

基于多风电机组风速变量关联复杂网络的风速仪故障检测方法

王承凯¹, 边 辉², 张家友³

(1. 国华能源投资有限公司, 北京 100007; 2. 国华(沽源)风电有限公司, 河北 张家口 076550;
3. 中车株洲电力机车研究所有限公司, 湖南 株洲 412001)

摘要:该文基于多风电机组风速变量的关联复杂网络,提出了一种风速仪故障检测方法。通过符号化表征机组间风速关联关系,构建复杂网络模型,并统计分析网络演化。研究发现,多机组风速关联网络的度分布呈幂律特征,属于复杂网络中的无标度网络类型,揭示出网络结构的高度不均匀性,其中核心由少数关键节点构成。在正常情况下,网络结构稳定;一旦某机组风速仪发生故障,网络结构将发生显著变化,关键节点改变,同时网络结构熵降低。通过分析多个复杂网络的机组组合的交集,能精确诊断出发生风速仪故障的机组。该方法具有时效性和定量诊断的特性,可以对风速仪故障及时告警及辅助机组作出响应,确保机组安全运行,有助于提升发电量。

关键词:风速仪故障;复杂网络;无标度网络;网络结构熵

中图分类号:TH7

文章编号:1000-0682(2025)01-0066-08

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2025.01.012

Fault detection method of anemometer based on complex network of wind speed variable correlation in multiple wind turbines

WANG Chengkai¹, BIAN Hui², ZHANG Jiayou³

(1. Guohua Energy Investment Co., Ltd., Beijing 100007, China; 2. Guohua (Guyuan) Wind Power Co., Ltd., Hebei Zhangjiakou 076550, China; 3. CRRC Zhuzhou Institute Co., Ltd., Hunan Zhuzhou 412001, China)

Abstract: This paper proposes a fault detection method for anemometers, which is based on the complex network of wind speed variables among multiple wind turbine generators. By symbolizing the wind speed correlation between turbines, a complex network model was constructed, and the network evolution was statistically analyzed. The research reveals that the degree distribution of the multi-turbine wind speed correlation network exhibits a power-law characteristic, falling into the category of scale-free networks in complex networks, indicating a high degree of inhomogeneity in the network structure, with a core comprising a few key nodes. Under normal conditions, the network structure remains stable. The anemometer failed on a certain wind turbine, then the network structure would change significant, with key nodes altered and the network structural entropy decreased. By analyzing the intersection of turbine combinations in multiple complex networks, this method can accurately diagnose the turbine with a malfunctioning anemometer. This method has the characteristics of timeliness and quantitative diagnosis, which can respond to anemometer faults, timely alarms, and auxiliary units, ensuring the safe operation of the units and helping to improve power generation.

Keywords: anemometer malfunction; complex networks; scale-free network; network structure entropy

收稿日期:2024-06-28

基金项目:湖南省自然科学基金项目/科教联合项目(2022JJ60074)

第一作者:王承凯(1976—),男,高级工程师,研究方向为风电项目开发和生产运营管理。E-mail:987654@163.com。

0 引言

当前,我国在役风力发电机组的数量庞大,且机组包含的子系统和零部件繁多。在机组约 20 年的生命周期中,叶片、主轴、齿轮箱和发电机等大部件由于更换作业难度大,维修成本高,需要保证其全生命周期基本无大故障的运行(不排除极少量的下塔更换和维修)。因此,为了监测大部件的长时间运行,在这些大部件内部安装了数量较多的传感器,来实时监测其振动、温度、压力等数据。有了这些数据,通过各部件运行机理的数学方法建模,基本上可以做到其运行失效风险的提前预警,以方便运维工程师及时进行处理,如传动链的对中,润滑油脂的更换和加注,弹性支撑零件的紧固和更换等,从而尽快消除部件的失效风险,达到保证和延长其生命周期的目的。

但是,机组上同样还存在着大量的小型零部件,这些零部件成本不高,更换相对简单,而且对机组运行安全风险系数相对较小,这造成了这些小型零部件失效不容易察觉,往往长期带“病”运行。风速仪就是这类零部件中的典型。当风速仪存在一定问题时,通过常规监测,很难发现问题的存在,但带病运行的风速仪,却对机组的发电性能会产生影响,从而影响风电场生产计划的完成情况。因此,若能尽早检测出风速仪故障的发生,就可以尽快更换维修,或者采用共享其他机组风速风向数据的方式,尽可能地降低机组性能损失,保障机组多发电。

