

考虑台风灾害链的海上风电预测性维护策略

葛晓琳¹, 潘彬宇², 符杨^{1*}, 刘璐洁¹, 黄逸伟²

(1. 教育部海上风电技术工程研究中心(上海电力大学), 上海市 杨浦区 200090;
2. 上海电力大学电气工程学部, 上海市 杨浦区 200090)

Predictive Maintenance Strategy for Offshore Wind Power Considering Typhoon Disaster Chain

GE Xiaolin¹, PAN Binyu², FU Yang^{1*}, LIU Lujie¹, HUANG Yiwei²

(1. Engineering Research Center of Offshore Wind Technology Ministry of Education (Shanghai University of Electric Power),
Yangpu District, Shanghai 200090, China; 2. Faculty of Electrical Engineering, Shanghai Electric Power University,
Yangpu District, Shanghai 200090, China)

ABSTRACT: Offshore wind turbine units are susceptible to typhoon attacks, and extreme typhoon weather can trigger a disaster chain of strong winds, heavy rain, storm surges, etc. Traditional operation and maintenance strategies only consider typhoon wind speeds, making it difficult to systematically characterize the impact of typhoons on turbine reliability and formulate corresponding maintenance strategies. To address this, the predictive maintenance strategy for offshore wind power, considering the typhoon disaster chain, is proposed in this article. Firstly, to address the difficulty in modeling reliability stemming from the varying impact mechanisms and load characteristics of typhoons and their disaster chains on different components of offshore wind turbines, a joint multi-disaster model based on 3-D Vine Copula is constructed to differentially model the incremental failure rates of components. Secondly, to tackle complex implicit spatio-temporal relationships in supervisory control and data acquisition (SCADA) correlation data under complex sea conditions such as typhoons, which hamper accurate situation description, Information Entropy and Recurrent Neural Network are introduced into Temporal Convolutional Network, and a unit situational awareness model is proposed to correct the reliability under the typhoon disaster chain. Finally, aiming at the coordination of maintenance strategies across different time scales, considering the decline in turbine

reliability under the coupled influence of situational changes and typhoon disaster chains, a multi-time-granularity hierarchical predictive maintenance strategy for offshore wind turbine units is established. The superiority and effectiveness of the proposed model are verified through case simulations.

KEY WORDS: typhoon disaster chain; offshore wind power; component reliability; predictive maintenance

摘要: 台风极端天气会诱发强风、暴雨、风暴潮等灾害链,传统海上风电运维策略仅考虑台风风速,难以全面地刻画台风对风机可靠度的影响,为此该文提出一种考虑台风灾害链的海上风电预测性维护策略。首先,针对台风及其灾害链对海上风机各部件冲击机理与载荷特性不同导致可靠度建模困难的问题,构建一种基于 3-D Vine Copula 的多灾害联合模型,对部件故障率增量进行差异化建模;其次,为解决台风等复杂海况下数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)关联数据隐含时空关系复杂难以准确描述态势的问题,将信息熵和循环神经网络引入时序卷积网络中,提出一种机组态势感知模型并修正台风灾害链下基于态势感知的可靠度;最后,针对态势变化和台风灾害链耦合影响下风机可靠度下降引发的不同时间尺度维护策略协调问题,构建海上风电机组多时间粒度分层预测性维护策略。通过算例仿真验证所提模型和方法的有效性。

关键词: 台风灾害链; 海上风电; 可靠度; 预测性维护

0 引言

近年来,由于政策推动与技术革新,海上风电产业正逐步迈向规模化、深远海化的发展道路^[1]。然而,海上风电场地理位置特殊,时常遭受台风的侵袭,伴随台风天气,会诱发风暴潮、暴雨等次生灾害,构成了台风灾害链^[2],给海上风电维护工作

基金项目: 国家自然科学基金项目(52077130); 上海市教育发展基金会和上海市教育委员会“曙光计划”(23SG49); 上海绿色能源并网工程技术研究中心(13DZ2251900)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (52077130); Shanghai Education Development Foundation and Shanghai Municipal Education Commission “Shuguang Program”(23SG49); Shanghai Engineering Research Center of Green Energy Grid-Connected Technology (13DZ2251900).

带来了严峻挑战^[3]。为降低台风灾害链对机组的负面影响,需制定合理高效的维护策略,以确保海上风电场安全稳定地运行。

在考虑台风的部件故障率建模方面,文献[4]根据气象地理特征建立自然灾害输电网故障率时空预警框架,对台风和暴雨灾害预警具有自适应能力。文献[5]考虑长期和短期时变故障率,提出配电系统可靠性评估解析方法。文献[6]提出一种描述台风灾害下架空线路故障概率的精细化建模方法。上述文献研究陆上配电网受台风影响,而海上风机处于复杂海洋环境,台风灾害对风机影响更复杂。文献[7]构建台风在行进过程中对海上风机部件故障率累计影响模型。当前研究主要局限于台风风速的直接冲击效应,对于由台风所引发的复杂灾害链对海上风机各部件的影响尚未体现。因此,针对台风灾害链影响下的风机多部件差异化建模需要进一步研究。

可靠度除受台风灾害链的影响外,还需虑及部件的态势。文献[8]采用主成分分析方法(principal component analysis, PCA)对部件的运行态势进行了特征提取处理,以此为基础进行态势的评估与分析。然而数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)多维态势属性间存在隐含的非线性相关特性,主成分分析法本质上不具备处理非线性信息能力,容易引发欠拟合或过拟合的问题。深度学习方法在深层特征的辨识具有较大优势。文献[9]通过构造马尔可夫更新过程,考虑多阶段冲击和退化过程,对系统进行可靠性建模。文献[10]考虑实时状态信息,结合贝叶斯网络对可靠性进行定量评估。以上文献大多未考虑态势与输入属性之间的相关性以及台风灾害链与态势的可靠度融合。因此,台风灾害链下基于态势感知的可靠度还需要进一步研究。

在可靠度评估的基础上,通过制定维护策略可改善海上风电机组的运行特性,文献[11]根据风机部件可靠度,估算其具体维护时间,建立寿命期间内最佳预防性机会维护模型。文献[12]基于 Petri 网络模型模拟出不同天气下的维护策略,并以维护成本最小为目标,得到最优的定期维护策略。以上文献大部分为基于机组当前健康程度的预防性维护策略,缺少对风机系统健康程度未来趋势的分析与预测^[13]。基于数据驱动预测性维护(predictive maintenance, PM)更关注于对系统未来态势的预测和利用。文献[14]首次提出策略时间窗的概念,并

在维修紧迫性、天气时间窗等多重约束下,确定维护方案。文献[15]通过预测机组部件风险状态,建立了考虑时变风险态势的预测性维护决策模型。文献[16]提出一种电力系统灾害风险弹性评估方法,构建融合风险动态更新与量子计算的弹性评估框架。上述研究大多只考虑单一的时间尺度,为应对台风灾害链和态势共同引起的可靠度下降问题,综合考虑台风来临前后多时间粒度维护策略可以保证台风期间安全避险的同时,充分利用风资源,提高风电运营收入。为此,如何在台风灾害链下对机组采取灵活且经济的多时间粒度预测性维护策略仍需要进一步研究。

针对上述问题,本文提出一种考虑台风灾害链的海上风电预测性维护方案。首先,针对台风灾害链对海上风机各部件冲击机理与载荷特性不同的问题,结合统计动力台风模型、先进的循环系统(advanced circulation model for shelf and coastal seas, ADCIRC)模型与生成对抗网络来合成台风诱发的多灾害场景,并提出基于 3-D Vine Copula 的台风多灾害联合,量化台风灾害链对不同部件的故障率影响程度。其次,针对态势属性筛选以及时空特征导致的态势预测不准确的问题,分别将信息熵(information entropy, IE)和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)引入时序卷积网络(temporal convolutional network, TCN)中,建立基于 IE-RNN-TCN 的风机部件态势感知模型,并提出了态势和台风灾害链共同影响下的可靠度修正模型。然后,提出考虑台风灾害链影响的海上风电机组多时间粒度预测性维护策略,实现台风影响下长短期不同时间粒度预测性维护策略的联动协调。最后,通过算例仿真验证了所提模型的优势和有效性。

