

# 基于模糊物元分析的变桨系统状态评估方法

张磊 朱希盼\* 张琨 车璐

(河北工业大学 控制科学与工程学院,天津 300130)

**摘要** 针对现有风电机组状态评估方法实时可靠性差和过多人为因素影响的问题,提出了模糊物元分析评估方法,实现对机组状态的准确评估.选择故障率较高的变桨系统为研究对象,分两步构建了变桨系统状态评估模型:1)分别以 $3\sigma$ 准则和四分位分析法对变桨参数分类处理,避免对参数分布的主观评判;用ANFIS算法对数据进行训练来减小极端值影响,获得多特征参数故障检测结果.2)基于模糊物元分析理论,将上一步多特征参数检测结果作为模糊量值代入物元评估模型中,实现了检测结果模糊值与等级评价指标的统一.应用该方法对风电机组实际运行状态进行了测试,结果表明:与传统二元决策方法相比,能够明显反映变桨系统的运行状态,具有更好的评估效果.从定性角度对比分析,该方法较模糊综合评判方法、传统物元分析方法在变桨系统状态评估方面更有优势.

**关键词** 变桨系统;故障检测;模糊物元分析;状态评估;风电机组

中图分类号 TM743 文献标识码 A 文章编号 1672-4321(2017)04-0088-07

## Method of Condition Assessment of Pitch System Based on Fuzzy Matter-Element Analysis

Zhang Lei, Zhu Xipan, Zhang Kun, Che Lu

(School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

**Abstract** In order to improve the real-time reliability of wind turbine and to solve the effect of artificial factors, fuzzy matter-element analysis is proposed. The pitch system, which has high failure rate, is researched in this paper. The condition assessment model of pitch system is built in two steps: (1) To avoid the subjective judgment of the parameter distribution, this thesis uses  $3\sigma$  rule and quartile analysis method to get the boundary data sets. The ANFIS algorithm is used to train the data to reduce the extreme value, and results of multi-feature fault detection are obtained. (2) Results from fault detection are applied in condition assessment model based on fuzzy matter-element analysis to realize the unification of fuzzy value of detection result and grade assessment. The method is applied to test the actual operation state of wind turbine. The results show that compared with the traditional two-element method, it can obviously reflect the pitch system, and has better assessment effects. From the qualitative point of view, this method is more advantageous than the fuzzy comprehensive evaluation method and the traditional matter-element analysis method in the condition assessment of the pitch system.

**Keywords** pitch system; fault detection; fuzzy matter-element analysis; condition assessment; wind turbine

在风电机组控制系统中,变桨系统作为核心部件,对机组的安全稳定运行起着重要作用.但是,由于变桨系统是复杂的非线性动态系统,在轮毂中受到重力和离心力影响,且运行环境下风的随机分布和不确定性,使其成为风电机组中故障率较高的部

件之一.如果变桨系统出现故障,有可能造成像叶片断裂、飞车、倒塌等严重后果.本文以变桨系统作为研究对象,提出了一种多特征故障检测与模糊物元分析评估相结合的方法,评估系统可靠性.首先,对SCADA数据进行预处理,根据变桨系统结构与运行

收稿日期 2016-09-30 \* 通讯作者 朱希盼 研究方向:风电机组故障分析与诊断 E-mail: hebut\_zhuxipan@126.com

作者简介 张磊(1977-)男,教授,博士,研究方向:风力发电机组智能控制技术及人工智能理论,E-mail: zhanglei@hebut.edu.cn

基金项目 河北省自然科学基金资助项目(F2015202231)

原理, 挖掘出数据间的隐藏关系, 选取变桨特征参数. 同时, 以  $3\sigma$  准则和四分位分析法对特征参数分类处理, 获取多特征数据集. 用 ANFIS 算法对数据拟合处理得到多特征非线性区间回归模型. 将预评估数据输入上述回归模型, 经数据离差标准化得到变桨系统故障检测模型的输出. 其次, 详细描述基于模糊物元分析的变桨系统状态评估模型. 接着, 以故障检测模型的劣化度输入到评估模型中, 输出评估结果. 最后, 从定量角度分析该方法与传统二元决策方法对比结果, 再从定性角度对比分析, 该方法与模糊综合评判方法、传统物元分析方法的区别.

