

基于融合理论的风电机组状态评价正态云模型

刘华新¹, 苑一鸣¹, 周 沛¹, 周伟伟¹, 张穆勇², 韩中合¹

(1. 华北电力大学电站设备状态监测与控制教育部重点实验室, 保定 071003;

2. 河北大学质量技术监督学院, 保定 071003)

摘 要: 针对目前风电机组状态评价中关键参数确定方法客观性不足的问题,以及对关键部件劣化程度准确把握的需求,提出一种基于证据融合理论及正态云模型的风电机组状态综合评价方法。该方法引入修正温度的概念,利用环境温度(T_e)和有功功率(P)对温度参数进行修正来确定修正阈值;引入DSmT理论中的PCR5融合规则对权重进行融合;利用 3σ 准则确定评价模型的数字特征,从而提高了模型中关键参数确定的客观性。最后,利用某风场1.5 MW直驱式机组的SCADA数据进行验证。结果表明,该文方法可在故障发生前得出状态已成逐渐下降的趋势的结论,对机组早期缺陷发出报警,从而达到整机状态预警的目的,对运维有指导意义。

关键词: 状态评价; 正态云模型; DSmT; 修正温度; 状态预警

中图分类号: TM614; TM615 **文献标识码:** A

0 引 言

近年来,随着风电机组制造技术的提高,采用多极永磁发电机的直驱式风力发电机逐渐替代双馈型机组,成为装机主流^[1]。尽管如此,直驱式机组仍面临位于全年风速较大,工作环境恶劣的地区的挑战,其设备维修与更换的费用昂贵,因此对风电机组准确地进行状态综合评价,从而据其安排机组的运行与维护计划,延长机组寿命、规避重大故障损失、节约运维成本已逐渐成为热点。

目前,针对机组状态的研究工作主要侧重于关键部件的状态监测与预测^[2]。文献[3~5]结合运行风力机的SCADA数据,通过参数趋势分析、聚类、正常行为模型和损伤模型等方法对风电部件状态进行监测。然而,单一系统或部件的状态监测结果难以全面表达机组的状态。因而,针对整机的评价和评价方法的研究对制定维修决策十分重要。在评价方法方面,文献[6~8]利用模糊综

合评判方法、物元分析理论以及T-S神经网络等方法对风电机组性能进行评估;文献[9,10]采用正态云模型对整机状态进行评价,取得较理想的效果。

然而,在确定评价方法时,以模糊评价模型为代表的模型仅考虑隶属度的不确定性并将其精确化,忽略了随机性。而正态云模型同时考虑模糊性和不确定性的问题,但数字特征的确定上无统一标准。评价模型构建时,对于冲突性强的主客观权重融合采用简单赋权求和的方式^[11]显然缺乏客观性;对于监测参数的劣化度所引入的阈值均为固定阈值。风电机组工况受环境温度变化影响较大,冬夏季对应的工况采用固定阈值作为温度特征量评估指标劣化度上下限阈值,很难准确确定部件温度监测指标的劣化程度。因此本文在正态云模型的基础上引入以 3σ 准则为基础的数字特征确定方法,通过DSmT数据融合理论对主客观权重并结合修正温度阈值构建评价模型,从而确保评价过程的客观性和正确性。

收稿日期: 2017-07-03

基金项目: 国家科技支撑计划(2014BAA06B01); 中央高校基本科研业务费专项资金(2015MS133)

通信作者: 韩中合(1964—),男,博士、教授、博士生导师,主要从事电站设备状态检测、控制与信息技术方面的研究。

han_zhonghe@163.com

1 风电机组状态综合评价模型的构建

1.1 确定风电机组状态评价体系

本文从某风场 1.5 MW 直驱式风电机组的设备组成和电网因素出发,结合该风场 SCADA (supervisory control and data acquisition) 系统的监测数据,并遵循风电机组状态评价过程的准确性和简洁性,合理选择对状态评价有直接或间接影响的运行指标。

在该指标体系中,指标层共有 14 个指标,分别为 $U=\{u_1, u_2, \dots, u_{14}\}=\{\text{电机转速, 最高电机绕组温度, } \dots, \text{桨叶角度}\}$ 。然后根据风力机各个子系统的组成,将指标层的指标划分到 4 个项目层中,即 $U=\{U_1, U_2, U_3, U_4\}=\{\text{发电机, 电网系统, 机舱及控制系统, 变桨系统}\}$ 。以 U_1 为例, $U_1=\{u_{11}, u_{12}\}=\{\text{电机转速, 最高绕组温度}\}$ 。并以此为基础,构建该直驱式风力机的评价指标体系,该指标体系如图 1 所示。

