

大型风力发电机组故障诊断综述

曾军¹, 陈艳峰¹, 杨苹², 郭红霞¹

(1. 华南理工大学 电力学院, 广东省 广州市 510641

2. 华南理工大学 广东省绿色能源技术重点实验室, 广东省 广州市 510641)

Review of Fault Diagnosis Methods of Large-Scale Wind Turbines

Zeng Jun^{1,2}, Chen Yanfeng¹, Yang Ping^{1,2}, Guo Hongxia^{1,2}

(1.School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510641, Guangdong Province, China; 2. Guangdong Key Laboratory of CleanEnergy, South China University of Technology, Guangzhou 510641, Guangdong Province, China)

ABSTRACT: It is important to carry out large-scale wind turbine generator condition monitoring and fault diagnosis, grasping the running status and finding the potential fault symptom in time, which is very important for the reliable operation of large-scale wind turbine. This paper first introduces the types and characteristics of mechanical system faults and electrical system faults in large-scale wind turbines. Second, the fault signal processing methods of large-scale wind turbines are classified and analyzed, and then the typical intelligent fault diagnosis methods of large-scale wind turbines were summarized. Finally, the shortcomings existing in diagnostic methods and the future researching direction were pointed out.

KEY WORDS: wind turbine; fault diagnosis; short time Fourier transform; wavelet transform; empirical mode decomposition; Hilbert-Huang transform; information fusion; intelligent fault diagnosis

摘要:开展大型风力发电机组的状态监测和故障诊断研究,及时掌握其运行状态,及早发现其潜在故障征兆,对大型风力发电机组的可靠运行具有重要意义。本文在通过对大型风力发电机组中的机械故障和电气故障的类型及其特点进行全面分析总结的基础上,对大型风力发电机组的故障信号和故障信号处理方法进行了详尽的分析,最后介绍了大型风力发电机组的智能故障诊断方法,并指出现有方法的不足和未来的研究发展方向。

关键词:风力发电机; 故障诊断; 短时傅里叶变换; 小波分析; 经验模态分解; 希尔伯特-黄变换; 信息融合; 智能诊断

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2017.2311

基金项目：国家科技支撑项目(2015BAA06B00); 广东省科技计划项目(2016B020245001)。

Project Supported by National Science and Technology (2015BAA06B00); Guangdong Province Science and Technology (2016B020245001)。

0 引言

随着全球能源危机的加深和大气环境污染的加剧,风能、太阳能等新能源的开发利用在全球范围内越来越被重视。风能作为一种技术成熟的新能源,在过去的几十年内得到了快速的发展。由于大型风力发电机的结构特点且大型风力发电机大都坐落在远郊地区和近海,导致其日常运行状态检测困难和运行维护成本很高。据统计,对于陆上风电,其运行维修成本一般占到风电场总收益的15%~20%;而对于海上风电来说,其运行维修成本更是可占到其总收益的25%~35%。而且随着风力发电机单机容量的增加,风机变得越来越复杂,风机的故障率和运行维修费用也变得越来越高的。据通用电气能源报告,对于海上风力发电机,通常一个只需花费5000美元的轴承更换工作,很容易变成一个需要花费25000美元的工程——包括起重机吊装、船员服务、齿轮箱更换、发电机重绕等,且还没有考虑由于维修带来的停电损失^[1,2]。因此,为了降低风力发电机组的故障率和减少风力发电机的运行维修成本,有必要开展风力发电机的状态监测和故障诊断研究,及时掌握风电机组运行状态,及早发现潜在故障征兆,降低故障率,减少运维成本,保证大型风力发电机组的安全高效运行。

基于风力发电机组对状态监测和故障诊断的迫切需求,国内外相继出台了相应的标准规范,如欧盟推出的《风力机及其部件的机械振动测试与评估标准 VDI3834》;我国国家能源总局提出的《风力发电机组振动状态监测导则》。但这些标准制定的主要目的是对风力发电机组关键部件振动特征量的规范要求,远远达不到实现风力发电机组全面

状态监测和故障诊断的要求。因此有必要了解风力发电机组状态监测和故障诊断领域的现状,综述其研究方法和成果,进一步促进该领域研究的发展。

国外针对风力发电系统的故障诊断研究开展较早,目前的**研究重点**主要集中在电气系统、叶片、传动链等方面。其研究方法主要**基于信号处理**的故障诊断方法和**基于模型**的故障诊断方法。采用的信号主要以振动信号为主,也有通过发电机的输出信号如电流、电压和电功率等进行分析来诊断故障。同时国外在**人工智能风力发电系统故障诊断**方面也进行了广泛的研究。国内对风电机组的故障诊断发展相对较晚,目前主要集中在造成故障停机时间较长的传动链,采用的方法主要是基于振动的信号处理方法。同时国内也有学者开展了基于模型的故障诊断研究和人工智能故障诊断技术。

现有大型风力发电机组的故障诊断方法通常**可分为**基于解析模型的故障诊断方法、基于知识的智能故障诊断方法和基于数据的故障诊断方法^[3-6]。本文首先将简单介绍大型风力发电机组的主要故障,然后介绍大型风力发电机组的故障信号,再对大型风力发电机组的信号处理和主要的智能故障诊断方法进行全面的介绍,最后对全文进行总结并指出大型风力发电机组故障诊断的研究方向。

1 大型风力发电机组主要故障

对于大型风力发电机组,**其故障主要可分为**机械故障和电气故障。其中电气故障发生的频率较高,但其故障诊断和维修相对容易,造成的故障停机时间相对较短。机械故障由于风机结构的复杂性,其故障诊断和分类较难,造成的故障停机时间一般较长,维修费用高,经济损失较大。根据国内外研究的统计数据发现,大型风力发电机组的故障主要集中在**叶片、齿轮箱、主传动链及发电机**等关键部位^[7]。

1.1 大型风力发电机组的机械故障

大型风力发电机组中的机械故障主要集中在风轮系统、主传动链系统、机械制动系统。

1.1.1 风轮系统故障

风轮部分包括轮毂和叶片,是将风能转换成机械能,并传送到转子轴心。叶片故障包括疲劳、刚性降低、裂缝、表面粗糙程度增加、雷击、覆冰及风叶变形等^[8-10]。轮毂部分故障则主要是由于过度磨损等造成的机械故障^[11]。

1.1.2 主传动链系统故障

主传动链系统包括齿轮箱、齿轮、主轴、轴承等组件,用于连接主轴和发电机,是风机中最

重要的部分。齿轮箱是其关键部件。当前 2MW 以下的 DFIG 齿轮箱通常由一级行星和两级平行轴齿轮传动构成,而 3MW 及以上的 DFIG 齿轮箱通常由两级行星和一级平行轴齿轮传动构成,其内部结构和受力较复杂,在变工况、变载荷的情况下运行时,很容易发生故障^[12]。齿轮箱的常见故障包括齿轮故障和轴承故障。大部分的齿轮箱故障是**从轴承开始的**,轴承作为齿轮箱的关键部件,其失效常常会引起齿轮箱灾难性的破坏。轴承故障主要包括疲劳剥落、磨损、断裂、胶合、保持架损坏等。其中**疲劳剥落和磨损**是滚动轴承最常见的两种故障形式^[13]。齿轮故障也可以是独立于轴承故障,虽然这并不常见。最常见的齿轮故障包括齿轮磨损、表面疲劳、轮齿破裂、破损和折断等^[12,13,14]。

