机组这一运行区域 SCADA 数据是本文研究对象。

1.2 SCADA 数据参数关系

大型风电机组 SCADA 系统收集存储的数据对应着风电机组及其相关部件的运行参数，这些数据参数之间存在着物理力学关系。根据风电机组从吸收风能到电能输出的能量流特点，可以将 SCADA 参数相对于风电机组及其部件分为输入参数和输出参数，并建立各参数之间的两两对应关系。比如，风速与功率关系，对应整个发电风电机组，其中风速是输入参数，功率是输出参数；风速与转速关系，对应风轮子系统，其中风速是输入参数，转速是输出参数；转速与功率关系，对应发电子系统，其中转速是输入参数，功率是输出参数。

这些参数关系主要受风电机组两方面因素影响：一方面是风电机组及其部件的结构参数，如叶片翼型、风轮直径等；另一方面是风电机组及其部件的控制模式与参数，如低于额定风速时的最大功率跟踪控制模式以及高于额定风速时的恒功率因素控制模式和控制模式设定参数。风电机组运行状态参数关系就是机组的运行规律，正常运行过程中这些参数关系是稳定的，一旦风电机组及其部件结构和控制发生异常或者故障，这些参数关系就会发生异常变化。根据参数关系变化来识别风电机组运行状态，就是本文提出的基于 SCADA 数据的风电机组运行状态识别的基本原理。

1.3 输入与输出参数关系数据拟合建模

风电机组运行过程中，运行输入与输出参数之间存在连续的函数关系。由于实际风电机组 SCADA 数据之间存在的函数关系非常复杂，为了便于研究各参数之间的关系，在保证精度的前提下，可以采用多项式来近似表达。对于 SCADA 中两个参数数据 x 、 y ，其函数关系可以表示为如下多项式

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \cdots + a_nx^n \quad (1)$$

式中， y 、 x 分别为输出参数和输入参数； $a_0, a_1, \cdots, a_n$ 是取决于 y 、 x 所涉及的子系统结构和控制模式的系数，可根据最小二乘拟合方法求得； n 为多项式拟合阶次。虽然拟合阶次越高拟合精度越高，但 n 的取值并非越高越好，过高的拟合阶次一方面引起计算量的增加，另一方面产生过拟合问题导致模型的泛化能力差。

风电机组运行输入与输出参数关系建模实际上就是对风电机组运行规律的数学描述。当某个机组

运行正常时, 尽管可能还受到环境等因素的干扰, 但运行模型不变, 模型参数是基本一定的。机组不同, 运行模型不同, 参数取值不同。当机组或者机组中子系统结构和控制模式发生变化时, 如零部件破坏、控制失灵等, $a_0, a_1, \dots, a_n$ 将会发生变化, 这也意味着风电机组运行模型发生了变化、状态出现了异常。

2 风电机组运行状态识别原理

2.1 滑动窗口模型

风电机组 SCADA 系统所记录的是按时间顺序排列的数据序列, 通过剔除数据中的空值以及停机阶段的数据, 选择风速处于切入风速与额定风速范围内数据, 避免由于变桨引发的非线性影响, 得到数据集 D 。

$$D = \{(X_1, t_1), (X_2, t_2), \dots, (X_i, t_i), \dots\} \quad (2)$$

式中, X_i 为 t_i 时刻记录的数据集合 ($i=1, 2, \dots$), 数据集合就是来自于安装在风电机组有关部位的传感器和控制器在该时刻的参数值或者指令值, SCADA 数据采样频率 τ 为 $1/(t_i - t_{i-1})$ 。定义

$$\begin{aligned} X_i &= (x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ij} \ \dots) \quad i=1, 2, \dots \\ x_j &= (x_{1j} \ x_{2j} \ \dots \ x_{ij} \ \dots) \quad j=1, 2, \dots \end{aligned} \quad (3)$$

式中, x_{ij} 为 X_i 中第 j 个风电机组状态参数 ($j=1, 2, \dots$), 如风速、转速以及功率等。随着风电机组运行, SCADA 系统形成一个不断增长的数据流。

