

基于支持向量机和 D-S 证据理论的双馈风机 定子匝间短路故障诊断*

李俊卿, 李忠徽, 仝宗义

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 结合支持向量机(SVM)和 D-S 证据理论, 搭建了扩展 Park 变换模型以及失电残压模型, 从多元信息融合的角度进行定子匝间短路故障诊断。仿真证明, 该方法可以有效提高故障诊断的精确度, 从而减少误诊。

关键词: 双馈风力发电机; 定子匝间短路; 支持向量机; D-S 证据理论; 信息融合

中图分类号: TM 307 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2018)05-0099-05

Fault Diagnosis of Stator Inter-Turn Short-Circuit in DFIG Based on Support Vector Machine & D-S Evidence Theory*

LI Junqing, LI Zhonghui, TONG Zongyi

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University,
Baoding 071003, China)

Abstract: Based on support vector machine and D-S evidence theory the multi-information fault diagnosis with the extended Park's vector model and the residual voltage after switch-off model were made. The simulation experimental results showed that the proposed method could effectively improve the accuracy of fault diagnosis in double-fed induction generator.

Key words: double-fed induction generator (DFIG); inter-turn short-circuit; support vector machine (SVM); D-S evidence theory; information fusion

0 引言

对于双馈异步风力发电机(Double-Fed Induction Generator, DFIG)而言, 定子匝间短路故障属于高频故障之一, 对其诊断和研究对于整个风电系统的稳定具有重要的意义^[1-2]。对于定子匝间短路故障的研究, 许多文献都采用的是单一的故障特征量和信息源。文献[3]利用坐标变换和空间矢量变换的思想, 提出了一种新的通过计算转矩二倍频脉动达到检测目的的方法。文献[4]针对 Park's 矢量变换易受定子电压不平衡和

负载变化的影响, 提出了一种新的故障特征量 Park's 矢量轨迹椭圆度, 能够实现电机的早期故障辨识。文献[5]基于多回路理论, 利用 MATLAB 中的 S 函数实现数学模型, 通过分析线电流的频谱图完成故障识别。文献[6]提出一种基于转子瞬时功率的方法, 且不受转差率的影响, 抗干扰能力强。文献[7-12]利用失电残压模型, 通过小波分析提取零序电压作为故障特征量。文献[13]应用多元信息融合理论, 将定子端电压和电流的负序分量进行融合形成李萨如图形, 并通过识别图形完成诊断。

* 基金项目: 河北省自然科学基金项目(E2014502015)

作者简介: 李俊卿(1967—), 女, 博士, 教授, 研究方向为新能源发电、交流电机及其系统分析、电机在线诊断与检测。

李忠徽(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为新能源发电、交流电机及其系统分析、电机在线诊断与检测。

仝宗义(1990—), 男, 硕士研究生, 研究方向为新能源发电、交流电机及其系统分析、电机在线诊断与检测。

本文基于支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 和 D-S 证据理论, 采用失电残压和扩展 Park 变换相结合的方法, 进行多信息融合故障诊断。相对于失电残压的受电机不对称和电源不平衡的影响, 扩展 Park 变换却对这些很敏感。将二者进行结合, 则可以相互弥补之间的不足, 能提高双馈异步电机的故障诊断的正确率。

1 SVM 及 D-S 证据理论

1.1 SVM 理论

SVM 是由 Vapnik 领导的 AT&T Bell 实验室研究小组于 1963 年提出的一种全新的分类技术。其基于统计学习理论的模式识别方法, 主要运用于模式识别领域。由于当时的研究并不完善, 在解决模式中趋于保守, 所以研究一直不受重视。直到 20 世纪 90 年代中期发展成熟, 并得到世界机器学术界的广泛关注。

SVM 可以有效地解决小样本、非线性及高维模式识别问题。用于模式分类的观点可以简单地阐述为: 首先, 无论问题是否为线性, 选择相应的核函数, 均可以将输入向量映射到 1 个高维空间; 其次, 用最优化理论方法寻求最优超平面将两类分开。

