

考虑台风影响的海上风电机组部件剩余寿命预测方法

刘璐洁¹, 李传文², 符杨¹, 刘智彬², 黄玲玲¹

(1. 上海电力大学 海上风电研究院, 上海 200090; 2. 上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090)

摘要:针对台风天气影响下海上风电机组剩余寿命预测问题,提出了考虑退化状态与台风冲击相依的海上风电机组部件剩余寿命预测方法。基于台风冲击模型及部件状态对部件退化过程的影响分析,构建了考虑退化状态与冲击相依的海上风电机组部件剩余寿命可靠度模型。利用实际监测数据对部件可靠度模型进行修正更新,建立了剩余寿命动态预测模型。采用fmincon函数对离散化处理后的部件可靠度模型进行参数估计,结合运行监测数据修正参数,进而动态预测剩余寿命。以某海上风电机组齿轮箱部件为例进行仿真,验证了所提方法的有效性。

关键词:海上风电机组;台风天气;部件可靠度模型;剩余寿命预测;动态预测

中图分类号:TM315

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202312021

0 引言

海上风电是加速推进我国实现“双碳”目标的重要力量^[1]。截至2022年底,我国海上风电累计装机30.51 GW,装机规模居全球第一^[2]。海上风电机组的可靠运行是大规模海上风电可持续发展的关键因素。准确预测机组部件的剩余寿命,对海上风电的高可靠运行、高效率维护具有重要的理论意义和工程应用价值。

与陆上风电相比,海上风电机组的运行受高湿度、强腐蚀、大风浪的海上工况的影响更为显著,机组部件在运行状态与外部环境的交互作用下,失效退化过程更复杂,寿命预测的不确定性更强。其中,台风是对海上风电机组影响最大的外部环境因素之一,我国海上风电规模化、集群化发展的沿海地区也是受到台风影响严重的区域。台风期间,一方面给海上风电场带来了良好的风力资源,机组在切入风速前可长时间处于满载运行状态,发电效益大幅提升;另一方面,部件长时间的高强度运行及承受载荷的大幅增加,加大了部件故障风险,并且台风冲击的不确定性给部件剩余寿命的准确预测带来了巨大的挑战^[3]。

目前,风电机组部件剩余寿命预测的方法主要包括基于机理建模和基于数据建模的方法。基于机理建模的方法主要依据失效机理构建疲劳损伤模型,其关键在于精确的可靠机理模型的构建。文献

[4]基于线性损伤理论计算齿轮箱的疲劳损伤来预测齿轮箱的剩余寿命值;文献[5]基于缺陷扩展和损伤模型对风机轴承进行寿命预测。然而基于机理建模方法的研究缺少对部件实时监测数据的考虑^[6],在实际应用中难以保证预测准确性。

近年来随着风电的大规模开发和海上风电机组的数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统的不断完善^[7],基于数据建模的剩余寿命预测技术逐渐成为该领域的研究热点。基于数据建模的方法主要结合部件运行数据反映的退化信息进行寿命预测。部分研究基于随机模型构建部件连续退化过程,并通过设置失效阈值进行剩余寿命预测。文献[8]根据风机轴承在退化过程中的轴承温度监测数据变化趋势,建立基于Wiener过程的风电轴承退化模型对轴承进行寿命预测;文献[9]基于Gamma分布建立齿轮箱轴承磨损状态分布模型,并通过马尔可夫状态转移过程建立轴承退化过程进行剩余寿命预测。另一部分研究通过对部件监测数据的处理学习,建立部件运行状态与失效时间之间的映射关系对部件状态进行评估,从而预测剩余寿命;文献[10]采用深度森林学习模型对滚动轴承的振动数据进行特征提取,获得其性能退化信息并进行剩余寿命预测;文献[11]基于长短期记忆网络对正常工况下风力发电机的温度进行预测,通过与实际值之间的残差比较值预测风力发电机的故障时间。然而上述研究往往忽略了运行环境等不确定因素对部件退化过程的影响,导致复杂时变场景下剩余寿命预测模型难以保证较高的预测准确度。

结合上述研究可知,海上风电机组部件剩余寿命预测面临的问题与挑战主要包括:已有的部件剩余寿命预测的研究通常基于部件的自然退化过程,假设部件性能随着时间的推移逐步劣化,忽略了客

收稿日期:2023-02-13;修回日期:2023-07-27

在线出版日期:2023-12-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52177097);上海市教育委员会科研创新计划项目(2021-01-07-00-07-E00122)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52177097) and the Scientific Research and Innovation Plan Program of Shanghai Education Commission (2021-01-07-00-07-E00122)

观存在的海上台风天气的随机冲击影响,难以准确描述海上恶劣运行环境下部件的实际退化演化规律;除了外部环境因素的影响,风电机组部件的退化过程还受多部件之间故障相关性、维护策略等其他因素的影响,因此剩余寿命预测具有较强的不确定性,在海上风电机组多源多维运维大数据背景下,如何对部件失效过程进行精确建模、降低不确定因素带来的预测误差等问题仍有待解决。

针对上述问题,本文提出了一种考虑台风影响的海上风电机组部件剩余寿命预测方法。首先,建立考虑部件状态的台风冲击模型,基于部件状态与退化过程之间的相关性模型构建考虑退化与冲击相依的海上风电机组部件剩余寿命模型;然后,为提高复杂运行工况下预测的准确性和鲁棒性,利用实际监测数据对部件退化模型进行修正更新,建立剩余寿命动态预测模型,并采用fmincon函数对离散化处理后的剩余寿命动态预测模型进行参数估计;最后,以某海上风电机组齿轮箱为例进行仿真,验证了本文所提方法的有效性。

1 台风冲击模型

台风期间,由于风电机组长时间运行在额定功率下以及所受瞬时风载荷的大幅提高,部件故障概率显著增加。假设海上风电机组在运行期间遭受台风冲击的次数服从到达率为 χ 的泊松过程,(0,t)时段(其中 t 表示 t 时刻)内发生 n 次台风冲击的概率 $P(N(t)=n)$ 为:

$$P(N(t)=n)=\frac{(\chi t)^n}{n!}\exp\{-\chi t\} \quad (1)$$

式中: $N(t)$ 为(0,t)时段内的台风冲击累积次数。

单次台风对部件的冲击量 Z 主要取决于台风风速和台风持续时间。采用Batts风场模型^[12]描述台风冲击场景,如附录A图A1所示。Batts风场模型的梯度平衡方程为:

$$V_{R_{\max}}=K\sqrt{\Delta p}-R_{\max}f/2 \quad (2)$$

$$V_{10,R_{\max}}=0.865V_{R_{\max}}+0.5V_s \quad (3)$$

式中: $V_{R_{\max}}$ 为最大风半径 R_{\max} 处的梯度风速; K 为经验参数; Δp 为台风中心气压差; f 为科氏参数; $V_{10,R_{\max}}$ 为距离海平面10 m高处的最大台风风速; V_s 为台风风场移动风速。