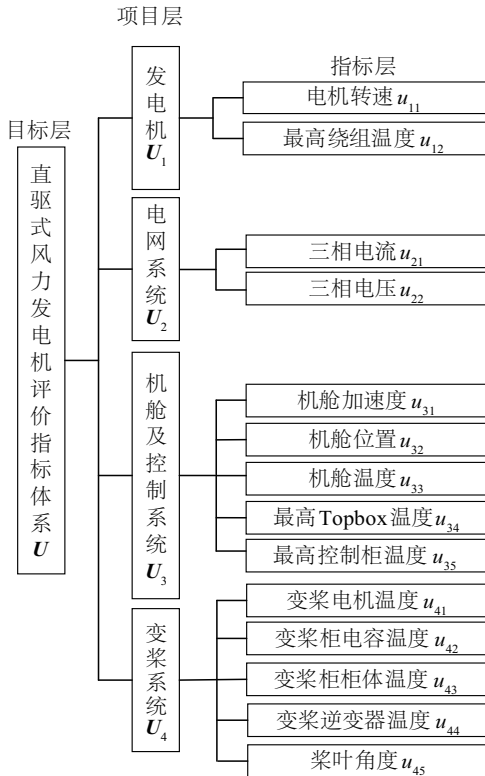


图1 直驱式风力发电机评价指标体系

Fig. 1 Evaluation indices system of direct drive wind turbine

1.2 评价集及云隶属度矩阵的确定

以监测参数劣化度为判别依据的评价等级可

有效反映出劣化趋势对评价等级的影响,本文依据以往直驱式风电机组及电力设备评价的评价集,确定本文的评价集为: $K=\{\text{正常, 注意, 异常, 严重}\}=\{k_1, k_2, k_3, k_4\}$ 。

在此基础上,以评判指标 u_{ij} 为基本评价单元,计算出其相对于评价集中元素 $k_i(i=1, 2, 3, 4)$ 的云隶属度 r_{ij} ,并用云隶属度集 $R_{ij}=\{r_{i1}, r_{i2}, r_{i3}, r_{i4}\}$ 表示指标 u_{ij} 的评价结果。以此类推,构成了项目层中所有指标的云隶属度矩阵。以项目层中的发电机为例,其云隶属度矩阵为:

$$R_{u_1} = \begin{bmatrix} R_{u_{11}} \\ R_{u_{12}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & r_{14} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & r_{24} \end{bmatrix} \quad (1)$$

2 基于正态云模型的状态评价模型改进

针对在状态评价领域中,尤其是在风电机组状态评价领域,评价模型所存在的问题,本文提出以下 3 点改进以提高评价模型的准确性:

1) 引入修正温度的概念。大多数文献都忽略了固定阈值无法准确确定劣化程度的问题。对于占 SCADA 监测指标较大比例的温度指标来说,环境温度对风力机温度监测指标有很大影响,因此,经过修正后的温度更能反映机组的状态。

2) DSmt 融合规则用于权重融合。将针对冲突性强的证据融合方式应用于同样具有强冲突性的主客观权重的融合,相比于单一权重和简单组合权重具有优势。

3) 3σ 准则的正态云模型参数确定。本节引入更具有理论基础的参数确定方式对特征参数 (Ex, En, He) 进行确定,从而确保评价过程关键环节的客观性。

2.1 基于修正温度的风电机组温度监测参数阈值的确定

风力机处于常年环境因素变化频繁的地区,冬、夏季温度差别巨大,致使环境温度对风力机温度监测指标有很大影响;风力机控制策略的最终目的是进行风电机组功率的控制。因此,对于非强制降温的温度信号的监测指标来说,其温度主要受环境温度和输出功率的影响。

基于以上分析,可得出部件温度的函数关系

式,如式(2)所示:

$$T_e = f(T_c, P) \quad (2)$$

式中, T_c ——部件温度; T_e 、 P ——环境温度和平均有功功率。

2.1.1 SCADA 数据的筛选

待修正与参与拟合的数据应该为机组正常工作或故障数据,而启停机是强制行为,对运行工况影响大,不能作为参与拟合的数据。因此,进行温度修正之前,为了保证曲线拟合精度,需要剔除:

1)超出风电机组额定运行范围以外的监测数据;

2)机组故障或维护人员操作导致停机的前后一段时间的数据;

3)测量仪器故障或降级。

2.1.2 部件温度修正及阈值确定

在 SCADA 数据筛选的基础上,利用 Bin 法按照微小功率区间(10 kW)提取数据。在各功率区间内 $[P_i, P_{i+1})$,可认为功率不变,取各区间的中值作为此区间上的功率。相比于平均环境温度,最高环境温度更能代表对部件温度的影响。参照文献[12]中提到的温度修正方法,在其基础上可得到消除环境温度与有功功率影响后的修正温度,第 i 个功率区间的函数表达式如式(3)、式(4)所示:

$$T'_{ci} = T_{ci} - k_i \cdot T_{ei} \quad (3)$$

$$T''_{ci} = T'_{ci} - k_p \cdot P_i - k_i \cdot T_{ei} \quad (4)$$

式中, T'_{ci} ——第 i 个功率区间消除环境温度影响后的部件温度; T''_{ci} ——第 i 个功率区间消除环境温度与输出功率影响后的温度; k_p ——温升系数; k_i ——第 i 个功率区间上的环境温度的参数项。

通过 2 次修正,可消除 T_e 与 P_i 对部件温度的影响。在修正温度的基础上,选取风场多台风力机 1 个完整年的温度监测数据,对评价指标体系中的温度监测量进行修正。并取修正温度最大、最小值作为温度指标的上、下限值。对于中间型指标的阈值,则根据样本估计整体的思想,并参考文献[13]来确定。

