

基于状态信息的风电机组维护研究综述

黄玲玲¹, 符杨^{1*}, 任浩瀚², 魏书荣¹, 黄永生¹

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海市 杨浦区 200090;

2. 上海东海风力发电有限公司, 上海市 杨浦区 200433)

Review of Wind Turbine Maintenance Based on Condition Monitoring Systems

HUANG Lingling¹, FU Yang^{1*}, REN Haohan², WEI Shurong¹, HUANG Yongsheng¹

(1. Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Yangpu District, Shanghai 200090, China;

2. Shanghai Donghai Wind Power Ltd., Yangpu District, Shanghai 200433, China)

ABSTRACT: With the great expansion of wind power after market, operation and maintenance (O&M) of wind turbines has been a big concern in wind industry. Comparing with O&M in the traditional power generation, motor and aviation industries, there are some special problems of the O&M of wind turbines (WTs) which are introduced by limits of low profit, impacts of stochastic factors, large number of WTs and etc. In this paper, firstly, the uncertainties affecting the O&M of WTs and their modelling methods were summarized. Secondly, the classifications, modelling methods and decision-making strategies of WT maintenance were described and analyzed. Finally, some difficulties and problems of the O&M of WTs were described and a decision-making framework both considering the life-cycle O&M optimization and short-term random factors was proposed in this paper.

KEY WORDS: wind turbine; O&M; uncertainties; decision and optimization

摘要: 随着风电行业逐渐步入风电后市场时期, 风电机组运维逐渐成为风电行业关注的主要问题之一。相比常规能源、传统汽车、航空等行业, 风电机组运维存在由低行业利润限制、随机因素影响以及庞大维修基数等因素带来的特殊问题。首先对影响风电机组状态维护的不确定因素及其常用的模型与建模方法进行梳理; 然后, 从维护决策量化分析的角度, 对风电机组常用的维护分类及建模方法、维护决策模型及决策方法等进行归纳; 最后, 对风电机组维护决策中仍存在的主要问题和难点进行总结, 并提出一种兼顾全寿命周期长期运维优化与考虑短期随机因素影响的风电机组运维决策研究思路与框架。

基金项目: 国家自然科学基金项目(51707112); 国家电网公司科技项目(52090R19000H)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (51707112); Science and technology project of State Grid Corporation of China (52090R19000H).

关键词: 风电机组; 运行维护; 不确定因素; 决策优化

0 引言

近十年来, 风电技术发展迅速, 风电已经成为许多国家和地区电网的主要电源形式之一。风电装机容量的爆发式增长使得短短十余年间数以万计的风电机组伫立在野外, 频繁地遭受大风、雷击等恶劣环境的影响和冲击, 机组的运行与维护(运维)需求十分突出。据统计, 风电机组的运维成本约占其全寿命周期度电成本的53%^[1]。与此同时, 随着技术日益成熟和市场日趋饱和, 风电行业出现了激烈的价格竞争和发电量竞争, 风电机组厂家在机组设计、运维等方面不断追求低成本和高收益目标。风电机组运维已成为当前风电行业发展的一个热点问题。

与常规能源机组运维不同, 风电机组由于单机容量较小, 机组运维通常无需考虑其对电网运行中的电力电量平衡、安全稳定^[2-3]等方面的影响, 主要以实现风电场经济效益最大为目标。但是, 风电机组运维具有许多独特的问题, 使得传统的维护策略与方法难以完全满足其需求。首先, 由于激烈的价格竞争而广泛采用的各种降本设计, 使得风电机组的运维转变为一个需要考虑机组实时状态变化的动态优化问题。据 NREL 统计数据^[4], 2008 年以来, 风电机组的单位容量成交价格几乎以每年 100USD/kW 的速度逐年下降, 这迫使新一代的风电机组逐渐采用更经济实用的设计方法与技术。如配合激光雷达实时风速检测的桨距角控制, 最大能够降低叶片及机组 30% 的载荷^[5]; 多级行星传动结构较传统齿轮箱设计更紧凑、更轻, 相同传动功率

需求条件下约可降低 20% 的重量^[6]。此外,还有柔性塔架、纤维增强聚合物复合材料的叶片材料技术等^[7-8]。概括来说,商业化风电机组在降本设计上主要表现出以下 2 个明显的倾向: 1) 单机容量与叶片长度逐渐增加; 2) 部件轻型化设计。更轻的部件,有益于减小运行时机组结构与部件受到的载荷与冲击。但是,这些大型化、轻型化的设计: 1) 不仅减小了大型关键部件的安全裕量,而且对机组的载荷计算和运行状态监测提出了更高的要求; 2) 要求风电机组结构在运行中需具备一定的动态适应性,能够通过相应的控制应对如湍流等短时有害载荷的冲击。

其次,恶劣环境条件对风电机组运行和维护均有不同程度的影响。与传统的汽车、农机、航空等行业中大部分部件运行在近似静载荷环境、或间歇性随机载荷环境不同,风电机组在寿命周期之内基本受到长期不间断随机载荷作用的影响^[9]。这一方面使得来自传统行业的相同部件运维的相关经验与数据不能完全照搬应用于风电机组运维之中;另一方面,复杂多变的环境条件也为风电机组状态预测带来了更大的阻碍。此外,对于海上风电机组来说,由于安全性的问题,海洋天气还进一步限制了海上维护的操作窗口期,提高了海上运维的限制与难度^[10]。

此外,庞大的维护基数与就地维护需求的限制。风电机组由于其整体不可移动,使得大部分维护工作必须在野外就地进行。而高耸的风电机组维护又需要专门的维护工具与专业的运维人员才能开展。因此,对于风电机组厂家或风电场业主来说,在维护资源有限、风电平价上网等多项限制条件下,面对其所拥有的数量众多的风电机组时,只有充分利用每一项维护资源、每一次的现场维护机会,才能更好地实现风电机组与风电场维护降本。

基于状态信息的维护 (condition based maintenance, CBM) 是指基于对设备/部件状态的实时监测,通过状态评估、剩余寿命估计、故障预测等技术,在设备表现出一定的状态/性能劣化或故障预期时采取相应维护措施的一种预防性维护。因此,相对于定期维护,状态维护被认为是一种按“需”而进行的主动预防性维护,有助于识别和纠正故障早期阶段的问题,减少失效故障,从而显著提高设备可用率、降低维护成本。这是一项集数据采集、数据分析、健康诊断及维护策略优化于一体的技术与方法。CBM 被认为是目前最适用于风电

机组的一种运维方式。

国内外对风电机组运维领域的相关研究和实践已经取得了一些阶段性成果。本文将风电机组维护决策为研究对象,对国内外风电机组状态维护的相关研究成果进行梳理与归纳。首先,分析影响风电机组运维决策中的不确定性因素,并归纳总结了相关的模型和建模方法;然后,根据机组的状态劣化程度与运维需求,介绍风电机组的维护方式及维护决策的相关模型与决策方法。最后,对风电机组维护决策中仍存在的主要问题和难点进行总结,并提出一种兼顾全寿命周期长期运维优化与考虑短期随机因素影响的风电机组运维决策研究思路与框架。

1 状态维护决策中的不确定性因素及其建模方法

风电机组的维护方式,目前主要包含预防性维护与事后修复两种,而预防性维护中又包含定期维护与状态维护等^[9]。从实际的执行结果来看,即使是相对简易的机组部件检查、清理或润滑油补充之类的定期维护,也难以避免由于受到天气、维护资源等因素影响而与预期存在一定的差异^[10]。而事后修复与状态维护决策过程中受到的不确定性因素影响类型则更多、影响也更显著。

1.1 风电机组(或部件)的状态劣化过程

风电机组(或部件)状态劣化的程度是进行状态维护决策的重要依据。因此,当从设备的状态数据中提取出状态特征信息后,需要建立一种能够直观地描述设备状态变化、并便于后续运维决策优化的状态变化过程模型。目前常用的模型主要有连续性模型与离散模型 2 种。

连续性模型,通常将设备随时间的状态变化过程描述为一个反映设备状态指标(如健康指数、可靠率等)的时间曲线。一般来说,在没有维护的条件下,该曲线随时间增加呈现出单调减(健康指数)或单调增(劣化程度)的特性。如图 1 所示的经典 $P-F$ 曲线,展示了设备状态不断劣化直至失效的过程。