1.1.3 偏航系统、变桨系统、发电机系统中的故障

风机中偏航系统和变桨系统的机械故障主要是由于缺少润滑油和粒子磨损所引起的磨损及其他偏航齿轮和偏航轴承故障^[15,16]。

发电机系统的机械故障主要包括转子故障和轴承故障。转子故障主要包括转子不平衡、转子破裂、和胶套松动等,轴承故障包括疲劳、轴承内圈故障、轴承外圈故障等^[15]。

1.2 大型风力发电机组的电气故障

大型风力发电机组中的电气故障主要包括发电机电气部分故障、控制系统故障、电力电子变换器故障、其他驱动电路电气故障。

发电机电气故障主要分为转子绕组故障和定子绕组故障。定子绕组故障主要包括同支路的匝间短路故障、同相不同支路的匝间短路故障等。转子绕组故障的表现形式主要为匝间短路故障和接地故障。定子故障通常是由绕组的绝缘损坏所引起的,其中绝缘损坏是造成大型风力发电机故障停机的主要电气故障。

电力电子变换器故障主要包括半导体器件故障、PCB 板故障、电容器故障等。造成电力电子变换器故障的主要原因是温度、振动和湿度。由电力电子变换器故障所造成的停机可占到总停机时间的 14% 左右^[1]。大型风力发电机组电气故障排查相对容易,检修快,成本较低,针对这一方面的故障研究开展的相对较少。但对于海上风电来说,由于安排检修需要出动的设备多,当出现故障时还需要使用到吊装船、直升机等,此外在维修时还需要考虑天气因素等客观条件。因此对于海上风电,需要有相比陆上风电更精准的故障诊断技术。随着海上

风电的迅速发展,有必要加强海上风电电气故障的研究,以期获得更加精确的故障诊断,提高海上风力发电机组连续运行时间和系统的可靠性。目前已有部分学者开展针对海上风力发电电气故障的研究^[17]。

2 大型风力发电机组故障信号

大型风力发电机组的**主要故障信号**有振动、声发射、应力、转矩、温度、油液、电信号和数据采集与监视控制(SCADA)信号等。

2.1 振动信号

风机故障会引发相应系统的异常振动。振动信号监测是风机故障监测的主要监测方式。风机的振动信号特征量在风机故障时将发生变化。风机的振动信号监测已经用于风机齿轮箱、发电机、主轴、叶片、塔架等的监测。如 Waters 等提出的基于振动的实时方法检测、定位和识别电机的齿轮故障^[18]。Sarvajith 等使用傅里叶和离散小波变换对轴承滚动元件状态的信号进行预处理,再利用支持向量机进行故障和健康轴承的分类识别实现其故障识别^[19]。Caesarendra 等提出新的最大李雅普诺夫指数算法实现低速轴承的特征提取以实现轴承状态监测^[20]等。

但基于振动信号的状态监测需要额外安装振动传感器和数据采集设备,这将增加风机的总成本和接线的复杂性。且利用振动信号进行分析时并没有考虑传感器的失效;同时振动信号具有较低的信噪比,不利于诊断风机的早期潜在故障。

2.2 声发射信号(AE)

材料遭受压力或应力时发射声波的现象称为声发射(AE)。AE 监测技术已经用于风机叶片、齿轮箱和轴承故障诊断。如 Ninhaus 等使用高频 AE 检测低速滚动轴承故障^[21]。Niknam 等提出一种基于 AE 方法检测轴承的不平衡故障^[22]。Jia 等应用 AE 检测早期轴承表面的疲劳裂缝故障^[23]。Van Heche, B.等利用 AE 实现风机低速轴的故障诊断^[24]等。

AE 信号具有高信噪比,相比振动信号,AE 信号有更高的频率,在损害或失效出现之前能更有效的诊断潜在缺陷或故障。但 AE 方法的缺点是需要安装大量 AE 传感器,同时每个 AE 传感器需要一个专用的信号采集系统,这相比其他方法要更复杂。因此,AE 在实际应用中相对较少。

2.3 应变传感信号

光纤应变传感器在一些商业状态监测系统(CMSs)中用于叶片的状态监测。这些传感器通常安

装在叶片表面或植入叶片层中,用于检测叶片的结构缺陷或损害,叶片覆冰、质量不平衡或遭受雷击。如 Kerstin Schroeder 等应用光纤传感器在线检测风机叶片的负荷弯曲度并给出监测结果^[25]。Wolfgang EcKe 等给出应用光纤传感器在线监测海上风电叶片负荷弯曲度并评估叶片的剩余生命周期^[26]。

光纤应变传感信号相比振动信号、AE 信号,有它自身的优点。如灵敏性,能监测到微小结构上的变化;低采样率,不会因为时间和长距离输送而退化;是无源传感器,不需要额外的电源等优点。

2.4 温度信号

在正常工作情况下,风机的所有组件和子系统的温度均不能超出一定的阈值。异常的温度可能是由于传动装置退化、发电机线圈短路、转子超速等引起的。因此,监测风机部件的温度变化能用于风机健康状态的判断。**温度监测技术主要用于**齿轮箱、发电机、轴承和功率变换器。如 Abdusamad 等应用发电机温度信号的多元线性回归方法监测风机发电机状态,实现发电机的故障诊断^[27]。Qiu 等应用 SCADA 系统的温度数据监测主传动链的故障^[28]。

但由于引起温度上升的原因很多,它很难识别引起温度变化的根本原因和进行故障的准确定位,温度监测需和其他技术结合才能有效的实现风机故障诊断。

2.5 润滑油液信号

润滑油液采样状态监测主要用于风机的旋转子系统和组件,例如齿轮箱、发电机和轴承等。当前的油液采样监测技术的方法是通过监测油样参数,例如粘性、含水量、粒度、温度等来进行故障的诊断。如 J. Zhu 等利用在线润滑油液的粒子包含度分析来实现对风机齿轮箱剩余使用时间的预测^[29]。Fernandes 等通过分析风机齿轮油液球形轴承的摩擦转矩来实现对风机齿轮状态的监测,实现风机故障判断和可靠性分析^[30]。

润滑油液的状态监测可分为在线和离线两种。由于采样困难,当前油液监测主要基于离线。

2.6 电信号

电压和电流是可以从发电机终端获得的电信号。基于电信号的方法已广泛用于风力发电机的电气故障诊断。但由于风力发电机的故障耦合调制,某些机械故障问题也会被调制到发电机的电信号上,引起电信号的变化,故电信号也可用于风力发电机的机械结构的缺陷检测。如 Jun Wang 等提出的电流辅助的振动阶次跟踪方法用于诊断直驱风机在各种变风速情况下的轴承故障^[31]。Xiang Gong 等利用发电机非稳态定子电流测量诊断直驱风机

在各种风速情况下的机械故障^[32]。马宏忠等利用转子瞬时功率谱来诊断双馈风力发电机定子绕组故障^[33]。李辉等通过定子电流的特征分析实现对双馈风电机组的叶轮不平衡故障的诊断^[34]等。相比其他故障诊断方法，基于电信号的故障诊断不需要外加传感器便可以实现对故障的在线诊断。是大型风力发电机组故障诊断的发展方向之一。

2.7 SCADA 信号

SCADA 系统已经在许多风机上得到了安装。如维斯塔斯(Vestas)、GE、西门子(Siemens)。国内的明阳、金风、湘电集团等主要制造商生产的风机也有安装。SCADA 系统中的数据是典型的统计特征信号，一般从几秒到 10 分钟记录一个数据，由安装在风机上的各种传感器采集获得。当前已有学者利用 SCADA 系统已有温度数据、功率、电信号数据直接用于风力发电机组的故障诊断，并取得了一定的研究成果。如黄丽丽利用 SCADA 数据实现风机的故障预测和健康管理^[35]。Schlechtingen.M. 等利用 SCADA 数据实现风机的状态监测^[36,37]。郭鹏等利用 SCADA 数据实现风力发电机塔架的状态监测等^[38]。

