

文章编号:1001-9944(2016)01-0001-04

基于 SCADA 数据分析的风机变桨故障诊断

王卫娜¹,甄冬²,张琨¹,张磊¹

(1.河北工业大学 控制科学与工程学院,天津 300131;2.河北工业大学 机械工程学院,天津 300131)

摘要: 为了及时有效地检测出风电机组的变桨故障,同时避免传统故障诊断方法的局限性,该文基于某风场的海量SCADA数据,选择与变桨故障密切相关的3个参数:风速、桨距角和功率进行研究。首先,利用一种有效的数据预处理方法来处理SCADA原始数据并提取出能够反映故障信息的特征值。然后,基于分析SCADA数据之间的相关性研究变桨故障诊断方法。最后,通过实验验证了此方法不但可以有效地对风电机组进行变桨故障诊断而且可以判断出2种常见的变桨故障类型。

关键词: 风电机组;SCADA数据;变桨故障;故障诊断

中图分类号: TM315 **文献标志码:** A

Pitch Fault Diagnosis of Wind Turbine Based on SCADA Data Analysis

WANG Wei-na¹, ZHEN Dong², ZHANG Kun¹, ZHANG Lei¹

(1.School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300131, China; 2.School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300131, China)

Abstract: In order to diagnose the wind turbine pitch fault quickly and effectively, and avoiding the limitations of the traditional fault diagnosis method, according to massive SCADA data on a wind field, this paper choose wind speed, pitch angle and power for the research, the three parameters are closely related with the pitch fault. First of all, the related original SCADA data are processed using an effective data pre-processing method and get the features of the SCADA data. Then, a fault diagnosis method based on analyzing the correlation of the SCADA data is investigated to diagnose the pitch faults in a wind turbine. The experimental results show that this method can not only diagnose the wind turbine pitch faults effectively but also distinguish two common types of pitch faults.

Key words: wind turbine; supervisory control and data acquisition(SCADA) data; pitch fault; fault diagnosis

近年来,风电行业增长趋势强劲,鉴于此欧洲风能协会 EWEA 将累积装机容量目标增加至 2020 年达到 230 GW,2030 年达到 400 GW。然而,这是一个具有挑战性的目标,其中风力发电成本问题特别值得关注,它决定了风能是否可以成为一个有竞争

性的可持续的替代能源。风力发电机作为风力发电系统的关键部件之一直接影响着整个风力发电系统的性能、效率^[1]。随着风电机组的单机功率不断增大,运行环境不断复杂,控制系统故障已经取代齿轮箱等机械部件故障成为影响机组安全运行的首

收稿日期:2015-05-19;修订日期:2015-07-09

基金项目:河北省自然科学基金项目(2015202231);河北省科技计划项目(13394305D);天津市应用基础与前沿技术研究计划项目(14JCYBJC42100)

作者简介:王卫娜(1991—),女,硕士研究生,研究方向为风力发电机组控制技术;张磊(1977—),男,教授,硕士生导师,研究方向为风力发电机组控制技术。

要因素。风电机组核心控制技术之一的变桨系统发生故障是目前造成机组停机的主要原因之一,因此,开展风电机组变桨故障诊断方法的研究十分必要。近年来,不少研究者对风电机组变桨故障诊断展开了研究。文献[2]探讨了故障监控和数据采集系统提供的故障数据并在3个层次提供故障预测:故障与否的预测、故障诊断策略和具体的故障预测。文献[3]提出了一种系统化调查风机 SCADA 系统的警报。文献[4]针对风机叶片振动信号,采用小波分解方法,对叶片的裂纹、凹痕和破损进行故障诊断。

传统上,机械设备的在线监测是通过数学建模来实现的,但是由于风机的操作涉及到复杂的控制,不容易建立一个精确的数学模型。所以本文的变桨故障诊断方法并不是根据风机的瞬间响应进行诊断,而是在一定操作条件下,对风机的运行历史状态进行综合评估,通过挖掘大量 SCADA 数据之间的关联性,实现变桨故障的诊断,并通过仿真来验证,这能减少由于 SCADA 异常值造成的计算错误,从而提高变桨故障监测结果的可靠性。

1 数据来源与数据预处理

本文基于某 1.5 MW 风场的海量 SCADA 数据进行研究,其风电机组参数如表 1 所示。

表 1 风电机组参数
Tab.1 Specification of wind turbine

风机部件	风机参数
风轮直径/m	96.48
发电机额定功率/(kW)	1500
发电机额定转矩/(kNm)	8.74
发电机最大转矩/(kNm)	16.91
发电机额定转速/(r·min ⁻¹)	1750

