

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.220373

# 大型风力发电机组健康状态评价综述

刘军, 安柏任, 张维博, 甘乾煜

(西安理工大学自动化学院, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 采用合理的方法进行风电机组健康状态评价对于分配风电场功率, 减少运维成本, 延长风电机组使用寿命有着重要意义。随着装机容量的增长, 风电机组健康状态评价引起了国内外学者的广泛关注。目前健康状态评价方法较为繁杂, 且对于风电机组健康状态评价方法的总结归纳较少。因此, 基于现有研究成果, 对风电机组健康状态评价的现状进行梳理。首先, 介绍了风电机组健康状态评价的方法, 并对已有方法进行分类, 分析了其优缺点。其次, 介绍了风电机组健康状态评价的数据来源及描述其健康程度的指标。最后, 从健康状态评价的数据分析、机组健康状态与控制的相互影响、整机的健康状态评价及预测等方面提出未来可研究的要点。

**关键词:** 风电机组; 健康状态; 监测数据; 运维成本

## Review of health status evaluation of large wind turbines

LIU Jun, AN Bairen, ZHANG Weibo, GAN Qianyu

(College of Automation, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Having a good evaluation of the health status of wind turbines is of great significance for distributing wind farm power, reducing operational and maintenance costs and prolonging the service life of wind turbines. With the growth of installed capacity, health status evaluation has attracted extensive attention. There is a complexity of health status evaluation methods, and this may be the reason that there are few summaries of wind turbine health status evaluation methods. Therefore, based on existing research results, this paper combs the literature to assess the current situation of wind turbine health status evaluation. First, this paper introduces the methods, classifies the existing methods, and analyzes their advantages and disadvantages. Second, it introduces a data source of wind turbine health status evaluation and the indicators describing its health degree. Finally, it puts forward the key points for future feasibility study from the aspects of data analysis of health status evaluation, the interaction between unit health status and control, and the health status evaluation and prediction of the whole machine.

This work is supported by the Key Research and Development Projects of Shaanxi Province (No. 2021GY-106).

**Key words:** wind turbine; health status; monitoring data; operation and maintenance cost

## 0 引言

随着我国风电机组装机容量的迅猛增长, 占全球总装机容量比例逐年增加, 单机容量为兆瓦级的大型风力发电机组及上百兆瓦的风电场正得到迅速发展<sup>[1]</sup>。我国陆上的风电场主要分布在风资源较为丰富的西北高原和华北平原地区, 受风速随机波动大的影响, 风电机组的运行工况频繁变化, 加之长期遭受极端温度、降雨、积雪、盐雾以及复杂多变

载荷冲击等因素的影响<sup>[2]</sup>, 造成其健康状态不断变差, 最终导致故障发生。采用合理的方法进行风电机组健康状态评价不仅可以在故障发生前进行预警, 维持机组长期稳定运行, 而且可以合理分配功率, 减少运维成本, 这对于提高风力发电的经济效益及市场竞争力有着重要意义<sup>[3]</sup>。德国实施的子项“250 MW 风能”的研究计划, 该计划对超过 1500 台安装在不同地区的风电机组进行监测<sup>[4]</sup>, 并得到了各子系统的故障率, 如图 1 所示。

从图 1 中可以看出, 风电机组故障主要发生在其电气系统, 故障发生率高达 23%。主要原因是由于过流、过热、振动等导致的电容或功率半导体器

**基金项目:** 陕西省重点研发计划项目资助(2021GY-106); 陕西省教育厅科研项目资助(JK725)

件失效。其次是主控系统, 故障发生率为 18%, 故障发生率最低的部件为传动链, 仅有 2%。若能及时对风电机组健康状态进行监测, 则可在故障发生之前进行预警, 有效地降低故障发生率。图 2 为因各子系统故障导致的停机时间, 其中齿轮箱作为风电机组重要的子系统, 其故障导致的停机时间最久, 会产生较大的经济损失。

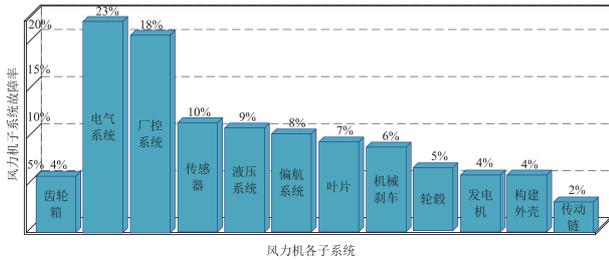


图 1 风力机各子系统故障率

Fig. 1 Fault rate of the subsystem of wind turbine

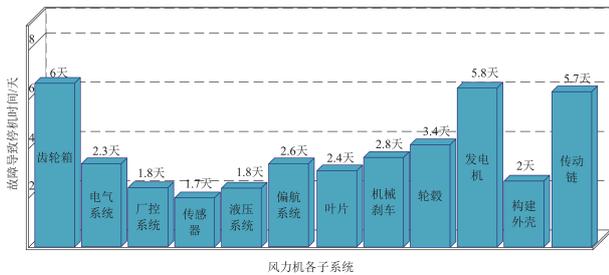


图 2 各子系统故障导致的停机时间

Fig. 2 Downtime caused by failure of each subsystem

对机组进行健康状态评价可以在减少运维成本的同时增强风电场管理。由于大多数风电场通常位于较为偏远的地区或海上, 对机组进行定期维护不仅较为困难, 而且会增加运维成本。据美国国家可再生能源实验室(national renewable energy laboratory, NREL)估计, 一台陆上的风电机组其一年运维成本

约为 1.7 万美元, 海上风电机组的运维成本则高达 4.6 万美元<sup>[5]</sup>。对风电机组健康状态进行评价有利于其状态监测系统(condition monitoring system, CMS)及时提供各子系统的健康状态, 确保维护工作的顺利进行<sup>[6]</sup>。NREL 指出对于一个 500 MW 的海上风电场, 仅仅通过减少由于天气原因导致的维护人员未能及时维护风机每年就可以节省 2000 多万美元的运维成本<sup>[7]</sup>。风电场管理主要包括对风电场功率进行合理分配及对风电机组进行实时控制等<sup>[8]</sup>。目前, 已有学者将机组健康状态评价与风电场功率分配相结合展开研究。例如, 文献<sup>[9]</sup>在考虑机组健康状态的前提下以机组启停次数最少、风电场输出功率与电网调度中心功率指令偏差最小及风电机组健康指数总和最小为目标, 建立目标函数进行优化。仿真结果表明, 与传统的功率分配策略相比, 考虑机组健康状态时的功率分配策略在保证合理分配功率的同时减少了机组的启停次数及运维成本。文献<sup>[10]</sup>依据健康状态评价结果将风电场内风电机组的工作模式分为正常模式和降功率模式, 考虑尾流效应的影响, 以风电场输出功率最大、机组疲劳载荷最小为目标进行优化, 在实现风电场风能充分利用的同时延长了机组使用寿命。