文献[1]和[2]均提出来了使用自联想神经网络(AANN)的方法。通过多台机组数据组合的方式,文献[1]基于随机游走改进的麻雀搜索算法(random walk improved sparrow search algorithm, RWSSA)优化了自联想神经网络,使用 20 000 组正常历史数据对模型进行训练和模拟,并模拟了风速仪的单故障和多故障状态。文献[2]基于 K-Means 聚类算法,从残差中获得了可以反映风速仪健康状况的定量指标,基于此可识别风电场中的故障风速仪。基于 AANN 的方法均需要大量的样本数据进行训练,由于风速仪失效是小概率事件,负样本并不好找,所以使用了模拟风速仪故障的方式。文献[3]提出的是基于风速数据的离散化计算相关风机的最小不确定性方法,对多台机组按月的偏差估计和相关不确定性进行对比,类似使用功率曲线分析机组的风速数据是否离群来表征风速仪失效,属于对机组发电性能后评估的一种方式。文献[4]

是基于离群点检测算法对一段时间内目标风电机组与邻近机组的风速残差进行处理,并计算离群因子,从而快速识别目标风机中风速仪的故障。上述所有方法均有一个共同点,即需要多个机组组合进行对比分析才能得到诊断结果。

该文基于多机组风速仪数据的组合,使用多机组风速时序数据关联性来构造复杂网络,然后针对复杂网络的波动关联进行统计分析和结构熵分析,找到风电机组故障对关联复杂网络的演变的影响,对机组风速仪发生的故障进行定位。该方法基于正样本建模,克服了工业领域负样本数据缺乏的困难。风速仪发生故障后会牵引着关联复杂网络结构发生变化,从而容易发现故障的存在。因此为风电机组风速仪故障诊断提供了一种新的思路和算法。

1 风电机组风速关联变量的选取

风速仪是风力发电机组中的一个重要零部件,当它发生故障时,将对机组的控制和性能产生重要影响。为了对风电机组风速仪的故障进行分析,首要任务是识别与风速仪测得风速变量紧密相关的各项参数。其中,风电机组的输出功率以及与此紧密相关的电压电流等数据,均预期与风速存在显著的关联性。在理想的运行条件下,风电机组的输出功率与风速之间数学公式可以表述如下:

$$P = \frac{1}{2} C_p \rho A V^3 \quad (1)$$

式中: P 为发电机输出功率, C_p 为能量转化系数, ρ 为空气密度, A 为扫风面积, V 为风速。

输出功率与风速之间并非线性关系,而是三次方关系。由于受到环境条件、设备状况和操作限制等各种因素的影响,风速与功率(包括电压和电流)之间的关系变得极为不稳定。当机组因各种原因停机时,机组的输出功率与风速之间的关系便无法满足上述理论模型。此外风速与桨叶角度、部件温度和转速等这些变量的相关性更为微弱。因此,在单台风电机组内部,要找到一组与风速具有稳定相关性的变量组合,几乎不可能。尽管在剔除了如限功、停机、故障及提前变桨等一些限制条件后,或许能够发现某种关系,但这种关系在时序上的连贯性往往会被打断,呈现出碎片化的特点。这种方法在后期评估风速仪故障时可能具有一定的参考价值,但在需要实现高实时性故障诊断的应用场景中,其效果会受到显著影响。

若将研究范围扩大到相邻机组,以风电机组风速仪测量的每分钟平均风速作为样本数据,比如选取某风电场中相邻的 4 台机组进行研究,分别命名为机组 a,b,c 和 d,假定其风速变量分别为 w_1, w_2, w_3 和 w_4 ,那它们之间的相关系数矩阵可定义为:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & r_{13} & r_{14} \\ r_{21} & 1 & r_{23} & r_{24} \\ r_{31} & r_{32} & 1 & r_{34} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: r_{ij} 表示风速变量 w_i 和 w_j ($i, j = 1, 2, 3, 4$) 的皮尔逊相关系数。 r_{ij} 表达式如下:

$$r_{ij} = \frac{\text{cov}(w_i, w_j)}{\sqrt{D(w_i)D(w_j)}} \quad (3)$$

式中: $\text{cov}(w_i, w_j)$ 表示 w_i 和 w_j 的协方差; $D(w_i)$ 和 $D(w_j)$ 分别表示 w_i 和 w_j 的方差,计算这 4 台机组 2023 年 5 月上旬的每分钟平均风速相关系数矩阵,得到的结果如下:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.9017 & 0.8449 & 0.8604 \\ 0.9017 & 1 & 0.8906 & 0.8775 \\ 0.8449 & 0.8906 & 1 & 0.8283 \\ 0.8604 & 0.8775 & 0.8283 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

这 4 台机组的每分钟平均风速具有很强的相关性。实际对比分析中发现,这 4 台机组中的机组 c 在 2023 年 5 月中下旬刚好发生了风速仪故障。根据经验,可以选择相关性较强的邻近机组的风速作为关联变量^[5-6]。该文把多机组风速仪的风速变量耦合关系称之为多机组风速关联模式。

