

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181282

基于改进贝叶斯网络的风机齿轮箱自动诊断策略研究

张露江¹, 张利¹, 杨要伟², 卢晓光³

(1. 国网河南省电力公司检修公司, 河南 郑州 450007; 2. 郑州公用事业投资发展集团有限公司, 河南 郑州 450007; 3. 许昌许继风电科技有限公司, 河南 许昌 461000)

摘要: 为实现风机运行状态的监测功能, 并完成监测数据智能诊断任务, 开发了风机智能监测系统。首先, 基于振动理论建立了齿轮箱动态模型, 并分析了不同故障类型的数据特征, 为智能诊断提供了辨识依据。然后, 利用贝叶斯网络理论, 分析了贝叶斯网络的全概率公式; 并在此基础上进行研究, 提出了简化广义逆矩阵的智能诊断实现方法。最后, 搭建了以广义逆矩阵的智能诊断方法为核心的智能监测系统实现结构。系统在现场进行了运行检测, 结果表明, 智能监测系统输出结果和人工诊断结果相符。系统已在风场取得初步的工程应用。

关键词: 贝叶斯网络; 振动理论; 风力发电机; 智能诊断

Research on automatic diagnosis strategy of wind turbine gearbox based on improved Bayesian network

ZHANG Lujiang¹, ZHANG Li¹, YANG Yaowei², LU Xiaoguang³

(1. State Grid Henan Electric Power Corporation Maintenance Company, Zhengzhou 450007, China;
2. Zhengzhou Public Utility Investment Development Group Co., Ltd., Zhengzhou 450007, China;
3. XJ-Wind Power Technology Company, Xuchang 461000, China)

Abstract: In order to obtain the functions of monitoring wind turbine's working state and the task of intelligent diagnosis of these state data, an intelligent monitoring system for wind turbines is developed. Firstly, based on the vibration theory, the dynamic model of gearbox is established, and the data characteristics in condition of various fault types are analyzed, which provides identification basis for intelligent diagnosis. Then, the full probability formula of Bayesian network is analyzed by using Bayesian network theory, and on this basis, the research is carried out and an intelligent diagnosis way is proposed which consists of simplifying generalized inverse matrix. Finally, the intelligent monitoring system based on generalized inverse matrix is constructed. The system is tested on the spot. The results show that the output of the intelligent monitoring system is consistent with the results of artificial diagnosis. The system has been preliminarily applied successfully in the wind field.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China "Smart Grid Technology and Equipment" Special Project—"Grid-friendly Control Technology for Large-Capacity Wind Turbines" Project (No. 2018YFB0904000).

Key words: Bayesian network; vibration theory; wind turbine; intelligent diagnosis

0 引言

风力发电是新能源发电的主要组成部分^[1-2], 目前, 我国新增装机容量和累计装机容量保持全球首位。在风电迅猛发展的同时, 风力发电机组高额的

运行维护成本影响了风电场的经济效益^[3-5]。风电机组受恶劣自然环境、复杂多变工况等因素的影响^[6], 风力发电机组的部件(尤其是齿轮箱、轴承、发电机等旋转部件)存在不同程度的恶化风险^[7-9]。为提高风电机组的运行效率和可靠性, 对每台机组的主要部件运行状况进行监测必不可少^[10]。目前, 风电监测系统多停留在独立数据监测^[11]、人工故障诊断阶段, 这种模式在装机容量不大时可以满足工程需要,

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2018YFB0904000)“智能电网技术与装备”专项“大容量风电机组电网友好型控制技术”

但随着装机规模的扩大,人工数据分析和诊断显然不能满足工程需要,且无法实现风机故障的规模化分析和云计算需求。故此,具有智能诊断功能的风机监控系统开发受到业界关注^[12-15]。

本文以齿轮传动为例,进行动力学建模^[16-18]和故障特征分析,用以说明风电机组状态监测的基本原理和故障分析方法。然后深入分析贝叶斯网络在智能诊断方面的应用,提炼出贝叶斯网络的广义逆矩阵的方法。通过电力电子技术和计算机分析技术,使传统动力学知识和贝叶斯概率统计理论进行有效结合,形成风电机组智能监测技术。

限于篇幅,本文并未全面论述风机状态监测内容,而只用风机状态监测中的齿轮箱监测的3个故障类型进行举例论述,旨在揭示传统振动学和电力电子技术等多学科结合所产生的技术优势,并重点阐述广义逆矩阵方法的应用过程。

