

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241712

基于随机冲击和多状态劣化的风电机组组合维修策略

林洁, 兰斌, 陈伟, 裴婷婷, 朱江皓

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 针对目前风电机组维修效率低、维修时机难以预测、维修成本占比高等问题, 提出一种基于随机冲击和多状态劣化的风电机组组合维修策略。考虑到风电机组运行过程中存在的多种状态劣化和随机冲击影响, 首先利用半马尔可夫过程(semi-Markov process, SMP)和随机冲击模型对风电机组的劣化过程进行了建模。其次, 提出一种多状态的组合维修策略, 将风电机组劣化状态划分为正常区、机会维修区、预防性维修区和事后维修区, 在风电机组维修决策中综合应用预防性维修、机会维修和事后维修, 求解风电机组各个部件的维修需求并确定合理的检测周期和维修阈值。仿真结果表明, 该策略能够有效减少风电场的运维成本并提升风电机组的运行可靠性。

关键词: 风电机组; 随机冲击; 多状态劣化; 组合维修策略

Combined maintenance strategy for wind turbines based on random shocks and multi-state degradation

LIN Jie, LAN Bin, CHEN Wei, PEI Tingting, ZHU Jianghao

(School of Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: To address the problems of low maintenance efficiency, difficulty in predicting maintenance timing, and high maintenance cost proportions in wind turbines, this paper proposes a combined maintenance strategy for wind turbines based on random shocks and multi-state degradation. Considering the effects of multiple state degradation and random shocks during wind turbine operation, the degradation process is first modeled using semi-Markov process and random shock model. Second, a multi-state combined maintenance strategy is developed, in which the degradation states of wind turbines are clarified into normal, opportunistic maintenance, preventive maintenance, and corrective maintenance zones. Preventive maintenance, opportunistic maintenance, and corrective maintenance are jointly applied in maintenance decision-making to determine the maintenance needs of each wind turbine component, along with appropriate inspection intervals and maintenance thresholds. Simulation results show that the proposed strategy effectively reduces operation and maintenance costs of wind farms while improving the operational reliability of wind turbines.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51767017).

Key words: wind turbine; random shock; multi-state degradation; combined maintenance strategy

0 引言

随着全球能源需求的持续增长和“碳达峰、碳中和”目标的提出, 风能作为一种清洁、可再生的能源逐渐受到重视。然而, 风电机组的运维成本居高不下, 尤其是风力发电系统的维护和维修部分占据了很大比重。针对风电系统复杂的运行环境、设

备状态的不可预测性和随机性, 如何优化风电机组的维修策略, 提高系统可靠性、降低运维成本, 成为风电行业亟需解决的课题。因此, 开展风电机组系统维修策略的研究具有重要意义。

目前风电机组的维修策略主要有定期维修策略、预防性维修策略、机会维修策略、视情维修策略等^[1]。文献[2]提出一种风电机组定期维修策略, 该策略虽简单易行, 但易导致不必要的停机和维护成本。文献[3]提出一种风电机组预防性维修策略, 通过利用设备的历史运行数据和失效概率模型提前安排维修, 避免设备故障, 有效降低了风电机组突发

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51767017); 甘肃省联合科研基金重大项目资助(25JRRA1143); 甘肃省重点研发计划项目资助(25YFGA032)

故障的概率, 从而减少非计划停机时间, 提高了系统的可靠性。文献[4]考虑多种类型的机会窗口以确保机会维修时能灵活安排资源, 通过联合优化维修间隔、延迟间隔和机会阈值求得最优费用率。文献[5]提出一种以风电机组运行状态的实时监测和诊断结果为依据的视情维修策略, 结合传感器技术和大数据分析, 可以更精确地预测设备的劣化情况和剩余寿命。文献[6]结合风电机组的运行数据, 建立了基于贝叶斯更新的视情维修决策模型, 实现了对设备劣化过程的动态预测与维护。文献[7]提出一种基于双时间窗策略的多设备系统机会维修策略模型, 通过优化机会维修的时间窗口, 降低了维修成本、提高了系统可靠度。文献[8]提出一种将风电机组运行状态与机会维修策略相结合的方法, 利用经济相关性对状态维修阈值与机会维修阈值进行优化, 以减少风电机组停机损失。文献[9]分析了不同维修策略对风电场整体系统可靠性的影响, 指出在综合考虑成本和可靠性的情况下, 机会维修与预防性维修的结合能够取得较好的效果。上述文献主要研究风电机组的经济相关性, 但并未考虑风电机组在不同运行状态下的性能差异和潜在失效风险。

文献[10]提出一种结合不同状态下劣化特征的维修模型, 以更好地优化风电机组的运维成本和可靠性。文献[11]针对海上风电场的运维特点, 提出一种在复杂环境下将机会维修与视情维修相结合的维修策略, 以减少风电机组运维成本。文献[12]提出多部件风电系统的联合维修策略, 通过合理安排各部件的维修计划, 最大化整体系统的可靠性和经济性。文献[13]考虑了环境因素对设备劣化的加速作用, 提出一种基于环境影响的风电机组维修策略。文献[14]利用多状态劣化和复合泊松过程对风电系统的劣化过程进行建模, 并通过半马尔可夫过程(semi-Markov process, SMP)和蒙特卡罗模拟等技术优化条件维修策略, 能够有效应对设备的多状态特性。文献[15]提出一种基于多状态空间划分的风电机组非完美维修决策方法。该方法将风电机组的劣化状态划分为多个不同的等级, 并建立了非完美维修的多状态劣化模型, 以确定最佳维修周期和维修阈值。文献[16]通过周期检测和机会维修相结合的方式, 分析了不同维修阈值和检测周期对风电场整体运维成本和系统可靠性的影响。上述文献主要对风电机组劣化状态进行了研究, 但未考虑风电机组不同维修策略的协同运用以及实际运行环境中随机因素的影响。

本文提出一种综合考虑状态劣化、随机冲击影响和多种维修策略的风电机组维修决策模型。利用

SMP 和随机冲击模型, 对风电机组的多状态劣化过程进行建模, 并对风电机组的劣化状态进行划分, 提出一种多状态的组合维修策略。在维修决策中综合应用预防性维修、机会维修和事后维修, 通过设定合理的检测周期和维修阈值, 降低了运维成本, 提高了系统的可靠性。

1 风电机组状态劣化过程建模

风电机组主要由叶片、轮毂、机舱、塔架、齿轮箱、发电机、控制系统、变流器、偏航系统、液压系统以及各类传感器等部件构成。以齿轮箱为例, 在风电机组运行过程中, 齿轮箱长期处于高速、重载、变载以及复杂的工况环境下, 需要承受来自叶片的扭矩波动和因风速风向变化引起的动态载荷冲击^[17]。这种严苛的工作条件使得齿轮箱内的齿轮齿面极易出现损伤, 轴承也容易失效。齿轮箱的任何故障都可能导致风电机组停机, 严重影响发电效率, 并且维修难度较大、成本高昂。因此, 齿轮箱的状态监测、劣化分析以及合理的维修策略制定对于保障风电机组的可靠运行和降低运维成本具有重要的意义。同时, 风电机组其他部件如叶片、发电机等也各自有着独特的结构和功能, 它们相互协作又相互影响, 共同决定了风电机组的整体性能和运行状态, 任何一个部件出现问题都可能影响整个风电机组的正常运行。

1.1 风电机组劣化状态模型

对于风电机组这类复杂系统, 在离散劣化的影响下, 系统可能在两个极端状态之间存在一些中间状态^[18]。假设风电机组各部件具有 n 个状态, 每个状态对应一个特定的操作。因此, 风电机组各部件状态空间可以表示为: $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 其中 S_1 表示系统完好, S_n 表示系统完全失效, 中间状态表示部分运行或正在劣化。系统在时间点 t 停留的状态记为 S_t 。 $T_i (i=1, 2, \dots)$ 为状态转换时间间隔, 整体劣化过程可以通过状态跳跃点分为多个时间间隔, 其中每一个时间间隔都代表系统在最后状态的停留时间。例如, 系统可以停留在初始状态直到 T_1 , 在时间 $t \in [T_i, T_{i+1}]$ 时, 状态 $S_t = S_i$ 。