为了便于进一步的分析,许多研究对该过程进行了更深入的研究,建立了更加具体的数学模型。其中,基于概率分布的故障模型与随机状态模型在可靠性评估、运维领域均有广泛的应用,在风电机组运维中也有一定范围的应用情况^[11-15]。表 1 罗列了几种常用的连续性状态模型。

连续性状态模型的参数可以通过经验获得,也

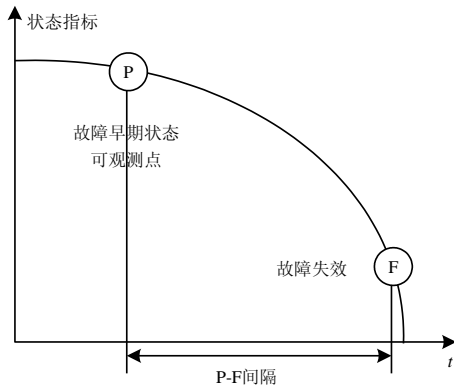


图 1 设备的 P-F 曲线

Fig. 1 P-F curve

表 1 常用的几种风电机组(或部件)连续性状态模型

Tab. 1 Some classical continuous state models of WTs

状态指标	数学模型
故障率 $F(t)$	满足威布尔分布 ^[15] : $F(t)=1-e^{-(t/\alpha)^\beta}$
可靠度 $R(t)$	满足威布尔分布 ^[11] : $R(t)=\exp[-(t/\alpha)^\beta]$
	$X(t)=\varphi+\beta t+\varepsilon$ φ : 初始老化状态; β : 老化速率; ε : 随机变量, 满足正态分布
劣化水平	初始状态: $X_0=0$, 对于 $t>0$, 设备的状态劣化满足 Gamma 概率密度分布:
$X(t)$ ^[13-14]	$f_{\alpha_k(t),\beta}(x) = \frac{1}{\Gamma[\alpha_k(t)]} \beta^{\alpha_k(t)} x^{\alpha_k(t)-1} e^{-\beta x} I_{[x \geq 0]}$
	指数模型: $X(t)=\beta(\mu, \sigma)e^{\alpha t}$ 或 $X(t) = \phi + \theta e^{\beta t + \varepsilon(t) - \sigma^2/2}$

可以通过大数据分析拟合计算得到。这类模型的优势在于采用了常用的数学分布, 具有良好的数学特征, 便于进行进一步的数学分析与优化建模。缺点在于: 1) 实际运行数据与数学模型可能不完全吻合, 从而产生较大的误差; 2) 不能充分反应外部实际环境因素的影响; 3) 不能反映个体生产工艺或质量的影响; 4) 只能判断某个时刻或某个时间段内, 设备是否达到某个给定状态阈值的概率, 不能进行准确的状态判断; 5) 在细化的维护决策中, 可能造成大量的计算。

离散状态模型, 一般根据设备劣化程度、对维护的需求、或对机组发电能力的影响等, 将设备的状态划分为数量有限的离散状态。文献[11]根据风电机组的功率输出与停运情况, 将机组状态划分为 17 种类型。由于该文献侧重于故障检测, 因此, 进一步将风电机组的状态缩减为正常运行、故障、因天气停运、和因维护停运 4 种。文献[16]根据故障的可发展程度将风电机组的故障分为 A、B、C 3 类。其中, A 类故障为导致停机的严重故障, 对于此类故障采用状态监测有利于进行故障早期识别, 状态监测效果最佳; B 类故障则影响风电机组的功

率输出能力; 而 C 类故障则属于控制系统故障, 一般可采用远程控制恢复。文献[17]从维护的角度, 主要考虑设备状态达到不同劣化程度时对维护的要求与成本的影响, 将风电机组的状态划分为良好 (Good)、轻微劣化 (minor degradation)、严重劣化 (advanced degradation)、重大劣化 (major degradation)、以及失效 (failure) 5 种。文献[18]从尽量避免风电机组处于非健康状态运行的角度, 在机组非健康状态预测的基础上进一步确定了几种机组不可运行状态, 从而避免风电机组由轻微故障发展为严重故障。几种常见的状态分类方法与分类等级如表 2 所示。

表 2 运维中风机状态的几种常见分类方法与分类等级

Tab. 2 Typical state classifications of WTs

分类依据	状态等级
是否可运行	2 状态: 运行、停运
停运的原因	4 状态 ^[11] : 正常运行、故障、因天气停运、和因维护停运
劣化程度不同	5 状态 ^[17] : 良好、轻微劣化、严重劣化、重大劣化、失效
	M 状态模型 ^[19-20] : 状态 1 为全新状态, 状态 M 为失效状态, 数值越高劣化程度越高

离散状态模型的优势在于: 1) 有利于采用马尔可夫链、Peri 网等离散状态建模方法对风电机组状态变化或维护策略优化进行建模; 2) 明确的状态分类, 有利于简化维护决策、控制策略选择等。离散状态的分类, 尤其是更详细的状态分类虽然可以更直观地反应设备的健康情况, 但是, 过于细致的分类方法不仅增加了状态划分难度, 而且实际应用价值也有待进一步评估。目前关于风电机组状态的分类并没有统一的定义与方法。

1.2 失效故障

风电机组的失效也表现出明显的不确定性。据统计, 风电机组故障中, 99% 的故障在其失效早期表现出一定的故障特征, 具有明显的故障演化过程^[21]。如大部分机械故障。但是, 对于失效的临界点, 不同设备差异较大。而对于突发性故障, 一般易发生在随机性大扰动冲击的情况下, 检测难度更大。

失效故障的建模方法, 根据故障的类型, 大致也可以分为两类。一是对于具有明显状态演化过程的故障, 如图 1 所示, 可以基于设备自身的状态劣化情况进行判断。针对此类故障, 常用的方法是假设部件的连续状态劣化过程为 $X(t)$, 给定设备的状态失效阈值 ω , 当设备状态达到该阈值时, 则认为设备失效。考虑到设备的劣化是一个随机过程, 一

般评估设备在某个时刻 t 的失效概率 P , 即,

$$P = P\{X(t) \geq \omega | X(0) < \omega\} \quad (1)$$

式中 $X(0)$ 为设备初始状态。简化分析方法通常默认失效概率满足某种分布, 如威布尔分布^[15]。

设备从当前时刻至第一次发生故障失效的时间, 也被定义为剩余寿命, 因此式(1)也是常用的剩余寿命评估方法。以经典的劣化过程为例, 假设 $X(t) = \lambda t + \sigma B(t)$, 其中 $B(t)$ 是布朗运动且满足 $B(t) \sim N(0, t)$, λ 和 σ 分别是漂移系数和扩散系数^[22]。则设备的剩余寿命满足逆高斯分布, 对应的概率密度为

$$f_{T|\lambda}(t|\lambda) = \sqrt{\frac{\omega^2}{2\pi t^3 \sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\omega - \lambda t)^2}{2\sigma^2 t}\right) \quad (2)$$

大数据与人工智能方法, 为进行风电机组部件的状态分析、剩余寿命估计提供了一种新的思路。文献[23]基于风电机组输出的电流信号与振动信号, 分析与推导了以信噪比为状态指示器的齿轮箱的状态劣化过程, 可提前 1500min 预测故障。文献[24]基于振动信号的频谱特性, 采用改进粒子群过滤算法, 提取了以后验概率密度函数为状态指示器的齿轮箱劣化过程分析, 研究结果表明该方法能提前 12 天预知故障等。文献[25]同样针对风电机组齿轮箱的振动信号, 采用神经网络算法以振动信号的有效值为状态指示器, 算例结果表明可提前约 26 天预知故障。文献[26]汇总和整理数据挖掘、深度学习等方法在风电机组各部件的状态监测、故障检测、剩余寿命估计等方面的应用情况。从上述相关文献的结果上看, 基于数据的方法能够在一段较长的时间段内(数十天左右)较好地预测设备的故障, 能够为部件维护决策提供充足的时间。但是, 风电机组故障预测与剩余寿命评估的实际应用推广目前还存在一定的问题。首先, 由于文献研究中算例相对较少, 对算法预测的准确性与稳定性缺乏详细的说明; 其次, 随机、未知的运行环境是否影响剩余寿命预测也缺乏明确的、详细的说明; 然后, 设备个体的产品质量差异也是实际工程中影响剩余寿命的一个重要因素, 相关研究中也缺乏分析与研究。此外, 基于数据的方法, 需要大量的数据与数据计算, 并且对数据的全面性具有较高的要求。