1 台风灾害链下各部件差异化故障风险建模

台风作为原生灾害,会诱发暴雨、强风、风暴潮等多种次生灾害。台风灾害链对海上风电机组不同部件的影响方式及各部件的疲劳特性不尽相同^[17-18]。本文所提方案主要考虑台风灾害链中典型的强风、暴雨、风暴潮对海上风电机组的作用机制,分别对塔筒、叶片、内部转动部件的故障风险进行差异化建模。

为了应对实际台风历史数据精度不足或极端气候条件的影响,在统计动力台风模型与 ADCIRC

风暴潮模型中引入对抗生成网络^[19]生成逼真的台风风场、风暴潮相关样本,增强模型对海域的适应性,提高模型精度。

1.1 强风-风暴潮灾害下塔筒的故障风险

塔筒的故障主要体现为裂纹、受损、过渡件破裂甚至坍塌^[20],强风-风暴潮使外部部件载荷增大,加剧其载荷损伤。本文考虑多灾害联合以及载荷响应,对塔筒的故障率增量进行建模。

1.1.1 基于 3-D Vine Copula 的多灾害联合分布

为了描述台风多灾害对于塔筒的影响,构建 3-D Vine Copula 多灾害联合分布模型。

根据 Sklar 定理^[21], v 维随机变量 $X=(X_1, X_2, \dots, X_v)$ 的联合概率分布可以用对应维数的 Copula 函数表示:

$$F(X_1, X_2, \dots, X_v) = C(u_1, u_2, \dots, u_r) \quad (1)$$

式中: $F(\cdot)$ 为概率分布函数; $C(\cdot)$ 为 Copula 函数; $u_r = F_r(X_r), (r=1, 2, \dots, v)$ 为相应的边缘分布函数。

本节采用 Vine Copula 中的一种基本形式 D-Vine Copula 来构造强风-风暴潮之间的联合分布函数。D-Vine Copula 将 v 维的密度分布分解为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_v) = \prod_{c=1}^v f_{x_c} \prod_{c=1}^{v-1} \prod_{g=1}^{v-c} c_{g, g+c | g+1: g+c-1} \times [F(x_g | x_{g+1}, \dots, x_{g+c-1}), F(x_{g+c} | x_{g+1}, \dots, x_{g+c-1})] \quad (2)$$

式中 $f(\cdot)$ 为概率密度函数。

选取台风灾害链事件中的最大水面高度 $H_{\max}$ 、风速 V_w 和水流速度 V_c 3 个单变量作为强风-风暴潮的强度指标,提出基于 3-D Vine Copula 的多灾害联合分布模型。

如图 1 所示,在 Tree 1 层,二元 Copula 函数 $C_{XY}(x, y)$ 和 $C_{YZ}(y, z)$ 分别用于表征 $H_{\max}$ 、 V_w 、 V_c 的两两依赖性。Tree 2 层的条件分布 $F(X|Y)$ 和 $F(Z|Y)$ 则可通过 $C_{XY}(x, y)$ 和 $C_{YZ}(y, z)$ 的偏导计算而得:

$$\begin{cases} F(X|Y) = \partial C_{XY}(x, y) / \partial F_Y(y) \\ F(Z|Y) = \partial C_{YZ}(y, z) / \partial F_Y(y) \end{cases} \quad (3)$$

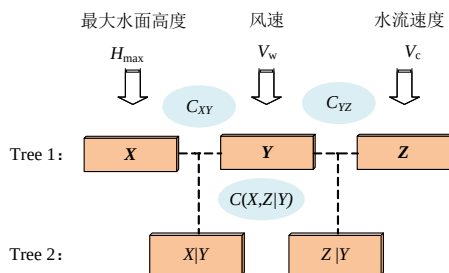


图 1 基于 3-D Vine Copula 的多灾害联合
Fig. 1 Multi disaster collaboration based on 3D Vine Copula

式中条件分布 $F(X|Y)$ 和 $F(Z|Y)$ 服从均匀分布,用来拟合二元条件 Copula 函数 $C_{X,Z|Y}(F(X|Y), F(Z|Y))$ 。最终考虑相关性的三维联合概率密度函数 $f_{X,Y,Z}(x, y, z)$ 可表示为二元 Copula 函数和边缘概率密度函数的乘积:

$$f_{X,Y,Z}(x, y, z) = f_X(x) \times f_Y(y) \times f_Z(z) \times C_{X,Z|Y}(F(X|Y), F(Z|Y)) \times C_{XY}(x, y) \times C_{YZ}(y, z) \quad (4)$$

式中 $f_X(x)$ 、 $f_Y(y)$ 、 $f_Z(z)$ 分别为最大水面高度 $H_{\max}$ 、风速 V_w 、水流速度 V_c 的边缘概率密度函数。根据各变量的分布特性,对 3 个单变量、两两 Copula 函数以及条件 Copula 函数引入贝叶斯信息准则^[22](Bayesian information criterion, BIC)进行拟合。将拟合出的 6 项函数代入式(4),得到三维联合概率密度函数 $f_{X,Y,Z}(x, y, z)$ 。

1.1.2 强风-风暴潮灾害下塔筒故障率

海上风电机组部件在灾害链下故障率建模可由多灾害载荷空间中脆性函数卷积导出。强风-风暴潮灾害下塔筒的故障率增量为:

$$P^{s_1}[F_{\text{ailure}} | H_{\max}, V_w, V_c] = \frac{1}{1 + e^{-l(F_1)}} \quad (5)$$

$$\Delta \lambda_{\text{tow}}^{T_j} = \iiint P^{s_1}[F_{\text{ailure}} | H_{\max}, V_w, V_c] \cdot f(h, v_w, v_c) dh dv_w dv_c \quad (6)$$

式中: P^{s_1} 为与多灾害场景 s_1 对应的脆性函数; $l(F_1)$ 为塔筒受到的静水载荷、动水载荷以及风载荷和风机结构参数对应的函数拟合结果^[23]; $\Delta \lambda_{\text{tow}}^{T_j}$ 为塔筒在第 j 次台风影响下的故障率增量。

1.2 强风-暴雨灾害下叶片故障风险

叶片受台风事件的影响,主要包括强风和暴雨,且两者存在一定的相关性。将两种灾害事件发生的概率边缘分布用 Clayton-Copula 函数相连接构造联合概率分布模型^[21]。其联合概率密度函数 $f_{V_w, R}(v_w, r)$ 可表示为

$$f_{V_w, R}(v_w, r) = [f_R(r)^{-\theta} + f_{V_w}(v_w)^{-\theta} - 1]^{-1/\theta} \quad (7)$$

式中: θ 为强风和暴雨联合分布的连接因子; $f_R(r)$ 、 $f_{V_w}(v_w)$ 分别为暴雨、强风的边缘概率密度函数。

与塔筒故障率类似,叶片脆性方程由多灾害载荷分析可计算出:

$$P^{s_2}[F_{\text{ailure}} | R, V_w] = \frac{1}{1 + e^{-l(F_2)}} \quad (8)$$

式中: P^{s_2} 为风雨场景 s_2 对应的脆性函数; $l(F_2)$ 为叶片载荷分析结果; R 为台风诱发降雨强度。

考虑到叶片受台风及暴雨的共同冲击，对其在风载荷与雨载荷下进行卷积，来对叶片故障率增量 $\Delta\lambda_B^{T_j}$ 进行建模，其公式如下：

$$\Delta\lambda_B^{T_j} = \iint P^{S_2}[F_{\text{ailure}}|R, V_w] f_{V_w, R}(v_w, r) dr dv \quad (9)$$

1.3 强风灾害下内部转动部件故障风险

在台风期间，当风机还未切出时，齿轮箱、发电机等内部转动部件受强风的影响，大多处于额定工作状态。其温度、转速、压力等参数处于高位，导致部件的服役态势、磨损程度以及故障概率增大。根据耦合统计动力台风模型，定义风速判断变量 w_{wind} ：

$$w_{\text{wind}} = \begin{cases} 1, & v_c \leq v_t < v_{co} \\ 0, & v_t < v_c \end{cases} \quad (10)$$

式中： v_c 为临界风速； v_t 为实时风速； v_{co} 为切出风速。当 $v_c \leq v_t < v_{co}$ 时，对内部部件故障率增量进行建模：

$$\Delta\lambda_{k_{ij}}^{T_j}(t) = \int_{\Delta t_j} \zeta_{\text{wind}} v(t) dt \quad (11)$$