2.2 基于证据融合理论的评价指标权重

对于风力机整机评价,采用单一权重很难全面反映某指标在整体评价中的相对重要程度。因

此在评价领域,如何对多种权重信息进行融合已经成为一个研究热点。文献[14,15]通过构造组合权重的数学公式对权重进行组合;文献[16]考虑主、客观权重的趋同性,并以偏差最小化为目标寻找最优权重。以上方法虽然都考虑到权重之间的关联性,但在数据融合理论中,主客观权重融合问题可归结为强冲突证据的融合问题。基于此,本文引入一种数据融合的方法——DSmT 证据理论。

2.2.1 DSmT 融合规则

DSmT 理论(Dezert-Samrandache theory, DSmT)可认为是 Jean Dezert 和 Florentin Smarandache 于 2001 年在经典 DST 理论(Dempster-Shafer theory)的基础上提出的自相矛盾和似是而非推理方法用于数据融合的一种新理论。该理论定义了超幂集 D^θ 及在识别框架 Θ 下的广义基本信度赋值 $m(\cdot)$ 。

在此基础上,有不加约束下的自由 DSmT 模型 $M^l(\Theta)$ 及证据源的信度赋值 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$, D^θ 中的命题数会随 Θ 命题个数的增加而迅速增加。因此,采用 DSmT 组合规则中计算精度高,但运算相对复杂的 PCR5(proportional conflict redistribution rules 5)比例冲突重新分配原则^[17],可将不需要的命题信度分配给其他命题。

2.2.2 权重确定及权重融合

从权重信息的不确定性与重要度角度出发,采用熵权法与 AHP 来计算各子系统中指标层指标的权重及项目层中各子系统的权重。权重可看做以语义集作为辨识框架到权重值的映射,即: $\Theta\{\theta_1, \dots, \theta_n, (i=1, \dots, n)\} \rightarrow [0, 1]$ 。以发电机系统为例 $\Theta_1 = \{\theta_{11}, \theta_{21}\} = \{\text{电机转速权重, 最高绕组温度权重}\}$, 令 m_1 和 m_2 作为熵权法权重及 AHP 权重在识别框架 Θ_1 下的广义基本信度赋值,通过 PCR5 对 2 种信度进行融合,得到组合权重。具体计算方法如下:

对于有 m 个待评价工况, n 个监测指标的子系统 k , 由 AHP 确定的第 j 项指标的权重 w_{cjk} ; 由熵权法确定的指标矩阵 $Y_k = (y_{ij})_{m \times n}$ 中指标 y_j 的信息熵与第 j 项指标的熵权 w_{ijk} 分别为:

$$H_{jk} = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^m p_{ijk} \ln p_{ijk} \quad (5)$$

$$w_{ijk} = 1 - H_{jk} / \sum_{j=1}^n (1 - H_{jk}) \quad (6)$$

$$w_{M'(\theta)}(A) \triangleq [w_c \oplus w_h](A) = \sum_{\substack{\theta_{1k}, \theta_{2k} \in \Theta \\ (\theta_{1k} \cap \theta_{2k}) = A}} w_c(\theta_{1k}) w_h(\theta_{2k}) + \sum_{\substack{\theta_{1k} \in \Theta \\ (\theta_{1k} \cap A) = \Phi}} \left[\frac{w_c^2(A) w_h(\theta_{1k})}{w_c(A) + w_h(\theta_{1k})} + \frac{w_h^2(A) w_c(\theta_{1k})}{w_h(A) + w_c(\theta_{1k})} \right] \quad (7)$$

式中, θ_{1k} 、 θ_{2k} ——第 k 个子系统同一个指标; w_c 、 w_h ——熵权法确定的权重和 AHP 确定的权重; A ——公式前半段代表与 θ_{1k} 、 θ_{2k} 相同的指标, 公式后半段代表与 θ_{1k} 不同的指标。

2.3 基于 $3\epsilon n$ 准则的正态云模型参数确定

在概率理论的基础上, 考虑到隶属度的随机性, 李德毅院士提出云模型理论^[18]。云模型可正式描述随机、模糊性的内在联系, 实现概念从定性到定量的不确定映射。在风电评价领域, 所划分的状态等级边界是模糊的, 而且各等级的隶属度取值具有不确定性。因此, 采用云模型中的云隶属度概念可很好地对风电机组状态进行评价。

通过数字特征参数 (Ex , En , He) 来描述云模型的概念。在此基础上, 若 x 满足 $x \sim N(Ex, En'^2)$, 其中 $En' \sim N(Ex, He^2)$, 则 x 对概念 C 的确定度 $\mu_c(x)$ 满足:

$$\mu_c(x) = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}} \quad (8)$$

则 x 在 U 上的分布为正态云。

在确定数字特征 En 的方法中, 采用最多的是 $En = (c_{\max} - c_{\min})/6$, 其中 c_{\max} 、 c_{\min} 为指标等级的上下限^[19]; 文献[11]采用 $En = (a+b)/6$ 、 $En = (a-b)/6$ 及 $En = 2d - (b+c)/6$, 其中字母表示以劣化度标定的各指标等级界限值。以上方法虽然具有实际价值, 但缺乏理论依据。因此, 本文在 $3\epsilon n$ 准则基础上, 给出了确定数字特征 En 和 He 的方法。

