

基于工况辨识的风电机组齿轮箱状态监测

刘长良¹ 闫 萧²

(1. 华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室 北京 102206;
2. 华北电力大学 控制与计算机工程学院 河北 保定 071003)

摘 要: 针对大型风电机组复杂多变的运行工况,采用单一固定阈值来评价风电机组运行状态误报警率高的问题,采用标准模糊C均值聚类进行运行工况识别;在各个子工况空间下,利用非线性状态估计方法建立齿轮箱正常工作状态下温度模型进行轴承温度估计;采用滑动窗口残差统计方法对残差进行分析,建立残差均值报警阈值。最后以某风电机组SCADA(数据采集与监视控制系统)数据进行应用研究。结果表明:基于工况辨识的模型可以准确估计齿轮箱温度并能降低误报警率,可以实时在线监测齿轮箱运行状态。

关键词: 风电机组; 工况辨识; 状态监测; 非线性状态估计

中图分类号: TM315 文献标识码: A
DOI: 10.16146/j.cnki.rndlge.2016.07.007

引 言

齿轮箱是风电机组的重要机械传动部件之一,其运行状态会对风电机组整体运行产生巨大影响。文献[1]使用传感器采集风电机组发电机、齿轮箱、以及主要轴承的电压、电流和振动等信号,介绍了不同机械部位主要故障特征和相应的故障诊断方案;文献[2]中统计了风电机组各系统的故障率。结果显示,与故障率较高的电控系统或液压系统相比,齿轮箱由于设备需求多,维护更为困难和复杂,因齿轮箱故障而造成的经济损失在各类故障中是最大的;文献[3]使用多层神经网络算法对齿轮箱和发电机进行建模,并且根据实际温度参数设定齿轮箱报警阈值,采用Multi-Agent方法综合分析了不同部件的诊断结果,一次来进行故障预测。同时也指出神经网络算法的精度受多种因素影响,例如训练算法的

选择、建模对象的网络结构以及学习样本等;文献[4]将NSET(非线性状态估计)建模方法应用于风电机组齿轮箱运行状态监测,概述了NSET模型建立过程,并通过仿真示例验证了方法的有效性。与神经网络、支持向量机等建模方法相比,该非线性状态估计方法具有实时性且物理意义明确等优点,建立设备的实时动态模型快速、有效且模型精确度高。

而以上方法都采用单一固定阈值来评价风电机组运行状态。由于风电场一般处在恶劣环境下,受风力、机械和环境温度等的影响,风电机组的运行工况复杂且多变,传统的采用单一固定阈值进行风机运行状态监测会带来误报警率高的问题,不能满足风电机组状态监测的要求。因此,考虑工况复杂性对于故障预警带来的影响,根据不同的工况选择自适应健康指标是减少误报警率的有效途径。本研究采用一种基于工况辨识的温度趋势分析的方法进行齿轮箱状态的监测,在工况辨识的基础上,采用NSET方法建立齿轮箱的温度模型对齿轮箱的温度进行估计,兼顾了风电机组运行环境的多变性和状态信息的复杂性。

1 风电机组运行工况辨识

变速变负荷特性是齿轮箱运行特性之一,机组的运行状态随着风速改变的同时,齿轮箱承受力和载荷也发生变化,因此其温度也会随之波动。因此假设在固定某一工况下进行齿轮箱温度估计,不考虑不同风电机组运行工况带来的影响,会降低温度估计准确性甚至误报警。

收稿日期: 2016-03-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61203107)

作者简介: 刘长良(1966-),男,河北保定人,华北电力大学教授。

通讯作者: 闫 萧(1991-),女,浙江湖州人,华北电力大学硕士研究生。

1.1 FCM 算法原理

FCM(模糊 C 均值算法)是模糊聚类中应用最为广泛的一种算法。FCM 以极小化所有数据点与各聚类中心的欧式距离及模糊隶属度的加权和为目标,不断修正聚类中心和分类矩阵直到符合终止准则,将具有类似特征的数据样本聚为一类,算法已经在机械状态监测领域中有了广泛成功应用^[5~7]。