1 齿轮传动模型及风电齿轮箱故障特征分析

1.1 齿轮传动模型及齿轮传动特征提取

齿轮运行过程中,参与啮合的齿数由一对变成两对,再由两对变成一对,形成单双齿啮合交替变化,从而导致齿轮副的啮合振动,也表现为啮合刚度的周期性变化。齿轮啮合的力学方程可等效为图1所示的力学模型。图中: m_1 和 m_2 为齿轮的质量; T_1 和 T_2 为齿轮的动能; x_1 和 x_2 分别为轮齿的位移; n_1 和 n_2 为齿轮转速; $K(t)$ 和 C 分别为齿轮啮合等效刚度和阻尼。

系统的Lagrange方程组可表示为

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_i} - \frac{\partial L}{\partial \theta_i} = F(t) \quad (1)$$

$$\begin{cases} L = T - V \\ T = \frac{1}{2} J_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} J_2 \dot{\theta}_2^2 \\ V = \frac{1}{2} k(t) (\theta_1 R_1 + \theta_2 R_2)^2 \\ J_1 = \frac{1}{2} m_1 R_1^2 \\ J_2 = \frac{1}{2} m_2 R_2^2 \\ x = x_1 - x_2 \\ x_1 = \theta_1 R_1 \\ x_2 = \theta_2 R_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中: θ_i 和 $\dot{\theta}_i$ 为系统广义坐标位移和广义速度; $F(t)$ 为系统广义力; L 为Lagrange函数; T 为系

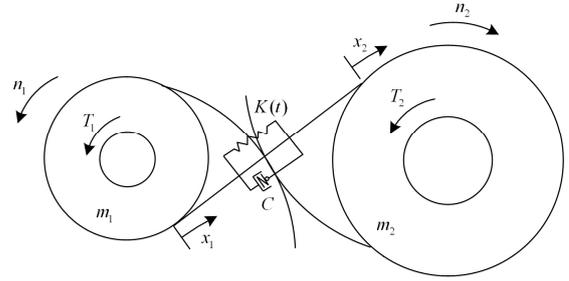


图1 齿轮啮合等效力学模型

Fig. 1 Equivalent mechanical model of gear meshing

统动能; V 为系统势能; θ_1 和 θ_2 为轮齿的角位移; R_1 和 R_2 为轮齿的半径; J_1 和 J_2 为轮齿的转动惯量; x 为形变量。将式(2)代入式(1)得到

$$\begin{cases} \frac{1}{2} m_1 R_1^2 \ddot{\theta}_1 + R_1 K(t) (\theta_1 R_1 - \theta_2 R_2) = 0 \\ \frac{1}{2} m_2 R_2^2 \ddot{\theta}_2 + R_2 K(t) (\theta_1 R_1 - \theta_2 R_2) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

上述两式相减,再代入系统刚度 $K(t)$ 、阻尼 C 和载荷 $F(t)$,得到系统振动方程为

$$M \ddot{x} + C \dot{x} + K(t)x = F(t) \quad (4)$$

式中, $M = m_1 m_2 / (m_1 + m_2)$ 为等效质量。考虑到载荷 $F(t)$ 是啮合刚度 $K(t)$ 的函数,所以振动方程式(4)具有形式为式(5)的解。

$$x(t) = \sum_{n=0}^N A_n [1 + a_n(t)] \cos[2\pi n f_m t + \phi_n + b_n(t)] \quad (5)$$

式中: f_m 为齿轮的啮合频率;函数 $a_n(t)$ 和 $b_n(t)$ 分别是幅值调制和相位调制函数,包含齿轮的故障信息,如齿形误差、点蚀、断齿、不对中和不平衡等; N 为基数分解阶数; A_n 为各阶幅值。

振动加速度传感器采集的齿轮振动信号即为式(5)的二次导数 d^2x/dt^2 ,因此,理论上齿轮正常振动信号的特征如下。

- 1) 主动轮和从动轮的转频。
- 2) 啮合频率 f_m 和非常小的啮合频率的倍频。
- 3) 啮合频率两侧有非常小的高低速齿轮转频的边带。

1.2 齿轮故障特征提取分析例证

风机齿轮箱的运行工况复杂,因风速随机变化的不可预测性^[18],齿轮箱承受的载荷具有较大不可预测的冲击载荷。因最优发电需要,控制器会控制风机电机转速在1 000 rpm到1 800 rpm之间跟随风速快速变化,故此齿轮箱所传递的扭矩及转速也时常快速变化。在正常工作状态下,齿轮箱振动有效值及峭度指标会较其他旋转部件大,在开发监测系