在图A1所示的台风冲击场景下,台风对单台风电机组的时变台风风速如式(4)所示。

$$V_z(t)=\begin{cases} \left(\frac{h}{10}\right)^{a_0} V_{10,R_{\max}} r(t)/R_{\max} & r(t)<R_{\max} \\ \left(\frac{h}{10}\right)^{a_0} V_{10,R_{\max}} & r(t)=R_{\max} \\ \left(\frac{h}{10}\right)^{a_0} V_{10,R_{\max}} (R_{\max}/r(t))^{b_0} & r(t)>R_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

$$r(t)=\sqrt{(x_z-x_0+V_s t \sin \theta)^2+(y_z-y_0-V_s t \cos \theta)^2} \quad (5)$$

式中: $V_z(t)$ 为 t 时刻风电机组处的时变台风风速; h 为风电机组的高度; a_0 、 b_0 为经验参数; $r(t)$ 为 t 时刻单台风电机组与台风中心之间的时变水平距离; (x_z, y_z) 为风电机组的位置坐标; (x_0, y_0) 为台风风场中心的初始位置坐标; θ 表征台风移动方向。

台风对风电机组外部部件的冲击为直接冲击,直接冲击引起部件故障率增加主要是由于风速增加导致部件载荷增加,加大了部件的载荷损伤。台风对风电机组内部部件的冲击为间接冲击,在达到切出风速前,风电机组长时间运行在额定功率下,机组内部参数(如转速、温度等)大幅提高,增加了部件的磨损及使用度,诱发故障概率增加。

台风冲击对风电机组部件造成的故障率增量不仅受台风冲击强度的影响,同时还受部件运行状态的影响:在台风天气的冲击扰动下,状态劣化的部件对外部冲击愈发敏感,承受冲击的能力逐步下降,故障率增量增加。考虑部件的运行状态,单次台风冲击带来的风电机组部件故障率增量 $\Delta\lambda_{zi}(t)$ 为:

$$\Delta\lambda_{zi}(t)=\int_{\Delta t_{zi}}(1+\mu S(t))\alpha V_z(t)dt \quad (6)$$

式中: Δt_{zi} 为第 i 次台风对机组冲击的持续时间,对于风电机组内部部件, Δt_{zi} 取额定风速与切出风速之间的时间; α 为台风冲击量修正系数; $S(t)$ 为 t 时刻部件状态的量化值; μ 为状态量修正系数;对于风电机组内部部件,当台风风速超出额定风速时, $V_z(t)$ 取额定风速。

2 考虑退化状态与台风冲击相依的部件可靠度模型

部件可靠度是反映部件保持其规定性能的能力,其值不仅受外部冲击的影响,同时还受内部状态的影响。在对风电机组部件状态进行评估的基础上,建立考虑部件退化状态与台风冲击相依的可靠度模型。

2.1 基于主成分聚类分析的部件状态评估

基于海上风电机组的SCADA监测数据,在提取部件状态特征的基础上进行状态评估。然而,海上风电机组SCADA监测数据维数多,参量信息相互冗余,若全部用于分析,将会增加求解的复杂度。主成分聚类分析是最方便快捷的多变量高维系统特征提取方法之一^[13]。由于海上风电机组SCADA监测数据在不同的运行工况下均具有明显的局部特征,因此本文在部件工况划分的基础上,采用主成分聚类分析方法提取部件状态特征。工况划分对主成分聚类分析结果的影响如附录A图A2所示。由图可知,划分工况后,主成分聚类分析方法对于局部特征的

提取更为准确,能够以更少的主成分维数解释更多的数据特征。

标准化处理后的海上风电机组 SCADA 监测数据的输入变量矩阵 X 包含 q 维初始参量,每维参量包含 n_q 个样本,对 X 求相关系数矩阵 R ,如式(7)所示。

$$R = X^T X / n_q \quad (7)$$

R 的特征方程有 q 个特征值 $\lambda_1 - \lambda_q, \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_q$,特征值对应的特征向量为 $U_1 - U_q$,则主成分 Y 可表示为:

$$\begin{cases} Y = XU = [Y_1, Y_2, \dots, Y_q] \\ U = [U_1, U_2, \dots, U_q] \end{cases} \quad (8)$$

Y_1 为第 1 个主成分,能够解释初始参量的大部分信息^[14]。特征向量 U_1 中的元素为各原始参量对第 1 个主成分的权重系数,权重系数越高,说明该参量对数据特征提取的贡献值越大。将 U_1 中的元素按照从大到小的顺序进行排序,选取前 m 个元素对应的参量,并采用 K -means 聚类方法^[15] 进行聚类分析,按照聚类结果划分为 h 类运行工况。 K -means 聚类畸变函数 J 为:

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x_p \in C_k} |x_p - m_k|^2 \quad (9)$$

式中: K 为聚类簇总数; C_k 为第 k 个聚类簇; m_k 为 C_k 中第 k 个聚类簇中心; x_p 为 C_k 中的第 p 个样本点。

根据工况划分结果,将原始的海上风电机组 SCADA 监测数据划分为 h 类,在每类工况下选取部件在健康运行时段的数据分别进行主成分分析,针对每种工况的主成分分析结果,按照累积方差贡献率大于等于 δ 选取 ω_j 个主成分,如式(10)所示。将每种工况下主成分的聚类中心作为该工况下的健康状态评估基值。

$$\sum_{g=1}^{\omega_j} \left(\lambda_{jg} / \sum_{c=1}^q \lambda_{cg} \right) \geq \delta \quad (10)$$

式中: λ_{jg} 为工况 j 下第 g 个主成分对应的特征值。

计算海上风电机组在线 SCADA 数据与健康状态评估基值间的偏差距离 $d(t)$,根据 $[t - \Delta t, t]$ 时段内偏差距离的平均值 $S(t)$,将部件划分为健康、劣化、故障状态, $S(t)$ 的计算公式如式(11)所示。