### 1 变桨系统故障检测模型

建立变桨系统故障检测模型过程见图 1. 对 SCADA 源数据进行预处理. 根据变桨系统结构与运行原理, 挖掘出数据间的隐藏关系, 选取变桨特征参数. 同时, 以  $3\sigma$  准则和四分位分析法对特征参数分类处理, 获取多特征数据集. 用 ANFIS 算法对数据拟合处理得到多特征非线性区间回归模型.

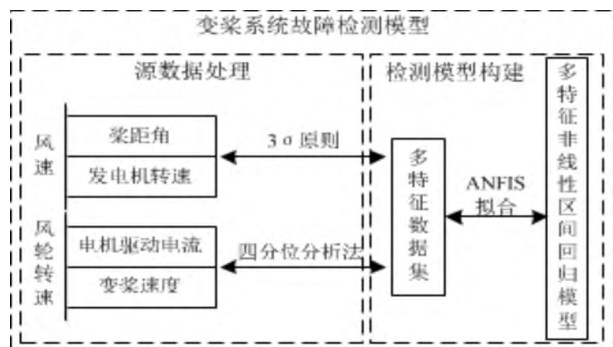


图 1 变桨系统故障检测模型

Fig.1 Fault detection model for pitch system

#### 1.1 特征参数选取及数据预处理

通过对变桨系统结构与运行原理的分析, 并结合基于 Relief 方法的变桨系统特征参量挖掘的数学模型<sup>[1]</sup>和非线性状态估计的变桨系统故障识别<sup>[2]</sup>, 选择与变桨系统密切相关的特征参量, 见表 1.

表 1 变桨系统相关参数集

Tab.1 Parameter sets of pitch system

风速	3#桨距角	3#变桨驱动电流
风轮转速	发电机转速	1#变桨速度
1#桨距角	1#变桨驱动电流	2#变桨速度
2#桨距角	2#变桨驱动电流	2#变桨速度

为做到精炼, 桨距角、变桨驱动电流等三叶片监测参数, 在建模仿真时只表示出 1#叶片参数, 在实际验证时给出全部叶片参数.

数据来源于河北某整机厂实际投入运行的

1.5MW 并网风电机组. 风电机组运行过程中, 叶轮将风能转化为旋转机械能, 经传动系统, 最终由发电机转化为电能向电网输出. 然而, 能量流会受到风机故障的影响. 例如, 故障发生时, 风功率曲线会偏离正常位置. 总之, 风机 SCADA 数据受到了来自风机本身和其它环境因素(例如, 风切变和湍流)的影响, 数据记录过程中隐藏了太多的噪声, 需要对数据进行预处理. 数据预处理过程见表 2.

表 2 数据预处理过程

Tab.2 Data preprocessing process

步骤	数据预处理
1	根据变桨系统结构与运行原理, 确定要分析的 SCADA 数据
2	采用中位值平均滤波消除所选取的风机数据中由于噪声干扰所引起的采样值偏差
3	依据风机运行标志位(1 和 0) 返回元素的线性索引值, 剔除停机数据

由表 2 可见, 步骤 1 确定的 SCADA 数据如表 1; 步骤 2 采用的中位值平均滤波就是在采集的个数数据中去掉一个最大值和一个最小值, 然后对剩下的数据求平均值; 因停机数据不能反映风机真实运行状态情况, 故在步骤 3 中剔除.

#### 1.2 多特征非线性区间回归模型

$3\sigma$  准则<sup>[3]</sup>和四分位分析法<sup>[4]</sup>均是基本的统计理论. 由以下两步得到模型所需数据集.

1) 经过预处理, 得到风速的最大值  $V_{max}$  和  $V_{min}$  最小值. 选取风速划分阈值  $\varepsilon_V$ , 将  $[V_{max}, V_{min}]$  划分成  $N_V$  份. 按照文献要求<sup>[5]</sup>,

$$N_V \approx \frac{V_{max} - V_{min}}{V_V} \quad (1)$$

训练样本集 1 采用的表达形式为  $\{(x_{vk}, \bar{d}_{vk}, k = 1, 2, \dots, N_V)\}$ ,  $x_{vk}$  取为各风速区间中心点值,  $\bar{d}_{vk}$  为各区间所有输出的平均值, 标准差为  $\delta_{vk}$ .