SMP 是一种随机过程, 其状态转移发生在随机时间点, 且在状态 S_i 的停留时间 τ 可以服从任意分布, 而不仅仅是马尔可夫链中的指数分布。转移的下一个状态 S_j 由转移概率 P_{ij} 决定^[19]。风电机组部件在不同劣化状态下的停留时间通常不是恒定的, SMP 允许使用任意分布来更准确地描述这种状态依赖的停留时间^[18]。因此, 本文使用 SMP 来获得

状态转换概率。在半马尔可夫假设下, 风电机组系统的累积分布函数 F 可以表示为

$$F(\tau) = P(T_{ij} \leq \tau); S_j, S_i \in S; j > i \quad (1)$$

式中: P 为状态转移概率; τ 为状态停留时间; T_{ij} 为状态转移时的停留时间; S_i 与 S_j 分别为转移前后的状态。其中, 系统有可能转移到附近的状态, 转移跨越多个状态需要的劣化程度更大, 状态跳跃概率更低。因此, 对于给定的状态停留时间 τ , 系统在当前状态不超过状态停留时间的前提下, 只跳到紧邻的劣化状态或跨越多个状态时的累积分布函数满足: $F(i+1)(\tau) > F(i+2)(\tau) > \dots > F(\tau)$ 。系统在当前状态不超过状态停留时间的前提下, 只跳转到紧邻的劣化状态或跨越多个状态时的停留时间满足: $T(i+1) < T(i+2) < \dots < T_i$ 。系统跨越的状态数越多, 在当前状态的预期停留时间越长。在半马尔可夫模型中, 状态驻留时间分布可定义为任意分布, 因此可以采用任意分布对停留时间进行建模。其次, 指数分布作为几何分布在连续情境下的近似, 是伽马分布的特殊情形。因此, 指数分布适用于描述随机劣化过程^[19]。为了清晰地描述多状态劣化过程的停留时间, 本文采用指数分布进行建模。预期停留时间为 $E(T_{ij}) = \frac{j-i}{P}$ 。若当前状态 S_i 确定, 状态

S_j 的劣化程度越大, 对应的预期停留时间 $E(T_{ij})$ 也就越大, 状态转换的可能性变小。基于 SMP 的特性, 未来的转换状态由当前状态和相应的停留时间共同决定, 而与过去的状态或停留时间无关。在风电机组系统中一步转换概率也可能受到如部件的寿命、各种外部条件等多种因素的影响。可按式(2)求解。

$$P(t) = [P_{S_1-S_1}(t), \dots, P_{S_1-S_n}(t), \dots, P_{S_n-S_n}(t)] \quad (2)$$

式中: $P_{S_i-S_j}(t)$ 代表系统在时间 t 时处于状态 S_j 的概率, 并且这些概率满足 $\sum_{i=1}^n P_{S_i-S_i}(t) = 1$ 。

通过求解微分方程可得到系统的稳态概率, 可表示为

$$\frac{dP_{S_i}(t)}{dt} = \sum_{j=1, j \neq i}^n P_{S_j}(t) \pi_{ij} \frac{F_{T_{ij}}(\tau_{ij}) f_{T_{ij}}(\tau_{ij})}{F_{T_{ij}}(\tau_{ij}) - \tau_{ij} f_{T_{ij}}(\tau_{ij})} - P_{S_i}(t) \sum_{j=1, j \neq i}^n \pi_{ij} \frac{F_{T_{ij}}(\tau_{ij}) f_{T_{ij}}(\tau_{ij})}{F_{T_{ij}}(\tau_{ij}) - \tau_{ij} f_{T_{ij}}(\tau_{ij})} \quad (3)$$

式中: $P_{S_j}(t)$ 、 π_{ij} 、 $F_{T_{ij}}$ 、 $f_{T_{ij}}$ 、 τ_{ij} 分别表示从状态 i 到状态 j 的状态转移概率、状态转移概率矩阵中状态 i 到状态 j 的一步转移概率、累积分布函数、概率密度函数和状态停留时间。

对于风电机组来说, 系统的可靠性通常定义为当前性能水平超出所需最低水平的概率。一旦劣化过程引起的失效达到阈值, 则系统的可靠性 $R(t)$ 可以表示为

$$R(t) = P(S_i \leq S^{\text{ms}} | t) = \sum_{q=1}^{S^{\text{ms}}} P_{S-q}(t) \quad (4)$$

式中: S^{ms} 表示系统在满足运行要求条件下的最严重劣化状态; q 为保证系统能够正常运行的最差状态。

1.2 考虑随机冲击的劣化模型

风电机组在运行过程中, 由于环境条件的突变和各种随机因素(如温度、湿度和电压)的影响, 会出现故障^[20]。系统状态与随机冲击关系如图 1 所示。

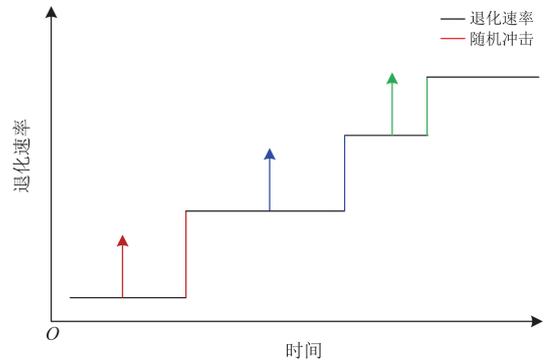


图 1 系统状态与随机冲击关系图

Fig. 1 Relationship diagram between system state and random shocks

本文使用泊松分布来描述这些冲击的随机特性。在时间 t 时总共有 v 次冲击到达的概率为

$$P[N_r(t) = v] = \frac{(\lambda t)^v}{v!} \exp(-\lambda t) \quad (5)$$

式中: $N_r(t)$ 表示在时间 t 时到达的总冲击次数; λ 为随机冲击到达率。

考虑第 k 次到达的冲击, 其到达时间 t_k 的累积分布函数可以表示为

$$F(t_k) = \frac{v!}{(k-1)! T_w^v} \sum_{a=0}^{v-k} \frac{(-1)^{v-k-a} t_k^{k+a}}{a!(k+a)} \quad (6)$$

式中: T_w^v 代表整个冲击的持续时间; a 表示当前到来的随机冲击次数。

由于环境条件的突变是不可预测的, 冲击幅度很难以精确的方式获得。因此, 假设冲击幅度服从正态分布, 以尽可能获得潜在冲击特性的范围。然而, 考虑到冲击幅度的取值范围非常广泛, 可以接近任意值, 但是在实际中, 冲击幅度不会是负值^[21]。因此, 使用截断的正态分布 $N(\mu_r, \sigma_r^2, 0, \infty)$ 来描述非

负的冲击幅度, 其中 μ_r 和 σ_r^2 分别为冲击幅度的期望和方差。对于第 k 到达的冲击, 其幅度用 W_k 表示。用 Φ 和 ϕ 分别表示标准正态分布的累积分布函数和概率密度函数。风电机组失效阈值表示为 H 。在时间 t 如果存在一次或多次冲击的幅度大于阈值, 则会发生故障。因此, 不仅仅是一次冲击可以立即导致故障, 连续的冲击也可能因其幅度较大而导致故障。随机冲击故障的可靠性函数 $R_H(t)$ 可以表示为

$$R_H(t) = P[N_r(t) = v] \cdot \prod_{k=1}^v P_r(W_k \leq H | t) = \frac{(\lambda t)^v}{v!} \exp(-\lambda t) \cdot \prod_{k=1}^v \frac{1}{[1 + \Phi(\mu_r / \sigma_r)]} \int_0^t \Phi\left(\frac{H - \mu_r}{\sigma_r}\right) dF(t_k) \quad (7)$$