$$S(t) = \frac{\sum_{\tau=t-\Delta t}^t d(\tau)}{\Delta t} \quad (11)$$

由隐马尔可夫模型^[16] 可得 t 时刻部件状态的概率分布如式(12)所示。

$$\boldsymbol{\pi}(t) = \boldsymbol{\pi}(t-1)P \quad (12)$$

式中: $\boldsymbol{\pi}(t)$ 为 t 时刻部件状态的概率分布矩阵; P 为部件状态转移矩阵。

通过海上风电机组历史 SCADA 监测数据获得

状态观测序列,采用 Baum-Welch 算法进行迭代训练使隐马尔可夫模型收敛,从而得到状态转移矩阵。

2.2 部件可靠度模型

在部件状态评估结果的基础上,定义部件状态与退化故障率之间的相关性系数表征部件状态与退化过程之间的关系:当部件处于良好状态时, t 时刻的相关性系数 $\gamma(t) < 0$,退化故障率增量减少;当部件处于劣化状态时, $\gamma(t) > 0$,退化故障率增量增加。根据由海上风电机组实际 SCADA 监测数据获得的机组部件劣化状态转移过程,某机组关键部件的劣化状态转移过程如附录 A 图 A3 所示。由图可知,状态劣化情况恶劣的部件向故障状态转移的概率更高,劣化状态停留的时间更短,因此本文采用指数函数刻画 $\gamma(t)$,如式(13)所示。

$$\gamma(t) = a + bS^c(t) \quad (13)$$

式中: $a - c$ 为 $\gamma(t)$ 的修正系数,可结合实际 SCADA 监测数据估计获得。

部件寿命为非负连续型变量,其自然退化过程采用威布尔分布^[17] 进行描述,如式(14)所示。在自然退化过程的基础上,考虑部件状态与退化故障率之间的相关性,得到考虑部件运行状态的故障率如式(15)所示。

$$\lambda_w(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \lambda_0(t) &= \lambda_w(t) + \gamma(t) \Delta \lambda_w(t) = \\ &= \lambda_w(t) + \gamma(t) (\lambda_w(t) - \lambda_w(t-1)) = \\ &= (1 + \gamma(t)) \lambda_w(t) - \gamma(t) \lambda_w(t-1) = \\ &= \frac{\beta}{\eta^\beta} \left[(1 + \gamma(t)) t^{\beta-1} - \gamma(t) (t-1)^{\beta-1} \right] \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $\lambda_w(t)$ 为 t 时刻基于威布尔分布过程的自然退化故障率; β, η 分别为威布尔分布的形状参数和尺度参数; $\lambda_0(t)$ 为 t 时刻考虑部件运行状态的故障率; $\Delta \lambda_w(t)$ 为单位时间内 $\lambda_w(t)$ 的增量。

目前应用较为广泛的退化与冲击模型假定部件遭受自然退化和随机冲击过程,且冲击过程带给系统累积退化增量^[18-20]。本文假设 t 时刻机组部件的故障率 $\lambda(t)$ 由考虑运行状态的自然退化故障率 $\lambda_0(t)$ 和多次台风冲击下的累积故障率增量^[18-20] 构成,如式(16)所示。

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) + \sum_{i=1}^{N(t)} \Delta \lambda_{zi}(t) \quad (16)$$

部件可靠度表示部件正常运行时间 T 大于 t 的概率 $P(T > t)$, $(0, t)$ 时段内 $N(t)$ 次台风冲击下部件的可靠度函数 $R(t)$ 为:

$$\begin{aligned} R(t) &= P(T > t) = \exp \left\{ - \int_0^t \lambda(\tau) d\tau \right\} = \\ &= \exp \left\{ - \int_0^t \lambda_0(\tau) + \sum_{i=1}^{N(t)} \Delta \lambda_{zi}(\tau) d\tau \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

3 部件剩余寿命动态预测方法

部件剩余寿命 T_i 定义为当前时刻 t 至下一次故障时刻 t_s 之间的时间, 即 $T_i = t_s - t (t_s > t)$ 。当部件的可靠度下降至故障阈值时, 部件发生故障。

在实际运行中, 由于不同机组部件的维护周期、维护方式不同, 不同机组部件的退化过程、寿命周期有所差异, 因此不同寿命周期内部件遭受的台风冲击量、状态演化过程也不尽相同。在复杂的不确定场景下, 仅靠部件可靠度模型难以保证剩余寿命预测的准确性。

为了提高时变不确定场景下海上风电机组部件剩余寿命预测的准确性, 利用部件实时 SCADA 监测数据对剩余寿命预测模型中的参量进行修正更新, 在降低预测不确定性的同时减少预测误差, 得到部件剩余寿命动态预测值。部件剩余寿命动态预测的步骤如下。

1) 修正更新台风冲击量。根据不同年份、不同月份的实际台风冲击量对初始台风预测冲击量进行修正, 并结合台风冲击的季节性及未来预报信息, 动态更新下一时间间隔内的台风到达率 χ' 。

2) 修正更新部件状态概率分布矩阵。部件的预防性维护策略能够提高部件的可靠性, 使部件的状态概率分布回退为 t 时刻之前某时刻的概率分布^[21]。若 t 时刻有维护活动, 则根据维护方式的不同将 t 时刻的部件状态概率分布矩阵修正为 $\pi'(t)$, 如式(18)所示。

$$\pi'(t) = \pi(t - T_w^w) \quad (18)$$

式中: T_w^w 为维护方式 w 带来的回退时间。

3) 修正更新状态转移矩阵。根据当前部件的实际状态评估概率与初始预测概率之间的偏差值对状态转移矩阵进行修正, 从而得到未来时刻的状态转移矩阵 P' 的元素, 如式(19)所示。

$$\begin{cases} p'_{xx} = p_{xx}^*(t) - (p_x(t) - p_x^*(t)) \\ p'_{xi} = p_{xi}^*(t) + \frac{p_{xi}^*(t)}{\sum_{l'=x+1}^{n-1} p_{xl'}^*(t)} (p_x(t) - p_x^*(t)) \end{cases} \quad (19)$$

式中: $p_x(t)$ 、 $p_x^*(t)$ 分别为 $\pi(t)$ 中状态 x 的预测概率、实际评估概率; $p_{xx}^*(t)$ 、 $p_{xi}^*(t)$ 分别为 t 时刻修正后的初始状态转移矩阵中状态 x 维持当前状态的概率和向其他状态转移的概率; p'_{xx} 、 p'_{xi} 分别为修正后未来 t 时刻状态 x 维持当前状态的概率和向其他状态转移的概率。

4) 基于故障类型学习更新状态评估结果。海上风电机组部件的故障类型繁多, 不同故障类型下其故障严重程度也有所差异。另外, 为了提高不同故障类型下状态评估结果的准确性和合理性, 设置故障类型 s 对状态评估影响的参数 ψ_s 组成的集合, 随着部件运行时间的增加和故障信息的积累, 不断地

