

文章编号 2095-0020(2017)06-0353-08

## 风力发电机典型智能故障诊断方法综述

刘 洋, 丁云飞

(上海电机学院 电气学院, 上海 201306)

**摘 要** 随着风电装机容量的持续增长,风能在能源中占比不断增加,对风电机组的故障诊断和故障预测提出了更高的要求。根据故障诊断类别与风力发电机基本结构,对比分析了相应的智能诊断方法,并给出每类算法的改进方法。通过对不同算法理论与实验的比较分析,给出了当前智能故障诊断方法在风力发电机应用领域中的现状、存在的问题。

**关键词** 风电机组; 故障诊断; 主要部件; 智能算法

**中图分类号** TM 614

**文献标志码** A

## Review of Typical Intelligent Fault Diagnosis Methods for Wind Turbine

LIU Yang, DING Yunfei

(School of Electrical Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 20106, China)

**Abstract** With continuous increase of wind power installation capacity and the rising proportion of wind energy among all forms of energy supply, wind turbine fault diagnosis and fault prediction are in a high demand. Based on the categories of fault diagnosis and the basic structures of wind turbine, corresponding intelligent diagnosis methods are compared, and methods of improvement for each type of algorithm are proposed. By comparing the theory and experimental results of different algorithms, the present situation and existing problems of intelligent fault diagnosis methods for wind turbine applications are presented.

**Keywords** wind turbine; fault diagnosis; main component; intelligent algorithm

风能作为一种清洁无污染的新能源,已受到各个国家的广泛关注,在世界范围内得到了大力发

展。风力发电不仅在世界能源格局变更的进程中的起到重大推动作用,更是解决当前环境污染愈发

收稿日期: 2017-09-10

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(11302123);上海市浦江人才计划项目资助(15PJ1402500);上海市教育委员会科研创新项目资助(14YZ163);上海市教育委员会和上海市教育发展基金会“晨光计划”项目资助(13CG63)

作者简介: 刘 洋(1992-),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘、模式识别、人工智能、故障诊断在风电领域的应用,  
E-mail: 1031829038@qq.com

通信作者: 丁云飞(1976-),女,教授,博士,主要研究方向为模式识别、智能控制、故障诊断、人工智能、数据挖掘,  
E-mail: dingyf@sdju.edu.cn

恶化的重要手段之一。根据全球风能理事会(GWEC)的统计<sup>[1]</sup>,截至2016年底,全球风电装机容量达到486.790 GW,比2015年新增54.642 GW,年度市场增长率达到12.6%;其中,至2016年底,中国的总装机容量达到168.732 GW,比2015年增长了23.370 GW,增长率为16.1%。《风能2050》报告预测<sup>[2]</sup>,到2050年全球可再生能源供电可实现100%,其中,风电占比可达到40%。

然而,随着风电机组容量的不断扩张,对风电设备可靠性的要求也越来越高。文献[3]中指出,对于实现“2030年风能20%占比”的目标,当前最大的挑战是风电机组性能的提高和维护及运营成本的降低。因此,降低风电机组维护和运营成本,提高其可靠性和稳定性,实现及时、有效的状态监测和故障诊断,是当前亟待解决的关键问题。风电机组通常安装在较为偏远的地区,环境恶劣,设备维护较难;同时,意外故障造成的维修不仅会导致成本增加,还会使生产时间滞后。此外,随着风电机组老化,部件失效,电力生产性能也会下降,最终严重影响效益。因此,通过监控和数据分析实现对风电机组基于条件的维护和性能调整,而不是基于固定时间间隔的维护检修和性能调整,是非常必要的。来自其他行业的经验表明,状态监测和故障诊断在故障发生到二次损害阶段或引发灾难性破坏之前,可以延长设备寿命,减少日常维护成本。本文主要针对风电机组各重要设备的智能故障诊断方法的现状进行了深入研究,并分类和整理了各种故障诊断方法,得出它们的优缺点以及适用范围等结论。

## 1 故障诊断与故障预测分析与分类

故障诊断和预测的目的是要及时隔离导致系统故障的组件或子组件,使系统免于故障的产生。故障诊断的一般顺序为故障信息生成、故障假设生成、故障假设鉴别<sup>[4-5]</sup>。

故障预测与故障诊断的最主要区别在于故障发生的先后顺序不同<sup>[3]</sup>,此外,两者的方法和技术是相通的,可将可能发生的潜在故障视为故障来进行诊断分析。当前基于数据驱动的故障预测技术可分为两类<sup>[6]</sup>:基于历史数据的故障辨识模型和基