将问题的有关符号规定如下:由系统数据中选择 n 个数据构成样本集: $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$; 已知样本聚类中心: $\{m_j, j = 1, 2, \dots, c\}$, 其中 c 为聚类中心个数; $b > 1$ 表示加权指数; $\mu_j(x_i)$ 是第 i 个数据点对于第 j 个聚类中心的隶属度。 J_f 为隶属度函数定义的聚类损失函数, 则 FCM 算法可以表述为:

$$J_f = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - m_j\|^2 \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) = 1; i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

为了将问题转化为不带约束条件的问题,在此之下求取式(1)的最小值,引入 λ 乘子构造新的不带约束的极值求取函数:

$$F = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - m_j\|^2 + \lambda (\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) - 1) \quad (3)$$

对 m_j 和 $\mu_j(x_i)$ 求取极值,可得使得式(3)达到最小值的必要条件为:

$$m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b} \quad (4)$$

$$\mu_j(x_i) = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - m_j\|}{\|x_i - m_k\|} \right)^{\frac{2}{b-1}}} \quad (5)$$

$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, c$

FCM 算法的步骤就是求取能够使得目标函数达到最小值的 m_j 和 $\mu_j(x_i)$, 求取过程可以使用迭代方法。步骤如下:

(1) 设定所需要的聚类中心个数 c 和加权指数 b ;

(2) 初始化聚类中心 m_j ;

(3) 进行以下迭代运算,直到新计算出的隶属度与上一时刻隶属度之差满足给定精度:

已知 m_j , 计算式(5)得到 $\mu_j(x_i)$;

已知 $\mu_j(x_i)$, 计算式(4)得到新的聚类中心 m_j 。

满足条件停止运算后,所设定各个类别的聚类中心以及各个数据点对于聚类中心的隶属度值。

1.2 工况辨识

由风机特性可知^[8],风机运行功率与风速和发电机扭矩有着明显密切的关系,功率、风速和扭矩对风机状态特征参数有直接影响,且变化幅度大。该风电机组的实际功率-风速、功率-发电机转矩关系如图1所示。从图中我们可以看出风速和扭矩对风机功率有着很大的影响,在一定程度上成正比关系。因此本文选定功率、风速、发电机扭矩这3个运行工况特征参数作为 FCM 工况辨识模型的特征集。

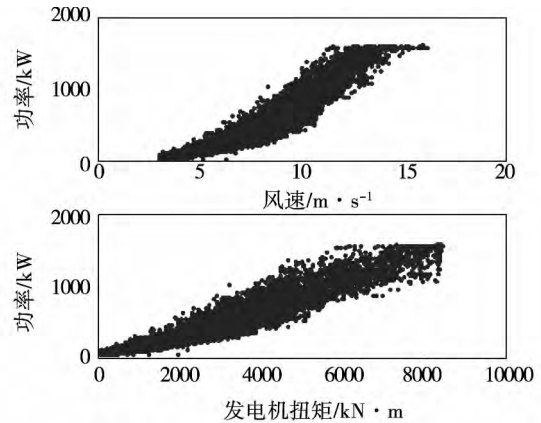


图 1 风电机组的实际功率与风速/转矩关系图

Fig. 1 Chart showing the relationship between the actual power and wind speed/torque of a wind power generator unit

利用机组 SCADA 系统中的历史数据,使用 FCM 算法进行风电机组运行工况辨识,将机组运行状态划分为 n 个子工况,每个工况都包含一定数据作为相应工况下 NSET 模型的历史矩阵 D 。

SCADA 系统所记录数据庞大且各个运行参数的量纲各不相同,并且不同运行参数数据最大值与最小值的差值相差巨大,比如风速的绝对值和转速的绝对值,相差超过一个等量级,这些都会影响到模型计算精度,因此需要对历史数据进行归一化处理,归一化公式如下:

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \min_{1 \leq k \leq n} x_{kj}}{\max_{1 \leq k \leq n} x_{kj} - \min_{1 \leq k \leq n} x_{kj}} \quad (6)$$

$i = 1, 2, \dots, n;$
 $j = 1, 2, \dots, p$

表 1 为不同 C 值(聚类中心)个数下聚类获得的分类系数值和平均模糊熵。从表中可以看出将风机运行工况分为 3 个子工况时分类系数最大,平均模糊熵最小,因此分类效果最好。故本研究使用

FCM 算法将风机运行工况分为 3 个子工况。

表 1 不同 C 值 FCM 分类系数和分类熵

Tab. 1 FCM-algorithm-based classified coefficients and entropies at various c values