假设给定训练样本集 $G_0 = (x_i, y_i), x_i \in R^n, y_i \in (-1, +1), i = 1, 2, \dots, n$, SVM 在选定的特征空间中构造最优超平面, 使得分类间隔最大化, 即转化为求解凸二次优化问题:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (1)$$

s.t. $y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i$

式中: ω, C ——权重向量和惩罚因子;

b, ξ_i ——偏执和松弛因子。

当式(1)中的 $y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i$ 满足等号条件时, 相应的样本就是支持向量。SVM 就是通过训练集获得最优分类超平面的决策函数。

对于线性可分问题, 可通过求解来获得决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b \right] \quad (2)$$

式中: k ——支持向量数目;

α_i ——拉式乘子。

如果样本集 (x_i, y_i) 线性不可分, 能够利用非

线性变换映射到某个高维的特征空间, 即原特征空间上的内积运算可利用核函数 $K(x, x_i)$ 来进行计算, 从而实现其在高维下的线性可分。

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i K(x \cdot x_i) + b \right] \quad (3)$$

1.2 D-S 证据理论

1.2.1 定义

D-S 证据理论指在同一个辨识框架下, 将各种信息进行综合, 从而使得到的结论更加合理。

给定一个有限空间 Θ , 考虑 Θ 的一切集合包括本身和空集 Φ , 将其记为 2^Θ ; 对于一切属于 Θ 子集 A (命题), 基本信任分配函数 m 是一个从集合 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射, 且满足:

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1, A \neq \Phi \quad m(\Phi) = 0 \quad (4)$$

式中: $m(A)$ ——事件 A 的基本分配函数, 当 $m(A) > 0$ 时, 称 A 为分配函数的焦元。

对于识别框架 Θ , 有:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (5)$$

$$\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \not\subseteq \bar{A}} m(B)$$

式中: 映射 $\text{Bel}(A): 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ ——辨识框架上的信度函数;

$\text{Pl}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ —— $\text{Bel}(A)$ 的似真度函数;

$\forall A \subseteq \Theta, [\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)]$ —— A 信度区间。

信度区间体现了该证据对命题 A 的可靠程度。

1.2.2 基本概率函数的构造

定义:

$$\alpha_i = \max\{C_i(j)\} \quad (6)$$

$$\varepsilon_i = \frac{N_c \omega_i}{\sum_{j=1}^{N_s} C_i(j)} \quad (7)$$

$$\beta_i = \frac{\varepsilon_i - 1}{N_s - 1} \quad N_s \geq 2 \quad (8)$$

$$R_i = \frac{\omega_i \alpha_i \beta_i}{\sum_{j=1}^{N_s} \omega_i \alpha_i \beta_i} \quad (9)$$

式中: α_i ——传感器 i 的最大相关系数;

$C_i(j)$ ——SVM 分类判定后相对应的值;

β_i ——传感器 i 的可靠系数;

N_c, N_s ——目标类型数和传感器数目;

ω_i ——环境加权系数。

求得以上参数后可求得传感器 i 对目标 j 的基本概率函数:

$$m_i(j) = \frac{C_i(j)}{\sum_{j=1}^{N_c} C_i(j) + N_s(1 - R_i)(1 - \omega_i \alpha_i \beta_i)} \quad (10)$$

其相应地不确定度为

$$m_i(\Theta) = \frac{N_s(1 - R_i)(1 - \omega_i \alpha_i \beta_i)}{\sum_{j=1}^{N_c} C_i(j) + N_s(1 - R_i)(1 - \omega_i \alpha_i \beta_i)} \quad (11)$$

1.2.3 判定原则

在得到不确定度 $Wm(\Theta)$ 各个证据体对识别框架 Θ 中所有命题的信度区间 $[Bel, Pl]$ 后, 可利用以下规则进行诊断:

$$(1) Bel(F_c) = \max Bel(F_j), F_j \in \Theta$$

$$(2) Bel(F_c) - Bel(F_j) > \delta_1$$

$$Bel(F_c) > Wm(\Theta)$$

$$(3) Wm(\Theta) < \delta_2$$

(1) 所需进行诊断的目标元件其信度函数值应该是最大的, 同时需大于特定的阈值, 是为了防止误判该值不能过小。(2) 所需进行诊断的目标元件与其他的信度函数值之差不能小于设置的阈值。(3) 不确定信度函数同时不能够大于设定的阈值, 然而目标元件的信度函数要比其不确定信度函数值大。