风机通过叶片捕获能量,然后通过传动链将能量转换成机械能进行传递,最后利用发电机将能量转换为电能。鉴于此,发电机功率与风速的立方成正比^[5-6],所以在进行数据预处理时,风速将作为相关数据分级的参照。在对风机进行变桨故障诊断之前,应先选择与变桨故障发生密切相关的3个参数:风速、桨距角和功率。由于越接近故障发生时刻,信号特征越明显,所以提取风电机组发生变桨故障时刻前 0.5 h 的风速-桨距角、风速-功率数据。由于风速波动较大,变化没有规律可循,所以需要

对风速先进行预处理,以得到较为稳定的风速数据。为了获取 SCADA 数据之间的关联性,数据预处理方法如表 2 所示。

表 2 数据预处理
Tab.2 Data pre-processing

步骤	数据预处理
1	采用一维中值滤波对所提取的风速数据进行消噪滤波
2	从滤波后的风速数据中找到最大风速 V_{\max} 和最小风速 V_{\min}
3	按照 IEC 标准 ^[7] ,将 $[V_{\min}, V_{\max}]$ 划分成 N 份,其中 $N \approx \frac{V_{\max} - V_{\min}}{0.5}$, N 取正整数
4	将每 N 份中的桨距角和功率数据分别取平均值

如图 1 所示为从某台 1.5 MW 三叶片风机上获取的正常和发生变桨故障的 SCADA 原始数据。

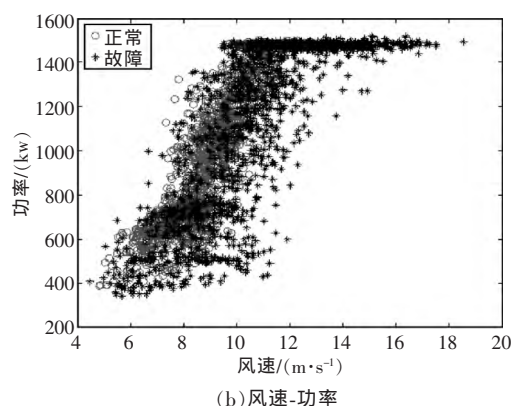
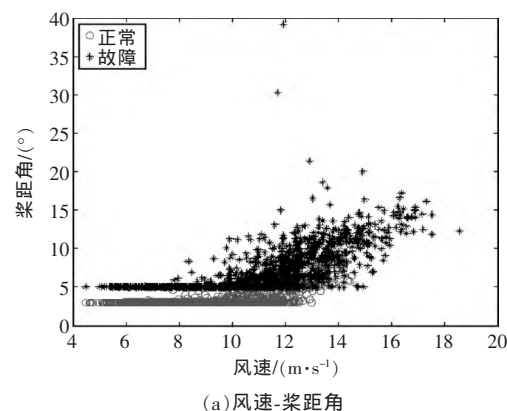


图 1 原始 SCADA 数据

Fig.1 Original SCADA data

从图 1 可以看出,原始 SCADA 数据中的正常数据和故障数据部分混杂在一起,尤其是风速-功率数据,无法直观地表征出正常与故障的区别,无法为判别故障提供可靠的依据。此外,虽然风速-功率已被广泛应用于风机 SCADA 系统,但是图中观测故障并不明显,这是由于风机 SCADA 数据不仅是受风机结构完整性的影响,还受许多其他因素的影响(例如风切变和湍流),这显著增加了风机变桨故