统时, 需用一组实测基准值确定正常运行指标, 而不能直接利用通用机械振动监测的相关指标。同时, 因多数故障频率与旋转速度关联, 系统诊断需分转速段进行故障提取。

实验风机齿轮箱为 2 级行星加一级平行轴传动结构。其结构的紧凑性会导致振动传感器测到相邻测点正常啮合频率及转频现象, 监测数据故障判断时需考虑取舍。

齿轮发生故障后, 其传动特性会发生改变, 现以齿轮磨损故障、齿轮与所在轴不对中或者不平行故障和齿轮裂纹或者断齿故障三个典型故障为例探讨齿轮故障特征提取方法。

齿面均匀磨损时一般不会产生冲击振动, 所以不会出现明显的调制现象。当磨损发展到一定程度, 齿面渐开线形状发生变化, 振动时域波形向方波演变, 因此频谱中啮合频率 $1X$ 及其高次谐波 $2X$ 、 $3X$ 和 $4X$ 幅值也明显增大, 且阶数越高增大得越明显。其中 X 代表基的倍频符号。

另外, 齿轮系或单个齿轮的齿面磨损不均衡时, 会导致以故障齿轮啮合频率及其谐波为载波, 所在轴转频为调制的边带。综上, 齿轮磨损故障的主要特征如下:

1) 齿轮啮合频率 f_m 的幅值可能变化也可能不发生变化, 但是 $2Xf_m$ 和 $3Xf_m$ 的幅值明显增大, 尤其是 $3Xf_m$ 的幅值。

2) 啮合频率 f_m 及其谐波两侧出现边带。

3) 振动能量(有效值)明显增大。

齿轮与所在轴不对中或者不平行, 则轴每转一周, 径向力交变两次, 由此导致的齿轮不对中故障的特征如下:

1) 啮合频率 f_m 的幅值正常, 但 $2Xf_m$ 和 $3Xf_m$ 的幅值较高。

2) 啮合频率二倍频 $2Xf_m$ 的两边出现转速二倍频 $2Xf_r$ 的边频带。其中, f_r 为轴的转频。

3) 振动能量(有效值和峭度指标)有一定程度的增大。

4) 包络能量(有效值和峭度指标)存在一定程度的增大。

存在裂纹或断的轮齿每次啮合都会产生一个冲击, 因此时域波形中会出现特别大的以转频倒数为间隔的冲击脉冲, 频谱中转频 $1X$ (所在轴的旋转频率)增大, 啮合频率及其谐波两边出现转频及其倍频的边带, 如果裂纹较大或者是断齿等严重故障, 还会激起齿轮和箱体的固有振动。

综上, 齿轮裂纹或断齿故障的特征如下:

1) 有效值和峭度指标明显增大。

2) 时域波形中出现明显的冲击, 间隔为转频的倒数。

3) 频谱中转频 $1Xf_r$ 增大。(不平衡也会导致该特征, 所以应同时参考峭度指标)

4) 频谱中出现啮合频谱及其谐波为载波, 转频及其倍频为调制的边带。

5) 较大的裂纹或者断齿等严重故障, 会激起齿轮和箱体的固有振动。

2 基于贝叶斯网络的近似推理广义逆智能诊断策略

风机故障的人工诊断即利用监控数据, 根据 1.2 节示例的故障特征, 人工判断风机部件是否具有特定故障特征, 从而判断故障, 目前工程上所应用的诊断处于此阶段^[19-20]。显然, 在风机大规模安装的情况下, 人工诊断消耗人力巨大。利用智能设备对数据进行判断, 从而达到智能诊断效果具有重要实用价值。现对贝叶斯网络算法进行改进, 形成切实可行的广义逆矩阵智能诊断方法。

2.1 贝叶斯网络精确推理的联合概率

贝叶斯公式描述了先验概率和后验概率之间的关系^[21-23], 贝叶斯公式如式(6)。

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)} \quad (6)$$

式中: $P(A)$ 与 $P(B)$ 表示不考虑任何证据时事件 A 和 B 发生的概率; 而 $P(B|A)$ 表示证据 B 发生的前提下, 事件 A 发生的概率。