由于 SCADA 系统中的数据庞大，在利用 SCADA 系统数据用于风机的故障诊断时，如何有效挖掘其数据所隐藏的信息是利用 SCADA 信号进行故障诊断时需要重点考虑的问题。

2.8 风机其他故障信号

风机的故障信号除了上面所介绍的信号外，还有如超声扫描信号、X 射线检测信号、红外线温度信号等。超声波信号扫描、X 射线、红外信号检测等主要用于风机叶片的故障诊断中，也可用于手持移动检测设备，对风机部件进行缺陷检测。手持移动检测设备一般只用于关键部件的定期巡检。风力发电机各故障诊断方法小结如表 1 所示。

当前信号检测数据基本上都是基于传感器正常。但由于制造工艺、技术的限制，同时大型风力发电机组运行环境恶劣，相比传统的水力发电和火力发电，在运行过程中更易出现传感器失效等硬件方面的问题，造成系统的误报警、误动作等问题。统计表明，传感器故障占风机故障的 14%^[39]。针对此种情况需要开展传感器采集系统容错能力方面的研究。目前已有部分学者开展了此方面的研究，并取得了一定的成果。[40]中应用数据驱动的方法，利用已有的历史数据实现监控、故障诊断、优化和控制，达到故障诊断的容错控制。魏书荣等在[41]中对海上风电机组故障诊断的容错运行现状进行了全面的分析。Simani,S. 等在[42]中应用模糊模型的参数自适应控制方法实现对风力发电机组叶片故障诊断的容错控制。

表 1 风机常用信号的比较

Tab.1 The Compare of Commonly Used Signals of Wind Turbines

信号	监测组件	植 入 式	复杂性		能力				
			安装	信号 处理	在线/ 离线	潜在故 障检测	故障 检测	故障 定位	故障 识别
振动	轴承、叶片、齿轮箱、发电机、主轴、塔架	是	高	中等	在线	是	是	是	是
AE	轴承、叶片、齿轮箱	是	高	高	在线	是	是	是	是
转矩、弯矩	叶片、齿轮箱、发电机、主轴	是	高	中等	在线	是	是	是	是
应变片	叶片	是	高	中等	在线	是	是	是	是
温度	齿轮箱、发电机、轴承、功率变换器	是	中等	低	在线	可能	是	可能	否
油样参数	轴承、齿轮箱、发电机	是	中等	低	两者	可能	是	可能	可能
电信号	轴承、叶片、齿轮箱、发电机、马达、功率变换器、传感器、主轴、塔架	否	低	高/ 中等	在线	可能	是	是	是
SCADA	叶片变桨系统、控制系统、发电机、液压系统、功率变换器、传感器	否		中等	在线	可能	是	可能	可能

3 大型风力发电机组故障信号处理方法

大型风力发电机组故障诊断，主要涉及风机故障信号的采集、故障信号的处理、风机故障样本特征库的建立。振动信号是大型风力发电机组的主要故障信号，其信号处理方法可分为传统稳

态信号处理方法和现代非稳态信号处理方法。

3.1 传统的信号处理方法

传统的信号处理方法主要分为时域分析和频域分析。时域分析方法主要有信号的时域统计分析、同步时间平均分析、包络分析等；频域分析

方法主要有快速傅里叶变换、功率谱分析、倒频谱分析等。

3.1.1 信号的时域分析

振动信号时域分析方法主要有信号的均值、方差、均方差、波形指数、峭度、信号的相关分析等。如 Vikas Sharma 等综述了针对风机齿轮故障诊断的各种时域状态指标^[43]。Jong M. 等利用时间同步平均自相关分析的风力发电机行星齿轮箱状态监测^[44]。

信号的时域分析方法主要是基于数据的统计分析, 由于风力发电机组的非稳态运行, 这些方法用于风机的故障诊断时精度较差, 仅能作为故障判断的一般性指标, 不能诊断故障的类型和故障定位, 且易受环境噪声的影响, 应用统计方法故障诊断时需大量数据。故要实现大型风力发电机组故障的精确诊断, 需要更先进的信号处理技术。

3.1.2 信号的频域分析

信号的频谱是信号在频率域对信号分布情况的描述, 能提供比时域波形更直观的特征信息, 被广泛应用于故障诊断技术。常用的频域分析方法有幅值谱分析、功率谱分析、功率谱密度分析、倒频谱分析等。如马宏忠等在[33]中通过定子绕组的一相串阻抗模拟三相不平衡, 通过傅里叶变换得到电流谱、电压谱和瞬时功率谱实现风力发电机组定子绕组的故障诊断。Zheng, G T 等在[45]振动信号倒频谱的方法监测旋转机械的状态。[46,47]中应用振动信号的倒频谱编辑技术实现轴承的故障检测。[48]中比较研究了旋转机械在各种风速情况下振动信号频谱的包络谱并用于风力发电机组的故障诊断等。

基于傅里叶变换的频谱分析在分析平稳信号时具有强大的生命力, 但在分析风力发电机组这种运行状况变化快的时频信号时频谱分析并不适用。风力发电机的频谱分析并不能有效实现风机故障的精确诊断。

3.2 现代非稳态信号处理方法

风机的运行有赖于外部的风力, 其运行模式是典型的非平稳过程。对时变频率信号等非平稳信号的分析方法主要有短时傅里叶变换(STFT)、小波变换(WT)、Wigner-Ville 变换、时变自回归滑动平均模型(ARMA)、希尔伯特-黄变换(HHT)、局部平均分解(LMD)、经验小波变换等。

3.2.1 短时傅里叶变换(STFT)

短时傅里叶变换是一种线性时频分析方法, 能有效避免交叉项干扰, 可用于非稳态信号的时

频分析。如[49]中应用 STFT 对 DFIG 故障电流和电压信号进行分解得到其 STFT 谱来检测 DFIG 发电机转子不平衡、开路和短路故障。乌建中等在[50]中应用 STFT 对检测的叶片振动信号进行分解并通过对分解信号的频谱分析实现叶片裂纹损伤程度的故障诊断。宋秀等在[51]中应用短时分数量傅里叶变换实现异步电机转子断条的故障诊断。

短时傅里叶变换的缺点是非自适应性, 同时时间窗函数固定, 在分析过程中由于 Heisenberg 测不准原理不能同时兼顾信号的时间分辨率和频率分辨率的要求, 在变换过程中会遇到信号加窗带来的能量泄漏问题。这些都制约了该方法在风力发电机组故障诊断中的应用。

3.2.2 Wigner-Vill 变换(WVD)

Wigner-Ville 是对信号的瞬时相关函数的傅里叶变换。Wigner-Ville 具有对称性、时移性、线性共轭等很多优良特性, 且在变换过程中不会损失信号的幅值与相位信息, 在非稳态信号处理中得到了大量应用。如[52]中应用 Morlet 小波变换对风力发电机组齿轮振动信号进行去噪后利用 WVD 提取其故障特征信息实现对风力发电机组的齿轮故障诊断。文[53]中分别应用伪 WVD 和小波变换实现对滚动轴承的故障诊断, 有效验证了小波变换更能有效的提取到轴承故障的特征信息, 提高诊断率。文[54]应用 WVD 的高阶谐波分析检测转子不对称和偏心率问题。

Wigner-Ville 变换的缺点是不能保证信号的非负性, 对多分量信号或具有复杂调制规律的信号会产生严重的交叉型干扰, 大量的交叉项干扰会淹没或严重干扰信号的自身, 模糊信号的原始特征, 这些都制约了该方法在风力发电机组故障诊断中的应用。

3.2.3 小波变换(WT)