2 多风电机组风速关联复杂网络构建

复杂网络是指具有自组织、自相似、吸引子、小世界和无标度中部分或全部性质的网络,表现为一种高度复杂性的网络结构。对复杂网络的研究主要包括网络的几何性质、形成机制、演化的统计规律、模型性质、结构稳定性及演化动力学机制等^[10]。应用复杂网络理论进行多机组风速变量关联故障诊断的首要任务,是把这些复杂的关联关系用具体的网络结构来表示,然后对这些网络结构进行演化分析,揭示出风电机组风速仪发生故障后对风速变量关联关系的影响。

2.1 表征机组间风速关联关系

从 4 台机组中选择 a,b 和 c。首先将 3 个机组风速仪测得的同时段风速数据处理为 1 min 平均值,记为 (Ra_t, Rb_t, Rc_t) (其中 $t \in T, T$ 为时间域)。

然后在 1 min 风速均值基础上增加一个相同的基准值 δ , δ 的值不能太大,目的是避开风速极小的情况。风速仪在低风速段抗干扰性太差,容易造成故障误诊断,而增加基准值 δ 能够起到弃用低风速段数据的效果,同时不会过大影响数据的整体分布。最后将 3 个关联的 1 min 风速均值数据进行无量纲化处理,处理方式如下:

$$\begin{cases} Ra_t = \frac{Wa_t + \delta}{(Wa_t + \delta) + (Wb_t + \delta) + (Wc_t + \delta)} \\ Rb_t = \frac{Wb_t + \delta}{(Wa_t + \delta) + (Wb_t + \delta) + (Wc_t + \delta)} \\ Rc_t = \frac{Wc_t + \delta}{(Wa_t + \delta) + (Wb_t + \delta) + (Wc_t + \delta)} \end{cases} \quad (5)$$

2023 年 5 月 10 日序列 (Ra_t, Rb_t, Rc_t) 的数据如图 1 所示,其中黑、红和蓝线分别是机组 a,b 和 c 对应的风速无量纲值,每个子序列各 1440 个数值。

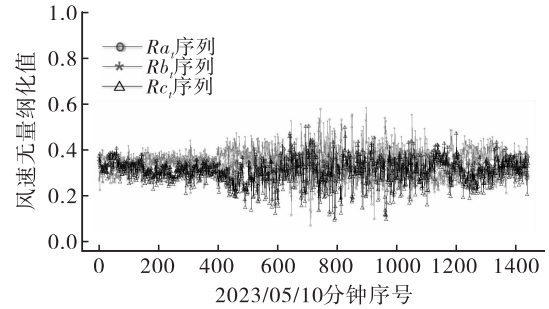


图 1 2023 年 5 月 3 台风机风速数据无量纲序列

2.2 多机组风速关联关系符号化

对 a,b 和 c 这 3 个机组 1 min 平均风速序列无量纲化处理,得到序列 (Ra_t, Rb_t, Rc_t) 。定义 3 个子序列间的关联性符号如下:

$$S_t = \begin{cases} A & Ra_t, Rb_t, Rc_t \geq 0.3 \\ & Ra_t < 0.3 \text{ 或 } Rb_t < 0.3 \text{ 或 } Rc_t < 0.3 \\ & \text{且 } Ra_t + Rb_t > Rc_t, \\ B & \text{且 } Ra_t + Rc_t > Rb_t, \\ & \text{且 } Rb_t + Rc_t > Ra_t \\ C & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)可以用自然语言描述为:若机组 a,b 和 c 的风速值可以近似围成为一个等边三角形 ($Ra_t, Rb_t, Rc_t \approx 1:1:1$) 时,用符号 A 表示;若机组 a,b 和 c 的风速值不太接近,但三者还能围成一个三角形 (任意两边之和大于第三边),用符号 B 表示;若三者围不成三角形,用符号 C 表示,表示这 3 台风机之间的风速值差异过大。

经过上述方法处理后,将机组 a,b 和 c 同时段的每分钟平均风速时间序列数据 (Ra_t, Rb_t, Rc_t) 转化成了由简单符号组成的时间序列^[7-9]:

$$S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}, S_i \in (A, B, C), i, n \in N \quad (7)$$

2.3 构建风速关联模态复杂网络

形成多机组风速关联关系符号序列 S 后,再以连贯 5 期符号联合作为 1 个模态,记为“ $S_{i1}, S_{i2}, S_{i3}, S_{i4}, S_{i5}$ ”($i=1, 2, \dots, n$),如表 1 所示。