分类中心个数	分类系数	平均模糊熵
2	0.839	0.276
3	0.861	0.274
4	0.785	0.421
5	0.756	0.483

图 2 为将历史数据分成 3 个工况时的工况辨识结果。

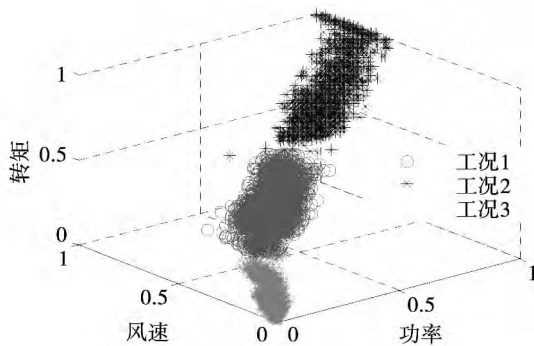


图 2 基于 FCM 算法的风电机组运行工况划分结果

Fig. 2 FCM-algorithm-based division results of the operating conditions of a wind power generator unit

运用已经划分完成的 3 个子工况下相对应的历史数据,使用 NSET 算法建立齿轮箱温度模型,进行齿轮箱温度估计值的计算,得到齿轮箱温度观测值的估计值。利用观测值与估计值之间的残差,结合风电运行机组报警阈值实际设计情况,则可以设定非单一的基于风电机组运行工况的自适应报警阈值。

2 齿轮箱轴承温度建模

运用已经划分完成的三个子工况下相对应的历史数据,使用 NSET 算法建立齿轮箱轴承温度模型,进行齿轮箱轴承温度估计值的计算,得到齿轮箱轴承温度观测值的估计值。利用观测值与估计值之间的残差,结合风电运行机组报警阈值实际设计情况,则可以设定非单一的基于风电机组运行工况的自适应报警阈值。

2.1 NSET 建模原理

Singer 等提出非线性状态估计(NSET)建模方法^[9],该方法属于数据驱动建模方法。当前 NSET 已经在核电站传感器校验、激发能量转移、故障诊断等区域取得了广泛的成功的应用^[10~12]。

假设齿轮箱状态监测中某一时刻的运行状态由 n 个运行参数所表示,则把这一时刻的 n 个变量作为观测向量:

$$X(i) = [x_1 x_2 \cdots x_n]^T \quad (7)$$

NSET 建模的第一个步骤是构造历史过程矩阵 D 。而矩阵 D 的构造的本质是对某一设备在正常运行状态时所产生特性的学习和记忆过程,这些特性则由表示观测向量的运行参数所构成。在齿轮箱正常工作状态下,采集 m 个历史观测向量(确保观测向量涵盖齿轮箱不同运行工况),组成历史过程矩阵:

$$D = [X(1) \ X(2) \ \cdots \ X(m)] = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(m) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(m) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_n(1) & x_n(2) & \cdots & x_n(m) \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (8)$$

其中 D 的每一列代表一个观测向量,其意义为齿轮箱的一个正常工作状态。假设合理选择观测向量,所构成的 D 就能够代表齿轮箱正常运行时的动态过程。

NSET 模型的输入为: 齿轮箱新一时刻观测向量 X_{obs} , 模型对应的输出为: 对该输入向量的估计值 X_{est} 。对于 X_{obs} , NSET 模型生成一个相对应的权值向量:

$$W = [w_1 w_2 \cdots w_m]^T \quad (9)$$

使得:

$$X_{est} = w_1 X(1) + w_2 X(2) + \cdots + w_m X(m) \quad (10)$$

权值 W 所表征的是估计向量与记忆矩阵之间的相似性程度。可以通过下式求取:

$$W = (D^T \cdot D)^{-1} \cdot (D^T \cdot X_{obs}) \quad (11)$$

为了防止求取权值时由于样本数据的复杂相关性所带来的式(11)中矩阵不可逆的问题出现,利用基于相似性原理的相似性,使用欧氏距离来反映两两向量之间的关系,使用运算符 \otimes 代替点积,不仅解决数据相关所造成的矩阵不可逆的问题,也使 NSET 方法具有更直观的物理意义,式(11)可以推

