

基于风力发电系统的风电机组变桨距故障诊断

李伟昌 张 磊

(河北工业大学控制科学与工程学院, 天津 300130)

摘要: 在对风电机组变桨距故障诊断优化的研究中, 为了解决风电机组变桨距系统故障诊断中的非线性和建模困难的问题, 提出了一种采用自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的故障诊断方法, 并详细论述了上述故障诊断方法的构造原理。以含有非线性项的变桨距系统为研究对象, 以风电机组 SCADA 系统数据为基础, 通过构造 ANFIS 故障诊断模型来拟合风速、桨距角、电机转速、功率输出与风电机组运行状态之间的规律, 实现故障诊断的自适应。仿真结果表明, 改进方法为变桨距故障诊断提供了准确可靠的决策依据。

关键词: 变桨风力机; 变桨距系统; 故障诊断; 自适应神经模糊推理系统

中图分类号: TM743 文献标识码: B

Faults Diagnosis of Wind Turbine Pitch System Based on ANFIS

LI Wei - chang ZHANG Lei

(Department of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

ABSTRACT: In order to solve the nonlinear and difficult modeling problem in pitch system, a fault diagnosis method based on adaptive neuron fuzzy inference system (ANFIS) is proposed. This method sets the pitch system as the research object, and is based on data from the SCADA system. By constructing ANFIS fault diagnosis models to fit the law in the wind speed, pitch angle, motor speed, the power output, and the wind turbine operating status, this method realizes adaptive fault diagnosis. The simulation results demonstrate that the proposed approach can supply the accurate and reliable decision-making support in the fault diagnosis.

KEYWORDS: Variable-pitch wind turbine; Electric pitch system; Faults diagnosis; ANFIS

1 引言

在能源日益枯竭和环境不断恶化的背景下, 风力发电在近 20 年异军突起, 特别在我国取得了巨大发展, 已占据第三大电源的位置, 使我国成为风电第一大国^[1]。由风电机组故障引起的长时间停机, 已经带来巨大的经济损失。因此, 对风电机组进行故障诊断十分必要。近年来, 不少研究学者对风电机组故障诊断展开了研究。文献[2]针对风力机叶片振动信号, 采用小波分解方法, 对叶片的裂纹、凹痕和破损进行故障诊断。文献[3]针对风力机主轴承裂纹故障, 采用改进二阶统计量算法, 对主轴承裂纹进行故障诊断。文献[4]针对桨距角不对称的故障, 采用 ReliefF 特征选择与 BP 神经网络相结合的方法进行故障分类研究。文献[5]针对风力机定子故障, 采用单子带重构改进小波变换方法提出特征量, 并与 BP 神经网络相结合的方法, 实现故障的诊断和与定位。文献[6]以 SCADA 系统塔架振动信号为基础, 建立风电机组正

常工作状态下塔架震动模型, 为风电机组振动信号状态监测和早期故障诊断提供基础。文献[7]针对发电机定子温度信号, 采用 BP 神经网络方法建立预测模型, 在测量得到的定子温度较大幅度偏离模型预测值的情况下, 发出运行异常报警信号。文献[8]针对齿轮箱振动信号, 提出了一种基于小波分解和最小二乘支持向量机相结合的方法, 对齿轮箱进行故障诊断。以上方法主要针对叶片、主轴承、发电机、风机塔架以及齿轮箱等机械部件进行故障诊断, 对变桨距系统故障诊断的研究成果较少, 相应的专家经验尚且不足。随着风电机组的单机功率不断增大, 运行环境不断复杂, 控制系统故障已经取代齿轮箱等机械部件故障成为影响机组安全运行的首要因素, 核心控制技术之一的变桨距系统已成为目前造成整个机组停机的第一原因^[9]。针对变桨距系统复杂、非线性、难以用精确的数学模型进行描述以及研究成果相对较少等问题, 提出了采用自适应神经模糊推理系统(Adaptive Neuron Fuzzy Inference System, ANFIS)建立故障诊断模型的方法。该方法从风速与桨距角、风速与电机转速、风速与功率输出三个方面建立故障诊断模型, 并采用实际风电场 SCADA 系统数据进行仿真验证其合理性。结果表明, 本文