表 1 符号时间序列 S 及风速关联模态

序号	时间	符号	模态
1	05/01 00:00	B	—
2	05/01 00:01	B	—
3	05/01 00:02	B	—
4	05/01 00:03	A	—
5	05/01 00:04	A	BBBAA
6	05/01 00:05	B	BBAAB
7	05/01 00:06	A	BAABA
...
44639	05/31 23:58	C	CCCCC
44640	05/31 23:59	C	CCCCC

基于此方法,以 1 个模态作为 1 个节点,绘制 2023 年 5 月 10 日机组 a,b 和 c 的风速关联模态复杂网络结构,如图 2 所示。

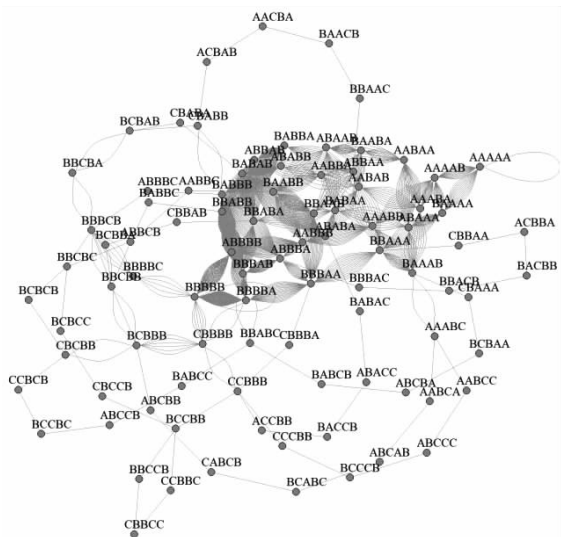


图 2 2023 年 5 月 10 日 3 台风电机组风速关联模态复杂网络

该网络有如下几个特征:(1)尽管模态转换在实际中是有向的,即每个模态都有进入和退出 2 个方向的路径,但为了简化和便于分析而忽略方向,将其弱化为无向网络;(2)模态“ $S_{i1}, S_{i2}, S_{i3}, S_{i4}, S_{i5}$ ”的集合总共有 $3^5 = 243$ 种可能,但并非每一种模态都

会实际出现;(3)网络具有少数几个中心节点(如图 2 中间区域连线密集的节点),这些节点与网络中其他节点的连接边很多,而周边的边缘节点连接边很少,这体现了复杂网络中的无标度特性。

3 复杂网络统计分析和风速仪故障诊断

前面构建了风速关联模态转化复杂网络,下面针对其结构演化进行统计分析,提取复杂网络中隐藏的特征和转化模式。由于 2023 年 5 月 1 日—5 月 3 日风电场连续停电接近 30 h,故仅针对 5 月 4 日 0 点以后数据进行统计分析,以确保数据的连续性和可靠性。

3.1 风速关联模态复杂网络的度和度的幂律分布

设无向复杂网络 G 共有 N 个节点,节点 i 与节点 j ($i, j=1, 2, \dots, N$) 之间的连接关系表示为:

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{结点 } i \text{ 与结点 } j \text{ 有连接} \\ 0, & \text{结点 } i \text{ 与结点 } j \text{ 没有连接} \end{cases} \quad (8)$$

则第 i 个节点的度^[11-12]表示为:

$$k(i) = \sum_{j=1}^N e_{ij} \quad (9)$$

假定节点 i 的度是否为 m 的表达式为:

$$h(i, m) = \begin{cases} 1, & k(i) = m \\ 0, & k(i) \neq m \end{cases} \quad (10)$$

那么度的分布^[11-12]可以表示为:

$$P(m) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N h(i, m) \quad (11)$$

为了监测和计算的方便,将风速关联模态分割成每一天进行统计。实际上不论是将数据组合成整体进行分析,还是按天或其他方式分割,风速关联模态的复杂网络的度分布都表现出幂律分布的特征。图 3 展示了 2023 年 5 月 10 日机组 a,b 和 c 风速关联网络的度在不同数量级的直方图。这张图直观地反映了度的分布情况,其中少数节点具有极高的度数,而多数节点度数较低。