小波变换是 Fourier 分析的延伸。小波变换采用非均匀划分时间轴和频率轴, 在遵从测不准原理的前提下能获得较合适的时间分辨率和频率分辨率, 具有多分辨率分析、时频局部化等优点, 能有效处理非稳态、非线性的时频信号, 在大型风力发电机组故障诊断中应用广泛。文[55]综述了小波变换的旋转机械故障诊断方法。文[56]应用小波包分析方法对风电机组变流器直流侧输出电压信号在不同尺度进行分析, 通过对比小波包重构系数达到故障识别的目的。相比传统小波, 小波包的方法能同时实现高频和低频信号解耦, 提高分辨率。任学平等在[57]中应用 DTCWT 分

解振动信号,再重构单支信号,对包含故障特征的分量求奇异能量差分谱准确获得故障特征频率实现滚动轴承的故障诊断。文献[58]中应用 DTCWT 分解振动信号提取其能量熵作为特征向量,在采用粒子群算法优化支持向量机以实现轴承故障诊断。

基于小波变换的故障诊断方法的缺点是其自适应性不强,小波基函数的选取没有统一标准,不同信号需要不同基函数才能获得最佳诊断效果,这些都制约了该方法在应用上的局限性。

3.2.4 希尔伯特-黄变换(HHT)

希尔伯特-黄变换(HHT)主要包括经验模态分解(EMD)和希尔伯特谱分析两个主要部分。经验模态分解是分析非稳态信号的一种有效方法。该方法是将信号分解成有限个具有不同特征频率的本征模态函数,并对其进行故障特征提取实现故障诊断的方法。文[59]中应用 Hilbert-Huang 变换选取表征齿轮磨损故障的 IMF 分量进行边际谱和能量谱分析,提取到齿轮故障振动的特征信号,实现齿轮故障的诊断。文[60]中应用角域平均和希尔伯特变换跟踪瞬时幅值和瞬时频率的变换来实现齿轮的裂缝故障诊断。文[61]中应用经验模态分解和 Hilbert 变换实现直驱风机支座松动的故障诊断。

相比其余方法,经验模态分解是一种自适应信号处理方法,在风力发电机的故障诊断中应用广泛。但经验模态分解一方面缺乏数学理论上的支撑,另一方面在分解过程中会出现信号的模态混叠、端点效应等缺点,影响了其在故障诊断中的应用。

3.2.5 经验小波变换(EWT)

经验小波变换是 2013 年由 Jerome Gills 提出的一种新的自适应信号处理方法^[62]。

经验小波变换的思想是根据信号的傅里叶变换的谱特性进行自适应划分,构造合适的正交小波滤波器组来提取信号的不同 AM-FM 成分,并对提取出的 AM-FM 模态进行 Hilbert 变换,得到有意义的瞬时频率和瞬时幅值,进而得到 Hilbert 谱。经验小波变换的频带分区如图 1 所示。

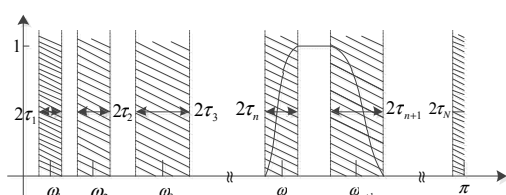


图 1 经验小波变换频带分区图

Fig.1 The band of Empirical wavelet transform

通过经验小波变换,得到信号的经验模态后,对每个经验模态函数进行 Hilbert 变换,从而得到有意义的瞬时频率和瞬时幅值,进而得到可实现故障分析的 Hilbert 谱。如文[63]中应用 EWT 通过自适应的小波基提取得到信号的固有模态,混合故障可以通过经验模式的形式正确的分解为不同的单个故障,每个单一故障频率组成 Duffing 振荡器建立相应的故障隔离器,再通过直接观察孤立子输出点映射的混沌运动找出单个故障实现滚动轴承的故障检测。[64]中对振动信号应用 EWT 实现发电机轴承的故障诊断。[65]中应用经验小波变换进行了机械故障诊断方法的研究并与 EMD 机械故障诊断方法进行了比较,验证了 EWT 方法的有效性。

经验小波变换方法的优点是综合了小波变换方法在处理非平稳信号的能力和经验模态分解方法的自适应能力,是一种具有很好应用前景的分析方法。其缺点同样是小波基函数的构建困难,算法复杂,影响了该方法在风力发电机组故障诊断中的应用和推广。

3.3 基于信息融合的处理方法

信息融合故障诊断是对多源数据和信息进行综合并得出故障诊断结果的方法。由于风机故障的耦合性,相同故障特征可能是由不同的故障原因所造成的,同一故障也有可能产生不同的故障特征,这给风力发电机组的故障诊断带来困难,传统的应用单一信号进行的故障诊断已不能满足发展的需要。

信息融合技术可分为数据层融合、特征层融合和决策层融合,当前研究的重点主要是基于决策层融合。信息融合故障诊断方法主要有贝叶斯网络、D-S 证据理论和神经网络融合等。如[66]中应用加速度和测重传感器采集滚动轴承信息,在应用主成分分析对信息指标进行约减后,利用 k 最近领域分类的数据融合技术实现对滚动轴承的故障诊断。[67]中应用振动信号的多点数据融合可减少白噪声和短期干扰噪声,且提取得到早期弱故障的故障特征实现发电机轴承的早期故障诊断。[68]中对直驱风电机组的风速、转速及主轴水平方向和垂直方向振动信号的时域特征参数、频域特征参数等融合,构建多源信息的 SVM 故障诊断模型,实现风机的风轮质量不平衡、偏航、断叶片等的故障诊断。[69]应用粗糙集理论中的动态层次聚类算法对风机中的各类特征信息进行融合,建立故障诊断决策表实现对风机故障的准确诊断。

信息融合能利用不同类型的特征信号或同一特征信号的不同时间尺度特征实现对大型风力发电机组的故障诊断,是未来的智能化诊断和远程诊断的基础。信息融合诊断技术中不同类型、多维度、不同时间尺度数据的融合是研究难点。

3.4 数据挖掘方法

随着计算技术的快速发展,工业大数据挖掘成为可能。风电机组 SCADA 和 CMS 系统记录了大量的状态参数和特征参数,形成了量大、多源、异构、复杂、增长迅速的状态监测大数据。如能选择合适的数据挖掘方法,优化数据挖掘流程,可达到快速、有效的诊断故障。信息融合技术本质是较小数量级的数据挖掘。

目前已有学者开展大数据挖掘的风力发电机组故障诊断方面的研究。如文[70]中基于 Hadoop 框架,应用粗糙集理论属性约减和 Apriori 算法共同处理风电机组监测数据,实现快速、准确诊断风机故障。该方法相比普通的数据挖掘方法减小了挖掘数据的维度,降低了时间和空间的复杂度,提高了算法的整体性能且减少了内存损耗。[71]基于风电场大数据及风机长期历史数据,运用数据挖掘技术,建立和优化故障预测模型来实现对风电机组的故障诊断。[72]中结合 Storm 实时数据流处理和 Spark 内存批处理技术建立了风电机组在线故障诊断与预警模型,利用弹性分布式数据集(RDD)编程模型实现了朴素贝叶斯算法和反向传播算法对风电机组齿轮箱的故障诊断和预测。该文的优点是利用了 Storm 平台高效处理风机全体运行数据,并利用 Hadoop 平台存储海量状态监测数据,能在保证精度的情况下快速诊断和预测故障。

大数据挖掘方法能有效利用历史数据和当前数据实现风力发电机组的故障诊断和预测,但如何实现风力发电机组海量异构大数据的整合,海量、多样化数据的低成本存储,数据挖掘算法如何快速、有效的提取新的故障特征,更新故障特征曲线,实现风力发电机组故障的快速诊断和预测等都将是该方法未来需面临的挑战^[73,74]。

