

DOI: 10.7667/PSPC160661

# 基于出力相关性的风电机组非正常运行状态及故障诊断

董文婷, 李征, 徐凌宇

(东华大学信息科学与技术学院电气电子工程系, 上海 201620)

**摘要:** 为了解决风电机组运行状态及故障诊断中外界环境因素对出力情况的影响, 引入风电机组出力相关性信息, 对机组运行状态进行判别。实现了在不增加传感器和测点的情况下, 提高判别机组非健康状态或故障状态的可靠性。将相关性分析与模糊故障 Petri 网相结合, 以此判别风电机组的运行性能并诊断故障。采用风场实际数据的验算结果表明了该方法的有效性。

**关键词:** 风电机组运行状态; 相关性统计分析; 模糊综合评判; 故障诊断; 模糊故障 Petri 网

## Abnormal operational condition evaluation and fault diagnosis of wind turbine based on output power correlation

DONG Wenting, LI Zheng, XU Lingyu

(College of Information Sciences and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

**Abstract:** To reduce the influence of operation state and external environmental factors on the output of the wind turbine, the wind turbine output correlation information is used to determine the operating state of the wind turbine. The reliability of discriminating unhealthy state or fault state of the unit is improved without increasing the sensor and the measuring point. The correlation analysis and fuzzy fault Petri nets are combined to determine the operating performance of the wind turbine and diagnose the fault. The validity of the method is demonstrated by the calculation results of the wind field data.

This work is supported by Natural Science Foundation of Shanghai (No. 14ZR1400700).

**Key words:** operational condition of wind turbine; statistical analysis of correlation; fuzzy comprehensive evaluation; fault diagnosis; fuzzy fault Petri net

## 0 引言

目前风电场仍然采用事后检修、周期性维护的传统检修方式, 对于大型风电场, 其运维成本高, 因此对风电机组的运行状态进行监测并判断当下处在怎样的运行工况, 根据运行状态对机组的健康衰退趋势进行预判。发现可能出现或已经出现的故障点, 合理的安排检修和维护, 对于提高风力发电机的运行可靠性, 降低故障事后维修的费用具有重要的意义。

目前中国风电场大都装有简单的故障报警系统, 故障诊断针对风电机组各个子系统的较多。其中对传动系统故障诊断研究最多。如齿轮箱的故障诊断, 多采用小波分析、谱分析等对齿轮箱振动信号进行分析<sup>[1-2]</sup>, 但现场风电机组振动传感器数量有

限且仅限于对振动振幅阈值进行超限报警, 振动信号采集速度也难以满足高频振动分析的需要。

发电机故障诊断主要从对电机定子、转子的电压、电流测量值分析来进行<sup>[3]</sup>。叶轮、偏航系统的故障诊断也多基于在子系统附近加装振动传感器, 对振动信号进行分析从而确定故障类型<sup>[4-5]</sup>。利用风电机组监测数据进行风电机组异常识别能够不加装多余传感器达到故障诊断要求, 如文献[6]对风电机组齿轮箱温度测量值进行分析, 实现对齿轮箱的异常检测; 文献[7]建立变桨系统状态特征参量挖掘模型, 对变桨系统异常状态进行识别。利用监测数据能对风电机组整体进行运行状态评估, 实现故障的早期预报。文献[8-9]对目前海上风电机组故障容错, 和健康状态在线监测进行了建模分析。文献[10]使用模糊故障 Petri 网对变压器故障进行诊断。文献[11-12]建立基于运行工况的风电机组故障率模型; 采用层次分析、模糊综合评判、高斯混合模型多状

态特征融合对风电机组整体运行状态进行评估; 但没有对发生故障进行故障源的诊断实现搜寻故障源给运维提出维修建议。

本文利用相关性分析对同一风场的相邻风电机组进行互相关与自相关分析, 对风电机组的运行状态进行评估。根据评估结果判断风电机组运行状态, 结合风电机组监测数据使用模糊故障 Petri 网对已发生故障进行诊断确定故障源, 实现在不增加传感器情况下的风电机组运行状态的判别与故障诊断。

## 1 基于机组出力相关性分析的故障诊断原理

### 1.1 相关性原理

相关性分析是考察两个变量之间线性关系的一种统计分析的方法, 相关性系数的大小能反应两个变量之间变化的方式是否具有相似性。相关性系数通常用  $r$  表示, 计算相关性系数的公式如式(1)。

$$r(x, y) = \frac{\sum(x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\left[ \sum(x_i - \bar{x})^2 \times (y_i - \bar{y})^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (1)$$