式中： $\Delta\lambda_{k_{ij}}^{T_j}$ 为部件 k_{ij} 第 j 次台风冲下的故障率增量； $v(t)$ 为检测到的台风实时风速； Δt_j 为台风冲击的持续时间； ζ 为故障率修正系数^[8]。

2 台风灾害链下基于态势感知的可靠度融合

海上风电部件可靠度是制定维护策略的依据，其不仅会受到台风灾害链的波及，还会受到部件态势的影响。本文中部件态势是指部件健康程度的趋势。用深度学习算法训练历史样本，对未来的健康程度趋势进行预测的过程称为态势感知。下文从部件态势感知和台风灾害链两个方面来对融合可靠度模型进行描述。

2.1 部件态势感知

SCADA 系统态势属性时空隐含关系复杂，非线性程度强^[24]。针对海上风电态势感知的应用场景，在传统 TCN 网络的基础上，分别从态势相关属性筛选、时空特征聚合两个方面进行改进。

2.1.1 态势相关属性筛选

为解决监测数据复杂冗余、模型的输入参数与目标参数之间的相关性难以确定的问题，引入信息熵衡量数据集每个属性所包含的信息量，并计算每个属性与目标预测变量之间的条件熵，评估它们对输出参数序列的影响程度，从而对态势进行评

估。态势属性信息熵的计算式为

$$\begin{cases} H(S) = -\sum_{t=1}^n P[s(t)] \log_2 P[s(t)] \\ H(C_q) = -\sum_{t=1}^m P[c_q(t)] \log_2 P[c_q(t)] \\ H(C_q/S) = \\ -\sum_{t=1}^n P[c_q(t)] \sum_{t=1}^n P[c_q(t)/s(t)] \log_2 P[c_q(t)/s(t)] \end{cases} \quad (12)$$

式中： $H(S)$ 为态势序列 S 的熵； $s(t)$ 为 t 时刻的态势评估值； $H(C_q)$ 为第 q 个态势属性序列 C_q 的熵； $c_q(t)$ 为 t 时刻的元素； $H(C_q/S)$ 为态势感知序列 S 确定时第 q 个态势属性序列 C_q 的信息熵； P 为变量出现的概率； m 、 n 分别为态势序列 S 与态势属性序列 C_q 的维数。

为在特征集 L 中找到一个具有 n 个特征向量的最优子集 L_n ，基于态势属性信息熵计算态势属性序列与态势感知序列的对称不确定性，构建相关性度量指标：

$$C_{or}(S, C_q) = 2 \times \frac{H(S) - H(S/C_q)}{H(S) + H(C_q)} \quad (13)$$

式中 C_{or} 为相关性度量指标，取值范围为 $[0, 1]$ ，数值越高，说明态势与属性信息的相关性越强。

在特征选取中，由于相关属性间可能存在一定程度的冗余，只选取与目标变量具备较高相关度的特征子集不一定是最优的特征子集。因此，构建冗余性度量指标：

$$R_{edu}(C_u, C_w) = \frac{H(C_u) - H(C_u/C_w)}{H(C_u) + H(C_w)} \quad (14)$$

式中： R_{edu} 为冗余性度量指标； $u, w \in q$ ； $H(C_u)$ 、 $H(C_w)$ 分别为 C_u 、 C_w 的熵； $H(C_u/C_w)$ 为其信息熵。

通过合理筛选态势属性不仅可以降低数据维度，简化训练模型，还可以选择相关度高且冗余性低的相关属性，提高预测精度。

2.1.2 时空特征聚合

在 SCADA 系统中，风机各部件的传感器在空间上存在耦合作用，不同位置部件的运行状态反映了风电机组的运行状况。为了充分挖掘监测数据的时空特性，引入 RNN 来感知空间特性在时序上的变化趋势。将提取后的时空特征进行时序编码，对其进行特征聚合，充分挖掘其时空特性。

为了提高 SCADA 数据时空特性覆盖率，在一维因果卷积的基础上引入膨胀因子，将输入序

列 g 与卷积层 f 进行卷积, TCN 因果膨胀卷积模型为

$$(g * f)(c) = \sum_{m=1}^{\alpha-1} \omega_i G_{c-d-m} \quad (15)$$

式中: c 为索引位置; d 为卷积层的膨胀因子; α 为卷积核大小; ω_i 为卷积核 i ; G_{c-d-m} 为输入序列对应的元素。

SCADA 监测数据时间跨度长, 时空特性分析结果难以全面覆盖。因此, 引入全局平均池化通道将第 a 个通道的特征向量信息 $U=[u_1, u_2, u_3, u_4]$ 进行压缩, 即:

$$z_a = \frac{1}{k} \sum_{b=1}^k u_a(b) \quad (16)$$

式中 z_a 为第 a 个通道的原始权重, 表示第 a 个特征序列中第 b 行中的数值, 构建由 z_a 组成的 1×4 矩阵 $Z=[z_1, z_2, z_3, z_4]$ 作为原始权重序列。

为了提高 TCN 模型的非线性处理能力, 通过 Relu 和 sigmoid 函数对 Z 进行特征聚合。将经信息熵筛选出的与态势属性相关度高的 SCADA 属性引入 RNN-TCN 模型中, 在时间维度和空间维度上, 进一步挖掘相关属性的深层特征, 最终输出态势属性预测值 y_i 。

2.1.3 部件态势量化

以部件待测样本预测结果 y_i 与正常健康样本 $Y(A)$ 的欧氏距离作为风机关键部件态势判断的指标。欧式距离 $d[y_i(t), Y(A)]$ 具体表达式为

$$d(y_i(t), Y(A)) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (y_i(t) - \gamma_i(t))^2} \quad (17)$$

式中 γ_i 为 $Y(A)$ 的子集, 表示正常样本值。

对历史数据进行训练后, 得到部件故障与正常样本, 计算其最大欧式距离, 为避免误差, 对欧式距离作降序处理, 排除前 2% 的样本, 从剩下样本的欧式距离中选择最大的作为 T_{TCN} 。

将待测样本与正常样本的欧氏距离与最大欧氏距离 T_{TCN} 之比来反映部件的态势, 定义态势量化指标 $S(t)$:

$$S(t) = \{d[y_i(t), Y(A)]\} / T_{TCN} \quad (18)$$

2.2 台风灾害链下基于态势感知的可靠度融合

随着部件退化态势加剧, 其耐冲击性能下降。部件对冲击的响应能力愈发敏感, 会加速可靠度的下降趋势^[25]。因此, 考虑态势对故障率的影响, 提出一种综合考虑台风灾害链冲击和退化态势的故

障率模型。

$$\lambda_0(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \quad (19)$$

$$\lambda_{ik}(t) = \lambda_0(t) + \sum_{j=1}^{N(t)} f(S(t_j)) \Delta \lambda_{ik}^{T_j} \quad (20)$$

式中: $\lambda_0(t)$ 为服从威布尔分布的自然故障率; $\lambda_{ik}(t)$ 为第 i 个风机第 k 个部件的故障率; β 、 η 分别为形状参数和尺度参数; $N(t)$ 为 $(0, t)$ 时刻台风的次数; $f[S(t_j)]$ 为第 j 次台风时刻, 态势对冲击的影响程度。其相关参数按照文献[8]进行估计。

综上所述, 台风灾害链下基于态势感知的可靠度为

$$R_{ik}(t) = \exp\left[-\int_0^t \lambda_{ik}(\tau) d\tau\right] = \exp\left[\int_0^t -(\lambda_0(\tau) + \sum_{j=1}^{N(\tau)} f(H(\tau_j)) \Delta \lambda_{ik}^{T_j}) d\tau\right] \quad (21)$$

3 考虑台风灾害链影响的海上风电机组多时间粒度预测性维护模型

台风致使部件可靠度降低的同时, 也会带来发电效益的增加。运维决策的目标是最大限度地提高风电运营的收入, 同时最大限度地降低维护成本。未来几天的精确天气预报通常是可用的, 而对于较长的时间范围, 天气预报是不确定的。因此, 本文考虑台风来临前短期与台风过境后长期作为预测性维护时间尺度, 建立“可靠度融合-非计划周期”维护方案。

3.1 为应对台风制定的短期预测性维护方案

针对台风来临前后发电效益和维护成本难以权衡的问题, 制定了由台风触发的短期预测性维护策略。在台风来临一个月前, 若与上次维护时间间隔久且预测到台风对部件的冲击会导致可靠度下降至维护阈值时, 触发短期维护策略。