2 多状态非完美维修策略建模

风电机组的维修成本较高, 且在单次维护中对多个部件进行维修比单独维修单个部件更具经济效益。因此, 本文对风电机组采用基于周期检测的多状态视情机会维修策略。具体来说, 对风电机组中各部件设定机会维修状态阈值、预防性维修阈值和事后维修阈值。以固定的时间间隔对风电机组中的所有关键部件进行状态检测, 得到部件的劣化状态。具体策略如下。1) 事后维修: 当风电机组某部件完全失效时, 需要立即进行事后维修, 维修后部件恢复至完好状态, 确保风电机组恢复至初始设计性能。2) 预防性维修: 当部件处于较严重的劣化状态, 但尚未完全失效时需要进行预防性维修。预防性维修后, 部件的状态将随机恢复至某一较好状态。3) 机会维修: 当系统中有其他部件同时正在进行预防性维修或事后维修时, 将对部件 i 进行机会维修。机会维修与预防性维修效果相同, 但具有更低的成本, 因为它是基于已有维修机会实施的。该过程为随机的非完美维修, 即维修后部件的状态恢复至某一状态, 但不完全恢复至完好状态。4) 不进行维修: 若部件状态不满足以上任一维修条件, 则不采取任何维修措施, 继续保持现有状态, 等待下一次检测。

根据维修策略的描述, 可将风电机组任意部件的劣化过程分为正常区、机会维修区、预防性维修区和事后维修区。如图 2 所示。



图 2 部件状态空间划分

Fig. 2 Partition of component state space

风电机组各个部件的维修需求共同构成整体系统的维修需求。在风电机组这类多部件系统中, 将一个周期内需要进行事后维修、预防性维修和机会维修的部件数量分别记为 l 、 m 、 n , 根据不同的检测周期, 得到的各维修策略的维修需求也有所不同。在风电机组部件的一个寿命周期内, 其维修需求可分别表示为 C_l 、 P_m 、 O_n 。

对于单部件系统来说, 无法采用机会维修, 即 $n=0$ 。对单部件系统而言, 采取不维修、机会维修、预防维修、事后维修的组合可表示为 $C_0P_0O_0$ 、 $C_0P_0O_1$ 、 $C_0P_1O_0$ 、 $C_1P_0O_0$ 。事后维修需求和预防性维修需求只有两种可能。因此, 单部件系统事后维修平均需求为

$$C_l = 1 \cdot P(x_1 \in C_s) + 0 \cdot P(x_1 \notin C_s) = P(x_1 \in C_s) \quad (8)$$

式中: x_1 表示在单部件系统中需要维修的部件所处的状态分区; C_s 表示事后维修区间。

单部件系统预防性维修平均需求为

$$P_m = 1 \cdot P(x_1 \in P_s) + 0 \cdot P(x_1 \notin P_s) = P(x_1 \in P_s) \quad (9)$$

式中: P_s 表示预防性维修区间。系统状态划分如表 1 表示。相较于单部件系统, 两部件系统维修需求是在单部件系统维修需求的基础上叠加了另一个部件的维修需求。

表 1 两部件系统状态划分及维修需求

Table 1 State partition and maintenance requirements

of two-component systems				
	部件 2 状态 1	部件 2 状态 2	部件 2 状态 3	部件 2 状态 4
部件 1 状态 1	$C_lP_0O_0$	$C_lP_0O_1$	$C_lP_0O_0$	$C_2P_0O_0$
部件 1 状态 2	$C_0P_0O_0$	$C_0P_1O_0$	$C_0P_2O_0$	$C_1P_0O_0$
部件 1 状态 3	$C_0P_0O_0$	$C_0P_1O_0$	$C_0P_2O_0$	$C_1P_0O_1$
部件 1 状态 4	$C_0P_0O_0$	$C_0P_1O_0$	$C_lP_0O_0$	$C_lP_0O_0$

在叠加两个部件的维修需求后, 当第 2 部件的状态也处于事后维修区时, 系统的事后维修需求增加; 否则, 系统的事后维修需求保持不变。两部件系统的事后维修需求可表示为

$$C_{l^{(2)}} = (C_{l^{(1)}} + 1)P(x_2 \in C_s) + C_{l^{(1)}}P(x_2 \notin C_s) = P(x_1 \in C_s) + P(x_2 \in C_s) \quad (10)$$

式中: $C_{l^{(1)}}$ 、 $C_{l^{(2)}}$ 分别表示单部件系统的事后维修需求以及叠加两个部件后的系统的事后维修需求; x_2 表示第 2 部件所处的状态分区。

同样, 当第 2 部件位于预防性维修区时, 系统的预防性维修需求增加; 否则, 系统预防性维修需求不变。两部件系统的预防性维修需求可表示为

$$P_{m^{(2)}} = (P_{m^{(1)}} + 1)P(x_2 \in P_s) + P_{m^{(1)}}P(x_2 \notin P_s) = P(x_1 \in P_s) + P(x_2 \in P_s) \quad (11)$$

式中： $P_{m^{(1)}}$ 、 $P_{m^{(2)}}$ 分别表示单部件系统的预防性维修需求以及叠加两个部件后的系统的预防性维修需求。

在两部件系统中，机会维修需求的部件数量至多两个。当其中一个部件处于事后维修区或预防性维修区，且另一个部件处于机会维修区时，机会维修需求增加；在其他情况下则没有机会维修需求。

类似地，对于三部件系统来说，整个系统的维修需求是在两部件系统的基础上叠加得到。通过类比分析，可以归纳得出多部件系统在事后维修、预防性维修和机会维修活动中的需求组合。具体可表示为

$$\begin{cases} C_{f^{(M)}} = (C_{f^{(M-1)}} + 1)P(x_M \in C_s) + C_{f^{(M-1)}}P(x_M \notin C_s) = C_{f^{(M-1)}} + P(x_M \in C_s) \\ P_{m^{(M)}} = (P_{m^{(M-1)}} + 1)P(x_M \in P_s) + P_{m^{(M-1)}}P(x_M \notin P_s) = P_{m^{(M-1)}} + P(x_M \in P_s) \\ O_{n^{(M)}} = O_{n^{(M-1)}} + P(x_M \in O_s) \left[1 - \prod_{i=1}^{M-1} P(x_M \notin C_s + P_s) \right] \end{cases} \quad (12)$$

式中： $C_{f^{(M)}}$ 、 $P_{m^{(M)}}$ 、 $O_{n^{(M)}}$ 分别为 M 部件系统的事后维修需求、预防性维修需求和机会维修需求； x_M 为第 M 个部件所处的状态分区； O_s 表示机会维修区间。

在风电机组中，维修需求组合的计算是制定风电机组维修决策模型的基础，可进一步求解各部件的状态概率矩阵。

3 风电机组维修策略的优化

3.1 基于风电机组部件状态的检测模型

对风电机组部件有计划地进行检测可以准确观测到风电机组系统的真实状态。与定时检测相比，基于状态的检测在确定维修时间点及减少突发性故障方面更为有效。

用 $T_{i-(m+1)}$ 和 T_{i-m} 分别表示第 $m+1$ 次和第 m 次检测时间点，函数 $f(T_{i-m})$ 表示由检测点 T_{i-m} 推导出的特征确定的检测时间间隔。函数 $f(T_{i-m})$ 的具体形式由两个因素共同确定，分别是当前的劣化状态和潜在的劣化速率。当前的劣化状态包括传感器和监测设备的测量信号，如振动幅度、温度等指标。潜在的劣化速率影响因素是指影响系统状态的随机冲击，随机冲击通过影响风电机组的劣化程度并增加风电机组维修需求导致风电机组维修次数增加。且系统状态劣化程度越高，检测时间间隔就越短。系统的劣化程度越高，其失效的可能性就越大。因此，

