风电机组突发性故障状态检修决策模型研究

风电机组的突发性故障会给风力发电中心带来极为严重的停机损失，为此提出一种基于状态机会检修原理的风电机组突发性故障检修决策模型。提取风电机组振动单元的故障信号特征，并对高频信号进行降频和消噪处理；依据风电机组的状态机会检修原理，分别设定模型的故障机会阈值函数和工作状态阈值函数，并识别出系统产生突发性故障风险的概率；基于临界矩阵确定出风电机组不同组成部分之间的故障相关性，进而实现对风电机组突发性故障位置及故障严重程度的精准判断。实验结果表明，该检修决策模型在检测准确度、检修效率及预防成本控制等方面均具有明显优势。

张　勇／江苏宏源电气有限责任公司

张　勇／工程师

关键词／Keywords
风电机组·
故障·
状态机会检修·
阈值函数·

0　引言

能源是推动经济发展的主要源动力之一，工业革命以来伴随着全球各国生产力水平的显著提高，对于石油、煤炭和天然气等不可再生资源的需求量，呈现出几何数字的增长。特别是进入20世纪下半叶以来，不可再生能源的已探知储备量，远远跟不上世界各国经济的发展速度。更为严重的是，大量地燃烧使用这些高碳类资源、能源，对全球的生态环境造成了严重的污染，例如气候变暖、臭氧层破坏和全球范围内的PM2.5严重超标事件等，都与大量使用这些高碳类资源密切相关。我国是一个资源、能源消耗大国，但资源、能源的使用效率远远低于世界上的发达国家，近30年来我国也为经济的爆炸式发展付出了惨重的代价，面临着能源枯竭和生态破坏的窘境。在这样的背景下，包括我国在内的世界各国都在寻求一条解决经济发展与环境保护这一矛盾的最优路径，而以风能[1-2]、太阳能为代表的清洁能源受到越来越多的关注。我国地大物博，风力能源储量丰富。据不完全统计，我国的可利用风力资源超过了15万km^2，从国家的视角出发，我国已经建立了相对完善的风力资源开发及利用体系，并不断提高风力设备的装机容量，为今后风能的大规模使用奠定了基础。

风电机组是风力发电系统[3-4]的核心组成部分，鉴于风电机组的野外作业环境恶劣，且内部结构相对复杂，因此存在较大的故障风险。风电机组一旦发生突发性故障，会造成严重的经济损失。为提高风电机组持续工作的稳定性，减少突发状况的发生，需要采用一定的监控模式持续监控风力发电机组的工作状态，并提高发电机组的可靠性，降低检修成本。针对如何应对风电机组的突发性事故，前人已有了大量的研究，文献[5]提及的基于BP神经网络的检测模型，检测耗时长、成本高，也很难获得令人满意的检测准确度；而文献[6]提出基于半马尔可夫理论设计的检测模型，针对单一的零部件故障检测可以获得较高的检测准确度，但对于复杂的风电机组检测准确度会显著下降，且这种检修决策模型在检测成本控制上没有优势。为此，本文提出基于状态机会检修原理的风电机组检修模型研究，可以快速实现对复杂风电机组故障的精准识别与检测。同时，该检测模型在成本控制上也具有一定优势。

1 风电机组突发性故障振动信号特征提取

风力系统中风电机组的突发性故障，可以被视为一个随机变量，若在t时刻风电机组发生故障的概率为P，则发生故障的分布函数$\xi(t)$可以表示为

$$\xi(t)=P \quad t\geqslant 0 \tag{1}$$

式中，函数$\xi(t)$满足$\xi(0)=0$，$\lim_{t>0}\xi(t)=1$。

由于风电机组的故障变量多为连续性的状态变量，故可以采用概率密度指标进行表示，设突发性故障概率密度表示为$\varsigma(t)$，则$\xi(t)$也可以表示为

$$\xi(t)=\int_0^i \varsigma(t)\mathrm{d}t \tag{2}$$

风电机组发生突发性故障前，系统的振动信号特征通常会发生改变，基于状态机会检修原理而设计的故障决策模型，可以从风电机组振动信号的变化中识别出这种变化，并提示检修人员提前关注风电设备的工作状态，并制定好维修预案。目前，主流的风电机组的机械部分结构主要由前后机浆系统、驱动系统、轮毂、叶片和冷却系统等部分构成。由于风电机组长期在野外恶劣的环境下作业，易受到风沙雨雪的侵蚀，容易产生突发性故障。不同的故障类型在振动过程中所产生的特征信号也不尽相同，具体的应对方案也会存在差异。为更准确地识别出突发性故障特征的类型，需要先分析风电机组的主要故障形式，如图1所示。