对于另一类的突发性故障来说, 通常可以采用随机冲击模型。这是一种从外部冲击造成设备失效的角度进行建模的方法。冲击失效认为系统在运行过程中, 受到外部环境不同程度的扰动和冲击影响^[27]。当叠加在设备上的冲击超过一定的幅值之

后, 将直接造成设备失效, 如图 2 所示。为了更贴合实际运行环境中外部冲击的影响, 可以将冲击模型定义为连续冲击与随机冲击的叠加。随机冲击或者随机故障通常可以结合随机过程分析方法进行研究, 如蒙特卡洛随机模拟。

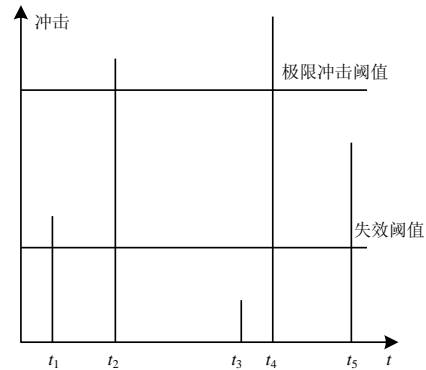


图 2 随机冲击模型

Fig. 2 Model of Shock-based failure

此外, 基于解析方法的失效概率模型在风电机组故障分析与维护中也有一定的应用。对于多机组或多部件系统, 通常在获得每个子系统的故障概率之后, 通过部件之间串并联关系、故障树获得整个系统的故障概率^[28-29]。失效模式与影响分析(FMEA)也被应用于风电场及风电机组的维护管理之中, 对各部件失效的频率、失效原因及失效影响进行统计与排序^[30]。从运维的角度来说, FMEA 能够进一步定量地了解失效的频率及其产生的影响。表 3 总结了部分 FMEA 在风电机组运维中的应用。

表 3 失效模式与影响分析在风电机组运维中的应用

Tab. 3 Application of FMEA in O&M of WTs

类别	分类结果
故障率	Level E(极低故障率: 低于 0.001)、Level D(低故障率: 大于 0.001 小于 0.01)、Level C(偶然故障: 大于 0.01 小于 0.1)、Level A(经常性故障: 大于 0.1)
故障影响的严重程度	轻微故障(minor: 需紧急维护但不影响发电)、微小故障(marginal: 发电性能降低)、严重故障(critical: 丧失发电能力)、灾难性故障(catastrophic: 对风电机组的基础与安装产生严重破坏)

1.3 天气因素

传统的电力系统可靠性分析中, 通常根据天气因素对设备故障与修复的影响, 将天气划分为正常天气和恶劣天气^[31]。不同天气类型下, 设备的故障率和修复率独立分布。但是, 对于风电机组来说, 其部件的故障与修复过程均受到多种天气因素的影响, 不同天气条件对一些故障的发生和修复过程的影响表现为在一定时间范围内的累加效果, 因此, 简单的 2 状态天气模型不能完全满足风电机组

运维的需要。

对于故障过程来说，风电机组在运行过程中，持续不断地受到来自外部环境的各种随机因素的作用与冲击，导致风电机组各部件的疲劳、腐蚀、以及磨损等。例如疲劳是导致机械设备故障的主要原因。文献[32-33]的研究表明，风电机组的疲劳主要表现为风电机组捕获风能与发电过程中的疲劳损伤，是一个主要受风速累积影响的过程，具体为：

$$F(t) = (1 + \gamma) \frac{\int_0^t P(\tau) d\tau}{P_{\text{rate}} T_{\text{life}} (1 + C_{\text{rep}})} \quad (3)$$

式中： γ 为湍流系数； $F(t)$ 和 $P(t)$ 分别为 t 时刻风电机组的疲劳和有功出力，取决于风速大小； T_{life} 为风电机组运行寿命； C_{rep} 为维护补偿系数。

对于海上风电机组来说，海洋盐雾腐蚀是风电机组长期运行面临的一项重要挑战。环境腐蚀对风机塔架的影响将随着运行年限增加而逐渐体现。例如，考虑海洋环境下的风电机组塔筒腐蚀产生的裂纹的厚度可以表示为一个巴黎-埃尔多安方程^[34]，即

$$\frac{da}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (4)$$

式中： a 为裂纹厚度； N 为压力循环周期数； ΔK 为压力强度系数范围； C 与 m 为材料系数。

当疲劳、腐蚀或磨损产生裂纹厚度累积到一定程度时，将导致风电机组运行性能降低，甚至导致某些部件故障失效。

风电机组的维护过程同样也受到天气因素的影响，如机组维护通常安排在低风速时期开展。海上风电机组维护更是显著地受到风速和浪高等天气因素的限制。通常在维护过程中，天气对风电机组维护的影响采用可及概率进行描述，即待维护风机可到达或可维护的可能性。风电机组维护决策过程中，可及性的建模与分析方法主要有以下几种：

随机事件。考虑维护人员的值班制度与海上安全约束，文献[35]以每 1 个工作日为单位，定义了日可及率，认为对于给定的海上风电场来说，其日可及情况是一个符合泊松过程的随机事件。泊松过程的抵达率即为风电场的年均日可及率。

可及指标。文献[36]分别针对预防性维护和事后修复 2 种维护策略所需的天气情况，将一段时间内不可及的天气条件分别定义为 W_{PM} 和 W_{CM} 。当 W_{PM} 与 W_{CM} 较大时，则认为该时间段天气波动程度较大，不适宜开展海上维护操作，可及率低；当其数值较小时，则认为该时间段天气波动程度较小，

可视为静态天气，适应开展海上操作。文献[37]则定义了一个衡量每日可及概率的指标，该指标是一个基于温度、露点仪、风速、气压及能见度等多项指标综合计算的 0~1 之间的参数。该指标大于给定阈值时，不可及；反之，则可及。

风速的等级划分。对于短期的维护决策，文献[18]为了建立维护与停机损失的联系，根据风电机组的功率曲线与维护的风速限制，将风速分为 3 个等级：等级 1 为小于切入风速区段，非常适于风电机组维护；等级 2 为切入风速与切出风速之间的风速区段，此风速区段既适宜发电，也适宜进行风电机组维护；等级 3 为高于切出风速的区段，此风速区段，既不适于发电也不适于维护。

基于详细天气数据的日可及情况判断。详细的天气数据不仅是进行准确停电损失计算的重要依据，也可用于维护可及条件的判断。对于风电机组维护研究，该方法多用于短期维护决策，在短期天气预测的基础上，通过对给定时间段内风速(及浪高)条件的满足与否判断风电场的可及情况^[38-39]。常用的短期天气预测主要有基于高斯与朗格朗日的浪高模拟方法、ARMA 以及马尔可夫模型等。

1.4 维护停机时间

风电机组的维护停机时间通常也被认为是一个随机变量。这主要是由于风电机组维护不仅受到天气因素的影响，而且还与故障部件、故障类型、维护措施、维护资源配置情况等因素相关，这些因素可能不同程度地导致维护延迟或维护中断。该问题在海上风电机组的维护优化中表现最为突出。文献[35]分析了海上风电机组的维护过程，认为风电机组故障维护停机可以主要划分为故障识别、维护资源等待、及考虑天气因素限制的维护过程 3 个相互独立的部分。具体来说，维护资源对维护延迟的影响主要可以分为 2 种类型：一种表现为等待固定的时间，如备件的订货周期，船只的租赁时间；另一类表现为维护资源不足时的排队等待时间，如多机组维护条件下依次排队等待维护的情况。前者在随机抽样仿真过程中，可以记录为停机时间的定额增加；而后者可以采用马尔可夫过程进行描述，表示特定状态之间转移概率的变化。

对于天气因素引起的维护停机时间，考虑到一个具体维护的实际操作时间大致是一个确定的数值，其不确定主要表现为因天气因素导致的维护延迟与维护中断。文献[13]定义了维护的不确定因子 ε_{rep} ，认为维护停机时间 x_{real} 与实际操作时间 x_{exp} 之

间有如下关系:

$$x_{\text{real}} = x_{\text{exp}} \varepsilon_{\text{rep}} \quad (5)$$

文献[35]在考虑海上天气因素导致的维护中断时,将维护任务按照值班制度中每日工作时长进行拆分,表示为最小所需工作日与最后一个工作日停机时间2个部分,然后,在可及工作日为一个满足泊松过程的随机事件的基础上,求取维护的平均停机时间。