广为:

$$W = (D^T \otimes D)^{-1} \cdot (D^T \otimes X_{obs}) \quad (12)$$

根据式(12)得到的权值,可以得到观测向量矩阵与估计向量矩阵关系如下:

$$X_{est} = D \cdot (D^T \otimes D)^{-1} \cdot (D^T \otimes X_{obs}) \quad (13)$$

当齿轮箱正常工作时,没有故障趋势,那么风电机组运行参数也就是正常的,作为 NSET 模型的输入观测向量,即齿轮箱的某一运行状态也就被包含在历史记忆矩阵所表征的齿轮箱正常工作区间内,则此刻新输入观测向量必定与记忆矩阵中某些历史观测向量距离很近,相似度非常高,那么模型就能精准得计算出观测向量的估计值,估计精度高,因而计算出的观测向量与估计向量的残差就会很小。而当齿轮箱出现故障隐患,那么它的运行状态就会偏离记忆矩阵所表征的正常状态,记忆矩阵中不含有与它想接近的历史观测向量,那么模型就无法准确计算出其相应的估计值,因而两者的残差也会增大。

2.2 滑动窗口残差法

残差序列的均值可以较为直观地反映其大小和分布特性,采用滑动窗口残差统计方法可以实时连续分析残差统计特性的连续变化。合理选择滑动窗口的宽度 N ,可以消除齿轮箱运行过程中不确定因素和随机干扰,降低误报警率,从而提高状态监测的可靠性。

$$\varepsilon = X_{obs} - X_{est} \quad (14)$$

设某段时间内,基于 NSET 建立的齿轮箱轴承温度模型所得到的残差序列为:

$$\varepsilon_{CT} = [\varepsilon_1 \varepsilon_2 \dots \varepsilon_N \dots] \quad (15)$$

对以上残差序列,取宽度为 N 的滑动窗口,对此窗内的连续 N 个残差计算其均值即:

$$\bar{X}_\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i \quad (16)$$

2.3 NSET 模型有效性验证

采用 NSET 算法对齿轮箱轴承温度建模的关键是合理确定与齿轮箱轴承温度变化密切相关变量集,即确定历史矩阵构造以及观测向量的运行参数^[13-14]。本文选定 NSET 模型变量为以下 8 个风电机组运行参数:功率、风速、发电机转速、风向角、齿轮箱轴承温度、齿轮箱油箱温度、机舱温度和环境温度。

选取 SCADA 系统中 2 300 组数据构造记忆矩阵 D , 1 500 组数据作为 NSET 模型的测试样本集。

验证结果如图 3 所示。为表达更清楚直观,将齿轮箱测试数据和估计数据进行反归一化处理,反归一化公式为:

$$x_{ij} = x_{ij}^* * \left(\frac{\max x_{kj} - \min x_{kj}}{1 \leq k \leq n} \right) + \min x_{kj} \quad (17)$$

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p$$

从图 3 可以看出,基于 NSET 建立的齿轮箱轴承温度模型对齿轮箱工作正常时的动态特性具有较高的建模精度,图 3(a) 显示出齿轮箱轴承估计温度曲线与观测曲线基本重合,并且从图 3(b) 的残差分布图可以看到二者之间误差非常小。说明模型可以比较准确地得到齿轮箱轴承温度的估计值,因此为后续齿轮箱状态预警分析提供可靠的依据。

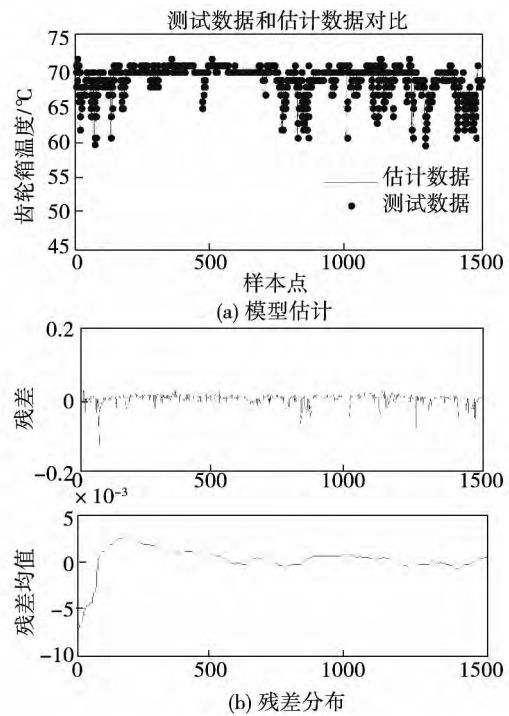


图 3 NSET 模型齿轮箱轴承温度估计结果

Fig. 3 Results of the temperature of the gear bearing box estimated by using the NSET model