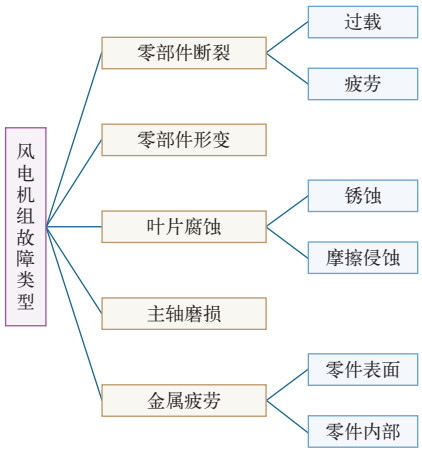

图1 风电机组的主要突发性故障类型

风电机组的突发性故障状态类型不同，其产生的振动信号也会存在差异，基于状态机会检修原理构建的风电机组检修模型，首先通过对采集到的机组振动信号的特征识别及小波重构，将突发性故障特征信号从干扰噪声信号中分离，精确定位故障类型与故障位置，进而确定状态维修阈值函数及机会维修阈值函数，实现对风电机组故障的准确检测。风电系统常用的特征信号采集单元往往只能够分解低频信号，而有用的突发性故障特征信号混杂在噪声信号之中，且信号的频段较高。本文采用小波变换的方式，对高频信号进行分解，且滤除高频信号中过多的噪声干扰。对系统高频信号的分解采用多次分解的方式，基于特征信号的时域特征对高频信号进行降频处理，并将信号的时频特征投影到各自对应的小波区间。

设故障的分布函数$\xi(t)$中，包含的原始故障特征信号为$s(t)$，信号的高频部分和低频部分分别表示为$L(t)$和$H(t)$，则包含两层原始突发性故障的小波分解如图2所示。

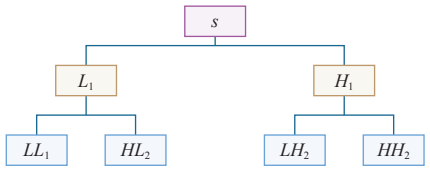

图2 风电机组特征故障信号两层次小波分解

对风电机组的含噪高频特征信号分解过程，可采用如下关系式表示

$$s(t)=L(t)L(t)_1+H(t)L(t)_2+L(t)H(t)_2+H(t)H(t)_2 \tag{3}$$

若h_i和l_i分别为处理高低频特征信号的滤波器组合，那么对风电机组特征信号的小波变化，及高频信号重构过程可以表示为

$$\begin{cases} H(t)_i^{j+1,2n}=\sum_i h_{i-2j}g_i^{j,n} \\ H(t)_i^{j+1,2n+1}=\sum_i g_{i-2j}h_i^{j,n} \\ H(t)_i^{j,n}=\sum_i h_{i-2j}g_i^{j,n}+\sum_i h_{i-2j}g_i^{j,n} \end{cases} \tag{4}$$

在高频信号的小波重构中，决策模型采用了奇偶数的筛选方式，在对风电机组的高频信号分解同时，也保留低频突发性故障信号细节特征，原始故障信号的采样频率f_s、频带宽度∇f及突发