根据  $3\sigma$  准则:

$$\begin{cases} y_{vk}^+ = \bar{d}_{vk} + 3\sigma_{vk} \\ y_{vk}^- = \bar{d}_{vk} - 3\sigma_{vk} \end{cases} \quad (2)$$

得到训练样本集 1 的上下边界数据集  $\{(x_{vk}, y_{vk}^+)\}$ 、 $\{(x_{vk}, y_{vk}^-)\}$ .

2) 经过预处理, 得到风轮转速的最大值  $\Omega_{max}$  和最小值  $\Omega_{min}$ . 选取风轮转速划分阈值  $\varepsilon_\Omega$ , 将  $[\Omega_{max}, \Omega_{min}]$  划分成份  $N_\Omega$ , 选择  $\varepsilon_\Omega = 0.3$ .

$$N_\Omega = \frac{\Omega_{max} - \Omega_{min}}{\varepsilon_\Omega} \quad (3)$$

训练样本集 2 采用的表达形式为  $\{(x_{\omega m}, d_{\omega m}), m$

$= 1, 2, \dots, N_{\Omega}$  }  $x_{\omega_m}$  取为各风轮转速区间中心点值,  $d_{\omega_m}$  为各区间所有输出的中位值, 相应的下四分位值  $d_{1\Omega_m}$ , 上四分位值  $d_{3\Omega_m}$ , 四分位距  $\Delta d_{1QRm} = d_{3\Omega_m} - d_{1\Omega_m}$ .

根据四分位分析法,

$$\begin{cases} y_{\omega_m}^+ = d_{Q1m} + 1.5\Delta d_{1QRm} \\ y_{\omega_m}^- = d_{Q1m} - 1.5\Delta d_{1QRm} \end{cases}, \quad (4)$$

得到训练样本集 2 的上下边界数据集为  $\{(x_{\omega_m}, y_{\omega_m}^+)\}$ 、 $\{(x_{\omega_m}, y_{\omega_m}^-)\}$ .

ANFIS 的拟合能力和推广能力均比 ANN 强<sup>[6]</sup>, 用 ANFIS 方法拟合训练样本集 1 和训练样本集 2 及其上、下边界数据集, 得到各特征的上边界函数  $f^+$ 、下边界函数  $f^-$  和训练集拟合函数  $f$ , 多特征非线性区间回归模型见图 2.

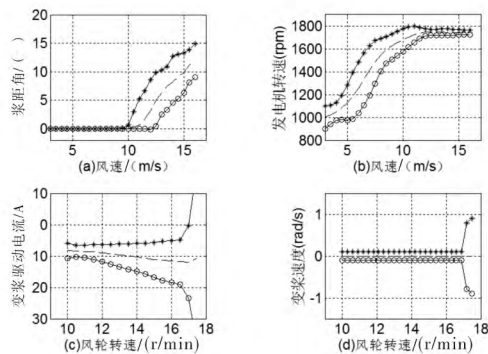


图2 多特征非线性区间回归模型

Fig. 2 Multi-feature nonlinear interval regression model

将预评估数据输入上述回归模型, 经数据离差标准化得到变桨系统故障检测模型的输出. 依据物元分析优化原则中的越小越优型原则, 得到单项特征的模糊量值, 再经离差标准化, 映射到  $[0, 1]$  之间, 记为:

$$\mu(x[i]) = \begin{cases} 1 & y[j] \geq f^+(x[j]) \\ \frac{y[j] - f(x[j])}{f^+(x[j]) - f(x[j])} & f^+(x[j]) > f[j] > f(x[j]) \\ \frac{f[j] - y(x[j])}{f^+(x[j]) - f(x[j])} & f^-(x[j]) < f[j] \leq f(x[j]) \\ 1 & y[j] \leq f(x[j]) \end{cases}, \quad (5)$$

为了抵消少量极端点的影响, 设定单位时段的数据量为  $N_T$ , 单项特征的平均模糊量值为  $\bar{u}(x)$ , 用  $\bar{u}(x)$  表示各特征的隶属值:

$$\bar{\mu}(x) = \frac{1}{N_T} \sum_{j=1}^{N_T} \mu(x[j]). \quad (6)$$

式(5)、(6)中  $j = 1, 2, \dots, N_T$ .