更新 ψ_s 组成的集合。不同故障类型对状态评估的影响可采用式(20)表示。

$$S'(t) = (1 + \psi_s(t))S(t) \quad (20)$$

式中: $S'(t)$ 为更新后的 $S(t)$ 。

5) 根据当前时刻的部件状态评估结果、台风冲击量的监测数据以及维护信息, 修正得到 t 时刻的部件退化故障率 $\lambda^*(t)$ 和可靠度 $R^*(t)$ 。基于 χ' 、 $\pi'(t)$ 、 P' 、 $S'(t)$ 更新未来时刻台风冲击量和部件状态值, 得到未来时刻部件可靠度 $R'(t)$ 的预测值, 从而得到剩余寿命动态预测值 T'_i , 其分布函数 $F'_i(L)$ 为:

$$\begin{aligned} F'_i(L) &= P(T_i \leq L) = P(t_s - t \leq L) = P\left(\frac{t_s \leq t+L}{t_s > t}\right) = \\ &1 - P\left(\frac{t_s > t+L}{t_s > t}\right) = 1 - \frac{R'(t+L)}{R^*(t)} \end{aligned} \quad (21)$$

式中: L 为剩余寿命值。

4 参数估计

由于海上风电机组部件状态及台风冲击量的不确定性, SCADA 监测数据表现出一定的随机性, 部件可靠度模型难以得到连续可导的函数形式, 并且机组部件寿命分布具有较强的离散性。采用传统的参数估计方法难以得到精确的收敛结果, 无法保证多随机场景下预测的准确度。

为了解决部件可靠度模型函数无法积分推导的问题, 将模型中的函数变量按照采样间隔进行离散化处理, 以黎曼积分方法得到关于待估参数的方程。采用基于拟牛顿法的 fmincon 函数^[22], 对待估参数方程以预测误差最小为目标进行参数寻优。fmincon 函数具有收敛速度快、计算效率高、边界搜索能力强等特点, 被广泛应用于解决非线性多维有约束问题, 本文模型的待估参数方程为带约束的非线性方程, 故采用该方法进行参数寻优。

对于部件故障时刻 t_s , 由式(17)可得 $R(t)$ 的待估参数方程为:

$$\begin{aligned} R(t_s) &= f(a, b, c, \mu, \alpha) = \\ &\exp\left\{-\sum_{i=1}^{t_s} [\lambda_w(t) + (a+b(S(t))^c)(\lambda_w(t) - \lambda_w(t-1)) + \right. \\ &\left. (1 + \mu S(t))\alpha V_z(t)] \Delta t\right\} \end{aligned} \quad (22)$$

采用 fmincon 函数, 以 n_c 台机组部件的 $R(t_s)$ 与初始可靠度阈值 R_s 之间的预测误差均值最小为目标进行参数寻优, 优化模型为:

$$\begin{cases} \min_y f^*(y) = f^*(a, b, c, \mu, \alpha) = \sum_{i=1}^{n_c} |R_i(t_{si}) - R_s| / n_c \\ \text{s.t.} \begin{cases} c(y) \leq 0, c_{eq}(y) = 0 \\ \mathbf{A}y \leq \mathbf{g}, \mathbf{A}_{eq}y = \mathbf{g}_{eq} \\ l_b \leq y \leq u_b \end{cases} \end{cases} \quad (23)$$

式中: $f^*(y)$ 为 n_c 台典型机组部件的预测误差均值, y 为待估参数变量; $R_i(t_{si})$ 为第 i 台机组部件在故障时刻 t_{si} 下的可靠度预测值; $c(y)$ 、 $c_{eq}(y)$ 为返回向量函数; A 、 A_{eq} 分别为不等式约束和等式约束的系数矩阵; g 、 g_{eq} 为约束向量; u_b 、 l_b 分别为待估参数变量的上、下边界。

利用误差反馈修正可靠度阈值 R_s , 最终得到使预测误差均值最小的待估参数。式(22)中故障率模型参数采用极大似然估计方法确定, 并以时间 Δt 为采样周期, 得到其时序列向量 λ_w ; 对每台风电机组的 $S(t)$ 、 $V_z(t)$ 以 Δt 为间隔采样, 分别得到状态量时序列向量 S 和台风冲击时序列向量 V_z 。离散化部件故障率 λ 以及利用黎曼积分得到的可靠度表达式分别如式(24)、(25)所示。

$$\lambda = \lambda_w + [aE + b(S^c)](\lambda_w - \lambda_{w-}) + (E + \mu S)\nabla(\alpha V_z) \quad (24)$$

$$R(t) = \exp\left\{-\Delta t \sum_{\tau=0}^t \lambda_{\tau}\right\} \quad (25)$$

式中: E 为单位列向量; λ_{w-} 为 $\lambda_w(t-1)$ 函数以 Δt 为采样周期进行采样后组成的列向量矩阵; “ \circ ”表示向量中元素的乘方运算; “ ∇ ”表示两向量相同位置的元素相乘; λ_{τ} 为向量 λ 的第 τ 个元素。

5 实际案例验证

以某海上风电场 3 MW 机组齿轮箱为例进行仿真验证。该风电场共有 36 台风电机组, 风电机组 SCADA 系统共有 84 维监测参量, 采样间隔为 10 min。以 2011—2020 年的 SCADA 监测数据进行齿轮箱可靠度模型的参数估计及剩余寿命预测。

5.1 实例仿真验证结果

基于历史台风年鉴及该海上风电场对台风监测数据的统计(见附录 A 表 A1), 得到 Batts 风场模型关键参数分布^[11]及其估计值如附录 A 表 A2 所示。

当齿轮箱状态劣化时, 齿轮箱故障前一个月内轴承温度随 SCADA 监测数据的变化情况如附录 A 图 A4 所示。对齿轮箱相关的 SCADA 监测数据进行初始主成分分析, 各监测参量对第 1 个主成分的贡献度见附录 A 表 A3。

根据初始主成分分析结果, 选取贡献度最大的风速、功率、齿轮箱轴承温度这 3 个参量进行聚类。当聚类中心个数为 3 时 K -means 聚类畸变函数达到较低水平, 且随着聚类中心的进一步增加, 畸变函数值降低程度不明显, 表明聚类已达到较为理想的效果, 故将数据划分为 3 类运行工况, 如附录 A 图 A5 所示。

根据工况划分结果, 输入齿轮箱健康数据, 每种工况按照累积方差贡献率大于 90% 选择主成分, 并将每种工况下的主成分分析后的聚类中心作为齿轮箱健康基值。计算实际运行数据与健康状态基值之

间的状态偏差值, 并根据状态偏差值聚类特征及状态转移特征, 划分齿轮箱的健康、劣化、故障状态。某台机组齿轮箱在不同工况下的状态劣化阶段状态评估结果如附录 A 图 A6 所示。

在台风模型及状态评估结果的基础上, 根据 2011—2020 年台风及风电机组状态监测数据, 得到齿轮箱的自然退化故障率、状态评估值、 λ_w 、 S 和 V_z , 通过式(22)计算得到在实际故障时刻含未知参数的可靠度方程。设置 R_s 的初始值为 0.6, 采用 fmincon 函数, 以机组故障可靠度预测误差均值最小为目标求解方程未知参数。通过迭代更新, 获得最优参数估计结果如附录 A 表 A4 所示。