本文基于目前国内外风电机组健康状态评价的研究现状, 从机组健康状态评价方法、评价指标选取和数据获取等方面进行归纳总结, 对比分析了各类方法的优缺点及其工程应用难度, 并对未来的研究方向和研究热点进行展望。

### 1 风力发电系统的基本结构

图 3 为永磁同步风力发电系统结构图。永磁同步风力发电系统主要包括风力机、传动链、发电机、变流器和滤波电路等<sup>[11]</sup>。

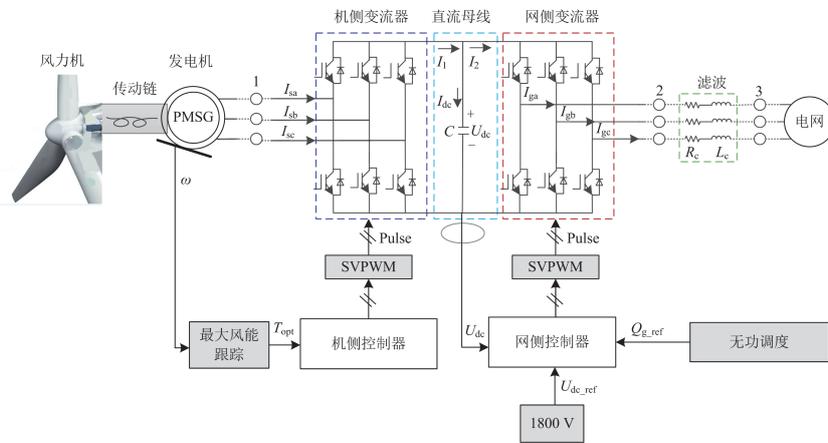


图 3 永磁同步风力发电系统结构图

Fig. 3 Structure diagram of permanent magnet synchronous wind power generation system

风电机组机侧的控制目标主要是在额定风速以下的最大风能跟踪,在额定风速以上的恒功率控制。网侧的主要控制目标则是维持直流母线电压恒定,主要采用单位功率因数控制。然而,机组运行工况的变化、控制策略的频繁切换、所承受载荷的复杂多变<sup>[12]</sup>和各部件疲劳的累积都有可能使其健康状态的劣化,从而对机组的稳定运行产生不利影响。因此,采用合理策略对机组进行健康状态评价是十分有必要的。

## 2 风力机健康状态评价的主要方法

目前,国内外的学者对于风电机组健康状态评价这一课题进行了深入研究。其主要策略可分为基于模型的健康状态评价和基于数据驱动的健康状态评价。基于模型的健康状态评价策略主要是通过对风电机组的子系统(如:叶片、塔架、齿轮箱等)建立与健康状态相关的模型,依据模型进行状态评价。基于数据驱动的健康状态评价则是通过对风电机组的历史数据或实时数据进行挖掘,采用智能算法或建立评价模型对机组健康状态进行评价。

### 2.1 基于模型的健康状态评价

由于风电机组各子系统的运行机理不同,判断其健康状态的依据也不同。例如,叶片及塔架的健康状态主要与其疲劳载荷和累积损伤有关;疲劳累积会导致叶片出现裂纹进而引起性能退化,国内外常采用基于声发射信号<sup>[13-14]</sup>(acoustic emission, AE)的方法评价叶片疲劳程度。齿轮箱、主轴、发电机除了可以依据振动信号进行健康状态监测外,还可以依据其温度特征量对健康状态进行分析。文献[15]指出在风力发电领域,疲劳损伤是评估风力发电机组健康状态使用最广泛的指标,IEC 61400-1 标准<sup>[16]</sup>也推荐使用疲劳损伤指标。受风切变、塔影效应、湍流等因素的影响,风力机叶片承受着交变载荷,一定程度上加剧了叶片的颤振及疲劳损伤,由于疲劳损伤一般不能直接测量,目前常用雨流计数<sup>[17]</sup>与 Miner 准则相结合的方法计算叶片的疲劳累积。文献[18]基于片条理论分析了风电机组叶片载荷的分布,并依据 Miner 准则提出了一种叶片安全寿命估计方法。文献[19]对限功率控制下的叶片疲劳程度进行研究,依据叶素-动量理论建立叶片气动载荷模型,并采用雨流计数法、Goodman 经验公式、Miner 准则建立桨叶疲劳载荷模型,分析了叶片的健康状态,通过三维数据拟合法得到了疲劳损伤模型,并依据该模型对风电机组叶片的健康状态进行评估。文献[20]对塔架建立了有限元模型,结合风玫瑰图、

风速 Weibull 分布曲线确定了塔架的载荷分布情况,并根据 S-N 曲线进行疲劳分析,以便确定机组健康状态及预测其使用寿命。文献[21]以海上风电机组为研究对象,研究了其塔架上的随机风载荷及波浪载荷分布,并分析了变幅载荷谱下塔架的疲劳损伤,预测了疲劳寿命。

风电机组齿轮箱、主轴、发电机的健康程度还可以通过其温度变化来判断,目前该方法已集成在机组的控制系统中<sup>[22]</sup>。也有一部分学者依据该方法展开理论研究,例如,文献[23]通过对齿轮箱润滑系统的热力学过程进行分析,建立了齿轮箱的热平衡模型,对比机组在实际状态与在健康状态时油温曲线的差异来反映其健康程度。文献[24]建立了风电机组的状态辨识模型,考虑到各变量之间存在强相关性及耦合性,利用偏最小二乘法分析发电机轴承温度并计算各相关变量的投影重要性指标,确定各相关变量对发电机轴承温度的影响权重,进而反映其运行状态。文献[25]针对齿轮箱、轴承的振动信号进行分析,提出了一种非线性状态估计模型(nonlinear state estimation model, NSEM),该模型通过对正常状态下的数据进行记忆,将实际数据与记忆数据对比后判断齿轮箱的健康状态。

### 2.2 基于数据驱动的健康状态评价

由于每台风电机组均装配有监视控制和数据采集系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)<sup>[26]</sup>,SCADA 系统可以获取风电机组的实时运行数据,国内外已有大量基于 SCADA 数据对风电机组健康状态监测的研究。研究方法主要包括:推理模型法<sup>[27-29]</sup>、机器学习法<sup>[30-35]</sup>、信号时频域分析法<sup>[37-42]</sup>、概率分布与统计分析法<sup>[43-49]</sup>、功率曲线法<sup>[54-58]</sup>等。

#### 1) 基于推理模型的健康状态评价

在各种状态评价方法中,模糊综合评价因其具有不过多依赖先验数据的优点,更适合对运行于复杂环境及工况的风电机组进行状态评价。文献[26-29]均采用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)将评价指标体系分为:目标层、对象层、指标层。考虑到各子系统的权重不易选取,采用变权理论确定其权重,在引入劣化度指标及变权理论后,逐层进行模糊推理,并得到最终的评价结果。文献[26]将机组故障程度、维护时间、维修费用作为 AHP 的目标层对机组健康状态进行评价,更有效地提高了经济效益。文献[27]考虑了特征量的变化趋势,对发电机转速及齿轮箱油温的变化趋势进行预测。由于考虑了特征量的变化趋势,因此其健康状态评价策略更为合理,但其缺点在于模糊评价在隶属度