正态云的云滴 (x_i, y_i) , 因 $x_i \sim N(Ex, En'^2)$, 则 En' 取值满足 $3\epsilon n$ 准则, 如式(9)所示:

$$3\epsilon_1 En'_i = \max\{C_{\max} - Ex_i, Ex_i - C_{\min}\} \quad (9)$$

式中, p_{ijk} ——第 k 个子系统的第 j 项指标的第 i 个状态指标值的比重。

以第 k 个系统为例, 对主、客观权重进行融合, 如式(7)所示。

式中, $\epsilon_1 \geq 1$, $\epsilon_1 \in \mathbf{Z}$; En'_i ——第 i 个子区间的熵; C_{\min} 、 C_{\max} ——以劣化度标定的有效论域左端点与右端点的值, 其中 $C_{\min} = 0$, $C_{\max} = 1$ 。

将 En_i 取值看做该云朵与其相邻云朵 En'_i 取值的平均数, 如式(10)所示。同时 $En'_i \sim N(En_i, He_i^2)$, 则 He_i 取值也满足 $3\epsilon n$ 准则, 如式(11)所示:

$$En_i = \begin{cases} (En'_i + En_{i+1}')/2, & i=0 \\ (En_{i-1}' + En'_i + En_{i+1}')/3, & 0 < i < h \\ (En_{i-1}' + En'_i)/2, & i=h \end{cases} \quad (10)$$

$$3\epsilon_2 He'_i = \max\{En_i - En'_i, En'_i - En_i\} \quad (11)$$

式中, $\epsilon_2 \geq 1$, $\epsilon_2 \in \mathbf{Z}$ 。

通过调整 ϵ_1 与 ϵ_2 的值, 来控制重叠度以防云朵过早重叠, 最终确定隶属云模型的数字特征。

3 算例分析

为验证本文提出的风电机组状态评价方法的效果, 采用某风场 1.5 MW 直驱式风电机组 14#风力机 2013 年 5 月 30 日 23:40 (T_1)~5 月 31 日 00:50 (T_8) 的监测数据对持续时间段内机组运行状态进行评价中, 如表 1 所示。其中, $T_1 \sim T_8$ 为时间上连续的待评价状态; 1#变桨电机温度出现异常持续升高的情况, 其他参数基本正常。

3.1 基于本文方法的状态评价模型

首先, 根据 2.1 节数据筛选方法对表 1 中 SCADA 数据所在的 3 个月监测数据进行筛选, 剔除切入风速以上, 功率为零的附近的点; 剔除数据点较为密集的曲线下方的欠功率点, 即启停机的过程点。为了验证筛选效果, 以筛选前和筛选后的“平均风速-平均有功功率”曲线为例, 如图 2a 和图 2b 所示。

表1 某1.5 MW风电机组SCADA数据
Table 1 SCADA data of a 1.5 MW WTGS

状态参数	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8
$u_{11}/\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$	17.29	17.3	17.30	16.88	16.82	17.30	17.29	17.29
$u_{12}/^{\circ}\text{C}$	72.4	78.6	81.6	82.9	83.9	85.0	85.8	86.5
u_{21}/A	1369.93	1389.11	1384.46	1388.46	1378.97	1383.97	1385.13	1356.69
u_{22}/V	367.26	365.6	367.79	368.32	368.56	368.35	368.08	367.80
$u_{31}/\text{mm}\cdot\text{s}^{-2}$	0.05	0.04	0.05	0.04	0.05	0.04	0.04	0.07
$u_{32}/(^{\circ})$	216.41	210.28	212.89	212.96	212.97	221.48	214.49	214.05
$u_{33}/^{\circ}\text{C}$	26.3	24.5	25.4	25.3	25.2	25	24.9	24.8
$u_{34}/^{\circ}\text{C}$	29.7	28.0	29.0	28.8	28.6	28.6	28.5	28.3
$u_{35}/^{\circ}\text{C}$	38.7	38.1	38.5	38.6	39.5	39.4	39.1	39.5
$u_{41}/^{\circ}\text{C}$	55.9	59.7	56.5	58.5	59.1	59.7	66.2	138.1
$u_{42}/^{\circ}\text{C}$	30.9	31.3	31.5	31.6	31.7	31.8	31.9	32
$u_{43}/^{\circ}\text{C}$	40.0	40.5	40.5	40.5	40.5	40.6	40.6	40.8
$u_{44}/^{\circ}\text{C}$	33.4	33.8	34.1	34.0	34.0	34.0	34.0	34.1
$u_{45}/(^{\circ})$	3.74	0.54	4.76	1.42	1.83	0.01	5.27	41.24