于实时数据的故障判别模型。以基于数据采集与监视控制(Supervisory Control and Data Acquisition, SCADA)系统的数据为例,可根据其历史故障运行数据对已发生故障的信息进行挖掘,以此建立辨识模型;也可根据其历史正常运行数据估计该时刻正常运行数据,通过估计值与实际测量的监测值进行残差分析,根据阈值建立判别模型。故障诊断技术主要应用于故障已经发生的情况,需采用故障数据进行诊断,确定故障类型与故障原因。

随着故障诊断领域的更新迭代,对故障诊断方法的分类也越来越多。文献[7]中将故障诊断方法分为3大类,即基于定量模型的方法、基于定性模型的方法和基于过程历史数据的方法。文献[8]中将故障诊断方法进一步归纳为基于解析模型的方法、基于信号分析的方法和基于知识的方法,并指出,对于风力发电机的故障诊断,主要采用传统诊断、数学诊断、智能诊断等方法,并给出了各种方法的具体内容,如表1所示。

表1 风电机组故障诊断方法分类  
Tab. 1 Classification of wind turbine fault diagnosis methods

方法	内容
传统诊断法	基于状态检测技术的数据分析
数学诊断法	基于概率统计的时序模型诊断、基于距离判据的故障诊断、灰色系统诊断、故障树分析、小波分析、混沌分析与分形几何等
智能诊断法	证据理论、专家系统、神经网络、遗传算法等

近年来,随着人工智能技术不断成熟、专家系统不断完善,在故障诊断领域引入了大量的智能算法,出现了更高效、迅速、低成本的智能故障诊断方法,如结合神经网络、关联度分析、模糊理论、D-S证据理论等<sup>[9]</sup>。本文主要综述风力发电机故障诊断中的典型智能诊断方法。

## 2 风力发电机故障统计分析

风力发电机由变桨系统、叶轮、发电机、液压系统、偏航系统、传动系统、制动系统、控制与安全系统、塔架、机舱、基础等部分组成,如图2所示。

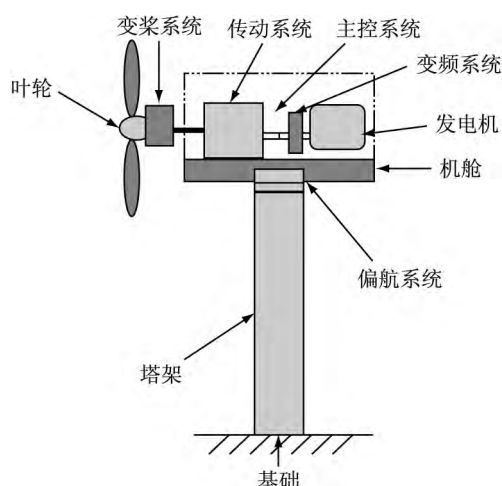


图2 风力发电机的结构

Fig.2 Structure of wind turbine

文献[3]中的研究表明,通过状态监测系统实现对所有故障的预测和诊断是不现实的,对故障需要进行有针对性地修复。本文根据文献[10-13]中的故障调查数据,使用停机时间和故障次数(故障率)作为参考量,给出了故障率较高的部件的年平均故障率和年平均故障停机时间,如图3所示。

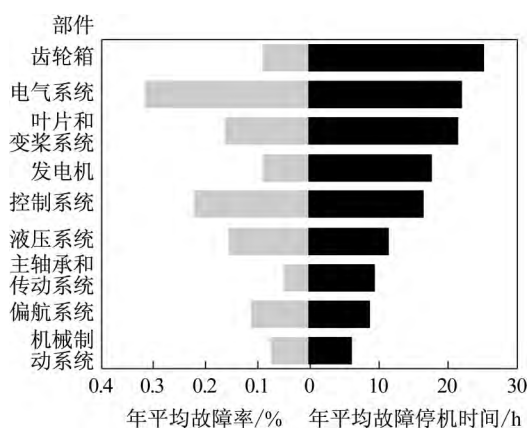


图3 年平均故障率和年平均故障停机时间

Fig.3 Annual mean failure rate and annual mean of downing

此外,根据《全国风电设备运行质量状况调查报告(2012年)》<sup>[14]</sup>故障统计分析显示,在2011-07-01—2012-06-30期间,共统计各类故障2434次,其中,根据故障发生次数计算,故障率较高的部件主要为发电机、变频器、齿轮箱和变桨系统;根据平均排除故障时间最长为依据,则故障主要集中在叶片、控制系统、发电机和齿轮箱部位。表2给出了风电机组不同部件的故障统计汇总。