性故障的分解层数之间的关系可以表示为

$$f_s = \nabla f 2^j \tag{5}$$

对风电机组的高频信号分解同时，还需要去除外界的噪声干扰，以提高对故障类型及位置判断的准确性，含噪信号$s(t)$中的噪声分布可以描述为

$$s(t) = f(t) + \lambda n(t) \tag{6}$$

式中，$f(t)$和$n(t)$分别为有用的故障特征信号和噪声信号；变量λ为特征信号的强度水平。

经小波重构处理后，提取高频信号特征的同时，也能够有效地控制系统的噪声水平，提高对风电机制故障信号识别的准确性。

2 基于状态机会检修原理的风电机组检修模型研究

提取风电机组工作过程中不同频段的突发性故障特征信号，并完成对这些原始特征信号的降噪处理，就可以基于对这些特征信号及风电机组的状态机会检修原理，构建针对于风电机组的检修模型，提高故障检测的定位准确度和检测准确度。鉴于现有的风电机组多为串联结构，其中的某一个部件发生故障，其余的系统也会受到影响，因此难以判定具体的故障发生区域。如果停机进行大范围的检修，就会面临巨大的停机成本和经济损失。而状态机会检修原理认为，整个风电机组系统发生故障后，故障部分与未发生故障部分的振动信号会发生细微的变化，针对这些故障信号的细节特征信号的阈值变化情况，能够准确检测出故障发生的位置及故障的具体类型。

基于状态机会检修原理而构建的检修模型，依据风电机组的故障信号特征变化情况，对风电机组的各个组成部分当前的工作状态进行评估，并对维修成本与故障发生机会成本进行准确衡量，以达到降低停机风险的目的。状态机会检修模型分别设置了风力发电机组的状态阈值函数曲线与故障机会阈值曲线，依据两条曲线的变化趋势和故障风险的大小，综合判定故障风险与综合检修成本。令$g(t)$为风电机组突发性故障的状态指示函数，$g(t)$由工作状态阈值函数$g_1(t)$及故障机会阈值函数$g_2(t)$组成，图3揭示出了两种阈值函数的变化趋势及机会维修区间的分布。

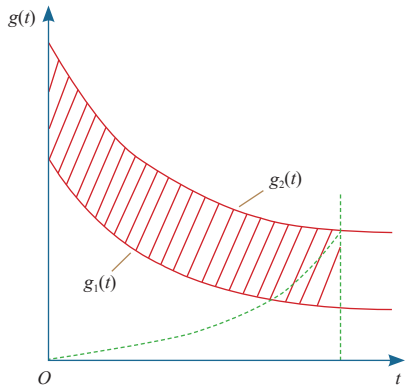

图3 状态机会检修模型示意图

由图3可知，风电机组工作状态阈值函数$g_1(t)$与故障机会阈值函数$g_2(t)$之间的区域，即图3中的阴影部分即为系统的机会维修区间。当基于状态机会检修原理构建的突发性故障检测系统运行到t_1时刻时，依据此时刻提取的风电机组的故障特征信息及系统监测到的状态指示值，并比较这一时刻的状态阈值和机会维修阈值。如果系统指示值高于故障机会阈值，证明此时系统的运行风险较大，需要马上停机整修；如果系统的指示值位于图3中的阴影区域，证明系统存在运行风险，需要密切关注回馈振动特征信号的变化情况，及时分批地对零部件进行检修与更换；如果系统的指示值低于工作状态阈值，证明系统运行良好。基于状态机会检修原理构建的风电机组检修决策模型，可以根据对回馈信号状态信息的准确判断，而识别出风电机组突发性故障点的准确位置及严重程度。风电机组的工作状态阈值函数$g_1(t)$与故障机会阈值函数$g_2(t)$可以分别表示为

$$\begin{cases} g_1(t) = \ln\gamma_1 - \ln s(t) \\ g_2(t) = \ln\gamma_2 - \ln f(t) \end{cases} \tag{7}$$

基于函数$g_1(t)$和函数$g_2(t)$，分别求解出风电机组的状态维修阈值γ_1和机会维修阈值γ_2

$$\begin{cases} \gamma_1 = s(t)\exp g_1(t) \\ \gamma_2 = f(t)\exp g_2(t) \end{cases} \tag{8}$$