式中:  $x, y$  为变量;  $\bar{x}, \bar{y}$  分别是  $x, y$  的平均值; 相关系数  $|r| \leq 1$ 。

表 1 给出了相关性系数与相关性强弱的一般规律。

表 1 相关系数大小与相关性大小的关系

Table 1 Relation between correlation coefficient and correlation

相关性	负值	正值
不相关	-0.1~0.0	0.0~0.1
低相关	-0.5~-0.1	0.1~0.5
强相关	-0.8~-0.5	0.5~0.8
显著相关	-1.0~-0.8	0.8~1.0

相关性又分为自相关和互相关。互相关性是指两个或多个变量之间在同一时刻的相关性, 可用式(1)进行计算其相关性系数。

自相关性是指变量自身在不同时刻的相关性, 可用式(2)进行计算其相关性系数。通常对同一序列计算自相关系数时, 将原序列滞后一定步长形成新序列, 求两个序列的相关性系数。

$$r^*(x_i, x_j) = \frac{\sum(x_i - \bar{x}_i) \cdot (x_j - \bar{x}_j)}{\left[ \sum(x_i - \bar{x}_i)^2 \cdot (x_j - \bar{x}_j)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (2)$$

式中:  $x_i$  是  $t_i$  时刻变量值;  $\bar{x}_i$  是  $t_i$  时刻序列的平均值;  $x_j$  是  $t_j$  时刻变量值;  $\bar{x}_j$  是  $t_j$  时刻序列的平均值;  $t_j$  为  $t_i$  移动一定步长后的时刻。

风电机组出力受风速的影响而波动, 故自相关

性在正常运行时会呈现相似的波动性。可考虑两者的差值对自相关性进行分析。

$$\delta(r_i^*, r_w^*) = |r_w^* - r_i^*| \quad (3)$$

式中:  $r_i^*$  为风电机组的自相关系数;  $r_w^*$  为风速的自相关系数。

### 1.2 风电机组非正常运行状态判别

在风场中, 由于风速和机组的分布效应和尾流效应的影响, 机组往往工作在不同的工作点, 即其有功出力存在差异。正常机组出力相关性规律体现了风场的机组分布性和尾流效应的作用。实际上, 在同一个风带或地理位置相近的风电机组接收的风速有着较强的相关性, 因此相邻风电机组在正常运行情况下的出力特性也具有较强的互相关性。当单台风电机组的出力因自身部件疲劳磨损, 或者出现故障时, 与相邻正常运行的风电机组出力的互相关性将发生明显偏差。利用此信息可以判断出机组的运行状态是否正常, 而机组的出力数据是现有风场上传的基本数据, 不需要增加额外的传感器件。

风电机组出力随机性强, 相关性分析对数据选择上应使用长期数据, 从典型年份中选择典型月进行分析, 对于新建立风场应选取区域环境相类似风场数据作为标准。目前风场监测数据多为分钟级, 计算相关性系数  $r$  时选取一天内分钟级出力数据进行互相关自相关计算, 统计正常出力情况天数的系数值得到相关性规律范围, 作为机组非正常运行状态评判的依据。

## 2 风电机组运行健康状态评判方法

根据风电机组的运行状态, 对其的评判可划分为“健康”, “亚健康”, “异常”, “故障”4种状态。评判首先需要建立评价指标集。

相关性是指标的主要内容, 机组的出力偏差也是综合反映机组运行状态的量。机组出力的标准偏差可定义为风电机组当前状况与历史正常运行统计数据的偏差。而影响机组出力偏差的还可能有正常运行时风电机组主控发出的降功率运行指令, 这也必须考虑在评估指标中。指令控制偏差是在不同运行指令下风电机组出力与历史正常运行指令控制下统计数据的差值, 偏移程度可反应机组指令响应系统的状态。根据风电场并网评价行业标准, 要求机组有功指令相应偏差要小于额定功率的 5%。

基于上述分析, 建立层次风电机组运行状态评估指标, 如图 1 所示。

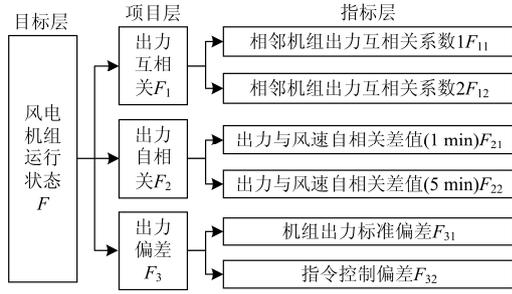


图 1 风电机组运行状态评估指标体系  
Fig. 1 Evaluation index system of operation state of wind turbine

### 2.1 评判指标劣化度处理

对所选取指标首先进行归一化处理，使用以劣化度下公式对不同类型指标进行数据处理。

1) 互相关指标选用越大越优型，公式如式(4)所示。

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x < \alpha \\ \frac{\beta - x}{\beta - \alpha}, & \alpha \leq x \leq \beta \\ 0, & x > \beta \end{cases} \quad (4)$$