为了实现在线实时评估风电机组运行状态, 采用基于时间的滑动窗口模型来处理数据流, 通过实时更新窗口内的 SCADA 数据可以实现状态在线识别, 如图 3 所示。设数据记录频率为 τ , 定义窗口所包含数据长度 h , 时间长度为 $h\tau$; 增量 q , 时间增量为 $q\tau$ 。这样, $t_k (k>h)$ 时刻待处理的 SCADA 数据为从时刻 t_{k-h} 到 t_k 所记录的数据矩阵, 即滑动窗口数据 D_k 。

$$D_k = \begin{pmatrix} X_{k-h} & X_{k-h+1} & \dots & X_k \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} x_{k-h,1} & x_{k-h,2} & \dots & x_{k-h,j} & \dots \\ x_{k-h+1,1} & x_{k-h+1,2} & \dots & x_{k-h+1,j} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \ddots & \dots \\ x_{k1} & x_{k2} & \dots & x_{kj} & \dots \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中, k 的取值与所定义的窗口宽度 h 和增量 q 有关, $k=h+nq$, n 为时间步数, 且 $n=1, 2, \dots$ 。当 t_k 时刻数据处理完毕, 窗口两端沿时间递增方向同时移动 q , 待处理的数据矩阵变化为 D_{k+q} 。

图 3 滑动窗口模型

改变图 3 中的窗口宽度 h 可调整窗口内数据规模, 改变增量 q 可调整窗口内数据更新频率。窗口宽度 h 对应的数据规模必须保证这些数据之间的关系能够准确和稳定描述机组运行状态关系, 而增量 q 对应更新频率必须保证有足够的计算处理时间获得这些数据之间隐含机组状态参数关系。一般地, 窗口宽度 h 越大, 对应的数据规模越大, 数据处理获得的关系模型越准确和稳定, 但是数据处理所需要的时间也将越长; 当增量 q 越大时, 更新频率将越小, 且两个状态相隔时间(周期)越长, 使得状态识别的实时性越差。

2.2 运行状态指标

在风电机组运行过程中, 每一个窗口时间段各个参数关系都是变化的。为了度量运行过程中状态参数关系的变化量, 本文以风电机组正常运行阶段中一段时间内的 SCADA 数据, 建立起一系列输入与输出参数关系作为参照。然后, 基于前述滑动窗口模型, 对 SCADA 数据进行实时处理。滑动窗口随时间递增顺序逐步推移, 采用式(1)分别对每个窗口内待分析的状态参数进行数据拟合处理, 将得到不同时刻风电机组系统及其子系统输入与输出参数之间的函数关系。

设风电机组系统及其子系统输入与输出运行参数 x_i 、 x_j 正常函数关系为

$$x_{j,\text{std}} = a_{\text{std},0} + a_{\text{std},1}x_i + \dots + a_{\text{std},n}x_i^n \quad (5)$$

设 t_k 时刻输入与输出运行参数函数关系变为

$$x_{j,k} = a_{k,0} + a_{k,1}x_i + \dots + a_{k,n}x_i^n \quad (6)$$

定义风电机组 t_k 时刻基于该运行参数 x_i 、 x_j 关系的运行状态指标

$$C(k) = \sqrt{\frac{\int_{x_{i,\min}(k)}^{x_{i,\max}(k)} \sum_{l=0}^n [(a_l(k) - a_{\text{std},l})x_i^l]^2 dx_i}{\int_{x_{i,\min}(k)}^{x_{i,\max}(k)} \sum_{l=0}^n (a_{\text{std},l}x_i^l)^2 dx_i}} \quad (7)$$

式中, $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 为窗口数据中某个参数的最小值和最大值。当考虑风电机组在最大风能捕获区域运行时, 参数风速的最小值和最大值可以视为切入风速和额定风速。相对于某个参数关系而言, 运行状态指标的

数学意义就是窗口时间段风电机组及其子系统运行状态参数相对于其正常值的变化量与正常值的比值的均方根平均值。运行状态指标指是一个无量纲指标, 指标值越大, 说明风电机组运行状态偏离正常越大; 反之, 指标值越小, 偏离正常运行状态值越小。

2.3 状态识别与预警方法

风电机组是风驱动的, 而风电机组运行时风速风向具有很强的随机性。在风电机组正常运行时候, 一段时间运行风况与另外一段时间运行风况也不可能完全相同, 风电机组运行状态出现差异、并在一定范围的变化并不意味着风电机组及其子系统出现了异常, 风电机组运行可能仍然属于正常状态。所以, 风电机组运行过程中各个时刻的状态是随机的, 其运行状态指标是一个随机量, 并呈现出一定的随机概率分布规律。