2 扩展 Park 变换和失电残压模型

2.1 扩展 Park 变换

Park 变换即将三相坐标系转化为两相坐标系:

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \quad (12)$$

扩展 Park 变换是在其基础上的扩展和延伸。其核心思想就是对 $|i_\alpha^2 + i_\beta^2|^2$ 进行频谱分析。文献[12]已经证明了在异步电机发生匝间短路后,

矢量模中包含直流成分及 $2kf_1$ 谐波等, 并且 $2kf_1$ 与直流分量的比值可以作为一个故障特征量。

2.2 失电残压模型

正常情况下 DFIG 定子端电压可以写成

$$\begin{cases} u_a = p\psi_a + R_a i_a \\ u_b = p\psi_b + R_b i_b \\ u_c = p\psi_c + R_c i_c \end{cases} \quad (13)$$

式中: ψ_a, ψ_b, ψ_c ——定子绕组磁链。

一般实际测量线电压较为方便, 故式(13)可写为

$$\begin{cases} u_{ab} = u_a - u_b = p(\psi_a - \psi_b) + (R_a i_a - R_b i_b) \\ u_{bc} = u_b - u_c = p(\psi_b - \psi_c) + (R_b i_b - R_c i_c) \end{cases} \quad (14)$$

异步电机失电发生的瞬间, 定、转子支路中的电流 I_{s0}, I_{r0} 、机械转速和位置角等这些量均维持前一时刻的量, 不发生变化。在下一时刻, 定子支路中的电流 I_s 将会突变为零。由瞬间磁链守恒原理 $L_{rs} I_{s0} + L_{rr} I_{r0} = \psi_+ = \psi_- = L_{rr} I_r$ 得,

$$I_r = L_{rr}^{-1} L_{rs} I_{s0} + I_{r0} \quad (15)$$

式中: I_r ——失电后的转子支路电流。

失电后, 定子电流变为零, 式(14)可写为

$$\begin{cases} u_{ab} = u_a - u_b = p(\psi_a - \psi_b) \\ u_{bc} = u_b - u_c = p(\psi_b - \psi_c) \end{cases} \quad (16)$$

式(16)中定子磁链为

$$\begin{cases} \psi_a = L_{ar} I_r \\ \psi_b = L_{br} I_r \\ \psi_c = L_{cr} I_r \end{cases} \quad (17)$$

由于转子电压失电后为零, 故可得:

$$0 = \frac{d\psi_r}{dt} + R_r I_r, \psi_r = L_{rr} I_r \quad (18)$$

基于多回路理论知识, 可求得定转子之间的互感, 以及转子自感等, 即定子端电压可写为

$$\begin{cases} u_{ab} = p(L_{ar} - L_{br}) I_r - (L_{ar} - L_{br}) L_{rr}^{-1} R_r I_r \\ u_{bc} = p(L_{br} - L_{cr}) I_r - (L_{br} - L_{cr}) L_{rr}^{-1} R_r I_r \end{cases} \quad (19)$$

根据文献[11]中的研究, 当电机发生匝间短路时, 失电残压中感应的高次谐波 f_v 会发生变化,

$$f_v = [k(R/p) \pm 1] f_r$$

式中: f_r ——基波;

R ——转子导条数;
 p ——极对数, $k=1$ 。
本文以 15、17 次谐波为故障研究特征。

3 诊断步骤

本文进行的 DFIG 定子匝间短路诊断流程大致分为 3 个步骤:(1) 先进行故障特征的提取, 分别从扩展 Park 变换和失电残压模式提取故障特征量。(2) 利用 SVM 进行初步诊断, 并得到其分类结果。(3) 最后利用 D-S 证据理论进行融合, 得出诊断结论。具体的诊断流程图如图 1 所示。

