

基于温度特征量的风电机组关键部件劣化渐变概率分析

李 辉¹, 胡姚刚¹, 李 洋¹, 杨 东¹, 欧阳海黎², 兰涌森², 唐显虎³

(1. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044;

2. 中船重工(重庆)海装风电设备有限公司, 重庆 401122;

3. 重庆科凯前卫风电设备有限责任公司, 重庆 401121)

摘要: 为了掌握风电机组关键部件劣化程度及渐变变化趋势, 提出基于温度特征量的风电机组关键部件劣化渐变概率分析方法。针对采用固定阈值不能准确确定劣化度的问题, 利用风电机组关键部件的温度特征量和转速信息, 分别提出基于数据拟合和机群划分思路的劣化度上下限动态阈值确定方法。考虑部件劣化度会受运行工况和运行时间的影响, 应用非参数核密度估计法建立风电机组关键部件劣化度的概率密度函数, 提出不同监测周期内的渐变趋势概率分析方法。以实际的风电机组发电机后轴承劣化渐变情况为例, 基于某实际风电场历史监测数据, 对提出的动态阈值确定和部件劣化概率分析方法进行验证, 并与采用固定阈值确定方法进行比较。结果表明, 所提方法更能准确确定部件的劣化度, 能有效分析风电机组关键部件劣化渐变趋势。

关键词: 风电机组; 状态监测; 动态阈值; 机群划分; 概率密度; 劣化渐变趋势; 风电

中图分类号: TM 315; TM 307

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.11.001

0 引言

并网风电机组运行条件恶劣, 其各部件受多种不确定因素的影响而发生渐变劣化直至失效, 这导致风电机组频繁出现故障, 特别是关键部件一旦故障, 如主轴承故障、齿轮箱故障、发电机故障等, 检修时间较长, 严重影响发电量, 且使风电场的运维和检修费用居高不下^[1]。基于风电机组状态监测信息, 较早掌握风电机组关键部件的劣化程度及渐变趋势, 可为确定合理的检修时机提供依据, 为风电场的安全经济运行提供重要的技术支撑^[2-3]。

现有风电机组的状态监测手段多倾向于通过增置振动加速度传感器, 来实现对风电机组关键部件的振动状态监测, 然而, 风电机组常在不同转速下频繁切换运行, 这使得振动特征量易受到各种不确定噪声干扰影响, 较难通过算法准确提出关键部件早期的劣化征兆。而反映关键部件劣化的温度特征量具有热惯性特征, 抗干扰能力强, 通过探索温度特征量与关键部件劣化关联关系, 将不失为一种研究风电机组关键部件的劣化程度及渐变趋势的新思路。

近年来, 国内外学者对风电机组关键部件劣化程度及变化趋势方面的研究鲜见报道, 在风电机组运行状态监测和评估研究成果略有涉及, 如文献[4-8]分别基于数据采集与监视控制(SCADA)系统的温度特征量, 转速、风速、电气等特征量的运行数据, 利用层次分析法、模糊综合评判、物元理论和高斯混合模型对风电机组的整体状态进行了评估。文献[6-7]引入劣化度来表征部件的劣化程度, 其中, 文献[6]计算部件劣化度需要风电机组正常状态下的大量历史数据作为先验模型, 对于新投运的机组显然不适合; 文献[7]因没有考虑机组工况变化因素, 以固定的预警阈值和启动允许值为依据来作为温度特征量评估指标劣化度的上、下阈值, 难以准确地掌握关键部件的劣化程度和渐变趋势; 文献[8]从多信息融合角度, 建立了基于高斯混合模型风电机组健康状态评价模型, 采用健康衰退指数作为整机健康状态评价结果, 没有涉及对机组关键部件劣化趋势的研究, 使得评估结果很难准确分析其状态变化过程。因此, 为了掌握风电机组关键部件运行状态, 特别是其故障早期的状态变化过程, 有必要开展风电机组关键部件劣化渐变变化趋势的研究。

本文基于风电机组关键部件温度特征量监测数据, 引入劣化度概念, 提出风电机组关键部件劣化渐变趋势的概率分析方法。首先, 针对采用固定阈值不能准确确定风电机组关键部件劣化度的问题, 考虑机组工况变化因素, 基于风电机组关键部件的温度特征量和转速信息, 分别提出基于数据拟合和机群划分思路的劣化度上下限动态阈值确定方法, 并对关键部件的劣化等级进行划分; 其次, 考虑部件劣化

收稿日期: 2014-12-09; 修回日期: 2015-09-14

基金项目: 国家国际科技合作专项资助项目(2013DFG61520); 国家自然科学基金资助项目(51377184); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(CDJZR12150074); 重庆市集成示范计划项目(CSTC2013JCSF70003); 重庆市研究生科研创新项目(CYB14014)

Project supported by the International Science & Technology Cooperation Program of China(2013DFG61520), the National Natural Science Foundation of China(51377184), Fundamental Research Funds for the Central Universities(CDJZR12150074), Integration and Demonstration Program of Chongqing (CSTC-2013JCSF70003) and Chongqing Graduate Student Research Innovation Project(CYB14014)

度会随不同运行工况而波动及随寿命递减而改变,通过非参数核密度估计方法建立部件劣化度的概率密度函数,对不同监测周期内部件劣化度的概率特征差异进行分析,获取风电机组关键部件在各监测周期的劣化等级及其劣化渐进趋势;最后,以某风电场的 1.5 MW 风电机组的发电机后轴承劣化渐变情况为实例,来验证本文方法的有效性。