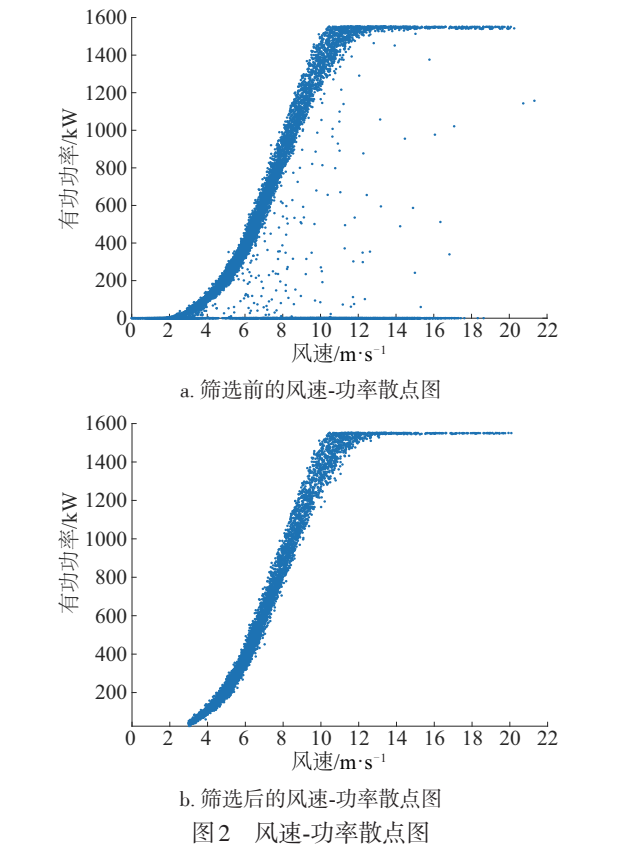


图2 风速-功率散点图
Fig. 2 Wind power scatter diagram

根据 2.1 节的阈值确定方法,采用该风场 6 台风力机的全年监测数据,以最高电机绕组温度为

例,通过式(3)拟合出各功率区间的消除环境温度影响后的修正温度 T_{ei}' ;以各功率区间中点的消除环境温度影响的修正温度为纵坐标,以平均有功功率为横坐标,可得到如图 3 所示散点图及 800~810 kW 功率区间上的环境温度与部件温度的散点图。

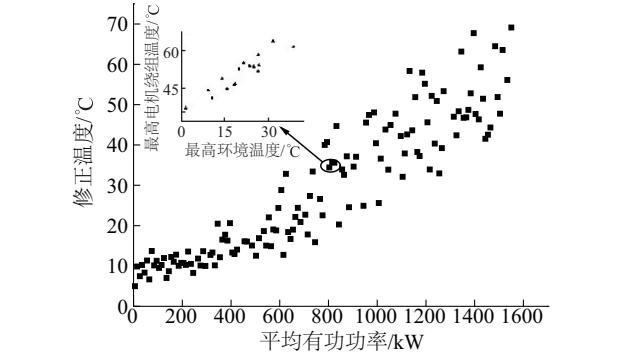


图3 最高绕组温度的修正温度散点图
Fig. 3 Correction temperature diagram of maximum winding temperature

最终计算出线性参数 k_p 、 k_i 以得到最终的修正温度。修正部件温度及修正阈值如表 2 所示,其中阈值上、下限栏左侧对应原始温度,右侧为修正温度。由表 2 及历史数据可知,修正温度大小与所监测温度无明显相关关系,还受功率及环境温度等因素的影响。

表 2 修正温度及修正阈值

Table 2 Correction temperature and correction threshold

温度指标	修正温度						
	阈值上限		阈值下限		T_1	T_6	T_7
$u_{12}/^{\circ}\text{C}$	86.8	62.31	2.0	-35.13	10.05	22.58	37.54
$u_{33}/^{\circ}\text{C}$	20.0	6.01	-1.9	-4.81	2.63	2.28	3.34
$u_{34}/^{\circ}\text{C}$	23.3	12.40	7.6	0.24	9.15	9.02	10.54
$u_{35}/^{\circ}\text{C}$	37.7	35.07	19.3	8.01	12.34	13.86	17.67
$u_{41}/^{\circ}\text{C}$	79.5	31.88	-23.9	-10.96	-0.06	18.50	25.21
$u_{42}/^{\circ}\text{C}$	29.5	19.83	-1.5	-3.69	9.35	9.24	11.98
$u_{43}/^{\circ}\text{C}$	40.5	29.74	5.0	-0.29	16.3	15.06	19.10
$u_{44}/^{\circ}\text{C}$	32.9	18.22	-2.5	-6.30	9.41	8.68	12.29

依据文献[14]计算劣化度的方法,以 T_6 时刻为例,各子系统的劣化度为: $g_{U_1}=[0.59,0.48]$; $g_{U_2}=[0.90,0.002]$; $g_{U_3}=[0.02,0.19,0.66,0.92,0.22]$; $g_{U_4}=[0.69,0.55,0.51,0.61,0.92]$ 。各评估指标、子系统的主客观及融合权重如表 3 所示。

表 3 评价指标的权重

Table 3 Weight of evaluation indices

项目	AHP权重		熵权重		DSmT融合权重	
	A_{U_i}	$A_{U_{ij}}$	A_{U_i}	$A_{U_{ij}}$	A_{U_i}	$A_{U_{ij}}$
U_1	0.27	{0.2,0.8}	0.30	{0.16,0.84}	0.28	{0.09,0.91}
U_2	0.08	{0.33,0.67}	0.33	{0.9984,0.0016}	0.18	{0.08,0.92}
U_3	0.12	{0.11,0.23,0.11,0.44,0.11}	0.20	{0.27,0.7,0.02,0.0065,0.0035}	0.12	{0.206,0.022,0.164,0.584,0.024}
U_4	0.53	{0.05,0.18,0.07,0.14,0.56}	0.17	{0.7,0.03,0.03,0.01,0.23}	0.42	{0.484,0.059,0.015,0.037,0.405}

风电机组状态评价结果分为正常、注意、异常及严重,其范围及对应描述如表 4 所示。

表 4 风电机组状态评价等级

Table 4 Condition evaluation grade of wind turbines	
劣化度范围	状态描述
(0,0.2)	正常状态,运行稳定
(0.2,0.4)	注意状态,需加强监视
(0.4,0.7)	异常状态,需适当安排停机检修
(0.7,1)	严重状态,需立即安排停机检修