2 维护的分类与决策

2.1 维护的分类与修复结果

对于风电机组来说,针对不同的维护对象、劣化程度、故障类型、以及预期达到的不同效果,其维护的内容、所需的维护资源、以及所花费的成本存在显著的差异。因此,风电机组的状态维护同时也应该是一种“按量维护”。为了能够在风电机组的维护过程中,根据状态的“需”,确定相应维护的“量”,有必要对风电机组的维护进行更详细的分类。一些文献围绕风电机组(或部件)不同的维护需要,从不同角度进行了分类^[40-42]。常用的几种分类方法如表3所示。

从表3可以看出,不同等级的维护方式,除了所需的维护资源、维护工具不同之外,最重要的还体现在维护成本与维护后设备的状态恢复结果不同。

表3 风电机组的维护分类

Tab. 3 Classifications of the maintenance of WTs

分类规则	维护分类
是否失效	2种维护类型:预防性维护与事后修复
故障严重程度	4种维护类型:更换(Major replacement)、重大维护(Major repair)、小维护(Minor repair)、检查(inspection)
状态恢复情况	3种维护类型:小修 Minor maintenance、不完全维护 imperfect maintenance、完全维护 perfect maintenance
维护工具	5种维护类型:重型部件,需外置起重设备; 重型部件,需外置/内置起重设备(>800~1000kg); 小型部件,需内置起重设备(<800~1000kg); 机舱内小部件维护;机舱外小部件维护

在维护结果方面,通常认为,事后修复或更换是一种“完全维护”,维护后设备状态“恢复如新”。而其他的维护方式,则属于不完全维护,即维护后设备的状态将介于维护之前的状态与“恢复如新”之间。文献[42]总结和概括了几种常用的不完全维护结果评价模型,主要有:

(p, q) 模型。维护之后,部件有 p 的概率恢复如新,有 $q=1-p$ 的概率仍然保持维护之前的状态。

$(p(t), q(t))$ 模型。与上述模型相似,只是 (p, q) 模型中的概率值为常数,这里的概率数值则为与设备寿命或状态等因素相关的变量。

改进系数模型。维护后,部件的故障率将得到一定程度的改善,改善的程度可用改善因子表示,即:

$$\lambda_{i+1} = b_i \lambda_i \quad (6)$$

式中: λ_i 与 λ_{i+1} 分别为第 i 次维护前后部件的故障率; b_i 为改善因子。

役龄回退模型。假设上一次维护之后,设备的役龄为 V_{n-1} ,则第 n 次维护之后,部件的虚拟役龄为

$$V_n = qV_{n-1} \quad (7)$$

式中 q 为役龄回退因子。

马尔可夫模型。根据机组的劣化程度,可以将风电机组的劣化状态划分为 M 个等级,其中,状态1为全新,状态 M 为故障失效前最劣状态。故障被分为 L 种类型。劣化状态之间只能从低等级发展为高等级,而任意一种劣化状态均可能发展为 L 个故障类型中的任意一种^[20]。维护后的状态变化,则被描述为更高等级的劣化状态、或故障状态向低等级劣化状态的转移过程,如图3所示。文献[19]在此基础上,更进一步考虑当前风电机组系统中的 CMS 水平,基于风电机组(或部件)只有部分状态是可观测的前提,建立了反应机组状态变化的隐形马尔可夫过程。

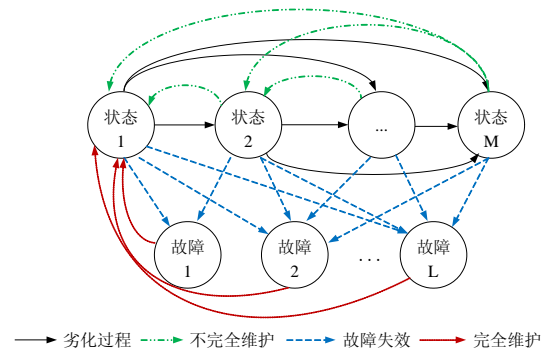


图3 状态转移图

Fig. 3 Transitions between different states

为了表述不同维护结果与成本之间的相关性,文献[43]构建了一个维护结果与维护成本之间的线性模型:

$$c_p = \begin{cases} q^2 c_{pv} + c_{pf}, & 0 < q \leq 1 \\ 0, & q = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: c_{pv} 为更换成本变量; c_{pf} 为维护固定成本; q 为维护系数。

2.2 维护决策研究框架

风电场中的风电机组维护是一个典型的动态环境条件下的多机组多部件系统的维护决策问题，其目标是追求以最低的维护成本获取最大的发电收益。详细地说，这是一个涵盖 20 年的寿命周期、数量众多的风电机组、以及结构、功能与特性各异的多部件系统，在不同外部环境、内部质量等多种不确定因素影响下的决策优化问题。这是一个既需要从长时间尺度评估收益，又需要充分考虑短期维护中不可预期的突发事件对维护可行性影响的实际工程问题。

风电机组的长期维护决策通常是对未来 5~20 年的维护相关问题进行研究，是基于未来很长时间内对风资源的预测、设备状态演化过程的预期而开展的。以大部件预防性维护为例，风电机组大部件故障由于维护需要借助大型交通工具及起重设备，维护困难且成本高昂，而且这些部件的故障很可能会对其他结构相关的部件产生较大的恶劣的影响与冲击，是风电机组长期维护决策研究中的一个重要问题。预防性更换被认为是解决此该问题的一种重要方式。尤其是海上风电机组维护中，在短期可预期的时间段内将有较长时段的高不可及天气(如北海的海冰天气等)，合理的大部件预防性更换表现出明显的经济性优势。但是，当部件剩余寿命估计准确性不高时，预防性更换的损失和收益难以准确评估，这给维护决策造成了较大的困难。一些文献尝试为一个部件的维护设置多个维护阈值，认为只有达到最高的维护阈值(对应严重的状态劣化或最大的使用寿命)方被确认为必须更换^[36,44-45]。可见，风电机组的长期维护决策比较适用于具有普遍适用性的运维规则与理论的研究。如一定规模风电场、一定水平可靠性条件下的维护资源配置方法、大部件预防性维护阈值或范围、以及机会维护的必要性分析等。

同时也可以看出，长期维护决策是基于长期预测的结果开展的，通常采用平均分布或平均值作为计算基准，无法充分反映风速、设备劣化等不确定因素瞬时状态变化的影响。长期维护决策，在具体某一个时间段内应用时则需要配合短期维护决策(通常以天为维护时间单位，确定一周或几周之内的维护内容)进行适当调整。在短期维护决策中，通常可以认为天气(或风速)的短期预测精度能够满足运维计划的评估需要，并且短期之中维护资源配置情况基本清晰、变化不大，即短期维护决策被简化为

一个外部环境及维护资源大致确定条件下的维护决策问题。文献[14,46]通过短期天气预测安排风电机组短期内的维护任务。文献[47]建立了一个以给定时间内风电场每日每台风电机组的各种维护任务为优化变量、风电场维护收益最大为目标的风电机组短期维护优化模型，该模型充分考虑了维护人员约束、船只航行速度约束，以一日内的航行距离为半径进行风电机组族群划分，确定风电机组组合维护范围。考虑到片区风电场中包含数量众多的风电机组，因此，还需要从风电机组-风电场的层面，进行维护决策研究。文献[48]则更进一步在给定维护类型条件下，研究了风电场中多台风电机组的维护先后次序的优化问题。这里主要涉及风电机组的维护分类，即确定同一批次的待维护风电机组。文献[49]提出了一种基于不同人工神经网络分别进行状态预测与发电量预测的风电场风电机组维护决策框架。概括来说，风电机组群的短期维护决策框架大致如图 4 所示。