选择原有策略的维护间隔 $[t_{m-1}, t_m]$, 根据短期台风预测强度, 计算各部件的故障率增量。同时, 在 t_{m-1} 时对风机部件进行态势感知, 评估部件在下次维护时刻 t_m 态势, 并对台风灾害链下的可靠度进行修正。

短期预测性维护策略优化目标函数为:

$$\max \sum_{[t_{m-1}, t_m]} \sum_{i \in I, k \in K} P_{ti}^S - C_{ik}^S \quad (22)$$

$$\text{s.t. } R_{ik}^p \leq R_{ik}(t_o) \leq R_{ik}^o \quad (23)$$

式中: $i \in I\{1, 2, \dots, I\}$ 为风电场第 i 台风机; $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 为第 k 个部件; P_{ti}^S 为短期预测发电经济效益; C_{ik}^S

为执行短期维护任务总成本； R_{ik}^p 、 R_{ik}^o 分别为第 i 台风机第 k 个部件的机会维护阈值和预测性维护阈值。

$$\begin{cases} P_{ii}^S = \pi(P_{ii}^0 a_{ii}^S + (P_{ii}^1 - P_{ii}^0) a_{ii}^S b_{ii}^S) \\ C_{tik}^S = C_{tik}^{pm^S} z_{tik}^S + C_{tik}^{dis^S} z_{tik}^S + C_{tik}^{f^S} d_{tik}^S \end{cases} \quad (24)$$

式中： π 为风电上网电价； P_{ii}^0 为降额容量运行的发电功率； P_{ii}^1 为风机满容量发电功率； a_{ii}^S 为短期生产小时数； b_{ii}^S 为 0-1 变量，降额运行取 0，满额运行取 1； $C_{tik}^{pm^S}$ 为部件 ik 短期预测性维护费用； z_{tik}^S 为 0-1 变量，执行预测性维护时取 1，不执行则为 0； $C_{tik}^{dis^S}$ 为维护调遣费用，包括人员与船只费用； $C_{tik}^{f^S}$ 为部件 ik 短期故障维护成本； d_{tik}^S 为 0-1 变量，执行故障维护则为 1，不执行则为 0。

3.2 基于新增短期维护的长期维护方案

在 $[t_{m-1}, t_m]$ 期间增加一次短期维护 t_o ，会使得可靠度发生变化。考虑部件退化程度的役龄回退模型^[26]，可表示维护后可靠度恢复程度。维护之后的部件可靠度 $R_{ik}^*(t_o)$ 为

$$R_{ik}^*(t_o) = \begin{cases} R_{ik}(t_o - \mu t_{m-1,o}), & \text{不完全维护} \\ 1, & \text{完全维护(更换)} \end{cases} \quad (25)$$

式中： μ 为役龄回退因子； $t_{m-1,o}$ 为第 o 次短期维护与前一次维护之间的间隔。本文只考虑部件的不完全维护，即部件不发生更换。可靠度随维护时刻的变化如图 2 所示。

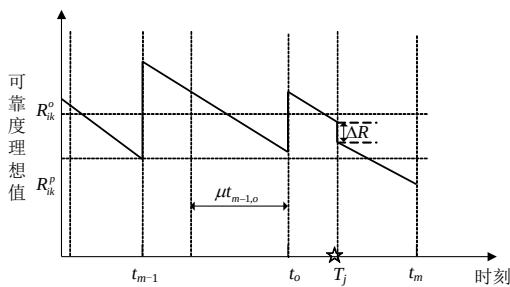


图2 可靠度随维护时刻的变化曲线

Fig. 2 Reliability variation curve with maintenance time

增加一次短期维护之后，若按照原有维护策略计划，在相同的维护成本下可能会导致“过度维护”，降低维护效益。为了避免此问题，与短期维护模型类似，选择 $[t_m, T_{end}]$ 为时间尺度，以发电效益与维护成本之差最大为目标，即：

$$\max \sum_{[t_m, T_{end}]} \sum_{i \in I, k \in K} P_{ii}^L - C_{tik}^L \quad (26)$$

$$\text{s.t. } R_{ik}^p \leq R_{ik}(t_L) \leq R_{ik}^o \quad (27)$$

式中： P_{ii}^L 为长期发电经济效益； C_{tik}^L 为执行长期维护任务总成本。具体模型如下：

$$\begin{cases} P_{ii}^L = \pi(P_{ii}^0 a_{ii}^L + (P_{ii}^1 - P_{ii}^0) a_{ii}^L b_{ii}^L) \\ C_{tik}^L = C_{tik}^{pm^L} z_{tik}^L + C_{tik}^{dis^L} z_{tik}^L + C_{tik}^{f^L} d_{tik}^L \end{cases} \quad (28)$$

式中： a_{ii}^L 为长期生产小时数； b_{ii}^L 、 z_{tik}^L 、 d_{tik}^L 为 0-1 变量，取值与短期类似； $C_{tik}^{pm^L}$ 、 $C_{tik}^{dis^L}$ 、 $C_{tik}^{f^L}$ 分别为长期预测性维护成本、长期维护调遣成本、长期故障维护成本。

3.3 多时间粒度滚动更新维护策略

按照式(22)和(26)优化得到考虑台风灾害链的多时间粒度最优维护时刻如下：

$$\{\dots, t_{m-1}, t_o, t_m, t_L, \dots\} \quad (29)$$

在 $[t_{m-1}, t_m]$ 维护间隔内增加一次短期维护 t_o 后，根据台风过境后长期维护方法，优化出长期维护时刻 t_L 。若预测到下一次台风，则继续优化出台风来临前的最佳维护时刻，并不断更新长期维护时刻，形成滚动预测性维护策略。

涉及约束条件是指当风机部件可靠度下降至维护阈值触发出海条件时，对所有维护时刻 t 的相关约束。每一次出海维护均需满足以下约束条件，以短期维护 t_o 为例：

1) 出海窗口约束^[8]：维护任务的出海时间窗口必须满足海上天气和海况具有可及性的条件。

2) 工作时间约束^[26]：海上风机维护工作任务只能在白天执行，维护工作时长受限。

3) 备品备件约束^[27]：执行维护任务，需要备品备件到位，才具备出海维护的条件。

具体约束如下：

$$\begin{cases} t_{as}^{start} < t_o^{start} < t_o < t_o^{end} < t_{as}^{end} \\ t_o^{end} - t_o^{start} < t_{max} \\ t_o^{start} > t_{wait} \end{cases} \quad (30)$$

式中： t_{as}^{start} 、 t_{as}^{end} 分别为维护时间段内天气、海况情况可及的起始和终止时间； t_o^{start} 、 t_o^{end} 分别为短期维护的起始和终止时间； t_{max} 为最大维护工作时长，本文设置为 8 h； t_{wait} 为等待备品备件所需时间。

本文的大致思路如下：首先基于统计台风动力模型、ADCIRC 模型与对抗生成网络结合生成台风灾害链，并获取多灾害数值；其次，分别考虑强风、水流速度、最大水面高度、暴雨等灾害，基于 3-D

Vine Copula 建立相对应的多灾害联合概率分布,分部件进行海上风电机组部件故障率差异性建模;接着在对 SCADA 历史数据进行挖掘与提炼,基于 IE-RNN-TCN 方法对部件态势进行感知,与故障率进行融合计算得到综合考虑台风灾害链与态势感知的部件可靠度;最后,基于综合可靠度对台风不同时刻进行维护决策建模,形成考虑台风灾害链的多时间粒度维护策略。维护策略流程见图 3。