## 2 变桨系统状态评估模型

### 2.1 变桨系统评估建模原理

通过对变桨系统数据的分析和处理, 得到与变桨系统联系比较紧密的特征参数(桨距角、发电机转速、电机驱动电流、变桨速度). 本文采用的建模方法为模糊物元分析方法, 变桨系统状态评估模型建立过程见图 3. 该方法利用变桨系统各特征的劣化度、特征权重, 输出得到变桨系统的等级评价结果. 各特征的权重由具体研究对象和实际运行统计结果确定.

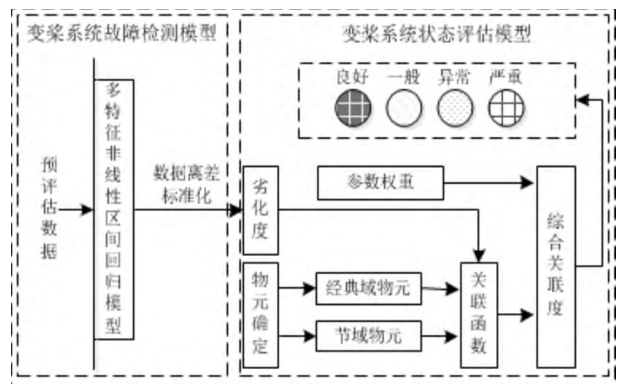


图3 变桨系统状态评估模型

Fig. 3 Condition assessment model of pitch system

### 2.2 基于模糊物元分析理论建模原理

物元分析是由蔡文提出的系统研究方法, 一直在完善改进中, 目前在系统评估、预测分析、决策分析等解决方案中有广泛的应用<sup>[7,8]</sup>.

如果事物  $P$  用  $n$  个特征  $C_1, C_2, \dots, C_n$  及相应的模糊量值  $\mu(x_1), \mu(x_2), \mu(x_3), \dots, \mu(x_n)$  来描述, 则称为  $n$  维模糊物元, 记为:

$$\tilde{R}_n^{\mu} = [P, C, U] = \begin{bmatrix} P & C_1 & \mu(x_1) \\ & C_2 & \mu(x_2) \\ & \vdots & \vdots \\ & C_n & \mu(x_n) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

其中:  $\tilde{R}_n^{\mu}$  表示  $n$  维模糊物元;  $C_i$  表示事物  $P$  第  $i$  项特征;  $\mu(x_i)$  表示事物  $P$  第  $i$  项特征  $C_i$  相应的量值  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 的隶属值, 此值可由隶属函数加以确定, 而隶属函数则根据具体已知条件来决定. 本文由基于正常运行数据的故障检测模型得到.

实域上一点  $x$ , 有限区间  $X_0 = \langle b, c \rangle$  (符号  $\langle \rangle$  只表示区间端点而不论开、闭性质), 定义点  $x$  与有限实区间  $X_0$  的距为  $\rho(x, X_0)$ .

$$\rho(x, X_0) = \left| x - \frac{b+c}{2} \right| - \frac{c-b}{2} \quad (8)$$

设区间  $X_0 = \langle b, c \rangle$ ,  $X = \langle a, d \rangle$ , 且  $X_0 \subset X$  且无公共端点; 则  $x$  关于区间  $X_0, X$  的位置为:

$$D(x, X_0, X) = \begin{cases} \rho(x, X) + \rho(x, X_0), & x \notin X_0 \\ -1, & x \in X \end{cases} \quad (9)$$

那么  $x$  关于区间  $x_0, X$  的关联函数可以描述为:

$$\kappa(x) = \frac{\rho(x, X)}{D(x, X_0, X)}, \quad (10)$$

式中:  $X_0$  和  $X$  分别成为经典域和节域.