1 基于动态阈值的风电机组关键部件劣化度

1.1 风电机组关键部件的温度特征量

传动链是风电机组的核心部件,是以旋转形式实现风能到机械能再到电能转换的必要部件^[9],其关键部件一般包括:主轴承及其支撑轴承、齿轮箱和发电机,如图 1 所示。

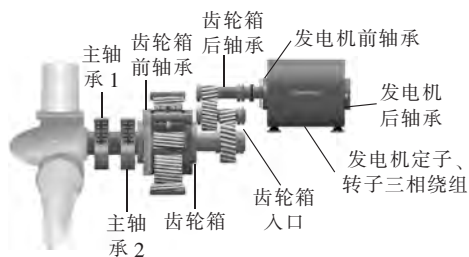


图 1 风电机组关键部件

Fig.1 Critical WTGS components

大多数风电场 SCADA 系统都对传动链关键部件的温度进行监测,如主轴承温度、齿轮箱轴承温度、齿轮箱油液温度、发电机绕组温度、发电机轴承温度等温度特征量。本文基于温度特征量运行数据,引入劣化度^[7]的概念,表征风电机组关键部件良好状态与劣化状态相比的相对劣化程度。不同劣化度反映部件不同的劣化程度。温度特征量属于越小越优型指标,其计算式为:

$$g(x) = \frac{x - \beta_1}{\beta_2 - \beta_1} \quad (1)$$

其中, $g(x)$ 为关键部件的劣化度; x 为温度特征量的监测数据; β_1 和 β_2 分别为劣化度下限和上限阈值。由于风电机组运行工况的不确定性,导致合理设置劣化度的上、下限阈值是准确确定相应部件劣化程度的关键,也是掌握其渐变趋势的基础。

与关键部件温度相关联的特征量主要包括外部环境、风速、转速、功率等特征量。考虑现有大功率并网风电机组变速恒频运行特点,目前风电机组的运行控制大部分按照发电机转速进行风电机组功率控制,不同转速具有不同功率出力,导致关键部件可能存在不同温度量的表征。因此,考虑其温度特征量具有热惯性特征和抗干扰能力强的特点,本文在劣化度上限阈值确定问题上,利用风电机组转速与温

度特征量存在较强的关联性,提取部件劣化故障前的转速和温度特征量历史运行数据,通过数据拟合的方法建立两者之间的映射,确定不同转速下部件劣化度的上限动态阈值;同时,在劣化度下限阈值确定问题上,由于运行在同一工况下的风电机组,其良好的部件运行时温度较劣化的部件温度值低,可基于机群划分思想,将风电场内转速相近机组划分到同一机群,将机群中相同温度特征量的最小温度值,作为机群内机组的部件劣化度下限动态阈值。

1.2 基于数据拟合的劣化度上限动态阈值确定

当关键部件已严重劣化时,运行在不同转速下的关键部件温度特征量幅值高于部件良好运行时的幅值。基于此,从风电机组 SCADA 系统中,提取关键部件严重劣化导致温度超限停机故障前的转速和温度特征量运行数据。应用 bin 方法^[6]进行数据提取,再通过数据拟合的方法建立两者之间的映射,求得自变量为转速、因变量为温度特征量的数学函数 $f(n)$,随转速变化的 $f(n)$ 即为劣化度的上限动态阈值。详述如下:应用 bin 方法,得到劣化严重的部件的温度特征量和转速的 q 组运行数据 (x'_1, n'_1) 、 (x'_2, n'_2) 、 $\dots$ 、 (x'_q, n'_q) ,运用数据拟合方法得到转速与温度的函数表达式为 $x' = f(n')$,将随转速变化的温度值作为劣化度的上限动态阈值 β_2 ,计算式如式(2)所示。

$$\beta_2 = f(n) \quad (2)$$

1.3 基于机群划分的劣化度下限动态阈值确定

采用风电场机群划分,将运行在同一工况下的风电机组划分为同一机群,寻求在单一机群中的各机组相同温度特征量运行数据中最小温度值,作为机群内机组的劣化度下限动态阈值。

对风电机组而言,风力机转速比风速更能准确地反映机组的运行工况^[10]。风电场 SCADA 系统实时监测风电场内所有机组的转速变化情况,可根据风力机转速监测数据来进行机群划分,尽可能地将运行在相同工况下的机组划分到同一机群。机群的划分方法是用 2 个机组转速之差的最大值来反映其转速的相同程度,当这个最大值小于某个给定的门槛值 ε 时,则可以将它们归到同一机群里^[11]。此时划分机群的依据为:

$$\max |n_i(t) - n_j(t)| < \varepsilon \quad (3)$$

其中, $n_i(t)$ 和 $n_j(t)$ 分别为 i 号机组和 j 号机组在 t 时刻的转速值;根据文献[10],门槛值取 $\varepsilon < 1 \text{ r/min}$ 。

在确定以转速为机群划分的依据后,采用 c 均值聚类算法对风电场内所有机组进行机群划分^[12]。假设风电场中共有 $k+m$ 台机组,若某个时间段内有 k 台机组并网运行, m 台机组由于某些原因而与电网脱离,则将 m 台离网的机组剔除,选取在该时间段

内并网运行机组的转速数据作为样本,转速在该时段内的采样点数为 k 个。以 k 台机组转速 $\{n_1, n_2, \dots, n_k\}$ 为机群划分的依据,机群划分流程如图 2 所示。