3 实例分析

本文研究的某风电机组额定功率为 1.5 MW。该机组的 SCADA 系统每次记录数据包括主要信息时间、功率、风速、发电机转速、风向角、齿轮箱轴承温度、齿轮箱油箱温度、机舱温度、环境温度、实时转矩和机舱两侧振动加速度等 69 个参数。部分 SCADA 系统记录数据如表 2 所示。

表 2 部分机组 SCADA 系统记录数据

Tab. 2 A part of the data of the unit recorded by the SCADA system

功率 /kW	转速 / $m \cdot s^{-1}$	环境温 度 / $^{\circ}C$...	齿轮箱轴 1 温度 / $^{\circ}C$	风速 / $m \cdot s^{-1}$
84.79	1099.61	3.8	...	50.8	4.44
85.79	1102.08	4.8	...	52.8	3.02
87.38	1101.53	3.8	...	51.8	3.89
...
1507.26	1799.31	0.8	...	69.8	12.65
1512.78	1787.87	-4.2	...	69.8	12.37

SCADA 系统中所记录的风电机组的运行数据庞大, 本文共采用 SCADA 系统中 8 天的记录数据, 总 122 920 组数据如表 2 所示。按照一定时间间隔选取合适数据数目, 确定所选数据包含风电机组运行各类工况。数据中包含着机组非正常运行状态的数据点, 会对结果的可靠性产生影响, 在构造记忆矩阵时需要的是风电机组正常运行状态下的健康数据, 因此需要剔除这些数据。本文剔除输出功率为零或者负值、当风速小于切入风速(3 m/s) 和风速大于切出风速(25 m/s) 的点, 且剔除功率突变的点, 认为这些数据点为非正常运行状态下的数据点。

经过处理得到 10 993 组有效数据, 使用第一节模糊 C 均值算法进行风电机组运行工况辨识, 将机组运行状态划分为 3 个子工况, 每个工况都包含一定数据作为相应工况下 NSET 模型的历史矩阵 D。然后使用第二小节 NSET 建模方法, 得到齿轮箱轴承温度测的估计值, 根据滑动窗口残差法计算残差均值。由于非参数模型在对输入进行预测时, 存在一定的不确定性。因此, 在计算滑动窗口残差序列的均值时, 需要结合实际情况给出一定的置信区间。据此确定各工况下相对应的残差均值的报警阈值所得结果如表 3 所示。

表 3 不同工况下和不分工况下得到的阈值

Tab. 3 Threshold values obtained under various operating conditions and at partial loads not being given

工况类别	残差均值阈值	标准差阈值
不分工况	0.000 12	0.000 64
1	0.001 62	0.007 37
2	0.015 38	0.018 74
3	0.007 04	0.025 14

当 NSET 模型计算得到的估计值与预测值的残差分布特型发生较大变化, 即残差均值或者标准差均值大于以上所设定的阈值时, 则认为此刻齿轮箱轴承温度偏离正常值, 齿轮箱工作状态偏离正常运行空间, 由此发出故障隐患报警。对于运行工况划分和不进行工况划分下得到的阈值, 对于各子工况下历史数据使用 NSET 模型进行齿轮箱轴承温度估计, 进行有效性验证, 求得相应的误报警率如表 4 所示。由表 4 我们可以看出, 基于 FCM 运行工况分类后, NSET 模型误报警率有所下降, 三种工况误报警样本总数为 118, 误报警率为 0.9%, 较不分工况下的误报警率(3.72%), 误报警的情况有所改善, 证明了模型的有效性。

表 4 不同工况下和不分工况下误报警率

Tab. 4 False alarm rate under various operating conditions and at partial loads not being given

工况类别	超阈值个数	样本总数	误报警率 /%
不分工况	411	12 552	3.27%
1	64	3 989	1.60%
2	19	6 302	0.30%
3	35	2 261	1.54%