根据 2.3 节提出的正态云模型数字特征的确定方法,考虑到等级边界的重叠性和相对贴进度过大的问题,确定 $\varepsilon_1=2$, $\varepsilon_2=1$,对应 4 个状态等级的数字特征分别为: $E\mathbf{x}=[0,0.3,0.55,1]$; $E\mathbf{n}=[0.142,0.125,0.125,0.129]$; $H\mathbf{e}=[0.008,0.003,$

$0.011,0.013]$ 。生成的 4 个状态等级隶属云模型($N=1000$),如图 4 所示。

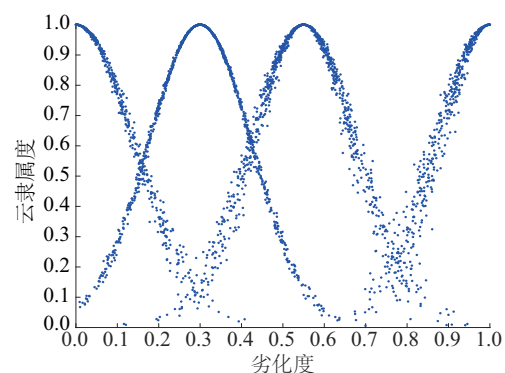


图 4 各评价等级正态云模型曲线($N=1000$)

Fig. 4 The normal cloud model curves of each evaluation grade($N=1000$)

由于云隶属度是具有稳定倾向的随机数,将劣化度及权重计算结果代入式(8),并取 100 计算结果的平均值作为最终的云隶属度 R_y 。分系统隶属度以时刻 7 为例,如式(12)~式(15)所示:

$$R_{17} = \begin{bmatrix} 0 & 0.002 & 0.292 & 0.148 \\ 0 & 0 & 0.005 & 0.967 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$R_{27} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.023 & 0.737 \\ 0.999 & 0.063 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$R_{37} = \begin{bmatrix} 0 & 0.001 & 0.263 & 0.163 \\ 0 & 0 & 0.065 & 0.478 \\ 0.041 & 0.900 & 0.301 & 0 \\ 1 & 0.057 & 0 & 0 \\ 0.452 & 0.623 & 0.014 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$R_{47} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.063 & 0.487 \\ 0 & 0.014 & 0.640 & 0.038 \\ 0 & 0.022 & 0.735 & 0.027 \\ 0 & 0.001 & 0.250 & 0.175 \\ 1 & 0.057 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

在上式基础上,得到各子系统综合状态评价隶属度矩阵,如式(16)所示:

$$R_7 = \begin{bmatrix} B_{17} \\ B_{27} \\ B_{37} \\ B_{47} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.031 & 0.893 \\ 0.004 & 0.347 & 0.842 & 0.002 \\ 0.347 & 0.647 & 0.064 & 0.006 \\ 0.106 & 0.912 & 0.188 & 0.002 \end{bmatrix} \quad (16)$$

最后得到某状态下的对应于 4 个状态的综合评价隶属度矩阵,如式(18)所示:

$$C_7 = \omega \cdot R_7 = [0.362 \quad 0.026 \quad 0.057 \quad 0.400] \quad (17)$$

以最大隶属度原则确定 $T_1 \sim T_7$ 持续时间段内的评价结果,如表 5 所示。

由评价结果可看出运行到 T_3 时刻,机组状态已发生劣化。并且从此刻开始,机组状态出现持续下降趋势。到 T_7 时刻机组状态已为严重状态,此时的状态描述为需立即安排停机检修。结合现场机组

表 5 $T_1 \sim T_7$ 时刻评价结果
Table 5 $T_1 \sim T_7$ moments evaluation result

项目	评价结果						
采样时刻	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7
本文模型	[0.3680,0.269, 0.113,0.264]	[0.362,0.272, 0.095,0.292]	[0.361,0.071, 0.281,0.277]	[0.240,0.463, 0.338,0.025]	[0.290,0.237, 0.394,0.029]	[0.193,0.121, 0.433,0.174]	[0.362,0.026, 0.057,0.400]
状态等级	正常状态	正常状态	正常状态	注意状态	异常状态	异常状态	严重状态

的故障信息可知,该机组 14#风力机于 2013 年 5 月 31 日 00:47:21 发出 3#变桨电机温度高的报警,即 $T_7 \sim T_8$ 时刻之间发生故障,与本文方法分析结果一致。

3.2 参照组模型

为了验证本文所提出的评价模型的优势,尤其

是基于融合理论权重的优势,本文拟采用基于融合前的 AHP 权重和熵权权重的评价模型作为对比,来验证融合理论在状态评价中的有效性。采用单权重的正态云模型评价结果如表 6 所示,并在图 5 中可直观的看出各评价方法的优劣。

表 6 $T_1 \sim T_7$ 时刻参照组的评价结果
Table 6 $T_1 \sim T_7$ moments evaluation result of the reference group