在风电机组实际正常运行过程中, 基于 SCADA 数据, 采用式(7)可计算得到一系列服从某种统计分布规律的状态指标值样本。在统计问题中, 由样本估计总体概率分布密度的常用方法有参数法和非参数法, 参数法认为密度函数的形式是已知的, 由样本确定其具体参数。对于状态指标值而言, 密度函数并无先验知识, 因此, 采用非参数密度估计法中的核密度估计方法^[15-16], 该方法的一般定义为

$$\begin{cases} f_{h_k}(C) = \frac{1}{nh_k} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{C-C_i}{h_k}\right) \\ K(C) \geq 0 \quad \int_{-\infty}^{+\infty} K(C)dC = 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中, $C_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为状态指标识别结果, $f_{h_k}(C)$ 为在任意状态指标 C 处的总体密度函数 $f(C)$ 的核密度估计, $K(\cdot)$ 称为核函数, h_k 为核密度估计的窗宽。

设一概率值为 α 。根据状态指标 C 的定义可知 C 恒大于等于 0, 基于统计学中的区间估计理论, 若满足 $P\{0 \leq C \leq C_{th}\} = 1 - \alpha$, 则称区间 $[0, C_{th}]$ 是状态指标 C 的置信度为 $1 - \alpha$ 的置信区间。显然, 风电机组运行状态出现在区间 $[0, C_{th}]$ 外的概率为 α , 置信上限 C_{th} 可表示为

$$C_{th} = \bar{C}_{std} + \frac{S_{std}}{\sqrt{n_{std}}} t_{\alpha}(n_{std} - 1) + 3S_{std} \quad (9)$$

式中, $\bar{C}_{std}$ 为正常运行时状态指标统计计算的均值; S_{std} 为状态识别指标统计计算的标准差; n_{std} 为正常运行时状态指标总训练样本数, 且有 $n_{std} = (l_d - h)/q$, l_d 为正常运行时 SCADA 数据记录时间长度。

当 α 是一个很小的值时, 根据小概率原理, 风电机组状态的指标 C 大于置信上限 C_{th} 时是几乎不

可能出现的状态, 即小概率事件。换句话说, 以 $1 - \alpha$ 为置信度, 几乎不可能出现的这个状态属于“不正常”状态。这样 C_{th} 就把风电机组运行状态分为正常 $C \in [0, C_{th}]$ 和异常 $C > C_{th}$, 这里 C_{th} 称之为识别异常状态出现的阈值。

图 4 所示为风电机组正常运行下状态指标 C 计算结果的统计直方图与核密度估计图, 状态指标 C 的峰值出现在 0.043 附近。取 $\alpha = 0.0005$, 利用式(9)计算可以得到状态指标异常阈值 C_{th} 为 0.0823。如果状态指标 C 处于区间 $[0, 0.0823]$ 内时, 认为风电机组运行状态是正常的; 如果状态指标 $C > 0.0823$ 时, 就认为此时风电机组的运行状态出现异常需要引起关注, 即必须进行预警。由上可知, α 越小, 风电机组异常状态识别可信度越高, 越要引起高度重视; 状态指标是基于一定的输入输出参数关系进行计算的, 不同的输入输出参数关系就有不同的状态指标值及其不同的统计分布规律。所以, 即使设定相同的信度标准, 基于不同的参数关系来识别风电机组异常状态指标的阈值也将不同。

图 4 状态指标分布直方图和核密度估计图

3 实例分析

3.1 计算条件

为验证本文所提出的异常状态识别方法的有效性, 选取某风电场两台同型号 2 MW 直驱式风电机组为研究对象, 分别标记为 WT1 和 WT2, 风电机组部分性能参数如表 2 所示。提取两台风电机组

表 2 2MW 直驱式风电机组参数

参数	数值
额定功率 P_w / kW	2 000
切入风速 $v_i / (\text{m/s})$	3.5
额定风速 $v_w / (\text{m/s})$	11
切出风速 $v_o / (\text{m/s})$	25
额定转速 $n_w / (\text{r/min})$	17