在齿轮箱剩余寿命预测过程中, 利用实际台风监测数据动态修正更新台风冲击量, 如图 1 所示。图中: 初始台风累积冲击次数和台风月到达率为历史统计平均值。由图 1 上图可知, 根据不同年份、不同季节的实际台风冲击量与初始预测值之间的差值对初始台风冲击量进行修正更新, 例如 $[t_1, t_2]$ 时段内, 实际台风累积冲击次数远高于初始预测值, 根据该时段内的台风监测数据, 增加模型中的台风冲击量。图 1 下图中, 当机组运行至 t_a 处时, 根据 $[0, t_a]$ 时段的实际台风月到达率, 结合台风冲击的季节性, 更新 t_a 之后的台风月到达率。

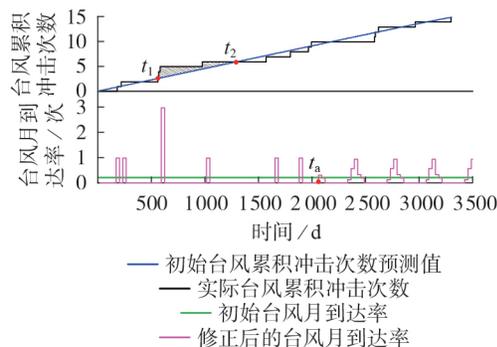


图1 台风冲击量的动态修正更新

Fig.1 Dynamic correction and update of typhoon impact

利用状态监测数据动态修正状态转移矩阵及状态概率分布矩阵后, 齿轮箱保持健康状态以及向故障状态转移的概率演化示意图如图 2 所示。由图可见: 运行至 t_b 处时, 对齿轮箱进行了一次预防性维护, 根据可靠度回退时间修正齿轮箱状态概率分布值; 运行至 t_c 处时, 齿轮箱状态评估为劣化状态 1, 此时修正更新状态转移矩阵, t_c 之后齿轮箱保持健康状态的概率大幅降低, 而向故障状态转移的风险大幅提高, 齿轮箱于第 2291 天发生故障。

通过利用实际监测数据对剩余寿命预测模型进行动态修正更新, 得到的某机组齿轮箱的剩余寿命动态预测结果如图 3 所示。

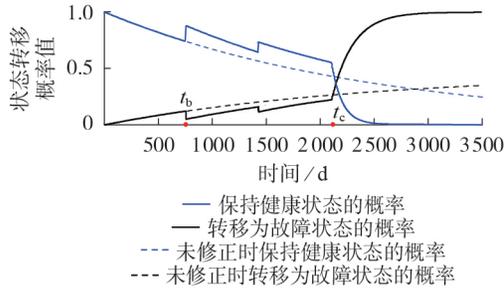


图2 齿轮箱保持健康状态以及向故障状态转移的概率演化

Fig.2 Probability evolution of gearbox maintaining healthy state and transitioning to faulty state

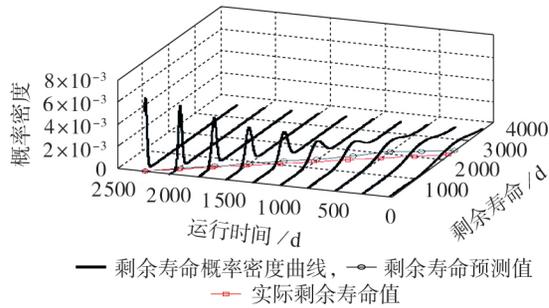


图3 齿轮箱的剩余寿命动态预测结果

Fig.3 Dynamic prediction results of residual life of gearbox

5.2 实例仿真验证分析

为了验证本文剩余寿命动态预测模型的有效性,选取文献[23]与文献[24]中的剩余寿命预测方法与本文方法进行对比。其中文献[23]所提方法考虑了外部环境的冲击对部件退化过程的影响,未考虑部件实际状态监测数据的更新;文献[24]所提方法考虑了部件实际监测状态数据的更新,未考虑外部环境冲击对部件退化过程的影响。3种方法得到的齿轮箱可靠度期望值、剩余寿命预测点估计值分别如图4、5所示。

由图4、5可知:由于文献[23]未考虑实际状态监测数据对剩余寿命预测模型进行更新,文献[24]未考虑台风冲击的影响,2种方法得到的齿轮箱剩余寿命预测点估计值偏离实际剩余寿命值较大;而本文所提方法同时考虑台风冲击及状态监测数据更

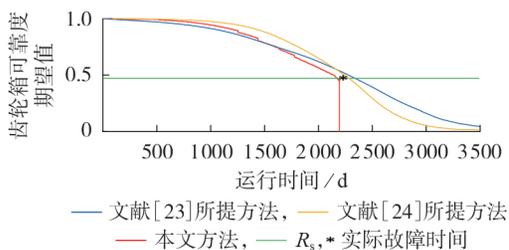


图4 齿轮箱可靠度期望值曲线

Fig.4 Gearbox reliability variation curve

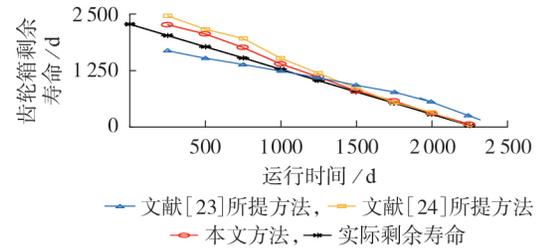


图5 3种方法的剩余寿命预测点估计值

Fig.5 Estimation results of residual life prediction point

新,剩余寿命预测点估计值整体更加贴近实际剩余寿命值。相比于文献[23]和文献[24],本文方法的均方根误差分别降低了24%和16%,预测精度得到了提升。

由上述不同方法的对比结果可知,状态监测数据对预测模型的修正更新以及台风冲击的不确定性是影响齿轮箱剩余寿命预测准确度较大的因素。考虑数据修正更新与未考虑数据修正更新下的齿轮箱剩余寿命概率密度曲线对比结果如图6所示,台风到达率对齿轮箱可靠度及剩余寿命预测的影响如附录A图A7所示。