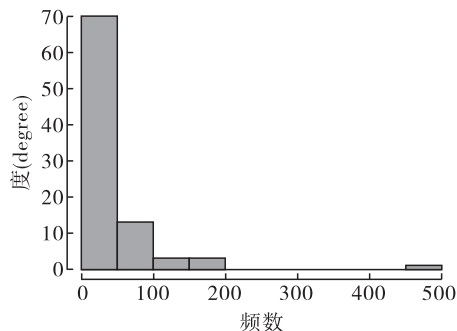


图 3 2023 年 5 月 10 日多机组风速关联模态度分布直方图

幂律分布的函数形式^[12-13]为:

$$P(x) = Cx^{-\alpha} \quad (12)$$

通过计算 2023 年 5 月 10 日机组 a,b 和 c 风速关联网络的度分布概率值,拟合得到其分布函数如下:

$$P(x) = 707.946x^{-1.849} \quad (13)$$

如果在双对数坐标下,度分布概率的散点图大致呈现为一条直线,那么就说明该分布符合幂律分布的特性^[12-13],图 4 为 2023 年 5 月 10 日机组 a,b 和 c 风速关联网络的度分布函数和散点图像。

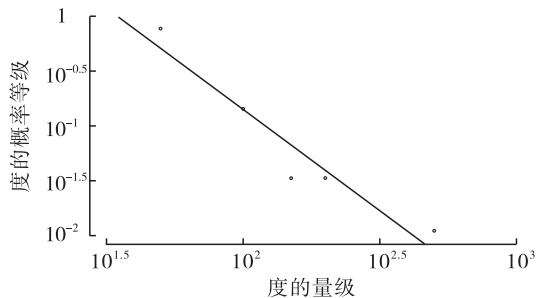


图 4 双对数坐标轴下幂律分析的图像

由于风速关联复杂网络的度分布符合幂律分布的特征,表现出了严重的不均匀性,即少数节点拥有极其多的连接(度很大),而大多数节点只有很少量的连接(度很小),因此认为该网络属于复杂网络中的无标度网络类型。在无标度网络中,那些度很大的节点(或模态)被称为关键节点(或模态),它们在网络中扮演着重要的角色,通常具有更高的稳定性和影响力^[11-14]。因此,通过识别和分析这些关键节点(模态),可以更好地理解风速关联复杂网络的动态行为和稳定性。

3.2 机组风速关联符号及模态统计

前面讨论了风速关联模态复杂网络构建过程以及对其度分布的分析,接下来探索该网络中的关联符号及模态的统计学特性,以进一步理解该复杂网络结构及其动态变化。5 月 4 日—5 月 31 日关联符号和模态统计结果如表 2 和表 3 所示。

表 2 按天统计的关联符号数量和百分比

日期	A/个数	B/个数	C/个数	A/%	B/%	C/%
05/04	557	880	3	38.7	61.1	0.2
05/05	462	855	123	32.1	59.4	8.5
05/06	351	986	103	24.4	68.5	7.2
05/07	308	1030	102	21.4	71.5	7.1
05/08	237	1048	155	16.5	72.8	10.8
05/09	346	984	110	24.0	68.3	7.6
05/10	481	933	26	33.4	64.8	1.8
05/11	361	1047	32	25.1	72.7	2.2

续表 2

日期	A/个数	B/个数	C/个数	A/%	B/%	C/%
05/12	275	1073	92	19.1	74.5	6.4
05/13	348	1091	1	24.2	75.8	0.1
05/14	315	1044	81	21.9	72.5	5.6
05/15	442	954	44	30.7	66.3	3.1
05/16	618	750	72	42.9	52.1	5.0
05/17	550	848	42	38.2	58.9	2.9
05/18	133	489	818	9.2	34.0	56.8
05/19	84	231	1125	5.8	16.0	78.1
05/20	119	457	864	8.3	31.7	60.0
05/21	207	777	456	14.4	54.0	31.7
05/22	134	928	378	9.3	64.4	26.3
05/23	165	944	331	11.5	65.6	23.0
05/24	214	784	442	14.9	54.4	30.7
05/25	245	801	394	17.0	55.6	27.4
05/26	250	665	525	17.4	46.2	36.5
05/27	0	0	1440	0.0	0.0	100.0
05/28	185	612	643	12.8	42.5	44.7
05/29	0	0	1440	0.0	0.0	100.0
05/30	0	0	1440	0.0	0.0	100.0
05/31	80	426	934	5.6	29.6	64.9

表 3 按天统计的模态特征

日期	模态数量	最大度值对应模态	最大度值
05/04	42	BBBBB	652
05/05	76	BBBBB	688
05/06	84	BBBBB	1139
05/07	96	BBBBB	1199
05/08	77	BBBBB	1138
05/09	111	BBBBB	1179
05/10	90	BBBBB	489
05/11	70	BBBBB	1092
05/12	86	BBBBB	1247
05/13	37	BBBBB	1098
05/14	99	BBBBB	913
05/15	113	BBBBB	562
05/16	89	AAAAA	427
05/17	86	BBBBB	573
05/18	162	CCCCC	884
05/19	90	CCCCC	1717
05/20	150	CCCCC	1009
05/21	185	BBBBB	319
05/22	149	BBBBB	617
05/23	146	BBBBB	718
05/24	176	BBBBB	372
05/25	186	BBBBB	347
05/26	146	CCCCC	669
05/27	1	CCCCC	2878
05/28	138	CCCCC	924
05/29	1	CCCCC	2878
05/30	1	CCCCC	2878
05/31	130	CCCCC	1554