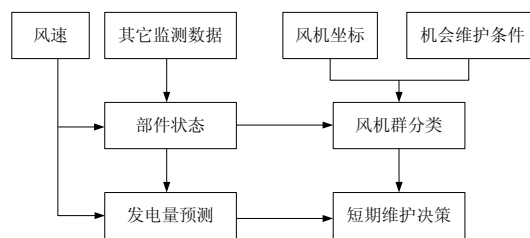


图 4 风电场风电机组短期维护决策框架

Fig. 4 Maintenance frame of WTs

在长期维护决策与短期维护决策的综合研究方面，一些文献从多层次维护的角度进行了不同的尝试。文献[18]中提出了一种两层维护决策框架，下层以预防性维护决策为目标，通常以风电机组厂家、业主等的惯例、标准或优化研究等为依据确定维护时间节点与维护内容，如定期维护时间点或预防性维护的状态阈值等；上层以设备的突发性故障而产生的事后修复为契机，结合机会维护在下层优化结果的空白节点上调整事后修复与其他部件的预防性维护内容，如图 5 所示。文献[37,50]基于相似的思路，提出了在长期维护计划的基础上，结合设备的状态预测与故障诊断结果，优化和确定短期维护内容。文献[51]则通过对现有维护策略多年执行结果的评估，考虑今后一段时间内设备可靠性、电价等因素变化的影响，结合贝叶斯网络和决策树进行期望运维成本计算与风险评估，在确定各项不确定因素及其代表的最大风险成本的基础上，更新原有的维护策略。

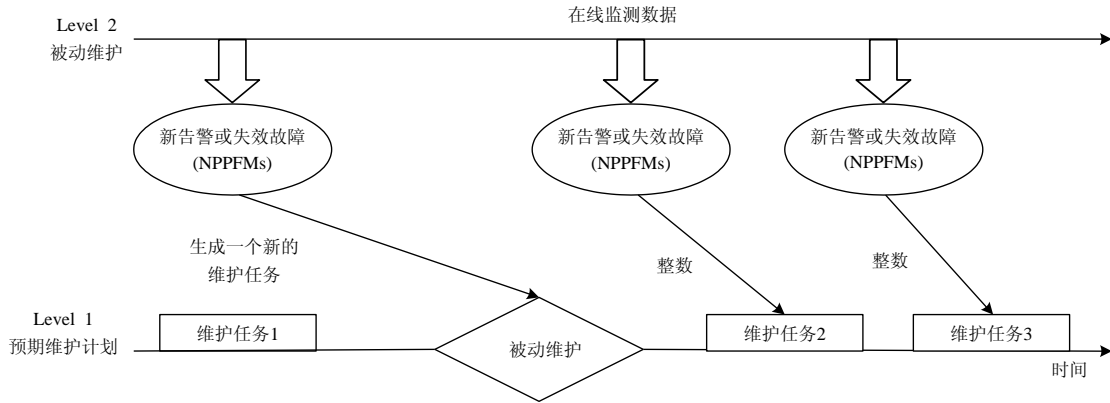


图5 风电机组的双层维护框架

Fig. 5 Two level maintenance framework for WTs

2.3 维护决策优化模型

风电场或风电机组的运维决策研究，大致可以分为2个类型：一类是维护策略优化；另一类是维护资源优化。前者主要关注具体维护内容、维护事件触发规则等，后者主要关注风电场规模、可靠性等对运维人员、交通工具、备件等主要维护资源的配置规则的影响和优化。其中，维护策略优化进一步可以归纳为两个主要研究方向：1) 优化维护事件的触发规则。现有研究中风电机组中各部件触发维护任务的事件点主要可以包含3种：故障失效、满足部件给定的维护阈值条件、以及触发机会维护条件。2) 优化相应的维护等级，通常为完全修复和不完全修复的优化选择。

所有的水电机组运维决策研究几乎都是以成本模型或收益模型为决策依据，即一段时间内维护的支出成本与发电量的损失(或收益)最小(或最大)。表4罗列了风电机组维护研究中常用的几种优化模型。表中： C_M 为维护总成本； C_L 为维护资源总成本； C_{PL} 为风电机组停机的发电损失； C_p 为总发电收益。

从表4可以看出，风电机组运维的成本或收益模型的构成较为简单。其难点主要在于如何计算优

化时间段内的各项成本与停电损失(或发电收益)。不同的维护时间点、维护内容对设备状态演化过程的影响是完全不同的，因此，在维护规则给定的前提下，如何考虑整个维护周期中各种不确定因素的影响，是进行维护决策成本建模的关键。

不同的文献对维护过程中的不确定性因素从不同角度做了不同程度的假设。归纳来说，主要有以下3种：1) 基于更新过程的维护决策。根据 Ross 更新理论，全寿命周期内单位时间成本等同于一个更新周期中的单位时间成本。文献[18,53]假设所有的维护结果均为“恢复如新”。结合各种不确定因素的独立概率分布，以设备投入至首次维护或更换实现设备状态的“恢复如新”为一个更新过程。全寿命周期成本计算则被简化为一个更新周期内的平均成本计算。文献[18]仅考虑事后修复，结合设备故障的概率模型，计算(0,t]时间段内的平均维护成本。2) 基于马尔可夫过程的离散状态模型与维护决策。文献[19,36]罗列了有限的水电机组劣化状态及故障状态，根据部件劣化以及故障演化过程，建立了基于马尔可夫链的水电机组状态演化与维护模型。上述这两类建模过程常常忽略风速随机性的影响，通常以最小维护成本为目标，或以平均风速或等效利用小时数进行发电损失或发电收益评估。3) 基于蒙特卡洛模拟的不确定因素分析方法。文献[54]采用蒙特卡洛随机模拟的方法模拟水电机组或部件的状态劣化过程的随机性、以及完全维护与不完全维护对设备状态不同恢复程度的影响，求取一个更新周期内不同预防性维护阈值下的单位时间运维成本。

成本/收益评价模型，虽然能够对维护策略的支出与收益提供一个较为直观的数据对比，但并不能直观地体现维护过程中各项不确定因素的影响。因

表4 常见的水电机组运维优化目标

Tab. 4 Some optimization goals of O&M for WTs

优化目标	目标函数
给定时间段 T 内维护成本 (与停机损失)最小 ^[17]	$\min \sum_{t=1}^T [C_M + C_L + C_{PL}]$
给定时间段 T 内单位时间维护成本 (与停机损失)最小 ^[14]	$\min \frac{\sum_{t=1}^T [C_M + C_L + C_{PL}]}{T}$
一个维护周期 T_L 内(部件的平均寿命)期望维护成本(与停机损失)最小 ^[15,19-20]	$\min \text{Exp}[\frac{C_M + C_L + C_{PL}}{T_L}]$
给定维护时间 T 内，发电收益最大 ^[52]	$\max \sum_{t=1}^T C_p - [C_M + C_L]$

此,近年来,逐渐有一些学者进一步结合风险分析进行维护决策评估。文献[55]结合贝叶斯网络与决策树理论,分析了天气因素、设备可靠性、及电价等因素变化对维护成本的影响。文献[51]采用灵敏度分析的方法分析了天气、故障率及维护时间等不确定因素对维护成本的影响。

3 存在的主要问题与解决思路

3.1 存在的主要问题

当前风电机组运维研究中存在的主要问题大致可以概括为以下几点。

1) 对未来状态的准确预测。

对风电机组或部件未来较长一段时间内状态变化的预测,或剩余寿命预测,除了受到风电机组或部件当前状态、状态劣化过程演化规律的影响之外,还直接与外部环境条件变化及部件自身的生产工艺或生产质量相关,因此,具有明显的不确定性。文献[23-25]中针对风电机组各种不同部件进行的或基于劣化模型、或基于历史数据的状态预测与剩余寿命评估方法,大多是基于较短时间内的预测与评估,如几个小时或几天,这大大降低了随机环境变化与部件质量对预测结果的影响。尽管如此,其预测的结果也缺乏大量数据样本的比较,在预测准确度方面也缺少说明。对于风电机组的预防性维护来说,运维决策如何适应不同水平的状态预测精度是当前需要考虑的一个非常现实的问题。

2) 多机组或多部件之间的机会维护。

机会维护实际上就是利用风电机组与风电机组之间、或部件与部件之间的相关性,借助计划停机与非计划停机的便利、或借助就地维护时维护工具及维护人员的便利,顺便对其它风电机组或部件同时开展维护的一种维护策略。因此,触发机会维护的因素选择是机会维护研究的一个重要内容。文献[56]以风电机组的故障维护为机会维护的触发事件,通过判断其他风电机组的相同部件或待维护风电机组的其他部件是否满足预防性维护阈值为机会维护的判断条件。文献[57]针对同一台风电机组中结构相关的部件,在某一部件触发任何维护任务时,考虑是否对其他结构相关的部件进行机会维护。综合来看,风电场中的风电机组维护相关联系主要包括:①结构相关性;②维护相关性;③故障相关性;④经济相关性。此外,机会维护还应考虑维护工作的实际工程约束,如文献[58]考虑海上风电场每个工作日海上实际可用的操作时间限制,