当检测到系统处于较高的劣化水平时，就能保证系统获得更多关注。

在多状态劣化和随机冲击的背景下，基于状态的检测时间间隔由当前检测点 T_{i-m} 时的最新检测状态和已执行的检测次数共同决定。

以 N_{CM} 表示在检测点 T_{i-m} 时已执行的维修次数， K_2 和 K_3 是决定维修策略效果的两个因子，分别反映检测时间间隔与随机冲击对风电机组劣化的影响。部件状态和 N_{CM} 均与检测间隔成反比关系。

此外，维修行为也会影响基于状态的检测间隔。当在检测点之后执行了维修操作时，后续检测间隔将由改进后的系统状态决定。

3.2 维修决策状态转移分析

通常认为事后维修是使用全新的部件替换有缺陷的部件，因此维修效果较好，可以被视为完全维修^[22]。在风电机组中，非完全维修和完全维修可以通过维修后的状态概率来描述。 $P_{j,k}$ 表示在维修过程中从状态 j 转移到状态 k 的概率。

当 $P_{j,1} = 1$ 时，表示维修后部件状态恢复如新，即从状态 j 恢复到完好状态。当 $P_{j,j} = 1$ 时，表示维修后的状态与维修前相同。当 $0 < P_{j,k} < 1 (1 < j < k)$ 时，则维修后的状态介于“如新”和“如旧”之间的非完美维修。状态恢复过程中，状态转移幅度 $j-k$ 越大，维修效果越好。因此，维修效果可通过维修过程中状态转移幅度的随机特性来量化。维修后的状态不会比维修前更差，这保证了维修操作至少能够保持现有的状态，避免进一步的劣化。维修后恢复至全新状态或无恢复的概率相对较小，维修后状态通常集中在“如新”与“如旧”之间的某个状态。此特性表明大多数非完美维修操作效果处于两个极端之间。维修过程中部件的状态转移具有随机性。

基于上述特性，非完美维修的效果可表示为

$$P_{u,v_1} = \begin{cases} 0, v_1 > u \\ \frac{\lambda_1^{u-v_1}}{(u-v_1)!} e^{-\lambda_1}, 1 < v_1 \leq u < z \\ 1 - \sum_{w=2}^u \frac{\lambda_1^{u-w}}{(u-w)!} e^{-\lambda_1}, 1 = v_1 \leq u < z \end{cases} \quad (13)$$

式中： u 、 v_1 、 w 、 z 分别表示维修前状态、维修后状态、状态划分区间中劣化到下一个更差的状态、系统完全失效时的状态； $\lambda_1^{u-v_1}$ 、 λ_1^{u-w} 分别表示在随机冲击影响下的非完美维修修复程度、在随机冲击影响下劣化到下一更差状态的非完美维修修复程度。

通常系统在维修前的状态越好，其维修后的恢

复效果也越好。由于预防性维修的恢复效果通常优于机会维修, 因此, 对于机会维修和预防性维修, 分别设定其维修修复程度 $\lambda_1 = \lambda_o$ 和 $\lambda_1 = \lambda_p$, 且 $\lambda_o < \lambda_p$ 。 λ_o 与 λ_p 表示采取机会维修与预防性维修时的修复效果。机会维修和预防性维修的效果可分别表示为

$$p_{u,v_1}^o = \begin{cases} \frac{\lambda_o^{u-v_1}}{(u-v_1)!} e^{-\lambda_o}, o \leq u \leq p-1, 1 < v_1 \leq u \\ 1 - \sum_{w=2}^u \frac{\lambda_o^{u-w}}{(u-w)!} e^{-\lambda_o}, o \leq u \leq p-1, v_1 = 1 \\ 0, \text{ else} \end{cases} \quad (14)$$

$$p_{u,v_1}^p = \begin{cases} \frac{\lambda_p^{u-v_1}}{(u-v_1)!} e^{-\lambda_p}, p \leq u \leq z-1, 1 < v_1 < u \\ 1 - \sum_{w=2}^u \frac{\lambda_p^{u-w}}{(u-w)!} e^{-\lambda_p}, p \leq u \leq z-1, v_1 = 1 \\ 0, \text{ else} \end{cases} \quad (15)$$

式中: o 、 p 分别为机会维修阈值与预防性维修阈值。

将单个部件的维修过程表示为状态恢复转移矩阵 $\mathbf{R} = (r_{j,k})_{z \times z}$, 其中 $r_{j,k}$ 代表维修后部件从状态 j 转移到状态 k 的概率。根据给定的风电机组状态划分, 单个部件的状态空间分为 4 个区间, 分别对应 4 种不同的维修需求和效果, 因此存在 4 种不同的状态转移规律。基于劣化状态空间的划分, 可对转移矩阵 \mathbf{R} 进行如下的分块处理, 分为 $[\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_{16}]$ 。当部件的初始状态位于正常区时, 其状态转移矩阵可分别为 \mathbf{R}_1 、 \mathbf{R}_2 、 \mathbf{R}_3 、 \mathbf{R}_4 , 在此情况下, 部件没有任何维修活动发生, 无状态转移。当 $1 \leq j < o$ 时,

其一步状态转移概率 $r_{u,v} = \begin{cases} 1, u = v \\ 0, \text{ else} \end{cases}$ 。当部件的初始

状态位于区间机会维修区时, 其状态转移矩阵为 \mathbf{R}_5 、 \mathbf{R}_6 、 \mathbf{R}_7 、 \mathbf{R}_8 。由于单部件系统中不存在其他部件可以提供机会维修, 因此状态区间同样没有维修需求, 也没有状态的转移。因此, 当 $o \leq j < p$ 时,

其一步状态转移概率 $r_{u,v} = \begin{cases} 1, u = v \\ 0, \text{ else} \end{cases}$ 。当部件的初始

状态位于预防性维修区域时, 状态转移矩阵分别为 \mathbf{R}_9 、 \mathbf{R}_{10} 、 \mathbf{R}_{11} 、 \mathbf{R}_{12} , 在这种情况下, 对部件进行预防性维修, 维修后的状态向以前状态恢复, 状态转移的概率 $r_{j,k}$ 即为维修效果的概率 $p_{j,k}$ 。当部件的初始状态位于事后维修区域时, 状态转移矩阵分别为

\mathbf{R}_{13} 、 \mathbf{R}_{14} 、 \mathbf{R}_{15} 、 \mathbf{R}_{16} 。在事后维修中, 状态会恢复至全新状态。因此, 当 $j = z$ 时, 其一步状态转移概

$$r_{u,v} = \begin{cases} 1, v = 1 \\ 0, \text{ else} \end{cases}。$$

多部件系统中, 确定维修过程中状态转移概率矩阵的关键在于识别部件是否具备机会维修的可能性。对于任意部件 i 而言, 如果另一部件 j 处于正常区 U_s 或机会维修区 O_s , 即满足 $\bigcap_{j=1, j+i}^M (S_j \in U_s + O_s)$, 则部件 i 无法获得机会维修的条件。

当部件 i 的状态位于不维修区域、预防性维修区域或事后维修区域时, 其维修恢复过程与恢复状态同单部件系统。不发生状态转移的情况包括两种情形: 1) 没有维修机会; 2) 存在机会维修但维修效果为修复如旧, 当 $r_{j,j} = P_o \cdot P_{j,j} + 1 - P_o$ 时, 其对应的概

率为 $r_{u,v} = \begin{cases} P_o \cdot P_{j,k}, j \geq k \\ 0, \text{ else} \end{cases}$ 。其中: P_o 表示该部件触