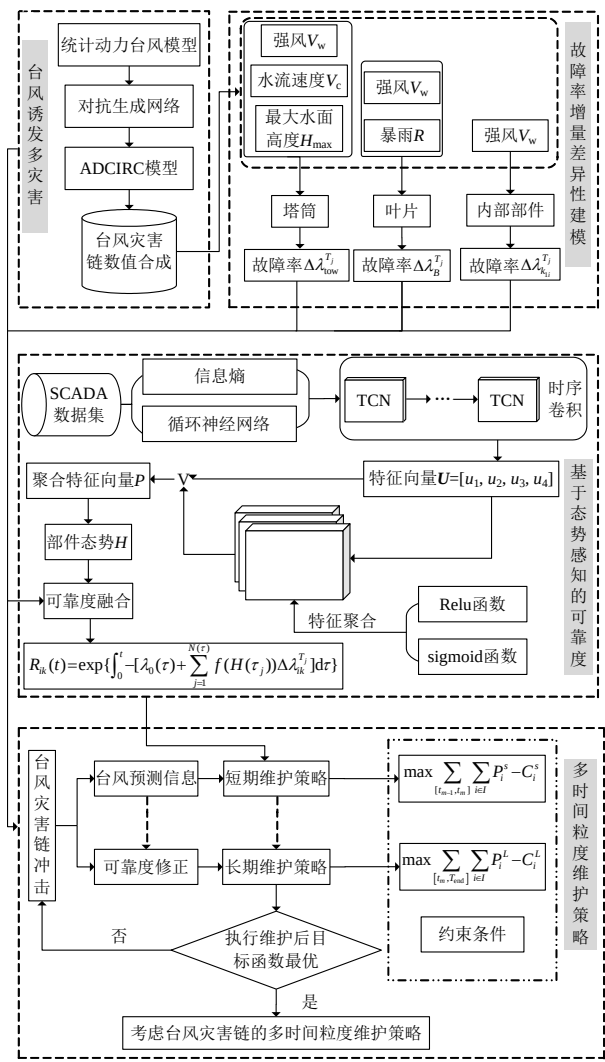


图 3 预测性维护策略总体流程图
Fig. 3 Overall flowchart of predictive maintenance strategy

4 算例分析

4.1 参数设置

假设海上风电机组寿命周期为 20 年,选取海上风电机组塔筒、叶片、齿轮箱、发电机 4 个关键部件,其威布尔退化参数及维护相关参数^[8,25-26]如表 1 所示。

以某海上风电场 3 MW 机组齿轮箱为例,数据

表 1 关键部件维护参数

部件	尺度参数 η	形状参数 β	不完全维护/万元
塔筒	3 100	3	2.5
叶片	3 000	3	3.6
齿轮箱	2 400	3	3.1
发电机	3 300	2	4.5

取自 2021 年 10 月 1 日—2022 年 12 月 31 日的 SCADA 监测系统,采样间隔为 10 min,共计 65 808 组数据样本。以 80%的样本数据作为训练样本集,20%作为测试样本集。

假设部件单次不完全维护需要 2~3 名维护成员,更换部件需要 12~15 人,维护人工费用为 300 元/h;运维船费用为 10 000 元/天;风电上网价格 π 取 0.75 元/(kW h);连接因子^[21] θ 取 3.5,役龄回退因子^[26] μ 取 0.7;降额容量为 0.8;故障率修正系数^[8]取 0.000 157。

根据文献[28],设置 TCN 的卷积层数为 3,膨胀因子对应三卷积层分别取 1、2、4。隐含层 1 隐含单元数为 64,隐含层 2 隐含单元数为 128,梯度裁剪阈值为 0.8。

4.2 考虑台风灾害链的故障率增量建模有效性验证

为验证多灾害的相关性,以某海域强风-风暴潮为例,利用箱线图表示台风诱发多灾害中水流速度 V_c 、风速 V_w 以及最大水面高度 $H_{\max}$ 3 个单变量的分布,如图 4 所示。

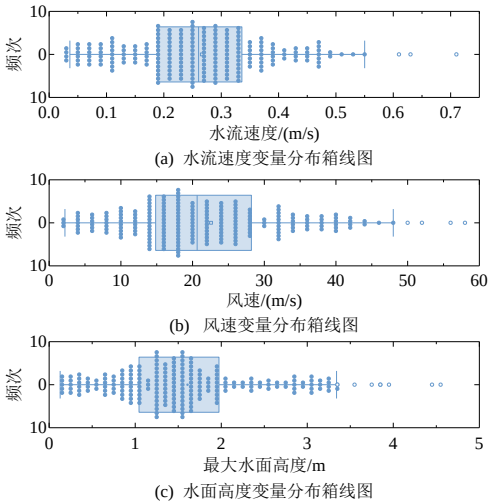


图 4 台风诱发多灾害 3 个单变量分布箱线图

Fig. 4 Box plots of three univariate distributions of multiple disasters induced by typhoons

由图 4 可知,3 个单变量的中位数分别为 0.66 m、16.5 m/s 和 0.05 m/s,可以看出,3 个单变量均呈一定程度的右偏特性,因此,本文用广义 pareto、对数正态分布来拟合 3 种分布。

3 个灾害链变量之间两两相关性检验和 3 点分布如图 5 所示。结果表明，多灾害之间存在明显的正相关关系，相关系数分别为： $(H_{\max}, V_w)$ 为 0.62、 $(H_{\max}, V_c)$ 为 0.6、 (V_w, V_c) 为 0.835。具体边缘函数、Copula 函数拟合结果见表 2。

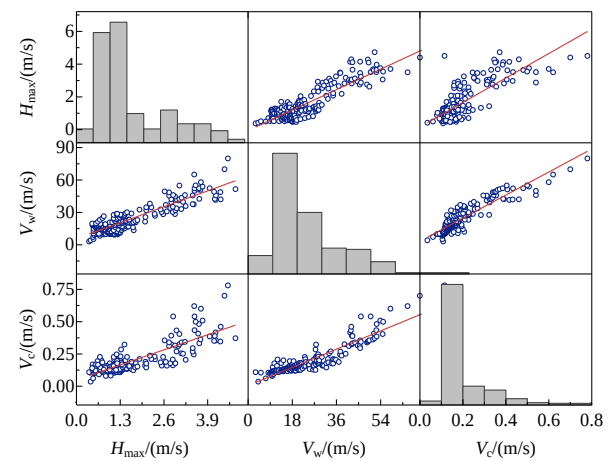


图 5 三变量相关性检验与分布图

Fig. 5 Three variable correlation test and distribution chart

表 2 3-D Vine Copula 函数拟合结果

Table 2 3-D Vine Copula function fitting results

函数	拟合函数类型	参数	BIC
$f_X(x)$	广义 pareto	0.86;0.35;0.09	892
$f_Y(y)$	广义 pareto	0.72;1.99;0.25	997
$f_Z(z)$	对数正态分布	-0.09;0.76	1352
$C_{XY}(XY)$	Clayton	0.81	1903
$C_{YZ}(YZ)$	Frank	9.15	-798
$C_{X,Z Y}(X,Z Y)$	Clayton	0.59	1196

以风机叶片为例，设置近 12 次台风冲击。考虑台风灾害链的故障率 λ_1 和仅考虑台风风速的故障率 λ_2 进行对比分析。

由图 6 可知，考虑台风灾害链的叶片故障率普遍高于仅考虑台风影响的故障率。取第 4 次与第 5

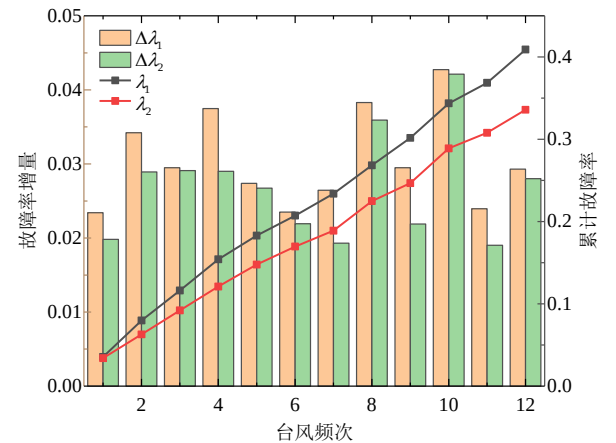


图 6 风机叶片故障率对比图

Fig. 6 Comparison chart of fan blade failure rate

次的台风间隔，根据 SCADA 数据，计算其实际平均故障率为 0.1762，仅考虑台风风速的平均故障率为 0.134，考虑台风灾害链的平均故障率为 0.1685。由此可见，考虑台风灾害链的故障率与实际误差较小，仅有 0.0077，验证了本文考虑台风灾害链方案的有效性。