项目	评价结果						
采样时刻	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7
AHP 模型	[0.479,0.236, 0.167,0.116]	[0.391,0.328, 0.241,0.07]	[0.414,0.282, 0.194,0.08]	[0.358,0.347, 0.250,0.03]	[0.446,0.204, 0.375,0.022]	[0.380,0.270, 0.299,0.058]	[0.230,0.125, 0.177,0.402]
状态等级	正常状态	正常状态	正常状态	正常状态	正常状态	正常状态	严重状态
熵权模型	[0.042,0.330, 0.332,0.321]	[0.043,0.162, 0.379,0.288]	[0.052,0.164, 0.436,0.280]	[0.037,0.333, 0.521,0.033]	[0.101,0.259, 0.595,0.027]	[0.006,0.153, 0.707,0.065]	[0.041,0.027, 0.384,0.414]
状态等级	异常状态	异常状态	异常状态	异常状态	异常状态	异常状态	严重状态

根据以上分析可知,由温度超阈值而引发的故障,其劣化过程是逐渐劣化的。虽然采用 AHP 权重及熵权权重的评价方法都一定程度上体现出劣化趋势,但 AHP 权重对劣化状态评价的迟滞性,导

致机组可能长时间带病运行;熵权权重对于劣化状态过于敏感,不符合实际劣化情况。

从权重的角度来分析以上评价结果,由于 AHP 权重赋予了 u_{12} 、 u_{34} 及 u_{45} 等不具有典型代表性且劣

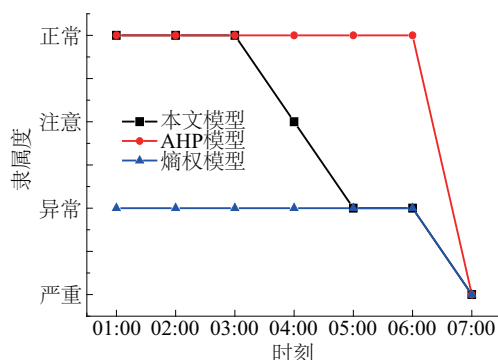


图5 各模型评价结果趋势曲线

Fig. 5 Evaluation results and trend curves of different models

化程度不高的指标较大的权重,导致对于机组的劣化不敏感。由于 SCADA 数据中,变桨电机温度 u_{41} 波动明显,熵权较大,放大了机组的劣化程度,导致对于机组的劣化过于敏感。

而融合理论很好融合 2 种权重法的优势,并结合修正温度及正态云模型,在 T_4 时刻评价出状态下降低趋势。可对机组早期缺陷发出报警,以便引起运维人员注意来及早采取措施,达到整机状态预警的目的,对运维有指导意义。

4 结 论

本文在考虑现有风电机组综合评价方法的基础上,结合风电机组计划检修的需要,提出一种基于修正温度的风电机组状态综合评价模型。该模型以修正温度为基础,消除了对部件温度有较大影响的最高环境温度和有功功率,有较明确的物理意义。并且,消除环境温度影响,可对不同季节工况阈值进行修正,以准确掌握关键部件的劣化程度;对属于强冲突证据类型的主客观权重融合问题,提出 DSmT 证据融合理论,从而在理论层面上实现了对权重融合的解释;基于 $3\epsilon n$ 原则的数字特征的确定,约束了各等级正态云曲线的数字特征,从而解决了重叠性和相对贴度过大的问题。

从实际运行数据验证的结果可知,本文提出的评价模型可对机组早期缺陷发出报警,改进了单一权重模型对故障过度敏感或迟滞的不足,可得出故障前机组状态的劣化趋势,从而提高评价结果的预测性。因此,本文方法不仅可避免机组发生严重故障,也可对维修决策有一定指导意义。

[参考文献]

- [1] Arabian- Hoseynabadi H, Tavner P J, Oraee H. Reliability comparison of direct-drive and geared-drive wind turbine concepts[J]. Wind Energy, 2010, 13(1): 62—73.
- [2] 李 辉, 胡姚刚, 李 洋, 等. 大功率并网风电机组状态监测与故障诊断研究综述[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(1): 6—16.
- [2] Li Hui, Hu Yaogang, Li Yang, et al. Overview of condition monitoring and fault diagnosis for grid-connected high-power wind turbine unit [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(1): 6—16.
- [3] Kusiak A, Verma A. Monitoring wind farms with performance curves[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(1): 192—199.
- [4] Catmull S. Self- Organising map based condition monitoring of wind turbines [A]. 2011 European Wind Energy Association Annual Event (EWEA 2011) [C], Brussels, 2011.
- [5] Cross P, Ma X. Model-based and fuzzy logic approaches to condition monitoring of operational wind turbines[J]. International Journal of Automation and Computing, 2015, 12(1): 25—34.
- [6] 万书亭, 万 杰, 张成杰. 基于灰色理论和变权模糊综合评判的风电机组性能评估[J]. 太阳能学报, 2015, 36(9): 2285—2291.
- [6] Wan Shuting, Wan Jie, Zhang Chengjie. Comprehensive evaluation of wind power unit performance evaluation based on grey theory and variable weight fuzzy mathematics[J]. Acta Energaiae Solaris Sinica, 2015, 36(9): 2285—2291.
- [7] 肖运启, 王昆朋, 贺贯举, 等. 基于趋势预测的大型风电机组运行状态模糊综合评价[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(13): 2132—2139.
- [7] Xiao Yunqi, Wang Kunpeng, He Guanju, et al. Fuzzy comprehensive evaluation for operating condition of large-scale wind turbines based on trend predication[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(13): 2132—2139.
- [8] 王小航, 张 妍, 钟振林. 基于 IPSO-TSFNN 的风电机组综合评价[J]. 计算机仿真, 2016, 33(1): 420—424.
- [8] Wang Xiaohang, Zhang Yan, Zhong Zhenlin. Comprehensive evaluation for wind turbines based on