4 结 论

利用现有的 SCADA 数据进行分析来监测风电机组齿轮箱运行状态, 及时发现齿轮箱设备的潜在故障是保障风电机组安全、经济运行的重要手段。本文所采用的 NSET 建模方法是根据风电机组正常运行参数的数据进行非参数建模, 相对于其他建模方法, 其优点是不需设置参数, 因此避免了设置参数时的随机性以及主观性。NSET 模型可以有效地估计出齿轮箱轴承温度值, 有着较高的模型精度。并且考虑风电机组运行工况的复杂性和多变性, 为了避免设定单一固定阈值所导致的误报警率较高的问题, 本文引入基于模糊 C 均值聚类的分类方法划分风电机组运行工况, 设定自适应阈值。结果表明: 工况辨识下的风电机组运行状态监测误报警率有所降低。对齿轮箱的运行状态进行实时监测并提前发现故障警示, 降低误报警率, 能够有效避免或减轻设备的损坏, 降低维护成本, 提高风电机组运行的安全性和经济性。

参考文献:

- [1] Amirat Y, Benbouzid MEH, Al-Ahmar E, et al. A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews 2009, 13(9): 2629 - 2636.
- [2] Crabtree C J, Feng Y, Tavner P J. Detecting incipient wind turbine gearbox failure: a signal analysis method for on-line condition monitoring[C]. Proceedings of European Wind Energy Conference, Poland 2010: 11 - 14.
- [3] ZAHER A, MCARTHURS DJ, INFIELDDG. Online wind turbine fault detection through automated SCADA data analysis[J]. Wind Energy 2009, 12(6): 574 - 593.
- [4] 郭鹏, 徐明, 白楠, 等. 基于 SCADA 运行数据的风电机组塔架振动建模与监测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 05: 128 - 135 + 20.
GUO Peng, XU Ming, BAI Nan, et al. Modeling and monitoring of the vibration of the tower for supporting a wind power generator unit based on the SCADA operation data[J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2013, 05: 128 - 135.
- [5] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 13: 3358 - 3365.
LIU Chang-liang, WU Ying-jie, ZHEN Cheng-gang. Fault diagnosis of rolling bearings based on the variational modal decomposition and fuzzy C mean clustering[J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2015, 13: 3358 - 3365.
- [6] 张淑清, 孙国秀, 李亮, 等. 基于 LMD 近似熵和 FCM 聚类的机械故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3): 714 - 720.
ZHANG Shu-qing, SUN Guo-xiu, LI Liang, et al. Study of the diagnosis of mechanical faults based on the LMD approximate entropy and fuzzy C mean clustering[J]. Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(3): 714 - 720.
- [7] 鲍永胜. 局部放电脉冲波形特征提取及分类技术[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(28): 168 - 175.
BAO Yong-sheng. Technology for extracting and classifying the partial discharge pulse waveform characteristics[J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering, 2013, 33(28): 168 - 175.
- [8] 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, 11: 88 - 95.
DONG Yu-liang, LI Ya-qiong, CAO Hai-bin, et al. Method for real-time evaluating the health condition of wind power generator units based on the identification of the operating conditions[J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2013, 11: 88 - 95.
- [9] Gross K C, Singer R M, Wegerich S W, et al. Application of a model-based fault detection system to nuclear plant signals[C]. Proceedings of 9th International Conference on Intelligent Systems Application to Power System, Seoul, 1997: 653 - 669.
- [10] Bockhorst F K, Gross K C, Herzog J P, et al. MSET modeling of crystal river-3 venturi flow meters[C]. Proceedings of International Conference on Nuclear Engineering, USA: IEEE, 1998: 128 - 134.
- [11] Jingfang Guo, Yamei Yang, Xiaoli Hu, Yuanfang Li. Spectrofluorimetric analysis of captopril based on its obstruction effect of the nanomaterial surface energy transfer between acridine orange and gold nanoparticles[J]. Science China (Chemistry), 2015, 05: 885 - 891.
- [12] 任梦祎, 焦嵩鸣. 改进型非线性状态估计的制粉系统故障诊断[J]. 热力发电, 2015, 12: 87 - 92 + 97.
REN Meng-wei, JIAO Song-ming. Fault diagnosis of pulverized coal milling systems based on the improved type NEST[J]. Thermal Power Generation 2015, 12: 87 - 92.
- [13] 孙建平, 朱雯, 翟永杰, 等. 基于 MSET 方法的风电机组齿轮箱预警仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2013, 12: 3009 - 3014.
SUN Jian-ping, ZHU Wen, ZHAI Yong-jie, et al. Simulation study of the early-warning of the gear box of a wind power generator unit based on the MSET method[J]. Journal of System Simulation, 2013, 12: 3009 - 3014.
- [14] 郭鹏, David Infield, 杨锡运. 风电机组齿轮箱轴承温度趋势状态监测及分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 32: 129 - 136.
GUO Peng, DAVID Infield, YANG Xi-yun. Method for monitoring and analyzing the tendency and state of the temperature in the gear box of a wind power generator unit[J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2011, 32: 129 - 136.
- [15] 刘永前, 王飞, 时文刚, 等. 基于支持向量机的风电机组运行工况分类方法[J]. 太阳能学报, 2010, 09: 1191 - 1197.
LIU Yong-qian, WANG Fei, SHI Wen-gang, et al. Method for classifying the operating conditions of a wind power generator unit based on the supporting vector machine[J]. Acta Energetica Sinica 2010, 09: 1191 - 1197.
- [16] 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别[M]. 第二版. 北京: 清华大学出版社, 2000: 280 - 282.
BIAN Zhao-qi, ZHANG Xue-gong, et al. Pattern recognition[M]. 2nd edition, Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 280 - 282.