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究优秀青年基金项目 (Y2011105)

收稿日期: 2014-10-10 修回日期: 2014-11-23

所提出的方法能够准确的进行变桨距系统故障诊断,对风场工作人员提前制定合理的维修保养计划,降低经济成本具有重要意义。

2 变桨距系统故障分析

变桨距系统主要完成叶片桨距角的调节。通过控制桨距角,使得风速小于额定风速时,保持最大风能捕获效率;大于额定风速时,限制功率输出,使其稳定在额定值^[10]。变桨距系统涉及风速、桨距角、电机转速、功率输出等参数,是一个复杂的非线性系统。

2.1 桨距角故障分析

桨距角故障分析示意图如图1所示,实线表示正常桨距角曲线,点划线表示桨距角故障。由图可知,桨距角故障分为三类:第一类故障为桨距角故障性顺桨,此情况下机组不能捕获风能,机组不能响应风速的变化;第二类为额定风速以下桨距角启动过早,此类故障直接导致变桨距系统失效;第三类故障为额定风速以上桨距角过度增大,此类故障减小风轮受风面积,降低风能利用率。

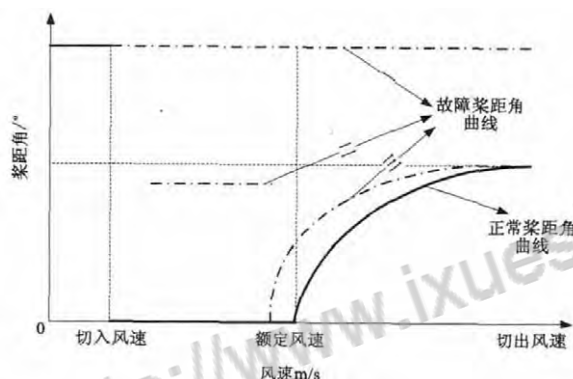


图1 桨距角故障分析示意图

2.2 电机转速故障分析

电机转速故障分析示意图如图2所示,实线表示正常电机转速曲线,点划线表示电机转速故障。由图可知,电机转速故障分为三类:第一类故障为电机故障性停转,电机不能产生电能,机组被迫停机;第二类故障为额定风速以下电机转速响应过缓,不能达到对应风速下的正常转速,减缓风电机组达到额定状态的速度;第三类故障为额定风速以上电机转速过低,导致电机不能在额定状态下工作,发电效率下降。

2.3 功率输出故障分析

功率输出故障分析示意图如图3所示,实线表示正常功率输出曲线,点划线表示功率输出故障。由图可知,功率输出故障分为三类:第一类故障为机组无功率输出,处于完全停机状态,不能产生电能;第二类故障为额定风速以下功率输出响应过缓,不能达到对应风速下的正常输出,减缓风电机组达到额定状态的速度;第三类故障为额定风速以上功率输出不足,达不到额定输出功率,导致机组所产生的电能质量下降。

通过以上故障分析发现,由于变桨距系统故障引起的桨

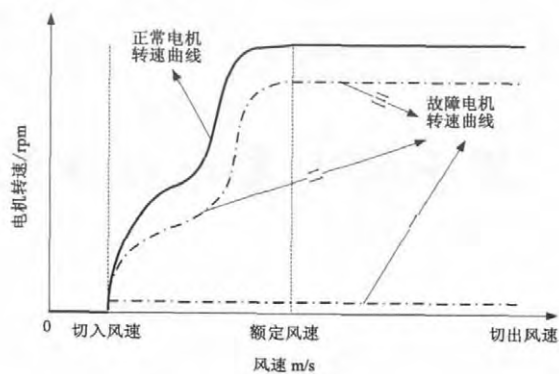


图2 电机转速故障分析示意图

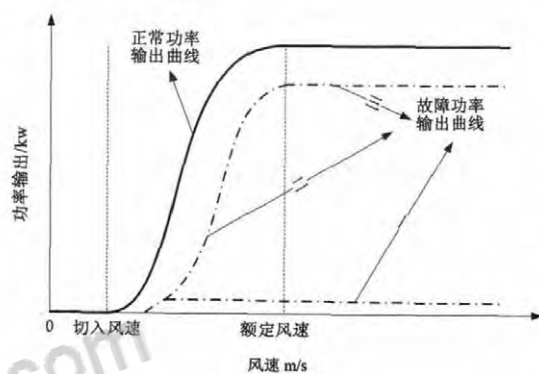


图3 功率输出故障分析示意图

距角故障形式复杂,具有很强的非线性。变桨距系统涉及的参数众多,各参数具有很强的耦合性。桨距角故障引起相应的电机转速故障,进而导致功率输出故障,参数间关系复杂,为故障诊断带来了很大的难度。