表2 风电机组不同部件的故障统计汇总

Tab.2 Fault statistics of different components of wind turbine

序号	部件名称	机组数量/台	故障发生次数/次	故障发生次数占比/%	平均排除故障耗时/h
1	发电机	7 701	412	16.9	156.57
2	齿轮箱	3 930	249	10.2	136.21
3	叶片	900	35	1.4	885.35
4	变频器	4 232	699	28.7	68.41
5	变桨系统	3 037	326	13.4	6.83
6	偏航系统	1 733	146	6.0	37.76
7	控制系统	457	68	2.8	209.15
8	制动系统	296	24	1.0	18.49
9	其他	1 648	475	19.5	23.16

考虑上述因素,下文主要针对发电机、齿轮箱、叶片和变频器4个部件具体分析它们的故障诊断和状态检测方法。

### 3 各部件故障分析与诊断方法比较

#### 3.1 各部件故障分析

发电机是风电机组的主要核心部件之一,其功能是将旋转产生的机械能转化为电能,为电气系统供电。发电机常见的故障包括发电机振动过大、发电机过热、轴承过热、定子或转子线圈短路、转子断条等。

齿轮箱是风电机组中的一个重要部件,属于传动系统,其主要功能是将风轮在风力作用下所产生的动力传递给发电机,并使其调整至相应转速。齿轮箱由齿轮、轴承、轴和箱体4个部分组成,常见的故障有齿轮损伤、齿面胶合、断齿、轴承过热、轴承磨损失效、轴承疲劳失效、轴不对中等。

叶片是风电机组中的重要部件,通过它将流动空气中的动能转化为机械能,再传递到发电机中转化为电能。由于叶片直接暴露在自然环境中,容易受到恶劣环境的破坏,其常见的故障有表面覆冰、裂纹、弯曲,以及疲劳失效等。然而,仅通过发电机端的数据很难诊断出叶片故障<sup>[15]</sup>,故研究人员关注、研究的热点在于建立安全、有效、迅速的传感器

网络<sup>[16-17]</sup>。

变频器在风电机组中的主要作用是将电压和频率不变的交流电转换成电压、频率可变的交流电,从而降低发电机启动时造成的冲击载荷,达到软启动的目的。变频器的故障主要有过电压、过电流、误动作、过热、欠电压等。如文献[18]中采用自组织特征映射(Self-organizing Feature Map, SOM)神经网络,即自学习非方向性神经网络进行训练。实验结果表明,此方法适用于风电场数据不足的情况;同时,由于不需要在训练前定义故障类型,故可以随时增加训练数据,提高了灵活度。

### 3.2 智能故障诊断方法

根据风电机组各部分故障诊断的状况,可以归纳得到各部件典型的智能故障诊断方法如表3所示。

表3 风电机组主要部件的智能诊断方法  
Tab. 3 Intelligent diagnosis methods of main components in a wind turbine

名称	智能故障诊断方法
发电机	支持向量机、神经网络、群智能优化、证据理论
齿轮箱	神经网络、聚类分析、支持向量机、群智能优化、证据理论
叶片	模糊控制、专家系统、神经网络
变频器	神经网络、遗传算法、专家系统

按照风机常见智能诊断方法的应用广泛度,本文着重介绍与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、神经网络、聚类分析、信息融合相关的智能故障诊断方法。

3.2.1 支持向量机(SVM) SVM作为一种监督分类模型,被广泛应用于风电机组故障诊断中,具体方法如下:①通过深度学习,利用深度神经网络提取故障特征,并结合SVM进行分类处理;②通过一些改进的数据预处理方法,如聚合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)、核主成分分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)等提取特征向量,降低异常值影响;③通过引入模糊隶属度来使用模糊SVM,以降低异常值影响;④利用半监督SVM,使用无标签样本辅助学习的特点,提高分类的精确度。

文献[19-20]中采用深度学习神经网络进行特征提取,并结合SVM进行分类,提高了SVM对于故障特征样本较大时的挖掘能力和稳定性,提高了故障诊断的准确性。另外,文献[20]中提出了一种自适应提取故障时域与频域特征的方法,利用层叠降噪自动编码器神经网络的模型,将特征作为粒子群SVM的输入向量进行故障诊断;实验证明,该方法省去了大量信号处理与专家诊断经验的时间成本,获得了较高的分类精度。