(刘瑶 编辑)

多管导流式气泡泵性能的实验研究 = **Experimental Study of the Performance of a Multi-tube Flow Guiding Type Bubble Pump** [刊, 汉] XU Huang-dong, LIU Dao-ping, ZHENG Xiao-qian (Refrigeration Technology Research Institute, Shanghai University of Science and Technology, Shanghai, China, Post Code: 200093) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2016, 31(7). -36~40

To investigate the performance of a multi-tube flow guiding type bubble pump, a system was set up for testing the performance of multi-tube flow guiding type bubble pumps. With water serving as the working medium, an experimental study was performed of the performance of a multi-tube flow guiding type bubble pump under the atmospheric pressure and various test conditions. It has been found that with the immersion ratio and the diameter of the lifting tube being kept unchanged, with an increase of the heating power, the liquid lifting capacity and efficiency will first increase and then decrease. With the heating power and the diameter of the lifting tube being kept unchanged, with an increase of the immersion ratio, the liquid lifting capacity and efficiency will continuously increase. The multiplication of the number of the lifting tubes will not bring about an increase of the lifting capacity and efficiency by the corresponding number of times. **Key words:** multi-tube, flow guiding type bubble pump, heating power, immersion ratio, absorption type refrigeration

基于工况辨识的风电机组齿轮箱状态监测 = **Monitoring of the State of the Gear Box of a Wind Power Generator Unit Based on the Operating Condition Identification** [刊, 汉] LIU Chang-liang (National Key Laboratory on New Energy Source Electric Power Systems, North China University of Electric Power, Beijing, China, Post Code: 102206), YAN Xiao (College of Control and Computer Engineering, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071000) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2016, 31(7). -41~46

In the light of the problem that the operating conditions of a large-sized wind power generator unit are complex and changeable and using a single fixed threshold value to evaluate the operating state of a wind power generator unit has a high false alarm rate, the standard fuzzy C mean clustering method was used to identify the operating condition. Under various operating conditions, the non-linear state estimation method was employed to establish a temperature model for gearboxes in the normal work order to estimate the temperature of the bearings and the sliding window remainder error statistical method was adopted to conduct an analysis of the remainder error to establish a remainder error alarm threshold value. Finally, the SCADA data of a wind power generator unit was used to conduct an applied study with a relatively satisfactory result being achieved. **Key words:** wind power generator unit, operating condition identification, state monitoring, non-linear state estimation (NSET)

高负荷风扇末级静叶气动特性试验研究 = **Experimental Study of the Aerodynamic Characteristics of the Stator Blades in the Last Stage of a Highly-loaded Fan** [刊, 汉] PAN Ruo-chi (Shenyang Engine Design Research Institute, China Aviation Industry Group Corporation, Shenyang, China, Post Code: 110015), SUN Peng,