从统计分析结果来看,在正常情况下,关联符号 B 在网络中的占比显著,A 次之,C 最少。这反映出在大多数情况下,网络中的风速关联主要由符号 B 所表征的模式主导,关键模式基本上是“BBBBB”。

然而从 5 月 18 日开始,情况发生了明显变化。关联符号 C 的占比急剧上升,鉴于机组 a,b 和 c 之间原本就有较强的关联性,这一变化很可能源于组合中某个机组的风速仪设备故障,导致风速数据异常,进而影响了网络中关联符号的分布。更具体地说,从这一天起,多机组风速关联复杂网络中的关键模式由“BBBBB”显著转变为“CCCCC”,并且这一趋势连续维持了 3 天。这种显著的变动通常预示着网络中发生了关键性的变化。

从 5 月 26 日开始,连续 6 天的关键模式均为“CCCCC”。这种持久且稳定的现象进一步证实了之前的异常变化并非偶然,而是由某种持续性的因素所驱动。结合关联符号 C 占比的大幅增加,可以合理推断出,这其中必然有某个机组的风速仪出现了故障,导致测量的风速数据不再准确。

3.3 风速仪故障定位

为了确定具体是哪 1 个机组的风速仪出现了故障,可以引入机组 d 的风速数据来进行分析。通过构造多个风速关联模式复杂网络,确保每台机组的风速数据都出现在至少 2 个复杂网络中,进而判断出风速仪发生故障的机组。机组 a,b,c 和 d 的组合共有 4 种,如图 5 所示。选择其中 3 种不同组合的 1 min 平均风速数据,形成了 3 个序列 $(W_{a_i}, W_{b_i}, W_{c_i})$, $(W_{a_i}, W_{c_i}, W_{d_i})$ 和 $(W_{a_i}, W_{b_i}, W_{d_i})$ 。 $(W_{a_i}, W_{b_i}, W_{c_i})$ 前面已经分析了,按照之前的方法构建序列 $(W_{a_i}, W_{c_i}, W_{d_i})$ 和 $(W_{a_i}, W_{b_i}, W_{d_i})$ 的关联复杂网络,其不同机组按天统计的关键模式如表 4 所示(表中仅列出 5 月 16 日—5 月 31 日数据)。

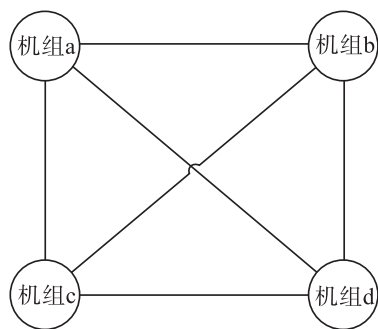


图 5 4 台机组拥有 4 种组合方式

表 4 不同机组组合按天统计的关键模式

日期	abc 组合	acd 组合	abd 组合
05/16	AAAAA	BBBBB	BBBBB
05/17	BBBBB	BBBBB	BBBBB
05/18	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/19	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/20	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/21	BBBBB	BBBBB	BBBBB
05/22	BBBBB	CCCCC	BBBBB
05/23	BBBBB	CCCCC	BBBBB
05/24	BBBBB	BBBBB	BBBBB
05/25	BBBBB	BBBBB	BBBBB
05/26	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/27	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/28	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/29	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/30	CCCCC	CCCCC	BBBBB
05/31	CCCCC	CCCCC	BBBBB

由表 4 的统计结果可以清晰观察到,自 5 月 18 日起,在涉及机组 c 的复杂网络中,关键模式“CCCCC”频繁出现且尤为显著。特别是从 5 月 26 日开始,关键模式“CCCCC”在包含机组 c 的组合中持续占据主导地位,这强烈暗示与机组 c 相关的风速数据存在异常情况。

与此同时,包含机组 a,b 和 d 的组合,在相同时间段内,其关键模式保持稳定,始终为“BBBBB”。这一稳定性进一步强化了机组 c 存在问题的假设,因为在其他机组的组合表现正常的情况下,仅包含机组 c 的组合显示出了显著的变化。

值得注意的是,虽然机组 c 的风速仪在 5 月 20 日—5 月 21 日期间的故障表现可能有所缓解,但在包含机组 c 的复杂网络中,模式“CCCCC”的度依然排在首位或次位。这一现象表明,即使故障程度有所减轻,机组 c 的风速数据仍对整体网络产生了显著影响。