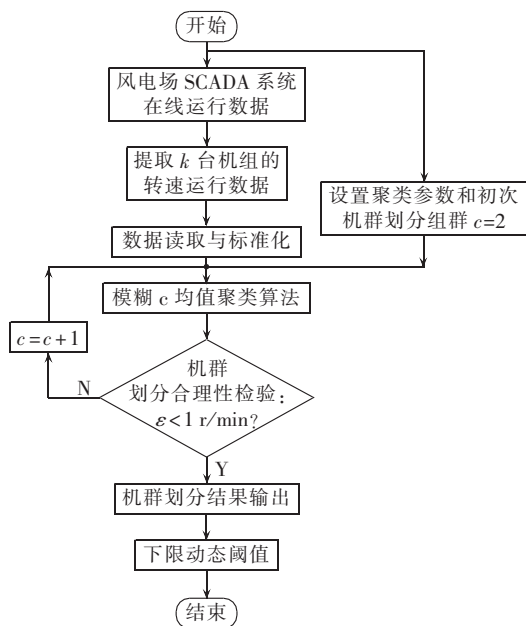


图 2 机群划分流程图

Fig.2 Flowchart of turbine grouping

机群划分主要包括以下 3 个步骤。

a. 分别从风电场 SCADA 系统运行数据中提取 k 个机组转速;需设置模糊 c 均值聚类算法的参数包括:幂指数为 3,最大迭代次数为 200,初次机群划分组数 $c=2$ 。

b. 将 k 个转速运行数据进行标准化处理后输入到模糊 c 均值算法中,按照步骤 **a** 所设置的参数,经迭代计算得到初步的机群划分结果。

c. 对步骤 **b** 中的机群划分数目进行合理性检验,若不满足 $\varepsilon < 1 \text{ r/min}$,则机群数自动加 1,重新进行机群划分;否则,输出机群划分结果。

通过上述的机群划分,得到 c 个机群 $D^{(i)}(i=1, 2, \dots, c)$,用 $x^{(ij)}$ 表示机群 $D^{(i)}$ 中 j 号机组的部件的温度特征量的监测数据,机群 $D^{(i)}$ 中 j 号机组 $x^{(ij)}$ 值越小表明部件的劣化程度越低,部件运行状态越好。基于此, $\beta_1 = \min(x^{(i)})$ 可作为机群 $D^{(i)}$ 内机组同一部件劣化度的下限动态阈值。

1.4 关键部件的劣化度与劣化等级划分

从上述的上限和下限动态阈值的确定过程可知,部件劣化度与转速 n 和温度特征量的监测数据 $x^{(ij)}$ 有关,根据式(1), j 号机组关键部件劣化度计算式如下:

$$g^{(ij)}(x^{(ij)}) = \frac{x^{(ij)} - \min(x^{(i)})}{f(n^{(ij)}) - \min(x^{(i)})} \quad (4)$$

其中, $f(n^{(ij)})$ 为劣化度的上限动态阈值; $\min(x^{(i)})$ 为劣

化度的下限动态阈值; $g^{(ij)}(x^{(ij)})$ 为机群 $D^{(i)}$ 中 j 号机组部件的劣化度,越小越优。为更好地表征部件劣化程度,本文以文献[6-7]的风电机组评估指标的状态划分情况为依据,将关键部件劣化度分为 4 个等级: $L = \{l_1, l_2, l_3, l_4\} = \{\text{良好}, \text{合格}, \text{注意}, \text{严重}\}$, 所确定的各等级所属的劣化度区间分别为 $l_1 \in [0, 0.30)$ 、 $l_2 \in [0.30, 0.55)$ 、 $l_3 \in [0.55, 0.80)$ 、 $l_4 \in [0.80, \infty)$ 。

2 风电机组关键部件劣化渐变的概率分析

2.1 基于非参数方法的概率密度函数计算

随着风电机组关键部件劣化不断加重,不同监测周期的劣化度的概率密度分布将发生一定的偏移,准确描述此偏移是研究关键部件劣化渐进变化趋势的基础。本文从概率统计角度出发,基于非参数法建立监测周期内部件劣化度的概率密度函数,并估计其置信区间,利用监测周期内概率密度函数最大值对应劣化度,结合不同监测周期部件劣化变化条件概率来表征关键部件劣化渐进变化趋势。概率密度函数的计算有参数法和非参数法,其中非参数法无需对变量的分布做任何先验假设,比参数法更符合其真实分布。因此,本文采用非参数核密度估计方法求取部件劣化度的概率密度函数^[13]。

对于关键部件的劣化度周期内的时间序列 $g(1)$ 、 $g(2)$ 、 $\dots$ 、 $g(N)$,劣化度 g 概率密度函数表达式为:

$$f(g) = \frac{1}{hN} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{g-g(i)}{h}\right) \quad (5)$$

其中, K 为核函数,本文取高斯核函数; h 为宽带系数; N 为监测周期内样本数量。

根据式(5)可计算得到监测周期内部件劣化度的概率密度函数。对于劣化度 g ,在给定显著性水平 $\alpha(0 < \alpha < 1)$ 下,若满足累积概率 $P_c(g_{\min} \leq g \leq g_{\max}) = 1 - \alpha$,则称区间 $[g_{\min}, g_{\max}]$ 为 g 的双边置信区间, $1 - \alpha$ 表征了该区间包含真值的可信程度。