贝叶斯网络是一种有向无圈图。每个节点都代表一个随机变量, 边代表随机变量之间的依赖关系。每个节点都伴随一个概率分布, 根节点伴随的是边缘分布, 非根节点伴随的是条件概率分布。例如齿轮箱齿轮磨损故障用 $F1$ 表示, 齿轮与所在轴不对中故障用 $F2$ 表示, 其所表现出的故障征兆由 $S1$ 、 $S2$ 、 $S3$ 、 $S4$ 、 $S5$ 表示, 故障所导致征兆出现的概率用其连线上的数字表示, 则可画出如图 2 所示的贝叶斯网络。

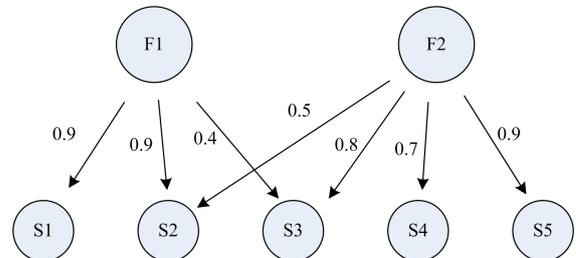


图 2 贝叶斯网络结构图

Fig. 2 Bayesian network structure diagram

贝叶斯网络的联合分布包含了网络的所有信息,根据联合分布和贝叶斯公式可以实现精确推理。例如,已知征兆组 S_1, \dots, S_q , 求故障组 F_1, \dots, F_m 的概率, $Y_i = (Y_1, \dots, Y_r)$ 代表除 $F_i (i=1, \dots, m)$ 和 $S_j (j=1, \dots, q)$ 之外的其他随机变量组, 则

$$\begin{aligned} P(F_1, \dots, F_m | S_1, \dots, S_q) &= \\ \frac{P(F_1, \dots, F_m, S_1, \dots, S_q)}{P(S_1, \dots, S_q)} &= \\ \frac{\sum_{Y_1, \dots, Y_r} P(F_1, \dots, F_m, S_1, \dots, S_q, Y_1, \dots, Y_r)}{\sum_{F_1, \dots, F_m, Y_1, \dots, Y_r} P(F_1, \dots, F_m, S_1, \dots, S_q, Y_1, \dots, Y_r)} &= \end{aligned} \quad (7)$$

对于 N 个节点的网络, 联合分布 $2N$ 个元素, 因此直接给出贝叶斯网络的联合概率分布几乎是不可能的。可以根据条件独立实现联合分布的分解, 降低推理的难度。

一般地, 考虑包含 n 个变量的联合分布 $P(X_1, \dots, X_n)$, 根据概率分布链式公式可得

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | X_1, \dots, X_{i-1})$$

对于任意 X_i , 如果存在 $\pi(X_i) \subseteq \{X_1, \dots, X_{i-1}\}$, 使得给定 $\pi(X_i)$, X_i 与 $\{X_1, \dots, X_{i-1}\}$ 中的其他变量条件独立, 即

$$P(X_i | X_1, \dots, X_{i-1}) = P(X_i | \pi(X_i))$$

因此, 得到

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | \pi(X_i)) \quad (8)$$

2.2 近似推理的广义逆方法

贝叶斯网络精确推理的联合概率方法, 虽然可以通过条件独立进行分解简化, 但依然需要根据知识库和历史数据提前给出很多条件概率分布的数值, 不但工作量大而且也会引入系统误差。为此, 需要研究近似推理方法。仍以图 2 中的贝叶斯网络模型为例, 当征兆层 S_i 的事件发生, 可以认为必然存在故障层的事件 F_j 发生, 于是, 故障层构成一个完备事件组, 应用全概率公式:

$$P(S_i) = \sum_j P(F_j)P(S_i | F_j) \quad (9)$$

可得如下关系:

$$\begin{bmatrix} P(S_1) \\ \vdots \\ P(S_5) \end{bmatrix} = \mathbf{P} \begin{bmatrix} P(F_1) \\ P(F_2) \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, \mathbf{P} 为条件概率矩阵。记条件概率矩阵 \mathbf{P} 的广义逆矩阵为 \mathbf{P}' , 则

$$\begin{bmatrix} P(F_1) \\ P(F_2) \end{bmatrix} = \mathbf{P}' \begin{bmatrix} P(S_1) \\ \vdots \\ P(S_5) \end{bmatrix} \quad (11)$$