结合风电机组之间的距离与船只航行速率,以待维护风电机组为中心,划定可进行机会维护的目标风电机组。

3) 状态监测、运行控制与维护策略的结合。

风电机组降本降载的设计趋势,使得风电机组对运行的动态适应性要求越来越高。在运行过程中,配合实时的风速、风向监测,进行偏航控制、桨距角控制不仅能够有效地保证风电机组各部件的载荷安全,也能够通过尾流调节提升风电场整体发电量。而当风电机组部件触发预防性维护,由于天气或维护条件等原因无法及时实施维护操作时,结合风电机组部件的状态,进行不同程度的降额运行,有助于提升风电机组的发电量。文献[59]在风力发电机组故障、变频器故障的容错控制方面进行了探索。文献[60]构建了一个风电机组传动链故障程度的量化模型,并针对风电场中的故障机组,通过优化机组的有功出力方式(标准功率曲线出力、百分比出力、差额出力以及降额出力),控制风电机组的转矩与桨距角,实现故障机组的低载荷运行,从而提高发电收益。文献[33]则在风电场选址定容阶段,对风电机组选址对风电机组运行疲劳、及运维成本可能产生的影响进行了探索。可以看出,只有综合考虑风电机组的状态检测、运行控制以及维护策略,方能形成真正的智慧风电机组/风电场,是当前风电机组智能化发展的重要方向。

3.2 解决思路

根据上述的分析,结合风电场多机组多部件的维护需要,本文提出了一种结合全寿命周期度电成本最小或发电收益最大为目标的长期维护规则优化、与基于短期外部环境预测和设备状态评估与预测为基础的考虑机会维护的具体维护任务确定两大主要内容的风电机组维护优化策略。图 6 所示为相关流程图与主要相关技术。

考虑到风电机组的维护是一个既与环境因素、设备状态等瞬时量相关,又需要从数年甚至二十年生命周期的长时间角度评估的问题,这里将风电机组(群)维护划分为 2 个层次:一是确定风电机组维护的基本原则。这是以长期维护决策优化为目标,依据风电场的基本信息,如风电场的地理信息、气象信息等,结合风电机组各部件的运行和维护的历史数据,优化确定风电机组维护的基本原则,如相关维护资源的配置、风电机组部件维护启动的阈值等;二是短期维护内容优化。即根据风电场的相关实时数据信息,如 CMS 系统信息、天气信息等,

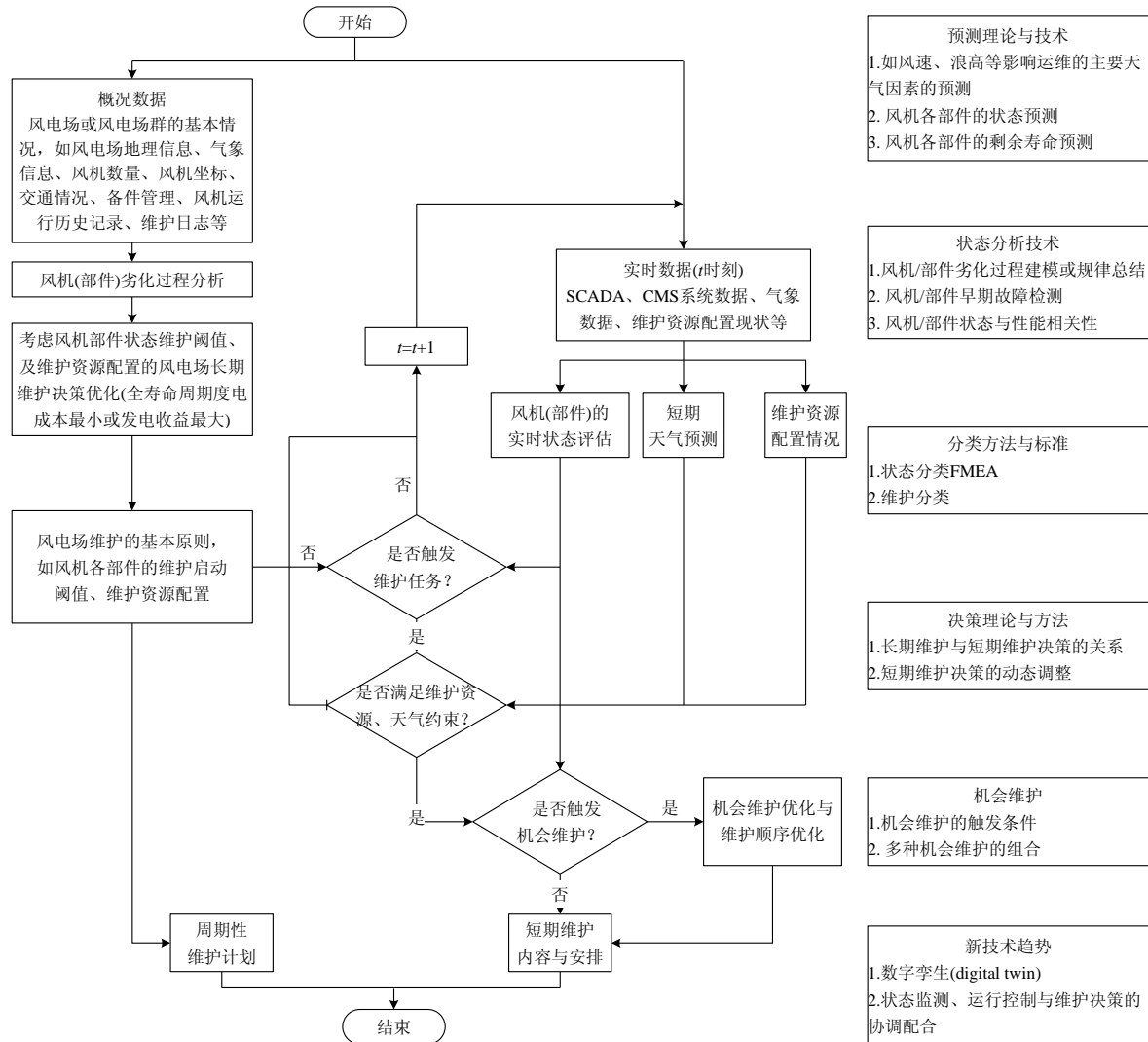


图6 风电场风电机组维护决策优化框架

Fig. 6 Maintenance optimization frame for WTGs

确定短期之内的具体维护内容。短期维护之中根据不同风电机组不同部件的状态分析结果，可以进一步考虑机会维护或组合维护。

上述的运维决策过程，还需要配合许多理论和技术的进一步深入研究，如前文中分析总结的预测理论与技术、状态分析技术、分类方法与标准、决策理论与方法、机会维护等。此外，近年来一些新的技术与方法也在风电机组维护中得到初步的应用。如数字孪生技术(digital twin)是近年来数字风电发展的一个重要方向。通用电气(GE)公司的数字风场即采用数字孪生技术用于风电场的资产管理，实现在虚拟环境中对风电机组及其部件的监控、测试、维护等一系列操作，可辅助风电机组的运维决策。

4 结论

伴随着近年来风电装机容量的迅猛发展，风电行业已经逐渐进入风电后市场时代，而风电平价上

网更是进一步提升了风电机组经济高效运维的需求。随着智能传感、大数据分析、以及人工智能技术在风电机组状态监测与健康诊断系统中的应用与技术水平的提升，状态运维逐渐成为风电机组运维领域关注的焦点。风电机组运维的根本难点在于风电有限利润空间下如何追求成本与效益最大化，现阶段的风电机组运维技术还存在巨大的改善空间。本文主要从风电机组运维过程、运维成本以及维护决策的建模、决策方法以及存在的主要问题等角度对当前风电机组运维的研究现状进行了归纳和总结，期望能对风电机组运维优化的进一步研究提供思路和借鉴。

参考文献

- [1] Harold Anuta , Pablo Ralon , Michael Taylor . Renewable power generation costs in 2018[R] . Abu Dhabi : International Renewable Energy Agency (IREA) , 2019 .