确定经典域物元  $R_n^u$ , 记为:

表3 经典域物元范围

Tab.3 Classical field matter-element range

特征参数	第1级	第2级	第3级	第4级
桨距角 1	$\langle 0, 0.20 \rangle$	$\langle 0.20, 0.50 \rangle$	$\langle 0.50, 0.80 \rangle$	$\langle 0.80, 1.0 \rangle$
发电机转速	$\langle 0, 0.15 \rangle$	$\langle 0.15, 0.35 \rangle$	$\langle 0.35, 0.60 \rangle$	$\langle 0.60, 1.0 \rangle$
电机驱动电流 1	$\langle 0, 0.20 \rangle$	$\langle 0.20, 0.35 \rangle$	$\langle 0.35, 0.50 \rangle$	$\langle 0.50, 1.0 \rangle$
变桨速度 1	$\langle 0, 0.05 \rangle$	$\langle 0.05, 0.15 \rangle$	$\langle 0.15, 0.25 \rangle$	$\langle 0.25, 1.0 \rangle$

隶属函数是值域为  $[0, 1]$  的实值函数,  $\langle a_{pi}, b_{pi} \rangle$  为  $P_p$  关于  $C_i$  的节域取值范围, 论文中均取值为  $\langle 0, 1 \rangle$ . 确定节域物元  $R_{pn}^x$ , 记为:

$$R_{pn}^x = \begin{bmatrix} P_p & C_1 & \langle a_{p1}, d_{p1} \rangle \\ & C_2 & \langle a_{p2}, d_{p2} \rangle \\ & \vdots & \vdots \\ & C_n & \langle a_{pn}, d_{pn} \rangle \end{bmatrix} \quad (12)$$

若以  $R_n^w$  表示权重复合物元, 并  $w_i$  以表示事物  $P$  第  $i$  项特征的权重, 则有:

$$R_n^w = [P, \mathcal{C}, W] = \begin{bmatrix} P & C_1 & w_1 \\ & C_2 & w_2 \\ & \vdots & \vdots \\ & C_n & w_n \end{bmatrix} \quad (13)$$

用  $\xi_i$  表示第  $i$  项特征的隶属值, 即  $\xi_i = \mu(x_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), 用  $X_{0m}^{(i)}$  表示  $\langle b_{mi}, c_{mi} \rangle$ ,  $X_p^{(i)}$  表示  $\langle a_{pi}, d_{pi} \rangle$ , 则根据式(9)、(10), 关于等级  $m$  的关联函数值可以表示为:

$$K_m(\xi_i) = \begin{cases} -\frac{\rho(\xi_i, X_{0m}^{(i)})}{|b_{mi} - c_{mi}|}, & \xi_i \in X_{0m}^{(i)} \\ \frac{\rho(\xi_i, X_{0m}^{(i)})}{\rho(\xi_i, X_p^{(i)}) - \rho(\xi_i, X_{0m}^{(i)})}, & \xi_i \notin X_{0m}^{(i)} \end{cases} \quad (14)$$

由式(8)得到:

$$\rho(\xi_i, X_{0m}^{(i)}) = \left| \xi_i - \frac{b_{mi} + c_{mi}}{2} \right| - \frac{c_{mi} - b_{mi}}{2} \quad (15)$$

$$R_{mn}^{X_0} = [P, \mathcal{C}, X_{0m}] = \begin{bmatrix} P_m & C_1 & \langle b_{m1}, c_{m1} \rangle \\ & C_2 & \langle b_{m2}, c_{m2} \rangle \\ & \vdots & \vdots \\ & C_m & \langle b_{mn}, c_{mn} \rangle \end{bmatrix}, \quad (11)$$

对于变桨系统, 式中:  $P_m$  为变桨系统状态的第  $m$  ( $m = 1, 2, 3, 4$ ) 个等级, 分别表示变桨系统运行状态为“良好”、“一般”、“异常”和“严重”,  $\langle b_{mi}, c_{mi} \rangle$  为  $P_m$  关于  $C_i$  的经典域取值范围, 其取值是依据具体特征要求, 文中确定的经典域物元见表3.

$$\rho(\xi_i, X_p^{(i)}) = \left| \xi_i - \frac{b_{pi} + d_{pi}}{2} \right| - \frac{d_{pi} - a_{pi}}{2} \quad (16)$$

$w_i$  为事物  $P$  第  $i$  项特征的权重, 对各特征关于等级  $m$  的关联函数值加权平均后所得数值为各等级  $m$  的综合关联度, 即:

$$D(P_m) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i K_m(\xi_i)}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (17)$$

确定  $D^* = \max\{D(P_m) \mid m = 1, 2, 3, 4\}$ , 即确定事物  $P$  应属于等级  $m$ .

### 2.3 预评估数据验证

选取一段故障发生前后采集数据作为测试样本, 共3169条, 输入多特征非线性区间回归模型, 输出对比结果见图4.