图 2 中, $\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0 \\ 0.9 & 0.5 \\ 0.4 & 0.8 \\ 0 & 0.7 \\ 0 & 0.9 \end{bmatrix}$, 则

$$\mathbf{P}' = \begin{bmatrix} 0.5963 & 0.4798 & 0.0787 & -0.1631 & -0.2097 \\ -0.2097 & 0.0596 & 0.3376 & 0.3770 & 0.4847 \end{bmatrix}$$

如果征兆层 S_i 代表的事件发生就令其先验概率为 1, 即 $P(S_i)=1$, 没发生就令其为 0。代入式 (11) 即可得故障层发生的概率。例如设征兆层的概率矩阵为

$$\begin{bmatrix} P(S_1) \\ \vdots \\ P(S_5) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

则可计算故障层事件发生的概率为

$$[P(F_1) \ P(F_2)] = [0.4653 \ 0.6127]$$

3 智能诊断

3.1 风机智能诊断系统

风机智能诊断系统以贝叶斯网络的近似推理广义逆方法为算法核心, 配合控制技术、通信技术及计算机处理手段, 形成集传感器检测、数据采集及运算、数据传输、数据智能分析、控制指令下达等任务为一身的智能监测系统。其融合状态监测和风电机组运行数据, 形成全面、开放的风电机组故障预警和智能控制数据平台。系统同步采集风电机组齿轮箱、发电机、联轴器、塔架等核心机械部件的振动数据和变桨、偏航、变流、主控制系统、变流系统等电气部件的运行信息, 并存储于服务器上的数据库中, 便于服务器监控软件统一分析与处理。系统组成如图 3 所示。

图 3 所示的状态监测数据采集器位于风机机舱中, 是智能监测系统的核心部件。用于收集风机主要部件的传感器监测数据, 如齿轮箱振动传感器数据; 并通过 RS485 接口收集风机主控中的风机运行数据以及螺栓预紧传感器数据。状态监测数据采集器在收集一定量数据后会同步进行数据处理, 数据处理结果经 RJ45 通信接口反馈给风机控制器, 以指导风机作出必要保护动作。

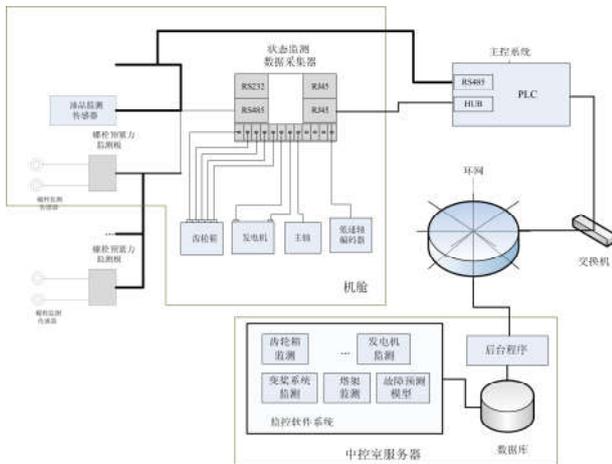


图3 智能监测系统构成

Fig. 3 Composition of intelligent monitoring system

每台状态监测数据采集器的数据处理结果及部分有用原始数据经 RJ45 通信接口传给各自的风机主控系统 PLC 中转, 由环网网络经后台程序进行整个环网内检测数据的收集及分类, 然后进入数据库中, 用于历史数据记录及大数据分析。

中控室服务器对数据库中数据进行调用分析, 本文所研究的近似推理的广义逆矩阵的智能诊断策略即在中控室服务器中运行。

3.2 数据处理

数据处理在数据采集器内部芯片中完成, 仍以齿轮箱振动监测为例, 内部芯片对振动数据原始信号做必要的滤波处理, 然后进行时域信号变换和频域信号变换。

其中时域信号主要做以下统计:

均值计算、有效值计算、偏斜度计算、峭度计算、波峰因数计算、峰峰值计算。时域信号各计算结果会传给数据库, 用于判断征兆层对应事件是否发生。例如齿轮箱平行级的测点时刻段的一个扇区的数据峭度计算为 5, 而齿轮箱平行级的测点冲击度大的定义阈值为 4, 则说明此征兆为 1, 冲击大这一事件已经发生。

频域信号主要做以下统计:

振动频谱、振动包罗谱。频域信号各计算结果同样传给数据库, 用于判断征兆层对应事件是否发生。一个测点的一个扇区频谱数据可以用于判断多个征兆是否发生。计算示例如下:

某 2 MW 机型的齿轮箱平行级测点可提取出 26 个特征频率点, 部分故障频率值如下: 风机额定转速下啮合频率 1X 为 790.233 Hz; 平行级上风向轴承内圈故障频率为 232.470 Hz; 高速轴转频 1X 为 30.000 Hz。在一个频谱图中, 可计算不同特征频率

点的能量集中情况, 例如要识别啮合频率 1X 是否过大, 则要识别 790.233 Hz 处最大能量集中度(以特征频率 790.233 Hz 为基准, 取频谱图横坐标中特征频率 $\pm 5\%$ 范围内的最大能量集中值为所需值, 以避免数据采样过程中的各种误差的影响)。当能量集中度值超过设定阈值时, 则啮合频率 1X 振动过大征兆认为发生, 相应征兆向量变为 1。

3.3 故障诊断

诊断过程在中控室服务器中完成。诊断过程如下所述。

第一步, 服务器数据采集器传入数据库中的数据, 利用存储在本地的征兆阈值表进行征兆发生与否判断, 计算出征兆层的概率矩阵。征兆层矩阵每个扇区数据对应于一个征兆层的概率矩阵。

第二步, 对条件概率矩阵 P 进行求逆运算。条件概率矩阵反映征兆和故障之间的概率联系, 是智能监测的知识库和专家系统的数字化描述, 其定义的优劣直接关系到诊断效果的好坏, 通过更改矩阵 P 的相应值, 可对诊断灵敏度和诊断正确率进行优化。

第三步, 做矩阵乘法得到故障层事件发生的概率。对于每一个故障, 一个扇区数据会相应输出一个故障发生概率。因征兆层采用的过阈值取真的逻辑, 是近似的计算机描述方法, 故此征兆层映射到故障层的概率之和有大于 1 的现象。这里采取大于 1 取 1 的方法处理。

第四步, 概率趋势判断及诊断结果输出。故障发生的概率大于 0.8 认为已经发生, 否则认为该故障没有发生。一个扇区概率统计只相当于约 5 min 的数据量, 偶尔的故障发生不足以证明原件真的已经损坏。故此用概率趋势图进行诊断结果判断。依据故障概率超过 0.8 的多少, 分为故障临界发生、故障偶尔发生、故障恶化、故障已经发生 4 个等级。如在概率趋势图上一个月的数据有过半时间某故障发生概率都在 0.8 以上, 则认为此故障已经发生, 继而输出故障提示。

4 智能诊断系统现场数据实验

为验证算法的有效性, 在河南某风场 5 台机组上进行为期 8 个月的测试实验。接入系统的 5 台风机中, 在第 3 月报出 F45 故障已发生提示。故障智能诊断概率趋势图如图 4 所示。

F45 故障为高速轴后轴承内圈故障。高速轴后轴承内圈故障频率为 232.470 Hz。经人工诊断数据检查, 发现频谱图上出现如图 5 所示的频谱能量集中频率, 说明高速轴后轴承内圈有问题。经齿轮箱厂家现场检测, 得以确认。