函数选取时存在较强的主观性, 为克服该缺点, 文献[28-29]分别提出了基于云模型的健康状态评价法和基于物元证据理论的健康状态评价法。然而, 云模型理论目前尚不完善, 缺乏完整的理论体系, 物元证据理论的缺点在于要求辨别元素互斥, 实际系统中难以满足要求。图4为基于模糊评价的健康状态评价策略流程图。

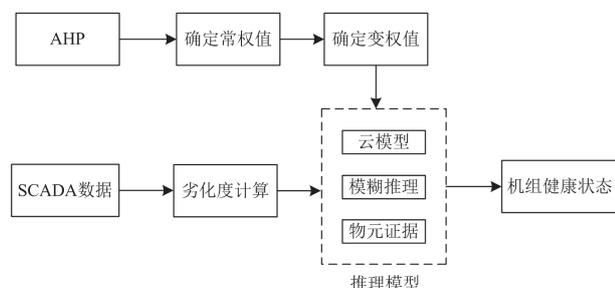


图4 模糊评价流程图

Fig. 4 Fuzzy evaluation flow chart

## 2) 基于机器学习的健康状态评价

机器学习是当前健康状态评价方法的另一个重要分支, 其技术主要有: 支持向量机、神经网络、关联规则算法、决策树和随机森林算法等<sup>[30]</sup>。文献[31]提出了基于卷积神经网络(convolutional Neural networks, CNN)与门控循环单元(gate-d recurrent unit, GRU)时空融合的状态监测方法, 利用CNN与GRU构建深度学习模型, 在提取并融合SCADA系统中的时空特征后对模型进行训练, 依据实际数据与预测数据的残差来识别风电机组健康状态。该方法虽能识别出机组的健康状态, 但仅依据残差判断风电机组健康状态缺乏准确性。文献[32-34]提出选取能反映风电机组健康状态的数据作为长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)模型的输入, 通过对模型进行训练从而实现风电机组健康状态的预测。相较于传统的神经网络, LSTM因其具有长时的记忆功能而有效避免了梯度爆炸和梯度消失的缺点<sup>[35]</sup>, 但是其计算量较大, 复杂度较高, 且难以并行运算。文献[36]首先采用主成分分析法对SCADA数据进行降维, 并对降维后的数据进行关联规则挖掘, 得到数据间的相关性, 依据降维后的数据训练健康状态预测模型, 对比了Bagging、旋转森林、随机森林、RIPPER、k-NN等5种数据挖掘算法所生成的预测模型对风电机组健康状态预测的效果, 其中随机森林算法预测的精度最高。文献[37]提出了一种将支持向量回归(support vector regression, SVR)模型和SCADA系统相结合的在线评估方案。该方案虽能提高系统鲁棒性, 但SVR的

缺点在于当样本数量较多时需耗费大量的运算时间, 此方法并不适用于多变量的风力发电系统。文献[38]提出了一种核密度估计的风电机组健康指数计算方法, 依据机组的相对健康指数来反映其健康状态。文献[39]考虑到风电机组运行工况的变化, 提出了一种基于工况辨识的机组健康状态评价方法, 在各运行工况的子空间分别建立高斯混合模型, 采用健康衰退指数来评价机组的健康衰退度, 有效避免了严重故障的发生。

## 3) 基于信号时、频域分析的健康状态评价

在风电机组运行过程中, 其健康状态的改变会导致监测特征量幅值、频率、相位的改变。因此, 可以通过信号处理的方法对监测特征量信号进行分析。基于信号处理的方法(例如: 谱分析法、小波变换、经验模态分解等)提取信号中时域和频域等故障特征量, 依据方差、幅值、相位和频率的变化程度来确定机组健康状态。文献[40-42]采用小波分解的方法对机组齿轮箱及轴承健康状态进行评价。基于小波分解的健康状态评价法虽一定程度上可以反映其健康状态, 但是其分析结果太依赖基函数的选取。文献[40]对传统的小波分解法进行改进, 提出了一种将小波包分解和并行隐马尔科夫模型相结合的状态评价策略。该模型能很好地反映机组轴承状态, 相比传统小波分解, 小波包分解的方法能同时实现高频和低频信号解耦, 提高分辨率。文献[41]研究了一种新的基于小波变换的叶片状态监测方法, 该方法利用了多个相邻传感器测量的叶片振动信号, 能够实现叶片损伤的监测与定位, 且仅对叶片损伤引起的退化有响应, 一定程度上减少了叶片表面积雪误报。文献[42]提出了一种小波能量传递率的方法对机组齿轮箱健康状态进行监测, 该方法可用于非平稳运行条件下的状态监测。文献[43]采用希尔伯特变换与经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)法来检测齿轮箱中齿轮的缺陷, 相较于小波变换, 其优点在于自适应能力较强, 且能有效地处理非平稳信号。但是利用EMD分析数据时会产生IMF模态混叠<sup>[44]</sup>, 文献[45]对EMD法进行改进, 提出了集合经验模态法(ensemble empirical mode decomposition, EEMD), 有效地消除了模态混叠现象。文献[46]分别应用伪Wigner-Vill Distribution及小波变换对齿轮箱健康状态进行分析, 提高了机组健康状态评价的准确性。

## 4) 基于概率分布与统计分析的健康状态评价

基于概率分布与统计分析的健康状态评价主要

是对风电机组历史数据进行统计分析,从而确定机组的健康状态。目前,国内外常用的方法主要有贝叶斯理论法<sup>[47]</sup>、高斯模型法<sup>[48]</sup>、马尔可夫模型法、多元统计分析法<sup>[49]</sup>等。其中,多元统计分析法是依据过程变量的历史数据,将多变量高维样本空间投影至相对独立的低维子空间,并计算出可以反映空间变化的统计量指标以检测设备有无故障。文献[47]基于 SCADA 数据提出了贝叶斯模型用以识别风电机组健康状态,并分别采用 Bin 法、Coupla 法、多元正态分布法对所提模型的有效性进行验证。其优点在于准确度高,可以对结果的可能性进行量化评价,但贝叶斯网络的建立需要依赖专家经验。文献[48]研究了一种基于高斯过程(Gaussian process, GP)的状态监测算法,并将其与 binning 方法进行对比,验证了 GP 在检测偏航不对准相关的异常性能方面的有效性。文献[49-51]均考虑了 SCADA 数据具有非线性、高维的特点,采用主成分分析法(principal component analysis, PCA)对数据实现了降维,从而有效地提高了模型训练的效率。文献[52]采用扩散映射的方法来实现数据的降维,并在此基础上构建了健康指标置信度,通过聚类分析嵌入特征,实现了健康状态的可视化。