然后对风机不同部件故障率增量进行建模，得到近 12 次台风过境后的发电机、齿轮箱、叶片、塔筒故障率增量，如图 7 所示。

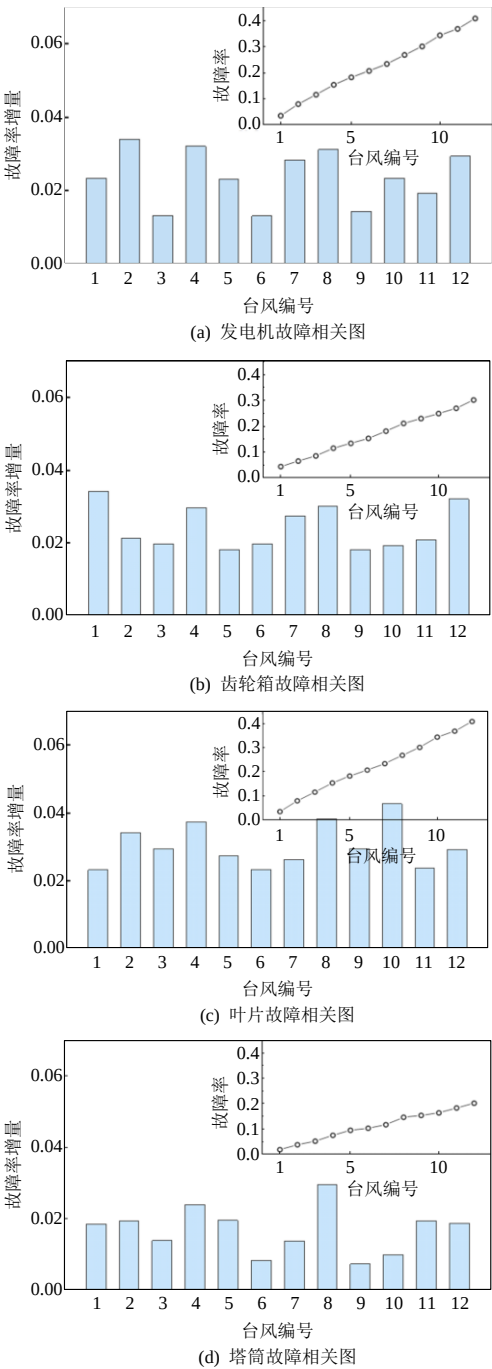


图 7 台风灾害链影响下的风机各部件故障率

Fig. 7 Failure rate of various components of wind turbines under the influence of typhoons

由图7可得,由于台风灾害链对各部件冲击机理和疲劳特性不同,各部件故障率存在明显差异。发电机、齿轮箱与叶片的故障率受台风累积冲击影响明显,塔筒由于其结构可靠性,故障率稍低。但作为支撑结构,其重要性也不容忽视。

4.3 部件态势感知和台风灾害链下可靠度融合结果分析

以风机齿轮箱为例,各态势关联属性与态势感知序列的相关性如图8所示。

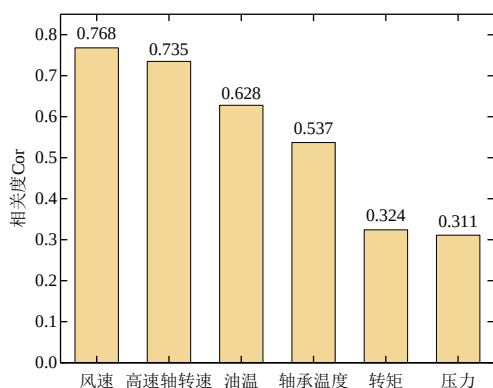


图8 态势相关属性相关性指标图

Fig.8 Situation related attribute correlation index chart

由图8可得,6种态势关联属性与态势序列均存在一定的相关性,其中风速、高速轴转速、油温3种属性的相关性较高。接着考虑冗余性,特征变量最优子集 L_n 为(风速、高速轴转速、油温),将相关运行态势参数与3种态势高关联低冗余属性经标准化处理输入至模型中,输入样本可视化结果如图9所示。

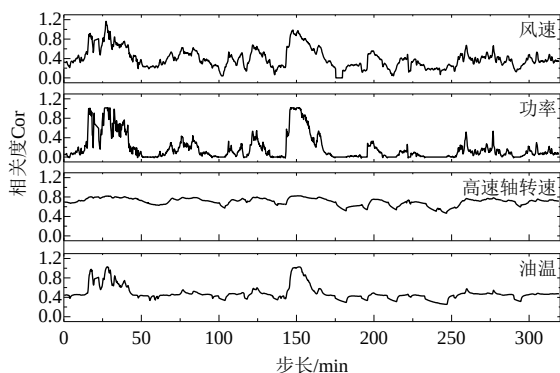


图9 输入样本序列可视化结果

Fig.9 Visualization results of input sample sequence

由图9可以看出,3类属性特征与运行态势参数序列间在时序上有着波动一致性,该输入样本包含了更加丰富的时序信息与隐含联系,验证了利用信息熵实现态势相关属性筛选的必要性。

利用训练完成的时序卷积网络对运行参数进

行预测。下图以某一个风机功率为例,预测采用10次模拟取平均值所得,以实际与预测的残差值反映预测结果,如图10所示。

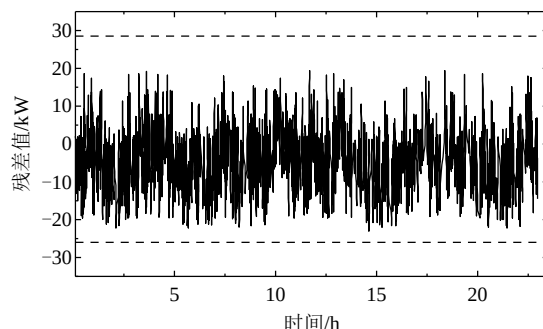


图10 功率残差曲线图

Fig.10 Power residual curve graph

由图10可知,海上风电机组功率残差值大致分布在 $[-25.98, 28.53]$ 区间内,这是由于海上风电机组出力存在间歇性和波动性,因此存在一定的误差。将风机功率预测结果代入式(17),计算预测功率与样本之间的欧氏距离,并按照式(18)计算叶片的态势量化值。

为验证基于IE-RNN-TCN方法的机组部件态势感知模型结果有效性,取故障前90天为时间尺度,对部件进行态势感知。其态势分析结果如图11所示。

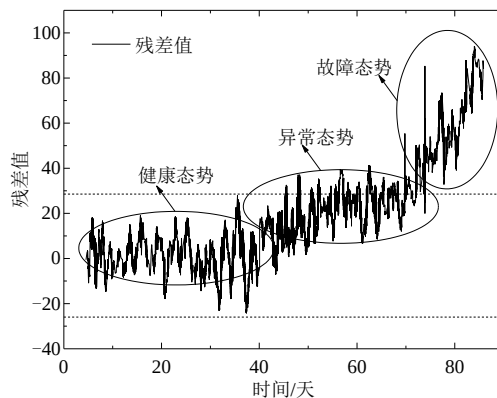


图11 风机叶片态势分析结果

Fig.11 Analysis results of wind turbine blades situation

根据式(18),43天之前,叶片处于健康态势,其预测参数值可以准确拟合实际值。在43天时,风机处于异常态势,在此期间,为保证机组安全运行,风机大多处于降额态势。在72天时,风机濒临故障态势。实际故障时间为85天,停机时间为87天,本文提出的态势感知模型可提前预警故障态势,为后续的预测性维护策略提供了依据。

为进一步验证所提模型有效性与准确性,引入决定系数 R^2 、均方误差(mean-square error, MSE)、

平均绝对误差(mean absolute error, MAE)与均方根误差(root mean square error, RMSE)将所提模型与主成分分析 PCA-TCN 模型^[8]以及 IE-TCN 模型性能进行对比。

由表 3 可以看出, IE-RNN-TCN 模型相对于其他两个模型的各方面误差更小, 拟合精度更高, 能够在一定程度上提高模型性能精度。由于 SCADA 数据特征的复杂冗余, IE-TCN 相较于 PCA-TCN 加入了信息熵挖掘非线性关系, 可以有效捕捉多维数据之间的耦合关系, 提高了拟合程度并减少了误差。IE-RNN-TCN 相较于 IE-TCN 模型, 随着对时空隐含特征的挖掘, 拟合程度和误差均有一定的优化, 可以更好地反映风电机组的态势。