2) 自相关差值和出力偏差指标均选用越小越优型，公式如式(5)所示。

$$g(x) = \begin{cases} 0, & x < \alpha \\ \frac{x - \alpha}{\beta - \alpha}, & \alpha \leq x \leq \beta \\ 1, & x > \beta \end{cases} \quad (5)$$

式中： $g(x)$ 为劣化度； $\alpha, \beta$ 分别为评估指标范围临界值； $x$ 为评估指标实际值。

### 2.2 建立评判语集及层次评判矩阵

评语集为  $L=[\text{健康, 亚健康, 异常, 故障}] = [l_1, l_2, l_3, l_4]$ 。其中  $l_i$  的隶属度为  $\mu_{ij} (j=1, 2, 3, 4)$ ，则有隶属度集  $U_i = [\mu_{i1}, \mu_{i2}, \mu_{i3}, \mu_{i4}]$ 。评估指标为上节中建立的风电机组评估指标体系  $F$ ，指标层的评语集分别为互相关指标： $L_h = [\text{显著相关, 相关, 弱相关, 不相关}] = [l_{h1}, l_{h2}, l_{h3}, l_{h4}]$ 。自相关差值指标： $L_z = [\text{良好, 合格, 注意, 严重}] = [l_{z1}, l_{z2}, l_{z3}, l_{z4}]$ 。出力偏差指标： $L_p = [\text{良好, 合格, 注意, 严重}] = [l_{p1}, l_{p2}, l_{p3}, l_{p4}]$ 。

层次模糊评判矩阵由评估指标体系构成。以互相关为例，其模糊评判矩阵为

$$U_{F1} = \begin{bmatrix} U_{F11} \\ U_{F12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \mu_{13} & \mu_{14} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \mu_{23} & \mu_{24} \end{bmatrix} \quad (6)$$

### 2.3 评判指标隶属度确定及计算方法

三角形、半梯形组合分段函数结构简单，与使用其他隶属度函数进行计算结果近似，故本文选用三角形隶属度函数进行计算。

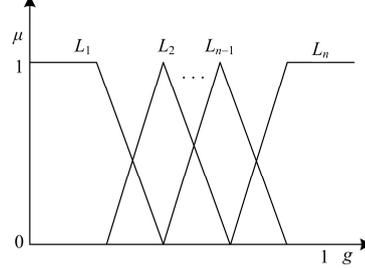


图 2 三角形、半梯形隶属度分布函数图

Fig. 2 Distribution function of the membership degree of triangle and semi trapezoid

隶属度计算方法：通过对监测数据进行劣化度归一化处理，由劣化度确定三角形和半梯形隶属度函数对 4 种状态等级的模糊分界区间，建立劣化度对各个状态等级的隶属度函数。以评判指标  $F_{11}$  为例，其对应的隶属度函数分别为

$$\mu_{11}(g) = \begin{cases} 1, & g \leq 0.4 \\ 2.6 - 4g, & 0.4 < g < 0.65 \\ 0, & g \geq 0.65 \end{cases}$$

$$\mu_{12}(g) = \begin{cases} 4g - 1.6, & 0.4 < g < 0.65 \\ 7.5 - 10g, & 0.65 \leq g < 0.75 \\ 0, & g \geq 0.75, g \leq 0.4 \end{cases}$$

$$\mu_{13}(g) = \begin{cases} 10g - 6.5, & 0.65 < g < 0.75 \\ 6 - 6.67g, & 0.75 \leq g < 0.9 \\ 0, & g \geq 0.9, g \leq 0.65 \end{cases}$$

$$\mu_{14}(g) = \begin{cases} 0, & g \leq 0.75 \\ 6.67g - 5, & 0.75 < g < 0.9 \\ 1, & g \geq 0.9 \end{cases}$$

同理可算出其他指标的隶属度函数。

### 2.4 模糊综合评判表达式及评判流程

模糊综合评判计算方法如式(7)所示。

$$B = A_F \oplus V_F \quad (7)$$

式中： $B$ 为模糊综合评判结果； $A_F$ 为权重； $V_F$ 为评判矩阵； $\oplus$ 为广义模糊算子。

在风电机组运行状态模糊综合评价中，选取加权平均型模糊算子。权重的确定使用专家打分。在经过模糊综合评判后得到各个指标的评判值，采用隶属度最大原则  $b_{\max} = \max(b_j | j=1, 2, 3, 4)$  得到最终评价结果。

根据相关性对评判的影响专家对不同项目进行权值设定如表 2 所示。

表 2 风电机组运行状态评判指标权值表

Table 2 Evaluation index weight table of operation state of wind turbine

项目	权值	子项目	权值
$F_1$	0.5397	$F_{11}$	0.5
		$F_{12}$	0.5
$F_2$	0.3603	$F_{21}$	0.6671
		$F_{22}$	0.3329
$F_3$	0.1	$F_{31}$	0.5
		$F_{32}$	0.5