求解风电机组突发性故障的状态维修阈值γ_1和机会维修阈值γ_2的关键步骤，是要准确掌握最佳的状态维修时间和最佳的机会维修时间，并实时

监控系统的运行参数，与提取的监控振动信号特征对比，以最小的停机成本进行设备维修。基于状态机会检修模型能够准确定位风电机组的单一零部件的故障点，但风电机组是一种串联结构，突发故障可以向相连的零部件传导，如果设整个风电系统的风电机组E由k个部分构成表示为$E=\{e_1,e_2,\cdots,e_k\}$，假定风电系统由五个相互关联的模块组成$E=\{e_1,e_2,e_3,e_4,e_5\}$，突发性故障的传递模型如图4所示。

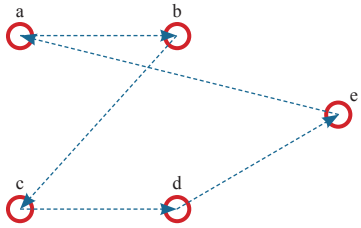

图4　五部分风电机组故障传递模型

五节点风电机组故障传递模型，展现出了突发性故障在不同系统模块之间的传播，为了进一步进行定量分析，本文在基于状态机会检修原理模型基础上，采用$n\times n$阶临界矩阵$\boldsymbol{T}_{n\times n}$分析突发性故障在节点之间的传递关系，当$\boldsymbol{T}_{i\times j}=0$，$i\neq j$时，不存在互相传递的边；当$\boldsymbol{T}_{i\times j}=1$，$i\neq j$，则存在这样的传递路径，采用临界矩阵的形式表示为

$$\boldsymbol{T}_{5\times5}=\begin{pmatrix} e_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ e_2 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ e_3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ e_4 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ e_5 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ e_1 & e_2 & e_3 & e_4 & e_5 \end{pmatrix} \tag{9}$$

风电机组各组成部分之间风险传递与迭代次数的关系、演化趋势及各部分故障之间的具体相关程度，可以表示为

$$\begin{cases} ET_{ij}=\{e_1(t)_1,e_2(t)_2,\cdots,e_i(t)_j\}^{\mathrm{T}} \\ ET_{i,j+1}=\dfrac{1-1/k}{n}E+n(T_{i,j+1}) \end{cases} \tag{10}$$

最后，基于风电系统各部分之间的故障传递模型和每一个故障单元特有的振动特征信号，就可以识别出风电系统的具体故障位置，并准确地识别出故障的类型及严重程度，避免风电机组由于突发性故障而造成严重的停机损失。

3　实验结果与分析

采集我国西部地区某风力发电中心（D中心）的80台风电机组近两年的故障数据，风电机组具体的故障分布情况如表1所示。

表1　风力发电中心风电机组故障分布情况一览

故障序号	风电机组故障模块	次数	故障频率(%)
1	电动机系统	25	7.1
2	主控系统	75	21.4
3	电气系统	102	29.1
4	风轮组	69	19.7
5	传动系统	34	9.7
6	制动系统	46	13.0

从该风力发电中心的故障分布情况来看，大部分故障情况表现在电气系统、主控系统和风轮组。风电机组的各组成部分之间存在的突发性故障既相对独立，又存在一定的内在联系。对于复杂风电机组的突发性故障识别与检修，本文从故障检测准确度、检测耗时及检测成本等三个角度出发，验证本文提出基于状态机会检修原理的风电机组检修模型，对于突发性故障的检测性能表现。