5) 基于功率曲线的健康状态评价

除以上各种方法外,还可依据风电机组的功率曲线<sup>[53-59]</sup>对机组进行健康评估及状态监测。例如文献[53]考虑了功率的不确定度,提出了一种基于相关向量机的概率功率曲线模型,该模型能很好地反映出功率的均值及置信区间,并对因偏航故障、风速波动及叶片覆冰等因素导致的功率异常状态进行监测。文献[54]提出了一种 Hings 模型,能够在几个代表性的点上表征观测功率曲线中包含的最重要的信息。在机组健康时对该模型进行观测,并依据机组实际的观测结果与健康时该模型观测结果的偏差来判断机组的健康状态。文献[55]针对传统功率曲线建模不准确的问题,采用自组织核回归(auto associative kernel regression, AAKR)的方法建立了功率曲线模型,有效地提高了建模精度<sup>[55]</sup>。文献[56]根据 SCADA 历史数据集,应用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法对最小二乘支持向量机模型参数进行寻优,构造风电机组参考功率曲线,并引入多元统计中的 Hotellin-g T2 控制图监测风电机组的状态<sup>[57]</sup>。文献[58]考虑了叶片覆冰对功率模型的影响,建立了叶片覆冰时的数值功率模型,并利用该模型评估了 2 h 叶片覆冰状况对 1.5 MW 风力发电机输出功率的影响,相较于传统功率模型,该模型由于考虑了极端情况,其适用性更强。

### 3 评价数据获取及健康评价指标选取

#### 3.1 健康状态评价数据获取及在线监测系统

按照数据类型可以将风电机组的监测数据分为运行数据和状态数据<sup>[58]</sup>。运行数据主要包括功率、风速、转速等参数。状态数据可通过查阅对应的状态码手册获取,一台大型风电机组可产生 400 个状态码,主要用来描述机组实际运行状态。例如,新疆金风科技股份有限公司的状态码手册中规定,状态码 0 表示系统正常运行,状态码 5 表示风电机组机舱振动,状态码 7 表示风电机组需要维护等。目前,风电机组均集成了 SCADA 数据系统及状态监测系统(condition monitoring system, CMS),风力机的数据大多是从 SCADA 及 CMS 中获取。除此之外,相关风力发电企业有特有的数据获取平台及在线监测系统,比如瑞典某企业研究出的 IMX-W 在线监测体系、新西兰某企业研究出的 Turning point 在线监测体系等<sup>[59]</sup>。

#### 3.2 健康状态评价指标的选取

##### 1) 劣化度

文献[26-28]在进行机组健康状态评价时均采用劣化度指标。该指标反映了机组当前实际状态的劣化程度,一定程度上可以反映机组的健康状态。按照不同的指标要求,可将 SCADA 系统采集到的数据分为越小越优型和中间型。

越小越优型劣化度指标为

$$g(x) = \begin{cases} 0, & x < \alpha \\ \frac{x - \alpha}{\beta - \alpha}, & \alpha \leq x \leq \beta \\ 1, & x > \beta \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $g(x)$ 为指标的劣化度;  $x$ 为指标的实际值;  $[\alpha, \beta]$ 为风电机组正常时该指标的范围。

越小越优型指标包括: 齿轮箱油温、齿轮箱轴承温度、变桨轴承温度、发电机绕组温度、机舱控制柜温度等。

中间型劣化度指标为

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x < \alpha_1 \\ \frac{x - \alpha_1}{\beta_1 - \alpha_1}, & \alpha_1 \leq x \leq \beta_1 \\ 0, & \beta_1 < x < \alpha_2 \\ \frac{\beta_2 - x}{\beta_2 - \alpha_2}, & \alpha_2 \leq x \leq \beta_2 \\ 1, & x > \beta_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\alpha_1$ 、 $\beta_2$ 分别为指标的上下限值;  $\alpha_2$ 、 $\beta_1$ 分

别为指标的允许值。

中间型指标包括：偏航角度、转速、功率、电网频率、机舱振动加速度、环境温度等。

从式(1)和式(2)中可以看到，劣化度指标范围为[0,1]。当机组劣化度为0时，表示其健康状态良好。当机组劣化度为1时，表示其健康状态差。采用劣化度作为机组健康状态评价指标的优点在于计算较为简便，在得到机组数据时可以实时计算出其对应指标劣化度。缺点在于劣化过程具有渐变特性，不仅要考虑其在某一时刻的值还需考虑其变化趋势，才能更好地反映机组的健康状态。

### 2) 健康衰退指数

除了劣化度指标外，文献[20, 32]定义了机组的健康衰退指数(health degradation index, HDI)。

$$N_{LLP_t}^{(p)} = -\ln\left[\sum_{j=1}^M w_j^{(p)} N^{(p)}(\mathbf{z}_t^{(p)}; \mu_j, \sum_j)\right] \quad (3)$$

$$C_p = M_{\text{ember}}(\mathbf{u}_t \in O_p) \quad (4)$$

$$N_{LLP_t} = \frac{\sum_{p=1}^P C_p \cdot N_{LLP_t}^{(p)}}{\sum_{p=1}^P C_p} \quad (5)$$

$$H_{DIt} = (1 - \alpha)H_{DIt-1} + N_{LLP_t} \quad (6)$$

式中： $w_j^{(p)}$ 为 $t$ 时刻机组运行工况隶属于第 $p$ 个工况子空间时混合模型的权重系数； $\mathbf{z}_t^{(p)}$ 为 $t$ 时刻降维后机组状态特征向量； $\mathbf{u}_t$ 为 $t$ 时刻机组运行工况特征值向量； $M_{\text{ember}}$ 为风力机运行工况子空间数； $C_p$ 为 $t$ 时刻机组运行工况隶属于第 $p$ 个工况子空间的隶属度； $N_{LLP_t}^{(p)}$ 为 $t$ 时刻机组运行工况隶属于第 $p$ 个工况子空间时 GMM 模型计算得到的负对数似然概率； $N_{LLP_t}$ 为 $t$ 时刻机组计算的负对数似然概率； $\alpha$ 为平滑系数，其值越大表示健康衰退指数计算式中当前值的权重越大； $H_{DIt}$ 为 $t$ 时刻机组健康衰退指数。

机组的衰退度指数越大，其健康程度越差，文献[33]依据机组健康衰退度计算出整个风电场的衰退度，并基于计算出的衰退度对整个风电场的功率进行分配。其优点在于能够充分地利用风能，缺点在于进行极大似然估计时，若假设模型出现偏差，则会导致估计结果不准确，依据所估计的 $N_{LLP_t}$ 迭代计算出的健康衰退度也不准确。

### 3) 与距离相关的指标

另一种判断机组健康状态的方法是依据实际模型输出偏离理想健康模型输出的程度来判断机组健康程度。常用到与距离相关的指标，主要包括：残差、马哈诺比斯距离<sup>[61-62]</sup>和欧式距离<sup>[63-64]</sup>等。