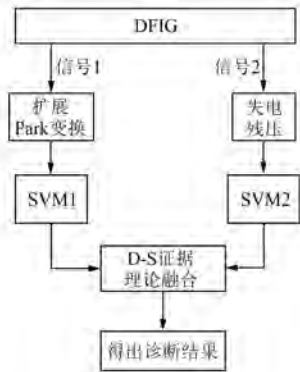


图 1 诊断流程图

4 仿真与分析

本文进行仿真模拟的是型号为 YR132M-4 的双馈异步电机, 并基于多回路理论知识搭建 DFIG 的模型, 如图 2 所示。

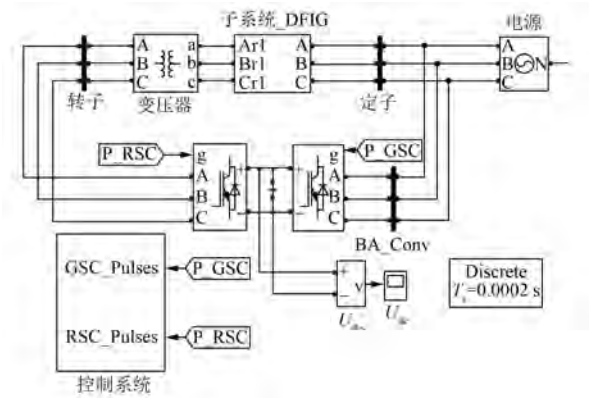


图 2 DFIG 系统仿真图

本文针对 DFIG 正常和定子匝间短路情况下分别进行仿真, 并通过扩展 Park 变换和失电残压模型提取故障特征量。两种模式下的仿真结果如图 3、图 4 所示。

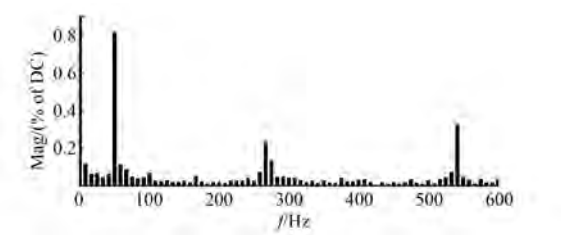


图 3 扩展 Park 变换正常情况下 FFT 分析

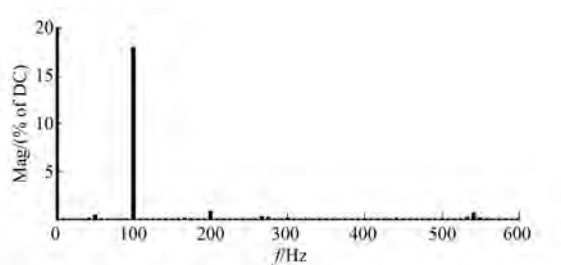


图 4 扩展 Park 变换定子短路情况下 FFT 分析

图 3 和图 4 分别是扩展 Park 变换模型在正常情况下和短路下故障特征的变化。基波为 50 Hz, 其相应的 $2kf_1$ 次谐波为 100 Hz。在图 3 中, 可明显看出在正常状态下, 除了 DC 分量以外, 其余谐波含量均不到其 DC 的 1%, 几乎为零。在发生匝间短路后, 可以看出 $2kf_1$ 的含量已经达到了将近 20%, 远远大于正常状态下的值。

图 5 和图 6 分别是失电残压模型下正常情况以及定子匝间短路, 其中横坐标表示谐波的次数。通过对比图 5 和图 6, 发现 15、17 次谐波发生了明显变化。

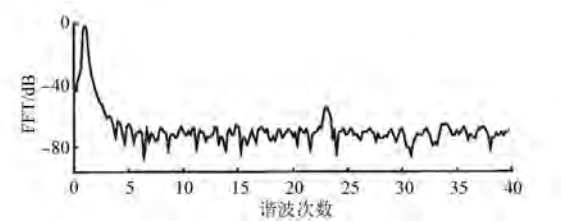


图 5 失电残压正常情况下 FFT 分析

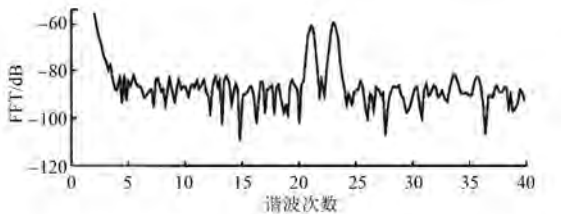


图 6 失电残压定子短路情况下 FFT 分析

假设 F_1 、 F_2 分别代表正常和匝间短路情况, E_1 、 E_2 、 E_3 分别代表扩展 Park 变换模型, 失电残压模型和 D-S 证据融合。

分别提取 E_1 、 E_2 两种模式下正常和故障下样本, 然后利用训练好的 SVM 分类器(核函数采用 RBF 核函数)模块进行初步判别, 具体结果如表 1 所示。