3 ANFIS 故障诊断方法

ANFIS 兼顾神经网络的非线性、自适应性和模糊系统对复杂系统进行解释的优点,克服了模糊系统中需要很强的专家经验的缺点,比 BP 神经网络具有更强的自学习能力和自适应性,非常适合应用于非线性强、受环境影响大的风电机组变桨距系统故障诊断建模中。

3.1 ANFIS 算法

ANFIS 以 Sugeno 模型为基础,假定有两个输入 x, y 和一个输出 f ,两条普通模糊 if-then 规则^[12]:

规则 1: 如果 x 是 A_1 , 且 y 是 B_1 , 则 $f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$;

规则 2: 如果 x 是 A_2 , 且 y 是 B_2 , 则 $f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$ 。

其中 x, y 为输入 A_1, B_1, A_2, B_2 为模糊语言(如“大”或“小”) f_1, f_2 为规则输出; $\{p_i, q_i, r_i\} (i = 1, 2, 3, \dots)$ 为结论参数集。

实现上述规则的 ANFIS 基本结构如图 4。

第 1 层: 该层的所有节点是自适应的,用于将所有输入信号按照隶属度函数进行模糊化。输出函数表达式为

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1, 2 \text{ 或 } O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i = 3, 4(1)$$

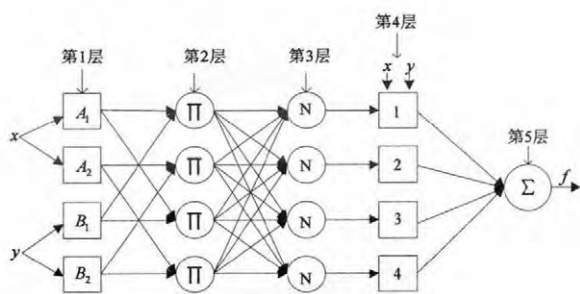


图4 ANFIS 基本结构

$\mu_{A_i}(x)$ 和 $\mu_{B_{i-2}}(y)$ —— 分别为 x, y 的隶属度函数, 本文采用钟型函数, 其表达式为

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (2)$$

其中 $\{a_i, b_i, c_i\}$ —— 前提参数集, 其值在训练阶段不断更新。

第2层: 该层的所有节点是固定的, 用于将所有输入信号进行相乘, 计算各规则的激励强度, 其表达式为

$$O_{2,i} = W_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y) \quad (3)$$

第3层: 该层的所有节点是固定的, 用于计算第 i 条规则激励强度在所有总激励强度中的比例, 输出结果是归一化激励强度, 其表达式为

$$O_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_i + W_2} \quad (4)$$

第4层: 该层的所有节点是自适应的, 用于计算第 i 条规则对总输出的贡献比例, 其表达式为

$$O_{4,i} = \bar{W}_i f_i \quad (5)$$

第5层: 该层只有一个节点, 用于计算所有输入的总输出量, 其表达式为

$$O_{5,i} = \sum \bar{W}_i f_i = \frac{\sum W_i f_i}{\sum W_i} \quad (6)$$

式中 $O_{k,i}$ —— 各层各节点的输出 ($k = 1, 2, 3, 4, 5; i = 1, 2$)。

为了确定前提参数和结论参数的值, 需要寻求一组合适的参数, 使得

$$J = \min \sum (Z - \bar{Z})^2 \quad (7)$$

式中 Z —— 实际输出; \bar{Z} —— 模型输出。

第1层的每个节点有三个前提参数 $\{a_i, b_i, c_i\}$, 第4层的每个节点有3个结论参数 $\{p_i, q_i, r_i\}$, 学习算法的目的是优化所有参数, 使得 ANFIS 的输出能够最好的和输入数据进行匹配, 即对式 (7) 进行参数优化。因此, 结合了最小二乘法和梯度下降法的混合算法被提出。混合算法包括前向传播和反向传播。前向传播中, 用最小二乘法, 以固定的前提参数来优化结论参数, 一旦找到优化的结论参数, 反向传播立刻开始。反向传播中, 采用梯度下降法, 在结论参数固定的前提下, 调整前提参数。重复此过程直到所有平方差小于