3.1　故障检测准确度及检测效率数据统计

基于传统的BP神经网络故障检测方法、半马尔可夫突发故障检测方法及本文检测模型分别进行检测试验，统计的时间为3月，对于突发性故障的检测准确度表现，如图5所示。

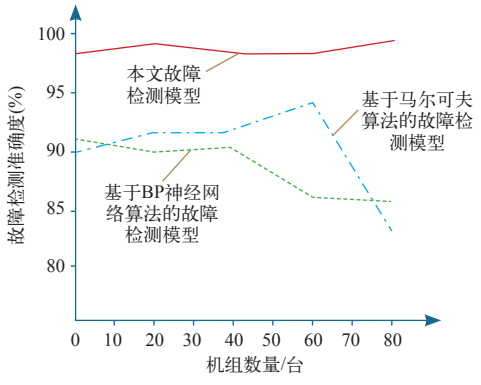

图5　三种检测模型的检测准确度分析

从上述三种检测模型的检测准确度综合表现可以分析出，本文基于状态机会检修原理的风电

机组检修模型的检测准确度稳定在95%之上，而且检测准确度不受检测规模的影响。反观传统两种检测模型，在初始的检测准确度方面低于本文模型，随着检测规模的不断扩大，检测准确度的波动较大。当检测的风电机组规模超过60台时，受系统件各个部分故障传递的影响，对于突发性故障的检测准确度明显降低。选定对主控系统、电气系统和风轮组这三种主要故障的检测时间，三种检测方法检测效率数据对比如图6所示。

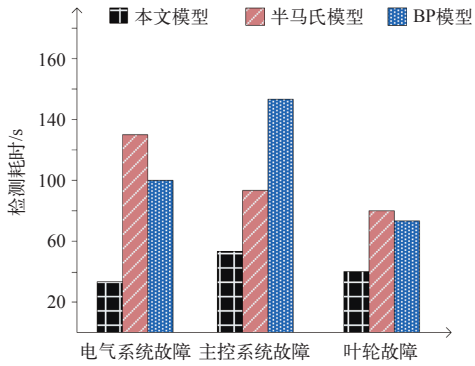

图6 对风电机组三种突发性故障的检测效率对比

对于风电机组的电气系统故障，基于马尔可夫方法的检测模型检测效率最低，耗时达到了130 s；而对于主控系统的故障检测而言，BP神经网络算法需要经过大量的数据迭代和反复训练，因此耗时最长、效率最低，达到了148 s。而统计数据显示，本文模型在三种故障的统计方面均具有效率上的优势，得益于模型对于高频干扰信号的降噪处理和对关联故障处理方面的优势。

3.2 风电机组突发性故障检测成本对比

从D风力发电中心的财务相关部分获取了2017年和以前年度的突发性故障检测费用汇总（D中心从2017年初，开始采用状态机会检修模型），各项费用开支的主要情况，如表2所示。

从D检修中心采集的相关财务数据能够分析出，本文提出的检修决策模型在成本控制方面，具有十分明显的优势，检修费用大幅度降低，节省了风力发电中心的检修成本。

表2 检修决策模型控制成本对比

	本文模型	半马尔可夫模型	BP神经网络模型
直接检修成本/万元	5.2	25.3	19.1
停机损失/万元	0	19.1	21.4
预防检修次数/次	3	9	8
预防检修成本/万元	2.3	14.1	17.5
总检修成本/万元	10.5	58.5	58.0

4 结束语

风电机组的突发性事故往往会造成严重的经济损失，传统检测方式未能发挥出预防检测的优势，在预防成本方面也不具备优势。本文设计了基于状态机会检修原理的风电机组突发性故障检测模型，能够改善传统检测模式的缺陷和不足，在提高突发性故障检测准确度的同时，也有效地控制了检测成本。

参考文献

[1] 沈宗庆，李孟刚．我国风力发电健康发展策略 [J]．国家行政学院学报，2016 (4)：69-71．

[2] 王世锋，曹亮．风能太阳能供水技术发展趋势 [J]．中国农村水利水电，2016 (6)：136-138．

[3] 赵霞，王倩，邵彬，等．双馈感应风力发电系统低电压穿越控制策略研究及其分析 [J]．电力系统保护与控制，2015 (16)：57-64．

[4] 年珩，程鹏，贺益康．故障电网下双馈风电系统运行技术研究综述 [J]．中国电机工程学报，2015，35 (16)：4184-4197．

[5] 史丽萍，汤家升，王攀攀，等．采用最优小波树和改进BP神经网络的感应电动机定子故障诊断 [J]．电工技术学报，2015，30 (24)：38-45．

[6] 陆晓华，左洪福．基于半马尔可夫模型的民用航空发动机热端组件系统检查间隔优化 [J]．航空动力学报，2017，32 (12)：2862-2871．

（收稿日期：2018－01－22）EA