#### (1) 残差

在数理统计中，残差是指实际值与估计值之间的偏差，常用来表示估计值偏离实际值的程度。文献[34]采用 LSTM 模型对风电机组输出功率进行预测，并根据其与实际值的残差评价机组健康状态。文献[45]、文献[60]也均采用该指标来判断机组健康状态。虽然采用残差作为评价指标，一定程度上可以反映机组健康状态，但仅依据残差，缺乏评价的准确性。

#### (2) 马哈诺比斯距离

文献[61]与文献[62]均采用马哈诺比斯距离作为机组健康状态的判断依据。其中，文献[61]建立了 BILSTM 模型及 GMM 模型，并提出了一种基于风电机组多种运行状态的健康评价方法，依据评估数据的残差和基准 GMM 模型之间的马哈诺比斯距离来判断机组的健康状态。文献[62]采用健康状态风电机组 SCADA 系统采集到的历史数据，并建立了马哈诺比斯空间作为参考空间，通过将训练模型预测的风电机组性能与参考空间进行比较来判断机组的状态，式(7)为马哈诺比斯距离的定义式。

$$D(x) = \frac{p_1(x)D_1(x) + p_m(x)D_m(x) + \dots + p_M(x)D_M(x)}{\sum_{m=1}^M p_m(x)} \quad (7)$$

式中： $M$ 为机组运行状态的个数； $p_m(x)$ 为从 GMM 基准模型中第 $m$ 个运行状态中得到评估数据残差的概率； $D_m(x)$ 为评估数据的残差和基准 GMM 模型第 $m$ 个运行状态之间的马哈诺比斯距离，可表示为

$$D_m(x) = \frac{w_1 d_1(x) + \dots + w_k d_k(x) + \dots + w_K d_K(x)}{\sum_{k=1}^K w_k} \quad (8)$$

式中： $w_k$ 为 GMM 模型中第 $k$ 个 SGM 的权重； $d_k(x)$ 为在 GMM 模型的第 $k$ 个 SGM 的均值向量与评估数据残差的距离。

相较于残差，马哈诺比斯距离考虑了各特征量之间的联系，在不受特征量纲影响的同时，独立于测量尺度。但由于需要计算协方差阵，所以其计算复杂度更高，并且有可能会不会出现协方差阵不存在的情况。

#### (3) 欧氏距离

文献[63]通过数据拟合建立风电机组运行状态模型；以风电机组正常运行状态模型为参照标准，将状态模型曲线与标准模型曲线欧式距离作为健康状态的评价指标。文献[64]考虑了 SCADA 数据的相关性，并在不同运行工况下对机组健康状态进行定量评估，所采用评价指标为欧氏距离，反映的是

风电机组即时运行状态偏离正常状态的程度，具体体现为两曲线和横坐标轴所围成面积的差值与风速差值之商。其定义为

$$C_y = \frac{\int_{v_{\min}(k)}^{v_{\max}(k)} \left| \sum_{j=0}^3 (a_j(k) - a_j) v^j \right| dv}{v_{\max}(k) - v_{\min}(k)} \quad (9)$$

式中： $a$  为风电机组正常运行时通过 SCADA 系统，依据最小二乘法拟合出的风速与功率关系的系数； $j$  为拟合的最高阶次； $v_{\max}(k)$  及  $v_{\min}(k)$  分别为  $k$  时刻滑动窗口中最大和最小风速。

表 1 与表 2 分别对风电机组健康状态评价方法与性能指标进行了对比。

表 1 风电机组健康状态评价方法对比

Table 1 Comparison of evaluation methods of wind turbine state

风电机组健康状态评价	健康状态评价方法		优点	缺点	应用难度
基于模型的健康状态评价	叶片	1.基于 AE 信号的疲劳模型 2.雨流计数及 Miner 准则	AE: 被动检测, 不需要外部仪器 雨流计数及 Miner 准则: 应用较为广泛	AE: 对材料性质敏感, 易受干扰 雨流计数及 Miner 准则: 难以在线计算	易
		塔架	1.有限元分析 2.雨流计数及 Miner 准则	有限元: 易于模拟较复杂的系统	有限元: 精确度浮动性比较大, 载荷模拟的真实性未必很强
	齿轮箱		1.温度平衡模型 2.基于振动分析的健康状态模型	温度平衡模型: 基于热力学原理, 一定程度能反映齿轮箱温度变化 振动信号分析: 信号特征容易提取	温度平衡模型: 模型精确程度不高 振动信号分析: 容易受到外界干扰
基于数据驱动的健康状态评价	推理模型的状态评价	模糊推理	不依赖精确数学模型	隶属度函数选取的主观性	较难
		云模型	克服了隶属度函数选取的主观性	云模型理论尚不完善	较难
		物元证据理论	降低了证据体之间的冲突	要求辨别框元素互斥, 实际中很难满足	难
	机器学习的状态评价	卷积神经网络	共享卷积核, 易于处理高维度数据	需要大量训练样本, 且物理意义不明确	较难
		长短期神经网络	具有记忆性, 减弱了梯度爆炸与梯度消失	难以并行计算, 序列长度超限时仍会出现梯度爆炸	较难
		支持向量回归机	准确度较高, 特征较为明显	数据样本需求量大, 难以直接建模	较难
		随机森林	实现简单, 准确性高, 抗过拟合能力强	当随机森林的决策树较多时训练时间过长	较难
	信号时频域分析状态评价	小波变换	能有效处理非平稳线性信号	分析结果依赖小波基函数的选取	较易
		小波包分解	分解更加精细, 自适应性更强	复杂程度相较于小波分解有所提高	较易
		希尔伯特变换+EMD	能处理非平稳信号的同时, 自适应性更强	缺乏实际物理意义, 运算时间较长	较易
		EEMD	解决了 EMD 端点效应以及模态混叠	EMMD 中两个参数需要人工选取, 缺少自适应性	较难
	概率统计状态评价	隐马尔可夫模型	对过程状态预测效果较好	隐马尔可夫模型不具有记忆性	较难
		混合高斯模型	适合无标签分类	需提前知道分类数	较难
		贝叶斯理论	准确度高, 可以对结果可能性数量化评价	贝叶斯网络的建立需要依赖专家经验	较难
		多元统计理论	算法简单, 不需要深入了解系统结构	易受噪声影响	较易
	功率曲线的状态评价	基于 Hings 模型	该模型相对较简单, 复杂度低	对于功率曲线信息观测不全	较难
自组织核回归		相比传统回归分析其精确度更高	在提高精度的同时, 其复杂度也较高	较难	