特定值或学习达到最大次数^[13]。

3.2 变桨距系统故障诊断过程

本文所研究的 SCADA 系统是河北某风电场 1.5MW 风电机组配备的 SCADA 系统, 其主要功能为定期采集并记录风电机组各部件或子系统的运行状态数据, 当采样数据越限时, 给出报警信息。

1) 数据采集

从 SCADA 系统数据中提取风速、桨距角、电机转速、功率输出四组参数, 并对 10 秒内的数据取平均值。根据风电机组的状态, 分别用 0 表示正常状态, 1 表示故障状态, 数据如表 1 所示。表 2 为对应表 1 的风电机组状态。将风速和桨距角、风速和电机转速、风速和功率输出三组参数的数据作为 ANFIS 的输入量, 风电机组状态作为 ANFIS 的输出量, 其数学表达式如式 (8) 所示。

$$P_i = [I_{i1}, I_{i2}, O_i]^T, \quad (i = [1, 2, 3]) \quad (8)$$

式中 P_i ($i = [1, 2, 3]$) —— 分别为风速与桨距角、风速与电机转速、风速与功率输出三组参数的数据集; I_{i1}, I_{i2} —— 第 i 组参数的输入量; O_i —— 与第 i 组输入量对应的输出量。

表1 SCADA 数据

序号	风速 m/s	桨距角°	风轮转速 r/m	功率 kW
1	7.923859	0	16.36943	990
2	7.484027	64.26	4.033326	0
3	7.584233	0	16.30275	960
4	7.787734	89	1.008332	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
60478	8.376717	0	16.40725	1015
60479	5.106422	89	0.085452	0
60480	7.093383	24.27	12.40761	299

表2 风力机状态

序号	风速/桨距角	风速/电机转速	风速/功率
1	0	0	0
2	1	1	1
3	0	0	0
4	1	1	1
⋮	⋮	⋮	⋮
60478	0	0	0
60479	1	1	1
60480	1	1	0

2) 模型建立

桨距角故障诊断 ANFIS 模型建模过程如图 5 所示。

将 (8) 式所得的风速与桨距角数据组 P_1 的奇数行作为训练数据, 输入到初始 ANFIS 进行训练。ANFIS 训练期间, 将输入量给到输入层, 将期望输出量和 ANFIS 实际的输出量进行对比。如果对比结果未达到特定误差范围, 则应用混合算法调整 ANFIS 的参数, 使得输入量和输出量相一致。接下来, 给定新的输入量, 再次调整参数, 使期望输出量与新的输

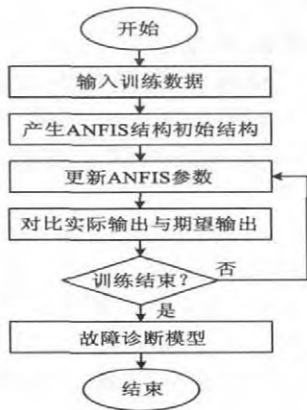


图5 桨距角故障诊断模型建模流程图

入量相对应。反复训练,直到误差收敛至特定误差范围,或者训练达到最大迭代次数后停止训练,最终建立桨距角故障诊断模型。同理,建立电机转速模型和功率输出模型。

分别将(8)式所得的风速与桨距角、风速与电机转速、风速与功率输出数据组 P_i 的偶数行作为测试数据,依次对上面得到的桨距角故障诊断模型、电机转速故障诊断模型、功率输出故障诊断模型进行仿真测试,分别得到 30240 组测试数据。根据得到的测试结果绘制故障分布图,分别如图 6~图 8 所示,其中圆圈表示机组处于正常状态,星号点表示机组处于故障状态。