表 3 预测性能分析

Table 3 Predictive performance analysis

模型	R ²	MSE	MAE	RMSE
PCA-TCN	0.6839	1.232 2	0.583 2	2.837 2
IE-TCN	0.7038	0.9837	0.563 7	0.847 3
IE-RNN-TCN	0.728 3	0.837 2	0.543 8	0.783 1

选取近 200 周叶片的可靠度进行评估, 设置两种方法与本文方法进行对比, 实际故障发生在 151 周。3 种方法可靠度期望值如图 12 所示。

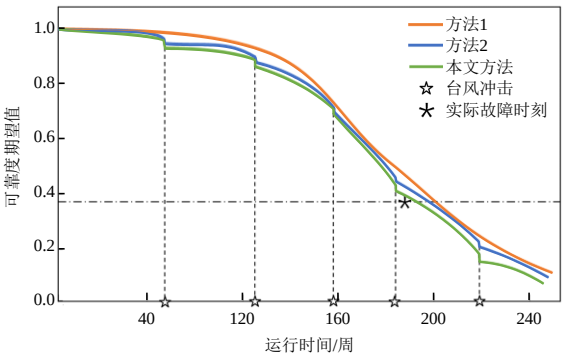


图 12 风机叶片可靠度对比分析

Fig. 12 Comparative Analysis of reliability of fan blades

方法 1: 仅考虑自然退化的可靠度;

方法 2: 考虑台风灾害链的可靠度;

方法 3: 台风灾害链下基于态势感知的可靠度。

由图 12 可知, 仅考虑自然退化会“高估”可靠度, 不符合海上风电实际情况。考虑灾害链的可靠度在每一次台风期间会发生骤降, 且每一次台风累积影响对可靠度影响较大。结合态势感知, 叶片在运行时段内, 由于耐冲击能力逐渐下降, 每一次受到台风灾害链的冲击会带来更大的可靠度增量。方法三叶片可靠度预测与实际故障

时刻接近, 提高了可靠度评估的准确性。

4.4 考虑台风灾害链影响的海上风电机组多时间粒度预测性机会维护模型结果分析

4.4.1 短期维护策略

设置在第 91—124 周之间遭遇一次台风冲击, 冲击时段为第 114 周。在原有维护策略的基础上, 于 114 周增加一次短期维护。以维护效益最大为目标, 优化最佳维护时刻。在大约 109 周发电机处于异常态势, 风机以 80%容量运行, 同时更新部件可靠度。下图为不同维护时刻对维护间隔内维护效益与发电效益的影响结果如图 13 所示。

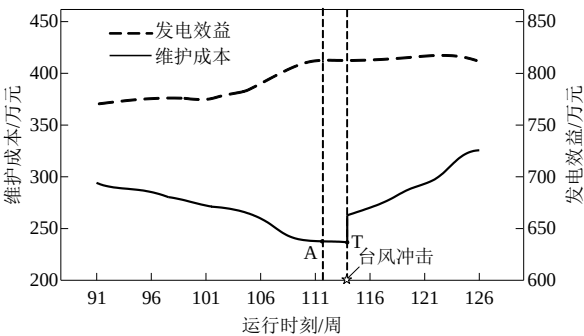


图 13 短期维护策略维护时刻

Fig. 13 Short term maintenance strategy maintenance time

由图 14 可知, 在 112 周进行一次不完全维护, 可获得最优维护效益, 相较于原策略提高 90 万元。可见, 在台风来临前追加一次短期维护, 可保证机组的可靠度和发电效益处于高水平, 以提升海上风电机组的维护效益。

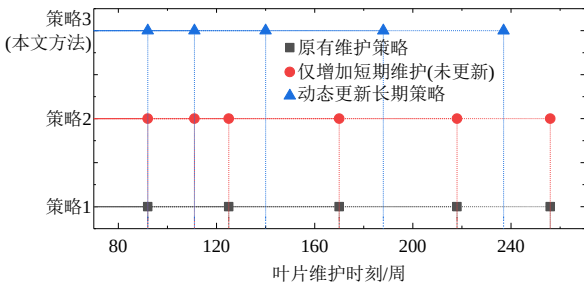


图 14 更新后的多时间粒度维护策略图

Fig. 14 Updated long-term maintenance strategy diagram

4.4.2 多时间粒度维护策略

为避免维护过度或维护不足, 综合考虑部件的役龄回退, 以部件叶片为例, 以 80~260 周为运行时间段, 为了验证所提方法的有效性, 设置以下 3 种海上风电机组维护策略进行对比。

策略 1: 考虑台风影响的原有长期维护;

策略 2: 台风来临前, 仅增加一次维护;

策略 3: 即本文方法, 考虑台风影响的多时间粒度更新维护。

图 14 为不同维护策略维护时刻的对比图, 表 4 对比了不同维护方法的维护效益。

表 4 维护策略对比

Table 4 Comparison of maintenance strategies				
维护策略	平均可靠度	维护成本	发电效益	维护效益
策略 1	0.749 4	3 587.17	6 184.93	2 597.76
策略 2	0.802 7	4 082.23	6 293.91	2 211.68
策略 3(本文策略)	0.778 1	3 290.74	6 592.94	3 302.20

由图 14 可以看出, 在运行时间段内, 动态更新长期维护策略可以灵活适应台风, 避免维护时刻近导致维护频繁, 维护策略达到最优。

由表 4 可知, 相较于原有定期维护策略, 本文所提维护策略的部件平均可靠性高, 维护成本降低 8.26%, 发电效益提高 6.60%, 维护效益提高 27.1%。若只考虑短期维护, 部件平均可靠度高但是相应的维护成本高, 维护效益难以达到最优。由此来看, 兼顾长短期的预测性维护策略有效保证了运行维护的经济性。

4.4.3 对比分析

为更好地说明所提方案地优越性, 以 1—260 周为运行时间段, 在第 25、77、114、224 周受到台风冲击, 将以下两种预测性维护方案进行对比。

方案 1: 根据文献[15]提出的考虑部件风险态势的预测性维护方案。

方案 2: 考虑台风灾害链与态势感知的预测性维护方案。

由表 5 可知, 本文考虑台风灾害链与态势感知的多时间粒度预测性维护方案整体优于方案 1。两种方案均考虑部件态势, 在运行期间平均可靠度差距较小。方案 2 相比于方案 1 维护成本降低了 2.67%, 发电效益增加了 6.52%, 维护效益提高了 16.2%。方案 2 综合考虑了台风期间时间协调问题, 在台风来临之前判断是否增加一次维护, 若增加维护则调整后续维护时刻, 保证台风期间最大的发电效益, 提高了维护效益。

表 5 维护方案对比

Table 5 Comparison of maintenance strategies				
维护方案	平均可靠度	维护成本	发电效益	维护效益
方案 1	0.816 3	4 264.74	8 293.47	4 028.73
方案 2(本文方案)	0.819 4	4 151.24	8 834.23	4 682.99

5 结论

本文基于海上风电部件故障率差异性建模以及态势与可靠度分析, 提出考虑台风灾害链的预测性维护策略, 通过算例仿真得到以下结论:

1) 提出台风灾害链下的海上风电机组多部件故障率增量模型。基于统计台风动力和 ADCIRC 耦合模型, 采用 3-D Vine Copula 函数描述多灾害分布, 并根据不同部件冲击机理的差异, 分别构建了多部件的故障率模型, 更精确地描述实际台风灾害链冲击情况。

2) 所提部件态势感知模型可以基于信息熵和改进 TCN 算法有效筛选出态势相关属性并对 SCADA 数据进行深度挖掘。同时, 考虑态势与台风灾害链影响的可靠度融合模型可以更为准确地评估台风灾害链场景下风机部件可靠度趋势。

3) 制定考虑台风灾害链的多时间粒度维护策略, 涉及考虑台风灾害链的短期维护策略和动态更新的长期维护方案。对比仿真结果表明, 该方案在台风过境前后, 保证机组可靠度的同时, 提高了维护效益, 提高了海上风电机组对台风的应对能力。

考虑到台风来临时间、路径以及风速的难以预测性, 在后续研究中将结合鲁棒优化、不确定性模拟等方法进一步开展台风预测不确定对海上风电维护策略的影响。

参考文献

[1] 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 the CSEE, 2016, 36(3): 729-738(in Chinese).