表 1 SVM 初步诊断

样本源	模型	分类结果(隶属概率)	
		F_1	F_2
F_1	E_1	0.903	0.097
	E_2	0.880	0.121
F_2	E_1	0.156	0.844
	E_2	0.075	0.925

由式(10)、式(11), 给定 $N_c = 2$ 、 $N_s = 2$, ω_1 、 ω_2 分别取 0.95、0.9, 同时门限值 δ_1 、 δ_2 分别取为 0.3、0.3, 可以得到正常和故障下的基本概率函数及 D-S 融合后的结果。正常下各证据体的基本概率如表 2 所示。故障下各证据体的基本概率如表 3 所示。

表 2 正常下各证据体的基本概率

诊断方法	$m_i(F_1)$	$m_i(F_2)$	θ
E_1	0.749	0.080	0.171
E_2	0.627	0.085 6	0.287 4
E_3	0.893	0.013	0.094

表 3 故障下各证据体的基本概率

诊断方法	$m_i(F_1)$	$m_i(F_2)$	θ
E_1	0.123	0.666	0.211
E_2	0.056	0.687	0.257
E_3	0.013 2	0.882	0.104 8

从表 2、表 3 中可以明显看出, 在 E_3 证据融合的模式下, 诊断的精确度得以提高, 并且不确定度也明显下降。

最后取利用 BP 神经网络进行测试, 先用分别提取 3 种模式下 100 组样本进行训练, 然后再分别各自提取 100 组样本进行测试, 样本测试诊断结果如表 4 所示。

从表 4 中的总判正率可以看出, 基于信息融合的 E_3 模块, 有着明显的优势, 证明其可以提高电机的故障诊断率。

表 4 样本测试诊断结果

诊断方法	故障模式	样本数目	识别样本	判正率	总判正率
E_1	F_1	100	87	0.87	0.885
	F_2	100	90	0.90	
E_2	F_1	100	85	0.85	0.870
	F_2	100	89	0.89	
E_3	F_1	100	97	0.97	0.975
	F_2	100	98	0.98	

5 结 语

本文以 DFIG 为研究对象, 并针对其定子匝间短路故障进行研究。研究证明, 基于 SVM 和 D-S 证据理论, 采用多元信息融合的方式进行故障诊断, 可有效地提高故障的识别能力, 从而提高其诊断精度。

【参考文献】

- [1] 高景德, 王祥珩, 李发海. 交流电机及其系统的分析 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [2] 黄守道, 邓建国, 罗德荣. 电机瞬态过程分析的 MATLAB 建模与仿真 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [3] 张博, 沈传文, 唐千龙, 等. 基于二倍频转矩脉动的异步电机定子匝间短路故障预测方法 [J]. 电源学报, 2016, 12(1): 10-24.
- [4] 魏书荣, 张路, 符杨, 等. 基于派克矢量轨迹椭圆度的海上双馈电机定子绕组匝间短路早期故障辨识 [J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(10): 1-8.
- [5] 李俊卿, 王志兴, 王悦川. 双馈电机定子匝间短路的建模与稳态分析 [J]. 华北电力大学学报, 2016, 43(1): 39-45.
- [6] 马宏忠. 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.
- [7] 王轩. 基于失电残压小波分析的定子绕组故障诊断 [J]. 微特电机, 2011, 39(1): 32-34.
- [8] 刘炯, 杨家强, 黄进. 基于断电后残余电压的感应电机定子故障诊断 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2006, 40(增刊): 361-364.
- [9] 马宏忠, 李训铭, 方瑞明, 等. 利用失电残余电压诊断异步电机转子绕组故障 [J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 183-187.