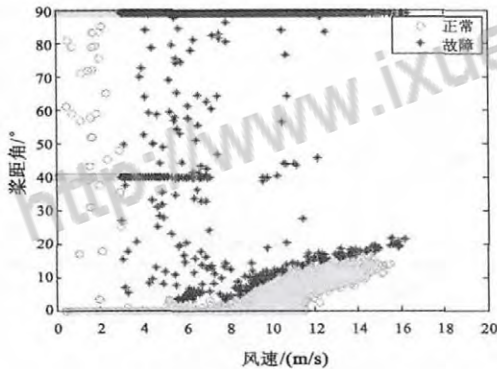


图6 桨距角故障分布图

通过分析发现,图 6~图 8 所示的故障分布图和图 1~图 3 所示的故障分析示意图十分匹配,证明了所建立模型的准确性。

4 仿真及结果分析

为了验证基于 ANFIS 方法的桨距角故障诊断模型、电机转速故障诊断模型、功率输出故障诊断模型的实用性,本文将在故障诊断领域应用较为广泛的智能算法 BP 神经网络作为对比方法。针对模型的仿真输出与期望输出的匹配程度进行统计,统计参数定义如下:

TP(TruePositive): 正确地诊断出风电机组处于故障状态的次数;

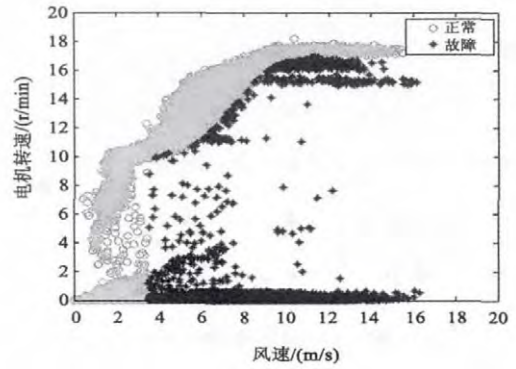


图7 电机转速故障分布图

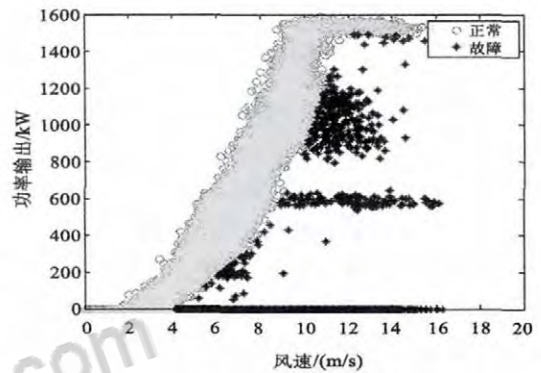


图8 功率输出故障分布图

FP(FalsePositive): 将实际处于正常状态的风电机组错误地诊断为故障状态的次数;

FN(FalseNegative): 将实际处于故障状态的风电机组错误地诊断为正常状态的次数;

TN(TrueNegative): 正确地诊断出风电机组处于正常状态的次数。

通过以上统计参数全面评估模型的性能,性能指标定义如下:

ACC: 诊断正确率,是衡量故障诊断模型最为重要的指标,数学表达式如式(9)所示:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (9)$$

ER: 诊断错误率 $ER = 1 - ACC$,数学表达式如式(10)所示:

$$ER = \frac{FP + FN}{TP + FP + TN + FN} \quad (10)$$

RC: 正确诊断出故障的次数占实际故障次数的比例,反映出模型的故障诊断能力,数学表达式如式(11)所示:

$$RC = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

P: 诊断结果为故障时诊断正确的次数所占的比例,标志着诊断结果为故障时的可信度,数学表达式如下所示

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

按照以上性能指标进行计算,下面分别对桨距角故障诊断模型、电机转速故障诊断模型、功率输出故障诊断模型进行性能评估。其中,桨距角故障诊断模型性能指标如表3所示。

表3 桨距角故障诊断模型性能指标

方法	ACC(%)	ER(%)	RC(%)	P(%)
BP	97.74	2.26	98.93	90.64
ANFIS	99.83	0.17	99.53	99.63

以上性能指标表明,基于 ANFIS 的桨距角故障诊断模型在 ACC、RC、P 三个性能指标上分别比 BP 神经网络高出 2.09、0.40、8.99 个百分点,其性能要全面优于 BP 神经网络。而且,此桨距角故障诊断模型具有 99.83% 的诊断正确率,能够诊断出 99.53% 的桨距角故障,并且当诊断结果为故障时,其可信度高达 99.63%。由此证明,本文所建立的桨距角故障诊断模型具有很强的实用性。