文献[21]中提出一种局部特征尺度分解(Local Characteristic-scale Decomposition, LCD)、信息熵和SVM相结合的方法,先采用LCD对机械振动信号进行分解,在提取出运行状态的信息熵特征后,使用SVM进行分类;实验证明,采用LCD信息熵作为SVM的输入特征向量,优于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)信息熵结合的特征提取方法,更适用于检测滚动轴承或轴承外圈的故障。

文献[22]中为了解决已有的模糊SVM(FSVM)中模糊隶属度求解困难和易陷入局部最小值等问题,提出了结合EMD和粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)改进后的FSVM算法,即利用PSO全局寻优的特点,优化使用模糊C均值算法求解模糊隶属度。实验表明,改进后的FSVM模型有更高的抗噪能力和分类性能。

文献[23]中为解决大样本故障数据标记困难的问题,利用拉普拉斯支持向量机(LapSVM)半监督学习的特点,即利用无标记样本辅助有标记样本进行训练,提高了分类器的性能;该方法主要针对有标记样本数量较少的情况。实验证实了该方法的有效性,与传统SVM相比,提高了外圈故障诊断的准确率。

文献[21-23]中均采用了美国Case Western Reserve University轴承数据中心的同种数据进行实验,实验参数如下:转速为1 797 r/min,故障损伤直径为0.177 8 mm,采样频率为12 kHz,每个样本长度为1 024;并通过实验检测了轴承的4种状态:正常状态、内圈故障、滚动体故障和外圈故障。本文汇总、比较了它们的实验结果,如表4所示。

表4 轴承故障诊断准确率对比  
Tab. 4 Comparison of bearing fault diagnosis accuracy

诊断方法	样本数	准确率/%				
		正常状态	内圈故障	外圈故障	滚动体故障	平均值
EMD 信息熵 <sup>[21]</sup>	160	100.0	95.0	95.0	95.0	96.3
LCD 信息熵 <sup>[21]</sup>	160	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
FSVM <sup>[22]</sup>	240	97.5	97.5	95.0	87.5	94.4
PSO-FSVM <sup>[22]</sup>	240	97.5	97.5	97.5	90.0	95.6
SVM <sup>[23]</sup>	400	100.0	80.0	56.0	98.0	83.5
LapSVM <sup>[23]</sup>	400	100.0	81.0	94.0	85.0	90.0

由表可见,在发电机轴承故障诊断仿真实验中,采用传统 SVM 进行轴承故障诊断的准确率平均值最低,尤其是外圈故障诊断的准确率仅有 56%;结合 LCD 信息熵的 SVM 算法诊断的准确率最高,结合 EMD 信息熵的方法次之,由此可见,通过信号分解的方法提取故障特征信息是提高诊断精确度最有效的途径;相比之下,FSVM 和改进的 FSVM 方法对于正常状态、内圈故障和外圈故障的诊断效果较优。

3.2.2 神经网络 当前,对结合神经网络的诊断方法的研究主要集中在以下方面:① 结合深度神经网络,利用改进的自动编码器对信号进行自动特征提取,或通过改进基准回归器,结合深度神经网络进行故障分类;② 在数据预处理过程中使用如小波包分解、主成分分析,或结合大数据处理技术进行特征向量提取,在保证分类精度的前提下提高收敛速度;③ 使用遗传算法、粒子群算法等智能优化算法对神经网络的权值和阈值进行优化,改善其全局搜索效果,提高收敛速度;④ 利用无监督神经网络,在不需要样本训练的情况下即可实现故障分类,降低成本。

为解决自动编码器提取相似特征和因移位变体属性而错误分类的问题,文献[24]中研究了归一化稀疏自动编码器(NSAE)构建的局部连接网络(LCN),即 NSAE-LCN,用于智能故障诊断。先使用 NSAE 从 LCN 局部层的输入信号中学习各种有意义的特征,然后在特征层中获得移位不变特

征,最终识别输出层中的机械健康状况。仿真实验结果表明,LCN 有助于产生移位不变特征,并有效识别机械健康状况。同理,文献[25]中利用堆叠降噪自动编码器提取信号特征,结合 Softmax 分类器实现高效准确的故障诊断。实验结果表明,在合适的参数下,采用该方法进行故障诊断的精确度高达 99.86%。而文献[26]中研究了元回归器与深度神经网络相结合的方法,先对基准回归器进行训练,由自动编码器输出特征向量,利用元回归器进行预测,实验表明,准确度优于仅使用基准回归器进行训练的结果。