综合前两节所述内容, 建立的风电机组健康运行评判流程如图 3 所示。

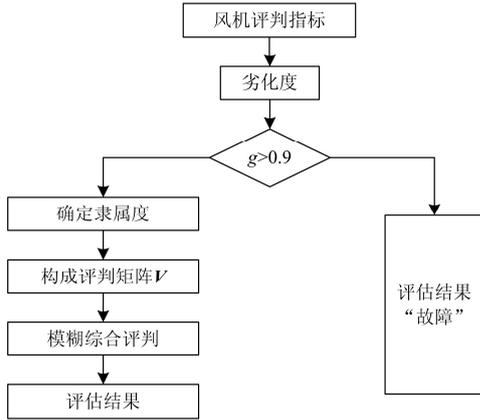


图 3 模糊综合评判流程

Fig. 3 Fuzzy comprehensive evaluation process

### 3 基于模糊故障 Petri 网的风电机组故障诊断

#### 3.1 模糊故障 Petri 网定义

模糊故障 Petri 网定义为一个 7 元组  $(P, T, F, w, d, T, m_0)$ , 其中:

1)  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  表示有限库所集合, 用来表示故障事件。

2)  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$  为有限非空变迁集, 表示系统中故障事件的产生过程, 反映故障传播阶段间的更替。

3)  $F$  为流关系集合,  $dom(F) \cup cod(F) = P \cup T$ 。其中:  $dom(F) = \{x | \exists y: (x, y) \in F\}$ ,  $cod(F) = \{x | \exists y: (y, x) \in F\}$  分别为  $F$  的定义域和值域。

4)  $w: F \in (0, 1]$ , 当  $p \in \cdot t$  时,  $w(p, t)$  表示库所  $p$  对变迁  $t$  成立的支持度, 即变迁的输入权值, 简写为  $w_i$ ; 当  $t \in p^\bullet$  时,  $w(t, p)$  表示变迁  $t$  对库所  $p$  成立的支持度, 即变迁的输出权值, 简写为  $w_o$ 。 $m(p)$  则表示库所  $p$  成立的可信度;  $w_i \times m(p)$  表示

库所  $p$  对变迁  $t$  的实际可信度。

5)  $d: T \in (0, 1]$ , 表示变迁  $t$  的发生阈值:

$$w_i \times m(p) \geq d(t) \quad (7)$$

6)  $T_s$  为已经发生过的变迁集合, 初始时该集合为空,  $t_j$  发生后则有

$$T_s = T_s + \{t_j\} \quad (8)$$

增加  $T_s$  后, 变迁  $t$  能否发生必须满足条件:

$$t \notin T_s \quad (9)$$

7)  $M_0 = \{m_0(p_1), m_0(p_2), \dots, m_0(p_n)\} \in (0, 1]$ , 称为初始权值, 一般通过历史数据、观察、测量、专家系统等途径获得。

#### 3.2 模糊故障 Petri 网产生规则

故障的传播有 5 种传播模式, 分别是一因一果、一因多果、多因一果、竞争模式和多因多果。由于多因多果不能确定结论的产生, 故不在本文中做讨论。下面分别是其他 4 种模式的产生规则。

1) 一因一果模式产生规则: IF  $p_1(m_1, w_1)$  THEN  $(d)p_2(m_2, w_2)$ 。

2) 多因一果模式产生规则:  
IF  $p_1(m_1, w_1)$  AND  $p_2(m_2, w_2)$  AND ... AND  $p_i(m_i, w_i)$   
THEN  $(d)p_k(m_k, w_k)$ , 即  $\cdot t = \{p_1, p_2, \dots, p_i\}, t^\bullet = \{p_k\}$ 。

3) 一果多因模式产生规则: IF  $p_j(m_j, w_j)$   
THEN  $(d)p_1(m_1, w_1)$  AND  $p_2(m_2, w_2)$  AND ... AND  $p_i(m_i, w_i)$ , 即  $\cdot t = \{p_j\}, t^\bullet = \{p_1, p_2, \dots, p_i\}$ 。

4) 竞争模式产生规则: IF  $p_1(m_1, w_1)$  OR  $p_2(m_2, w_2)$  OR ... OR  $p_i(m_i, w_i)$  THEN  $(d_1, d_2, \dots, d_i) p_k(w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{ik}, m_k)$ , 即  $t_1^\bullet = t_2^\bullet = \dots = t_i^\bullet = \{p_k\}$ 。

#### 3.3 模糊故障 Petri 网模型在风电机组故障诊断上的应用

模糊故障 Petri 网的实践意义在与对故障的推理与诊断, 在故障诊断中一般使用正向推理和反向推理。正向推理常用于在完善的监测系统中发现可能发生的故障并重点监测。反向推理常用于故障已经发生, 对故障源进行推理诊断。本文中使用的反向推理, 即已知风电机组已经故障停机, 由各个子系统监测节点信息判断各子系统状态, 对风电机组子系统的故障源进行诊断推理, 以发现故障源。