需指出,概率密度函数的计算与监测周期内样本数据量 N 有密切关系,本文采用数理统计方法确定其数值^[14]。因监测周期时间长度无法与部件运行寿命相比拟,每个周期内部件相对劣化度计算过程可看作一平稳随机过程,在任意时刻相互独立,则部件相对劣化度 g 满足:

$$\begin{cases} E(g) = \mu, D(g) = \sigma^2 \\ E(\bar{g}) = \mu, D(\bar{g}) = \sigma^2/N \end{cases} \quad (6)$$

其中, μ 为相对劣化度 g 均值; σ 为标准差; E 和 D 分别为期望和方差; $\bar{g}$ 为时间序列 $g(1)$ 、 $g(2)$ 、 $\dots$ 、 $g(N)$ 总和的均值。根据切比雪夫不等式 $P_c(|\sigma - \mu| \geq \lambda) \leq \sigma^2 / (N\lambda^2)$ 可知,对于给定的置信度 $1 - \alpha$,只要周期内数据点数 N 满足 $\sigma^2 / (N\lambda^2) \leq \alpha$ 即可(其中, λ 为数据偏离均值的范围, α 表示显著性水平,一般取 0.05)。

在参数值确定过程中, σ 设置为 g 历史数据标准差的最大值, 根据高斯分布设置 λ 为 g 历史数据标准差的 3 倍, 本文基于大量风电机组运行数据分析表明 $N \geq 1000$ 可满足劣化统计分析需求。

2.2 关键部件劣化渐变的概率分析

在风电机组关键部件劣化渐进变化过程中, 某一部件劣化度的概率密度函数曲线由 f_1 逐渐向 f_2 偏移, 如图 3 所示。图中, g_1 和 g_2 分别为 f_1 和 f_2 最大值对应部件劣化度; δ 表征 f_1 和 f_2 最大值的差值, δ 越大, 曲线 f_1 和 f_2 的重叠面积越小, 表明部件劣化度变化越大, 劣化越严重。因此, 通过分析 f_1 和 f_2 相同区间内的累积概率以及其最大值对应部件劣化度, 可实现对部件劣化变化趋势的掌握。

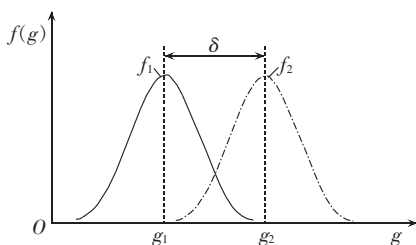


图 3 部件劣化前后劣化度概率密度函数示意图

Fig.3 Probability density function of deterioration degree before and after component deterioration

对 f_1 在置信度 $1-\alpha$ 的置信区间 $[g_{\min}, g_{\max}]$, f_2 的累积概率 P_c 计算式为:

$$P_c = \int_{g_{\min}}^{g_{\max}} f_2(g) dg \quad (7)$$

累积概率 P_c 与置信水平 $1-\alpha$ 反映部件劣化度的概率密度分布变化, 可通过条件概率进行反映, 计算表达式为:

$$P = 1 - \frac{P_c}{1-\alpha} \quad (8)$$

其中, P 为部件劣化变化的概率, P 越大, 部件劣化加重的可能性越大。

2.3 关键部件劣化渐变分析方法

为掌握部件劣化渐进变化趋势, 需在单一监测周期内劣化度概率特征基础上, 通过分析连续监测周期与初始监测周期内部件劣化度的概率特征差异实现。设单个监测周期内部件劣化度样本数量为 N , $\{g(N(w-1)+1), g(N(w-1)+2), \dots, g(N(w-1)+N)\}$ 则为第 w 个监测周期内序列, 各监测周期的概率密度函数最大值对应的劣化度 g_w 与相对于初始监测周期的条件概率 P_w 的计算流程如图 4 所示。

在图 4 中, 风电机组关键部件劣化度渐进变化趋势概率分析方法的具体过程如下。

a. 使用非参数核密度估计方法计算第 1 个监测周期内部件劣化度的概率密度函数 $f_1(g)$ 及 $f_1(g)$ 最大值对应的劣化度 g_1 , 并估计置信度 $1-\alpha$ 对应的置

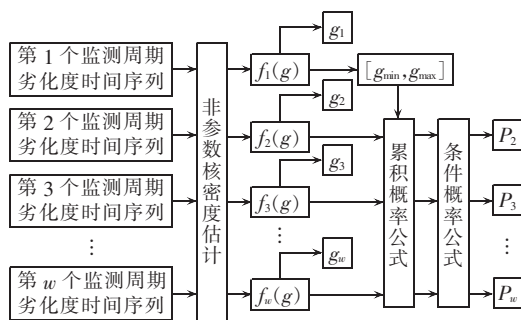


图 4 风电机组关键部件劣化渐变分析流程

Fig.4 Flowchart of gradual deterioration analysis of critical WTGS components

信区间 $[g_{\min}, g_{\max}]$ 。

b. 计算第 2 个窗口内部件劣化度的概率密度函数 $f_2(g)$ 及 $f_2(g)$ 的最大值对应的劣化度 g_2 , 并按式 (7) 求得区间 $[g_{\min}, g_{\max}]$ 内累积概率 P_c 。根据式 (8) 计算第 2 个监测周期内部件劣化度变化的条件概率 P_2 。 P_2 越小, 表明部件劣化变化可能性越小。

c. 以第 1 个监测周期为基准, 对后续监测周期重复上述过程, 得到部件劣化变化的概率 $P_3, P_4, \dots, P_w$, 以及各监测周期概率密度函数 $f_i(g)$ 的最大值对应的劣化度 $g_3, g_4, \dots, g_w$, 根据这 2 个序列反映部件劣化渐进变化趋势。