文献[27]中利用小波包分解法消除故障数据中的噪声点,并提取特征向量,然后输入已经训练好的 BP 神经网络进行分类;结合大型风力发电厂的实例应用,证明了该方法的有效性。文献[28]中应用大数据处理技术,结合弹性分布式数据集(RDD)实现了 BP 神经网络故障分析。文献[29]中先使用自组织模糊聚类算法对风机上振动传感器采集的数据进行预处理,然后,使用 Elman 神经网络分析故障,从而避免了算法陷入局部最优,提高了分类精度;同时,与模糊聚类 Elman 神经网络相比,自组织模糊聚类 Elman 神经网络的训练速度也有很大提高。

文献[30]中提出一种基于蚁群优化(AC)和微分进化优化(DE)的 BP 神经网络的齿轮箱故障诊断方法,利用 AC 改善了 DE 收敛速度慢的缺点;然后,用 AC-DE 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,仿真实验验证了该算法的有效性。文献[31]中利用 PSO 算法优化小波神经网络(WNN)的权值和阈值。另外,将和声搜索算法和蚁群算法相结合<sup>[32]</sup>、引入收缩因子改进 PSO 算法<sup>[33]</sup>等方法都能优化 BP 神经网络的权值和阈值。

3.3.3 聚类分析 模糊 C 均值聚类算法(Fuzzy C Means, FCM)在风机故障诊断领域属于较为成熟的技术,一类方法可使用智能优化算法优化聚类过程,降低初值的影响,提高精度;另一类方法引入核函数,使用 KFCM 进行故障诊断,但还须解决核参数的选取问题,避免模型过于复杂。

文献[34]中提出了一种基于亲和力传播聚类算法和自适应特征选择技术的智能故障诊断方法,

利用 EEMD 和小波包变换提取振动信号中的故障特征信息;同时,为提高聚类算法的效率,避免维数灾难,研究了一种自权重特征选择与冗余特征消除算法。实验表明,该方法能自动选取最优特征,大大降低了计算负担,并提高了聚类算法的精度,能够精确检测轴承的异常情况,同时识别不同程度的故障类别。

常规分类方法需要已知的历史样本作监督训练,然而对于风机的故障诊断,这一过程需要耗费大量成本。为解决这一问题,文献[35]中利用基于核函数的模糊 C 均值算法(KFCM)通过无监督学习聚类分析来诊断已知及未知的故障,实验证实了该算法对于未知样本的诊断结果优于传统 BP 神经网络。文献[36]中利用自适应共振神经网络 ART2 无监督的特点进行初步分类,然后利用 C 均值聚类算法对结果进行修正,从而提高了分类精度。文献[37]中提出一种基于 EEMD、奇异谱熵和 FCM 算法的故障诊断方法,并结合齿轮箱振动数据作 EMD 的对比实验,证明了该方法的可行性和有效性。

### 3.4 信息融合

近年来,信息融合技术在各个领域都得到了广泛应用。信息融合或数据融合技术是将多传感器探测到的多源信息按一定规则进行分析、过滤、综合及相关合成处理,并完成决策和估计任务的过程。信息融合技术主要包括数据级、特征级、决策级 3 个层次的融合<sup>[38]</sup>。其中,应用于风力发电机故障诊断方面的智能算法,主要包括特征级融合中的特征提取与决策级融合中的模式识别与决策,涉及到的有关理论有随机集、粗糙集、模糊集、证据理论等<sup>[38-43]</sup>。文献[39-41]中通过对收集的数据在特征提取时结合随机集、粗糙集、模糊集等技术手段,对特征属性进行约简,然后作为输入样本进行故障诊断分类;或直接将故障类型作为决策属性,利用智能优化算法将连续属性离散化,然后对离散属性进行约简,生成简化后的故障规则决策表,都达到了较好的诊断效果。

D-S 证据理论作为人工智能领域中的一种经典方法,在故障诊断领域主要作为决策级融合的方法,即利用 D-S 合成规则,根据特征属性求出证据

进行融合,从而为故障诊断做出决策。

文献[42]中提出一种基于随机模糊变量(RFV)的 K-NN 证据融合方法,根据故障特征历史样本构建 RFV 形式的故障样板模式,利用 K-NN 算法获取测试样本的 K 个近邻历史样本,并定义它们的 RFV 待检模式;经样板模式和待检模式的匹配得到 K 个诊断证据,通过融合做出最终的故障决策;实验证实了此方法的稳定性和有效性。

文献[43]中提出一种基于最小二乘 SVM 和 D-S 证据理论的变压器故障诊断方法。将最小二乘 SVM 多分类模型输出的后验概率作为 D-S 证据理论的基本概率,并求取 D-S 证据理论的基本概率分配函数值进行分配,然后用 D-S 合成规则和决策规则完成故障诊断。实验同样证实了该方法的有效性。