4 大型风力发电机组智能故障诊断方法

智能故障诊断的关键在于知识库的建立,国内风电场的运行时间较短,故障样本数较少,难于建立有效的知识库。同时风力发电机组的运行不同于其它平稳运行的机械器件,其故障的表现形式在不同类型风机、不同的运行条件、运行状态下有很大的差别,这都加大了大型风力发电机组的故障辨识难度。常用智能故障诊断方法有人

工神经网络(ANN)、模糊逻辑、支持向量机(SVM)、灰色理论、专家系统等。

4.1 人工神经网络(ANN)故障诊断方法

ANN 利用其高度的自组织和自学习能力,成为故障诊断的一种有效的方法。

ANN 进行故障诊断的系统框图 2 如下,主要包括三层:输入层采集到各种故障信息;中间层对采集到的故障信息经内部学习和处理,形成有针对性解决方案的分类器;输出层针对输入的故障形式,经过权值系数调整,得到故障诊断结果和处理方法。

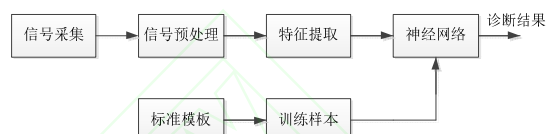


图2 神经网络故障诊断流程框图

Fig.2 Flow chart of neural network fault diagnosis

ANN 方法已经用于风机齿轮箱、轴承、发电机等不同部件的故障诊断,主要分为行为预测和分类。如[75]中应用非线性自回归神经网络对 SCADA 系统记录的齿轮箱轴承温度利用马氏距离实现齿轮箱轴承早期故障的异常检测,该方法能有效的预先指示被监测部件中的严重损害。文献[76]应用动量法和学习速率自适应 BP 神经网络,对风机振动信号不同频率成分的频谱能量训练实现对风力发电机组的故障诊断。[77]中对直驱风机水平和垂直方向振动信号特征参数应用 BP 神经网络进行训练构造故障诊断模型实现直驱风机故障诊断。[78]中借助 Hopfield 网络的优良特性,建立了反馈式 Hopfield 网络、前馈式 BP 网络的主从混合神经网络模型实现旋转机械的故障诊断。

人工神经网络的优点是数据驱动技术,只需要很少或不需要了解被监控的风力发电机组,对噪声具有很强的鲁棒性。缺点是训练人工神经网络要花很多时间,且需要大量的、覆盖风机所有可能的各种状态的数据,其收敛性和可靠性也很难得到保证,这些都影响了它的应用。

4.2 模糊逻辑故障诊断方法

模糊逻辑是建立在模糊集合和二值逻辑概念基础上的一类特殊多值逻辑。模糊逻辑故障诊断的理论基础是利用模糊集合论中的隶属度函数和模糊关系矩阵来描述故障与征兆特征之间的模糊关系,进而实现故障的诊断。基于模糊逻辑的风力发电机组故障诊断的流程框图如下图 3 所示。

基于模糊逻辑的风力发电机组故障诊断方法

主要包括故障样本特征量的选择、故障征兆隶属函数的建立、模糊故障诊断矩阵的确定等方面。如 Hichem. Merabet 等在[79]中应用 EMD 提取振动信号中的特征向量,利用模糊支持向量机解决异常值和噪声的分类问题,应用核模糊 c 均值聚类算法和粒子群算法对模糊隶属函数进行了计算和优化,并通过实验验证了该方法能有效实现风力发电机组的多分类故障诊断。[80]中应用模糊逻辑技术实现双馈感应发电机定子绕组的匝间短路故障。[81]中结合风电机组的实际情况和现场工作人员及专家的经验,利用故障树建立模糊逻辑推理模型来诊断变桨控制系统故障,该方法可以提高故障的诊断精度和故障确认时间。[82]中一种改进的模糊逻辑系统被用来诊断风力发电机的发电机故障。相比传统的模糊评估方法,该方法能有效预测操作条件的变化,与实际操作条件具有好的一致性。



图3 模糊逻辑诊断流程图

Fig.3 Flow chart of Fuzzy logic

模糊逻辑故障诊断的缺点是规则设定需要充分了解被监测的风力发电机组失效机制,这通常很难做到。不健全的规则将会导致错误的诊断结果。同时模糊逻辑系统的大小随风机中故障模式的增加而指数增加,这导致其计算代价很高。

4.3 灰色理论故障诊断方法

基于灰色系统理论的设备故障诊断是通过对灰色关联度的分析,研究设备当前运行状态与各种典型故障状态特征间的相关性,从而确定设备故障。

灰色理论故障诊断是通过对待检模式向量与故障典型模式向量之间的关联性计算,得到关联

度序列,再对关联度序列排序,实现此检测数据下的关联故障类型的诊断。如[83]应用灰色理论的关联度分析实现某旋转机械转子故障的诊断。[84]中应用灰色理论对故障树中造成顶事件发生的各种故障模式发生可能性大小进行分析,从而给出故障诊断决策。[85]中应用双树复小波变换提取信号的故障特征,再利用故障的灰色关联矩阵实现故障类型的分类。

灰色理论通过关联度分析实现故障诊断,所需样本数较少,对不确定因素的复杂系统短期分析效果较好,但对系统的中长期分析则精度较差。

4.4 专家系统的故障方法

专家系统是基于规则的技术,已经用于风力发电机组的故障诊断。目前已有大量学者开展基于专家系统的风力发电机故障诊断。如[86]中为了及时准确的诊断齿轮箱故障,根据风力发电机组齿轮箱的结构特点建立故障树模型对变速箱故障进行了定性和定量分析,最后应用 C#开发了面向 Web 的专家系统实现快速有效的诊断风机的齿轮箱故障。[87]中先利用粗糙集对决策表信息进行约减,删除冗余信息;利用神经网络实现对故障诊断和知识的模式识别,最后利用专家系统的推理判断能力对神经网络的输出进行必要修正来实现电力系统故障诊断。该方法有效的利用了各种分析方法的优点,降低了求解规模,在增强容错能力的同时快速推理,有效的实现对电力系统的故障诊断。[88]中将贝叶斯网络与专家系统相结合,重点基于贝叶斯网络风机齿轮箱故障诊断专家系统的两个核心内容进行了研究,完成了风机齿轮箱故障诊断模型和知识库的建立,实现风机齿轮箱故障诊断。

获取知识和构建知识库是专家系统的关键核心,它决定了专家系统拥有知识的质量和数量及专家系统的性能,知识的获取是专家系统的瓶颈问题。同模糊逻辑算法类似,在风机中的专家系统的主要缺点是系统的大小将随故障模式的增加而呈指数增长,计算成本很高,这些都制约了专家系统的大规模应用。目前风力发电机组的故障诊断技术几乎都是事后诊断,针对风力发电机组的智能化专家系统的在线故障诊断技术并未形成有效的生产力。

5 总结与展望

针对大型风力发电机组故障诊断技术的发展需求,本文对大型风力发电机组的故障、故障信号、故障诊断的信号处理方法及智能故障诊断方法进行了综述。针对现有大型风力发电机故障诊

断中存在的问题，提出以下的研究要点及趋势：

(1) 风力发电机所处的环境恶劣，噪声大，需要开发信噪比高、寿命长、精度高的传感器，同时展开传感器的容错分析。对于风力发电技术，无线传感、分层分布式网络的远程故障诊断技术将是风力发电技术在线监测的重要发展方向。

(2) 通过加装振动传感器的风力发电机组故障诊断成本高、数据量大、运行维护相对困难。如能应用工业大数据挖掘的方法，直接利用SCADA系统已有状态数据和电信号实现风力发电机组的故障诊断将大大降低风场的运维成本。