3 实例分析与验证

3.1 实例分析

为验证本文提出的风电机组关键部件劣化度的动态阈值确定及劣化渐变概率分析方法有效性, 以某风电场 10 号风电机组的发电机后轴承劣化渐变过程为例进行验证。该机组在 2012 年 3 月 29 日 01:42 时发生发电机后轴承故障致使机组停机, 查看 SCADA 系统内运行数据记录, 故障原因为发电机后轴承温度超过预警阈值 95°C 。本文以提取风电场 SCADA 系统内 2011 年 6 月 15 日 10:00 至 2012 年 3 月 29 日 01:42 的运行数据为基础。以 2012 年 2 月 11 日 07:30 单时刻运行数据为例, 详述本文动态阈值确定及劣化度计算过程; 然后, 采用固定阈值与动态阈值确定方法分别对 2011 年 6 月 15 日 10:00 至 16 日 15:00 运行数据进行劣化度计算, 并对比这 2 种方法的优劣性; 最后, 应用风电机组关键部件劣化渐变的概率分析方法, 获取在 2011 年 6 月 15 日 10:00 至 2012 年 3 月 29 日 01:42 期间发电机后轴承从“良好”直到“严重”各劣化等级的历经时间以及其劣化渐变趋势。

3.2 基于动态阈值的发电机后轴承劣化度计算

为了详述动态阈值的确定以及劣化度的计算过程, 以 2012 年 2 月 11 日 07:30 时运行数据为例, 依据前面所述的数据拟合和机群划分方法分别确定发

电机后轴承劣化度的上限和下限动态阈值后,按照式(4)计算发电机后轴承的劣化度。

a. 上限动态阈值 β_2 确定。按照 1.2 节所述,统计该风电场内发电机后轴承温度超限停机故障前 3 d 的转速和发电机后轴承温度运行数据,应用 bin 方法提取了转速范围为 10~18 r/min 的发电机后轴承温度历史运行数据。通过数值拟合方法得到了转速和发电机后轴承温度特征量之间的映射关系,上限动态阈值 β_2 的数学函数式为:

$$\beta_2=f(n)=0.2964n^2-4.8551n+85.4187 \quad (9)$$

另外,将实际值与拟合值进行比较,如图 5 所示,实际值围绕在拟合曲线上波动,拟合效果较好。

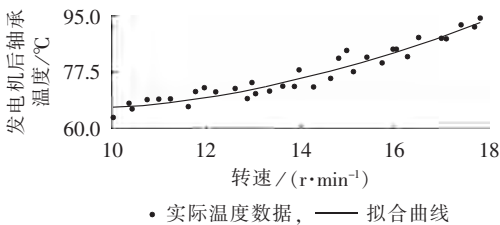


图 5 发电机后轴承温度上限阈值数据拟合曲线

Fig.5 Data fitting curve for upper threshold of generator rear bearing temperature

a. 下限动态阈值 β_1 确定。按照图 2 所示的机群划分流程,除 30 号机组处于停机状态不参与机群划分外,其他 32 台机组的转速将作为机群划分的依据,通过采用 c 均值聚类的迭代算法,进行机群划分。机群划分结果见表 1,可知,机群 3($D^{(3)}$)中包括 10、19 号机组在内的共 18 台机组,其中,19 号机组的发电机后轴承温度为 43.8℃,为 $D^{(3)}$ 内最低,即 $\beta_1^{(3)}=\min(x^{(3)})=43.8℃$ 为 10 号机组发电机后轴承的劣化度的下限动态阈值。

c. 发电机后轴承劣化度计算。在确定劣化度动态阈值后,根据式(4),发电机后轴承劣化度为:

$$g(71.3)=\frac{71.3-\min(x^{(3)})}{f(17.39)-\min(x^{(3)})}=\frac{71.3-43.8}{90.6-43.8}=0.59$$

同理,其他监测时间的发电机后轴承劣化度均可按上述过程计算得到。

3.3 固定阈值确定方法与动态阈值确定方法对比

以 2011 年 6 月 15 日 10:00 至 16 日 15:00,刚检修后的发电机后轴承采样时间间隔为 1 min 运行数据为例(一般认为刚检修后的部件为“良好”劣化等级^[8]),采用动态阈值确定方法与文献[7]的固定阈值确定方法分别计算该时段的发电机后轴承的劣化度,对比分析如下。

该机组的发电机后轴承温度的固定上限阈值(预警阈值)和固定下限阈值(启动允许值)分别为 95℃ 和 5℃,确定的动态阈值见图 6。相对于固定阈值,动态阈值的上、下限阈值随转速变化而改变,分

表 1 2012 年 2 月 11 日 07:30 某风电场的机群划分结果
Table 1 Results of turbine grouping for a wind farm at 07:30 on February 11, 2012

机群	机组编号	转速/(r·min ⁻¹)	发电机后轴承温度/℃
1	23	16.18	52.8
	31	16.20	44.7
	24	16.37	43.0
	21	16.41	38.7
	28	16.42	43.0
	25	16.51	42.6
	22	16.63	61.6
	32	16.64	77.7
	33	16.64	41.6
	26	16.83	42.6
2	2	16.88	40.3
	3	16.94	49.1
	27	16.96	50.0
	29	17.07	51.6
	9	17.17	59.1
3	15	17.26	46.0
	7	17.26	47.6
	14	17.29	56.7
	18	17.31	48.6
	20	17.31	49.1
	13	17.36	55.8
	16	17.36	45.4
	12	7.37	54.5
	10	7.39	71.3
	5	17.40	45.6
	17	17.42	54.1
	1	17.42	48.3
	19	17.42	43.8
	8	17.51	44.5
	11	17.53	46.4
	4	17.55	53.5
	6	17.58	54.3