## 4 结 语

近年来,随着风力发电机装机容量的不断增长与风电占比的不断提高,鉴于风电机组常在较为恶劣环境下工作,对风机的可靠性提出了更高的要求。

风电机组的故障诊断主要包括特征提取与故障诊断两部分。对于特征提取,当前研究热点集中于基于数据驱动的方法,即统计分析法、信号处理法与人工智能法<sup>[44]</sup>。其中,目前应用最广的有多元统计分析法<sup>[45]</sup>、变模式分解<sup>[46]</sup>、改进型 EMD<sup>[47-48]</sup>、改进型时时变换<sup>[49]</sup>等。特征提取方法是为了对系统运行与故障状况进行分析,降低信号特征向量中的噪声与异常值,为后续故障诊断过程提取重要的特征信息。随着系统复杂性与不确定性的不断增加,特征信息维度也随之上升,如何在复杂非线性系统中避免维数灾难,并保证诊断的准确性,是未来研究的方向之一;同时,对于故障特征偏离正常特征较小的情况,部分方法也存在无法成功提取的局限性。

此外,利用信息融合领域中的随机集、粗糙集、模糊集等理论对数据进行处理或提取特征属性也是当下的研究热点之一。粗糙集法既可作为故障诊断模型输入特征信息约简、降低维度的方法,又可约简故障决策规则表,从而简化决策过程。

对于故障诊断过程,本文主要集中分析了与SVM、神经网络、聚类分析相关的智能诊断方法。其中,除了对算法本身的优化改进,随着深度学习在各个领域应用的推广,自动编码器以及深度神经网络作为特征提取和故障诊断的方法正受到越来越多的关注。但需要注意的是,虽然深度网络具有准确度高、普遍适用、高效的优点,但同样存在着训练成本高、模型建立难的问题。

D-S证据理论作为最终决策融合的方法,同样可以进行故障诊断。但是,由于故障模型的不同,根据D-S合成规则进行证据合成的过程可能较为繁琐,未来可以此为方向继续进行研究。

### 参考文献

- [1] GLOBAL WIND ENERGY COUNCIL. Global wind report 2016: Global statistics [EB/OL]. [2017-06-19]. <http://gwec.net/global-figures/graphs/>.
- [2] 中国风能协会.《风能2050:逐步实现100%可再生能源供电》报告发布 [EB/OL]. (2015-11-19)[2017-06-19]. <http://news.bjx.com.cn/html/20151119/682858.shtml>.
- [3] KIM K, PARTHASARATHY G, ULUYOL O, et al. Use of SCADA data for failure detection in wind turbines [C]// ASME 2011 5th International Conference on Energy Sustainability, Parts A, B, and C. Washington DC: ASME, 2011: 2071-2079.
- [4] FENTON W G, MCGINNITY T M, MAGUIRE L P. Fault diagnosis of electronic systems using intelligent techniques: A review [J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics. Part C, 2001, 31(3): 269-281.
- [5] 刘敬智,宋鹏,白恺,等.风力发电机组故障预测技术研究 [J]. 华北电力技术, 2016(12): 49-54.
- [6] 梁颖,方瑞明.基于SCADA和支持向量回归的风电机组状态在线评估方法 [J]. 电力系统自动化, 2013, 37(14): 7-12, 31.
- [7] VENKATASUBRAMANIAN V, RENGASWAMY R, YIN K, et al. A review of process fault detection and diagnosis. Part I: Quantitative model-based methods [J]. Computers & Chemical Engineering, 2003(27): 293-311.
- [8] 彭华东,陈晓清,任明,等.风电机组故障智能诊断技术及系统研究 [J]. 电网与清洁能源, 2011, 27(2): 61-66, 70.
- [9] 李红卫,杨东升,孙一兰,等.智能故障诊断技术研究综述与展望 [J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(2): 632-637.
- [10] RIBRANT J, BERTLING L M. 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.
- [11] TAZI N, CHATELET E, BOUZIDI Y. Using a hybrid cost-FMEA analysis for wind turbine reliability analysis [J]. Energies, 2017, 10(3): 276.
- [12] AMIRAT Y, BENBOUZID M E H, AL-AHMAR E, et al. A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems [J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2009, 13(9): 2629-2636.
- [13] SPINATO F, TAVNER P J, VAN BUSSEL G J W, et al. Reliability of wind turbine subassemblies [J]. Iet Renewable Power Generation, 2009, 3(4): 387-401.
- [14] 中国可再生能源学会风能专业委员会.全国风电设备运行质量状况调查报告(2012年)报告发布 [EB/OL]. (2014-09-24)[2017-06-30]. <https://wenku.baidu.com/view/18a97fbc5022aeea998f0f7c.html>.
- [15] 张文秀,武新芳.风电机组状态监测与故障诊断相关技术研究 [J]. 电机与控制应用, 2014, 41(2): 50-56, 63.
- [16] FENG Guojin, ZHAO H, GU Fengshou, et al. Efficient implementation of envelope analysis on resources limited wireless sensor nodes for accurate bearing fault diagnosis [J]. Measurement, 2017, 110: 307-318.
- [17] CRESPO-BALLESTEROS M, ANTONIOU M, CHERNIAKOV M. Wind turbine blade radar signatures in the near-field: modelling and experimental confirmation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(4): 1916-1931.
- [18] YOU Xiangyang, ZHANG Weijuan. Fault diagnosis of frequency converter in wind power system based on SOM neural network [J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 3132-3136.