SCADA 系统 4 天运行数据, 记录时间为 9 月 7 日 00:00—9 月 10 日 23:59, 采样频率 1 Hz, 其中 WT1 于 9 月 10 日 13:00 发现偏航系统故障。

具体做法是: 选取风电机组风速、转速、输出功率、变桨电机电流、机舱振动加速度为运行状态参数; 滑动窗口宽度为 24 h, 时间增量 1 h; 为排除风电机组变桨以及启动阶段对状态识别结果的不利影响, 选取发现故障之前、风速在 4.5~10 m/s 区间内 SCADA 数据进行分析。考虑到风速与功率之间存在 3 次方关系, 为了简便, 这些输入输出参数关系的多项式拟合阶次为 3 阶。选择 Gaussian 核函数, 核密度估计窗宽为 20, 置信度为 99.95%。

3.2 风速与功率关系预警分析

风电机组风速与功率关系反映的是风电机组整个系统运行状态, 是风电机组 SCADA 数据参数之间关系中最重要关系, 也是众多基于 SCADA 数据进行风电机组运行状态分析研究的主要对象^[4,5,9]。根据本文提出的基于 SCADA 参数关系风电机组运行状态识别方法, 首先分析风电机组风速与输出功率关系识别结果。对两台风电机组 SCADA 数据进行处理, 由计算条件可以求得 WT1 风速与功率状态识别指标的阈值为 0.082 3, 求得 WT2 风速与功率状态识别指标的阈值为 0.093 0, 处理结果如图 5、6 所示, 为了全面展示状态指标变化, 图中状态指标是从第二天开始的。

图 5 风速与功率状态指标识别结果

图 6 不同时间段风速与功率关系曲线

从图 5a 可见, WT1 在时间为 35 h 状态指标开始超出阈值, 出现异常状态, 触发预警; 随后, 状态指标不断增加, 持续触发预警。从图 5b 可见, WT2 状态指标一直没有超出阈值, 没有出现异常状态, 没有触发预警。图 6a 和图 6b 展示了 WT1、WT2 在不同时间阶段节点风电机组风速与输出功率关系运行状态曲线, 从图可见, WT1 在 9 日 00:00 时运行曲线虽然有偏差但仍然属于正常, 在 10 日 00:00 时运行曲线发生严重偏差出现异常, 并越来越偏离正常运行曲线, 直至 10 日 23:59; WT2 在整个运行阶段运行曲线虽然有偏离但仍然属于正常范围。

综合以上分析可知: 一是本文提出的基于 SCADA 的风电机组运行状态识别方法可以有效识别风电机组运行异常状态。同风场两台同型号的风电机组数据分析表明, WT1 出现异常, 而 WT2 没有异常, 这与实际运行状态相符合; 而且, 根据风电机组风速与输出功率关系, 该方法识别异常状态时间在 35 h, 实际运行发现故障时间是 61 h, 预警提前了 26 h。从运行状态异常到出现故障状态是一个由量变到质变过程, 状态指标越来越大, 持续触发预警, 必须引起高度重视, 这说明该方法能够识别出这个量变到质变的过程。二是同风场同型号的风电机组有着基本相同的运行规律。一方面, 虽然两台同类型风电机组结构和性能参数可能因为设计制造随机性而不尽相同, 但两者的正常运行参数关

系曲线相近,通过计算得出 WT1、WT2 两者风速与功率正常运行曲线之间存在的差异指标为 0.030 8,均小于 WT1、WT2 阈值,即在允许范围之内;另一方面,虽然阈值因为训练样本数等不同而存在差异,但状态指标大小及其变化规律相近,如果采用没有发生异常的 WT2 正常关系模型和阈值用于发生了异常的 WT1 检测,WT1 异常状态也可以被识别出来。这也证实了前面所作的风电机组正常运行拟合模型主要与风电机组结构和控制模式有关分析,同时也说明可以运用同风场同类风电机组 SCADA 数据来建立该风电机组正常运行状态数学模型,然后比较分析、识别单个风电机组运行状态。

3.3 参数关系分层次预警分析

风电机组风速与功率关系是最高一层运行关系,对应风电机组整体系统;风速与转速关系、转速与功率关系是其下一层次关系,分别对应风轮子系统和发电电子系统。如此这般,就可以根据能量传递和耗散关系,将 SCADA 参数之间的两两关系形成一个层次结构,这个关系结构又与风电机组组成部件形成对应。根据本文提出的风电机组运行状态识别方法,这里以 WT1 为例,分析风电机组风速与转速关系、转速与功率关系,基于 SCADA 数据,计算获得风速与转速状态指标识别阈值为 0.029 8,转速与功率状态指标识别阈值为 0.043 5,处理结果如图 7、8 所示。