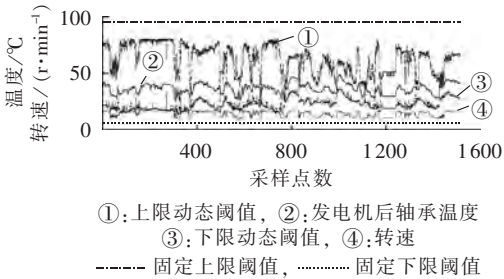


图 6 采样间隔为 1 min 时发电机后轴承劣化度分布
Fig.6 Deterioration degree distribution of generator rear bearing when sampling interval is 1 min

别位于发电机后轴承温度上、下位置。采用固定阈值和动态阈值计算的发电机后轴承劣化度曲线如图 7 所示,可见采用固定阈值计算得到的劣化度曲线追踪转速变化趋势而明显改变,劣化度曲线在[0.25,0.48]较宽的范围内变化,无法准确确定此时发电机后轴承的劣化度;而考虑了转速变化,采用动态阈值计算得到的劣化度曲线整体波动较小,劣化度值大致在[0,0.45]范围内围绕 0.23 上下波动,因 0.23∈[0,0.30),发电机后轴承劣化等级为 l_1 ,即“良好”,与实际相符。采用

动态阈值确定方法,更能准确反映发电机后轴承的劣化程度。另外,通过图 7 中采用动态阈值确定的劣化度曲线数据获取的频率直方图如图 8 所示,可以看出频率直方图与高斯分布的密度函数符合较好,服从高斯分布。

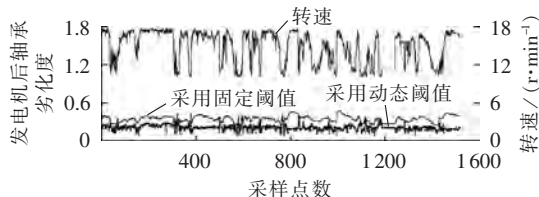


图 7 采用固定阈值和动态阈值法的劣化度曲线对比
Fig.7 Comparison of deterioration degree curve between fixed threshold method and dynamic threshold method

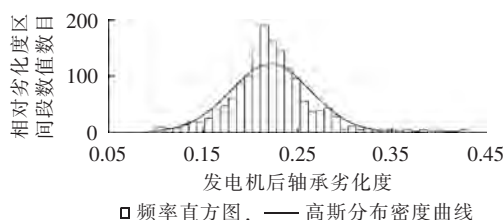


图 8 频率直方图和高斯分布密度函数
Fig.8 Frequency histogram and Gaussian distribution density function

3.4 发电机后轴承劣化渐变概率分析

整理 2011 年 6 月 15 日 10:00 至 2012 年 3 月 29 日 01:42 发电机后轴承从检修后到发生温度超限停机故障期间的 SCADA 系统运行数据,并提取机组发电运行时采样间隔为 10 min 的发电机后轴承温度特征量运行数据,采用动态阈值方法,计算得到各采样时间的劣化度见图 9,随着发电机后轴承劣化加重,其整体趋势不断上升。当取监测周期内样本数据量为 1000、连续监测周期时间间隔为 500 min 时,按照 2.3 节的所述的关键部件劣化渐变分析方法,10 号机组发电机后轴承不同监测周期概率密度函数最大值对应的劣化度以及条件概率分布见图 10。结合 1.4 节的劣化等级划分内容及图 10 中结果,可从 4 个阶段简述发电机后轴承劣化渐变过程。

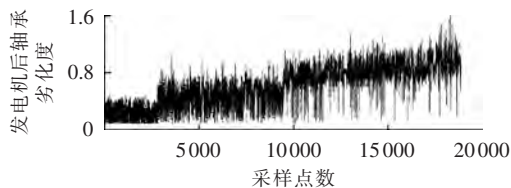


图 9 采样间隔为 10 min 时发电机后轴承劣化度分布
Fig.9 Deterioration degree distribution of generator rear bearing when sampling interval is 10 min

第 1 阶段:劣化等级为“良好”。监测周期数目在 1~40 之间,劣化度在约为 0.26,劣化条件概率较小,约为 0.05。其中,在监测周期 40~44 之间,概率密度

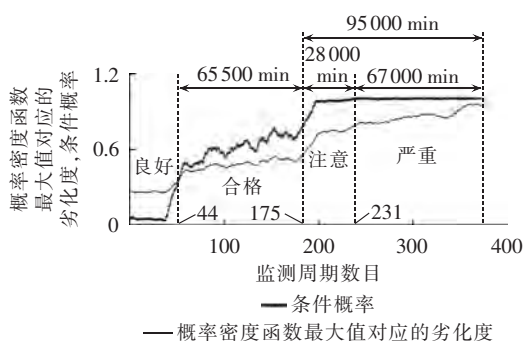


图 10 发电机后轴承劣化渐变趋势概率分析结果
Fig.10 Result of gradual deterioration probability analysis for generator rear bearing