- [19] 谢川. 基于深度学习的发电机故障挖掘方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(2): 8-13.
- [20] 时培明, 梁凯, 赵娜, 等. 基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别的齿轮智能故障诊断[J]. 中国机械工程, 2017, 28(9): 1056-1061, 1068.
- [21] 张前图, 房立清, 赵玉龙, 等. 基于 LCD 信息熵特征和 SVM 的机械故障诊断[J]. 机械传动, 2015, 39(12): 144-148.
- [22] 杨建武, 高亚举, 谷力超, 等. 基于改进 FSVM 的旋转机械故障诊断算法[J]. 北京工业大学学报, 2015, 41(11): 1711-1717.
- [23] 郝腾飞, 陈果. 旋转机械故障的拉普拉斯支持向量机诊断方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(1): 73-78.
- [24] JIA Feng, LEI Yaguo, GUO Liang, et al. A neural network constructed by deep learning technique and its application to intelligent fault diagnosis of machines[J]. Neurocomputing, 2018, 272: 619-628.
- [25] 王丽华, 谢阳阳, 张永宏, 等. 采用深度学习的异步电机故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(10): 128-134.
- [26] QURESHI A S, KHAN A, ZAMEER A, et al. Wind power prediction using deep neural network based meta regression and transfer learning[J]. Applied Soft Computing, 2017, 58: 742-755.
- [27] 董开松, 李涛涛, 尹浩霖. 风力发电机组故障分析与智能诊断[J]. 高压电器, 2016, 52(10): 176-181.
- [28] 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.
- [29] YU Yang, LI Chuxin, YANG Qing, et al. The fault diagnosis based on self-organizing fuzzy clustering Elman network in wind turbines[C]// 2016 Chinese Control and Decision Conference. Yinchuan, China; IEEE, 2016: 2940-2945.
- [30] 尹玉萍, 刘万军. 基于 AC-DE 算法的风电机组齿轮箱故障诊断方法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(13): 10-14, 65.
- [31] 陈汉新, 胡小龙, 杨柳, 等. 基于变异算子的 PSO 小波神经网络在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 矿山机械, 2017, 45(1): 63-67.
- [32] 尹玉萍, 刘万军, 魏林. 基于和声蚁群耦合算法的风电机组齿轮箱故障诊断[J]. 计算机工程, 2014, 40(12): 172-176, 181.
- [33] 程加堂, 段志梅, 艾莉. 基于粒子群混合算法的风力发电机齿轮箱故障诊断[J]. 可再生能源, 2012, 30(3): 32-35.
- [34] WEI Zexian, WANG Yanxue, HE Shuilong, et al. A novel intelligent method for bearing fault diagnosis based on affinity propagation clustering and adaptive feature selection[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 116(C): 1-12.
- [35] LI Zhuang, JIANG Rui, MA Zhiyong, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on kernel fuzzy c-means clustering[C]// International Conference on Renewable Power Generation (RPG). Beijing; North China Electric Power University, 2015: 1-4.
- [36] 李状, 马志勇, 姜锐, 等. 风电机组齿轮箱故障分类方法研究[J]. 机械设计与制造, 2015(2): 177-180.
- [37] 王军辉, 贾嵘, 谭泊. 基于 EEMD 和模糊 C 均值聚类的风电机组齿轮箱故障诊断[J]. 太阳能学报, 2015, 36(2): 319-324.
- [38] 张镇. 基于证据推理与更新规则的动态融合方法及其应用研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2016.
- [39] 马宪民, 张兴, 张永强. 基于支持向量机与粗糙集的隔爆电动机故障诊断[J]. 工矿自动化, 2017, 43(2): 35-40.
- [40] 王鲜芳, 王岁花, 杜昊泽, 等. 基于模糊粗糙集和支持向量机的化工过程故障诊断[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 353-356.
- [41] 陈小青, 刘觉民, 黄英伟, 等. 采用改进人工鱼群优化粗糙集算法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2012, 36(6): 1403-1409.
- [42] 侯平智, 张明, 徐晓滨, 等. 基于 K 近邻证据融合的故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10): 1767-1774.
- [43] 秦鹏. 基于最小二乘支持向量机和 D-S 证据理论的电力变压器故障诊断研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2015.
- [44] 文成林, 吕菲亚, 包哲静, 等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1285-1299.