图7 WT1 风速与转速和转速与功率状态识别指标变化

图8 WT1 不同时间段风速与转速和转速与功率关系

观察 WT1 风电机组风速与轮毂(发电机)转速关系和轮毂转速与输出功率关系识别结果。从图 7a 来看,WT1 风电机组风速与轮毂(发电机)转速关系状态指标在 37 h 开始超出阈值,出现异常状态,触发预警;随后,状态指标不断增加,持续触发预警。实际运行发现故障时间是 61 h,预警提前了 24 h。从图 8a 展示的在不同时间阶段风电机组风速与轮毂(发电机)转速关系曲线可见,WT1 在 9 日 00:00 时运行曲线虽然有偏差但仍然属于正常,在 10 日 00:00 时运行曲线发生严重偏差属于异常,直至 10 日 23:59,这与前面所述的风电机组风速与输电功率关系变化规律图 5a 一致。就 WT1 风电机组轮毂转速与输出功率关系而言,从图 7b 与图 8b 可见,WT1 在运行过程中状态指标有波动但未超出阈值,WT1 风电机组轮毂转速与输出功率关系曲线在不同时间阶段几乎没有变化。这是因为 WT1 发生了偏航系统故障,从而引发风速与轮毂转速关系异常,进而导致风速与输出功率关系运行发生异常,而轮毂转速与功率关系与偏航子系统运行状态无关,故轮毂转速与功率关系就未发生异常现象。

继续观察 WT1 风电机组风速与变桨电机电流、风速与机舱振动加速度关系状态指标变化情况,这两个关系都是风速与转速关系的下一层次关系。基于 SCADA 数据,可以获得 WT1 风速与变桨电机电

流状态指标的阈值为 0.033 1、风速与机舱振动加速度(X、Y 方向)状态指标的阈值分别为 0.014 4 和 0.006 2, 如图 9 所示。从图可见, WT1 风速与变桨电机电流状态识别指标、风速与机舱振动加速度(X、Y 方向)状态识别指标都在 35 h 左右超出阈值, 触发预警; 随后, 状态指标不断增加, 持续触发预警。这是因为 WT1 发生了偏航系统故障, 影响了风轮对风, 从而导致风速与变桨电机电流关系和风速与机舱振动加速度(X、Y 方向)关系异常。

(a) WT1 风速与变桨电机电流状态指标

(b) WT1 风速与机舱振动加速度状态指标 (X 方向)

(c) WT1 风速与机舱振动加速度状态指标 (Y 方向)

图 9 WT1 风电机组风速与变桨电机电流、风速与机舱振动加速度关系状态识别结果

由以上分析可知, 由于风电机组 SCADA 数据参数之间关系反映了风电机组及其部件的运行状态, 通过对这些关系分析和识别, 不但可以对风电机组运行状态实现异常识别和早期预警, 而且还能

获得出现异常的部件方面信息, 这有利于采取针对性措施对风电机组实施故障处理和维护。这主要表现在如下三个方面: ① 依据 SCADA 参数关系形成的层次结构, 由上而下追溯出现异常的参数关系, 直至底层, 从而获得与出现异常关系相对应的部件信息, 而无需对没有出现异常的参数关系进行追溯处理, 这可以避免对所有的 SCADA 数据参数关系都进行数据处理和识别分析引起的庞大计算量。② 在风电机组运行状态在线识别与预警系统设计中, 可以采取基于 SCADA 数据的风电机组风速与功率关系对整个风电机组运行状态进行在线识别与预警, 运行异常部件识别则可以采用并行计算或者离线方式进行, 这有利于 SCADA 系统计算能力的合理配置。③ 合理配置风电机组 SCADA 系统传感器分布和信息采集, 使 SCADA 数据形成的参数关系与风电机组部件输入输出相对应, 有利于更加有效地发现异常的位置和部件, 如增加变桨电机输出扭矩传感器、获得电机输出扭矩数据, 或许就可以通过变桨电机电流与扭矩关系来识别变桨系统未发生异常, 从而直接判断出偏航系统异常。