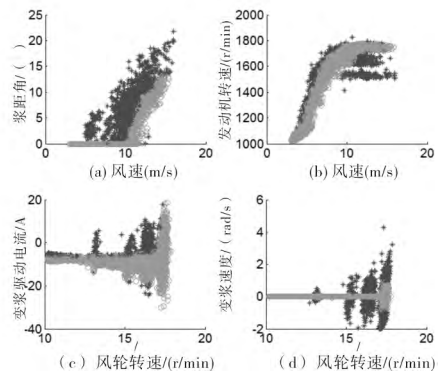


图4 故障检测模型边界示意图

Fig.4 Output results of Multi-feature nonlinear interval regression model

选取  $N_T = 353$  约为 1 h 数据采集量 经过计算, 得到此测试样本各特征隶属值见表 4.

表 4 变桨系统各特征的隶属值

Tab. 4 Membership value of each characteristic of pitch system

时间编号	桨距角 1	发电机转速	变桨驱动电流 1	变桨速度 1
1	0.0960	0.5530	0.3450	0.0028
2	0.5105	0.4527	0.2236	0.0625
3	0.7505	0.3479	0.1052	0.1335
4	0.8853	0.5333	0.3989	0.3068
5	0.8886	0.5606	0.4419	0.3352
6	0.6555	0.4180	0.1826	0.1818
7	0.5385	0.6071	0.3331	0.1818
8	0.2139	0.5430	0.4021	0.0483
9	0.1540	0.4894	0.4426	0.0227

根据工程设计和检修记录, 并结合故障率的统计数据, 参数相关性比例结果为 [93 94 94 91 91, 92 88 14 15 14] 来确定各参数的相对权重. 参数  $i$  与  $j$  相对权重为  $a_{ij}$ , 则参数  $j$  与  $i$  相对权重为  $a_{ji} = 1/a_{ij}$ , 最终形成一个两两比较的判断矩阵  $A = (a_{ij})_{n \times m}$  即:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \frac{93}{94} & \frac{93}{94} & \frac{93}{91} & \frac{93}{91} & \frac{93}{92} & \frac{93}{88} & \frac{93}{14} & \frac{93}{15} & \frac{93}{14} \\ \frac{94}{93} & 1 & \frac{94}{94} & \frac{94}{91} & \frac{94}{91} & \frac{94}{92} & \frac{94}{88} & \frac{94}{14} & \frac{94}{15} & \frac{94}{14} \\ \frac{94}{93} & \frac{94}{94} & 1 & \frac{94}{91} & \frac{94}{91} & \frac{94}{92} & \frac{94}{88} & \frac{94}{14} & \frac{94}{15} & \frac{94}{14} \\ \frac{91}{93} & \frac{91}{94} & \frac{91}{94} & 1 & \frac{91}{91} & \frac{91}{92} & \frac{91}{88} & \frac{91}{14} & \frac{91}{15} & \frac{91}{14} \\ \frac{91}{93} & \frac{91}{94} & \frac{91}{94} & \frac{91}{91} & 1 & \frac{91}{92} & \frac{91}{88} & \frac{91}{14} & \frac{91}{15} & \frac{91}{14} \\ \frac{92}{93} & \frac{92}{94} & \frac{92}{94} & \frac{92}{91} & \frac{92}{91} & 1 & \frac{92}{88} & \frac{92}{14} & \frac{92}{15} & \frac{92}{14} \\ \frac{88}{93} & \frac{88}{94} & \frac{88}{94} & \frac{88}{91} & \frac{88}{91} & \frac{88}{92} & 1 & \frac{88}{14} & \frac{88}{15} & \frac{88}{14} \\ \frac{14}{93} & \frac{14}{94} & \frac{14}{94} & \frac{14}{91} & \frac{14}{91} & \frac{14}{92} & \frac{14}{88} & 1 & \frac{14}{15} & \frac{14}{14} \\ \frac{15}{93} & \frac{15}{94} & \frac{15}{94} & \frac{15}{91} & \frac{15}{91} & \frac{15}{92} & \frac{15}{88} & \frac{15}{14} & 1 & \frac{15}{14} \\ \frac{14}{93} & \frac{14}{94} & \frac{14}{94} & \frac{14}{91} & \frac{14}{91} & \frac{14}{92} & \frac{14}{88} & \frac{14}{14} & \frac{14}{15} & 1 \end{bmatrix}$$