- [2] 郭江, 曾洪涛, 李朝晖. 水电厂维护分布式协同决策支持系统研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(15): 130-135.
Guo Jiang, Zeng Hongtao, Li Zhaohui. Maintenance oriented distributed cooperative decision supported system for hydro-power plant[J]. Proceedings of CSEE, 2005, 25(15): 130-135 (in Chinese).
- [3] 冯永青, 吴文传, 张伯明, 等. 基于可信性理论的水火电机组检修计划[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(13): 14-19.
Feng Yongqing, Wu Wenchuan, Zhang Boming, et al. Hydro-thermal generator maintenance scheduling based on credibility theory[J]. Proceedings of CSEE, 2006, 26(13): 14-19 (in Chinese).
- [4] Home, EERE. 2018 Wind technologies market report[EB/OL]. Washington: Office of Energy Efficiency and Renewable Energy. 2018. <http://www.osti.gov/scitech>.
- [5] Mahdizadeh A, Schmid R, Oetomo D. LIDAR-assisted exact output regulation for load mitigation in wind turbines[EB/OL]. Ithaca, New York: Cornell University, 2019. <https://arxiv.org/abs/1906.07550v2>.
- [6] Heege A, Betran J, Radovic Y. Fatigue load computation of wind turbine gearboxes by coupled finite element, multi-body system and aerodynamic analysis[J]. Wind Energy, 2007, 10(5): 395-413.
- [7] He W, Ge S S. Vibration control of a nonuniform wind turbine tower via disturbance observer[J]. IEEE/ASME Transactions on mechanics, 2014, 20(1): 237-244.
- [8] Mishnaevsky L, Branner K, Petersen H, et al. Materials for wind turbine blades: an overview[J]. Materials, 2017, 10(11): 1285-1292.
- [9] 黄玲玲, 曹家麟, 张开华, 等. 海上风电机组运行维护现状研究与展望[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 729-738.
Huang Lingling, Cao Jialin, Zhang Kaihua, et al. Status and prospects on operation and maintenance of offshore wind turbines[J]. Proceedings of CSEE, 2016, 36(3): 729-738(in Chinese).
- [10] Beiter P, Musial W, Smith A, et al. A spatial-economic cost-reduction pathway analysis for US offshore wind energy development from 2015-2030[R]. Washington: National Renewable Energy Lab (NREL). 2016.
- [11] Martin R, Lazakis I, Barbouchi S, et al. Sensitivity analysis of offshore wind farm operation and maintenance cost and availability[J]. Renewable Energy, 2016(85): 1226-1236.
- [12] Sarker B R, Faiz T I. Minimizing maintenance cost for offshore wind turbines following multi-level opportunistic preventive strategy[J]. Renewable energy, 2016, 85: 104-113.
- [13] Voisin Do P, Levrat A E, et al. A proactive condition-based maintenance strategy with both perfect and imperfect maintenance actions[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 13: 22-32.
- [14] Yildirim M, Gebraeel N Z, Sun X A. Integrated predictive analytics and optimization for opportunistic maintenance and operations in wind farms[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4319-4328.
- [15] 刘璐洁, 符杨, 马世伟, 等. 基于可靠性和维修优先级的海上风电机组预防性维护策略优化[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(21): 5732-5740.
Liu Lujie, Fu Yang, Ma Shiwei, et al. Preventive maintenance strategy for offshore wind turbine based on reliability and maintenance priority[J]. Proceedings of CSEE, 2016, 36(21): 5732-5740 (in Chinese).
- [16] Butler S, Ringwood J, O'Connor F. Exploiting SCADA system data for wind turbine performance monitoring[C]// IEEE Conference on Control and Fault-Tolerant Systems, Nice, France, 2013.
- [17] Besnard F, Bertling L. An approach for condition-based maintenance optimization applied to wind turbine blades[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2010, 1(2): 77-83.
- [18] Zhu W, Castanier B, Bettayeb B. A dynamic programming-based maintenance model of offshore wind turbine considering logistic delay and weather condition [EB/OL]. Reliability Engineering & System Safety. 2019. <https://www.researchgate.net/publication/333436491>
- [19] Byon E, Ding Y. Season-dependent condition-based maintenance for a wind turbine using a partially observed Markov decision process[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(4): 1823-1834.
- [20] Byon E, Ntamo L, Ding Y. Optimal maintenance strategies for wind turbine systems under stochastic weather conditions[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2010, 59(2): 393-404.
- [21] Fischer K, Coronado D A. Condition monitoring of wind turbines: state of the art, user experience and recommendations[R]. Bremerhaven: Fraunhofer Institute for Wind Energy And Energy System Technology IWES. 2015.
- [22] Si X S, Wang W, Hu C H, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 50-67.
- [23] Cheng F, Qu L, Qiao W. Fault prognosis and remaining useful life prediction of wind turbine gearboxes using current signal analysis[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 9(1): 157-167.

- [24] Shanbr S ,Elasha F ,Elforjani M *et al* .Detection of natural crack in wind turbine gearbox[J] . Renewable energy , 2018(118) : 172-179 .
- [25] Cheng F ,Qu L ,Qiao W ,et al .Enhanced particle filtering for bearing remaining useful life prediction of wind turbine drivetrain gearboxes[J] . IEEE Transactions on Industrial Electronics , 2018 , 66(6) : 4738-4748 .
- [26] Tautz-Weinert J , Watson S J . Using SCADA data for wind turbine condition monitoring—a review[J] . IET Renewable Power Generation , 2016 , 11(4) : 382-394 .
- [27] Rafiee K , Feng Q , Coit D W . Condition-based maintenance for repairable deteriorating systems subject to a generalized mixed shock model[J] . IEEE Transactions on Reliability , 2015 , 64(4) : 1164-1174 .
- [28] Márquez F P G , Pérez J M P , Marugán A P , *et al* . Identification of critical components of wind turbines using FTA over the time[J] . Renewable Energy , 2016(87) : 869-883 .
- [29] Márquez F P G ,Papaalias J ,Hermosa R R .Wind turbines maintenance management based on FTA and BDD[C]// International Conference on Renewable Energies and Power Quality . Santiago , Chile . 2012 .
- [30] Shafiee M , Dinmohammadi F . An FMEA-based risk assessment approach for wind turbine systems : a comparative study of onshore and offshore[J] . Energies , 2014 , 7(2) : 619-642 .
- [31] Billinton R . Power system reliability evaluation second edition[M] . New York , Plenum Press , 1994 : 496-499
- [32] Shu Z R , Li Q S , Chan P W , Investigation of offshore wind energy potential in Hong Kong based on Weibull distribution function[J] . Applied Energy , 2015 , 156(15) : 362–373 .
- [33] Lingling H , Tang H , Zhang K , et al . 3D layout optimization of wind turbines considering fatigue distribution[J] . IEEE Transactions on Sustainable Energy . 2020 , 11(1) : 126-135 .
- [34] Price S , Figueira R . Corrosion protection systems and fatigue corrosion in offshore wind structures : current status and future perspectives[J] . Coatings , 2017 , 7(2) : 25-34 .
- [35] Huang L L , Fu Y , Mi Y , et al . A Markov-chain-based availability model of offshore wind turbine considering accessibility problems[J] . IEEE Transactions on Sustainable Energy , 2017 , 8(4) : 1592-1600 .
- [36] Byon E , Ntaimo L , Ding Y . Optimal maintenance strategies for wind turbine systems under stochastic weather conditions[J] . IEEE Transactions on Reliability , 2010 , 59(2) : 393-404 .
- [37] Pliego Marugán A , García Márquez F , Pinar Pérez J . Optimal maintenance management of offshore wind farms[J] . Energies , 2016 , 9(1) : 46-54 .
- [38] Martin R , Lazakis I , Barbouchi S , et al . Sensitivity analysis of offshore wind farm operation and maintenance cost and availability[J] . Renewable Energy , 2016(85) : 1226-1236 .
- [39] Shafiee M . Maintenance logistics organization for offshore wind energy : Current progress and future perspectives[J] . Renewable Energy , 2015(77) : 182-193 .
- [40] Carroll J , McDonald A , McMillan D . Failure rate , repair time and unscheduled O&M cost analysis of offshore wind turbines[J] . Wind Energy , 2016 , 19(6) : 1107-1119 .
- [41] Le B , Andrews J .Modelling wind turbine degradation and maintenance[J] . Wind Energy , 2016 , 19(4) : 571-591 .
- [42] Zhang C ,Gao W ,Guo S ,et al .Opportunistic maintenance for wind turbines considering imperfect , reliability-based maintenance[J] .Renewable energy ,2017(103) :606-612 .
- [43] Pham H , Wang H . Optimal (τ, T) opportunistic maintenance of a k-out-of-n : G system with imperfect PM and partial failure[J] . Naval Research Logistics (NRL) , 2000 , 47(3) : 223-239 .
- [44] González-González A , Cortadi A J , Galar D , et al . Condition monitoring of wind turbine pitch controller : A maintenance approach[J] . Measurement , 2018(123) : 80-93 .
- [45] Jin T , Tian Y , Zhang C W , et al . Multicriteria planning for distributed wind generation under strategic maintenance[J] . IEEE Transactions on Power Delivery , 2012 , 28(1) : 357-367 .
- [46] Ambühl S ,Dalsgaard Sørensen J .Sensitivity of risk-based maintenance planning of offshore wind turbine farms[J] . Energies , 2017 , 10(4) : 505-525 .
- [47] Froger A , Gendreau M , Mendoza J E , et al . Solving a wind turbine maintenance scheduling problem[J] . Journal of Scheduling , 2018 , 21(1) : 53-76 .
- [48] Kovacs A , Erdős G , Viharos Z J , et al . A system for the detailed scheduling of wind farm maintenance[J] . CIRP annals , 2011 , 60(1) : 497-501 .
- [49] Nachimuthu S , Zuo M J , Ding Y . A decision-making model for corrective maintenance of offshore wind turbines considering uncertainties[J] . Energies , 2019 , 12(8) : 1408 -1421 .
- [50] Mentes A , Turan O . A new resilient risk management model for Offshore Wind Turbine maintenance[J] . Safety Science , 2019 , (119) : 360-374 .
- [51] Dinwoodie I ,McMillan D ,Revie M ,et al .Development of a combined operational and strategic decision support model for offshore wind[J] . Energy Procedia , 2013(35) : 157-166 .
- [52] Yang Y , Sørensen J D . Cost-optimal maintenance planning for defects on wind turbine blades[J] . Energies ,