发机会维修的概率; $P_{j,j}$ 表示停留在当前状态的概率; $P_{j,k}$ 表示从 j 到状态 k 的概率。

3.3 维修决策费用模型

降低风电机组系统的运维成本, 确保系统经济、可靠地运行, 是维修决策的主要目标。本文以检测周期、机会维修阈值和预防性维修阈值为维修决策变量, 一方面尽量减少因检测周期过短或过长而产生的额外费用, 另一方面避免不合理的维修阈值引发的系统运维成本增加。最佳检测策略能够及时识别系统的当前性能状态, 以避免错过适时采取维修行动的关键时机。因此, 采用优化后的维护策略, 能够尽可能缩小可能的维修时间点与相应检测时间点之间的偏差, 同时减少检测的频次。维修方式偏差成本公式为

$$C = \sum_{j=1}^{N_{PM}} c_{P-PM} (T_{PM-j} - T_{I-j}) + \sum_{k=1}^{N_{CM}} c_{P-CM} (T_{CM-k} - T_{I-k}) + \sum_{l=1}^{N_{OM}} c_{P-OM} (T_{OM-l} - T_{I-l}) \quad (16)$$

式中: N_{PM} 、 N_{CM} 、 N_{OM} 分别表示预防性维修次数、事后维修次数、机会维修次数; c_{P-PM} 、 c_{P-CM} 、 c_{P-OM} 分别为预防性维修、事后维修、机会维修的单位偏差成本; T_{PM-j} 、 T_{CM-k} 、 T_{OM-l} 分别为第 j 次预防性维修、第 k 次事后维修、第 l 次机会维修的执行时间; T_{I-j} 、 T_{I-k} 、 T_{I-l} 分别为对应维修行动之前最近一次检查的时间。

以 k 个检测周期内平均费用率最低为目标, 建

立维修决策模型。总平均费用可表示为

$$E(c_{\text{total}}(T, o, p)) = \sum_{k=1}^K E(c_k(T, o, p)) \quad (17)$$

式中： $c_{\text{total}}(T, o, p)$ 为第 k 个周期内检测周期长度 T 、机会维修阈值 o 、预防性维修阈值 p 这 3 个决策变量组合下的总费用； $c_k(T, o, p)$ 为在第 k 个检测周期内 T 、 o 、 p 这 3 个决策变量组合下产生的费用。

在任意的第 k 个检测周期内所产生的检测费用为 c_{ins} ，故障后损失为 c_f ，周期内产生的平均准备费用为

$$E(c_{\text{ins}}^k) = \left[1 - \prod_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^{p-1} \alpha_{i,j}^k \right) \right] c_{\text{ins}} \quad (18)$$

式中： c_{ins}^k 、 $\alpha_{i,j}^k$ 分别表示在第 k 个检测周期内的检测费用和状态 i 到状态 j 的转移概率。

预防性维修费用可表示为

$$E(c_p^k) = c_p \sum_{i=1}^M P(x_i \in P) + c_{p-\text{PM}} \sum_{i=1}^M (T_{\text{PM}-i} - T_{i-1}) \quad (19)$$

事后维修费用可表示为

$$E(c_c^k) = c_c \sum_{i=1}^M P(x_i \in C) + c_{p-\text{CM}} \sum_{i=1}^M (T_{\text{CM}-i} - T_{i-1}) \quad (20)$$

机会维修费用可表示为

$$E(c_o^k) = c_o \sum_{i=1}^M P(x_i \in O) + c_{p-\text{OM}} \sum_{i=1}^M (T_{\text{OM}-i} - T_{i-1}) \quad (21)$$

式中： c_p^k 、 c_c^k 、 c_o^k 、 c_p 、 c_c 、 c_o 分别表示在第 k 个检测周期内预防性维修费用、事后维修费用、机会维修费用和整个检修周期内的预防性维修费用、事后维修费用、机会维修费用。

综上，在一个寿命周期内平均产生的费用为

$$E(C_k(T, o, p)) = c_{\text{ins}} + E(c_f^k) + E(c_c^k) + E(c_p^k) + E(c_o^k) \quad (22)$$

式中： $C_k(T, o, p)$ 表示整个寿命周期内的费用； c_f^k 表示检测周期内产生的故障后损失费用。

风电机组维修决策的目标函数可表示为

$$\min C(T, o, p) = \min \frac{\sum_{k=1}^K E(C_k(T, o, p))}{KT} \quad (23)$$

式中： $C(T, o, p)$ 表示风电机组整个寿命周期内所产生的总费用； K 表示在风电机组整个寿命周期内总的检测周期数。

4 算例验证

4.1 算例数据计算

为验证本文提出的维修策略的有效性，以酒泉

某风电场 3 MW 双馈异步并网风电机组为主要研究对象，该机组实测数据来自风电机组监测系统(包含齿轮箱振动、发电机转子温度等传感器信号)及运维工单记录，结合酒泉气象数据，酒泉地区年均 8 级以上强风次数为 120 次/年，在强风冲击后 24 h 内，风电机组齿轮箱油温异常概率提升，证明冲击对劣化的加速效应。设 $c_{\text{ins}} = 5$ ，其随机冲击到达率 λ 、劣化速率 μ 、劣化速率变化率 σ 以及失效阈值 H 可通过故障数据进行参数估计得到^[23]，如表 2 所示。

表 2 基本参数

Table 2 Basic parameters

参数	发电机	传动系统	变桨系统	风轮系统
λ	0.0067	0.0050	0.0040	0.0036
μ	0.3	0.25	0.20	0.15
σ	0.001	0.0015	0.0008	0.0005
H	0.303	0.250	0.200	0.150

为了制定有效的维护策略，本文基于设备劣化物理特性与运行监测数据，将发电机、传动系统、变桨系统和风轮系统分别划分为 9 个状态空间。其中 $S_1 - S_9$ 依次对应部件从最佳运行状态到完全失效的渐进劣化过程，每个状态均对应特定的性能指标阈值与失效风险等级。根据各状态的维修需求进一步划分出预防性维修区、事后维修区、机会维修区和不维修区 4 个策略区间。基于风电机组长期运行监测数据，结合 SMP 建模，分别推导得到 4 个关键部件的状态转移矩阵 $p_1 - p_4$ ，为量化劣化趋势与维修决策提供数据支撑。

$$p_1 = \begin{bmatrix} 0.85 & 0.10 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.80 & 0.15 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.75 & 0.20 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.70 & 0.25 & 0.05 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.65 & 0.30 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.60 & 0.35 & 0.05 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.55 & 0.40 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.50 & 0.50 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.00 \end{bmatrix}$$

$$p_2 = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.08 & 0.02 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.85 & 0.10 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.80 & 0.15 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.75 & 0.20 & 0.05 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.70 & 0.25 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.65 & 0.30 & 0.05 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.60 & 0.35 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.55 & 0.45 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.00 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 p_3 = & \begin{bmatrix} 0.88 & 0.10 & 0.02 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.83 & 0.12 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.78 & 0.17 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.73 & 0.20 & 0.07 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.68 & 0.25 & 0.07 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.63 & 0.30 & 0.07 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.58 & 0.35 & 0.07 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.53 & 0.47 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.00 \end{bmatrix} \\
 p_4 = & \begin{bmatrix} 0.92 & 0.07 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.87 & 0.10 & 0.03 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.82 & 0.15 & 0.03 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.77 & 0.18 & 0.05 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.72 & 0.23 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.67 & 0.28 & 0.05 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.62 & 0.33 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.57 & 0.43 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.00 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

矩阵元素 p_{ij} 表示部件从当前状态 i 在下一个检测周期转移到状态 j 的概率。如 $p_{23} = 0.15$ 表示部件处于状态 2 时, 有 15% 的概率在下一周期劣化到状态 3; $p_{22} = 0.80$ 表示有 80% 的概率保持在状态 2 不变; $p_{21} = 0.05$ 表示有 5% 的概率因维修或其他原因恢复到更好的状态 1。状态 9 为完全失效, 一旦进入通常只能通过事后维修恢复。