电机转速故障诊断模型性能指标如表4所示。

表4 电机转速故障诊断模型性能指标

方法	ACC(%)	ER(%)	RC(%)	P(%)
BP	97.94	2.06	98.26	91.98
ANFIS	99.17	0.83	99.18	96.76

以上性能指标表明,基于 ANFIS 的电机转速故障诊断模型在 ACC、RC、P 三个性能指标上分别比 BP 神经网络高出 1.23、0.92、4.78 个百分点,其性能要全面优于 BP 神经网络。而且,此电机转速故障诊断模型具有 99.17% 的诊断正确率,能够诊断出 99.18% 的电机转速故障,并且当诊断结果为故障时,其可信度高达 96.76%。由此证明,本文所建立的电机转速故障诊断模型具有很强的实用性。

功率输出故障诊断模型性能指标如表5所示。

表5 功率输出故障诊断模型性能指标

方法	ACC(%)	ER(%)	RC(%)	P(%)
BP	98.16	1.84	98.07	93.12
ANFIS	99.16	0.84	99.21	96.67

以上性能指标表明,基于 ANFIS 的功率输出故障诊断模型在 ACC、RC、P 三个性能指标上分别比 BP 神经网络高出 1.00、1.14、3.55 个百分点,其性能要全面优于 BP 神经网络。而且,此功率输出故障诊断模型具有 99.16% 的诊断正确率,能够诊断出 99.21% 的电机转速故障,并且当诊断结果为故障时,其可信度高达 96.67%。由此证明,本文所建立的电机转速故障诊断模型具有很强的实用性。

5 结论

本文以河北某风电场实际运行的 1.5MW 并网风电机组

SCADA 系统数据为基础,基于 ANFIS 方法分别建立了桨距角故障诊断模型、电机转速故障诊断模型和功率输出故障诊断模型。通过对所建立的模型进行仿真测试,得到的故障分布图能够很好地匹配理论故障形式。本文还采用诊断正确率、诊断错误率、故障诊断成功率以及诊断结果为故障时的可信度等多方面的性能指标对所建模型进行全面评估,并应用广泛的 BP 神经网络进行对比。结果表明,本文所建立的故障诊断模型性能更为优越,故障诊断正确率均在 97% 以上,为风电机组变桨距系统故障诊断提供了准确可靠的决策依据,对风场工作人员提前制定合理的维修保养计划,降低经济成本具有重要意义。

参考文献:

[1] 罗承先. 世界风力发电现状与前景预测 [J]. 中外能源, 2012, 17(3): 24-31.

[2] 李大冰, 吉荣廷, 冯文秀. 风力发电机组叶片故障诊断 [J]. 节能技术, 2013, 31(6): 534-536.

[3] 周勃, 等. 改进二阶统计量算法在风力机主轴裂纹识别中的应用 [J]. 振动工程学报, 2013, 26(5): 779-785.

[4] 童超, 郭鹏. 基于特征选择和 BP 神经网络的风电机组故障分类监测研究 [J]. 动力工程学报, ISTIC, 2014, 34(4): 313-317.

[5] 郭东杰, 等. 改进小波结合 BP 网络的风力发电机故障诊断 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24(2): 53-58.

[6] 郭鹏, 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(5): 128-136.

[7] A Zaher, et al. Online wind turbine fault detection through automated SCADA data analysis [J]. Wind Energy, 2009, 12(6): 574-593.

[8] 张金敏, 翟玉千, 王思明. 小波分解和最小二乘支持向量机的风机齿轮箱故障诊断 [J]. 传感器与微系统, 2011, 30(1): 41-43.

[9] 邢作霞, 等. 独立变桨距控制策略研究 [J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(26): 131-138.

[10] 刘平平, 马昕, 张贝克. 变桨距风电机组仿真模型与控制 [J]. 计算机仿真, 2013, 30(6): 143-147.