##### 3.3.1 模糊故障 Petri 网的反向推理算法

使用反向推理算法时需要定义回溯的概念, 定义如下所述。

设有变迁  $t_a$ , 库所  $p_a, p_b, p_c$ 。若  $\exists p_a \in \cdot t_a \wedge p_b \in t_a^\bullet$ , 则  $p_a$  是  $p_b$  的立即回溯库所,  $p_b$  的立即回溯库所集表示为  $S_{IH}(p_b)$ ; 若  $p_a$  是  $p_b$  的立即

回溯库所，且  $p_b$  是  $p_c$  的立即回溯库所，则  $p_a$  是  $p_c$  的关联回溯库所， $p_c$  的关联回溯库所集表示为  $S_{GH}(p_c)$ ；若  $\exists p_a \in \cdot t_a \wedge p_c \in \cdot t_a$ ，则  $p_a$ 、 $p_c$  为相邻库所， $p_c$  的关联回溯库所集表示为  $S_{XH}(p_c)$ 。

模糊 Petri 网的反向推理步骤：

- 1) 此时故障已经发生，设  $m(p_a)=1$ 。（ $p_a$ ， $S_{IH}(p_a)$ ， $m(p_a)$ ）为初始目标库所，是一个终止节点。
- 2) 按照变迁的发生概率和 4 种模式中的一种进行反向推理，从大到小选择非终止节点（ $p_b$ ， $S_{IH}(p_b)$ ， $m(p_b)$ ）。若出现  $S_{IH}(p_b)=\emptyset$  则为终止节点。

### 3.3.2 风电机组模糊故障 Petri 网模型建立

根据风场统计数据可知，变桨系统、齿轮箱、发电机、电气系统风电机组故障频率发生较高。变桨子系统中常见故障主要有：限位开关故障、变桨系统通讯故障、变桨蓄电池电压低等故障；齿轮箱常见故障主要有：齿轮箱油温过高、齿轮箱油压过低、齿轮箱油位过低、齿轮疲劳失效等等；发电机常见故障主要有：发电机过热、发电机噪声过大、发电机振动等；电气系统故障主要集中在变流器故障，最常见故障有：过温故障、过压故障、过流故障、欠电压故障等。

根据风电机组故障模式统计数据及原因分析，建立风电机组各子系统模糊故障 Petri 网模型，模型中各个库所含义如图 4 所示，初始权值、阈值如表 3 所示。

表 3 各子系统初始权值、阈值

Table 3 Initial weight and threshold value of each subsystem

参数	初始权值	阈值	参数	初始权值	阈值
$T_{B1}$	0.85	0.82	$T_{D1}$	0.81	0.86
$T_{B2}$	0.82	0.72	$T_{D2}$	0.87	0.82
$T_{B3}$	0.80	0.74	$T_{D3}$	0.83	0.74
$T_{B4}$	0.82	0.89	$T_{D4}$	0.77	0.72
$T_{B5}$	0.84	0.80	$T_{D5}$	0.88	0.78
$T_{B6}$	0.82	0.75	$T_{D6}$	0.81	0.78
$T_{B7}$	0.88	0.82	$T_{D7}$	0.78	0.86
$T_{B8}$	0.78	0.88	$T_{D8}$	0.83	0.81
$T_{C1}$	0.86	0.81	$T_{D9}$	0.88	0.85
$T_{C2}$	0.85	0.83	$T_{D10}$	0.82	0.84
$T_{C3}$	0.81	0.85	$T_{D11}$	0.87	0.74
$T_{C4}$	0.88	0.79	$T_{D12}$	0.89	0.69
$T_{C5}$	0.83	0.74	$T_{E1}$	0.91	0.89
$T_{C6}$	0.89	0.78	$T_{E2}$	0.81	0.83
$T_{C7}$	0.86	0.77	$T_{E3}$	0.85	0.84
$T_{C8}$	0.78	0.75	$T_{E4}$	0.86	0.79
$T_{C9}$	0.79	0.82	$T_{E5}$	0.89	0.81
$T_{C10}$	0.82	0.71	—	—	—