3.4 网络结构熵表征复杂网络演化

如果复杂网络在其演化中发生了结构变化,其结构熵也会随之产生相应的变化。设网络 G 中节点 $i(i, j=1, 2, \dots, N)$ 的重要性^[14-17]定义如下:

$$I(i) = k(i) / \sum_{i=1}^N k(i) \quad (14)$$

则网络 G 的结构熵^[14-16]为:

$$E = - \sum_{i=1}^N I(i) \ln I(i) \quad (15)$$

网络结构熵是一种量化网络复杂性和有序性的

有效工具。当网络呈现完全均匀的状态时,其结构熵值会达到最大,这表示网络的结构最无序,但也最稳定;相反,如果网络中的所有节点都倾向于与一个中心节点建立连接,网络的结构熵值会更小,显示出更高的有序性^[18-20]。图 6 直观地展示了风电机组 a, b, c 和 d 的 3 种组合风速时间序列数据 ($W_{a_i}, W_{b_i}, W_{c_i}$), ($W_{a_i}, W_{c_i}, W_{d_i}$) 和 ($W_{a_i}, W_{b_i}, W_{d_i}$) 分别形成的关联复杂网络的结构熵(规一化值)的变化趋势。

观察图 6 可以发现,当组合中包含机组 c 时,其对应的复杂网络结构熵呈现出不断减小的趋势。与此同时,不包含机组 c 的组合所构成的复杂网络,其结构熵则基本保持不变,这表明该网络的结构保持稳定。

这一现象的背后原因是,随着机组 c 的风速故障越来越严重后,复杂网络的关键模态“CCCC”越来越突出,从而导致整个网络朝着这一特定方向展现出日益增强的有序性。这种有序性的增强,正是通过结构熵的不断减小来体现的。

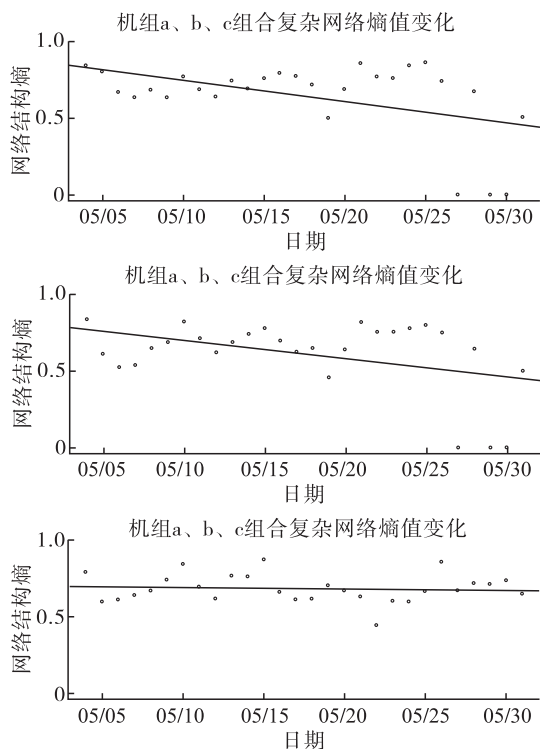


图 6 3 种不同组合风速关联复杂网络的结构熵变化

4 结语

风电机组的风速仪故障虽然是小概率事件,但由于风电场运行期内的机组数量庞大,每年难免会发生几起风速仪失效的情况。然而,风速仪故障因其隐蔽性特点,使得人工判断难度极大,传统的统计

分析方法也面临两大挑战:一是难以精确量化,二是时效性有待提高。为解决这些问题,该文提出的基于多机组风速变量关联的复杂网络风速仪故障检测方法具有如下显著优势:

(1)采用正样本建模,建模所需数据量适中,在没有负样本的情况下模型依然有效且计算开销不大。

(2)通过将多个机组的风速变量进行耦合,形成关联模态,并可以绘制出相应的复杂网络图。这类复杂网络通常呈现无标度特性,在正常情况下结构相对稳定。

(3)故障判定过程简化,一旦表征故障的关联模态成为复杂网络中的关键节点,且网络结构熵持续减少,即可判断风速仪存在故障。

(4)实时跟踪判断更为便捷。该方法计算资源消耗低,易于移植至风电场进行实时计算与判定,且具备较强的抗干扰能力。尽管故障判定需要一定时间,但其在线计算的优势使得一旦发现风速仪故障,可以迅速发出警告并采取措施,如将其他机组的风速仪数据共享给故障机组使用^[21],以确保机组安全运行并提升发电量。