(3) 从目前的研究现状可知，现有的各种信号处理方法有各自的优缺点和局限性。如何利用各种信号处理方法的优点，将提取得到的不同类型、不同尺度、不同来源的各类信号特征量有机统一，实现多源、多时间尺度、多参数的信息融合故障诊断技术将是未来的研究方向之一。

(4) 智能故障诊断技术是实现大型风力发电机组在线故障诊断的关键，开展大型风力发电机组的智能化在线故障诊断和分层分布式网络远程故障诊断将是大型风机故障诊断的重要研究方向。

参考文献

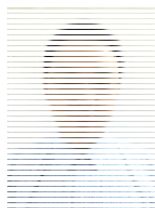
- [1] M.J. Kabir, Amanullah M.T.Oo, Mahbub Rabbani. A brief review on offshore wind turbine fault detection and recent development in condition monitoring based maintenance system [J]. Power Engineering Conference, 2015:1-7.
- [2] M. Wilkinson, F. Spianto, M. Knowles. Towards the zero maintenance wind turbine [J]. International Universities Power Engineering Conference, 2006, 1: 74-78.
- [3] 周东华, 胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 748-758.
Zhou Donghua, Hu Yanyan. Fault diagnosis techniques for dynamic systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2009. 35(6): 748-758.
- [4] V. Venkat, R. Raghunathan, Y. Kewen, et al. A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods [J]. Computers & Chemical Engineering, 2003. 27(3): 293-311.
- [5] V. Venkat, R. Raghunathan, Y. Kewen, et al. A review of process fault detection and diagnosis Part II: Qualitative models and search strategies [J]. Computers & Chemical Engineering, 2003, 27(3): 313-326.
- [6] 李辉, 胡姚刚, 李洋等. 大功率并网风电机组状态监测与故障诊断研究综述[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(1): 6-16.
Li Hui, Hu Yaogang, Li Yang, et al. Overview of condition monitoring and fault diagnosis for grid-connected high-power wind turbine unit[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(1): 6-16.
- [7] 陈雪峰, 李继猛, 程航等. 风力发电机状态监测和故障诊断技术的研究与进展[J]. 机械工程学报, 2011, 47(9): 45-52.
Chen Xuefeng, Li Jiming, Cheng Hang, et al. Research and application of condition monitoring and fault diagnosis technology in wind turbines [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(9): 45-52.
- [8] Liu W. Y., Tang B. P., Han J. G., et al. The structure healthy condition monitoring and fault diagnosis methods in wind turbines: A review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015. 44: p. 466-472.
- [9] Rezaei Mohammad M., Behzad Mehdi, Moradi Hamed. et al., Modal-based damage identification for the nonlinear model of modern wind turbine blade[J]. Renewable Energy, 2016. 94: 391-409.
- [10] E Jasiūnienė, R Raisutis, R Sliteris, et al., NDT of wind turbine blades using adapted ultrasonic and radiographic techniques [J]. Insight Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2009. 51(9): 477-483.
- [11] Montesano, John, Chu Hao, Singh Chandra Veer. Development of a physics-based multi-scale progressive damage model for assessing the durability of wind turbine blades [J]. Composite Structures, 2016. 141: 50-62.
- [12] 赵洪山, 胡庆春, 李志为. 基于统计过程控制的风机齿轮箱故障预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012(13): 67-73.
Zhao Hongshan, Hu Qingchun, Li Zhiwei. Failure prediction of wind turbine gearbox based on statistical process control [J]. Power System Protection and Control, 2012 (13): 67-73.
- [13] Surya Teja Kandukuri, Andreas Klausen, Hamid Reza Karimi, et al., A review of diagnostics and prognostics of low-speed machinery towards wind turbine farm-level health management [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016. 53: 697-708.
- [14] Muhammet Unal, Mustafa Onat, Mustafa Demetgul, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network [J]. Measurement, 2014. 58: 187-196.
- [15] Yonggang Lin, Le Tu, Hongwei Liu. Fault analysis of wind turbines in China [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016. 55: 482-490.
- [16] Andrew Kusiak, Anoop Verma. A data-driven approach for monitoring blade pitch faults in wind turbines [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2010, 2(1): 87-96.
- [17] Nicholas Waters, PP. Beujean, David J Vendittis. Targeting faulty bearings for an ocean turbine dynamometer [J]. International Journal of Prognostic & Health Management. 2013(021): 1-14.
- [18] 于辉, 邓英. 变速风力发电机变流器故障诊断方法 [J]. 可再生能源, 2010(3): 89-92.
Yu Hui, Deng Ying. The diagnosis method for converter fault of the variable speed wind turbine [J]. Renewable Energy Resources, 2010(3): 89-92.
- [19] M. Sarvajith, Brijesh Shah, Sadanand Kulkarni, et al. Condition monitoring of rolling element bearing using wavelet transform and support vector machine [C]. Conference: NCCM 2013.
- [20] Wahyu Caesarendra, Buyung Kosasih, Anh Kiet Tieu, et al. Application of the largest Lyapunov exponent algorithm for feature extraction in low speed slew bearing condition [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015: 116-138.
- [21] Karl Nienhaus, Franz Domenic Boos, K Garate, et al. Development of acoustic emission (AE) based defect parameters for slow rotating roller bearings [C]. Proceedings of the 25th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering. Huddersfield, United Kingdom, 18-20, June, 2012: 351-360.
- [22] Seyed A. Niknam, Tomcy Thomas, J. Wesley Hines, et al. Analysis of acoustic emission data for bearings subject to unbalance