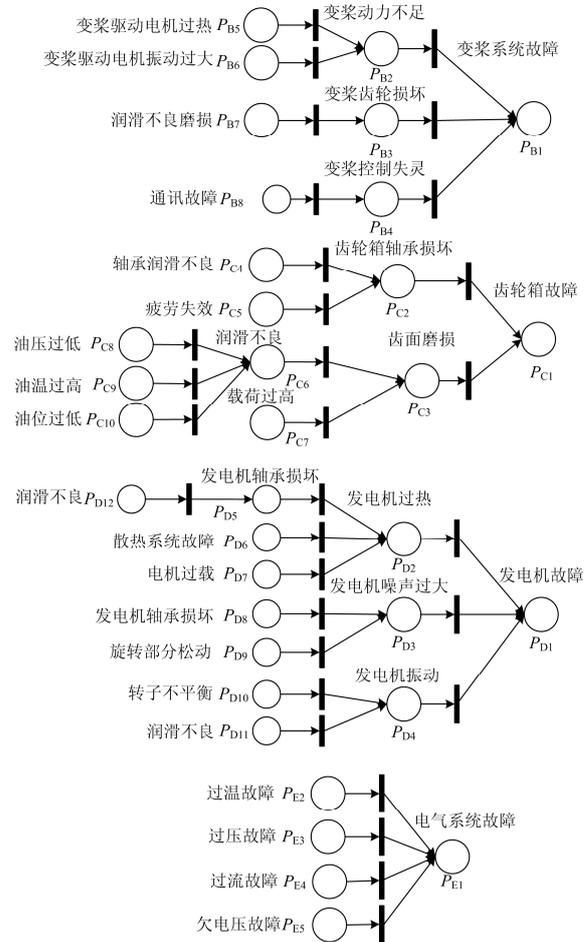


图 4 各个子系统模糊故障 Petri 网模型

Fig. 4 Fuzzy fault Petri net model for subsystem

根据风电机组 SCADA 系统中监测数据，选出桨叶角度、变桨电机温度、变桨驱动器温度、发电机驱动轴温度、发电机冷却入口温度、齿轮箱入口油压、齿轮箱油温 等监测数据设定其触发故障阈值，当风电机组状态由相关性系数判为故障状态，监测数据超过设定阈值系统进行故障诊断。

## 4 案例分析

### 4.1 系统框架

基于风电机组非正常运行状态评判并根据评判结果和风电机组监测数据进行故障诊断的系统框架如图 5 所示。

其中，故障诊断按照如图 4 过程，根据 SCADA 系统上传的 20 个检测信号进行判别。

### 4.2 仿真验证

图 6 是某风场典型月份中选取 5 台风电机组与相邻风电机组一周内的相关性系数统计数据。由数据可以发现正常工作情况下相邻风电机组的相关性系数基本在 0.8 以上，呈现显著相关性。

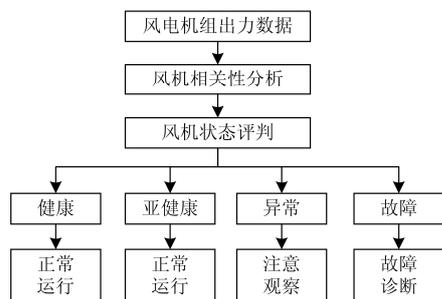


图5 风电机组非正常运行状态系统框架

Fig. 5 Abnormal operating state system of wind turbine

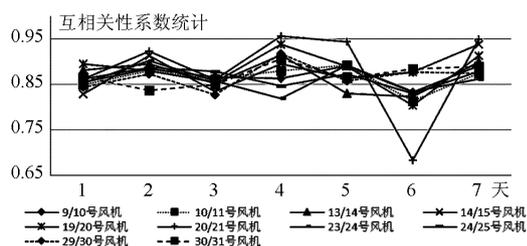


图6 风电机组与相邻风电机组一周内出力互相关性系数统计表

Fig. 6 Cross-correlation coefficient statistics of wind turbine output and adjacent wind turbine output within a week

根据该统计规律及相关性原理, 可对该风电机组出力互相关性范围进行界定, 范围值及对应风电机组状态如表4所示。

表4 风电机组出力互相关性标准

Table 4 Wind turbine output cross-correlation standard

$r$ 范围	状态描述	风电机组运行状态
[0,0.5)	风电机组出力相关性低	故障停机
[0.5, 0.8]	风电机组出力相关性出现偏离	风电机组处于非正常状态或正常状态
[0.8,1.0]	风电机组出力相关性高	风电机组正常运行

图7分别为风电机组一周的出力与风速自相关系数差值统计数据, 自相关延时分别选择了1 min、5 min。

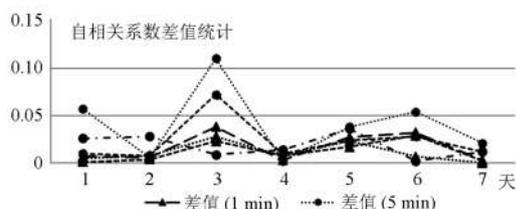


图7 三台风电机组出力自相关与风速自相关差值

Fig. 7 Difference between output autocorrelation and wind speed autocorrelation of three wind turbines