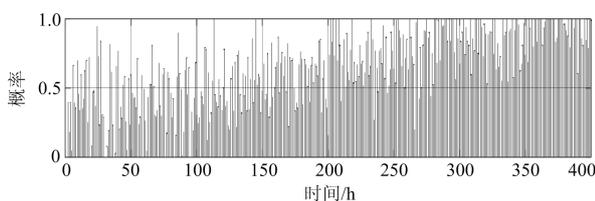


图 4 故障 F45 概率趋势图
Fig. 4 Fault F45 probability trend graph

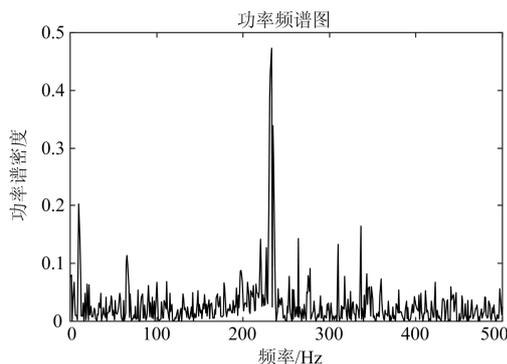


图 5 高速轴测点振动频谱图

Fig. 5 High-speed axis measurement point vibration spectrum

5 结论

本文结合风电领域对智能监测系统的需求,搭建了风机智能诊断系统的实现框架,完成了风机智能诊断系统设计。并以齿轮箱状态监测为例,研究了齿轮啮合传动过程,建立了齿轮箱动力学传动模型,以模型为工具,进行齿轮传动故障特征的提取,得到了故障诊断依据体系的建立过程。然后以贝叶斯网络理论为基础,分析了精确推理的联合概率公式,在此基础上引入矩阵计算这一数学手段,合理简化联合概率公式,得到了近似推理的广义逆方法,得到了故障诊断智能化的实现策略。并仍以齿轮箱状态监测为例,逐次分析了振动数据处理方法、征兆发生与否的判断方法、智能诊断的计算过程,完成了整套智能诊断流程搭建。

依托项目团队提供的试验条件,在风场实地做了多台风机数据采集及智能诊断实验,试验结果表明智能诊断系统诊断结果正确,得到实物检测佐证。风机智能诊断系统取得了初步的工程应用效果。

参考文献

[1] 彭书涛,王峰,王艺璇,等. 风力发电系统暂态功率控制仿真模型[J]. 可再生能源, 2018, 36(10): 1499-1503.
PENG Shutao, WANG Feng, WANG Yixuan, et al. Simulation model of transient power control for wind power generation system[J]. Renewable Energy Resources,

2018, 36(10): 1499-1503.
[2] 李菁, 杨浩, 段秦刚. 基于 Matlab 的双馈感应风力发电机组暂态模型[J]. 陕西电力, 2013, 41(8): 21-25.
LI Jing, YANG Hao, DUAN Qingang. Probe into model of doubly fed induction wind turbine system based on Matlab[J]. Shaanxi Electric Power, 2013, 41(8): 21-25.
[3] BO Zhiqian, LIN Xiangning, WANG Qingping, et al. Developments of power system protection and control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 1-8. DOI: 10.1186/s41601-016-0012-2.
[4] 卢晓光, 岳红轩, 吴鹏, 等. 大型风机偏航状态力学分析及偏航控制策略研究[J]. 可再生能源, 2014, 32(7): 973-977.
LU Xiaoguang, YUE Hongxuan, WU Peng, et al. Mechanical analysis and control strategy of yaw for large-scale wind turbine[J]. Renewable Energy Resources, 2014, 32(7): 973-977.
[5] 孙敬昂, 孙文磊, 许华超. 大型风力发电机组齿轮劣化故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2018(9): 101-104.
SUN Jing'ang, SUN Wenlei, XU Huachao. Research on gear degradation fault diagnosis of large-scale wind turbine[J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(9): 101-104.
[6] 李东东, 周文磊, 郑晓霞, 等. 基于多重分形谱和支持向量机的风电机组行星齿轮箱故障诊断与研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(11): 43-48.
LI Dongdong, ZHOU Wenlei, ZHENG Xiaoxia, et al. Diagnosis and research of wind turbine planetary gearbox faults based on multifractal spectrum support vector machine (SVM)[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(11): 43-48.
[7] ZIMROZ R, BARTKOWIAK A. Two simple multivariate procedures for monitoring planetary gearboxes in non-stationary operating conditions[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2013, 1(1): 237-247.
[8] 安学利, 蒋东翔, 陈杰, 等. 基于 ITD 和 LS - SVM 的风力发电机组轴承故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(9): 10-13.
AN Xueli, JIANG Dongxiang, CHEN Jie, et al. Bearing fault diagnosis based on ITD and LS-SVM for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(9): 10-13.
[9] 卢晓光, 李朝锋, 徐丰友, 等. 风电场能量管理系统仿真研究[J]. 机电一体化, 2016, 22(1): 38-42.
LU Xiaoguang, LI Chaofeng, XU Fengyou, et al. Simulation study on wind farm energy management system[J]. Mechatronics, 2016, 22(1): 38-42.
[10] 徐岩, 陈昕. 基于贝叶斯决策树的电网报警信息去噪