函数最大值对应的劣化度开始由 0.26 上升至 0.29,劣化条件概率也由 0.05 上升至 0.22,发电机后轴承有从“良好”向“合格”劣化等级渐变趋势。

第 2 阶段:劣化等级为“合格”。在监测周期 45~175 之间,两曲线虽然存在波动,但其具有整体上升的趋势。概率密度函数最大值对应的劣化度由 0.30 上升接近于 0.55,劣化条件概率也由 0.23 上升至 0.75,发电机后轴承有从“合格”向“注意”劣化等级渐变趋势,“合格”等级历经时间 65500 min,约 45.5 d。

第 3 阶段:劣化等级为“注意”。在监测周期 176~231 之间,两曲线仍处于整体的上升趋势。概率密度函数最大值对应的劣化度开始由 0.55 上升接近于 0.79,劣化条件概率由 0.77 上升至 0.99,发电机后轴承有从“注意”向“严重”等级渐变趋势,“注意”等级历经时间 28000 min,约 19.4 d。

第 4 阶段:劣化等级为“严重”。在监测周期 232~357 之间,两曲线仍处于整体的上升趋势。概率密度函数最大值对应的劣化度开始由 0.8 上升接近于 0.94,劣化条件概率为 0.99 不变,发电机后轴承劣化已经严重劣化且不断加深,到发生温度超预警限制 95℃ 故障强迫停机时,“严重”等级历经时间 67000 min,约 46.5 d。

另外,应用本文方法,可在发电机后轴承发生温度超限故障的 95000 min,约 66 d 前,较早得知发电机后轴承处于“注意”劣化等级;同时,在劣化等级转换过渡过程中,还可根据条件概率来掌握部件劣化渐变增长趋势。条件概率增长越快,表明发电机后轴承劣化概率分布差异增大,发电机后轴承劣化趋势越严重。此外,本文方法还能展现发电机后轴承在长期承受恶劣环境和交变载荷等运行环境下,经历的从量变到质变的渐变过程。

4 结语

基于风电场 SCADA 系统的运行数据,本文利用风电机组关键部件的温度特征量和转速信息,分别

提出基于数据拟合和机群划分思路的劣化度上下限动态阈值确定方法;并应用非参数核密度估计法建立风电机组关键部件劣化度的概率密度函数,提出了基于温度特征量的风电机组关键部件劣化渐变的概率分析方法。通过实例验证,结果表明:与采用固定阈值确定方法相比,本文提出的动态阈值确定方法更能准确确定部件劣化度;利用在不同监测周期之间部件劣化度的概率特征差异,应用非参数核密度估计法,通过分析监测周期之间的概率密度函数最大值对应劣化度偏移和条件概率,可得到风电机组关键部件历经各劣化等级后直至失效的各监测周期的劣化等级以及劣化渐变趋势。

参考文献:

- [1] YANG W,TAVNER P J,CRAFTREE C J,et al. Cost-effective condition monitoring for wind turbines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2010,57(1):263-271.
- [2] TCHAKOUA P,WAMKEUE R,OUHROUCHE M,et al. Wind turbine condition monitoring:state-of-the-art review,new trends, and future challenges[J]. Energies,2014,7(4):2595-2630.
- [3] YANG Wenxian,COURT R,JIANG Jiesheng. Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis [J]. Renewable Energy,2013,53:365-376.
- [4] 郭建斌,闻源长. 基于 AHP 方法的在役风电机组安全检测技术研究[J]. 能源研究与利用,2008,4(4):36-39.
GUO Jianbin,WEN Yuanchang. The safety detect technique research of using wind set based on AHP method[J]. Energy Research and Utilization,2008,4(4):36-39.
- [5] LI Hui,HU Yaogang,YANG Chao,et al. An improved fuzzy synthetic condition assessment of a wind turbine generator system [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013,45(1):468-476.
- [6] 李辉,胡姚刚,杨超,等. 并网风电机组运行状态的物元评估方法 [J]. 电力系统自动化,2011,35(6):81-85.
LI Hui,HU Yaogang,YANG Chao,et al. A matter-element assessment method of a grid-connected wind turbine driven generator system under on-line[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(6):81-85.
- [7] 李辉,胡姚刚,唐显虎,等. 并网风电机组的运行状态评估方法 [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.
- [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,2013,33(11): 88-95,S13.
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,S13.
- [9] 李辉,叶仁杰,高强,等. 传动链模型参数对双馈风电机组暂态性
- 能影响[J]. 电机与控制学报,2010,14(3):24-30.
- LI Hui,YE Renjie,GAO Qiang,et al. Influence of models and parameters on transient performances of a wind turbine with DFIG[J]. Electric Machines and Control,2010,14(3):24-30.
- [10] 米增强,苏勋文,杨奇逊,等. 风电场动态等值模型的多机表征方法[J]. 电工技术学报,2010,25(5):162-169.
MI Zengqiang,SU Xunwen,YANG Qixun,et al. Multi-machine representation method for dynamic equivalent model of wind farms[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2010, 25(5):162-169.
- [11] 张保会,李光辉,王进,等. 风电接入对继电保护的影响(二)——双馈式风电场电磁暂态等值建模研究[J]. 电力自动化设备, 2013,33(2):1-7.
ZHANG Baohui,LI Guanghui,WANG Jin,et al. Impact of wind farm integration on relay protection (2):DFIG-based on wind farm electromagnetic transient equivalent model [J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(2):1-7.
- [12] 林俐,陈迎. 基于扩散映射理论的谱聚类算法的风电场机群划分[J]. 电力自动化设备,2013,33(6):113-118.
LIN Li,CHEN Ying. Wind turbine grouping with spectral clustering algorithm based on diffusion mapping theory[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(6):113-118.
- [13] 林鹏,赵书强,谢宇琪,等. 基于实测数据的风电功率曲线建模及不确定估计[J]. 电力自动化设备,2015,35(4):90-95.
LIN Peng,ZHAO Shuqiang,XIE Yuqi,et al. Wind power curve modeling based on measured data and uncertainty estimation [J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(4):90-95.
- [14] 郑建辉,陈钰,孟昭勇,等. 电网电压质量评估的概率统计分析方法应用研究[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(8):58-62.
ZHENG Jianhui,CHEN Yu,MENG Zhaoyong,et al. Research on probability and statistics analysis application of power network voltage quality[J]. Power System Protection and Control,2009, 37(8):58-62.