表 2 健康评价指标选取  
Table 2 Selection of health evaluation indicators

指标名称	分类	表达式	优点	缺点
劣化度指标		$g(x) = \begin{cases} 0, & x < \alpha \\ \frac{x-\alpha}{\beta-\alpha}, & \alpha \leq x \leq \beta \\ 1, & x > \beta \end{cases}$	计算简单, 在获取 SCADA 数据后容易得到当前各特征量的劣化程度	仅能反映各子系统当前劣化程度, 较难反映其劣化趋势
健康衰退度指标		$g(x) = \begin{cases} 1, & x < \alpha_1 \\ \frac{x-\alpha_1}{\beta_1-\alpha_1}, & \alpha_1 \leq x \leq \beta_1 \\ 0, & \beta_1 < x < \alpha_2 \\ \frac{\beta_2-x}{\beta_2-\alpha_2}, & \alpha_2 \leq x \leq \beta_2 \\ 1, & x > \beta_2 \end{cases}$	描述了风力机健康状态的衰退过程	计算过程涉及极大似然估计, 若假设模型不准确, 计算结果会出现偏差
	残差	$d = y - \hat{y}$	简单, 易于计算	缺乏准确性
与距离相关指标	马哈拉诺 比斯距离	$D(x) = \frac{p_1(x)D_1(x) + \dots + p_M(x)D_M(x)}{\sum_{m=1}^M p_m(x)}$ $D_m(x) = \frac{w_1 d_1(x) + \dots + w_k d_k(x) + w_k d_k(x)}{\sum_{k=1}^K w_k}$	考虑了各特征之间的联系, 并且独立于测量尺度	需要计算协方差矩阵, 计算起来较为复杂, 且有时协方差阵不存在
	欧式距离	$C_y = \frac{\int_{v_{\min}(k)}^{v_{\max}(k)} \left  \sum_{j=0}^3 (a_j(k) - a_j) v^j \right  dv}{v_{\max}(k) - v_{\min}(k)}$	简单, 容易操作, 使用广泛	认为每个坐标对欧式距离的贡献相同, 实际上它们往往带有波动

#### 4 结论

随着风力发电的大规模并网, 风电机组的运行状态及健康状态得到了越来越多的关注<sup>[65]</sup>。合理的方法对风电机组的健康状态进行评价对保证机组稳定运行有着重要的意义<sup>[66]</sup>。本文通过对国内外风电机组的健康状态评价方法及评价指标进行综述, 对比了不同方法及指标的特点。针对现有的评价方法中存在的不足, 提出以下研究要点:

##### 1) 监测数据的分析及研究

对于风电机组的健康状态评价大多是通过 SCADA、CMS 数据进行挖掘, 采用机器学习算法或智能评价模型进行评价。由于 SCADA 及 CMS 数据存在非线性、强相关、高维度等特点, 如何利用这种相关性对运行数据进行降维, 剔除无用数据或对机组健康状态影响极小的数据, 在不影响评价结果的同时减少训练模型的输入数据维数是值得研究的。其次, 由于 SCADA 及 CMS 的采样间隔不一致, 导致数据具有不同的时间尺度, 如何统一其时间尺度也值得研究。同时, SCADA 数据具有大数据的特性, 特征难以提取, 不利于对机组健康状态进行分析, 可以采用数据融合的思想或利用基于因

果关系的小数据分析对其健康状态进行评价。

##### 2) 将健康状态评价与机组控制相结合的研究

当前基于机组健康状态评价的研究主要包括: 依据评价结果进行风电场功率分配; 依据评价结果进行机组使用寿命预测; 依据评价结果在发生故障前进行报警等。然而, 机组的健康状态一定程度上与其控制策略相关, 控制策略不当会引起机组运行状态的恶化。例如, 频繁的变桨会加剧执行机构的疲劳; 在机组进行最大风能跟踪控制时, 由于转速的不断调整, 有可能引起风力机与发电机转矩的不平衡, 进而引起传动链的振动, 影响其健康状态; 频繁地切换控制策略或是在控制策略切换时的不平滑等也会引起载荷的波动, 进而影响机组健康状态。如何依据机组的健康状态实时调整控制策略, 进而改善其健康状态, 即所谓的健康意识控制是值得研究的内容。同时, 如何在机组健康状态逐步变差但未达到“故障”状态时进行避错控制, 在机组评价结果已然是“故障”状态时如何进行容错控制, 使其能达到等同于健康时的效果也是值得研究的内容。

##### 3) 对整机健康状态评价及预测结合的研究

值得注意的是, 在对风电机组健康状态进行评

价时不仅仅应该注意当前的评价结果,更应注重对其健康状态变化的预测。考虑到风电系统子系统之间存在较强的耦合,电气系统健康状态的变差或出现故障会对其机械系统产生影响。例如,发电机出现绕组匝间短路或相间短路时,会引起电磁转矩的脉动,进而有可能引发其传动系统的振动。那么,能否不依赖 SCADA 数据,通过分析子系统间的耦合关系,建立起整机的健康评价模型,或者依据各子系统的健康状态模型及其相关性,赋予其动态权重进而得到整机的健康状态评价模型也是亟需进一步研究的内容。

### 参考文献

- [1] 李辉, 胡姚刚, 唐显虎, 等. 并网风电机组在线运行状态评估方法[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.
- [2] 胡姚刚, 刘怀盛, 时萍萍, 等. 风电机组偏航系统故障诊断与寿命预测综述[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(13): 4871-4883.  
HU Yaogang, LIU Huaisheng, SHI Pingping, et al. Overview of fault diagnosis and life prediction for wind turbine yaw system[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(13): 4871-4883.
- [3] 王双园. 风力机健康状态监测及评估关键技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2017.  
WANG Shuangyuan. Research on methods of health monitoring and assessment for wind turbine[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2017.
- [4] 龙霞飞, 杨苹, 郭红霞, 等. 大型风力发电机组故障诊断方法综述[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3480-3491.  
LONG Xiafei, YANG Ping, GUO Hongxia, et al. Review of fault diagnosis methods for large wind turbines[J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3480-3491.
- [5] TEGEN S, LANTZ E, HAND M, et al. 2011 cost of wind energy review[R]. National Renewable Energy Laboratory, 2013.
- [6] WYMORE M L, VAN DAM J E, CEYLAN H, et al. A survey of health monitoring systems for wind turbines. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, 52: 976-990.
- [7] MAPLES B, SAUR G, HAND M, et al. Installation, operation, and maintenance strategies to reduce the cost of offshore wind energy[R]. National Renewable Energy Laboratory, 2013.
- [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, 15.  
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, 15.
- [9] 肖运启. 基于风电机组健康状态优化的风电场功率调度控制[J]. 太阳能学报, 2017, 38(7): 1935-1942.  
XIAO Yunqi. Wind farm power control strategy based on operating wind turbine health condition optimization[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2017, 38(7): 1935-1942.
- [10] 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, 2019, 66(8): 6012-6020.
- [11] DO M H, SÖFFKER D. State-of-the-art in integrated prognostics and health management control for utility-scale wind turbines[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 145.
- [12] 郑小霞, 李美娜, 王靖, 等. 基于 PSO 优化核主元分析的海上风电机组运行工况分类[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(16): 28-35.  
ZHENG Xiaoxia, LI Meina, WANG Jing, et al. Operational conditions classification of offshore wind turbines based on kernel principal analysis optimized by PSO[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(16): 28-35.
- [13] MATSUSHI M, ENDO T. Fatigue of metals subjected to varying stress[J]. Japan Society of Mechanical Engineers; 1968, 68: 37-40.
- [14] 李德源, 叶枝全, 陈严, 等. 风力机玻璃钢叶片疲劳寿命分析[J]. 太阳能学报, 2004, 25(5): 592-598.  
LI Deyuan, YE Zhiquan, CHEN Yan, et al. Fatigue life analysis of the glass reinforced plastic blade of horizontal axis wind turbine[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2004, 25(5): 592-598.
- [15] 许帅, 霍志红, 许昌, 等. 限功率控制下风电机组叶片疲劳损伤研究[J]. 太阳能学报, 2020, 41(1): 282-289.  
XU Shuai, HUO Zhihong, XU Chang, et al. Study on fatigue damage of wind turbine blade under power curtailment control condition[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2020, 41(1): 282-289.
- [16] Wind turbines part 1: design requirements: IEC. IEC 61400-1[S]. International Electrotechnical Commission, 2015: 32-46.
- [17] 白雪, 何敏娟, 马人乐, 等. 风力发电塔预埋塔筒基础健康监测[J]. 太阳能学报, 2017, 38(7): 1979-1986.  
BAI Xue, HE Minjuan, MA Renle, et al. Structural health monitoring of an onshore wind turbine foundation with