障诊断的难度。

利用表 2 中的预处理方法预处理后的数据结果如图 2 所示。

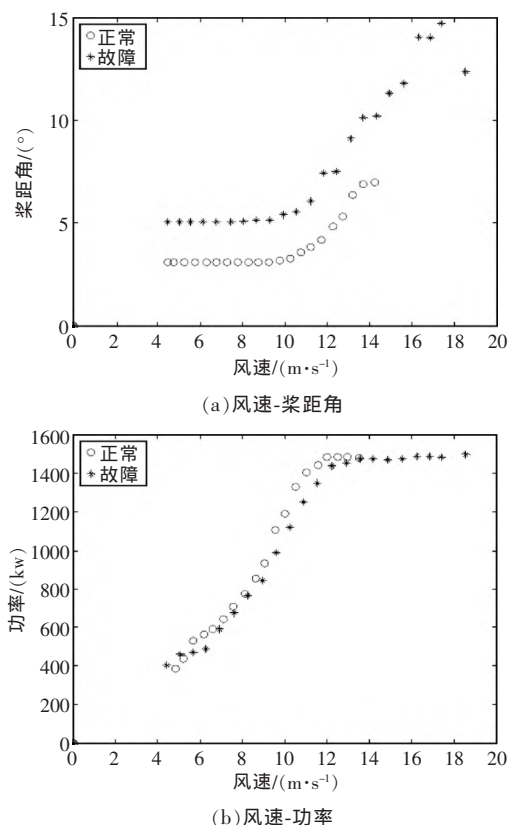


图 2 预处理后 SCADA 数据

Fig.2 Pre-processed SCADA data

从图 2 可以看出,上述数据预处理方法能有效地提取出隐藏在风机原始 SCADA 数据中的特征;通过对比正常和故障的风速-桨距角,风速-功率曲线,可以看出故障曲线偏离正常曲线即故障的发生。

2 变桨故障诊断方法

为了挖掘隐藏在 SCADA 数据中的信息,将上述预处理过的风速-桨距角,风速-功率数据 $\{x_i, y_i\}$ ($i=1, 2, \dots, n$) 用方程进行描述^[8]:

$$y_i = b_0 + b_1 x_i + b_2 x_i^2 + \dots + b_k x_i^k \quad (1)$$

式中: b_j ($j=0, 1, \dots, k$) 为模型系数; k 为方程的阶。

式(1)用矩阵形式可以写成:

$$\begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^k \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^k \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

此时令

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^k \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^k \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^k \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

则式(2)可以表达为

$$XB = Y \quad (3)$$

在式(3)的两侧增加 X 的转置矩阵 X^T 可得:

$$X^T X B = X^T Y \quad (4)$$

因此,可以通过计算得到系数矩阵 B

$$B = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (5)$$

得到系数矩阵 B 后可以建立 $\{x_i, y_i\}$ 的相关模型。

风机是否发生变桨故障的运行状况可以通过式(6)的参数计算进行评估,即:

$$e = \max_{x \in [V_{\min}, V_{\max}]} \left| \sum_{j=0}^k (a_j - b_j) x^j \right| \quad (6)$$

式中: a_j 为待检测数据模型系数; b_j 为风机正常运行模型系数。

从式(6)可以推断,正常情况下,当 $e \approx 0$ 时,风机正常运行,故障越严重, e 值越大。不过,值得注意的是,对于风机这样的机械设备会不断受到变化的载荷条件而且经常在不同操作条件下工作,所以风机的运行通常是依赖于实际载荷和运行条件。在 e 值的评估中,通过观测最大状态误差来判断风机是否发生变桨故障,同时在定义 e 的阈值时仍然需谨慎,否则可能导致错误的诊断结论。

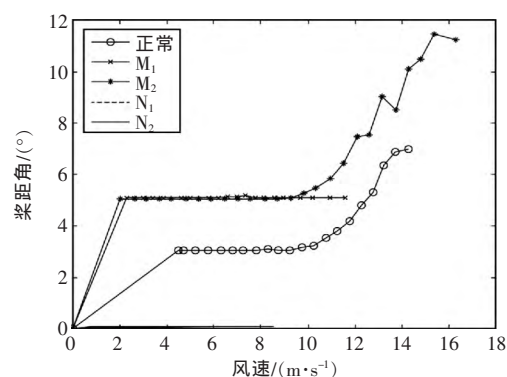
3 仿真结果及分析

为了验证上述变桨故障诊断方法的有效性,选取某台额定功率为 1.5 MW 风机上经常发生的 2 种不同的变桨故障类型 M 和 N,对每种故障类型分别采集 2 组故障点前 0.5 h 的数据: M_1, M_2, N_1, N_2 ,并提取这台风机正常运行状态下 0.5 h 的风速-桨距角和风速-功率数据,利用上述变桨故障诊断方法进行诊断,方程的阶数 k 选取 4,桨距角 e 的阈值选取 1.3,功率 e 的阈值选取 20,结果如图 3 和表 3 所示。