根据以上统计规律对该风场出力自相关性与

风速自相关差值范围进行界定, 范围值及对应风电机组状态如表5所示。

表5 风电机组出力自相关性与风速的自相关性差值范围

Table 5 Difference range of output auto correlation and wind speed auto-correlation of wind turbines

滞后步长	$\delta$ 范围	状态描述	机组运行状态
1 min	[0,0.1]	机组出力变化与风速变化一致	机组正常运行
	[0.1,1]	机组出力变化与风速变化不一致	机组非正常运行
5 min	[0,0.2]	机组出力变化与风速变化一致	机组正常运行
	[0.2,1]	机组出力变化与风速变化不一致	机组非正常运行

表6为该风场2013年3月2日11:30时刻10号风电机组的监测数据及相关性系数。

表6 风电机组的监测数据及相关性系数

Table 6 Monitoring data and correlation coefficient of wind turbine

评估指标	在线监测数据
桨叶1变桨角/°	88.97
桨叶2变桨角/°	88.97
桨叶3变桨角/°	88.97
变桨电机1温度/°C	61.49
变桨电机2温度/°C	69.3
变桨电机3温度/°C	65.32
变桨驱动器温度1/°C	28.45
变桨驱动器温度2/°C	29.88
变桨驱动器温度3/°C	28.95
发电机转速/rpm	0
发电机转子温度/°C	70.5
发电机驱动轴温度/°C	41.03
发电机非驱动轴温度/°C	55.18
齿轮箱入口油温/°C	24.9
齿轮箱池油温/°C	50.15
齿轮箱滤网入口油压/bar	0.04
齿轮箱入口油压/bar	-0.03
互相关系数1	0.344
互相关系数2	0.302
自相关系数差值1	0.08
自相关系数差值2	0.18
出力标准偏差	0
指令控制出力偏差	0

根据劣化度计算公式计算各指标劣化度。根据各个指标的劣化度确定评判指标的隶属度, 建立评判矩阵如下:

$$U_{F1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad U_{F2} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.79 & 0.20 \\ 0 & 0 & 0.66 & 0.33 \end{bmatrix}$$

$$U_{F3} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

根据指标层评判矩阵和指标层权值继续进行评估得到项目评判矩阵:

$$U_F = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ B_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0.7467 & 0.2433 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

根据项目评判矩阵和项目权值继续评估得到最终评判结果:

$$B_F = A_F \times U_F = [0.1 \quad 0 \quad 0.2690 \quad 0.6267]$$

按照最大隶属度原则从评判结果可以得出出现在风电机组总体上处于“故障”状态。

系统进入故障诊断, 监测数据显示齿轮箱入口油压低于设定值, 系统输出结果  $T_C \{1, 3, 6, 8\}$  标识计算数据为  $\{1, 0.91, 0.98, 0, 0, 0.98, 0.97, 0.94, 0.92, 0.89\}$ 。根据实验结果进行分析,  $T_C$  表明出现故障子系统是齿轮箱子系统。  $P_{C1}$  为目标库所,  $P_{C1}$  的立即回溯库所为  $P_{C2}$ 、 $P_{C3}$ , 公式计算得出  $m_{PC2} = 0.91$ ;  $m_{PC3} = 0.98$ 。由竞争模式反向推理可知  $P_{C3}$  最可能导致  $P_{C1}$  故障发生。接着取  $P_{C3}$  为目标库所, 以同样的方法回推, 得到  $m_{PC6} = 0.98$ 、 $m_{PC7} = 0.97$ , 即  $P_{C6}$  最可能导致  $P_{C3}$  故障发生。同理得  $m_{PC8} = 0.94$ 、 $m_{PC9} = 0.92$ 、 $m_{PC10} = 0.89$ ,  $P_{C8}$  最可能导致  $P_{C7}$  故障发生, 由故障模型可知为齿轮箱油压过低导致润滑不良进而齿轮箱齿轮磨损致齿轮箱损坏, 与实际情况相符。

## 5 结论

1) 通过对风场风电机组与相邻风电机组互相关性分析可以得出在正常运行时互相关系数以及自相关系数差值的统计规律。根据统计规律和相关性原理对风电机组不同运行状态的互相关性系数和自相关系数差值的范围进行界定。

2) 通过相关性分析对风电机组运行状态进行分类, 当已经发生故障, 选择模糊故障 Petri 网反向推理进行故障诊断, 建立风电机组的模糊故障 Petri 网, 根据历史统计数据得到各个库所、变迁的权值和阈值。并用实际数据进行模型验证, 证明了这种故障诊断方法的正确性和可靠性。

## 参考文献

[1] 王敏, 刘佳, 顾煜炯, 等. 基于 IMF 希尔伯特解调的风

电齿轮箱复合故障识别方法[J]. 可再生能源, 2012(11): 45-49.