求解判断矩阵  $A_{10 \times 10}$  的特征向量采用如下方程:

$$A\eta = \lambda_{\max}\eta, \quad (18)$$

式中:  $\lambda_{\max}$  为最大特征根  $\eta$  为对应的特征向量. 特征向量经过归一化后得到权重向量  $W$ . 具体过程为:

1) 初始化特征向量  $\eta_0 = [1 \ 0 \ \dots \ 0 \ 0]^T_{10}$ ;

2) 定义迭代次数  $N_w = 100$ , 接下来迭代式 (19)、(20) 得到最终  $\eta_{N_w}$ ;

$$\eta_{\alpha} = A\eta_{\alpha}, \quad (19)$$

$$\eta_{\alpha+1} = \frac{\eta_{\alpha}}{\|\eta_{\alpha}\|_2}, \quad (20)$$

其中  $\alpha = 0, 1, 2, \dots, N_w - 1$ .

3) 通过式 (21) 得到  $\lambda_{\max}$ :

$$\lambda_{\max} = \frac{\|A\eta_{N_w}\|_1}{\|\eta_{N_w}\|_1}. \quad (21)$$

4) 如式 (22) 特征向量经过归一化后得到各特征的权重向量:

$$W = \frac{\eta_{N_w}^T}{\|\eta_{N_w}\|_1}. \quad (22)$$

经过以上计算, 得到各特征(桨距角 1, 桨距角 2, 桨距角 3, 变桨驱动电流 1, 变桨驱动电流 2, 变桨驱动电流 3, 发电机转速, 变桨速度 1, 变桨速度 2, 变桨速度 3) 对应的权值为 [0.1356 0.1370 0.1370, 0.1327 0.1327 0.1341 0.1283 0.0204 0.0219, 0.0204].

对变桨系统状态进行评估  $t = 1$ , 各等级综合关联度为  $[D(P_1) \ D(P_2) \ D(P_3) \ D(P_4)]_{t=1} = [0.0011, \quad - \quad 0.1314 \ 0.1283 \ 0.0204 \ 0.0219, \ 0.0204]$ . 根据综合关联度最大原则, 得到  $D^* = D(P_1)$ , 此时变桨系统总体上处于“良好”状态. 从实际的监测数据来看, 各项指标均运行在正常状态, 和本文评估方法的计算结果吻合. 同理, 可得到其它时刻变桨系统状态, 如表 5.

表 5 变桨系统状态变化过程  
Tab.5 The changing process of pitch system

时间编号	各等级综合关联度				评估结果
	$D(P_1)$	$D(P_2)$	$D(P_3)$	$D(P_4)$	
$t=2$	-0.0034	0.0025	-0.0119	-0.0153	一般
$t=3$	-0.0078	0.0034	-0.0022	-0.0095	一般
$t=4$	-0.0093	-0.0069	-0.0032	0.0015	严重
$t=5$	-0.0094	-0.0073	-0.0041	0.0023	严重
$t=6$	-0.0086	-0.0030	0.0065	-0.0056	异常
$t=7$	-0.0086	-0.0030	0.0065	-0.0056	异常
$t=8$	0.0000	-0.0069	-0.0138	-0.0165	良好
$t=9$	0.0093	-0.0111	-0.0173	-0.0185	良好

### 3 方法对比

鉴于样本数据在选择上的差异性, 定量的权重和阈值选取上的主观性对比并不能全面反映几种评估方法的区别. 利用选取数据集, 图 5 呈现了本文方法(方法 1)、传统二元决策方法(方法 2)对变桨系统状态的评估结果.