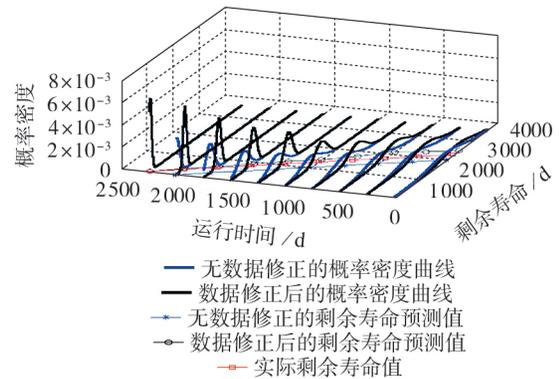


图6 齿轮箱剩余寿命概率密度曲线

Fig.6 Probability density curve of residual life of gearbox

由图6可知,相比于无数据修正时的剩余寿命概率密度分布,随着监测数据量的增加,考虑实时数据修正后的剩余寿命概率密度分布更为集中,即降低了预测的不确定性,提高了长期时间范围内剩余寿命预测的准确性。

由图A7可知,随着台风到达率的增加,齿轮箱的可靠度随之下降,寿命值减少。且随着运行时间的增长,齿轮箱抵御台风冲击的能力降低,可靠度降低量也大幅增加。当台风到达率增加1倍,即由 χ 增加至 2χ 时,齿轮箱寿命约降低25%。台风冲击加快了齿轮箱的磨损退化,并且台风的随机性加大了寿命预测的不确定性,因此实际运行中应当做好台风天气的预测与应对防范。

6 结论

针对考虑台风影响的海上风电机组部件剩余寿命预测问题,本文提出了考虑退化状态与台风冲击相依的海上风电机组部件剩余寿命预测方法。

1)提出了基于退化状态与台风冲击相依的海上风电机组部件剩余寿命动态预测方法,在剩余寿命预测过程中,利用部件实时状态监测数据及台风监测数据对部件可靠度模型进行动态修正更新,有效降低了预测中的不确定性,提高了部件剩余寿命预测的准确性,仿真对比验证了本文所提方法的有效性。

2)本文所提模型主要考虑受台风天气影响的大风期间,机组在高风速下运行,部件在短时间内加速磨损导致故障率增加,进而影响剩余寿命的场景,模型主要适用于机组机舱内部的旋转部件,如齿轮箱、发电机等。

3)本文方法可为后续海上风电机组运行维护决策提供理论依据。根据预测结果,在海上有限的可及窗口下对机组提前进行预防性维护,减少因台风冲击带来的损失,为海上风电机组维护决策适应性和灵活性提升提供理论支持。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 徐政. 海上风电送出主要方案及其关键技术问题[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(21): 1-10.
XU Zheng. Main schemes and key technical problems for grid integration of offshore wind farm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(21): 1-10.
- [2] 何芑圻, 梁汉天, 刘兆. 海上风电海缆风险分析与检测实践[J]. 风能, 2023(4): 94-97.
- [3] 谭茂强, 杨源, 贾斌, 等. 海上风电机组抗台风技术研究[J]. 中国电力, 2018, 51(2): 112-117.
TAN Maoqiang, YANG Yuan, JIA Bin, et al. Anti-typhoon technology research of offshore wind turbine[J]. Electric Power, 2018, 51(2): 112-117.
- [4] ČULAR I, VUČKOVIĆ K, GALIĆ I, et al. Computational model for bending fatigue life and failure location prediction of surface-hardened running gears[J]. International Journal of Fatigue, 2023, 166: 107300.
- [5] CUI Lingli, WANG Xin, WANG Huaqiang, et al. Remaining useful life prediction of rolling element bearings based on simulated performance degradation dictionary[J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 153: 103967.
- [6] 李天梅, 司小胜, 刘翔, 等. 大数据下数模联动的随机退化设备剩余寿命预测技术[J]. 自动化学报, 2022, 48(9): 2119-2141.
LI Tianmei, SI Xiaosheng, LIU Xiang, et al. Data-model interactive remaining useful life prediction technologies for stochastic degrading devices with big data[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(9): 2119-2141.
- [7] 王桂兰, 赵洪山, 米增强. XGBoost算法在风机主轴轴承故障预测中的应用[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 73-77, 83.
WANG Guilán, ZHAO Hongshan, MI Zengqiang. Application of XGBoost algorithm in prediction of wind motor main bearing fault[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 73-77, 83.
- [8] 胡姚刚, 李辉, 廖兴林, 等. 风电轴承性能退化建模及其实时剩余寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(6): 1643-1649.
HU Yaogang, LI Hui, LIAO Xinlin, et al. Performance degradation model and prediction method of real-time remaining life for wind turbine bearings[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(6): 1643-1649.
- [9] 赵洪山, 张健平, 高夺, 等. 风机齿轮箱轴承状态评估与剩余寿命预测[J]. 中国电力, 2017, 50(4): 141-145.
ZHAO Hongshan, ZHANG Jianping, GAO Duo, et al. Condition assessment and residual life prediction for gearbox bearing of wind turbine[J]. Electric Power, 2017, 50(4): 141-145.
- [10] 王玉静, 王诗达, 康守强, 等. 基于改进深度森林的滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(15): 5032-5043.
WANG Yujing, WANG Shida, KANG Shouqiang, et al. Prediction method of remaining useful life of rolling bearings based on improved GcForest[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(15): 5032-5043.
- [11] 魏书荣, 张鑫, 符杨, 等. 基于GRA-LSTM-Stacking模型的海上双馈风力发电机早期故障预警与诊断[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(7): 2373-2383.
WEI Shurong, ZHANG Xin, FU Yang, et al. Early fault warning and diagnosis of offshore wind DFIG based on GRA-LSTM-stacking model[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(7): 2373-2383.
- [12] 曾祥锋. 基于WRF中尺度数值模式台风风场模拟及验证[D]. 广州: 广州大学, 2018.
ZENG Xiangfeng. Numerical simulation and verification of typhoon wind field by WRF mesoscale model[D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2018.
- [13] 刘杰, 陈雪梅, 陆超, 等. 基于数据统计特性考虑误差修正的两阶段光伏功率预测[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 2891-2897.
LIU Jie, CHEN Xuemei, LU Chao, et al. Two-stage photovoltaic power forecasting and error correction method based on statistical characteristics of data[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2891-2897.
- [14] 束洪春, 田鑫萃, 安娜. 采用实测数据和主成分分析的直流输电线路故障识别方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(21): 203-209.
SHU Hongchun, TIAN Xincui, AN Na. Fault identification method for DC transmission lines using measured data and principal component analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(21): 203-209.
- [15] 李亚, 刘丽平, 李柏青, 等. 基于改进K-Means聚类 and BP神经网络的台区线损率计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17): 4543-4552.
LI Ya, LIU Liping, LI Baiqing, et al. Calculation of line loss rate in transformer district based on improved K-Means clustering algorithm and BP neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(17): 4543-4552.
- [16] 刘璐洁, 符杨, 马世伟, 等. 基于运行状态监测与预测的海上风机维护策略[J]. 电网技术, 2015, 39(11): 3292-3297.
LIU Lujie, FU Yang, MA Shiwei, et al. Maintenance strategy for offshore wind turbine based on condition monitoring and prediction[J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3292-3297.
- [17] 王冉, 周雁翔, 胡雄, 等. 基于EMD多尺度威布尔分布与HMM的轴承性能退化评估方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(3): 209-215.
WANG Ran, ZHOU Yanxiang, HU Xiong, et al. Evaluation method of bearing performance degradation based on EMD multi-scale Weibull distribution and HMM[J]. Journal of Vi-