WANG Min, LIU Jia, GU Yujiong, et al. The composite fault identification for wind turbine gearbox based on the IMF envelopment analysis[J]. Renewable Energy Resources, 2012(11): 45-49.

[2] 冯志鹏, 范寅夕, LIANG Ming, 等. 行星齿轮箱故障诊断的非平稳振动信号分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(17): 105-110.

FENG Zhipeng, FAN Yinxi, LIANG Ming, et al. A nonstationary vibration signal analysis method for fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(17): 105-110.

[3] 马宏忠, 时维俊, 韩敬东, 等. 计及转子变换器控制策略的双馈风力发电机转子绕组故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(18): 119-125.

MA Hongzhong, SHI Weijun, HAN Jingdong, et al. Double-fed induction generator rotor fault diagnosis considering control strategies of rotor-side converters[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(18): 119-125.

[4] 杭俊, 张建忠, 程明, 等. 直驱永磁同步风电机组叶轮不平衡和绕组不对称的故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(9): 1384-1391.

HANG Jun, ZHANG Jianzhong, CHENG Ming, et al. Fault diagnosis of blade imbalance and winding asymmetry of direct-driven wind turbine with permanent magnet synchronous generator[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(9): 1384-1391.

[5] 张海涛, 高锦宏, 吴国新, 等. 蚁群优化算法在风电偏航故障检测中的应用[J]. 可再生能源, 2013, 31(11): 48-50.

ZHANG Haitao, GAO Jinhong, WU Guoxin, et al. Ant colony optimization applied in the fault detection of wind yaw[J]. Renewable Energy Resources, 2013, 31(11): 48-50.

[6] 郭鹏, INFIELD D, 杨锡运. 风电机组齿轮箱温度趋势状态监测及分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(32): 129-136.

GUO Peng, INFIELD D, YANG Xiyun. Wind turbine gearbox condition monitoring using temperature trend analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(32): 129-136.

[7] 李辉, 杨超, 李学伟, 等. 风电机组电动变桨系统状态特征参量挖掘及异常识别[J]. 中国电机工程学报,

- 2014, 34(12): 1922-1930.
- LI Hui, YANG Chao, LI Xuewei, et al. Conditions characteristic parameters mining and outlier identification for electric pitch system of wind turbine[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(12): 1922-1930.
- [8] 魏书荣, 何之倬, 符杨, 等. 海上风电机组故障容错运行研究现状分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9): 145-154.
- WEI Shurong, HE Zhizhuo, FU Yang, et al. Research status and prospect of offshore wind turbine fault tolerance[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(9): 145-154.
- [9] 石建, 周腊吾, 葛召炎, 等. 大风电机组变桨用超级电容模组健康状态在线监测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(12): 108-113.
- SHI Jian, ZHOU Lawu, GE Zhaoyan, et al. Online monitoring method of health state of ultracapacitor for wind turbine pitching[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(12): 108-113.
- [10] 戴晨曦, 刘志刚, 胡轲琰, 等. 基于模型与模糊 Petri 网融合的高铁牵引变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(11): 26-32.
- DAI Chenxi, LIU Zhigang, HU Keting, et al. Fault diagnosis for traction transformer of high speed railway on the integration of model-based diagnosis and fuzzy Petri nets[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(11): 26-32.
- [11] 李辉, 胡姚刚, 唐显虎, 等. 并网风电机组在线运行状态评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(33): 103-109.
- LI Hui, HU Yaogang, TANG Xianhu, et al. Method for on-line operating conditions assessment for a grid-connected wind turbine generator system[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(33): 103-109.
- [12] 董玉亮, 李亚琼, 曹海斌, 等. 基于运行工况辨识的风电机组健康状态实时评价方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(11): 88-95.
- DONG Yuliang, LI Yaqiong, CAO Haibin, et al. Real-time health condition evaluation on wind turbines based on operational condition recognition[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(11): 88-95.
- [13] 黄敏, 林啸, 侯志文. 模糊故障 Petri 网建模方法及其应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(1): 208-215.
- HUANG Min, LIN Xiao, HOU Zhiwen. Modeling method of fuzzy fault Petri nets and its application[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(1): 208-215.
- [14] 杨明明. 大型风电机组故障模式统计分析及故障诊断[D]. 北京: 华北电力大学, 2009.
- YANG Mingming. Fault mode statistic & analysis and failure diagnosis of large-scale wind turbines[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2009.

收稿日期: 2016-05-09; 修回日期: 2016-09-15

作者简介:

董文婷(1992-), 女, 硕士研究生, 研究方向为风电机组故障诊断; E-mail: acrea@163.com

李征(1961-), 女, 通信作者, 教授, 硕士生导师, 长期从事风力发电与储能系统控制及并网技术, 智能微电网。E-mail: lizheng@dhu.edu.cn

(编辑 张爱琴)