- inserted ring[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2017, 38(7): 1979-1986.
- [18] 刘胜祥, 李德源, 黄小华. 风浪联合作用下的风力机塔架疲劳特性分析[J]. *太阳能学报*, 2009, 30(10): 1250-1256.  
LIU Shengxiang, LI Deyuan, HUANG Xiaohua. Fatigue characteristic analysis of wind turbine tower under combined action of wind and wave[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2009, 30(10): 1250-1256.
- [19] DHANOLA A, GARG H C. Tribological challenges and advancements in wind turbine bearings: a review[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2020, 118.
- [20] 孙娟. 基于模型的风电齿轮箱故障检测[D]. 南京: 南京理工大学, 2015.  
SUN Juan. Wind turbine gearbox fault detection based on model[D]. Nanjing: Nanjing University of Technology, 2015.
- [21] 王兆光. 风电机组状态监测建模方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.  
WANG Zhaoguang. Research on modeling method of condition monitoring of wind turbine[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [22] 蒋金. 风电机传动系统振动故障的智能诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.  
JIANG Jin. Research on intelligent diagnosis method of vibration fault of wind turbine drive system[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [23] PEI Y, QIAN Z, TAO S, et al. Wind turbine condition monitoring using SCADA data and data mining method[C] // 2018 International Conference on Power System Technology (POWERCON), 2018: 3760-3764.
- [24] LIU Z, YANG B, WANG X, et al. Acoustic emission analysis for wind turbine blade bearing fault detection under time-varying low-speed and heavy blade load conditions[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, 57(3): 2791-2800.
- [25] LIU Z, WANG X, ZHANG L. Fault diagnosis of industrial wind turbine blade bearing using acoustic emission analysis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(9): 6630-6639.
- [26] JIN X, XU Z, QIAO W. Condition monitoring of wind turbine generators using SCADA data analysis[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2021, 12(1): 202-210.
- [27] 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.  
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.
- [28] 董兴辉, 张鑫淼, 郑凯, 等. 基于组合赋权和云模型的风电机组健康状态评估[J]. *太阳能学报*, 2018, 39(8): 2139-2146.  
DONG Xinghui, ZHANG Xinmiao, ZHENG Kai, et al. Health status assessment of wind turbine based on combination weighting and cloud model[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2018, 39(8): 2139-2146.
- [29] 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 operating conditions[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2011, 35(6): 81-85.
- [30] 曾纪钧, 温柏坚, 梁哲恒. 基于深度学习的安全帽识别算法研究与模型训练[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(21): 107-112.  
ZENG Jijun, WEN Baijian, LIANG Zheheng. Research and model training of helmet recognition algorithm based on deep learning[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(21): 107-112.
- [31] KONG Ziqian, TANG Baoping, DENG Lei, et al. Condition monitoring of wind turbines based on spatiotemporal fusion of SCADA data by convolutional neural networks and gated recurrent units[J]. *Renewable Energy*, 2020, 146: 760-768.
- [32] ZHOU Y, WANG J, ZHENG H. The health status prediction of the wind turbine based on the anomaly analysis and the LSTM prediction[C] // 2020 3rd International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE), 2020: 666-671.
- [33] 刘军, 汪继勇. 基于风电机组健康状态的风电场功率分配研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(20): 106-113.  
LIU Jun, WANG Jiyong. Research on wind farm power distribution based on wind turbine health[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(20): 106-113.
- [34] CHEN Hansi, LIU Hang, CHU Xuening, et al. Anomaly detection and critical SCADA parameters identification for wind turbines based on LSTM-AE neural network[J]. *Renewable Energy*, 2021, 172: 829-840.
- [35] 彭华, 王文超, 朱永利, 等. 基于 LSTM 神经网络的风电场集电线路单相接地智能测距[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(16): 60-66.  
PENG Hua, WANG Wenchao, ZHU Yongli, et al. An intelligent single-phase grounding fault location for a