(下转第 110 页)

障,如轴不对中和恒频冲击等,具有很高的工程实用价值。实际测量电功率信号及其处理实例说明了利用 FFT 和小波变换等方法对非平稳信号的分析实现故障诊断与预测是一种实用和有效的方法。该方法减少了传统接触式传感器需置于机体内部从而存在破坏被测设备功能的隐患,且解决了成本高的问题。

本文从实际测量电功率信号中计算出了包括频率、时间和振幅特征的各个故障信号的波形,获得了非平稳故障的发展趋势图。后期将配合其他传感器测量试验及分析方法或理论分析等方法获得各部件的损伤阈值,通过在线计算的故障值与阈值的对照实现风力发电机故障预测,甚至剩余使用寿命的预测。

【参考文献】

- [1] 陈长征,梁树民.兆瓦级风力发电机故障诊断[J].沈阳工业大学学报,2009,31(3): 277-280.
- [2] 史霞飞,潘宏侠,何强.基于 DSP 的风力发电机齿轮箱故障诊断系统的研究与应用[J].机械传动,2013,37(2): 13-16.
- [3] 曲弋.MW 级风力发电机组关键部件振动分析与故障诊断方法研究[D].沈阳:沈阳工业大学,2012.
- [4] NETI P, ZHANG P, SHAH M, et al. Electrical signature analysis based online monitoring of drive-trains for doubly-fed wind generators [C] // IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, IEEE, 2012: 1764-1769.
- [5] AMIRAT Y, CHOQUEUSE V, BENBOUZID M. EEMD-based wind turbine bearing failure detection using the generator stator current homopolar component [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1): 667-678.
- [6] GONG X, QIAO W. Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(8): 3419-3428.
- [7] 张金卫,刘峻华,张伟鹏,等.基于电流信号分析的风力发电机齿轮箱故障诊断[J].广东电力,2016,29(6): 18-23.
- [8] 周昆鹏.直驱型同步风力发电机组故障诊断系统的研究和设计[D].长沙:中南大学,2010.
- [9] MACHADO C, GUESSASMA M, BELLENGER E, et al. Diagnosis of faults in the bearings by electrical measures and numerical simulations [J]. Mechanics & Industry, 2014, 15(5): 383-391.
- [10] WATSON S J, XIANG B J, YANG W, et al. Condition monitoring of the power output of wind turbine generators using wavelets [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2010, 25 (3): 715-721.
- [11] 张燕.风电机组齿轮箱故障特征提取技术的研究[D].北京:华北电力大学,2014.
- [12] 张祥罗.风力机中发电机在线故障特征提取与故障诊断系统研究[D].广州:华南理工大学,2013.
- [13] 魏毅立,薛小倩.风力机风轮模拟实验平台的设计[J].电测与仪表,2012,49(5): 89-92.
- [14] 杨亮,王聪,王畅,等.小型风力发电的应用前景[J].农村电气化,2014(1): 52-53.
- [15] 杨煜,何炎平,李勇刚.基于 Simulink/MATLAB 的变速风力发电机组在低于额定风速时的仿真研究[J].华东电力,2009,37(5): 816-819.
- [16] WIGGELINKHUIZEN E, VERBRUGGEN T, BRAAM H, et al. Assessment of condition monitoring techniques for offshore wind farms [J]. Transactions of the ASME: Journal of Solar Energy Engineering, 2008, 130(3): 1-9.

收稿日期: 2017-09-27

(上接第 103 页)

- [10] GRITLI Y, STEFANI A, FILIPPETTI F, et al. Stator fault analysis based on wavelet technique for wind turbines equipped with DFIG [C] // Italy, International Conference on Clean Electrical Power, 2009: 485-491.
- [11] NANDI S. An extended model of induction machines with saturation suitable for fault analysis [C] // IEEE IAS Annual Conference Salt Lake City, Utah, 2003: 1861-1868.
- [12] 刘卉圻,韩坤,苟斌,等.异步电机定子绕组匝间短路故障建模与分析[J].机车电传动,2013,29(6): 52-55.
- [13] 刘沛津,谷立臣.异步电机负序分量融合方法及其在定子匝间短路故障诊断中的应用[J].中国电机工程学报,2013,33(15): 119-123.

收稿日期: 2017-09-27