然而,该方法也存在一定的局限性。例如,它适用于机组数量较多的风电场(至少 4 台以上),并且要求机组之间风速数据具有较好的相关性。在组合内出现多台机组故障时,可能无法准确判定。此外,对于由特殊原因(如冰冻)引起的风速仪失效,该方法可能无法有效识别。目前,多机组风速变量关联复杂网络建模已通过实验验证其有效性,但复杂网络的诸多特性仍在不断探索之中。我们将继续在实践中优化和改进该方法,寻求更简便、诊断效率更高的技术,以提高风速仪的准确度,降低维护成本,增加风电机组的发电量并提升控制精度。

参考文献:

- [1] ZHOU Ling, ZHAO Qiancheng, WANG Xian, et al. Fault Diagnosis and Reconstruction of Wind Turbine Anemometer Based on RWSSA - AANN[J]. *Energies*, 2021, 14 (21): 6905.
- [2] ZHANG Jiushi, LI Kuan, LUO Hao, et al. A Data - Driven Fault Diagnosis Approach for Anemometers in Wind Farm[C] // Singapore: IECON 2020 The 46th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2020: 405 - 410.
- [3] J Beltrán, Guerrero J J, Melero J J, et al. Detection of nacelle anemometer faults in a wind farm minimizing the uncertainty[J]. *Wind Energy*, 2013, 16(6): 939 - 952.

- [4] 魏敏,陈克锐,刘军,等. 基于邻近差异分析的风速仪故障诊断[J]. 云南水力发电,2020,36(9): 27-30.
- [5] 沈小军,周冲成,吕洪. 基于运行数据的风电机组间风速相关性统计分析[J]. 电工技术学报,2017,32(16): 265-274.
- [6] 周凌,赵前程,石照耀,等. 风电场风电机组机载风速仪状态自确认[J]. 太阳能学报, 2022, 43(11): 172-178.
- [7] 胡钢,牛琼,许丽鹏,等. 基于网络超链接信息熵的节点重要性序结构演化建模分析[J]. 电子学报,2022, 50(11): 2638-2644.
- [8] 高建民,谢军太,高智勇,等. 复杂工业过程的关联波动网络建模与分析[J]. 控制理论与应用,2015,34(8):7-12.
- [9] 丁小欧,于晟健,王沐贤,等. 基于相关性分析的工业时序数据异常检测[J]. 软件学报, 2021(3): 726-747.
- [10] 陈增强. 网络科学中的度量分析与应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2019: 69-79, 88-97.
- [11] 李锴,何永锋. 基于度值标准差的复杂网络可靠性[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(2): 306-310.
- [12] 汪小帆. 无标度网络研究纷争: 回顾与评述[J]. 电子科技大学学报, 2020, 49(4): 499-510.
- [13] 姚宗露. 无标度网络中幂律分布的贝叶斯推断[D]. 长春: 吉林大学, 2020.
- [14] 尹荣荣,尹学良,崔梦頔,等. 基于重要贡献的无标度网络节点评估方法[J]. 软件学报, 2019, 30(6): 1875-1885.
- [15] 冯龙飞,高建民,高智勇,等. 基于 DCCA - NSEn 的系统耦合网络建模与评估[J]. 振动、测试与诊断, 2019,39(5): 1046-1052.
- [16] YANG Yunyun, FENG Biao, ZHANG Liao, et al. Robustness measurement of scale-free networks based on motif entropy[J]. 中国物理 B(英文版), 2022, 31(8): 211-217.
- [17] MEMG Cai, YING Cui, HE Stanley. Analysis and Evaluation of the Entropy Indices of a Static Network Structure. Scientific Reports. 2017, 7(1): 9340.
- [18] ZHANG Qi, LI Meizhu, DENG Yong. A Betweenness Structural Entropy of Complex Networks[J]. Chaos, Solitons and Fractals: Applications in Science and Engineering: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science,2022,116(8): 112264.
- [19] 周丽娜,常笑,胡枫. 利用邻接结构熵确定超网络关键节点[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(8), 76-82.
- [20] 张诗琪,李琰,徐天奇. 基于复杂网络理论的电力信息物理系统耦合建模方式研究与脆弱性分析[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2022,31(6): 762-769.
- [21] 文坤,万宇宾,胡凯凯,等. 基于风机风向相关系数的风向仪共享控制方法研究[J]. 控制与信息技术, 2022(1): 47-52.

欢迎投稿! 欢迎订阅! 欢迎刊登广告!

国内邮发代号:52-49 国际发行代号:BM529 定价:18.00 元/期 108.00 元/年
地址:西安市高新区沣惠南路8号 邮编:710075 电话:029-81871277
网址:<http://yb-zdh.shaangu-group.com> 电子邮箱:gyybbjb@126.com