通过本文提出的风电机组维修策略, 可以获得检测费用 c_{ins} 。如图 3 和图 4 所示, 随着参数 K_2 和 K_3 的变化, 系统的检测总数随之上升且随机冲击因素对风电机组劣化状态的影响也随之增大。存在最优的组合, 可以有效地减少风电机组的维修偏差费用。风电机组的优化检测策略的结果如表 3 所示。

4.2 风电机组维修策略模型验证

通过分析风电机组采用不同维修方式修复效果参数 λ_o 、 λ_p 和各决策变量对系统第 k 个周期末状态概率分布的影响, 来验证风电机组决策模型的正确性。

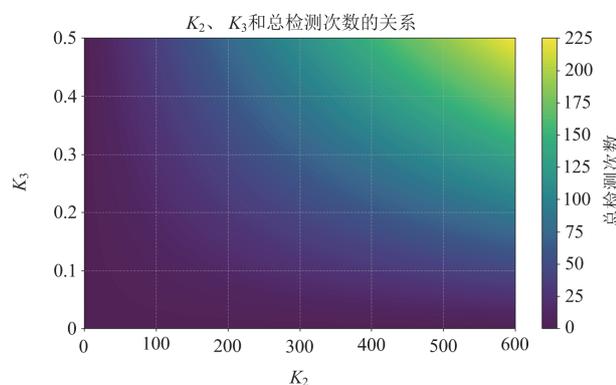


图 3 K_2 、 K_3 对检测总数的影响

Fig. 3 Influence of K_2 and K_3 on the total number of inspections

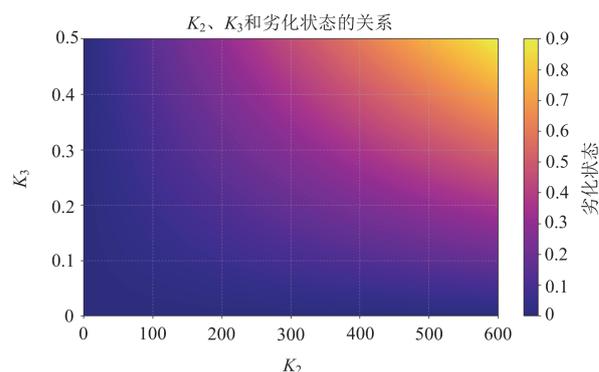


图 4 K_2 、 K_3 对劣化状态的影响

Fig. 4 Influence of K_2 and K_3 on degradation state

表 3 维修方式和维修偏差影响
Table 3 Influence of maintenance modes and maintenance deviations

K_2	K_3	$c_{ins}/\text{万元}$
303.03	0.199	5.36
453.17	0.321	5.63
581.83	0.487	6.07

维修效果参数是表征维修后部件状态恢复程度的核心物理量, 其取值反映了维修操作对部件劣化状态的逆转能力。随着两个维修效果参数同步增大, 部件在维修后从较高劣化状态向更低劣化层级跃迁的趋势更为显著, 状态恢复的深度和有效性随之提升。如图 5 和图 6 所示, 由于两参数均用于量化维修行为对部件状态的改善作用, 其物理本质均指向维修操作的“状态复原能力”, 故二者对系统状态概率分布的影响呈现出一致的变化趋势。具体而言, 维修效果参数的数值越大, 风电机组部件在完成维修后回归至正常运行区的可能性越强, 进而提升系统整体的运行可靠性水平。

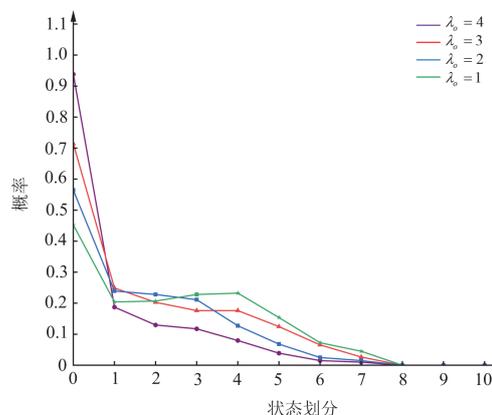


图 5 λ_o 对系统状态概率分布的影响

Fig. 5 Influence of λ_o on the state probability distribution of the system state

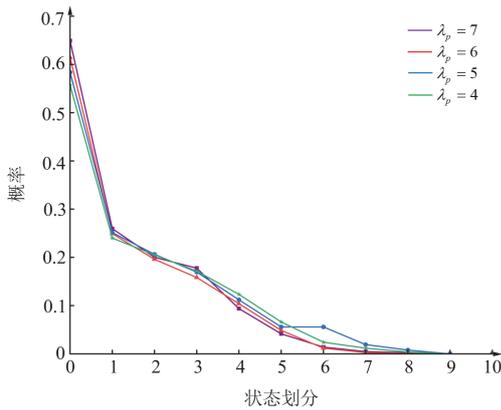


图 6 λ_p 对系统状态概率分布的影响

Fig. 6 Influence of λ_p on the state probability distribution of the system state

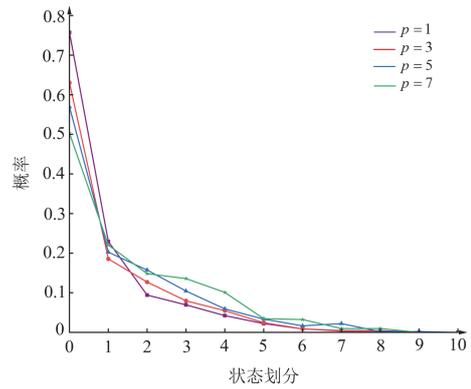


图 9 预防性维修阈值对状态概率分布的影响

Fig. 9 Influence of the preventive maintenance threshold on the state probability distribution

风电机组维修决策中的检测周期、机会维修阈值以及预防性维修阈值对部件状态概率分布的影响分别如图 7—图 9 所示。

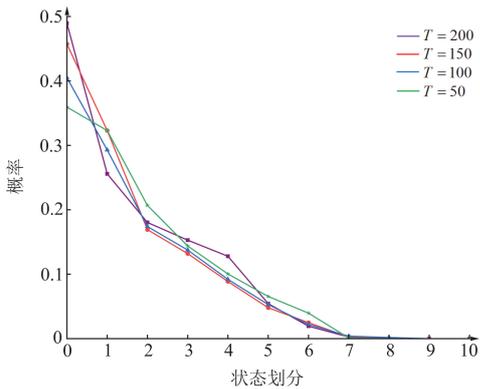


图 7 检测周期对状态概率分布的影响

Fig. 7 Influence of the detection period on the state probability distribution

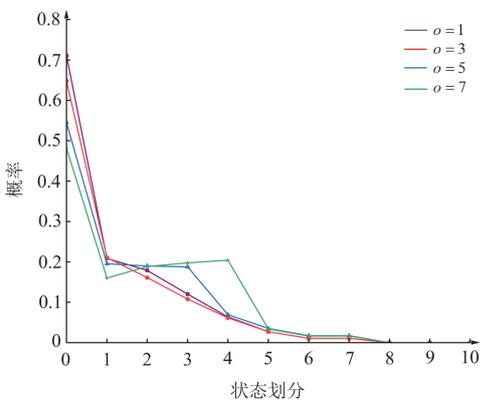


图 8 机会维修阈值对状态概率分布的影响

Fig. 8 Influence of the opportunistic maintenance threshold on the state probability distribution

随着检测周期 T 的增大，部件故障概率增大，维修后恢复到之前状态的概率也增大。随着机会维修阈值 o 的增大，部件的维修区间缩小，维修概率降低。随着预防性维修阈值 p 的增大，机会维修的概率增大，相应预防维修的概率减小，维修后恢复至全新状态 1 的概率也随之减小。