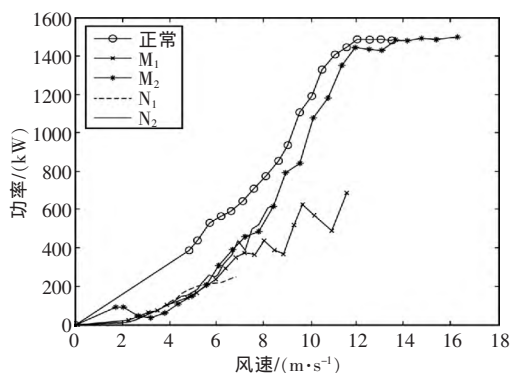
从图 3 和表 3 可以看出:

(1) 预处理后的数据经过计算能清楚地显示出风机变桨故障的发生;

(2) 桨距角和功率的 e 值分别在不同范围内变化,但功率的 e 值较桨距角的 e 值能更明确地显示出风机变桨故障的发生;



(a) 风速-桨距角



(b) 风速-功率

图3 数据预处理结果

Fig.3 Result of pre-processed data

表3 e 值计算结果Tab.3 Value of e

标号	桨距角/(°)	功率/(kW)
M ₁	2.2731	80.4861
M ₂	2.7052	137.7476
N ₁	3.0183	36.3030
N ₂	3.0499	33.3463

(3)通过桨距角或功率的 e 值所属范围能够判断出 2 种故障的类型,桨距角 e 值: $1.3 < e < 3$ 时为故障 M, $e > 3$ 时为故障 N;功率 e 值: $20 < e < 40$ 时为故障 N, $e > 40$ 时为故障 M。

4 结语

鉴于传统机械故障诊断方法应用于风机变桨

故障诊断中的不足和局限性,本文基于 SCADA 数据进行研究并挖掘其中的关键信息以便对风机进行变桨故障诊断。通常在风电机组正常运行时,故障会导致 SCADA 数据的变化,然而 SCADA 数据的变化并不一定表明故障的发生。所以说,SCADA 数据的变化和故障是否发生有一定关联性,但也不是绝对的,而利用文中的数据预处理方法可以有效地挖掘出数据中的隐藏信息,为后续变桨故障诊断工作奠定基础。本文的变桨故障诊断方法能够有效地从桨距角和功率 2 个方面判断是否发生变桨故障和变桨故障的严重程度。通过对比 2 种常见变桨故障类型的诊断结果,能够轻松地判断出 2 种变桨故障类型。这将为风场运维人员明确故障指向,能有效降低风场停机时间,降低风力发电成本,减少经济损失。

参考文献:

- [1] 任俊杰,方东,刘畅,等.风力发电机组的变桨距复合控制[J].自动化与仪表,2013,28(4):33-36.
- [2] Andrew Kusiak, Wenyan Li. The prediction and diagnosis of wind turbine faults[J]. Renewable Energy, 2011(36):16-23.
- [3] Qiu Yingning, Feng Yanhui, Tavner Peter, et al. SCADA alarm analysis for improving wind turbine reliability[J]. Wind Energy, 2011(10):293-296.
- [4] 李大冰,吉荣廷,冯文秀.风力发电机组叶片故障诊断[J].节能技术,2013,31(6):534-536.
- [5] Guo Peng, Xu Ming, Bai Nan, et al. Wind turbine tower vibration modeling and monitoring driven by SCADA data[J]. Proceeding of the CSEE, 2013, 33(5):128-136.
- [6] The International Electrotechnical Commission. IEC61400-1 wind turbines-part 1: design requirements[S]. IEC International Standard, 3rd ed, 2005.
- [7] The International Electrotechnical Commission. IEC61400 Part 11: wind turbine generator systems-acoustic noise measurement techniques[S]. IEC International Standard, 2002.
- [8] Wenxian Yang, Richard Court, Jiesheng Jiang. Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis [J]. Renewable Energy, 2013(53):365-376.

本刊声明

为适应我国信息化建设需要,扩大作者学术交流渠道,《自动化与仪表》杂志已经加入:《中国学术期刊综合评价数据库》、《中国期刊全文数据库》、《中国学术期刊(光盘版)》、《中国核心期刊(遴选)数据库》、《中文科技期刊数据库》等数字、网络媒体。作者著作权使用费与本刊稿酬一次性给付。如作者不同意将文章编入以上数据库,请在来稿时声明,本刊将作适当处理。

本刊对所登载的文章享有版权,未经同意不得转载,否则将依法追究。