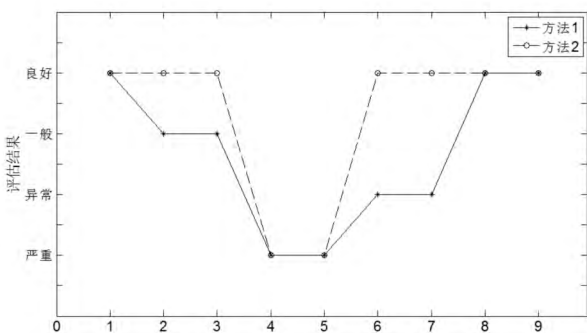


图 5 变桨系统状态评估结果对比

Fig.5 Comparison of condition assessment results of pitch system

方法 2 与本文方法的最终评估结果具有一致性, 但只能评估状态是“良好”还是“严重”, 不能对中间状态“一般”、“异常”进行评估. 此方法处理方式显然存在一定问题, 假如此时状态评估“良好”, 但是有状态恶化的趋势, 则应该提高注意; 假如此时状态评估“严重”, 但有转好趋势, 则不应立即评判成故障, 造成不必要的误诊. 本文方法对风机的各状态阶段均进行评估, 便于维修人员准确掌握风机状态, 出现问题后及时采取必要措施.

为了验证变桨系统可靠性评估模型的实用性, 从定性的角度, 对比分析模糊综合评判方法, 传统物元分析方法与本文方法在模型建立过程中有如下不

同之处.

1) 模糊综合评判方法和传统物元分析方法均是对单组数据的判断. 本文方法考虑到风速的随机性和风机湍流特性, 为了防止极端值影响并中和干扰, 采用均值法对单参数故障程度进行处理.

2) 模糊综合评判方法和传统物元分析方法一般采用 Bin 方法对数据进行拟合, 采用绝对阈值判断对象故障程度, 并没有对数据进行训练. 这在实际应用时, 计算机编程更容易实现. 但 Bin 方法适用于温度、振动信号等变化范围小且波动程度小的特征参数. 对于像风轮转速, 发电机转速, 桨距角等变化范围大或相对波动幅值大的参数, 需要经过训练来确定参数偏离正常值的程度.

3) 三种方法中, 模糊综合评判方法在隶属度函数选择, 因素集权重分配上带有强烈的主观性; 传统物元评估方法中的物元经典域及节域确定也会受到人为因素影响. 但不能否定, 有时主观评判也能较好反映客观实际, 使得评估结果具有较好的参考价值. 不过, 考虑到主观判断会严重扭曲客观事实, 本文利用数学方法确定评估指标权重, 利用数学本身的严格逻辑性确定各评估指标的权重, 中间并对结果进行了滤波和修复处理.

### 4 结语

现有的状态评估侧重于研究风电机组整体, 难以表征其子系统的实际运行状态, 所以对子系统运行状态进行评估研究十分必要. 为此, 本文选择故障率较高的变桨系统为研究对象, 考虑到变桨系统多特征之间的相互作用, 选取与之密切相关的参数, 建立故障检测模型, 经实际分析验证能够对变桨系统各特征进行故障识别. 将以上各特征平均劣化度作

为模糊量值代入本文重点介绍的模糊物元分析模型,经实际数据验证,结果不仅比传统二元决策评估结果精确,而且与现场维修时表现效果相符,充分表明了此方法在评估变桨系统状态方面的优越性,同时说明了模糊物元评估理论的方法切实可行,可供现场参考。以后的研究目标是提高模糊量值和权重的精度,并将该方法应用到风场中来验证实际效果。

#### 参 考 文 献

- [1] 李辉,杨超,李学伟,等. 风机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(12): 1922-1930.
- [2] 尹诗,余忠源,孟凯峰,等. 基于非线性状态估计的风电机组变桨控制系统故障识别[J]. 中国电机工程学报, 2014( S1): 160-165.
- [3] 尹爱军,赵磊,吴宏钢. 相关法动平衡校正中的  $3\sigma$  准则误差处理方法[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2013(10): 22-26.
- [4] 赵永宁,叶林,朱倩雯. 风电场弃风异常数据簇的特征及处理方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 21: 39-46.
- [5] Yang W, Court R, Jiang J. Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis[J]. Renewable Energy, 2013, 53: 365-376.
- [6] Chen B, Matthews P C, Tavner P J. Automated on-line fault prognosis for wind turbine pitch systems using supervisory control and data acquisition [J]. Iet Renewable Power Generation, 2015, 9(5): 503-513.
- [7] Liu H, Dong X H, Yang Z L, et al. The application of intelligent fuzzy inference to the fault diagnosis in pitch-controlled system [J]. Energy Procedia, 2012, 16: 1839-1844.
- [8] 胡姚刚. 并网风电机组的运行状态评估[D]. 重庆: 重庆大学, 2011.