- bration and Shock, 2022, 41(3):209-215.
- [18] FAN Mengfei, ZENG Zhiguo, ZIO E, et al. Modeling dependent competing failure processes with degradation-shock dependence[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 165:422-430.
- [19] 王嘉, 张云安, 韩旭. 基于互依关系的退化与随机冲击建模研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(2):230-238.
WANG Jia, ZHANG Yun'an, HAN Xu. Research on the degradation process and random shocks modeling based on their interdependency[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(2):230-238.
- [20] JIANG Lei, FENG Qianmei, COIT D W. Modeling zoned shock effects on stochastic degradation in dependent failure processes[J]. IIE Transactions, 2015, 47(5):460-470.
- [21] 符杨, 黄路遥, 刘璐洁, 等. 基于状态自适应评估的海上风电机组预防性维护策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(1):1-9.
FU Yang, HUANG Luyao, LIU Lujie, et al. Preventive maintenance strategy for offshore wind turbine based on state adaptive assessment[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(1):1-9.
- [22] SHRIVASTAVA A, NANDRAJOG S. Cost economic power dispatch analysis and solution using optimization technique: "CEPD model solution"[C]//2017 International Conference on Intelligent Sustainable Systems(ICISS). Palladam, India: IEEE, 2017:1106-1111.
- [23] 曾建潮, 武鑫宇, 张晓红, 等. 加速冲击损伤退化系统剩余寿命预测及预测维修决策[J]. 控制与决策, 2022, 37(10):2647-2656.
ZENG Jianchao, WU Xinyu, ZHANG Xiaohong, et al. Remaining useful life prediction and predictive maintenance decision of accelerated shock damage deteriorating system[J]. Control and Decision, 2022, 37(10):2647-2656.
- [24] 董青, 郑建飞, 胡昌华, 等. 考虑随机冲击影响的自适应Wiener过程剩余寿命预测方法[J]. 航空学报, 2022, 43(9):478-490.
DONG Qing, ZHENG Jianfei, HU Changhua, et al. Remaining useful life prediction for adaptive Wiener process method with random shock[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(9):478-490.

作者简介:

刘璐洁(1983—),女,讲师,博士,主要研究方向为海上风电场并网分析及运行维护(E-mail:susiellj@163.com);

李传文(1997—),男,硕士研究生,主要研究方向为海上风电机组运行及维护(E-mail:1793137535@qq.com);

符杨(1968—),男,教授,博士,主要研究方向为电力系统分析、风电并网技术(E-mail:mfundong@126.com)。

(编辑 任思思)

Residual life prediction of offshore wind turbine components considering typhoon effects

LIU Lujie¹, LI Chuanwen², FU Yang¹, LIU Zhibin², HUANG Lingling¹

(1. Offshore Wind Power Research Institute, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. Department of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Aiming at the problem of residual life prediction of offshore wind turbines under the influence of typhoon weather, the prediction method of residual life of offshore wind turbine components considering the dependence of degradation state and typhoon impact is proposed. Based on the analysis of the impact of typhoon impact model and component state on component degradation process, the reliability model of offshore wind turbine components is constructed considering the dependence of degradation state and impact. In order to improve the accuracy and robustness of prediction under complex operating conditions, a dynamic prediction model of residual life is established by revising and updating the component degradation model with actual monitoring data. Parameters of the component reliability model are estimated by using fmincon function and revised by monitoring data, and the residual life are dynamically predicted. A gearbox component of an offshore wind turbine is simulated to verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: offshore wind turbines; typhoon weather; component reliability model; residual life prediction; dynamic prediction

附录 A

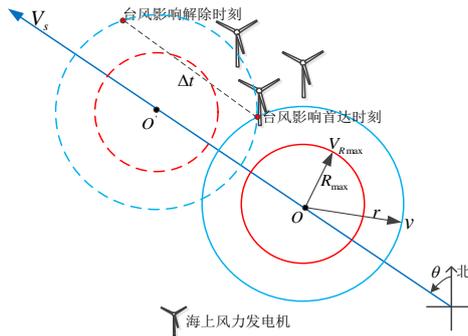


图 A1 Batts 台风风场模型及其对海上风电场影响示意图

Fig.A1 Schematic diagram of Batts typhoon wind farm model and its impact on offshore wind farms

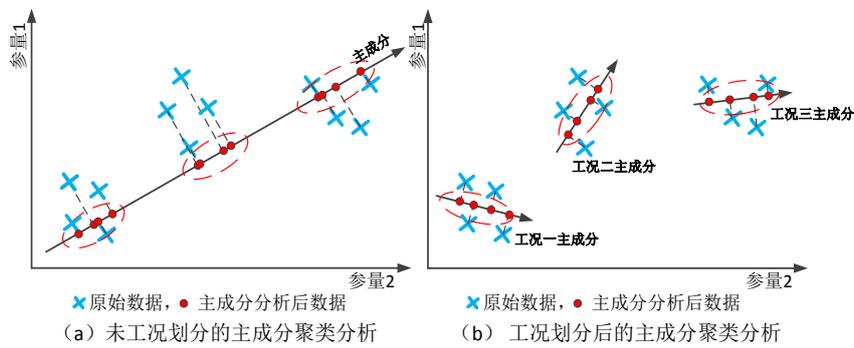


图 A2 工况划分对主成分聚类分析结果的影响

Fig.A2 Influence of working condition division on results of principal component clustering analysis

表 A1 2011—2020 年某海上风电场台风冲击统计
TableA1 Typhoon impact statistics of offshore wind farm from 2011 to 2020

序号	日期	台风名称	风电机组满载运行时间/h	序号	日期	台风名称	风电机组满载运行时间/h
1	2011-06-25—2011-06-26	米雷	25	9	2016-09-18—2016-09-19	马勒卡	37
2	2011-08-06—2011-08-07	梅花	32	10	2016-10-22—2016-10-23	海马	18
3	2012-08-03	达维	20	11	2018-07-22—2018-07-23	安比	23
4	2012-08-06—2012-08-09	海葵	39	12	2018-07-30—2018-08-03	云雀	41
5	2012-08-26—2012-08-28	布拉万	29	13	2018-08-17—2018-08-18	温比亚	16
6	2013-10-06—2013-10-07	菲特	36	14	2019-08-09—2019-08-10	利奇马	38
7	2015-07-10—2015-07-12	灿鸿	49	15	2020-09-01—2020-09-02	美莎克	15
8	2016-03-08—2016-03-10	海上气旋	40				