4.3 风电机组维修决策费用率模型验证

机会维修阈值 o 和预防性维修阈值 p 是在维修成本、停机损失和可靠性之间进行权衡的决策变量。阈值设定过低，会导致维修过于频繁，增加预防性维修和机会维修成本；阈值设定过高，则可能错过最佳维修时机，增加事后维修成本和故障停机风险。本文提出的组合维修策略中，阈值并非预先固定，决策变量与检测周期一并纳入优化模型，以系统平均费用率最小为目标进行联合求解。优化的目标是在满足一定可靠性要求的前提下，找到使长期运行总成本最低的 o 、 p 、 T 组合，最终通过优化算法寻找最优解。

以传动系统为例，如图 10 所示，随着检测周期长度从初始值逐渐延长，费用呈现先降后升的变化趋势并形成明显的最小值拐点。当检测周期处于较小范围时，若使检测周期延长将直接导致系统检测频次递减，检测工作带来的人力、设备损耗等成本随之降低，在维修费用尚未显著增加的阶段，总费用率随周期延长而逐步下降；而当检测周期超过临界值后，较长的间隔使部件劣化状态无法及时被监测，潜在故障发展加剧，维修需求从偶发状态转变为频发状态，维修工作的材料、工时及停机损失等费用增加，最终导致总费用增加。

如图 11 所示，当机会维修阈值较低时，随着阈值逐步增大，系统内受到机会维修的部件数量会逐渐减少，由此产生的机会维修费用也会相应降低，

进而导致总费用随之下降。当机会维修阈值提升到超出某一限度时, 系统中能够被机会维修的部件数量会减少, 同时, 接受预防性维修以及故障发生后维修的部件数量会增多, 导致维修费用相应增加, 进而使得总费用上升。

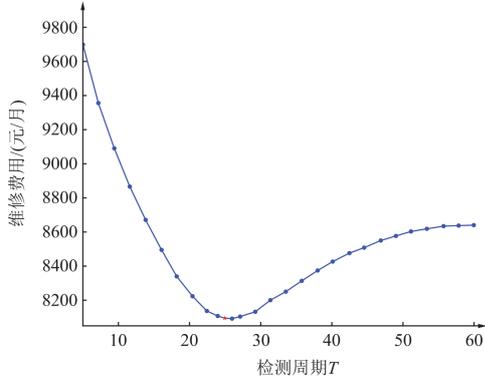


图 10 检测周期对费用的影响

Fig. 10 Influence of the detection period on the cost

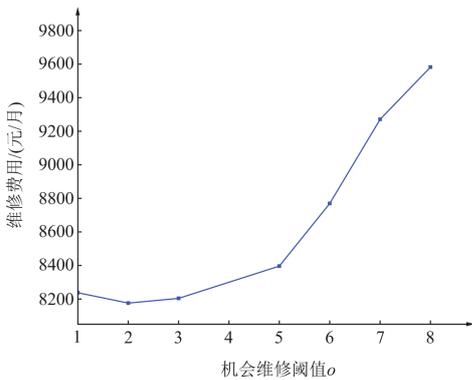


图 11 机会维修阈值对费用的影响

Fig. 11 Influence of the opportunistic maintenance threshold on the cost

如图 12 所示, 随着预防性维修阈值的增加, 总费用存在最小点。当预防性维修阈值较小时, 系统中被预防性维修的部件减少, 产生的预防性维修费用减少, 进而使产生的总费用减少; 而当阈值增大到一定程度后, 系统中被机会维修和事后维修的部件增加, 产生的维修费用增加, 进而使产生的总费用增加。

综合上述实验结果及分析过程, 系统检测周期及各维修阈值的改变均会对决策模型造成一定的影响, 且对每一个决策变量均存在费用最小点, 验证了本文决策模型的正确性。

4.4 维修决策结果

本文采用蝴蝶优化算法对模型进行求解, 共开展 20 次实验。维修成本与迭代次数的关系如图 13 所示, 求解结果在第 56 代个体后收敛, 最终得到系统最优维修费用为 520.2 万元。求解得到最优维修

决策变量分别为 $T = 24.7890$ 周、 $o = 3$ 、 $p = 6$ 。

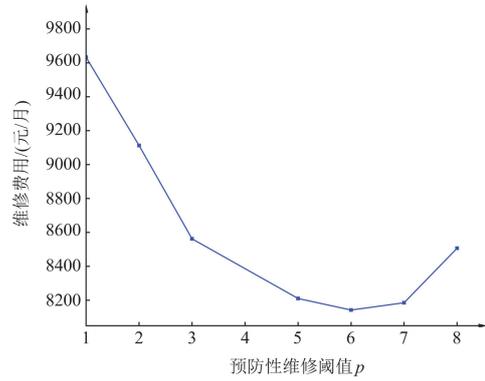


图 12 预防性维修阈值对费用的影响

Fig. 12 Influence of the preventive maintenance threshold on the cost

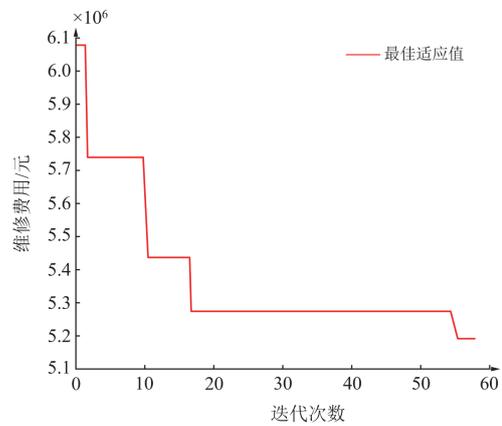


图 13 模型求解迭代图

Fig. 13 Iteration diagram of model solution

实验过程中记录各次迭代的维护费用及决策变量组合, 最终从 20 次实验结果中筛选出总维护费用最低且满足工程约束条件的最优解, 如表 4 所示。

表 4 部分维修策略优化结果

Table 4 Optimization results of some maintenance strategies

总维护费用/万元	决策变量		
	检测周期/周	机会维修阈值	预防性维修阈值
590.5	26.6410	4	7
583.2	26.1103	4	7
561.8	25.5619	4	7
553.1	25.1918	4	7
543.6	25.0010	3	6
⋮	⋮	⋮	⋮
537.4	24.8800	3	6
520.2	24.7890	3	6
558.5	25.7433	3	6
578.1	26.7386	4	7

4.5 维修策略对比分析

若不进行机会维修，只进行预防性维修和事后维修，令 $o = p$ ，对其求解，结果如图 14 所示。

取 20 次优化的最好解为： $T = 63.61$ 周、 $p = 5$ 。对应的最小维护费用为 541.7 万元。由此可得，在考虑多种维修策略的联合应用后降低了系统的维修费用，验证了所提策略对降低风电机组总体维护费用的有效性。

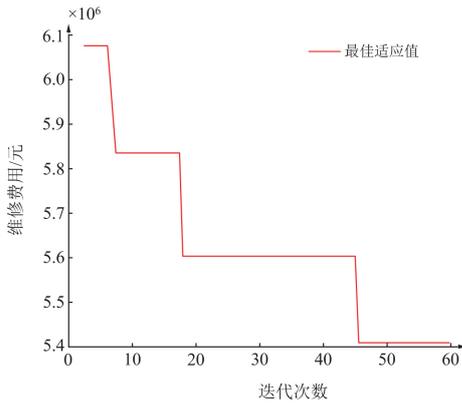


图 14 预防性维修模型求解迭代图

Fig. 14 Iteration diagram of preventive model solution

4.6 灵敏度分析

依次对参数 μ 、 c_c 、 c_p 、 c_o 的取值进行调整，分析维修费用及决策变量的变化，以分析决策模型对该参数的灵敏度。劣化参数的变化情况如表 5 所示。

表 5 劣化参数对维修策略的影响

Table 5 Influence of deterioration parameters on maintenance strategies

劣化参数	费用/万元	决策变量		
		检测周期/周	机会维修阈值	预防性维修阈值
0.0050	473.5	28.615	3	6
0.0067	520.2	24.789	3	6
0.0080	524.3	24.865	3	7
0.0100	528.9	23.743	4	7
0.0120	533.7	21.796	4	8