- [J]. International Journal of Prognostics & Health Management. 2013(015):1-10.
- [23] Hualong Jia, Xing Wu, Xiaoqin Liu, et al. Analysis and research of acoustic emission signal of rolling element bearing fatigue [C]. World Conference on Acoustic Emission, Shanghai, China, 30 Oct-02 Nov, 2013:157-166.
- [24] Brandon Van Hecke, Jae Yoon, David He. Low speed bearing fault diagnosis using acoustic emission sensors [J]. Applied Acoustics, 2016. 105:35-44.
- [25] Kerstin Schroeder, Wolfgang Ecke, Jorg Apitz, et al. A fibre bragg grating sensor system monitors operational load in a wind turbine rotor blade [J]. Measurement Science and Technology, 2006, 17(5):1167-1172.
- [26] Wolfgang Ecke, Kerstin Schroder. Fiber Bragg grating sensor system for operational load monitoring of wind turbine blades [M]. Smart Sensors Phenomena, Technology, Networks and Systems 2008, 6933: 169330-169337.
- [27] Khaled B. Abdusamad, David Wenzhong Gao, Eduard Muljadi, A condition monitoring system for wind turbine generator temperature by applying multiple linear regression model [M]. North American Power Symposium, 2013 (9):1-8.
- [28] Yingning Qiu, Yanhui Feng, Juan Sun, et al. Applying thermophysics for wind turbine drivetrain fault diagnosis using SCADA data [J]. IET Renewable Power Generation, 2016, 10 (5):661-668.
- [29] Junda Zhu, Jae M.Yoon, David He, et al. Online partial-contaminated lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction for wind turbines [J]. Wind Energy, 2015, 18(6):1131-1149.
- [30] Carlos M. C. G. Fernandes, Ramiro C. Martins, Jorge H. O. Seabra. Friction torque of thrust ball bearings lubricated with wind turbine gear oils [J]. Tribology International, 2013, 58(2): 47-54.
- [31] Jun Wang, Yayu Peng, Wei Qiao. Current-aided order tracking of vibration signals for bearing fault diagnosis of direct-drive wind turbines. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016. 63(10): 6336-6346.
- [32] Xiang Gong, Wei Qiao. Current-based mechanical fault detection for direct-drive wind turbines via synchronous sampling and impulse detection. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015. 62(3): 1693-1702.
- [33] 马宏忠, 张正东, 时维俊等. 基于转子瞬时功率谱的双馈风力发电机定子绕组故障诊断 [J]. 电力系统自动化, 2014, 38(14):30-35. Ma Hongzhong, Zhang Zhengdong, Shi Weijun, et al. Doubly-fed induction generator stator fault diagnosis based on rotor instantaneous power spectrum [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14):30-35.
- [34] 李辉, 杨东, 杨超等. 基于定子电流特征分析的双馈风电机组叶轮不平衡故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(13): 32-37. Li Hui, Yang Dong, Yang Chao, et al. Blade imbalance fault diagnosis of doubly fed wind turbines based on stator current feature analysis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(13):32-37.
- [35] 黄丽丽. 基于 SCADA 的风力机故障预测与健康管理工作研究 [D]. 西安: 电子科技大学, 2015. Lili Huang. Research on prognostics and health management technology of wind turbine based on SCADA [D]. Xi An: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.
- [36] Meik Schlechtingen, Ilmar Ferreira Santos, Sofiane Achiche. Wind turbine condition monitoring based on SCADA data using normal behavior models. Part 1: System description [J]. Applied Soft Computing, 2013. 13(1): 259-270.
- [37] Meik Schlechtingen, Ilmar Ferreira Santos. Wind turbine condition monitoring based on SCADA data using normal behavior models. Part 2: Application examples [J]. Applied Soft Computing, 2014. 14(1): 447-460.
- [38] 郭鹏, 徐明, 白楠等. 基于 SCADA 运行数据的风电机组塔架振动建模与监测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(05): 128-135+20. Guo Peng, Xu Ming, Bai Nan, et al. Wind turbine tower vibration modeling and monitoring driven by SCADA data [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(05): 128-135+20.
- [39] Johan Ribrant, Lina Margareta Bertling. Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plants during 1997-2005 [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2007, 22(1):167-173.
- [40] John MacGregor, Ali Cinar. Monitoring, fault diagnosis, fault-tolerant control and optimization: Data driven methods [J]. Computers and Chemical Engineering, 2012, 47(12):111-120.
- [41] 魏书荣, 何之倬, 符杨等. 海上风电机组故障容错运行研究现状分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(05):145-154. Wei Shurong, He Zhizhuo, Fu Yang, et al. Research status and prospect of offshore wind turbine fault tolerance [J]. Power System Protection and Control, 2016, 47(05): 145-154.
- [42] Silvio Simani, Paolo Castaldi. Adaptive fault-tolerant control design approach for a wind turbine benchmark [C]. 8th IFAC Proceedings Volumes, 2012, 45(20): 319-324.
- [43] Vikas Sharma, Anand Parey. A review of gear fault diagnosis using various condition indicators [C]. Procedia Engineering, 2016, 144: 253-263.
- [44] Jong M. Ha, Byeng D. Youn, Hyunseok Oh, et al. Autocorrelation based time synchronous averaging for condition monitoring of planetary gearboxes in wind turbines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, (03): 161-75.
- [45] G. T. Zheng, W. J. Wang. A new cepstral analysis procedure of recovering excitations for transient components of vibration signals and applications to rotating machinery condition monitoring [J]. ASME Journal of Vibration and Acoustics, 2001, 123(4):383-387.
- [46] Cédric Peeters, Patrick Guillaume, Jan Helsen. Vibration-based bearing fault detection for operations and maintenance cost reduction in wind energy [J]. Renewable Energy, 2017, 116(1):74-87.
- [47] Cédric Peeters, Patrick Guillaume, Jan Helsen. A comparison of cepstral editing methods as signal pre-processing techniques for vibration-based bearing fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 91 (07): 354-81.
- [48] D. Abboud, J. Antoni, S. Siegfried, et al. Envelope analysis of rotating machine vibrations in variable speed conditions: A comprehensive treatment [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84: 200-226.
- [49] Michael R. Wilkinson, Fabio Spinato, Peter J. Tavner. Condition monitoring of generators and other subassemblies in wind turbine drive trains [C]. IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, 2007, (09): 388-392.
- [50] 乌建中, 陶益. 基于短时傅里叶变换的风机叶片裂纹损伤检测[J]. 中国工程机械学报, 2014, 12 (02): 180-183. Wu Jianzhong, Tao Yi. STFT-based crack detection on wind turbine blades [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2014, 12(2): 180-183.
- [51] 宋秀, 尉宇. 基于短时分数阶傅里叶变换的异步电机转子断条故障诊断[J]. 武汉科技大学学报, 2016, 39(02): 145-149. Song Xiu, Wei Yu. Fault diagnosis of broken rotor bar in