[11] ChenBindi, Peter C Matthews, Peter J Tavner. Wind turbine pitch faults prognosis using a - priori knowledge - based ANFIS [J]. Expert Systems with Applications, 2013, (40): 6863-6876.

[12] 崔凯旋, 张成, 石全. 装备保障训练评估方法及仿真分析 [J]. 计算机仿真, 2013, 30(4): 331-335.

[13] 郑凌蔚, 等. 一种综合 ANFIS 和 PCA 的光伏发电功率预测新方法 [J]. 太阳能学报, 2012, 33(006): 993-1001.

【作者简介】



李伟昌(1989-)男(汉族),河北省廊坊市人,硕士研究生,主要研究领域为风电机组故障分析与诊断;
张磊(1977-)男(汉族),河北省乐亭市人,博士,教授,主要研究领域为风电机组变桨系统控制、风电机组故障分析与诊断。



知网查重限时 7折 最高可优惠 120元

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>

阅读此文的还阅读了:

1. [基于欧姆龙PLC的风电机组变桨距系统](#)
2. [基于LLTSA和PNN的风力发电机组轴承故障诊断](#)
3. [风力发电机组变桨系统故障分析](#)
4. [风力发电机组主传动链的故障诊断](#)
5. [基于AMESim的风力发电机组变桨距控制的实现](#)
6. [基于小波包的风力机组轴承的故障诊断](#)
7. [风力发电机组变桨距控制技术综述](#)
8. [风电机组故障诊断研究](#)
9. [变桨距风力发电机组的控制策略研究](#)
10. [基于希尔伯特黄在风力发电机组轴承故障诊断](#)
11. [风力发电机组轴承常见故障诊断与振动检测](#)
12. [风力发电机组故障诊断技术分析](#)
13. [风力发电系统故障诊断方法综述](#)
14. [风力发电机组故障诊断方法研究分析](#)
15. [笼型风电机组结构的风力发电系统运行仿真分析](#)
16. [风力发电系统故障诊断技术浅析](#)
17. [基于风力发电系统的风电机组变桨距故障诊断](#)
18. [风力发电机组变桨距PID控制](#)
19. [风力发电系统变流器故障诊断](#)
20. [大型风力发电机组变桨距控制技术研究](#)
21. [某风电场风力发电机组故障诊断](#)
22. [笼型风电机组结构的风力发电系统运行仿真分析](#)
23. [风力发电机组的故障诊断技术分析](#)
24. [有关风力发电机组变桨距系统研究探讨](#)
25. [风力发电系统变流器故障诊断](#)

- [26. 风力发电系统变频器故障诊断研究](#)
- [27. 风力发电机组齿轮箱轴承故障诊断研究](#)
- [28. 基于欧姆龙PLC的风电机组变桨距系统](#)
- [29. 变桨距风力发电控制系统研究](#)
- [30. 风力发电系统变频器故障诊断研究](#)
- [31. 大型风力发电机组故障诊断综述](#)
- [32. 浅析风电机组状态监测与故障智能诊断系统](#)
- [33. 风力发电机组振动故障诊断与分析](#)
- [34. 新型风力发电机组液压变桨距系统的研究](#)
- [35. 大型风力发电机组变桨距系统故障定位](#)
- [36. 风力发电机组变桨距系统研究](#)
- [37. 风力发电系统中变频器的故障诊断研究](#)
- [38. 风力发电机组振动状态监测与故障诊断](#)
- [39. 风力发电机组故障诊断与预测技术研究综述](#)
- [40. 风力发电机组变桨距系统故障诊断研究](#)
- [41. 基于Ethernet技术的风电机组远程故障诊断系统](#)
- [42. 基于小波包的风力机组轴承的故障诊断](#)
- [43. 基于FMEA法的风力发电机组故障模式研究](#)
- [44. 风力发电机组故障诊断新方法](#)
- [45. 风力发电机组独立变桨距的控制探究](#)
- [46. 风力发电机组的常见故障与排查](#)
- [47. 基于欧姆龙PLC的风电机组变桨距系统](#)
- [48. 风力发电机组的故障诊断技术](#)
- [49. 基于信息融合的风力发电机组故障诊断方法研究](#)
- [50. 大型风力发电机组偏航系统介绍及故障分析](#)