- 方法研究[J]. 陕西电力, 2014, 42(6): 38-41.
XU Yan, CHEN Xin. Denoising method of grid alarm information based on Bayesian decision tree[J]. Shaanxi Electric Power, 2014, 42(6): 38-41.
- [11] 康健, 靳斌, 段秀娟, 等. 基于贝叶斯-粒子群算法的微电网优化运行[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(12): 32-41.
KANG Jian, JIN Bin, DUAN Xiujuan, et al. Optimal operation of microgrid based on Bayesian-PSO algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(12): 32-41.
- [12] 王德文, 雷倩. 基于贝叶斯正则化深度信念网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 129-135.
WANG Dewen, LEI Qian. Fault diagnosis of power transformer based on BR-DBN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 129-135.
- [13] 王宇晨, 成斌. 基于风电机组常见故障的模糊FMECA评价研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 143-149.
WANG Yuchen, CHENG Bin. Fuzzy FMECA based on common faults of wind turbine generator[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 143-149.
- [14] KAPOOR R, TRIPATHI M M. Detection and classification of multiple power signal patterns with Volterra series and interval type-2 fuzzy logic system[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 92-101. DOI: 10.1186/s41601-017-0039-z.
- [15] 沈金青, 黄宏盛, 黄涛, 等. 基于风机弱馈特性的集电线路故障方向判断[J]. 可再生能源, 2018, 36(8): 1192-1196.
SHEN Jinqing, HUANG Hongsheng, HUANG Tao, et al. A novel fault direction recognition method in collector line based on weak-infeed property of wind turbines[J]. Renewable Energy Resources, 2018, 36(8): 1192-1196.
- [16] 冉启武, 侯波. 基于反馈线性化滑模变结构的直驱式风力发电机组非线性控制研究[J]. 陕西电力, 2016, 44(9): 14-19.
RAN Qiwu, HOU Bo. Nonlinear control strategy of directly driven wind turbine generators based on feedback linearization and sliding mode variable structure[J]. Shaanxi Electric Power, 2016, 44(9): 14-19.
- [17] 孟玲霞, 徐小力, 蒋章雷, 等. 风电机组齿轮箱早期故障预警方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(12): 2758-2765.
MENG Lingxia, XU Xiaoli, JIANG Zhanglei, et al. Study on the early fault warning method for wind turbine gearbox[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(12): 2758-2765.
- [18] 李大中, 段立滨, 杨光. 一种改进的大型风电机组最大功率点跟踪优化策略[J]. 广东电力, 2017, 30(8): 59-62.
LI Dazhong, DUAN Liming, YANG Guang. An improved optimizing strategy for maximum power point tracking for wind turbines[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(8): 59-62.
- [19] 胡林静, 李培培, 于士航, 等. 基于RTDS小步长算法的并网双馈风力发电系统故障仿真研究[J]. 电网与清洁能源, 2018, 34(3): 63-70.
HU Linjing, LI Peipei, YU Shihang, et al. Fault analysis of grid connected doubly fed wind power generation system based on RTDS small step length algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34(3): 63-70.
- [20] 李浪, 刘辉海, 赵洪山. 风力发电机振动监测与故障诊断方法综述[J]. 电网与清洁能源, 2017, 33(8): 94-100.
LI Lang, LIU Huihai, ZHAO Hongshan. Review of vibration monitoring and fault diagnosis methods of wind turbines[J]. Power System and Clean Energy, 2017, 33(8): 94-100.
- [21] 张文娟. 带自调整因子的双馈风力发电空载并网模糊控制[J]. 机械与电子, 2018, 36(5): 50-53.
ZHANG Wenjuan. Fuzzy control for no-load cutting-in of doubly-fed wind power generator with self-tuning factor[J]. Machinery & Electronics, 2018, 36(5): 50-53.
- [22] 陈东宁, 姚成玉. 基于模糊贝叶斯网络的多态系统可靠性分析及在液压系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(16): 175-183.
CHEN Dongning, YAO Chengyu. Reliability analysis of multi-state system based on fuzzy Bayesian networks and application in hydraulic system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(16): 175-183.
- [23] MALONE B. Empirical behavior of Bayesian network structure learning algorithms[C] // Workshop on Advanced Methodologies for Bayesian Networks, November 16-18, 2015, Yokohama, Japan: 105-121.

收稿日期: 2018-10-16; 修回日期: 2019-01-03

作者简介:

张露江(1977—), 男, 硕士, 高工, 主要从事电力系统变电运维工作;

卢晓光(1983—), 男, 通信作者, 硕士, 高工, 主要从事机电一体化方向设计与研发工作。

(编辑 魏小丽)