作者简介:



李 辉

李 辉(1973—),男,浙江永康人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为风力发电技术、新型电机及其系统分析(E-mail: cqulh@163.com);

胡姚刚(1985—),男,河北邢台人,博士研究生,研究方向为风电机组运行监测与故障诊断(E-mail: huyaogang345@163.com);

李 洋(1991—),男,重庆人,硕士研究生,研究方向为风电变流器运行可靠性分析;

杨 东(1989—),男,四川广安人,硕士研究生,研究方向为风电机组状态监测与评估;

欧阳海黎(1966—),男,重庆人,高级工程师,硕士,主要从事大型风电机组安全高效运行方面的研究工作;

兰涌森(1978—),男,四川自贡人,工程师,硕士,从事大型风电机组电控系统运行和调试分析研究;

唐显虎(1971—),男,重庆人,高级工程师,硕士,从事大型并网风力发电机组控制系统的研发工作。

(下转第 19 页 continued on page 19)

作者简介:



赵卓立

赵卓立(1988—),男,广东江门人,博士研究生,主要研究方向为微电网协调控制与稳定性分析、新能源发电并网与控制技术(E-mail:zhuoliscut@gmail.com);

杨 苹(1967—),女,广西钦州人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为新能源发电并网与控制技术、分布式发电与微电网

技术、复杂系统建模与分析(E-mail:eppyang@scut.edu.cn);

蔡泽祥(1960—),男,江苏南京人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为电力系统稳定分析与控制、电力系统继电保护(E-mail:epzxc@scut.edu.cn);

周少雄(1985—),男,福建莆田人,工程师,硕士,主要研究方向为新能源电力系统中建模与控制技术;

Timothy C. Green(1963—),男,英国人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为智能电网控制与稳定性分析。

Analysis and improvement of steady-state voltage stability for isolated medium-voltage microgrid with wind power

ZHAO Zhuoli^{1,2}, YANG Ping^{1,3,4}, CAI Zexiang¹, ZHOU Shaoxiong^{3,4}, Timothy C. Green², LEI Jinyong⁵

(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 2. Imperial College London, London SW7 2AZ, U.K.; 3. National-Local Joint Engineering Laboratory for Wind Power Control and Integration Technology, South China University of Technology, Guangzhou 511458, China; 4. Guangdong Key Laboratory of Clean Energy Technology, South China University of Technology, Guangzhou 511458, China; 5. China Southern Power Grid Electric Power Research Institute, Guangzhou 510080, China)

Abstract: The power-voltage characteristics of DFIG (Doubly-Fed Induction Generator) with wind turbine in the isolated microgrid are analyzed and a strategy based on the local energy-storage stability control and fast pitch-angle control is proposed according to the constraints of different operating modes of microgrid with DFIG to enhance its steady-state voltage stability control. A model of microgrid system with stability control strategy is built based on PSCAD/EMTDC and the results of research indicate that, the proposed strategy enhances effectively the steady-state voltage stability of microgrid under the wind disturbances in different operating modes to guarantee its safe and stable operation.

Key words: microgrid; wind power; voltage stability; doubly-fed induction generator; energy storage; operating mode

(上接第 7 页 continued from page 7)

Gradual deterioration probability analysis based on temperature characteristic parameters for critical components of wind turbine generator system

LI Hui¹, HU Yaogang¹, LI Yang¹, YANG Dong¹, OUYANG Haili², LAN Yongsen², TANG Xianhu³

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. CSIC (Chongqing) Haizhuang Wind Power Equipment Co., Ltd., Chongqing 401122, China; 3. Chongqing KK-QIANWEI Wind Power Equipment Co., Ltd., Chongqing 401121, China)

Abstract: A method of gradual deterioration probability analysis based on the temperature characteristic parameters is proposed for the critical components of WTGS (Wind Turbine Generator System) to grasp their deterioration level and tendency. Since the fixed threshold may not be used to accurately determine the degradation degree, the concept of data fitting and turbine grouping based on the temperature characteristic parameters and rotation speeds of the critical components is proposed to set the dynamic thresholds for the upper and lower limits of degradation degree. In order to include the effects of operating condition and duration on the degradation degree, the nonparametric kernel density estimation method is applied to build the probability density function of degradation degree for the critical components and a method of gradual deterioration probability analysis is presented for different monitoring cycles. With the rear bearing of a wind-turbine generator in an actual wind farm as an example, the proposed dynamic threshold method and probability analysis method are verified based on the historical monitoring data of its gradual deterioration. Compared with the fixed threshold method, the proposed dynamic threshold method can more accurately determine the degradation degree of components and more effectively analyze the deterioration tendency of critical components.

Key words: wind turbines; condition monitoring; dynamic threshold; turbine grouping; probability density; deterioration tendency; wind power