4 结 论

(1) 提出了一种基于 SCADA 数据分析建模的风电机组运行状态识别方法, 该方法的特点是状态识别完全基于正常运行 SCADA 数据分析而无需异常运行 SCADA 数据进行挖掘训练和相关物理机制与故障模式方面的先验知识。

(2) 应用于同风场同型号两台 2MW 直驱式风电机组 SCADA 数据分析, 结果表明, 基于 SCADA 参数关系模型的风电机组运行状态识别方法, 可以实现对风电机组运行的异常状态识别和早期预警。

(3) 依据风电机组及其部件的运行状态输入/输出参数关系的层次结构, 由上而下追溯出现异常的风电机组中部件的运行状态输入/输出参数关系, 从而可以获得发生异常状态的相关部件信息。

(4) 通过合理设计风电机组 SCADA 系统传感器、计算能力配置, 可以同时实现风电机组运行状态发生异常和发现异常部件的识别与预警, 这对风电机组运行状态预警和维护决策具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] ADRIAN W, TOBAIS R, JAVIER E, et al. Renewable capacity statistics 2017[R]. International Renewable Energy Agency, 2017.
- [2] YANG Wenxian, TAVNER P J, CRABTREE C J, et al.

- Wind turbine condition monitoring: Technical and commercial challenges[J]. Wind Energy, 2014, 17(5): 673-693.
- [3] ZHAI Yongjie, WANG Dongfeng, ZHANG Junying, et al. Research on early fault diagnostic method of wind turbines[J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2013, 11(5): 2330-2341.
- [4] YANG Wenxian, COURT R, JIANG Jiesheng. Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis[J]. Renewable Energy, 2013, 53: 365-376.
- [5] GILL S, STEPHEN B, GALLOWAY S. Wind turbine condition assessment through power curve copula modeling[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3(1): 94-101.
- [6] FENG Yanhui, QIU Yingning, CRABTREE C J, et al. Use of SCADA and CMS signals for failure detection and diagnosis of a wind turbine gearbox[C]//European Wind Energy Conference and Exhibition 2011, Sheffield, 2011: 17-19.
- [7] KIM K, PARTHASARATHY G, ULUYOL O, et al. Use of SCADA data for failure detection in wind turbines[C]//Proceedings of 2011 energy sustainability conference and fuel cell conference, Washington DC, 2011: 2071-2079.
- [8] ZAHER A, MCARTHUR S, INFELD D, et al. Online wind turbine fault detection through automated scada data analysis[J]. Wind Energy, 2009, 12(6): 574-593.
- [9] LI Jian, LEI Xiao, LI Hui, et al. Normal behavior models for the condition assessment of wind turbine generator systems[J]. Electric Power Components and Systems, 2014, 42(11): 1201-1212.
- [10] YAN Yonglong, LI Jian, GAO Wenzhong. Condition parameter modeling for anomaly detection in wind turbines[J]. Energies, 2014, 7(5): 3104-3120.
- [11] KUSIAK A, LI Wenyan. The prediction and diagnosis of wind turbine faults[J]. Renewable Energy, 2011, 36(1): 16-23.
- [12] ZHANG Zijun, KUSIAK A. Monitoring wind turbine vibration based on SCADA data[J]. ASME Journal of Solar Energy Engineering, 2012, 134(2): 021004.
- [13] KUSIAK A, VERMA A. Monitoring wind farms with performance curves[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(1): 192-199.
- [14] 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.
- [15] DAI Juchuan, TAN Yayi, YANG Wenxian, et al. Investigation of wind resource characteristics in mountain wind farm using multiple-unit SCADA data in Chenzhou: A case study[J]. Energy Conversion and Management, 2017, 148: 378-393.
- [16] DAI Juchuan, LIU Deshun, WEN Li, et al. Research on power coefficient of wind turbines based on SCADA data[J]. Renewable Energy, 2016, 86: 206-215.
-
- 作者简介: 张帆, 男, 1987 年出生, 博士研究生。主要研究方向为风电机组运行状态监测与预警。
E-mail: hnust_zf@163.com
戴巨川(通信作者), 男, 1979 年出生, 博士, 教授, 博士生导师。主要研究方向为风电技术与装备。
E-mail: daijuchuan@163.com