(下转第 372 页)



- 报简报》[EB/OL]. (2016-01-01)[2017-05-01]. <http://www.wdzj.com/news/baogao/25555.html>.
- [7] 卫颖. 基于价值链视角的现代企业财务分析研究[J]. 会计之友, 2017(2): 39-43.
- [8] PORTER M E. 竞争优势 [M]. 陈丽芳, 译. 北京: 中信出版社, 2014: 56-57.
- [9] 中国产业发展研究网. 2016—2017 年中国证券行业盈利收入及总体规模分析 [EB/OL]. (2016-12-30) [2017-04-02]. <http://www.chinaidr.com/news/2016-12/109877.html>.
- [10] 徐义峰. 我国互联网金融的发展现状及趋势 [J]. 中国商贸, 2014(15): 124-125.
- [11] 曹凤岐. 互联网金融对传统金融的挑战[J]. 金融论坛, 2015(1): 1-6, 65.
- [12] 谢治春. 互联网金融创新与商业银行品牌塑造模式[J]. 中国软科学, 2016(6): 159-170.
- [13] 中国证监会. 中国证监会发布《关于进一步推进证券经营机构创新发展的意见》[EB/OL]. (2017-04-25)[2014-05-29]. [http://www.csrc.gov.cn/pub/newsite/zjhxwfb/xwdd/201405/t20140529\\_255102.html](http://www.csrc.gov.cn/pub/newsite/zjhxwfb/xwdd/201405/t20140529_255102.html).
- [14] 霍沫霖, 朱发根, 单葆国. “移动互联网+智能用电”的机遇与挑战 [J]. 中国电力, 2016, 49(3): 39-45.
- [15] 程丹. 证监会正制定互联网销售基金监管规则 [EB/OL]. (2014-03-01) [2017-06-21]. <http://www.stcn.com/2014/0301/11211100.shtml>.
- [16] 林雪. 互联网金融与商业银行业务的融合与发展研究 [J]. 金融论坛, 2014, 19(10): 21-28.

~~~~~

(上接第 347 页)

- [15] 王新迎, 韩敏. 基于极端学习机的多变量混沌时间序列预测 [J]. 物理学报, 2012, 61(8): 97-105.
- [16] 张学清, 梁军, 张熙, 等. 基于样本熵和极端学习机的超短期风电功率组合预测模型 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(25): 33-40.
- [17] 王辉, 刘达, 王继龙. 基于谱聚类和优化极端学习机的超短期风速预测 [J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1307-1314.
- [18] 蒋金良, 林广明. 基于 ARIMA 模型的自动站风速预测 [J]. 控制理论与应用, 2008, 25(2): 374-376.
- [19] 房林, 邹卫星. 多种单位根检验法的比较研究 [J]. 数量经济技术经济研究, 2007, 24(1): 151-160.

~~~~~

(上接第 360 页)

- [45] WANG Yifei, MA Xiandong, JOYCE M J. Reducing sensor complexity for monitoring wind turbine performance using principal component analysis [J]. Renewable Energy, 2016, 97: 444-456.
- [46] ZHENG Xiaoxia, ZHOU Guowang, WANG Jing, et al. Variational mode decomposition applied to off-shore wind turbine rolling bearing fault diagnosis [C]// 2016 35th Chinese Control Conference. Chengdu, China: IEEE, 2016: 6673-6677.
- [47] 赵洪山, 李浪. 基于 MCKD-EMD 的风电机组轴承早期故障诊断方法 [J]. 电力自动化设备, 2017, 37(2): 29-36.
- [48] 齐咏生, 张二宁, 高胜利, 等. 基于 EEMD-KECA 的风电机组滚动轴承故障诊断 [J]. 太阳能学报, 2017, 38(7): 1943-1951.
- [49] 唐贵基, 庞彬. ITT 变换在风电机组滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9): 83-89.