- wind farm collection line based on an LSTM neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(16): 60-66.
- [36] KUSIAK A, VERMA A. Prediction of status patterns of wind turbines: a data-mining approach[J]. *Journal of Solar Energy Engineering*, 2011, 133: 165-175.
- [37] 梁颖, 方瑞明. 基于 SCADA 和支持向量回归的风电机组状态在线评估方法[J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(14): 7-12, 31.  
LIANG Ying, FANG Ruiming. An online wind turbine condition assessment method based on SCADA and support vector regression[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2013, 37(14): 7-12, 31.
- [38] LIU X, SHI K, YU H, et al. Relative health index of wind turbines based on kernel density estimation[C] // *IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, October 29-November 1, 2017, Beijing, China: 5957-5961.
- [39] 杨洪富, 贾晓亮, 任寿伟. 基于数据驱动的航空发动机故障诊断与预测方法综述[J]. *航空精密制造技术*, 2016, 52(5): 6-9.  
YANG Hongfu, JIA Xiaoliang, REN Shouwei. Review of data-driven aeroengine fault diagnosis and prognosis methods[J]. *Aviation Precision Manufacturing Technology*, 2016, 52(5): 6-9.
- [40] 郑小霞, 李美娜. 基于小波包和并行隐马尔科夫的风力机易损部件健康状态评价[J]. *太阳能学报*, 2019, 40(2): 370-379.  
ZHENG Xiaoxia, LI Meina. Health state evaluation based on wavelet packet and PCHMM for vulnerable components of wind turbines[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2019, 40(2): 370-379.
- [41] YANG Wenxian, LANG Ziqiang, TIAN Wenye. Condition monitoring and damage location of wind turbine blades by frequency response transmissibility analysis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(10): 6558-6564.
- [42] ZHANG Long, LANG Ziqiang. Wavelet energy transmissibility function and its application to wind turbine bearing condition monitoring[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2018, 9(4): 1833-1843.
- [43] KIDAR T, THOMAS M, ELBADAoui M, et al. Application of time descriptors to the modified Hilbert transform of empirical mode decomposition for early detection of gear defects[C] // *Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, 2012, Springer: 471-479.
- [44] 杨茂, 张罗宾. 基于数据驱动的超短期风电功率预测综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(13): 171-186.  
YANG Mao, ZHANG Luobin. Review on ultra-short term wind power forecasting based on data-driven approach[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(13): 171-186.
- [45] 王兴贵, 张文莲, 薛晟. 基于 EEMD 的 MMC 串联结构微电网微源动态冗余控制策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(22): 34-42.  
WANG Xinggui, ZHANG Wenlian, XUE Sheng. A micro-source dynamic redundancy control strategy based on EEMD for MMC series micro grid[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(22): 34-42.
- [46] CLIMENTE A V, ANTONINO D J A, RIERA G M, et al. Application of the Wigner-Ville distribution for the detection of rotor asymmetries and eccentricity through high-order harmonics[J]. *Electric Power Systems Research*, 2012, 91(9): 28-36.
- [47] SONG Zhe, ZHANG Zijun, JIANG Yu, et al. Wind turbine health state monitoring based on a Bayesian data-driven approach[J]. *Renewable Energy*, 2018, 125: 172-181.
- [48] PANDIT R K, INFELD D. SCADA-based wind turbine anomaly detection using Gaussian process models for wind turbine condition monitoring purposes[J]. *IET Renewable Power Generation*, 2018, 12(11): 1249-1255.
- [49] 曾军, 陈艳峰, 杨苹, 等. 大型风力发电机组故障诊断综述[J]. *电网技术*, 2018, 42(3): 849-860.  
ZENG Jun, CHEN Yanfeng, YANG Ping, et al. Review of fault diagnosis methods of large-scale wind turbines[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(3): 849-860.
- [50] XIE T, WANG T. An ECT-PCA-based fault detection method for winding asymmetry of marine current turbine generator[C] // *2021 IEEE 10th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS)*, May 14-16, 2021, Suzhou, China: 1350-1355.
- [51] WANG Y, MA X, QIAN P. Wind turbine fault detection and identification through PCA-based optimal variable selection[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2018, 9(4): 1627-1635.
- [52] REZAMAND M, KORDESTANI M, CARRIVEAU R, et al. A new hybrid fault detection method for wind turbine blades using recursive PCA and wavelet-based PDF[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(4): 2023-2033.
- [53] 张方红, 荆博, 钱政, 等. 基于相关向量机的风电机组功率曲线建模与监测[J]. *船舶工程*, 2020, 42(增刊 2): 171-174, 191.  
ZHANG Fanghong, JING Bo, QIAN Zheng, et al. Probabilistic wind turbine power curve modelling and

- monitoring based on relevance vector machine[J]. *Ship Engineering*, 2020, 42(S2): 171-174, 191.
- [54] DE ANDRADE VIEIRA R J, SANZ-BOBI M A, KATO S. Wind turbine condition assessment based on changes observed in its power curve[C] // *IEEE 2013 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, October 20-23, 2013, Madrid, Spain: 31-36.
- [55] 褚景春, 郭鹏, 解加盈. 自组织核回归风电机组功率曲线建模与应用研究[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(7): 372-377.  
CHU Jingchun, GUO Peng, XIE Jiaying. Wind turbine power curve modeling and application based on AKKR method[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2021, 42(7): 372-377.
- [56] 梁涛, 张迎娟. 基于风电机组功率曲线的故障监测方法研究[J]. *可再生能源*, 2018, 36(2): 302-308.  
LIANG Tao, ZHANG Yingjuan. Monitoring of wind turbine faults based on wind turbine power curve[J]. *Renewable Energy Resources*, 2018, 36(2): 302-308.
- [57] 李雄英, 黄时文, 王斌会. 稳健 Hotelling T2 控制图的构建及其比较[J]. *统计与决策*, 2021, 37(10): 155-159.  
LI Xiongying, HUANG Shiwen, WANG Binhui. Construction and comparison of robust Hotelling T2 control charts[J]. *Statistics & Decision*, 2021, 37(10): 155-159.
- [58] HILDEBRANDT S, SUN Qiao. Evaluation of operational strategies on wind turbine power production during short icing events[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2021, 219.
- [59] BARALDI P, DI MAIO F, TURATI P, et al. Robust signal reconstruction for condition monitoring of industrial components via a modified Auto Associative Kernel Regression method[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 60-61: 29-44.
- [60] 杨明洙. 风力发电机状态监测和故障诊断技术的研究与进展[J]. *中小企业管理与科技(中旬刊)*, 2015(4): 220.
- [61] GUO Xiaoli, ZHAO Ying, ZHAO Yang. Research on condition monitoring of wind turbines data visualization based on random forest[C] // *2016 International Conference on Smart Grid and Clean Energy Technologies (ICSGCE)*, October 19-22, 2016, Chengdu, China: 166-170.
- [62] LIANG Tao, MENG Zhaochao, XIE Gaofeng, et al. Multi-running state health assessment of wind turbines drive system based on BiLSTM and GMM[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 143042-143054.
- [63] JIN Xiaohang, XU Zhuangwei, QIAO Wei. Condition monitoring of wind turbine generators using SCADA data analysis[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2021, 12(1): 202-210.
- [64] 万恒正. 基于 SCADA 数据关系的大型直驱式风电机组健康状态识别与预警[D]. 湘潭: 湖南科技大学, 2018.  
WAN Hengzheng. Identification and early warning of health status of large direct-drive wind turbine based on SCADA data relation[D]. Xiangtan: Hunan University of Science and Technology, 2018.
- [65] 陈雪峰, 李继猛, 程航, 等. 风力发电机状态监测和故障诊断技术的研究与进展[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(9): 45-52.  
CHEN Xuefeng, LI Jimeng, CHENG Hang, et al. Research and application of condition monitoring and fault diagnosis technology in wind turbines[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(9): 45-52.
- [66] 周飞航. 永磁同步风能转换系统振动抑制及鲁棒控制研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2020.  
ZHOU Feihang. Research on vibration suppression and robust control of permanent magnet synchronous wind energy conversion system[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2020.

收稿日期: 2022-03-21; 修回日期: 2022-06-24

作者简介:

刘 军(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为风力发电、智能控制与电力拖动等; E-mail: liujun0301@sina.com

安柏任(1993—), 男, 通信作者, 博士, 研究方向为大型风力机健康状态评价、故障诊断等; E-mail: 2541398198@qq.com

张维博(1997—), 男, 硕士, 研究方向为风电场功率分配。E-mail: zhangwb0228@163.com

(编辑 魏小丽)