- asynchronous motor based on short-time fractional Fourier transform [J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2016, 39(2):145-149.
- [52] Baoping Tang, Wenyi Liu, Tao Song. Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-Ville distribution [J]. Renewable Energy, 2010, 35(12):2862-2866.
- [53] 耶晓东, 何亚银. 基于伪 Wigner-Ville 分布与小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2012, 28(05): 56-58.
Ye Xiaodong, He Yayin. Fault diagnosis of roller bearing based on the Pseudo Wigner-Ville distribution and Wavelet transform [J]. Machine Design & Research, 2012, 28(5):56-58.
- [54] Climente Alarcon V., Antonino Daviu J. A., Riera Guasp M., et al. Application of the Wigner-Ville distribution for the detection of rotor asymmetries and eccentricity through high-order harmonics [J]. Electric Power Systems Research, 2012, 91(09):28-36.
- [55] Ruqiang Yan, Robert X. Gao, Xuefeng Chen. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications [J]. Signal Processing, 2014, 96(5):1-15.
- [56] 沈艳霞, 周文晶, 纪志成, 等. 基于小波包分析的风力发电系统中变流器的故障识别[J]. 电网技术, 2013, 37(7): 2011-2017.
Shen Yanxia, Zhou Wenjing, Ji Zhicheng, et al. Fault Identification of Converter Used in Wind Power Generation Based on Wavelet Packet Analysis[J]. Power System Technology, 2013, 37(7): 2011-2017.
- [57] 任学平, 王朝阁, 张玉皓等. 基于 DT-CWT 和奇异能量差分谱的滚动轴承故障诊断研究. 机械设计与制造, 2016, (04): 39-43.
Ren Xueping, Wang Chaoqie, Zhang Yuhao, et al. Fault diagnosis research of rolling bearing based on DT-CWT and energy difference spectrum of singular value [J]. Machinery Design & Manufacture, 2016, (04):39-43.
- [58] 张淑清, 胡永涛, 姜安琦等. 基于双树复小波和自适应权重和时间因子的粒子群优化支持向量机的轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2017(03): 327-333.
Zhang Shuqing, Hu Yongtao, Jiang Anqi, et al. Bearing fault diagnosis based on DTCWT and AWTFPSO-optimized SVM [J]. Chinese Mechanical Engineering, 2017(03): 327-333.
- [59] 李辉, 郑海起, 唐力伟. 应用 Hilbert-Huang 变换的齿轮磨损故障诊断研究[J]. 振动、测试与诊断, 2005, 25 (03): 37-41+77.
Li Hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Research on fault diagnosis of gear wear based on Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2005, 25 (03): 37-41+77.
- [60] Hui Li, Lihui Fu, Zhengtao Li. Gear Fault Detection Using Angle Domain Average and Hilbert-Huang Transform Phase Map [C]. 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China, 2009:1-5.
- [61] Xueli An, Dongxiang Jiang, Shaohua Li, et al. Application of the ensemble empirical mode decomposition and Hilbert transform to pedestal looseness study of direct-drive wind turbine [J]. Energy, 2011, 36(09): 5508-5520.
- [62] Jérôme Gilles . Empirical Wavelet Transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [63] Yu Jiang, Hua Zhu, Z. Li. A new compound faults detection method for rolling bearings based on empirical wavelet transform and chaotic oscillator [J]. Chaos Solitons & Fractals, 2016, 89(08): 8-19.
- [64] Jinglong Chen, Jun Pan, Zipeng Li, et al. Generator bearing fault diagnosis for wind turbine via empirical wavelet transform using measured vibration signals [J]. Renewable Energy, 2016, 89(04): 80-92.
- [65] 李志农, 朱明, 褚福磊等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2423-2432.
- Li Zhinong, Zhu Ming, Chu Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11):2423-2432.
- [66] M. S. Safizadeh, S. K. Latifi. Using multi-sensor data fusion for vibration fault diagnosis of rolling element bearings by accelerometer and load cell [J]. Information Fusion, 2014, 18(4):1-8.
- [67] Dong Yang, Hui Li, Yaogang Hu, et al. Vibration condition monitoring system for wind turbine bearings based on noise suppression with multi-point data fusion [J]. Renewable Energy, 2016, 92(7):104-116.
- [68] 安学利, 赵明浩, 蒋东翔, 等. 基于支持向量机和多源信息的直驱风力发电机组故障诊断[J]. 电网技术, 2011, 35(4):117-122.
An Xueli, Zhao Minghao, Jiang Dongxiang, et al. Direct-drive wind turbine fault diagnosis based on support vector machine and multi-source information [J]. Power System Technology, 2011, 35(4):117-122.
- [69] 李宁, 王李管, 贾明滔等. 基于信息融合理论的风机故障诊断[J]. 中南大学学报 (自然科学版), 2013, 44(7): 2861-2866.
Li Ning, Wang Liguang, Jia Mingtao, et al. Fault intelligent diagnosis system for fan based on information fusion [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(7):2861-2866.
- [70] 孙鹤旭, 孙泽贤, 林涛. 数据挖掘技术在风电机组故障诊断中的应用[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2016, 35(04): 81-85.
Sun Hexu, Sun Zexian, Lin Tao. Application of data mining technology in fault diagnosis of wind turbogenerator [J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Nat. Sci. Edition), 2016, 35(04):81-85.
- [71] 刘广. 数据挖掘在风力发电机组故障诊断中的应用[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2011.
Liu Guang. The fault diagnosis system of wind turbines based on data mining [D]. Lan Zhou: Lanzhou University of Technology, 2011.
- [72] 张少敏, 毛冬, 王保义. 大数据处理技术在风电机组齿轮箱故障诊断与预警中的应用[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(14):129-134.
Zhang Shaoming, Mao Dong, Wang Baoyi. Application of big data processing technology in fault diagnosis and early warning of wind turbine gearbox [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(14):129-134.
- [73] 马世龙, 乌尼日其格, 李小平. 大数据与深度学习综述[J]. 智能系统学报, 2016,11(06): 728-742.
Ma Shilong, Wuniri Qiye, Li Xiaoping. Deep learning with big data: state of the art and development [J]. CAAI Transactions on Intelligent System, 2016, 11(06):728-742.
- [74] 赵庆周, 李勇, 田世明等. 基于智能配电网大数据分析的状态监测与故障处理方法[J]. 电网技术, 2016,40(03):774-780.
Zhao Qingzhou, Li Yong, Tian Shiming, et al. A state estimation and fault processing method based on big data analysis of smart distribution network [J]. Power System Technology, 2016, 40(03):774-780.
- [75] Pramod Bangalore, Lina Bertling Tjernberg. An artificial neural network approach for early fault detection of gearbox bearings [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 980-987.
- [76] 米江, 纪国宜. 基于改进 BP 神经网络的风机故障诊断研究[J]. 发电设备, 2010, (06): 430-434.
Mi Jiang, Ji Guoyi. Fault diagnosis of fans based on improved BP neural network [J]. Power Equipment, 2010, (06): 430-434.
- [77] Xueli An, Dongxiang Jiang, Shaohua Li. Application of back

propagation neural network to fault diagnosis of direct-drive wind turbine [C]. World Non-Grid-Connected Wind Power and Energy Conference, Nanjing, China, 2010:1-5.

- [78] 张小栋, 朱均, 丘大谋. 旋转机械故障诊断中的主从混合神经网络模型研究[J]. 振动工程学报, 1996, 9(03): 10-19.
Zhang Xiaodong, Zhu Jun, Qiu Damou. A study of the master-slave neural network in fault diagnosis of a rotating machinery [J]. Journal of Vibration Engineering, 1996, 9(03): 10-19.
- [79] Jun Hang, Jianzhong Zhang, Ming Cheng. Application of multi-class fuzzy support vector machine classifier for fault diagnosis of wind turbine [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2016, 297(8): 128-140.
- [80] Hichem Merabet, Tahar Bahi, Noural Halem. Condition Monitoring and Fault Detection in Wind Turbine Based on DFIG by the Fuzzy Logic [J]. Energy Procedia, 2015, 74(8): 518-528.
- [81] Liu Hao, Dong Xinghui, Yang Zhiling, et al. The application of intelligent fuzzy inference to the fault diagnosis in pitch-controlled system [J]. Energy Procedia, 2012, 16(c), 1839-1844.
- [82] H. Li, Y. G. Hu, C. Yang, et al. An improved fuzzy synthetic condition assessment of a wind turbine generator system [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 45(1): 468-476.
- [83] 靳春梅, 邱阳, 段志善等. 灰色理论在旋转机械故障诊断与预报中的应用[J]. 应用力学学报, 2000, 17(03): 74-79+146.
Jin Chunmei, Qiu Yang, Duan Zhishan, et al. Grey system applications in fault diagnosis and forecasting for rotating machinery [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2000, 17(03): 74-79+146.
- [84] 施国洪, 姚冠新. 灰色系统理论在故障诊断决策中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2001, (04): 120-123+144.
Shi Guohong, Yao Guanxin. Application of grey system theory in fault tree diagnosis decision [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2001, (04): 120-123+144.
- [85] Peng Yang, Guowei Yang. Feature Extraction Using Dual-Tree Complex Wavelet Transform and Gray Level Co-Occurrence Matrix [J]. Neurocomputing, 2016, 197(c): 212-20.
- [86] Yang Zhiling, Wang Bin, Dong Xinghui, et al. Expert System of Fault Diagnosis for Gear Box in Wind Turbine [J]. Systems Engineering Procedia, 2012, (04): 189-195.
- [87] 邓武, 杨鑫华, 赵慧敏等. 粗糙集、神经网络和专家系统模型用于电力系统故障诊断[J]. 高电压技术, 2009, 35(07): 1624-1628.
Deng Wu, Yang Xinhua, Zhao Huimin, et al. Application of rough sets, neural network and expert system to power system fault diagnosis [J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(07): 1624-1628.
- [88] 周浩. 基于贝叶斯网络风机齿轮箱故障诊断专家系统的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2014.
Zhou Hao. Research on fault diagnosis expert system for wind turbine gearbox based on Bayesian network [D]. Haerbin: Harbin University of science and technology, 2014.



曾军

收稿日期: 2017-9-14。

作者简介:

曾军(1978), 男, 博士研究生, 通信作者, 研究方向为电力电子、新能源技术、故障诊断等,
E-mail: zengjun@scut.edu.cn;

陈艳峰, 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力电子、电力电子非线性理论等, E-mail: eeyfchen@scut.edu.cn;

杨苹(1967), 女, 教授, 博士生导师, 研究方法为电力电子与电力传动、新能源技术等, E-mail: eppyang@scut.edu.cn。