表 A2 Batts 台风模型参数分布及估计值
TableA2 Batts typhoon model parameter distribution and estimated value

模型参数	参数分布	参数估计值
台风冲击次数	泊松分布	$\chi = 0.0042$
R_{max}/km	对数正态分布	$\mu_{R_{max}} = 3.48, \sigma_{R_{max}} = 0.97$
$V_{Rmax}/(m \cdot s^{-1})$	正态分布	$\mu_{V_{Rmax}} = 32.42, \sigma_{V_{Rmax}} = 0.58$
$V_s/(m \cdot s^{-1})$	对数正态分布	$\mu_{V_s} = 2.55, \sigma_{V_s} = 0.49$
$\theta/(^\circ)$	正态分布	$\mu_\theta = -75.64, \sigma_\theta = 0.42$
$\Delta p/hpa$	对数正态分布	$\mu_{\Delta p} = 2.73, \sigma_{\Delta p} = 0.53$

注： μ_d, σ_d ($d = R_{max}, V_{Rmax}, V_s, \theta, \Delta p$) 分别为正态分布和对数正态分布的期望值、标准差。

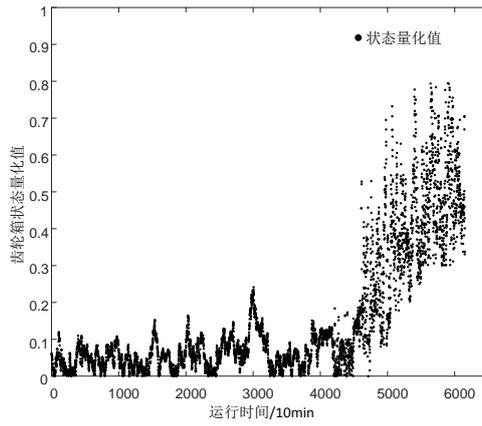


图 A3 齿轮箱状态劣化过程
Fig.A3 Condition deterioration process of gearbox

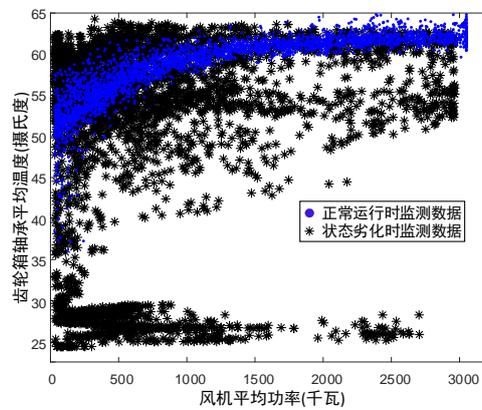


图 A4 齿轮箱正常运行与状态劣化时的监测数据对比
Fig. A4 Comparison of monitoring data between normal operation and deterioration of gearbox

表 A3 齿轮箱监测数据对第 1 个主成分的贡献度

TableA3 Contribution of gearbox related parameters to first principal components

参量	贡献度/%	参量	贡献度/%
风速	60.41	油温	1.93
功率	25.25	电压平均值	1.32
轴承温度	7.78	电流平均值	0.36
环境温度	2.92		

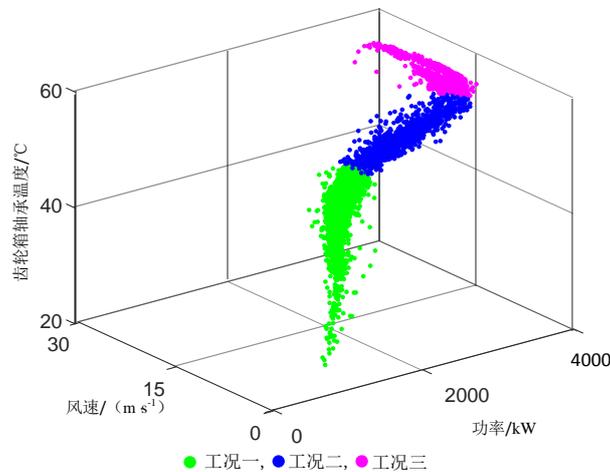


图 A5 齿轮箱运行工况划分结果
Fig.A5 Division results of gearbox operating conditions

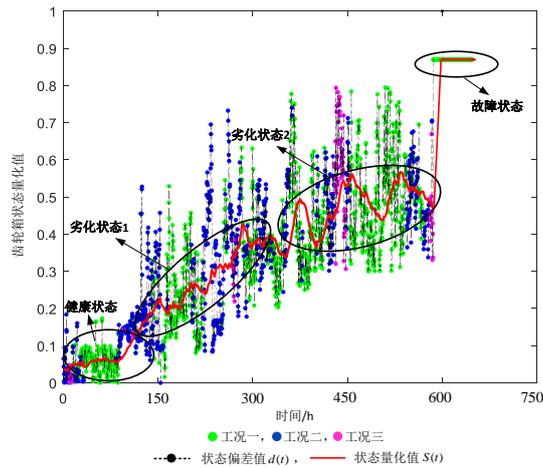


图 A6 齿轮箱状态评估结果

Fig. A6 Gearbox status quantification value

表 A4 剩余寿命预测模型参数估计结果

TableA4 Parameter estimation results of prediction model

模型参数	估计值
自然退化形状参数	$\beta = 2.843$
自然退化尺度参数	$\eta = 2205.57$
台风冲击量修正系数	$\alpha = 1.57 \times 10^{-4}$
状态量修正系数	$\mu = 1.76$
状态与退化相关性修正系数	$a = -200.64$
	$b = 2.7 \times 10^5$
	$c = 6$
可靠度故障阈值	$R_s = 0.48$

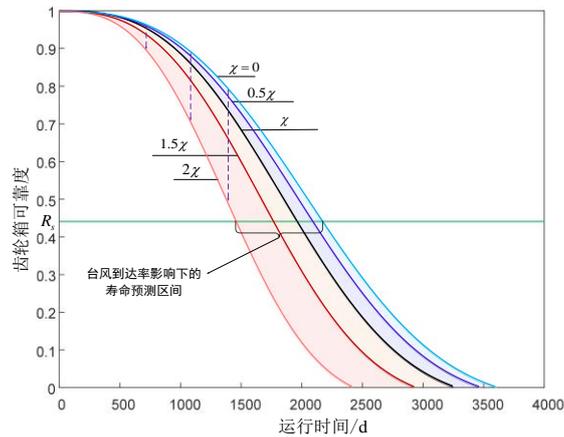


图 A7 台风到达率对齿轮箱可靠度及寿命的影响

Fig.A7 Influence of typhoon arrival rate on reliability and life of gearbox