- IPSO-TSFNN[J]. Computer Simulation, 2016, 33(1): 420—424.
- [9] Sun Peng, Li Jian, Wu Yuanhong, et al. Condition assessment of wind turbine generators based on cloud model[A]. IEEE International Conference on Solid Dielectrics-ICSD[C], Bologna, Italy, 2013.
- [10] 江顺辉. 基于大数据分析的风电机组运行状态评估方法研究[D]. 厦门: 华侨大学, 2016.
- [10] Jiang Shunhui. The method research of wind turbines operating conditions assessment based on big data analysis[D]. Xiamen: Huaqiao University, 2016.
- [11] 郑理科, 李帅兵, 王晓东, 等. 基于最优变权正态云模型的电力变压器绝缘状态评估[J]. 高压电器, 2016, 52(2): 85—92.
- [11] Zheng Like, Li Shuaibing, Wang Xiaodong, et al. Insulation condition assessment for power transformer based on normal cloud model with optimal variable weights[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(2): 85—92.
- [12] 霍娟, 唐贵基, 刘大宾, 等. 基于温度信号的风电机组发电机实时可靠性监测新方法[J]. 可再生能源, 2016, 34(3): 408—412.
- [12] Huo Juan, Tang Guiji, Liu Dabin, et al. A novel monitoring method of wind turbine generator real-time reliability based on temperature signals[J]. Renewable Energy Resources, 2016, 34(3): 408—412.
- [13] 黄必清, 何焱, 王婷艳. 基于模糊综合评价的海上直驱风电机组运行状态评估[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2015, 55(5): 543—549.
- [13] Huang Biqing, He Yan, Wang Yanting. Fuzzy synthetic evaluation of the operational status of offshore direct-drive wind turbines[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2015, 55(5): 543—549.
- [14] 张穆勇. 基于运行数据的风力发电设备可靠性分析方法和评估技术的研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
- [14] Zhang Muyong. Research on the analysis method and evaluation technology of wind turbine reliability based on the operating data[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [15] 杨勇平, 吴殿法, 王宁玲. 基于组合权重-优劣解距离法的火电机组性能综合评价[J]. 热力发电, 2016, 45(2): 10—15.
- [15] Yang Yongping, Wu Dianfa, Wang Ningling. Comprehensive evaluation for large scale coal-fired power units based on combined weight and TOPSIS method[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(2): 10—15.
- [16] 沈阳武, 彭晓涛, 施通勤, 等. 基于最优组合权重的电能质量灰色综合评价方法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(10): 67—73.
- [16] Shen Yangwu, Peng Xiaotao, Shi Tongqin, et al. A grey comprehensive evaluation method of power quality based on optimal combination weight[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(10): 67—73.
- [17] Wen Chenglin, Xu Xiaobin, Jiang Haina, et al. A new DSMT combination rule in open frame of discernment and its application[J]. Science China Information Sciences, 2012, 55(3): 551—557.
- [18] Wang Guoyin, Xu Changlin, Li Deyi. Generic normal cloud model[J]. Information Sciences, 2014, 280: 1—15.
- [19] 杨杰明, 董玉坤, 曲朝阳, 等. 基于区间权重和改进云模型的变压器状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(23): 102—109.
- [19] Yang Jieming, Dong Yukun, Qu Zhaoyang, et al. Condition assessment for transformer based on interval weight and improved cloud model[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(23): 102—109.

NORMAL CLOUD MODEL FOR CONDITION EVALUATION OF WIND TURBINES BASED ON FUSION THEORY

Liu Huaxin¹, Yuan Yiming¹, Zhou Pei¹, Zhou Weiwei¹, Zhang Muyong², Han Zhonghe¹

(1. *Key Lab of Condition Monitoring and Control for Power Plant Equipment, Ministry of Education, North China Electric Power University, Baoding 071003, China*; 2. *School of Quality Supervisor, Hebei University, Baoding 071003, China*)

Abstract: Aiming at the problem of insufficient objectivity in the determination of key parameters in the current status evaluation of wind turbines, and the requirement for accurate understanding the degree of deterioration of key components, a comprehensive evaluation method for wind turbines is proposed based on evidence fusion theory and normal cloud model. This method introduces the concept of correction temperature, which uses the ambient temperature (T_e) and the active power (P) to correct the temperature parameter to determine the correction threshold and the PCR5 fusion rules in DSmT theory is introduced to fuse the weight. The $3\epsilon n$ criterion is used to determine the numerical characteristics of the evaluation model, which improves the objectivity for the determination of the key parameters in the model. Finally, the SCADA data of 1.5 MW direct-drive wind turbine in certain wind farm are used to verify the method. The results show that the proposed method can reach the conclusion that the condition has been decreasing gradually before the failure occurs, and can send an alarm to the early defects of the unit, so as to achieve the purpose of early warning of the whole unit and have the guiding significance for the operation and maintenance.

Keywords: condition evaluation; normal cloud model; DSmT; correction temperature; condition warning