- 2019, 12(6) : 998 .
- [53] Andrawus J A , Watson J , Kishk M . Wind turbine maintenance optimisation : principles of quantitative maintenance optimisation[J] . Wind Engineering , 2007 , 31(2) : 101-110 .
- [54] Sørensen J D . Framework for risk - based planning of operation and maintenance for offshore wind turbines[J] . Wind Energy , 2009 , 12(5) : 493-506 .
- [55] Ding F ,Tian Z .Opportunistic maintenance for wind farms considering multi-level imperfect maintenance thresholds [J] . Renewable Energy , 2012 , (45) : 175-182 .
- [56] 桑祺, 何焱, 冯笑丹, 等 . 面向组合维修的海上风电场运行维护建模及仿真[J] . 电力系统自动化 , 2016 , 40(20) : 83-91 .
- Sang Qi , He Yan , et al . Modeling and simulation of combined repair oriented operation and maintenance for offshore wind farms[J] . Automation of Electric Power Systems , 2016 , 40(20) : 83-91(in Chinese) .
- [57] 符杨, 杨凡, 刘璐洁, 等 . 考虑部件相关性的海上风电机组预防性维护策略[J] . 电网技术 , 2019 , 43(11) : 4057-4063 .
- Fu Yang , Yang Fan , Liu Lujie , *et al* . Preventive maintenance strategy for offshore wind turbines considering component correlation[J] . Power System Technology , 2019 , 43(11) : 4057-4063(in Chinese) .
- [58] Li H ,Li P ,Gao N ,et al .Opportunistic maintenance model for wind turbine based on reliability constraint[J] . Materials Science and Engineering .2018 ,366(1) :12-26 .
- [59] 魏书荣, 何之倬, 黄苏融, 等 . 海上双馈风电机组开路故障容错重构技术[J] . 电力系统自动化 , 2016 , 40(16) : 83-89 .
- Wei Shurong , He Zhizuo , Huang Shurong , et al . Reconfiguration technology for open- circuit fault tolerance of DFIG-based wind turbine in offshore wind farm[J] . Automation of Electric Power Systems , 2016 , 40(16) : 83-89(in Chinese) .
- [60] Qian P , Ma X , Zhang D , et al . Data-driven condition monitoring approaches to improving power output of wind turbines[J] . IEEE Transactions on Industrial Electronics , 2018 , 66(8) : 6012-6020 .



黄玲玲

在线出版日期: 2020-07-06。

收稿日期: 2020-02-18。

作者简介:

黄玲玲(1982), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为风电运维与风电并网规划等方面, linglinghuang82@126.com;

*通信作者: 符杨(1968), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为风力发电与电力系统规划等方面的研究工作, mfudong@126.com;

任浩瀚(1972), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为海上风电场运维, 18837639@qq.com;

魏书荣(1980), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为海上风电优化规划与故障容错, wsrmail@163.com;

黄永生(1992), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为海上风电并网与消纳, 1012741072@qq.com。

(实习编辑 邵泽亮)

Review of Wind Turbine Maintenance Based on Condition Monitoring Systems

HUANG Lingling¹, FU Yang¹, REN Haohan², WEI Shurong¹, HUANG Yongsheng¹

(1. Shanghai University of Electric Power; 2. Shanghai Donghai Wind Power Ltd.)

KEY WORDS: wind turbine; O&M; uncertainties; decision and optimization

With the great expansion of wind power after market, operation and maintenance (O&M) of wind turbines has been a big concern in wind industry. Comparing with O&M in the traditional power generation, motor and aviation industries, there are some special problems of the O&M of wind turbines (WTs) which are introduced by limits of low profit, impacts of stochastic factors, large numbers of WTs and etc. The condition based maintenance (CBM) is currently considered to be the most suitable O&M method of WTs.

There are some uncertainties affecting the CBM of WTs, which are state degradation processes of WTs, the failures, weather conditions, maintenance downtime and etc. For the state degradation of WTs, continuity model and discrete model are both commonly used. Continuity models usually adopt the frequently-used mathematical distributions. With the good mathematical characteristics, it is convenient for the further mathematical analysis and optimization modeling. But there may be some errors between the mathematical model and the real data; meanwhile neither the individual differences nor the instantaneous state of the component can be demonstrated in continuity models. An advantage of discrete models is that it can introduce Markov chain or Petri Net to simply the state transition models or maintenance decision models. But there is no unified definition and method for the classification of wind turbine status. For the failures of WTs, there are two types: degradation-based failure and shock-based failure. Mechanism modelling and data-based modelling are both widely applied in the analysis of degradation-based failures. For the weather condition, it not only affects the state degradation of WTs, but also affects the maintenance of the WTs, especially the accessibilities of WTs. The maintenance downtime of WTs can be divided into three parts: waiting, delays, and practical operations.

As CBM is a maintenance based on conditions, different maintenance will be carried out with different conditions, and of course with different expenses and different results. There are several classifications of WT

maintenance based on severity of failures, degree of fault recovery after maintenance, the tools required and etc.

While the effect of maintenance will be showed up after a long time operation and the feasibility of a maintenance is determined by weather conditions and maintenance resource conditions at the moment, the maintenance decisions of WTs can be categorized in to long-term maintenance decisions (for the next 5-20 years) and short-term maintenance decisions (for the next week or weeks). All of the O&M decisions-making researches are based on cost models or profit models, to achieve the minimal cost (and power generation losses) or the maximal power generation revenue in a given time period. The construction of the optimization objectives is quite simple. It only contains the expenses of maintenance and maintenance resources, and the power generation losses. The main difficulty is how to calculate the expenses and power losses considering all the uncertainties mentioned before. The renewal process, Markov process and Monte Carlo simulation are the three commonly used modeling methods.

A two-level research framework of CBM optimization of WTs considering both the life-cycle O&M optimization and short-term random factors has been proposed in this paper. For the life-cycle O&M optimization level, the basic information of wind farms, including geographic information, climate information, O&M historical data and etc., are considered to achieve the basic principles of the WT maintenance, such as the allocations of maintenance resources, and the thresholds of the preventive maintenance. For the short-term maintenance optimization level, real-time data, like CMS data, SCADA and real-time weather conditions, is introduced to achieve a short-time maintenance schedule.

There are some technical difficulties in the existing CBM researches of WTs including: 1) How to get a more accurate prediction of the future state of WTs; 2) Opportunistic maintenance between multiple units or parts; 3) Integration of condition monitoring, operating control and maintenance decisions.