随着 μ 的增大，部件故障维修概率增大，对应的维修费用也增大。此时需调节检测周期和维修阈值来避免欠维修和过维修，从而保证系统费用最低。

维修费用参数影响情况由表 6 可知，随着机会维修费用和预防性维修费用的增加，系统总体维修费用增加。此时通过增大检测周期，减少机会维修或预防性维修的频率来降低总的费用。随着事后维修费用的增加，系统总体费用增加。此时通过减小检测周期，以降低部件的故障率，减少事后维修费用，进而降低总的费用。

表 6 维修费用参数对维修策略的影响

Table 6 Influence of maintenance cost parameters on maintenance strategies

参数	费用/万元	决策变量		
		检测周期/周	机会维修阈值	预防性维修阈值
15	451.5	27.502	3	6
20	520.2	24.789	3	6
25	534.8	23.981	3	6
30	550.1	23.315	4	7
35	553.5	22.894	4	7

由以上实验结果可知，风电机组对部件劣化参数较敏感，同时风电机组维修费用与检测周期和维修阈值的相关性较强。该结果表明在保证最低维修费用率下，对相关参数的调整会不同程度影响到系统的决策变量，证明了联合决策研究的必要性和降低风电机组维修成本的有效性。

5 结论

本文通过对风电机组的多状态劣化过程进行建模，提出了一种基于随机冲击和多状态劣化并结合多种维修策略的风电机组综合维修策略模型，重点考虑了预防性维修、机会维修和事后维修，分别对维修效果和费用进行了优化分析。以系统费用最小为目标，建立最优决策模型。最后通过仿真验证了模型的有效性。结果表明，通过对不同维修策略的综合应用，显著降低了风电机组的运维成本，同时提高了系统可靠性。此外，通过灵敏度分析验证了模型在不同参数条件下的稳定性。本文的研究结果为风电机组维修策略的制定提供了科学的理论依据，有助于风电场在实际运维中实现更优的成本效益与系统可靠性。

参考文献

- [1] CAO Y, LUO J, DONG W. Optimization of condition-based maintenance for multi-state deterioration systems under random shock[J]. Applied Mathematical Modelling, 2023, 15.
- [2] WANG J, XIA Y, QIN Y, et al. Optimal external opportunistic maintenance for wind turbines considering wind speed[J]. International Journal of Green Energy, 2024, 21.
- [3] 赵洪山, 张健平, 高夺, 等. 风电机组的状态-机会维修策略[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(15): 3851-3858. ZHAO Hongshan, ZHANG Jianping, GAO Duo, et al. A condition based opportunistic maintenance strategy for wind turbine[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(15): 3851-3858.
- [4] CHA J, FINKELSTEIN M. Optimal age-based preventive maintenance for multi-state systems[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 145: 1-8.

- [5] LIN D, ZHOU J. Condition-based maintenance optimization for series systems[J]. Journal of Applied Probability, 2018, 55(3): 789-800.
- [6] LU Z, HE X, CHEN X. Time-based preventive maintenance for complex systems with multiple components[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2019, 68(4): 1234-1245.
- [7] ZHANG Z, YANG L. State-based opportunistic maintenance with multifunctional maintenance windows[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 70(4): 1481-1494.
- [8] LI M, WANG M, KANG J, et al. An opportunistic maintenance strategy for offshore wind turbine system considering optimal maintenance intervals of subsystems[J]. Ocean Engineering, 2020, 216.
- [9] 俞梦琦, 史凯龙, 周晓军. 基于双时间窗的多设备串行系统机会维护策略[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(1): 69-75.
YU Mengqi, SHI Kailong, ZHOU Xiaojun. Opportunistic maintenance strategy for multi-unit serial systems based on dual time window[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2020, 54(1): 69-75.
- [10] BERRADE M D, SCARF P A. Maintenance optimization for dependent components[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 159: 128-138.
- [11] YU W, LIN M. Dynamic selective maintenance for multi-state systems[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2022, 236(4): 802-814.
- [12] WANG Z, ZHU H. Inventory and condition-based maintenance for k-out-of-n systems[J]. Operations Research Letters, 2021, 49(5): 692-697.
- [13] CHANG Y, DAO P. Availability estimation for multi-state flow networks[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 67(2): 452-460.
- [14] 刘勤明, 王海洲, 成卉, 等. 考虑故障相关与外部冲击的风电机组机会维护策略研究[J]. 机械设计, 2022, 39(8): 48-57.
LIU Qinming, WANG Haizhou, CHENG Hui, et al. Research on wind turbine's opportunistic maintenance strategy with fault correlation and external impact taken into consideration[J]. Mechanical Design, 2022, 39(8): 48-57.
- [15] YANG Z, LABEAU P. Production scheduling with maintenance for multi-state systems[J]. Annals of Operations Research, 2020, 295(1): 425-443.
- [16] 符杨, 杨凡, 刘璐洁, 等. 考虑部件相关性的海上风电机组预防性维护策略[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 4057-4063.
FU Yang, YANG Fan, LIU Lujie, et al. Preventive maintenance strategy for offshore wind turbines considering component correlation[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 4057-4063.
- [17] 颜云松, 孙宁, 张楠, 等. 基于预防检修周期优化的电网稳定控制系统失效风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(17): 139-146.
YAN Yunsong, SUN Ning, ZHANG Nan, et al. Evaluation of unavailability risk of the security and stability control system of power systems based on optimization of the preventive maintenance period[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(17): 139-146.
- [18] 李生虎, 赵慧洁, 周慧敏, 等. 基于可靠性灵敏度的UHVDC系统预防性检修优化[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(3): 68-75.
LI Shenghu, ZHAO Huijie, ZHOU Huimin, et al. Reliability sensitivity-based optimization for a UHVDC transmission system with preventive maintenance[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 68-75.
- [19] 黄玲玲, 马永杰, 应飞翔, 等. 基于剩余寿命预测信息的风电场动态成组维护策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(16): 178-187.
HUANG Lingling, MA Yongjie, YING Feixiang, et al. Dynamic group maintenance strategy for a wind farm based on residual life prediction information[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(16): 178-187.
- [20] ZHAO Y, SONG Z, LI D, et al. Wind turbine gearbox fault diagnosis based on multi-sensor signals fusion[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(4): 96-109.
- [21] 陈伟, 孙存育, 裴婷婷, 等. 计及劣化状态和随机故障的光伏发电系统视情维修模型以及最优检修策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 154-166.
CHEN Wei, SUN Cunyu, PEI Tingting, et al. Condition-based maintenance model and optimal maintenance strategy of a photovoltaic power generation system considering deterioration state and random failure[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 154-166.
- [22] 陈伟, 李旭斌, 纪青春, 等. 一种基于关联集和可用度的光伏发电系统维护策略[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(14): 94-104.
CHEN Wei, LI Xubin, JI Qingchun, et al. A maintenance strategy for a photovoltaic power generation system based on an associative set and availability[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(14): 94-104.
- [23] 黄威, 胡博, 谢开贵, 等. 计及老化失效与系统可靠性的电力变压器群体预防性检修/退役计划协同优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(23): 135-149.
HUANG Wei, HU Bo, XIE Kaigui, et al. A collaborative optimization method for preventive overhaul/retirement planning of power transformer fleets considering aging failure and system reliability[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(23): 135-149.

收稿日期: 2024-12-22; 修回日期: 2025-07-11

作者简介:

林洁(1982—), 女, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为新能源发电与综合能源利用; E-mail: 449066528@qq.com

兰斌(1998—), 男, 通信作者, 硕士, 研究方向为新能源发电与综合能源利用; E-mail: 342980659@qq.com

陈伟(1976—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为新能源发电与综合能源利用。E-mail: chenlin@lut.cn

(编辑 周金梅)