[2] 何玥双, 江辉仙. 台风灾害链时序性风险评估研究[J]. 灾害学, 2024, 39(4): 213-218.
HE Yueshuang, JIANG Huixian. Study on the temporal risk assessment of typhoon disaster Chain[J]. Journal of Catastrophology, 2024, 39(4): 213-218(in Chinese).

[3] LI Mingxin, JIANG Xiaoli, CARROLL J, et al. A multi-objective maintenance strategy optimization framework for offshore wind farms considering uncertainty[J]. Applied Energy, 2022, 321: 119284.

[4] 王玮, 赵家悦, 郭创新, 等. 考虑故障连锁的多灾害输电弹性评估及关键弹性提升元件辨识[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(1): 127-139.

- WANG Wei, ZHAO Jiayue, GUO Chuangxin, et al. Assessing resilience of transmission network and identifying key elements to enhance resilience considering failure chain under multiple disasters[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(1): 127-139(in Chinese).
- [5] 张鼎茂, 李更丰, 李怡然, 等. 时变故障率下含多种分布式电源的配电系统可靠性评估解析方法[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(23): 9075-9088.
- ZHANG Dingmao, LI Gengfeng, LI Yiran, et al. An analytical method for reliability evaluation of distribution systems with multiple distributed generations under time-varying failure rates[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(23): 9075-9088 (in Chinese).
- [6] 李宏仲, 倪张, 周玉龙. 台风灾害下架空线路故障风险分析(一): 架空线路故障概率精细化建模及验证[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(22): 8845-8859.
- LI Hongzhong, NI Zhang, ZHOU Yulong. Risk analysis of overhead line failure under typhoon (I): refined modeling and validation of overhead line failure probability[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(22): 8845-8859(in Chinese).
- [7] REN Zhengru, VERMA A S, LI Ye, et al. Offshore wind turbine operations and maintenance: a state-of-the-art review[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 144: 110886.
- [8] 刘璐洁, 李传文, 符杨, 等. 考虑台风影响的海上风电机组部件剩余寿命预测方法[J]. *电力自动化设备*, 2024, 44(6): 35-42.
- LIU Lujie, LI Chuanwen, FU Yang, et al. Residual life prediction of offshore wind turbine components considering typhoon effects[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2024, 44(6): 35-42(in Chinese).
- [9] 于春雨, 张文韬, 张庆海, 等. 基于 EMD-AR 与改进宽度学习系统的滚动轴承故障诊断方法[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(22): 8944-8954.
- YU Chunyu, ZHANG Wentao, ZHANG Qinghai, et al. Fault diagnosis method of a rolling bearing on EMD-AR and improved broad learning system [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(22): 8944-8954(in Chinese).
- [10] WANG Jun, QIAO Wei, QU Liyan. Wind turbine bearing fault diagnosis based on sparse representation of condition monitoring signals[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, 55(2): 1844-1852.
- [11] 赵洪山, 张路朋. 基于可靠度的风电机组预防性机会维修策略[J]. *中国电机工程学报*, 2014, 34(22): 3777-3783.
- ZHAO Hongshan, ZHANG Lupeng. Preventive opportunistic maintenance strategy for wind turbines based on reliability[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(22): 3777-3783(in Chinese).
- [12] LEIGH J M, DUNNETT S J. Use of petri nets to model the maintenance of wind turbines[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2016, 32(1), 167-180.
- [13] 陆宁云, 陈闯, 姜斌, 等. 复杂系统维护策略最新研究进展: 从视情维护到预测性维护[J]. *自动化学报*, 2021, 47(1): 1-17.
- LU Ningyun, CHEN Chuang, JIANG Bin, et al. Latest progress on maintenance strategy of complex system: from condition-based main-tenance to predictive maintenance[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(1): 1-17(in Chinese).
- [14] WANG Yong, DENG Qirong. Optimization of maintenance scheme for offshore wind turbines considering time windows based on hybrid ant colony algorithm[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 263: 112357.
- [15] 符杨, 张耀楠, 刘璐洁, 等. 海上风电场维护任务动态调度策略[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(21): 48-56.
- FU Yang, ZHANG Yaonan, LIU Lujie, et al. Dynamic dispatching strategy for maintenance tasks of offshore wind farm[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(21): 48-56(in Chinese).
- [16] 付炜, 谢海鹏, 辛宇, 等. 灾变风险动态演化下量子-经典混合驱动的电力系统弹性评估方法[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(15): 5771-5784.
- FU Wei, XIE Haipeng, XIN Yu, et al. Hybrid quantum-classical resilience assessment approach for power systems under the dynamic evolution of catastrophic risks[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(15): 5771-5784(in Chinese).
- [17] 邵帅, 张宏杰, 潘峰, 等. 台风“米克拉”近登陆点强风特性实测与输电线路设计风荷载研究[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(13): 4698-4709.
- SHAO Shuai, ZHANG Hongjie, PAN Feng, et al. Study on field measurements of strong wind characteristics near the typhoon “Mekkhala” landing place and design wind loads of transmission lines[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(13): 4698-4709(in Chinese).
- [18] 周晓敏, 葛少云, 李腾, 等. 极端天气条件下的配电网韧性分析及提升措施研究[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(2): 505-513.
- ZHOU Xiaomin, GE Shaoyun, LI Teng, et al. Assessing and boosting resilience of distribution system under extreme weather[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(2): 505-513(in Chinese).
- [19] MULIA I E, UEDA N, MIYOSHI T, et al. A novel deep learning approach for typhoon-induced storm surge modeling through efficient emulation of wind and pressure fields[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 7918.
- [20] DINMOHAMMADI F, SHAFIEE M. A fuzzy-FMEA risk assessment approach for offshore wind turbines [J].

- International Journal of Prognostics and Health Management, 2013, 4(3): 59-68.
- [21] 杨锡运, 米尔扎提·买合木提, 刘思渠, 等. 基于 Vine-Copula 贝叶斯网络模型的风机高温降容状态评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(11): 3583-3591. YANG Xiyun, MAIHEMUTI M, LIU Siqu, et al. State assessment method of capacity reduction at high temperature for wind turbine based on vine-copula Bayesian network model[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3583-3591(in Chinese).
- [22] 黄悦华, 刘兴韬, 张磊, 等. 基于 C 藤 Copula 及条件风险价值的综合能源系统灵活爬坡优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(24): 9411-9422. HUANG Yuehua, LIU Xingtiao, ZHANG Lei, et al. Flexible ramping optimal scheduling of integrated energy system based on C-vine copula and conditional value at risk[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(24): 9411-9422(in Chinese).
- [23] KAMESHWAR S, PADGETT J E. Storm surge fragility assessment of above ground storage tanks[J]. Structural Safety, 2018, 70, 48-58.
- [24] 符杨, 周全, 贾锋, 等. 基于 SCADA 数据图形化的海上风电机组故障预测[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(20): 7465-7474. FU Yang, ZHOU Quan, JIA Feng, et al. Fault prediction of offshore wind turbines based on graphical processing of SCADA data[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(20): 7465-7474(in Chinese).
- [25] WANG Jia, LI Zhigang, BAI Guanghan, et al. An improved model for dependent competing risks considering continuous degradation and random shocks [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 193, 106641.
- [26] 符杨, 许伟欣, 刘璐洁, 等. 考虑天气因素的海上风电机组预防性机会维护策略优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(20): 5947-5956. FU Yang, XU Xinwei, LIU Lujie, et al. Optimization of preventive opportunistic maintenance strategy for offshore wind turbine considering weather conditions [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(20): 5947-5956(in Chinese).
- [27] 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 the CSEE, 2016, 36(21): 5732-5740(in Chinese).
- [28] KAYEDPOUR N, QING Jixiang, WAUTERS J, et al. Wind turbine hybrid physics-based deep learning model for a health monitoring approach considering provision of ancillary services[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 2513814.



葛晓琳

在线出版日期: 2025-01-24。

收稿日期: 2024-07-31。

作者简介:

葛晓琳(1988), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统优化运行等, gexiaolin2005@126.com;

潘彬宇(2000), 男, 硕士研究生, 研究方向为海上风电运行维护, pbynnu@163.com;

*通信作者: 符杨(1968), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统优化、规划等, mfudong@126.com;

刘璐洁(1983), 女, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为海上风电场运行维护, susiellj@163.com;

黄逸伟(2000), 男, 硕士研究生, 研究方向为海上风电选址, hyiwei2000@163.com。

(责任编辑 邱丽萍)